

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP TP HỒ CHÍ MINH  
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



**ĐỒ ÁN CUỐI KÌ  
DEEP LEARNING**

# **PARKINSON'S FREEZING OF GAIT PREDICTION**

Người thực hiện: **TRỊNH HÀ GIA PHÚ - 20079741**  
**PHẠM HOÀNG PHÚC - 20072291**

Lớp: **10050301**

Khoá: **16**

Người hướng dẫn: **TS. BÙI THANH HÙNG**

**THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2023**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP TP HỒ CHÍ MINH  
KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



**ĐỒ ÁN CUỐI KÌ  
DEEP LEARNING**

# **PARKINSON'S FREEZING OF GAIT PREDICTION**

Người thực hiện: **TRỊNH HÀ GIA PHÚ - 20079741**  
**PHẠM HOÀNG PHÚC - 20072291**

Lớp: **10050301**

Khoá: **16**

Người hướng dẫn: **TS. BÙI THANH HÙNG**

**THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2023**

## LỜI CẢM ƠN

Đầu tiên, nhóm chúng em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến quý thầy cô giảng viên Trường Đại Học Công nghiệp TP. Hồ Chí Minh và quý thầy cô khoa Công Nghệ Thông Tin đã giúp chúng em có những kiến thức cơ bản làm nền tảng để thực hiện đề tài này.

Đặc biệt, chúng em xin gửi lời cảm ơn và lòng biết ơn đến thầy – TS, Bùi Thanh Hùng, người đã hướng dẫn cho chúng em suốt thời gian thực hiện đề tài. Thầy đã trực tiếp hướng dẫn tận tình, sửa chữa và đóng góp nhiều ý kiến quý báu giúp nhóm em hoàn thành tốt báo cáo môn học.

Trong thời gian một học kỳ thực hiện đề tài, nhóm chúng em đã vận dụng những kiến thức nền tảng đã tích lũy đồng thời kết hợp với việc học hỏi và nghiên cứu những kiến thức mới từ thầy cô, bạn bè cũng như những nguồn tài liệu tham khảo. Từ đó, nhóm chúng em vận dụng tối đa những gì đã thu thập được để hoàn thành báo cáo đồ án một cách tốt nhất. Tuy nhiên, vì kiến thức còn hạn chế và bản thân còn nhiều thiếu sót kinh nghiệm thực tiễn nên nội dung báo cáo không tránh khỏi những thiếu sót, nhóm em rất mong nhận được sự góp ý, chỉ bảo thêm của thầy nhằm hoàn thiện những kiến thức của mình để nhóm chúng em có thêm nhiều kinh nghiệm cho những đề tài khác trong tương lai cũng như trong việc học tập và làm việc sau này.

Một lần nữa xin gửi đến thầy cô lời cảm ơn chân thành và tốt đẹp nhất!

*Thành phố Hồ Chí Minh, tháng 12 năm 2023*

## **ĐỒ ÁN ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP TP HỒ CHÍ MINH**

Tôi xin cam đoan đây là sản phẩm đồ án của riêng chúng tôi và được sự hướng dẫn của TS. Bùi Thanh Hùng. Các nội dung nghiên cứu, kết quả trong đề tài này là trung thực và chưa công bố dưới bất kỳ hình thức nào trước đây. Những số liệu trong các bảng biểu phục vụ cho việc phân tích, nhận xét, đánh giá được chính tác giả thu thập từ các nguồn khác nhau có ghi rõ trong phần tài liệu tham khảo.

Ngoài ra, trong đồ án còn sử dụng một số nhận xét, đánh giá cũng như số liệu của các tác giả khác, cơ quan tổ chức khác đều có trích dẫn và chú thích nguồn gốc.

**Nếu phát hiện có bất kỳ sự gian lận nào chúng tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm về nội dung đồ án của mình.** Trường đại học Công nghiệp TP Hồ Chí Minh không liên quan đến những vi phạm tác quyền, bản quyền do tôi gây ra trong quá trình thực hiện (nếu có).

*TP. Hồ Chí Minh, ngày 13 tháng 12 năm 2023*

*Tác giả*

*(ký tên và ghi rõ họ tên)*

*Trịnh Hà Gia Phú*

*Phạm Hoàng Phúc*

## PHẦN ĐÁNH GIÁ CỦA GIẢNG VIÊN

---

---

---

---

---

---

---

Tp. Hồ Chí Minh, ngày 13 tháng 12 năm 2023  
(kí và ghi họ tên)

## TÓM TẮT

Bệnh Parkinson (PD) là một bệnh lý thần kinh được đặc trưng bởi sự thoái hóa của hệ thần kinh trung ương, dẫn đến thiếu hụt dopamin trong não. Dẫn đến rối loạn vận động, khó khăn trong cử động, giữ thăng bằng và kiểm soát cơ thể. Triệu chứng đông cứng đáng đi (FOG) là một đặc điểm quan trọng, tăng nguy cơ té ngã và ảnh hưởng đến chất lượng cuộc sống.

Mục tiêu của đồ án là xây dựng một mô hình dự đoán chứng FOG dựa trên dữ liệu từ thiết bị đo gia tốc 3D được gắn dưới lưng người bệnh. Mô hình này giúp bác sĩ phát hiện sớm FOG và thực hiện biện pháp can thiệp kịp thời, cải thiện chất lượng cuộc sống. Sử dụng mô hình kết hợp 5 lớp Transformer encoder và 2 lớp bi-LSTM, trích xuất đặc trưng và dự đoán khả năng xảy ra FOG.

Kết quả thử nghiệm cho thấy mô hình có độ chính xác đạt tới 90%, làm nền tảng cho việc phát triển thiết bị y tế đeo được, hỗ trợ dự đoán FOG một cách sớm và chính xác. Điều này hứa hẹn mang lại lợi ích lớn cho quản lý bệnh và cải thiện chất lượng cuộc sống của người bệnh Parkinson.

## MỤC LỤC

LỜI CẢM ƠN .....	i
PHẦN ĐÁNH GIÁ CỦA GIẢNG VIÊN .....	iii
TÓM TẮT .....	iv
MỤC LỤC.....	1
DANH MỤC KÍ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT .....	3
DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ.....	4
DANH MỤC CÁC BẢNG.....	5
PARKINSON’S FREEZING OF GAIT PREDICTION .....	6
1.1 Giới thiệu về bài toán .....	6
1.2 Phân tích yêu cầu của bài toán .....	8
1.2.1 Yêu cầu của bài toán .....	8
1.2.2 Các phương pháp giải quyết bài toán.....	8
1.2.3 Phương pháp đề xuất giải quyết bài toán.....	8
1.3 Phương pháp giải quyết bài toán.....	10
1.3.1 Mô hình tổng quát.....	10
1.3.2 Đặc trưng của mô hình đề xuất .....	12
1.3.2.1 Vector hóa dữ liệu đầu vào (Transformer Encoder).....	12
1.3.2.2 Mô hình đề xuất (Bi-LSTM).....	12
1.4 Thực nghiệm .....	15
1.4.1 Dữ liệu.....	15
1.4.2 Xử lý dữ liệu .....	15
1.4.3 Công nghệ sử dụng .....	16
1.4.4 Cách đánh giá.....	16
1.5 Kết quả đạt được .....	17
1.5.1 Tham số thực nghiệm.....	17
1.5.2 Kết quả đạt được .....	18

1.6 Kết luận .....	19
LÀM VIỆC NHÓM .....	20
TÀI LIỆU THAM KHẢO.....	21
PHỤ LỤC .....	22
TỰ ĐÁNH GIÁ.....	23



## DANH MỤC KÍ HIỆU VÀ CHỮ VIẾT TẮT

### CÁC KÝ HIỆU

$g$  Gia tốc ( $m/s^2$ )

### CÁC CHỮ VIẾT TẮT

FOG Freezing of Gait

PD Parkinson

LSTM Long Short-Term Memory

Bi-LSTM Bidirectional Long Short-Term Memory

## **DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ**

Hình 3.1.1: Sơ đồ tổng quát của mô hình	11
Hình 3.2.1: Sơ đồ mô hình Bagging	13

## **DANH MỤC CÁC BẢNG**

Bảng 5.1 Mẫu huấn luyện mỗi mô hình	17
Bảng 5.2 Kết quả huấn luyện mô hình	18

## PARKINSON'S FREEZING OF GAIT PREDICTION

### 1.1 Giới thiệu về bài toán

Trong các nghiên cứu về dự đoán chứng FOG của người bệnh Parkinson là một thách thức lớn và phức tạp. Việc kết hợp Transformer Encoder và bi-LSTM là một ứng dụng quan trọng trong lĩnh vực y học dựa vào dữ liệu từ cảm biến 3D do gia tốc được gắn dưới lưng người bệnh. Bài toán này mang lại nhiều ý nghĩa quan trọng trong y tế và nghiên cứu y học.

**Transformer Encoder:** Kiến trúc Transformer, được giới thiệu trong bài báo "Attention is All You Need" của Vaswani et al., đã trở nên phổ biến với khả năng nắm bắt các phụ thuộc xa trong dữ liệu chuỗi. Sử dụng cơ chế tự chú ý, cho phép mô hình tập trung vào các phần khác nhau của chuỗi đầu vào với trọng số thay đổi

- Sử dụng lớp Transformer Encoder để trích xuất đặc trưng không gian và thời gian từ chuỗi dữ liệu cảm biến
- Trong dự đoán FOG ở bệnh nhân Parkinson, Transformer Encoder có thể được sử dụng để trích xuất đặc trưng không gian và thời gian có ý nghĩa từ dữ liệu cảm biến, giúp mô hình nhận biết các mẫu và phụ thuộc quan trọng để dẫn đến chứng FOG.

**Bi-LSTM:** Bidirectional Long Short-Term Memory là một kiểu mô hình RNN (Recurrent Neural Network), đây là một dạng cải tiến của mạng LSTM (Long Short-Term Memory). Mỗi đơn vị BiLSTM chia thành hai phần độc lập, một xử lý theo thứ tự thuận và một xử lý theo thứ tự ngược. Điều này giúp mô hình tổng hợp thông tin từ cả hai hướng, giúp nắm bắt các mối quan hệ trong dữ liệu.

- Nhận đầu ra của Transformer Encoder và dự đoán khả năng xảy ra chứng FOG dựa trên thông tin chuỗi.
- Nó giúp mô hình nhận biết chuỗi sự kiện dẫn đến hoặc biểu hiện của FOG, xem xét cả trước và sau cơn FOG để đưa ra dự đoán chuẩn xác nhất

Khi kết hợp Transformer Encoder và Bi-LSTM cho phép mô hình tận dụng ưu điểm của cả hai kiến trúc. Trong khi Transformer nắm bắt các phụ thuộc toàn cầu và thông tin không gian hiệu quả, Bi-LSTM xuất sắc trong việc hiểu các khía cạnh thời gian của dữ liệu. Việc tích hợp này mang lại hiểu biết toàn diện về dữ liệu cảm biến, nâng cao khả năng dự đoán sự kiện FOG một cách chính xác.

Việc áp dụng Machine Learning và Deep Learning vào nghiên cứu dự đoán chứng FOG của người bệnh Parkinson là một bước tiến lớn. Bài toán không chỉ giới hạn trong việc dự đoán FOG mà còn nằm ở khả năng ứng dụng rộng rãi của nó trong việc cải thiện chăm sóc sức khỏe và giúp người bệnh Parkinson duy trì cuộc sống hàng ngày một cách an toàn và độc lập hơn.

## 1.2 Phân tích yêu cầu của bài toán

### 1.2.1 Yêu cầu của bài toán

Đề tài Dự đoán chứng FOG của người bệnh PD: với dữ liệu từ cảm biến 3D do gia tốc được gắn dưới lưng người bệnh, phát triển mô hình Deep Learning nhằm dự đoán và phát hiện chứng FOG. Mục tiêu của nghiên cứu là cung cấp dự đoán chính xác và khách quan về thời điểm và nguyên nhân của các cơn FOG. Điều này giúp cải thiện khả năng đánh giá của các chuyên gia y tế, theo dõi và ngăn chặn hiệu quả các cơn FOG, góp phần nâng cao chất lượng cuộc sống của bệnh nhân Parkinson.

### 1.2.2 Các phương pháp giải quyết bài toán

Mô hình TransBiLSTM kết hợp cả hai kiến trúc chính: Transformer Encoder và Bidirectional LSTM (Bi-LSTM) để dự đoán sự cố Freezing of Gait (FOG) ở người bệnh Parkinson.

**Transformer Encoder:** Sử dụng 5 tầng mã hóa Transformer, mỗi tầng mã hóa bao gồm một tầng attention có nhiều đầu với 6 đầu attention có kích thước 320. Các tầng normalization và fully connected sequential block cũng được thêm vào mỗi tầng mã hóa.

**Bidirectional LSTM (Bi-LSTM):** Sử dụng 2 tầng Bidirectional LSTM để tạo ra đầu ra có kích thước 320. Bi-LSTM là một loại mạng nơ-ron hồi quy (RNN) mà mỗi tầng có khả năng xử lý thông tin từ cả hai hướng, từ quá khứ đến tương lai và ngược lại.

**Dense Layer:** Có một tầng Dense cuối cùng để đầu ra xác suất của mỗi loại sự kiện FOG. Mục tiêu của việc kết hợp cả hai kiến trúc là tận dụng sức mạnh của Transformer Encoder trong việc xử lý các mối quan hệ toàn cục trong dữ liệu và sử dụng Bi-LSTM để hiểu cấu trúc tuần tự và thông tin thời gian trong chuỗi dữ liệu.

Qua mô hình này, tạo ra một mô hình mạnh mẽ có khả năng dự đoán xác suất xảy ra các sự kiện FOG trong dữ liệu của người bệnh Parkinson.

### 1.2.3 Phương pháp đề xuất giải quyết bài toán

Xây dựng 4 mô hình kết hợp giữa Transformer Encoder và Bi-LSTM huấn luyện song song, cùng với đó sử dụng thuật toán Bagging (Bootstrap Aggregating) để tạo ra dự đoán cuối cùng với độ chính xác và ổn định.

### 1.3 Phương pháp giải quyết bài toán

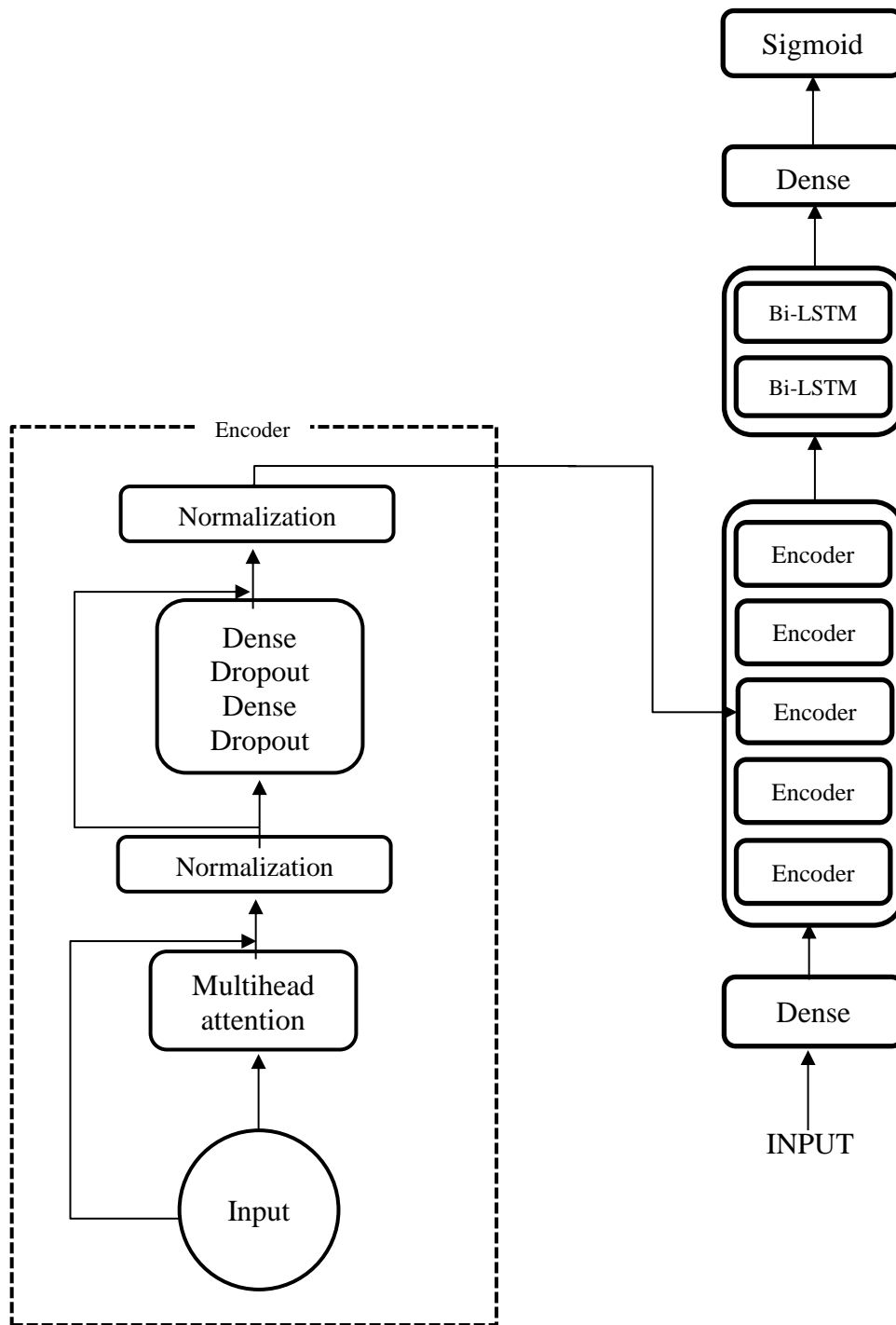
#### 1.3.1 Mô hình tổng quát

Mô hình tổng quát của bài toán, kết hợp giữa Transformer Encoder và Bi-LSTM.

Mô hình gồm 2 phần chính:

- **Phần 1:** Gồm 5 lớp Encoder nhằm mã hóa thông tin từ các chuỗi thời gian thành các vector.
- **Phần 2:** 2 lớp Bi-LSTM nhận thông tin từ các lớp Encoder để dự đoán xác suất xảy ra FOG với từng loại sự kiện.





Hình 3.1.1: Sơ đồ tổng quát của mô hình

### 1.3.2 Đặc trưng của mô hình đề xuất

#### 1.3.2.1 Vector hóa dữ liệu đầu vào (Transformer Encoder)

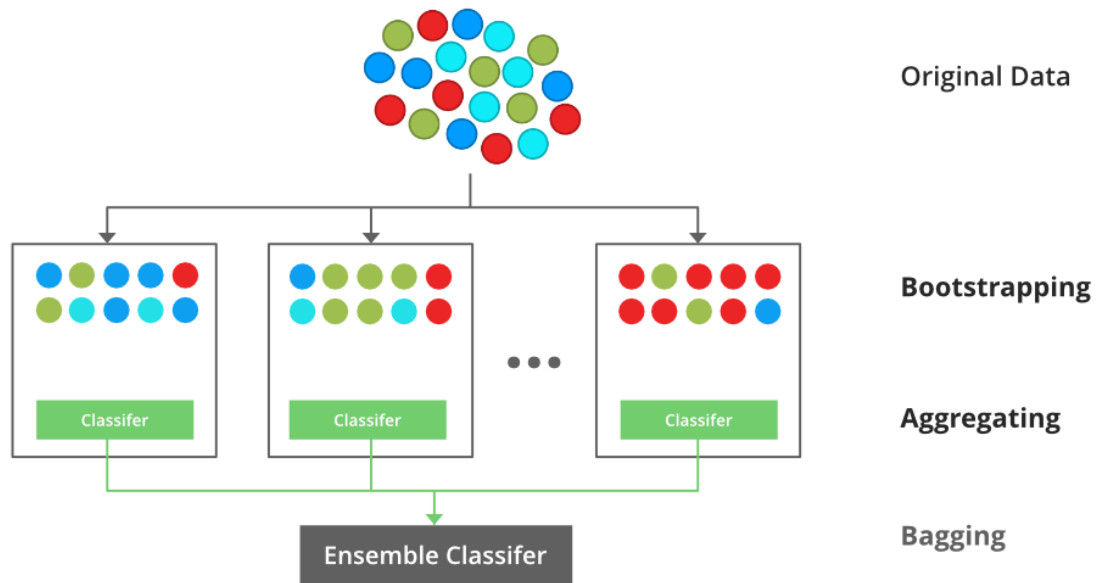
Dữ liệu đầu vào là dạng chuỗi thời gian, gia tốc được biểu diễn dưới dạng chuỗi đặc trưng với mỗi thành phần được đại diện cho các giá trị gia tốc tại mỗi thời điểm. Dữ liệu được nhúng qua quá trình trainable embedding tiếp đó mã hóa tích hợp Multi-Head Attention giúp mô hình tập trung vào các mối liên quan giữa các chuỗi thời gian. Sau mỗi lớp Attention, thông tin được chuẩn hóa để ổn định trong quá trình huấn luyện và giảm nguy cơ Vanishing/Exploring Gradient.

Sau quá trình Attention và chuẩn hóa, dữ liệu được đưa qua tầng mạng FeedForward gồm các tầng Dense, thông tin được chuẩn hóa và thêm vào đầu ra của các tầng trước đó thông qua Residual Connection giúp giữ lại các thông tin quan trọng giảm nguy cơ mất mát thông tin. Tiếp đến quá trình Positional Encoding để bảo toàn thông tin về vị trí thời gian, mỗi đầu vào được kết nối với một Vector Positional Encoding trước khi đưa vào Transformer Encoder.

Quá trình trên được lặp lại từ các tầng Multi-Head Attention, chuẩn hóa, đến tầng mạng FeedForward nhiều lần, giúp mô hình huấn luyện dữ liệu đầu vào phức tạp.

#### 1.3.2.2 Mô hình đề xuất (Bi-LSTM)

Kết hợp giữa 4 mô hình Bi-LSTM với mẫu dữ liệu được lấy ngẫu nhiên với tỷ lệ khác nhau, sau lấy trung bình từ 4 mô hình trên. Sử dụng phương pháp Ensemble Learning với Bagging để kết hợp dự đoán từ nhiều mô hình để tạo ra dự đoán cuối cùng có độ chuẩn xác và độ ổn định cao hơn khi chỉ sử dụng một mô hình.



Hình 3.2.1: Sơ đồ mô hình Bagging

Mô hình Bi-LSTM trong kiến trúc kết hợp giữa Transformer Encoder và Bi-LSTM đóng vai trò quan trọng xử lý dữ liệu chuỗi thời gian. Bi-LSTM được sử dụng để xử lý chuỗi thời gian theo cả hai hướng: từ trái sang phải (forward) và từ phải sang trái (backward). Cơ chế này cho phép mô hình nhận thông tin từ hai hướng giúp đầu ra sau huấn luyện được chuẩn sát hơn.

Từ dữ liệu được vector hóa trên lấy tỷ lệ được chia thành các batch để tăng tốc quá trình huấn luyện và giảm bộ nhớ. Mỗi batch của sự kiện được truyền qua chiều thuận để dự đoán các sự kiện xảy ra FOG. Dự đoán được so sánh với nhãn thực tế, và sự chênh lệch giữa các dự đoán (được đánh giá thông qua hàm mất mát) được sử dụng để điều chỉnh trọng số của mô hình.

Hàm mất mát được sử dụng để tính toán sự chênh lệch giữa các dự đoán của mô hình và giá trị thực tế. Với bài toán phân loại FOG, thường sử dụng hàm Cross-Entropy Classs để đánh giá mô hình.

$$\textit{Cross - Entropy Loss} = -\frac{1}{N} \sum_{j=1}^C y_{ij} \cdot \log(p_{ij})$$

Sự chênh lệch giữa giá trị dự đoán và nhãn thực tế được lan truyền ngược để tính toán đạo hàm theo từng trọng số. Các trọng số được cập nhật để giảm giá trị của hàm Loss và sử dụng hàm Adam để mô hình tối ưu hơn. Dropout “off” ngẫu nhiên trong các mạng nơ-ron trong lớp Bi-LSTM để tránh việc overfitting. Các bước này được lặp đi lại nhiều lần qua các batch và các epoch để mô hình có thể huấn luyện và điều chỉnh trọng số.

## 1.4 Thực nghiệm

### 1.4.1 Dữ liệu

Đề án thực nghiệm trên bộ dữ liệu từ cuộc thi "Parkinson's Freezing of Gait Prediction" được tổ chức bởi Kaggle. Bộ dữ liệu này bao gồm ba tập chính: tập dữ liệu huấn luyện, tập dữ liệu kiểm tra, và tập dữ liệu không gán nhãn. Ngoài ra, có các tệp tin dữ liệu ghi lại ID người bệnh, thông tin về việc sử dụng thuốc, và các thông tin khác của người bệnh Parkinson. Đối tượng nghiên cứu đã được mang thiết bị cảm biến 3D để đo gia tốc, cung cấp thông tin về chuyển động và hành vi đi lại của họ. Các tập dữ liệu này cung cấp cơ hội để dự đoán sự đóng băng khi đi, một triệu chứng quan trọng của bệnh Parkinson, thông qua việc phân tích và mô hình hóa dữ liệu thu thập được từ cảm biến gia tốc 3D.

Tập dữ liệu DeFOG: gồm 91 tập dữ liệu, trung bình mỗi tập dữ liệu chứa 148634 time-frames. Dữ liệu bao gồm: Accv, AccML, AccAP là đơn vị đo gia tốc theo các hướng, V - vertical, ML - mediolateral, AP – anteroposterior với đơn vị ( $m/s^2$ ) và được thi thập dưới tần số 120Hz. Các thông tin giám sát bởi các chuyên gia y tế, dưới hình ảnh được camera ghi lại các thông số về Star hesitation, Turn và Walking. Các tên tệp dữ liệu là ID của bệnh nhân Parkinson (Ví dụ: 02ab235146.csv)

Tập dữ liệu NoType: là dữ liệu từ tập dữ liệu DeFOG nhưng thiếu chú thích về các event-type, gồm 46 tệp và trung bình mỗi tệp chứa 222850 time-frames .

Tập dữ liệu defog\_metadata.csv gồm ID người tham gia thí nghiệm, thời gian tham gia và tình trạng sử dụng thuốc chữa bệnh.

### 1.4.2 Xử lý dữ liệu

Dữ liệu từ tập DeFOG, tạo cột mới 'Event' là giá trị lớn nhất của 'StartHesitation', 'Turn', và 'Walking', các cột 'StartHesitation\_mask', 'Turn\_mask', 'Walking\_mask', 'Event\_mask' dựa trên 'Task' và 'Valid'.

Dữ liệu từ tập Notype, gán giá trị 0 cho các cột 'StartHesitation', 'Turn', 'Walking'. Gán giá trị 0 cho các cột 'StartHesitation\_mask', 'Turn\_mask', 'Walking\_mask'. Tạo cột mới 'Event\_mask' dựa trên 'Task' và 'Valid'.

### 1.4.3 Công nghệ sử dụng

Ngôn ngữ	Python 3.10
Thư viện	Sklearn, Tensorflow
Môi trường	Visual Studio Code

### 1.4.4 Cách đánh giá

Để đánh giá mô hình, có thể sử dụng các độ đo như `average_precision_score` từ thư viện `scikit-learn` để tính toán độ chính xác trung bình (mAP) cho từng loại sự kiện (StartHesitation, Turn, Walking, Event). Các độ đo này được áp dụng cho dự đoán của mô hình so với nhãn thực tế.

Độ đo '`average_precision_score`' sẽ tự động sắp xếp các dự đoán theo thứ tự giảm dần và tính toán độ chính xác chấp nhận đề xuất (precision at k) tại mỗi điểm cắt. Cuối cùng, nó tính toán giá trị trung bình của các độ chính xác này để đưa ra '`average_precision_score`'.

Ngoài ra còn sử dụng độ đo F1-score và độ đo Accuracy để đánh giá hiệu suất mô hình.

## 1.5 Kết quả đạt được

### 1.5.1 Tham số thực nghiệm

Đồ án được thực nghiệm trên tập dữ liệu được cung cấp bởi Kaggle như đã trình bày ở phần trước, tập dữ liệu huấn luyện và dữ liệu kiểm tra được chia theo tỉ lệ 9:1. Vì kết hợp 3 mô hình nên trong mỗi mô hình mẫu dữ liệu huấn luyện và dữ liệu kiểm định được lấy ngẫu nhiên với tỷ lệ khác nhau.

Bảng mẫu dữ liệu để huấn luyện cho mỗi mô hình:

Mô hình	Validation subjects	Training data	Validation data
Model 1	['00f674', '8d43d9', '107712', '7b2e84', '575c60', '7f8949', '2874c5', '72e2c7']	Defog data, Notype data	Defog data, Notype data
Model 2	Tất cả các subjects	Defog data	Notype data
Model 3	['12f8d1', '8c1f5e', '387ea0', 'c56629', '7da72f', '413532', 'd89567', 'ab3b2e', 'c83ff6', '056372']	Defog data, Notype data	Defog data, Notype data

*Bảng 5.1: Mẫu huấn luyện mỗi mô hình*

Xây dựng mô hình kết hợp giữa Transformer Encoder và Bi-LSTM cùng với phương pháp Bagging để tăng hiệu suất mô hình. Mỗi mô hình bao gồm 5 lớp Transformer Encoder và 2 lớp Bi-LSTM, với:

- ‘learning\_rate’: là tốc độ học của mô hình, tức là mức độ điều chỉnh trọng số trong quá trình huấn luyện. Với mô hình khác nhau thì learning\_rate cũng khác nhau.

- ‘steps\_per\_epoch’: Với steps\_per\_epoch = 256 là số bước huấn luyện (batch) mà mô hình thực hiện trong mỗi epoch.
- ‘epochs’: sẽ sử dụng số epochs là 70 sau đó chọn ra epochs có chỉ số tốt nhất để
- tiến hành đánh giá kết quả.

### 1.5.2 Kết quả đạt được

Bảng kết quả thực nghiệm:

Các độ đo	Kết quả
StartHesiationAP	-0.0
TurnAP	0.37426769870647364
WalkingAP	0.0012427101733580692
Accuracy	0.9269996538164517
F1-Score	0.49908636861980754

*Bảng 5.2: Kết quả thực nghiệm*



## 1.6 Kết luận

Dựa trên dữ liệu FOG được cung cấp, các kết quả dự đoán có thể được sử dụng để phát hiện và dự đoán FOG. Tuy nhiên, để cải thiện hiệu suất dự đoán FOG, cần có thêm nghiên cứu, đặc biệt là việc huấn luyện mô hình với một mẫu lớn hơn của những người trải qua hiện tượng FOG.

Mô hình dự đoán trong bài toán này cung cấp xác suất người bệnh có khả năng trải qua FOG cho từng loại sự kiện cụ thể, bao gồm StartHesitation, Turn và Walk. Điều này giúp nhìn nhận và dự đoán các sự kiện quan trọng liên quan đến FOG, cung cấp thông tin hữu ích cho việc quản lý và chăm sóc những người bệnh Parkinson. Tuy nhiên, cần lưu ý rằng mô hình có thể cần được cải thiện thêm thông qua việc thực hiện nghiên cứu và thử nghiệm mở rộng trên một lượng lớn dữ liệu và đối tượng rộng rãi hơn để đảm bảo tính đa dạng và độ tin cậy của mô hình.

## LÀM VIỆC NHÓM

Bảng phân chia nhiệm vụ

STT	Công việc thực hiện	Người thực hiện	Trạng thái công việc
1	Tìm, thu thập dữ liệu	Phú	100%
2	Xây dựng mô hình	Phú, Phúc	100%
3	Huấn luyện mô hình	Phú, Phúc	100%
4	Viết báo cáo	Phúc	100%
5	Power point	Phú, Phúc	100%

Cách thức làm việc nhóm: Offline, Online

Thời gian làm việc nhóm: gặp mặt vào thứ ba, thứ năm mỗi tuần tại thư viện (2-3h mỗi lần)

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Wen Tao Mo, Johnathan H. Chan (2023), Predicting Three Types of Freezing Of Gait Events Using Deep Learning, Toronto, Canada.
2. Zhiheng Huang, Peng Xu, Davis Liang, Ajay Mishra, Bing Xiang (2020), TRANS-BLSTM: Transformer with Bidirectional LSTM for Language Understanding, Hongkong.
3. Gaurav Shalin, Scott Pardoel, Edward D. Lemaire, Julie Nantel, Jonathan Kofman (2021), Prediction and detection of freezing of gait in Parkinson's disease from plantar pressure data using long short-term memory neural-networks, California.
4. Kaggle (2023), Parkinson's Freezing of Gait Prediction Competition.  
<https://www.kaggle.com/competitions/tlvmc-parkinsons-freezing-gait-prediction/overview>
5. Addison Howard, amit salomon, eran gazit, HCL-Jevster, Jeff Hausdorff, Leslie Kirsch, Maggie, Pieter Ginis, Ryan Holbrook, Yasir F Karim. (2023). Parkinson's Freezing of Gait Prediction. Kaggle. <https://kaggle.com/competitions/tlvmc-parkinsons-freezing-gait-prediction>.
6. A. M.Ardi Handojoseno, Ganesh R. Naik, Moran Gilat, James M. Shine, Tuan N. Nguyen, Quynh T Ly, Simon J.G. Lewis, Hung T. Nguyen (2018), Prediction of freezing of gait in patients with Parkinson's disease using EEG signals, Australia

## **PHỤ LỤC**

## TỰ ĐÁNH GIÁ

STT	Nội dung	Điểm chuẩn	Tự chấm	Ghi chú
1 (8.5)	<b>1.1 Giới thiệu về bài toán</b>	0.5	0.5	
	<b>1.2 Phân tích yêu cầu của bài toán</b>	1	1	
	<b>1.3 Phương pháp giải quyết bài toán</b>	1.5	1.5	
	<b>1.4 Thực nghiệm</b>	4	3	
	<b>1.5 Kết quả đạt được</b>	1	0.75	
	<b>1.6 Kết luận</b>	0.5	0.5	
2 (1)	<b>Báo cáo</b> (chú ý các chú ý 2,3,4,6 ở trang trước, nếu sai sẽ bị trừ điểm nặng)	1đ	1	
3 (0.5)	<b>Điểm nhóm</b> (chú ý trả lời các câu hỏi trong mục làm việc nhóm)	0.5đ	0.5	
<b>Tổng điểm</b>			8.75	