ÁP DỤNG MÔ HÌNH, THUẬT TOÁN, CƠ CHẾ HỌC MÁY ĐỂ ĐO MỰC NƯỚC TỪ HÌNH ẢNH QUAN TRẮC

Nguyễn Hữu Tài[1], Phạm Văn Chình[1], Hoàng Thị Ngần[1], Nguyễn Thanh Tùng[1], Hoàng Viết Long[2]

[1]Trung tâm Kỹ thuật quan trắc khí tượng thủy văn

[2]Đài Khí tượng Thủy văn Nam Bộ và Tây Nguyên

Ngày nhận bài: 3/4/2025; ngày chuyển phản biện: 4/4/2025; ngày chấp nhận đăng: 25/4/2025

Tóm tắt: *Quan trắc mực nước, đóng vai trò to lớn trong việc dự báo, cảnh báo phòng chống thiên tai, nước biển dâng, ngập lụt đô thị, thủy điện, thủy lợi, xây dựng, giao thông … phục vụ phát triển kinh tế - xã hội, an ninh quốc phòng. Trạm quan trắc mực nước thuộc mạng lưới khí tượng thủy văn quốc gia. Đên nay, công trình quan trắc mực nước cũng rất đa dạng và phong phú, quan trắc bằng thiết bị tự động phát triển nhanh chóng. Tuy nhiên, quan trắc thủ công cũng còn khá phổ biến và hiện tại hệ thống thủy chí, giản đồ vẫn sẽ còn tồn tại lâu dài. Hệ thống mạng internet hầu hết các trạm cũng đang có sẵn, công trình, tuyến đo cũng đã có. Việc sử dụng mô hình, thuật toán, cơ chế học máy của mô hình tính toán giá trị mực nước rất quan trọng. Mô hình phù hợp sẽ giảm chi phí vận hành trong thu thập số liệu, tận dụng tối đa trang thiết bị sẵn có. Mô hình tốt, có độ tin cậy cao, dễ triển khai và phù hợp với mọi công trình quan trắc mực nước hiện có trong và ngoài ngành khí tượng thủy văn. Nghiên cứu này, trình bày về mô hình cơ bản cho các trường hợp, điều kiện khác nhau. Trong mỗi điều kiện thời tiết, từng loại hình ảnh, công trình, thủy chí, giản đồ khác nhau sẽ lựa chọn các thuật toán tính toán khác nhau, nhằm cho kết quả phù hợp nhất. Tương tự như vậy, tùy thuộc tính chất hình ảnh, điều kiện khác nhau để đưa ra một số mô hình học máy cho phù hợp. Tính toán ra giá trị mực nước là khâu then chốt của kết quả của mô hình học máy. Trong kết quả sử dụng phép so sánh kết quả của một số mô hình, cơ chế học máy, thuật toán sử dụng để đưa ra nhận xét, đề xuất, kiến nghị cụ thể để áp dụng vào thực tiễn cho từng đối tượng, bối cảnh của từng trạm đo.*

Từ khóa: *Đo mực nước, thị giác máy tính, tích hợp IoT và AI, phát triển mô hình AI tự học.*

1. Mở đầu

Công nghệ thị giác máy tính (Computer Vision) đang ngày càng được áp dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, từ y tế, giao thông, sản xuất đến khí tượng thủy văn (KTTV) [1-6]. Trong lĩnh vực KTTV, việc nhận dạng và xác định mực nước từ hình ảnh quan trắc đóng vai trò quan trọng trong việc theo dõi, dự báo và quản lý tài nguyên nước.

Bài báo này trình bày mô hình triển khai một hệ thống ứng dụng công nghệ thị giác máy tính để tự động nhận dạng và xác định mức mực nước trên thủy chí đo nước và giản đồ máy tự ghi. Mô hình đề xuất bao gồm các bước từ xây dựng mô hình nhận dạng bằng mạng nơ-ron tích chập (CNNs) [7-16], chuẩn bị dữ liệu, huấn luyện mô hình, tích hợp vào hệ thống quan trắc, đến tối ưu hóa và kiểm soát hiệu suất.

Việc triển khai mô hình này không chỉ giúp tự động hóa quá trình quan trắc mực nước, giảm thiểu sự phụ thuộc vào phương pháp đo thủ công mà còn nâng cao độ chính xác và khả năng ứng phó với các điều kiện môi trường phức tạp. Kết quả nghiên cứu sẽ đóng góp vào việc xây dựng hệ thống giám sát mực nước hiện đại, hỗ trợ công tác dự báo thủy văn và quản lý tài nguyên nước hiệu quả hơn [17-22].

Liên hệ tác giả: Nguyễn Hữu Tài

Email: taikttv@gmail.com

2. Phương pháp nghiên cứu và cách tiếp cận

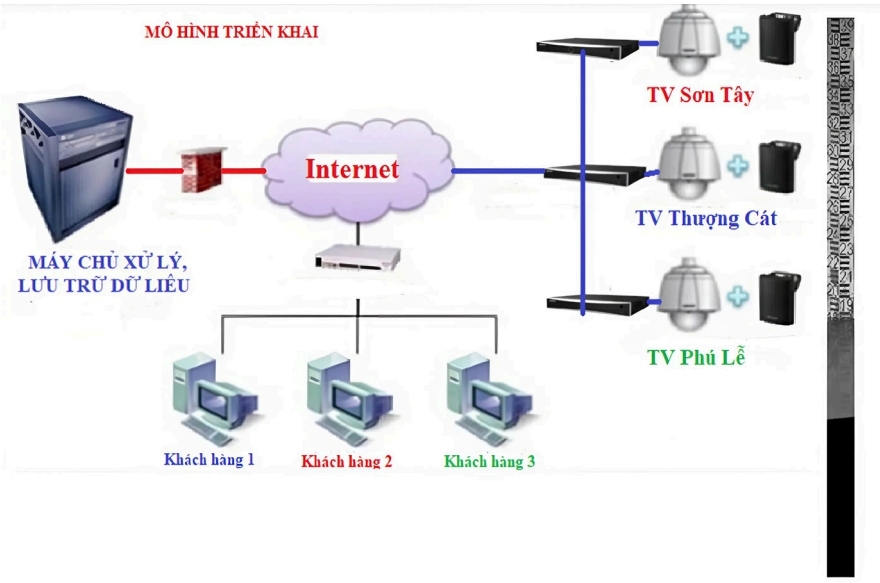
2.1. Phương pháp nghiên cứu và nguyồn dữ liệu

2.1.1. Nghiên cứu mô hình, thuật toán tự động quan trắc từ hình ảnh thủy chí

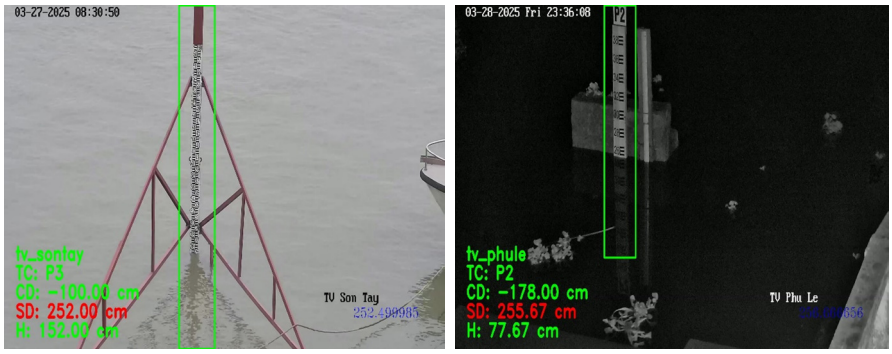
Ảnh Thủy chí:

Hình ảnh thủy chí được thu thập tại trạm thủy văn Sơn Tây, Thượng Cát, Phú Lễ thuộc mạng lưới trạm hiện có. Mỗi trạm được trang bị camera, đầu ghi và thiết bị phụ kiện đi kèm (Hình 1).

Hệ thống lưu trữ tại chỗ (đầu ghi) để lưu trữ hình ảnh. Đồng thời, thông qua mạng internet hình ảnh chuyển tiếp về máy chủ để xử lý. Tại đây hình ảnh được lưu trữ theo yêu cầu, hình ảnh cũng được sử dụng trực tiếp để chế độ stream nhằm đưa đến người dùng hình ảnh chân thật nhất, theo dõi liên tục dưới dạng livestream (Hình 2).



Hình 1. Mô hình triển khai quan trắc trên thủy chí



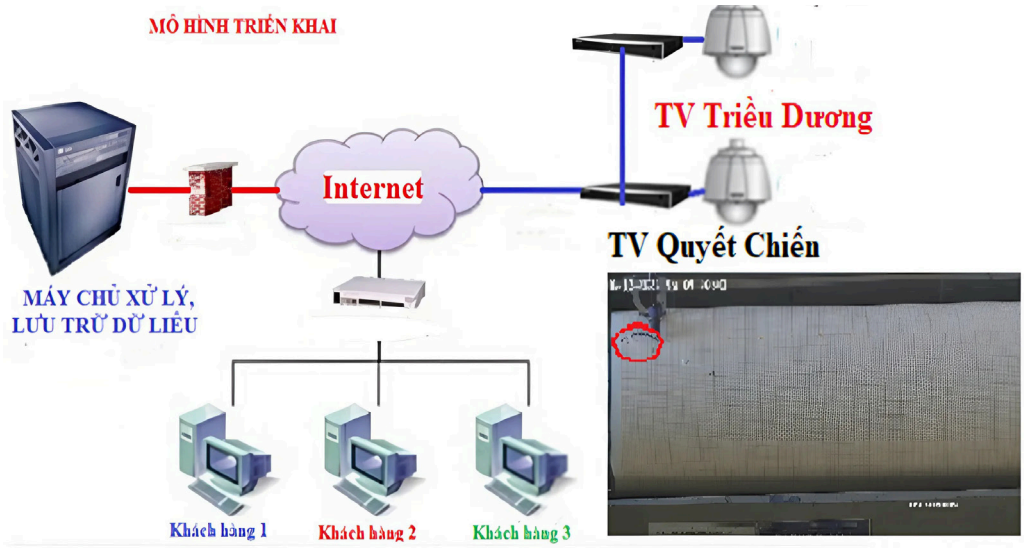
Hình 2. Hình ảnh thực tế được triển khai tại trạm quan trắc thủy chí

2.1.2. Nghiên cứu mô hình, thuật toán tự động quan trắc từ hình ảnh giản đồ

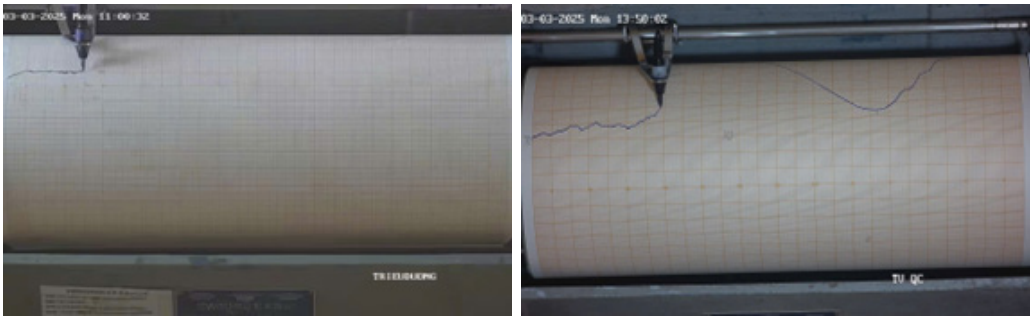
Ảnh Giản đồ:

Hình ảnh thủy chí được thu thập tại trạm thủy văn Triều Dương, Quyết Chiến thuộc mạng lưới trạm hiện có. Mỗi trạm được trang bị camera, đầu ghi và thiết bị phụ kiện đi kèm (Hình 3).

Hệ thống lưu trữ tại chỗ (đầu ghi) để lưu trữ hình ảnh. Đồng thời, thông qua mạng internet hình ảnh chuyển tiếp về máy chủ để xử lý. Tại đây hình ảnh được lưu trữ theo yêu cầu, hình ảnh cũng được sử dụng trực tiếp để chế độ stream nhằm đưa đến người dùng hình ảnh chân thật nhất, theo dõi liên tục dưới dạng livestream (Hình 4).



Hình 3. Mô hình triển khai quan trắc trên giản đồ



Hình 4. Hình ảnh thực tế được triển khai tại trạm quan trắc giản đồ

Camera giám sát:

- Gồm các camera: TV Sơn Tây, TV Thượng Cát, TV Phú Lễ, TV Triều Dương, TV Quyết Chiến.
- Các camera này truyền dữ liệu thông qua giao thức RTSP.

Mô-đun xử lý trung tâm:

- Mô-đun xử lý dữ liệu: Tiền xử lý, nhận dạng và tính giá trị mực nước trên thủy chí; nhận dạng và tính giá trị mực nước trên giản đồ.
- Mô-đun lưu trữ hình ảnh.
- Mô-đun xử lý stream RTP/RTSP.

Khách hàng: Các máy khách nhận dữ liệu từ hệ thống thông qua RTSP hoặc RTP.

Server Web và Hệ thống giám sát: Camera. kttvtudong.net/kttv

- Ứng dụng lưu trữ dữ liệu dạng hình ảnh, dạng txt.
- Server Web đóng vai trò như cổng truyền thông WebRTC.

Cải thiện:

- Bố cục hợp lý hơn, dễ theo dõi.
- Màu sắc tách biệt rõ giữa các thành phần.
- Ký hiệu và nhãn rõ ràng, dễ đọc.

2.2. Cách tiếp cận của mô hình

Mô hình triển khai ứng dụng công nghệ thị giác máy tính để nhận dạng và xác định giá trị mực nước dựa trên một quy trình gồm nhiều giai đoạn, từ xây dựng mô hình nhận dạng, huấn luyện dữ liệu, đến tích hợp và tối ưu hệ thống. Phương pháp tiếp cận được chia thành các bước chính sau:

Xây dựng mô hình nhận dạng

- Sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN - Convolutional Neural Networks) kết hợp với thuật toán học sâu để phát triển mô hình nhận dạng hình ảnh.

- Có thể sử dụng các mô hình CNNs đã được huấn luyện trước với tập dữ liệu lớn (như ResNet, VGG, hoặc EfficientNet) để tăng cường khả năng nhận dạng vị trí mực nước.

Chuẩn bị và tiền xử lý dữ liệu

- Thu thập hình ảnh từ các thiết bị quan trắc như camera hoặc máy đo tự động.

- Dữ liệu hình ảnh cần bao gồm nhiều mức mực nước khác nhau dưới các điều kiện ánh sáng và góc chụp khác nhau để đảm bảo tính đa dạng và độ chính xác của mô hình.

- Áp dụng các phương pháp tiền xử lý như chuyển đổi ảnh sang mức xám, tăng cường dữ liệu (data augmentation), và chuẩn hóa để cải thiện hiệu suất nhận dạng.

Huấn luyện mô hình nhận dạng

- Sử dụng dữ liệu đã chuẩn bị để huấn luyện mô hình nhận dạng.

- Áp dụng kỹ thuật tối ưu hóa như Adaptive Moment Estimation (Adam) hoặc Stochastic Gradient Descent (SGD) để nâng cao khả năng học của mô hình.

- Đánh giá hiệu suất mô hình bằng các chỉ số như độ chính xác (accuracy), độ nhạy (recall), và độ đặc hiệu (specificity).

Tích hợp hệ thống quan trắc

- Kết nối mô hình nhận dạng vào hệ thống quan trắc thực tế.

- Hệ thống có thể sử dụng camera cố định hoặc thiết bị đo tự động để thu thập hình ảnh theo thời gian thực.

- Ứng dụng phần mềm nhận dạng ảnh để tự động xác định vị trí và giá trị mực nước.

Xác định giá trị mực nước

- Chuyển đổi thông tin từ ảnh nhận dạng sang giá trị số tương ứng.

- Kết hợp thuật toán xử lý ảnh để trích xuất dữ liệu chính xác từ thủy chí đo nước hoặc giản đồ máy tự ghi.

- Hiển thị dữ liệu trực tiếp trên giao diện người dùng hoặc lưu trữ vào cơ sở dữ liệu phục vụ phân tích và dự báo.

Tối ưu hóa và kiểm soát hệ thống

- Cải tiến mô hình để tăng cường khả năng nhận dạng trong các điều kiện môi trường khác nhau.

- Áp dụng kỹ thuật lọc nhiễu, điều chỉnh tham số mô hình và sử dụng tập dữ liệu mở rộng để nâng cao độ chính xác.

- Xây dựng hệ thống kiểm soát lỗi nhằm đảm bảo mô hình hoạt động ổn định và có thể xử lý đa dạng tình huống thực tế.

Hiệu chỉnh và cập nhật mô hình

- Kiểm tra và đánh giá hệ thống định kỳ để đảm bảo hiệu suất duy trì ở mức tối ưu.

- Cập nhật mô hình với dữ liệu mới nhằm thích nghi với những thay đổi trong điều kiện môi trường và thiết bị quan trắc.

- Phát triển các phiên bản cải tiến của mô hình để nâng cao độ chính xác và tốc độ xử lý.

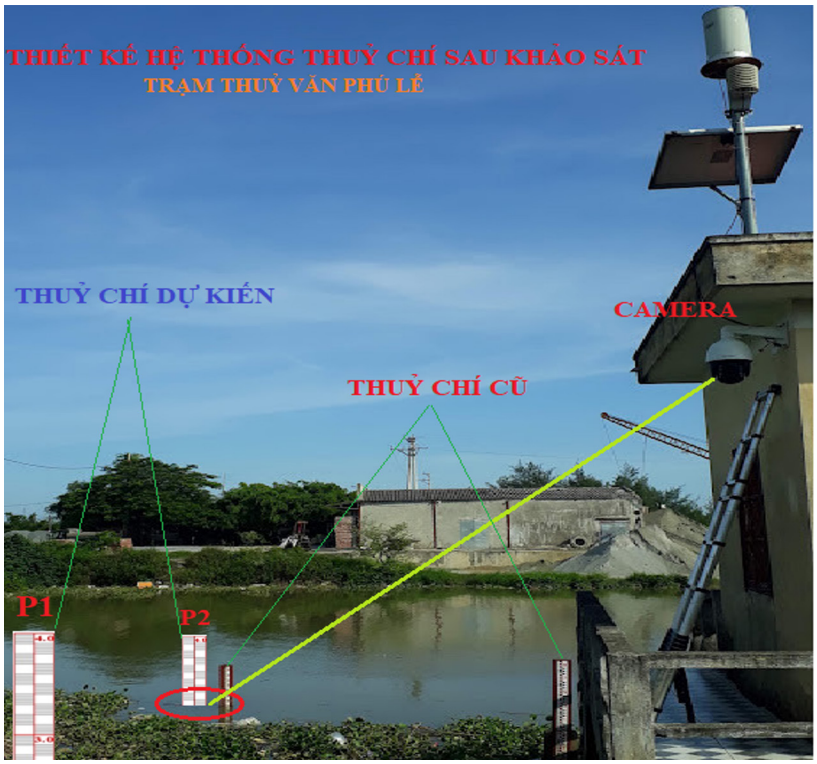
Phương pháp tiếp cận này không chỉ giúp tự động hóa quá trình đo đạc mực nước mà còn nâng cao độ chính xác, giảm thiểu sai số và tối ưu hiệu suất của hệ thống quan trắc. Đây là một hướng tiếp cận tiềm năng trong việc hiện đại hóa công tác theo dõi, dự báo thủy văn và quản lý tài nguyên nước.

3. Kết quả và thảo luận

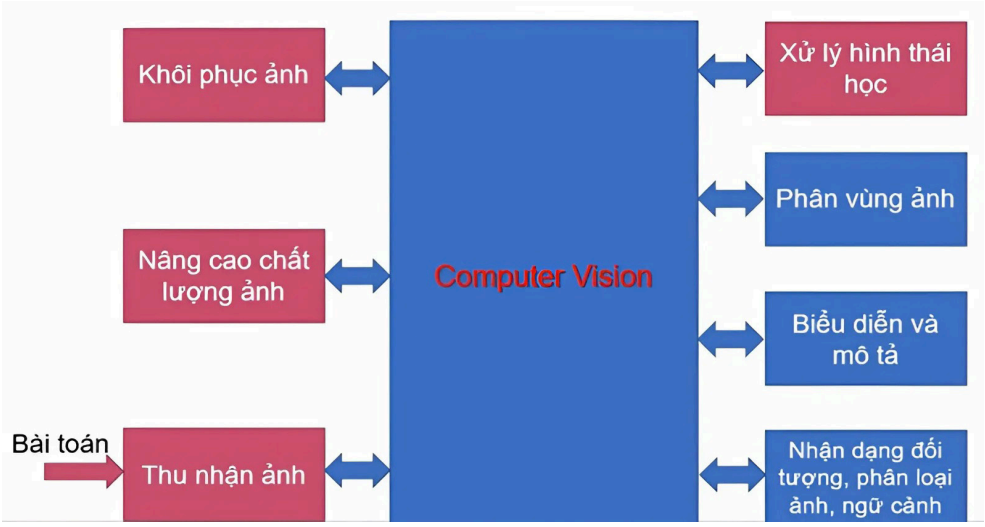
3.1. Đánh giá mô hình công nghệ thị giác máy tính vào quan trắc thủy văn

Tại trạm, hình ảnh được trữ tại đầu ghi, nhằm phục vụ khai thác tại chỗ khi cần thiết. Hình ảnh (Hình 5) cũng được truyền về máy chủ qua mạng internet qua giao thức stream RTP/RTSP để thực hiện các bước chính trong việc giải quyết bài toán trong thị giác máy tính.

Mô hình này dễ triển khai, phù hợp với các trạm thủy văn hiện có trên mạng lưới. Thân thiện với người dùng, phân quyền được cho nhiều khách hàng như: Tại trạm, tại Đài KTTV khu vực, các đơn vị quản lý thuộc Cục KTTV. Nhằm nâng cao hiệu quả chất lượng số liệu quan trắc một cách trực quan (Hình 6).



Hình 5. Mô hình thực tế tại trạm thủy văn Phú Lễ



Hình 6. Mô hình thực các bước cơ bản của bài toán

3.2. Đánh giá thuật toán công nghệ thị giác máy tính vào quan trắc thủy văn

Với sự phát triển của Công nghệ hiện nay, có rất nhiều các thuật toán được áp dụng trong việc nhận dạng vị trí, xác định giá trị mực nước trên thủy chí cũng như trên giản đồ của máy tự ghi. Xong có thể nói, để lựa chọn một số thuật toán phù hợp với những điều kiện, bối cảnh khác nhau là hết sức cần thiết.

Đối với thủy chí:

Thuật toán lấy ảnh từ stream RTSP là để thu thập hình ảnh liên tục từ camera qua giao thức RTSP. Bởi RTSP cho phép truyền dữ liệu video theo thời gian thực, giúp hệ thống luôn có ảnh mới để xử lý và phân tích.

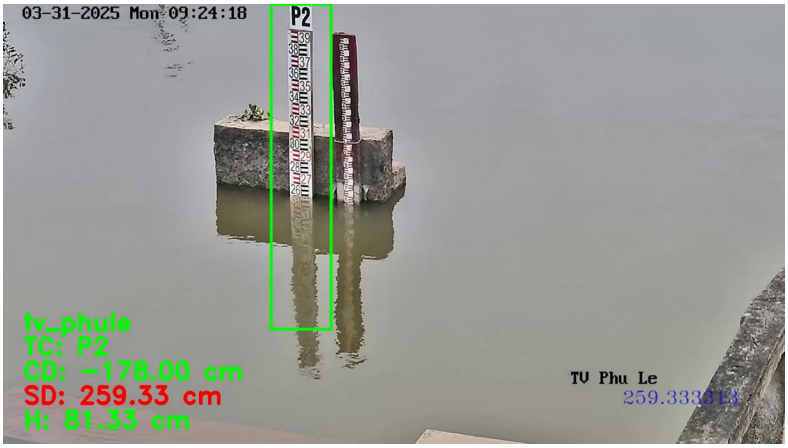
Thuật toán cắt bỏ các phần thừa và chỉ giữ lại vùng ảnh chứa cột thủy chí, để loại bỏ các phần không cần thiết trong ảnh, chỉ giữ lại vùng chứa thông tin đo mực nước như ô chữ nhật màu xanh ảnh dưới đây (để bao chọn phần cột thủy chí).

Giải thích: Bằng cách cắt ảnh, ta tập trung vào vùng quan trọng, giảm nhiễu và cải thiện hiệu quả của các bước xử lý tiếp theo.

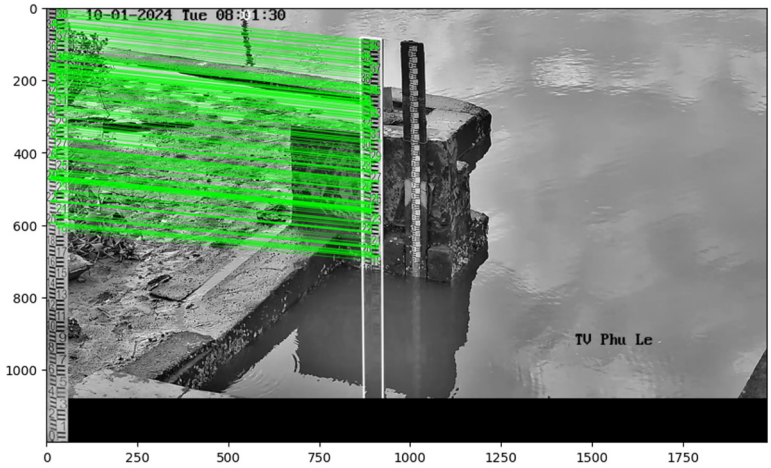
Thuật toán (Features matching) trích xuất ảnh phần ngập nước thực tế. Đầu tiên, chuẩn bị ảnh chụp chính diện (Hình 7), không nghiêng, cong, méo của thước đo để làm mẫu so khớp. Dùng thuật toán trích xuất các đặc điểm quan trọng trong ảnh mẫu và ảnh thực tế. Đặc điểm có thể hiểu là một điểm/vùng ảnh có thể nhận dạng được (ví dụ góc, cạnh, họa tiết) trong ảnh. So sánh các đặc điểm ở hai hình ảnh để tìm ra những cặp đặc điểm tương đồng nhất (Hình 8). Từ thông tin về vị trí các cặp đặc điểm này, tính toán phép chiếu phối cảnh. Lấy nghịch đảo của phép chiếu phối cảnh để thu được ảnh thước không bị cong vênh.

Thuật toán nhận diện vị trí (theo pixel) để phân định phần ngập nước và phần không ngập nước (Hình 9).

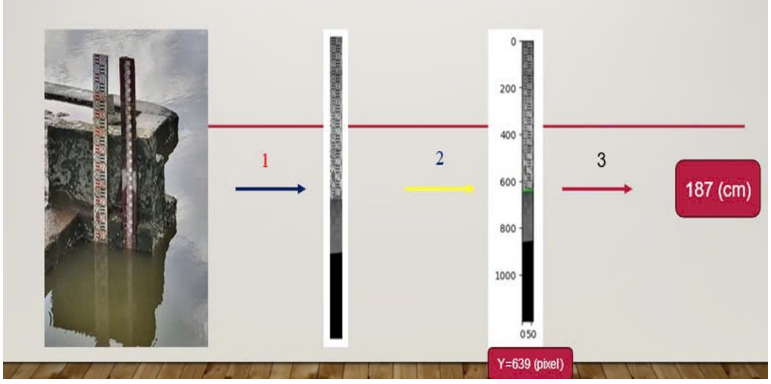
Trượt cửa sổ và so sánh mẫu, so sánh độ sáng; việc trượt cửa sổ được tiến hành như sau: Chia ảnh thước (đã trích xuất) thành N phần có độ cao bằng nhau, gọi là các cửa sổ. Sau đó, xuất phát từ cửa sổ trên cùng. Di chuyển dần dần cửa sổ đó xuống dưới cùng. Ở mỗi vị trí, ta xét cửa sổ trên và dưới kề nhau. So sánh các đặc điểm của hai cửa sổ này để xem chúng có phải là giao của thước và mực nước không (Hình 10).



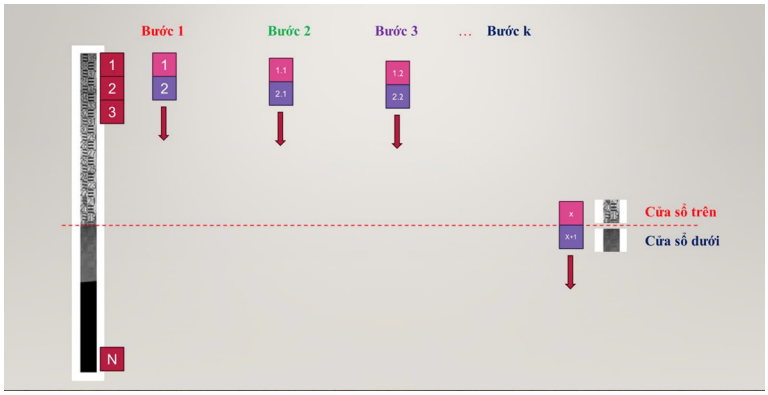
Hình 7. Hình ảnh phạm vi vùng quan tâm (Roi)



Hình 8. Mô tả đối sánh mẫu



Hình 9. Bước thực hiện đối sánh



Hình 10. Bước thực hiện trượt cửa sổ rà tìm

Trượt cửa sổ và so sánh mẫu: Nhận thấy cửa sổ chứa thước sẽ rất giống với cửa sổ tương ứng bên ảnh so khớp. Do đó, nếu cửa sổ trên giống với bên so khớp, và cửa sổ dưới rất khác ảnh bên so khớp, mốc đó sẽ được xem là giao điểm cần tìm giữa thước và mực nước. Mức độ giống nhau của hai bức ảnh được đo bởi thang đo SSIM (Structural similarity index measure).

Trượt cửa sổ và so sánh độ sáng: Thuật toán này được áp dụng vào buổi đêm, khi camera bật chế độ hồng ngoại và ảnh chụp là ảnh đen trắng. Nhận thấy trong các ảnh, khu vực nước sẽ tối hơn nhiều so với khu vực thước. Do đó, nếu cửa sổ trên hầu hết là các điểm ảnh rất trắng, và cửa sổ dưới hầu hết là các điểm ảnh rất đen, thì mốc đó là giao điểm cần tìm (Hình 11).

Một số vấn đề:

Hiệu ứng mắt cá: Ảnh thu được từ camera không chỉ chịu hiệu ứng phối cảnh mà còn chịu hiệu ứng mắt cá như hình bên, dẫn đến hình thực tế thước bị cong. Tuy nhiên, do camera đặt khá xa thước nên có thể bỏ qua ảnh hưởng của hiệu ứng này.

Không có ảnh thước gốc: Do thủy chí đã bị ngập trong nước nên không thể chụp ảnh toàn bộ thước (theo quy định chuyên ngành). Do đó, phải có phương pháp khôi phục lại được ảnh so khớp mẫu. Ở đây dùng phần mềm Adobe Photoshop để trích xuất, khử phép phối cảnh và xây dựng lại ảnh một số thước.

So khớp đặc điểm bị sai lệch: Do bản chất ngẫu nhiên của thuật toán, đôi khi cùng một đầu vào không luôn luôn cho ra kết quả mong muốn. Vì thế, chúng tôi sẽ chạy lại thuật toán cho đến khi vượt quá số lần cho phép hoặc tìm được vị trí của thước đo.

Đối với giản đồ:

Thuật toán lấy ảnh từ stream RTSP là để thu thập hình ảnh liên tục từ camera qua giao thức RTSP. Bởi RTSP cho phép truyền dữ liệu video theo thời gian thực, giúp hệ thống luôn có ảnh mới để xử lý và phân tích.

Thuật toán cắt bỏ các phần thừa và chỉ giữ lại vùng ảnh chứa cột thủy chí, để loại bỏ các phần không cần thiết trong ảnh, chỉ giữ lại vùng chứa thông tin đo mực nước ghi trên giản đồ ban đầu (vào lúc 7 giờ hàng ngày, đối với giản đồ máy SW40). Bằng cách cắt ảnh, ta tập trung vào vùng quan trọng, giảm nhiễu và cải thiện hiệu quả của các bước xử lý tiếp theo.

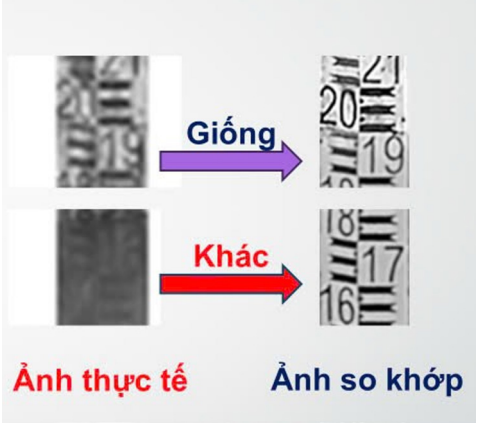
Thuật toán PaddleOCR để đọc mực nước ghi đầu ngày, trích xuất giá trị mực nước từ hình ảnh đã được cắt bằng công nghệ nhận dạng ký tự (OCR). PaddleOCR chuyển đổi phần số liệu trên ảnh thành dữ liệu số, cung cấp mực nước ban đầu làm căn cứ cho các bước tính toán sau này.

Sau khi có giá trị mực nước ban đầu, thuật toán tiếp tục với các bước xử lý chi tiết như sau: Chuẩn hóa hình ảnh (Quay và cắt lại) điều chỉnh góc quay và kích thước ảnh để đảm bảo các đối tượng đo đạc (như đường giản đồ) được căn chỉnh đúng. Việc chuẩn hóa giúp loại bỏ các sai lệch do góc quay của camera và đảm bảo tính nhất quán giữa các ảnh. Xác định vị trí ngòi bút bằng thuật toán template matching tìm vị trí của "ngòi bút" (điểm đánh dấu trên thiết bị đo) trong ảnh. Thuật toán so khớp mẫu (template matching) so sánh mẫu hình ảnh của ngòi bút với ảnh gốc để định vị chính xác vị trí của nó (Hình 12).

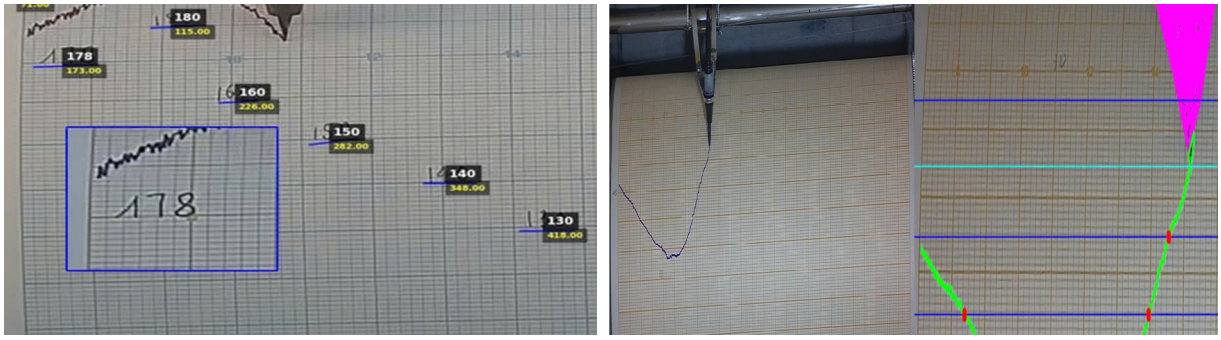
Cắt phần ảnh bên phải ngòi bút, giữ lại phần ảnh chứa đường giản đồ - nơi mà các giá trị mực nước được thể hiện - và loại bỏ phần không liên quan bên trái. Vì chỉ vùng bên phải ngòi bút chứa thông tin quan trọng về đường giản đồ, nên việc cắt ảnh giúp giảm độ phức tạp và tăng hiệu quả xử lý.

Theo dõi sự thay đổi vị trí ngòi bút theo thời gian, trong ảnh, vị trí của ngòi bút có đặc điểm là: Tung độ (trục đứng) không thay đổi; Hoành độ (trục ngang) tăng dần theo thời gian.

Giải thích: Điều này giúp hệ thống xác định được sự chuyển động của mực nước dựa trên vị trí của ngòi bút trên ảnh, sau đó đặt công thức mô tả mực nước.



Hình 11. So sánh mẫu và so khớp



Hình 12. Thuật toán PaddleOCR để đọc mực nước ghi đầu ngày

Qua từng bước trên, thuật toán đã chuyển đổi quá trình lấy ảnh từ RTSP thành một chuỗi các thao tác xử lý ảnh và phân tích dữ liệu mực nước. Mỗi bước được thiết kế nhằm giảm thiểu sai số (ví dụ như chuẩn hóa ảnh và chuẩn hóa hệ quy chiếu) để đảm bảo rằng giá trị mực nước đo được đạt độ chính xác cao nhất.

Một số vấn đề:

Nhận dạng ký tự PaddleOCR: Giản đồ là sử dụng loại máy tự ghi mực nước SW40, giản đồ này là giản đồ ngày, do đó hàng ngày quan trắc viên vào lúc 7 giờ sáng thực hiện chyển gốc tọa độ ban đầu hoặc thay giản đồ. Việc ghi giá trị mực nước lúc này phụ thuộc rất nhiều đến quan trắc viên: Ghi rõ nét hay không, số ghi có đạt tiêu chuẩn hay ghi tắt, ghi đè lên đường quá trình... điều này ảnh hưởng khá lớn đến việc nhận dạng giá trị ban đầu.

So khớp đặc điểm bị sai lệch: Do bản chất ngẫu nhiên của thuật toán, đôi khi cùng một đầu vào nhưng sẽ không thể luôn cho ra kết quả mong muốn. Do chất lượng của giấy tự ghi, lắp đặt có độ phẳng hay bị lệch. Vì thế, sẽ chạy lại thuật toán cho đến khi vượt quá số lần cho phép hoặc tìm được vị trí của thước đo.

3.3. Đánh giá cơ chế mô hình công nghệ thị giác máy tính vào quan trắc thủy văn

Từ stream RTSP là để thu thập hình ảnh liên tục từ camera qua giao thức RTSP truyền dữ liệu video theo thời gian thực, giúp hệ thống luôn có ảnh mới để xử lý và phân tích. Như vậy, cơ chế này giúp việc phân tích ảnh và đưa ra kết quả liên tục theo thời gian thực.

Xử lý stream, lưu số liệu vào sqlite database, phát stream theo đường link http://camera.kttvtudong.net/kttv trạm Sơn Tây, Thượng Cát, Phú Lễ, Triều Dương, Quyết Chiến qua script "diagram/main.bat" vùng màu đỏ là xem ảnh trực tiếp qua stream. Trên hình ảnh stream các giá trị như số hiệu thủy chí, số đọc, cao độ điểm "0" thủy chí và mực nước cũng được ghi trên hình ảnh stream (Hình 13).

Sau đó, script "diagram/sqlitetocsv.bat" convert data từ sqlite sang dạng csv 10 phút một lần. Hai script này được quản lý bằng nssm: nssm install diagram nssm install sqlitetocsv Log của 2 service này lưu ở thư mục C:/Stream và hiển thị vùng số liệu 10 phút 1 giá trị (Hình 14).

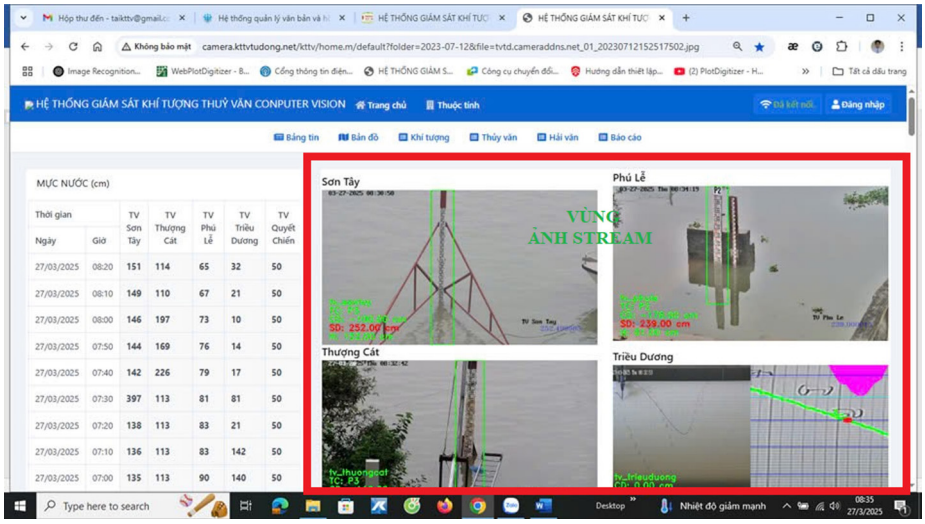
Service diagram được restart lại vào 7h15 mỗi sáng bằng task scheduler.

Dữ liệu được lưu dưới dạng foder theo tên trạm như Hình 15.

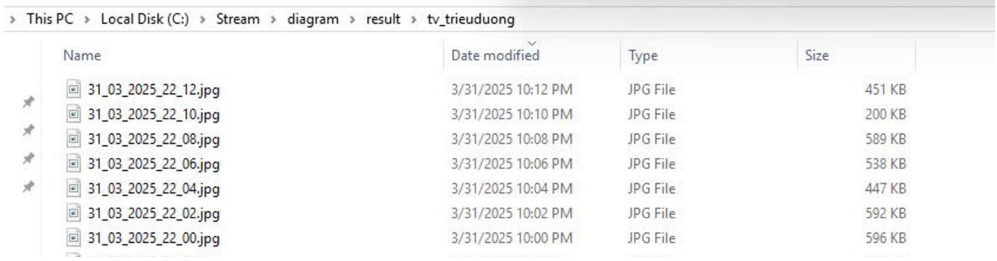
Mỗi foder được lưu các file dưới dạng txt (Hình 16), từ đây phục vụ công tác triết xuất dữ liệu báo cáo, chuyển tiếp đến các đơn vị tiếp nhận.

Trong mỗi file có cấu trúc đơn giản, phù hợp với việc khai thác, biểu diễn biểu đồ (Hình 17).

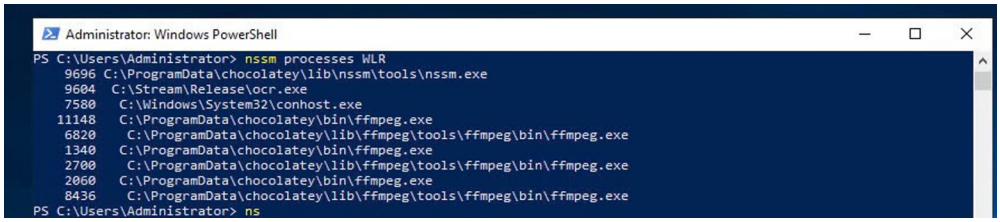
Như vậy, về cơ chế mô hình thực hiện khá đơn giản, dễ sử dụng đáp ứng được với việc khai thác vận hành hệ thống (Hình 18).



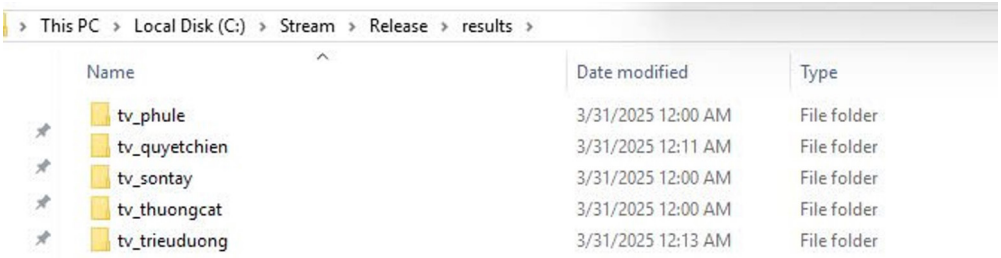
Hình 13. Giao diện hình ảnh stream ảnh và số liệu phân tích



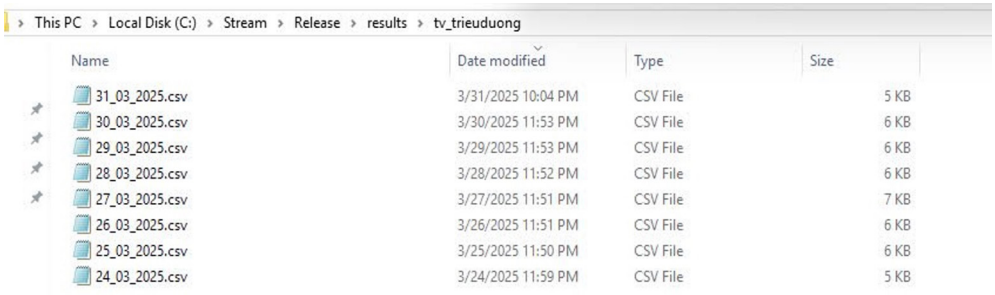
Hình 14. Đường dẫn và cấu trúc file ảnh stream



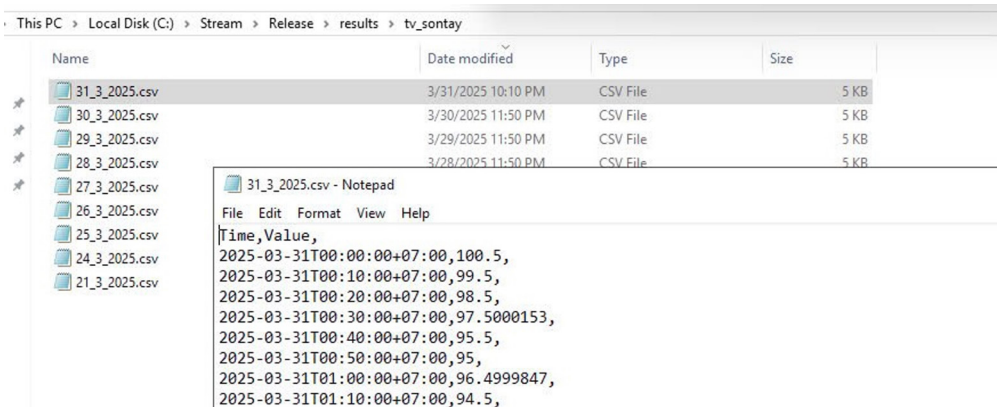
Hình 15. Mô phỏng quá trình khởi tạo tự động phân tích



Hình 16. Cấu trúc lưu dữ liệu dạng foder



Hình 17. Cấu trúc lưu dữ liệu dạng file



Hình 18. Cấu trúc lưu dữ liệu chi tiết

Một số vấn đề:

Stream ảnh: Xem dưới dạng stream như vậy đồng nghĩa với việc cập nhật và tính toán liên tục, điều này dẫn đến máy chủ hoạt động liên tục, dẫn đến CPU thường xuyên làm việc và sinh nhiệt, nhiệt độ máy chủ lên cao hay bị dừng hoạt động.

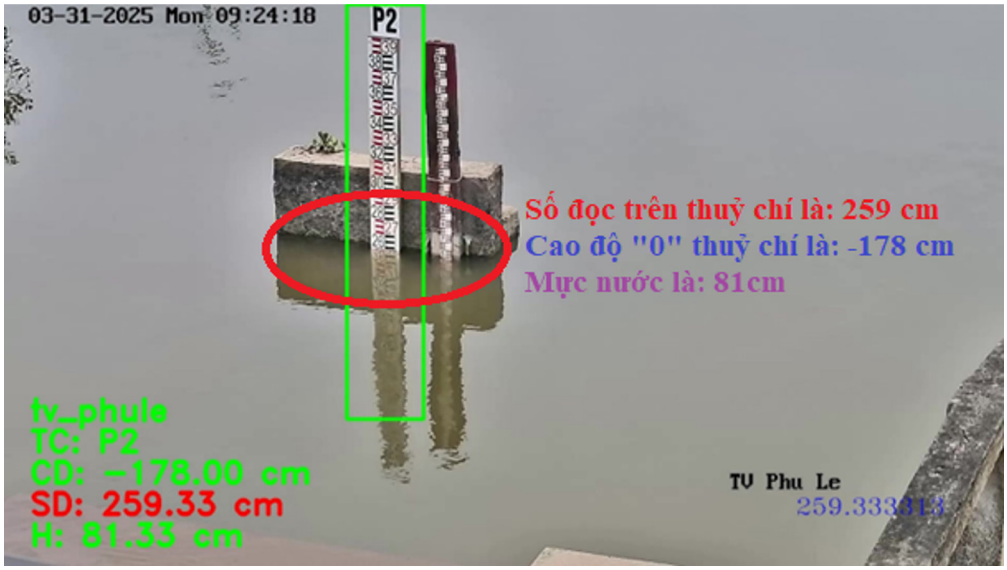
Để việc hoạt động liên tục, căn cứ nhu cầu số liệu, sự biến đổi mực nước và sự cần thiết cho độ chính xác. Tối ưu hóa mô hình là cần thiết, Vậy stream 24 hình/giây, 16 hình/giây hay là bao nhiêu cho phù hợp. Mô hình này đang thực hiện 30 giây/1 hình stream. Chế độ lưu số liệu là 10 phút/1 số liệu dạng txt.

Lưu dữ liệu: Với hình ảnh stream liên tục, trong đó lưu file dạng txt 10 phút/ 1 lần lưu, hệ thống giám sát sẽ thấy số liệu chưa đồng nhất do thời gian, khi ứng dụng vào thực tế, cần có sự đồng nhất về số liệu lưu và hình ảnh, việc điều chỉnh hình ảnh stream là cần thiết.

3.4. Đánh giá mô hình công nghệ thị giác máy tính vào quan trắc thủy văn

Với mô hình này, mục đích mang đến người dùng khai thác tối đa công dụng của thiết bị camera như: Có thể đọc trực tiếp số đọc trên thủy chí thông qua hình ảnh, lưu lại hình ảnh quá khứ, stream trực tiếp. Nhằm có thể đánh giá được modul phần mềm phân tích cho kết quả ra sao. Người dùng sẽ tự kiểm chứng kết quả bất cứ lúc nào, thay vì phải triết xuất kết quả.

Thông thường với thiết bị quan trắc tự động khác, muốn biết được kết quả đo đúng hay sai phải thông qua đọc song song thiết bị đo và thiết bị chuẩn mới biết được giá trị đó có độ tin cậy hay không. Đối với mô hình nghiên cứu này, cho người dùng một cái nhìn khách quan, bất cứ người dùng nào cũng có thể đánh giá được độ tin cậy của giải pháp đo tự động.



Hình 19. Hình ảnh so sánh đối chứng kết quả

Như vậy, mô hình được triển khai từ khối trạm, khối xử lý trung tâm cho đến khách hàng (người dùng) là một vòng khép kín. Từ khâu hình ảnh, giám sát, đánh giá, khai thác số liệu đảm bảo khoa học, thuận lợi, thân thiện với người dùng. Ngoài ra, mô hình đáp ứng được công tác chuyển đổi số nhanh, mạnh cho mục tiêu quốc gia (Hình 19).

4. Kết luận

Nội dung nghiên cứu lựa chọn được mô hình, thuật toán, cơ chế học máy của mô hình học máy thị giác máy tính để tự động tính toán giá trị mực nước từ hình ảnh quan trắc trên giản đồ máy tự ghi mực nước có tính logic, dễ triển khai phù hợp với mạng lưới trạm thủy văn trên toàn quốc và có thể áp

dụng rộng trong các lĩnh vực khác liên quan đến đo mực nước.

Nghiên cứu cũng đã chỉ ra những thuận lợi, khó khăn và một số giải pháp để nâng cao hiệu quả trong nhận dạng, tính toán giá trị mực nước từ thủy chí và giản đồ. Đây là điểm quan trong để thực hiện nội dung xây dựng quy trình lắp đặt và vận hành. Cũng là cơ sở để đưa ra các tiêu chí khi triển khai nhân rộng.

Từ kết quả được nghiên cứu, cho ra một cái nhìn khách quan để tiếp tục nghiên cứu chuyên sâu, cải tiếp mô hình, khắc phục những hạn chế, nhằm công tác thu thập số liệu được liên tục, không gián đoạn trong những tác nhân bên ngoài.

Kết quả nghiên cứu mô hình đã được áp dụng thực tế tại các trạm thủy văn Sơn Tây, Thượng Cát, Phú Lễ, Triều Dương, Quyết Chiến thuộc Đài Khí tượng Thủy văn Bắc Bộ cho thấy, hình ảnh thu nhận đầy đủ. Số liệu đối với hình ảnh thủy chí hầu như ít sai số, có sai số 1 cm đến 2 cm trong những lúc bị ảnh hưởng bởi bèo dày. Đối với giản đồ sai số nhiều hơn, trung bình 2 cm (giản đồ phụ thuộc vào nhiều yếu tố của quan trắc viên khi thay giản đồ); kết quả rất khả quan với hình ảnh và lắp đặt giản đồ ổn định. Quan trắc bằng hình ảnh cũng có những nhược điểm là khi mất điện tại khu vực trạm, dẫn tới mất mạng internet, không truyền được hình ảnh để phân tích. Đối với giản đồ, phụ thuộc rất nhiều vào quan trắc viên khi thay giản đồ, giản đồ có phẳng hay không. Ngoài ra sai số do độ chính xác của giản đồ, nếu giản đồ có chính xác sẽ ít sai số, giản đồ không chính xác sẽ dẫn đến sai số. Đây là tiền đề cho việc xây dựng Tiêu chuẩn quốc gia, Quy chuẩn quốc gia cho việc áp dụng công nghệ thị giác máy tính vào quan trắc mực nước, góp phần chuyển đổi số quốc gia.

Công nghệ thị giác máy tính mang lại nhiều lợi ích cho quan trắc thủy văn, giúp tăng cường độ chính xác, tiết kiệm thời gian và nâng cao khả năng dự báo thiên tai. Tuy nhiên, để phát huy tối đa hiệu quả, cần khắc phục các thách thức như chi phí đầu tư, yêu cầu dữ liệu lớn và điều kiện môi trường tác động đến độ chính xác. Trong tương lai, sự kết hợp giữa AI, IoT và dữ liệu vệ tinh sẽ giúp nâng cao hiệu quả của công nghệ này trong quản lý tài nguyên nước, dự báo lũ lụt và phát triển kinh tế - xã hội.

Đóng góp của các tác giả trong bài báo: *Xây dựng ý tưởng nghiên cứu: Nguyễn Hữu Tài; Xử lý số liệu: Nguyễn Hữu Tài; Viết bản thảo bài báo: Nguyễn Hữu Tài, Hoàng Thị Ngần, Phạm Văn Chình, Hoàng Viết Long, Nguyễn Thanh Tùng; Chỉnh sửa bài báo: Nguyễn Hữu Tài.*

Lời cảm ơn: *Bài báo hoàn thành nhờ vào kết quả của nhiệm vụ: "Nghiên cứu xây dựng công nghệ thị giác máy tính (computer vision) để tự động xác định và đo mực nước thủy văn từ hình ảnh quan trắc".*

Lời cam đoan: *Tập thể tác giả cam đoan bài báo này là công trình nghiên cứu của tập thể tác giả, chưa được công bố ở đâu, không được sao chép từ những nghiên cứu trước đây; không có sự tranh chấp lợi ích trong nhóm tác giả.*

Tài liệu tham khảo

1. Nguyễn Nam Đức và cộng sự (2023), *"Ứng dụng AI trong quan trắc mực nước bằng Camera Đài Khí tượng Thủy văn khu vực Nam Bộ", Tạp chí Khí tượng Thủy văn,* 747, 113-126; doi:10.36335/VNJHM.2023(747).113-126 ttp://tapchikttv.vn/.
2. Phạm Lê Phương và cộng sự (2021), *"DigiMeto: Công cụ trợ giúp đọc giản đồ tự ghi Khí tượng thủy văn", Tạp chí Khí tượng Thủy văn,* 725, 49-59.
3. Markus Neteler et al. (2008), *Open source GIS: A GRASS GIS Approach*, second edition, Markus Neteler and Helena Mitasava, DOI:10.1007/978-0-387-68574-8.
4. Tesseract OCR, http://code.google.com/p/tesseract-ocr/
5. Ray Smith (2007), *An Overview of the Tesseract OCR Engine*, IEEE Computer Society. DOI: 10.1109/ICDAR.2007.4376991

6. Chirag Patel et al. (2012), *"Optical Character Recognition by Open Source OCR Tool Tesseract: A Case Study", International Journal of Computer Applications*, 55(10):50-56. DOI:10.5120/8794-2784.
7. ISO/IEC 15459-5:2014-Information technology-Automatic identification and data capture techniques - Unique identification - Part 5: Individual returnable transport items (RTIs).
8. Radon, J. (2017), *"Digitizing of Analogue Data-Charts from Thermohygrographs", J. Applied Comput. Sci.* 2017, 25, 49-60.
9. Li, S.; Duan, Q. et al. (2019), *"Design Fluviograph Based on Micro Pressure Sensor", Sensors* 19, 4615.
10. Hu, C.-H. et al. (2020), *"Restoring facial illumination for deep learning under severe light variations", WACV 2020 (Winter Conference on Applications of Computer Vision).* 111, 107724.
11. Zhang, Z. et al. (2019), *"Visual Measurement of Water Level under Complex Illumination Conditions", Sensors,* 19 , 4141. DOI:10.3390/s19194141.
12. Lo, S.-W . et al. (2015), *"Visual Sensors for Urban Flood Monitoring", Sensors*, 15(8), 20006-20029; https://doi.org/10.3390/s150820006.
13. Dai, J. etal. (2016), "*R-FCN: Object Detection via Region-based Fully Convolutional Networks", Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)* 2016, 29, 379-387.
14. Devries, T.; Taylor, *GW.* (2017), *Improved Regularization of Convolutional Neural Networks with Cutout.* arXiv 2017, arXiv: 1708.04552. https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.04552.
15. Redmon, J. et al. (2015), *"You See Only Once: Real-Time, Unified Object Detection", In Proceedings of the IEEE 2016 Conference on Pattern Recognition and Computer Vision (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA, June 27-30, pages 779-788.
16. Redmon, J.; Farhadi, A. (2017), *"YOLO9000: Better, Faster, Stronger", In Proceedings of the 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,* Honolulu, HI, USA, July 21-26, pages 7263-7271.
17. Ali Najah Ahmed et al. (2022), *"Water level prediction using various machine learning algorithms: a case study of Durian Tunggal river, Malaysia", Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 16:1, 422-440, DOI:10. 1080/19942060.2021.2019128.

APPLYING MODELS, ALGORITHMS, AND MACHINE LEARNING MECHANISMS TO MEASURE WATER LEVELS FROM OBSERVATION IMAGES

Nguyen Huu Tai[(1)], Pham Van Chinh[(1)], Hoang Thi Ngan[(1)], Nguyen Thanh Tung[(1)], Hoang Viet Long[(2)]

[(1)]Center for Hydrometeorological Observation Techniques

[(2)]Southern and Central Highlands Hydrometeorological Station

Received: 3/4/2025; Accepted: 25/4/2025

Abstract: Water level monitoring plays a huge role in forecasting, warning, preventing natural disasters, rising sea levels, urban flooding, hydropower, irrigation, construction, transportation ... serving socio-economic development, national security and defense. Water level monitoring stations belong to the national hydrometeorological network. Up to now, water level monitoring works are also very diverse and rich, monitoring by automatic equipment has developed rapidly. However, manual monitoring is still quite popular and currently the hydrometric system and diagrams will still exist for a long time. The internet network system of most stations is also available, the works and measuring lines are also available. The use of models, algorithms, and machine learning mechanisms of water level calculation models is very important.

A suitable model will reduce operating costs in data collection, making the most of available equipment. A good model, highly reliable, easy to deploy and suitable for all existing water level monitoring works in and outside the hydrometeorological sector. This study presents the basic model for different cases and conditions. In each weather condition, each type of image, construction, hydrology, and diagram, different calculation algorithms will be selected to give the most suitable results. Similarly, depending on the nature of the image and different conditions, a number of suitable machine learning models will be proposed. Calculating the water level value is the key step in the results of the machine learning model. In the results, the comparison of the results of a number of models, machine learning mechanisms, and algorithms are used to make specific comments, suggestions, and recommendations for practical application to each object and context of each measuring station.

Keywords: *Water Level measurement, computer vision, IoT and AI integration; Self-Learning AI model development.*