

HỆ THỐNG QUẢN LÝ ĐIỂM HỌC PHẦN TRÊN THIẾT BỊ DI ĐỘNG VỚI KIẾN TRÚC BẢO MẬT NHIỀU LỚP TÍCH HỢP HYBRID OCR

Trương Hải¹, Nguyễn Quốc Cường¹

Ngày nhận bài: 08/04/2026; Ngày phản biện thông qua: 23/07/2026; Ngày duyệt đăng: 27/07/2026

TÓM TẮT

Chuyển đổi số trong giáo dục đại học đặt ra yêu cầu xây dựng các hệ thống quản lý điểm học phần có khả năng xử lý nhanh, hiệu quả và an toàn trên thiết bị di động (OECD, 2021). Nghiên cứu này đề xuất một hệ thống quản lý điểm học phần trên thiết bị di động với kiến trúc bảo mật nhiều lớp tích hợp Hybrid OCR nhằm hỗ trợ nhận dạng tự động điểm viết tay trên bảng điểm giấy (UNESCO, 2023). Hệ thống gồm Gateway API Server, Database Server, AI Server và ứng dụng di động. Hybrid OCR kết hợp EasyOCR (Jaided AI, 2024) và mạng nơ-ron tích chập (CNN) (LeCun et al., 1998) để nhận dạng điểm viết tay, đồng thời tích hợp Human Verification (Amershi et al., 2014) và Feedback Learning (Settles, 2012), cho phép giảng viên hiệu chỉnh kết quả nhận dạng và tích lũy dữ liệu phục vụ các chu kỳ huấn luyện tiếp theo. Kiến trúc bảo mật nhiều lớp (National Institute of Standards and Technology, 2015) hỗ trợ xác thực thiết bị, xác thực phiên làm việc và tăng cường an toàn trong quá trình truyền nhận dữ liệu. Kết quả triển khai trên bộ dữ liệu bảng điểm thực tế tại Trường Đại học Tây Nguyên cho thấy mô hình CNN đạt 95,17% độ chính xác trên tập kiểm thử độc lập. Cơ chế xử lý song song (Multiprocessing) giúp rút ngắn thời gian xử lý xuống còn 4,19 giây/bảng điểm, cải thiện khoảng 40,3% so với xử lý tuần tự. Hệ thống hoạt động ổn định, hỗ trợ hiệu quả quá trình nhập điểm và vẫn duy trì bước kiểm chứng của giảng viên trước khi dữ liệu được cập nhật chính thức theo quy định khảo thí (Trường Đại học Tây Nguyên, 2025). Nghiên cứu góp phần xây dựng một hệ thống quản lý điểm học phần có khả năng triển khai trong môi trường đào tạo theo hệ thống tín chỉ (Trường Đại học Tây Nguyên, 2021) và tạo nền tảng cho việc tiếp tục hoàn thiện mô hình thông qua Feedback Learning.

Từ khóa: Hybrid OCR; quản lý điểm học phần; thiết bị di động; kiến trúc bảo mật nhiều lớp; Feedback Learning.

1. MỞ ĐẦU

Trong những năm gần đây, chuyển đổi số trong giáo dục đại học đã thúc đẩy việc phát triển các hệ thống quản lý đào tạo trên nền tảng Web và thiết bị di động nhằm nâng cao hiệu quả quản lý và chất lượng phục vụ người học. Tuy nhiên, nghiệp vụ nhập điểm học phần tại nhiều cơ sở đào tạo vẫn chủ yếu được thực hiện thủ công. Sau khi chấm điểm trên bảng điểm giấy, giảng viên phải nhập lại từng điểm vào phần mềm quản lý đào tạo, gây tốn thời gian và có thể phát sinh sai sót. Việc triển khai nhập điểm trên thiết bị di động không chỉ đòi hỏi tính thuận tiện mà còn phải bảo đảm an toàn dữ liệu trong môi trường Internet. Đồng thời, công nghệ nhận dạng ký tự quang học (OCR) kết hợp trí tuệ nhân tạo (AI) mở ra khả năng hỗ trợ tự động nhận dạng điểm viết tay, góp phần giảm thao tác nhập liệu.

Các nghiên cứu liên quan có thể chia thành ba nhóm chính. Nhóm thứ nhất tập trung phát triển các hệ thống quản lý đào tạo trên nền tảng Web và thiết bị di động, chủ yếu hỗ trợ đăng ký học phần, tra cứu kết quả học tập và quản lý thông tin đào tạo, trong khi chức năng nhập điểm học phần trên thiết bị di động vẫn còn hạn chế. Nhóm thứ hai nghiên cứu các giải pháp bảo mật cho ứng dụng di động thông qua các cơ chế như AES, RSA (Rivest et al., 1978), JWT (Jones et al., 2015) và các phương pháp chống tấn công phát lại (Replay Attack). Nhóm thứ ba tập trung vào nhận dạng chữ viết tay dựa trên OCR và học sâu (Deep

Learning) (Goodfellow, Bengio and Courville, 2016), sử dụng mô hình CNN để phân loại chữ số viết tay (LeCun et al., 1998) kết hợp với EasyOCR để nhận dạng ký tự (Jaided AI, 2024). Bên cạnh đó, các hướng tiếp cận Human Verification (Amershi et al., 2014) và Feedback Learning được áp dụng nhằm góp phần cải thiện khả năng nhận dạng và khả năng thích ứng của hệ thống trong quá trình vận hành thực tế.

Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu về quản lý đào tạo trên thiết bị di động, bảo mật ứng dụng và nhận dạng chữ viết tay, các nghiên cứu tích hợp đồng thời kiến trúc bảo mật nhiều lớp, Hybrid OCR và Feedback Learning trong một hệ thống quản lý điểm học phần hoàn chỉnh vẫn còn hạn chế. Bên cạnh đó, nhiều hệ thống quản lý đào tạo đang vận hành trên các hệ thống kế thừa (Legacy System), nên việc thay thế toàn bộ hạ tầng là không khả thi. Do đó, việc mở rộng nghiệp vụ nhập điểm lên thiết bị di động cần vừa bảo đảm khả năng tích hợp với hạ tầng hiện có, vừa đáp ứng yêu cầu về bảo mật, xác thực thiết bị, an toàn phiên làm việc và hỗ trợ nhận dạng điểm viết tay thông qua cơ chế Human Verification và Feedback Learning.

Xuất phát từ những yêu cầu trên, nghiên cứu này đề xuất một hệ thống quản lý điểm học phần trên thiết bị di động, kế thừa hạ tầng quản lý đào tạo hiện có và tích hợp kiến trúc bảo mật nhiều lớp cùng Hybrid OCR. Hệ thống hướng tới ba mục tiêu: (i) mở rộng hệ thống quản lý đào tạo hiện có lên nền tảng thiết bị di động mà không làm thay đổi hạ tầng đang vận hành;

¹Khoa Khoa học Tự nhiên và Công nghệ, Trường Đại học Tây Nguyên;
Tác giả liên hệ: Trương Hải; Email: truonghai@ttn.edu.vn.

(ii) xây dựng kiến trúc bảo mật nhiều lớp nhằm tăng cường xác thực, bảo vệ dữ liệu và khả năng chống tấn công phát lại; và (iii) tích hợp Hybrid OCR kết hợp EasyOCR với mô hình CNN cùng cơ chế Human Verification và Feedback Learning nhằm hỗ trợ nhận dạng điểm viết tay và từng bước nâng cao hiệu quả nhận dạng trong quá trình khai thác thực tế.

Nghiên cứu có ba đóng góp chính. Thứ nhất, đề xuất giải pháp mở rộng hệ thống quản lý đào tạo hiện có lên thiết bị di động, bổ sung phân hệ quản lý điểm học phần nhưng vẫn kế thừa hạ tầng đang vận hành. Thứ hai, xây dựng kiến trúc bảo mật nhiều lớp tích hợp các cơ chế xác thực thiết bị, quản lý khóa động, Device Counter (Rolling Code), Ticket Authentication, HMAC-SHA256, RSA Signature và JWT nhằm tăng cường an toàn dữ liệu và hạn chế nguy cơ tấn công phát lại (Kent, 2005). Thứ ba, tích hợp Hybrid OCR kết hợp EasyOCR, mô hình CNN và cơ chế Human-in-the-loop để hỗ trợ nhập điểm học phần; đồng thời tạo nền tảng cho việc tiếp tục hoàn thiện khả năng nhận dạng trong các chu kỳ huấn luyện tiếp theo (Holzinger, 2016).

2. VẬT LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP

2.1. Phương pháp nghiên cứu

Nghiên cứu sử dụng kết hợp ba phương pháp gồm: (1) nghiên cứu tài liệu để tổng hợp các công trình liên quan đến OCR, học sâu và bảo mật ứng dụng di động; (2) phân tích, thiết kế và xây dựng hệ thống quản lý điểm học phần trên thiết bị di động; và (3) thực

nghiệm, đánh giá trên dữ liệu bảng điểm học phần thực tế nhằm kiểm chứng hiệu quả của kiến trúc bảo mật nhiều lớp, Hybrid OCR và cơ chế Feedback Learning.

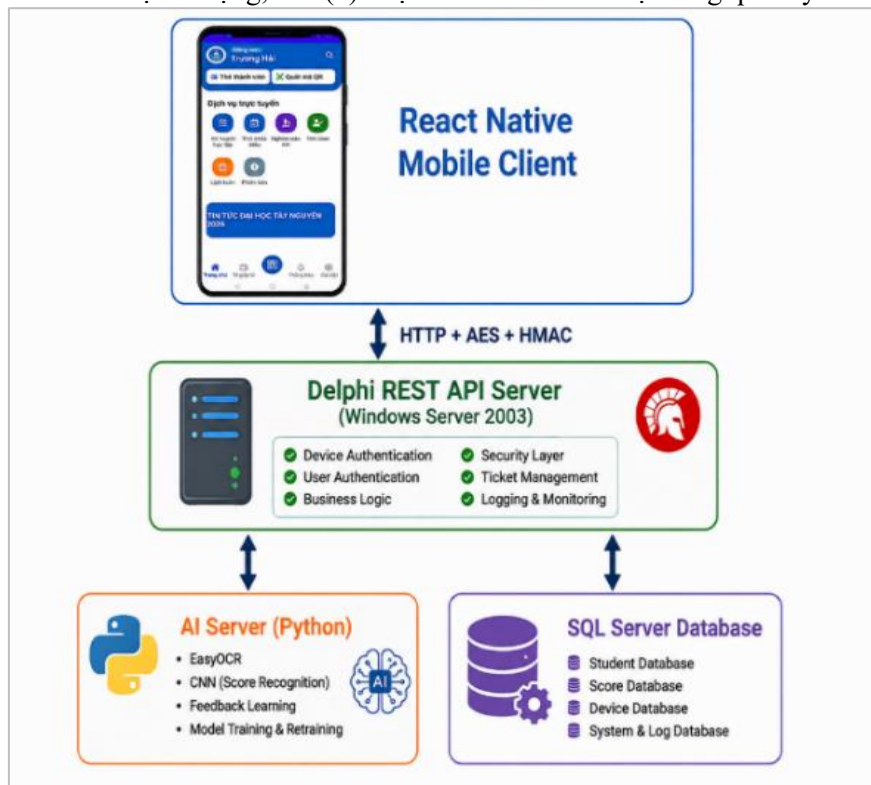
Trên cơ sở đó, hệ thống được triển khai theo kiến trúc Client – Gateway API Server – AI Server – Database Server và được đánh giá thông qua các thực nghiệm trình bày ở Mục 3.

2.2. Kiến trúc tổng thể hệ thống

Hệ thống được thiết kế theo kiến trúc phân tầng gồm bốn thành phần: Mobile Client, Gateway API Server, AI Server và Database Server (Hình 1). Kiến trúc này tách biệt giao diện người dùng, xử lý nghiệp vụ, nhận dạng thông minh và lưu trữ dữ liệu, tạo thuận lợi cho việc triển khai, bảo trì và mở rộng hệ thống.

Mobile Client được phát triển bằng React Native, hỗ trợ giảng viên thực hiện các chức năng trên thiết bị di động. Gateway API Server được phát triển bằng Delphi, cung cấp các dịch vụ RESTful (Fielding, 2000), kế thừa hệ thống quản lý đào tạo hiện có, thực hiện xác thực, điều phối nghiệp vụ và kết nối với Database Server và AI Server. AI Server được xây dựng bằng Python, tích hợp EasyOCR và mô hình CNN để thực hiện Hybrid OCR. Database Server sử dụng Microsoft SQL Server để lưu trữ dữ liệu đào tạo.

Kiến trúc này là nền tảng để tích hợp cơ chế bảo mật nhiều lớp và Hybrid OCR, trong đó Gateway API Server đóng vai trò cầu nối giữa ứng dụng di động, AI Server và hệ thống quản lý đào tạo hiện có.



Hình 1. Kiến trúc tổng thể của hệ thống

2.3. Quy trình xử lý hệ thống

2.3.1. Sequence Diagram

Hình 2 mô tả trình tự xử lý của hệ thống từ khi ứng dụng di động khởi động đến khi hoàn thành nhập

điểm học phần và cập nhật dữ liệu phản hồi phục vụ huấn luyện lại mô hình.

Quy trình bắt đầu bằng việc thiết lập phiên làm việc giữa Mobile Client và Gateway API Server thông

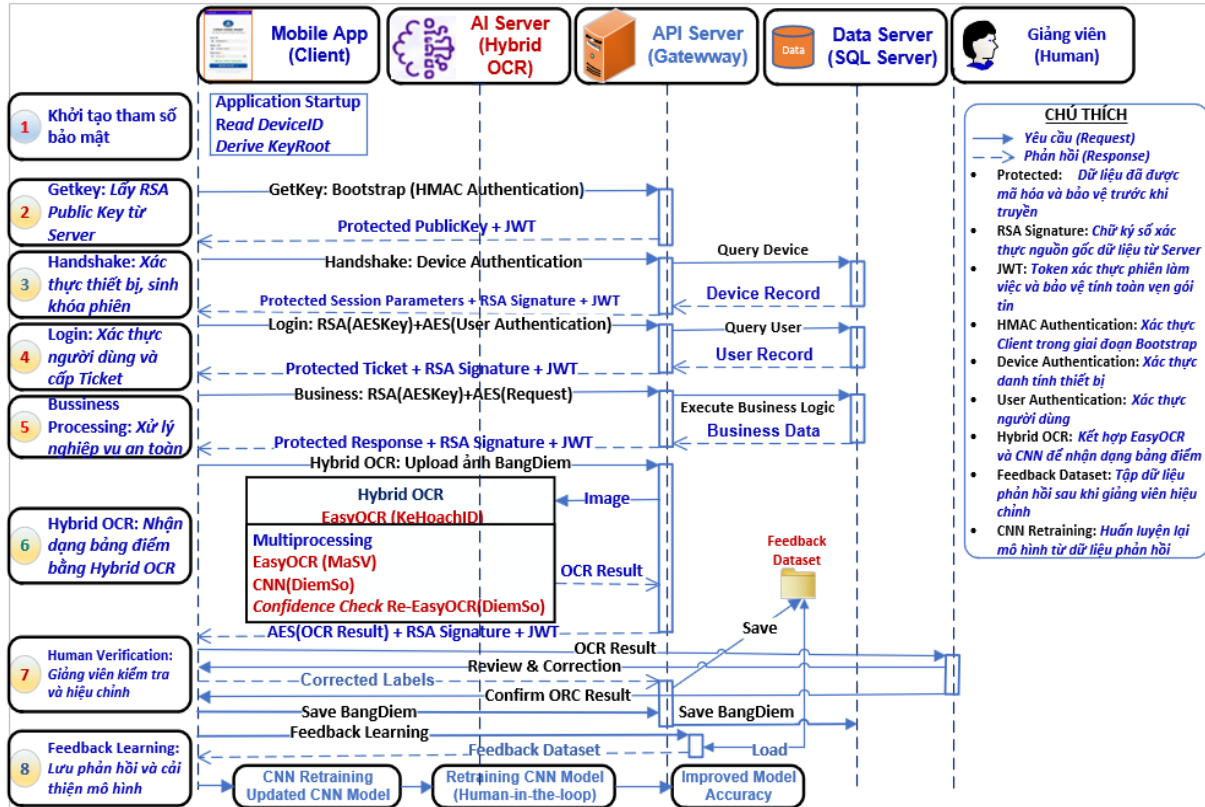
qua ba bước GetKey, Handshake và Login. Trong giai đoạn GetKey, hệ thống thực hiện Bootstrap bằng HMAC (Krawczyk et al., 1997) để cấp Public Key và KeyID. Sau khi xác thực thiết bị và người dùng thành công, Gateway API Server sinh các khóa phiên và Ticket; các tham số phiên và phản hồi được bảo vệ bằng cơ chế mã hóa, chữ ký số RSA và JWT nhằm đảm bảo tính bí mật, toàn vẹn và xác thực trong suốt quá trình trao đổi dữ liệu.

Đối với chức năng nhập điểm, ảnh bảng điểm được chuyển đến AI Server để thực hiện Hybrid OCR. Hệ thống sử dụng EasyOCR để nhận dạng các trường văn bản in sẵn và mô hình CNN để nhận dạng điểm viết

tay. Các kết quả có độ tin cậy thấp được chuyển sang EasyOCR để nhận dạng lại trước khi trả về ứng dụng.

Giảng viên kiểm tra và hiệu chỉnh kết quả nhận dạng trước khi cập nhật vào cơ sở dữ liệu. Các mẫu đã hiệu chỉnh được bổ sung vào DatasetFeedback nhằm phục vụ các đợt huấn luyện lại mô hình theo cơ chế Feedback Learning.

Sequence Diagram trong Hình 2 thể hiện sự phối hợp giữa kiến trúc bảo mật nhiều lớp, Hybrid OCR và Feedback Learning trong một quy trình xử lý thống nhất, từ xác thực thiết bị, xác thực người dùng, bảo vệ dữ liệu truyền thông đến nhận dạng, hiệu chỉnh và cải thiện liên tục độ chính xác của mô hình.



Hình 2. Sequence Diagram

2.3.2. Quy trình nhập điểm bộ phận

Quy trình nhập điểm bộ phận bắt đầu khi giảng viên chụp ảnh bảng điểm và gửi đến Gateway API Server thông qua phiên làm việc đã được xác thực. Gateway API Server chuyển ảnh đến AI Server để thực hiện Hybrid OCR.

AI Server trước tiên sử dụng EasyOCR để nhận dạng KeHoachID nhằm xác minh đúng bảng điểm của học phần. Sau đó, ảnh được tách thành từng dòng sinh viên; EasyOCR nhận dạng mã sinh viên, còn mô hình CNN nhận dạng điểm viết tay. Những kết quả có Confidence Score dưới 0,8 được chuyển sang EasyOCR để nhận dạng lại trước khi trả kết quả.

Kết quả nhận dạng được hiển thị để giảng viên kiểm tra và hiệu chỉnh trước khi cập nhật vào Database Server thông qua Gateway API Server. Đồng thời, các mẫu đã hiệu chỉnh được bổ sung vào DatasetFeedback để phục vụ các đợt huấn luyện lại mô hình.

Quy trình này kết hợp Hybrid OCR, Human Verification và Feedback Learning trong một chu trình thống nhất, hỗ trợ nhập điểm bộ phận trên thiết bị di động và từng bước nâng cao chất lượng nhận dạng trong quá trình khai thác thực tế.

2.4. Kiến trúc bảo mật nhiều lớp

Hình 3 mô tả kiến trúc bảo mật nhiều lớp được đề xuất cho hệ thống quản lý đào tạo trên thiết bị di động. Kiến trúc gồm sáu lớp xử lý theo trình tự: Bootstrap Authentication, Device Authentication, Dynamic Session Key, User Authentication, Ticket Authentication và Business Processing. Mỗi lớp chỉ được thực hiện khi lớp trước đã xác thực thành công, hình thành chuỗi xác thực từ Client → Device → User → Business Processing.

Ở lớp Bootstrap Authentication, Client sử dụng BootstrapID (UUID v4) cùng hai khóa động được dẫn xuất bằng HMAC-SHA256 theo thời gian (DMYHM) để tạo các trường ID1 và ID2. Gateway API Server

giải mã theo hai mốc thời gian (*CurrentMinute* và *PreviousMinute*), kiểm tra Replay Cache nhằm phát hiện yêu cầu phát lại trước khi cấp RSA Public Key và KeyID.

Sau khi nhận RSA Public Key, lớp Device Authentication sử dụng cơ chế mã hóa lai RSA + AES để xác thực DeviceID. Gateway API Server tạo hoặc cập nhật MaNgauNhiên, DeviceCount và Ticket_Key cho thiết bị. Trong đó, Ticket_Key chỉ được lưu trên Database Server, còn MaNgauNhiên và DeviceCount được cấp cho Client để sử dụng trong các phiên làm việc tiếp theo.

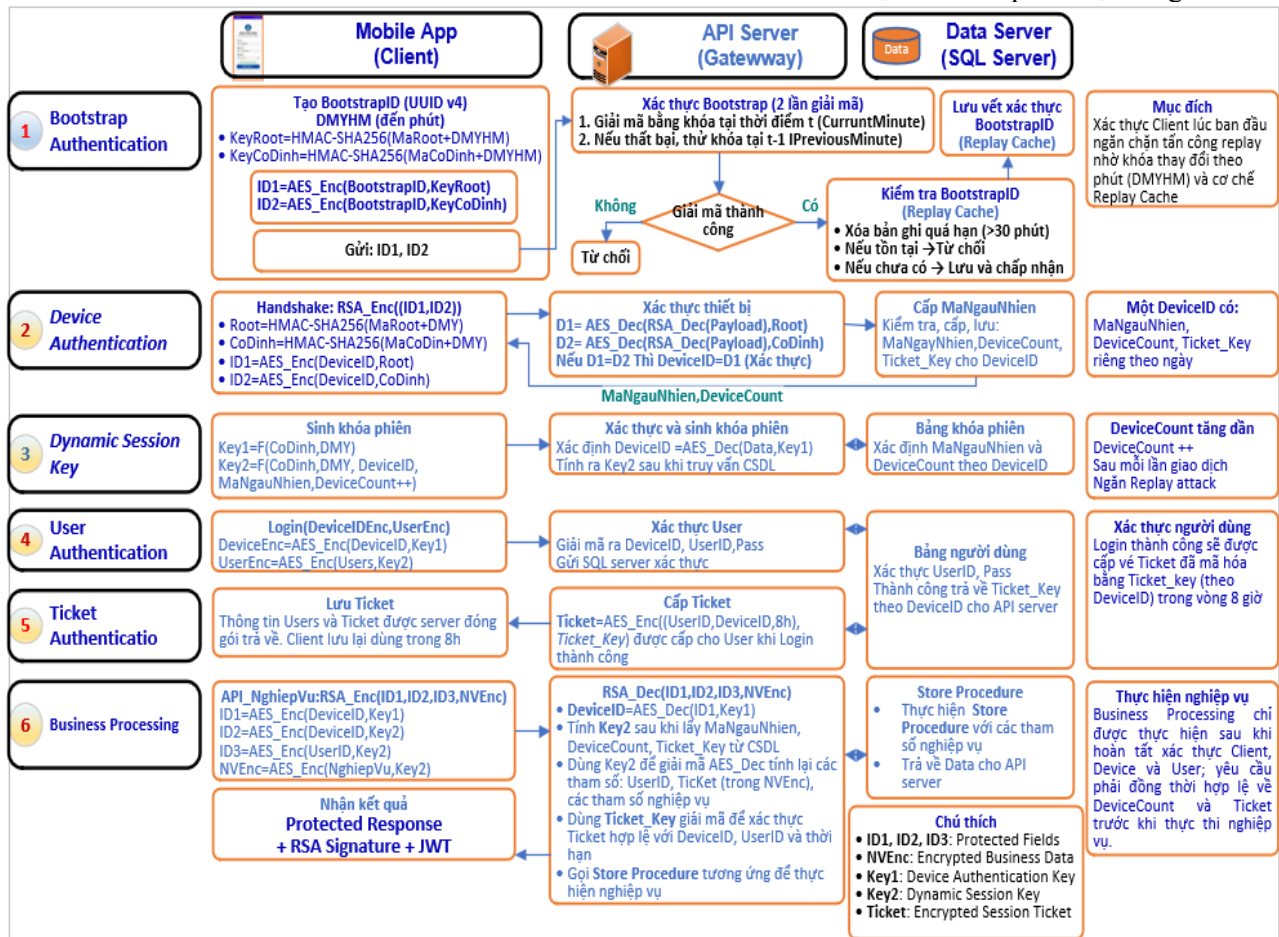
Lớp Dynamic Session Key thực hiện dẫn xuất Key1 và Key2 phục vụ mã hóa dữ liệu. Phía Client có thể trực tiếp tính cả hai khóa, trong khi Gateway API Server phải sử dụng Key1 để khôi phục DeviceID, truy xuất các tham số phiên trong cơ sở dữ liệu, sau đó mới dẫn xuất được Key2. Thiết kế này tạo thành

chuỗi dẫn xuất khóa tuần tự, bảo đảm các bước xác thực không thể bị bỏ qua.

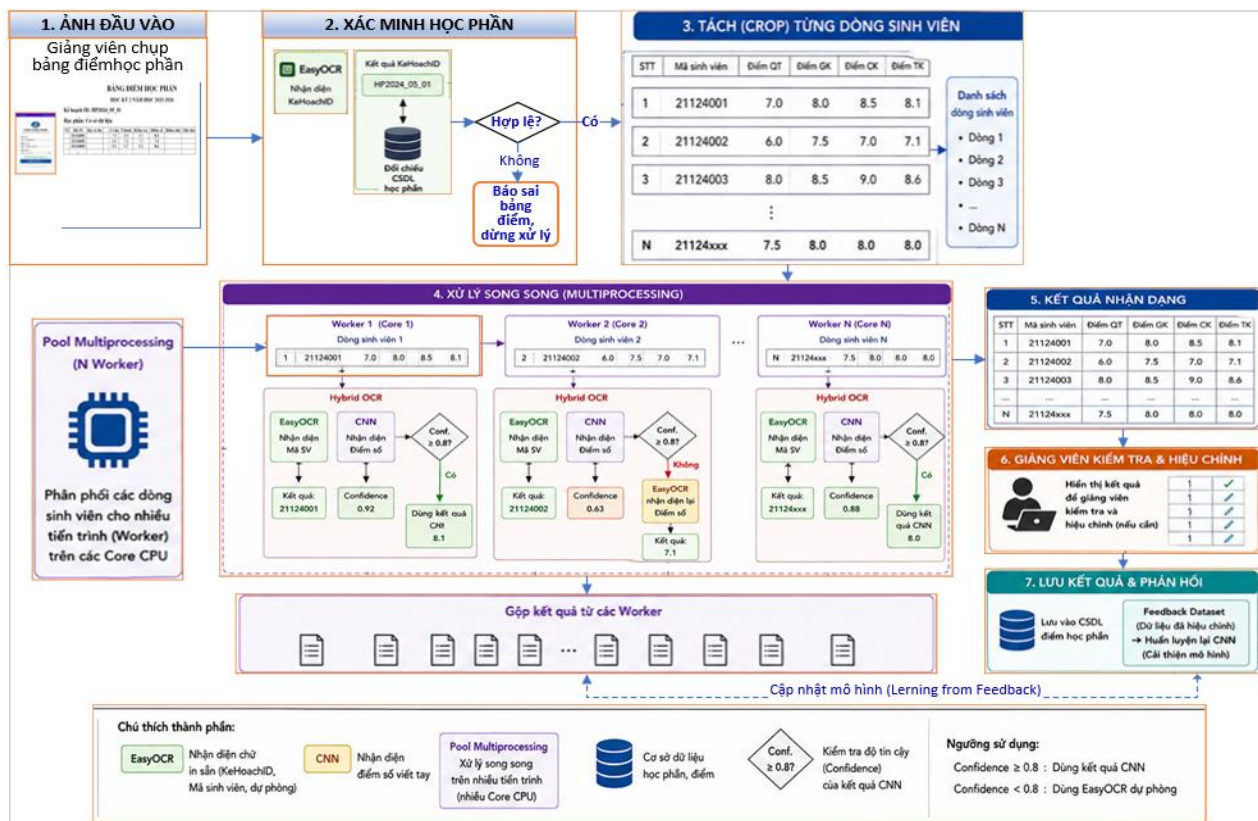
Ở lớp User Authentication, người dùng đăng nhập bằng UserID và Password được bảo vệ bởi Key2. Khi xác thực thành công, Server phát hành Ticket chứa UserID, DeviceID và thời hạn hiệu lực, đồng thời mã hóa bằng Ticket_Key. Trong các yêu cầu nghiệp vụ tiếp theo, Gateway API Server sử dụng Ticket_Key để xác thực Ticket trước khi chuyển yêu cầu đến lớp Business Processing.

Để thuận tiện cho việc mở rộng hệ thống, các API đều sử dụng thống nhất các trường ID1, ID2, ID3 và NVEnc làm các trường dữ liệu được bảo vệ. Nhờ đó, các chức năng mới có thể kế thừa cơ chế xác thực và mã hóa hiện có mà không cần thay đổi giao thức truyền thông.

Ba lớp xác thực Client, Device và User được thực hiện tuần tự trước khi cho phép xử lý nghiệp vụ, hình thành chuỗi xác thực nhiều lớp của hệ thống.



Hình 3. Kiến trúc bảo mật nhiều lớp của hệ thống



Hình 4. Kiến trúc Hybrid OCR trên nền Multiprocessing

2.5. Kiến trúc Hybrid OCR

Hình 4 trình bày kiến trúc Hybrid OCR được đề xuất nhằm hỗ trợ nhận dạng bảng điểm học phần trên thiết bị di động. Kiến trúc kết hợp cơ chế xử lý song song (multiprocessing) của Python (Python Software Foundation, 2025) với EasyOCR và mô hình CNN nhằm nâng cao hiệu năng xử lý và độ chính xác nhận dạng.

Quy trình bắt đầu bằng việc sử dụng EasyOCR để nhận dạng KeHoachID nhằm xác minh đúng bảng điểm học phần trước khi xử lý. Sau đó, ảnh được tách thành từng dòng sinh viên và phân phối tới nhiều Worker hoạt động song song. Trong mỗi Worker, EasyOCR nhận dạng mã sinh viên gồm 8 ký tự số, còn mô hình CNN nhận dạng điểm viết tay. Những kết quả có Confidence Score dưới 0,8 được chuyển sang EasyOCR để nhận dạng lại trước khi trả kết quả.

Kết quả nhận dạng được hiển thị để giảng viên kiểm tra và hiệu chỉnh trước khi cập nhật vào cơ sở dữ liệu. Đồng thời, các mẫu đã hiệu chỉnh được bổ sung vào DatasetFeedback phục vụ các đợt huấn luyện lại mô hình theo cơ chế Human-in-the-loop.

Kiến trúc đề xuất kết hợp xác minh bảng điểm, xử lý song song, Hybrid OCR và Feedback Learning trong cùng một quy trình, góp phần nâng cao hiệu năng xử lý và từng bước cải thiện chất lượng nhận dạng trên dữ liệu thực tế.

Bảng 1. Thống kê bộ dữ liệu dùng để huấn luyện mô hình CNN

Thành phần	Giá trị
Bảng điểm chuẩn	113 sinh viên/bảng
Số bảng điểm thu thập	>200
Giảng viên tham gia ghi dữ liệu	≈20

2.6. Xây dựng bộ dữ liệu

Để huấn luyện mô hình CNN nhận dạng điểm viết tay, nhóm nghiên cứu xây dựng bộ dữ liệu chuyên biệt từ các bảng điểm học phần của Trường Đại học Tây Nguyên. Khác với các bộ dữ liệu chữ viết tay công khai, toàn bộ dữ liệu được thu thập từ môi trường nghiệp vụ thực tế nhằm phản ánh đúng đặc điểm của bài toán nhập điểm.

Nhóm nghiên cứu thiết kế một mẫu bảng điểm chuẩn gồm 113 sinh viên, trong đó cột điểm được bố trí từ 0,0 đến 10,0 và bổ sung các trường hợp đặc biệt như Vắng, V, X và dấu "-" để tạo đủ 102 lớp. Khoảng 20 giảng viên và hơn 100 sinh viên tham gia ghi dữ liệu bằng chữ viết tay. Sau đó thu thập hơn 200 bảng điểm, được chụp bằng 4 thiết bị di động trong nhiều điều kiện khác nhau.

Để giảm khối lượng gán nhãn thủ công, nghiên cứu xây dựng chương trình Python tự động cắt vùng ảnh và sinh nhân dựa trên STT được nhận dạng bằng EasyOCR. Dữ liệu sau đó được kiểm tra, loại bỏ các mẫu không đạt chất lượng và tăng cường bằng các phép biến đổi như xoay, dịch chuyển, thay đổi độ sáng, độ tương phản và bổ sung nhiễu.

Sau tiền xử lý và tăng cường dữ liệu, bộ dữ liệu cuối cùng gồm 26.657 ảnh thuộc 102 lớp, được chia thành 80% Training, 10% Validation và 10% Testing để phục vụ huấn luyện và đánh giá mô hình CNN.

Sinh viên tham gia ghi dữ liệu	>100
Thiết bị chụp ảnh	4 điện thoại
Tổng số ảnh sau xử lý	26.657
Số lớp (Classes)	102
Training / Validation / Testing	80% / 10% / 10%

2.7. Huấn luyện mô hình CNN

Mô hình CNN được xây dựng bằng TensorFlow/Keras và huấn luyện trên bộ dữ liệu gồm 26.657 ảnh thuộc 102 lớp, được chia theo tỷ lệ 80% cho huấn luyện, 10% cho Validation và 10% cho Testing. Kiến trúc mạng gồm 03 lớp Convolution (32, 64 và 128 filters), mỗi lớp theo sau bởi MaxPooling, tiếp theo là lớp Flatten, Dense 256 neuron, Dropout 0,3 và lớp Softmax với 102 lớp đầu ra. Ảnh đầu vào được chuyển sang ảnh xám, chuẩn hóa về kích thước 64×64 pixel và chuẩn hóa giá trị điểm ảnh trước khi huấn luyện. Quá trình huấn luyện sử dụng optimizer Adam, hàm mất mát categorical crossentropy, batch size 32 và 30 epoch. Kết quả đánh giá trên tập Testing độc lập cho thấy mô hình CNN đạt Accuracy 95,17%. Sau khi huấn luyện, mô hình được triển khai trên AI Server để nhận dạng điểm viết tay trong kiến trúc Hybrid OCR. Trong quá trình nhận dạng, hệ thống sử dụng ngưỡng Confidence = 0,8; các trường hợp có độ tin cậy thấp hơn được chuyển sang EasyOCR để nhận dạng lại. Kết quả chi tiết được trình bày trong Mục 3.3.

2.8. Feedback Learning

Để nâng cao khả năng thích nghi của mô hình trong môi trường thực tế, nghiên cứu tích hợp cơ chế Feedback Learning theo mô hình Human-in-the-loop, trong đó giảng viên vừa kiểm chứng kết quả nhận dạng vừa cung cấp dữ liệu cho các chu kỳ huấn luyện tiếp theo.

Sau khi AI Server trả kết quả nhận dạng, ứng dụng hiển thị đồng thời ảnh ô điểm và giá trị OCR đề giảng viên đối chiếu với bảng điểm gốc. Các trường hợp nhận dạng sai được giảng viên hiệu chỉnh trước khi lưu. Đồng thời, ảnh điểm cùng nhãn đúng được gửi về Gateway API Server và bổ sung vào DatasetFeedback.

Khác với bộ dữ liệu huấn luyện ban đầu, DatasetFeedback được hình thành trong quá trình vận hành hệ thống từ các mẫu đã được giảng viên xác

nhận, nên có độ tin cậy cao và phản ánh đúng đặc điểm dữ liệu thực tế.

Các mẫu phản hồi được tích lũy để thực hiện Offline Retraining. Sau khi mô hình mới đạt yêu cầu trên tập kiểm thử độc lập, mô hình được triển khai thay thế trên AI Server. Cơ chế này tạo thành vòng lặp nhận dạng → kiểm chứng → cập nhật DatasetFeedback → huấn luyện lại, giúp từng bước nâng cao chất lượng nhận dạng mà không ảnh hưởng đến hoạt động của hệ thống.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Môi trường thực nghiệm

Các thực nghiệm được triển khai trên hệ thống quản lý đào tạo đang vận hành tại Trường Đại học Tây Nguyên. Hệ thống gồm bốn thành phần: Mobile Client, Gateway API Server, AI Server và Database Server. Gateway API Server được triển khai trên Windows Server 2003 do yêu cầu tương thích với hệ thống quản lý đào tạo hiện hữu, thực hiện xác thực, quản lý phiên làm việc và điều phối yêu cầu giữa ứng dụng di động, AI Server và cơ sở dữ liệu. Việc sử dụng nền tảng này chỉ phản ánh điều kiện triển khai thực tế của nghiên cứu và không phải là khuyến nghị đối với các hệ thống mới.

Ứng dụng di động được phát triển bằng React Native, cho phép giảng viên chụp ảnh bằng điểm, kiểm tra kết quả nhận dạng, hiệu chỉnh và gửi phản hồi trực tiếp trên thiết bị. Dữ liệu trao đổi giữa ứng dụng và Gateway API Server được bảo vệ bằng kiến trúc bảo mật nhiều lớp trình bày trong Mục 2.4.

Bộ dữ liệu huấn luyện gồm 26.657 ảnh thuộc 102 lớp được xây dựng theo quy trình ở Mục 2.6. Để đánh giá hệ thống, nhóm nghiên cứu sử dụng 75 bảng điểm học phần chưa tham gia huấn luyện, tương ứng 1.982 lượt sinh viên, nhằm kiểm thử toàn bộ quy trình từ nhận dạng bằng Hybrid OCR, kiểm chứng bởi giảng viên đến cập nhật dữ liệu vào hệ thống quản lý đào tạo. Các mẫu được giảng viên hiệu chỉnh được lưu trong DatasetFeedback để phục vụ các đợt Offline Retraining.

Bảng 2. Cấu hình môi trường thực nghiệm

Mobile Client	React Native (Android)
Gateway API Server	Windows Server 2003
Database Server	Microsoft SQL Server
AI Server	Python 3.x, TensorFlow, EasyOCR
Bộ dữ liệu huấn luyện	26.657 ảnh, 102 lớp
Bộ dữ liệu kiểm thử	75 bảng điểm (1.982 lượt sinh viên)

3.2. Đánh giá kiến trúc bảo mật nhiều lớp

Để đánh giá kiến trúc bảo mật nhiều lớp, nhóm nghiên cứu thực hiện hai nhóm thực nghiệm: (i) kiểm thử cơ chế sinh khóa phiên và xác thực nhiều lớp; (ii)

kiểm thử khả năng chống phát lại gói tin (Replay Attack).

(1) Kiểm thử cơ chế sinh khóa phiên

Nhóm nghiên cứu chủ động thay đổi các tham số bảo mật trên Server gồm DeviceID, MaNguaNhien, DeviceCount và Ticket_Key, sau đó thực hiện đăng nhập và gửi yêu cầu nghiệp vụ.

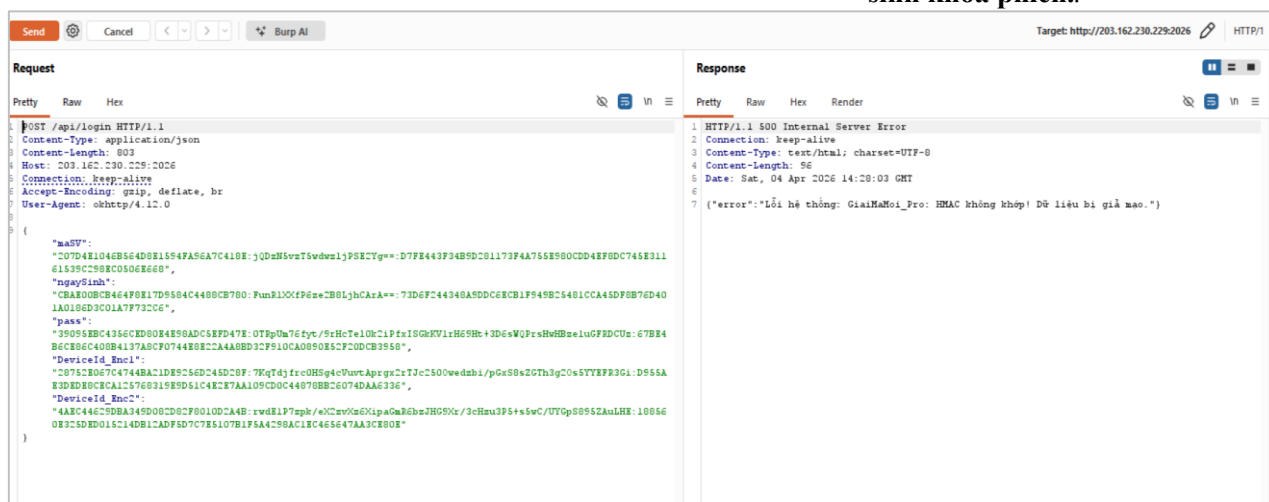
Kết quả cho thấy khi DeviceID, MaNguaNhien hoặc DeviceCount thay đổi, Server từ chối thiết lập phiên làm việc. Khi Ticket_Key thay đổi, thiết bị vẫn được xác thực nhưng Ticket không còn hợp lệ và yêu cầu bị từ chối. Kết quả này chứng minh cơ chế xác thực thiết bị và xác thực người dùng hoạt động độc lập theo đúng thiết kế.

(2) Kiểm thử Replay Attack

Nhóm nghiên cứu sử dụng Burp Suite thu thập các gói tin hợp lệ giữa Client và Server, sau đó thực hiện phát lại nhiều lần.



Hình 5. Kết quả kiểm thử khi thay đổi tham số sinh khóa phiên..



Hình 6. Kiểm thử Replay Attack bằng Burp Suite.

Toàn bộ các gói tin phát lại đều bị Server từ chối do DeviceCount được cập nhật sau mỗi giao dịch hợp lệ, khiến khóa phiên của các gói tin trước đó không còn hợp lệ. Kết quả này cho thấy cơ chế Device Counter (Rolling Code) kết hợp với khóa phiên động góp phần hạn chế hiệu quả nguy cơ tấn công Replay Attack.

Thảo luận

Các kết quả thực nghiệm cho thấy kiến trúc bảo mật nhiều lớp hoạt động phù hợp với thiết kế đề xuất. Việc kết hợp Device Authentication, Dynamic Key Generation, Ticket Authentication, Device Counter (Rolling Code), HMAC-SHA256 và RSA Signature góp phần tăng cường xác thực thiết bị, hạn chế nguy cơ Replay Attack và bảo vệ tính toàn vẹn của dữ liệu trong quá trình trao đổi giữa Mobile Client và API Server.

Bảng 3. Kết quả kiểm thử kiến trúc bảo mật

Tình huống kiểm thử	Kết quả
DeviceID giả mạo	Từ chối xác thực
Ticket sử dụng trên thiết bị khác	Không giải mã được Ticket
Replay gói tin	Bị từ chối do DeviceCount thay đổi
Chỉnh sửa dữ liệu truyền	Phát hiện sai HMAC/RSA
Burp Suite sửa Request	Không được Server chấp nhận

3.3. Đánh giá kiến trúc Hybrid OCR

Kiến trúc Hybrid OCR được xây dựng trên bộ dữ liệu và mô hình CNN đã trình bày tại Mục 2.6 và Mục 2.7. Nội dung mục này tập trung đánh giá quá trình tích hợp và triển khai Hybrid OCR trong hệ thống thực tế.

Hệ thống Hybrid OCR được triển khai trên các bảng điểm học phần thực tế nhằm đánh giá khả năng hỗ trợ nhập điểm trên thiết bị di động. Kiến trúc kết

hợp mô hình CNN để nhận dạng điểm viết tay và EasyOCR để xử lý các trường hợp có độ tin cậy thấp, giúp nâng cao tính ổn định so với việc chỉ sử dụng một phương pháp nhận dạng.

Kết quả đánh giá trên tập Testing độc lập cho thấy mô hình CNN đạt Accuracy 95,17%. Đây là kết quả đánh giá của riêng mô hình CNN trước khi được tích hợp vào kiến trúc Hybrid OCR của hệ thống. Trong quá trình vận hành thực tế, các sai số nhận dạng chủ

yếu xuất phát từ đặc điểm của bảng điểm viết tay, như chữ viết sát hoặc chồng lên đường viền ô điểm. Sau bước tiền xử lý loại bỏ đường viền biểu mẫu, một phần nét chữ có thể bị mất, ảnh hưởng đến chất lượng ảnh đầu vào và làm giảm độ chính xác nhận dạng trong một số trường hợp.

Để cải thiện hiệu năng, nghiên cứu tích hợp cơ chế Multiprocessing cho phép xử lý song song nhiều dòng sinh viên. Thực nghiệm trên 75 bảng điểm (1.982 sinh viên) cho thấy thời gian xử lý giảm từ 525,85 giây xuống còn 314,09 giây, tương đương giảm khoảng 40,3% và đạt trung bình 4,19 giây/bảng điểm.

Bảng 4. Kết quả đánh giá kiến trúc Multiprocessing

Chỉ tiêu	Sequential	Multiprocessing
75 bảng điểm	525,85 s	314,09 s
Trung bình/bảng	7,01 s	4,19 s
Mức cải thiện	–	40,3%

Bên cạnh đó, hệ thống áp dụng Feedback Learning, trong đó các kết quả được giảng viên hiệu chỉnh sẽ được lưu vào DatasetFeedback để phục vụ các đợt huấn luyện lại mô hình. Cơ chế này giúp hệ thống từng bước thích nghi với dữ liệu thực tế mà không ảnh hưởng đến quá trình vận hành.

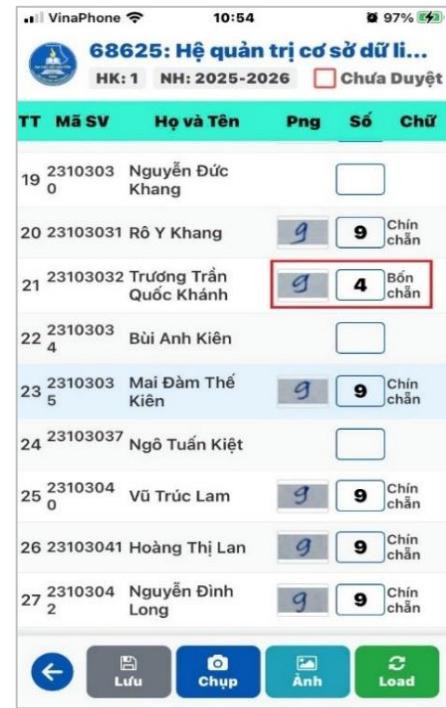
Kết quả thực nghiệm cho thấy sự kết hợp giữa CNN, EasyOCR và Multiprocessing giúp nâng cao hiệu năng xử lý của hệ thống; trong khi cơ chế Feedback Learning tạo nền tảng cho việc tiếp tục cải thiện khả năng nhận dạng trong các chu kỳ huấn luyện tiếp theo.

3.4. Cơ chế Feedback Learning và khả năng tự hoàn thiện của hệ thống

3.4.1. Human Verification trong quy trình nhập điểm

Sau khi AI Server hoàn thành nhận dạng, hệ thống hiển thị đồng thời ảnh ô điểm và kết quả OCR để giảng viên kiểm tra trước khi cập nhật vào cơ sở dữ liệu. Những trường hợp nhận dạng chưa chính xác được hiệu chỉnh trực tiếp trên ứng dụng di động, giúp bảo đảm tính chính xác của dữ liệu nhập điểm đồng thời giảm đáng kể thao tác nhập liệu so với phương pháp thủ công.

Hình 7 minh họa quá trình Human Verification. Trong ví dụ minh họa, hệ thống nhận dạng giá trị điểm là 4, trong khi giá trị thực tế là 9. Giảng viên chỉ cần chỉnh sửa trực tiếp kết quả trước khi lưu mà không phải nhập lại toàn bộ bảng điểm.



Hình 7. Màn hình nhập điểm

Các mẫu đã được hiệu chỉnh được tự động bổ sung vào DatasetFeedback để phục vụ các đợt huấn luyện lại mô hình CNN. Cơ chế này hình thành vòng lặp nhận dạng → kiểm chứng → hiệu chỉnh → huấn luyện lại, giúp hệ thống từng bước nâng cao khả năng nhận dạng trên dữ liệu thực tế mà không ảnh hưởng đến quá trình khai thác.

3.4.2. Hình thành DatasetFeedback từ quá trình sử dụng thực tế

Sau khi giảng viên hiệu chỉnh và xác nhận kết quả nhận dạng, hệ thống tự động gửi ảnh ô điểm cùng giá trị đã được xác thực về Gateway API Server để bổ sung vào DatasetFeedback. Mỗi mẫu dữ liệu đều gắn với nhãn do giảng viên trực tiếp xác nhận.

Khác với bộ dữ liệu huấn luyện ban đầu, DatasetFeedback được hình thành trong quá trình vận hành hệ thống, phản ánh trực tiếp đặc điểm chữ viết và các tình huống phát sinh trong thực tế. Đây là nguồn dữ liệu phục vụ các đợt huấn luyện lại mô hình nhằm từng bước nâng cao chất lượng nhận dạng.

3.4.3. Khả năng tự hoàn thiện của hệ thống

DatasetFeedback được sử dụng làm nguồn dữ liệu cho các đợt Offline Retraining nhằm từng bước nâng cao khả năng nhận dạng của mô hình CNN. Các mẫu dữ liệu đều được giảng viên xác nhận nên có độ tin cậy cao và phản ánh trực tiếp đặc điểm chữ viết trong môi trường sử dụng thực tế.

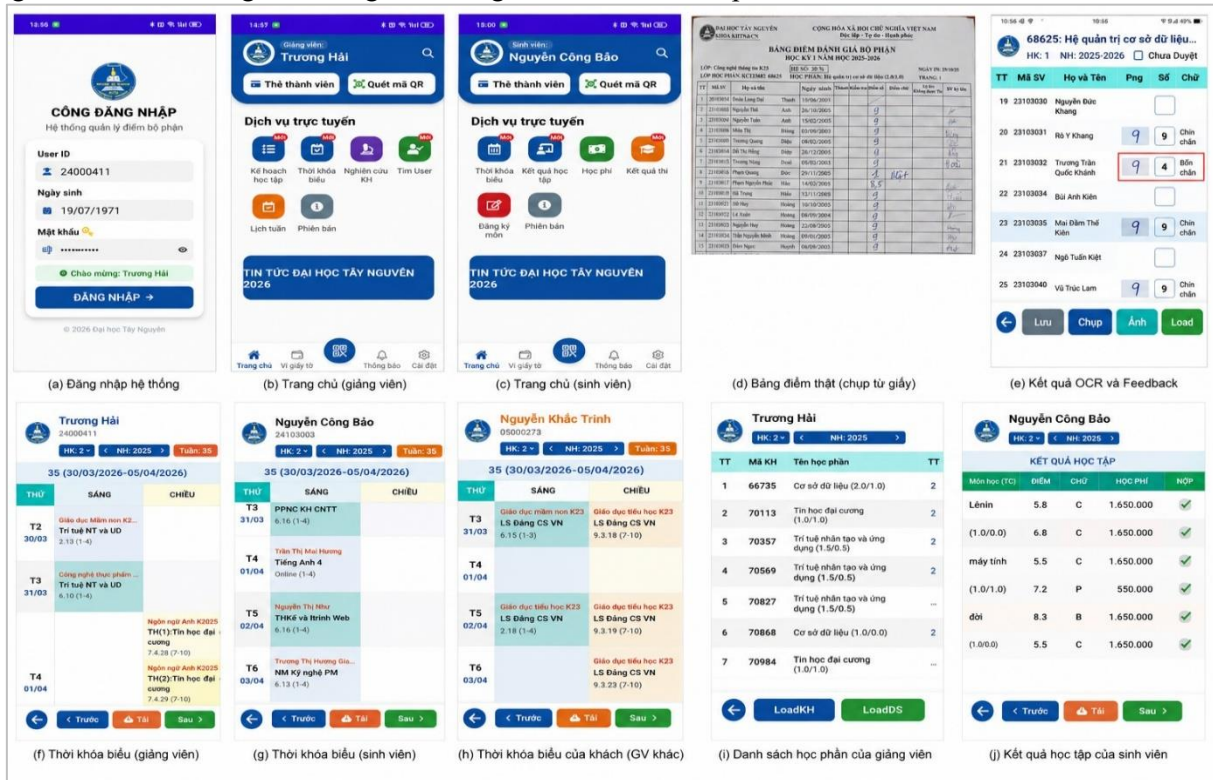
Trong phạm vi nghiên cứu này, quá trình huấn luyện lại chưa được thực hiện do thời gian triển khai thử nghiệm còn ngắn và số lượng dữ liệu phản hồi chưa đủ lớn. Tuy nhiên, cơ chế thu thập, lưu trữ và quản lý DatasetFeedback đã được xây dựng hoàn chỉnh, tạo nền tảng để hệ thống tiếp tục cải thiện chất lượng nhận dạng trong các phiên bản tiếp theo.

3.5. Đánh giá ứng dụng di động

Kiến trúc Hybrid OCR đã được tích hợp hoàn chỉnh vào hệ thống quản lý đào tạo tại Trường Đại học Tây Nguyên. Ứng dụng di động kết hợp Gateway API Server, AI Server, Database Server và kiến trúc bảo mật nhiều lớp, cho phép giảng viên thực hiện toàn bộ quy trình nhập điểm trên thiết bị di động.

Qua quá trình triển khai thử nghiệm, các chức năng chính của hệ thống hoạt động ổn định, gồm:

- Đăng nhập và xác thực người dùng bằng kiến trúc bảo mật nhiều lớp.
- Nhận dạng bảng điểm bằng Hybrid OCR.
- Human Verification kết hợp Feedback Learning.
- Quản lý học phần, thời khóa biểu và nhập điểm.
- Tra cứu kết quả học tập sau khi dữ liệu được cập nhật.



Hình 8. Một số giao diện của ứng dụng

Kết quả triển khai cho thấy hệ thống đáp ứng yêu cầu nhập điểm học phần trên thiết bị di động, giảm thao tác nhập liệu thủ công và vẫn bảo đảm giảng viên kiểm tra kết quả trước khi cập nhật vào hệ thống quản lý đào tạo.

3.6. Thảo luận

Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống không chỉ xây dựng thành công kiến trúc Hybrid OCR mà còn tích hợp thành một quy trình nhập điểm học phần hoàn chỉnh trên thiết bị di động. So với quy trình nhập điểm truyền thống, giải pháp đề xuất hỗ trợ nhận dạng tự động, xác thực nhiều lớp và cơ chế Feedback Learning, góp phần giảm thao tác nhập liệu thủ công, nâng cao tính linh hoạt và phù hợp với môi trường quản lý đào tạo thực tế.

Về mặt khoa học, đóng góp của nghiên cứu không nằm ở việc đề xuất một thuật toán OCR mới mà ở việc tích hợp Hybrid OCR, Multiprocessing, kiến trúc bảo mật nhiều lớp và Feedback Learning thành một hệ thống thống nhất có khả năng triển khai thực tế trên thiết bị di động.

Bên cạnh những kết quả đạt được, nghiên cứu hiện mới được đánh giá trên biểu mẫu bảng điểm của Trường Đại học Tây Nguyên; mô hình chủ yếu nhận dạng điểm số và một số ký hiệu thường dùng;

DatasetFeedback vẫn đang trong giai đoạn tích lũy nên chưa đủ lớn để đánh giá định lượng hiệu quả của các chu kỳ huấn luyện lại. Ngoài ra, một số sai sót vẫn xuất hiện khi chữ viết chập chờn hoặc đè lên đường viền ô điểm.

Trong thời gian tới, nghiên cứu sẽ mở rộng Hybrid OCR cho nhiều loại biểu mẫu, tiếp tục khai thác DatasetFeedback để thực hiện Offline Retraining, nghiên cứu tích hợp các mô hình AI thế hệ mới như Transformer (Vaswani et al., 2017) hoặc Multimodal LLM, đồng thời tối ưu khả năng suy luận trực tiếp trên thiết bị (On-device AI) nhằm nâng cao hiệu quả triển khai.

Trong quá trình phát triển hệ thống, nhóm tác giả đã thử nghiệm EasyOCR và Tesseract cho bài toán nhận dạng bảng điểm. Các giải pháp OCR thuần phù hợp với nhận dạng văn bản in, trong khi bài toán nhận dạng điểm viết tay trên bảng điểm đòi hỏi khả năng thích nghi tốt hơn với sự đa dạng về nét chữ. Vì vậy, nghiên cứu lựa chọn kiến trúc Hybrid OCR kết hợp EasyOCR và CNN nhằm khai thác ưu điểm của từng phương pháp.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã xây dựng hệ thống hỗ trợ nhập điểm học phần trên thiết bị di động dựa trên kiến trúc

Hybrid OCR, kết hợp cơ chế bảo mật nhiều lớp và Feedback Learning. Giải pháp tích hợp toàn bộ quy trình từ nhận dạng, kiểm chứng, cập nhật dữ liệu đến thu thập phản hồi trong một hệ thống thống nhất.

Kết quả thực nghiệm cho thấy Hybrid OCR hỗ trợ nhận dạng điểm viết tay trong hệ thống, Human Verification hỗ trợ giảng viên kiểm tra và hiệu chỉnh kết quả trước khi cập nhật dữ liệu, còn DatasetFeedback tạo nền tảng cho các chu kỳ huấn luyện tiếp theo. Kiến trúc bảo mật nhiều lớp hỗ trợ xác thực Client, xác thực thiết bị, xác thực người dùng và xác thực phiên làm việc, góp phần hạn chế truy cập

trái phép và các tình huống phát lại gói tin (Replay Attack).

Hệ thống đã được triển khai trong môi trường quản lý đào tạo của Trường Đại học Tây Nguyên và bước đầu cho thấy tính khả thi trong thực tế, góp phần giảm thao tác nhập liệu và hỗ trợ giảng viên trong quá trình nhập điểm. Trong thời gian tới, nghiên cứu sẽ tiếp tục mở rộng DatasetFeedback, hỗ trợ nhiều biểu mẫu hơn, đánh giá hệ thống trên quy mô triển khai lớn hơn về số lượng giảng viên và học kỳ sử dụng, đồng thời nghiên cứu tích hợp các mô hình AI mới nhằm nâng cao khả năng thích nghi của hệ thống.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Amershi, S., Cakmak, M., Knox, W.B. and Kulesza, T. (2014). ‘Power to the People: The Role of Humans in Interactive Machine Learning’, *AI Magazine*, 35(4), pp. 105–120. doi:10.1609/aimag.v35i4.2513.
- Fielding, R.T. (2000). *Architectural Styles and the Design of Network-based Software Architectures*. Doctoral dissertation. University of California, Irvine. Available at: <https://www.ics.uci.edu/~fielding/pubs/dissertation/> (Accessed: 1 July 2026).
- Goodfellow, I., Bengio, Y. and Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Cambridge, MA: MIT Press. Available at: <https://www.deeplearningbook.org/> (Accessed: 1 July 2026).
- Holzinger, A. (2016). *Interactive machine learning for health informatics: When do we need the human-in-the-loop?* *Brain Informatics*, 3(2), 119–131. <https://doi.org/10.1007/s40708-016-0042-6> (Accessed: 1 July 2026).
- Jaied AI (2024). *EasyOCR Documentation*. Available at: <https://github.com/JaiedAI/EasyOCR> (Accessed: 1 July 2026).
- Jones, M., Bradley, J. and Sakimura, N. (2015). *RFC 7519: JSON Web Token (JWT)*. Internet Engineering Task Force. doi:10.17487/RFC7519.
- Kent, S. (2005). *IP Encapsulating Security Payload (ESP)*. RFC 4303. Internet Engineering Task Force. <https://www.rfc-editor.org/rfc/rfc4303> (Accessed: 1 July 2026).
- Krawczyk, H., Bellare, M. and Canetti, R. (1997). *RFC 2104: HMAC: Keyed-Hashing for Message Authentication*. Internet Engineering Task Force. doi:10.17487/RFC2104.
- LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y. and Haffner, P. (1998). ‘Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition’, *Proceedings of the IEEE*, 86(11), pp. 2278–2324. doi:10.1109/5.726791.
- National Institute of Standards and Technology (NIST) (2015). *Secure Hash Standard (SHS)*. FIPS PUB 180-4. Gaithersburg, MD: National Institute of Standards and Technology. doi:10.6028/NIST.FIPS.180-4.
- OECD (2021). *Digital Transformation in Higher Education*. Paris: OECD Publishing. Available at: <https://www.oecd.org/> (Accessed: 1 July 2026).
- Python Software Foundation (2025). *multiprocessing — Process-based parallelism*. Available at: <https://docs.python.org/3/library/multiprocessing.html> (Accessed: 1 July 2026).
- Rivest, R.L., Shamir, A. and Adleman, L.M. (1978) ‘A Method for Obtaining Digital Signatures and Public-Key Cryptosystems’, *Communications of the ACM*, 21(2), pp. 120–126. doi:10.1145/359340.359342.
- Settles, B. (2012). *Active Learning*. San Rafael, CA: Morgan & Claypool Publishers. doi:10.2200/S00429ED1V01Y201207AIM018.
- Trường Đại học Tây Nguyên (2021). *Quy chế đào tạo trình độ đại học theo tín chỉ của Trường Đại học Tây Nguyên*. Đắk Lắk.
- Trường Đại học Tây Nguyên (2025). *Quy định về công tác khảo thí của Trường Đại học Tây Nguyên*. Đắk Lắk.
- UNESCO (2023). *Guidance for Generative AI in Education and Research*. Paris: UNESCO. Available at: <https://unesdoc.unesco.org/> (Accessed: 1 July 2026).
- Vaswani, A. et al. (2017). ‘Attention Is All You Need’, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, pp. 5998–6008. Available at: <https://papers.nips.cc/paper/7181-attention-is-all-you-need> (Accessed: 1 July 2026).

A MOBILE-BASED COURSE GRADE MANAGEMENT SYSTEM WITH A MULTI-LAYER SECURITY ARCHITECTURE INTEGRATING HYBRID OCR

Truong Hai¹, Nguyen Quoc Cuong¹

Received Date: 08/04/2026; Revised Date: 23/07/2026; Accepted for Publication: 27/07/2026

ABSTRACT

Digital transformation in higher education requires course grade management systems that provide efficient, secure, and mobile-based data processing. This study proposes a mobile course grade management system with a multi-layer security architecture integrating Hybrid OCR to support the automatic recognition of handwritten scores from paper-based grade sheets. The proposed system consists of a Gateway API Server, Database Server, AI Server, and a mobile application. Hybrid OCR combines EasyOCR and a Convolutional Neural Network (CNN) for handwritten score recognition, while Human Verification and Feedback Learning enable instructors to validate recognition results and accumulate verified samples for future model retraining. The multi-layer security architecture strengthens device authentication, session authentication, and secure data communication. Experimental results on real course grade sheets collected at Tay Nguyen University show that the CNN achieved an accuracy of **95.17%** on the independent test set. The multiprocessing architecture reduced the average processing time to **4.19** seconds per grade sheet, representing an improvement of approximately **40.3%** compared with sequential processing. The system operated reliably while preserving lecturer verification before official grade submission (Tay Nguyen University, 2025). The proposed system demonstrates the feasibility of deploying secure mobile-based course grade management in credit-based education environments (Tay Nguyen University, 2021) and provides a foundation for continuous model improvement through Feedback Learning.

Keywords: *Hybrid OCR; Course Grade Management System; Mobile Devices; Multi-Layer Security Architecture; Feedback Learning.*

¹Faculty of Natural Science and Technology, Tay Nguyen University;
Corresponding author: Truong Hai; Email: truonghai@ttn.edu.vn.