

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE CIÊNCIAS NATURAIS E EXATAS
CURSO DE ESPECIALIZAÇÃO EM ESTATÍSTICA E MODELAGEM
QUANTITATIVA**

Cati Reckelberg Azambuja

**MODELOS DE REGRESSÃO PARA O PRODUTO DE ACUMULAÇÃO
LIPÍDICA EM PESSOAS COM SÍNDROME METABÓLICA**

**Santa Maria, RS
2020**

Cati Reckelberg Azambuja

**MODELOS DE REGRESSÃO PARA O PRODUTO DE ACUMULAÇÃO LIPÍDICA
EM PESSOAS COM SÍNDROME METABÓLICA**

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

Orientadora: Dr^a Anaelena Bragança de Moraes

Santa Maria, RS
2020

Ficha gerada com os dados fornecidos pelo autor

Azambuja, Cati Reckelberg
Modelos de regressão para o produto de acumulação
lipídica em pessoas com síndrome metabólica / Cati
Reckelberg Azambuja.- 2020.
55 p.; 30 cm

Orientadora: Anaelena Bragança de Moraes
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Santa
Maria, Centro de Ciências Naturais e Exatas, Curso de
Especialização em Estatística e Modelagem Quantitativa,
RS, 2020

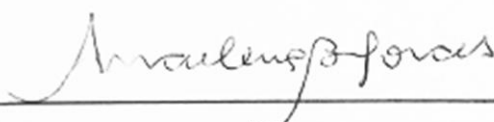
1. Estatística 2. Modelo matemático 3. Produto de
acumulação lipídica 4. Síndrome metabólica 5. Doença
cardiovascular I. Bragança de Moraes, Anaelena II. Título.

Cati Reckelberg Azambuja

**MODELOS DE REGRESSÃO PARA O PRODUTO DE ACUMULAÇÃO LIPÍDICA
EM PESSOAS COM SÍNDROME METABÓLICA**

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

Aprovado em 30 de abril de 2020:

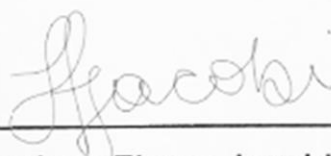


Anaelena Bragança de Moraes, Dra. (UFSM)

(Presidente/Orientadora)



Daniela Lopes dos Santos, Dra. (UFSM)



Luciane Flores Jacobi, Dra. (UFSM)

Santa Maria, RS
2020

DEDICATÓRIA

Ao meu pai, Danglars.

AGRADECIMENTOS

Aos meus familiares, Arthur, Filippe Junior, Danglars, Nair e Raquel, pelo carinho que a distância não diminui.

Aos colegas e à coordenadora do Núcleo de Estudos em Exercício Físico e Saúde, sempre incentivadores.

Aos colegas do curso, pelas contribuições e momentos de descontração.

À coordenação e aos professores do curso de Especialização em Estatística e Modelagem Quantitativa, pelos conhecimentos transmitidos durante o percurso e por toda estrutura e suporte oferecidos.

Aos componentes da banca de avaliação do trabalho e, em especial, à Profa. Dra. Anaelena Bragança de Moraes, pela competência, dedicação na condução deste processo e, principalmente, pelo privilégio de tê-la como orientadora.

A todos, o meu muito obrigado!

Use a estatística, mas use-a corretamente.
(Gilson Volpato e Eliane Freitas)

RESUMO

MODELOS DE REGRESSÃO PARA O PRODUTO DE ACUMULAÇÃO LIPÍDICA EM PESSOAS COM SÍNDROME METABÓLICA

AUTOR: Cati Reckelberg Azambuja
ORIENTADORA: Anaelena Bragança de Moraes

O objetivo do estudo foi analisar a relação entre variáveis antropométricas: circunferência da cintura (CC), circunferência do quadril (CQ), massa corporal (MC), estatura (EST) e variáveis hemodinâmicas: pressão arterial sistólica (PAS) e diastólica (PAD) com o produto de acumulação lipídica (PAL), e descrever um modelo matemático que melhor a representasse. Foram analisados dados de 430 sujeitos, de ambos os sexos, que apresentaram ao menos três fatores de risco para o diagnóstico da Síndrome Metabólica (SMet) de forma concomitante, conforme as recomendações do *Third Report of the National Cholesterol Education Program Expert Panel on Detection, Evaluation and Treatment of High Blood Cholesterol in Adults* (NCEP-ATPIII). Foram realizadas a análise estatística descritiva seguida da análise de regressão, sendo considerados os métodos *stepwise* e *enter* para o ajuste do modelo regressão linear múltipla (RLM). A variável dependente para o modelo de RLM foi o PAL sendo as variáveis previsoras, a CC, a MC, a CQ, a PAD, a PAS e a EST. No modelo obtido pelo método *stepwise*, o percentual de explicação foi de 42% e as variáveis preditoras foram: CC ($b = 1,946$; $p \leq 0,001$), PAD ($b = 0,540$; $p \leq 0,001$) e CQ ($b = -0,594$; $p = 0,002$). No modelo gerado pelo método *enter*, o percentual de explicação foi de 39%, e as variáveis preditoras foram: CC ($b = 1,567$; $p \leq 0,001$) e a PAD ($b = 0,547$; $p \leq 0,001$). Portanto, o modelo de regressão escolhido para descrever a relação entre as variáveis antropométricas e hemodinâmicas com o PAL foi o gerado pelo método *stepwise*. A partir do propósito de identificar um método mais simplificado de triagem inicial para detectar prováveis candidatos ao desenvolvimento da SMet, mesmo diante de limitações no poder de predição na variação do PAL, considera-se que o modelo escolhido satisfaz a necessidade, a partir de uma análise que também envolveu as ciências da saúde.

Palavras-chave: Modelo matemático. Método *stepwise*. Doenças cardiometabólicas.

ABSTRACT

REGRESSION MODEL FOR THE LIPID ACCUMULATION PRODUCT IN PEOPLE WITH METABOLIC SYNDROME

AUTHOR: Cati Reckelberg Azambuja
ADVISOR: Anaelena Bragança de Moraes

The aim of the study was to analyze the relationship between anthropometric variables: waist circumference (WC), hip circumference (HC), body mass (BM), height (HGT) and hemodynamic variables: systolic (SBP) and diastolic (DBP) blood pressure with the lipid accumulation product (LAP), and describe a mathematical model that best represented it. Data from 430 subjects of both sexes, who presented at least three risk factors for Metabolic Syndrome (MetS) concomitantly, were analyzed, according to the recommendations of the Third Report of the National Cholesterol Education Program Expert Panel on Detection, Evaluation and Treatment of High Blood Cholesterol in Adults (NCEP-ATPIII). Descriptive statistical analysis was performed, followed by regression analysis, using the stepwise and enter methods to adjust the multiple linear regression model (MLR). The dependent variable for the MLR model was the LAP, and the predictor variables were WC, BM, HC, DPB, SBP and HGT. In the model obtained by the stepwise method, the percentage of explanation for LAP variation was 42% and the explanatory variables are WC ($b = 1.946$; $p \leq 0.001$), DBP ($b = 0.540$; $p \leq 0.001$) and HC ($b = -0.594$; $p = 0.002$). In the model generated by the enter method, the percentage of explanation for LAP variation was 39%, and the explanatory variables are WC ($b = 1.567$; $p \leq 0.001$) and the DBP ($b = 0.547$; $p \leq 0.001$). Therefore, the regression model that best described the relationship between anthropometric and hemodynamic variables with the LAP was that generated by the stepwise method. For the purpose of identifying a more simplified method of initial screening to detect likely candidates for the development of MetS, despite the limitations in the predictive power in the LAP variation, it is considered that the chosen model satisfies the need, from an analysis that also involved the health sciences.

Key words: Mathematic model. Stepwise method. Cardiometabolic diseases.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Representação gráfica da reta de regressão	24
Figura 2 - Representação das variáveis de um modelo linear múltiplo	33
Figura 3 - Gráficos de dispersão das variáveis candidatas ao modelo de regressão linear	37
Figura 4 - Histograma e diagrama de normalidade dos resíduos da regressão linear múltipla, método <i>stepwise</i>	39
Figura 5 - Gráfico dos resíduos padronizados contra os valores previstos padronizados, método <i>stepwise</i>	39
Figura 6 - Histograma e diagrama de normalidade dos resíduos da regressão linear múltipla, método <i>enter</i>	41
Figura 7 - Gráfico dos resíduos padronizados contra os valores previstos padronizados, método <i>enter</i>	42

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Métodos de entrada dos dados para regressão linear múltipla	25
Quadro 2 - Critérios para o diagnóstico da Síndrome Metabólica (NCEP-ATPIII).	30
Quadro 3 - Variáveis utilizadas no estudo	31
Quadro 4 - Etapas da regressão linear múltipla, pelo método <i>enter</i>	40

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Medidas descritivas das variáveis de indivíduos portadores de Síndrome Metabólica da região de Santa Maria, RS (n=430)	35
Tabela 2 - Matriz de correlação entre as variáveis de indivíduos portadores de Síndrome Metabólica da região de Santa Maria, RS (n=430) ..	36

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANOVA	Análise de variância
CC	Circunferência da cintura
Circ.	Circunferência
CQ	Circunferência do quadril
DCV	Doença cardiovascular
DEXA	Absorciometria de raio-X de dupla energia
DM	Diabetes <i>mellitus</i>
EST	Estatura
FIV (VIF)	Fator de inflação da variância
GA	Gordura abdominal ou andróide
IAV	Índice de adiposidade visceral
I-DBSM	Primeira Diretriz Brasileira de diagnóstico e tratamento para Síndrome Metabólica
IDD	Idade
IMC	Índice de massa corporal
MC	Massa corporal
MMQ	Método dos mínimos quadrados
NCEP-ATPIII	<i>Third Report of the National Cholesterol Education Program Expert Panel on Detection, Evaluation and Treatment of High Blood Cholesterol in Adults.</i>
NESEFIS	Núcleo de Estudos em Exercício Físico e Saúde
PAD	Pressão arterial diastólica
PAL	Produto de acumulação lipídica
PAS	Pressão arterial sistólica
P-P Plot	Normal probability plot
RCE	Razão cintura/estatura
RCQ	Razão cintura/quadril
RLM	Regressão linear múltipla
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
SMet	Síndrome metabólica
SPSS	<i>Statistical Package for Social Sciences</i>
TCLE	Termo de consentimento livre e esclarecido
TGj	Triglicérides ou triglicerídios de jejum
UFMS	Universidade Federal de Santa Maria

LISTA DE SÍMBOLOS

\cong	Aproximadamente
$\beta_i; b$	Coeficiente de regressão
r	Coeficiente de correlação
R^2	Coeficiente de determinação
$\varepsilon_i; e_i$	Erro ou resíduos
$n-1$	Graus de liberdade
H_a	Hipótese alternativa
H_0	Hipótese nula
k	Número de previsores
\leq	Menor ou igual
$>$	Maior
N	Normalidade
$\%$	Percentual
σ^2	Variância
$Y; y$	Variável dependente
$x_i; x$	Variável independente

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	DELIMITAÇÃO DO PROBLEMA E CONTEXTUALIZAÇÃO	15
1.2	PROBLEMA DE PESQUISA	17
1.3	OBJETIVOS	17
1.3.1	Objetivo geral	17
1.3.2	Objetivos específicos	17
1.4	JUSTIFICATIVA	17
1.5	ESTRUTURA DA MONOGRAFIA	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	SÍNDROME METABÓLICA	20
2.2	ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR	22
2.2.1	Regressão Linear Múltipla – RLM	24
3	MATERIAL E MÉTODOS	30
3.1	DELINEAMENTO DO ESTUDO	30
3.2	POPULAÇÃO E AMOSTRA	30
3.2.1	População	30
3.2.2	Amostra	30
3.3	VARIÁVEIS DO ESTUDO	31
3.3.1	Variável de saída e variáveis predictoras	32
3.4	PROCEDIMENTOS	33
3.5	ASPECTOS ÉTICOS	34
4	RESULTADOS	35
4.1	ANÁLISE DESCRITIVA	35
4.2	ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA - MÉTODO <i>STEPWISE</i>	38
4.3	ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA - MÉTODO <i>ENTER</i>	40
5	DISCUSSÃO	43
6	CONCLUSÃO	47
	REFERÊNCIAS	48
	APÊNDICE A – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO .	53
	ANEXO A – CARTA DE APROVAÇÃO DO PROTOCOLO DE PESQUISA .	54
	ANEXO B – PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP	55

1 INTRODUÇÃO

1.1 DELIMITAÇÃO DO PROBLEMA E CONTEXTUALIZAÇÃO

Os graves e inúmeros problemas de saúde, que grande parte da população vem enfrentando, apresentam entre suas causas primárias, o problema do diagnóstico tardio na identificação de doenças, além da falta de prevenção. Apesar de diversos avanços tecnológicos nos exames laboratoriais, estes ainda são de alto custo e necessitam de capacitação especializada para a sua realização. Com isto, diversas barreiras de acesso à saúde preventiva são enfrentadas pela população (ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DE SAÚDE, 2018).

No topo dos problemas de saúde pública do Brasil e de muitos outros países, estão as doenças cardiovasculares e metabólicas, como por exemplo, a Síndrome Metabólica (SMet). Segundo Précoma et al. (2019, p. 9), “a doença cardiovascular [...] é a principal causa de morte no Brasil e no mundo, determinando aumento da morbidade e incapacidade ajustadas pelos anos de vida”. Ainda que as taxas de mortalidade padronizadas por idade estejam diminuindo, o total absoluto destas continua aumentando, impulsionado pelo envelhecimento e adoecimento da população.

A SMet é uma doença crônico-degenerativa, formada por componentes genéticos, ambientais e de caráter plurimetabólico. A presença de vários fatores de riscos cardiovasculares, como a dislipidemia aterogênica¹, a intolerância a glicose², a hipertensão³ e a obesidade visceral⁴, associam-se fortemente com a resistência insulínica (ALBERTI et al., 2009). Tanto a SMet, quanto o diabetes mellitus, fazem parte de um espectro de doenças multissistêmicas, que afetam fortemente o endotélio vascular, e que contribuem, substancialmente, para a progressão da Doença Arterial Coronariana (PRÉCOMA et al., 2019). A obesidade é o agravo de saúde que tem sido considerado como o principal impulsionador da SMet, além de geralmente ser o fator de risco que antecede a todos os outros (GRUNDY, 2016). Contudo, a multiplicidade de fatores envolvidos na SMet faz com que todas as possibilidades de diagnóstico, sejam

¹ Composto por elevação das concentrações de colesterol total, em conjunto com aumento dos níveis de triglicérides e LDL-c, e da diminuição dos níveis de HDL-c (CARR e BRUNZELL, 2004).

² Critério para diagnóstico de pré-diabetes: glicose em jejum ≥ 100 e < 126 mg/dL e/ou hemoglobina glicada (HbA1c) $\geq 5,7$ e $< 6,5$ % (SOCIEDADE BRASILEIRA DE DIABETES 2017-2018, 2017).

³ Critério para diagnóstico de hipertensão: sistólica > 130 mmHg, diastólica ≥ 85 mmHg ou tratamento farmacológico (NCEP-ATP III, ALBERTI et al., 2009).

⁴ Grande quantidade de tecido adiposo acumulado na região abdominal.

complexas, de custo elevado e, por vezes, de difícil entendimento e manipulação das variáveis. O fator de risco obesidade exemplifica bem esta situação, pois há diversas maneiras de avaliá-lo e, portanto, diferentes metodologias para a obtenção de medidas, o que dificulta a comparação e resulta na deficiência da qualidade dos dados registrados e das conclusões (RATO, 2017).

Entre os métodos de avaliação da distribuição da gordura corporal e quantificação da adiposidade visceral, destacam-se os métodos de imagem corporal que incluem a absorciometria de raio-X de dupla energia (DEXA⁵ em inglês), considerada como padrão-ouro para validação de métodos e equações para avaliação da composição corporal (STULTS-KOLEHMAINEN et al., 2013). Outra possibilidade, mais prática e economicamente viável, é a determinação do produto de acumulação lipídica (PAL ou LAP⁶ em Inglês), que une uma medida antropométrica, a circunferência da cintura (CC), e outra bioquímica, os triglicérides em jejum (TGj), parecendo ser uma abordagem mais vantajosa na avaliação da SMet e do risco cardiovascular (OLIVEIRA et al., 2017). Ainda assim, o PAL possui como aspecto negativo, o procedimento de coleta do TGj que é invasivo. Por outro lado, as avaliações antropométricas são técnicas extremamente simples, de rápida aplicação e de baixo custo, podendo ser utilizadas em larga escala e em estudos epidemiológicos (SILVA et al., 2019; BOSHKU e PANOVA, 2019; PETRULIONIENE et al., 2019; ALVIM et al., 2018). Apesar de bem aceitas, apresentam limitações em relação à distribuição da gordura corporal (SANTOS e PETERS, 2018) e desprezam outros critérios importantes na SMet, como os bioquímicos e hemodinâmicos.

Estudos confirmam o poder da associação entre variáveis antropométricas, como por exemplo, a CC, a circunferência do quadril (CQ), a massa corporal (MC) e a estatura (EST), variáveis hemodinâmicas, que envolvem a pressão arterial sistólica (PAS) e a pressão arterial diastólica (PAD) e o PAL, porém, sem identificar o poder preditivo dessas variáveis. No estudo de Oliveira et al. (2017), com o objetivo de avaliar a habilidade de medidas antropométricas e clínicas para predizer a SMet em idosos, os autores concluíram que a CC e o PAL apresentaram o melhor poder preditivo para a síndrome, assim como forte relação com depósitos de gordura visceral abdominal. Outro estudo, avaliou a capacidade do PAL em identificar indivíduos com SMet por meio

⁵ *Dual-energy X-ray Absorptiometry.*

⁶ *Lipid accumulation product.*

de diferentes critérios diagnósticos e verificou relação positiva e moderada, entre o PAL, a PAS e a PAD (SOARES, 2016).

Portanto, a partir do conhecimento prévio da existência de relação entre as medidas antropométricas e hemodinâmicas com o PAL, é possível buscar estabelecer uma função matemática que represente esta relação, com o intuito de prever o PAL a partir de métodos de avaliação não invasivos, de aplicação facilitada e de baixíssimo custo.

1.2 PROBLEMA DE PESQUISA

Diante do exposto e da necessidade de desenvolver métodos de triagem para doenças cardiometabólicas de custo mais acessível e aplicação facilitada, pergunta-se:

- a) as medidas antropométricas e hemodinâmicas são capazes de prever o PAL?
- b) qual o melhor modelo matemático para descrever a relação entre estas variáveis?

1.3 OBJETIVOS

1.3.1 Objetivo geral

Analisar a relação entre as variáveis antropométricas (CC, CQ, MC e EST) e hemodinâmicas (PAS e PAD) com o PAL e descrever um modelo matemático que melhor a represente.

1.3.2 Objetivos específicos

- Caracterizar os sujeitos do estudo;
- Descrever e correlacionar as variáveis antropométricas (CC, CQ, MC e EST), hemodinâmicas (PAS e PAD) e o PAL;
- Identificar um modelo de regressão linear múltiplo para o PAL.

1.4 JUSTIFICATIVA

Acredita-se que os argumentos trazidos no item de Delimitação do Problema e Contextualização, demonstram que estudos científicos com desenhos metodológicos adequados e analisados corretamente, são importantes para o avanço de questões relacionadas à saúde humana, como é o caso do acesso à diagnósticos facilitados. Portanto, esta seria uma justificativa que apresenta a motivação para a realização deste trabalho.

Diante da experiência adquirida nos anos de trabalho nos projetos de extensão e de pesquisa com a SMet, o pesquisador tem a oportunidade de visualizar diferentes abordagens para a síndrome, o que proporciona maior compreensão sobre tão complexo e tão comum problema de saúde.

Além disso, o acompanhamento do aumento na incidência de casos de SMet, ao longo da última década, aliada a preocupação em buscar alternativas para essa população, fez aumentar o interesse por áreas correlatas que pudessem contribuir com métodos adequados para os estudos e melhor entendimento dos dados coletados.

Como já relatado anteriormente, a dinâmica multifatorial da patologia permite diversas combinações entre os vários fatores de risco. As pessoas com SMet podem apresentar fatores de risco diferentes umas das outras, dificultando tanto o diagnóstico precoce, quanto o tratamento.

Assim, os estudos locais e regionais, com caráter epidemiológico, são importantes para a identificação do potencial efeito e suas complicações à saúde das pessoas acometidas pelos agravos de saúde. Também contribuem para a ampliação do estado da arte sobre a SMet.

Dessa forma, buscar técnicas de diagnóstico, simples e acessíveis economicamente à população, que tenham o poder de predição e identificação da SMet, são necessárias.

1.5 ESTRUTURA DA MONOGRAFIA

Este trabalho encontra-se estruturado da seguinte maneira, conforme determina o Manual de Dissertações e Teses da Universidade Federal de Santa Maria (2015): Na **Introdução** e na **Fundamentação Teórica** foi abordado sobre métodos de diagnóstico menos invasivos e mais acessíveis para a população com Síndrome Metabólica, a partir da análise de variáveis preditivas determinadas por métodos de regressão linear. No capítulo referente ao **Material e Métodos** foi descrito, amplamente, a metodologia

utilizada para a modelagem dos modelos de regressão apresentados. A partir dos **Resultados** e, na sequência, a **Discussão**, as principais análises sobre os modelos avaliados foram apresentadas. Na **Conclusão** foi destacado o melhor modelo preditivo para a Síndrome Metabólica, assim como argumentado o motivo para esta escolha e enfatizado as limitações do mesmo. Por fim, apresentam-se as **Referências**, referentes às citações que subsidiaram esta Monografia, seguidas por **Apêndices e Anexos** que sustentam o trabalho desenvolvido para esta pesquisa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A obesidade, principal determinante da SMet, possui a dimensão de um dos maiores problemas de saúde pública no Brasil e no mundo. A Associação Brasileira de Estudos sobre a Obesidade (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA PARA O ESTUDO DA OBESIDADE E DA SÍNDROME METABÓLICA – ABESO, 2017), projetou que até o ano de 2025 haverá, aproximadamente, 2,3 bilhões de adultos em situação de sobrepeso e outros 700 milhões com algum grau de obesidade no nosso planeta. Em outra previsão, anteriormente realizada pela Organização Mundial da Saúde (WORDL HEALTH ORGANIZATION, 2005), 700 milhões de casos de obesidade em adultos já eram esperados para meados da atual década (2011 a 2020). Neste contexto, destaca-se o preocupante problema da obesidade e suas consequências associadas à SMet.

2.1 SÍNDROME METABÓLICA

A SMet tem sido apontada como uma das doenças da modernidade e, nas últimas três décadas, ganhou espaço para debate e divulgação, tanto no meio acadêmico, como entre a população, de maneira geral. A preocupação que ronda o meio científico e a sociedade tem crescido diante dos alarmantes números e estatísticas que acompanham essa patologia, colocando-a entre as doenças com altos índices de incidência e prevalência, nas diferentes etnias de nosso planeta. Essa síndrome é considerada como um indicador de risco à saúde, de longo prazo, mas está diretamente relacionada ao aumento de novos casos de diabetes mellitus do tipo 2 e doenças cardiovasculares no curto período de 5 a 10 anos. Além disso, as pessoas com SMet estão expostas ao acidente vascular cerebral, ao infarto do miocárdio e ao risco de morte súbita, quando comparadas aquelas sem a síndrome (KAUR, 2014).

Vários estudos, em diferentes populações, têm demonstrado que a prevalência da SMet é alta, variando entre 15% e 62%, conforme o aumento da idade dos sujeitos pesquisados, assim como, a presença de determinados fatores de risco (FREITAS, HADDAD e VELASQUEZ-MELÉNDEZ, 2009; MARQUEZINE et al., 2008; SALAROLI et al., 2007; NAKAZONE et al., 2007; MARCONDES et al., 2007; MARCCOLI BIANCHI e ODOGUARDI, 2005; HU et al., 2004; PARK et al., 2003; FORD, GILES e DIETZ et al., 2002). A grande variação dos percentuais de prevalência da SMet, evidenciados pelos estudos, reflete a alta complexidade da doença que agrega muitos fatores de riscos.

Há vários critérios para o diagnóstico da SMet, sendo que a I Diretriz Brasileira de Diagnóstico e Tratamento da Síndrome Metabólica (I-DBSM) de 2005, recomenda a utilização do critério do *National Cholesterol Evaluation Program's – Adult Treatment Panel III* (NCEP-ATPIII) por sua simplicidade e praticidade. Segundo a definição, devem ser observados em um mesmo indivíduo, três das seguintes características para ser diagnosticada a presença da SMet: obesidade central apresentando circunferência abdominal maior que 88 cm para mulheres e maior que 102 cm para homens, PAS maior que 130 mmHg e/ou PAD maior que 85 mmHg, glicemia de jejum acima de 110 mg/dL, TGj acima de 150 mg/dL, lipoproteína de alta densidade (HDL-c) abaixo de 40mg/dL nos homens e abaixo de 50 mg/dL nas mulheres (KAUR, 2014).

Os indicadores clínicos e antropométricos podem predizer a SMet. Indicadores clínicos são aqueles que associam parâmetros bioquímicos com medidas analíticas, como o PAL e o índice de adiposidade visceral (IAV). Os indicadores antropométricos incluem a CC, a circunferência do quadril (CQ), o índice de massa corporal (IMC), a relação cintura-quadril (RCQ), a relação cintura-estatura (RCE), entre outros (OLIVEIRA et al., 2017). Já, a avaliação hemodinâmica realizada pela aferição da PAS e PAD é capaz de indicar a presença de problemas associados às doenças cardiovasculares (DCV). No estudo realizado com pacientes portadores de SMet e normotensos ou hipertensão, as piores alterações metabólicas, pró-inflamatórias, pró-trombóticas, vasculares, hemodinâmicas e para o controle autonômico foram evidenciadas naqueles que possuíam disfunção hemodinâmica (GIL, 2014).

O PAL é um indicador proposto por Kahn (2005) para estimar a concentração de lipídios, fornecendo um índice de risco cardiovascular baseado no produto da CC multiplicada pela concentração de TGj. O PAL é um marcador de DCV confiável em adultos e supera outros preditores do risco, como o IMC. O ponto de corte do PAL sugerido varia de 31,6 a 51,8. Entre os homens, a acurácia para predizer SMet variou de 0,84 a 0,937 e, entre as mulheres, de 0,78 a 0,904 (OLIVEIRA et al., 2017; MOTAMED et al., 2016).

Portanto, a busca pela simplificação e economia na previsão de patologias tem sido objeto de estudo da área da saúde. A interdisciplinaridade com a estatística proporciona que a aplicação de técnicas se dê pela escolha daquelas consideradas como mais adequadas para o objetivo que se tem. Nas situações em que se pretendem verificar a dependência entre variáveis, como é o caso proposto neste estudo, é adequada a aplicação da análise de regressão (CALLEGARI-JACQUES, 2003).

2.2 ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR

A análise de regressão é uma técnica estatística que investiga e desenvolve um modelo matemático capaz de prever um resultado a partir de uma ou mais variáveis preditivas. A equação genérica que descreve o modelo está descrita na equação (1) (FIELD, 2009, p. 618):

$$\text{Saída}_i = (\text{Modelo}_i) + \text{Erro}_i \quad (1)$$

Neste tipo de análise, a variável de saída corresponde à variável dependente, enquanto que a variável preditora é identificada como variável independente. Na regressão simples, haverá apenas uma variável preditora. Já, na regressão múltipla, a previsão será obtida pelo modelo com mais de uma variável preditora.

Contudo, a terminologia, dependente e independente, aplicada às variáveis nas análises de regressão difere das utilizadas em experimentos controlados e, portanto, merece especial atenção.

[...] a pesquisa correlacional por sua natureza raramente controla as variáveis independentes para medir o efeito na variável dependente. Em vez disso, as variáveis são mensuradas simultaneamente e sem um controle restrito. Assim, não é correto falar das variáveis de regressão dessa forma. Por esse motivo, denomino as “variáveis independentes” como previsores e a “variável dependente” como saída ou resultado (FIELD, 2009, p. 157).

A regressão linear é baseada numa reta, a qual deve representar o melhor modelo entre todas as retas que um conjunto de dados pode possibilitar. A reta é definida por dois aspectos: a) a inclinação da linha (*slope*), normalmente representado por “ β_1 ”; b) o ponto que a linha cruza o eixo vertical (Y), conhecido como intercepto (β_0 ou α). Desta forma, o modelo pode ser representado pela equação (2):

$$Y_i = (\beta_0 + \beta_1 * x_i) + \epsilon_i \quad (2)$$

Onde:

Y_i é a variável de saída;

x_i representa a variável preditora;

Os parâmetros β_0 e β_1 são conhecidos como coeficientes de regressão;

ϵ_i (ou e_i) representa a diferença entre o valor previsto pela linha e o valor observado.

A interpretação para esta equação é que “ β_0 ” representa o valor de (Y) quando (x) for igual à zero, assim como a linha de interceptação entre as variáveis. Já (β) indica quanta mudança em (Y) é fruto da variação dos escores de (x) (BARROS et al., 2005). Porém, geralmente os parâmetros são desconhecidos, pois há uma dificuldade em se obter dados da população como um todo. Este problema é solucionado por meio da estimação de parâmetros, a partir de amostras, tornando possível a aplicação da técnica de regressão linear (CHEIN, 2019). Assim, para que a regressão possa ser realizada, algumas pressuposições básicas devem ser observadas (AMADOR et al., 2011):

- a) linearidade;
- b) singularidade;
- c) normalidade;
- d) homogeneidade nas variâncias;
- e) multicolinearidade.

Ou seja, é necessário que (Y) seja uma variável aleatória e dependente dos valores de que devem ser fixados arbitrariamente e, ainda, que os acréscimos em (x) produzam acréscimos proporcionais em (Y), sendo esta razão de crescimento constante. A variação de (Y) que não for explicada por (x) constituem os erros (e_i) com média zero e variância constante [$e_i \cong N(0, \sigma^2)$].

Para prever valores de uma variável (Y) a partir de uma variável (x1) é importante que a diferença vertical entre a linha (valor previsto) e os dados reais (valor observado) apresente a menor soma de todas as diferenças. Dessa maneira, considera-se como a melhor reta, aquela que apresentar o menor resíduo (ou erro) entre os pontos observados e a linha traçada. O estimador utilizado nas regressões lineares para este fim é o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), tornando mínima a soma dos quadrados das distâncias da reta aos pontos experimentais (CALLEGARI-JACQUES, 2003), representado na Figura 1.

No MMQ, as diferenças entre os valores previstos e observados são elevadas ao quadrado com o objetivo de minimizar o problema de anulação dos resíduos, visto que ao somar valores positivos (observados acima da reta) e negativos (observados abaixo da reta), a tendência é que este resultado se aproxime do zero (FIELD, 2009).

Ao realizar uma análise de regressão simples, admite-se a hipótese de que não há fatores não observados, correlacionados com (x), ou seja, com a variável explicativa. Contudo, é mais comum que existam diversos fatores que possam estar, assim como

(x), afetando a variável resposta e serem igualmente correlacionados com (x), o que justifica a realização do estudo da regressão linear múltipla (RLM), representado genericamente pela equação (3):

$$Y_i = \beta_0 + (\beta_1 * x_1) + (\beta_2 * x_2) + (...) + (\beta_n * x_n) + e_i \quad (3)$$

Onde:

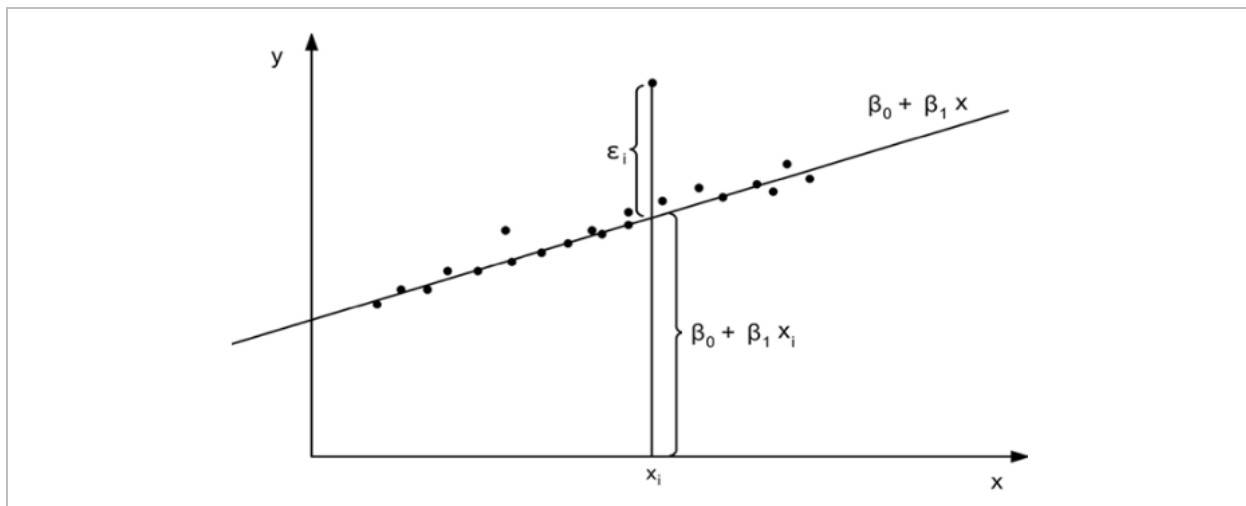
Y_i é a variável de saída;

x_1, x_2, x_n representam as variáveis previsoras.

$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_n$ são conhecidos como coeficientes de regressão.

e_i representa os resíduos.

Figura 1 – Representação gráfica da reta de regressão.



Fonte: Portal Action (2020).

ϵ_i : erro ou resíduos; β_0 : coeficiente de regressão linear; β_1 : coeficiente de regressão angular; x_i : variável preditora; Y : variável resposta ou de saída.

2.2.1 Regressão Linear Múltipla – RLM

A RLM, em linhas gerais, obedece aos mesmos requisitos estipulados para a regressão de apenas uma variável preditora, como é o caso da regressão linear simples. A escolha das variáveis que farão parte do estudo deve ser baseada na literatura, pois a partir deste conhecimento prévio, será possível determinar qual será a variável dependente e quais serão as independentes.

No que se refere a entrada dos dados no modelo de regressão, há diversos métodos que se destinam a este procedimento e que podem diferenciar o modelo final. Dependendo do método escolhido para a seleção das variáveis, o critério probabilístico sofre modificação. No método automático *stepwise*, o padrão para a entrada de variáveis é a probabilidade de F para $p \leq 0,05$ e para a saída é para $p \geq 0,10$ (FIELD, 2009). Já para o método *enter*, o critério para inserir é quando $p \leq 0,25$ e para permanecer no modelo é $p \leq 0,05$. No Quadro 1 são apresentadas as opções para a seleção das variáveis.

Quadro 1 – Métodos de entrada dos dados para regressão linear múltipla.

Método	Descrição
Hierárquico	As variáveis predictoras são inseridas no modelo, uma a uma, por ordem de importância, de acordo com o interesse do pesquisador.
Enter	Entrada forçada, onde todos os preditores são forçados no modelo ao mesmo tempo.
Stepwise*	A manutenção ou retirada das variáveis predictoras no modelo é determinada por procedimentos matemáticos, combinando os Métodos <i>Forward</i> e <i>Backward</i> .
Forward*	A entrada das variáveis predictoras é realizada, uma a uma, de acordo com o tamanho da contribuição na previsão do modelo, sem considerar a contribuição da ou das variáveis inseridas anteriormente. Esta quantificação é feita através de correlações semi-parciais.
Backward*	É o processo inverso do <i>Forward</i> , ou seja, todas as variáveis predictoras são inseridas no modelo e através de testes “ <i>t</i> ” é comparado o valor de previsão com e sem a variável. Caso a variável não apresente contribuição significativa ela é retirada do modelo.

Fonte: Adaptado de Callegari-Jacques (2003); Field (2009); Chein (2019).

*Métodos automáticos para entrada dos dados.

Em relação a quantidade de casos necessários para realizar a RLM, Field (2009) afirma que a estimativa da regressão é dependente do número de previsores, (k), e do tamanho da amostra, (n). O (r) esperado para dados aleatórios é $k/(n-1)$. Os números de graus de liberdade da estimativa correspondem a diferença entre o tamanho amostral e a quantidade de variáveis independentes, sendo que quanto maior a amostra, mais preciso tende a ser o modelo. De maneira prática, Nunnally (1978) propõe que o tamanho da amostra seja superior a 10 vezes o número de previsores. E, Field (2009, p. 181), complementa que “o tamanho da amostra necessário irá depender do tamanho de efeito que estamos tentando detectar (isto é, quão forte é o relacionamento que estamos tentando medir?) e de quanto poder queremos para detectar esses efeitos”.

O coeficiente de correlação (r) é uma medida de associação linear entre as variáveis e, portanto, define quais podem continuar como candidatas ao modelo de RLM. O valor que pode ser assumido pelo coeficiente (r), varia dentro do intervalo de $[-1$ à $+1]$, sendo que o sinal indica a direção positiva ou negativa do relacionamento, enquanto que o valor sugere a força desta relação. Na literatura é possível encontrar diferentes propostas para a classificação da relação entre as variáveis. Uma possibilidade é a classificação de Dancey e Reidy (2005), para: valores de 0,10 a 0,30, como fracos; entre 0,40 a 0,60, como moderados; e acima de 0,70, como fortes, desde que tenham atingido a significância, geralmente fixada em 5%. Também há uma maneira de visualizar o pressuposto da correlação entre a variável dependente e cada uma das variáveis independentes. A geração de diagramas de dispersão (*scatter-plot*⁷) para cada par de relações e a respectiva linha de tendência sobre a nuvem de pontos.

Confirmada a correlação, pela significância estatística, deve-se prosseguir a análise. A dependência de (Y) em relação à (x) é representada pela estimativa do coeficiente (b) e, portanto, necessita que seja testada a existência de significância da regressão na população (CALLEGARI-JACQUES, 2003). As hipóteses (H_0 , hipótese nula; H_a , hipótese alternativa) testadas pelo teste F (Análise de Variância – ANOVA) para identificar a existência de relação entre as variáveis devem ser as seguintes:

a) H_0 : não há evidências de regressão linear, ou seja, o modelo sem a variável previsor é igual ao modelo com a variável previsor. O teste F não será significativo ($p > 0,05$);

⁷ Gráfico de dispersão que representa o relacionamento entre duas variáveis e capta o componente linear de correlação entre elas.

b) H_a : há evidências de regressão linear, pois o modelo sem a variável previsora é diferente do modelo com a variável previsora. O teste F será significativo ($p \leq 0,05$).

A significância da estimativa que RLM depende necessariamente da relação de (Y) e (x). Para tanto se deve aplicar um teste de hipóteses que teste a significância da influência dos coeficientes encontrados na regressão. Nesta situação, o teste t tem as seguintes hipóteses:

a) $H_0: \beta = 0$; caso os coeficientes (β_i) sejam nulos ($\beta_1 = \dots = \beta_n = 0$), a variável independente não influenciará na previsão da variável dependente, logo o teste t não será significativo ($p > 0,05$);

b) $H_a: \beta \neq 0$; caso os coeficientes (β_i) sejam diferentes de zero ($\beta_1 \neq \dots \neq \beta_n \neq 0$), a variável independente influenciará na previsão da variável dependente, logo o teste t será significativo ($p \leq 0,05$).

As medidas de ajuste do modelo amostral também devem investigar se o regressor explica muito ou pouco da variação da variável dependente. Trata-se do coeficiente de determinação (R^2) que indica qual a fração da variação explicada (por x), está representada na variação total (em Y). Este coeficiente apresenta valores compreendidos no intervalo entre $[0 \leq R^2 \leq 1]$. Outra interpretação também é possível de se fazer, em percentual de explicação, visto que R^2 é a razão entre a soma dos quadrados da regressão (ou explicados) sobre os quadrados totais (CHAGAS, 2016).

Em muitas ocorrências, as variáveis analisadas pela RLM possuem escalas de medidas com unidades e magnitudes diferentes, o que inviabiliza a comparação da contribuição individual de cada uma. Para solucionar este problema, utilizam-se coeficientes de regressão parciais padronizados. A contribuição relativa de determinada variável independente (x_1) pode ser obtida pela razão entre os coeficientes.

A aderência do modelo aos dados analisados é verificada a partir da identificação da presença de valores atípicos (reconhecidos como *outliers*) ou de casos influentes. Os *outliers* devem ser considerados e esta análise é obtida a partir dos resíduos do modelo. Contudo, os resíduos normais (ou não padronizados) são medidos na unidade de medida da variável de saída (Y) e, por isso, tornam-se difíceis a identificação (exceto quando são exageradamente grandes). A solução para esta situação é analisar os resíduos padronizados. Uma estatística que avalia o efeito de um único caso no modelo como um todo é a distância de Cook. Ao medir a influência global de um caso sobre o modelo, Cook e Weisberg propuseram que os valores não fossem maiores do que 1 (um), caso contrário, devem merecer atenção (FIELD, 2009).

O resíduo padronizado utiliza a razão entre o próprio resíduo e a estimativa do seu desvio-padrão (escore-z), o que permite mais facilmente a localização de valores atípicos. As regras de interpretação não são fixas, mas para:

- a) Valores com escore-z maior que 3,29 devem ser considerados preocupantes;
- b) Se mais de 1% dos valores com escore-z maior que 2,58, há evidências de erro no modelo;
- c) Se mais de 5% com valores maiores que 1,96 (pode-se utilizar o valor 2), há evidências de modelo frágil.

De forma geral, Chagas (2016) afirma que o intervalo de 2 (dois) desvios-padrão em torno da média dos erros (que tende a zero) é tolerável. Os gráficos de resíduos também são uma alternativa viável para esta análise.

O gráfico *Plot* disperso analisa a distribuição dos resíduos padronizados (ZRESID) contra os valores previstos padronizados (ZPRED). A homocedasticidade ou variância constante dos resíduos indica que a variação de (Y) deve ser a mesma em cada valor de (x). Para que seja evidenciado a homocedasticidade é necessário que a nuvem de pontos esteja igualmente espaçada em torno da linha. Muitas vezes não são perceptíveis os valores atípicos, mas uma nuvem de pontos em forma de funil pode indicar uma violação da hipótese de homocedasticidade (CHEIN, 2019).

O histograma da probabilidade normal é o gráfico que verifica a normalidade dos resíduos. A distribuição dos resíduos do modelo deve se aproximar da distribuição normal. Há, também, outro gráfico que mostra os desvios da normalidade, chamado de diagrama das probabilidades normais (*Normal probability plot – P-P Plot*). É esperado que os pontos (resíduos observados) estejam bem próximos da linha reta (pontos previstos) (FIELD, 2009).

Outra observação que deve ser avaliada é em relação à independência dos erros ou resíduos. Os gráficos dos resíduos e da variável dependente são capazes de identificar quando há autocorrelação dos erros e o teste estatístico que avalia esta condição é o *Durbin-Watson*, que pode assumir valores no intervalo de [0 a 4] (zero para autocorrelação positiva e 4 para autocorrelação negativa), sendo que os valores mais próximos à 2 (dois) indicam a ausência da autocorrelação (FIELD, 2009).

A multicolinearidade (ou correlação entre variáveis independentes) interfere nos coeficientes da equação de regressão, dificultando, por exemplo, a interpretação dos efeitos isolados de cada variável. Pode ser verificada a partir da análise da matriz de correlação, admitindo-se que correlações acima de 0,80 indicam a colinearidade entre

as variáveis preditoras. O Fator de Inflação da Variância (FIV ou VIF⁸ em Inglês) indica se há relação linear forte entre as variáveis independentes. Contudo, o ponto de corte para esta situação pode variar de autor para autor. Há aqueles que indiquem os valores acima de 10 como preocupantes, outros, o valor 5 (cinco) e até mesmo o conservador ponto de corte para valores maiores do que 1 (um). Quando a análise é combinada ao valor da tolerância ($1/\text{FIV}$), admite-se que há problemas quando este assumir valores abaixo de 0,10 (GUJARATI, 2006).

⁸ *Variance Inflation Factor.*

3 MATERIAL E MÉTODOS

Os procedimentos metodológicos adotados neste estudo, assim como a descrição das variáveis utilizadas na análise de dados e as técnicas estatísticas aplicadas encontram-se discriminadas a seguir.

3.1 DELINEAMENTO DO ESTUDO

O estudo é epidemiológico, de delineamento transversal e abordagem quantitativa, caracteriza-se, quanto aos objetivos, como descritivo e em relação à análise como correlacional e preditiva (GAYA et al., 2008).

3.2 POPULAÇÃO E AMOSTRA

3.2.1 População

A população desta pesquisa foi composta por indivíduos, de ambos os sexos, moradores do município de Santa Maria, no estado do Rio Grande do Sul, com diagnóstico de SMet . O diagnóstico da síndrome seguiu o critério do NCEP-ATPIII (AZAMBUJA et al., 2015), descritas no Quadro 2, o qual recomenda a presença concomitante de três ou mais fatores de risco.

Quadro 2 – Critério para o diagnóstico da Síndrome Metabólica (NCEP-ATPIII).

Critério NCEP-ATPIII (presença de três ou mais fatores de risco)	Sexo	
	Masculino	Feminino
Circunferência da Cintura – CC (cm)	≥ 102	≥ 88
Pressão Arterial Sistólica/Diastólica – PAS/PAD (mmHg)	≥ 130/85	≥ 130/85
Diabetes <i>mellitus</i> ou Glicose de Jejum – Gj (mg/dL)	≥ 110	≥ 110
Triglicérides de Jejum – TGj (mg/dL)	≥ 150	≥ 150
Lipoproteína de Alta Densidade – HDL (mg/dL)	< 40	< 50

Fonte: Adaptado de Azambuja et al. (2015).

NCEP-ATPIII: *Third Report of the National Cholesterol Education Program Expert Panel on Detection, Evaluation and Treatment of High Blood Cholesterol in Adults.*

Os sujeitos que se enquadraram no critério para o diagnóstico da SMet, foram atendidos no projeto de extensão oferecido pelo Núcleo de Estudos em Exercício Físico e Saúde (NESEFIS), do Centro de Educação Física e Desporto / UFSM, entre os anos de 2012 a 2017. A partir das informações cedidas pelo NESEFIS, foi elaborado um banco de dados com 597 voluntários registrados.

3.2.2 Amostra

A amostra foi composta por 430 indivíduos, sendo 350 do sexo feminino e 80 do masculino que atenderam os seguintes critérios de inclusão:

- a) apresentar três ou mais fatores de risco para a SMet;
- b) possuir o registro completo para todas as variáveis do estudo, realizado na 1ª avaliação, ao iniciar no projeto.

3.3 VARIÁVEIS DO ESTUDO

As variáveis do estudo foram coletadas pela equipe de trabalho do NESEFIS, responsável pela condução do projeto de extensão, no primeiro encontro do grupo realizado antes das intervenções. Estes indivíduos foram avaliados sob diversos aspectos, para caracterizá-los quanto aos perfis, bioquímico, antropométrico e hemodinâmico. A variável dependente para o modelo de RLM foi obtida a partir do arranjo entre uma variável antropométrica (CC) e outra bioquímica (TGj). No Quadro 3 são apresentadas as variáveis do estudo.

Quadro 3 – Variáveis utilizadas no estudo

Tipo	Variáveis
Caracterização	Sexo; idade.
Antropométricas	Massa corporal; estatura; circunferência da cintura; circunferência do quadril.
Bioquímica	Triglicérides.
Hemodinâmicas	Pressão arterial sistólica; pressão arterial diastólica.
Antropométrica e bioquímica	Produto de acumulação lipídica.

Fonte: Autores.

A caracterização dos indivíduos foi realizada por anamnese inicial, informando a idade, data de nascimento e o sexo. A presença de SMet foi verificada após a confirmação dos resultados dos testes: a) antropométricos: massa corporal e estatura (PITANGA, 2005), circunferências da cintura e do quadril (BECK et al., 2007); b) hemodinâmicos: pressão arterial sistólica e diastólica (BALADY, 2003); e c) bioquímico: triglicérides (FRIEDEWALD, LEVY e FREDRICKSON, 1972).

No estudo que originou estes dados, as concentrações séricas de TGj foram mensuradas em miligramas por decilitro (mg/dL). Portanto, para a conversão dessa unidade de medida em milimoles por litro (mmol/L), visando a transformação para o cálculo do índice PAL, foi necessário dividir o resultado obtido nos exames individuais de cada participante pela constante 88,5 (CHEN et al., 2015). Assim, o PAL foi calculado, especificamente, para o sexo masculino e feminino (KANH, 2005), conforme as equações 4 e 5, respectivamente.

a) Sexo masculino:

$$PAL = (CC - 65) * TGj \quad (4)$$

b) Sexo feminino:

$$PAL = (CC - 58) * TGj \quad (5)$$

Onde:

PAL é o produto de acumulação lipídica;

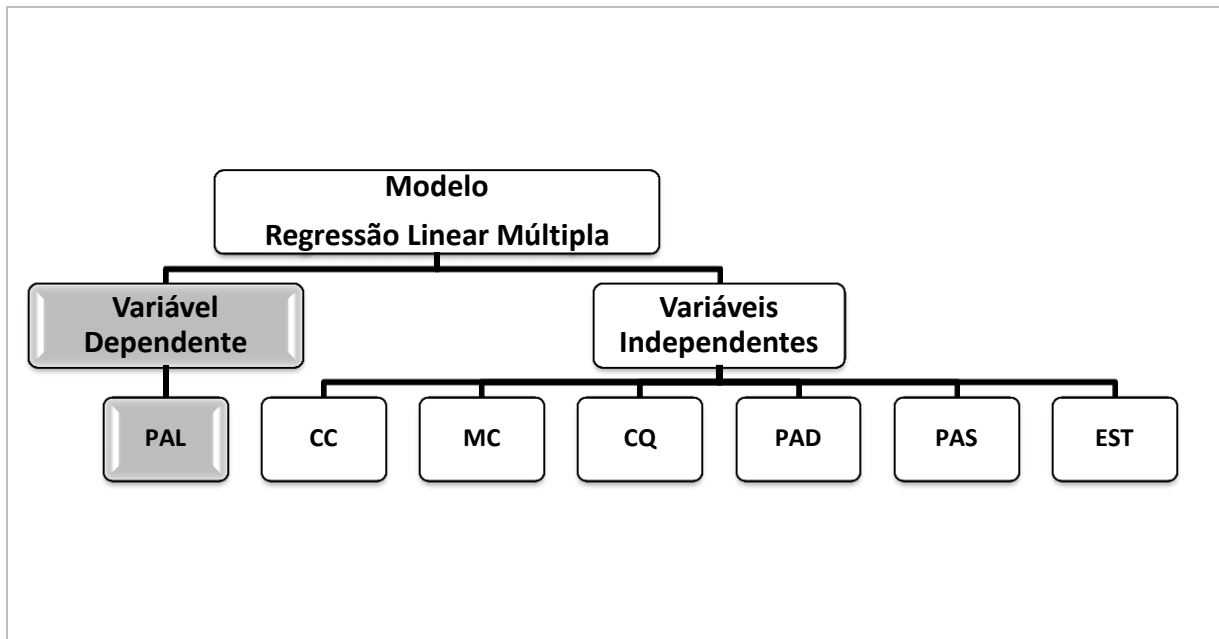
CC é a circunferência da cintura, em cm;

TGj é o triglicérides, em mmol/L.

3.3.1 Variável de saída e variáveis previsoras

O PAL (Y) é a variável do estudo que foi classificada como “de saída” (também conhecida como dependente), ou seja, é aquela considerada o objeto principal da investigação. As demais variáveis CC (x1), MC (x2), CQ (x3), PAD (x4), PAS (x5) e EST (x6) foram identificadas como “previsoras” (ou independentes), conforme apresentado na Figura 2.

Figura 2 – Representação das variáveis de um modelo linear múltiplo.



Fonte: Autores.

PAL: produto de acumulação lipídica; CC: circunferência da cintura; MC: massa corporal; CQ: circunferência do quadril; PAD: pressão arterial diastólica; PAS: pressão arterial sistólica; EST: estatura.

3.4 PROCEDIMENTOS

Após a seleção dos indivíduos que atenderam aos critérios de inclusão, foi construído um banco de dados composto por 430 casos. Realizou-se um procedimento de conferência para a identificação de possíveis erros de digitação e de dados faltantes, para a partir daí tratar estatisticamente os dados em atendimento aos objetivos da pesquisa.

Inicialmente, as variáveis foram descritas por meio de medidas descritivas e correlacionadas pelo coeficiente de correlação de Pearson, verificando-se a significância estatística deste coeficiente ($p \leq 0,05$). Foram gerados gráficos de dispersão relacionando cada par de variáveis. As correlações analisadas foram entre a variável dependente e cada uma das variáveis independentes, candidatas ao modelo final, confirmando o pressuposto da correlação entre as variáveis.

A RLM foi realizada por meio de dois métodos diferentes para o ajuste do modelo. Utilizou-se um método automático (*stepwise*) e outro não automático (*enter*).

Foi verificado o coeficiente de determinação (R^2), a significância do modelo, dos coeficientes angulares e descrita a equação para cada modelo.

Pela análise dos resíduos foram verificados os seguintes pressupostos da RLM:

a) Casos influentes / *outliers*: foram verificados a partir da distância de *Cook* e sua permanência ou não foi analisada (FIELD, 2009).

b) Normalidade: verificada por meio dos gráficos de probabilidade normal, representado pelo histograma e diagrama de normalidade (FIELD, 2009);

c) Linearidade e homocedasticidade: verificadas com o auxílio do gráfico do tipo *Scatterplot* (CHEIN, 2019), representado neste estudo pelo *Plot* disperso;

d) Independência: analisada pela estatística *Durbin-Watson* (FIELD, 2009);

e) Colinearidade: interpretada a partir da análise dos índices do FIV e da tolerância (GUJARATI, 2006).

As análises estatísticas foram realizadas com o uso do aplicativo computacional *Statistical Package for Social Sciences* (SPSS, versão 20.0; IBM, 2012).

3.5 ASPECTOS ÉTICOS

O estudo foi orientado pelo disposto nas Diretrizes e Normas Regulamentadoras para a pesquisa em saúde, a Resolução 466/12, do Conselho Nacional de Saúde (BRASIL, 2012) e os participantes consentiram a sua participação ao assinarem o Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE), apêndice A, após terem sido informados dos procedimentos do estudo. O parecer favorável para sua realização foi emitido pelo Comitê de Ética em Pesquisa com seres humanos da UFSM, conforme a carta de aprovação do protocolo de pesquisa (Certificado de Apresentação para Apreciação Ética – CAAE 0032.0.243.000-07), anexo A, e sua renovação pelo parecer consubstanciado (nº 1.641.119 e CAAE 57249916.3.0000.5346), anexo B.

4 RESULTADOS

4.1 ANÁLISE DESCRITIVA

Os 430 casos referentes a esta análise foram obtidos de um banco de dados de participantes de um projeto de extensão a portadores de SMet da região de Santa Maria, RS. Na Tabela 1 são apresentadas as medidas descritivas das variáveis.

Tabela 1 – Medidas descritivas das variáveis de indivíduos portadores de síndrome metabólica da região de Santa Maria, RS (n=430).

Variáveis	Medidas Descritivas				IC95%
	Mínimo	Máximo	Média	Desvio padrão	
IDD (anos)	12,0	79,0	49,4	11,4	48,3 – 50,5
MC (kg)	48,9	170,0	88,9	17,8	87,2 – 90,6
EST (m)	1,44	1,83	1,62	0,07	1,61 – 1,63
CC (cm)	69,3	151,3	102,3	13,9	101,0 – 103,6
CQ (cm)	82,0	160,0	111,0	11,9	109,9 – 112,1
PAS (mmHg)	100,0	210,0	137,4	21,2	135,4 – 139,4
PAD (mmHg)	60,0	150,0	87,6	13,8	86,2 – 88,9
TGj (mg/dL)	23,7	695,0	153,6	78,9	146,1 – 161,1
PAL	10,0	323,3	75,5	47,4	71,1 – 80,0

Fonte: Autores.

IDD: idade; MC: massa corporal; EST: estatura; CC: circunferência da cintura; CQ: circunferência do quadril; PAS, PAD: pressão arterial sistólica, diastólica; TGj: triglicérides de jejum; PAL: produto de acumulação lipídica; IC: intervalo de confiança.

O PAL foi correlacionado positivamente com todas as variáveis antropométricas (CC, CQ, MC, EST) e hemodinâmicas (PAS, PAD). O maior coeficiente de correlação foi obtido pelo TGj ($r = 0,82$; $p \leq 0,001$), medida clínica e bioquímica que participa da equação que determina o índice do PAL. Portanto, esta variável não foi considerada uma variável candidata à RLM. Já, a CC foi mantida por ser uma medida antropométrica (não invasiva e de fácil verificação). De todas as variáveis, a única que não apresentou correlação significativa foi a variável idade ($r = -0,04$; $p = 0,389$). A matriz de correlação,

descrita na Tabela 2, demonstra os coeficientes de correlação e as respectivas significâncias ao nível de 5% de significância.

Tabela 2 – Matriz de Correlação entre as variáveis de indivíduos portadores de síndrome metabólica da região de Santa Maria, RS (n=430).

Variáveis	MC	EST	CC	CQ	PAS	PAD
MC	-	-	-	-	-	-
EST	0,38 ^{***}	-	-	-	-	-
CC	0,83 ^{***}	0,24 ^{***}	-	-	-	-
CQ	0,81 ^{***}	0,13 ^{**}	0,76 ^{***}	-	-	-
PAS	0,22 ^{***}	0,09	0,19 ^{***}	0,11 [*]	-	-
PAD	0,25 ^{***}	0,04	0,24 ^{***}	0,16 ^{**}	0,76 ^{***}	-
TG	0,08	0,06	0,12 [*]	-0,01	0,22 ^{***}	0,24 ^{***}
PAL	0,51 ^{***}	0,15 ^{**}	0,60 ^{***}	0,41 ^{***}	0,28 ^{***}	0,31 ^{***}

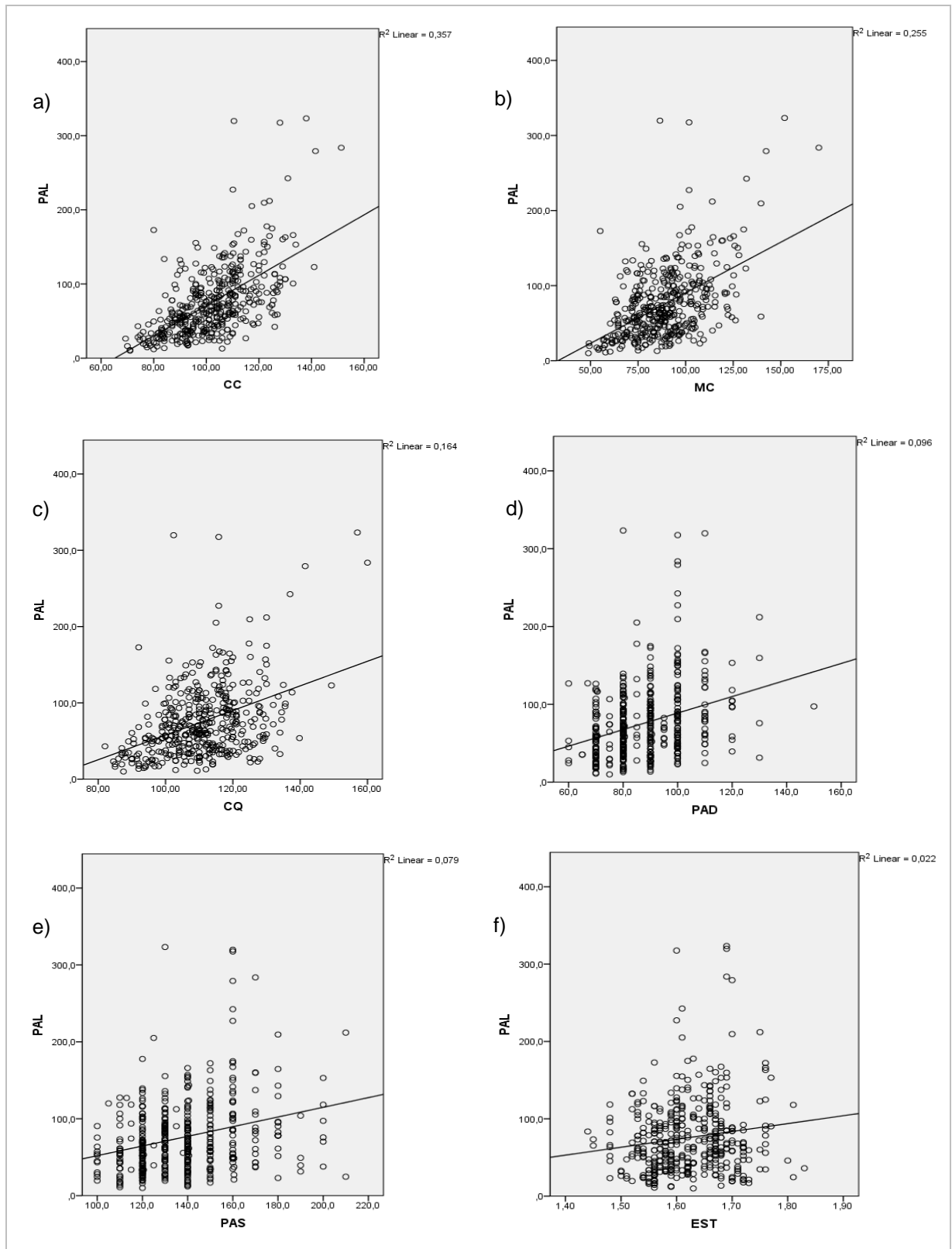
Fonte: Autores.

MC: massa corporal; EST: estatura; CC: circunferência da cintura; CQ: circunferência do quadril; PAS, PAD: pressão arterial sistólica, diastólica; PAL: produto de acumulação lipídica; valores dos coeficientes de correlação de Pearson; * $p \leq 0,05$; ** $p \leq 0,01$; *** $p \leq 0,001$.

Também, foram gerados os gráficos de dispersão para a verificação do comportamento das variáveis. Na Figura 3 são apresentados esses gráficos com as respectivas linhas de tendência sobre os pontos (dados), o que sugere a manutenção de cada variável candidata ao modelo de RLM, conforme a seguir:

- PAL *versus* CC ($R^2 = 0,36$; $p \leq 0,001$);
- PAL *versus* MC ($R^2 = 0,26$; $p \leq 0,001$);
- PAL *versus* CQ ($R^2 = 0,16$; $p \leq 0,001$);
- PAL *versus* PAD ($R^2 = 0,10$; $p \leq 0,001$);
- PAL *versus* PAS ($R^2 = 0,08$; $p \leq 0,001$);
- PAL *versus* EST ($R^2 = 0,02$; $p = 0,002$).

Figura 3 – Gráficos de dispersão das variáveis candidatas ao modelo de regressão linear. Relação entre o PAL e: a) CC; b) MC; c) CQ; d) PAD; e) PAS; e) EST.



Fonte: Autores.

IMC: massa corporal; EST: estatura; CC: circunferência da cintura; CQ: circunferência do quadril; PAS: pressão arterial sistólica; PAD: pressão arterial diastólica; PAL: produto de acumulação lipídica.

4.2 ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA - MÉTODO *STEPWISE*

O primeiro método utilizado para ajustar o modelo RLM foi o *stepwise*. O ajuste das variáveis que melhor explicaram a variável dependente (PAL) ocorreu de forma automática, permanecendo apenas CC, PAD e CQ. A análise dos casos influentes indicou a remoção de 12 observações, restando 418 para o modelo final, assim resumido:

- a) as variáveis inseridas foram a CC, PAD e CQ ($F_{3,417} = 97,823$; $p \leq 0,001$);
- b) o percentual de explicação da variável PAL pelo modelo foi de 42% ($R^2 = 0,42$);
- c) a significância dos coeficientes de regressão do modelo para a CC foi $p \leq 0,001$ ($b = 1,946$), para a PAD foi $p \leq 0,001$ ($b = 0,540$) e para a CQ foi $p = 0,002$ ($b = -0,594$).

Os valores dos coeficientes betas não padronizados para o modelo final foram os seguintes (Equação 6).

$$\text{PAL} = - 108,728 + 1,946 \cdot \text{CC} + 0,540 \cdot \text{PAD} - 0,594 \cdot \text{CQ} \quad (6)$$

Onde:

PAL: produto de acumulação lipídica, variável dependente;

CC: circunferência da cintura, variável independente;

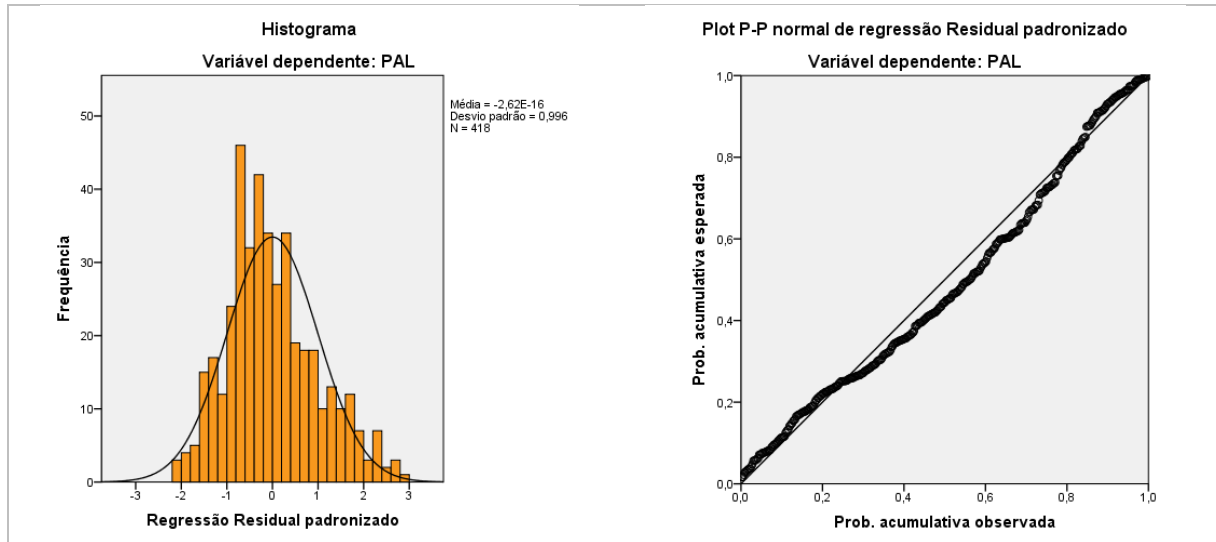
PAD: pressão arterial diastólica, variável independente;

CQ: circunferência do quadril, variável independente.

Após o ajuste do modelo de regressão, foi realizada a análise dos resíduos desse modelo ajustado, descritos a seguir:

- a) a independência dos erros foi confirmada pelo índice de *Durbin-Watson* (DW: 1,93) que se encontrava dentro dos parâmetros recomendados;
- b) a colinearidade foi analisada pelos resultados dos índices de VIF (CC: 2,32; PAD: 1,05; CQ: 2,25) e de tolerância (CC: 0,43; PAD: 0,95; CQ: 0,44), sendo que todos se mostraram adequados;
- c) a normalidade dos resíduos foi verificada com os gráficos de probabilidade normal (Figura 4), que atestaram para estes dados, a aproximação a uma curva normal.

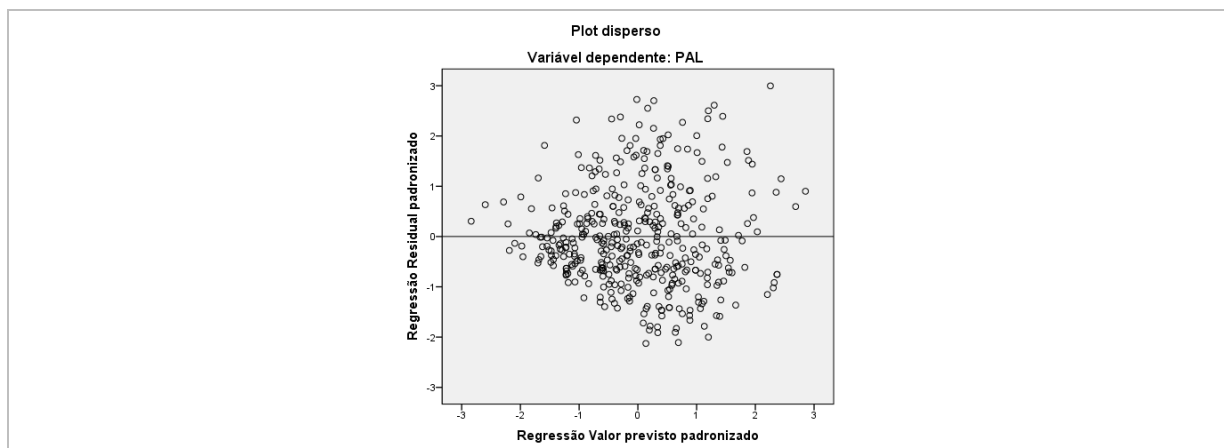
Figura 4 – Histograma e diagrama de normalidade dos resíduos da regressão linear múltipla, método *stepwise*.



Fonte: Autores.

Também foram confirmadas as suposições de linearidade e de homocedasticidade do modelo por intermédio do gráfico dos resíduos padronizados (ZRESID) contra os valores previstos padronizados (ZPRED), apresentados na Figura 5.

Figura 5 – Gráfico dos resíduos padronizados contra os valores previstos padronizados, método *stepwise*



Fonte: Autores.

4.3 ANÁLISE DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA - MÉTODO *ENTER*

Em uma segunda etapa, foi realizada o ajuste de RLM pelo método *enter*. A remoção das variáveis, sem significância, do modelo de regressão aconteceu manualmente, sendo retirada do modelo aquela variável com maior p-valor a cada rodada de análise (Quadro 4).

Quadro 4 – Etapas da regressão linear múltipla, pelo método *enter*

Rodada		Variáveis inseridas	Variáveis, casos removidos
Método ENTER	1	CC, MC, CQ, PAD, PAS, EST	-
	2	CC, MC, CQ, PAD, PAS	EST
	3	CC, CQ, PAD, PAS	EST, MC
	4	CC, CQ, PAD	EST, MC, PAS
	5	CC, PAD	EST, MC, PAS. CQ
	6	CC, PAD	6 casos
	7	CC, PAD	5 casos

Fonte: Autores.

MC: massa corporal; EST: estatura; CC: circunferência da cintura; CQ: circunferência do quadril; PAS: pressão arterial sistólica; PAD: pressão arterial diastólica.

Ao final das rodadas de remoção das variáveis e dos casos influentes, as variáveis que compuseram o modelo foram a CC e a PAD, assim resumida:

- a) as variáveis inseridas foram a CC e a PAD ($F_{2,427} = 133,855$; $p \leq 0,001$);
- b) o percentual de explicação do modelo foi de 39% ($R^2 = 0,39$);
- c) a significância dos coeficientes do modelo foi de $p \leq 0,001$ para a CC ($b = 1,567$) e de $p \leq 0,001$ para a PAD ($b = 0,547$).

Os valores dos coeficientes betas não padronizados para o modelo final foram os seguintes (Equação 7).

$$PAL = - 136,477 + 1,567*CC + 0,547*PAD \quad (7)$$

Onde:

PAL: produto de acumulação lipídica, variável dependente;

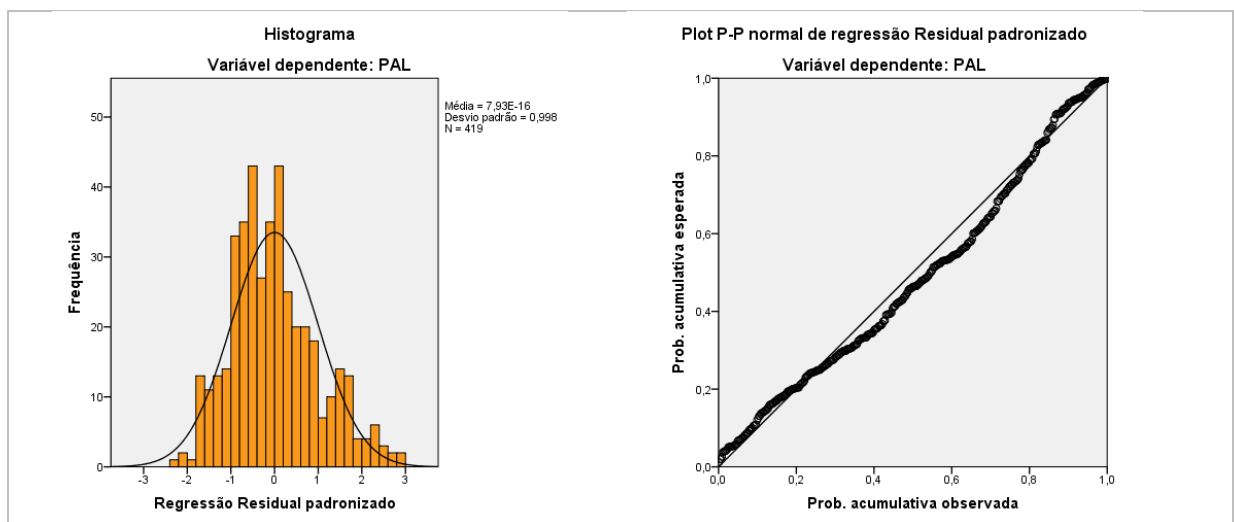
CC: circunferência da cintura, variável independente;

PAD: pressão arterial diastólica, variável independente.

A análise dos resíduos do modelo ajustado foi descrita a seguir:

- a) o índice de *Durbin-Watson* (DW: 1,90) confirmou a independência dos erros;
- b) a colinearidade foi analisada pelos resultados dos índices de VIF (1,06) e de tolerância (0,94), para ambas as variáveis;
- c) foram identificados 11 casos com valores atípicos que foram excluídos para a análise do modelo final;
- d) a normalidade dos resíduos foi verificada a partir do histograma e do diagrama de normalidade (Figura 6), que atestaram a aproximação da curva normal.

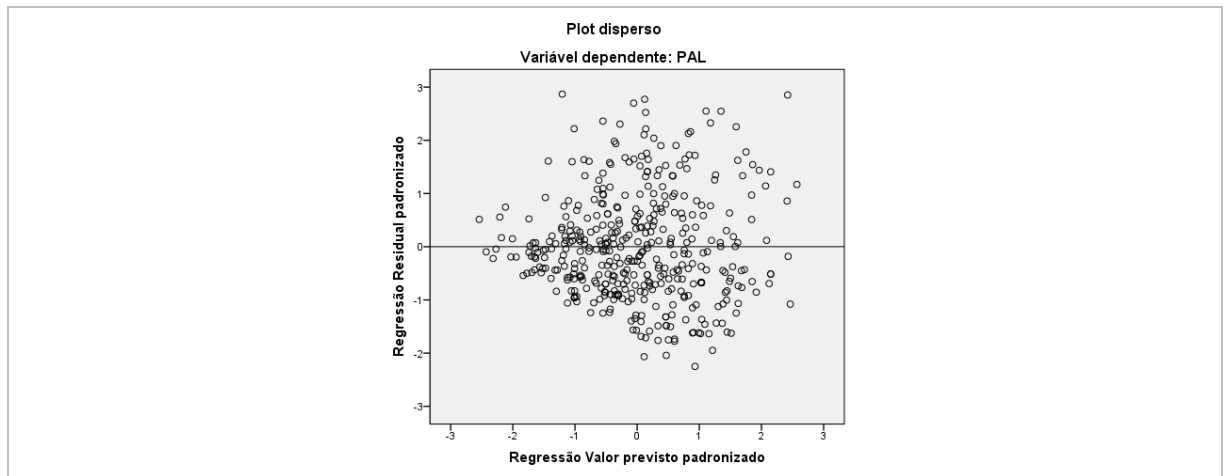
Figura 6 – Histograma e diagrama de normalidade dos resíduos da regressão linear múltipla, método *enter*



Fonte: Autores.

Foram confirmadas as suposições de linearidade e de homocedasticidade do modelo por intermédio do gráfico dos resíduos padronizados (ZRESID) contra os valores previstos padronizados (ZPRED), apresentado na Figura 7.

Figura 7 – Gráfico dos resíduos padronizados contra os valores previstos padronizados, método *enter*



Fonte: Autores.

Assim, de maneira resumida, após a escolha das variáveis candidatas para as análises múltiplas, dois modelos foram ajustados. Um deles por meio de um método automático e outro por entrada forçada das variáveis. No primeiro modelo, o ajuste incorporou as variáveis CC, PAD e CQ. Já, no segundo modelo, apenas as variáveis CC e PAD. A interpretação dos modelos sugere que, quando utilizada a equação com as três variáveis, espera-se que a cada aumento da variável CC, o valor do PAL aumente 1,946 se PAD e CQ se mantiverem constantes. Da mesma forma, a cada aumento da PAD, a PAL varie 0,540 se CC e CQ não variarem e, a cada aumento da CQ, a PAL diminua 0,594 se as demais se mantiverem fixas. No modelo que a equação utilizou apenas duas variáveis, espera-se que a cada aumento da variável CC, o valor do PAL aumente 1,567 se PAD se mantiver constante e, a cada aumento da PAD, a PAL variará 0,547 se CC não se alterar.

Também, ao analisar os pressupostos para RLM dos dois modelos ajustados pelos dois métodos *stepwise* e *enter* foi verificado que ambos atenderam aos mesmos. Desta forma, ambos podem ser utilizados para a predição do PAL.

5 DISCUSSÃO

Em todo o mundo, é inquestionável a importância que o meio científico dá à SMet, confirmada pela grande quantidade de publicações que procuram descrever e entender a cinética desta síndrome em todos os tipos de populações. Grupos e sociedades se organizaram com o objetivo de encontrar respostas para a SMet que é um grave problema de saúde pública e atinge todas as faixas etárias, de todos os continentes. Entre os muitos obstáculos enfrentados no controle desse tipo de agravo de saúde, estão a triagem inicial e o diagnóstico precoce, que podem diminuir muito os efeitos deletérios em longo prazo (CASSIANO, ANICHE e IOCHIDA, 2011; SÁ e MOURA, 2010).

Os estudos epidemiológicos que utilizam procedimentos de regressão são muito difundidos na área da saúde, pois possuem grande poder de explicação e previsão. Basicamente, a proposta de um modelo de regressão linear múltiplo é estimar o efeito de uma determinada variável sobre outra, ao manterem-se outros fatores sem variar (FIELD, 2009). Como já foi anteriormente esclarecido, o leque de fatores de risco da SMet e suas muitas possibilidades de combinações, fazem com que o controle e tratamento da síndrome sejam realmente complexos. Dessa forma, o objetivo desta análise foi buscar entre medidas mais simples de avaliação, aquelas que pudessem explicar de forma mais fidedigna um dos melhores preditores da SMet.

Os modelos foram obtidos por RLM, considerando-se duas maneiras distintas de selecionar as variáveis para a equação final, sendo eles os métodos *stepwise* e *enter*. O método automático incluiu no modelo duas variáveis antropométricas (CC e CQ) e uma hemodinâmica (PAD). Em contrapartida, o modelo cuja entrada foi determinada pelo pesquisador com base nas significâncias dos coeficientes de regressão, gerou uma equação com apenas uma variável antropométrica (CC) e outra hemodinâmica (PAD).

Como já era de se esperar, ocorreu a inclusão e manutenção da variável CC em ambos os modelos, visto que esta possui forte correlação positiva com a variável dependente (PAL). O modelo gerado pelo método *stepwise*, apresentou o percentual de explicação do modelo de 42%, enquanto pelo método *enter*, o modelo foi capaz de explicar 39% da variação do PAL. Observou-se que a inclusão de mais uma variável independente, promoveu aumento, ainda que considerado pequeno, na força da relação entre as variáveis. Contudo, considerando que o modelo *stepwise* apresentou uma variável a mais em relação ao modelo *enter*, é possível supor que a entrada da variável

CQ no modelo não exerça tamanha influência, ao ponto de se desprezar o modelo com apenas duas variáveis (CC e PAD), pois é natural que haja aumento do coeficiente de explicação a partir do maior número de variáveis independentes participando do modelo (FIELD, 2009). Ressalta-se que todos os coeficientes de regressão foram significativos, também, ao nível de 1%.

O valor do coeficiente de determinação (R^2) informa a proporção da variância que é explicada pelo modelo. Segundo Field (2009, p. 170), deve-se atentar para a seleção de previsores de um modelo “porque os valores dos coeficientes de regressão dependem das variáveis utilizadas no modelo”, o que pode gerar um grande impacto no modelo final. Visto que o objetivo é simplificar a avaliação, a coleta de apenas duas variáveis se adequa mais ao propósito. Contudo, há de se ressaltar que o aumento de 3% na explicação que o modelo pode oferecer na variação do PAL, justifica a coleta de uma terceira variável, facilmente obtida e, normalmente, avaliada em conjunto com a CC para a análise de outros indicadores, como por exemplo, a razão entre a CC e a CQ (ou razão cintura/quadril – RCQ) (SOARES, 2016; OLIVEIRA et al., 2017; MANIVA et al., 2019). É oportuno destacar a importância das análises iniciais de correlação entre cada uma das variáveis explicativas e o PAL, antes de proceder a exclusão de alguma delas somente pela falta de significância. Também é sabido que há variáveis com comportamento diferentes quando submetidas a análises múltiplas, ou seja, individualmente pode ser que não apresente significância de contribuição para o modelo, mas ao ser combinada com alguma outra, sim (HOSMER e LEMESHOW).

A busca pelas bases teóricas que expliquem fisiologicamente a relação com a variável resposta é fundamental para que também se identifique a possibilidade de autocorrelação entre as variáveis independentes. Esta condição impede que se credite a determinada variável independente, seu real efeito sobre a variável resposta. Para que esta interferência não ocorra é importante que o pesquisador confronte seu conhecimento anterior com os resultados dos procedimentos estatísticos rígidos. O aumento da validade das estimativas baseadas em modelos deve unir os dados aos conhecimentos prévios, recomenda Greenland (1989), pois desta forma cria-se um mecanismo de avaliação crítica das pressuposições epidemiológicas e estatísticas advindas destes modelos. Porém, Concato, Feinstein e Holford (1993) alertam que em algumas situações, as variáveis poderão passar nos testes, mesmo na presença de multicolinearidade. O PAL é um indicador clínico com desempenho satisfatório para a identificação do risco cardiovascular e tem sido amplamente utilizado como um preditor

para a SMet (TAVERNA et al., 2011; TELLECHEA et al., 2009; EJIKE, 2011; CHIANG e KOO, 2012; MOTAMED et al., 2016). Contudo, existe uma dificuldade na aplicabilidade das equações que incluem marcadores bioquímicos, devido ao seu custo mais elevado, especialmente naqueles locais em que a população é economicamente carente.

Atentos a esta necessidade, pesquisadores tem proposto simplificações em equações que demandem a coleta de sangue (LIMA, 2019; GAZIANO et al., 2008). No estudo realizado por Gaziano et al. (2008), os autores verificaram que a utilização de fatores de risco de fácil obtenção, como é o caso da pressão arterial e do índice de massa corporal, é capaz de estimar o risco cardiovascular de forma eficaz, tanto quanto os testes bioquímicos. A CC também é destaque entre os estudos com desfecho cardiovascular. Esta medida é descrita como a indicadora antropométrica de adiposidade abdominal com maior capacidade de prever alterações de origem cardiometabólicas (EICKEMBERG et al., 2019).

A importância de um método de triagem inicial para a SMet, configura um desafio, pois é fundamental que haja um alto grau de suspeita clínica para que a síndrome seja reconhecida e os indivíduos recebam tratamento adequado para as alterações multissistêmicas impostas pelas disfunções cardiometabólicas. O *continuum* de alterações metabólicas, que evoluem da SMet, passando pela disfunção glicêmica, até os eventos cardiovasculares, merecem ser considerados, visto que antecedem em até 20 anos à doença arterial coronariana (PRÉCOMA et al., 2019).

Verificando os dados descritivos dos sujeitos do estudo, está clara a falta de padrão no comportamento dos fatores de risco para a SMet. Talvez, a primeira dificuldade esteja no fato de que a SMet não pode ser considerada uma doença que se obtém diagnóstico por meio de um exame específico. Ao descrever a síndrome, Reaven (1988) a conceituou como uma constelação de fatores de risco de origem metabólica com tendência a se agruparem. Mais recentemente, Marchi-Alves et al. (2012) alertaram para um ponto que deve ser criteriosamente analisado. Os autores questionaram se a possibilidade de distintas combinações entre tantos componentes da SMet, em populações específicas e a presença de quantidades diferentes de fatores de risco, exporiam o indivíduo ao mesmo risco cardiovascular. Ainda sobre limitações do estudo, além do conjunto de fatores de risco que compõem o diagnóstico da SMet, é necessário considerar os determinantes sociodemográficos e comportamentais, como a dieta, o consumo abusivo de bebidas alcoólicas, o tabagismo e a atividade física, que neste estudo, não foram analisados.

6 CONCLUSÃO

O modelo com três variáveis preditoras (CC, PAD e CQ) é o melhor para cumprir a finalidade de simplificação dos processos de triagem de prováveis candidatos ao desenvolvimento da SMet.

Foi propósito, identificar um modelo de regressão que melhor descrevesse a relação entre as variáveis antropométricas e hemodinâmicas com o PAL, visto que as variáveis disponíveis para testagem, não invasivas, eram somente as usadas neste estudo. Assim, houve a identificação de dois modelos de RLM, originados a partir de dois métodos distintos, sendo um deles a partir do automático (*stepwise*) e outro pela entrada forçada (*enter*) das variáveis. O primeiro modelo foi ajustado com as variáveis preditoras CC, PAD e CQ e o segundo, apenas com CC e PAD.

Apesar das limitações matemáticas do ajuste do modelo no poder explicativo do PAL, esta escolha também foi apoiada pelo ponto de vista da ciência da saúde. Além deste modelo ampliar o percentual de explicação da variação do PAL, ele incluiu uma variável importante para as avaliações antropométricas de prevenção e acompanhamento da obesidade, rotineiramente verificada e, também, utilizada para a composição de outros índices de risco cardiometabólico. Portanto, é sugerido testar outras variáveis que possam melhorar o poder de predição para o PAL.

REFERÊNCIAS

- AMADOR, J. P. et al. Análise das pressuposições e adequação dos resíduos em modelo de regressão linear para valores individuais, ponderados e não ponderados, utilizando procedimentos do SAS®. **Ciencia & Natura**, v. 33, n. 2, p. 7-22, 2011.
- ALBERTI, K. G. M. M. et al. Harmonizing the metabolic syndrome. **Circulation**, v. 120, p. 1640-5, 2009.
- ALVIM, R. O. et al. Prevalência de Doença Arterial Periférica e Fatores de Risco Associados em uma População Rural Brasileira: Estudo Corações de Baependi. **International Journal of Cardiovascular Sciences**, v. 31, n. 4, p. 405-413, 2018.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA PARA O ESTUDO DA OBESIDADE E DA SÍNDROME METABÓLICA - ABESO. **Mapa da Obesidade**. Disponível em: <http://www.abeso.org.br/atitude-saudavel/mapa-obesidade>. Acesso em: 14abr2017.
- AZAMBUJA, C. R. et al. O diagnóstico da síndrome metabólica analisado sob diferentes critérios de definição. **Revista Baiana de Saúde Pública**, v. 39, n. 3, p. 482, 2015.
- BALADY, G. J. et al. **Diretrizes do ACSM Para os Testes de Esforço e Sua Prescrição**. 6ª edição. Rio de Janeiro: Guanabara Koogan, 2003.
- BARROS, M. V. G. et al. **Análise da dados em saúde: demonstrando a utilização do SPSS**. 2ª ed. rev. ampl. (série Ciência e Tecnologia) – Recife: EDUPE, 2005. 240p.
- BECK, C. C. et al. Ficha Antropométrica na escola: o que medir e para que medir? **Revista Brasileira de Cineantropometria & Desempenho Humano**, v.9, n. 1, p. 107-14, 2007.
- BOSHKU, A. A.; PANOVA, D. I. Lipid Profile In Relation To Antropometric Indices And Insulin Resistance In Overweingt Women With Polycystic Ovary Syndrome. **Atherosclerosis**, v. 287, p. e135, 2019.
- BRASIL. Ministério da Saúde. Conselho Nacional de Saúde. **Resolução nº 466**, de 12 de dezembro de 2012. Brasília: DOU nº 12, 13 de junho de 2013, Seção 1, p. 59. Disponível em: http://www.conselho.saude.gov.br/web_comissoes/conep/index.html. Acesso em 17set2017.
- CALLEGARI-JACQUES, S. M. **Bioestatística: princípios e aplicações**. Porto Alegre: Artmed, 2003.
- CARR, M. C.; BRUNZELL, J. D. Abdominal obesity and dyslipidemia in the metabolic syndrome: importance of type 2 diabetes and familial combined hyperlipidemia in coronary artery disease risk. **The Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism**, v. 89, n. 6, p. 2601-2607, 2004.

CASSIANO, D. P.; ANICHE, M. F.; IOCHIDA, L. C. Análise de componentes da síndrome metabólica e complicações em pacientes com diabetes mellitus tipo 2 do centro de triagem de diabetes da Universidade Federal de São Paulo. **Revista da Sociedade Brasileira de Clínica Médica de São Paulo**, v. 9, n. 1, p. 15-9, 2011.

CHAGAS, E. F. B. **Módulo 4**: estatística analítica III – regressão no SPSS. Material didático. Curso de estatística para iniciantes. Marília: UNESP, 2016.

CHEIN, F. **Introdução aos modelos de regressão linear**: um passo inicial para compreensão da econometria como uma ferramenta de avaliação de políticas públicas. Brasília: Enap, 2019. 76p.

CHEN, B. D. et al. Waist-to-Height Ratio and Triglycerides/High-Density Lipoprotein Cholesterol Were the Optimal Predictors of Metabolic Syndrome in Uighur Men and Women in Xinjiang, China. **Metabolic Syndrome and Related Disorders**. v. 13, n. 5, p. 214-20, 2015.

CHIANG, J. K.; KOO, M. Lipid accumulation product: a simple and accurate index for predicting metabolic syndrome in Taiwanese people aged 50 and over. **BMC Cardiovascular Disorders**, v. 12, p.78, 2012.

CONCATO, J.; FEINSTEIN, A. R.; HOLFORD, T. R. The risk of determining risk with multivariable models. **Annals of Internal Medicine**, n. 118, p. 201-10, 1993.

DANCEY, C.; REIDY, J. **Estatística Sem Matemática para Psicologia**: Usando SPSS para Windows. Porto Alegre, Artmed, 2006.

DESPRÉS, J. P. Abdominal obesity: the most prevalent cause of the metabolic syndrome and related cardiometabolic risk. **European Heart Journal**, Suppl 8, p.4-12, 2006.

EICKEMBERG, M. et al. Indicators of Abdominal Adiposity and Carotid Intima-Media Thickness: Results from the Longitudinal Study of Adult Health (ELSA-Brazil). **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**, v. 112, n. 3, p. 220-227, 2019.

EJIKE, C. E. C. C. Lipid accumulation product and waist-to-height ratio are predictors of the metabolic syndrome in a nigerian male geriatric population. **Journal Rural and Tropical Public Health**, v. 10, p. 101–5. 2011.

FIELD, A. **Descobrimos a estatística usando o SPSS**. [recurso eletrônico]. 2ª ed., Porto Alegre: Artmed, 2009.

FORD, E. S.; GILES, W. H.; DIETZ, W. H. Prevalence of the metabolic syndrome among US adults: findings from the third National Health and Nutrition Examination Survey. **JAMA**, v. 287, p. 356-9, 2002.

FREITAS, E. D.; HADDAD, J. P. A.; VELÁSQUEZ-MELÉNDEZ, G. Uma exploração multidimensional dos componentes da síndrome metabólica. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 25, n. 5, p. 1073-82, 2009.

FRIEDEWALD, W. T.; LEVY, R. I.; FREDRICKSON, D. S. Estimation of the concentration of low-density lipoprotein cholesterol in plasma, without use of the preparative ultracentrifuge. **Clinical Chemistry and Laboratory Medicine**, v.18, n.6, p. 499-502, 1972.

GAYA, A. et al. **Ciência do movimento humano**: introdução à metodologia da pesquisa. Porto Alegre: Artmed, 2008. 304p.

GAZIANO, T. A. et al. Laboratory-based versus non-laboratory-based method for assessment of cardiovascular disease risk: the NHANES I follow-up study cohort. **Lancet**, v. 371, n. 9616, p. 923-31, 2008.

GIL, J. S. **Impacto da pressão arterial sobre os marcadores metabólicos, inflamatórios e hemodinâmicos em pacientes com síndrome metabólica**. Tese (Doutorado em Cardiologia) - Faculdade de Medicina, Universidade de São Paulo. São Paulo: 2014.

GREENLAND, S. Modeling and variable selection in epidemiologic analysis. **American Journal of Public Health**, n. 79, p. 340-9, 1989.

GRUNDY, S. M. Metabolic syndrome update. **Trends in cardiovascular medicine**, v. 26, n. 4, p. 364-73, 2016.

GUJARATI, D. N. **Econometria básica**. Tradução de Maria José Cylhar Monteiro. 4. Ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2006.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. **Applied logistic regression**. Series in probability and a mathematical statistics. Nova York: John Wiley, 1989.

HU, G. et al. Prevalence of the metabolic syndrome and its relation to all-cause and cardiovascular mortality in nondiabetic European men and women. **Archives of Internal Medicine**, v. 164, n. 10, p. 1066-76, 2004.

IBM Corporate. **IBM SPSS Statistics for Windows**, Version 20.0. Armonk, NY: IBM Corp., 2012.

I DIRETRIZ BRASILEIRA DE DIAGNÓSTICO E TRATAMENTO DA SÍNDROME METABÓLICA - I-DBSM. **Arq Bras Cardiol**, v. 84, n. 1, p. 3-28, 2005.

KAHN, H. S. The "lipid accumulation product" performs better than the body mass index for recognizing cardiovascular risk: a population-based comparison. **BMC Cardiovascular Disorders** n. 5, p. 26, 2005.

KAUR, J. A comprehensive review on metabolic syndrome. **Cardiology Research and Practice**, v. 2014, 2014.

LIMA, T. M. N. **Capacidade dos índices antropométricos e de obesidade central para identificação de participantes com alto risco cardiovascular em longo prazo na coorte de universidades mineiras (cume)**. 2019. (Dissertação de Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Enfermagem - UFMG).

MANIVA, S. J. C. et al. Índice de conicidade e relação cintura quadril na avaliação do risco cardiovascular em idosos. **Revista Enfermagem Atual In Derme**, v. 90, n. 28, p. 1-7, 2019.

MARCCOLI, R.; BIANCHI, C.; ODOGUARDI, L. Prevalence of the metabolic syndrome among Italian adults according to ATP III definition. **Nutr Metab Cardiovasc Dis**, v. 5, p. 250-4, 2005.

MARCHI-ALVES, L. M. et al. Componentes da síndrome metabólica na hipertensão arterial. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, v. 46, n. 6, p. 1348-1353, 2012.

MARCONDES, J. Á.; et al. Metabolic syndrome in women with polycystic ovary syndrome: prevalence, characteristics and predictors. **Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia**, v. 51, n. 6, p. 972-9, 2007.

MARQUEZINE, G. F. et al. Metabolic syndrome determinants in an urban population from Brazil: social class and gender-specific interaction. **International Journal of Cardiology**, v. 129, n. 2, p. 259-65, 2008.

MORAES, S. A.; SOUZA, J. M. P. Metodologia caso-controle em epidemiologia de doenças cardiovasculares. II – Análises de dados. **Revista de Saúde Pública**, v. 32, n. 1, p. 82-8, 1998.

MOTAMED, N. et al. Lipid accumulation product and metabolic syndrome: a population-based study in northern Iran, Amol. **Journal of Endocrinological Investigation**, v. 39, n. 4, p. 375-82, 2016.

NAKAZONE, M. A. et al. Prevalência de síndrome metabólica em indivíduos brasileiros pelos critérios de NCEP-ATPIII e IDF. **Revista da Associação Médica Brasileira**, v. 53, n. 5, p. 407-13, 2007.

NUNNALLY, J. C. **Psychometric theory**. New York: McGraw-Hill, 1978.

OLIVEIRA, C. C. et al. Predictors of Metabolic Syndrome in the Elderly: A Review. **International Journal of Cardiovascular Sciences [online]**, v. 30, n. 4, p. 343-53, 2017.

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DE SAÚDE - OPAS/OMS. Sistemas e Serviços de Saúde. **Barreiras que impedem acesso à saúde para um terço da população das Américas devem ser superadas, afirma OPAS**. 04 abr. 2018. Disponível em: https://www.paho.org/bra/index.php?option=com_content&view=article&id=5627:barreiras-que-impedem-acesso-a-saude-para-um-terco-da-populacao-das-america-devem-ser-superadas-afirma-opas&Itemid=843. Acesso em: 28 fev. 2020.

PARK, Y. W. et al. The metabolic syndrome: prevalence and associated risk factor findings in US population from the Third National Health and Nutrition Examination Survey, 1988-94. **Archives of internal medicine**, v. 163, n. 4, p. 427-3, 2003.

PETRULIONIENE, Z. et al. A. Association Of Body Mass Index And Serum Lipid Profile Among Middle-Aged Lithuanian Men. **Atherosclerosis**, v. 287, p. e134-e135, 2019.

PITANGA, F. J. G. **Testes, Medidas e Avaliação em Educação Física e nos Esportes**. 4^o edição. São Paulo: Phorte, 2005.

PORTAL ACTION. **Análise de regressão múltipla**. Disponível em: <http://www.portalaction.com.br/analise-de-regressao/regressao-linear-multipla>. Acesso em: 5 fev. 2020.

PRÉCOMA, D. B. et al. Atualização da Diretriz de Prevenção Cardiovascular da Sociedade Brasileira de Cardiologia – 2019. **Arquivos Brasileiros de Cardiologia**. 2019; [online]. ahead print, PP.0-0.

RATO, Q. Índice de conicidade: uma medida antropométrica a avaliar. **Revista Portuguesa de Cardiologia**, v. 36, n. 5, p. 365-366, 2017.

REAVEN, Gerald M. Role of insulin resistance in human disease. **Diabetes**, v. 37, n. 12, p. 1595-1607, 1988.

SÁ, N. N. B.; MOURA, E.C. Fatores associados à carga de doenças da síndrome metabólica entre adultos brasileiros. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 26, p. 1853-1862, 2010.

SALAROLI, L. B. et al. Prevalência de síndrome metabólica em estudo de base populacional, Vitória, ES – Brasil. **Arquivos Brasileiros de Endocrinologia & Metabologia**, v. 51, Pt 7, p. 1143-52, 2007.

SANTOS, P. C.; PETERS, B. S. E. **Relação entre índices de gordura corporal e massa óssea em adultos e idosos: estudo ISA - Capital (2015)**. Dissertação (Mestrado em Nutrição em Saúde Pública) - Faculdade de Saúde Pública, Universidade de São Paulo. São Paulo: 2018.

SILVA, A. O. et al. Autopercepção de saúde e sua associação com atividade física e estado nutricional em adolescentes. **Jornal de Pediatria**, v. 95, n. 4, p. 458-465, 2019.

SOARES, L. M. **Produto de acumulação lipídica: acurácia para identificação de portadores da síndrome metabólica em adultos**. Dissertação (Mestrado em Nutrição e Saúde) - Universidade Federal de Minas Gerais - UFMG. Belo Horizonte: 2016.

SOCIEDADE BRASILEIRA DE DIABETES. **Diretrizes Brasileiras de Diabetes 2017-2018**. Organização José Egídio Paulo de Oliveira, Renan Magalhães Montenegro Junior, Sérgio Vencio. São Paulo: Clannad, 2017.

STULTS-KOLEHMAINEN, M. A. et al. DXA estimates of fat in abdominal, trunk and hip regions varies by ethnicity in men. **Nutrition & diabetes**, v. 3, n. 3, p. e64, 2013.

TAVERNA, M. J. et al. Lipid accumulation product: a powerful marker of metabolic syndrome in healthy population. **European Journal of Endocrinology**, v. 164; n. 4, p.559-567, 2011.

TELLECHEA, M. L. et al. Ability of lipid accumulation product to identify metabolic syndrome in healthy men from Buenos Aires. **Diabetes Care**, v. 32, n. 7, p.e85, 2009.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA. **Manual de Dissertações e Teses: estrutura e apresentação**. Santa Maria: UFSM, 2015. 88p.

WORDL HEALTH ORGANIZATION - WHO. **Preventing chronic diseases: a vital investment**. Geneva: World Health Organization/Ottawa: Public Health Agency of Canada, 2005. Disponível em: http://www.who.int/chp/chronic_disease_report/en/. Acesso em: 14 abr. 2017.

APÊNDICE A – TERMO DE CONSENTIMENTO LIVRE E ESCLARECIDO



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE EDUCAÇÃO FÍSICA E DESPORTOS
NÚCLEO DE ESTUDOS EM EXERCÍCIO FÍSICO E SAÚDE NESEFIS



Este estudo, denominado “*Efeitos de um programa de exercícios físicos orientado e do acompanhamento nutricional individualizado sobre alguns fatores de risco da síndrome metabólica*” tem como objetivo verificar quais os efeitos de um programa de exercícios físicos orientado com exercícios aeróbicos e de musculação, e do acompanhamento nutricional individualizado sobre alguns fatores de risco da síndrome metabólica. Serão avaliados: obesidade abdominal, diabetes mellitus, dislipidemias e hipertensão arterial.

A importância deste tipo de trabalho está na idéia que, quanto mais se tiver conhecimento dos benefícios da prática regular de diferentes tipos de exercícios na prevenção e tratamento de diferentes tipos de doenças, mais se poderá evitar o desenvolvimento destas, evitando-se mais mortes e gasto de dinheiro público com doenças que podem facilmente ser prevenidas.

Os participantes serão divididos em 2 grupos: um que terá apenas acompanhamento nutricional individualizado, a cada 15 dias durante 16 semanas, e outro que receberá orientação de exercícios físicos (caminhada e musculação) três vezes por semana, durante 16 semanas. No início e no final deste período de 16 semanas, todos os participantes serão avaliados com a medida da cintura, exame de sangue no HUSM para verificar os níveis de colesterol, triglicerídeos e glicose e medida da pressão arterial.

Serão considerados critérios de inclusão: ter o diagnóstico de Síndrome Metabólica dado pelo médico do HUSM e ter idade de 18 a 60 anos. Serão critérios de exclusão: alterar a medicação durante o período do estudo, faltar mais que uma vez no tratamento nutricional ou faltar mais que um dia na semana, no programa de exercícios físicos.

Os participantes não terão nenhum tipo de gasto, não correm nenhum tipo de risco e terão os benefícios gerais da prática de exercícios físicos sob orientação especializada, bem como orientação nutricional especializada.

A participação neste estudo é livre e voluntária, podendo o participante desistir de participar em qualquer momento da pesquisa, sem ônus ou penalização. A identidade de todos os participantes permanecerá em sigilo.

Eu, _____ após ler as informações acima, concordo em participar deste estudo.



Santa Maria, _____ de _____ de _____.

Assinatura do participante

Assinatura do Prof. Responsável

ESCLARECIMENTO: Caso exista dúvida quanto a sua participação entrar em contato com Daniela L dos Santos pelo telefone 99614803. Qualquer outra dúvida ou denúncia, entrar em contato com o Comitê de Ética em Pesquisa da UFSM: Pró-Reitoria de Pós-Graduação, Sala 736 - Fone: 55 - 3220 9362.

ANEXO A – CARTA DE APROVAÇÃO DO PROTOCOLO DE PESQUISA

 <p>MINISTÉRIO DA SAÚDE Conselho Nacional de Saúde Comissão Nacional de Ética em Pesquisa (CONEP)</p>	<p>UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA Pró-Reitoria de Pós-Graduação e Pesquisa Comitê de Ética em Pesquisa - CEP- UFSM REGISTRO CONEP: 243</p> 
--	---

CARTA DE APROVAÇÃO

O Comitê de Ética em Pesquisa – UFSM, reconhecido pela Comissão Nacional de Ética em Pesquisa – (CONEP/MS) analisou o protocolo de pesquisa:

Título: Efeitos de um programa de exercícios físicos orientado e do acompanhamento nutricional individualizado sob alguns fatores de risco da síndrome metabólica

Número do processo: 23081.002108/2007-10

CAAE (Certificado de Apresentação para Apreciação Ética): 0032.0.243.000-07

Pesquisador Responsável: Daniela Lopes dos Santos

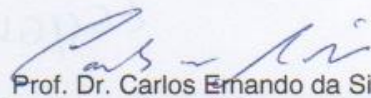
Este projeto foi APROVADO em seus aspectos éticos e metodológicos de acordo com as Diretrizes estabelecidas na Resolução 196/96 e complementares do Conselho Nacional de Saúde. Toda e qualquer alteração do Projeto, assim como os eventos adversos graves, deverão ser comunicados imediatamente a este Comitê. O pesquisador deve apresentar ao CEP:

Set/2007 Relatório final

Os membros do CEP-UFSM não participaram do processo de avaliação dos projetos onde constam como pesquisadores.



DATA DA REUNIÃO DE APROVAÇÃO: 10/4/2007

Santa Maria, 11 de abril de 2007.



Prof. Dr. Carlos Ernando da Silva
Coordenador do Comitê de Ética em Pesquisa – UFSM
Registro CONEP N. 243.

ANEXO B – PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP

 <p style="text-align: center;">UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA/ PRO-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E</p>	 <p style="text-align: center;">UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA/ PRO-REITORIA DE PÓS-GRADUAÇÃO E</p>	
<p>PARECER CONSUBSTANCIADO DO CEP</p>		
<p>DADOS DO PROJETO DE PESQUISA</p> <p>Título da Pesquisa: EFETOS DE UM PROGRAMA DE TREINAMENTO FUNCIONAL SOBRE OS FATORES DE RISCO DA SÍNDROME METABÓLICA EM MULHERES</p> <p>Pesquisador: Daniela Lopes dos Santos</p> <p>Área Temática:</p> <p>CAAE: 57249916.3.0000.5346</p> <p>Instituição Proponente: Universidade Federal de Santa Maria/ Pro-Reitoria de Pós-Graduação e</p> <p>Patrocinador Principal: Financiamento Próprio</p>		
<p>DADOS DO PARECER</p> <p>Numero do Parecer: 1.641.119</p>		
<p>Apresentação do Projeto:</p> <p>O tema do estudo refere-se a Síndrome Metabólica (SM), conhecida como a associação de vários fatores de risco para doenças cardiovasculares e fenômenos aterotrombóticos, normalmente relacionados a disposição central de gordura e a resistência insulínica.</p> <p>A SM apresenta relação direta com o aumento da obesidade, do sedentarismo, das modificações dos hábitos alimentares e do estilo de vida, resultando em aumento da morbimortalidade. Entre as mulheres, o avanço da idade contribui para o aumento da prevalência de SM (MENDES et al., 2012). Nesse sentido, a associação da prática de exercícios físicos regulares, alimentação adequada e modificações no estilo de vida contribuem para um melhor controle da doença, prevenindo suas complicações e melhorando a qualidade de vida. Desta forma, o estudo pretende desenvolver um treinamento funcional, como parte do conjunto de intervenções curativas para mulheres portadoras de SM.</p> <p>Participarão, aproximadamente, 30 voluntárias adultas do sexo feminino, com idade a partir de 45 anos e com diagnóstico médico de SM, da cidade de Santa Maria, que responderem a chamado através da imprensa escrita e página da WEB da UF-SM. Após será feita uma reunião somente com</p>		
<p>Situação do Parecer: Aprovado</p> <p>Necessária Apreciação da COMEP: Não</p> <p style="text-align: right;">SANTA MARIA, 19 de Junho de 2016</p> <p style="text-align: right;">Assinado por: CLAUDEMIR DE GUADROS (Coordenador)</p>		
<p>Endereço: Av. Roraima, 1000 - prédio da Reitoria - 2º andar Bairro: Camobi UF: RS Telefone: (51)3220-0862</p>		<p>Endereço: Av. Roraima, 1000 - prédio da Reitoria - 2º andar Bairro: Camobi UF: RS Telefone: (51)3220-0862</p>
<p>Município: SANTA MARIA CEP: 97.105-070 E-mail: cep.ufsm@gmail.com</p>		<p>Município: SANTA MARIA CEP: 97.105-070 E-mail: cep.ufsm@gmail.com</p>