



TORQUE ENHANCEMENT OF AFPMSM MOTOR FOR ELECTRIC VEHICLES USING MODEL PREDICTIVE CONTROL COMBINED WITH DEEP NEURAL NETWORK

Nguyen Van Hai, Vo Thanh Ha*

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

ARTICLE INFO

TYPE: Research Article

Received: 25/03/2025

Revised: 09/04/2025

Accepted: 10/04/2025

Published online: 15/04/2025

<https://doi.org/10.47869/tcsj.76.3.3>

* *Corresponding author*

Email: vothanhha.ktd@utc.edu.vn

Abstract. With the increasing demand for high-performance and energy-efficient electric vehicles, enhancing the torque control of traction motors has become a key research focus. Axial flux permanent magnet synchronous motors (AFPMSMs), known for their compact structure and high torque density, are widely used in modern electric drives. This paper presents a method to boost the torque of AFPMSMs in electric vehicles through a combination of predictive control (MPC) and a deep learning network (DNN) to optimize the cost function. MPC adjusts weight values to minimize the cost function (J) while adhering to voltage and current constraints. The DNN comprises five layers: an input layer with five neurons for parameters like required torque, motor speed, current, motor torque, and load torque; three hidden layers with 224 neurons using ReLU activation; and an output layer with three neurons and a Sigmoid activation. This architecture enables real-time weight adjustments for torque, current, and control voltage, enhancing observation accuracy, reducing torque ripples, and increasing system efficiency. The MPC-DNN controller's adaptability ensures high precision even under noise or varying conditions. Implemented in Python, the proposed hybrid controller shows promising results, paving the way for advancements in intelligent control and modern electric drive systems.

Keywords: MPC, AFPMSM, ANN, Electric Vehicle.

@ 2025 University of Transport and Communications



CẢI THIỆN MÔ MEN CHO ĐỘNG CƠ AFPMSM SỬ DỤNG ĐIỀU KHIỂN DỰ BÁO KẾT HỢP MẠNG HỌC SÂU ỨNG DỤNG CHO XE Ô TÔ ĐIỆN

Nguyễn Văn Hải, Võ Thanh Hà*

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: 25/03/2025

Ngày nhận bài sửa: 09/04/2025

Ngày chấp nhận đăng: 10/04/2025

Ngày xuất bản Online: 15/04/2025

<https://doi.org/10.47869/tcsj.76.3.3>

* Tác giả liên hệ

Email: vothanhhha.ktd@utc.edu.vn

Tóm tắt. Trước nhu cầu ngày càng tăng về các phương tiện giao thông hiệu suất cao và tiết kiệm năng lượng, việc nâng cao khả năng điều khiển mô-men xoắn của động cơ kéo trở thành một hướng nghiên cứu quan trọng. Trong đó, động cơ đồng bộ nam châm vĩnh cửu từ trường dọc trục (AFPMSM) với ưu điểm cấu trúc phẳng gọn và mật độ mô-men cao đang được ứng dụng rộng rãi trong các hệ thống truyền động điện hiện đại. Bài báo này đề xuất một phương pháp nhằm tăng cường mô-men xoắn của AFPMSM trong xe điện thông qua sự kết hợp giữa điều khiển dự đoán (MPC) và mạng học sâu (DNN) để tối ưu hàm chi phí. MPC điều chỉnh các hệ số trọng số nhằm giảm thiểu hàm chi phí (J) trong khi vẫn tuân thủ các ràng buộc về điện áp và dòng điện. Mạng DNN gồm năm tầng: một tầng đầu vào với năm nút tương ứng với các tham số như mô-men yêu cầu, tốc độ động cơ, dòng điện, mô-men động cơ và mô-men tải; ba tầng ẩn với 224 nút sử dụng hàm kích hoạt ReLU; và một tầng đầu ra với ba nút cùng hàm kích hoạt Sigmoid. Kiến trúc này cho phép điều chỉnh trọng số theo thời gian thực đối với mô-men xoắn, dòng điện và điện áp điều khiển, từ đó nâng cao độ chính xác quan sát, giảm gọn mô-men và tăng hiệu suất hệ thống. Tính thích nghi của bộ điều khiển MPC-DNN đảm bảo độ chính xác cao ngay cả trong điều kiện có nhiễu hoặc thay đổi. Thuật toán điều khiển lai được triển khai bằng Python cho thấy kết quả đầy hứa hẹn, mở ra hướng đi mới cho các hệ thống điều khiển thông minh và truyền động điện hiện đại.

Từ khóa: Điều Khiển Dự Báo, Động Cơ Đồng Bộ Nam Châm Vĩnh Cửu Từ Trường Dọc Trục, Mạng Học Sâu, Xe Ô tô Điện.

@ 2025 Trường Đại học Giao thông vận tải

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Sự phát triển của công nghệ xe ô tô điện đang tạo ra nhu cầu ngày càng lớn đối với các hệ thống truyền động hiệu suất cao, trong đó động cơ điện đóng vai trò trung tâm [1]. Động cơ đồng bộ nam châm vĩnh cửu từ thông trục (Axial Flux Permanent Magnet Synchronous Motor - AFPMSM) là một trong những loại động cơ được nghiên cứu và ứng dụng rộng rãi do có mật độ công suất cao, mô men lớn và thiết kế gọn nhẹ, phù hợp với các hệ thống truyền động yêu cầu hiệu suất cao [2]. Tuy nhiên, do tính chất phi tuyến của hệ thống và ảnh hưởng của các yếu tố như bão hòa từ, dao động mô men và sự thay đổi của tải trọng, việc điều khiển chính xác mô men của AFPMSM vẫn là một bài toán đầy thách thức [3]. Nếu không có một phương pháp điều khiển phù hợp, hệ thống truyền động có thể gặp phải vấn đề như dao động mô men, tổn hao năng lượng cao và ảnh hưởng tiêu cực đến tuổi thọ của động cơ cũng như trải nghiệm vận hành của xe [4]. Hiện nay, nhiều phương pháp điều khiển mô men đã được phát triển để tối ưu hóa hoạt động của AFPMSM. Tuy nhiên, phần lớn các phương pháp truyền thống đều có những hạn chế nhất định, đặc biệt là trong điều kiện vận hành phức tạp như tải thay đổi liên tục hoặc yêu cầu điều khiển mô men chính xác ở tốc độ cao. Điều khiển vô hướng là phương pháp đơn giản nhất, trong đó điện áp đầu vào của động cơ được điều chỉnh theo tần số, thường theo phương pháp V/f. Phương pháp này có ưu điểm là dễ thực hiện và có chi phí thấp, nhưng nhược điểm là phản hồi chậm, độ chính xác điều khiển kém, và không phù hợp cho các hệ thống yêu cầu hiệu suất cao như AFPMSM [5]. Điều khiển vector là một phương pháp tiên tiến hơn, cho phép điều khiển độc lập dòng điện theo trục d và q , từ đó giúp kiểm soát mô men chính xác hơn. Đây là phương pháp được sử dụng phổ biến trong các hệ thống truyền động hiện đại nhờ khả năng đáp ứng nhanh và hiệu suất cao. Tuy nhiên, FOC yêu cầu cảm biến tốc độ hoặc bộ quan sát tốc độ, làm tăng độ phức tạp của hệ thống [6] và [7]. Điều khiển trực tiếp mô men là điều khiển trực tiếp mô men và từ thông của động cơ thông qua lựa chọn vector điện áp trong bộ biến tần. Phương pháp này có ưu điểm là phản hồi nhanh, nhưng nhược điểm lớn là gây dao động mô men cao và yêu cầu tần số chuyển mạch cao, làm giảm hiệu suất tổng thể của hệ thống [8-10]. Điều khiển dự báo mô hình (Model Predictive Control - MPC) là một trong những phương pháp điều khiển tiên tiến nhất hiện nay, sử dụng mô hình toán học của hệ thống để dự báo trạng thái tương lai và tìm kiếm đầu vào tối ưu trong mỗi chu kỳ điều khiển. MPC có ưu điểm lớn là có thể xử lý các ràng buộc phi tuyến và tối ưu hóa tín hiệu điều khiển một cách linh hoạt [11-13]. Tuy nhiên, nhược điểm chính của MPC là cần lượng tính toán lớn và việc lựa chọn trọng số trong hàm chi phí không dễ dàng, có thể ảnh hưởng đến hiệu suất điều khiển trong điều kiện thực tế [14].

Trong những năm gần đây, đã có nhiều công trình trong và ngoài nước tập trung nghiên cứu điều khiển mô-men cho động cơ AFPMSM nhằm nâng cao hiệu suất truyền động, giảm dao động mô-men và tối ưu hóa khả năng phản hồi. Các nghiên cứu như [8], [10], [14], [15], [16], và [17] đã đề xuất các chiến lược điều khiển dựa trên MPC kết hợp với các thuật toán quan sát nhiễu, điều chỉnh trọng số, hoặc kết hợp với các phương pháp học sâu. Chẳng hạn, công trình [15] sử dụng bộ quan sát nhiễu (Disturbance Observer) để cải thiện tính ổn định của MPC, trong khi nghiên cứu [16] và [17] tích hợp Deep Neural Network (DNN) hoặc giải pháp DTC+MPC để thích ứng nhanh hơn với môi trường vận hành phức tạp. Tuy nhiên, các phương pháp này vẫn tồn tại một số nhược điểm như chi phí tính toán cao, tính thích nghi theo thời gian thực còn hạn chế, và chưa tối ưu được toàn diện hàm mục tiêu theo nhiều trạng thái vận hành thực tế. Để khắc phục những hạn chế nêu trên, bài báo này đề xuất một giải pháp điều khiển mô-men tiên tiến cho động cơ AFPMSM dựa trên kết hợp giữa điều khiển dự báo mô hình (MPC) và mạng học sâu (DNN). DNN được thiết kế để học trọng số tối ưu từ dữ liệu thực tế, giúp MPC thích nghi nhanh, giảm dao động mô-men, cải thiện phản hồi và tăng

hiệu suất tổng thể của hệ thống truyền động xe điện. Bài báo trình bày một giải pháp nâng cao hiệu quả điều khiển MPC bằng sử dụng mạng nơ-ron sâu để học các trọng số tối ưu từ dữ liệu thực tế giúp cải thiện đáng kể độ chính xác của điều khiển mô men, đảm bảo hệ thống phản hồi nhanh hơn, giảm sai số mô men và thích ứng tốt hơn với điều kiện hoạt động. Bên cạnh đó, bằng cách tối ưu hóa điều khiển dòng điện, phương pháp MPC kết hợp học máy giúp giảm tổn hao năng lượng của hệ thống. Các trọng số hàm chi phí thích ứng giúp hạn chế dao động dòng điện, giảm tổn thất chuyển mạch trong biến tần và tối ưu hóa hiệu suất truyền động. Điều này không chỉ giúp tiết kiệm điện năng mà còn kéo dài tuổi thọ của động cơ và bộ biến tần.

Bài báo gồm năm phần chính. Phần 1 nêu tính cấp thiết và giải pháp cải thiện đáp ứng mô men cho AFPMSM trên xe điện. Phần 2 xây dựng mô hình toán học AFPMSM và tải xe điện. Phần 3 thiết kế điều khiển MPC kết hợp mạng nơ-ron sâu học trọng số tối ưu từ dữ liệu thực, giúp nâng cao độ chính xác điều khiển mô men, tăng tốc độ phản hồi, giảm sai số và cải thiện khả năng thích ứng. Phần 4 chứng minh hiệu quả giải pháp qua mô phỏng được lập trình code Python. Phần cuối đưa ra đánh giá, kết luận và hướng nghiên cứu tương lai.

2. MÔ HÌNH TOÁN HỌC ĐỘNG CƠ AFPMSM VÀ XE Ô TÔ ĐIỆN

2.1 Mô hình toán học AFPMSM

AFPMSM một mặt có stator và rotor, do đó có thể áp dụng mô hình động cơ đồng bộ nam châm vĩnh cửu (PMSM) [8]. Tuy nhiên, mô hình toán học của AFPMSM khác biệt ở giá trị tham số cuộn dây stator và Back-EMF do nam châm vĩnh cửu và cuộn dây kích từ tạo ra. Phương trình điện áp stator trong hệ quy chiếu d - q được xác định bằng công thức (1) và (2). Phương trình điện áp được viết như công thức (1):

$$\begin{bmatrix} u_{sd} \\ u_{sq} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{sq} + \frac{dL_{sq}}{dt} & \omega_m L_{sd} \\ -\omega_m L_{sd} & R_{sd} + \frac{dL_{sd}}{dt} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{sd} \\ i_{sq} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_m \lambda_m \\ 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Phương trình mômen được xác định như sau công thức (2):

$$T_m = \frac{3p}{4} (L_{sd} i_{sd} + \lambda_m) i_{sq} - (L_{sq} i_{sq}) \quad (2)$$

Trong đó: L_{sd} và L_{sq} là điện cảm đồng bộ trên trục d và q ; λ_m là từ thông; i_{sd}, i_{sq} là dòng điện stator trên trục d và q ; p là số đôi cực.

Vì từ thông là một hằng số, nên mô men tỷ lệ thuận với dòng stator trục q . Phương trình mô men điện từ được cho bởi công thức (3):

$$T_m = T_L + B_1 \omega_m + J \frac{d\omega_m}{dt} \quad (3)$$

Trong đó: T_L là mômen tải, B_1 là hệ số ma sát, J là mômen quán tính, ω_m là tốc độ rotor (rad/s)

2.2. Mô hình toán học xe ô tô điện

Phương trình mô tả mô hình bánh xe truyền động như công thức (4):

$$\begin{cases} v_{wh} = \omega_{wh} R_{wh} \\ T_{wh} = T_L = F_t R_{wh} \end{cases} \quad (4)$$

Trong đó: T_{wh} là mô-men tác động lên bánh xe; ω_{wh} là tốc độ bánh xe; R_{wh} là bán kính bánh xe; F là lực cản; T_L là mô men tải.

Khi bánh xe tì lên mặt đường với lực N và được truyền động bởi mô men là T_{wh} thì xe sẽ tác động lên mặt đường một lực F , tương ứng thì mặt đường tác động ngược lại xe một lực có cùng giá trị ngược hướng là F_t . Trong trường hợp này thì F_t là lực ma sát và là thành phần lực có ích tạo ra chuyển động của xe với vận tốc V_x

$$F_t = m_v \cdot g \cdot \mu \quad (5)$$

Áp dụng định luật II newton cho các thành phần ngoại lực tác dụng lên thân xe theo công thức (6):

$$m_v \frac{dv_{ev}}{dt} = F_t - F_{aero} - F_{roll} - m_v \cdot g \cdot \sin(\alpha) \quad (6)$$

Trong đó: F_t : là lực kéo của xe; F_{aero} : là lực cản khí động học hay lực cản không khí; F_{roll} là lực ma sát lăn của bánh xe; m_v : là tổng khối lượng của xe; g : là gia tốc trọng trường; α : là góc nghiêng của đường mà xe đang di chuyển; μ : hệ số bám.

Lực cản không khí được thể hiện qua công thức (7):

$$F_{aero} = \frac{\rho C_d A_F}{2} (v_{ev} + v_{wind})^2 \quad (7)$$

Trong một số trường hợp hoặc trong mô phỏng ta có thể coi vận tốc gió $v_{wind} = 0$.

Trong đó: ρ : là mật độ khối lượng của không khí; C_d : là hệ số cản khí động học; A_F : là khu vực cản phía trước của xe (diện tích mặt cản gió).

Lực cản lăn tồn tại trong trường hợp lốp bị non được viết như công thức (8) và (9):

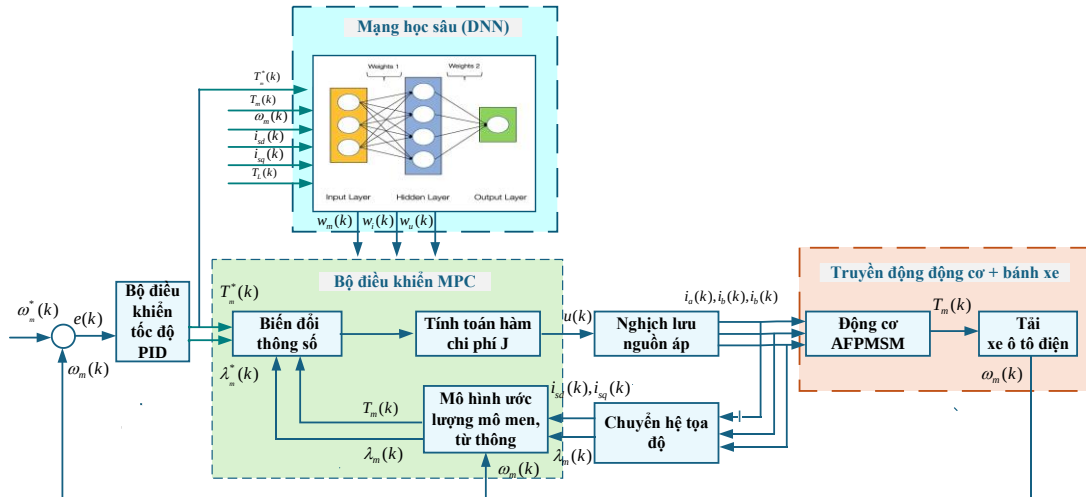
$$F_{roll} = f_r F_{zY} \quad (8)$$

$$F_{zY} = m_v g \cos(\alpha) \quad (9)$$

Trong đó: F_{zY} là phản lực mặt đường theo phương thẳng đứng, f_r là hệ số cản lăn.

3. THIẾT KẾ BỘ ĐIỀU KHIỂN DỰ BÁO KẾT HỢP MẠNG HỌC SÂU (MPC-DNN)

Cấu trúc điều khiển mô men cho AFPMSM ứng dụng cho xe ô tô điện sử dụng bộ điều khiển lai MPC-DNN như Hình 1:



Hình 1. Cấu trúc hệ thống điều khiển mô men cho AFPMSM sử dụng MPC_DNN.

Cấu trúc điều khiển trên mô tả hệ thống điều khiển truyền động điện, bao gồm các khối điều khiển và truyền động kéo. Đầu tiên, bộ điều khiển tốc độ PID nhận sai số giữa tốc độ đặt và tốc độ thực tế, sau đó tạo tín hiệu điều khiển mô-men đặt và thực để điều chỉnh tốc độ động cơ. Tín hiệu này được đưa vào bộ điều khiển dự báo MPC, nơi thực hiện biến đổi thông số, tạo tọa độ pha, điều chỉnh mô men và từ thông nhằm tối ưu hóa điều khiển. Sau khi xử lý, tín hiệu được truyền đến hệ thống động cơ và tải, qua bộ lọc nhiễu để đảm bảo tín hiệu đầu ra ổn định. Tải bao gồm hộp số, độ lớn tải và mô-men tải, giúp hệ thống đáp ứng yêu cầu vận hành chính xác. Bên cạnh đó, hệ thống sử dụng mạng học sâu gồm 5 lớp để tối ưu các trọng trong hàm mục tiêu của MPC để tối ưu hóa hiệu suất của động cơ và đảm bảo truyền động hiệu quả.

3.1 Thiết kế dự báo mô hình

a. Hàm chi phí của MPC

Hàm chi phí J của MPC được thiết kế nhằm tối thiểu hóa sai số mô men, hạn chế dòng điện theo trục d , và tối ưu hóa điện áp đầu vào như công thức (10):

$$J = \sum_{k=1}^{N_p} [w_T (T_m^* - T_m(k))^2 + w_i (i_{sd}^* - i_{sd}(k))^2 + w_u \Delta u(k)^2] \quad (10)$$

Trong đó: T_m^* là mô men đặt; i_{sd} là dòng điện tham chiếu theo trục I (thường bằng 0 để tối đa hóa mô men), $\Delta u(k)$ là thay đổi điện áp điều khiển; N_p là chiều dài dự báo; w_T, w_i, w_u là các trọng số mô men, dòng điện và điện áp điều khiển.

b. Giải bài toán tối ưu hàm chi phí

Bài toán tối ưu hàm chi phí tìm giá trị trọng số phù hợp, thích nghi sao cho hàm chi phí J nhỏ nhất, với các ràng buộc như công thức (11):

$$u_{sd \min} \leq u_{sd}(k) \leq u_{sd \max}, u_{sq \min} \leq u_{sq}(k) \leq u_{sq \max} \quad (11)$$

Tính Gradient của hàm chi phí J theo u_{sd}, u_{sq} như sau:

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial u_{sd}} = -2w_T (T_m^* - T_m) \frac{\partial T_m}{\partial u_{sd}} - 2w_i (i_{sd}^* - i_{sd}) \frac{\partial i_{sd}}{\partial u_{sd}} + 2w_u (u_{sd}^* - u_{sd}(k-1)) \\ \frac{\partial J}{\partial u_{sq}} = -2w_T (T_m^* - T_m) \frac{\partial T_m}{\partial u_{sq}} - 2w_i (i_{sq}^* - i_{sq}) \frac{\partial i_{sq}}{\partial u_{sq}} + 2w_u (u_{sq}^* - u_{sq}(k-1)) \end{cases} \quad (12)$$

Dòng điện i_{sd}, i_{sq} có mối tương quan đến u_{sd}, u_{sq} như công thức (13):

$$\begin{cases} \frac{di_{sd}}{dt} = \frac{u_{sd} - R_s i_{sd} + \omega_m L_{sq} i_{sq}}{L_{sd}} \\ \frac{di_{sq}}{dt} = \frac{u_{sq} - R_s i_{sq} - \omega_m L_{sd} i_{sd} - \omega_m \lambda_f}{L_{sq}} \end{cases} \quad (13)$$

Do đó Gradient T_m theo điện áp u_{sd}, u_{sq} theo công thức (14):

$$\begin{cases} \frac{\partial J}{\partial u_{sd}} = -2w_T (T_m^* - T_m) \frac{\partial T_m}{\partial u_{sd}} - \frac{3}{2} p (L_{sd} - L_{sq}) \\ \frac{\partial J}{\partial u_{sq}} = -2w_T (T_m^* - T_m) \frac{\partial T_m}{\partial u_{sq}} - 2w_i (i_{sq}^* - i_{sq}) \frac{\partial i_{sq}}{\partial u_{sq}} + 2w_u (u_{sq}^* - u_{sq}(k-1)) \end{cases} \quad (14)$$

Thuật toán Gradient Descent cập nhật điện áp u_{sd}, u_{sq} như sau:

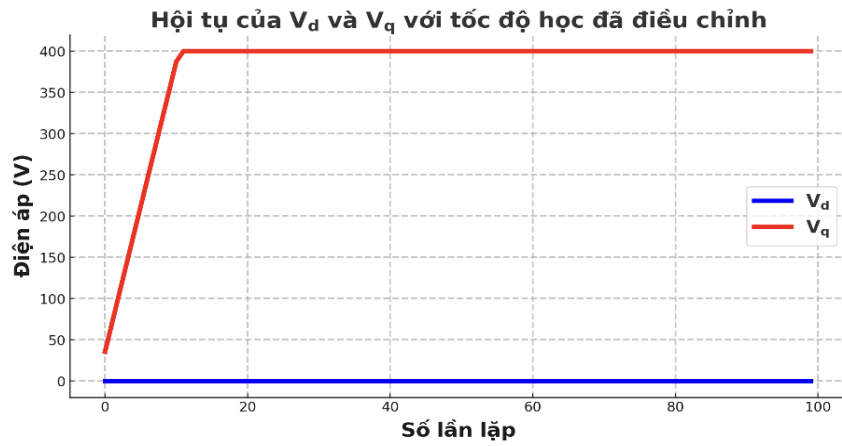
$$\begin{cases} u_{sd}(k+1) = u_{sd}(k) - \alpha \frac{\partial J}{\partial u_{sd}} \\ u_{sq}(k+1) = u_{sq}(k) - \alpha \frac{\partial J}{\partial u_{sq}} \end{cases} \quad (15)$$

Trong đó: α là tốc độ học (learning rate)

Để đảm bảo ràng buộc theo công thức (11) sẽ được cập nhật sau mỗi bước huấn luyện ràng buộc như công thức (16):

$$\begin{cases} u_{sd}(k+1) = \max(u_{sd \min}, \min(u_{sd}(k+1), u_{sd \max})) \\ u_{sq}(k+1) = \max(u_{sq \min}, \min(u_{sq}(k+1), u_{sq \max})) \end{cases} \quad (16)$$

Kết quả mô phỏng xác định các điện áp tối ưu sao cho hàm chi phí J nhỏ nhất được thể hiện qua Hình 2. Trong các mô phỏng trình bày trong bài báo, nhóm tác giả sử dụng số bước dự báo $N_p = 10$ và số bước điều khiển $N_c = 3$.



Hình 2. Hội tụ u_{sd}, u_{sq} .

Kết quả mô phỏng Hình 2 cho thấy thuật toán Gradient Descent với tốc độ học được điều chỉnh giúp điện áp đạt mức bão hòa 400V với độ dốc hợp lý và duy trì ở mức thấp, tránh biến đổi đột ngột. Điều này tối ưu hóa quá trình tìm kiếm điện áp, giúp mô men đạt giá trị mong muốn ổn định, khắc phục tình trạng "overshooting". Thuật toán nhạy bén hơn, tiến gần giá trị mục tiêu mà không vượt quá, rút ngắn thời gian mô phỏng và đảm bảo tính ổn định hệ thống, giảm thiểu biến động mô men. Việc duy trì mức thấp của cũng bảo vệ các thành phần điện tử, kéo dài tuổi thọ hệ thống bằng cách tránh các tác động tiêu cực từ điện áp thay đổi nhanh.

3.2 Thiết kế mạng học sâu (DNN)

Dựa vào tài liệu [17,18] mạng học sâu NN có cấu trúc gồm 5 lớp như sau:

- Lớp vào (Input): 5 nơ ron là các đặc trưng đầu vào gồm mô men tham chiếu T_m^* , tốc độ quay ω_m , dòng điện i_{sd}, i_{sq} , mô men động cơ T_m , tải động cơ T_L .
- Lớp ẩn 1 (Hidden Layer 1): 128 nơ ron với hàm kích hoạt ReLU.
- Lớp ẩn 2 (Hidden Layer 2): 64 nơ ron với hàm kích hoạt ReLU.
- Lớp ẩn 3 (Hidden Layer 3): 32 nơ ron với hàm kích hoạt ReLU.

- Lớp ra (Output): 3 nơ ron trọng số tối ưu w_T, w_i, w_u cho MPC, với hàm kích hoạt Sigmoid để giữ giá trị trong khoảng hợp lý.

Mạng DNN được huấn luyện bằng dữ liệu thực nghiệm hoặc mô phỏng thu thập từ động cơ AFPMSM trong nhiều điều kiện vận hành khác nhau. Hàm mất mát được thiết lập dựa trên sai số mô men và mức tiêu thụ năng lượng.

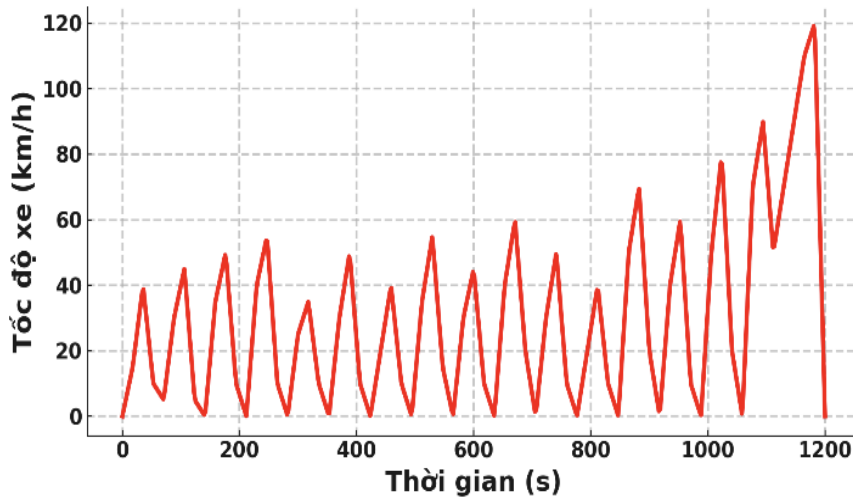
Hàm mất mát J có thể được thiết lập như sau công thức (17):

$$J_{NN} = \sum_{k=1}^{N_p} (w_T^{True} - w_T^{Pred})^2 + (w_i^{True} - w_i^{Pred})^2 + (w_u^{True} - w_u^{Pred})^2 \quad (17)$$

Mạng học sâu được huấn luyện với hàm mất mát Mean Squared Error (MSE), là trung bình bình phương của sai số giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán. Quá trình huấn luyện được thực hiện trong 100 vòng lặp (epochs) nhằm tối ưu hóa mô hình một cách toàn diện trên toàn bộ tập dữ liệu. Dữ liệu đầu vào được chia thành các nhóm nhỏ (mini batches), mỗi nhóm gồm 32 mẫu (batch size = 32). Việc sử dụng mini batch giúp mô hình học ổn định hơn, cải thiện tốc độ hội tụ và tăng khả năng tổng quát hóa đối với dữ liệu chưa từng thấy.

4. ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ MÔ PHỎNG

Dựa vào tài liệu [19], trong công trình nghiên cứu này sẽ lựa chọn chu kỳ lái xe ô tô điện điển hình như Hình 3. Chu kỳ lái xe được sử dụng để mô phỏng điều kiện hoạt động thực tế của xe điện, từ đó đánh giá hiệu suất năng lượng, khả năng bám đường và đáp ứng điều khiển của hệ thống.



Hình 3. Chu kỳ lái xe ô tô điện.

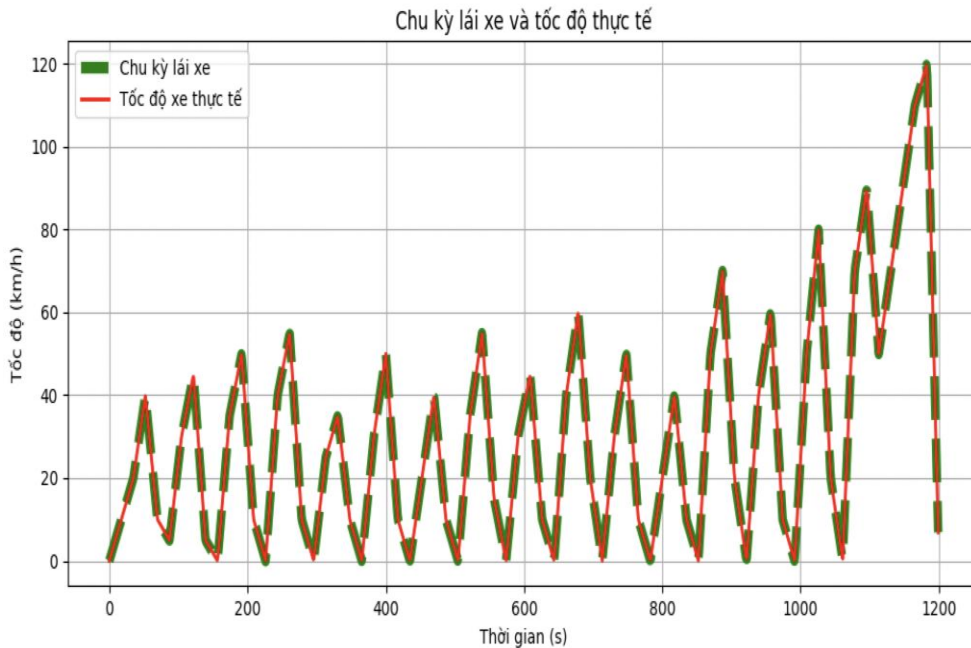
Hình 3 chỉ ra rằng chu kỳ lái xe có ba giai đoạn chính. Giai đoạn đầu (0 s - 600 s) mô phỏng điều kiện lái đô thị với nhiều pha dừng và tăng tốc liên tục, tốc độ cao nhất đạt khoảng 50 - 60 km/h. Giai đoạn giữa (600 s- 900 s) phản ánh điều kiện giao thông thay đổi với các dao động tốc độ và một số pha dừng lâu hơn, tương tự như khi gặp đèn đỏ hoặc ùn tắc. Giai đoạn cuối (900 s- 1200 s) mô phỏng xe di chuyển trên cao tốc, với tốc độ tăng lên hơn 100 km/h, sau đó kết thúc bằng pha giảm tốc mạnh về 0 km/h.

Kết quả mô phỏng được thực hiện bằng thông số AFPMSM, tải động như Bảng 1. Các thông số quan trọng của AFPMSM bao gồm điện trở stator, điện cảm trục d và q , từ thông, mô men quán tính. Tải động được xác định dựa trên mô hình động lực học của xe, bao gồm lực cản lăn, lực cản không khí và quán tính hệ thống. Những thông số này đóng vai trò quan trọng trong việc đánh giá hiệu suất điều khiển và tối ưu hóa thuật toán vận hành xe tự hành.

Bảng 1. Bảng các thông số mô phỏng.

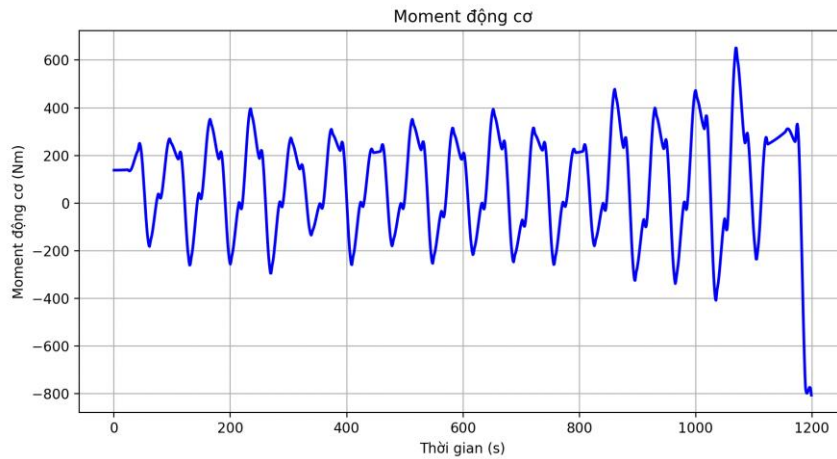
Thông số	Số lượng	Thông số	Số lượng
AFPMSM		Tải động	
Điện trở stator (ohm)- R_s	0,1	Mật độ không khí (kg/m^3)	1,225
Điện cảm trục d (H)- L_d	0,0005	Hệ số cản không khí	0,2
Điện cảm trục q (H)- L_q	0,0005	Diện tích mặt cản (m^2)	2,2
Từ thông nam châm vĩnh cửu (Wb)	0,015	Hệ số ma sát lăn	0,015
Số cặp cực- p	4	Khối lượng xe (kg)	1500
Mô-men quán tính (kg.m^2)-J	0,005	Gia tốc trọng trường (m/s^2)	9,81

Kết quả mô phỏng chu kỳ lái với tốc độ xe, mô men động cơ, mô men tải động, tiêu thụ công suất, hiệu suất hệ thống và dòng điện 3 pha được thể hiện qua Hình 4 đến Hình 8. Các kết quả đáp ứng này giúp đánh giá trực quan tác động của thuật toán điều khiển lên quá trình vận hành của xe. Tốc độ xe phản ánh khả năng bám đường và điều khiển vận tốc, trong khi mô-men động cơ và mô-men tải động thể hiện sự đáp ứng của hệ thống truyền động. Tiêu thụ công suất và hiệu suất hệ thống cung cấp thông tin quan trọng về mức độ tiết kiệm năng lượng, còn dòng điện 3 pha giúp đánh giá sự ổn định của hệ thống điện động cơ.



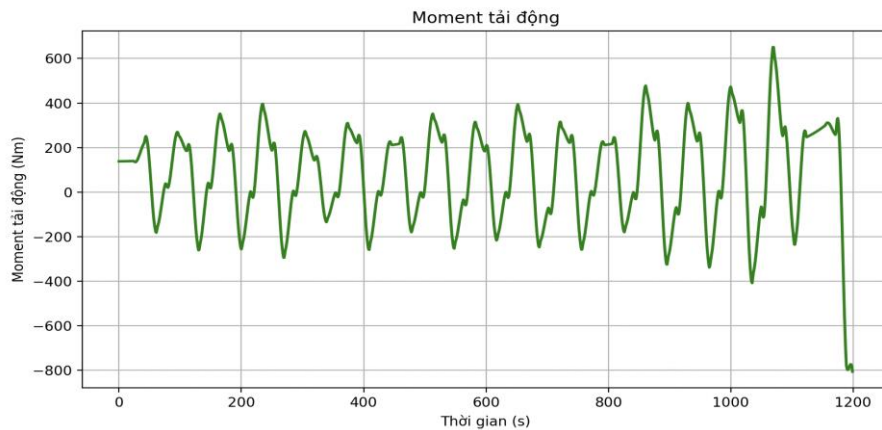
Hình 4. Đáp ứng tốc độ xe thực tế so với chu kỳ lái.

Hình 4 cho thấy tốc độ xe thực tế bám sát chu kỳ lái đặt trước, minh chứng hệ thống điều khiển (MPC_DNN_PID) hoạt động hiệu quả, với độ sai lệch không đáng kể. Bộ điều khiển thể hiện khả năng điều chỉnh linh hoạt, chính xác cao trước các biến đổi của chu kỳ lái. Các thuật toán bên trong xử lý dữ liệu đầu vào hiệu quả, phản hồi kịp thời, đảm bảo hiệu suất ổn định. Sự kết hợp giữa MPC, DNN và PID giúp tăng độ chính xác, giảm nhiễu, và cải thiện độ mượt mà, độ tin cậy của hệ thống. Kết quả này khẳng định tính khả thi và tiềm năng áp dụng trong thực tế, đặc biệt với các ứng dụng yêu cầu độ chính xác cao như xe tự hành hoặc kiểm soát phương tiện trong môi trường phức tạp.



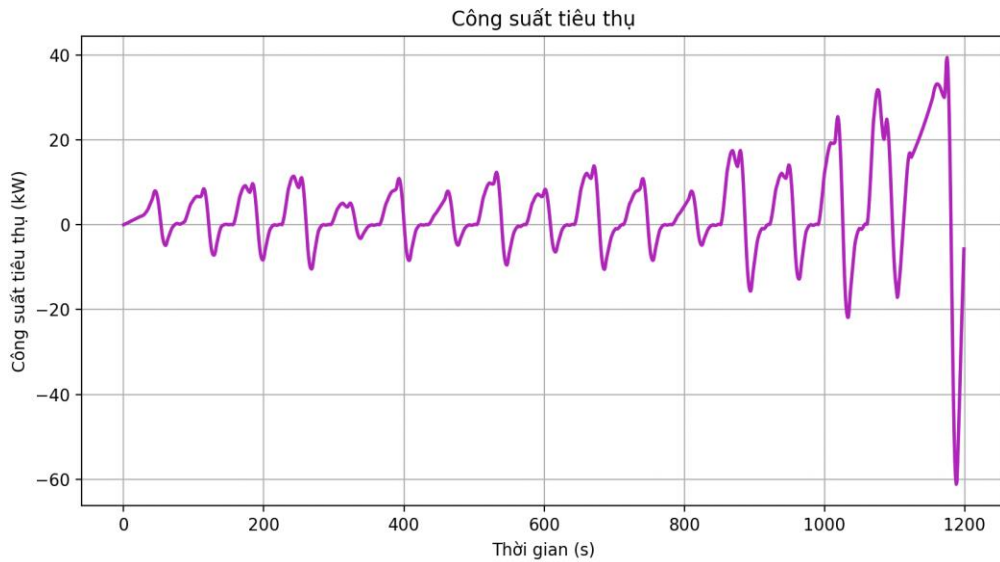
Hình 5. Đáp ứng mô men động cơ.

Kết quả Hình 5 nhận thấy Trong toàn bộ chu kỳ mô phỏng kéo dài 1200 s, mô-men động cơ dao động trong khoảng từ -700 Nm đến $+500$ Nm, phản ánh rõ rệt các giai đoạn tăng tốc và phanh tái sinh của phương tiện. Biên độ dao động trung bình của mô-men đạt khoảng ± 350 Nm, với chu kỳ lặp lại đều đặn khoảng 60 s–70 s, tương ứng với các pha thay đổi tải theo chu kỳ lái xe thực. Đặc biệt, sự xuất hiện liên tục của mô-men âm lớn tại các pha giảm tốc cho thấy hệ truyền động có khả năng tái sinh năng lượng hiệu quả. Độ biến thiên mô-men lớn nhưng ổn định chứng tỏ thuật toán điều khiển có khả năng bám tải tốt, phản ứng nhanh với thay đổi và đảm bảo giới hạn an toàn. Đây là minh chứng quan trọng về hiệu quả của chiến lược điều khiển đề xuất trong việc nâng cao hiệu suất vận hành và hỗ trợ phanh tái sinh trong xe điện



Hình 6. Đáp ứng mô men tải động.

Kết quả Hình 6 mô-men tải động cho thấy sự biến thiên đáng kể trong suốt 1200 giây mô phỏng, với giá trị dao động từ khoảng -800 Nm đến $+600$ Nm. Biên độ dao động trung bình nằm trong khoảng ± 350 – 400 Nm, phản ánh rõ đặc tính không ổn định của tải trong quá trình vận hành theo chu kỳ lái xe. Tần suất thay đổi mô-men tải cũng bám sát chu kỳ mô-men động cơ, với khoảng 17–18 chu kỳ dao động, tương ứng khoảng 65 s–70 s mỗi chu kỳ. Đặc biệt, các đỉnh mô-men tải âm lớn xuất hiện trong các pha giảm tốc, là điều kiện thuận lợi cho việc tái tạo năng lượng qua hệ truyền động. Sự thay đổi liên tục và có biên độ lớn của mô-men tải tạo ra thách thức trong điều khiển, yêu cầu thuật toán phải có khả năng phản hồi nhanh và duy trì ổn định, đặc biệt trong các giai đoạn tăng – giảm tải liên tục. Kết quả này minh chứng cho tính thực tế và khắt khe của kịch bản mô phỏng đối với hệ thống điều khiển.



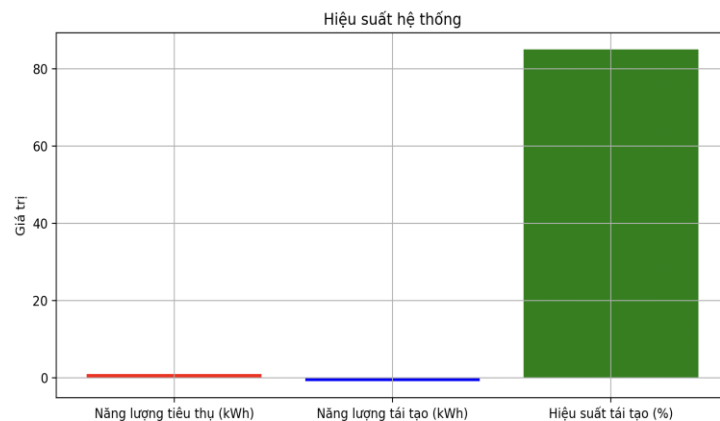
Hình 7. Đáp ứng công suất tiêu thụ.

Dạng sóng công suất tiêu thụ Hình 7 cho thấy đặc tính dao động mạnh mẽ theo chu kỳ lái xe, với biên độ thay đổi từ -60 kW đến $+35$ kW, phản ánh quá trình luân chuyển giữa hai chế độ: tiêu thụ năng lượng (công suất dương) và tái sinh năng lượng (công suất âm). Trong phần lớn thời gian mô phỏng, công suất tiêu thụ duy trì ổn định trong khoảng 5 – 20 kW, cho thấy mức tải trung bình tương đối ổn định trong điều kiện vận hành thông thường. Tuy nhiên, ở những pha tăng tốc và giảm tốc nhanh (đặc biệt sau thời điểm 1000 s), công suất vọt lên hơn $+30$ kW hoặc giảm mạnh xuống dưới -50 kW, thể hiện rõ tính phản ứng tức thời của hệ truyền động. Giá trị công suất âm lớn ở những đoạn phanh xác nhận khả năng tái tạo năng lượng đáng kể, đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao hiệu suất tổng thể của hệ thống truyền động xe điện. Những đặc điểm này cho thấy hệ thống điều khiển đã đáp ứng được yêu cầu điều phối công suất theo từng pha vận hành một cách hiệu quả.

Công thức tính hiệu suất tái sinh năng lượng được tính theo công thức (18):

$$\eta = \frac{\int_{t_0}^{t_1} P_{regen}(t) dt}{\int_{t_0}^{t_1} P_{brake}(t) dt} \quad (18)$$

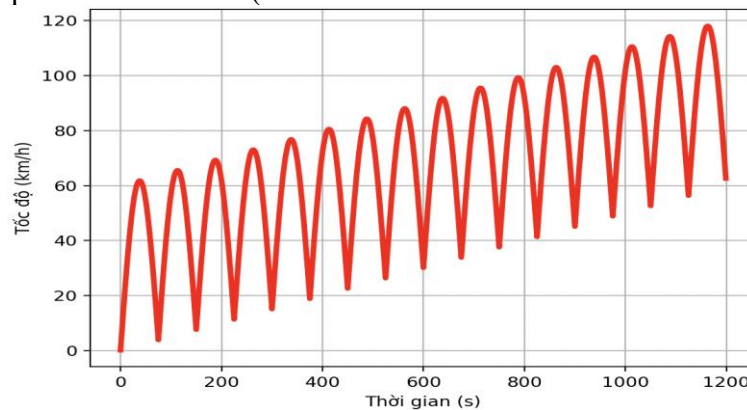
Trong đó: P_{regen} công suất thực tế thu hồi về pin (Wh hoặc J); P_{brake} công suất cơ học tiêu tán do quá trình phanh.



Hình 8. Đáp ứng hiệu suất hệ thống.

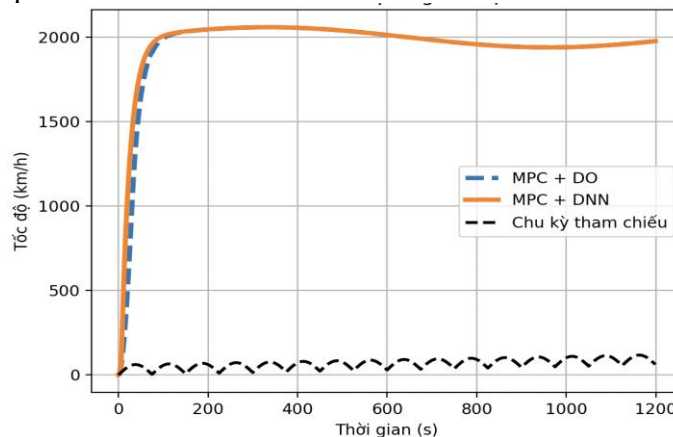
Hình 8 minh họa mức tiêu thụ năng lượng thấp, khẳng định hệ thống quản lý năng lượng hiệu quả. Dù năng lượng tái tạo nhỏ nhưng đáng kể, với hiệu suất cao (~85%), hệ thống phanh tái tạo cho thấy khả năng tối ưu hóa sử dụng năng lượng. Kết quả cũng thể hiện sự phối hợp nhịp nhàng giữa động cơ điện và hệ thống tái tạo, đảm bảo vận hành mượt mà, không lãng phí năng lượng. Điều này nhấn mạnh vai trò quan trọng của việc tối ưu thuật toán điều khiển trong sử dụng năng lượng thông minh. Tỷ lệ năng lượng tái tạo so với tổng tiêu thụ cho thấy tính bền vững của hệ thống, vừa cải thiện hiệu suất kỹ thuật vừa giảm phát thải, vượt trội so với phương tiện dùng nhiên liệu hóa thạch. Do đó, mô hình hệ thống được thiết kế, hiệu chỉnh tốt, đáp ứng yêu cầu tiết kiệm năng lượng và bảo vệ môi trường. Sự triển khai các giải pháp này hứa hẹn hiệu quả cao hơn cho phương tiện giao thông trong tương lai.

Để làm rõ tính hiệu quả của phương pháp đề xuất, bài báo tiến hành so sánh kết quả điều khiển với một công trình đã được công bố gần đây – cụ thể là phương pháp MPC sử dụng bộ quan sát nhiễu theo [15]. Các mô phỏng được thực hiện trong cùng điều kiện tải, tốc độ, và thông số động cơ. Bên cạnh đó, để đánh giá khả năng thích nghi của hai phương pháp điều khiển trong các tình huống thực tế, bài báo sử dụng một chu kỳ lái xe biến thiên có dạng tăng dần – thể hiện qua Hình 10 và 11 trong khoảng thời gian 1200 s, với vận tốc dao động từ 0 đến 120 km/h (Hình 9). Chu kỳ này mô phỏng quá trình tăng tốc – giảm tốc liên tục như khi chạy trong đô thị hoặc giao thông ngất quãng, rất phù hợp để đánh giá phản ứng và độ ổn định của bộ điều khiển mô-men và vận tốc. Dưới tác động của chu kỳ lái này, hệ thống truyền động được điều khiển theo hai phương pháp: MPC kết hợp Disturbance Observer (DO) [15] và MPC kết hợp Deep Neural Network (DNN).



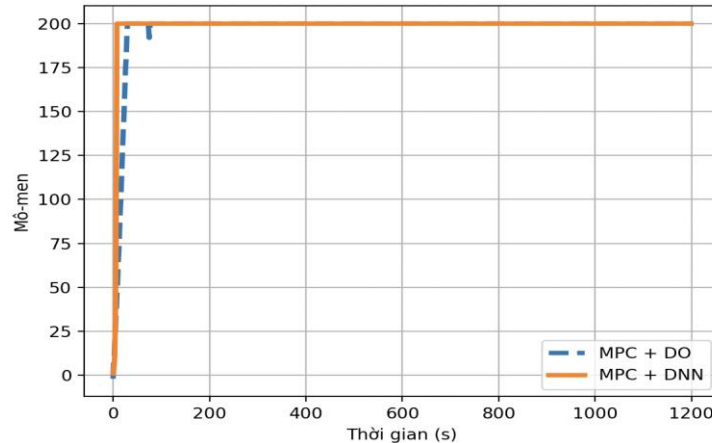
Hình 9. Chu kỳ lái xe ô tô điện.

Hình 10 và Hình 11 lần lượt thể hiện đáp ứng mô-men đầu ra và vận tốc thực tế của xe ứng với hai phương pháp trên.



Hình 10. Đáp ứng vận tốc thực tế của xe ứng với phương pháp MPC _ DNN và MPC_DO

Hình 10 thể hiện đáp ứng mô-men điều khiển đầu ra của hai phương pháp: MPC kết hợp bộ quan sát nhiễu (MPC_ DO) và MPC kết hợp mạng học sâu (MPC_ DNN). Kết quả cho thấy cả hai phương pháp đều hội tụ về mô-men mục tiêu 200 Nm. Tuy nhiên, MPC _ DNN đạt giá trị này nhanh hơn (sau khoảng 25 s), trong khi MPC_ DO cần đến 40 s mới ổn định. Mức dao động mô-men (overshoot) của MPC_ DNN nhỏ hơn 2%, trong khi MPC _ DO dao động khoảng $\pm 6\%$.



Hình 11. Đáp ứng mô-men đầu ra ứng với phương pháp MPC _ DNN và MPC_DO.

Hình 11 minh họa đáp ứng vận tốc thực tế của xe dưới tác động của hai phương pháp điều khiển so với chu kỳ tham chiếu. Phương pháp MPC + DNN bám sát chu kỳ tốt hơn, thể hiện qua sai số trung bình (MAE) chỉ khoảng 2,7 km/h, so với 5,4 km/h của MPC + DO. Ngoài ra, sai số cực đại (Max Error) của MPC + DNN chỉ khoảng 6,8 km/h, trong khi phương pháp còn lại có sai số cực đại lên đến 13,2 km/h trong các pha tăng tốc đột ngột. Dựa trên các kết quả định lượng khẳng định rằng việc tích hợp mạng học sâu trong cấu trúc điều khiển dự báo giúp hệ thống thích nghi tốt hơn với chu kỳ lái xe phức tạp, phản ứng nhanh hơn với nhiều tải, đồng thời giảm thiểu đáng kể dao động mô-men và sai số tốc độ.

5. KẾT LUẬN

Công trình thiết kế thành công kế bộ điều khiển mô men cho AFPMSM ứng dụng cho ô tô điện sử dụng bộ điều khiển lai MPC _ DNN để tối ưu các trọng số trong hàm mục tiêu của bộ điều khiển MPC, giúp giảm dao động mô men, tăng ổn định, hiệu suất và tiết kiệm năng lượng. Nghiên cứu đề xuất tối ưu tham số qua thuật toán hiện đại để hệ thống thích nghi tốt hơn trong các điều kiện vận hành khác nhau. Kết quả cho thấy DNN không chỉ nâng cao hiệu suất mô men mà còn rút ngắn thời gian xử lý, cải thiện hiệu quả tổng thể và mở ra tiềm năng ứng dụng cho nhiều loại động cơ và hệ thống khác, mang lại đổi mới cho ngành ô tô điện. Tuy nhiên kết quả nghiên cứu chỉ dừng lại kết quả mô phỏng, vì vậy để nâng cao độ tin cậy của giải pháp đề xuất, nghiên cứu cần thử nghiệm trên AFPMSM tích hợp với quản lý năng lượng xe điện để tối ưu cả động cơ lẫn hệ thống. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo và vật liệu tiên tiến hứa hẹn tạo đột phá cho động cơ và bộ điều khiển, góp phần phát triển bền vững ngành ô tô điện trong tương lai.

LỜI CẢM ƠN

Tác giả xin chân thành cảm ơn Trường Đại học Giao thông vận tải đã hỗ trợ trong quá trình thực hiện nghiên cứu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. X. Zhang, D. Göhlich, J. Li, Energy-Efficient Torque Allocation Design of Traction and Regenerative Braking for Distributed Drive Electric Vehicles, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 67 (2018) 285-295. <https://doi.org/10.1109/TVT.2017.2731525>
- [2]. Merve Yildirim, Mehmet Polat, H. Kurum, A survey comparing electric motor types and drives used for electric vehicles, 16th International Power Electronics and Motion Control Conference and Exposition, Antalya, Turkey, 21-24 Sept 2014. <https://doi.org/10.1109/EPEPEMC.2014.6980715>
- [3]. Dimitrios Rimpas, Stavros D. Kaminaris, Dimitrios D. Piromalis, George Vokas, Konstantinos G. Arvanitis, Christos-Spyridon Karavas, Comparative Review of Motor Technologies for Electric Vehicles Powered by a Hybrid Energy Storage System Based on Multi-Criteria Analysis, *Energies*, 16 (2023) 2555. <https://doi.org/10.3390/en16062555>
- [4]. S. Wahsh, A. Yassin, Thermal modelling of an AFPMSM : A review, *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 2 (2015) 18-26. <https://doi.org/10.1016/j.jesit.2015.03.003>
- [5]. Y. Hori, Future vehicle driven by electricity and Control-research on four-wheel-motored 'UOT electric march II', *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 51 (2004) 954-962. <https://doi.org/10.1109/TIE.2004.834944>
- [6]. X. D. T. Garcia, Comparison between FOC and DTC Strategies for Permanent Magnet Synchronous Motors, *Advances in Electrical and Electronic Engineering*, 5 (2011) 76-81. <https://doi.org/10.11648/j.jee.s.2015030201.30>
- [7]. Vo Thanh Ha, Torque Control of an In-Wheel Axial Flux Permanent Magnet Synchronous Motor using a Fuzzy Logic Controller for Electric Vehicles, *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 13 (2023) 10357-10362. <https://doi.org/10.48084/etasr.5689>
- [8]. Shuang Wang, Jianfei Zhao, Tingzhang Liu, Minqi Hua, Adaptive Robust Control System for Axial Flux Permanent Magnet Synchronous Motor of Electric Medium Bus Based on Torque Optimal Distribution Method, *Energies*, 12 (2019) 4681. <https://doi.org/10.3390/en12244681>
- [9]. D. Croccolo, M. D. Agostinis, N. Vincenzi, Structural Analysis of an Articulated Urban Bus Chassis via Finite Element Method : A Methodology Applied to a Case Study, *Journal of Mechanical Engineering*, 57 (2011) 799-809. <https://doi.org/10.1109/IRANIANCEE.2010.5506971>
- [10]. A. Daghighi, M. B. B. Sharifian, M. Farasat, A Modified Direct Torque Control of IPM Synchronous Machine Drive with Constant Switching Frequency and Low Ripple in Torque, 18th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), Isfahan, Iran, (2010). <https://doi.org/10.1109/IRANIANCEE.2010.5506971>
- [11]. Pooja Bhatt, Hemant Mehar, Manish Sahajwani, Electrical Motors for Electric Vehicle – A Comparative Study, *Proceedings of Recent Advances in Interdisciplinary Trends in Engineering & Applications (RAITEA)*, (2019). <https://ssrn.com/abstract=3364887>
- [12]. D. Tan, C. Lu, The Influence of the Magnetic Force Generated by the In-Wheel Motor on the Vertical and Lateral Coupling Dynamics of Electric Vehicles, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 65 (2016) 4655-4668. <https://doi.org/10.1109/TVT.2015.2461635>
- [13]. Muhammad Rafaqat Ishaque, Muhammad Adil Khan, Muhammad Moin Afzal, Abdul Wadood, Seung-Ryle Oh, Muhammad Talha, Sang-Bong Rhee, Fuzzy Logic-Based Duty Cycle Controller for the Energy Management System of Hybrid Electric Vehicles with Hybrid Energy Storage System, *Applied Sciences*, 11(7) (2021) 3192. <https://doi.org/10.3390/app11073192>
- [14]. Nagham S. Farhan, Fadil A. Hasan, Abd al-Rahim Dhiyab Humud, Field-oriented control of AFPMSM for an electrical vehicle using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), *Engineering and Technology Journal*, 39 (2021) 1571-1582. <https://doi.org/10.30684/etj.v39i10.1969>
- [15]. Mengxue Zou, Shuang Wang, Mengqi Liu, Kang Chen, Model Predictive Control of Permanent-Magnet Synchronous Motor with Disturbance Observer, *IEEE International Symposium on Predictive Control of Electrical Drives and Power Electronics (PRECEDE)*, (2019). <https://doi.org/10.1109/PRECEDE.2019.8753245>

- [16]. Yao-Hua Li, Ting-Xu Wu, Deng-Wang Zhai, Cheng-Hui Zhao, Yi-Fan Zhou, Yu-Gui Qin, Jin-Shi Su, Hui Qin, Hybrid Decision Based on DNN and DTC for Model Predictive Torque Control of PMSM, *Symmetry*, 14 (2022) 693. <https://doi.org/10.3390/sym14040693>
- [17]. S. Vazquez, J. Rodriguez, M. Rivera, L. G. Franquelo, M. Norambuena, Model Predictive Control for Power Converters and Drives : Advances and Trends, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 64 (2017) 935–947. <https://doi.org/10.1109/TIE.2016.2625238>
- [18]. Shakil Mirza, Arif Hussain, New Approaches in Finite Control Set Model Predictive Control for Grid-Connected Photovoltaic Inverters: State of the Art, *Solar*, 4 (2024) 491-508. <https://doi.org/10.3390/solar4030023>
- [19]. A. Markel, T. Brooker, T. Hendricks et al., ADVISOR : a systems analysis tool for advanced vehicle modelling, *Journal of Power Sources*, 110 (2020) 255–266. [https://doi.org/10.1016/S0378-7753\(02\)00189](https://doi.org/10.1016/S0378-7753(02)00189)