

**XÂY DỰNG HỆ THỐNG AIOT GIÁM SÁT KHÍ GAS
SỬ DỤNG MẠNG NƠ-RON NHÂN TẠO TRÊN ESP32
CHO ỨNG DỤNG AN TOÀN CÔNG NGHIỆP**
DEVELOPMENT OF AN IOT-BASED GAS MONITORING SYSTEM
USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS ON ESP32
FOR INDUSTRIAL SAFETY APPLICATIONS

TRẦN THỊ PHƯƠNG THẢO*, VŨ THỊ THU

Khoa Điện - Điện tử, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

**Email: thaottp.ddt@vimaru.edu.vn*

DOI: <https://doi.org/10.65154/jmst.1035>

Tóm tắt

An toàn cháy, nổ trong môi trường công nghiệp là nhiệm vụ đặc biệt quan trọng. Rò rỉ khí gas tại các nhà xưởng, kho hàng, khu vực sản xuất tiềm ẩn nguy cơ cháy nổ và ngộ độc cao. Các hệ thống cảnh báo truyền thống dùng cảm biến giá rẻ thường có sai số lớn và chịu ảnh hưởng từ môi trường như nhiệt độ, độ ẩm dẫn đến gây báo động giả, bỏ sót cảnh báo. Bài báo này đề xuất xây dựng hệ thống AIoT giám sát khí gas dựa trên ESP32 có tích hợp mạng nơ-ron nhân tạo (ANN). Phương pháp nghiên cứu dựa trên thiết bị cảm biến khí gas MQ-x, cảm biến độ ẩm, ESP32 và phần mềm Virtuino IoT kết nối mạng Wi-Fi. Những mô hình ANN đã huấn luyện vào ESP32 và triển khai thuật toán suy luận trực tiếp trên vi điều khiển. Kết quả nghiên cứu đã chứng minh tính khả thi của việc tích hợp ANN những trên ESP32 trong hệ thống IoT giám sát khí gas cho môi trường công nghiệp. Cuối cùng, mở hướng nghiên cứu phát triển các mô hình AI những cho các bài toán giám sát an toàn môi trường khác trong tương lai.

Từ khóa: Giám sát khí gas, An toàn công nghiệp, Hệ thống IoT, Mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), Hệ thống nhúng thông minh.

Abstract

Ensuring fire and explosion safety in industrial environments is of paramount importance. Gas leakages in factories, warehouses, and production facilities constitute a severe risk of fire, explosion, and toxic exposure. Conventional warning systems, often relying on low-cost sensors, are prone to significant inaccuracies and high susceptibility to environmental interferences such as temperature and humidity, leading to frequent false alarms or missed detections. This study

proposes the development of an ESP32-based IoT gas monitoring system integrated with an Artificial Neural Network (ANN). The methodology employs MQ-x gas sensors, humidity sensors, the ESP32 microcontroller, and Virtuino IoT software, interconnected via Wi-Fi. Experimental results demonstrate the feasibility of deploying embedded ANNs on the ESP32 within an industrial IoT framework. Consequently, this work paves the way for further research and development of embedded AI models addressing broader environmental safety monitoring challenges.

Keywords: Gas monitoring, Industrial safety, IoT-based system, Artificial Neural Network (ANN), Embedded intelligence.

1. Giới thiệu

Trong nhiều hệ thống công nghiệp hiện đại, các loại khí dễ cháy nổ như LPG, CH₄, CO, H₂ được sử dụng rộng rãi trong quá trình sản xuất, gia nhiệt hoặc vận hành các thiết bị. Trong quá trình đó, rò rỉ khí không được phát hiện kịp thời có thể dẫn đến cháy nổ, ngộ độc và gây thiệt hại nghiêm trọng về người và tài sản [1]. Các hệ thống phát hiện khí thường dựa trên cảm biến bán dẫn, cảm biến hồng ngoại hoặc cảm biến điện hóa kết hợp với mạch so sánh ngưỡng cố định để kích hoạt còi, đèn hoặc ngắt nguồn cung cấp gas [2], [3]. Trong nghiên cứu [4], nhóm tác giả đã thiết kế cảm biến khí gas không dây và tập trung vào các nền tảng cảm biến linh hoạt, có thể đeo được và việc tích hợp học máy để nâng cao trí tuệ của hệ thống. Kết quả thu thập dẫn đến sai số đo nồng độ lớn, dễ gây báo động giả hoặc bỏ sót cảnh báo trong điều kiện môi trường phức tạp. Nhiều nghiên cứu đã chỉ ra rằng nhiệt độ và độ ẩm có thể làm thay đổi đáng kể đáp ứng của cảm biến bán dẫn, khiến quan hệ giữa điện áp điện trở cảm

biến và nồng độ khí trở nên không ổn định nếu chỉ sử dụng các mô hình tuyến tính đơn giản [5]. Xu hướng Internet of Things (IoT) đã thúc đẩy sự phát triển của các hệ thống giám sát khí gas kết nối mạng, cho phép thu thập dữ liệu thời gian thực và lưu trữ trên server, trực quan hóa trên dashboard như Grafana, Blynk, Virtuino IoT.

Trong công trình [6], tác giả đề xuất hệ thống giám sát và cảnh báo rò rỉ LPG sử dụng ESP8266 và các cảm biến MQ-2, MQ-5 kết hợp giao thức MQTT để truyền dữ liệu. Tuy nhiên, đa số vẫn dựa trên ngưỡng cảnh báo cố định và chưa xử lý sâu bài toán sai số và nhiễu của cảm biến trong điều kiện công nghiệp đa biến. Nhiều nghiên cứu đã áp dụng ANN cho phát hiện rò rỉ trong đường ống [7]-[9]. Bên cạnh đó, các hướng tiếp cận gần đây còn tích hợp TinyML và mô hình học sâu nhẹ vào các nút IoT, nhằm triển khai suy luận trực tiếp tại hiện trường, giảm độ trễ truyền thông và phụ thuộc vào server. Một số vấn đề gặp phải nhiều hệ thống IoT giám sát khí gas dựa trên ESP32 vẫn sử dụng ngưỡng cảnh báo cố định hoặc các phép hiệu chuẩn tuyến tính. Kết quả dẫn đến hiệu năng chưa ổn định trong môi trường công nghiệp, nơi nhiệt độ, độ ẩm và điều kiện thông gió thay đổi liên tục [10], [11]. Các phương pháp như hồi quy tuyến tính, Kalman, SVM và LSTM đều có thể được sử dụng để nâng cao chất lượng tín hiệu cảm biến. Tuy nhiên, hồi quy tuyến tính thường khó mô hình hóa quan hệ phi tuyến, Kalman chủ yếu mạnh ở bài toán lọc nhiễu, còn SVM và LSTM có chi phí tính toán cao hơn khi triển khai trên phần cứng nhúng. Do đó, nghiên cứu này lựa chọn ANN độ chính xác và khả năng triển khai Edge AI thời gian thực trên ESP32.

Từ những vấn đề trên, bài báo này đề xuất nền tảng cảm biến khí gas bán dẫn kết hợp cảm biến nhiệt độ, độ ẩm và vi điều khiển ESP32 tích hợp Wi-Fi [12]. Dữ liệu đo trong nhiều kịch bản rò rỉ và điều kiện môi trường khác nhau được thu thập để huấn luyện mô hình ANN theo hướng bù sai số và phân loại mức nguy hiểm. Mô hình sau khi huấn luyện được nhúng trực tiếp vào ESP32, cho phép thực hiện suy luận thời gian thực ngay tại nút đo, từ đó đưa ra quyết định cảnh báo an toàn. Đồng thời, hệ thống sử dụng giao thức Modbus TCP/IP để truyền dữ liệu lên nền tảng Virtuino IoT, cung cấp khả năng giám sát từ xa, lưu trữ lịch sử và cấu hình ngưỡng cho người vận hành.

Nội dung bài báo được chia thành các phần sau: Mục 2 trình bày cơ sở lý thuyết xây dựng cấu trúc mô hình hệ thống. Xây dựng thuật toán triển khai mô hình mạng nơ-ron nhân tạo nhúng trên ESP32 thể hiện trong Mục 3. Mục 4 thực hiện các bước thử nghiệm kết quả

và đánh giá hiệu suất mô hình. Cuối cùng, phần kết luận và hướng phát triển được mô tả ở Mục 5.

2. Xây dựng mô hình cấu trúc thu thập dữ liệu

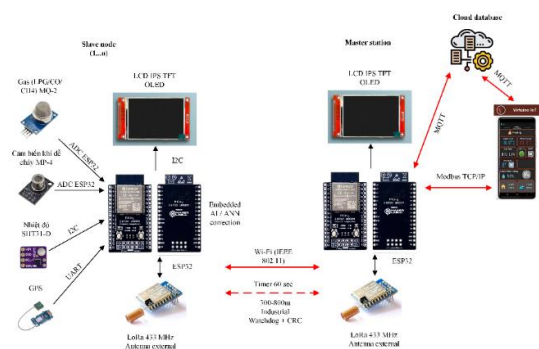
2.1. Kiến trúc phần cứng hệ thống

Mô hình cấu trúc thiết bị trạm thu thập dữ liệu được đề xuất như Hình 1. Hệ thống thu thập dữ liệu được thiết kế theo mô hình master-slave phân tán, gồm 3 thành phần chính [13]:

- Nút Slave: Hoạt động như trạm cảm biến độc lập, có nhiệm vụ thu thập dữ liệu môi trường và truyền về trạm Master theo chu kỳ. Nút sử dụng các cảm biến khí MQ-2, MP-4 để đo nồng độ khí LPG, CO, CH₄ và khí hydrocarbon dễ cháy. Tín hiệu tương tự được xử lý qua ADC của ESP32, giúp tăng độ phân giải và hỗ trợ hiệu chuẩn bằng ANN.

- Trạm trung tâm: Có nhiệm vụ thu thập, lưu trữ tạm thời và hiển thị dữ liệu. Hệ thống sử dụng Wi-Fi/Modbus TCP làm kênh truyền chính và LoRa 433 MHz làm kênh dự phòng. Trong điều kiện bình thường, dữ liệu truyền qua Wi-Fi để đảm bảo thời gian thực; khi mất hoặc nghẽn kết nối, hệ thống tự động chuyển sang gửi cảnh báo qua LoRa, giúp duy trì giám sát liên tục.

- Phần mềm IoT: Dữ liệu được lưu trữ trên cloud để phục vụ huấn luyện mô hình trong tương lai. Phần mềm Virtuino IoT hỗ trợ giám sát và cảnh báo sự cố, giao tiếp với trạm trung tâm qua TCP/IP, trong đó mỗi ESP32 được cấu hình một địa chỉ IP tĩnh.



**Hình 1. Sơ đồ kiến trúc hệ thống thu thập đa tầng:
Kênh chính Wi-Fi (Modbus TCP/IP) và kênh dự
phòng LoRa**

Do đặc tính tỏa nhiệt của cảm biến bán dẫn dòng MQ trong quá trình đốt nóng dây tóc nên module cảm biến nhiệt độ, độ ẩm được bố trí cách ly nhiệt và đặt tại vị trí cửa hút gió của hộp thiết bị để đảm bảo phản ánh chính xác nhiệt độ môi trường tránh sai số cục bộ.

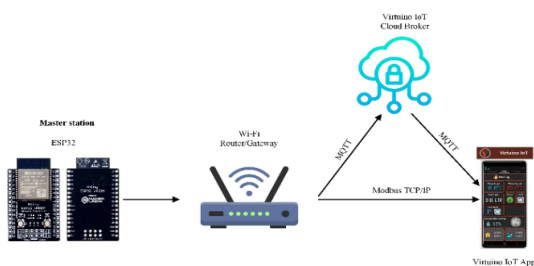
2.2. Truyền thông giữa ESP32 và Virtuino IoT

Sơ đồ kiến trúc truyền thông của hệ thống giám sát khí gas kết hợp nền tảng Virtuino IoT được thể hiện ở Hình 2, gồm các thành phần chính sau:

- Master station - ESP32: Là nút trung tâm, tiếp nhận dữ liệu từ các trạm cảm biến sau khi đã được xử lý và bù sai số bằng ANN, sau đó đóng gói để truyền đi.

- Wi-Fi Router/Gateway: ESP32 kết nối không dây đến router/gateway qua Wi-Fi. Router đóng vai trò cầu nối giữa mạng cục bộ và Internet, cho phép truyền dữ liệu từ ESP32 lên cloud và tới thiết bị giám sát.

- Virtuino IoT Cloud: Ứng dụng Virtuino trên điện thoại hoặc trình duyệt web nhận dữ liệu từ broker bằng MQTT và/hoặc kết nối trực tiếp với ESP32 qua Modbus TCP/IP (tùy cấu hình). Tại đây, người dùng có thể truy cập.



Hình 2. Quy trình truyền nhận và xử lý dữ liệu

2.3. Xây dựng mô hình kiến trúc mạng đa cảm biến

Trong nghiên cứu này, mô hình mạng truyền thông giữa các nút cảm biến và mạng trung tâm dựa trên giao thức Modbus TCP/IP có cải tiến thêm lớp bảo mật. Sensor Nodes đóng vai trò là Modbus Servers có duy trì vùng nhớ để lưu trữ giá trị cảm biến. Để đảm bảo dữ liệu và tránh nghẽn mạng tại Router, thuật toán tại Master Node được thiết kế theo cơ chế Sequential TCP Request với cơ chế Timeout.

Giả sử tập hợp các địa chỉ IP của các Sensor Nodes là:

$$S = \{IP_i | i = 1, 2, 3, \dots, N\} \quad (1)$$

Trong đó, S là tập hợp địa chỉ IP của N nút cảm biến trong hệ thống giám sát.

Dưới đây là thuật toán mô tả quá trình thu thập dữ liệu Modbus TCP/IP [14], [15].

Đầu vào: Tập hợp địa chỉ IP các nút cảm biến

- 1: Khởi tạo: Thiết lập kết nối mạng và cấu hình Modbus Client.
- 2: Lặp vô hạn (theo chu kỳ T):
- 3: **For** mỗi nút i từ 1 đến N trong tập S **do**:

4: Kết nối: Mở Socket TCP tới IP[i] tại cổng 502.

5: **If** (Kết nối thành công) **thì**:

6: Truy vấn: Gửi lệnh FC03 đọc khối thanh ghi (Block Read).

7: **If** (Nhận gói tin phản hồi hợp lệ) **thì**:

8: Tách dữ liệu: HighWord $\leftarrow$ Byte[0..1]; LowWord $\leftarrow$ Byte[2..3]

9: Xử lý: Raw $\leftarrow$ (HighWord $\ll$ 16) | LowWord

10: Chuyển đổi: D[i] $\leftarrow$ IEEE754_To_Float(Raw)

11: **End If**

12: Ngắt kết nối TCP để giải phóng tài nguyên.

13: **Else**: Ghi nhận trạng thái lỗi cho nút i.

14: Delay ngắn (t_wait) để ổn định đường truyền.

15: **End For**

16: Đồng bộ dữ liệu D lên hệ thống giám sát với T

Đầu ra: giá trị các cảm biến đã xử lý.

3. Phát triển thuật toán bù sai số

Trong quá trình thu thập, nồng độ khí đo được từ cảm biến trong điều kiện môi trường thực tế được mô tả bởi [16]:

$$C_{meas} = f(x, T, RH) \quad (2)$$

Trong đó: x là tín hiệu cảm biến (điện áp/giá trị ADC) hoặc tỉ số R_s / R_0 , T là nhiệt độ, RH là độ ẩm và các nhiễu khác. Các yếu tố môi trường làm đặc tính cảm biến bị lệch so với đường chuẩn, gây sai số.

Mục tiêu của thuật toán là xây dựng hàm bù sai số dựa trên ANN:

$$C_{comp} = F_{ANN}(x, T, RH) \quad (3)$$

Trong đó: C_{comp} là nồng độ khí sau khi được mô hình ANN bù sai số và quy đổi gần về điều kiện chuẩn.

3.1. Xây dựng mô hình ANN bù sai số

Trong điều kiện thực tế, cảm biến bán dẫn dễ bị ảnh hưởng bởi nhiệt độ và độ ẩm môi trường. Vì vậy, nghiên cứu sử dụng mô hình ANN MLP để nâng cao độ chính xác cho các cảm biến MQ-2, MP-4 đo nồng độ khí LPG, CO, CH₄. Các thông số dải đo của cảm biến được lấy từ datasheet và trình bày trong Bảng 1.

Để đánh giá mô hình, dữ liệu được thu thập trong buồng khí kín 50 lít, với nồng độ khí tham chiếu được đo song song bằng thiết bị Testo 316-EX đã hiệu chuẩn. Nhiệt độ và độ ẩm trong buồng được thay đổi bằng máy gia nhiệt và máy tạo ẩm nhằm mô phỏng các điều kiện vận hành khác nhau. Dữ liệu được lấy mẫu theo chu kỳ cố định trong nhiều kịch bản rò rỉ, gồm mức nồng độ thấp, trung bình và cao.

Bảng 1. Tập dữ liệu dùng để huấn luyện mô hình ANN

Nhóm kích bản	Số kích bản	Mục tiêu khảo sát	Thông số đầu vào ghi nhận	Miền khảo sát	Số mẫu kích bản	Tổng mẫu
Nhóm 1	4	Ảnh hưởng nhiệt độ	Tín hiệu cảm biến, nhiệt độ, độ ẩm	T = 25 - 55°C; RH = 60 ± 5%	200	800
Nhóm 2	4	Ảnh hưởng độ ẩm	Tín hiệu cảm biến, nhiệt độ, độ ẩm	T = 30 ± 2°C; RH = 45 - 90%	200	800
Nhóm 3	4	Ảnh hưởng đồng thời của nhiệt độ, độ ẩm và nồng độ khí	Tín hiệu cảm biến, nhiệt độ, độ ẩm	T = 25 - 70°C; RH = 45 - 90%	200	800
Tổng	12					2,400

Bảng 2. Các cảm biến lựa chọn và dải đo

Cảm biến	Dải đo khí CO (ppm)	Dải đo khí LPG	Dải đo khí CH ₄ (ppm)
MQ2		200-5000	5000-20000
MQ7	10-500		
MP-4			300-10000

Trước khi huấn luyện, dữ liệu được làm sạch, loại bỏ ngoại lai và chuẩn hóa min-max về miền [0,1]. Sau đó, bộ dữ liệu được chia thành tập huấn luyện, xác thực và kiểm tra theo tỷ lệ 70% - 15% - 15%.

Bảng 2 mô tả thông số kỹ thuật của cảm biến trong nghiên cứu với các dải đo cho phép.

Một mô hình ANN được đề xuất dựa trên số lượng đầu vào, ra cho mô hình, xác định số nơ-ron N lớp ẩn tối ưu đáp ứng độ chính xác. Để giải quyết vấn đề phi tuyến tính của sai số cảm biến do ảnh hưởng của nhiệt độ và độ ẩm, nghiên cứu đề xuất sử dụng mạng Perceptron đa lớp (MLP).

Quá trình tính toán tại lớp ẩn cho nơ-ron thứ j được mô tả như sau:

$$h_j = f \left(\sum_{i=1}^3 w_{ij}^{(1)} x_i + b_j^{(1)} \right) \quad (4)$$

Trong đó: x_i là vector đầu vào; $w_{ij}^{(1)}$: Trọng số (Weights) kết nối từ lớp đầu vào đến lớp ẩn; $b_j^{(1)}$: Ngưỡng (Bias) của lớp ẩn. f là hàm kích hoạt Sigmoid. Giá trị đầu ra y được tính toán tuyến tính tại lớp ra:

$$y = \sum_{j=1}^k w_j^{(2)} x_j + b^{(2)} \quad (5)$$

Trong đó: $w_j^{(2)}$ và $b^{(2)}$ là trọng số và ngưỡng của lớp đầu ra. Quá trình huấn luyện (Training) sử dụng thuật toán Lan truyền ngược (Backpropagation) với tối ưu hóa Levenberg-Marquardt để giảm thiểu sai số trung bình bình phương (MSE).

Mô hình ANN sử dụng mạng MLP 3-8-1 với đầu

vào gồm tín hiệu cảm biến, nhiệt độ và độ ẩm; đầu ra là nồng độ khí hiệu chuẩn. Lớp ẩn dùng sigmoid, lớp đầu ra dùng hàm tuyến tính. Với 41 tham số, mô hình bảo đảm tính gọn nhẹ cho triển khai trên ESP32. Quá trình huấn luyện được thực hiện ngoại tuyến, sau đó nhúng trọng số tối ưu vào vi điều khiển để suy luận thời gian thực. Dưới đây là thuật toán tìm sai số giữa giá trị cần đạt và giá trị đầu ra thực tế.

Đầu vào: Tập hợp địa chỉ IP các nút cảm biến

// Hàm ANN_BuSaiSo:

Input : x_{sensor} - giá trị đo MQ-2 (ADC hoặc Rs/R0)

T - nhiệt độ (°C)

1: function ANN_BuSaiSo(x_{sensor} , T, RH):

// Chuyển đổi và chuẩn hóa đầu vào

2: ratio = convert_to_ratio(x_{sensor})

3: x1 = (ratio - ratio_min) / (ratio_max - ratio_min)

4: x2 = (T - T_min) / (T_max - T_min)

5: x3 = (RH - RH_min) / (RH_max - RH_min)

// 2. Tầng ẩn: $h = f(W1 * x + b1)$

6: for j = 1 → Nh:

// Nh: số neuron ẩn

6: s = 0

7: s += W1[j,1] * x1

8: s += W1[j,2] * x2

9: s += W1[j,3] * x3

10: s += b1[j]

11: h[j] = activation(s)

12: // 3. Tầng ra: $C_{\text{hat}} = W2 * h + b2$

```

13: C_hat = 0
14: for j = 1 → Nh:
15:   C_hat += W2[j] * h[j]
16: C_hat += b2
17: return C_hat
18: end function
    
```

Đầu ra: giá trị các cảm biến đã xử lý.

3.2. Xây dựng thuật toán cảnh báo bất thường

Thuật toán Rate of Rise (RoR) cho phép phát hiện nhanh sự cố rò rỉ áp suất cao trước khi nồng độ khí đạt ngưỡng bảo hòa, từ đó rút ngắn đáng kể thời gian phản ứng của hệ thống so với phương pháp truyền thống. Thuật toán đồng thời giảm báo động giả do nhiễu điện từ hoặc các luồng khí thoát qua bằng cơ chế xác nhận thời gian thực trong miền thời gian. Nguyên lý hoạt động dựa trên việc phân tích đạo hàm theo thời gian của nồng độ khí (gradient) kết hợp với ngưỡng tuyệt đối. Đầu vào của thuật toán là giá trị C_{calib} nồng độ khí đã được bù sai số bằng ANN ở bước trước. Thuật toán được tổ chức thành ba tầng bảo vệ.

Tầng 1 - Cảnh báo rò rỉ nhanh: Dựa trên tốc độ tăng trưởng. Nếu khí gas tăng đột ngột trong thời gian ngắn hệ thống phải báo động ngay lập tức dù nồng độ chưa chạm ngưỡng nguy hiểm. α là ngưỡng tốc độ tăng giới hạn (Rate-of-Rise threshold).

$$RoR(t) = \frac{C(t) - C(t - \Delta t)}{\Delta t} \quad (6)$$

Tầng 2 - Cảnh báo rò rỉ chậm: Dựa trên ngưỡng tuyệt đối β (Absolute Threshold). Dùng để phát hiện các vết nứt nhỏ, khí tích tụ dần theo thời gian.

Tầng 3 - Loại bỏ báo động giả (False Alarm Rejection): Tín hiệu duy trì vượt ngưỡng trong khoảng thời gian liên tục mới kích hoạt còi, đèn.

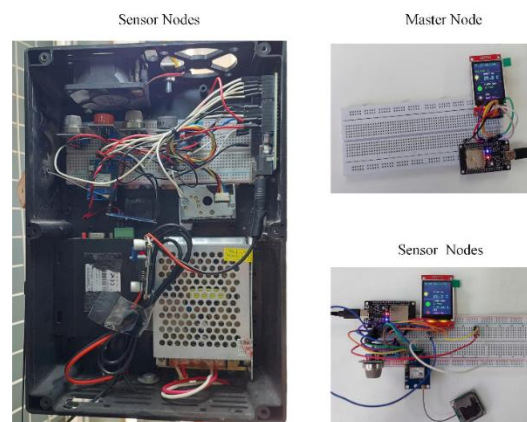
//Thuật toán 1

- Tại mỗi bước t, tính tốc độ tăng: $RoR \leftarrow (C_{curr} - C_{prev}) / \Delta t$.
- Kiểm tra điều kiện bất thường: $Flag \leftarrow (RoR > \alpha) \text{ OR } (C_{curr} > \beta)$.
- If (Flag == True) then: Tăng biến đếm xác nhận (Counter++).
- Else: Reset biến đếm (Counter $\leftarrow$ 0) về trạng thái bình thường.
- If (Counter $\geq T_{verify}$) then: Kích hoạt trạng thái BÁO ĐỘNG (ALARM).
- Cập nhật trạng thái: $C_{prev} \leftarrow C_{curr}$ và gửi tín hiệu qua Modbus TCP.

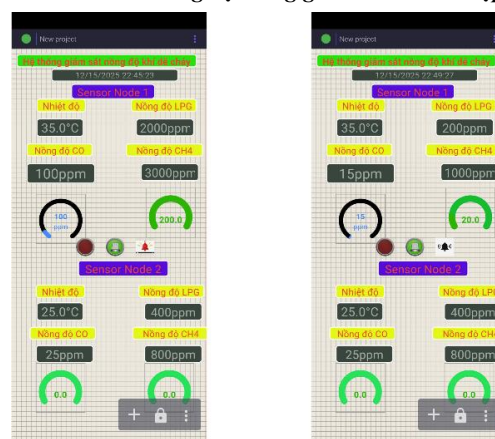
4. Thử nghiệm kết quả và đánh giá

Tác giả thử nghiệm các trạm cảm biến trong phòng

thí nghiệm và ngoài trời. Thiết bị phần cứng của mô hình được thể hiện trong Hình 3 bao gồm các cảm biến, GPS, màn hình hiển thị.



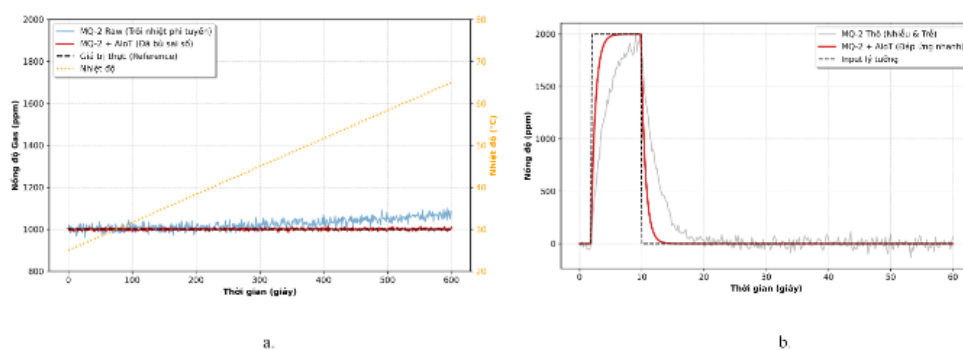
Hình 3. Phần cứng hệ thống giám sát và thu thập



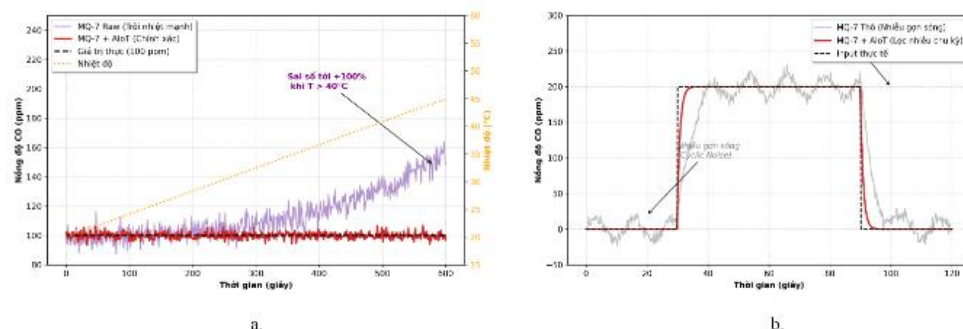
Hình 4. Giao diện ứng dụng Virtuino IoT giám sát nồng độ khí

Hình 4 thể hiện giao diện giám sát trên phần mềm ứng dụng Virtuino IoT khi giám sát đồng thời hai nút cảm biến. Nút Sensor Node 1 cho giá trị nồng độ LPG và CH₄ lần lượt khoảng 2000 ppm và 3000 ppm, nồng độ CO ~100 ppm cao rõ rệt so với Sensor Node 2 đặt trong cùng khu vực (400 ppm LPG, 800 ppm CH₄, 25 ppm CO). Các giá trị này đã vượt qua ngưỡng cảnh báo cài đặt trên hệ thống và gây ra trạng thái báo động liên tục.

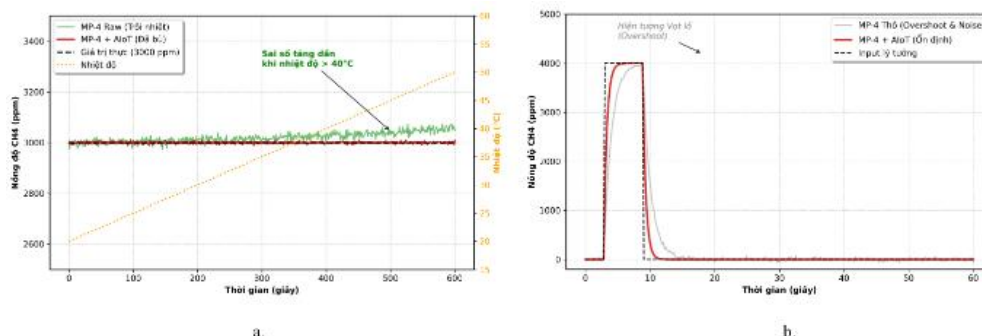
Để đánh giá khả năng triển khai Edge AI, mô hình ANN sau huấn luyện được triển khai trực tiếp trên ESP32 và kiểm tra các chỉ tiêu tài nguyên chính. Kết quả suy luận đạt khoảng 3,8 ms/mẫu, RAM sử dụng khoảng 6,4 KB, Flash sử dụng khoảng 28,7KB và công suất tiêu thụ trung bình khoảng 0,41W. Các kết quả này cho thấy mô hình đề xuất phù hợp với yêu cầu xử lý thời gian thực trên nền tảng nhúng tài nguyên hạn chế.



Hình 5. Ảnh hưởng của nhiệt độ đến cảm biến gas MQ-2



Hình 6. Bù sai số trôi nhiệt cho cảm biến khí độc CO (MQ-7)



Hình 7. Ảnh hưởng của nhiệt độ đến cảm biến CH4 MP-4

Hình 5 thể hiện kết quả khảo sát ảnh hưởng của nhiệt độ đến cảm biến gas MQ-2. Trong đó, ở Hình 5.a mô tả đường đặc tính của cảm biến khi nhiệt độ tăng từ khoảng 25°C lên gần 70°C, đường MQ-2 Raw bị trôi nhiệt phi tuyến và càng lúc càng lệch lên trên so với giá trị tham chiếu gần 1000 ppm. Ngược lại, đường MQ-2 + AIoT bám rất sát đường tham chiếu, gần như không phụ thuộc vào sự thay đổi nhiệt độ, chứng tỏ thuật toán bù đã khử tốt sai số nhiệt của cảm biến MQ-2. Ở Hình 5.b, đáp ứng bậc thang của tín hiệu thô (xám) thể hiện rõ độ trễ lớn và nhiễu, thời gian hồi về trạng thái ổn định khá chậm so với input lý tưởng.

Hình 6 thể hiện kết quả bù sai số trôi nhiệt cho cảm biến khí độc CO (MQ-7). Hình 6.a thể hiện khi nhiệt

độ tăng dần, tín hiệu MQ-7 Raw bị trôi mạnh, tới +100% sai số khi $T > 40^{\circ}\text{C}$, trong khi đường MQ-7 + AIoT luôn bám sát giá trị chuẩn 100 ppm gần như không phụ thuộc nhiệt độ. Hình 6.b với đáp ứng bậc thang, tín hiệu MQ-7 thô xuất hiện nhiễu gợn sóng theo chu kỳ gia nhiệt, còn đường MQ-7 + AIoT đã lọc được nhiễu và bám sát đường input thực tế.

Như vậy, mô hình AIoT đề xuất vừa khử trôi nhiệt, vừa giảm nhiễu chu kỳ của cảm biến MQ-7, giúp phép đo CO ổn định và chính xác hơn rõ rệt.

Hình 7.a mô tả đường đặc tính của cảm biến khi nhiệt độ tăng dần từ khoảng 25°C lên trên 50°C, đường MP-4 Raw (màu xanh) trôi lên trên giá trị thực 3000 ppm, thể hiện sai số do ảnh hưởng nhiệt độ, đặc biệt rõ khi nhiệt độ vượt 40°C. Đường MP-4 + AIoT

luôn bám sát đường giá trị thực chứng tỏ thuật toán ANN bù sai số đã loại bỏ được phần lớn trôi nhiệt của cảm biến. Sau khi áp dụng mô hình MP-4 + AIoT, đường đo bám rất sát tín hiệu lý tưởng, hầu như không còn overshoot và biên độ nhiễu giảm rõ rệt trong cả pha tăng và pha giảm.

Bên cạnh việc đánh giá trực quan thông qua các đồ thị đáp ứng, nghiên cứu còn sử dụng các chỉ số định lượng gồm sai số tuyệt đối trung bình (MAE), căn bậc hai sai số bình phương trung bình (RMSE) và sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE) để đánh giá hiệu quả bù sai số của mô hình ANN. Các chỉ số này được tính toán trên tập dữ liệu kiểm tra độc lập nhằm phản ánh khách quan mức độ cải thiện của phương pháp đề xuất so với tín hiệu cảm biến ban đầu.

Các chỉ tiêu đánh giá sai số được tính toán như sau:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (9)$$

Trong đó: y_i là giá trị đo thực tế, $\hat{y}_i$ là giá trị dự đoán hoặc giá trị sau bù bởi mô hình ANN tại mẫu thứ i và N là số lượng mẫu dùng để đánh giá.

Kết quả ở Bảng 3 cho thấy mô hình ANN giúp giảm đáng kể sai số của cả ba cảm biến khí. So với tín hiệu ban đầu, các chỉ số MAE, RMSE và MAPE sau bù đều giảm rõ rệt, trong đó MAPE giảm từ khoảng 8,94 - 10,42% xuống còn 2,97 - 3,56%.

Bảng 3. So sánh định lượng trước và sau khi bù sai số bằng ANN

Cảm biến	Trạng thái	MAE	RMSE	MAPE (%)
MQ-2	Trước bù	0.84	1.12	9.65
MQ-2	Sau bù ANN	0.29	0.41	3.18
MQ-7	Trước bù	0.91	1.24	10.42
MQ-7	Sau bù ANN	0.33	0.47	3.56
MP-4	Trước bù	0.78	1.05	8.94
MP-4	Sau bù ANN	0.27	0.39	2.97

Trong môi trường thực tế, tín hiệu cảm biến còn chịu ảnh hưởng của thông gió, nhiễu nguồn, nhiễu điện từ và sự lão hóa cảm biến, bên cạnh tác động của nhiệt độ và độ ẩm. Kết quả thử nghiệm cho thấy mô hình ANN giúp giảm độ trôi và dao động tín hiệu, góp phần nâng cao độ ổn định của hệ thống. Tuy nhiên, cần có thêm các thử nghiệm ngoài hiện trường trong thời gian dài để đánh giá đầy đủ hơn độ bền vững của mô hình trong các điều kiện vận hành phức tạp.

5. Kết luận

Nghiên cứu này đã trình bày thành công việc thiết kế và triển khai hệ thống giám sát an toàn khí thải công nghiệp dựa trên kiến trúc AIoT biên (Edge AIoT), tích hợp giao thức Modbus TCP/IP. Ứng dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) và thuật toán TinyML để giảm sai số thiết bị. Bên cạnh đó, việc áp dụng thuật toán cảnh báo sớm lai ghép dựa trên tốc độ tăng trưởng (Rate-of-Rise) đã cải thiện đáng kể khả năng phản ứng của hệ thống. Thời gian phát hiện các sự cố rò rỉ khí đột ngột được rút ngắn xuống còn 3-5 giây, nhanh hơn 58% so với các phương pháp so sánh ngưỡng tĩnh truyền thống. Trong tương lai, hướng nghiên cứu sẽ tiếp cận các thuật toán tự học (Online Learning) sẽ được phát triển để cho phép mô hình ANN tự động cập nhật trọng số, bù trừ cho sự lão hóa vật lý của cảm biến sau thời gian dài hoạt động, hướng tới việc xây dựng một hệ sinh thái giám sát công nghiệp thông minh, bền vững và toàn diện hơn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Dinesh, D., Nithin Mowshik, A., Meyyappan, M. & Kowtham, M. (2022), *Analysis of universal gas leak detector of hazardous gases using IOT*, Mater. Today Proc., Vol.66, pp.1044-1050.
Doi: 10.1016/j.matpr.2022.04.837.
- [2] Zhang, C. & Li, J. (2024), *Optimization design and evaluation of composited fiber optic sensors for monitoring ammonia gas with relative error calibration unit*, Sensors Actuators A Phys., Vol.375, p. 115554.
Doi: 10.1016/j.sna.2024.115554.
- [3] Muñoz-Chilito, J. F. & Rodríguez-Páez, J. E. (2025), *Potential use of zinc oxide (ZnO) ceramic pieces doped with ceria (CeO₂) or magnesia (MgO) in the reduction of polluting gases emitted by motorcycles*, Ceram. Int., Vol.51(12, Part A), pp.16290-16309.
Doi: 10.1016/j.ceramint.2025.01.470.
- [4] Wei, J., Peng, Q., Xie, Y. & Chen, Y. (2025),

- Intelligent Gas Sensors: From Mechanism to Applications*, Sensors, Vol.25(20), p. 6321.
 Doi: 10.3390/s25206321.
- [5] Xu, Y., Cheng, Z., He, G. & Liang, C. (2023), *Temperature Compensation for Semiconductor Gas Sensors Based on Whale Optimization Algorithm-Least-Squares Support Vector Machine*, Sensors Mater., Vol.35, p. 2933.
 Doi: 10.18494/SAM4417.
- [6] Robalino P., E. F., Llerena, A., Flores, L. A., Trujillo, F., Freire, L. O. & Lara, F. (2025), *IoT-Based System for Detecting and Monitoring LPG Leaks in Residential Settings*, Engineering Proceedings, Vol.115(1), p. 9.
 Doi: 10.3390/engproc2025115009.
- [7] Pérez-Pérez, E. J., López-Estrada, F. R., Valencia-Palomo, G., Torres, L., Puig, V. & Mina-Antonio, J. D. (2021), *Leak diagnosis in pipelines using a combined artificial neural network approach*, Control Eng. Pract., Vol.107, p. 104677.
 Doi: 10.1016/j.conengprac.2020.104677.
- [8] Zhang, E. & Zhang, E. (2025), *Gas pipeline leakage detection based on multiple multimodal deep feature selections and optimized deep forest classifier*, Front. Environ. Sci., Vol.13-2025.
 Doi: 10.3389/fenvs.2025.1569621.
- [9] Kim, J., Han, S., Kim, D. & Lee, Y. (2024), *Gas Pipeline Leak Detection by Integrating Dynamic Modeling and Machine Learning Under the Transient State*, Energies, Vol.17(21), p. 5517.
 Doi: 10.3390/en17215517.
- [10] Fernandez, S., Vallejo, M. & Lim, T. (2025), *Exploring the Boundaries of Resource-Constrained AIoT: Tiny Machine Learning for Condition Monitoring using 8-bit and 32-bit Microcontrollers*, In 2025 10th International Conference on Smart and Sustainable Technologies (SpliTech), pp.1-6.
 Doi: 10.23919/SpliTech65624.2025.11091675.
- [11] Ngo, D. T., Nguyen, D. H., Ng, K. Y., Chao, P. C.-P., Horng, R. H. & Shieh, J. (2025), *Precision Concentration Estimation of Five Gases by Multiple IoT Gas Sensors and a New Hybrid MLP-LSTM Model*, IEEE Internet Things J., p. 1.
 Doi: 10.1109/JIOT.2025.3636605.
- [12] Ng, K. Y., Ngo, D. T., Chao, P. C.-P., Horng, R. H. & Shieh, J.-M. (2024), *High-Precision Prediction of NOx, NO2 and C6H6 by Multiple Gas Sensors Using a Novel Cascaded MLP-LSTM Model*, In 2024 IEEE SENSORS, pp.1-4.
 Doi: 10.1109/SENSORS60989.2024.10784765.
- [13] Balestrieri, E., De Vito, L., Lamonaca, F., Picariello, F., Rapuano, S. & Tudosa, I. (2019), *Research challenges in Measurement for Internet of Things systems*, ACTA IMEKO, Vol.7, p. 82.
 Doi: 10.21014/acta_imeko.v7i4.675.
- [14] El Hanine, M., El-Yahyaoui, A. & Es-Sadaoui, R. (2025), *Design and assessment of lightweight cryptographic algorithms on ESP32 and STM32 for IoD security*, Egypt. Informatics J., Vol.32, p. 100818.
 Doi: 10.1016/j.eij.2025.100818.
- [15] Caraveo-Cacep, M. A., Vázquez-Medina, R. & Hernández Zavala, A. (2023), *A survey on low-cost development boards for applying cryptography in IoT systems*, Internet of Things, Vol.22, p. 100743.
 Doi: 10.1016/j.iot.2023.100743.
- [16] Xu, Y., Cheng, Z., He, G. & Liang, C. (2023), *Temperature Compensation for Semiconductor Gas Sensors Based on Whale Optimization Algorithm - Least-squares Support Vector Machine*, Vol.35(8), pp.2933-2946.

Ngày nhận bài:	02/03/2026
Ngày nhận bản sửa:	14/03/2026
Ngày duyệt đăng:	14/04/2026