

Một phương pháp học sâu dựa trên IoT chi phí thấp để đo mực nước nhằm theo dõi lũ lụt

Leila Hashemi-Beni, Megha Puthenparampil & Ali Jamali

Đề trích dẫn bài viết này: Leila Hashemi-Beni, Megha Puthenparampil & Ali Jamali (2024) Phương pháp học sâu dựa trên IoT chi phí thấp để đo mực nước nhằm theo dõi lũ lụt, Địa tin học, Nguy cơ thiên nhiên và Rủi ro, 15:1, 2364777, DOI: [10.1080/19475705.2024.2364777](https://doi.org/10.1080/19475705.2024.2364777)

Để liên kết đến bài viết này: <https://doi.org/10.1080/19475705.2024.2364777>




© 2024 Tác giả. Được xuất bản bởi Informa UK Limited, giao dịch dưới tên Taylor & Francis Group.



Xuất bản trực tuyến: 08 tháng 7 năm 2024.




Gửi bài viết của bạn tới tạp chí này 



Lượt xem bài viết: 2085



Xem các bài viết liên quan 



Xem dữ liệu Crossmark



Một phương pháp học sâu dựa trên IoT chi phí thấp để đo mực nước nhằm theo dõi lũ lụt

Leila Hashemi-Benia, Megha Puthenparampila và Ali Jamalib

^aKhoa Môi trường Xây dựng, Trường Cao đẳng Khoa học và Công nghệ, Đại học Bang NC A&T, Greensboro, NC, Hoa Kỳ; ^bKhoa Địa lý, Đại học Simon Fraser, Burnaby, Canada

TÓM TẮT Việc đo

mực nước chính xác và theo thời gian thực là một bước quan trọng trong việc theo dõi lũ lụt và quản lý tài nguyên nước.

Trong những năm gần đây, với sự ra đời của Internet vạn vật (IoT) và các nền tảng và tài nguyên điện toán đám mây, công nghệ giám sát và theo dõi mực nước đã có những bước tiến vượt bậc nhờ sự ra đời của camera độ phân giải cao, di động, kỹ thuật xử lý hình ảnh mạnh mẽ và các trung tâm hợp nhất dữ liệu đám mây. Tuy nhiên, bất chấp những lợi thế tiềm năng của việc giám sát mực nước sông hồ trực tuyến, một số thách thức kỹ thuật cần được giải quyết trước khi có thể khai thác triệt để.

Các thiết bị cảm biến chìm thường được sử dụng để đo mực nước nhưng dễ bị hư hỏng do lắng đọng trầm tích và nhiều kỹ thuật phát hiện bằng máy đo không hiệu quả vào ban đêm.

Để đáp lại, bài báo này trình bày một phương pháp học sâu mới dựa trên Internet vạn vật (IoT) sử dụng Mask-RCNN để phân đoạn chính xác các đồng hồ đo từ hình ảnh ngay cả khi có hiện tượng biến dạng. Phương pháp đơn giản, chi phí thấp này cung cấp một ước tính mực nước tự động và tức thời. Khả năng ứng dụng của phương pháp này vào các hệ thống quản lý tài nguyên nước và kỹ thuật phòng chống lũ lụt mở ra những khả năng mới cho việc triển khai các hệ thống giám sát lũ lụt thông minh dựa trên IoT trong tương lai.

LỊCH SỬ BÀI VIẾT

Nhận ngày 22 tháng 10 năm 2023

Chấp nhận ngày 1 tháng 6 năm 2024

TỪ KHÓA

Đo mực nước; cảm biến từ xa; xử lý hình ảnh; học sâu; hệ thống giám sát chi phí thấp

1. Giới thiệu

Việc sử dụng camera, cảm biến và kết nối internet trong công nghệ viễn thám đang ngày càng mở rộng và trở nên dễ tiếp cận hơn để giám sát và bảo vệ an toàn cộng đồng trong nhiều bối cảnh khác nhau. Biến đổi khí hậu, trong bối cảnh nóng lên toàn cầu, đã dẫn đến các hiện tượng thời tiết bất thường như bão mạnh và lũ lụt, mà việc dự báo phụ thuộc vào khả năng giám sát từ xa. Tần suất bão và giông bão trên toàn thế giới với lượng mưa lớn được cho là do nhiệt độ toàn cầu tăng dần (Smith và Katz 2013). Định kỳ, cường độ mạnh, cục bộ

LIÊN HỆ Leila Hashemi-Beni

 lhashemibeni@ncat.edu

© 2024 Tác giả. Được xuất bản bởi Informa UK Limited, giao dịch dưới tên Taylor & Francis Group.
Đây là một bài viết Truy cập mở được phân phối theo các điều khoản của Giấy phép Ghi công Creative Commons (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>), cho phép sử dụng, phân phối và sao chép không hạn chế dưới mọi hình thức, miễn là trích dẫn đúng nguyên bản. Các điều khoản mà bài viết này được xuất bản cho phép tác giả hoặc các tác giả đồng ý đăng Bản thảo đã được chấp nhận lên kho lưu trữ.

Mưa lớn tập trung có thể gây ra lũ quét, đặc biệt là ở các vùng nông thôn thiếu cơ sở hạ tầng đầy đủ và ở các vùng đồng bằng ngập lụt (Villarini 2016). Cả vùng nông thôn và thành thị đều dễ bị ngập lụt hơn. Do đó, việc đánh giá rủi ro thiên tai và dự báo lũ lụt ở những địa điểm gần đường thủy phụ thuộc rất nhiều vào việc giám sát theo thời gian thực. Các hệ thống khác nhau để đo mực nước lũ và mực nước đã được phát triển để ứng phó với những thách thức này. Việc giám sát lũ lụt thông thường chủ yếu phụ thuộc vào các trạm đo vật lý, nhưng chúng tốn kém và có phạm vi phủ sóng hạn chế. Mặc dù khả năng giám sát theo thời gian thực còn hạn chế, nhưng những tiến bộ gần đây trong công nghệ viễn thám dựa trên vệ tinh mang lại khả năng hiển thị tốt hơn. Tuy nhiên, việc sử dụng ảnh vệ tinh để giám sát lũ lụt có một số nhược điểm tiềm ẩn, chẳng hạn như mây dày che khuất tầm nhìn, các khu vực bị thảm thực vật che phủ (Salem và Hashemi-Beni 2022) và việc giải thích ảnh vệ tinh đòi hỏi phải phân tích phức tạp. Gần đây đã có nhiều nghiên cứu về việc loại bỏ mây khác nhau trong ảnh vệ tinh, nhưng vẫn cần được khám phá thêm (Ling và cộng sự 2021).

Việc sử dụng mạng lưới camera mặt đất để giám sát lũ lụt theo thời gian thực đã được nghiên cứu gần đây khi camera trở nên phổ biến và có giá cả phải chăng hơn ở các khu vực đô thị (Jafari và cộng sự 2020; Sood và cộng sự 2018). Camera tiêu dùng hoặc thương mại có thể phát hiện những thay đổi nhỏ trong mực nước cần thiết cho việc hiệu chuẩn, chúng thậm chí có độ phân giải vật lý xuống đến milimét. Camera mặt đất bao phủ một khu vực rộng hơn các cảm biến riêng lẻ và cung cấp khả năng hiển thị cục bộ mà vệ tinh không thể. Các luồng video từ các cơ sở tùy chỉnh và cơ sở hạ tầng truyền hình mạch kín (CCTV) đều đã được nghiên cứu. CCTV được lắp trên mặt đất hoặc các camera được thiết kế đặc biệt cung cấp nguồn cấp dữ liệu hình ảnh cục bộ theo thời gian thực, không phụ thuộc vào thời tiết và đám mây. Đặc biệt, các luồng video cố định có thể nhận ra các khu vực bị ngập trong trường nhìn của camera bằng cách sử dụng ranh giới của nước. Không cần đến các mô hình nhận dạng đối tượng, các kỹ thuật thị giác máy tính như từ nền (Basnyat và cộng sự 2018) giúp có thể phát hiện các đối tượng ở phía trước, chẳng hạn như các vùng bị ngập lụt. Mặt khác, các chuỗi ngại vật bao gồm sự che khuất, hạn chế tầm nhìn và các yếu tố môi trường.

Tuy nhiên, nghiên cứu về phát triển các thuật toán nhận thức mạnh mẽ vẫn đang được tiến hành trái ngược với độ tin cậy hoạt động. Mạng lưới camera tĩnh cung cấp khả năng hiển thị quan trọng mà các cảm biến đơn lẻ không thể, đặc biệt là trên các tuyến đường thủy đô thị hoặc cơ sở hạ tầng chống lũ lụt (Pan và cộng sự, 2018). Mạng lưới camera mặt đất kết hợp với các kỹ thuật thị giác máy tính có tiềm năng phát hiện lũ lụt theo thời gian thực. Tuy nhiên, vẫn cần phải phân tích thủ công rộng rãi trong hầu hết các trường hợp. Các kỹ thuật cảm biến đo lường khác, chẳng hạn như máy phát nổi, yêu cầu lắp đặt cơ sở hạ tầng quan trọng tại các vị trí cố định dọc theo vùng nước. Thiết bị phải được kết nối vật lý bằng đường truyền, điều này làm giảm tính linh hoạt của địa điểm. Tuy nhiên, camera không dây chạy bằng pin có thể được triển khai nhanh hơn. Ngoài các phép đo điểm từ các cảm biến đo lường, việc đồng hóa các mô hình lũ lụt cũng được hưởng lợi từ dữ liệu hình ảnh cục bộ về trạng thái nước (Annis và cộng sự, 2019). Điều đó nói lên rằng, các nền tảng trên không hoặc vệ tinh cung cấp trường nhìn rộng hơn để lập bản đồ lũ lụt chung mà camera mặt đất không thể sánh kịp.

Tuy nhiên, camera quan sát mặt đất và các trạm quan sát mang lại những lợi ích vượt trội trong việc cho phép dự báo lũ lụt theo thời gian thực thông qua việc đồng bộ hóa dữ liệu đo đạc có độ phân giải cao, vốn cần thiết cho việc hiệu chỉnh mô hình. Hiện tại, không có công nghệ cảm biến từ xa nào khác trên không hoặc ngoài vũ trụ có thể sánh được với khả năng phân tích vật lý các động lực học nước chi tiết trong một khu vực cục bộ có giới hạn của chúng.

Các mô hình học sâu như mạng nơ-ron tích chập (CNN) đã chứng minh được triển vọng ban đầu trong việc tự động hóa việc phân tích dữ liệu trực quan như vậy để xác định các khu vực bị ngập lụt, lập bản đồ mức độ ngập lụt và ước tính lưu lượng hoặc độ sâu của nước (Gebrehiwot và cộng sự, 2019; Gebrehiwot và Hashemi-Beni 2020).

Cụ thể, các mạng nơ-ron tích chập sâu có giám sát (CNN) như phương pháp U-Net có thể hội tụ đến rìa của khối nước nhanh hơn và chính xác hơn (Xu và cộng sự, 2024). Ví dụ, Suh và cộng sự sử dụng Mask R-CNN có trọng số để cải thiện phân đoạn ranh giới liền kề (Suh và cộng sự, 2021). Các vùng và ranh giới lũ lụt có thể được xác định bằng cách đồng thời phát hiện các đối tượng và phân đoạn các trường hợp sử dụng các kiến trúc như Mask R-CNN. Baek và cộng sự đã sử dụng kết hợp CNN và Bộ nhớ dài hạn ngắn (LSTM) trong nghiên cứu của mình để dự đoán và giám sát mực nước (Baek và cộng sự, 2020). GAN cũng được khám phá trong các lĩnh vực nghiên cứu trích xuất mực nước, ví dụ, Chen và cộng sự đã sử dụng hình ảnh giám sát và triển khai mô hình CA-GAN để đọc mực nước (Han và cộng sự, 2022). Về phía cảm biến, các nút không dây chạy bằng pin như máy đo lượng mưa và máy đo mực nước được điều phối bởi Internet vạn vật (IoT). Với các lưới cảm biến thời gian thực, giá cả phải chăng và có khả năng mở rộng, IoT mang đến triển vọng to lớn trong việc giải quyết những thách thức lâu dài với việc giám sát thời gian thực và các lưới cảm biến có khả năng mở rộng chi phí thấp. Nghiên cứu IoT gần đây đã sử dụng các cảm biến mực nước để giám sát không tốn kém. Hệ thống IoT với cảm biến siêu âm để cảnh báo và giám sát lũ lụt đã được khám phá trong nhiều nghiên cứu (Rahayu và cộng sự, 2023), và việc giám sát thể tích chất lỏng dựa trên cảm biến siêu âm và Arduino đã được Husni và cộng sự, (2016), phát triển. Tuy nhiên, các phương pháp tiếp cận này gặp vấn đề về hiệu chuẩn cảm biến, phạm vi hoạt động thấp của các cảm biến này và cảm biến siêu âm dễ bị nhiễu âm thanh và nhiệt độ. Sử dụng các luồng dữ liệu cảm biến IoT trong thế giới thực, học sâu đầu cuối có thể giúp giám sát lũ lụt tự động và mạnh mẽ suốt ngày đêm. Chiến lược này có thể mang lại sự cảnh báo đáng tin cậy, chi phí thấp để cảnh báo lũ sớm và chuẩn bị cho các trường hợp khẩn cấp. Giám sát mực nước dựa trên IoT mang lại những khả năng đáng khích lệ, nhưng vẫn còn tồn tại các vấn đề về độ chính xác và tính nhất quán của phép đo.

Khi áp dụng cho lượng lớn dữ liệu IoT thực tế, các kỹ thuật học sâu có thể khắc phục được những khó khăn này. Ví dụ, nghiên cứu của Arshad và cộng sự năm 2019 đã khám phá việc giám sát lũ lụt bằng cách sử dụng cả CNTT và thị giác máy tính, đồng thời cung cấp một đánh giá hệ thống về giám sát lũ lụt ở các vùng ven biển. Thai-Nghe và cộng sự (2020) đã đề xuất một phương pháp tiếp cận dựa trên LSTM để dự báo chất lượng nước trong các hệ thống IoT.

CNN kết hợp với IoT đã được Li và cộng sự (2019) nghiên cứu để đọc nước tự động. Các nghiên cứu này chỉ ra rằng, khi so sánh với các triển khai IoT đơn giản chỉ dựa vào các thuật toán điều khiển hoặc thị giác máy tính truyền thống, các mô hình học sâu có thể cải thiện độ chính xác, độ tin cậy, thông tin chi tiết và hiệu quả của các hệ thống giám sát mực nước dựa trên IoT. Việc kết hợp học sâu với cảm biến IoT mang lại nhiều lợi ích, chẳng hạn như học từ dữ liệu không đồng nhất đa phương thức, tổng quát hóa cho nhiều môi trường khác nhau, bù trừ lỗi và nhiễu trong cảm biến, đồng thời nâng cao khả năng thích ứng và tự động hóa của hệ thống. Đối với các mạng cảm biến lớn, học sâu cũng có khả năng mở rộng hơn. Sử dụng học sâu để phân tích dữ liệu thông minh và IoT để cảm biến và kết nối chi phí thấp, phương pháp kết hợp này tận dụng tối đa cả hai công nghệ.

Lũ lụt nghiêm trọng thường xảy ra vào ban đêm hoặc trong điều kiện khắc nghiệt khi tầm nhìn hạn chế. Tuy nhiên, tầm nhìn ban ngày vẫn là trọng tâm chính của hầu hết các nghiên cứu hiện nay. Để có khả năng phục hồi hoàn toàn trong giám sát lũ lụt, việc mở rộng sang môi trường có độ tương phản thấp và ban đêm vẫn tiếp tục là một yêu cầu đổi mới. Các kỹ thuật tăng cường dữ liệu có thể tạo ra nhiều dữ liệu huấn luyện nhân tạo hơn vào ban đêm để cải thiện hơn nữa độ tin cậy của mô hình. Điều này làm giảm sự phụ thuộc vào việc thu thập dữ liệu ban đêm đầy thách thức. Tuy nhiên, việc giám sát liên tục 24/7 mức nước dâng cao thông qua camera mặt đất vẫn là một vấn đề chưa được giải quyết và cho đến nay ít được quan tâm hơn so với ban ngày. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay tập trung vào tầm nhìn ban ngày. Để có khả năng phục hồi hoàn toàn trong giám sát lũ lụt, việc mở rộng sang môi trường có độ tương phản thấp và ban đêm vẫn là một đổi mới cần thiết. Khi các chi tiết bị che khuất, các kỹ thuật quang phổ hiện tại không thể phân tích hình ảnh hiệu quả để đo lũ hoặc định vị lũ trong điều kiện ánh sáng yếu. Do đó, việc nghiên cứu các mô hình đáng tin cậy có thể chịu được điều kiện ánh sáng khắc nghiệt là cần thiết cho việc đọc số liệu đo tự động. Để giải quyết vấn đề ước tính mức nước chính xác trong điều kiện thiếu sáng từ camera mặt đất, bài báo này xem xét nhiều phương pháp tiếp cận khác nhau. Cụ thể, chúng tôi thiết kế một phương pháp sử dụng cả thị giác máy tính truyền thống và phương pháp học sâu để đọc dữ liệu đo đạc, kết hợp với IoT để cho phép giám sát lũ lụt theo thời gian thực. Để giải quyết các vấn đề nêu trên, nghiên cứu của chúng tôi phát triển một hệ thống giám sát mức nước theo thời gian thực, chi phí thấp, có khả năng theo dõi mức nước trong điều kiện ban ngày, bình minh, hoàng hôn và thiếu sáng.

Hiện nay, nhiều nơi thiếu các thiết bị đo lũ để theo dõi mức nước. Các thiết bị đo hiện tại cũng cần một cơ sở hạ tầng đáng kể và tốn kém. Điều này có nghĩa là các thiết bị đo được sử dụng để cảnh báo lũ lụt không thể tiếp cận được với các thị trấn nhỏ và các khu vực đang phát triển. Vấn đề này có thể được giải quyết bằng các công nghệ mới như thuật toán học sâu và cảm biến IoT giá rẻ. Cảm biến IoT là những thiết bị nhỏ, được kết nối internet, có thể theo dõi lượng mưa, mức nước và các biến số khác, rẻ hơn nhiều so với các thiết bị đo lớn và phức tạp. Trong khi đó, học sâu tự động phân tích dữ liệu cảm biến và hình ảnh camera bằng trí tuệ nhân tạo để dự đoán nguy cơ lũ lụt (Gebrehiwot và Hashemi-Beni 2020; Hashemi-Beni và Gebrehiwot 2021). Điều này giúp việc giám sát trở nên tự động. Các cảm biến IoT dễ lắp đặt kết hợp với bộ đôi này có thể mở rộng phạm vi của các thiết bị đo. Ngay cả khi một số cảm biến bị trục trặc, học sâu vẫn kết hợp các phép đo để cung cấp các cảnh báo chính xác và hữu ích. Mặc dù cặp công nghệ này vẫn còn non trẻ, nhưng chúng có tiềm năng cung cấp khả năng giám sát lũ lụt để tiếp cận ở bất cứ nơi nào cần thiết. Việc mở rộng triển khai trong thế giới thực vẫn đang được nghiên cứu.

Điều này làm cho phương pháp của chúng tôi trở nên mới lạ và tiết kiệm chi phí. Điểm mới lạ của phương pháp này bắt nguồn từ giải pháp thực tiễn và kỹ thuật của nó nhằm giải quyết một vấn đề đầy thách thức trong lĩnh vực cảm biến từ xa. Mục tiêu là cung cấp các hệ thống đo lường cứu sinh cho các thị trấn nhỏ. Nguy cơ lũ lụt đang gia tăng do biến đổi khí hậu, các kỹ thuật giám sát mới đe dọa mới và dễ tiếp cận có thể cứu sống nhiều người. IoT và học sâu khi kết hợp với nhau sẽ tạo ra chuẩn mực toàn cầu để giải quyết các rủi ro liên quan đến khí hậu ngày càng gia tăng.

Hơn nữa, trong tài liệu, có một số giả định thông thường về việc kiểm tra hình ảnh. Cụ thể, người ta thường cho rằng góc chụp gần như vuông góc và vị trí máy ảnh được giữ nguyên. Tuy nhiên, những điều kiện lý tưởng này hiếm khi được đáp ứng trong các tình huống thực tế do những hạn chế của

Các yếu tố môi trường, chẳng hạn như gió. Tuy nhiên, chúng tôi đã giới thiệu một cơ chế hiệu chỉnh độ nghiêng để giải quyết vấn đề này. Những thách thức chính mà chúng tôi khám phá trong phép đo mực nước dựa trên hình ảnh này là (1) tầm nhìn kém do ánh sáng xung quanh không đạt yêu cầu và các biến dạng hình ảnh khác nhau như độ nghiêng hình ảnh, (2) ảnh hưởng của nhiễu (3) và giám sát mực nước thời gian thực hiệu quả. Chúng tôi đã phát triển một cơ chế hiệu quả về mặt tính toán để giám sát mực nước trực tuyến bằng cả phương pháp xử lý hình ảnh và phương pháp học sâu. Ý tưởng chung về việc phát triển các phương pháp như vậy ban đầu được thúc đẩy bởi Cơ quan Quản lý Khẩn cấp Bắc Carolina (NCEM), yêu cầu một phương pháp nhanh chóng và đáng tin cậy để giám sát trực tuyến mực nước ở các sông và hồ ở Bắc Carolina. Phần còn lại của bài báo này được tổ chức như sau. [Phần 2](#) bao gồm các chi tiết về địa điểm đo và thiết bị được sử dụng trong nghiên cứu này. [Phần 3](#) mô tả phương pháp đo mực nước được đề xuất tích hợp với một loạt các thuật toán phân đoạn hình ảnh. Trong [Phần 3](#)

Sau khi tiền xử lý ảnh và chuyển đổi RGB sang thang độ xám, chúng tôi nghiên cứu hai phương pháp phân đoạn ảnh, bao gồm xử lý ảnh truyền thống và phương pháp học sâu. Ngoài ra, chúng tôi đã phát triển và phân tích hai phương pháp khác nhau để đọc đồng hồ đo nước. [Phần 4](#) thảo luận và phân tích kết quả cũng như tầm quan trọng của các phương pháp được đề xuất từ góc độ IoT, đồng thời đề xuất các hướng nghiên cứu để cải thiện các kết quả hiện có. [Phần 5](#) kết luận bài báo và tóm tắt các kết quả nghiên cứu.

2. Địa điểm và hệ thống đo lường

Địa điểm đo lường được đặt tại trang trại của Đại học Nông nghiệp và Kỹ thuật Bang Bắc Carolina (NC A&T), tại Greensboro, Bắc Carolina. [Hình 1](#) trình bày mô hình thử nghiệm của chúng tôi để thu thập dữ liệu. Đây là mô hình lắp đặt thực tế camera và thước đo cán của NCEM. Hệ thống cảm biến bao gồm Camera trinh sát Blackhawk LTE Covert 2019 với độ phân giải hình ảnh 20 MP, độ phân giải video 1080P, 720P, WVGA và được trang bị cảm biến PIR đa vùng. Trường của camera

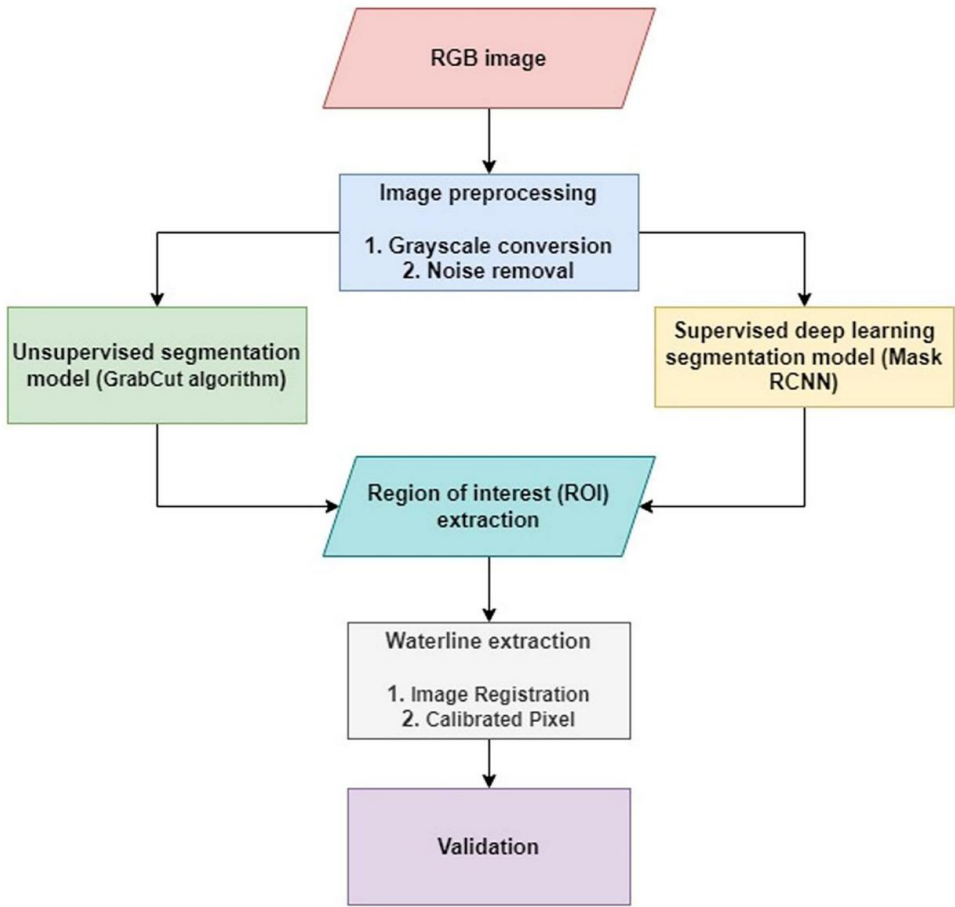


[Hình 1](#). Nền tảng thử nghiệm để tích lũy dữ liệu, bao gồm thước đo của nhân viên và camera được sử dụng.

Góc nhìn (FOV) là 58 độ theo chiều ngang và 32 độ theo chiều dọc. Công nghệ LTE mới nhất đã cải thiện thời lượng pin và tốc độ của các chức năng không dây. Đồng hồ đo được sử dụng là Đồng hồ đo lưu lượng sợi thủy tinh Evigia, 0-4 feet, chia độ theo feet/phần 10/phần 100. Đồng hồ đo lưu lượng được làm bằng sợi thủy tinh chắc chắn, không bị gỉ sét, mục nát hoặc ăn mòn. Các thước đo dạng cột thường được sử dụng trong thực tế để theo dõi mực nước sông hồ. Lưu ý rằng các thước đo này thường được lắp đặt trên bờ sông hoặc ven hồ để đảm bảo ổn định trong trường hợp lũ lụt. Như thể hiện trong [Hình 1](#), thước đo dạng cột không được đặt ở giữa hồ/sông mà được lắp đặt gần bờ. Hình ảnh do hệ thống cảm biến cung cấp được sử dụng để phát triển các thuật toán phân đoạn ảnh và đánh giá độ chính xác.

3. Phương pháp luận

Kiến trúc tổng thể của phương pháp đề xuất được trình bày trong [Hình 2](#). Với những tiến bộ gần đây trong công nghệ hình ảnh, các ứng dụng nhận dạng hình ảnh đang ngày càng gia tăng trong nhiều lĩnh vực viễn thám. Trong nghiên cứu này, chúng tôi triển khai



[Hình 2](#). Thiết kế kiến trúc tổng thể của hệ thống đo mực nước dựa trên IoT được đề xuất để theo dõi lũ lụt.

và so sánh hai kỹ thuật nhận dạng hình ảnh phổ biến để đo mực nước sông hồ nhằm trích xuất thông tin quan trọng phục vụ công tác giám sát lũ lụt và quản lý thiên tai. Chi tiết về các kỹ thuật được đề xuất được trình bày trong phần này.

3.1. Tiền xử lý

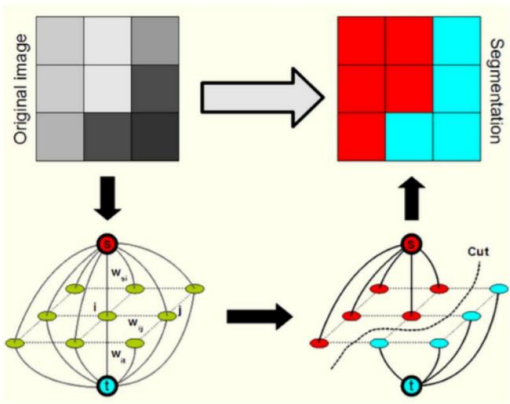
Trong nghiên cứu này, các phương pháp tiền xử lý đã được sử dụng trên dữ liệu hình ảnh thu thập được để cải thiện hiệu suất thuật toán, trích xuất tính năng và hiệu quả tính toán. Để tối đa hóa dữ liệu đầu vào cho các phương pháp phân đoạn có giám sát và không giám sát, hai bước tiền xử lý thiết yếu—chuyển đổi thang độ xám và loại bỏ nhiễu—đã được sử dụng một cách có phương pháp. Bước đầu tiên là chuyển đổi ảnh màu sang thang độ xám, giúp giảm thiểu số chiều của dữ liệu. Dữ liệu đã xử lý sau đó được tinh chỉnh thêm bằng cách loại bỏ nhiễu, giúp các thuật toán trở nên mạnh mẽ, chính xác và đáng tin cậy hơn về tổng thể. Điều này đặc biệt đúng đối với các tác vụ như phát hiện đối tượng, phân đoạn ảnh, đăng ký ảnh và hiệu chỉnh pixel. Nó góp phần đảm bảo rằng thông tin sai lệch hoặc không liên quan trong ảnh đầu vào không ảnh hưởng quá mức đến thuật toán.

3.1.1. Loại bỏ tiếng ồn

Việc có sẵn một tập hợp hình ảnh minh bạch và rõ ràng là điều cần thiết để tạo ra một phương pháp nhận dạng hình ảnh đáng tin cậy. Do đó, bước đầu tiên trong việc trích xuất thông tin quan trọng từ hình ảnh là loại bỏ nhiễu nền cho cả phương pháp xử lý hình ảnh truyền thống và phương pháp học sâu. Phương trình (1) thể hiện khuôn khổ chung của nhiều cộng trong lĩnh vực xử lý hình ảnh kỹ thuật số, trong đó $h(x, y)$ biểu thị ảnh gốc đã được tiền lọc, $f(x, y)$ là thông tin nội dung, và $n(x, y)$ là nhiễu trắng cộng.

$$h(x, y) = \frac{1}{4} f(x, y) + n(x, y) \tag{1}$$

Giả sử rằng tiếng ồn $n(x, y)$ có phân phối trung bình bằng không, chúng ta có thể trích xuất thông tin nội dung bằng cách lấy giá trị kỳ vọng của $h(x, y)$ (Yang et al. 2014):



Hình 3. Minh họa thuật toán GrabCut không giám sát.

$$O \approx x, y \approx \frac{1}{4} f \approx x, y \approx p \approx E n \approx x, y \approx \frac{1}{4} f \approx x, y \quad (2)$$

Hơn nữa, không cần giả định hay kiến thức trước về phân bố nhiễu, chúng ta có thể ước tính nội dung của hình ảnh chỉ bằng cách lấy trung bình trên các pixel của hình ảnh. Với phương pháp này, tiếng ồn kỹ thuật số ngẫu nhiên có thể được giảm bớt.

3.2. Phân đoạn hình ảnh

Phân đoạn ảnh là một quá trình bao gồm việc tách một ảnh thành hai hoặc nhiều vùng khác nhau (Sun và cộng sự, 2013). Để giảm lượng thông tin ảnh và độ phức tạp của đồ họa, chúng ta có thể tiến hành phân đoạn ảnh để phát hiện thước đo và vạch nước. Nhiều phương pháp phân đoạn ảnh đã được đưa ra trong tài liệu; một số phương pháp này được cho là phổ biến, trong khi những phương pháp khác được thiết kế riêng cho các lớp ảnh cụ thể. Công trình của Haralick và Shapiro (1985) cung cấp một khảo sát tuyệt vời về các phương pháp hiện có, mặc dù các thuật toán này yêu cầu thời gian xử lý đáng kể. Phân đoạn ảnh là một bước thiết yếu để phát hiện vạch nước. Giả định chính trong phương pháp phân đoạn ảnh để phát hiện vạch nước là mực nước vẽ một đường trên thước đo (Ren và cộng sự, 1985).

2007; Shin và cộng sự 2008). Trong phương pháp này, mỗi cột điểm ảnh ảnh thang độ xám được quét từ trên xuống dưới để tìm ra sự thay đổi rõ nét và đáng chú ý về mức độ cường độ điểm ảnh. Tuy nhiên, phương pháp này chỉ phù hợp với ảnh thước đo mực nước có nền đơn giản, trong đó mực nước tạo thành một đường rõ ràng trên thước đo mực nước (Gilmore và cộng sự 2008). 2013). Khi nền ảnh được tạo thành từ các mẫu phức tạp hơn, với một số đường ngang tương tự như mực nước, việc phân biệt mực nước thực tế và các đường khác trong ảnh đã phân đoạn sẽ rất khó khăn. Do đó, trong bài báo này, chúng tôi phát triển và phân tích hai phương pháp phân đoạn ảnh và cuối cùng là chọn vùng quan tâm. Phương pháp đầu tiên là thuật toán GrabCut, một phương pháp truyền thống để phân đoạn tiền cảnh khỏi hậu cảnh, và phương pháp thứ hai là phương pháp học sâu sử dụng Mạng Nơ-ron Tích chập dựa trên Vùng Mặt nạ (Mask-RCNN) (Hình 3).

3.2.1. Phân đoạn sử dụng thuật toán GrabCut

Chúng tôi sử dụng thuật toán GrabCut, một thuật toán lặp lại và ít can thiệp của người dùng cho các tác vụ phân đoạn ảnh không giám sát, chia ảnh thành tiền cảnh và hậu cảnh (Rother và cộng sự, 2004). Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng GrabCut để phân đoạn phần đo từ phần còn lại của ảnh. Thuật toán thường được triển khai bằng cách sử dụng ảnh đầu vào với hộp giới hạn xác định vị trí của đối tượng trong ảnh mà chúng tôi muốn phân đoạn hoặc mặt nạ xấp xỉ phân đoạn. Đầu tiên, chúng tôi sử dụng ảnh nhị phân ngưỡng để tìm đường viền tối đa và sau đó tạo mặt nạ. Các phương pháp phân đoạn ảnh truyền thống sử dụng thông tin kết cấu (màu sắc) hoặc thông tin cạnh (độ tương phản). GrabCut kết hợp thành công cả hai dạng thông tin và mang lại kết quả năng cao.

Với thành phần Gaussian a_k ($k = 1, \dots, 5$) chế độ Gaussian hỗn hợp hiệp phương sai đầy đủ (GMM), chúng tôi biểu diễn mục tiêu và phông nền trong không gian màu RGB (GMM). Kết quả là, có thêm một vectơ tương ứng với thành phần Gaussian của

điểm ảnh thứ n . Một thành phần Gaussian của GMM mục tiêu hoặc một thành phần Gaussian của GMM nền được sử dụng cho mỗi điểm ảnh. Xét $z = \frac{1}{4} z_1 f, \dots, z_N$ của N điểm ảnh cho một ảnh màu I , trong đó $z_i = \frac{1}{4} R_i p G_i p B_i, i=1, \dots, N$ trong không gian RGB. Phân đoạn được biểu diễn trong một mảng được cho là, $a = \frac{1}{4} a_1, \dots, a_N$; điều này gán một nhãn cho mỗi điểm ảnh của ảnh cho biết liệu nó thuộc về nền sau hay nền trước. Đối với GMM, một vectơ bổ sung $k = \frac{1}{4} f_{k1}, \dots, k_N$ được đưa vào để tối ưu hóa mạng, biểu diễn một thành phần GMM duy nhất, một thành phần từ mô hình nền hoặc nền trước. Một trimap T được tạo ra bao gồm điểm ảnh nền (TB), điểm ảnh tiền cảnh (TF) và điểm ảnh không chắc chắn (TU). Thuật toán GrabCut sẽ không thể sửa đổi nhãn TB và TF. Đối với điểm ảnh nền ($a_i = \frac{1}{4} 0$), GMM hiệp phương sai của k thành phần được xác định và đối với điểm ảnh tiền cảnh ($a_j = \frac{1}{4} 1$), được tham số hóa như sau:

$$h = \frac{1}{4} f_{p\alpha}, k, l, \alpha, k, a = \frac{1}{4} f_0, 1g, k = \frac{1}{4} 1: \dots k \quad (3)$$

Trong đó p là trọng số, l là giá trị trung bình và R là phương sai.

Vì vậy, hàm năng lượng Gibbs cho phân đoạn được đưa ra như sau:

$$E(a, k, h, z) = \frac{1}{4} U(a, k, h, z) + p V(a, z) \quad (4)$$

Trong đó U là một mục vùng biểu thị mức phạt khi phân loại một điểm ảnh thành mục tiêu hoặc nền. Xét phân phối xác suất của mô hình và xét điểm ảnh lân cận C :

$$U(a, k, h, z) = \frac{1}{4} \sum_i X_i - \log z_i a_i, k_i, h_i \log p_{\alpha i}, k_i p \quad (5)$$

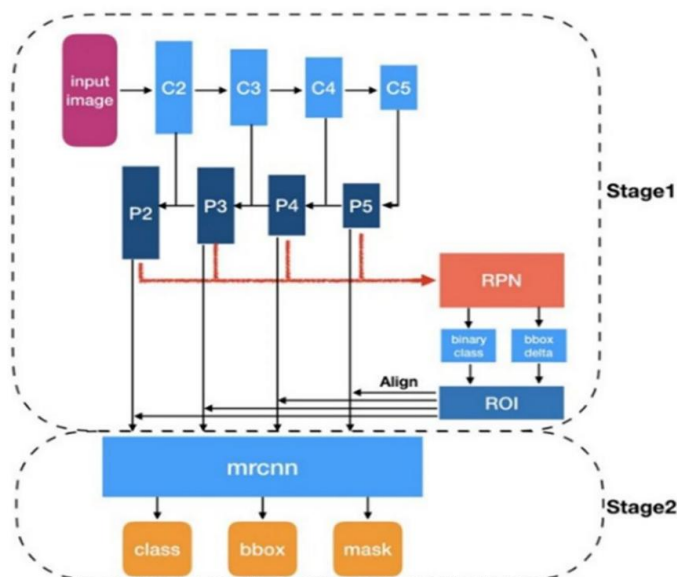
$$\text{Và, } z = \frac{1}{4} c X_{fm}, n = 2 C^{1/2} \alpha n^{6/4} \alpha \exp b_{jjzm} \quad z_{nj2p} \quad (6)$$

Phân đoạn cuối cùng được thực hiện bằng thuật toán cắt tối thiểu với sơ đồ giảm thiểu năng lượng này và được cung cấp trimap ban đầu T (Hernández-Vela và cộng sự, 2012). Thuật toán GrabCut được tóm tắt như sau:

Thuật toán:

1. Khởi tạo Trimap T .
2. Khởi tạo $a_i = \frac{1}{4} 0$ cho $i = 2$ TB và $a_i = \frac{1}{4} 1$ cho $i = 2$ TU [TF
3. Sử dụng k -means, tạo GMM nền và nền trước từ các tập $a_i = \frac{1}{4} 0$ và $a_i = \frac{1}{4} 1$ tương ứng.
4. Gán pixel cho các thành phần GMM.
5. Sử dụng dữ liệu z để tìm hiểu các tham số GMM.
6. Sử dụng đồ thị cắt để ước tính phân đoạn.
7. Tiếp tục từ bước 4 cho đến khi đạt được sự hội tụ.

Thuật toán được đảm bảo đạt đến giá trị tối thiểu cục bộ là E . Thật đơn giản để xác định khi E ngừng giảm đáng kể và tự động dừng quá trình lặp lại.



Hình 4. Kiến trúc của thuật toán phân đoạn Mask RCNN.

3.2.2. Phân đoạn sử dụng Mask-RCNN

Như thể hiện trong Hình 4, khi sử dụng Mask R-CNN, chúng ta cũng có thể tự động phân đoạn và xây dựng mặt nạ từng pixel cho thước đo. Thuật toán Mask R-CNN được phát triển bởi (He và cộng sự, 2017) và được xây dựng dựa trên các công trình trước đó của R-CNN (Girshick và cộng sự, 2014), Fast R-CNN (Girshick, 2015) và Faster R-CNN (Ren và cộng sự, 2015). Mask RCNN chủ yếu có hai giai đoạn. Đầu tiên, nó tạo ra các đề xuất liên quan đến vị trí của đối tượng trên hình ảnh đầu vào. Thứ hai, nó dự đoán lớp của đối tượng được tạo bởi hộp giới hạn và tạo ra mặt nạ cấp pixel. Hai giai đoạn này được kết nối với cấu trúc xương sống là thuật toán mạng nơ-ron sâu hình kim tự tháp đặc trưng (FPN) bao gồm đường dẫn từ dưới lên, từ trên xuống dưới và các kết nối bên. Đường dẫn từ dưới lên có thể là bất kỳ ConvNet nào, trích xuất các đặc điểm từ hình ảnh thô. Đường dẫn từ trên xuống dưới tạo ra một bản đồ kim tự tháp đặc trưng. Các kết nối bên là phép tích chập và phép cộng giữa hai mức tương ứng của hai đường dẫn.

Thành phần thiết yếu còn thiếu của Fast/Faster R-CNN là sự căn chỉnh pixel-to-pixel, được đáp ứng trong thuật toán Mask R-CNN. Mask R-CNN sử dụng cùng một kỹ thuật hai giai đoạn như Mask R, với cùng giai đoạn đầu tiên (RPN). Mask R-CNN đưa ra một mặt nạ nhị phân cho mỗi vùng quan tâm trong giai đoạn thứ hai, ngoài việc dự đoán lớp và độ lệch hộp. Điều này trái ngược với hầu hết các hệ thống hiện đại, dựa vào dự đoán mặt nạ để phân loại. Mô hình Mask R-CNN dễ phát triển và đào tạo, nhờ vào khuôn khổ Faster R-CNN, cho phép nhiều thiết kế kiến trúc có thể cấu hình được. Hơn nữa, nhánh mặt nạ chỉ thêm một lượng nhỏ chi phí tính toán, cho phép tính toán nhanh. Nó bao gồm Mạng xương sống, Mạng đề xuất vùng, Biểu diễn mặt nạ và Căn chỉnh RoI. Lớp Căn chỉnh RoI được sử dụng để sửa lỗi sai lệch vị trí trong nhóm RoI do lượng tử hóa. RoI Align làm giảm lượng tử hóa băm, ví dụ, bằng cách sử dụng $x/16$ thay vì $[x/16]$, cho phép các tính năng được trích xuất được căn chỉnh với đầu vào.

pixel một cách chính xác. Các giá trị vị trí dấu phẩy động trong đầu vào được tính toán thông qua phép nội suy bilinear. Hàm mất mát của CNN đa tác vụ Mask R tích hợp phân loại, định vị và phân đoạn các mất mát của mặt nạ, như được định nghĩa bởi:

$$L = \frac{1}{4} L_{cls} + \beta L_{box} + \gamma L_{mask} \quad (7)$$

Trong đó L_{box} bị bỏ qua đối với RoI nền bởi hàm chỉ báo $1_{\text{box}} \in \{0, 1\}$, được định nghĩa là:

$$1_{\text{box}} = \begin{cases} 1 & \text{nếu } u \in [l, r] \\ 0 & \text{nếu không} \end{cases} \quad (8)$$

Trong đó L_{mask} được định nghĩa là tổn thất entropy chéo nhị phân trung bình:

$$L_{mask} = \frac{1}{m} \sum_{i,j} \left[-y_{ij} \log p_{ij} - (1 - y_{ij}) \log (1 - p_{ij}) \right] \quad (9)$$

Trong đó (i, j) là ô và y_{ij} là nhãn của ô, và p_{ij} là giá trị dự đoán của cùng một tế bào trong lớp k .

Mặt nạ nhánh tạo ra một mặt nạ có kích thước $m \times m$ cho mỗi RoI và mỗi lớp, tổng cộng k lớp. Kết quả là, toàn bộ đầu ra có kích thước K . Không có sự cạnh tranh giữa các lớp để tạo mặt nạ vì mô hình đang cố gắng học một mặt nạ cho mỗi lớp. Chúng tôi đã sử dụng các số liệu sau để đánh giá mô hình Mask-RCNN đã triển khai. Độ chính xác cho biết tính chính xác của các dự đoán mẫu, dù là dương tính hay âm tính. Độ chính xác cho biết tỷ lệ mẫu nước chính xác so với tất cả các mẫu được dự đoán là đúng và điểm F1 tính đến độ chính xác và độ thu hồi. Ma trận nhầm lẫn, bao gồm các kết quả dương tính thật, dương tính giả, âm tính thật và âm tính giả, được sử dụng để tính toán tất cả các số liệu. Độ chính xác là tỷ lệ giữa các kết quả dương tính thật (TP) với tổng số pixel, được định nghĩa bởi:

$$OA = \frac{TP}{TP + FP + FN + TN} \quad (10)$$

Trong đó, TP là dương tính thật, FP là dương tính giả, FN là âm tính giả và TN là âm tính thật.

Các số liệu xác thực thống kê khác, bao gồm Độ chính xác, Thu hồi và Điểm F1 là cũng được tính toán, như được định nghĩa bởi:

$$\text{Độ chính xác} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (11)$$

$$\text{Nhớ lại} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$F1 = \frac{2 \times \text{Điểm} \times \text{Độ chính xác}}{\text{Độ chính xác} + \text{Thu hồi}} \quad (13)$$

3.3. Đọc đồng hồ đo

Sau khi xác định được vùng quan tâm, bước tiếp theo là xác định mực nước. Chúng tôi phân tích và so sánh hai phương pháp để giải quyết vấn đề xác định mực nước. Bằng cách tách biệt phần nền và phần trước của ảnh, đồng thời giảm lượng thông tin hình ảnh và độ phức tạp của đồ họa, việc xác định mực nước sẽ trở nên đơn giản và chính xác. Ở đây, chúng tôi triển khai và nghiên cứu hai phương pháp: một là đọc mực nước bằng cách sử dụng ghi nhận ảnh, và hai là đọc mực nước bằng cách sử dụng hiệu chuẩn pixel.

3.3.1. Đọc mực nước bằng cách đăng ký hình ảnh

Trong phương pháp này, đường mực nước được phát hiện bằng cách xác định giá trị chênh lệch giá trị xám tối đa trong vùng đường mực nước. Mực nước thực tế cuối cùng được xác định bằng cách sử dụng độ phân giải vật lý của ảnh mẫu. Trong bước này, chúng tôi thực hiện đối sánh đặc trưng và căn chỉnh ảnh ứng viên với ảnh mẫu bằng cách triển khai đăng ký ảnh. Đăng ký ảnh là quá trình chuyển đổi các ảnh khác nhau của cùng một cảnh sang cùng một hệ tọa độ. Những ảnh khác nhau này có thể được chụp từ các góc nhìn khác nhau và chúng có thể được đăng ký bằng các phương pháp khác nhau. Hệ tọa độ thu được có thể được sử dụng để biểu diễn các cảnh khác nhau. Đăng ký ảnh rất phổ biến trong lĩnh vực hình ảnh y tế, cũng như phân tích ảnh vệ tinh và dòng quang học. Từ đầu những năm 2000, hầu hết các kỹ thuật đăng ký ảnh chủ yếu dựa trên các phương pháp tiếp cận dựa trên đặc điểm. Các phương pháp này bao gồm ba bước chính: phát hiện điểm chính, khớp đặc điểm và biến dạng ảnh. Do đó, chúng tôi chọn các điểm quan tâm cho cả ảnh mẫu và ảnh đã phân đoạn, sau đó biến đổi chúng sao cho ảnh đã phân đoạn được căn chỉnh với ảnh tham chiếu (tức là ảnh mẫu). Điểm chính được định nghĩa là một đặc điểm hoặc đặc trưng của ảnh quan trọng đối với những người quan tâm đến nó. Bộ mô tả là một vectơ đặc trưng chứa các đặc điểm thiết yếu của điểm chính. Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng bộ mô tả đặc trưng biến đổi đặc điểm bất biến tỷ lệ (SIFT). SIFT là một thuật toán phát hiện điểm chính không miễn phí cho mục đích thương mại và không thay đổi tỷ lệ, hướng và độ sáng đồng đều. Sau đó, chúng tôi căn khớp các điểm chính giữa hai ảnh. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng Thư viện Nhanh cho Lân cận Gần nhất Xấp xỉ (FLANN) để khớp đặc điểm. FLANN là một thuật toán nhanh, khớp ảnh với các lân cận xấp xỉ trong không gian nhiều chiều. Sau khi chọn được kết quả khớp nhất, bước tiếp theo là tìm phép biến đổi đồng dạng và làm cong hình ảnh, điều này sẽ cho chúng ta hình ảnh được căn chỉnh theo ý muốn.

3.3.2. Đọc mực nước bằng pixel đã hiệu chuẩn

Trong phương pháp này, chúng tôi sử dụng một phương pháp khá đơn giản và hiệu quả để thu được số liệu mực nước. Ở đây, chúng tôi đo kích thước của đồng hồ đo phân đoạn từ Mask-RCNN dựa trên chiều cao của khung giới hạn. Nói một cách đơn giản, chúng tôi đo kích thước của một vật thể trong ảnh, tương tự như việc tính toán khoảng cách từ máy ảnh đến vật thể - trong cả hai trường hợp, cần phải xác định tỷ lệ số điểm ảnh trên mỗi số liệu.



Hình 5. Kết quả của hình ảnh được tăng cường với tỷ lệ phần trăm tìm cây trong điều kiện ánh sáng yếu: (a) hình ảnh gốc, (b) giảm nhiễu và thang độ xám.

4. Kết quả

4.1. Tiền xử lý

Như đã mô tả trong các tiểu mục trước, bước đầu tiên là tiền xử lý ảnh để nâng cao kết quả của các kỹ thuật phân đoạn có giám sát và không giám sát đã phát triển. Hình 5(a) minh họa ảnh gốc của máy đo và Hình 5(b) trình bày kết quả của quá trình giảm nhiễu và điều chỉnh thang độ xám.

4.2. Phân đoạn hình ảnh

Để giảm chi phí tính toán khi xử lý hình ảnh, diện tích hình chữ nhật nhỏ nhất chứa thước đo trên mặt nước sẽ được cắt và coi là vùng quan tâm (RoI).

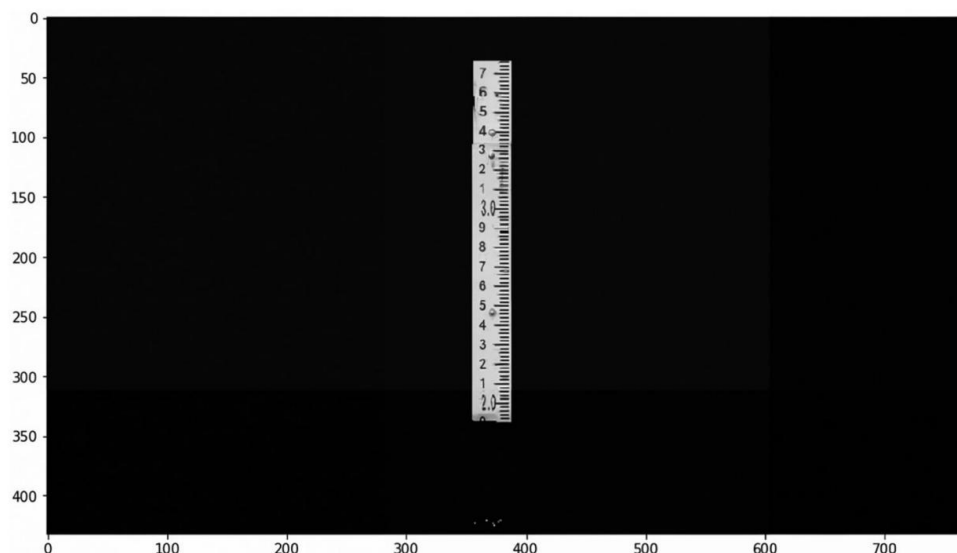
4.2.1. Kết quả phân đoạn ảnh của thuật toán GrabCut

Để triển khai thuật toán GrabCut, có một số thư viện mã nguồn mở, bao gồm OpenCV mà chúng tôi đã sử dụng trong bài báo này. Đặc biệt, khi ánh sáng môi trường giảm dần vào cuối buổi chiều, việc trích xuất thông tin đo lường trở nên cực kỳ khó khăn. Như đã giải thích trong các phần trước, cần phải có một kỹ thuật nhận dạng hình ảnh đáng tin cậy. Như thể hiện trong Hình 6, thông tin cần thiết bằng thuật toán GrabCut từ hình ảnh đã được tiền xử lý đã được trích xuất.

Thuật toán GrabCut được triển khai bằng ngôn ngữ Python 3.7 và thư viện thị giác máy tính OpenCV. Chúng tôi nhận thấy thuật toán GrabCut hoạt động hoàn hảo trên cả ảnh chụp trong điều kiện ánh sáng ban ngày và thiếu sáng. Việc xác định vùng quan tâm rất đơn giản. Tuy nhiên, trong quá trình thử nghiệm, chúng tôi đã gặp phải một số vấn đề.

Thuật toán không phát hiện được vùng quan tâm trên dữ liệu ban đêm; do đó, không thể phát hiện đường mực nước và cuối cùng không thể đọc được số đọc của đồng hồ đo vào ban đêm bằng camera RGB. Việc giám sát trực tuyến các vùng nước lớn, chẳng hạn như hồ và sông, là rất quan trọng trong trường hợp lũ lụt vào ban đêm bằng camera RGB.

Ngoài ra, thước kẻ có các vạch chia số lặp lại, do đó việc so khớp có thể chọn sai các đặc điểm và việc căn chỉnh hình ảnh có thể không hoàn hảo. Điều này đôi khi có thể dẫn đến sai số khi đọc mực nước. Vì vậy, để khắc phục những sai số này, chúng tôi đã sử dụng

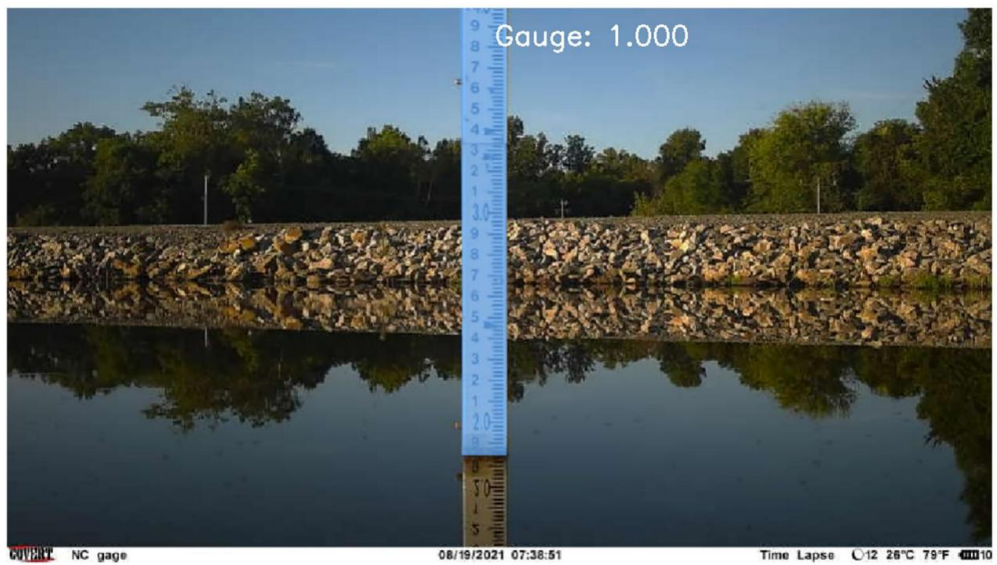


Hình 6. Kết quả của thuật toán GrabCut không giám sát.

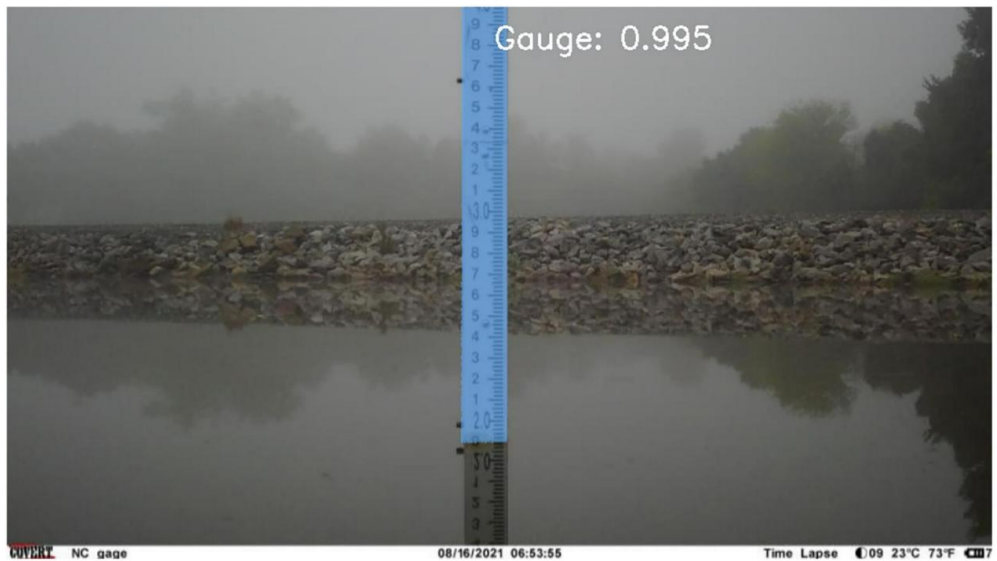
Một cách tiếp cận khác sử dụng học sâu để phân đoạn vùng đo lường trong phần tiếp theo. Ngoài ra, lỗi có thể xảy ra trong trường hợp (i) các vùng có độ tương phản thấp khi chuyển từ tiền cảnh sang hậu cảnh, và (ii) nguy cơ, trong đó phân bố tiền cảnh và hậu cảnh thực sự chồng lấn một phần trong không gian màu.

4.2.2. Kết quả phân đoạn ảnh của Mask-RCNN

Đầu tiên, tập dữ liệu hình ảnh đã được thu thập và chú thích. Chúng tôi đã thu thập các hình ảnh trong các điều kiện ánh sáng ban ngày khác nhau như ngày mưa, ánh sáng yếu vào buổi tối và ngày sương mù. Chúng tôi đã sử dụng 150 hình ảnh, 100 để đào tạo, 30 để kiểm tra và 20 để xác thực. Mô hình học sâu chỉ được đào tạo bằng 20 kỷ nguyên trên GPU Tesla P100. Bước tiếp theo là đào tạo thuật toán phân đoạn Mask RCNN trên tập dữ liệu đã phát triển. Ở giai đoạn cuối cùng, chúng tôi đã kiểm tra khả năng của mô hình học sâu đã phát triển trên tập dữ liệu thử nghiệm để phát hiện các hộp giới hạn, lớp và tỷ lệ phần trăm tin cậy. Kết quả phân đoạn được thể hiện trong Hình 7 và 8. Kết quả thu được minh họa rằng so với mô hình phân đoạn không giám sát của GrabCut, Mask-RCNN cho hiệu suất phân đoạn tốt hơn. Hình 7 trình bày kết quả phân đoạn của Mask-RCNN với tỷ lệ phần trăm tin cậy trong điều kiện ánh sáng yếu và Hình 8 hiển thị kết quả phân đoạn vào ban đêm. Kích thước lô được đặt thành 8 và tốc độ học thành 0,001 với Động lượng là 0,9. Mô hình hoạt động tốt với sự suy giảm trọng số là $5e-4$. Các siêu tham số khác trong quá trình đào tạo là động lượng SGDp (Bộ tối ưu hóa), MultiStepLR (Bộ lập lịch), ResNet50p FPN (Xương sống) và Gamma là 0,1. Độ chính xác đào tạo, mất mát xác thực và mất mát đào tạo được minh họa trong Hình 9. Như thể hiện trong Bảng 1, mô hình học sâu của Mask RCNN dẫn đến độ chính xác, độ chính xác và điểm F-1 lần lượt là 0,86, 0,97 và 0,93. Như kết quả chỉ ra, phương pháp học sâu được phát triển đã cung cấp phép đo đáng tin cậy ngay cả trong môi trường ánh sáng xung quanh yếu cũng như ban đêm so với thuật toán GrabCut không cung cấp kết quả phân đoạn thỏa đáng trong điều kiện ánh sáng yếu và ban đêm.



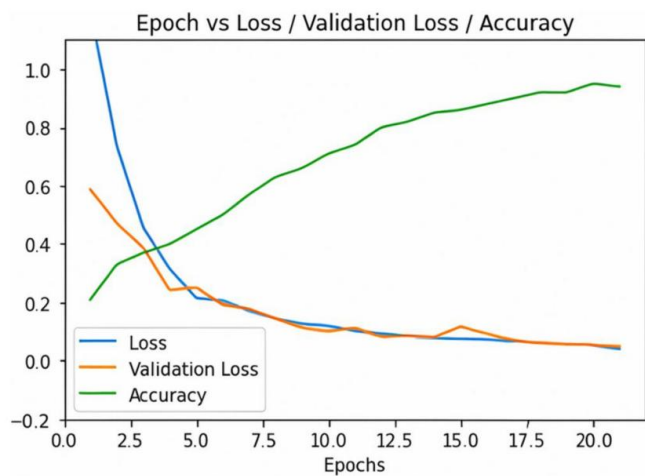
Hình 7. Kết quả của mô hình phân đoạn RCNN mặt nạ với phần trăm tin cậy trong điều kiện ánh sáng yếu.



Hình 8. Kết quả của mô hình phân đoạn RCNN mặt nạ với phần trăm tin cậy vào buổi tối.

4.3. Kết quả của các phương pháp đọc đồng hồ đo

Xét đến vấn đề tầm nhìn rõ ràng trong điều kiện ánh sáng yếu và ban đêm, như đã thảo luận, có hai phương pháp đọc đồng hồ đo khác nhau. Kết quả đọc đồng hồ đo được thảo luận dưới đây.



Hình 9. Đường cong độ chính xác, mất mát khi đào tạo và mất mát khi xác thực của mô hình phân đoạn mask-RCNN.

Bảng 1. Ma trận nhầm lẫn của mô hình phân đoạn Mask-RCNN.

Giá trị thực tế		Giá trị dự đoán	
	Tích cực (1)	Tích cực (1)	Tiêu cực (0)
		TP ¼ 130	FN ¼ 15
	Tiêu cực (0)	FP ¼ 3	TN ¼ 2

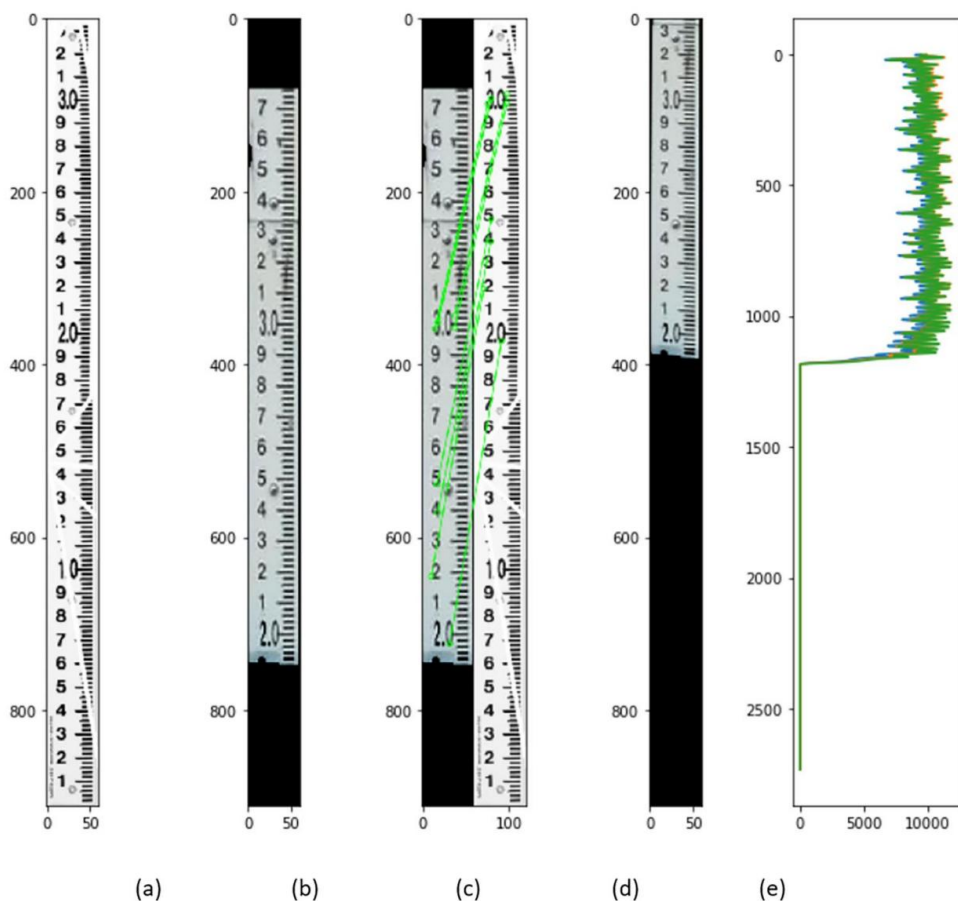
4.3.1. Kết quả đo mực nước bằng phương pháp ghi hình ảnh

Phương pháp chiếu ngang là phương pháp được sử dụng rộng rãi nhất (Zhang và cộng sự, 2019) cho các đồng hồ đo nước hai màu tiêu chuẩn. Vị trí của đường nước có thể được xác định bằng cách tìm kiếm và tìm các điểm xảy ra điểm thay đổi đột ngột và có thể thu được số đọc bằng cách cộng tất cả các giá trị pixel màu xám theo hướng X và tạo đường cong chiếu ngang. Dựa trên kiểu của đồng hồ đo tiêu chuẩn, một ảnh mẫu nhị phân trực giao được thiết kế như thể hiện trong Hình 10(a). Như chúng ta có thể quan sát trong Hình 10(e), có một sự thay đổi đột ngột trong vùng giữa đồng hồ đo và mặt nước. Phép chiếu này thể hiện giá trị pixel và vị trí của đường nước. Do đó, đường nước được chuyển đổi thành số đọc đường nước thực tế với độ phân giải vật lý của ảnh mẫu. Ví dụ, trong ảnh đã đăng ký trong Hình 10(d), chúng ta thấy số đọc gần 400 pixel dọc theo trục Y. Việc đọc bắt đầu từ mức thấp nhất, vì vậy chúng ta phải thay đổi giá trị từ 400 thành Chiều cao thước - 400. Để có được kết quả đọc chính xác, chúng ta phải nhân giá trị này với giá trị pixel đã hiệu chuẩn, có thể thu được bằng cách chia chiều dài thực tế của thước cho chiều cao của hình ảnh mẫu. Ví dụ, đối với hình ảnh được hiển thị, giá trị đọc thước đo chính xác có thể được tính như sau:

đ900 400B0:0036 1:84

(14)

Phương pháp đã thảo luận cho kết quả tốt và tính toán thành công giá trị đo. Tuy nhiên, một nhược điểm lớn của phương pháp này là, để khớp mẫu, chúng ta cần các đặc điểm phải khớp và căn chỉnh, và các đặc điểm này là thước đo.

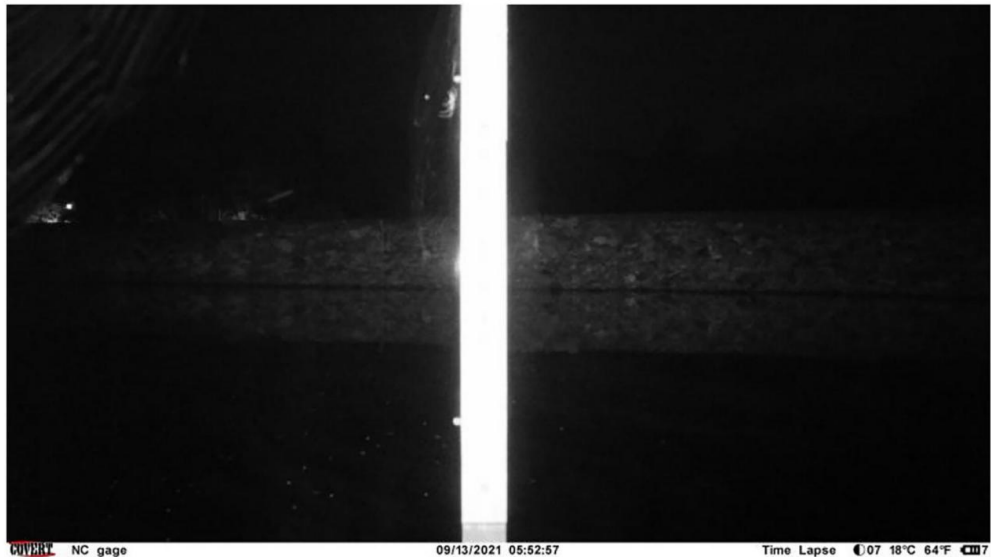


Hình 10. Ví dụ về (a) mẫu, (b) hình ảnh phân đoạn, (c) khớp mẫu, (d) căn chỉnh hình ảnh và (e) đọc mực nước.

Các vạch kẻ và số. Vào ban đêm, ánh sáng đèn flash của máy ảnh bị phản xạ hoàn toàn khỏi đồng hồ đo và các số không thể nhìn thấy được. Do đó, phương pháp này không thể sử dụng vào ban đêm do các số và vạch kẻ không thể nhìn thấy được, như thể hiện trong Hình 11. Kết quả cho thấy mặc dù mask-RCNN có thể phân đoạn thành công vùng quan tâm vào ban đêm, nhưng với kỹ thuật ghi hình ảnh, không thể có được số liệu mực nước chính xác.

4.3.2. Kết quả đo mực nước bằng phương pháp pixel hiệu chuẩn

Tại vị trí đo của chúng tôi, camera được cố định chắc chắn tại một vị trí nhất định và đồng hồ đo cũng vậy. Do vị trí của camera và đồng hồ đo không thay đổi, chúng tôi có thể xác định được mực nước. Vì chúng tôi đã hiểu về phân bố tỷ lệ của đồng hồ đo, nên việc hiểu mối quan hệ giữa đơn vị tỷ lệ và phân bố pixel rất dễ dàng. Chúng tôi đã tìm thấy mối quan hệ này và tính toán giá trị pixel hiệu chuẩn trong phần trước, chúng tôi có thể sử dụng trực tiếp giá trị đó để làm ví dụ. Chúng tôi có thể sử dụng cùng một giá trị pixel hiệu chuẩn vào ban đêm vì vị trí của camera và đồng hồ đo vẫn không đổi. Vì vậy, chúng tôi sử dụng giá trị pixel này để nhân với chiều cao của đường bao.



Hình 11. Ví dụ về hình ảnh chụp vào ban đêm.

hộp từ đầu ra mask-RCNN để lấy số đọc của đồng hồ đo. Nhờ đó, chúng ta có thể lấy số đọc của đồng hồ đo ngay cả vào ban đêm mặc dù không nhìn thấy vạch chia trên thước.

4. Thảo luận

Do lũ lụt là một trong những thảm họa thiên nhiên gây thiệt hại và tốn kém nhất nên nhu cầu về hệ thống IoT để theo dõi và dự báo lũ lụt là rất lớn.

Hệ thống IoT có thể cung cấp cảnh báo sớm về lũ lụt sắp xảy ra, cho phép người dân và nhân viên cứu hộ thực hiện các biện pháp an toàn phù hợp để bảo vệ bản thân và tài sản. Điều này có thể giảm thiểu tác động của lũ lụt đối với xã hội, nền kinh tế và thiệt hại về người. Trong bối cảnh đó, việc đo mực nước là rất cần thiết để cung cấp các phép đo thực tế về mực nước sông, hồ và hồ chứa, cũng như khởi tạo, hiệu chỉnh và xác thực các mô hình thời tiết, đồng thời cung cấp cảnh báo sớm và thông tin chi tiết về các phản ứng thủy văn đối với các hiện tượng thời tiết (Ming và cộng sự, 2020).

Ngoài việc cung cấp cảnh báo sớm, hệ thống IoT chi phí thấp còn có thể giúp chúng ta hiểu rõ hơn về các yếu tố góp phần gây ra lũ lụt. Bằng cách thu thập và phân tích lượng lớn dữ liệu từ các cảm biến theo thời gian thực, hệ thống có thể xác định các mô hình và xu hướng có thể không dễ nhận thấy ngay lập tức. Điều này có thể giúp chúng ta hiểu rõ hơn về nguyên nhân gây lũ lụt và phát triển các chiến lược hiệu quả hơn để giảm thiểu tác động của chúng. Hệ thống IoT cũng có thể được tích hợp với các công nghệ khác để cung cấp cái nhìn toàn diện hơn về tình hình, cho phép các nỗ lực quản lý lũ lụt hiệu quả hơn. Nhiều hệ thống giám sát và dự báo lũ lụt thời gian thực được sử dụng bởi các lực lượng ứng phó đầu tiên như FIMAN (Mạng lưới Lập bản đồ và Cảnh báo Lũ lụt) tích hợp dữ liệu đo mực nước và Mô hình Độ cao Kỹ thuật số (DEM) để xác định các khu vực bị ngập lụt (<https://fiman.nc.gov/>). Các giải pháp IoT giá rẻ mang lại nhiều ưu điểm và hạn chế. Hệ thống tương đối dễ triển khai, giá cả phải chăng và có khả năng bao phủ các khu vực rộng lớn thông qua camera và cảm biến phân tán. Khả năng truy cập và



Tiềm năng giám sát từ xa khiến chúng trở thành một giải pháp thay thế đầy hứa hẹn cho các hệ thống truyền thống (Zikria và cộng sự, 2019; Rani và cộng sự, 2020). Việc đọc dữ liệu đo liên tục thông qua giải pháp IoT cho phép cung cấp dữ liệu thời gian thực có thể cập nhật động các mô hình thời tiết hoặc bản đồ ngập lụt, đảm bảo hệ thống giám sát lũ lụt chính xác, đặc biệt là khi điều kiện thay đổi. Với những tiến bộ gần đây trong điện toán đám mây, dữ liệu từ các hệ thống IoT có thể được tích hợp nhanh chóng với các dữ liệu khác thông qua các dịch vụ đám mây, cho phép phân tích dữ liệu chính xác và nâng cao, cũng như đưa ra quyết định gần như thời gian thực để ứng phó và quản lý lũ lụt hiệu quả. Tuy nhiên, bất chấp những ưu điểm, vẫn có những hạn chế và thách thức cần cân nhắc. Các hệ thống IoT thường dựa vào kết nối internet ổn định, điều này có thể gây khó khăn trong các sự kiện lũ lụt, đặc biệt là ở các vùng sâu vùng xa. Các cân nhắc khác bao gồm chất lượng cảm biến, quản lý năng lượng hệ thống và tuân thủ các quy định về quyền riêng tư dữ liệu, tất cả đều rất quan trọng đối với độ chính xác và độ bền của dữ liệu. Bất chấp những cân nhắc và hạn chế này, khả năng tiếp cận ngày càng tăng và khả năng giám sát lũ lụt (gần) thời gian thực của các giải pháp IoT chi phí thấp khiến chúng trở thành một lựa chọn đầy hứa hẹn, đặc biệt là ở các khu vực dễ bị lũ lụt và vùng sâu vùng xa. Trong nghiên cứu này, các tấm pin mặt trời được sử dụng như một nguồn điện đáng tin cậy để giảm thiểu vấn đề thay pin thường xuyên. Ngoài ra, dữ liệu thu thập được được quản lý theo quy định của cơ quan nhà nước và được nhập vào Contrail để đưa vào NC FIMAN. Nghiên cứu này cũng tận dụng hệ thống IoT chi phí thấp để tăng cường thu thập dữ liệu thời gian thực (hình ảnh) và phát triển các mô hình học sâu để nhanh chóng phân tích và trích xuất mực nước từ tập dữ liệu đo đạc lớn, điều này sẽ cải thiện các mô hình dự báo lũ lụt và khả năng tích hợp chúng vào các mạng lưới giám sát lũ lụt rộng hơn, điều đã được chứng minh trong bài báo.

Phương pháp đo mực nước dựa trên IoT được đề xuất trong nghiên cứu này có thể giám sát hiệu quả mực nước tại các vùng nước lớn, chẳng hạn như sông và hồ. Động lực đằng sau việc sử dụng các phương pháp dựa trên hình ảnh để giám sát mực nước xuất phát từ những tiến bộ gần đây trong các hệ thống IoT. Cụ thể, các camera tại chỗ được kết nối với các trung tâm đám mây, nơi chúng có thể tải trực tiếp hình ảnh mà không bị giới hạn dung lượng bộ nhớ. Hơn nữa, nhờ sự phát triển của các khả năng điện toán đám mây tiên tiến, phương pháp được đề xuất có thể chạy theo thời gian thực để giám sát trực tuyến các hồ chứa nước. Vì phương pháp được đề xuất hoàn toàn tự động và không yêu cầu bất kỳ sự tương tác nào của con người trong vòng lặp hoặc kiến thức chuyên môn, nên một số ứng dụng thực tế đã được hình dung. Thứ nhất, khi khả năng xảy ra lũ lụt vượt quá một điểm nhất định, hệ thống hoàn toàn tự động có thể gửi tín hiệu đến các đơn vị chịu trách nhiệm tương ứng để triển khai các giao thức quản lý/cứu trợ thiên tai. Thứ hai, việc giám sát liên tục và theo thời gian thực các hồ chứa nước có khả năng giúp xây dựng kiến thức toàn diện về các sự kiện khí hậu đột ngột và bất ngờ, đồng thời cải thiện khả năng dự đoán trước các sự kiện đó và thiết kế các giao thức an toàn phù hợp. Cuối cùng, việc giám sát và đo mực nước bằng các hệ thống dựa trên IoT sẽ bảo vệ người dùng khỏi các vấn đề nghiêm trọng, chẳng hạn như tình trạng mất nước ở những khu vực lấy nguồn nước hàng ngày từ các nguồn nước lân cận.

Chúng tôi đã triển khai và so sánh kết quả của hai phương pháp phân đoạn vùng đo từ nền. Phương pháp đầu tiên là mô hình phân đoạn không giám sát GrabCut, một phương pháp xử lý ảnh truyền thống. Phương pháp thứ hai là mask-RCNN, một kỹ thuật phân đoạn có giám sát học sâu.

Kết quả chứng minh rằng thuật toán GrabCut chỉ cung cấp kết quả phân đoạn thỏa đáng trong trường hợp dấu trên thước kẻ có thể nhìn thấy rõ ràng. Mặt khác, thuật toán học sâu của Mask-RCNN đã khắc phục vấn đề này bằng cách phân loại thành công vùng quan tâm trong cả điều kiện ban ngày và ban đêm. Trong bước tiếp theo để phát hiện số đọc của thước đo, chúng tôi đã sử dụng kỹ thuật đăng ký hình ảnh như một phương pháp tiếp cận nổi tiếng và đã được chứng minh. Tuy nhiên, kết quả minh họa rằng thuật toán chỉ hoạt động vào ban ngày hoặc trong điều kiện có thể nhìn thấy các dấu trên thước kẻ, điều này không khả thi vào ban đêm. Vì vậy, xét đến thực tế là vị trí của máy ảnh và thước đo vẫn ổn định, chúng tôi đã sử dụng một phương pháp thành công để có được số đọc của thước đo bất kể mức độ tiếp xúc với ánh sáng, đó là hiệu chuẩn pixel. Tóm lại, bằng cách thử nghiệm nhiều phương pháp khác nhau, chúng tôi đã phát triển thành công một phương pháp dựa trên IoT có chi phí thấp để tự động đọc số đo mực nước nhằm theo dõi lũ lụt mà không bị ảnh hưởng bởi điều kiện tầm nhìn và chiếu sáng kém.

Bên cạnh những lợi ích tiềm năng của phương pháp được đề xuất, chúng ta cũng cần cân nhắc những hạn chế của nó. Mặc dù phương pháp này hoạt động tốt trong hầu hết các điều kiện chiếu sáng bất lợi, bao gồm cả ban đêm và mưa, nhưng nó không thể áp dụng trong điều kiện sương mù dày đặc vào ban đêm do tầm nhìn hạn chế của đồng hồ đo và ánh sáng chói từ đèn camera. Chúng tôi đã phát triển và phân tích phương pháp tốt nhất có thể để đọc đồng hồ đo, với điều kiện vị trí của camera và đồng hồ đo không đổi. Có một số khó khăn kỹ thuật chủ yếu liên quan đến ảnh RGB. Một hướng mở rộng khả thi cho nghiên cứu hiện tại, đó là vấn đề về tỷ lệ ảnh khác nhau, là xem xét việc đọc số đồng hồ đo bằng cách tận dụng ảnh RADAR và kết hợp với các mô hình học sâu. Lưu ý cuối cùng về việc triển khai thuật toán được đề xuất, cần lưu ý rằng việc nhận dạng và phân tích hình ảnh có thể được thực hiện thông qua nhiều nền tảng khác nhau. Trong dự án này, chúng tôi đã sử dụng Python 3.7 để triển khai các thuật toán được đề xuất. Một lý do cụ thể khiến Python trở thành lựa chọn triển khai ưu tiên của chúng tôi là tính hiệu quả và khả năng làm việc với dữ liệu hình ảnh của nó.

5. Kết luận

Ảnh mực nước thời gian thực thu được trong lũ là một nguồn thông tin hiệu quả và giá trị. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã phát triển và đánh giá một số phương pháp xử lý ảnh để đo mực nước tự động, một bước quan trọng trong việc cung cấp thông tin ngập lụt kịp thời, chi tiết và chính xác cho chính quyền địa phương và người dân, nhằm giảm thiểu thiệt hại về người và tài sản do lũ lụt gây ra.

Nghiên cứu này đề xuất một phương pháp thực tế và tiết kiệm chi phí để đo mực nước theo thời gian thực, đồng thời xem xét các tình huống thực tế khi camera tại chỗ bị dịch chuyển hoặc ánh sáng xung quanh không đủ để có được hình ảnh chất lượng cao. Hai kỹ thuật phân biệt vùng đo với vùng xung quanh đã được áp dụng và kết quả đã được đánh giá. Phương pháp đầu tiên là phương pháp phân đoạn không giám sát của GrabCut, trong khi phương pháp thứ hai được áp dụng là kỹ thuật phân đoạn học sâu có giám sát gọi là mask-RCNN. Kết quả cho thấy thuật toán GrabCut chỉ có thể tạo ra kết quả phân đoạn tốt trong các trường hợp mà dấu hiệu của thước kẻ được nhìn thấy rõ ràng. Tuy nhiên, vấn đề này đã được giải quyết bằng

Phương pháp học sâu của Mask-RCNN có khả năng phân loại khu vực quan tâm cả ban ngày và ban đêm. Do đó, những phát hiện của nghiên cứu này cho thấy việc áp dụng ghi hình và nhận dạng hình ảnh để đo mực nước là một phương pháp hiệu quả để trích xuất thông tin cần thiết trong thời gian lũ lụt. Thông tin này có thể được sử dụng để triển khai các hoạt động kịp thời và được cân nhắc kỹ lưỡng nhằm ngăn ngừa hoặc ít nhất là giảm thiểu thiệt hại tiềm ẩn do lũ quét. Cụ thể, mục tiêu của nghiên cứu này là cung cấp cho người quan sát và người ra quyết định thông tin giá trị về cường độ và độ sâu của các khu vực bị ngập lụt, từ đó có thể sử dụng cho thiết kế kỹ thuật phòng chống lũ lụt và các giao thức quản lý thiên tai. Đóng góp chính của nghiên cứu này là phát triển một phương pháp thu thập mực nước theo thời gian thực và chi phí thấp. Trong nghiên cứu này, quá trình nhận dạng hình ảnh bao gồm các nguyên lý xử lý hình ảnh, chẳng hạn như lọc nhiễu, chuyển đổi thang độ xám, phân đoạn ảnh và khớp mẫu. Các thuật toán được phát triển đặc biệt phù hợp cho việc giám sát mực nước trực tuyến dựa trên IoT, nơi hình ảnh tại chỗ do camera chụp có thể được xử lý hiệu quả bằng các bộ công cụ và hệ thống tính toán dựa trên đám mây. Kết quả mô phỏng chứng minh rằng phương pháp đề xuất cung cấp phép đo đáng tin cậy ngay cả vào ban đêm hoặc khi hình ảnh gốc bị biến dạng do chuyển động không mong muốn của máy ảnh, đây là tình huống thường xảy ra khi có gió lớn và lũ lụt.

Tuyên bố tiết lộ

Tác giả không báo cáo bất kỳ xung đột lợi ích tiềm ẩn nào.

Tài trợ

Công trình này được hỗ trợ một phần bởi dự án Đánh giá độ chính xác cho dữ liệu thiết bị đo lường IoT của NC Collaboratory, giải thưởng NA210AR4590358 của NOAA và giải thưởng 80NSSC23M0051 của NASA. Nền tảng thử nghiệm và hệ thống IoT cho dự án được phát triển bởi nhóm Khảo sát trắc địa Bắc Carolina tại NC A&T State Farm.

Tuyên bố về tính khả dụng của dữ liệu

Dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu này là bí mật.

Tài liệu tham khảo

- Akbar YM, Musafa A, Riyanto I. 2017. Phát hiện lũ lụt dựa trên xử lý hình ảnh cho hệ thống cảnh báo lũ sớm trực tuyến. <https://osf.io/preprints/inarxiv/ayn2c>.
- Allamano P, Claps P, Laio F. 2009. Sự nóng lên toàn cầu làm tăng nguy cơ lũ lụt ở các vùng núi. *Geophys Res Lett*. 36(24). doi: [10.1029/2009GL041395](https://doi.org/10.1029/2009GL041395).
- Annis A, Nardi F. 2019. Tích hợp mô hình thủy lực VGI và 2D vào khuôn khổ đồng hóa dữ liệu để dự báo và lập bản đồ lũ lụt theo thời gian thực. *Geo-Spatial Inform Sci*. 22(4): 223-236. doi: [10.1080/10095020.2019.1626135](https://doi.org/10.1080/10095020.2019.1626135).
- Baek S, Kim KI, Kim TK. 2020. Thích ứng miền giám sát yếu thông qua mô hình gan và lưới để ước tính tư thế bàn tay 3D tương tác với các vật thể. *Kỷ yếu Hội nghị IEEE/CVF về Thị giác Máy tính và Nhận dạng Mẫu*. trang 6121-6131.



- Basnyat B, Roy N, Gangopadhyay A. **2018**. Hệ thống phân loại lũ quét sử dụng nhận dạng văn bản cảnh. Hội nghị quốc tế IEEE năm 2018 về máy tính thông minh (SMART COMP). IEEE. trang 147-154.
- Fukami K, Yamaguchi T, Imamura H, Tashiro Y. **2008**. Tình hình hiện tại của việc quan trắc lưu lượng nước sông bằng đồng hồ đo dòng chảy không tiếp xúc để sử dụng trong vận hành tại Nhật Bản. Đại hội Tài nguyên Nước Môi trường Thế giới 2008 AHUPUA'A. :1-10. doi: [10.1061/40976\(316\)278](https://doi.org/10.1061/40976(316)278).
- Gebrehiwot A, Hashemi-Beni L, Thompson G, Kordjamshidi P, Langan TE. **2019**. Mạng nơ-ron tích chập sâu để lập bản đồ phạm vi lũ lụt bằng dữ liệu máy bay không người lái. Cảm biến. 19(7):1486. doi: [10.3390/s19071486](https://doi.org/10.3390/s19071486).
- Gebrehiwot A, Hashemi-Beni L. **2020**. Lập bản đồ độ độ lún tự động: so sánh các phương pháp. Trong Hội nghị chuyên đề Quốc tế về Khoa học Địa chất và Viễn thám IEEE 2020-2020 của IGARSS; Waikoloa, HI, Hoa Kỳ: IEEE; trang 3265-3268.
- Gebrehiwot A, Hashemi-Beni L. **2020**. Phương pháp tạo bản đồ lũ lụt 3D bằng DEM và học sâu. Kho lưu trữ quốc tế về ảnh trắc địa. Remote Sens Spat Inform Sci. 44:25-28.
- Gebrehiwot Asmamaw, Hashemi-Beni Leila, Thompson Gary, Kordjamshidi Parisa. **2019**. Mạng nơ-ron tích chập sâu để lập bản đồ phạm vi lũ lụt bằng dữ liệu máy bay không người lái. Cảm biến. 19(7):1486.
- Gilmore TE, Birgand F, Chapman KW. **2013**. Nguồn gốc và mức độ sai số trong hệ thống đo mực nước dựa trên hình ảnh giá rẻ. J Hydrol. 496:178-186. doi: [10.1016/j.jhydrol.2013.05.011](https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.05.011).
- Girshick R. **2015**. Fast r-Cnn. Trong Kỳ yếu Hội nghị Quốc tế IEEE về Tầm nhìn máy tính. Santiago, Chile: IEEE; trang 1440-1448.
- Girshick R, Donahue J, Darrell T, Malik J. **2014**. Hệ thống phân cấp tính năng phong phú để phát hiện đối tượng chính xác và phân đoạn ngữ nghĩa. Trong Kỳ yếu Hội nghị IEEE về Thị giác Máy tính và Nhận dạng Mẫu. Columbus, OH, Hoa Kỳ: IEEE. tr. 580-587.
- Han Z, Lv N, Ai X, Zhou Y, Jiang J, Chen C. **2022**. Tăng cường ảnh đo mực nước dựa trên mạng đối kháng sinh sinh. Hội nghị Quốc tế IEEE năm 2022 về Internet Vạn vật Thông minh (SmartIoT). IEEE. trang 154-160.
- Haralick RM, Shapiro LG. **1985**. Kỹ thuật phân đoạn hình ảnh. Comput Vis Graph Image Quy trình 499. 29(1):100-132. doi: [10.1016/S0734-189X\(85\)90153-7](https://doi.org/10.1016/S0734-189X(85)90153-7).
- Hashemi-Beni L, Gebrehiwot AA. **2021**. Lập bản đồ phạm vi lũ lụt: một phương pháp tích hợp sử dụng học sâu và mở rộng vùng bằng dữ liệu quang học UAV. IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens. 14:2127-2135. doi: [10.1109/JSTARS.2021.3051873](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3051873).
- He K, Gkioxari G, Doller P, Girshick R. **2017**. Mặt nạ r-Cnn. Biên bản của IEEE Hội nghị quốc tế về thị giác máy tính. Venice, Ý: IEEE.
- Hernández-Vela A, Reyes M, Ponce V, Escalera S. **2012**. Phân đoạn người dựa trên Grabcut trong chuỗi video. Cảm biến. 12(11):15376-15393. doi: [10.3390/s121115376](https://doi.org/10.3390/s121115376).
- Husni M, Siahaan DO, Ciptaningtyas HT, Studiawan H, Amp, Aliarham YP. **2016**, tháng 4. Giám sát thể tích chất lỏng dựa trên cảm biến siêu âm và vi điều khiển Arduino. Tập. 128, Số 1. Chuỗi Hội nghị IOP: Khoa học và Kỹ thuật Vật liệu. Nhà xuất bản IOP. tr. 012026.
- Jafari NH, Li X, Chen Q, Le CY, Betzer LP, Liang Y. **2020**. Giám sát mực nước theo thời gian thực bằng camera trực tiếp và kỹ thuật thị giác máy tính. Comput Geosci. 147:104642. doi: [10.1016/j.cageo.2020.104642](https://doi.org/10.1016/j.cageo.2020.104642).
- Li Y, Martinis S, Wieland M. **2019**. Lập bản đồ ngập lụt đô thị bằng mạng nơ-ron tích chập tự học chủ động dựa trên cường độ TerraSAR-X và tính nhất quán giao thoa. ISPRS J Photogramm Remote Sens. 152:178-191. doi: [10.1016/j.isprsjprs.2019.04.014](https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.04.014).
- Ling J, Zhang H, Lin Y. **2021**. Cải thiện phân loại lớp phủ đất đô thị ở các khu vực dễ bị mây bằng hình ảnh SAR phân cực. Cảm biến từ xa. 13(22):4708. doi: [10.3390/rs13224708](https://doi.org/10.3390/rs13224708).
- Ming X, Liang Q, Xia X, Li D, Fowler HJ. **2020**. Dự báo lũ lụt theo thời gian thực dựa trên mô hình thủy động lực học 2 chiều hiệu suất cao và dự báo thời tiết số. Water Resour Res. 56(7):e2019WR025583. doi: [10.1029/2019WR025583](https://doi.org/10.1029/2019WR025583).



- Pan J, Yin Y, Xiong J, Luo W, Gui G, Sari H. 2018. Hệ thống giám sát không người lái dựa trên học sâu để quan sát mực nước. IEEE Access. 6:73561-73571. doi: [10.1109/ACCESS.2018.2883702](#).
- Rahayu R, Mathias SA, Reaney S, Vesuviano G, Suwarman R, Ramdhan AM. 2023. Tác động của lớp phủ đất, lượng mưa và địa hình đến nguy cơ lũ lụt ở Tây Java. Nguy cơ thiên tai. 116(2): 1735-1758. doi: [10.1007/s11069-022-05737-6](#).
- Rani DS, Jayalakshmi GN, Phó Chủ tịch Baligar. 2020, tháng 3. Hệ thống giám sát lũ lụt dựa trên IoT chi phí thấp sử dụng máy học và mạng nơ-ron: cảnh báo lũ lụt và dự báo lượng mưa. Hội nghị Quốc tế lần thứ 2 năm 2020 về Cơ chế Đổi mới cho Ứng dụng Công nghiệp (ICIMIA); Bangalore, Ấn Độ: IEEE. trang 261-267.
- Ren MW, Yang WK, Wang H. 2007. Thuật toán mới đo mực nước tự động dựa trên xử lý hình ảnh. Jisuanji Gongcheng yu Yingyong [Comput Eng Appl]. 42:204-206.
- Ren S, He K, Girshick R, Sun J. 2015. Faster R-CNN: hướng tới phát hiện đối tượng theo thời gian thực với mạng để xuất vùng. Adv Neur Inform Process Syst. :28.
- Rother C, Kolmogorov V, Blake A. 2004. Trích xuất tiền cảnh tương tác "GrabCut" bằng cách sử dụng các phép cắt đồ thị lập. ACM Trans Graph. 23(3):309-314. doi: [10.1145/1015706.1015720](#).
- Salem A, Hashemi-Beni L. 2022. Lập bản đồ thảm thực vật ngập nước bằng dữ liệu SAR: so sánh cấu hình phân cực của UAVSAR băng tần l và băng tần c. Cảm biến từ xa. 14(24): 6374. doi: [10.3390/rs14246374](#).
- Shin I, Kim J, Lee SG. 2008. Phát triển hệ thống giám sát và đo mực nước trực tuyến sử dụng camera CCD. ICMIT 2007: Cơ điện tử, MEMS và Vật liệu thông minh; Hiệp hội Quang học và Quang tử Quốc tế. Gifu, Nhật Bản: SPIE. Tập 6794, tr. 67944Q.
- Simpson MR. 2001. Đo lưu lượng bằng máy đo dòng chảy Doppler âm thanh bằng thông rộng. Bộ Nội vụ Hoa Kỳ, Cục Khảo sát Địa chất Hoa Kỳ Reston.
- Smith AB, Katz RW. 2013. Thảm họa thời tiết và khí hậu gây thiệt hại hàng tỷ đô la ở Hoa Kỳ: nguồn dữ liệu, xu hướng, độ chính xác và sai lệch. Nguy cơ thiên tai. 67(2):387-410. doi: [10.1007/s11069-013-0566-5](#).
- Sood SK, Sandhu R, Singla K, Chang V. 2018. Khung quản lý lũ lụt thông minh dựa trên IoT, dữ liệu lớn và HPC. Sustain Comput Informat Syst. 20:102-117. doi: [10.1016/j.suscom.2017.12.001](#).
- Suh S, Park Y, Ko K, Yang S, Ahn J, Shin JK, Kim S. 2021. Mật nạ có trọng số R-CNN để cải thiện phân đoạn ranh giới liên kề. J Sensors. 2021(1):1-8. doi: [10.1155/2021/8872947](#).
- Sun T, Zhang C, Li L, Tian H, Qian B, Wang J. 2013. Nghiên cứu về thuật toán phân đoạn và trích xuất ảnh cho thiết bị đo mực nước hai màu. Hội nghị Kiểm soát và Quyết định Trung Quốc lần thứ 25 (CCDC) năm 2013. Quý Dương, Trung Quốc: IEEE. tr. 2779-2783.
- Thái-Nghe N, Thanh-Hai N, Amp, Chí Ngón N. 2020. Phương pháp học sâu để dự báo chất lượng nước trong hệ thống IoT. Int J Adv Comput Sci Appl. 11(8):686-693.
- Villarini G. 2016. Về tính mùa vụ của lũ lụt trên khắp lục địa Hoa Kỳ. Adv Water Resour. 87:80-91. doi: [10.1016/j.advwatres.2015.11.009](#).
- Xu X, Zhang T, Liu H, Guo W, Zhang Z. 2024. Mạng lưới mở rộng thông tin để khai thác nguồn nước dựa trên U-net. IEEE Geosci Remote Sensing Lett. 21:1-5. doi: [10.1109/LGRS.2024.3371485](#).
- Yang HC, Wang CY, Yang JX. 2014. Ứng dụng ghi hình và nhận dạng hình ảnh để đo mực nước nhằm phòng ngừa nguy cơ lũ lụt. Nguy cơ thiên tai. 74(2):737-754. doi: [10.1007/s11069-014-1208-2](#).
- Zikria YB, Kim SW, Hahm O, Afzal MK, Aalsalem MY. 2019. Quản lý hệ điều hành Internet vạn vật (IoT): Cơ hội, thách thức và giải pháp. Cảm biến. 19(8):1793. doi: [10.3390/s19081793](#).
- Zhang, Z., Zhou, Y., Liu, H., Zhang, L., & Wang, H. (2019). Đo mực nước bằng mắt thường trong điều kiện chiếu sáng phức tạp. Cảm biến. 19(19), 4141. doi: [10.3390/s19194141](#).