



**REDE NORDESTE DE BIOTECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM BIOTECNOLOGIA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO**

REBECA COSTA CASTELO BRANCO

**PREDIÇÃO DE SÍNDROME METABÓLICA EM ADOLESCENTES COM
OBESIDADE UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINAS**

São Luís
2025

REBECA COSTA CASTELO BRANCO

**PREDIÇÃO DE SÍNDROME METABÓLICA EM ADOLESCENTES COM
OBESIDADE UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINAS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação
da Rede Nordeste de Biotecnologia – Ponto Focal
do Maranhão, como requisito para obtenção do
Título de Doutora em Biotecnologia.

Orientador: Prof^a. Dr^a. Maria do Desterro Soares
Brandão Nascimento

Co-orientador: Prof. Dr. Allan Kardec Duailibe
Barros Filho

São Luís
2025

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

Costa Castelo Branco, Rebeca.

PREDIÇÃO DE SÍNDROME METABÓLICA EM ADOLESCENTES COM
OBESIDADE UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINAS /
Rebeca Costa Castelo Branco. - 2025.
100 f.

Coorientador(a) 1: Allan Kardec Duailibe Barros Filho.
Orientador(a): Maria do Desterro Soares Brandão
Nascimento.

Tese (Doutorado) - Programa de Pós-graduação em
Biotecnologia - Renorbio/ccbs, Universidade Federal do
Maranhão, São Luís, 2025.

1. Síndrome Metabólica. 2. Obesidade Na Adolescência.
3. Aprendizado de Máquinas. I. Kardec Duailibe Barros
Filho, Allan. II. Soares Brandão Nascimento, Maria do
Desterro. III. Título.



Universidade Federal do Maranhão
Av. dos Portugueses, 1966 - Vila Bacanga, São Luís - MA, 65080-805 [Telefone: \(98\)3272-8000](tel:(98)3272-8000) E-mail: renorbio@ufma.br
Homepage: <http://www.renorbio.org.br>

FOLHA APROVAÇÃO DEFESA DA TESE

ALUNA: Rebeca Costa Castelo Branco

TÍTULO DO PROJETO: “PREDIÇÃO DE SÍNDROME METABÓLICA EM ADOLESCENTES COM OBESIDADE UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINAS”

PROFESSORA ORIENTADORA: Maria do Desterro Soares Brandão Nascimento.

BANCA EXAMINADORA	CONCEITO	ASSINATURA
Profa. Dra. Maria do Desterro Soares Brandão Nascimento UFMA – Presidente	_____	_____
Profa. Dra. Maria do Socorro de Sousa Cartagenes UFMA	_____	_____
Prof. Dr. Bruno Araújo Serra Pinto UFMA	_____	_____
Prof. Dr. Rui Miguel da Costa Oliveira UFMA	_____	_____
Prof. Dr. Ewaldo Eder Carvalho Santana UEMA	_____	_____

DATA DA APROVAÇÃO:

HORÁRIO:

LOCAL:

REBECA COSTA CASTELO BRANCO

**PREDIÇÃO DE SÍNDROME METABÓLICA EM ADOLESCENTES COM
OBESIDADE UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINAS**

Tese apresentada ao Programa de Pós-graduação da Rede Nordeste de Biotecnologia – Ponto Focal do Maranhão, como requisito para obtenção do Título de Doutora em Biotecnologia.

Aprovada em ____/____/____.

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Maria do Desterro Soares Brandão Nascimento
Universidade Federal do Maranhão – Orientadora

Prof. Dr. Allan Kardec Duailibe Barros Filho
Universidade Federal do Maranhão – Coorientador

Profa. Dra. Maria do Socorro de Sousa Cartágenes
Universidade Federal do Maranhão (UFMA)

Prof. Dr. Bruno Araújo Serra Pinto
Universidade Federal do Maranhão (UFMA)

Prof. Dr. Rui Miguel Gil da Costa Oliveira
Universidade Federal do Maranhão (UFMA)

Prof. Dr. Ewaldo Éder Carvalho Santana
Universidade Estadual do Maranhão (UEMA)

AGRADECIMENTOS

A Deus, por ser minha fonte diária de força e determinação. Senhor, sem Ti nada posso fazer! Te agradeço por todas as bênçãos e te peço que me faça sempre instrumento da Tua vontade.

A minha mãe, Luzia Herlene da Costa Castelo Branco, por seu apoio incondicional e por ter acreditado em mim em todos os momentos, mesmo nas vezes em que eu achei que não seria capaz. Obrigado por tamanho amor, dedicação e companheirismo.

A minha filha, Maria Eduarda Castelo Branco Gouveia Frazão, por ter me ensinado a amar com todas as forças e por ter dado total sentido a minha vida.

A minha avó, Maria de Lourdes Costa Ibiapina, exemplo de mulher e mãe, que criou seus filhos com muito amor e tementes à Deus.

A todos os meus familiares, em especial, às minhas madrinhas Berenice e Wanda, ao meu padrinho Carlos Henrique, às minhas tias e tios e aos meus primos, por sempre me ajudarem em todos os momentos e por desde cedo me mostrarem o verdadeiro significado de família.

A Universidade Federal do Maranhão (UFMA) e a Universidade Federal do Ceará (UFC), pelos conhecimentos e habilidades adquiridos durante o curso de Medicina e na residência médica.

A Rede Nordeste de Biotecnologia - RENORBIO pela oportunidade de ampliar a ciência em nosso estado, pela certificação e aos funcionários da secretaria, o meu muito obrigado.

A minha orientadora, Profa. Dra. Maria do Desterro Soares Brandão Nascimento, médica excepcional e incentivadora do mundo da pesquisa e ao meu co-orientador, Prof. Dr. Allan Kardec Duailibe Barros Filho, que me apresentou o mundo da inteligência artificial.

A minha gratidão aos pacientes que participaram deste estudo, pois sem eles não teríamos feito tantas descobertas e gerado resultados que irão melhorar a vida da população.

Aos meus amigos, que não cansam de me apoiar um segundo sequer, que compartilham das minhas aflições e que estão comigo nessa jornada, sintam-se todos lembrados, pois vocês estão no meu coração.

A todos que de alguma forma estavam na torcida e orando por mim.

RESUMO

A prevalência de obesidade e sobrepeso entre crianças e adolescentes tem aumentado consideravelmente nas últimas quatro décadas. Como o excesso ponderal é considerado o principal fator de risco para o desenvolvimento de síndrome metabólica (SM), cada vez mais crianças e adolescentes estão sendo diagnosticadas com esse problema. Para prevenir a síndrome metabólica nessa faixa etária, o desenvolvimento de modelos preditivos para identificar potenciais indivíduos de alto risco é de grande utilidade. Objetiva-se desenvolver um sistema inteligente baseado em aprendizado de máquinas capaz de estratificar o risco de adolescentes com síndrome metabólica através de parâmetros clínicos e laboratoriais. A pesquisa trata-se de um estudo clínico, descritivo e transversal. A amostra foi composta por 104 adolescentes, sendo 52 menores com SM e 52 menores sem SM, casuística extraída de um banco de dados de 235 prontuários eletrônicos de adolescentes acompanhados no ambulatório de Endocrinologia Pediátrica do Hospital Universitário da Universidade Federal do Ceará (HU UFC) de janeiro 2018 a outubro de 2023. Foram avaliados dados sociodemográficos, hábitos alimentares e de estilo de vida, indicadores clínicos, laboratoriais e parâmetros antropométricos. O estudo possui aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa do Hospital Universitário Walter Cantídio com número CAAE: 70563423.0.000.5045. O estudo mostrou que o gênero masculino apresentou 58% (n= 30) da amostra com SM e do gênero feminino 42% (n=22). Quanto à classificação do IMC, 55% estavam com obesidade grave. A taxa de aleitamento materno exclusivo foi de 67%. O tempo de exposição a telas foi maior que 2 horas em 88% dos examinados. Apenas 27% dos pacientes praticavam atividade física. A obesidade estava presente em ambos os pais em 44% dos entrevistados. A média da circunferência abdominal foi de 104 ± 14 cm e a circunferência do pescoço foi de 39.0 ± 3.9 cm. Observou-se que 84% tinham acantose, 41% HAS e mais de 70% dos investigados tinham dislipidemia. O algoritmo SVM Linear mostrou-se um bom preditor para rastreamento de SM, com as variáveis de gênero (masculino e feminino), idade, IMC, circunferência abdominal, HAS (PAS e PAD), resultando seu desempenho avaliado pela sensibilidade (0,6), especificidade (0,73), acurácia (0,67) e a curva ROC (AUC=0,72). O modelo computacional empregado nesse estudo o SVM Linear apresentou melhor desempenho na identificação da síndrome metabólica e foi utilizado para a construção de um aplicativo para dispositivos móveis com sistema operacional Android.

Palavras-chave: Síndrome metabólica. Obesidade na adolescência. Aprendizado de máquinas.

ABSTRACT

The prevalence of obesity and overweight among children and adolescents has increased significantly over the last four decades. Since excess weight is considered the main risk factor for the development of metabolic syndrome (MS), more and more children and adolescents are being diagnosed with this condition. To prevent metabolic syndrome in this age group, the development of predictive models to identify potential high-risk individuals is of great value. The objective of this study is to develop an intelligent system based on machine learning capable of stratifying the risk of adolescents with metabolic syndrome through clinical and laboratory parameters. This research is a clinical, descriptive, and cross-sectional study. The sample consisted of 104 adolescents, including 52 with MS and 52 without MS, selected from a database of 235 electronic medical records of adolescents monitored at the Pediatric Endocrinology outpatient clinic at the University Hospital of the Federal University of Ceará (HU UFC) from January 2018 to October 2023. Sociodemographic data, dietary habits, lifestyle behaviors, clinical and laboratory indicators, and anthropometric parameters were assessed. The study was approved by the Research Ethics Committee of the University Hospital Walter Cantídio with CAAE number: 70563423.0.000.5045. The study showed that 58% (n = 30) of the male participants had MS, while 42% (n = 22) were female. Regarding BMI classification, 55% had severe obesity. The exclusive breastfeeding rate was 67%. Screen time exposure was over 2 hours in 88% of the participants. Only 27% of the patients engaged in physical activity. Obesity was present in both parents in 44% of the cases. The average Abdominal Circumference (AC) and AC-to-E ratio were 104 ± 14 cm, and the neck circumference was 39.0 ± 3.9 cm. It was observed that 84% had acanthosis, 41% had hypertension, and more than 70% of the participants had dyslipidemia. The Linear SVM algorithm proved to be a good predictor for MS screening, with gender (male and female), age, BMI, abdominal circumference, hypertension, systolic blood pressure (SBP), and diastolic blood pressure (DBP) as the most relevant variables. The algorithm's performance was evaluated based on sensitivity (0.6), specificity (0.73), accuracy (0.67), and ROC curve (AUC = 0.72). The computational model employed in this study, the Linear SVM, showed better performance in identifying metabolic syndrome, and it was used to build a mobile application for Android operating system devices.

Keywords: Metabolic syndrome. Adolescent obesity. Machine learning.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1. Mecanismo associados a Síndrome Metabólica.....	21
Figura 2. Relação fisiopatológica da Síndrome Metabólica e Resistência à Insulina.....	23
Figura 3. Área sob a Curva ROC- KNN.....	43
Figura 4. Área sob a Curva ROC- SVM RADIAL.....	44
Figura 5. Área sob a Curva ROC- SVM LINEAR.....	44
Figura 6. Área sob a Curva ROC- SVM POLINOMIAL.....	45
Figura 7. Área sob a Curva ROC- SVM SIGMOIDE.....	45
Figura 8. Área sob a Curva ROC- REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	46
Figura 9. Área sob a Curva ROC- ÁRVORE DE DECISÃO.....	46
Figura 10. Primeira Tela do Aplicativo.....	47
Figura 11. Segunda Tela da Aplicação (Tela de Resultados)	48

LISTA DE TABELAS E QUADROS

Tabela1. Características dos parâmetros antropométricos.....	36
Tabela 2. Distribuição dos adolescentes segundo variáveis referentes às condições de nascimento e portadoras de síndrome metabólica	37
Tabela 3. Parâmetros antropométricos e comorbidades associada	39
Tabela 4. Exames Laboratoriais	41
Tabela 5. Variáveis sociodemográficas e clínicas com adolescentes com síndrome metabólica para subsidiar a análise dos métodos classificadores e métricas	41
Tabela 6. Variáveis sociodemográficas e clínicas com adolescentes sem síndrome metabólica para subsidiar a análise dos métodos classificadores e métricas	42
Tabela 7. Resultados dos Classificadores Utilizados no Estudo.....	45
Quadro 1. Critérios da SM em consenso da IDF adotados pela SBP.....	26

LISTA DE SIGLAS

%	-	Percentual de Gordura Corporal
AGLs	-	Ácidos graxos livres
AHA/NH LBI	-	American Heart Association/National Heart, Lung, and Blood Institute (Associação Americana do Coração/Instituto Nacional do Coração, Pulmão e Sangue)
AM	-	Aprendizado de Máquina
AP	-	Aprendizado profundo
APP	-	Aplicativo
AUROC	-	Área sob a curva ROC
BIA	-	Bioimpedância elétrica
CB	-	Circunferência do braço
CC	-	Circunferência da cintura
CEP	-	Comitê de Ética e Pesquisa
CKD- EPI	-	Chronic Kidney Disease Epidemiology Collaboration (Colaboração em Epidemiologia da Doença Renal Crônica)
cm	-	Centímetro
CPANT	-	Circunferência da panturrilha
DCNT	-	Doenças Crônicas Não Transmissíveis
DCV	-	Doenças Cardiovasculares
DRC	-	Doença Renal Crônica
ERICA	-	Estudo de Riscos Cardiovasculares em Adolescentes
HU-UFC	-	Hospital Universitário da Universidade Federal do Ceará
IBGE	-	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
ICA	-	Independent Component Analysis (Análise de Componentes Independentes)
IDF	-	International Diabetes Federation (Federação Internacional de Diabetes)
IFCT	-	Índice de forma corporal triponderal
IMC	-	Índice de Massa Corporal
IVA	-	Índice de volume abdominal
Kg	-	Quilograma
mmHg	-	Milímetros de Mercúrio
OMS	-	Organização Mundial da Saúde
PA	-	Pressão Arterial

PAD	- Pressão Arterial Diastólica
PAS	- Pressão arterial sistólica
PPM	- Partes por milhão
RCEst	- Relação cintura/estatura
RCQ	- Relação cintura-quadril
SM	- Síndrome metabólica
SRAA	- Sistema renina-angiotensina-aldosterona
TCLE	- Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

Sumário

1 INTRODUÇÃO	15
2 OBJETIVOS	19
2.1 Objetivo geral	19
2.2 Objetivos específicos	19
3 REFERENCIAL TEÓRICO	20
3.1 Fisiopatologia da síndrome metabólica	20
3.2 Epidemiologia da síndrome metabólica	23
3.4 Uso de técnicas não invasivas para o diagnóstico de síndrome metabólica em crianças e adolescentes	26
3.6 O papel da Inteligência Artificial	29
4. MATERIAIS E MÉTODOS	31
4.1 Tipo de estudo e amostra	31
4.2 Cálculo amostral	31
4.3 Dados analisados	31
4.3.1 Variáveis sociodemográficas	32
4.3.2 Variáveis referentes a hábitos alimentares, estilo de vida e saúde	32
4.3.3 Parâmetros antropométricos	32
4.3.4 Variável hemodinâmica	33
4.4 Variáveis laboratoriais	33
4.5 Escolha das características de entrada do algoritmo	33
4.6 Construção e validação do modelo computacional	33
4.7 Desenvolvimento do aplicativo	34
4.8 Processamento e tratamento estatístico	34
5. RESULTADOS	36
5.1 Perfil sociodemográfico e caracterização antropométrica e hemodinâmica	36
5.2 Análise dos métodos de classificadores e métricas utilizados no estudo	42

6. DISCUSSÃO	49
7. CONCLUSÃO.....	53
8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	54
ANEXOS	65
APÊNDICES	99

1 INTRODUÇÃO

A OMS considera o limite entre os 10 e 19 anos para a adolescência, sendo este dividido em duas etapas: (I) pré-adolescência (de 10 a 14 anos) e (II) adolescência propriamente dita (de 15 a 19 anos), que compreende a integração social, onde há uma necessidade de enfrentamento de suas limitações e desenvolvimento saudável (OMS, 2009). No Brasil, o Estatuto da Criança e do Adolescente define o adolescente como um indivíduo com idade entre 12 e 18 anos (Brasil, 1990).

A prevalência de obesidade e sobrepeso entre crianças e adolescentes tem aumentado consideravelmente nas últimas quatro décadas (Abarca-Gómez, *et al.*, 2017; NG *et al.*, 2014). Por exemplo, a prevalência de crianças com sobrepeso e obesidade e adolescentes entre 5 e 19 anos aumentou de cerca de 4% em 1975 para 18% em 2016 (WHO, 2020). Este aumento é especialmente dramático nos países em desenvolvimento (De Onis; Blössner; Borghi, 2010), enquanto nos países desenvolvidos parece estar diminuindo e afeta principalmente as subpopulações de baixa renda (Chung *et al.*, 2016). Em números absolutos, é atualmente estimado que cerca de 38 milhões de crianças menores de 5 anos estão com sobrepeso ou obesidade, enquanto cerca de 340 milhões de crianças e adolescentes de 5 a 19 anos estão com sobrepeso ou obesas (WHO, 2020).

A obesidade, ou seja, o excesso de tecido adiposo no corpo (Sweeting, 2007), tem etiologia complexa e multifatorial. Dentre os fatores envolvidos no seu desenvolvimento, os mais importantes são a genética, atividade física, sedentarismo, dieta etc. (González-Muniesa, *et al.*, 2017). Os fatores de risco adicionais para obesidade na infância-adolescência foram revisados recentemente (González-Muniesa, *et al.*, 2017; Larqué *et al.*, 2019), como o IMC dos pais, ganho de peso gestacional da mãe, diabetes gestacional, tabagismo materno, peso ao nascer, crescimento rápido do bebê e alto consumo de proteínas e/ou açúcares livres. Há também fatores psicológicos, especialmente durante o período da adolescência.

A síndrome metabólica (SM) é um grupo de fatores de risco cardiovascular associados à resistência à insulina e são impulsionados por fatores subjacentes, incluindo obesidade visceral, inflamação sistêmica e disfunção celular. Esses riscos começam cada vez mais na infância e adolescência e estão associados a uma alta probabilidade de doenças crônicas futuras na idade adulta (DeBoer, 2019). A primeira definição formal da síndrome metabólica foi proposta em 1998 pela Organização Mundial de Saúde (OMS), na qual existia uma ênfase na resistência insulínica e a considerava o principal fator de risco. Um diagnóstico da síndrome pelos critérios da OMS poderia ser feito com base em vários marcadores de resistência à

insulina mais 2 fatores de risco adicionais, incluindo obesidade, hipertensão, nível elevado de triglicerídeos, nível reduzido de HDL ou microalbuminúria (Alberti *et al.*, 2009).

No ano de 2001, outros critérios principais vieram do Painel Nacional de Tratamento de Adultos do Programa Nacional de Educação sobre Colesterol III (NCEP -ATP III). Os critérios do ATP III não exigiam demonstração de resistência à insulina e a presença de 3 dos 5 fatores seguintes bastava para diagnóstico: obesidade abdominal, triglicerídeos elevados, níveis reduzidos de HDL, pressão arterial elevada e glicemia de jejum elevada (Alberti *et al.*, 2009). Já em 2005, a International Diabetes Federation (IDF) e a American Heart Association/National Heart, Lung, and Blood Institute (AHA/NHLBI) tentaram conciliar as diferentes definições clínicas, com divergências especialmente na exigência ou não da obesidade abdominal como fator obrigatório.

Mais recentemente, representantes da IDF e da AHA/NHLBI concordaram que a obesidade abdominal não deve ser pré-requisito para diagnóstico, sendo 1 dos 5 critérios, e que a presença de 3 entre eles constitui diagnóstico de síndrome metabólica: circunferência abdominal elevada (ajustada por população), triglicerídeos ≥ 150 mg/dl, HDL < 40 mg/dl, pressão arterial elevada e glicemia de jejum ≥ 100 mg/dl (Alberti *et al.*, 2009).

Desde 2003, várias definições para síndrome metabólica pediátrica foram propostas. De acordo com o consenso da Federação Internacional de Diabetes de 2007, adolescentes ≥ 10 anos são diagnosticados com SM se tiverem obesidade abdominal associada a dois ou mais fatores de risco (Christian Flemming *et al.*, 2020). Em 2014, Ahrens *et al.* propuseram uma pontuação quantitativa considerando idade e sexo, permitindo diagnóstico até em crianças menores de 10 anos com base em: circunferência abdominal ($> p90$), pressão arterial ($> p90$), triglicerídeos ($> p90$), HDL ($< p10$), HOMA-IR ($> p90$) e glicemia ($> p90$).

É frequente o interesse em se predizer cuidados de saúde. Em um esforço para ajudar os médicos a diagnosticar precocemente a síndrome metabólica infanto-juvenil, modelos computacionais estão sendo utilizados para prever se um paciente apresenta sinais de desenvolver uma doença. A moderna análise de dados permite deduzir informações de forma rápida, eficiente e com menor custo, criando ferramentas para previsão de riscos à saúde (Maxwell *et al.*, 2017).

Para prevenir a síndrome metabólica infantil e adolescente, o desenvolvimento de modelos preditivos para identificar indivíduos de alto risco é de grande utilidade. Isso permite focar medidas preventivas na subpopulação de maior risco, tornando a intervenção mais eficaz e personalizada. Além disso, tais modelos classificam os fatores de risco por ordem de

importância e permitem simulações que avaliam os efeitos desses fatores em subgrupos específicos (Colmenarejo, 2020).

Tanto o aprendizado de máquina (AM) quanto o aprendizado profundo (AP) utilizam redes neurais baseadas em regras matemáticas bem definidas que simulam o cérebro e suas interconexões. O AM depende de características pré-definidas (entrada) para produzir uma saída (como presença de doença), enquanto o AP é capaz de extrair essas características de forma autônoma a partir de dados brutos, como idade, IMC e sexo (Monard & Baranauskas, 2003).

As redes neurais artificiais são sistemas que se assemelham à estrutura cerebral humana (Braga *et al.*, 2007) e têm aplicações em diversas áreas da ciência, inclusive na previsão de doenças como doença cardíaca, câncer, diabetes, Parkinson e doença renal crônica (Xing *et al.*, 2007; Lee *et al.*, 2008; Chiu *et al.*, 2012; Kunwar *et al.*, 2016). E de outras doenças como câncer de pulmão, câncer de fígado, diabetes, doença de Parkinson (Chiu *et al.*, 2012; Lakshmi *et al.*, 2014; Xun *et al.*, 2010; Kunwar *et al.*, 2016) incluindo estudos para a detecção da doença renal crônica (Ghannad-Rezaie & Soltanain-Zadeh, 2008; Su *et al.*, 2001; Bonato *et al.*, 2004; Ilayaraja & Meyyappan, 2013; Rajan & Chelvan, 2013; Kunwar *et al.*, 2016). Logo, as técnicas de classificação como as redes neurais artificiais tornam-se uma ferramenta computacional atrativa para a solução de problemas complexos como a detecção precoce de adolescentes portadores de síndrome metabólica, antevendo os potenciais desfechos negativos para eles. Assim, tornam-se ferramentas promissoras para a detecção precoce de adolescentes com síndrome metabólica.

Os Estados do Nordeste, especialmente Maranhão e Ceará, apresentam fragilidades socioeconômicas e alimentares. Métodos eficazes de identificação precoce de adolescentes com síndrome metabólica podem trazer benefícios à saúde populacional e orientar políticas públicas.

Dessa maneira, considerando a importância epidemiológica da obesidade e da síndrome metabólica em adolescentes, e sabendo-se que o diagnóstico precoce é determinante para um melhor prognóstico, o objetivo deste estudo é desenvolver um modelo computacional capaz de triar adolescentes com síndrome metabólica com base em dados clínicos e laboratoriais. Este estudo também foi pioneiro na elaboração de um banco de dados abrangente de adolescentes com síndrome metabólica, com potencial para expansão nacional e futura definição de critérios diagnósticos específicos para a população brasileira.

Este estudo parte das seguintes hipóteses: (i) é possível identificar adolescentes com síndrome metabólica por meio de modelos computacionais baseados em dados clínicos e

laboratoriais; (ii) os algoritmos de aprendizado de máquina e redes neurais artificiais apresentam acurácia satisfatória na triagem desses indivíduos; (iii) fatores como IMC, circunferência abdominal e níveis séricos de glicose, HDL e triglicerídeos são preditores relevantes para o diagnóstico automatizado da síndrome metabólica em adolescentes da região Nordeste do Brasil.

2 OBJETIVOS

2.1 Objetivo geral

Desenvolver um sistema inteligente baseado em aprendizado de máquinas capaz estratificar o risco de adolescentes com síndrome metabólica através de parâmetros clínicos e laboratoriais.

2.2 Objetivos específicos

- Analisar os dados clínicos e laboratoriais obtido por triagem hospitalar com vista a seleção de adolescentes com síndrome metabólica;
- Comparar o desempenho do método proposto com a usual realização de diagnóstico de síndrome metabólica;
- Verificar as taxas de sensibilidade, especificidade e acurácia do método de triagem, bem como, a análise da Curva ROC.

3 REFERENCIAL TEÓRICO

3.1 Fisiopatologia da síndrome metabólica

A obesidade, considerada como uma epidemia do século 21, é definida por um peso corporal desproporcional em relação à altura dos indivíduos, sendo ocasionada pelo acúmulo excessivo de tecido adiposo e geralmente acompanhada por um quadro de inflamação sistêmica crônica. A obesidade está associada ao desenvolvimento de diversas condições, como diabetes mellitus tipo 2, doenças cardiovasculares, alguns tipos de câncer e outras condições patológicas. Algumas dessas comorbidades são consideradas como características da comumente denominada síndrome metabólica, a qual é um fator de risco prevalente para doenças cardiovasculares e diabetes mellitus tipo 2 (Alberti *et al.*, 2009; Williams *et al.*, 2015; NCD-RisC, 2016; González-Muniesa *et al.*, 2017).

A síndrome metabólica (SM) é uma interligação complexa de fatores de risco cardiometabólicos, que são associados a um aumento entre dois e seis vezes nos riscos de doenças cardiovascular, diabetes mellitus tipo 2 (DM2) e morte por todas as causas (Fragoso-Ramos, 2022). A SM é um conceito que foi introduzido para fornecer aos profissionais de saúde instrumentos de triagem para identificar indivíduos com probabilidade de ter resistência à insulina e anormalidades metabólicas associadas principalmente à obesidade visceral (González-Muniesa *et al.*, 2017).

De acordo com as definições e critérios clínicos elaborados em consenso por instituições como a International Diabetes Federation (IDF), a American Heart Association (AHA) e o US National Heart, Lung and Blood Institute, a SM é diagnosticada quando três dos seguintes achados clínicos e/ou laboratoriais ocorrem simultaneamente: Obesidade visceral - uma circunferência da cintura (CC) maior ou igual a 94 cm em homens e maior ou igual a 80 cm em mulheres no Ocidente (o valor exato depende de definições específicas para cada país); Hipertrigliceridemia - nível de triglicerídeos maior ou igual a 150 mg/dl ou paciente em uso de medicações hipolipemiantes; Baixos níveis de colesterol de lipoproteína de alta densidade (HDL): menor que 40 mg/dl para homens e menor que 50mg/dl para mulheres; Pressão arterial elevada: pressão arterial sistólica maior ou igual a 130 mmHg, pressão arterial diastólica maior ou igual a 85 mmHg ou tratamento medicamentoso anti-hipertensivo em paciente com história de hipertensão; Aumento dos níveis de glicose: glicemia de jejum maior ou igual a 100 mg/dl ou tratamento medicamentoso para hiperglicemia (Alberti *et al.*, 2009; González-Muniesa *et al.*, 2017).

Os mecanismos associados à patogênese da SM são complexos e ainda não foram completamente elucidados (Rochlani *et al.*, 2017). Há um constante debate para definir se os componentes individuais da síndrome representam patologias distintas ou manifestações de um mesmo mecanismo patogênico. Sabe-se também que o estilo de vida pautado no consumo excessivo de calorias, sedentarismo e obesidade visceral, o qual é extremamente presente em países desenvolvidos, enfatiza a importância da localização geográfica e fatores ambientais para a gênese dessa condição (Matsuzawa.; Funahashi; Nakamura, 2011). Assim, de todos os mecanismos propostos, a resistência à insulina, ativação neurohormonal e a inflamação crônica figuram como os principais fatores para o início e progressão da SM (Figura 1).

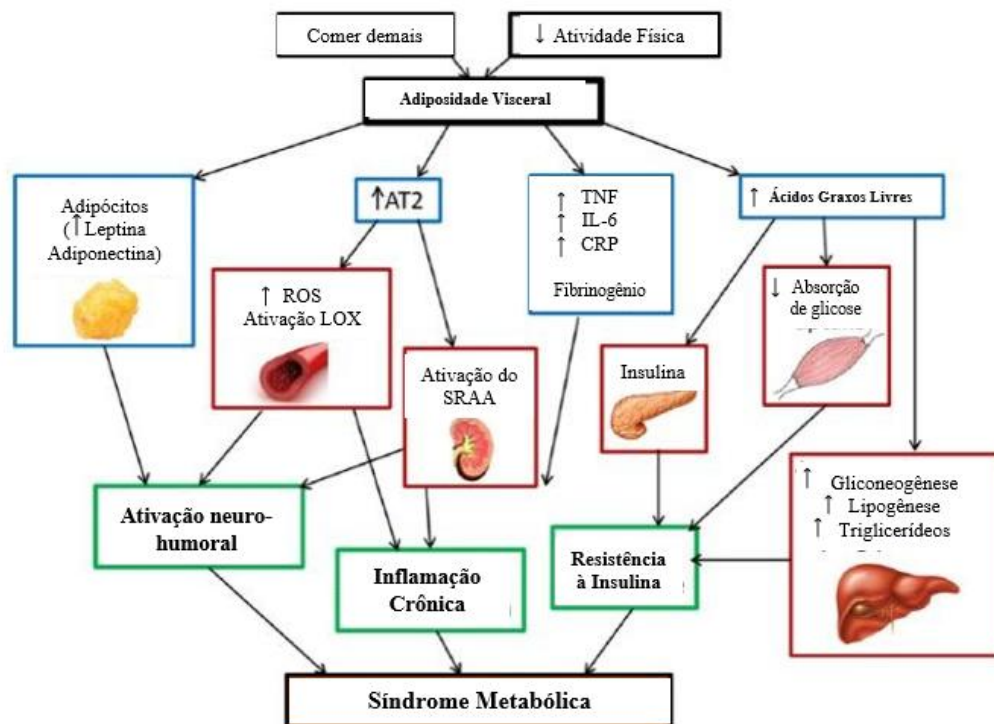


Figura 1. Mecanismo associados a Síndrome Metabólica
Fonte: Adaptado de Rochlani *et al.*, 2017.

É bem estabelecido que o aumento dos ácidos graxos livres (AGLs) circulantes mediados pela resistência à insulina desempenha um papel central na fisiopatologia da SM. A insulina aumenta a captação de glicose na musculatura periférica e no fígado, além de inibir a lipólise e a gliconeogênese hepática. Uma vez que há uma resistência à atuação da insulina no tecido adiposo, há um aumento dos AGLs circulantes, os quais inibem ainda mais o efeito antilipolítico da insulina (Boden; Shulman, 2002). Os AGLs, por sua vez, inibem a captação

de glicose pelos tecidos e estimulam a gliconeogênese e lipogênese hepáticas pelos mecanismos de inibição e ativação de proteínas quinase, respectivamente. Assim, há a criação de um estado de hiperinsulinemia para a manutenção da euglicemia, o qual, eventualmente, falha e, associado à toxicidade dos AGLs às células beta do pâncreas, causa uma diminuição da secreção de insulina (Tooke; Hannemann, 2000). Além disso, o estado de resistência à insulina contribui para o aumento da pressão arterial, uma vez que há uma diminuição dos efeitos vasodilatadores da insulina e o aumento dos vasoconstritores provocados pelos AGLs circulantes (Tripathy *et al.*, 2003).

A ativação do sistema renina-angiotensina-aldosterona (SRAA) também se configura como um importante mecanismo neuro-hormonal para o desenvolvimento da SM. A angiotensina II, a qual é formada como um resultado da ativação da enzima conversora de angiotensina, também é produzida pelo tecido adiposo. Ademais, a obesidade e a resistência à insulina estão associadas ao aumento da sua produção (Vanecková *et al.*, 2014). Efeitos metabólicos do tecido adiposo em SM diferem, não apenas de acordo com sua localização e compartimentação (tecido adiposo visceral versus subcutâneo), mas de acordo com o perfil dos AGLs individuais em circulação (Fragoso-Ramos, 2022). A angiotensina II, ao ligar-se ao seu receptor do tipo I, leva ao surgimento de espécies reativas de oxigênio (ROS), as quais promovem uma série de efeitos sistêmicos prejudiciais ao organismo: oxidação de LDL, lesões endoteliais, expressão de NF- κ B e do receptor tipo 1 de LDL oxidado semelhante a leptina (LOX-1) no endotélio e músculo liso vasculares (Mehta.; Griendling, 2007; Gobal *et al.*, 2011). O SRAA, as ROS e os LOX-1 compõem uma alça de feedback positivo que leva um ciclo vicioso de inflamação sistêmica, danos endoteliais e proliferação de fibroblastos associados ao desenvolvimento de hipertensão, dislipidemia, diabetes, hipertrofia do coração e doenças cardiovasculares (Dai *et al.*, 2013).

Por fim, a inflamação possui um importante papel na patogênese de doenças cardiovasculares e diversos marcadores inflamatórios têm-se mostrado elevados em pacientes com SM (Pant *et al.*, 2014). Macrófagos presentes no tecido adiposo secretam o fator de necrose tumoral alfa (TNF- α), o qual aumenta continuamente de acordo com a elevação da massa de tecido adiposo dos indivíduos. Níveis elevados de TNF- α estão associados com obesidade e resistência à insulina, ambos principais componentes da SM (Tsigos *et al.*, 1999). Outra citocina que se destaca é a interleucina 6 (IL-6), a qual é produzida pelos adipócitos e células imunes e apresenta mecanismos regulatórios complexos, como o aumento na produção da proteína-C reativa (PCR) (Fried; Bunkin; Greenberg, 1998). Vários estudos demonstraram uma correlação entre altos níveis de PCR e o desenvolvimento de SM (Bastard *et al.*, 2000) (Figura 2).

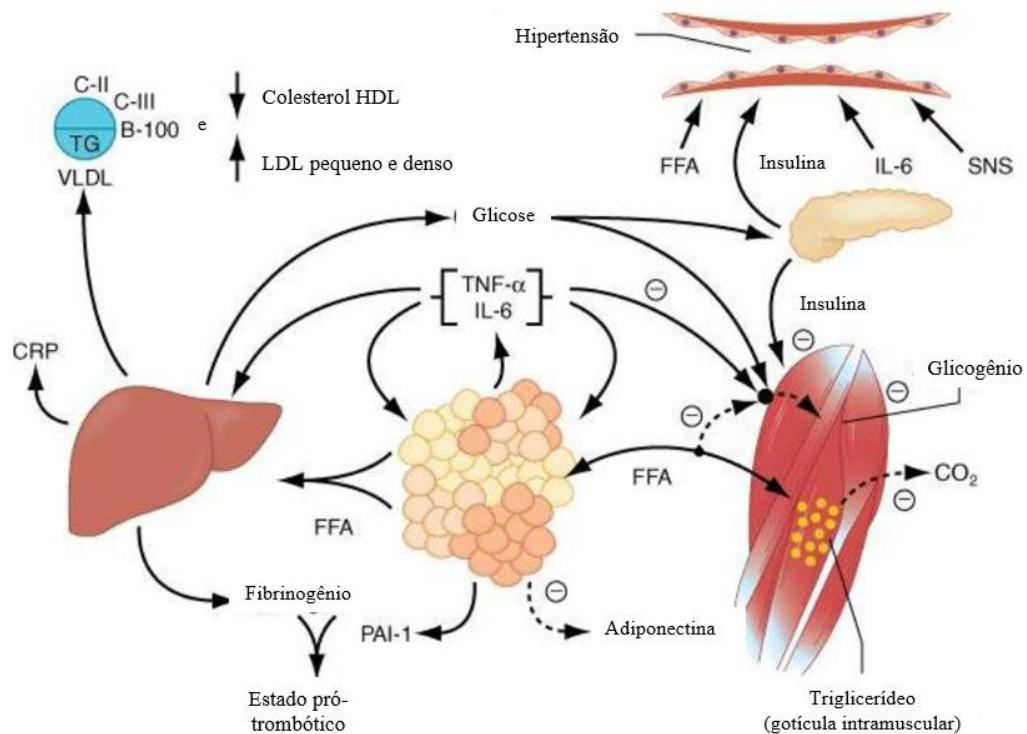


Figura 2. Relação fisiopatológica da Síndrome Metabólica e Resistência à Insulina

Fonte: Adaptado de ECKEL, 2005.

3.2 Epidemiologia da síndrome metabólica

É importante destacar a correlação entre o aumento da incidência global de SM em paralelo ao crescimento do número de pessoas obesas ao redor do mundo. Com uma prevalência global superior a 25% em adultos, a SM representa um fardo substancial para a saúde pública, sublinhando a necessidade de uma previsão de risco precoce e precisa para permitir intervenções oportunas (Saklayen, 2018; Shan, 2025). De acordo com o *National Health and Nutrition Examination Survey* (NHNES), a prevalência de SM em adultos norte-americanos aumentou de 25,3% para 34,2% em 2012 (Saklayen, 2018). Apesar de ter ocorrido um pico no início do século 21, a prevalência dessa síndrome nos EUA tem apresentado uma queda gradativa nos últimos anos, a despeito de um aumento na prevalência da obesidade. Essa diminuição na prevalência da SM está associada ao diagnóstico precoce e o tratamento adequado da dislipidemia e hipertensão (Aha, 2016). Na Europa e na América Latina, cerca de 25% da população em geral apresenta SM (Scuteri *et al.*, 2015; Cleven *et al.*, 2022; Szypowska *et al.*, 2023). A incidência da síndrome na China também tem crescido nas últimas três décadas.

Entretanto, o número de chineses acometidos por essa condição é menor que o de norte-americanos e foi estimado em cerca de 15,5% em 2017 (Wang *et al.*, 2017).

Vale destacar que a SM não é mais uma doença que acomete apenas a população adulta, essa condição também é relatada envolvendo adolescentes. Em 2020, 3% das crianças e 5% dos adolescentes apresentavam SM ao redor do mundo. Essa incidência é ligeiramente maior em crianças de países subdesenvolvidos, o que indica que residir em países ricos não é um preditor para a síndrome (Noubiap *et al.*, 2022). Além disso, a prevalência de SM aumenta de acordo com o aumento da idade da população, atingindo cerca de 40% dos indivíduos com 60 anos ou mais. Apesar de envolver homens e mulheres igualmente, a SM é mais prevalente na população feminina em certos grupos étnicos (Grundy *et al.*, 2008).

No Brasil, foi registrada uma prevalência de 29,6% de SM na população adulta, podendo alcançar cerca de 40% dos indivíduos a partir da sexta década de vida (Vidigal *et al.*, 2013; Vieira *et al.*, 2014). Um estudo mais recente, o qual utilizou dados laboratoriais da Pesquisa Nacional de Saúde, apresentou uma prevalência de 38,4% da síndrome entre a população brasileira (Xavier; Santos; Oliveira, 2020). Esse estudo transversal também mostrou que a ocorrência de SM foi maior entre mulheres (41,8%), indivíduos com baixa escolaridade (47,5%) e idosos (66,1%). Outros estudos, os quais foram realizados com populações específicas em nível nacional, mostraram prevalências inferiores, como o realizado com adultos do Sul do país (24,3%), com população quilombola (25,8%) e rural (14,9%) (Pimenta; Gazzinelli; Velásquez-Meléndez, 2011; Moreira, *et al.*, 2019; Mussi; Petróski, 2019). Entretanto, as investigações de base populacional analisando a prevalência e os fatores associados à SM são escassas no país (Ramires *et al.*, 2018).

3.3 Prevalência da Síndrome Metabólica em Crianças e Adolescentes

A prevalência de sobrepeso e obesidade entre crianças e adolescentes tem aumentado consideravelmente nas últimas quatro décadas (Ng *et al.*, 2014; Abarca-Gómez *et al.*, 2017). Embora haja uma tendência de queda no número de pessoas afetadas por essa condição nos países desenvolvidos, há um aumento especialmente dramático nos países em desenvolvimento, afetando principalmente subpopulações de baixa renda (De Onis; Blössner; Borghi, 2010; Chung *et al.*, 2016). Em números absolutos, estima-se atualmente que cerca de 38 milhões de crianças menores de 5 anos estejam com sobrepeso ou obesidade, enquanto cerca de 340 milhões de crianças e adolescentes de 5 a 19 anos tenham tal condição (WHO, 2024).

Fatores de risco adicionais para obesidade na infância e adolescência foram recentemente revisados (González-Muniesa *et al.*, 2017; Larqué *et al.*, 2019). Alguns dos mais

proeminentes são o índice de massa corporal (IMC) dos pais, ganho de peso gestacional da mãe, diabetes gestacional, tabagismo materno, peso ao nascer, crescimento rápido do bebê e alto consumo de proteínas e/ou açúcares livres. Há também fatores psicológicos, principalmente durante o período da adolescência. Muitos desses riscos estão associados à ocorrência de SM e estão surgindo mais precocemente na infância e adolescência, apresentando uma correlação com a alta probabilidade de futuras doenças crônicas na vida adulta (Deboer, 2019).

No cenário nacional, destaca-se o Estudo de Riscos Cardiovasculares em Adolescentes (ERICA), um estudo transversal de âmbito nacional e de base escolar, o qual teve como objetivo determinar a prevalência de SM e de seus componentes em adolescentes de 12 a 17 anos que residiam em municípios com mais de 100 mil habitantes (Kuschnir *et al.*, 2016).

Dos 37.504 adolescentes, 50,2% eram do sexo feminino; 54,3% tinham de 15 a 17 anos e 73,3% estudavam em escolas públicas. A prevalência nacional de SM foi 2,6% (IC95% 2,3-2,9), discretamente maior no sexo masculino e naqueles de 15 a 17 anos na maioria das macrorregiões. A prevalência foi a maior nos residentes na macrorregião Sul, nas adolescentes mais jovens e nos adolescentes mais velhos. A prevalência foi maior nas escolas públicas (2,8% [IC95% 2,4-3,2]) que nas escolas privadas (1,9% [IC95% 1,4-2,4]) e nos adolescentes obesos em comparação aos não obesos (Kuschnir *et al.*, 2016).

De acordo com Kushnir *et al.* (2016), apesar de a prevalência da SM ter sido baixa entre os adolescentes avaliados pelo estudo, as altas prevalências de alguns componentes e de participação de outros na composição da síndrome torna importante o diagnóstico precoce de tais alterações, mesmo que não agrupadas.

3.4 Diagnóstico da Síndrome Metabólica em Crianças e Adolescentes

Desde 2003, várias definições para SM pediátrica têm sido propostas. Nos últimos anos, houve um aumento no número de publicações abordando as dimensões e a relevância da SM em infantes. No entanto, diferentes desafios ainda são enfrentados nessa condição. Em primeiro lugar, a definição de SM pediátrica e sua utilidade clínica permanecem objeto de debate contínuo (Bussler *et al.*, 2017).

De acordo com o consenso da IDF de 2007, adolescentes a partir de 10 anos preenchem os critérios para SM se apresentassem obesidade abdominal associada a dois ou mais dos seguintes fatores de risco: hipertensão arterial, glicemia de jejum maior ou igual a 100 mg/dl e dislipidemia (triglicérides maior ou igual a 150 mg/dl e/ou HDL menor que 40 mg/dl) (Flemming *et al.*, 2020).

Quadro 1. Critérios da SM em consenso da IDF adotados pela Sociedade Brasileira de Pediatria

FAIXA ETÁRIA (anos)	CRITÉRIO
6 a 10 anos	Circunferência da cintura $\geq$ percentil 90 A síndrome metabólica não pode ser diagnosticado, mas deve ser mensurado o perímetro abdominal e se houver histórico familiar de síndrome metabólica, deve ser avaliado os outros parâmetros.
10 a 16 anos	Circunferência da cintura $\geq$ percentil 90 Triglicerídeos $\geq$ 150 mg/dL HDL-c $\leq$ 40 mg/dL Pressão arterial sistólica $\geq$ 130 ou pressão arterial diastólica $\geq$ 85 mg/dL Glicemia de jejum $\geq$ 100 mg/dL ou diabetes diagnosticado
16 a 19 anos	Circunferência da cintura $\geq$ percentil 90 para homem e $\geq$ 85 para mulher Triglicerídeos $\geq$ 150 mg/dL HDL-c $<$ 40 mg/dL para homem $<$ 50 para mulher Pressão arterial sistólica $\geq$ 130 ou pressão arterial diastólica $\geq$ 85 mg/dL ou uso de hipertensivo Glicemia de jejum $\geq$ 100 mg/dL ou diabetes diagnosticado

Fonte: *International Diabetes Federation (IDF)*, 2007.

Em 2014, Ahrens *et al.* publicaram uma nova e promissora abordagem, propondo um escore quantitativo para SM utilizando parâmetros antropométricos e metabólicos específicos para idade e sexo em crianças, o que forneceria um diagnóstico dessa condição mesmo em indivíduos mais jovens, uma vez que só foi realizado em adolescentes acima de 10 anos de idade. De acordo com este estudo, o paciente deveria preencher 3 dos seguintes critérios: circunferência da cintura elevada (percentil >90), pressão arterial elevada (percentil >90), triglicerídeos (percentil >90), HDL (percentil <10), modelo homeostático de avaliação da resistência à insulina (HOMA-IR) (percentil >90) e glicemia de jejum (percentil >90).

Além disso, em um esforço para ajudar os médicos a diagnosticarem precocemente doenças, técnicas não invasivas estão sendo utilizadas para prever a probabilidade de um paciente desenvolver uma determinada condição. De acordo com Maxwell *et al.* (2017), a vantagem da moderna análise de dados permite que os médicos deduzam informações com base nos dados dos pacientes em menos tempo e custo, bem como criem ferramentas poderosas com o propósito de previsão inteligente de riscos à saúde com mais celeridade.

3.4 Uso de técnicas não invasivas para o diagnóstico de síndrome metabólica em crianças e adolescentes

A SM representa um risco significativo para a saúde da população pediátrica e juvenil, estando associada a uma alta probabilidade de desenvolvimento de doenças cardiovasculares e diabetes durante a vida adulta (Hamilton; Dee; Perry, 2018; Vaquero Alvarez *et al.*, 2020). Nessa perspectiva, pesquisadores têm analisado técnicas, tanto invasivas quanto não invasivas,

para identificação precoce da SM em crianças e adolescentes (Bouhenni *et al.*, 2019; Vaquero Alvarez *et al.*, 2020).

Um estudo conduzido por Solorzano *et al.* (2023) comparou técnicas diagnósticas invasivas e não invasivas, mostrando que o índice de massa corporal (IMC), CC, relação cintura/estatura (RCEst) e pressão arterial apresentaram boa acurácia diagnóstica na detecção da SM, além de serem amplamente reconhecidos por sua fácil execução e baixo custo. Esses achados corroboram investigações anteriores realizadas com jovens brasileiros e alemães, que também destacaram parâmetros antropométricos como indicadores significativos no diagnóstico dessa condição (Jung *et al.*, 2010; Mastroeni *et al.*, 2019).

Em uma análise conduzida por Perona *et al.* (2019), o índice de volume abdominal (IVA) e a CC foram as medidas antropométricas mais associadas à SM em adolescentes e apresentaram forte poder para determinar obesidade abdominal em ambos os sexos. Isso pode ser explicado pela capacidade de diferenciar a gordura abdominal, que é um componente importante da patogênese da SM. Esses resultados podem ser fundamentais para o desenvolvimento de diretrizes clínicas e para orientar futuras pesquisas sobre a prevenção da SM na população adolescente. Essa observação corrobora os achados de Ramirez-Manent *et al.* (2023), em um estudo descritivo realizado em adultos, que demonstrou que o valor preditivo do IVA foi maior em mulheres e comparável aos obtidos com IMC e CC durante o processo de detecção da SM.

Arsang-Jang *et al.* (2019) identificaram o índice de forma corporal triponderal (IFCT) superior ao IMC e à CC na predição de riscos, devido à sua maior acurácia, principalmente durante a adolescência, quando as alterações na composição corporal são intensas e, por vezes, desproporcionais. O IFCT permite aos praticantes diferenciarem melhor o excesso de peso devido ao aumento da massa muscular em relação à gordura. Apesar das diferenças, há um consenso entre os estudos sobre a eficácia dos métodos antropométricos como ferramentas valiosas para a prevenção e o diagnóstico precoce.

Goodson *et al.* (2014) analisaram técnicas não invasivas baseadas na análise de amostras de saliva, identificando PCR, adiponectina, leptina e insulina como potenciais biomarcadores a serem utilizados na investigação de disfunções metabólicas. Neste estudo, os níveis de PCR salivar e insulina mostraram-se elevados em crianças com sobrepeso em relação ao grupo eutrófico, dados corroborados por outros estudos (Naidoo *et al.*, 2012; Tvarijonaviciute *et al.*, 2020). Além disso, estudos mais recentes têm apontado associação entre elevações na PCR salivar e nos níveis de insulina e aumento do IMC, apontando tais biomarcadores salivares

como possíveis indicadores de progressão de doenças metabólicas graves em jovens (Alqaderi *et al.*, 2022)

Palacios, Caamaño e Celis (2020) identificaram quatro principais parâmetros não invasivos no diagnóstico precoce da SM: sedentarismo puro, RCEst, pressão arterial sistólica (PAS) e peso. Estudos prévios corroboram a utilidade da RCEst na detecção da SM em crianças eutróficas ou com sobrepeso, mostrando sensibilidade de 100% quando esse parâmetro é igual ou superior a 0,50 (Aguirre *et al.*, 2018). Além disso, outros estudos têm demonstrado relação direta entre o tempo de sedentarismo e o risco de SM em diversas faixas etárias (Edwardson *et al.*, 2012; Yin *et al.*, 2022).

Ademais, Salas-Fernández *et al.* (2015) investigaram o potencial do teste respiratório com 13C-glicose (13C-GBT) como ferramenta não invasiva para detecção de SM em adolescentes. Esse teste consiste na ingestão de uma carga oral de glicose não marcada, juntamente com uma dose de 13C-glicose, utilizada como marcador de CO₂ exalado. Em indivíduos com distúrbios do metabolismo da glicose, há uma redução na quantidade de 13CO₂ exalado. Os resultados indicam que a SM está intimamente associada ao comprometimento precoce do metabolismo glicídico. Assim, o 13C-GBT surge como uma ferramenta potencial na identificação da SM em adolescentes.

Embora os métodos não invasivos, como biomarcadores salivares e medidas antropométricas, apresentem vantagens significativas em termos de acessibilidade e aplicabilidade em populações pediátricas, algumas limitações precisam ser consideradas. A variabilidade nos resultados entre diferentes populações, como observado por Choi *et al.* (2017) ao comparar o IMC, a RCEst e a CC, pode impactar a precisão diagnóstica, especialmente em crianças de diversas etnias, condições clínicas e contextos socioeconômicos.

Além disso, a análise de dados obtidos por meio de procedimentos que exigem diferentes técnicas, como fonte da coleta, tempo decorrido para a obtenção da amostra, estado nutricional e comportamental do infante, se não padronizadas, podem introduzir vieses importantes nos resultados. Ademais, Arsang-Jang *et al.* (2019) apontaram que a eficácia de certos índices, como o índice de forma corporal triponderal, depende do estágio de desenvolvimento corporal do adolescente, dificultando a padronização dos resultados. Esses desafios destacam a necessidade de estudos adicionais para validar esses métodos em diferentes contextos e populações.

3.6 O papel da Inteligência Artificial

Sabe-se que a utilização de modelos preditivos permite, por meio de sua análise, classificar os diferentes fatores de risco em ordem de importância, para que ocorra a identificação daqueles que seriam mais efetivos para o delineamento dessas intervenções (Colmenarejo, 2020). Existem diversos modelos computacionais que podem ser utilizados para a predição e classificação de doenças. Basicamente, esses modelos são divididos em algoritmos supervisionados e não supervisionados. Este último grupo compõe subclasses de inteligência artificial (IA) conhecidas como *machine learning* e *deep learning*. As regras de aprendizagem de algoritmos não supervisionados possuem interconexões que se assemelham a uma complexa rede de neurônios, mas têm como principal característica a independência das influências externas necessárias para o aprendizado (Rezende, 2003).

As redes neurais artificiais (ANN), por exemplo, são caracterizadas por sistemas que, em algum nível, se assemelham à estrutura do cérebro humano (Braga; Carvalho; Ludemir, 2007). Nesses sistemas computacionais, a transmissão de dados é estruturada em camadas de entrada, processamento e saída de informações, semelhante à organização celular do sistema neuronal biológico. Em comparação aos modelos estatísticos tradicionais, as ANN têm melhor desempenho na análise de variáveis independentes correlacionadas, na precisão de classificação e na interpretação de coeficientes (Monteiro *et al.*, 2022).

Dessa forma, destacam-se como importantes ferramentas na saúde, com aplicação nos campos de modulação (simulação de funções cerebrais e sistemas neurosensoriais), processamento de sinais bioelétricos e análise de diagnósticos e prognósticos. (Siqueira-Batista *et al.*, 2014). São utilizadas nos campos da ciência e tecnologia com aplicações nas áreas de química, física e biologia (Mirtskhulava *et al.*, 2015).

Vários estudos demonstram o potencial dessa técnica na predição de doenças cardíacas e outras condições como câncer de pulmão e fígado, diabetes, doença de Parkinson e detecção de doença renal crônica (Bonato *et al.*, 2004; Xing *et al.*, 2007; Ghannad-Rezaie; Soltanian-Zadeh, 2008; Rajan; Chelvan, 2013; Kunwar *et al.*, 2016). Portanto, técnicas de classificação como as ANN tornam-se uma ferramenta computacional atrativa para a solução de problemas complexos como a detecção precoce em infantes com SM, antecipando potenciais resultados negativos para os mesmos.

Os modelos baseados em IA têm potencial para revolucionar o diagnóstico precoce da SM, mas sua aplicabilidade prática ainda enfrenta desafios. Como observado por Colmenarejo (2020), algoritmos de *machine learning* e *deep learning* possuem a capacidade de priorizar

fatores de risco, permitindo a criação de modelos mais precisos e individualizados. Estudos incluídos nesta revisão demonstraram a capacidade da IA em identificar padrões complexos a partir de dados antropométricos e biomarcadores. No entanto, a implementação de ANN, por exemplo, requer infraestrutura tecnológica avançada e treinamento específico de profissionais de saúde, fatores que podem dificultar a adoção da IA por custos iniciais elevados e falta de acesso à tecnologia. Apesar disso, a integração desses modelos pode reduzir custos a longo prazo ao permitir diagnósticos mais rápidos e intervenções precoces. Estudos como os de Monteiro *et al.* (2022) mostram que essas técnicas têm alta precisão na predição de condições metabólicas, justificando seu potencial como ferramenta diagnóstica de larga escala.

Seguir esse formato abrangente de implementação de métodos pode oferecer vantagens econômicas substanciais, especialmente em contextos de saúde pública. Métricas como a RCEst, apontada por Aguirre *et al.* (2018) como uma ferramenta prática e de alta sensibilidade, exigem pouco investimento inicial em comparação com métodos invasivos. Além disso, medidas antropométricas requerem equipamentos básicos, como fitas métricas e balanças, enquanto biomarcadores salivares, como os níveis de PCR e insulina descritos por Goodson *et al.* (2014), podem ser coletados em ambientes com infraestrutura básica. No entanto, barreiras logísticas, como o transporte adequado de amostras e a disponibilidade de laboratórios para análise, ainda representam desafios significativos. Estudar formas de otimizar esses processos e de adaptá-los às necessidades de diferentes contextos pode viabilizar a utilização de tais métodos em diferentes cenários, inclusive em áreas remotas.

4. MATERIAIS E MÉTODOS

4.1 Tipo de estudo e amostra

Trata-se de um estudo observacional, descritivo e transversal. A amostra foi composta por 235 adolescentes acompanhados no ambulatório de Endocrinologia Pediátrica do Hospital Universitário da Universidade Federal do Ceará no período de janeiro de 2018 a outubro de 2023. Foram incluídos na pesquisa adolescentes com diagnóstico de síndrome metabólica confirmado por parâmetros antropométricos e laboratoriais. Foram excluídos da pesquisa os pacientes que não fecharem diagnóstico ou que se recusarem a participar de alguma das etapas do estudo.

4.2 Cálculo amostral

A população amostral foi composta adolescentes com obesidade atendidos no ambulatório de Endocrinologia Pediátrica do Hospital Universitário da Universidade Federal do Ceará, com o N= 235. Para a realização do cálculo amostral, foi utilizado a equação proposta do estudo de ERICA (2013-2014) por Kurchnir *et al.* (2016) que estabelece que a proporção de adolescentes com síndrome metabólica na capital Fortaleza-CE era de 2,6%. Considerou-se um intervalo de confiança de 95%, um erro absoluto amostral de 5%.

$$n = \frac{P(1-P)Z^2\frac{1-\alpha}{2}}{(p-P)^2}$$

Legenda: n= amostra calculada (número de pacientes); P = proporção populacional estimada = 2,6%; p= proporção da amostra; $Z\frac{1-\alpha}{2}$ = valor crítico da distribuição normal para 95% de confiança; (p – P)= margem de erro em 5%.

Com base na fórmula de cálculo amostral, considerando uma proporção populacional estimada de 2,6%, um nível de confiança de 95% (Z=1,96) e uma margem de erro de 5%, o tamanho amostral necessário foi estimado em aproximadamente 39 indivíduos.

4.3 Dados analisados

Foram avaliados indicadores clínicos e laboratoriais. Os dados foram obtidos de uma ficha de seguimento que é utilizada no ambulatório e contém informações sobre os dados clínicos e de exames (APÊNDICE I).

4.3.1 Variáveis sociodemográficas

Idade: calculada pela diferença entre a data de nascimento e data da coleta de dados; Gênero: autodeclarado pelo participante; Cor/raça: autodeclarada com base no Instituto Brasileiro Geografia e Estatística (IBGE).

4.3.2 Variáveis referentes a hábitos alimentares, estilo de vida e saúde

Idade da menarca (meninas): autodeclarado pelo participante; Prática de atividade física (tempo e frequência semanal); Uso de medicamento contínuo; Presença de fatores de risco cardiovasculares (pressão arterial elevada, diabetes, dislipidemia, cirurgia cardíaca, cálculo renal, doença do rim, doença do pulmão, câncer, derrame e infarte); Presença de fatores de risco cardiovasculares em familiares (pressão arterial elevada, diabetes, dislipidemia, cirurgia cardíaca, doença no rim, pedra no rim, câncer, derrame e infarte) e Tempo de Tela.

4.3.3 Parâmetros antropométricos

Cada investigador foi responsável pela aferição de uma única medida sendo realizada com o mesmo instrumento. Portanto, a variabilidade intra e inter observador para tomar as medidas foram insignificantes. Todas as medidas foram efetuadas em duplicata, e a média foi considerada na análise dos dados (Eveleth e Tanner, 1976).

O peso foi aferido em balança eletrônica calibrada (Omron®, HBF-214, Kyoto, Japão) com resolução de 0,1 kg. A altura foi determinada através de estadiômetro transportável vertical com resolução de 0,1 cm (WCS®, Wood transportavel, Brasil). O IMC foi obtido através da razão entre peso (Kg) e o quadrado da altura (m) e o diagnóstico do estado nutricional terá por base as tabelas de percentil (sexo e idade) da OMS (2006/2007), onde o Z escore compreendido entre -2 e +1 classifica o adolescente como eutrófico, $\geq +1$ como sobrepeso, e o Z escore $\geq +2$ como obeso. Também foi calculado o IMC conforme a fórmula descrita por Melão (2008).

A circunferência da cintura (CC) foi aferida utilizando-se uma fita métrica inelástica com precisão de 0,1 cm (WCS®, Brasil) e sem comprimir a superfície corporal. Os indivíduos foram convidados a ficarem eretos em posição relaxada com os dois pés juntos sobre uma superfície plana, uma camada de roupa foi aceita. A CC foi mensurada no ponto médio entre a última costela e a crista ilíaca na respiração mínima. Adiposidade abdominal foi estimada através dos pontos de corte para sexo e idade propostos por Taylor *et al.* (2000). A relação cintura/ estatura foi calculada através da fórmula: [circunferência da cintura (cm)/altura (cm)] (Ashwell & Hsieh, 2005).

A circunferência de pescoço (CP) foi aferida utilizando-se uma fita métrica inelástica com precisão de 0,1 cm (WCS®, Brasil) e sem comprimir a superfície corporal. Os indivíduos foram convidados a ficarem eretos em posição relaxada com os dois pés juntos sobre uma superfície plana. A CP foi mensurada no ponto acima da cartilagem cricoide e perpendicular ao eixo longo do pescoço.

4.3.4 Variável hemodinâmica

A pressão arterial foi verificada utilizando-se um aparelho de aferição automático (Omron®). O paciente foi com o braço apoiado a nível do coração e deixando-o à vontade. Foi selecionado o tamanho da braçadeira para adultos ou crianças. A largura do manguito deve corresponder a 40% da circunferência braquial e seu comprimento a 80% (EERP/USP, 1999). Os valores foram avaliados de acordo com tabela específica que leva em conta idade, sexo e percentil de altura.

4.4 Variáveis laboratoriais

Foram avaliados nos exames laboratoriais os valores de Glicemia em Jejum, Triglicerídeos e Colesterol HDL trazidos pelos pacientes.

4.5 Escolha das características de entrada do algoritmo

Para escolha das características de entrada foi utilizado um método estatístico de alta ordem: a análise de componentes independentes (ICA, do inglês Independent Component Analysis) que tem por objetivo a extração de características, que permite executar tarefas como reconhecimento de padrões (Silva, 2012). A seleção de característica pode se dar de duas formas: a primeira é classificando-as por algum critério e selecionando as k maiores características, a segunda é escolher um subconjunto mínimo de características sem afetar a precisão da classificação. Sendo assim, na seleção de um subconjunto mínimo os algoritmos podem automaticamente determinar o número de características, e na classificação por um critério há a necessidade de se estipular um valor limite para a seleção das características (Silva, 2012). Cabe ressaltar, que a equipe irá avaliar o custo e benefício dessas variáveis dando prioridade aos indicadores de baixo custo e fácil aplicação.

4.6 Construção e validação do modelo computacional

O presente estudo utilizará o método de aprendizado de máquina supervisionado, onde o algoritmo é treinado a partir de um conjunto de exemplos rotulados com o objetivo de

aprender uma função desejada. O rótulo/classe é definido como um fenômeno de interesse, o qual se pretende gerar uma predição. De modo geral, o objetivo do algoritmo é produzir um classificador capaz de determinar corretamente a classe de novos exemplos não rotulados. (Lorena & Carvalho, 2007).

Para avaliar o desempenho dos algoritmos classificadores foram utilizadas as medidas de desempenho acurácia, sensibilidade e especificidade, tais medidas foram utilizadas no estudo de Sousa (2019). A representação gráfica da área sob a curva ROC (AUROC), também foi utilizada como métrica de desempenho (Sousa *et al.*, 2019).

4.7 Desenvolvimento do aplicativo

A priori o aplicativo (app) foi desenvolvido para o sistema Android, devido à grande predominância deste sistema no mercado de dispositivos móveis (86,7% do mercado mundial) (IDC, 2019), assim o aplicativo poderá alcançar uma grande parcela da população. O ambiente de desenvolvimento utilizado foi o Android Studio, fornecido de forma gratuita pela Google. Foi utilizado também o método de desenvolvimento incremental, que permite um levantamento rápido dos requisitos do aplicativo e de uma versão inicial, onde cada etapa desenvolvida poderá ser avaliada e, caso necessário, ajustada com eficiência (Pessman, 2011). A avaliação do software foi por meio do teste de usabilidade com profissionais da área de saúde e por usuários da população em geral, pois, o aplicativo precisa ter uma usabilidade simples e intuitiva capaz de atender a um público bem diversificado, com vários níveis de grau de instrução. A usabilidade é uma das principais características para se avaliar um app, pois, avaliará como os usuários enxergam e como interagirá com o produto (ISO/IEC, 2011).

O presente estudo obteve a aprovação do Registro de Programa de Computador (RCP) – INPI no processo: 512025000596-2 (ANEXO 14).

4.8 Processamento e tratamento estatístico

Para o arquivo de dados e a análise estatística, foi utilizado o software SPSS (*Statistical Package for the Social Sciences*, Inc., Chicago, IL, USA) versão 19.0. Os dados foram tratados por meio de procedimentos descritivos (média ou mediana e desvio padrão). A análise da base de dados foi utilizada a linguagem *Python* com a plataforma Anaconda Navigator. A construção do aplicativo utilizou Android Studio, plataforma pela Google.

4.9 Aspectos éticos

A proposta foi submetida ao Comitê de Ética em Pesquisa do Hospital Universitário da Universidade Federal do Ceará, conforme a Resolução 466/12 do Conselho Nacional de Saúde. Ademais, foi solicitada a isenção do Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE), visto que se trata de estudo sem intervenção direta na população estudada. A identidade dos pacientes foi mantida em estrita confidencialidade. A análise de prontuários foi iniciada após aprovação do Comitê de Ética em Pesquisa do Hospital Universitário Walter Cantídio com número CAAE: 70563423.0.000.5045 (ANEXO 10).

5. RESULTADOS

5.1 Perfil sociodemográfico e caracterização antropométrica e hemodinâmica

Inicialmente foram avaliados 235 adolescentes, com idade entre 10 a 18 anos, que estavam em acompanhamento no ambulatório de obesidade, mas para a Base de dados para análise foi composta por 104 pacientes, onde 50% deles possuíam quadro de síndrome metabólica (SM) e a outra metade não possuíam esse quadro, totalizando 52 pacientes com síndrome metabólica e 52 pacientes sem síndrome metabólica referenciando os adolescentes.

A idade média desses pacientes foi 12,94 anos, sendo 35 do sexo feminino e 69 do sexo masculino (Tabela 1).

Tabela 1. Características dos parâmetros antropométricos

Descrição das Variáveis			Total
Pacientes totais	Com Síndrome Metabólica	52	104
	Sem Síndrome Metabólica	52	
Sexo	0	35	104
	1	69	
Diagnóstico de Hipertensão Arterial	Sim	24	104
	Não	80	
Pressão Arterial Sistólica	≥ 120 mmHg	75	104
	< 120 mmHg	29	
Pressão Arterial Diastólica	≥ 80 mmHg	25	104
	< 80 mmHg	79	
Idade	Média $\pm$ DP	12,94 $\pm$ 2,10 (10 – 17,52)	-
IMC	Média $\pm$ DP	31,73 $\pm$ 6,27 (22,3 – 51,84)	-
Circunferência Abdominal	Média $\pm$ DP	101,87 $\pm$ 14,82 (77 – 150)	-

Legenda: Sexo (0 = feminino; 1= masculino)

Fonte: Autoria própria (2025)

Observa-se na tabela 2, que a análise descritiva de adolescentes com a SM mostrou no presente estudo que o sexo masculino foi mais frequente com 58% (n= 30) da amostra, seguindo-se o sexo feminino com 42% (n=22). Quanto aos menores durante o período gestacional identificou-se que o parto cesáreo foi mais frequente 58% (n=50), mostrando que o tipo convencional vaginal foi 42% (n=22). Nesta tabela ainda se verifica a classificação do peso de nascimento destacando-se AIG (Adequado para a idade gestacional) foi mais frequente em 85% (n=44). Denota-se que o aleitamento materno ocorreu em 88% (n=45), e a duração de aleitamento materno compreendeu ≥ 6 meses em 67% (n=30).

Verifica-se ainda que o DNPM (Desenvolvimento neuropsicomotor) mostrou 77% (n=40) adequado dos adolescentes analisados. A análise do início da obesidade demonstrou média com desvio padrão de 6.2 ± 3.1 . Neste estudo constatou-se quanto ao tempo de tela ser maior de 2 horas compreendendo 88% dos menores. Quanto a idade gestacional de nascimento foi frequente á-termo em 88% (n=46). Observou-se que a obesidade na família foi mais frequência em ambos os pais obesos com 44% (n=23). Contudo na família destaca-se a ausência de atividade física em 71% (n=36).

Tabela 2. Distribuição dos adolescentes segundo variáveis referentes às condições de nascimento e portadoras de síndrome metabólica

Características	N = 52¹
Sexo	
Feminino	22 (42%)
Masculino	30 (58%)
Intercorrência na Gestação	
Sim	11 (21%)
Não	41 (79%)
Parto	
Vaginal	22 (42%)
Cesáreo	30 (58%)
Classificação do Peso de Nascimento	
AIG	44 (85%)
GIG	8 (15%)
PIG	0 (0%)
Aleitamento materno	
Sim	45 (88%)
Não	6 (12%)
Dados faltantes no REDCap	1
Duração do aleitamento	
< 6 meses	15 (33%)
>= 6 meses	30 (67%)
Dados faltantes no REDCap	7
DNPM	
Adequado	40 (77%)
Atrasado	12 (23%)
Início da obesidade	6.2 $\pm$ 3.1 (7.0)
Dados faltantes no REDCap	9
Tempo de tela	
Menor que 2 horas	6 (12%)
Maior que 2 horas	46 (88%)
Idade Gestacional ao Nascimento	
Pré-termo	5 (9.6%)
Á-termo	46 (88%)
Pós-termo	1 (1.9%)
Sem informação	0 (0%)
Obesidade na família	

Características	N = 52¹
Sem obesidade na família	11 (21%)
Pai	4 (7.7%)
Mãe	14 (27%)
Ambos	23 (44%)
Número de pessoas no domicílio	
2	2 (4.0%)
3	23 (46%)
4	19 (38%)
5	5 (10%)
7	1 (2.0%)
Dados faltantes no REDCap	2
Número de obesos	
1	8 (16%)
2	16 (32%)
3	19 (38%)
4	5 (10%)
5	2 (4.0%)
Dados faltantes no REDCap	2
Atividade física familiar	
Sem atividade física na família	36 (71%)
Pai	3 (5.9%)
Mãe	11 (22%)
Ambos	1 (2.0%)
Dados faltantes no REDCap	1
Atividade física (Paciente)	14 (27%)
Dados faltantes no REDCap	1

¹n (%); Média $\pm$ Desvio Padrão (Mediana)

Legenda: AIG- Adequado para a idade gestacional; PIG- Pequeno para idade gestacional; GIG- Grande para a idade gestacional; DNPM- Desenvolvimento neuropsicomotor.

Fonte: Autoria própria (2025)

Na tabela 3, verifica-se os parâmetros antropométricos analisados, destacando-se a idade a média e desvio padrão com 14.57 ± 2.11 anos, a circunferência abdominal foi de 104 ± 14 cm e a circunferência do pescoço foi de 39.0 ± 3.9 cm, o IMC, sendo o IMC médio de 33 ± 6 , quanto ao DP IMC a média foi de 2.89 ± 0.83 e sua classificação foi 50% (n=26) estavam obesos e 40% (n= 21) com obesidade grave. O início da obesidade foi de 54% (n=28) com na classificação de obesidade grave, conforme mostrado na tabela x.

Ainda associado a tais variáveis, também foi analisada a presença de sinais clínicos e comorbidades. Observou-se que entre os tipos de acantose foi mais frequente a cervical com 90% (n=47), axilar com 87% (n=45) e metacarpofalangeanas com 71% (n=37). A análise da pressão arterial sistólica apresentou a média e desvio padrão com 124 ± 17 mmHg, em seguida

da diastólica com 78 ± 11 mmHg. Destacando-se a hipertensão arterial sistêmica com diagnosticada em 56 % (n=29) nos menores.

As variáveis referentes à epidemiologia, estilo de vida e saúde estão categorizadas e apresentadas na tabela 3.

Tabela 3. Parâmetros antropométricos e comorbidades associada	
Última consulta dos pacientes com SM	N = 52¹
Idade	14.57 $\pm$ 2.11 (14.31)
IMC	33 $\pm$ 6 (31)
Circunferência abdominal	104 $\pm$ 14 (102)
ca_estatura	0.63 $\pm$ 0.07 (0.63)
Circunferência do pescoço	39.0 $\pm$ 3.9 (39.0)
Acantose (choice=Sem acantose)	3 (5.8%)
Acantose (choice=Axilar)	45 (87%)
Acantose (choice=Cervical)	47 (90%)
Acantose (choice=Metacarpofalangeanas)	37 (71%)
Acantose (choice=Joelhos)	27 (52%)
Acantose (choice=Inguinal)	6 (12%)
Acantose (choice=Cotovelo)	37 (71%)
Acantose Pontuação²	
3	1 (2.2%)
4	2 (4.3%)
5	5 (11%)
6	1 (2.2%)
7	2 (4.3%)
8	4 (8.7%)
9	8 (17%)
10	9 (20%)
11	14 (30%)
Dados faltantes no REDCap	6
PA sistólica	124 $\pm$ 17 (120)
Dados faltantes no REDCap	15
PA diastólica	78 $\pm$ 11 (78)
Dados faltantes no REDCap	15
HAS	
0	23 (44%)
1	29 (56%)
Sexo	

Feminino	22 (42%)
Masculino	30 (58%)
dt_clinica	2017-09-14 2023-12-20
DP IMC	2.89 ± 0.83 (2.84)
Classificação IMC	
Eutrófico	1 (1.9%)
Obeso	26 (50%)
Obeso Grave	21 (40%)
Sobepeso	4 (7.7%)
IMC inicial	
Eutrófico	1 (1.9%)
Obeso	23 (44%)
Obeso Grave	28 (54%)
Ano	
2017	3 (5.8%)
2018	3 (5.8%)
2019	4 (7.7%)
2020	3 (5.8%)
2021	7 (13%)
2022	9 (17%)
2023	23 (44%)
N	143 ± 83 (143)
Cons.Final	52 (100%)
¹ Média ± Desvio Padrão (Mediana); n (%); Amplitude. Escore de Acanthosis nigricans: leve (1 a 3 pontos), moderada (4 a 7 pontos) e severa (8 a 11 pontos). Hipertensão arterial: 0 – sem diagnóstico de hipertensão arterial; 1 – com diagnóstico de hipertensão arterial. Fonte: Autoria própria (2025)	

Por fim, as variáveis laboratoriais investigadas estão apresentadas na tabela 4. Verificou-se que, dos pacientes analisados, 15 (33%) apresentaram Glicemia de Jejum alterada. A frequência (%) de alterações lipídicas na amostra de pacientes com SM está também representada na Tabela 3. A frequência de dislipidemia foi elevada, estando acima de 50% para todos os indicadores avaliados, destacando assim que 34 (71%) pacientes tinham um TGL maior que 150 e 41 (84%) tinham HDL menor que 40.

Tabela 4. Exames laboratoriais

Características	N = 52¹
Glicemia Jejum	93 ± 15
HbA1C	5.63 ± 0.64
Colesterol Total	165 ± 39
HDL	33 ± 7
LDL	96 ± 36
Triglicerídeos	191 ± 100
GJ > 100	15 (33%)
Trig > 150	34 (71%)
HDL < 40	41 (84%)
LDL > 110	13 (33%)
CT > 170	22 (48%)

¹Média ± Desvio Padrão; n (%)

Fonte: Autoria própria (2025)

Na tabela 5 e 6, verifica-se a comparação dos dados obtidos da investigação dos adolescentes com e sem síndrome metabólica com a finalidade de realizar a análise dos métodos de classificadores e métricas utilizadas no estudo.

Tabela 5. Variáveis sociodemográficas e clínicas dos adolescentes com síndrome metabólica para subsidiar a análise dos métodos classificadores e métricas

			Total
Pacientes sem síndrome metabólica		52	104
Pacientes com síndrome metabólica		52	
Sexo	0	22	52
	1	30	
Idade	Média	12,80	-
	DP	2,08	
IMC	Média	32,67	-
	DP	5,90	
Circunferência Abdominal	Média	104,56	-
	DP	13,98	
HAS	sim	21	52

	não	31	
PA Sistólica	> 119	21	52
	< 120	31	
PA Diastólica	> 79	22	52
	< 80	30	

Legenda: Sexo (0 = feminino; 1= masculino)

Fonte: Autoria própria (2025)

Tabela 6. Variáveis sociodemográficas e clínicas dos adolescentes sem síndrome metabólica para subsidiar a análise dos métodos classificadores e métricas

			Total
Pacientes sem síndrome metabólica		52	104
Pacientes com síndrome metabólica		52	
Sexo	0	13	52
	1	39	
Idade	Média	13,08	-
	DP	2,11	
IMC	Média	30,78	-
	DP	6,49	
Circunferência Abdominal	Média	99,17	-
	DP	15,14	
HAS	sim	3	52
	não	49	
PA Sistólica	> 119	8	52
	< 120	44	
PA Diastólica	> 79	3	52
	< 80	49	

Legenda: Sexo (0 = feminino; 1= masculino)

Fonte: Autoria própria (2025)

5.2 Análise dos métodos de classificadores e métricas utilizados no estudo

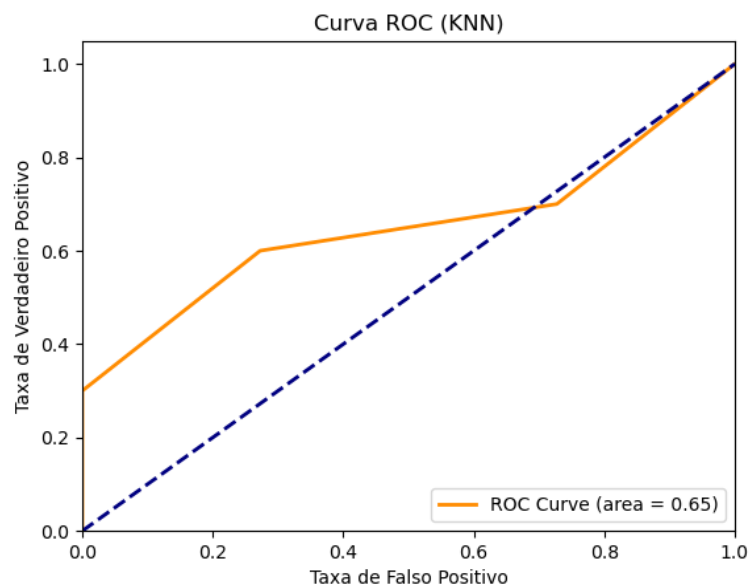
A análise da base de dados foi realizada com a linguagem *Python* utilizando a plataforma Anaconda Navigator e para construção do classificador de risco de síndrome metabólica foram treinados e testados 7 classificadores: KNN, Regressão Logística, Árvore de Decisão e SVM com os Kernels Radial, Linear, Polinomial e Sigmoide. Dentre eles o que apresentou melhor resultado foi o SVM Linear, com uma área sobre a curva ROC de 74% e sensibilidade de 60%. O desempenho de todos os modelos encontra-se na Tabela 7.

Tabela 7. Resultados dos Classificadores Utilizados no Estudo

Método	Sensibilidade	Especificidade	Acurácia	ROC
KNN (k = 6)	0,6	0,73	0,67	0,65
SVM Radial	0,5	0,64	0,57	0,69
SVM Linear	0,6	0,73	0,67	0,72
SVM Polinomial	0,3	0,1	0,67	0,74
SVM Sigmoides	0,5	0,91	0,71	0,71
Regressão Logística	0,46	0,62	0,52	0,52
Árvore de Decisão	0,62	0,62	0,62	0,62

Legenda: KNN- K-Nearest Neighbor, SVM- Máquina de Vetores de Suporte, RBF- Radial Basis Function.

O SVM Polinomial apresenta uma área sobre a curva ROC superior ao SVM Linear, contudo sua sensibilidade é muito baixa, indicando que esse classificador apresenta muitos falsos negativos, nesse caso muitos pacientes que precisariam de ajuda médica para controle da síndrome metabólica estariam classificados erradamente como sem risco e isso impediria que o paciente recebesse a ajuda adequada. Abaixo segue os gráficos da Curva ROC de todos os modelos (Figura 3 – 9).

**Figura 3.** Área sob a Curva ROC- KNN

Fonte: Autoria própria (2025)

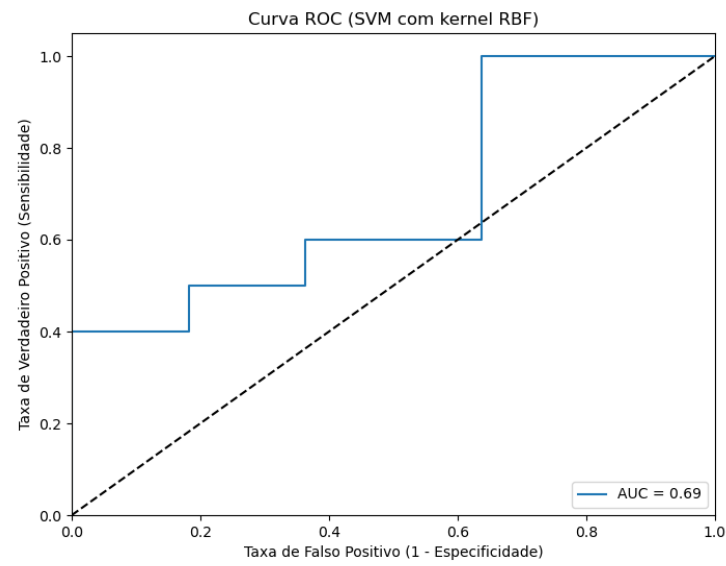


Figura 4. Área sob a Curva ROC- SVM RADIAL
Fonte: Autoria própria (2025)

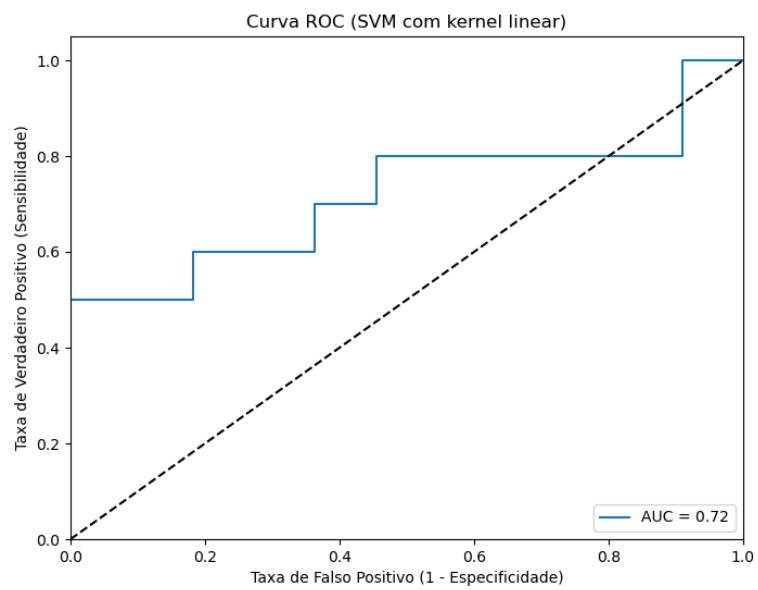


Figura 5. Área sob a Curva ROC- SVM LINEAR
Fonte: Autoria própria (2025)

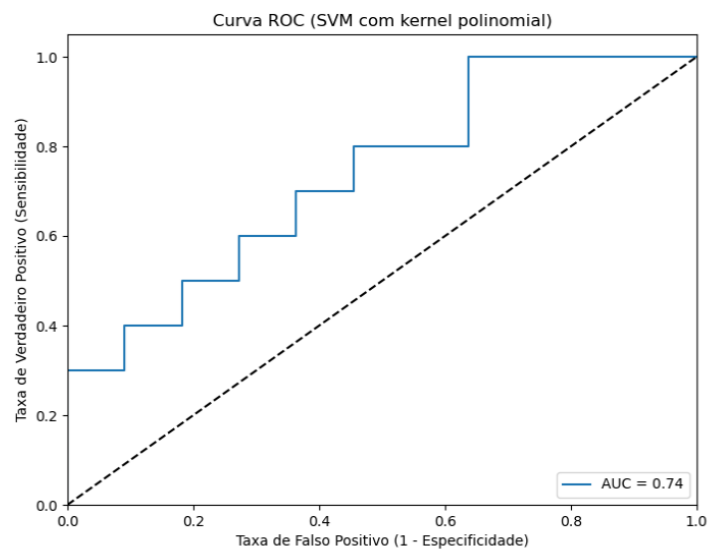


Figura 6. Área sob a Curva ROC- SVM POLINOMIAL
Fonte: Autoria própria (2025)

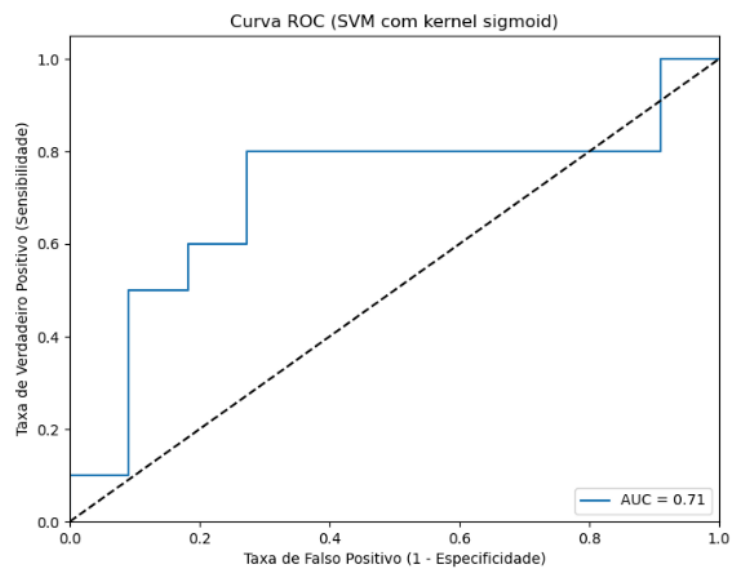


Figura 7. Área sob a Curva ROC- SVM SIGMOIDE
Fonte: Autoria própria (2025)

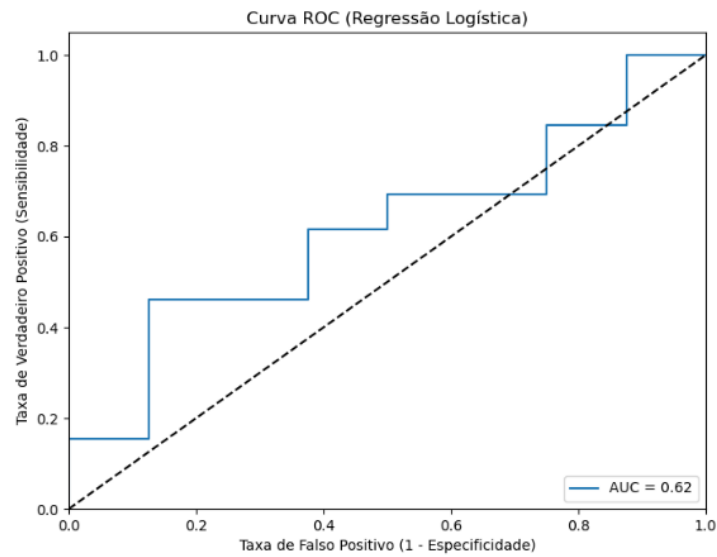


Figura 8. Área sob a Curva ROC- REGRESSÃO LOGÍSTICA
Fonte: Autoria própria (2025)

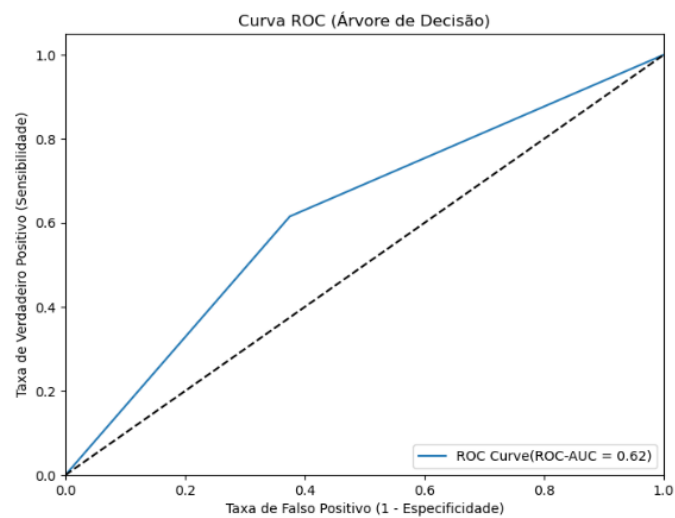


Figura 9. Área sob a Curva ROC- ÁRVORE DE DECISÃO
Fonte: Autoria própria (2025)

5.2 Aplicativo Mobile

Após o treinamento e testes do modelo, verificamos que o SVM Linear apresentou o melhor desempenho, portanto esse modelo foi utilizado para a construção de um aplicativo para dispositivos móveis com sistema operacional Android.

A construção do aplicativo foi feita no Android Studio, plataforma de desenvolvimento gratuita disponibilizada pela Google, a interface de usuário foi construída utilizando a linguagem XML e a linguagem de programação para processamentos dos dados foi o JAVA.

O aplicativo possui pedido de registro de software sob o número de processo: 512025000596-2, com o título de ARSiMe (Análise de Risco para Síndrome Metabólica). Abaixo seguem capturas de tela do aplicativo instalado em um smartphone para testes.

Field	Left Screenshot (Empty)	Right Screenshot (Filled)
Sexo	Sexo	Masculino
Idade (Anos)		15.14
IMC		47.69
Circunferência Abdominal (cm)		143
Hipertensa (o)		Não
Pressão Arterial Sistólica		120
Pressão Arterial Diastólica		78
Button	ANALISAR	ANALISAR

Figura 10. Primeira Tela do Aplicativo
Fonte: Autoria própria (2025)

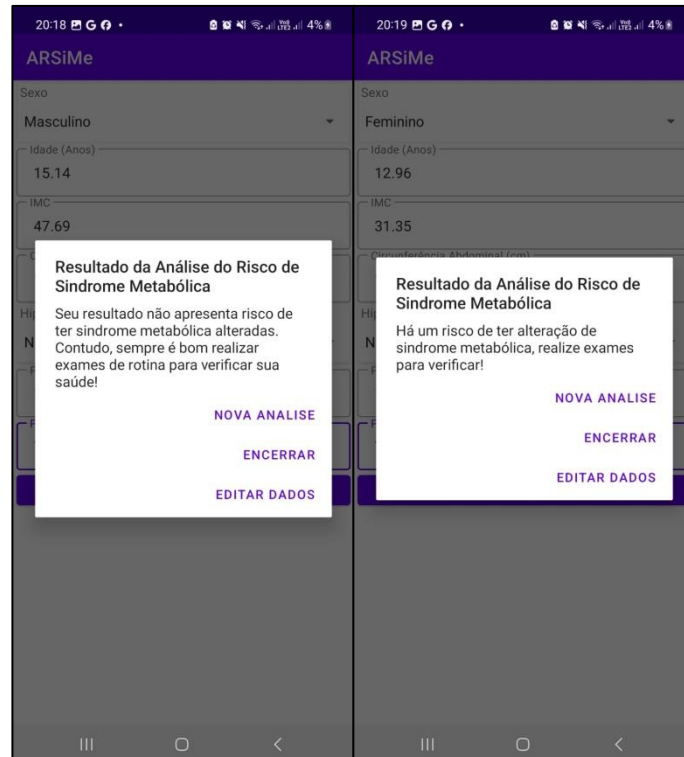


Figura 11. Segunda Tela da Aplicação (Tela de Resultados)
Fonte: Autoria própria (2025)

A figura 10, traz a primeira tela do aplicativo onde os usuários da ferramenta informam os dados do paciente e após os dados inseridos, basta clicar no botão analisar. O aplicativo analisa os dados com o modelo do SVM Linear e como resultado (Figura 11) informa se o paciente apresenta risco ou não de ter um quadro de síndrome metabólica.

Após a análise, se o usuário perceber que preencheu algum campo errado, ele pode clicar em “EDITAR DADOS” e ajustar o campo que foi preenchido com valor errado e realizar a análise novamente. Caso o usuário queira fazer uma análise basta clicar no botão “NOVA ANALISE”, todos os campos terão suas informações apagadas para que o usuário possa inserir novos valores. E caso o usuário deseje encerrar o aplicativo é só clicar no botão “ENCERRAR” ou fechar o app.

6. DISCUSSÃO

Ao considerar a prevalência de síndrome metabólica (SM) na população adolescente investigada, identificou-se uma taxa de 22%. Este número se mostra significativamente variável quando comparado a dados de outras pesquisas. No estudo nacional ERICA (Kuschnir *et al.*, 2016), por exemplo, a prevalência foi de 2,6%, contrastando fortemente com os achados de Paula, Luz e Ferreira (2015), que apontaram uma prevalência de 58% entre os adolescentes avaliados.

Tal disparidade evidencia a heterogeneidade dos contextos populacionais, metodológicos e socioeconômicos entre os estudos, o que ressalta a necessidade de cautela ao interpretar e comparar diferentes achados. Essas variações podem ser influenciadas por múltiplos fatores, como os critérios utilizados para o diagnóstico da SM, diferenças regionais, amostras específicas (como pacientes atendidos em serviços de saúde) e o acesso a práticas de prevenção e promoção da saúde.

No presente estudo, observou-se uma maior prevalência de SM entre os adolescentes do sexo masculino, corroborando parcialmente os dados do estudo ERICA, que também identificou discreta predominância entre meninos. No entanto, Paula, Luz e Ferreira (2015) observaram maior prevalência entre meninas (58,5%). Essa divergência entre os estudos destaca como o sexo pode interagir de forma distinta com fatores de risco metabólicos, sugerindo que questões hormonais, comportamentais, culturais e ambientais podem modular a expressão da SM em diferentes contextos.

Essas disparidades reforçam a ideia de que a síndrome metabólica não possui um padrão único de manifestação e que sua prevalência pode ser influenciada por uma variedade de aspectos inter-relacionados, como predisposição genética, condições socioeconômicas, estilo de vida, padrões alimentares, acesso a cuidados de saúde e nível de escolaridade dos responsáveis. Segundo Smego *et al.* (2017) e Tester *et al.* (2017), condições como má alimentação e menor nível educacional dos pais estão diretamente associadas à obesidade infantil, que por sua vez, é um dos principais componentes da SM. Crianças com obesidade são mais propensas a viver em situação de vulnerabilidade social e econômica, o que pode agravar o quadro clínico e dificultar o acesso a intervenções adequadas.

Outro fator analisado neste estudo foi o aleitamento materno exclusivo (AME), cuja prevalência foi de 67% entre os participantes. Esse número é superior ao observado no Estudo Nacional de Alimentação e Nutrição Infantil (ENANI, 2019), que identificou uma taxa nacional de 45,7%. Apesar do resultado positivo, a manutenção de práticas de AME ainda representa um

desafio no país. O aleitamento materno é reconhecido como uma estratégia eficaz para a prevenção de doenças crônicas não transmissíveis, promovendo o adequado desenvolvimento físico e metabólico na infância. Assim, o monitoramento contínuo das práticas de AME é essencial para o fortalecimento de políticas públicas voltadas à primeira infância.

A elevada exposição às telas também se destacou como um fator de risco relevante. Cerca de 88% dos adolescentes relataram passar mais de duas horas diárias em frente a telas, o que é preocupante, considerando a forte associação entre sedentarismo e SM. Schaan (2018) demonstrou que adolescentes que passam mais tempo expostos a telas apresentam maior risco para SM, o que pode ser explicado pela redução na prática de atividades físicas e maior propensão a comportamentos alimentares inadequados. Portanto, estratégias educativas que promovam a limitação do tempo de tela e estimulem um estilo de vida ativo são fundamentais na prevenção da SM.

O sedentarismo, de forma geral, é um dos principais agravantes para a síndrome. Corrêa-Neto *et al.* (2014) demonstraram que adolescentes que praticam menos de 30 minutos diários de atividade física de intensidade moderada a vigorosa apresentam o dobro do risco de desenvolver SM. Esses dados reforçam a importância da prática regular de exercícios físicos como pilar na prevenção de doenças metabólicas em populações jovens.

Além dos fatores individuais, a obesidade dentro do núcleo familiar também se apresentou como uma variável de impacto. No presente estudo, 44% dos adolescentes tinham ambos os pais com obesidade. Esse dado reforça a influência do ambiente familiar, tanto pelos aspectos genéticos quanto pelo compartilhamento de hábitos alimentares e comportamentais. Dessa forma, intervenções familiares e abordagens multiprofissionais podem ser mais eficazes na modificação de fatores de risco associados à SM.

Do ponto de vista nutricional, destaca-se ainda a importância do estado nutricional materno no período pré-natal. A exposição intrauterina à obesidade materna e a substâncias obesogênicas pode alterar o metabolismo fetal, predispondo o recém-nascido ao desenvolvimento de obesidade, resistência à insulina e dislipidemias ao longo da vida (Lobstein & Brinsden, 2019; House *et al.*, 2025).

O índice de massa corporal (IMC) médio da amostra foi de 32,8, um valor elevado que indica obesidade significativa. O IMC é uma medida simples, porém útil, para rastreamento de risco metabólico. Estudos como o de Geserick *et al.* (2018) demonstram que valores elevados de IMC na infância aumentam a probabilidade de obesidade persistente e de desenvolvimento precoce da SM. Além disso, Quadros *et al.* (2023) identificaram pontos de corte do IMC que

permitem prever risco aumentado para SM, favorecendo a identificação precoce de indivíduos em risco e a implementação de ações preventivas.

No presente estudo, foi observada uma correlação significativa entre IMC, índice cintura-quadril (ICQ) e SM, reforçando a importância de indicadores antropométricos simples e acessíveis na avaliação de risco. Nobre *et al.* (2018) apontam que a circunferência abdominal (CA), sobretudo quando associada ao excesso de peso, é um preditor robusto de alterações metabólicas e cardiovasculares em adolescentes. A média de CA observada foi de 105 cm, valor considerado de risco muito aumentado. A gordura visceral, que se acumula na região abdominal, está fortemente associada à resistência à insulina e inflamação crônica de baixo grau, fatores centrais na fisiopatologia da SM.

Além disso, a presença de *acantose nigricans* foi identificada em mais de 60% dos participantes, sendo este um marcador clínico importante de resistência à insulina. Conforme Vieira *et al.* (2013), a *acantose nigricans* é considerada um sinal clínico de alerta para risco metabólico elevado. A sua alta prevalência na amostra sugere um cenário preocupante de alterações metabólicas ainda na adolescência, reforçando a necessidade de vigilância clínica contínua.

Outro dado preocupante é a prevalência de hipertensão arterial (41%), condição fortemente associada ao risco cardiovascular futuro. A identificação precoce e o manejo adequado da pressão elevada em jovens são essenciais para prevenir complicações graves, como doenças cardíacas e renais.

Ainda no campo dos fatores de risco, embora o nascimento pequeno para idade gestacional (PIG) seja reconhecido como um fator predisponente para doenças metabólicas futuras, nenhum dos participantes do estudo apresentou essa condição. No entanto, alterações epigenéticas relacionadas ao ambiente intrauterino desfavorável continuam sendo relevantes para a compreensão da etiologia da SM.

Os dados laboratoriais da amostra também revelaram alta prevalência de dislipidemia, com níveis elevados de triglicerídeos e baixos de HDL-colesterol entre os participantes diagnosticados com SM. Conforme Deal *et al.* (2020), a obesidade infantil está associada a múltiplas comorbidades, como hipertensão, dislipidemia e diabetes tipo 2, que podem se estender até a vida adulta, comprometendo a saúde física, emocional e até o desempenho educacional.

A *International Diabetes Federation* (IDF, 2007) recomenda que o diagnóstico de SM seja realizado apenas em crianças com 10 anos ou mais, desde que apresentem obesidade abdominal e pelo menos dois outros critérios clínicos. Este estudo adotou os critérios da IDF,

complementando a análise com variáveis como IMC e sexo, utilizadas para o desenvolvimento do modelo de predição baseado em inteligência artificial (IA).

Segundo Alsedrah (2017), a IA é definida no estudo que vem explorando estratégias específicas para tornar as decisões das máquinas mais perto das decisões humanas. Entre as várias técnicas exploradas neste domínio, temos a AM que vem se destacando, devido ao uso nas bases de dados em processos iterativos e automatizados, desta forma a partir da experiência prévia sobre alguma área ou problema que a sociedade esteja inserida (Luger, 2014).

A IA tem se mostrado uma ferramenta poderosa na análise de grandes volumes de dados, especialmente com a aplicação de técnicas de machine learning (ML) e deep learning (DL), como relatado por Hamet & Tremblay (2017) e Tobore *et al.* (2019). Estes métodos permitem identificar padrões complexos e desenvolver modelos preditivos robustos, superando as limitações dos métodos tradicionais. No presente estudo, foram testados diferentes algoritmos, incluindo regressão logística, KNN ($k=6$), árvore de decisão e diversas variantes de SVM (linear, polinomial, RBF e sigmoide), com o objetivo de avaliar a sensibilidade, especificidade e acurácia de cada um.

A literatura, como destaca Welchen *et al.* (2024), aponta que os principais desafios para o uso da IA em saúde pública incluem a qualidade e a disponibilidade dos dados. Este estudo, realizado com uma amostra de usuários do Sistema Único de Saúde (SUS), reforça a aplicabilidade de modelos de predição baseados em dados clínicos de fácil obtenção, baixo custo e potencial de aplicação em larga escala.

Dessa forma, a utilização de técnicas de IA na triagem de adolescentes com risco para SM se mostra promissora, contribuindo para o diagnóstico precoce, planejamento terapêutico personalizado e redução do impacto social, econômico e emocional dessa condição. Estratégias como essa representam avanços significativos na promoção da saúde e na prevenção de doenças crônicas desde a infância.

7. CONCLUSÃO

No estudo destacou-se que a média do IMC dos adolescentes com síndrome metabólica foi de $32,67 \pm 2,08$ kg/m²; o sexo masculino foi mais frequente; a média da circunferência abdominal foi de $104,56 \pm 13,98$.

A SVM Linear demonstrou ser o modelo mais adequado com melhor desempenho dos classificadores (sensibilidade, especificidade, acurácia e a curva ROC), possibilitando ao desenvolvimento do aplicativo mobile (Android Studio) e a avaliação do software que foi testado com o auxílio de profissionais da área da saúde e usuários da saúde.

Ainda será implementado um sistema de triagem com o aplicativo mobile em estudo posteriores. A categoria de registro de desenho industrial do aplicativo não obtém uma identidade visual com imagens, ícones e cores exclusivas, no entanto o aplicativo está registrado e protegido pelo registro de software, que apresentou desempenho na síndrome metabólica.

O modelo elaborado apresentou resultados promissor e possibilitou a construção de um aplicativo para dispositivos móveis, auxiliando para o rastreamento precoce, o direcionamento de ações preventivas e o suporte nas escolhas de decisões clínicas. Esta abordagem representa um progresso na personalização da saúde e na construção de estratégias de saúde e na elaboração de cuidados mais acessíveis e eficientes para populações vulneráveis.

8. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABARCA-GÓMEZ, L.; ABDEEN, Z. A.; HAMID, Z. A.; *et al.* Worldwide trends in body-mass index, underweight, overweight, and obesity from 1975 to 2016: a pooled analysis of 2416 population-based measurement studies in 128·9 million children, adolescents, and adults. **The Lancet**, v. 390, p. 2627-2642, 2017.

AGUIRRE PALACIOS, F. A. *et al.* **Propuesta de fenotipo para diagnóstico precoz de posibilidad de síndrome metabólico en escolares de 6 a 15 años.** *Hipertensión y Riesgo Vascular*, [S.l.], v. 37, n. 3, p. 115–124, 2020.

AGUIRRE, P. F. *et al.* Waist-to-height ratio and sedentary lifestyle as predictors of metabolic syndrome in children in Ecuador. **Hipertensión y Riesgo Vascular**, v. 35, n. 3, p. 101-109, 2018.

AHRENS, W.; MORENO, L. A.; MÅRILD, S.; *et al.* Metabolic syndrome in young children: definitions and results of the IDEFICS study. **International Journal of Obesity**, v. 38, n. 2, p. S4-S14, 2014.

ALBERTI, K. G. *et al.* Harmonizing the metabolic syndrome: a joint interim statement of the International Diabetes Federation Task Force on Epidemiology and Prevention; National Heart, Lung, and Blood Institute; American Heart Association; World Heart Federation; International Atherosclerosis Society; and International Association for the Study of Obesity. **Circulation**, v. 120, p. 1640–1645, 2009.

ALQADERI, H. *et al.* Salivary Biomarkers as Predictors of Obesity and Intermediate Hyperglycemia in Adolescents. **Frontiers in Public Health**, v. 10, 2022.

American Heart Association; Mozaffarian, D., Benjamin, E. J., Go, A. S., Arnett, D. K., Blaha, M. J., Cushman, M., *et al.* Heart disease and stroke statistics—2016 update: A report from the American Heart Association. **Circulation**, 133(4), e38-e360, 2016.

ARSANG-JANG, S. *et al.* Temporal Trend of Non-Invasive Method Capacity for Early Detection of Metabolic Syndrome in Children and Adolescents: A Bayesian Multilevel

Analysis of Pseudo-Panel Data. **Annals of Nutrition and Metabolism**, v. 75, n. 1, p. 55-65, 2019.

BASTARD, J. P. *et al.* Elevated levels of interleukin 6 are reduced in serum and subcutaneous adipose tissue of obese women after weight loss. **Journal of Clinical Endocrinology and Metabolism**, v. 85, n. 9, p. 3338–3342, 2000.

BODEN, G.; SHULMAN, G. I. Free fatty acids in obesity and type 2 diabetes: defining their role in the development of insulin resistance and beta-cell dysfunction. **European Journal of Clinical Investigation**, v. 32, Suppl. 3, p. 14–23, 2002.

BONATO, P. *et al.* Data mining techniques to detect motor fluctuations in Parkinson's disease. In: Engineering in Medicine and Biology Society, 2004. **26th Annual International Conference of the IEEE**, Vol. 2, p. 4766-4769, 2004.

BOUHENNI, H. *et al.* Metabolic syndrome, leptin-insulin resistance and uric acid: a trinomial foe for Algerian city-dweller adolescents' health. **International Journal of Adolescent Medicine and Health**, v. 31, n. 6, 2019.

BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C.; LUDEMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais - Teoria e Aplicações**. 2. ed. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2007.

BRASIL. (1990). **Estatuto da Criança e do Adolescente**, Câmara dos Deputados, Lei no 8.069, de 13 de julho de 1990. DOU de 16/07/1990 – ECA. Brasília, DF. p. 36.

BUSSLER, S.; PENKE, M.; FLEMMING, G.; *et al.* Novel Insights in the Metabolic Syndrome in Childhood and Adolescence. **Hormone Research in Paediatrics**, v. 88, n. 3-4, p. 181-193, 2017.

CHOI, D.H. *et al.* Usefulness of the Waist Circumference-to-Height Ratio in Screening for Obesity and Metabolic Syndrome among Korean Children and Adolescents: Korea National Health and Nutrition Examination Survey, 2010–2014. **Nutrients**, v. 9, n. 256, p. 1-16, 2017. doi: 10.3390/nu9030256.

CHUNG, A.; BACKHOLER, K.; WONG, E.; *et al.* Trends in child and adolescent obesity prevalence in economically advanced countries according to socioeconomic position: a systematic review. **Obesity Reviews**, v. 17, n. 3, p. 276-295, 2016. DOI: 10.1111/obr.12360.

CLEVEN, L. *et al.* Longitudinal association between physical activity and the risk of incident metabolic syndrome in middle-aged adults in Germany. **Scientific Reports**, v. 12, n. 1, p. 19424, nov. 2022. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

COLMENAREJO, G. Machine Learning Models to Predict Childhood and Adolescent Obesity: A Review. **Nutrients**, v. 12, p. 2466, 2020.

CORRÊA-NETO, Victor Gonçalves *et al.* Hipertensão arterial em adolescentes do Rio de Janeiro: prevalência e associação com atividade física e obesidade. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 19, p. 1699-1708, 2014.

DAI, Y. *et al.* LOX-1, a bridge between GLP-1R and mitochondrial ROS generation in human vascular smooth muscle cells. **Biochemical and Biophysical Research Communications**, v. 437, n. 1, p. 62–66, 2013.

DE ONIS, M.; BLÖSSNER, M.; BORGHI, E. Global prevalence and trends of overweight and obesity among preschool children. **American Journal of Clinical Nutrition**, v. 92, p. 1257–1264, 2010.

DEAL, Barbara J. *et al.* Perspective: childhood obesity requires new strategies for prevention. **Advances in Nutrition**, v. 11, n. 5, p. 1071-1078, 2020.

DEBOER, M. D. Assessing and Managing the Metabolic Syndrome in Children and Adolescents. **Nutrients**, v. 11, n. 8, 2019.

ECKEL, R.H; GRUNDY, S.M.; ZIMMET, P.Z. The metabolic syndrome. **The Lancet**, v. 365, p. 1415-28, 2005.

EDWARDSON, C. L. *et al.* Association of Sedentary Behaviour with Metabolic Syndrome: A Meta-Analysis. **PLoS One**, v. 7, n. 4, 2012.

FRAGOSO-RAMOS, María Carolina. Síndrome metabólico: revisión de la literatura. *Medicina & Laboratorio*, v. 26, n. 1, p. 47-62, 2022.

FLEMMING, C. *et al.* Definition and diagnosis of mets. **Journal of Pediatric Endocrinology and Metabolism**, v. 33, n. 7, p. 821–833, 2020.

FRIED, S. K.; BUNKIN, D. A.; GREENBERG, A. S. Omental and subcutaneous adipose tissues of obese subjects release interleukin-6: depot difference and regulation by glucocorticoid. **Journal of Clinical Endocrinology and Metabolism**, v. 83, n. 3, p. 847–850, 1998.

GESERICK, Mandy *et al.* Acceleration of BMI in early childhood and risk of sustained obesity. **New England Journal of Medicine**, v. 379, n. 14, p. 1303-1312, 2018.

GHANNAD-REZAIE, M.; SOLTANIAN-ZADEH, H. Interactive knowledge discovery for temporal lobe epilepsy. **INTECH Open Access Publisher**, 2008.

GOBAL, F. *et al.* Triad of metabolic syndrome, chronic kidney disease, and coronary heart disease with a focus on microalbuminuria: death by overeating. **Journal of the American College of Cardiology**, v. 57, n. 23, p. 2303–2308, 2011.

GONZÁLEZ-MUNIESA, P.; MÁRTINEZ-GONZÁLEZ, M. A.; HU, F. B.; *et al.* Obesity. **Nature Reviews. Disease Primers**, v. 3, n. 1, p. 17034, 2017.

GOODSON, J. M. *et al.* Metabolic Disease Risk in Children by Salivary Biomarker Analysis. **PLoS One**, v. 9, n. 6, p. e98799, 2014.

GRUNDY, S. M. Metabolic syndrome pandemic. Arteriosclerosis, **Thrombosis, and Vascular Biology**, v. 28, n. 4, p. 629-636, abr. 2008. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

HAMET, P.; TREMBLAY, J. Artificial intelligence in medicine. **Metabolism**, v. 69, n. 1, p. S36–S40, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.metabol.2017.01.011>.

HAMILTON, D. *et al.* The lifetime costs of overweight and obesity in childhood and adolescence: a systematic review. **Obesity Reviews**, v. 19, n. 4, p. 452-463, 2018.

HOUSE, Eve T. *et al.* A comparison of early childhood obesity prevention in Australian general practice and child and family health settings: A mixed methods study. **Journal of Pediatric Nursing**, v. 81, p. 97-107, 2025.

IDF (International Diabetes Federation). *The IDF consensus definition of the metabolic syndrome in children and adolescents*. Bruxelas: IDF, 2007. Disponível em: <https://idf.org/media/uploads/2023/05/attachments-31.pdf>. Acesso em: 27 mar. 2025.

JUNG, C. *et al.* Anthropometric indices as predictors of the metabolic syndrome and its components in adolescents. **Pediatrics International**, v. 52, n. 3, p. 402-409, 2010.

KUNWAR, V. *et al.* Chronic kidney disease analysis using data mining classification techniques. **6th international conference - cloud system and big data engineering (confluence)**, 2016.

KUSCHNIR, M.C.C. *et al.* ERICA: prevalence of metabolic syndrome in Brazilian adolescents. **Revista de Saúde Pública [Internet]**, v. 50, supl. 1, p. 11s, 2016. Disponível em: <https://www.scielo.org/article/rsp/2016.v50suppl1/11s/>.

LARQUÉ, E. *et al.* From conception to infancy—Early risk factors for childhood obesity. **Nature Reviews Endocrinology**, v. 15, p. 456–478, 2019.

LOBSTEIN, Tim; BRINDEN, Hannah. Atlas of childhood obesity. **World Obesity Federation**, v. 211, p. 486, 2019.

MASTROENI, S. S. B. *et al.* Anthropometric measurements as a potential non-invasive alternative for the diagnosis of metabolic syndrome in adolescents. **Archives of**

Endocrinology and Metabolism, v. 63, n. 1, p. 30-39, 2019. DOI: 10.20945/2359-3997000000100.

MATSUZAWA, Y.; FUNAHASHI, T.; NAKAMURA, T. The concept of metabolic syndrome: contribution of visceral fat accumulation and its molecular mechanism. **Journal of Atherosclerosis and Thrombosis**, v. 18, n. 8, p. 629–639, 2011.

MAXWELL, A. *et al.* Deep learning architectures for multi-label classification of intelligent health risk prediction. **BMC Bioinformatics**, v. 18, n. 14, p. 523, 2017.

MEHTA, P. K.; GRIENDLING, K. K. Angiotensin II cell signaling: physiological and pathological effects in the cardiovascular system. **American Journal of Physiology - Cell Physiology**, v. 292, n. 1, p. C82–C97, 2007.

MIRTSKHULAVA, L. *et al.* **Artificial neural network model in stroke diagnosis.** Proceedings of the 2015 17th UKSim-AMSS International Conference on Modelling and Simulation (UKSim). 2015 Mar 25-27; Cambridge, UK. New York: IEEE, 2015. p. 50-53. doi: 10.1109/UKSim.2015.33.

MONTEIRO, R. *et al.* Inteligência artificial, deep learning, machine learning, redes neurais na medicina e biomarcadores vocais: conceitos, onde estamos e para onde vamos. **Revista da Sociedade de Cardiologia do Estado de São Paulo**, v. 32, n. 1, p. 11-7, 2022. doi: 10.29381/0103-8559/2022320111-7.

MOREIRA, F. P. *et al.* Metabolic syndrome and psychiatric disorders: A population-based study. **Revista Brasileira de Psiquiatria**, v. 41, n. 1, p. 38-43, 2019.

MUSSI, R. F. F.; PETRÓSKI, E. L. Síndrome metabólica e fatores associados em quilombolas baianos, Brasil. **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 24, n. 7, p. 2481-2490, 2019.

NAIDOO, T. *et al.* Elevated salivary C-reactive protein predicted by low cardio-respiratory fitness and being overweight in African children: cardiovascular topic. **Cardiovascular Journal of Africa**, v. 23, n. 9, p. 501-506, 2012. DOI: 10.5830/CVJA-2012-058.

NCD Risk Factor Collaboration (NCD-RisC). Trends in adult body-mass index in 200 countries from 1975 to 2014: a pooled analysis of 1698 population-based measurement studies with 19.2 million participants. **Lancet**, v. 387, p. 1377–1396, 2016.

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. **Lancet**, v. 384, p. 766–781, 2014.

NOUBIAP, J. J. *et al.* Global, regional, and country estimates of metabolic syndrome burden in children and adolescents in 2020: a systematic review and modelling analysis. **The Lancet Child & Adolescent Health**, v. 6, n. 3, p. 158-170, mar. 2022. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DE SAÚDE. (2009). **Child and adolescent health and development**. Genebra: OMS. Disponível em: <<https://www.who.int/child-adolescent-health/>>. Acesso em: 28 mar. 2025.

PANT, S. *et al.* Inflammation and atherosclerosis – revisited. **Journal of Cardiovascular Pharmacology and Therapeutics**, v. 19, n. 2, p. 170–178, 2014.

PERONA, J. S. *et al.* Waist circumference and abdominal volume index are the strongest anthropometric discriminators of metabolic syndrome in Spanish adolescents. **European Journal of Clinical Investigation**, v. 49, n. 3, p. e13060, 2019. DOI: 10.1111/eci.13060.

PIMENTA, A. M. *et al.* Prevalência da síndrome metabólica e seus fatores associados em área rural de Minas Gerais (MG, Brasil). **Ciência & Saúde Coletiva**, v. 16, n. 7, p. 3297-3306, 2011.

RAJAN, J.R.; CHELVAN, C.C. A survey on mining techniques for early lung cancer diagnoses. In: **Green Computing, Communication and Conservation of Energy (ICGCE), 2013 International Conference on**, p. 873-876, 2013.

RAMIRES, E. K. N. M. *et al.* Prevalência e Fatores Associados com a Síndrome Metabólica na População Adulta Brasileira: Pesquisa Nacional de Saúde – 2013. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 110, n. 5, p. 455-466, maio 2018.

RAMÍREZ-MANENT, J. I. *et al.* Relationship between Abdominal Volume Index and Body Adiposity Index and Scales of Insulin Resistance and Metabolic Syndrome. **Diagnostics**, v. 13, n. 21, 2023. DOI: 10.3390/diagnostics13213356.

REZENDE, S. O. Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações. Barueri: Manole, 2003. Capítulo 4, **Conceitos sobre Aprendizado de Máquina**; p. 89-114.

ROCHLANI, Y.; POTHINENI, N. V.; KOVELAMUDI, S.; MEHTA, J. L. Metabolic syndrome: pathophysiology, management, and modulation by natural compounds. **Therapeutic Advances in Cardiovascular Disease**, v. 11, n. 8, p. 215–225, 2017. doi: 10.1177/1753944717711379.

SAKLAYEN, M. G. The Global Epidemic of the Metabolic Syndrome. **Current Hypertension Reports**, v. 20, n. 2, p. 12, fev. 2018. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

SALAS-FERNÁNDEZ, A. *et al.* The 13C-glucose breath test is a valid non-invasive screening tool to identify metabolic syndrome in adolescents. **Clinical Chemistry and Laboratory Medicine**, v. 53, n. 1, p. 133-138, 2015. DOI: 10.1515/cclm-2014-0412.

SCUTERI, A. *et al.* Metabolic syndrome across Europe: different clusters of risk factors. **European Journal of Preventive Cardiology**, v. 22, n. 4, p. 486-491, abr. 2015. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

SIQUEIRA-BATISTA, Rodrigo *et al.* **As redes neurais artificiais e o ensino da medicina.** Revista Brasileira de Educação Médica, Rio de Janeiro, v. 38, n. 4, p. 548-556, 2014. doi: 10.1590/S0100-55022014000400017.

SHAH, Sanyam Paresh *et al.* Enhancing Metabolic Syndrome Prediction with Hybrid Data Balancing and Counterfactuals. arXiv preprint arXiv:2504.06987, 2025.

SMEGO, Allison *et al.* High body mass index in infancy may predict severe obesity in early childhood. **The Journal of Pediatrics**, v. 183, p. 87-93. e1, 2017.

SOLORZANO, M. *et al.* Comparison of Diagnostic Models to Estimate the Risk of Metabolic Syndrome in a Chilean Pediatric Population: A Cross-Sectional Study. **Metabolites**, v. 13, n. 2, 2023. DOI: 10.3390/metabo13020293.

SZYPOWSKA, A. *et al.* Dietary Inflammatory Index (DII)[®] and Metabolic Syndrome in the Selected Population of Polish Adults: Results of the PURE Poland Sub-Study. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 20, n. 2, jan. 2023. Disponível em: <<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

TESTER, June M. *et al.* Characteristics of children 2 to 5 years of age with severe obesity. **Pediatrics**, v. 141, n. 3, 2018.

TOBORE, I. *et al.* Deep learning intervention for health care challenges: Some biomedical domain considerations. **JMIR mHealth and uHealth**, v. 7, n. 8, p. 1–36, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.2196/11966>.

TOOKE, J. E.; HANNEMANN, M. M. Adverse endothelial function and the insulin resistance syndrome. **Journal of Internal Medicine**, v. 247, n. 4, p. 425–431, 2000.

TRIPATHY, D. *et al.* Elevation of free fatty acids induces inflammation and impairs vascular reactivity in healthy subjects. **Diabetes**, v. 52, n. 12, p. 2882–2887, 2003.

TSIGOS, C. *et al.* Circulating tumor necrosis factor alpha concentrations are higher in abdominal versus peripheral obesity. **Metabolism**, v. 48, n. 10, p. 1332–1335, 1999.

TVARIJONAVICIUTE, A. *et al.* Saliva as a non-invasive tool for assessment of metabolic and inflammatory biomarkers in children. **Clinical Nutrition**, v. 39, n. 8, p. 2471-2478, 2020. DOI: 10.1016/j.clnu.2019.10.034.

VANECKOVÁ, I. *et al.* Obesity-related hypertension: possible pathophysiological mechanisms. **Journal of Endocrinology**, v. 223, n. 3, p. R63–R78, 2014.

VAQUERO ALVAREZ, M. *et al.* A Sustainable Approach to the Metabolic Syndrome in Children and Its Economic Burden. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 17, n. 6, 2020. DOI: 10.3390/ijerph17061891.

VIDIGAL, F. C. *et al.* Prevalence of metabolic syndrome in Brazilian adults: a systematic review. **BMC Public Health**, v. 13, p. 1198, 2013. Disponível em: <<https://bmcpublikealth.biomedcentral.com/articles/>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

VIEIRA, E. C. *et al.* Prevalência e fatores associados à Síndrome Metabólica em idosos usuários do Sistema Único de Saúde. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v. 17, n. 4, p. 805-817, 2014.

WANG, Y. *et al.* Is China facing an obesity epidemic and the consequences? The trends in obesity and chronic disease in China. **International Journal of Obesity (London)**, v. 31, n. 1, p. 177-188, jan. 2007. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/>>. Acesso em: 27 jun. 2024.

WELCHEN, Vandoir *et al.* Aplicação de Inteligência Artificial na Predição da Obesidade Adulta: Inovações e Desafios no Setor de Saúde. **Navus - Revista de Gestão e Tecnologia**, p. 1-14, 2024.

WILLIAMS, E. P. *et al.* Overweight and obesity: prevalence, consequences, and causes of a growing public health problem. **Current Obesity Reports**, v. 4, p. 363–370, 2015.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. Obesity and overweight [Internet]. **Geneva: World Health Organization**, c2024. Disponível em: <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>>. Acesso em: 31 maio 2024.

XAVIER, M.K.; SANTOS, A.L.M. dos; OLIVEIRA, L.C. de. Obesidade em crianças e adolescentes: relação entre indicadores antropométricos e a síndrome metabólica. **Revista Brasileira de Obesidade, Nutrição e Emagrecimento**, v. 14, n. 86, p. 768–776, jan. 2020.

XING, Y. *et al.* **Combination data mining methods with new medical data to predicting outcome of coronary heart disease.** In: NA, Y. J. *et al.* (Ed.). *Proceedings of the 2007 International Conference on Convergence Information Technology (ICCIT 2007)*. 2007 Nov 21-23; Gwangju, Korea (South). New York: IEEE, 2007. p. 868-872. doi: 10.1109/ICCIT.2007.204.

YIN, N. *et al.* Self-Reported Sedentary Behavior and Metabolic Syndrome among Children Aged 6–14 Years in Beijing, China. **Nutrients**, v. 14, n. 9, 2022. DOI: 10.3390/nu14091869.

ZIMMET, P. *et al.* The metabolic syndrome in children and adolescents: an IDF consensus report. **Pediatric Diabetes**, Hoboken, v. 8, n. 5, p. 299-306, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1399-5448.2007.00271>.

ANEXOS

ANEXO 1 - CLASSIFICAÇÃO DA SÍNDROME METABÓLICA EM ADOLESCENTES DE ACORDO COM OS CRITÉRIOS DA FEDERAÇÃO INTERNACIONAL DE DIABETES, ADOTADOS PELA SBP

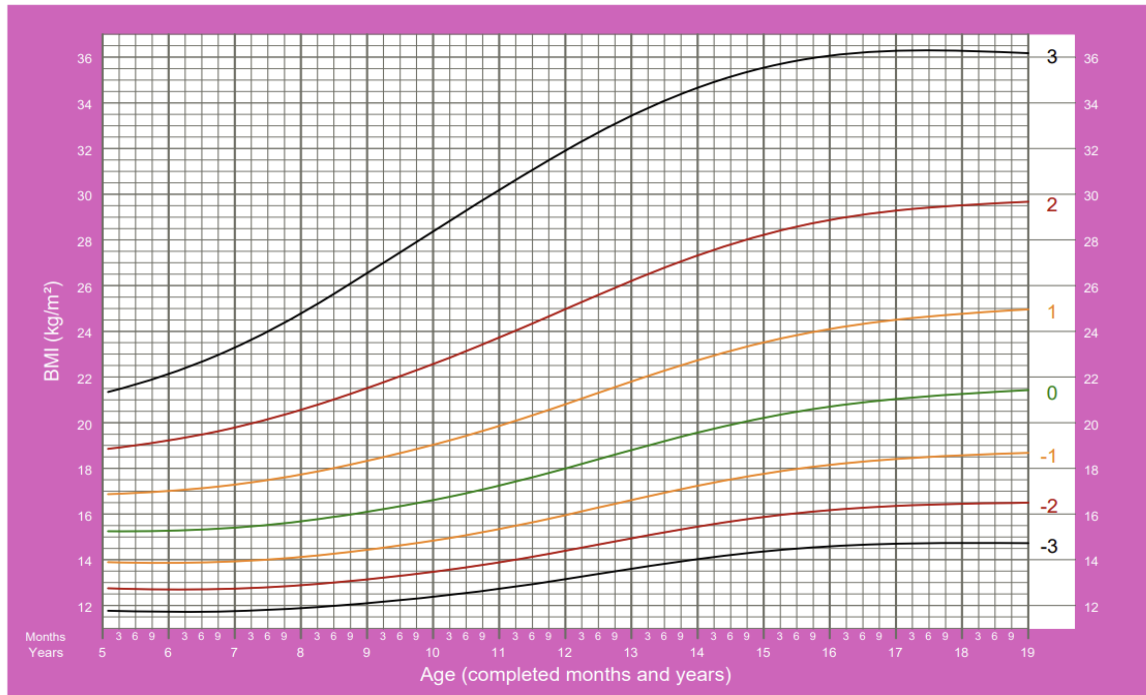
Idade	Cintura abdominal	Triglicerídeos(mg/dL)	HDL-c(mg/dL)	Pressão arterial (mmHg)	Glicemia Jejum (mg/dL)
10-16 anos	≥ percentil 90	≥ 150	< 40	PAS > 130 PAD > 85	≥ 100
≥ 16 anos	≥ 90 cm M ≥ 84 cm F	≥ 150 ou com tratamento de hipertriglicéridemia	< 40 M < 50 F ou com tratamento para redução de HDL	PAS > 130 PAD > 85 ou com tratamento para hipertensão	≥ 100 ou diabetes

Fonte: *International Diabetes Federation (IDF), 2007.*

ANEXO 2 - CURVA OMS - CURVAS COM DISTRIBUIÇÃO EM Z-SCORE, DE ÍNDICE DE MASSA CORPORAL (IMC) SEGUNDO IDADE E GÊNERO

BMI-for-age GIRLS

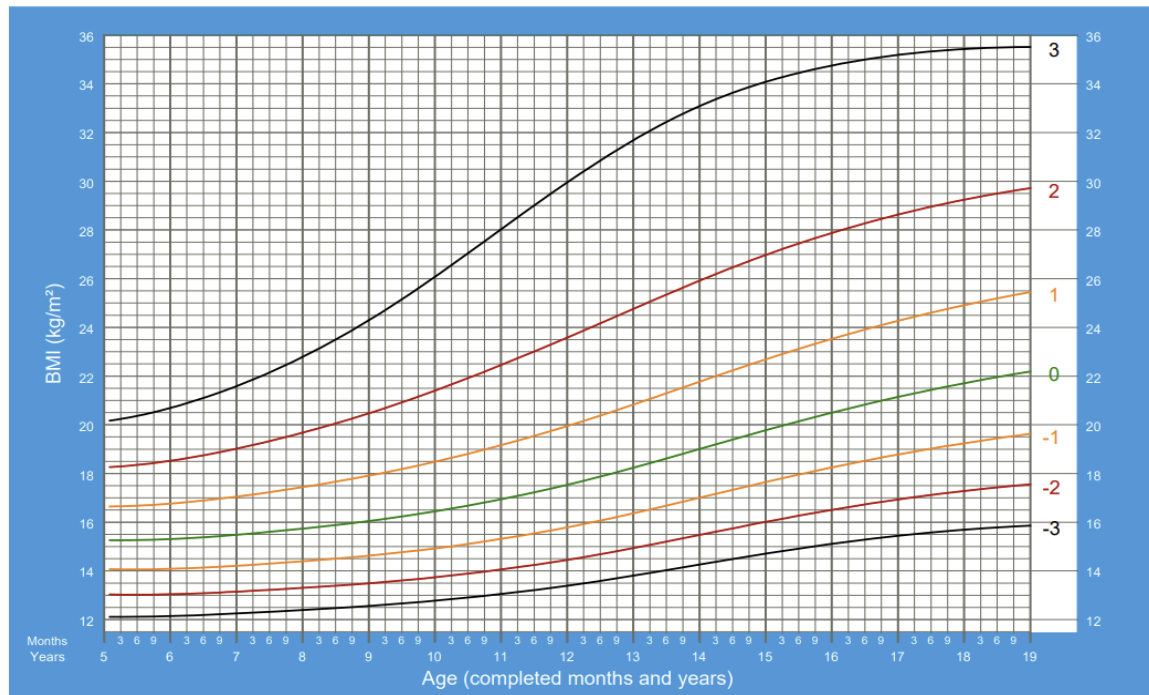
5 to 19 years (z-scores)



2007 WHO Reference

BMI-for-age BOYS

5 to 19 years (z-scores)



2007 WHO Reference

ANEXO 3 - DISTRIBUIÇÃO EM PERCENTIS DA CIRCUNFERÊNCIA ABDOMINAL, SEGUNDO GÊNERO E IDADE

Idade (anos)	BRANCOS				NEGROS			
	Meninos		Meninas		Meninos		Meninas	
	Percentil		Percentil		Percentil		Percentil	
	N	90	n	90	N	90	N	90
5	52	59	51	57	52	56	52	56
6	54	61	53	60	54	60	53	59
7	55	61	54	64	56	61	56	67
8	59	75	58	73	58	67	58	65
9	62	77	60	73	60	74	61	78
10	64	88	63	75	64	79	62	79
11	68	90	66	83	64	79	67	87
12	70	89	67	83	68	87	67	84
13	77	95	69	94	68	87	67	81
14	73	99	69	96	72	85	68	92
15	73	99	69	88	72	81	72	85
16	77	97	68	93	75	91	75	90
17	79	90	66	86	78	101	71	105

Fonte: Freedman, 1999.

ANEXO 4 - PONTOS DE CORTE, SENSIBILIDADES, ESPECIFICIDADES E VALORES PREDITIVOS POSITIVOS E NEGATIVOS DA CIRCUNFERÊNCIA DO PESCOÇO PARA RASTREAMENTO DE RESISTÊNCIA À INSULINA EM ADOLESCENTES

	Pontos de corte para NC (cm)	SE (IC 95%)	SP (IC 95%)	VPP (%)	VPL (%)
fêmeas					
pré-púbere	>32,0	76.92 (46.2–94.7)	77.50 (61.5–89.1)	47.6	90.6
Puberdade	>34,1	56.41 (39.6–72.2)	84.75 (77.0–90.7)	53.6	85.3
machos					
pré-púbere	>30,3	100.00 (78.0–100.0)	42.55 (28.3–57.8)	35.7	100.0
Puberdade	>34,8	92.00 (73.9–98.8)	57.33 (45.4–68.7)	41.8	95.5

Fonte: Silva et al., 2014.

ANEXO 5 - PERCENTIS DE PRESSÃO ARTERIAL SISTÊMICA PARA MENINOS POR IDADE E PERCENTIS DE ESTATURA

Idade (anos)	Percentis da PA	Pressão Arterial Sistólica (mmHg) Percentis da Estatura ou Medida da Estatura (cm)							Pressão Arterial Diastólica (mmHg) Percentis da Estatura ou Medida da Estatura (cm)						
		5%	10%	25%	50%	75%	90%	95%	5%	10%	25%	50%	75%	90%	95%
10	Estatura (cm)	129,7	132,2	136,3	141	145,8	150,2	152,8	129,7	132,2	136,3	141	145,8	150,2	152,8
	P50	96	97	98	99	101	102	103	58	59	59	60	61	61	61
	P90	109	110	111	112	113	115	116	72	73	73	73	73	73	73
	P95	113	114	114	116	117	119	120	75	75	76	76	76	76	76
	P95 + 12 mmHg	125	126	126	128	129	131	132	87	87	88	88	88	88	88
11	Estatura (cm)	135,6	138,3	142,8	147,8	152,8	157,3	160	135,6	138,3	142,8	147,8	152,8	157,3	160
	P50	98	99	101	102	104	105	106	60	60	60	61	62	63	64
	P90	111	112	113	114	116	118	120	74	74	74	74	74	75	75
	P95	115	116	117	118	120	123	124	76	77	77	77	77	77	77
	P95 + 12 mmHg	127	128	129	130	132	135	136	88	89	89	89	89	89	89
12	Estatura (cm)	142,8	145,5	149,9	154,8	159,6	163,8	166,4	142,8	145,5	149,9	154,8	159,6	163,8	166,4
	P50	102	102	104	105	107	108	108	61	61	61	62	64	65	65
	P90	114	115	116	118	120	122	122	75	75	75	75	76	76	76
	P95	118	119	120	122	124	125	126	78	78	78	78	79	79	79
	P95 + 12 mmHg	130	131	132	134	136	137	138	90	90	90	90	91	91	91
13	Estatura (cm)	148,1	150,6	154,7	159,2	163,7	167,8	170,2	148,1	150,6	154,7	159,2	163,7	167,8	170,2
	P50	104	105	106	107	108	108	109	62	62	63	64	65	65	65
	P90	116	117	119	121	122	123	123	75	75	75	76	76	76	76
	P95	121	122	123	124	126	126	127	79	79	79	79	80	80	81
	P95 + 12 mmHg	133	134	135	136	138	138	139	91	91	91	91	92	92	93
14	Estatura (cm)	150,6	153	156,9	161,3	165,7	169,7	172,1	150,6	153	156,9	161,3	165,7	169,7	172,1
	P50	105	106	107	108	109	109	109	63	63	64	65	66	66	66
	P90	118	118	120	122	123	123	123	76	76	76	76	77	77	77
	P95	123	123	124	125	126	127	127	80	80	80	80	81	81	82
	P95 + 12 mmHg	135	135	136	137	138	139	139	92	92	92	92	93	93	94
15	Estatura (cm)	151,7	154	157,9	162,3	166,7	170,6	173	151,7	154	157,9	162,3	166,7	170,6	173
	P50	105	106	107	108	109	109	109	64	64	64	65	66	67	67
	P90	118	119	121	122	123	123	124	76	76	76	77	77	78	78
	P95	124	124	125	126	127	127	128	80	80	80	81	82	82	82
	P95 + 12 mmHg	136	136	137	138	139	139	140	92	92	92	93	94	94	94
16	Estatura (cm)	152,1	154,5	158,4	162,8	167,1	171,1	173,4	152,1	154,5	158,4	162,8	167,1	171,1	173,4
	P50	106	107	108	109	109	110	110	64	64	65	66	66	67	67
	P90	119	120	122	123	124	124	124	76	76	76	77	78	78	78
	P95	124	125	125	127	127	128	128	80	80	80	81	82	82	82
	P95 + 12 mmHg	136	137	137	139	139	140	140	92	92	92	93	94	94	94
17	Estatura (cm)	152,4	154,7	158,7	163	167,4	171,3	173,7	152,4	154,7	158,7	163	167,4	171,3	173,7
	P50	107	108	109	110	110	110	111	64	64	65	66	66	66	67
	P90	120	121	123	124	124	125	125	76	76	77	77	78	78	78
	P95	125	125	126	127	128	128	128	80	80	80	81	82	82	82
	P95 + 12 mmHg	137	137	138	139	140	140	140	92	92	92	93	94	94	94

Adaptado de Flynn et al⁷

Fonte: SBP, 2019.

ANEXO 6 - PERCENTIS DE PRESSÃO ARTERIAL SISTÊMICA PARA MENINAS POR IDADE E PERCENTIS DE ESTATURA

Idade (anos)	Percentis da PA	Pressão Arterial Sistólica (mmHg) Percentis da Estatura ou Medida da Estatura (cm)							Pressão Arterial Diastólica (mmHg) Percentis da Estatura ou Medida da Estatura (cm)						
		5%	10%	25%	50%	75%	90%	95%	5%	10%	25%	50%	75%	90%	95%
10	Estatura (cm)	130,2	132,7	136,7	141,3	145,9	150,1	152,7	130,2	132,7	136,7	141,3	145,9	150,1	152,7
	P50	97	98	99	100	101	102	103	59	60	61	62	63	63	64
	P90	108	109	111	112	113	115	116	72	73	74	74	75	75	76
	P95	112	113	114	116	118	120	121	76	76	77	77	78	78	78
	P95 + 12 mmHg	124	125	126	128	130	132	133	88	88	89	89	90	90	90
11	Estatura (cm)	134,7	137,3	141,5	146,4	151,3	155,8	158,6	134,7	137,3	141,5	146,4	151,3	155,8	158,6
	P50	99	99	101	102	103	104	106	61	61	62	63	63	63	63
	P90	110	111	112	114	116	117	118	74	74	75	75	75	76	76
	P95	114	114	116	118	120	123	124	77	78	78	78	78	78	78
	P95 + 12 mmHg	126	126	128	130	132	135	136	89	90	90	90	90	90	90
12	Estatura (cm)	140,3	143	147,5	152,7	157,9	162,6	165,5	140,3	143	147,5	152,7	157,9	162,6	165,5
	P50	101	101	102	104	106	108	109	61	62	62	62	62	63	63
	P90	113	114	115	117	119	121	122	75	75	75	75	75	76	76
	P95	116	117	118	121	124	126	128	78	78	78	78	78	79	79
	P95 + 12 mmHg	128	129	130	133	136	138	140	90	90	90	90	90	91	91
13	Estatura (cm)	147	150	154,9	160,3	165,7	170,5	173,4	147	150	154,9	160,3	165,7	170,5	173,4
	P50	103	104	105	108	110	111	112	61	60	61	62	63	64	65
	P90	115	116	118	121	124	126	126	74	74	74	75	76	77	77
	P95	119	120	122	125	128	130	131	78	78	78	78	80	81	81
	P95 + 12 mmHg	131	132	134	137	140	142	143	90	90	90	90	92	93	93
14	Estatura (cm)	153,8	156,9	162	167,5	172,7	177,4	180,1	153,8	156,9	162	167,5	172,7	177,4	180,1
	P50	105	106	109	111	112	113	113	60	60	62	64	65	66	67
	P90	119	120	123	126	127	128	129	74	74	75	77	78	79	80
	P95	123	125	127	130	132	133	134	77	78	79	81	82	83	84
	P95 + 12 mmHg	135	137	139	142	144	145	146	89	90	91	93	94	95	96
15	Estatura (cm)	159	162	166,9	172,2	177,2	181,6	184,2	159	162	166,9	172,2	177,2	181,6	184,2
	P50	108	110	112	113	114	114	114	61	62	64	65	66	67	68
	P90	123	124	126	128	129	130	130	75	76	78	79	80	81	81
	P95	127	129	131	132	134	135	135	78	79	81	83	84	85	85
	P95 + 12 mmHg	139	141	143	144	146	147	147	90	91	93	95	96	97	97
16	Estatura (cm)	162,1	165	169,6	174,6	179,5	183,8	186,4	162,1	165	169,6	174,6	179,5	183,8	186,4
	P50	111	112	114	115	115	116	116	63	64	66	67	68	69	69
	P90	126	127	128	129	131	131	132	77	78	79	80	81	82	82
	P95	130	131	133	134	135	136	137	80	81	83	84	85	86	86
	P95 + 12 mmHg	142	143	145	146	147	148	149	92	93	95	96	97	98	98
17	Estatura (cm)	163,8	166,5	170,9	175,8	180,7	184,9	187,5	163,8	166,5	170,9	175,8	180,7	184,9	187,5
	P50	114	115	116	117	117	118	118	65	66	67	68	69	70	70
	P90	128	129	130	131	132	133	134	78	79	80	81	82	82	83
	P95	132	133	134	135	137	138	138	81	82	84	85	86	86	87
	P95 + 12 mmHg	144	145	146	147	149	150	150	93	94	96	97	98	98	99

Adaptado de Flynn et al.⁷

Fonte: SBP, 2019.

ANEXO 7 - CLASSIFICAÇÃO DA PRESSÃO ARTERIAL, DE ACORDO COM A FAIXA ETÁRIA

Crianças de 1 a 13 anos de idade	Crianças com idade ≥13 anos
Normotensão: PA < P90 para sexo, idade e altura	Normotensão: PA < 120/<80 mmHg
Pressão arterial elevada: PA ≥P90 e < P95 para sexo, idade e altura ou PA 120/80 mmHg mas < P95 (o que for menor)	Pressão arterial elevada: PA 120/<80 mmHg a PA 129/<80 mmHg
Hipertensão estágio 1: PA ≥ P95 para sexo, idade e altura até <P95 + 12mmHg ou PA entre 130/80 o até 139/89 (o que for menor)	Hipertensão estágio 1: PA 130/80 ou até 139/89
Hipertensão estágio 2: PA ≥ P95 + 12mmHg para sexo idade ou altura ou PA ≥ entre 140/90 (o que for menor)	Hipertensão estágio 2: PA ≥ entre 140/90

Fonte: SBP, 2019.

ANEXO 8 - CLASSIFICAÇÃO DO ESTADO NUTRICIONAL, DE ACORDO COM IMC/IDADE POR PERCENTIL E ESCORE-Z

Percentil	Escore-Z	0-5 anos incompletos	5-20 anos incompletos
$> 85 \text{ e } \leq 97$	$> +1 \text{ e } \leq +2$	Risco de sobrepeso	Sobrepeso
$> 97 \text{ e } \leq 99,9$	$> +2 \text{ e } \leq +3$	Sobrepeso	Obesidade
$> 99,9$	$> +3$	Obesidade	Obesidade grave

Fonte: WHO, 2006.

ANEXO 9 - CLASSIFICAÇÃO DA SÍNDROME METABÓLICA EM ADOLESCENTES DE ACORDO COM OS CRITÉRIOS DA FEDERAÇÃO INTERNACIONAL DE DIABETES, ADOTADOS PELA SBP

Idade	Cintura abdominal	Triglicerídeos (mg/dL)	HDL-c (mg/dL)	Pressão arterial (mmHg)	Glicemia Jejum (mg/dL)
10-16 anos	≥ percentil 90	≥ 150	< 40	PAS > 130 PAD > 85	≥ 100
≥ 16 anos	≥ 90 cm M ≥ 84 cm F	≥ 150 ou com tratamento de hipertrigliceridemia	< 40 M < 50 F ou com tratamento para redução de HDL	PAS > 130 PAD > 85 ou com tratamento para hipertensão	≥ 100 ou diabetes

Fonte: IDF, 2007.

ANEXO 10 – PARECER COMITÊ DE ÉTICA

HOSPITAL UNIVERSITÁRIO
WALTER CANTÍDIO DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO
CEARÁ - HUWC/UFC



PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

DADOS DO PROJETO DE PESQUISA

Título da Pesquisa: PREDIÇÃO DE SÍNDROME METABÓLICA EM CRIANÇAS E ADOLESCENTES COM OBESIDADE UTILIZANDO TÉCNICAS DE APRENDIZADO DE MÁQUINAS

Pesquisador: Rebeca Costa Castelo Branco

Área Temática:

Versão: 2

CAAE: 70563423.0.0000.5045

Instituição Proponente: Universidade Federal do Ceará/HOSPITAL UNIVERSITARIO WALTER

Patrocinador Principal: Financiamento Próprio

DADOS DO PARECER

Número do Parecer: 6.177.085

Apresentação do Projeto:

Trata-se de um estudo clínico, descritivo e transversal. A amostra será composta por crianças e adolescentes com síndrome metabólica acompanhados no ambulatório de Endocrinologia Pediátrica do Hospital Universitário da Universidade Federal do Ceará (HU-UFC) de janeiro 2018 a outubro de 2023. Serão avaliados dados sócio-demográficos, hábitos alimentares e de estilo de vida, indicadores clínicos, laboratoriais e parâmetros antropométricos.

Objetivo da Pesquisa:

Desenvolver um sistema inteligente baseado em aprendizado de máquinas capaz estratificar o risco de crianças e adolescentes com síndrome metabólica através de parâmetros clínicos e laboratoriais.

Avaliação dos Riscos e Benefícios:

O estudo pode apresentar alguns riscos, como: invasão de privacidade; divulgação de dados confidenciais e risco a segurança dos prontuários.

Elaboração de um método de estratificação do risco de crianças e adolescentes com síndrome metabólica através de parâmetros clínicos e laboratoriais.

Comentários e Considerações sobre a Pesquisa:

Pesquisa exequível.

Endereço: Rua Coronel Nunes de Melo, 1142

Bairro: Rodolfo Teófilo

CEP: 60.430-270

UF: CE

Município: FORTALEZA

Telefone: (85)3366-8589

Fax: (85)99267-4630

E-mail: cephuwc@huwc.ufc.br

**HOSPITAL UNIVERSITÁRIO
WALTER CANTÍDIO DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO
CEARÁ - HUWC/UFC**



Continuação do Parecer: 6.177.085

Considerações sobre os Termos de apresentação obrigatória:

Vide campo de "Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações"

Recomendações:

O pesquisador deverá reapresentar TCLE com os dados do CEP Local.

Dados do CEP HUWC-UFC:

Endereço: Rua Coronel Nunes de Melo, 1142

Bairro: Rodolfo Teófilo CEP:

Telefone: (85)3366-8589/ (85)99267-4630

UF: CE Município: FORTALEZA

Conclusões ou Pendências e Lista de Inadequações:

Pesquisa sem óbices éticos.

Considerações Finais a critério do CEP:

A pesquisadora deverá apresentar relatório final ao término da presente pesquisa

Este parecer foi elaborado baseado nos documentos abaixo relacionados:

Tipo Documento	Arquivo	Postagem	Autor	Situação
Informações Básicas do Projeto	PB_INFORMACOES_BASICAS_DO_PROJETO_2160155.pdf	03/07/2023 16:29:31		Aceito
Outros	CARTA_RESPOSTA_CEP.pdf	03/07/2023 16:28:07	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TERMO_DE_ASSENTIMENTO.pdf	03/07/2023 16:27:48	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	TERMO_DE_CONSENTIMENTO.pdf	03/07/2023 16:27:29	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Outros	Carta_de_Anuencia_Coparticipacao.pdf	16/06/2023 11:56:11	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Outros	CARTA_DE_ANUENCIA.pdf	16/06/2023 11:54:08	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Outros	Carta_de_Encaminhamento_CEP.pdf	16/06/2023 11:52:15	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Declaração de Pesquisadores	UTILIZACAO_DE_DADOS_DO_PRONTUARIO.pdf	16/06/2023 11:49:30	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Declaração de	FIEL_DEPOSITARIO.pdf	16/06/2023	Rebeca Costa	Aceito

Endereço: Rua Coronel Nunes de Melo, 1142

Bairro: Rodolfo Teófilo

CEP: 60.430-270

UF: CE

Município: FORTALEZA

Telefone: (85)3366-8589

Fax: (85)99267-4630

E-mail: cephuwc@huwc.ufc.br

**HOSPITAL UNIVERSITÁRIO
WALTER CANTÍDIO DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO
CEARÁ - HUWC/UFC**



Continuação do Parecer: 6.177.085

Pesquisadores	FIEL_DEPOSITARIO.pdf	11:48:33	Castelo Branco	Aceito
Declaração de concordância	DECLARACAO_DE_CONCORDANCIA.pdf	16/06/2023 11:47:09	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Outros	Curriculo_Luciana.pdf	16/06/2023 11:46:04	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Outros	Curriculo_Rebeca.pdf	16/06/2023 11:45:21	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Orçamento	Orcamento.pdf	16/06/2023 11:28:37	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
TCLE / Termos de Assentimento / Justificativa de Ausência	Dispensa_TCLE.pdf	16/06/2023 11:28:22	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Projeto Detalhado / Brochura Investigador	PROJETO.pdf	16/06/2023 11:26:13	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Declaração de Instituição e Infraestrutura	ANUENCIA_DA_CHEFIA.pdf	16/06/2023 11:22:00	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Cronograma	Cronograma.pdf	16/06/2023 11:19:08	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito
Folha de Rosto	Folha_de_Rosto.pdf	16/06/2023 11:05:28	Rebeca Costa Castelo Branco	Aceito

Situação do Parecer:

Aprovado

Necessita Apreciação da CONEP:

Não

FORTALEZA, 12 de Julho de 2023

Assinado por:
Maria Helane Costa Gurgel
(Coordenador(a))

Endereço: Rua Coronel Nunes de Melo, 1142

Bairro: Rodolfo Teófilo

CEP: 60.430-270

UF: CE

Município: FORTALEZA

Telefone: (85)3366-8589

Fax: (85)99267-4630

E-mail: cephuwc@huwc.ufc.br

ANEXO 11 - PLATAFORMA SUCUPIRA

A revista na qual o artigo foi publicado na Revista interfaces na área de Biotecnologia e é classificada em A3:

Plataforma Sucupira

Qualis Periódicos

* Evento de Classificação:

CLASSIFICAÇÕES DE PERIÓDICOS QUADRIÊNIO 2017-2020

Área de Avaliação:

☒ BIOTECNOLOGIA

ISSN:

☐

Título:

☒ revista interfaces

Classificação:

☐ -- SELECIONE --

Consultar

Cancelar

Periódicos

ISSN	Título	Área com publicação no quadriênio	Classificação	Área mãe
2317-434X	REVISTA INTERFACES - SAÚDE, HUMANAS E TECNOLOGIA	BIOTECNOLOGIA	A3	ENSINO

ANEXO 12- ARTIGO PUBLICADO

revista
interfaces Revisão de Literatura
V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

USO DE TÉCNICAS NÃO INVASIVAS PARA O DIAGNÓSTICO DE SÍNDROME METABÓLICA EM CRIANÇAS E ADOLESCENTES: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA

USE OF NONINVASIVE TECHNIQUES FOR THE DIAGNOSIS OF METABOLIC SYNDROME IN CHILDREN AND ADOLESCENTS: A SYSTEMATIC REVIEW

DOI: 10.16891/2317-434X.v12.e4.a2024.pp4995-5007

Recebido em: 09.08.2024 | Aceito em: 12.01.2025

**Rebeca Costa Castelo Branco^{a*}, Nilviane Pires Silva Sousa^a, Guilherme de Oliveira Lima^a,
Luciana Felipe Férrer Aragão^b, Ana Paula Dias Rangel Montenegro^b,
João Pedro Pimentel Abreu^a, Lethycia Pereira Rosa^a, Camila de Carvalho Vieira^a,
Laís Araújo Souza Wolff^a, Marcos Antônio Custódio Neto da Silva^c,
Allan Kardec Duailibe Barros Filho^a, Maria do Desterro Soares Brandão Nascimento^a**

^aUniversidade Federal do Maranhão – UFMA, São Luís – MA, Brasil^a

^bUniversidade Federal do Ceará – UFC, Fortaleza – CE, Brasil^b

^cUniversidade Federal do Maranhão – UFMA, Imperatriz – MA, Brasil^c

*E-mail: drarebecacastelobranco@gmail.com

RESUMO

Introdução: A síndrome metabólica (SM) é um grupo de fatores de risco cardiovasculares associados à resistência à insulina e é impulsionada por fatores subjacentes, incluindo obesidade visceral, inflamação sistêmica e disfunção celular. A prevalência dessa condição entre crianças e adolescentes tem aumentado consideravelmente nas últimas quatro décadas. Assim, o uso de técnicas diagnósticas não invasivas pode permitir intervenções precoces nessa população, prevenindo o desenvolvimento de complicações cardiovasculares ou metabólicas na vida adulta. **Objetivo:** Descrever as principais técnicas não invasivas desenvolvidas para o diagnóstico da SM em crianças e adolescentes, avaliando a sensibilidade e especificidade destes métodos para atingir este objetivo. **Métodos:** Esta revisão sistemática da literatura foi conduzida de acordo com as diretrizes do PRISMA. As buscas foram realizadas nas bases de dados Pubmed, Lilacs, Cochrane, Embase e Scielo, entre maio e dezembro de 2024. **Resultados:** Dos 511 estudos identificados, 9 foram selecionados para inclusão nesta revisão. A especificidade e a sensibilidade de diferentes métodos não invasivos descritos pelos estudos variaram de 56% a 97,5% e de 63% a 100%, respectivamente. **Conclusão:** Os métodos não invasivos demonstraram eficácia na detecção da SM em crianças e adolescentes, permitindo reduzir a necessidade de exames de sangue e a intervenção precoce nesta população, além de prevenir o desenvolvimento de complicações cardiovasculares ou metabólicas na vida adulta.

Palavras-chave: Diagnóstico Precoce; Técnicas e Procedimentos Diagnósticos; Revisão Sistemática.

ABSTRACT

Introduction: Metabolic syndrome (MS) is a group of cardiovascular risk factors associated with insulin resistance and is driven by underlying factors, including visceral obesity, systemic inflammation, and cellular dysfunction. The prevalence of this condition among children and adolescents has increased considerably in the last four decades. Thus, the use of noninvasive diagnostic techniques may allow early interventions in this population, preventing the development of cardiovascular or metabolic impairments in adulthood. **Objective:** To describe the main noninvasive techniques developed for the diagnosis of MS in children and adolescents, evaluating the usability and efficacy of such methods to achieve this goal. **Methods:** This systematic review of the literature was conducted according to the PRISMA guidelines. The searches were conducted in the Pubmed, Lilacs, Cochrane, Embase and Scielo databases between May and December 2024. **Results:** Of the 511 studies identified, 9 were selected for inclusion in this review. The specificity and sensitivity, when available, of different non-invasive methods described by the studies ranged from 56% to 97.5% and from 63% to 100%, respectively. **Conclusion:** Noninvasive methods have been shown to be effective in detecting MS in children and adolescents, reducing the need for blood tests and early intervention in this population, in addition to preventing the development of cardiovascular or metabolic complications.

Keywords: Early Diagnosis; Diagnostic Techniques and Procedures; Systematic Review.

interfases

revista

Revisão de Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

INTRODUÇÃO

A obesidade, ou seja, o excesso de tecido adiposo no organismo, tem etiologia complexa e multifatorial (SWEETING, 2007). Dentre os fatores envolvidos no seu desenvolvimento, destacam-se a genética, a atividade física, o sedentarismo, a alimentação, etc. (GONZÁLEZ-MUNIESA *et al.*, 2017). A prevalência de sobrepeso e obesidade entre crianças e adolescentes tem aumentado consideravelmente nas últimas quatro décadas (NG *et al.*, 2013; ABARCA-GÓMEZ *et al.*, 2017). Embora haja uma tendência de queda no número de pessoas afetadas por essa condição nos países desenvolvidos, há um aumento especialmente dramático nos países em desenvolvimento, afetando principalmente subpopulações de baixa renda (DE ONIS; BLÖSSNER; BORGHI, 2010; CHUNG *et al.*, 2016). Em números absolutos, estima-se atualmente que cerca de 38 milhões de crianças menores de 5 anos estejam com sobrepeso ou obesidade, enquanto cerca de 340 milhões de crianças e adolescentes de 5 a 19 anos tenham tal condição (WORLD HEALTH ORGANIZATION, 2024).

Os principais fatores de risco adicionais para obesidade na infância e adolescência foram recentemente revisados (GONZÁLEZ-MUNIESA *et al.*, 2017; LARQUÉ *et al.*, 2019). Alguns dos mais proeminentes são o índice de massa corporal (IMC) dos pais, ganho de peso gestacional da mãe, diabetes gestacional, tabagismo materno, peso ao nascer, crescimento rápido do bebê e alto consumo de proteínas e/ou açúcares livres. Há também fatores psicológicos, principalmente durante o período da adolescência.

A síndrome metabólica (SM) é um grupo de fatores de risco cardiovasculares associados à resistência à insulina e é impulsionada por fatores subjacentes, incluindo obesidade visceral, inflamação sistêmica e disfunção celular. Esses riscos estão surgindo mais precocemente na infância e adolescência e estão associados a uma alta probabilidade de futuras doenças crônicas na vida adulta (DEBOER, 2019).

A primeira definição formal de SM foi proposta em 1998 pela Organização Mundial da Saúde (OMS), que enfatizava a resistência à insulina e a considerava o principal fator de risco para tal quadro. O diagnóstico da síndrome pelos critérios da OMS poderia ser feito com base em vários marcadores de resistência à insulina mais 2 fatores de risco adicionais, incluindo obesidade, hipertensão, nível elevado de triglicérides, HDL reduzido ou microalbuminúria (ALBERTI *et al.*, 2009).

Desde 2003, várias definições para SM pediátrica têm sido propostas. Nos últimos anos, houve um aumento no número de publicações abordando as dimensões e a relevância da SM em infantes. No entanto, diferentes desafios ainda são enfrentados nessa condição. Em primeiro lugar, a definição de SM pediátrica e sua utilidade clínica permanecem objeto de debate contínuo (BUSSLER *et al.*, 2017).

De acordo com o consenso da *International Diabetes Federation* (IDF) de 2007, crianças a partir de 10 anos preenchiam os critérios para SM se apresentassem obesidade abdominal associada a dois ou mais dos seguintes fatores de risco: hipertensão arterial, glicemia de jejum maior ou igual a 100 mg/dl e dislipidemia (triglicérides maior ou igual a 150 mg/dl e/ou HDL menor que 40 mg/dl) (CHRISTIAN FLEMMING *et al.*, 2020).

Em 2014, Ahrens *et al.* publicaram uma nova e promissora abordagem, propondo um escore quantitativo para SM utilizando parâmetros antropométricos e metabólicos específicos para idade e sexo em crianças, o que forneceria um diagnóstico dessa condição mesmo em indivíduos mais jovens, uma vez que só foi realizado em crianças acima de 10 anos de idade. De acordo com este estudo, o paciente deveria preencher 3 dos seguintes critérios: circunferência da cintura elevada (percentil >90), pressão arterial elevada (percentil >90), triglicérides (percentil >90), HDL (percentil <10), modelo homeostático de avaliação da resistência à insulina (HOMA-IR) (percentil >90) e glicemia de jejum (percentil >90).

Além disso, em um esforço para ajudar médicos a diagnosticar precocemente doenças, técnicas não invasivas estão sendo utilizadas para prever a probabilidade de um paciente desenvolver uma determinada condição. Por definição, essas técnicas não envolvem ferramentas que transponham a barreira da pele ou adentrem fisicamente no corpo. Podem ser classificadas em três tipos: acompanhamento clínico, biomarcadores ou exames de imagem (YAMAMOTO, 2015). De acordo com Maxwell *et al.* (2017), a vantagem da moderna análise de dados permite que os médicos obtenham diagnósticos com base nos dados dos pacientes em menos tempo e custo, bem como criem ferramentas poderosas com o propósito de previsão inteligente de riscos à saúde com mais celeridade.

Assim, este estudo buscou realizar um levantamento sistemático das principais técnicas não invasivas desenvolvidas para o diagnóstico da SM em

crianças e adolescentes, avaliando a sensibilidade e especificidade destes métodos para atingir este objetivo.

METODOLOGIA

Esta revisão sistemática da literatura foi conduzida de acordo com as diretrizes *International Preferred Reporting Items for Systematic Review and Meta-Analyses* (PRISMA). As buscas foram realizadas nas bases de dados *Pubmed*, *Lilacs*, *Cochrane*, *Embase* e *Scielo*, entre maio e dezembro de 2024. Os descritores "child", "adolescent", "early diagnosis", "non-invasive" e "metabolic syndrome" foram selecionados de acordo com o *Medical Subject Headings (MeSH)*, a fim de obter informações bem estabelecidas durante a pesquisa. Os estudos incluídos nesta revisão foram selecionados utilizando-se os seguintes critérios: artigos em inglês, português ou espanhol, publicados até dezembro de 2024 e disponíveis na íntegra. Além disso, foram incluídos apenas artigos originais e resumos apresentados em congressos que abordassem o uso de técnicas não invasivas para o diagnóstico da SM em crianças e

adolescentes. Assim, estudos que envolviam animais, relatos de casos, opiniões de especialistas e artigos de revisão foram excluídos.

Inicialmente, os artigos foram pesquisados nas bases de dados citadas anteriormente, utilizando-se a seguinte frase de busca: ("child" OR "adolescent") AND ("early diagnosis" OR "non-invasive") AND ("metabolic syndrome"). Após essa primeira etapa, os artigos duplicados foram excluídos e os demais estudos avaliados por meio da leitura dos títulos e resumos, o que contribuiu para a formação de uma base de dados secundária. Em seguida, dois revisores independentes, utilizando o *checklist* do PRISMA para avaliar a qualidade dos artigos, leram cada um dos estudos na íntegra, classificando-os como elegíveis ou não para a revisão final.

Na etapa de inclusão, os artigos foram discutidos a fim de encontrar pontos convergentes e divergentes com a literatura atual, a fim de produzir um resumo crítico com as informações fornecidas pelos artigos selecionados (Tabelas 1 e 2). Os dados foram extraídos do corpo do texto, tabelas e figuras de todos os artigos incluídos neste estudo.

Tabela 1. Resumos das variáveis não invasivas descritas pelos artigos incluídos. CC = Circunferência da cintura; ¹³C-GBT = Teste respiratório com ¹³C-glicose; DCT = Dobra cutânea tricipital; IMC = Índice de massa corporal; PAD = Pressão arterial diastólica; PAS = Pressão arterial sistólica; PCR = Proteína C-reativa; RCEst = Relação cintura/estatura.

Título	Autores	Ano	País	Variáveis não invasivas analisadas
<i>Metabolic Disease Risk in Children by Salivary Biomarker Analysis</i>	Goodson <i>et al.</i>	2014	Kuwait e EUA	Insulina, PCR, adiponectina e leptina de amostras salivares.
<i>Waist to Height Ratio: A Simple Tool to Recognise Children at Increased Risk for Metabolic Syndrome</i>	Campanozzi <i>et al.</i>	2014	Itália	RCEst
<i>The ¹³C-glucose breath test is a valid non-invasive screening tool to identify metabolic syndrome in adolescents</i>	Salas-Fernández <i>et al.</i>	2015	México	¹³ C-GBT
<i>Usefulness of the Waist Circumference-to-Height Ratio in Screening for Obesity and Metabolic Syndrome among Korean Children and Adolescents: Korea National Health and Nutrition Examination Survey, 2010–2014</i>	Choi <i>et al.</i>	2017	Coréia do Sul	RCEst
<i>Predictive ability of waist circumference and waist-to-height</i>	Arellano-Luiz <i>et al.</i>	2020	Espanha	CC e RCEst

ratio for cardiometabolic risk screening among Spanish children				
<i>A Sustainable Approach to the Metabolic Syndrome in Children and Its Economic Burden</i>	Vaquero Alvarez <i>et al.</i>	2020	Espanha	IMC, CC, PAD, PAS e RCEst
<i>A Non-invasive Model for Detection of Undiagnosed Metabolic Syndrome in School Children and Adolescents</i>	Lin <i>et al.</i>	2020	China	Idade, sexo, RCEst, presença de hipertensão e acantose nigricans.
<i>Comparison of Diagnostic Models to Estimate the Risk of Metabolic Syndrome in a Chilean Pediatric Population: A Cross-Sectional Study</i>	Solorzano <i>et al.</i>	2023	Chile	IMC, relação cintura-quadril, PAS e PAD
<i>Triceps Skin Fold Measurement and Risk of Metabolic Syndrome in Overweight and Obese Adolescents</i>	Soundararajan <i>et al.</i>	2024	Índia	DCT

Tabela 2. Resumo dos resultados dos artigos incluídos. ¹³C-GBT = Teste respiratório com ¹³C-glicose; DCT = Dobra cutânea tricipital; IMC = índice de massa corporal; PAD = Pressão arterial diastólica; PAS = Pressão arterial sistólica; PCR = Proteína C-reativa; RCEst = Relação cintura/estatura; SM = Síndrome metabólica.

Título	Resultados
<i>Metabolic Disease Risk in Children by Salivary Biomarker Analysis</i>	A PCR salivar foi 6 vezes maior, insulina e leptina salivares foram 3 vezes maiores e a adiponectina foi 30% menor nas crianças obesas em comparação com as crianças eutróficas saudáveis, demonstrando sensibilidade diagnóstica global para identificar obesidade de 89% e especificidade de 61%.
<i>Waist to Height Ratio: A Simple Tool to Recognise Children at Increased Risk for Metabolic Syndrome</i>	Os autores concluíram que um valor de corte de 0,62 para RCEst mostrou uma sensibilidade e especificidade, respectivamente, de 76,3% e 56% para identificar crianças obesas afetadas pela SM.
<i>The ¹³C-glucose breath test is a valid non-invasive screening tool to identify metabolic syndrome in adolescents</i>	Os dados de ¹³ C-GBT, expressos como porcentagem cumulativa ajustada de dose oxidada aos 180 min, foram significativamente maiores no grupo de indivíduos saudáveis em comparação com indivíduos com ≥ 3, 2 ou 1 componente da SM, apresentando sensibilidade de 81,5% e especificidade de 66,7%.
<i>Usefulness of the Waist Circumference-to-Height Ratio in Screening for Obesity and Metabolic Syndrome among Korean Children and Adolescents: Korea National Health and Nutrition Examination Survey, 2010–2014</i>	Os pontos de corte da RCEst para prever, com exceção da CC, dois ou mais componentes da SM na população estudada foi de 0,44 (sensibilidade de 67,7% e especificidade de 64,6%) para meninos e 0,43 (sensibilidade de 66,4% e especificidade de 66,9%).
<i>Predictive ability of waist circumference and waist-to-height ratio for cardiometabolic risk screening among Spanish children</i>	A RCEst maior que 0,51 apresentou sensibilidade de 63% e especificidade de 85% para classificar crianças com SM.
<i>A Sustainable Approach to the Metabolic Syndrome in Children and Its Economic Burden</i>	Os autores observaram que a RCEst e a avaliação da pressão arterial foram úteis para a detecção da SM, possibilitando reduzir o uso de testes invasivos. Ambos os preditores ofereceram alta acurácia, com sensibilidade de 63,6%, especificidade de 97,5% e menor custo econômico.

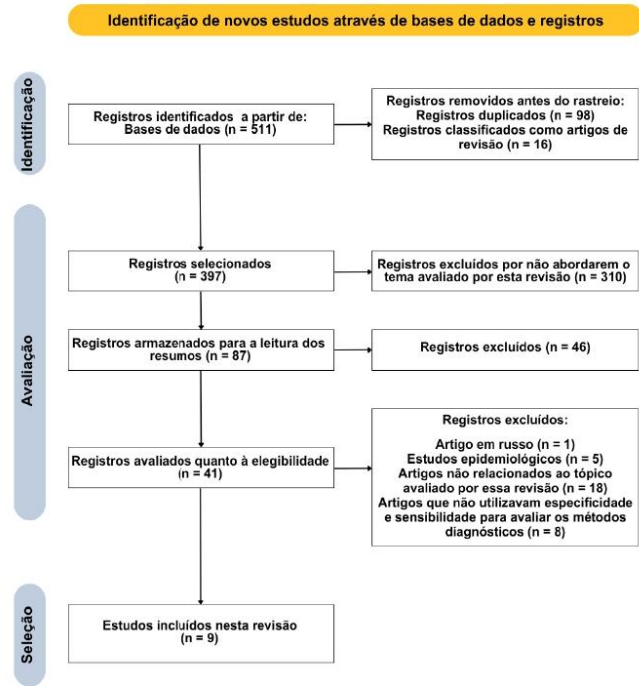
<i>A Non-invasive Model for Detection of Undiagnosed Metabolic Syndrome in School Children and Adolescents</i>	Dentre os dois modelos preditivos desenvolvidos, aquele que obteve uma melhor performance apresentou sensibilidade e especificidade, respectivamente, de 65,7% e 74,1%.
<i>Comparison of Diagnostic Models to Estimate the Risk of Metabolic Syndrome in a Chilean Pediatric Population: A Cross-Sectional Study</i>	Após a comparação de quatro modelos diagnósticos, o modelo antropométrico, que utilizou variáveis como IMC, relação cintura-quadril, PAS e PAD, apresentou sensibilidade de 69,5%, especificidade de 88,8% e índice de validade de 83,6%.
<i>Triceps Skin Fold Measurement and Risk of Metabolic Syndrome in Overweight and Obese Adolescents</i>	Os autores concluíram, após uma análise mediante a curva ROC, que o ponto de corte de 26,7 mm de DCT demonstrou 88% de sensibilidade e 72% de especificidade como um indicador de risco para SM.

RESULTADOS

Foram encontrados 511 estudos potencialmente elegíveis após buscas nas bases de dados. Destes, 98 estavam duplicados e 16 foram excluídos por se tratarem de artigos de revisão. Após a leitura dos títulos dos 397

estudos restantes, 310 não foram incluídos por não abordarem o tema avaliado por esta revisão. Dos 87 artigos restantes, 46 foram excluídos após a leitura dos resumos. Por fim, dentre os 41 artigos lidos na íntegra por dois revisores independentes, 9 foram incluídos nesta revisão (Figura 1).

Figura 1. Diagrama de fluxo PRISMA (Haddaway *et al.*, 2022). Dos 492 registros iniciais, 9 estudos foram incluídos.



interfases

revista

Revisão de
Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

Goodson *et al.* (2014) analisaram biomarcadores presentes na saliva de 744 crianças de 10 a 12 anos, das quais 186 eram obesas. Em relação aos indivíduos eutróficos, os obesos apresentaram insulina e proteína C-reativa (PCR) salivar três e seis vezes maiores, respectivamente. A leptina salivar foi maior no grupo de obesos, enquanto a adiponectina salivar foi reduzida nos grupos sobrepeso e obesidade. Usando apenas PCR salivar e insulina como preditores, a sensibilidade diagnóstica global para identificar obesidade pelo status dos biomarcadores foi de 89% e a especificidade foi de 61%. Campanozzi *et al.* (2014) utilizaram curvas ROC para detectar a utilidade da relação cintura/estatura (RCEst) como um parâmetro útil para o rastreio de crianças obesas sob o risco de desenvolverem SM. Ao avaliarem 803 voluntários (408 meninos e 395 meninas, com idade média de $9,43 \pm 2,5$ anos), dentre os quais 105 apresentavam SM, os autores concluíram que um valor de corte de 0,62 para RCEst mostrou uma sensibilidade e especificidade, respectivamente, de 76,3% e 56% para identificar crianças obesas afetadas pela SM.

Salas-Fernández *et al.* (2015) buscaram determinar um ponto de corte ideal para o teste respiratório com ^{13}C -glicose (^{13}C -GBT) para o diagnóstico de síndrome metabólica (SM) em 136 adolescentes, com média de idade de 13,4 anos, que foram subdivididos nos seguintes grupos: trinta e três deles (24,3%) tinham SM, 15,4% tinham dois componentes da SM e 38,2% tinham apenas um componente. Apenas 22% do total de indivíduos recrutados não apresentavam nenhum componente da SM. Após a ingestão de uma carga de glicose de 1,75 g/kg de peso corporal (até 75 g) e uma dose oral de 1,5 mg de ^{13}C -glicose/kg universalmente marcada dissolvida em água, amostras respiratórias foram coletadas no início do estudo e em intervalos de 30, 60, 90, 120, 150 e 180 minutos. Os dados de ^{13}C -GBT, expressos como porcentagem cumulativa ajustada de dose oxidada em 180 min, foram significativamente maiores no grupo de indivíduos saudáveis ($17,72\% \pm 4,9\%$) em comparação com indivíduos com ≥ 3 , 2 ou 1 componente da SM ($9,95\% \pm 4,73\%$, $14,3\% \pm 4,47\%$ e $14,62\% \pm 4,62\%$, respectivamente). Uma curva característica de operação do receptor (curva ROC) foi construída para determinar um ponto de corte para o ^{13}C -GBT para prever a presença de dois ou mais componentes da SM. Um ponto de corte de 16,09% aos 180 minutos apresentou sensibilidade de 81,5% e especificidade de 66,7%. Os valores preditivos positivo e negativo para ^{13}C -GBT foram 81% e 67%, respectivamente.

Choi *et al.* (2017), por sua vez, avaliaram o valor diagnóstico da RCEst para a detecção de obesidade e SM em crianças e adolescentes coreanos. A amostra foi composta por 3057 indivíduos (1625 meninos e 1332 meninas) com idade entre 10-19 anos, dentre os quais 12,4% apresentavam dois ou mais componentes da SM, excluindo a CC, enquanto 6,2% já haviam recebido o diagnóstico do quadro. Os autores utilizaram curvas ROC para determinar os valores ideais da RCEst para prever, com exceção da CC, dois ou mais componentes da SM. Na população estudada, os valores foram de 0,44 (sensibilidade de 67,7% e especificidade de 64,6%) para meninos e 0,43 (sensibilidade de 66,4% e especificidade de 66,9%). De forma similar, Vaquero Alvarez *et al.* (2020), analisando dados antropométricos e laboratoriais de 265 crianças e adolescentes com idade entre 6 e 16 anos, sendo 144 meninos, observaram maior prevalência de obesidade (36 em 144) e obesidade extrema (11 em 144) nessa população, enquanto as meninas apresentaram maior prevalência de sobrepeso (33 em 121). Além disso, ao adotar a RCEst e a avaliação da pressão arterial, os autores observaram que ambos os parâmetros mostraram-se úteis para a detecção da SM, possibilitando reduzir o uso de testes invasivos. Ambos os preditores ofereceram alta acurácia, com sensibilidade de 63,6%, especificidade de 97,5% e menor custo econômico.

A capacidade preditiva da CC e da RCEst para rastrear o risco cardiometabólico também foi avaliada por Arellano-Luiz *et al.* (2020) quando analisaram dados antropométricos e biomarcadores de 848 crianças entre 8 e 11 anos de idade. De acordo com os pesquisadores, uma RCEst maior que 0,51 teve sensibilidade de 63% e especificidade de 85% para classificar crianças com SM.

Lin *et al.* (2020) desenvolveram um modelo não invasivo utilizando parâmetros clínicos e antropométricos para detectar SM em 7.330 crianças e adolescentes chineses com idade entre 10-18 anos, dentre os quais 3,9% (289) apresentavam tal condição. A capacidade preditiva do modelo foi baseada em curvas ROC e levou em consideração os seguintes indicadores: idade, sexo, RCEst, presença de hipertensão e acantose nigricans. Com base nessas informações, dentre os dois modelos preditivos desenvolvidos, aquele que obteve uma melhor performance apresentou sensibilidade e especificidade, respectivamente, de 65,7% e 74,1%.

Solorzano *et al.* (2023), após compararem quatro modelos diagnósticos para estimar o risco de SM na população pediátrica, observaram prevalência de 26,8% em uma população de 220 crianças entre 6 e 11 anos de

interfases revista

Revisão de Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

idade. Apesar de apresentar acurácia inferior aos métodos diagnósticos invasivos, o modelo antropométrico, que utilizou variáveis como IMC, RCEst, PAS e pressão arterial diastólica (PAD), apresentou sensibilidade de 69,5%, especificidade de 88,8% e índice de validade de 83,6%.

Por fim, Soundararajan *et al.* (2024) avaliaram o uso da dobra cutânea tricipital (DCT) como uma medida não invasiva para a predição de SM. A amostra populacional foi composta por 60 crianças e adolescentes indianos com idade entre 10 e 16 anos, dentre os quais 17 (28%) apresentavam SM. Os autores concluíram, após uma análise mediante a curva ROC, que o ponto de corte de 26,7 mm de DCT demonstrou 88% de sensibilidade e 72% de especificidade como um indicador de risco para SM.

DISCUSSÃO

A síndrome metabólica (SM) representa um risco significativo para a saúde da população pediátrica e juvenil, estando associada a uma alta probabilidade de desenvolvimento de doenças cardiovasculares e diabetes durante a vida adulta (HAMILTON; DEE; PERRY, 2018; VAQUERO ALVAREZ *et al.*, 2020). Nessa perspectiva, pesquisadores têm analisado técnicas, tanto invasivas quanto não invasivas, para identificação precoce da SM em crianças e adolescentes (BOUHENNI *et al.*, 2019; VAQUERO ALVAREZ *et al.*, 2020).

A sensibilidade e a especificidade são as duas medidas estatísticas mais utilizadas para avaliar a performance de um teste alternativo em relação ao padrão-ouro (MONAGHAN *et al.*, 2021). Em linhas gerais, a sensibilidade é a probabilidade de um teste laboratorial ser positivo se o paciente apresenta a doença em questão. A especificidade, por sua vez, é a probabilidade de um teste ser negativo caso o paciente não esteja acometido pela condição que está sendo avaliada. Assim, sensibilidade e especificidade são parâmetros inerentes ao exame laboratorial para detectar determinada doença (MCKAY; LIM; VAN GELDER, 2021).

Um estudo conduzido por Solorzano *et al.* (2023) comparou técnicas diagnósticas invasivas e não invasivas, mostrando que o índice de massa corporal (IMC), circunferência da cintura (CC), relação cintura/estatura (RCEst) e pressão arterial apresentaram boa acurácia diagnóstica na detecção da SM, além de serem amplamente reconhecidos por sua fácil execução e baixo custo. Esses achados corroboram investigações anteriores

realizadas com jovens brasileiros e alemães, que também destacaram parâmetros antropométricos como indicadores significativos no diagnóstico dessa condição (JUNG *et al.*, 2010; MASTROENI *et al.*, 2019).

Por outro lado, Choi *et al.* (2017), ao comparar o IMC, a RCEst e a CC como ferramentas de rastreamento para obesidade e SM em crianças e adolescentes, obtiveram uma acurácia estatisticamente semelhante entre esses índices. Essa observação difere dos achados de Ramirez-Manent *et al.* (2023), em um estudo descritivo realizado em adultos, que demonstrou que o valor preditivo do índice de volume abdominal foi maior em mulheres e comparável aos obtidos com IMC e CC durante o processo de detecção da SM.

Arsang-Jang *et al.* (2019) identificaram o índice de forma corporal triponderal superior ao IMC e à CC na predição de riscos, devido à sua maior acurácia, principalmente durante a adolescência, quando as alterações na composição corporal são intensas e, por vezes, desproporcionais. O índice de forma corporal triponderal permite aos praticantes diferenciar melhor o excesso de peso devido ao aumento da massa muscular em relação à gordura. Apesar das diferenças, há um consenso entre os estudos sobre a eficácia dos métodos antropométricos como ferramentas valiosas para a prevenção e o diagnóstico precoce.

No estudo de Soundararajan *et al.* (2024), a dobra cutânea tricipital (DCT) foi significativamente maior nos grupos de adolescentes com SM, em comparação aos que não atendiam aos parâmetros para essa condição, sendo apontada como um indicador de alta sensibilidade para o rastreamento de alterações metabólicas. Resultados similares foram encontrados em um estudo com crianças brasileiras, com idade dos seis aos dez anos, que destacou a DCT como um dos métodos de acurácia significativa na predição de SM (ANDAKI *et al.*, 2017).

Lin *et al.* (2020) compararam dois modelos para a detecção de SM entre crianças e jovens: o modelo padrão — que incluía idade, IMC, acantose nigricans, sexo e RCEst — e o modelo de abordagem mista — que considerava todos os pacientes com hipertensão e obesidade central como casos de SM e aplicava o modelo padrão nos casos de obesidade central e normotensão. O primeiro modelo foi apontado como aquele de maior especificidade e valor preditivo positivo. Um estudo conduzido por Vlachopapadopoulou *et al.* (2020) também apontou o IMC, a RCEst e a presença de acantose nigricans como indicadores precoces de risco metabólico em crianças pré-púberes.

Goodson *et al.* (2014) analisaram técnicas não invasivas baseadas na análise de amostras de saliva, identificando a proteína C-reativa (PCR), adiponectina, leptina e insulina como potenciais biomarcadores a serem utilizados na investigação de disfunções metabólicas. Neste estudo, os níveis de PCR salivar e insulina mostraram-se elevados em crianças com sobrepeso em relação ao grupo eutrófico, dados corroborados por outros estudos (NAIDOO *et al.*, 2012; TVARIJONAVICIUTE *et al.*, 2020). Além disso, estudos mais recentes têm apontado associação entre elevações na PCR salivar e nos níveis de insulina e aumento do IMC, apontando tais biomarcadores salivares como possíveis indicadores de progressão de doenças metabólicas graves em jovens (ALQADERI *et al.*, 2022).

Palacios, Caamaño e Celis (2020) identificaram quatro principais parâmetros não invasivos no diagnóstico precoce da SM: sedentarismo puro, RCEst, pressão arterial sistólica (PAS) e peso. Além disso, Campanozzi *et al.* (2014) também evidenciaram a RCEst como uma ferramenta prática para a detecção da SM entre os pacientes pediátricos. Nesse sentido, esses estudos corroboram a utilidade da RCEst na detecção da SM em crianças eutróficas ou com sobrepeso, mostrando sensibilidade de 100% quando esse parâmetro é igual ou superior a 0,50 (AGUIRRE *et al.*, 2018). Além disso, outros trabalhos têm demonstrado relação direta entre o tempo de sedentarismo e o risco de SM em diversas faixas etárias (EDWARDSSON *et al.*, 2012; YIN *et al.*, 2022).

Ademais, Salas-Fernández *et al.* (2015) investigaram o potencial do teste respiratório com ^{13}C -glicose (^{13}C -GBT) como ferramenta não invasiva para detecção de SM em adolescentes. Esse teste consiste na ingestão de uma carga oral de glicose não marcada, juntamente com uma dose de ^{13}C -glicose, utilizada como marcador de CO_2 exalado. Em indivíduos com distúrbios do metabolismo da glicose, há uma redução na quantidade de $^{13}\text{CO}_2$ exalado. Os resultados indicam que a SM está intimamente associada ao comprometimento precoce do metabolismo glicídico. Assim, o ^{13}C -GBT surge como uma ferramenta potencial na identificação da SM em adolescentes.

Embora os métodos não invasivos, como biomarcadores salivares e medidas antropométricas, apresentem vantagens significativas em termos de acessibilidade e aplicabilidade em populações pediátricas, algumas limitações precisam ser consideradas. A variabilidade nos resultados entre diferentes populações, como observado por Choi *et al.* (2017) ao comparar o

IMC, a RCEst e a CC, pode impactar a precisão diagnóstica, especialmente em crianças de diversas etnias, condições clínicas e contextos socioeconômicos. Além disso, a análise de dados obtidos por meio de procedimentos que exigem diferentes técnicas, como fonte da coleta, tempo decorrido para a obtenção da amostra, estado nutricional e comportamental do infante, se não padronizadas, podem introduzir vieses importantes nos resultados. Ademais, Arsang-Jang *et al.* (2019) apontaram que a eficácia de certos índices, como o índice de forma corporal triponderal, depende do estágio de desenvolvimento corporal do adolescente, dificultando a padronização dos resultados. Esses desafios destacam a necessidade de estudos adicionais para validar esses métodos em diferentes contextos e populações.

Sabe-se que a utilização de modelos preditivos permite, por meio de sua análise, classificar os diferentes fatores de risco em ordem de importância, para que ocorra a identificação daqueles que seriam mais efetivos para o delineamento dessas intervenções (COLMENAREJO, 2020). Atualmente, existem diversos modelos computacionais que podem ser utilizados para a predição e classificação de doenças. Basicamente, esses modelos são divididos em algoritmos supervisionados e não supervisionados. Este último grupo compõe subclasses de inteligência artificial (IA) conhecidas como *machine learning* e *deep learning*. As regras de aprendizagem de algoritmos não supervisionados possuem interconexões que se assemelham a uma complexa rede de neurônios, mas têm como principal característica a independência das influências externas necessárias para o aprendizado (REZENDE, 2003).

As redes neurais artificiais (ANN), por exemplo, são caracterizadas por sistemas que, em algum nível, se assemelham à estrutura do cérebro humano (BRAGA; CARVALHO; LUDEMIR, 2007). Nesses sistemas computacionais, a transmissão de dados é estruturada em camadas de entrada, processamento e saída de informações, semelhante à organização celular do sistema neuronal biológico. Em comparação aos modelos estatísticos tradicionais, as ANN têm melhor desempenho na análise de variáveis independentes correlacionadas, na precisão de classificação e na interpretação de coeficientes (MONTEIRO *et al.*, 2022). Dessa forma, destacam-se como importantes ferramentas na saúde, com aplicação nos campos de modulação (simulação de funções cerebrais e sistemas neurosensoriais), processamento de sinais bioelétricos e análise de diagnósticos e prognósticos. (SIQUEIRA-BATISTA *et al.*, 2014). São utilizadas nos

interfases

revista

Revisão de
Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

campos da ciência e tecnologia com aplicações nas áreas de química, física e biologia (MIRTSKHULAVA *et al.*, 2015). Vários estudos demonstram o potencial dessa técnica na predição de doenças cardíacas e outras condições como câncer de pulmão e fígado, diabetes, doença de Parkinson e detecção de doença renal crônica (BONATO *et al.*, 2004; XING *et al.*, 2007; GHANNAD-REZAIE; SOLTANIAN-ZADEH, 2008; RAJAN; CHELVAN, 2013; KUNWAR *et al.*, 2016). Portanto, técnicas de classificação como as ANN tornam-se uma ferramenta computacional atrativa para a solução de problemas complexos como a detecção precoce em infantes com SM, antecipando potenciais resultados negativos para os mesmos.

Os modelos baseados em IA têm potencial para revolucionar o diagnóstico precoce da SM, mas sua aplicabilidade prática ainda enfrenta desafios. Como observado por Colmenarejo (2020), algoritmos de *machine learning* e *deep learning* possuem a capacidade de priorizar fatores de risco, permitindo a criação de modelos mais precisos e individualizados. Estudos incluídos nesta revisão demonstraram a capacidade da IA em identificar padrões complexos a partir de dados antropométricos e biomarcadores. No entanto, a implementação de ANN, por exemplo, requer infraestrutura tecnológica avançada e treinamento específico de profissionais de saúde, fatores que podem dificultar a adoção da IA por custos iniciais elevados e falta de acesso à tecnologia. Apesar disso, a integração desses modelos pode reduzir custos a longo prazo ao permitir diagnósticos mais rápidos e intervenções precoces. Estudos como os de Monteiro *et al.* (2022) mostram que essas técnicas têm alta precisão na predição de condições metabólicas, justificando seu potencial como ferramenta diagnóstica de larga escala.

Seguir esse formato abrangente de implementação de métodos pode oferecer vantagens econômicas substanciais, especialmente em contextos de saúde pública. Métricas como a RCEst, apontada por Aguirre *et al.* (2018) como uma ferramenta prática e de alta sensibilidade, exigem pouco investimento inicial em comparação com métodos invasivos. Além disso, medidas antropométricas requerem equipamentos básicos, como fitas métricas e balanças, enquanto biomarcadores salivares, como os níveis de PCR e insulina descritos por Goodson *et al.* (2014), podem ser coletados em ambientes

com infraestrutura básica. No entanto, barreiras logísticas, como o transporte adequado de amostras e a disponibilidade de laboratórios para análise, ainda representam desafios significativos. Estudar formas de otimizar esses processos e de adaptá-los às necessidades de diferentes contextos pode viabilizar a utilização de tais métodos em diferentes cenários, inclusive em áreas remotas.

CONCLUSÃO

De acordo com os estudos selecionados, métodos não invasivos, como medidas antropométricas (IMC, CC, RCEst e pressão arterial), biomarcadores salivares (PCR e insulina) e o teste respiratório com ^{13}C -glicose têm se mostrado eficazes na detecção da SM, permitindo reduzir a necessidade de exames de sangue invasivos. Esses métodos oferecem alta precisão, sensibilidade, especificidade e concordância clínica com testes de referência, porém com menor custo econômico e fácil aplicação, permitindo intervenções precoces em crianças e adolescentes portadores ou sob risco de desenvolverem SM, além de prevenir o desenvolvimento de complicações cardiovasculares ou metabólicas na vida adulta. Assim, a integração de dados antropométricos e laboratoriais com modelos de IA, como redes neurais artificiais, é promissora para a predição e diagnóstico da SM, caracterizando-se como excelentes ferramentas de simulação para a realização de análises em subpopulações específicas. Esses resultados podem ser fundamentais para o desenvolvimento de diretrizes clínicas e para orientar futuras pesquisas sobre a prevenção da SM em crianças e adolescentes. No entanto, a variabilidade metodológica e a necessidade de padronização ressaltam a importância de novas pesquisas para validar e consolidar essas abordagens.

AGRADECIMENTOS

Ao Programa de Pós-Graduação em Biotecnologia (RENORBIO) da Universidade Federal do Maranhão (UFMA). Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). Ao Laboratório de Processamento de Informações Biológicas (PIB) da UFMA. À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES).

interfaces

revista
Revisão de Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

REFERÊNCIAS

- ABARCA-GÓMEZ, L. *et al.* **Worldwide trends in body-mass index, underweight, overweight, and obesity from 1975 to 2016: a pooled analysis of 2416 population-based measurement studies in 128.9 million children, adolescents, and adults.** *The Lancet*, [S.l.], v. 390, p. 2627–2642, 2017. DOI: [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(17\)32129-3](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(17)32129-3).
- AGUIRRE PALACIOS, F. A. *et al.* **Propuesta de fenotipo para diagnóstico precoz de posibilidad de síndrome metabólico en escolares de 6 a 15 años.** *Hipertensión y Riesgo Vascular*, [S.l.], v. 37, n. 3, p. 115–124, 2020. (Espanhol).
- AGUIRRE, P. F. *et al.* **Waist-to-height ratio and sedentary lifestyle as predictors of metabolic syndrome in children in Ecuador.** *Hipertensión y Riesgo Vascular*, [S.l.], v. 35, n. 3, p. 101–109, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.hipert.2017.09.002>.
- AHRENS, W. *et al.* **Metabolic syndrome in young children: definitions and results of the IDEFICS study.** *International Journal of Obesity*, [S.l.], v. 38, n. 2, p. S4–S14, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1038/ijo.2014.130>.
- ALBERTI, K. G. M. M. *et al.* **Harmonizing the metabolic syndrome.** *Circulation*, [S.l.], v. 120, n. 16, p. 1640–1645, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1161/CIRCULATIONAHA.109.192644>.
- ALQADERI, H. *et al.* **Salivary biomarkers as predictors of obesity and intermediate hyperglycemia in adolescents.** *Front Public Health*, [S.l.], v. 10, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.800373>.
- ANDAKI, A. C. R. *et al.* **Skinfold reference curves and their use in predicting metabolic syndrome risk in children.** *Jornal de Pediatria, Rio de Janeiro*, v. 93, n. 5, p. 490–496, set. 2017. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jped.2016.11.013>.
- ARELLANO-RUIZ, P. *et al.* **Predictive ability of waist circumference and waist-to-height ratio for cardiometabolic risk screening among Spanish children.** *Nutrients*, [S.l.], v. 12, n. 2, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/nu12020415>.
- ARSANG-JANG, S. *et al.* **Temporal trend of non-invasive method capacity for early detection of metabolic syndrome in children and adolescents: a Bayesian multilevel analysis of pseudo-panel data.** *Annals of Nutrition and Metabolism*, [S.l.], v. 75, n. 1, p. 55–65, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1159/000500274>.
- BONATO, P. *et al.* **Data mining techniques to detect motor fluctuations in Parkinson's disease.** In: *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 2004 Sept 01-05; California, USA. [place unknown]: IEEE, 2004. p. 4766-4769. DOI: <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2004.1404319>.
- BOUHENNI, H. *et al.* **Metabolic syndrome, leptin-insulin resistance and uric acid: a trinomial foe for Algerian city-dweller adolescents' health.** *International Journal of Adolescent Medicine and Health*, [S.l.], v. 31, n. 6, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1515/ijamh-2017-0076>.
- BRAGA, A. P.; CARVALHO, A. C.; LUDEMIR, T. B. **Redes Neurais Artificiais - Teoria e Aplicações.** 2. ed. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2007.
- BUSSLER, S. *et al.* **Novel insights in the metabolic syndrome in childhood and adolescence.** *Hormone Research in Paediatrics*, [S.l.], v. 88, n. 3–4, p. 181–193, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1159/000479510>.
- CAMPANOZZI, A. *et al.* **Waist to Height Ratio: A Simple Tool to Recognise Children at Increased Risk for Metabolic Syndrome.** *Digestive and Liver Disease*, v. 46, p. e81-e82, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.dld.2014.07.046>.
- CHOI, D.H. *et al.* **Usefulness of the Waist Circumference-to-Height Ratio in Screening for Obesity and Metabolic Syndrome among Korean Children and Adolescents: Korea National Health and Nutrition Examination Survey, 2010–2014.** *Nutrients*,

interfaces revista

Revisão de Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

v. 9, n. 256, p. 1-16, 2017. DOI: <https://doi.org/10.3390/mu9030256>.

CHUNG, A. *et al.* **Trends in child and adolescent obesity prevalence in economically advanced countries according to socioeconomic position: a systematic review.** *Obesity Reviews*, [S.l.], v. 17, n. 3, p. 276–295, 2016. DOI: <https://doi.org/10.1111/obr.12360>.

COLMENAREJO, G. **Machine learning models to predict childhood and adolescent obesity: a review.** *Nutrients*, [S.l.], v. 12, n. 8, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/nu12082466>.

DE ONIS, M.; BLÖSSNER, M.; BORGHI, E. **Global prevalence and trends of overweight and obesity among preschool children.** *American Journal of Clinical Nutrition*, [S.l.], v. 92, n. 5, p. 1257–1264, 2010. DOI: <https://doi.org/10.3945/ajcn.2010.29786>.

DEBOER, M. D. **Assessing and managing the metabolic syndrome in children and adolescents.** *Nutrients*, [S.l.], v. 11, n. 8, p. 1788, 2019. DOI: <https://doi.org/10.3390/nu11081788>.

EDWARDSON, C. L. *et al.* **Association of sedentary behaviour with metabolic syndrome: a meta-analysis.** *PLoS One*, [S.l.], v. 7, n. 4, p. 1–5, 2012. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0034916>.

FLEMMING, C. G. M. *et al.* **Definition and early diagnosis of metabolic syndrome in children.** *Journal of Pediatric Endocrinology and Metabolism*, [S.l.], v. 33, n. 7, p. 821–833, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1515/jpem-2019-0552>.

GHANNAD-REZAIE, M.; SOLTANIAN-ZADEH, H. **Interactive knowledge discovery for temporal lobe epilepsy.** In: GIANNPOULOU, E. G. (Ed.). *Data Mining in Medical and Biological Research*. Rijeka: IntechOpen, 2008. p. 131-147. DOI: <https://doi.org/10.5772/6411>.

GONZÁLEZ-MUNIESA, P. *et al.* **Obesity.** *Nature Reviews Disease Primers*, [S.l.], v. 3, n. 1, p. 17034, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1038/nrdp.2017.34>.

GOODSON, J. M. *et al.* **Metabolic disease risk in children by salivary biomarker analysis.** *PLoS One*, [S.l.], v. 9, n. 6, p. e98799, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0098799>.

HADDAWAY, N. R. *et al.* **PRISMA2020: An R package and Shiny app for producing PRISMA 2020-compliant flow diagrams, with interactivity for optimised digital transparency and Open Synthesis.** *Campbell Systematic Reviews*, [S.l.], v. 18, n. 2, p. e1230, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1002/cl2.1230>.

HAMILTON, D. *et al.* **The lifetime costs of overweight and obesity in childhood and adolescence: a systematic review.** *Obesity Reviews*, [S.l.], v. 19, n. 4, p. 452–463, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1111/obr.12649>.

JUNG, C. *et al.* **Anthropometric indices as predictors of the metabolic syndrome and its components in adolescents.** *Pediatrics International*, [S.l.], v. 52, n. 3, p. 402–409, jun. 2010. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1442-200X.2009.02973.x>.

KUNWAR, V. *et al.* **Chronic Kidney Disease analysis using data mining classification techniques.** In: BANSAL, A.; SINGHAL, A. (Eds.). *Proceedings of the 2016 6th International Conference - Cloud System and Big Data Engineering (Confluence)*. 2016 Jan 14-15; Noida, India. New York: IEEE, 2016. p. 300-305. DOI: <https://doi.org/10.1109/CONFLUENCE.2016.7508132>.

LARQUÉ, E. *et al.* **From conception to infancy — early risk factors for childhood obesity.** *Nature Reviews Endocrinology*, [S.l.], v. 15, n. 8, p. 456–478, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41574-019-0219-1>.

Lin, H. *et al.* **A Non-invasive Model for Detection of Undiagnosed Metabolic Syndrome in School Children and Adolescents.** Preprint, submetido na Research Square, em 07 de out. de 2020. DOI: <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-84471/v1>.

MASTROENI, S. S. de B. S. *et al.* **Anthropometric measurements as a potential non-invasive alternative for the diagnosis of metabolic syndrome in adolescents.** *Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia*, [S.l.], v. 63, n. 1, p. 30–39, fev. 2019. DOI: <https://doi.org/10.20945/2359-3997000000100>.

interfases

revista

Revisão de
Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

MAXWELL, A. *et al.* **Deep learning architectures for multi-label classification of intelligent health risk prediction.** BMC Bioinformatics, [S.l.], v. 18, n. 14, p. 523, 2017. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12859-017-1898-z>.

MCKAY, K. M.; LIM, L. L.; VAN GELDER, R. N. **Rational laboratory testing in uveitis: A Bayesian analysis.** Survey of Ophthalmology, [S.l.], v. 66, n. 5, p. 802-825, set.-out. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.survophthal.2021.02.002>. Epub 2021 fev 10. PMID: 33577878.

MIRTSKHULAVA, L. *et al.* **Artificial neural network model in stroke diagnosis.** In: AL-DABASS, D. *et al.* (Ed.). Proceedings of the 2015 17th UKSim-AMSS International Conference on Modelling and Simulation (UKSim). 2015 Mar 25-27; Cambridge, UK. New York: IEEE, 2015. p. 50-53. DOI: <https://doi.org/10.1109/UKSim.2015.33>.

MONAGHAN, T. F. *et al.* **Foundational statistical principles in medical research: Sensitivity, specificity, positive predictive value, and negative predictive value.** Medicina (Kaunas), [S.l.], v. 57, n. 5, p. 503, 16 maio 2021. DOI: <https://doi.org/10.3390/medicina57050503>. PMID: 34065637; PMCID: PMC8156826.

MONTEIRO, R. *et al.* **Inteligência artificial, deep learning, machine learning, redes neurais na medicina e biomarcadores vocais: conceitos, onde estamos e para onde vamos.** Revista da Sociedade de Cardiologia do Estado de São Paulo, v. 32, n. 1, p. 11-7, 2022. DOI: <https://doi.org/10.29381/0103-8559/2022320111-7>.

NAIDOO, T. *et al.* **Elevated salivary C-reactive protein predicted by low cardio-respiratory fitness and being overweight in African children: cardiovascular topic.** Cardiovascular Journal of Africa, [S.l.], v. 23, n. 9, p. 501-506, 2012. DOI: <https://doi.org/10.5830/CVJA-2012-058>.

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, [S.l.], v. 384, n. 9945, p. 766-781, 2014. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(14\)60460-8](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(14)60460-8).

RAJAN, J. R.; CHELVAN, C. C. **A survey on mining techniques for early lung cancer diagnoses.** In: Proceedings of the 2013 International Conference on Green Computing, Communication and Conservation of Energy (ICGCE). 2013 Dec 12-14; Chennai, India. [place unknown]: IEEE, 2013. p. 918-922. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICGCE.2013.6823566>.

RAMÍREZ-MANENT, J. I. *et al.* **Relationship between abdominal volume index and body adiposity index and scales of insulin resistance and metabolic syndrome.** Diagnostics, [S.l.], v. 13, n. 21, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/diagnostics13213356>.

REZENDE, S. O. **Sistemas inteligentes: fundamentos e aplicações.** Barueri: Manole, 2003. Capítulo 4, Conceitos sobre Aprendizagem de Máquina; p. 89-114.

SALAS-FERNÁNDEZ, A. *et al.* **The 13C-glucose breath test is a valid non-invasive screening tool to identify metabolic syndrome in adolescents.** Clinical Chemistry and Laboratory Medicine, [S.l.], v. 53, n. 1, p. 133-138, 2015. DOI: <https://doi.org/10.1515/cclm-2014-0412>.

SIQUEIRA-BATISTA, Rodrigo *et al.* **As redes neurais artificiais e o ensino da medicina.** Revista Brasileira de Educação Médica, Rio de Janeiro, v. 38, n. 4, p. 548-556, 2014. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0100-55022014000400017>.

SOLORZANO, M. *et al.* **Comparison of diagnostic models to estimate the risk of metabolic syndrome in a Chilean pediatric population: a cross-sectional study.** Metabolites, [S.l.], v. 13, n. 2, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/metabo13020293>.

SOUNDARARAJAN, D. *et al.* **Triceps Skin Fold Measurement and Risk of Metabolic Syndrome in Overweight and Obese Adolescents.** Indian Pediatrics, v. 61, n.11, p. 1047-1049, 2024.

SWEETING, H. N. **Measurement and definitions of obesity in childhood and adolescence: a field guide for the uninitiated.** Nutritional Journal, [S.l.], v. 6, n. 1, p. 32, 2007. DOI: <https://doi.org/10.1186/1475-2891-6-32>.

interfaces revista

Revisão de Literatura

V. 12, N. 4 (2024) | ISSN 2317-434X

TVARIJONAVICIUTE, A. *et al.* **Saliva as a non-invasive tool for assessment of metabolic and inflammatory biomarkers in children.** Clinical Nutrition, [S.l.], v. 39, n. 8, p. 2471–2478, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.clnu.2019.10.034>.

VAQUERO ALVAREZ, M. *et al.* **A sustainable approach to the metabolic syndrome in children and its economic burden.** International Journal of Environmental Research and Public Health, [S.l.], v. 17, n. 6, 2020. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph17061891>.

VLACHOPAPADOPOULOU, E. *et al.* **Early Clinical Indicators of Metabolic Syndrome and Insulin Resistance in A Cohort of Greek Children with Obesity.** Journal of Obesity and Chronic Diseases, v. 4, n. 1, p. 6-12, 2020. DOI: <https://doi.org/10.17756/jocd.2020-032>.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Obesity and overweight.** Geneva: World Health Organization; 2024 [cited 2024 May 31]. Disponível em: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>.

XING, Y. *et al.* **Combination data mining methods with new medical data to predicting outcome of coronary heart disease.** In: NA, Y. J. *et al.* (Ed.). Proceedings of the 2007 International Conference on Convergence Information Technology (ICCIT 2007). 2007 Nov 21-23; Gwangju, Korea (South). New York: IEEE, 2007. p. 868-872. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCIT.2007.204>.

YAMAMOTO, T. **Diagnosis and monitoring of postoperative recurrence in Crohn's disease.** Expert Review of Gastroenterology & Hepatology, [S.l.], v. 9, n. 1, p. 55-66, jan. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1586/17474124.2014.940318>. Epub 2014 jul 17. PMID: 25030843.

YIN, N. *et al.* **Self-reported sedentary behavior and metabolic syndrome among children aged 6–14 years in Beijing, China.** Nutrients, [S.l.], v. 14, n. 9, 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/nu14091869>.

NEXO 13- Certificado do Software



INPI
INSTITUTO NACIONAL
DA PROPRIEDADE INDUSTRIAL
Assinado
Digitalmente

REPÚBLICA FEDERATIVA DO BRASIL
MINISTÉRIO DO DESENVOLVIMENTO, INDÚSTRIA, COMÉRCIO E SERVIÇOS
INSTITUTO NACIONAL DA PROPRIEDADE INDUSTRIAL
DIRETORIA DE PATENTES, PROGRAMAS DE COMPUTADOR E TOPOGRAFIAS DE CIRCUITOS

Certificado de Registro de Programa de Computador

Processo Nº: **BR512025000596-2**

O Instituto Nacional da Propriedade Industrial expede o presente certificado de registro de programa de computador, válido por 50 anos a partir de 1º de janeiro subsequente à data de 26/12/2024, em conformidade com o §2º, art. 2º da Lei 9.609, de 19 de Fevereiro de 1998.

Título: ARSiMe (Aplicativo para Análise de Risco de Síndrome Metabólica)

Data de criação: 26/12/2024

Titular(es): UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO

Autor(es): ALLAN KARDEC DUALIBE BARROS FILHO; EWALDO EDER CARVALHO SANTANA; GUILHERME DE OLIVEIRA LIMA; MARIA DO DESTERRO SOARES BRANDÃO NASCIMENTO; NILVIANE PIRES SILVA; REBECA COSTA CASTELO BRANCO; LAÍS ARAÚJO SOUZA WOLFF

Linguagem: JAVA

Campo de aplicação: SD-01

Tipo de programa: FA-01

Algoritmo hash: SHA-512

Resumo digital hash:
780de04b4e8bc3e496d52177b1d7875d538a9a0e8fa2c6580f3eb1ba213d1f766c8a3c712898683b09185dfbee1fa97dac
b6c446f45ad03b74ddb49a1b6757d7

Expedido em: 18/02/2025

Aprovado por:
Carlos Alexandre Fernandes Silva
Chefe da DIPTO

ANEXO 14 - Registro de Programa de Computador (RPC)

13/02/2025 870250011850
13:45

29409192332786250

Pedido de Registro de Programa de Computador - RPC

Número do Processo: 512025000596-2

Dados do Titular

Titular 1 de 1

Nome ou Razão Social: UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO

Tipo de Pessoa: Pessoa Jurídica

CPF/CNPJ: 06279103000119

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Jurídica: Instituição de Ensino e Pesquisa

Endereço: Cidade Universitária Dom Delgado, Av. dos Portugueses, 1966, Vila Bacanga.

Cidade: São Luis

Estado: MA

CEP: 65080-805

País: Brasil

Telefone: (98) 32728710

Fax:

Email: ageufma.cprp@ufma.br

Dados do Programa

Data de Criação: 26/12/2024

- § 2º do art. 2º da Lei 9.609/98: "Fica assegurada a tutela dos direitos relativos a programa de computador pelo prazo de cinquenta anos contados a partir de 1º de janeiro do ano subsequente ao da sua publicação ou, na ausência desta, da sua criação"

Título: ARSiMe (Aplicativo para Análise de Risco de Síndrome Metabólica)

**PETICIONAMENTO
ELETRÔNICO**

Esta solicitação foi enviada pelo sistema Petição Eletrônica em
13/02/2025 às 13:45, Petição 870250011850

Algoritmo hash: SHA-512 - Secure Hash Algorithm

Resumo digital hash: 780de04b4e8bc3e496d52177b1d7875d538a9a0e8fa2c6580f3eb1ba
213d1f766c8a3c712898683b09185dfbee1fa97dacb6c446f45ad03b7
4ddb49a1b6757d7

§1º e Incisos VI e VII do §2º do Art. 2º da Instrução Normativa: O titular é o responsável único pela transformação, em resumo digital hash, dos trechos do programa de computador e demais dados considerados suficientes para identificação e caracterização, que serão motivo do registro. O titular terá a inteira responsabilidade pela guarda da informação sigilosa definida no inciso III, § 1º, art. 3º da Lei 9.609 de 19 de fevereiro de 1998.

Linguagem: JAVA

Campo de Aplicação: SD01-SAÚDE (POLÍTICA DE SAÚDE, HIGIENE, SAÚDE FÍSICA, MENTAL, PÚBLICA)

Tipo de Programa: FA01 - FERRAMENTA DE APOIO

**PETICIONAMENTO
ELETRÔNICO**

Esta solicitação foi enviada pelo sistema Petição Eletrônica em
13/02/2025 às 13:45, Petição 870250011850

Dados do Autor

Autor 1 de 7

Nome: REBECA COSTA CASTELO BRANCO

CPF: 05208569370

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Física: Estudante de Pós Graduação

Endereço: Rua Fiúza de Pontes, 191. Residencial Marano, Ap. 2001. Centro

Cidade: Fortaleza

Estado: CE

CEP: 60140-170

País: BRASIL

Telefone: (85) 994 390858

Fax:

Email: drarebecacastelobranco@gmail.com

Autor 2 de 7

Nome: MARIA DO DESTERRO SOARES BRANDÃO NASCIMENTO

CPF: 04492900349

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Física: Professor do ensino superior

Endereço: Av dos Portugueses 1966, NIBA / DEPAT / CCBS Universidade Federal do Maranhão. Campus D.Delgado.

Cidade: São Luís

Estado: MA

CEP: 65085-580

País: BRASIL

Telefone: (98) 327 28535

Fax:

Email: m.desterro.soares@gmail.com

Autor 3 de 7

**PETICIONAMENTO
ELETRÔNICO**

Esta solicitação foi enviada pelo sistema Peticionamento Eletrônico em 13/02/2025 às 13:45, Petição 870250011850

Nome: ALLAN KARDEC DUAILIBE BARROS FILHO

CPF: 34022589353

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Física: Professor do ensino superior

Endereço: Edifício Salvador Dali, Avenida Nina Rodrigues, nº3333,
Apartamento 102, Ponta d'areia

Cidade: São Luís

Estado: MA

CEP: 65077-300

País: BRASIL

Telefone: (98) 988 867131

Fax:

Email: akduailibe@gmail.com

Autor 4 de 7

Nome: EWALDO EDER CARVALHO SANTANA

CPF: 24267341320

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Física: Professor do ensino superior

Endereço: Rua 8, Nº 1, Edifício Valence, Ap – 303, Residencial dos Ipês

Cidade: São Luís

Estado: MA

CEP: 65070-497

País: BRASIL

Telefone: (98) 991 200312

Fax:

Email: ewaldoeder@gmail.com

Autor 5 de 7

**PETICIONAMENTO
ELETRÔNICO**

Esta solicitação foi enviada pelo sistema Peticionamento Eletrônico em
13/02/2025 às 13:45, Petição 870250011850

Nome: NILVIANE PIRES SILVA

CPF: 02351526333

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Física: Professor do ensino superior

Endereço: Rua Duque Bacelar, S/N, Condomínio Atenas Park IV, Bloco 11,
Apartamento. 201, Parque Atenas

Cidade: São Luís

Estado: MA

CEP: 65072-023

País: BRASIL

Telefone: (98) 991 511526

Fax:

Email: nilvipires@gmail.com

Autor 6 de 7

Nome: GUILHERME DE OLIVEIRA LIMA

CPF: 60036568325

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Física: Estudante de Pós Graduação

Endereço: Estrada da Raposa, nº72, Araçagy

Cidade: Raposa

Estado: MA

CEP: 65138-000

País: BRASIL

Telefone: (98) 988 095799

Fax:

Email: guilhermeolima2010@gmail.com

Autor 7 de 7

**PETICIONAMENTO
ELETRÔNICO**

Esta solicitação foi enviada pelo sistema Peticionamento Eletrônico em
13/02/2025 às 13:45, Petição 870250011850

Nome: LAÍS ARAÚJO SOUZA WOLFF

CPF: 61313546348

Nacionalidade: Brasileira

Qualificação Física: Estudante de Pós Graduação

Endereço: Segunda Travessa Santo Antônio, nº 2A, Santo Antônio

Cidade: São Luís

Estado: MA

CEP: 65046-592

País: BRASIL

Telefone: (98) 991 007112

Fax:

Email: laiswolff19@gmail.com

Declaração de Veracidade - DV

Nome: declaracaoVeracidade__57_-2.pdf

**PETICIONAMENTO
ELETRÔNICO**

Esta solicitação foi enviada pelo sistema Peticionamento Eletrônico em
13/02/2025 às 13:45, Petição 870250011850

DECLARAÇÃO DE VERACIDADE - CLIENTE

Em atendimento à Instrução Normativa em vigor eu, UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO, CNPJ: 06.279.103/0001-19, declaro, para fins de direito, sob as penas da Lei e em atendimento ao art. 2º do Decreto nº 2.556², de 20 de abril de 1998, que as informações feitas no formulário eletrônico de programa de computador – e-Software, são verdadeiras e autênticas.

Fico ciente através desse documento que a falsidade dessa declaração configura crime previsto no Código Penal Brasileiro e passível de apuração na forma da Lei.

Ciente das responsabilidades pela declaração apresentada, firmo a presente.

FUNDACAO UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO-06279103000119 | Assinado de forma digital por FUNDACAO UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO-06279103000119
Data: 2025.02.03 15:59:39 -03'00'
------(assinado digitalmente)-----

DECRETO Nº 2.556, DE 20 DE ABRIL DE 1998

Art. 1º Os programas de computador poderão, a critério do titular dos respectivos direitos, ser registrados no Instituto Nacional da Propriedade Industrial - INPI.

Art. 2º A veracidade das informações de que trata o artigo anterior são de inteira responsabilidade do requerente, não prejudicando eventuais direitos de terceiros nem acarretando qualquer responsabilidade do Governo.

29409192332786250

APÊNDICES

APÊNDICE I – FICHA DE SEGUIMENTO AMBULATORIAL

Ficha de acompanhamento do Ambulatório de Obesidade Infantil

NOME: _____ PRONTUÁRIO: _____

DATA DE NASCIMENTO: _____

ANTECEDENTES PESSOAIS:

Gestação: ☒ sem intercorrências () com intercorrências Parto: () vaginal () cesáreo Idade gestacional: _____ PN: _____ EN: _____

Ganho de peso materno durante a gestação: _____

Aleitamento materno ☒ Sim () Não Duração do aleitamento: _____ DNPM: _____

Antecedentes patológicos pregressos: _____

Início da obesidade: _____

Menarca (data e idade): _____

ANTECEDENTES FAMILIARES:

Menarca mãe: _____ Estatura pai: _____ / Estatura mãe: _____ / ESTATURA ALVO: _____

Consanguinidade: ☒ Sim () Não

Família: Número de pessoas no domicílio = _____ Número de obesos = _____ Atividade física: _____

HAS: _____ DM: _____ Distúrbios Tireoidianos: _____

Dislipidemia: _____ Outras doenças: _____

USO DE MEDICAÇÕES (nome e data início): _____

AVALIAÇÃO CLÍNICA

DATA													
IDADE (anos)													
PESO (Kg)													
ESTATURA (cm)													
DP ESTATURA													
VC (cm/ano)													
IMC (kg/m ²)													
DP IMC													
CA (cm)													
CP (cm)													
TANNER													
ACANTOSE													
HIRSUTISMO													
ESTRIAS													
GIBOSIDADE													

AVALIAÇÃO LABORATORIAL

DATA													
Glicemia jejum (mg/dl)													
Insulina basal (μU/ml)													
Relação Glicemia/Insulina													
CT (mg/dl)													
HDL (mg/dl)													
LDL (mg/dl)													
TRIGLICERIDEOS (mg/dl)													
TSH (mU/L)													
T4 LIVRE (ng/dl)													
TGO (U/L)													
TGP (U/L)													

