

# KỸ THUẬT MÁY HỌC TRONG VIỆC XÁC ĐỊNH THAM SỐ ĐIỀU KHIỂN ĐỘNG CƠ Ô TÔ

Nguyễn Hoàng Luân<sup>1</sup>, Nguyễn Quang Tấn<sup>2</sup>, Vũ Đức Lung<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Trường Đại học Lạc Hồng, Biên Hòa, Đồng Nai

<sup>2</sup> Trường Đại học Sư phạm TP. Hồ Chí Minh

<sup>3</sup> Trường Đại học Công nghệ thông tin, ĐHQG TP HCM

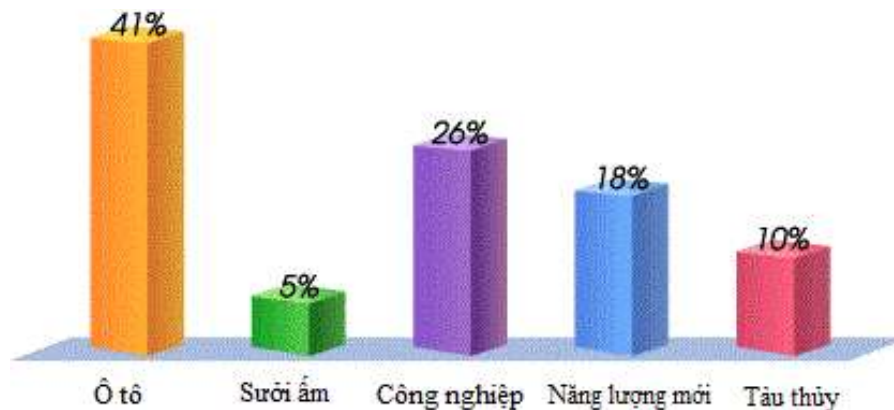
hoangluan81@gmail.com, nqtan@yahoo.com, lungvd@uit.edu.vn

**TÓM TẮT:** Tình trạng ô nhiễm trên thế giới ngày càng tăng cao, đặc biệt là khí thải của ô tô ngày càng nhiều. Các chất xúc tác được thiết kế để tối ưu hóa tỷ lệ nhiên liệu và không khí nhưng tỷ lệ nhiên liệu không khí lại rất nhạy với chế độ hoạt động của động cơ. Bài báo này trình bày một giải pháp dựa trên kỹ thuật máy học để điều khiển tham số đầu vào của tỷ lệ nhiên liệu và không khí trong động cơ phun xăng điện tử để giảm các khí thải độc hại gây ô nhiễm môi trường. Các mô hình động cơ và bộ điều khiển nơron dựa trên mạng nơron nhằm giảm thiểu khí thải sinh ra trong động cơ phun nhiên liệu được thiết kế và thử nghiệm. Cuối cùng bài báo đưa ra bộ điều khiển nơron có thể giúp tối ưu hóa hiệu suất, hạn chế các hành động điều khiển cần thiết.

**Từ khóa:** Điều khiển tỉ lệ xăng-không khí, kỹ thuật máy học, tham số động cơ ô tô, ô nhiễm, mô hình tối ưu.

## I. MỞ ĐẦU

Hiện nay tình trạng ô nhiễm trên thế giới ngày càng cao, đặc biệt tập trung ô nhiễm bởi ô tô ở các nước phát triển. Các nghiên cứu hướng tới sự phát triển phù hợp với các thiết bị điện tử, các hệ thống nhúng, các thiết bị cơ khí và hóa chất để giảm lượng khí thải độc hại.

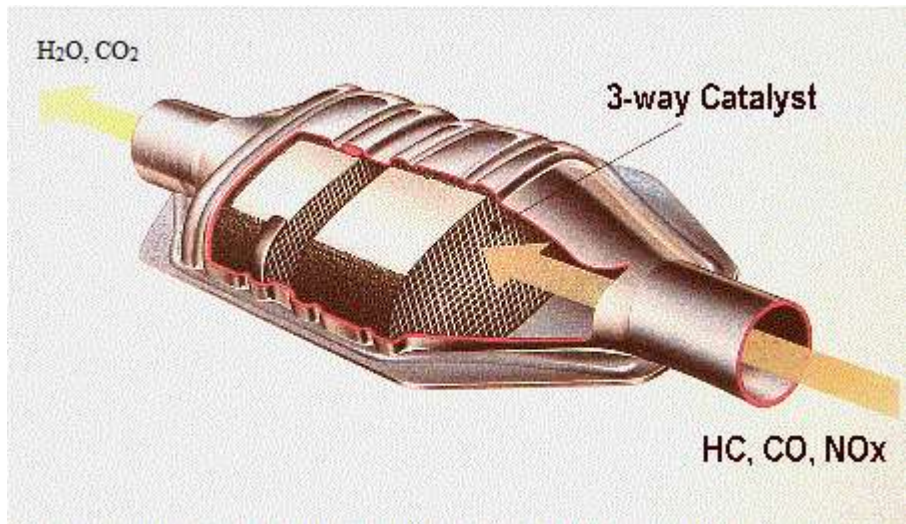


Hình 1. Ô nhiễm do ô tô gây ra rất lớn

(nguồn: <http://tunza.eco-generation.org/resourcesView.jsp?boardID=air&viewID=26>)

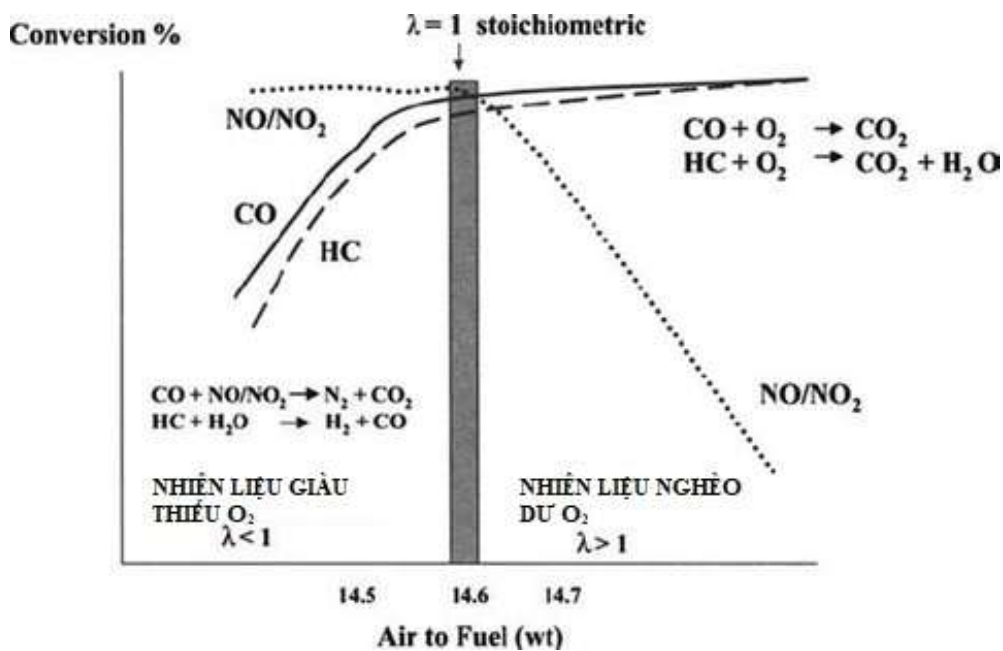
Hình trên cho thấy các chất độc hại từ xe ô tô cao hơn rất nhiều so với từ sưởi ấm và nấu ăn trong nhà, các nhà máy công nghiệp, tàu thủy và các thiết bị khác. Các chất có trong khí thải của động cơ gồm có các hydrocarbon chưa cháy hết: nhiên liệu (HC), khí CO, khí CO<sub>2</sub>, các nitơ ôxít (NO<sub>x</sub>), bô hóng, các chất phụ gia có trong nhiên liệu (Pb, S),... tạo thành một hỗn hợp gây ô nhiễm môi trường. Nếu hỗn hợp này có nồng độ cao trong không khí nó sẽ gây ra ô nhiễm môi trường nghiêm trọng. Tỷ lệ không khí - nhiên liệu không thích hợp là nguyên nhân sản sinh ra các chất độc hại trong khí xả ô tô.

Trong những năm qua nhiều nỗ lực hướng tới sự phát triển của các thiết bị có khả năng làm việc với hỗn hợp không khí - nhiên liệu (AF) kém hiệu quả để giảm lượng khí thải và tiết kiệm nhiên liệu như tối ưu hóa các hệ thống ảnh hưởng đến quá trình trình là thiết kế đỉnh piston để tạo xoáy lốc dòng khí, thiết kế giảm tổn thất trên đường ống nạp, tính toán thời điểm mở suppap nạp và thải một cách tối ưu, tăng áp suất của kim phun,... Các biện pháp này rất hữu hiệu nhưng vẫn chưa đáp ứng được các tiêu chuẩn ô nhiễm được đưa ra [1]. Một cách giải quyết khác nhằm giảm ô nhiễm bằng cách xử lý khí thải là dùng một bộ chuyển đổi xúc tác. Bộ chuyển đổi xúc tác này đẩy nhanh quá trình hóa học của quá trình ôxy hóa HCs (nhiên liệu) và CO thành H<sub>2</sub>O và CO<sub>2</sub> để làm giảm NO<sub>x</sub> và N<sub>2</sub>. Nhưng nhược điểm là chỉ một sự khác biệt 1 % trong AF đối với giá trị cân bằng hóa học có thể gây ra giảm 50 % hiệu quả của chuyển đổi xúc tác trong việc làm giảm các chất ô nhiễm.



**Hình 2.** Bộ chuyển đổi xúc tác

Hình 2 cho thấy các thành phần chính của bộ chuyển đổi xúc tác, đây là bộ xúc tác có cấu trúc dạng tổ ong. Lớp thứ nhất được phủ Rودي (Rh) hoặc bạch kim (Pt) và lớp thứ hai phủ Paladi (Pd) hoặc Rودي. Các chất này rất tốt trong khả năng kiểm soát khí xả. Mỗi bộ khí xả chỉ sử dụng vài gam khối lượng các chất trên để làm chất xúc tác. Rودي có khả năng khử tốt khí nitơ ôxít ( $\text{NO}_x$ ), trong khi bạch kim và Paladi thì giúp quá trình ôxy hóa CO và HC dễ dàng hơn. Do đó, trong các bộ chuyển đổi xúc tác ngày nay người ta thường dùng sự kết hợp của bạch kim với Rودي hoặc Paladi với Rودي.



**Hình 3.** Hiệu quả của bộ chuyển đổi xúc tác

Hình 3 cho thấy các phản ứng hóa học xảy ra trên đường ống xả khí qua bộ chuyển đổi xúc tác và nhược điểm của bộ chuyển đổi xúc tác. Khi nhiên liệu giàu ( $\lambda < 1$ ) thì lượng nitơ ôxít ( $\text{NO}_x$ ) thải ra rất lớn, chất khí này rất độc gây ảnh hưởng viêm phổi, sưng mô và giảm khả năng vận chuyển ôxy của máu. Khi nhiên liệu nghèo ( $\lambda > 1$ ) thì lượng CO và HC (nhiên liệu), khí CO rất độc gây tổn thương hệ thần kinh có thể dẫn đến tử vong, HC khi vào cơ thể gây ung thư. Bộ chuyển đổi xúc tác chỉ xử lý tốt nhất khi hệ số dư lượng không khí  $\lambda = 1$ .

Hiệu quả tối đa của các chất xúc tác có thể thu được bằng cách giữ AF rất nghiêm ngặt xung quanh giá trị cân bằng hóa học của nó là  $\text{AFs} = 14,64$ .

Trên thế giới, ngoài bộ chuyển đổi xúc tác được lắp vào đường ống xả của động cơ để làm giảm lượng khí thải còn có một nghiên cứu về CMAC (cerebellar model articulation controller) mạng nơron cho tỷ số không khí - nhiên liệu theo giá trị của hệ số dư lượng không khí. Nhược điểm của mô hình này không giải quyết được sự lắng đọng của màng nhiên liệu lỏng (wall wetting).

Để giải quyết các vấn đề ô nhiễm cần kiểm soát hiệu quả tỷ lệ AF qua các kỹ thuật máy học. Với một mạng neuron được tối ưu hóa giải quyết được các vấn đề cần thiết cho việc kiểm soát AF qua các tham số đầu vào và có thể được lắp vào môđun điều khiển điện tử (ECU - Electronic Control Unit) của một chiếc xe.

## II. PHÂN TÍCH THIẾT KẾ HỆ THỐNG

Nghiên cứu này được thực hiện trên một động cơ phun xăng điện tử 1NZ - FE được sử dụng trên xe Vios của hãng Toyota. Một bộ chuyển đổi xúc tác và một cảm biến oxy được lắp vào đường ống xả để đo tỷ lệ không khí - nhiên liệu sau quá trình cháy của động cơ. Một máy phân tích khí xả OPUS 400 để đo nồng độ khí xả động cơ khi hoạt động.

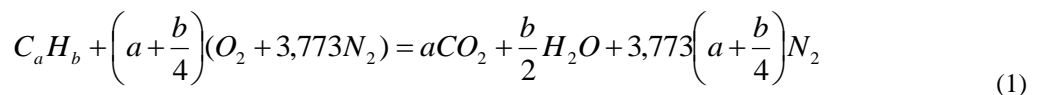


Hình 4. Máy phân tích khí xả OPUS 400

Dựa vào máy phân tích khí xả để xác định các thành phần: CO, CO<sub>2</sub>, HC, O<sub>2</sub>, NO<sub>x</sub> và λ. Từ kết quả các thành phần này ta có thể biết được các kết quả của quá trình thử nghiệm.

### A. Diễn biến quá trình cháy của động cơ

Các chất ô nhiễm được tạo ra trong quá trình cháy được mô hình hóa như sau [2]:



Thiết lập mối quan hệ giữa nhiên liệu và không khí trong trường hợp cháy hoàn toàn lý thuyết.

Nếu đặt  $y = \frac{b}{a}$  thì tỉ lệ không khí - nhiên liệu trong trường hợp cháy hoàn toàn được xác định:

$$\left(\frac{A}{F}\right)_{tt} = \left(\frac{F}{A}\right)_{tt}^{-1} = \frac{(1 + y/4)(32 + 3,773 \times 28,16)}{12,011 + 1,008y} = \frac{34,56(4 + y)}{12,011 + 1,008y} \quad (2)$$

Trong đó: O<sub>2</sub> = 32; N<sub>2</sub> = 28,16; C = 12,011; H<sub>2</sub> = 2,016

Độ đậm đặc của hỗn hợp φ theo biểu thức:

$$\phi = \frac{(F/A)_{tt}}{(F/A)_{tt}} \quad (3)$$

Hệ số dư lượng không khí λ:

$$\lambda = \frac{1}{\phi} = \frac{(A/F)_{tt}}{(A/F)_{tt}} \quad (4)$$

Hỗn hợp nhiên liệu nghèo: φ < 1 hoặc λ > 1.

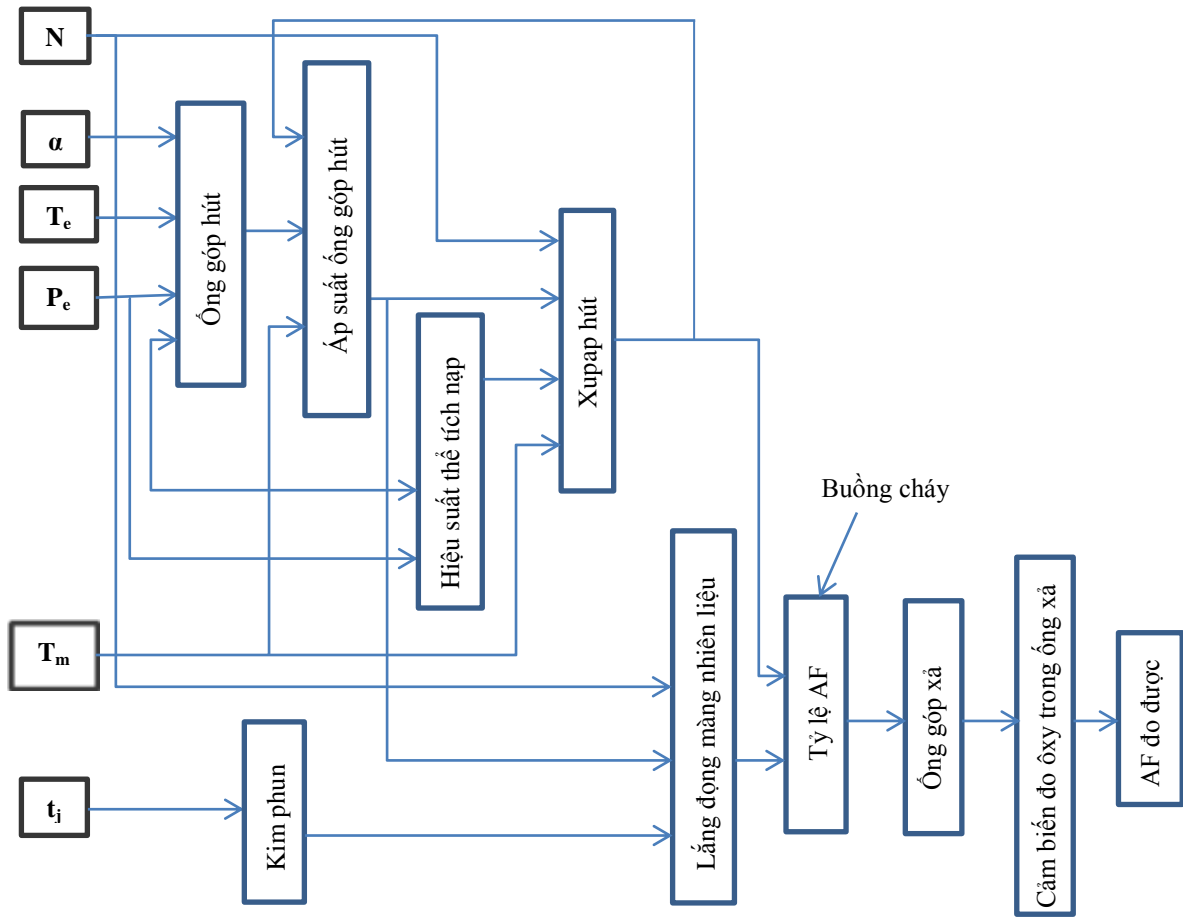
Hỗn hợp nhiên liệu lý thuyết: φ = λ = 1.

Hỗn hợp nhiên liệu giàu: φ > 1 hoặc λ < 1.

### B. Mô hình của tỷ lệ nhiên liệu - không khí

Xem xét một hệ thống phun xăng đa điểm, một vòi phun cho một xilanh. Xét một sơ đồ khối của quá trình bao gồm: vận tốc góc của động cơ N (do bảng cảm biến tốc độ động cơ); góc mở bướm ga α (do điều khiển bàn đạp ga);

hiệu suất ống góp hút; áp suất bên ngoài  $P_e$ ; nhiệt độ động cơ  $T_m$ ; thời gian phun nhiên liệu  $t_j$ . Các tham số này đều trực tiếp ảnh hưởng đến tỷ lệ AF được đo qua cảm biến oxy. [3]



**Hình 5.** Cấu tạo sơ đồ khối của quá trình

Trong sơ đồ khối để thiết kế một bộ điều khiển được mô tả chính xác bằng các mô hình toán học cho toàn bộ hệ thống dẫn đến AF. Hầu hết các khối đều ảnh hưởng trực tiếp đến AF và được đo bằng cảm biến oxy để có AF\_meas. Mỗi khối đều được lựa chọn các mô hình điều khiển phù hợp nhất trong tài liệu hãng Toyota.

**C. Các thông số ảnh hưởng đến sự lắng đọng của màng nhiên liệu lỏng**

Nhiệm vụ quan trọng nhất mà các ECU có thể quản lý là những điều kiện tạm thời của động cơ, tức là những tình huống mà các tỷ lệ cung cấp nhiên liệu được điều chỉnh nhanh chóng với những phản ứng lưu lượng không khí thay đổi theo nhu cầu vận hành. Những tình huống như vậy nhiên liệu phun không đủ lượng với yêu cầu trong xi lanh do sự lắng đọng của nhiên liệu, cơ chế vận hành và ảnh hưởng đến tỷ lệ AF [4].

Một lượng nhiên liệu phun vào  $m_{fi}$ , chỉ một phần  $1 - X$  đến buồng cháy ( $X$  là hệ số lắng đọng) trong một mô hình tuyến tính với hằng số thời gian  $\tau_{fv}$ . Phần nhỏ  $X$  ngưng tụ trên ống góp hút. Khối lượng nhiên liệu bay hơi  $m_{ff}$  (trong một mô hình tuyến tính với thời gian không đổi  $\tau_{ff}$ ). Đặt  $m_{f0}$  là sự bay hơi nhiên liệu hiệu quả và  $m_{fv}$  là lượng phun tới buồng đốt. Toàn bộ quá trình được mô tả bởi hệ phương trình sau:

$$\begin{cases} \dot{m}_{fv} = \frac{1}{\tau_{fv}} \left( (1 - X)m_{fi} - m_{fv} \right) \\ \dot{m}_{ff} = \frac{1}{\tau_{ff}} (Xm_{fi} - m_{ff}) \\ \dot{m}_{f0} = \dot{m}_{fv} + \dot{m}_{ff} \end{cases} \quad (5)$$

Mô hình này có tham số  $\tau_{ff}$  và  $X$  là chưa biết, hai tham số này phụ thuộc vào số vòng quay động cơ  $N$  và áp suất đường ống nạp  $P_m$ .  $\tau_{ff}$  và  $X$  không đo trực tiếp mà được suy ra từ các thử nghiệm.  $\tau_{ff}$  và  $X$  là các thông số tốt nhất lý giải các dữ liệu đo theo quá trình hình 5 và hệ phương trình (5) cho hiện tượng màng nhiên liệu (wall wetting).

Các thông số đã được lọc với kỹ thuật tuyến tính và nội suy để có quan hệ  $\tau = \tau(P_m, N)$  và  $X = X(P_m, N)$  và lập ra bảng tra cứu.  $\tau_{ff}$  và  $X$  trên toàn bộ điểm làm việc khả thi của động cơ vô cùng quan trọng vì nó cho phép tạo ra một mô hình chính xác cho AF.

#### D. Xác định các mô hình nơron tối ưu cho $\tau$ và $X$

Để phát triển cho mô hình  $\tau = \tau(P_m, N)$  và  $X = X(P_m, N)$ , coi đây là một mạng nơron truyền thẳng với mạng nơron ba lớp với ni nơron lớp vào, nn nơron lớp ẩn và một nơron đầu ra duy nhất. Một số kỹ thuật được đề xuất để thiết kế một mô hình nơron tối ưu [5], [6], [7], [8], [9]. Mục tiêu là để xác định được hàm  $\hat{y}(x)$  trong đó xấp xỉ tốt nhất của các hàm chưa biết  $\bar{y}(x)$  cho n cặp đo vào/ra và trung bình bình phương được chấp nhận bị mất hàm số. Trong phần tiếp theo, các hàm số  $\bar{y}(x)$  chưa biết được suy ra là  $\bar{y}_1 = \tau$  và  $\bar{y}_2 = X$ , trong khi các véc tơ đầu vào là  $x = [P_m, N]$ .

Việc xác định một mô hình nơron tối ưu đòi hỏi phải huấn luyện các mạng nơron khác nhau (khác nhau về số lượng đơn vị ẩn) và tính toán độ sai lệch sau cùng (FPEB) cho mỗi chúng. Mỗi tập huấn luyện giới hạn đến 256 giá trị ( $16 \times 16$  trên  $N$  và  $P_m$ ) và nhận được sau khi một tham gia thử nghiệm thực hiện ở động cơ 1NZ-FE của Toyota. Việc học được thực hiện qua thuật toán huấn luyện Quasi-Newton Levenberg-Marquardt ứng dụng cho một tập các mô hình nơron với các đơn vị ẩn khác nhau từ 2 đến 27 [10]. Theo dõi sự tiến triển của FPEB qua thời gian huấn luyện và dừng lại khi FPEB đã trở thành một trong hai là không đổi hoặc tăng và số lượng các số hiệu quả của các thông số được sử dụng bởi các mô hình [11] là hằng số. Phương pháp này được lựa chọn một mạng lưới với 13 đơn vị ẩn để gần đúng  $\tau = \tau(P_m, N)$  và một mạng lưới với 10 đơn vị ẩn cho  $X = X(P_m, N)$ . Các mạng nơron đã được xác định được đưa vào trong một thư viện và tích hợp vào mô hình của động cơ như một hộp đen và sau đó được sử dụng để thiết kế nhận dạng nơron  $I$  và bộ điều khiển của  $C$  (hình 6).

### III. THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

#### A. Động cơ ô tô

Động cơ 1NZ-FE được sử dụng trên xe Vios của hãng Toyota có đầy đủ các đặc tính kỹ thuật hiện đại phù hợp với các điều kiện và được sử dụng phổ biến [12].

##### 1. Thông số kỹ thuật của động cơ:

- Loại động cơ : 1NZ-FE
- Hãng sản xuất : Toyota
- Nhiên liệu : xăng
- Số xy lanh : 4-inline
- Dung tích xi lanh : 1.5 lít
- Công suất : 81kW ở 6000 v/ph
- Moment xoắn : 142 Nm ở 4200 V/ph
- Tỷ số nén : 10:1

##### 2. Các hệ thống của động cơ:

- Hệ thống EFI - L-EFI với cảm biến đo lưu lượng khí nạp dây sấy (MAF) và hệ thống điều khiển phun nhiên liệu độc lập.
- Hệ thống ESA - điều khiển đánh lửa sớm điện tử, điều chỉnh theo tiếng gõ động cơ.
- Đo gió loại dây nhiệt kết hợp với cảm biến nhiệt độ không khí nạp.
- Hệ thống điều khiển xupap thông minh VVT-I (Variable Valves Timing Intelligent).
- Hệ thống đánh lửa loại trực tiếp bobine đơn.
- Cảm biến vị trí bướm ga loại tuyến tính.
- Cảm biến nhiệt độ nước làm mát.
- Cảm biến ôxy.

#### B. Thử nghiệm

Để xác định tỷ lệ AF, theo các yêu cầu của phương pháp kiểm soát gián tiếp, xem xét một mạng nơron với một số tùy ý của các đơn vị ẩn đặc trưng bởi hàm tiếp tuyến hypebol và đầu ra tuyến tính đơn. Sau đó là trích xuất dữ liệu để đảm bảo tất cả các điểm làm việc phù hợp của quá trình. Nếu dữ liệu là không đủ thông tin (như dữ liệu đầu vào không thể gây phản ứng đầy đủ trong các tiến trình), nó có thể gần đúng với các hoạt động của quá trình này chỉ trong khoảng thời gian được xác định bởi cặp huấn luyện. Trích xuất dữ liệu phải đòi hỏi phân tích sơ bộ để xác định các yếu tố đầu vào có liên quan ảnh hưởng đến AF. Có thể thu được AF,  $AF_{meas}$  bằng cách xử lý dữ liệu từ cảm biến khí thải ôxy được thể hiện:

$$AF = AF(P_m, N, \alpha, t_j) \quad (6)$$

Tất cả các dữ liệu đầu đã được đo và nhận biết. Để tiếp tục xác định AF thì yếu tố quan trọng là ống xả, vì trên ống xả có lắp cảm biến ôxy. Các dữ liệu này đến các cảm biến liên quan đến một hàm trễ  $A_{tf}$ . Hàm trễ này được đơn giản hóa trong tính toán của mô hình. Giả sử  $T_c$  là thời gian lấy mẫu, với  $T$  là số nguyên gần nhất với  $A_{tf}/T_c$ , biểu thức (6) trở thành:

$$AF_{meas}(t + 1) = g \left( AF_{meas}(t), \alpha(t - T + 1), N(t - T + 1, t - T), t_j(t - T + 1, t - T), P_m(t - T + 1, t - T) \right) \quad (7)$$

Trong đó  $x(t - T + 1, t - T)$  là sự phụ thuộc trên  $(t - T + 1) - (t - T)$  trong một khoảng thời gian. Phương trình (7) mô tả hoàn toàn các yếu tố đầu vào có liên quan và thời gian của chúng phụ thuộc nào vào  $AF_{meas}$ . Việc xác định rõ  $T_c$  và  $T$  cung cấp thông tin về cấu trúc của các đầu vào cho mạng nơron, làm giảm số lượng các mạng được đào tạo và đơn giản hóa các thủ tục xác định. Để xác định các thông số, cần xác định miền hoạt động làm việc có tính khả thi cho các đầu vào và đầu ra.

Đầu vào là các tín hiệu khả thi, đạp bàn đạp ga cho tham số  $\alpha$ ,  $t_j$ ,  $P_m$  và lên dốc (với độ dốc không đổi) cho tham số  $N$ . Các tham số trên được chọn ngẫu nhiên cho các mô hình hành động của người lái xe và hộp ECU có thể tính toán.

**Bảng 1.** Miền hoạt động khả thi cho đầu vào

$\alpha_{meas} \in (7, 70)$	$N_{meas} \in (700, 4700)$	$t_j \in (0.0001, 0.009)$	$P_{m\_meas} \in (20000, 100000)$	$AF_{meas} \in (6.7, 22.7)$
[deg]	[r/min]	[s]	[Pa]	[-]

Dữ liệu sau đó giảm dần để giảm kích thước tập huấn luyện, ngăn ngừa dữ liệu không thích hợp dư thừa. Xác định các tín hiệu giữa đầu vào và đầu ra với tập hợp lớn nhất và tần số Nyquist của nó, sau đó làm tăng lên như một tham số tin cậy và có thể tìm thấy nó. Bằng cách xem xét tín hiệu khả thi, quan sát thấy rằng khoảng trải dài 0.025 - 0.166 s, nghĩa là theo tỷ lệ lấy mẫu cần từ 1 đến 5 lần độ trễ cho các đầu vào bên ngoài.

Chúng ta xem xét 5 độ trễ cho mỗi biến đầu vào bên ngoài điều khiển một mạng với 24 đầu vào bên ngoài. Có thể xem xét 2 độ trễ cho các đầu vào và 3 độ trễ cho các đầu ra với sự mất mát không đáng kể. Một mạng nơron sau cùng nhận được 15 đầu vào:  $P_m$ ,  $N$ ,  $\alpha$ ,  $t_j$  tại thời điểm  $t$ ,  $t-1$ ,  $t-2$ , và  $AF_{meas}$  tại thời điểm  $t-1$ ,  $t-2$ ,  $t-3$ . Huấn luyện được thực hiện với các thuật toán Quasi-Newton và Davidon-Fletcher-Powell.

Thực nghiệm chứng minh cần thiết để xem xét một tập huấn luyện ít nhất 30000 cặp với tổng thời gian 16.5 giờ hoạt động để đạt được độ chính xác tốt. Các thí nghiệm khác nhau đã được thực hiện bằng cách thay đổi số lớp ẩn (một hoặc hai) và số lượng nơron của mỗi lớp.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}(x_i))^2 \quad (8)$$

Trong đó  $\hat{f}(x_i)$  là dự đoán cho  $\hat{f}$  thứ  $i$ , MSE công thức (8) được tính bằng cách sử dụng dữ liệu huấn luyện đã được sử dụng trong mô hình hóa. MSE càng nhỏ tức là dữ liệu huấn luyện đưa vào tốt trong miền hoạt động khả thi cho đầu vào (bảng 1).

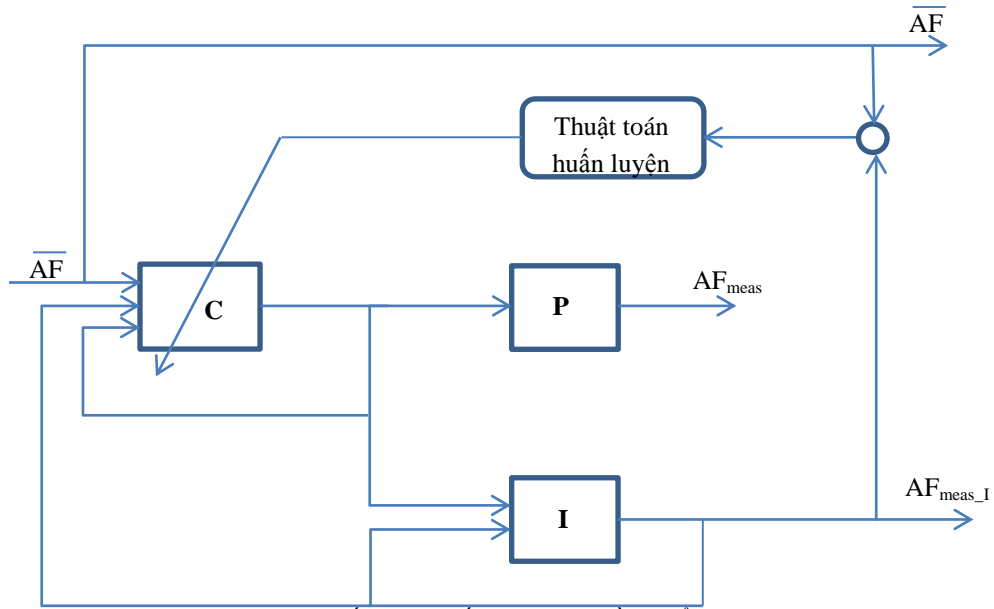
**Bảng 2.** Kết quả của cấu trúc nơron khác nhau

Cấu trúc mạng	MSE (mean squared error)	Mean Error	Mean % Error
1 lớp ẩn (15 nơron)	0.45	0.17	1.27 %
1 lớp ẩn (20 nơron)	0.07	0.38	2.70 %
1 lớp ẩn (25 nơron)	0.11	0.53	3.95 %
2 lớp ẩn (8 + 8 nơron)	0.10	0.50	3.68 %
2 lớp ẩn (10 + 8 nơron)	0.11	0.52	3.79 %
2 lớp ẩn (10 + 10 nơron)	0.67	0.34	2.11 %

Kết quả cho thấy trong suốt quá trình thử nghiệm thì sai số trung bình là giá trị của  $|AF_{meas} - AF|$  và sai số theo phần trăm trung bình là giá trị của  $|AF_{meas} - AF| (100 / AF_{meas})$ .

Để xác định bộ điều khiển  $C$ , phải kiểm soát được thời gian phun  $t_j$  với điều kiện bộ ECU trên cơ sở các thông tin từ các cảm biến và thuật toán điều khiển, trong đó bao gồm một mạng nơron tương tự để xác định  $AF$ . Sơ đồ cấu hình huấn luyện được đưa ra trong hình 6 với  $AF = 14.64$  (giá trị cân bằng hóa học).





**Hình 6.** Cấu hình huấn luyện bộ điều khiển nơron

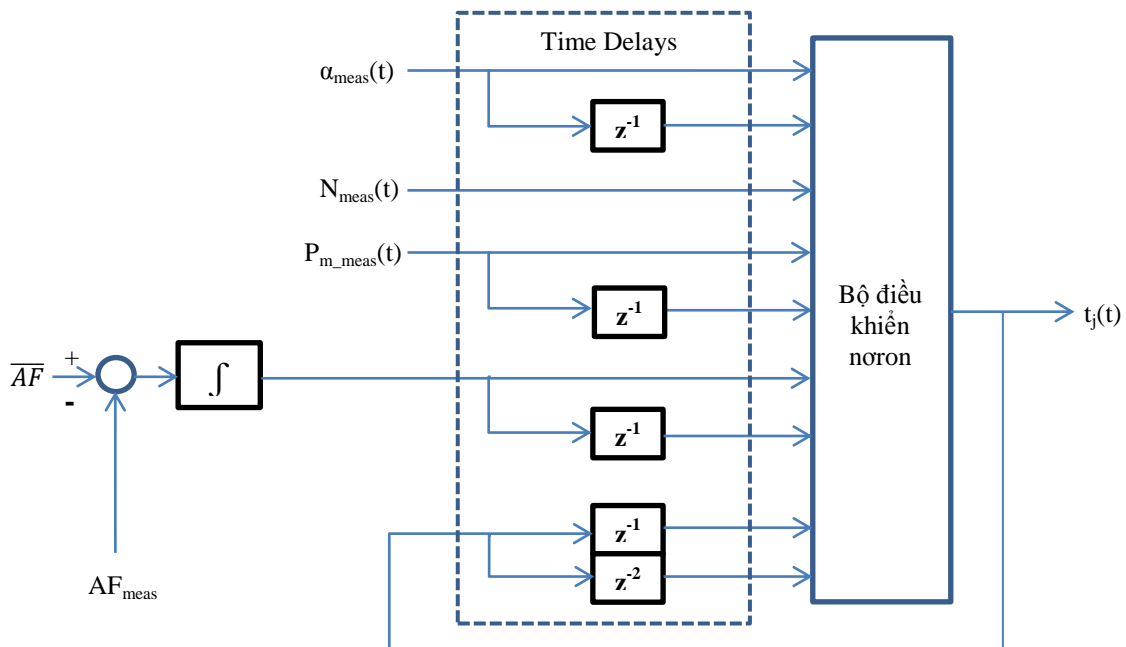
Trong việc phát triển cho một bộ điều khiển tỷ lệ AF cần phải đáp ứng hai yêu cầu: một là một lỗi null ở cuối giai đoạn tạm thời, hai là một tín hiệu điều khiển khả thi (ở đây là thời gian phun  $t_j$ ) đặc trưng bởi hành động điều khiển hạn chế. Yêu cầu đầu tiên có thể được giải quyết bằng cách xem xét hoạt động  $\overline{AF} - AF_{meas_I}$  trong thời gian huấn luyện và  $\overline{AF} - AF_{meas}$  trong các hoạt động bình thường.

Các thuật toán huấn luyện để hạn chế việc tìm kiếm trong không gian tham số nơron đối với một bộ điều khiển có thể cung cấp một tín hiệu điều khiển thường xuyên theo thời gian. Các hàm số huấn luyện như sau:

$$J(t) = \alpha (\overline{AF} - AF_{meas_I}(t))^2 + \beta (t_j(t))^2 + \gamma (t_j(t) - t_j(t-1))^2 \tag{9}$$

Trong đó:  $\alpha$ ,  $\beta$  và  $\gamma$  là các hệ số phù hợp của ba thành phần bắt buộc.

Phải cấu hình bộ điều khiển nơron trong giới hạn đầu vào và đầu ra. Đối với các mô đun  $I$ , đã xác định chức năng và thời gian phụ thuộc của  $t_j$ . Trong đề xuất của giai đoạn này cho thấy rằng bộ điều khiển nhận được  $P_m$ ,  $N$  và  $\alpha$  và cung cấp một thời gian phun  $t_j$  cho động cơ. Cấu trúc của bộ điều khiển trong quá trình đào tạo, trong đó  $Z^{-1}$  đại diện cho độ trễ một bước. Trong thời gian hoạt động bình thường, nó phải nhận  $AF_{meas}$  đo được thay vì  $AF_{meas_I}$ .

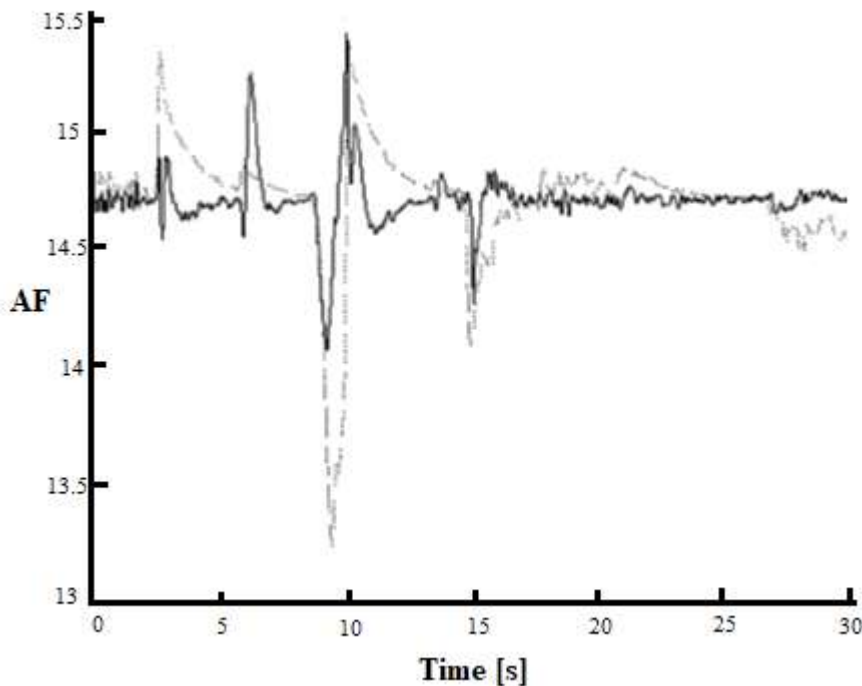


**Hình 7.** Lược đồ hoạt động cho bộ điều khiển nơron

Bộ điều khiển nơron đã được huấn luyện ban đầu để xác định tiến trình  $I$  và sau đó thay thế một thuật toán ước lượng tham số cho các hàm  $J(t)$ . Các đầu vào được xác định rõ trên tập đầu vào của các loại sử dụng tiến trình nhận dạng. Sự hiện diện của một hành động điều khiển tạo ra các vấn đề trong giai đoạn đầu của việc học, trong đó tỷ cung cấp các giá trị không chính xác. Vấn đề có thể giải quyết bằng cách giới hạn tích phân với các mạng nơron tốt nhất.

### C. Kết quả

Sau khi thử nghiệm trên động cơ ô tô 1NZ-FE trong 30 giây với các điều kiện: động cơ khởi động đủ để nhiệt độ nước làm mát đạt nhiệt độ cần thiết. Chọn tốc độ động cơ 1000 vòng/phút.



**Hình 8.** Kết quả thử nghiệm động cơ với  $N = 1000$  vòng/phút

Đường nét đứt (-----) là kết quả AF thực của động cơ chưa qua huấn luyện

Đường nét liền (——) là kết quả sau khi huấn luyện.

Kết quả cho thấy sau khi huấn luyện qua mạng nơron thì AF dao động quanh giá trị cân bằng hóa học 14,64 tốt hơn so với chưa qua huấn luyện. Vì vậy hỗn hợp không khí - nhiên liệu cháy tốt hơn khi chưa qua huấn luyện và giảm lượng khí xả gây ô nhiễm. Các đỉnh của đồ thị tương ứng với các góc mở bướm ga khác nhau.

## IV. KẾT LUẬN

Bài báo trình bày các kỹ thuật máy học ứng dụng trong kỹ thuật ô tô. Một bộ điều khiển nơron được thiết kế để điều khiển tỷ lệ AF nhằm giảm thiểu khí thải sinh ra trong động cơ phun nhiên liệu. Để cải thiện các quá trình cân bằng, các mạng nơron được xem xét đến các mô hình ảnh hưởng đến sự lắng đọng của màng nhiên liệu lỏng. Do số lượng dữ liệu bị giảm ảnh hưởng đến việc sử dụng kỹ thuật xác nhận chéo, nên mô hình nơron tốt nhất được chọn với tiêu chuẩn dự báo độ sai lệch sau cùng. Bộ điều khiển nơron sau cùng được thiết kế tối ưu hóa hiệu suất, hạn chế các hành động điều khiển cần thiết.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] W. W. Yuen and H. Servati, "A Mathematical Engine Model Including the Effect of Engine Emissions," Rep., SAE TP 840 036.
- [2] Bùi Văn Ga, Mô hình hóa quá trình cháy động cơ đốt trong, NXB Giáo dục, 1997.
- [3] R. C. Turin and H. P. Geering, "On-Line Identification of Air-Fuel Ratio Dynamics in a Sequentially Injected SI Engine," SAE TP 930 857, 1993.
- [4] S. D. Hires and M. T. Overington, "Transient Mixture Strength Excursion: An Investigation on Their Causes and the Development of a Constant Mixture Strength Fuelling Strategy," Rep., SAE TP 810 495.
- [5] "Topological minimization of multilayered feed-forward neural networks by spectral decomposition," Proc. 1992 IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks, vol. 2, pp. 805-810, Nov. 1992.



- [6] Y. Le Cun, J. S. Denker, and S. A. Solla, "Optimal brain damage," in *Advances in Neural Information Processing Systems*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1989, vol. 2, pp. 598-606.
- [7] B. Hassibi and D. G. Stork, "Second order derivative for network pruning: Optimal brain surgeon," in *Advances in Neural Information Processing Systems*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1992, vol. 5, pp. 164-171.
- [8] S. J. Nowlan and G. E. Hinton, "Simplifying neural networks by soft weight-sharing," *Neural Comput.*, vol. 4, no. 4, pp. 473-493, 1992.
- [9] C. Wang, S. S. Venkatesh, and J. S. Judd, "Optimal stopping and effective machine complexity in learning," in *Advances in Neural Information Processing Systems*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1993, vol. 6, pp. 303-310.
- [10] W. H. Press, B. P. Flannery, S. A. Teukolsky, and W. T. Vetterling, *Numerical Recipes*. Cambridge, MA: Cambridge Univ.
- [11] C. Alippi, "FPE-Based Criteria to Dimension Feedforward Neural Topologies, IEEE-TCAS1," *National Research Council*, vol. 46, Internal Rep., Aug. 1999.
- [12] Động cơ 1NZ-FE, Toyota, 2010.

## **MACHINE LEARNING TECHNIQUES IN DETERMINING AUTOMOTIVE ENGINE PARAMETERS**

**Nguyen Hoang Luan, Nguyen Quang Tan, Vu Duc Lung**

**ABSTRACT:** Contamination in the world, especially those from automobile emissions is increasing rapidly day to day. Catalysts are designed to optimize the fuel and air ratio but the air fuel ratio is very sensitive to the engine's operating mode. This paper presents a solution based on machine learning technique to control the input parameters of the fuel and air ratio in electronic fuel injection engine to reduce harmful emissions that pollute the environment. Automobile engine models and neural-based controllers rely on neural networks to minimize emissions generated in fuel injection engines are designed and tested. Finally, the paper offers neural controller has been to optimize performance, limits the necessary control action.

**Keywords:** Air fuel ratio control, machine learning techniques, automotive engine parameters, pollution, optimal modeling.