

BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP.HCM

NGÔ BÁ VIỆT

KẾT HỢP TÍN HIỆU EEG, CAMERA
VÀ VẬT MỐC ĐỂ ĐỊNH VỊ, ĐIỀU KHIỂN
XE LĂN ĐIỆN ĐẾN ĐÍCH DỰA VÀO BẢN ĐỒ

Chuyên ngành: Kỹ thuật Điện tử
Mã số chuyên ngành: 9520203

TÓM TẮT LUẬN ÁN TIẾN SĨ

TP. HỒ CHÍ MINH – NĂM 2024

CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT
THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

Người hướng dẫn khoa học: PGS.TS. NGUYỄN THANH HẢI

Phản biện 1:

Phản biện 2:

Phản biện 3:

Luận án sẽ được bảo vệ trước
HỘI ĐỒNG ĐÁNH GIÁ LUẬN ÁN CẤP TRƯỜNG HỌP TẠI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP.HCM
vào ngày tháng năm 2024

NHỮNG ĐÓNG GÓP MỚI CỦA LUẬN ÁN

Luận án tập trung vào nghiên cứu xây dựng mô hình hệ thống điều khiển bán tự động cho xe lăn điện trong môi trường trong nhà dựa vào sự kết hợp tín hiệu điện não EEG, hệ thống camera, vật mốc và bản đồ nhằm giảm mức độ điều khiển người khuyết tật và tăng độ an toàn. Vì vậy, những đóng góp mới về mặt khoa học của luận án gồm:

- Đề xuất phương pháp phân loại tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt dựa vào ngưỡng biên độ và phương pháp phân loại tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt dựa vào mạng học sâu CNN-1D. Cụ thể, tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt được thu thập và tiền xử lý sẽ được thu thập cho quá trình phân loại. Phương pháp phân loại tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt dựa vào ngưỡng biên độ cho phép xử lý trực tiếp tín hiệu EEG với thời gian ngắn và độ chính xác cao. Với mô hình mạng học sâu CNN-1D, dữ liệu cần được thu thập trước cho quá trình huấn luyện. Tuy nhiên, mạng CNN-1D cho phép phân loại được nhiều loại nháy mắt hơn, với độ chính xác cao hơn.

- Đề xuất phương pháp nhận dạng vật mốc tự nhiên và xác định vị trí vật mốc trong môi trường trong nhà. Trong quá trình di chuyển, với phương pháp này, các vật mốc không cần phải được học trước mà xe lăn sẽ tự nhận biết và lựa chọn vật mốc dựa vào mật độ đặc trưng của các đối tượng có trong ảnh môi trường. Từ đó, xe lăn sẽ tính toán vị trí của vật mốc, và sau đó thu thập vào cơ sở dữ liệu. Quá trình thu thập các vật mốc và thông tin vị trí của nó được thực hiện với thời gian ngắn với độ chính xác cao, làm cơ sở cho việc định vị xe lăn trên bản đồ.

- Với thông tin của vật mốc, luận án đề xuất phương pháp định vị xe lăn trên bản đồ lưới 2D ảo, giúp cho quá trình điều khiển xe lăn đến đích được chính xác và nhanh chóng hơn. Cụ thể, bằng việc xây dựng một bản đồ lưới 2D ảo từ môi trường thực với các ô trống và ô vật cản, xe lăn cần được xác định vị trí để hệ thống điều khiển đề xuất đường đi tối ưu đến đích. Vị trí này được tính toán từ vị trí của vật mốc trong không gian môi trường và trong không gian 3D của camera. Việc sử dụng một vật mốc để định vị xe lăn được kiến nghị vì cho độ chính xác cao hơn so với việc dùng 3 vật mốc.

- Đề xuất mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện bán tự động. Trong đó, mô hình DQNs-PreLU được kiến nghị để huấn luyện tìm đường đi tối ưu cho xe lăn dựa vào bản đồ lưới 2D ảo. Mô hình DQNs-PreLU với các thông số lựa chọn giúp giảm thời gian huấn luyện nhưng vẫn đảm bảo độ chính xác. Hơn nữa, thuật toán điều khiển xe lăn trong môi trường thực từ các đường đi mô phỏng trên bản đồ lưới cũng được đề xuất.

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN

1.1. Tính cấp thiết của đề tài

Trong xã hội hiện nay, người khuyết tật luôn gặp phải những khó khăn và thiệt thòi cả về thể chất và tinh thần hơn so với những người bình thường khác. Thống kê của Tổ chức y tế thế giới (WHO) năm 2022 cho thấy 16% dân số thế giới tương đương 1,3 tỷ người bị khuyết tật và ngày càng tăng lên [1]. Theo Tổng cục Thống kê năm 2019, Việt Nam có khoảng 6,2 triệu người khuyết tật, chiếm 7,06% dân số từ 2 tuổi trở lên, trong đó có 58% là nữ, 28,3% là trẻ em, gần 29% là người khuyết tật nặng và đặc biệt nặng [2]. Khoảng 7% trong số những người khuyết tật về vận động trên thế giới cần dùng đến xe lăn [3]. Thị trường xe lăn điện đạt doanh thu 2,89 tỷ USD vào năm 2021, dự kiến đạt 5,27 tỷ USD, sẽ tăng trưởng gần 10,76% trong giai đoạn 2022-2027 [4].

❖ Các kết quả trong và ngoài nước đã được công bố

Trong đề tài nghiên cứu Phát triển xe lăn điện thông minh dùng kỹ thuật điện não EEG và cảm biến camera cho người tàn tật nặng của Tiến sĩ Nguyễn Thanh Hải năm 2013, một mô hình xe lăn bán tự động được thiết kế bao gồm sự kết hợp giữa người điều khiển bằng điện não EEG và chế độ điều khiển tự động tránh vật cản [5]. Luận án tiến sĩ của tác giả Lâm Quang Chuyên với đề tài “Mạng neural trong hệ thống điều khiển xe lăn cho người tàn tật nặng sử dụng điện não (EEG) và camera” thực hiện năm 2020 đã phân tích ba phương pháp tiền xử lý tín hiệu từ EEG, dùng biến đổi Fourier, phép biến đổi Wavelet, thuật toán biến đổi Hilbert Huang (HHT), để biến đổi thành 5 dạng sóng cơ bản Delta, Theta, Alpha, Beta, Gamma, sau đó sử dụng kỹ thuật gom cụm dữ liệu trước khi đưa vào mạng neuron để phân loại thành 5 tín hiệu mong muốn chuyển động [6]. Kết quả tốt nhất là 92,4% với nhóm 20 người được chọn cho thực nghiệm.

Trong nghiên cứu năm 2016, Ana Lopes đã đề xuất một mô hình chia sẻ điều khiển giữa hệ thống giao tiếp giữa não người và máy tính (BCI) P300 và thuật toán lập kế hoạch để điều khiển xe lăn điện trong môi trường thực tế trong nhà và theo thời gian thực [7]. Trong nghiên cứu khác năm 2016 của Zhijun Li, một phương pháp điều khiển kết hợp giữa người và máy được đề xuất để điều khiển chuyên hướng của xe lăn, bao gồm chế độ điều khiển BCI và chế độ điều khiển tự động [8]. Jingsheng Tang đã đề xuất một cấu trúc di động cải tiến được trang bị cho xe lăn bao gồm cánh tay robot nhẹ, mô-đun nhận dạng mục tiêu và mô-đun điều khiển tự động trong nghiên cứu của mình năm 2018 [9].

1.2. Mục tiêu nghiên cứu của luận án

Mục tiêu của luận án là thiết kế và xây dựng hệ thống điều khiển bán tự động cho xe lăn điện trong môi trường trong nhà dựa vào sự kết hợp tín hiệu điện não EEG, hệ thống camera, vật mốc và bản đồ nhằm giảm mức độ điều khiển người khuyết tật và tăng độ an toàn. Để thực hiện được mục tiêu chính này, các

mục tiêu cụ thể cần thực hiện là:

1. Thiết kế một giao diện giao tiếp giữa người và máy tính thông qua tín hiệu EEG từ hoạt động nháy mắt để chọn đích đến mong muốn.

2. Đề xuất phương pháp định vị xe lăn điện trên bản đồ dựa vào vị trí các vật mốc trong môi trường. Để thực hiện việc này, các vật mốc với thông tin vị trí của nó trong môi trường cần phải được thu thập. Do đó, phương pháp nhận biết các vật mốc trong môi trường tự nhiên và xác định vị trí của vật mốc cần được nghiên cứu.

3. Xây dựng mô hình điều khiển bán tự động cho xe lăn đến đích mong muốn, trong đó giảm thiểu tối đa sự điều khiển của người sử dụng.

1.3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

❖ Đối tượng nghiên cứu:

- Nghiên cứu phương pháp phân loại hoạt động nháy mắt từ tín hiệu EEG.
- Nghiên cứu thuật toán nhận dạng vật mốc trong môi trường tự nhiên.
- Nghiên cứu thuật toán định vị dựa vào vật mốc trong môi trường tự nhiên.
- Nghiên cứu thuật toán điều khiển tự động cho xe lăn dựa vào sự kết hợp tín hiệu EEG, vật mốc và bản đồ.

❖ **Phạm vi nghiên cứu:** Luận án tập trung nghiên cứu hệ thống điều khiển xe lăn điện trong không gian trong nhà, với người sử dụng là những người khuyết tật bị hạn chế vận động tay, chân hoặc đầu nhưng mắt vẫn còn khỏe.

1.4. Đóng góp mới về khoa học và ý nghĩa thực tiễn của luận án

❖ Đóng góp mới về khoa học của luận án

Những đóng góp mới về mặt khoa học của luận án gồm:

- Đề xuất phương pháp phân loại tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt dựa vào ngưỡng biên độ và phương pháp phân loại tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt dựa vào mạng học sâu CNN-1D.

- Đề xuất phương pháp nhận dạng vật mốc tự nhiên và xác định vị trí vật mốc trong môi trường trong nhà.

- Với thông tin của vật mốc, luận án đề xuất phương pháp định vị xe lăn trên bản đồ lưới 2D ảo, giúp cho quá trình điều khiển xe lăn đến đích được chính xác và nhanh chóng hơn.

- Đề xuất mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện bán tự động. Trong đó, mô hình DQNs-PreLU để huấn luyện tìm đường đi tối ưu cho xe lăn dựa vào bản đồ lưới 2D ảo và thuật toán điều khiển xe lăn trong môi trường thực từ các đường đi mô phỏng trên bản đồ lưới được kiến nghị.

❖ Ý nghĩa thực tiễn của luận án

Luận án có ý nghĩa thực tiễn trong việc xây dựng một mô hình xe lăn điện bán tự động cho người khuyết tật. Ngoài ra, kết quả nghiên cứu còn được áp dụng để giảng dạy cho các sinh viên ngành Kỹ Thuật Y Sinh tại Trường Đại Học Sư Phạm Kỹ Thuật Tp.HCM.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1. Tổng quan về tín hiệu EEG

EEG là tín hiệu điện của hoạt động vỏ não, được đo bằng dụng cụ đo dòng điện với điện cực được gắn trên đầu và ghi lại những dao động điện. Các hoạt động của não có mối liên quan đến các tín hiệu từ vỏ não [10].

2.2. Phân loại hoạt động dựa vào tín hiệu EEG

2.2.1. Phát hiện hoạt động mất dựa vào ngưỡng biên độ tín hiệu EEG [11, 12]

2.2.2. Phân loại hoạt động mất dùng mạng nơ-ron [6, 13]

2.2.3. Phân loại tín hiệu EEG dùng mạng nơ-ron tích chập [14, 15]

2.3. Giao tiếp giữa não người và máy tính

Giao tiếp giữa não người và máy tính BCI là một trong những công nghệ ngày càng phổ biến để hỗ trợ và cải thiện khả năng giao tiếp cho con người [16] [17].

2.4. Mô hình xe lăn điện cho người khuyết tật

2.4.1. Xe lăn điện thông minh [18, 19]

2.4.2. Xe lăn điện với bộ điều khiển robot [20]

2.4.3. Xe lăn điện tích hợp với môi trường thông minh [21]

2.4.4. Xe lăn điện với tính năng tránh chướng ngại vật [22]

2.4.5. Hệ thống chia sẻ điều khiển cho xe lăn điện [23, 24]

2.5. Phương pháp xây dựng bản đồ lưới 2d để điều hướng robot trong nhà

Bản đồ lưới 2D là một trong những phương pháp biểu diễn môi trường quan trọng trong lĩnh vực robot di động. Bản đồ lưới phân chia không gian thành nhiều lưới với các thuộc tính như không xác định, khoảng trống và có vật cản [25].

2.6. Các phương pháp định vị cho robot di động

2.6.1. Phương pháp đoán định vị trí [26, 27]

2.6.2. Phương pháp định vị robot dùng vật mốc [28]

2.6.3. Phương pháp định vị cho robot dùng hệ thống WIFI [29]

2.7. Các phương pháp nhận dạng vật thể

2.7.1. Phương pháp nhận dạng dựa trên diện mạo [30]

2.7.2. Phương pháp nhận dạng dựa trên các điểm đặc trưng [31, 32]

2.7.3. Nhận dạng vật thể theo phương pháp máy học [33, 34]

2.8. Mô hình hóa và điều khiển xe lăn điện

2.8.1. Mô hình động lực học [35]

2.8.2. Điều khiển chuyển động của xe lăn điện

2.9. Phương pháp lập kế hoạch đường đi cho robot di động

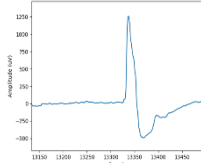
2.9.1. Phương pháp A* [36]

2.9.2. Phương pháp học tăng cường [37, 38]

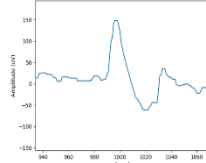
CHƯƠNG 3: PHÂN LOẠI TÍN HIỆU EEG CỦA HOẠT ĐỘNG MẮT CHO ỨNG DỤNG GIAO TIẾP GIỮA NÃO NGƯỜI VÀ MÁY TÍNH

3.1. Tín hiệu EEG của hoạt động nhắm mắt

Có 3 loại nhắm mắt là phản xạ nhắm mắt, nhắm mắt tự phát và nhắm mắt tự nguyện. Tín hiệu EEG nhắm mắt tự nguyện và nhắm mắt tự phát như hình 3.3.



(a) Tín hiệu nhắm mắt tự nguyện

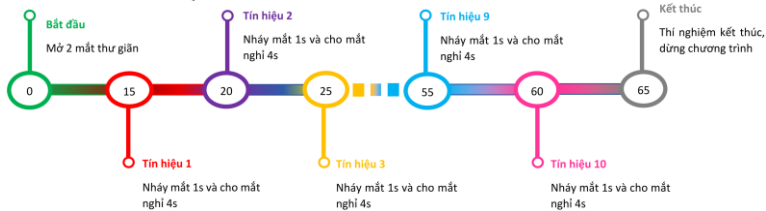


(b) Tín hiệu nhắm mắt tự phát.

Hình 3.3. Hai loại tín hiệu EEG của hoạt động nhắm mắt.

3.2. Thu thập dữ liệu

Các tín hiệu nhắm mắt được lấy từ 4 kênh AF3, F7, F8 và AF4. Mỗi tín hiệu có độ dài là 701 mẫu. Quá trình thu dữ liệu được biểu diễn ở hình 3.6.



Hình 3.6. Quy trình thực hiện thí nghiệm.

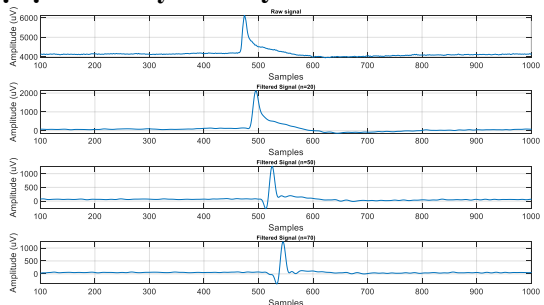
3.3. Xử lý tín hiệu

3.3.1. Lọc nhiễu dùng bộ lọc Hamming

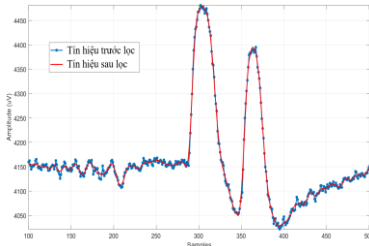
Tín hiệu gốc sẽ được đưa qua bộ lọc Hamming. Hình 3.12 biểu diễn kết quả lọc tín hiệu EEG gốc dùng bộ lọc Hamming.

3.3.2. Làm trơn tín hiệu dùng bộ lọc Savitzky – Golay

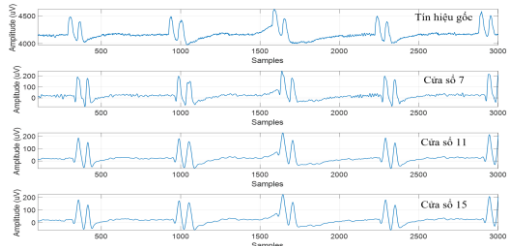
Tín hiệu EEG trước và sau khi lọc dùng bộ lọc Savitzky-Golay bậc 2 được trình bày ở hình 3.13. Hình 3.14 là tín hiệu EEG của hoạt động nhắm mắt được làm trơn dùng bộ lọc Savitzky-Golay bậc 2, với chiều dài cửa sổ là 7, 11, 15.



Hình 3.12. Tín hiệu EEG ở kênh F7 của hoạt động nhắm mắt trái trước và sau khi lọc dùng bộ lọc Hamming.



Hình 3.13. Biểu diễn tín hiệu EEG tại kênh F7 trước và sau khi làm trơn bằng bộ lọc Savitzky-Golay.



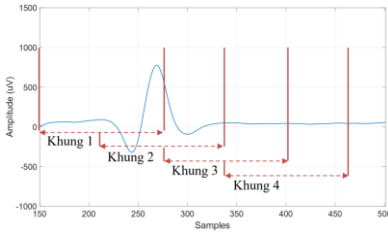
Hình 3.14. Tín hiệu EEG của hoạt động nháy hai mắt tại kênh F7 được lọc Hamming và làm trơn với bộ lọc Savitzky-Golay.

3.4. Phân loại tín hiệu EEG của hoạt động mắt

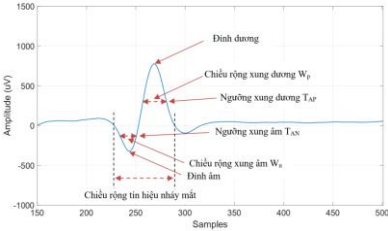
3.4.1. Phân loại hoạt động nháy mắt theo phương pháp ngưỡng biên độ

❖ Phương pháp ngưỡng biên độ

Tín hiệu nháy mắt sẽ được phân tách thành các khung như hình 3.15. Các tín hiệu nháy mắt tự nguyện với các đặc điểm như hình 3.16, gồm đỉnh dương và đỉnh âm [39].



Hình 3.15. Mô tả cách thức chia tín hiệu EEG thành các khung dữ liệu.



Hình 3.16. Mô tả tín hiệu nháy mắt tự nguyện.

Thuật toán 3.1: Phát hiện hoạt động nháy mắt

- 1: **Input:**
 - $Y[n]$: Tín hiệu EEG sau khi xử lý cho một khung
 - T_{AP} : Ngưỡng biên độ cho xung dương
 - T_{AN} : Ngưỡng biên độ cho xung âm
 - T_{WP} : Ngưỡng độ rộng cho xung dương
 - T_{WN} : Ngưỡng độ rộng cho xung âm
- 2: **for** $n = 1 : N$ **do**
- 3: **if** $Y[n] \geq T_{AP}$ **then**
- 4: $Timer_count_positive + +$
- 5: **else if** $Y[n] \leq T_{AN}$ **then**
- 6: $Timer_count_negative + +$
- 7: **end for**
- 8: $W_P = Timer_count_positive$
- 9: $W_N = Timer_count_negative$
- 10: **if** $W_P \geq T_{WP}$ **then** $peak^+ = 1$
- 11: **end if**
- 12: **if** $W_N \geq T_{WN}$ **and** $peak^+ = 1$ **then**
- 13: Nháy mắt
- 14: **Else** Không nháy mắt
- 15: **end if**
- 16: **Output:** Hoạt động nháy mắt.

Nếu $Y[n]$ được gọi là tín hiệu EEG của một khung, thì các ngưỡng T_{AP} và T_{AN} được tính toán bằng các công thức sau:

$$T_{AP} = \frac{\max(Y[n]) + \min(Y[n])}{2}, \text{ với } Y[n] \geq 0 \quad (3.11)$$

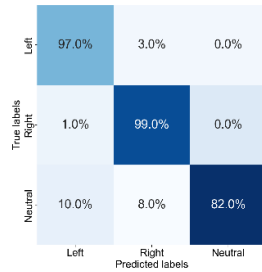
$$T_{AN} = \frac{\max(Y[n]) + \min(Y[n])}{2}, \text{ với } Y[n] < 0 \quad (3.12)$$

Thuật toán 3.1 mô tả cách phát hiện hoạt động nháy mắt từ tín hiệu EEG.

❖ Kết quả phân loại hoạt động nhảy mắt theo ngưỡng biên độ

Bảng 3.1. Các trường hợp phân loại hoạt động mắt.

TT	Nhảy mắt ở kênh F7	Nhảy mắt ở kênh F8	Loại hoạt động mắt
1	Có	Không	Nhảy mắt trái
2	Không	Có	Nhảy mắt phải
3	Không	Không	Không nhảy mắt



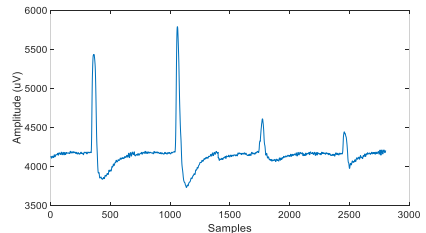
Hình 3.17. Kết quả nhận dạng hoạt động mắt.

Sau khi được tiền xử lý, tín hiệu từ hai điện cực F7 và F8 sẽ được sử dụng để xác định loại nhảy mắt trái và phải, như bảng 3.2. Kết quả phân loại nhảy mắt trái, nhảy mắt phải và không nhảy mắt như trong hình 3.17.

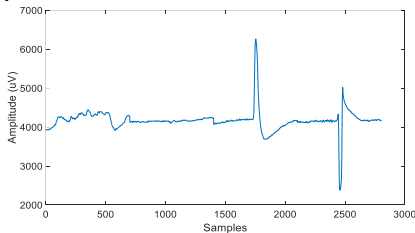
3.4.2. Phân loại tín hiệu hoạt động mắt dùng mô hình CNN-1D

❖ Xây dựng cơ sở dữ liệu

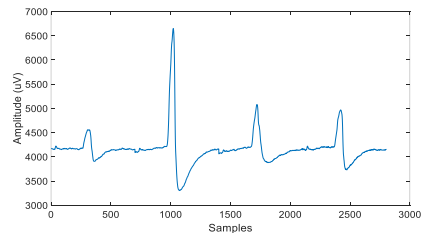
Hình 3.19, hình 3.21, hình 3.23, hình 3.25 và hình 3.27 cho thấy tín hiệu được ghép từ 4 kênh AF3, F7, F8 và AF4, có độ dài 2804 mẫu của các hoạt động nhảy mắt trái, nhảy mắt phải, nhảy hai mắt, nhảy hai mắt hai lần liên tiếp và không nhảy mắt. Tín hiệu này sẽ được lưu vào tập dữ liệu để huấn luyện phân loại.



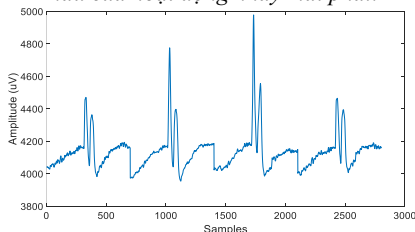
Hình 3.19. Tín hiệu ghép từ 4 kênh độ dài 2804 mẫu của hoạt động nhảy mắt trái.



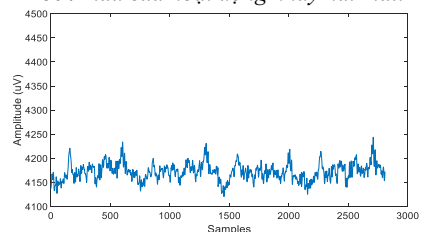
Hình 3.21. Tín hiệu ghép từ 4 kênh độ dài 2804 mẫu của hoạt động nhảy mắt phải.



Hình 3.23. Tín hiệu ghép từ 4 kênh độ dài 2804 mẫu của hoạt động nhảy hai mắt.



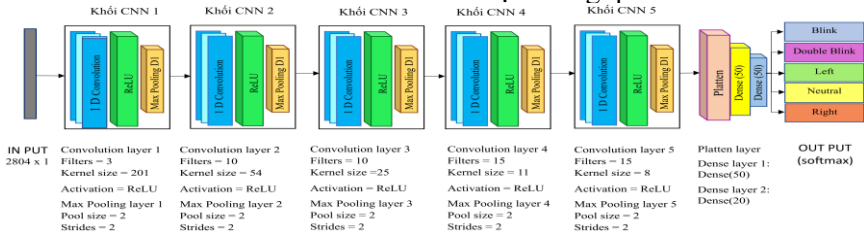
Hình 3.25. Tín hiệu ghép từ 4 kênh độ dài 2804 mẫu của hoạt động nhảy hai mắt hai lần liên tiếp.



Hình 3.27. Tín hiệu ghép từ 4 kênh độ dài 2804 mẫu của hoạt động không nhảy mắt.

❖ Mô hình CNN-1D

Nghiên cứu này đề xuất một mô hình mạng CNN-1D với cấu trúc như hình 3.28. Các tham số và kích thước kernel có được thông qua thử và sai.



Hình 3.28. Mô hình CNN-1D cho phân loại tín hiệu EEG của hoạt động mắt.

❖ Phương pháp đánh giá mô hình phân loại

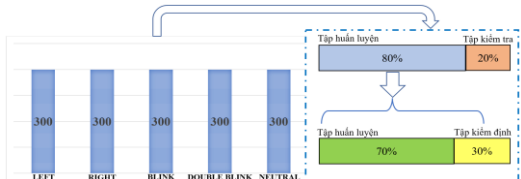
Trong luận án này, ma trận nhầm lẫn được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình phân loại như hình 3.29.

❖ Kết quả phân loại tín hiệu EEG dùng mô hình CNN-1D

Dữ liệu để huấn luyện mô hình CNN-1D phân loại hoạt động mắt được chia theo tỷ lệ như hình 3.30. Bảng 3.3 mô tả chi tiết sự phân bố dữ liệu dùng cho huấn luyện và kiểm tra trong các trường hợp huấn luyện khác nhau.

		Lớp dự đoán	
		Positive	Negative
Lớp thực tế	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
	Negative	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Hình 3.29. Ma trận nhầm lẫn.

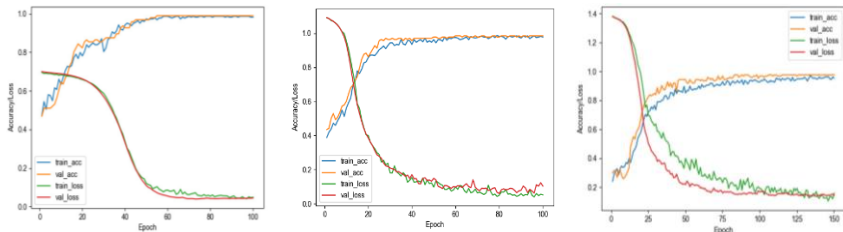


Hình 3.30. Tổ chức dữ liệu huấn luyện mô hình CNN-1D.

Bảng 3.3. Mô tả dữ liệu huấn luyện phân loại hoạt động mắt.

Phân loại hoạt động mắt	Số lượng dữ liệu huấn luyện					Số lượng dữ liệu kiểm tra				
	L	R	B	DB	N	L	R	B	DB	N
L-R-N	240	240			240	60	60			60
L-R-B-N	240	240	240		240	60	60	60		60
L-R-B-DB-N	240	240	240	240	240	60	60	60	60	60

Hình 3.31 mô tả hiệu suất huấn luyện mô hình phân loại cho ba trường hợp nháy mắt. Bảng 3.4 mô tả chi tiết hiệu suất của mô hình CNN-1D với các trường hợp khác nhau.



(a) Ba loại nháy mắt

(b) Bốn loại nháy mắt

(c) Năm loại nháy mắt

Hình 3.31. Đồ thị biểu diễn hiệu suất huấn luyện mô hình CNN-1D phân loại hoạt động mắt.

Bảng 3.4. Hiệu suất mô hình CNN-1D khi huấn luyện phân loại các hoạt động mắt.

Loại tín hiệu EEG	Chu kỳ huấn luyện [Epochs]	Tốc độ học	ACC [%]	PRE [%]	SEN [%]
L - R - N	150	0,0001	99,38	99,39	99,38
			98,15	98,25	98,15
			98,77	98,81	98,77
			98,77	98,81	98,77
L - R - B - N	150	0,0001	97,16	97,15	97,17
			98,58	98,59	98,61
			98,10	98,11	98,15
			97,16	97,23	97,22
L - R - B - DB - N	150	0,0001	96,60	96,61	96,63
			98,49	98,50	98,44
			97,74	97,72	97,74
			97,36	97,41	97,33
			97,36	97,50	97,33
			97,36	97,50	97,33

Bảng 3.5 và hình 3.3 mô tả hiệu suất của mô hình CNN-1D trong trường hợp tín hiệu EEG thu thập riêng lẻ từ 4 kênh mà ko ghép tín hiệu [40].

Bảng 3.5. Xác thực chéo 5 lần đối với bộ phân loại hoạt động nhảy mắt.

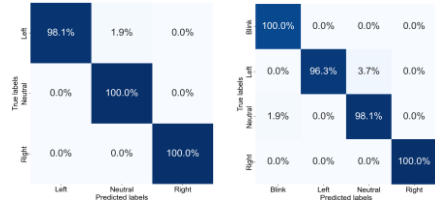
	Lần thực hiện				
	1	2	3	4	5
ACC (%)	92,9	92,9	92,9	90,5	92,9
SEN (%)	94,1	88,9	94,4	89,5	94,1
PRE (%)	88,9	94,1	89,5	89,5	88,9

Bảng 3.6 thống kê kết quả của các nghiên cứu phân loại hoạt động mắt dùng EEG trong những năm gần đây.

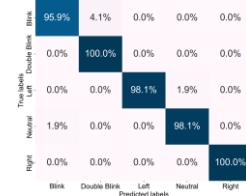
Bảng 3.6. Các nghiên cứu phân loại hoạt động mắt.

Nghiên cứu	Loại hoạt động mắt	Kỹ thuật phân loại	Độ chính xác
Dang-Khoa Tran [11]	Nhảy mắt trái	Ngưỡng đỉnh	95,1%
	Nhảy mắt phải		96,1%
	Nhảy hai mắt		97,2%
Kleifges K [41]	Nhảy mắt	Ngưỡng đỉnh	93,46%
M. Benda [42]	Nhảy mắt	Phát hiện đỉnh alpha	89,69%
Thanh-Hai Nguyen [13]	Mở mắt	Mạng NN	90%
	Nhảy hai mắt		97%
	Liếc mắt trái		92%
	Liếc mắt phải		95%
Phuong pháp đề xuất 1	Nhảy mắt trái	Ngưỡng biên độ	97%
	Nhảy mắt phải		99%
	Không nhảy mắt		82%
Phuong pháp đề xuất 2	Nhảy mắt trái	Mạng CNN-1D	98,1%
	Nhảy mắt phải		100%
	Nhảy hai mắt một lần		95,9%
	Nhảy hai mắt hai lần		100%
	Không nhảy mắt		98,1%

Kết quả phân loại nhảy mắt như hình 3.32 và hình 3.33.



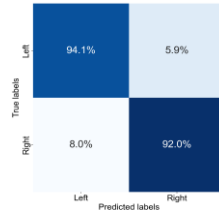
(a) Ba loại nhảy mắt (b) Bốn loại nhảy mắt



(c) Năm loại nhảy mắt

Hình 3.32. Kết quả phân loại các hoạt động mắt của mô hình CNN-1D trên tập kiểm tra.

Hình 3.33. Kết quả phân loại các hoạt động mắt với hai loại nhảy mắt trái và phải dùng tín hiệu không ghép kênh.



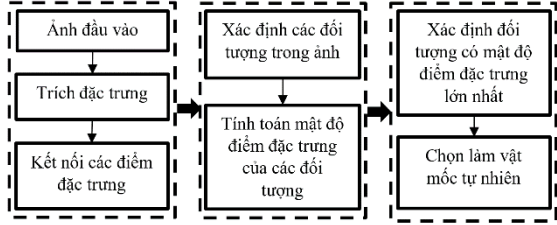
CHƯƠNG 4: NHẬN DẠNG VÀ XÁC ĐỊNH VỊ TRÍ VẬT MỐC TỰ NHIÊN TRONG MÔI TRƯỜNG TRONG NHÀ

4.1. Vai trò của vật mốc đối với quá trình định vị và điều khiển xe lăn điện

Với các nền tảng di động, việc chọn các vật mốc và trích xuất các đặc trưng của chúng để nhận dạng đóng vai trò quan trọng.

4.2. Phương pháp mật độ điểm đặc trưng lớn nhất cho nhận dạng các vật mốc trong tự nhiên

Để nhận biết các vật mốc tự nhiên trong một ảnh, phương pháp mật độ điểm đặc trưng lớn nhất được chia thành ba giai đoạn như hình 4.1 [43].



Hình 4.1. Các bước xác định vật mốc tự nhiên.

4.2.1. Phát hiện các điểm đặc trưng

Để phát hiện điểm đặc trưng, bộ dò ORB được áp dụng để tăng tốc độ trích xuất đặc trưng [44].

4.2.2. Kết nối các điểm đặc trưng trong các đối tượng

Các điểm đặc trưng của đối tượng trong ảnh được kết nối lại bằng cách làm giãn nở chúng ra. Cụ thể, phép giãn nở ảnh nhị phân A với một phần tử cấu trúc K được thực hiện, được tính như sau:

$$D = A \oplus K = \left\{ z \mid \left(\hat{K} \right)_z \cap A \neq \emptyset \right\} \quad (4.2) \quad K = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

trong đó $\left(\hat{K} \right)_z$ là phép chiếu của K từ gốc tọa độ và dịch chuyển theo Z . Do đó, phép giãn của A với K là tập hợp của tất cả các phép chiếu Z , sao cho $\left(\hat{K} \right)_z$ và A trùng nhau tại ít nhất một phần tử.

4.2.3. Nhận biết vật mốc tự nhiên

Hình ảnh giãn nở D được xử lý để chỉ chứa 2 giá trị 0 và 1, và tổng các điểm ảnh màu trắng theo r hàng và c cột được xác định theo công thức (4.4). Tổng các điểm ảnh màu trắng trong các đối tượng của ảnh O_i sau khi vẽ các đường bao được tính theo công thức (4.5).

$$\chi = \sum_{x=0}^r \sum_{y=0}^c D(x, y) \quad (4.4) \quad \chi_i = \sum_{x_i=0}^{h_i} \sum_{y_i=0}^{w_i} O_i(x_i, y_i) \quad (4.5)$$

Hệ số mật độ điểm đặc trưng trên một đối tượng δ_i được xác định theo phương trình (4.6). Sau đó, đối tượng nào có hệ số δ_i lớn nhất được chọn là vật mốc tự nhiên trong ảnh gốc.

$$\delta_i = \frac{\chi_i}{\chi} \quad (4.6)$$

4.3. Xác định vị trí vật mốc trong môi trường

4.3.1. Vị trí của xe lăn trong môi trường

Phương trình động học là sự mô tả mối quan hệ giữa tọa độ $O(x,y)$ trong hệ tọa độ Descartes của xe lăn và vận tốc của hai bánh xe được mô tả trong hình 4.2.

Mô hình xe lăn như hình 4.2 có thể chuyển động và định hướng dựa trên sự thay đổi vận tốc của bánh bên trái $v_l(t)$ và bánh bên phải $v_r(t)$. Với L là khoảng cách giữa hai bánh xe, θ là góc tạo bởi trục của khung xe và trục hoành. Cụ thể, tọa độ $x(t)$, $y(t)$ và góc $\theta(t)$ tại thời điểm t được tính như công thức sau:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta(t) & 0 \\ \sin \theta(t) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v(t) \\ \omega(t) \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

Tọa độ của xe lăn tại thời điểm $t = k + 1$ được mô tả như sau:

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ z(k+1) \\ \theta(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta(k+1) & 0 \\ \sin \theta(k+1) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{d_r(k+1)+d_l(k+1)}{2} \\ \frac{d_r(k+1)-d_l(k+1)}{L} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x(k) \\ z(k) \\ \theta(k) \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

trong đó $d_r(k+1)$ và $d_l(k+1)$ lần lượt là khoảng cách của bánh xe bên phải và bên trái từ thời điểm thứ k đến $(k+1)$.

4.3.2. Xác định vị trí vật mốc

Hình 4.3 mô tả vị trí của xe lăn và vật mốc trong không gian, trong đó tọa độ của xe lăn trong môi trường 2D là (x_w, y_w) và tọa độ vật mốc trong không gian camera là (x_{LM}, y_{LM}) . Tọa độ vật mốc trong môi trường 2D như sau:

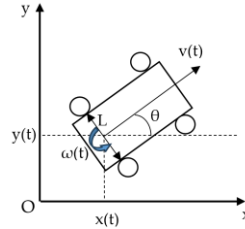
$$x_{LMG} = x_w + d \cdot \cos \beta_{LMG} \quad (4.11) \quad \beta_{LMG} = \alpha + \theta - 90 \quad (4.13)$$

$$y_{LMG} = y_w + d \cdot \sin \beta_{LMG} \quad (4.12)$$

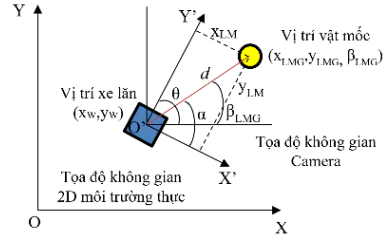
trong đó θ là góc của xe lăn chuyển động sử dụng phương trình (4.10). Góc của vật mốc α được tính từ khoảng cách d từ vật mốc đến vị trí camera như sau:

$$\alpha = \begin{cases} \arctan\left(\frac{y_{LM}}{x_{LM}}\right), & x_{LM} < 0 \\ 180 - \arctan\left(\frac{y_{LM}}{x_{LM}}\right), & x_{LM} \geq 0 \end{cases} \quad (4.14) \quad d = \sqrt{x_{LM}^2 + y_{LM}^2} \quad (4.15)$$

Sau khi xác định vị trí vật mốc, số thứ tự và tọa độ của mốc trong hình ảnh được đánh dấu cho hình ảnh vật mốc đó và được lưu lại vào cơ sở dữ liệu phục vụ cho việc định vị vị trí của xe lăn.



Hình 4.2. Mô hình xe lăn di động hai bánh vi sai và hai bánh tự do.



Hình 4.3. Ước tính vị trí vật mốc trong không gian 2D.

4.4. Kết quả nhận biết và thu thập vật mốc tự nhiên

Trong thí nghiệm, xe lăn được trang bị một camera RGB-D và hai bộ Encoder như hình 4.4.

Bảng 4.1 cho thấy hiệu suất của bộ dò SIFT, SURF và ORB khi thực hiện trích xuất đặc trưng hình 4.5. Hình 4.6 thể hiện sự kết nối các điểm đặc trưng của các đối tượng trong hình 4.5, với sự giãn nở các điểm đặc trưng được thực hiện theo số lần lặp khác nhau. Hình 4.7 mô tả ảnh chứa đường bao đối tượng và khung đặc trưng.



Hình 4.4. Xe lăn với camera RGB-D, Encoder và máy tính.



(a) Ảnh RGB



(b) Ảnh chứa các điểm đặc trưng

Hình 4.5. Các đối tượng chứa các điểm đặc trưng.

Bảng 4.1. Kết quả trích đặc trưng dùng các phương pháp khác nhau.

Bộ dò tìm đặc trưng	Thời gian xử lý cho một ảnh (ms)	Thời gian tính toán cho một điểm đặc trưng (ms)	Số lượng điểm đặc trưng trong một ảnh
SIFT [31]	31,08	0,07	426
SURF [32]	17,55	0,08	230
ORB [44]	3,74	0,002	1850



(a) Một lần lặp



(b) Năm lần lặp

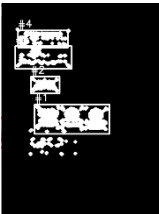


(c) Mười lần lặp

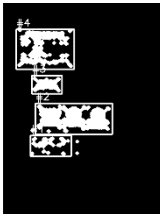


(d) Mười lăm lần lặp

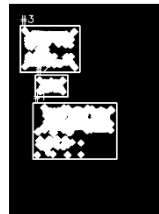
Hình 4.6. Biểu diễn sự giãn nở với các lần lặp khác nhau bằng cách sử dụng mật độ 3×3 .



(a) Một lần lặp



(b) Năm lần lặp



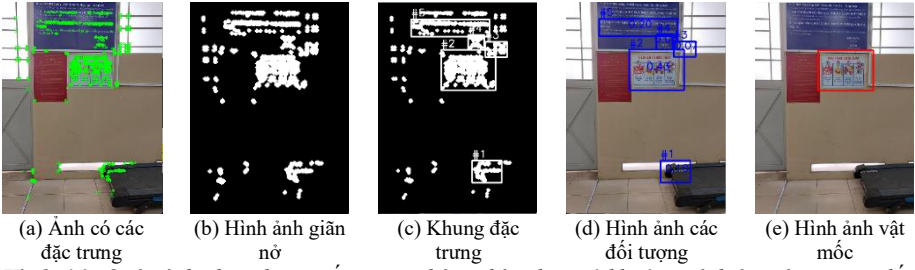
(c) Mười lần lặp



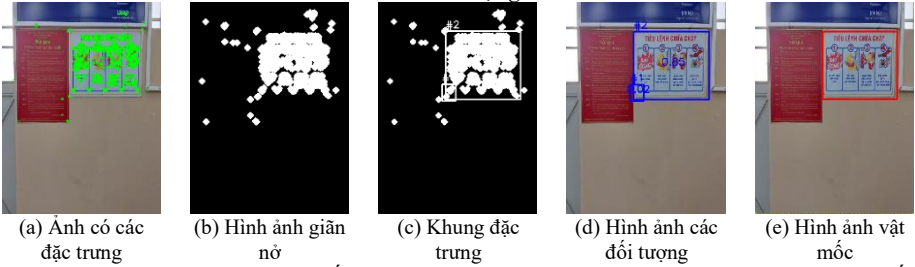
(d) Mười lăm lần lặp

Hình 4.7. Ảnh chứa đường bao đối tượng và khung đặc trưng.

Trong hình 4.8 và hình 4.9 cho thấy hệ thống nhận dạng hình ảnh với các đối tượng ở khoảng cách 2m và 1m từ camera đến tường. Hình 4.9c cho thấy đối tượng thứ hai được chọn làm mốc tương ứng với mật độ $\delta_2 = 0,85$ lớn nhất so với đối tượng còn lại.



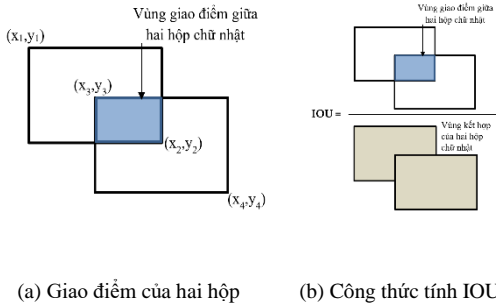
Hình 4.8. Quá trình nhận dạng mốc trong phòng thí nghiệm ở khoảng cách 2 m từ camera đến các đối tượng.



Hình 4.9. Quá trình nhận dạng mốc trong phòng thí nghiệm ở khoảng cách 1 m từ camera đến các đối tượng

Tỉ lệ chồng lấp IOU giữa 2 hộp (1 hộp chứa đối tượng thật và 1 hộp chứa vật mốc từ thuật toán đề xuất) như hình 4.10. Bảng 4.2 biểu diễn giá trị IOU khi thực hiện khi nhận biết các vật mốc ở các khoảng cách khác nhau.

Bảng 4.2. IOU với các khoảng cách khác nhau.



TT	1m	2m	3m	4m	5m
1	0,86	0,83	0,72	0,56	0,68
2	0,90	0,92	0,57	0,61	0,50
3	0,91	0,83	0,53	0,55	0,48
4	0,86	0,85	0,56	0,54	0,47
5	0,89	0,91	0,55	0,63	0,60
6	0,80	0,90	0,55	0,58	0,28
7	0,80	0,80	0,57	0,49	0,56
8	0,88	0,83	0,55	0,47	0,48
9	0,86	0,86	0,55	0,55	0,60
10	0,80	0,85	0,63	0,62	0,56
Trung bình	0,86	0,86	0,58	0,56	0,52

Hình 4.10. IOU cho các hộp giới hạn.

Bảng 4.3 mô tả thí nghiệm phát hiện các vật mốc ở hình 4.11 với các điều kiện ánh sáng khác nhau và ở các khoảng cách khác nhau.

Bảng 4.3. IOU với điều kiện ánh sáng khác nhau.

Khoảng cách	Ánh sáng chuẩn		Thiếu sáng		Tối	
	Vật mốc 1	Vật mốc 2	Vật mốc 1	Vật mốc 2	Vật mốc 1	Vật mốc 2
1 m	0,84	0,86	0,82	0,85	0,84	0,86
2 m	0,84	0,82	0,90	0,80	0,90	0,82
3 m	0,77	0,59	0,70	0,50	0,51	0,45



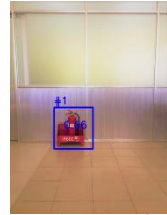
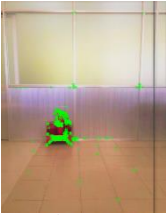
(a) Ảnh vật mốc 1



(b) Ảnh vật mốc 2

Hình 4.11.
Nhận biết vật mốc tự nhiên trong môi trường phòng thí nghiệm với các điều kiện ánh sáng khác nhau

Hình ảnh các đối tượng được chụp bằng hệ thống camera ở các góc lần lượt là 0° , 35° và 45° như hình hình 4.12, hình 4.13 và hình 4.14.



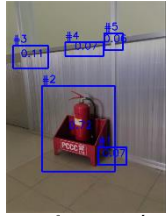
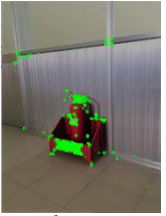
(a) Ảnh có các điểm đặc trưng

(b) Ảnh các đối tượng

(c) Ảnh vật mốc nhận dạng được

(d) Hộp giới hạn với hệ số IOU

Hình 4.12.
Nhận biết vật mốc tự nhiên trong môi trường phòng thí nghiệm theo góc 0° .



(a) Ảnh có các điểm đặc trưng

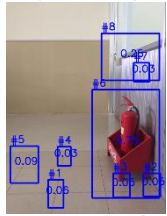
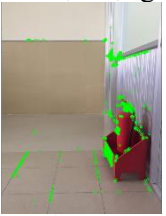
(b) Ảnh các đối tượng

(c) Ảnh vật mốc nhận dạng được

(d) Hộp giới hạn với hệ số IOU

Hình 4.13.
Nhận biết vật mốc tự nhiên trong môi trường phòng thí nghiệm theo góc 45°

Thời gian trung bình để xử lý mỗi bước được thể hiện trong bảng 4.4. Kết quả nhận dạng các vật mốc tự nhiên trong môi trường trong nhà như hình 4.15.



(a) Ảnh có các điểm đặc trưng

(b) Ảnh các đối tượng

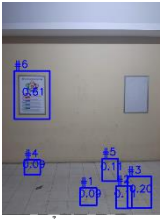
(c) Ảnh vật mốc nhận dạng được

(d) Hộp giới hạn với hệ số IOU

Hình 4.14.
Nhận biết vật mốc tự nhiên trong môi trường phòng thí nghiệm theo góc 30° .

Bảng 4.4. Thời gian xử lý nhận dạng vật mốc của phương pháp đề xuất.

Bước thực hiện	Hình 4.15a	Hình 4.15c	Hình 4.15e	Hình 4.15g
Trích đặc trưng [ms]	2,90	3,77	2,89	4,77
Phát hiện đối tượng và nhận dạng vật mốc [ms]	37,10	37,93	36,12	41,16
Tổng [ms]	40,00	41,70	39,01	45,93



(a) Ảnh một bức tường trong hành lang



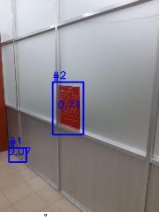
(b) Vật mốc được nhận dạng



(c) Ảnh một bức tường khác trong hành lang



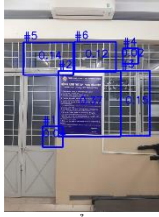
(d) Vật mốc được nhận dạng



(e) Ảnh bức tường phòng thí nghiệm



(f) Vật mốc được nhận dạng



(g) Ảnh bức tường khác của phòng thí nghiệm



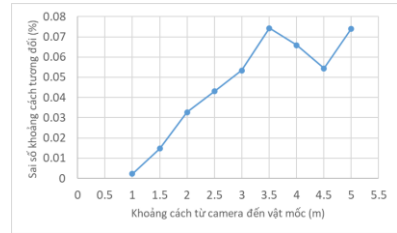
(h) Vật mốc được nhận dạng

Hình 4.15. Các vật mốc tự nhiên được phát hiện từ các khu vực khác nhau

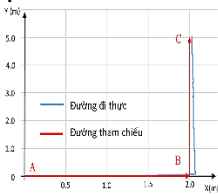
4.5. Kết quả xác định vị trí vật mốc

Hình 4.16 thể hiện sai số tương đối giữa khoảng cách đo trung bình và khoảng cách các mốc thực tế, trong đó mỗi vị trí được đo 100 lần.

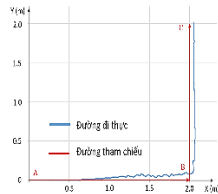
Thí nghiệm tiếp theo là xác định sai số vị trí của xe lăn trong không gian 2D được kiểm tra bằng cách sử dụng dữ liệu từ encoder như hình 4.17.



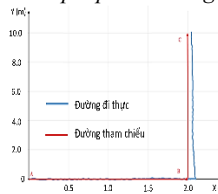
Hình 4.16. Biểu đồ sai số tương đối của phép đo khoảng cách tới các vật mốc



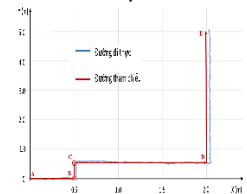
(a) Thí nghiệm 1



(b) Thí nghiệm 2



(c) Thí nghiệm 3



(d) Thí nghiệm 4

Hình 4.17. Biểu diễn quỹ đạo chuyển động của xe lăn đến các vị trí đặt trước.

Sai số vị trí của xe lăn trong ba thí nghiệm như hình 4.17a, hình 4.17b và hình 4.17c được trình bày trong bảng 4.5. Hình 4.17d mô tả

Bảng 4.5. Đánh giá sai số vị trí của xe lăn – Đơn vị: cm

TT	Vị trí thực tế	Vị trí tính toán	$ \Delta x $	$ \Delta y $
1	(200,0; 500,0)	(203,0; 502,0)	3,0	2,0
2	(200,0; 200,0)	(204,0; 201,0)	4,0	1,0
3	(200,0; 100,0)	(201,0; 99,0)	1,0	1,0

quỹ đạo đường đi thực tế (màu xanh) và đường tham chiếu (màu đỏ) của xe lăn. Bảng 4.6 mô tả kết quả xác định vị trí vật mốc với các thí nghiệm khác nhau.

Phương pháp đề xuất có thể ứng dụng vào việc xây dựng một công cụ gắn nhãn vị trí tự động cho các vật mốc trong nhà. Bảng 4.7 liệt kê các nghiên cứu về nhận dạng các đối tượng trong ảnh và thu thập thông tin vị trí của các đối tượng một cách tự động.

Bảng 4.6. Kết quả định vị vật mốc dựa vào vị trí xe lăn – Đơn vị: cm

Vị trí xe lăn (x_w, y_w, θ_w)	Khoảng cách đến vật mốc	Vị trí vật mốc thực tế	Vị trí vật mốc tính toán theo pp đề xuất	$ \Delta x $	$ \Delta y $
(30,0; 30,0; 90)	96,8	(60,6; 121,1)	(63,1; 120,9)	2,5	0,2
(30,0; 30,0; 45)	85,9	(90,7; 90,7)	(92,2; 89,2)	1,5	1,5
(40,0; 40,0; 60)	112,7	(120,0; 120,0)	(119,5; 119,9)	0,5	0,1
(40,0; 40,0; 30)	111,0	(120,0; 120,0)	(128,6; 106,9)	8,6	13,1
(80,0; 40,0; 120)	89,1	(40,0; 120,0)	(38,7; 119,0)	1,3	1,0
(60,5; 60,5; 90)	94,4	(85,0; 151,4)	(82,4; 152,3)	2,6	0,9
(324,8; 116,6; 45)	207,0	(495,2; 124,2)	(511,1; 206,9)	15,9	7,3

Bảng 4.7. Các nghiên cứu nhận dạng và thu thập thông tin vị trí đối tượng tự động

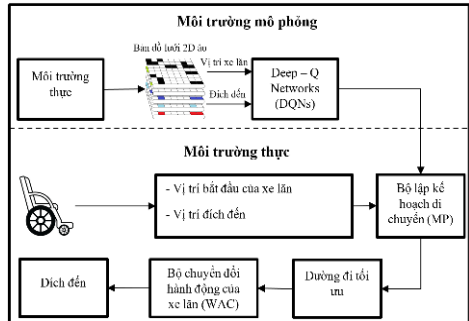
Nghiên cứu	Đối tượng	Kỹ thuật nhận dạng đối tượng	Tập dữ liệu huấn luyện	Thời gian xử lý	Mô tả tập dữ liệu thu thập được
X. Chai [45]	Cửa, tường, trần và sàn	Phân đoạn đối tượng	Không sử dụng	75 ms	Vật mốc trong môi trường trong nhà
P. Du [46]	Bàn, ghế và trần nhà thấp	YOLOv3	Millar Library	-	Các đối tượng cùng với kinh độ và vĩ độ của chúng
Apud Baca [47]	Đồ chơi trẻ em	CNNs	MS COCO	40 s	Tư thế sáu bậc tự do (6-DoF) của đối tượng
O. Deane [48]	Dữ liệu theo dõi mắt đi động	Mask R-CNN	MS COCO	1,5 s	Tọa độ ảnh mắt
García-Aguilar [49]	Phương tiện giao thông	EfficientDet D4	COCO	-	Các đối tượng cùng với vị trí trong ảnh của đối tượng
Phương pháp đề xuất	Vật mốc tự nhiên	Mật độ đặc trưng lớn nhất	Không sử dụng	41,66 ms	Vật mốc và vị trí trong môi trường trong nhà của vật mốc

CHƯƠNG 5: MÔ HÌNH ĐIỀU KHIỂN XE LĂN ĐIỆN KẾT HỢP TÍN HIỆU EEG VÀ CAMERA DỰA VÀO BẢN ĐỒ

5.1. Mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện dựa vào bản đồ lưới 2D ảo

5.1.1. Cấu trúc mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện

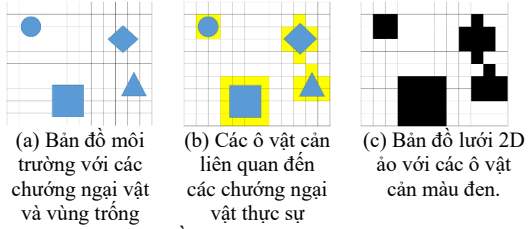
Trong luận án này, một mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện được đề xuất để điều hướng xe lăn di chuyển đến đích mong muốn [50], được mô tả trong hình 5.1.



Hình 5.1. Hệ thống điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện dựa trên bản đồ lưới 2D ảo.

5.1.2. Bản đồ lưới 2D ảo

Hình 5.3 mô tả bản đồ lưới 2D ảo bao gồm $m \times n$ ô lưới trong môi trường trong nhà mà xe lăn có thể di chuyển qua để đến đích.



(a) Bản đồ môi trường với các chướng ngại vật và vùng trống

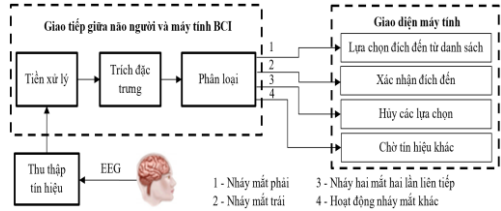
(b) Các ô vật cản liên quan đến các chướng ngại vật thực sự

(c) Bản đồ lưới 2D ảo với các ô vật cản màu đen.

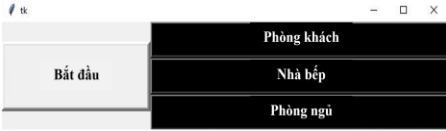
Hình 5.3. Bản đồ lưới 2D ảo của môi trường thực.

5.1.3. Giao diện lựa chọn đích đến cho xe lăn

Hình 5.4 mô tả quá trình thu thập, xử lý và phân loại tín hiệu EEG để thực hiện các lệnh điều khiển liên quan đến giao diện người dùng [39, 40, 51]. Giao diện người dùng được thiết kế đơn giản và dễ dàng như mô tả trong hình 5.5 và hình 5.6.



Hình 5.4. Quy trình thực hiện lựa chọn đích đến dùng BCI.



Hình 5.5. Giao diện người dùng để chọn điểm đến mong muốn.



Hình 5.6. Giao diện người dùng chọn điểm đến “Phòng ngủ” bằng EEG.

5.1.4. Mô hình DQNs lập kế hoạch đường đi tối ưu cho xe lăn

Các vị trí trên bản đồ lưới 2D bao gồm ba loại là chướng ngại vật S_o , không gian trống S_f và đích đến S_g . Tại mỗi thời điểm t , xe lăn tại vị trí S_t và cần chọn một hành động từ một tập cố định các hành động. Hơn nữa sau mỗi hành động, xe lăn sẽ thực hiện di chuyển từ vị trí hiện tại S_t sang vị trí mới S_{t+1} tại thời điểm $(t + 1)$ và sau đó phần thưởng nhận được sau mỗi hành động là $R(s_t, a_t) \in [-1, 1]$.

Chiến lược π cho vị trí S_t sẽ đưa ra một hành động sao cho tổng phần thưởng Q mà xe lăn nhận được lớn nhất và được tính theo phương trình sau:

$$\pi(s_t) = \arg \max_{i=0,1,\dots,n} Q(s_t, a_i) \quad (5.2) \quad Q(s_t, a_t) = R(s_t, a_t) + \gamma \cdot \max_{i=0,1,\dots,n} Q(s_{t+1}, a_i) \quad (5.3)$$

với $Q(s_t, a_i)$ là điểm thưởng khi thực hiện các hành động a_i ($i = 0, 1, \dots, (n-1)$) tại vị trí S_t ; n là số lượng hành động; s_{t+1} là trạng thái tiếp theo; γ là hệ số chiết khấu.

Để tính gần đúng $Q(s_t, a_t)$, FWNN có đầu vào là vị trí của xe lăn trên bản đồ lưới và đầu ra của nó là vectơ giá trị Q . Ngoài ra, Q_i là giá trị xấp xỉ của $Q(s_t, a_{ii})$ cho mỗi hành động a_{ii} . Khi mạng nơ-ron được huấn luyện đầy đủ và chính xác, nó sẽ được sử dụng trong mô hình hoạch định đường đi tối ưu để lựa chọn chiến lược π như phương trình sau:

$$\pi(s_t) = a_j \quad (5.4) \quad j = \arg \max_{i=0,1,\dots,n} Q_i \quad (5.5)$$

trong đó giá trị j được xác định dựa trên giá trị Q lớn nhất.

Mục đích của mạng nơ-ron là ước tính chính xác giá trị Q cho các hành động, vì vậy hàm mục tiêu được áp dụng ở đây là:

$$Loss = \left(R(s_t, a_t) + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t) \right)^2 \quad (5.6)$$

Trong nghiên cứu này, hàm kích hoạt PreLU, phương pháp tối ưu RMSProp và hàm mất mát của MSE được áp dụng.

5.2. Định vị xe lăn điện trong bản đồ lưới 2d ảo dựa vào vật mốc tự nhiên

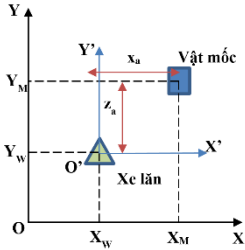
Trong quá trình xe lăn di chuyển trong môi trường thực với các vật mốc đã chọn trước đó như hình 5.8, khi camera nhận ra các vật mốc này, nó sẽ cung cấp thông tin về vị trí của mốc so với vị trí của camera như hình 5.9 [52].



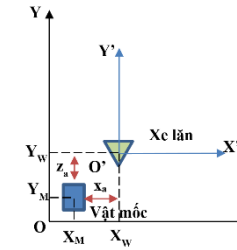
Hình 5.8. Các mẫu vật mốc trong môi trường trong nhà.



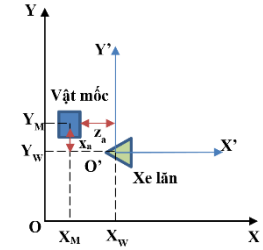
Hình 5.9. Hệ tọa độ của camera



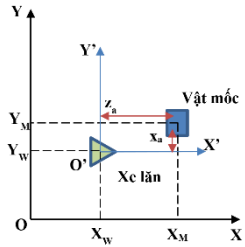
(a) Hướng "Up" của vật mốc



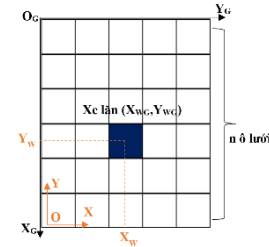
(b) Hướng "Down" của vật mốc



(c) Hướng "Left" của vật mốc



(d) Hướng "Right" của vật mốc



(e) Bản đồ lưới 2D trong mặt phẳng OXY.

Hình 5.10. Vị trí của xe lăn với bốn hướng.

Hình 5.10 cho thấy hệ tọa độ OXY trong mặt phẳng 2D và hệ tọa độ camera $O'X'Y'$. Trong nghiên cứu này, vị trí của xe lăn trong mặt phẳng 2D theo hệ tọa độ OXY được tính toán theo 4 trường hợp được mô tả như sau:

- Hướng của vật mốc là "Up" trong bản đồ lưới 2D:

$$\begin{aligned} X_W &= X_M - x_a \\ Y_W &= Y_M - z_a \end{aligned} \quad (5.9)$$
- Hướng của vật mốc là "Down" trong bản đồ lưới 2D:

$$\begin{aligned} X_W &= X_M + x_a \\ Y_W &= Y_M + z_a \end{aligned} \quad (5.10)$$

- Hướng của vật mốc là “Right” trong bản đồ lưới 2D:
- Hướng của vật mốc là “Left” trong bản đồ lưới 2D:

$$\begin{aligned} X_W &= X_M - z_a \\ Y_W &= Y_M + x_a \end{aligned} \quad (5.11)$$

$$\begin{aligned} X_W &= X_M + z_a \\ Y_W &= Y_M - x_a \end{aligned} \quad (5.12)$$

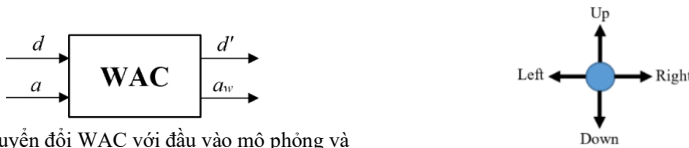
với (X_W, Y_W) là tọa độ xe lăn trong mặt phẳng OXY; (X_M, Y_M) là tọa độ vật mốc.

Giả sử rằng bản đồ lưới 2D ảo như trong hình 5.10e, vị trí của xe lăn (X_G, Y_G) trong bản đồ lưới 2D ảo được tính toán bằng các công thức:

$$\begin{aligned} X_G &= n - \text{round}\left(\frac{Y_W}{a}\right) \\ Y_G &= \text{round}\left(\frac{X_W}{a}\right) - 1 \end{aligned} \quad (5.13)$$

5.3. Điều hướng xe lăn điện trong môi trường thực

Trong nghiên cứu này, xe lăn không thể di chuyển dựa trên các hành động mô phỏng từ DQNs vì xe lăn điện không phải là một mô hình điều khiển đa hướng. Đối với chuyển động của xe lăn, nghiên cứu đề xuất một thuật toán mới dựa trên WAC như được mô tả trong hình 5.12.



Hình 5.12. Biểu diễn bộ chuyển đổi các lệnh điều khiển thực tế từ mô phỏng.

Hành động của xe lăn a_w và hướng mới $d' = a$ khi di chuyển trong môi trường thực cần được xác định và thuật toán này được thể hiện như sau:

$$\begin{cases} a_w = \begin{cases} \text{Forward} & \text{if } a = \text{Up} \\ \text{Backward} & \text{if } a = \text{Down} \\ \text{Left-Forward} & \text{if } a = \text{Left} \\ \text{Right-Forward} & \text{if } a = \text{Right} \end{cases} \\ d = \text{Up} \end{cases} \quad (5.14a)$$

$$\begin{cases} a_w = \begin{cases} \text{Forward} & \text{if } a = \text{Left} \\ \text{Backward} & \text{if } a = \text{Right} \\ \text{Left-Forward} & \text{if } a = \text{Down} \\ \text{Right-Forward} & \text{if } a = \text{Up} \end{cases} \\ d = \text{Left} \end{cases} \quad (5.14c)$$

$$\begin{cases} a_w = \begin{cases} \text{Forward} & \text{if } a = \text{Down} \\ \text{Backward} & \text{if } a = \text{Up} \\ \text{Left-Forward} & \text{if } a = \text{Right} \\ \text{RightandForward} & \text{if } a = \text{Left} \end{cases} \\ d = \text{Down} \end{cases} \quad (5.14b)$$

$$\begin{cases} a_w = \begin{cases} \text{Forward} & \text{if } a = \text{Right} \\ \text{Backward} & \text{if } a = \text{Left} \\ \text{Left-Forward} & \text{if } a = \text{Up} \\ \text{Right-Forward} & \text{if } a = \text{Down} \end{cases} \\ d = \text{Right} \end{cases} \quad (5.14d)$$

Trong phương trình (5.14a) – (5.14d), hành động của xe lăn a_w được định nghĩa: $a_w = \text{Forward}$: Xe lăn sẽ đi thẳng; $a_w = \text{Backward}$: Xe lăn sẽ đi lùi; $a_w = \text{Left-Forward}$: Xe lăn sẽ xoay trái rồi đi thẳng; $a_w = \text{Right-Forward}$: Xe lăn sẽ xoay phải rồi đi thẳng; $a_w = \text{Stop}$: Xe lăn sẽ dừng lại.

5.4. Phương pháp tránh vật cản dựa vào thông tin 3D môi trường

Bản đồ 2D được chuyển đổi từ bản đồ điểm 3D sử dụng các phép chiếu hình học. Việc chuyển đổi bản đồ 2D, được tính toán như sau:

$$Z_{imin} = \min(Z_{ij}) \quad (j = \overline{0, n}) \quad (5.15)$$

trong đó giá trị Z_{imin} được lựa chọn tương ứng với giá trị Y_{jmin} phụ thuộc vào chiều cao của xe lăn, hoặc chiều cao của người sử dụng xe lăn.

Để tìm ra điểm ảnh có độ sâu nhỏ nhất Z_{min} (gần camera nhất), tiến hành so

sánh các Z_{imin} ở các cột theo phương trình (5.16). Độ rộng a_v của khoảng trống ($v = 1, 2, \dots$) trong bản đồ 2D (X_i, Z_{imin}) được tính như phương trình (5.17).

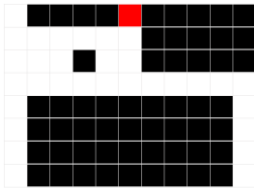
$$Z_{imin} = \min(Z_{imin}) \quad (j = \overline{0, m}) \quad (5.16) \quad a_v = |X_{k1} - X_{k2}| \quad (5.17)$$

với giá trị k_1 và k_2 là các phần tử đầu tiên và cuối cùng trên trục X của khoảng trống thứ v tại cột có độ sâu $Z \geq Z_{imin}$.

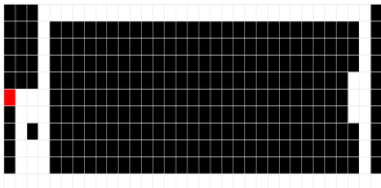
5.5. Kết quả thí nghiệm điều khiển xe lăn điện

5.5.1. Mô phỏng huấn luyện tìm đường đi cho xe lăn dựa vào bản đồ lưới 2D ảo

Hai bản đồ lưới 2D ảo mô tả môi trường trong nhà như hình 5.15 được xây dựng, với các ô màu trắng là vùng trống, các ô màu đen là các chướng ngại vật và các ô màu đỏ là các điểm đích. Bảng 5.1 mô tả các tham số khi huấn luyện.



(a) Bản đồ lưới 8x11



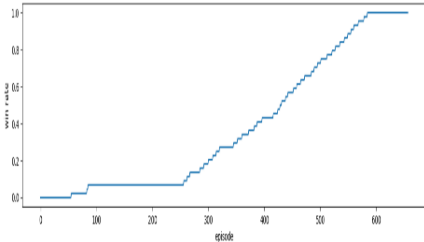
(b) Bản đồ lưới 11x33

Hình 5.15. Môi trường huấn luyện

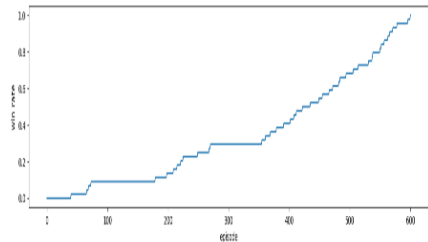
Bảng 5.1. Thông số mô hình huấn luyện.

Thông số	Giá trị
Tốc độ học	0,00001
Hệ số chiết khấu γ	0,8
Hệ số khám phá	0,1
Kích thước Mini-batch	32
Kích thước bộ nhớ phát lại	100
Điểm thưởng khi di chuyển ra ngoài bản đồ R_b	-0,8
Điểm thưởng khi di chuyển vào ô trống R_f	-0,4
Điểm thưởng khi di chuyển vào ô vật cản R_o	-0,75
Điểm thưởng khi di chuyển vào ô đích R_e	1

Kết quả sau khi huấn luyện của mô hình DQNs được thể hiện trong hình 5.16 và hình 5.17. Ngoài ra, so sánh về thời gian huấn luyện và số episode của mô hình DQNs với 2 loại hàm kích hoạt như bảng 5.2. Bảng 5.3 mô tả số lượng episode và thời gian huấn luyện với 2 môi trường (Nhỏ và Lớn).

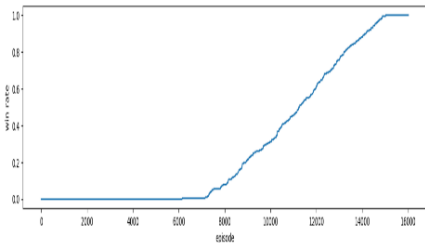


(a) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt PreLU

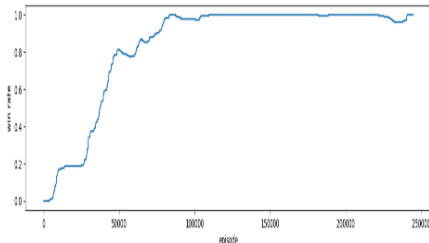


(b) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt ReLU

Hình 5.16. So sánh tỷ lệ Win khi huấn luyện mô hình DQNs với 2 loại hàm kích hoạt trong trường hợp bản đồ lưới 8x11



(a) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt PreLU



(b) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt ReLU

Hình 5.17. So sánh tỷ lệ Win khi huấn luyện mô hình DQNs với hai loại hàm kích hoạt trong trường hợp bản đồ lưới 11x33

Bảng 5.2. Hiệu suất của các mô hình DQNs được đề xuất.

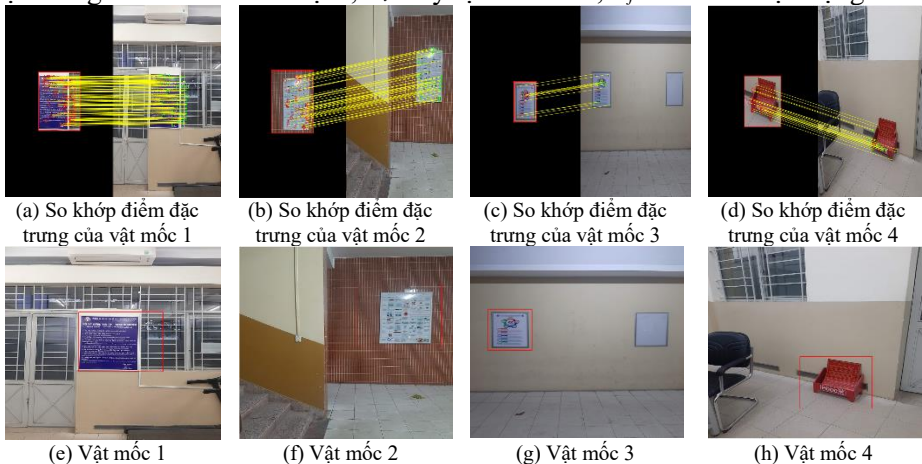
Môi trường	Mô hình	Số lượng episode trung bình	Thời gian huấn luyện trung bình
Môi trường nhỏ (8x11)	DQNs – ReLU	601	36,3 giây
	DQNs – PreLU	657	42,3 giây
Môi trường lớn (11x33)	DQNs – ReLU	244879	6,05 giờ
	DQNs – PreLU	16015	35,24 phút

Bảng 5.3. So sánh hiệu suất của các mô hình.

Môi trường	Mô hình	Số lượng episode trung bình	Thời gian huấn luyện trung bình
Môi trường nhỏ (8x11)	Q-Learning truyền thống	60	198,4 giây
	SARSA	75	223,9 giây
Môi trường lớn (11x33)	Q-Learning truyền thống	235	1,45 giờ
	SARSA	275	57,23 phút

5.5.2. Kết quả nhận dạng vật mốc

Hình 5.19 thể hiện việc nhận dạng 4 vật mốc dùng phương pháp SURF. Bảng 5.4 thể hiện độ chính xác khi nhận dạng vật mốc, với SF là số điểm đặc trưng của vật mốc đã xác định, TF là số điểm đặc trưng trùng khớp với số điểm đặc trưng của mốc đã xác định, R_i là tỷ lệ chính xác, R_f là sai số nhận dạng.



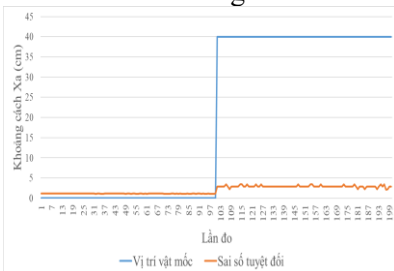
Hình 5.19. Bốn loại vật mốc khác nhau được nhận dạng dựa trên các vật mốc được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu

Bảng 5.4. Độ chính xác khi nhận dạng các vật mốc bằng phương pháp SURF.

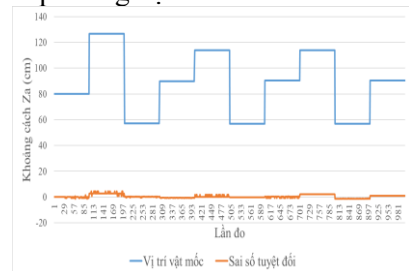
Hình	Thời gian nhận dạng (ms)	SF	TF	R _i (%)	R _f (%)
Hình 5.19a	370.6	206	190	92,2	7,8
Hình 5.19b	320.4	64	58	90,6	9,4
Hình 5.19c	296.9	18	13	72,2	27,8
Hình 5.19d	228.0	30	26	86,7	13,3

5.5.3. Xác định vị trí xe lăn trên bản đồ lưới 2D ảo dựa vào vật mốc

Hình 5.20 mô tả độ chính xác của phép đo khoảng cách từ camera đến vật mốc. Hình 5.21 cho thấy sai số tuyệt đối của phép đo khoảng cách từ camera đến vật mốc với các khoảng cách khác nhau theo phương dọc.



Hình 5.20. Sai số tuyệt đối của phép đo X_a từ camera đến các vật mốc tại các vị trí khác nhau

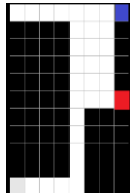


Hình 5.20. Sai số tuyệt đối của khoảng cách Z_a từ camera đến các vật mốc tại các vị trí khác nhau

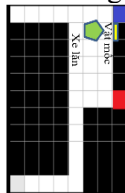
Thí nghiệm được thực hiện trong môi trường như hình 5.22. Hình 5.23 biểu diễn các vị trí của xe lăn. Bảng 5.5 thể hiện kết quả định vị xe lăn trên bản đồ lưới 2D với độ chính xác của các thí nghiệm.



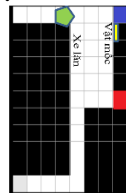
(a) Môi trường thực



(b) Bản đồ lưới



(a) Vị trí 1



(b) Vị trí 2



(c) Vị trí 3



(d) Vị trí 4

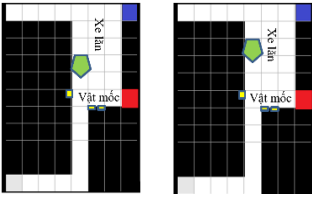
Hình 5.22. Môi trường thí nghiệm trong nhà.

Hình 5.23. Bốn vị trí của xe lăn trên bản đồ lưới 2D với các vật mốc

Bảng 5.5. Độ chính xác của việc định vị xe lăn.

TT	Vị trí thực (X_0, Y_0)	Vị trí tính toán (X_w, Y_w)	$ X_w - X_0 $ (cm)	$ Y_w - Y_0 $ (cm)	Vị trí trên bản đồ lưới (X_{wg}, Y_{wg})	Hướng trên bản đồ lưới
1	(180, 720)	(182, 718)	2	2	(2, 1)	Up
2	(60, 480)	(58, 477)	2	3	(4, 0)	Up
3	(600, 660)	(596, 665)	4	5	(2, 4)	Right
4	(480, 540)	(474, 538)	6	2	(3, 3)	Right

Hình 5.24 thể hiện các vị trí xe lăn và các vật mốc trong hai thí nghiệm khác nhau. Bảng 5.6 là kết quả định vị xe lăn trên bản đồ lưới 2D dùng 3 vật mốc [53].



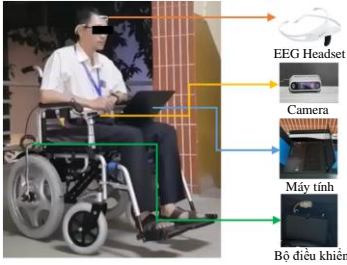
(a) Xe lăn tại vị trí (3,3) (b) Xe lăn tại vị trí (3,2)

Bảng 5.6. Độ chính xác khi định vị xe lăn bằng 3 vật mốc.

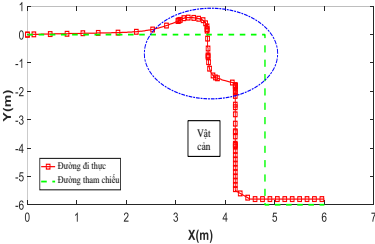
TT	Vị trí thực (X ₀ ,Y ₀)	Vị trí tính toán (X _w ,Y _w)	X _w -X ₀ (cm)	Y _w -Y ₀ (cm)
1	(480, 540)	(489, 564)	8	14
2	(360, 540)	(348, 534)	12	6

Hình 5.24. Vị trí xe lăn trên bản đồ lưới 2D với 3 vật mốc.

5.5.4. Xe lăn di chuyển đến đích mong muốn dựa vào bản đồ lưới 2D ảo

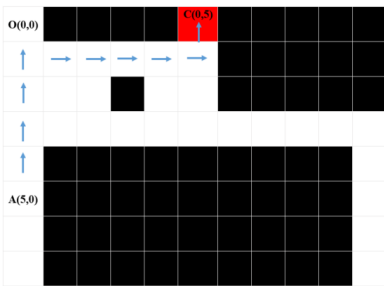


Hình 5.25. Hệ thống xe lăn với các camera RGB-D, Emotiv EPOC+, bộ điều khiển và máy tính



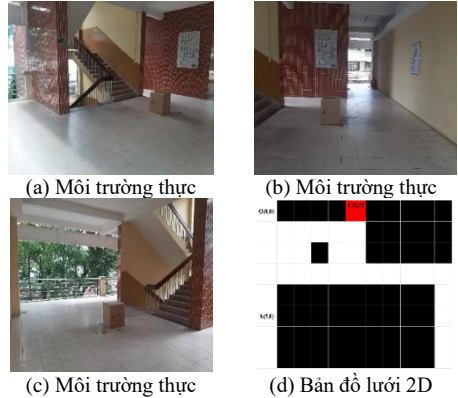
Hình 5.27. Đường đi chuyển của xe lăn trong môi trường thực tế.

độ bán tự động như hình 5.29. Các



(a) Đường dẫn mũi tên màu xanh được mô phỏng bằng DQNs

Xe lăn điện được lắp đặt hệ thống camera RGB-D và các thiết bị khác như trong hình 5.25. Thí nghiệm được thực hiện trong môi trường như hình 5.26.

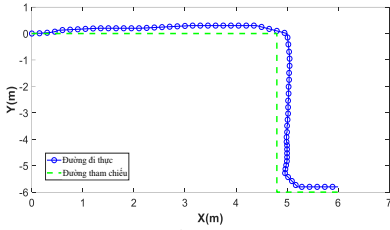


Hình 5.26. Môi trường thí nghiệm

Hình 5.27 cho thấy đường đi của xe lăn được điều khiển bởi người sử dụng bằng tín hiệu EEG [51]. Đường đi của xe lăn với chế độ bán tự động như hình 5.29. Các

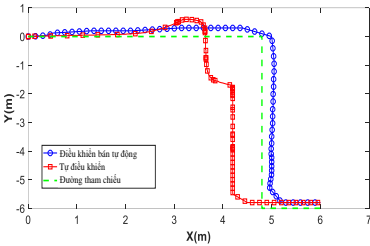
Bảng 5.7. Các lệnh điều khiển xe lăn được chuyển đổi từ các lệnh mô phỏng.

Vị trí xe lăn	Hướng hiện tại D	Hành động mô phỏng A	Hướng mới d'	Hành động xe lăn a _w
(5,0) → (4,0)	Up	Up	Up	Forward
(4,0) → (3,0)	Up	Up	Up	Forward
(3,0) → (2,0)	Up	Up	Up	Forward
(2,0) → (1,0)	Up	Up	Up	Forward
(1,0) → (1,1)	Up	Right	Right	Right-Forward
(1,1) → (1,2)	Right	Right	Right	Forward
(1,2) → (1,3)	Right	Right	Right	Forward
(1,3) → (1,4)	Right	Right	Right	Forward
(1,4) → (1,5)	Right	Right	Right	Forward
(1,5) → (0,5)	Right	Up	Up	Left-Forward

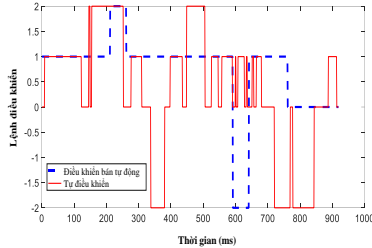


(b) Lộ trình di chuyển của xe lăn trong môi trường thực sử dụng DQNs

Hình 5.29. Biểu diễn đường đi mô phỏng và đường đi thực của xe lăn bằng điều khiển bán tự động.



(a) Đường đi thực tế của hai phương pháp điều khiển và đường tham chiếu.



(b) Các lệnh điều khiển của hai phương pháp.

Hình 5.30. So sánh chuyển động của xe lăn theo hai phương pháp điều khiển (điều khiển bán tự động và tự điều khiển).



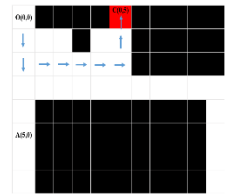
(a) Môi trường thực



(b) Môi trường thực

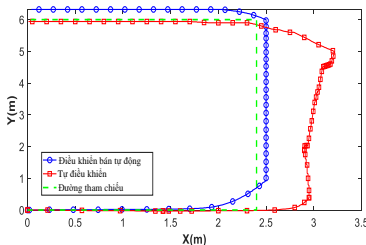


(c) Môi trường thực

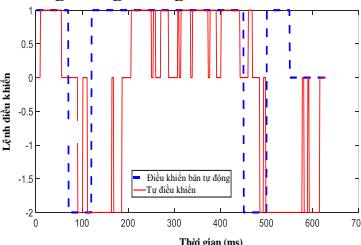


(d) Đường mô phỏng bằng DQNs.

Hình 5.31. Môi trường trong thí nghiệm thứ hai



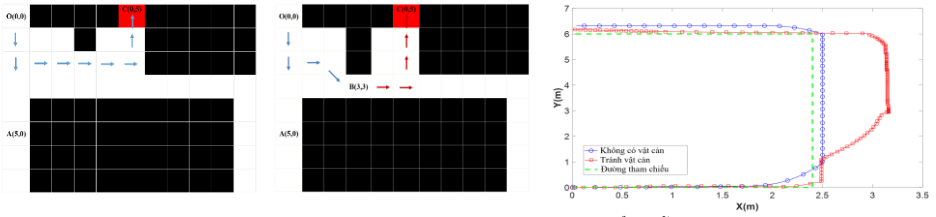
(a) Đường đi thực tế của hai phương pháp điều khiển và đường tham chiếu



(b) Các lệnh điều khiển của hai phương pháp

Hình 5.32. So sánh chuyển động của xe lăn trong hai phương pháp điều khiển (điều khiển bán tự động và tự điều khiển)

Hình 5.33 mô tả thí nghiệm có vật cản xuất hiện trên đường đi đã được lập kế hoạch trước.



(a) Đường đi mô phỏng của xe lăn khi không có vật cản

(b) Đường đi mô phỏng của xe lăn khi có vật cản

(c) Biểu diễn đường đi thực của xe lăn trong trường hợp có và không có vật cản

Hình 5.33. Chuyển động của xe lăn khi có vật cản

CHƯƠNG 6: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

6.1. Kết luận

Luận án này đã hoàn thành hệ thống điều khiển xe lăn điện bán tự động cho người khuyết tật trong môi trường trong nhà. Cụ thể, luận án đề xuất hai phương pháp phân loại tín hiệu EEG từ hoạt động mắt của người tàn tật nặng với mắt hoạt động tốt. Phương pháp ngưỡng biên độ đạt độ chính xác cao (97% và 99%) cho mỗi loại nháy mắt. Mạng học sâu CNN-1D đạt kết quả phân loại tốt (98,1%, 100%, 95,9%, 100%, 98,1%), và có lợi thế ở khả năng mở rộng số lượng loại hoạt động nháy mắt tùy thuộc vào nhu cầu giao tiếp giữa não người và máy tính hoặc hệ thống điều khiển.

Ngoài ra, luận án đề xuất phương pháp mật độ điểm đặc trưng lớn nhất để nhận dạng vật mốc tự nhiên trong môi trường và xác định vị trí của chúng dựa trên vị trí xe lăn và thông tin 3D từ camera. Với khoảng cách từ camera đến vật mốc dưới 2 m, độ chính xác nhận dạng là cao nhất (IOU > 0,8). Thời gian xử lý nhận dạng vật mốc nhanh, trung bình là 38,08 ms. Kết quả xác định vị trí vật mốc cho thấy sai số nhỏ hơn 3,0 cm theo phương ngang và 2,0 cm theo phương dọc khi khoảng cách từ camera đến vật mốc dưới 200 cm.

Cuối cùng, luận án đề xuất mô hình điều khiển thực-ảo cho xe lăn điện trong môi trường trong nhà, kết hợp mô hình DQNs-PreLU để tìm đường đi dựa vào bản đồ lưới 2D ảo, phương pháp định vị xe lăn dựa trên vật mốc và phương pháp điều khiển xe lăn trong môi trường thực. Mô hình này giảm thời gian huấn luyện gần 5 lần so với Q-Learning và SARSA, và gần 12 lần so với DQNs-ReLU, và có khả năng lưu lại bộ thông số để sử dụng trong môi trường thực. Kết quả thí nghiệm cho thấy sai số vị trí của xe lăn nhỏ. Xe lăn di chuyển tự động đến đích mong muốn với quỹ đạo liên tục, khác biệt với việc để người dùng tự điều khiển.

6.2. Hướng phát triển

Với sự phát triển nhanh chóng của hệ thống nhúng trên máy tính nhỏ và có tốc độ xử lý cao, giải thuật và phương pháp trong luận án có thể tiếp tục nghiên cứu và tích hợp vào thiết bị chuyên dụng. Điều này giúp tối ưu hóa kết nối và tương thích với các loại xe lăn điện hiện có, đồng thời giảm giá thành sản phẩm.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] "Global report on health equity for persons with disabilities," *World Health Organization*, pp. 1-312, 2022.
- [2] "Điều tra Quốc gia về Người Khuyết tật tại Việt Nam," *Tổng cục Thống kê*, 2019.
- [3] H. A. Lamti, P. Gorce, M. M. Ben Khelifa, and A. M. Alimi, "When mental fatigue maybe characterized by Event Related Potential (P300) during virtual wheelchair navigation," *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, vol. 19, no. 16, pp. 1749-1759, 2016.
- [4] "Electric Wheelchair Market - Growth, Trends, COVID-19 Impact, and Forecast (2022 - 2027)," *Mordor Intelligence*, pp. 1-90, 2022.
- [5] N. T. Hai, "Development of a smart wheelchair using EEG technology and stereoscopic camera for disabled people," *International University*, vol. C2013-28-06, 2013.
- [6] L. Q. Chuyên, "Mạng neural trong hệ thống điều khiển xe lăn cho người tàn tật nặng sử dụng điện não (EEG) và camera," *Luận Án Tiến Sĩ - Trường Đại Học Giao Thông Vận Tải Tp.HCM*, 2020.
- [7] A. Lopes, J. Rodrigues, J. Perdigao, G. Pires, and U. Nunes, "A New Hybrid Motion Planner: Applied in a Brain-Actuated Robotic Wheelchair," *IEEE Robotics & Automation Magazine*, vol. 23, no. 4, pp. 82-93, 2016.
- [8] Z. Li, S. Zhao, J. Duan, C. Y. Su, C. Yang, and X. Zhao, "Human Cooperative Wheelchair With Brain-Machine Interaction Based on Shared Control Strategy," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 22, no. 1, pp. 185-195, 2017.
- [9] J. Tang, Y. Liu, D. Hu, and Z. Zhou, "Towards BCI-actuated smart wheelchair system," *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 17, no. 1, pp. 1-22, 2018.
- [10] H. N. Oon, A. Saidatul, and Z. Ibrahim, "Analysis on Non-Linear Features of Electroencephalogram (EEG) Signal for Neuromarketing Application," in *2018 International Conference on Computational Approach in Smart Systems Design and Applications (ICASSDA)*, pp. 1-8, 2018.
- [11] D.-K. Tran, T.-H. Nguyen, and T.-N. Nguyen, "Detection of EEG-Based Eye-Blinks Using A Thresholding Algorithm," *European Journal of Engineering and Technology Research*, vol. 6, no. 4, pp. 6-12, 2021.
- [12] T. Nguyen, T. H. Nguyen, K. Q. D. Truong, and T. Van Vo, "A Mean Threshold Algorithm for Human Eye Blinking Detection Using EEG," in *4th International Conference on Biomedical Engineering in Vietnam*, Berlin, Heidelberg, pp. 275-279, 2013.
- [13] H. T. Nguyen, N. Trung, V. Toi, and V. S. Tran, "An autoregressive neural network for recognition of eye commands in an EEG-controlled wheelchair," in *2013 International Conference on Advanced Technologies for Communications (ATC 2013)*, pp. 333-338, 2013.
- [14] A. Qayyum, M. K. A. A. Khan, M. Mazher, and M. Suresh, "Classification of EEG Learning and Resting States using 1D-Convolutional Neural Network for Cognitive Load Assessment," in *2018 IEEE Student Conference on Research and Development (SCoReD)*, pp. 1-5, 2018.
- [15] U. R. Acharya, S. L. Oh, Y. Hagiwara, J. H. Tan, and H. Adeli, "Deep convolutional neural network for the automated detection and diagnosis of seizure using EEG signals," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 100, pp. 270-278, 2018.
- [16] A. N. Belkacem, N. Jamil, J. A. Palmer, S. Ouhbi, and C. Chen, "Brain Computer Interfaces for Improving the Quality of Life of Older Adults and Elderly Patients," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 14, pp. 1-11, 2020.
- [17] A. E. Hramov, V. A. Maksimenko, and A. N. Pisarchik, "Physical principles of brain-computer interfaces and their applications for rehabilitation, robotics and control of human brain states," *Physics Reports*, vol. 918, pp. 1-133, 2021.
- [18] M. Dahmani *et al.*, "An Intelligent and Low-Cost Eye-Tracking System for Motorized Wheelchair Control," *Sensors*, vol. 20, no. 14, pp. 1-27, 2020.
- [19] F. B. Taher, N. B. Amor, and M. Jallouli, "A multimodal wheelchair control system based on EEG signals and Eye tracking fusion," in *2015 International Symposium on Innovations in Intelligent SysTems and Applications (INISTA)*, pp. 1-8, 2015.
- [20] C. Naijian, H. Xiangdong, W. Yantao, C. Xinglai, and C. Hui, "Coordination control strategy between human vision and wheelchair manipulator based on BCI," in *2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA)*, pp. 1872-1875, 2016.

- [21] R. J. M. G. Tello, A. L. C. Bissoli, F. Ferrara, S. Müller, A. Ferreira, and T. F. Bastos-Filho, "Development of a Human Machine Interface for Control of Robotic Wheelchair and Smart Environment," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 19, pp. 136-141, 2015.
- [22] W. Jia, D. Huang, O. Bai, H. Pu, X. Luo, and X. Chen, "Reliable planning and execution of a human-robot cooperative system based on noninvasive brain-computer interface with uncertainty," in *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3798-3805, 2012.
- [23] L. Xi and M. Shino, "Shared Control of an Electric Wheelchair Considering Physical Functions and Driving Motivation," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 17, no. 15, 2020.
- [24] J. Duan, Z. Li, C. Yang, and P. Xu, "Shared control of a brain-actuated intelligent wheelchair," in *Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation*, pp. 341-346, 2014.
- [25] A. M. Santana, K. R. T. Aires, R. M. S. Veras, and A. A. D. Medeiros, "An Approach for 2D Visual Occupancy Grid Map Using Monocular Vision," *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, vol. 281, pp. 175-191, 2011.
- [26] W. Seo and K.-R. Baek, "Indoor Dead Reckoning Localization Using Ultrasonic Anemometer with IMU," *Journal of Sensors*, vol. 2017, pp. 1-12, 2017.
- [27] H. Rashid and A. K. Turuk, "Dead reckoning localisation technique for mobile wireless sensor networks," *IET Wireless Sensor Systems*, vol. 5, no. 2, pp. 87-96, 2015.
- [28] X. Zhang, S. Zhu, Z. Wang, and Y. Li, "Hybrid visual natural landmark-based localization for indoor mobile robots," *International Journal of Advanced Robotic Systems*, vol. 15, no. 6, pp. 1-18, 2018.
- [29] G. Lee, B.-C. Moon, S. Lee, and D. Han, "Fusion of the SLAM with Wi-Fi-Based Positioning Methods for Mobile Robot-Based Learning Data Collection, Localization, and Tracking in Indoor Spaces," *Sensors*, vol. 20, no. 18, pp. 1-20, 2020.
- [30] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," in *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, Kauai, HI, USA, pp. 511-518, 2001.
- [31] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [32] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "SURF: Spedded Up Robust Features," in *Computer Vision – ECCV 2006*, Berlin, Heidelberg, pp. 404-417, 2006.
- [33] Y. Qian, H. Zheng, D. He, Z. Zhang, and Z. Zhang, "R-CNN Object Detection Inference With Deep Learning Accelerator," in *2018 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC Workshops)*, pp. 297-302, 2018.
- [34] C. Liu, Y. Tao, J. Liang, K. Li, and Y. Chen, "Object Detection Based on YOLO Network," in *2018 IEEE 4th Information Technology and Mechatronics Engineering Conference (ITOEC)*, pp. 799-803, 2018.
- [35] E. H. C. Harik and A. Korsath, "The Heading Weight Function: A Novel LiDAR-Based Local Planner for Nonholonomic Mobile Robots," *Sensors*, vol. 19, no. 16, pp. 1-17, 2019.
- [36] D. Foead, A. Ghifari, M. B. Kusuma, N. Hanafiah, and E. Gunawan, "A Systematic Literature Review of A* Pathfinding," *Procedia Computer Science*, vol. 179, pp. 507-514, 2021.
- [37] A. I. Panov, K. S. Yakovlev, and R. Suvorov, "Grid Path Planning with Deep Reinforcement Learning: Preliminary Results," *Procedia Computer Science*, vol. 123, pp. 347-353, 2018.
- [38] Y. Zhu *et al.*, "Target-driven visual navigation in indoor scenes using deep reinforcement learning," in *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 3357-3364, 2017.
- [39] B.-V. Ngo, T.-H. Nguyen, D.-K. Tran, and D.-D. Vo, "Control of a Smart Electric Wheelchair Based on EEG Signal and Graphical User Interface for Disabled People," in *2021 International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)*, pp. 257-262, 2021.
- [40] B.-V. Ngo, T.-H. Nguyen, and T.-N. Nguyen, "EEG Signal-Based Eye Blink Classifier Using Convolutional Neural Network For BCI Systems," in *2021 15th International Conference on Advanced Computing and Applications (ACOMP)*, pp. 176-180, 2021.
- [41] B.-S. N. Kleifges K, Kerick SE and Robbins KA, "BLINKER: Automated Extraction of Ocular Indices from EEG Enabling Large-Scale Analysis," *Frontiers in Neuroscience*, vol. 11, no. 12, pp. 1-17, 2017.
- [42] M. Benda and I. Volosyak, "Peak Detection with Online Electroencephalography (EEG) Artifact Removal for Brain-Computer Interface (BCI) Purposes," *Brain Sci*, vol. 9, no. 12, pp. 1-21, 2019.

- [43] B.-V. Ngo and T.-H. Nguyen, "Dense Feature-based Landmark Identification for Mobile Platform Localization," *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 18, no. 12, pp. 186-200, 2018.
- [44] E. Rublee, V. Rabaud, K. Konolige, and G. Bradski, "ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF," in *2011 International Conference on Computer Vision*, pp. 2564-2571, 2011.
- [45] X. Chai, F. Wen, and K. Yuan, "Fast vision-based object segmentation for natural landmark detection on Indoor Mobile Robot," in *2011 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, pp. 2232-2237, 2011.
- [46] P. Du and N. Bulusu, "An automated AR-based annotation tool for indoor navigation for visually impaired people," in *The 23rd International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility*, Virtual Event, USA, pp. 1-4, 2021.
- [47] J. G. Apud Baca *et al.*, "Automated Data Annotation for 6-DoF AI-Based Navigation Algorithm Development," *Journal of Imaging*, vol. 7, no. 11, pp. 236-253, 2021.
- [48] O. Deane, E. Toth, and S.-H. Yeo, "Deep-SAGA: a deep-learning-based system for automatic gaze annotation from eye-tracking data," *Behavior Research Methods*, vol. 55, pp. 1372–1391, 2022.
- [49] I. García-Aguilar, J. García-González, R. M. Luque-Baena, and E. López-Rubio, "Automated labeling of training data for improved object detection in traffic videos by fine-tuned deep convolutional neural networks," *Pattern Recognition Letters*, vol. 167, pp. 45-52, 2023.
- [50] B.-V. Ngo and T.-H. Nguyen, "A Semi-Automatic Wheelchair with Navigation Based on Virtual-Real 2D Grid Maps and EEG Signals," *Applied Sciences*, vol. 12, pp. 1-20, 2022.
- [51] B.-V. Ngo, T.-H. Nguyen, V.-T. Ngo, D.-K. Tran, and T.-D. Nguyen, "Wheelchair Navigation System using EEG Signal and 2D Map for Disabled and Elderly People," in *2020 5th International Conference on Green Technology and Sustainable Development (GTSD)*, pp. 219-223, 2020.
- [52] B.-V. Ngo and T.-H. Nguyen, "Positioning an electric wheelchair in 2D grid map based on natural landmarks for navigation using Q-Learning," *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 31, no. 1, pp. 115-125, 2023.
- [53] N. T. H. Nguyen Tan Nhu, "Landmark-Based Robot Localization Using a Stereo Camera System," *American Journal of Signal Processing*, vol. 5, no. 2, pp. 40-50, 2015.

CÁC CÔNG TRÌNH ĐÃ CÔNG BỐ

Danh mục các kết quả nghiên cứu trong tạp chí và hội thảo đã được công bố trong quá trình thực hiện luận án:

Tạp chí quốc tế trong hệ thống ISI/Scopus

- [1] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, Chi-Cuong Vu, " Automatic Labeling of Natural Landmarks for Wheelchair Motion Planning ", *Electronics*, vol. 12, pp. 1-20, 2023. (SCIE - Q2 - IF 2.9)
- [2] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, "Positioning an electric wheelchair in 2D grid map based on natural landmarks for navigation using Q-Learning", *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 31, pp. 115-125, 2023. (Scopus-Q3)
- [3] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, "A Semi-Automatic Wheelchair with Navigation Based on Virtual-Real 2D Grid Maps and EEG Signals", *Applied Sciences*, vol.12, pp. 1-20, 2022. (SCIE - Q2 - IF 2.7)
- [4] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, "Dense Feature-based Landmark Identification for Mobile Platform Localization", *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 18, pp. 186-200, 2018 (ESCI)

Hội nghị quốc tế

- [5] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, Thanh-Nghia Nguyen, "EEG Signal-Based Eye Blink Classifier Using Convolutional Neural Network For BCI Systems", in *Proceedings of 15th International Conference on Advanced Computing and Applications (ACOMP)*, pp. 176-180, 2022.
- [6] Dang-Khoa Tran; Thanh-Hai Nguyen; **Ba-Viet Ngo**; Minh-Ly Lai; Thi-My-Kieu Ong; Thi-Minh Vu, Van-Minh Nguyen, "Evaluation Between Visual And Auditory EEG Responses On Upper Limb Movement in The Temporal and Spectral Domains," in *Proceedings of 6th International Conference on Green Technology and Sustainable Development (GTSD)*, pp. 817-824, 2022.
- [7] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, Dang-Khoa Tran, Duc-Dung Vo, "Control of a Smart Electric Wheelchair Based on EEG Signal and Graphical User Interface for Disabled People", in *Proceedings of International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)*, pp. 257-262, 2021.
- [8] Dang-Khoa Tran, Thanh-Hai Nguyen, **Ba-Viet Ngo**, "Amplitude Thresholding of EEG Signals For Eye Blink and Saccade Detection", in *Proceedings of International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)*, pp. 268-273, 2021.
- [9] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, Van-Thuyen Ngo, Dang-Khoa Tran, Truong-Duy Nguyen, " Wheelchair Navigation System using EEG Signal and 2D Map for Disabled and Elderly People ", in *Proceedings of 5th International Conference on Green Technology and Sustainable Development (GTSD)*, pp. 219-223, 2020.
- [10] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, Van-Thuyen Ngo, "Hands-free control of an electric wheelchair using face behaviors ", in *Proceedings of International Conference on System Science and Engineering (ICSSE)*, pp. 29-33, 2017.

Tạp chí quốc tế khác

- [11] **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Nguyen, Duc-Dung Vo, "An MICP Algorithm for 3D Map Reconstruction Based on 3D Cloud Information of Landmarks", *European Journal of Engineering and Technology Research*, vol. 6, pp. 130-138, 2021.
- [12] Thanh-Hai Nguyen, **Ba-Viet Ngo**, Thanh-Hai Quach, " Optimization of Transformation Matrix for 3D Cloud Mapping Using Sensor Fusion ", *American Journal of Signal Processing*, vol. 8, pp. 9-19, 2018.