

HỆ THỐNG PHÁT HIỆN BẤT THƯỜNG CỦA KẾT CẤU CẦU SỬ DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Hồ Lê Anh Hoàng

Tóm tắt

Ngày nay, việc giám sát kết cấu công trình cầu nhằm phát hiện sớm những hư hỏng là một vấn đề vô cùng quan trọng. Tác giả đề xuất phương pháp thiết kế hệ thống phát hiện bất thường của kết cấu cầu sử dụng công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) để nhận dạng và đưa ra tình trạng của kết cấu cầu. Máy tính nhúng NVIDIA Jetson Nano tích hợp công nghệ AI với mạng nơ-ron tích chập (CNN) được sử dụng để phát hiện bất thường hay hư hỏng của cầu. Đồng thời người quản lý tại trung tâm có thể giám sát trên Website kết cấu các cây cầu từ xa thông qua cơ sở dữ liệu đám mây Google Firebase để đưa ra các cảnh báo kịp thời cho việc khắc phục sửa chữa.

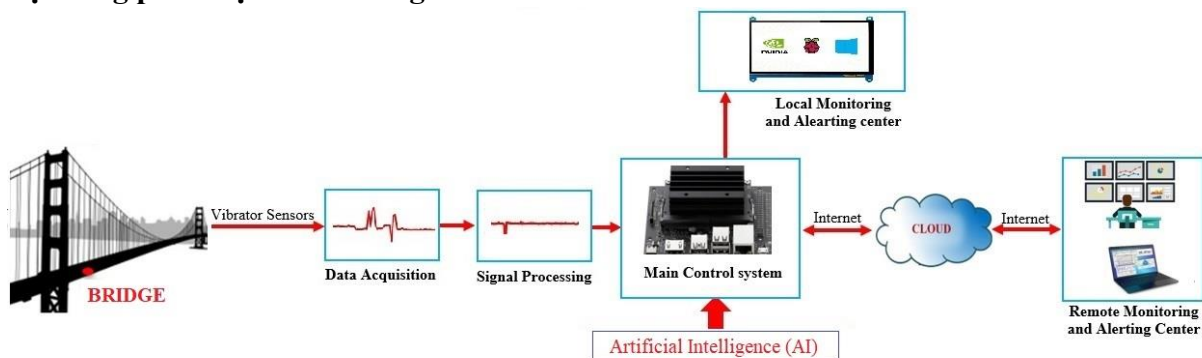
Từ khóa: Google Firebase, kết cấu cầu, mạng nơ-ron tích chập (CNN), NVIDIA Jetson Nano, trí tuệ nhân tạo (AI).

1. Đặt vấn đề

Hiện nay, các cây cầu ở Việt Nam và thế giới xuống cấp khá nhiều dẫn đến sập cầu mang lại những hậu quả nghiêm trọng về tính mạng và tổn kinh phí. Ngoài ra, cầu là cơ sở hạ tầng giao thông, chúng rất tốn kém để xây dựng và bảo trì, có nhiều yếu tố dẫn đến sự xuống cấp của cầu. Do đó, ngoài việc xây dựng cầu mới phải có một hệ thống quan trắc kết cấu cầu để theo dõi tình trạng của những cây cầu này và đưa ra cảnh báo khi có sự cố để việc bảo trì cầu là cần thiết.

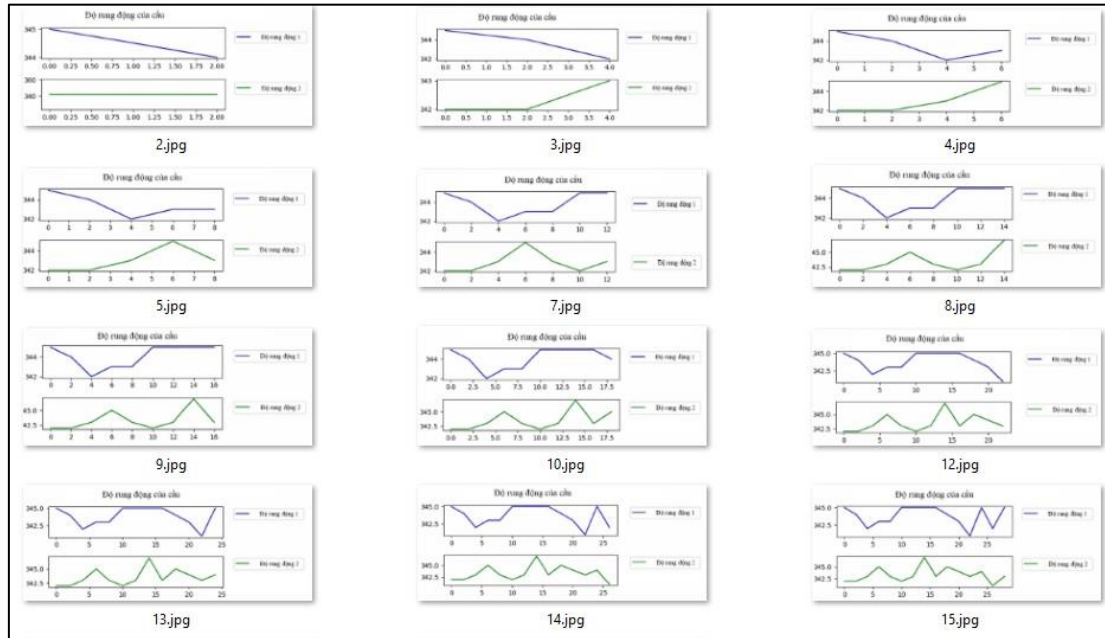
Trong những năm gần đây, công nghệ AI, IoT đã phát triển và được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực. Trong đó, hệ thống quan trắc cầu từ xa thông qua công nghệ IoT và AI đã được nghiên cứu [1-3]. Tại Việt Nam cầu Cần Thơ, Thuận Phước, ... đã ứng dụng hệ thống quan trắc để giám sát tình trạng cầu [4]. Trong nghiên cứu này, chúng tôi thiết kế hệ thống phát hiện bất thường của kết cấu cầu trên nhiều cầu và mỗi cầu sẽ được lắp đặt cảm biến rung, dữ liệu tại các nút cầu được đóng gói và truyền lên cơ sở dữ liệu đám mây để lưu trữ. Đồng thời giám sát trên Website và đưa ra cảnh báo khi kết cấu cầu có bất thường xảy ra ở tất cả các cầu thông qua công nghệ không dây. Các cảm biến được lắp đặt trong kết cấu cầu để giám sát tình trạng cầu. Khi có bất thường xảy ra tại cầu thì hệ thống đưa ra cảnh báo tại chỗ và đưa về cho trung tâm quản lý một báo động để thực hiện các biện pháp phòng ngừa tránh gây nguy hiểm cho kết cấu và gây thiệt hại về người, tài sản. Hệ thống sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) [5-9] nhận dạng hình ảnh cảm biến và ứng dụng công nghệ IoT để giám sát trên Website từ xa các cầu sử dụng cơ sở dữ liệu đám mây Google Firebase giúp trung tâm quản lý giám sát nhiều cầu cùng một thời điểm. Phương pháp đề xuất có thể tự động phát hiện ra bất thường trong kết cấu công trình cầu.

2. Hệ thống phát hiện bất thường của kết cấu cầu

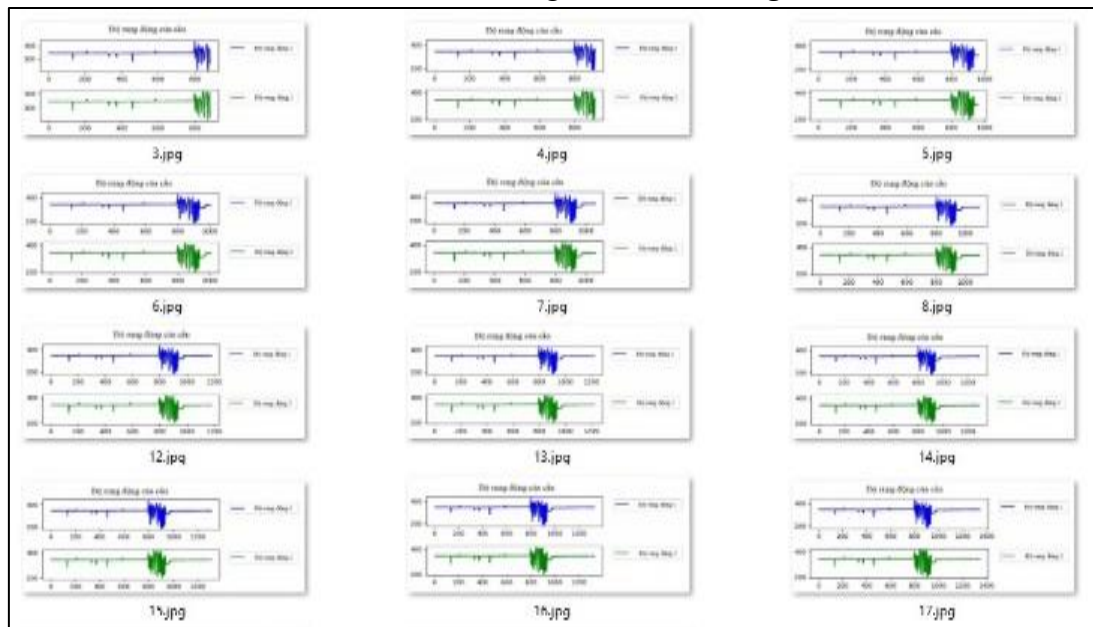


Hình 2.1: Sơ đồ hệ thống phát hiện bất thường của kết cấu cầu

Hệ thống phát hiện bất thường của kết cấu cầu gồm bộ xử lý tín hiệu trung tâm tại cầu là NVIDIA Jetson Nano, thu thập dữ liệu đầu vào từ cảm biến rung. Dữ liệu cảm biến được xử lý và chuyển thành hình ảnh đầu vào. Sau đó, được đưa tới bộ xử lý trung tâm phân tích thông qua mạng nơ-ron tích chập (CNN) [9]. Khi phát hiện bất thường của kết cấu cầu thì bộ xử lý trung tâm đưa ra cảnh báo bằng còi và hiển thị tình trạng kết cấu cầu trên màn hình HDMI tại cầu. Đồng thời gửi dữ liệu lên cơ sở dữ liệu đám mây Google Firebase để lưu trữ và người quản lý có thể giám sát tình trạng kết cấu cầu thông qua Website như hình 2.1.

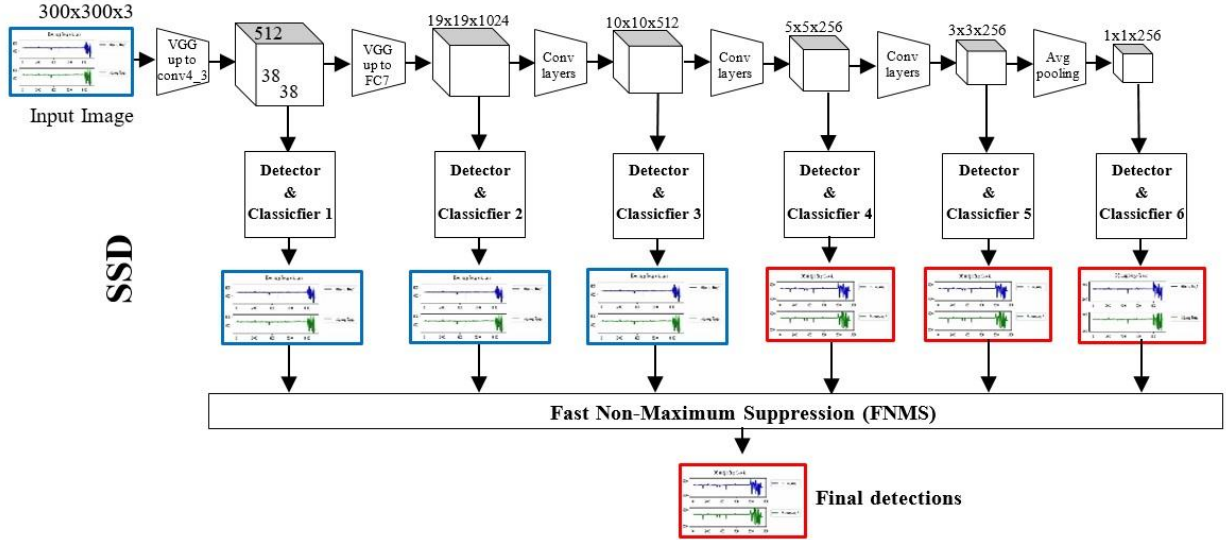


Hình 2.2: Hình ảnh đầu vào trạng thái bình thường của kết cấu cầu



Hình 2.3: Hình ảnh đầu vào trạng thái nguy hiểm của kết cấu cầu

Mạng nơ-ron tích chập (CNN) [9] được sử dụng nhiều để nhận dạng các đối tượng trong ảnh. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng phương pháp này để nhận dạng các tình trạng hư hỏng trong kết cấu công trình cầu gồm đầu vào là trạng thái bình thường và trạng thái nguy hiểm của kết cấu cầu như hình 2.2 – 2.3.



Hình 2.4: Cấu trúc SSD để nhận dạng tình trạng bất thường của kết cấu cầu

Để nhận dạng đối tượng là hình ảnh cảm biến được đọc vào từ bộ xử lý trung tâm, chúng tôi chọn kiến trúc mạng SSD (Single Short Detector) [10-11]. SSD là một bộ phát hiện đối tượng được trích xuất các đặc trưng từ ảnh và áp dụng bộ lọc tích chập để phát hiện đối tượng.

Chúng tôi đã sử dụng mạng SSD phiên bản SSD300 nên ảnh đầu vào thay đổi kích thước về 300x300*3 pixel. Sau đó ảnh đưa vào mạng SSD với mỗi ảnh có 8732 default box, sau đó lấy ảnh ra có độ tin cậy cao 200 bounding box trong số 8732. Tiếp theo dùng thuật toán Fast Non Maximum Suppression (Fast NMS) lấy ra bounding box có độ tin cậy cao. Dùng ngưỡng lấy ra các thông tin cần thiết của ảnh như hình 2.4. Với hàm loss là tổng trọng số của localization loss (loc) và confidence loss (conf) [10] như phương trình (1):

$$L(x, c, l, g) = \frac{1}{N} (L_{conf}(x, c) + \alpha L_{loc}(x, l, g)) \quad (1)$$

Với hàm Smooth L1 đo lường sai số giữa tham số của box dự báo (predicted box) (l) và ground truth box (g) [10] như phương trình (2):

$$L_{loc}(x, l, g) = \sum_{i \in Pos} \sum_{m \in \{x, y, w, h\}} x_{ij}^k L_1^{smooth} * (l_i^m - \hat{g}_j^m) \quad (2)$$

Trong đó:

$$L_{conf}(x, c) = - \sum_{i \in Pos} x_{ij}^p \log(\hat{c}_i^p) - \sum_{i \in Neg} \log(\hat{c}_i^0) \quad (3)$$

Conv4_3 phát hiện các đối tượng tại các tỷ lệ nhỏ nhất là $s_{min} = 0.2$ và sau đó gia tăng tuyến tính để lớp cuối cùng ở phía bên phải có tỷ lệ là $s_{max} = 0.9$ theo phương trình (4) [11]:

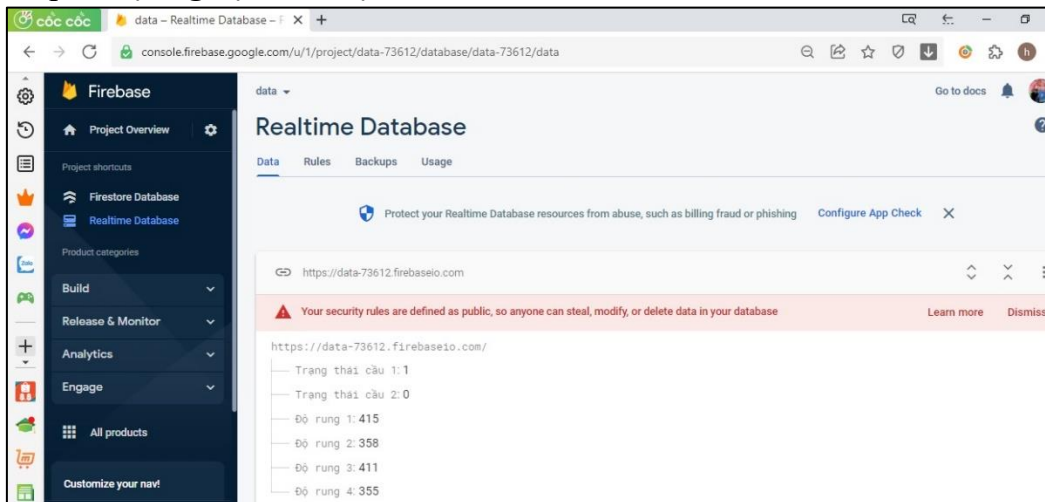
$$s_k = s_{min} + \frac{s_{max} - s_{min}}{m - 1} * (k - 1), k \in [1, m] \quad (4)$$

Chúng tôi cài đặt thông số: (s_k là 0.1, 0.2, 0.375, 0.55, 0.725, 0.9 tương ứng với 30, 60, 112.5, 165, 217.5, 270 và hình ảnh đầu vào có kích thước (300x300)).

Dùng huấn luyện API phát hiện đối tượng Tensorflow với dữ liệu đầu vào 800 ảnh để huấn luyện và 200 ảnh để thử nghiệm. Việc huấn luyện mô hình được sử dụng GPU của Google Colab [12] gồm các bước sau:

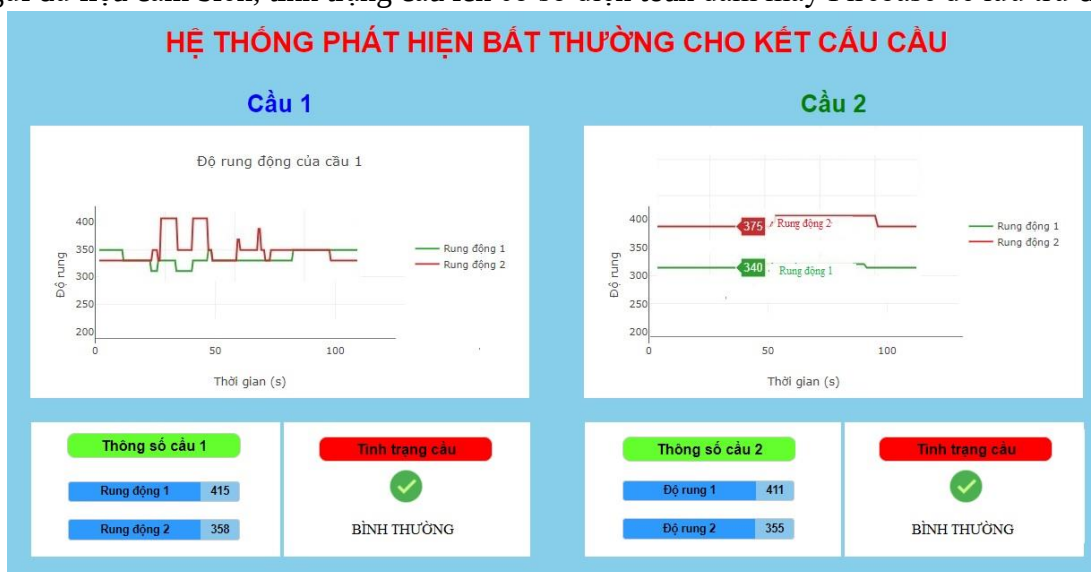
- Bước 1: Cài đặt API phát hiện đối tượng TensorFlow
- Bước 2: Thu thập và gắn nhãn ảnh
- Bước 3: Tạo dữ liệu huấn luyện và thử nghiệm
- Bước 4: Tạo bản đồ nhãn và cấu hình huấn luyện
- Bước 5: Thiết lập Google Colab để huấn luyện mô hình
- Bước 6: Huấn luyện mô hình
- Bước 7: Xuất mô hình ra để đưa vào NVIDIA Jetson Nano xử lý

3. Kết quả thực nghiệm và nhận xét



Hình 3.1: Các giá trị cảm biến và trạng thái được lưu trên Google Firebase

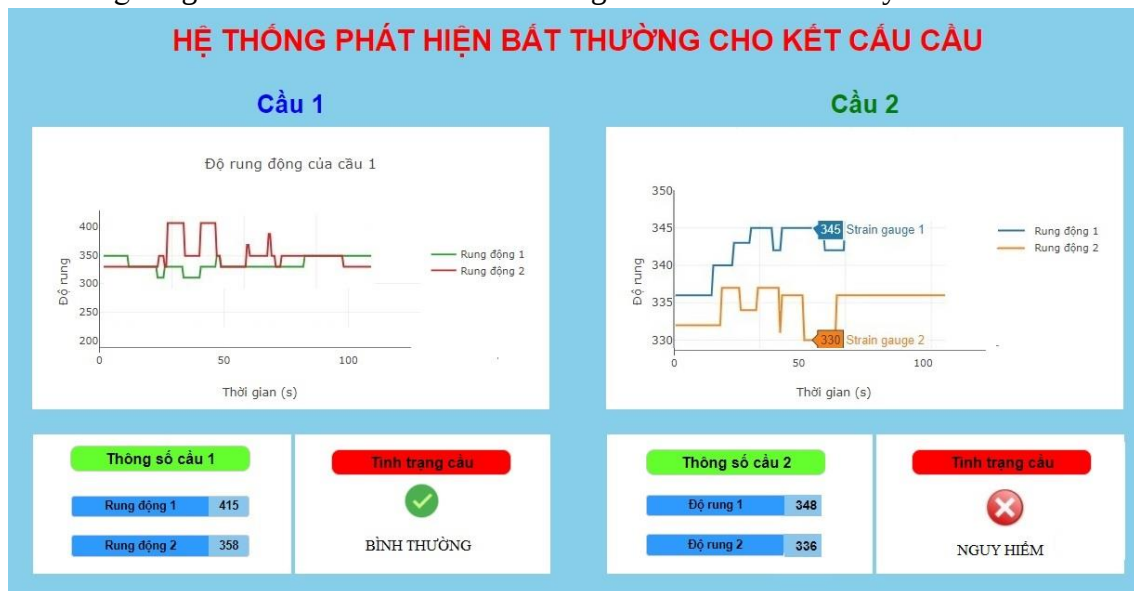
Tất cả các dữ liệu tại cầu đều được bộ xử lý trung tâm NVIDIA Jetson Nano gửi lên cơ sở dữ liệu đám mây để lưu trữ như hình 3.1. Firebase là một dịch vụ cơ sở dữ liệu thời gian thực hoạt động trên nền tảng đám mây được cung cấp bởi Google nhằm giúp người lập trình phát triển nhanh các ứng dụng. Trong Firebase, thông tin được lưu trữ dưới dạng JavaScript Object Notation (JSON) và được đồng bộ hóa trong thời gian thực [9]. Trong nghiên cứu này, máy tính nhúng NVIDIA Jetson Nano gửi dữ liệu cảm biến, tình trạng cầu lên cơ sở điện toán đám mây Firebase để lưu trữ dữ liệu.



Hình 3.2: Website giám sát trạng thái kết cấu cầu bình thường

Ngoài ra hệ thống phát hiện bất thường cho kết cấu cầu sau khi được máy tính nhúng NVIDIA Jetson Nano xử lý thì đưa ra cảnh báo. Khi tình trạng kết cấu cầu bình thường thì còi không kêu, đồng thời hiển thị tình trạng kết cấu cầu trên màn hình HDMI tại chỗ là bình thường. Khi kết cấu cầu xảy ra bất thường thì còi kêu và hiển thị tình trạng kết cấu cầu nguy hiểm. Đồng thời người giám sát trung tâm các cầu sẽ giám sát tình trạng kết cấu cầu trên Website từ xa như hình 3.2 và 3.3.

Website giám sát trạng thái kết cấu cầu bình thường như hình 3.1. Khi có trạng thái kết cấu cầu nguy hiểm thì hiển thị thông tin minh họa như hình 3.3. Đồng thời hiển thị biểu đồ giá trị cảm biến trên màn hình để người giám sát cầu từ xa theo dõi thông số kết cấu của các cây cầu.



Hình 3.3: Website giám sát trạng thái kết cấu cầu nguy hiểm

Hệ thống phát hiện bất thường cho công trình cầu sử dụng trí tuệ nhân tạo đã được thử nghiệm tại phòng thí nghiệm cho thấy độ tin cậy đầu ra cao khi được thử nghiệm với thuật toán Fast Non-Maximum Suppression, giải pháp cho kết quả tốt, tốc độ xử lý nhanh khi chạy trên máy tính nhúng NVIDIA Jetson Nano. Đồng thời dữ liệu được gửi lên Firebase với thời gian thực. Vì vậy, việc triển khai thuật toán sử dụng mạng CNN để nhận dạng và dùng bộ điều khiển trung tâm máy tính nhúng NVIDIA Jetson Nano vào hệ thống phát hiện bất thường cho kết cấu cầu là hết sức cần thiết. Đặc biệt tại Việt Nam hiện nay có rất nhiều cầu trải khắp cả nước. Kết quả thử nghiệm cho độ tin cậy cao khi sử dụng thuật toán CNN để nhận dạng tình trạng kết cấu cầu tương đối ổn định khi thử nghiệm.

4. Kết luận

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã ứng dụng công nghệ AI và IoT cho hệ thống phát hiện bất thường của kết cấu cầu cho đáp ứng tốt khi chạy trên phần cứng máy tính nhúng NVIDIA Jetson Nano. Nghiên cứu đang thử nghiệm trong phòng thí nghiệm chỉ có một loại cảm biến nên chưa đủ các nhóm cảm biến cho một cây cầu. Chúng tôi sẽ mở rộng và thử nghiệm nhiều loại cảm biến khác nhau tại cầu để kiểm tra chất lượng của phương pháp đề xuất.

Tài liệu tham khảo

- Arohi. D. Sonawane, Pooja. P. Vichare, Shubham. S. Patil, and Nitin. P. Chavande (2018), “Bridge monitoring system using IoT”, Journal of Advances in Electrical Devices, Vol. 3, pp. 1-3.
- J. L. Lee, Y. Y. Tyan, M. H. Wen and Y. W. Wu (2017), “Development of an IoT-based bridge safety monitoring system”, Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Applied System Innovation (ICASI), pp. 84-86.

- Snehal Sonawane, Nikita Bhadance, Sayali Zope, Ashitosh Pangavhane and V. S. Tidake (2018), *“Design of bridge monitoring system based on IoT”*, MVP Journal of Engineering Sciences, Vol. 1, pp. 7-12.
- Lương Minh Chính (2014), *“Long term structural health monitoring system for cable stayed bridge in Vietnam”*, Tạp chí Khoa học Kỹ thuật Thủy lợi và Môi trường, pp. 11-16.
- S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun (2017), *“Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks”*, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 39, no. 6, pp. 1137-1149.
- R. Wang, et al. (2017), *“A Crop Pests Image Classification Algorithm Based on Deep Convolutional Neural Network”*, TELKOMNIKA, vol. 15, no. 3, pp. 1239-1246.
- Wentao Cheng, Ying Sun, Gongfa Li, Guozhang Jiang, and Honghai Liu (2018), *“Jointly network: a network based on CNN and RBM for gesture recognition”*, Neural Computing and Applications, Vol. 31, pp. 309-323.
- Salma, Rashidah Funke Olanrewaju, and Morshidi Malik Arman (2018), *“Smart parking guidance system using 360° camera and haar-cascade classifier on IoT system”*, International Journal of Recent Technology and Engineering, Vol. 8, pp. 864-872.
- Divyesh Zanzmeriya, and Ankita Panara (2018), *“Implementation of industrial automation systems using Raspberry pi by IoT with Firebase”*, International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE), Vol. 5, pp. 1330-1334.
- Wei Liu, Dragomir Anguelov, Dumitru Erhan, Christian Szegedy, Scott Reed, Cheng-Yang Fu, and Alexander C. Berg (2016), *“SSD: Single shot multiBox detector”*, European Conference on Computer Vision, pp. 21-37.
- J. Gu, et al. (2018), *“Recent advances in convolutional neural networks”*, Pattern Recognit, vol. 77, pp. 354-377.
- Teddy Surya Gunawan, Arselan Ashraf, Bob Subhan Riza, Edy Victor Haryanto, Rika Rosnelly, Mira Kartiwi, and Zuriati Janin (2020), *“Development of video-based emotion recognition using deep learning with Google Colab”* TELKOMNIKA Telecommunication, Electronics and Control, Vol. 18, pp. 2463-2471.