

❖ HỘI NGHỊ KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ TRẺ BÁCH KHOA 2019

Thiết kế và hiện thực cánh tay giả độ chính xác cao sử dụng MyoBand và thuật toán Rừng ngẫu nhiên

- Nguyễn Quang Đức
- Phạm Công Thiện
- Quản Thành Thơ



Tác giả 1

NGUYỄN QUANG ĐỨC

- Sinh viên K18 khoa Khoa học và Kỹ thuật máy tính
- Các hướng nghiên cứu hiện tại:
 - Ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào các dự án thực tế
 - Thiết kế Web UI cho các ứng dụng trí tuệ nhân tạo
 - Áp dụng trí tuệ nhân tạo trên mobile





Tác giả 2

PHẠM CÔNG THIÊN

- Tốt nghiệp ĐHBK - Đại Học - Khoa Kỹ Thuật Máy Tính - 2001
- Tốt nghiệp ĐHBK - Cao Học - Khoa Kỹ Thuật Máy Tính- 2004
- Hiện đang là Delivery Head - Công ty TNHH Terralogic Việt Nam
- Lĩnh vực nghiên cứu chính:
 - Embedded Systems / Internet of Things
 - Computer Vision





Tác giả 3

PGS.TS QUẢN THÀNH THƠ

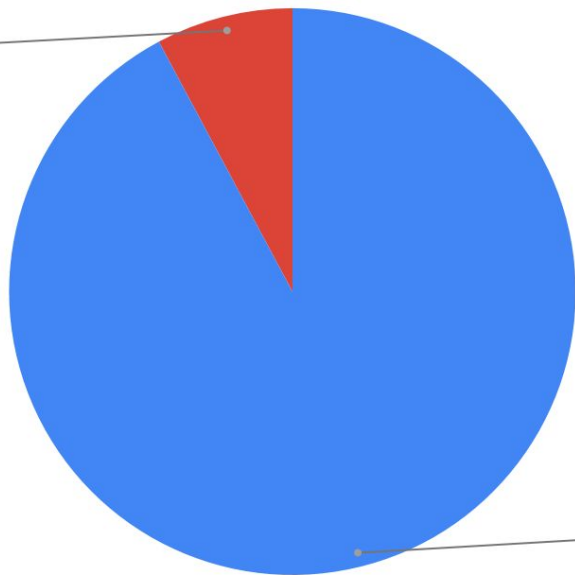
- Nhận Ph.D năm 2006 tại Nanyang Technological University, Singapore
- Giảng viên Đại học Bách Khoa Thành phố Hồ Chí Minh
- Phó Trưởng Khoa khoa Khoa học và Kỹ thuật Máy tính
- Hướng nghiên cứu chính:
 - Học máy, khai phá dữ liệu và các hệ thống thông minh
 - Phương pháp hình thức
 - Phân tích chương trình
 - Semantic Web



Tổng quan - Các vấn đề xã hội

Tỉ lệ người khuyết tật ở Việt Nam

Người khuyết tật
7,8%



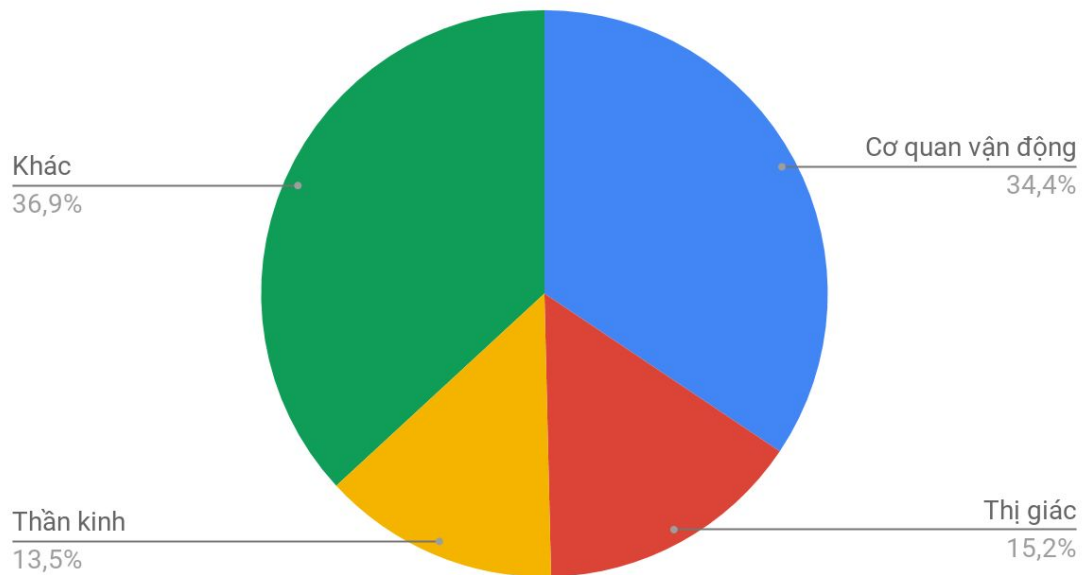
Người bình thường
92,2%

Ủy ban quốc gia về Người khuyết tật (2019)



Tổng quan - Các vấn đề xã hội

Tỉ lệ các khuyết tật ở Việt Nam



Ủy ban quốc gia về Người khuyết tật (2019)



MỤC LỤC

1. Giới thiệu
2. Các nghiên cứu liên quan
3. Thiết kế phần cứng
4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng
5. Kết quả đạt được
6. Kết luận
7. Tài liệu tham khảo

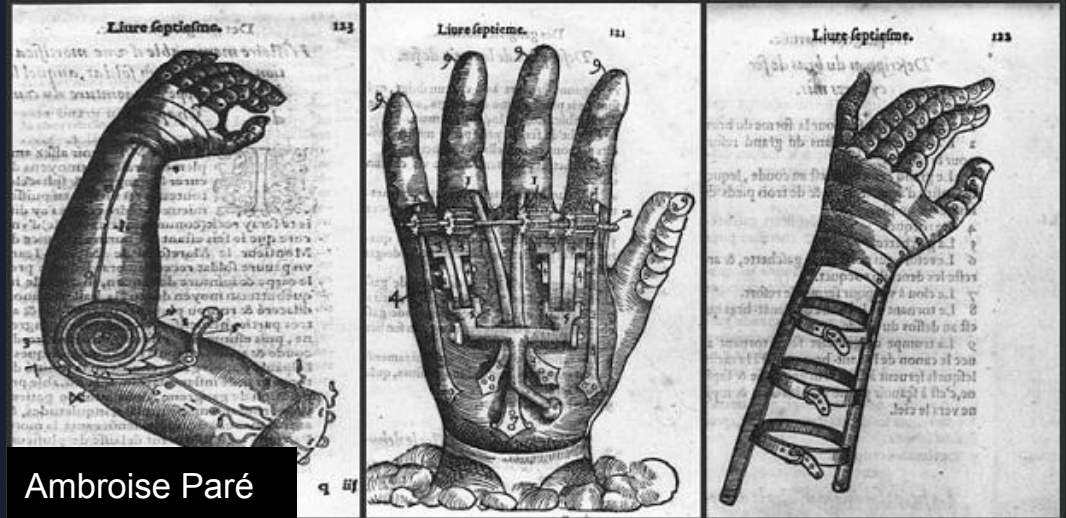
1. Giới thiệu

1.1 Lịch sử phát triển chi giả



Marcus Sergius

<https://mikemallaro.files.wordpress.com/2018/11/1-iron-arm-cropped.jpg>



Ambroise Paré

<https://mikemallaro.files.wordpress.com/2018/11/2-pare-prosthetics.jpg>

1. Giới thiệu

1.2 Phân loại hướng phát triển chi giả



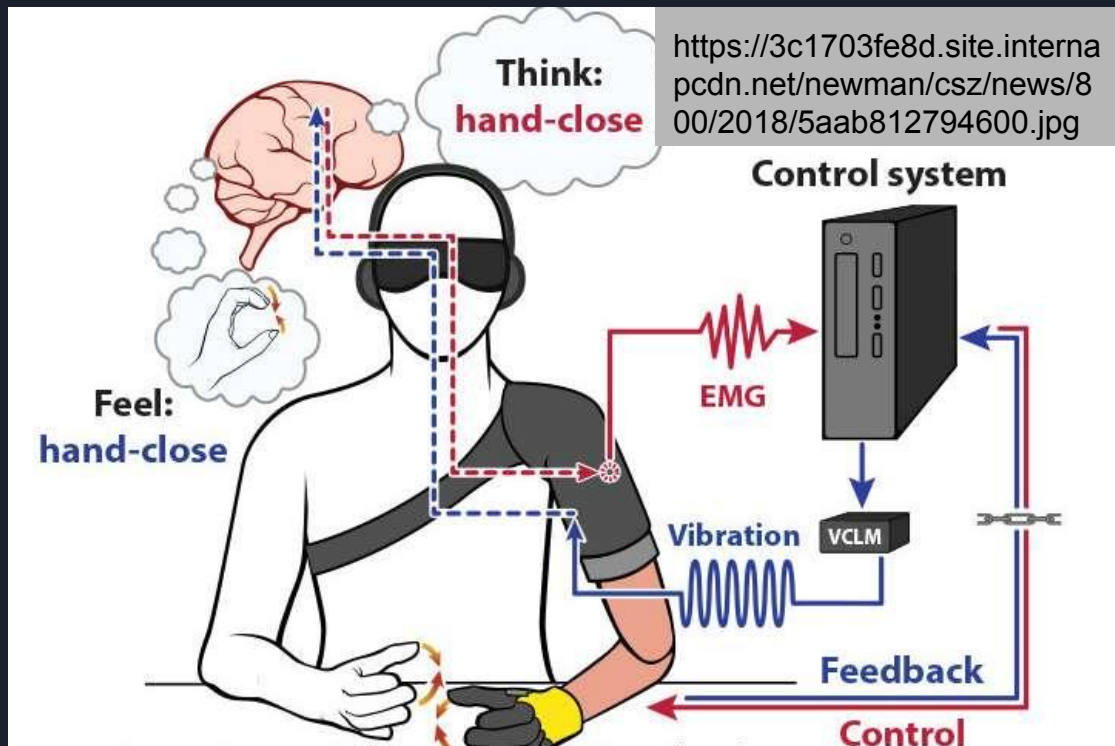
<http://www.chantaygiatruongson.com/Files/files/chantaygiatruongson/mientay-taydo/san-pham-chan-tay-gia/1427961846-tay%20gia.jpg>



https://www.sciencedaily.com/images/2015/03/150331131336_1_540x360.jpg

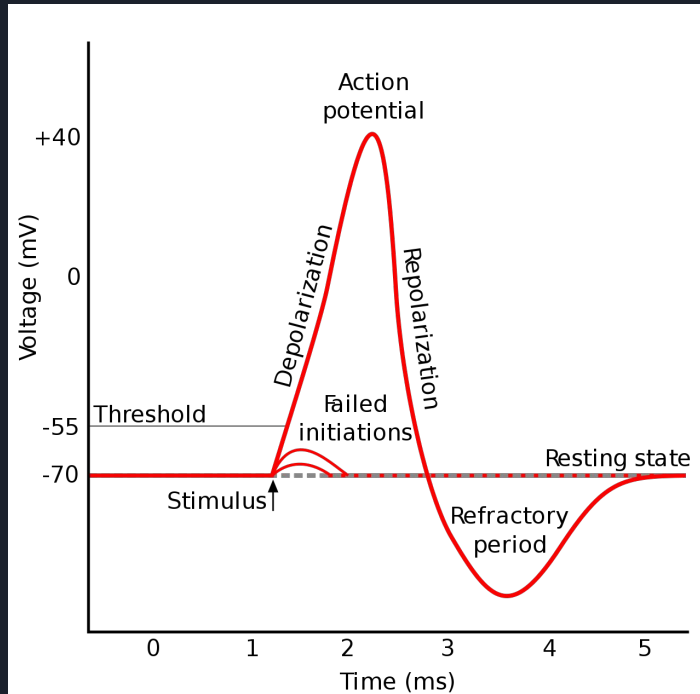
1. Giới thiệu

1.2 Phân loại hướng phát triển chi giả

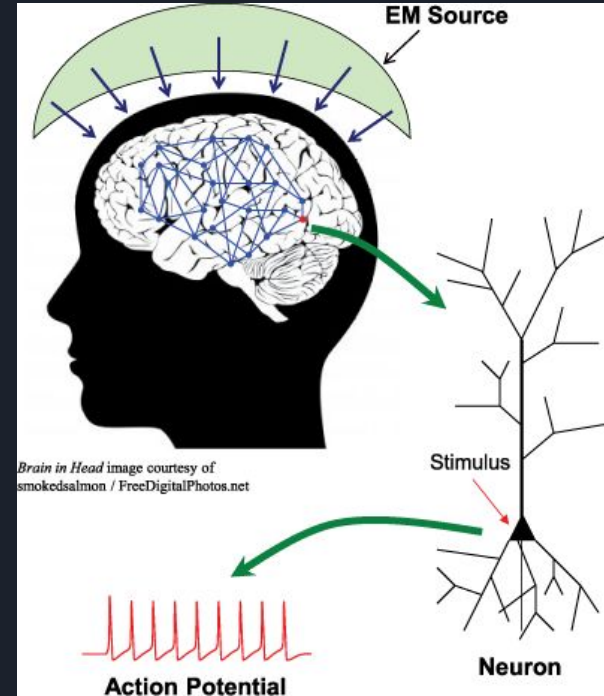


1. Giới thiệu

1.3 Cách truyền xung điện từ cơ



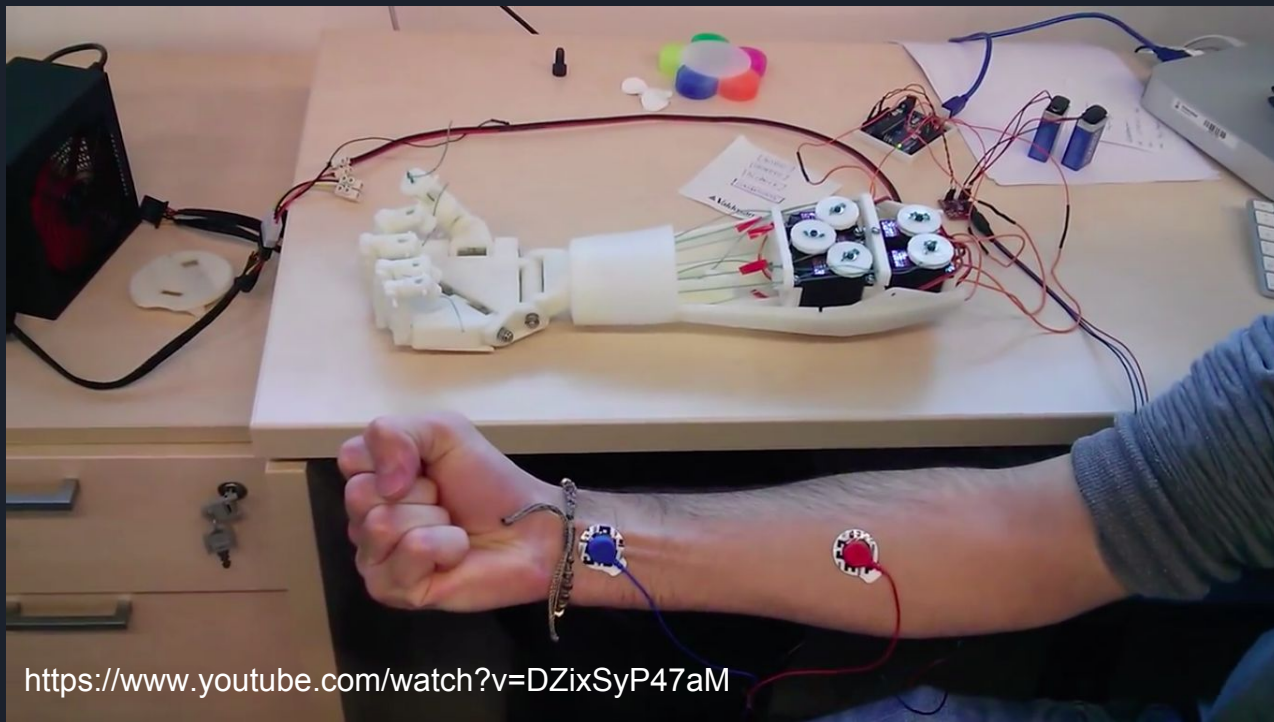
https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/4/4a/Action_potential.svg



<https://ercim-news.ercim.eu/images/stories/EN94/komuro.png>

1. Giới thiệu

1.4 Chi giả sử dụng xung điện từ cơ



<https://www.youtube.com/watch?v=DZixSyP47aM>

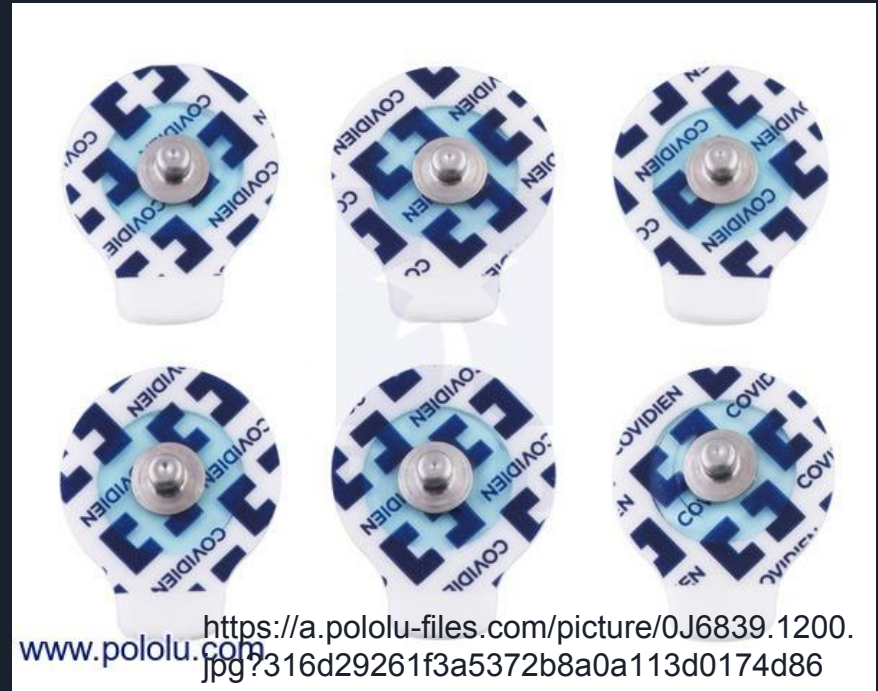
1. Giới thiệu

1.4 Chi giả sử dụng xung điện từ cơ



2. Các nghiên cứu liên quan

2.1 Cảm biến



2. Các nghiên cứu liên quan

2.1 Cảm biến



2. Các nghiên cứu liên quan

2.2 Board mạch

Microcontroller



<https://www.amazon.com/ARDUINO-MEGA-2560-REV3-A000067/dp/B0046AMGW0>



Microprocessor

https://cdn.sparkfun.com/assets/parts/1/2/8/2/8/14643-Raspberry_Pi_3_B_-02.jpg

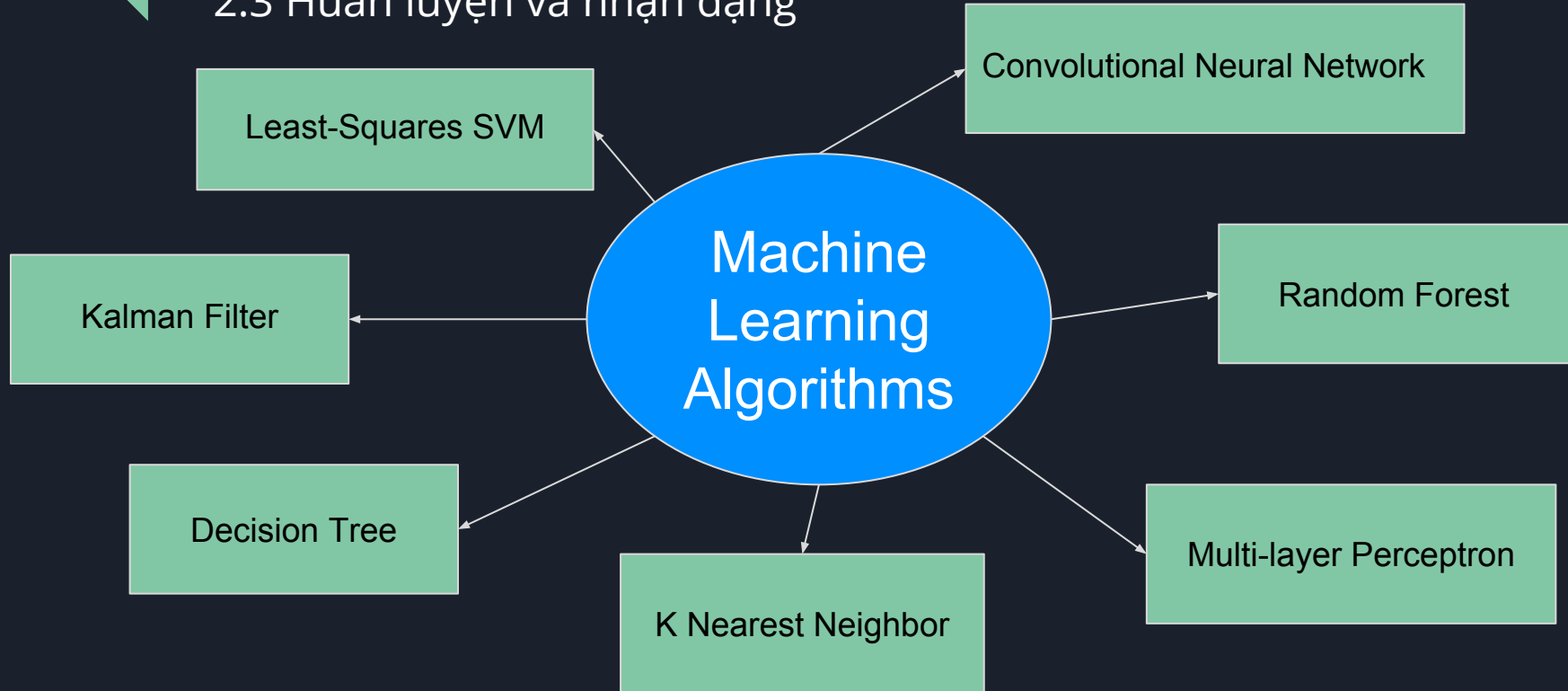


FPGA

<https://images.idgesg.net/images/article/2018/10/stratix-10-100775979-large.jpg>

2. Các nghiên cứu liên quan

2.3 Huấn luyện và nhận dạng





2. Các nghiên cứu liên quan

2.3 Huấn luyện và nhận dạng

Random Forest

3. Thiết kế phần cứng

3.1 Board mạch điều khiển chính



Hardware specifications

CPU	H3 Quad-core Cortex-A7 H.265/HEVC 4K
GPU	Mali 400MP2 GPU @600MHz Supports OpenGL ES 2.0
Memory (SDRAM)	1GB DDR3 (shared with GPU)
Onboard Storage	TF card (Max. 32GB) 8GB EMMC Flash
Onboard Network	10/100 Ethernet RJ45 Wifi 2.4GHz b/g/n
USB 2.0 Ports	Three USB 2.0 HOST One USB 2.0 OTG
Low-level peripherals	40 Pins Header, Raspberry Pi 3 B+ Compatible
Supported OS	Android Ubuntu, Debian, Raspbian Image

3. Thiết kế phần cứng

3.2 Cảm biến điện cơ MyoBand



Hardware specifications

Sensors	Medical Grade Stainless Steel EMG sensors Highly sensitive nine-axis IMU containing three-axis gyroscope, three-axis accelerometer, three-axis magnetometer
Processor	ARM Cortex M4
Communication	Bluetooth Smart Wireless Technology
Power and Battery	Built-in rechargeable lithium ion battery

Interface definition

Arm size	Expandable between 7.5 - 13 inches (19 - 34 cm) forearm circumference
----------	---

3. Thiết kế phần cứng

3.3 Phương pháp huấn luyện



- MyoBand lấy tín hiệu điện cơ từ tay
- Truyền dữ liệu điện cơ qua Bluetooth đến board mạch chủ
- Board mạch chủ nhận dữ liệu và huấn luyện mô hình

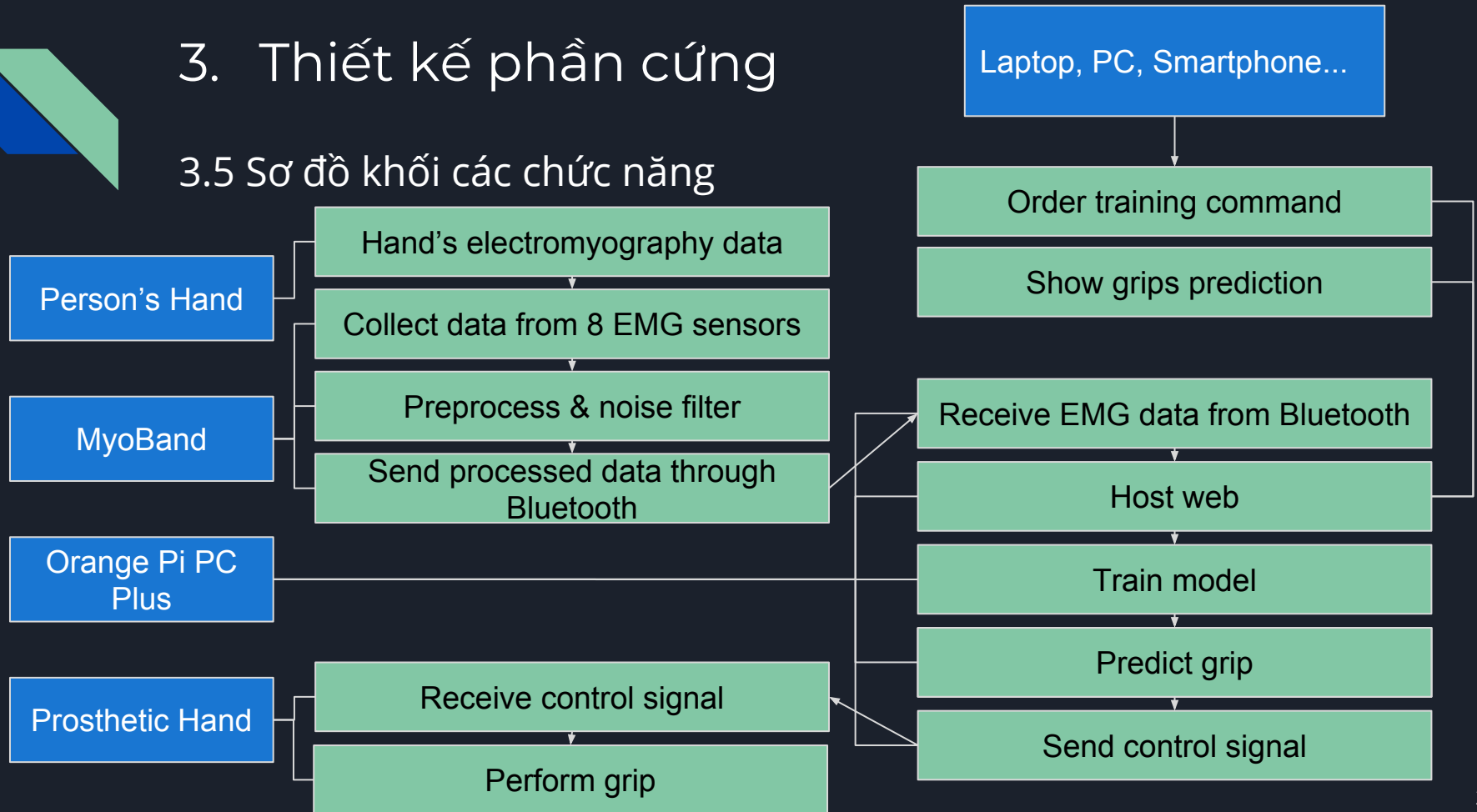
3. Thiết kế phần cứng

3.4 Mô hình tay giả bằng đèn LED



3. Thiết kế phần cứng

3.5 Sơ đồ khối các chức năng





3. Thiết kế phần cứng

3.6 Ưu nhược điểm

Ưu điểm	Nhược điểm
<ul style="list-style-type: none">• Dễ dàng thực hiện, có thể mua được trên thị trường, giá cả chấp nhận được.• Trực quan, giúp người dùng thuận tiện trong việc làm quen với hệ thống.• Hỗ trợ dễ dàng cho kết nối và lập trình.	<ul style="list-style-type: none">• Chưa thể thực hiện các hành động thật.• Chưa thể mô phỏng một cánh tay giả hoàn thiện.

4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

4.1 Thuật toán Rừng ngẫu nhiên

4.1.1 Xây dựng cây quyết định bằng CART

- CART bản chất là cây quyết định nhị phân
- Sử dụng Greedy Splitting để tìm điểm chia tốt nhất tại mỗi nút
- Dùng công thức Gini để đánh giá độ “pure”
- Công thức tính Gini tại một nút:

$$Gini(D) = 1 - \sum_{i=1}^m p_i^2$$

- Công thức tính Gini cho điểm chia:

$$Gini_A(D) = 1 - \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} Gini(D_j)$$



4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

4.1 Thuật toán Rừng ngẫu nhiên

4.1.2 Xây dựng Rừng ngẫu nhiên

- Chia tập huấn luyện thành nhiều tập con ứng với số cây trong rừng
- Mỗi tập con huấn luyện một cây quyết định dùng CART
- Giới hạn số thuộc tính có thể quét ở mỗi nút bằng $\sqrt{\text{tổng số thuộc tính}}$
- Kết quả dự đoán được chọn là kết quả có số lượng cây dự đoán nhiều nhất



4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

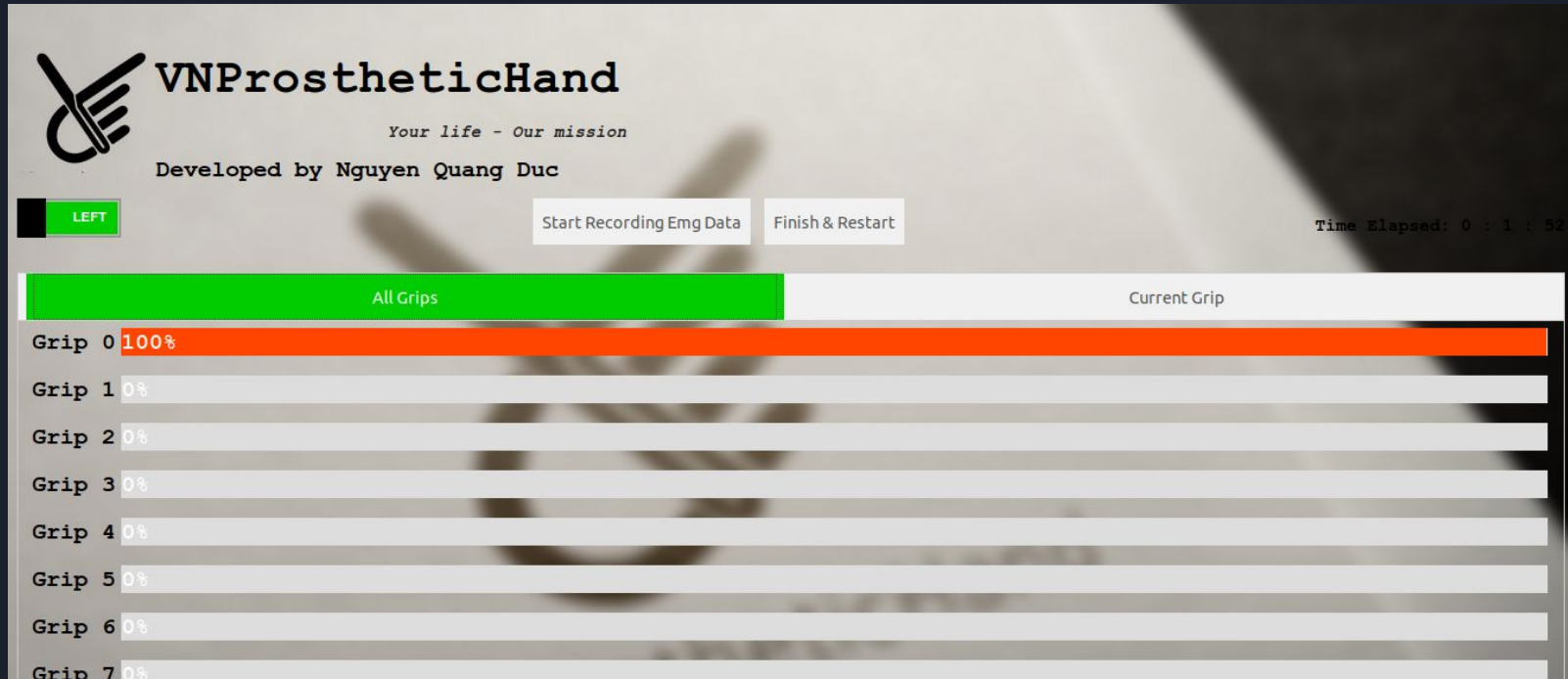
4.1 Thuật toán Rừng ngẫu nhiên

4.1.3 Áp dụng Rừng ngẫu nhiên vào dự án

- Dữ liệu từ MyoBand truyền qua Bluetooth có tốc độ 50Hz
- Với mỗi dữ liệu chúng ta có một vector 8 chiều
- Số lượng cây: 12
- Số lượng thuộc tính giới hạn mỗi nút: 3
- Số lượng dữ liệu để thực hiện 1 cử động: 36 mẫu gần nhất

4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

4.2 Web UI



4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

4.2 Web UI

All Grips

Current Grip



4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

4.2 Web UI



Start training Grip 9

Complete!



4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

4.3 Ưu nhược điểm của phương pháp

Ưu điểm	Nhược điểm
<ul style="list-style-type: none">• Tốc độ huấn luyện và dự đoán nhanh.• Tốn ít tài nguyên, phù hợp để triển khai trên các bo mạch nhúng.• Độ chính xác lên đến trên 90% khi đã quen.	<ul style="list-style-type: none">• Cần một thời gian nhất định để làm quen với cách hoạt động của hệ thống.• Cần bo mạch nhúng chạy Linux mới có thể triển khai thuật toán.



4. Giải pháp huấn luyện và nhận dạng

4.4 So sánh với các thuật toán khác

Algorithm	Predict time (s)	Training time (s)	Accuracy (50 times)
Random Forest	0.002 – 0.02	0.016 – 0.027	47/50
K-Nearest Neighbors	0.002 – 0.02	0.003 – 0.022	38/50
Multi-layer Perceptron	0.0005 – 0.02	0.0002 – 0.1175	48/50



5. Kết quả đạt được

5.1 Kết quả ban đầu

- Thời gian dự đoán 1 cử động hoàn chỉnh = Thời gian nhận 36 mẫu = $(36 * 1000 / 50) = 720$ (ms)
- Đã triển khai thành công trên board mạch Orange Pi PC Plus chạy Armbian (Linux)
- Đã thử nghiệm thành công trên người khuyết tật
- Kết quả thử nghiệm sau khi đã quen lên đến 47/50 cử động (trên 90%)



5. Kết quả đạt được

5.2 Tính khả thi và nâng cấp

- Dự án hoàn toàn khả thi nếu triển khai thực tế
- Giá thành sẽ ngang bằng hoặc cao hơn các cánh tay giả thẩm mỹ hoặc chức năng đơn giản
- Nâng cấp thuật toán dễ dàng





6. Kết luận

6.1 Bộ giải pháp hiện tại

- Nhận dạng được các cử động của cánh tay và bàn tay
- Có thể áp dụng hiệu quả trong việc tạo ra các tay giả


6.2 Hướng phát triển trong tương lai

- Dùng công nghệ in 3D hoặc các thiết bị chuyên dụng cho tay giả để hoàn tất phần cứng tay giả
- Áp dụng các mô hình Deep Learning
- Kết hợp một số công cụ khác
- Nghiên cứu áp dụng mô hình này cho chân giả.



7. Tài liệu tham khảo

- [1] J. E. Cheesborough, L. H. Smith, T. A. Kuiken, and G. A. Dumanian, “Targeted muscle reinnervation and advanced prosthetic arms,” in *Seminars in plastic surgery*, vol. 29, p. 62, Thieme Medical Publishers, 2015.
- [2] A. Nistler, C. Downey, C. T. Currie, D. McDonald, G. Port, J. Sabatino, and S. Souto, “Design and development of a myoelectric transradial prosthesis,” 2017.
- [3] K. Talbot, “Using arduino to design a myoelectric prosthetic,” 2014.
- [4] C. Cipriani, F. Zaccone, S. Micera, and M. C. Carrozza, “On the shared control of an emg-controlled prosthetic hand: analysis of user–prosthesis interaction,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 24, no. 1, pp. 170–184, 2008.
- [5] M. V. Liarokapis, P. K. Artemiadis, K. J. Kyriakopoulos, and E. S. Manolakos, “A learning scheme for reach to grasp movements: On emg-based interfaces using task specific motion decoding models,” *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 17, no. 5, pp. 915–921, 2013.
- [6] M. Zecca, S. Micera, M. C. Carrozza, and P. Dario, “Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal,” *Critical ReviewsTM in Biomedical Engineering*, vol. 30, no. 4-6, 2002.



7. Tài liệu tham khảo

- [7] M. Atzori, A. Gijsberts, C. Castellini, B. Caputo, A.-G. Mittaz Hager, S. Elsig, G. Giatsidis, F. Bas- setto, and H. Mu'ller, "Effect of clinical parameters on the control of myoelectric robotic prosthetic hands.," *Journal of Rehabilitation Research & De- velopment*, vol. 53, no. 3, 2016.
- [8] F. Orabona, C. Castellini, B. Caputo, A. E. Fio- rilla, and G. Sandini, "Model adaptation with least-squares svm for adaptive hand prosthetics," pp. 2897–2903, 2009.
- [9] M. Atzori, M. Cognolato, and H. Mu'ller, "Deep learning with convolutional neural networks ap- plied to electromyography data: A resource for the classification of movements for prosthetic hands," *Frontiers in neurorobotics*, vol. 10, p. 9, 2016.
- [10] A. Liaw, M. Wiener, et al., "Classification and re- gression by randomforest," *R news*, vol. 2, no. 3, pp. 18–22, 2002.
- [11] M. Denil, D. Matheson, and N. De Freitas, "Nar- rowing the gap: Random forests in theory and in practice," in *International conference on machine learning*, pp. 665–673, 2014.
- [12] G. Ghazaei, A. Alameer, P. Degenaar, G. Mor- gan, and K. Nazarpour, "Deep learning-based ar- tificial vision for grasp classification in myoelec- tric hands," *Journal of neural engineering*, vol. 14, no. 3, p. 036025, 2017.

THANK YOU FOR LISTENING!

Nhóm tác giả xin gửi lời cảm ơn chân thành nhất đến sự quan tâm, ủng hộ của mọi người đến bài báo này!

