

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA - CCET  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA - DEE

Felipe Orsi Mendes

A implementação da lógica Fuzzy na filtragem de sinais  
em aparelhos de pressão sanguínea e sua possível  
evolução

SÃO CARLOS -SP  
2025

Felipe Orsi Mendes

A implementação da lógica fuzzy na filtragem de sinais em aparelhos de pressão sanguínea e sua possível evolução

Trabalho de conclusão de curso apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de São Carlos, para obtenção do título de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof.Dr. Celso Ap.de França

São Carlos-SP  
2025

## DEDICATÓRIA

Primeiramente, dedico este trabalho a Jesus Cristo, meu Senhor e Salvador, que morreu na cruz por nós, entregando sua vida para nos salvar. Que Sua graça, amor e misericórdia me acompanhem em todos os dias da minha vida.

Dedico também à minha família, que sempre foi meu alicerce, meu porto seguro e a maior motivação para seguir em frente. À minha mãe Roberta e ao meu pai Renato, que com tanto amor, dedicação e esforço fizeram de tudo para me oferecer o melhor e me ensinaram o valor do trabalho e da honestidade. Ao meu irmão Arthur, que torna a vida mais leve, divertida e, às vezes, um pouquinho estressante, mas que está sempre ao meu lado. E à minha tia Lara, que com seu apoio e suas palavras de incentivo sempre acreditou em mim, especialmente nos momentos mais difíceis. A todos vocês, meu sincero agradecimento e todo o meu carinho.

Com muito amor, carinho e respeito, dedico também aos meus queridos avós que já não estão mais entre nós, mas que seguem vivos em meu coração e na história da nossa família. Ao meu avô Roberto e à minha avó Aparecida, por parte de mãe, que deixaram exemplos de bondade, força e valores que continuam guiando nossa família. Mesmo com o pouco convívio que tive com minha avó, por conta de sua partida precoce, carrego um amor imenso e uma gratidão profunda por tudo o que ela representa. E ao meu avô, que sempre foi uma presença de apoio, sabedoria e generosidade, deixando lições que levo para a vida. Ambos foram como segundos pais para mim, e suas memórias são parte essencial das minhas raízes e da pessoa que me tornei.

Estendo essa dedicatória aos meus queridos colegas de faculdade, que foram mais do que companheiros de sala — foram parceiros de jornada, de desafios, de conquistas e de crescimento. Cada um, de alguma forma, deixou uma marca na minha vida e contribuiu para que eu chegasse até aqui.

Dedico também a Gabriel "FalleN" Toledo, cuja trajetória no esporte, marcada por disciplina, resiliência e foco, foi uma inspiração constante para mim, mostrando que a determinação e o trabalho duro sempre valem a pena.

E, por fim, dedico ao Sport Club Corinthians Paulista, que no ano de 2024 foi o mais perfeito reflexo da minha própria trajetória. Assim como o time, enfrentei um começo difícil, turbulento e cheio de desafios, um meio ainda mais complicado, mas, com fé, persistência e superação, vivi uma reviravolta incrível no final. Porque, como todo bom corinthiano sabe, nunca foi sorte. Sempre foi fé.

## **AGRADECIMENTO**

Agradeço, primeiramente, ao Professor Celso, meu orientador, por toda a dedicação, paciência e comprometimento durante o desenvolvimento deste trabalho. Foi, inclusive, durante as suas aulas de Controle Inteligente que surgiu meu interesse por este tema, despertando a vontade de aprofundar meus conhecimentos e transformá-los no trabalho de conclusão de curso. Suas orientações ao longo da pesquisa foram fundamentais, sempre me incentivando a aprimorar as análises, a questionar, refletir e buscar resultados mais consistentes. Sua contribuição foi, sem dúvida, essencial para a construção deste trabalho.

Estendo também meus agradecimentos ao pesquisador Ahmadreza Argha, cujo trabalho e os dados disponibilizados na plataforma IEEE Xplore foram de suma importância para a realização desta pesquisa. Embora não tenhamos tido contato direto, sua contribuição científica foi indispensável para a análise e desenvolvimento deste estudo.

A todos que, direta ou indiretamente, contribuíram para a realização deste trabalho, meu sincero muito obrigado.

## RESUMO

Este trabalho aborda a aplicação de técnicas de lógica fuzzy na filtragem de ruídos em sinais de pressão arterial obtidos por esfigmomanômetros automáticos. O problema central reside na presença de ruídos e distorções nos sinais oscilatórios de pressão, que comprometem a precisão das medições e o diagnóstico clínico. O objetivo principal é desenvolver e comparar métodos baseados em lógica Fuzzy, como Fuzzy C-Means, sistemas de inferência Fuzzy, Fuzzy TOPSIS e regras Fuzzy, para aprimorar a qualidade dos sinais processados. Justifica-se esta pesquisa pela crescente demanda por dispositivos médicos mais confiáveis e acessíveis, considerando que a acurácia das leituras de pressão arterial é fundamental para a saúde pública. A metodologia envolveu a geração de sinais de pressão com níveis de ruído predeterminados, a implementação dos métodos Fuzzy em ambiente de simulação, e a avaliação dos resultados com base em métricas de desempenho propostas pela norma AAMI. As considerações finais indicam que certas abordagens Fuzzy analisadas demonstraram capacidade efetiva de redução de ruído, com melhora significativa nos erros, que ficaram em torno de apenas 3 mmHg, evidenciando seu potencial de aplicação em sistemas embarcados de medição de pressão arterial.

**Palavras-Chave:** lógica fuzzy; pressão arterial; processamento de sinais; redução de ruído; sistemas de medição.

## **ABSTRACT**

This work addresses the application of Fuzzy logic techniques to noise filtering in blood pressure signals obtained from automatic sphygmomanometers. The central problem lies in the presence of noise and distortions in the oscillometric pressure signals, which compromise measurement accuracy and clinical diagnosis. The main objective is to develop and compare methods based on Fuzzy logic, such as Fuzzy C-Means, Fuzzy inference systems, Fuzzy TOPSIS, and Fuzzy rules, in order to improve the quality of processed signals. This research is justified by the growing demand for more reliable and accessible medical devices, considering that the accuracy of blood pressure readings is crucial for public health. The methodology involved generating blood pressure signals with predetermined noise levels, implementing the fuzzy methods in a simulation environment, and evaluating the results based on performance metrics established by the AAMI standard. The final considerations indicate that certain fuzzy approaches demonstrated effective noise reduction capabilities, with significant improvements in error metrics, highlighting their potential for application in non-invasive blood pressure measurement systems.

**Keyword: blood pressure; fuzzy logic; noise reduction; non-invasive measurement systems; signal processing.**

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Ciclos de sístole e diástole	16
Figura 2 - Descrição do método auscultatório	17
Figura 3 - Princípio para detectar as oscilações	18
Figura 4 - Sinal obtido pelo método oscilométrico	19
Figura 5 - Comparação do sinal original com o sinal modificado	20
Figura 6 - Comparação do sinal modificado com seu envelope	21
Figura 7 - Pressão no manguito e sinal oscilatório nas duas formas	22
Figura 8 - Diagrama de blocos do Sistema proposto	29
Figura 9 - Fluxograma do algoritmo para leitura e realização dos gráficos	31
Figura 10 - Curvas da pressão do manguito e os sinais oscilatórios obtidos	32
Figura 11 - Algoritmo para realizar o envelope da curva	33
Figura 12 - Envelope da curva oscilométrica	34
Figura 13 - Fluxograma para a aferição de pressão	35
Figura 14 - Fluxograma para a adição de ruídos	37
Figura 15 –Processo de aferição por meio do algoritmo de Regras Fuzzy	41
Figura 16 - Funções de pertinência de entrada e saída	43
Figura 17 - Regras Fuzzy presentes na Inferência Fuzzy	43
Figura 18 - Fluxograma do processo de aferição por meio da Inferência Fuzzy	45
Figura 19 - Processo de aferição por meio do algoritmo de Fuzzy TOPSIS	48
Figura 20 - Processo de aferição por meio do algoritmo de Fuzzy C-Means	50

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Comparação dos métodos oscilométricos	24
Tabela 2 - Dados no arquivo .m	30
Tabela 3 - Valores de PS	39
Tabela 4 - Valores de PD	39
Tabela 5 - Comparação entre os valores de sístole	41
Tabela 6 - Comparação entre os valores de diástole	42
Tabela 7 - Trecho da matriz de decisão e seus sinais ideais	47
Tabela 8 - Cálculo das distâncias aos sinais ideais	48
Tabela 9 - Exemplo de matriz de pertinência	50
Tabela 10 - Diferença entre o obtido pelas Regras Fuzzy e o sinal original	55
Tabela 11 - Tabela auxiliar para melhor análise das Regras Fuzzy	55
Tabela 12 - Diferença entre o obtido pela Inferência Fuzzy e o sinal original	57
Tabela 13 - Tabela auxiliar para melhor análise da Inferência Fuzzy	57
Tabela 14 - Diferença entre o obtido pelo Redução Proporcional e o sinal original	58
Tabela 15 - Tabela auxiliar para melhor análise da Redução Proporcional	58
Tabela 16 - Diferença entre o obtido pelo Clipping dinâmico e o sinal original	59
Tabela 17 - Tabela auxiliar para melhor análise do Clipping dinâmico	59
Tabela 18 - Diferença entre o obtido pelo Percentual Estático e o sinal original	60
Tabela 19 - Tabela auxiliar para melhor análise do Percentual Estático	60
Tabela 20 - Diferença entre o obtido pelo Passa Alta e o sinal original	61
Tabela 21 - Tabela auxiliar para melhor análise do Passa Alta	62
Tabela 22 - Diferença entre o obtido pela Interpolação e o sinal original	62
Tabela 23 - Tabela auxiliar para melhor análise da Interpolação	63
Tabela 24 - Diferença entre o obtido pelo Filtro Mediano e o sinal original	63
Tabela 25 - Tabela auxiliar para melhor análise do Filtro Mediano	64

Tabela 26 - Diferença entre a Redução Proporcional e o sinal original	65
Tabela 27 - Tabela auxiliar para melhor análise da Redução Proporcional	65
Tabela 28 - Diferença entre o obtido pelo Clipping dinâmico e o sinal original	66
Tabela 29 - Tabela auxiliar para melhor análise do Clipping dinâmico	66
Tabela 30 - Diferença entre o obtido pelo Ruído Branco e o sinal original	67
Tabela 31 - Tabela auxiliar para melhor análise do Ruído Branco	67
Tabela 32 - Diferença entre o obtido pelo Passa Alta e o sinal original	68
Tabela 33 - Tabela auxiliar para melhor análise do Passa Alta	68
Tabela 34 - Diferença entre o obtido pela Interpolação e o sinal original	69
Tabela 35 - Tabela auxiliar para melhor análise da Interpolação	69
Tabela 36 - Diferença entre o obtido pelo Filtro Mediano e o sinal original	70
Tabela 37 - Tabela auxiliar para melhor análise do Filtro Mediano	70
Tabela 38 – Diferença entre os métodos Fuzzy, e o sinal original para a sístole	71
Tabela 39 – Diferença entre os métodos Fuzzy, e o sinal original para a diástole	72
Tabela 40 – Valores pelos métodos Fuzzy e o sinal original para a sístole	73
Tabela 41 – Valores pelos métodos Fuzzy e o sinal original para a diástole	74
Tabela 42 – Erro médio entre os métodos selecionados para ambas as pressões	74

## **LISTA DE SIGLAS**

AAMI - Association for the Advancement of Medical Instrumentation

Dsi - Distância ao sinal ideal

Dsin - Distância ao sinal ideal negativo

FLD - Fuzzy Logic Discriminator

NIBP - Non-invasive Blood Pressure

PD - Pressão de Diástole

PS - Pressão de Sístole

TOPSIS - Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>13</b>
1.1	CONTEXTUALIZAÇÃO	13
1.2	OBJETIVOS	13
1.3	JUSTIFICATIVA	14
1.4	MATERIAIS E MÉTODO	14
1.5	ESTRUTURA DO TRABALHO	15
<b>2</b>	<b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO DA LITERATURA</b>	<b>16</b>
2.1	TRABALHOS RELACIONADOS	28
<b>3</b>	<b>DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO</b>	<b>30</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS</b>	<b>54</b>
4.1	REGRAS FUZZY	54
4.2	INFERÊNCIA FUZZY	56
4.3	FUZZY TOPSIS	57
4.4	FUZZY C-MEANS	64
4.5	COMPARAÇÃO ENTRE AS DIVERSAS TÉCNICAS FUZZY	71
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b>	<b>75</b>
5.1	CONCLUSÕES	75
5.2	TRABALHOS FUTUROS	76
	<b>REFERÊNCIAS</b>	<b>77</b>

# 1 INTRODUÇÃO

Nesse capítulo, será dado um escopo geral para a pesquisa, começando pela contextualização do problema da acurácia na medição de pressão arterial em dispositivos automáticos. Em seguida, são apresentados os objetivos, a justificativa da escolha dos métodos fuzzy, a metodologia adotada e, por fim, a estrutura geral do trabalho.

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A pressão arterial é um dos principais indicadores do estado de saúde cardiovascular de um indivíduo, sendo rotineiramente monitorada em ambientes clínicos e domiciliares. Com o avanço da tecnologia, esfigmomanômetros (aparelho de pressão sanguínea) automáticos de baixo custo e operação simplificada tornaram-se amplamente utilizados, especialmente em programas de atenção primária à saúde e no monitoramento pessoal por pacientes. No entanto, um desafio técnico persistente na utilização desses dispositivos é a presença de ruídos e distorções nos sinais oscilatórios de pressão, resultantes de interferências ambientais, movimentação do paciente, ou limitações dos sensores empregados. Tais ruídos podem comprometer a acurácia das medições, impactando negativamente o diagnóstico e o acompanhamento terapêutico (ARGHA,2019). Nesse contexto, a aplicação de técnicas de inteligência artificial, particularmente a lógica fuzzy, oferece uma abordagem promissora para o aprimoramento do processamento desses sinais. O presente trabalho situa-se no campo da engenharia biomédica, com ênfase em processamento de sinais e sistemas inteligentes, e aborda o desenvolvimento e a avaliação de métodos fuzzy para a filtragem de ruído em sinais de pressão arterial, com vistas à sua aplicação em sistemas de medição não invasivos. A pesquisa foi realizada entre os anos de 2024 e 2025, utilizando simulações computacionais e validação com base em normas internacionais.

## 1.2 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho foi desenvolver e avaliar métodos baseados em lógica fuzzy para a filtragem de ruídos em sinais de pressão arterial obtidos por esfigmomanômetros automáticos, com o intuito de melhorar a acurácia das medições. Para isso, buscou-se analisar as características dos sinais oscilatórios de pressão arterial e identificar os principais tipos de ruído presentes; implementar, em ambiente de simulação, diferentes métodos fuzzy, incluindo Fuzzy C-Means, sistemas de

inferência fuzzy, Fuzzy TOPSIS e regras fuzzy; e por fim comparar o desempenho dessas abordagens por meio de métricas estabelecidas pela norma AAMI (*Association for the Advancement of Medical Instrumentation*).

### 1.3 JUSTIFICATIVA

A acurácia das medições de pressão arterial é essencial para o diagnóstico precoce e o acompanhamento adequado de doenças cardiovasculares, que representam uma das principais causas de morbidade e mortalidade em nível global. A crescente popularização de esfigmomanômetros automáticos, os famosos aparelhos de pressão que comumente se compra, impõem a necessidade de soluções que garantam a confiabilidade das medições, mesmo em condições de uso não controladas (FAROUZANFAR, 2015). Técnicas tradicionais de filtragem de sinais, como filtros digitais convencionais, apresentam limitações em lidar com a variabilidade e a natureza incerta dos ruídos presentes nesses sinais. A lógica fuzzy, por sua capacidade de modelar incertezas e imprecisões, surge como uma abordagem inovadora e flexível para esse desafio. A relevância deste trabalho reside, portanto, na contribuição para o desenvolvimento de métodos inteligentes que possam ser incorporados a dispositivos médicos de uso cotidiano, com potencial de impacto direto na qualidade da atenção à saúde (LIU et al., 2022).

### 1.4 MATERIAIS E MÉTODO

A metodologia utilizada para a realização do presente trabalho foi:

- Levantamento bibliográfico sobre lógica fuzzy, processamento de sinais biomédicos e normas de avaliação de aparelhos de medição de pressão sanguínea automáticos, com consulta a artigos científicos, livros e dissertações;
- Geração de sinais ruidosos de pressão arterial, por meio da inserção controlada de ruído no ambiente MATLAB, nos sinais originais de aferição, que não continham ruído;
- Implementação dos métodos de filtragem fuzzy (Fuzzy C-Means, sistemas de inferência fuzzy, Fuzzy TOPSIS e regras fuzzy) em ambiente de simulação, utilizando a plataforma MATLAB e sua biblioteca Fuzzy Logic Toolbox;
- Definição e aplicação de métricas de desempenho com base na norma AAMI para avaliação dos métodos implementados;

- Análise comparativa dos resultados e identificação das abordagens mais eficazes.

Foram utilizados os seguintes materiais no trabalho: software MATLAB para desenvolvimento e simulação dos métodos; bibliografia especializada em lógica fuzzy e processamento de sinais; documentação técnica da norma AAMI.

## 1.5 ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho está dividido em cinco capítulos. Este capítulo inicial contextualiza e justifica o trabalho. No segundo capítulo é apresentada a fundamentação teórica sobre o assunto obtida através da revisão bibliográfica. O terceiro capítulo mostra o desenvolvimento e a implementação do trabalho. No capítulo quatro são relatados e comentados os resultados obtidos. Por fim, as conclusões finais são apresentadas no capítulo cinco.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA E REVISÃO DE LITERATURA

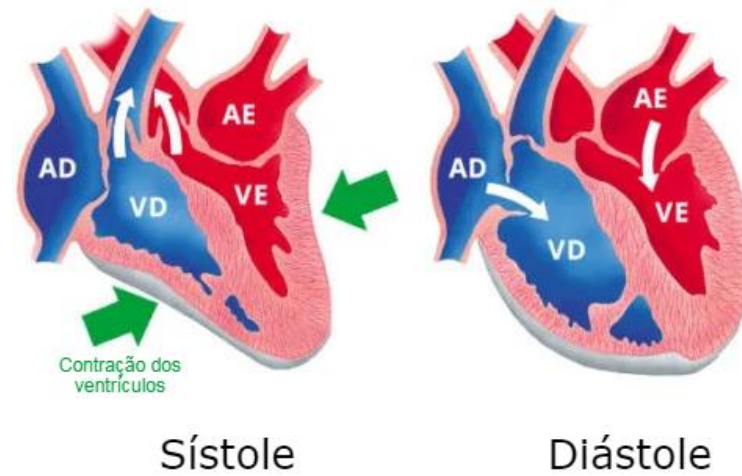
Antes de se falar da implementação dos diferentes métodos Fuzzy no contexto da medição de pressão arterial sanguínea, deve-se compreender com mais detalhe a obtenção do sinal da mesma, incluindo as variáveis envolvidas e suas respectivas interpretações além dos diferentes termos que serão utilizados durante essa pesquisa.

Dois elementos de extrema importância para essa pesquisa, são a pressão arterial sistólica, também chamada de PS e a pressão arterial diastólica, que pode ser abreviada para PD (DE SOUZA, 2003). A primeira representa o valor mais alto registrado durante a medição da pressão arterial. Ela mede a força do sangue contra as paredes das artérias enquanto os ventrículos do coração se contraem para bombear o sangue para o resto do corpo. Este valor é crucial para avaliar a saúde cardiovascular, especialmente em pacientes acima de 50 anos, onde a arteriosclerose pode levar ao aumento da pressão sistólica. (DE SOUZA, 2003)

Em adultos saudáveis, a pressão sistólica normal é geralmente em torno de 120 mmHg. Já o segundo tipo de pressão é o valor mais baixo registrado durante a medição da pressão arterial e mede a força do sangue contra as paredes das artérias enquanto o coração está em repouso entre as batidas, permitindo que os ventrículos se encham de sangue. Este valor é importante para garantir que o coração receba sangue suficiente durante o relaxamento, em adultos saudáveis, a pressão diastólica normal é geralmente em torno de 80 mmHg. (RASPANTI, 1999)

A Figura 1, possui uma representação dos ciclos de sístole e diástole, com as setas em branco indicando o sentido do fluxo sanguíneo e as em verde, indicando a contração dos ventrículos.

Figura 1 – Ciclos de sístole e diástole

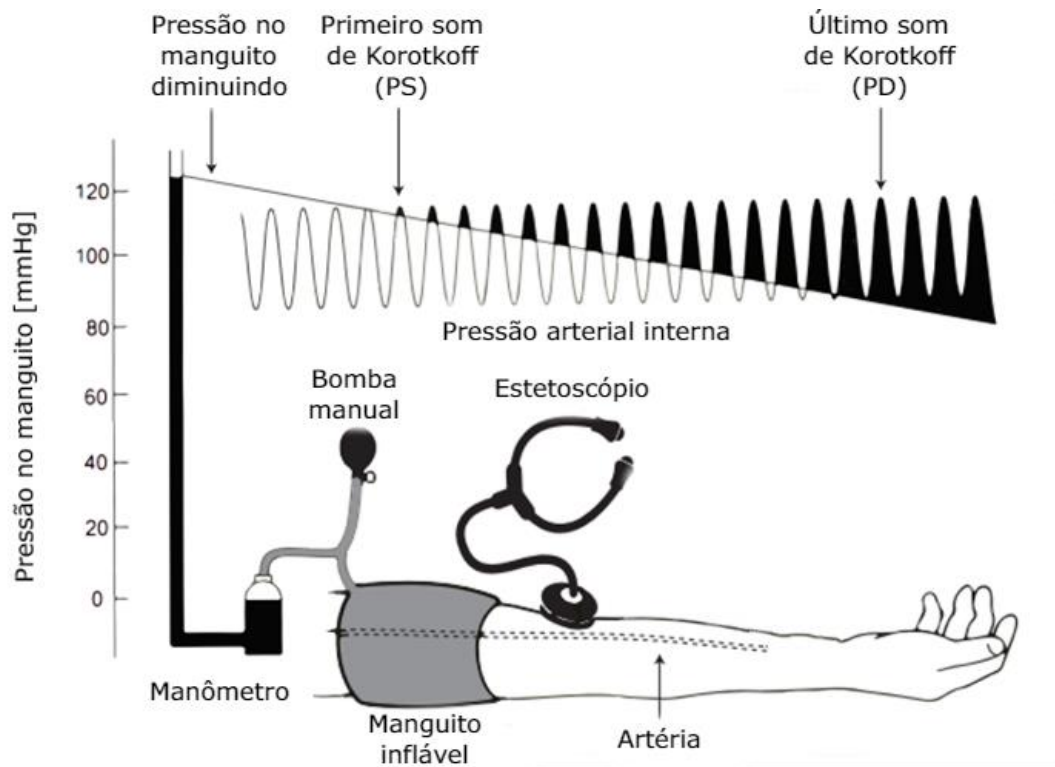


Fonte: Adaptado de NIEMIES, 2016

Tradicionalmente, a medição de pressão por métodos não invasivos, ou seja, sem a perfuração da pele do paciente, é realizada por dois métodos principais, o auscultatório e o oscilométrico.

O método auscultatório, também conhecido como método tradicional, é realizado com um manguito inflável e um estetoscópio, com um profissional de saúde escutando os sons das batidas do coração (sons de Korotkoff) enquanto o manguito é desinflado gradativamente, obtendo as medidas de pressão sistólica e diastólica (FAROUZANFAR, 2015). O método auscultatório, pode ser observado na Figura 2.

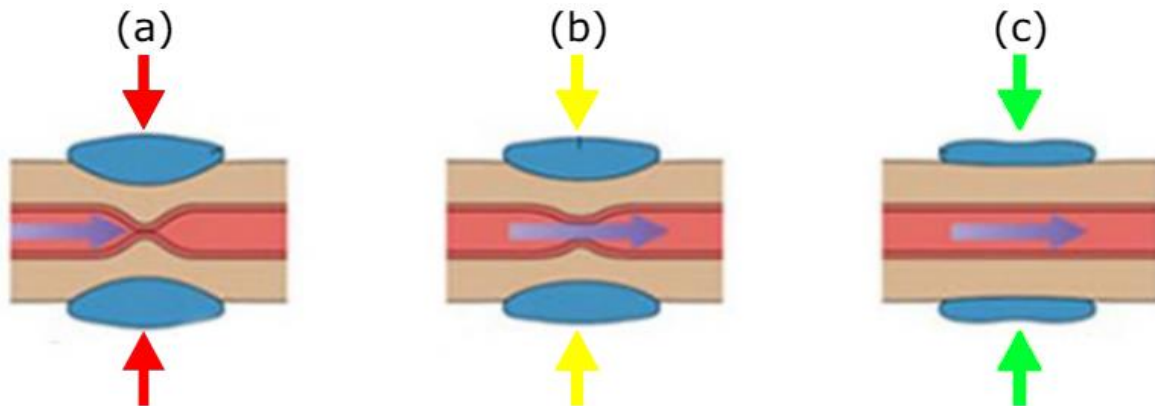
Figura 2 – Descrição do método auscultatório



Fonte: Adaptado de FAROUZANFAR, 2015

O método oscilométrico de medição da pressão arterial é uma das técnicas mais comuns para a medição automatizada da pressão arterial e é adequado para a medição de PS e PD. Ele baseia-se na detecção dos pulsos de pressão dentro de um manguito enrolado sobre a artéria braquial ao redor do braço do paciente ou sobre a artéria radial no pulso do paciente. O manguito enrolado ao redor do braço ou pulso do paciente é inflado até uma pressão suprassistólica. O manguito é então lentamente desinflado e as oscilações de pressão são detectadas por meio do sensor de pressão no manguito. A Figura 2 ilustra claramente o princípio usado para detectar as oscilações de pressão usando o sensor de pressão dentro do manguito. (FOROUZANFAR, 2015)

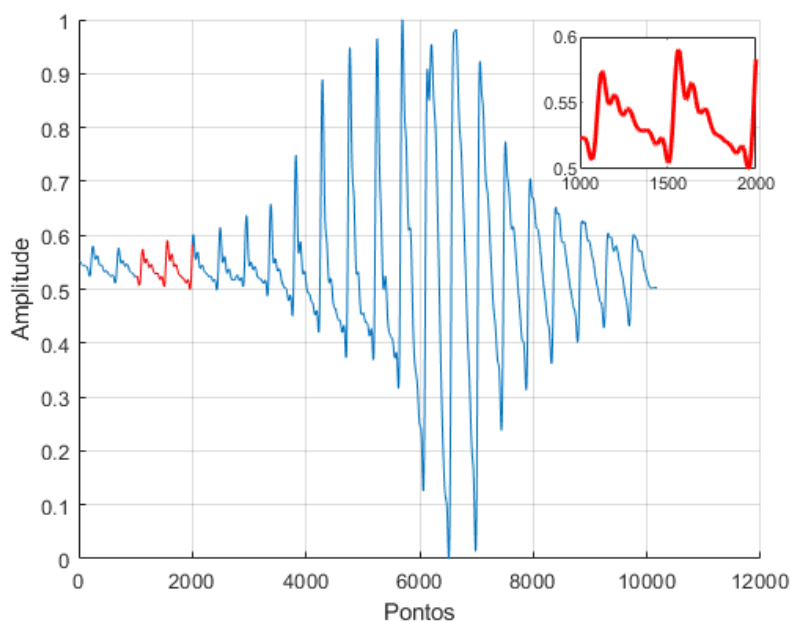
Figura 3 – Princípio para detectar as oscilações



Fonte: Adaptado de FAROUZANFAR, 2015

O procedimento de obtenção começa quando a pressão exercida pelo manguito inflado fica superior à PS, assim como ocorre na Figura 3 (a), então o manguito começa a desinflar e assim a pressão exercida pelo mesmo diminui aos poucos, permitindo o fluxo sanguíneo na artéria, porém exercendo pressão nas paredes na mesma, como na Figura 3 (b), e assim provocando vibrações que são captadas pelo sensor. Após a pressão no manguito ser inferior à PD, o fluxo sanguíneo ocorre silenciosamente, assim como na Figura 3 (c). O sinal oscilométrico obtido através desse tipo de medição, está contido na Figura 4. (FOROUZANFAR,2015).

Figura 4 – Sinal obtido pelo método oscilométrico



Fonte: Autoria Própria

Todos os dispositivos de obtenção de pressão arterial sanguínea por métodos oscilométricos utilizam algoritmos para a determinação da mesma, porém não é possível saber quais e quantos tipos diferentes são utilizados, já que métodos publicados em artigos mostram discordâncias, e os fabricantes dos dispositivos consideram seus algoritmos proprietários e mantêm segredo sobre eles tornando a verificação da precisão dos mesmos uma tarefa extremamente complicada.

Existem vários instrumentos de teste NIBP (pressão arterial não invasiva – do inglês *Non-invasive Blood pressure*) no mercado hoje que podem realizar testes úteis, como precisão de pressão estática, taxas de desinflação do manguito, testes de vazamento e testes de sobrepresão. No entanto, eles não podem realizar testes de precisão NIBP algorítmica dinâmica. (JILEK,2005)

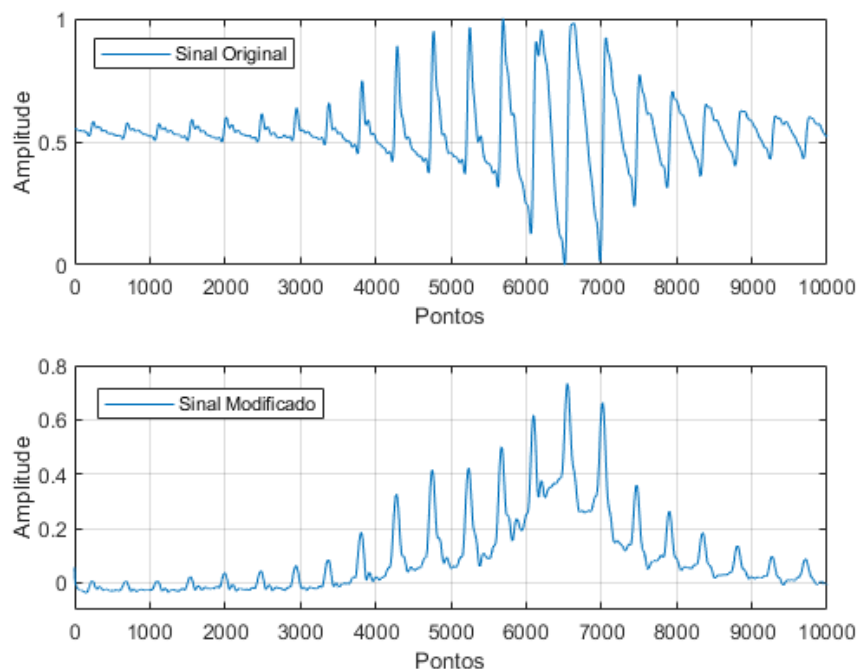
Diversas interpretações surgiram dos fabricantes com diferentes graus de concordância mas atualmente, nenhuma agência reguladora estabeleceu um padrão sobre como as amplitudes de pulso oscilométricas devem ser interpretadas para determinar a pressão arterial, logo a precisão e a repetibilidade desses monitores são difíceis de determinar. A precisão dinâmica absoluta não pode ser atribuída aos valores-alvo da pressão arterial média, diastólica e sistólica neste momento, pois não

existe um padrão universal definido. A questão da precisão está se tornando cada vez mais importante, já que muitas instituições de saúde dependem fortemente de dispositivos automáticos de NIBP. Como não existem instrumentos confiáveis para testar a precisão algorítmica, foram desenvolvidos protocolos de teste de desempenho para validações de dispositivos.(JILEK,2005)

Existem dois algoritmos principais para determinar os valores de PS e PD pelo método oscilométrico e eles são baseados ou na altura ou na inclinação da curva oscilatória envelopada, já que as informações importantes estão contidas nas amplitudes presentes na onda, e não apenas seu valor.

O envelope de um sinal oscilatório, consiste basicamente em uma curva que engloba as extremidades da onda, ou seja, a variação das características da onda ao longo do tempo, como por exemplo a amplitude. No caso da medição de pressão, o sinal precisa ser transformado de maneira que a amplitude seja medida de acordo com o valor em módulo, colocando como valor base o zero, assim como acontece na Figura 5. (FAROUZANFAR, 2015)

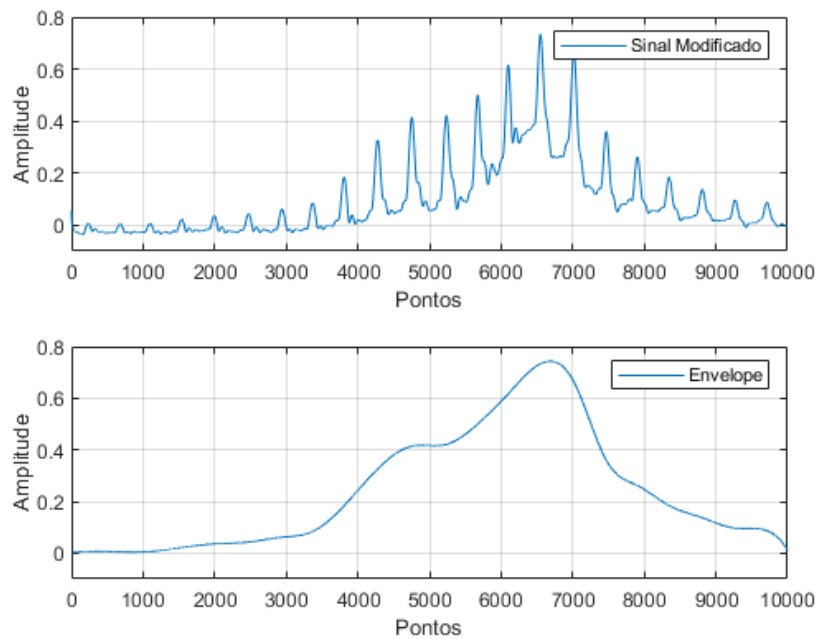
Figura 5– Comparação do sinal original com o sinal modificado



Fonte: Aatoria Própria

À partir do Sinal Modificado presente na Figura 5, desenvolve-se o envelope do mesmo para a utilização na aferição da pressão sanguínea (FAROUZANFAR, 2015). O envelope do Sinal Modificado, pode ser visualizado na Figura 6.

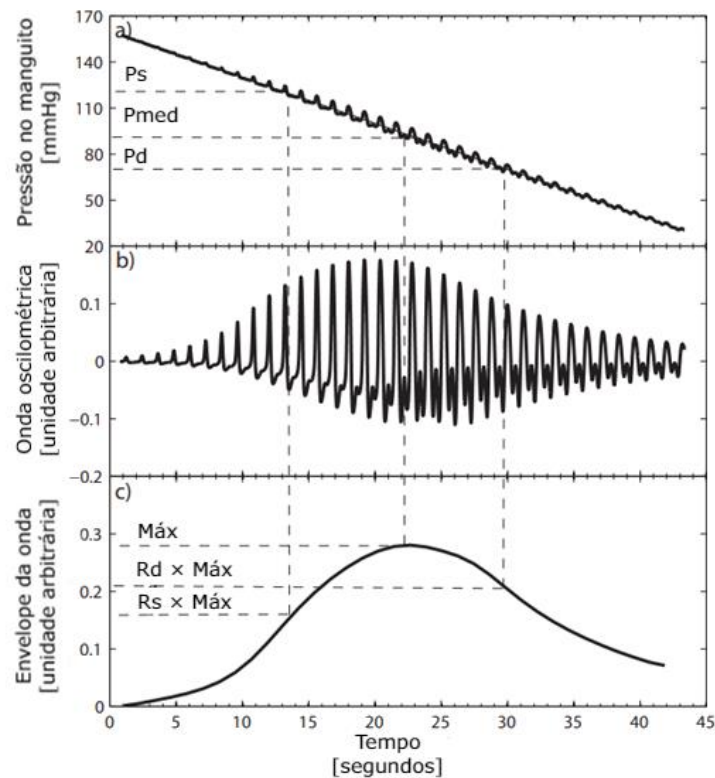
Figura 6 – Comparação do sinal modificado com seu envelope



Fonte: Aatoria Própria

Os três principais sinais para a medição de pressão, estão presentes na Figura 7, contendo tanto a pressão no manguito, quanto a componente oscilométrica da onda, também possui a forma de onda envelopada.

Figura 7 – Pressão no manguito e sinal oscilatório nas duas formas



Fonte: Adaptado de FAROUZANFAR,2015

Na abordagem baseada em altura, é obtida uma razão dividindo a amplitude pelo valor máximo. Essas razões antes da amplitude máxima seriam usadas para comparar uma determinada razão para determinar a PS enquanto que essas razões após a amplitude máxima seriam comparadas a outra razão para determinar a PD. Essas razões também podem ser colocadas como o coeficientes (que vão de 0 à 1) que multiplicam o valor máximo do envelope, esses estão presentes na Figura 7 como Rs (responsável por PS) e Rd (responsável por PD) (FAROUZANFAR,2015).

O critério baseado em inclinação aplica a derivada da curva de amplitude de oscilação em relação à pressão do manguito com inclinação máxima e mínima da curva sendo definidas como a PS e a PD, respectivamente.

Para o algoritmo baseado em altura, existem vários critérios de seleção para a razão utilizada por diferentes pesquisadores e fabricantes. Alguns pesquisadores propuseram tomar frações de 40% e 60% da amplitude máxima, outros colocaram o valor de 55% para ambos os valores sistólicos e diastólicos.(GEDDES,1982)

Ainda existem mais quatro tipos conhecidos para a aferição por meio do método oscilométrico, sendo eles a aferição por meio de redes neurais, análise da morfologia de pulso, algoritmos baseados em modelo e análise de tempo de trânsito de pulso. A grande diferença entre esses e os dois primeiros, é a complexidade, com os quatro sendo significativamente mais complexos e difíceis de elaborar.

A aferição por redes neurais, também chamadas de NNs (do inglês – *Neural Networks*), é uma ferramenta não linear, com capacidade de aproximar qualquer relação não linear que pode existir entre a entrada e a saída, além de também ser capaz de encontrar certos padrões nos dados. Como as NNs não necessitam de um modelo matemático explícito, são adequadas para sistemas que possuem difícil modelagem por conta de não serem lineares, justamente por esse motivo, as NNs tem uma vasta utilização em medições na área médica. (FAROUZANFAR, 2015)

A análise de morfologia de pulso consiste em observar a onda oscilométrica em si e não seu envelope, o problema é que não existe uma base teórica nem fisiológica para algoritmos baseados nesse método, por mais quem conseguissem estimar PS e PD. (FAROUZANFAR, 2015)

Um modelo preciso de oscilometria, pode ser utilizado para estudar, desenvolver e testar diferentes métodos oscilométricos. Existem duas maneiras possíveis de trabalhar com esses algoritmos baseados em modelos, empiricamente, por meio de coeficientes para a estimação de PS e PD e teóricamente com o desenvolvimento de novas técnicas para estimar esses valores sem a dependência dos coeficientes. (FAROUZANFAR, 2015)

Por fim o método da análise de tempo de trânsito de pulso, é o mais recente mas necessita de sinais de eletrocardiograma, junto da onda oscilométrica para realizar a medição, e funciona realizando uma relação entre os picos de sinais do eletrocardiograma, com o sinal oscilométrico. (FAROUZANFAR, 2015)

Na Tabela 1, é possível visualizar a comparação entre os métodos oscilométricos, com suas respectivas vantagens e desvantagens.

Tabela 1- Comparação dos métodos oscilométricos

Método	Vantagens	Desvantagens
Algoritmo baseado em amplitude	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Simples de ser elaborado</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Depende de coeficientes para a definição de PS e PD</li> <li>• Analisa o envelope da curva, logo não considera todas as informações da onda</li> </ul>
Algoritmo baseado na inclinação (derivada)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Simples de ser elaborado</li> <li>• Não depende de coeficientes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Muito sensível à ruídos e artefatos</li> <li>• Analisa o envelope da curva, logo não considera todas as informações da onda</li> </ul>
Redes Neurais (NNs)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Não depende de coeficientes</li> <li>• Pode aprender com várias medições do mesmo indivíduo</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Requer um treinamento extensivo</li> <li>• Não consegue incorporar novas informações sem repetir o processo de treinamento</li> </ul>
Análise da morfologia de pulso	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Simples</li> <li>• Sem coeficientes</li> <li>• Considera a onda oscilométrica e não seu envelope</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Não existe nenhuma técnica desse tipo, com base teórica.</li> <li>• Não foi validada cientificamente</li> </ul>
Algoritmos baseados em modelo	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sem coeficientes</li> <li>• Pode ser usada para o estudo da variabilidade da pressão sanguínea</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Modelos difíceis de serem validados</li> <li>• Número muito grande de parâmetros</li> <li>• Pode conter erros de otimização por meio das funções matemáticas</li> </ul>
Análise de tempo de trânsito de pulso	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sem coeficientes</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Requer sinais de eletrocardiograma ao mesmo tempo que a onda oscilométrica é coletada</li> </ul>

Fonte: Autoria Própria

Um dos problemas mais difíceis com a técnica oscilométrica são os artefatos de movimento. Esses artefatos de movimento incluem respiração, fala, movimento involuntário ou voluntário e produzem pulsos que se assemelham ao pulso arterial e causam amplas variações na amplitude do pulso, ou seja, ocasionando um ruído de leitura.(LIN,2003)

Por conta das interferências que podem ocorrer durante o processo de aferição da pressão pelo método oscilatório, a Association for the Advancement of Medical Instrumentation (AAMI, em português, Associação para o Avanço da Instrumentação

Médica), colocou como padrão à ser seguido, que a diferença entre o registrado por um aparelho de monitoramento de pressão e a medição feita pelo método auscultatório, em média, não seja superior a 5 mm Hg e seu desvio padrão devendo ser menor do que 8 mm Hg. (OGEDGEBE; PICKERING, 2010)

Existem duas causas principais para ruídos da medição, fora a má utilização do manguito, e ambas são de decorrência de artefatos corporais, como a respiração e pequenos movimentos corporais. Ambos os movimentos podem ser considerados de baixa frequência, porém o primeiro pode ser aproximado para cerca de 0.25 Hz (PAGANI et al., 1986) e o segundo para cerca de 0.75 Hz (LANGER et al., 2018).

A implementação da lógica Fuzzy tem sido amplamente aplicada na área biomédica, já que uma das vantagens da mesma é que ela pode ser estabelecida empiricamente sem modelos matemáticos explícitos de sistemas fisiológicos não lineares. (LIN, 2003)

A lógica fuzzy vem da teoria dos conjuntos fuzzy, que lida com raciocínios que são aproximados em vez de exatos. Foi introduzida pelo professor Lotfi Zadeh em 1965 e ela reconhece que na vida real, a verdade nem sempre é uma questão de "sim" ou "não", mas muitas vezes algo intermediário. Em outras palavras, a lógica fuzzy permite que variáveis tenham um grau de verdade que varia entre 0 e 1, ao contrário da lógica clássica onde uma proposição deve ser verdadeira ou falsa. (ZADEH, 1965)

Nos aparelhos medidores de pressão sanguínea não invasivos, a lógica Fuzzy pode ser utilizada de duas maneiras principais, para a filtragem dos sinais obtidos durante o esvaziamento do manguito, ou controlando a inflação do manguito para maior precisão e conforto do paciente, sendo a segunda a mais utilizada.

Como nessa pesquisa foram utilizados dados de medições de pressão arterial sanguínea já coletados (ARGHA, 2019), a lógica Fuzzy trabalhada foi no contexto da filtragem dos dados, com a principal intenção sendo a redução de ruídos provocados por artefatos, como movimentos durante a medição.

O tratamento de sinais ruidosos com lógica Fuzzy envolve a utilização de métodos que podem suavizar, filtrar e melhorar a qualidade dos sinais, aplicando técnicas Fuzzy para identificar e reduzir o ruído presente nos sinais, mantendo as características importantes do sinal original.

A transformação dos sinais possui três partes principais, com a primeira sendo

chamada de Fuzzificação, que consiste na conversão dos valores de sinais de entrada (quantitativos) em valores Fuzzy (qualitativos) através de funções de pertinência, que são funções matemáticas para quantificar a associação de um elemento a um conjunto fuzzy, mapeando elementos de um domínio para um intervalo entre 0 e 1, onde 0 indica nenhuma pertinência e 1 indica pertinência total. A segunda parte, consiste na aplicação do método Fuzzy desejado, nessa pesquisa foram utilizados Regras Fuzzy, Inferência Fuzzy, Fuzzy TOPSIS e Fuzzy C-Means. A terceira e última parte, consiste no processo de Defuzzificação, que consiste em converter os valores Fuzzy para os valores quantitativos do sinal de saída, resultando em uma onda filtrada e suavizada, com uma interferência menor de ruídos. (MAMDANI, 1975)

O primeiro método citado (Regras Fuzzy) consiste em um conjunto de declarações condicionais do tipo "Se-Então" usadas para representar o conhecimento em um sistema Fuzzy. Elas descrevem como a entrada fuzzy é mapeada para a saída fuzzy, baseando-se em regras linguísticas simples e não envolvem a complexidade de um sistema de inferência completo, mas se concentram apenas na aplicação direta de condições. (KLIR; YUAN, 1995)

O segundo método abordado, a Inferência Fuzzy pelo método de Mamdani, baseia-se na formulação de um conjunto de regras fuzzy para alcançar uma conclusão ou tomar uma decisão. Esse processo inclui tanto a avaliação das regras fuzzy quanto a agregação dos resultados para a conversão dos valores fuzzy em saídas nítidas. Primeiramente, as entradas são fuzzificadas, transformando valores numéricos em conjuntos fuzzy. Em seguida, as regras fuzzy, que são do tipo "se-então", são aplicadas para determinar o grau de pertinência de cada condição. Por fim, os resultados são agregados e convertidos em um valor preciso através da defuzzificação, geralmente utilizando o método do centróide. Dessa forma, é possível considerar múltiplas condições simultaneamente e combinar diversas regras, permitindo um raciocínio próximo ao humano (ZADEH, 1973; MAMDANI; ASSILIAN, 1975).

No terceiro método citado (Fuzzy TOPSIS - Técnica para Ordenação de Preferências por Similaridade à Solução Ideal) é a incorporação da lógica Fuzzy ao método TOPSIS tradicional, que consiste em uma técnica de tomada de decisão multicritério que classifica alternativas com base em sua distância de uma solução

ideal e de uma solução anti-ideal, onde a solução ideal é a combinação dos melhores valores possíveis de cada critério, enquanto a solução anti-ideal é a combinação dos piores valores possíveis (HWANG,1981). Nesse caso a lógica Fuzzy para lida com a incerteza e a subjetividade na avaliação de múltiplos critérios, sendo utilizada para a tomada de decisão multicritério, classificando alternativas com base em sua proximidade relativa à solução ideal e à solução anti-ideal. (CHEN, 2005)

O método começa pela construção de uma matriz de decisão fuzzy, seguida pela normalização dos valores e pelo cálculo das distâncias de cada alternativa em relação à solução ideal e anti-ideal, determinando assim a melhor opção com base na maior similaridade com a solução ideal. (CHEN, 2005)

O quarto e último método citado (Fuzzy C-Means) consiste em um algoritmo de clustering que permite que um dado pertença a mais de um cluster com diferentes graus de associação, representados por valores de pertinência entre 0 e 1. Este incorpora a lógica Fuzzy para lidar com a incerteza e a sobreposição entre clusters, sendo amplamente utilizado em reconhecimento de padrões, análise de imagem e mineração de dados.(PAL, 1995)

O algoritmo C-Means é baseado na minimização de uma função de custo, que leva em consideração tanto a distância dos pontos de dados aos centróides dos clusters quanto os graus de pertinência. Inicialmente, os centróides dos clusters são escolhidos aleatoriamente, e, a cada iteração, são recalculados com base na média ponderada dos pontos de dados, considerando seus graus de pertinência. Esse processo é repetido até que a convergência seja alcançada, ou seja, até que não haja mudanças significativas nos centróides entre as iterações. (PAL, 1995)

## **2.1 TRABALHOS RELACIONADOS:**

Em sua pesquisa, Argha (ARGHA, 2019) utilizou dados de 350 medições de pressão arterial sanguínea para treinar um algoritmo baseado em redes neurais de múltiplas camadas, para a aferição de PS e PD. O particular dessa pesquisa, foi a utilização direta da onda oscilométrica ao invés de seu envelope para descobrir os valores desejados, para isso foi necessário o treinamento extensivo da rede neural, junto com testes sobre a quantidade mínima de camadas escondidas e suas respectivas unidades para que os resultados tivessem uma precisão de um erro

menor que 15mmHg em 99.6% dos casos para a sístole e 94.9% para a diástole.

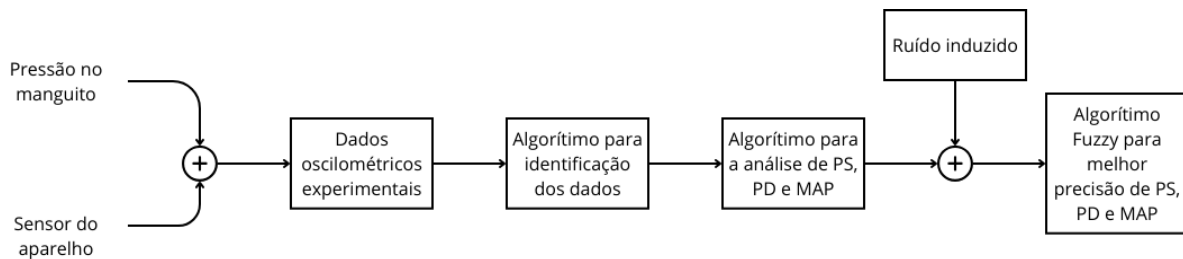
Com relação à lógica Fuzzy, em sua pesquisa, Lin (LIN, 2003) utilizou um discriminador lógico Fuzzy, também chamado de FLD (do inglês – *Fuzzy Logic Discriminator*) tanto para a redução dos ruídos gerados pelos artefatos externos, como movimento ou doenças cardiovasculares, quanto para determinar a veracidade do pulso de oscilação, ou seja, se o mesmo é válido para determinar PS ou PD. Junto ao FDL, Lin também utilizou um algoritmo recursivo de regressão ponderada, conseguindo no final, uma diferença média de apenas 4.9mmHg com relação à medição auscultatória.

No artigo escrito por Farouzanfar (FAROUZANFAR, 2015) consta-se uma excelente coletânea de informações sobre a estimação de pressão pelo método oscilométrico. O documento começa explicando a diferença dos métodos invasivos para os não invasivos, chegando na comparação do método auscultatório com o método à partir da oscilometria, e posteriormente explica com detalhes os algoritmos para a estimação da pressão sanguínea à partir da onda oscilatória e seu envelope.

### 3 DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO

O desenvolvimento do trabalho está descrito pelo diagrama de blocos presente na Figura 8.

Figura 8 – Diagrama de blocos do Sistema proposto.



Fonte: Autoria Própria

Primeiramente, foram utilizados dados de pressão do manguito e dos sinais oscilométricos detectados pelo sensor, utilizados na pesquisa do Dr. Ahmadreza Argha (ARGHA, 2019), esses dados então foram carregados no *software* Matlab em formato ".m" e foram selecionados apenas os relevantes para a pesquisa, já que existiam informações obtidas pelo método auscultatório, essa etapa de carregamento dos sinais no programa, está representada pelo bloco "Dados oscilométricos experimentais". A Tabela 2, possui uma pequena representação dos 6 primeiros dados de cada tipo que estão contidos no arquivo, porém é importante ressaltar que existem 350 tabelas, com cada uma representando um indivíduo, desse tipo, e que o número de pontos (aquisição no tempo) em cada uma supera a casa dos 10000, por isso foram representados apenas 6.

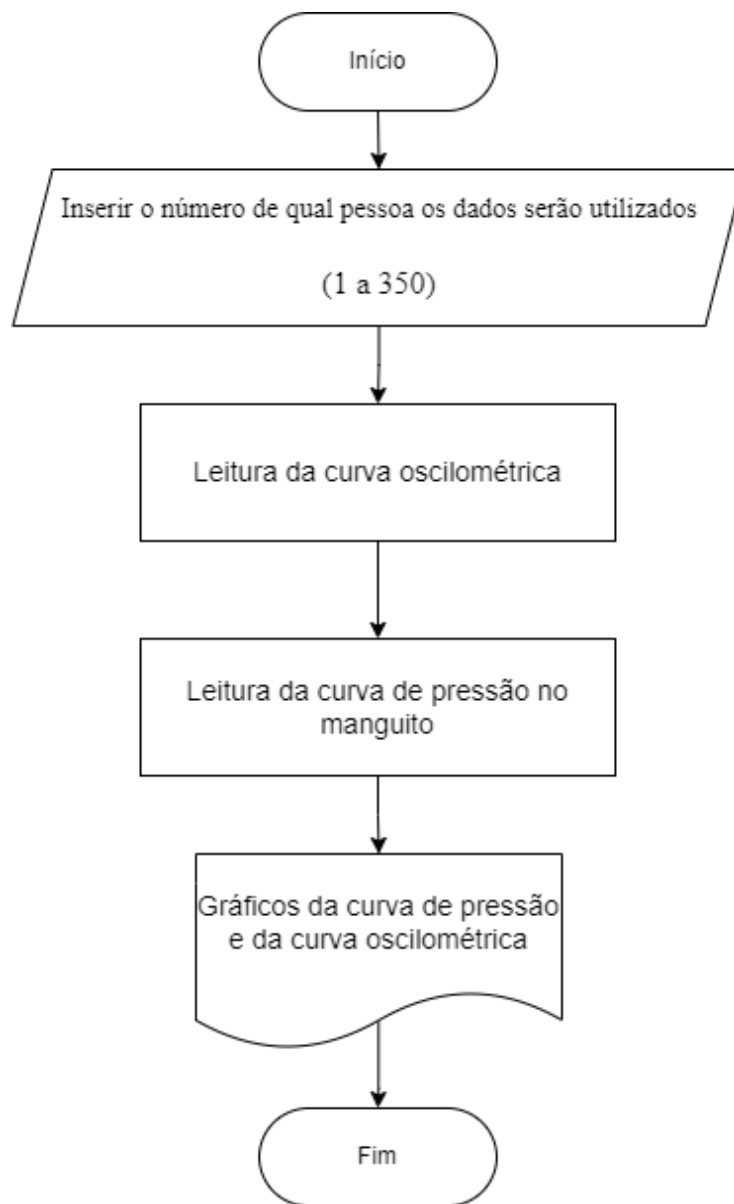
Tabela 2 – Dados no arquivo .m

	Onda Auscultatória	Onda Oscilométrica	Pressão no manguito (mmHg)	Pressão de sístole (mmHg)	Pressão de diástole (mmHg)
Ponto 1	0.4994382169	0.5522352927	166.4811153	90.5955	48.6542
Ponto 2	0.4978602593	0.5522737456	166.4598088	90.5955	48.6542
Ponto 3	0.4987310617	0.5523066384	166.4385087	90.5955	48.6542
Ponto 4	0.4987541716	0.5523333055	166.4172149	90.5955	48.6542
Ponto 5	0.4995299993	0.5523531269	166.3959274	90.5955	48.6542
Ponto 6	0.4995416937	0.5523655301	166.3746462	90.5955	48.6542

Fonte: Dados adaptados de (ARGHA, 2019)

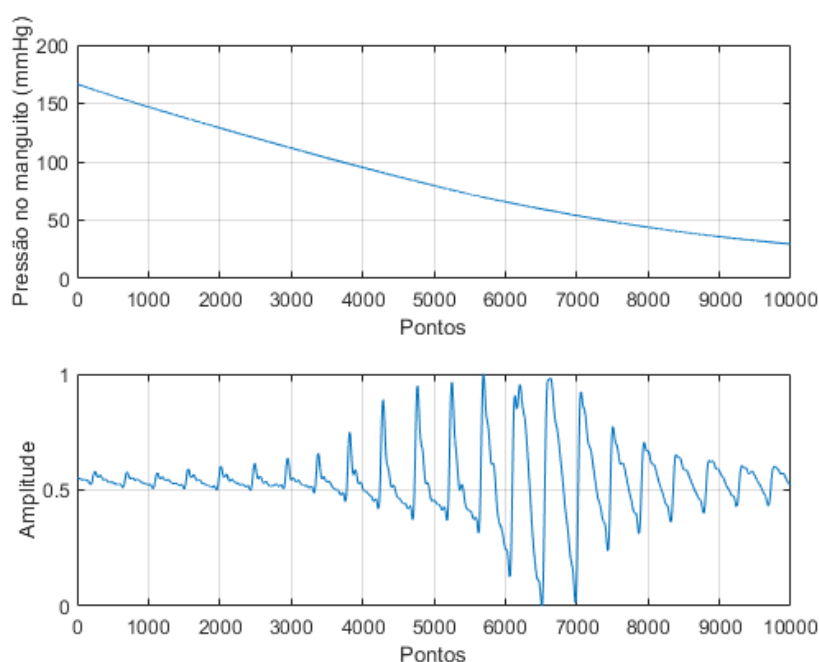
Em seguida, com os dados já separados, foi elaborado um algoritmo, assim como presente na Figura 9, para a leitura dos mesmos e disponibilizá-los graficamente tanto para fazer a verificação dos dados visualmente, quanto para compreender melhor o funcionamento das curvas. Essa etapa está representada pelo bloco “Algoritmo para identificação dos dados” e as curvas formadas podem ser observadas na Figura 10.

Figura 9 – Fluxograma do algoritmo para leitura e realização dos gráficos.



Fonte: Autoria Própria

Figura 10 – Curvas da pressão do manguito e os sinais oscilatórios obtidos.

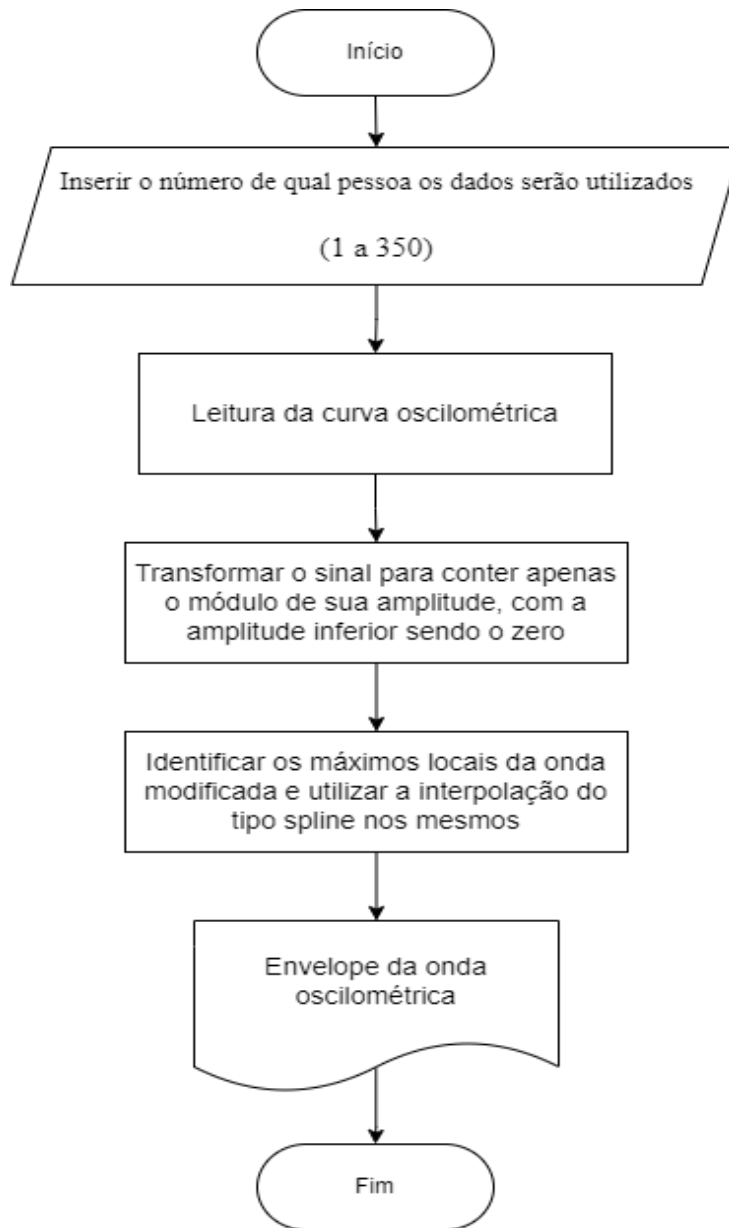


Fonte: Autoria Própria

Para a obtenção das pressões PS e PD, foi necessário tomar a decisão sobre qual tipo de método seria utilizado para a obtenção da mesma, o método pela amplitude ou pela inclinação e o primeiro foi escolhido, por conta do segundo se basear na inclinação da curva oscilatória, ou seja, a derivada da mesma, e como foi dito anteriormente na seção 2, a medição de sinais por meio da técnica oscilométrica enfrenta frequentemente problemas interferências e sabe-se que com essas, a derivada de um sinal se distancia muito do resultado real. Assim, conforme descrito no fluxograma da Figura 11, no algoritmo, primeiramente são tirados os módulos das amplitudes em cada ponto, com a de menor valor passando a ser considerada a referência 0. Depois, é realizada a interpolação dos dados, para que finalmente seja elaborado o envelope.

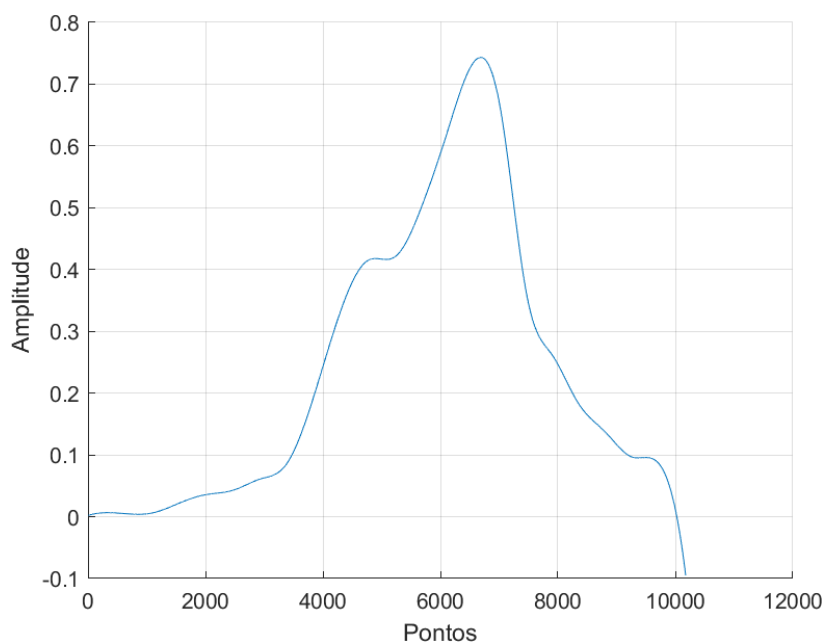
Escolhido o método da amplitude, o próximo passo foi realizar um algoritmo, assim como presente no fluxograma da Figura 11 no *software* MATLAB para realizar o envelope da onda oscilométrica, assim como apresentado na Figura 12.

Figura 11 – Algoritmo para realizar o envelope da curva



Fonte: Autoria Própria

Figura 12 – Envelope da curva oscilométrica



Fonte: Autorial Própria

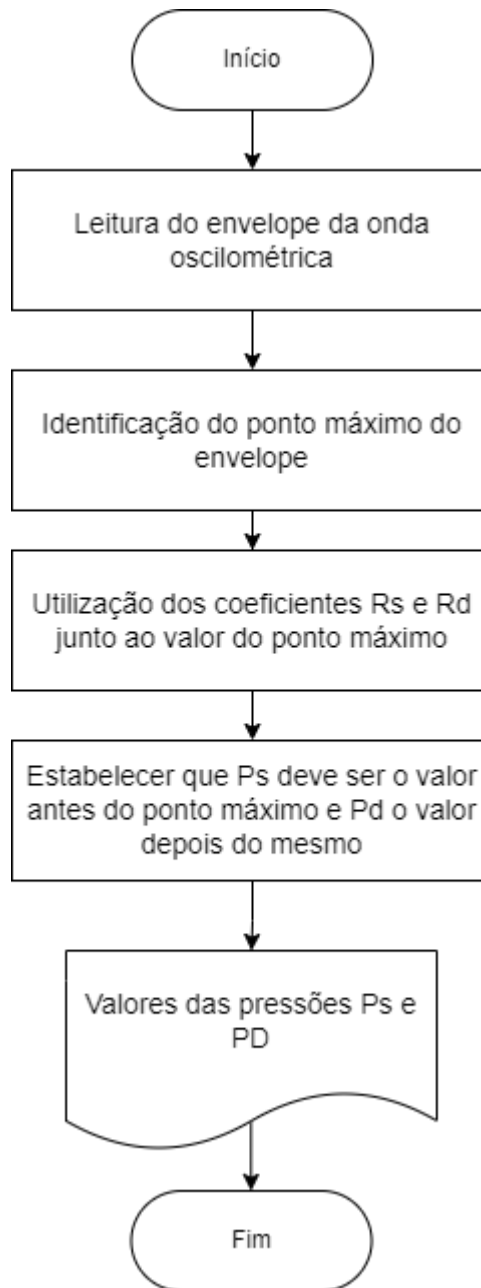
Após conseguir obter o envelope da onda, foi elaborado um código no *software* MATLAB, assim como no fluxograma da Figura 13 que captura o valor máximo, e com base com coeficientes manualmente inseridos, calcula as pressões PS e PD, com uma álgebra simples, proposta por Farouzanfar (FAROUZANFAR, 2015), assim as pressões PS e PD, foram calculadas de acordo com as equações (1) e (2).

$$PS = R_s \cdot \text{Máximo global (antes do pico)} \quad (1)$$

$$PD = R_d \cdot \text{Máximo global (depois do pico)} \quad (2)$$

. Para o cálculo da pressão de sístole, foi utilizado um coeficiente  $R_s$  igual à 0.693 e para a pressão de diástole foi utilizado um coeficiente  $R_d$  igual à 0.705. Esses coeficientes foram obtidos de maneira empírica, comparando os valores das pressões obtidas pelo MATLAB com os valores obtidos por Argha em seus dados, e esses serviram como controle para essa pesquisa.

Figura 13 – Fluxograma para a aferição de pressão



Fonte: Autoria Própria

Foram testados dados de 15 pessoas diferentes. Na Tabela 3, foi feita a comparação dos valores de PS obtidos pelo Dr. Ahmadreza (ARGHA, 2019), e do algoritmo dessa pesquisa, já na Tabela 4, foi feito um procedimento análogo, porém com PD.

Tabela 3– Valores de PS

	ARGHA,2015	Algoritmo implementado	Diferença [mmHg]
Pressão sistólica 1	90,5956	90,1482	0,4474
Pressão sistólica 2	113,9349	118,5974	4,6625
Pressão sistólica 3	131,7387	134,7701	3,0314
Pressão sistólica 4	133,331	132,5265	0,8045
Pressão sistólica 5	128,3311440	129,179842	0,848698
Pressão sistólica 6	101,922062	101,922062	0
Pressão sistólica 7	116,945954	119,108064	2,16211
Pressão sistólica 8	113,170873	120,173251	7,002378
Pressão sistólica 9	125,467561	125,909558	0,441997
Pressão sistólica 10	135,980182	137,846089	1,865907
Pressão sistólica 11	111,993451	115,230542	3,237091
Pressão sistólica 12	108,061143	110,621018	2,559875
Pressão sistólica 13	134,384999	134,157891	0,227108
Pressão sistólica 14	117,488936	122,789631	5,300695
Pressão sistólica 15	105,862339	113,947692	8,085353
Média dos erros			2,711801
Desvio padrão			2,451212

Fonte: Autoria Própria

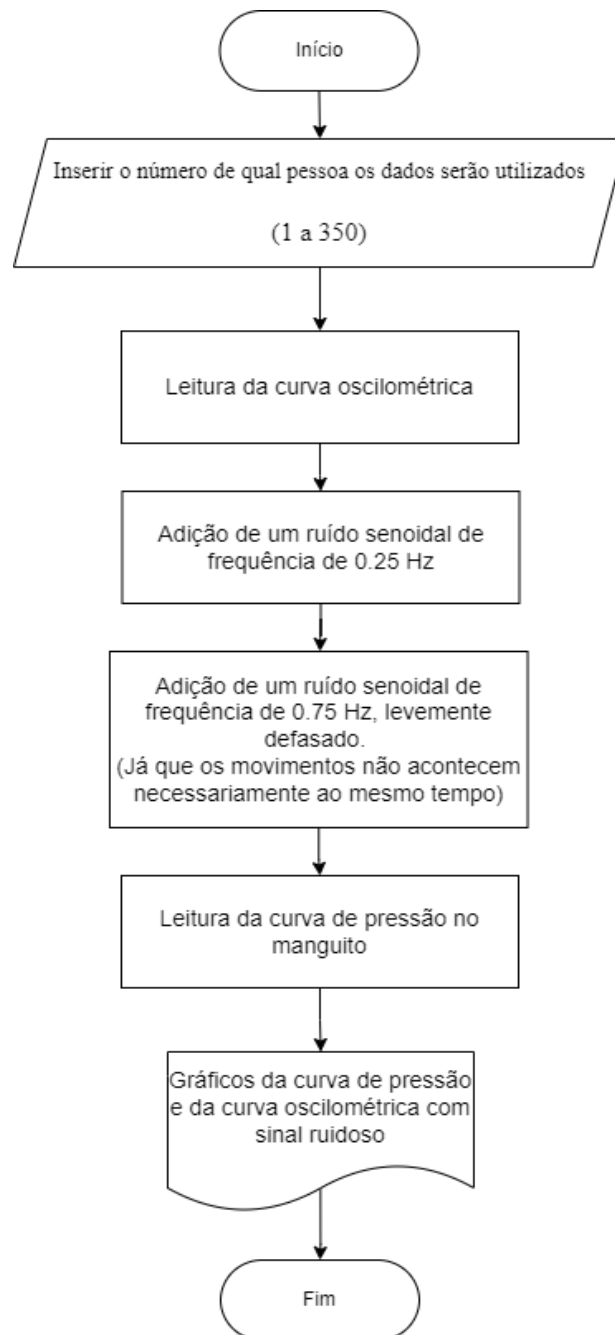
Tabela 4– Valores de PD

	ARGHA,2015	Algoritmo implementado	Diferença [mmHg]
Pressão diástolica 1	49.6542	48.928	0.7262
Pressão diástolica 2	75.7116	74.819	0.8926
Pressão diástolica 3	70.738747	69.6208	1.117947
Pressão diástolica 4	78.1425	86.1275	7.985
Pressão diástolica 5	62.1613	73.936	11.7747
Pressão diástolica 6	61.5338	61.1288	0.405
Pressão diástolica 7	54.8212	52.7882	2.033
Pressão diástolica 8	74.998415	72.91	2.088415
Pressão diástolica 9	77.7183	74.9018	2.8165
Pressão diástolica 10	73.9139	71.5239	2.39
Pressão diástolica 11	65.2175	65.7265	0.509
Pressão diástolica 12	55.2508	59.1841	3.9333
Pressão diástolica 13	80.080416	79.202298	0.878118
Pressão diástolica 14	65.5075	65.6693	0.1618
Pressão diástolica 15	69.2771	67.002	2.2751
Média dos erros			2.66577867
Desvio Padrão			2.98316838

Fonte: Autoria Própria

Com o algoritmo para o cálculo da pressão finalizado e com resultado satisfatório, ou seja, com a diferença média das pressões abaixo de 5 mm Hg e seu desvio padrão abaixo de 8 mm Hg (OGEDEGBE; PICKERING, 2010), foi elaborado um algoritmo para que fossem implementados ruídos de 0.25 Hz e 0.75 Hz nos sinais de pressão originais e o mesmo pode ser visualizado no fluxograma da Figura 14.

Figura 14– Fluxograma para a adição de ruídos



Fonte: Autoria Própria

Por conta do novo sinal conter ruídos, o algoritmo foi testado novamente para que sua performance fosse comparada, já que os ruídos de baixas frequências possuem amplitude própria e devem modificar o sinal de tal modo que o método utilizado tenha erros maiores do que os já vistos. Essa comparação pode ser vista nas Tabelas 5 e 6.

Tabela 5– Comparação entre os valores de sístole

	ARGHA,2015	Algoritmo implementado (no sinal original)	Algoritmo implementado (no sinal com ruído)	% de erro em relação ao Algoritmo original
Pressão sistólica 1	90,5956	90,1482	91,4588	1,453828
Pressão sistólica 2	113,9349	118,5974	113,7487	4,08837
Pressão sistólica 3	131,7387	134,7701	138,4957	2,764411
Pressão sistólica 4	133,331	132,5265	131,5367	0,746869
Pressão sistólica 5	128,3311440	129,179842	126,0647	2,411477
Pressão sistólica 6	101,922062	101,922062	103,7003	1,744704
Pressão sistólica 7	116,945954	119,108064	116,2449	2,403837
Pressão sistólica 8	113,170873	120,173251	116,7917	2,813897
Pressão sistólica 9	125,467561	125,909558	125,5878	0,255547
Pressão sistólica 10	135,980182	137,846089	133,4922	3,158515
Pressão sistólica 11	111,993451	115,230542	114,2872	0,818656
Pressão sistólica 12	108,061143	110,621018	112,2125	1,43868
Pressão sistólica 13	134,384999	134,157891	132,8651	0,963634
Pressão sistólica 14	117,488936	122,789631	123,9852	0,973673
Pressão sistólica 15	105,862339	113,947692	113,7591	0,165508
			Média Erro	1,746774

Fonte: Autoria Própria

Tabela 6– Comparação entre os valores de diástole

		Algoritmo implementado (no sinal original)	Algoritmo implementado (no sinal com ruído)	% de erro em relação ao algoritmo original
	ARGHA,2015			
Pressão diástolica 1	49,6542	48,928	48,2912	1,301504251
Pressão diástolica 2	75,7116	74,819	75,0804	0,349376495
Pressão diástolica 3	70,738747	69,6208	134,025	92,50712431
Pressão diástolica 4	78,1425	86,1275	86,6122	0,562770311
Pressão diástolica 5	62,1613	73,936	74,8057	1,1762876
Pressão diástolica 6	61,5338	61,1288	99,0244	61,99303765
Pressão diástolica 7	54,8212	52,7882	56,2478	6,553737388
Pressão diástolica 8	74,998415	72,91	73,2419	0,455218763
Pressão diástolica 9	77,7183	74,9018	75,0876	0,248058124
Pressão diástolica 10	73,9139	71,5239	78,0102	9,06871689
Pressão diástolica 11	65,2175	65,7265	66,269	0,825390063
Pressão diástolica 12	55,2508	59,1841	61,0641	3,176528831
Pressão diástolica 13	80,080416	79,202298	82,5628	4,242934971
Pressão diástolica 14	65,5075	65,6693	65,5435	0,191565922
Pressão diástolica 15	69,2771	67,002	65,9095	1,630548342
			Média Erro	12,28551999

Fonte: Autoria Própria

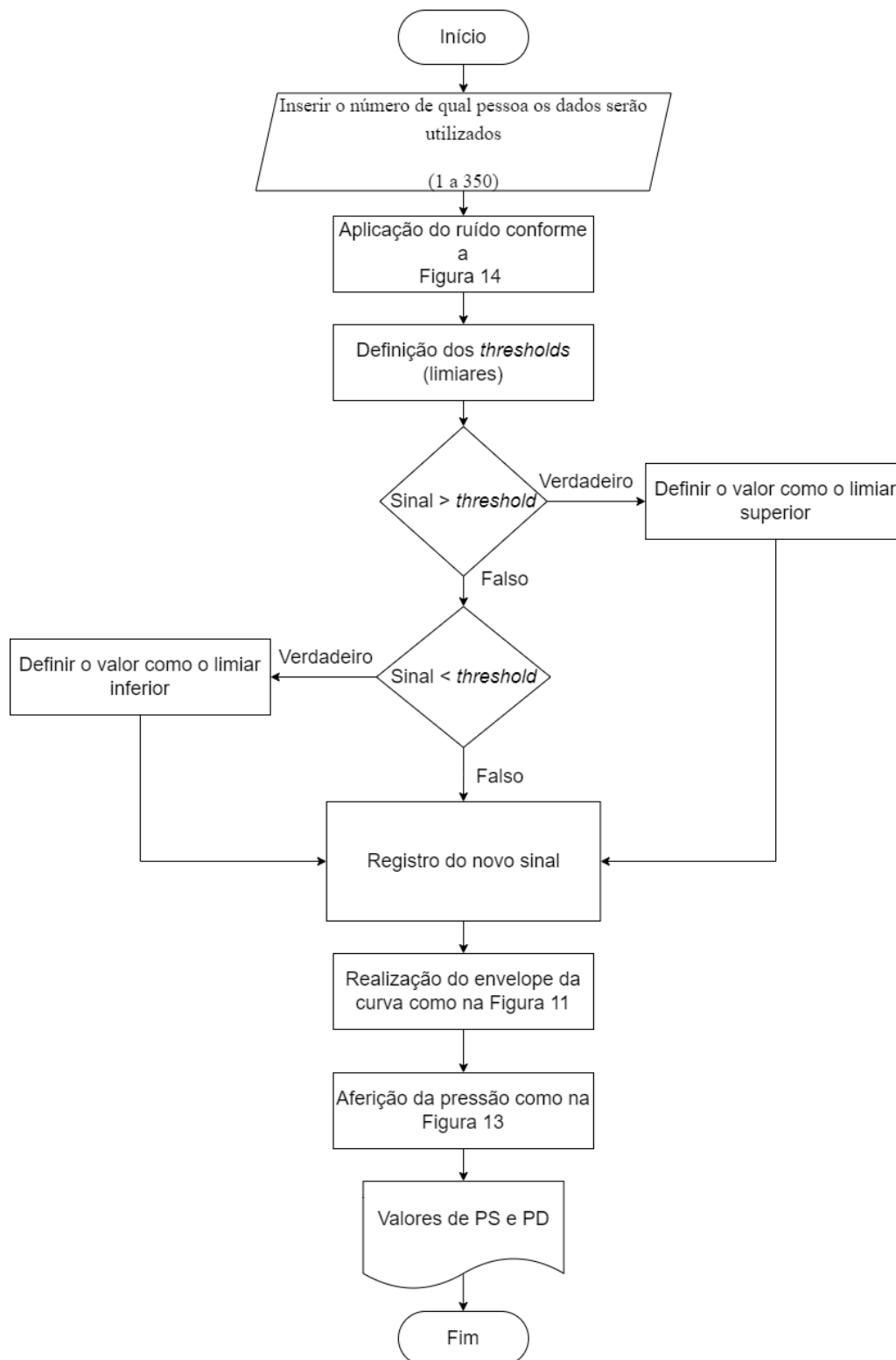
Através das Tabelas 5 e 6, foi possível observar que ocorreu uma piora significativa na obtenção tanto da pressão de sístole, quanto da pressão de diástole, com a segunda sendo muito mais afetada do que a primeira. Sabendo que a lógica Fuzzy pode ser implementada para o tratamento de sinais ruidosos, foram elaborados filtros com base nos métodos Fuzzy citados no capítulo 2 dessa pesquisa.

O primeiro filtro foi realizado apenas com Regras Fuzzy, com essas controlando a amplitude da onda oscilatória por meio de *thresholds*, também chamados de limiares. Assim, o método de filtragem utiliza duas regras simples, se o valor do sinal ultrapasse o limiar, então ele será ajustado para o valor máximo do

limiar correspondente, mas caso esteja dentro dos limiares, seu valor permanece inalterado.

O funcionamento teve como base duas regras, SE o sinal for maior que o limiar superior, ENTÃO o sinal será igual ao limiar superior. E SE o sinal for menor que o limiar inferior, ENTÃO, o sinal será igual ao limiar inferior. O processo exibido de forma mais intuitiva sobre a aferição de pressão por meio desse filtro, pode ser visualizado no fluxograma presente na Figura 15.

Figura 15 – Fluxograma para o processo de aferição por meio do algoritmo de regras Fuzzy

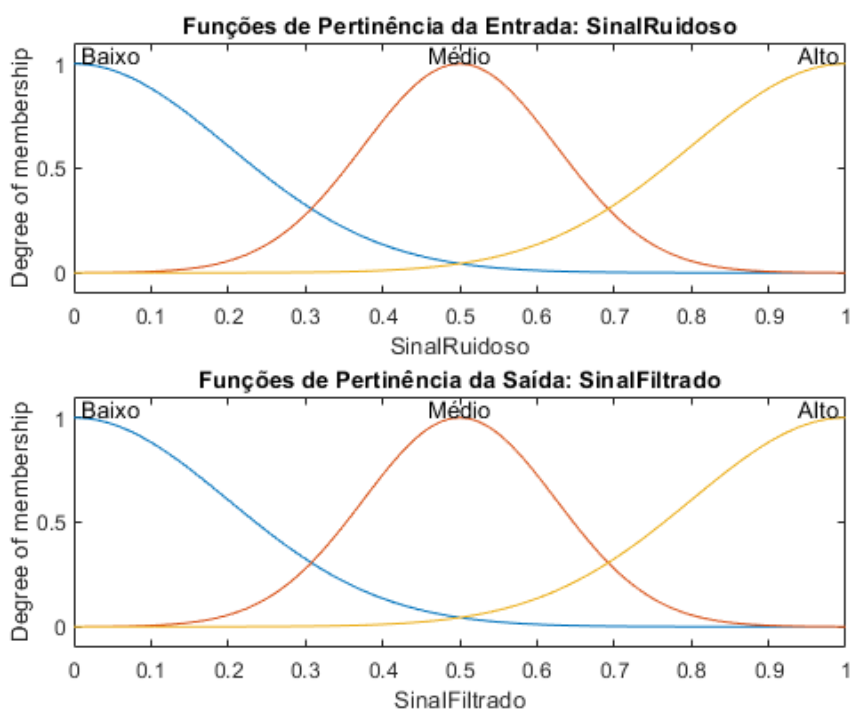


Fonte: Autoria Própria

O segundo filtro foi realizado com o processo de Inferência Fuzzy (ou método de Mamdani), para isso o sinal ruidoso foi nomeado como variável de entrada e o sinal filtrado como variável de saída. O tipo de função de pertinência escolhido foi a gaussiana, que classificava os valores em três categorias: Baixo, Médio e Alto, com cada uma tendo sua respectiva função gaussiana. Dependendo da categoria que mais se adequa ao valor, regras Fuzzy específicas são aplicadas para ajustar o sinal, assim um valor de entrada classificado predominantemente como baixo ou alto é ajustado para refletir essa categoria na saída, evitando valores extremos provocados por ruídos, já que são aplicadas regras com base na categoria dominante. Para sinais classificados como médios não ocorreram mudanças.

Para o tratamento de sinais ruidosos, foi testado empiricamente para essa pesquisa, que a utilização de funções de pertinência iguais para a entrada e a saída é surpreendentemente eficiente, já que não se deseja que o sinal seja modificado drasticamente, assim a suavização do sinal, ocorre tanto por conta das Regras Fuzzy dos sistemas de inferência, quanto pelo processo de defuzificação, que no caso foi utilizado método do centro de área. Na Figura 16, estão presentes as funções de pertinência de entrada e saída, e na Figura 17, está presente a representação das regras Fuzzy utilizadas, e seu funcionamento com diferentes valores de entrada.

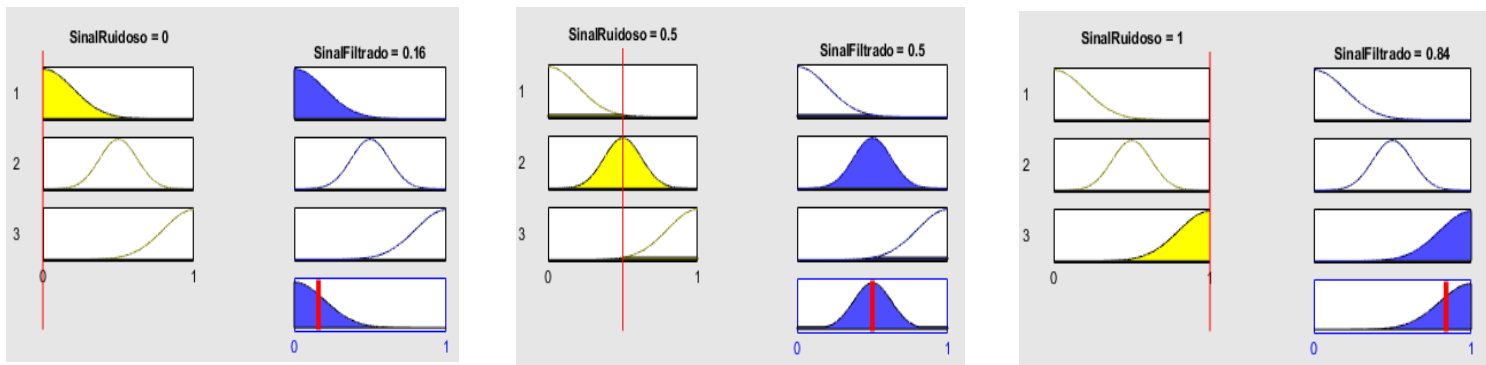
Figura 16 – Funções de pertinência de entrada e saída



Fonte: Aatoria Própria

Na Figura 17, está representado o funcionamento das Regras Fuzzy do sistema, com três valores, 0 que foi o valor mínimo apresentado por alguns sinais com a adição de ruído, o valor 0.5, e o valor 1, que foi o valor máximo obtido por alguns sinais com a adição de ruído. As regras são essencialmente três, SE o sinal de entrada é Baixo, ENTÃO o sinal de saída é Baixo, SE o sinal de entrada é Médio, ENTÃO o sinal de saída é Médio, SE o sinal de entrada é Alto, ENTÃO o sinal de saída é Alto.

Figura 17 – Regras Fuzzy presentes na Inferência Fuzzy

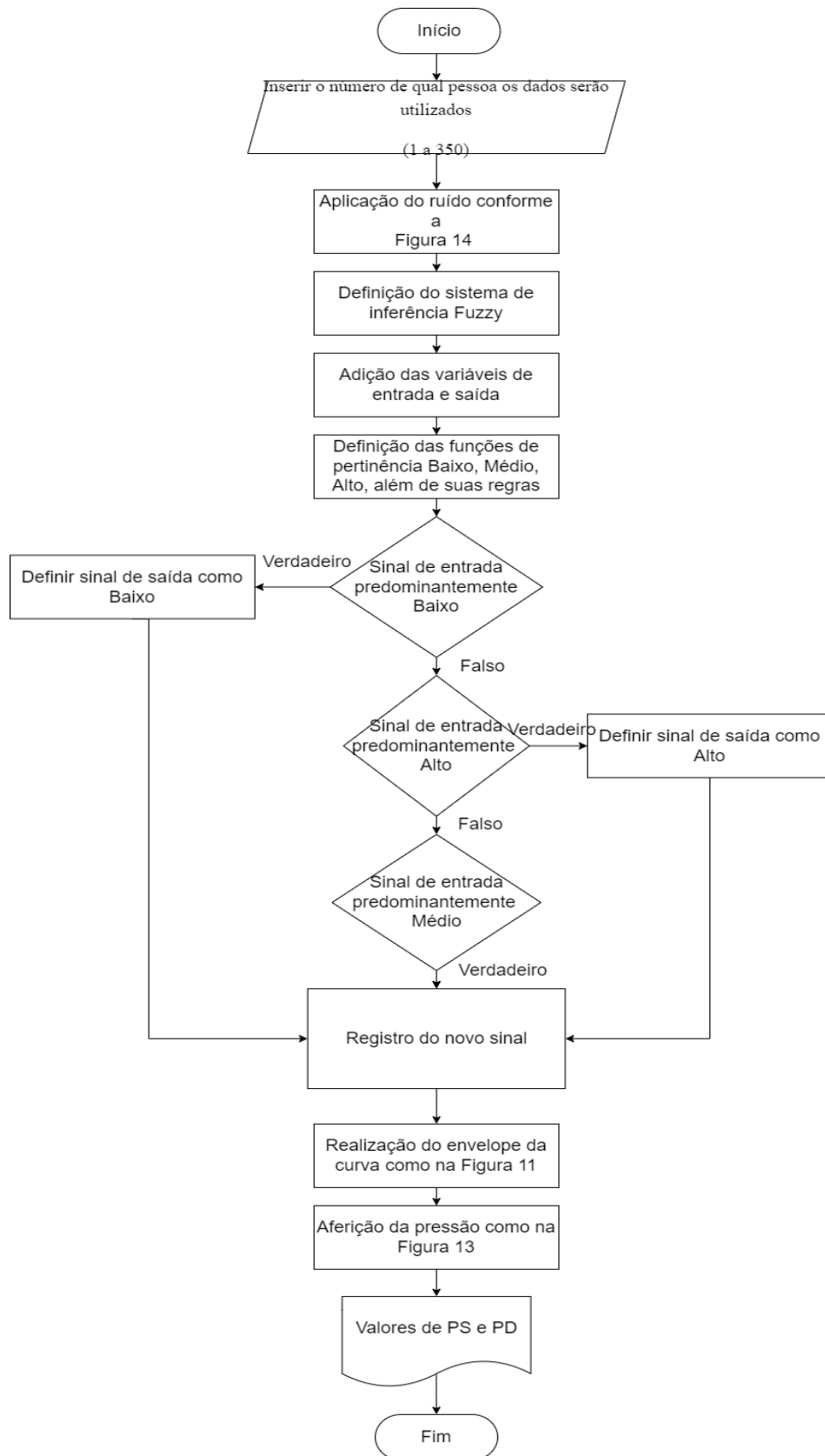


Fonte: Autoria Própria

Na Figura 17, a faixa vermelha no gráfico amarelo, representa o valor de entrada, já a faixa vermelha no gráfico azul, representa o valor de saída após sofrer a defuzzificação pelo método do centroide. Assim, por meio da Figura 17, é possível visualizar que as regras evitam sinais extremos, ou seja, muito altos ou baixos, mas preserva sinais médios, limitando assim a interferência provocada pelos ruídos.

O funcionamento mais detalhado sobre a aferição de pressão por meio desse filtro, pode ser visualizado no fluxograma presente na Figura 18.

Figura 18 – Fluxograma do processo de aferição por meio da Inferência Fuzzy



Fonte: Autoria Própria

O terceiro filtro foi realizado com o algoritmo Fuzzy TOPSIS, assim para a

realização do mesmo é necessário que se tenha uma matriz de decisão com mais de um critério, ou seja, somente a amplitude não é suficiente, fazendo com que a variação do sinal se torne o segundo critério.

O sinal primeiro é avaliado segundo as duas características, formando-se assim a matriz de decisão, a qual representa a magnitude do sinal e suas mudanças, e a mesma é normalizada para que seja possível comparar diferentes pontos. Um exemplo de uma parte da matriz normalizada, está presente na Tabela 7, e é importante citar, que é apenas uma parte da mesma, já que a inteira possui milhares de linhas. Na próxima etapa do código, é definido um “sinal ideal” que tem a máxima amplitude e mínima variação, e um “sinal ideal negativo” que possui a mínima amplitude e máxima variação, um exemplo desses sinais ideais também está presente na Tabela 7.

Tabela 7 – Trecho da matriz de decisão e seus sinais ideais

Trecho da matriz de decisão					
Amplitude Normalizada	Varição Normalizada	Sinal ideal do trecho		Sinal ideal negativo do trecho	
0.008775	0.005508			0.008775	0.005508
0.008803	0.005332				
0.008831	0.005144				
0.008857	0.004945				
0.008883	0.004734			0.008883	0.004734

Fonte: Autoria Própria

Assim, cada ponto do sinal terá sua distância calculada desses sinais ideais, utilizando uma métrica de distância euclidiana quanto a proximidade de cada ponto das condições extremas. As Equações 3 e 4 demonstram esse cálculo para os dois sinais ideais e a Tabela 8 demonstra as distâncias para os mesmos.

$$D_{si} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (MatrizDecisãoNormalizada_i - SinalIdeal_i)^2} \quad (3)$$

$$D_{sin} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (MatrizDecisãoNormalizada_i - SinalIdealNegativo_i)^2} \quad (4)$$

Onde: D<sub>si</sub> = Distância ao sinal ideal

D<sub>sin</sub> = Distância ao sinal ideal negativo

Tabela 8 – Cálculo das distâncias aos sinais ideais

Trecho da matriz de decisão			
Amplitude Normalizada	Varição Normalizada	Distância ao sinal ideal	Distância ao sinal ideal negativo
0.008775	0.005508	0.0007815	0
0.008803	0.005332	0.00060333	0.00017821
0.008831	0.005144	0.00041328	0.00036828
0.008857	0.004945	0.0002126	0.00056894
0.008883	0.004734	0	0.0007815

Fonte: Autoria Própria

Depois, um *score* (pontuação) de similaridade é calculado para cada ponto, assim como na Equação 5 e quanto mais próximo de 1, maior é a semelhança com o “sinal ideal”, e à partir do valor do mesmo e de uma variável definida manualmente chamada de *threshold* (do inglês, limiar), é decidido qual parte do sinal será filtrada e suavizada, fazendo com que partes não ruidosas permaneçam inalteradas.

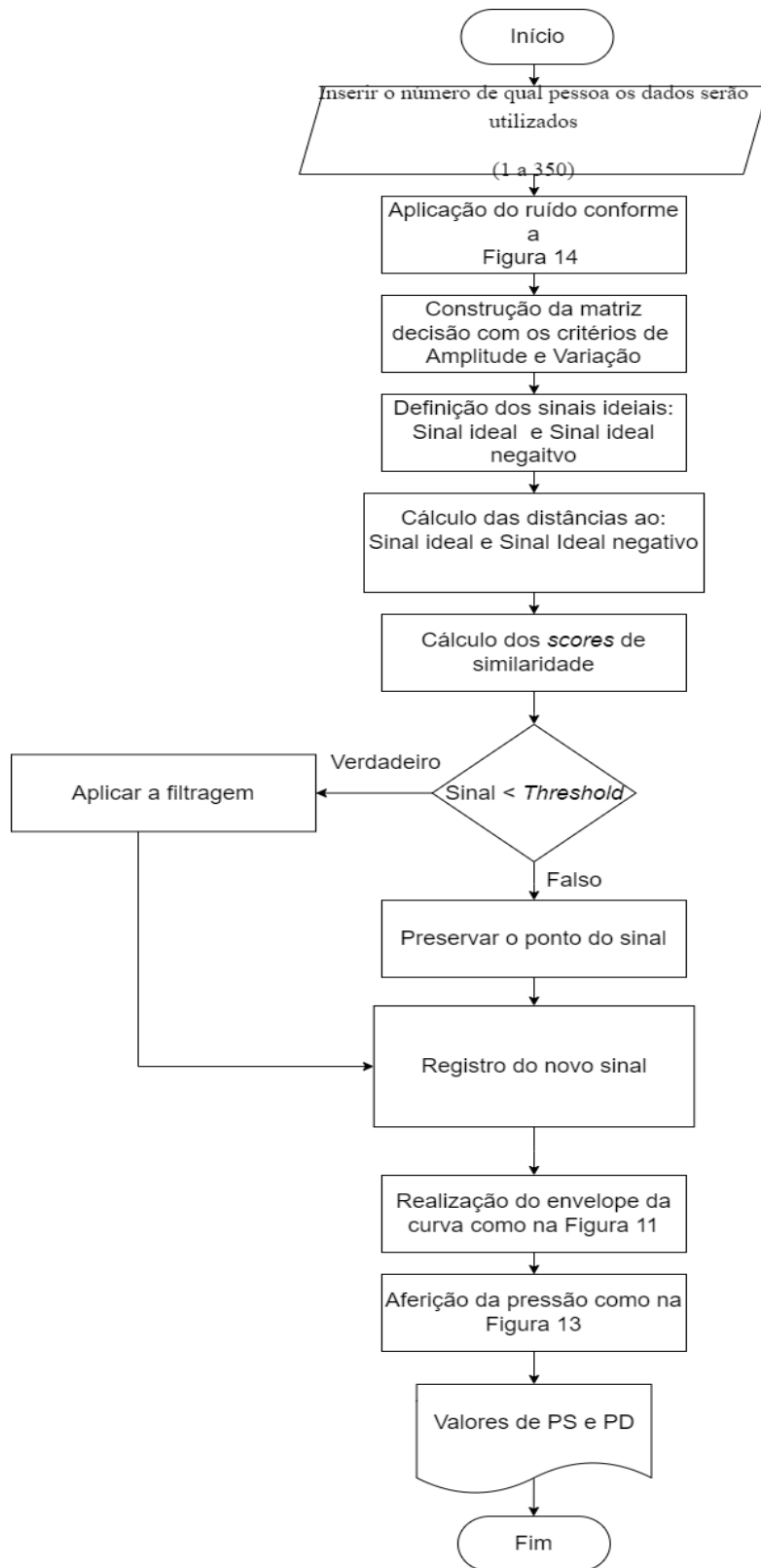
$$Score = \frac{Distância\ ao\ sinal\ ideal\ negativo}{Distância\ ao\ sinal\ ideal + Distância\ ao\ sinal\ ideal\ negativo} \quad (5)$$

Diferentemente dos filtros anteriores, a metodologia TOPSIS para a filtragem de ruído identifica o sinal ruidoso, sem aplicar uma correção direta, deixando livre o tipo de atenuação para a suavização do mesmo, e isso será explorado posteriormente.

O funcionamento do Fuzzy TOPSIS, pode ser visualizado no fluxograma presente na Figura 19.

Figura 19 – Fluxograma para o processo de aferição por meio do algoritmo de Fuzzy

## TOPSIS



Fonte: Autoria Própria

O quarto filtro foi realizado com o algoritmo Fuzzy C-Means, e antes de tudo o

o sinal de entrada é normalizado. Em seguida, os pontos do novo sinal de entrada, são separados em um número pré-definido de *clusters* (do inglês, grupos), no caso foram dois agrupamentos, um de sinais confiáveis e o outro de ruídos, com cada ponto podendo pertencer a mais de um *cluster* devido aos diferentes graus de pertinência. Antes de aplicar o algoritmo, são definidos o número de clusters, o grau de Fuzzificação e o número máximo de iterações, para esses, foram testados vários valores empiricamente, em diversos loopings de programação, assim descobrindo qual combinação era a mais propícia a realizar a filtragem de ruídos.

O resultado do método é um conjunto de centros de *cluster*, além de uma matriz de pertinência que indica o quanto cada ponto pertence a cada grupo e a partir da mesma, a máxima pertinência, ou seja, para cada ponto do sinal, é identificado o cluster ao qual ele mais se associa e define-se um limiar para a identificação de ruído, assim se o sinal estiver abaixo do mesmo, é considerado como ruidoso e é filtrado.

O cálculo dos centros de *cluster* está representado pela Equação 6, onde  $v_j$  é o centro do *cluster*  $j$ ,  $x_i$  representa o vetor de entrada  $i$ ,  $u_{ij}$  é o grau de pertinência do ponto  $x_i$  ao cluster  $j$ ,  $m$  é o parâmetro de fuzzificação e  $N$  o número total de pontos. É importante ressaltar que o *software* Matlab, possui uma função “fcm” que realiza essa operação internamente calcula os centros dos clusters  $v_j$  e a matriz de pertinência  $u_{ij}$ , a última tendo como exemplo a matriz presente na Tabela 9, onde o número de linhas representa o número de *clusters* e o número de colunas representa o número de pontos do sinal, logo como o sinal tem milhares de pontos, serão colocados só alguns no exemplo.

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ij}^m \cdot x_i)}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^m} \quad (6)$$

Tabela 9 – Exemplo de matriz de pertinência

	Grau de pertinência				
<i>Cluster 1</i> (Sinal limpo)	0.5163	0.7342	0.4817	0.6581	0.3928
<i>Cluster 2</i> (Ruído)	0.4837	0.2658	0.5183	0.3419	0.6072

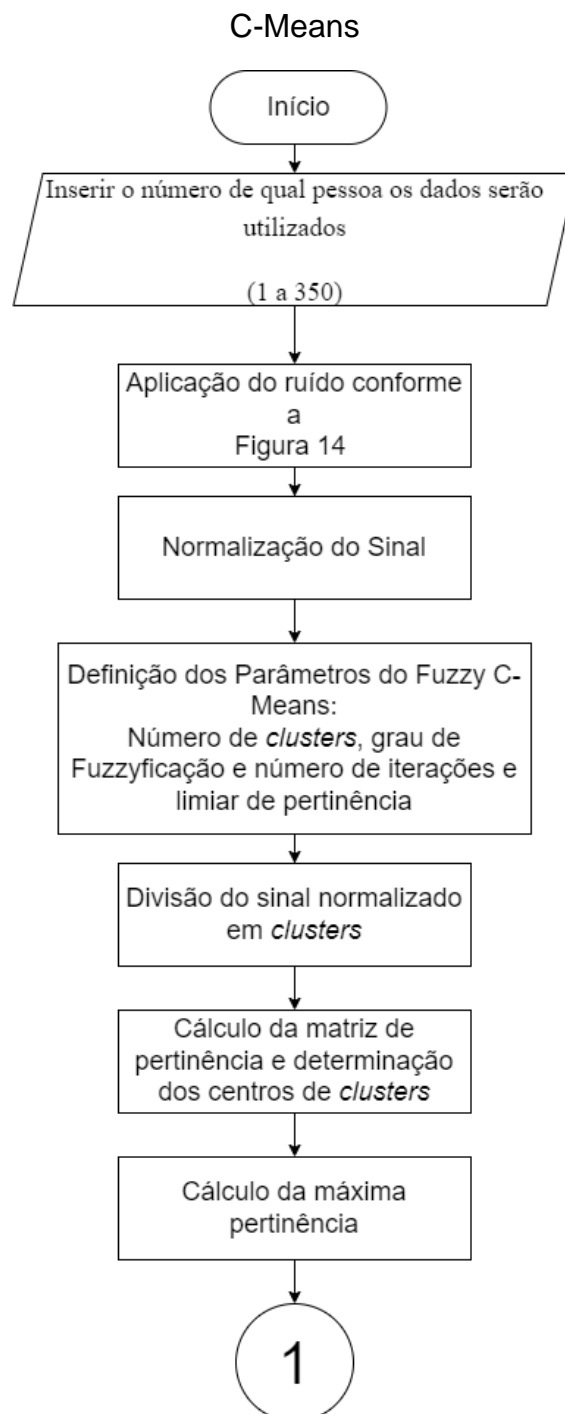
Fonte: Autoria Própria

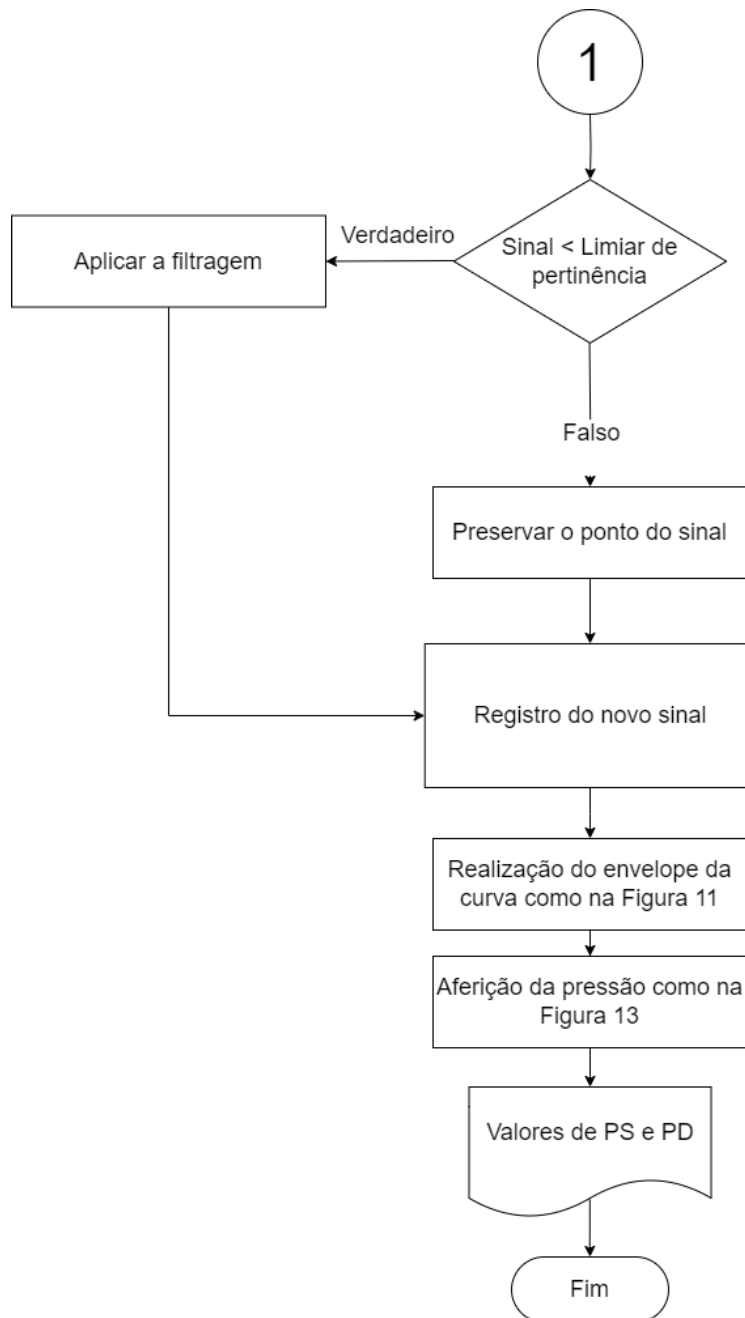
Assim como a metodologia TOPSIS, a C-Means identifica o sinal ruidoso, sem

aplicar uma correção direta, deixando livre o tipo de atenuação para a suavização do mesmo, e isso também será explorado posteriormente.

O funcionamento do Fuzzy C-Means, pode ser visualizado no fluxograma presente na Figura 20.

Figura 20 – Fluxograma para o processo de aferição por meio do algoritmo de Fuzzy





Fonte: Autoria Própria

Após a realização de todos os filtros no *software* MATLAB, ainda restava decidir a maneira que o sinal seria suavizado tanto no método Fuzzy TOPSIS, quanto no algoritmo Fuzzy C-Means. Assim foram escolhidas seis metodologias para suavização que foram aplicadas em ambas as técnicas Fuzzy, sendo testadas e comparadas entre si, e seus resultados estão presentes no capítulo 4.

O primeiro método utilizado para suavizar o sinal considerado ruidoso, foi realizar uma redução proporcional (do sinal ruidoso) ao *threshold*, ou seja, a amplitude

dos pontos identificados como ruído é reduzida de maneira proporcional ao quão abaixo do limiar esses pontos estão, e isso é feito multiplicando a amplitude do ponto pelo seu *score*, na metodologia TOPSIS ou fator de pertinência no C-Means.

A segunda maneira escolhida para a suavização foi o processo de *Clipping* (do inglês, recorte) dinâmico, e ele funciona de modo que para cada ponto do sinal que tem um *score* ou limiar de pertinência abaixo do limite definido, o valor do ponto é multiplicado pelo seu *score* de similaridade, no TOPSIS ou fator de pertinência no C-Means, ajustando sua amplitude proporcionalmente à sua "qualidade", de modo muito semelhante ao método anterior, em seguida, é aplicado um valor mínimo para esses pontos, garantindo assim que o sinal suavizado não fique extremamente baixo, portanto está dentro de um recorte, sendo essa a principal diferença dessa técnica sobre a explicada anteriormente.

A terceira técnica para a suavização é mais inusitada do que as anteriores, já que ele também faz a redução proporcional e delimita a amplitude mínima assim como o *clipping*, porém nela ocorre adição de um pequeno ruído branco de valor aleatório com distribuição normal. Essa abordagem, teve como objetivo suavizar o sinal, porém deixando algumas pequenas variações e evitando que essas sejam bruscas.

A quarta metodologia implementada foi mais tradicional que as demais, se tratando de uma espécie de filtro passa "alta" feito em código, verificando se a frequência do sinal era superior a 0.75 Hz, e caso não fosse, o sinal seria atenuado de modo semelhante à redução proporcional.

O quinto método se baseou na implementação de uma interpolação entre pontos, assim se existissem dois pontos normais vizinhos do ponto ruidoso a interpolação cria uma linha reta entre eles e calcula novos valores para os pontos de ruído, garantindo transições suaves entre as partes do sinal. Se acontecer de não haver pontos normais vizinhos suficientes, o ponto ruidoso será reduzido proporcionalmente ao *threshold* ou limiar de pertinência.

Já a sexta e última maneira implementada é comumente utilizada no tratamento de sinais ruidosos, pois essa se baseia em um filtro mediano adaptativo, que suaviza o sinal substituindo os pontos identificados como ruído, pela mediana de um conjunto de valores vizinhos, sendo assim é muito eficiente no tratamento de picos e vales exagerados nos sinais, além de ser de simples implementação em comparação com os métodos anteriores.

## 4 RESULTADOS

Para que fosse possível verificar os resultados de cada método de filtragem de sinais e ser possível dizer qual teve a melhor performance, foram feitas tabelas que contém a diferença entre o sinal original (sem ruído) e o sinal obtido por meio de cada metodologia. Só existe uma tabela tanto para Regras Fuzzy quanto para a Inferência Fuzzy, já que só possuem um método de suavização de dados. Por outro lado, para o Fuzzy TOPSIS e C-Means foram feitas seis tabelas para cada um, contendo diferentes valores de *threshold* e limiares de pertinência para cada um.

Todas as tabelas individuais de cada método contêm comparações entre seis sinais diferentes, escolhidos aleatoriamente e em menor quantidade para que fosse possível a realização de uma análise mais profunda em cada um, no final foi feita uma tabela contendo quinze sinais (os mesmos presentes nas Tabelas 3 e 4) mostrando as diferenças entre as quatro diferentes técnicas Fuzzy, onde o TOPSIS e C-Means estão representados com a técnica de suavização com melhor performance, e o sinal original sem ruído.

### 4.1 REGRAS FUZZY

Começando a análise por meio da técnica considerada mais “simples”, que seria apenas por Regras Fuzzy, tem-se a Tabela 10, que contém a avaliação de seis sinais, com onze *thresholds* diferentes, com os valores da diferença entre a pressão do sinal original (sem ruído) e a observada pelo algoritmo após analisar o sinal ruidoso (logo, quanto menor esse valor, melhor é a performance). É importante citar que quando o *threshold* é igual à zero, em todos os casos, ou seja, também ocorre na Fuzzy TOPSIS e Fuzzy C-Means, o valor é o mesmo do que o obtido apenas pelo algoritmo original para aferição de pressão, ou seja, o presente nas Tabelas 5 e 6. Isso ocorre, por conta que quando o *threshold* (ou limiar de pertinência) é igual à zero, nenhuma parte do sinal vai ser considerada distante o suficiente do considerado “limpo”, assim nunca ocorrerá nenhum tipo de filtragem.

Tabela 10- Diferença entre o obtido pelas Regras Fuzzy e o sinal original

Threshold	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	24.797	4.435	80.547	0.631	28.297	2.048	31.329	3.371	103.858	0.054	34.983	9.977
0.2	69.824	4.435	10.241	2.737	25.704	0.431	92.842	3.371	95.003	0.054	26.430	29.840
0.3	70.236	4.435	36.040	2.737	24.748	0.864	18.622	18.715	103.858	0.054	48.800	29.840
0.4	70.236	4.435	6.998	0.588	31.167	0.864	55.144	2.533	1.733	2.871	23.753	5.120
0.5	16.818	3.758	6.591	2.020	23.023	4.927	11.287	3.711	1.695	6.118	21.818	12.114
0.6	9.392	3.977	4.538	2.705	22.626	6.918	7.731	4.408	5.027	6.257	14.553	13.264
0.7	6.493	2.887	2.034	2.531	21.098	7.306	4.336	4.601	6.696	3.262	2.817	6.510
0.8	2.706	1.939	2.127	1.565	2.014	6.066	1.259	3.991	6.721	1.082	1.020	4.968
0.9	2.841	1.188	0.357	0.893	1.701	3.566	0.687	3.142	6.496	0.144	1.124	3.262
1	1.907	0.649	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.471	0.054	2.422	4.069

Fonte: Autoria Própria

Para realizar uma análise mais detalhada, foi feita uma tabela auxiliar que contém a média da pressão de sístole PS e da pressão de diástole PD. Cada quadrado “pintado” de verde na Tabela 11, significa que o mesmo atende os requisitos propostos pela AAMI, que foram citados no capítulo 2. A Tabela 11, foi elaborada à partir dos seis sinais utilizados na Tabela 10. Um detalhe é que a AAMI, não especifica o tipo de desvio padrão, logo foram calculados os dois tipos.

Tabela 11– Tabela auxiliar para melhor análise das Regras Fuzzy

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	31.970	33.391	27.027	30.309	33.201	50.635	3.292	3.606	3.419
0.2	34.228	35.750	30.076	33.944	37.184	53.341	10.414	11.408	6.811
0.3	30.126	31.465	29.912	29.234	32.025	50.384	11.059	12.115	9.441
0.4	22.557	23.560	17.120	24.516	26.855	31.505	1.671	1.830	2.735
0.5	7.201	7.522	9.490	7.777	8.519	13.538	3.235	3.543	5.442
0.6	5.525	5.771	8.450	6.295	6.895	10.644	3.435	3.762	6.255
0.7	4.918	5.137	5.881	6.429	7.043	7.246	1.822	1.996	4.516
0.8	1.909	1.994	2.955	1.908	2.090	2.641	1.857	2.034	3.268
0.9	1.749	1.827	2.117	2.080	2.279	2.201	1.334	1.461	2.032
1	1.843	1.925	1.889	2.172	2.379	1.995	1.433	1.570	1.783

Fonte: Autoria Própria

De acordo com os resultados obtidos na Tabela 11, foi possível concluir que apenas três valores de *threshold* poderiam ser utilizados, sendo eles os três maiores,

ou seja, 0.8, 0.9 e 1. Logo para essa técnica, foi escolhido o valor de 1, já que esse obteve a melhor performance, ou seja, menor média e menores desvios padrão entre os possíveis de serem escolhidos.

## 4.2 INFERÊNCIA FUZZY

Uma análise semelhante ocorreu para o processo de Inferência Fuzzy, a mudança significativa foi que por conta de ser uma lógica que inclui Regras Fuzzy para cada categoria, nesse caso “Baixo”, “Médio” e “Alto”, portanto fazer uma Tabela ficaria extremamente confuso e de difícil entendimento, logo já foi colocada a comparação entre a Inferência Fuzzy com valores de melhor performance e o sinal original na Tabela 12.

Tabela 12– Diferença entre o obtido pela Inferência Fuzzy e o sinal original

Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
1.875	0.023	0.115	0.446	1.717	2.208	0.295	2.366	8.274	9.845	2.422	4.377

Fonte: Autoria Própria

De modo análogo a técnica anterior, também foi feita uma tabela auxiliar, presente na Tabela 13 e foi elaborada à partir dos seis sinais utilizados na Tabela 12.

Tabela 13– Tabela auxiliar para melhor análise da Inferência Fuzzy

Geral			Pressão de Sístole		Pressão de Diástole	
Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	Desvios Padrao	Média
3.048	3.184	2.830	2.735	2.996	2.449	3.211

Fonte: Autoria Própria

De acordo com o resultado obtido na Tabela 13, foi possível concluir que os valores de melhor performance para o processo de Inferência Fuzzy respeitam os requisitos da AAMI

### 4.3 FUZZY TOPSIS

Uma análise mais detalhada ocorreu para o processo Fuzzy TOPSIS e Fuzzy C-Means, já que os mesmos possuem seis maneiras para a suavização do sinal, logo serão seis tabelas com onze diferentes *thresholds* e limiares de pertinência e não apenas uma.

Na técnica Fuzzy TOPSIS, o primeiro método de suavização escolhido foi a redução proporcional segundo o *threshold* e os valores da diferença entre a pressão do sinal original (sem ruído) e a observada pelo algoritmo após analisar o sinal ruidoso, podem ser vistos na Tabela 14.

Tabela 14– Diferença entre o obtido pela Redução Proporcional e o sinal original

Threshold	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.018	2.488	4.096
0.2	0.637	1.351	0.557	0.925	1.273	33.796	0.709	2.622	4.531	0.054	3.001	4.110
0.3	11.838	1.059	11.940	1.760	5.108	5.333	15.143	56.413	4.507	0.612	10.345	3.757
0.4	13.836	0.983	14.146	2.346	7.532	2.006	17.467	3.818	0.427	10.363	13.840	3.246
0.5	13.520	1.492	13.000	2.336	6.778	0.210	17.897	5.299	0.100	11.795	14.660	1.954
0.6	6.434	1.913	9.766	0.958	5.398	0.389	15.800	57.094	1.026	9.795	11.390	2.481
0.7	3.846	1.980	5.789	0.065	4.127	0.420	2.145	2.533	2.654	7.451	0.300	3.646
0.8	2.560	2.144	1.001	1.450	3.246	0.231	0.542	0.476	3.542	6.463	2.738	5.150
0.9	1.372	2.441	0.287	2.263	3.022	0.231	0.389	0.505	3.567	6.581	4.410	6.356
1	1.372	2.441	0.272	2.240	3.006	0.210	0.427	0.527	3.567	6.581	4.435	6.372

Fonte: Autoria Própria

Novamente, foi elaborada uma tabela para a análise dos dados, e essa está contida na Tabela 15, e novamente foi feita com base nos seis sinais mostrados na Tabela 14.

Tabela 15– Tabela auxiliar para melhor análise do Redução Proporcional

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao		Média	Desvios Padrao		Média	Desvios Padrao		Média
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	9.977	10.420	4.955	2.184	2.392	1.989	13.293	14.562	7.922
0.2	8.953	9.351	4.464	1.487	1.629	1.785	11.989	13.134	7.143
0.3	14.530	15.176	10.651	3.821	4.186	9.813	20.156	22.080	11.489
0.4	5.866	6.127	7.501	5.648	6.187	11.208	3.073	3.366	3.794
0.5	6.130	6.403	7.420	5.887	6.449	10.992	3.871	4.241	3.848
0.6	14.898	15.561	10.204	4.704	5.153	8.302	20.361	22.304	12.105
0.7	2.133	2.227	2.913	1.722	1.886	3.143	2.455	2.689	2.683
0.8	1.848	1.930	2.462	1.116	1.222	2.272	2.347	2.571	2.652
0.9	2.165	2.261	2.619	1.584	1.735	2.174	2.543	2.786	3.063
1	2.167	2.263	2.621	1.584	1.735	2.180	2.548	2.791	3.062

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 15, foi possível verificar existem 4 *thresholds* que respeitam os limites impostos pela AAMI, porém o com melhor performance foi o *threshold* de valor igual à 0.8.

A segunda maneira de suavização implementada no Fuzzy TOPSIS foi o *Clipping* dinâmico, e as tabelas principal e auxiliar, podem ser visualizadas na Tabela 16 e na Tabela 17, respectivamente.

Tabela 16– Diferença entre o obtido pelo *Clipping* dinâmico e o sinal original

Threshold	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	8.380	29.980	0.200	0.631	0.863	2.673	0.120	2.631	6.496	0.000	2.488	4.096
0.2	14.260	1.547	27.071	60.950	14.907	2.749	27.334	23.452	4.408	18.289	20.030	31.361
0.3	4.829	1.691	11.734	1.272	6.958	0.726	28.187	5.458	2.999	10.246	26.401	1.271
0.4	14.939	1.913	13.823	4.518	7.776	1.406	31.912	72.685	2.082	13.434	16.694	0.489
0.5	11.717	2.105	12.226	2.488	6.418	0.515	18.246	6.583	1.508	13.331	14.081	1.744
0.6	5.661	2.177	7.561	0.098	2.719	0.441	16.831	59.066	0.578	30.787	11.365	2.778
0.7	3.204	2.741	1.707	1.334	1.748	0.378	2.085	0.096	5.350	4.036	4.322	6.150
0.8	6.709	2.770	4.994	3.577	8.135	0.756	3.837	2.183	0.977	6.266	12.066	7.786
0.9	1.768	2.793	1.764	4.731	2.194	0.147	0.957	2.211	3.690	7.352	6.148	8.506
1	2.538	2.575	1.317	2.437	3.230	0.000	0.464	0.688	3.690	7.352	3.302	6.437

Fonte: Autoria Própria

Novamente, foi elaborada uma tabela para a análise dos dados obtidos, e essa está contida na Tabela 17, feita com base nos seis sinais anteriores.

Tabela 17– Tabela auxiliar para melhor análise do *Clipping* dinâmico

Threshold				Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao		Média	Desvios Padrao		Média	Desvios Padrao		Média
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	7.978	8.332	4.880	3.217	3.524	3.091	10.514	11.517	6.669
0.2	15.442	16.128	20.530	7.978	8.739	18.001	20.012	21.922	23.058
0.3	9.075	9.478	8.481	10.112	11.077	13.518	3.421	3.748	3.444
0.4	19.398	20.261	15.139	9.202	10.080	14.538	25.830	28.296	15.741
0.5	5.823	6.082	7.580	5.394	5.909	10.699	4.389	4.808	4.461
0.6	16.643	17.383	11.672	5.418	5.935	7.452	22.114	24.224	15.891
0.7	1.823	1.904	2.763	1.376	1.507	3.069	2.136	2.340	2.456
0.8	3.195	3.338	5.005	3.481	3.813	6.120	2.412	2.642	3.890
0.9	2.517	2.629	3.522	1.727	1.891	2.753	2.918	3.196	4.290
1	2.148	2.244	2.836	1.162	1.273	2.424	2.746	3.008	3.248

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 17, foi possível verificar existem 3 *thresholds* que respeitam os limites impostos pela AAMI, porém o com melhor performance foi o *threshold* de valor igual à 0.7.

A terceira metodologia de suavização do sinal implementada no Fuzzy TOPSIS foi a implementação de um ruído branco, e as tabelas principal e auxiliar, podem ser visualizadas na Tabela 18 e na Tabela 19, respectivamente.

Tabela 18– Diferença entre o obtido pelo Ruído Branco e o sinal original

Threshold	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	16.941	15.438	0.172	0.653	0.848	2.653	0.120	2.631	6.521	0.036	2.488	4.096
0.2	8.636	22.556	25.719	3.692	14.805	2.843	27.140	23.590	4.779	19.039	20.030	30.509
0.3	5.037	1.960	11.861	1.147	7.565	0.652	28.728	0.008	3.344	11.532	26.233	1.544
0.4	15.249	2.170	14.227	4.321	7.662	0.885	31.844	71.844	2.008	15.136	15.772	0.895
0.5	11.339	2.355	12.660	2.357	6.337	0.021	19.169	6.489	1.408	16.229	13.756	2.125
0.6	5.316	2.441	7.546	0.000	2.719	0.063	16.203	58.390	0.679	31.305	11.302	3.051
0.7	3.256	2.782	1.765	1.147	1.733	0.305	1.952	0.291	5.773	2.740	4.410	6.446
0.8	6.481	2.688	4.246	3.210	7.580	0.746	3.311	1.896	1.965	5.912	11.612	7.208
0.9	2.259	2.423	2.823	4.675	0.785	0.252	1.795	1.989	3.863	6.069	6.599	7.812
1	1.875	2.298	0.258	2.205	3.118	0.505	0.408	0.284	3.937	6.384	3.534	5.950

Fonte: Autoria Própria

Novamente, foi elaborada uma tabela para a análise dos dados obtidos, e essa está contida na Tabela 19, que foi feita com base nos seis sinais anteriores.

Tabela 19– Tabela auxiliar para melhor análise do Ruído Branco

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	5.593	5.842	4.383	5.974	6.545	4.515	5.181	5.676	4.251
0.2	9.357	9.773	16.945	8.286	9.077	16.851	10.316	11.300	17.038
0.3	9.408	9.826	8.301	10.051	11.011	13.795	3.951	4.328	2.807
0.4	19.182	20.035	15.168	9.182	10.059	14.460	25.506	27.941	15.875
0.5	6.249	6.527	7.854	5.637	6.175	10.778	5.405	5.921	4.929
0.6	16.527	17.261	11.585	5.230	5.729	7.294	21.957	24.052	15.875
0.7	1.894	1.978	2.716	1.519	1.664	3.148	2.120	2.322	2.285
0.8	2.977	3.110	4.738	3.181	3.484	5.866	2.251	2.465	3.610
0.9	2.283	2.385	3.445	1.855	2.032	3.021	2.574	2.819	3.870
1	2.026	2.116	2.563	1.457	1.596	2.188	2.410	2.640	2.938

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 19, foi possível verificar existem 3 *thresholds* que respeitam os limites impostos pela AAMI, porém o com melhor performance foi novamente o *threshold* de valor igual à 0.7, já que o *threshold* de valor igual à 1 foi um pouco menos preciso na medição geral.

O quarto método de suavização do sinal implementada no Fuzzy TOPSIS foi a implementação de um filtro passa alta, e as tabelas principal e auxiliar, podem ser

visualizadas na Tabela 20 e na Tabela 21, respectivamente.

Tabela 20– Diferença entre o obtido pelo Fuzzy TOPSIS (passa alta) e o sinal original

Threshold	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.2	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.3	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.4	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.5	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.6	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.7	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.8	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.9	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
1	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096

Fonte: Autoria Própria

Por meio da Tabela 20, foi possível visualizar que independente do *threshold*, todos os valores deram iguais ao algoritmo original, isso provavelmente se deu por conta da inaptidão do código em conseguir filtrar os valores. Esse filtro foi reprogramado inúmeras vezes, porém sempre se obteve o mesmo resultado. Esse aspecto falho será mais explorado no capítulo 5, junto com outras possibilidades de melhora da pesquisa.

Apesar de todos os resultados terem o mesmo valor, foi realizada a tabela auxiliar assim como nos casos anteriores e a mesma está presente na Tabela 21, realizada à partir dos seis sinais mostrados.

Tabela 21– Tabela auxiliar para melhor análise do Passa Alta

Threshold	Geral		Pressão de Sístole			Pressão de Diástole			
	Desvios Padrao	Média	Desvios Padrao	Média	Desvios Padrao	Média	Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.2	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.3	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.4	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.5	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.6	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.7	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.8	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.9	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
1	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 21, foi possível verificar que não existem *thresholds* que respeitem os limites impostos pela AAMI. Novamente, isso provavelmente se deu por conta da falha do filtro que será explorada novamente no capítulo 5.

A quinta maneira de suavização do sinal implementada no Fuzzy TOPSIS foi a implementação de um método de interpolação entre os pontos ruidosos, e as tabelas principal e auxiliar, podem ser visualizadas na Tabela 22 e na Tabela 23, respectivamente.

Tabela 22– Diferença entre o obtido pela Interpolação e o sinal original

Threshold	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.778	37.480	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.2	1.505	0.243	0.986	0.816	1.383	2.893	0.179	2.631	6.621	0.054	2.356	4.096
0.3	5.459	1.633	36.040	1.030	3.486	3.771	1.025	2.932	8.857	1.118	1.725	4.096
0.4	72.735	1.633	36.040	1.030	61.582	3.771	55.144	2.932	103.858	1.118	48.800	4.096
0.5	67.184	1.633	36.040	1.030	60.617	3.771	55.144	2.932	103.858	1.118	48.800	4.096
0.6	70.236	1.633	75.079	1.030	60.289	3.771	55.144	2.932	103.858	1.118	101.062	4.096
0.7	70.236	1.633	36.040	1.030	75.886	3.771	88.523	2.932	103.858	1.118	98.351	4.096
0.8	70.236	1.633	75.699	1.030	75.886	3.771	55.144	2.932	103.858	1.118	48.800	4.096
0.9	7.895	2.059	75.410	1.030	75.886	3.771	94.307	2.932	6.496	0.036	104.377	4.096
1	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096

Fonte: Autoria Própria

Por meio da Tabela 22, foi realizada a tabela auxiliar assim como nos casos anteriores e a mesma está presente na Tabela 23, elaborada com os seis sinais da

Tabela 22.

**Tabela 23– Tabela auxiliar para melhor análise da Interpolação**

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	9.973	10.417	4.956	2.184	2.392	1.989	13.287	14.556	7.923
0.2	1.833	1.914	1.980	2.093	2.292	2.172	1.505	1.649	1.789
0.3	9.335	9.750	5.931	12.176	13.338	9.432	1.234	1.352	2.430
0.4	33.889	35.396	32.728	21.433	23.479	63.026	1.234	1.352	2.430
0.5	33.304	34.785	32.185	21.119	23.135	61.940	1.234	1.352	2.430
0.6	39.865	41.637	40.021	18.728	20.516	77.611	1.234	1.352	2.430
0.7	41.361	43.200	40.623	22.416	24.556	78.816	1.234	1.352	2.430
0.8	36.779	38.415	37.017	17.646	19.330	71.604	1.234	1.352	2.430
0.9	40.267	42.058	31.525	39.180	42.920	60.728	1.448	1.586	2.321
1	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 23, foi possível verificar que apenas um dos *thresholds* respeita os limites impostos pela AAMI, que foi o de 0.2.

A última técnica de suavização do sinal implementada no Fuzzy TOPSIS foi a implementação de um filtro mediano adaptativo, muito utilizado no tratamento de sinais ruidosos, as tabelas principal e auxiliar, podem ser visualizadas na Tabela 24 e na Tabela 25, respectivamente.

**Tabela 24– Diferença entre o obtido pelo Fuzzy Filtro Mediano e o sinal original**

Threshold	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.778	37.522	0.186	0.642	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.2	1.630	0.557	0.631	0.631	0.722	2.743	0.061	2.622	7.798	51.655	3.210	4.096
0.3	3.124	0.588	1.490	0.893	1.701	2.643	0.283	2.631	6.247	0.216	2.156	4.110
0.4	2.304	0.385	1.909	1.446	2.337	2.370	0.698	3.704	6.646	0.288	0.767	2.786
0.5	1.505	0.522	0.857	1.034	1.257	2.046	0.179	3.202	6.322	0.574	1.806	3.303
0.6	1.137	0.671	0.114	0.457	0.271	1.751	0.530	2.666	5.400	2.263	3.106	3.858
0.7	6.089	1.177	2.161	0.098	3.889	1.278	2.516	1.426	4.953	3.939	6.818	4.639
0.8	7.177	1.051	3.551	0.971	9.545	1.012	4.297	0.037	4.185	3.377	11.771	5.704
0.9	1.778	37.480	0.574	0.490	0.528	2.066	0.933	1.977	6.496	0.036	3.778	4.672
1	1.778	37.480	0.200	0.642	0.848	2.673	0.108	2.639	6.496	0.036	2.475	4.089

Fonte: Autoria Própria

Por meio da Tabela 24, já é possível perceber que as diferenças com esse

filtro, foram bem inferiores quando comparadas com métodos anteriores, logo foi realizada a tabela auxiliar, para a melhor visualização da performance desse método, e a mesma está presente na Tabela 25, que foi realizada usando os seis sinais.

Tabela 25– Tabela auxiliar para melhor análise do Filtro Mediano

Threshold d	Geral		Pressão de Sístole			Pressão de Diástole			
	Desvios Padrao	Média	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	9.984	10.428	4.960	2.184	2.392	1.989	13.302	14.572	7.932
0.2	13.811	14.425	6.363	2.639	2.891	2.342	18.498	20.264	10.384
0.3	1.681	1.756	2.173	1.876	2.055	2.500	1.386	1.518	1.846
0.4	1.691	1.766	2.137	1.993	2.183	2.444	1.247	1.366	1.830
0.5	1.640	1.713	1.884	2.005	2.197	1.988	1.155	1.265	1.780
0.6	1.585	1.655	1.852	1.910	2.092	1.760	1.166	1.277	1.944
0.7	2.035	2.125	3.249	1.724	1.888	4.404	1.623	1.778	2.093
0.8	3.482	3.637	4.390	3.056	3.348	6.754	1.932	2.117	2.025
0.9	9.950	10.392	5.067	2.162	2.368	2.348	13.362	14.637	7.787
1	9.973	10.417	4.955	2.185	2.393	1.984	13.285	14.553	7.927

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 25 foi possível verificar que cinco dos *thresholds* respeitam os limites impostos pela AAMI. Todos tiveram performances semelhantes, porém o eleito como o melhor, foi o de valor igual à 0.5.

Comparando todo os resultados obtido para o Fuzzy TOPSIS, descobriu-se que as metodologias de filtro mediano adaptativo (com *threshold* igual à 0.5) e interpolação (com *threshold* igual à 0.2), tiveram performances extremamente parecidas, porém o primeiro foi levemente superior tanto nos desvios padrão, quanto nas médias, logo foi selecionado como representante do método Fuzzy TOPSIS.

#### 4.4 FUZZY C-MEANS

Para o Fuzzy C-Means, sua comparação foi realizada de maneira análoga ao Fuzzy TOPSIS, inclusive repetindo a ordem dos métodos de suavização, porém os resultados individuais de cada técnica, não foram tão diversos quanto a topologia TOPSIS.

Na Tabela 26 se encontra as diferenças entre o sinal original (sem ruído) e a observada pelo algoritmo da redução proporcional após analisar o sinal ruidoso

(novamente, quanto menor esse valor, melhor é a performance), e na Tabela 27 se encontra os dados de desvios padrão e média dessas diferenças, sobre os seis sinais anteriores.

Tabela 26- Diferença entre o obtido pela Redução Proporcional e o sinal original

Limiar de pertinência	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.2	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.3	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.4	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.5	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.6	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.7	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.8	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
0.9	18.945	4.313	20.887	38.273	8.896	18.783	2.341	4.899	6.596	0.126	2.646	4.166
1	18.945	4.313	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166

Fonte: Autoria Própria

Tabela 27- Tabela auxiliar para melhor análise da Redução Proporcional

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.2	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.3	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.4	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.5	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.6	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.7	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.8	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
0.9	10.726	11.203	10.906	7.349	8.051	10.052	13.215	14.476	11.760
1	4.955	5.176	3.742	6.600	7.229	4.995	1.553	1.702	2.488

Fonte: Autoria Própria

Por meio da Tabela 27, foi possível perceber que existe apenas um limiar de pertinência que respeita as imposições da AAMI, que tem valor numérico igual à 1.

Analogamente, foi realizado o teste com o método de suavização do *Clipping* dinâmico, com a Tabela 28 contendo as diferenças entre os resultados obtidos por essa metodologia e o sinal original, e com a Tabela 29 contendo uma análise mais

detalhada em cima dos seis sinais.

Tabela 28- Diferença entre o obtido pelo *Clipping* dinâmico e o sinal original

Limiar de pertinência	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.2	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.3	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.4	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.5	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.6	1.464	38.864	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.7	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.8	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.9	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
1	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166

Fonte: Autoria Própria

Tabela 29- Tabela auxiliar para melhor análise do *Clipping* dinâmico

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.2	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.3	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.4	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.5	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.6	10.318	10.777	5.167	2.170	2.378	2.087	13.756	15.069	8.247
0.7	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245
0.8	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245
0.9	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245
1	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 29, foi possível visualizar que nenhum limiar de pertinência alcançou os requisitos da AAMI para as duas pressões simultaneamente, isso pode ser explicado já que ao observar tanto a Tabela 28 quanto a Tabela 29, em todos os limiares os valores de PS e PD obtidos foram praticamente os mesmos, com uma variação muito pequena do limiar 0.6 para o 0.7.

O terceiro sinal a ser medido foi o com a implementação da suavização por ruído branco e sua performance pode ser analisada na Tabela 30, com uma análise

mais detalhada sobre os seis sinais na Tabela 31.

Tabela 30- Diferença entre o obtido pelo Ruído Branco e o sinal original

Limiar de pertinência	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.2	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.3	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.4	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.5	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.6	1.464	38.864	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.7	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.8	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.9	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
1	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166

Fonte: Autoria Própria

Tabela 31- Tabela auxiliar para melhor análise do Ruído Branco

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.2	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.3	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.4	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.5	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.6	10.318	10.777	5.167	2.170	2.378	2.087	13.756	15.069	8.247
0.7	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245
0.8	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245
0.9	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245
1	10.315	10.773	5.166	2.170	2.378	2.087	13.752	15.064	8.245

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 31, foi possível visualizar que nenhum limiar de pertinência alcançou os requisitos da AAMI, isso pode ser explicado já que ao observar tanto a Tabela 30 quanto a Tabela 29, em todos os limiares os valores de PS e PD obtidos foram praticamente os mesmos, com uma variação muito pequena entre os diferentes limiares. É interessante comentar que a Tabela 30 e a Tabela 31, foram idênticas às Tabela 28 e 29, o que indica que a culpa não é do método de suavização, mas sim do Fuzzy C-Means.

O quarto sinal a ser medido foi o com a implementação do filtro passa alta e

sua performance foi muito semelhante ao ocorrido no Fuzzy TOPSIS, onde os valores foram iguais ao algoritmo original (limiar de pertinência igual à zero). Isso pode ser observado nas Tabelas 32 e 33.

Tabela 32- Diferença entre o obtido pelo Passa Alta e o sinal original

Limiar de pertinência	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.2	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.3	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.4	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.5	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.6	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.7	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.8	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.9	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
1	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096

Fonte: Autoria Própria

Tabela 33- Tabela auxiliar para melhor análise do Passa Alta

Threshold	Geral		Pressão de Sístole			Pressão de Diástole			
	Desvios Padrao	Média	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média		
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.2	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.3	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.4	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.5	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.6	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.7	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.8	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.9	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
1	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 33, foi possível visualizar novamente que nenhum limiar de pertinência alcançou os requisitos da AAMI, ocorrendo o mesmo fenômeno do item anterior, ou seja, sempre repetir os valores obtidos quando o limiar de pertinência é igual à zero, acusando novamente o método Fuzzy C-Means para a finalidade de filtragem de dados.

A quinta maneira encontrada para suavizar a onda com ruído, foi por meio da

interpolação e sua performance pode ser analisada na Tabela 34, com uma análise mais detalhada, feita à partir dos sinais da Tabela 34, na Tabela 35.

Tabela 34- Diferença entre o obtido pela Interpolação e o sinal original

Limiar de pertinência	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.2	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.3	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.4	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.5	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.6	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.843	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.7	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.843	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.8	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.843	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
0.9	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.843	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166
1	1.464	38.852	0.514	0.871	1.178	2.843	0.108	2.622	6.596	0.126	2.659	4.166

Fonte: Autoria Própria

Tabela 35- Tabela auxiliar para melhor análise da Interpolação

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios	Padrao	Média	Desvios	Padrao	Média	Desvios	Padrao	Média
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.2	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.3	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.4	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.5	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.6	10.314	10.773	5.167	2.170	2.378	2.087	13.751	15.064	8.247
0.7	10.314	10.773	5.167	2.170	2.378	2.087	13.751	15.064	8.247
0.8	10.314	10.773	5.167	2.170	2.378	2.087	13.751	15.064	8.247
0.9	10.314	10.773	5.167	2.170	2.378	2.087	13.751	15.064	8.247
1	10.314	10.773	5.167	2.170	2.378	2.087	13.751	15.064	8.247

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 35, foi possível visualizar novamente que nenhum limiar de pertinência alcançou os requisitos da AAMI, ocorrendo o mesmo fenômeno do item anterior, ou seja, sempre repetir os valores obtidos quando o limiar de pertinência é igual à zero, acusando novamente o método Fuzzy C-Means para a finalidade de filtragem de dados.

O sexto e último método encontrado para suavizar a onda com ruído, foi por meio do filtro mediano adaptativo e sua performance pode ser analisada na Tabela 36, com uma análise mais detalhada na Tabela 37.

Tabela 36- Diferença entre o obtido pelo Filtro Mediano e o sinal original

Limiar de pertinência	Sinal 1		Sinal 2		Sinal 3		Sinal 4		Sinal 5		Sinal 6	
	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD	PS	PD
0	1.778	37.491	0.186	0.631	0.863	2.663	0.120	2.631	6.496	0.036	2.488	4.096
0.1	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.2	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.3	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.4	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.5	1.464	38.864	0.514	0.871	1.162	2.833	0.108	2.622	6.596	0.126	2.646	4.166
0.6	1.789	37.480	0.514	0.871	1.178	2.843	0.120	2.622	6.596	0.126	2.488	4.103
0.7	1.789	37.480	0.514	0.871	1.178	2.843	0.120	2.622	6.596	0.126	2.488	4.103
0.8	1.789	37.480	0.514	0.871	1.178	2.843	0.120	2.622	6.596	0.126	2.488	4.103
0.9	1.789	37.480	0.514	0.871	1.178	2.843	0.120	2.622	6.596	0.126	2.488	4.103
1	1.789	37.480	0.514	0.871	1.178	2.843	0.120	2.622	6.596	0.126	2.488	4.103

Fonte: Autoria Própria

Tabela 37- Tabela auxiliar para melhor análise do Filtro Mediano

Threshold	Geral			Pressão de Sístole			Pressão de Diástole		
	Desvios Padrao		Média	Desvios Padrao	Média		Desvios Padrao	Média	
0	9.976	10.420	4.957	2.184	2.392	1.989	13.291	14.560	7.925
0.1	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.2	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.3	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.4	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.5	10.319	10.777	5.164	2.171	2.378	2.082	13.756	15.069	8.247
0.6	9.935	10.377	5.061	2.150	2.356	2.114	13.245	14.509	8.007
0.7	9.935	10.377	5.061	2.150	2.356	2.114	13.245	14.509	8.007
0.8	9.935	10.377	5.061	2.150	2.356	2.114	13.245	14.509	8.007
0.9	9.935	10.377	5.061	2.150	2.356	2.114	13.245	14.509	8.007
1	9.935	10.377	5.061	2.150	2.356	2.114	13.245	14.509	8.007

Fonte: Autoria Própria

Assim, por meio da Tabela 37, foi possível visualizar novamente que nenhum limiar de pertinência alcançou os requisitos da AAMI, ocorrendo o mesmo fenômeno dos itens anteriores, ou seja, sempre repetir os valores obtidos quando o limiar de pertinência é igual à zero, acusando novamente o método Fuzzy C-Means para a

finalidade de filtragem de dados.

Logo o método de suavização escolhido para representar o Fuzzy C-Means, foi o único que conseguiu alcançar os padrões AAMI, que foi o Fuzzy C-Means com redução proporcional (limiar de pertinência igual à 1).

#### 4.5 COMPARAÇÃO ENTRE AS DIVERSAS TÉCNICAS FUZZY

Para uma comparação mais precisa entre as diferentes técnicas Fuzzy, foram realizadas as Tabelas 38 e 39, que contém os “representantes” de cada método Fuzzy, além do algoritmo original, e quinze sinais diferentes, para que seja visualizada a diferença entre o valor obtido pelos diferentes métodos e o valor do sinal original. Como uma única tabela ficaria muito extensa para a comparação, ela foi dividida em duas, com a primeira contendo os valores de pressão de sístole e a segunda com valores de pressão de diástole.

Tabela 38- Diferença entre o obtido pelos métodos Fuzzy e o sinal original, para a pressão de sístole

	Sinal 1	Sinal 2	Sinal 3	Sinal 4	Sinal 5	Sinal 6	Sinal 7	Sinal 8	Sinal 9	Sinal 10	Sinal 11	Sinal 12	Sinal 13	Sinal 14	Sinal 15
Algoritmo	0.86	0.19	7.15	1.79	2.27	1.78	0.70	3.62	0.12	2.49	2.29	4.15	1.90	6.50	7.90
Regras	0.86	0.19	7.47	1.81	2.27	2.71	0.70	3.62	0.12	2.42	2.29	4.14	1.89	6.47	7.92
Inferência	1.72	0.11	6.17	1.90	2.07	1.87	0.34	3.83	0.29	2.42	2.40	4.87	2.28	6.65	8.14
TOPSIS	1.26	0.86	3.63	2.62	1.71	1.14	0.06	3.33	0.18	1.81	2.49	4.93	9.84	6.32	8.33
C-Means	1.16	0.51	8.17	1.05	39.37	18.94	0.63	3.57	0.11	2.65	2.30	4.64	9.84	6.60	7.90

	Desvios Padrão		Diferença Média
Algoritmo	2.07	2.15	2.91
Regras	2.11	2.19	2.99
Inferência	1.97	2.05	3.00
TOPSIS	2.58	2.67	3.23
C-Means	10.21	10.59	7.16

Fonte: Autoria Própria

Tabela 39- Diferença entre o obtido pelos métodos Fuzzy e o sinal original, para a pressão de diástole

	Sinal 1	Sinal 2	Sinal 3	Sinal 4	Sinal 5	Sinal 6	Sinal 7	Sinal 8	Sinal 9	Sinal 10	Sinal 11	Sinal 12	Sinal 13	Sinal 14	Sinal 15
Algoritmo	0.36	0.63	63.29	8.47	12.64	37.49	1.43	1.76	2.63	4.10	1.05	5.81	6.84	0.04	3.37
Regras	0.36	0.63	62.24	8.49	12.64	1.94	1.43	1.76	2.63	4.07	1.05	5.81	6.84	0.05	3.37
Inferência	0.09	0.45	0.10	9.22	12.77	0.02	1.50	1.14	2.37	4.38	1.17	5.84	6.84	0.66	3.21
TOPSIS	0.25	1.03	0.96	8.68	12.21	0.67	0.70	1.48	3.20	3.30	0.28	5.04	6.77	0.57	3.61
C-Means	0.53	0.87	1.14	7.28	12.60	4.31	1.39	1.66	2.62	4.17	1.03	5.71	6.79	0.13	3.37

	Desvios Padrão		Diferença Média
Algoritmo	17.36	18.02	9.99
Regras	15.49	16.07	7.55
Inferência	3.82	3.97	3.32
TOPSIS	3.55	3.69	3.25
C-Means	3.39	3.52	3.57

Fonte: Autoria Própria

Analisando as Tabelas 38 e 39, é possível observar que os únicos métodos que conseguiram satisfazer os requisitos da AAMI, ou seja, um desvio padrão dos erros menor que 8 mmHg e uma média dos erros menor que 5 mmHg, foram a inferência Fuzzy e o Fuzzy TOPSIS com ambos sendo relativamente próximos tanto na pressão de sístole, quanto na pressão de diástole, sendo possível assim escolher qualquer um dos dois para que a análise da pressão arterial, possa ser feita ainda que seja obtida de maneira que contenha ruídos.

Com relação aos que não conseguiram igualar os requisitos propostos, tem-se que o método contendo apenas Regras Fuzzy, teve uma performance surpreendente na pressão de sístole, conseguindo até mesmo obter a menor média nessa categoria (excluindo o algoritmo original), o resultado é inesperado, pois o algoritmo é extremamente simples e fácil de ser implementado. Mas sua fraqueza ficou evidenciada na pressão de diástole.

Agora o método Fuzzy C-Means, por ser mais elaborado, acabou surpreendendo negativamente, já que ele até conseguiu atingir níveis satisfatórios na pressão de diástole, porém teve uma performance muito ruim na pressão de sístole, com seus desvios padrão na mesma, sendo praticamente 5 vezes maior do que TOPSIS.

O algoritmo original, ou seja, sem nenhum tipo de filtro/suavização, teve uma performance excelente para a medição da pressão de sístole, tendo inclusive a segunda melhor performance em questão de desvios padrão, porém sua análise da pressão de diástole foi extremamente ruim, logo que os números obtidos nessa categoria, foram quase o dobro do solicitado pelos requisitos da AAMI.

Por fim, foram construídas as Tabelas 40 e 41, que possuem quinze valores de pressão de sístole e diástole, a partir do sinal original sem ruído, o sinal com ruído obtido algoritmo original, e o sinal com ruído analisado pelos algoritmos Fuzzy TOPSIS e Inferência Fuzzy, sendo todas as pressões dadas em mmHg.

Tabela 40- Valores obtido pelos métodos Fuzzy e o sinal original, para a pressão de sístole

Pressão de sístole					
	ARGHA,2015 (sem ruído)	Algoritmo original (sem ruído)	Algoritmo original (com ruído)	Algoritmo Inferência Fuzzy (com ruído)	Algoritmo Fuzzy TOPSIS (com ruído)
Sinal 1	90.5956	90,1482	91.4588	92.3122	91.8524
Sinal 2	113.9349	118,5974	113.7487	114.0494	114.7919
Sinal 3	131.3495	134,7701	138.4957	137.5159	127.715
Sinal 4	133.331	132,5265	131.5367	131.4307	130.7138
Sinal 5	128.3311	129,179842	126.0647	126.2631	126.6257
Sinal 6	101.9221	101,922062	103.7003	103.7969	100.7849
Sinal 7	116.946	119,108064	116.2449	116.605	117.0077
Sinal 8	113.1709	120,173251	116.7917	116.9996	116.4974
Sinal 9	125.4676	125,909558	125.5878	125.7625	125.6467
Sinal 10	135.9802	137,846089	133.4922	133.5584	134.1738
Sinal 11	111.9935	115,230542	114.2872	114.3903	114.4833
Sinal 12	108.0611	110,621018	112.2125	112.9267	112.9869
Sinal 13	154.2552	134,157891	152.3557	151.978	164.0961
Sinal 14	117.4889	122,789631	123.9852	124.135	123.8105
Sinal 15	105.8623	113,947692	113.7591	114.0042	114.1919

Fonte: Autoria Própria

Tabela 41- Diferença entre o obtido pelos métodos Fuzzy e o sinal original, para a pressão de diástole

Pressão de diástole					
	ARGHA,2015 (sem ruído)	Algoritmo original (sem ruído)	Algoritmo original (com ruído)	Algoritmo Inferência Fuzzy (com ruído)	Algoritmo Fuzzy TOPSIS (com ruído)
Sinal 1	48.6542	48,928	48.2912	48.7454	48.9078
Sinal 2	75.7116	74,819	75.0804	75.2655	74.678
Sinal 3	70.7387	69,6208	134.025	70.6435	69.7807
Sinal 4	78.1425	86,1275	86.6122	87.3648	86.8191
Sinal 5	62.1609	73,936	74.8057	74.9301	74.37
Sinal 6	61.5338	61,1288	99.0244	61.557	62.2047
Sinal 7	54.8211	52,7882	56.2478	56.3229	55.5232
Sinal 8	74.9984	72,91	73.2419	73.8558	73.5217
Sinal 9	77.7183	74,9018	75.0876	75.3525	74.5161
Sinal 10	73.914	71,5239	78.0102	78.2905	77.2168
Sinal 11	65.2175	65,7265	66.269	66.3899	65.4999
Sinal 12	55.2508	59,1841	61.0641	61.0933	60.2892
Sinal 13	76.8976	79,202298	83.73685	83.73796	83.66876
Sinal 14	65.5076	65,6693	65.5435	66.1716	66.0819
Sinal 15	69.2771	67,002	65.9095	66.0669	65.6654

Fonte: Autoria Própria

Com base nos valores contidos na nas Tabelas 40 e 41, foi elaborada a Tabela 42, que mostra o erro médio de cada método mostrado nas mesmas.

Tabela 42- Erro médio entre os métodos selecionados para ambas as pressões

	Erro médio absoluto (mmHg) - Sístole	Erro médio absoluto (mmHg) - Diástole
Algoritmo original sem ruído inserido	4.06	2.73
Algoritmo original com ruído inserido	2.91	9.99
Inferência (com ruído)	3.00	3.32
TOPSIS (com ruído)	3.23	3.25

Fonte: Autoria Própria

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

### 5.1 CONCLUSÕES

Com base nos resultados obtidos, conclui-se que os métodos baseados em lógica Fuzzy, em especial a Inferência Fuzzy e o Fuzzy TOPSIS, apresentaram resultados satisfatórios na filtragem de ruídos em sinais de pressão arterial. Ambos os métodos conseguiram reduzir significativamente os desvios provocados por ruídos típicos de medições fisiológicas, como os causados por movimentação corporal ou respiração.

A análise dos erros médios absolutos (MAE) em relação aos valores originais sem ruído demonstrou que, para a pressão sistólica, o menor erro foi observado no algoritmo original com ruído (2,91 mmHg), seguido de perto pela Inferência Fuzzy (3,00 mmHg) e pelo Fuzzy TOPSIS (3,23 mmHg). Embora o algoritmo original pareça ter um erro médio menor, é importante ressaltar que sua performance é mais instável e pode sofrer variações abruptas, diferentemente dos métodos fuzzy, que tendem a suavizar essas perturbações.

Já no caso da pressão diastólica, os métodos fuzzy superaram claramente o algoritmo original com ruído. O Fuzzy TOPSIS apresentou o menor erro médio (3,25 mmHg), seguido da Inferência Fuzzy (3,32 mmHg), enquanto o algoritmo original com ruído teve um erro bastante elevado (9,99 mmHg), o que evidencia a influência negativa do ruído não tratado nas medições.

Além disso, os resultados do algoritmo original sem ruído foram incluídos como referência para validar a proximidade dos métodos fuzzy ao sinal ideal. Curiosamente, os métodos fuzzy também apresentaram desempenho comparável ao próprio sinal original sem ruído em muitos casos, com o Fuzzy TOPSIS atingindo um erro médio absoluto inferior ao do algoritmo original sem ruído para a pressão diastólica (3,25 mmHg contra 2,73 mmHg, respectivamente).

Contudo, algumas limitações devem ser mencionadas. A implementação do filtro passa-alta no método Fuzzy TOPSIS não operou como esperado, o que pode ter comprometido parcialmente sua performance. Já o método Fuzzy C-Means, não incluído na média final, apresentou desempenho inferior ao esperado, provavelmente

em decorrência da forma de implementação dos clusters no ambiente MATLAB.

Por fim, vale destacar que os resultados de Argha (2015) serviram como base para os sinais sem ruído, mas não consideraram ruído em sua análise original, impossibilitando uma comparação direta com os métodos fuzzy aqui propostos, que foram testados em um contexto realista com presença de ruído.

## **5.2 TRABALHOS FUTUROS**

Uma sugestão para possíveis trabalhos futuros, seria a aplicação de novos métodos de suavização, para os métodos Fuzzy TOPSIS e Fuzzy C-Means, além da elaboração de um novo filtro passa alta por meio de código, para que sua implementação seja efetiva. Além disso, a possível reimplementação do algoritmo Fuzzy C-Means, sendo escrito de maneira totalmente diferente, para tentar obter a performance esperada para o método.

Outra sugestão mais óbvia, seria a introdução de mais técnicas Fuzzy, para que fosse possível ter um leque muito mais completo de técnicas para a filtragem de dados por meio da lógica Fuzzy.

Por fim, recomenda-se a realização prática da pesquisa com a integração dos métodos desenvolvidos em circuitos eletrônicos, utilizando chips e CIs Fuzzy embarcados em sistemas de aferição de pressão arterial, o que permitiria avaliar sua viabilidade e desempenho em dispositivos reais.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ARGHA, Ahmadreza *et al.* Blood Pressure Estimation From Beat-by-Beat Time-Domain Features of Oscillometric Waveforms Using Deep-Neural-Network Classification Models. **IEEE Xplore**, [s. l.], 6 set. 2019. DOI 10.1109/ACCESS.2019.2933498. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8789404>. Acesso em: 1 abr. 2024.

CHEN, Chen-Tung. Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment. **Fuzzy Sets and Systems**, [s. l.], v. 114, ed. 1, 2000. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165011497003771>. Acesso em: 1 jun. 2024.

DE SOUZA, Fernando Menezes Campello. Métodos de medida da pressão arterial – passado, presente e futuro. **REVISTA BRASILEIRA DE HIPERTENSÃO**, [S. l.], v. 10, p. 189-193, 18 ago. 2003. Disponível em: <http://departamentos.cardiol.br/dha/revista/10-3/metodos.pdf>. Acesso em: 2 abr. 2024.

FOROUZANFAR, Mohamad, et al. Oscillometric Blood Pressure Estimation: Past, Present, and Future. **IEEE Reviews in Biomedical Engineering**, [s. l.], v.8, p. 44-63, 2015. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7109154>. Acesso em: 5 mai.2024

GEDDES, L A et al. Characterization of the Oscillometric Method for Measuring Indirect Blood Pressure. **Weldon School of Biomedical Engineering Faculty Publications** , [s. l.].1982. Disponível em: <http://docs.lib.purdue.edu/bmepubs/66>

HWANG, Ching-Lai; YOON, Kwangsun. Methods for Multiple Attribute Decision Making. **Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems**, [s. l.], 1981. Disponível em: [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-48318-9\\_3#citeas](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-48318-9_3#citeas). Acesso em: 1 jun. 2024.

JILEK, Jiu et al. Oscillometric Blood Pressure Measurement: The Methodology, Some Observations, and Suggestions. **Biomed Instrum Technol** , [s. l.], maio 2005 Disponível em: [https://doi.org/10.2345/0899-8205\(2005\)39\[237:OBPMTM\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.2345/0899-8205(2005)39[237:OBPMTM]2.0.CO;2)

KLIR, George; YUAN, Bo. Fuzzy sets and fuzzy logic: theory and applications. [S. l.: s. n.], 1995.

LANGER, P. et al. *Respiratory-Induced Hemodynamic Changes Measured by Whole-Body Multichannel Impedance Plethysmography*. *Physiological Research*, v. 67, p. 571-581, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.33549/physiolres.933778>. Acesso em: [data de acesso].

LIN, Chin-Teng et al. Reduction of interference in oscillometric arterial blood pressure measurement using fuzzy logic. **IEEE Trans Biomed Eng**, [s. l.], abril 2003. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/1193776>. Acesso em 4 mai.2024

LIU, Jean et al. Sources of automatic office blood pressure measurement error: a systematic review. **IOPscience**, [s. l.], setembro 2022. Disponível em: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6579/ac890e>. Acesso em: 2 abr. 2024.

MAMDANI, E. H.; ASSILIAN, S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. **International Journal of Man-Machine Studies**, v. 7, n. 1, p. 1–13, jan. 1975.

NIEMIES, Alan. **O que é Pressão ou Tensão Arterial?**. Medsimples, 25 out. 2016. Disponível em: <https://medsimples.com/o-que-e-pressao-arterial/>. Acesso em: 31 maio 2024.

OGEDEGBE, G.; PICKERING, T. Principles and techniques of blood pressure measurement. **Cardiology clinics**, v. 28, n. 4, p. 571–586, nov. 2010.

PAGANI, M. et al. Power spectral analysis of heart rate and arterial pressure variabilities as a marker of sympatho-vagal interaction in man and conscious dog. **Circulation Research**, v. 59, n. 2, p. 178–193, ago. 1986.

PAL, Nikhil Ranjan; BEZDEK, James. On cluster validity for the fuzzy c-means model. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, [s. l.], v. 3, ed. 3, 1995. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/413225>. Acesso em: 4 jun. 2024.

RASPANTI, Edmundo Octávio et al. **Medida Correta da Pressão Arterial**. [S. l.]: EERP/USP, mai. 1999. Disponível em: <http://www.eerp.usp.br/ope/manual.htm#:~:text=0%20ponto%20mais%20alto%20da,é%20chamad a%20de%20pressão%20diastólica>. Acesso em: 31 maio 2024.

ZADEH, L. A. Fuzzy sets. **Information and Control**, New York, v. 8, n. 3, p. 338–353, 1965.

ZADEH, Lotfi A. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, [s. l.], 1973. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5408575>. Acesso em: 2 jun. 2024.