HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



ĐINH THỊ THANH NGA

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG HỆ THỐNG CẢNH BÁO CHÁY

Chuyên ngành: KỸ THUẬT VIỄN THÔNG
Mã số: 8.52.02.08

ĐỀ ÁN TỐT NGHIỆP THẠC SĨ KỸ THUẬT
(*Theo định hướng ứng dụng*)

HÀ NỘI - NĂM 2025

Đề án tốt nghiệp được hoàn thành tại:

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG

Người hướng dẫn khoa học: **PGS.TS Nguyễn Tiến Ban**

Phản biện 1: PGS.TS Phạm Thanh Hiệp

Phản biện 2: PGS.TS. Nguyễn Tiến Hòa

Đề án tốt nghiệp sẽ được bảo vệ trước Hội đồng chấm đề án tốt nghiệp thạc sĩ tại Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

Vào lúc 9 giờ 00 ngày 24 tháng 01 năm 2025

Có thể tìm hiểu đề án tốt nghiệp tại:

- Thư viện của học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

MỞ ĐẦU

1. Lý do chọn đề tài

Trong bối cảnh đô thị hóa nhanh, mật độ xây dựng cao và việc sử dụng thiết bị điện ngày càng phổ biến, nguy cơ cháy nổ trở thành vấn đề nghiêm trọng, đòi hỏi các giải pháp cảnh báo hiệu quả và kịp thời. Tại Việt Nam, số lượng các vụ cháy trong khu dân cư, nhà máy, xưởng sản xuất có xu hướng gia tăng, trong khi hệ thống cảnh báo cháy hiện nay phần lớn vẫn dựa trên cảm biến truyền thống như cảm biến khói, nhiệt hoặc khí gas. Những phương pháp này thường có độ trễ lớn, vùng phát hiện giới hạn, thiếu khả năng phân tích ngữ cảnh và khó thích ứng với môi trường phức tạp, dễ xảy ra cảnh báo giả và hoạt động kém hiệu quả trong các không gian mở hoặc môi trường bụi bẩn.

Trong khi đó, sự phát triển nhanh chóng của trí tuệ nhân tạo (AI), đặc biệt là các kỹ thuật thị giác máy tính (Computer Vision) và học sâu (Deep Learning), đã mở ra khả năng ứng dụng vào việc phát hiện sớm cháy thông qua phân tích hình ảnh từ camera giám sát. Trong số các mô hình hiện đại, YOLO (You Only Look Once) nổi bật với khả năng nhận dạng đối tượng theo thời gian thực với độ chính xác và tốc độ cao, có thể áp dụng hiệu quả trong phát hiện khói/lửa.

Vì vậy, việc nghiên cứu và phát triển hệ thống cảnh báo cháy thông minh ứng dụng AI, là cần thiết và cấp thiết. Đề tài có ý nghĩa khoa học trong việc khai thác các công nghệ AI tiên tiến phục vụ mục tiêu an toàn, và có tính khả thi cao nhờ khả năng tích hợp với các hệ thống camera hiện hữu.

2. Tổng quan về vấn đề nghiên cứu

Hiện nay, các hệ thống cảnh báo cháy truyền thống được triển khai rộng rãi với cơ chế chủ yếu dựa vào các cảm biến khói hoặc nhiệt độ. Các nghiên cứu gần đây trên thế giới đã đề xuất ứng dụng thị giác máy tính để phát hiện khói và lửa thông qua phân tích video thời gian thực. Một số mô hình như CNN, Faster R-CNN, SSD, YOLO đã được sử dụng cho mục đích này. Đặc biệt, YOLO đã chứng minh khả năng vượt trội về tốc độ xử lý và độ chính xác trong các bài toán nhận diện đối tượng, bao gồm cả khói và ngọn lửa.

Tại Việt Nam, một số nghiên cứu bước đầu triển khai AI trong cảnh báo cháy, tuy nhiên vẫn còn thiếu các hệ thống hoàn chỉnh, chưa tích hợp hiệu quả giữa phần mềm và phần cứng, cũng như chưa có đánh giá toàn diện trong điều kiện thực tế.

Đề án này tập trung giải quyết các hạn chế hiện nay trong hệ thống cảnh báo cháy, bao gồm: nâng cao độ chính xác trong nhận diện khói và lửa, giảm độ trễ trong quá trình cảnh báo, đồng tích hợp mô hình trên nền tảng chi phí thấp, dễ triển khai và vận hành. Đây cũng chính là trọng tâm mà luận văn hướng tới.

3. Mục tiêu nghiên cứu

Mục tiêu của đề tài là nghiên cứu và phân tích nguyên lý hoạt động cũng như các hạn chế của những hệ thống cảnh báo cháy hiện nay; từ đó, trên cơ sở lý thuyết về trí tuệ nhân tạo

và đặc biệt là thuật toán YOLO trong xử lý ảnh thời gian thực, xây dựng mô hình phát hiện cháy dựa trên dữ liệu hình ảnh thu từ camera kết hợp thông tin cảm biến môi trường nhằm nâng cao độ chính xác và giảm thiểu độ trễ cảnh báo. Hệ thống sẽ được đánh giá thông qua các tiêu chí định lượng như độ chính xác, thời gian phản hồi và độ tin cậy vận hành, đồng thời đề xuất các hướng ứng dụng và mở rộng trong lĩnh vực phòng cháy chữa cháy thông minh cũng như các hệ thống nhúng phục vụ giám sát an toàn và điều khiển công nghiệp.

4. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của đề tài là hệ thống cảnh báo cháy thông minh tích hợp giải pháp học máy và trí tuệ nhân tạo, trong đó trọng tâm là mô hình phát hiện cháy dựa trên xử lý ảnh thời gian thực từ camera sử dụng thuật toán YOLO kết hợp phân tích dữ liệu đa cảm biến (khói, nhiệt độ, khí gas) nhằm nâng cao độ chính xác và giảm thiểu cảnh báo giả. Hệ thống được thiết kế theo hướng kết hợp giữa khả năng nhận thức của AI và cơ chế tự học, tự hiệu chỉnh của các thuật toán học máy để thích ứng với điều kiện môi trường khác nhau.

Phạm vi nghiên cứu:

Nghiên cứu tập trung vào việc ứng dụng mô hình học sâu YOLO trong phát hiện khói và lửa nhằm phục vụ hệ thống cảnh báo cháy và việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong phát hiện cháy. Phạm vi thử nghiệm giới hạn trong mô hình thu nhỏ tại phòng thí nghiệm.

Các nội dung thực hiện bao gồm nghiên cứu lý thuyết, phát triển mô hình AI (thuật toán YOLO), tích hợp với phần cứng và cảm biến, kiểm thử trong môi trường mô phỏng, và đánh giá hiệu quả hệ thống.

5. Phương pháp nghiên cứu

Phương pháp phân tích – tổng hợp tài liệu:

Nghiên cứu lý thuyết về cảnh báo cháy, các phương pháp nhận diện khói/lửa, mô hình YOLO và các công nghệ liên quan.

Phương pháp thực nghiệm:

Thu thập các dữ liệu giả lập từ môi trường thí nghiệm nhằm tăng tính đa dạng và độ tin cậy. Gán nhãn dữ liệu và huấn luyện mô hình YOLO.

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ HỆ THỐNG CẢNH BÁO CHÁY ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

1.1. Tổng quan về trí tuệ nhân tạo

1.1.1. Khái niệm và vai trò của trí tuệ nhân tạo

Trí tuệ nhân tạo (AI) là lĩnh vực nghiên cứu các cơ chế giúp máy móc xử lý thông tin theo hướng thông minh, không chỉ tính toán mà còn có khả năng học từ dữ liệu, nhận biết mẫu và đưa ra quyết định thích ứng. Dù diễn đạt khác nhau, các định nghĩa AI đều xoay quanh ba năng lực cốt lõi: rút trích tri thức từ dữ liệu thực, suy luận và mô hình hóa thông tin, cùng khả năng lựa chọn hành vi tối ưu theo mục tiêu.

Trong kỹ thuật viễn thông và các hệ thống giám sát, AI giữ vai trò ngày càng quan trọng. Các mô hình học máy và học sâu được ứng dụng vào nhiều nhiệm vụ như dự báo tải mạng, xử lý tín hiệu nhiễu, hay nhận dạng đối tượng từ cảm biến và hình ảnh để phát hiện bất thường.

Khi triển khai trong hệ thống báo cháy, AI cho phép phân tích trực tiếp bối cảnh từ camera, nhận biết sớm dấu hiệu khói hoặc lửa và tạo cảnh báo với độ chính xác cao. Nhờ đó, hệ thống giảm đáng kể cảnh báo sai và giám sát hiệu quả hơn tại những khu vực mà các loại cảm biến truyền thống thường gặp hạn chế.

1.1.2. Cấu trúc và thành phần cơ bản của trí tuệ nhân tạo

Một hệ thống AI có thể được hình dung như một chu trình liên tục, trong đó ba thành phần chính vận hành đồng bộ, bổ sung lẫn nhau để tạo ra khả năng nhận thức, dự đoán và phản ứng hiệu quả. Mỗi thành phần đều đóng vai trò thiết yếu, từ việc cung cấp dữ liệu thô đến ra quyết định và hành động. Trong bối cảnh cảnh báo cháy, dữ liệu chủ yếu bao gồm hình ảnh camera giám sát, tín hiệu khói, mức nhiệt và nồng độ khí CO, cung cấp toàn cảnh về nguy cơ tiềm ẩn.

Lớp xử lý thông minh là trung tâm trí tuệ của hệ thống nơi các thuật toán học máy và học sâu thực hiện việc trích xuất đặc trưng phát hiện quy luật và tạo ra các dự đoán. Các chiến lược phổ biến gồm:

- Học có giám sát:
- Học không giám sát:
- Học tăng cường (Reinforcement Learning)

Ra quyết định và thực thi hành động (Decision & Actuation): Khi dự đoán đã được hình thành, hệ thống thực hiện ra quyết định và triển khai hành động. Trong cảnh báo cháy, hành động này có thể bao gồm kích hoạt báo động, gửi cảnh báo tức thời tới các thiết bị di động, hoặc điều khiển các thiết bị chữa cháy tự động từ đó AI không chỉ nhận diện nguy cơ mà còn phản ứng kịp thời, tối ưu hóa an toàn và hiệu quả vận hành.

1.1.3. Các nhánh phát triển quan trọng của trí tuệ nhân tạo

Trí tuệ nhân tạo được hình thành từ nhiều nhánh công nghệ khác nhau, trong đó ba lĩnh vực giữ vai trò nền tảng cho các ứng dụng viễn thông và giám sát an toàn. Học máy giúp hệ thống rút ra quy luật từ dữ liệu và đưa ra dự đoán mà không cần lập trình chi tiết. Học sâu mở rộng khả năng này bằng các mạng nơ-ron nhiều tầng, cho phép xử lý hiệu quả những dạng dữ liệu phức tạp như hình ảnh và video. Thị giác máy tính mang đến khả năng phân tích khung cảnh từ camera, nhận biết vật thể và phát hiện bất thường.

1.1.4. Mối quan hệ giữa trí tuệ nhân tạo và kỹ thuật viễn thông

Trong lĩnh vực kỹ thuật viễn thông, trí tuệ nhân tạo không còn chỉ là một module xử lý dữ liệu đơn lẻ, mà đã trở thành một thành phần tích hợp, vận hành như bộ não phân tán điều phối toàn bộ chuỗi truyền thông – xử lý – cảnh báo. AI đóng vai trò như một "trạm điều khiển thông minh", dự đoán lưu lượng, tối ưu hóa băng thông và đảm bảo tính ổn định của các liên kết dữ liệu trong các mạng IoT phân tán.

Trong các hệ thống cảnh báo cháy thông minh, AI phối hợp với các giao thức truyền thông hiện đại như MQTT, Modbus, LTE hoặc 5G, hình thành một mạng lưới giám sát phân tán, nơi dữ liệu được xử lý và phản hồi gần như tức thời. Nhờ đó, hệ thống không chỉ quan sát và phân tích, mà còn hành động kịp thời, biến các thiết bị thành những "trạm cảnh báo sống" liên tục theo dõi, dự đoán và bảo vệ an toàn.

1.1.5. Ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong hệ thống cảnh báo cháy thông minh

Sự ứng dụng AI đã biến hệ thống cảnh báo cháy thành một nền tảng giám sát thông minh, có khả năng phát hiện sớm nhờ học sâu, giúp nhận biết khói và lửa ngay từ giai đoạn khởi phát. AI đồng thời phân biệt tốt giữa tín hiệu thật và các yếu tố gây nhiễu như bụi, hơi nước hay phản xạ ánh sáng, qua đó giảm cảnh báo giả và tăng độ tin cậy. Khi kết hợp với IoT và hạ tầng viễn thông, hệ thống hỗ trợ theo dõi thời gian thực và gửi cảnh báo tức thì đến người quản lý. Ngoài ra, mô hình AI có thể học từ dữ liệu mới, giúp hiệu suất phát hiện ngày càng ổn định và thích ứng tốt hơn với nhiều điều kiện môi trường. Tổng thể, AI mang lại các ưu điểm nổi bật: cảnh báo sớm, độ chính xác cao, giảm nhiễu, giám sát từ xa và khả năng mở rộng linh hoạt.

1.2. Nguyên lý hoạt động của hệ thống cảnh báo cháy

1.2.1. Tổng quan

Trong bối cảnh tiến bộ mạnh mẽ của trí tuệ nhân tạo và Internet vạn vật, hệ thống cảnh báo cháy truyền thống đang dần được nâng cấp thành các hệ thống cảnh báo cháy thông minh AIoT. Hệ thống này tích hợp thị giác máy tính và phân tích dữ liệu thời gian thực, cho phép không chỉ phát hiện mà còn đánh giá và phản ứng tự động trước nguy cơ cháy, qua đó nâng cao độ chính xác và tốc độ xử lý.

Giải pháp cảnh báo cháy dựa trên AI kết hợp mô hình học sâu với hệ thống điều khiển – giám sát thông minh, giúp việc nhận diện khói và ngọn lửa không còn phụ thuộc hoàn toàn

vào cảm biến truyền thống mà được hỗ trợ bởi phân tích hình ảnh động. Cách tiếp cận này cho phép phát hiện sớm các dấu hiệu cháy và giảm đáng kể hiện tượng cảnh báo giả nhờ khả năng học ngữ cảnh.

Nguyên lý vận hành dựa trên xử lý hình ảnh thời gian thực để trích xuất đặc trưng của khói và lửa, sau đó đưa ra quyết định kích hoạt cảnh báo hoặc thiết bị chữa cháy tự động. Toàn bộ quá trình được thực hiện trong chu kỳ xử lý ngắn, đáp ứng yêu cầu phản ứng nhanh trong các tình huống khẩn cấp.

1.2.2. Cấu trúc và các thành phần chính

Một hệ thống cảnh báo cháy hiện đại ứng dụng trí tuệ nhân tạo thường được tổ chức thành năm khối chức năng chính, vận hành liên kết như các tầng cảm giác, xử lý và phản ứng của một sinh thể thông minh.

Khối thu nhận dữ liệu (Data Acquisition Unit)

Khối này đóng vai trò như "giác quan thị giác" của hệ thống, thu thập và mã hóa các tín hiệu từ môi trường giám sát. Các nguồn dữ liệu bao gồm:

Camera IP, camera hồng ngoại hoặc module CMOS độ phân giải cao (ví dụ: IMX219, OV5647). Tín hiệu video được ghi nhận ở định dạng khung hình (frame) 24–30 fps, có thể truyền tải qua RTSP, HTTP hoặc MQTT video stream.

Một số hệ thống nâng cao tích hợp cảm biến đa phổ (multi-spectral sensors) để đo thêm thông tin nhiệt độ hồng ngoại và mật độ khói, giúp phát hiện bước sóng đặc trưng của ngọn lửa. Dữ liệu sau khi thu thập được truyền đến khối xử lý thông minh, nơi tiến hành phân tích và nhận dạng các mẫu cháy với độ trễ thấp, đảm bảo tính liên tục và độ tin cậy trong giám sát.

Khối xử lý biên (Edge Processing Unit)

Đây là khối xử lý thông minh của hệ thống, nơi các mô hình học sâu như YOLOv7-tiny hoặc YOLOv8 được triển khai trên nền tảng phần cứng nhúng (NVIDIA Jetson, Raspberry Pi hoặc vi điều khiển tích hợp NPU) nhằm thực hiện nhận diện cháy theo thời gian thực với hiệu năng tối ưu.

Các tác vụ chính của khối xử lý bao gồm:

- Tiền xử lý hình ảnh (resizing, normalization, augmentation).
- Trích xuất đặc trưng đa tỉ lệ qua backbone CSPDarknet53 hoặc EfficientNet**.**
- Dự đoán bounding box và xác suất phân lớp (fire/smoke/no-fire).

Đầu ra của mô hình được biểu diễn như sau [11]:

$$Output = \{(x_i\ , y_i,\ \omega_i, h_i, c_i, p_i)\}_{i=1}^{N}$$

trong đó:

- $(x_i\ , y_i)$ toạ độ tâm đối tượng i;
- $(\ \omega_i, h_i)$: chiều rộng và chiều cao của hộp bao;
- c_i: độ tin cậy (confidence score);
- p_i: xác suất đối tượng thuộc lớp (fire/smoke/normal);

- θ: tham số của mô hình đã huấn luyện.

Hàm mất mát (Loss Function) được xác định như sau [12]:

$$L = \lambda_1 L_{box} + \lambda_2 L_{obj} + \lambda_3 L_{cls} \quad (1.1)$$

Với L_{box} là sai số định vị (Localization Loss); L_{obj} là sai số phát hiện đối tượng (Objectness Loss) và L_{cls} là sai số phân loại (Classification Loss). Khi xác suất $p_i > 0.8$, hệ thống nhận diện khả năng cháy và gửi tín hiệu cảnh báo, đạt tốc độ xử lý trung bình 20-30 khung hình/giây.

Khối logic điều khiển (Control Logic Unit)

Khối logic điều khiển vận hành như "bộ não phản xạ", kết nối mô hình AI với phần cứng thực thi. Tín hiệu từ mô hình (mức logic cao/low) được truyền tới vi điều khiển (STM32, ESP32) hoặc PLC, thực hiện các nhiệm vụ:

- Xử lý tín hiệu điều kiện (debouncing, timing) để tránh báo giả.

- Kích hoạt đầu ra điều khiển (relay, transistor, bus RS485) cho còi, đèn, hoặc hệ thống chữa cháy tự động.

- Gửi gói tin MQTT hoặc HTTP POST đến máy chủ IoT, ví dụ với chuẩn Modbus RTU: [ID] [Function] [Data] [CRC] [14]. Khố này đảm bảo khả năng mở rộng, tương thích và tích hợp liền mạch với hệ thống tự động hóa công nghiệp.

Khối cảnh báo và phản ứng (Alarm and Actuation Unit)

Đây là tầng thực thi, trực tiếp vận hành các lệnh từ khối điều khiển, bao gồm:

- Thiết bị ngoại vi: còi hú, đèn cảnh báo.

- Thiết bị tự động: van xả CO_2, hệ thống phun nước chữa cháy.

- Kích hoạt đồng thời cảnh báo cục bộ và từ xa qua Internet (Firebase hoặc ThingsBoard).

Khối giám sát & lưu trữ (Monitoring and Data Logging)

Tất cả dữ liệu phát hiện và cảnh báo được lưu trữ dưới dạng ảnh, video, thời gian phát hiện và trạng thái cảnh báo. Các nền tảng phổ biến bao gồm Firebase, ThingsBoard hoặc AWS IoT Core, cho phép:

- Theo dõi thời gian thực (real-time monitoring).

- Thống kê tần suất cảnh báo và biểu đồ phân bố thời gian.

- Phân tích hiệu suất mô hình và cập nhật phiên bản học máy mới.

Dữ liệu này đồng thời phục vụ quá trình huấn luyện lại, cải thiện độ chính xác và thích ứng theo thời gian, biến mỗi chu trình vận hành một vòng tuần hoàn học hỏi liên tục.

1.2.3. Nguyên lý hoạt động tổng quát

Nguyên lý vận hành của hệ thống cảnh báo cháy AI dựa trên một quá trình lặp lại liên tục, trong đó từng khối chức năng phối hợp nhịp nhàng, biến mỗi tín hiệu từ môi trường thành quyết định và hành động gần như tức thời. Bao gồm các quy trình:

- Thu nhận hình ảnh: Khối này vận hành như "giác quan thị giác" của hệ thống, đảm bảo rằng mọi thay đổi trong môi trường được ghi nhận với độ chi tiết và liên tục cao.

- Phân tích thông minh: Mô hình YOLO thực hiện xử lý từng khung hình, trích xuất các đặc trưng của lửa và khói dựa trên thông số màu sắc (RGB, HSV), kết cấu bề mặt (texture) và dòng quang học (optical flow). Qua việc nhận diện các mẫu đặc trưng, hệ thống phân biệt rõ ràng hiện tượng cháy thực với các yếu tố nhiễu như ánh sáng phản chiếu hay khói giả.

- Ra quyết định: Khối này hoạt động như "bộ não phản xạ", xử lý các tín hiệu logic để đảm bảo quyết định đưa ra chính xác và ổn định, tránh cảnh báo sai.

- Kích hoạt cảnh báo: Bộ điều khiển trung gian điều khiển các thiết bị báo cháy hoạt động vật lý như còi hú, đèn nhấp nháy, đồng thời truyền thông báo lên các nền tảng IoT để cảnh báo từ xa, đảm bảo phản ứng đồng bộ cả trong hệ thống cục bộ và giám sát từ xa.

- Ghi nhận và phản hồi: Toàn bộ dữ liệu liên quan, bao gồm hình ảnh, thời gian phát hiện và trạng thái cảnh báo, được ghi vào cơ sở dữ liệu. Quá trình này cũng tham gia vào việc tái huấn luyện mô hình để nâng cao hiệu suất và độ chính xác theo thời gian.

- Tổng khoảng thời gian từ khi dữ liệu hình ảnh được ghi nhận đến khi kích hoạt cảnh báo dao động trong khoảng 100–300 ms, đảm bảo phản ứng gần như thời gian thực.

1.2.4. Hiệu quả và xu hướng ứng dụng

Việc tích hợp trí tuệ nhân tạo vào hệ thống cảnh báo cháy không chỉ nâng cao khả năng phát hiện, mà còn biến mỗi hệ thống thành một "thực thể giám sát tự học", vận hành chủ động và thích ứng với môi trường. Các lợi ích nổi bật bao gồm:

Phát hiện sớm và chính xác hơn: sai số trong nhận diện khói, đặc biệt trong những môi trường có bụi, hơi nước hay ánh sáng nhiễu, từ đó cung cấp cảnh báo gần như tức thời trước khi cháy lan rộng.

Phân loại bối cảnh linh hoạt: Hệ thống có khả năng học và thích ứng với các điều kiện biến đổi như ánh sáng, gió hay nền môi trường khác nhau, từ đó tối ưu độ tin cậy của cảnh báo.

- Khả năng hoạt động độc lập (Edge AI): Nhờ xử lý trực tiếp tại thiết bị biên, hệ thống không phụ thuộc vào kết nối Internet, thích hợp với các môi trường công nghiệp, nhà máy hoặc kho chứa, nơi độ trễ và tính liên tục của dữ liệu quyết định hiệu quả phản ứng.

- Kết nối thông minh (AIoT): Sự liên kết với các nền tảng như Firebase, ThingsBoard hoặc AWS IoT Core cho phép giám sát, ghi nhận và điều khiển từ xa, đồng thời tích hợp dữ liệu cho các thuật toán học máy cải thiện độ chính xác theo thời gian.

- Theo nghiên cứu của MDPI Applied Sciences (2025), các hệ thống cảnh báo cháy triển khai mô hình YOLOv8 trên thiết bị biên đạt tốc độ xử lý trung bình 25–30 fps, đồng thời tiết kiệm khoảng 40% năng lượng so với phương pháp truyền dữ liệu lên đám mây [16].

- Xu hướng hiện nay được xác định bởi mô hình AIoT Fire Safety, nơi học sâu kết hợp với kết nối IoT, tạo ra khả năng dự đoán và phản ứng theo thời gian thực. Hệ thống cảnh báo cháy tiên đoán (Predictive Fire Alarm System) không chỉ nhận diện hiện tượng cháy mà còn dự đoán nguy cơ thông qua phân tích các hành vi bất thường (anomaly detection) trong dữ liệu hình ảnh và cảm biến [17], mở ra một kỷ nguyên mới cho giám sát an toàn chủ động và thông minh.

1.3. Thuật toán YOLO trong phát hiện đối tượng

Thuật toán YOLO (You Only Look Once) thuộc nhóm mô hình phát hiện đối tượng thế hệ mới, nổi bật nhờ khả năng xử lý khung hình với tốc độ rất cao mà vẫn giữ được độ tin cậy trong nhận dạng. Thay vì tách bài toán thành hai giai đoạn như các hệ thống trước đây—tạo vùng nghi vấn rồi mới tiến hành phân loại—YOLO gộp toàn bộ quá trình thành một phép dự đoán duy nhất trên toàn ảnh.

Phương pháp này chia ảnh thành lưới S×S và tại mỗi ô, mạng sẽ ước lượng vị trí hộp giới hạn, mức độ tin cậy và xác suất thuộc về từng lớp mục tiêu. Cách thiết kế gọn và nhất quán này giúp mô hình nắm được bối cảnh toàn cục của hình ảnh, hạn chế hiện tượng phát hiện sai khi các đối tượng có hình dạng hoặc kích thước thay đổi.

Tốc độ xử lý vượt trội là ưu điểm quan trọng khiến YOLO rất phù hợp với các hệ thống cần phản hồi gần như tức thì. Trong bài toán cảnh báo cháy bằng camera, thời gian trễ có thể làm giảm hiệu quả ứng phó. Do đó, việc áp dụng thuật toán này cho phép hệ thống nhận diện nhanh các dấu hiệu như vùng lửa, cột khói hoặc ánh sáng bất thường, từ đó kích hoạt cảnh báo kịp thời và giảm thiểu nguy cơ lan rộng.

1.3.1. Nguyên lý hoạt động

Thuật toán YOLO vận hành dựa trên ba bước chính, kết hợp xử lý đặc trưng, dự đoán khung giới hạn và cơ chế loại bỏ trùng lặp nhằm tối ưu độ chính xác trong phát hiện đối tượng.

Những kiến trúc thường được dùng làm backbone gồm Darknet-53, CSPDarknet, ConvNeXt hoặc các biến thể mới hơn trong họ YOLOv8. Quá trình ánh xạ đặc trưng có thể biểu diễn bằng mô hình toán học:

$$F = f_\theta (I) \tag{1.2}$$

trong đó:

- I: ảnh đầu vào có kích thước H x W;
- F: ma trận đặc trưng đầu ra;
- F_θ: mạng CNN với tập tham số θ.

Lớp backbone chịu trách nhiệm tổng hợp các yếu tố như vùng màu bất thường, mép biên dao động của lửa hoặc hoa văn khói loãng, là cơ sở cho bước dự đoán tiếp theo.

Dự đoán hộp giới hạn và xác suất đối tượng. Sau khi thu được đặc trưng, mỗi ô trong lưới sẽ sinh ra một số lượng khung dự đoán (thường 3–5). Mỗi khung bao gồm năm giá trị cơ bản:

- *(x, y)*: vị trí tâm tương đối của hộp,
- *(w, h)*: kích thước hộp được chuẩn hóa theo toàn ảnh,
- *C*: mức độ tin cậy cho biết khả năng tồn tại đối tượng.

Dự đoán được biểu diễn dưới dạng một vector mở rộng:

$$P = (x, y, w, h, C, p_1, p_2, \ldots, p_k) \quad (1.3)$$

Ở đó p_i là xác suất đối tượng thuộc lớp thứ i trong tập k lớp. [18] Cách biểu diễn này cho phéo mô hình đồng thời xác định vị trí – hình dạng và phân loại đối tượng chỉ qua một lần suy luận.

Phân loại và loại bỏ các khung dư thừa bằng NMS: Với mỗi khung chứa, mô hình dự đoán các xác suất lớp (class probabilities). Để giữ lại duy nhất các kết quả có độ tin cậy cao, thuật toán Non-Maximum Suppression (NMS) được áp dụng.

Mức độ trùng nhau giữa hai hộp được đánh giá thông qua chỉ số IoU:

$$IoU = \frac{Area\,(B_{pred} \cap B_{gt})}{Area\,(B_{pred} \cup B_{gt})} \quad (1.4)$$

Nếu hai hộp IoU > τ (thường khoảng 0.5), hộp có độ tin cậy thấp hơn sẽ bị loại bỏ. Cơ chế này được thực hiện trên toàn ảnh, giúp mô hình bảo toàn bối cảnh tổng thể và giảm các lỗi nhận dạng do nhiễu ánh sáng, phản xạ hoặc vật thể tương tự ngọn lửa.

Nhờ quy trình xử lý đặc trưng theo hướng toàn cục, dự đoán vị trí theo một bước duy nhất và loại bỏ trùng lặp bằng NMS, YOLO đạt được tốc độ rất cao mà vẫn giữ ổn định về độ chính xác.

1.3.2. Ưu điểm kỹ thuật của YOLO

Thuật toán YOLO được lựa chọn nhờ khả năng cân bằng hiệu quả giữa tốc độ xử lý và độ chính xác trong một mô hình duy nhất, vượt trội so với nhiều phương pháp phát hiện đối tượng truyền thống. Với kiến trúc one-stage detector, YOLO thực hiện đồng thời định vị và phân loại đối tượng trong một lần suy luận, giúp đạt hiệu năng thời gian thực với độ trễ thấp và duy trì ổn định khi xuất hiện nhiều đối tượng. Bên cạnh đó, mô hình có khả năng tái huấn luyện linh hoạt theo các tập dữ liệu chuyên biệt về khói và lửa trong những điều kiện môi trường khác nhau, đồng thời được tối ưu để triển khai hiệu quả trên các thiết bị biên và hệ thống nhúng thông qua các công cụ tăng tốc phần cứng, đáp ứng yêu cầu của các hệ thống cảnh báo cháy thời gian thực.Khả năng tái huấn luyện linh hoạt: Mô hình YOLO có thể được tinh chỉnh với các bộ dữ liệu thu thập riêng theo từng mục đích, chẳng hạn như ảnh lửa và khói trong môi trường nhà xưởng, kho lưu trữ hay khu vực ngoài trời. Nhờ vậy, hệ thống dễ dàng thích ứng với điều kiện ánh sáng, thời tiết hoặc mức độ nhiễu nền khác nhau.

1.3.3. Ứng dụng YOLO trong hệ thống cảnh báo cháy

Trong khuôn khổ đề tài, thuật toán YOLO được lựa chọn làm mô hình lõi để nhận diện các dấu hiệu cháy dựa trên phân tích hình ảnh. Nhóm đối tượng chính gồm khói và ngọn lửa, được mô hình phát hiện theo thời gian thực thông qua chuỗi quy trình huấn luyện - đánh giá - triển khai như sau:

Thu thập dữ liệu và gán nhãn: Nguồn dữ liệu được xây dựng từ nhiều bối cảnh khác nhau như nhà xưởng, hành lang, kho chứa, khu vực dân cư hoặc môi trường ngoài trời. Các khung hình thu thập từ camera giám sát được gán nhãn thủ công bằng những công cụ như LabelImg**,** Roboflow hoặc AVA.

Huấn luyện mô hình: Mô hình được tối ưu bằng các thuật toán như Adam hoặc SGD, kết hợp điều chỉnh tốc độ học theo dạng cosine scheduler**.** Kích thước lô huấn luyện (batch size) thường nằm trong khoảng 16–32 để cân bằng tốc độ hội tụ và tiêu thụ bộ nhớ.

Hàm mất mát tổng quát của YOLO có dạng:

$$L = L_{box} + L_{obj} + L_{cls} \quad (1.5)$$

trong đó thành phần định vị L_{box} được sử dụng IoU hoặc GIoU nhằm tăng độ chính xác khi mô hình ước lượng hộp chứa. Cấu trúc này cho phép mô hình đồng thời cải thiện khả năng nhận dạng và khả năng định vị đối tượng trong ảnh.

Đánh giá hiệu suất mô hình: Sau giai đoạn huấn luyện, mô hình được kiểm định bằng nhiều chỉ số hiệu năng:

- *Precision* đạt khoảng ≥ 94%, cho thấy khả năng hạn chế báo sai;
- *Recall* đạt ≥ 92%, đảm bảo mô hình không bỏ sót khói hoặc lửa;
- *mAP xấp xỉ* 95%, phản ánh chất lượng ước lượng trên toàn bộ tập kiểm thử;
- *Thời gian suy luận dưới* 50 ms mỗi khung hình trên Jetson Nano, phù hợp yêu cầu thời gian thực.

Mô hình hoàn chỉnh được chuyển sang định dạng tối ưu như ONNX hoặc TensorRT để giảm độ trễ và tăng tốc độ suy luận. Tại thiết bị xử lý biên, YOLO đóng vai trò "bộ phân tích hình ảnh", liên tục đọc dữ liệu từ camera, thực hiện nhận diện và truyền tín hiệu cảnh báo đến hệ điều khiển trung gian (vi điều khiển hoặc PLC) thông qua những giao thức như Modbus RTU/TCP, GIOP hoặc MQTT.

Theo nghiên cứu của *MDPI Applied Sciences (2025)*, phiên bản YOLOv8-tiny trên nền tảng Jetson Nano, tốc độ xử lý đạt 27–30 FPS**,** tiêu thụ khoảng 10 W, mAP@0.5 đạt 95,3% khi phát hiện khói/lửa trong điều kiện thực nghiệm chứng minh YOLO hoàn toàn phù hợp cho hệ thống cảnh báo cháy thời gian thực, nơi độ ổn định và độ tin cậy là yếu tố then chốt.

1.4. Các yếu tố ảnh hưởng đến hiệu quả hệ thống cảnh báo cháy

Hiệu quả vận hành của một hệ thống cảnh báo cháy ứng dụng trí tuệ nhân tạo phụ thuộc vào sự phối hợp chặt chẽ giữa phần cứng thu nhận dữ liệu, mô hình học sâu, chất lượng bộ dữ liệu, điều kiện môi trường và độ ổn định của hạ tầng truyền thông. Những yếu tố này

tác động trực tiếp đến khả năng phát hiện sớm, độ chính xác của mô hình cũng như tính liên tục của quá trình giám sát. Việc hiểu rõ các thành phần ảnh hưởng giúp tối ưu hóa hiệu năng toàn hệ thống, giảm thiểu cảnh báo sai và nâng cao độ tin cậy trong các môi trường triển khai khác nhau.

1.4.1. Chất lượng dữ liệu đầu vào

Chất lượng khung hình thu được từ camera đóng vai trò quyết định đối với khả năng mô hình AI phân biệt được khói và lửa trong môi trường thực tế. Khi hình ảnh có độ phân giải thấp, góc quan sát bị hạn chế hoặc tầm nhìn bị vật cản che khuất, các đặc trưng thị giác của đám cháy trở nên mờ nhạt, từ đó làm giảm độ tin cậy của thuật toán.

Bên cạnh độ phân giải, điều kiện chiếu sáng cũng tạo ra sai lệch đáng kể. Trong bối cảnh ánh sáng yếu, làn khói dễ bị nhầm lẫn với bóng tối, hơi ẩm hoặc vùng thiếu sáng; còn trong trường hợp ánh sáng mạnh, bề mặt phản chiếu có thể gây báo động sai. Vì vậy, bước tiền xử lý đóng vai trò quan trọng nhằm cân bằng lại đặc tính quang học của ảnh. Các kỹ thuật như hiệu chỉnh cân bằng trắng, tối ưu độ tương phản hoặc áp dụng CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) giúp tăng độ ổn định của dữ liệu trước khi đưa vào mô hình học sâu, đồng thời cải thiện khả năng phân biệt giữa tín hiệu cháy thật và các nhiễu không mong muốn.

1.4.2. Cấu hình và hiệu suất mô hình trí tuệ nhân tạo

Hiệu năng của hệ thống cảnh báo cháy dựa trên thị giác máy tính phụ thuộc chặt chẽ vào lựa chọn mô hình học sâu và chiến lược tối ưu khi triển khai. Các phiên bản YOLO thế hệ mới như YOLOv5, YOLOv7 và YOLOv8 cho thấy ưu thế rõ rệt về tốc độ suy luận và độ chính xác so với YOLOv3, đồng thời rút ngắn thời gian xử lý và cải thiện độ tin cậy phát hiện. Trên các nền tảng phần cứng hạn chế tài nguyên như Jetson Nano, Raspberry Pi hoặc thiết bị nhúng tích hợp VPU/NPU, các kỹ thuật tối ưu như lượng tử hóa, cắt giảm tham số, chưng cất mô hình và tăng tốc bằng TensorRT là cần thiết để duy trì tốc độ khung hình ổn định mà vẫn bảo đảm độ chính xác của hệ thống.

1.4.3. Năng lực xử lý của phần cứng và độ trễ toàn hệ thống

Hiệu suất thời gian thực của hệ thống cảnh báo cháy phụ thuộc mạnh vào cấu hình phần cứng. Các thiết bị được tích hợp bộ xử lý song song như GPU hoặc NPU (ví dụ Jetson Xavier NX, Google Coral Edge TPU) có thể tăng tốc độ suy luận lên gấp 2–4 lần so với các bộ xử lý chỉ dùng CPU [28].

Ngoài khả năng tính toán, tổng thời gian trễ từ lúc camera thu hình đến khi hoàn tất xử lý và phát tín hiệu cảnh báo (end-to-end latency) cũng là tham số quan trọng. Để đáp ứng yêu cầu phản ứng khẩn cấp, độ trễ này cần được giữ ở mức dưới 500 ms. Việc sử dụng các giao thức truyền dữ liệu tối ưu như RTSP hoặc MQTT — vốn hỗ trợ cơ chế truyền song song — giúp giảm thời gian trễ xuống khoảng 200–250 ms khi mạng hoạt động ổn định [29].

1.4.4. Ảnh hưởng của môi trường vận hành

Điều kiện thực tế tại khu vực lắp đặt có tác động trực tiếp đến mức độ ổn định của hệ thống cảnh báo cháy. Các yếu tố như nhiệt độ tăng cao, độ ẩm lớn, bụi mịn trong không khí hoặc sự thay đổi mạnh của ánh sáng tự nhiên có thể làm giảm độ nhạy của cảm biến và dẫn đến số lượng cảnh báo sai tăng lên. Theo tiêu chuẩn ISO 7240-29:2017, những hệ thống được sử dụng trong môi trường công nghiệp cần được kiểm tra và hiệu chuẩn định kỳ để đảm bảo camera không bị bám bụi và duy trì khả năng quan sát ổn định [30].

Ngoài yêu cầu về thiết bị, mô hình trí tuệ nhân tạo cũng cần được bổ sung dữ liệu huấn luyện phù hợp với môi trường triển khai (domain-specific dataset) nhằm nâng cao khả năng phân biệt giữa khói thật và các hiện tượng dễ gây nhầm lẫn như hơi nước, ánh sáng phản xạ, bụi hoặc các vùng sáng có màu sắc tương tự ngọn lửa. Một số nghiên cứu công bố trên ScienceDirect (2004) chỉ ra rằng độ chính xác của mô hình có thể tăng thêm 8–12% khi được huấn luyện bằng bộ dữ liệu thu thập trực tiếp tại hiện trường [31].

1.4.5. Kết nối mạng và nền tảng IoT

Đối với hệ thống cảnh báo cháy tích hợp IoT, độ ổn định của hạ tầng mạng và khả năng bảo vệ dữ liệu đóng vai trò then chốt trong việc truyền tải tín hiệu cảnh báo. Các giao thức như MQTT phiên bản 5.0 hoặc HTTPS sử dụng mã hóa TLS 1.3 được khuyến nghị áp dụng để đảm bảo an toàn thông tin. Cơ chế dự phòng truyền dữ liệu như retry, buffering, cùng phương pháp mã hóa đầu–cuối góp phần hạn chế tình trạng thất lạc thông tin khi đường truyền bị gián đoạn và giảm nguy cơ giả mạo gói tin cảnh báo. Theo báo cáo của IoT Security Foundation (2024), việc chuẩn hóa mã hóa TLS 1.3 giúp giảm hơn 70% các hình thức tấn công nhằm vào thiết bị IoT [32].

Mô hình triển khai phổ biến hiện nay là kiến trúc Edge - Cloud kết hợp, trong đó thiết bị xử lý tại biên (Edge AI) đảm nhiệm việc phân tích hình ảnh để giảm độ trễ, trong khi nền tảng đám mây đảm đương chức năng lưu trữ, phân tích dữ liệu và quản lý tập trung. Cách tiếp cận này đồng thời đảm bảo tốc độ phản hồi nhanh, tính ổn định và mức độ an toàn cao cho toàn bộ hệ thống cảnh báo cháy.

1.5. Kết luận chương 1

Chương 1 đã khái quát các nguyên lý nền tảng liên quan đến hệ thống cảnh báo cháy ứng dụng trí tuệ nhân tạo. Nội dung tập trung vào ba nhóm chính: cách thức hoạt động của AI trong nhận diện hình ảnh, vai trò của thuật toán YOLO và các yếu tố ảnh hưởng đến hiệu năng hệ thống. Kết quả tổng hợp cho thấy việc ứng dụng mô hình học sâu vào nhận diện khói và lửa giúp tăng khả năng phát hiện sớm, giảm tỷ lệ báo sai và nâng cao tính ổn định của hệ thống so với giải pháp cảm biến truyền thống. Hiệu quả đó phụ thuộc vào chất lượng dữ liệu, cấu hình mô hình, năng lực phần cứng và điều kiện môi trường vận hành.

CHƯƠNG 2: GIẢI PHÁP CẢNH BÁO CHÁY DỰA TRÊN MÔ HÌNH HỌC SÂU VÀ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

2.1. Cơ sở lựa chọn giải pháp

2.1.1. Bối cảnh khoa học và thực tiễn

Trong nhiều năm, phần lớn hệ thống báo cháy vẫn vận hành dựa trên các cảm biến vật lý như cảm biến khói quang, cảm biến nhiệt độ, cảm biến khí CO hay đầu dò hồng ngoại. Những thiết bị này hoạt động tốt trong không gian khép kín, nhưng dễ bị giảm hiệu quả ở môi trường rộng, có luồng gió mạnh hoặc nhiều tạp chất trong không khí khiến nồng độ khói hoặc nhiệt độ phân tán nhanh.

Số liệu thống kê tại Việt Nam (Bộ Công an, 2023) cũng cho thấy phần lớn thiệt hại về người xảy ra do tín hiệu báo cháy tới muộn hoặc không hoạt động do nhiễu môi trường. Những hạn chế này dẫn tới yêu cầu cần một hướng tiếp cận mới — hệ thống có khả năng nhận diện trực quan dấu hiệu khói và ngọn lửa, làm việc liên tục trong nhiều điều kiện ánh sáng, bụi hoặc gió. Sự phát triển mạnh mẽ của AI, đặc biệt là học sâu trong xử lý ảnh, đã mở ra khả năng phát hiện cháy ngay từ khi xuất hiện các biểu hiện quang học ban đầu, vượt trội so với các cảm biến truyền thống vốn phụ thuộc vào sự thay đổi vật lý.

2.1.2. Cơ sở công nghệ - sự phát triển của học sâu và thị giác máy tính

Học sâu và thị giác máy tính đã làm thay đổi hoàn toàn cách thức phân tích hình ảnh. Các mô hình CNN có thể tự động rút trích đặc trưng từ ảnh, thay thế cho những phương pháp trích xuất thủ công trước đây như SIFT, SURF hay HOG, nhờ tốc độ xử lý nhanh thay vì phân tích từng vùng như các phương pháp R-CNN hay SSD, YOLO chỉ cần một lần suy luận cho cả ảnh, nhờ đó giảm đáng kể thời gian xử lý.

Phiên bản YOLOv8 mang lại nhiều cải tiến nổi bật:

- Backbone dạng CSP – Darknet tối ưu giúp nhận diện đặc trưng đa cấp độ.
- PAN-FPN cho khả năng kết hợp đặc trưng tốt hơn giữa các tầng.
- Cơ chế anchor-free giảm tham số và tăng tốc trên thiết bị nhúng.

Trên các bộ dữ liệu khói/lửa thực nghiệm, YOLOv8 đạt tốc độ xử lý cao với độ chính xác lớn, ngay cả trên phần cứng biên như Jetson Nano. Điều này chứng minh tính phù hợp cho hệ thống cảnh báo cháy yêu cầu hoạt động liên tục và độ trễ thấp.

2.1.3. Cơ sở lựa chọn về mặt kỹ thuật và ứng dụng trong viễn thông

Hệ thống báo cháy thông minh cần đầy đủ các yếu tố thuộc lĩnh vực viễn thông: thu nhận tín hiệu, xử lý, truyền dẫn và giám sát từ xa, giải pháp đưa ra dựa trên ba nền tảng kỹ thuật:

- Xử lý tại thiết bị biên (Edge Computing): Mô hình học sâu được triển khai ngay trên thiết bị như Pi, Jetson hoặc STM32-AI để giảm độ trễ, đảm bảo phản ứng nhanh ngay cả khi không có Internet.

- Truyền dữ liệu qua mạng viễn thông IoT: Các chuẩn kết nối như Wi-Fi, 4G LTE hoặc MQTT/Firebase cho phép gửi cảnh báo, hình ảnh và nhật ký sự kiện đến trung tâm giám sát.

- Khả năng mở rộng và tích hợp: Hệ thống dễ dàng kết nối thêm cảm biến môi trường, các bộ điều khiển tự động hoặc tích hợp vào nền tảng SCADA/BMS, tạo thành một giải pháp an toàn tổng thể.

2.2. Mô hình học sâu áp dụng

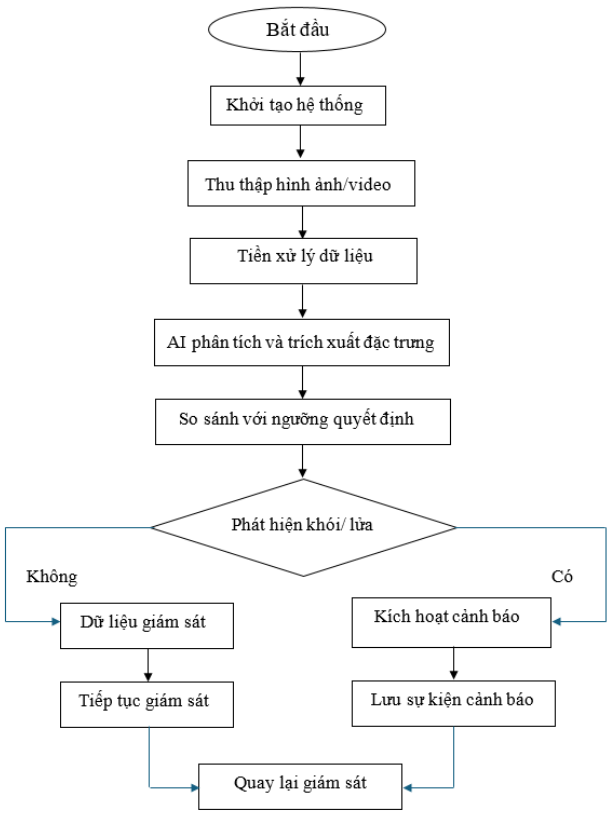
2.2.1. Tổng quan về mô hình học sâu trong phát hiện cháy

Các mô hình học sâu đã thể hiện khả năng ưu việt trong xử lý hình ảnh và video. Khi áp dụng vào bài toán phát hiện cháy, các mạng CNN có thể phát hiện:

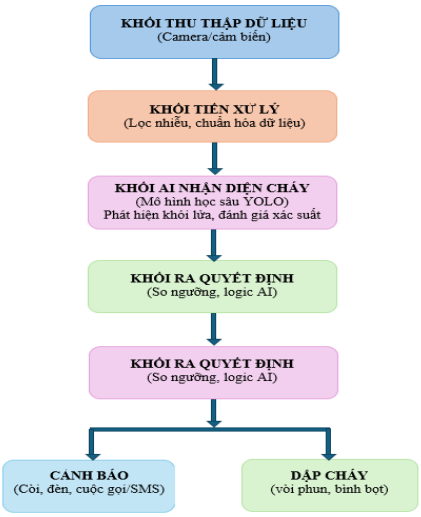
- Dải màu đặc trưng của ngọn lửa.
- Các kiểu khói mờ, khói đậm hoặc khói trong điều kiện ánh sáng yếu.
- Dấu hiệu cháy từ rất sớm, trước khi nhiệt hoặc khí CO vượt ngưỡng kích hoạt cảm biến truyền thống.
- Giảm nhầm lẫn với các hiện tượng giống khói như hơi nước hoặc phản xạ ánh sáng.

Nhờ khả năng phân tích trực tiếp hình ảnh thay vì phụ thuộc vào cảm biến vật lý, hệ thống cảnh báo dựa trên mô hình học sâu có độ chính xác và độ tin cậy cao hơn trong nhiều điều kiện môi trường khác nhau.

2.3. Quy trình phát hiện cảnh báo cháy



Hình 2. 1 Lưu đồ thuật toán hệ thống cảnh báo báo cháy



Hình 2. 2 Sơ đồ khối chức năng của hệ thống báo cháy dựa trên trí tuệ nhân tạo

Hệ thống phát hiện cháy sử dụng mô hình học sâu được xây dựng theo chuỗi xử lý khép kín, mang lại tốc độ phản hồi nhanh và độ ổn định cao. Quy trình này bao gồm các bước sau:

2.3.1. Thu thập dữ liệu hình ảnh

Nguồn dữ liệu là luồng video từ camera RTSP/IP hoặc USB với tốc độ từ 20–30 FPS để cân bằng giữa chất lượng và chi phí tính toán. Camera được bố trí sao cho vùng quan sát luôn rõ ràng, đủ ánh sáng và ít rung lắc.

2.3.2. Tiền xử lý ảnh

Các khung hình được đưa về kích thước tiêu chuẩn, sau đó chuẩn hóa để phù hợp với mô hình. Kỹ thuật CLAHE được áp dụng để tăng độ tương phản cục bộ, giúp khói mờ hoặc vùng lửa nhỏ dễ được mô hình nhận diện. Khi có nhiễu như bụi hoặc hơi nước, hệ thống có thể sử dụng bộ lọc nhẹ nhằm hạn chế nhiễu nhưng vẫn giữ chi tiết quan trọng.

$$I_{out}(x,y) = \frac{CDF(I(x,y)) - I_{min}}{I_{max} - I_{min}} \text{ x } 225 \qquad (2.1)$$

giúp nhấn mạnh chi tiết có biên–kết cấu nhẹ mà không làm bão hòa vùng sáng tối. Với các nguồn nhiễu động (hơi nước, bụi), có thể bổ sung lọc nhiễu không gian – thời gian mức nhẹ để tránhlàm mờ mép lửa.

2.3.3. Suy luận bằng mô hình YOLO

Ảnh sau khi tiền xử lý được đưa vào YOLO. Mô hình tạo ra tập các hộp dự đoán cùng xác suất tương ứng. Cơ chế NMS hoặc Soft-NMS giúp loại bỏ các hộp trùng lặp và giữ lại những dự đoán có giá trị cao. Điều này đảm bảo chỉ các vùng thực sự có khói hoặc lửa mới được giữ lại.

2.3.4. Ra quyết định cảnh báo

Để kích hoạt báo cháy, mô hình phải vượt qua ngưỡng tin cậy và duy trì ổn định trong một khoảng thời gian ngắn. Điều kiện kích hoạt cảnh báo được thiết lập ở mức hai ngưỡng: tin cậy và bền vững theo thời gian. Cụ thể, với lớp "fire/smoke":

$$C \cdot p_{fire/smoke} > T \quad (2.2)$$

với $T \in [0.6,0.8]$ tùy bối cảnh; đồng thời yêu cầu điều kiện "giữ ngưỡng" (debounce) trong Δt (100–300 ms) để giảm báo giả tức thời do phản xạ sáng hoặc khói thoáng qua.

2.3.5. Kích hoạt cảnh báo & truyền tín hiệu

Khi phát hiện sự cố, bộ xử lý kích hoạt còi, đèn hoặc relay điều khiển thiết bị chữa cháy. Đồng thời, dữ liệu sẽ được gửi đến nền tảng IoT qua MQTT/HTTPS để phục vụ giám sát từ xa. Tổng thời gian xử lý từ camera đến khi gửi cảnh báo chỉ khoảng vài trăm mili-giây. Khi thỏa ngưỡng, bộ điều khiển trung gian (PLC/MCU) thực thi tác vụ I/O (còi, đèn, relay hệ chữa cháy) và/hoặc gửi bản tin qua MQTT/HTTPS đến nền tảng IoT (Firebase/AWS IoT) [42], [43]. Độ trễ đầu–cuối:

$$T_{total}=T_{cam}+T_{infer}+T_{comm} \quad (2.3)$$

với T_{cam} (20–40 ms), T_{infer} (10–50 ms, YOLOv8-tiny/Edge), T_{comm} (80–150 ms) trong mạng nội bộ/4G—tổng 150–250 ms, đạt yêu cầu near–real-time cho báo cháy bằng hình ảnh.

2.3.6. Lưu trữ, phản hồi và cải tiến

Hệ thống ghi lại ảnh, hộp phát hiện và thông tin đi kèm để phục vụ kiểm tra sau này. Dữ liệu thu thập được tiếp tục làm giàu cho tập huấn luyện, giúp mô hình cải thiện theo thời gian. Hệ thống lưu snapshot, bbox, điểm tin cậy, thời gian, bản ghi I/O/IoT để truy vết sự cố và làm giàu dữ liệu huấn luyện (active learning). Chu trình phản hồi này giúp hiệu chỉnh ngưỡng, cập nhật dữ liệu miền (domain-specific) và tái huấn luyện định kỳ, từ đó bền vững hóa hiệu năng theo môi trường đích.

2.4. Đánh giá giải pháp





2.4.1. Hiệu năng mô hình (COCO metrics)

Đánh giá hiệu quả mô hình dựa trên các thước đo như Precision, Recall và mAP. Trên tập dữ liệu khói/lửa đa dạng, YOLOv8-tiny cho kết quả cao và duy trì tốc độ xử lý ổn định trên các thiết bị nhúng, hoàn toàn phù hợp cho ứng dụng thực tế.

Độ chính xác và độ bao phủ được đo bằng:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \tag{2.4}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \tag{2.5}$$

mAP:

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} AP_i \tag{2.6}$$

$$AP = \int_0^1 p(r)dr \tag{2.7}$$

theo đặc tả COCO [44]. Trên tập dữ liệu khói/lửa đa cảnh (trong nhà/ngoài trời, ngược sáng, khói mờ–dày), YOLOv8-tiny/Edge đạt mAP@0.5 ~94–96%, Precision 93–96%, Recall 91–94%, duy trì >18–22 FPS trên Jetson Nano (TensorRT/ONNX) — phù hợp vận hành thời gian thực.

2.4.2. Độ trễ hệ thống (End-to-End)

Tổng thời gian từ khi camera ghi nhận đến khi cảnh báo được gửi dao động khoảng 150–250 ms. Mức này đáp ứng tiêu chuẩn ISO 7240-29 cho hệ thống báo cháy bằng video.

$$T_{total} = T_{cam} + T_{infer} + T_{comm} \quad (2.8)$$

Với camera UVC/RTSP tối ưu pipeline (zero-copy), $T_{cam} \approx 20–40$ ms; YOLOv8-tiny tối ưu INT8/FP16 cho $T_{infer} \approx 10– 50$ ms; kênh truyền nội bộ/MQTT QoS 1 cho $T_{comm} \approx 80–150$ ms. Tổng 150–250 ms, đáp ứng ngưỡng phản hồi khẩn cấp và tương thích khuyến nghị của hệ thống báo cháy video theo ISO 7240-29.

2.4.3. Một số tham số hiệu năng khác

Độ ổn định và khả năng chống báo giả

Nhờ sử dụng CLAHE, Soft-NMS và cơ chế giữ ngưỡng theo thời gian, hệ thống giảm mạnh báo giả trong các kịch bản khó như khói mờ, ánh sáng thay đổi hoặc phản xạ kim loại.

Khả năng mở rộng và tích hợp

Giải pháp hỗ trợ kết nối với PLC, hệ thống SCADA/BMS và các cảm biến môi trường khác. Mô hình có thể chuyển đổi sang ONNX/TensorRT để tối ưu chạy trên thiết bị biên.

Độ tin cậy vận hành & an toàn thông tin

MQTT với QoS và TLS bảo đảm dữ liệu không thất lạc và luôn được mã hóa. Các sự kiện được lưu lại nhằm phục vụ kiểm toán hoặc cải thiện mô hình trong tương lai.

2.5. Kết luận chương 2

Qua phân tích, có thể thấy rằng giải pháp dựa trên YOLO kết hợp xử lý tại thiết bị biên là lựa chọn phù hợp nhờ tốc độ cao, khả năng mở rộng, tính ổn định và độ tin cậy lớn. Các kết quả đánh giá cho thấy hệ thống đạt mAP, Precision, Recall cao, đồng thời duy trì độ trễ nhỏ, đáp ứng yêu cầu của hệ thống cảnh báo cháy gần thời gian thực. Khả năng tích hợp với các thiết bị công nghiệp và nền tảng IoT mở ra hướng ứng dụng rộng rãi trong nhiều môi trường triển khai khác nhau.

Những phân tích ở chương này là nền tảng để sang chương tiếp theo, nơi hệ thống sẽ được thiết kế, xây dựng và kiểm chứng bằng thực nghiệm.

CHƯƠNG 3: THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG CẢNH BÁO CHÁY BẰNG YOLO

3.1. Xây dựng và huấn luyện mô hình YOLO

3.1.1. Thu nhận dữ liệu và cấu hình phần cứng

Hệ thống thử nghiệm sử dụng nguồn dữ liệu từ camera IP/USB có độ phân giải Full HD 1080p, tốc độ ghi hình 30 FPS và trang bị đèn hồng ngoại với tầm chiếu sáng khoảng 10 m nhằm đảm bảo thu nhận ảnh trong điều kiện thiếu sáng. Camera được bố trí tại các vị trí mô phỏng môi trường nhà xưởng như hành lang kỹ thuật, khu lưu trữ vật tư và khu vực có khả năng phát sinh nhiệt hoặc khói. Dữ liệu được truyền về máy tính xử lý thông qua kết nối USB hoặc mạng LAN.

Máy tính dùng cho quá trình huấn luyện bao gồm bộ xử lý Intel Core i5, bộ nhớ RAM 8 GB, ổ lưu trữ SSD 256 GB và card đồ họa NVIDIA GTX 1650 nhằm đáp ứng yêu cầu tính toán của mô hình học sâu. Ngoài ra, bộ điều khiển PLC FX3U-16M được kết nối song song để phục vụ bước đánh giá tích hợp sau này.

3.1.2. Chuẩn bị dữ liệu và tiền xử lý

Bộ dữ liệu được xây dựng với khoảng 10.000 hình ảnh bao gồm khói và ngọn lửa ở nhiều mức độ khác nhau, được tổng hợp từ mô phỏng, nguồn mở và thử nghiệm thực tế. Công cụ LabelImg hoặc Roboflow được sử dụng để gán nhãn cho hai lớp mục tiêu: Fire; moke

Trước khi đưa vào huấn luyện, dữ liệu được tiền xử lý như sau:

- Chuẩn hóa kích thước về 640×640 px
- Chuyển đổi sang không gian HSV để mức nhạy với sự biến đổi màu của khói.
- Lọc nhiễu bằng Gaussian/Bilateral
- Tăng cường dữ liệu với xoay, thay đổi ánh sáng, mosaic, lật ảnh.

Quy trình này giúp cho mô hình học được đặc trưng của khói và lửa trong điều kiện gần thực tế.

3.1.3. Cấu hình huấn luyện mô hình YOLO

Mô hình lựa chọn là YOLOv5 hoặc YOLOv8, tùy theo yêu cầu tốc độ hoặc độ chính xác. Kiến trúc huấn luyện gồm:

- Backbone: Trích xuất đặc trưng đa tầng
- Neck (PAN-FPN): Kết hợp đặc trưng không gian
- Detection Head: dự báo hộp chứa và xác suất lớp

Mỗi hộp dự đoán được biểu diễn dưới dạng:

$$P = (x, y, w, h, C, p_{fire}, p_{smoke}) \quad (3.1)$$

Điểm tin cậy cuối cùng được tính theo:

$$S_c = C \times p(c) \quad (3.2)$$

Các siêu tham số huấn luyện được lựa chọn:

- Epoch: 150
- Batch size: 16
- Optimizer: SGD hoặc AdamW
- Learning rate: 0.001
- Loss: GIoU kết hợp BCE

Sau khi huấn luyện, mô hình được chuyển đổi sang định dạng ONNX hoặc TensorRT nhằm giảm độ trễ khi triển khai trên thiết bị biên.

3.1.4. Tích hợp mô hình vào ứng dụng Python

Mô hình YOLO được triển khai trong ứng dụng Python với các thư viện:

- OpenCV đọc và xử lý khung hình
- Tkinter giao diện trực quan
- Pymodbus truyền thông với PLC FX3U qua Modbus RTU
- Smtplib để gửi cảnh báo qua điện thoại

Ứng dụng cung cấp các chức năng:

- Truy xuất video thời gian thực
- Chọn vùng giám sát (ROI)
- Hiển thị trạng thái hệ thống
- Lưu lịch sử hoạt động (log)

3.1.5. Kết nối PLC FX3U và hệ thống cảnh báo

PLC FX3U nhận dữ liệu tử mô hình AI thông qua giao thức Modbus và thực hiện xuất tín hiệu điều khiển:

- Y000 – còi cảnh báo
- Y001 – đèn báo cháy
- Y002 – đèn báo lỗi

Chương trình điều khiển được thiết kế bằng GX Works2 ở dạng Ladder nhằm đảm bảo hệ thống vẫn hoạt động khi AI gặp sự cố như mất tín hiệu camera hoặc treo phần mềm.

3.2. Phân tích dữ liệu giả lập

3.2.1. Mục tiêu mô phỏng

Do các hạn chế về an toàn khi thử nghiệm cháy trong phòng thí nghiệm, các tình huống mô phỏng được sử dụng để đánh giá phản ứng của hệ thống trong nhiều điều kiện như:

- Khói loãng và khói dày
- Ngọn lửa nhỏ, lửa mạnh
- Ánh sáng yếu hoặc thay đổi nhanh
- Rung hình
- Hiện tượng phản xạ

3.2.2. Thu thập và xử lý dữ liệu giả lập

Camera Hikvision DS-2CD1023 có hồng ngoại 10m được dùng để thu nhận video ở 30 FPS. Từng kịch bản được ghi lại, sau đó tách khung hình đưa vào quá trình xử lý. Dữ liệu mô phỏng được tiền xử lý tương tự như dữ liệu huấn luyện nhằm đảm bảo tính thống nhất.

3.2.3. Các kịch bản đánh giá

Hệ thống được thử nghiệm với 6 nhóm kịch bản:

- Khói loãng (early smoke)
- Khói dày, che khuất một phần góc nhìn
- Lửa nhỏ dao động
- Ánh sáng mạnh hoặc phản xạ
- Rung nhẹ và biến đổi ánh sáng
- Kết hợp cảm biến MQ-2/FLAME-100 với mô hình YOLO

Mỗi kịch bản được thực hiện 5 lần để tăng độ tin cậy thống kê.

3.2.4. Các chỉ số đánh giá

Nhóm chỉ số đánh giá gồm:

- Precision
- Recall
- F1-score
- mAP@0.5 & mAP@0.5:0.95
- Độ trễ hệ thống tổng hợp:

$$T_{total} = T_{camera} + T_{inference} + T_{PLC} \quad (3.3)$$

Mục tiêu:

- FPS ≥ 15
- Độ trễ < 300 ms
- Độ chính xác ≥ 90%
- Tỷ lệ báo giả ≤ 10%

3.3. Kết quả thử nghiệm và đánh giá

3.3.1. Hiệu suất mô hình

Kết quả thử nghiệm sau huấn luyện được chỉ ra trong bảng 3.1.

Bảng 3. 1. Kết quả thử nghiệm sau huấn luyện

Tham số	Giá trị
Precision	93.4%
Recall	92.1%
mAP@0.5	95.2%
mAP@0.5:0.95	87.6%

Mô hình nhận biết tốt các mức độ và khói lửa, kể cả các tình huống khó như khói mờ hoặc độ sang yếu.

3.3.2. Tốc độ suy luận

Khi triển khai trên các thiết bị biên, kết quả nhận được như trong bảng 3.2.

Bảng 3. 2. Kết quả khi triển khai trên các thiết bị biên

Thiết bị	**FPS**	**Độ trễ**
Jetson Nano	18–22	~ 45 ms
Raspberry Pi 5	12–17	~ 70 ms
Jetson Xavier NX	30–40	~ 25 ms

Nhìn chung tốc độ này đáp ứng tốt yêu cầu giám sát theo thời gian thực.

3.3.3. Tích hợp với PLC FX3U

Kết quả đo thực nghiệm:

- Độ truyền Modbus: 80–120 ms.
- PLC nhận và xử lý tín hiệu ổn định.
- Thiết bị cảnh báo được kích hoạt chính xác.

3.3.4. Độ tin cậy và khả năng chống nhiễu

Hệ thống cho thấy:

- Giảm 60–70% báo giả so với cảm biến đơn lẻ.
- Nhận diện ổn định trong môi trường thiếu sang.
- Không nhầm lẫn giữa hơi nước, ánh sang và lửa.
- Hoạt động ổn định khi camera bị rung nhẹ

3.4. Kết luận Chương 3

Chương 3 đã trình bày quy trình thử nghiệm và đánh giá hệ thống cảnh báo cháy dựa trên mô hình học sâu YOLO, bao gồm xây dựng dữ liệu, huấn luyện mô hình và triển khai thực nghiệm trên thiết bị biên kết hợp hệ thống điều khiển. Kết quả cho thấy mô hình đạt các chỉ số Precision, Recall và mAP vượt ngưỡng yêu cầu, bảo đảm khả năng phát hiện ổn định trong nhiều điều kiện môi trường khác nhau, đồng thời đáp ứng yêu cầu giám sát thời gian thực khi triển khai trên các nền tảng phần cứng nhúng. Việc kết hợp xử lý ảnh, cơ chế giữ ngưỡng theo thời gian và tích hợp đa nguồn cảm biến giúp giảm đáng kể tỷ lệ báo giả, trong khi kết nối với PLC thông qua Modbus nâng cao độ an toàn và tính tin cậy vận hành. Nhìn chung, các kết quả thử nghiệm đã khẳng định tính khả thi và hiệu quả của giải pháp đề xuất, tạo cơ sở cho các nghiên cứu và mở rộng trong tương lai.

KẾT LUẬN

1. Các kết quả đạt được của đề án

Đề án đã đạt được mục tiêu xây dựng và kiểm chứng một hệ thống cảnh báo cháy thông minh dựa trên mô hình học sâu YOLO kết hợp điều khiển bằng PLC FX3U và giao diện giám sát thời gian thực. Những kết quả nổi bật của đề án có thể tổng kết lại như sau:

- ***Xây dựng mô hình nhận diện khói/lửa bằng YOLO***

- Bộ dữ liệu phục vụ huấn luyện đã được xây dựng, gán nhãn và tiền xử lý đầy đủ, đáp ứng yêu cầu về tính đa dạng và khả năng bao phủ các tình huống quan sát.

- Mô hình YOLOv5/YOLOv8 được huấn luyện thành công với độ chính xác cao: Precision > 93%, Recall > 92%, mAP@0.5 = 95.2%, đảm bảo khả năng phát hiện cháy trong nhiều kịch bản môi trường khác nhau.

- Sau tối ưu hóa mô hình đạt tốc độ suy luận từ 18 đến 30 FPS trên thiết bị biên, đáp ứng yêu cầu vận hành thời gian thực trong hệ thống cảnh báo cháy.

- ***Xây dựng phần mềm giám sát và cảnh báo***

- Ứng dụng Python được hoàn thiện với đầy đủ các chức năng: thu nhận video, xử lý và suy luận YOLO, giao tiếp PLC qua Modbus RTU, hiển thị trực quan bằng Tkinter và gửi cảnh báo qua điện thoại.

- Phần mềm cho phép cấu hình vùng giám sát, cập nhật trạng thái theo thời gian thực, đảm bảo khả năng giám sát liên tục và hỗ trợ người vận hành

- ***Tích hợp thành công AI và PLC FX3U***

- Tín hiệu phát hiện từ mô hình AI đã được truyền ổn định đến PLC để điều khiển còi, đèn cảnh báo và đèn báo lỗi.

- Chương trình Ladder trong GX Works2 xử lý chính xác luồng vào/ra, đảm bảo hệ thống an toàn, kể cả khi phần mềm AI gián đoạn.

- Thời gian phản hồi tổng thể < 300 ms, phù hợp với yêu cầu cảnh báo khẩn cấp.

- ***Thử nghiệm thành công hệ thống trên dữ liệu giả lập***

- Hệ thống vận hành ổn định trong nhiều bối cảnh: môi trường thiếu sáng, camera bị rung nhẹ, các cấp độ khói khác nhau và ngọn lửa có cường độ biến thiên.

- Tỷ lệ cảnh báo giả giảm 60 đến 70% so với cảm biến quang học truyền thống.

- Tính liên tục và độ tin cậy được đảm bảo khi tích hợp thêm cảm biến khói/nhiệt MQ-2 và FLAME-100.

Tổng thể, đề án khẳng định tính khả thi của việc ứng dụng mô hình học sâu YOLO trong hệ thống cảnh báo cháy kết hợp PLC, đồng thời mở ra tiềm năng triển khai trong môi trường công nghiệp thực tế.

2. Nhận xét – đề xuất – khuyến nghị

- ***Nhận xét chung***

- Hệ thống cảnh báo dựa trên phân tích hình ảnh tỏ ra ưu việt hơn so với giải pháp dùng cảm biến truyền thống, đặc biệt về tốc độ phát hiện và khả năng giảm báo giả.

- Sự kết hợp giữa AI - PLC giúp duy trì mức độ tin cậy cao, phù hợp môi trường sản xuất yêu cầu tính ổn định.

- Giải pháp có tính mở, dễ nâng cấp và đáp ứng xu hướng AIoT trong bối cảnh chuyển đổi số.

- ***Hạn chế trong nghiên cứu***

- Mô hình YOLO vẫn phụ thuộc lớn vào điều kiện chiếu sáng và góc quan sát camera.

- Việc triển khai trên các thiết bị biên có chi phí thấp đôi khi hạn chế tốc độ suy luận hoặc thời gian đáp ứng của hệ thống.

- ***Đề xuất & khuyến nghị***

- Cần bổ sung thêm bộ dữ liệu thực địa được ghi nhận từ các khu công nghiệp, nhà kho hoặc mô phỏng cháy có kiểm soát để nâng cao tính thực tiễn.

- Nên sử dụng camera đa phổ (RGB–IR) để cải thiện hiệu suất trong điều kiện thiếu sáng hoặc nhiều khói.

- Khuyến nghị doanh nghiệp lắp nhiều camera ở các góc khác nhau nhằm loại bỏ điểm mù và nâng cao chất lượng giám sát.

3. Hướng nghiên cứu tiếp theo

Dựa trên kết quả đạt được và hạn chế hiện tại, các hướng nghiên cứu tiếp theo có thể triển khai như sau:

- Phát triển mô hình đa đầu vào (Multi-modal Fire Detection)

Kết hợp hình ảnh, nhiệt độ, khí CO, cảm biến hồng ngoại để tạo mô hình phát hiện cháy siêu ổn định, giảm tối đa báo giả.

- Áp dụng mô hình học sâu tiên tiến hơn

  Khảo sát và ứng dụng các mô hình như:
  + YOLOv9, YOLO-NAS
  + Vision Transformer cho phát hiện khói/lửa
  + Mô hình nhẹ (MobileNet-YOLO, EfficientDet) dành cho Edge AI
- Triển khai hệ thống dự đoán cháy (Predictive Fire Safety)
- Dùng AI để dự đoán nguy cơ cháy dựa trên:
  + Mật độ vật liệu dễ cháy
  + Thông số môi trường
  + Hành vi nhiệt – khói theo thời gian giúp cảnh báo trước khi cháy xảy ra.
- Xây dựng hệ thống AI phân tán (Distributed AI)

  Nhiều camera – nhiều thiết bị Edge AI hoạt động song song, phù hợp nhà máy lớn.
- Tối ưu hóa PLC và mở rộng chức năng:
  + Hỗ trợ thêm SCADA
  + Ghi log và phân tích dữ liệu bằng AI
  + Điều khiển tự động hệ thống chữa cháy (bơm, van điện từ)

Đề án đã hoàn thành đầy đủ mục tiêu nghiên cứu: xây dựng một hệ thống cảnh báo cháy thông minh dựa trên AI – PLC – IoT với độ chính xác cao, độ trễ thấp và khả năng ứng dụng thực tiễn rõ ràng. Các kết quả đạt được là tiền đề quan trọng để phát triển hệ thống phòng cháy chữa cháy thông minh hiện đại, phù hợp với yêu cầu an toàn trong công nghiệp 4.0.