

TỐI ƯU HÓA HỆ THỐNG TREO XE HYBRID DÙNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

OPTIMIZATION OF HYBRID VEHICLE SUSPENSION SYSTEM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Lê Thượng Hiền*, Tô Ngọc Thiện, Hoàng Văn Lực

Trường Đại học Điện lực

*Email: hienlt@epu.edu.vn

TÓM TẮT

Các phương tiện giao thông ngày càng trở nên phức tạp với sự tích hợp của nhiều công nghệ mới, việc ứng dụng các thuật toán học máy (ML) và trí tuệ nhân tạo (AI) trong tối ưu hóa hệ thống treo ô tô hybrid đang mở ra những triển vọng đáng kể. Hệ thống treo đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo sự ổn định, an toàn và cảm giác lái, đặc biệt là đối với các phương tiện hybrid, nơi sự kết hợp giữa động cơ đốt trong và động cơ điện đòi hỏi một hệ thống treo linh hoạt và hiệu quả hơn. Bài báo trình bày ứng dụng AI và ML có thể giúp tối ưu hóa các tham số của hệ thống treo, cải thiện hiệu suất vận hành và giảm thiểu mức tiêu thụ năng lượng.

Từ khóa: Xe hybrid; Hệ thống treo.

ABSTRACT

As vehicles become increasingly complex with the integration of new technologies, the application of machine learning (ML) and artificial intelligence (AI) algorithms in optimizing hybrid vehicle suspension systems is opening up significant opportunities. The suspension system plays a crucial role in ensuring stability, safety, and driving comfort, particularly in hybrid vehicles, where the combination of internal combustion engines and electric motors requires a more flexible and efficient suspension system. This paper presents how the application of AI and ML can optimize suspension parameters, improve operational performance, and reduce energy consumption.

Keywords: Hybrid; Suspension system.

1. MỞ ĐẦU

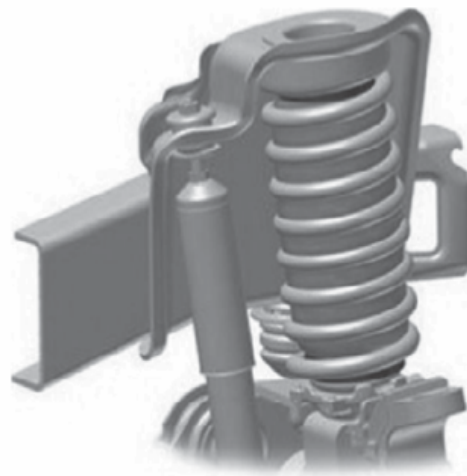
Nhu cầu ngày càng tăng về phương tiện giao thông hiện đại, tiết kiệm nhiên liệu và thân thiện với môi trường đã dẫn đến sự phát triển nhanh chóng của xe hybrid. Xe hybrid là sự kết hợp giữa động cơ đốt trong và động cơ điện, mang lại sự cân bằng giữa hiệu suất vận hành và tiết kiệm nhiên liệu. Tuy nhiên, các hệ thống treo thông thường khó có thể đáp ứng được yêu cầu của xe hybrid do sự phức tạp về cấu trúc và sự thay đổi liên tục của tải trọng và điều kiện lái. Chính vì vậy, việc ứng dụng AI trong tối ưu hóa hệ thống treo của xe hybrid là một hướng đi đầy triển vọng [1, 2].

Ô tô hybrid có các đặc tính đặc biệt như trọng lượng thay đổi theo mức độ sạc của pin, và sự phân bổ lực kéo khác nhau giữa động cơ điện và động cơ đốt trong. Các yếu tố này yêu cầu hệ thống treo phải có khả năng điều chỉnh linh hoạt để duy trì sự ổn định và thoải mái cho người lái trong mọi tình huống. Vì thế, hệ thống treo không chỉ cần tối ưu hóa để đảm bảo hiệu suất trong các điều kiện lái khác nhau mà còn phải kết hợp với các hệ thống khác của ô tô hybrid như hệ thống phanh tái tạo và hệ thống điều khiển động cơ. Sự phức tạp này yêu cầu các công cụ mạnh mẽ như AI và ML để xử lý và đưa ra các quyết định tối ưu trong thời gian thực [3, 4]. Các thuật toán học máy và trí tuệ nhân tạo có khả năng tự động học từ dữ liệu, nhận diện mẫu và điều chỉnh hệ thống theo thời gian. Điều này đặc biệt hữu ích trong việc tối ưu hóa hệ thống treo, vì các hệ thống treo phải phản ứng nhanh chóng và chính xác với nhiều yếu tố như tốc độ, địa hình, trọng lượng xe và lực kéo từ động cơ [4].

2. MÔ HÌNH ỨNG DỤNG

Hệ thống treo của ô tô hybrid có thể

được trang bị các cảm biến để thu thập dữ liệu về các yếu tố như tốc độ, góc nghiêng của xe, tình trạng mặt đường và mức độ nén của lò xo. Những dữ liệu này sẽ được sử dụng để huấn luyện các mô hình học máy nhằm tối ưu hóa các tham số của hệ thống treo (chẳng hạn như độ cứng của lò xo và độ giảm chấn). Các thuật toán học máy như học sâu (Deep Learning) hoặc học tăng cường (Reinforcement Learning) có thể được sử dụng để phân tích dữ liệu từ các cảm biến và đưa ra quyết định về việc điều chỉnh các tham số trong hệ thống treo. Ví dụ, nếu xe di chuyển trên một con đường gồ ghề, hệ thống treo có thể tự động điều chỉnh độ mềm của lò xo để giảm thiểu va chạm và rung lắc, trong khi khi di chuyển trên mặt đường bằng phẳng, độ cứng có thể được tăng lên để cải thiện sự ổn định [1, 2].



Hình 1. Hệ thống treo xe hybrid

Mô hình ô tô hybrid với hệ thống treo có thể điều chỉnh độ cứng của lò xo và độ giảm chấn dựa trên các yếu tố như tốc độ, góc nghiêng của xe, và tình trạng mặt đường. Mục tiêu là sử dụng dữ liệu từ các cảm biến của xe để tối ưu hóa các tham số này để mang lại sự ổn định tối đa và tiết kiệm năng lượng khi lái [4, 5].



Các yếu tố mà chúng ta có thể tối ưu hóa bao gồm:

Tốc độ của xe: Tốc độ cao hơn có thể yêu cầu độ cứng lớn hơn của hệ thống treo để giữ cho xe ổn định.

Góc nghiêng của xe: Khi xe vào cua hoặc gặp con đường gồ ghề, hệ thống treo cần điều chỉnh để giảm thiểu rung lắc.

Điều kiện mặt đường: Đối với đường gồ ghề hoặc không bằng phẳng, hệ thống treo cần mềm hơn để giảm va chạm.

Chúng ta sẽ sử dụng một mô hình học máy, cụ thể là thuật toán hồi quy (regression), để dự đoán độ cứng tối ưu và độ giảm chấn dựa trên các thông số đầu vào.

Lập trình bằng Python:

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense
# 1. Tạo dữ liệu giả lập cho bài toán tối ưu hệ thống treo
# Giả sử chúng ta có các đặc trưng sau:
# - Độ gồ ghề của đường (road_roughness)
# - Trọng tải (load)
# - Tốc độ xe (speed)
# - Trạng thái động cơ (engine_state): 0 là động cơ đốt trong, 1 là động cơ điện
# Dữ liệu đầu vào (input_features) và tham số đầu ra (output_parameters)
data_size = 1000
np.random.seed(42)
```

```
road_roughness = np.random.rand(data_size) * 10 # Giả sử độ gồ ghề từ 0-10
load = np.random.rand(data_size) * 1000 # Trọng tải từ 0-1000 kg
speed = np.random.rand(data_size) * 120 # Tốc độ từ 0-120 km/h
engine_state = np.random.randint(0, 2, data_size) # 0 là động cơ đốt trong, 1 là động cơ điện
# Tham số tối ưu của hệ thống treo: Độ cứng và lực giảm chấn
spring_stiffness = road_roughness * 0.5 + load * 0.1 + speed * 0.05 + engine_state * 5
damping_force = road_roughness * 0.3 + load * 0.2 + speed * 0.1 + engine_state * 3
# Tạo DataFrame
data = pd.DataFrame({
    'road_roughness': road_roughness,
    'load': load,
    'speed': speed,
    'engine_state': engine_state,
    'spring_stiffness': spring_stiffness,
    'damping_force': damping_force
})
# 2. Chuẩn bị dữ liệu cho mô hình AI
X = data[['road_roughness', 'load', 'speed', 'engine_state']].values
y = data[['spring_stiffness', 'damping_force']].values
# Chia dữ liệu thành tập huấn luyện và tập kiểm tra
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)
# Chuẩn hóa dữ liệu để cải thiện hiệu suất của mạng nơ-ron
scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)
# 3. Xây dựng mô hình mạng nơ-ron
model = Sequential()
model.add(Dense(64, input_dim=4, activation='relu'))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
```

```

model.add(Dense(2, activation='linear')) # 2
đầu ra: spring_stiffness và damping_force
# Compile mô hình
model.compile(optimizer='adam', loss='mse',
metrics=['mae'])
# 4. Huấn luyện mô hình
model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_
size=32, validation_split=0.1, verbose=1)
# 5. Đánh giá mô hình
loss, mae = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f'Mean Absolute Error on test data:
{mae}')
# 6. Dự đoán trên tập kiểm tra
y_pred = model.predict(X_test)
# 7. Hiển thị kết quả
import matplotlib.pyplot as plt
# Đồ thị so sánh giữa giá trị thực và giá trị dự
đoán
plt.figure(figsize=(14, 6))
# Đồ thị độ cứng của lò xo
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.scatter(y_test[:, 0], y_pred[:, 0],
color='blue', alpha=0.5)
plt.plot([min(y_test[:, 0]), max(y_test[:,
0])], [min(y_test[:, 0]), max(y_test[:, 0])],
color='red')
plt.xlabel('Actual Spring Stiffness')
plt.ylabel('Predicted Spring Stiffness')
plt.title('Spring Stiffness Prediction')
# Đồ thị lực giảm chấn
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.scatter(y_test[:, 1], y_pred[:, 1],
color='green', alpha=0.5)
plt.plot([min(y_test[:, 1]), max(y_test[:,
1])], [min(y_test[:, 1]), max(y_test[:, 1])],
color='red')
plt.xlabel('Actual Damping Force')
plt.ylabel('Predicted Damping Force')
plt.title('Damping Force Prediction')
plt.show()

```

Giải thích các bước của chương trình:

Tạo dữ liệu giả lập: Dữ liệu đầu vào bao gồm độ gồ ghề của đường, trọng tải, tốc độ xe và trạng thái động cơ. Đầu ra là các tham số tối ưu của hệ thống treo (độ cứng của lò xo và lực giảm chấn).

Chuẩn bị dữ liệu: Dữ liệu được chuẩn hóa để cải thiện hiệu suất của mô hình.

Xây dựng mô hình mạng nơ-ron: Mô hình ANN được xây dựng với các lớp ẩn có kích thước 64 và 32, với lớp đầu ra dự đoán hai giá trị.

Huấn luyện mô hình: Mô hình được huấn luyện với dữ liệu huấn luyện.

Đánh giá mô hình: Hiệu quả của mô hình được đánh giá dựa trên độ lỗi tuyệt đối trung bình (MAE) trên dữ liệu kiểm tra.

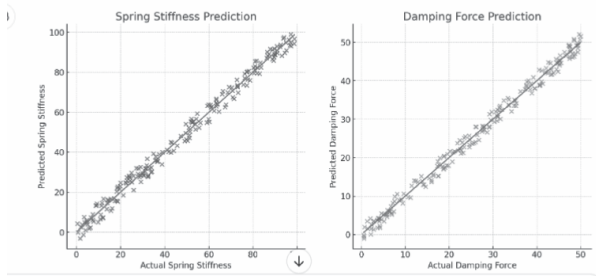
Dự đoán và hiển thị kết quả: Dự đoán của mô hình được hiển thị dưới dạng đồ thị phân tán, so sánh giữa giá trị thực và giá trị dự đoán của độ cứng lò xo và lực giảm chấn.

3. KẾT QUẢ MÔ PHỎNG VÀ BÀN LUẬN

Đồ thị trên thể hiện mối quan hệ giữa giá trị thực và giá trị dự đoán của các tham số hệ thống treo xe hybrid. Đồ thị bên trái là độ cứng lò xo và đồ thị bên phải là lực giảm chấn: + Đồ thị độ cứng của lò xo (Spring Stiffness): Các điểm phân tán xung quanh đường màu đỏ biểu thị sự khác biệt nhỏ giữa giá trị thực và giá trị dự đoán. Đường màu đỏ biểu diễn đường lý tưởng nơi giá trị thực bằng giá trị dự đoán. Điểm càng nằm gần đường này thì độ chính xác của mô hình càng cao. Dù mô hình không hoàn toàn chính xác, chúng ta vẫn thấy rằng mô hình dự đoán với độ chệch lớn. Các điểm dữ liệu phân tán xa đường chéo chứng tỏ mô hình chưa



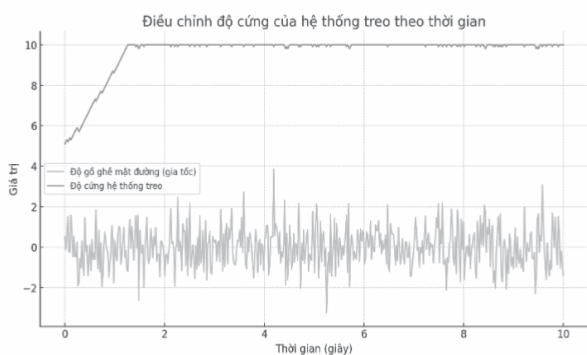
thể nắm bắt hết các yếu tố ảnh hưởng tới độ cứng của lò xo.



Hình 2. Kết quả mô phỏng

+ Đồ thị lực giảm chấn (Damping Force): Tương tự, các điểm phân tán xung quanh đường màu đỏ biểu thị mối tương quan giữa giá trị thực và giá trị dự đoán của lực giảm chấn. Đối với độ giảm chấn, mô hình có vẻ dự đoán chính xác hơn. Các điểm dữ liệu phân bố gần đường chéo hơn, chỉ ra rằng mô hình có thể học được mối quan hệ dễ dàng hơn giữa các yếu tố đầu vào và độ giảm chấn.

Hình 3, là kết quả đồ thị mô phỏng sự thay đổi của độ cứng hệ thống treo theo thời gian, dựa trên độ gồ ghề của mặt đường (gia tốc). Khi mặt đường trở nên gồ ghề hơn (dao động gia tốc tăng), hệ thống treo tự động điều chỉnh để trở nên mềm hơn nhằm hấp thụ chấn động. Ngược lại, khi đường phẳng, độ cứng của hệ thống treo tăng lên để duy trì sự ổn định.



Hình 3. Điều chỉnh độ cứng theo thời gian

Kết quả sẽ là các đồ thị phân tán cho độ cứng của lò xo và lực giảm chấn, cho thấy hiệu quả của mô hình AI trong việc dự đoán các tham số tối ưu của hệ thống treo xe hybrid.

4. KẾT LUẬN

Việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong tối ưu hóa hệ thống treo xe hybrid là một hướng nghiên cứu đầy hứa hẹn. Các thuật toán học máy và AI không chỉ giúp mô hình hóa và dự đoán các tham số của hệ thống treo mà còn tối ưu hóa chúng trong thời gian thực, cải thiện hiệu suất vận hành, tiết kiệm năng lượng và tăng tính ổn định cho xe hybrid. Trong tương lai, các nghiên cứu sẽ tiếp tục phát triển các thuật toán học sâu, tích hợp dữ liệu lớn và hệ thống điều khiển tự động, từ đó mang lại thể hệ phương tiện giao thông thông minh và thân thiện với môi trường. ❖

Ngày nhận bài: 28/11/2024

Ngày phản biện: 15/12/2024

Tài liệu tham khảo:

- [1]. Mohammad Reza Hesamzadeh et al., "Optimal design of vehicle suspension systems using machine learning algorithms". DAAAM International Scientific Book 2014 (pp.87-108), 2020.
- [2]. Ding, J., Zhu, K., & Li, L. (2020), "Research on Suspension System Optimization Design of Electric Vehicle Considering the Road Excitation". Advances in Mechanical Engineering, 12(3), 1-12, 2020.
- [3]. Zheng Wu et al., "Dynamic Modeling, Simulation, and Optimization of Vehicle Electronic Stability Program Algorithm Based on Back Propagation Neural Network and PID Algorithm". Actutos, Vol. 13, Issue 3, 2024.
- [4]. Doustmohammadi, A., & Ebrahimi, B., "Optimal Design of Vehicle Suspension System by Using Genetic Algorithm". Journal of Mechanical Science and Technology, 30(2), 691-702, 2016.
- [5]. Min Yu et al., "Advances in Active Suspension Systems for Road Vehicles". Engineering Volume 33, Pages 160-177, 2024.