

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIENCIAS EXATAS E TECNOLOGICAS
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

NAYDSON EMMERSON SOUSA PEREIRA DO LAGO

**ESTIMAÇÃO ADAPTATIVA DA BIOIMPEDANCIA BASEADA EM MEDIDAS
ANTROPOMÉTRICAS**

SÃO LUIS – MA

2019

NAYDSON EMMERSON SOUSA PEREIRA DO LAGO

**ESTIMAÇÃO ADAPTATIVA DA BIOIMPEDANCIA BASEADA EM MEDIDAS
ANTROPOMÉTRICAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da UFMA, como requisito para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Eletricidade.

Orientador: Ewaldo Eder Carvalho Santana

Universidade Federal do Maranhão

SÃO LUIS – MA

2019

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Núcleo Integrado de Bibliotecas/UFMA

Sousa Pereira do Lago, Naydson Emmerson.

ESTIMAÇÃO ADAPTATIVA DA BIOIMPEDANCIA BASEADA EM
MEDIDAS ANTROPOMÉTRICAS / Naydson Emmerson Sousa Pereira
do Lago. - 2019.
57 f.

Coorientador(a): Allan Kardec Duailibe Barros Filho.

Orientador(a): Ewaldo Eder Carvalho Santana.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em
Engenharia de Eletricidade/ccet, Universidade Federal do
Maranhão, São Luís, 2019.

1. Bioimpedância. 2. Composição corporal. 3. Filtro
adaptativo. 4. Filtro de Wiener. I. Carvalho Santana,
Ewaldo Eder. II. Duailibe Barros Filho, Allan Kardec.
III. Título.

NAYDSON EMMERSON SOUSA PEREIRA DO LAGO

**ESTIMAÇÃO ADAPTATIVA DA BIOIMPEDANCIA BASEADA EM MEDIDAS
ANTROPOMÉTRICAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da UFMA, como requisito para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Eletricidade.

Apresentado em 18 de março de 2019.

BANCA EXAMINADORA

Dr. Ewaldo Eder Carvalho Santana - UFMA

Dr. Allan Kardec Duailibe Barros Filho - UFMA

Dr.^a. Áurea Celeste da Costa Ribeiro - UEMA

Dr. Vicente Leonardo Paucar - UFMA

DEDICATÓRIA

Aos meus pais, Antônio Sete Rocha do Lago e Aldeiris Sousa Pereira, por me incentivarem e me darem exemplos de coragem, ânimo e persistência diante das dificuldades na busca de um grande sonho. Aos meus irmãos David Állan e Maísa Thyessa, a minha esposa Lauriyanna, pelo amor, carinho, amizade, dedicação, compreensão e incentivo para a conquista dos meus objetivos. A minha filha Lara Emanuely, a minha mais nova fonte de inspiração e motivação.

A todos os meus familiares que sempre demonstraram expectativas e me deram todo suporte necessário para a conclusão desta etapa em minha vida e me incentivaram de alguma forma na busca constante pelo conhecimento.

Nesta hora de encerramento de uma etapa muito especial, em que a alegria por estar terminando se junta ao cansaço, torna-se difícil lembrar-me de todos que participaram comigo dessa jornada, mas de uma maneira muito sincera, dedico a todos que de uma forma ou de outra colaboraram para a realização dessa defesa de dissertação.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus pelas oportunidades que ele tem me proporcionado e pela possibilidade de viver esse momento privilegiado. Por sempre me iluminar e me guiar. Por estar sempre presente na minha vida, e tornar tudo possível. Por me mostrar que, mesmo nos momentos difíceis, sempre existem portas a serem abertas. Agradeço a Ele pelo dom da minha vida.

A todos meus amigos e companheiros do laboratório PIB que compartilhei alegrias, dúvidas e conhecimento.

Agradeço a um grupo de amigos denominado de “Zoito” (grupo de amigos composto por oito pessoas), que desde o tempo de ensino médio se manteve a amizade e o incentivo a cada um para prosseguirmos em busca de nossos sonhos.

Ao professor Allan Kardec Duailibe Barros Filho e ao meu orientador professor Ewaldo Eder Carvalho Santana, pela oportunidade que me foi concedida, pelas aulas, e pelo auxílio desempenhado durante todo o desenvolvimento desse trabalho. Agradeço muito pela atenção, e pelos aconselhamentos que me ajudaram durante todo este tempo, desde o desenvolvimento da pesquisa até a apresentação de defesa da mesma.

A FAPEMA pela bolsa a mim concedida.

“Deem graças em todas as circunstâncias, pois esta é a vontade de Deus para vocês em Cristo Jesus.”

(1 Tessalonicenses 5:18)

RESUMO

A obesidade tem etiologia multifatorial, relacionada à pré-disposição genética e a fatores ambientais e comportamentais. Seu aumento tem grande importância como problema de saúde pública na sociedade moderna.

A antropometria é método barato e de fácil aplicação e estudos apontam equações elaboradas com a finalidade de prever a composição corporal utilizando-se a altura, o peso e a circunferência da cintura.

Para classificar a composição corporal, assim como o risco para o desenvolvimento de doenças, a Organização Mundial da Saúde, 2000 (OMS) propôs a classificação baseado no IMC que é representado pela razão entre o peso em quilos e a altura em metros quadrados.

A literatura científica sobre a composição corporal de pacientes com obesidade grave é muito escassa. A avaliação da gordura nestes pacientes pode contribuir com melhor conhecimento dos riscos para doença cardiovascular.

Esta proposta tem por objetivo desenvolver a estrutura de um filtro adaptativo para estimar a bioimpedância corporal utilizando medidas antropométricas coletadas através de uma amostra de estudantes da rede pública de ensino.

Medidas como massa corpórea, altura e circunferência da cintura foram coletadas para uma melhor análise. O desenvolvimento deste filtro foi baseado no filtro de Wiener, usado para produzir uma estimativa de um processo aleatório.

O filtro de Wiener minimiza o erro quadrático médio entre o processo aleatório estimado e o processo desejado. Obtiveram-se excelentes resultados com o filtro desenvolvido, sendo esses analisados e comparados com os dados coletados.

Palavras-chaves: Filtro adaptativo. Bioimpedância. Composição corporal. Filtro de Wiener.

ABSTRACT

Obesity has a multifactorial etiology, related to genetic predisposition and to environmental and behavioral factors. Its increase has great importance as a public health problem in modern society.

Anthropometry is an inexpensive and easy-to-apply method and studies point to elaborated equations for the purpose of predicting body composition using height, weight and waist circumference.

To classify body composition as well as risk for disease development, the World Health Organization, 2000 (WHO) proposed classification based on BMI which is represented by the ratio of weight to kilograms to height in square meters.

The scientific literature on the body composition of patients with severe obesity is very scarce. The assessment of fat in these patients may contribute to a better understanding of the risks for cardiovascular disease.

This proposal aims to develop the structure of an adaptive filter to estimate body bioimpedance using anthropometric measures collected through a sample of students from the public school system.

Measurements such as body mass, height and waist circumference were collected for a better analysis. The development of this filter was based on the Wiener filter, used to produce an estimate of a random process.

The Wiener filter minimizes the mean square error between the estimated random process and the desired process. Excellent results were obtained with the developed filter, being these analyzed and compared with the data collected.

Keywords: Adaptive filter. Bioimpedance. Body composition. Wiener filter.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Principais Componentes Estruturais do Corpo Humano.....	19
Figura 2 – Pesagem Hidrostática.	23
Figura 3 – Densitometria óssea sendo realizada através do DEXA.....	24
Figura 4 – Medição das dobras cutâneas com diferentes modelos de adipômetro.....	25
Figura 5 – Aplicação da BIA – modelo tetrapolar.....	27
Figura 6 – Demonstração do local de colocação dos eletrodos.....	28
Figura 7 – Problema de aplicação da BIA em indivíduos do mesmo peso..	29
Figura 8 – Aplicação de filtro adaptativo: Modelo de Identificação de Sistemas.....	32
Figura 9 – Aplicação de filtro adaptativo: Modelo Inverso.....	33
Figura 10 – Aplicação de filtro adaptativo: Modelo Predição.....	33
Figura 11 – Aplicação de filtro adaptativo: Cancelamento de Ruído.....	34
Figura 12 – Estrutura Filtro de Wiener.....	36
Figura 13 – Típica função de custo de Wiener.....	40
Figura 14 – Diagrama de Dispersão: Correlação Positiva.....	41
Figura 15 – Diagrama de Dispersão: Correlação Negativa.....	42
Figura 16 – Diagrama de Dispersão: Correlação Nula.....	42
Figura 17 – Estrutura do Filtro Proposto.....	45
Figura 18 – Diagrama de dispersão entre variáveis.....	48
Figura 19 – Correlação entre as variáveis de entrada e saída.....	49

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Comparação entre a Bioimpedância real x estimada.....	50
Gráfico 2 – Bioimpedância Real (azul) ; Bioimpedância Estimada (verde).	50

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	13
1.1 O Problema.....	14
1.2 Justificativa.....	15
1.3 Objetivo	16
2 FUNDAMETAÇÃO TEÓRICA.....	17
2.1 Obesidade	17
2.2 Composição Corporal	18
3 MÉTODOS DE AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO CORPORAL.....	22
3.1 Método Direto	22
3.2 Método Indireto	22
3.2.1 Pesagem Hidrostática	22
3.2.2 Dexa (Dual Energy X-ray Absorptiometry)	23
3.3 Duplamente Indireto	24
3.3.1 Antropometria.....	24
3.3.1.2 Dobras Cutâneas / Adipômetros	24
3.3.1.3 Índice de Massa Corporal	25
3.4 Método de Condutividade – Bioimpedância Elétrica.....	26
3.4.1 Aplicação da BIA – Modelo Tetrapolar	27
3.4.2 Problema da Aplicação da BIA	29
3.4.3 Equações de Predição	30
4 FILTROS ADAPTATIVOS	31
4.1 Aplicações de Filtro Adaptativos	31
4.2 Estruturas de Filtragem.....	34
4.3 Filtros Ótimos Lineares	34
4.4 Classificação de Filtros Lineares	35

4.5 Filtro de Wiener e o critério do Erro Quadrático Médio	36
4.6 Coeficiente de Correlação	40
5 METODOLOGIA.....	43
5.1 Coleta de dados	43
5.2 Modelo do Filtro	44
6 RESULTADOS.....	48
7 CONCLUSÃO E DISCUSSÕES.....	51
REFERÊNCIAS	52
ANEXO	55

1 INTRODUÇÃO

A obesidade pode ser definida como acúmulo excessivo de gordura corporal. Trata-se de um complexo problema de saúde pública que nas últimas décadas teve sua prevalência aumentada em todo o mundo [1]. Segundo o relatório *Ending Childhood Obesity* da Organização Mundial de Saúde - OMS (2016) [2] o número de crianças com excesso de peso em países de baixa-média renda mais que duplicou, entre os anos de 1990 a 2014, passando de 7,5 para 15,5 milhões.

Existem vários métodos utilizados para avaliar a composição corporal, em especial a gordura corporal, em adultos e adolescentes. Entre os métodos indiretos, a pesagem hidrostática e a absorciometria com raios-X de dupla energia (DEXA) se destacam, no entanto, elas são métodos mais difíceis de serem aplicados em pesquisas clínicas e epidemiológicas e como método de triagem na saúde pública, devido ao elevado custo e à necessidade de uma equipe técnica qualificada para realizar as medidas. Entre os métodos duplamente indiretos, a antropometria é considerada um método simples, rápido e de baixo custo, que pode ser aplicado em um grande número de indivíduos [3].

Para diagnosticar os riscos para a saúde levando em consideração o aumento da gordura corporal, muitos indicadores antropométricos têm sido propostos. O mais usado ainda é o índice de massa corporal, (IMC), que, contudo, tem algumas limitações. Portanto, é de grande importância à construção de técnicas de rastreamento e/ou triagem do percentual de gordura corporal, tendo por base a análise de indicadores de baixo custo e não invasivos, como os parâmetros antropométricos (peso, altura, circunferência da cintura, dentre outros) que constituem um dos melhores indicadores de saúde na população infanto juvenil [4], sendo universalmente aplicável, com boa aceitação da população e proposta pela Organização Mundial de Saúde.

A aplicação dessas técnicas na saúde básica e pesquisas epidemiológicas será muito útil, pois o acesso a especialidades médicas e exames como DEXA e bioimpedância, principalmente nos países de baixa-média renda ainda é escasso.

Será utilizada neste trabalho, a técnica de filtros adaptativos, pois suas aplicações são interessantes nos casos onde algumas das características do sinal de entrada não são conhecidas. Desta maneira, pode-se dizer que os filtros adaptativos são mais adequados para aplicações em que as condições do sinal de entrada ou os parâmetros do sistema variam lentamente e o filtro seja capaz de se auto ajustar para compensar essas mudanças. O algoritmo LMS (Least Mean Squares) constitui uma das técnicas mais conhecidas para o desenvolvimento de um filtro adaptativo. O LMS utiliza um algoritmo de gradiente estocástico para adaptar a carga de um filtro. Esta adaptação consiste no ajuste contínuo (e adaptativo) dos valores dos coeficientes do filtro, tendo como métrica a minimização do erro no sentido da média dos quadrados.

1.1 O Problema

A estimativa da composição corporal é preocupação constante na área científica e o seu interesse por métodos confiáveis e reprodutíveis estão na relação com o aumento da gordura corporal e sua distribuição no desenvolvimento das doenças cardiovasculares. A avaliação da composição corporal pode ser realizada com a utilização de indicadores antropométricos: *peso, altura e circunferência da cintura, e instrumentais como a bioimpedância elétrica* [5].

O crescente interesse pelo monitoramento de indicadores da composição corporal tem atraído à atenção de pesquisadores e profissionais de diferentes áreas do conhecimento biológico, o que tem favorecido o desenvolvimento de novos conceitos e de recursos tecnológicos que oferecem cada vez maior precisão e exatidão na determinação e na interpretação de seus componentes. Tradicionalmente, as técnicas de medida da composição corporal envolvem procedimentos laboratoriais e clínicos [6].

Os procedimentos laboratoriais, embora mais rigorosos e precisos, são extremamente mais dispendiosos e, em razão de seus protocolos de medida solicitarem rotinas de elevada complexidade, apresentam limitada aplicação no cotidiano dos profissionais envolvidos. Por sua vez, os procedimentos clínicos são menos dispendiosos, menos rigorosos e de interpretação mais imediata; portanto, de maior aplicação prática. Apesar da menor rigorosidade, os resultados obtidos com a

sua aplicação apresentam elevada relação com os procedimentos laboratoriais e, se forem levados em consideração determinados cuidados, podem produzir erros de estimativa em limites aceitáveis [6].

As variedades de equações, acompanhadas por erros de estimativa não significa necessariamente que estas possam ser utilizadas em todas as populações. Torna-se, pois, necessário submetê-las a um processo de validação para ajustar seus coeficientes preditivos e, quando preciso, estabelecer os novos erros de estimativas específicos para aquela população.

Raras são as equações propostas com o fim de estimar os parâmetros da composição corporal em populações jovens. Existe uma grande necessidade de utilizar as equações preditivas nesse segmento da população.

1.2 Justificativa

Equações preditivas que viabilizam a predição envolvendo medidas antropométricas na análise de composição corporal têm sido estudadas e elaboradas. As equações específicas são desenvolvidas de acordo as informações coletadas por grupos de indivíduos relativamente iguais quanto aos quesitos: sexo, peso, altura, idade e níveis de gordura corporal.

Dessa forma, as equações são empregadas em populações específicas com características similares.

Já as equações generalizadas são aplicadas a indivíduos / população que apresentam diferentes quantidades de gordura corporal e dentro de uma faixa etária não limitada.

As equações específicas possuem uma vantagem em relação às equações generalizadas por apresentar uma maior validade preditiva ao ser utilizadas em indivíduos / população que pertençam ao mesmo grupo da qual se originou a equação; dessa forma, quanto maior a especificidade da equação, bem mais restrita será sua aplicação.

Com isso, a criação de mais equações generalizadas que possua informações baseadas nas amostras representativas de populações heterogêneas em relação, por exemplo, à idade e ao nível de adiposidade, podem aumentar as opções de aplicação.

Ainda não existe um filtro adaptativo desenvolvido que possa ser utilizado como uma ferramenta de auxílio para o diagnóstico e prevenção do percentual de gordura de indivíduos.

A estrutura do filtro que será desenvolvido neste projeto possui as técnicas de características de predição necessárias para tal utilização por profissionais da área da saúde, levando-se assim a possível redução de mortalidade condicionada pela obesidade que decorre principalmente da maior ocorrência de eventos cardiovasculares.

1.3 Objetivo

Desenvolver um filtro adaptativo capaz de identificar e estimar o percentual de corporal. A estrutura do filtro que será desenvolvido neste projeto possui as técnicas de características de predição necessárias para tal utilização por profissionais da área da saúde.

Levando-se assim a possível redução de mortalidade condicionada pela obesidade que decorre principalmente da maior ocorrência de eventos cardiovasculares.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Obesidade

A obesidade é considerada uma doença crônica, que abrange fatores sociais, comportamentais, ambientais, culturais, psicológicos, metabólicos e genéticos. Conceituada pelo acúmulo excessivo de gordura corporal resultante de um desequilíbrio energético prolongado, geralmente causado pelo excesso de consumo de calorias e/ou pela falta de atividade física.

A prevalência de sobrepeso e obesidade tem aumentando de forma bem rápida, sendo considerado um problema importante na saúde pública no mundo.

Os fatores genéticos desempenham papel importante na determinação da suscetibilidade do indivíduo para o ganho de peso, porém são os fatores ambientais e de estilo de vida, tais como hábitos alimentares inadequados e sedentarismo, que geralmente levam a um balanço energético positivo, favorecendo o surgimento da obesidade [7].

Inúmeros estudos têm comprovado que a obesidade está fortemente conectada a grandes riscos e a maiores desfechos, sejam cardiovasculares, câncer ou mortalidade.

A obesidade é causa de incapacidade funcional, de redução da qualidade de vida, redução da expectativa de vida e aumento da mortalidade. Condições crônicas, como doença renal, osteoartrose, câncer, DM2, apneia do sono, doença hepática gordurosa não alcoólica (DHGNA), HAS e, mais importante, DCV, estão diretamente relacionadas com incapacidade funcional e com a obesidade. Além disso, muitas dessas comorbidades também estão diretamente associadas à DCV. Muitos estudos epidemiológicos têm confirmado que a perda de peso leva à melhora dessas doenças, reduzindo os fatores de risco e a mortalidade [8].

O sobrepeso e a obesidade também estão associados a distúrbios psicológicos, incluindo depressão, distúrbios alimentares, imagem corporal distorcida

e baixa autoestima. As prevalências de ansiedade e depressão são de três a quatro vezes mais altas entre indivíduos obesos. Além disso, indivíduos obesos também são estigmatizados e sofrem discriminação social [7].

Estima-se que em 2025, cerca de 2,3 bilhões de adultos estejam com sobrepeso; e mais de 700 milhões, obesos. O número de crianças com sobrepeso e obesidade no mundo poderia chegar a 75 milhões, caso nada seja feito [9].

O número de crianças e adolescentes obesos em todo o mundo, com idades de 5 a 19 anos, aumentou dez vezes nos últimos 40 anos. Se as tendências atuais continuarem, em 2022 haverá mais crianças e adolescentes com obesidade do que com desnutrição moderada e grave, de acordo com um estudo liderado pelo *Imperial College London* e pela *Organização Mundial da Saúde (OMS)*. O estudo foi publicado na revista ***The Lancet*** um dia antes do Dia Mundial da Obesidade, celebrado em 11 de outubro. A publicação analisou as medidas de peso e altura de cerca de 130 milhões de pessoas com mais de cinco anos de idade (31,5 milhões de pessoas entre os cinco e os 19 anos e 97,4 milhões com mais de 20 anos) - o maior número de participantes envolvidos em um estudo epidemiológico. Mais de 1.000 colaboradores participaram do estudo, que avaliou o índice de massa corporal (IMC) e como a obesidade mudou em todo o mundo entre 1975 e 2016 [10].

Estudos recentes realizados no Brasil sobre a obesidade apontam que mais de 50% da população está acima do peso, ou seja, na faixa de sobrepeso e obesidade. Enquanto que crianças e adolescentes estariam em torno de 15% [9].

2.2 Composição Corporal

A composição corporal – como pode ser visto na Figura 1 – é definida como sendo a quantidade dos principais componentes estruturais do corpo humano. Por meio do estudo da composição corporal é possível relatar a distribuição de gordura, músculos, ossos e vísceras, e, ainda realizar um perfil individual ou de grupos ao que diz respeito à relação de especialidade esportiva, atividade física e sedentarismo.

Utiliza-se a avaliação da composição corporal, para identificar a condição inicial do indivíduo, com o objetivo de verificar se sua quantidade e distribuição de gordura corporal podem causar risco à saúde. Já que a obesidade está associada a um grande número de doenças crônicas degenerativas [11].

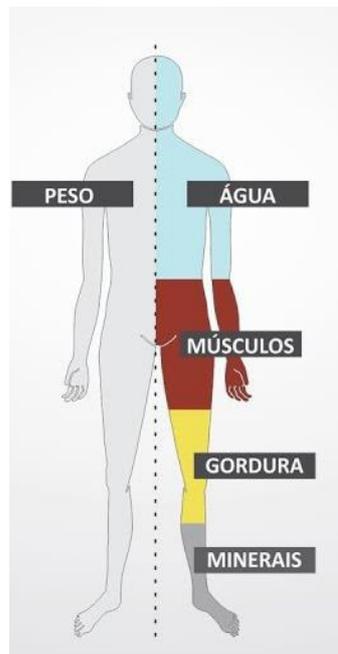


Figura 1 - Principais Componentes Estruturais do Corpo Humano. Imagem retirada da Internet.

A composição corporal se caracteriza pela proporção entre os diferentes componentes corporais e a massa corporal total, que é normalmente expressa pelas percentagens de gordura e de massa magra. Pela avaliação da composição corporal, podemos determinar os componentes do corpo humano de forma quantitativa, utilizando os dados obtidos para observar o nível de desenvolvimento e crescimento de crianças e jovens, e o como se encontram os componentes corporais de adultos e idosos.

A sua análise detalhada permite a quantificação de grande variedade de componentes corporais e torna-se de extrema importância porque permite determinar a quantidade total e regional de gordura corporal (Fragoso e Vieira, 2000). É neste sentido, que a avaliação da Composição Corporal se revela como extraordinariamente importante. Existem várias formas de fazê-lo, no entanto, as mais

precisas são bastante dispendiosas e morosas. Porém, existem formas indiretas de calcular a Composição Corporal, que são mais acessíveis a todos os níveis. Uma dessas formas é a Antropometria, derivada do grego *anthropos* (antropo ou antropia) que significa homem e *metron* (metria ou metro) que equivale a medida. A antropometria pode, então, ser definida como "*A parte da antropologia que estuda as proporções e medidas do corpo humano*" [12].

A antropometria tem sido necessária para avaliar o tamanho e as proporções dos segmentos corporais, através da medição de circunferências e comprimento dos segmentos corporais. A partir de 1910, a espessura do tecido adiposo subcutâneo começou a ser medido se utilizando o método das pregas adiposas. Nos anos 60 e 70, essas medidas começaram a ser utilizadas para desenvolver equações antropométricas com o objetivo de predizer a densidade total do corpo e a gordura corporal. Há outro método capaz de avaliar a composição corporal, podendo ser aplicado em ambientes de campo e clínico, é a análise da *Bioimpedância*.

Este método foi iniciado anos 60, e é um método que avalia essencialmente a quantidade de água total no organismo, através da aplicação de uma corrente eléctrica, baseando-se no princípio de que só as substâncias ionizadas têm, de conduzir corrente eléctrica. Por ser um método rápido e não invasivo, é mais caro que o método das pregas adiposas e antropométrico.

Existe ainda a *densitometria radiológica de dupla energia*. É um método não invasivo que é utilizado para medir o conteúdo mineral ósseo, a quantidade de gordura corporal e a quantidade de massa de gordura feita através de uma sequencia de feixe de raios-X que é retardado ao atravessar aquelas superfícies.

Quando estudamos sobre a composição corporal, estamos a nos referir sobre o estudo de diferentes componentes químicos do corpo humano. Estamos buscando um detalhamento que possa permitir visualizar uma grande variedade de componentes corporais, tais como a água, as proteínas, a gordura, os hidratos de carbono, os minerais, etc.,

Por mais que os componentes sejam iguais em todos os indivíduos, sendo o de maior constituinte corporal a água, com as proteínas e as gorduras logo em seguida, a quantidade de cada constituinte corporal varia de indivíduo para indivíduo.

É de suma importância o estudo detalhado sobre a composição corporal, para que possamos utilizar as informações para:

- Identificar riscos de saúde associados a níveis excessivamente altos ou baixos de gordura corporal total;
- Identificar riscos de saúde associados ao acúmulo excessivo de gordura intra-abdominal;
- Proporcionar a percepção sobre os riscos de saúde associados à falta ou ao excesso de gordura corporal;
- Monitorizar mudanças na composição corporal associadas a certas doenças;
- Avaliar a eficiência das intervenções nutricionais e de exercícios físicos na alteração da composição corporal;
- Estimar o peso corporal ideal de atletas e não atletas;
- Formular recomendações dietéticas e prescrições de exercícios físicos;
- Monitorizar mudanças na composição corporal associadas ao crescimento, desenvolvimento, maturação e idade.

3 MÉTODOS DE AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO CORPORAL

Existem técnicas que são utilizadas para a determinação do percentual de gordura, essas técnicas são chamadas de “*Métodos de Avaliação Corporal*”. Estes métodos podem ser divididos em: *Métodos Diretos, Métodos Indiretos e Duplamente Indiretos*.

3.1 Método Direto

Método realizado com medição direta nos tecidos. Não é aplicável a seres vivos. Neste método, há a separação dos componentes estruturais do corpo humano para analisar a massa de forma isolada e fazer relação entre os demais componentes e a massa do total do corpo. Por ser uma metodologia de difícil aplicação, existem poucos estudos, uma vez que este método somente pode ser realizado em cadáveres.

3.2 Método Indireto

Confiáveis, porém de difícil execução ou custos elevados.

Ex.: Hidrostática e Dexa.

3.2.1 Pesagem Hidrostática

Esta se baseia no princípio de Arquimedes segundo o qual “todo o corpo mergulhado num fluido (líquido ou gás) sofre, por parte do fluido, uma força vertical para cima, cuja intensidade é igual ao peso do fluido deslocado pelo corpo”.

A Pesagem Hidrostática calcula o volume corporal através da diferença entre a massa corporal aferida normalmente e a medição do corpo submerso em água. Primeiro verifica-se a massa do indivíduo fora de água, e depois dentro de água.

Na pesagem dentro de água – ilustrado na figura 2 -, o indivíduo deve realizar uma expiração máxima, visando retirar a maior quantidade possível de ar dos pulmões.

Como este procedimento envolve adaptação ao meio líquido, são realizadas de 8 a 12 pesagens submersas, então se calcula a média das três maiores medidas.



**Figura 2 - Pesagem Hidrostática.
Imagem Retirada da Internet**

3.2.2. DEXA (Dual Energy X-ray Absorptiometry)

Este método – ilustrado na figura 3 - avalia não só o percentual de gordura, pois ele também faz uma análise completa da sua massa óssea e muscular. Este método é baseado no princípio de que, o osso e os tecidos moles do corpo podem ser atravessados por feixes de raio-x que são emitidos alternadamente, sendo que a predição do conteúdo mineral ósseo, da massa gorda e da massa livre de gordura é feita através da quantificação dos feixes de raio-x que são retardados ao atravessar aquelas superfícies.

As imagens resultantes também facilitam o diagnóstico na detecção de desequilíbrios musculares entre os lados direito e esquerdo do corpo. É um dos melhores métodos atualmente, porém, possui custo bastante elevado a cada sessão, além da excessiva exposição à radiação. O que torna inviável a utilização frequente desse método de análise da composição corporal.



Figura 3 - Densitometria óssea sendo realizado através do DEXA.
Imagem retirada da Internet.

3.3 Duplamente indireto

Por serem mais simples e rápido, é o mais utilizado nas clinicas atualmente.

Ex.: Antropometria e Bioimpedância.

3.3.1 Antropometria

A antropometria estuda as medidas de tamanho e proporções do corpo humano. As medidas antropométricas tais como **peso, altura, circunferência de cintura e circunferência de quadril** são utilizadas para o diagnóstico do estado nutricional (desnutrição, excesso de peso e obesidade) e avaliação dos riscos para algumas doenças (diabetes mellitus, doenças do coração e hipertensão) em crianças, adultos, gestantes e idosos [13].

3.3.1.2 Dobras Cutâneas / Adipômetros

Nesse método a ideia é medir, em milímetros, as dobras de gordura da pele de modo a estimar a profundidade da camada de gordura sobre ela.

Vale ressaltar a existência dos mais variados modelos e marcas diferentes de adipômetros no mercado que podem apresentar resultados diferentes entre si, então é de suma importância a utilização sempre do mesmo equipamento e o mesmo processo e fórmulas nas suas avaliações.

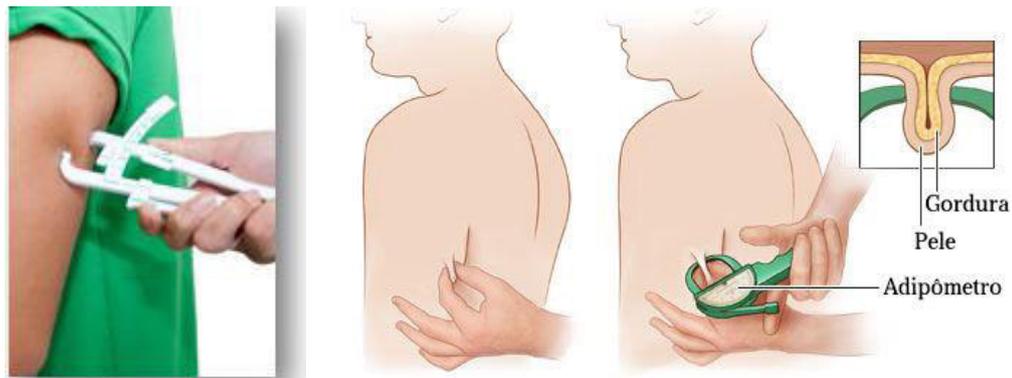


Figura 4 - Medição das dobras cutâneas com diferentes modelos de adipômetros. Imagem retirada da Internet.

3.3.1.3 Índice de Massa Corporal (IMC)

O Índice de Massa Corporal (IMC) é o resultado da divisão da medida do peso corporal, em quilos (kg), pela altura em metros ao quadrado (m^2).

Os valores de IMC são os mais utilizados para a uma análise da composição corporal, mas seus resultados devem ser analisados com muita cautela no contexto individual. Nessa perspectiva, é importante ressaltar que os valores de IMC não são mais do que um manuseio matemático das medidas de peso corporal e de altura fundamentada no pressuposto de que toda medida de peso corporal que ultrapasse os valores de referência deverá oferecer indícios do excesso de gordura corporal.

Ou seja, quanto maior acúmulo de gordura corporal um indivíduo possuir, maior será o aumento nas medidas do peso corporal e, por sua vez, nos valores do IMC. O IMC é uma ferramenta muito importante e necessária para a avaliação da composição corporal em crianças e adolescentes, principalmente onde há estudos epidemiológicos com grandes informações de amostragem, já que o método IMC é caracterizado por ser um método barato, fácil de mensurar e não invasivo. Porém, para crianças hospitalizadas, seu uso é limitado, pois um baixo valor de IMC não indicará perda de gordura corporal, mas de massa magra. Portanto, para avaliar a composição corporal de crianças hospitalizadas, é necessário a utilização de outros métodos.

O IMC é a razão mais famosa em biologia humana, sendo expresso como massa em quilograma (kg) dividida pela estrutura em metros quadrados (m²):

$$IMC = \text{peso (kg)} / \text{altura (m}^2\text{)}$$

De acordo com *Organização Mundial de Saúde (OMS)*, um IMC que possui valores entre 18,5 e 24,9 é sinónimo de normalidade; se os valores resultantes possuírem um valor abaixo de 18,4 é considerado magreza, o que acarreta um maior risco para a saúde. Já os valores entre 25 e 29,9 indicam um excesso ponderado; mas os valores resultantes acima de 30 já indicam um diagnóstico de obesidade.

3.4 Método de Condutividade - Bioimpedância Elétrica

Bioelectrical Impedance Analysis - BIA

Este método se baseia na condução de uma corrente elétrica de baixa intensidade através do corpo. A medição da composição corporal é feita através da de uma pequena corrente eléctrica alternada (cerca de 1 mA) a uma frequência de 50 kHz, que é introduzida no organismo, e posterior registo da oposição diferencial dos tecidos (impedância) ao percurso da mesma.

Como a impedância varia de acordo com o tecido que está sendo mensurado e, sendo a massa magra um bom condutor de energia por possuir alta concentração de água e eletrólitos e a massa gorda um mau condutor de energia, pode-se dizer que a impedância é diretamente proporcional ao percentual de gordura corporal [14].

Os tecidos que contêm pouca água e eletrólitos, tais como tecido adiposo e o tecido ósseo, são maus condutores da corrente eléctrica, e acabam por oferecer grande resistência à passagem da corrente. Os tecidos biológicos como o sangue, as vísceras e os músculos são bons condutores por possuírem elevados conteúdos em fluidos e eletrólitos. Por tanto, pessoas com grande quantidade de músculos têm uma impedância menor do que indivíduos com uma grande quantidade de tecido adiposo [12].

A bioimpedância é considerada uma técnica para a medição da composição corporal de forma indolor, precisa, rápida, segura, não invasiva e portátil. Por estes motivos substitui na prática clínica, com a mesma precisão que os métodos mais sofisticados, mais complexos e caros, que não justificam a relação custo/benefício. Tornou-se então, um dos métodos mais utilizados em clínicas, por estas e outras razões (nomeadamente custos baixos, resultados imediatos, não requerimento de pessoal altamente especializado, presença de equações específicas para diferentes grupos populacionais, etc.) [12].

3.4.1 Aplicação da BIA – Modelo Tetrapolar

A transmissão da corrente elétrica pelo corpo se dá por quatro sensores metálicos (modelo tetrapolar), que em contato com as mãos e/ou pés, registram a impedância dos segmentos corporais entre membros superiores e o tronco, ou somente entre membros inferiores, ou ainda entre membros superiores e inferiores. A figura 5 ilustra a aplicação da BIA – modelo Tetrapolar [15].

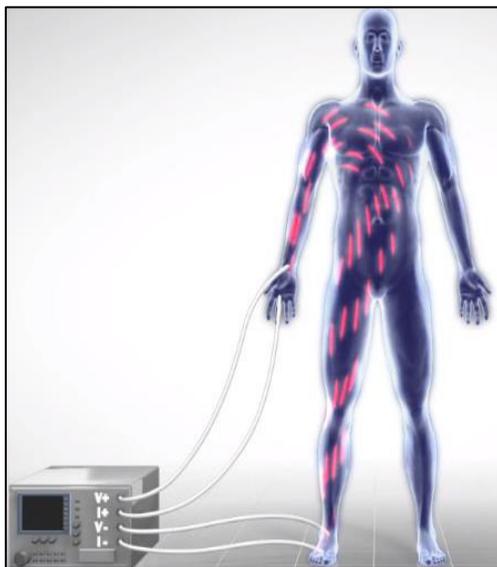


Figura 5 - Aplicação da BIA - modelo Tetrapolar. Fonte: Imagem retirada da Internet.

O aparelho que avalia os segmentos superiores e inferiores é o modelo mais utilizado da BIA, pois consiste na utilização de quatro eletrodos fixados à mão, próximo à articulação metacarpo-falange da superfície dorsal; ao pulso, entre as proeminências distais do rádio e da ulna; ao pé, no arco transversal da superfície

superior e ao tornozelo, entre os maléolos medial e lateral [15]. A figura 6 demonstra os locais onde os eletrodos são colocados.

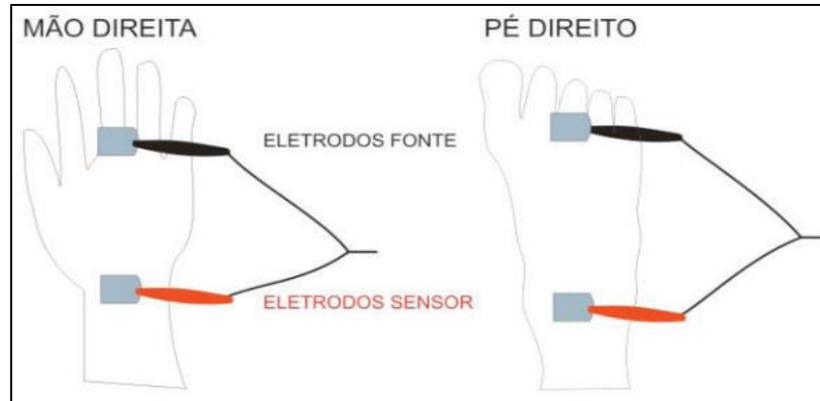


Figura 6 - Demonstração do local de colocação dos eletrodos.
Fonte: Avaliação Nutricional.

Em seguida, uma corrente de excitação é aplicada aos eletrodos fonte (distais) na mão e no pé, e a queda de tensão, provocada pela impedância, é detectada pelos eletrodos-sensor (proximal), localizados no pulso e no tornozelo.

O modelo de BIA tradicional (mão-pé) parece apresentar melhor acurácia do que os aparelhos que possuem apenas um segmento corporal, como o BIA mão-mão ou pé-pé, sendo este último geralmente realizado através de plataforma de balanças [15].

Nestes, os eletrodos estão em contato apenas com as regiões plantares, passando a corrente elétrica apenas pelas pernas e região pélvica. Isto possivelmente resulta em uma avaliação deficitária da composição corporal, devido ao fato desta técnica desconsiderar o tronco e os membros superiores, podendo superestimar a proporção de água se o indivíduo apresentar edema, por exemplo, ao nível dos membros inferiores, ou simplesmente se a bexiga estiver cheia. Entretanto, até o momento, as informações não são conclusivas [15].

3.4.2 Problema de Aplicação da BIA

Contudo, este método também apresenta limitações, sendo a principal, a dependência da grande colaboração por parte do avaliado, dado que não pode apresentar alterações de hidratação. Assim, a quantidade de alimentos e líquidos ingeridos, assim como a atividade física são fatores a ter em conta no dia do teste. Além disso, só pode avaliar em algumas condições de saúde (indivíduos saudáveis, obesidade leve ou moderada, diabetes mellitus) [12].

Exemplo: Dois homens “A” e “B” possuem o mesmo peso. Apesar de terem o mesmo peso, o homem “A” tem mais músculos que o “B”. Como as células musculares contêm mais água que as células de gordura, a corrente elétrica flui mais facilmente através do corpo “A” que vai apresentar um valor de impedância relativamente menor que o “B”. Com esses valores de impedância são determinados os volumes de água de cada pessoa.

Este exemplo pode ser visualizado na figura 7 abaixo:

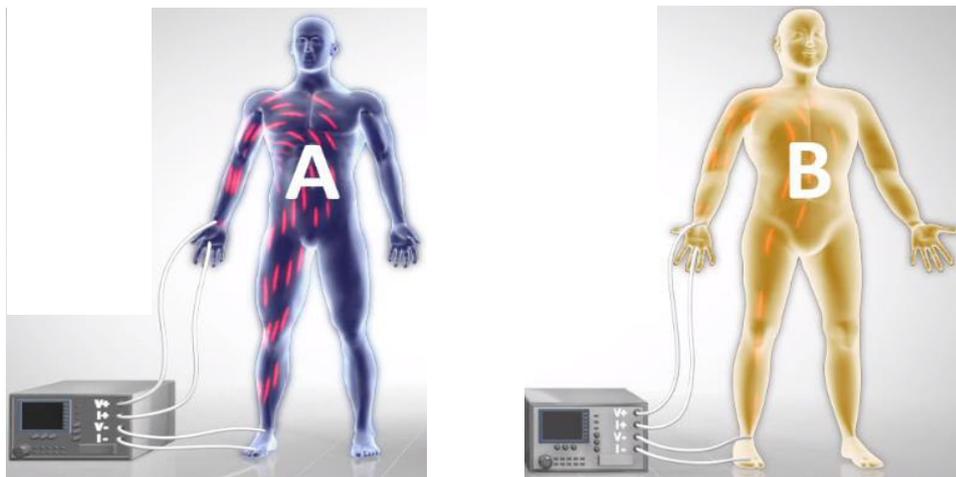


Figura 7 - Problema de aplicação da BIA em indivíduos do mesmo peso. Fonte: Imagem retirada da Internet.

3.4.3 Equações de Predição

Há diversas equações de predição que, a partir dos valores obtidos pela BIA e combinados com informações de peso corporal, altura, idade, sexo e atividade física, estimam a composição corporal e quantificam a massa de gordura, massa magra e água corporal total.

Estudos e validação de equações de BIA vêm sendo amplamente realizados, entretanto, as equações de predição variam conforme o aparelho e apresenta validade apenas para a população de origem, o que constitui um fator limitante para sua utilização em outros grupos populacionais. Neste sentido, deve-se analisar cuidadosamente a escolha de uma equação de BIA que seja específica para determinado grupo de indivíduos [15] [16].

O uso de equações preditivas generalizadas, entre diferentes idades e grupos étnicos, é o principal fator limitante da BIA; A maior parte das equações utilizadas é desenvolvida com base em indivíduos saudáveis; por esta razão a aplicação destas equações deve ser tão rigorosa. Pois uma equação validada numa determinada população, com determinadas características, pode não estar adaptada às de outra população [16].

4 FILTROS ADAPTATIVOS

Um sistema adaptativo é aquele cuja estrutura é alterável (através do ajuste dos seus coeficientes) de tal forma que seu comportamento melhore de acordo com algum critério de desempenho através da exposição ao ambiente no qual será inserido [17].

O ajuste dos coeficientes do filtro adaptativo é realizado através da implementação de um algoritmo, devidamente escolhido, cujo objetivo é atender a requisitos do sistema. Estes algoritmos são definidos como algoritmos adaptativos.

Dessa forma, um filtro pode ser definido como um dispositivo que atua em um conjunto de dados, visando à extração de informação relevante [18]. Em termos estatísticos, uma solução do problema de filtragem, se baseia em certos parâmetros estatísticos do sinal de informação – média e correlação, por exemplo – e assim se utiliza esses parâmetros para projetar um filtro de acordo com algum critério estabelecido, sendo as técnicas de otimização as mais utilizadas.

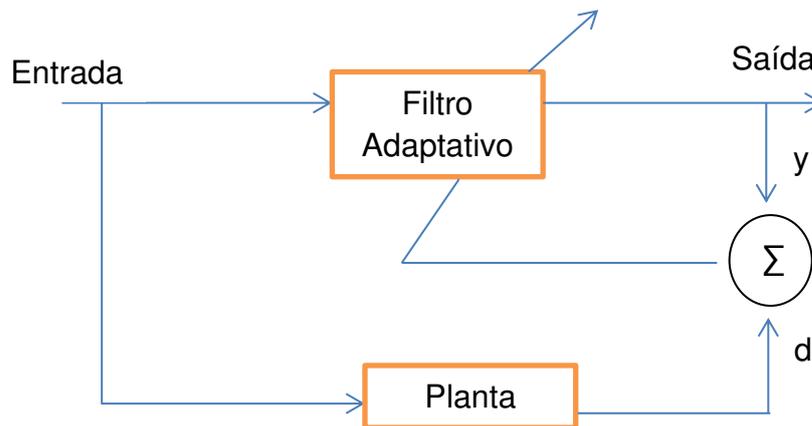
Um método mais eficiente para otimização no processo de filtragem é o uso de um filtro adaptativo, que possibilita um ajuste dos parâmetros do filtro sem o completo conhecimento prévio das características relevantes do sinal. O algoritmo é inicializado em condições pré-determinadas e, através de um processo iterativo, converge para a melhor solução, segundo o critério estabelecido.

Uma abordagem comumente empregada no problema de filtragem é a minimização do valor quadrático médio de um sinal de erro, definido como a diferença entre a resposta desejada e a saída atual do filtro.

4.1 Aplicações de Filtro Adaptativos

As aplicações dos filtros adaptativos são normalmente classificadas em quatro tipos, isso depende da forma em que o sinal de entrada chega ao filtro adaptativo:

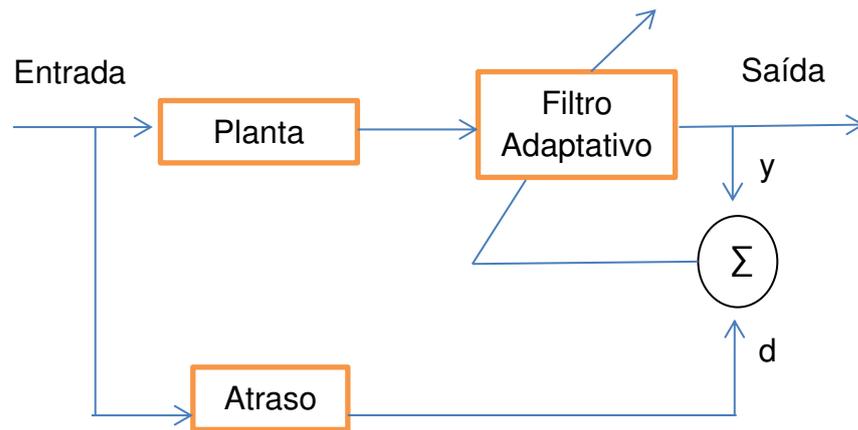
- **Identificação de Sistemas:** Um filtro adaptativo é usado para fornecer um modelo linear que represente o melhor ajuste (em algum sentido) para uma planta desconhecida. A planta e o filtro adaptativo são conduzidos por a mesma entrada. Ilustração na figura 8.



**Figura 8 - Aplicação de filtro adaptativo:
Modelo de Identificação de sistemas.**

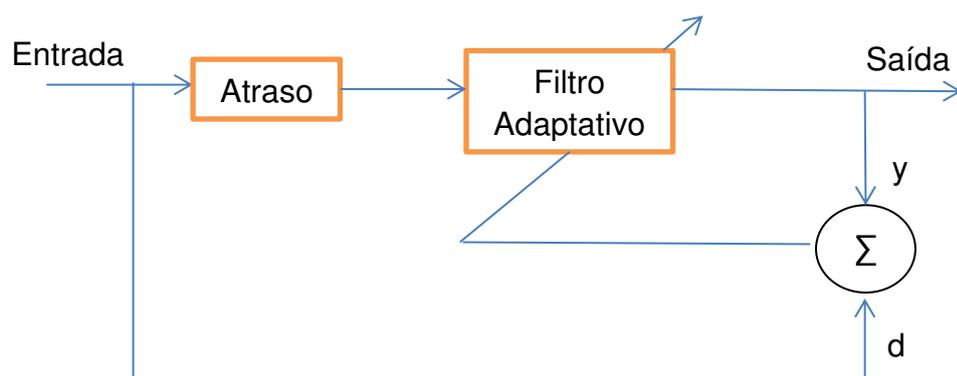
- **Modelo Inverso:** Nesta segunda classe de aplicações, a função do filtro adaptativo é fornecer um modelo inverso que represente o melhor ajuste (em algum sentido) a uma planta ruidosa desconhecida. Idealmente, no caso de um sistema linear, O modelo inverso possui uma função de transferência igual ao recíproco (inverso) da função de transferência da planta, de modo que a combinação dos dois constitui uma ideal transmissão média.

Uma versão atrasada da entrada da planta (sistema) constitui a resposta desejada para o filtro adaptativo. Em algumas aplicações, a entrada da planta é usada sem demora como a resposta desejada. Ilustração na figura 9.



**Figura 9 - Aplicação de filtro adaptativo:
Modelo Inverso.**

- **Predição:** Aqui, a função do filtro adaptativo é fornecer a melhor predição (em algum sentido) do valor presente de um sinal aleatório. O valor atual do sinal, portanto, atende o objetivo de uma resposta desejada para o filtro adaptativo. Os valores passados do sinal fornecem a entrada aplicada ao filtro. Dependendo da aplicação de interesse, a saída do filtro adaptativo ou o erro de estimativa (predição) pode ser o resultado do sistema. No primeiro caso, o sistema funciona como um preditor (previsão); No último caso, ele funciona como um filtro de erro preditor (previsão).



**Figura 10 - Aplicação de filtro adaptativo:
Modelo Predição.**

- **Cancelamento de Ruído:** Nesta última classe de aplicações, o filtro adaptativo é usado para cancelar interferências desconhecidas contidas (ao lado de componente de sinal de informação) em um sinal primário, com o cancelamento

sendo otimizado em algum sentido. O sinal primário serve como a resposta desejada para o filtro adaptativo. Um sinal de referência (auxiliar) é usado como entrada para o filtro.

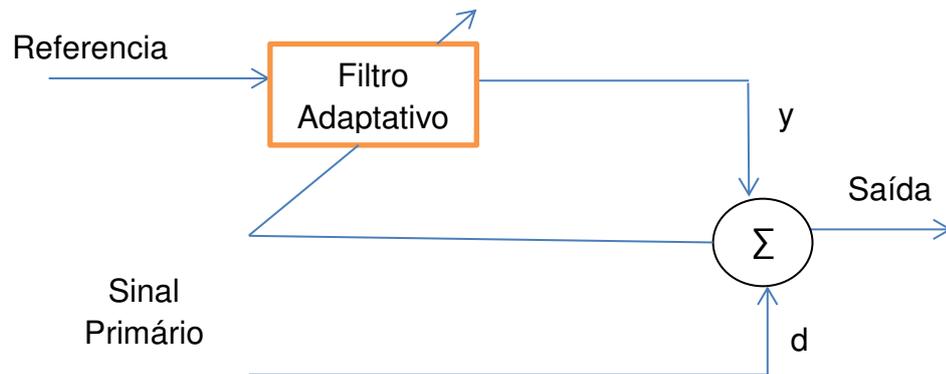


Figura 11 - Aplicação de filtro adaptativo: Cancelamento de ruído.

4.2 Estruturas de Filtragem

Os filtros adaptativos podem ser classificados e associados de acordo com a suas respectivas estruturas de implementação: lineares e não lineares.

Filtros Lineares resultam em um estimado da resposta desejada utilizando uma combinação linear dos sinais de entrada, ou seja, a saída do filtro é uma função linear das observações de entrada do filtro.

Caso contrário, o filtro é dito não linear.

4.3 Filtros Ótimos Lineares

Um critério bastante utilizado para se encontra uma solução ótima linear, é minimizando o valor do quadrado médio do sinal de erro definido pela diferença entre a resposta desejada e a saída do filtro. Para entradas estacionárias, a solução

resultante comumente conhecida como filtro de Wiener; que é dito ser o melhor no quesito do erro quadrático médio.

4.4 Classificação de filtros lineares

Os filtros lineares são classificados de acordo com sua resposta ao impulso. Caracterizados por serem de memória finita ou infinita, são respectivamente denominados de resposta ao impulso finita (FIR) e duração infinita (IIR).

Dentre os tipos de estrutura de filtros com memória finita, estudaremos o filtro FIR, também pode ser chamado de ***filtro de linha de atraso – Tapped Delay Line - ou filtro transversal.***

Os filtros lineares obedecem a duas relações fundamentais:

$$y(n) = w(n) * x(n) \quad (1)$$

onde (n) , corresponde ao índice temporal discreto, $w(n)$ representa a resposta ao impulso do filtro, $x(n)$ o sinal de entrada, e $y(n)$ o sinal de saída. E:

$$Y(z) = W(z) * X(z) \quad (2)$$

sendo $W(z)$, a função de transferência do filtro, $X(z)$ a transformada Z do sinal de entrada, e $Y(z)$ a transformada Z do sinal de saída.

Um filtro FIR pode ser implementado como uma combinação linear das amostras de entrada com diferentes atrasos e ponderações. Neste caso a saída do filtro FIR de ordem N pode ser escrita como:

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} w(n) * x(n-k) \quad (3)$$

$$y(n) = w(n)^T x(n) \quad (4)$$

$$y(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{N-1}] \begin{bmatrix} x(n) \\ x(n-1) \\ \vdots \\ x(n-N+1) \end{bmatrix} \quad (5)$$

4.5 Filtro de Wiener e o critério do Erro Quadrático Médio

Uma maneira de se obter uma função custo capaz de reverter distorções em um sinal é realizar uma comparação entre a saída do filtro e um sinal desejado conhecido. Este modelo de filtragem, é ilustrado na Figura 12.

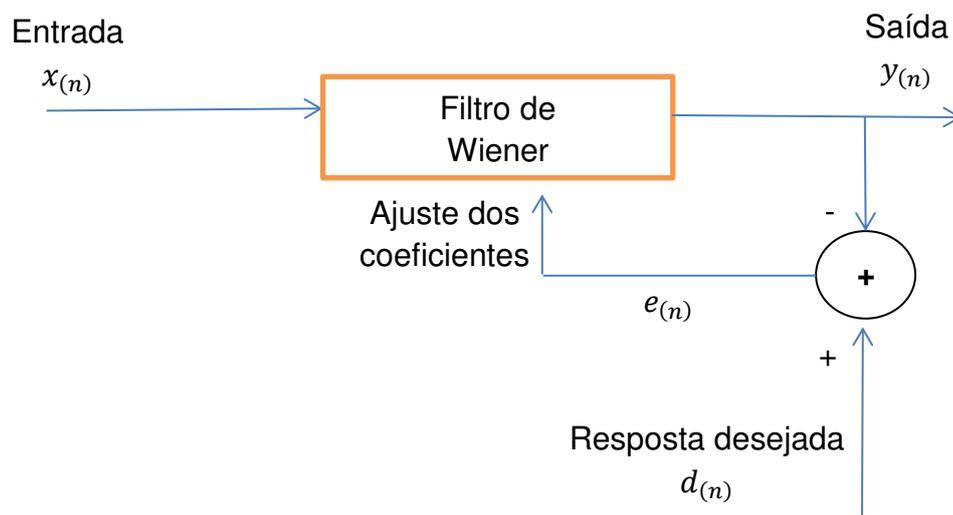


Figura 12 – Estrutura Filtro de Wiener

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

(6)

Sendo: $e(n)$ – Erro de estimação;
 $d(n)$ - Resposta desejada;
 $y(n)$ - Saída do filtro.

A ideia do método consiste em inserir amostras de um processo estocástico $x_{(n)}$ em um filtro com vetor de parâmetros w , produzindo um sinal de saída $y_{(n)}$ tão próximo quanto possível de um sinal desejado $d_{(n)}$, sendo que a diferença entre os sinais dá origem a um erro de estimação $e_{(n)}$.

O objetivo do ajuste do filtro é projetar um dispositivo capaz de modificar o sinal $x_{(n)}$ de modo a se ter uma saída semelhante a um modelo de sinal conhecido previamente. O grande desafio é, então, reduzir o erro de estimação a um mínimo.

Uma medida muito comum e efetiva, capaz de tratar indiferentemente erros positivos e negativos e levar em consideração uma minimização no sentido da média e não apenas valores instantâneos, é o erro quadrático médio (EQM) [12]. A função custo correspondente, que expressa o critério de Wiener, é definida como:

$$J = E [e_{(n)} e_{(n)}^*] = E [e_{(n)}]^2 \quad (7)$$

Sendo:

E = operador estatístico esperança;

* = complexo conjugado;

O filtro é definido como uma convolução linear, a partir da equação 3. Sendo $w_{(n)}$ os coeficientes (pesos) do filtro. Os coeficientes do filtro devem ser determinados de tal forma que minimizem o erro. Podemos desenvolver a equação, substituindo a saída $y_{(n)}$ da equação 3, na equação de erro de estimação $e_{(n)}$ encontrada na equação 6. Assim, teremos:

$$\xi = E [e_{(n)}]^2 = E [d_{(n)} - y_{(n)}]^2 \quad (8)$$

$$\xi = E [d_{(n)}^2 - 2 d_{(n)} y_{(n)} + y_{(n)}^2] \quad (9)$$

Substituindo a equação 4 na equação 9, obteremos:

$$E [d_{(n)}^2 - 2 d_{(n)} w_{(n)}^T x_{(n)} + w_{(n)}^T x_{(n)} x_{(n)}^T w_{(n)}] \quad (10)$$

Aplicando – se o valor esperança em cada expressão da equação 10, teremos:

$$E [d^2_{(n)}] - 2 E [d_{(n)} w_{(n)}^T x_{(n)}] + E [w_{(n)}^T x_{(n)} x_{(n)}^T w_{(n)}] \quad (11)$$

Como o filtro apresenta características de coeficientes fixos, a função do Erro Quadrático Médio, em ambientes estacionários é dada por:

$$\xi = E [d^2_{(n)}] - 2 w_{(n)}^T E [d_{(n)} x_{(n)}] + w_{(n)}^T E [x_{(n)} x_{(n)}^T] w_{(n)} \quad (12)$$

Os termo $E [d_{(n)} x_{(n)}]$ e $E [x_{(n)} x_{(n)}^T]$ é respectivamente a correlação cruzada entre o sinal desejado e o sinal de entrada, e a autocorrelação da matriz de entrada. Denotadas por p e R . Dessa forma, nossa expressão fica da seguinte forma:

$$\xi = E [d^2_{(n)}] - 2 w_{(n)}^T p + w_{(n)}^T R w_{(n)} \quad (13)$$

Dada a expressão obtida na equação 13, devemos agora calcular o gradiente (∇) de ξ em relação a $w_{(n)}$, que é definida como:

$$\nabla = \frac{\partial \xi}{\partial w_{(n)}} = \left[\frac{\partial \xi}{\partial w_{1(n)}}, \frac{\partial \xi}{\partial w_{2(n)}}, \dots, \frac{\partial \xi}{\partial w_{n(n)}} \right]^T \quad (14)$$

$$\nabla = 2 R w_{(n)} - 2p \quad (15)$$

No filtro ótimo, o erro deve ser mínimo, e o mínimo de ξ ocorre quando sua derivada em relação a $w_{(n)}$ é o vetor nulo, ou seja, quando o gradiente é 0 (zero) - $\nabla = 0$.

$$0 = 2 R w_{(n)} - 2p \quad (16)$$

$$2 R w_{(n)} = 2p \quad (17)$$

$$R w_{(n)} = p \quad (18)$$

$$w_{(n)} = p R^{-1} \quad (19)$$

A equação 19 representa a equação do filtro ótimo. Chamada de Equação de Wiener – Hopf. Eu pela representação matricial, temos:

$$w = \begin{bmatrix} w_{(0)} \\ w_{(1)} \\ w_{(2)} \\ \vdots \\ w_{(N-1)} \end{bmatrix}; \text{ Vetor de Coeficientes do filtro.}$$

$$p = \begin{bmatrix} p_{(0)} \\ p_{(1)} \\ p_{(2)} \\ \vdots \\ p_{(N-1)} \end{bmatrix}; \text{ Vetor de correlação cruzada entre o sinal desejado e o sinal de entrada.}$$

$$R = \begin{bmatrix} r_{(0)} & r_{(1)} & \cdots & r_{(M-1)} \\ r_{(1)} & r_{(0)} & \cdots & r_{(M-2)} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{(M-1)} & r_{(M-2)} & \cdots & r_{(0)} \end{bmatrix}; \text{ Matriz de Autocorrelação de entrada.}$$

Substituindo o valor encontrado de $w_{(n)}$ encontrado na equação 19, na equação 13, obteremos à expressão geral para a função custo do critério do erro quadrático médio:

$$\xi = E [d^2_{(n)}] + (p R^{-1})^T R R^{-1} p - 2 p^T R^{-1} p \quad (20)$$

A função custo de Wiener é quadrática e tem a forma de uma parabolóide. Esta parabolóide é caracterizada por um único ponto de mínimo, que representa o valor ótimo do filtro de Wiener, demonstrando que a expressão é *unimodal*.

A Figura 13 apresenta uma típica função custo de Wiener.

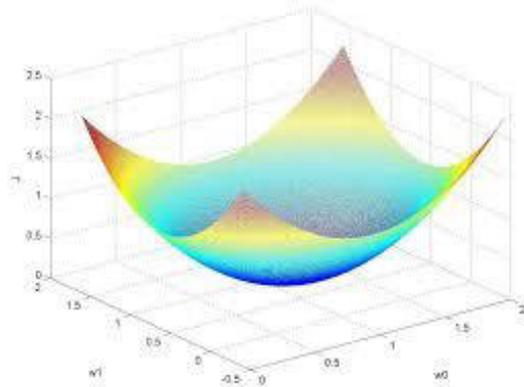


Figura 13 - Típica função de custo de Wiener

4.6 Coeficiente de Correlação

Se faz necessário em diversas situações, avaliarmos o nível (grau) de relacionamento entre duas ou mais variáveis. Com isso podemos descobrir com muito mais precisão, o quanto uma variável interfere no resultado de outra. Há critérios de avaliação já existentes para a medição desta relação, alguns critérios próprios para variáveis que seguem uma distribuição normal e outros critérios para situações onde as variáveis não seguem uma distribuição conhecida. O coeficiente de correlação de Pearson é o critério mais comum utilizado. Porém, existem situações onde o relacionamento entre as variáveis não é de característica linear, ou uma delas não é contínua ou as observações não são selecionadas aleatoriamente.

Antes de analisamos a relação entre duas variáveis X e Y , primeiramente devemos compreender o conceito de covariância. Sendo a variância uma estatística através da qual resulta ao desvio padrão que é uma medida de dispersão, de tal modo a covariância é uma estatística através da qual se resulta ao coeficiente de correlação que mede o nível de associação “linear” entre duas variáveis aleatórias X e Y . Esta análise de correlação nos permite encontrar um número que assume o grau de relacionamento linear entre as duas variáveis.

Um dos métodos mais usados para a investigação de pares de dados é a utilização de diagramas de dispersão cartesianos (conhecidos diagramas x - y). Geometricamente, um diagrama de dispersão é simplesmente uma coleção de pontos num plano cujas duas coordenadas cartesianas são os valores de cada membro do

par de dados. Este é o melhor método de examinar os dados no que se refere à ocorrência de tendências (lineares ou não), agrupamentos de uma ou mais variáveis, mudanças de espalhamento de uma variável em relação à outra e verificar a ocorrência dos valores discrepantes.

Apesar do diagrama de dispersão nos fornece uma ideia do tipo e extensão do relacionamento entre duas variáveis X e Y, seria altamente desejável ter um número que medisse esta relação. Esta medida existe e é denominada de coeficiente de correlação. Quando se está trabalhando com amostras o coeficiente de correlação é indicado pela letra r que é, por sua vez, uma estimativa do coeficiente de correlação populacional: ρ (*rho*).

O coeficiente de correlação pode variar de -1 a $+1$, com um coeficiente de $+1$, indicando uma correlação linear positiva perfeita. Um coeficiente de correlação de -1 indica correlação linear perfeita negativa, com os escores padronizados exatamente iguais em valores absolutos, diferindo apenas no sinal. Uma correlação de $+1$ ou -1 é raramente observado. O mais comum é que o coeficiente fique situado no intervalo entre estes dois valores. Um coeficiente de correlação "0" (zero) significa que não existe um relacionamento linear entre as duas variáveis.

As figuras abaixo ilustram os três tipos de relações que podemos encontrar entre as variáveis: positiva, negativa e nula.

Correlação positiva: quando há uma aglomeração dos pontos em tendência crescente, significa que conforme a variável y tende a aumentar, a variável x também aumenta. Quanto menor for à dispersão dos pontos maior será a correlação entre os dados

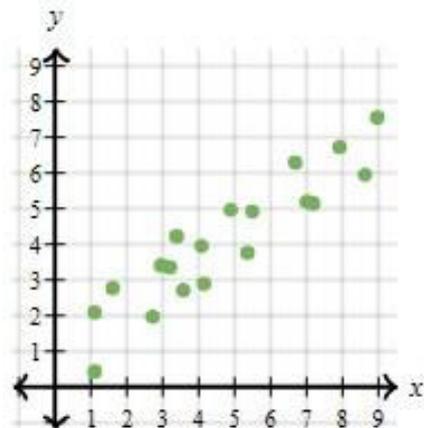


Figura 14 - Diagrama de Dispersão:
Correlação Positiva

Correlação negativa: quando os pontos se concentram em uma linha que decresce, significa que a variável y tende a diminuir enquanto a variável x aumenta, ou seja, quanto maior for a ocorrência de um dos dados, menor será a ocorrência do outro dado.

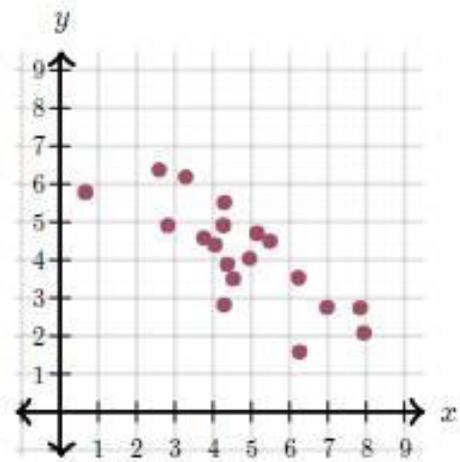


Figura15 - Diagrama de Dispersão:
Correlação Negativa

Correlação nula: quando há uma grande dispersão entre os pontos ou eles não seguem tendência positiva nem negativa, significa que não há nenhuma correlação aparente entre as variáveis. Quanto maior for a dispersão dos pontos, menor será o grau entre os dados.

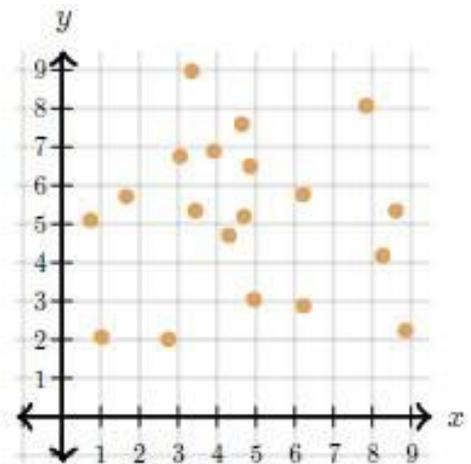


Figura 16 - Diagrama de Dispersão:
Correlação Nula

A suposição básica sobre o coeficiente de correlação é que o relacionamento entre as duas variáveis seja linear. Isto é, o coeficiente de correlação é adequado para avaliar somente o relacionamento linear. As duas variáveis podem estar perfeitamente relacionadas, mas se não for de forma linear o valor do coeficiente pode ser zero ou próximo de zero.

Suponha-se que existam apenas duas variáveis X e Y . Uma amostra da variável " X ", assumindo os valores particulares X_1, X_2, \dots, X_n e uma amostra da variável " Y " assumindo os valores particulares Y_1, Y_2, \dots, Y_n são obtidas e suponha-se ainda que o objetivo seja saber se existe algum tipo de relacionamento linear entre estas duas variáveis. Isto poderá ser medido pelo coeficiente de correlação que fornece o grau de relacionamento linear entre duas variáveis.

5 METODOLOGIA

5.1 Coleta de dados

A amostra foi obtida através de estudantes de escolas do ensino público da cidade de São Luís, Maranhão, Brasil. As escolas foram selecionadas de forma aleatória. Foi composta uma base dados com informações de 607 estudantes, com idade entre 10 a 19 anos, foi adotada alguns critérios de exclusão para a composição da amostra:

- Jovens do sexo feminino, que estivessem gestantes, em período de amamentação ou que utilizasse algum tipo de anticoncepcional;
- Jovens que possuíssem alguma deficiência física que impossibilitasse ou comprometesse as medidas antropométricas;
- Não concordância dos responsáveis ou participantes;
- Ausência no dia da coleta de dados.

Este levantamento de informações foi autorizado pelo comitê de ética em pesquisa do Hospital Universitário da Universidade Federal do Maranhão segundo parecer **251/11**.

As informações foram coletadas por pessoas treinadas e capacitadas para usar equipamentos calibrados.

As variáveis coletadas para aquisição de informações foram:

- Peso;
- Altura;
- Circunferência da Cintura; e,
- Percentual de Gordura Corporal - que foi obtido através do aparelho de Bioimpedância Tetrapolar (Sanny, Brazil).

Através das informações obtidas pelas variáveis coletadas, foi gerada uma matriz \mathbf{X} , de ordem 4×607 , sendo *peso*, *altura*, *circunferência da cintura*, e *o percentual de gordura corporal* os valores correspondentes à x_1 , x_2 , x_3 e x_4 respectivamente. A descrição da matriz pode ser visualizada a seguir:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1(1), \dots, x_1(n), \dots, x_1(N) \\ x_2(1), \dots, x_2(n), \dots, x_2(N) \\ x_3(1), \dots, x_3(n), \dots, x_3(N) \\ x_4(1), \dots, x_4(n), \dots, x_4(N) \end{bmatrix} \quad 4 \times 607$$

Onde $1 \leq n \leq N$.

5.2 Modelo do Filtro

A operação de um algoritmo de filtragem adaptável linear envolve dois processos básicos:

- O processo de filtragem projetado para produzir uma saída em resposta a uma sequência de dados de entrada, e;
- Um processo adaptativo, cujo objetivo é fornecer um mecanismo para o controle adaptativo de um conjunto ajustável de parâmetros utilizados no processo de filtragem.

Estes dois processos funcionam interativamente entre si. Naturalmente, a escolha de uma estrutura para o processo de filtragem tem um efeito profundo sobre o funcionamento do algoritmo como um todo. A resposta de impulso de um filtro linear determina a memória do filtro.

O filtro FIR consiste em três elementos básicos:

- um elemento de atraso de unidade – representado por Z^{-1} ;
- um multiplicador, e;
- um somatório.

O número de elementos de atraso utilizados no filtro determina a duração finita de sua resposta de impulso. O número de elementos de atraso é comumente referido como a ordem do filtro, sendo exemplificado geralmente pela letra M.

Os elementos de atraso são identificados pelo operador de atraso da unidade Z^{-1} .

Um multiplicador conectado a entrada do filtro resulta na operação dos valores de entrada do filtro vezes o coeficiente de peso do filtro, ou seja, $w_n * x_{n-k}$ sendo $k = 0, 1, 2, \dots, M$.

A operação soma (somatório) é o papel combinado dos agregadores no filtro para produzir uma resposta de saída global do filtro, ou seja, a soma das convoluções do filtro resultará em uma única saída, que conhecemos por $y(n)$.

Para o filtro FIR proposto neste trabalho, temos a seguinte estrutura:

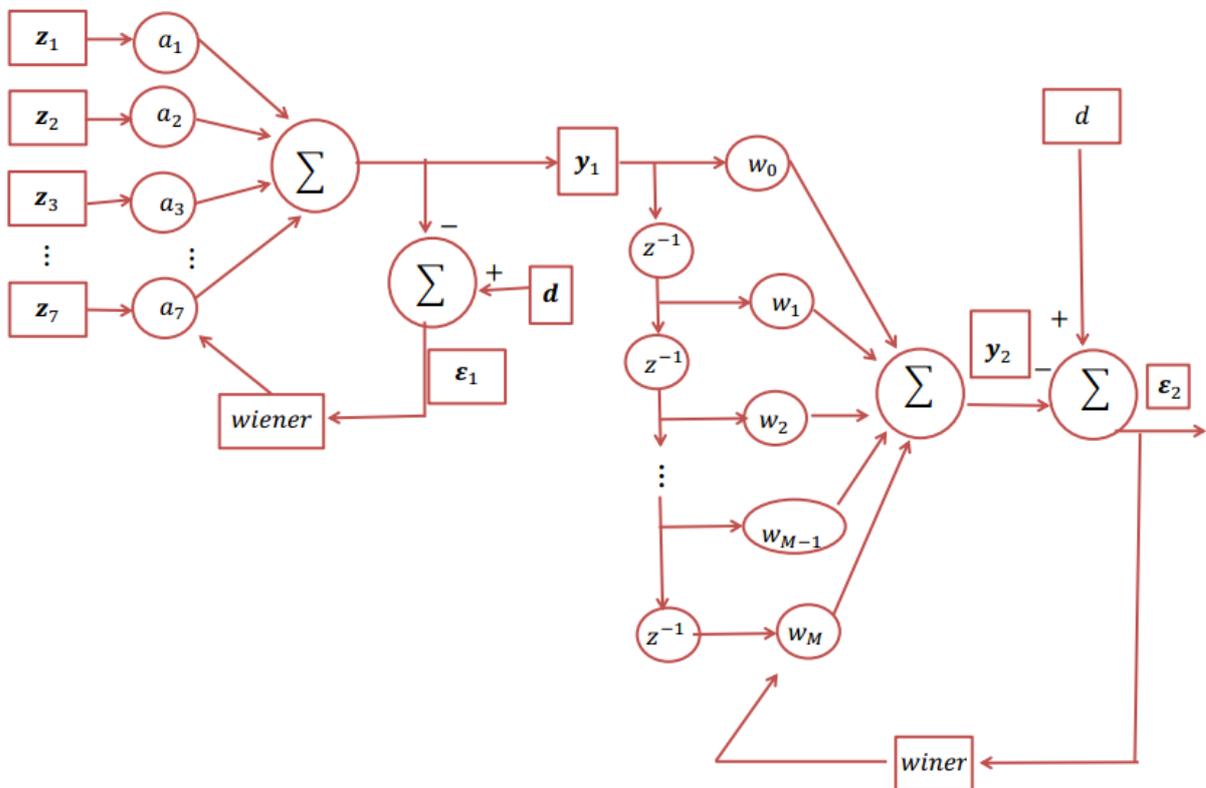


Figura 17 - Estrutura do filtro proposto

Temos em nossa estrutura as entradas sendo representadas pela matriz Z que foi gerada a partir da matrix X . Em Z estão contidos os sinais representados de z_1 a z_7 , sendo as entradas de z_1 a z_6 índices que correspondem aos valores coletados de peso sobre altura da seguinte maneira:

$$z_i(n) = \begin{cases} x_1(n) & \text{para } i = 1, 2, \dots, 607; \\ x_2^j(n) & \text{para } j = 1, 2, \dots, 6 \end{cases}$$

E z_7 , corresponde a circunferência da cintura sobre altura, sendo expressa por:

$$z_7(n) = \frac{x_3(n)}{x_2(n)}$$

Por exemplo, o estudante que ocupa a ordem de número 10 da matriz Z , irá possuir a seguinte estrutura matricial contendo as seguintes informações:

$$\mathbf{Z}_{10} = (z_1, z_2, z_3, z_4, z_5, z_6, z_7)^T$$

$$\mathbf{Z}_{10} = \left(\frac{x_1(10)}{x_2(10)}, \frac{x_1(10)}{x_2^2(10)}, \frac{x_1(10)}{x_2^3(10)}, \frac{x_1(10)}{x_2^4(10)}, \frac{x_1(10)}{x_2^5(10)}, \frac{x_1(10)}{x_2^6(10)}, \frac{x_3(10)}{x_2(10)} \right)^T$$

- Sendo T correspondente ao transposto da matriz;
- Os valores correspondentes à x_1, x_2, x_3 e x_4 , foram definidas na criação da matriz X .
- O valor de j foi empiricamente determinado por ajudar a aumentar a correlação entre o sinal desejado d e o sinal de saída Y_2 , através de outro algoritmo que auxilia na execução deste.

Com isso criou-se a resposta desejada d_n e com base nas equações da determinação dos coeficientes de W junto à saída do filtro Y_n , foi definida Y_1 como a primeira saída do sistema.

Esta saída determinada por Y_1 , será a entrada para um novo filtro para que possamos obter o sinal desejado estimado pelo filtro. Nesta etapa do filtro, Y_1 contém um retardo (atraso) de tempo determinado por outro algoritmo que auxilia na execução deste. Este retardo identifica em qual posição da amostragem existe o melhor índice de correlação entre a matriz de entrada e o resultado desejado.

Para melhor exemplificar, a nova matriz de entrada contém a primeira linha igual ao vetor de Y_t e as outras linhas contêm um atraso para cada aplicação, ou seja,

a segunda linha é Y_t atrasado duas vezes no tempo (Y_{t-2}), a terceira linha é atrasado três vezes no tempo (Y_{t-3}), e assim por diante, até que a última linha contenha o atraso respectivo ao último elemento da matriz.

Esta nova matriz de entrada Y_1 é o novo sinal para o segundo filtro adaptativo que gera os novos coeficientes de filtro W . Com esses coeficientes nós conseguimos o novo sinal de saída Y_2 . Representado pela equação:

$$Y_2 = w^t Y_1$$

Esta saída é uma estimativa do sinal desejado d .

6 RESULTADOS

Como já mencionado no capítulo anterior, nosso banco é composto por uma base de dados com informações de 607 estudantes, com idade entre 10 a 19 anos, sendo 329 do sexo feminino e 278 do sexo masculino.

Os resultados obtidos para a melhor correlação de coeficiente entre as variáveis de entrada e o resultado desejado é demonstrado a seguir; ou seja, é mostrado a seguir o diagrama de dispersão correspondente para a melhor correlação entre os coeficientes de entrada e saída, a bioimpedância estimada encontrado através do filtro adaptativo versus a bioimpedância real que foi coletada nos alunos.

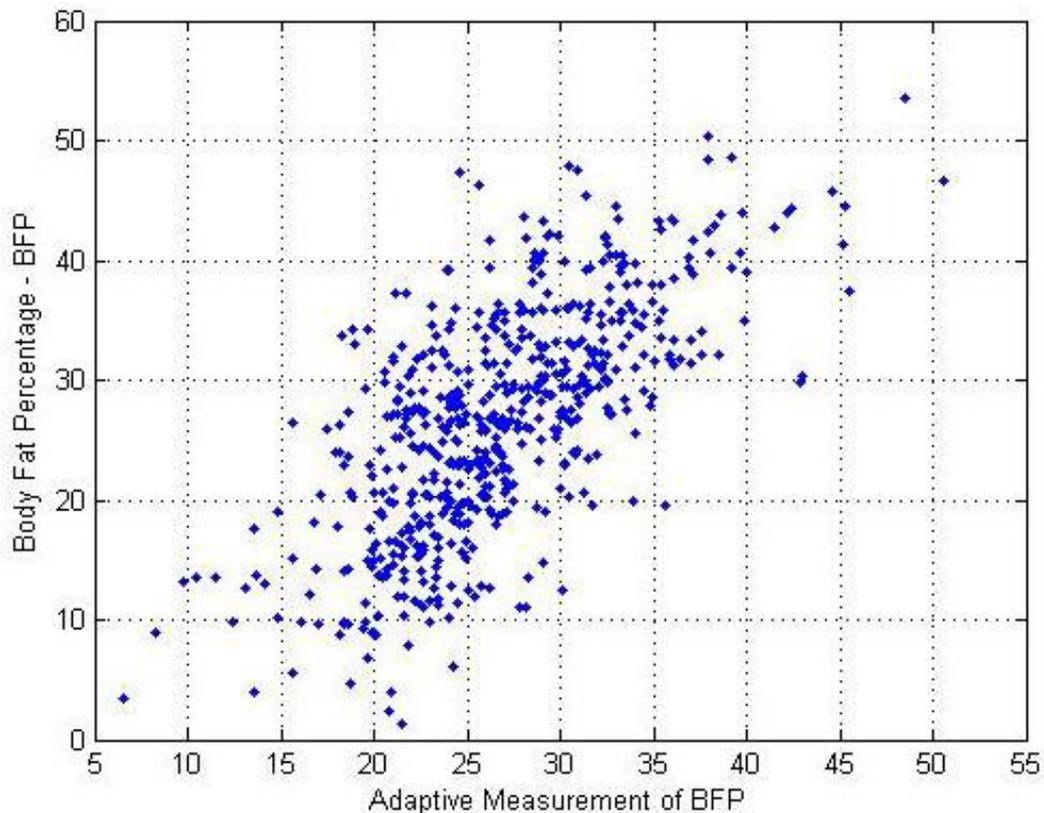


Figura18 - Diagrama de Dispersão entre variáveis

Podemos observar na figura 18 a cima que a relação entre as variáveis foi muito dispersa, não contendo a característica linear devida. Obtivemos dessa maneira, um resultado de 0.68 (68%) de correlação entre as variáveis de entrada e a estimada.

Para obter um melhor resultado para o coeficiente de correlação, foram feitos ajustes no filtro a fim de que se seus coeficientes pudessem ser atualizados. Com isso encontramos um novo valor de correlação de coeficiente que pode ser visualizada na figura 19 a seguir.

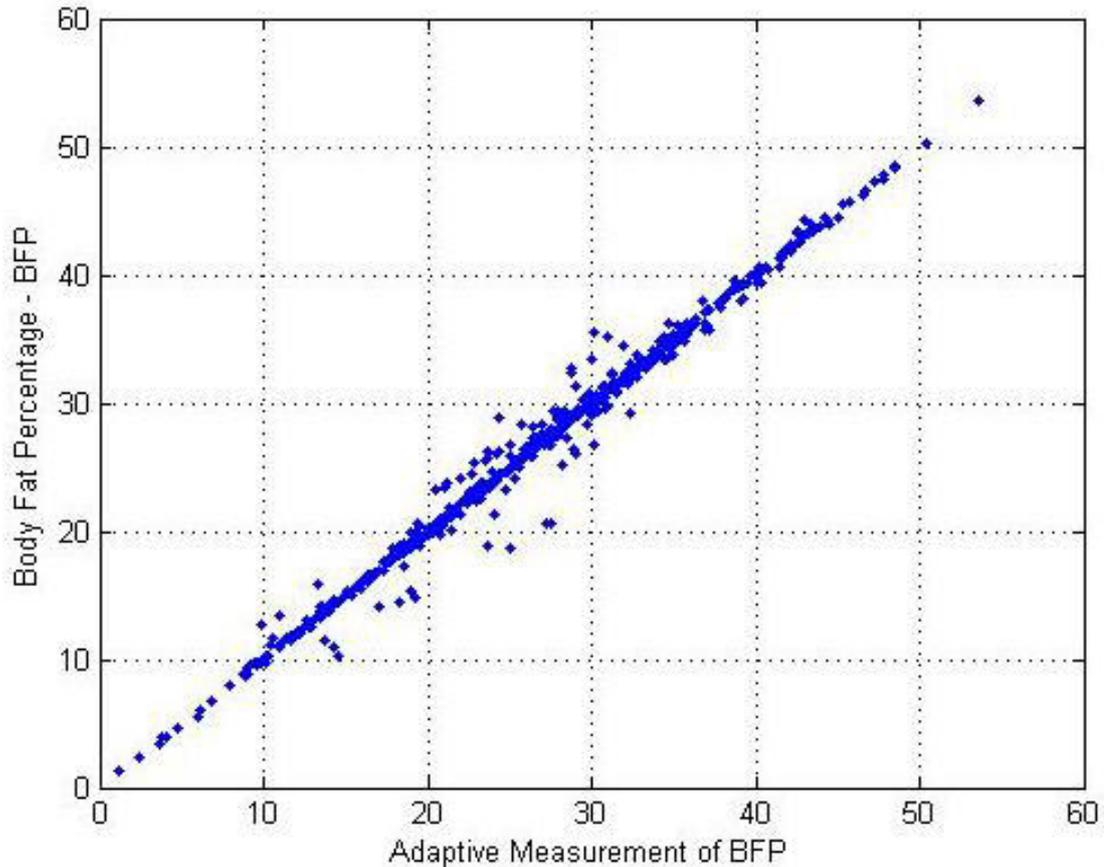


Figura 19 - Correlação entre as variáveis de entrada e saída

O novo resultado encontrado para o coeficiente de correlação entre as variáveis atende a suposição básica, sendo elas de relação linear e bem correlacionadas, dando-nos um resultado de 0.99 (99%) de correlação.

A figura seguinte mostra o gráfico comparativo das medições de bioimpedância real versus a bioimpedância estimada pelo filtro. Este gráfico foi elaborado com base nas informações contidas e coletadas dos últimos 30 alunos.

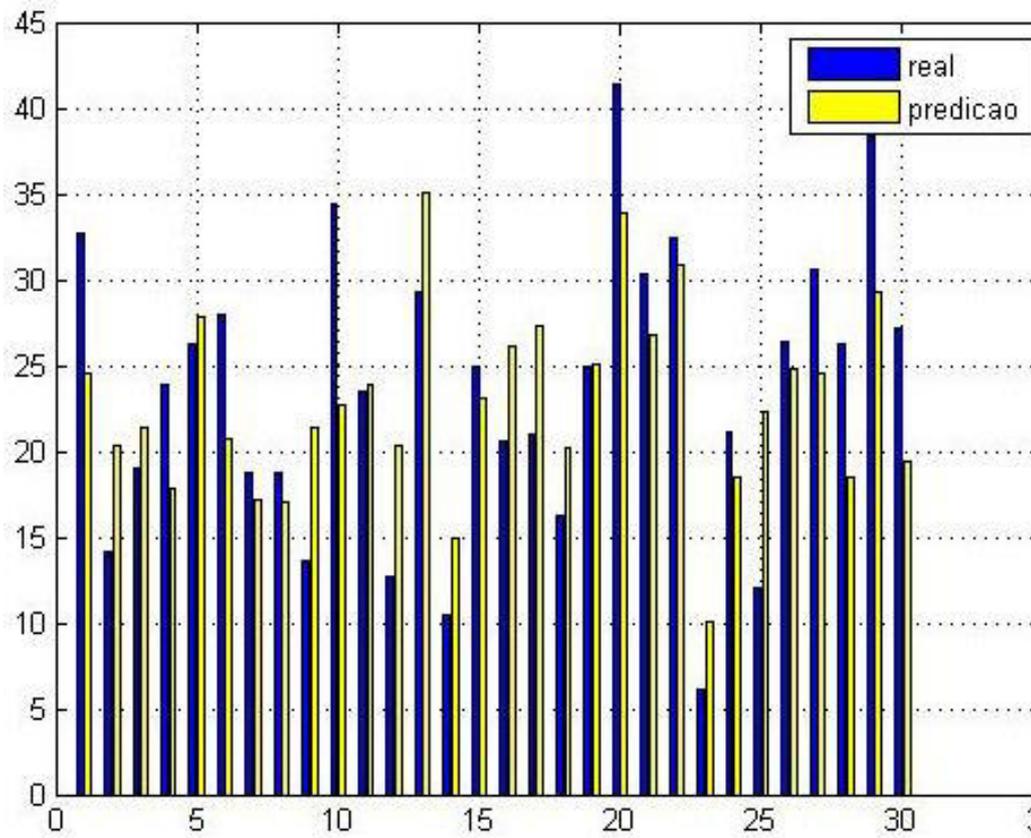


Gráfico 1 - Comparação entre a Bioimpedância real x estimada

Este mesmo gráfico pode ser visto de uma outra forma logo abaixo:

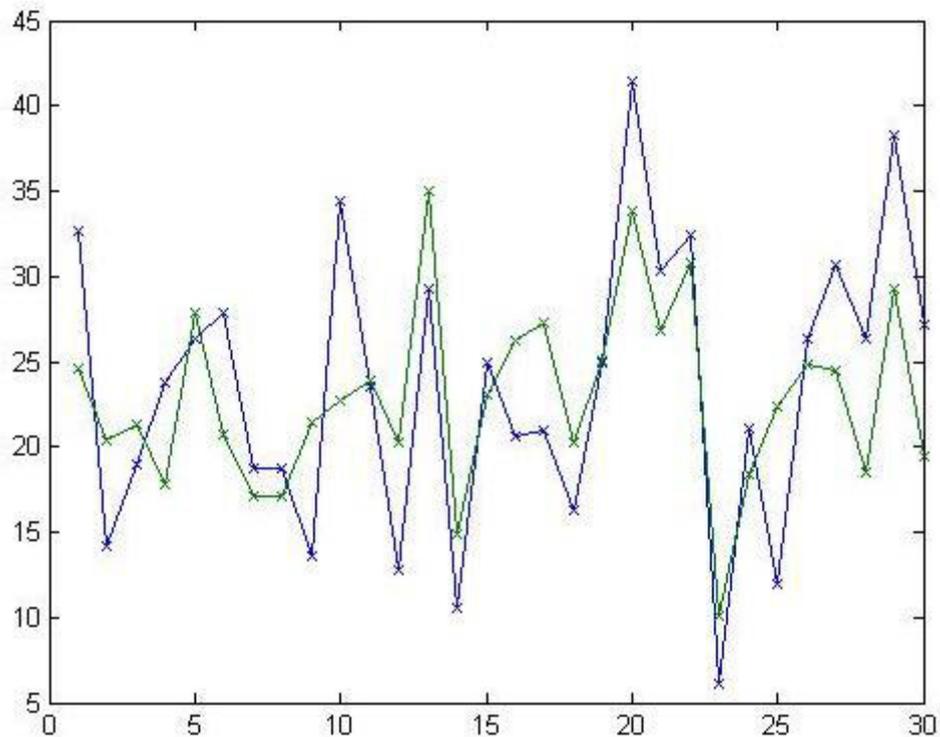


Gráfico 2 - Bioimpedância Real (azul);
Bioimpedância Estimada (verde)

7 CONCLUSÃO E DISCUSSÕES

O Filtro Adaptativo de Wiener desenvolvido neste estudo mostrou-se eficiente ao ser executado e ao mostrar o resultado de correlação de coeficientes das matrizes definidas. A prevalência de sobrepeso e obesidade tem aumentado bastante nas últimas décadas, e está associada ao desenvolvimento de doenças cardiovasculares e distúrbios metabólicos, como diabetes e hipertensão arterial, tanto em adultos como em crianças e adolescentes.

Os indicadores antropométricos peso, altura e circunferência da cintura, são os indicadores mais utilizados na prática clínica e em estudos epidemiológicos para identificar/avaliar indivíduos com sobrepeso/obesidade e com alto risco de desenvolver problemas cardiovasculares. Desta maneira o algoritmo desenvolvido neste trabalho poderá auxiliar na triagem de indivíduos com percentual de gordura corporal elevado e assim auxiliar na prevenção de comorbidades associadas ao excesso de peso.

A partir dos resultados obtidos, verifica-se que o filtro de Wiener possui um modelo matemático bem robusto, já que possui tratamento de erro e tem um comportamento confiável quando implementado de maneira correta.

Para trabalhos futuros, faremos com que o algoritmo utilizado neste estudo possa ser melhorado de forma a associar novos métodos avaliativos de desempenho, e assim utilizar um maior número de amostras para que se possa alcançar ainda mais um melhor resultado, podendo também adaptar o algoritmo em outras linguagens de programação que não dependam dos recursos oferecidos pelo software aqui utilizado.

O uso do filtro desenvolvido no presente estudo pelos profissionais da área da saúde, será de grande auxílio uma vez que permitirá a análise do percentual de gordura corporal do paciente através de indicadores de baixo custo, reprodutíveis e acessíveis. Isso permitirá a triagem de pacientes com sobrepeso e obesidade servindo como método de prevenção para possíveis comorbidades associadas ao excesso de peso, uma vez que o filtro possibilitará a intervenção precoce desses adolescentes.

REFERENCIAS

1. FILHO, M.S.P., et al. Cardiovascular, metabolic, and inflammatory risk factors and their relationship with obesity in children and adolescents: clinical and therapeutic aspects. *Boletim científico de Pediatria*, vol. 2, n.2, 2013.
2. OMS (Organização Mundial da Saúde). *Ending Childhood Obesity (ECHO)*. Geneva: OMS, 2016.
3. Pelegrini A, Silva DAS, Silva JMFL et al. Anthropometric indicators of obesity in the prediction of high body fat in adolescents. *Rev Paul Pediatr*. 2015; 33:56-62. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rpped.2014.06.007>
4. SOUZA, M.H.N. et al. Avaliação do estado nutricional e da saúde de crianças e adolescentes na prática assistencial do enfermeiro. *Cogitare Enferm*. 18(1): 29-35, 2013
5. Fernandez M, Toimil RF, Rasslan Z, Ilias EJ, Gradinar AL, Malheiros CA. Assessment of body fat in obese patients preoperatively for bariatric surgery. *Arq Bras Cir Dig*. 206;29Suppl (Suppl):59-61.
6. Guedes DP. Clinical procedures used for analysis of the body composition. *Rev bras cineantropom desempenho hum*. 2013;15(1):113-29. doi: <http://dx.doi.org/10.5007/1980-0037.2013v15n1p113>.
7. Caminha, João Pedro Duarte de. *Sobrepeso e Obesidade* - Disponível em: <https://docplayer.com.br/14264298-6-sobrepeso-e-obesidade-introducao.html>
8. MELO, Maria Edna de. *Doenças desencadeadas ou Agravadas pela Obesidade*. Associação Brasileira para o estudo da Obesidade e da Síndrome Metabólica. ABESO
9. Mapa da Obesidade – disponível em: <http://www.abeso.org.br/atitude-saudavel/mapa-obesidade>)
10. Obesidade entre crianças e adolescentes cresce dez vezes em quatro décadas, revela novo estudo do Imperial College London e da OMS disponível em: https://www.paho.org/bra/index.php?option=com_content&view=article&id=5527:obesidade-entre-criancas-e-adolescentes-aumentou-dez-vezes-em-quatro-decadas-revela-novo-estudo-do-imperial-college-london-e-da-oms&Itemid=820)

11. Conterato, E. V., & Vieira, E. L. (2001). Composição corporal em universitários utilizando dobras cutâneas e bioimpedância elétrica: um método comparativo. *Disciplinarum Scientia*, 2(1), 125-137.
12. LEITE, Maria José Castro Inácio Couto. Métodos de avaliação da composição corporal. Porto, 2004
13. Manual de Antropometria – Pesquisa Nacional de Saúde – 2013 disponível em: <https://www.pns.icict.fiocruz.br/arquivos/Novos/Manual%20de%20Antropometria%20PDF.pdf>
14. De Souza L. Sant’Anna, Mônica, Priore, Sílvia Eloíza, Franceschini, Sílvia do Carmo C., Métodos de avaliação da composição corporal em crianças. *Revista Paulista de Pediatria [em linea]* 2009, 27 (Septiembre-Sin, mês): [Fecha de consulta: 5 de noviembre de 2018]
15. Avaliação nutricional / Organizado por Lílian Ramos Sampaio. – Salvador: EDUFBA, 2012. 158 p. – Série Sala de aula, 9.
16. BOZZA, Rodrigo LADEWIG, Iverson; ELSANGEDY, Hassan Mohamed. Análise comparativa entre equações preditivas de gordura corporal em atletas de futebol profissional. 2007. Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Educação Física) – Universidade Federal do Paraná.
17. ALMEIDA, S. J. M. de. Análise Estatística do Comportamento de uma Classe de Algoritmos de Projeções Afins. Tese (Doutorado em Ciência da Computação) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica - UFSC, Florianópolis, SC. 2004.
18. HAYKIN, Simon e VEEN, Barry Van. *Sinais e Sistemas*. Companhia Editora Bookman, 2001.
19. Gonçalves, F.; Mourão, P. - A avaliação da composição corporal - A medição de pregas adiposas como técnica para a avaliação da composição corporal
20. Haykin, S. (2014). *Adaptive Filter Theory*. Prentice-Hall information and system sciences series. Prentice Hall, 5th edition.

21. Heyward V & Stolarczyk L (2000) Avaliação da Composição Corporal Aplicada. Editora Manole
22. SANTANA, Ewaldo Eder Carvalho. STUDY AND DEVELOPMENT DE UMA FAMILY OF Not LINEAR ALGORITHMS FOR FILTERING ADAPTATIVE. 2006. 57 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia) - Universidade Federal do Maranhão, São Luis, 2006.
23. Sousa, N.P.S.; Barros Filho, A.K.D.; Santana Ewaldo Eder Carvalho; Monteiro, S.C.M.; Poliesel, C.G.; Carvalho, W.R.G.. BLOOD PRESSURE AND ITS ASSCIATION WITH ANTHROPOMETRIC INDICATORS OF OBESITY IN SCHOOL STUDENTS FROM NORTHEASTERN BRAZIL. European Journal of Biomedical and Phamaceutical Sciences., v.3, p. 85-90, 2016
24. Sousa, N. P. S., e Silva, A. C. S., Sousa, C. M., & Barros, A. K. Anthropometric Measures in the Prediction of High Fat Percentage in Female Adolescents.
25. Widrow, B. and Stearns, S. D. (1985). Adaptive Signal Processing. Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, USA.

ANEXO

ANEXO A – APROVAÇÃO DO COMITÊ DE ÉTICA.

	 UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO HOSPITAL UNIVERSITÁRIO DIRETORIA ADJUNTA DE ENSINO, PESQUISA E EXTENSÃO COMITÊ DE ÉTICA EM PESQUISA	
PARECER CONSUBSTANCIADO INICIAL	Nº. do Parecer: 251/11 Registro do CEP: 138/11 Nº do Protocolo: 002509/2011-50 Data de Entrada no CEP: 27/04/2011 Parecer: APROVADO	
CONCLUSÃO DE CURSO		

I - Identificação:

Título do projeto: Avaliação de parâmetros antropométricos, bioquímicos e metabólicos relacionados à síndrome metabólica em adolescentes com sobrepeso e obesidade		
Identificação do Pesquisador Responsável: Camila Guimarães		
Identificação da Equipe executora: Camila Guimarães e Nilviane Pires		
Instituição onde será realizado: Escolas da Rede Pública São Luís.		
Área temática: III	Multicêntrico: Não	Data de recebimento: 15/08/2011
Cooperação estrangeira: Não		Data de devolução: 19/08/2011

II - Objetivos:

Geral:

Avaliar parâmetros antropométricos, hemodinâmicos, bioquímicos e metabólicos relacionados à síndrome metabólica em adolescentes com peso normal, com sobrepeso, e obesos, com o objetivo de caracterizar precocemente componentes da síndrome metabólica nesta população

Específicos:

- Avaliar os seguintes parâmetros antropométricos (peso corporal, altura, índice de massa corporal – IMC, e circunferência abdominal e bioimpedância);
- Avaliar os seguintes parâmetros hemodinâmicos (pressão arterial sistólica e pressão arterial diastólica);
- Avaliar os seguintes parâmetros bioquímicos e metabólicos (glicemia de jejum, insulina, cálculo do HOMA, triglicerídeos, colesterol total, HDL-colesterol, LDL-colesterol, e ácido úrico);
- Verificar a presença de fatores de risco cardiovascular relacionados à síndrome metabólica.

III - Sumário do projeto:

Serão avaliados 90 adolescentes de ambos os sexos (divididos em três grupos de 30 pacientes com peso normal, 30 pacientes com sobrepeso, e 30 pacientes obesos). Os participantes serão selecionados em 26 escolas públicas e particulares da cidade de São Luís - MA.

IV - Comentários do relator frente à resolução 196/96 e complementares:

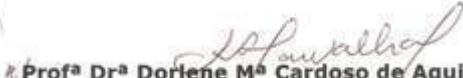
O protocolo de pesquisa possui a seguinte estrutura: Folha de Rosto, Folhas de identificação, Sumário, Introdução, Fundamentação Teórica, Objetivos, Justificativas, Metodologia, Orçamento, Cronograma, Referência Bibliográficas, Currículo Lattes e TCLE. Portanto, em conformidade com o estabelecido na Res. 196/96 CNS/MS.

V - Parecer Consubstanciado do CEP

Assim, mediante a importância social e científica que o projeto apresenta, a sua aplicabilidade e conformidade com os requisitos éticos, somos de parecer favorável à realização do projeto classificando-o como **APROVADO**, pois o mesmo atende aos requisitos fundamentais da Resolução 196/96 e suas complementares do Conselho Nacional de Saúde / MS.

Solicita-se ao (à) pesquisador (a) o envio a este CEP, relatórios parciais sempre quando houver alguma alteração no projeto, bem como o relatório final gravado em CD-ROM.

São Luís, 07 de outubro de 2011


Profª Drª Dorlene Mª Cardoso de Aquino
Coordenadora do CEP-HUUFMA
Ethica homini habitat est