

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLÓGICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

CLAUDYANE DA SILVA ARAUJO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS PARA ESTIMATIVA DA GORDURA
CORPORAL DE ADOLESCENTE UTILIZANDO VARIÁVEIS
CLÍNICAS .**

São Luís - MA

2021

CLAUDYANE DA SILVA ARAUJO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS PARA ESTIMATIVA DA GORDURA
CORPORAL DE ADOLESCENTE UTILIZANDO VARIÁVEIS
CLÍNICAS.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão com requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Automação e Controle.

Orientador: Prof. Dr. Ewaldo Eder Santana Carvalho - UEMA

Coorientador: Prof. Dra. Nilviane Pires Silva Sousa - UFMA

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

da Silva Araujo, Claudyane.

Aplicação de Redes Neurais para Estimava da Gordura Corporal de Adolescente Utilizando Variáveis Clínicas / Claudyane da Silva Araujo. - 2021.

76 p.

Coorientador(a): Nilviane Pires Silva Sousa.

Orientador(a): Ewaldo Eder Carvalho Santana.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica/ccet, Universidade Federal do Maranhão, Sistema de Videoconferência Google Meet, 2021.

1. Adolescente. 2. Especificidade. 3. Obesidade. 4. Rede Neural Artificial. 5. Sensibilidade. I. Eder Carvalho Santana, Ewaldo. II. Pires Silva Sousa, Nilviane. III. Título.

CLAUDYANE DA SILVA ARAUJO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS PARA ESTIMAVA DA GORDURA
CORPORAL DE ADOLESCENTE UTILIZANDO VARIÁVEIS
CLÍNICAS.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão com requisito para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Automação e Controle.

Aprovado em : / /

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Ewaldo Eder Carvalho Santana - UEMA
Orientador

Prof. Dra. Nilviane Pires Silva Sousa - UFMA
Coorientadora

Prof. Phd. Allan Kardec Duailibe Barros Filho - UFMA
1º Membro Interno

Prof. Dr. Claudia R. de Andrade A. Rosa - UFMA
1º Membro Externo

AGRADECIMENTOS

A Deus, pelo dom da vida e por estar sempre presente em minha vida.

À minha mãe, Maria e ao meu pai (*in memoriam*), José, meus maiores exemplos, por seu amor incondicional e imensa dedicação, por me mostrarem que a educação é o mais valioso e importante bem que posso ter, por acreditarem em meus sonhos e propiciarem a sua realização.

Às minhas irmãs Clissianne da Silva Araujo e Christiane Assunção da S. Araujo pela amizade e cooperação neste trabalho.

Ao meu orientador, prof. Dr. Ewaldo Eder Santana Carvalho, pelo incentivo, paciência e confiança. Pelas tardes de conversas produtivas sobre ciência em sua sala, traçando os planos para os frutos dessa pesquisa.

À minha coorientadora, prof^a. Dra. Nilviane Pires Sousa, pelos ensinamentos, acompanhamento e auxílio durante todas as etapas deste trabalho.

Ao prof. Dr. Allan Kardec Barros, pelos ensinamentos e auxílio na concretização deste trabalho. Ao meu amado, A. Augusto, pelo amor, incentivo, compreensão e paciência durante todo o período do mestrado.

Aos meus amigos Thiago Serra e Mauricio (*in memoriam*), por toda ajuda nos momentos difíceis e por sempre estar presente na minha vida.

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

A todos que contribuíram, de alguma maneira, para a concretização deste trabalho.

A CAPES pela bolsa a mim concedida.

A Deus, a minha família e ao meu pai (*in memoriam*).

RESUMO

A prevalência de excesso de peso na adolescência é um problema de saúde pública mundial, pois está associada a diversos distúrbios metabólicos, como doenças cardiovasculares e diabetes. Tais problemas se não avaliados e tratados de forma precoce podem levar a desfechos negativos como morte prematura, por isso a importância de se analisar a gordura corporal dessa população. Assim, o objetivo deste estudo é desenvolver uma rede neural artificial (RNA) para prever o percentual de gordura corporal (%GC) de adolescentes. Nesta rede são utilizados, como parâmetros de entrada, peso, altura, idade, gênero, frequência cardíaca, circunferência da cintura, circunferência do quadril, circunferência do braço. Para treinamento e teste da RNA utilizamos o 5-fold crossvalidation em um conjunto de dados advindos de 772 adolescentes de ambos os sexos, com idades entre 10 e 19 anos. Para rotulação dos dados foi utilizado o (%GC) obtida pela bioimpedância (BIA). A predição dada pela nossa RNA foi comparada com a predição de outros métodos antropométricos comumente utilizados na avaliação do estado nutricional. Ao comparar o valor obtido pela rede, na fase de teste, com o valor da BIA obteve-se uma correlação $R = 0.87$. O método proposto mostrou resultados significativamente melhor do que os dos indicadores antropométricos usuais tais como o Índice de Massa Corporal (IMC), Relação Cintura-Estatura (RCE), como pode ser avaliado pela área sobre a curva ROC (AUROC): 0.83 (RNA), 0.62 (IMC) e 0.56 (RCE). Nossa proposta também obteve 85.3% de acurácia, 73.2% de especificidade, sensibilidade de 93% e 59.09% a taxa de verdadeiros positivos. Esses resultados são bem melhores do que os dos métodos IMC e o RCE que apresentam baixa sensibilidade (27.6% e 11.2%). A especificidade do nosso método apresentou um alto índice de verdadeiros negativos (26.28%). Assim, conclui-se que o modelo RNA obteve melhor desempenho para prever o excesso de gordura corporal em adolescentes em comparação com os indicadores antropométricos usuais, apresentando-se como uma alternativa de baixo custo para o rastreamento da obesidade em adolescentes.

Palavras-chaves: Obesidade, Rede Neural Artificial, Adolescente, Sensibilidade e Especificidade.

ABSTRACT

The prevalence of overweight in adolescence is a worldwide public health problem, as it is associated with several metabolic disorders, such as cardiovascular diseases and diabetes. Such problems if not evaluated and treated early can lead to negative outcomes such as premature death, so the importance of analyzing the body fat of this population. Thus, the objective of this study is to develop an artificial neural network (ANN) to predict the percentage of body fat (%GC) of adolescents. In this network are used, as input parameters, weight, height, age, gender, heart rate, waist circumference, hip circumference, arm circumference. For training and testing of ANN, we used 5-fold cross-validation in a set of data from 772 adolescents of both sexes, aged between 10 and 19 years. For data labeling, we used the (%GC) obtained by bioimpedance (BIA). The prediction given by our RNA was compared with the prediction of other anthropometric methods commonly used in the evaluation of nutritional status. When comparing the value obtained by the net, in the test phase, with the value of BIA a correlation $R=0.87$ was obtained. Our method showed significantly better results than the usual anthropometric indicators such as Body Mass Index (BMI), Waist-Height Relationship (WHtR), as can be evaluated by the area over the ROC curve (AUROC): 0.83 (RNA), 0.62 (BMI) and 0.56 (WHtR). Our proposal also obtained 85.3% accuracy, 73.2% specificity, the sensitivity of 93%, and a 59.09% rate of true positives. These results are much better than the BMI and CER methods that present low sensitivity (27.6% and 11.2%). The specificity of our method showed a high rate of true negatives (26.28%). Thus, it is concluded that the RNA model obtained a better performance to predict excess body fat in adolescents compared to the usual anthropometric indicators, presenting itself as a low cost alternative for the tracking of obesity in adolescents.

Keywords: Obesity, Artificial Neural Network, Adolescence, Sensitivity, and Specificity

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Posicionamento anatômico das medidas de dobras cutâneas na vista anterior e posterior.	39
Figura 2 – Rede Feedforward. com uma camada de neurônios ocultos para o método proposto.	43
Figura 3 – a) Método de Treinamento da RNA. b) método obtido de teste da RNA.. . .	43
Figura 4 – Resultados da Fase de Teste da RNA para o percentual de gordura.. . . .	48
Figura 5 – Correlação entre os valores reais e a saída da RNA para o percentual de gordura ($\%GC$) na fase de teste.	48
Figura 6 – Área sob a curva ROC da RNA e dos indicadores antropométricos.	49
Figura 7 – Distribuição do erro da RNA.	50

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Variáveis de referência para classificação do %GC.	40
Tabela 2 – Variáveis do modelo.	42
Tabela 3 – Características sociodemográficas, antropométricas e estratificas por percentual de gordura corporal (%GC).	46
Tabela 4 – Características sociodemográficas, antropométricas e estratificas por percentual de gordura corporal (%GC).	49

LISTA DE QUADROS

1	Topologia da RNA.	47
---	---------------------------	----

*

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABESO	ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA PARA O ESTUDO DA OBESIDADE E DA SÍNDROME METABÓLICA
AUROC	AREA UNDER THE RECEIVER OPERATING CHARACTERISTIC
BIA	ANALISE DE IMPEDÂNCIA CORPORAL (Bioelectrical impedance analysis)
CB	CIRCUNFERÊNCIA DO BRAÇO
CC	CIRCUNFERÊNCIA DA CINTURA
CDC	CENTER FOR DISEASE CONTROL AND PREVENTION
CP	CIRCUNFERÊNCIA DA PANTURRILHA
DXA	ABSORCIOMETRIA POR RAIOS-X DE DUPLA ENERGIA
ECA	ESTATUTO DA CRIANÇA E DO ADOLESCENTE
FC	FREQUÊNCIA CARDÍACA
IBGE	INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA
IHME	INSTITUTE FOR HEALTH METRICS AND EVALUATION
IMC	ÍNDICE DE MASSA CORPORAL
NHANES	NATIONAL HEALTH AND NUTRITION EXAMINATION SURVEY
OMS	ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE
ONU	ORGANIZAÇÃO DAS NAÇÕES UNIDAS
PNS	PLANO NACIONAL DA SAÚDE
POF	PESQUISA DE ORÇAMENTOS FAMILIARES
RNA	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

RCE	RELAÇÃO CINTURA ESTATURA
SUS	SISTEMA ÚNICO DE SAÚDE
FN	FALSO NEGATIVO
FP	FALSO POSITIVO
VP	VERDADEIRO POSITIVO
VN	VERDADEIRO NEGATIVO
WHO	WORLD HEALTH ORGANIZATION (ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE)
%GC	PERCENTUAL DE GORDURA CORPORAL

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	14
1.1	TRABALHOS RELACIONADOS	16
1.2	O PROBLEMA	18
1.3	JUSTIFICATIVA	19
1.4	OBJETIVOS	20
1.4.1	Objetivo Geral	20
1.4.2	Objetivos Específicos	20
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	21
2.1	ADOLESCÊNCIA	21
2.1.1	A epidemia da obesidade	22
2.2	COMPOSIÇÃO CORPORAL	25
2.2.1	Avaliação da Composição Corporal	26
2.2.2	Avaliação Antropométrica	26
2.2.2.1	<i>Índice de Massa Corporal</i>	27
2.2.2.2	<i>Circunferência da Cintura</i>	27
2.2.2.3	<i>Relação Cintura Estatura</i>	28
2.2.2.4	<i>Bioimpedância</i>	28
2.3	REDE NEURAL ARTIFICIAL	29
2.3.1	Função de Ativação	29
2.3.1.1	<i>Função de Etapa Binária (Binary Step Function)</i>	30
2.3.1.2	<i>Função Linear</i>	30
2.3.1.3	<i>Função Sigmóide</i>	31
2.3.2	Arquitetura RNA	32
2.3.3	<i>Algoritmo Backpropagation</i>	32
2.4	PRÉ- PROCESSAMENTO (<i>Overfitting</i>)	35
2.5	AVALIAÇÃO DO MÉTODO DE CLASSIFICAÇÃO	36
3	METODOLOGIA	38
3.1	TIPO DE ESTUDO	38
3.2	AMOSTRA	38
3.3	CALCULO AMOSTRAL	38

3.4	AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO CORPORAL	38
3.4.1	Avaliação Antropométrica	38
3.4.2	Classificação do Percentual de Gordura Corporal	40
3.5	PROCEDIMENTOS ESTATÍSTICOS	41
3.6	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS DE ENTRADA	41
3.6.1	Variáveis Preditivas	41
3.7	ARQUITETURA DA RNA	42
3.7.1	Divisão da base de dados para treinamento e teste	44
3.7.2	Validação	44
3.8	ASPECTOS ÉTICOS	45
4	RESULTADOS	46
4.1	CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA	46
4.2	ANÁLISE DA ARQUITETURA RNA	46
4.2.1	Previsão do Modelo RNA	47
4.2.2	Teste do Modelo Neural	47
5	DISCUSSÃO	51
6	CONCLUSÃO	56
6.1	TRABALHOS FUTUROS	56
	Referências	58
	 Anexos	 68
	ANEXO A TERMO DE APROVAÇÃO DO COMITÊ DE ÉTICA E PESQUISA .	69
	ANEXO B TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)	70
	ANEXO C TERMO DE ASSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO	74

1 INTRODUÇÃO

A obesidade em adolescentes (WHO, 2018) é considerada um dos mais importantes problemas de saúde pública, devido ao aumento contínuo da sua prevalência no mundo (RANK et al., 2013). A prevalência de sobrepeso e obesidade em adolescentes no mundo era de 6.7% em 2010 e estimou-se um aumento de 35% até 2025 (SANTOS et al., 2019a), sendo os países em desenvolvimento os mais afetados (SANTOS et al., 2019a). Em países que representam áreas com alto risco de sobrepeso e obesidade infantil, como o Brasil quase 20% dos adolescentes são obesos, em grande parte devido à crescente urbanização e transição nutricional (AIELLO et al., 2015).

A transição nutricional é caracterizada pelo aumento do consumo de alimentos densos em energia, com baixo teor de carboidratos e alto teor de açúcar e de bebidas açucaradas, bem como, diminuição da prática de atividade física, ocasionando um estilo de vida sedentário (SANTOS et al., 2019a). Tendo como consequência um aumento do risco de várias doenças associadas a obesidade, incluindo diabetes mellitus tipo 2, hipertensão, cardiopatia isquêmica, doenças cardiovasculares (ANS, 2017; DIAS et al., 2018), hipertensão arterial, dislipidemia, insulinemia, entre outras (FONTES et al., 2016).

A prevalência de sobrepeso e obesidade de adultos para a população de crianças e adolescentes, se caracteriza como um problema de saúde pública, uma vez que, o aumento dessa prevalência para essa faixa etária representa elevados riscos de mortalidade para a vida adulta bem como gastos cada vez mais precoces em tratamento e controle do excesso de gordura corporal (LOBSTEIN; BAUR; UAUY, 2004; FRANKS et al., 2010; GUERRA; SILVEIRA; SALVADOR, 2016). Estima-se que uma em cada duas crianças obesas se torna um adulto obeso, influenciando sua saúde e seu bem estar (GUO et al., 2002; CONDE; BORGES, 2011).

No Brasil, em pesquisa realizada com nove bases de dados foram verificadas e 1.316 referências foram examinadas de 2018 a 2019, Pelegrini et al. (2021) constataram uma prevalência de obesidade que variou de 3.8% a 24%. Alves et al. (2021) em estudo realizado com escolares de São Luís/MA observaram uma prevalência de 14.6% de obesidade.

Nesse caso, alguns autores indicam que para combater essa realidade, são essenciais políticas de saúde envolvendo mudanças no estilo de vida, como a melhora nos hábitos alimentares e prática de exercícios físicos para redução do sedentarismo (MIGUEL-ETAYO et al., 2013; COLQUITT et al., 2016).

Entretanto, qualquer prática de intervenção se faz indispensável após uma avaliação precisa da transição nutricional e corporal dos indivíduos, isso porque, níveis baixos de gordura corporal também representam riscos, pois a gordura está relacionada ao transporte de vitaminas, funcionamento do sistema nervoso e reprodutivo (HALL, 2011).

Existem vários métodos preciso e práticos que para avaliar a composição corporal, em atípico o percentual de gordura corporal, em adolescentes são essenciais para o monitoramento, prevenção e gerenciamento eficaz da gordura corporal elevada na adolescência. Entre os métodos indiretos, a pesagem hidrostática e a absorciometria com raios-X de dupla energia (DXA) se destacam, pois fornece uma técnica de alta precisão capaz de estimar a gordura corporal no entanto, elas são métodos mais difíceis de serem aplicados em pesquisas clínicas, devido ao elevado custo e requer avaliação da composição corporal tanto em indivíduos jovens quanto em idosos, é sensível a pequenas mudanças na composição corporal (ANZOLIN et al., 2017).

Entre os métodos duplamente indiretos, a antropometria é considerado um método simples, de baixo custo, sendo o mais utilizado no diagnóstico da obesidade, por mais prático e não invasivo (DIAS et al., 2018) em comparação com a análise de impedância bioelétrica (BIA). BIA é um método rápido, portátil, não invasivo e com pouca dificuldade técnica, tendo seu uso indicado em estudos epidemiológicos. Entretanto, apesar das vantagens a BIA ainda possui um custo elevado em comparação aos indicadores antropométricos.

Dentre os indicadores antropométricos mais utilizados, o Índice de Massa Corporal (IMC), é o método mais utilizado, fácil de mensurar, mas não se correlaciona bem com a gordura corporal, logo como indicador de adiposidade total é limitado, pois um alto valor de IMC nem sempre indicará ganho de gordura corporal, assim o IMC apresenta certas limitações que podem levar a uma interpretação equivocada, na análise da gordura corporal o que poderá levar a uma classificação errônea (FONTES et al., 2016; ABESO, 2016).

Portanto, é de grande importância as técnicas para o rastreamento do percentual de gordura corporal, afim de identificar indivíduos que necessitam de intervenções precoces principalmente em adolescentes, que vem apresentando um rápido aumento nas últimas décadas. Assim, verificar as atuais medidas para a detecção precoce do excesso de gordura corporal através de métodos de baixo custo, com a necessidade de auxiliar procedimentos clínicos e intervenções em saúde pública.

A aplicação de técnicas de aprendizagem de máquinas se tornaram uma ferramenta

eficiente na resolução de problemas em diversas áreas, assim como na área da saúde que tornou-se popular devido ao requisito de uma metodologia analítica capazes de aprender uma representação compacta dos dados, prever ou generalizar dos padrões para dados desconhecidos a partir de um conjunto de treino conhecido. O aprendizado de máquina é capaz de evidenciar características e padrões que dificilmente seriam perceptíveis de maneira clara para um humano, utilizando técnicas triviais de análise de dados (AMARAL, 2016).

A rede neural artificial é uma técnica de aprendizado de máquina inspirada na forma como os neurônios são conectados no cérebro. Essa técnica computacional imita o funcionamento dos neurônios de organismos inteligentes através de modelos matemáticos. Existe uma grande gama de problemas que podem ser estudados e resolvidos com as redes neurais artificiais, porém não existe um modelo pronto de rede que se encaixe na resolução de todos os problemas, cada rede neural é construída com base no problema que se deseja resolver.

O estudo pretende desenvolver um modelo estatístico, baseado na técnica de Rede Neural Artificial (RNA), para estimar a obesidade em adolescentes, com base na análise de indicadores de baixo custo e não invasivos, como medidas antropométricas (peso, altura, circunferência da cintura entre outros), que são um dos melhores indicadores de alterações no estado nutricional dessa população (SOUZA et al., 2013).

1.1 TRABALHOS RELACIONADOS

Ao longo dos anos, vários autores estudaram modelos estatísticos que predizem a obesidade em crianças / adolescentes. Embora em princípio seja recomendado não classificar as variáveis na derivação do modelo, sejam variáveis preditoras ou alvos, pois esse processo levará à perda de informações, a maior parte dos trabalhos nesta área está focada em modelos de classificação de sobrepeso, obesidade ou suas combinações.

Com o objetivo de melhorar o estado nutricional dessa população, diversos estudos têm sido continuamente propostos. A seguir estão trabalhos publicados recentemente relacionados ao tema proposto.

No método proposto por Zheng e Ruggiero (2017), usaram um conjunto de dados contendo uma coorte de mais de 5.000 alunos do ensino médio (14 a 18 anos) nos EUA. Eles previram a obesidade por meio de nove variáveis em três áreas diferentes: renovação energética, atividade física e comportamento sedentário. Eles mostraram que a árvore de decisão aprimorada

(IDT), KNN ponderado e RNA tiveram um desempenho significativamente melhor do que o modelo de regressão logística que atingiu 56.02% de precisão e 54.77% de especificidade. Os métodos mostraram resultado significativos em precisão e especificidade: IDT (80.23% e 94.74%), o KNN ponderado (88.82% e 93.44%). Sendo que a RNA apresentou a precisão 84.22% de precisão e 99.46% de especificidade.

Ríos-Julián et al. (2017) propôs um método predizer a obesidade e excesso de peso (seguindo os critérios do CDC) versus peso normal, utilizando o IMC e outras variáveis antropométricas em uma comunidade da etnia Me'Phaa no México. Modelaram uma coorte de 221 crianças de 6-13 anos de idade utilizando diferentes modelos Machine Learning: J48, árvores de modelos logísticos, RNA, RF, e regressão logística. Foram experimentados três grupos de variáveis: todas; todas exceto a espessura da pele; e sexo, idade, altura, peso, IMC, e espessura da pele. De maneira geral, os resultados da classificação mostram uma alta capacidade de predizer se uma criança tem ou não excesso de peso, com valores de acurácia e AUROC: 94.57% e 0.853, respectivamente. Em contraste, esses algoritmos apresentaram uma alta sensibilidade de 98%.

A obesidade, que afeta negativamente a saúde humana, é uma doença crônica devido às condições genéticas e de vida. Kandemir et al. (2019) utilizaram o modelo baseado em aprendizagem de máquinas: regressão logística, redes neurais artificiais e Naive Bayes. Foram analisados os dados do questionário de obesidade, respondidos por 504 alunos do ensino médio (14 a 18 anos). Na RNA, o algoritmo de aprendizagem de propagação para trás foi usado como regra de aprendizagem no ajuste dos pesos de conexão de acordo com a saída. No método Naive Bayes, foi realizada uma classificação baseada nos valores de probabilidade dos dados. Foram determinados os valores do coeficiente do modelo de regressão logística, utilizando-se o método de máxima probabilidade. O método Naive Bayes obteve 90.4% de acurácia na predição de obesidade em relação ao outros dois métodos.

Duran et al. (2019) propuseram modelos de RNA para prever o percentual de gordura corporal (%GC) e seu excesso (%GC) acima do percentil 85, que é uma medida alternativa de obesidade àquelas baseadas no IMC. Um coorte 2.000 crianças brancas não hispânicas com menos de 20 anos de idade. Diferentes modelos foram derivados para meninos e meninas. As variáveis preditivas utilizadas foram: idade, altura, peso e circunferência da cintura. As RNA foram comparadas com a previsão usando z-BMI e z-WC. No caso dos meninos, a RNA tem melhor acurácia, sensibilidade e especificidade do que os modelos simples, principalmente o z-WC no caso das meninas, a RNA tem desempenho semelhante ao z-IMC e melhor do que

z-WC.

Chatterjee et al. (2021) propuseram um método precoce da obesidade infantil após os três anos de idade a partir dos prontuários clínicos disponíveis dos pacientes. Chatterjee et al. (2021) analisaram três métodos diferentes de aprendizado de máquina: SVM, KNN e RNA para estabelecer a precisão do modelo de predição. Observou-se a RNA obteve a acurácia e sensibilidade: 92% e 97%. Isso significa que a RNA pode classificar os casos de risco melhor do que as classes normais. Consequentemente, o modelo de predição proposto obteve 96% de precisão ao prevê-lo.

Ressaltando que a maioria das metodologias mencionadas mostraram que os algoritmos de classificação apresentados alcançaram alto desempenho na identificação do sobrepeso e da obesidade dessa população estuda.

1.2 O PROBLEMA

Devido ao crescimento exponencial é tida como problema de saúde pública e sua prevalência de excesso de peso e obesidade, vem aumentando no mundo todo em todas as faixas etárias. O aumento desse incide está associado ao desenvolvimento de outras doenças, que causam incapacidade funcional, redução da qualidade de vida e da expectativa de vida e aumento da mortalidade (WHO, 2018; RANK et al., 2013). Além disso o método de diagnóstico é caro e outros não estão acessíveis.

De acordo com WHO (2017), uma em cada dez criança no todo o mundo é obesa, o que representa cerca de 158 milhões. No Brasil, a ABESO, mostra que a obesidade infantil triplicou nos últimos 20 anos. Atualmente, quase 15% das crianças estão acima do peso e 5% são obesas.

Os índices de obesidade na adolescência vêm evoluindo de forma significativa. Os dados apresentados acima, indicam que patologias que antes diagnosticadas na população adulta têm sido observadas e diagnosticadas com frequência em idades mais precoce. A obesidade precoce tem como consequência a possibilidade de sua continuidade na idade adulta, e acarreta em um aumento dos riscos à saúde e das taxas de morbimortalidade.

Tais situações se justificaria necessidade da elaboração e implementação método alternativo de fácil aplicação, para prevenção nessa faixa etária, evitando agravos na saúde durante a adolescência e depois, no decorrer da vida, permitindo com que o indivíduo não desenvolva doenças derivadas da obesidade e tenha uma qualidade de vida melhor.

1.3 JUSTIFICATIVA

O excesso de peso e obesidade tornou-se, nos últimos anos, um dos maiores problemas de saúde pública do mundo (WHO, 2018). Apesar do aumento da incidência da doença crônicas-degenerativas, especialmente aquelas relacionadas ao aumento do tecido adiposo, é um dos fatores que contribuem para a constante realização de estudos relacionados a circunferências da cintura (CC) e suas relações com essas doenças (WHO, 2018). Problemas relacionados, o excesso de peso ainda não é abordado de forma adequada. A avaliação do peso deve fazer parte da rotina de atendimento já na infância e as orientações para prevenção do ganho de peso.

Quanto ao aspecto social, destaca-se que a adolescência é uma fase importante e crítica da vida, pois, nela ocorrem mudanças em nível cultural e corporal. Além de que, essa fase possui diferenciada distribuição de gordura corporal quando comparado às crianças e adultos, fato que fortalece a necessidade de estudos específicos para cada população (ZAPPE; DELL'AGLIO, 2016; BAHIA et al., 2012).

Em relação aos aspectos sociais, têm-se a análise de relevância econômica, onde uma adequada avaliação da população permite traçar estratégias de políticas públicas de saúde, isso porque, atualmente a maioria (70%) da população brasileira utiliza o Sistema Único de Saúde (SUS) e o crescente número de crianças e adolescentes com sobrepeso e obesidade pode representar um colapso nos gastos com o tratamento desse distúrbio (AIELLO et al., 2015).

Nos Estados Unidos, os gastos com o tratamento de pessoas com obesidade são no mínimo 42% maior que os gerados por uma pessoa com o percentual de gordura baixa, chegando até o dobro do valor (FREEDMAN et al., 2013). No Reino Unido, por ano, 5% dos gastos com saúde estão relacionados ao sobrepeso e a obesidade, cerca de 14 bilhões de reais, 17% dos adolescentes norte-americanos, e 15% dos adolescentes europeus possuem obesidade (REINEHR, 2018).

No Brasil há uma carência de dados dessa natureza. Alguns estudos buscando estimar os custos da obesidade no SUS, apontaram gastos diretos na ordem de 3,6 milhões de reais por ano para tratamento de obesidade (REINEHR, 2018; BAHIA; ARAÚJO, 2014). Os gastos indiretos como a perda de produtividade e afastamento das atividades laborais não foram considerados, assim como gastos intangíveis, impactam na qualidade de vida. As despesas de saúde pública em adolescentes, apontaram que o controle da obesidade poderia representar uma redução de até 35% das despesas no sistema público de saúde.

Logo, a relevância social e econômica, considerando um possível impacto na saúde pública, justificam a elaboração de novos modelos matemáticos, baseado em outros métodos de aprendizagem de máquinas para estimar o percentual de gordura corporal em adolescente, para ser aplicado na população estudada. Com isso espera-se diminuir uso de métodos equivocados ou então o uso indiscriminado de índices para classificação do estado nutricional, afim de prevenir o surgimento e o agravamento do excesso de gordura corporal, bem como as doenças associadas à obesidade.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo Geral

Desenvolver um modelo estatístico para estimar o percentual de gordura, corporal, em adolescentes de 10 a 19 anos da rede pública de ensino de São Luís/MA, através de variáveis clínicas

1.4.2 Objetivos Específicos

- Avaliar a composição corporal dos adolescentes da pesquisa.
- Realizar análise comparativa dos resultados encontrados com os resultados dos modelos mais comumente aplicadas na literatura.
- Analisar o desempenho do método proposto na predição da obesidade em adolescentes.
- Propor curvas de referência para o percentual de gordura.
- Testar a validade do modelo estatístico propostos.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo aborda os principais aspectos relacionados ao consenso sobre adolescência e saúde, bem como faz um levantamento epidemiológico do aumento da prevalência de sobrepeso e a obesidade no Brasil e no mundo. Efetua-se ainda uma descrição e uma comparação dos métodos de Avaliação da Composição Corporal comparando-se os métodos mais empregados de avaliação na faixa etária de adolescentes e uma breve descrição das Redes Neurais Artificiais.

2.1 ADOLESCÊNCIA

Atualmente (WHO, 2017), estima-se que há mais de 1 bilhão de adolescentes na faixa etária entre 10 e 19 anos, representando quase 20% da população mundial. Segundo o (IBGE, 2010), o Brasil, há cerca de 45 milhões de adolescentes de ambos os sexos, representando aproximadamente 18% da população nacional. No Maranhão, por sua vez, o número de adolescentes alcançava a marca de 1.406,638 milhões de pessoas. Em São Luís o valor representava mais 160 mil habitantes (aproximadamente 10% da população local, valor menor que a média nacional) (IBGE, 2010).

A etapa cronológica que define a adolescência é considerada um dos mais difíceis em ser estipulados, uma vez que seu início e término apresentam grande variabilidade. Segundo a (WHO, 2017) define o período da adolescência, como o formado por sujeitos com idades entre 10 e 19 anos e pela Organização das Nações Unidas (ONU) entre 15 e 24 anos, critério este usado principalmente para fins estatísticos. No Brasil, Estatuto da Criança e do Adolescente (ECA), estabelece que adolescentes são aqueles com idade superior a 12 anos completos até 18 anos incompletos, sendo esse o preceito optado nesse estudo (FEDERAL, 1990).

Segundo (DUARTE; FERREIRA; SANTOS, 2013) estabeleceu a etapa cronológica da faixa etária podemos analisar a adolescência como a fase de transição entre a infância e a vida adulta. Alguns autores indicam que este momento é importante e crítico para a vida pois nele ocorrem mudanças em nível cultural, corporal, de hábitos e valores, o que a torna objetivo de estudo das mais diversas ciências, entre elas: sociologia, psicologia, pedagogia e biologia (DUARTE; FERREIRA; SANTOS, 2013; ZAWADZKI; STIEGLER; BRASILINO, 2019).

As mudanças corporais observadas na fase da vida onde os adolescentes tendem a se diferenciar fisicamente por ações decorrentes, do sistema hormonal, que acarreta incremento de peso e estatura, alterações na avaliação da composição corporal e crescimento ósseo (GALLAHUE;

OZMUN; GOODWAY, 2013). As características físicas não sexuais na adolescência evidenciam o ganho de gordura, onde as meninas, apresentam, em média, o dobro de %GC que os meninos. Nessa fase da vida que cerca de 50% da massa corporal e 20 – 25% da estatura são adquiridos, servindo, em muitas vezes, como determinante no processo de envelhecimento (OLIVEIRA et al., 2017).

A adolescência é um dos três períodos críticos da vida para o aumento do número de células adiposas (MCARDLE; KATCH; KATCH, 2016), as células adiposas e os depósitos de gordura têm sua formação no desenvolvimento fetal e esse processo continua indefinidamente, entretanto existe um perceptível aumento na quantidade de gordura subcutânea na adolescência (WILMORE; COSTILL; KENNEDY, 2013).

No Brasil, a transição nutricional entre adolescentes, caracterizado pela diminuição da desnutrição e aumento do sobrepeso e obesidade (WHO, 2017). Alguns estudos evidenciam que essa faixa etária tem relatado um alto índice de consumo energético, ocasionando um desequilíbrio na balança nutricional (PINHO et al., 2014). Esse elevado consumo de carboidratos, ácidos graxos saturados, sódio e de bebidas à base de açúcares, além de um baixo consumo de fibras alimentares verificados nos jovens contribuem um padrão alimentar inadequado (LISOWSKI et al., 2019). Esse estado nutricional, à longo prazo, pode representar um alto índice de doenças cardiovasculares e outras complicações decorrentes da obesidade.

A atual perspectiva da saúde, em relação avaliação multifatorial e o acompanhamento do bem-estar dos adolescentes tornam-se essenciais para criação de políticas de saúde preventiva (DICK; FERGUSON, 2015).

2.1.1 A epidemia da obesidade

A obesidade é um grave problema de saúde pública no cenário epidemiológico mundial devido ao seu impacto negativo na saúde dos indivíduos e aos altos custos para os sistemas de saúde. A prevalência aumentou nas últimas décadas em todo mundo, inclusive nos países em desenvolvimento, como o Brasil, onde os problemas relacionados ao baixo peso. Isso se deve à transição nutricional caracterizada por um declínio da desnutrição e do déficit estrutural e emergência do sobrepeso e da obesidade (IBGE, 2010). Algumas pesquisas demonstram que os altos índices de sobrepeso e obesidade, são responsáveis por estimular outras manifestações clínicas como: hipertensão, riscos cardiovasculares relacionados ao aumento dos níveis de colesterol e triglicerídeos, diabetes tipo 2, dislipidemias e distúrbios do sono (RANK et al.,

2013). A OMS evidencia que, o sobrepeso e a obesidade estão entre os cinco maiores riscos globais de mortalidade (SOUZA et al., 2013).

Estudos epidemiológicos ressaltam o aumento significativo da prevalência de obesidade (AIELLO et al., 2015). A Pesquisa de Orçamentos Familiares (POF) indica que a prevalência de déficit de peso em adolescentes foi de apenas 3.4%, com pouca variação entre os sexos e segundo os grupos de idade, indicando assim pequena frequência de quadros atuais de desnutrição na população adolescente brasileira. O excesso de peso foi diagnosticado em cerca de 0.20% dos adolescentes em ambos os sexos, seis vezes a mais que a frequência do déficit de peso. Quadros de obesidade corresponderam, nos dois sexos, a cerca de 0.25% do total de casos de excesso de peso (IBGE, 2010).

Dados recentes mostram um aumento alarmante da prevalência da obesidade em todo o mundo. Em 2025 a estimativa é de que 2,3 bilhões de adultos ao redor do mundo estejam acima do peso, sendo 700 milhões de indivíduos com obesidade (WHO, 2018). Globalmente, a prevalência de sobrepeso ou obesidade aumentou, entre os anos de 1980 - 2013, de 28.8% para 36.9% em homens adultos e de 29.8% para 38% entre as mulheres, já para crianças e adolescentes verificou-se um aumento superior a 50% da prevalência (NG et al., 2014).

Dados levantados pelo Center for Disease Control and Prevention (CDC), mostrou que entre 1980 e 2014, a prevalência de obesidade entre adolescentes entre ambos os sexos nos Estados Unidos aumentou de aproximadamente 10% para 21% (OGDEN et al., 2016). Embora o aumento acentuado na prevalência de obesidade em crianças (2–11 anos) tenha diminuído, a prevalência de obesidade em adolescentes (12–19 anos) continua a aumentar (OGDEN et al., 2002), passando a ser considerada como um dos principais fatores de risco para doenças cardiovasculares.

Resultados do programa de controle da obesidade americana através da National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES) de 2015-2016 (CDC, 2018), usando alturas e pesos medidos, indicam que cerca de 18.5% das crianças e adolescentes dos EUA com idade 2–19 anos têm obesidade, incluindo 5.6% com obesidade grave e outros 16.6% com sobrepeso.

Na região europeia, a prevalência da obesidade é estimada em 23% (WHO, 2018). A prevalência da obesidade aumentou entre 2010 e 2014 e triplicou desde 1980 (ARES et al., 2020). Estudam apontam que grandes diferenças entre países e grupos socioeconômicos, com grande negativo em relação a posição social. No geral, a prevalência de sobrepeso ou obesidade varia

mais de 40% no sul da Europa para o norte da Europa, sendo que 29% em meninos e 27% em meninas. Taxas persistentemente altas de obesidade infantil são um motivo de preocupação (WHO Regional Office for Europe, 2021).

No Brasil, entre 2003 e 2019, os resultados de duas pesquisas do IBGE – Pesquisa de Orçamentos Familiares (POF) e Pesquisa Nacional de Saúde (PNS) – revelaram uma proporção de 19.4% dos adolescentes estão com excesso de peso. Isso representa aproximadamente 1,8 milhões de indivíduos. E, entre eles, 6.7% já têm obesidade. Em ambos sexos, o excesso de peso foi diagnosticado em cerca de 1/5 dos adolescentes, seis vezes a mais que a frequência do déficit de peso. O problema é mais prevalente nas meninas (8%) em comparação com os meninos (5.4%) (IBGE, 2010).

Segundo a (ABESO, 2016), cerca de 70 milhões de pessoas estão com excesso de peso, vale ressaltar ainda que 13% das mulheres e 8% dos homens sofrem de obesidade. Sendo que 50% da população está acima do peso corporal ideal, ou seja, na faixa de sobrepeso e obesidade

Dados da POF 2008-2009, a prevalência de excesso de peso em adolescentes teve um declino, em ambos os sexos, de 16% a 19% nas Regiões Norte e Nordeste e de 20% a 27% nas Regiões Sudeste, Sul e Centro-Oeste. O excesso de peso passou a ser mais assíduo no meio urbano do que no meio rural, em particular nas Regiões Norte e Nordeste em ambos os sexos. Com níveis menores, a prevalência da obesidade em adolescentes mostrou distribuição geográfica semelhante à observada para o excesso de peso (IBGE, 2010)

A indícios que a obesidade tenha fortes relações com fatores genéticos, os fatores não genéticos como: hábitos nutricionais, nível de atividade física, comportamento ativo/sedentário, são os que mais despertam interesse e preocupação mundial (WHO, 2017) .

Os dados mostram que há forte transição da obesidade na infância e adolescência para a vida adulta, onde uma a cada duas crianças obesas torna-se um adulto obeso, afetando diretamente a saúde e o bem-estar (GUO et al., 2002; RITCHIE; ROSER, 2017), indicadores que justificam a necessidade de um monitoramento sistemático e eficiente dessa população, bem como aplicação de ações preventivas.

Por fim, a da prevalência do sobrepeso e obesidade para crianças e adolescentes, de ambos os sexos (2 – 19 anos), encontra números cada vez mais expressivos em vários países. A análise feita a partir do IMC com base em dados de 2016 do Our World in Data (RITCHIE;

ROSER, 2017) mostra que países da América Latina como o Peru, Brasil e Chile aponta valores de prevalência iguais a 22.4%, 32.63% e 44.66%, respectivamente.

2.2 COMPOSIÇÃO CORPORAL

A composição corporal é definida como sendo a proporção entre os diferentes componentes corporais e a massa corporal total, sendo normalmente expressa pelas porcentagens de gordura e massa magra (WILMORE; COSTILL; KENNEDY, 2013). Através do estudo da mesma é possível quantificar gordura, músculos, ossos e vísceras, e, ainda traçar um perfil individual ou de grupos em relação a especialidade esportiva, atividade física e sedentarismo.

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 crônico-degenerativas Uma das técnicas utilizadas para estimar o índice de massa corporal é o índice de Quetelet, conhecido como IMC (índice de massa corporal) que tem sido largamente utilizado como um preditor de sobrepeso e obesidade. Porém esse índice não leva em consideração as quantidades proporcionais dos diferentes componentes corporais.

Existem dois tipos de componentes que separa a composição corporal: a massa magra (MM) e massa isenta de gordura (MIG), em que o MIG são considerados todos os tecidos isentos de gordura, incluindo os ossos, músculos, órgãos e a gordura essencial. A gordura essencial é dada pela gordura necessária para o funcionamento do organismo, distribuída na medula óssea, coração, rins, intestinos, músculos etc (WILMORE; COSTILL; KENNEDY, 2013). (BEHNKE; WILMORE, 1974), indica que homens e mulheres têm percentuais distintos para a gordura essencial, com valores de 3% e 12%, respectivamente, nas mulheres considera-se a gordura na região mamária e pélvica como parte da gordura essencial.

Por fim, existem três componentes incluem: massa gorda , massa isenta de gordura , o conteúdo de massa óssea e água, e já no modelo de quatro componentes acrescenta-se proteína corporal e massa residual em seu fracionamento (CEZAR, 2000).

O modelo de 2 componentes é considerado o clássico no estudo da composição corporal, onde os elementos que o compõem são identificados pelo estudo da densidade corporal. Destaca-se que esse modelo distingue que a massa isenta de gordura como uma constante, sendo satisfatório para população de adultos.

Para o modelo de 3 componentes nota-se uma melhora na avaliação de crianças e adolescentes, pois esses grupos possuem elevadas mudanças nos fluídos intracelulares/extracelulares além do conteúdo mineral ósseo (CEZAR, 2000; BOILEAU; LOHMAN; SLAUGHTER, 1985). Deste modo, a avaliação da composição corporal é classificada em dois tipos: químico e anatômico. Aquele aborda quantidades de água, gordura, proteínas e minerais e este divide o corpo em componentes facilmente separáveis em uma dissecação, onde se inclui: pele, músculo, ossos, gordura e órgãos (CLARYS; PROVYN; MARFELL-JONES, 2005).

2.2.1 Avaliação da Composição Corporal

Existem vários métodos de avaliação composição corporal, caracterizada como direta, indireta ou duplamente indiretos, cada um apresentando suas próprias vantagens e limitações. Os métodos diretos, embora sejam os mais precisos, envolvem dissecar um cadáver e, em seguida, derivando quimicamente a quantidade de cada tecido individual que está presente (GONÇALVES; MOURÃO, 2008).

Os métodos indiretos são muito mais usados, usam imagens para quantificar a quantidade de cada tecido presente. Alguns métodos indiretos, como imagem de ressonância magnética e topografia computadorizada, em contraste, não estão prontamente disponíveis e, portanto, não são frequentemente usados em um ambiente aplicado como eles são caros e envolvem equipamento ou pessoal especializado.

Finalmente, os métodos duplamente indiretos usam medições feitas no corpo, em conjunto com dados obtidos de estudos anteriores usando métodos para estimar a quantidade de cada tecido presente com base em uma variedade de equações diferentes. Esse método é usado em um ambiente aplicado como antropometria e impedância bioelétrica, embora sejam econômicos e amplamente utilizados nos setores de saúde pública e fitness, devem ser usados com cautela em algumas populações como: atléticas, pois demonstram baixa precisão e aplicabilidade (BROŽEK et al., 1963).

Todos os métodos abordados possuem elevada precisão, além de elevados custos financeiros, o que limita sua aplicação. Entre os métodos propostos serão descritos nas subseções.

2.2.2 Avaliação Antropométrica

As técnicas descritas por (LOHMAN, 1986), tais como : medidas de peso corporal (kg), circunferência da cintura e do pescoço (cm), circunferência do quadril(cm) e circunferência da

panturrilha(cm). Utilizando-se destas medidas foram calculados o Índice de Massa Corporal ($IMC=kg/m^2$), e a relação cintura/estatura. Essas medidas são utilizadas para o diagnóstico do estado nutricional dos adolescentes quem levou em conta o índice antropométrico IMC para idade e o índice altura para idade e avaliação dos riscos para doenças como: diabetes mellitus, doenças do coração e hipertensão em crianças, adultos, gestantes e idosos (LOHMAN, 1986; Ministério da Saúde; FIOCRUZ, 2013). A partir do IMC para idade, foram estimadas as prevalências de baixo IMC para idade, IMC adequado, sobrepeso e obesidade, todas elas calculadas com base na distribuição de referência da OMS (2007).

2.2.2.1 Índice de Massa Corporal

De acordo com a OMS, o Índice de Massa Corporal (IMC) é obtido pela razão da massa corporal (kg) pela estatura (m) ao quadrado, um indicador útil para fins epidemiológicos e em situações de falta de equipamentos para a detecção de obesidade. Porém esta técnica não apresenta forte correlação com a gordura corporal (MOORE et al., 2016), além de, utilizar esse método como ferramenta única na detecção de anormalidade em uma população que possui elevada intensidade na prática de exercícios físicos é bastante inconveniente, devido ao método não conseguir diferenciar massa gorda da massa isenta de gordura (WITT; BUSH, 2005; GUEDES, 2013).

Além disso, significativas discordâncias têm sido observadas na categorização do estado nutricional a partir do IMC, em comparação com a DXA, especialmente para indivíduos com sobrepeso e obesidade (RYDER et al., 2016)

2.2.2.2 Circunferência da Cintura

A medida da circunferência está entre as mais utilizadas como avaliação da composição corporal. Em relação ao local anatômico, a circunferência da cintura tem como base uma linha horizontal, aproximadamente 2,5 cm acima da cicatriz umbilical ou à região mais estreita entre o torácico e o quadril (LIGUORI, 2017). Essa mensuração é utilizada para relacionar o risco do acúmulo de gordura na região abdominal com complicações cardiovasculares (BACOPOULOU et al., 2015).

O método não analisa a gordura corporal total, pois possui elevada correlação com a DXA, principalmente para o gênero feminino (FLAVEL et al., 2012). Dentro desse contexto, ainda é possível encontrar associações da circunferência da cintura com outras variáveis para a

criação de índices, tais como: a relação entre a circunferência da cintura com a do quadril e o índice cintura-estatura, todos com objetivo de predizes fatores de risco relacionado ao sobrepeso ou obesidade (MACHADO-RODRIGUES et al., 2016).

2.2.2.3 Relação Cintura Estatura

A razão cintura estatura RCE é dada pela divisão da circunferência da cintura (cm) pela estatura (cm) e foi avaliada a partir do percentil 90 da amostra do estudo de (PEREIRA et al., 2011) que correspondeu a 0.50, o qual tem sido proposto como limite a ser empregado no diagnóstico do excesso de gordura abdominal.

Dessa forma, aqueles com RCE maior que 0.50 foram classificados como “excesso de gordura abdominal. Segundo (PELEGRINI et al., 2015), constatou que o RCE tem uma maior capacidade de discriminar a gordura corporal elevada em adolescentes, sendo um bom indicador de excesso de gordura para esta faixa etária. O RCE tem sido avaliada com sucesso da testada com sucesso na identificação dos principais fatores de risco cardiovasculares na população pediátrica.

2.2.2.4 Bioimpedância

Método não invasivos mais comercializado no mundo para avaliação da composição corporal. Essa técnica utiliza corrente elétrica de baixa intensidade para seu funcionamento e baseia-se na impedância corporal, que varia de acordo com os tecidos corporais. O método não permite a avaliação direta da gordura corporal, a qual é determinada por equações matemáticas (ALVAREZ; PAVAN; PETROSKI, 2007).

Alguns fatores como os níveis de hidratação, temperatura cutânea, metais presentes no corpo podem influenciar diretamente na qualidade dos resultados (SILVA; FIELDS; SARDINHA, 2013). O método apresenta pouca validade na avaliação da gordura corporal quando não há cooperação do avaliado na preparação para o exame, apresenta uma grande variedade de equipamentos, além de necessitar de equações para estimativa da composição corporal (MARKS et al., 2015). Tornou-se então, um dos métodos mais utilizados em clínicas, por estas e outras razões (baixos custos, resultados imediatos, não requerimento de pessoal altamente especializado, presença de equações específicas para diferentes grupos populacionais, etc).

2.3 REDE NEURAL ARTIFICIAL

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos matemáticos inspirados no sistema nervoso central humano. As RNA's abstraem o conceito de neurônios, axônios e sinapses para métodos computacionais com o objetivo de representar o aprendizado. Tais redes podem ser definidas como um conjunto de unidades de processamento, denominadas neurônios artificiais, que são interligadas por uma grande quantidade de interconexões, denominadas sinapses artificiais (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010).

O modelo matemático de um neurônio artificial proposto por (MCCULLOCH; PITTS, 1990), é fundamental para a construção de modelos mais complexos, que implementa uma função matemática, onde dado um conjunto de entradas gera uma saída (HAYKIN, 2007). Em termos matemáticos, pode-se representar um neurônio artificial conforme a Equação (2.1).

$$y = g \left(\sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i + b \right) \quad (2.1)$$

onde $x_1, x_2 \dots x_n$ representam os sinais de entrada advindos da aplicação; $w_1, w_2 \dots w_n$ são os pesos sinápticos, b é o termo bias e g é a função de ativação. As ativações comuns são: função identidade, sigmóide e tangente hiperbólica.

O modelo proposto por [72](KRIZHEVSKY; SUTSKEVER; HINTON, 2017), uma nova função não-linear, de acordo com os autores suas pesquisas mostraram que essa função converge até 6 vezes mais rápida que RNAs que utilizam a função tangente hiperbólica. Essa função é apresentada na Equação (2.2).

$$\sigma(x), x) = \max(0, x) \quad (2.2)$$

Os modelos iniciais de RNA's permitiam apenas uma única camada de neurônios. Onde foi proposto um método de minimização de erros através da decida do gradiente. Esse método, baseado na aprendizagem supervisionada propõe uma eficiente decida do gradiente do erro de saída da rede pelo gradiente deste erro em função dos pesos.

2.3.1 Função de Ativação

O processamento em cada neurônio se dá pelo que chamamos de função de ativação. A função de ativação é a transformação não linear que fazemos ao longo do sinal de entrada. Esta saída transformada é então enviada para a próxima camada de neurônios como entrada

(SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010). Quando não temos a função de ativação, os pesos e bias simplesmente fazem uma transformação linear. Uma equação linear é simples de resolver, mas é limitada na sua capacidade de resolver problemas complexos. Uma rede neural sem função de ativação é essencialmente apenas um modelo de regressão linear.

As funções de ativação tornam possível a propagação posterior desde que os gradientes sejam fornecidos juntamente com o erro para atualizar os pesos e bias. Sem a função não linear diferenciável, isso não seria possível. Existem vários tipos de funções de ativação, cada qual a ser usado em diferentes situações, quais serão descritas nas subseções abaixo (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007).

2.3.1.1 Função de Etapa Binária (Binary Step Function)

A função de etapa binária é um classificador baseado em limiar (threshold), ou seja, se o neurônio deve ou não ser ativado. Se o valor Y estiver acima de um valor de limite determinado, ative o neurônio senão deixa desativado., conforme descrito na Equação (2.3).

$$f(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

É uma função extremamente simples, que pode ser usada ao criar um classificador binário. Quando simplesmente precisamos dizer sim ou não para uma única classe, a função de etapa seria a melhor escolha, pois ativaria o neurônio ou deixaria zero.

A função é mais teórica do que prática, pois, na maioria dos casos, classificamos os dados em várias classes do que apenas uma única classe. A função de etapa não seria capaz de fazer isso.

Além disso, o gradiente da função de etapa é zero. Isso faz com que a função de etapa não seja tão útil durante o backpropagation quando os gradientes das funções de ativação são enviados para cálculos de erro para melhorar e otimizar os resultados. O gradiente da função de etapa reduz tudo para zero e a melhoria dos modelos realmente não acontece.

2.3.1.2 Função Linear

Como vimos, na função step, o gradiente sendo zero, é impossível atualizar o gradiente durante a backpropagation. Em vez de uma função de passo simples, podemos tentar usar uma

função linear. A função de linear é definida pela Equação(2.4):

$$f(x) = a \cdot x \quad (2.4)$$

A derivada de uma função linear é constante, isto é, não depende do valor de entrada x . Isso significa que toda vez que fazemos backpropagation, o gradiente seria o mesmo. E este é um grande problema, não estamos realmente melhorando o erro, já que o gradiente é praticamente o mesmo. E não apenas suponha que estamos tentando realizar uma tarefa complicada para a qual precisamos de múltiplas camadas em nossa rede. Agora, se cada camada tiver uma transformação linear, não importa quantas camadas nós tenhamos, a saída final não é senão uma transformação linear da entrada. Portanto, a função linear pode ser ideal para tarefas simples, onde a interpretabilidade é altamente desejada.

2.3.1.3 Função Sigmóide

A função de ativação sigmoide é comumente utilizada como propagação positiva (Feed-forward) que precisam ter como saída apenas números positivos, em redes neurais multicamadas e em outras redes com sinais contínuos. Apesar de seu grande uso, a função de ativação tangente hiperbólica é geralmente uma escolha mais adequada. E é definida pela Equação (2.5).

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.5)$$

Esta é uma função suave e é continuamente diferenciável. A maior vantagem sobre a função step e a função linear é que não é linear. É uma característica incrivelmente interessante da função sigmóide, isto significa essencialmente que quando eu tenho vários neurônios com função sigmóide como função de ativação – a saída também não é linear. A função varia de 0 a 1.

A função essencialmente tenta empurrar os valores da saída (Y) para os extremos. Esta é uma qualidade muito desejável quando tentamos classificar os valores para uma classe específica. A função sigmóide ainda é amplamente utilizada até hoje, mas ainda temos problemas que precisamos abordar. Com a sigmóide temos problemas quando os gradientes se tornam muito pequenos. Isso significa que o gradiente está se aproximando de zero e a rede não está realmente aprendendo.

2.3.2 Arquitetura RNA

Algumas arquiteturas de RNA, como a arquitetura do tipo FeedForward são caracterizadas pelo tipo de rede onde os neurônios são organizados em forma de camadas, como pode ser visto na figura 2. Os nós da camada de entrada se comunicam diretamente com a camada de saída (nós computacionais). A arquitetura do tipo Feedforward em camadas apresenta uma organização similar à do córtex humano, onde os neurônios se dispõem em camadas paralelas e consecutivas, e os axônios se estendem sempre no mesmo sentido, isto é, a informação propaga-se da entrada para a saída, não existindo, portanto, ligações entre os neurônios de uma mesma camada ou com camadas anteriores. É chamada de rede de 1 camada em referência à camada de saída (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010), pois os nós da entrada não processam nada, só apresentam os padrões à rede.

Durante o treinamento de uma RNA, uma função de erro é definida. Esta função calcula o erro das previsões do modelo em relação a um conjunto de dados. O objetivo do treinamento é minimizar a soma das funções de erro aplicadas a todos os exemplos de um conjunto de dados. O algoritmo de Backpropagation (BP) é baseado na regra de aprendizagem por correção de erros.

De acordo com (HAYKIN; NETWORK, 2004) o algoritmo utiliza pares de entradas e saídas desejadas e, por meio de um mecanismo para correção dos erros, ajusta os pesos da rede, assim, para a minimização do erro obtido pela rede e o ajuste dos pesos, o algoritmo utiliza a regra de delta generalizada, com aplicação do gradiente.

2.3.3 Algoritmo Backpropagation

O algoritmo backpropagation é descrito por dois passos distintos. Primeiro, um padrão é apresentado à camada de entrada da rede. A atividade resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída. No segundo passo, a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão particular. Se esta não estiver correta, o erro é calculado. O erro é propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos das conexões das unidades das camadas ocultas vão sendo modificados conforme o erro é retropropagado (SILVA; SPATTI; FLAUZINO, 2010; MACKAY, 1992).

A função de custo a ser minimizada com a derivação da regra delta generalizada é definida pela soma dos erros quadráticos, representada pela equação (2.6) (HAYKIN, 2007).

$$E = \frac{1}{2} \sum p \sum_{i=1}^k (d_i^p - y_i^p)^2 \quad (2.6)$$

Em que:

E – Medida de do erro total da rede.

p – número de padrões

k - número de unidade de saída

d_i – a i-ésima saída desejada

y_i - a i-ésima saída gerada pela rede.

A minimização do erro para cada padrão individualmente gera a minimização do erro total, temos o erro para cada padrão definido pela equação (2.7).

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (d_j - y_j)^2 \quad (2.7)$$

A variação do peso Δ_{ij} descrita por (BRAGA; FERREIRA; LUDERMIR, 2007) é determinada através do gradiente descendente do erro em relação ao peso, dado pela equação (2.8) (HAYKIN, 2007).

$$\Delta w_{ij} \alpha = \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2.8)$$

O peso seja ajustado para diminuir o erro total da rede. Pela regra da cadeia tem-se que:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial w_{ij}} \quad (2.9)$$

Onde:

$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{ji} \quad (2.10)$$

Calcula-se a derivada $\frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}}$ da seguinte forma:

$$\frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} = \frac{\delta \sum_{i=1}^n x_{ji} x_{ji}}{w_{ji}} = x_i \quad (2.11)$$

A derivada $\frac{\partial E}{\partial net_{ji}}$ mede o erro do nó **j** e pode ser abreviada para $\delta_j = \frac{\partial E}{\partial net_{ji}}$. Assim o cálculo do delta pode ser definido utilizando a regra da cadeia:

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial net_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial net_{ji}} \quad (2.12)$$

onde a derivada $\frac{\partial y_j}{\partial net_j}$ pode ser definida:

$$\frac{\partial y_j}{\partial net_j} = \frac{\partial f(net_j)}{\partial net_j} = f'(net_j) \quad (2.13)$$

O cálculo da derivada $\frac{\partial E}{\partial y_j}$, que utiliza o erro, dependerá da camada onde se encontra o nó (HAYKIN, 2007). Caso o nó esteja na última camada, o seu erro é definido utilizando a equação (2.7):

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \frac{\delta \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (d_i - y_i)^2 \right)}{\partial y_j} = (d_j - y_j) \quad (2.14)$$

A equação (2.14) é a mesma que a regra delta original. Substituindo (2.13) e (2.14) na equação (2.9) obtêm-se:

$$\partial_j = (d_j - y_j) f'(net_j) \quad (2.15)$$

Se o nó **j** não for um nó de saída, temos que:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_{i=1}^M \frac{\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial net_j}{\partial y_j} = \sum_{i=1}^M \frac{\partial E}{\partial net_j} \cdot \frac{\partial \sum_{i=1}^n w_{ji}}{\partial net_j} = \sum_{i=1}^M \partial_j w_{ji} \quad (2.16)$$

com

$$\sum_{i=1}^M \frac{\partial E}{\partial net_j} w_{ji} = \sum_{i=1}^M \partial_j w_{ji} \quad (2.17)$$

Substituindo (2.14) e a (2.17) na equação 2.12 temos que o erro, para os nós das camadas intermediárias, é definido por:

$$\delta_j = f'(net_j) \sum_l \delta_l \cdot w_{jl} \quad (2.18)$$

Pode-se generalizar a (2.8), da seguinte forma:

$$\Delta w_{ji} = n \cdot \delta_j \cdot x_i \quad (2.19)$$

Ou

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + n \cdot \delta_j \cdot x_i(t) \quad (2.20)$$

Para que o algoritmo *backpropagation* tenha uma solução satisfatória, é necessário observar alguns pontos importantes em sua execução. O ajuste de parâmetros é um destes pontos, sendo o valor da taxa de aprendizagem um dos parâmetros mais importantes, pois este tem uma forte influência no tempo necessário à convergência da rede. Critérios de parada também são pontos de grande importância para que se evite esforços desnecessários (HAYKIN; NETWORK, 2004).

O algoritmo *backpropagation* apresenta alguns problemas quanto à dificuldade de aprendizado. Em superfícies muito complexas, o treinamento é muito lento e existe o risco da rede cair num mínimo local (MACKAY, 1992). Além disso, pode ocorrer overfitting, fenômeno que surge depois de certo tempo de treinamento, quando a rede memoriza padrões que já foram apresentados e o processo de classificação piora sensivelmente.

2.4 PRÉ- PROCESSAMENTO (*Overfitting*)

Uma rede muito treinada pode não funcionar bem com os dados “não vistos”. A este fenômeno dá-se o nome de overfitting ou generalização pobre e ocorre quando uma rede neural aprende “mais do que deveria” durante o período de treinamento, perdendo assim a capacidade de generalização. Nesse caso, apesar do erro no conjunto de treinamento tenha resultado em um valor muito pequeno, quando novos dados são apresentados para a rede, o erro tende a aumentar em demasia (MACKAY, 1992).

Neste caso é possível obter mais dados e aumentar o tamanho do conjunto de treinamento, então não há necessidade da preocupação de se evitar overfitting. Isso só se aplica a situações em que se queira obter o máximo de uma oferta limitada de dados.

Há diversos métodos de validação pra evitar overfitting, um deles corresponde em dividir aleatoriamente o conjunto de observações em duas partes: um conjunto de treinamento e teste. O modelo é definido no conjunto de treinamento e utilizado para prever as respostas para as observações no conjunto de teste. A Validação Cruzada k-Fold, é utilizada para encontrar os melhores valores de hiper-parâmetros que produzem um desempenho de generalização satisfatório. Uma vez encontrados os valores dos hiper-parâmetros ideais, pode-se treinar o modelo no conjunto de treinamento e obter uma estimativa final de desempenho usando o conjunto de teste.

Este método implica em dividir aleatoriamente o conjunto de observações em k grupos (ou folds) sem substituição e de tamanho aproximadamente igual. O primeiro fold é tratado como o conjunto de teste e os $k - 1$ folds restantes formam o conjunto de treinamento. O modelo é ajustado utilizando o conjunto de treinamento. Então, é medida a precisão preditiva dos modelos através do cálculo do erro quadrático médio (EQM_1), no conjunto de testes.

O processo de validação cruzada é repetido k vezes, de modo que cada um dos k grupos sejam utilizados exatamente uma vez como dado de teste para validação do modelo. Esse

processo resultará em k estimativas do erro de teste, $EQM_1 \cdots EQM_k$ equação da estimativa é definida pela equação (2.21).

$$CV_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k EQM_i \quad (2.21)$$

O resultado final desse processo é o desempenho médio do classificador nos k testes e o objetivo de repetir os testes múltiplas vezes é aumentar a confiabilidade da estimativa da precisão do classificador

2.5 AVALIAÇÃO DO MÉTODO DE CLASSIFICAÇÃO

Os resultados da classificação dos testes podem ser divididos em: Falso Positivo (FP), que é o número de obesos classificadas erradamente como não *obesos*; Verdadeiro Positivo (VP), que é quando o número de obeso são classificados corretamente como obesos; Falso Negativo (FN), quando o número de obesos é classificado erradamente como não obesos e Verdadeiro Negativo (VN), quando o número de obesos é classificado corretamente como obeso.

Tais números são utilizados para gerar medidas capazes de quantificar o desempenho da metodologia, para avaliar o quão este é eficiente e se os objetivos foram alcançados. As medidas de desempenho utilizadas neste trabalho foram: especificidade (PROVOST; DOMINGOS, 2000), sensibilidade (PROVOST; DOMINGOS, 2000), acurácia (SACHS, 2017) e curva ROC (WANG; CHANG, 2010).

A sensibilidade é a probabilidade do teste em fornecer um resultado positivo, desde que o indivíduo seja portador da enfermidade. Ou seja, esse teste define o número de doentes que são detectados corretamente (PROVOST; DOMINGOS, 2000). O cálculo da equação da sensibilidade (S) é definida pela razão entre número de VP e pelo total de doentes existentes (VP + FN), indicando assim a eficácia do teste e é determinada pela equação (2.22).

$$S = \frac{VP}{VP + FN} \quad (2.22)$$

A especificidade, por sua vez, se caracteriza como a probabilidade do fornecimento de um resultado negativo pelo teste. Ou seja, esse teste mede a proporção de pessoas sem a doença, indicando a qualidade do teste em identificar os indivíduos não doentes, caracterizando o número de casos que foram identificados como não doentes (PROVOST; DOMINGOS, 2000). A equação da especificidade (E) é calculado pela razão entre o número de VN pelo número de casos que de fato não são doentes (VN + FP) e é determinada pela equação (2.23).

$$E = \frac{VN}{VN + FP} \quad (2.23)$$

A acurácia (A), calcula o total de acertos baseado em todas as instâncias classificadas, calculado a partir de todos os casos (classificados corretamente e incorretamente (WANG; CHANG, 2010). Sendo expressa através da razão do acerto total (VP + VN) pelo total de casos da base. A equação para cálculo da acurácia é determinada pela equação (2.24).

$$A = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (2.24)$$

A partir da sensibilidade e da especificidade é possível calcular a curva ROC para todas as observações da amostra. Define-se como melhor ponto da curva, o extremo superior esquerdo, representando à máxima sensibilidade e mínimo número de FPs, cujo resultado é considerado como de melhor performance, quando adquire um valor próximo a 1. Descreve o desempenho de um classificador para diagnóstico à medida que o limite de discriminação varia (SACHS, 2017).

A comparação de dois classificadores por sua curva ROC não é fácil e, portanto, muitas tentativas foram feitas para apresentar toda a curva ROC por um único número (SACHS, 2017). A área sob uma curva ROC (AUROC) é uma das medidas mais comuns usadas para avaliar o poder discriminativo do classificador (WANG; CHANG, 2010). A área representa a probabilidade de que um assunto escolhido aleatoriamente seja classificado corretamente em relação a outro objeto, não pertencente a uma determinada categoria.

3 METODOLOGIA

3.1 TIPO DE ESTUDO

Estudo transversal com adolescentes (10 a 19 anos) da rede pública de ensino do município de São Luís, Maranhão/Brasil.

3.2 AMOSTRA

A amostra foi formada por 772 adolescentes de ambos os gêneros, devidamente matriculados no sistema escolar público de São Luís/MA. Sendo uma avaliação condicionada à entrega de um termo de consentimento livre e esclarecido para a participação dos adolescentes (TCLE) assinado pelos pais ou responsáveis (APÊNDICE B). O recrutamento seu deu em escola pública de São Luís MA.

Os critérios de exclusão foram: gravidez, lactação, uso de pílula anticoncepcional, estar no período menstrual, presença de distúrbios alimentares, desnutrição, desidratação, presença de retenção de líquido e recusa em participar do estudo seguindo o protocolo de (LOHMAN, 1986).

3.3 CALCULO AMOSTRAL

Para a definição do tamanho da amostra (LWANGA et al., 1991) estatisticamente significativa, calculou-se um mínimo de 513 adolescentes. Tendo como base a prevalência de excesso de peso em adolescentes de 20.5% (BRASIL, 2010), prevaência sugerida do desfecho de 26.9% (FARIAS et al., 2012), erro tolerável de 5% (erro tipo I) e poder do teste de 90% (erro tipo II), com adição de 10% para possíveis perdas ou recusas.

3.4 AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO CORPORAL

3.4.1 Avaliação Antropométrica

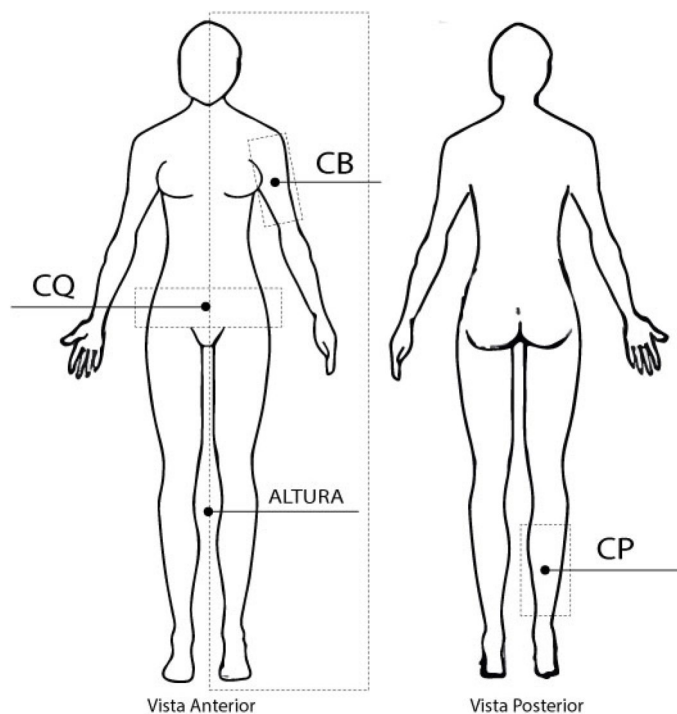
Seguindo as técnicas descritas por (LOHMAN, 1986), a avaliação antropométrica foi padronizada e seguiu os seguintes passos: a massa corporal foi medida com balança eletrônica calibrada (Omronfi HBF 214 LA, Japão) com precisão de 0.1 kg. A altura foi determinada por meio de um estadiômetro vertical portátil com precisão de 0.1 cm (Sannyfi, Brasil), onde os indivíduos, com os pés juntos eram solicitados a realizar uma inspiração, a estatura foi determinada na maior distância entre o chão e o vértex da cabeça (Morrow Jr et al., 2014)].

Para a medição das circunferências, foi utilizada uma fita métrica antropométrica com precisão de 0.1 cm (Secafi 213, Hamburgo, Alemanha). A circunferência da cintura (CC) foi medida no ponto médio entre a última costela e a crista ilíaca na respiração mínima (HUANG et al., 2015). A circunferência do quadril (CQ) foi medida no ponto mais largo, conforme descrito por Huang et al. (HUANG et al., 2015).

A circunferência do braço (CB) foi avaliada no ponto médio entre o olécrano e o processo acromial na parte superior do braço esquerdo com o sujeito em pé (RERKSUPPAPHOL; RERKSUPPAPHOL, 2017), e a panturrilha foi medida com o participante sentado, joelho flexionado em um ângulo de noventa graus em relação ao solo e este foi considerado o ponto de maior circunferência da panturrilha (MALACHIAS et al., 2016; SALMASO et al., 2014).

Foram realizadas medidas duplicadas em todos os pontos, caso houvesse diferença de 2mm, uma terceira medida era realizada. Ao final, o valor do ponto anatômico, foi o resultado da média aritmética das medidas (MOORE et al., 2016). O posicionamento anatômico das medidas de Dobras Cutâneas está ilustrado na figura 1.

Figura 1 – Posicionamento anatômico das medidas de dobras cutâneas na vista anterior e posterior. .



Fonte: Autor.

O IMC foi calculado de acordo com o índice de peso (kg) / altura² (m), e o ponto de corte utilizado para classificação do estado nutricional foi o recomendado pela OMS para gênero e idade, onde > percentil 3 e < 85 percentil foi classificado como eutrófico; e > 85 percentil foi classificado como excesso de peso (BRASIL, 2011; GROUP; ONIS, 2006). A relação cintura-estatura (RCE) foi calculada pelo índice de circunferência da cintura (cm) / altura (cm). Para avaliação da RCE, o ponto de corte utilizado foi de 0.5 para ambos os sexos e idade (ASHWELL; HSIEH, 2005). A idade foi calculada como a diferença entre a data de nascimento e a data de mensuração, sendo o gênero e a etnia autodeclarados pelo participante.

3.4.2 Classificação do Percentual de Gordura Corporal

O percentual de gordura corporal (%GC) foi obtido pelo método de bioimpedância tetrapolar (calibrada) (Maltron 906BFfi, Inglaterra). Todos os procedimentos estabelecidos foram seguidos. Deve ser observado que os participantes estavam em jejum 2 horas antes da avaliação, não ingeriram bebidas alcoólicas ou realizaram exercícios vigorosos nas 24 horas anteriores ao exame e urinaram pelo menos 30 minutos antes do teste.

As medidas foram realizadas com o indivíduo em decúbito dorsal e sem objetos metálicos em seu corpo (HOUTKOOOPER et al., 1992; KYLE et al., 2004; NEVES et al., 2013). Para a classificação do estado nutricional dos adolescentes através do corpo percentual de gordura, os seguintes pontos de corte foram usados (LOHMAN, 1993; RIPKA, 2017) .

Para o %GC foram utilizados valores adaptados dos propostos por (LOHMAN, 1993) para a população na adolescência, conforme os valores da Tabela 1.

Tabela 1 – Variáveis de referência para classificação do %GC.

Classificação/ Gênero	Masculino	Feminino
Baixo	6 – 10%	12 – 15%
Ótimo	10.1 – 20%	15.1 – 25%
Moderadamente Alto	20.1 – 25%	25.1 – 30%
Alto	25.1 – 31%	30.1 – 35%
Muito Alto	> 31%	> 35%

Fonte: Adaptado Lohman(1993)(LOHMAN, 1993).

3.5 PROCEDIMENTOS ESTATÍSTICOS

A análise estatística dos dados foi realizada através do software SPSS (Statistical Package for the Social Sciences, Inc., Chicago, IL, USA) versão 25. Os dados foram tratados por meio de procedimentos descritivos (média ou mediana, desvio padrão e intervalo interquartil). O teste Kolmogorov-Smirnov foi usado para verificar a normalidade dos dados. Para as comparações entre os grupos foi utilizado o teste t de Student para amostras independentes no caso de distribuição normal das variáveis, ou o teste de Mann-Whitney U para as variáveis que não apresentarem distribuição normal dos dados. A Correlação de Person foi realizada entre o %GC obtido pela BIA e o valor estimado pelo modelo proposto. Os resultados serão considerados estatisticamente significativos para $p < 0.05$.

3.6 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS DE ENTRADA

3.6.1 Variáveis Preditivas

Conforme a subseção 3.5 foram obtidas 19 variáveis, dentre as variáveis analisadas foram escolhidas como parâmetros de entrada, descritas na literatura, para o estado nutricional da população de adolescentes. Dentre essas variáveis: massa corporal, altura e gênero são índices preconizados pela OMS e aferidos em diversos estudos para análise nutricional desta população e aferidos em diversos estudos para análise nutricional desta população (DICK; FERGUSON, 2015; ROCHA et al., 2019; BLOCH; CARDOSO; SICHIERI, 2016; JÉSUS et al., 2017; SŁOWIK et al., 2019). A frequência cardíaca (FC) é associada à prática de atividade física e comorbidades (STEINBECK et al., 2018).

Quanto aos indicadores antropométricos como: circunferência de cintura já é um índice consolidado na literatura como análise da gordura central e risco cardiovascular (SANTOS et al., 2019b); as circunferências: do braço (CB), quadril (CQ) e panturrilha (CP) são utilizadas para avaliação da perda de massa magra (SALMASO et al., 2014; ALENCAR et al., 2015; DUMITH et al., 2018; HERNANDEZ; REESOR; MURILLO, 2017; OLIVEIRA; GUEDES, 2018). Após análise dessas variáveis, nove variáveis preditivas foram selecionadas conforme a Tabela 2.

Tabela 2 – Variáveis do modelo.

Variáveis	Atributo	Abreviação	Unidade
x_1	Massa Corporal	BM	kg
x_2	Altura	-	m
x_3	Circunferência da Cintura	CC	m
x_4	Frequência Cardíaca	FC	-
x_5	Idade	-	anos
x_6	Gênero	-	-
x_7	Circunferência do Quadril	CQ	cm
x_8	Circunferência do Braço	CB	cm
x_9	Circunferência da Panturrilha	CP	cm

Legenda: kg: quilograma, m: metro; cm: centímetro.

Fonte: Autor.

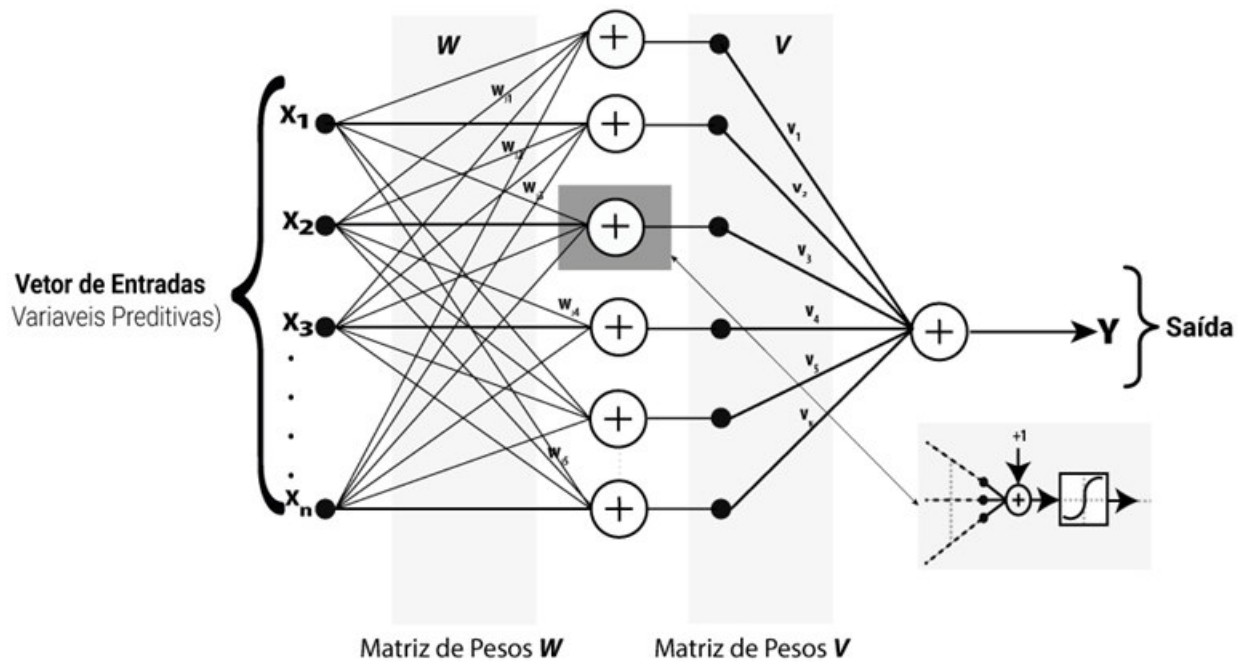
As variáveis: idade, massa corporal, altura e sexo – são recomendados pela OMS (WHO, 2018) e foram medidos em vários estudos para a análise nutricional dessa população (WHO, 2018) utilizadas como parâmetros de entrada da RNA (Tabela 1). A circunferência da cintura já é considerada um bom preditor de percentual de gordura na literatura especializada (WHO, 2018; ASHWELL; HSIEH, 2005). Essas variáveis são utilizadas como critério para avaliação e classificação do IMC e da CC (ABESO, 2016).

3.7 ARQUITETURA DA RNA

A partir dos dados obtidos no pré-processamento, realizou-se o treinamento de arquiteturas da RNA. Devido à complexidade do problema proposto (características das variáveis preditivas), decidiu-se testar arquiteturas como uma camada oculta (figura 2). No caso utilizou-se 9 variáveis como entrada da conforme subseção 3.6.1 3.4 e como critério de escolha dessas variáveis (incluindo a bias) e uma saída, nas camadas ocultas utilizou as funções sigmoide e na camada de saída uma função linear.

Para arquitetura com apenas uma camada oculta, o número de neurônios 7. No treinamento da rede, utilizou-se o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*) subseção 2.3.3, com base na regra do momento. Os valores escolhidos para a taxa de aprendizagem de 0.5. Vale observar, que os valores são constantes de todas as épocas de treinamento.

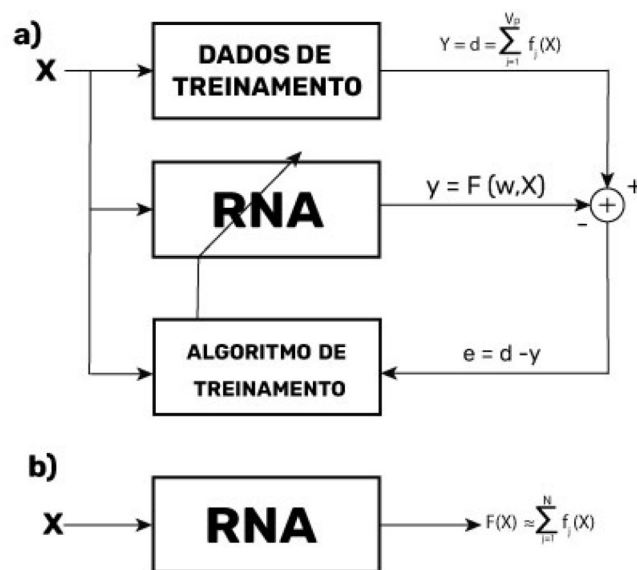
Figura 2 – Rede Feedforward. com uma camada de neurônios ocultos para o método proposto.



Fonte: Autor.

O diagrama esquematizado é demonstrado no modo treinamento da RNA e do modelo obtido na figura 3. Nesta figura, o N_p representa o número e variáveis preditivas utilizadas no treinamento da rede, N o número total de variáveis e o erro obtido entre a resposta desejada e a resposta atual da RNA e w a matriz de pesos sinápticos da RNA.

Figura 3 – a) Método de Treinamento da RNA. b) método obtido de teste da RNA..



Fonte: Autor.

Pela figura 3 , o X representa o vetor da entrada da RNA e Y o vetor de saída, que para o caso em estudo são representadas nas equações 3.1 e 3.7 .

$$X = [x_1, x_2, x_3, \dots x_n] \quad (3.1)$$

$$Y = [\%GC] \quad (3.2)$$

3.7.1 Divisão da base de dados para treinamento e teste

Para definir a quantidade variáveis de entrada é um problema de dimensionalidade (curse of dimensionality) (LIMA; LACERDA; NETO, 2017). O modelo possui nove variáveis preditivas (independentes) descritas na Tabela 2, e o resultado do modelo (variável dependente) será o valor estimado do percentual de gordura corporal. Como a base de dados é pequena, apenas as RNA's que utilizam o Erro Médio Quadrático, serão utilizadas metodologias que para o treinamento e teste.

Para evitar o problema de overfitting na RNA conforme descrito na seção 2.4 foi utilizado o método k-fold cross-validation (JUNG, 2018) como métrica de avaliação, para dividir os dados em conjuntos de treinamento e teste, onde os dados são igualmente divididos em k segmentos iguais ou quase iguais. O treinamento e o teste são realizados por meio de k iterações (YADAV; SHUKLA, 2016). A base de dados, foi dividido aleatoriamente em cinco subconjuntos (k = 5). Assim dos 772 adolescentes, 618 foram escolhidos aleatoriamente para compor o conjunto de treinamento e 154 foram usados como o conjunto de testes (ou seja, uma proporção de 80% dos dados para treinamento e 20% para testes).

3.7.2 Validação

Após a etapa de treinamento e teste, é necessário validar os resultados. Este trabalho utiliza métricas comumente empregadas na literatura descritas na seção 2.5 para análise de desempenho do método proposto. Estas métricas são sensibilidade, especificidade, acurácia, área sob a curva ROC. Tais métricas têm o objetivo de medir o desempenho do modelo proposto como satisfatório ou não, além de auxiliar na identificação de pontos positivos e negativos para melhoria futura deste trabalho nas fases de treinamento, validação e teste.

3.8 ASPECTOS ÉTICOS

O estudo foi realizado após aprovação pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Federal do Maranhão, segundo parecer CAEE: 83206118.1.0000.5087 (ANEXO A) e com o consentimento dos adolescentes e responsáveis incluídos na casuística.

Os voluntários e seus responsáveis foram esclarecidos sobre os propósitos e procedimentos adotados no estudo. O TCLE (ANEXO B) foi esclarecido e nele foi garantida a liberdade de desistir de participar do estudo em qualquer momento. No caso de concordância, foi solicitada a assinatura do TCLE pelo pai/responsável e do TALE (ANEXO C) pelo adolescente.

Todos os procedimentos da pesquisa atenderam as recomendações descritas na literatura e não implicaram em qualquer risco ou prejuízo para as participantes e seguiram as “Diretrizes e Normas Regulamentadoras de Pesquisas Envolvendo Seres Humanos” (466/12), do Conselho Nacional de Saúde. Ficou garantindo a confidencialidade dos dados e qualquer momento o voluntário poderia desistir de participar do estudo.

4 RESULTADOS

4.1 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA

A tabela 3 apresenta a caracterização da amostra, estratificada através do percentual de gordura corporal. Todas as variáveis preditivas analisadas apresentaram diferença estatisticamente significativa (p -valor < 0.050). Foram avaliados 770 adolescentes, com média de idade 15.6 ± 1.7 anos. Quanto ao gênero 64.8% ($n = 499$) do sexo feminino e ao sexo masculino 35.2% ($n = 271$).

Tabela 3 – Características sociodemográficas, antropométricas e estratificas por percentual de gordura corporal (%GC).

Atributos	Normal(% GC) (n=235)	Elevado (% GC) (n = 535)	p-valor
Massa Corporal(kg)*	53.6 (45.70 – 61.4)	57 (50 - 64.4)	< 0.001
Altura (m)*	1.67 (1.59 -1.75)	1,62 (1.57-1.68)	< 0.001
CC (cm)*	66.00 (62 - 71)	69 (65-75)	< 0.001
FC*	75 (68-84)	78.5 (71 – 87)	< 0.001
Idade*	17 (15 - 17)	16 (15 – 17)	< 0.001
CQ (cm)*	86,5 (82-91)	92 (86.5 - 97)	< 0.001
CB (cm)*	23 (21 - 25,5)	25 (23 – 28)	< 0.001
CP (cm)*	32 (30-34.6)	34 (31.5-36)	< 0.001
%GC*	15.8 (12.7 - 20)	33.7 (28.4 – 39.2)	< 0.001
Gênero§			
Feminino	101	398	< 0.001
Masculino	134	137	< 0.001

Legenda: CC, circunferência da cintura; FC, frequência cardíaca; CQ, circunferência do quadril; CB, circunferência do braço; CP, circunferência da panturrilha; kg, quilograma; m, metros; cm, centímetro; %, percentagem; %GC, percentual de gordura corporal; *Os valores são apresentados em mediana (intervalo interquartil: 25-75%); § Valores são apresentados como frequência.

Fonte: Autor.

4.2 ANÁLISE DA ARQUITETURA RNA

A aplicação do modelo neural para estimativa do %GC em adolescentes, obteve os seguintes resultados apresentados. Essa aplicação que é composta de duas fases: treinamento e teste. Na fase de treinamento os parâmetros são ajustados até a função de custo alcançar o mínimo. Para a fase teste não existe ajuste dos parâmetros. Antes de serem utilizadas na RNA,

os dados os foram normalizados para ajustar os dados e não saturar os neurônios conforme a equação (4.1). As primeiras simulações realizadas tiveram como objetivo estimar o %GC em ambos os sexos, pelas variáveis preditivas de entrada da RNA descritas na subseção 3.6.1.

$$A_N = \frac{A_i - \min(A)}{\max(A) - \min(A)} \quad (4.1)$$

em que A_N é a amostra normalizada, A_i amostra original e $\min(A)$ e $\max(A)$ respectivamente menor e maior valor dentre todas as amostras da variável a ser normalizada.

Quadro 1 – Topologia da RNA.

Topologia	Quantidade
Entradas	9
Camadas ocultas	1
Neurônio na camada oculta	7
Taxa de aprendizagem	0.5
Função de ativação	Sigmoide
Tipo de RNA	FeedFoorward
Algoritmo	Backpropagation

Fonte: Autor.

4.2.1 Previsão do Modelo RNA

A simulação realizada teve como objetivo estimar o percentual de gordura corporal em adolescentes. As variáveis de entrada da RNA foram descritas na subseção 3.6.1. A topologia da rede utilizada está descrita no quadro abaixo.

4.2.2 Teste do Modelo Neural

Nessa fase de teste da RNA foram separadas e utilizadas 154 amostras, o equivalente a 20% das amostras utilizadas pra o teste. Vale ressaltar que a escolha das amostras, tanto para o treino quanto para o teste foram escolhidos utilizando validação cruzada (k-folds crossvalidation). Na figura 4 é possível verificar quais valores estimados ficaram dentro do intervalo e quais ficaram fora, conforme uma comparação relativa feita entre os valores reais e os valores estimados. Onde a curva é significativamente sobreposição, o que indica a precisão do desempenho da RNA.

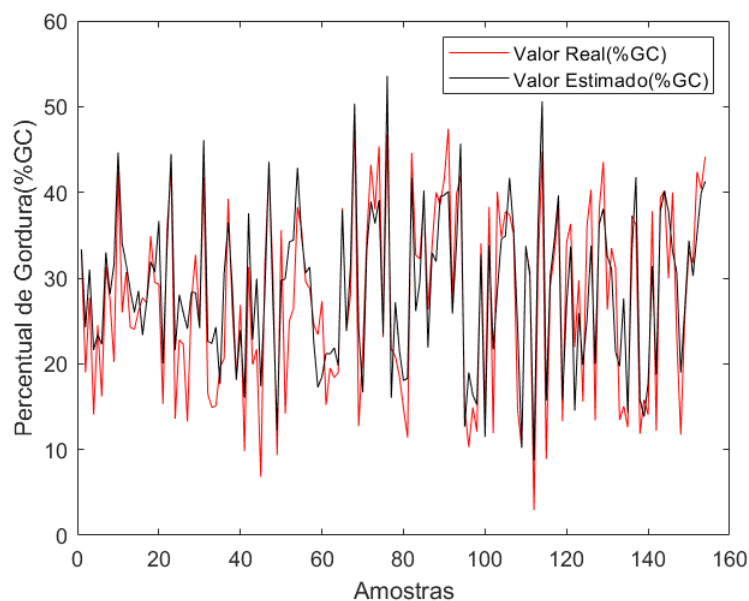


Figura 4 – Resultados da Fase de Teste da RNA para o percentual de gordura..

Fonte: Autor.

Os resultados produzidos pela RNA proposta, conforme a figura 5 apresenta a correlação entre o percentual de gordura corporal obtido pela BIA (real) versus o oriundo pela rede neural (estimado), houve uma alta correlação entre o valor obtido pelo método proposto e o valor real $r=0.87$ (0.83-0.91).

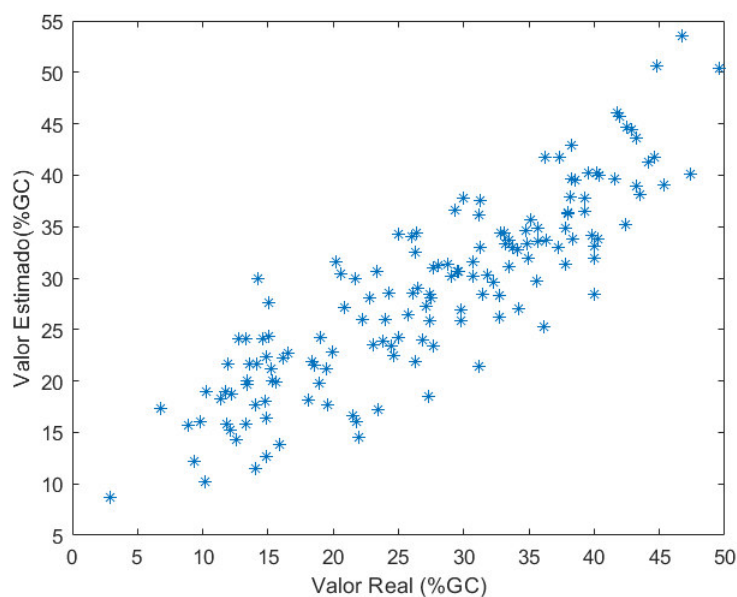


Figura 5 – Correlação entre os valores reais e a saída da RNA para o percentual de gordura (%GC) na fase de teste.

Fonte: Autor.

O desempenho do IMC e a RCE apresentaram baixo poder discriminatório do AUROC

em relação à RNA, conforme demonstrado na tabela 4. Em relação às medidas de desempenho, a sensibilidade e acurácia do IMC e da RCE foram menores do que a da RNA, com intervalos de confiança abaixo de 0.5. Da mesma forma, o RCE falhou em diagnosticar mais de 30% da amostra de adolescentes com excesso de gordura corporal. Assim, embora o IMC tenha maior especificidade foi comparável à da RNA, o problema aqui proposto é classificar os adolescentes com %GC elevado.

Tabela 4 – Características sociodemográficas, antropométricas e estratificas por percentual de gordura corporal (%GC).

Parâmetros de diagnóstico	AUROC* (IC95%)	Acurácia	Sensibilidade	Especificidade	VP	VN	FP	FN
RNA	0.83	85.7%	93%	73.2%	91	41	15	7
IM	0.64	53.9%	27.6%	100%	27	56	0	71
RCE	0.55	42.9%	11.2%	98.2%	11	55	1	87

Legenda: CC, circunferência da cintura; FC, frequência cardíaca; CQ, circunferência do quadril; CB, circunferência do braço; CP, circunferência da panturrilha; kg, quilograma; m, metros; cm, centímetro; %, percentagem; %GC, percentual de gordura corporal; *Os valores são apresentados em mediana (intervalo interquartil: 25 – 75%); §Valores são apresentados como frequência.

Fonte: Autor.

Conforme demonstrado na tabela 4, a RNA apresentou melhor desempenho que os demais métodos quanto às medidas empregadas, mas o IMC apresentou melhor especificidade. Os AUROC podem ser vistos na figura 6.

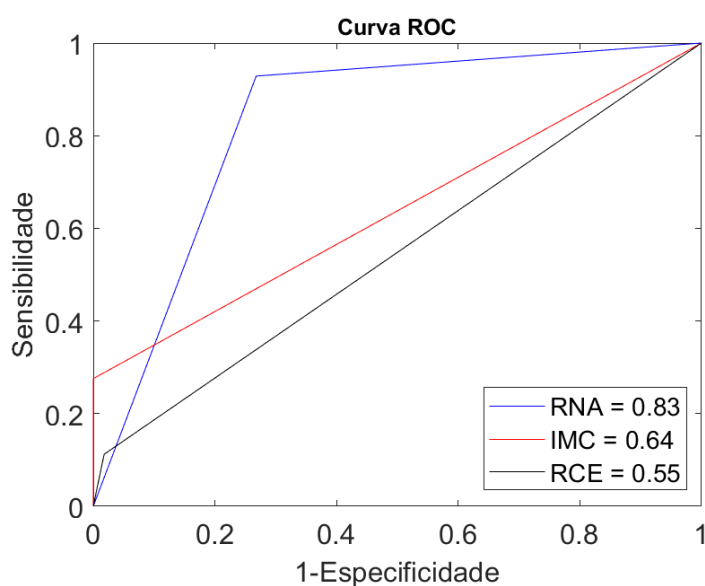


Figura 6 – Área sob a curva ROC da RNA e dos indicadores antropométricos.

Fonte: Autor.

A RNA se mostrou superior aos indicadores de IMC e RCE, apresentando alta sensibilidade em relação a esses indicadores conforme a Tabela 4. A RNA se mostrou uma alta sensibilidade em classificar o percentual de gordura corporal em adolescentes. A análise da curva ROC da Figura 6 para a RNA demonstra que o classificador atingiu um bom desempenho, pois se aproximou-se de 1 em comparação os IMC e o RCE.

A Figura 7 apresenta o erro do teste da RNA da distribuição normal, assim a media foi de 1.23 e a mediana é de 0.93. Nota-se que apesar da rede convergir para o teste na arquitetura da rede FeedForward, o erro quadrático médio dos testes é sempre muito alto. Pois os pesos são parâmetros ajustáveis da rede e devem ser reajustados à medida que o conjunto de dados é apresentado à rede. Ou seja, o processo de aprendizado supervisionado da RNA resulta no ajuste dos pesos de tal forma que o valor de saída (estimado) da rede seja o mais próximo possível do valor desejado.

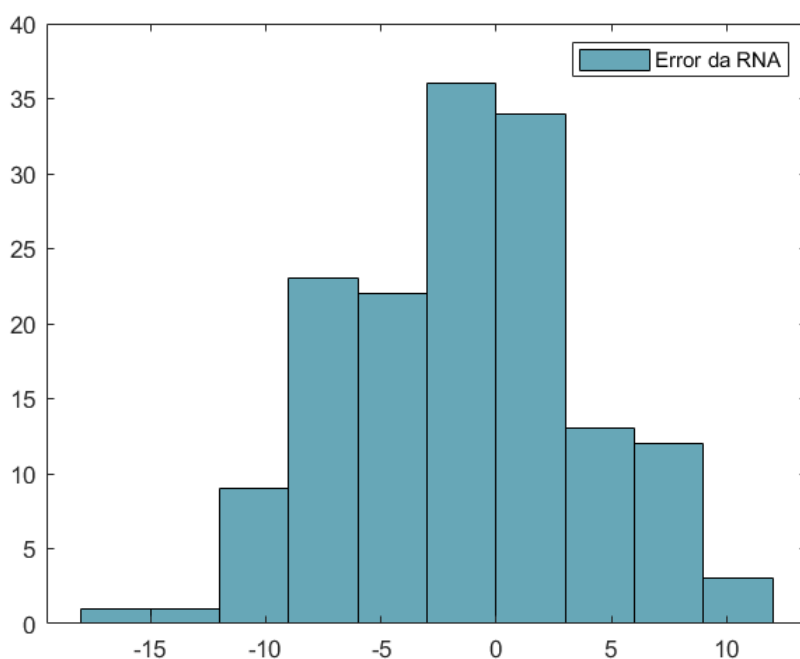


Figura 7 – Distribuição do erro da RNA.

Fonte: Autor.

5 DISCUSSÃO

A prevalência de sobrepeso e obesidade entre os adolescentes apresentou altos índices (20.5% e 4.9%), conforme levantamento de dados (IBGE, 2010) na região Nordeste, em que foi encontrada prevalência de 15.9%. Pode-se observar que, no ERICA (2016), encontrou-se prevalência de 16.2% de sobrepeso e 7.4% de obesidade no Nordeste. Tais elevados índices de prevalência é preocupante, pois o excesso de peso tende a se manter, podendo se estender para a vida adulta (COSTA et al., 2011), além de ser fator de risco para inúmeras doenças ainda nessa fase da vida.

Nessa fase da vida, a massa corporal adquirida durante o período da adolescência é cerca de 50%, assim se torna importante o monitoramento e desenvolvimento de ações que possam contribuir para a saúde dessa população (OLIVEIRA et al., 2017; WHO, 2017). O aumento da obesidade em crianças e adolescentes aponta há décadas para números exorbitantes de obesidade na vida adulta, isso porque até 80% de adolescentes obesos tendem a se tornarem adultos obesos (NG et al., 2014; BELLEW et al., 2019). Assim, monitorar as morbidades associadas excesso de peso antes da vida adulta é importante para criação de políticas que promovam a saúde e mudanças no estilo de vida (MIGUEL-ETAYO et al., 2013).

Neste estudo, desenvolveu um modelo para classificação do excesso de gordura corporal em adolescentes entre 10 a 19 anos utilizando aprendizado de máquina a partir de atributos de entradas variáveis clínicas, em comparação com os indicadores antropométricos IMC e RCE.

Em relação ao estado nutricional baseado no IMC, a população com sobrepeso representa 26.7% da amostra, onde o a população com sobrepeso, incluindo a obesidade, representou 25.8% da amostra (19.1% sobrepeso e 6.7% obesidade). Estudos apresentados em diversos países com adolescentes do sexo masculino mostram valores discrepantes a depender da população estudada (IBGE, 2010; BELLEW et al., 2019).

Destaca-se alguns estudos da população de adolescentes com menor prevalência em alguns países como: os poloneses, sendo que 15.6%, sendo 10.3% com sobrepeso e 5.3% com obesidade de uma amostra (KLIMEK-PIOTROWSKA et al., 2015) os indianos, avaliaram cerca de 5564 indivíduos os valores foram de 14, 3% e 2.9%, respectivamente (GOYAL et al., 2010). Nos Estados Unidos, um estudo avaliou dados do NHANES de 1999–2006 (CDC, 2018) mostrou que 68.0% dos adolescentes com idade entre 12 e 19 anos estavam na faixa normal de IMC, 15.0% estavam com sobrepeso e 17.0% eram obesos e 22.3% do sobrepeso e 42.9% dos obesos

são anormais (CDC, 2018).

A avaliação da CC é um dos métodos mais utilizado no mundo, para avaliar o excesso de gordura corporal em diversas faixas etárias, como diversos resultados controversos encontrados na literatura sobre a utilização deste índice. Um estudo recente na literatura, elaborado a partir da avaliação de 53.521 pacientes (4 – 18 anos) apontou que o IMC, apesar de possuir alta especificidade (0.93 IC 0.88 – 0.96) e uma baixa sensibilidade (0.73 IC 0.67 – 0.79) para detectar excesso de adiposidade, além de falhar na identificação de 25% das crianças com excesso de peso (JAVED et al., 2015).

O IMC é o indicador antropométrico mais utilizado na clínica, para avaliar o estado nutricional, e em estudos epidemiológicos para avaliação do excesso de gordura corporal em diversas faixa etárias (FARIA et al., 2014). Entretanto, acredita-se que esse método tende a gerar uma interpretação diferente daquela proposta pela análise especificamente da gordura corporal (GUO et al., 2016).

Em seu estudo (BRAMBILLA et al., 2013), avaliaram 2339 crianças e adolescentes de 8 a 18 anos de idade, para a classificação do IMC apresentou 32% em relação a gordura corporal, sendo 72% foi encontrado para a soma das dobras tricipital e subescapular. Em estudos complementares encontram que a associação de risco cardiometabólico são similares entre IMC e o %GC avaliado por DXA ou mesmo equações de DC em crianças e adultos (FREEDMAN et al., 2013).

Pode-se observar que, o método proposto apresentou uma alta sensibilidade em comparação ao IMC e RCE. Porém, devido à baixa sensibilidade do IMC e a sua alta especificidade, o que implica menor número de falsos negativos. Sabe-se que quanto menor o número de falsos negativo encontrados melhor pode ser considerado o teste. Sabendo-se que métodos de alta sensibilidade permite identificar a presença de grupos de risco e evitar resultados falso-negativo (THAMRIN et al., 2021).

Em relação a utilização das variáveis preditivas de entrada como a CC que é uma das medidas mais utilizadas para avaliar a obesidade abdominal (ANS, 2017; BRASIL, 2011), que determina riscos de desenvolvimento de doenças cardiovasculares. Entretanto, a sua associação com os fatores de risco e os seus valores limite para a população brasileira ainda são imprecisos, principalmente quando se considera a diversidade étnico-racial de nossa população. Assim como o uso dos indicadores gênero, idade, altura e peso que possuem seu uso preconizados

pelo OMS e são amplamente utilizadas na análise do estado nutricional (sobrepeso e obesidade) da população, bem como de indicadores antropométricos e hemodinâmicos podem explicar o melhor desempenho do nosso método.

Alguns estudos mostraram que a circunferência da cintura (CC) como método de avaliação de excesso de gordura corporal, tendo como valor médio encontrado de $(71,20 \pm 7,65 \text{ cm})$ foi inferior ao encontrado em estudos desenvolvidos na população de adolescentes: gregos $(7,8 \pm 9,3 \text{ cm})$ (BACOPOULOU et al., 2015); polonesa $(75,8 \pm 9,1 \text{ cm})$ (KLIMEK-PIOTROWSKA et al., 2015); portugueses $(76,5 \pm 8,2 \text{ cm})$ (MACHADO-RODRIGUES et al., 2016).

Duran et al. (2019) avaliaram dados de 1.999 adolescentes americanos, como parte de um estudo da National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES), utilizou uma rede neural artificial (RNA), para prever o excesso de gordura corporal nessa população. Os autores compraram os resultados da RNA, com as seguintes variáveis de entradas: idade, peso altura e circunferência da cintura, com o IMC e CC. E obtiveram uma sensibilidade em relação a RNA foi de 78,8 (0,761-0.815). Porém, além de utilizar o CC como forma de avaliação da obesidade, os pesquisadores obtiveram baixa sensibilidade.

Contudo, pode-se destacar que existe diferença entre os sexos quanto aos índices preditivos, o estudo Duran et al. (2019) ao comprar com os nossos resultados foram difícil de comparar com nossos resultados porque eles usaram a CC como método para avaliar o %GC. O nosso método utilizou a análise de impedância bioelétrica como "padrão ouro" para avaliar o %GC, demonstrando uma alta sensibilidade em classificar os dados da amostra da população em questão.

Os modelos de RNA têm sido amplamente usados para tratar de problemas complexos do mundo real, particularmente ao lidar com modelos não lineares. No entanto, diversos estudos apontam que a RNA pode ser considerada uma caixa preta devido à sua complexidade. A partir dos resultados encontrados na tabela 3 foi possível identificar que a taxa de classificação da RNA é de 83%, demonstram que aplicação de dados de obesidade à RNA pode produzir um sistema de classificação novo e confiável para um diagnóstico rápido. Ao mesmo tempo, ao considerar os parâmetros preditivos dentro do conjunto de dados, já consolidados na literatura, pode ser visto claramente que o modelo RNA em comparação o IMC e RCE, obteve alto desempenho para estimar o %GC.

O uso métodos de alta precisão como DEXA e bioimpedância bioelétrica (COLQUITT et al., 2016) para rotulação dos dados, pode ter ocasionado o melhor desempenho da RNA, em

ambos os estudos. Em uma meta-análise (JAVED et al., 2015), com 37 estudos elegíveis que avaliaram 53.521 pacientes, com idade média variando de 4 a 18 anos. Javed et al. (2014) concluíram que o IMC tem alta especificidade, mas baixa sensibilidade para detectar excesso de adiposidade, além de não identificar mais de um quarto das crianças com excesso de gordura corporal, fato que também foi evidenciado no presente estudo. Logo, nosso modelo é uma alternativa para a triagem de adolescentes com excesso de gordura corporal, tendo como vantagem o uso de variáveis de baixo custo.

Em uma revisão sistemática, a sensibilidade dos pontos de corte do IMC para a obesidade para prever percentual de gordura corporal em adolescentes foi de 0,73 e a especificidade foi de 0,93 (JAVED et al., 2015). Referências baseadas no IMC para a obesidade infantil pode se mostrar ineficiente na estimativa de indivíduos com excesso de gordura entre crianças e adolescentes. Observamos taxas de sensibilidade: 0,49(0,128–0,473) (CHEN; ZHANG; WANG, 2018) e 0,697(0,594–0,725) (RAMUTH et al., 2020), em comparação ao nosso método apresentaram uma baixa sensibilidade, demonstrando que nosso método conseguiu estimar o %GC com melhor precisão, apresentando maior sensibilidade e é mais robusta, classificando um maior número de indivíduos como obesos quando comparada ao IMC.

O RCE tem sido proposto como um bom parâmetro antropométrico para rastreamento devido à sua associação diversos fatores de risco cardiovascular como dislipidemias e diabetes, obesidade. Diferentes estudos propuseram que RCE é mais sensível do que outros parâmetros antropométricos como um alerta precoce de riscos à saúde (MALACHIAS et al., 2016) e parece ser um indicador eficaz de adiposidade central (BRAMBILLA et al., 2013), é um bom preditor de morbidade e mortalidade. Pelos resultados da Tabela 3, observou-se que o RCE apresenta um baixo desempenho em relação à acurácia e sensibilidade (43% e 11%), com elevados índices de falso-negativo (56,49%) na identificação do %CG dessa população, quando comparada ao RNA.

Outro fator que pode ter influenciado no melhor desempenho do método aqui proposto foi o uso de variáveis clínicas já utilizadas para avaliação do estado nutricional e de saúde em adolescentes (ROCHA et al., 2019; BLOCH; CARDOSO; SICHIERI, 2016; JÉBUS et al., 2017). O modelo aqui proposto apresenta vantagens preditivas e práticas principalmente em situações com limitações de recursos, como áreas sem acesso a equipamentos para análise da composição corporal.

Portanto, uma limitação decorrente desse estudo é seu caráter transversal, porém cabe

ressaltar que o objetivo desse trabalho foi desenvolver um modelo para classificação do excesso de gordura corporal, através de uma amostra representativa, o que aumenta a importância de nossos achados.

Dessa forma, nosso modelo obteve melhor desempenho para prever o excesso de gordura corporal em adolescentes do que os indicadores antropométricos usuais, apresentando-se como uma alternativa de baixo custo e fácil aplicação para rastreamento da obesidade em adolescentes.

6 CONCLUSÃO

Embora a obesidade seja uma epidemia, é preciso ressaltar que, até recentemente, as questões relacionadas a essa complicação não eram foco de intervenções de políticas públicas, o que foi confirmado pelos dados encontrados, mas a longo prazo, essa situação pode representar complicações incalculáveis para a população. Os resultados do estudo auxiliam no desenvolvimento de medidas preventivas relacionadas ao excesso de peso em adolescentes.

Ainda com base nos resultados deste estudo, pode-se concluir que o modelo proposto pode ser usado na triagem para identificar gordura corporal elevada por ser um método simples, barato e não invasivo. Essas descobertas fortalecem possibilidade de usar técnicas de aprendizagem de máquinas como opções de avaliação por meio de padrões simples, reproduzíveis e confiáveis, com alta sensibilidade e acurácia, baixo custo, o estado nutricional e de saúde dos adolescentes pode ser monitorado de forma mais ampla.

Neste estudo, utilizamos uma aplicação de RNA para estimar o percentual de gordura corporal de adolescentes com base em uma amostra representativa e heterogênea, visando identificar a contribuição dos parâmetros de entrada em relação a saída (%GC). É importante enfatizar que o modelo RNA obteve melhor desempenho em classificar e estimar o %GC, através de parâmetros clínicos, mais exatos para avaliação da população em relação aos existentes na literatura como o IMC e RCE.

Este estudo destaca uma dificuldade em diagnosticar sobrepeso e obesidade a partir dos valores de %GC em adolescentes. Assim, um método que forneça uma avaliação precisa dessa população é importante prevenir o controle da obesidade através de mudanças de hábitos que visem melhorar a saúde e qualidade de vida desses adolescentes, servindo como método de prevenção de possíveis doenças associadas ao excesso de peso, uma vez que o método proposto permitir a intervenção precoce desses adolescentes.

6.1 TRABALHOS FUTUROS

A metodologia proposta nesta dissertação para o desenvolvimento de uma técnica de Redes Neurais Artificiais para estimar o percentual de gordura corporal em adolescente, tendo em vista os resultados alcançados, abre espaço para o desenvolvimento de trabalhos futuros, considerando os seguintes aspectos de interesse:

- Desenvolvimento dessa metodologia proposta nesta dissertação no contexto de reduzir os parâmetros de entrada do modelo..
- Aplicar técnicas de aprendizagem de máquinas, para o desenvolvimento de uma fita métrica inteligente, com intuito de fazer as medições antropométricas via aplicativo.

REFERÊNCIAS

- ABESO. *Associação Brasileira para o Estudo da Obesidade e da Síndrome Metabólica. 2016. Diretrizes brasileiras de obesidade 2016. VI Diretrizes Brasileiras de Obesidade, 2016.* Disponível em: <<https://abeso.org.br/wp-content/uploads/2019/12/Diretrizes-Download-Diretrizes-Brasileiras-de-Obesidade-2016.pdf>>. Acesso em: 11 abr. 2020.
- AIELLO, A. M. et al. Prevalence of obesity in children and adolescents in brazil: a meta-analysis of cross-sectional studies. *Current pediatric reviews*, Bentham Science Publishers, v. 11, n. 1, p. 36–42, 2015.
- ALENCAR, M. d. S. S. et al. Perdas de massa muscular e adiposa após institucionalização: atenção aos mais idosos. *Geriatrics Gerontology Aging*, v. 9, n. 2, p. 150–155, 2015. ISSN 2447-2115.
- ALVAREZ, B. R.; PAVAN, A. L.; PETROSKI, E. Alturas e comprimentos. *Antropometria: técnicas e padronizações*, Palotti Porto Alegre, v. 2, p. 31–45, 2007.
- ALVES, E. R. et al. Obesidade abdominal e fatores associados em adolescentes. *RBONE - Revista Brasileira de Obesidade, Nutrição e Emagrecimento*, v. 14, n. 88, p. 802–810, jul. 2021. Disponível em: <<http://www.rbone.com.br/index.php/rbone/article/view/1387>>.
- AMARAL, F. *Aprenda mineração de dados: teoria e prática*. [S.l.]: Alta Books Editora, 2016. v. 1.
- ANS. *agência Nacional De Saúde Suplementar. Diretoria De Normas E Habilitação Dos Produtos. Gerência-Geral De Regulação Assistencial. Gerência De Monitoramento Assistencial. Coordenadoria De Informações Assistenciais. Manual De Diretrizes Para O Enfrentamento Da Obesidade Na Saúde Suplementar Brasileira. [s.l.: s.n.], 2017.* 2017. Disponível em: <http://www.ans.gov.br/images/Manual_de_Diretrizes_para_o_Enfrentamento_da_Obesidade_na_Saúde_Suplementar_Brasileira.pdf>. Acesso em: 21 jun. 2020.
- ANZOLIN, C. C. et al. Precisão de diferentes pontos de corte do índice de massa corporal para identificar sobrepeso de acordo com valores de gordura corporal estimados por dexta. *Jornal de Pediatria*, Sociedade Brasileira de Pediatria, v. 93, n. 1, p. 58–63, 2017.
- ARES, N. C. et al. A OBESIDADE NA INFÂNCIA E ADOLESCÊNCIA: UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA. *Revista Higei@-Revista Científica de Saúde*, v. 2, n. 4, dec 2020. ISSN 2525-5827. Disponível em: <<https://periodicosunimes.unimesvirtual.com.br/index.php/higeia/article/view/1175>>.
- ASHWELL, M.; HSIEH, S. D. Six reasons why the waist-to-height ratio is a rapid and effective global indicator for health risks of obesity and how its use could simplify the international public health message on obesity. *International Journal of Food Sciences and Nutrition*, 2005. ISSN 14653478.
- BACOPOULOU, F. et al. Waist circumference, waist-to-hip ratio and waist-to-height ratio reference percentiles for abdominal obesity among Greek adolescents. *BMC Pediatrics*, v. 15, n. 1, p. 50, 2015. ISSN 1471-2431. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s12887-015-0366-z>>.
- BAHIA, L.; ARAÚJO, D. V. Impacto econômico da obesidade no brasil. *Revista Hospital Universitário Pedro Ernesto*, v. 13, n. 1, 2014.

BAHIA, L. et al. The costs of overweight and obesity-related diseases in the brazilian public health system: cross-sectional study. *BMC public health*, Springer, v. 12, n. 1, p. 1–7, 2012.

BEHNKE, A. R.; WILMORE, J. H. *Evaluation and regulation of body build and composition*. [S.l.]: Prentice Hall, 1974.

BELLEW, W. et al. Obesity prevention in children and young people: What policy actions are needed? *Public Health Research and Practice*, Sax Institute, v. 29, n. 1, mar 2019. ISSN 22042091. Disponível em: <<https://www.phrp.com.au/issues/march-2019-volume-29-issue-1/obesity-prevention-in-children-and-young-people-what-policy-actions-are-needed/>>.

BLOCH, K. V.; CARDOSO, M. A.; SICHIERI, R. Study of cardiovascular risk factors in adolescents (ERICA): Results and potentiality. *Revista de Saude Publica*, Faculdade de Saúde Pública da Universidade de São Paulo, v. 50, n. suppl 1, p. 3–5, feb 2016. ISSN 00348910. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-89102016000200002&lng=e>.

BOILEAU, R.; LOHMAN, T. G.; SLAUGHTER, M. Exercise and body composition of children and youth. *Scandinavian Journal of Sports Sciences*, Blackwell Munksgaard, v. 7, n. 1, p. 17–27, 1985.

BRAGA, A. de P.; FERREIRA, A. C. P. de L.; LUDERMIR, T. B. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. [S.l.]: LTC Editora Rio de Janeiro, Brazil., 2007.

BRAMBILLA, P. et al. Waist circumference-to-height ratio predicts adiposity better than body mass index in children and adolescents. *International Journal of Obesity*, Nature Publishing Group, v. 37, n. 7, p. 943–946, mar 2013. ISSN 03070565. Disponível em: <<https://www.nature.com/articles/ijo201332>>.

BRASIL. Pesquisa de orçamentos familiares: 2008-2009. antropometria e estado nutricional de crianças, adolescentes e adultos no brasil. *Rio de Janeiro: IBGE*, 2010.

BRASIL. *Orientações para a coleta e análise de dados antropométricos em serviços de saúde: Norma Técnica do Sistema de Vigilância Alimentar e Nutricional-SISVAN*. [S.l.]: Estatística e informação em saúde. Brasília: Ministério da Saúde, 2011.

BROŽEK, J. et al. Densitometric analysis of body composition: revision of some quantitative assumptions. *Annals of the New York Academy of Sciences*, Wiley Online Library, v. 110, n. 1, p. 113–140, 1963.

CDC. *Childhood Obesity Facts Overweight Obesity CDC*. 2018. Disponível em: <<https://www.cdc.gov/obesity/data/childhood.html#Prevalence>>.

CEZAR, C. Alguns aspectos básicos para uma proposta de taxionomia no estudo da composição corporal, com pressupostos em cineantropometria. *Revista Brasileira de Medicina do Esporte*, SciELO Brasil, v. 6, p. 188–193, 2000.

CHATTERJEE, K. et al. Early Prediction of Childhood Obesity Using Machine Learning Techniques. In: *Lecture Notes in Electrical Engineering*. Springer, Singapore, 2021. v. 668, p. 1431–1440. ISBN 9789811553400. ISSN 18761119. Disponível em: <<https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-15-5341-7>>.

CHEN, Y.; ZHANG, Y.; WANG, L. Low Diagnostic Accuracy of Body Mass Index-Based and Waist Circumference-Based References of Childhood Overweight and Obesity in Identifying Overfat among Chinese Children and Adolescents. *BioMed Research International*, 2018. ISSN 23146141.

CLARYS, J.; PROVYN, S.; MARFELL-JONES, M. Cadaver studies and their impact on the understanding of human adiposity. *Ergonomics*, Taylor & Francis, v. 48, n. 11-14, p. 1445–1461, 2005.

COLQUITT, J. L. et al. Diet, physical activity, and behavioural interventions for the treatment of overweight or obesity in preschool children up to the age of 6 years. *Cochrane Database of Systematic Reviews*, John Wiley & Sons, Ltd, n. 3, 2016.

CONDE, W. L.; BORGES, C. O risco de incidência e persistência da obesidade entre adultos brasileiros segundo seu estado nutricional ao final da adolescência. *Revista brasileira de epidemiologia*, SciELO Public Health, v. 14, p. 71–79, 2011.

COSTA, M. C. D. et al. Estado nutricional de adolescentes atendidos em uma unidade de referência para adolescentes no município de cascavel, estado do paran , brasil. *Epidemiologia e Servi os de Sa de*, Coordena  o-Geral de Desenvolvimento da Epidemiologia em Servi os/Secretaria . . . , v. 20, n. 3, p. 355–361, 2011.

DIAS, A. F. et al. Occurrence of metabolic risk in schoolchildren using a noninvasive indicator: waist and height ratio. *Journal of Human Growth and Development*, v. 28, n. 3, p. 252–257, 2018.

DICK, B.; FERGUSON, B. J. Health for the world’s adolescents: A second chance in the second decade. *Journal of Adolescent Health*, v. 56, n. 1, p. 3–6, 2015. ISSN 1054-139X. Dispon vel em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1054139X14006879>>.

DUARTE, S. J. H.; FERREIRA, S. F.; SANTOS, N. C. dos. Desafios de enfermeiros da estrat gia sa de da fam lia na implanta  o do programa sa de do adolescente. *Revista eletr nica de enfermagem*, v. 15, n. 2, p. 479–86, 2013.

DUMITH, S. et al. Evaluation of diagnostic criteria and cut-off points to predict underweight among adolescents from the Brazilian semiarid region. *Revista Brasileira de Saude Materno Infantil*, Instituto de Medicina Integral Prof. Fernando Figueira, v. 18, n. 1, p. 231–237, jan 2018. ISSN 15193829. Dispon vel em: <<http://www.scielo.br/j/rbsmi/a/JZzd69P9DCVFD6fLZG99qDy/?lang=en>>.

DURAN, I. et al. Diagnostic performance of an artificial neural network to predict excess body fat in children. *Pediatric Obesity*, 2019. ISSN 20476310.

FARIA, E. R. de et al. Composi  o corporal e risco de altera  es metab licas em adolescentes do sexo feminino. *Revista Paulista de Pediatria*, Sociedade de Pediatria de S o Paulo, v. 32, n. 2, p. 207–215, 2014. ISSN 01030582. Dispon vel em: <<http://www.scielo.br/j/rpp/a/txF3kcVB7rDWRHvcnqTRDKG/abstract/?lang=pt>>.

FARIAS, E. d. S. et al. Excesso de peso e fatores associados em adolescentes. *Revista de Nutricao*, v. 25, n. 2, p. 229–236, mar 2012. ISSN 14155273.

FEDERAL, G. Estatuto da crian a e do adolescente. *Lei federal*, v. 8, 1990.

FLAVEL, N. A. et al. Anthropometric estimates of total and regional body fat in children aged 6-17 years. *Acta Paediatrica, International Journal of Paediatrics*, John Wiley & Sons, Ltd, v. 101, n. 12, p. 1253–1259, dec 2012. ISSN 08035253. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/apa.12024><https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/apa.12024><https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/apa.12024>>.

FONTES, V. S. et al. Comparison between the traditional Body Mass Index and Body Mass Index adjusted in adolescents and its association with cardiovascular risk factors. *Revista Médica de Minas Gerais*, v. 26, n. 0, 2016. ISSN 2238-3182. Disponível em: <<http://www.rmmg.org/artigo/detalhes/2082>>.

FRANKS, P. W. et al. Childhood obesity, other cardiovascular risk factors, and premature death. *New England Journal of Medicine*, Mass Medical Soc, v. 362, n. 6, p. 485–493, 2010.

FREEDMAN, D. S. et al. The abilities of body mass index and skinfold thicknesses to identify children with low or elevated levels of dual-energy x-ray absorptiometry- determined body fatness. *The Journal of pediatrics*, Elsevier, v. 163, n. 1, p. 160–166, 2013.

GALLAHUE, D. L.; OZMUN, J. C.; GOODWAY, J. D. *Compreendendo o desenvolvimento motor-: bebês, crianças, adolescentes e adultos*. [S.l.]: AMGH Editora, 2013.

GONÇALVES, F.; MOURÃO, P. A avaliação da composição corporal-a medição de pregas adiposas como técnica para a avaliação da composição corporal. *Motricidade*, Edições Desafio Singular, v. 4, n. 4, p. 14–22, 2008.

GOYAL, R. K. et al. Prevalence of overweight and obesity in Indian adolescent school going children: Its relationship with socioeconomic status and associated lifestyle factors. *Journal of Association of Physicians of India*, v. 58, n. 3, p. 151–158, mar 2010. ISSN 00045772. Disponível em: <<https://europepmc.org/article/med/20848812>>.

GROUP, W. M. G. R. S.; ONIS, M. de. Who child growth standards based on length/height, weight and age. *Acta Paediatrica*, v. 95, n. S450, p. 76–85, 2006. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1651-2227.2006.tb02378.x>>.

GUEDES, D. P. Procedimentos clínicos utilizados para análise da composição corporal. *Revista Brasileira de Cineantropometria e Desempenho Humano*, Universidade Federal de Santa Catarina, v. 15, n. 1, p. 113–129, 2013. ISSN 14158426. Disponível em: <<http://www.scielo.br/j/rbcdh/a/CcsCykM9Jv9VMwd5hKYDf6B/abstract/?lang=pt>>.

GUERRA, P. H.; SILVEIRA, J. A. C. d.; SALVADOR, E. P. Physical activity and nutrition education at the school environment aimed at preventing childhood obesity: evidence from systematic reviews. *Jornal de pediatria*, SciELO Brasil, v. 92, n. 1, p. 15–23, 2016.

GUO, B. et al. Relationships between the lean mass index and bone mass and reference values of muscular status in healthy Chinese children and adolescents. *Journal of Bone and Mineral Metabolism*, v. 34, n. 6, p. 703–713, 2016. ISSN 1435-5604. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s00774-015-0725-8>>.

GUO, S. S. et al. Predicting overweight and obesity in adulthood from body mass index values in childhood and adolescence. *The American journal of clinical nutrition*, Oxford University Press, v. 76, n. 3, p. 653–658, 2002.

HALL, J. E. *Guyton y Hall. Tratado de fisiología médica*. [S.l.]: Elsevier Health Sciences, 2011.

- HAYKIN, S. *Redes neurais: princípios e prática*. [S.l.]: Bookman Editora, 2007.
- HAYKIN, S.; NETWORK, N. A comprehensive foundation. *Neural networks*, v. 2, n. 2004, p. 41, 2004.
- HERNANDEZ, D. C.; REESOR, L. M.; MURILLO, R. Food insecurity and adult overweight/obesity: Gender and race/ethnic disparities. *Appetite*, Academic Press, v. 117, p. 373–378, oct 2017. ISSN 10958304.
- HOUTKOOPEL, L. B. et al. Bioelectrical impedance estimation of fat-free body mass in children and youth: A cross-validation study. *Journal of Applied Physiology*, v. 72, n. 1, p. 366–373, 1992. ISSN 01617567. Disponível em: <<https://journals.physiology.org/doi/abs/10.1152/jappl.1992.72.1.366>>.
- HUANG, B.-x. et al. Neck Circumference, along with Other Anthropometric Indices, Has an Independent and Additional Contribution in Predicting Fatty Liver Disease. *PLOS ONE*, Public Library of Science, v. 10, n. 2, p. 1–12, 2015. Disponível em: <<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118071>>.
- IBGE. *IBGE |Censo 2010*. 2010. Disponível em: <<https://censo2010.ibge.gov.br/http://censo2010.ibge.gov.br/>>.
- JAVED, A. et al. Diagnostic performance of body mass index to identify obesity as defined by body adiposity in children and adolescents: A systematic review and meta-analysis. *Pediatric Obesity*, 2015. ISSN 20476310.
- JÉSUUS, P. et al. Undernutrition and obesity among elderly people living in two cities of developing countries: Prevalence and associated factors in the EDAC study. *Clinical Nutrition ESPEN*, Elsevier, v. 21, p. 40–50, oct 2017. ISSN 24054577.
- JUNG, Y. Multiple predicting K-fold cross-validation for model selection. *Journal of Nonparametric Statistics*, Taylor & Francis, v. 30, n. 1, p. 197–215, jan 2018. ISSN 10290311.
- KANDEMIR, E. et al. Comparison of Classifiers for the Risk of Obesity Prediction Among High School Students. *Dergipark.Org.Tr*, v. 2, n. 1, p. 15–21, jun 2019. Disponível em: <<https://dergipark.org.tr/en/pub/uujes/488677https://dergipark.org.tr/en/pub/uujes/issue/46592/488677>>.
- KLIMEK-PIOTROWSKA, W. et al. Anthropometry and body composition of adolescents in Cracow, Poland. *PLoS ONE*, Public Library of Science, v. 10, n. 3, p. e0122274, mar 2015. ISSN 19326203. Disponível em: <<https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0122274>>.
- KRIZHEVSKY, A.; SUTSKEVER, I.; HINTON, G. E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Communications of the ACM*, ACM PUB27 New York, NY, USA, v. 60, n. 6, p. 84–90, may 2017. ISSN 15577317. Disponível em: <<https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/3065386>>.
- KYLE, U. G. et al. Bioelectrical impedance analysis - Part I: Review of principles and methods. *Clinical Nutrition*, Churchill Livingstone, v. 23, n. 5, p. 1226–1243, oct 2004. ISSN 02615614.

LIGUORI, G. *ACSM's Health-Related Physical Fitness Assessment ACSM's Health-Related Physical Fitness Assessment*. 4th. ed. Wolters Kluwer Health/Lippincott Williams & Wilkins, 2017. 174 p. ISBN 9781496338808. Disponível em: <[https://books.google.com/books/about/ACSM{_}s{_}Health{_}Related{_}Physical{_}Fitness{_}A.html?hl=pt->](https://books.google.com/books/about/ACSM%5Cs%5CHealth%5CRelated%5CPhysical%5CFitness%5CA.html?hl=pt-)>.

LIMA Álvaro; LACERDA, W.; NETO, H. Seleção de características de dados utilizando redes neurais artificiais. In: *Anais do XIII Simpósio Brasileiro de Sistemas de Informação*. Porto Alegre, RS, Brasil: SBC, 2017. p. 135–142. ISSN 0000-0000. Disponível em: <<https://sol.sbc.org.br/index.php/sbsi/article/view/6035>>.

LISOWSKI, J. F. et al. Prevalência de sobrepeso e obesidade e fatores associados em mulheres de são leopoldo, rio grande do sul: um estudo de base populacional. *Cadernos Saúde Coletiva*, SciELO Brasil, v. 27, n. 4, p. 380–389, 2019.

LOBSTEIN, T.; BAUR, L.; UAUY, R. Obesity in children and young people: a crisis in public health. *Obesity reviews*, Wiley Online Library, v. 5, p. 4–85, 2004.

LOHMAN, T. G. Applicability of body composition techniques and constants for children and youths. *Exercise and sport sciences reviews*, v. 14, p. 325–357, 1986.

LOHMAN, T. G. *Advances in body composition assessment*. [S.l.]: Medicine & Science in Sports & Exercise, 1993. 762 p.

LWANGA, S. K. et al. *Sample size determination in health studies: a practical manual*. [S.l.]: World Health Organization, 1991.

MACHADO-RODRIGUES, A. M. et al. Waist Circumference and Objectively Measured Sedentary Behavior in Rural School Adolescents. *Journal of School Health*, v. 86, n. 1, p. 54–60, 2016. ISSN 17461561. Disponível em: <www.mrc-epid.cam.ac.uk>.

MACKAY, D. J. A practical bayesian framework for backpropagation networks. *Neural computation*, MIT Press One Rogers Street, Cambridge, MA 02142-1209, USA journals-info . . . , v. 4, n. 3, p. 448–472, 1992.

MALACHIAS, M. et al. 7ª Diretriz Brasileira de Hipertensão Arterial. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, v. 107, 2016.

MARKS, P. et al. Body composition differences by assessment methods such as DEXA, hydrostatic, bio-impedance, and skin fold. *International Journal of Exercise Science: Conference Proceedings*, v. 8, n. 3, p. 39, apr 2015. Disponível em: <<https://digitalcommons.wku.edu/ijesab/vol8/iss3/39>>.

MCARDLE, W. D.; KATCH, F. I.; KATCH, V. L. Fisiologia do exercício: nutrição, energia e desempenho humano. *Traduzido por Giuseppe Taranto*. 7ª ed. Rio Janeiro: Guanabara Koogan, v. 83, p. 3322–3222, 2016.

MCCULLOCH, W. S.; PITTS, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of mathematical biology*, Springer, v. 52, n. 1, p. 99–115, 1990.

MIGUEL-ETAYO, P. D. et al. Interventions for treating obesity in children. *Evidence-Based Research in Pediatric Nutrition*, Karger Publishers, v. 108, p. 98–106, 2013.

Ministério da Saúde; FIOCRUZ. Pesquisa Nacional de Saúde - Manual de Antropometria. *Boletim de Serviço*, Rio de Janeiro, p. 2–36, 2013. ISSN 1519-9037. Disponível em: <https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/instrumentos{_}de{_}coleta/doc3426.pdfhttp://www.pns.icict.fiocruz.br/arquivos/Portar>.

MOORE, G. et al. *ACSM's Exercise Management for Persons With Chronic Diseases and American College of Sports Medicine*. 4^a. ed. Human Kinetics, 2016. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR{&}lr={&}id=mEjZCwAAQBAJ{&}oi=fnd{&}pg=PR1{&}dq={\%}5B56{\%}5D{\%}09ACSM,+American+College+of+Sports+Medicine.+ACSM{\%}27S+Exercise+Management+for+Persons+with+Chronic+Diseases+and+Disabilities.+Illinois,+Human+Kinetics+Publishers,+2003{&}ots=cYya9JSnu6{&}sig=Ensj6bVGUR0Vw8>>.

Morrow Jr, J. R. et al. *Medida e Avaliação do Desempenho Humano-4*. [S.l.]: Artmed Editora, 2014.

NEVES, E. B. et al. Comparison of the fat percentage obtained by bioimpedance, ultrasound and skinfolds in young adults. *Revista Brasileira de Medicina do Esporte*, Sociedade Brasileira de Medicina do Exercício e do Esporte, v. 19, n. 5, p. 323–327, sep 2013. ISSN 15178692. Disponível em: <<http://www.scielo.br/j/rbme/a/NsJkWHPCWTvcVqBhjYMcBf/abstract/?lang=en>>.

NG, M. et al. Global, regional, and national prevalence of overweight and obesity in children and adults during 1980–2013: a systematic analysis for the global burden of disease study 2013. *The lancet*, Elsevier, v. 384, n. 9945, p. 766–781, 2014.

OGDEN, C. L. et al. Trends in obesity prevalence among children and adolescents in the united states, 1988-1994 through 2013-2014. *Jama*, American Medical Association, v. 315, n. 21, p. 2292–2299, 2016.

OGDEN, C. L. et al. Centers for disease control and prevention 2000 growth charts for the united states: improvements to the 1977 national center for health statistics version. *Pediatrics*, Am Acad Pediatrics, v. 109, n. 1, p. 45–60, 2002.

OLIVEIRA, R. G. de; GUEDES, D. P. Performance of anthropometric indicators as predictors of metabolic syndrome in Brazilian adolescents. *BMC pediatrics*, BioMed Central, v. 18, n. 1, p. 33, feb 2018. ISSN 1471-2431. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29415673https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5804068/>>.

OLIVEIRA, T. C. d. et al. Estado nutricional de crianças e adolescentes hospitalizados: comparação entre duas ferramentas de avaliação nutricional com parâmetros antropométricos. *Revista Paulista de Pediatria*, SciELO Brasil, v. 35, n. 3, p. 273–280, 2017.

PELEGRINI, A. et al. Prevalence of overweight and obesity in brazilian children and adolescents: a systematic review. *Revista Brasileira de Cineantropometria & Desempenho Humano*, SciELO Brasil, v. 23, 2021.

PELEGRINI, A. et al. Indicadores antropométricos de obesidade na predição de gordura corporal elevada em adolescentes. *Revista Paulista de Pediatria*, Sociedade de Pediatria de São Paulo, v. 33, n. 1, p. 56–62, mar 2015. ISSN 01030582. Disponível em: <<http://www.scielo.br/j/rpp/a/zTxPmj4Xq5zsTQDGK9xMGWQ/abstract/?lang=pt>>.

- PEREIRA, P. F. et al. Waist and waist-to-height ratio: Useful to identify the metabolic risk of female adolescents? *Revista Paulista de Pediatria*, Sociedade de Pediatria de São Paulo, v. 29, n. 3, p. 372–377, 2011. ISSN 01030582. Disponível em: <<http://www.scielo.br/j/rpp/a/bsHtZpmFhhHtc6D3RztDLGN/?lang=en>>.
- PINHO, L. de et al. Excess weight and food consumption of adolescents in public schools in northern minas gerais state, brazil. *Ciencia & saude coletiva*, Associação Brasileira de Saúde Coletiva, v. 19, n. 1, p. 67, 2014.
- PROVOST, F.; DOMINGOS, P. Well-trained pets: Improving probability estimation trees. *Raport instytutowy IS-00-04*, Stern School of Business, New York University, 2000.
- RAMUTH, H. et al. Body composition-derived BMI cut-offs for overweight and obesity in ethnic Indian and Creole urban children of Mauritius. *British Journal of Nutrition*, v. 124, p. 481–492, 2020. Disponível em: <<https://doi.org/10.1017/S0007114519003404>>.
- RANK, M. et al. The cardio-metabolic risk of moderate and severe obesity in children and adolescents. *The Journal of pediatrics*, Elsevier, v. 163, n. 1, p. 137–142, 2013.
- REINEHR, T. Long-term effects of adolescent obesity: time to act. *Nature Reviews Endocrinology*, Nature Publishing Group, v. 14, n. 3, p. 183–188, 2018.
- RERKSUPPAPHOL, S.; RERKSUPPAPHOL, L. Mid-upper-arm circumference and arm-to-height ratio to identify obesity in school-age children. *Clinical Medicine and Research*, v. 15, n. 3-4, p. 53–58, 2017. ISSN 15546179.
- RÍOS-JULIÁN, N. et al. Feasibility of a screening tool for obesity diagnosis in Mexican children from a vulnerable community of Me’Phaa ethnicity in the State of Guerrero, Mexico. In: *Pan American Health Care Exchanges, PAHCE*. [S.l.]: IEEE Computer Society, 2017. v. 2017-March. ISBN 9781538615201. ISSN 2327817X.
- RIPKA, W. L. *Estimation Of Body Fat In Adolescents Using Skinfolds From Dual-Energy X-Ray Absorptiometry*. 1–119 p. Tese (Doutorado) — Federal University of Parana, Curitiba, 2017.
- RITCHIE, H.; ROSER, M. *Obesity*. 2017. Disponível em: <<https://ourworldindata.org/obesity>>. Acesso em: 20 abr. 2021.
- ROCHA, N. P. et al. Association of dietary patterns with excess weight and body adiposity in Brazilian children: The pase-Brasil study. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, v. 113, n. 1, p. 52–59, 2019. ISSN 16784170.
- RYDER, J. R. et al. Utility of Body Mass Index in Identifying Excess Adiposity in Youth Across the Obesity Spectrum. *Journal of Pediatrics*, Mosby, v. 177, p. 255–261.e2, oct 2016. ISSN 10976833.
- SACHS, M. C. Plotroc: A tool for plotting ROC curves. *Journal of Statistical Software*, v. 79, n. 2, 2017. ISSN 15487660.
- SALMASO, F. V. et al. Análise de idosos ambulatoriais quanto ao estado nutricional, sarcopenia, função renal e densidade óssea. *Arquivos Brasileiros de Endocrinologia e Metabologia*, Sociedade Brasileira de Endocrinologia e Metabologia, v. 58, n. 3, p. 226–231, apr 2014. ISSN 16779487. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci{_}arttext{&}pid=S0004-27302014000300226{&}lng=p>.

SANTOS, D. S. dos et al. Transição nutricional na adolescência: uma abordagem dos últimos 10 anos. *Revista Eletrônica Acervo Saúde*, n. 20, p. e477–e477, 2019.

SANTOS, I. A. d. et al. Cut off values for waist Circumference to predict overweight in Brazilian adolescents, according to pubertal staging. *Revista Paulista de Pediatria*, v. 37, n. 1, p. 49–57, 2019. ISSN 19840462. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30066823/>>.

SILVA, A. M.; FIELDS, D. A.; SARDINHA, L. B. A PRISMA-Driven Systematic Review of Predictive Equations for Assessing Fat and Fat-Free Mass in Healthy Children and Adolescents Using Multicomponent Molecular Models as the Reference Method. *Journal of Obesity*, Hindawi Publishing Corporation, v. 2013, p. 148696, 2013. ISSN 2090-0708. Disponível em: <<https://doi.org/10.1155/2013/148696>>.

SILVA, I. N. da; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas. *São Paulo: Artliber*, v. 23, n. 5, p. 33–111, 2010.

SŁOWIK, J. et al. Nutritional Status Assessment in Children and Adolescents with Various Levels of Physical Activity in Aspect of Obesity. *Obesity Facts*, v. 12, n. 5, p. 554–563, 2019. ISSN 1662-4025. Disponível em: <<https://www.karger.com/DOI/10.1159/000502698>>.

SOUZA, M. H. do N. et al. Avaliação do estado nutricional e da saúde de crianças e adolescentes na prática assistencial do enfermeiro. *Cogitare Enfermagem*, v. 18, n. 1, 2013.

STEINBECK, K. S. et al. Treatment of adolescent obesity. *Nature Reviews Endocrinology*, Nature Publishing Group, v. 14, n. 6, p. 331–344, apr 2018. ISSN 17595037. Disponível em: <<https://www.nature.com/articles/s41574-018-0002-8>>.

THAMRIN, S. A. et al. Predicting Obesity in Adults Using Machine Learning Techniques: An Analysis of Indonesian Basic Health Research 2018. *Frontiers in Nutrition*, Frontiers Media SA, v. 8, jun 2021. Disponível em: <<https://pmc/articles/PMC8255629/>>?report=abstracthttps://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8255629/>.

WANG, Z.; CHANG, Y.-C. I. Marker selection via maximizing the partial area under the ROC curve of linear risk scores. *Biostatistics*, v. 12, n. 2, p. 369–385, 2010. ISSN 1465-4644. Disponível em: <<https://doi.org/10.1093/biostatistics/kxq052>>.

WHO. *Report of the Commission on Ending Childhood Obesity. Implementation plan: executive summary*. [S.l.], 2017. (WHO/NMH/P, Licence: CC BY–NC–SA 3.0 IGO. p. Disponível em: <<https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/259349/WHO-NMH-PND-ECHO-17.1-eng.pdf?sequence=1>>.

WHO. *Obesity and overweight: fact sheet: WHO, 2018*. 2018. Disponível em: <<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs311/en/>>. Acesso em: 10 abr. 2020.

WHO Regional Office for Europe. *WHO European Childhood Obesity Surveillance Initiative (COSI): report on the fourth round of data collection, 2015–2017*. [S.l.], 2021. 1–88 p. Disponível em: <<http://apps.who.int/bookorders>>.

WILMORE, J. H.; COSTILL, D. L.; KENNEDY, L. *Fisiologia do esporte e do exercício*. [S.l.]: Manole, 2013. v. 5.

WITT, K. A.; BUSH, E. A. College athletes with an elevated body mass index often have a high upper arm muscle area, but not elevated triceps and subscapular skinfolds. *Journal of the American Dietetic Association*, v. 105, n. 4, p. 599–602, 2005. ISSN 0002-8223. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S000282230500009X>>.

YADAV, S.; SHUKLA, S. Analysis of k-Fold Cross-Validation over Hold-Out Validation on Colossal Datasets for Quality Classification. In: *Proceedings - 6th International Advanced Computing Conference, IACC 2016*. [S.l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2016. p. 78–83. ISBN 9781467382861.

ZAPPE, J. G.; DELL’AGLIO, D. D. Adolescência em diferentes contextos de desenvolvimento: risco e proteção em uma perspectiva longitudinal. *Psico*, Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul, v. 47, n. 2, p. 99–110, 2016.

ZAWADZKI, D.; STIEGLER, N. d. F. F.; BRASILINO, F. F. Aptidão e atividade física relacionados à saúde de adolescentes entre 11 e 14 anos. *RBPFEEX - Revista Brasileira de Prescrição e Fisiologia do Exercício*, v. 13, n. 83, p. 444–453, ago. 2019.

ZHENG, Z.; RUGGIERO, K. Using machine learning to predict obesity in high school students. In: *Proceedings - 2017 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine, BIBM 2017*. [S.l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2017. v. 2017-Janua, p. 2132–2138. ISBN 9781509030491.

Anexos

ANEXO A – TERMO DE APROVAÇÃO DO COMITÊ DE ÉTICA E PESQUISA

UFMA - UNIVERSIDADE
FEDERAL DO MARANHÃO

**PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP****DADOS DO PROJETO DE PESQUISA**

Título da Pesquisa: Predição de Fatores de risco cardiometabólico em escolares

Pesquisador: ALLAN KARDEC DUAILIBE BARROS FILHO

Área Temática:

Versão: 1

CAAE: 83206118.1.0000.5087

Instituição Proponente: Universidade Federal do Maranhão

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 2.638.202

Apresentação do Projeto:

A obesidade na infância e na adolescência é um complexo problema de saúde pública que nas últimas décadas teve sua prevalência aumentada em todo o mundo e encontra-se relacionada com o aparecimento de diversas comorbidades como hipertensão arterial, dislipidemias, diabetes mellitus tipo II, doenças cardiovasculares e certos tipos de câncer. Assim, o presente estudo tem o objetivo de prever o risco cardiometabólico em adolescentes utilizando redes neurais convolucionais. Trata-se de um estudo transversal, realizado em escolas da rede pública de ensino de São Luís- Maranhão, Brasil. A amostra deverá ser composta por escolares, entre 10 a 19 anos de idade. Serão avaliados indicadores antropométricos, maturação sexual, hemodinâmicos e bioquímicos. A avaliação do perfil sócio-demográfico, dos hábitos alimentares, estilo de vida e saúde desses adolescentes serão avaliados utilizando um questionário semi-estruturado. Um software para predição do risco cardiometabólico em adolescentes tendo por base métodos não invasivos será desenvolvido. Estatística descritiva, teste t Student para amostras independentes, Qui-Quadrado e Mann -Whitney U, correlação de Person e curva ROC serão utilizadas na análise dos dados. Os resultados serão considerados estatisticamente significativos para $p < 0,05$.

Objetivo da Pesquisa:

Objetivo Primário:

Predizer o risco cardiometabólico em adolescentes através de modelos computacionais.

Objetivo Secundário:

ANEXO B – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TCLE)

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO CENTRO DE CIÊNCIAS
BIOLÓGICAS E DA SAÚDE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOTECNOLOGIA

TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

Nome do Estudo: Avaliação de fatores risco cardiometabólico em adolescentes.

Prezado (a) sr (a).

Seu filho (a) está sendo convidado (a) para participar de um estudo que está sendo desenvolvido por pesquisadores da Universidade Federal do Maranhão – UFMA, sob orientação do professor Allan Kardec Barros, o qual tem por objetivo avaliar a prevalência de fatores de risco cardiovasculares em adolescentes de São Luís/MA, bem como desenvolver um aplicativo de dispositivos moveis (celular) capaz de diagnosticar hipertensão arterial e percentual de gordura corporal em adolescentes tendo por base indicadores antropométricos como peso e altura, por exemplo.

O estudo será dividido em duas etapas: Na primeira serão feitas as medidas de peso, altura, circunferência do quadril, braço, panturrilha, cintura e pescoço, pregas cutâneas, exame de bioimpedância, aferição da pressão arterial, avaliação da maturação sexual através da escala de Tanner e aplicação de questionário para avaliação do estilo de vida e a saúde desses

adolescentes, bem como informações sobre saúde dos seus familiares. A segunda etapa do estudo, só será realizada caso o adolescente e os responsáveis concordem, não sendo obrigatória a participação, porém é de grande importância, pois nesta etapa será realizado os exames bioquímicos como perfil lipídico completo (diagnóstico colesterol alto) e glicemia de jejum (diagnóstico de diabetes – alta quantidade de açúcar no sangue), por exemplo. Para realização desses exames será coletada uma amostra de sangue (1 tudo com EDTA e 1 tubo com gel separador). E Também será realizada a análise de polimorfismo para avaliação de

conteúdo do outro anexo

risco cardiovascular e obesidade.

Recomendações para a primeira etapa das coletas: não executar atividades físicas 24 horas antes do exame, não ingerir bebidas alcoólicas 48 horas antes do exame, urinar 30 minutos antes da avaliação, jejum de ao menos 4 horas e não ingerir café 30 minutos antes da avaliação.

A segunda etapa como descrito anteriormente, só será realizada caso o adolescente queira participar. A coleta de sangue para realização desta etapa será realizada por pesquisadores treinados e capacitados. Para realização da coleta de sangue necessita-se um jejum máximo de 12 horas, ou seja, o participante terá que ficar sem se alimentar durante 12 horas. Por exemplo: se meu exame será feito às 08:00 da manhã, tenho que parar de me alimentar às 20:00 h do dia anterior ao exame. O participante pode beber água de maneira normal e rotineira. Após a coleta de sangue pede-se que o participante pressione o local da coleta por no mínimo 3 minutos após a punção, evite flexionar o braço se a punção foi feita na altura da dobra do braço e antebraço, não massageie o local da coleta e não carregue peso no braço que será feita a punção sanguínea. A punção sanguínea pode causar um leve desconforto (como uma picada de inseto, p. ex.: formiga) e muito raramente o aparecimento de hematomas (local ficar roxo) que desaparecem em até 48 horas. Caso ocorra hematoma orienta-se ao paciente: colocar compressas de gelo por 15 min. a cada hora nas primeiras seis horas. Se necessário pode-se prolongar este tempo por mais 2 ou 3 horas. Em seguida podem ser colocadas compressas mornas para ajudar a eliminar o hematoma mais rapidamente. A formação de hematoma (braço roxo) não causa alterações no estado de saúde do participante (não leva a qualquer tipo de doença).

Em caso de dúvidas, você poderá entrar em contato com a equipe de pesquisadores pelo telefone (98) 3272-8273, durante o horário comercial: 08-12h e 14-18 h. Ou em caso de emergência pelo telefone: (98) 99151-1526. Você poderá entrar em contato também com Comitê de Ética em Pesquisa – CEP do Hospital Universitário da Universidade Federal do Maranhão para tirar dúvidas a respeito de questões éticas. Os Comitês de Ética em Pesquisa são colegiados interdisciplinares e independentes, de relevância pública, de caráter consultivo, deliberativo e educativo, criados para garantir a proteção dos participantes da pesquisa em sua integridade e dignidade e para contribuir no desenvolvimento da pesquisa dentro de padrões éticos. O CEP do Hospital Universitário da Universidade Federal do Maranhão está localizado na Rua Barão de Itapary, 227, quarto andar do Hospital Universitário da Universidade Federal do Maranhão, Centro, São Luís-MA. CEP- 65.020-070. Telefone (98) 2109 1250. Parecer do Comitê de Ética para este estudo: 251/11.

A participação de seu filho (a) participação neste estudo é muito importante, pois irá contribuir para a detecção precoce de fatores de risco cardiovasculares na população infanto-juvenil ajudando assim a melhorar a prevenir o aparecimento de doenças cardiovasculares nesta população quando adultos. Bem como, ajudará no desenvolvimento de um aplicativo para dispositivos moveis que fará a predição hipertensão arterial e percentual de gordura corporal em adolescentes.

Consentimento em participar: A sua participação do seu filho (a) neste estudo é totalmente voluntária, ou seja, é de que escolhe se quer ou não participar, podendo desistir a qualquer momento, sem precisar justificar. Antes que você decida, rencia, pois é importante que você entenda exatamente qual será a participação do seu filho (a) neste estudo e o motivo pelo qual ele será desenvolvido.

Se você decidir pela participação do seu filho, você deverá assinar nos locais adequados deste documento e rubricar todas as páginas, isso irá representa o seu "Livre Consentimento em Participar deste Estudo". O pesquisador responsável ou membros da equipe de pesquisa também irão assinar o TCLE e rubricar todas as páginas. Este termo é elaborado em duas vias: uma via ficará em posse do pesquisador responsável e a outra via retida com o participante.

Enfim, tendo sido orientado quanto ao teor de todo o aqui mencionado e compreendido a natureza e o objetivo do já referido estudo, manifesto meu livre consentimento em participar, estando totalmente ciente de que não há nenhum valor econômico, a receber ou a pagar, por minha participação.

Consentimento em participar:

Eu,

_____li e
entendi o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido. Entendi que a participação do meu filho (a)

neste estudo é totalmente voluntária (por vontade própria) e que ele pode, a qualquer momento, recusar a participar. Tive tempo suficiente para ler e pensar a respeito da nossa participação no presente estudo. Tive também a oportunidade de esclarecer nossas dúvidas

com o Prof. Allan Kardec Barros ou sua equipe. Entendi, ainda, que todos os resultados deste estudo serão utilizados para fins científicos, sendo garantido o sigilo de todas as informações repassadas pelo participante. A minha assinatura abaixo significa que recebi uma via deste termo de consentimento.

CONSENTIMENTO PÓS-INFORMAÇÃO

Eu, _____, fui esclarecido (a) sobre a pesquisa Avaliação de fatores risco cardiometabólico em adolescentes e concordo que os dados fornecidos sejam utilizados na realização da mesma.

São Luís, de _____ 201 .

Assinatura do participante: _____

Assinatura do responsável pelo participante: _____

Assinatura do pesquisador responsável: _____

ANEXO C – TERMO DE ASSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO CENTRO DE CIÊNCIAS
BIOLÓGICAS E DA SAÚDE

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOTECNOLOGIA TERMO DE
ASSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO (TALE)

Você está sendo convidado para participar da pesquisa Avaliação de fatores risco cardiometabólico em adolescentes. Seus pais ou responsáveis permitiram que você participasse. Queremos determinar a prevalência de fatores de risco cardiometabólico em adolescentes de São Luís-MA. Você não precisa participar da pesquisa se não quiser, é um direito seu e não terá nenhum problema se desistir, a qualquer momento. A pesquisa será feita na sua escola, aonde o pesquisador fará todas avaliações necessárias. Tudo será feito em apenas dois dias. No primeiro dia: será aplicado um questionário com algumas perguntas sobre você e sua família, seu estilo de vida, maturação sexual (escala de Tanner) e seu nível de atividade física. Também serão feitas as medidas: antropométricas (circunferência do quadril, cintura, pescoço, braço e panturrilha, peso, altura, dobras cutâneas e bioimpedância), hemodinâmicas (pressão arterial sistólica e diastólica). E no segundo dia: coleta de sangue para análises bioquímicas (hemograma, creatinina sérica, uréia sérica, cistatina C, ácido úrico, filtração glomerular estimada, proteína C reativa, sumário de urina, albumina, colesterol total e suas frações, glicemia de jejum, hemoglobina glicada, insulina, homeostatic model assessment (HOMA), análise de polimorfismo para obesidade e risco cardiovascular. Para o exame bioquímico e de polimorfismo será feita a coleta de 10 mL de sangue (2 tubos – 1 tubo Edta 5mL e 1 tubo sorologia 5mL), ou caso não haja coleta de sangue a análise do polimorfismo será feita através da coleta de material com escova/swab para mucosa oral. O uso de todo material é seguro, e as coletas são feitas por profissionais treinados e capacitados, os questionários constam questões de fácil compreensão e que não causarão quaisquer tipos de trauma e/ou transtorno psíquico. Além disso, você terá todo o acompanhamento, orientação e auxílio necessário dos pesquisadores do projeto de forma a minimizar e/ou solucionar os desconfortos e riscos. Caso algo

errado aconteça, você pode nos procurar pelos contatos: Nilviane Pires S. Sousa, telefone (98) 3272 8273. Há coisas boas que podem ocorrer como termos um melhor entendimento sobre consumo alimentar, atividade física e saúde dos adolescentes, beneficiando diretamente a sua reflexão e da sua família quanto às questões em relação ao seu estilo de vida. Com esse estudo também poderemos beneficiar os professores, alunos e outros pesquisadores para que eles os ajudem a refletir essas questões que fazem parte da sua vida e de outros adolescentes. Bem como seus dados serão utilizados na construção de aplicativo que visa diagnosticar a hipertensão arterial e percentual de gordura corporal utilizando somente parâmetros antropométricos como peso e altura, por exemplo. Ninguém saberá que você está participando da pesquisa, não falaremos isso a estranhos e nem daremos as informações que você nos der. Os resultados da pesquisa serão publicados, mas em nenhum momento você ou qualquer outro adolescente será identificado. Qualquer dúvida você pode ligar para o telefone já escrito no texto.

Eu _____ aceito participar da pesquisa Avaliação de fatores risco cardiometabólico em adolescentes. Com objetivo analisar a prevalência de fatores de risco cardiometabólico em adolescentes de São Luís – MA, bem como desenvolver um aplicativo que visa diagnosticar a hipertensão arterial e percentual de gordura corporal utilizando indicadores antropométricos. Entendi tudo que de bom ou ruim pode acontecer. Entendi que posso dizer sim e participar, mas que a qualquer momento posso desistir e dizer não, sem explicar o motivo e ninguém ficará bravo comigo. Os pesquisadores tiraram minhas dúvidas e se disponibilizaram a me ajudar em todo o processo da pesquisa, sempre que eu precisar. Os meus pais ou responsáveis estão cientes de tudo e aceitaram a minha participação. Recebi uma cópia desse termo de assentimento, li e concordo em participar da pesquisa.

São Luís, ____ de _____ de _____.

Assinatura do adolescente

Assinatura do pesquisador