

Algorithms for the assessment of tremors for diagnostic support of neurodegenerative diseases

João Miguel Vilelas Raposo

Dissertação para obtenção do Grau de Mestre em

Engenharia Informática

(2^o ciclo de estudos)

Orientador: Prof. Doutor Nuno Manuel Garcia dos Santos

Co-orientador: Prof. Doutor José António Martinez Souto de Oliveira

Julho de 2021

Folha em branco

Agradecimentos

Quero agradecer em primeiro de tudo a família ALLAB, mas principalmente ao professor Doutor Nuno Garcia, ao professor Doutor Martinez de Oliveira e a Maria Clara.

E um grande obrigado a minha MãE pelo apoio que me deu ao longo desta etapa.

Folha em branco

Resumo

As doenças neurodegenerativas costumam incluir sintomas como tremores frequentemente visto em movimento dos membros. No entanto, esses movimentos podem ser invisíveis para o olho humano e pode variar de paciente para paciente, variando também com a hora do dia. O preciso medição dos tremores pode provar ser uma ferramenta importante para o apoio no diagnóstico e a terapia para essas doenças. Com base no conhecimento prévio, esta dissertação irá desenvolver um algoritmo (ou conjunto de algoritmos) para medir e fornecer informações a um médico sobre o estado do sintoma específico.

Palavras-chave

Doenças neurodegenerativas; Tremores; Parkinson; Algoritmo; Medição de tremores.

Abstract

Neuro-degenerative diseases often include symptoms such as tremors, often seen in limb movement. Yet, these subtle movements may be invisible for the human eye and may vary from patient to patient, also varying with the time of the day. The precise measurement of the tremors can prove to be an important tool to support the diagnosis and the therapy for these diseases. Building on previous knowledge, this dissertation work will develop an algorithm (or set of algorithms) to measure and provide useful information to a physician on the state of that particular symptom.

Keywords

Neuro-degenerative diseases; Tremors; Parkinson; Algorithm; Measurement of the tremors.

Folha em branco

Índice

Capítulo 1	1
Introdução	1
1.1. Introdução	1
1.2. Âmbito e Descrição do Problema	3
1.3. Objetivos de Investigação e Implementação	4
1.4. Tecnologias e Material Utilizado	5
1.5. Organização da Dissertação	6
Capítulo 2	8
Estado da Arte	8
2.1. Quantificação e caracterização dos sintomas da DP	8
2.1.1. Escala de Kohen e Yhar Modificada	8
2.1.2. Escala Sydney	9
2.1.3. Questionário de Qualidade de Vida da Doença de Parkinson	9
2.1.4. Escala de Atividade de Parkinson	9
2.1.5. Escala Unificada de Avaliação da Doença de Parkinson (UPDRS)	9
2.2. Captação do Tremor em Doenças Neurológicas	10
2.2.1. Revisão Bibliográfica	10
2.3. Acelerometria em Séries Temporais	11
2.4. Técnicas de Pré-Processamento de Dados Provenientes de acelerómetro	12
2.4.1. Domínio do Tempo: Matemático e Estatístico	13
2.4.1.1. Métricas estatísticas: média, variância e desvio padrão	13
2.4.1.2. Métricas de envelope: mediana, máxima, mínima e alcance	13
2.4.1.3. Métricas da raiz do valor quadrático médio (RMS)	14
2.4.1.4. Posição e velocidade usando integração numérica	14
2.4.1.5. Correlação cruzada	14
2.4.1.6. Cruzamento de zeros	14
2.4.1.7. Área de magnitude do sinal	14
2.4.2. Domínio de Frequência	15
2.4.2.1. Componente DC	15
2.4.2.2. Entropia da Informação	15
2.4.2.3. Análise de <i>Wavelet</i>	16
2.4.2.4. Análise discriminante linear	16
2.4.3. Reflexões	16
2.4. Transformada de Fourier, Transformada Discreta de Fourier, Fast Fourier Transform e Transformada de Hilbert-Huang	17
2.5. Classificação do Tremor	18
2.5.1. Revisão Biográfica	18
Capítulo 3	21
Descrição da Solução	21
3.1. Descrição do Problema	21
3.2. Proposta da Solução	22
3.3. Análise de Requisitos	25
3.3.1. Requisitos Funcionais	26
3.3.2. Requisitos Não Funcionais	27
3.4. Modelação da Solução	27
3.4.1. Arquitetura da Solução	27
3.4.2. Casos de Utilização	28
3.4.3. Sequência	28
3.5. Desenvolvimento	29
3.5.1. Ferramentas e Tecnologias Escolhidas	29
3.5.2. Metodologia de Desenvolvimento e Testes às Aplicações	29
3.6. Implementação	30
3.7. Instalação	31
3.8. Nota Conclusiva	31
Capítulo 4	32
Validação de Resultados	32
4.1. Validação dos resultados de pré-processamento dos dados	32
4.1.1. Análise dos resultados obtidos em investigações anteriores	32

4.1.2.	Implementação do Algoritmo	32
4.1.3.	Discussão dos Resultados	35
4.2.	Validação da Quantificação e Classificação do Tremor	37
4.2.1.	Método Experimental.....	37
4.2.2.	Apresentação e explicação do algoritmo na quantificação do tremor	38
4.2.3.	Discussão dos resultados	41
4.3.	Nota Conclusiva	42
Capítulo 5.....		43
Conclusões		43
5.1.	Conclusão	43
5.2.	Trabalho Futuro.....	44
Anexos.....		45
Anexo I – Diagrama UML.....		45
Anexo II – <i>Screenshots</i>		48
Bibliografia		49

Folha em branco

Lista de Figuras

Figura 1. Esquema simplificado das etapas que antecedem ao processamento do sinal.....	12
Figura 2. Planos e Eixos do Corpo Humano.	23
Figura 3. Configuração do Bitalino usando na recolha de dados.....	24
Figura 4. Arquitetura do Sistema.	25
Figura 5. Filtro passa-baixo	33
Figura 6. Filtro passa-alto	33
Figura 7. Amostra de filtragem ideal	34
Figura 8. Dados obtidos pelo acelerómetro	36
Figura 9. Dados obtidos pelo acelerómetro com processamento de sinal.....	37
Figura 10. Resultado da implementação da FFT	40
Figura 11. Resultados da implementação da FFT em base logarítmica.	41
Figura 12. Diagrama de caso de utilização da aplicação de obtenção dos dados por acelerómetro.	46
Figura 13. Diagrama de caso de utilização da aplicação que permite a quantificação do tremor.	46
Figura 14. Diagrama de sequência relativo a captação de dados.	47
Figura 15. Ecrã da aplicação da recolha de dados.....	48
Figura 16. Resultado da aplicação da quantificação dos dados.	48

Folha em branco

Lista de Acrónimos

API	Application Programming Interface (Interface de Programação de Aplicação)
AVD	Atividades de Vida Diária
DA	Doença de Alzheimer
DP	Doença de Parkinson
EMD	Empirical Mode Decomposition (Modo Adaptativo de Decomposição)
EMG	Eletromiografia
EEG	Eletroencefalografia
FFT	Fast Fourier Transform (Transformada Rápida de Fourier)
g	Força g
GHz	Giga-Hertz
Hz	Hertz
IMFs	Intrinsic Mode Functions (Funções no Modo Intrínseco)
LDA	Linear Discriminant Analysis (Análise Discriminante Linear)
RM	Ressonância Magnética
RMS	Root Mean Square
SPECT	Single Photon Emission Computerized Tomography
TAC	Tomografia Axial Computorizada
THH	Transform Hilbert-Huang (Transformada de Hilbert-Huang)
UPDR	Unified Parkinson's Disease Rating Scale (Escala Unificada de Avaliação da Doença de Parkinson)

Folha em branco

Capítulo 1

Introdução

1.1. Introdução

As doenças como Alzheimer (DA) e Parkinson (DP) são consideradas doenças neurológicas que afetam especialmente o cérebro, medula espinhal e nervos periféricos. Estes tipos de doenças constituem um fator social importante e de grande carga económica para a população, devido ao rápido envelhecimento da população, projeta-se um número de casos quatro vezes maior comparado ao estado atual (Kowal SL, 2013). Embora existam diversas pesquisas com a finalidade de conhecer a origem destas doenças, o desenvolvimento de tratamentos é difícil, dado o avanço das mesmas, quando detetadas. Medidas que permitam o diagnóstico precoce da doença é uma mais valia para combater o seu progresso repentino.

A DP é bastante frequente e progressiva, sendo classificada como a segunda doença neurológica mais comum ficando somente atrás da DA, afetando 1% da população mundial com mais de 55 anos (Stephen K.Van Den Eeden, 2003), podendo ocorrer em indivíduos mais jovens, sendo cerca de 5% dos casos antes dos 40 anos (G.F.Wooten, 2004). Estima-se que existam 20 mil casos de DP em Portugal. Os hospitais contabilizam cerca de 1800 novos casos por ano e prevê-se, com o aumento da longevidade da população, que os casos desta doença aumentem nos próximos 20 anos.

Os principais sintomas motores da DP incluem: tremor (movimento oscilatório); lentidão no movimento; rigidez muscular (aumento do tônus muscular); e instabilidade postural. O tremor afeta cerca de 70% dos pacientes com DP (P. Crawford, 2001), acontece devido a redução do nível de dopamina produzida pelos neurónios no nosso cérebro, sendo a dopamina um neurotransmissor responsável pelo controlo do movimento, entre outras funções. Em geral, os tremores são classificados como tremor de repouso, postural e cinético (G.Deuschl, 1998). O tremor de repouso ocorre, geralmente, quando o corpo do doente está relaxado, como por exemplo, sentado em uma cadeira. O tremor postural ocorre em certas posturas como esticar as mãos contra a gravidade. O tremor cinético aparece durante o movimento de uma extremidade. Segundo a frequência, o tremor é dividido em três níveis: baixa frequência, com menos de 4 ciclos por segundo ou Hertz (Hz); média frequência, entre 4 e 7 Hz; e, por fim, os tremores de alta frequência, ultrapassando os 7 Hz. A frequência do tremor tende a

aumentar em situações de stress ou em abstrações mentais do paciente. No início da doença, o tremor é assimétrico e com uma frequência entre 4 e 8 Hz. Também existe a presença de tremores postural e cinético em pacientes com a DP, sendo casos bastante raros. Normalmente, hipocentro do tremor nos pacientes é localizado nas partes superiores mais externas.

O diagnóstico da DP pode ser demasiado difícil, especialmente no início da doença, não existindo testes específicos, sendo avaliada, atualmente, numa classificação qualitativa, numa escala que se denomina de *Unified Parkinson's Disease Rating Scale (UPDRS)*, constituída por 5 níveis, de 0 a 4, com o aumento da magnitude ordinal em proporção ao sintoma (Goetz, 2008). Com este tipo de avaliação, a probabilidade de um diagnóstico impreciso pode ser de 25% devido por exemplo à falta de experiência do especialista (Ammenwerth, 2013).

Até à data desta investigação, não existe cura reconhecida para DP (N.Singh, 2007), embora exista tratamento para os sintomas. O principal medicamento é a l-dopa (levodopa) essencial para o processo metabólico da dopamina. No entanto, o uso continuado de levodopa em estágios avançados implica o efeito ON-OFF. O estado OFF do paciente consiste em estar sobre o efeito da medicação mas com a existência de um agravamento dos sintomas, enquanto que o estado ON representa um efeito da medicação que leva à atenuação da discinesia (J.G.Nutt, 1995).

Durante o tratamento prolongado com o uso de levodopa, pode ocorrer a perda da eficácia deste medicamento e entre os vários efeitos colaterais indesejáveis podem surgir sintomas como por exemplo a, psicose, a acinesia e a dependência de substâncias utilizadas, as discinesias induzidas pelo fármaco ocorrem em 40% dos pacientes (MORE, 2012). Outra possível solução para a redução do tremor na DP é a realização de pequenas cirurgias diretamente no cérebro. A fisioterapia é um complemento à medicação, o exercício terapêutico é fundamental na maioria das intervenções com a finalidade de reduzir a incapacidade do paciente. A reabilitação compreende diversas atividades tais como, exercícios motores, treino no andar e atividades diárias, terapia de relaxamento e exercícios respiratórios, estas atividades contribuem para melhorar as alterações musculoesquelética provocadas pela DP (GOEDE, 2001).

Mediante a revisão da literatura pode-se declarar que existem diversas maneiras de caracterizar o tremor, e conclui-se que a estratégia objetiva é a mais confiável, uma vez que elimina a subjetividade das escalas de avaliações clínicas.

Segundo o estudo de Almeida (ALMEIDA, 2011) , com a utilização de acelerometria é usado um sensor capaz de medir a aceleração de um corpo, sendo este sensor um dispositivo eletromecânico, que, quando é fixado em alguma parte do corpo, consegue medir as forças de aceleração. A avaliação gera uma série temporal de valores que representam o valor instantâneo da aceleração em função do tempo para os movimentos daquela parte do corpo.

O estudo de Blahak (BLAHAK, 2007), usa o meio da amplitude do sinal captado pelo acelerómetro e tem mostrado ser um método confiável, que ajuda a diferenciar um tremor fisiológico de um patológico.

Outra forma de analisar o tremor, é com o uso de EMG, em que o sinal captado resulta da superposição da atividade individual de diversas unidades motoras como por exemplo, diferentes unidades musculares. O sinal é captado a partir de eletrodos agulha ou eletrodos posicionados na superfície da pele.

A espirografia é um técnica que representa a análise digital dos padrões de escrita, utilizando uma mesa digital, com o objetivo de detectar o tremor. Apesar de um bom avanço dos métodos quantitativos para a avaliação do tremor, ainda existem algumas lacunas nos diversos artigos que foram analisados, estas lacunas vão ser descritas mais à frente neste documento.

1.2. Âmbito e Descrição do Problema

O diagnóstico de DP pode ser difícil, principalmente no estágio inicial da doença, não existindo um teste específico ou disponível para tal diagnóstico, sendo realizado com base em medidas subjetivas da observação médica para gerar uma um nível na UPDRS. A UPDRS foi criada em 1987 (Fahn S, 1987) e é amplamente usada para monitorizar a progressão da DP. Surgiu da necessidade de obter um método de análise uniforme para a DP, avaliando os sinais, sintomas e determinadas atividades físicas dos pacientes por um meio de observação clínica. É composta por 42 itens divididos em quatro classificadores: atividade metal; humor e comportamento; atividade de vida diária; e exploração motora (W, 1996). A pontuação em cada item varia de 0 a 4 (0 normal, 1 leve, 2 severo, 3 moderado e 4 grave).

A deteção e avaliação da DP consiste na realização de inúmeras avaliações clínicas, este processo pode levar até um ano para obter conclusões, normalmente o responsável por

esta fase é o neurologista. Devido à falta de medidas quantitativas, existe uma grande probabilidade que o diagnóstico obtenha conclusões erradas (R. Edwards, 1999), de facto verificou-se que a taxa de erro pode ir de 25% até 40% .

Assim, o objetivo deste estudo é produzir um método quantitativo para avaliar a gravidade do tremor, com a grande finalidade de eliminar inconsistência e divergência na avaliação entre os avaliadores, a fim de eliminar a elevada percentagem de erro no diagnóstico da DP atual e monitorizar o tremor do paciente.

1.3. Objetivos de Investigação e Implementação

O trabalho de investigação descrito nesta dissertação de mestrado é baseado em quatro fases principais, que são as seguintes:

- Investigação de métodos existentes para a obtenção de dados do tremor em doenças neuro-lógicas;
- Investigação sobre o comportamento do tremor em doenças neurológicas;
- Investigação sobre o pré-processamento de dados obtidos por um acelerómetro;
- Configurar e implementar um classificador.

Durante a investigação sobre os métodos de captação do tremor já existentes, foram encontrados métodos muito semelhantes, mas nesta dissertação vai ser implementado um novo protocolo de captação do tremor.

Sobre o comportamento do tremor em doenças neurológicas, concluímos que existem três tipos de tremor: o de repouso, o postural e o cinético. Neste estudo usamos para classificar a DP o tremor de repouso, uma vez que é uma característica básica, pois ocorre com o corpo relaxado, permitindo uma fácil recolha de dados. No protocolo desenvolvido, o paciente está sentado numa cadeira e são realizados 4 testes, braço direito com o cotovelo sobre a mesa, braço direito esticado, braço esquerdo com o cotovelo sobre a mesa e braço esquerdo esticado. Cada teste demora um minuto, e, em todos os testes o paciente segura com a mão o acelerómetro, com este sensor conseguimos monitorizar o tremor. Os cenários de recolha de dados, foram definidos tendo em consideração a experiência do Professor José Martinez, uma vez, que o grande foco desde protocolo é não provocar fadiga ao paciente, de forma a que os dados obtidos, sejam os mais credíveis possíveis.

O pré-processamento dos dados obtidos pelo acelerómetro é um passo fundamental para esta pesquisa, já que devido à natureza do acelerómetro é captado ruído que não contribui para os resultados finais. Assim, a remoção desse ruído no sinal permite resultados mais fiáveis, e embora a maioria dos estudos dedicados ao cálculo do tremor em doenças neurológicas não façam referência ao pré-processamento dos dados obtidos pelos diversos sensores usados, o que é uma lacuna, esta pesquisa não ignora este passo e dedica um esforço considerável à descrição desta essencial etapa.

A classificação da quantificação do tremor requer um grande conjunto de dados diferenciados para evitar problemas de classificação e por forma a garantir a representação de uma ampla combinação de cenários das patologias em consideração. A maioria das investigações feitas tiveram este problema, e um dos grandes desafios desta investigação foi tentar superar esta dificuldade.

Suportados pelo estudo do estado da arte, descrito adiante, consideramos que um bom classificador de tremor deve ter a presença destas quatro características:

- Validação confiável;
- Obtenção de um conjunto de dados válidos;
- Obtenção da frequência e amplitude do sinal;
- Facilidade na análise e baixo custo.

1.4. Tecnologias e Material Utilizado

Existe uma grande variedade de aparelhos mecânicos e eletrónicos que têm vindo a ser desenvolvidos para a classificação do movimento, de forma a potenciar a precisão das medições realizadas. Para o desenvolvimento desta investigação foi utilizado um Bitalino na versão BT. Utilizamos o componente de Bluetooth na versão 2.0 que permite a comunicação e a partilha de dados em tempo real, e permite uma ligação multiplataforma. O componente de acelerómetro de três eixos foi projetado para adquirir sinais de eventos cinemáticos e biomecânicos, sendo que este tipo de acelerómetro tem uma margem de erro relativamente baixa de ± 3.60 g e uma largura de banda de 0-50Hz, suficiente para estudar o problema em causa.

Os acelerómetros são dispositivos eletromecânicos geralmente baseados no efeito piezoelétrico ou na capacidade elétrica, que quando fixado em algum corpo é capaz de medir as suas forças de aceleração com base na segunda lei de Newton. São sensores que

cada vez mais estão disponíveis no mercado com menos dimensões, mais sensíveis, compactos e económicos. Devido à sua alta sensibilidade, mesmo quando o tremor não é perceptível a olho nu, as pequenas variações de posicionamento podem ser detetadas e transformadas em sinais que variam ao longo do tempo, este tipo de sinal é classificado com uma série temporal.

O uso de um acelerómetro de três eixos permite uma melhor monitorização do tremor, uma vez que, o eixo do X capta os movimentos laterais, o eixo Y capta os movimentos perpendiculares e o eixo Z representa a movimentação vertical.

No desenvolvimento desta pesquisa foi privilegiada a utilização de linguagem de programação *open-source*, assim, para todo o desenvolvimento desta tese foi usada a linguagem de programação Python que é uma linguagem de alto nível, usável numa abordagem quer imperativa quer orientada a objetos, com excelente documentação, e com uma grande comunidade de utilizadores, razões, que justificam esta escolha.

Com Python foi implementada uma aplicação com interface gráfica que permite a comunicação entre o computador e o Bitalino via Bluetooth o que permite guardar os resultados do acelerómetro no computador por um determinado tempo (pré configurado pelo utilizador), optou-se pela combinação entre Bitalino e Python devido a existência de bibliotecas que permitiam a facilidade da comunicação entre os dois dispositivos.

Também foi desenvolvido em Python um script para o pré-processamento e classificação dos dados obtidos pelo acelerómetro, esta linguagem *open-source* dispõe de diversas bibliotecas, como por exemplo pandas, sklearn e numpy que possibilitam a manipulação e classificação dos dados obtidos pelo acelerómetro. Foi utilizado um computador para a recolha dos dados obtidos pelo acelerómetro.

1.5. Organização da Dissertação

Este documento está organizado da seguinte forma:

- Capítulo 1: Este capítulo apresenta uma breve introdução sobre o tema apresentado neste artigo ;
- Capítulo 2: Será apresentada toda a investigação realizada por outros autores em métodos existentes, regentes à captação do tremor, ao pré-processamento dos dados adquiridos e ao modelo de classificação sobre os dados captados;

- Capítulo 3: Capítulo onde é descrito todos os métodos de desenvolvimento, a implementação e a instalação da solução resultante desta dissertação;
- Capítulo 4: Capítulo onde serão apresentados todos os resultados obtidos por esta investigação;
- Capítulo 5: Onde serão apresentadas as conclusões do estudo presente;
- No final, serão apresentados os anexos de suporte à investigação e as referências bibliográficas, de onde foi retirada a investigação.

Capítulo 2

Estado da Arte

Neste capítulo irão ser descritas as investigações anteriormente publicadas sobre o temadesta dissertação. Este estudo consiste na investigação sobre o cálculo preciso do tremor em repouso de utentes com uma determinada doença degenerativa tendo como base os dados extraídos por um acelerómetro de três eixos.

2.1. Quantificação e caracterização dos sintomas da DP

Na avaliação da DP, normalmente são usadas escalas de avaliação que permitem caracterizar o estado da disfunção motora e incapacidade, sendo que a maioria deste tipo de escalas não foram avaliadas quanto à sua validade e fiabilidade. A escala de Hoehn e Yahr permite comparar grupos de doentes e fornecer uma avaliação sobre a progressão da doença, variando entre 0 (sem sinais da DP) e 5 (consiste na dependência de apoio de terceiros ou cadeira de rodas). A escala de Schwab e Enanglan estima as capacidades dos doentes com DP relativamente à sua independência ao realizar as atividades de vida diária (AVD). Por sua vez, a UPDRS é a escala mais utilizada e universalmente aceite na avaliação de disfunção. Exames como a tomografia axial computadorizada (TAC) e ressonância magnética (RM), não são normalmente necessários; em estudos de Tomografia Computorizada por Emissão de Fotão Único, do inglês Single Photon Emission Computerized Tomography (SPECT) com a utilização de um transportador dopamínico têm uma grande utilidade para a diferenciação da DP de outras doenças com sintomas semelhantes. As técnicas baseadas em métodos radioativos possuem desvantagens, se houver uma avaliação frequente (P. Mazzoni, 2012).

2.1.1. Escala de Kohen e Yhar Modificada

É uma escala que avalia a incapacidade dos pacientes com DP capaz de obter resultados de forma fácil e rápida. A escala é constituída por sete patamares e abrange medidas globais de sinais e o nível de incapacidade, os pacientes nos estados 1 a 3 apresentam incapacidade leve ou moderada, enquanto nos estados 4 e 5 apresentam incapacidade grave (J. J. van Hilten, 1994).

2.1.2. Escala Sydney

Esta escala divide-se em onze categorias, com uma pontuação total de 89. As categorias compreendem: destreza física, marcha, estabilidade postural, levantar-se de uma cadeira, fala, postura, tremor e tremor postural. Quanto menor for a pontuação melhor é a condição do paciente (Hely, 1993).

2.1.3. Questionário de Qualidade de Vida da Doença de Parkinson

A qualidade de vida foi medida por este questionário, uma técnica simples e de direta percepção do paciente em relação ao seu estado de saúde. Este questionário contém 38 questões com duas alternativas de resposta, sim ou não, envolve questões sobre habilidade física, nível de energia, dor, isolamento social, qualidade de sono e reações emocionais. Cada resposta "sim" é equivalente a um ponto e quanto menor a pontuação total obtida melhor é a qualidade de vida do paciente (S. M. Hunt, 1985).

2.1.4. Escala de Atividade de Parkinson

É uma técnica de avaliação para classificar problemas funcionais do paciente que estão no estado moderado ou severo na DP. Esta escala reflete alguns problemas do movimento do paciente, tais como dificuldade de equilíbrio ao levantar, hesitação, passada acelerada, limitação da mobilidade axial e dificuldade em realizar movimentos complexos. Os patamares da escala são divididos em quatro categorias, uma pontuação máxima indica melhor condição do paciente (A. Nieuwboer, 2000).

2.1.5. Escala Unificada de Avaliação da Doença de Parkinson (UPDRS)

Esta escala avalia sinais, sintomas e determinadas atividades dos pacientes através da observação clínica, é composta por 42 patamares, divididos em quatro partes:

- Atividade mental;
- AVD;
- Comportamento e humor;
- Exploração motora e complicações da terapia farmacológica.

A pontuação para cada patamar varia de 0 a 4, sendo que o valor 4 indica maior presença da doença. A UPDRS é a escala mais presente no meio hospitalar (Horta, 1996)

2.2. Captação do Tremor em Doenças Neurológicas

Nesta secção será feita uma revisão literária, analisando diversas perspectivas e métodos de quantificação de tremor em doenças neurológicas

2.2.1. Revisão Bibliográfica

O tremor de uma doença neurológica pode ser captado por diversos tipos de sensor. Na maioria dos estudos sobre este tema, utiliza-se um grupo de estudo de pessoas de ambos os sexos e com uma idade superior aos 60 anos, uma vez que estas doenças tornam-se mais críticas com o avanço da idade.

O estudo de Gallego (J.A. Gallego, 2010) tem como foco, a análise do movimento de extensão do punho, visto que os tremores são mais explícitos nas articulações distais. O sensor usado no estudo foi o MEMS, que fornece uma boa solução devido ao seu baixo peso e ao seu tamanho reduzido, tornando a extração dos dados menos invasiva. Os quatro testes realizados para a quantificação do tremor foram os seguintes:

- Manter os braços estendidos;
- Segurar os dois braços contra a gravidade;
- Tocar, alternadamente, o nariz e o joelho;
- Encher um copo de água com uma garrafa.

Existem autores que sugerem avaliar o tremor de Parkinson com base na unidade de deslocamento. A experiência de Hypeon (Hyoseon Jeon, 2011) mede o tremor em repouso e o deslocamento especulado, assim, colocou-se o acelerómetro de 3-eixos na unha do dedo dominante dos pacientes, que estavam sentados em uma cadeira e ambos as mãos colocadas sobre as coxas para avaliar o tremor em repouso. Este teste teve uma duração aproximada de 30 segundos. Os dados obtidos de pacientes com medicação mínima (Giladi, 2007) são mais fidedignos. O estudo (M.L.Mancini, 2004) usa dados provenientes de um sensor EMG a partir do extensor radial do carpo e do flexor ulnar do carpo, com o movimento contra a gravidade e em repouso, durante 1 minuto.

A maioria dos trabalhos realizados anteriormente concentram-se na análise de sinais externos do corpo captados por acelerómetro, eletromiografia (EMG) ou eletroencefalografia (EEG) (K.E.Norman, 1999). O uso destes sensores é vantajoso, uma vez que não são invasivos, porém, não exploram a atividade das áreas de interesse do cérebro. Em (Carmen Camaraa, 2015) levaram em conta o problema mencionado, assim extraíram os dados de origem sub-cortical, que estão diretamente ligados a doença neurológica.

Sem o uso de sensores, Kotsavasiloglou (Kotsavasiloglou, 2004), usou uma caneta e um *tablet* para estudar as diferenças no movimento das mãos e na coordenação motora de indivíduos saudáveis e pacientes com a doença de Parkinson.

Todos os estudos enumerados anteriormente reportam o mesmo problema: a falta de pacientes para aquisição de dados. Esse problema leva a uma vertente, já que uma menor quantidade de dados a considerar torna o resultado menos. Os autores não são consensuais sobre a melhor maneira de medir o tremor dos pacientes, em termos de qual o melhor sensor a usar, qual a melhor parte do corpo a usar e por fim qual a melhor posição do utente.

2.3. Acelerometria em Séries Temporais

Nos sinais captados pelo acelerómetro, a série temporal é construída pelos valores adquiridos por um intervalo de tempo, formando uma sequência que representa a variação da intensidade, proveniente dos três eixos do acelerómetro. Quanto maior o intervalo de tempo, maior também é o volume de informação.

No passado, a principal desvantagem da gravação de séries temporais por um grande intervalo de tempo é o espaço para o armazenamento da série nos computadores e o tempo necessário para a análise posterior, atualmente este fator não é tão crítico. No caso de obtenção de dados do tremor, o limite de tempo deve ser estabelecido de maneira que consiga obter o máximo de amostras, sem que haja fadiga ou incomodo para o paciente, o que pode interferir na qualidade dos sinais.

2.4. Técnicas de Pré-Processamento de Dados Provenientes de acelerómetro

Esta secção destina-se à revisão bibliográfica, enumerando as diversas maneiras de realizar o pré-processamento dos dados adquiridos por um acelerómetro.

A obtenção de séries temporais visa ao estudo de comportamentos de fenómenos, com a análise dos seus valores, ou na representação de gráficos que facilitam a observação e a interpretação. No caso da análise dos valores obtidos, as características do sinal podem ser extraídas a partir da aplicação de modelos matemáticos ou estatísticos.

A natureza do sinal obtido pelo acelerómetro é analógica, ou seja, o sinal ocorre de maneira contínua, em amplitude ao longo do tempo, os sinais analógicos não estão livres de influências (ruído) que podem ser prejudiciais para as conclusões finais. O ruído pode surgir de diversas origens como eventuais sinais anómalos captados pelo ambiente ou na fixação incorreta do sensor ao paciente. A utilização do acelerómetro traz uma grande consequência, uma vez que este tipo sensor gera um grande volume de dados.

Assim, o sinal deve de passar por uma etapa de filtragem para a minimização das interferências mencionadas anteriormente. Dependendo do equipamento, os filtros podem ser analógicos ou digitais, como algoritmos de filtragem adaptativa (Minja Belíca, 2019). Após aplicação do filtro no sinal analógico, o mesmo deve passar para a conversão de analógico para digital. Depois do obtido o sinal digital, é permitida a transferência e o armazenamento em um computador para se analisado e processado, para que as suas características possam ser devidamente analisadas tendo em vista a obtenção de uma conclusão.

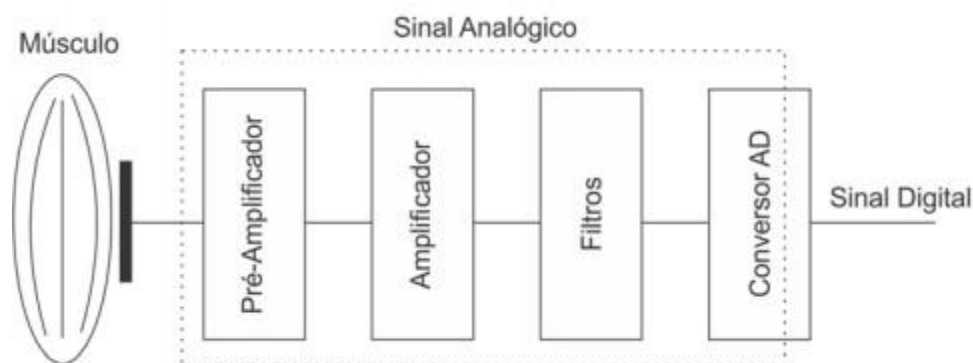


Figura 1. Esquema simplificado das etapas que antecedem ao processamento do sinal.

2.4.1. Domínio do Tempo: Matemático e Estatístico

Esta técnica é frequentemente usada em algoritmos de reconhecimento de atividades, permite descrever funções matemáticas em relação ao tempo, assim no domínio do tempo o valor é conhecido em cada momento, no caso de um tempo contínuo ou em vários instantes separados, no caso de um tempo discreto.

2.4.1.1. Métricas estatísticas: média, variância e desvio padrão

A média é geralmente aplicada no pré-processamento de dados em bruto e permite a remoção de picos e ruídos aleatórios (sinais mecânicos e elétricos), tornando os dados mais homogêneos (Jeong DU, 2007) e suavizando o sinal. A variância permite saber os extremos de cada sinal comparando a distância do ponto com a média do sinal, por sua vez o desvio padrão permite saber o nível de estabilidade do sinal. As métricas estatísticas são frequentemente usadas como uma abordagem de reconhecimento de atividade, onde são usadas como entrada de um classificador ou por um algoritmo limiar (Healey J, 2005).

2.4.1.2. Métricas de envelope: mediana, máxima, mínima e alcance

A mediana é o número que separa a metade superior de amostras com a metade inferior (Wiggins, 2008). As aplicações de valores máximos e mínimos em sistemas baseados em acelerômetros para detetar etapas no movimento por exemplo perceber a transição entre o movimento de correr para caminhar. As métricas de envelope permitem distinguir entre os vários tipos de postura com técnicas baseadas em limites (Aminian K, 1999).

2.4.1.3. Métricas da raiz do valor quadrático médio (RMS)

O RMS é usado para classificar padrões de movimento, como por exemplo da caminhada (Sekine M, 2000), e está presente em reconhecimento de atividade como entrada para um classificador de uma rede neuronal.

2.4.1.4. Posição e velocidade usando integração numérica

Mede a área do sinal sobre a curva dos dados vindo do acelerómetro, assim permite estimar a velocidade e a distância do movimento. No reconhecimento de gestos (Guerreiro T, 2008), usaram uma técnica de dupla integração para calcular a distância percorrida por um gesto.

2.4.1.5. Correlação cruzada

A correlação cruzada é o cálculo do produto a escalar entre os sinais, normalizando sobre o número de amostras. A métrica calcula o coeficiente de correlação cruzada entre um par de pontos correspondentes aos três eixos ou seja (x, y) , (x, z) e (y, z) , em seguida, seleciona o par que exibe um maior coeficiente, permitindo distinguir a transição entre atividades.

2.4.1.6. Cruzamento de zeros

Pode ser definido em que os pontos de um sinal passa por um determinado valor específico, normalmente o valor utilizado é a média perante os valores extraídos pelo sensor. O número de vezes que o sinal cruza pelo valor de referência é o número de cruzamentos pelo valor zero.

2.4.1.7. Área de magnitude do sinal

Bouten (Bouten C, 1997) descreve uma abordagem que usa a soma da área abrangida pela magnitude de cada um dos sinais do acelerómetro de três eixos com a finalidade de calcular a energia gasta pelo movimento. Este método permite distinguir entre o estado de repouso e o estado de atividade.

2.4.2. Domínio de Frequência

Técnicas no domínio de frequência são normalmente usadas para estimar a frequência repetitiva de um sinal, relacionando-o com a natureza periódica de uma atividade específica.

Existem diversos métodos que permitem a modificação do domínio de uma determinada série temporal, a transformada de Fourier (discreta, contínua, janela, *etc.*) e as *wavelets* que consistem nos métodos mais usados.

A transformada de Fourier é uma técnica de transformação de sinal usada em paralelo com mecanismos do domínio da frequência, permite assim, perceber qual é a frequência dominante do sinal. Nesta representação dos valores, o período principal ou os intervalos de repetição são representados por coeficientes diferentes de zero no eixo da frequência. As subsecções seguintes destacam o uso comum de métricas que usam a análise do domínio da frequência para o reconhecimento de atividade a partir de dados provenientes de um acelerómetro.

2.4.2.1. Componente DC

O componente DC é o primeiro coeficiente no espectro do sinal e o seu valor é muito superior comparando aos restantes espectros (Bao L, 2004). Assim, a componente DC é indesejável devido a duas razões: primeiro, se o sinal tiver que passar por um sistema que não permita a passagem desta componente o sinal é distorcido e pode criar erros; segundo, a componente DC é uma energia extra com informação inútil.

2.4.2.2. Entropia da Informação

A métrica da entropia do sinal consiste no método normalizado da entropia da informação com o coeficiente discreto de FFT com a exclusão da região da componente DC. A entropia ajuda a diferenciar sinais que possuem energia semelhante, mas, que correspondem a diferentes padrões de atividade.

2.4.2.3. Análise de Wavelet

A transformada de *Wavelet* pode ser usada para examinar o tempo de frequência de um sinal, uma das grande vantagens desta transformada é a sua maior eficiência computacionalmente se comparada com a transformada de Fourier (Mäntyjärvi, 2003). Esta transformada permite analisar uma função em diferentes escalas de frequência e de tempo, é uma ferramenta usada no processamento de sinais, em muitos dos casos aplicada na compressão de dados, detecção de semelhanças, separação de componentes do sinal e eliminação de ruído.

2.4.2.4. Análise discriminante linear

A análise discriminante linear (LDA) é um método para a classificação de dados e na redução da dimensão. LDA permite a construção de uma matriz que maximiza a relação da dispersão entre as classes e a dispersão interclasse gerando uma redução na dimensão, com esta técnica facilita a interpretação dos dados e a visualização do resultado final.

2.4.3. Reflexões

No artigo de Figo (Davide Figo, 2010) apresenta-se um rigoroso levantamento de todas as métricas referidas anteriormente, com o teste de reconhecimento de atividades físicas, e avaliaram-se as métricas uma a uma para se obter o seu desempenho com dados brutos provenientes de um acelerómetro de três eixos. A avaliação focada, para obter sucesso, para distinguir as ações de caminhar, correr e saltar. Os resultados desta investigação revelam que, para os três cenários de atividade, as técnicas no domínio da frequência são particularmente robustas e têm um desempenho comparável às técnicas de domínio do tempo, por outro lado, as técnicas do domínio de cadeia de símbolos obtiveram um desempenho razoável.

2.4 Transformada de Fourier, Transformada Discreta de Fourier, Fast Fourier Transform e Transformada de Hilbert-Huang

Nesta seção será feita uma revisão literária, analisando quatro tipos de transformada, comparando as vantagens e as desvantagens de cada uma delas.

A Transformada de Fourier permite a decomposição de uma função temporal com base na frequência, resultando num valor absoluto. Este valor representa a soma de todas as frequências presentes na função temporal original e cujo o argumento complexo é a fase de deslocamento do sinal com uma base sinusoidal (Muthuraman M, 2011). O uso da transformada de Fourier ainda é limitado, pois baseia-se na suposição de que a dinâmica de tremores se reflete num modelo periódico e linear, porém, não é verdade, (Palit SK, 2012) uma vez que o tremor é um movimento não periódico e não linear e portanto torna-se difícil a implementação da transformada de Fourier. Esta transformada é uma ótima opção quando há ocorrência de funções contínuas, mas em aplicações digitais é impossível falar em continuidade, para uma análise de dados discretos que consiste em sinais conhecidos em instantes de tempo, é usado a Transformada Discreta de Fourier (DFT).

A Transformada Rápida de Fourier (FFT) é um algoritmo que calcula a DFT, tendo como base um qualquer sinal, mesmo que seja periódico, pode ser representado com bastante precisão, adicionando sinais sinusoidais junto com frequências e amplitudes. Quanto maior for o conjunto de sinais sinusoidais, mais o sinal reconstruído se parecerá com o sinal original. Esta transformada permite obter todas as frequências presentes no sinal e também demonstra quais são as frequências mais dominantes. Com a FFT conseguimos reproduzir um gráfico de duas dimensões, onde o eixo x representa a frequência (quanto mais alto neste eixo, maior a frequência) e o eixo y representa a amplitude (quanto mais alto este eixo, maior é amplitude). O que normalmente é relevante neste tipo de gráficos, são os picos, um pico significa que essa frequência particular é dominante no sinal.

FFT resumido em 3 passos:

1. Decompor um ponto N em vários sinais;
2. Achar o espectro de cada ponto de N;
3. Sintetizar o espectro N em frequência.

A transformada de Hilbert-Huang (THH) tem um bom comportamento na detecção de sinais de baixa frequência. Esta transformada pode ser aplicada em sinais biológicos não lineares, decompondo-o na base do tempo. A THH baseia-se num método adaptativo de decomposição (EMD), baseada nas propriedades do sinal, sem impor características matemáticas à série temporal em estudo, a EMD propõe que qualquer conjunto de dados possa ser separado de um conjunto finito de funções no modo intrínseco (IMFs) (JF, 1983).

A THH difere da transformada de Fourier devido a se basear em um método adaptativo de decomposição, baseada nas características de cada sinal sem utilizar as características matemáticas da série temporal. Pelo contrário, a transformada de Fourier fornece uma visão muito mais realista do sinal. Portanto, existe a elegância matemática de Fourier e a física fornecida por Hilbert-Huang.

Um uso complementar destas duas transformadas, para problemas não-lineares, têm grande potencial.

2.5. Classificação do Tremor

Nesta secção será feita uma revisão literária, analisando diferentes perspectivas e resultados de diferentes autores sobre a classificação do tremor.

2.5.1. Revisão Biográfica

A classificação do tremor pode ser calculada recorrendo à média e ao desvio padrão, sobre os dados recolhidos pelo acelerómetro. Em (Huang NE, 2015) foi usado o InStat 3, um software (GraphPad Software, San Diego, CA,EUA) para calcular a média e o desvio padrão, os dados foram comparados em utentes com doença neurodegenerativa com ou sem tremor visível, usou-se o teste de Mann-Whitney para a quantificação dos dados e o teste de Fisher para categorizar os dados.

Muitos autores recorrem a algoritmos de aprendizagem para diagnóstico e avaliação do tremor na DP usando dados que descrevem os movimentos dos utentes. Normalmente a maioria dos estudos opta por algoritmos de aprendizagem supervisionada, que permite encontrar padrões desejados. Os algoritmos aplicados aos sinais cinéticos das extremidades superiores de pacientes com DP, permitem diagnósticos adicionais, a

avaliação dos efeitos terapêuticos e dos sintomas motores. Existe muita investigação sobre o melhor algoritmo para o diagnóstico precoce da DP com base nas propriedades dos movimentos da mão, principalmente a análise de batidas com os dedos ou o tremor de ação/repouso na escala de UPDR. A literatura sugere que o algoritmo consiga diferenciar entre pacientes com DP e participantes saudáveis. Normalmente o desempenho do algoritmo é apresentado em termos de sensibilidade, especificidade e precisão. Os algoritmos mais comuns para este fim são *Support Vector*, K-vizinhos mais próximos, Naïve Bayes, análise discriminante linear e algoritmos baseados em Árvore. O estudo (Minja Belića, 2019), comparou todos os algoritmos enumerados anteriormente e concluiu que o algoritmo mais bem-sucedido era o *Support Vector*, com uma taxa de acerto de 95%. Por outro lado (Shyam V. Perumal, 2018) usou o mecanismo LOOCV (validação cruzada de exclusão) para avaliar a precisão entre dois algoritmos de *Machine Learning*, K-vizinhos mais próximos e Máquina de Vetores de Suporte Linear (SMV).

O LOOCV é um modelo estatístico de validação cruzada que separa uma instância do conjunto dos restantes dados para ser a referência de teste enquanto as restantes são a amostra de treino. Foram usados dois grupos, um grupo de pessoas com as características de um tremor com alta amplitude e outro grupo com as características de um baixo nível de amplitude, assim, o algoritmo de K-vizinhos mais próximos e o algoritmo de Máquina de vetores de suporte linear, foram capazes de prever ao qual grupo pertencia o indivíduo com uma precisão de 92,8%. O estudo apresenta uma rede neuronal convolucional que está organizada em duas partes, a primeira parte é composta por duas camadas convolucionais com 16 filtros, e a segunda parte é composta por três camadas para a classificação.

Ao utilizar uma aprendizagem supervisionada, existem duas grandes desvantagens a primeira é uma técnica com um baixo poder explicativo (H. Dai, 2013) e a segunda é relação entre a matemática e os pontos de saída do algoritmo é muito difícil de entender, assim, torna-se difícil descobrir porque razão o tremor não foi classificado corretamente. Na investigação (Hyoseon Jeon, Distance Estimation from Acceleration for Quantitative Evaluation of Parkinson Tremor, 2011), propuseram um método de estimativa em relação à distância da aceleração para a avaliação quantitativa do tremor, foi usado um acelerómetro de três eixos que permitiu o cálculo da distância euclidiana do deslocamento para estimar a distância móvel do tremor. Concluíram que o deslocamento do tremor é proporcional ao UPDRS, assim, para um caso de UPDRS nível 1, a distância

média não excedeu os 15mm, no caso de UPDRS nível 2 foi de 33mm e por final o nível 3 ocorreu com uma distância de 383mm.

O artigo (Arash Salarian, 2007) propôs um método para quantificar o tremor de um paciente, pela comparação da amplitude do tremor com o nível da UPDRS correspondente. Por outro lado (R. Edwards, 1999) utilizou várias características do tremor como a amplitude, frequência e a densidade espectral, combinou estas características numa variável simples para identificar o tremor da DP. Na análise (Shyam V. Perumal, 2016) retiraram as seguintes características do tremor: a amplitude que permite ter o valor máximo do RMS; a distribuição de energia que a amplitude máxima foi medida entre os 4-6 Hz; a dispersão de frequência; e a frequência mediana. Com estas características foi obtida uma precisão de 86,9% entre um paciente com DP e um indivíduo saudável.

Outro autor (H. Dai P. Z., 2015) utilizou o algoritmo da descida do gradiente com o intuito de separar o movimento linear da mão, ou seja, permite obter a aceleração linear, as características do sinal do tremor que foram analisadas foram, a aceleração linear e a velocidade angular, o motivo principal para a remoção destas características é que o tremor é um movimento com uma rotação angular. Outras abordagens para calcular a aceleração basearam-se num filtro passa-baixo (D.G.M. Zwartjes, 2010), mas este tipo de algoritmo tem uma taxa de precisão muito baixa porque no caso do tremor não se pode presumir que a direção da gravidade mude lentamente consoante o deslocamento do tremor.

O processo de Fuzzy (Luis A. Sanchez-Perez, 2018) permite o cálculo da interferência, que usa um conjunto de regras resultantes e que determinam cada possibilidade do sistema de avaliação, assim, a saída final do modelo é obtida pela agregação de regras usando uma média ponderada de todas as regras resultantes dos seus antecedentes.

A maioria das investigações tiveram o problema de terem poucos participantes para o rastreio de dados; o número reduzido de participantes é suficiente para encontrar sinais estatísticos, porém, não correspondem às expectativas para a aprendizagem profunda dos algoritmos de *machine learning*. Outro problema relatado, é que cada registo deve ser anotado corretamente, o que se torna uma ação difícil e que leva a que as etiquetas dos dados fornecidos possam estar incorretas. Uma alternativa para este problema é usar bancos de dados públicos (Y. Nancy Jane, 2016).

Capítulo 3

Descrição da Solução

Neste capítulo vai ser caracterizado o problema que levou ao início deste projeto, bem como a solução implementada. Foi realizado o levantamento e análise dos requisitos funcionais e não funcionais. No final é apresentado o desenvolvimento da solução, como as ferramentas de desenvolvimento e os testes realizados para que este projeto tenha uma grande taxa de acerto.

3.1. Descrição do Problema

O problema proposto para a realização desta dissertação consiste na medição precisa do tremor em pacientes com doença neuro degenerativa utilizando um sensor de acelerometria.

Na última década houve um aumento significativo do número de pessoas portadoras de doenças neurodegenerativas, sendo que geralmente este tipo de doenças incluem sintomas como tremores frequentemente observados no movimento dos membros, mais especificamente na extremidade dos membros superiores. No entanto, os tremores são movimentos muito subtis que podem ser invisíveis ao olho humano e podem variar de paciente para paciente, podem variar devido ao estado emocional do paciente, variar com a hora do dia ou pela quantidade de medicação presente no paciente. Atualmente a classificação do tremor é feita por uma avaliação qualitativa, ou seja, a experiência do médico que está a observar e a avaliar o paciente é muito relevante, os resultados da avaliação não dependem somente da gravidade do tremor. Assim, o mesmo paciente pode ter várias classificações dependendo sempre da experiência do médico. É importante que exista um mecanismo de avaliação rápido e não intrusivo em que a experiência do médico não coloque em causa a qualidade da avaliação, para que as conclusões do teste sejam as mais homogêneas entre os avaliadores do tremor. Existem diversas escalas para medir o tremor de uma forma quantitativa, a mais usada pelos especialistas da saúde é a escala UPDRS, o problema do uso deste tipo de escala para a avaliação de doenças neuro degenerativas, é que implica um grande número de testes ao paciente, o que pode levar ao desconforto ou fadiga do mesmo, ou até mesmo diminuir a atenção do paciente ao realizar os testes, estas alterações físicas e psicológicas no paciente podem influenciar os resultados do teste. Assim o grande objetivo deste projeto

é produzir um mecanismo não intrusivo ao paciente e que permita analisar o seu tremor na parte superior mais externa, de modo a que o médico avaliador consiga obter informações úteis e de uma forma rápida para que consiga perceber e entender o estado da doença no paciente.

3.2. Proposta da Solução

Tendo em conta o problema descrito na secção anterior, propõe-se a criação de duas aplicações, são elas: uma aplicação que permita a ligação via *Bluetooth* entre o computador e o Bitalino, de forma a guardar no computador os registos vindos do acelerómetro e uma aplicação que permita classificar e analisar o tremor do paciente.

Foi usado um Bitalino com o módulo de *Bluetooth* e um módulo de acelerometria, como o Bitalino não tem memória para armazenar os dados provenientes do acelerómetro, surgiu a necessidade de guardar esses dados num dispositivo, e foi usado um computador para esse efeito. Foi implementada uma aplicação que é executada no computador e que permitia a ligação via *Bluetooth* entre os dois dispositivos. Como era uma aplicação com interface foi possível guardar a informação sobre o paciente que estava a ser sujeito ao rastreio do tremor, como a sua identificação, como a posição da mão que estava a ser testada e o mais importante, a criação de um ficheiro de texto com as informações provenientes do acelerómetro. Esta aplicação também deu a possibilidade do controlo perfeito da duração da recolha do tremor, normalmente utilizamos 1 minuto de recolha em cada teste, este período de tempo foi escolhido de forma a não provocar fadiga ao paciente, e ainda, pelo facto de ser um método bastante fácil e rápido na aquisição dos dados, 1 minuto é suficiente.

Para o presente estudo o Bitalino foi colocado na palma da mão, de acordo com a posição do acelerómetro, obtendo-se a seguinte leitura (Figura 2) :

- No eixo do X são captadas as acelerações ocorridas no eixo do ântero-posterior;
- No eixo do Y são obtidas as acelerações ocorridas no eixo longitudinal, que coincidem com o sentido da força da gravidade;
- O eixo do Z corresponde às acelerações ocorridas no eixo médio-lateral.

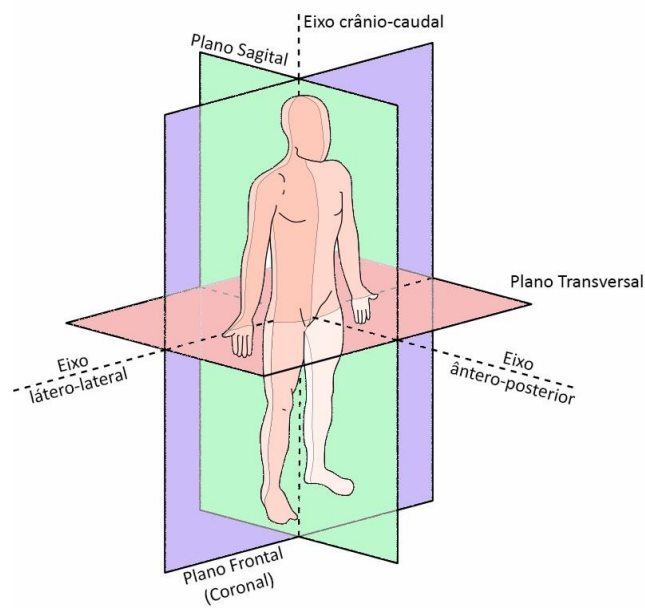


Figura 2. Planos e Eixos do Corpo Humano.

Neste trabalho foi utilizado um acelerómetro digital MEMS, este é um sensor inercial de três eixos com um erro de ± 3 g, que efetua medições de aceleração numa largura de banda de 50 Hz, suportando os requisitos do problema e evidência um comportamento estático e dinâmico bastante satisfatório.

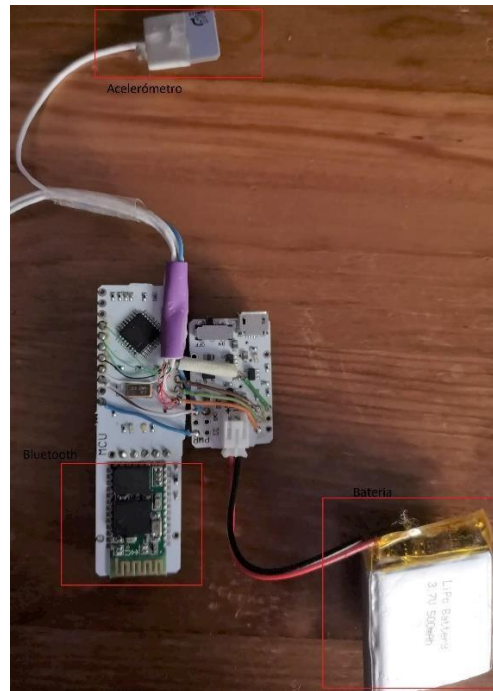


Figura 3. Configuração do Bitalino usado na recolha de dados.

Os dados obtidos pelo acelerómetro foram recebidos pelo microcontrolador que por sua vez os enviou para o computador através da comunicação por *Bluetooth*. O microcontrolador é constituído por um processador e periféricos de entrada/saída, isto quer dizer que um único dispositivo abrange todos os circuitos necessários para a realização de um sistema digital programável completo.

O módulo *Bluetooth* permite uma comunicação sem fios de baixo custo energético, a comunicação é realizada por ondas de rádio com uma frequência de 2,4 GHz com um alcance de 10 metros. Os níveis de protocolo podem ser implementados tanto ao nível do software como ao nível do hardware.

A segunda aplicação permite a classificação e quantificação do tremor, esta aplicação consiste no processamento dos dados recolhidos pela primeira. Os dados sofreram um processamento para remoção do ruído originado pelo ambiente deste projeto, em virtude do acelerómetro criar ruído. Depois deste processamento, ocorreu a quantificação dos dados para obter a frequência dominante do tremor. Assim, com estas aplicações interligadas pretende-se um melhor método para a captação do tremor e para a sua quantificação, permitindo uma avaliação do paciente com DP mais eficaz.

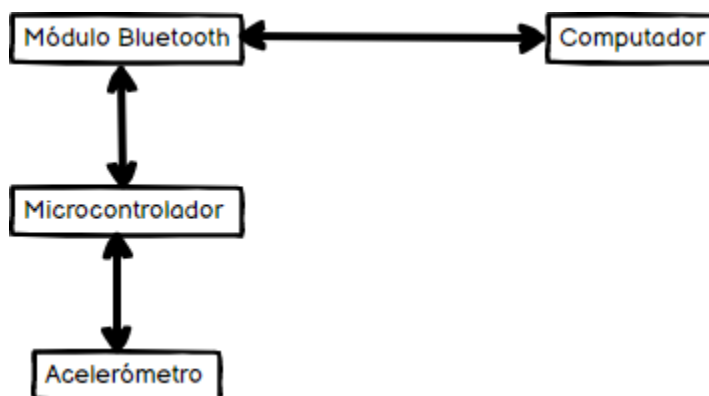


Figura 4. Arquitetura do Sistema.

Na secção seguinte serão apresentados todos os requisitos da solução para a obtenção do produto final deste projeto.

3.3. Análise de Requisitos

No planeamento das aplicações a realizar e da implementação do *hardware*, foi realizado o levantamento dos requisitos funcionais e dos requisitos não funcionais, para o problema em estudo. Os requisitos funcionais são os que o utilizador interage diretamente na realização de ações da solução, sendo necessário ao bom funcionamento da solução de acordo com os objetivos, por sua vez os requisitos não funcionais são os que servem de suporte aos requisitos funcionais.

3.3.1. Requisitos Funcionais

A solução será constituída por duas aplicações e por hardware:

- O hardware corresponde ao Bitalino constituído por um acelerómetro, módulo *Bluetooth* e por um microprocessador, permite a obtenção de dados do tremor do paciente com DP;
- A primeira aplicação permite a comunicação entre o computador e o Bitalino, assim, é possível que os dados recolhidos pelo acelerómetro e enviados por *Bluetooth*, sejam guardados num ficheiro de texto;
- A segunda aplicação conecta os dados obtidos pela primeira aplicação, quantifica e classifica o tremor.

Por sua vez na solução é contemplado um tipo de utilizador:

- Auxiliares de saúde ou médicos que têm permissão de acesso à primeira e à segunda aplicação.

Os requisitos funcionais do uso do hardware para um utilizador são:

RF1 - Leve;

RF2 - Não intrusivo ao paciente.

Os requisitos funcionais da primeira aplicação são:

RF1 - Possibilidade em testar a conexão por *Bluetooth* entre o computador e o hardware;

RF2 - Possibilidade de registar o utilizador por um identificador;

RF3 - Possibilidade de escolher a posição da mão do paciente;

RF4 - Ativar a captação de dados;

RF5 - Cancelar a captação de dados.

Os requisitos funcionais da segunda aplicação são:

RF1 - O utilizador não interage com esta aplicação.

3.3.2. Requisitos Não Funcionais

Os requisitos não funcionais da primeira aplicação são os seguintes:

- RNF1 - Captar dados do acelerómetro durante um minuto;
- RNF2 - Escrever os dados vindos do acelerómetro num ficheiro de texto;
- RNF3 - Guardar os ficheiros de texto numa pasta associada ao projeto;
- RNF4 - Formulário de fácil interação;
- RNF5 - Botões de fácil interação;
- RNF6 - Apresentação de mensagens de erro;
- RNF7 - Apresentação dos dados de forma clara e concisa;
- RNF8 - Necessita de constante ligação via *Bluetooth*.

Os requisitos não funcionais da segunda aplicação são os seguintes:

- RNF1 - Visualização dos dados obtidos do acelerómetro em bruto;
- RNF2 - Visualização dos dados obtidos pelo acelerómetro processados;
- RNF3 - Visualização da frequência dominante do tremor.

3.4. Modelação da Solução

Nesta secção serão descritas as atividades de modelação da solução descrita do ponto 3.2. Começando por definir a arquitetura do sistema (secção 3.4.1). Na secção 3.4.2, serão apresentados os diagramas de casos de uso relativos aos requisitos definidos na secção 3.4.3, serão apresentados os diagramas de sequência relativos às ações de uma parte da aplicação.

3.4.1. Arquitetura da Solução

A arquitetura da solução é constituída por uma parte de hardware e por duas aplicações. A primeira aplicação comunica com o hardware através de comunicação de *Bluetooth* entre um módulo de *Bluetooth* do Bitalino e computador. A primeira aplicação tem uma arquitetura de três camadas, que são: a camada de apresentação, a camada de lógica e a camada de armazenamento de dados. A camada de apresentação são as páginas apresentadas ao utilizador, como é uma aplicação desenvolvida em Python, usou-se uma biblioteca com o nome de Tkinter (Graphical User Interfaces with Tkinter, 2021) com a

finalidade da produção da interface gráfica da aplicação. A camada de lógica aplicacional da primeira aplicação é a camada sobre a qual se executará toda a lógica da aplicação que será constituída por um módulo de comunicação via *Bluetooth* que permite a comunicação com o hardware. A camada de armazenamento de dados, tal como o nome indica, é a camada que armazena os dados, nesta situação usou-se ficheiro do tipo de texto (.txt) que permite guardar os dados vindos do acelerómetro como o objetivo de replicar o funcionamento da aplicação OpenSignals (OpenSignals Documentation, 2019) que é fornecida pelo fabricante do Bitalino (Bitalino , 2021).

A segunda aplicação é mais simples em termos de camadas comparada com a primeira aplicação, é composta por duas camadas, que são: a camada de apresentação e a camada de lógica. A camada de apresentação consiste em que o utilizador consiga visualizar as três etapas dos dados, a seguir indicadas: visualização dos dados em bruto; visualização dos dados processados e por final a visualização da frequência predominante do tremor. A camada de lógica será responsável pela leitura dos dados recolhidos pela primeira aplicação, pelo processamento dos dados e por todos os cálculos para classificar e quantificar os tremores do paciente com DP.

3.4.2. Casos de Utilização

Os diagramas de casos de uso, mostram de forma gráfica que todas as ações possíveis dos utilizadores, correspondem aos requisitos anteriormente descritos no ponto 3.3.

Como referido anteriormente, somente existe um perfil de utilizador. As duas aplicações foram desenvolvidas com o foco para a utilização de auxiliares de saúde ou de médicos.

3.4.3. Sequência

Nesta secção será apresentada o diagrama de sequência referente à recolha de dados recorrendo ao hardware e à primeira aplicação. Os diagramas de sequência que representam a interação entre os utilizadores e a solução desenvolvida. O diagrama de sequência é apresentado em anexo (anexo I).

3.5. Desenvolvimento

Neste ponto serão apresentadas todas as ferramentas e tecnologias escolhidas para o desenvolvimento e implementação da solução (secção 3.5.1), bem como, o desenvolvimento de testes, os seus resultados e as aplicações construídas (secção 3.5.2).

3.5.1. Ferramentas e Tecnologias Escolhidas

Para a implementação da solução privilegiou-se a utilização de ferramentas e tecnologias de código aberto (*open-source*), embora pretendendo que as aplicações sejam seguras e confiáveis. Para o desenvolvimento das duas aplicações foi usada a linguagem de programação Python, que é uma linguagem de alto nível com uma abordagem orientada a objetos. Esta linguagem foi escolhida por diversas características, tais como: com uma biblioteca padrão abrangente, é suportada pela maioria das plataformas, fácil no desenvolvimento de aplicações com interface, diversas bibliotecas para *data science* (Numpy, Pandas e Matplotlib) e possui uma grande documentação graças a sua forte comunidade.

Na escolha do *hardware* utilizado foi escolhido Bitalino, que é uma pequena placa com diversos sensores biomédicos. Os elementos diferenciadores são os kits de hardware com um baixo custo, uma comunidade bastante ativa em português e tem uma grande diversidade de *hardware*.

Na secção seguinte irão ser apresentados os métodos de desenvolvimento utilizados no decorrer deste projeto.

3.5.2. Metodologia de Desenvolvimento e Testes às Aplicações

As aplicações foram desenvolvidas de forma incremental e testadas durante o seu desenvolvimento. No desenvolvimento do hardware foi realizado todo o levantamento das necessidades para a implementação deste projeto. No desenvolvimento das duas aplicações foram testadas durante todo o tempo de implementação, de modo a minimizar

a existência de erros, foram desenvolvidos testes de unidade, testes de integração e testes de usabilidade.

Durante este desenvolvimento quando era encontrado algum erro, os mesmos eram resolvidos de modo a não se propagarem na evolução do software.

Na secção seguinte, secção 3.6, são apresentadas as partes mais relevantes da implementação do hardware e das aplicações desenvolvidas.

3.6. Implementação

Esta secção tem como finalidade apresentar como foi a realização e a implementação do hardware e das aplicações.

O Bitalino é fornecido com um conjunto de sensores, no entanto, para esta investigação apenas o sensor de acelerometria foi usado. Assim, foi necessário configurar o Bitalino de acordo com a especificações. Para isso, o hardware foi adaptado no seguinte formato:

1. foi implementado um módulo Bluetooth, para permitir a possibilidade da comunicação entre o Bitalino e o computador;
2. à placa do microcontrolador foi adicionada a ligação de um acelerómetro triaxial. O acelerómetro está ligado ao microcontrolador por via de um cabo multicondutor para permitir maior liberdade de posicionamento do acelerómetro na caixa de armazenamento do hardware;
3. foi instalada uma bateria para a portabilidade da solução.

A primeira aplicação foi implementada das seguintes formas:

- foi implementado com uma interface fácil de usar;
- foi usado uma API disponível pelo Bitalino, para que exista a comunicação entre a aplicação e o Bitalino via Bluetooth;
- foi implementado um mecanismo de arquivo para guardar os valores vindos do acelerómetro.

A segunda aplicação foi implementada das seguintes formas:

- foi criado um mecanismo de pré-processamento dos dados para remover o ruído provocado pelo acelerómetro e pelo meio;
- foi implementado um mecanismo de cálculo para perceber a frequência dominante do tremor;
- por fim, a possibilidade de visualização dos dados em bruto, dos dados com o pré-processamento e da frequência dominante;
- a implementação do hardware e das aplicações foi caracterizada.

Na próxima secção serão apresentados os passos referentes à instalação das aplicações.

3.7. Instalação

As aplicações desenvolvidas no âmbito deste projeto carecem de ser instaladas, tendo em conta os diversos componentes de hardware e de software. As duas aplicações podem ser instaladas em qualquer sistema operativo de um computador, bastando o dispositivo ter instalado pelo menos a versão 2.7 do Python e ter uma constante ligação de *Bluetooth* para poderem comunicar com o Bitalino. Uma mais valia destas aplicações, é que não necessitam de ligação à internet.

Assim, termina a instalação das aplicações e das configurações das mesmas, estando assim, em condições para serem utilizadas.

3.8. Nota Conclusiva

Nesta secção, na dissertação foi descrito o problema a que esta investigação se propõe, o qual contém a criação da solução que permite ao utilizador conseguir quantificar o tremor de um paciente com DP.

A solução foi desenvolvida de acordo com os requisitos definidos inicialmente.

Capítulo 4

Validação de Resultados

Neste ponto será apresentado o processo de ajustamento e de validação do pré-processamento dos dados retirados pelo acelerómetro (secção 4.1). Serão igualmente apresentados todos os passos de validação para a quantificação do tremor (secção 4.2), sendo que, neste caso, foi descrito amplamente o algoritmo para este fim na secção 4.3 é descrito a conclusão sobre os resultados.

4.1. Validação dos resultados de pré-processamento dos dados

Nesta secção irão ser analisados os resultados obtidos pelo pré-processamento utilizado nesta investigação, na secção 4.1.1 descrevemos os resultados obtidos em investigações anteriores, na secção 4.1.2 é feita a descrição do algoritmo implementado, e, no final desta secção serão apresentados os resultados obtidos (secção 4.1.3).

4.1.1. Análise dos resultados obtidos em investigações anteriores

No domínio desta dissertação de mestrado não se utilizou qualquer método utilizado nas pesquisas anteriores, dado que, nenhuma pesquisa neste âmbito descreveu ao pormenor, o método utilizado para o pré-processamento dos dados. Ao longo desta pesquisa, notou-se que esta etapa é muito importante pela natureza do acelerómetro, o qual capta bastante ruído e uma grande quantidade de dados num curto espaço de tempo.

4.1.2. Implementação do Algoritmo

Nesta investigação o protocolo utilizado consiste na captação de dados durante 1 minuto, sendo que, no primeiro passo do algoritmo são somente utilizados 45 segundos, constatou-se de que no início da captação, o acelerómetro capta valores bastante

elevados e bastante estranhos, foi por estas razões que se optou por retirar os primeiros 15 min. Esta eliminação também ajudou ao nível da computação dos dados.

Relativamente ao pré-processamento dos dados, existem quatro filtros que se podem adaptar a este problema, que são os seguintes:

- Filtro passa-baixo: filtra o sinal com uma frequência inferior a uma determinada frequência de corte e atenua o sinal em regiões com frequência superior à frequência de corte. A figura 5 ilustra o funcionamento deste filtro.

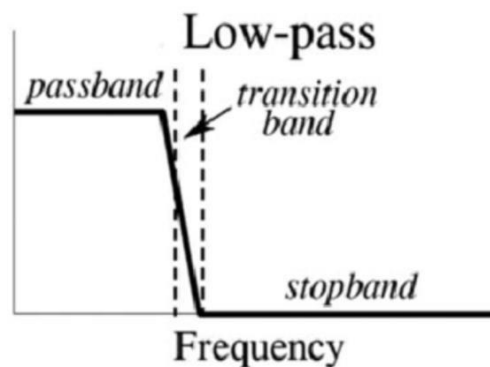


Figura 5. Filtro passa-baixo.

- Filtro passa-alto: deixa passar sinais com uma frequência superior a uma determinada frequência de corte e atenua sinais com frequências mais baixas do que a frequência de corte.

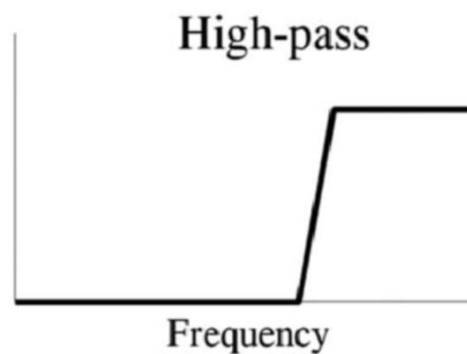


Figura 6. Filtro passa-alto.

- Band-Pass Filter: é um filtro de conjugação entre filtro passa-baixo e filtro passa-alto.

- Band-Reject Filter: rejeição de dados pela combinação paralela entre o filtro passa-alto e filtro passa-alto.

A Figura 7, demonstra uma amostra dos dados ideais para trabalhar. A distorção causada por muito ruído, desforma os dados reais captados. Na realidade, este problema agrava-se drasticamente, porque os dados captados são sujeitos a uma frequência flutuante.

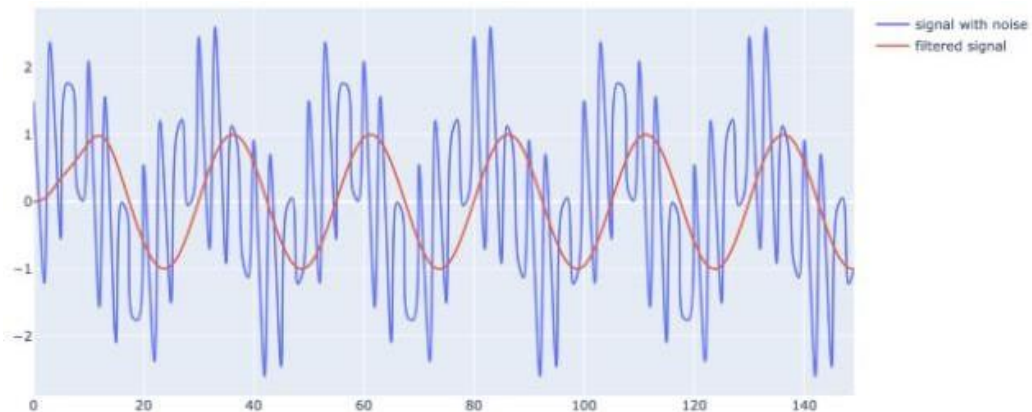


Figura 7. Amostra de filtragem ideal.

Nesta investigação utilizou-se o filtro Butterworth e o filtro passa-baixo, os quais fornecem uma saída constante de DC até à frequência de corte, o que rejeita, todos os sinais acima dessa frequência. Após diversos testes, concluiu-se que esta combinação de filtros, provocava um maior desempenho e uma enorme remoção do ruído, ao sinal original.

O Butterworth permite um efeito mais plano em relação ao sinal de entrada. É o melhor filtro entre a atenuação e a resposta, este tipo de filtro não tem um efeito de ondulação em faixas de passagem. Este filtro alcança a sua estabilidade e o seu nivelamento máximo, após, a transição do sinal de uma ampla banda para a passagem de uma banda parada. O filtro, fornecerá uma resposta plana no sinal de saída, portanto, este filtro, pode ser referido como um filtro com magnitude máxima plana.

Na prática, o filtro Butterworth é composto essencialmente por dois parâmetros, a frequência de corte e a ordem dos filtros. A resposta de frequência desses filtros, consiste na nitidez da transição da banda de passagem para a banda de parada, e é caracterizada pela ordem do filtro. Para filtros Butterworth de tempo contínuo, os pólos associados aos quadrados da magnitude da resposta de frequência, são distribuídos em ângulos. Quando à frequência de corte, e à ordem do filtro, os pólos que caracterizam a função do

sistema, são facilmente calculados, uma vez que os pólos são especificados, sendo assim, é muito mais fácil obter a equação diferencial que caracteriza o filtro.

O nivelamento da resposta de saída do filtro aumentará à medida que a ordem do filtro aumenta, ou seja, se considerarmos um gráfico logaritmo, a resposta do filtro desce linearmente.

Se o filtro de primeira ordem for -6 dB por oitava, todos os filtros de primeira ordem irão ter a mesma resposta de frequência, o filtro em segunda ordem, a resposta em frequência diminui a -12 dB por oitava um filtro de terceira ordem diminui -18 e assim sucessivamente.

O filtro Butterworth permite o mesmo formato em ordens mais elevadas, mas com uma inclinação mais íngreme de banda de atenuação. Juntamente com o filtro Butterworth utilizamos a frequência de Nyquist, usada para descrever a taxa de amostragem.

A frequência de Nyquist é a taxa mínima da qual um sinal com uma determinada largura de banda finita precisa de ser amostrado para reter todas as informações do sinal. Como no caso desta investigação a série de dados é do tipo temporal, então a demonstração em intervalos de tempo regulares dt , a taxa de Nyquist é apenas $1 / (2 dt)$.

A frequência da amostra, por norma, é uma frequência bastante baixa, ou seja, menor que 7Hz, assim, uma taxa de amostragem de 14Hz ou 15Hz seria suficiente, no entanto, e como a taxa de amostragem de Bitalino é de 1KHz, torna-se demasiado grande para o problema em questão, o que, pode no futuro, originar problemas.

4.1.3. Discussão dos Resultados

Nesta subsecção, mostraremos os resultados obtidos pela filtragem sobre os dados em bruto, captados pelo acelerómetro.

Na próxima imagem, demonstramos os dados recolhidos pelo acelerómetro sem nenhum processamento de sinal, assim, conseguimos perceber que o principal problema fornecido pelo acelerómetro, é o ruído, tornando-se assim necessário, o uso de um filtro para discriminar a informação do ruído.

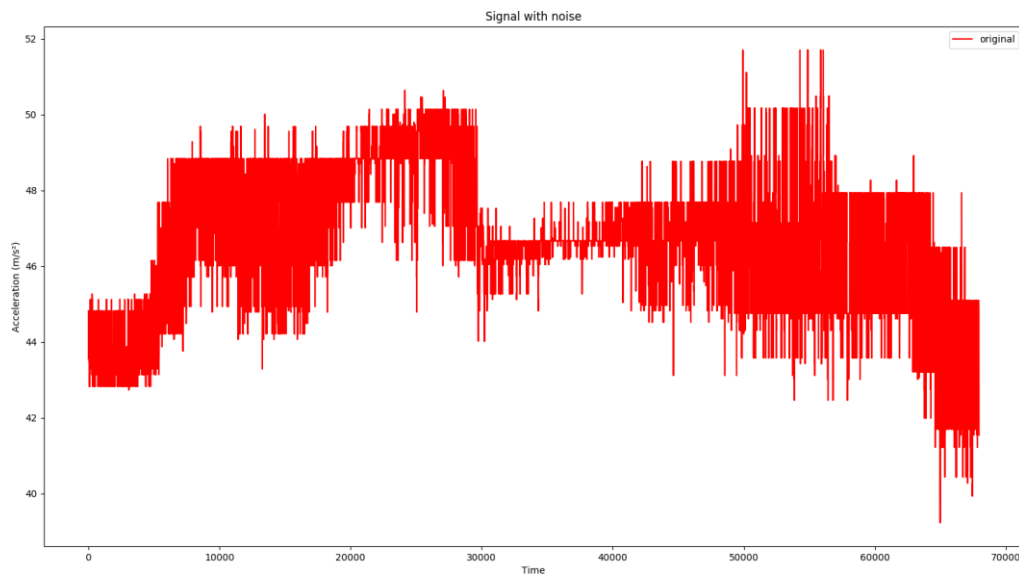


Figura 8. Dados obtidos pelo acelerómetro.

A utilização do filtro Butterworth adaptado para a frequência de Nyquist adequada ao sinal deu um excelente resultado. A qualidade da filtragem deverá ser avaliada visualmente, pois não é possível calcular o erro RMS uma vez que não temos acesso ao sinal original sem ruído. A filtragem limpou com sucesso o sinal, permitindo assim, distinguir os maiores picos de frequência do tremor, os quais são difíceis de serem visualizadas no sinal original.

A próxima figura mostra o sinal filtrado pelo filtro Butterworth e com a frequência de Nyquist, de segunda ordem e com uma frequência de corte de 5 Hz.

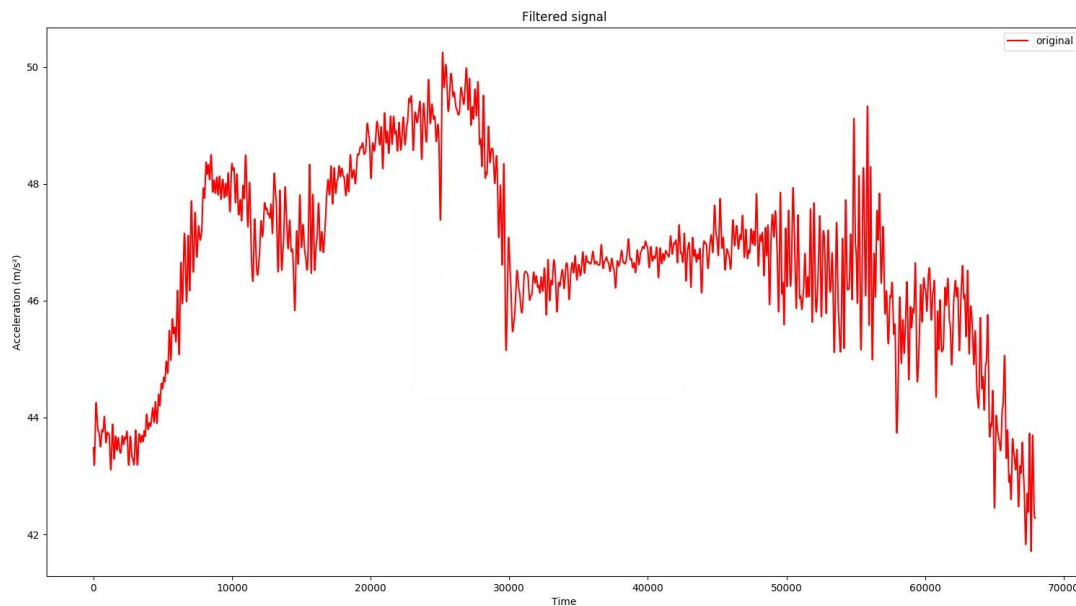


Figura 9. Dados obtidos pelo acelerómetro com processamento de sinal.

4.2. Validação da Quantificação e Classificação do Tremor

Nesta secção serão apresentadas as análises e experiências realizadas para a criação do algoritmo, para quantificar o tremor (secção 4.2.1) como algoritmo final (secção 4.2.2), no final, serão apresentados os resultados obtidos (secção 4.2.3).

4.2.1. Método Experimental

A descoberta de um algoritmo para a quantificação do tremor não é um processo fácil. Inicialmente, criou-se uma aplicação que tinha como objetivo a recolha dos dados do acelerómetro, durante 1 minuto, para um ficheiro de texto. Depois, foi aplicado para cada orientação (X, Y e Z) o mecanismo de filtro descrito na secção anterior, posteriormente, foi calculado o vetor de magnitude dos valores X, Y e Z.

Com a aplicação de recolha do tremor, realizaram-se experiências com algumas pessoas de modo a compreender o comportamento do acelerómetro, e, verificar se existe algum padrão nos gráficos desenhados, tendo por base o vetor de magnitude.

Só com estes dados, era impossível quantificar o tremor com clareza. Após esta análise, foi criado um algoritmo capaz de detetar a frequência predominante de forma automática após a recolha dos dados do acelerómetro. Assim, foi possível quantificar o

tremor de forma a tentar registar estes dados e contribuir para perceber a evolução da doença no paciente.

Para verificar este algoritmo, foram utilizados diversos sinais artificiais com uma frequência constante sem a presença de ruído, este mecanismo de teste facilitou a calibração do algoritmo, uma vez que tínhamos a noção do resultado que o algoritmo tinha que apresentar, assim, foram realizadas dez experiências com sinais artificiais.

Os dados recolhidos com o acelerómetro foram conseguidos apenas com dois voluntários que participaram na recolha de dados e na quantificação dos mesmos, estes não sofriam de nenhuma doença neuro-degenerativa, mas o tremor das suas mãos era bastante visível. Com esta recolha, conseguimos simular um rastreio de início ao fim, conseguindo assim quantificar o tremor. O protocolo de recolha de dados foi sugerido pelo Professor Doutor José Martinez, o qual acompanhou, desde início, esta solução.

Nas experiências realizadas com sinais artificiais, verificou-se uma taxa de acerto de 100%, mas com os dados através dos voluntários não conseguimos afirmar a taxa de erro do algoritmo uma vez que não temos forma de medir a frequência do tremor que eles exibiam.

4.2.2. Apresentação e explicação do algoritmo na quantificação do tremor

Toda a análise na secção 4.2.1 foi uma apresentação breve da criação e implementação do algoritmo, esta secção, tem como base a descrição pormenorizada da implementação para obtenção do objetivo desta investigação.

O desenvolvimento da quantificação do tremor tem por base a transformada de Fourier, este tipo de transformada é muito aplicada no ramo da engenharia para determinar as frequências dominantes num sinal. Quando a frequência dominante corresponde à frequência natural do sinal, pode ser amplificada, no entanto, devido à ressonância, isto pode acontecer e levar ao colapso do sinal. Este tipo de transformada foi escolhida porque é ideal para converter um sinal no espectro de tempo em um espectro de frequência.

A transformada de Fourier permite que todas as funções não lineares sejam representadas por uma soma de infinitas ondas senoidais, isto quer dizer que conseguimos transformar o vetor de magnitude num conjunto de ondas senoidais. Por

outras palavras, a transformada de Fourier quebra um sinal de tempo e retorna a informação sobre a frequência de todas as ondas senoides necessárias para simular o sinal inicial.

Para sequências de valores, a transformada Discreta de Fourier (DFT) é calculada por:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n e^{-2\pi i kn/N}$$

No entanto, no desenvolvimento desta experiência usou-se a Transformada Rápida de Fourier, que é uma vertente da Transformada Discreta de Fourier, tornando-se um mecanismo mais eficiente, uma vez que divide recursivamente a DFT em DFTs menores, reduzindo muito drasticamente o esforço computacional do algoritmo.

Numa escala de complexidade a DFT representa um custo de $O(N^2)$ enquanto que a FFT representa um nível de $O(N \log N)$ onde N é o tamanho dos dados da amostra. A FFT retorna uma função em que, ao compararmos o primeiro valor com o último, podemos concluir que as partes reais de ambos os valores são iguais, e que os valores dos números imaginários também iguais em magnitude, o que é diferente entre eles é que um é positivo e outro é negativo, esta observação é igual para todos os números da sequência da função. Com isto a segunda metade do resultado da FFT não fornece nenhuma informação nova, assim, conseguimos concluir que metade da sequência FFT é o resultado que precisamos.

Os resultados da FFT permitem saber:

- Amplitude de uma certa onda é equivalente à sua energia;
- Deslocamento de uma onda.

Para obter uma boa visão sobre o resultado obtido da FFT, a amplitude deve ser representada graficamente em relação à frequência, cada número discreto da FFT corresponde a uma frequência. Assim, só é necessária uma janela de metade do espectro do resultado da transformada, porque é a única parte que fornece informações reais.

Como a figura 10 mostra, conseguimos retirar com clareza as frequências presentes no sinal captado pelo acelerômetro. A FFT é um tipo de transformada que permite obter informações sobre a frequência em relação a informações sobre o tempo. Usar a FFT em

relação a um sinal temporal, representa a perda de todas as informações relativas ao tempo e em troca o ganho da informação sobre as frequências do sinal, se existisse a necessidade de manter a informação sobre o tempo, a solução era criar uma espectrograma.

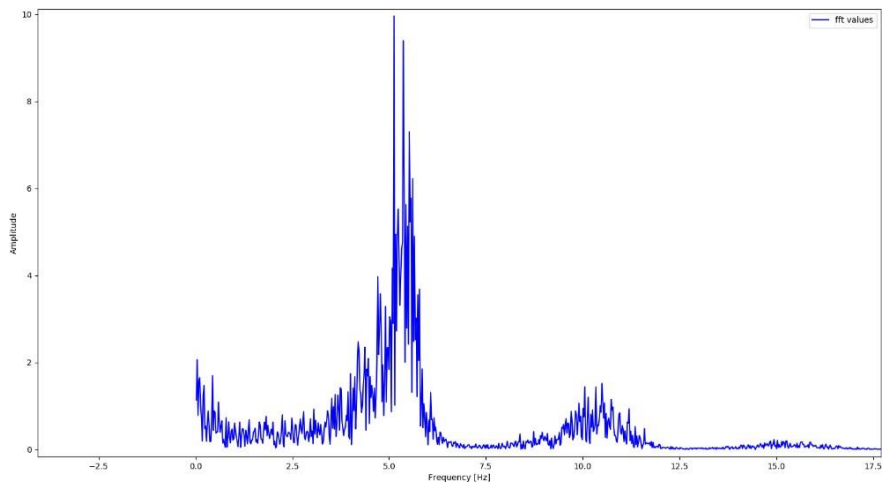


Figura 10. Resultado da implementação da FFT.

Com o resultado da FFT com a utilização dos dados obtidos pelo acelerómetro, obtivemos o espectro, conforme figura abaixo, a escala por norma é traçada por uma escala logarítmica. Na figura, é possível observar as frequências mais dominantes entre $10^{0.7}$ Hz a $10^{0.9}$ Hz (5 Hz a 8 Hz).

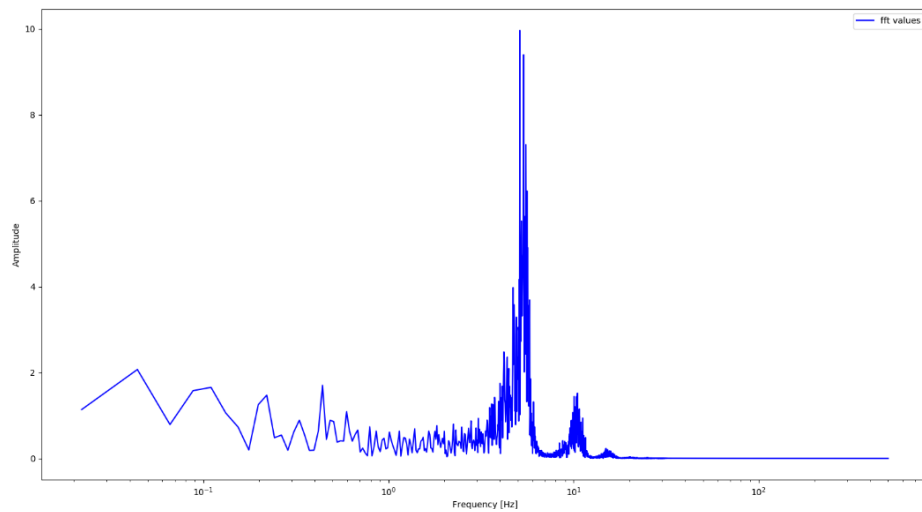


Figura 11. Resultados da implementação da FFT em base logarítmica.

4.2.3. Discussão dos resultados

O desenvolvimento desta investigação passou por diversas etapas, nas quais os resultados iam melhorando com o avanço das investigações.

Inicialmente, pensou-se em quantificar o tremor pela potência de cada pico no vetor de magnitude, não seguimos esta abordagem devido a ser um grande esforço programaticamente. Implementou-se um algoritmo com ajuda da transformada de Hilbert-Huang, no entanto, alcançamos resultados inconclusivos.

Com ajuda de investigações anteriores concluímos que a utilização da FFT é a melhor opção face ao problema deste projeto. Com a FFT obtivemos uma grande taxa de acerto em sinais artificiais produzidos especialmente para testar este tipo de algoritmo. Relativamente aos dados obtidos pelo acelerómetro, não se conseguiu chegar a uma conclusão, dado que a amostra era demasiado pequena, para obtenção de resultados sólidos. Assim, concluiu-se que a aplicação tem um grande potencial, pelos resultados que se obteve em relação aos seus testes.

4.3. Nota Conclusiva

No desenrolar deste projeto foram realizados um grande número de experiências, devido a serem dados experimentais, ocorreram alguns erros até à obtenção do produto final deste projeto. Desenvolveu-se um algoritmo idêntico às investigações anteriores, mas, com um grande pré-processamento dos dados. Pode-se concluir que a classificação e quantificação do tremor, foi realizada com sucesso.

Capítulo 5

Conclusões

5.1. Conclusão

Esta dissertação tem como principal objetivo a quantificação e classificação do tremor em pacientes com a DP, para o complemento deste objetivo houve a necessidade da implementação de hardware e software para o tremor do paciente.

A solução desenvolvida no âmbito deste projeto, pretende utilizar o algoritmo para calcular a frequência predominante do sinal vindo de um acelerómetro de três eixos, criada para a utilização de fins pessoais ou por aconselhamento de um profissional de saúde, que informa o utilizador da evolução do seu tremor. Esta solução permite classificar melhor a DP, em virtude de ser modelo de classificação quantitativo sobre o tremor, permitindo assim um melhor acompanhamento na evolução da DP.

A quantificação do tremor em doenças neurológicas é um tema muito investigado, tendo sido feitas várias experiências com a utilização de câmaras de filmar, mesas digitais, giroscópio e acelerómetro. Muitos dos estudos que utilizam o acelerómetro têm como base a transformada de Fourier na medida em quantificar o tremor.

Utilizou-se a transformada rápida de Fourier, este modelo foi testado, e verificou-se, segundo vários autores, que o modelo está muito próximo da realidade obtida por outras investigações realizadas anteriormente. A transformada de Fourier permite obter o valor da frequência predominante em Hz, com este resultado conseguimos traçar uma evolução na DP do paciente e quantificar o tremor em uma escala. Podemos afirmar, que com os testes efetuados ao nosso algoritmo com a transformada rápida de Fourier, a implementação foi bem sucedida.

A solução para o problema desta dissertação privilegia a simplicidade de utilização, sendo que um utilizador sem conhecimentos tecnológicos consegue usar.

5.2. Trabalho Futuro

Neste tipo de projeto não se esgotam as hipóteses de melhoria. Podendo realizar imensos trabalhos no futuro para permitir melhorar este tipo de algoritmos para a quantificação de tremor.

As aplicações produzidas no âmbito desta dissertação podem-se acrescentar novas funcionalidades, como por exemplo, guardar os resultados da quantificação do tremor em base de dados e mostrar graficamente a evolução da frequência predominante do paciente em questão. No âmbito dos testes de aceitação do algoritmo implementado neste projeto, deparamo-nos com a falta de voluntários, o que dificultou a obtenção de resultados desta experiência. Nesta área de investigação existe uma constante evolução, dependendo dos avanços realizados pelos investigadores e pela realidade de testes criada.

Anexos

Nesta secção serão apresentados todos os diagramas e informações de suporte aos dados apresentados nesta dissertação, bem como os *screenshots* das aplicações.

Anexo I – Diagrama UML

Diagramas de Casos de Utilização

- Aplicação na obtenção dos valores do acelerómetro
 - A Aplicação é utilizada por qualquer utilizador que permita registar e guardar os valores provenientes do acelerómetro.

- Aplicação na visualização dos dados
 - A Aplicação não realiza a diferenciação por tipos de utilizadores, permite apenas aos utilizadores, visualizarem os dados provenientes da primeira aplicação, e ainda obter a frequência dominante do tremor (quantificação do tremor).

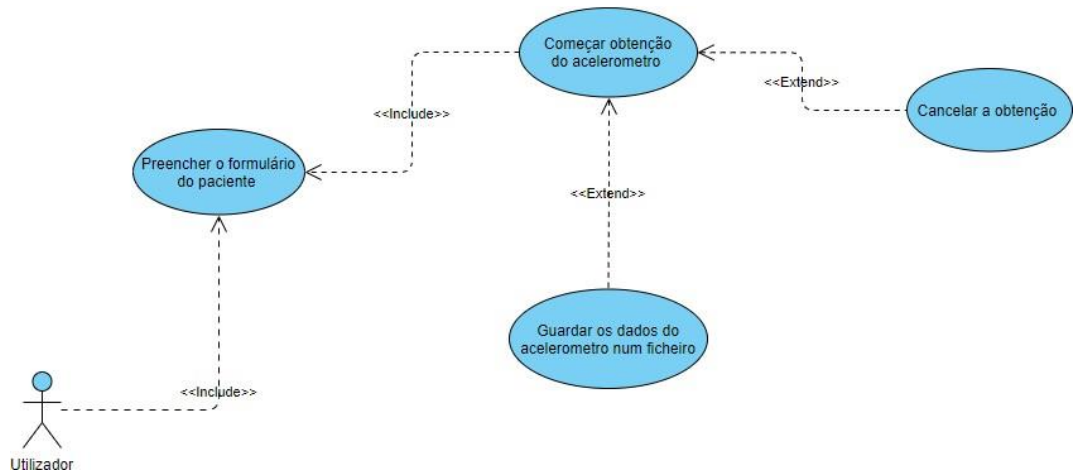


Figura 12. Diagrama de caso de utilização da aplicação de obtenção dos dados por acelerómetro.

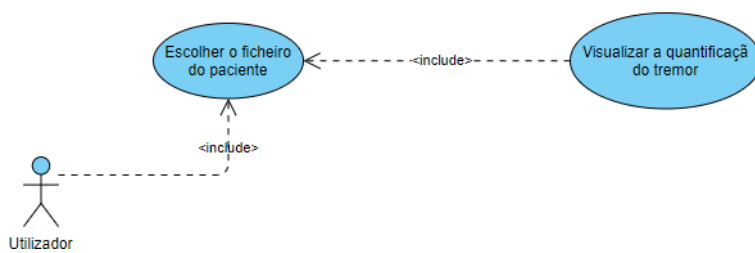


Figura 13. Diagrama de caso de utilização da aplicação que permite a quantificação do tremor.

Diagramas de Casos de Utilização

- Aplicação na obtenção dos valores do acelerómetro
 - O diagrama de casos de seqüência refere ao processo da captação de dados provenientes do acelerómetro.

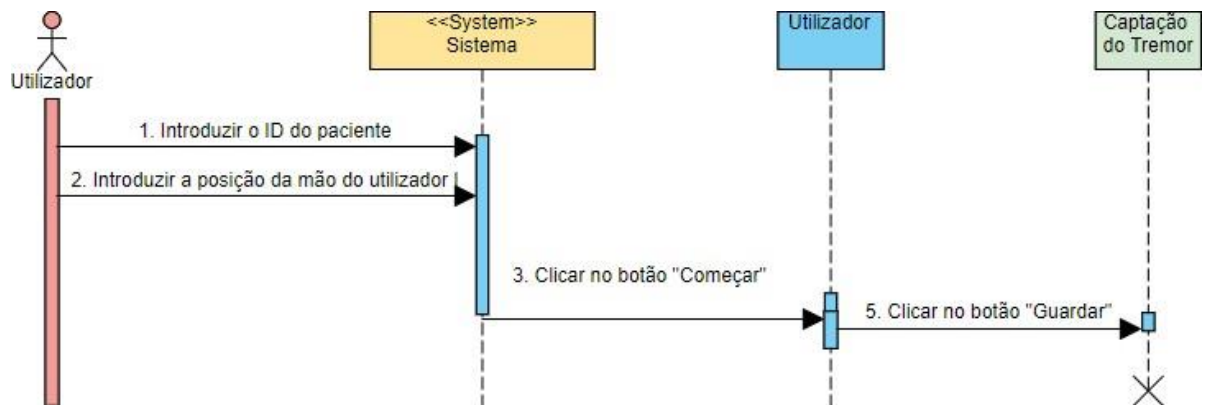


Figura 14. Diagrama de seqüência relativo a captação de dados.

Anexo II – Screenshots

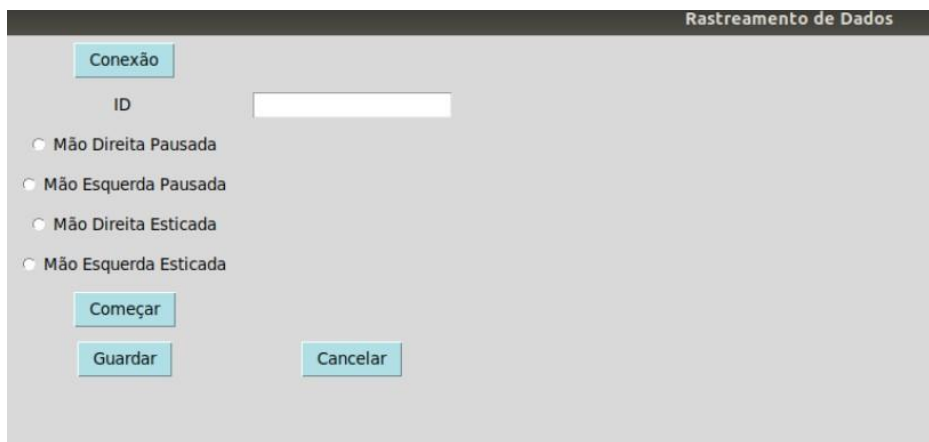


Figura 15. Ecrã da aplicação da recolha de dados.

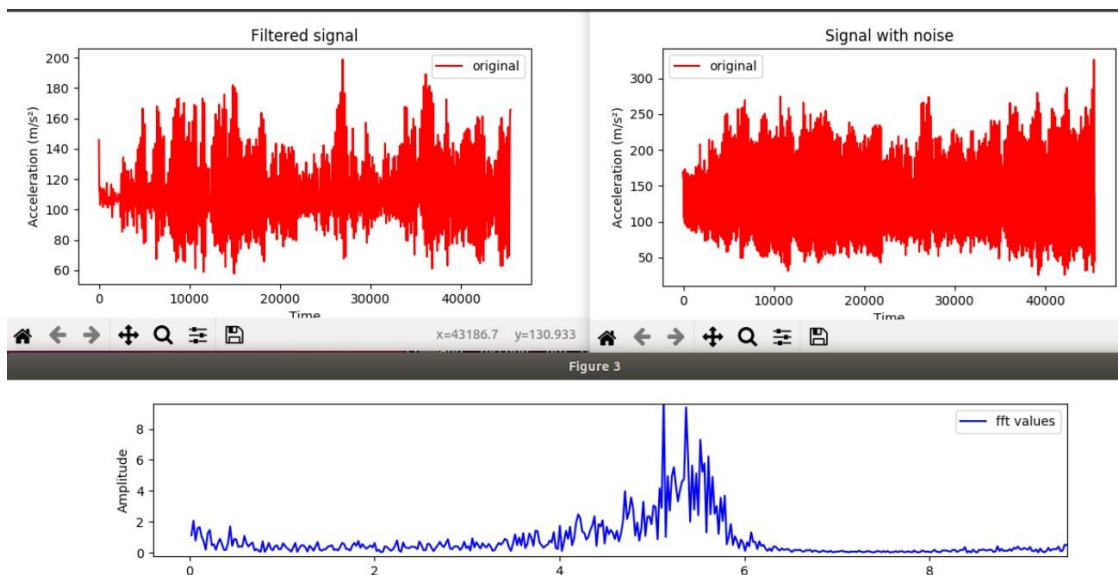


Figura 16. Resultado da aplicação da quantificação dos dados.

Bibliografia

- A. Nieuwboer, W. D. (2000). Development of an activity scale for individuals with advanced Parkinson disease: reliability and variability. *Phys. Ther.*, vol. 80, (pp. 1087–1096).
- ALMEIDA, M. F. (2011). Análise temporal da Relação entre o Tremor Fisiológico Cinético e o Envelhecimento com Base em Desenhos Digitalizados da Espiral de Arquimedes. *Universidade Federal de Uberlândia*.
- Aminian K, R. P. (1999). Physical activity monitoring based on accelerometry: validation and comparison with video observation. *Med Biol Eng Comput* 37, (pp. 304–308).
- Ammenwerth, N. R. (2013). Clinical decision support systems: Need for evidence, need for evaluation. *Intell. Med.*, (pp. 1–3).
- Arash Salarian, H. R. (2007). Quantification of tremor and bradykinesia in Parkinson's disease using a novel ambulatory monitoring system. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* (pp. 313–322). IEEE.
- Bao L, I. S. (2004). Activity recognition from user-annotated acceleration data. *Proceedings of the interantional conference on pervasive computing (PERVASIVE'04)* (pp. 1-17). Springer.
- BLAHAK, C. (2007). Tremor reduction by subthalamic nucleus stimulation and medication in advanced Parkinson's disease. *J. Neurol*, (pp. 169–178).
- Bouten C, K. K. (1997). A triaxial accelerometer and portable data processing unit for the assessment of daily physical activity. *Trans Biomed Eng* 44 (pp. 136–147). IEEE.
- Carmen Camaraa, P. I. (2015). Resting tremor classification and detection in Parkinson's disease patients. *Biomedical Signal Processing and Control* 16, (pp. 88-97).
- D.G.M. Zwartjes, T. H. (2010). Ambulatory monitoring of activities and motor symptoms in Parkinsons disease. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 57, (pp. 2778–2786). IEEE.
- Davide Figo, P. C. (2010). Preprocessing techniques for context recognition from accelerometer data. *Pers Ubiquit Comput*, (pp. 645–662).
- Fahn S, E. R. (1987). Unified Parkinson's Disease Rating Scale. *Macmillan Healthcare Information*, (pp. 63-153).
- Farrington, M. T. (1999). Wearable Sensor Badge and Sensor Jacket for Context Awareness. *ISWC 99: Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Wearable Computers* (pp. 107-114). IEEE Computer Society.
- G.Deuschl, P. M. (1998). Consensus statement of the movement disorder society on tremor. *Mov. Disord*, (pp. 2-23).
- G.F.Wooten, L. V. (2004). Are men at greater risk for Parkinson's disease than women? *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*, (pp. 637–639).
- Giladi, J. M. (2007). Rhythmic auditory stimulation modulates gait variability in Parkinson's disease. *European Journal of Neuroscience*.

- GOEDE, C. J. (2001). The effects of Physical Therapy in Parkinson's disease: a research. *Arch Phys Med Rehab*, (pp. 509–514).
- Goetz, T. S.-M. (2008). Movement Disorder Society-sponsored revision of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale (MDS-UPDRS): scale presentation and clinimetric testing results. *Mov Disord* 23, (pp. 2129–2170).
- Guerreiro T, G. R. (2008). Mnemonical body shortcuts: improving mobile interaction. *Proceedings of the 15th European conference on cognitive ergonomics*, (pp. 1-8).
- H, W. (2008). Gesture recognition of Nintendo Wii mote input using an artificial neural network. *University of British Columbia Vancouver Canada*.
- H. Dai, L. D. (2013). Quantitative assessment of tremor during deep brain stimulation using a wearable glove system. *Proc. IEEE Int. Workshop of IoT-NC* (pp. 81-85). IEEE.
- H. Dai, P. Z. (2015). Quantitative assessment of parkinsonian tremor based on an inertial measurement unit. *Sensors* 15, (pp. 25055–25071).
- Healey J, L. B. (2005). Wearable wellness monitoring using ecg and accelerometer data. *Proceedings of the ninth IEEE international symposium on wearable computers (ISWC'05)*, (pp. 220–221).
- Hely, M. A. (1993). Reliability of the columbia scale for assessing signs of parkinson's disease. *Mov. Disord., vol. 8*, (pp. 466–472).
- Huang NE, S. Z. (2015). Analysis of tremor in multiple sclerosis using Hilbert-Huang Transform. *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, (pp. 475-484).
- Hyoseon Jeon, S. K. (2011). Distance Estimation from Acceleration for Quantitative Evaluation of Parkinson Tremor. *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*. IEEE Computer Society.
- Hyoseon Jeon, S. K. (2011). Distance Estimation from Acceleration for Quantitative Evaluation of Parkinson Tremor. *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS*. IEEE.
- J. J. van Hilten, A. D. (1994). Rating impairment and disability in Parkinson's disease: evaluation of the Unified Parkinson's Disease Rating Scale. *Mov Disord, vol. 9*, (pp. 84–88).
- J.A. Gallego, E. R. (2010). Estimation of Instantaneous Tremor Parameters for FES-Based Tremor Suppression. *2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. IEEE Computer Society.
- J.G.Nutt, J. W. (1995). Long-duration response to levodopa. *Neurology* 45, (pp. 1613–1616).
- Jeong DU, K. S. (2007). Classification of posture and movement using a 3-axis accelerometer. *Proceedings of the 2007 international conference on convergence information technology (ICCIT'07)* (pp. 837–844). IEEE Computer Society.
- JF, K. (1983). Rating neurologic impairment in multiple sclerosis: an expanded disability status scale (EDSS). *Neurology*, (pp. 1444–1452).
- K.E.Norman, R. (1999). The measurement of tremor using a velocity transducer: comparison to simultaneous recordings using transducers of dis-. *J.Neurosci*, (pp. 41-54).
- Kotsavasiloglou, K. H.-V. (2004). Machine learning-based classification of simple drawing movements. *Parkinson's disease. Biomed. Signal Process*, (pp. 174–180).

- Kowal SL, D. T. (2013). The current and projected economic burden of Parkinson's disease. *Mov Disord*, (pp. 311–318).
- Luis A. Sanchez-Perez, L. P.-F.-H.-N. (2018). Rest tremor quantification based on fuzzy inference systems and wearable sensors. *International Journal of Medical Informatics*, (pp. 6-17).
- M.L.Mancini, M. B. (2004). Assessment of tremor: a new computerised tool for clinical practice. *Journal of Clinical Neuroscience*, (pp. 364-367).
- MANSUR, P. H. (2007). A Review on Techniques for Tremor Recording and Quantification. *Critical Reviews in Biomedical Engineering, Recording and Quantification*, (pp. 343–362).
- Minja Belića, V. B.-J. (2019). Artificial intelligence for assisting diagnostics and assessment of Parkinson's disease—A review. *Clinical Neurology and Neurosurgery*.
- MORE, T. O. (2012). Qualitative Assessment of Levodopa Induced Dyskinesia Using Automated Motion Sensing Technology. *34th Annual International Conference of the IEEE EMBS, San Diego, California USA*. IEEE.
- Muthuraman M, H. A. (2011). A new diagnostic test to distinguish tremulous Parkinson's disease from advanced essential tremor. *Mov Disord*, (pp. 1548–1552).
- N.Singh, V. Y. (2007). Advances in the treatment of Parkinson's disease. *Prog. Neurobiol.* 81, (pp. 29–44).
- P. Crawford, E. Z. (2001). Differentiation and diagnosis of tremor. *Am.Fam. Phys*, (pp. 697–702).
- P. Mazzoni, B. S. (2012). Motor control abnormalities in Parkinson's disease. *Perspect. Med.*, vol. 2, (pp. 1–17).
- Palit SK, M. S. (2012). New types of nonlinear autocorrelations of bivariate data and their applications. *Appl Math Comput*, (pp. 8951–8967).
- Pr, M. (2003). Sensor-based context recognition for mobile applications. *Ph.D. thesis, University of Oulu, Finland, Faculty of Technology, Department of Electrical and Information Engineering, Information Processing Laboratory*.
- R. Edwards, A. B. (1999). Indexes for identification of abnormal tremor using computer tremor evaluation systems. *IEEE Trans. Biomed* (pp. 895–898). IEEE.
- R. Edwards, A. B. (1999). Indexes for identification of abnormal tremor using computer tremor evaluation systems. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* (pp. 895–898). IEEE.
- S. M. Hunt, J. M. (1985). Measuring health status: a new tool for clinicians and epidemiologists. *J R Coll Gen Pr.*, vol. 35, (pp. 185–188).
- Sekine M, T. T. (2000). Classification of walking pattern using acceleration waveform in elderly people. *University of British Columbia Vancouver Canada*. IEEE.
- Shyam V. Perumal, R. S. (2016). Gait and tremor assessment for patients with Parkinson's disease using wearable sensors. *ICT Express* 2, (pp. 168–174).
- Shyam V. Perumal, R. S. (2018). Machine Learning Application to Quantify the Tremor Level for Parkinson's Disease Patients. *Procedia Computer Science* 138, (pp. 215–220).
- Stephen K. Van Den Eeden, C. M. (2003). Incidence of Parkinson's Disease: Variation by Age, Gender, and Race/Ethnicity. *American Journal of Epidemiology*, (pp. 1015–1022).

- W, H. (1996). {Doença de Parkinson: aspectos clínicos e cirúrgicos. *Escalas clínicas para avaliação de pacientes com doença de Parkinson*, (pp. 83-96).
- W, H. (1996). Doença de Parkinson: aspectos clínicos e cirúrgicos. *Escalas clínicas para avaliação de pacientes com doença de Parkinson*, (pp. 83-96).
- Y. Nancy Jane, H. K. (2016). A Q-backpropagated time delay neural network for diagnosing severity of gait disturbances in Parkinson's disease. *J. Biomed. Inform.*, (pp. 169-176).