

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA  
CENTRO DE CIÊNCIAS NATURAIS E EXATAS  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA E MODELAGEM  
QUANTITATIVA

Caroline dos Santos Giuliani

**MODELO DE REGRESSÃO PARA VARIÁVEIS ANTROPOMÉTRICAS  
DE ALUNOS DO PROGRAMA SAÚDE NA ESCOLA**

Santa Maria, RS  
2022

**Caroline dos Santos Giuliani**

**MODELO DE REGRESSÃO PARA VARIÁVEIS ANTROPOMÉTRICAS DE  
ALUNOS DO PROGRAMA SAÚDE NA ESCOLA**

Monografia apresentada ao Curso de Pós-Graduação em Estatística e Modelagem Quantitativa, Área de Concentração em Inferência Estatística, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Especialista em Estatística e Modelagem Quantitativa**.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Ana Lúcia Souza Silva Mateus

Santa Maria, RS  
2022

**Caroline dos Santos Giuliani**

**MODELO DE REGRESSÃO PARA VARIÁVEIS ANTROPOMÉTRICAS DE  
ALUNOS DO PROGRAMA SAÚDE NA ESCOLA**

Monografia apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Estatística e Modelagem Quantitativa, Área de Concentração em Inferência Estatística, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do título de **Especialista em Estatística e Modelagem Quantitativa**.

**Aprovado em 12 de janeiro de 2022:**

  
\_\_\_\_\_  
**Ana Lúcia Souza Silva Mateus, Dr<sup>a</sup>. (UFSM)**  
**(Presidente/Orientadora)**

  
\_\_\_\_\_  
**Aline Sobreira Bezerra, Dr<sup>a</sup>. (UFSM)**

  
\_\_\_\_\_  
**Augusto Maciel da Silva, Dr. (UFSM)**

Santa Maria, RS  
2022

## AGRADECIMENTOS

*Agradeço a Deus pela vida, por me proteger, iluminar meu caminho e guiar meus passos para mais esta conquista.*

*A minha querida professora, orientadora e amiga Ana Lúcia Souza Silva Mateus. Obrigada por me acompanhar durante esses anos, pela amizade, pelo carinho, pela paciência e por todos os ensinamentos. Agradeço por toda a dedicação e auxílio. Jamais esquecerei tudo o que fez por mim e pelo nosso trabalho!*

*A minha família pelo suporte e incentivo na realização dos meus estudos. Obrigada por me apoiarem na busca pelos meus objetivos!*

*Aos membros da banca examinadora Prof. Augusto, Prof. Aline e Prof. Vanessa por aceitarem meu convite e pela contribuição neste trabalho.*

*Aos colegas da especialização pela amizade, parceria e auxílio. Em especial: Wilson, Daíse, Marcos, Leonardo, Bruna e Marinela.*

*Aos professores do curso de especialização por toda a dedicação e pelos ensinamentos. Agradeço especialmente aos que tive o privilégio de conviver: Vanessa, Augusto, Luciane, Laís e Adriano.*

*Ao secretário Jorge por toda ajuda, dedicação e por sempre esclarecer minhas dúvidas.*

*À enfermeira Cláudia e às diretoras das escolas municipais de Unistalda pela contribuição na realização deste estudo.*

*À Universidade Federal de Santa Maria pelo ensino gratuito e de qualidade.*

*A todos aqueles que me acompanharam, incentivaram e contribuíram para a minha formação acadêmica.*

*Muito obrigada!*

## RESUMO

### MODELO DE REGRESSÃO PARA VARIÁVEIS ANTROPOMÉTRICAS DE ALUNOS DO PROGRAMA SAÚDE NA ESCOLA

AUTORA: Caroline dos Santos Giuliani  
ORIENTADORA: Ana Lúcia Souza Silva Mateus

A obesidade vem aumentando nas últimas décadas, tornando-se um dos desafios da saúde pública. Visando a prevenção, promoção e atenção à saúde no ambiente escolar, foi criado o Programa Saúde na Escola (PSE), sendo a avaliação nutricional uma das ações de saúde previstas no programa. Objetivou-se com este estudo determinar um modelo de regressão para variáveis antropométricas de alunos do PSE, do município de Unistalda, do Estado do Rio Grande do Sul. Para isso, foram coletados dados da avaliação nutricional de 125 alunos do PSE de cinco a 18 anos, matriculados na educação básica de escolas públicas municipais da zona rural do município. Realizou-se uma análise descritiva com intuito de verificar o estado nutricional dos alunos, testes para analisar a associação entre as variáveis categóricas IMC/Idade e Estatura/Idade de acordo com o sexo e também, verificar a correlação entre as variáveis IMC *vs.* idade, peso *vs.* estatura e idade *vs.* estatura. Foi observado um percentual de 41,6% de excesso de peso, sendo 20% obesidade. Não houve associação entre as variáveis categóricas. Foi verificada relação linear positiva na análise de correlação entre as variáveis. Ajustou-se um modelo de regressão linear e, para verificar a adequação do ajuste, foram aplicadas técnicas de diagnósticos e análise de resíduos. A distribuição gama com função de ligação identidade apresentou melhor qualidade de ajuste de acordo com os critérios de seleção de modelos considerados.

**Palavras-chave:** Estado nutricional. Seleção de modelos. Modelo linear generalizado.

## ABSTRACT

### REGRESSION MODEL FOR ANTHROPOMETRIC VARIABLES OF STUDENTS IN THE HEALTH AT SCHOOL PROGRAM

AUTHOR: Caroline dos Santos Giuliani  
ADVISOR: Ana Lúcia Souza Silva Mateus

Obesity has been increasing in recent decades, becoming one of the public health challenges. Aiming at prevention, promotion and health care in the school environment, the School Health Program (SHP) was created, with nutritional assessment being one of the health actions provided for in the program. The objective of this study was to determine a regression model for anthropometric variables of SHP students, in the city of Unistalda, in the state of Rio Grande do Sul. For this, data were collected from the nutritional assessment of 125 PSE students from five to 18 years old, enrolled in basic education in municipal public schools in the rural area of the municipality. A descriptive analysis was carried out in order to verify the nutritional status of the students, tests to analyze the association between the categorical variables BMI/Age and Height/Age according to sex and also to verify the correlation between the variables BMI vs. age, weight vs. height and age vs. stature. A percentage of 41.6% of excess weight was observed, being 20% obesity. There was no association between the categorical variables. A positive linear relationship was verified in the correlation analysis between the variables. A linear regression model was fitted and, to verify the adequacy of the fit, diagnostic techniques and residual analysis were applied. The gamma distribution with identity binding function showed the best goodness of fit according to the criteria for selection of models considered.

**Keywords:** Nutritional status. Selection of models. Generalized linear model.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Gráfico Boxplot da variável IMC <i>versus</i> idade.....	24
Figura 2 - Análise de resíduos da variável IMC <i>versus</i> idade.....	25
Figura 3 - Gráfico envelope simulado normalmente distribuído para o modelo IMC <i>versus</i> idade .....	26
Figura 4 - Gráfico Boxplot da variável idade <i>versus</i> estatura .....	26
Figura 5 - Análise de resíduos da variável idade <i>versus</i> estatura .....	27
Figura 6 - Gráfico envelope simulado normalmente distribuído para a variável idade <i>versus</i> estatura.....	28
Figura 7 - Gráfico Boxplot da variável peso <i>versus</i> estatura.....	29
Figura 8 - Análise de resíduos da variável peso <i>versus</i> estatura .....	29
Figura 9 - Gráfico envelope simulado normalmente distribuído para o modelo peso <i>versus</i> estatura.....	30

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Classificação do estado nutricional de crianças e adolescentes para cada índice antropométrico.....	14
Tabela 2 - Algumas distribuições pertencentes à família exponencial na forma canônica .....	19
Tabela 3 - Análise descritiva e testes de associação das variáveis de acordo com o sexo .....	23
Tabela 4 - Estimativas dos efeitos do modelo ajustado para IMC <i>versus</i> idade .....	25
Tabela 5 - Estimativas dos efeitos do modelo ajustado para idade <i>versus</i> estatura.....	27
Tabela 6 - Estimativas dos efeitos do modelo ajustado para peso <i>versus</i> estatura.....	30



## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>10</b>
1.2	OBJETIVOS.....	11
1.2.1	Objetivo geral.....	11
1.2.2	Objetivos específicos.....	11
<b>2</b>	<b>REVISÃO DE LITERATURA .....</b>	<b>11</b>
2.1	OBESIDADE INFANTIL.....	11
2.2	PROGRAMA SAÚDE NA ESCOLA.....	13
2.3	MODELOS LINEARES .....	15
2.3.1	Modelos lineares generalizados .....	16
2.3.2	Estimação dos parâmetros de regressão nos modelos lineares generalizados .....	19
<b>3</b>	<b>MATERIAL E MÉTODOS .....</b>	<b>20</b>
3.1	DELINEAMENTO DO ESTUDO, POPULAÇÃO E AMOSTRA .....	20
3.2	COLETA E CLASSIFICAÇÃO DOS DADOS .....	20
3.3	ASPECTOS ÉTICOS .....	21
3.4	ANÁLISE ESTATÍSTICA.....	21
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO .....</b>	<b>22</b>
<b>5</b>	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS.....</b>	<b>31</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>32</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A prevalência da obesidade no mundo está aumentando nas últimas décadas, sendo considerada uma epidemia global pela Organização Mundial da Saúde (MILLER et al. 2018). No Brasil, desde a década de 70, houve uma transição nutricional, com aumento da prevalência de sobrepeso e obesidade na população e com uma redução na desnutrição (BATISTA-FILHO; RISSIN, 2003; BRASIL, 2011). Atualmente, a obesidade é um dos desafios da saúde pública, desde os lactentes até a adolescência, sendo que os primeiros meses de vida são apontados como cruciais para o desenvolvimento da obesidade (EBBELING et al., 2002). Pesquisas mostraram que no ano de 2016, 40 milhões de crianças abaixo de 5 anos de idade e 330 milhões de indivíduos entre 5 e 19 anos de idade apresentavam sobrepeso ou obesidade (FANZO et al. 2018).

Em 2007, através do Decreto Presidencial nº 6.286, foi instituído o Programa Saúde na Escola (PSE), do Ministério da Saúde e do Ministério da Educação. O PSE tem como objetivo contribuir para a formação integral dos estudantes por meio de ações de promoção, prevenção e atenção à saúde, com vistas ao enfrentamento das vulnerabilidades que comprometem o pleno desenvolvimento de crianças e jovens da rede pública de ensino (BRASIL, 2011). Dentre as ações de saúde previstas no âmbito do PSE está a avaliação nutricional, que consiste em determinar o estado nutricional do indivíduo. A avaliação nutricional é requisito para determinar ou não a necessidade de uma intervenção alimentar. Sabe-se que a nutrição pode trazer consequências no desenvolvimento cognitivo e no rendimento escolar, pois é um fator crítico na promoção da saúde e prevenção de doenças (BRASIL, 2009).

Para analisar a influência que uma ou mais variáveis explicativas, medidas em indivíduos, por exemplo, têm sobre uma variável de interesse, chamada variável resposta, são utilizados modelos de regressão em estudos estatísticos de diversas áreas (TURKMAN; SILVA, 2000). Os modelos de regressão lineares são utilizados para estudar a associação entre as variáveis (GALTON, 1886). O modelo linear normal foi proposto no início do século XIX por Legendre e Gauss e foi bastante utilizado na modelagem de dados estatísticos até meados do século XX (TURKMAN; SILVA, 2000). Este modelo assume que o valor esperado da variável resposta é uma combinação linear das variáveis explicativas e que a variável resposta segue a distribuição Normal (ALVARENGA, 2015). Além disso, devem ser atendidos pressupostos de que os resíduos sejam independentes e as variâncias possuam homogeneidade. No entanto, esta teoria da modelagem estatística é limitada, sendo dificilmente atendida, devido a situações reais complexas. Para atender aos pressupostos é

possível realizar transformações dos dados. Porém, em alguns casos a transformação dos dados não é suficiente para ajustar modelos lineares.

Nelder e Weddenburg (1972) introduziram o modelo linear generalizado (MLG) que é uma extensão do modelo linear. Neste modelo, a variável resposta não precisa seguir a distribuição Normal, mas deve seguir qualquer modelo probabilístico que pertença à família exponencial de distribuições. Diante do exposto, objetivou-se determinar um modelo de regressão para variáveis antropométricas de alunos do Programa Saúde na Escola (PSE), do município de Unistalda, RS. Para isto, ajustaram-se modelos de regressão para as variáveis resposta considerando a técnica de modelagem estatística MLG.

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo geral

Determinar um modelo de regressão para variáveis antropométricas de alunos do Programa Saúde na Escola no ano de 2019.

### 1.2.2 Objetivos específicos

1. Verificar o estado nutricional dos alunos do PSE;
2. Estimar o percentual de alunos em estado nutricional normal/eutrofia, sobrepeso e obesidade;
3. Entender as relações entre as variáveis IMC vs. idade, idade vs. estatura e peso vs. estatura com base no modelo determinado.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 OBESIDADE INFANTIL

A obesidade é uma doença multifatorial, determinada por fatores biológicos, ambientais, socioeconômicos, psicossociais e culturais (BRASIL, 2006) e que ocasiona o desenvolvimento de outras doenças, como as doenças cardiovasculares e alterações metabólicas. Dados da Organização Mundial da Saúde mostram que a obesidade mundial quase triplicou nos últimos 40 anos. Em 1975, a prevalência de sobrepeso e obesidade entre crianças e adolescentes de 5 a 19 anos era de 4%, passando para 18% em 2016 (WHO, 2018; DOOLEY E PILLAI, 2021).

A ocorrência da obesidade é predominantemente atribuída a um ambiente que promove a excessiva ingestão de alimentos processados e ultraprocessados e a inatividade física (SWINBURN et al., 2015). Nos últimos anos, os brasileiros têm passado por uma importante mudança no perfil nutricional, com o aumento da oferta de alimentos industrializados oferecidos às crianças desde os seus primeiros anos de vida (FONSECA E DRUMOND, 2018). O aumento do consumo de alimentos altamente calóricos, ricos em açúcar, gordura saturada e gordura trans e com quantidades reduzidas de carboidratos complexos e fibras (BRASIL, 2006c) ocasionou aumento das doenças crônicas não transmissíveis (DCNT) como diabetes, obesidade, hipertensão arterial, doenças cardiovasculares e câncer, além da permanência de outras doenças relacionadas à alimentação, tais como a desnutrição e deficiências por micronutrientes, como anemia ferropriva e a hipovitaminose A (BRASIL, 2009).

O ambiente alimentar e a exposição à publicidade na infância são fatores condicionantes para a obesidade infantil (SWINBURN et al., 2015). Segundo a Pesquisa Nacional de Saúde de 2013, estima-se que 32% das crianças com menos de dois anos de idade consomem refrigerantes e sucos artificiais e mais de 60,8% consomem bolos e biscoitos (IBGE, 2015). As notificações do Sistema de Vigilância Alimentar e Nutricional (SISVAN), de 2019, apontam que 16,33% das crianças brasileiras entre cinco e dez anos estão com sobrepeso; 9,38% com obesidade; e 5,22% com obesidade grave. Em relação aos adolescentes, 18% apresentam sobrepeso; 9,53% são obesos; e 3,98% têm obesidade grave (BRASIL, 2019).

Conforme a World Health Organization (2016) as estratégias para prevenção e controle da obesidade são de responsabilidade do estado, da escola e dos pais. A elaboração de estratégias de promoção da alimentação saudável e da atividade física cabe ao governo. O papel da escola é de fornecer alimentos saudáveis na alimentação escolar e promover aulas de educação física aos alunos. Em contrapartida, os pais devem proporcionar um ambiente domiciliar favorável no que tange a hábitos alimentares saudáveis (WHO, 2016). Dentre as abordagens governamentais para a prevenção e o tratamento da obesidade está o Programa Saúde na Escola (PSE), política pública que visa à prevenção, promoção e atenção à saúde no ambiente escolar, a partir de ações intersetoriais, como a promoção de uma alimentação saudável e avaliação nutricional.

## 2.2 PROGRAMA SAÚDE NA ESCOLA

O Programa Saúde na Escola (PSE) foi instituído em todo o território nacional pelo Decreto Presidencial nº 6.286, de 5 de dezembro de 2007, resultante do trabalho integrado entre o Ministério da Saúde e o Ministério da Educação, na perspectiva de ampliar as ações específicas de saúde aos alunos da rede pública de ensino (BRASIL, 2008b). O PSE tem como finalidade contribuir para a formação integral dos estudantes da rede pública de educação básica por meio de ações de prevenção, promoção e atenção à saúde (BRASIL, 2008b). A promoção da alimentação saudável e a avaliação nutricional são uma das ações de saúde previstas no PSE (BRASIL, 2009).

Avaliação nutricional é o processo de determinar o estado nutricional da pessoa. Este se refere ao resultado do equilíbrio entre o consumo de nutrientes e gasto energético do organismo para suprir as necessidades nutricionais (BRASIL, 2007a). Com a avaliação nutricional é possível determinar ou não a necessidade de uma intervenção alimentar. A nutrição é reconhecidamente um fator crítico na promoção da saúde e prevenção das doenças e até mesmo a má nutrição moderada pode trazer consequências tardias no desenvolvimento cognitivo das crianças e no seu rendimento escolar (BRASIL, 2009).

Sobrepeso e obesidade podem ser detectados, avaliados e classificados através de medidas antropométricas. O índice de massa corporal (IMC) é a medida antropométrica mais utilizada, calculado dividindo-se o peso em quilogramas pelo quadrado da altura em metros, sendo classificado em z-escores para faixas etárias de até 5 anos de idade e para maiores de 5 anos até 19 anos e 11 meses, de acordo com a OMS (DOOLEY E PILLAI, 2021).

A obesidade pode ser diagnosticada a partir de dados antropométricos, como por exemplo, peso, estatura e IMC, e, relacionando esses dados à idade da criança, obtêm-se os índices: IMC/I (IMC por idade) e E/I (estatura por idade) (KLIEGMAN et al. 2017; SBP, 2019). A avaliação nutricional de um indivíduo ou de um grupo populacional é realizada através de critérios estatísticos que expressam a classificação dos índices antropométricos (Tabela 1) (BRASIL, 2011). Os valores obtidos a partir destes índices podem ser colocados em gráficos que mostram os percentis ou escores-z (SBP, 2017).

Percentil é um termo estatístico que se refere à posição ocupada por determinada observação no interior de uma distribuição. Na classificação em percentis, os dados são ordenados de maneira hierárquica por seus valores absolutos, ou seja, do menor para o maior. O percentil atribuído a cada valor corresponde à posição relativa que o mesmo ocupa na

sequência de valores observados, equivalente à proporção de indivíduos normais, do mesmo sexo e idade, que apresentam valores antropométricos menores (OMS, 1983; BRASIL, 2011).

Escore-z é um termo estatístico que quantifica a distância do valor observado em relação à mediana dessa medida ou ao valor considerado normal na população. Na classificação em escores-z os dados também são ordenados de maneira hierárquica, do menor para o maior, com base na distância em que os mesmos se situam acima ou abaixo da média. Essa distância é calculada em unidades de desvio padrão, que, assim como a média, são específicos para cada grupo de idade e sexo. Cada escore-z corresponde ao valor absoluto de um desvio padrão. O escore-z é calculado pela seguinte fórmula (OMS, 1983; BRASIL, 2011):

$$\text{Escore-z} = \frac{(\text{valor observado}) - (\text{valor da mediana de referência})}{\text{Desvio-padrão da população de referência}} \quad (1)$$

Os estudantes da educação básica, beneficiários do PSE, necessitam de acompanhamento do seu crescimento e desenvolvimento. Desta forma, é realizada anualmente a aferição do peso e estatura dos escolares, comparando essas medidas com curvas de referência apropriadas. Os indivíduos que se encontram abaixo do percentil três (-2 escores-z) ou acima do percentil 97 (+2 escores-z), devem ser encaminhados para avaliação médica (BRASIL, 2009b).

Tabela 1 - Classificação do estado nutricional de crianças e adolescentes para cada índice antropométrico

Valores críticos		IMC para idade	Estatura para idade
< Percentil 0,1	Escore-z -3	Magreza acentuada	Muito baixa estatura para a idade
≥ Percentil 0,1 e < Percentil 3	≥ Escore-z -3 e < Escore-z -2	Magreza	Baixa estatura para idade
≥ Percentil 3 e < Percentil 15	≥ Escore-z -2 e < Escore-z -1	Eutrofia	
> Percentil 15 e < Percentil 85	≥ Escore-z -1 e ≤ Escore-z +1		
≥ Percentil 85 e ≤ Percentil 97	> Escore-z +1 e ≤ Escore-z +2	Sobrepeso	Estatura adequada para a idade
> Percentil 97 e ≤ Percentil 99,9	> Escore-z +2 e ≤ Escore-z +3	Obesidade	
> Percentil 99,9	> Escore-z +3	Obesidade grave	

Fonte: Adaptado de: (WHO, 2006; WHO, 2007).

### 2.3 MODELOS LINEARES

A análise de regressão linear estuda a relação entre a variável dependente ou variável resposta ( $Y$ ) e uma ou mais variáveis independentes ou regressoras ( $X_1, \dots, X_p$ ). Esta relação é apresentada por uma equação que associa a variável dependente com a independente, definindo-se assim o modelo de regressão linear simples.

De acordo com Charnet et al. (2008) a variável resposta no modelo linear (ML), é definida pela soma de uma combinação linear de parâmetros desconhecidos como covariáveis independentes e um erro aleatório. O vetor erro aleatório  $\varepsilon$  deve seguir uma distribuição normal  $N(0, \sigma^2)$ , fazendo com que a variável resposta também seja distribuída normalmente. A equação representativa do modelo de regressão linear simples é dada por:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n \quad (2)$$

em que:

$Y_i$ : representa o valor observado para a variável resposta ou dependente  $Y$ , no  $i$ -ésimo nível da variável independente  $X$ .

$\beta_0$ : constante de regressão ou coeficiente angular/intercepto. Representa o intercepto da reta com o eixo  $Y$ .

$\beta_1$ : coeficiente de regressão ou coeficiente angular. Representa a variação de  $Y$  em função da variação de uma unidade da variável  $X$ .

$X_i$ :  $i$ -ésimo nível da variável independente  $X$  ( $i, i = 1, \dots, n$ )

$\varepsilon_i$ : é o erro que está associado à distância entre o valor observado  $Y_i$  e o correspondente ponto da curva, do modelo proposto, para o mesmo nível de  $i$  de  $X$ .

Para que esses modelos possam ser utilizados, algumas pressuposições precisam ser satisfeitas, como por exemplo, os erros devem ser normais, independentes e identicamente distribuídos com variância constante. Quando as suposições básicas do modelo obtido são satisfeitas, a regressão possibilita determinar equações para realizar boas estimativas, com precisão e eficiência. A equação ajustada é feita através da aplicação de testes estatísticos que permitem fazer uma inferência à população e ajustar a melhor equação possível (SCHNEIDER; SCHNEIDER; SOUZA, 2009). Por outro lado, quando os pressupostos não são alcançados, outra classe de modelos pode ser utilizada, como a classe dos modelos lineares generalizados.

### 2.3.1 Modelos lineares generalizados

A teoria dos modelos lineares generalizados (MLG), desenvolvida por Nelder e Wedderburn (1972) é uma extensão dos modelos clássicos de regressão ou modelos lineares normais, que envolvem uma variável resposta univariada, variáveis explanatórias e uma amostra de  $n$  observações independentes. Neste modelo, a variável resposta ou dependente pode assumir outras distribuições de probabilidade além da distribuição normal. Além disso, a relação entre as variáveis explanatórias e a média da variável resposta é estabelecida por meio de uma função de ligação (MCCULLOCH; SEARLE, 2001). Segundo Cordeiro e Demétrio (2007) os MLGs são constituídos por uma variável dependente, que possui distribuição pertencente à família de distribuições exponencial, variáveis independentes e uma função de ligação que descreve a relação funcional entre a variável dependente e as variáveis independentes.

De acordo com Mccullagh e Nelder (1989) no MLG a variância é dada como uma função da média e a aditividade dos efeitos decorre naturalmente como propriedade das respostas esperadas. De forma diferente dos modelos normais lineares, não são necessárias normalidade e homocedasticidade para a variável resposta, que deve pertencer à família exponencial de distribuições, mas assim como nos modelos normais lineares, as observações devem ser independentes, e trabalha-se com os dados em sua forma original, ou seja, não há necessidade de fazer transformações.

Os modelos normais lineares têm a forma (MCKEAN, 2004):

$$y = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \varepsilon \quad (3)$$

em que:

$\mathbf{X}$ : representa uma matriz de variáveis explanatórias conhecidas;

$\boldsymbol{\beta}$ : vetor de parâmetros desconhecidos;

$\varepsilon$ : erro estocástico do modelo

Os modelos lineares podem ser escritos de forma equivalente a:

$$E(\mathbf{Y}) = \boldsymbol{\mu} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \quad (4)$$



Um modelo linear generalizado possui dois componentes e uma relação funcional entre eles (CORDEIRO E DEMÉTRIO, 2007).

i) Componente aleatório do modelo: a variável resposta é representada por um conjunto de variáveis aleatórias independentes  $Y_1, \dots, Y_n$  com distribuição pertencente à família exponencial de distribuições de médias  $\mu_1, \dots, \mu_n$  ou seja,  $E(Y_i) = \mu_i, i = 1, 2, \dots, n$ ;

ii) Componente sistemático: é constituído pelas variáveis explicativas que entram na forma de uma soma linear de seus efeitos. O componente sistemático ou preditor linear do modelo é dado por  $\eta = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$ , onde  $\eta_i = X_i\boldsymbol{\beta}$  é a componente relativa à  $i$ -ésima observação.

iii) Função de ligação: relaciona o componente aleatório ao componente sistemático, ou seja, é estabelecida pela relação entre o preditor linear  $\eta$  e o valor esperado de um dado  $y$ , isto é:

$$\eta_i = g(\mu_i), \quad (5)$$

sendo  $g(\cdot)$  uma função monótona e diferenciável. Determina a escala em que a linearidade é suposta, ou seja, se os parâmetros  $\beta_1, \dots, \beta_p$  não são sujeitos a restrições,  $g(\mu_i)$  deve ser capaz de conseguir qualquer valor em  $(-\infty, \infty)$ , e assim, a forma de uma função de ligação apropriada é determinada em alguma escala pelo domínio de variação de  $\mu_i = E(Y)$ . Para observações estritamente positivas, como no caso de contagens, a média deve ficar restrita a  $(0, \infty)$  (HINKLEY et al. 1991).

Utiliza-se:

$$g(\mu_i) = \eta_i = \sum_{r=1}^p x_{ir}\beta_r \quad (6)$$

para descrever a relação entre os componentes do modelo linear generalizado, sendo  $g(\cdot)$  a função de ligação e  $\eta_i$  o preditor linear associado a  $Y$ .

Os MLGs pressupõem que a variável resposta tenha uma distribuição pertencente à família exponencial (TURKMAN E SILVA, 2000). Seja a variável aleatória  $Y$ , cuja função densidade de probabilidade para o caso contínuo, ou função de probabilidade para o caso discreto, que pode ser escrita na forma:

$$f_Y(y; \theta, \phi) = \exp \left\{ \frac{y\theta - b(\theta)}{a(\phi) + c(y, \phi)} \right\} \quad (7)$$

para funções específicas  $a(\cdot)$ ,  $b(\cdot)$  e  $c(\cdot)$ . Caso  $\phi$  seja conhecido, a função  $f_Y$  é modelo da família exponencial com parâmetro canônico  $\theta$  (MCCULLAGH; NELDER, 1989). Escrevendo a log-verossimilhança tem-se:

$$\ell(\theta; y) = \frac{(y\theta - b(\theta))}{a(\phi) + c(y, \phi)} \quad (8)$$

Conforme a distribuição da variável independente, são estabelecidas as funções de ligação correspondentes. Se a função de ligação é escolhida de tal forma que  $g(\mu_i) = \theta_i = \eta_i$ , o preditor linear modela diretamente o parâmetro canônico  $\theta_i$ , sendo denominada função de ligação canônica e os modelos correspondentes são modelos canônicos.

O valor esperado e a variância de  $Y$  com distribuição na família de  $f_Y$  são:

$$E(Y) = \mu = b'(\theta) \text{ e } \text{Var}(Y) = \phi b''(\theta) \quad (9)$$

em que  $\phi$  é um parâmetro de dispersão do modelo e seu inverso  $\phi^{-1}$ , uma medida de precisão. A função que relaciona o parâmetro canônico  $\theta$  com a média  $\mu$  é denotada por  $\theta = q(\mu)$ , e  $q(Y)$  é obtido substituindo-se  $\mu$  por  $Y$  em  $q(\mu)$ . A função da média  $\mu$  na variância é expressa por  $b''(\theta) = V(\mu)$ , e denomina-se  $V(\mu)$  de função de variância. A função de variância em termos da observação  $Y$ ,  $V(Y)$ , é obtida substituindo-se o valor de  $\mu$  por  $Y$  em  $V(\mu)$ .

Sendo assim, as distribuições da família exponencial têm relação conhecida entre a média e a variância, e essa relação é representada por:

$$\text{Var}(Y) = \phi V(\mu) \quad (10)$$

Na Tabela 2 encontram-se alguns exemplos de distribuições pertencentes à família exponencial.

Tabela 2 - Algumas distribuições pertencentes à família exponencial na forma canônica

Distribuição	$q(\mu_i)$	$V(\mu_i)$	$\phi$
Normal	$\mu$	1	$\sigma^2$
Poisson	$\log(\mu)$	$\mu$	1
Binomial	$\log\left(\frac{\mu}{n-\mu}\right)$	$\frac{n\mu - \mu^2}{n}$	1
Gama	$-\frac{1}{\mu}$	$\mu^2$	$\frac{1}{v}$
Normal inversa	$-\frac{1}{2\mu^2}$	$\mu^3$	$\sigma^2$

Fonte: Adaptado de Cordeiro e Demétrio, 2007.

### 2.3.2 Estimação dos parâmetros de regressão nos modelos lineares generalizados

Para a estimação dos parâmetros lineares  $\beta_1, \dots, \beta_p$  do modelo linear generalizado, o método mais comumente utilizado é a máxima verossimilhança. A aplicação do método de máxima verossimilhança possui ótimas propriedades, como consistência e eficiência assintótica (CORDEIRO; DEMÉTRIO, 2007). O logaritmo da função de verossimilhança como função apenas de  $\boldsymbol{\beta}$  (considerando-se o parâmetro de dispersão  $\phi$  conhecido) dado o vetor  $\mathbf{Y}$  de observações, é definido por (CORDEIRO E DEMÉTRIO, 2007):

$$\ell(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{\phi} \sum_{i=1}^n [y_i \theta_i - b(\theta_i)] + \sum_{i=1}^n c(y_i, \phi) \quad (11)$$

em que:

$$\theta_i = q(\mu_i); \quad \mu_i = g^{-1}(\eta_i) \quad e \quad \eta_i = \sum_{r=1}^p x_{ir} \beta_j$$

O vetor escore é formado pelas derivadas parciais de primeira ordem do logaritmo da função de verossimilhança:

$$U_j = \frac{\partial \ell(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_j} = \sum_{i=1}^n \frac{d\ell_i}{d\theta_i} \frac{d\theta_i}{d\mu_i} \frac{d\mu_i}{d\eta_i} \frac{d\eta_i}{d\beta_j} \quad (12)$$

A estimativa de máxima verossimilhança  $\hat{\beta}$  do vetor de parâmetros  $\beta$  é obtida igualando-se  $U_j = 0$  para  $j = 1, \dots, p$ . Como na maioria das vezes, as equações  $U_j = 0$  não são equações lineares, elas são resolvidas numericamente pelo método de Newton-Raphson ou do escore de Fisher. Para maiores detalhes do processo de interação ver em Cordeiro e Demétrio (2007).

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 DELINEAMENTO DO ESTUDO, POPULAÇÃO E AMOSTRA

Trata-se de estudo transversal que teve como população alvo alunos do Programa Saúde na Escola (PSE) de cinco a 18 anos, matriculados na educação básica de escolas públicas municipais da zona rural do município de Unistalda, Rio Grande do Sul. O município está situado na região central do Rio Grande do Sul, distante cerca de 500 km da capital do estado. Apresenta área de 602,389 km<sup>2</sup> e de acordo com o último censo, possui 2.489 habitantes. O município possui duas escolas municipais localizadas na zona rural.

Do total de 133 escolares maiores de cinco anos, o estudo contemplou a avaliação nutricional de 125 alunos.

#### 3.2 COLETA E CLASSIFICAÇÃO DOS DADOS

Os dados da avaliação nutricional foram coletados dos arquivos das escolas municipais com autorização da direção escolar. A avaliação antropométrica foi realizada pela nutricionista do município, no ano de 2019, seguindo as recomendações do Sistema de Vigilância Alimentar e Nutricional – SISVAN. A classificação do estado nutricional dos escolares foi realizada de acordo com as curvas de crescimento da Organização Mundial da Saúde (OMS), por meio dos índices de estatura para a idade (E/I) e índice de massa corporal para a idade (IMC/I). O IMC foi obtido através da razão entre o peso (kg) e a estatura (m) ao quadrado ( $IMC = \text{Peso}/\text{Estatura}^2$ ). O estado nutricional dos escolares foi classificado de acordo com o escore-z para os índices IMC/I e E/I. Para obtenção e análise dos índices antropométricos foi utilizado o programa WHO Anthro Plus® da Organização Mundial da Saúde (OMS) para indivíduos de 5 anos a 19 anos. O IMC/I foi dividido em normal/eutrofia, sobrepeso e obesidade. A E/I foi dividida em adequada e baixa estatura para a idade.

### 3.3 ASPECTOS ÉTICOS

Este estudo foi aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa com Seres Humanos da Universidade Federal de Santa Maria, conforme Certificado de Apresentação de Apreciação Ética - CAAE nº 52370221.3.0000.5346.

### 3.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA

A análise descritiva dos dados foi realizada através da média, mediana, coeficiente de variação, mínimo, máximo e percentuais. Além disso, gráficos boxplots foram apresentados para facilitar a visualização do comportamento das variáveis.

Na análise univariada, utilizou-se o teste qui-quadrado de Pearson ( $\chi^2$  de Pearson) para verificar a associação entre as variáveis categóricas IMC/I e sexo. Para avaliar a associação entre E/I e sexo, foi utilizado o teste exato de Fisher. O coeficiente de correlação de *Spearman* foi utilizado para testar a correlação linear entre as variáveis quantitativas IMC *versus* idade, idade *versus* estatura e peso *versus* estatura.

Ajustou-se o modelo linear clássico a cada variável, e posteriormente, a análise dos pressupostos de normalidade dos resíduos, independência dos resíduos e homogeneidade de variâncias foram realizadas através dos testes Shapiro-Wilk, Durbin-Watson e Breusch-Pagan, respectivamente. Para as variáveis em que os resíduos não atenderam um dos pressupostos exigidos, utilizou-se o modelo linear generalizado (MLG) com função de ligação para linearizar a relação entre as variáveis preditora e resposta.

Em seguida, utilizou-se a função *hist.( )*, que tem como base realizar um histograma de frequência da variável resposta, com o intuito de encontrar uma distribuição paramétrica candidata para adequar-se aos dados.

Para a obtenção dos modelos de regressão para as variáveis antropométricas utilizou-se a função do pacote *glm* (generalized linear model) do software R. Essa função também fornece os valores de AIC (Akaike, 1974) e deviance utilizados para selecionar os melhores modelos.

As análises e testes foram feitos com o auxílio do software R (R Core Team, 2021) e o nível de significância adotado para a rejeição da hipótese de nulidade foi de 5%.

#### 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Foram avaliadas as variáveis independentes sexo, idade, peso e estatura e variáveis dependentes IMC/I e E/I. Das 125 crianças avaliadas, 53,60% eram do sexo masculino, com idade média de 123,45 meses ( $\pm 37,86$  meses). A média de peso foi de 40,49 kg ( $\pm 15,70$  kg), com mínimo de 17,05 kg e máximo de 82,85 kg. A estatura apresentou média de 140,80 cm ( $\pm 18,07$  cm). O IMC médio foi de 19,60 kg/m<sup>2</sup> ( $\pm 4,02$  kg/m<sup>2</sup>), com valor mínimo de 13,76 kg/m<sup>2</sup> e máximo de 31,41 kg/m<sup>2</sup> (Tabela 3).

Segundo o índice IMC/I, foi possível observar a prevalência de eutrofia (normal/não obeso) em 58,4% dos escolares (n=73). Destes, 54,79% (n=40) eram do sexo feminino. Observa-se a prevalência de obesidade de 72% (n=18) no sexo masculino. Em relação à estatura, verifica-se que 95,20% (n=119) das crianças apresentaram estatura adequada para a idade (Tabela 3).

Oliveira et al. (2017) analisaram o estado nutricional de 377 crianças e adolescentes com idade entre 5 e 15 anos atendidos em um projeto socioassistencial e educacional do município de Três Lagoas, Mato Grosso do Sul. Os autores verificaram a prevalência de 23% de excesso de peso e observaram estatura adequada para a idade em 97,4% dos alunos, resultados que corroboram com os encontrados neste estudo.

Reuter et al. (2015) avaliando 658 estudantes da cidade de Santa Cruz do Sul, no Rio Grande do Sul, encontraram uma prevalência de 29,5% de excesso de peso. Triches e Giugliani (2005) realizaram estudo com 573 alunos de escolas municipais de Dois Irmãos e Morro Reuter, ambos do estado do Rio Grande do Sul, e verificaram excesso de peso em 24,4% dos escolares. Embora haja uma diferença em relação ao tamanho da amostra entre os estudos, observaram-se algumas semelhanças como predomínio de eutrofia, estatura adequada e percentual de obesidade próximo ao encontrado no presente estudo.

Bertin et al. (2010) avaliaram o estado nutricional de 259 escolares do município de Indaial, Santa Catarina, com idades entre 8 a 10 anos e verificaram que 33,9% das crianças estavam acima do peso e destas, 12,7% eram obesas. Miranda et al. (2015) avaliaram 107 crianças de 8 a 10 anos de uma escola pública da cidade de São Paulo - SP e constataram obesidade em 13,20% dos alunos. Recentemente, Landim et al. (2020) avaliando 105 crianças entre 7 a 10 anos, do município de Teresina - Piauí, verificaram que 50,50% eram do sexo masculino e de acordo com o IMC, 13,30% eram obesas. No presente estudo, avaliando 125 crianças, foi encontrado um percentual de obesidade de 20%. Considerando o percentual de sobrepeso e obesidade, tem-se um percentual de 41,6% de excesso de peso (n=52), o que

configura um resultado preocupante quando comparado aos demais estudos, considerando seus respectivos tamanhos amostrais.

Tabela 3 - Análise descritiva e testes de associação das variáveis de acordo com o sexo

Variáveis		Média±DP	Md	CV	Min	Máx
Peso (kg)		40,49±15,70	40,10	2,57	17,05	82,85
Estatura (cm)		140,80±18,07	142,00	7,79	103,00	182,00
Idade (meses)		123,45±37,86	127,21	3,26	59,53	194,10
IMC (kg/m <sup>2</sup> )		19,60±4,02	18,60	4,87	13,76	31,41
	Classificação	n(%)	Masculino	Feminino	p-valor	
<sup>1</sup> IMC/Idade (IMC/I)	Normal/eutrofia	73(58,40)	33(45,20)	40(54,79)	0,054	
	Sobrepeso	27(21,60)	16(59,25)	11(40,74)		
	Obesidade	25(20,00)	18(72,00)	7(28,00)		
<sup>2</sup> Estatura/Idade (E/I)	Adequada	119(95,20)	63(52,94)	56(47,05)	0,684	
	Baixa estatura	6(4,80)	4(66,67)	2(33,33)		

<sup>1</sup>Teste qui-quadrado de Pearson ( $\chi^2$  de Pearson); <sup>2</sup>Teste Exato de Fisher; IMC (Índice de Massa Corporal); DP (Desvio Padrão); Md (mediana); CV (Coeficiente de Variação); Min (Valor mínimo); Máx (valor máximo).

A Tabela 3 mostra que não existe associação entre a variável IMC/I e sexo dos alunos (p-valor = 0,054) pelo teste qui-quadrado de Pearson ( $\chi^2$  de Pearson). Não houve associação entre a variável E/I e sexo pelo teste Exato de Fisher (p-valor = 0,684). Através do teste de correlação de *Spearman*, com intervalo de confiança de 95%, verificou-se correlação positiva forte para as variáveis idade *versus* estatura ( $\rho = 0,902$ ; p-valor <0,0001) e peso *versus* estatura ( $\rho = 0,905$ ; p-valor <0,0001). Observou-se correlação positiva moderada para a variável IMC *versus* idade ( $\rho = 0,538$ ; p-valor <0,0001).

Venâncio et al. (2012) ao estudarem a prevalência de sobrepeso e obesidade entre crianças de 6 a 12 anos observaram correlação positiva fraca ( $\rho = 0,212$ ) entre IMC e idade. Lopes et al. (2019) estudando o perfil nutricional de crianças do Maranhão com idade entre 6 e 59 meses, verificaram correlação negativa fraca entre a estatura e a idade das crianças ( $\rho = -0,299$ ; p-valor <0,0001).

## IMC *versus* idade

No gráfico Boxplot da variável IMC *versus* idade (Figura 1), observa-se que a maioria dos dados encontra-se acima da mediana com a presença de *outlier*.

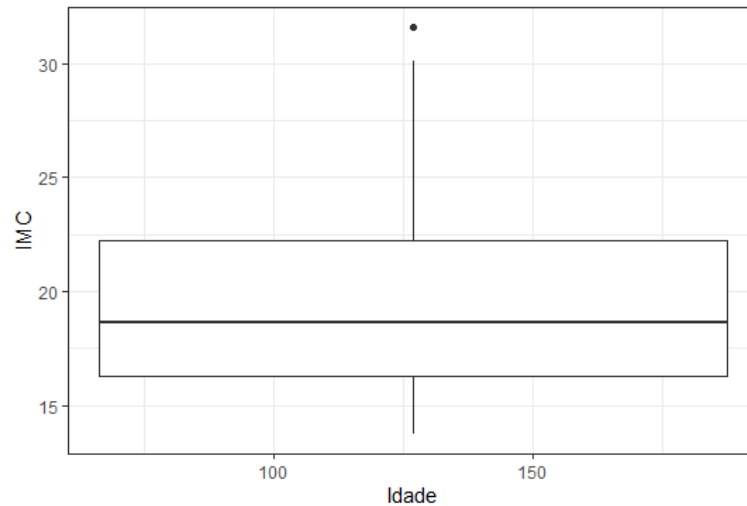


Figura 1 – Gráfico Boxplot da variável IMC *versus* idade

Após o ajuste do modelo de regressão clássico, realizou-se a análise dos pressupostos da variável IMC *versus* idade (Figura 2) e verificou-se pelo teste Durbin-Watson que os resíduos apresentaram independência (p-valor = 0,878), mas não apresentaram normalidade pelo teste Shapiro-Wilk (p-valor <0,01) e que as variâncias não possuíam homogeneidade pelo teste Breusch-Pagan (p-valor = 0,014).



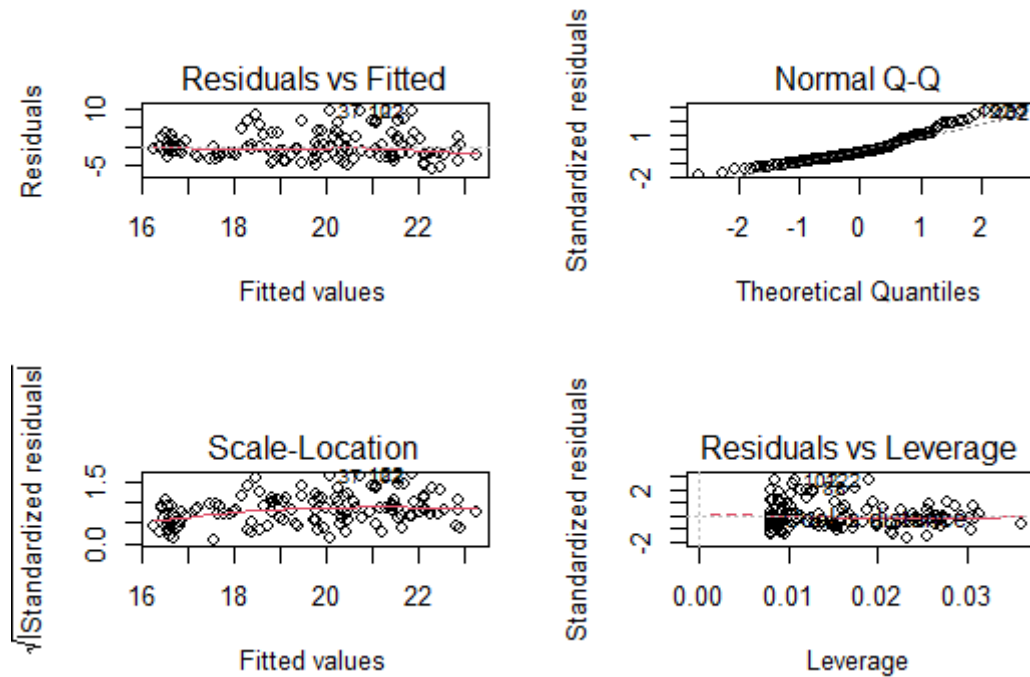


Figura 2 - Análise de resíduos da variável IMC *versus* idade

Tabela 4 - Estimativas dos efeitos do modelo ajustado para IMC *versus* idade

Coeficientes	Estimativa	Erro padrão	valor-t	p-valor
Intercepto	13,148	0,964	13,492	<0,001
Idade	0,0532	0,007	6,607	<0,001

AIC = 653,80; Deviance =  $D^*(y; \hat{\mu}) = 3,516$ .

A distribuição gama com a função de ligação identidade (link = “identity”) apresentou menor valor de AIC e deviance, sendo a distribuição que melhor se ajusta aos dados de IMC *versus* idade (Tabela 4).

O modelo ajustado para IMC *versus* idade é dado por:

$$\hat{y} = 13,148 + 0,0532X$$

em que:

$\hat{y}$ : representa o valor observado para a variável resposta ou dependente IMC, no *i*-ésimo nível da variável independente idade;

*X*: *i*-ésimo nível da variável independente idade.

A partir da equação do modelo ajustado é possível observar que a cada mês de aumento na idade, ocasiona uma elevação de  $0,0532 \text{ kg/m}^2$  no IMC.

Com base no Gráfico envelope simulado normalmente distribuído para o modelo IMC *versus* idade (Figura 3), verifica-se que a modelagem gama com a função de ligação identidade é eficaz para modelar dados contínuos, proporcionando, neste caso, o englobamento de todos os pontos dentro do envelope, indicando um bom ajuste do modelo.

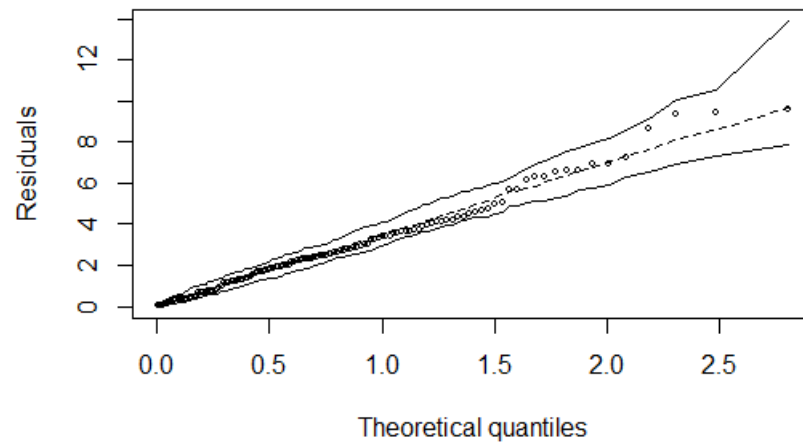


Figura 3 - Gráfico envelope simulado normalmente distribuído para o modelo IMC *versus* idade

### Idade *versus* estatura

O gráfico Boxplot (Figura 4) mostra que o conjunto de dados encontra-se abaixo da mediana, sem a presença de *outlier*.

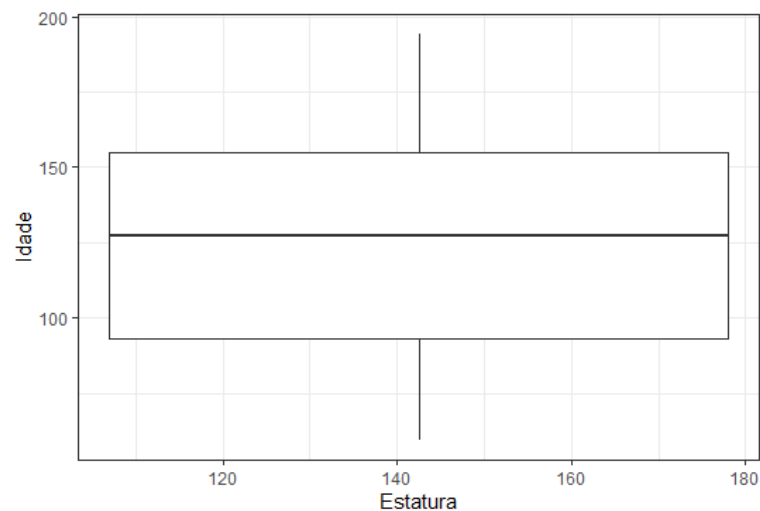


Figura 4 - Gráfico Boxplot da variável idade *versus* estatura

Ao ajustar o modelo de regressão clássica no conjunto de dados idade *versus* estatura, realizou-se a análise de pressupostos e observou-se que os resíduos apresentaram independência (p-valor = 0,068), normalidade (p-valor = 0,648), mas não apresentaram homogeneidade de variâncias (p-valor = 0,026) (Figura 5).

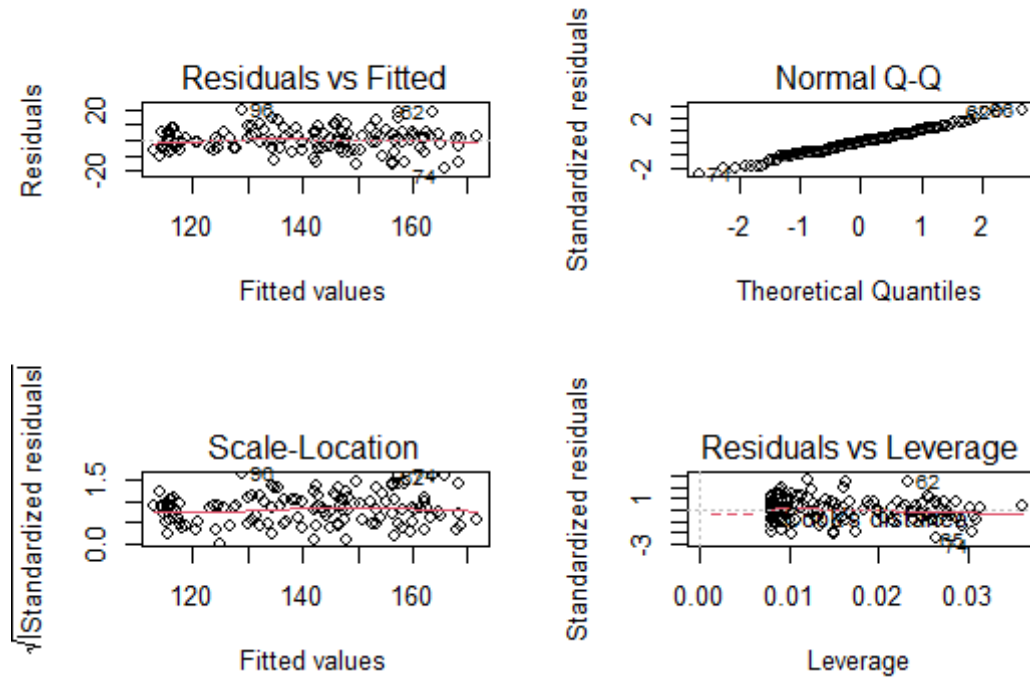


Figura 5 - Análise de resíduos da variável idade *versus* estatura

Tabela 5 - Estimativas dos efeitos do modelo ajustado para idade *versus* estatura

Coefficientes	Estimativa	Erro padrão	valor-t	p-valor
Intercepto	-146,491	8,718	-16,80	<0,001
Estatura	1,915	0,069	27,40	<0,001

AIC = 1051,00; Deviance =  $D^*(y; \hat{\mu}) = 0,019$ .

De acordo com os critérios de seleção de modelos AIC e deviance, a distribuição que melhor se ajustou aos dados também foi a gama com função de ligação identidade (link = “identity”) (Tabela 5).

O modelo ajustado para idade *versus* estatura é dado por:

$$\hat{y} = -146,49 + 1,915X$$

em que:

$\hat{y}$ : representa o valor observado para a variável resposta ou dependente idade, no  $i$ -ésimo nível da variável independente estatura;

$X$ :  $i$ -ésimo nível da variável independente estatura.

Observou-se na equação de regressão que a cada mês de aumento na idade, ocasiona um aumento de 1,915 cm na estatura.

Através do gráfico envelope simulado (Figura 6) é possível observar que os resíduos estão normalmente distribuídos com a utilização da família gama e função de ligação identidade (link = “identity”).

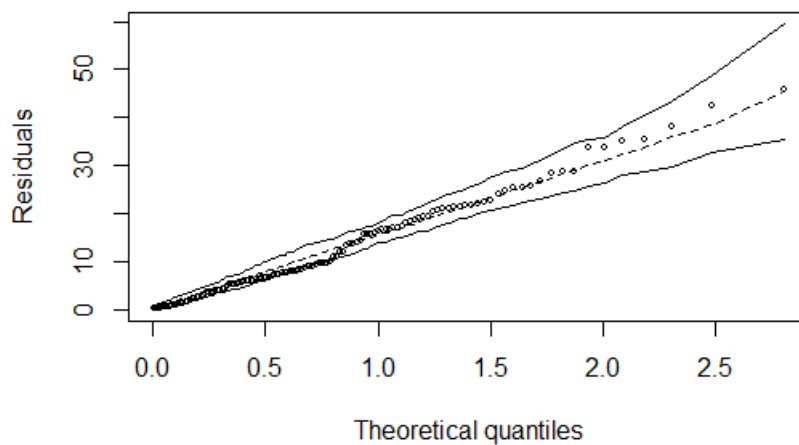


Figura 6 - Gráfico envelope simulado normalmente distribuído para a variável idade *versus* estatura

### **Peso *versus* estatura**

O gráfico Boxplot (Figura 7) mostra que o conjunto de dados encontra-se abaixo da mediana, sem a presença de *outlier*.

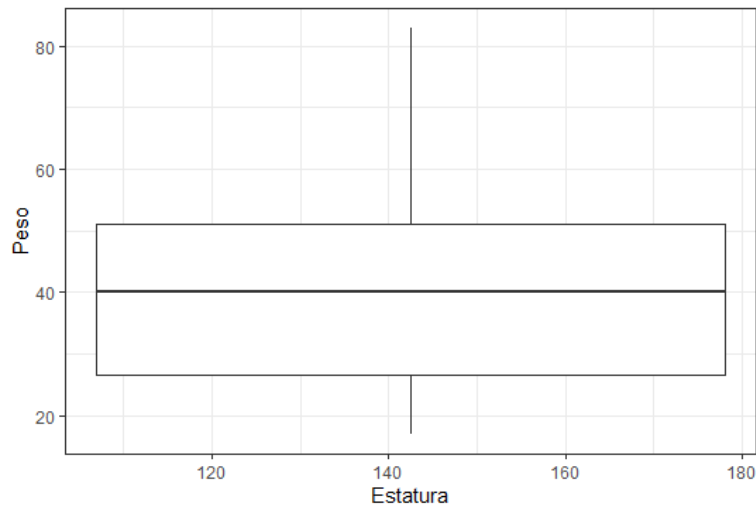


Figura 7 - Gráfico Boxplot da variável peso *versus* estatura

Após ajustar um modelo de regressão clássica para o conjunto de dados peso *versus* estatura, foi realizada a análise de pressupostos (Figura 8), verificando-se que os resíduos apresentaram independência pelo teste Durbin-Watson ( $p$ -valor = 0,933), mas não apresentaram normalidade ( $p$ -valor <0,001) pelo teste Shapiro-Wilk e não apresentaram homogeneidade de variâncias pelo teste Breusch-Pagan ( $p$ -valor <0,001).

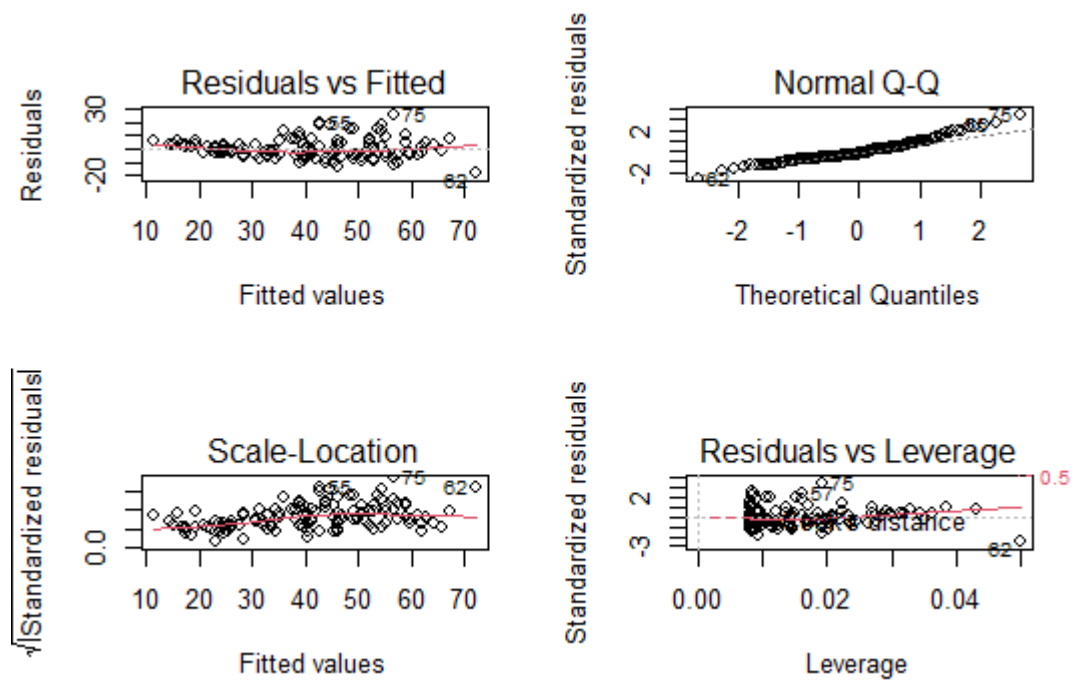


Figura 8 - Análise de resíduos da variável peso *versus* estatura

Tabela 6 - Estimativas dos efeitos do modelo ajustado para peso *versus* estatura

Coeficientes	Estimativa	Erro padrão	valor-t	p-valor
Intercepto	-60,341	3,754	-16,07	<0,001
Estatuta	0,715	0,029	24,38	<0,001

$$AIC = 820,21; \text{Deviance} = D^*(y; \hat{\mu}) = 3,502.$$

A distribuição gama com a função de ligação identidade (link = “identity”) apresentou menor valor de AIC e deviance, sendo a distribuição que melhor se ajusta aos dados peso *versus* estatura (Tabela 6).

O modelo ajustado para peso *versus* estatura é dado por:

$$\hat{y} = -60,34 + 0,715X$$

em que:

$\hat{y}$ : representa o valor observado para a variável resposta ou dependente peso, no  $i$ -ésimo nível da variável independente estatura;

$X$ :  $i$ -ésimo nível da variável independente estatura.

A equação de regressão mostra que a cada centímetro de aumento na estatura, proporciona um aumento de 0,715 kg no peso. Após o ajuste do modelo, foi possível verificar que os resíduos estão distribuídos normalmente dentro do gráfico envelope (Figura 9). Indicando novamente que a distribuição gama com função de ligação identidade é eficaz para o ajuste do modelo.

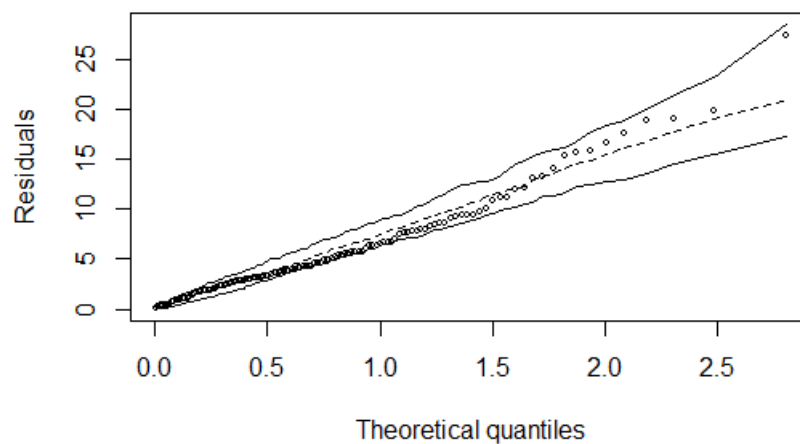


Figura 9 - Gráfico envelope simulado normalmente distribuído para o modelo peso *versus* estatura

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O principal objetivo deste estudo foi determinar um modelo de regressão para medidas antropométricas para melhor entender a relação entre as variáveis.

A partir da estatística descritiva, dos 125 alunos avaliados, de acordo com o IMC/I, 41,6% apresentaram excesso de peso e destes, 20% estavam obesos, expressando um resultado preocupante diante do tamanho da amostra. Não foram observadas associações entre as variáveis categóricas IMC/I e E/I pelos testes qui-quadrado de Pearson e teste exato de Fisher, respectivamente. As variáveis IMC *versus* idade, peso *versus* estatura e idade *versus* estatura apresentaram relação linear positiva pelo teste de correlação de *Spearman*.

De acordo com os critérios de seleção de modelos considerados e análises gráficas dos resíduos, conclui-se que a distribuição gama com função de ligação identidade proporcionou melhor qualidade de ajuste, demonstrando eficácia na determinação do modelo para todas as variáveis antropométricas utilizadas no estudo.

Como sugestão para futuras pesquisas, podem ser utilizadas outras variáveis antropométricas como circunferência da cintura, circunferência do pescoço e percentual de gordura. Além disso, dados sociodemográficos, hábitos alimentares dos alunos e dos pais auxiliariam para a compreensão dos fatores relacionados à obesidade dos escolares.

## REFERÊNCIAS

AKAIKE, H. A. A new look at the statistical model identification. **IEE Transactions on Automatic Control**, v. 19, n. 6, p. 716-723, 1974.

ALVARENGA, A. M. T. **Modelos lineares generalizados: aplicação a dados de acidentes rodoviários**. 2015. 101 p. Dissertação (Mestrado em Gestão de Informação) – Universidade de Lisboa, Lisboa, 2015.

BATISTA-FILHO, M.; RISSIN, A. A transição nutricional no Brasil: tendências regionais e temporais. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 19, p. 181-191, 2003. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/csp/a/r3GLHShDsgtt5JPKBYL7G3x/?lang=pt>>. Acesso em: 07 out. 2021.

BERTIN, R. L. et al. Estado nutricional, hábitos alimentares e conhecimentos de nutrição em escolares. **Revista Paulista de Pediatria**, v. 28, p. 303-308, 2010. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rpp/a/F3x9wsFvqkrWyMKcpFq4pwf/?format=pdf&lang=pt>>. Acesso em: 11 dez. 2021.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Atenção à Saúde. Departamento de Atenção Básica. **Obesidade**. Brasília: Ministério da Saúde; 2006. Disponível em: <[http://189.28.128.100/dab/docs/publicacoes/cadernos\\_ab/abcad12.pdf](http://189.28.128.100/dab/docs/publicacoes/cadernos_ab/abcad12.pdf)>. Acesso em: 07 out. 2021.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Atenção à Saúde. Departamento de Ações Programáticas Estratégicas. **Saúde da Criança e Aleitamento Materno**. Caderneta de Saúde da Criança. Brasil, 2009b.

BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Atenção à Saúde. Departamento de Atenção Básica. **Passo a passo PSE: Programa Saúde na Escola: tecendo caminhos da intersectorialidade**. Ministério da Educação. Brasília: Ministério da Saúde, 2011. Disponível em: <[https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/passo\\_a\\_passo\\_programa\\_saude\\_escola.pdf](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/passo_a_passo_programa_saude_escola.pdf)>. Acesso em: 07 out. 2021.

BRASIL. Ministério da Saúde; Ministério da Educação. Cadernos de Atenção Básica. **Saúde na Escola**. Brasília: Editora do Ministério da Saúde, 2009. Disponível em: <[https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/cadernos\\_atencao\\_basica\\_24.pdf](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/cadernos_atencao_basica_24.pdf)>. Acesso em: 07 out. 2021.

BRASIL. Ministério da Saúde; Ministério da Educação. **Programa Saúde na Escola**. Brasília: Editora do Ministério da Saúde, 2008b.

BRASIL. Ministério da Saúde. **Orientações para a coleta e análise de dados antropométricos em serviços de saúde**. Brasília: Ministério da Saúde, 2011. Disponível em: <[https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/orientacoes\\_coleta\\_analise\\_dados\\_antropometri cos.pdf](https://bvsmms.saude.gov.br/bvs/publicacoes/orientacoes_coleta_analise_dados_antropometri cos.pdf)>. Acesso em: 16 nov. 2021.



BRASIL. Ministério da Saúde. **Sistema de Vigilância Alimentar e Nutricional – SISVAN**. Brasília: Ministério da Saúde, 2019. Disponível em: <<https://sisaps.saude.gov.br/sisvan/>>. Acesso em: 07 out. 2021.

BRASIL. Presidência da República. Decreto nº 6.286, de 5 de dezembro de 2007. **Institui o Programa Saúde na Escola - PSE, e dá outras providências**. Diário Oficial da União, Poder Executivo, Brasília, DF, 5 dez. 2007a.

CHARNET, R. et al. **Análise de modelos de regressão linear**: com aplicações. 2.ed. Campinas, SP: Unicamp, 2008.

CORDEIRO, G. M.; DEMÉTRIO, C. G. B. Modelos Lineares Generalizados. **Simpósio de estatística aplicada à experimentação agrônômica**, v. 12., Santa Maria, 2007. 161p.

DOOLEY, A. A.; PILLAI, D. K. Paediatric obesity-related asthma: Disease burden and effects on pulmonary physiology. **Paediatric Respiratory Reviews**, v. 37, p. 15-17. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1526054220300324?via%3Dihub>>. Acesso em: 18 nov. 2021.

EBBELING, C. B.; PAWLAK, D. B.; LUDWIG, D. S. Childhood obesity: public-health crisis, common sense cure. **Lancet**, v. 360, p. 473-482, 2002. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/12241736/>>. Acesso em 07 out. 2021.

FANZO, J. et al. **2018 Global Nutrition Report: Shining a light to spur action on nutrition**. Monograph (Technical Report). Disponível em: <<https://eprints.mdx.ac.uk/25842/>>. Acesso em: 07 out. 2021.

FONSECA, J.G.; DRUMOND, M.G. O consumo de alimentos industrializados na infância. **Revista Brasileira de Ciências da Vida**, v. 6, p. 1-7, 2018.

GALTON, F. I. Family likeness in stature. **Proceedings of the Royal Society of London**, v. 40, p. 42-73, 1886.

HINKLEY, D. V.; REID, N.; SNELL, E. J. **Statistical Theory and Modelling**, London: Chapman and Hall 1991. 349p.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). **Pesquisa Nacional de Saúde 2013: Ciclos de vida**. Rio de Janeiro: IBGE, 2015. 92 p. Disponível em: <<https://biblioteca.ibge.gov.br/visualizacao/livros/liv94522.pdf>>. Acesso em: 18 nov. 2021.

KLIEGMAN, R. et al. **Tratado de Pediatria**. 20ª ed. Rio de Janeiro (RJ): Elsevier, 2017.

LANDIM, L. A. S. R. et al. Avaliação nutricional, consumo alimentar e frequência de ultraprocessados em escolares da rede pública. **Revista Eletrônica Acervo Saúde**, v. 12, p. 1-8, 2020. Disponível em: <<https://acervomais.com.br/index.php/saude/article/view/2427/1676>>. Acesso em: 03 dez. 2021.

LOPES, A. F. et al. Perfil nutricional de crianças no estado do Maranhão. **Revista Brasileira de Epidemiologia**, v. 22, p. 1-12. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rbepid/a/QwTHy9xQSDyWQ5Xntx4nzXD/?format=pdf&lang=pt>>. Acesso em: 28 dez. 2021.

MCCULLAGH, P.; NELDER, J. **Generalized linear models**. 2.ed. London: Chapman and Hall, 1989.

MCCULLOCH, C. E.; SEARLE, S. R. **Generalized, Linear, and Mixed Models**. 1.ed. United States of America: John Wiley & Sons, 2001. 358p.

MCKEAN, J. W. Robust Analysis of Linear Models. **Statistical Science**, Michigan, v. 19, p. 562-570, 2004.

MILLER, M. A. et al. Sleep duration and incidence of obesity in infants, children, and adolescents: a systematic review and meta-analysis of prospective studies. **Sleep**, v. 41, p. 1-19, 2018. DOI: 10.1093/sleep/zsy018. Disponível em: <<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29401314/>>. Acesso em: 18 nov. 2021.

MIRANDA, J. M. Q. et al. Prevalência de sobrepeso e obesidade infantil em instruções de ensino: públicas vs. privadas. **Revista Brasileira de Medicina do Esporte**, v. 21, p. 104-107, 2015. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rbme/a/kdTfTTLyPVmf46GQ78xDjwTD/?format=pdf&lang=pt>>. Acesso em: 03 dez. 2021.

NELDER, J. A.; WEDDERBURN, R. W. M. Generalized Linear Models. **Journal of the Royal Statistical Society**. Series A (General), v. 135, n. 3, p. 370-384, 1972.

OLIVEIRA, H. S. et al. Estado nutricional de crianças e adolescentes atendidos em um projeto socioassistencial e educacional. **Revista de Enfermagem**, v. 11, p. 1335-1342, 2017. Disponível em: <[10.5205/reuol.10263-91568-1-RV.1103sup201703](https://doi.org/10.5205/reuol.10263-91568-1-RV.1103sup201703)>. Acesso em: 11 dez. 2021.

ORGANIZACIÓN MUNDIAL DE LA SALUD. **Medición del cambio del estado nutricional**. Ginebra: OMS, 1983. Disponível em: <[https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/38772/9243541668\\_spa.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/38772/9243541668_spa.pdf?sequence=1&isAllowed=y)>. Acesso em: 16 nov. 2021.

R CORE TEAM. **R: A Language and Environment for Statistical Computing**, Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing, 2021.

REUTER, C. P. et al. Obesidade, aptidão cardiorrespiratória, atividade física e tempo de tela em escolares da zona urbana e rural de Santa Cruz do Sul-RS. **Cinergis**, v. 16, p. 52-56, 2015. Disponível em: <<https://online.unisc.br/seer/index.php/cinergis/article/view/6271>>. Acesso em 11 dez. 2021.

SCHNEIDER, P. R.; SCHNEIDER, P. S. P.; SOUZA, C. A. M. D. **Análise de regressão aplicada à Engenharia Florestal**. 2.ed. Santa Maria: Facos, 2009.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE PEDIATRIA (SBP). Departamento de Nutrologia. **Obesidade na infância e adolescência: manual de orientação**. São Paulo (SP): Sociedade Brasileira de Pediatria – Departamento de Nutrologia, 2019.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE PEDIATRIA (SBP). **Tratado de Pediatria**. 4a ed. Barueri (SP): Manole; 2017.

SWINBURN, B. et al. Strengthening of accountability systems to create healthy food environments and reduce global obesity. **Lancet**, v. 385, p. 2534-2545, 2015.

TRICHES, R. M.; GIUGLIANI, E. R. J. Obesidade, práticas alimentares e conhecimentos de nutrição em escolares. **Revista de Saúde Pública**, v. 39, p. 541-547, 2005. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/rsp/a/s8CbzGYVrwSRJngDM4fcwHG/?format=pdf&lang=pt>>. Acesso em: 11 dez. 2021.

TURKMAN, A. A.; SILVA, G. L. **Modelos Lineares Generalizados – da teoria à prática**. Lisboa: [s.n], 2000.

VENÂNCIO, P.; AGUILAR, S.; PINTO, G. Obesidade infantil... um problema cada vez mais actual. **Revista Portuguesa de Medicina Geral e Familiar**, v. 28, p. 410-416, 2012. Disponível em: <<https://www.rpmgf.pt/ojs/index.php/rpmgf/article/view/10982/10717>>. Acesso em: 28 dez. 2021.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Obesity and overweight**. Geneva: WHO, 2016. Disponível em: <<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>>. Acesso em: 16 nov. 2021.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Who child growth standards: length/height-for-age, weight-for-age, weight-for-length, weight-for-height and body mass index-for-age. Methods and development**. WHO (nonserial publication). Geneva, Switzerland: WHO, 2006. Disponível em: <<https://www.who.int/publications-detail-redirect/924154693X>>. Acesso em: 16 nov. 2021.

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Taking Action on Childhood Obesity**. Geneva: WHO; 2018. (WHO/NMH/PND/ECHO/18.1). Disponível em: <<https://www.who.int/end-childhood-obesity/publications/taking-action-childhood-obesity-report/en/>>. Acesso em: 07 out. 2021.