

# Estudo e desenvolvimento de algoritmos computacionais para avaliação de pacientes com dificuldades locomotoras

Julio Vilela Petrin

**Resumo**— Este trabalho apresenta as atividades desenvolvidas pelo formando no período novembro de 2020 a abril de 2021. Durante o período pretendeu-se realizar o estudo e implementação de diferentes algoritmos computacionais para avaliação de pacientes com dificuldades locomotoras. Inicialmente, definiu-se que para o melhor aproveitamento do projeto seria dada mais atenção a algoritmos de detecção de passos em ambiente de desenvolvimento Matlab. Os dados utilizados para o processamento seriam, a princípio, de sensores inerciais como acelerômetros, giroscópios e magnetômetros, no entanto, notou-se que os sinais provenientes de acelerômetros triaxiais já seriam suficientes para a obtenção dos objetivos da monografia. Assim, com relação a dados, utilizou-se sinais de acelerômetros triaxiais e gravações de vídeo de voluntários. Com relação ao desenvolvimento de algoritmos pretendeu-se inicialmente implementar trabalhos já existentes nessa área para a familiarização do formando tanto com as metodologias utilizadas para detecção de passo como com a linguagem do MATLAB. Finalmente, para que os algoritmos possam ser utilizados na prática por profissionais da saúde, desenvolveu-se uma interface gráfica que permite a avaliação dos pacientes, com gráficos e com a contagem final de passos, para cada gravação selecionada.

**Abstract**— This paper presents the activities developed by the undergraduate student for the period between December of 2020 and April of 2021. During the period, the intended goal to be accomplished was the study and implementation of different computational algorithms for the physical evaluation of people with hemiparesis. To manage the time in the best way possible, it was decided that Matlab was the software to be used for this project, for both its simplicity and robust environment for data analysis. The data used for processing would come initially from inertial sensors like triaxial accelerometers, gyroscopes, and magnetometers. However, it was noted that signals from triaxial accelerometers exclusively would be enough to reach the goals for the undergraduate thesis. When it comes to data sourcing the hardware utilized were a triaxial accelerometer and video recordings of volunteers. About the development of algorithms, it was intended initially to implement works that had already been developed in that field, so the undergraduate could be familiarized with common methodologies for step detection as well as the Matlab programming language. Once implemented, many captures would be made with volunteers for the testing of the algorithms in various scenarios.

**Palavras Chaves**— Sensores inerciais; Acelerômetros; Giroscópios; AVC (Acidente Vascular Cerebral).



## 1 Introdução

Com o crescente número de acidentes relacionados à vascularização cerebral e outras disfunções motoras, a monitoração física de pacientes para reabilitação tem se tornado um tópico de pesquisa ativo desde os anos 80. Para que a capacidade funcional do indivíduo seja restaurada, é necessário que suas atividades físicas sejam continuamente observadas e subsequentemente corrigidas [1]. Nesse aspecto, vale ressaltar a importância da contabilização de passos, para que um profissional da saúde como um médico ou fisioterapeuta possa tomar medidas em benefício do quadro do paciente. Deficiências locomotoras pós-traumáticas na região da medula espinhal, por exemplo, podem ser atenuadas e até mesmo restauradas com exercícios fisioterápicos. A monitoração física através de dispositivos eletrônicos, nesse contexto, aceleraria o processo de recuperação ao permitir o planejamento de exercícios específicos de acordo com a avaliação dos dados obtidos durante as medições. Para a obtenção

de dados dos movimentos realizados é comumente utilizada a fusão de sinais provenientes de sensores inerciais fixados no corpo do paciente, que podem detectar a aceleração das componentes de um passo tal como suas velocidades angulares. A avaliação desses dados é, então, realizada através do uso de algoritmos computacionais que podem, por exemplo, contabilizar os passos do paciente bem como classificar o tipo de atividade exercida durante um determinado período de tempo. No entanto, para que a avaliação seja precisa, é necessário que esses algoritmos sejam aplicados para diversos cenários como caminhada plana, ascendente, descendente, subida e descida de escadas.

Estratégias mais simples, baseadas unicamente na identificação de passos e intensidade de movimento tem sido alvo de trabalhos focados no monitoramento diário de pacientes. Em um desses estudos de 2015 [2], foi observada que a aplicação de algoritmos computacionais em dados coletados por sensores de baixo custo é uma ferramenta válida para a contagem de passos e identificação das características de movimentação, porém, os resultados não foram tão promissores quanto os obtidos em laboratórios com um robusto protocolo de testes. Esse fato não se deve à incapacidade dos sensores de obter informações precisas, mas sim, do baixo

- *Graduando*: \*J.V. Petrin do departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de São Carlos  
E-mail: petrin10@hotmail.com
- *Orientador*: †S. Nogueira docente do departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de São Carlos.

<sup>1</sup>Pesquisa realizada com apoio do CNPq, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - Brasil.

refinamento dos algoritmos utilizados atrelado à falta de diversidade na escolha dos sistemas de referência (cenários e participantes). Ainda nesse estudo, foram recrutados 80 participantes sem qualquer debilitação motora para a coleta de dados, e utilizados apenas cenários planos. O sensor utilizado foi um Axivity AX3 e posicionado na lombar dos participantes.

Em um estudo mais recente de 2016 [3], foram utilizados sensores de baixo custo, posicionados nos tornozelos de 40 idosos, 15 pacientes com a doença de Parkinson e 15 pacientes geriátricos. Em uma caminhada de 40 metros no plano, obteve-se uma precisão de 97% para os 3 grupos nos testes de contagem de passos. Comparando o método utilizado com os métodos convencionais, observou-se uma melhora de 15% na precisão do sistema. O método ainda provou ser consistente na segmentação dos grupos, ou seja, foi possível identificar com precisão o grupo a que pertencia o paciente de acordo com seu modo de andar. Foram utilizados nesse estudo unidades de sensores inerciais com giroscópios e acelerômetros triaxiais. No entanto, durante atividades diárias, em cenários distintos dos experimentados, as metodologias aplicadas nesses estudos podem não ser as mais eficazes. Assim, o intuito deste projeto foi testar diferentes combinações de cenários e algoritmos computacionais a fim de obter resultados satisfatórios que auxiliem na recuperação ou monitoração de pacientes com debilitações motoras.

Para tal, os objetivos traçados para a monografia incluem o estudo e implementação de diferentes tipos de algoritmos para contabilização de passos; a avaliação dos algoritmos implementados em diferentes cenários de locomoção como plano, rampas e escadas; tal como a identificação dos algoritmos mais aptos para cada cenário de locomoção e o desenvolvimento de uma interface gráfica para utilização por profissionais da saúde.

## 2 Aspectos Metodológicos

Nesta seção serão descritas as principais metodologias que foram utilizadas, bem como os principais dispositivos utilizados no desenvolvimento deste projeto.

### 2.1 Ambiente de Desenvolvimento

Considerando que foram utilizados sensores inerciais para o monitoramento de pacientes em reabilitação, torna-se necessário o uso de uma ferramenta computacional para processamento dos dados provenientes de tais sensores. Para isso, foi utilizado o ambiente de desenvolvimento MATLAB(R2018a), que dispõe de ferramentas de cálculo numérico que facilitam o desenvolvimento do código.

### 2.2 Metodologias para identificação de passos

As principais metodologias para identificação/detecção de passos consistem em algoritmos baseados em sinais de giroscópios, acelerômetros e magnetômetros, e em alguns casos de barômetros, sendo que tais sinais podem ser utilizados individualmente ou combinados, [4-6]. O formato típico dos

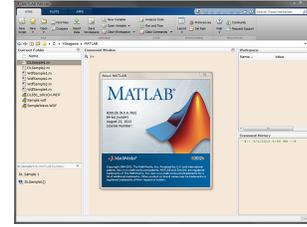


Figura 1: Ambiente de desenvolvimento, MATLAB

sinais de um sensor inercial pode ser visualizado através da Figura 2.

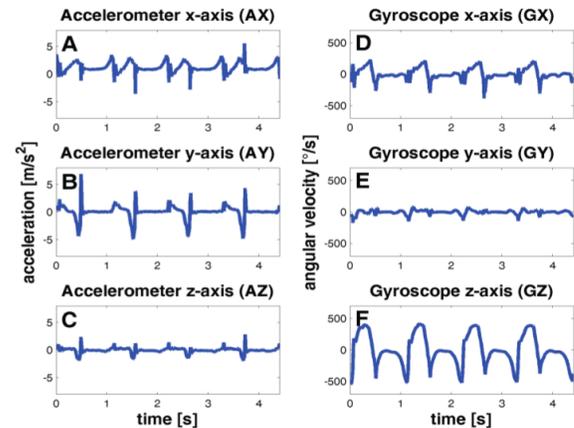


Figura 2: Sinais tri-axiais gerados pelo acelerômetro e giroscópio. Fonte: Imagem retirada de [3].

No contexto do projeto, os dados foram coletados tanto dos sensores mencionados como de gravações de vídeo das atividades realizadas pelo paciente. Após a coleta de dados, foi necessário implementar algoritmos para processamento e identificação de eventos de marcha, que tornam possível a identificação da quantidade de passos realizados para diferentes cenários de locomoção. Um exemplo de identificação de eventos de marcha baseado em segmentação de dados, pode ser visto na Figura 3, na qual um determinado padrão de velocidade angular foi identificado no sinal do giroscópio.

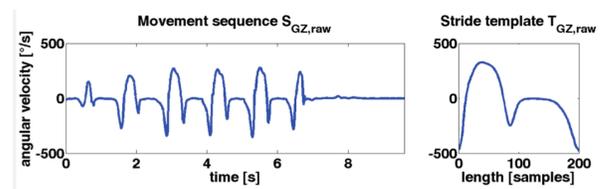


Figura 3: Padrão de um passo (à direita), constatado no gráfico (à esquerda). Fonte: Imagem retirada de [3].

As principais abordagens encontradas na literatura para identificação/detecção de passos por segmentação, utilizam estratégias como: detecção de picos através de mudanças bruscas na aceleração vertical [7-8], detecção cíclica do cruzamento de zero ou valor limiar da norma de aceleração [9], correspondência de padrões devido à forte periodicidade do caminhar humano, utilizando velocidades angulares e

orientação [8], e a análise espectral através de transformada Wavelet ou Fourier visando a identificação das principais regiões de frequência utilizadas no padrão de caminhada do grupo estudado [10].

Assim, após a implementação de diferentes algoritmos para identificação de passos, bem como o processamento dos dados coletados através destes, foi necessária a comparação de tais resultados com um sistema de referência. Para tal, os eventos de marcha foram associados temporalmente aos passos da gravação do vídeo do paciente durante a atividade, assim foi possível identificar visualmente no gráfico os instantes em que os passos ocorreram, como na Figura 4.

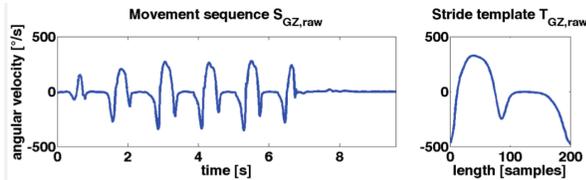


Figura 4: Padrão de um passo (à direita), constatado no gráfico (à esquerda). Fonte: Imagem retirada de [3].

Nas subseções abaixo serão apresentados os principais métodos estudados das bibliografias mencionadas. Estes serão posteriormente adaptados e implementados no contexto do projeto.

### 2.2.1 Método de detecção de picos baseado em sinais de dois eixos do acelerômetro [4]

Este método é baseado em vales coincidentes dos sinais dos eixos axiais x e z do acelerômetro. É possível verificar na Figura 5 que a parte negativa do sinal do eixo x coincide com a onda negativa do sinal do eixo z para cada ciclo de passo, ou seja, é possível utilizar os sinais de ambos os eixos para obter a confirmação de um ciclo.

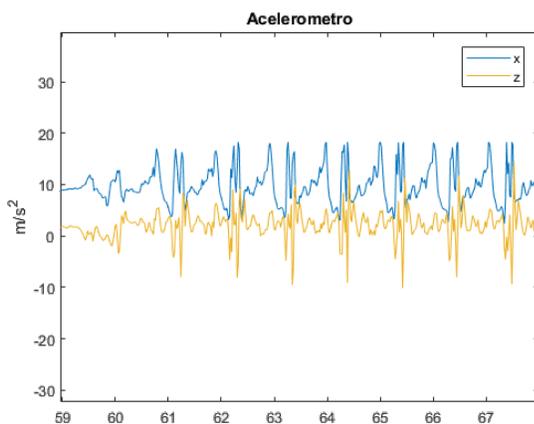


Figura 5: Sinal do acelerômetro para os eixos axiais x e z sem processamento.

Para tal, o algoritmo de detecção segue o diagrama de blocos da Figura 6. Primeiramente, os sinais de ambos os eixos são filtrados com um filtro passa-baixa para remover

o ruído. Após o filtro, ambos os sinais são submetidos a subtração de um offset (nível DC) para que os valores iniciais dos sinais sejam igual a 0. Em seguida, as partes positivas dos eixos são passadas para zero e os sinais resultantes (parte negativa dos sinais), somados. Nessa etapa, o sinal resultante é negativo, com alguns vales relativamente maiores que outros (Figura 7). Para a maximização da eficiência do algoritmo, uma média móvel é aplicada sobre o sinal para sua suavização e todos os valores são elevados ao quadrado (Figura 8).



Figura 6: Diagrama de blocos para o algoritmo.

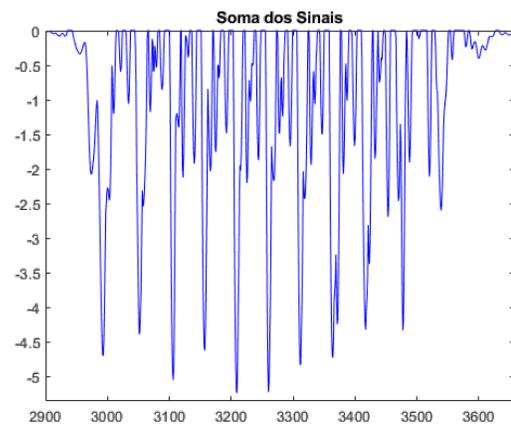


Figura 7: Resultado após filtro passa-baixa e soma dos sinais de x e z.

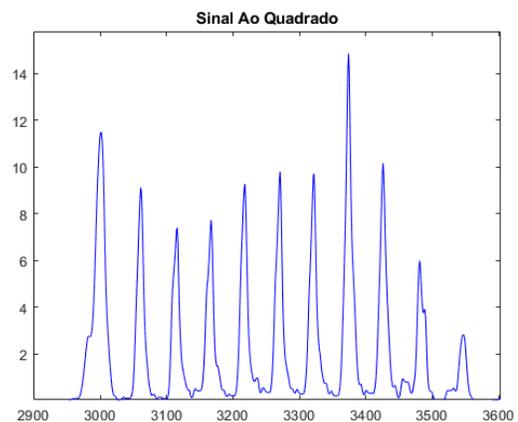


Figura 8: Resultado após média móvel e elevação ao quadrado

Finalmente, para encontrar os picos resultantes que correspondem a um ciclo de passo, utiliza-se algum método para detecção de picos. Muitos softwares já possuem funções prontas para este tipo de detecção, como é o caso da função findpeaks no Matlab.

### 2.2.2 Método Pan-Tompkins

O método Pan-Tompkins foi proposto por Jiapu Pan e Willis J.Tompkins em 1985 [14], especificamente para a detecção de complexos QRS em sinais de eletrocardiogramas, tornando-se muito útil para medição de frequência cardíaca. A performance do método foi testada em uma base de dados de arritmias, avaliado sob presença de ruído. Ainda assim, foi reportada uma acurácia de 99.3% na detecção dos complexos. Por este motivo, ele serviu como referência para outros campos, e foi utilizado como referência em diversos artigos e adaptado com sucesso para a detecção de passos. A Figura 9 apresenta o esquemático de seu procedimento. Para a detecção de passos, o algoritmo precisou ser levemente adaptado.

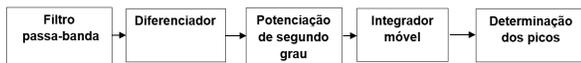


Figura 9: Esquemático do método Pan-Tompkins

**Filtro passa-banda:** O método propõe o uso de um filtro passa-banda para redução dos ruídos.

**Diferenciador:** O operador de diferenciação suprime os sinais com baixa frequência e amplia os com alta frequência, auxiliando o filtro passa-banda e facilitando a percepção dos picos.

**Potenciação de segundo grau:** Elevar o sinal resultante ao quadrado permite obter apenas valores positivos, além de realçar os maiores valores em detrimento dos menores.

**Integrador Móvel:** A saída da operação do diferenciador fará com que múltiplos picos sejam exibidos em um único ciclo de passo. A aplicação de um integrador móvel, neste caso, permite a suavização do sinal unindo múltiplos picos locais em um só, preparando o sinal para a detecção de picos

$$y(n) = 1/N[x(n - N + 1) + x(n - N + 2) + \dots + x(n)] \quad (1)$$

**Determinação dos picos:** Finalmente, os picos são detectados utilizando um limiar de amplitude, para evitar a seleção de ruídos como picos. Para determinar o valor do limiar de amplitude utiliza-se a equação 2,

$$Limiar = NivelRudo + 0,25(NivelSinal - NivelRudo) \quad (2)$$

sendo o *NívelRuído* a estimativa média do ruído no sinal integrado e o *NívelSinal* a estimativa média da amplitude do sinal. Todas as etapas podem ser vistas na figura 10.

### 2.2.3 Algoritmo para dados 3D do acelerômetro

O algoritmo aqui apresentado foi baseado na dissertação de mestrado [4] sendo o seu funcionamento apresentado nessa seção.

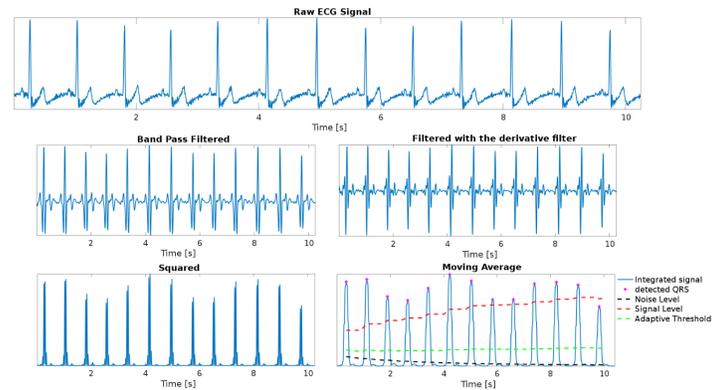


Figura 10: Esquemático do método Pan-Tompkins

O procedimento inicial consiste em distinguir segmentos do sinal que representam movimento dos que não o representam. Para fazer esta análise, os sinais dos três eixos axiais são divididos em janelas de 1 segundo.

Na sequência calcula-se o desvio padrão de cada janela e compara-se com um limite  $T_{st}$  (20% do desvio padrão do sinal todo), é possível eliminar os blocos que possuem valor menor que o  $T_{st}$ .

Em seguida, uma simples busca de picos é feita nos blocos restantes. Todos os picos encontrados simultaneamente nos eixos X e Y da aceleração são selecionados. Uma vez selecionados, os picos com amplitude maior que um limite definido ou picos que possuem seus arredores com formato semelhante em X e Y serão mantidos.

Finalmente, uma condição de distância entre picos é imposta, ou seja, se o intervalo entre dois picos consecutivos for menor que um limite pré-definido, um deles será removido. Os picos restantes são os que representam um ciclo de passo.

## 2.3 Instrumentos Utilizados

Para a coleta dos dados necessários para o desenvolvimento do projeto, utilizou-se um sensor triaxial, contendo um acelerômetro, giroscópio e barômetro (Figura 11). Além disso, foram feitas gravações de vídeo para realizar a comparação visual dos movimentos com os gráficos gerados pelos dados.

Alguns dos dados foram obtidos durante um trabalho realizado pela mestranda Simone Garcia de Oliveira [19], do Departamento de Fisioterapia da UFScar, e outros foram coletados pelo formando, juntamente ao seu orientador.

## 3 Desenvolvimento

Nas próximas seções será mostrada uma breve descrição das abordagens e algoritmos desenvolvidos na execução deste projeto de monografia. Inicialmente foi feita uma extensa revisão bibliográfica para buscar estudos que tivessem desenvolvido algoritmos para detecção de passos para que, assim, o formando pudesse implementá-los e se familiarizar

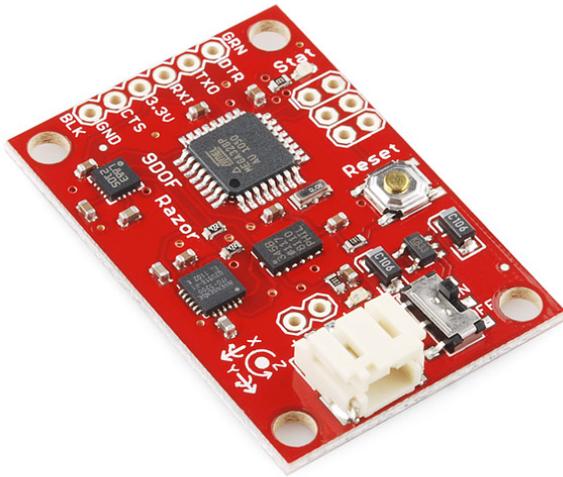


Figura 11: Sensor Razor 9-DOF

com os conceitos e técnicas utilizadas. Todos os algoritmos tiveram que ser adaptados de alguma forma para serem implementados no Matlab. Em seguida, foi desenvolvida uma interface gráfica para facilitar no ajuste dos parâmetros e, concluindo, os algoritmos com maior potencial foram testados para diversos sinais de voluntários.

### 3.1 Implementação dos algoritmos pesquisados

Nesta seção, as adaptações necessárias para a implementação dos algoritmos descritos em 2.2 são descritas.

#### 3.1.1 Método de detecção de picos baseado em sinais de dois eixos do acelerômetro

Para o método descrito na subseção 2.2.1, utilizou-se um filtro digital passa-baixas tipo Butterworth, com frequência de corte de 10Hz para uma amostra de 100Hz para realizar a primeira etapa do algoritmo (Filtro passa-banda). Em seguida, ambos os sinais foram submetidos a um offset de forma que comesçassem em 0. Na sequência a parte positiva do sinal foi zerada, e somente a parte negativa preservada. Os sinais foram então somados.

Tendo o sinal resultante da soma, utiliza-se uma média móvel de ordem 15, sendo essa aplicada sobre o sinal para sua suavização. Na sequência todos os valores são elevados ao quadrado.

Finalmente, para encontrar os picos resultantes que correspondem a um ciclo de passo, é utilizada a função `findpeaks` do Matlab, com uma distância mínima entre os picos de 80 quadros. A sequência de tratamentos do sinal pode ser vista na figura 12

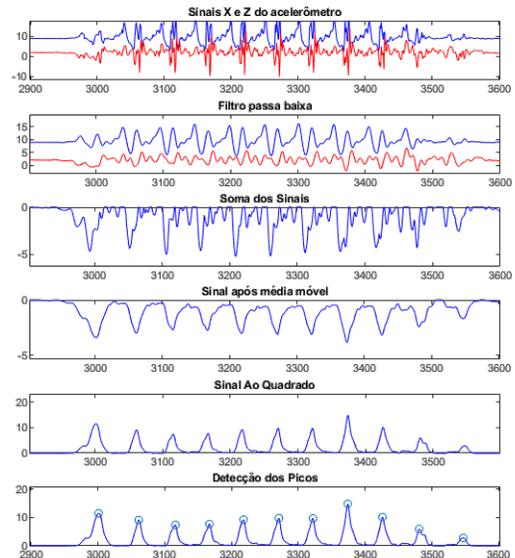


Figura 12: Sequência de tratamento do sinal para o método 3.1.1

#### 3.1.2 Método Pan-Tompkins

Para a implementação do método descrito na subseção 2.2.2, o uso de um filtro passa-baixa ao invés de um passa-banda mostrou-se mais vantajoso, uma vez que facilitou a implementação e os resultados foram similares. Assim, utilizou-se um filtro digital passa-baixas tipo Butterworth que consta na biblioteca do Matlab.

Um filtro móvel com ordem 20 foi então aplicado para suavizar o sinal e prepará-lo para a determinação dos picos. O algoritmo Pan-Tompkins utiliza a Equação 1 como um filtro de integração móvel, onde  $N$  é geralmente definido, no entanto para este trabalho, foi utilizado somente um simples filtro média móvel, sendo este suficiente para suprir a necessidade de suavização.

Então, utilizou-se da função `findpeaks` do Matlab, com os limites de distância entre picos e de altura (em relação ao eixo  $x$  do plano cartesiano) calculados pela Equação 1. A sequência de tratamentos do sinal pode ser vista na figura 13.

#### 3.1.3 Algoritmo para dados 3D do acelerômetro

Para a implementação deste algoritmo, não foram feitas adaptações quando comparadas ao artigo de referência. O mesmo foi implementado em MATLAB utilizando a função `findpeaks` para determinar os picos. Um fluxograma de seu funcionamento pode ser visto na Figura 14

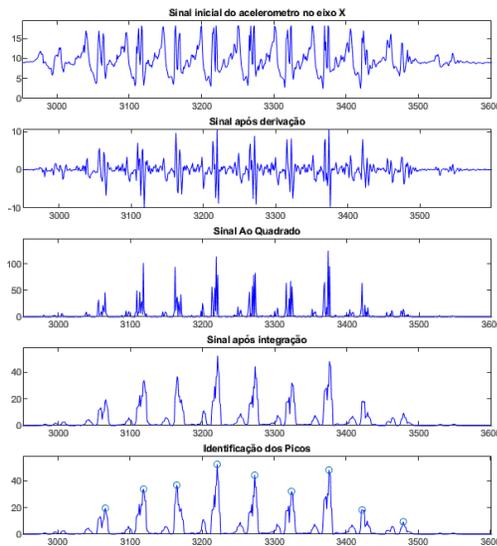


Figura 13: Sequência de tratamento do sinal para o método 2.2.2

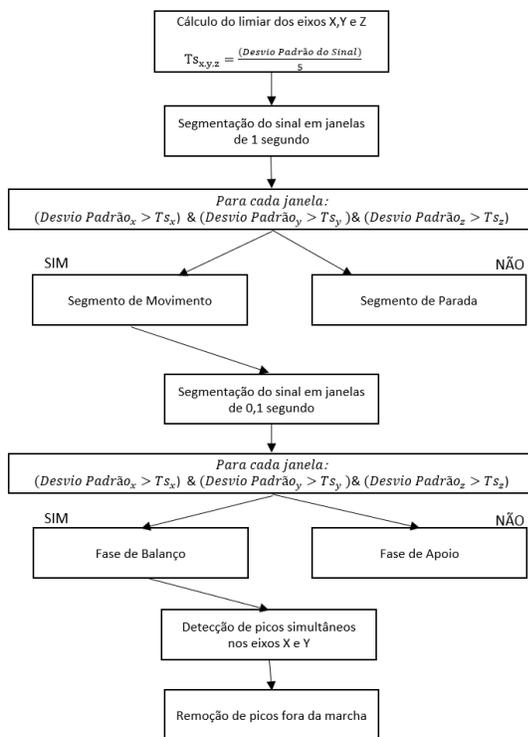


Figura 14: Fluxograma do algoritmo para dados 3D do acelerômetro(2.2.3)

### 3.2 Desenvolvimento de uma interface gráfica para ajuste de parâmetros

Para facilitar o ajuste dos parâmetros dos algoritmos, criou-se uma interface com o GUIDE do Matlab. Assim, a cada ajuste foi possível verificar o resultado do processamento do sinal, tal como a quantidade e localização dos passos

selecionados. Um exemplo de uso desta interface pode ser visto na figura 15, onde o algoritmo Pan-Tompkins e o 3D estavam sendo testados.

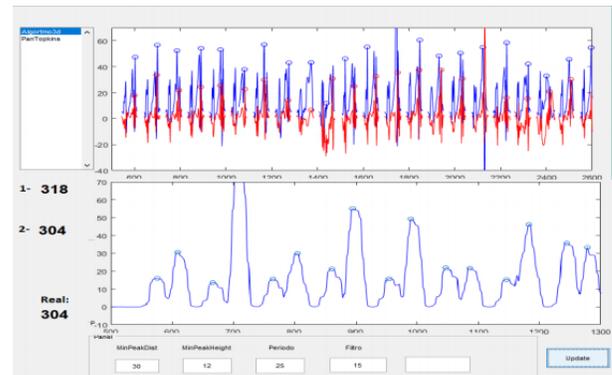


Figura 15: GUIDE do Matlab criado.

#### 3.2.1 Parâmetros para ajuste da detecção de picos

Os parâmetros que precisam ser ajustados dependendo do algoritmo escolhido são a distância mínima entre os picos, a altura mínima dos picos, o período da média móvel e a frequência de corte do filtro utilizado.

## 4 Resultados e Discussões

### 4.1 Método de detecção de picos baseado em sinais de dois eixos do acelerômetro

O algoritmo implementado teve um resultado satisfatório, considerando que foi o primeiro a ser desenvolvido. Na figura 16 é possível verificar o sinal após o filtro e a soma das partes negativas dos eixos x e z.

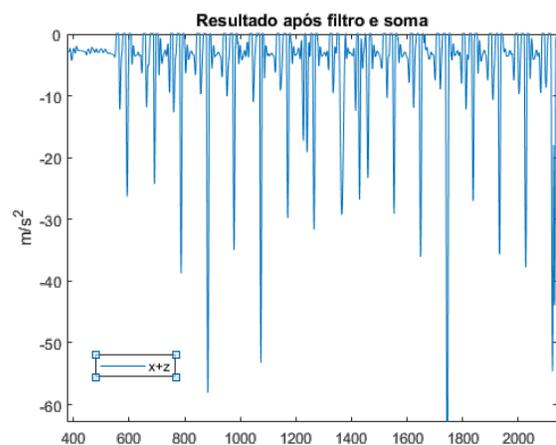


Figura 16: Resultado após filtro e soma das partes negativas

Na figura 17, o sinal já foi elevado ao quadrado, e possui uma suavização por média móvel de ordem 15. É possível verificar ainda que para o trecho selecionado os picos foram encontrados como deveriam.

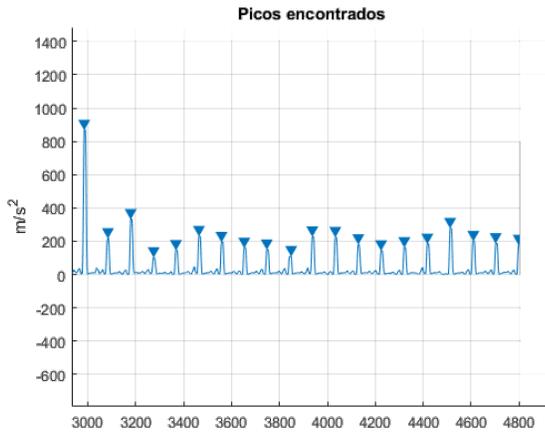


Figura 17: Parte dos picos encontrados após média móvel e elevar ao quadrado.

No entanto, para trechos mais ruidosos ou com passos de menor intensidade, o algoritmo teve dificuldade em discernir intervalos de ruídos, mesmo com ajuste exaustivo dos parâmetros. Um exemplo pode ser visto na figura 19. Deste modo, foi necessária a implementação de outros recursos e metodologias mais robustas (algoritmos descritos em 3.1.2 e 3.1.3) a fim de amenizar tais incertezas.

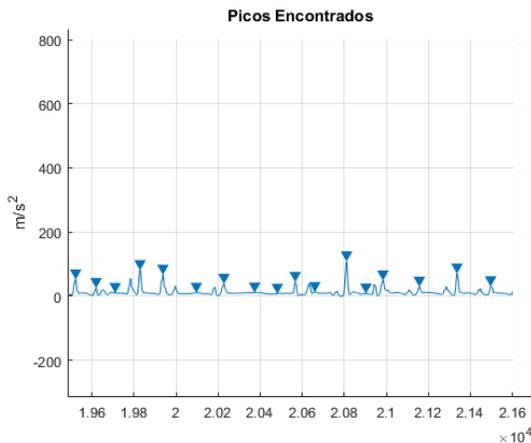


Figura 18: Exemplo de trecho em que o algoritmo não foi tão eficaz.

## 4.2 Método Pan-Tompkins

Dentro de todos os algoritmos testados, o método Pan-Tompkins foi o mais promissor, com uma média de acerto de aproximadamente 95%. Um exemplo de como o método é capaz de processar o sinal inicial e transformá-lo em uma sequência clara de picos pode ser visto na figura 19.

Além disso, foi o algoritmo que melhor se adaptou a mudanças significativas de padrão e velocidade de caminhada, ou seja, uma vez que os parâmetros fossem ajustados para um indivíduo, o algoritmo se mostrou razoavelmente efetivo para outros, o que não ocorre com o Algoritmo 3D. Tal fato

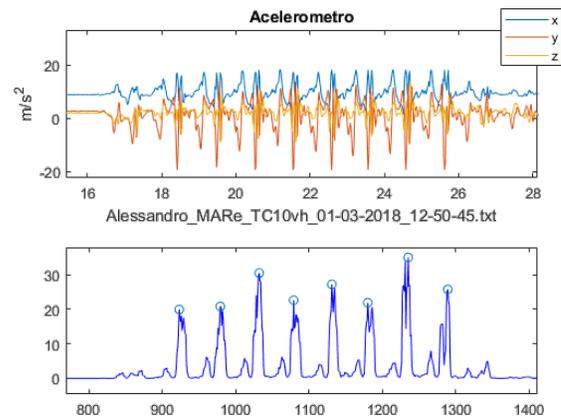


Figura 19: Aplicação do Método Pan-Tompkins para uma sequência de 8 ciclos de passos.

será melhor esclarecido na seção 4.4, onde os resultados para os voluntários serão avaliados.

## 4.3 Algoritmo para dados 3D do acelerômetro

O algoritmo para três dimensões mostrou ser extremamente eficiente para um ajuste refinado dos parâmetros, ou seja, apesar de ter uma alta taxa de acertos, ele dependerá de um ajuste específico para cada indivíduo, cenário ou tipo de movimento. Assim, juntamente com um algoritmo adaptativo como, por exemplo, um algoritmo genético, este método pode ser o mais eficaz dentre os experimentados.

Na figura 20, pode-se visualizar o resultado da primeira divisão do sinal em janelas de 1 segundo e a seleção dos blocos que possuem desvio padrão 5 vezes maior que o desvio padrão de todo o sinal. Este método permite selecionar as partes do sinal que fazem parte da fase de movimento e excluir os dados sem movimentos significativos.

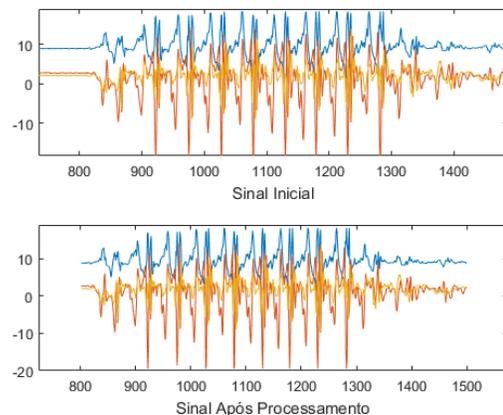


Figura 20: Resultado da primeira etapa do algoritmo 3D

Depois realizou-se a divisão do sinal em janelas de 0,1 segundo e foi feita uma busca de picos simultâneos nos sinais dos eixos x e y. Os picos que não atendessem às exigências

descritas em 3.1.3 foram excluídos. O resultado final do algoritmo para um trecho do sinal pode ser visto na figura 21, onde os retângulos representam um ciclo de passo.

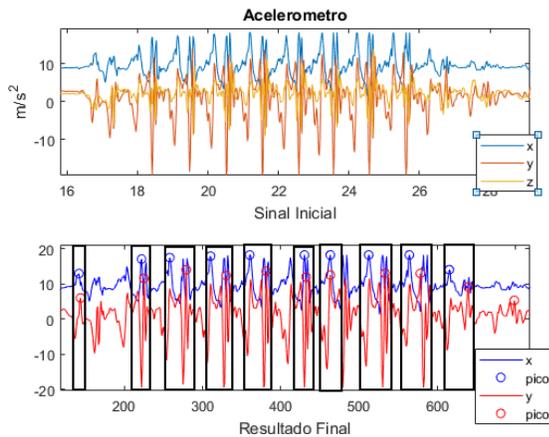


Figura 21: Resultado do Algoritmo 3D para um trecho do sinal

#### 4.4 Resultados para os testes com voluntários

Nesta seção serão apresentados os resultados dos algoritmos para as gravações dos sinais dos voluntários.

Este é um estudo realizado com base na aprovação prévia do Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal de São Carlos (UFSCar), São Carlos, São Paulo, Brasil (CAAE - 79224117.6.0000.5504). Este trabalho seguiu as recomendações do COSMIN (Consensus-based Standards for the selection of health status Measurement Instruments) (MOKKINK et al., 2010).

Nas tabelas 1 a 4 estão os resultados dos algoritmos para sinais de oito voluntários saudáveis (caminhada e caminhada rápida). Os algoritmos escolhidos para o teste foram o Pan-Tompkins e o 3D devido à eficiência deles nas etapas anteriores. Para os resultados mostrados, os parâmetros para os algoritmos não foram ajustados para cada paciente.

Como pode-se observar, o Pan-Tompkins teve a maior taxa de acerto entre os dois, no entanto, para uma amostra maior de dados e com um ajuste ideal dos parâmetros para cada indivíduo, o Algoritmo 3D seria mais eficaz. Assim, como o ajuste dos parâmetros manualmente é inviável para testes mais robustos, a próxima etapa para a evolução deste projeto seria o desenvolvimento de um algoritmo adaptativo, como por exemplo, um algoritmo genético.

Pan-Tompkins	Caminhada		
Nomes	Passos Dados	Passos obtidos pelo alg	Taxa de acerto
Voluntário 1	55	52	94,55%
Voluntário 2	60	62	96,67%
Voluntário 3	58	56	96,55%
Voluntário 4	57	62	91,23%
Voluntário 5	56	56	100,00%
Voluntário 6	62	70	87,10%
Voluntário 7	60	56	93,33%
Voluntário 8	58	58	100,00%

Tabela 1: Resultados obtidos para caminhada com o método Pan-Tompkins.

Pan-Tompkins	Caminhada Rápida		
Nomes	Passos Dados	Passos obtidos pelo alg	Taxa de acerto
Voluntário 1	45	44	97,78%
Voluntário 2	50	52	96,00%
Voluntário 3	48	48	100,00%
Voluntário 4	50	48	96,00%
Voluntário 5	37	44	81,08%
Voluntário 6	54	56	96,30%
Voluntário 7	44	44	100,00%
Voluntário 8	54	56	96,30%

Tabela 2: Resultados obtidos para caminhada rápida com o método Pan-Tompkins.

Alg3D	Caminhada		
Nomes	Passos Dados	Passos obtidos pelo alg	Taxa de acerto
Voluntário 1	55	58	94,55%
Voluntário 2	60	62	96,67%
Voluntário 3	58	46	79,31%
Voluntário 4	57	64	87,72%
Voluntário 5	56	56	100,00%
Voluntário 6	62	96	61,29%
Voluntário 7	60	56	93,33%
Voluntário 8	58	58	100,00%

Tabela 3: Resultados obtidos para caminhada com o algoritmo 3D.

Alg3D	Caminhada Rápida		
Nomes	Passos Dados	Passos obtidos pelo alg	Taxa de acerto
Voluntário 1	45	46	97,78%
Voluntário 2	50	50	100,00%
Voluntário 3	48	28	58,33%
Voluntário 4	50	34	68,00%
Voluntário 5	37	38	97,30%
Voluntário 6	54	50	92,59%
Voluntário 7	44	44	100,00%
Voluntário 8	54	60	88,89%

Tabela 4: Resultados obtidos para caminhada rápida com o algoritmo 3D.

## 5 Expectativas de trabalhos futuros

Nesta seção serão apresentadas iniciativas que serão úteis como forma de continuação do trabalho.

### 5.1 Ajuste de parâmetros através de algoritmos genéticos

Como visto na seção de Resultados, tanto o método de detecção de picos baseado em sinais de dois eixos como o método Pan-Tompkins se saíram bem com apenas um ajuste inicial de parâmetros, mas o algoritmo 3D conseguiu ter uma precisão muito maior quando os parâmetros foram ajustados especificamente para cada paciente. Assim, o ideal seria utilizar este algoritmo, com algum método para ajuste destes parâmetros. Uma possível abordagem seria a utilização de algoritmos genéticos para a realização destes ajustes, e seria o próximo passo para a evolução deste projeto.

### 5.2 Desenvolvimento de uma interface de usuário para utilização dos algoritmos por profissionais da saúde.

Além disso, para efetivar a usabilidade do sistema seria imprescindível o desenvolvimento de uma aplicação para o uso por profissionais da saúde. Assim, o paciente poderá ser constantemente avaliado, e tratado da forma mais adequada.

## 6 Conclusão

Neste presente trabalho foi feita uma revisão bibliográfica acerca das metodologias de algoritmos para detecção de

passos através de sensores inerciais. Depois da seleção dos trabalhos com maior potencial, seus métodos e técnicas foram implementados e adaptados para os dados coletados. Analisando os resultados obtidos durante o período, notou-se que o algoritmo mais apto para a detecção de passos em indivíduos com deficiências motoras sem ajuste contínuo de parâmetros é o descrito por Pan e Tompkins. No entanto, o método descrito na seção 2.2.3 mostrou-se mais eficiente quando o ajuste de parâmetros é realizado especificamente para cada paciente. Deste modo, conclui-se que os objetivos propostos foram alcançados. Para trabalhos futuros, seria interessante o desenvolvimento de algoritmos inteligentes para auxiliar no ajuste dos algoritmos desenvolvidos, além de uma interface gráfica para a viabilização do sistema para profissionais da saúde.

## 7 Apêndice

Neste apêndice, algumas partes cruciais para a implementação dos códigos no MATLAB são providas.

### Constantes:

**Gravidade** = 9,807 m/s<sup>2</sup>;

**Frequência de Amostragem** = 50 Hz;

**Tempo de Calibração** = 1 seg;

**Constante de conversão do acelerômetro** = 0,004\*g;

**Constante de conversão do giroscópio** = 1/14,375;

**Constante de conversão do magnetômetro** = 1;

## Agradecimentos

A minha família amigos, que me muito apoiaram durante esses anos. Ao meu orientador Samuel, pelo suporte no pouco tempo que lhe coube, pelas suas correções e incentivos. Aos meus pais, pelo amor, incentivo e apoio incondicional. E a todos que direta ou indiretamente fizeram parte da minha formação, o meu muito obrigado.

## Referências

- [1] Zhou, H.; Hu, H.; Human motion tracking for rehabilitation – A survey. Elsevier- Science Direct, 2008.
- [2] Godfrey, A.; Del Din, S.; Barry, G.; Mathers, J.C.; Rochester, L.. Instrumenting Gait with an accelerometer: A system and algorithm examination. Elsevier- Medical Engineering and Physics, 2015.
- [3] Klucken, J.; Eskofier, B. M.; Stride Segmentation during Free Walk Movements Using Multi-Dimensional Subsequence Dynamic Time Warping on Inertial Sensor Data. Sensors, 15, 6419-6440, 2015. ISSN 1424-8220. Disponível em: < [Www.mdpi.com/journal/sensors](http://www.mdpi.com/journal/sensors)>.
- [4] Seyrafi, Aylar. “Real Time Automatic Step Detection in the Three Dimensional Accelerometer Signal Implemented on a Microcontroller System”. Dissertação (Mestrado). Blekinge Institute of Technology (2009).
- [5] Trojaniello, Diana, Andrea Cereatti, Elisa Pelosin, Laura Avanzino, Anat Mirelman, Jeffrey M. Hausdorff, and Ugo Della Croce. “Estimation of step-by-step spatio-temporal parameters of normal and impaired gait using shank-mounted magneto-inertial sensors: application to elderly, hemiparetic, parkinsonian and choreic gait.”Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation 11.1 (2014).
- [6] Harle, Robert. “A Survey of Indoor Inertial Positioning Systems for Pedestrians.”IEEE Communications Surveys Tutorials 15.3 (2013): pp. 1281-1293.
- [7] Fang, L., P.j. Antsaklis, L.a. Montestruque, M.b. McMickell, M. Lemmon, Y. Sun, H. Fang, I. Koutroulis, M. Haenggi, M. Xie, and X. Xie. “Design of a Wireless Assisted Pedestrian Dead Reckoning System—The NavMote Experience.”IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 54.6 (2005): pp. 2342-2358.
- [8] H. Ying, C. Silex, A. Schnitzer, S. Leonhardt, M. Schiek, S. Leonhardt, T. Falck, P. Mähönen, and R. Magjarevic, 4th International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN 2007), ser. IFMBE Proceedings, S. Leonhardt, T. Falck, and P. Mähönen, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007, vol. 13.
- [9] Goyal, Pragun, Vinay J. Ribeiro, Huzur Saran, and Anshul Kumar. “Strap-down Pedestrian Dead-Reckoning system.”2011 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (2011).
- [10] Lim, Yoong P., Ian T. Brown, and Joshua C.t. Khoo. “An accurate and robust gyroscope- gased pedometer.”2008 30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (2008).
- [11] Holland, J. H. (1975). Adaptation in Natural and Artificial Systems. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press. second edition, 1992.
- [12] Bar-On L, Aertbelieën E, Molenaers G, Desloovere K (2014) Muscle Activation Patterns When Passively Stretching Spastic Lower Limb Muscles of Children with Cerebral Palsy. PLoS ONE 9(3): e91759. doi:10.1371/journal.pone.0091759.
- [13] Li, F., Zhao, C., Ding, G., Gong, J., Liu, C., Zhao, F. (2012, September). “A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors” -In Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing (pp. 421-430). ACM,2012.
- [14] J. Pan, W. J. Tompkins, “A real-time QRS detection algorithm”, IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. BME-32, pp. 230-236, 1985.
- [15] Woodman, Oliver Harle, Robert. (2008). “Pedestrian Localisation for Indoor Environments”. UbiComp 2008 - Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing. 114-123. 10.1145/1409635.1409651.

[16] Fida, B., Bernabucci, I., Bibbo, D., Conforto, S., Schmid, M.(2015) Pre-processing effect on the accuracy of event-based activity segmentation and classification through inertial sensor. *Sensors (Switzerland)*, 15 (9), art. no. 105, pp. 23095-23109.

[18] Jonghee Han, Hyo Sun Jeon, Beom Suk Jeon, Kwang Suk Park, "Gait detection from three dimensional acceleration signals of ankles for the patients with Parkinson's disease"