HỆ THỐNG GIỮ XE Ô TÔ TỰ ĐỘNG KẾT HỢP IoT VÀ TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

AUTOMATIC CAR PARKING SYSTEM COMBINING IoT AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE

Nguyễn Ngọc Trung[1], Đoàn Thị Hương Giang[2], Phạm Thị Thu Hương[2], Nguyễn Anh Hoa[2], Hồ Anh Dũng[3,*]

DOI: https://doi.org/10.57001/huih5804.2026.042

TÓM TẮT

Sự gia tăng phương tiện cá nhân đặt ra yêu cầu về các giải pháp quản lý đỗ xe thông minh tại bãi đỗ công cộng. Bài báo này đề xuất một hệ thống trông giữ xe tự động, hướng tới vận hành không cần người trực, với mục tiêu nâng cao minh bạch thu phí và tận dụng hiệu quả hạ tầng đỗ xe. Hệ thống tích hợp ba mô-đun: (i) nhận dạng biển số ALPR dựa trên YOLO và OCR, (ii) xác thực người dùng bằng nhận dạng khuôn mặt, và (iii) thanh toán không tiếp xúc bằng mã QR. Hệ thống được đánh giá trên các cơ sở dữ liệu thực nghiệm gồm VNPlate2025, bộ dữ liệu khuôn mặt do nhóm tự xây dựng và 500 phiên giao dịch QR mô phỏng. Kết quả cho thấy ALPR đạt độ chính xác 94,9% theo chuỗi, nhận dạng khuôn mặt đạt Accuracy 96,3% và EER 2,4%, trong khi thanh toán QR đạt tỷ lệ giao dịch thành công 97,2%. Những kết quả này khẳng định tính khả thi của giải pháp trong triển khai tại các bãi đỗ công cộng, đồng thời tạo nền tảng cho việc tích hợp vào hạ tầng đô thị thông minh.

Từ khóa: *Nhận dạng biển số tự động, bãi đỗ xe thông minh, học sâu, nhận dạng khuôn mặt, thanh toán QR không tiếp xúc.*

ABSTRACT

The rapid growth of private vehicles has created an urgent demand for intelligent parking management solutions in public parking areas. This paper proposes an automated parking management system designed to operate without human attendants, aiming to improve transparency in fee collection and enhance the efficiency of public parking infrastructure. The system integrates three main modules: (i) automatic license plate recognition (ALPR) based on YOLO and OCR, (ii) user authentication using face recognition, and (iii) contactless payment through dynamically generated QR codes. The proposed system is evaluated on experimental datasets, including the VNPlate2025 license plate dataset, a custom-built face dataset, and 500 simulated QR payment transactions. The results show that the ALPR module achieves 94.9% sequence-level accuracy, the face recognition module reaches 96.3% accuracy with an EER of 2.4%, while the QR payment module achieves a transaction success rate of 97.2%. These findings demonstrate the feasibility of the proposed system for deployment in public parking facilities and provide a foundation for integration into smart city infrastructures.

Keywords**:** *Automatic license plate recognition, smart parking, deep learning, face recognition, QR code payment.*

[1]Phòng Tổ chức Hành chính, Trường Đại học Điện lực
[2]Khoa Điều khiển và Tự động hóa, Trường Đại học Điện lực
[3]Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Công nghệ Đông Á
[*]Email: dungha@eaut.edu.vn
Ngày nhận bài: 05/01/2026
Ngày nhận bài sửa sau phản biện: 24/02/2026
Ngày chấp nhận đăng: 30/3/2026

1. GIỚI THIỆU

Trong bối cảnh các đô thị thông minh đang được triển khai ngày càng rộng rãi, quản lý đỗ xe công cộng đóng vai trò then chốt trong việc tối ưu hóa giao thông, giảm ùn tắc và nâng cao hiệu quả khai thác hạ tầng đô thị [1, 2]. Mô hình trông giữ xe truyền thống vẫn phụ thuộc

nhiều vào nhân lực, dễ phát sinh sai sót trong ghi nhận dữ liệu, khó đảm bảo minh bạch trong thu phí và chưa tận dụng hiệu quả các vị trí đỗ xe công cộng. Sự phát triển mạnh mẽ của xử lý ảnh và trí tuệ nhân tạo trong những năm gần đây đã mở ra khả năng tự động hóa nhiều tác vụ giám sát và quản lý đô thị [3]. Đặc biệt, các mô hình phát hiện đối tượng thời gian thực thuộc họ YOLO đã chứng minh khả năng đạt độ chính xác cao trong khi vẫn duy trì tốc độ xử lý nhanh, qua đó rất phù hợp cho các ứng dụng giám sát video và điều khiển thời gian thực [4-11].

Trong hệ thống bãi đỗ xe thông minh, ALPR (Automatic License Plate Recognition) là thành phần cốt lõi, kết hợp phát hiện vùng biển số, tiền xử lý và nhận dạng ký tự bằng OCR dựa trên học sâu để trích xuất chính xác chuỗi biển số [12-14, 21]. Khi được tinh chỉnh trên dữ liệu bản địa như bộ cơ sở dữ liệu (CSDL) VNPlate[15] với gần 20.000 ảnh biển số tại Việt Nam, hệ thống có thể đáp ứng tốt hơn với điều kiện thực tế như thay đổi ánh sáng, góc nhìn hoặc hiện tượng lóa sáng. Song song với đó, các giải pháp thanh toán không tiếp xúc dựa trên QR code đang được triển khai rộng rãi nhờ chi phí thấp, tính tiện lợi và khả năng tích hợp tốt với hạ tầng thanh toán điện tử hiện có. Việc áp dụng QR code trong bãi đỗ xe cho phép giảm thao tác thủ công, tăng tính minh bạch và phù hợp xu thế phát triển của dịch vụ công số [16-19].

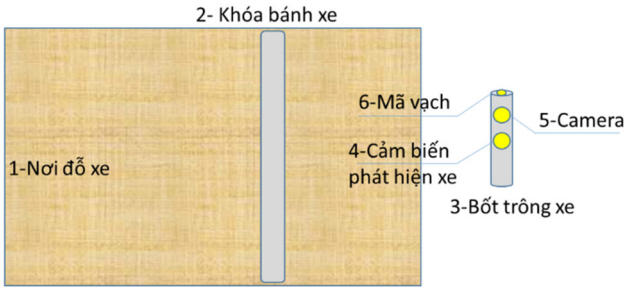
Xuất phát từ yêu cầu đó, bài báo này đề xuất một hệ thống trông giữ xe tự động cho bãi đỗ công cộng, tích hợp ba mô-đun chính: (i) nhận dạng biển số dựa trên YOLO kết hợp OCR, (ii) xác thực người dùng bằng nhận dạng khuôn mặt, và (iii) thanh toán không tiếp xúc bằng QR code. Hệ thống được thiết kế theo hướng vận hành không cần người trông xe, qua đó giảm thất thoát phí, nâng cao tính minh bạch, tận dụng hiệu quả hạ tầng đỗ xe sẵn có và góp phần tăng nguồn thu công trong bối cảnh xây dựng đô thị thông minh. Các kết quả thử nghiệm cho thấy hệ thống hoạt động ổn định, đáp ứng yêu cầu thời gian thực và có tiềm năng triển khai tại các bãi đỗ công cộng quy mô vừa và nhỏ.

Phần tiếp theo của bài báo gồm các phần sau đây: Phần 2 mô tả chi tiết giải pháp đề xuất. Kết quả thử nghiệm được trình bày trong Phần 3. Phần 4 là mục cuối cùng sẽ trình bày kết luận và hướng phát triển trong thời gian tiếp theo.

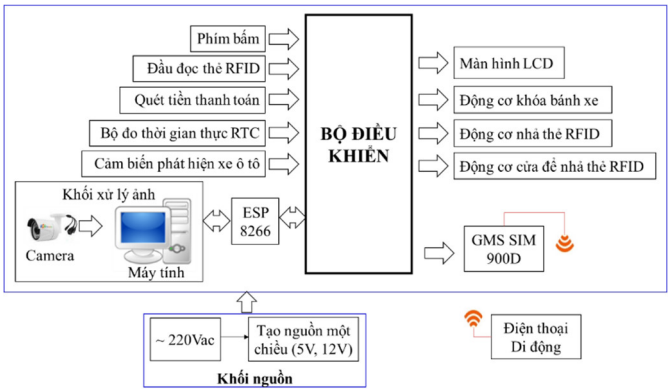
2. GIẢI PHÁP ĐỀ XUẤT

2.1. Hệ thống và mạch điều khiển bãi đỗ xe tự động

Hình 1 mô tả hệ thống giữ xe tự động. Hệ thống gồm các phần: (1) nơi đỗ xe ô tô thường có diện tích 2mx4m, (2) khóa bánh xe là một tấm sắt kích thước 1,8mx0,2m và bốt trông xe hình trụ tròn bán kính 20cm có chiều cao 50cm. Trong đó, bốt trông xe (3) có các thiết bị gồm: (4) Cảm biến phát hiện xe vào điểm đỗ, (5) Camera để đọc biển số xe tự động, (6) Quét mã QR để thanh toán tiền. Hệ thống có sơ đồ mạch thiết kế như trong hình 2.



Hình 1. Mô hình hệ thống trông xe ô tô tự động

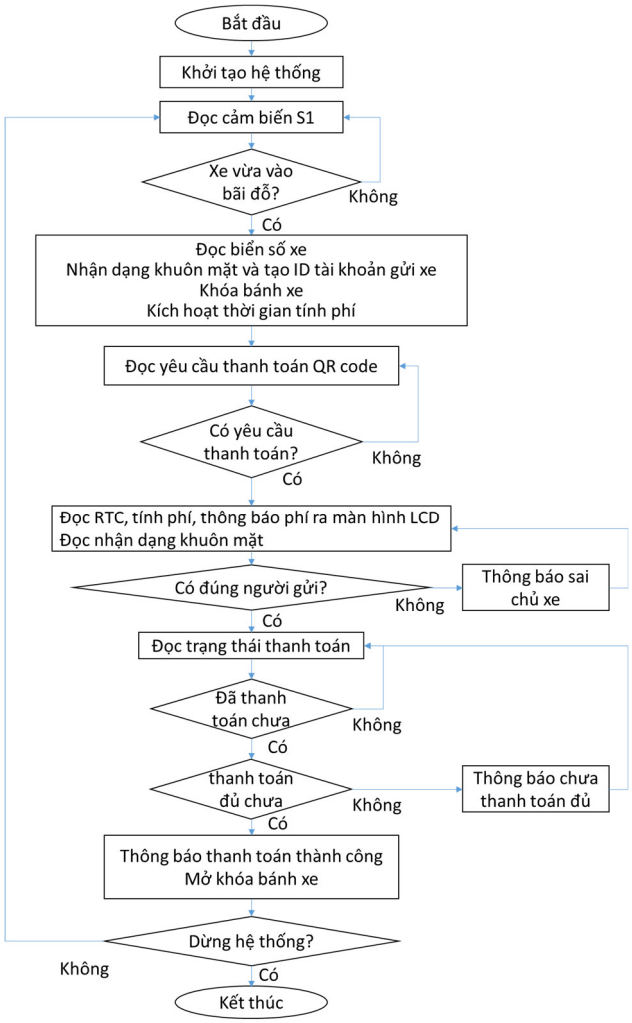


Hình 2. Sơ đồ khối mạch điều khiển hệ thống trông xe ô tô tự động

Lưu đồ thuật toán của khối xử lý trung tâm được trình bày như trong hình 3.

Hình 3 biểu diễn lưu đồ thuật toán xử lý tổng thể của hệ thống điều khiển điểm trông giữ xe tự động. Sau khi khởi tạo, bộ điều khiển trung tâm chuyển về trạng thái chờ và liên tục nhận tín hiệu từ cảm biến tại điểm đỗ. Khi phát hiện có xe đến, hệ thống kích hoạt mô-đun nhận dạng biển số và ghi nhận thời điểm xe vào, đồng thời lưu trữ thông tin trên bộ nhớ và đồng bộ về máy chủ. Trong suốt thời gian xe đỗ, hệ thống theo dõi trạng thái điểm đỗ và chờ yêu cầu thanh toán. Khi người dùng quét mã QR, bộ xử lý tính toán chi phí dựa trên thời gian thực tế và kiểm tra trạng thái giao dịch. Nếu thanh toán hợp lệ, lệnh điều khiển được gửi tới cơ cấu chặn bánh để mở khóa và cho phép xe rời điểm đỗ. Trường hợp giao dịch không thành công, lưu đồ chuyển sang nhánh xử lý lỗi để hệ thống yêu cầu người dùng thực hiện lại thao tác hoặc chuyển sang chế độ hỗ trợ thủ công. Khi xe rời khỏi điểm đỗ, trạng thái chỗ trống được cập nhật, dữ liệu được ghi nhận kết thúc phiên làm việc, và hệ thống quay lại trạng thái chờ để tiếp tục phục vụ các lượt xe tiếp theo. Nhờ cấu trúc thuật toán tuần tự và có các nhánh xử lý ngoại lệ, hệ

thống đảm bảo tính tự động, độ tin cậy trong vận hành, đồng thời thuận lợi cho việc mở rộng và tích hợp với các nền tảng quản lý tập trung.



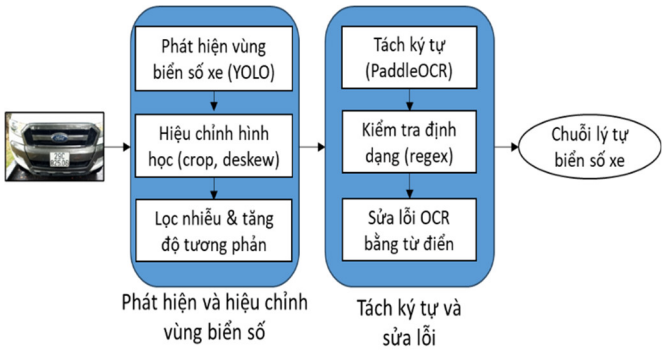
Hình 3. Lưu đồ thuật toán điều khiển hệ thống trông xe ô tô tự động

2.2. Hệ thống nhận dạng tự động

Hệ thống trông giữ xe được tích hợp nhiều mô-đun nhận dạng tự động nhằm giảm sự can thiệp của con người, tăng tốc độ xử lý và đảm bảo tính minh bạch trong quản lý. Ba chức năng nhận dạng chính bao gồm: (i) nhận dạng biển số xe, (ii) thanh toán không tiếp xúc bằng mã QR, và (iii) nhận dạng khuôn mặt phục vụ xác thực người dùng. Các mô-đun này hoạt động độc lập nhưng được đồng bộ thông qua bộ điều khiển trung tâm và máy chủ quản lý, cho phép lưu trữ, truy vết và phân tích dữ liệu theo thời gian thực.

2.2.1. Hệ thống nhận dạng biển số xe tự động

Hệ thống nhận dạng biển số xe được thực hiện như minh họa trong hình 4. Trong đó hệ thống được thực hiện theo hai bước chính là (1) Phát hiện vùng biển số và (2) Tách ký tự.



Hình 4. Sơ đồ khối phần mềm phát hiện và nhận dạng biển số xe ô tô tự động

Hệ thống nhận dạng biển số xe gồm hai giai đoạn chính: phát hiện vùng biển số và nhận dạng chuỗi ký tự. Ảnh đầu vào I được đưa vào mô hình YOLOv11 [11] để xác định vị trí biển số:

$$I_{Plate} = M_{YOLO}(I, \theta_d) \quad (1)$$

Ảnh biển số I_{Plate} sau khi tách từ ảnh gốc thường bị nghiêng, méo hoặc nhiễu ánh sáng. Do đó, chúng tôi sử dụng phép biến đổi hình học như minh họa trong công thức (2):

$$I'_{Plate} = F_{Deskew}(I_{Plate}) \quad (2)$$

Tiếp theo, ảnh được lọc nhiễu và tăng tương phản để làm nổi bật ký tự bằng cân bằng histogram như trong công thức (3):

$$I_f = F_{HE}(I'_{Plate}) \quad (3)$$

Mục tiêu của việc làm này nhằm mục đích chuẩn hóa ảnh biển số về dạng thẳng vùng biển số, làm rõ kỹ tự và tăng độ tương phản để OCR[21] có thể đọc chính xác hơn. Sau đó, ảnh đã tiền xử lý I_f được đưa vào OCR để trích xuất chuỗi ký tự thô như biểu diễn trong công thức (4):

$$S' = M_{OCR}(I_f, \theta_{OCR}) \quad (4)$$

Trong đó S' là chuỗi ký tự nhận dạng thô. Chuỗi S' này được kiểm tra định dạng bằng biểu thức chính quy (regex) như minh họa trong công thức (5):

$$y = \begin{cases} 1 & Nếu\ S' \in L_{regex} \\ 0 & Ngược\ lại \end{cases} \quad (5)$$

Trong đó L_{regex} là tập tất cả chuỗi hợp lệ theo cấu trúc biển số. Nếu chuỗi không hợp lệ, cơ chế hiệu chỉnh từ điển sẽ được sử dụng để sửa các lỗi OCR phổ biến ví dụ nhầm chữ O với số 0, chữ B với số 8, chữ S với số 5. Quá trình hiệu chỉnh được minh họa trong công thức (6):

$$S = \underbrace{arg\ min\ F_{dist}(s, S')}_{s \in D} \quad (6)$$

Trong đó D là chuỗi biển số hợp lệ và $F_{dist}(.)$ là hàm đo khoảng cách giữa các chuỗi (Levenshtein). Chuỗi S là kết quả nhận dạng cuối cùng của hệ thống.

2.2.2. Hệ thống nhận dạng khuôn mặt

Hệ thống nhận dạng khuôn mặt được sử dụng nhằm xác thực người gửi xe theo cơ chế so khớp đặc trưng. Mỗi người vào gửi xe sẽ phải chụp ảnh khuôn mặt ở hướng chính diện để hệ thống chụp ảnh khuôn mặt mẫu hay còn gọi là ảnh đăng ký (I_{Reg}). Sau đó, khi thực hiện thanh toán thì người thanh toán cũng phải thực hiện bước chụp ảnh khuôn mặt tương tự như ở bước đăng ký, mỗi người sẽ được kiểm tra độ so khớp với K ảnh, được gọi là ảnh thanh toán ($I_{Ident}^{k}, k = (1, \ldots, K)$). Ảnh các khuôn mặt này thu được tại cổng vào/ra được đưa vào mô hình trích xuất đặc trưng với mô hình FaceNet[22] để có vector đặc trưng của hai ảnh như trong công thức (7):

$$F_{Reg} \in R^{128} = F_{FaceNet}(I_{reg});$$
$$F_{Ident}^{k} \in R^{128} = F_{FaceNet}(I_{Ident}^{k}) \quad (7)$$

Hai vector đặc trưng này được so sánh với nhau bằng độ tương đồng cosin như minh họa trong công thức (8):

$$d_{Sim}^{k} = \frac{F_{Ident}^{k} \cdot F_{Reg}}{\|F_{Ident}^{k}\| \|F_{Reg}\|} \quad (8)$$

Quyết định xác thực người gửi xe được đưa ra theo ngưỡng như minh họa trong công thức (9):

$$Y_{Face} = \begin{cases} 1 & Nếu\ \frac{\sum_{i=1}^{K} d_{Sim}^{k}}{K} \geq \delta_{Face} \\ 0 & Ngược\ lại \end{cases} \quad (9)$$

2.2.3. Hệ thống thanh toán QR không tiếp xúc

Hệ thống thanh toán QR không tiếp xúc cho phép người dùng thực hiện giao dịch mà không cần chạm vào thiết bị đọc, thay vào đó sử dụng camera điện thoại để quét mã QR do hệ thống tạo ra. Để thanh toán trước khi mở khóa để phương tiện rời bãi, hệ thống dựa vào các tham số gửi xe để sinh mã QR chứa thông tin giao dịch:

$$q_i = M_{QR}(S_i, C_i, Y_{Face}^{i}, t_{out}^{i}) \quad (10)$$

Trong đó, S_i là chuỗi ký tự của biển số xe của xe thứ i, C_i là phí cần thanh toán của xe thứ i, Y_{Face}^{i} là khuôn mặt của chủ xe thứ I, và t_{out}^{i} là thời điểm xe rời bãi của xe thứ i; $M_{QR}(.)$ là hàm mã hóa tạo QR. Khi đó, Người dùng quét mã bằng ứng dụng ngân hàng/ ví điện tử và sau đó yêu cầu thanh toán được gửi đến máy chủ:

$$p_i = P(q_i) \quad (11)$$

Nếu giao dịch được xác nhận hợp lệ thì sẽ trả kết quả trả về như minh họa trong công thức (12):

$$u_i = \begin{cases} 1 & Nếu\ p_i = "Paid" \\ 0 & Ngược\ lại \end{cases} \quad (12)$$

Khi $u_i = 1$ hệ thống sẽ tự động điều khiển tín hiệu mở khóa mà không cần tiếp xúc trực tiếp. Cách tiếp cận này giảm thời gian xử lý, hạn chế tiếp xúc vật lý, đồng thời bảo đảm truy vết giao dịch minh bạch.

2.2.4. Cơ sở dữ liệu

Việc đánh giá định lượng của giải pháp đề xuất sẽ được thực hiện và trình bày chi tiết trong Phần 3. Trong đó các đánh giá được thực hiện với các CSDL như sau:

- Với bộ CSDL về biển số xe sử dụng bộ CSDL VNPlate (Vietnam License Plate Dataset) [15] gồm gần 20.000 ảnh biển số Việt Nam tại nhiều điều kiện ngày/đêm, camera an ninh, góc nghiêng. Để bảo đảm hệ thống thích ứng tốt với định dạng biển số Việt Nam, mô-đun ALPR được tinh chỉnh trên bộ dữ liệu VNPlate kết hợp 10.000 ảnh do chúng tôi tự thu thập tại bãi xe và đặt tên chung là VNPlate2025.

- Với CSDL nhận dạng khuôn mặt: Xây dựng bộ dữ liệu gồm 50 cặp ảnh giữa ảnh đăng ký và ảnh xác thực của 100 người dùng. Ảnh được thu thập mô phỏng cho các phiên chủ xe đưa xe vào và ra khỏi bãi trông xe công cộng với nhiều điều kiện chiếu sáng, tư thế. Dữ liệu được sử dụng theo kịch bản: (1) Xác thực 1-1: mỗi ảnh xác thực được so khớp với một ảnh đăng ký tương ứng; (2) Xác thực 1-K (Với K = 1, 3, 5): mỗi ảnh xác thực được so khớp với K ảnh đăng ký nhằm phân tích ảnh hưởng của K tới độ chính xác và thời gian xử lý. Bộ dữ liệu được chia thành tập hiệu chỉnh ngưỡng và tập kiểm thử độc lập để tính Accuracy, FAR, FRR và EER.

- Với phần đánh giá thanh toán không tiếp xúc thông qua QR code: Ghi nhận 500 phiên giao dịch trên mô hình, trong đó mỗi phiên bao gồm: chuỗi biển số, số tiền cần thanh toán, thời điểm tạo mã QR, trạng thái giao dịch và log xác nhận từ máy chủ. CSDL này được sử dụng để đánh giá tỷ lệ giao dịch thành công, độ trễ từ khi quét đến khi mở cổng, cũng như mức độ khớp thông tin giữa dữ liệu giải mã từ QR và CSDL gửi xe.

Ngoài ra, toàn bộ dữ liệu đều được ẩn danh, chỉ phục vụ nghiên cứu và không được công bố công khai theo đúng quy định về quyền riêng tư.

2.2.5.Thang đo đánh giá

Việc đánh giá định lượng của giải pháp đề xuất được trình bày trong Phần 3 và được tiến hành trên ba nhóm cơ sở dữ liệu tương ứng với từng mô-đun chức năng:

- Nhận dạng biển số (ALPR): Sử dụng bộ dữ liệu VNPlate2025 với gần 30.000 ảnh. Bộ dữ liệu được chia theo tỉ lệ 70% huấn luyện, 15% xác thực và 15% kiểm thử và bảo đảm cân bằng các điều kiện ngày/đêm, góc nghiêng và mức độ lóa. Việc đánh giá được thực hiện ở hai mức: Phát hiện biển số (YOLOv11[11]) và nhận dạng ký tự (OCR + tiền xử lý). Đánh giá phát hiện biển số (YOLOv11) sử dụng các thước đo Precision (P), Recall (R)

và Mean Average Precision (mAP) như đã trình bày trong [20]. Phần nhận dạng biển số (OCR[21]) sử dụng độ chính xác chuỗi tức tỷ lệ chuỗi đọc đúng hoàn toàn, độ chính xác từng ký tự, thời gian xử lý trung bình/ảnh, số lần phải hiệu chỉnh bởi từ điển.

- Nhận dạng khuôn mặt với bộ dữ liệu theo các cặp ảnh đăng ký và ảnh xác thực và chúng tôi đánh giá theo hai kịch bản: Xác thực 1-1 và xác thực 1–K với tập ảnh đăng ký và xác thực là độc lập nhau. Đối với nhận dạng khuôn mặt sử dụng các thước đo Accuracy, FAR, FRR và EER; ngưỡng quyết định được chọn tại điểm tối ưu theo đường cong ROC. Với kịch bản 1–K, chúng tôi bổ sung thời gian đáp ứng để phân tích sự đánh đổi độ chính xác và tốc độ.

- Thanh toán không tiếp xúc bằng QR code: Mô phỏng 500 phiên giao dịch trên hệ thống triển khai thử nghiệm. Mỗi phiên lưu thông tin về biển số, số tiền, thời điểm tạo mã, trạng thái giao dịch và log xác nhận từ máy chủ. Bộ dữ liệu này dùng để đánh giá tỷ lệ giao dịch thành công, độ trễ đầu-cuối, và mức độ khớp thông tin giữa QR giải mã và cơ sở dữ liệu gửi xe. Các lỗi do mạng yếu, thao tác người dùng hoặc mã QR mờ được gắn nhãn riêng để phân tích.

3. KẾT QUẢ THỬ NGHIỆM

Chúng tôi thực hiện các thử nghiệm trên máy tính máy tính sử dụng CPU Intel Core i5-11400H, GPU NVIDIA GeForce GTX 1650, bộ nhớ Ram 8GB. Ngôn ngữ lập trình sử dụng là ngôn ngữ Python. Trong đó, các thử nghiệm cài đặt với kích thước mẻ (batch size) là 64; tốc độ huấn luyện mô hình (learning rate) là 10^{-5}; số lần lặp để huấn luyện mô hình (epochs) là 150. Các thử nghiệm được tiến hành trong nghiên cứu này gồm: Dữ liệu thử nghiệm bao gồm:

- CSDL ảnh biển số được thu thập mô phỏng các lượt xe ra/vào với nhiều điều kiện chiếu sáng và góc chụp khác nhau;

- CSDL khuôn mặt gồm các ảnh mô phỏng cho ảnh đăng ký ban đầu và ảnh chụp khi thanh toán;

- Nhật ký giao dịch thanh toán QR được hệ thống mô phỏng theo phiên thực hiện gửi xe khác nhau.

3.1. Thử nghiệm nhận dạng biển số

Mục này đánh giá hiệu năng mô-đun ALPR theo từng giai đoạn xử lý: phát hiện biển số với YOLOv11 [11], tiền xử lý và OCR [21] nhận dạng ký tự. Đầu tiên, ảnh đầu vào được đưa vào mô hình phát hiện để xác định vùng chứa biển số. Sau đó, ảnh được hiệu chỉnh hình học, cân bằng histogram và lọc nhiễu nhằm nâng cao độ tương phản ký tự. Chuỗi ký tự thô lấy từ OCR được kiểm tra hợp lệ bằng biểu thức chính quy và hiệu chỉnh dựa trên từ điển biển số. Các chỉ số đánh giá bao gồm: tỷ lệ nhận dạng đúng toàn bộ chuỗi, độ chính xác theo từng ký tự, số lần phải hiệu chỉnh từ điển và thời gian xử lý trung bình cho mỗi ảnh. Ngoài ra, chúng tôi phân tích thêm hiệu năng theo các điều kiện như ngày/đêm, góc chụp và mức độ che khuất.

Bảng 1. Kết quả độ chính xác nhận dạng biển số xe theo điều kiện

Điều kiện	Accuracy của chuỗi (%)	Accuracy của ký tự (%)
Ngày	97,8	99,2
Đêm	93,5	97,1
Góc nghiêng	91,4	96,3
Biển bẩn/lóa	88,2	95,6
Trung bình	**94,9**	**97,8**

Kết quả ở bảng 1 cho thấy, mô-đun ALPR đạt độ chính xác trung bình 94,9% theo chuỗi và 97,8% theo ký tự, chứng tỏ pipeline phát hiện, tiền xử lý và nhận dạng ký tự OCR hoạt động ổn định trong đa số tình huống. Hiệu năng cao nhất đạt được ở điều kiện ban ngày là 97,8%, trong khi độ chính xác giảm dần khi ánh sáng yếu, biển số nghiêng hoặc bị lóa. Điều này phù hợp với đặc tính của camera giám sát, nơi độ tương phản ký tự bị suy giảm khi ánh sáng phản xạ trực tiếp lên bề mặt biển số. Lỗi chủ yếu xảy ra khi biển bị lóa hoặc nghiêng mạnh.

Bảng 2. Kết quả ảnh hưởng của bước tiền xử lý khi nhận dạng biển số xe

Mô hình	Chuỗi đúng (%)	Ký tự đúng (%)
Không deskew + không HE	86,1	94,2
Chỉ deskew	91,7	96,9
Deskew + HE (đề xuất)	**94,9**	**97,8**

Kết quả trong bảng 2 chứng minh vai trò rõ rệt của tiền xử lý. Khi không áp dụng deskew và cân bằng histogram, độ chính xác chuỗi chỉ đạt 86,1%. Việc bổ sung bước hiệu chỉnh hình học đã cải thiện đáng kể độ chính xác lên 91,7% và khi kết hợp thêm cân bằng histogram, độ chính xác đạt 94,9%, tương đương mức trung bình toàn hệ thống. Như vậy, deskew + HE là cấu hình tiền xử lý tối ưu, giúp OCR giảm nhầm lẫn các cặp ký tự gần giống nhau (O/0, S/5, B/8…).

Về thời gian đáp ứng (bảng 3), tổng thời gian trung bình 113ms/ảnh đáp ứng tốt yêu cầu thời gian thực ở bãi đỗ xe. Trong các thành phần, phát hiện biển số chiếm nhiều thời gian nhất với xấp xỉ 58 ms, tiếp theo là OCR là 34ms, trong khi tiền xử lý chỉ chiếm tỷ lệ nhỏ chỉ 21ms. Điều này gợi ý rằng tối ưu hóa mô hình phát hiện bằng YOLO hoặc sử dụng phần cứng tăng tốc có thể tiếp tục cải thiện hiệu năng tổng thể toàn hệ thống.

Bảng 3. Thời gian đáp ứng của quá trình nhận dạng biển số xe

Bước xử lý	Thời gian trung bình (ms/ảnh)
YOLOV11 phát hiện vùng biển số xe	58
Tiền xử lý	21
Tách ký tự OCR	34
Tổng	**113**

3.2. Thử nghiệm nhận dạng khuôn mặt

Mô-đun nhận dạng khuôn mặt được đánh giá theo kịch bản xác thực 1–1, trong đó ảnh đăng ký được so khớp với ảnh thu được khi người dùng thực hiện thanh toán. Các ảnh đầu vào được trích xuất đặc trưng bằng mô hình FaceNet để thu được vector embedding, sau đó tính độ tương đồng bằng cosine. Quyết định xác thực được đưa ra dựa trên một ngưỡng tối ưu, được lựa chọn thông qua phân tích đường cong ROC và EER. Các phép đo sử dụng trong đánh giá bao gồm: tỷ lệ nhận dạng đúng, tỷ lệ chấp nhận nhầm, tỷ lệ từ chối nhầm và độ ổn định khi thay đổi ánh sáng hoặc tư thế khuôn mặt. Đồng thời, chúng tôi khảo sát ảnh hưởng của số mẫu so khớp (K ảnh) tới độ chính xác và thời gian xử lý.

Bảng 4. Kết quả nhận dạng khuôn mặt với xác thực 1-1 (K = 1)

Chỉ số	Giá trị
Tỷ lệ đúng (Accuracy)	**96,30%**
False Accept Rate (FAR)	1,90%
False Reject Rate (FRR)	3,10%
Equal Error Rate (EER)	**2,40%**

Bảng 4 cho thấy hệ thống xác thực khuôn mặt đạt accuracy 96,3%, với FAR = 1,9% và FRR = 3,1%. Giá trị EER = 2,4% được xem là chấp nhận được đối với bài toán xác thực 1-1 trong môi trường thực tế, đặc biệt khi điều kiện ánh sáng và tư thế mặt có thể thay đổi. Ngưỡng cosine $\delta = 0,42$ được lựa chọn là điểm cân bằng tốt giữa việc hạn chế chấp nhận nhầm và tránh từ chối người hợp lệ.

Bảng 5. Kết quả nhận dạng khuôn mặt với xác thực 1-K

K	Accuracy (%)	Thời gian đáp ứng (ms/ảnh)
1	93,10	**45**
3	**96,30**	78
5	96,80	121

Kết quả ở bảng 5 cho thấy việc sử dụng nhiều ảnh so khớp (K) giúp nâng cao hiệu quả nhận dạng. Khi chỉ sử dụng K = 1, accuracy đạt 93,1%. Khi tăng lên K = 3, độ chính xác tăng lên 96,3% mà thời gian xử lý vẫn ở mức chấp nhận được là 78ms. Việc tiếp tục tăng lên K = 5 chỉ mang lại cải thiện nhỏ là đọ chính xác đạt 96,8% nhưng tăng thời gian xử lý đáng kể. Điều này cho thấy K = 3 là lựa chọn cân bằng hợp lý giữa độ chính xác và tốc độ.

Nhìn chung, mô-đun nhận dạng khuôn mặt đáp ứng tốt yêu cầu xác thực tại cổng ra/vào, đồng thời linh hoạt để điều chỉnh theo mức độ an toàn mong muốn.

3.3. Thử nghiệm thanh toán QR không tiếp xúc

Mục này đánh giá tính đúng đắn và độ tin cậy của quy trình thanh toán dựa trên mã QR sinh tự động. Hệ thống tạo mã QR chứa thông tin biển số, chi phí phải thanh toán và thời điểm xe rời bãi. Người dùng quét mã bằng ứng dụng ngân hàng/ ví điện tử, sau đó trạng thái giao dịch được gửi lại máy chủ để xác thực mở khóa.

Chúng tôi thực hiện đánh giá: (i) tỷ lệ giao dịch thành công; (ii) độ trễ từ thời điểm quét đến khi nhận xác nhận; (iii) mức độ khớp giữa thông tin giải mã từ QR và cơ sở dữ liệu gửi xe. Các trường hợp lỗi phát sinh (mạng chậm, thiết bị không tương thích, người dùng thao tác sai) được ghi nhận và phân tích riêng.

Kết quả ở bảng 6 cho thấy, hệ thống thanh toán QR hoạt động ổn định với tỷ lệ giao dịch thành công 97,2% trên 500 giao dịch. Phần lớn lỗi đến từ các yếu tố ngoại cảnh như mạng yếu, người dùng thoát ứng dụng giữa chừng, hoặc mã QR bị mờ, thay vì lỗi xử lý từ phía hệ thống. Điều này chứng tỏ cơ chế mã hóa thông tin gồm biển số, chi phí, thời điểm ra bãi và xác thực giao dịch hoạt động đúng như thiết kế.

Bảng 6. Độ tin cậy giao dịch không tiếp xúc bằng QR code

Tổng giao dịch	Số giao dịch thành công	Số giao dịch thất bại	Tỷ lệ thành công
500	486	14	**97,20%**

Mặc dù tỷ lệ thất bại nhỏ với 2,8%, việc ghi nhận nguyên nhân cụ thể giúp hệ thống dễ dàng triển khai các biện pháp bổ trợ như nhắc quét lại, lưu giao dịch tạm, hoặc bổ sung chế độ thanh toán dự phòng. Nhờ cơ chế đồng bộ với máy chủ, mọi giao dịch đều được ghi vết, đảm bảo tính minh bạch và khả năng truy xuất.

4. THẢO LUẬN VÀ KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày một giải pháp trông giữ xe tự động cho điểm đỗ xe công cộng, kết hợp các kỹ thuật IoT, điện - điện tử, thị giác máy tính và nhận dạng thông minh nhằm giảm phụ thuộc vào nhân lực và tăng minh bạch thu phí. Hệ thống tích hợp mạch điều khiển, nhận dạng biển số, xác thực khuôn mặt và thanh toán QR trong một quy trình thống nhất, cho phép tự động hóa hầu hết các thao tác tại điểm đỗ. Các kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống vận hành ổn định, đáp ứng yêu cầu thời gian

thực và đạt độ chính xác cao ở cả ba mô-đun nhận dạng. Các hạn chế còn lại chủ yếu liên quan đến điều kiện môi trường và thao tác người dùng, có thể tiếp tục cải thiện thông qua tối ưu hóa phần cứng, mở rộng dữ liệu huấn luyện và hoàn thiện giao diện. Trong tương lai, hệ thống có thể được mở rộng theo hướng triển khai quy mô lớn, tích hợp thêm cơ chế chống gian lận và kết nối với nền tảng quản lý đô thị thông minh, qua đó nâng cao hiệu quả khai thác hạ tầng đỗ xe công cộng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1]. A. Zanella, N. Bui, A. Castellani, L. Vangelista, M. Zorzi, "Internet of Things for Smart Cities," *IEEE Internet of Things Journal*, 1, 1, 22-32, 2014. doi: 10.1109/JIOT.2014.2306328.

[2]. Vera-Gómez J.A., Quesada-Arencibia A., García C.R., Suárez Moreno R., Guerra Hernández F., "An Intelligent Parking Management System for Urban Areas," *Sensors*, 16, 931, 2016. https://doi.org/10.3390/s16060931

[3]. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G., "Deep learning," *Nature,* 521, 436-444, 2015. https://doi.org/10.1038/nature14539.

[4] Redmon Joseph, Divvala Santosh, Girshick Ross, Farhadi Ali, *YOLOv1: You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. 779-788, 2016. 10.1109/CVPR.2016.91.

[5]. Redmon Joseph, Farhadi Ali, *YOLO9000: Better, Faster, Stronger*. 6517-6525, 2017. 10.1109/CVPR.2017.690.

[6]. J. Redmon, A. Farhadi, "*Yolov3: An incremental improvement*," *CoRR Journal*, abs/1804.02767, 1-6, 2018.

[7]. A. Bochkovskiy, C.Y. Wang, H.Y.M. Liao, "*Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection*," ArXiv, abs/2004.10934, 1-17, 2020.

[8]. Glenn Jocher. *Yolov5 in pytorch*. https://github.com/ultralytics/yolov5, 06 2020.

[9]. Chuyi Li, Lulu Li, Hongliang Jiang, Kaiheng Weng, Yifei Geng, Liang Li, Zaidan Ke, Qingyuan Li, Meng Cheng, Weiqiang Nie, Yiduo Li, Bo Zhang, Yufei Liang, Linyuan Zhou, Xiaoming Xu, Xiangxiang Chu, Xiaoming Wei, Xiaolin Wei, *YOLOv6: A Single-Stage Object Detection Framework for Industrial Applications*. Computer Vision and Pattern Recognition, 2022.

[10]. Wang Chien-Yao, Bochkovskiy Alexey, Liao Hong-yuan, *YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors*. 2022 10.48550/arXiv.2207.02696.

[11]. G. Jocher, J. Qiu, *Ultralytics YOLO11*, version 11.0.0, Ultralytics, 2024. [Online]. Available: https://github.com/ultralytics/ultralytics.

[12]. J. Baek, G. Kim, J. Lee, S. Park, D. Han, S. Yun, S. J. Oh, H. Lee, "What Is Wrong With Scene Text Recognition Model Comparisons? Dataset and Model Analysis," *ICCV* 2019, 4715-4723, 2019.

[13]. Xiaoxue Chen, Lianwen Jin, Yuanzhi Zhu, Canjie Luo, Tianwei Wang, "Text Recognition in the Wild: A Survey," *ACM Comput. Surv.,* 54, 2, Article 42, 35 pages, 2022. https://doi.org/10.1145/3440756.

[14]. Sergio Montazzolli Silva, Claudio Rosito Jung, "Real-time license plate detection and recognition using deep convolutional neural networks," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 71, 102773, 2020. doi: 10.1016/j.jvcir.2020.102773.

[15]. D. Nguyen, "Vietnam License Plate Segment Datasets (VNPlate)," Kaggle, 2023. [Online]. Available: *https://www.kaggle.com/datasets/duydieunguyen/licenseplates*.

[16]. ISO/IEC 18004:2023, *Information technology - Automatic identification and data capture techniques - QR Code symbology specification*. International Organization for Standardization and International Electrotechnical Commission, Geneva, Switzerland.

[17]. Gupta Brij B, Narayan Shaifali, "A Survey on Contactless Smart Cards and Payment System: Technologies, Policies, Attacks and Countermeasures," *Journal of Global Information Management*, 28, 135-159, 2020. doi: 10.4018/JGIM.2020100108.

[18]. A. Hamed, Y. Bansal, M. Mohamad, A. Jimenez-Aranda, T. Gaber, "AI Security in Contactless Payments and Education: A Review," *Journal of Engineering Education Transformations,* 39, no. Special Issue 1, 20-25, 2025. doi: 10.16920/jeet/2025/v39is1/25130.

[19]. L. P. Sampath, K. S. S. Boggavarapu, "IoT-based Smart Parking System for Industry 4.0 with QR code access and real-time navigation," *EPJ Web of Conferences*, 336, Art. no. 03003, Sep. 2025, doi: 10.1051/epjconf/202533603003.

[20]. Huong-Giang Doan, Anh-Dung Ho, Trung-Hieu Nguyen, Ngoc-Trung Nguyen, "Improvement of performance of human detection in abnormal crowd using knowledge distillation for YOLO network," *HaUI Journal of Science and Technology*, 60, 4, 39-44, 2024. DOI: http://doi.org/10.57001/huih5804.2024.124.

[21]. PaddlePaddle, *PaddleOCR: Turn any PDF or image document into structured data for your AI* [Online]. Available: https://github.com/PaddlePaddle/PaddleOCR.

[22]. F. Schroff, D. Kalenichenko, J. Philbin, "FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering," in *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Boston, MA, USA, 815-823, 2015. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298682.

AUTHORS INFORMATION

Ngoc-Trung Nguyen[1], Huong-Giang Doan[2], Thi-Thu-Huong Pham[2], Anh-Hoa Nguyen[2], Anh-Dung Ho[3]

[1]Department of Personnel Organization and Administration, Electric Power University, Vietnam

[2]Faculty of Control and Automation, Electric Power University, Vietnam

[3]Faculty of Informatic Technology, East Asia University of Technology, Vietnam