

Rodrigo Halfeld Rosadas de Andrade

**Indicadores de eletricidade para geração de energia
elétrica por meio de esforço muscular**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Metrologia (Área de concentração: Metrologia para Qualidade e Inovação) da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Reinaldo Castro Souza
Coorientadora: Prof^a. Marcela Cohen Martelotte

Rio de Janeiro
fevereiro de 2022

Rodrigo Halfeld Rosadas de Andrade

**Indicadores de eletricidade para geração de energia
elétrica por meio de esforço muscular**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Metrologia (Área de Concentração: Metrologia para Qualidade e Inovação) da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo:

Prof. Reinaldo Castro Souza

Orientador

Programa de Pós-Graduação em Metrologia, PUC-Rio

Prof^a. Marcela Cohen Martelotte

Coorientadora

Programa de Engenharia de Produção,
Universidade Federal Fluminense – EEIMVR

Prof. Marco Aurélio dos Santos Sanfins

Universidade Federal Fluminense

Prof. Alexandre Zanini

Universidade Federal de Juiz de Fora

Rio de Janeiro, 18 de fevereiro de 2022

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Rodrigo Halfeld Rosadas de Andrade

Formado em Administração de Empresas (2013) pela Faculdade de Administração de Empresas do IBMEC, Brasil.

Ficha Catalográfica

Andrade, Rodrigo Halfeld Rosadas de

Indicadores de eletricidade para geração de energia elétrica por meio de esforço muscular / Rodrigo Halfeld ; orientador: Reinaldo Castro Souza ; coorientadora: Marcela Cohen Martelotte. – 2022.

63 f. : il. color. ; 30 cm

Dissertação (mestrado)–Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Centro Técnico Científico, Programa de Pós-Graduação em Metrologia, 2022.

Inclui bibliografia

1. Metrologia – Teses. 2. Metrologia para Qualidade e Inovação – Teses. 3. Metrologia. 4. Energia renovável. 5. Geração distribuída. 6. Esforço muscular. 7. Regressão linear. I. Souza, Reinaldo Castro. II. Martelotte, Marcela Cohen. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Centro Técnico Científico. Programa de Pós-Graduação em Metrologia. IV. Título.

CDD: 389.1

“Per aspera, ad astra!”

Agradecimentos

Primeiramente agradeço o professor Rodrigo Calili, por ter-me convidado a cursar o mestrado em metrologia.

Minha mentora, professora Marcela Cohen, que desde 2013 me orienta em meus projetos e nunca demonstrou impaciência.

Minha esposa, Paola, pais, tios, e avós, que sempre me apoiaram e deram o suporte necessário dentro e fora da vida acadêmica.

Ao meu amigo Edgardo Castro, pelos dados cedidos. Sem esta ajuda vital, esta pesquisa não seria possível.

E à equipe do departamento de metrologia da PUC-Rio, que fez um excelente trabalho durante toda minha estadia na universidade.

A Reinaldo Castro, que, além de meu orientador, foi meu maior aliado com relação ao tema de trabalho de conclusão de curso, meu muito obrigado!

Aos juristas Lúcio França e Ariel Castro, pela atenção dada à minha pesquisa.

A CAPES e à PUC-Rio, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não teria sido possível.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Resumo

Halfeld, Rodrigo. Castro, Reinaldo (Orientador). Cohen, Marcela (Coorientadora). **Indicadores de eletricidade para geração de energia elétrica por meio de esforço muscular.** Rio de Janeiro, 2021. 63p. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Metrologia (Área de concentração: Metrologia para Qualidade e Inovação), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Esta dissertação teve como objetivo desenvolver um modelo de previsão de geração de energia elétrica por meio de esforço muscular de seres humanos, utilizando uma bicicleta geradora, conectada à rede elétrica comum. A motivação resultou da experiência do autor na área de geração distribuída, que identificou uma dificuldade em instalar sistemas de geração solar fotovoltaica em topo de edifícios. Como metodologia de pesquisa, o trabalho, utilizou a regressão linear múltipla, com o *software* IBM SPSS servindo como executor das tarefas. As regressões apresentaram resultados promissores, apresentando um R^2 ajustado elevado, respeitando todas as premissas de uma regressão linear múltipla, e confirmando algumas suspeitas. As simulações feitas com base no modelo criado mostram um potencial de geração de energia considerável para o Brasil. Como conclusão, apesar do modelo criado ser de boa capacidade preditiva, recomenda-se mais estudos antes de uma extrapolação populacional ou um investimento financeiro.

Palavras-chave

Metrologia; energia renovável; geração distribuída; esforço muscular; regressão linear.

Abstract

Halfeld, Rodrigo. Castro, Reinaldo (Advisor). Cohen, Marcela (Co-Advisor). **Electricity indicators for the electrical energy generation via muscle effortsration.** Rio de Janeiro, 2020. 63p. Dissertação de Mestrado – Programa de Pós-Graduação em Metrologia (Área de concentração: Metrologia para Qualidade e Inovação), Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This dissertation aimed to develop a model for predicting the generation of electrical energy through human muscular effort, using a generator bicycle, connected to the common electrical grid. The motivation resulted from the author's experience in distributed generation, which identified a difficulty in installing photovoltaic solar generation systems on top of buildings. As a research methodology, the work used multiple linear regression, with the IBM SPSS software serving as the executor of the tasks. The regressions showed promising results, presenting a high adjusted R^2 , considering all the premises of a multiple linear regression, and confirming some suspicions. The simulations made based on the model created show a considerable energy generation potential for Brazil. In conclusion, despite the model created being of good predictive capacity, further studies are recommended before a population extrapolation or a financial investment.

Keywords

Metrology; renewable energy; distributed generation; muscle effort; linear regression.

Sumário

1 Introdução	11
1.1 Definição do problema de pesquisa	11
1.2 Objetivos: geral e específicos	12
1.3 Metodologia	13
1.3.1 Fase exploratória e descritiva	15
1.3.2 Fase de pesquisa aplicada	16
1.3.3 Fase conclusivo-propositiva	16
1.4 Estrutura da dissertação	16
2 A geração distribuída e conversão de esforço muscular em energia elétrica	18
2.1 Funcionamento da geração distribuída	18
2.2 Projeto e montagem da bicicleta geradora	19
3 Indicadores de energia elétrica de um humano e ética	21
3.1 Variáveis biológicas indicadoras de energia elétrica	21
3.2 Ética na aplicação em presídios	22
4 Metodologia de pesquisa	24
4.1 Regressão linear múltipla	24
4.2 Interpretação e controle de qualidade do modelo criado	25
5 Aplicação do Modelo no IBM SPSS e Resultados	30
5.1 Aplicação	30
5.2 Resultados	30
5.3 Simulações	34
6 Conclusões	36
7 Considerações finais	37
8 Referências bibliográficas	38
Apêndice A: Dados coletados em campanha e análises estatísticas	42
Apêndice B: Resultados da regressão retroceder (<i>backwards</i>)	61

Lista de Tabelas

Tabela 1. Resumo do modelo de regressão pelo método avançar (<i>forward</i>)	31
Tabela 2. ANOVA do modelo pelo método avançar (<i>forward</i>)	31
Tabela 3. Coeficientes angulares do modelo (<i>forward</i>)	32
Tabela 4. Variáveis excluídas do modelo (<i>forward</i>)	32
Tabela 5. Medição de Geração de Energia e coleta de variáveis	42
Tabela 6. Correlação entre variáveis	43
Tabela 7. Estatística descritiva da variável energia gerada	43
Tabela 8. Bloco de criação de histograma da variável energia gerada.....	44
Tabela 9. Bloco de criação de gráfico de Pareto da variável energia gerada	45
Tabela 10. Dados para criação de gráfico boxplot da variável energia gerada	46
Tabela 11. Estatística descritiva da variável tempo.....	47
Tabela 12. Bloco de criação do histograma da variável tempo	47
Tabela 13. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável tempo	48
Tabela 14. Dados para criação de gráfico boxplot da variável tempo.....	49
Tabela 15. Estatística descritiva da variável massa	50
Tabela 16. Bloco de criação do histograma da variável massa	51
Tabela 17. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável massa.....	52
Tabela 18. Dados para criação do gráfico boxplot da variável massa.....	53
Tabela 19. Estatística descritiva da variável altura.....	54
Tabela 20. Bloco de criação do histograma da variável altura	54
Tabela 21. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável altura.	55
Tabela 22. Dados para criação de gráfico boxplot da variável altura.....	56
Tabela 23. Estatística descritiva da variável IMC.	57
Tabela 24. Bloco para criação de histograma da variável IMC.	58
Tabela 25. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável IMC.....	59
Tabela 26. Dados para criação do gráfico boxplot da variável IMC.....	60
Tabela 27. Resumo do modelo (<i>backwards</i>)	61
Tabela 28. ANOVA do modelo (<i>backwards</i>)	61
Tabela 29. Coeficientes do modelo (<i>backwards</i>)	62
Tabela 30. Variáveis excluídas do modelo (<i>backwards</i>).....	62

Lista de Figuras

Figura 1. Desenho da pesquisa, seus componentes e métodos	14
Figura 2. Mapa conceitual da pesquisa.....	15
Figura 3. Diagrama esquemático de mini usina solar fotovoltaica ligada à rede ..	19
Figura 4. Diagrama de blocos do sistema de geração.....	20
Figura 5. Presidiários de Santa Rita do Sapucaí gerando energia elétrica	22
Figura 6. Gráfico de dispersão com curvilíneas	27
Figura 7. Gráfico de dispersão com forma cônica.....	27
Figura 8. Gráfico de dispersão com retas paralelas	28
Figura 9. Gráfico P-P Normal com observações longe da reta acumulada da normal.....	28
Figura 10. Gráfico P-P Normal (<i>forward</i>)	33
Figura 11. Gráfico de dispersão do modelo (<i>forward</i>)	34
Figura 12. Gráfico da coleta de dados	43
Figura 13. Histograma da variável energia gerada	44
Figura 14. Gráfico de Pareto da variável energia gerada	45
Figura 15. Gráfico boxplot da variável energia gerada.	46
Figura 16. Histograma da variável tempo	48
Figura 17. Gráfico de Pareto da variável tempo.....	49
Figura 18. Gráfico boxplot da variável tempo.....	50
Figura 19. Histograma da variável massa.....	51
Figura 20. Gráfico de Pareto da variável massa	52
Figura 21. Gráfico boxplot da variável massa.....	53
Figura 22. Histograma da variável altura.	55
Figura 23. Gráfico de Pareto da variável altura.....	56
Figura 24. Gráfico boxplot da variável altura.....	57
Figura 25. Histograma da variável IMC.....	58
Figura 26. Gráfico de Pareto da variável IMC.	59
Figura 27. Gráfico boxplot da variável IMC.	60
Figura 28. Gráfico P-P Normal do modelo (<i>backwards</i>).....	63
Figura 29. Gráfico de dispersão do modelo (<i>backwards</i>).....	63

1

Introdução

1.1

Definição do problema de pesquisa

O mundo moderno é dependente em energia elétrica e vê sua demanda em contínua ascensão. Tradicionalmente, 80% da demanda são supridas com fontes não renováveis, que agredem o meio ambiente com gases de efeito estufa e outros químicos que causam chuvas ácidas. Com isto em mente, a agenda ambiental promovida pelo Acordo de Paris visa a evitar que este percentual se mantenha ou se eleve, estimulando a busca por outras fontes de geração de energia e estimular a eficiência energética se torna ainda mais crítica (DIAS *et al*, 2016).

No Brasil, um movimento neste sentido foi a regularização da ligação à rede de micro e mini usinas, regulamentada em 2012 com a resolução normativa da Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL) nº 482, depois revisada pela 687 em 2016. Nela, usinas de até 5 MW podem gerar energia em troca de abatimentos na conta de luz. Caso a geração seja o suficiente para reduzir o valor da conta para o mínimo legal (custo de conexão e taxa de iluminação pública), o excedente é transformado em créditos que podem ser abatidos nas contas futuras ou de outras instalações sob o mesmo CNPJ/CPF e mesma área de concessão.

Atuando neste novo setor por três anos, o autor observou uma grande dificuldade em instalar sistemas de geração de energia solar fotovoltaica nos topos dos prédios, pois estes frequentemente sofrem não só de pouca área disponível, como de sombras dos prédios vizinhos e dos para-raios que os protegem.

Chegou-se a estudar a instalação de turbinas eólicas nos topos dos prédios, mas também não era possível, pois havia a dificuldade em adquirir os equipamentos necessários, em especial a turbina eólica, e a inexistência de *software* capaz de calcular o retorno financeiro, tornou a venda do produto pouco provável. Considerou-se realizar a dissertação com o objetivo de criar tal *software*, mas uma outra forma de geração se destacou antes da decisão final: a geração de energia elétrica por meio de esforço muscular.

Observando o experimento do Presídio de Santa Rita do Sapucaí – MG, em que presidiários geram energia elétrica através dos exercícios em bicicletas ergométricas e o projeto da empresa Adabliu Eventos em parceria com a Prefeitura do Rio de Janeiro, que consiste na geração de energia a partir do movimento gerado

por pessoas durante a prática de esportes em academias públicas, utilizando-se da energia advinda da rotação de bicicletas ergométricas, esteiras e aparelhos de *spinning*, fiquei convencido de que essa era uma tendência maior e mais inovadora do que a aplicação de turbinas eólicas em topos de prédios.

De fato, o uso de força muscular foi a primeira forma de energia que os humanos dominaram. Inicialmente o uso e proveito eram limitados aos movimentos dos próprios indivíduos, como correr. Com o tempo, passamos a aproveitar os movimentos dos animais domesticados, como o burro, que ainda é nos tempos modernos amplamente utilizado em tarefas como transporte, arar a terra, e de moer grãos.

Observando que em ambos os casos não havia uma previsão de geração de energia elétrica, considerei que esta lacuna era mais interessante que a lacuna das turbinas eólicas. Sendo assim, a dissertação foi batizada de indicadores de eletricidade para geração de energia elétrica por meio de esforço muscular.

1.2

Objetivos: geral e específicos

Apesar dos seres vivos não serem máquinas manufaturadas, ambos dependem de algo em comum: energia. Para exemplificar, enquanto um ventilador precisa de energia elétrica para funcionar, o corpo de um ser humano precisa de energia bioelétrica para dar o estímulo necessário para os músculos se moverem, incluindo o coração.

Neste contexto de energia dos músculos humanos, tem-se o dado de que um humano consegue fornecer picos de até 2400 W durante 3 segundos quando posto em esforço máximo (WILSON, 2004), o que é o suficiente para acionar 480 lâmpadas de 5 W. Outros valores também são conhecidos, por meio de estudos regressos, como: um ciclista profissional, que consegue manter uma geração de 450 W, e um ser humano médio, que gera 220 W ao subir uma escada (PAASSEN, 1989 apud JANSEN, 2006). E, de acordo com dados da ANEEL, se apenas 40 pessoas dedicassem uma hora por dia à geração de energia elétrica, o equivalente a 60 kWh seria gerado todos os meses, suficientes para manter acesas 20 lâmpadas durante 10 horas por dia todos os dias do mês (ANEEL, 2014).

Ao ver os números acima citados, fica-se com a dúvida de quanto uma pessoa

média tem de potencial energético. Inicialmente nós temos a dedução de que a saúde momentânea do indivíduo tem uma relação direta, mas, com tantos indicadores biológicos da saúde individual — como índice de massa corporal (IMC), peso, altura, idade, e gênero — como saber qual é a de maior relevância? E imediatamente surge o questionamento reverso: será que algum dos indicadores na realidade não tem relevância?

Podemos, também, questionar se existem questões físicas do espaço que pode afetar a capacidade de conversão de esforço muscular em energia elétrica. Com isso, as variáveis que serão postas no modelo são: temperatura do ambiente; e o próprio tempo de exercício.

Com estes questionamentos em mente, o objetivo geral desta dissertação de mestrado é desenvolver uma modelo de simulação de potencial energético dos seres humanos por meio da ferramenta estatística da regressão linear múltipla, com os objetivos específicos de identificar as variáveis biológicas relevantes.

1.3 Metodologia

Segundo a taxonomia proposta por Vergara (2002), a pesquisa pode ser considerada aplicada, exploratória e descritiva, quanto aos fins. Quanto aos meios de investigação, a metodologia compreende:

- Pesquisa bibliográfica, documental e experimental sobre os temas centrais da pesquisa, como indicado na fase exploratória e descritiva da Figura 1;
- Desenvolvimento de um modelo baseado na regressão linear múltipla para a criação de fórmula de previsão de geração e identificação de variáveis, bem como seus coeficientes angulares;
- Estudo empírico visando demonstrar a aplicabilidade do modelo no contexto brasileiro.

A Figura 1 apresenta o desenho da pesquisa, destacando-se seus componentes e métodos, de acordo com três fases principais: (i) exploratória e descritiva; (ii) pesquisa aplicada; e (iii) conclusiva.

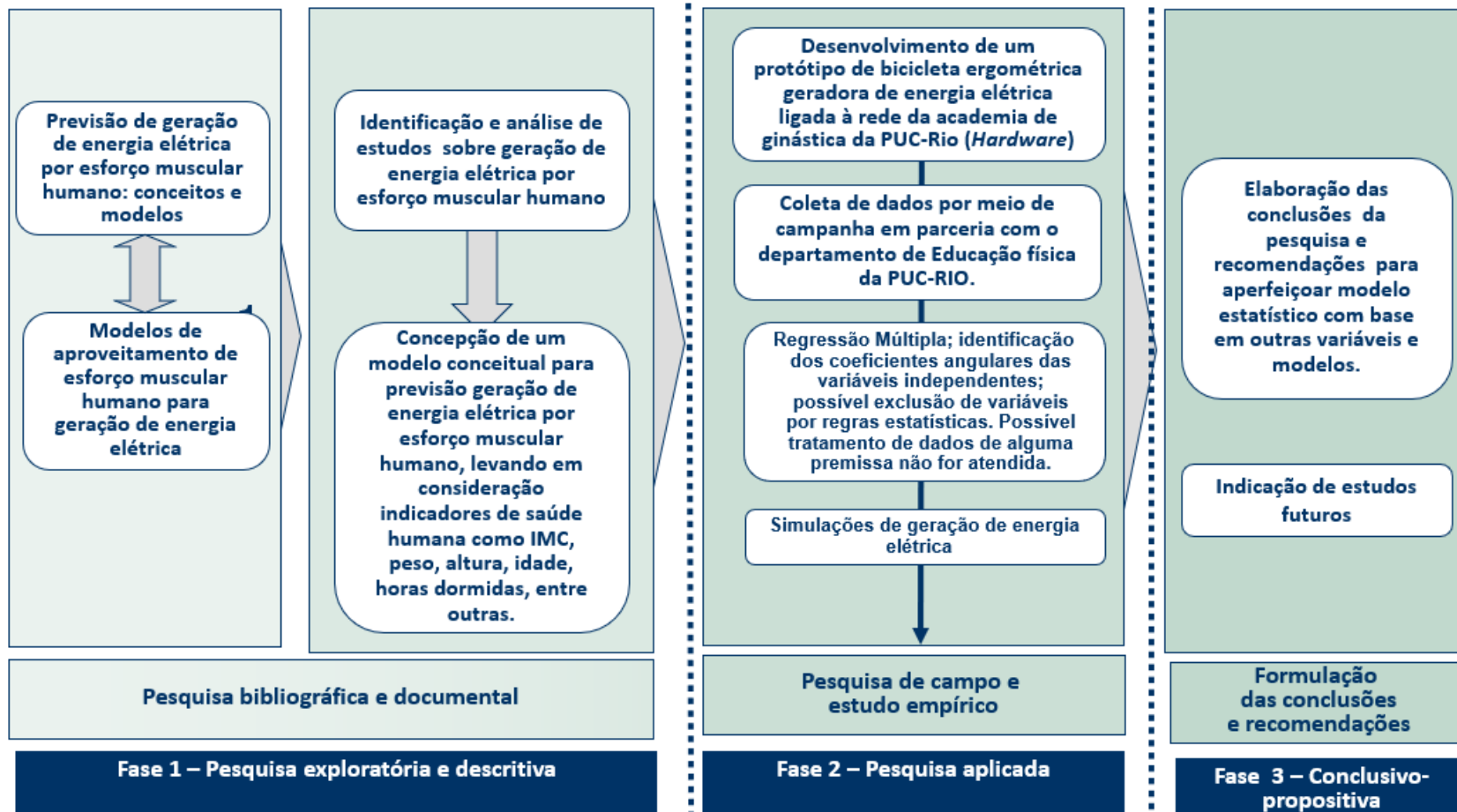


Figura 1. Desenho da pesquisa, seus componentes e métodos

Fonte: o autor.

1.3.1

Fase exploratória e descritiva

Nesta fase, foi feita uma pesquisa documental e bibliográfica, com objetivo de entender o que já havia sido feito na área de geração de energia /aproveitamento de esforço muscular. Os trabalhos mais relevantes encontrados foram de Jansen (2011) e Dias *et al.* (2011), que apresentaram conceitos e equipamentos para a geração.

Em seguida, procurou-se na literatura, por modelos de previsão de geração, bem como indicadores de energia. Por não haver encontrado resultado algum, foi determinado que se trata de uma lacuna de pesquisa.

Com o fim da coleta de informações, partiu-se para o levantamento de verba para compra dos componentes para construção da bicicleta geradora. Ao mesmo tempo, foi feita uma busca por um profissional de saúde interessado em ajudar a identificar as variáveis biológicas.

A Figura 2 apresenta o mapa conceitual da pesquisa, que tem uma visão geral e esquemática dos resultados da pesquisa:

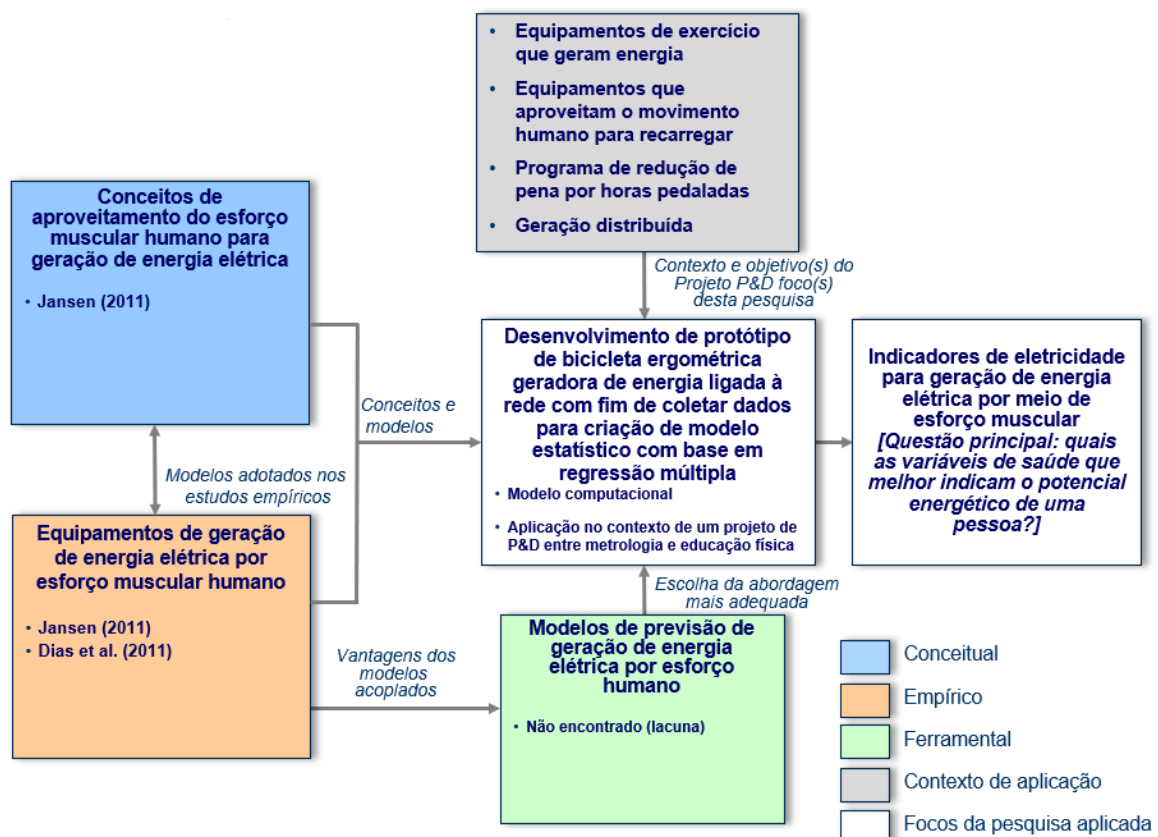


Figura 2. Mapa conceitual da pesquisa

Fonte: o autor.

1.3.2

Fase de pesquisa aplicada

Com a pandemia COVID-19, a construção da bicicleta ficou comprometida e a campanha de coleta de dados ficou impossibilitada devido às ordens de isolamento e restrições em aglomerações. A solução foi utilizar os dados de outra pesquisa semelhante, realizada por terceiros, realizada na Colômbia. Nesta campanha estrangeira, foram coletadas 40 observações de geração de energia elétrica, tempo de exercício, além de algumas variáveis biológicas.

Com estes dados uma regressão se tornou possível com auxílio do *software* IBM SPSS. Mais de uma regressão foi realizada, e estas regressões deram resultados que tiveram que atender critérios de qualidade como um coeficiente de determinação alto. Além disso, todas as premissas tiveram que ser atendidas.

1.3.3

Fase conclusivo-propositiva

Nesta fase, já usufruindo de um modelo confiável, uma estimativa de geração foi feita, utilizando a fórmula criada pela regressão, utilizando a usina nuclear Angra 1 como comparação.

Adicionalmente, reflexões foram feitas, atentando para o fato de que nem todas as variáveis recomendadas foram incluídas no modelo e que o número de 40 observações pode e deve ser melhorado antes de projetos maiores serem postos em vigor.

1.4

Estrutura da dissertação

A presente dissertação está estruturada em sete capítulos, que abordam temas relacionados à geração de energia por esforço muscular humano, fornecendo ao leitor uma abordagem que identifica e contextualiza lacunas da literatura; além de apresentar todos os meios adotados para chegar às conclusões.

O Capítulo 1 refere-se à introdução da dissertação, na qual se apresenta o a contextualização do tema da energia elétrica e fontes alternativas de energia.

O Capítulo 2 apresenta o funcionamento da geração distribuída no Brasil, assim como o projeto e montagem da bicicleta geradora de energia por muscular humano, que fornecerá os dados para a regressão.

O Capítulo 3 visa esclarecer os indicadores de energia bioelétrica escolhidos para a pesquisa, por meio de uma entrevista com um profissional de saúde.

O Capítulo 4 apresenta o funcionamento da regressão linear múltipla, assim como seus testes e premissas.

O Capítulo 5 apresenta os resultados do modelo estatístico obtido a partir dos dados observados.

O Capítulo 6 apresenta as conclusões feitas com base no estudo completo, indicando a opinião do estímulo à pesquisa e desenvolvimento desta tecnologia que é tanto velha quanto nova.

Finalmente, o Capítulo 7 apresenta as considerações finais e motivação para trabalhos futuros.

2

A geração distribuída e conversão de esforço muscular em energia elétrica

2.1

Funcionamento da geração distribuída

A geração distribuída é um novo conceito de geração, que permite uma geração de energia de pequeno porte ligada à rede de energia, isto é, que permite uma troca com a distribuidora de energia. Isto é importante, pois é o que torna possível ligar uma bicicleta geradora à rede.

Como foi dito anteriormente no capítulo 1, a resolução 482 de 2012 da ANEEL criou, no Brasil, a possibilidade de se gerar energia elétrica de forma privada, visando o autoconsumo de energia e a troca de créditos com as distribuidoras. Com relação à grandeza da geração, duas dimensões foram criadas: a micro geração e a mini geração.

Apesar das diversas formas de geração e das duas dimensões, todas precisam de um componente em comum: o inversor. Este equipamento não só é responsável pela conversão da energia em corrente contínua (CC) em corrente alternada (CA), como também pela correta sincronização e injeção da energia gerada na rede pública. Este trabalho é vital, pois caso não seja feito de forma adequada, as consequências vão de danos aos equipamentos eletroeletrônicos até o risco à vida, de acordo com a gravidade da situação.

A Figura 3 demonstra de forma simples o funcionamento de uma mini usina fotovoltaica residencial. O painel solar capta a radiação solar e transforma esta radiação em energia elétrica CC, que por sua vez é transformada em CA e sincronizada com a energia da rede pública. A partir daí, a energia pode ser utilizada pelos equipamentos da casa ou ir para a rede pública. Neste último caso, o medidor bidirecional contabilizará esta saída para que a fornecedora possa abater os créditos na conta de luz do cliente.

A Figura 3 demonstra exatamente o funcionamento das outras fontes de energia, incluindo da bicicleta geradora, devendo apenas sofrer uma alteração na parte da fonte geradora para ficar exata.

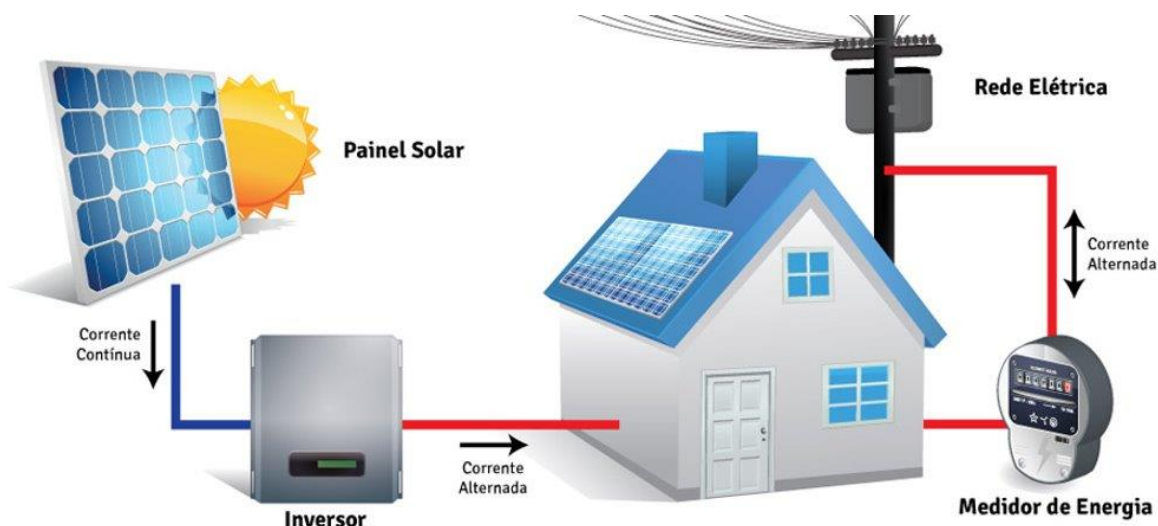


Figura 3. Diagrama esquemático de mini usina solar fotovoltaica ligada à rede

Fonte: off grid power (2019).

2.2 Projeto e montagem da bicicleta geradora

A conversão de esforço muscular, ou movimento, para simplificar, é o processo de transformação da energia mecânica em energia elétrica. Este processo por si só é bem antigo, sendo presente em quase todas as fontes de geração, onde a água é aquecida com objetivo de ter transformada em vapor d'água em alta pressão, para esta girar o gerador e obter energia elétrica. No caso da conversão do movimento em energia, o processo de aquecer a água não é feito, com o músculo movendo o gerador diretamente.

A bicicleta geradora deste trabalho é baseada na bicicleta criada por Swati M. e Anagha (2015), para o artigo *Electrical Power Generation Harnessing Human Energy and its Analysis*, sendo um dos principais estudos desta área e um dos principais incentivadores desta dissertação.

Conforme visto no diagrama de blocos, Figura 4, além do pedal e toda a estrutura física, a bicicleta geradora tem cinco componentes, que são:

- **Gerador**, o responsável pela transformação do movimento em energia elétrica;
- **Conversor**, atuando na corrente, transforma a corrente alternada em contínua;

- **Bateria**, trabalha em corrente contínua e tem as funções de armazenamento de energia e de filtro para reduzir a quantidade de energia reativa (BRADT, 2012);
- **Inversor**, que não só transforma corrente contínua em alternada, como sincroniza com a rede e faz a injeção na rede; e
- **Saída de energia**, composta por cabos e um medidor de energia.

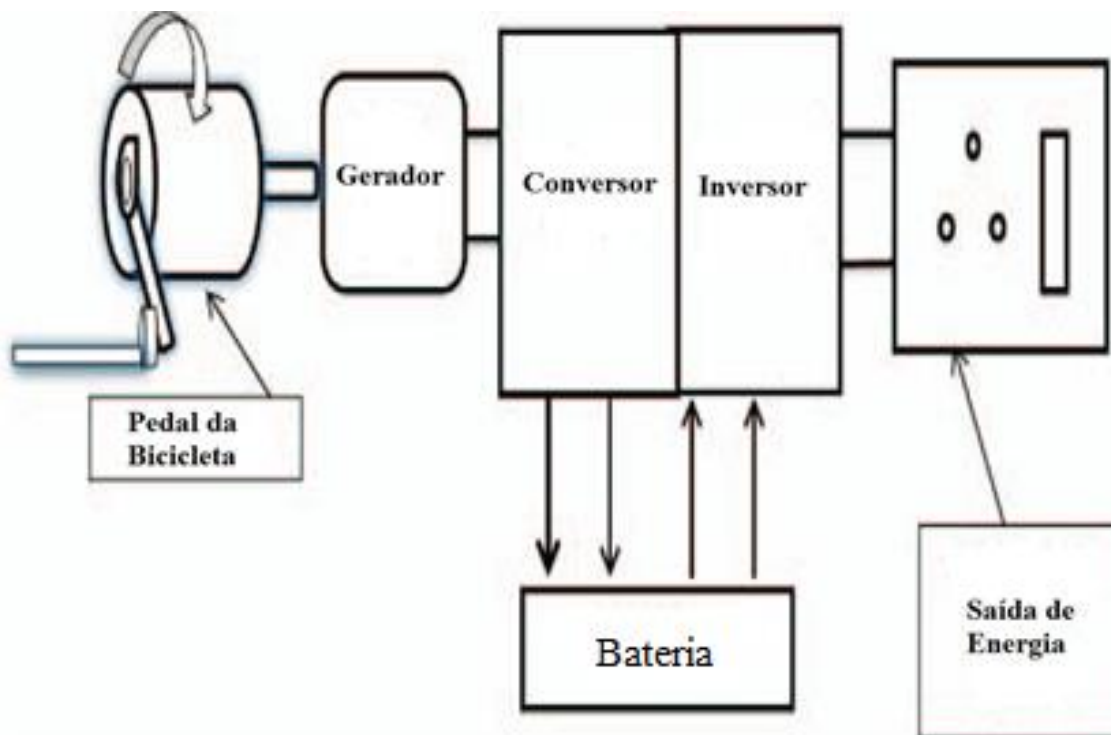


Figura 4. Diagrama de blocos do sistema de geração

Fonte: adaptado de Swati M. & Anagha (2015).

3

Indicadores de energia elétrica de um humano e ética

3.1

Variáveis biológicas indicadoras de energia elétrica

A escolha dos indicadores (variáveis) foi feita de acordo com as recomendações dadas em entrevista com o professor de medicina da Universidade Federal de São João Del Rey em Divinópolis – Minas Gerais, Dr. André Felipe Barragatque identificou e recomendou quatro variáveis humanas, fáceis de mensurar e calcular: idade, massa, altura, e índice de massa corporal (IMC).

Segundo Barragat, a variável Idade é relevante pois costuma estar diretamente relacionada com a saúde e disposição energética de uma pessoa. Como exemplo dado, é comum observar que quanto maior a idade de uma pessoa, maior será a necessidade de realizar pausas de atividades para realizar descansos ao longo do dia. Já um jovem adulto saudável consegue passar o dia a realizar tarefas sem necessitar de tantos descansos.

A massa é um indicador básico da medicina, sendo em praticamente todas as tomadas de decisão médica, desde saúde atual até dosagem de medicamentos. Pessoas enfermas tendem a perder massa durante a doença e uma perda rápida de massa (não planejada) também costuma indicar alguma enfermidade séria.

A Altura é um indicador de desenvolvimento corporal usado como sinal de alimentação saudável e bom desenvolvimento do corpo. Não é raro observar atletas com uma altura consideravelmente acima da média da população.

O IMC foi criado no século 19 com o objetivo de identificar o peso ideal de uma pessoa. é uma variável derivada de outras duas grandezas (massa e altura), e é calculado de acordo com a fórmula:

$$IMC = \frac{Massa}{Altura^2} \quad (1)$$

O entrevistado também alertou que o indicador ideal seria a Composição Corporal, que não confunde peso de massa gorda (gordura) com o peso de massa magra (músculo). Mas para a correta mensuração deste índice seria necessária uma balança de bioimpedância, cujo custo excede as condições financeiras desta pesquisa.

3.2

Ética na aplicação em presídios

O Brasil tem um projeto inovador na área de aproveitamento de energia do esforço muscular humano, em que os presos encarcerados no presídio de Santa Rita do Sapucaí, estado de Minas Gerais, tem uma redução de pena ao se exercitarem e gerarem energia. Esta energia é armazenada em uma bateria que depois vem a alimentar os postes de uma praça pública do município.



Figura 5. Presidiários de Santa Rita do Sapucaí gerando energia elétrica

Fonte: O Globo.

O projeto foi divulgado e parabenizado por órgãos internacionais como a Anistia Internacional, estimulando o desenvolvimento de programas análogos a este. Com isto, outra entrevista foi realizada com juristas renomados do Brasil, sendo estes os advogados: Ariel de Castro Alves, advogado, pós-graduado especialista em direitos humanos e segurança pública pela PUC- SP. Membro do Instituto Nacional dos Direitos da Criança e do Adolescente. Presidente do Grupo Tortura Nunca Mais e Integrante do Movimento Nacional de Direitos Humanos. Ex Conselheiro do Conanda (Conselho Nacional dos Direitos da Criança e do Adolescente). Foi Presidente da Fundação Criança de São Bernardo e também foi vice-presidente da Comissão da Criança e do Adolescente da OAB Nacional. Ex conselheiro do Conselho de Política Criminal e Penitenciária de São Paulo. Foi

secretário-geral e conselheiro do Conselho Estadual de Direitos Humanos de São Paulo. Um dos fundadores das entidades internacionais Justiça Global e Ação dos Cristãos contra a Tortura; e Lúcio França, advogado criminal e jornalista. Especialista em gestão de políticas de segurança pública pela PUC-SP, é atualmente conselheiro titular do Conselho da Defensoria Pública do Estado de São Paulo. Atuou como membro da Comissão dos Direitos da Pessoa Humana da OAB-SP; conselheiro do Conselho Estadual dos Direitos da Pessoa Humana (CONDEPE); do Conselho da Vara de Execuções Penais da Capital e do Conselho de Ética do Sindicato dos Jornalistas de São Paulo.

Alves e França expressaram suas visões positivas quanto ao programa e seu potencial de adoção em escala nacional, até mesmo mundial. Este programa, desde que não seja obrigatório, garante ao preso, ao mesmo tempo, seis tipos de direito: ao esporte, à saúde, ao trabalho, ao exercício, ao trabalho, à remissão de pena e à progressão de pena.

Além disso, Alves e França acreditam que o programa pode ajudar a combater o estigma que a sociedade brasileira tem de achar que prisioneiros só tiram da sociedade e nada acrescentam. Mas, com a geração de energia elétrica para a rede, acreditam que o programa promoverá a redução do estigma e o fim da discriminação dos prisioneiros.

Por fim, os entrevistados ressaltaram que o programa também pode ser utilizado para os condenados à prestação de serviço à comunidade e outros delitos mais leves.

4

Metodologia de pesquisa

O estudo utiliza a regressão linear múltipla como ferramenta principal de metodologia de pesquisa, fazendo uso do *software* IBM SPSS. Ambos foram escolhidos por serem amplamente empregados em pesquisas similares, em que a quantificação de uma variável é um dos principais objetivos.

4.1

Regressão linear múltipla

A regressão linear é um dos métodos estatísticos mais usados na prática. Suas aplicações podem ser usadas em diversos meios científicos como: medicina, biologia, agricultura, economia, engenharia, sociologia, geologia entre outras.

A regressão linear múltipla é um modelo de regressão linear com uma variável dependente e conta com duas ou mais variáveis independentes. A regressão linear múltipla assume que a resposta da variável é uma função linear dos parâmetros do modelo. A fórmula da regressão linear múltipla pode ser expressa na seguinte forma:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p + \varepsilon \quad (2)$$

Em que Y é a variável dependente, X_1, \dots, X_p são as p variáveis independentes, β_0 é o coeficiente linear, e β_1, \dots, β_p são os coeficientes angulares. Na configuração clássica de regressão é comum assumir que o erro, expresso por ε , segue uma distribuição normal com média zero e com variância constante.

Por conta da distribuição normal do erro, o Método dos Mínimos Quadrados é aplicado na regressão linear múltipla. Este método, é uma forma de estimação que consiste em minimizar a soma dos quadrados dos resíduos da regressão, melhorando o ajuste do modelo aos dados observados. O método segue as seguintes expressões matemáticas (NETER *et al.*, 1996):

$$Q = \sum (Y - \beta_0 - \beta_1 X_1 - \dots - \beta_p X_p)^2 \quad (3)$$

$$b = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \dots \\ b_p \end{pmatrix} \quad (4)$$

$$X'X b = X'Y \quad (5)$$

$$b = (X'X)^{-1} (X'Y) \quad (6)$$

A regressão linear múltipla envolve mais questões que a regressão linear simples como a colinearidade (XIN YAN, 2009).

4.2

Interpretação e controle de qualidade do modelo criado

Uma vez a regressão feita, deve-se interpretar os coeficientes angulares das variáveis independentes (β) e determinar qual variável independente tem o maior impacto na variável dependente (EDWARDS, 1976).

Começando pelas interpretações dos betas, o $\hat{\beta}_0$ só deve ser interpretado se houver, na amostra, valores das variáveis independentes iguais a zero. Então, se não houver valor ‘zero’ para umas ou algumas variáveis, $\hat{\beta}_0$ não deverá ser interpretado. Todos os outros betas ($\hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_p$) deverão ser interpretados como uma adição ou subtração média sobre a variável dependente (EDWARDS, 1976).

Exemplificando, se o estudo tivesse como objetivo descobrir quantos kWh (Y) podem ser gerados a cada minuto (tempo = X_1) de exercício na bicicleta geradora e a regressão linear simples indicasse que o coeficiente angular, estimado $\hat{\beta}_1$, fosse igual a 0,853, então a interpretação seria a seguinte: A cada minuto a mais de exercício, a quantidade de energia gerada aumenta, em média, em 0,853 kWh, mantendo as demais variáveis constantes (EDWARDS, 1976).

A determinação de qual variável tem maior impacto no modelo é importante, pois não necessariamente esta será a que tem o maior (ou menor) coeficiente angular (β). Para saber qual é a variável que mais impacta o modelo, é preciso analisar a significância (apresentado como valor-p na tabela de resultados) ou o t-calculado (apresentado apenas como “t” na tabela de resultados) (MONTGOMERY *et al.*, 2012).

Analizando pelo valor-p (Sig), a variável de maior impacto no modelo será aquela que apresentar o menor valor. Analizando pela estatística t, a variável que apresenta o maior impacto no modelo será a variável que apresentar a maior grandeza, ou valor modular (MONTGOMERY *et al.*, 2012).

A análise da qualidade do modelo é feita seguindo quatro passos, que analisa se existe problema de colinearidade, avalia a capacidade de predição do modelo e, por fim, analisa se as premissas foram respeitadas (MONTGOMERY *et al.*, 2012).

O problema de colinearidade significa que as variáveis independentes são fortemente correlacionadas, o que causaria instabilidade nos coeficientes angulares. Sendo assim, a variável com ‘menor impacto’ em “Y” deverá ser retirada (KUTNER *et al.*, 2004).

O problema de colinearidade pode ser verificado por meio da estatística “VIF” apresentada na tabela de resultados sobre o título de “Estatísticas de Colinearidade” (HAIR *et al.*, 2005). Para não haver problema de colinearidade, o valor do fator de variância da inflação, o VIF, deverá ser menor que 5 (cinco).

A avaliação da capacidade de predição do modelo é feita por meio do coeficiente de determinação (R^2) ajustado, apresentado na tabela “Resumo do Modelo”. Para se ter o R^2 ajustado, dois cálculos devem ser feitos, que seque as fórmulas descritas abaixo:

$$R^2 = 1 - (\text{Variância Residual})/(\text{Variância Total}) \quad (7)$$

$$R^2_{ajustado} = 1 - (1 - R^2)(n - 1)/(n - p - 1) \quad (8)$$

Em que “n” representa o tamanho da amostra e p o número variáveis independentes do modelo (KUTNER *et al.*, 2004).

Seu resultado será no máximo 1 (um), significando que o modelo explica 100% da variação de “Y”, e no mínimo 0 (zero), que significa que o modelo não explica, em nenhum momento, a variação de “Y” (KUTNER *et al.*, 2004).

Existem quatro premissas que devem ser respeitadas na regressão linear múltipla, que são as premissas da:

- Linearidade;
- Homocedasticidade;
- Independência dos erros; e
- Normalidade.

Estas premissas são analisadas por meio do diagrama de dispersão dos resíduos e do gráfico P-P Plot da normal. Para fins didáticos, exemplos de violações das premissas seguem a seguir.

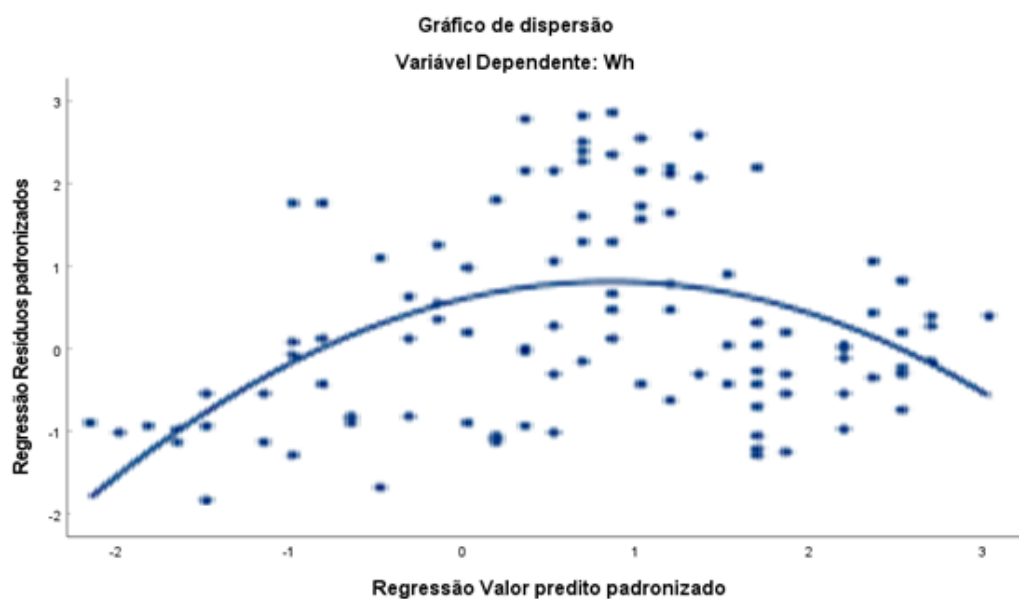


Figura 6. Gráfico de dispersão com curvilíneas

Fonte: o autor.

Na Figura 6, o gráfico de dispersão apresenta a premissa da linearidade sendo violada, pois são observadas formas curvilíneas (KUTNER *et al.*, 2004).

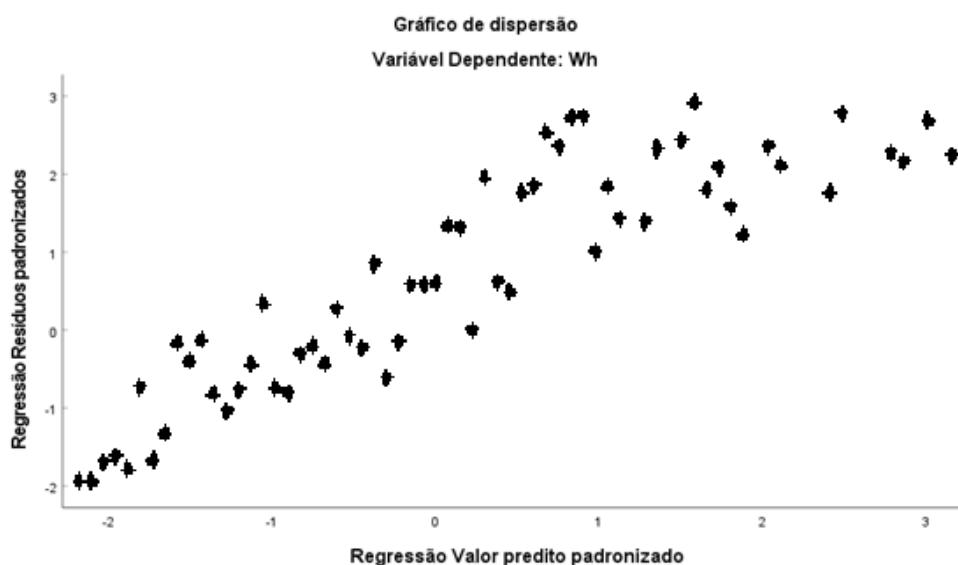


Figura 7. Gráfico de dispersão com forma cônica

Fonte: o autor.

Na Figura 7, o gráfico de dispersão apresenta a premissa da Homocedasticidade sendo violada, pois são observadas formas cônicas (KUTNER *et al.*, 2004).

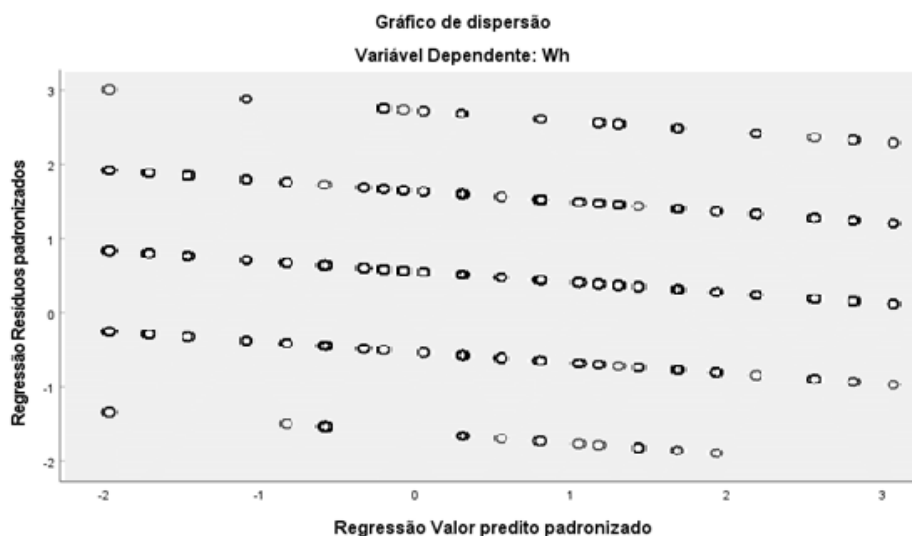


Figura 8. Gráfico de dispersão com retas paralelas

Fonte: o autor.

Na Figura 8, o gráfico de dispersão apresenta a premissa da independência sendo violada, pois são observadas retas paralelas (KUTNER *et al.*, 2004).

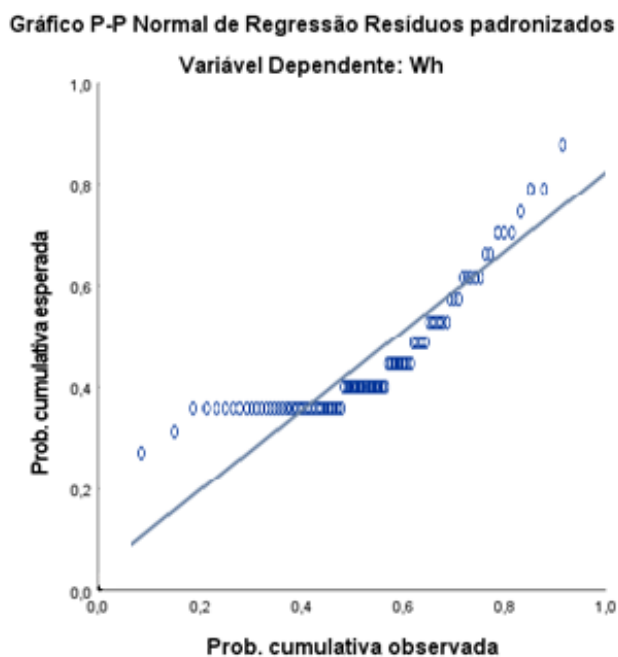


Figura 9. Gráfico P-P Normal com observações longe da reta acumulada da normal.

Fonte: o autor.

Na Figura 9, o gráfico P-P normal apresenta a premissa da normalidade sendo violada, pois as observações estão próximas à reta acumulada da normal (KUTNER *et al.*, 2004).

Neste estudo, as variáveis utilizadas para estimar a energia elétrica gerada foram: tempo de exercício do indivíduo (s), peso do indivíduo (kg), altura do indivíduo (m) e índice de massa corporal do indivíduo (IMC). Apesar da variável idade ter sido recomendada por Barragat, esta não foi utilizada, pois o estudo original, realizado em Colômbia, não coletou esta informação de seus participantes da campanha de coleta de dados.

O Capítulo 5, a seguir, apresenta os resultados obtidos.

5

Aplicação do Modelo no IBM SPSS e Resultados

O programa utilizado para aplicar o modelo de regressão múltipla foi o IBM *Statistical Package for Social Sciences*, comumente chamado apenas de SPSS, por ser um dos *softwares* mais usados e confiáveis para a análise estatística de ciências sociais. É reconhecidamente um dos programas preferidos para pesquisa de mercado, pesquisas na área da saúde, pesquisas empresariais, assim como governamentais e de educação. Além da análise estatística, o gerenciamento de dados e a documentação de dados estão inclusos no SPSS (XIN YAN, 2009).

5.1

Aplicação

Durante a campanha de coleta de dados, as informações foram armazenadas em uma planilha em Excel e, depois de ter a variável IMC calculada, esta foi exportada para o IBM SPSS.

Uma vez no software da IBM, a função da regressão linear foi selecionada, mas algumas definições foram feitas antes de executar o sistema. Foram selecionadas as funções de diagnóstico de colinearidade, cálculo residual de Durbin-Watson, o intervalo de confiança foi definido a um nível de 5% e foi requisitada a criação dos gráficos de dispersão e *Normal P-P plot*, estes últimos que permitem analisar se as premissas foram atendidas, bem como se há algum *outlier*.

Por fim, duas regressões foram realizadas, com uma utilizando a função avançar (*forward*), que se inicia sem variáveis e vai adicionando variáveis ao modelo, e outra utilizando a retroceder (*backward*), que se inicia com todas as variáveis e as vai removendo uma a uma. O motivo disto está na possibilidade de alguma função chegar a um modelo com capacidade de predição melhor.

5.2

Resultados

Ambas as funções apresentaram o mesmo modelo. Assim sendo, os resultados a seguir serão referentes à regressão realizada por meio da função avançar. Os resultados da função retroceder estão presentes no Anexo A, para análises futuras.

Tabela 1. Resumo do modelo de regressão pelo método avançar (*forward*)

Resumo do modelo ^c					
Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,901 ^a	,813	,808	20,683657549	
2	,934 ^b	,872	,865	17,323569693	1,692

a. Preditores: (Constante), s

b. Preditores: (Constante), s, m

c. Variável Dependente: Wh

A Tabela 1 apresenta dois modelos criados, o primeiro com um R² ajustado de 0,813, onde o modelo contém apenas a variável tempo, expressa como “s”, e segundo com um R² ajustado de 0,865, com a variável tempo (s) entrando primeiro e a variável altura (m) entrando em segundo, com nenhuma outra entrando depois. Com isso, o segundo modelo apresenta uma maior confiabilidade, com 86,50% da variação total de Y sendo explicada pelo modelo, sendo assim um modelo com capacidade preditiva ótima.

Tabela 2. ANOVA do modelo pelo método avançar (*forward*)

ANOVA ^a						
Modelo		Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	F	Sig.
1	Regressão	70486,417	1	70486,417	164,760	<,001 ^b
	Resíduo	16256,920	38	427,814		
	Total	86743,337	39			
2	Regressão	75639,413	2	37819,706	126,021	<,001 ^c
	Resíduo	11103,924	37	300,106		
	Total	86743,337	39			

a. Variável Dependente: Wh

b. Preditores: (Constante), s

c. Preditores: (Constante), s, m

A Tabela 2 apresenta a ANOVA. No teste-F, teste do modelo, temos as seguintes hipóteses:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0$$

H₁: Nem todos betas são iguais a zero

Sendo $\alpha = 0,05$ e $\text{Sig} < 0,001$; a hipótese nula (H_0) é rejeitada, confirmando que existe uma relação significativa entre a variável dependente e pelo menos uma das independentes.

Tabela 3. Coeficientes angulares do modelo (*forward*)

Coeficientes ^a							
Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	t	Sig.	Estatísticas de colinearidade
		B	Erro	Beta			Tolerância VIF
1	(Constante)	-25,605	8,424		-3,039	,004	
	s	,406	,032	,901	12,836	<,001	1,000 1,000
2	(Constante)	-341,049	76,452		-4,461	<,001	
	s	,298	,037	,663	8,053	<,001	,511 1,958
	m	201,693	48,674	,341	4,144	<,001	,511 1,958

a. Variável Dependente: Wh

Tabela 4. Variáveis excluídas do modelo (*forward*)

Variáveis excluídas ^a							
Modelo		Beta In	t	Sig.	Correlação parcial	Estatísticas de colinearidade	
						Tolerância	VIF Tolerância mínima
1	kg	,104 ^b	1,368	,180	,219	,833	1,201 ,833
	m	,341 ^b	4,144	<,001	,563	,511	1,958 ,511
	IMC	-,003 ^b	-,044	,965	-,007	,999	1,001 ,999
2	kg	,025 ^c	,372	,712	,062	,756	1,322 ,464
	IMC	,024 ^c	,399	,692	,066	,987	1,013 ,505

a. Variável Dependente: Wh

b. Preditores no Modelo: (Constante), s

c. Preditores no Modelo: (Constante), s, m

Com base na Tabela 3, tanto a variável peso (kg) quanto a variável IMC foram excluídas do modelo, ficando somente as variáveis tempo e altura (m). Com isso, a interpretação dos coeficientes angulares ficou da seguinte forma:

Beta 1 estimado = 0,298: para cada segundo de exercício, a quantidade de energia (kW) gerada aumenta, em média, 0,298 kW.

Beta 2 estimado = 201,693: para cada metro (utilizando no mínimo duas casas decimais) de altura da pessoa, a quantidade de energia (kW) gerada aumenta, em média, 201,693 kW.

Sendo assim, o modelo matemático de previsão é expresso da seguinte forma:

$$\hat{Y} = -341,049 + 0,298X_1 + 201,693X_2 \quad (9)$$

Em que \hat{Y} é o valor previsto em Wh, a constante é -341,049 Wh, X_1 o valor do tempo dedicado ao exercício em segundos, e X_2 o valor da altura da pessoa que se exercita, em metros (considerando casas decimais).

Entre tempo e altura, a variável tempo apresentou o maior valor para t-calculado. Isto significa que esta variável é a que mais impacta no modelo.

O modelo também não apresentou problemas de colinearidade, sendo o VIF menor que 5 em ambas variáveis mantidas.

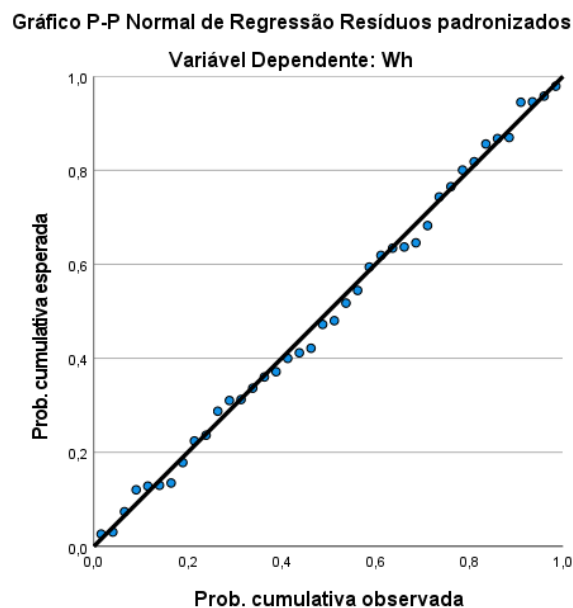


Figura 10. Gráfico P-P Normal (*forward*)

Pelo gráfico P-P Normal (Figura 10), as observações estão próximas à reta acumulada da normal, podendo-se afirmar que a premissa da normalidade foi atendida.

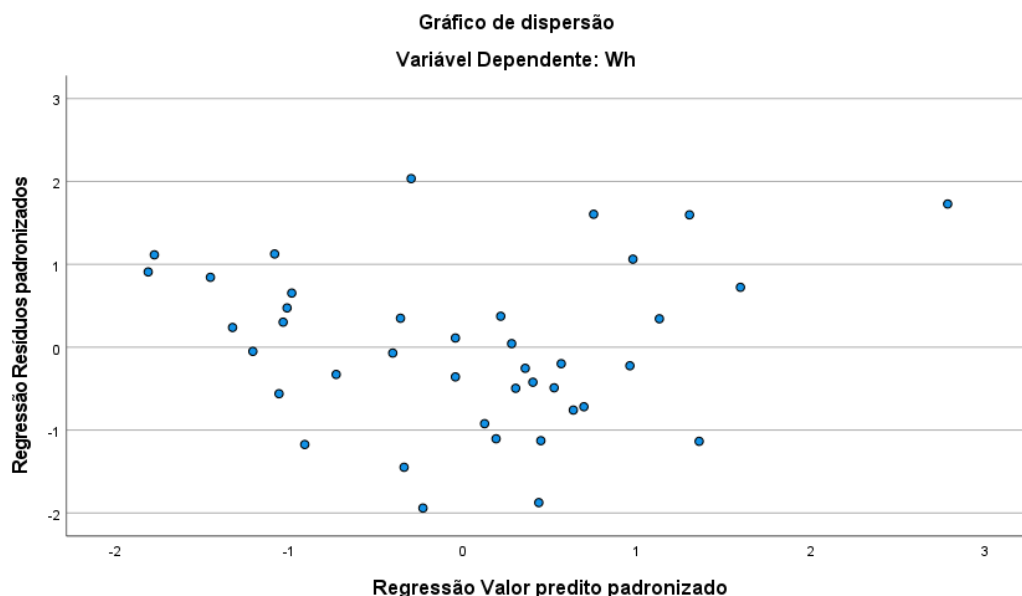


Figura 11. Gráfico de dispersão do modelo (*forward*)

Com base no gráfico de dispersão criado pelo segundo modelo (Figura 11), observa-se que as premissas de linearidade, homocedasticidade e independência dos termos foram atendidas, pois não há um padrão definido nos resíduos.

5.3 Simulações

Estatisticamente, o modelo criado apresentou uma boa capacidade de predição, permitindo realizar algumas estimativas desta matriz energética. Mas antes de aproveitar o modelo criado, é necessário ter certeza que é possível aplicar para brasileiros um modelo criado com uma amostra de colombianos. Para isso, foi feita uma comparação entre médias de altura entre as pessoas destes países. Homens brasileiros têm altura média de 1,75 metro (WORLDDATA, 2021) enquanto colombianos têm altura média de 1,72 metro (MELIER *et al*, 2008), uma semelhança de 98,28%. Ao mesmo tempo, brasileiras tem uma altura média de 1,62 metro (WORLDDATA, 2021), enquanto colombianas, uma altura média de 1,58 metro (ZÁRATE *et al*, 2008), uma semelhança de 97,53%.

Com isto aplicou-se a fórmula criada pelo modelo com o objetivo de identificar as condições para uma geração equivalente à usina nuclear de Angra 1 em 2019 de aproximadamente 5,5 TWh/ano (AGENCIA BRASIL, 2020).

Com o tempo determinado pela recomendação mínima da Organização Mundial da Saúde de 150 minutos (9.000 segundos) de exercício por semana, para adultos entre 18 e 64 e com a altura média brasileira igual a 1,685 metro, prevê-se que bastam 40 milhões de brasileiros (independente de gênero), cerca de 18,69% da população, para adicionar uma usina nuclear do porte de Angra 1 à rede de geração de energia brasileira.

A segunda simulação extrapola o experimento do presídio de Santa Rita do Sapucaí, para a hipótese de um programa nacional com a possibilidade de participação de todos os mais de 750 mil reclusos atuais.

Tabela 5. Estimativa de geração de energia elétrica dos presídios

Nº Detentos	%	kWh
750.000	100%	104.849.864
375.000	50%	52.424.932
250.000	33%	34.949.955
187.500	25%	26.212.466
150.000	20%	20.969.973
75.000	10%	10.484.986

A Tabela 5 demonstra o resultado da simulação, que leva em consideração os mesmos valores de tempo e altura da primeira simulação e níveis de adesão por parte dos reclusos, pois o programa não é obrigatório. Em termos práticos, existe uma possibilidade de abastecer entre 4600 e 69.700 residências do Brasil, onde o consumo médio de energia elétrica varia entre 1500 kWh/ano e 2240 kWh/ano (EPE, 2020).

6

Conclusões

Esta fase conclusiva apresenta as conclusões do objetivo geral, dos objetivos específicos, e outras conclusões a respeito da pesquisa e possíveis aplicações.

Com relação ao objetivo geral de desenvolver uma fórmula de previsão de geração de energia elétrica, o trabalho conseguiu criar uma fórmula com boa capacidade preditiva, que pode ser utilizada a fim de pesquisa e pequenas aplicações sem extrapolações populacionais.

Em relação ao objetivo específico de identificar variáveis indicativas de energia elétrica, a regressão identificou a variável tempo como a variável de maior relevância para a previsão, e só identificou a altura como uma variável biológica relevante para a previsão de geração de energia elétrica.

Em paralelo com a área da saúde, o estudo acabou por confirmar que as variáveis peso e IMC não são indicadores de energia elétrica, na amostra deste estudo. O motivo pode se dar pelo que foi explicado por Barragat, que alertou que estes indicadores não diferenciam massa magra de massa gorda, e por isso não são considerados bons indicadores de saúde.

Como conclusão final, o corpo humano não só pode ser considerado como uma boa fonte de energia elétrica como sua geração deve ser mais estudada, aplicada e estimulada.

7

Considerações finais

É inegável que a qualidade da dissertação foi afetada pela pandemia. Estimava-se que a bicicleta geradora ficaria pronta no segundo semestre de 2020 e que a campanha de coleta de dados em parceria com o Departamento de Educação Física da PUC-Rio, renderia uma amostra superior à 600 observações. Mas, devido às restrições, estas estimativas não foram atendidas.

Como consequência direta da pandemia de COVID-19, tanto a construção da bicicleta geradora quanto a realização de campanhas de coleta de dados não puderam ser realizadas. Com relação à bicicleta, houve uma proibição de envio de componentes pelos correios, sendo só documentos aceitos. E uma lei anti aglomerações impediu a ida dos alunos para a PUC-Rio e, por sequência, à academia da Universidade.

O estudo ficou suspenso até que foi encontrada uma amostra que, apesar de pequena, apresentava-se com um grau razoável de semelhança, sendo a variável idade a única não presente. Esta amostra foi recolhida pelo Sr. Edgardo Castro em uma campanha de coleta de dados para uma pesquisa semelhante à esta que está coordenando na Colômbia, seu país natal e de residência.

Importante ressaltar que, apesar do modelo criado ter apresentado bons resultados, estes são apenas resultados promissores de um primeiro estudo. É extremamente importante realizar outros estudos antes de um investimento massivo nesta fonte de energia elétrica.

Os estudos futuros não só devem utilizar as mesmas variáveis deste estudo como as outras variáveis que recomendadas por Barragat, mas não utilizadas, estas sendo a variável idade e Composição Corporal.

Além das variáveis, os estudos devem visar uma amostra significativamente superior à amostra de 40 observações deste estudo, e também devem estudar modelos não lineares, como cópulas, além de fazer análises com dados tratados, como Cobb-Douglas.

8

Referências bibliográficas

ABDALLA, Ahmed; EL'ESHY, Alaa; ELTANTAWY, Ahmed. **“Life Energy Architecture” Crowd Farms as Human Power Plants (Main Entrance for Mansoura University “El-Baron Gate”)**. Energy Procedia, v. 115, p. 272-289, 2017.

AGENCIA BRASIL. **Angra 1 bate recorde de produção de energia em 2019**. Disponível em <https://agenciabrasil.ebc.com.br/economia/noticia/2020-01/angra-1-bate-recorde-de-producao-de-energia-em-2019>. Acesso ao site em 30 nov. 2021.

BLECHMAN, Adam et al. **A study of the benefits of retrofitting cardiovascular exercise equipment of a gym with human energy harvesting technology**. 2009. Tese de Doutorado.

BRADT, M. et al. **Harmonics and resonance issues in wind power plants**. Em: PES T&D 2012. IEEE, p. 1-8, 2012.

CHALERMTHAI, Bushra et al. **Recovery of useful energy from lost human power in gymnasium**. IEEE 15th International Conference on Environment and Electrical Engineering (EEEIC). IEEE, p. 1700-1705, 2015.

DIAS, Leandro Rosa; LIMA, Gustavo Brito; RODRIGUES, Danillo Borges. **Sistema de Geração de Energia Elétrica a partir de uma Bicicleta Ergométrica**. Escola de Engenharia de São Carlos (EESC)–Universidade de São Paulo (USP), São Carlos–SP. Instituto de Ciências Tecnológicas e Exatas (ICTE), Universidade Federal do Triângulo Mineiro (UFTM), Uberaba–MG, 2016.

EDWARDS, A. L. **An Introduction to Linear Regression and Correlation**. San Francisco, CA: W. H. Freeman, 1976.

EDWARDS, A. L. **Multiple Regression and the Analysis of Variance and Covariance**. San Francisco, CA: W. H. Freeman, 1979.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **ANUÁRIO ESTATÍSTICO DE ENERGIA ELÉTRICA 2020**. Disponível em <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/anuario-estatistico-de-energia-eletrica>. Acesso ao site em 30 nov. 2021.

GEORGE, Abby; MOLINE, David; WAGNER, John. **A mobile energy harvesting autowinder–Build and test**. Renewable Energy, v. 146, p. 2659-2667, 2020.

FOLHA UOL. **Aneel autoriza geração de energia com força humana em academias do Rio**. Disponível em <https://www1.folha.uol.com.br/mercado/2014/11/1543040-aneel-autoriza-geracao-de-energia-com-forca-humana-em-academias-do-rio.shtml?cmpid=%22facefolha%22>. Acesso ao site em 30 nov. 2021.

GOUDAR, Vishwa et al. **Optimizing the output of a human-powered energy harvesting system with miniaturization and integrated control**. IEEE Sensors Journal, v. 14, n. 7, p. 2084-2091, 2013.

GURUSAMY, Nedunchelien et al. **Biomechanical energy harvesting from human lower extremity gait: A comparative analysis**. IEEE 3rd International Symposium in Robotics and Manufacturing Automation (ROMA). IEEE, p. 1-5, 2017

HAIR JR., J. F.; ANDERSON, R.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C., **Análise Multivariada de Dados** – 5ª Edição – Bookman – 2005.

HAJI, Maha N.; LAU, Kimberly; AGOGINO, Alice M. **Human power generation in fitness facilities**. ASME 4th International Conference on Energy Sustainability. American Society of Mechanical Engineers, p. 495-501, 2010.

HWANG, Hee Jae et al. **Comb-structured triboelectric nanogenerators for multi-directional energy scavenging from human movements**. Science and technology of advanced materials, v. 20, n. 1, p. 725-732, 2019.

IZADGOSHASB, Iman et al. **Improving efficiency of piezoelectric based energy harvesting from human motions using double pendulum system**. Energy conversion and management, v. 184, p. 559-570, 2019.

JANSEN, A. J. **Advances in human-powered energy systems in consumer products**. In: DS 32: Proceedings of DESIGN 2004, the 8th International Design Conference, Dubrovnik, Croatia. 2004.

JANSEN, Arjen; STEVELS, Ab. **Combining eco-design and user benefits from human-powered energy systems, a win-win situation**. Journal of cleaner production, v. 14, n. 15-16, p. 1299-1306, 2006.

KAZAZIAN, Thierry; JANSEN, Arjen. **Eco-design and human-powered products**. In: Proceedings of the Electronics Goes Green, p. 6-10, 2004.

KHALIGH, Alireza et al. **A hybrid energy scavenging topology for human-powered mobile electronics**. In: 2008 34th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics. IEEE, p. 448-453, 2008.

KUANG, Yang et al. **Energy harvesting during human walking to power a wireless sensor node**. Sensors and Actuators A: Physical, v. 254, p. 69-77, 2017.

KUTNER, Michael H. et al. **Applied linear statistical models, fifth edition**. McGraw-Hill/Irwin, 2004.

KYMISSIS, John et al. **Parasitic power harvesting in shoes**. In: **Digest of Papers**. Second International Symposium on Wearable Computers (Cat. No. 98EX215). IEEE, p. 132-139, 1998.

MAHARJAN, Pukar et al. **High-performance cycloid inspired wearable electromagnetic energy harvester for scavenging human motion energy**. Applied Energy, v. 256, p. 113987, 2019.

MONTGOMERY, Douglas C et al. **Introduction to Linear Regression Analysis**. John Wiley & Sons, 2012.

MUDALIAR, Swati M.; SOMAN, Anagha R. **Electrical power generation harnessing human energy and its analysis**. International Conference on Energy Systems and Applications. IEEE, 2015. p. 333-337, 2015.

NOZARIASBMARZ, Amin et al. **Review of wearable thermoelectric energy harvesting: From body temperature to electronic systems**. Applied Energy, p. 114069, 2019.

NOZARIASBMARZ, Amin et al. **Thermoelectric generators for wearable body heat harvesting: Material and device concurrent optimization**. Nano Energy, v. 67, p. 104265, 2020.

O GLOBO. **Presos Pedalam e Ajudam a Iluminar Praça em Santa Rita do Sapucaí, MG**. Disponível em <http://g1.globo.com/mg/sul-de-minas/noticia/2012/06/presos-pedalam-e-ajudam-iluminar-praca-em-santa-rita-do-sapucaai-mg.html>. Acesso ao site em 12 mai.2019.

PARADISO, Joseph A. **Systems for human-powered mobile computing**. 43rd ACM/IEEE Design Automation Conference. IEEE, p. 645-650, 2006.

PAULIDES, J. J. H. et al. **Human-powered small-scale generation system for a sustainable dance club**. IEEE International Electric Machines and Drives Conference. IEEE, 2009. p. 439-444, 2009.

PAVELKOVÁ, Radka; VALA, David; GECOVÁ, Kateřina. **Energy harvesting systems using human body motion**. IFAC-PapersOnLine, v. 51, n. 6, p. 36-41, 2018.

PHANNIL, Natthanon; JETTANASEN, Chaian; NGAOPITAKKUL, Atthapol. **Power quality analysis of grid connected solar power inverter**. IEEE 3rd International Future Energy Electronics Conference and ECCE Asia (IFEEC 2017-ECCE Asia). IEEE, 2017. p. 1508-1513, 2017.

PILLATSCH, Pit et al. **Wireless power transfer system for a human motion energy harvester**. Sensors and Actuators A: Physical, v. 244, p. 77-85, 2016.

SHIN, Hyunjae Daniel; AL-HABAIBEH, Amin; CASAMAYOR, Jose L. **Using human-powered products for sustainability and health: benefits, challenges, and opportunities**. Journal of Cleaner Production, v. 168, p. 575-583, 2017.

SONG, Weixing et al. **A highly elastic self-charging power system for simultaneously harvesting solar and mechanical energy**. Nano Energy, v. 65, p. 103997, 2019.

STARNER, Thad. **Human-powered wearable computing**. IBM systems Journal, v. 35, n. 3.4, p. 618-629, 1996.

SUE, Chung-Yang; TSAI, Nan-Chyuan. **Human powered MEMS-based energy harvest devices**. Applied Energy, v. 93, p. 390-403, 2012.

WANG, Lingyun; DAOUD, Walid A. **Hybrid conductive hydrogels for washable human motion energy harvester and self-powered temperature-stress dual sensor**. Nano Energy, v. 66, p. 104080, 2019.

WEISBERG, Sanford. **Applied Linear Regression**. John Wiley & Sons, 2005

WILSON, David Gordon; PAPADOPOULOS, Jim; WHITT, Frank Rowland. **Bicycling science**. MIT press, 2004.

WORLDDATA. **Average height and weight by country**. Disponível em <https://www.worlddata.info/average-bodyheight.php>. Acesso ao site em 30 de nov. 2021

WORLD HEALTH ORGANIZATION. **Guidelines on physical activity and sedentary behavior**. Disponível em <https://apps.who.int/iris/bitstream/handle/10665/336656/9789240015128-eng.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso ao site em 30 nov. 2021.

XI, Yinhu; HUA, Jing; SHI, Yijun. **Noncontact triboelectric nanogenerator for human motion monitoring and energy harvesting**. Nano Energy, v. 69, p. 104390, 2020.

XU, Guodong et al. **Wearable thermal energy harvester powered by human foot**. Frontiers in Energy, v. 7, n. 1, p. 26-38, 2013.

YAN, Xin. **Linear Regression Analysis: Theory and Computing**. World Scientific, 2009.

ZÁRATE, Melier Vargas et al. **Evaluación Antropométrica de Estudiantes Universitarios en Bogotá, Colombia**. Revista Salud Pública, 10 (3), p. 433-442, 2008.

ZHAO, Lin-Chuan et al. **Magnetically modulated orbit for human motion energy harvesting**. Applied Physics Letters, v. 115, n. 26, p. 263902, 2019.

Apêndice A: Dados coletados em campanha e análises estatísticas

(Monitoramento de energia gerada e valores de tempo, altura, peso e IMC).

Tabela 6. Medição de Geração de Energia e coleta de variáveis

<i>Nº observação</i>	<i>Energia gerada (Wh)</i>	<i>Tempo (s)</i>	<i>Massa (kg)</i>	<i>Altura (m)</i>	<i>IMC</i>
1	37,80	120	53,0	1,66	19,23
2	20,05	118	63,0	1,62	24,01
3	45,93	150	67,0	1,60	26,17
4	64,36	250	53,5	1,61	20,64
5	24,79	82	67,1	1,62	25,57
6	13,73	135	53,0	1,66	19,23
7	135,00	326	80,0	1,74	26,42
8	74,30	315	57,6	1,69	20,17
9	92,30	311	75,9	1,75	24,78
10	19,91	67	53,0	1,67	19,00
11	95,56	285	81,0	1,76	26,15
12	84,51	288	91,0	1,72	30,76
13	10,16	63	67,0	1,57	27,18
14	78,88	270	51,4	1,73	17,27
15	30,37	215	57,6	1,69	20,17
16	88,73	279	81,0	1,76	26,15
17	63,37	250	84,4	1,73	28,20
18	129,79	375	80,0	1,75	26,12
19	66,00	229	69,7	1,71	23,84
20	36,33	138	72,3	1,70	25,17
21	87,20	297	53,0	1,68	18,78
22	34,12	199	54,7	1,69	19,15
23	17,83	174	78,0	1,57	31,64
24	60,84	293	92,7	1,72	31,33
25	85,48	295	72,3	1,70	25,02
26	96,25	205	57,6	1,69	20,17
27	15,30	75	82,0	1,56	33,69
28	74,13	229	44,4	1,71	15,18
29	114,25	402	81,0	1,76	26,15
30	63,62	220	80,0	1,76	25,83
31	159,15	333	84,4	1,85	24,66
32	156,90	410	79,0	1,80	24,38
33	226,78	552	84,4	1,85	24,66
34	135,56	285	84,4	1,85	24,66
35	90,15	308	70,0	1,65	25,71
36	33,83	191	59,9	1,55	24,93
37	55,13	284	51,7	1,55	21,52
38	88,92	302	67,3	1,75	21,98
39	42,09	151	65,3	1,62	24,88
40	112,51	350	75,9	1,75	24,78

Tabela 7. Correlação entre variáveis

Pearson Correlation Coefficient			
Electricity/Time	Electricity/Weight	Electricity/Height	Electricity/BMI
0,9014	0,4553	0,8047	0,0212

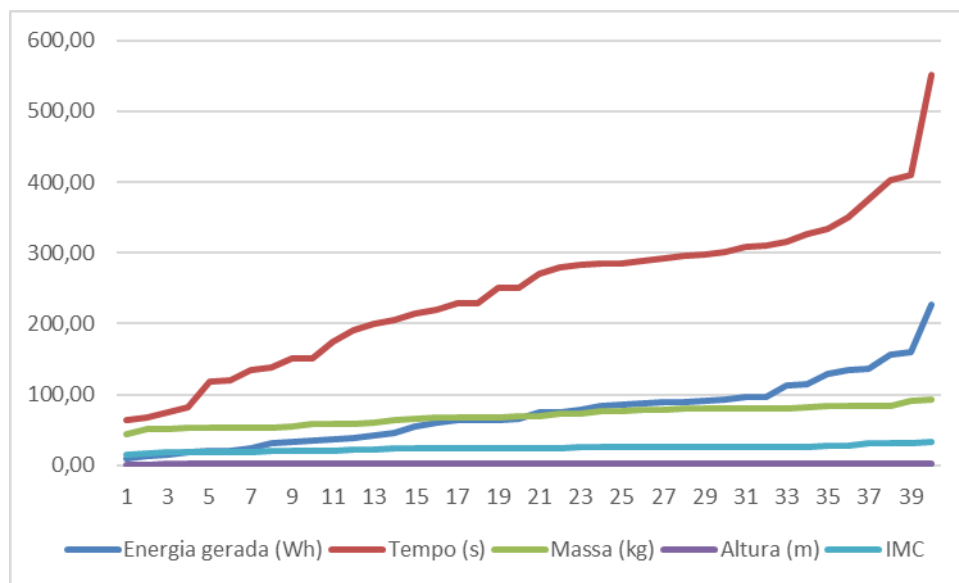


Figura 12. Gráfico da coleta de dados

Tabela 8. Estatística descritiva da variável energia gerada

<i>Estatística Descritiva</i>	
Média	74,048
Erro-padrão	7,457
Mediana	70,065
Moda	#N/D
Desvio-padrão	47,161
Variância da amostra	2224,188
Curtose	1,448
Assimetria	0,995
Intervalo	216,620
Mínimo	10,160
Máximo	226,780
Soma	2961,910
Contagem	40,000
Nível de confiança(95,0%)	15,083

Tabela 9. Bloco de criação de histograma da variável energia gerada

Bloco	Frequência	% cumulativo
31,8	8	20,00%
53,5	6	35,00%
75,1	8	55,00%
96,8	10	80,00%
118,5	2	85,00%
140,1	3	92,50%
161,8	2	97,50%
183,5	0	97,50%
205,1	0	97,50%
226,8	1	100,00%
SOMA	40	100,00%

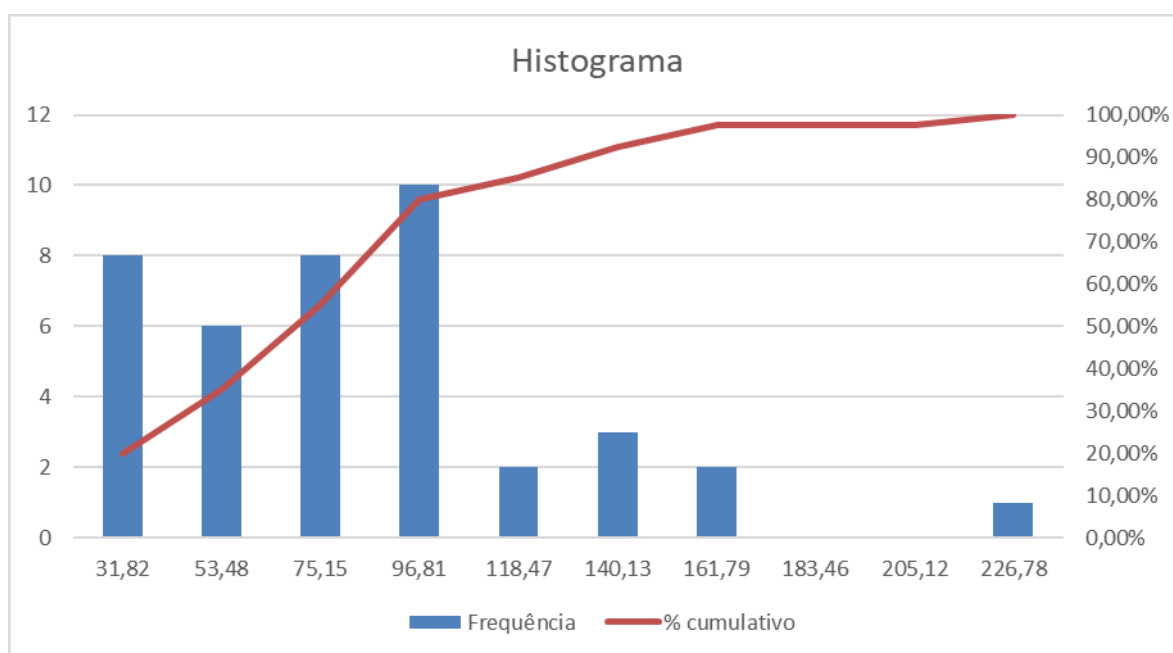


Figura 13. Histograma da variável energia gerada

Tabela 10. Bloco de criação de gráfico de Pareto da variável energia gerada

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
96,81	10	25%
75,15	8	45%
31,82	8	65%
53,48	6	80%
140,13	3	88%
118,47	2	93%
161,79	2	98%
226,78	1	100%
183,46	0	100%
205,12	0	100%
SOMA	40	100%

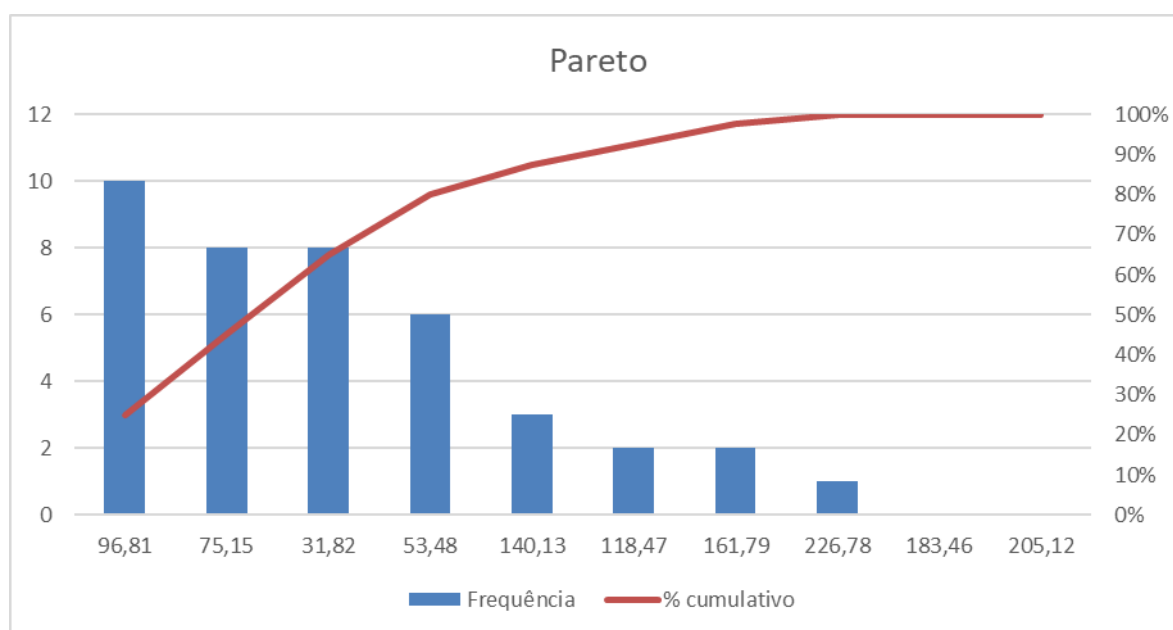


Figura 14. Gráfico de Pareto da variável energia gerada

Tabela 11. Dados para criação de gráfico boxplot da variável energia gerada

Dados Boxplot	
QUARTIL 1:	34,6725
QUARTIL 3:	94,745
IRQ:	60,0725
MEDIANA:	70,065
MÉDIA:	74,0478
LIMITE INFERIOR:	-55,4363
LIMITE SUPERIOR:	184,854
VALOR MÍNIMO:	10,16
VALOR MÁXIMO:	226,78

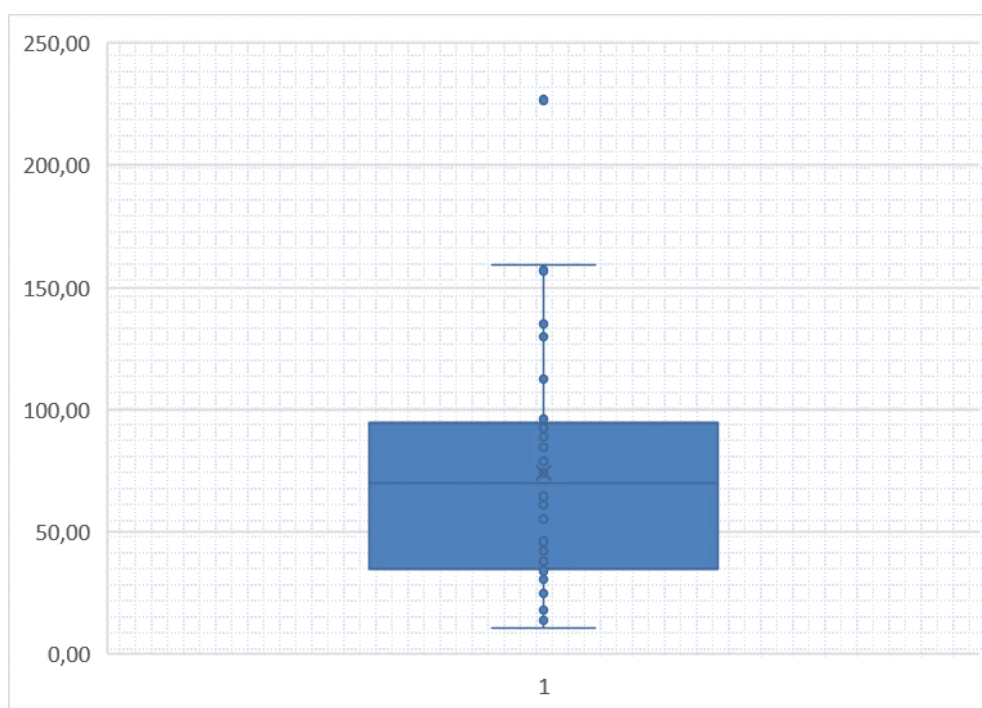


Figura 15. Gráfico boxplot da variável energia gerada.

Tabela 12. Estatística descritiva da variável tempo

<i>Estatística Descritiva</i>	
Média	245,525
Erro-padrão	16,561
Mediana	260,000
Moda	229,000
Desvio-padrão	104,743
Variância da amostra	10971,179
Curtose	0,591
Assimetria	0,307
Intervalo	489,000
Mínimo	63,000
Máximo	552,000
Soma	9821,000
Contagem	40,000
Nível de confiança(95,0%)	33,499

Tabela 13. Bloco de criação do histograma da variável tempo

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
111,9	4	10,00%
160,8	6	25,00%
209,7	4	35,00%
258,6	6	50,00%
307,5	10	75,00%
356,4	6	90,00%
405,3	2	95,00%
454,2	1	97,50%
503,1	0	97,50%
552,0	1	100,00%
SOMA	40	100,00%

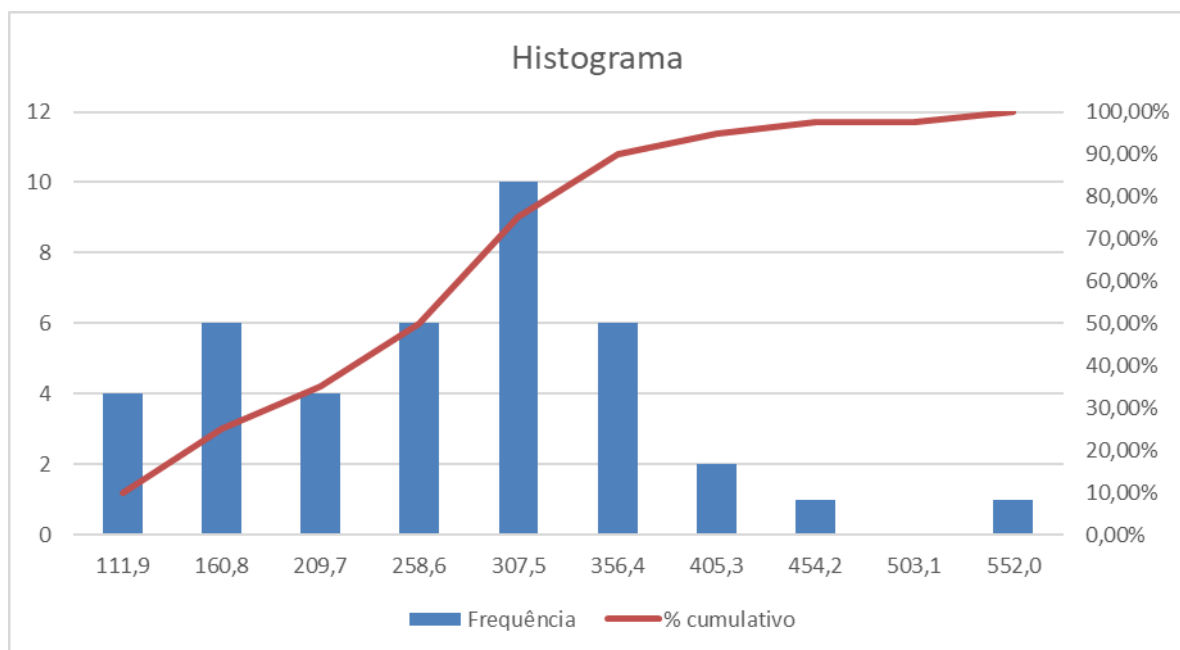


Figura 16. Histograma da variável tempo

Tabela 14. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável tempo

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
307,5	10	25%
160,8	6	40%
258,6	6	55%
356,4	6	70%
111,9	4	80%
209,7	4	90%
405,3	2	95%
454,2	1	98%
552,0	1	100%
503,1	0	100%
SOMA	40	100%

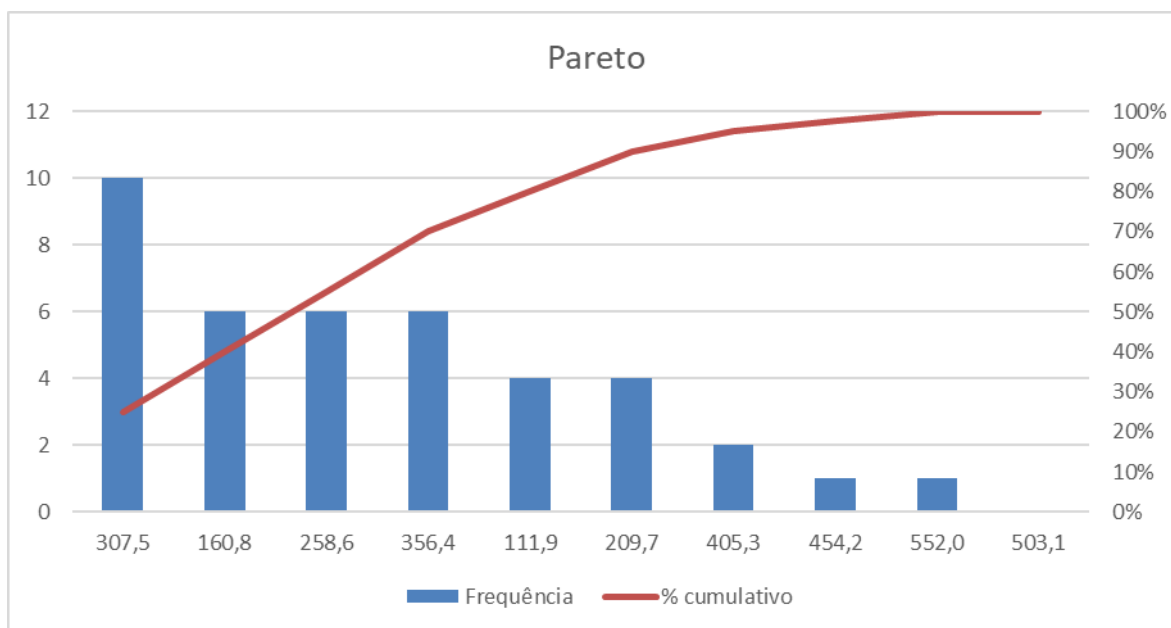


Figura 17. Gráfico de Pareto da variável tempo.

Tabela 15. Dados para criação de gráfico boxplot da variável tempo

Dados Boxplot	
QUARTIL 1:	156,75
QUARTIL 3:	306,5
IRQ:	149,75
MEDIANA:	260
MÉDIA:	245,525
LIMITE INFERIOR:	-67,875
LIMITE SUPERIOR:	531,125
VALOR MÍNIMO:	63
VALOR MÁXIMO:	552

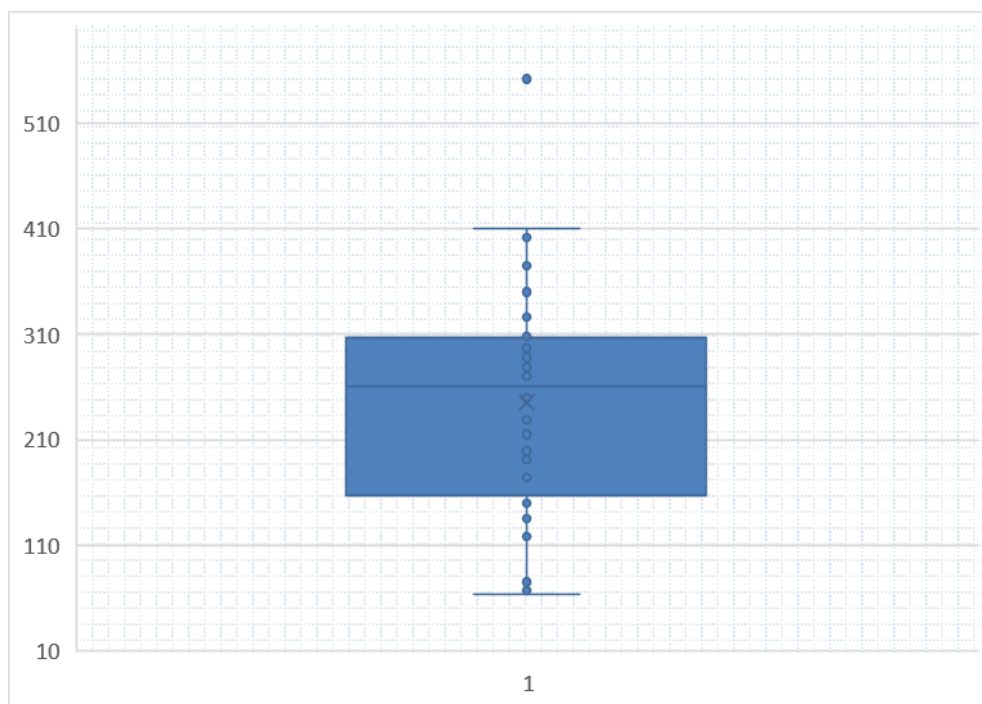


Figura 18. Gráfico boxplot da variável tempo.

Tabela 16. Estatística descritiva da variável massa

<i>Estatística Descritiva</i>	
Média	69,413
Erro-padrão	2,037
Mediana	69,850
Moda	53,000
Desvio-padrão	12,881
Variância da amostra	165,919
Curtose	-1,168
Assimetria	-0,122
Intervalo	48,300
Mínimo	44,400
Máximo	92,700
Soma	2776,500
Contagem	40,000
Nível de confiança(95,0%)	4,120

Tabela 17. Bloco de criação do histograma da variável massa

Bloco	Frequência	% cumulativo
49,2	1	2,50%
54,1	7	20,00%
58,9	4	30,00%
63,7	2	35,00%
68,6	5	47,50%
73,4	4	57,50%
78,2	3	65,00%
83,0	8	85,00%
87,9	4	95,00%
92,7	2	100,00%
SOMA	40	100,00%

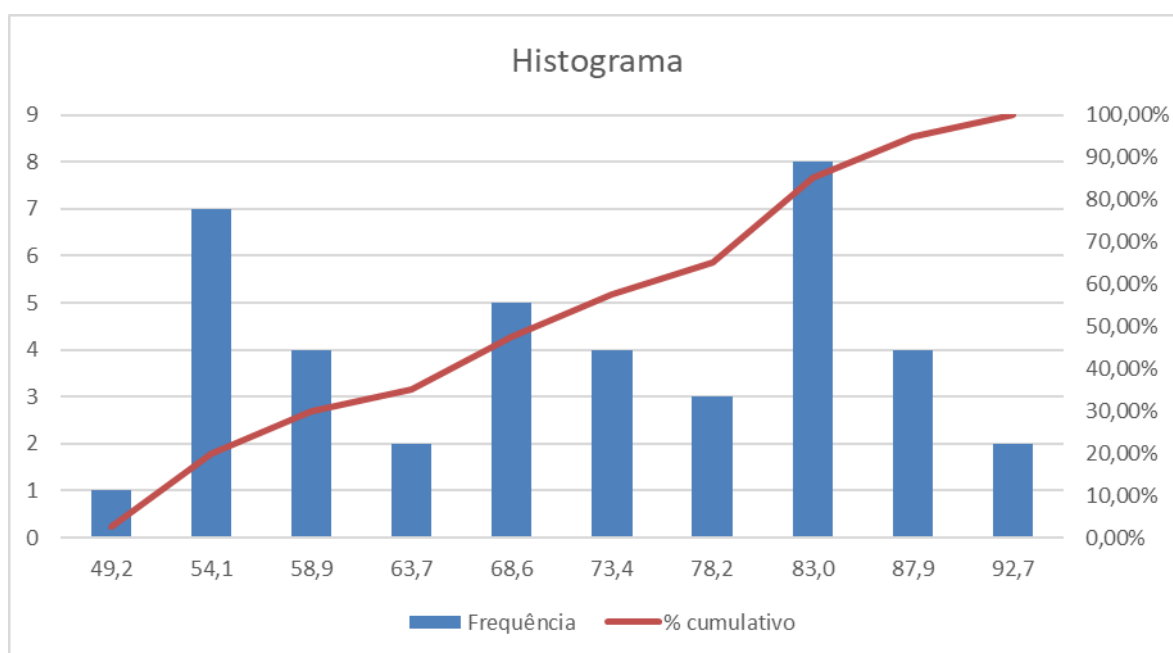


Figura 19. Histograma da variável massa.

Tabela 18. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável massa

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
83,0	8	20%
54,1	7	38%
68,6	5	60%
58,9	4	70%
73,4	4	80%
87,9	4	80%
78,2	3	88%
63,7	2	93%
92,7	2	98%
49,2	1	100%
SOMA	40	100%

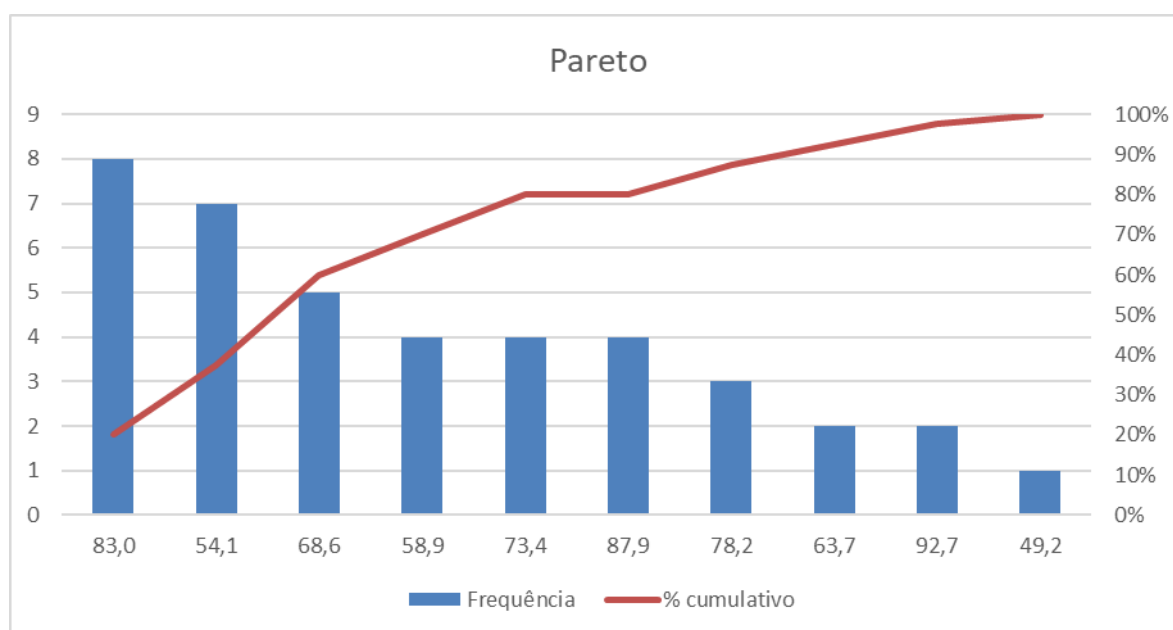


Figura 20. Gráfico de Pareto da variável massa

Tabela 19. Dados para criação do gráfico boxplot da variável massa

Dados Boxplot	
QUARTIL 1:	57,600
QUARTIL 3:	80,750
IRQ:	23,150
MEDIANA:	69,850
MÉDIA:	69,413
LIMITE INFERIOR:	22,875
LIMITE SUPERIOR:	115,475
VALOR MÍNIMO:	44,400
VALOR MÁXIMO:	92,700

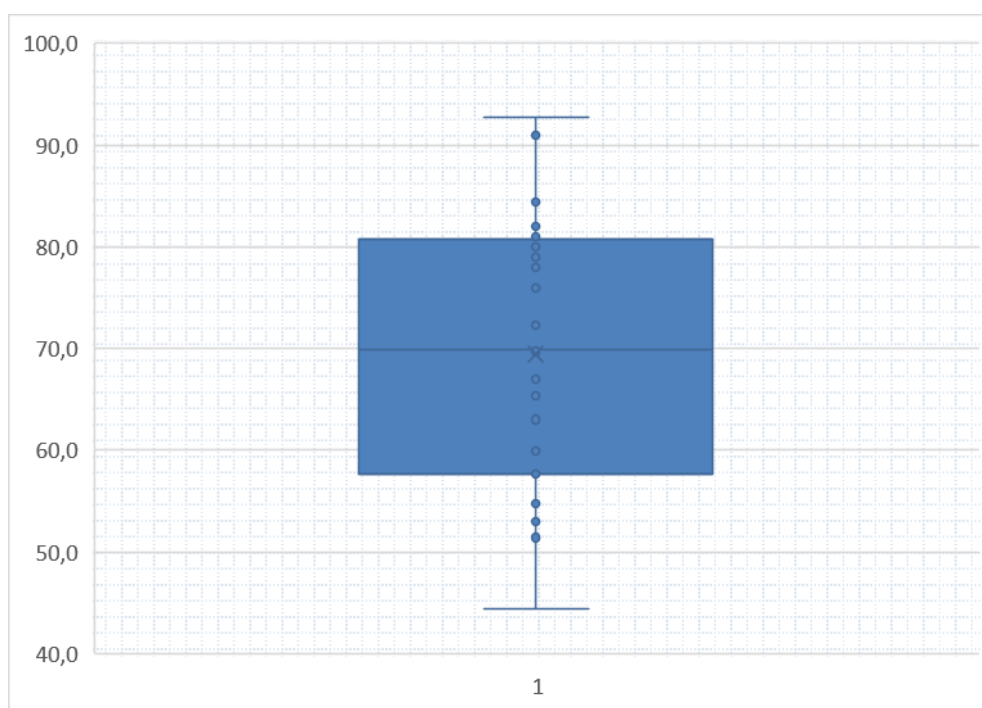


Figura 21. Gráfico boxplot da variável massa.

Tabela 20. Estatística descritiva da variável altura

<i>Estatística Descritiva</i>	
Média	1,6948
Erro-padrão	0,0126
Mediana	1,6975
Moda	1,6900
Desvio-padrão	0,0798
Variância da amostra	0,0064
Curtose	-0,3559
Assimetria	-0,0489
Intervalo	0,3000
Mínimo	1,5500
Máximo	1,8500
Soma	67,7900
Contagem	40,0000
Nível de confiança(95,0%)	0,0255

Tabela 21. Bloco de criação do histograma da variável altura

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
1,58	5	12,50%
1,61	2	17,50%
1,64	3	25,00%
1,67	4	35,00%
1,70	7	52,50%
1,73	6	67,50%
1,76	9	90,00%
1,79	0	90,00%
1,82	1	92,50%
1,85	3	100,00%
SOMA	40	100,00%

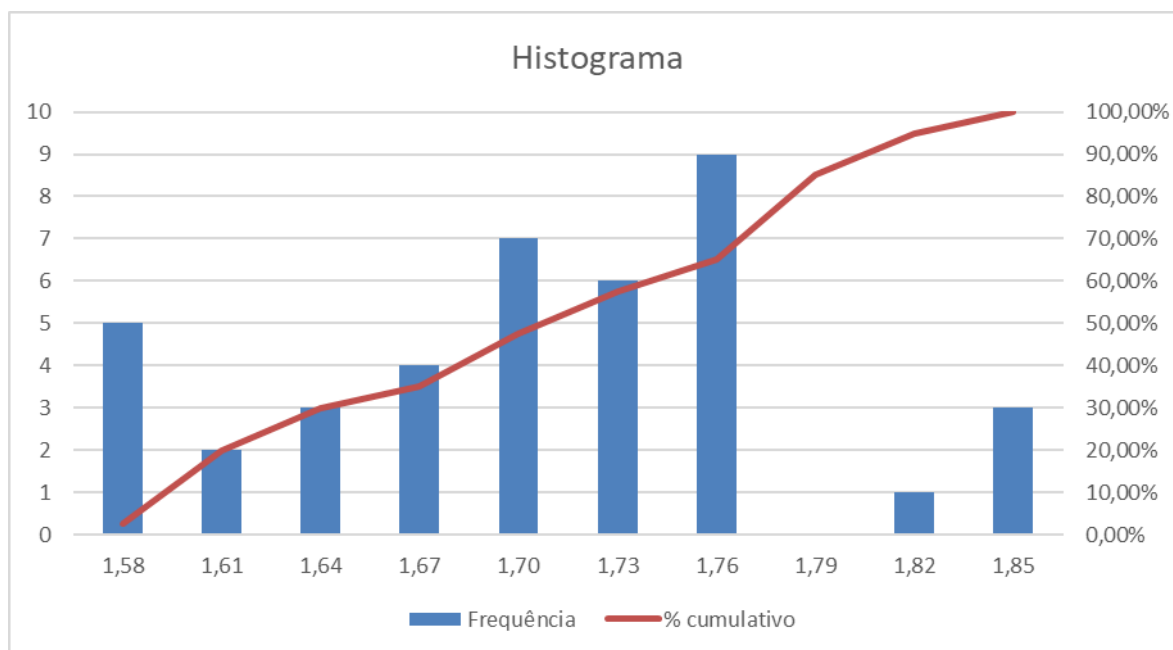


Figura 22. Histograma da variável altura.

Tabela 22. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável altura.

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
1,76	9	23%
1,70	7	40%
1,73	6	68%
1,58	5	78%
1,67	4	85%
1,64	3	85%
1,85	3	93%
1,61	2	98%
1,82	1	100%
1,79	0	100%
SOMA	40	100%

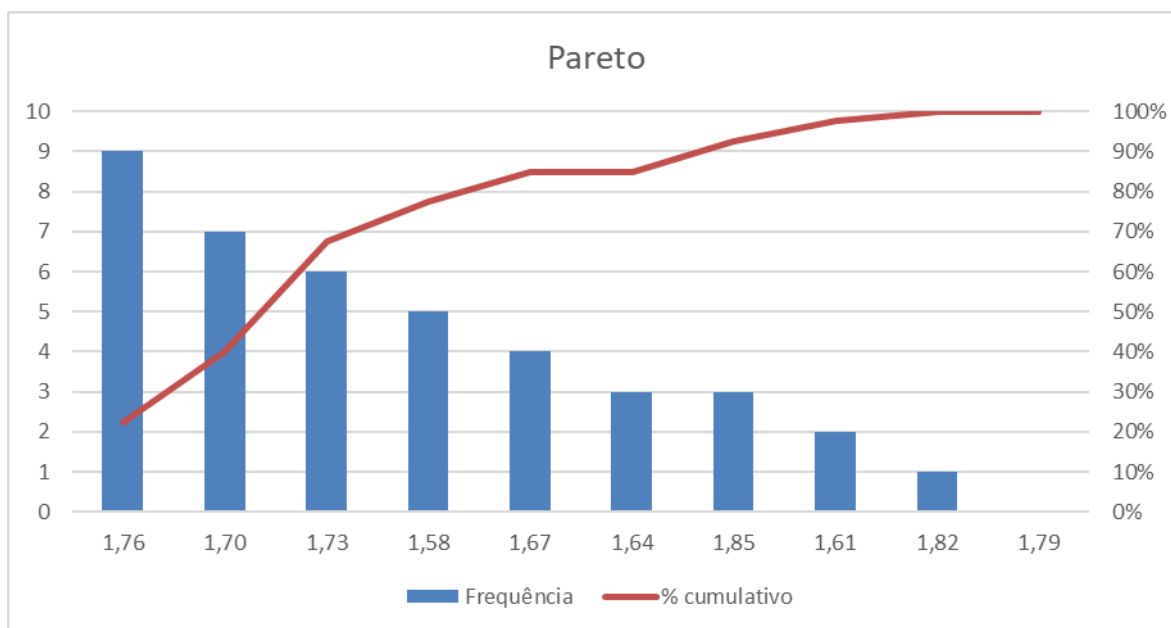


Figura 23. Gráfico de Pareto da variável altura.

Tabela 23. Dados para criação de gráfico boxplot da variável altura.

Dados Boxplot	
QUARTIL 1:	1,628
QUARTIL 3:	1,750
IRQ:	0,123
MEDIANA:	1,698
MÉDIA:	1,695
LIMITE INFERIOR:	1,444
LIMITE SUPERIOR:	1,934
VALOR MÍNIMO:	1,550
VALOR MÁXIMO:	1,850

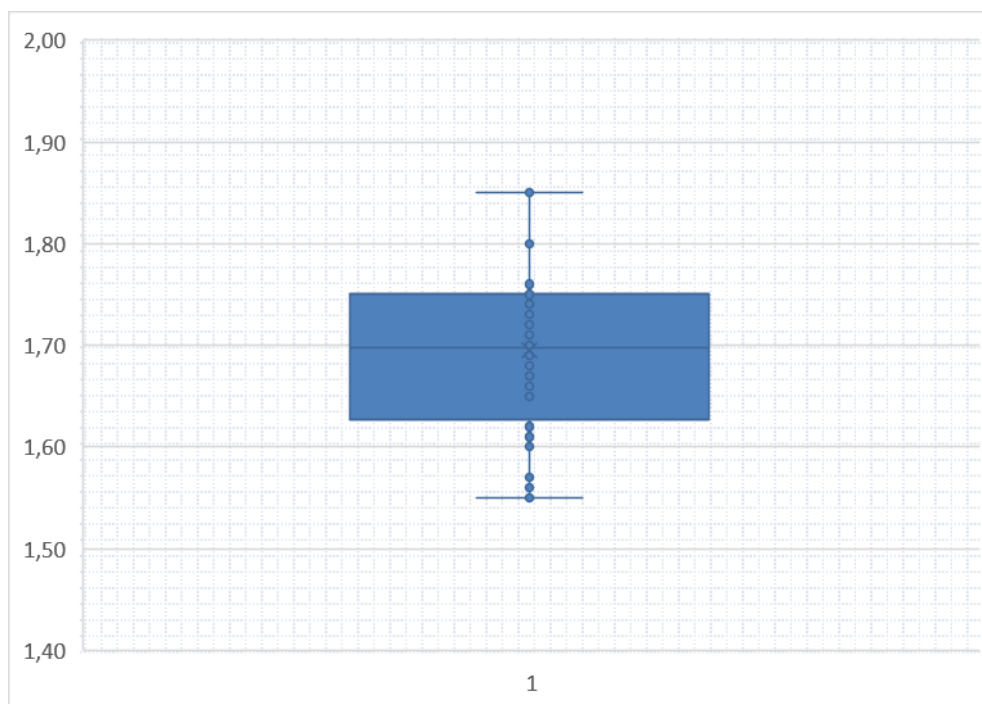


Figura 24. Gráfico boxplot da variável altura.

Tabela 24. Estatística descritiva da variável IMC.

<i>Estatística Descritiva</i>	
Média	24,134
Erro-padrão	0,637
Mediana	24,784
Moda	20,167
Desvio-padrão	4,029
Variância da amostra	16,234
Curtose	0,105
Assimetria	0,075
Intervalo	18,511
Mínimo	15,184
Máximo	33,695
Soma	965,352
Contagem	40,000
Nível de confiança(95,0%)	1,289

Tabela 25. Bloco para criação de histograma da variável IMC.

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
17,035	1	2,50%
18,886	2	7,50%
20,737	8	27,50%
22,588	2	32,50%
24,440	3	40,00%
26,291	17	82,50%
28,142	3	90,00%
29,993	0	90,00%
31,844	3	97,50%
33,695	1	100,00%
SOMA	40	100,00%

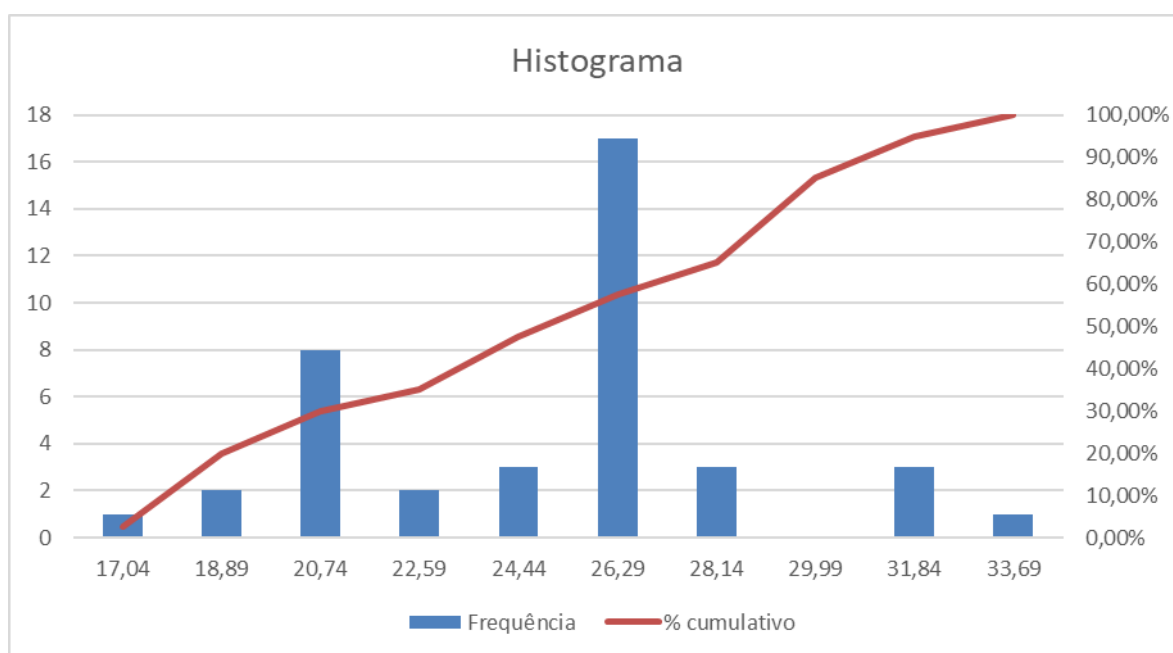


Figura 25. Histograma da variável IMC.

Tabela 26. Bloco de criação do gráfico de Pareto da variável IMC.

<i>Bloco</i>	<i>Frequência</i>	<i>% cumulativo</i>
26,29	17	43%
20,74	8	63%
24,44	3	78%
28,14	3	85%
31,84	3	95%
18,89	2	95%
22,59	2	95%
17,04	1	98%
33,69	1	100%
29,99	0	100%
SOMA	40	100%

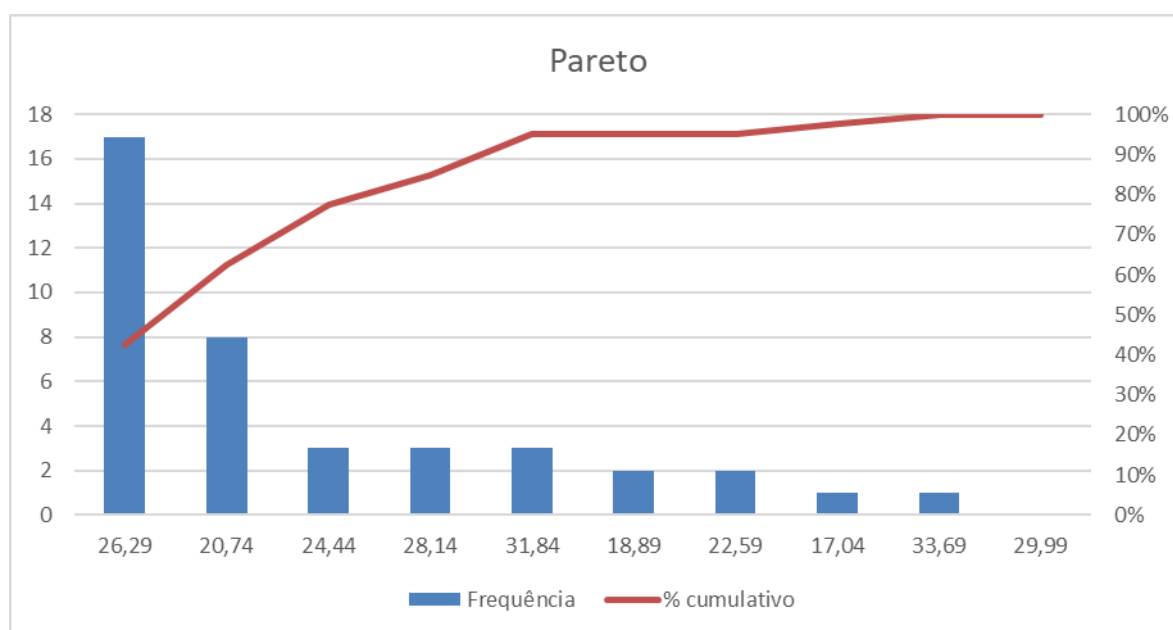


Figura 26. Gráfico de Pareto da variável IMC.

Tabela 27. Dados para criação do gráfico boxplot da variável IMC.

Dados Boxplot	
QUARTIL 1:	20,285
QUARTIL 3:	26,149
IRQ:	5,864
MEDIANA:	24,784
MÉDIA:	24,134
LIMITE INFERIOR:	11,490
LIMITE SUPERIOR:	34,945
VALOR MÍNIMO:	15,184
VALOR MÁXIMO:	33,695

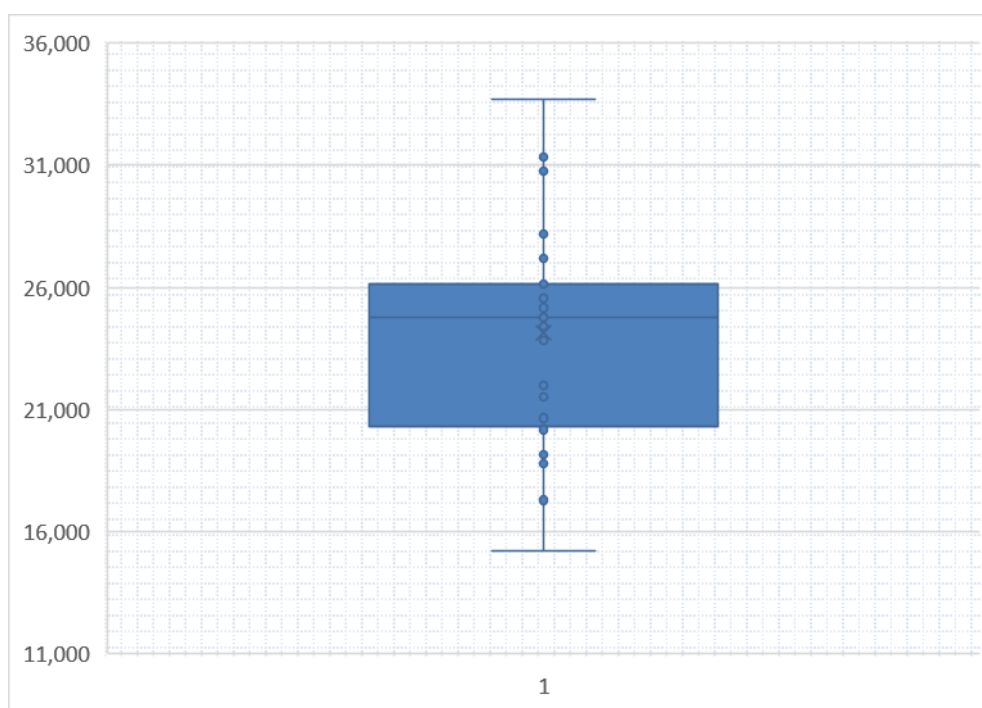


Figura 27. Gráfico boxplot da variável IMC.

Apêndice B: Resultados da regressão retroceder (*backwards*)

Tabela 28. Resumo do modelo (*backwards*)

Resumo do modelo ^d					
Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa	Durbin-Watson
1	,934 ^a	,873	,859	17,736089487	
2	,934 ^b	,873	,862	17,523853311	
3	,934 ^c	,872	,865	17,323569693	1,692

a. Preditores: (Constante), IMC, s, m, kg

b. Preditores: (Constante), IMC, s, m

c. Preditores: (Constante), s, m

d. Variável Dependente: Wh

Tabela 29. ANOVA do modelo (*backwards*)

ANOVA ^a						
Modelo		Soma dos Quadrados	df	Quadrado Médio	F	Sig.
1	Regressão	75733,427	4	18933,357	60,188	<,001 ^b
	Resíduo	11009,910	35	314,569		
	Total	86743,337	39			
2	Regressão	75688,262	3	25229,421	82,158	<,001 ^c
	Resíduo	11055,076	36	307,085		
	Total	86743,337	39			
3	Regressão	75639,413	2	37819,706	126,021	<,001 ^d
	Resíduo	11103,924	37	300,106		
	Total	86743,337	39			

a. Variável Dependente: Wh

b. Preditores: (Constante), IMC, s, m, kg

c. Preditores: (Constante), IMC, s, m

d. Preditores: (Constante), s, m

Tabela 30. Coeficientes do modelo (*backwards*)

Coeficientes ^a								
Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados			Estatísticas de colinearidade	
		B	Erro	Beta	t	Sig.	Tolerância	VIF
1	(Constante)	-553,451	540,294		-1,024	,313		
	s	,301	,039	,668	7,646	<,001	,475	2,104
	kg	-1,433	3,781	-,391	-,379	,707	,003	294,002
	m	324,441	322,149	,549	1,007	,321	,012	81,834
	IMC	4,279	10,578	,366	,404	,688	,004	225,215
2	(Constante)	-351,115	81,350		-4,316	<,001		
	s	,297	,038	,660	7,886	<,001	,506	1,976
	m	203,861	49,536	,345	4,115	<,001	,505	1,982
	IMC	,280	,701	,024	,399	,692	,987	1,013
3	(Constante)	-341,049	76,452		-4,461	<,001		
	s	,298	,037	,663	8,053	<,001	,511	1,958
	m	201,693	48,674	,341	4,144	<,001	,511	1,958

a. Variável Dependente: Wh

Tabela 31. Variáveis excluídas do modelo (*backwards*)

Variáveis excluídas ^a								
Modelo		Beta In	t	Sig.	Correlação parcial	Estatísticas de colinearidade		
						Tolerância	VIF	Tolerância mínima
2	kg	-,391 ^b	-,379	,707	-,064	,003	294,002	,003
3	kg	,025 ^c	,372	,712	,062	,756	1,322	,464
	IMC	,024 ^c	,399	,692	,066	,987	1,013	,505

a. Variável Dependente: Wh

b. Preditores no Modelo: (Constante), IMC, s, m

c. Preditores no Modelo: (Constante), s, m

Gráfico P-P Normal de Regressão Resíduos padronizados

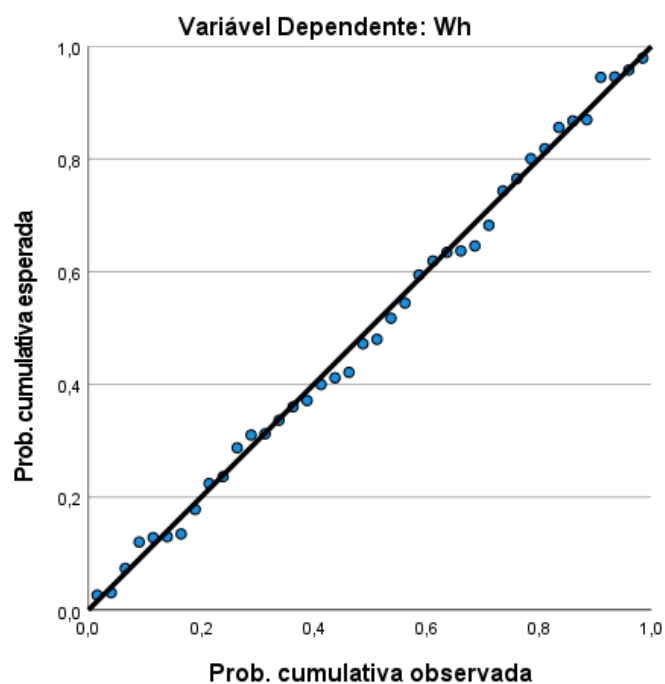


Figura 28. Gráfico P-P Normal do modelo (*backwards*).

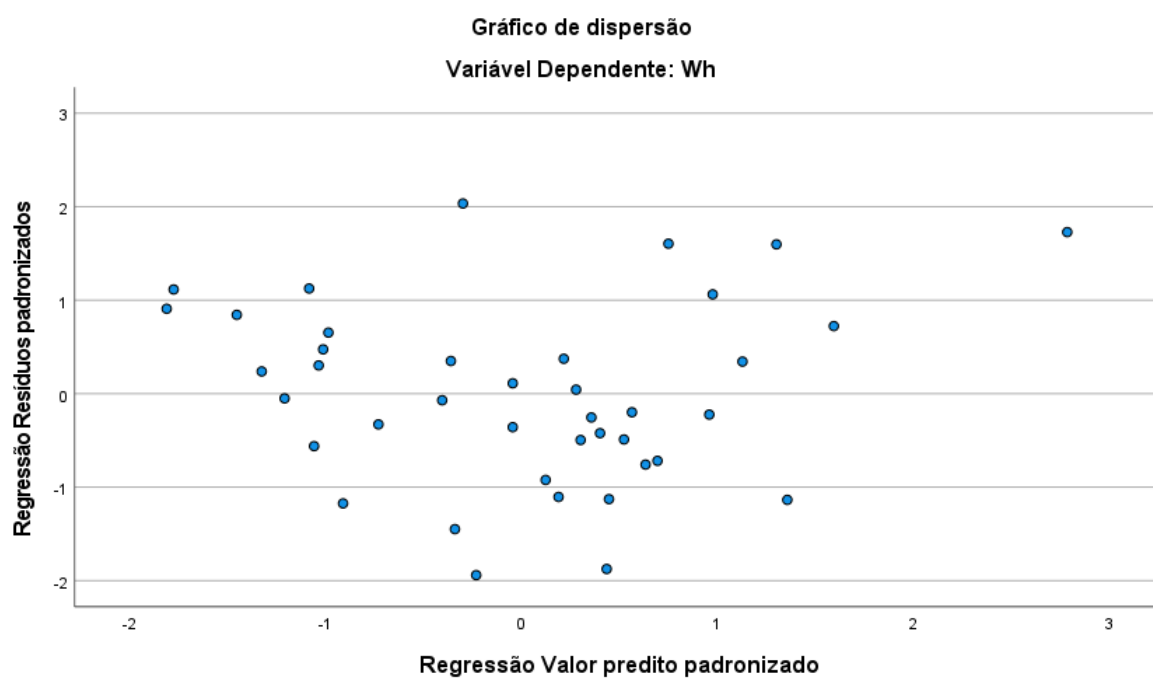


Figura 29. Gráfico de dispersão do modelo (*backwards*)