



UNIVERSITY OF PATRAS

**DEPARTMENT OF ELECTRICAL AND COMPUTER
ENGINEERING**

**DIVISION OF ELECTRONICS AND COMPUTERS
LABORATORY OF ELECTRONIC APPLICATIONS**

Advanced IoT monitoring system of muscle fatigue using sEMG, Arduino

DIPLOMA THESIS

Dimitrios, Miaoulis

SUPERVISOR: Stavros, Koubias

PATRAS – 07, 2024

University of Patras, Department of Electrical and Computer Engineering.

Dimitrios, Miaoulis

© 2024 – All rights reserved

The whole work is an original work, produced by Dimitrios, Miaoulis and does not violate the rights of third parties in any way. If the work contains material which has not been produced by him/her, this is clearly visible and is explicitly mentioned in the text of the work as a product of a third party, noting in a similarly clear way his/her identification data, while at the same time confirming that in case of using original graphics representations, images, graphs, etc., has obtained the unrestricted permission of the copyright holder for the inclusion and subsequent publication of this material.

CERTIFICATION

It is certified that the Diploma Thesis titled

**Advanced IoT monitoring system of muscle fatigue using
sEMG, Arduino**

of the Department of Electrical and Computer Engineering student

Dimitrios, Miaoulis

Registration Number: 1066616

was presented publicly at the Department of Electrical and Computer
Engineering at

08/07/2024

and was examined by the following examining committee:

Koubias Stavros, Title, Professor Emeritus, Department of Electrical and
Computer Engineering, University of Patras (supervisor)

Skodras Athanassios, Professor, Department of Electrical and Computer
Engineering, University of Patras (committee member)

Ioannis Gialelis, Laboratory Teaching Staff (E.D.I.P.), Department of Electrical
and Computer Engineering, University of Patras (committee member)

The Supervisor

Stavros Koubias
Professor Emeritus

The Director of the Division

George Theodoridis
Associate Professor

PREFACE

This dissertation was conducted at the Department of Electrical and Computer Engineering, under the supervision of Professor Emeritus Stavros Koubias.

I would like to express my sincerest gratitude to Professor Stavros Koubias, for his support throughout this journey. His guidance on approaching this dissertation and provision of all necessary hardware components were indispensable. His expertise and encouragement were instrumental in the successful completion of this work.

I would also like to thank Professor Athanassios Skodras for their valuable insights during our meeting, which greatly contributed to my research approach. Additionally, I extend my appreciation to Professor Ioannis Gialelis for their willingness to examine this dissertation and provide their expert feedback.

I would also like to extend my thanks to my friend Ioannis, for his assistance, insightful discussions and support, that greatly contributed to my research on Wireless Technologies. Special thanks to Sotiris and Andreas, whose unwavering support throughout all these years has been invaluable; without their encouragement and assistance, the journey and outcome of these years would have been vastly different. A heartfelt thanks to Leti, for her patience, understanding, and endless boost during these years.

I owe my deepest gratitude to my family, for providing the opportunity to pursue my education and for standing by me throughout every stage of my life. Their belief in my abilities and their constant support for all my choices have been a source of immense strength and inspiration.

Finally, I would like to acknowledge Dimitris Mazis, who graciously opened his gym for me to perform experiments and provided the leg-extension machine used in this dissertation. I express my deep appreciation to all the participants who generously offered their time, and a warm thank you to Giorgos for allowing me to film him while performing his test. Without each one's help and patience, we would have never arrived at this moment.

ABSTRACT

In the modern era, integration of Internet of Things (IoT) technology in the field of sports has become essential as optimizing performance and rehabilitation is crucial for athletes. Surface Electromyography (sEMG) plays crucial role by providing real-time insights into muscle function as coaches and scientists aim to enhance training schedules and prevent injuries of athletes. Monitoring sEMG is also critical in rehabilitation as it allows personalized recovery programs and assesses the muscle reactivation post-injury. Despite advancements, the existing sEMG systems often lack real-time feedback and ease of use. This highlights the need for innovative solutions as they must offer comprehensive data analysis and seamless integration with other digital tools.

This thesis addresses these needs by developing an advanced IoT-based real-time monitoring system designed to detect muscle fatigue using sEMG sensors. The system utilizes sEMG sensors integrated with an Arduino-based platform for collecting and processing muscle activity data. Two algorithms from the bibliography were implemented, one that utilizes Median Power Frequency (MPF) to monitor changes in muscle activation, while the other computes a fatigue index based on a trigger step, following an analysis in the frequency domain. The device was tested on the Vastus Medialis muscle during isometric leg-extension exercises with different participants across multiple sessions. An application was also developed to permit real-time data visualization and analysis through a user-friendly interface. The results demonstrate the system's efficiency in providing real-time feedback in order to optimize athletic performance and enhancing rehabilitation processes. The data analysis capabilities, combined with the integration of IoT technologies, highlight the potential of this kind of system to significantly advance sports science and athlete management. By offering immediate insights into muscle fatigue, the system empowers athletes and also healthcare providers to make informed decisions, thereby improving training outcomes and rehabilitation efficiency.

CONTENTS

TABLE OF FIGURES	8
ABBREVIATIONS.....	10
1 Introduction and Background.....	11
1.1 Introduction	11
1.2 Related work.....	11
1.3 Objective of thesis.....	13
2 Surface EMG Signals and IoT Technologies	14
2.1 Surface EMG signals	14
2.2 Generation and transmission of sEMG signals	14
2.2.1 SOURCES OF BIOPOTENTIALS	14
2.2.2 EXCITATION OF NEURONS AND MUSCLE CELLS	14
2.2.3 TRANSMISSION OF EMG FROM THE CELL MEMBRANE TO THE ELECTRODES	16
2.3 Advantages and disadvantages of sEMG signals in detecting local muscle fatigue	16
2.3.1 ADVANTAGES	16
2.3.2 DISADVANTAGES	16
2.4 Characteristics of raw sEMG signal.....	17
2.5 Noise in sEMG	18
2.6 sEMG sensors and placement in the body.....	18
2.7 Muscle fatigue analysis in sEMG	20
2.8 Internet of Things and Bluetooth Low Energy	21
3 System Hardware and Architecture	22
3.1 Hardware	22
3.2 System Architecture	27
3.2.1 SYSTEM NO.1 - USING BIOAMP EXG PILL	27
3.2.2 SYSTEM NO.2 - USING MYOWARE 2.0.....	27
4 BLE Operations, Muscle Fatigue Algorithms, and Experimental Protocol.....	30
4.1 BLE Central device operation	30
4.2 BLE Peripheral device operation.....	30
4.3 Algorithms to obtain muscle fatigue.....	31
4.4 Protocol of experiment.....	32
4.5 Application.....	34
4.5.1 BACKEND.....	34
4.5.2 FRONTEND.....	35
5 Results Analysis and Comparison	37

5.1	Results obtained from system No.1	37
5.2	Results obtained from system No.2	47
5.3	Application Access History	49
5.4	Comparison with literature	50
6	Conclusion and Future Work.....	53
6.1	Conclusion	53
6.2	Future Work	53
REFERENCES.....		55
APPENDIX		56
ΕΚΤΕΤΑΜΕΝΗ ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΠΕΡΙΛΗΨΗ		57

TABLE OF FIGURES

Figure 2.1: Human cells	14
Figure 2.2: Structure of Neuron.....	15
Figure 2.3: Excitation process of muscle cell	15
Figure 2.4: Biopotential signals frequencies	17
Figure 2.5: Procedure from generation to capturing of EMG.....	17
Figure 2.6: Frontal View	19
Figure 2.7: Dorsal view	19
Figure 3.1: Arduino UNO R4 WiFi [9]	22
Figure 3.2: BioAmp EXG Pill [10] Figure 3.3: Electrode cables	23
Figure 3.4: Myoware 2.0 Muscle Sensor [8]	23
Figure 3.5: Myoware 2.0 Cable Shield	24
Figure 3.6: Myoware 2.0 Arduino Shield.....	24
Figure 3.7: Myoware 2.0 Link Shield.....	24
Figure 3.8: Power Shield.....	25
Figure 3.9: Electrode cables for Myoware 2.0	25
Figure 3.10: Comparison of the selected sensors.....	25
Figure 3.11: Adafruit USB Isolator [11]	26
Figure 3.12: Gel electrode patches	26
Figure 3.13: System No.1 Hardware Architecture	27
Figure 3.14: Myoware 2.0 clipped on Cable, Link Shield	28
Figure 3.15: Arduino board stacked with Arduino Shield	28
Figure 3.16: System No.2 Hardware Architecture	28
Figure 3.17: The designed wearable device No.1 (using BioAmp)	28
Figure 3.18: The designed wearable device No.2 (using Myoware 2.0).....	29
Figure 4.1: Vastus Medialis in rest and contraction phase when performing isometric leg-extension	32
Figure 4.2: Vastus Medialis electrode location. Blue dots represent the line of VM muscle. Yellow spot represents the placement of the two main electrodes.	33
Figure 4.3: System No.1 placement on Vastus Medialis for the isometric leg-extension exercise.....	33
Figure 4.3: Personal Details collection.....	34
Figure 4.4: Test Details collection	34
Figure 4.5: Home page	35
Figure 4.6: Register Athlete page.....	35
Figure 4.7: Screenshot from the real-time live testing regarding features.....	35
Figure 4.8: Screenshot from the real-time live testing regarding algorithms outputs	36
Figure 4.9: Initial view of Access History page	36
Figure 4.10: Preview of tests available	36
Figure 5.1: Time-Domain and Frequency-Domain features. Female 24 years old.	37
Figure 5.2: Algorithm A results	38
Figure 5.3: Linear Regression for MNF, MPF.....	38
Figure 5.4: Algorithm B results with polynomial fit of 3rd degree and Moving Average	39
Figure 5.5: Instantaneous Mean Amplitude for Low and High Frequency Component.....	39
Figure 5.6: Time-Domain and Frequency-Domain features. Male 21 years old.	40
Figure 5.7: Algorithm A results	40
Figure 5.8: Linear Regression for MNF, MPF.....	41
Figure 5.9: Algorithm B results with Polynomial fit and Moving Average	41

Figure 5.10: Time-Domain and Frequency-Domain features. Male 29 years old.	42
Figure 5.11: Algorithm A results	42
Figure 5.12: Linear Regression of MNF, MPF	43
Figure 5.13: Algorithm B results with Polynomial fit and Moving Average	43
Figure 5.14: Time-Domain and Frequency-Domain features. Male 32 years old.	44
Figure 5.15: Algorithm A results	44
Figure 5.16: Linear Regression of MNF, MPF	45
Figure 5.17: Algorithm B with Polynomial fit and Moving Average.....	45
Table 1: Slopes of MNF and MPF for every session captured.....	46
Figure 5.18: Results obtained from system No.2.....	48
Figure 5.19: Presentation of results for a specific session	49
Figure 5.20: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the original system while muscle in rest-state.....	50
Figure 5.21: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the system implemented while muscle in rest-state	51
Figure 5.22: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the original system while muscle in active-state.....	51
Figure 5.23: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the system implemented while muscle in active-state	52

ABBREVIATIONS

IoT	Internet of Things
sEMG	Surface ElectroMyoGraphy
MPF	Median Power Frequency
MNF	Mean Power Frequency
IIR	Infinite Impulse Response
TD	Time Domain
FD	Frequency Domain
UUID	Universally Unique Identifier
RMS	Root Mean Square
IEMG	Integrated EMG
MCU	MicroController Unit
IMA	Instantaneous Mean Amplitude
ECG	ElectroCardioGraphy
MUAP	Motor Unit Action Potential
VM	Vastus Medialis

1 Introduction and Background

1.1 Introduction

The field of sports performance analysis and monitoring has changed dramatically in the last several years. Athletes, coaches, and sports scientists have been searching for creative ways to improve training methods, prevent injuries, and maximize performance outcomes because sports nowadays demand pushing the limits of human potential and pursuing excellence consistently. This improvement-driven urge has led to an increase in the demand for state-of-the-art monitoring systems that can provide players with real-time insights into their physiological and biomechanical dynamics during practice and matches. One of the most significant breakthroughs in the industry has been the integration of Internet of Things (IoT) technology, which adds wireless communication capabilities to inexpensive monitoring devices like surface electromyography (EMG) sensors. IoT enables the continuous and seamless transmission of data, allowing for real-time monitoring and analysis of an athlete's muscular condition. This technology provides gainful insights that make it possible to make informed decisions regarding an athlete's training and performance. Coaches, sports scientists, and athletes seize the opportunity to gather insightful data, make informed decisions, and eventually improve athletic performance because of this convergence of advanced IoT technology and sports science.

1.2 Related work

Examining the relevant literature, it is observed that research and development efforts have recently been focused on developing surface electromyography (sEMG) systems with the purpose of accurately detecting muscle fatigue and providing real-time monitoring. The chosen papers include insightful analysis of a variety of sEMG technology-related topics, from the creation of user-friendly tools for identifying muscle exhaustion to the suggestion of innovative fatigue indices for unbiased assessment. Furthermore, the field of sEMG technology is constantly changing for both biometric and medical applications. This is due to developments in sensor design, which include wearable capabilities and extremely low power consumption. The practical applications of these technologies in sports performance monitoring also include the incorporation of sEMG sensors into patches for real-time monitoring during exercise. Every publication lays the groundwork for the research reported in this thesis by adding to the existent body of knowledge about sEMG-based monitoring systems.

In 2019, “*An EMG Patch for the Real-Time Monitoring of Muscle-Fatigue Conditions During Exercise*” by Liu S-H, Lin C-B, Chen Y, Chen W, Huang T-S, Hsu C-Y, [1] was developed to be placed on the gastrocnemius muscle, so an estimation can be made about real-time muscle fatigue. A microcontroller was used to obtain the sEMG and calculate the median frequency (MDF) in real-time. Having the knowledge that while fatigue progresses, the MDF will shift in a lower value, interesting results are observed throughout this work. An empirical mode decomposition algorithm was used to minimize the noise inserted from the isotonic exercise. As a validation process of the device, the calculated RMS estimated the difference in the real-time MDF values and the off-line MDF values. The experiment performed included bicycle exercise (isotonic) at different speeds. The algorithm implemented kept a close eye on the value of the MDF to notice the differences as the time progresses, so a decision can be made about the level of fatigue. The results obtained presented

efficient behavior regarding the real-time calculation of the fatigue level while athletes used it. To conclude, a smartphone application gave the ability to more users to display the current conditions and information while practicing.

Later, on 2020 a thesis in Technology University of Delft titled *“A Surface EMG System, Local Muscle Fatigue Detection”* by Wencong Xu [2], provided detailed insights in a more advanced system using more channels to extract information from a group of muscles. Studying isometric and isotonic exercises, 3 frequency domain features were extracted, mean power spectrum frequency (MNF), median power spectrum frequency (MDF), and muscle fiber propagation velocity (MFPV) since muscle fatigue is connected to MNF/MDF decrease and MFPV decrease. This work was limited in terms of communication without having wireless abilities, mostly because it focused on high sampling frequency to capture more than one muscle.

In the end of 2021, *“An Ultra-Low Power Surface EMG Sensor for Wearable Biometric and Medical Applications”* by Wu Y-D, Ruan S-J, Lee Y-H, [3] was designed primarily focusing on high sampling and ultra low-power abilities. To acquire the sEMG signal, the proper filtering methods were applied to obtain the effective frequency of EMG (20Hz – 500Hz) such as a notch filter to avoid the powerline noise of 50Hz, and a highpass filter to avoid the affection from motor units in 0 - 20Hz. Meanwhile, the classic approach in filtering EMG was the Sallen-Key filter, in this work a Multiple FeedBack filter (MFB) was designed since it offers an ability to filter the high frequency of the signal ideally. Furthermore, the technology chosen to transmit the signal, was Bluetooth Low Energy based on its attributes of lower power consumption compared to Wi-Fi and on the high transmission speed. The novelty implemented in this work, is that while in most of the systems microcontrollers and ADCs wait each other to complete their tasks, here it's embedded a ping-pong buffer mechanism in the microcontroller architecture letting the ADC to acquire more data while MCU performs the processing of the old segment of data. Samples of the acquired sEMG signal can be sent right away to the host for subsequent processing and use. The findings indicate that compared to commercial devices, the suggested architecture can reduce average current by 92.72% and maintain a battery life that is 9.057 times longer, facts that provide a strong base in which the next studies could focus on.

Early in 2022, another interesting scientific work *“Proposed Fatigue Index for the Objective Detection of Muscle Fatigue Using Surface Electromyography and a Double-Step Binary Classifier”* by Qassim H.M, Hasan W.Z.W, Ramli H.R, Harith H.H, Mat L.N.I, Ismail L.I [4], was released. This paper focused on the implementation of a muscle fatigue detection algorithm using a double-step classifier. The first step of this algorithm involves a time-domain feature, the Integrated EMG to decide the contraction of the relevant muscle, meanwhile the second step includes differentiating between the high-frequency components (HFC) and low-frequency components (LFC), using them to calculate the fatigue index. This was an innovative step, based on the knowledge that when a muscle gets tired the frequency on the LFC tends to have more density. The results of this paper show that this algorithm indeed has an accuracy of approximately 95% at obtaining the fatigue during isometric exercises.

Beginning in 2023, an engaging scientific paper was released, titled *“Development of Consumer-Friendly surface electromyography system for muscle fatigue detection”* by Kinugasa R. & Kubo S [5]. In this work got developed a low-cost, wireless, smartphone-controlled sEMG system. In order to have

a reference, the recorded sEMG signals were compared to a commercial system, while maintaining a tiring isometric contraction. The design of this system included cheap, commercially available parts, and a couple of microcontroller and Bluetooth module. Using this system architecture this system can connect via Bluetooth to any smartphone. The two sEMG systems mentioned were used in different subjects until the endurance limit was reached, by capturing the sEMG signal and calculating different metrics in time and frequency domain. The chosen metrics were Root Mean Square (RMS) from time-domain and Mean Power Frequency (MPF). The results obtained highlighted that during an isometric contraction, both EMG systems showed a typical gradual increase in RMS and decrease in MPF. The main advantage of this work is that the cost of the hardware components rises to 50.23€, meanwhile the results respect to the commercial one can detect similarly the phenomenon associated with increased amplitude and low-frequency spectrum during muscle fatigue contraction. Concluding, the level of affordability for the hardware, connected with the fact that the system is also wireless and highly accessible through simply a smartphone, enhances the progress made in this field, as the main problems always were expensive devices and heavy hardware.

1.3 Objective of thesis

As we move forward, it becomes critical to reflect on the importance of these developments in the larger perspective of our research goals. As a result, this thesis focuses on the expansion of the knowledge gained from the body of prior research by offering a fresh perspective. A wearable edge-technology device was designed to monitor the muscle state of an athlete when performing an isometric exercise. In the development phase, two devices were developed with the only difference on the sensor acquiring the sEMG signal. One of the main advantages of this work is the incorporation of wireless communication via Bluetooth Low Energy. This enables real-time data transmission to a companion application, that is developed in order to visualize the data received from the device. Another main advantage of this work is the connection of the device with a Cloud Database permitting coaches, athletes and scientists to maintain a complete understanding throughout a season, by reviewing directly, when necessary, the desired session.

2 Surface EMG Signals and IoT Technologies

2.1 Surface EMG signals

Muscle activity is recorded using surface electromyography (sEMG) from the skin's surface above the muscle. It is also helpful for determining the state of the skeletal muscles, which is crucial for physical activity and muscular rehabilitation. Surface electromyography (sEMG) is being used more and more by scientists studying sports and rehabilitation, because sEMG can be used to diagnose muscular weakness, identify improper muscle activation patterns, and assess treatment outcomes [6]. Obtaining an improved understanding of the know-how of performing tasks, contributes in athletes to prevent injuries since there is a need to use their muscles correctly and recognize abnormal muscle patterns quickly.

2.2 Generation and transmission of sEMG signals

2.2.1 SOURCES OF BIOPOTENTIALS

The human body is made up of a wide variety of cell types, including bone, muscle, blood, and nerve cells (Figure 1). Most of the muscle and nerve cells are excitable. Ions (like K^+ , Na^+ , and Cl^-) moving inside or outside of these excitable cell membranes form biopotentials.

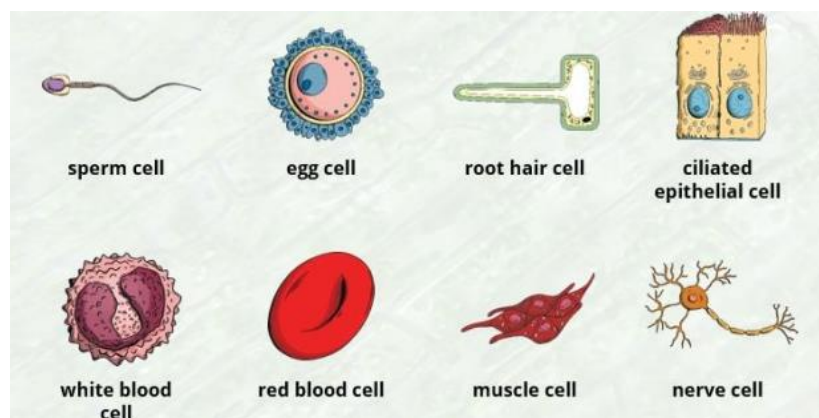


Figure 2.1: Human cells [15]

2.2.2 EXCITATION OF NEURONS AND MUSCLE CELLS

As seen in Figure 2, a neurotransmitter (acetylcholine, ACh), released by the synapse of another neuron, excites a nerve cell. An action potential is produced on the membrane when a neurotransmitter is recognized by receptors on the dendrites.

STRUCTURE OF NEURON

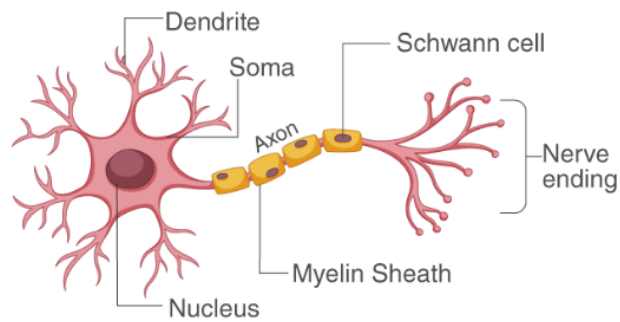


Figure 2.2: Structure of Neuron [15]

The end-result of the brain are muscles, which are controlled by neural cells. By releasing neurotransmitters (acetylcholine, ACh) to the muscle fiber's cell membrane (sarcolemma), a motor neuron can activate a skeletal muscle cell. Figure 3 depicts the muscle cell's excitement.

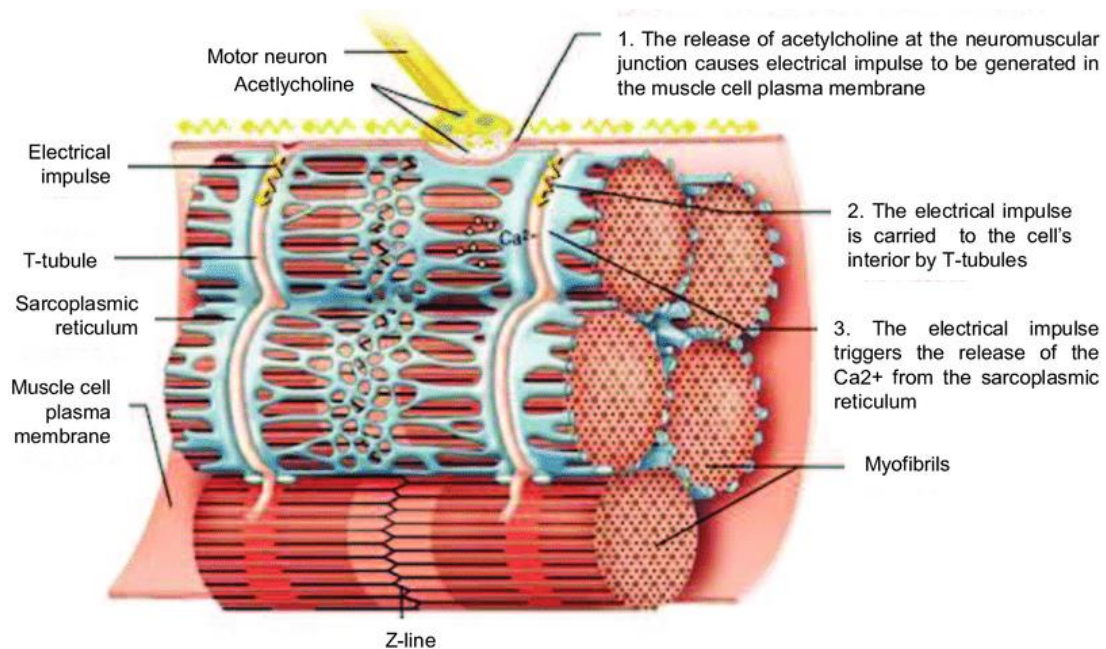


Figure 2.3: Excitation process of muscle cell [15]

Possible variations among the membranes of muscle fibers are known as myoelectric signals. An endplate potential (EPP) is produced when brain control stimulates muscle fibers at the neuromuscular junction, which is made up of a muscle fiber and an alpha motor neuron. When it reaches a certain point, the sarcolemma usually produces an action potential that instructs the cell's proteins to contract. One motor unit's muscle cell all work at once, and different motor units are recruited depending on the amount of power needed. According to the size principle [2], motor units and motor neurons are recruited in an orderly manner according to their sizes or tensions; the smallest motor units are recruited first, followed by a second, a third, and so on. Lastly, the largest motor unit is the last one to be recruited.

2.2.3 TRANSMISSION OF EMG FROM THE CELL MEMBRANE TO THE ELECTRODES

Multiple skin electrodes are used to detect sEMG signals. Potential changes in the membrane are sent to the electrodes via the skin and connective tissue. The contractile element and connective tissue can be positioned both in series and parallel. The size of the motor unit, the distance between it and the electrode, and the type of tissue in between all affect the individual Motor Unit Action Potential (MUAP) that is detected through an electrode.

2.3 Advantages and disadvantages of sEMG signals in detecting local muscle fatigue

2.3.1 ADVANTAGES

In the past, the traditional ways to detect fatigue were chemical sweats sensors or even Inertial Measurement Unit (IMU). When sEMG found its way to this topic, several important advantages were noticed.

- ✓ Provided direct insights into the muscles since muscle fiber membranes variations form myoelectric signals.
- ✓ Controlling the measurements of muscle performance such as frequency and amplitude provides enough data to provide important features for fatigue analysis.
- ✓ There are a few distinctions between sEMG and EMG. Researchers have examined the test-retest reliability of sEMG and needle EMG in the deltoid muscle; the average reliability for sEMG is 0.88, whereas the average reliability for EMG is 0.62 [7]. To capture the EMG intramuscular electrodes are used, meanwhile sEMG is more comfortable for placement and athletes. Additionally, there are a lot more linked motor units in the sEMG electrode's pick-up zone.

2.3.2 DISADVANTAGES

- ✓ Complex and time-consuming placement of electrodes and devices (skin preparation, position of athlete). Also, each placement needs to be personalized as the intensity of muscles differs from person to person.
- ✓ Sweat has the potential to decrease the stickiness of wet electrodes, even though they are almost always employed for sEMG measurement. The electrodes may slide across the skin or fall if they lose their stickiness.
- ✓ The sEMG measuring device sends far more data to the processor per second compared to various sensors, such as chemical sweat sensors or the IMU.

2.4 Characteristics of raw sEMG signal

A raw sEMG signal is the unfiltered and unprocessed sEMG signal. The quality is easily affected by the amplifier used, the environmental noise and the conditions that the experiment takes place. The baseline noise should not be over 3-5 mV since the default value is 1-2 mV.

Frequency range of all possible biological signals (ECG, EEG, EMG), as long as the distribution of the noise affecting, are shown below in Figure 4.

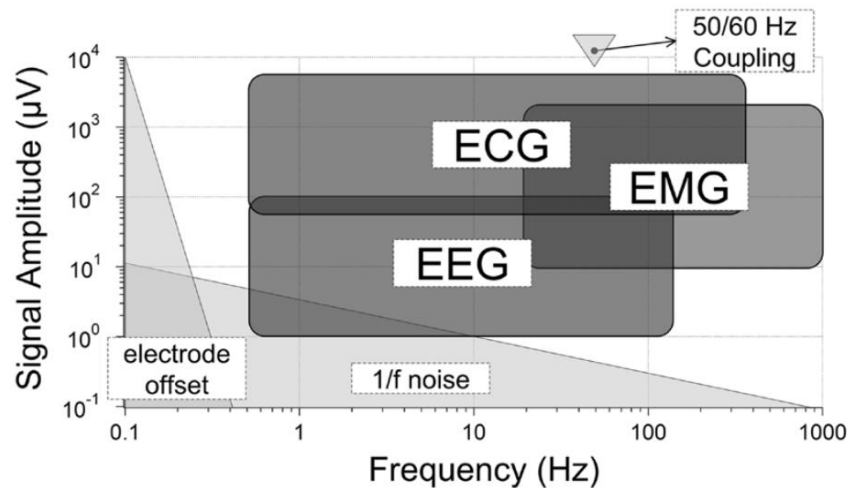


Figure 2.4: Biopotential signals frequencies [2]

As noticed in the figure above the frequency range of EMG lays in 20Hz to 1000Hz. In reality, the effective EMG frequency lays until 500Hz, due to physiological factors and technical limitations. Beyond this range, the signal-to-noise ratio decreases significantly, resulting in decreased signal quality and reliability.

Eventually, the Figure 5 below represents the whole process of how sEMG is generated and captured.

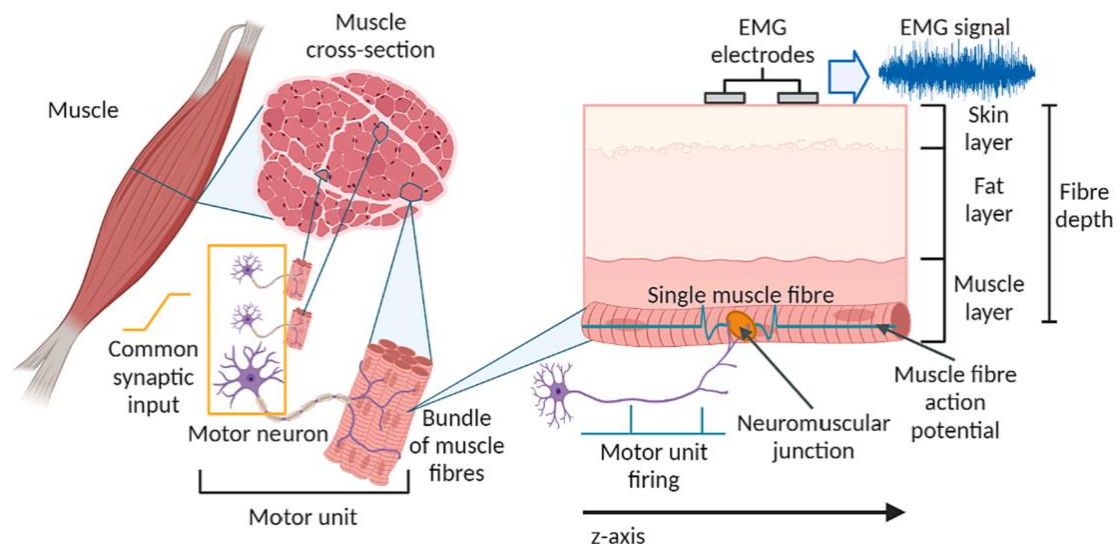


Figure 2.5: Procedure from generation to capturing of EMG [2]

2.5 Noise in sEMG

- ✓ **1/f Noise:** It is a kind of noise where the amplitude increases as the frequency decreases. To reduce 1/f noise in the raw sEMG signal, digital filtering techniques can be applied. The signal-to-noise ratio can be improved by minimizing the low-frequency components linked to 1/f noise by applying high-pass filters.
- ✓ **Power Line Noise:** Interference from the AC power supply, which in Europe is usually at 50Hz, is the source of power line noise. A reference electrode in the sEMG system assists in minimizing power line common-mode interference in order to reduce this noise. Power line noise is further reduced when the system is powered by a battery, which also eliminates the need for a direct electrical connection to the mains. In addition, this noise can be further reduced by using digital notch filters at the power line frequency, such as 50 Hz.
- ✓ **Movement Artifact Noise:** During exercise, muscular motions in relation to the skin cause this noise. Since the signals are detected on the skin rather than inside the muscle, it has an impact on the analysis of muscle fiber propagation velocity. Exercises that maintain a constant muscle length, titled isometric exercises, can assist minimize the noise since the electrode position barely changes in relation to the muscle.
- ✓ **Baseline Noise:** Various sources generate this noise, such as electrochemical noise at the skin-electrode interface and thermal noise in the amplification system. High-pass filters can eliminate low-frequency baseline drift, while low-pass filters are typically employed to reduce high-frequency noise components.
- ✓ **ECG Artifact:** Electrocardiogram (ECG) artifact, caused by interference from the electrical activity of the heart, can influence sEMG recordings. ECG alterations usually appear as periodic waves or spikes that disturb the sEMG signal. Adaptive filters can be used to remove ECG artifacts. Careful electrode placement might also help in decreasing this noise.

2.6 sEMG sensors and placement in the body

sEMG sensors are electrodes attached to the skin. Wet electrodes, dry electrodes, and insulating electrodes are the three different kinds. Wet electrodes are the most widely used sEMG electrodes, but non-contact and dry electrodes also have benefits and can be appropriate in some circumstances.

Many materials, such as Ag/AgCl, AgCl, Ag, Au, are employed for wet electrodes to produce low noise skin-electrode contact. Electrodes made of Ag/AgCl are most frequently utilized. While using dry electrodes, electrolyte is not used between the electrodes and the skin. All that the electrode does is act as a capacitor. In order to couple the biopotential signal from the skin to the substrate, the electrodes are made of a metal (or semiconductor) that is coated in a thin layer of dielectric surface layer that comes into contact with the skin.

To capture the sEMG, a proper placement of the electrodes has to be made. Usually, 3 electrodes are used, and one of them acts as a reference electrode so it must be placed in a neutral zone. The muscle groups included in our body [8] appears in the following Figure 6 and Figure 7.

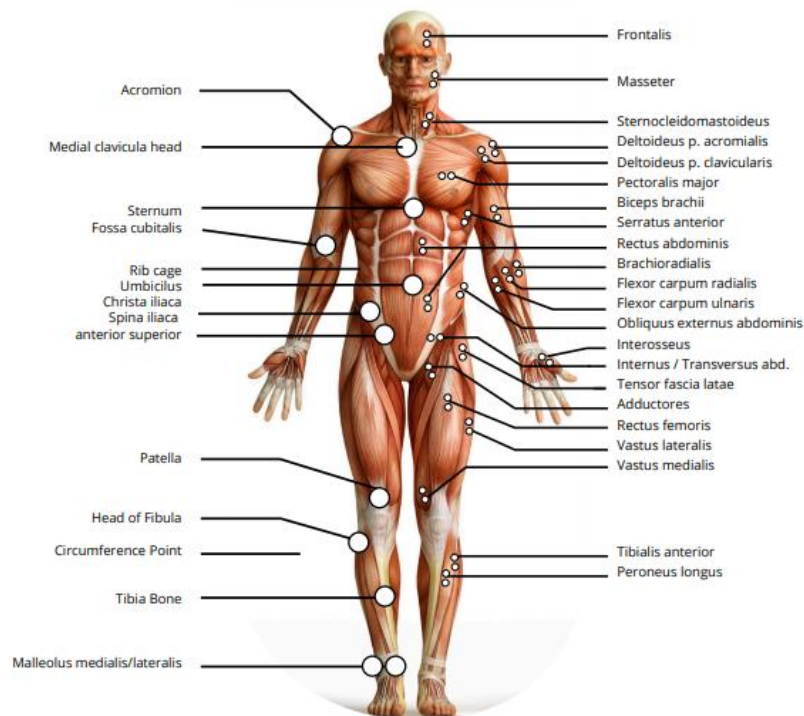


Figure 2.6: Frontal View [8]

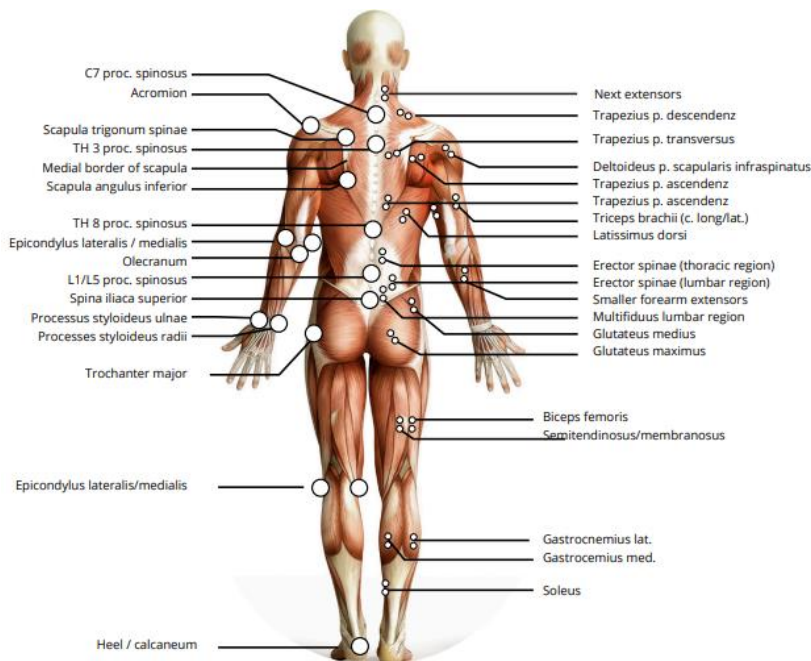


Figure 2.7: Dorsal view [8]

2.7 Muscle fatigue analysis in sEMG

As one can easily understand, the concept of muscle fatigue lacks the objective factor. Many people through the years studied that muscle fatigue could not be reliably quantified. However, nowadays, there are some objective patterns that could be observed when fatigue progresses. These patterns include an extensive signal processing analysis of the sEMG captured. To gain insights into muscle fatigue, scientists use a mix of Time-Domain features with Frequency-Domain features, in some cases even Time-Frequency-Domain features.

Regarding Time-Domain features, some of the features used in muscle fatigue observation mostly are:

- ✓ **Root Mean Square (RMS)**, provides information about the average amplitude of the signal over time.

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{N}}$$

- ✓ **Integrated EMG**, where i denotes the number of segments, and N represents the length of the segment [4].

$$IEMG_I = \sum_{n=0}^{N-1} |EMG_n|$$

- ✓ **Absolute Rectified Value (ARV)**, calculates the magnitude of muscle activity by averaging the absolute value of the EMG signal over a specified time interval.

$$ARV = \frac{1}{T} \int_0^T |x(t)| dt$$

- ✓ **Envelope EMG** is used to describe the rectified EMG signal's smoothed form.

Continuing to Frequency-Domain features, powerful features for muscle fatigue are the following:

- ✓ **Mean Frequency**, an average frequency which is calculated as sum of product of the EMG power spectrum and the frequency divided by total sum of the spectrum intensity.

$$MNF = \frac{\sum_{j=1}^M f_j P_j}{\sum_{j=1}^M P_j}$$

- ✓ **Median Frequency**, a frequency at which the spectrum is divided into two regions with equal amplitude.

$$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^M P_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j$$

Another interesting feature that can be extracted when the sEMG of 2 or more muscles are captured is **Muscle Fiber Propagation Velocity (MFPV)** where the signal of interest becomes the time delay

between the sEMG signals recorded from the two pairs of input electrodes placed on the same muscle and refers to the difference of the speed capturing these signals.

To observe muscle fatigue as the workout progresses, it's known that most of the Time-Domain features like RMS, IEMG tend to gradually increase as muscles contract more, causing muscle fatigue. This is a reasonable conclusion given that the athlete gradually increases their strength requirements in order to complete the workout. The opposite applies to the Frequency-Domain features, where it was noticed that when the muscle fatigue progresses, the frequency spectrum gets denser in the low frequencies and less in the high frequencies. Obviously, this causes the MNF and the MDF to decrease gradually. The split of the frequency spectrum into a low-frequency and a high-frequency component is a common method used to detect muscle fatigue. The sEMG captured when in rest phase, extracts MNF values around 70Hz to 80Hz [12], a range of frequencies important to decide the cutoff frequency between these two components. Concluding, muscle fatigue is a challenging procedure that must be made considering more than one factors to produce an accurate and meaningful result.

2.8 Internet of Things and Bluetooth Low Energy

The Internet of Things (IoT) fundamentally relies on wireless communication to connect and enable various devices to share data seamlessly. Bluetooth Low Energy (BLE) has been a pivotal technology for IoT applications, particularly in the development of wearable devices and sports monitoring systems. BLE 5 stands for the considerable advancement in wireless communication technology and further improvement of the features in the previous versions. First, BLE 5 has quite a number of improvements compared to the old versions. First of all, it has an improved maximum transmission speed of 2 Mbps, which is particularly beneficial for IoT devices, therefore, reduces latency and speeds up data transfer. The feature of the new version that low power consumption continues to exist, is crucial for battery-powered devices, most especially for wearables. Additionally, broadcasting capacity is strengthened by eight times, thereby facilitating extra efficiency for beaconing and other broadcasting applications that render the possibility of the delivery of more data in the advertising packets. These features and the improved modulation techniques, like LE 2M PHY for high-speed, has an enhanced effect on data throughput, power efficiency, and network topology. Lastly, backward compatibility with prior versions of BLE and support for the greater and more complex device networks make it a key technology in the development of wireless communication.

3 System Hardware and Architecture

3.1 Hardware

To design the device that captured and transmitted the sEMG signal a microcontroller unit and 2 different sets of sensors were used.

Arduino UNO R4 WiFi

The first Arduino board with an ESP32-S3 Wi-Fi module (ESP32-S3-MINI-1-N8) and a 32-bit microcontroller is the Arduino UNO R4 WiFi. The first and main MCU is a RA4M1 series from Renesas, based on a 48 MHz Arm-Cortex-M4 microprocessor. The RA4M1's operating voltage is fixed at 5V and introduces a range of on-board peripherals, including a 12-bit DAC, CAN BUS, and an extended up to 14-bit ADC. With 32 kB of SRAM, 256 kB of Flash Memory, and 8 kB of Data Memory (EEPROM), the UNO R4 has more memory than its predecessors. Also, it hosts an ESP32-S3-MINI-1-N8 as the secondary MCU with a built-in antenna for Wi-Fi & Bluetooth connectivity, that operates on 3.3 V and communicates with the RA4M1 using a logic-level translator. It features Wi-Fi support compliant with the 802.11 b/g/n standard, commonly referred to as Wi-Fi 4 and Bluetooth 5, which offers significant improvements including maximum transmission speed of 2 Mbps and extended range up to 240 meters.



Figure 3.1: Arduino UNO R4 WiFi [9]

BioAmp EXG Pill v1.0b

BioAmp EXG Pill is a small, powerful analog-front-end (AFE) that can be paired with any microcontroller unit (MCU) with an analog-to-digital converter (ADC) such as Arduino UNO, Espressif ESP32, Adafruit QtPy. It is by default compatible with 5V but it can be made compatible with 3.3V devices as well using a voltage divider. It offers the capability of recording publication-quality biopotential signals from the body be it from the heart (ECG), brain (EEG), eyes (EOG), and muscles (EMG), without the inclusion of any dedicated hardware or software filters. Its small size (25.4 x 10.0mm) allows easy integration into mobile and space-constrained projects (e.g. wearable devices), and its powerful noise rejection makes it usable even when the device is close to the AC mains supply. Any 1.5 mm diameter wire can be used as an electrode cable, making it very cost-effective in comparison to the other available.

Another huge advantage is the configurability options that are provided. First, an increase for the gain of the instrumentation amplifier up to 1000x can occur by adding another resistor. To decrease gain

and configure the frequency range modifications must be made on the BandPass Filter. The default is wide input frequency band that is ideal for EMG and EOG. The narrowed frequency band must be used very carefully when recording ECG and EEG. It also comes equipped with electrode cables than include 3 cables where one of them is used as reference cable, but with proper soldering also 2 of them can be used.



Figure 3.2: BioAmp EXG Pill [10]



Figure 3.3: Electrode cables

MyoWare 2.0 Muscle Sensor

The electric potential of the muscle, also known as surface electromyography (sEMG), is how the MyoWare 2.0 Muscle Sensor detects muscle activity. To produce higher muscle force, more motor units are called upon when a muscle is flexed harder. The greater the number of motor units, the more the electrical activity of the muscle increases. The purpose of this sensor is to work directly with an MCU. Its main output is the envelope of the amplified and rectified signal, which is perfect for use with the analog-to-digital converter (ADC) of a microcontroller. However, the options of raw and rectified signals are also provided. The gain, which has a default value of 200x, is configurable. The analog filters that are designed, starting with an active first-order HighPass filter that has a cut-off frequency of 20.8 Hz and then an active first-order LowPass filter that has a cut-off frequency of 498.4 Hz. These filters are perfect for reducing undesired signal sources, like motion artifacts, while still capturing most of the power spectrum. MyoWare 2.0 comes with a number of shields allowing users to select the one that best suits their needs for every given project.

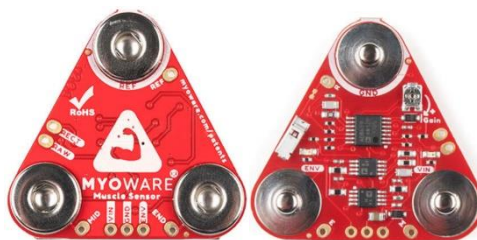


Figure 3.4: Myoware 2.0 Muscle Sensor [8]

MyoWare 2.0 Cable Shield

The MyoWare 2.0 Cable Shield provides the use of traditional electrode cables instead of the on-board clips included in the sensor. To extract the signal, the cables must be connected via a Tip-Ring-Sleeve 3.5mm jack to the cable shield. Using this shield, the device does not have to be on top of the muscle, and it can be placed in a custom place of will, safer for the person wearing the device. Hence, it makes it more comfortable for the user, but sometimes unwanted noise can be introduced.



Figure 3.5: Myoware 2.0 Cable Shield [8]

MyoWare 2.0 Arduino Shield

The new MYOWARE 2.0 Arduino Shield can connect up to six MYOWARE 2.0 Link Shields providing power for the MYOWARE 2.0 Muscle Sensor and linking the myoelectric output back to the Arduino. It comes in the footprint of Arduino UNO, so they can be easily paired. Having up to 6 channels that can receive up to 6 impulses from various muscles is a major benefit.



Figure 3.6: Myoware 2.0 Arduino Shield [8]

MyoWare 2.0 Link Shield

The MYOWARE 2.0 Link Shield snaps directly to the relevant Muscle Sensor connecting to all three myoelectric output clips as well as the power pins. The output is selectable using the onboard 3 position switch (default: EMG envelope, also choices for Raw, Envelope). Using a TRS-to-TRS cable, each Myoware 2.0 link shield can be connected to an input (out of the 6 included) in the Arduino shield.

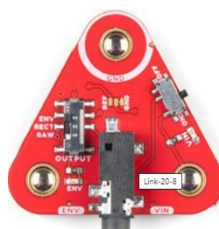


Figure 3.7: Myoware 2.0 Link Shield [8]

MyoWare 2.0 Power Shield

The Myoware 2.0 Power Shield uses a 40 mAh LiPo battery to power the relevant Muscle sensor with regulated 3.3V. This eliminates the chance of establishing a hazardous current path to the power grid and permits a cleaner signal.



Figure 3.8: Power Shield [8]

Electrode Pads

A 3 electrode cable leading to a TRS 3.5mm jack to be utilized when connecting to the Link Shield.



Figure 3.9: Electrode cables for Myoware 2.0

Summarizing, it can be said that BioAmp EXG Pill offers more capabilities than the Myoware 2.0 muscle sensor, mostly in the variety of biological signals that can be acquired. In the case of this thesis, these two sensors have almost the same characteristics, except the better filtering occurring in the BioAmp EXG Pill.

	BioAmp EXG Pill	Myoware Muscle Sensor
Manufacturer	Upside Down Labs	Advancer Technologies
Compatible Hardware	5 V MCU w/ ADC	3.3 or 5 V MCU w/ ADC
Voltage Rating	5 - 40 V	2.9 - 5.7 V
Biopotential(s)	ECG, EMG, EOG, and EEG	EMG
No. of Channels	1	1
Electrodes	2 or 3	3
Open Source	Hardware + software	Hardware + software
Wearable	Yes	Yes
Designed for Use With a Carrier Board	Yes	Yes
Cost per Channel	\$35	\$38

Figure 3.10: Comparison of the selected sensors

Adafruit USB Isolator - 100mA Isolated Low/Full Speed USB

This isolator provides protection against harmful noise, ground loops, surges, and spikes. Any USB device operating at 1.5 Mbps (low speed) or 12 Mbps (full speed) can use it. It is especially helpful in situations where it's required to isolate or separate the earth ground from the circuit for purposes of high voltage, accident prevention, or floating. Another benefit is that this USB isolator safeguards the workstations with an isolated 5V power source that can deliver 100mA.

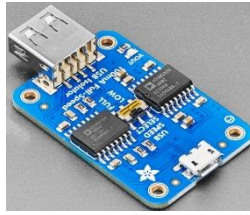


Figure 3.11: Adafruit USB Isolator [11]

Powerbank

A powerbank was used, to provide portability and controlled DC voltage to the device. Its capacity is 5000mAh providing DC voltage of 5V.

Gel electrodes

The Boxy Gel Electrodes have been produced with polyethylene foam and acrylic medical-grade adhesive, ensuring their application is comfortably placed and firmly secured once in place. The gel employs the adhesive solid gel of Ag/AgCl, which requires minimal to no preparation for application. This not only makes the preparation simple but also guarantees great results with minimal post-procedural cleanup; hence, they are greatly convenient for wide usage.



Figure 3.12: Gel electrode patches

3.2 System Architecture

Based on the hardware components mentioned above, the architecture of the two systems using the different sensors is provided.

3.2.1 SYSTEM NO.1 - USING BIOAMP EXG PILL

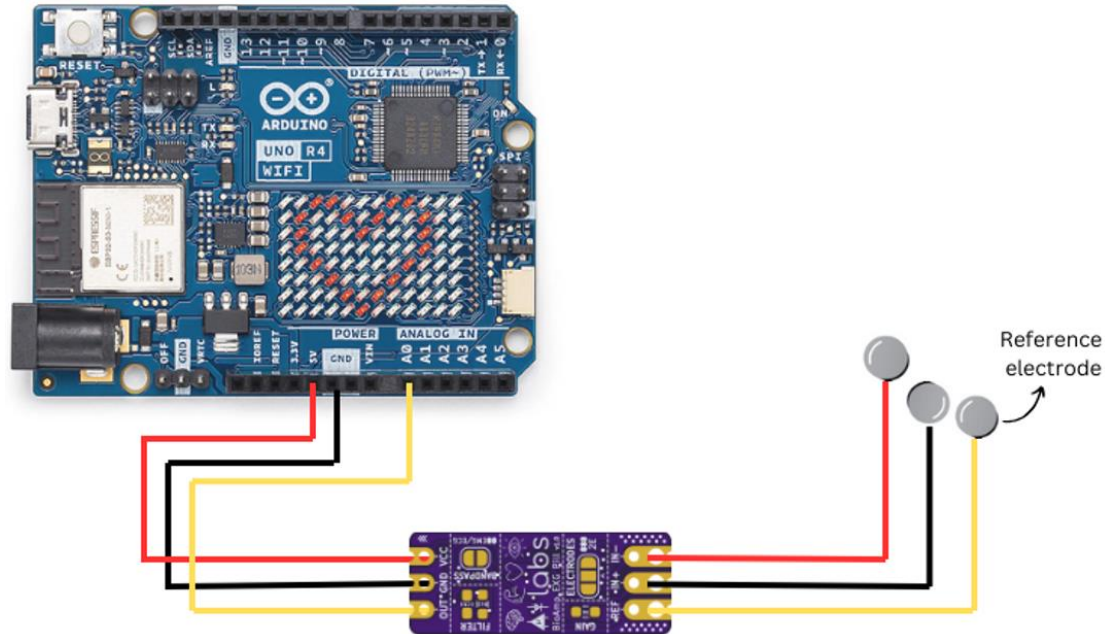


Figure 3.13: System No.1 Hardware Architecture

Between the Arduino board and the BioAmp Pill the following connections have to be made:

- ✓ 5V pin – Vcc pin
- ✓ GND pin – GND pin
- ✓ A0 (Analog In) pin – OUT pin

The sensor outputs three cables labeled as IN+ (black), IN- (red), REF (yellow). As mentioned in chapter 2, the reference electrode has to be placed in a neutral place where no current can be captured. Hence, the placement of the system must be done very carefully.

3.2.2 SYSTEM NO.2 - USING MYOWARE 2.0

Firstly, the Myoware 2.0 Sensor has to be assembled in order to be able to communicate with the MCU. The Cable Shield clips on the Muscle Sensor and the other side of the Muscle Sensor clips on the Link Shield. This enables the ability to connect the electrode cables via TRS 3.5mm jack to the Cable Shield, as mentioned above, and also to connect the Link Shield to the Arduino Shield that is stacked on the Arduino board, via a TRS-to-TRS cable.



Figure 3.14: Myoware 2.0 clipped on Cable, Link Shield



Figure 3.15: Arduino board stacked with Arduino Shield

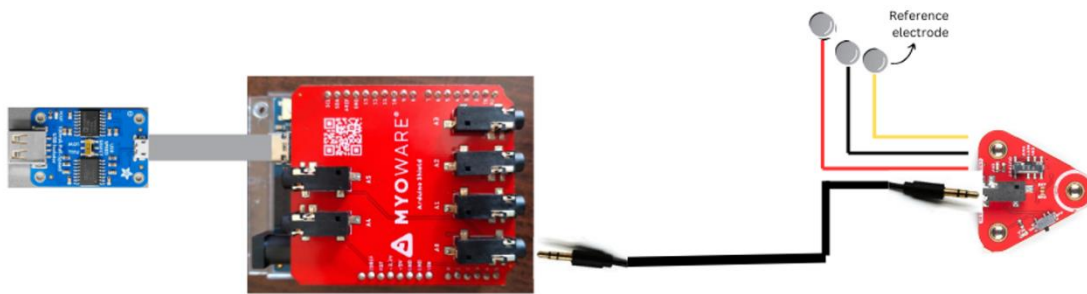


Figure 3.16: System No.2 Hardware Architecture

The figure above describes the proposed architecture for the second system. First, the USB isolator intermediates from the powerbank to the Arduino board, to avoid any ground loops created. Then the Arduino board with the stacked Arduino Shield, connects through the TRS-to-TRS cable to the Link Shield clipped with the Muscle Sensor and Cable Shield.

Concluding this chapter, below are provided the two wearable systems designed, and placed inside a box to incorporate portability. A belt was also used, to adjust the device around the waist of the athlete.



Figure 3.17: The designed wearable device No.1 (using BioAmp)

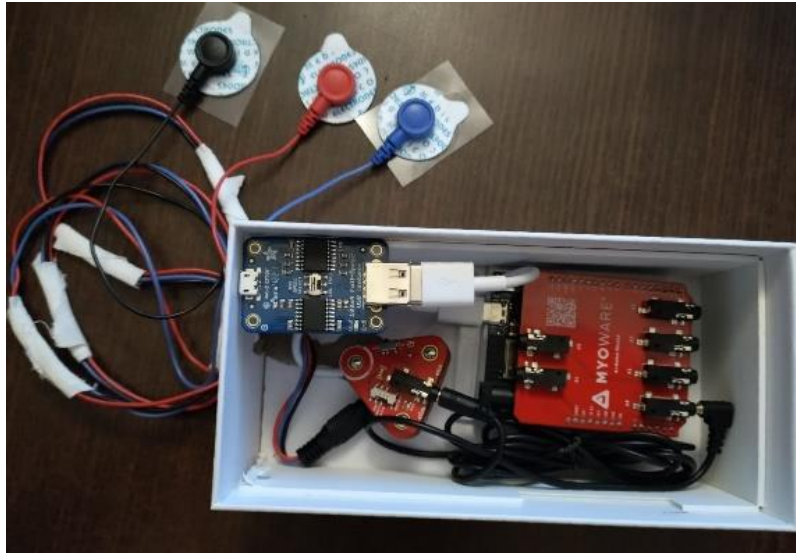


Figure 3.18: The designed wearable device No.2 (using Myoware 2.0)

4 BLE Operations, Muscle Fatigue Algorithms, and Experimental Protocol

4.1 BLE Central device operation

The system utilizes IoT technology to facilitate real-time data transmission and remote monitoring. The Arduino platform, equipped with Bluetooth Low Energy (BLE) modules, serves as the central hub for collecting sEMG data from the sensors and transmitting it to the companion application. This IoT-enabled setup ensures continuous communication between the hardware and software components, allowing for efficient data processing and visualization. This device acts the wearable device that gets placed on the athlete. There, the data get captured on a sampling frequency of 1kHz, which is the minimum required as the sEMG has an effective bandwidth from 20Hz up to 500Hz. Then the Raw data passes through a BandPass Butterworth Infinite Impulse Response (IIR) digital filter, letting only the data with frequencies 25Hz to 480Hz pass. These values were selected, to avoid any interference occurring close to the frequencies of 20Hz and 500Hz. The order of this filter is 4, but it's implemented as two 2nd order sections to reduce numerical errors and maintain stability.

When the filtered data is ready, they need to be immediately sent through the BLE module. To make this happen, a BLE service is initialized named "emgService" using a Universally Unique Identifier (UUID). This service contains a BLE characteristic named "EMG_Filtered_Characteristic", with its own UUID. The properties defining this characteristic are BLERead, that permits the peripheral to read the filtered EMG data at any time, and BLENotify, where the central will automatically send updated data to the peripheral whenever new data is available.

Furthermore, each packet is designed to contain 236 bytes, equivalent to 59 float values per packet. The central device continuously captures values until the moment a packet is ready for transmission, at which point it notifies the peripheral that the packet containing new data is sent, hence maintaining a normal buffer mechanism. The procedure described above, which maintains the normal functionality of the system, was implemented using C++ in ArduinoIDE.

4.2 BLE Peripheral device operation

As the BLE Peripheral device, acts the computer/cellphone running the companion application, which among other options provides the option to run a real-time test. To initiate this test, the peripheral device first identifies the address of the central device and then requests to connect to it. After the connection is established, the system enables the notifications for the filtered characteristic based on its UUID, and data starts to be received. When there is an incoming packet (of 236 bytes), these bytes are properly translated into float values again, representing the raw sEMG. Then with a moving window of 500 samples, the following features get extracted using 1000 samples:

- RMS
- IEMG
- MNF (Mean Power Frequency)
- MPF (Median Power Frequency)

Based on these values, two algorithms from the literature were implemented to obtain an index of muscle fatigue. These algorithms run concurrently with the feature calculations, providing real-time insights. The companion application visualizes this data through multiple graphs, displaying the raw data, calculated features, and algorithm outputs. The whole procedure, including the algorithms, was implemented using python and its libraries.

4.3 Algorithms to obtain muscle fatigue

The first algorithm was implemented by *Liu Shing-Hong, Chuan-Bi Lin, Ying Chen, Wenxi Chen, Tai-Shen Huang, and Chi-Yueh Hsu*, in 2019, in a scientific article titled "An EMG Patch for the Real-Time Monitoring of Muscle-Fatigue Conditions During Exercise" [1]. This algorithm begins by initializing a baseline value, calculated as the mean of the initial three median power frequency (MPF) values. Then, while receiving new MPF values, the algorithm always calculates the average of the three most recent MPF values. If this average MPF exceeds the baseline, then the baseline changes its value to the new average MPF value. Finally, the algorithm outputs a fatigue level as a percentage, determined by the difference between the baseline and the average MPF, normalized to the baseline value.

$$Fatigue_{Level} = \frac{Baseline - MPF_{average}}{Baseline} \times 100$$

While this metric represents a level of fatigue, to double-check the reliability of this result, the linear regression of the MPF was also calculated, aiming to achieve a negative slope in the end of the test. This metric ensures the validity of the test, as the literature has established that when fatigue progresses, the MPF value tends to drop. This algorithm in the rest of this thesis, is titled algorithm A.

The second algorithm was implemented by *Qassim Hassan M., Wan Zuha Wan Hasan, Hafiz R. Ramli, Hazreen Haizi Harith, Liyana Najwa Inche Mat, and Luthffi Idzhar Ismail*, in 2022, in another scientific article titled "Proposed Fatigue Index for the Objective Detection of Muscle Fatigue Using Surface Electromyography and a Double-Step Binary Classifier" [4]. As mentioned in Chapter 2, IEMG tends to gradually increase as muscle fatigue progresses. The initial IEMG value was the first IEMG value calculated from the first segment, while the muscle rests, whereas the IEMG_{current} value referred to the IEMG value of the most recently received segment. When IEMG_{current} was greater than IEMG_{initial}, the second step of the algorithm got triggered. Therefore, IEMG was used as a trigger step, in order to enter the main part of the algorithm.

The second step contains the analysis of the acquired sEMG signal in the frequency domain, to separate the high-frequency and low-frequency components of this signal. To accomplish this, the segmented EMG signal has to be filtered by two band-pass filters separately to produce two sub-signals, a high-frequency sub-signal (HFSS) and a low-frequency sub-signal (LFSS). In order to achieve this the boundaries have to be identified. Previously, the High-Frequency component has been identified in the range of 80-350Hz [13], leading the Low-Frequency component lay in the range of 25-79Hz. In Chapter 2, was mentioned that MNF values mostly lay in the range of 75-85Hz while the muscle is not fatigued. Utilizing this knowledge, the frequency used to separate High-Frequency component with Low-Frequency component was 80Hz. The two filters used were two nonzero-lag fourth-order Butterworth band-pass filters, with ranges of frequency 25-79Hz and 800-350Hz respectively.

After the extraction of HFSS and LFSS, the Fast Fourier Transform (FFT) was applied to produce the $HFSS_f$ and the $LFSS_f$. To obtain an index about muscle fatigue, the Instantaneous Mean Amplitude (IMA) of $HFSS_f$ and $LFSS_f$ was calculated, where N denotes the length of the segment and i the current segment.

$$IMA_{LFSSfi} = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} |LFSS_{fi[n]}|}{N} \quad IMA_{HFSSfi} = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} |HFSS_{fi[n]}|}{N}$$

Finally, the fatigue index is represented as the IMA of the LFSS minus the IMA of the HFSS, and this algorithm for the rest of the thesis is titled algorithm B.

$$\text{Fatigue_Index} = IMA_{LFSSfi} - IMA_{HFSSfi}$$

4.4 Protocol of experiment

To perform a session, the wearable device must be placed and then controlled by an expert. The device, shown in Figure 3.17, is placed in a belt including also the powerbank to power the device.

Before initiating each session, the skin of the patient needs to be prepared in order to get a good electrode-skin contact, which is important to minimize electrical interference and noise. The skin preparation techniques used include shaving and cleaning with alcohol. Then, depending on the desired muscle to be captured, the athlete has to be placed in the correct posture with the correct placement of electrodes. In the case of this thesis, the muscle chosen is Vastus Medialis (VM). The exercise giving the most insights for VM is an isometric leg-extension, which involves holding the leg in an extended position to maintain muscle tension without any actual movement, so the Movement Artifact Noise can be minimized. In order to perform this exercise a leg-extension machine is needed.

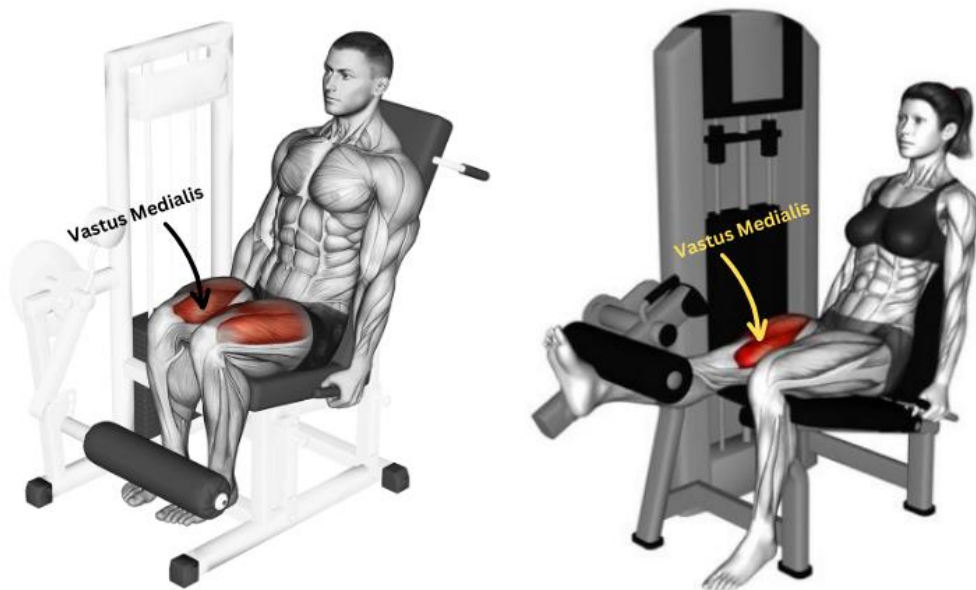


Figure 4.1: Vastus Medialis in rest and contraction phase when performing isometric leg-extension

Regarding the electrode placement for VM, based on Figure 2.6 and [14], the correct placement is explained in the figure below (Figure 4.2).

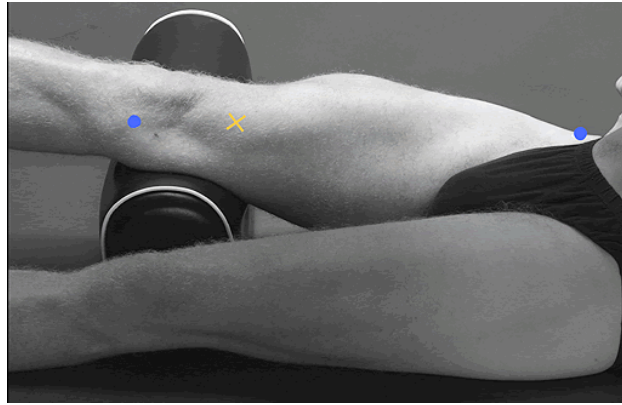


Figure 4.2: Vastus Medialis electrode location. Blue dots represent the line of VM muscle. Yellow spot represents the placement of the two main electrodes. [14]

Except reference electrode, the other two have to be placed at 80% on the line between the anterior spina iliaca superior and the joint space in front of the anterior border of the medial ligament [14], referring to the yellow spot in Figure 4.2. The reference electrode must be placed in the closest neutral zone, in this case, upon the knee. Finally, the wearable-device followed by correct placement of the electrodes and correct posture to perform isometric leg-extension is presented in Figure 4.3.



Figure 4.3: System No.1 placement on Vastus Medialis for the isometric leg-extension exercise

When the device set-up is successfully completed, the session is ready to be initiated. Based on the athlete's frequency of exercise and preferences, the relevant weight was chosen ranging in 3 options, 11kg, 18kg and 25kg. Initially, the athlete was asked to maintain 10 sec in resting position, so the system can obtain the initial values as needed. Then, the athlete extends the leg maintaining the correct posture, as shown in Figure 4.1. The duration of the extension varies from 60 to 80 seconds, depending on the state of each athlete. The sample received, involved 10 male and 1 female were

tested, aged 29.73 ± 7.98 years, each performing at least three sessions, to obtain a sufficient volume of results.

4.5 Application

As briefly mentioned in previous chapters, a React.js combined with MongoDBCloud application was implemented, to provide various possibilities for an improved overall monitoring of different athletes throughout the time. This application provides an easy-to-use interface for coaches and scientists, making it an essential part of the overall system. The app allows users to register athletes, perform real-time tests, and access historical results. These features enable efficient management and visualization of the data collected from the wearable device, supporting better training decisions and improved athletic performance.

4.5.1 BACKEND

A database in MongoDBCloud was created in order to have all the data always ready to preview. Two different collections were designed, named PersonalDetails and TestDetails respectively. The first one contained the relevant personal information such as name, surname, height, weight, age and gender.

```
_id: ObjectId('663f4e54b655a0e9973270d5')
name : "Vasilis"
surname : "M"
height : 180
weight : 90
age : 25
gender : "male"
__v : 0
```

```
_id: ObjectId('663f4e91b655a0e9973270d8')
name : "Marios"
surname : "R"
height : 183
weight : 70
age : 21
gender : ""
__v : 0
```

Figure 4.3: Personal Details collection

The TestDetails collection contains the data that was collected throughout each session, meaning 4 arrays of values referring to MNF, MPF and the outputs of algorithm A and B. Additionally, each document contains the date of test and an individual id that corresponds to the id of the PersonalDetails collection. Hence, in this way a link is created to all the relevant sessions that an athlete performed.

```
_id: ObjectId('663f4ae8efb4e30f9bdb182c')
date_of_test : "11-04-2024"
▸ mnf_values : Array (87)
▸ mpf_values : Array (87)
▸ fatigue_A_values : Array (28)
▸ fatigue_B_values : Array (85)
individ_id : ObjectId('663f4e33b655a0e9973270d2')
```

Figure 4.4: Test Details collection

4.5.2 FRONTEND

As already mentioned, the frontend was implemented using React.js, offering three options. The relevant screenshot is shown below.

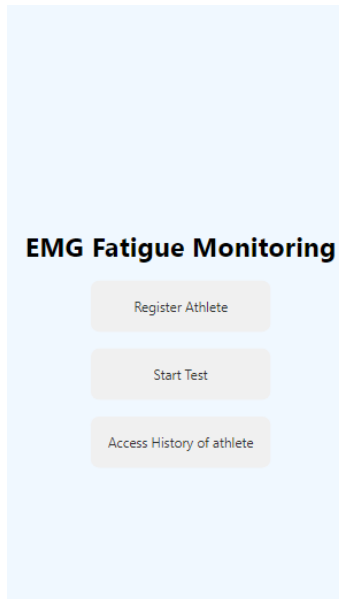


Figure 4.5: Home page

Choosing the first option, new athletes can be registered by providing the necessary personal information.

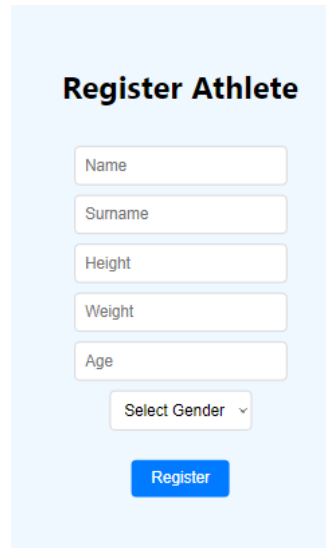
The screenshot shows the 'Register Athlete' page. It has a light blue background and contains several input fields: 'Name', 'Surname', 'Height', 'Weight', and 'Age'. Below these is a 'Select Gender' dropdown menu and a blue 'Register' button.

Figure 4.6: Register Athlete page

The second option involves the performance of real-time tests. This feature lets users capture and monitor sEMG data from athletes during their exercises, providing real-time feedback on muscle state and fatigue levels. When pressing the Start Test button the device starts to perform the process described in *BLE Peripheral device functionality* while athlete maintains the correct posture. Two plots for observing real-time the data received, the calculations and the outputs of the two algorithms appear on the screen. The scientist managing the use of the app, has to press 'CTRL+B' to terminate the session. Then the plots remain in the screen to permit interaction. One of the sessions performed was captured and it can be previewed in the following link, <https://www.youtube.com/watch?v=OwjQSMxOy3I>.

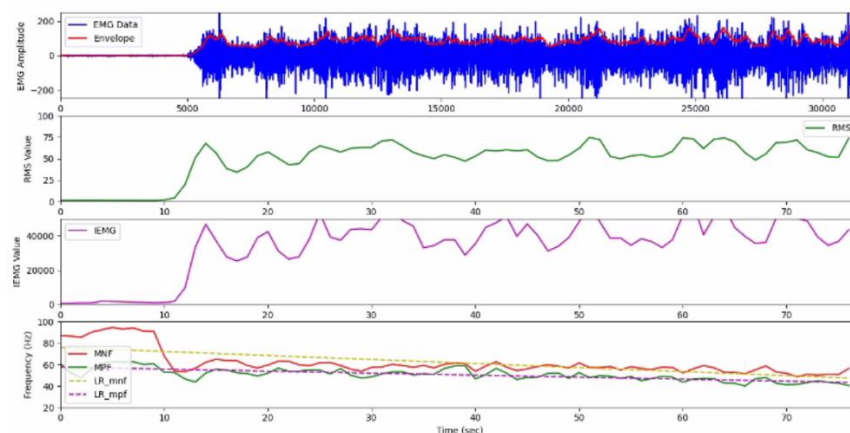


Figure 4.7: Screenshot from the real-time live testing regarding features

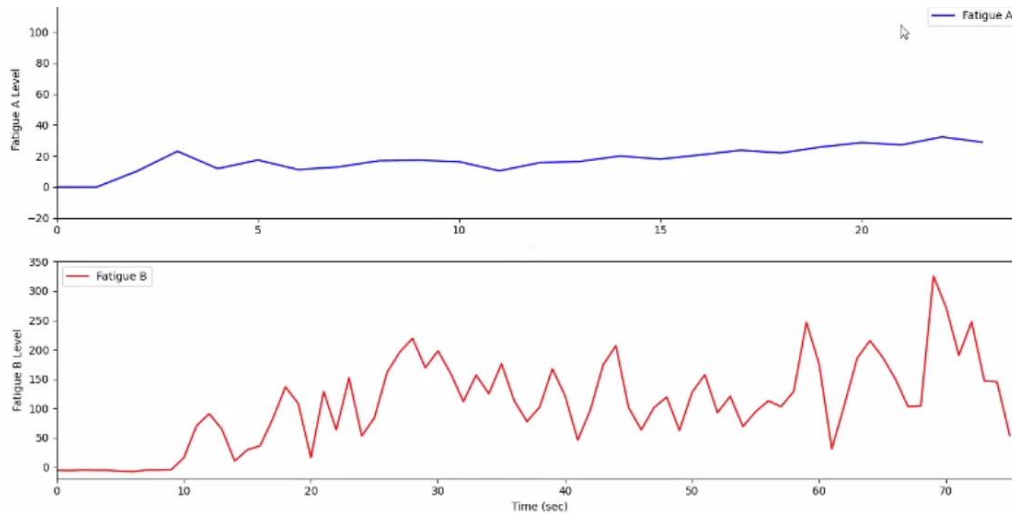


Figure 4.8: Screenshot from the real-time live testing regarding algorithms outputs

Third, users can access historical results. When accessing the history, the user can search for the athlete whose data is desired to preview. Based on the list of available records for the desired athlete, the user can select the desired date for visualization. The visualization of the selected data includes three plots, one containing MNF, MPF and their linear regression, while the other two contain the outputs of the two algorithms implemented. In the case of algorithm B, the polynomial fit of 3rd order and the moving average of 4 values window size were also plotted to highlight the progression of fatigue as time progressed. Below, is presented the process described.

Access History

Search

Access History

Search

Figure 4.9: Initial view of Access History page

Figure 4.10: Preview of tests available

The final preview of this page, containing the visualization of the data for the date selected will be provided subsequently, in Chapter 5.

5 Results Analysis and Comparison

5.1 Results obtained from system No.1

Regarding the system No.1, using BioAmp EXG Pill, the results obtained will be analyzed. As discussed in Chapter 4, a total of eleven participants, consisting of ten males and one female, with an average age of 29.73 ± 7.98 years, completed three sessions each. The following section presents a sample of these results to assess the performance of the calculated features in Time-Domain and Frequency-Domain and of the two algorithms utilized. Furthermore, a matrix containing the slopes of Mean Frequency and Median Frequency is provided to validate the presence of fatigue in the case of algorithm A.

Starting with the results obtained from a 24 years female exercising 1 time per week, in the following figure are presented the amplitudes of the sEMG received from the device and the relevant features in Time and Frequency Domain. The weight used for this session was 11kg.

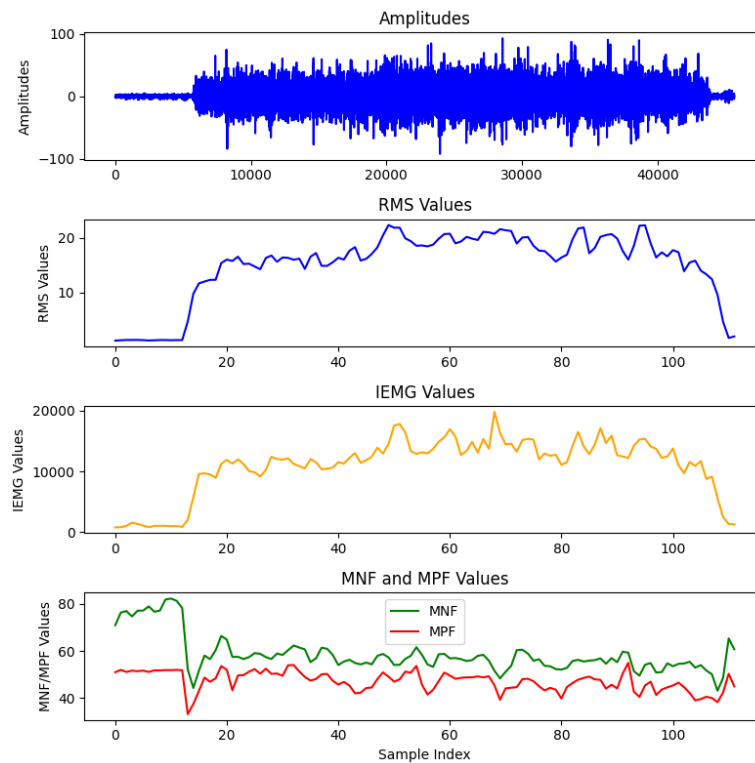


Figure 5.1: Time-Domain and Frequency-Domain features. Female 24 years old.

As mentioned in the Protocol of Experiment, the first part of the session is the muscle being in rest-state where it can be easily noticed that the amplitude is close to 0, being affected only by the total of the noises left after the filtering. As a result, the RMS and IEMG values are almost 0, and the MNF and MPF values have range of 70-80Hz and 50-55Hz respectively. The moment that the leg-extension starts to perform, RMS and IEMG increase immediately their values, indicating that the muscle is in an active-state. Frequency-Domain values, MNF and MPF decrease as the muscle is in active-state. Observing the change of these values as time progresses, it's obvious that the muscle starts to be fatigued, since TD values increase and FD values decrease. In this session that lasted 60 seconds, the

muscle started to tremble after 30 seconds causing some of the spikes observed, while trying to maintain the correct posture. Additionally, a critical observation is that MNF and MPF have minor changes and mostly fell in the range of 45-60Hz and 40-50Hz respectively. Better insights regarding the level of fatigue are extracted from the two algorithms. The results are presented below.

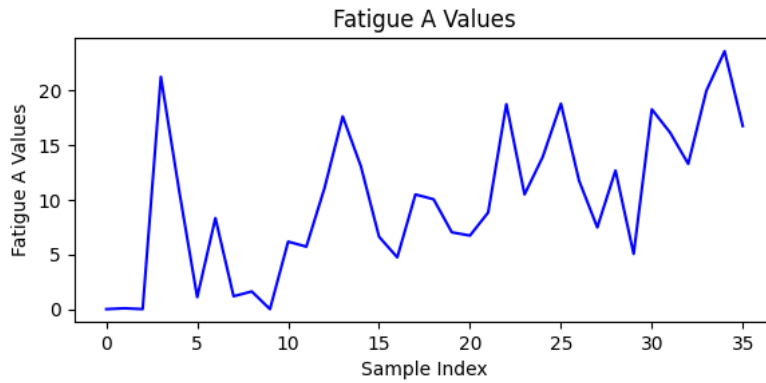


Figure 5.2: Algorithm A results

This algorithm, as mentioned in Chapter 4, outputs the level of fatigue as a percentage. When the leg gets extended, immediately the algorithm indicates that the fatigue is almost 20%. This value is biased since Movement Noise enters the signal in this exact moment. Then the results obtained mainly show that fatigue ranges in 5% to 20%, noting a major decrease from almost 20% to 5% that probably happens due to muscle tremble, two things that do not accord with each other. Hence, to confirm that fatigue is actually reached, the Linear Regression of MNF and MPF were tested.

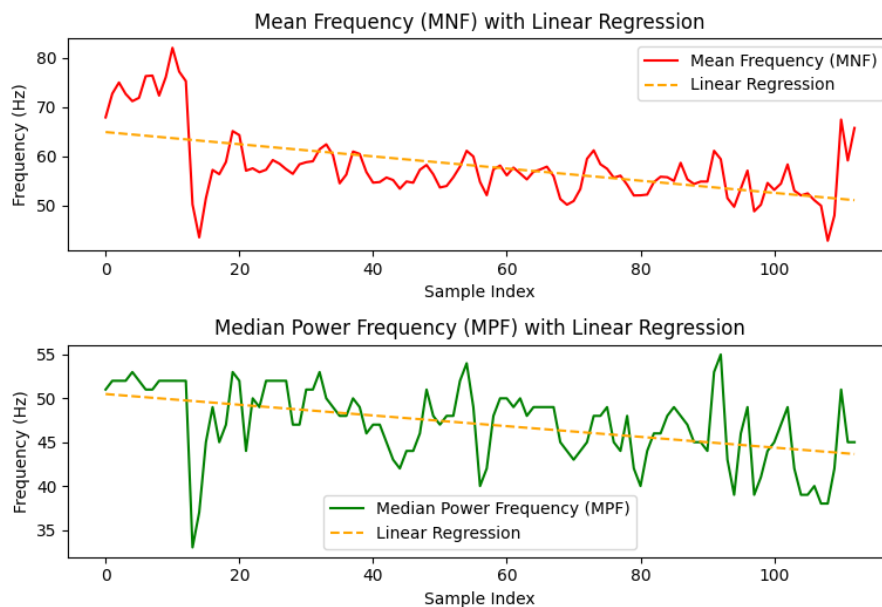


Figure 5.3: Linear Regression for MNF, MPF

In the figure above, it's obvious that the slope of both MNF and MPF has a negative value. The values calculated were -0.12328 for MNF and -0.06108 for MPF, indicating that fatigue was reached during the session. Overall, the results obtained from algorithm A, make sure that fatigue is reached as time progresses, but did not provide clear results in this session about the level of it.

Next, the results of algorithm B are presented in the figure below. The outputs of the algorithm are in orange, the polynomial fit of 3rd degree in purple, and the moving average using window of 4 values in light purple.

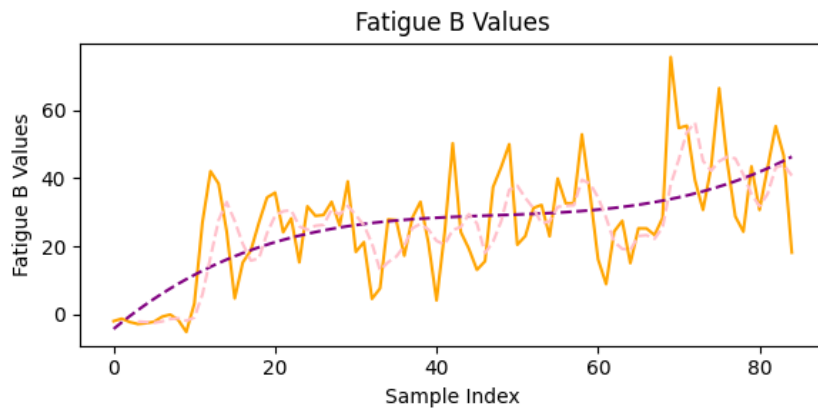


Figure 5.4: Algorithm B results with polynomial fit of 3rd degree and Moving Average

In this figure, as there are lots of ups and downs of fatigue index, its suggested to observe the purple line, hence the polynomial fit, providing in this session a continuously increasing value. Consequently, algorithm B extracts better results during time progress. This comes to accordance with the theoretical analysis, where it's referred that as a muscle gets fatigued, the FFT tends to be denser in the low-frequency component than the non-fatigue state. Algorithm B confirms that, by calculating the $IMA_{LFSSfi} - IMA_{HFSSfi}$, and from the figure below, its evident that as time progresses this difference increases.

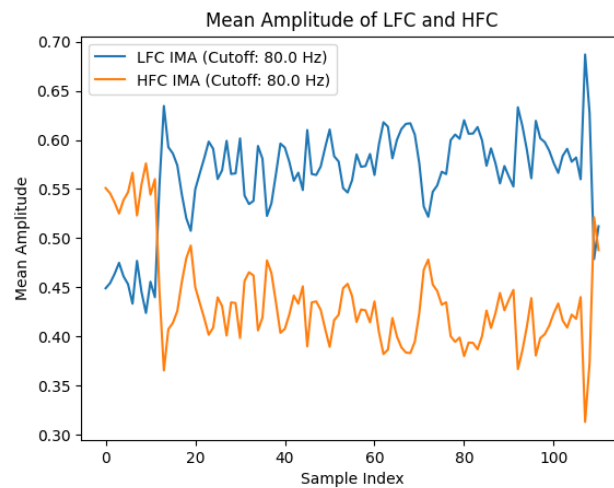


Figure 5.5: Instantaneous Mean Amplitude for Low and High Frequency Component

Concluding this session, algorithm B performed better than algorithm A which did not provide clear insights. This happens mainly because algorithm B operates in FD, leading to more stable results. However, by observing carefully all the features calculated, results about fatigue can be extracted.

Another person performed the sessions was a male aged 21 years and exercising 4 times per week. In this session, the athlete maintained the correct posture throughout the whole session. The figure containing the amplitudes and the extracted features are presented below. The weight, with which the session was performed was 18kg.

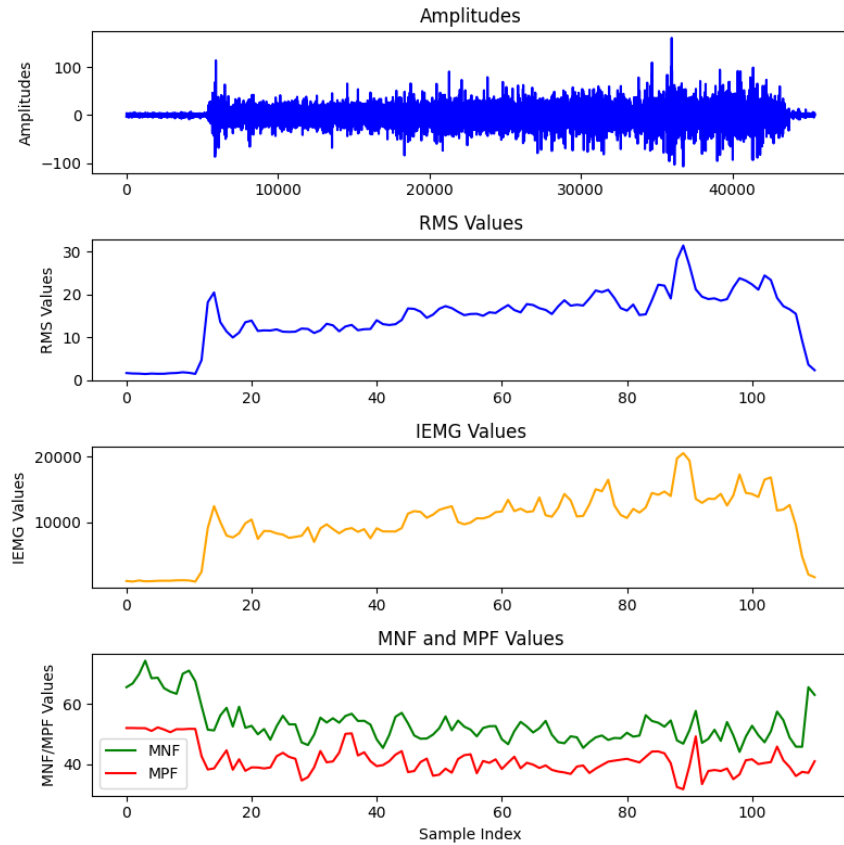


Figure 5.6: Time-Domain and Frequency-Domain features. Male 21 years old.

Here as noticed also in the previous athlete, TD features tend to gradually increase and FD features tend to decrease as time progresses. Again, MNF and MPF in rest-state ranges in 65-80Hz and 50-55Hz respectively.

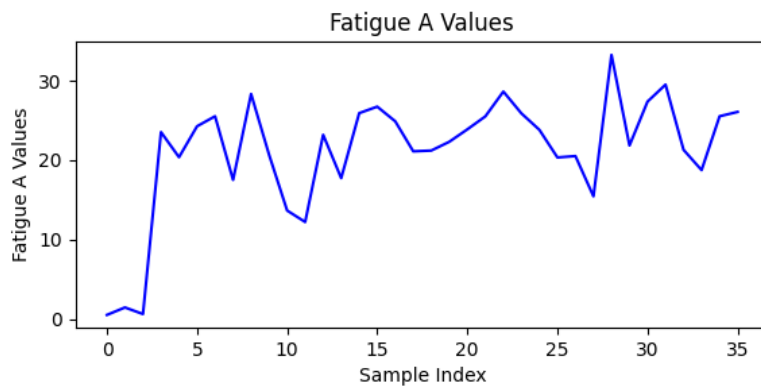


Figure 5.7: Algorithm A results

In this case, algorithm A behaved better than the previous case resulting in 20% to 30% level of fatigue, except two times that a drop to 15% occurred. This algorithm, as mentioned, uses the first 3 values of MPF as a baseline and then compares it to the latest 3 MPF values. In a lot of sessions was noticed that MPF values slightly increased more than usual, leading to an instant decrease of fatigue level, as occurred in this case. As happened before, the figure with the linear regression of FD values follows.

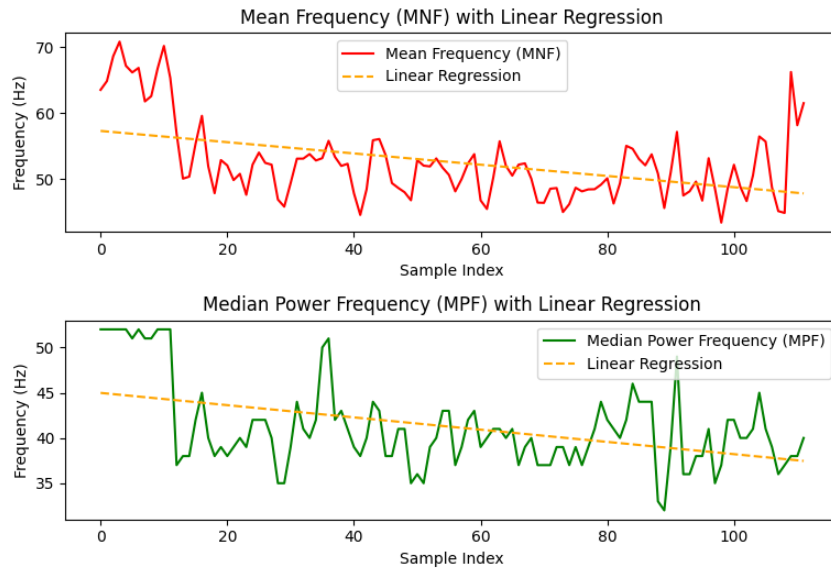


Figure 5.8: Linear Regression for MNF, MPF

The slope values calculated here, were -0.08524 for MNF and -0.06769 for MPF. In this case, even if the output of the algorithm is better and with greater values than the previous session, the slope values are less.

On the other hand, the output of the algorithm B together with the polynomial fit and moving average are presented below. Again the outputs of the algorithm are in orange, the polynomial fit in purple, and the moving average in light purple.

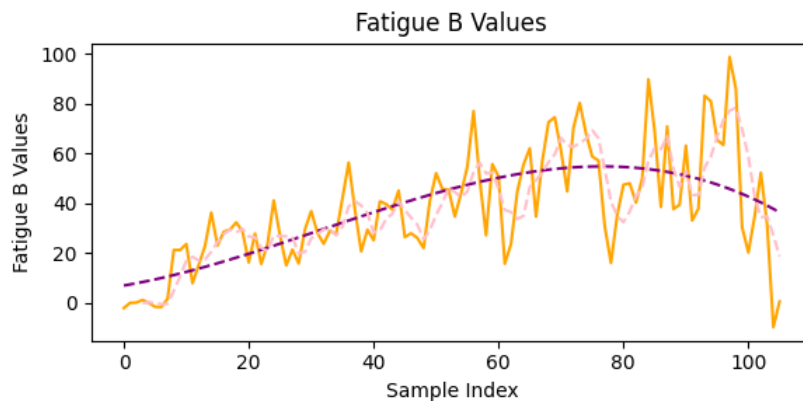


Figure 5.9: Algorithm B results with Polynomial fit and Moving Average

In this case, again algorithm B has a steady behavior gradually increasing the level of fatigue as time progresses, leading to better results compared to algorithm A. As this person was more exercised and maintained the correct posture throughout the session, any kind of noise was avoided resulting in the noticed smooth increase in fatigue values.

The next case that will be examined is a male aged 29 years, playing semi-professional football, hence performing intense practice 5 days per week. The weight used in this session was 25kg, and muscle tremble was noticed while the session was ending.

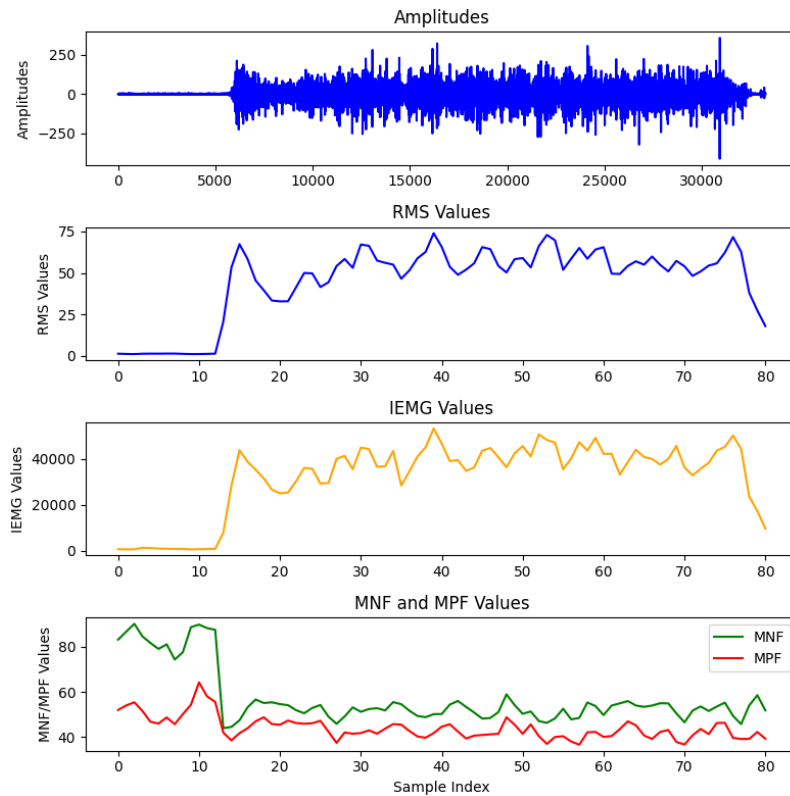


Figure 5.10: Time-Domain and Frequency-Domain features. Male 29 years old.

The major difference observed here, is that the values of amplitudes is extremely greater than the other sessions. This occurs because trained muscles generally exhibit higher sEMG readings during contractions due to enhanced neuromuscular efficiency and increased recruitment of muscle fibers. In this case, MNF ranges in 75-85Hz a bit greater than the one obtained before.

Below are presented the outputs of algorithm A.

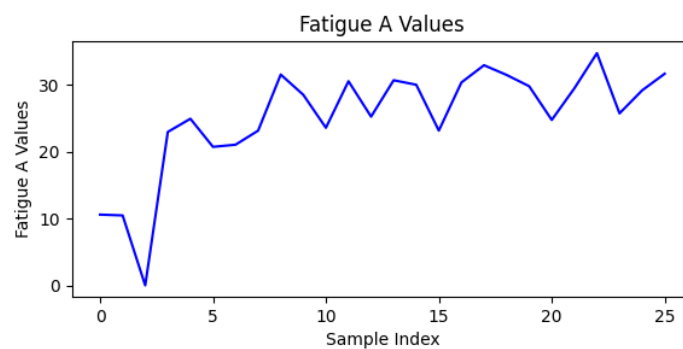


Figure 5.11: Algorithm A results

Algorithm A, as before, outputs maximum percentage of 30%. In this case, any major drops are avoided, resulting in a more stable behavior. While the muscle starts to tremble in the end of the session, one would expect that it would accord with the output of the algorithm, but instead was noticed only a set of minor increases.

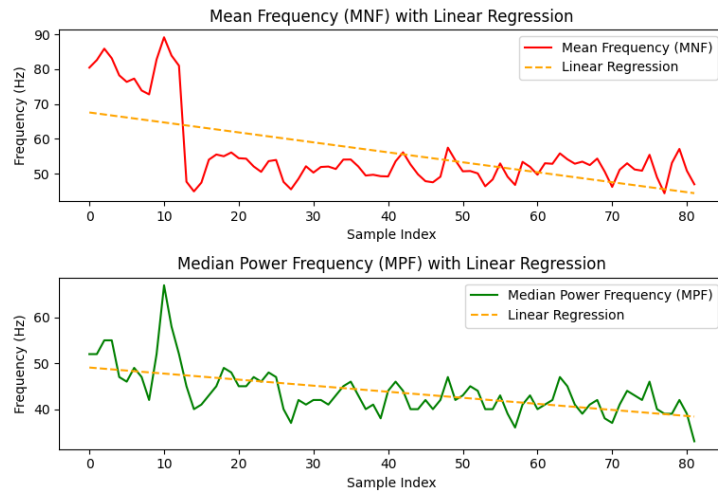


Figure 5.12: Linear Regression of MNF, MPF

As this athlete was trained enough, the MNF value presented a major significance between rest-state and active-state. Hence the slope calculated obtained one of the biggest values in all the sessions performed with a value of -0.28618 . MPF presented normal behavior with an increased slope value of -0.13191 .

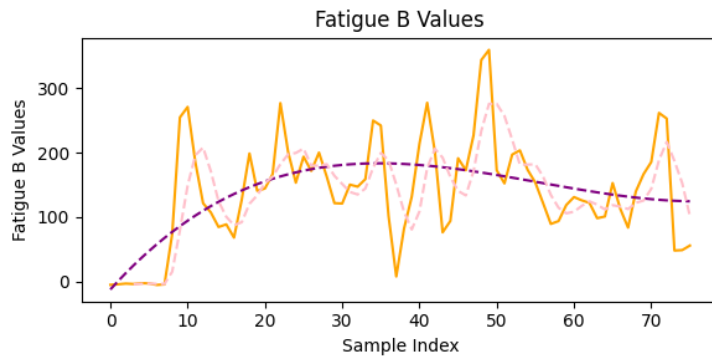


Figure 5.13: Algorithm B results with Polynomial fit and Moving Average

In this figure, the fatigue values obtain an extremely increased number than the previous sessions examined. This is another result of trained muscles leading to greater difference between IMA_{LFSSfi} and IMA_{HFSSfi} . Regarding the progress of fatigue as time passes, the tremble can be noticed in two spikes close to sample index 50 and 70, even if the polynomial fit tend to maintain a slightly decreased value.

In the last session that will be examined, the male athlete aged 32 years is exercising 2 times per week. The weight utilized was 11kg and slight movement was noticed during the session.

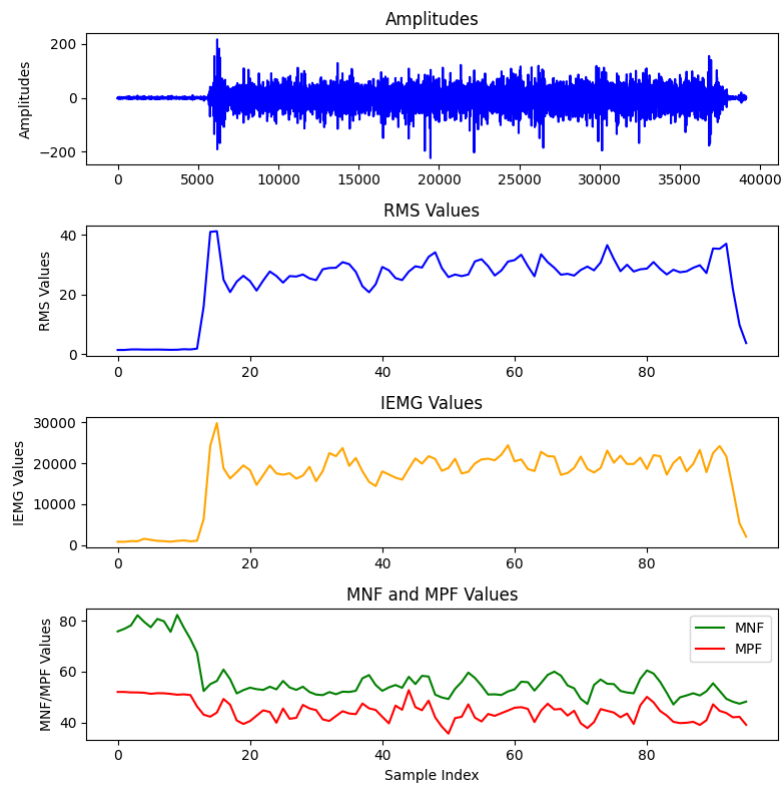


Figure 5.14: Time-Domain and Frequency-Domain features. Male 32 years old.

Since movement in this session was not so limited from the athlete, some drops in TD features and rises in FD features occurred during the session to recover the posture. From these features could not be extracted a conclusion about possible fatigue since they seem to have a stable behavior.

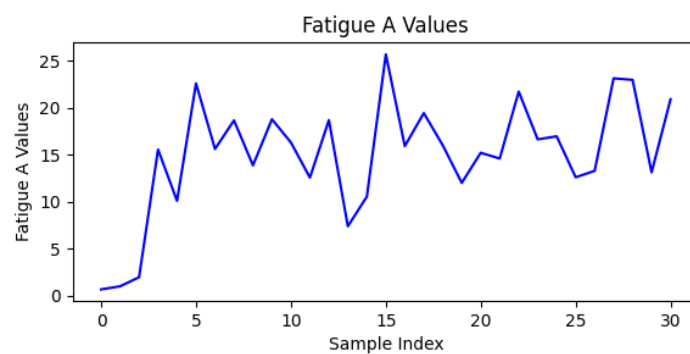


Figure 5.15: Algorithm A results

The outputs of algorithm A did not provide a clear result as throughout the session the level ranged from 7% to 25% following abnormal ups and downs.

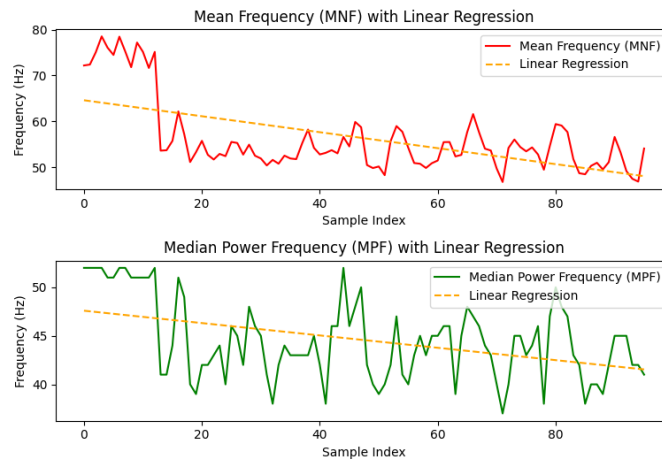


Figure 5.16: Linear Regression of MNF, MPF

The calculated slope of MNF was -0.17413 mainly due to the big difference between rest-state and active-state, as by observing only the active-state noticeable are the peaks caused by the slight movement. For MPF the slope calculated was -0.06366 following the same behavior as MNF.

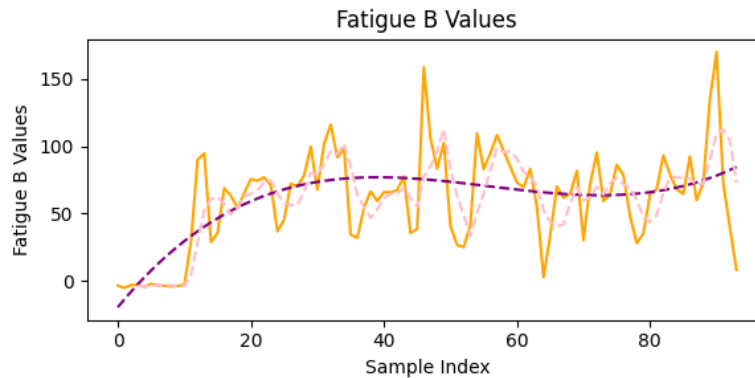


Figure 5.17: Algorithm B with Polynomial fit and Moving Average

Regarding algorithm B, the level of fatigue extracted from the polynomial increased until a certain level where it started to range around a steady value. Concluding, the slight movement of this session caused problems in calculating accurate results, reminding the importance of maintaining the correct posture in every session.

Summarizing, 4 sessions out of the 30 obtained were analyzed to highlight the key results obtained and to observe some special cases. Algorithm A tend to be unstable, providing results with a maximum of 40% level of fatigue, which did not accord to the fatigue the athletes felt when asked. However, combined with the slope of the MNF and MPF a result about whether fatigue was reached or not could be made succesfully. In most of the sessions made, the slope was negative indicating the existence of fatigue except a positive value, and some negative values that were almost 0, mainly due to slight movement occurred during the respective sessions.

In the matrix below, are presented all the slopes obtained for every session. Point of interest are athletes 5, 6, 7 and 8 as they are all semi-professional athletes, extracting a great slope for MNF mainly due to the reason that because they are well trained there is increased difference between rest-state and active-state. Additionally, in athlete 9 while performing the first session, an incorrection in posture led to the existence of noise interefering with the signal resulting in a positive slope value.

File Name	Slope of Mean Frequency (MNF)	Slope of Median Power Frequency (MPF)
athlete_1_session_1.csv	-0.18788542965225735	-0.07225881441301825
athlete_1_session_2.csv	-0.17074805135166962	-0.042343676624643306
athlete_1_session_3.csv	-0.12327901088313067	-0.061081908310599134
athlete_2_session_1.csv	-0.11198611032098	-0.03900472616068907
athlete_2_session_2.csv	-0.15856320687191433	-0.0871686357491332
athlete_2_session_3.csv	-0.15443702001523194	-0.0693980012765913
athlete_3_session_1.csv	-0.08524419216954712	-0.06769996924864193
athlete_3_session_2.csv	-0.11746472828057326	-0.042338443966084945
athlete_3_session_3.csv	-0.08322916609174347	-0.02493512542417945
athlete_4_session_1.csv	-0.06287858208704103	-0.018343075992743575
athlete_4_session_2.csv	-0.08700056001842846	-0.04643101437111114
athlete_4_session_3.csv	-0.08686522804147602	-0.05060455156780295
athlete_5_session_1.csv	-0.1832702299279062	-0.0674534106051035
athlete_5_session_2.csv	-0.20884173019958252	-0.07598997344155624
athlete_5_session_3.csv	-0.2521686154395153	-0.09517754578622234
athlete_6_session_1.csv	-0.22504015502970018	-0.11283594624860044
athlete_6_session_2.csv	-0.21816751765905515	-0.0773331524688008
athlete_6_session_3.csv	-0.2946027853502164	-0.15702658708627207
athlete_7_session_1.csv	-0.2513781051976537	-0.0909294512877944
athlete_7_session_2.csv	-0.20750703676680202	-0.07097124253933797
athlete_7_session_3.csv	-0.1839029506123334	-0.04316909294512891
athlete_8_session_1.csv	-0.12138724249122297	-0.04850268945640655
athlete_8_session_2.csv	-0.28618037154943043	-0.13190975283246836
athlete_8_session_3.csv	-0.15822599739546714	-0.006209029066171793
athlete_9_session_1.csv	0.036234185071415764	-0.0014859036398064238
athlete_9_session_2.csv	-0.17413252207778968	-0.06365979381443294
athlete_9_session_3.csv	-0.0788767311799579	-0.06672687208756288
athlete_10_session_1.csv	-0.11561550528758345	-0.013492725419330585
athlete_10_session_2.csv	-0.09400209424212394	-0.02265674310961506
athlete_10_session_3.csv	-0.13412799163538583	-0.004142120765831869

Table 1: Slopes of MNF and MPF for every session captured

On the other hand, when it comes to algorithm B, better results were extracted indicating fatigue progress as time passed that accorded better with reality. The behavior of this algorithm is better because a more detailed process is followed to obtain the result using FD features and calculations, meanwhile algorithm A uses only MPF values. The thorough analysis of the Low and High frequency components, based on the knowledge that while fatigue progresses the FFT of High-frequency-Component gets transferred to the Low-Frequency-Components, is the reason that this algorithm offers more robust and meaningful insights.

5.2 Results obtained from system No.2

Regarding system No.2, utilizing Myoware 2.0 Muscle Sensor, it has not been possible to obtain results due to sensor malfunction. As discussed in Chapter 3, this system consists of 3 shields, 2 clipped in the Muscle Sensor, and 1 shield stacked in the Arduino board.

The issue probably affected most in this system was related to grounding. Proper grounding is crucial to minimize electrical noise and ensure the accuracy of the captured signals. When the device was touched (human touch) in one of the components, the signals were accurately captured, indicating that human touch was providing the necessary grounding. However, in any other case, significant noise was introduced, suggesting a grounding deficiency. One potential issue could be the connection between the MyoWare sensor and the Arduino board, via the TRS-to-TRS cable between the link shield and the Arduino shield, which might not have been adequately grounded, leading to a floating ground situation. This caused the system to pick up ambient electrical noise, interfering with the sEMG signals. Even if the cable and its connectors were properly shielded and grounded, noise was introduced causing failure to maintain a stable ground connection.

Despite attempts to resolve this issue using the Adafruit USB isolator, the problem persisted. This indicates that the isolator was not effective in breaking all ground loops or that there were multiple sources of noise that were not adequately addressed. Ultimately, the least possible reason could be that the Arduino board itself was contributing to the noise, either through its power supply or through insufficient isolation from the sensor signals.

The components were tested step by step to identify the proper functionality of the shields and sensor. The result was that the sensor sometimes captured a stable and accurate signal meanwhile in others significant noise was inserted. Hence the sensor was unstable. To conclude, given that the MyoWare 2.0 sensor was released in December of 2022, it is observed that it still encounters manufacturing issues, and some of the sensors are defective, further complicating the identification of the reasons for malfunction.

In the figure below, the athlete was not performing any movement, maintaining the VM muscle in rest-state, and yet the system captured a signal containing great amount of noise performing unexpected peaks and drops without following the state of the muscle. Hence, its necessary for further exploration of the malfunction occurred.

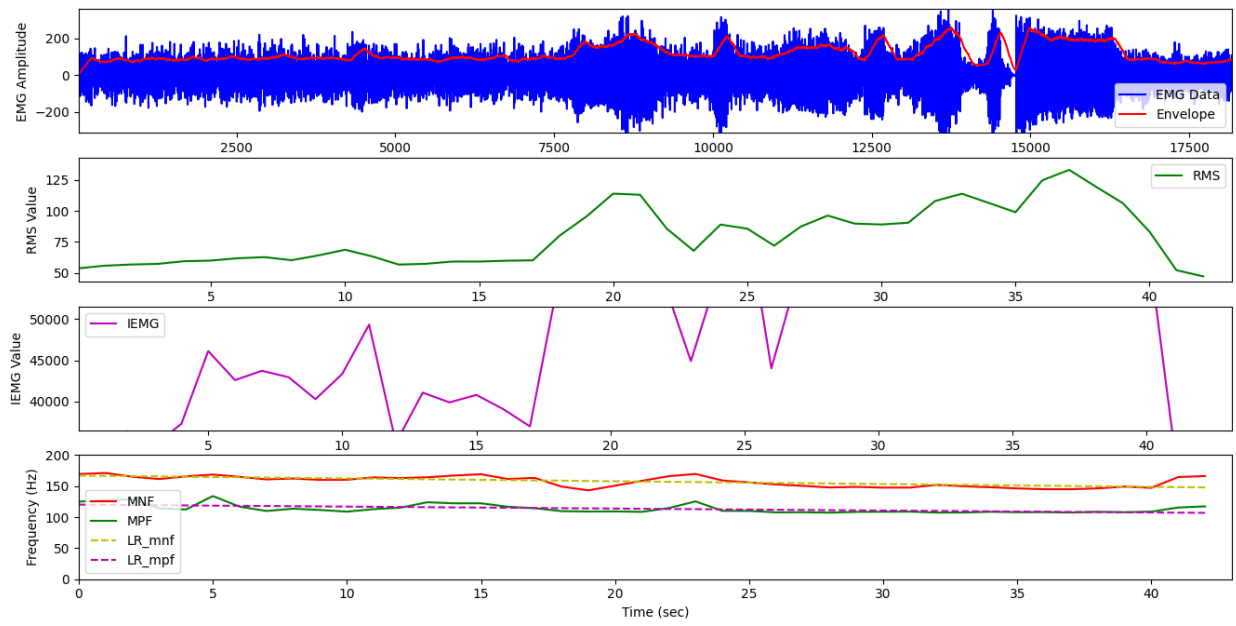


Figure 5.18: Results obtained from system No.2

5.3 Application Access History

In Chapter 4, was presented and analyzed the application implemented for the purpose of this thesis. The third option provided was Access History as shown in Figure 4.7 and 4.8. After entering the Name and Surname of the athlete desired a list of all the available sessions is provided so the user can select the desired date. Following, the user gets redirected to the next page that will be able to review and interact with the results. On top of the page there is a box referring to the basic information of the athlete tested such as name, surname, and the date that the athlete got tested. Then, 3 plots are presented to visualize the results.

The first plot refers to the FD features MNF (light blue line) and MPF (green line) combined by their linear regression (blue dashed line for MNF and orange dashed line for MPF). The second plot refers to the results of algorithm A and the third plot to the results of algorithm B (blue line) combined with the polynomial fit (green line) and moving average (red dashed line) calculated.

The user is able to interact with the plots zooming in and out of the desired points, comparing multiple traces by toggling them on or off through the legend, and adjusting the scale and range of the axes to focus on specific parts of the data or to better visualize trends. Additionally, users can export the data displayed in the plot for further analysis or visualization outside of the application. They can also customize various aspects of the plot's appearance, such as colors, line styles, marker types, and labels, to tailor the visualization to their preferences. These interactions empower users to explore the data in depth, gain insights, and communicate findings effectively.

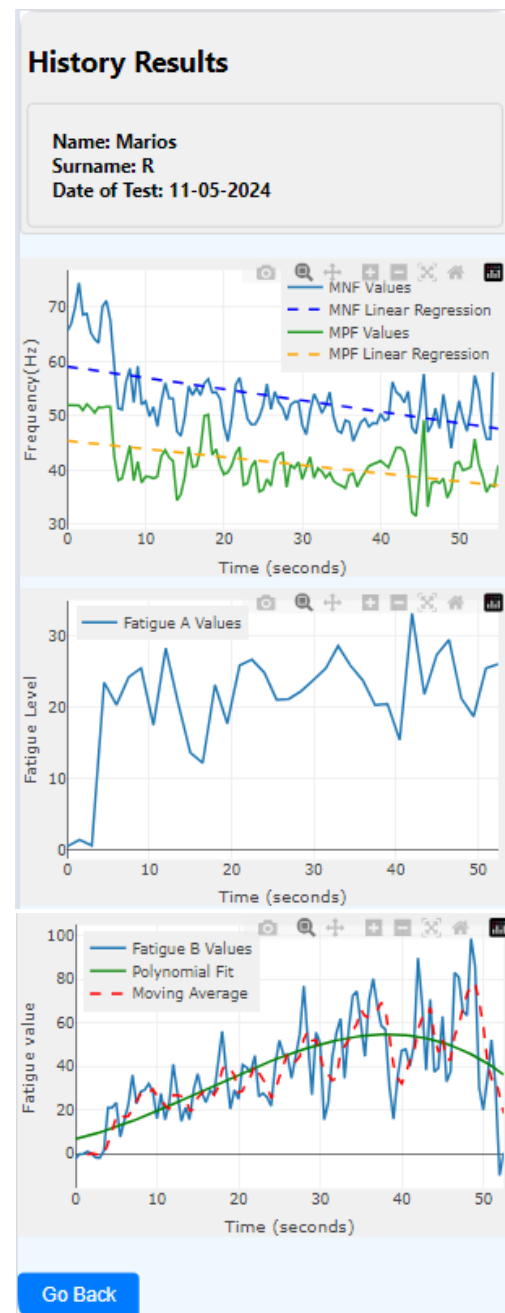


Figure 5.19: Presentation of results for a specific session

5.4 Comparison with literature

In this section, a comparative analysis of the two algorithms utilized will be provided, against the benchmark results reported by [1], [4]. This comparison is crucial for validating the performance and applicability of the algorithms in different contexts, as well as for identifying any improvements or discrepancies observed in this implementation.

Regarding algorithm A, in the experiments performed on [1], the Real-Time slope of linear regression for Median Frequency was calculated after 10 minutes of cycling. The results obtained for 10 male subjects, extracted a slope value of -0.0065 ± 0.00562 Hz/sec. Note that in one subject the slope calculated was positive. In the case of this thesis, including the 30 sessions that 10 subjects performed the slope value extracted was -0.057179 ± 0.041683 Hz/sec. Therefore, the slope indeed agrees to maintain a negative value, in this case slightly higher due to the inclusion of some seconds from the rest phase in the calculation of the linear regression. In conclusion, the consistent negative trend in the slope values for the linear regression of Median Frequency was confirmed.

On the other hand, algorithm B detected fatigue based on the separation of Low Frequency and High Frequency Component [4]. In the original study, the Deltoid Muscle was captured and while in rest-state it was clearly visible that the IMA of the High Frequency Component exceeded the IMA of Low Frequency Component with a steady offset. This can be observed in the following figure.

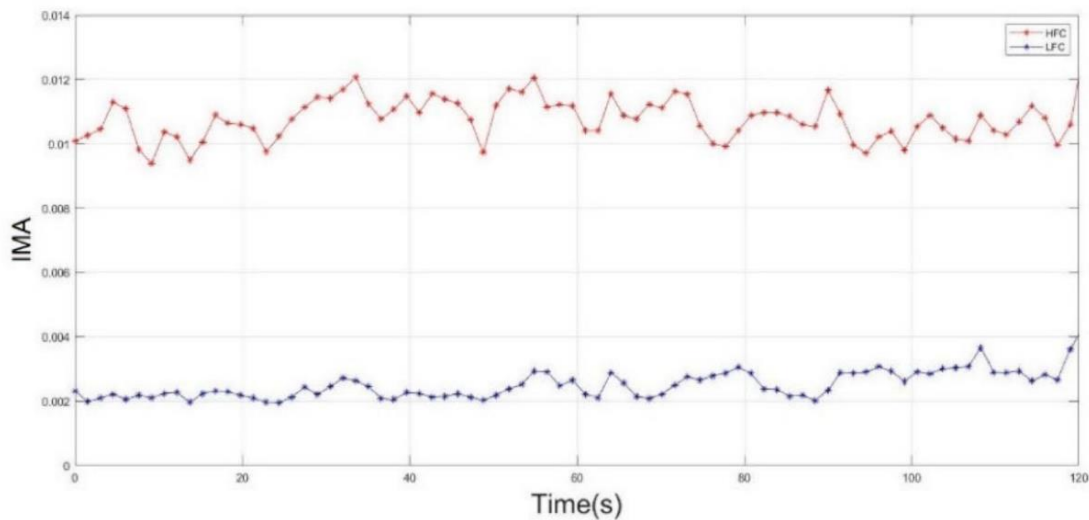


Figure 5.20: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the original system while muscle in rest-state

In the case of this thesis, during the rest-state performed during the first 10 seconds was observed the same behavior as [4], which is presented in the following figure.

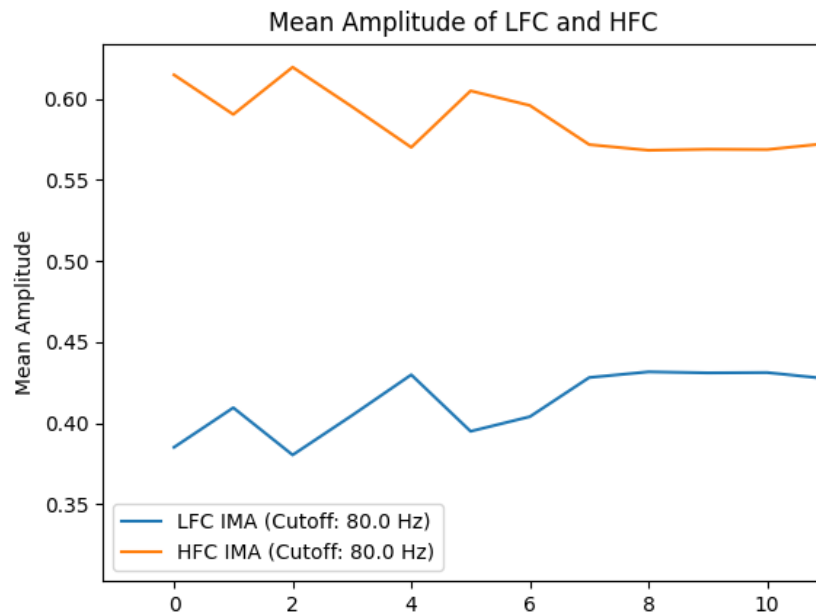


Figure 5.21: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the system implemented while muscle in rest-state

When the muscle is in active-state, as mentioned in Chapter 4, the IMA of the Low Frequency Component surpasses the one of the High Frequency Component, as fatigue progresses. This behavior is presented in the figure that follows.

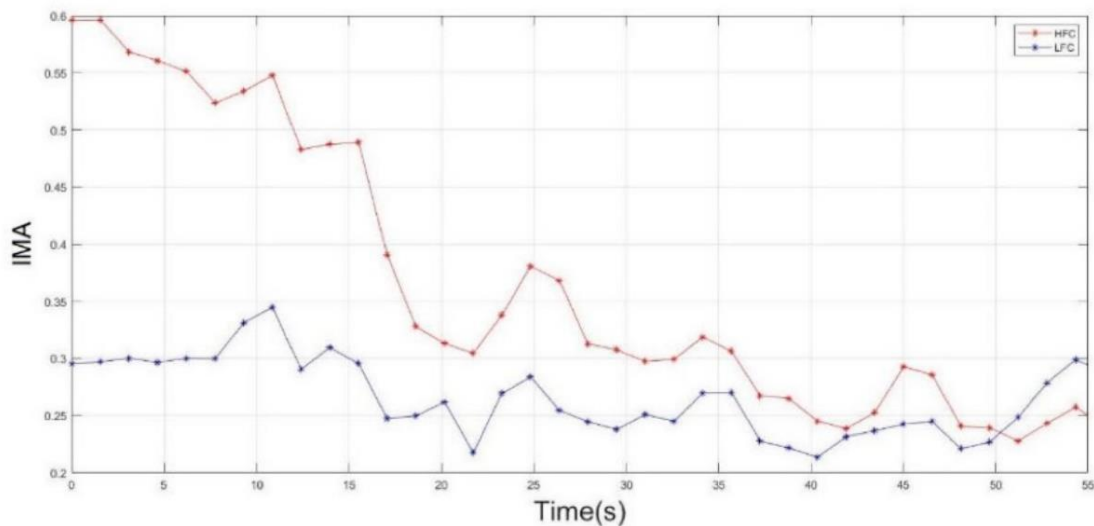


Figure 5.22: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the original system while muscle in active-state

Regarding the results obtained from the system implemented in this case, the same behavior is followed. As time passes the IMA of the LFC increases and of the HFC decreases causing the fatigue index to increase as well.

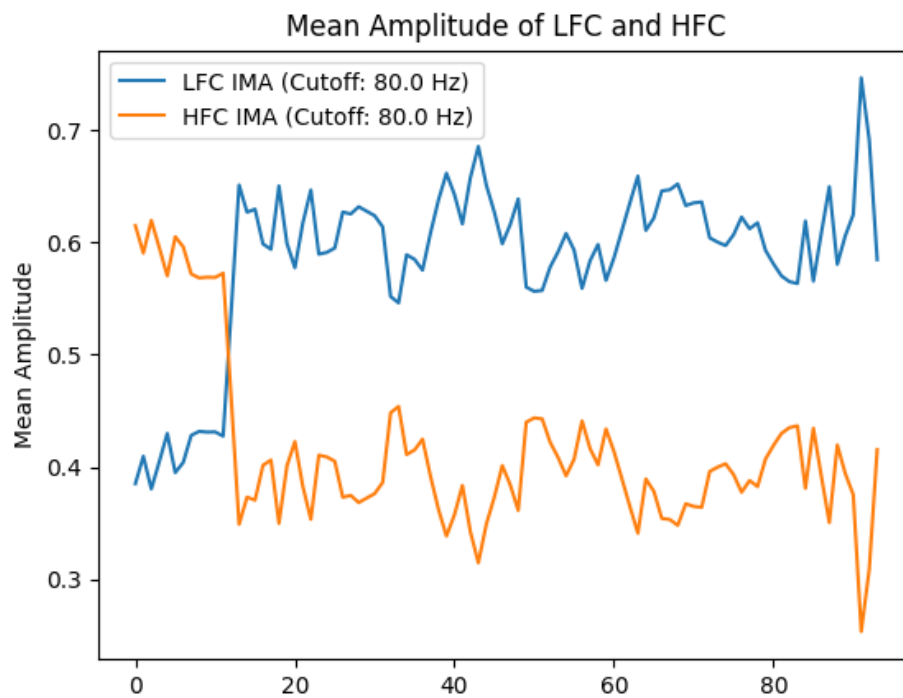


Figure 5.23: Instantaneous Mean Amplitude of Low Frequency Component (blue line) and High Frequency Component (red line) of the system implemented while muscle in active-state

In conclusion, the findings are validated by the consistent alignment of the observed behaviors in both algorithms and their respective implementations, which also highlights the reliability of the methodologies employed, thus opening the way for more precise and effective fatigue assessment in future applications.

6 Conclusion and Future Work

6.1 Conclusion

As this thesis approaches its conclusion, it is evident that the objectives set at the beginning have been successfully achieved. During the development and evaluation of this advanced IoT monitoring system, insights were gained in the field of sports science. The integration of two different sEMG sensors, an Arduino Uno R4 with BLE capabilities, and data processing algorithms has provided valuable information into real-time muscle fatigue monitoring. The study of system implementation, including signal processing techniques and wireless communication protocols, has deepened the understanding of the technical aspects regarding the research. Two distinct algorithms for muscle fatigue detection have been utilized, each offering unique contributions. Algorithm A monitors Median Power Frequency (MPF) values to establish baseline levels and observe changes over time, while Algorithm B focuses on Integrated EMG values to be triggered, utilizing an innovative approach in frequency domain to calculate fatigue index. Multiple sessions were conducted on the Vastus Medialis muscle by performing isometric leg extensions, thus, firsthand evidence of the system's performance has been obtained. Despite the challenges faced, such as ensuring proper posture to minimize artifacts and addressing grounding issues with the Myoware 2.0 Muscle Sensor, the results have demonstrated the system's potential in accurately monitoring muscle fatigue in athletes. Algorithm A was less effective but still useful in identifying fatigue when combined with linear regression analysis, whereas Algorithm B showed a clear progression of fatigue over time, showing better performance. Additionally, the implementation of a React.js and MongoDBCloud application has provided a platform for data management and analysis. This application offers three main options: registering new athletes, performing real-time tests, and accessing historical results. The integration of these functionalities confirms efficient monitoring and data availability, enhancing the overall usability of the system. Furthermore, the importance of attention to preprocessing and hardware installation phases has been highlighted. By completing these steps the development and deployment of the software controlling the monitoring system, was successful.

In conclusion, this thesis has shown the major potential of IoT technology in sports science, particularly in monitoring muscle fatigue in athletes. The developed system, combining advanced algorithms and data management, has shown promise in providing accurate and real-time insights. These findings can be used for future research and improvements, potentially expanding the system's applications across various sports and athletic disciplines.

6.2 Future Work

Looking ahead, there is a lot of work to be done to improve and expand the capabilities of the developed IoT monitoring system. Enhancing the algorithms for fatigue detection is one important area for improvement. Although Algorithms A and B have demonstrated encouraging outcomes, their accuracy and dependability may be improved by additional optimization and validation using a larger and more varied athlete population. Furthermore, investigating machine learning methods may prove to be an extremely useful tool because real-time fatigue assessment is difficult to calculate. Improvement of the hardware components in the system is another potential area for future work. The grounding problems of the Myoware 2.0 Muscle Sensor should be fixed, and it should be ensured that the quality of the signal is consistent under all kinds of conditions. The work on improving signal quality might include alternative sensors or advanced methods of signal processing to decrease noise and artifacts. Other enhancements in signal accuracy and reduction of interference might be made through enhancements in filtering methods, such as using adaptive filtering techniques or even more

complex digital filters. Higher sampling frequency experiments may also present more detailed data, enhancing the precision of algorithms for fatigue detection. Further, the functionality of the system can be improved by the inclusion of more physiological and biomechanical parameters. Inclusion of other sensors, such as heart rate monitors or accelerometers, integrating surface electromyography, may provide a better evaluation of the athlete's workload and fatigue. This approach would offer full comprehension of the athlete's condition and, hence, more specialized, and customized training practice. Enhancing the software infrastructure, particularly the React.js and MongoDBCloud application, presents another important area for future work. Implementing advanced data analytics and visualization tools can provide more in-depth insights into collected data. Furthermore, adding capabilities like remote monitoring could improve the system's accessibility and usability for coaches and athletes.

REFERENCES

- [1] L. C.-B. C. Y. C. W. H. T.-S. H. C.-Y. Liu S-H, «An EMG Patch for the Real-Time Monitoring of Muscle-Fatigue Conditions During Exercise,» *Sensors*, 2019.
- [2] B. A. F. P. S. A. B. J. Xu Wencong, «A Surface EMG System: Local Muscle Fatigue Detection,» *TU-Delft*, 2020.
- [3] R. S.-J. L. Y.-H. Wu Y-D, «An Ultra-Low Power Surface EMG Sensor for Wearable Biometric and Medical Applications,» *Biosensors*, 2021.
- [4] H. W. R. H. H. M. L. I. L. Qassim HM, «Proposed Fatigue Index for the Objective Detection of Muscle Fatigue Using Surface Electromyography and a Double-Step Binary Classifier,» *Sensors*, 2022.
- [5] R. K. a. S. Kubo, «Development of Consumer-Friendly Surface Electromyography System for Muscle Fatigue Detection,» *IEEE Access*, 2023.
- [6] M.-A. J. A. D. G.-B. J. F. A. A. C. G. A. F.-L. C. Fernández-Lázaro D, « Electromyography: A Simple and Accessible Tool to Assess Physical Performance and Health during Hypoxia Training. A Systematic Review,» *Sustainability*, 2020.
- [7] a. E. R. B. P. V. Komi, «Reproducibility of electromyographic measurements with inserted wire electrodes and surface electrodes,» *Electromyography*, 1970.
- [8] «MyoWare Muscle Sensor. Advanced Guide. 2022.» Available: https://myoware.com/wp-content/uploads/2022/03/MyoWare_v2_AdvancedGuide-Updated.pdf.
- [9] «Arduino UNO R4 WiFi. » Available: <https://store.arduino.cc/products/uno-r4-wifi>.
- [10] « BioAmp EXG Pill.» Available: <https://store.upsidedownlabs.tech/product/bioamp-exg-pill/>.
- [11] «Adafruit USB Isolator. » Available: <https://www.adafruit.com/product/2107>.
- [12] «Biological Signals Course - F7ABBLS - CZECH TECHNICAL UNIVERSITY OF PRAGUE»
- [13] A. T. Kushida A.K.D, «Estimation of muscle fatigue based on the frequency analysis of EMG,» *Proceedings of the Life Engineering Symposium*, 2013.
- [14] « SENIAM» Available: <http://seniam.org>
- [15] S. Ward. "THE HUMAN CELL ATLAS: AN INTERNATIONAL EFFORT," <http://alttox.org/the-human-cell-atlas-an-international-effort/>.

APPENDIX

GitHub is a web-based platform used for version control and collaborative software development. It allows users to host and review code, manage projects, and build software alongside other developers.

All the work implemented in this thesis can be found in the following GitHub Repository.

<https://github.com/Mia1Dimit/Advanced-IoT-monitoring-system-of-muscle-fatigue-using-sEMG-Arduino.git>

ΕΚΤΕΤΑΜΕΝΗ ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΠΕΡΙΛΗΨΗ



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΑΤΡΩΝ

**ΤΜΗΜΑ ΗΛΕΚΤΡΟΛΟΓΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ ΚΑΙ
ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΑΣ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ**

ΤΟΜΕΑΣ ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΟΣ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΕΠΙΒΛΕΠΟΝΤΟΣ

**Προηγμένο IoT σύστημα παρακολούθησης της
κατάστασης των μυών αθλούμενου με χρήση
Ηλεκτρομυογραφικού (sEMG) συστήματος και
Arduino**

ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Μιαούλης Δημήτριος

ΕΠΙΒΛΕΠΩΝ: Σταύρος Κουμπιάς

ΠΑΤΡΑ – 07, 2024

Πανεπιστήμιο Πατρών, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών.

Δημήτριος Μιαούλης

© 2024 – Με την επιφύλαξη παντός δικαιώματος

Το σύνολο της εργασίας αποτελεί πρωτότυπο έργο, παραχθέν από τον Δημήτριο Μιαούλη, και δεν παραβιάζει δικαιώματα τρίτων καθ' οιονδήποτε τρόπο. Αν η εργασία περιέχει υλικό, το οποίο δεν έχει παραχθεί από τον/την ίδιο/α, αυτό είναι ευδιάκριτο και αναφέρεται ρητώς εντός του κειμένου της εργασίας ως προϊόν εργασίας τρίτου, σημειώνοντας με παρομοίως σαφή τρόπο τα στοιχεία ταυτοποίησής του, ενώ παράλληλα βεβαιώνει πως στην περίπτωση χρήσης αυτούσιων γραφικών αναπαραστάσεων, εικόνων, γραφημάτων κ.λπ., έχει λάβει τη χωρίς περιορισμούς άδεια του κατόχου των πνευματικών δικαιωμάτων για την συμπερίληψη και επακόλουθη δημοσίευση του υλικού αυτού.

ΠΙΣΤΟΠΟΙΗΣΗ

Πιστοποιείται ότι η Διπλωματική Εργασία με τίτλο

Προηγμένο IoT σύστημα παρακολούθησης της κατάστασης των μυών αθλούμενου με χρήση Ηλεκτρομυογραφικού (sEMG) συστήματος και Arduino

του φοιτητή του Τμήματος Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας
Υπολογιστών

Δημήτριου Μιαούλη του Χαραλάμπους

Αριθμός Μητρώου: 1066616

Παρουσιάστηκε δημόσια στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και
Τεχνολογίας Υπολογιστών στις

08/07/2024

και εξετάστηκε από την ακόλουθη εξεταστική επιτροπή:

Σταύρος Κουμπιάς, Ομότιμος Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών
και Τεχνολογίας Υπολογιστών (επιβλέπων)

Σκόδρας Αθανάσιος, Καθηγητής, Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και
Τεχνολογίας Υπολογιστών (μέλος επιτροπής)

Γιαλελής Ιωάννης, Ε.ΔΙ.Π., Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας
Υπολογιστών (μέλος επιτροπής)

Ο Επιβλέπων

Ο Διευθυντής του Τομέα

Σταύρος Κουμπιάς
Ομότιμος Καθηγητής

Γεώργιος Θεοδωρίδης
Αναπληρωτής Καθηγητής

Πρόλογος

Η παρούσα Διπλωματική Εργασία εκπονήθηκε στο Τμήμα Ηλεκτρολόγων Μηχανικών και Τεχνολογίας Υπολογιστών, υπό την επίβλεψη του Ομότιμου Καθηγητή Σταύρου Κουμπιά.

Θα ήθελα να εκφράσω την ευγνωμοσύνη μου στον Καθηγητή Σταύρο Κουμπιά, για την υποστήριξή του σε όλο αυτό το ταξίδι. Η καθοδήγησή του για την προσέγγιση αυτής της Διπλωματικής Εργασίας ήταν άψογη, καθώς παρείχε και όλα τα απαραίτητα εξαρτήματα σε άμεσο χρονικό διάστημα. Η τεχνογνωσία και η ενθάρρυνση του ήταν καθοριστικοί παράγοντες για την επιτυχή ολοκλήρωση αυτής της εργασίας.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τον Καθηγητή Αθανάσιο Σκόδρα για την προσφορά του κατά τη διάρκεια της συνάντησής μας, οι οποίες συνέβαλαν σημαντικά στη βελτίωση της ερευνητικής μου προσέγγισης. Επιπλέον, εκφράζω την εκτίμησή μου στον Καθηγητή Γαλαλή Ιωάννη για την προθυμία του να εξετάσει αυτή την εργασία και να παρέχει σχόλια.

Θα ήθελα επίσης να ευχαριστήσω τον φίλο Ιωάννη, για τη βοήθειά του, τις αναλυτικές συζητήσεις και την υποστήριξή του, που συνέβαλαν σημαντικά στην έρευνά μου πάνω στις ασύρματες τεχνολογίες. Ιδιαίτερες ευχαριστίες στους Σωτήρη και Ανδρέα, χωρίς τους οποίους το ταξίδι αυτό στο πανεπιστήμιο θα ήταν τελείως διαφορετικό. Η αλληλοβοήθεια και η στήριξη στα έτη αυτά μέσα από καλές και κακές στιγμές προσέφερε μοναδικές στιγμές και φιλίες. Ένα μεγάλο ευχαριστώ και στην Λέτι, για την υπομονή, την κατανόηση και την ατελείωτη ώθηση που μου δίνει κατά τη διάρκεια αυτών των ετών.

Το μεγαλύτερο ευχαριστώ όμως πάει στην οικογένειά μου, που μου έδωσε την ευκαιρία να ακολουθήσω την εκπαίδευσή μου και που στάθηκε δίπλα μου σε κάθε στάδιο της ζωής μου. Η πίστη τους στις ικανότητές μου και η συνεχής υποστήριξή τους σε όλες τις επιλογές μου αποτέλεσαν πηγή τεράστιας δύναμης και έμπνευσης.

Τέλος, θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Δημήτρη Μάζη, ο οποίος μου άνοιξε το γυμναστήριό του για να κάνω πειράματα οποτεδήποτε ήθελα, και μου παραχώρησε το μηχανήμα έκτασης ποδιών που χρησιμοποιήθηκε στην παρούσα εργασία. Εκφράζω τη βαθιά μου εκτίμηση σε όλους τους συμμετέχοντες που προσέφεραν απλόχερα το χρόνο τους, και ένα θερμό ευχαριστώ στον Γιώργο που μου επέτρεψε να τον βιντεοσκοπήσω κατά την εκτέλεση της δοκιμής του. Χωρίς τη βοήθεια και την υπομονή του καθενός, δεν θα είχε επιτευχθεί αυτό το αποτέλεσμα.

Περίληψη

Στη σύγχρονη εποχή, η ενσωμάτωση της τεχνολογίας του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT) στον τομέα του αθλητισμού είναι απαραίτητη, καθώς η βελτιστοποίηση της απόδοσης και της αποκατάστασης είναι ζωτικής σημασίας για τους αθλητές. Η επιφανειακή ηλεκτρομυογραφία (sEMG) διαδραματίζει σημαντικότατο ρόλο παρέχοντας σε πραγματικό χρόνο πληροφορίες για τη λειτουργία των μυών, καθώς οι προπονητές και οι επιστήμονες στοχεύουν στη βελτίωση των προγραμμάτων προπόνησης και στην πρόληψη των τραυματισμών των αθλητών. Επίσης, η παρακολούθηση του ΗΜΓ σήματος είναι κρίσιμη στην αποκατάσταση, καθώς επιτρέπει εξατομικευμένα προγράμματα και αξιολογεί την επανένταξη των μυών μετά τον τραυματισμό. Παρά τις εξελίξεις, τα υπάρχοντα συστήματα ΗΜΓ συχνά στερούνται στο συνδυασμό επικοινωνίας σε πραγματικό χρόνο και ευκολίας χρήσης. Αυτό αναδεικνύει την ανάγκη για καινοτόμες λύσεις, καθώς πρέπει να προσφέρουν ολοκληρωμένη ανάλυση και εύκολη ενσωμάτωση με άλλα ψηφιακά εργαλεία.

Η παρούσα διπλωματική αντιμετωπίζει αυτές τις ανάγκες αναπτύσσοντας ένα προηγμένο σύστημα παρακολούθησης σε πραγματικό χρόνο με βάση το IoT, σχεδιασμένο για την ανίχνευση της μυϊκής κόπωσης με τη χρήση αισθητήρων επιφανειακής ΗΜΓ. Το σύστημα χρησιμοποιεί τους αισθητήρες αυτούς ενσωματωμένους σε έναν μικροελεγκτή Arduino για τη συλλογή και επεξεργασία δεδομένων μυϊκής δραστηριότητας. Υλοποιήθηκαν δύο αλγόριθμοι από τη βιβλιογραφία, ο ένας που χρησιμοποιεί τη διάμεση συχνότητα ισχύος (MPF) για την παρακολούθηση των αλλαγών της, ενώ ο άλλος υπολογίζει έναν δείκτη κόπωσης με βάση ένα βήμα ενεργοποίησης, μετά από ανάλυση στο πεδίο της συχνότητας. Η συσκευή δοκιμάστηκε στον μυ Vastus Medialis κατά τη διάρκεια ισομετρικών ασκήσεων έκτασης του ποδιού με πολλαπλούς συμμετέχοντες σε πολλαπλές συνεδρίες. Αναπτύχθηκε επίσης μια εφαρμογή που επιτρέπει την οπτικοποίηση και την ανάλυση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο μέσω μιας διεπαφής φιλικής προς τον χρήστη. Τα αποτελέσματα καταδεικνύουν την αποτελεσματικότητα του συστήματος στην παροχή πληροφοριών σε πραγματικό χρόνο με σκοπό τη βελτιστοποίηση της αθλητικής απόδοσης και την ενίσχυση των διαδικασιών αποκατάστασης. Οι δυνατότητες ανάλυσης δεδομένων, σε συνδυασμό με την ενσωμάτωση τεχνολογιών IoT, υπογραμμίζουν τη δυνατότητα αυτού του είδους συστήματος να προσφέρει στην αθλητική επιστήμη και τη διαχείριση των αθλητών. Προσφέροντας άμεσες γνώσεις σχετικά με τη μυϊκή κόπωση, το σύστημα δίνει τη δυνατότητα στους αθλητές αλλά και στους προπονητές, φυσιοθεραπευτές να λαμβάνουν τεκμηριωμένες αποφάσεις, βελτιώνοντας έτσι τα αποτελέσματα της προπόνησης και την αποτελεσματικότητα της αποκατάστασης.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΙΝΑΚΑΣ ΕΙΚΟΝΩΝ	64
ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ.....	66
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	67
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	67
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ	67
ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ	68
ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ	69
ΣΥΣΤΗΜΑ No.1 – ΧΡΗΣΗ BIOAMP EXG PILL.....	69
ΣΥΣΤΗΜΑ No.2 – ΧΡΗΣΗ MYOWARE 2.0	69
ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΕΣ BLE, ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΜΥΪΚΗΣ ΚΟΠΩΣΗΣ ΚΑΙ ΠΡΩΤΟΚΟΛΛΟ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ.....	71
ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΗΣ ΚΕΝΤΡΙΚΗΣ ΣΥΣΚΕΥΗΣ BLE.....	71
ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΚΗΣ ΣΥΣΚΕΥΗΣ BLE	71
ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΞΑΓΩΓΗ ΔΕΙΚΤΗ ΜΥΪΚΗΣ ΚΟΠΩΣΗΣ	72
ΠΡΩΤΟΚΟΛΛΟ ΤΟΥ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ.....	73
ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ.....	75
BACKEND	75
FRONTEND.....	75
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	78
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΠΟ ΤΟ ΠΡΩΤΟ ΣΥΣΤΗΜΑ.....	78
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΠΟ ΤΟ ΔΕΥΤΕΡΟ ΣΥΣΤΗΜΑ	80
ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ ΤΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	81
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ.....	84
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ.....	84
ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ	84
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ.....	86
ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ.....	87

ΠΙΝΑΚΑΣ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Αρχιτεκτονική πρώτου συστήματος.....	69
Εικόνα 2: Αισθητήρας Myoware με τα 2 shields (Link Shield, Cable Shield) ενσωματωμένα [5].....	70
Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική δεύτερου συστήματος	70
Εικόνα 4: Vastus Medialis σε κατάσταση ξεκούρασης και σε ενεργή κατάσταση πραγματοποιώντας έκταση του ποδιού.	73
Εικόνα 5: Θέση ηλεκτροδίων στον Vastus Medialis. Οι μπλε κουκκίδες αντιπροσωπεύουν τη γραμμή του μυός VM. Το κίτρινο σημείο αντιπροσωπεύει την τοποθέτηση των δύο κύριων ηλεκτροδίων [10]......	74
Εικόνα 6: Τοποθετημένο το πρώτο σύστημα ως προς καταγραφή του Vastus Medialis	74
Εικόνα 7: Αρχική Σελίδα Εικόνα 8: Σελίδα εγγραφής νέου αθλητή.....	75
Εικόνα 9: Στιγμιότυπο οθόνης μετά το πέρας της συνεδρίας σχετικά με τα χαρακτηριστικά που λήφθηκαν και υπολογίστηκαν	76
Εικόνα 10: Στιγμιότυπο οθόνης μετά το πέρας της συνεδρίας σχετικά με τα αποτελέσματα των αλγορίθμων.....	76
Εικόνα 11: Επιλογή ημερομηνίας για προβολή αποτελεσμάτων	77
Εικόνα 12: Προβολή αποτελεσμάτων	77
Εικόνα 13: Χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου και στο πεδίο της συχνότητας. Γυναίκα 24 ετών.....	78
Εικόνα 14: Αποτελέσματα του αλγορίθμου A	79
Εικόνα 15: Γραμμική παλινδρόμηση για MNF, MPF.....	79
Εικόνα 16: Αποτελέσματα του αλγορίθμου B με πολυωνυμική προσαρμογή 3ου βαθμού και κινητό μέσο όρο.....	80
Εικόνα 17: Αποτελέσματα που προέκυψαν από το δεύτερο σύστημα	81
Εικόνα 18: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του αρχικού συστήματος ενώ ο μυς βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας	82
Εικόνα 19: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του συστήματος που εφαρμόζεται ενώ ο μυς βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας.....	82
Εικόνα 20: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του αρχικού συστήματος ενώ ο μυς βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση.....	83
Εικόνα 21: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του συστήματος που εφαρμόζεται ενώ ο μυς βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση.....	83

ΣΥΝΤΟΜΟΓΡΑΦΙΕΣ

IoT	Internet of Things (Διαδίκτυο των Πραγμάτων)
sEMG	Surface ElectroMyoGraphy (επιφανειακή Ηλεκτρομυογραφία)
IR	Infinite Impulse Response
HMF	Ηλεκτρομυογράφημα
IEMG	Integrated EMG
BLE	Bluetooth Low Energy
HFSS	High Frequency Sub Signal
LFSS	Low Frequency Sub Signal
IMA	Instantaneous Mean Amplitude
FFT	Fast Fourier Transform
LFC	Low Frequency Component
HFC	High Frequency Component
VM	Vastus Medialis

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Ο τομέας της ανάλυσης και της παρακολούθησης της αθλητικής επίδοσης έχει αλλάξει δραματικά τα τελευταία χρόνια. Αθλητές, προπονητές και επιστήμονες αναζητούν δημιουργικούς τρόπους για τη βελτίωση των μεθόδων προπόνησης, την πρόληψη των τραυματισμών και τη μεγιστοποίηση των αποτελεσμάτων της απόδοσης, επειδή ο αθλητισμός στην εποχή αυτή απαιτεί συνεχή υπέρβαση των ανθρώπινων ορίων. Μια από τις σημαντικές ανακαλύψεις στον κλάδο, ήταν η ενσωμάτωση της τεχνολογίας του Διαδικτύου των Πραγμάτων (IoT), η οποία προσθέτει δυνατότητες ασύρματης επικοινωνίας σε μικρού κόστους συσκευές παρακολούθησης, όπως αισθητήρες επιφανειακής ηλεκτρομυογραφίας (sEMG). Το IoT επιτρέπει τη συνεχή και αδιάκοπη μετάδοση δεδομένων, επιτρέποντας την παρακολούθηση και ανάλυση της μυϊκής κατάστασης ενός αθλητή σε πραγματικό χρόνο. Αυτή η τεχνολογία παρέχει χρήσιμες πληροφορίες που καθιστούν δυνατή τη λήψη τεκμηριωμένων αποφάσεων σχετικά με την προπόνηση και την απόδοση ενός αθλητή.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΚΗ ΕΡΕΥΝΑ

Εξετάζοντας τη σχετική βιβλιογραφία, παρατηρείται ότι οι προσπάθειες έρευνας και ανάπτυξης έχουν εστιάσει στην ανάπτυξη συστημάτων επιφανειακής ηλεκτρομυογραφίας (sEMG) με σκοπό την ακριβή ανίχνευση της μυϊκής κόπωσης και την παρακολούθηση της σε πραγματικό χρόνο. Η βιβλιογραφία περιλαμβάνει την ανάλυση ποικίλων θεμάτων που σχετίζονται με την τεχνολογία sEMG, από τη δημιουργία φιλικών προς το χρήστη εργαλείων για τον εντοπισμό της μυϊκής εξάντλησης έως την πρόταση καινοτόμων αλγορίθμων κόπωσης για αξιολόγηση.

Το 2019 [\[1\]](#) αναπτύχθηκε σύστημα επιφανειακής ΗΜΓ για να τοποθετηθεί στον γαστροκνήμιο μυ, έτσι ώστε να μπορεί να γίνει μια εκτίμηση σχετικά με τη μυϊκή κόπωση σε πραγματικό χρόνο. Ένας μικροελεγκτής χρησιμοποιήθηκε για τη λήψη του ΗΜΓ και τον υπολογισμό της διάμεσης συχνότητας σε πραγματικό χρόνο. Γνωρίζοντας ότι ενώ η κόπωση εξελίσσεται, η διάμεση συχνότητα θα μετατοπιστεί σε χαμηλότερη τιμή, παρατηρήθηκαν ενδιαφέροντα αποτελέσματα. Χρησιμοποιήθηκε ένας αλγόριθμος εμπειρικής αποσύνθεσης για την ελαχιστοποίηση του θορύβου που εισέρχεται από την ισοτονική άσκηση. Το πείραμα που διεξήχθη περιλάμβανε άσκηση ποδηλάτου (ισοτονική) σε διαφορετικές ταχύτητες. Ο αλγόριθμος που υλοποιήθηκε παρακολουθούσε την τιμή της διάμεσης συχνότητας για να παρατηρήσει τις διαφορές καθώς προχωράει ο χρόνος, ώστε να μπορεί να ληφθεί μια απόφαση σχετικά με το επίπεδο κόπωσης. Κλείνοντας, μια εφαρμογή για smartphone έδωσε τη δυνατότητα σε περισσότερους χρήστες να εμφανίζουν τις τρέχουσες συνθήκες και πληροφορίες κατά την άσκηση.

Αργότερα, το 2020, μια διπλωματική στο Τεχνολογικό Πανεπιστήμιο του Delft [\[2\]](#), παρείχε λεπτομερείς πληροφορίες σε ένα πιο προηγμένο σύστημα που χρησιμοποιεί περισσότερα κανάλια για την εξαγωγή πληροφοριών από μια ομάδα μυών. Μελετώντας ισομετρικές και ισοτονικές ασκήσεις, εξήχθησαν 3 χαρακτηριστικά στο πεδίο της συχνότητας, η μέση συχνότητα, η διάμεση συχνότητα και η ταχύτητα διάδοσης των μυϊκών ινών, δεδομένου ότι η μυϊκή κόπωση συνδέεται με τη μείωση αυτών των μετρικών. Αυτή η εργασία ήταν περιορισμένη από άποψη επικοινωνίας χωρίς να διαθέτει ασύρματες δυνατότητες, κυρίως επειδή επικεντρώθηκε σε υψηλή συχνότητα δειγματοληψίας για να καταγράψει περισσότερους από έναν μύες.

Στα τέλη του 2021 [\[3\]](#) το σύστημα που υλοποιήθηκε επικεντρώθηκε κυρίως σε υψηλές ικανότητες δειγματοληψίας και εξαιρετικά χαμηλής ισχύος. Για την απόκτηση του σήματος ΗΜΓ, εφαρμόστηκαν

οι κατάλληλες μέθοδοι φιλτραρίσματος για την λήψη της αποτελεσματικής συχνότητας του ΗΜΓ (20Hz - 500Hz), όπως ένα φίλτρο αποκοπής για την αποφυγή του θορύβου των 50Hz και ένα υπερεπατό φίλτρο για την αποφυγή των 0 - 20Hz συχνοτήτων. Επιπλέον, η τεχνολογία που επιλέχθηκε για τη μετάδοση του σήματος ήταν το Bluetooth Low Energy λόγω της χαμηλότερης κατανάλωσης ενέργειας σε σύγκριση με το Wi-Fi και την υψηλή ταχύτητα μετάδοσης. Η καινοτομία που υλοποιήθηκε σε αυτή την εργασία είναι ότι έχει ενσωματωθεί ένας μηχανισμός ring-rong buffer στην αρχιτεκτονική του μικροελεγκτή που επιτρέπει στον ADC να καταγράψει νέα δεδομένα, ενώ ο μικροελεγκτής εκτελεί την επεξεργασία του παλαιού τμήματος δεδομένων. Τα ευρήματα δείχνουν ότι σε σύγκριση με τις εμπορικές συσκευές, η προτεινόμενη αρχιτεκτονική μπορεί να μειώσει το μέσο ρεύμα κατά 92,72% και να διατηρήσει τη διάρκεια ζωής της μπαταρίας κατά 9,057 φορές μεγαλύτερη.

Στις αρχές του 2022 κυκλοφόρησε μια άλλη ενδιαφέρουσα επιστημονική έρευνα [4]. Η έρευνα αυτή επικεντρώθηκε στην υλοποίηση ενός αλγορίθμου ανίχνευσης μυϊκής κόπωσης με τη χρήση ενός ταξινομητή διπλού βήματος. Το πρώτο βήμα αυτού του αλγορίθμου περιλαμβάνει ένα χαρακτηριστικό στο πεδίο του χρόνου, το ολοκληρωμένο ΗΜΓ (IEMG) για να αποφασίσει τη διαστολή του σχετικού μυός, ενώ το δεύτερο βήμα περιλαμβάνει την απομόνωση του Χαμηλής Συχνότητας Στοιχείου έναντι του Υψηλής Συχνότητας Στοιχείου. Αυτά χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό του δείκτη κόπωσης. Αυτό ήταν ένα καινοτόμο βήμα, βασισμένο στη γνώση ότι όταν ένας μυς κουράζεται η συχνότητα τείνει να γίνεται πυκνότερη στις χαμηλές συχνότητες.

ΣΤΟΧΟΣ ΤΗΣ ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗΣ

Η παρούσα διπλωματική επικεντρώνεται στη μελέτη των γνώσεων που προσφέρονται από τις προηγούμενες έρευνες προσφέροντας μια νέα προοπτική. Σχεδιάστηκε μία φορητή συσκευή για την παρακολούθηση της κατάστασης των μυών ενός αθλητή κατά την εκτέλεση μιας ισομετρικής άσκησης. Στη φάση της ανάπτυξης αναπτύχθηκαν δύο συσκευές με μοναδική διαφορά τον αισθητήρα που λαμβάνει το σήμα ΗΜΓ. Ένα από τα κύρια πλεονεκτήματα αυτής της εργασίας είναι η ενσωμάτωση ασύρματης επικοινωνίας μέσω Bluetooth Low Energy. Αυτό επιτρέπει τη μετάδοση δεδομένων σε πραγματικό χρόνο σε μια εφαρμογή, η οποία αναπτύχθηκε μεταξύ άλλων με σκοπό την οπτικοποίηση των δεδομένων που λαμβάνονται από τη συσκευή. Ένα άλλο κύριο πλεονέκτημα αυτής της εργασίας είναι η σύνδεση της συσκευής με μια βάση δεδομένων Cloud που επιτρέπει στους προπονητές, τους αθλητές και τους επιστήμονες να διατηρούν μια πλήρη κατανόηση καθ' όλη τη διάρκεια μιας σεζόν, επανεξετάζοντας άμεσα, όταν χρειάζεται, την επιθυμητή συνεδρία.

ΑΡΧΙΤΕΚΤΟΝΙΚΗ ΣΥΣΤΗΜΑΤΟΣ

Για την δημιουργία των δύο συστημάτων χρησιμοποιήθηκαν τα παρακάτω υλικά:

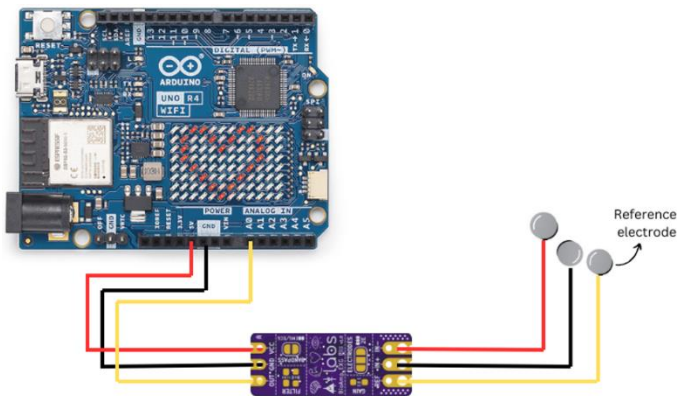
- ✓ Arduino UNO R4 WiFi [6]
- ✓ BioAmp EXG Pill [7]
- ✓ Myoware Muscle Sensor 2.0 [5]
- ✓ Myoware Cable Shield
- ✓ Myoware Link Shield
- ✓ Myoware Arduino Shield
- ✓ 3 ηλεκτρόδια
- ✓ Adafruit USB Isolator [8]

ΣΥΣΤΗΜΑ Νο.1 – ΧΡΗΣΗ BIOAMP EXG PILL

Μεταξύ του Arduino και του BioAmp Pill πρέπει να γίνουν οι ακόλουθες συνδέσεις:

- ✓ Ακίδα 5V - Ακίδα Vcc
- ✓ Ακίδα GND - Ακίδα GND
- ✓ Ακίδα A0 (Analog In) - Ακίδα OUT

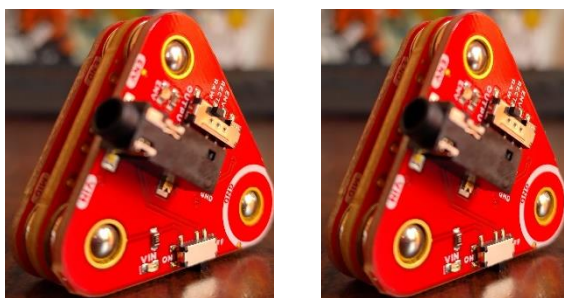
Ο αισθητήρας εξάγει τρία καλώδια με την ένδειξη IN+ (μαύρο), IN- (κόκκινο), REF (κίτρινο).



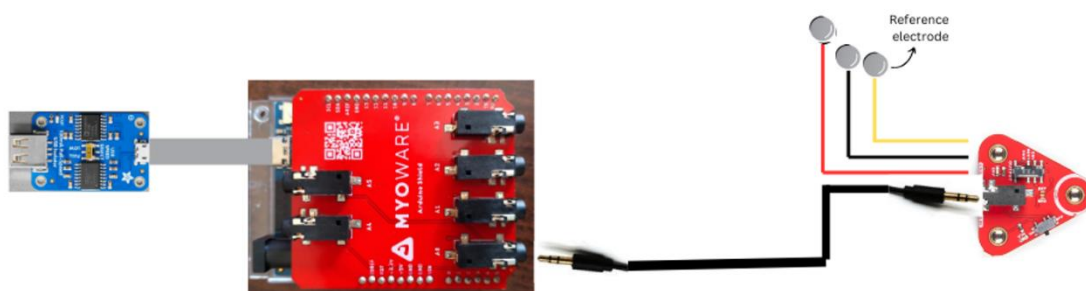
Εικόνα 1: Αρχιτεκτονική πρώτου συστήματος

ΣΥΣΤΗΜΑ Νο.2 – ΧΡΗΣΗ ΜΥOWARE 2.0

Πρώτον, ο αισθητήρας Myoware 2.0 πρέπει να συναρμολογηθεί για να μπορέσει να επικοινωνήσει με τον μικροελεγκτή. Το Cable Shield προσαρμόζεται στον αισθητήρα μυών και η άλλη πλευρά του αισθητήρα μυών προσαρμόζεται στο Link Shield. Αυτό δίνει τη δυνατότητα να συνδεθούν τα καλώδια των ηλεκτροδίων μέσω καλωδίου TRS 3,5 mm στο Cable Shield και επίσης να συνδεθεί το Link Shield με το Arduino Shield, που έχει τοποθετηθεί πάνω στην πλακέτα Arduino, μέσω ενός καλωδίου TRS-to-TRS. Το Adafruit USB Isolator συνδέεται πριν την πλακέτα Arduino για να αποφύγει τυχόν βρόχους γείωσης που δημιουργούνται.



Εικόνα 2: Αισθητήρας Myoware με τα 2 shields (Link Shield, Cable Shield) ενσωματωμένα [5]



Εικόνα 3: Αρχιτεκτονική δεύτερου συστήματος

ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΕΣ BLE, ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΜΥΪΚΗΣ ΚΟΠΩΣΗΣ ΚΑΙ ΠΡΩΤΟΚΟΛΛΟ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ

ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΤΗΣ ΚΕΝΤΡΙΚΗΣ ΣΥΣΚΕΥΗΣ BLE

Τα συστήματα που περιγράφηκαν χρησιμεύουν ως κεντρική συσκευή για τη συλλογή δεδομένων από τους αισθητήρες και τη μετάδοσή τους στην εφαρμογή. Αυτή η συσκευή είναι φορητή και τοποθετείται στον αθλητή. Εκεί, τα δεδομένα συλλέγονται με συχνότητα δειγματοληψίας 1kHz, η οποία είναι η ελάχιστη απαιτούμενη, καθώς το ΗΜΓ σήμα έχει πραγματικό εύρος ζώνης από 20Hz έως 500Hz. Στη συνέχεια, τα δεδομένα περνούν από ένα ψηφιακό φίλτρο Ζωνο-Περατό Butterworth Infinite Impulse Response (IIR), αφήνοντας να περάσουν μόνο τα δεδομένα με συχνότητες 25Hz έως 480Hz. Οι τιμές αυτές επιλέχθηκαν, για να αποφεύγονται τυχόν παρεμβολές που εμφανίζονται κοντά στις συχνότητες των 20Hz και 500Hz. Η τάξη αυτού του φίλτρου είναι 4, αλλά έχει υλοποιηθεί ως δύο ξεχωριστά 2ης τάξης για τη μείωση των αριθμητικών λαθών και τη διατήρηση της σταθερότητας.

Όταν τα φιλτραρισμένα δεδομένα είναι έτοιμα, πρέπει να αποσταλούν αμέσως μέσω BLE. Για να συμβεί αυτό, αρχικοποιείται μια υπηρεσία BLE με το όνομα «emgService». Αυτή η υπηρεσία περιέχει ένα χαρακτηριστικό BLE με το όνομα «EMG_Filtered_Characteristic».

Επιπλέον, κάθε πακέτο έχει σχεδιαστεί να περιέχει 236 bytes, που ισοδυναμούν με 59 τιμές float ανά πακέτο. Η κεντρική συσκευή καταγράφει συνεχώς τις τιμές μέχρι τη στιγμή που ένα πακέτο είναι έτοιμο για μετάδοση, οπότε ειδοποιεί την περιφερειακή συσκευή ότι το πακέτο που περιέχει νέα δεδομένα αποστέλλεται, διατηρώντας έτσι έναν κανονικό μηχανισμό buffer. Η διαδικασία που περιγράφεται παραπάνω, η οποία διατηρεί την κανονική λειτουργία του συστήματος, υλοποιήθηκε στο ArduinoIDE.

ΛΕΙΤΟΥΡΓΙΑ ΠΕΡΙΦΕΡΕΙΑΚΗΣ ΣΥΣΚΕΥΗΣ BLE

Ως περιφερειακή συσκευή BLE, λειτουργεί ο υπολογιστής/το κινητό τηλέφωνο που εκτελεί τη συνοδευτική εφαρμογή, η οποία μεταξύ άλλων επιλογών παρέχει τη δυνατότητα εκτέλεσης συνεδρίας σε πραγματικό χρόνο. Για να ξεκινήσει αυτή η συνεδρία, η περιφερειακή συσκευή προσδιορίζει πρώτα τη διεύθυνση της κεντρικής συσκευής και στη συνέχεια ζητά να συνδεθεί με αυτήν. Αφού επιτευχθεί η σύνδεση, το σύστημα ενεργοποιεί τις ειδοποιήσεις για το φιλτραρισμένο χαρακτηριστικό και αρχίζει η λήψη δεδομένων. Όταν υπάρχει ένα εισερχόμενο πακέτο (236 bytes), τα bytes αυτά μεταφράζονται και πάλι σε τιμές float, που αντιπροσωπεύουν το ακατέργαστο ΗΜΓ σήμα. Στη συνέχεια, με ένα κινούμενο παράθυρο 500 δειγμάτων, εξάγονται τα ακόλουθα χαρακτηριστικά χρησιμοποιώντας 1000 δείγματα:

- ✓ Μέση Τετραγωνική Ρίζα (Root Mean Square)
- ✓ Ολοκληρωμένο ΗΜΓ (Integrated EMG)
- ✓ Μέση Συχνότητα (Mean Frequency)
- ✓ Διάμεση Συχνότητα (Median Frequency)

Με βάση αυτές τις τιμές, εφαρμόστηκαν δύο αλγόριθμοι από τη βιβλιογραφία για να ληφθεί ένας δείκτης μυϊκής κόπωσης. Αυτοί οι αλγόριθμοι εκτελούνται ταυτόχρονα με τους υπολογισμούς των χαρακτηριστικών, παρέχοντας πληροφορίες σε πραγματικό χρόνο. Η όλη διαδικασία, συμπεριλαμβανομένων των αλγορίθμων, υλοποιήθηκε χρησιμοποιώντας την python και τις βιβλιοθήκες της.

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΓΙΑ ΤΗΝ ΕΞΑΓΩΓΗ ΔΕΙΚΤΗ ΜΥΪΚΗΣ ΚΟΠΩΣΗΣ

Ο πρώτος αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε [1] ξεκινά με την αρχικοποίηση μιας τιμής βάσης, η οποία υπολογίζεται ως ο μέσος όρος των τριών αρχικών τιμών της διάμεσης συχνότητας. Στη συνέχεια, ενώ λαμβάνει νέες τιμές διάμεσης συχνότητας, ο αλγόριθμος υπολογίζει πάντα τον μέσο όρο των τριών πιο πρόσφατων τιμών. Εάν αυτή η μέση διάμεση συχνότητα υπερβαίνει την τιμή βάσης, τότε αλλάζει την τιμή της στη νέα μέση τιμή. Τέλος, ο αλγόριθμος εξάγει ένα επίπεδο κόπωσης ως ποσοστό, το οποίο καθορίζεται από τη διαφορά μεταξύ της τιμής βάσης και της μέσης διάμεσης συχνότητας, κανονικοποιημένη ως προς την τιμή της βάσης.

$$Fatigue_{Level} = \frac{Baseline - MPF_{average}}{Baseline} \times 100$$

Αν και αυτή η μέτρηση αντιπροσωπεύει ένα επίπεδο κόπωσης, για να ελεγχθεί εκ νέου η αξιοπιστία αυτού του αποτελέσματος, υπολογίστηκε επίσης η γραμμική παλινδρόμηση της μέσης και διάμεσης συχνότητας, με στόχο την επίτευξη αρνητικής κλίσης στο τέλος της δοκιμής. Αυτός ο αλγόριθμος στο υπόλοιπο της παρούσας διπλωματικής, καλείται ως αλγόριθμος Α.

Ο δεύτερος αλγόριθμος [4] έχει την ακόλουθη λειτουργία. Η αρχική τιμή IEMG ήταν η πρώτη τιμή IEMG που υπολογίστηκε από το πρώτο τμήμα, ενώ ο μυς ξεκουράζεται, ενώ η τιμή IEMG_{current} αναφερόταν στην τιμή IEMG του πιο πρόσφατα ληφθέντος τμήματος. Όταν το IEMG_{current} ήταν μεγαλύτερο από το αρχικό IEMG, ενεργοποιούνταν το δεύτερο βήμα του αλγορίθμου.

Το δεύτερο βήμα περιλαμβάνει την ανάλυση του λαμβανόμενου ΗΜΓ σήματος στο πεδίο της συχνότητας, ώστε να διαχωριστούν οι ζώνες υψηλής και χαμηλής συχνότητας αυτού του σήματος. Για να επιτευχθεί αυτό, το τμηματοποιημένο ΗΜΓ σήμα πρέπει να φιλτραριστεί από δύο ζωνοπερατά φίλτρα χωριστά για να παραχθούν δύο υποσήματα, ένα υποσήμα υψηλής συχνότητας (HFSS) και ένα υποσήμα χαμηλής συχνότητας (LFSS). Για να επιτευχθεί αυτό πρέπει να προσδιοριστούν τα όρια. Στο παρελθόν, η συνιστώσα υψηλής συχνότητας προσδιορίστηκε στην περιοχή 80-350Hz [9], ενώ η συνιστώσα χαμηλής συχνότητας βρισκόταν στην περιοχή 25-79Hz. Είναι γνωστό ότι οι τιμές μέσης συχνότητας βρίσκονται κυρίως στην περιοχή 75-85Hz ενώ ο μυς δεν είναι κουρασμένος. Αξιοποιώντας αυτή τη γνώση, η συχνότητα που χρησιμοποιήθηκε για τον διαχωρισμό της συνιστώσας υψηλής συχνότητας με τη συνιστώσα χαμηλής συχνότητας ήταν τα 80Hz. Τα δύο φίλτρα που χρησιμοποιήθηκαν ήταν δύο ζωνοπερατά φίλτρα Butterworth τέταρτης τάξης, με εύρος συχνοτήτων 25-79Hz και 80-350Hz αντίστοιχα.

Μετά την εξαγωγή των σημάτων υψηλής και χαμηλής συχνότητας, εφαρμόστηκε ο γρήγορος μετασχηματισμός Fourier (FFT) για την παραγωγή των σημάτων υψηλής και χαμηλής συχνότητας στο πεδίο της συχνότητας. Για να ληφθεί ένας δείκτης σχετικά με τη μυϊκή κόπωση, υπολογίστηκε το στιγμιαίο μέσο πλάτος (IMA) των μετασχηματισμένων σημάτων, όπου το N δηλώνει το μήκος του τμήματος και το i το τρέχον τμήμα.

$$IMA_{LFSSfi} = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} |LFSS_{fi}[n]|}{N} \quad IMA_{HFSSfi} = \frac{\sum_{n=0}^{N-1} |HFSS_{fi}[n]|}{N}$$

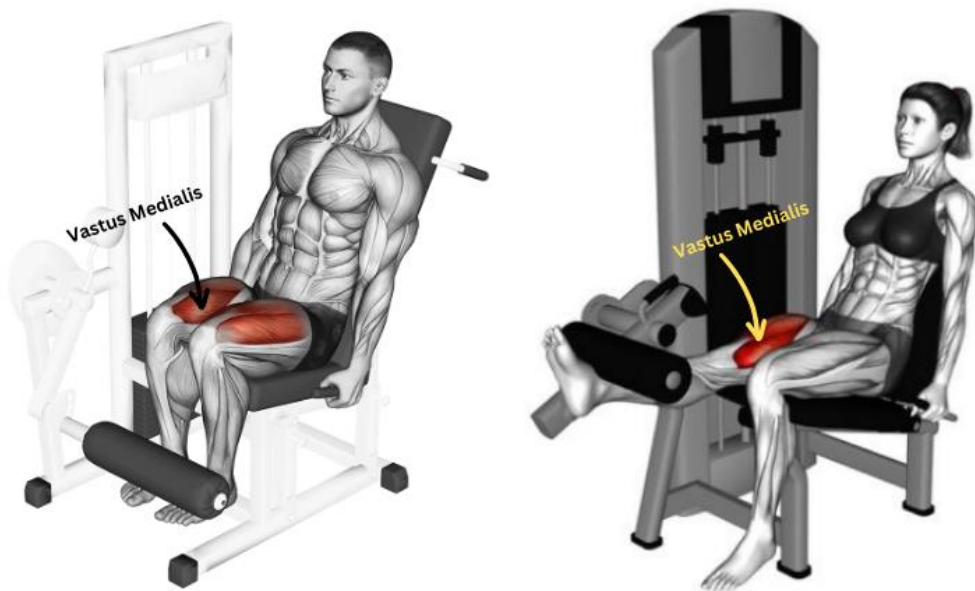
Τέλος, ο δείκτης κόπωσης αναπαρίσταται ως η διαφορά μεταξύ των στιγμιαίων μέσων πλατών και ο αλγόριθμος αυτός για το υπόλοιπο της διπλωματικής καλείται αλγόριθμος Β.

$$Fatigue_{Index} = IMA_{LFSSfi} - IMA_{HFSSfi}$$

ΠΡΩΤΟΚΟΛΛΟ ΤΟΥ ΠΕΙΡΑΜΑΤΟΣ

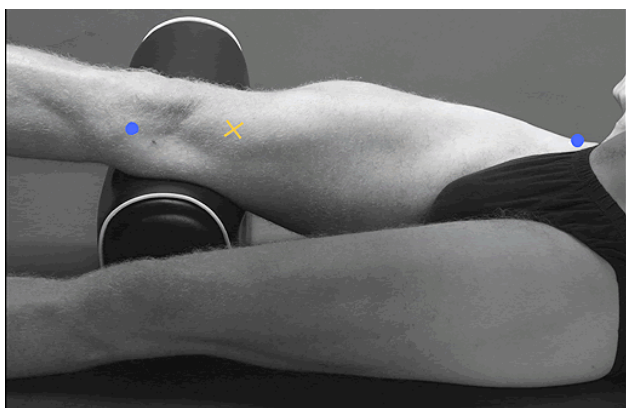
Για την εκτέλεση μιας συνεδρίας, η φορητή συσκευή πρέπει να τοποθετηθεί από κάποιον που γνωρίζει την διαδικασία τοποθέτησης. Η συσκευή τοποθετείται σε μια ζώνη που περιλαμβάνει επίσης το powerbank για την τροφοδοσία της συσκευής.

Πριν από την έναρξη κάθε συνεδρίας, το δέρμα του ασθενούς πρέπει να προετοιμαστεί προκειμένου να επιτευχθεί καλή επαφή ηλεκτροδίου-δέρματος, η οποία είναι σημαντική για την ελαχιστοποίηση των ηλεκτρικών παρεμβολών και του θορύβου. Οι τεχνικές προετοιμασίας του δέρματος που χρησιμοποιούνται περιλαμβάνουν κυρίως τοπικό ξύρισμα και τον καθαρισμό με οινόπνευμα. Στη συνέχεια, ανάλογα με τον επιθυμητό μυ που πρόκειται να καταγραφεί, ο αθλητής πρέπει να τοποθετηθεί στη σωστή στάση με τη σωστή τοποθέτηση των ηλεκτροδίων. Στην περίπτωση της παρούσας διπλωματικής, ο μυς που επιλέχθηκε είναι ο Vastus Medialis (VM). Η άσκηση που δίνει τις περισσότερες πληροφορίες για τον VM είναι μια ισομετρική έκταση του ποδιού, η οποία περιλαμβάνει την παραμονή του ποδιού σε μια εκτεταμένη θέση για τη διατήρηση της μυϊκής διαστολής χωρίς καμία πραγματική κίνηση, έτσι ώστε να ελαχιστοποιηθεί ο θόρυβος λόγω κίνησης. Για την εκτέλεση αυτής της άσκησης απαιτείται μηχανήμα έκτασης ποδιών.



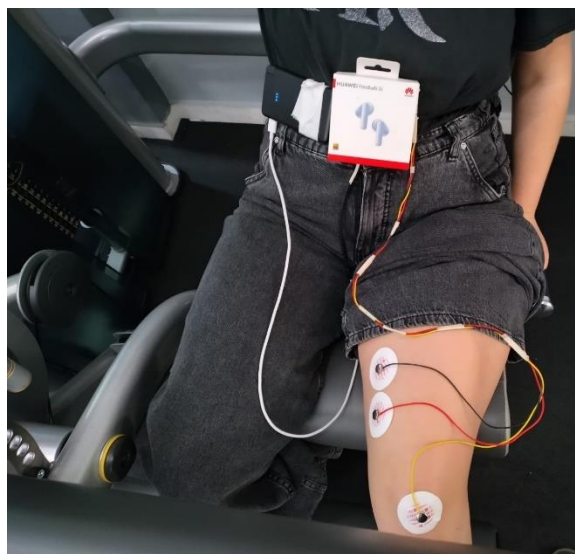
Εικόνα 4: Vastus Medialis σε κατάσταση ξεκούρασης και σε ενεργή κατάσταση πραγματοποιώντας έκταση του ποδιού.

Όσον αφορά την τοποθέτηση των ηλεκτροδίων για το VM η σωστή τοποθέτηση εξηγείται στο παρακάτω σχήμα.



Εικόνα 5: Θέση ηλεκτροδίων στον Vastus Medialis. Οι μπλε κουκκίδες αντιπροσωπεύουν τη γραμμή του μυός VM. Το κίτρινο σημείο αντιπροσωπεύει την τοποθέτηση των δύο κύριων ηλεκτροδίων [10].

Το ηλεκτρόδιο αναφοράς πρέπει να τοποθετείται στην πλησιέστερη ουδέτερη ζώνη, στην συγκεκριμένη περίπτωση πάνω στο γόνατο. Τέλος, η φωτογραφία με το σύστημα που υλοποιήθηκε απεικονίζεται παρακάτω.



Εικόνα 6: Τοποθετημένο το πρώτο σύστημα ως προς καταγραφή του Vastus Medialis

Όταν ολοκληρωθεί επιτυχώς η τοποθέτηση της συσκευής, η συνεδρία είναι έτοιμη να ξεκινήσει. Με βάση τη συχνότητα άσκησης και τις προτιμήσεις του αθλητή, επιλέχθηκε το κατάλληλο βάρος που κυμαίνεται σε 3 επιλογές, 11kg, 18kg και 25kg. Αρχικά, ζητήθηκε από τον αθλητή να διατηρήσει 10 δευτερόλεπτα σε θέση ηρεμίας, ώστε το σύστημα να λάβει τις αρχικές τιμές όπως απαιτείται. Στη συνέχεια, ο αθλητής τεντώνει το πόδι διατηρώντας τη σωστή στάση, όπως φαίνεται στην εικόνα 4. Η διάρκεια της έκτασης κυμαίνεται από 60 έως 80 δευτερόλεπτα, ανάλογα με την κατάσταση του κάθε αθλητή. Το δείγμα που ελήφθη, αφορούσε 10 άνδρες και 1 γυναίκα που εξετάστηκαν, ηλικίας $29,73 \pm 7,98$ ετών, ο καθένας εκτελώντας τουλάχιστον τρεις συνεδρίες, ώστε να ληφθεί επαρκής όγκος αποτελεσμάτων.

ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ ΕΦΑΡΜΟΓΗΣ

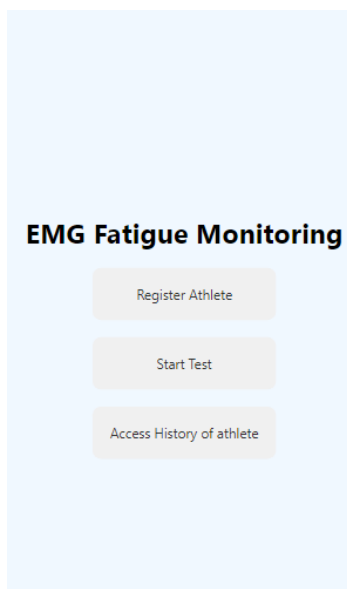
Υλοποιήθηκε μια εφαρμογή React.js σε συνδυασμό με MongoDBCloud, για να παρέχει πολλαπλές δυνατότητες για μια βελτιωμένη συνολική παρακολούθηση των διαφόρων αθλητών καθ' όλη τη διάρκεια του χρόνου. Αυτή η εφαρμογή παρέχει μια εύχρηστη διεπαφή για τους προπονητές και τους επιστήμονες, καθιστώντας την ουσιαστικό μέρος του συνολικού συστήματος. Η εφαρμογή επιτρέπει στους χρήστες να καταχωρούν αθλητές, να εκτελούν δοκιμές σε πραγματικό χρόνο και να έχουν πρόσβαση σε ιστορικά αποτελέσματα.

BACKEND

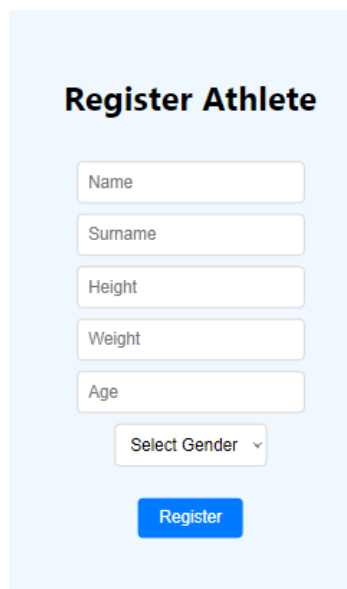
Δημιουργήθηκε μια βάση δεδομένων στο MongoDBCloud. Σχεδιάστηκαν δύο διαφορετικές συλλογές, οι οποίες ονομάστηκαν PersonalDetails και TestDetails αντίστοιχα. Η πρώτη περιείχε τις σχετικές προσωπικές πληροφορίες, όπως όνομα, επώνυμο, ύψος, βάρος, ηλικία και φύλο. Η συλλογή TestDetails περιέχει τα δεδομένα που συλλέχθηκαν καθ' όλη τη διάρκεια κάθε συνεδρίας, δηλαδή 4 πίνακες τιμών που αναφέρονται στις τιμές συχνοτήτων και στις τιμές που εξήχθησαν από τους αλγορίθμους A και B. Επιπλέον, κάθε έγγραφο περιέχει την ημερομηνία της δοκιμής και ένα ατομικό id που αντιστοιχεί στο id της συλλογής PersonalDetails. Ως εκ τούτου, με αυτόν τον τρόπο δημιουργείται ένας σύνδεσμος με όλες τις σχετικές συνεδρίες που πραγματοποίησε ένας αθλητής.

FRONTEND

Επιλέγοντας την πρώτη επιλογή, οι νέοι αθλητές μπορούν να εγγραφούν παρέχοντας τα απαραίτητα προσωπικά στοιχεία.



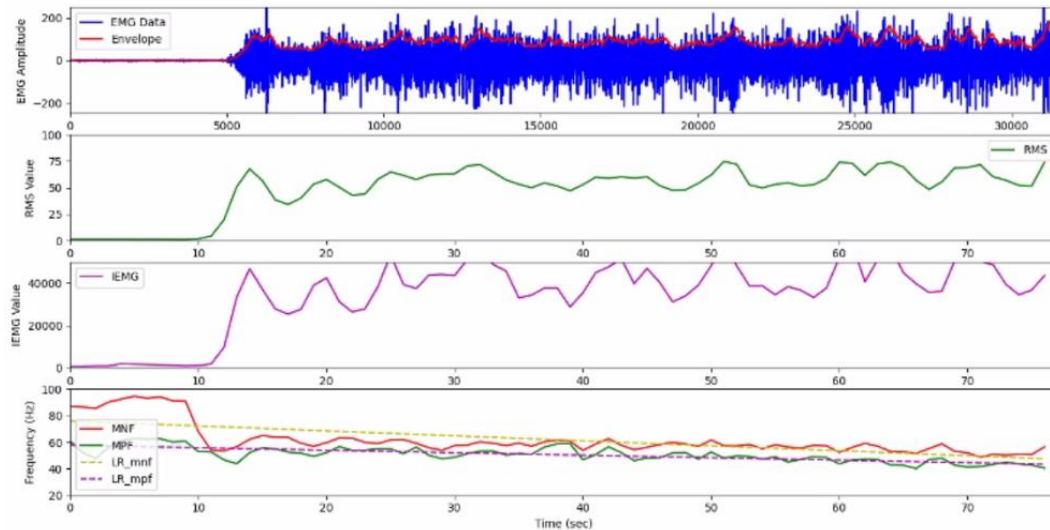
Εικόνα 7: Αρχική Σελίδα



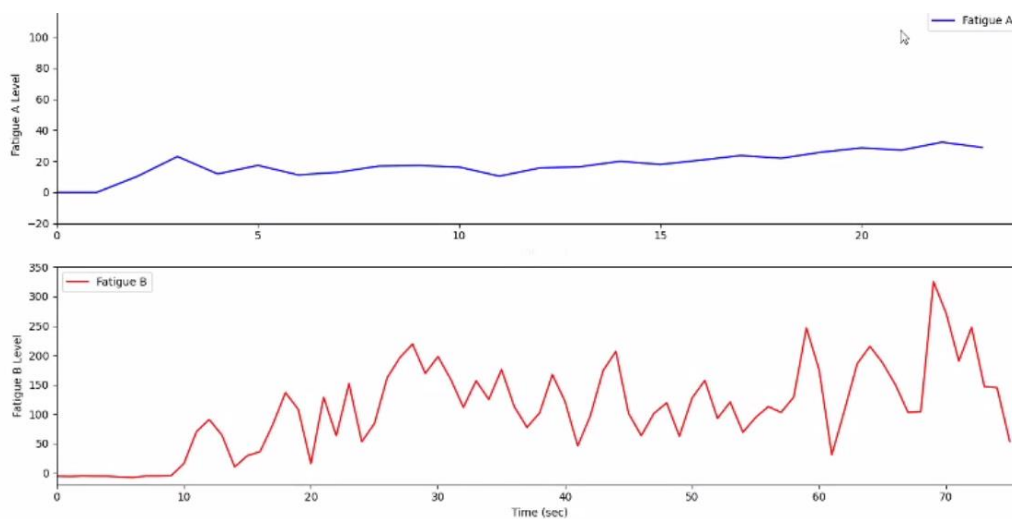
Εικόνα 8: Σελίδα εγγραφής νέου αθλητή

Η δεύτερη επιλογή περιλαμβάνει την εκτέλεση δοκιμών σε πραγματικό χρόνο. Αυτή η λειτουργία επιτρέπει στους χρήστες να καταγράφουν και να παρακολουθούν δεδομένα από τους αθλητές κατά τη διάρκεια των ασκήσεών τους, παρέχοντας αποτελέσματα σε πραγματικό χρόνο. Στην οθόνη εμφανίζονται δύο διαγράμματα για την παρατήρηση σε πραγματικό χρόνο των δεδομένων που λαμβάνονται, των υπολογισμών και των αποτελεσμάτων των δύο αλγορίθμων. Ο ειδικός που

διαχειρίζεται την εφαρμογή, πρέπει να πατήσει το πλήκτρο 'CTRL+B' για να τερματίσει τη συνεδρία. Στη συνέχεια, τα διαγράμματα παραμένουν στην οθόνη για να μπορούν να ελεγχθούν. Στον ακόλουθο σύνδεσμο, παρατίθεται ένα βίντεο που δείχνει συνολικά την εκπόνηση μιας συνεδρίας, <https://www.youtube.com/watch?v=OwjQSMxOy3I>.

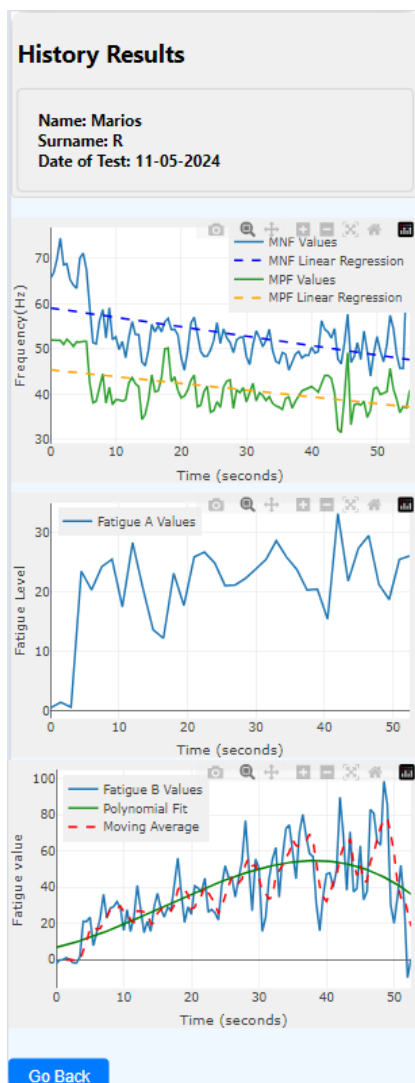


Εικόνα 9: Στιγμιότυπο οθόνης μετά το πέρας της συνεδρίας σχετικά με τα χαρακτηριστικά που λήφθηκαν και υπολογίστηκαν



Εικόνα 10: Στιγμιότυπο οθόνης μετά το πέρας της συνεδρίας σχετικά με τα αποτελέσματα των αλγορίθμων

Τρίτον, οι χρήστες μπορούν να έχουν πρόσβαση σε ιστορικά αποτελέσματα. Κατά την πρόσβαση στο ιστορικό, ο χρήστης μπορεί να αναζητήσει τον αθλητή του οποίου τα δεδομένα επιθυμεί να κάνει προεπισκόπηση. Με βάση τη λίστα των διαθέσιμων εγγραφών για τον επιθυμητό αθλητή, ο χρήστης μπορεί να επιλέξει την επιθυμητή ημερομηνία για οπτικοποίηση. Η οπτικοποίηση των επιλεγμένων δεδομένων περιλαμβάνει τρία γραφήματα, το ένα περιέχει τις συχνότητες και τη γραμμική παλινδρόμησή τους, ενώ τα άλλα δύο περιέχουν τις εξόδους των δύο αλγορίθμων που εφαρμόστηκαν. Στην περίπτωση του αλγορίθμου B, απεικονίζονται επίσης η πολυωνυμική προσαρμογή 3ης τάξης και ο κινητός μέσος όρος μεγέθους παραθύρου 4 τιμών για να αναδειχθεί η εξέλιξη της κόπωσης με την πρόοδο του χρόνου.



Εικόνα 12: Προβολή αποτελεσμάτων

Access History

Marios

R

Search

05-11-2024

05-11-2024

05-11-2024

Εικόνα 11: Επιλογή ημερομηνίας για προβολή αποτελεσμάτων

Το πρώτο διάγραμμα αναφέρεται στα χαρακτηριστικά του πεδίου συχνότητας, μέση συχνότητα (γαλάζια γραμμή) και διάμεση συχνότητα (πράσινη γραμμή) σε συνδυασμό με τη γραμμική παλινδρόμησή τους (μπλε διακεκομμένη γραμμή και πορτοκαλί διακεκομμένη γραμμή αντίστοιχα). Το δεύτερο διάγραμμα αναφέρεται στα αποτελέσματα του αλγορίθμου A και το τρίτο διάγραμμα στα αποτελέσματα του αλγορίθμου B (μπλε γραμμή) σε συνδυασμό με την πολυωνυμική προσαρμογή (πράσινη γραμμή) και τον κινητό μέσο όρο (κόκκινη διακεκομμένη γραμμή) που υπολογίστηκαν.

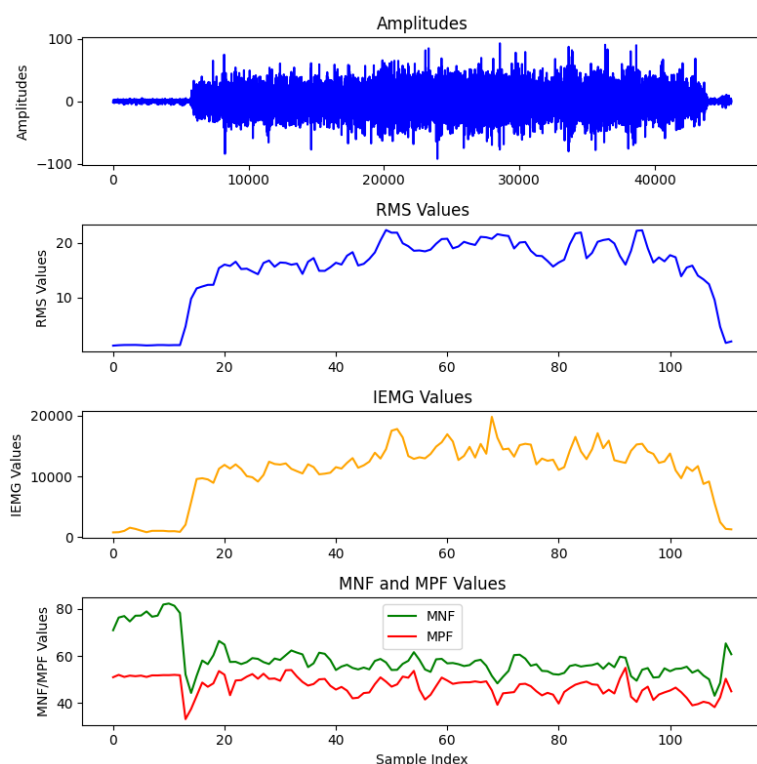
Ο χρήστης έχει τη δυνατότητα να αλληλεπιδράσει με τα γραφήματα κάνοντας ζουμ στα επιθυμητά σημεία και προσαρμόζοντας την κλίμακα και το εύρος των αξόνων για να εστιάσει σε συγκεκριμένα τμήματα των δεδομένων ή για να απεικονίσει καλύτερα τις τάσεις.

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΠΟ ΤΟ ΠΡΩΤΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

Όσον αφορά το πρώτο σύστημα, θα αναλυθούν τα αποτελέσματα που προέκυψαν. Όπως ήδη αναφέρθηκε, συνολικά έντεκα συμμετέχοντες, αποτελούμενοι από δέκα άνδρες και μία γυναίκα, με μέση ηλικία $29,73 \pm 7,98$ έτη, ολοκλήρωσαν τρεις συνεδρίες ο καθένας. Στην ενότητα που ακολουθεί παρουσιάζεται ένα δείγμα αυτών των αποτελεσμάτων για την αξιολόγηση της απόδοσης των υπολογισμένων χαρακτηριστικών στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας και των δύο αλγορίθμων που χρησιμοποιήθηκαν.

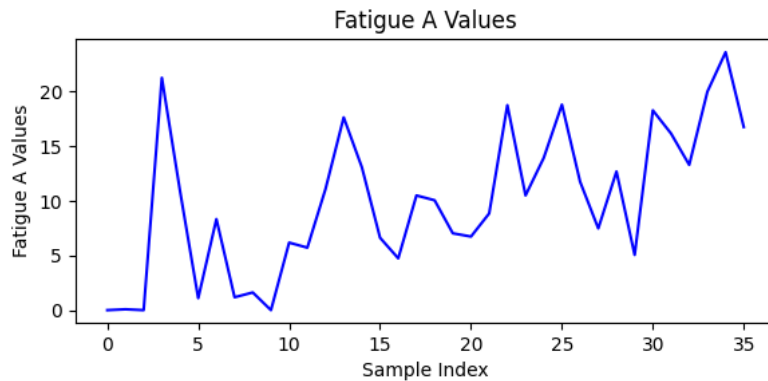
Ξεκινώντας από τα αποτελέσματα που προέκυψαν από μια γυναίκα 24 ετών που ασκείται 1 φορά την εβδομάδα, στο ακόλουθο σχήμα παρουσιάζονται τα πλάτη του sEMG που λαμβάνεται από τη συσκευή και τα σχετικά χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου και της συχνότητας. Το βάρος που χρησιμοποιήθηκε για αυτή τη συνεδρία ήταν 11kg.



Εικόνα 13: Χαρακτηριστικά στο πεδίο του χρόνου και στο πεδίο της συχνότητας. Γυναίκα 24 ετών.

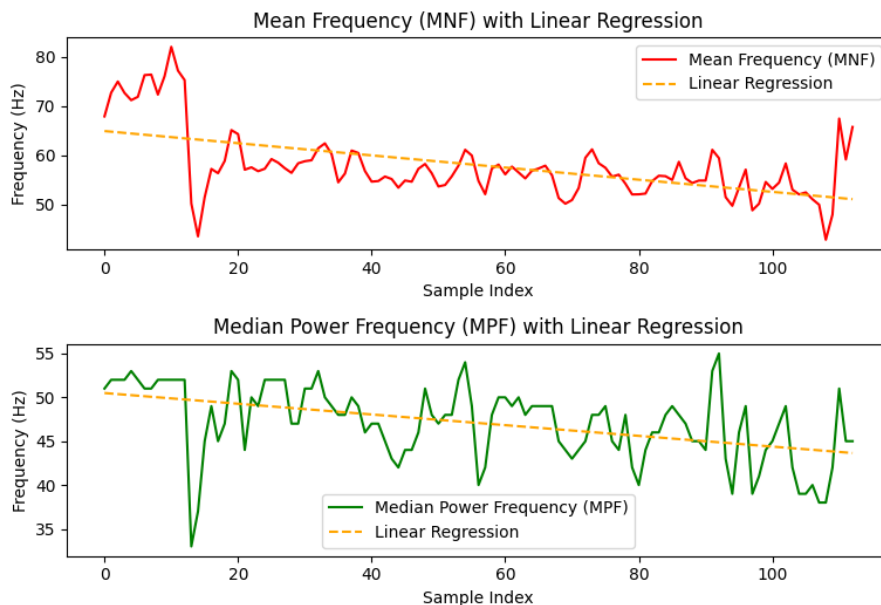
Όπως αναφέρεται στο Πρωτόκολλο του πειράματος, στο πρώτο μέρος της συνεδρίας είναι ο μυς σε κατάσταση ηρεμίας, όπου μπορεί εύκολα να παρατηρηθεί ότι το πλάτος είναι κοντά στο 0, επηρεαζόμενο μόνο από το σύνολο των θορύβων που έχουν απομείνει μετά το φιλτράρισμα. Ως αποτέλεσμα, οι τιμές στο πεδίο του χρόνου είναι σχεδόν 0 και οι τιμές στο πεδίο της συχνότητας έχουν εύρος 70-80Hz (Μέση Συχνότητα) και 50-55Hz (Διάμεση Συχνότητα) αντίστοιχα. Τη στιγμή που αρχίζει να εκτελείται η έκταση του ποδιού, οι τιμές στο πεδίο του χρόνου αυξάνουν αμέσως τις τιμές τους, υποδεικνύοντας ότι ο μυς βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση. Οι τιμές στο πεδίο της συχνότητας, μειώνονται καθώς ο μυς βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση. Παρατηρώντας τη μεταβολή αυτών των τιμών με την πρόοδο του χρόνου, είναι προφανές ότι ο μυς αρχίζει να κουράζεται, καθώς οι τιμές στο πεδίο του χρόνου αυξάνονται συνεχώς και οι τιμές στο πεδίο της συχνότητας μειώνονται. Σε αυτή τη

συνεδρία που διήρκεσε 60 δευτερόλεπτα, ο μυς άρχισε να τρέμει μετά από 30 δευτερόλεπτα προκαλώντας μερικές από τις αιχμές που παρατηρήθηκαν, ενώ προσπαθούσε να διατηρήσει τη σωστή στάση. Επιπλέον, μια κρίσιμη παρατήρηση είναι ότι οι τιμές συχνοτήτων έχουν μικρές μεταβολές και κυρίως έπεσαν στο εύρος 45-60Hz και 40-50Hz αντίστοιχα. Από τους δύο αλγορίθμους εξάγονται καλύτερες πληροφορίες σχετικά με το επίπεδο κόπωσης. Τα αποτελέσματα παρουσιάζονται παρακάτω.



Εικόνα 14: Αποτελέσματα του αλγορίθμου A

Αυτός ο αλγόριθμος εξάγει το επίπεδο κόπωσης ως ποσοστό. Όταν το πόδι τεντώνεται, αμέσως ο αλγόριθμος δείχνει ότι η κόπωση είναι σχεδόν 20%. Η τιμή αυτή είναι άστοχη, δεδομένου ότι ο θόρυβος κίνησης εισέρχεται στο σήμα αυτή ακριβώς τη στιγμή. Στη συνέχεια, τα αποτελέσματα που λαμβάνονται δείχνουν κυρίως ότι η κόπωση κυμαίνεται από 5% έως 20%, σημειώνοντας μια σημαντική στιγμιαία μείωση από σχεδόν 20% σε 5% που πιθανώς συμβαίνει λόγω του ότι ο μυς τρέμει, δύο πράγματα που δεν συμφωνούν μεταξύ τους. Ως εκ τούτου, για να επιβεβαιωθεί ότι η κόπωση έχει πράγματι επιτευχθεί, δοκιμάστηκε η γραμμική παλινδρόμηση των συχνοτήτων.

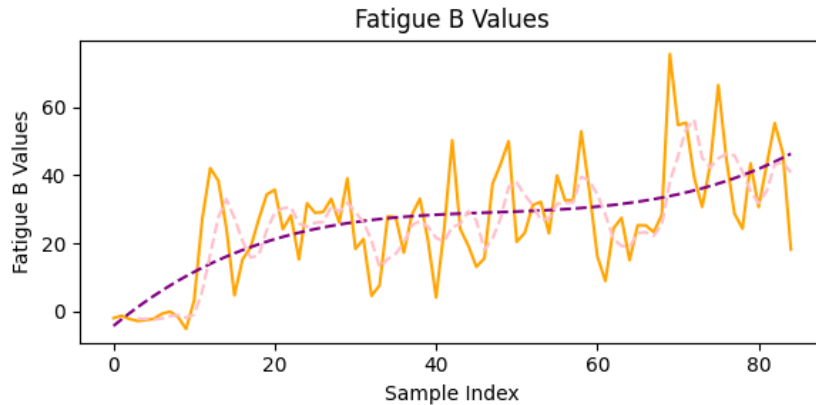


Εικόνα 15: Γραμμική παλινδρόμηση για MNF, MPF

Στο παραπάνω σχήμα, είναι προφανές ότι η κλίση τόσο της MNF όσο και της MPF έχει αρνητική τιμή. Οι τιμές που υπολογίστηκαν ήταν -0,12328 για το MNF και -0,06108 για το MPF, υποδεικνύοντας ότι η κόπωση επιτεύχθηκε κατά τη διάρκεια της συνεδρίας. Συνολικά, τα αποτελέσματα που προέκυψαν

από τον αλγόριθμο A, βεβαιώνουν ότι η κόπωση επιτυγχάνεται με την πρόοδο του χρόνου, αλλά δεν παρείχαν σαφή αποτελέσματα σε αυτή τη συνεδρία σχετικά με το επίπεδο αυτής.

Στη συνέχεια, τα αποτελέσματα του αλγορίθμου B παρουσιάζονται στο παρακάτω σχήμα. Οι έξοδοι του αλγορίθμου είναι με πορτοκαλί χρώμα, η πολυωνυμική προσαρμογή 3ου βαθμού με μωβ χρώμα και ο κινητός μέσος όρος με χρήση παραθύρου 4 τιμών με ανοιχτό μωβ χρώμα.



Εικόνα 16: Αποτελέσματα του αλγορίθμου B με πολυωνυμική προσαρμογή 3ου βαθμού και κινητό μέσο όρο

Σε αυτό το σχήμα, καθώς υπάρχουν πολλά σκαμπανεβάσματα του δείκτη κόπωσης, προτείνεται η παρατήρηση της μωβ γραμμής, άρα της πολυωνυμικής προσαρμογής, που παρέχει σε αυτή τη συνεδρία μια συνεχώς αυξανόμενη τιμή. Κατά συνέπεια, ο αλγόριθμος B εξάγει καλύτερα αποτελέσματα κατά τη διάρκεια της χρονικής προόδου. Αυτό έρχεται σε συμφωνία με τη θεωρητική ανάλυση, όπου αναφέρεται ότι καθώς ένας μυς κουράζεται, ο Γρήγος Μετασχηματισμός Fourier τείνει να είναι πυκνότερος στη ζώνη χαμηλής συχνότητας από ό,τι στην κατάσταση χωρίς κόπωση.

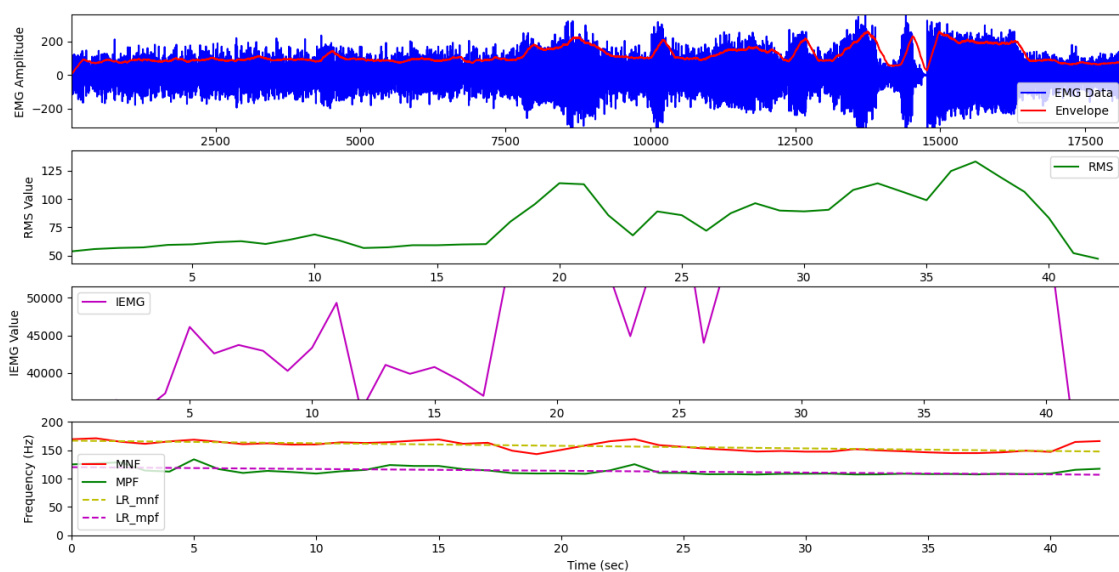
Ολοκληρώνοντας αυτή τη συνεδρία, ο αλγόριθμος B είχε καλύτερη απόδοση από τον αλγόριθμο A, ο οποίος δεν παρείχε σαφείς πληροφορίες. Αυτό συμβαίνει κυρίως επειδή ο αλγόριθμος B λειτουργεί στο πεδίο της συχνότητας, οδηγώντας σε πιο σταθερά αποτελέσματα. Ωστόσο, παρατηρώντας προσεκτικά όλα τα χαρακτηριστικά που υπολογίζονται, μπορούν να εξαχθούν αποτελέσματα σχετικά με την κόπωση.

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΑΠΟ ΤΟ ΔΕΥΤΕΡΟ ΣΥΣΤΗΜΑ

Όσον αφορά το δεύτερο σύστημα, που χρησιμοποιεί τον μυϊκό αισθητήρα Myoware 2.0, δεν ήταν δυνατόν να ληφθούν αποτελέσματα λόγω δυσλειτουργίας του αισθητήρα. Το ζήτημα που πιθανώς επηρέασε περισσότερο αυτό το σύστημα σχετιζόταν με τη γείωση. Η σωστή γείωση είναι ζωτικής σημασίας για την ελαχιστοποίηση του ηλεκτρικού θορύβου και τη διασφάλιση της ακρίβειας των συλλεχθέντων σημάτων. Όταν η συσκευή αγγιζόταν με το χέρι σε ένα από τα εξαρτήματα, τα σήματα συλλαμβάνονταν με ακρίβεια, υποδεικνύοντας ότι το ανθρώπινο άγγιγμα παρείχε την απαραίτητη γείωση. Ωστόσο, σε κάθε άλλη περίπτωση, εισαγόταν σημαντικός θόρυβος, γεγονός που υποδηλώνει ανεπάρκεια γείωσης. Ένα πιθανό πρόβλημα θα μπορούσε να είναι η σύνδεση μεταξύ του αισθητήρα MyoWare και της πλακέτας Arduino, μέσω του καλωδίου TRS-to-TRS μεταξύ της ασπίδας σύνδεσης και της ασπίδας Arduino, η οποία ενδέχεται να μην ήταν επαρκώς γειωμένη. Αυτό είχε ως αποτέλεσμα το σύστημα να λαμβάνει ηλεκτρικό θόρυβο από το περιβάλλον, παρεμβαίνοντας στα σήματα ΗΜΓ. Ακόμη και αν το καλώδιο και οι συνδετήρες του ήταν κατάλληλα θωρακισμένα και γειωμένα, εισαγόταν θόρυβος που προκάλεσε αποτυχία λήψης εύστοχων δεδομένων.

Παρά τις προσπάθειες επίλυσης αυτού του προβλήματος με τη χρήση του απομονωτή USB της Adafruit, το πρόβλημα παρέμενε. Αυτό υποδεικνύει ότι ο απομονωτής δεν ήταν αποτελεσματικός στη διακοπή όλων των βρόχων γείωσης ή ότι υπήρχαν πολλαπλές πηγές θορύβου που δεν αντιμετωπίστηκαν επαρκώς. Το αποτέλεσμα ήταν ότι ο αισθητήρας μερικές φορές κατέγραφε ένα σταθερό και ακριβές σήμα, ενώ σε άλλες περιπτώσεις παρεμβαλλόταν σημαντικός θόρυβος. Συμπερασματικά, δεδομένου ότι ο αισθητήρας MyoWare 2.0 κυκλοφόρησε τον Δεκέμβριο του 2022, παρατηρείται ότι εξακολουθεί να αντιμετωπίζει κατασκευαστικά προβλήματα και ορισμένοι από τους αισθητήρες είναι ελαττωματικοί, γεγονός που περιπλέκει περαιτέρω τον εντοπισμό των λόγων δυσλειτουργίας.

Στο παρακάτω σχήμα, ο αθλητής δεν εκτελούσε καμία κίνηση, διατηρώντας τον μυ VM σε κατάσταση ηρεμίας, και παρόλα αυτά το σύστημα κατέγραψε ένα σήμα που περιείχε μεγάλη ποσότητα θορύβου εκτελώντας απροσδόκητες κορυφές και πτώσεις χωρίς να ακολουθεί την κατάσταση του μυός. Ως εκ τούτου, είναι απαραίτητη η περαιτέρω διερεύνηση της δυσλειτουργίας που συνέβη.

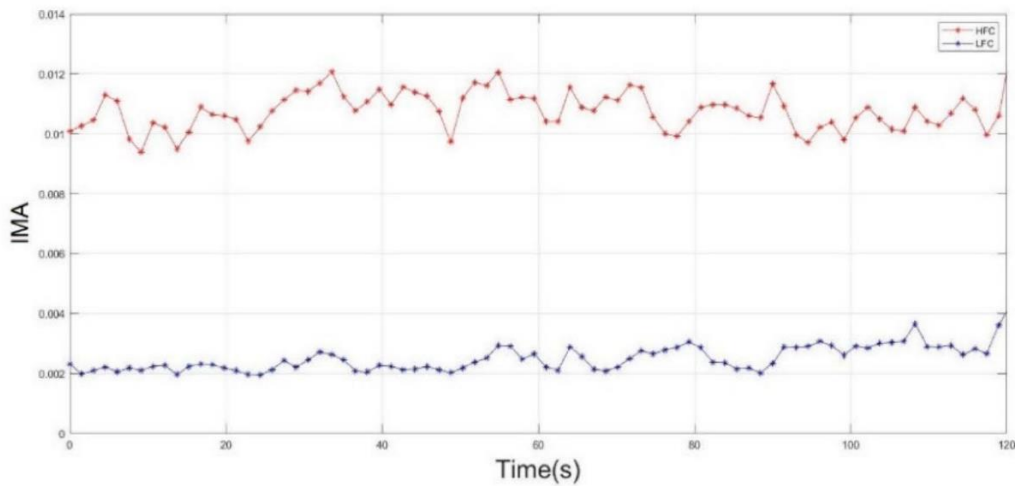


Εικόνα 17: Αποτελέσματα που προέκυψαν από το δεύτερο σύστημα

ΣΥΓΚΡΙΣΗ ΜΕ ΤΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

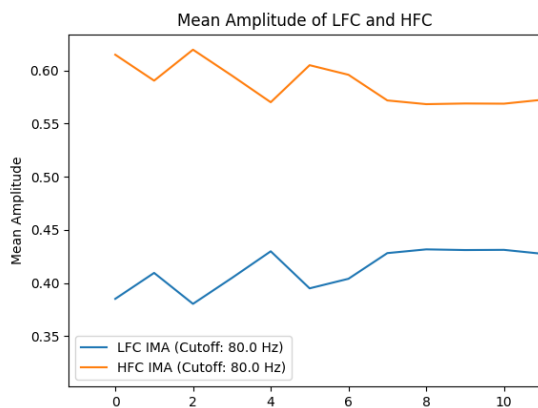
Όσον αφορά τον αλγόριθμο A, στα πειράματα που πραγματοποιήθηκαν στο [\[1\]](#), η κλίση γραμμικής παλινδρόμησης σε πραγματικό χρόνο για τη διάμεση συχνότητα υπολογίστηκε μετά από 10 λεπτά κύκλου. Τα αποτελέσματα που προέκυψαν για 10 άντρες, εξήγαγαν μια τιμή κλίσης $-0,0065 \pm 0,00562$ Hz/sec. Να σημειωθεί ότι σε ένα άτομο η κλίση που υπολογίστηκε ήταν θετική. Στην περίπτωση της παρούσας διπλωματικής, συμπεριλαμβανομένων των 30 συνεδριών που πραγματοποίησαν 10 άτομα, η τιμή της κλίσης που εξήχθη ήταν $-0,057179 \pm 0,041683$ Hz/sec. Επομένως, η κλίση συμφωνεί πράγματι να διατηρεί μια αρνητική τιμή, σε αυτή την περίπτωση ελαφρώς υψηλότερη λόγω της συμπερίληψης ορισμένων δευτερολέπτων από τη φάση ξεκούρασης του μυ στον υπολογισμό της γραμμικής παλινδρόμησης.

Από την άλλη πλευρά, ο αλγόριθμος B ανίχνευσε την κόπωση με βάση το διαχωρισμό της ζώνης χαμηλής συχνότητας και της ζώνης υψηλής συχνότητας [\[4\]](#). Στην αρχική μελέτη, καταγράφηκε ο δελτοειδής μυς και ενώ βρισκόταν σε κατάσταση ηρεμίας ήταν σαφώς ορατό ότι η IMA της συνιστώσας υψηλής συχνότητας υπερέβαινε την IMA της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας με σταθερή μετατόπιση. Αυτό μπορεί να παρατηρηθεί στο ακόλουθο σχήμα.



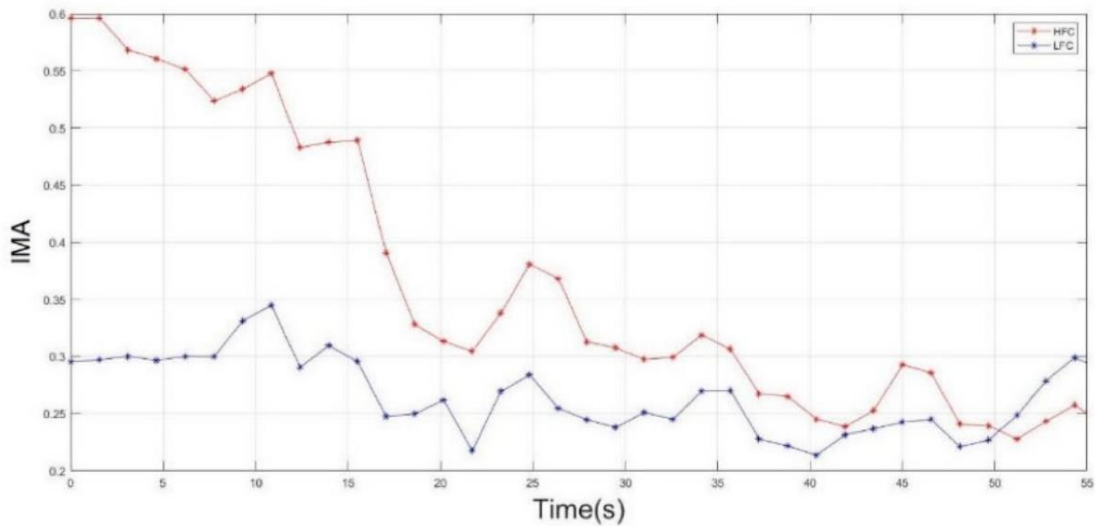
Εικόνα 18: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του αρχικού συστήματος ενώ ο μυς βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας

Στην περίπτωση της παρούσας διπλωματικής, κατά τη διάρκεια της κατάστασης ηρεμίας κατά τα πρώτα 10 δευτερόλεπτα παρατηρήθηκε η ίδια συμπεριφορά με την [4], η οποία παρουσιάζεται στο ακόλουθο σχήμα.



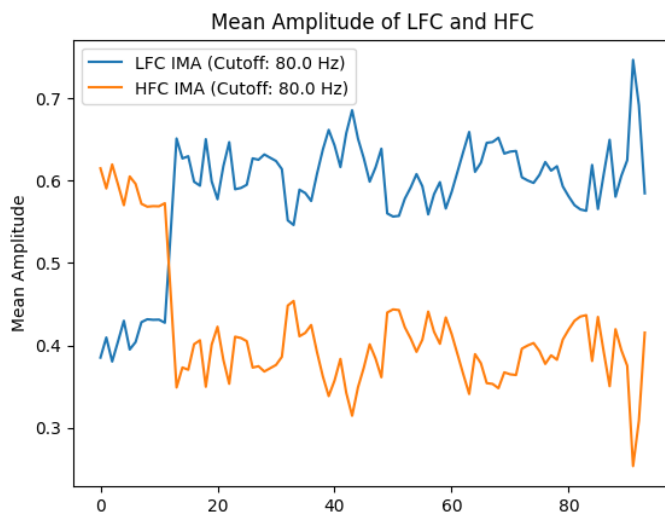
Εικόνα 19: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του συστήματος που εφαρμόζεται ενώ ο μυς βρίσκεται σε κατάσταση ηρεμίας

Όταν ο μυς βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση η IMA της ζώνης χαμηλής συχνότητας ξεπερνά εκείνη της ζώνης υψηλής συχνότητας, καθώς η κόπωση προχωρά. Η συμπεριφορά αυτή παρουσιάζεται στο σχήμα που ακολουθεί.



Εικόνα 20: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του αρχικού συστήματος ενώ ο μυς βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση

Όσον αφορά τα αποτελέσματα που λαμβάνονται από το σύστημα που εφαρμόζεται σε αυτή την περίπτωση, ακολουθείται η ίδια συμπεριφορά. Με την πάροδο του χρόνου ο IMA του LFC αυξάνεται και του HFC μειώνεται με αποτέλεσμα να αυξάνεται και ο δείκτης κόπωσης.



Εικόνα 21: Στιγμιαίο μέσο πλάτος της συνιστώσας χαμηλής συχνότητας (μπλε γραμμή) και της συνιστώσας υψηλής συχνότητας (κόκκινη γραμμή) του συστήματος που εφαρμόζεται ενώ ο μυς βρίσκεται σε ενεργή κατάσταση

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ

ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑ

Καθώς η παρούσα διπλωματική πλησιάζει στην ολοκλήρωσή της, είναι προφανές ότι οι στόχοι που τέθηκαν στην αρχή επιτεύχθηκαν με επιτυχία. Κατά τη διάρκεια της ανάπτυξης και της αξιολόγησης αυτού του προηγμένου συστήματος παρακολούθησης IoT, αποκτήθηκαν γνώσεις στον τομέα της επιστήμης άρρηκτα συνδεδεμένη με τον αθλητισμό. Η μελέτη της υλοποίησης του συστήματος, συμπεριλαμβανομένων των τεχνικών επεξεργασίας σήματος και των πρωτοκόλλων ασύρματης επικοινωνίας, έχει εμβαθύνει την κατανόηση για τα τεχνικά μέρη όσον αφορά την έρευνα. Χρησιμοποιήθηκαν δύο διαφορετικοί αλγόριθμοι για την ανίχνευση της μυϊκής κόπωσης, ο καθένας από τους οποίους προσφέρει μοναδικές συνεισφορές. Ο αλγόριθμος A παρακολουθεί τις τιμές της διάμεσης συχνότητας για τον καθορισμό των βασικών επιπέδων και την παρατήρηση των μεταβολών με την πάροδο του χρόνου, ενώ ο αλγόριθμος B επικεντρώνεται στις ολοκληρωμένες τιμές του ΗΜΓ που πρέπει να ενεργοποιήσουν τον αλγόριθμο, που ύστερα χρησιμοποιεί μια καινοτόμο προσέγγιση στο πεδίο της συχνότητας για τον υπολογισμό του δείκτη κόπωσης. Πραγματοποιήθηκαν πολλαπλές συνεδρίες στον μυ Vastus Medialis εκτελώντας ισομετρικές εκτάσεις των ποδιών, οπότε αποκτήθηκαν δείγματα από πρώτο χέρι για την απόδοση του συστήματος. Παρά τις προκλήσεις που αντιμετωπίστηκαν, όπως η διασφάλιση της σωστής στάσης του σώματος για την ελαχιστοποίηση των θορύβων και η αντιμετώπιση ζητημάτων γείωσης με τον αισθητήρα Myoware 2.0, τα αποτελέσματα κατέδειξαν τις δυνατότητες του συστήματος στην ακριβή παρακολούθηση της μυϊκής κόπωσης σε αθλητές. Ο αλγόριθμος A ήταν λιγότερο αποτελεσματικός, αλλά εξακολουθούσε να είναι χρήσιμος στον εντοπισμό της κόπωσης όταν συνδυάστηκε με ανάλυση γραμμικής παλινδρόμησης, ενώ ο αλγόριθμος B έδειξε σαφή εξέλιξη της κόπωσης με την πάροδο του χρόνου, παρουσιάζοντας καλύτερη απόδοση. Επιπλέον, η υλοποίηση μιας εφαρμογής React.js και MongoDBCloud παρείχε μια πλατφόρμα για τη διαχείριση και την ανάλυση δεδομένων. Αυτή η εφαρμογή προσφέρει τρεις κύριες επιλογές: εγγραφή νέων αθλητών, εκτέλεση δοκιμών σε πραγματικό χρόνο και πρόσβαση σε ιστορικά αποτελέσματα. Η ενσωμάτωση αυτών των λειτουργιών επιβεβαιώνει την αποτελεσματική παρακολούθηση και τη διαθεσιμότητα των δεδομένων, ενισχύοντας τη συνολική χρηστικότητα του συστήματος. Επιπλέον, επισημάνθηκε η σημασία της προσοχής στις φάσεις προεπεξεργασίας και τοποθέτησης της συσκευής. Με την ολοκλήρωση αυτών των βημάτων η ανάπτυξη και η εγκατάσταση του λογισμικού που ελέγχει το σύστημα παρακολούθησης, ήταν επιτυχής.

Συμπερασματικά, αναδείχθηκαν οι σημαντικές δυνατότητες της τεχνολογίας IoT στην αθλητική επιστήμη, ιδίως στην παρακολούθηση της μυϊκής κόπωσης των αθλητών. Το σύστημα που αναπτύχθηκε, συνδυάζοντας αλγορίθμους και διαχείριση δεδομένων, έδειξε ότι υπόσχεται να παρέχει ακριβείς και σε πραγματικό χρόνο πληροφορίες. Τα ευρήματα αυτά μπορούν να χρησιμοποιηθούν για μελλοντική έρευνα και βελτιώσεις, επεκτείνοντας ενδεχομένως τις εφαρμογές του συστήματος σε διάφορα αθλήματα.

ΜΕΛΛΟΝΤΙΚΕΣ ΕΡΓΑΣΙΕΣ

Κοιτάζοντας στο μέλλον, υπάρχουν πολλές προσθήκες που πρέπει να γίνουν για να βελτιωθούν και να επεκταθούν οι δυνατότητες του συστήματος παρακολούθησης του IoT που αναπτύχθηκε. Η βελτίωση των αλγορίθμων για την ανίχνευση κόπωσης είναι ένας σημαντικός τομέας προς βελτίωση. Παρόλο που οι αλγόριθμοι A και B έχουν επιδείξει ενθαρρυντικά αποτελέσματα, η ακρίβεια και η αξιοπιστία τους μπορεί να βελτιωθεί με πρόσθετη βελτιστοποίηση και επικύρωση χρησιμοποιώντας έναν μεγαλύτερο και πιο ποικίλο πληθυσμό αθλητών. Επιπλέον, η διερεύνηση μεθόδων μηχανικής μάθησης μπορεί να αποδειχθεί εξαιρετικά χρήσιμο εργαλείο, επειδή η εκτίμηση της κόπωσης σε

πραγματικό χρόνο είναι δύσκολο να υπολογιστεί. Η βελτίωση των στοιχείων υλικού του συστήματος είναι ένας άλλος τομέας για μελλοντική εργασία. Θα πρέπει να διορθωθούν τα προβλήματα γείωσης του μυϊκού αισθητήρα Myoware 2.0 και να διασφαλιστεί ότι η ποιότητα του σήματος είναι σταθερή σε όλα τα είδη συνθηκών. Οι εργασίες για τη βελτίωση της ποιότητας του σήματος θα μπορούσαν να περιλαμβάνουν εναλλακτικούς αισθητήρες ή προηγμένες μεθόδους επεξεργασίας σήματος για τη μείωση του θορύβου. Άλλες βελτιώσεις στην ακρίβεια του σήματος και στη μείωση των παρεμβολών θα μπορούσαν να γίνουν μέσω βελτιώσεων στις μεθόδους φιλτραρίσματος, όπως η χρήση προσαρμοστικών τεχνικών φιλτραρίσματος ή ακόμη και πιο σύνθετων ψηφιακών φίλτρων. Τα πειράματα με υψηλότερη συχνότητα δειγματοληψίας μπορούν επίσης να παρουσιάσουν πιο λεπτομερή δεδομένα, ενισχύοντας την ακρίβεια των αλγορίθμων για την ανίχνευση κόπωσης. Περαιτέρω, η λειτουργικότητα του συστήματος μπορεί να βελτιωθεί με τη συμπερίληψη περισσότερων φυσιολογικών και εμβιομηχανικών παραμέτρων. Η ενσωμάτωση άλλων αισθητήρων, όπως μετρητές καρδιακού ρυθμού ή επιταχυνσιόμετρα, που ενσωματώνουν την επιφανειακή ηλεκτρομυογραφία, μπορεί να παρέχει καλύτερη αξιολόγηση του φόρτου εργασίας και της κόπωσης του αθλητή. Αυτή η προσέγγιση θα προσφέρει πλήρη κατανόηση της κατάστασης του αθλητή και, ως εκ τούτου, πιο εξειδικευμένη και προσαρμοσμένη προπονητική πρακτική. Η βελτίωση του λογισμικού, ιδίως της εφαρμογής React.js και MongoDBCloud, αποτελεί επίσης έναν σημαντικό τομέα για μελλοντική εργασία. Η εφαρμογή οπτικοποίησης δεδομένων μπορεί να προσφέρει πιο βαθιά γνώση των συλλεχθέντων δεδομένων. Επιπλέον, η προσθήκη δυνατοτήτων όπως η απομακρυσμένη παρακολούθηση θα μπορούσε να βελτιώσει την προσβασιμότητα και τη χρηστικότητα του συστήματος για τους προπονητές και τους αθλητές.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] L. C.-B. C. Y. C. W. H. T.-S. H. C.-Y. Liu S-H, «An EMG Patch for the Real-Time Monitoring of Muscle-Fatigue Conditions During Exercise,» *Sensors*, 2019.
- [2] B. A. F. P. S. A. B. J. Xu Wencong, «A Surface EMG System: Local Muscle Fatigue Detection,» *TU-Delft*, 2020.
- [3] R. S.-J. L. Y.-H. Wu Y-D, «An Ultra-Low Power Surface EMG Sensor for Wearable Biometric and Medical Applications,» *Biosensors*, 2021.
- [4] H. W. R. H. H. M. L. I. L. Qassim HM, «Proposed Fatigue Index for the Objective Detection of Muscle Fatigue Using Surface Electromyography and a Double-Step Binary Classifier,» *Sensors*, 2022.
- [5] «MyoWare Muscle Sensor. Advanced Guide. 2022.» Available: https://myoware.com/wp-content/uploads/2022/03/MyoWare_v2_AdvancedGuide-Updated.pdf.
- [6] «Arduino UNO R4 WiFi. » Available: <https://store.arduino.cc/products/uno-r4-wifi>.
- [7] « BioAmp EXG Pill.» Available: <https://store.upsidedownlabs.tech/product/bioamp-exg-pill/>.
- [8] «Adafruit USB Isolator. » Available: <https://www.adafruit.com/product/2107>.
- [9] A. T. Kushida A.K.D, «Estimation of muscle fatigue based on the frequency analysis of EMG,» *Proceedings of the Life Engineering Symposium*, 2013.
- [10] « SENIAM» Available: <http://seniam.org>

ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ

Το GitHub είναι μια διαδικτυακή πλατφόρμα που χρησιμοποιείται για τον έλεγχο εκδόσεων και την ανάπτυξη λογισμικού από συνεργαζόμενους προγραμματιστές. Επιτρέπει στους χρήστες να ανεβάζουν και να εξετάζουν κώδικα, να διαχειρίζονται έργα και να αναπτύσσουν λογισμικό μαζί με άλλους προγραμματιστές.

Όλα τα αρχεία που υλοποιήθηκαν σε αυτή τη Διπλωματική εργασία μπορούν να βρεθούν στο ακόλουθο GitHub repository.

<https://github.com/Mia1Dimit/Advanced-IoT-monitoring-system-of-muscle-fatigue-using-sEMG-Arduino.git>