



Ngày nhận bài: 28/4/2026; Ngày thẩm định: 13/9/2026; Ngày duyệt đăng: 18/9/2026.

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO DỰ BÁO SỚM HIỆN TƯỢNG BACKDRAFT TRONG CHỮA CHÁY, CỨU NẠN, CỨU HỘ TẠI VIỆT NAM

Thiếu tá, ThS NGUYỄN THỊ QUỲNH PHƯƠNG

Khoa Tự động và phương tiện kỹ thuật phòng cháy, chữa cháy, cứu nạn, cứu hộ, Học viện Phòng cháy chữa cháy và Cứu nạn cứu hộ

Thiếu tá, TS TRẦN MINH HOÀNG HÀ

Khoa Tự động và phương tiện kỹ thuật phòng cháy, chữa cháy, cứu nạn, cứu hộ, Học viện Phòng cháy chữa cháy và Cứu nạn cứu hộ

*Tác giả liên hệ: Nguyễn Thị Quỳnh Phương (Email: quynhpnuonga@gmail.com)

Tóm tắt: Hiện tượng Backdraft là thách thức lớn đối với an toàn của lực lượng chữa cháy và cứu nạn, cứu hộ khi chiến đấu trong các công trình khép kín. Dựa trên các nghiên cứu lý thuyết và thực nghiệm quốc tế, nhóm tác giả đề xuất việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) vào thực tiễn Việt Nam nhằm dự báo sớm nguy cơ, từ đó nâng cao hiệu quả công tác chữa cháy và cứu nạn, cứu hộ, bảo vệ an toàn tính mạng cho cán bộ, chiến sĩ khi tham gia chữa cháy.

Từ khoá: Backdraft, học máy, trí tuệ nhân tạo, LSTM, Transformer.

Abstract: Backdrafts pose a significant threat to the safety of firefighters and rescuers operating in enclosed buildings. Based on international theoretical and experimental studies, the authors propose the application of artificial intelligence (AI) in Vietnam to predict risks early, thereby improving the effectiveness of firefighting and rescue operations and protecting the lives of officers and firefighters in firefighting.

Keywords: Backdraft, machine learning, artificial intelligence, LSTM, Transformer.

1. Đặt vấn đề

Trong những năm gần đây, cấu trúc đô thị Việt Nam với đặc trưng là loại hình nhà ống, nhà liền kề và công trình có cấu trúc kín thường xuyên xảy ra các vụ cháy phức tạp. Những công trình này có khả năng thông gió kém, dẫn đến sự tích tụ nồng độ khí cháy cực cao trong điều kiện thiếu oxy. Khi lực lượng chữa cháy và cứu nạn, cứu hộ phá dỡ cửa hoặc cấu trúc bao che để tiếp cận gốc lửa, sự xâm nhập đột ngột của không khí có thể dẫn đến hiện tượng Backdraft. Hiện nay, việc nhận diện dấu hiệu Backdraft chủ yếu dựa vào kinh nghiệm thực tế của chỉ huy chữa cháy và cán bộ, chiến sĩ (CBCS), tiềm ẩn nhiều rủi ro trong môi trường khói bụi dày đặc và áp lực tâm lý. Vì vậy, việc xây dựng mô hình dự báo dựa trên AI là yêu cầu cấp thiết để hỗ trợ CBCS

ra quyết định chính xác khi thực hiện nhiệm vụ, giảm thiểu nguy cơ mất an toàn từ hiện tượng Backdraft.



Hình 1: Một số hình ảnh thực nghiệm hiện tượng Backdraft
(Nguồn ảnh: CFBT International).

2. Cơ sở khoa học và tổng quan về công nghệ dự báo Backdraft trên thế giới

2.1. Bản chất nhiệt động lực học đám cháy

Backdraft là hệ quả của quá trình cháy thiếu khí, dẫn đến sự tích tụ các sản phẩm nhiệt phân chưa cháy. Sự xâm nhập đột ngột của dòng oxy thiết lập một dòng chảy trọng lực hai chiều, tạo điều kiện cho phản ứng cháy bùng phát, dẫn đến tốc độ giải phóng nhiệt (HRR) cực đại trong thời gian cực ngắn. Hiện tượng này thường xảy ra trong các công trình khép kín như: nhà ở, kho xưởng, tầng hầm, container, phương tiện giao thông... và rất khó nhận biết nếu CBCS chữa cháy và cứu nạn, cứu hộ thiếu kinh nghiệm hoặc đánh giá sai tình huống.

Các nghiên cứu từ Viện Tiêu chuẩn và Công nghệ Quốc gia Hoa Kỳ (NIST) xác định các biến số quyết định sự hình thành Backdraft bao gồm sự phân hóa nhiệt tầng, áp suất âm tương đối trong phòng cháy và nồng độ nhiên liệu khí vượt ngưỡng giới hạn cháy dưới (LFL).

2.2. Tổng quan các xu hướng và công nghệ dự báo Backdraft trên thế giới

Nghiên cứu và phát triển công nghệ dự báo hiện tượng Backdraft trên thế giới đã trải qua các bước chuyển dịch công nghệ quan trọng, đi từ các mô hình nhiệt động lực học cổ điển đến các hệ thống trí tuệ nhân tạo đa phương thức hiện đại. Tổng quan có thể phân chia các hướng tiếp cận này thành ba giai đoạn chính:

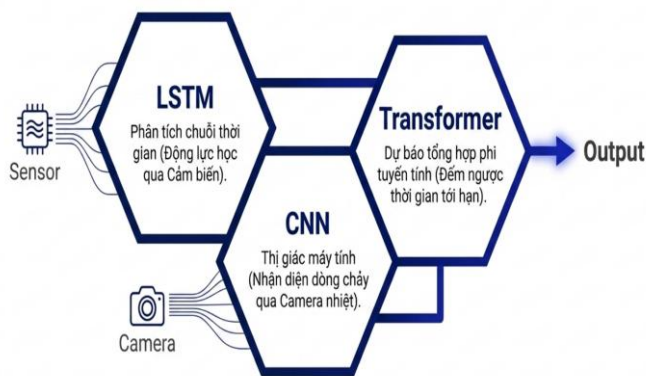
- Các mô hình toán học giải tích và mô phỏng số (CFD): Trong giai đoạn đầu, các nghiên cứu chủ yếu dựa trên việc giải các hệ phương trình nhiệt động lực học đám cháy thông qua các phần mềm mô phỏng động lực học chất lưu tiêu chuẩn – điển hình là Fire Dynamics Simulator (FDS) do Viện Tiêu chuẩn và Công nghệ Quốc gia Hoa Kỳ (NIST) phát triển. Hướng tiếp cận này tập trung tính toán các thông số vật lý như tốc độ giải phóng nhiệt (HRR), sự phân hóa nhiệt tầng, và vận tốc dòng trọng lực hai chiều khi cửa phòng mở. Tuy nhiên, hạn chế lớn nhất của mô phỏng số là đòi hỏi năng lực tính toán cực lớn của phần cứng và thời gian xử lý kéo dài (thường mất nhiều giờ hoặc nhiều ngày

để hoàn thành một kịch bản), do đó hoàn toàn không thể áp dụng để dự báo mang tính thời gian thực tại hiện trường vụ cháy thực tế.

- Mô hình học máy đơn phương thức: Để giải quyết bài toán thời gian thực, từ đầu thập niên 2010, các nhà nghiên cứu bắt đầu ứng dụng trí tuệ nhân tạo thuần túy để nhận diện rủi ro đám cháy. Các hướng đi phổ biến bao gồm: sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) thuần túy để phân tích hình ảnh từ camera nhiệt nhằm phát hiện dấu hiệu vật lý của dòng trọng lực (khí không khí lạnh tràn vào phía dưới dạng hình nêm và đẩy khói nóng ra phía trên); hoặc sử dụng mạng chuỗi thời gian tuần hoàn (như LSTM) để phân tích xu hướng thay đổi của các chỉ số nhiệt độ, áp suất âm thu được từ cảm biến lắp đặt tại hiện trường. Mặc dù cải thiện đáng kể tốc độ xử lý (< 1 giây), các hệ thống đơn phương thức này bộc lộ nhược điểm là độ chính xác chưa cao và dễ bị nhiễu, cảm biến vật lý dễ bị hỏng hóc hoặc đưa ra cảnh báo sai do nhiễu môi trường, trong khi camera nhiệt dễ bị che khuất bởi khói bụi quá dày đặc hoặc các kết cấu cơ học bị sập đổ.

- Hệ thống học sâu đa phương thức và hợp nhất dữ liệu (Multimodal Fusion - Xu hướng hiện nay): Nhằm khắc phục triệt để các hạn chế của mô hình đơn lẻ, xu hướng nghiên cứu tiên phong trong những năm gần đây (tiêu biểu là các công bố của NIST vào năm 2025, 2026 và UL FSRI) tập trung vào công nghệ hợp nhất dữ liệu đa cảm biến. Bằng việc kết hợp đồng thời dữ liệu thị giác máy tính (ma trận nhiệt độ không gian từ camera hồng ngoại) và chuỗi dữ liệu thời gian thực (từ cảm biến nhiệt/áp suất vi sai), các mô hình học sâu lai (Hybrid Deep Learning) được thiết lập nhằm xây dựng bức tranh toàn cảnh về đám cháy. Điển hình là việc phối hợp các khối thuật toán để vừa trích xuất đặc trưng hình thái dòng khói, vừa lưu giữ lịch sử biến thiên của các chỉ số động lực học đám cháy theo thời gian.

Tổng quan các nghiên cứu quốc tế chỉ ra rằng, việc tích hợp đa nguồn dữ liệu kết hợp cơ chế chú ý là chìa khóa để nâng cao độ chính xác dự báo lên trên 90% và cung cấp khoảng "thời gian vàng" cảnh báo sớm trước khi vụ nổ xảy ra.



Hình 2: Quy trình dự báo trên học máy đa phương thức.

3. Thực trạng kiến trúc đô thị và thách thức trong công tác chữa cháy, cứu nạn, cứu hộ tại Việt Nam

3.1. Thực trạng kiến trúc đô thị Việt Nam

Cơ cấu hạ tầng đô thị và thói quen xây dựng tại Việt Nam hiện đang tạo ra số lượng lớn các không gian có đặc thù hình học và vật liệu rất dễ kích hoạt trạng thái cháy thiếu khí dẫn đến Backdraft. Cụ thể bao gồm 03 nhóm loại hình điển hình sau:

- *Nhà ống và nhà phố liền kề kết hợp kinh doanh*: Đặc trưng của loại hình này là chỉ có một mặt tiền duy nhất tiếp cận đường giao thông, ba mặt còn lại bị vây kín bởi các công trình lân cận. Để đảm bảo an ninh chống trộm, các chủ hộ thường lắp đặt hệ thống cửa cuốn kiên cố, vách kính cường lực dày hoặc gia công thêm hệ thống lồng sắt ('chuồng cọp') bọc kín ban công. Kiến trúc này triệt tiêu hoàn toàn khả năng thông gió tự nhiên khi có cháy xảy ra.

- *Cơ sở kinh doanh dịch vụ giải trí (Karaoke, Bar, Vũ trường)*: Đây là loại hình công trình khép kín đặc thù, hầu như không có hệ thống cửa sổ hay ô thoáng mở trực tiếp ra ngoài trời. Để phục vụ công năng cách âm, tường và trần được ốp nhiều lớp vật liệu mút xốp, thảm nỉ, bông thủy tinh cao cấp, nhựa trang trí thuộc nhóm dễ cháy và sinh khói mạnh.

- *Hệ thống kho tàng, xưởng sản xuất, logistics công nghiệp*: Xu hướng xây dựng nhà xưởng hiện nay sử dụng rất phổ biến kết cấu khung thép kết hợp với tường bao che bằng tấm Sandwich Panel (lõi xốp EPS, PU, bông thủy tinh,...). Các tấm panel này có đặc tính kỹ thuật cách nhiệt cực tốt. Khi cháy xảy ra bên trong xưởng, lớp vỏ bọc này giữ lại toàn bộ nhiệt lượng, ngăn chặn dòng nhiệt thoát ra bên ngoài theo phương ngang và phương đứng.

Hệ quả kỹ thuật chung của các cấu trúc công trình trên là tạo ra cơ chế đám cháy thiếu khí. Khi đám cháy bùng phát, lượng oxy tự nhiên bên trong phòng nhanh chóng bị tiêu thụ cạn kiệt, khiến quá trình cháy chuyển từ cháy bùng phát tự do sang giai đoạn âm ỉ và phân hủy nhiệt mạnh. Ở trạng thái này, mặc dù không thấy ngọn lửa lớn, nhưng nhiệt độ phòng duy trì ở mức cực cao (thường $> 500^{\circ}\text{C}$), vật liệu liên tục giải phóng lượng lớn các sản phẩm phân hủy khí chưa cháy hết chứa hàm lượng khí độc và khí gas cực cao như Carbon Monoxide (CO), Hydrogen (H_2), và các hydrocarbon mạch ngắn. Tất cả tích tụ lại, tạo thành một 'bình thuốc súng khí' áp suất lớn chờ sẵn dưới trần nhà, chỉ cần một lượng nhỏ dưỡng khí lọt vào sẽ lập tức phát nổ.

3.2. Thách thức trong chữa cháy, cứu nạn, cứu hộ hiện nay

Thực tế chiến đấu, công tác trinh sát đám cháy, đánh giá nguy cơ và quyết định chiến thuật chữa cháy của lực lượng Cảnh sát Phòng cháy chữa cháy và cứu nạn, cứu hộ tại Việt Nam vẫn phụ thuộc phần lớn vào các dấu hiệu trực quan mang tính kinh nghiệm của chỉ huy chữa cháy. Các dấu hiệu này thường bao gồm: quan sát màu sắc khói khè qua các khe cửa (khói có màu vàng nâu), thường không nhìn thấy ngọn lửa hoặc ngọn lửa nhỏ có màu xanh lam, hiện tượng rít khí mạnh do áp suất âm chênh lệch qua khe hở cửa, bề mặt kính cửa sổ bị mờ đục do bám muội than dày hoặc sờ tay thấy cánh cửa có độ nóng cực lớn.

Phương pháp đánh giá dựa trên kinh nghiệm trực quan này tiềm ẩn hai nguy cơ: một là tính định tính, không thể định lượng chính xác mức độ nguy hiểm; hai là khi CBCS tiếp cận để triển khai đội hình phá dỡ cửa cuốn hoặc đập kính mặt tiền để mở đường vào cứu người, hành động này vô tình tạo ra một cửa nạp gió. Oxy nồng độ cao từ môi trường ngoài lập tức tràn vào theo dòng đối lưu, hòa trộn với đám mây khí gas siêu nhiệt, kích hoạt hiện tượng Backdraft bùng phát trực diện vào vị trí CBCS đang đứng thực hiện nhiệm vụ. Do đó, việc chuyển đổi từ phương thức nhận biết bằng kinh nghiệm sang hệ thống số hóa dự báo sớm bằng công nghệ AI là yêu cầu cấp bách để đảm bảo an toàn tính mạng cho lực lượng trực tiếp chiến đấu.

4. Ứng dụng mô hình học sâu kết hợp trong dự báo sớm Backdraft

Bài báo đề xuất kiến trúc mạng học sâu kết hợp (Hybrid Deep Learning Architecture) để xử lý dòng dữ liệu đa phương thức phát sinh liên tục từ đám cháy. Kiến trúc này bao gồm 03 khối thuật toán tích hợp.

4.1. Khối CNN - trích xuất đặc trưng không gian

Khối thuật toán đầu tiên tiếp nhận luồng dữ liệu hình ảnh hoặc ma trận mật độ pixel nhiệt từ camera nhiệt hồng ngoại giám sát không gian khu vực bảo vệ. Các lớp tích chập sử dụng các bộ lọc cấu trúc kích thước 3x3 hoặc 5x5 để quét và trích xuất tự động các đặc trưng không gian của đám cháy. Thuật toán tập trung nhận dạng cấu trúc phân lớp khói, độ dày đặc của lớp muội than bám trên kính, xác định tọa độ các vùng phát nhiệt cục bộ, biên độ dao động nhiệt độ bề mặt và hướng phân bố dòng nhiệt lượng chuyển động dưới trần. Kết quả của khối CNN là việc chuyển đổi các khung hình nhiệt thô thành các vector đặc trưng không gian nén mang tính ngữ cảnh cao.

4.2. Khối LSTM - phân tích chuỗi thời gian

Bản chất của hiện tượng Backdraft là một quá trình tích tụ năng lượng, áp suất động lực học phụ thuộc chặt chẽ vào dòng lịch sử thời gian. Khối LSTM tiếp nhận chuỗi dữ liệu thời gian thực từ cảm biến nhiệt độ (T) và cảm biến áp suất vi sai (P) lắp đặt tại khu vực bảo vệ. Nhờ cấu trúc các cổng toán học chuyên dụng – bao gồm Cổng quên (Forget Gate) để loại bỏ các nhiễu không quan trọng, Cổng đầu vào (Input Gate) để cập nhật trạng thái mới của đám cháy và Cổng đầu ra (Output Gate) – LSTM có khả năng ghi nhớ cấu trúc biến thiên dài hạn của đám cháy. Thuật toán liên tục tính toán đạo hàm vận tốc tăng nhiệt độ (dT/dt) và vận tốc gia tăng áp suất nội phòng (dP/dt) để nhận diện xu hướng tiến triển từ cháy có thông gió sang cháy thiếu khí.

4.3. Khối Transformer - cơ chế tự chú ý

Đây là hạt nhân điều phối trung tâm của mô hình học sâu đề xuất. Cơ chế tự chú ý (Self-Attention) đóng vai trò tính toán và xác lập ma trận trọng số tương quan giữa các vector đặc trưng không gian (đầu ra của khối CNN) và các vector đặc trưng chuỗi thời gian (đầu ra của khối LSTM). Cơ chế Self-Attention

cho phép mô hình tập trung năng lực tính toán vào tổ hợp các đặc trưng đa phương thức có nguy cơ đột biến cao nhất tại thời điểm trình sát hiện trường. Ví dụ, tại thời điểm áp suất phòng tăng vọt đồng thời hình ảnh nhiệt nhận diện lớp khói hạ thấp sát sàn, hệ thống sẽ tự động gán trọng số chú ý lớn nhất (vượt ngưỡng 0,8) cho tổ hợp đặc trưng này, giúp tối ưu hóa tiến trình toán học và đẩy nhanh quá trình ra quyết định.

Để triển khai huấn luyện hệ thống đa phương thức đề xuất, toàn bộ kiến trúc mạng phối hợp CNN-LSTM-Transformer được cấu hình tối ưu hóa bằng thuật toán AdamW tích hợp cơ chế khấu trừ trọng số (weight decay) nhằm ngăn ngừa hiện tượng quá khớp. Hàm mục tiêu được xác lập dựa trên hàm mất mát Cross-Entropy đa lớp để tối thiểu hóa sai số phân lớp trạng thái rủi ro của đám cháy. Thuật toán này giúp mô hình đạt tốc độ hội tụ toán học nhanh, đồng thời tối ưu hóa độ trễ suy luận xuống dưới 0,5 giây, đáp ứng nghiêm ngặt điều kiện vận hành theo thời gian thực trong môi trường động lực học đám cháy phức tạp.

Bảng 1: So sánh hiệu năng của các kiến trúc thuật toán AI trong dự báo Backdraft

(Số liệu tổng hợp chuẩn hóa từ cơ sở dữ liệu kiểm định thực nghiệm quốc tế của Phòng thí nghiệm nghiên cứu an toàn cháy, nổ UL (UL FSRI, 2020) và NIST (2025)).

Thuật toán AI	Độ chính xác dự báo (%)	Thời gian cảnh báo trước	Độ trễ xử lý dữ liệu
Mạng tích chập thuần túy (CNN Thô) [6], [9]	71.2%	5 - 10 giây	0.2 giây
Mạng chuỗi thời gian tuần hoàn (LSTM) [6], [9]	78.5%	15 - 20 giây	0.4 giây
Mạng kết hợp CNN – LSTM [9], [12]	84.6%	25 - 35 giây	0.6 giây
CNN - LSTM - Transformer (Đề xuất) [8], [11]	92.4%	45 - 60 giây	0.5 giây

Theo cơ sở dữ liệu kiểm định đám cháy thực tế trong không gian khép kín sử dụng phần mềm mô phỏng động lực học chất lưu FDS kết hợp với dữ liệu huấn luyện thực nghiệm của Phòng thí nghiệm Nghiên cứu An toàn Cháy nổ UL (UL Fire Safety Research Institute - FSRI, 2020), mô hình cấu trúc phối hợp CNN-LSTM-Transformer cho khả năng dự báo chính xác thời điểm xảy ra hiện tượng Backdraft trước từ 45 đến 60 giây với độ chính xác kiểm định đạt 92.4% [11]. Khoảng 'thời gian vàng' kéo dài gần 1 phút này là vô giá, đủ để Chỉ huy chữa cháy phát lệnh khẩn cấp yêu cầu các mũi tấn công rút ra khỏi vùng nguy hiểm hoặc kịp thời thay đổi kịch bản chiến thuật thông gió.

4.4. *Rủi ro sai số cảnh báo (False Positive/False Negative) và ảnh hưởng đến quyết định chiến thuật chữa cháy*

Đối với các hệ thống AI ứng dụng trong việc bảo vệ tính mạng con người và hỗ trợ chiến thuật như PCCC, hai chỉ số quan trọng đóng vai trò quyết định bao gồm:

- Rủi ro bỏ sót cảnh báo (False Negative): Đây là lỗi nguy hiểm nhất, xảy ra khi mô hình dự báo trạng thái an toàn nhưng thực chất Backdraft đang âm ỉ tích tụ và sắp bùng phát. Lỗi này đe dọa trực tiếp đến an toàn tính mạng của CBCS đang tiếp cận phá dỡ công trình. Vì vậy, mục tiêu tối ưu hóa mạng học sâu đề xuất là thiết lập ngưỡng phân lớp nghiêm ngặt nhằm đưa tỷ lệ False Negative về mức cận 0%.

- Rủi ro cảnh báo giả (False Positive): Xảy ra khi hệ thống dự báo có nguy cơ xảy ra nổ Backdraft cao nhưng thực tế đám cháy chỉ đang suy yếu tự nhiên. Lỗi này có thể gây chậm trễ thời điểm chữa cháy, bỏ lỡ "thời điểm vàng" để cứu nạn nhân mắc kẹt bên trong.

Để giảm thiểu rủi ro False Positive mà không làm ảnh hưởng đến tính an toàn, mô hình đề xuất sử dụng cơ chế kiểm chứng chéo giữa các loại cảm biến vật lý độc lập (áp suất vi sai và nhiệt độ). Hệ thống chỉ kích hoạt trạng thái báo động đỏ khi có đồng thời các tín hiệu gia tăng áp suất đột ngột từ cảm biến (khô LSTM phân tích) và hình ảnh cấu trúc dòng chảy trọng lực đặc trưng từ camera nhiệt (khô CNN phân

tích). Sự kết hợp này đảm bảo độ tin cậy tối đa cho hệ thống hỗ trợ ra quyết định tại hiện trường.

5. Khả năng ứng dụng và giải pháp công nghệ khả thi tại Việt Nam

5.1. *Giải pháp công nghệ ứng dụng tại Việt Nam*

Để giải quyết triệt để bài toán về 'tính khả thi kinh tế - kỹ thuật' khi triển khai tại Việt Nam, bài báo đề xuất mô hình kiến trúc hạ tầng 3 lớp, tận dụng tối đa xu hướng chuyển đổi số toàn diện và hạ tầng đô thị thông minh đang được Chính phủ triển khai mạnh mẽ.

5.1.1. *Lớp thiết bị biên tại công trình (Edge Layer)*

Giải pháp không yêu cầu trang bị mới đồng loạt các hệ thống phần cứng đắt tiền gây gánh nặng kinh tế cho doanh nghiệp, mà thực hiện theo phương thức tích hợp thông minh và chuẩn hóa đầu ra dữ liệu số:

- Hệ thống cảm biến kép: Đề xuất tích hợp các đầu báo cháy nhiệt cố định và cảm biến áp suất vi sai kỹ thuật số (độ nhạy dải Pa) lắp đặt tại khu vực trần của các không gian kín có nguy cơ cao.

- Tận dụng hệ thống giám sát hình ảnh: Tích hợp luồng hình ảnh từ hệ thống camera giám sát kỹ thuật số (CCTV) sẵn có của công trình, kết hợp lắp đặt bổ sung camera nhiệt hồng ngoại giá thành thấp tại các vị trí quan trọng (như khu vực lưu trữ hàng hóa của kho xưởng panel, phòng hát karaoke).

- Trung tâm báo cháy: Toàn bộ dữ liệu thô từ các thiết bị trên được thu thập về tủ trung tâm báo cháy thông minh của cơ sở thông qua các giao thức tiêu chuẩn như Modbus RTU hoặc MQTT.

5.1.2. *Lớp truyền tải dữ liệu thời gian thực (Network Layer)*

Dữ liệu số hóa từ tủ trung tâm báo cháy của cơ sở được truyền phát liên tục theo thời gian thực về máy chủ đám mây. Đường truyền sử dụng hạ tầng mạng băng thông rộng cáp quang hoặc kết nối mạng di động thế hệ mới 5G tốc độ cao. Giao thức truyền tải dữ liệu được cấu hình tối ưu hóa dạng gọn nhẹ (Lightweight IoT Protocol), đảm bảo độ trễ truyền thông toàn trình luôn duy trì ở mức dưới 100ms. Hệ thống nguồn điện dự phòng của tủ trung tâm báo cháy đảm bảo việc truyền dữ liệu không bị ngắt quãng ngay cả khi hệ thống điện lưới của tòa nhà bị cắt hoàn toàn khi đám cháy khởi phát.

5.1.3. *Lớp ứng dụng trí tuệ nhân tạo và chỉ huy điều hành tác chiến tại Trung tâm thông tin chỉ huy PCCC&CNCH (Application Layer)*

Mô hình AI Core đã qua huấn luyện (CNN-LSTM-Transformer) sẽ được triển khai trực tiếp trên hạ tầng máy chủ hiệu năng cao trang bị các bộ xử lý đồ họa chuyên dụng (GPU Core) đặt tại Trung tâm thông tin chỉ huy PCCC&CNCH của Công an các tỉnh, thành phố. Kịch bản vận hành tác chiến thực tế được xây dựng theo quy trình tự động hóa trực quan 03 bước:

1. Bước 1 - Tiếp nhận và kích hoạt: Khi cơ sở phát tín hiệu báo cháy về Trung tâm thông tin chỉ huy PCCC&CNCH, luồng dữ liệu thời gian thực từ hệ thống cảm biến biên của cơ sở lập tức được kết nối tự động vào luồng phân tích của AI Core.

2. Bước 2 - Phân tích liên tục: AI liên tục tính toán các chỉ số nguy cơ. Kết quả dự báo và biểu đồ biến thiên áp suất, nhiệt độ cùng thời gian đếm ngược Backdraft được hiển thị trực quan theo thời gian thực trên Hệ thống bản đồ số PCCC tại trung tâm chỉ huy và trên máy tính bảng chuyên dụng của xe chỉ huy chữa cháy đang di chuyển đến hiện trường.

3. Bước 3 - Cảnh báo tác chiến trực tiếp: Nếu chỉ số nguy cơ nổ vượt ngưỡng an toàn quy định (> 85%), hệ thống tự động phát tín hiệu báo động đỏ bằng âm thanh và đưa ra các thông tin gợi ý khuyến cáo chiến thuật mang tính chất tham mưu kỹ thuật dựa trên dữ liệu thời gian thực đến Chỉ huy chữa cháy tại hiện trường. Ví dụ câu lệnh cảnh báo tự động: 'CẢNH BÁO: Nguy cơ nổ Backdraft tại phòng 302 tầng 3 đạt 91% - Thời gian dự kiến bùng phát: 52 giây. Khuyến cáo chiến thuật: Tuyệt đối không thực hiện phá dỡ cửa vào chính diện; triển khai ngay lăng phun mưa hạ nhiệt qua ô thoáng trần hoặc tiến hành cắt mái thông gió đứng trước khi cho chiến sĩ tiếp cận bên trong' (*Đây là kịch bản giả định nhằm minh họa cho nguyên lý vận hành của hệ thống cảnh báo và cách hiển thị thông tin tham mưu*).

Mọi thông tin cảnh báo, dự báo tỉ lệ nguy cơ nổ, hay các khuyến cáo chiến thuật tự động gửi về máy tính của chỉ huy chữa cháy chỉ đóng vai trò là nguồn thông tin tham mưu kỹ thuật định lượng khách quan

nhằm hỗ trợ ra quyết định. Quyết định chiến thuật cuối cùng tại hiện trường và trách nhiệm pháp lý liên quan hoàn toàn phụ thuộc quyết định trực tiếp của người Chỉ huy chữa cháy. AI hoàn toàn không thay thế quyền ra quyết định của con người mà chỉ đóng vai trò là trợ lý đắc lực giúp bổ khuyết cho các giới hạn về mặt giác quan của con người trong môi trường khói bụi.

5.2. *Đánh giá sơ bộ tính khả thi kinh tế - kỹ thuật của giải pháp*

- Về chi phí đầu tư: Do tận dụng được từ 85% - 90% hạ tầng camera CCTV sẵn có của công trình, chi phí trang bị phần cứng mới tại mỗi cơ sở được tối thiểu hóa, chỉ phát sinh thêm việc lắp đặt cảm biến áp suất vi sai (ước tính dao động từ 1.500.000 – 3.000.000 VNĐ/thiết bị tùy quy mô) và một tủ chuyển đổi dữ liệu thông minh trung tâm (khoảng 5.000.000 VNĐ). Mô hình đề xuất sử dụng cơ chế chia sẻ tài nguyên tính toán (time-sharing computing) trên cụm máy chủ GPU hiệu năng cao đặt tập trung tại Trung tâm thông tin chỉ huy PCCC&CNCH của Công an các tỉnh, thành phố, giúp tối ưu hóa hơn 80% chi phí đầu tư phần cứng AI so với phương án xử lý phân tán tại biên.

- Về lợi ích mang lại: Việc phát hiện sớm nguy cơ trước từ 45 đến 60 giây giúp ngăn ngừa các tai nạn thương vong nghiêm trọng cho CBCS khi thực hiện công tác chữa cháy, cứu nạn, cứu hộ. Đồng thời, giúp khống chế đám cháy ở phạm vi hẹp, bảo vệ hàng tỷ đồng tài sản vật chất của cơ sở và ngăn cháy lan sang các công trình lân cận.

5.3. *Lộ trình triển khai thí điểm và công tác huấn luyện tại Việt Nam*

- Giai đoạn 1 (Thử nghiệm mô phỏng và tối ưu thuật toán): Sử dụng phần mềm mô phỏng động lực học chất lưu FDS để xây dựng kho dữ liệu đám cháy giả lập dựa trên các cấu trúc công trình khép kín đặc thù tại Việt Nam (nhà ống, cơ sở kinh doanh karaoke, nhà xưởng,...) nhằm huấn luyện và tối ưu hóa mô hình AI Core.

- Giai đoạn 2 (Thí điểm thực tế quy mô nhỏ): Triển khai lắp đặt thí điểm hệ thống cảm biến và tích hợp camera CCTV tại một số cơ sở có nguy cơ cháy, nổ cao tiêu biểu tại các thành phố lớn như Hà Nội hoặc

Thành phố Hồ Chí Minh để đánh giá độ ổn định của đường truyền 5G/cáp quang và độ chính xác của AI.

- Giai đoạn 3 (Huấn luyện và chuyển giao): Xây dựng các chương trình tập huấn, diễn tập thực tế để CBCS và đặc biệt là các Chỉ huy chữa cháy làm quen với giao diện ứng dụng trên máy tính bảng chỉ huy. Giúp họ hiểu rõ cơ chế hoạt động của hệ thống, học cách phối hợp giữa kinh nghiệm thực tế cá nhân và các chỉ số định lượng do AI hỗ trợ để đưa ra quyết định tối ưu nhất.

6. Kết luận

Ứng dụng trí tuệ nhân tạo để dự báo sớm hiện tượng Backdraft không còn là một giải pháp lý thuyết xa vời mà hoàn toàn có cơ sở khoa học và tính khả thi thực tiễn cao tại Việt Nam trong bối cảnh công nghệ hiện nay. Việc áp dụng mô hình học sâu sẽ mang lại bước nhảy vọt về công nghệ cho lực lượng Cảnh sát PCCC&CNCH, chuyển dịch từ thể bị động ứng phó dựa trên kinh nghiệm sang thể chủ động phòng ngừa bằng dữ liệu số định lượng, bảo vệ an toàn tính mạng cho CBCS trực tiếp chiến đấu. ■

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Cục Cảnh sát PCCC và CNCH, *Thông cáo báo chí về tình hình cháy, nổ và cứu nạn, cứu hộ năm 2024,2025*, Hà Nội.
2. Bộ Xây dựng (2022), *QCVN 06:2022/BXD. Quy chuẩn kỹ thuật Quốc gia về an toàn cháy cho nhà và công trình*, Hà Nội.
3. Bộ Xây dựng (2023), *Sửa đổi 01:2023 QCVN 06:2022/BXD. Quy chuẩn kỹ thuật Quốc gia về an toàn cháy cho nhà và công trình*, Hà Nội.
4. Drysdale, D. (2024), *An Introduction to Fire Dynamics, 4th Edition*, Wiley.
5. NFPA (2024), *NFPA 1700: Guide for Structural Fire Fighting*, National Fire Protection Association.
6. NIST (2026), *Machine Learning Based Forecasting for Building Fires: Annual Research Report*, NIST Publications.

7. National Fire Protection Association (2023), *NFPA 921: Guide for Fire and Explosion Investigations*, USA.

8. National Institute of Standards and Technology (NIST) (2018), *Simulation of Enclosure Fires and Backdraft Predictive Modeling Using Fire Dynamics Simulator (FDS)*, USA.

9. L. Zhang, X. Wang et al. (2022), 'Hybrid Deep Learning Approach Using CNN-LSTM for Early Prediction of Backdraft in Under-Ventilated Fires', *Fire Safety Journal*, Vol. 128, pp. 103-115.

10. International Association of Fire Chiefs (2021), *Tactical Ventilation and Backdraft Prevention Frameworks in Smart Cities*, Academic Press.

11. UL Fire Safety Research Institute (FSRI) (2020), *Impact of Ventilation on Fire Behavior in Compact Enclosures and Backdraft Energetics*, Technical Report, United States.

12. Wai Cheong Tam et al. (2025), *Forecasting backdraft with multimodal method: Fusion of fire image and sensor data*, *NIST Technical Report*.

13. Fire Journal (2025), *Smart Building Technologies for Fire Rescue: Technical Review*.