

**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 2023**

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 CƠ SỞ HỌP TẠI  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP.HCM  
vào ngày tháng năm 2023

## 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, vsẽ 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 thuật toán định vị và điều khiển xe lăn điện trong không gian trong nhà.

### **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 và người già. 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 phát hiện bởi Hans Berger năm 1924 [10]. Tín hiệu này được đo bằng một dụng cụ đo dòng điện với điện cực được gắn trên đầu và ghi lại những dao động điện.

### 2.2. Phân loại hoạt động dựa vào tín hiệu EEG

#### 2.2.1. Phát hiện hoạt động mắt dựa vào ngưỡng biên độ tín hiệu EEG

Việc phát hiện các hoạt động của mắt như nháy mắt dựa vào ngưỡng biên độ tín hiệu EEG cho thấy sự hiệu quả với thời gian xử lý nhanh chóng và không yêu cầu đào tạo người dùng trước khi thực thi thuật toán [12, 13].

#### 2.2.2. Phân loại hoạt động mắt sử dụng giá trị tích phân dạng sóng chớp mắt

Shogo Matsuno và các cộng sự trình bày về phương pháp tự động phân loại các loại nháy mắt bằng cách sử dụng giá trị tích phân dạng sóng chớp mắt [14].

#### 2.2.3. Phân loại hoạt động mắt dùng mạng nơ-ron

Tibdewal và cộng sự trình bày một mạng nơ-ron nhân tạo đơn giản, hiệu quả và thống kê nhanh với tên gọi là thuật toán Biên độ thời gian [15].

#### 2.2.4. Phân loại tín hiệu EEG dùng mạng nơ-ron tích chập

Trong những năm gần đây, các nghiên cứu đã tập trung vào việc ứng dụng mô hình mạng nơ-ron tích chập CNN để phân loại các tín hiệu 1D [16-18].

### 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 hứa hẹn nhất và ngày càng phổ biến để hỗ trợ và cải thiện khả năng giao tiếp hoặc điều khiển thiết bị [19].

### 2.4. Mô hình xe lăn điện cho người khuyết tật

#### 2.4.1. Xe lăn điện thông minh

Gần đây, một loạt các nghiên cứu về công nghệ xe lăn thông minh đã được tiến hành nhằm mục đích điều khiển thiết bị này cho những người gặp vấn đề nghiêm trọng về di chuyển [20, 21].

#### 2.4.2. Xe lăn điện với bộ điều khiển robot

Xe lăn tích hợp với bộ điều khiển robot có thể hỗ trợ bệnh nhân bị liệt do tổn thương tủy sống ở mức độ nhẹ và nặng [22].

#### 2.4.3. Xe lăn điện tích hợp với môi trường thông minh

Mô hình xe lăn điện dựa trên các tín hiệu sinh học khác nhau được sử dụng để điều khiển một xe lăn tích hợp trong môi trường thông minh cho phép người khuyết tật điều khiển các thiết bị gia dụng thiết yếu cũng như xe lăn của họ [23].

#### 2.4.4. Xe lăn điện với tính năng tránh chướng ngại vật

Xe lăn có sẵn mô-đun tránh chướng ngại vật làm tăng độ tin cậy và an toàn cho người sử dụng [24, 25].

#### 2.4.5. Hệ thống chia sẻ điều khiển cho xe lăn điện

Một bộ điều khiển được thiết kế để cho phép người dùng và máy tính làm

việc cùng nhau đề vận hành xe lăn điện đến đích đã định trước [26].

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

Bản đồ lưới phân chia không gian thành nhiều ô lưới với các thuộc tính như không xác định, khoảng trống và có vật cản [27].

## 2.6. Các phương pháp định vị cho robot di động

### 2.6.1. Phương pháp đoán định vị trí

Đ đoán định vị trí (Dead-Reckoning) là phương pháp dẫn đường được sử dụng rộng rãi nhất [28]. Phương pháp này có độ chính xác cao, mất ít thời gian xử lý và chi phí thấp.

### 2.6.2. Phương pháp định vị robot dùng vật mốc

Đề dự đoán vị trí của robot, hệ thống kết hợp các phép đo quãng đường đi được, so khớp các vật mốc với các quan sát về môi trường từ camera [29].

### 2.6.3. Phương pháp định vị cho robot dùng hệ thống WIFI

Định vị robot sử dụng Wifi được dùng nhiều trong các dự án về robot tự hành [30], có thể xác định vị trí của robot dựa vào cường độ tín hiệu WIFI.

## 2.7. Các phương pháp nhận dạng vật thể

### 2.7.1. Phương pháp nhận dạng dựa trên diện mạo

Phương pháp nhận dạng dựa trên diện mạo sử dụng tập ảnh về vật mẫu để so sánh nên phương pháp này có thể nhận dạng vật thể đa dạng hơn [31]. Phương pháp này bao gồm hai giai đoạn thực hiện là huấn luyện và nhận dạng.

### 2.7.2. Phương pháp nhận dạng dựa trên các điểm đặc trưng

Phương pháp này được xây dựng dựa trên việc so khớp giữa các điểm đặc trưng [32-35].

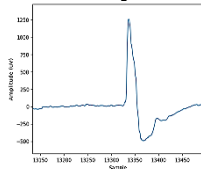
### 2.7.3. Nhận dạng vật thể theo phương pháp học máy

Phương pháp này xác định vị trí của các đối tượng trong ảnh và sau đó mỗi đối tượng được xếp thuộc loại nào, gọi là phân loại đối tượng [36-40].

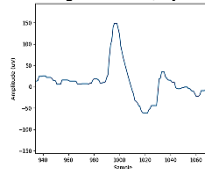
## CHƯƠNG 3: PHÂN LOẠI TÍN HIỆU EEG CỦA HOẠT ĐỘNG MẮT CHO ỨNG DỤNG GIAO TIẾP GIỮA NÃO NGƯỜI VÀ MÁY TÍNH

### 3.1. Tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt

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



(a) Tín hiệu nháy mắt tự nguyện



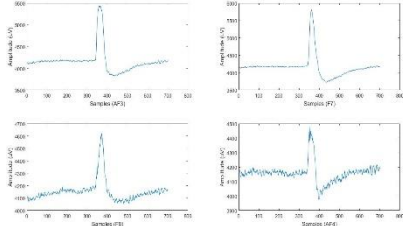
(b) Tín hiệu nháy mắt tự phát.

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

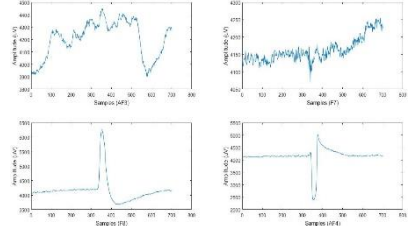
### 3.2. Thu thập dữ liệu

Các tín hiệu nháy mắt được lấy từ 4 kênh AF3, F7, F8 và AF4. Mỗi tín hiệu

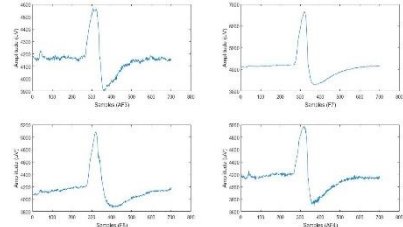
có độ dài là 701 mẫu. Hình 3.7, hình 3.8, hình 3.9 và hình 3.10 cho thấy tín hiệu nhảy mắt trái, nhảy mắt phải, nhảy hai mắt một lần, nhảy hai mắt hai lần liên tiếp.



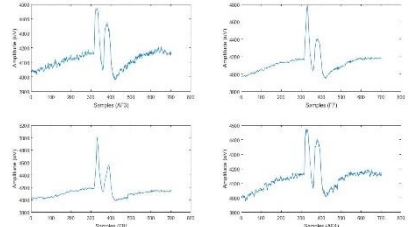
**Hình 3.7.** Tín hiệu gốc thu được từ 4 kênh của hoạt động nhảy mắt trái.



**Hình 3.8.** Tín hiệu gốc thu được từ 4 kênh của hoạt động nhảy mắt phải.



**Hình 3.9.** Tín hiệu gốc thu được từ 4 kênh của hoạt động nhảy hai mắt.



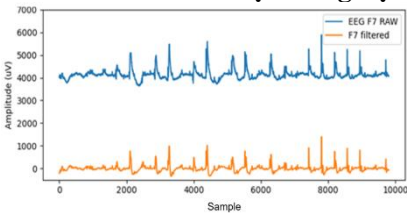
**Hình 3.10.** Tín hiệu gốc thu được từ 4 kênh của hoạt động nhảy hai mắt hai lần liên tiếp.

### 3.3. Xử lý tín hiệu

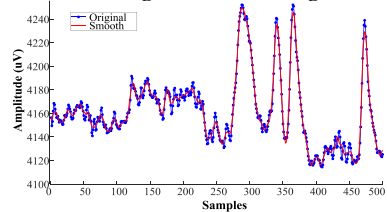
#### 3.3.1. Lọc nhiễu dùng bộ lọc Hamming

Tín hiệu gốc sẽ được đưa qua bộ lọc thông dải Hamming. Hình 3.13 biểu diễn kết quả lọc tín hiệu EEG gốc dùng bộ lọc Hamming.

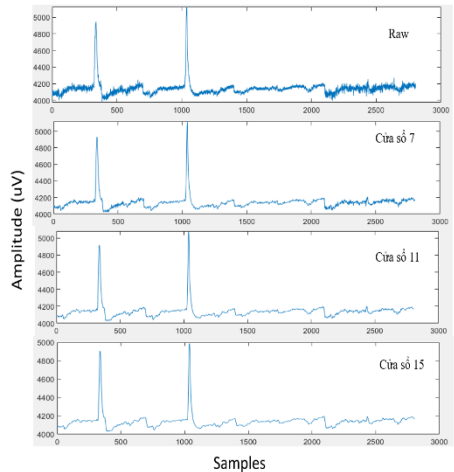
#### 3.3.2. Làm trơn tín hiệu dùng bộ lọc Savitzky – Golay



**Hình 3.13.** Tín hiệu EEG trước và sau khi lọc dùng bộ lọc Hamming.



**Hình 3.14.** Tín hiệu EEG trước và sau khi làm trơn bằng bộ lọc Savitzky-Golay.



**Hình 3.15.** Tín hiệu được làm trơn với bộ lọc Savitzky-Golay.

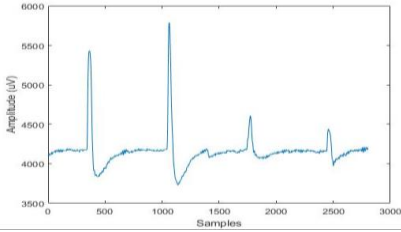
Để thu được dữ liệu trung thực hơn, bộ lọc Savitzky – Golay đã được áp



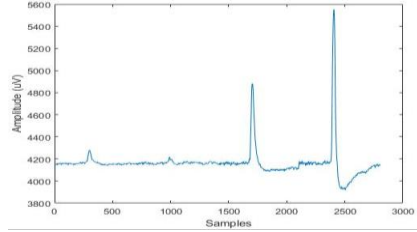
dụng trong nghiên cứu này. Tín hiệu EEG trước và sau khi lọc dùng bộ lọc Savitzky-Golay bậc 2 được trình bày ở hình 3.14. Hình 3.15 mô tả tín hiệu EEG của hoạt động nháy mắt được làm trơn dùng bộ lọc Savitzky-Golay bậc 2, với chiều dài cửa sổ lần lượt là 7, 11, 15.

### 3.3.3. Trích xuất đặc trưng tín hiệu

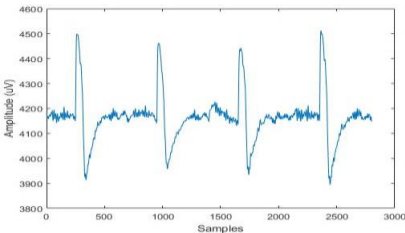
Hình 3.17, hình 3.19, hình 3.21 và hình 3.23 cho thấy tín hiệu được ghép từ 4 kênh AF3 F7 F8 và AF4, có độ dài 2804 mẫu của các hoạt động nháy mắt trái, nháy mắt phải, nháy hai mắt và nháy hai mắt hai lần liên tiếp. Tín hiệu này sẽ được lưu vào tập dữ liệu để huấn luyện phân loại.



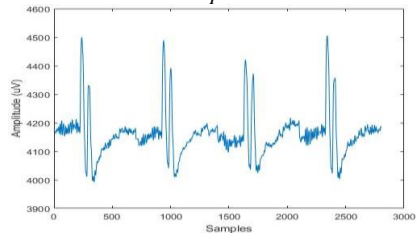
**Hình 3.17.** Tín hiệu của hoạt động nháy mắt trái.



**Hình 3.19.** Tín hiệu của hoạt động nháy mắt phải.



**Hình 3.21.** Tín hiệu của hoạt động nháy hai mắt.



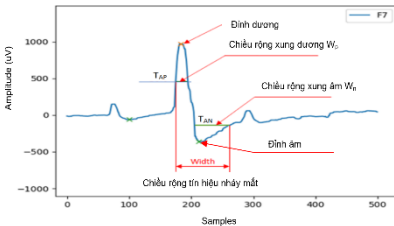
**Hình 3.23.** Tín hiệu của hoạt động nháy hai mắt hai lần.

## 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

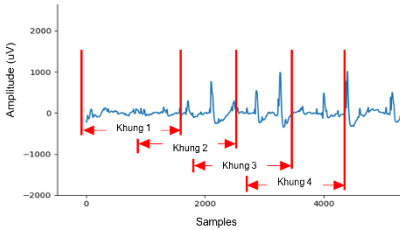
Các tín hiệu nháy mắt tự nguyện với các đặc điểm như hình 3.24, gồm đỉnh dương và đỉnh âm [41].



**Hình 3.24.** 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:          $Timer\_count\_positive ++$



**Hình 3.25.** Mô tả cách thức chia tín hiệu EEG thành các khung dữ liệu.

```

5:     else if  $Y[n] \leq T_{AN}$  then
6:         Timer_count_negative + +
7:     end for
8:      $W_P = \text{Timer\_count\_positive}$ 
9:      $W_N = \text{Timer\_count\_negative}$ 
10:    if  $W_P \geq T_{WP}$  then
11:        peak+ = 1
12:    end if
13:    if  $W_N \geq T_{WN}$  and peak+ = 1 then
14:        Nhảy mắt
15:    else
16:        Không nhảy mắt
17:    end if
18:    Output: Hoạt động nhảy mắt.

```

Tín hiệu nhảy mắt sẽ được phân tách thành các khung như hình 3.25. 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:

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

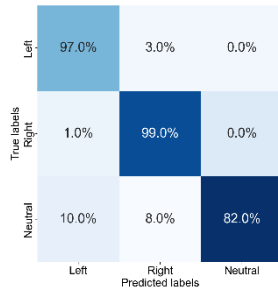
$$T_{AN} = \frac{\max(Y[n]) + \min(Y[n])}{2}, \text{ với } Y[n] < 0 \quad (3.12)$$

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

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

**Bảng 3.2.** 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	Có	Nhảy hai mắt
2	Có	Không	Nhảy mắt trái
3	Không	Có	Nhảy mắt phải
4	Không	Không	Không nhảy mắt

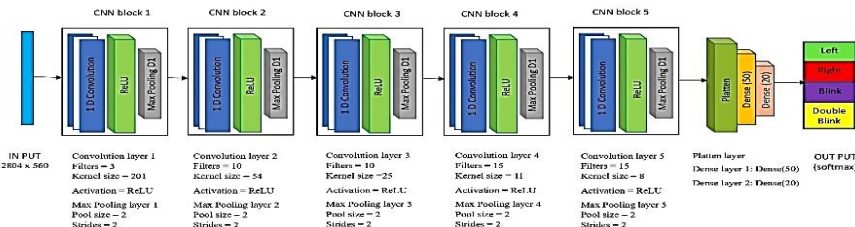


**Hình 3.26.** Kết quả nhận dạng hoạt động mắt.

Việc xác định tín hiệu nhảy mắt trái và phải tương ứng với mỗi kênh, được liệt kê trong bảng 3.2. Kết quả thống kê như trong hình 3.26.

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

❖ **Mô hình CNN-1D**



**Hình 3.27.** Mô hình CNN-1D cho phân loại tín hiệu EEG của hoạt động mắt.

Nghiên cứu này đề xuất một mô hình mạng CNN-1D với cấu trúc như hình 3.27, với độ dài tín hiệu đầu vào 2804 mẫu, bao gồm bốn lớp tích chập, bốn lớp max-pooling và ba lớp kết nối đầy đủ. Các tham số và kích thước kernel trong hình 3.27 có được thông qua thử và sai.

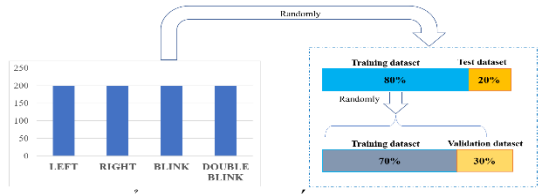
**❖ Phương pháp đánh giá mô hình phân loại**

Ma trận nhầm lẫn được sử dụng để đánh giá độ chính xác của mô hình phân loại, và sau đó, đề xuất cấu hình huấn luyện tốt nhất như hình 3.28.

**❖ 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 mô tả ở hình 3.29. 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 với các loại hoạt động mắt 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 3.28.** Ma trận nhầm lẫn.

**Hình 3.29.** Tổ chức dữ liệu huấn luyện mô hình CNN-1D.

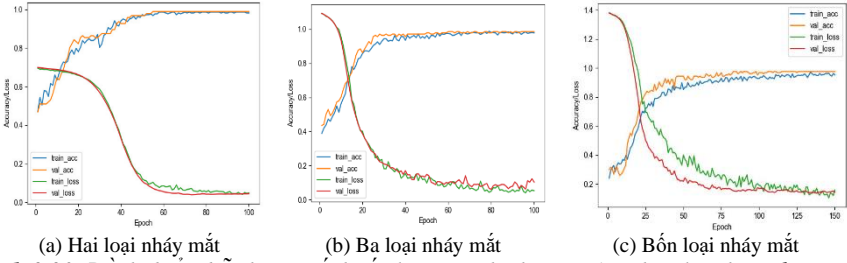
**Bảng 3.3.** Mô tả dữ liệu huấn luyện phân loại hoạt động mắt.

Phân loại hoạt động mắt	Số lượng dữ liệu huấn luyện				Số lượng dữ liệu kiểm tra			
	L	R	B	DB	L	R	B	DB
L-R	160	160			40	40		
L-R-B	160	160	160		40	40	40	
L-R-B-DB	160	160	160	160	40	40	40	40

Hình 3.30 mô tả hiệu suất huấn luyện mô hình phân loại. Bảng 3.4 mô tả chi tiết hiệu suất của mô hình CNN-1D với các trường hợp khác nhau. Trường hợp ko ghép 4 kênh thành 1 tín hiệu được trình bày ở bảng 3.5 [42].

**Bảng 3.4.** Hiệu suất mô hình CNN-1D khi huấn luyện số tín hiệu EEG khác nhau.

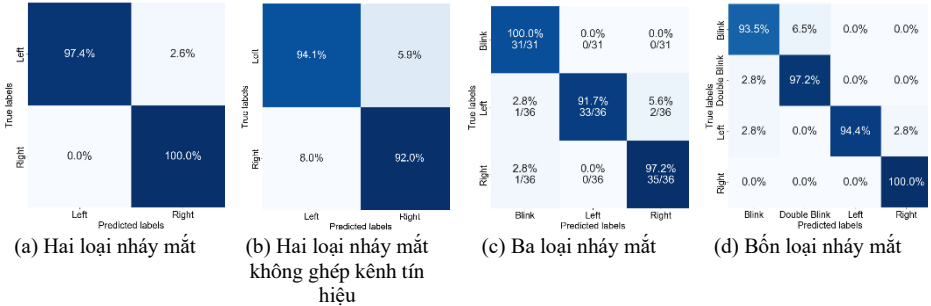
Loại tín hiệu EEG	Chu kỳ huấn luyện [Epochs]	Tốc độ học	ACC [%]	PRE [%]	SEN [%]
L – R	100	0,0001	98,72	98,75	98,72
			96,15	96,43	96,15
			97,44	97,56	97,44
			96,15	96,43	96,15
L-R-B	100	0,0001	98,72	98,75	98,72
			96,12	96,67	96,30
			95,15	95,66	95,22
			96,12	96,08	96,30
L-R-B-DB	150	0,0001	96,12	96,33	96,30
			96,12	96,18	96,30
			96,40	96,36	96,30
			94,96	95,15	94,91
			94,24	94,59	94,22
L-R-B-DB	150	0,0001	95,68	95,99	95,61
			96,40	96,44	96,53
			96,40	96,44	96,53



(a) Hai loại nháy mắt (b) Ba loại nháy mắt (c) Bốn loại nháy mắt  
**Hình 3.30.** Đồ thị biểu diễn hiệu suất huấn luyện mô hình CNN-1D phân loại hoạt động mắt.  
**Bảng 3.5.** Xác thực chéo 5 lần đối với bộ phân loại hoạt động nháy mắt.

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

Kết quả phân loại như hình 3.31 cho các trường hợp 2 loại nháy mắt (hình 3.31a, hình 3.31b), 3 loại nháy mắt (hình 3.31c) và 4 loại nháy mắt (hình 3.31d).



**Hình 3.31.** Kết quả phân loại các hoạt động mắt của mô hình CNN-1D trên tập kiểm tra.

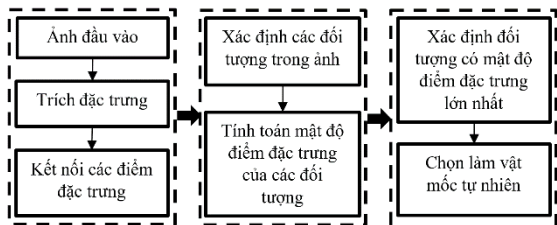
## CHƯƠNG 4: NHẬN DẠNG VÀ XÁC ĐỊNH VỊ TRÍ VẬT MỐC TỰ NHIÊN TRONG MÔI TRƯỜNG TRONG NHÀ

### 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 [51, 52]

### 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]. Bộ dò ORB dựa vào công cụ dò điểm góc FAST [43] để tìm các điểm đặc trưng với một số cải tiến để có được các điểm đặc trưng tốt nhất.

### 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:

$$D = A \oplus K = \left\{ z \mid \left( \hat{K} \right)_z \cap A \neq \emptyset \right\} \quad (4.1) \quad K = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

trong đó  $\left( \hat{K} \right)_z$  là phép chiếu của **K** từ góc 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

Vật mốc tự nhiên được xác định là đối tượng chứa nhiều điểm đặc trưng nhất trong một ảnh. Cụ thể, tổng các điểm ảnh màu trắng theo *r* hàng và *c* cột trong ảnh giãn nở **D** được xác định theo phương trình (4.4).

Tương tự, tổng các điểm ảnh màu trắng trong các đối tượng của ảnh  $O_i$  được tính theo phương trình (4.5). Hệ số mật độ  $\delta_i$  của các điểm đặc trưng trên một đối tượng được xác định theo phương trình (4.6). Đối tượng nào có hệ số  $\delta_i$  lớn nhất được chọn là vật mốc tự nhiên.

$$\chi = \sum_{x=0}^r \sum_{y=0}^c \frac{D(x,y)}{255} \quad (4.4)$$

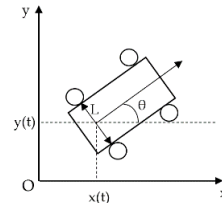
$$\chi_i = \sum_{x_i=0}^h \sum_{y_i=0}^w \frac{O_i(x_i,y_i)}{255} \quad (4.5)$$

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

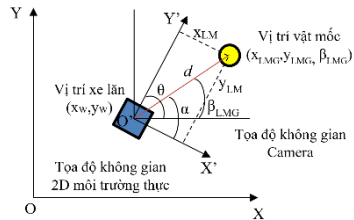
## 4.3. Xác định vị trí vật mốc trong môi trường

### 4.3.1. Vị trí của xe lăn trong môi trường

Phương trình động học của xe lăn và vận tốc của hai bánh xe được mô tả trong hình 4.2. Mô hình xe lăn với vận tốc của bánh bên trái  $v_l(t)$  và bánh bên phải  $v_r(t)$ , *L* là khoảng cách giữa hai bánh xe,  $\theta$  là góc tạo bởi trục của khung xe và trục hoành, tọa độ  $x(t)$ ,  $y(t)$  và góc  $\theta(t)$  tại thời điểm *t* được tính như công thức sau:



Hình 4.2. Mô hình động lực học của xe lăn.



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

$$\begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\theta}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta(t) & 0 \\ \sin \theta(t) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{v_r(t)+v_l(t)}{L} \\ \frac{v_r(t)-v_l(t)}{L} \end{bmatrix} \quad (4.9)$$

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

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

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:

$$x_{LMG} = x_w + d \cdot \cos \beta_{LMG} \quad (4.11)$$

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

$$\beta_{LMG} = \alpha + \theta - 90 \quad (4.13)$$

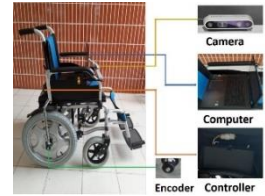
$$\alpha = \begin{cases} \arctan\left(\frac{y_{LM}}{x_{LM}}\right), & x_{LM} < 0 \\ 180 - \arctan\left(\frac{y_{LM}}{x_{LM}}\right), & x_{LM} \geq 0 \end{cases} \quad (4.14)$$

$$d = \sqrt{x_{LM}^2 + y_{LM}^2} \quad (4.15)$$

trong đó  $\theta$  là góc của xe lăn từ phương trình (4.10). Góc của vật mốc  $\alpha$  và khoảng cách  $d$  từ vật mốc đến vị trí camera như (4.14) và (4.15).

### 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 là hiệu suất của bộ dò SIFT, SURF và ORB khi thực hiện trích xuất đặc trưng hình 4.5. Hình 4.6 là 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 là ảnh chứa các 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

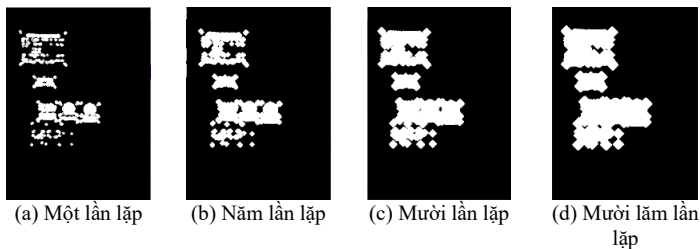
Hình 4.5. Các đối tượng chứa các điểm đặc trưng.

Bảng 4.1. Kết quả trích đặc trưng thời gian thực dùng các bộ dò khác nhau.

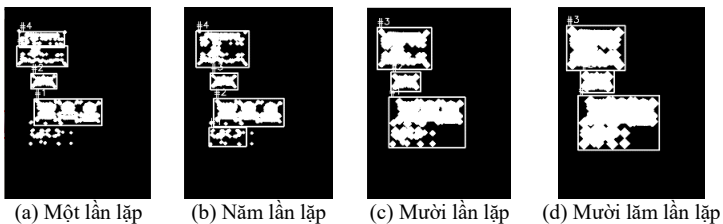
Bộ dò	Thời gian xử lý cho một ảnh (ms)	Thời gian tính toán cho một điểm đặc trưng (ms)	Số lượng điểm đặc trưng trong một ảnh
SIFT [34]	31,08	0,07	426
SURF [35]	17,55	0,08	230
ORB [44]	3,74	0,002	1850

Hình 4.8 và hình 4.9

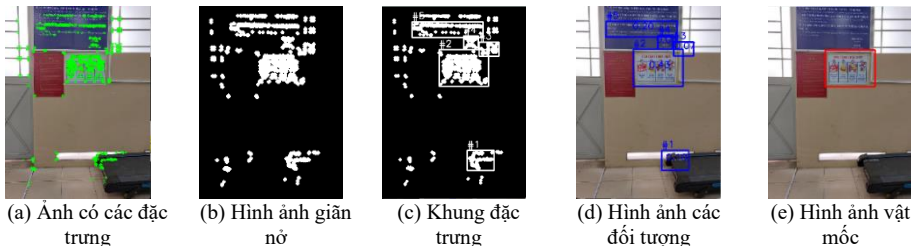
cho thấy hệ thống nhận dạng hình ảnh với các đối tượng ở khoảng cách 2 m và 1m từ camera đến tường. Hình 4.9c cho thấy đối tượng thứ hai được chọn làm mốc tương ứng với mật độ  $\delta_2 = 0,85$  lớn nhất.



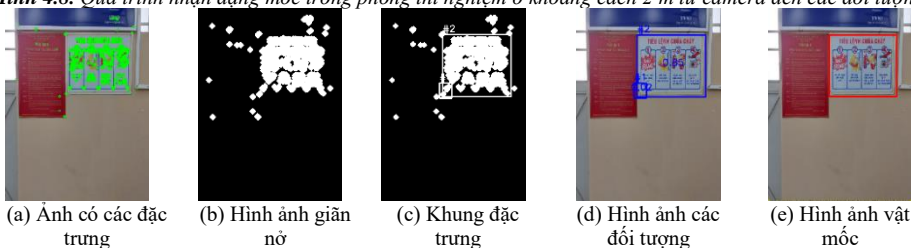
**Hình 4.6.** Biểu diễn sự giãn nở với các lần lặp khác nhau bằng cách sử dụng mặt nạ  $3 \times 3$ .



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



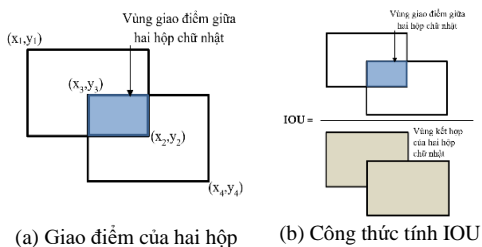
**Hình 4.8.** Quá trình nhận dạng mốc trong phòng thí nghiệm ở khoảng cách 2 m từ camera đến các đối tượng.



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

**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
<b>Trung bình</b>	<b>0,86</b>	<b>0,86</b>	<b>0,58</b>	<b>0,56</b>	<b>0,52</b>

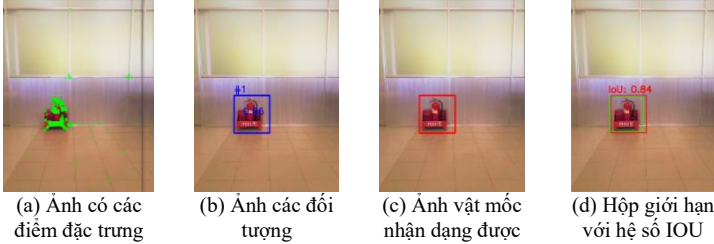


**Hình 4.10.** IOU cho các hộp giới hạn.

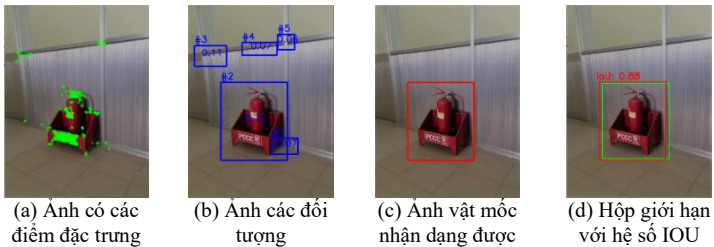
Tỉ lệ chồng lấp IOU [45] giữa 2 hộp như hình 4.10. Bảng 4.2 biểu diễn giá



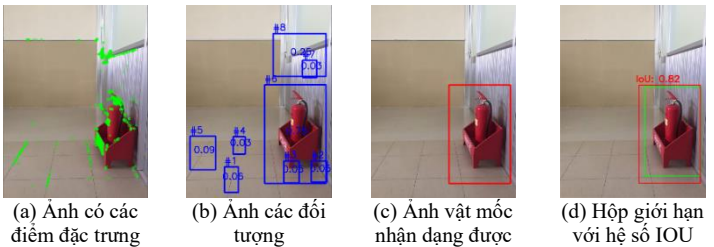
trị IOU khi thực hiện khi nhận biết các vật mốc ở các khoảng cách khác nhau. Hình ảnh các đối tượng được chụp bằng hệ thống camera ở các góc lần lượt là  $0^\circ$ ,  $35^\circ$  và  $45^\circ$  như hình hình 4.11, hình 4.12 và hình 4.13.



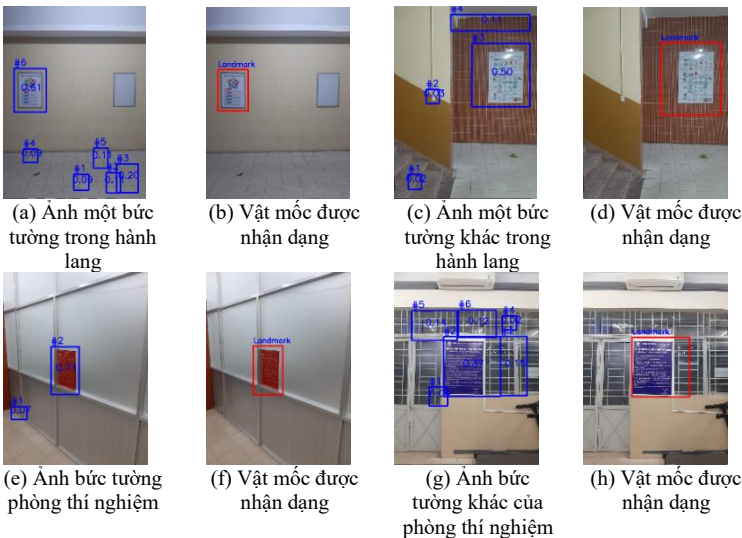
**Hình 4.11.** Nhận biết vật mốc tự nhiên trong môi trường phòng thí nghiệm theo góc  $0^\circ$ .



**Hình 4.12.** Nhận biết vật mốc tự nhiên trong môi trường phòng thí nghiệm theo góc  $45^\circ$



**Hình 4.13.** Nhận biết vật mốc tự nhiên trong môi trường phòng thí nghiệm theo góc  $30^\circ$ .



**Hình 4.14.** Các vật mốc tự nhiên được phát hiện từ các khu vực khác nhau



Thời gian trung bình để xử lý mỗi bước được thể hiện trong bảng 4.3. Kết quả nhận dạng các vật mốc tự nhiên trong nhà được thể hiện trong hình 4.14

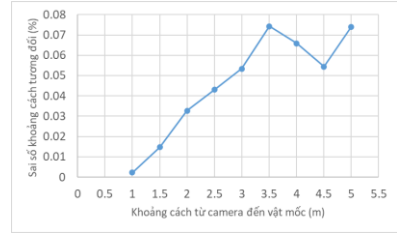
**Bảng 4.3.** Thời gian xử lý nhận dạng vật mốc của phương pháp đề xuất.

Bước thực hiện	Hình 4.14a	Hình 4.14c	Hình 4.14e	Hình 4.14g
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
<b>Tổng [ms]</b>	<b>40,00</b>	<b>41,70</b>	<b>39,01</b>	<b>45,93</b>

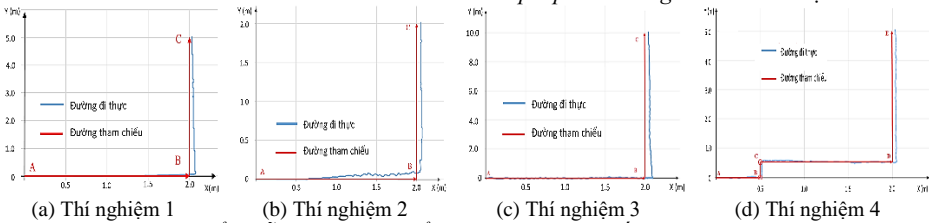
#### 4.5. Kết quả xác định vị trí vật mốc

Hình 4.15 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 4.16.



**Hình 4.15.** 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 4.16.** 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 4.16a, hình 4.16b và hình 4.16c được trình bày trong bảng 4.4. Hình 4.16d mô tả

**Bảng 4.4.** 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 4.5 mô tả kết quả xác định vị trí vật mốc với các thí nghiệm khác nhau.

**Bảng 4.5.** Kết quả định vị vật mốc dựa vào vị trí xe lăn – Đơn vị: cm

Vị trí xe lăn ( $x_w, y_w, \theta_w$ )	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

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

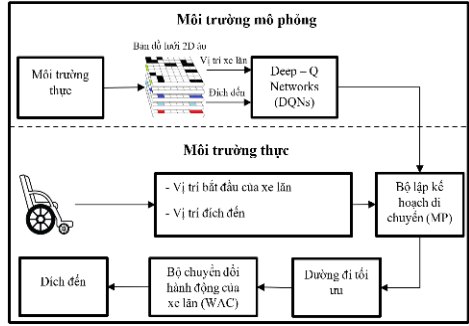
## 5.1. Mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện dựa vào bản đồ lưới 2D ảo

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

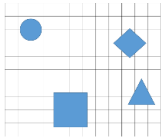
Trong luận án này, một mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện được đề xuất để điều hướng xe lăn di chuyển đến đích mong muốn [49], được mô tả trong hình 5.1.

### 5.1.2. Bản đồ lưới 2D ảo

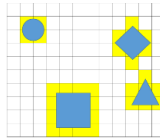
Hình 5.2 mô tả bản đồ lưới 2D ảo bao gồm  $m \times n$  ô lưới trong môi trường trong nhà mà xe lăn có thể di chuyển qua để đến đích.



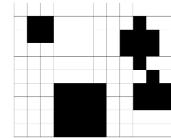
Hình 5.1. Hệ thống điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện dựa trên bản đồ lưới 2D ảo.



(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

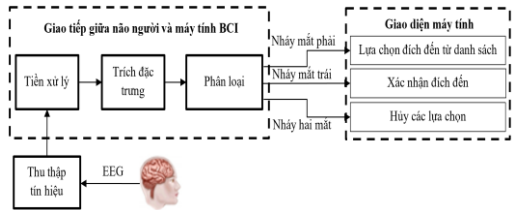


(c) Bản đồ lưới 2D ảo với các ô vật cản màu đen.

Hình 5.2. Bản đồ lưới 2D ảo của môi trường thực.

### 5.1.3. Giao diện lựa chọn đích đến cho xe lăn

Hình 5.3 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 [41, 42, 50]. Giao diện người dùng được thiết kế đơn giản và dễ dàng như mô tả trong hình 5.4 và hình 5.5.



Hình 5.3. Quy trình thực hiện lựa chọn đích đến dùng BCI.



Hình 5.4. Giao diện người dùng để chọn điểm đến mong muốn.



Hình 5.5. 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

Trong mô hình này, 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  $R(s_t, a_t) \in [-1, 1]$  được tính toán theo công thức (5.1).

Chiến lược  $\pi$  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 (5.2) và (5.3), trong đó

$$R(s_t, a_t) = \begin{cases} R_f & \text{với } a_t = s_t \rightarrow s_f \\ R_g & \text{với } a_t = s_t \rightarrow s_g \\ R_o & \text{với } a_t = s_t \rightarrow s_o \end{cases} \quad (5.1)$$

$$\pi(s_t) = \arg \max_{i=0,1,\dots,n} Q(s_t, a_i) \quad (5.2)$$

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

$Q(s_t, a_i)$  là giá trị 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;  $\gamma$  là hệ số chiết khấu đảm bảo rằng khi xe lăn ở xa ô đích thì giá trị  $Q$  càng nhỏ.

Để tính gần đúng  $Q(s_t, a_i)$ , FWNN có đầu vào là vị trí của xe lăn trên bản đồ lưới và đầu ra của nó là vector giá trị  $Q$ .

$$\pi(s_t) = a_j \quad (5.4)$$

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

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

$$f(y_i) = \max(0, y_i) + a_i \min(0, y_i) \quad (5.7)$$

Khi mạng nơ-ron được

huấn luyện đầy đủ và chính xác, sẽ được sử dụng trong hoạch định đường đi tối ưu để lựa chọn chiến lược  $\pi$  như phương trình (5.4) và (5.5), trong đó giá trị  $j$  được xác định dựa trên giá trị  $Q$  lớn nhất.

Hàm mục tiêu được áp dụng ở đây theo phương trình (5.6). Để loại bỏ vấn đề quá khớp trong mô hình FWNN, kỹ thuật Experience Replay [51] được áp dụng. Trong nghiên cứu này, hàm kích hoạt PreLU như mô tả ở phương trình (5.7), phương pháp tối ưu RMSProp và hàm mất mát của MSE được áp dụng. trong đó,  $y_i$  là đầu vào bất kỳ trên lớp thứ  $i$  và  $a_i$  là hệ số góc âm, là tham số có thể học được.

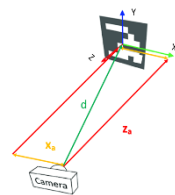
## 5.2. Định vị xe lăn điện trong bản đồ lưới 2d ảo dựa vào vật mốc tự nhiên

Trong quá trình xe lăn di chuyển trong môi trường thực với các vật mốc đã chọn trước đó như hình 5.6, nếu 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 5.7 [52]. Từ hình 5.7, khoảng cách  $d$  từ tâm camera đến tâm mốc được tính như sau:

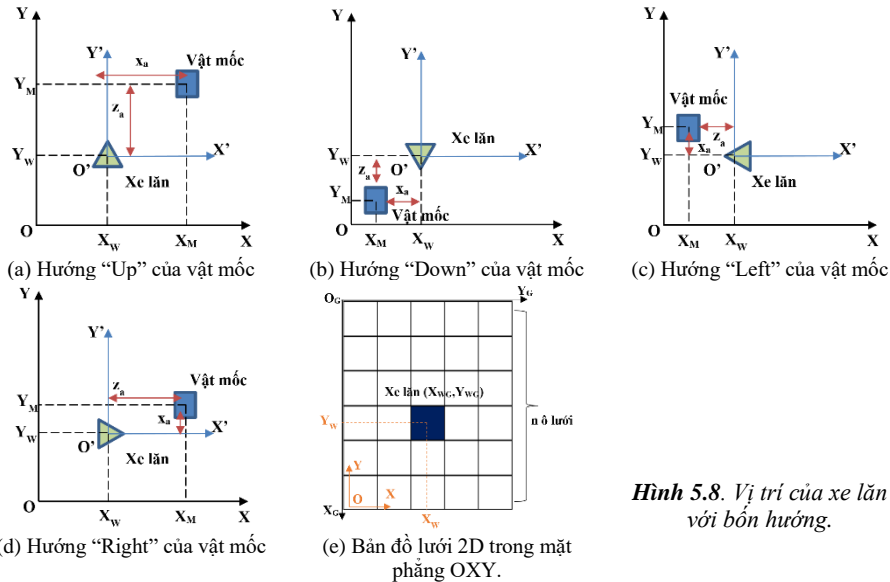
$$d = \sqrt{x_a^2 + z_a^2} \quad (5.8)$$



**Hình 5.6.** Các mẫu vật mốc trong môi trường trong nhà.



**Hình 5.7.** Hệ tọa độ của camera RGB-D



**Hình 5.8.** Vị trí của xe lăn với bốn hướng.

Hình 5.8 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:
 
$$\begin{aligned} X_W &= X_M - z_a \\ Y_W &= Y_M + x_a \end{aligned} \quad (5.11)$$
- Hướng của vật mốc là “Left” trong bản đồ lưới 2D:
 
$$\begin{aligned} X_W &= X_M + z_a \\ Y_W &= Y_M - x_a \end{aligned} \quad (5.12)$$

Giả sử rằng bản đồ lưới 2D ảo như trong hình 5.8e có kích thước mỗi ô là  $(a \times a)$  và gốc tọa độ  $(0,0)$  nằm ở góc trên cùng bên trái, vị trí của xe lăn  $(X_G, Y_G)$  trong bản đồ lưới 2D ảo được tính toán bằng các công thức (5.13), trong đó  $n$  là tổng số ô dọc theo trục tung của bản đồ lưới 2D.

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

### 5.3. Điều hướng xe lăn điện trong môi trường thực

Khi xe lăn ở trong môi trường thực tế như mô tả trong hình 5.9. Với điểm bắt đầu  $S_W(1,0) \in S_f$  và đích đến  $T_i(3,2) \in T$  có được dựa trên bản đồ được xây dựng trước, trong đó  $S_f$  là tập hợp các ô trống và  $T$  là tập hợp của các đích đến đã biết. Do đó, MP đưa ra một đường đi tối ưu là một tập hợp các hành động bao gồm (Right, Right, Down, Down) như trong hình 5.9. Một thực tế là xe lăn không thể di chuyển dựa trên các hành động này do xe lăn điện không phải là một mô

hình điều khiển đa hướng. Trong hình 5.10a, khối chuyển đổi WAC gồm hai đầu vào là hành động  $a$  được xác định từ đầu ra MP và hướng ban đầu  $d$  của xe lăn bao gồm bốn hướng (Up, Down, Left, Right) như được mô tả trong hình 5.10b.

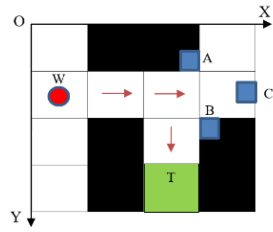
Đối với chuyển động của xe lăn, nghiên cứu đề xuất một thuật toán mới dựa trên WAC như được mô tả trong hình 5.10. Cụ thể, hành động của xe lăn  $a_w$  và hướng mới  $d' = a$  trong quá trình di chuyển của nó trong môi trường thực cần được xác định và thuật toán này được thể hiện như phương trình (5.14), trong đó  $a$  và  $d$  là các tham số được xác định dựa trên hành động và hướng trong MP. Trong phương trình (5.14a) – (5.14d), hành động của xe lăn  $a_w$  được định nghĩa:  $a_w = Forward$ : Xe lăn sẽ đi thẳng;  $a_w = Backward$ : Xe lăn sẽ đi lùi;  $a_w = Left-Forward$ : Xe lăn sẽ xoay trái rồi đi thẳng;  $a_w = Right-Forward$ : Xe lăn sẽ xoay phải rồi đi thẳng;  $a_w = Stop$  if  $a=no\ action$ : Xe lăn sẽ dừng lại.

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

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

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

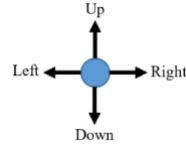
$$\begin{cases} a_w = \begin{cases} Forward & \text{if } a = Right \\ Backward & \text{if } a = Left \\ Left - Forward & \text{if } a = Up \\ Right - Forward & \text{if } a = Down \end{cases} \\ d = Right \end{cases} \quad (5.14d)$$



**Hình 5.9.** Tọa độ của xe lăn, vật mốc và đích đến trong bản đồ lưới 2D ảo



(a) Bộ chuyển đổi WAC với đầu vào mô phỏng và đầu ra thực tế



(b) Biểu diễn bốn hướng điều khiển  
**Hình 5.10.** Biểu diễn bộ chuyển đổi các lệnh điều khiển thực tế từ mô phỏng

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

Một bản đồ khoảng cách 2D cung cấp các giá trị khoảng cách của chướng ngại vật và khoảng trống là cần thiết để đưa ra các phương án điều khiển xe lăn cho những người khuyết tật [50]. Hình 5.11 mô tả ảnh độ sâu của môi trường. Bản đồ khoảng cách 2D được chuyển đổi từ bản đồ điểm 3D được cung cấp bởi camera RGB-D sử dụng các phép chiếu hình học. Việc chuyển đổi bản đồ 2D, được tính toán như sau:

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

Để tìm ra điểm ảnh có độ sâu nhỏ nhất  $Z_{imin}$  (gần camera nhất), tiến hành so sánh các  $Z_{imin}$  ở các cột theo phương trình sau:

$$Z_{min} = \min(Z_{imin}) \quad (j = \overline{0, m}) \quad (5.16)$$

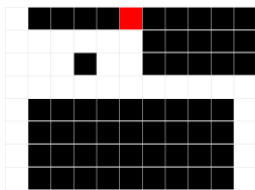
Độ rộng  $a_v$  của khoảng trống ( $v = 1, 2, \dots$ ) trong bản đồ khoảng cách 2D ( $X_i, Z_{imin}$ ) được biểu diễn:

$$a_v = |X_{k1} - X_{k2}| \quad (5.17)$$

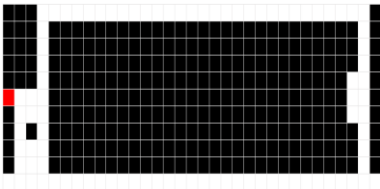
Bản đồ 2D sau khi được xây dựng sẽ thể hiện các vùng vật cản và các khoảng trống phía trước camera như hình 5.12.

## 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



(a) Bản đồ lưới 8×11



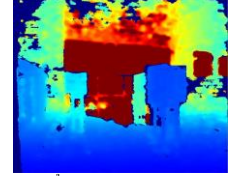
(b) Bản đồ lưới 11×33

Hình 5.13. Môi trường huấn luyện

sử dụng khi huấn luyện.

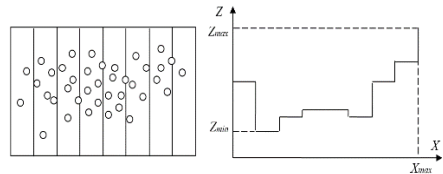


(a) Môi trường có các chướng ngại vật



(b) Ảnh độ sâu của môi trường

Hình 5.11. Ảnh độ sâu được chụp từ camera RGB-D

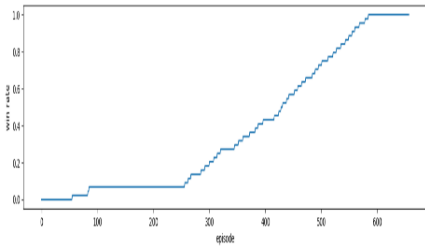


Hình 5.12. Mô tả chuyển đổi bản đồ điểm 3D sang bảng 2D với độ cao được định trước.

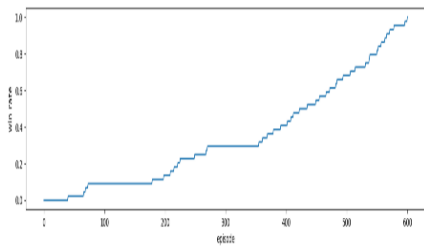
Bảng 5.1. Thông số mô hình huấn luyện.

Thông số	Giá trị
Tốc độ học	0,00001
Hệ số chiết khấu $\gamma$	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 $R_g$	1

Hai bản đồ lưới 2D ảo mô tả môi trường trong nhà như trong hình 5.13. Bảng 5.1 mô tả các tham số mô hình được

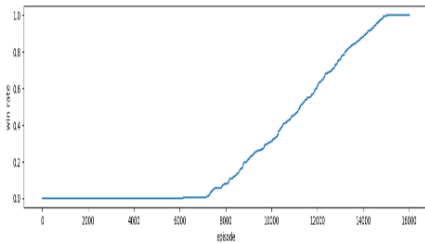


(a) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt PreLU

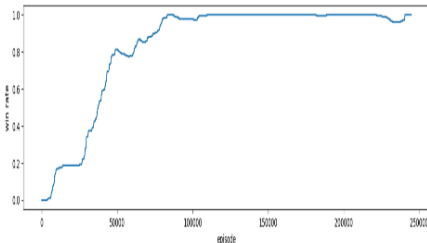


(b) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt ReLU

**Hình 5.14.** So sánh tỷ lệ Win khi huấn luyện mô hình DQNs với 2 loại hàm kích hoạt trong trường hợp bản đồ lối đi 8x11



(a) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt PreLU



(b) Mô hình DQNs với hàm kích hoạt ReLU

**Hình 5.15.** So sánh tỷ lệ Win khi huấn luyện mô hình DQNs với hai loại hàm kích hoạt trong trường hợp bản đồ lối đi 11x33

Kết quả sau khi huấn luyện của mô hình DQNs được thể hiện trong hình 5.14 và hình 5.15 cho từng môi trường. Ngoài ra, sự 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 của 2 mô hình khác trong huấn luyện 2 môi trường (Nhỏ và Lớn).

**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 giờ

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

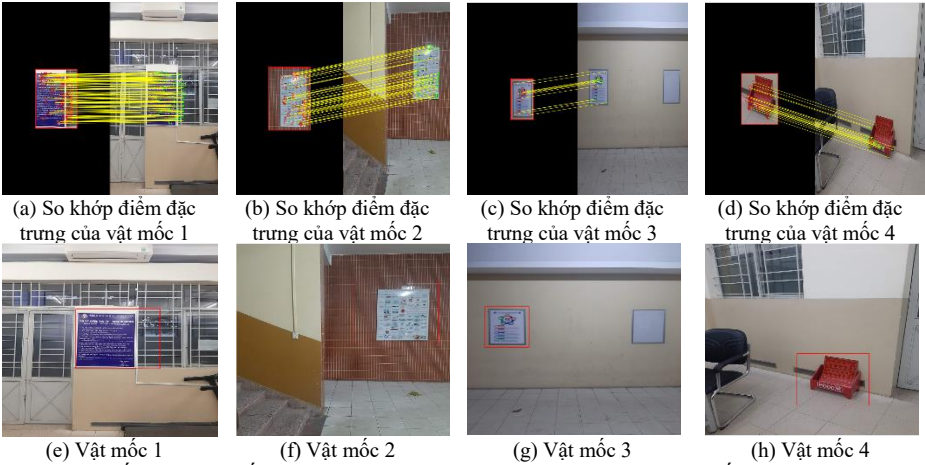
Môi trường	Mô hình	Số lượng episode trung bình	Thời gian huấn luyện trung bình
Môi trường nhỏ (8x11)	Q-Learning truyền thống	60	198,4 giây
	SARSA	75	223,9 giây
Môi trường lớn (11x33)	Q-Learning truyền thống	235	1,45 giờ
	SARSA	275	57,23 phút

### 5.5.2. Kết quả nhận dạng vật mốc

Hình 5.17 thể hiện việc nhận dạng 4 vật mốc dùng phương pháp SURF. Độ chính xác và sai số nhận dạng được tính toán theo công thức sau:

$$R_t = \frac{TF}{SF} \times 100\% \quad (5.19)$$

$$R_f = \frac{SF-TF}{SF} \times 100\% \quad (5.20)$$



**Hình 5.17.** 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 cho thấy độ chính xác khi nhận dạng các vật mốc.

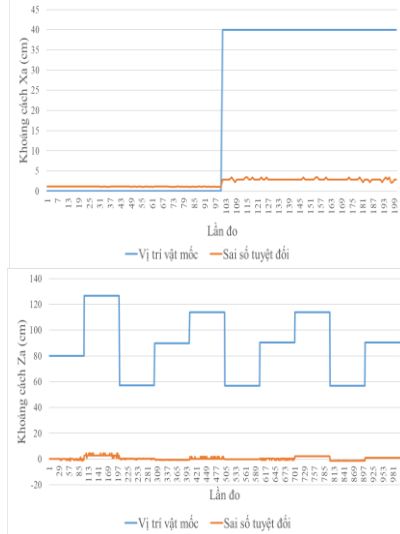
**Bảng 5.4.** Độ chính xác khi nhận dạng các vật mốc bằng phương pháp SURF.

Hình	Thời gian nhận dạng (ms)	SF	TF	$R_t$ (%)	$R_f$ (%)
Hình 5.17a	370.6	206	190	92,2	7,8
Hình 5.17b	320.4	64	58	90,6	9,4
Hình 5.17c	296.9	18	13	72,2	27,8
Hình 5.17d	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 5.18 mô tả độ chính xác của phép đo khoảng cách từ camera đến vật mốc. Hình 5.19 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.

Thí nghiệm được thực hiện trong môi trường như hình 5.20. Hình 5.21 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.



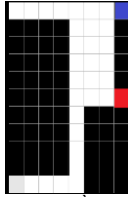
**Hình 5.18.** Sai số tuyệt đối của phép đo  $X_a$  từ camera đến các vật mốc tại các vị trí khác nhau

**Hình 5.19.** Sai số tuyệt đối của khoảng cách  $Z_a$  từ camera đến các vật mốc tại các vị trí khác nhau

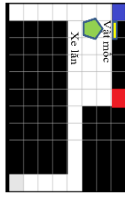




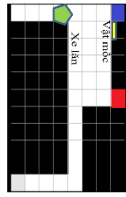
(a) Môi trường thực



(b) Bản đồ lưới



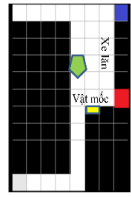
(a) Vị trí 1



(b) Vị trí 2



(c) Vị trí 3



(d) Vị trí 4

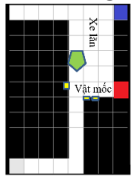
**Hình 5.20.** Môi trường thí nghiệm trong nhà.

**Hình 5.21.** Bốn vị trí của xe lăn trên bản đồ lưới 2D với các vật mốc

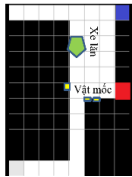
**Bảng 5.5.** Độ chính xác của việc định vị xe lăn.

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



(a) Xe lăn tại vị trí (3,3)



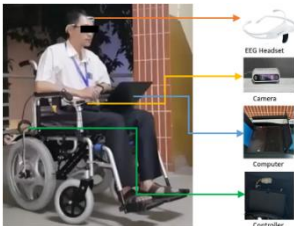
(b) Xe lăn tại vị trí (3,2)

**Hình 5.22.** Vị trí xe lăn trên bản đồ lưới 2D với 3 vật mốc.

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

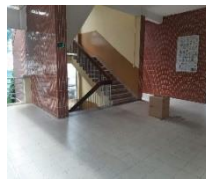
TT	Vị trí thực $(X_0, Y_0)$	Vị trí tính toán $(X_w, Y_w)$	$ X_w - X_0 $ (cm)	$ Y_w - Y_0 $ (cm)
1	(480, 540)	(489, 564)	8	14
2	(360, 540)	(348, 534)	12	6

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



**Hình 5.23.** Hệ thống xe lăn với các camera RGB-D, Emotiv EPOC+, bộ điều khiển và máy tính

Xe lăn điện được lắp đặt hệ thống camera RGB-D và các thiết bị khác như trong hình 5.23. Thí nghiệm được thực hiện trong môi trường như hình 5.24. Hình 5.25 cho thấy đường đi



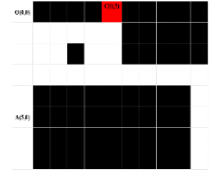
(a) Môi trường thực



(b) Môi trường thực



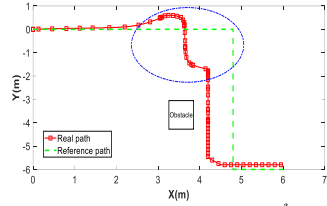
(c) Môi trường thực



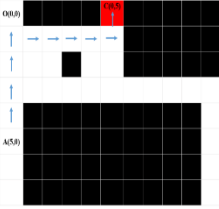
(d) Bản đồ lưới 2D

**Hình 5.24.** Môi trường thí nghiệm

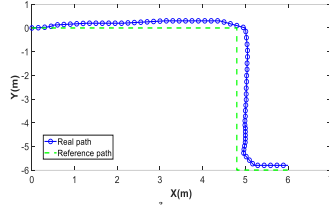
mong muốn và đường mà xe lăn được điều khiển bởi người sử dụng bằng tín hiệu EEG [50]. Đường đi của xe lăn với chế độ bán tự động được mô tả như hình 5.26. Các lệnh điều khiển trong môi trường thực cho xe lăn được mô tả như bảng 5.7.



**Hình 5.25.** Đường đi chuyển của xe lăn trong môi trường thực tế.



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



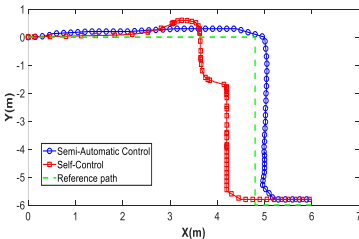
(b) Lộ trình đi chuyển của xe lăn trong môi trường thực sử dụng DQNs

**Hình 5.26.** Biểu diễn đường đi mô phỏng và đường đi thực của xe lăn bằng điều khiển bán tự động.

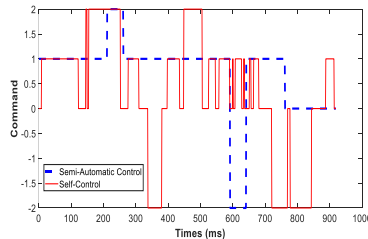
Hình 5.27a thể hiện 3 đường chuyển động của xe lăn. Trên hình 5.27b, các lệnh điều khiển được thể hiện tại trục tung với các giá trị -2, 0, 1, 2 tương ứng với các lệnh rẽ trái, dừng, đi thẳng và rẽ phải.

**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



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



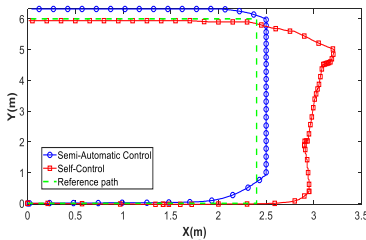
(b) Các lệnh điều khiển của hai phương pháp.

**Hình 5.27.** So sánh chuyển động của xe lăn theo hai phương pháp điều khiển (điều khiển bán tự động và tự điều khiển).

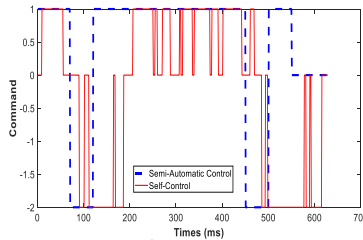
Một thí nghiệm khác như mô tả ở hình 5.28. Hình 5.29 mô tả sự khác nhau giữa các phương pháp điều khiển xe lăn trong môi trường thí nghiệm thứ 2.



**Hình 5.28.** 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 5.29.** So sánh chuyển động của xe lăn trong hai phương pháp điều khiển (điều khiển bán tự động và tự điều khiển)

## CHƯƠNG 6: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

### 6.1. Kết luận

Với đặc điểm của các đối tượng tàn tật nặng và người già là bị hạn chế về vận động, tín hiệu EEG từ các hoạt động mắt là phù hợp cho việc giao tiếp giữa người dùng và hệ thống điều khiển. Từ đó, luận án **đề xuất hai phương pháp phân loại các hoạt động mắt từ tín hiệu điện não đồ EEG gồm phương pháp ngưỡng biên độ và mô hình học sâu CNN-1D**. Ưu điểm của phương pháp phân loại các hoạt động mắt như nháy mắt trái, nháy mắt phải, dùng thuật toán ngưỡng biên độ là độ chính xác cao với tỷ lệ lượt là 97% và 99% cho mỗi loại. Với phương pháp phân loại các hoạt động mắt dùng mạng học sâu CNN-1D, tập dữ liệu huấn luyện cần được thu thập trước theo một quy trình được chuẩn hóa. Kết quả phân loại cho 4 loại nháy mắt gồm nháy mắt trái, nháy mắt phải, nháy hai mắt và nháy hai mắt hai lần liên tiếp lần lượt là 94,4%, 100%, 93,5%, 97,2%.

Luận án còn **đề xuất phương pháp mật độ điểm đặc trưng lớn nhất cho việc nhận dạng các vật mốc tự nhiên trong môi trường và phương pháp xác định vị trí của vật mốc dựa vào vị trí xe lăn và thông tin 3D từ camera**. Độ chính xác của việc nhận dạng các vật mốc tự nhiên được đánh giá bằng hệ số chồng lấp IOU giữa vật mốc thực và vật mốc được lựa chọn từ phương pháp đề xuất. Kết quả cho thấy khoảng cách dưới 2 m từ camera đến vật mốc, đạt độ chính xác cao nhất với giá trị IOU lớn hơn 0,8. Hơn nữa, thời gian xử lý nhận dạng vật mốc trung bình là 38,08 ms, rất phù hợp với các tác vụ thời gian thực. Với vật mốc đã nhận dạng được, thông tin 3D của vật mốc và vị trí của xe lăn

trong môi trường được dùng để xác định vị trí vật mốc. Kết quả cho thấy vị trí vật mốc với khoảng cách từ camera đến vật mốc dưới 200 cm có sai số nhỏ hơn 3,0 cm theo phương ngang và nhỏ hơn 2,0 cm theo dọc.

Cho việc điều khiển xe lăn điện trong môi trường trong nhà, **luận án đã kiến nghị mô hình điều khiển thực - ảo cho xe lăn điện, trong đó áp dụng mô hình DQNs-PreLU với cấu trúc và tham số mô hình đã được lựa chọn tối ưu nhất cho việc tìm đường đi cho xe lăn dựa vào bản đồ lưới 2D ảo. Bên cạnh đó, phương pháp định vị xe lăn trên bản đồ lưới 2D dựa vào vật mốc và phương pháp điều khiển xe lăn điện trong môi trường thực dựa vào lộ trình di chuyển từ mô hình DQNs-PreLU đã được đề xuất.** Với mô hình DQNs – PreLU, thời gian huấn luyện cho bản đồ lưới (8×11) ít hơn gần 5 lần so với mô hình Q-Learning và SARSA, và ít hơn gần 12 lần so với mô hình DQNs – ReLU, gần 3 lần so với mô hình Q-Learning, gần 2 lần so với mô hình SARSA khi huấn luyện cho bản đồ lưới (11×33). Ngoài thời gian huấn luyện ít hơn so với các mô hình khác, mô hình DQNs – PreLU còn có thể lưu lại bộ thông số sau khi huấn luyện và dùng cho việc tìm đường đi cho xe lăn trong môi trường thực. Kết quả thí nghiệm trong môi trường thực cho thấy sai số vị trí của xe lăn so với vị trí thực trong không gian OXY là nhỏ. Hơn nữa, các thí nghiệm về sự di chuyển của xe lăn theo phương pháp điều khiển đề xuất cho thấy xe lăn có thể di chuyển tự động đến đích mong muốn với quỹ đạo di chuyển liên tục, không bị gián đoạn như khi để người dùng tự điều khiển.

Với những mô hình và phương pháp đề xuất cùng kết quả đạt được trong luận án này, hệ thống điều khiển xe lăn điện bán tự động cho người khuyết tật và người già trong môi trường trong nhà đã được hoàn thành. Mô hình xe lăn điện mà luận án này kiến nghị là rất thực tiễn, hữu ích và có ý nghĩa cho việc hỗ trợ di chuyển đối với những người bị hạn chế về vận động. Với các thiết bị được sử dụng trong nghiên cứu này có chi phí phù hợp, giá thành của mô hình xe lăn điện được đề xuất thấp hơn so với các mô hình xe lăn thông minh khác, và do đó người dùng sẽ dễ dàng tiếp cận hơn. Điều quan trọng nhất là người dùng sẽ chủ động và tự tin hơn trong cuộc sống của mình, cảm thấy thoải mái và an toàn với các công nghệ mà họ được hỗ trợ.

## **6.2. Hướng phát triển**

Ngày nay, các hệ thống nhúng dựa trên nền tảng máy tính nhỏ gọn với tốc độ xử lý cao đã có sự phát triển rất nhanh chóng. Do vậy, những giải thuật và phương pháp được đề xuất trong luận án có thể tiếp tục nghiên cứu và tích hợp vào một thiết bị chuyên dụng có kích thước nhỏ gọn, giúp cho việc kết nối và tương thích với các loại xe lăn điện hiện có trên thị trường được nhanh chóng hơn, từ đó giúp giảm giá thành sản phẩm.

Hơn nữa, với sự phát triển của hệ thống IoT và hệ thống y tế điện tử, hệ thống quản lý, điều phối và cảnh báo cần được nghiên cứu và áp dụng trong các bệnh viện, viện dưỡng lão để giám sát và đảm bảo sự an toàn cho các bệnh nhân.

## 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, p. 111, 2018.
- [10] M. Tudor, K. I. Tudor L Fau - Tudor, and K. I. Tudor, "[Hans Berger (1873-1941)--the history of electroencephalography]," no. 1330-0164 (Print).
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] S. Matsuno, M. Ohyama, H. Sato, and K. Abe, "Classification of Intentional Eye-blinks using Integration Values of Eye-blink Waveform," in *2020 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 1255-1261, 2020.
- [15] M. N. Tibdewal, R. R. Fate, M. Mahadevappa, A. K. Ray, and M. Malokar, "Classification of artifactual EEG signal and detection of multiple eye movement artifact zones using novel Time-amplitude algorithm," *Signal, Image and Video Processing*, vol. 11, no. 2, pp. 333-340, 2017.
- [16] C. H. Hsieh, Y. S. Li, B. J. Hwang, and C. H. Hsiao, "Detection of Atrial Fibrillation Using 1D Convolutional Neural Network. LID - 10.3390/s20072136 [doi] LID - 2136," no. 1424-8220 (Electronic).
- [17] Y. Y. Wu, Y. S. Hu, J. Wang, Y. F. Zang, and Y. Zhang, "Toward Precise Localization of Abnormal Brain Activity: 1D CNN on Single Voxel fMRI Time-Series," no. 1662-5188 (Print).

- [18] 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.
- [19] 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," vol. 14, 2020.
- [20] 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.
- [21] M. Dahmani *et al.*, "An Intelligent and Low-Cost Eye-Tracking System for Motorized Wheelchair Control," *Sensors*, vol. 20, no. 14, 2020.
- [22] F. Achic, J. Montero, C. Penalzoa, and F. Cuellar, "Hybrid BCI system to operate an electric wheelchair and a robotic arm for navigation and manipulation tasks," in *2016 IEEE Workshop on Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO)*, pp. 249-254, 2016.
- [23] 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.
- [24] F. Aziz, N. Arof H Fau - Mokhtar, M. Mokhtar N Fau - Mubin, and M. Mubin, "HMM based automated wheelchair navigation using EOG traces in EEG," no. 1741-2552 (Electronic).
- [25] T. Carlson, R. Leeb, R. Chavarriaga, and J. d. R. Millán, "The birth of the brain-controlled wheelchair," in *2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 5444-5445, 2012.
- [26] 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.
- [27] S. Thrun, "Learning Occupancy Grid Maps with Forward Sensor Models," *Autonomous Robots*, vol. 15, no. 2, pp. 111-127, 2003.
- [28] W. Seo and K.-R. Baek, "Indoor Dead Reckoning Localization Using Ultrasonic Anemometer with IMU," *Journal of Sensors*, vol. 2017, p. 3542354, 2017.
- [29] G. N. Desouza and A. C. Kak, "Vision for mobile robot navigation: a survey," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 2, pp. 237-267, 2002.
- [30] 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, 2020.
- [31] 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*, vol. 1, pp. I-I, 2001.
- [32] L. Gueguen and M. Pesaresi, "Multi scale Harris corner detector based on Differential Morphological Decomposition," *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, no. 14, pp. 1714-1719, 2011.
- [33] J. Xu, H. w. Chang, S. Yang, and M. Wang, "Fast feature-based video stabilization without accumulative global motion estimation," *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 58, no. 3, pp. 993-999, 2012.
- [34] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, 2004.
- [35] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. Van Gool, "SURF: Speeded Up Robust Features," in *Computer Vision – ECCV 2006*, Berlin, Heidelberg, pp. 404-417, 2006.

- [36] 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.
- [37] R. Girshick, "Fast R-CNN," in *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pp. 1440-1448, 2015.
- [38] W. Li, "Analysis of Object Detection Performance Based on Faster R-CNN," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1827, no. 1, p. 012085, 2021.
- [39] K. Desarda, S. Gulve, S. Hase, and R. Raut, "Single Shot Detector Based Object Detection For Visually Impaired People," in *2022 4th International Conference on Smart Systems and Inventive Technology (ICSSIT)*, pp. 1378-1385, 2022.
- [40] 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.
- [41] 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.
- [42] 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.
- [43] T.-H. N. Ba-Viet Ngo, "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] D. Kartashov, A. Huletski, and K. Krinkin, "Fast artificial landmark detection for indoor mobile robots," in *2015 Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, pp. 209-214, 2015.
- [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*, 2022.
- [49] 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, p. 8880, 2022.
- [50] 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.
- [51] V. Mnih *et al.*, "Human-level control through deep reinforcement learning," *Nature*, vol. 518, no. 7540, pp. 529-533, 2015.
- [52] T.-H. N. Ba-Viet Ngo, "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. X, no. X, pp. xx-xx, 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, "A Semi-Automatic Wheelchair with Navigation Based on Virtual-Real 2D Grid Maps and EEG Signals". *Applied Sciences*, vol.12, pp. 8880, 2022. (SCIE)
- [2] **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)
- [3] **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*, **Accepted**, 2023. (Scopus)

## Hội nghị quốc tế

- [4] **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.
- [5] **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.
- [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] 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.
- [8] **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.
- [9] **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

- [10] **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.
- [11] 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.