

FRANCISCO JOSÉ NORIS

**ENTALPIA ESPECÍFICA COMO ÍNDICE BIOMETEOROLÓGICO PARA
ANIMAIS DE PRODUÇÃO DE MOÇAMBIQUE**

Botucatu

2023

FRANCISCO JOSÉ NORIS

**ENTALPIA ESPECÍFICA COMO ÍNDICE BIOMETEOROLÓGICO PARA
ANIMAIS DE PRODUÇÃO DE MOÇAMBIQUE**

Dissertação apresentada à Faculdade de Ciências Agronômicas da Unesp Câmpus de Botucatu, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Agrícola no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Agrícola.

Orientadora: Valéria Cristina Rodrigues Sarnighausen

Co-orientadora: Kelly Botigeli Sevegnani

Botucatu

2023

N841e

Noris, Francisco José

Entalpia específica como índice biometeorológico para animais de produção de Moçambique / Francisco José Noris. -- Botucatu, 2023

120 p. : il., tabs.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual Paulista (Unesp), Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu

Orientadora: Valéria Cristina Rodrigues Sarnighausen

Coorientadora: Kelly Botigeli Sevegnani

1. Zootecnia de Precisão. 2. Ambiência Animal. 3. Índices Biometeorológicos. I. Título.

Sistema de geração automática de fichas catalográficas da Unesp. Biblioteca da Faculdade de Ciências Agrônômicas, Botucatu. Dados fornecidos pelo autor(a).

Essa ficha não pode ser modificada.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO: ENTALPIA ESPECÍFICA COMO ÍNDICE BIOMETEOROLÓGICO PARA ANIMAIS DE PRODUÇÃO DE MOÇAMBIQUE

AUTOR: FRANCISCO JOSÉ NORIS

ORIENTADORA: VALERIA CRISTINA RODRIGUES SARNIGHAUSEN

COORIENTADORA: KELLY BOTIGELI SEVEGNANI

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Mestre em Engenharia Agrícola, pela Comissão Examinadora:

Prof.^a Dr.^a VALERIA CRISTINA RODRIGUES SARNIGHAUSEN (Participação Presencial)
Bioprocessos e Biotecnologia / Faculdade de Ciências Agrônomicas de Botucatu UNESP



Prof. Dr. DIOGO DE LUCCA SARTORI (Participação Virtual)
Engenharia de Biosistemas / Faculdade de Ciências e Engenharia - FCE - UNESP - Tupã/SP



Prof. Dr. ALEXANDRE DAL PAI (Participação Presencial)
Bioprocessos e Biotecnologia / FCA UNESP Botucatu



Botucatu, 05 de dezembro de 2023

Aos meus amados pais,

José Noris e Victória Francisco

Dedico

AGRADECIMENTOS

Aos meus irmãos e amigos em especial ao Domingos, obrigado pelo apoio emocional e a vossa presença em todos os momentos da minha formação.

A Prof. Dra. Valéria Cristina Rodrigues Sarnighausen, pela orientação, ensinamentos, paciência e dedicação.

Ao professor Sérgio Rodrigues, pela paciência, total apoio e ajuda, sem o qual seria difícil efetivar esta pesquisa.

A minha amiga Lisett Rocio Zamora pela sua dedicação em me ajudar em todas as coisas que precisei.

Aos funcionários do Departamento de Bioprocessos e Biotecnologia, pela aptidão de fornecer apoio em tempo hábil, meus agradecimentos.

Aos irmãos na fé da Igreja Quadrangular, na pessoa do Pastor João, meus agradecimentos pela vossa presença na minha caminhada para a realização deste sonho.

A todos os professores, bibliotecários e colegas, agradeço.

Sem vocês, não seria possível realizar este sonho!

*“Do Senhor é a terra e a sua plenitude;
o mundo e aqueles que nele habitam.”*

Salmos 24:1

RESUMO

O objetivo desta pesquisa foi estudar o uso da Entalpia Específica como um índice biometeorológico na produção pecuária em Moçambique. O país possui clima tropical e experimenta uma variabilidade climática significativa em todo o seu território, o que tem implicações para a produção animal, uma vez que é caracterizada principalmente pela produção de subsistência. Para fazer face às alterações climáticas, é crucial identificar regiões com condições adequadas para os sistemas de produção animal em dez cidades de Moçambique. Este estudo teve como objetivo identificar as condições de conforto térmico para bovinos, caprinos, suínos e aves usando a Entalpia Específica como um índice biometeorológico. O Instituto Nacional de Meteorologia de Moçambique (INAM) forneceu os dados, que foram depois avaliados quanto à sua qualidade. Especificamente, os dados de temperatura e humidade relativa de 2016 a 2020 foram analisados usando o método estatístico multivariado de Expectativa Máxima (EM-ACP) para imputar dados em falta. Os dados foram organizados em três bases de dados (base 1, base 2 e base 3). A base 3 (Cidades vs Dias) foi que melhor desempenho apresentou, portanto, foi utilizada para imputar 1.217 dados, o que corresponde a 6,6% do total de 18.270 dados meteorológicos do período em estudo (Capítulo I). No Capítulo II, a base de imputação obtida no Capítulo I foi usada para calcular a Entalpia específica média (kJ/kg de ar seco) para as mesmas dez cidades. Os resultados indicam que Moçambique possui condições climáticas favoráveis para a produção animal de aves, suínos e caprinos. No entanto, o gado bovino de corte enfrenta condições climáticas desfavoráveis, exigindo a adoção de estratégias e técnicas de manejo (arborização, utilização de sombrites, resfriamento evaporativo, sistemas de integração lavoura-pecuária e florestas) para garantir um ambiente térmico favorável. Esta pesquisa enfatiza a importância da Entalpia específica no processo de tomada de decisão para o conforto térmico na produção animal.

Palavras-chave: conforto térmico; estresse térmico; dados faltantes; imputação de dados; manejo.

ABSTRACT

The aim of this research was to study the use of Specific Enthalpy as a biometeorological index in livestock production in Mozambique. The country has a tropical climate and experiences significant climate variability throughout its territory, which has implications for livestock production, since it is mainly characterized by subsistence production. In order to cope with climate change, it is crucial to identify regions with suitable conditions for animal production systems in ten cities in Mozambique. This study aimed to identify thermal comfort conditions for cattle, goats, pigs and poultry using Specific Enthalpy as a biometeorological index. The National Institute of Meteorology of Mozambique (INAM) provided the data, which was then assessed for quality. Specifically, the temperature and relative humidity data from 2016 to 2020 were analyzed using the Multivariate Maximum Expectation (MS-ACP) statistical method to impute missing data. The data was organized into three databases (base 1, base 2 and base 3). Database 3 (Cities vs Days) was the best performer and was therefore used to impute 1,217 data points, which corresponds to 6.6% of the total 18,270 weather data points for the period under study (Chapter I). In Chapter II, the imputation base obtained in Chapter I was used to calculate the average Specific Enthalpy (kJ/kg of dry air) for the same ten cities. The results indicate that Mozambique has favorable climatic conditions for the production of poultry, pigs and goats. However, beef cattle face unfavorable climatic conditions, requiring the adoption of management strategies and techniques (afforestation, use of shading, evaporative cooling, crop-livestock integration systems and forestry) to ensure a favorable thermal environment. This research emphasizes the importance of specific enthalpy in the decision-making process for thermal comfort in animal production.

Keywords: thermal comfort; thermal stress; missing data; data imputation; management.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Capítulo 1 - Análise De Componentes Principais Em Três Situações De Imputação De Dados Meteorológicos De Moçambique

Figura 1 – Mapa de Moçambique.....	32
Figura 2 - Efetivo pecuário em Moçambique (2016 – 2022).....	35
Figura 3 - Distribuição e percentual de dados faltantes das variáveis meteorológicas da estação de Nampula para o período 2016 a 2020	40
Figura 4 - Distribuição e percentual de dados faltantes das variáveis meteorológicas da Cidade de Quelimane para o período 2016 a 2020.....	41
Figura 5 – Imputação de dados na estação meteorológica de Nampula.....	47
Figura 6 - Dados da estação meteorológica de Quelimane	48

Capítulo 2 - Análise De Conforto Térmico Para Animais De Produção Em Moçambique, Utilizando A Entalpia Específica Como Índice Biometeorológico

Figura 1 - Temperatura média do ar e Umidade relativa média do ar da cidade de Pemba.....	65
Figura 2 - Temperaturas médias e Umidade relativa do ar na cidade de Lichinga	66
Figura 3 - Temperaturas médias do ar e Umidade relativa do ar na cidade de Nampula	67
Figura 4 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na Cidade de Quelimane ...	68
Figura 5 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na cidade da Beira	69
Figura 6 - Temperatura média do ar e Umidade relativa do ar na cidade de Tete	70
Figura 7 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na cidade de Chimoio	71
Figura 8 - Temperatura média do ar e Umidade relativa do ar na cidade de Inhambane	72

Figura 9 - Temperatura média do ar e Umidade do ar na cidade de Xai – Xai	73
Figura 10 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na Cidade de Maputo.....	74
Figura 11 - Entalpia Específica (kJ/kg de ar seco) para a cidade de Pemba	76
Figura 12 - Entalpia de Conforto para a cidade de Lichinga	77
Figura 13 - Entalpia de Conforto para a cidade de Nampula	79
Figura 14 - Entalpia de Conforto para a cidade de Quelimane	81
Figura 15 - Entalpia de Conforto para a cidade de Tete.....	82
Figura 16 - Entalpia de Conforto para a cidade de Beira	84
Figura 17 - Entalpia de Conforto para a cidade de Chimoio	86
Figura 18 - Entalpia de Conforto para a cidade de Inhambane	88
Figura 19 - Entalpia de Conforto para a cidade de Xai-Xai.....	89
Figura 20 - Entalpia de Conforto para a cidade de Maputo	91

LISTA DE TABELAS

Capítulo 1 - Análise De Componentes Principais Em Três Situações De Imputação De Dados Meteorológicos De Moçambique

Tabela 1 - Informações geográficas das Estações Meteorológicas	33
Tabela 2 - Relação de Dias vs Variáveis (média diária) do período de 2016 a 2020.	37
Tabela 3 - Dados da Umidade relativa do ar (%) no formato: Dias vs Cidades para o período 2016 a 2020	38
Tabela 4 – Dados de médias da Umidade relativa do ar (%): Estações vs Dias para o período 2016 – 2020	38
Tabela 5 - Porcentagens de dados faltantes nas cidades (estações meteorológicas) no período entre 2016 a 2020 no formato Estações vs Variáveis	42
Tabela 6 – Explicação dos valores das componentes principais para cada Cidade vs Variáveis.....	43
Tabela 7 - Explicação dos valores das componentes principais.....	44
Tabela 8 - Explicação dos valores de cada componente para as variáveis em estudo	45
Tabela 9 – Média e Desvio Padrão de Dados Observados vs Dados imputados para a base 1 (Cidades vs Variáveis)	49
Tabela 10 - Média e Desvio Padrão do banco de Dados originais vs banco de Dados imputados para a base 2	50
Tabela 11 – Média e Desvio Padrão do banco de dados originais vs banco de dados imputados para a base 3	51

Capítulo 2 - Análise De Conforto Térmico Para Animais De Produção Em Moçambique, Utilizando A Entalpia Específica Como Índice Biometeorológico

Tabela 1 - Informações geográficas das Estações Meteorológicas [cidades, latitudes (°), longitude (°), altitude (m), classificação climática]..... 62

Tabela 2 - Referências de conforto térmico animal 64

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A	Altitude
Aw	Clima tropical savana (chuva no verão);
BSh	Clima seco semiárido quente;
Csb	Clima temperado com verão seco e fresco;
Cwa	Clima temperado, invernos secos e verão quente;
EM	Expectativa de maximização
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
h	Entalpia específica
IAI	Inquérito Agrário Integrado
INAM	Instituto Nacional de Meteorologia
INE	Instituto Nacional de Estatística
IPCC	Painel Intergovernamental de Mudanças Climáticas
MADER	Ministério da Agricultura e Desenvolvimento Rural
ACP	Análise de Componentes Principais
P _B	Pressão barométrica
T _{max}	Temperatura máxima
T _{min}	Temperatura mínima
T _{med}	Temperatura média
U ₂	Velocidade do vento a 2 metros
UR	Umidade relativa do ar

LISTA DE SÍMBOLOS

°C	Graus Celsius
kJ	Quilo Joule
%	Porcentagem
kPa	Quilo Pascal
kg	Quilograma

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO GERAL	25
CAPÍTULO 1 - ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS EM TRÊS SITUAÇÕES DE IMPUTAÇÃO DE DADOS METEOROLÓGICOS DE MOÇAMBIQUE	27
1.1 INTRODUÇÃO	28
1.2 MATERIAL E MÉTODOS.....	31
1.2.1 CARACTERIZAÇÃO DAS REGIÕES ESTUDADAS.....	31
1.2.2 BASE DE DADOS.....	36
1.2.3 Procedimentos para imputação de dados faltantes.....	36
1.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	39
1.3.1 EXPLICAÇÃO DOS VALORES DE CADA COMPONENTE PARA CADA ESTAÇÃO METEOROLÓGICA	43
1.3.1.1 Base 1.....	43
1.3.1.2 Base 2.....	44
1.3.1.3 Base 3.....	45
1.3.2 ANÁLISE VISUAL DE DESEMPENHO DA IMPUTAÇÃO EM - ACP CONSIDERANDO ÀS TRÊS BASES	46
1.4 CONCLUSÃO.....	53
REFERÊNCIAS	54
CAPÍTULO 2 - ANÁLISE DE CONFORTO TÉRMICO PARA ANIMAIS DE PRODUÇÃO EM MOÇAMBIQUE, UTILIZANDO A ENTALPIA ESPECÍFICA COMO ÍNDICE BIOMETEOROLÓGICO	57
2.1 INTRODUÇÃO	58
2.2 MATERIAL E MÉTODOS	61
2.2.1 ENTALPIA ESPECÍFICA PARA ANÁLISE DE CONFORTO TÉRMICO ANIMAL	63
2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO	64
2.4 CONCLUSÕES	94

REFERÊNCIAS.....	95
CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	99
REFERÊNCIAS.....	101
APÊNDICE 1 – DADOS FALTANTES.....	106
APÊNDICE 2 - DESEMPENHO DA IMPUTAÇÃO	111

INTRODUÇÃO GERAL

A busca por proteína de origem animal é crescente devido ao aumento do efetivo da população mundial, atualmente de 7,97 bilhões de pessoas (Pison; Couppié; Caporali, 2022), pressionando a expansão do setor pecuário com vista a suprir esta demanda (Biswas; Kim, 2022). Sendo assim, torna-se necessário promover um ambiente de produção que seja condizente com as necessidades fisiológicas e de bem-estar animal, o que em conjunto compreende a fisiologia do animal, as suas necessidades comportamentais e os seus processos biológicos de adaptação, além da interação com o ambiente de produção e suas condições micrometeorológicas.

O comportamento animal é afetado pela qualidade ambiental e pela quantidade de espaço, por possuírem uma diversidade de respostas para se adaptar e sobreviver em uma condição aversiva (Dubois; Fraser, 2013). A flexibilidade no comportamento é a chave de sobrevivência de organismos que constantemente enfrentam as pressões ambientais ao longo de suas vidas (Dingemanse *et al.*, 2010).

Geralmente as características climáticas tendem a ser avaliadas pela medição de temperaturas e estas tendem a ser influenciadas pela altitude, proximidade do nível do mar, vegetação, e massas de ar. Os indicadores de conforto ou desconforto térmico animal, por meio de variáveis meteorológicas, geralmente são retratados por índices de conforto térmico (Santos; Cabral, 2021; Zhang *et al.*, 2020). Os índices comumente utilizados são: índice de temperatura de globo negro e umidade (ITGU), índice de temperatura e umidade (ITU), carga térmica radiante (CTR) e Entalpia Específica (h) (Arias; Mader, 2023; Pezzopane *et al.*, 2019; Sarnighausen, 2019).

Índices de conforto térmico também são chamados de índices biometeorológicos e são importantes para categorizar condições de estresse ou conforto em termos de ambiência animal para sistemas de produção. Entende-se como sistema de produção animal o conjunto de fatores que contribuem para a produção de itens de forma integrada, como a produção de carne, ovo, pele, lã e leite (Cumbe, 2023).

A produção de animais em Moçambique e nos países circunvizinhos possuem diversas finalidades, desde a produção de carne, leite, ovos para o consumo e na maior parte das regiões usam a força animal de tração para ajudar nas atividades cotidianas, bem como na agricultura (Dutilly *et al.*, 2020). E a produção animal em Moçambique caracteriza-se pela predominância de sistemas extensivos, onde os

animais se alimentam de pastagens nativas durante todo o ciclo de vida e predominante nas áreas rurais e semiextensivos, onde utiliza-se a pastagem nativa e adiciona-se alguns suplementos minerais e proteicos, sendo predominante nos principais centros urbanos. O sistema intensivo é predominante na produção avícola, onde os animais são alimentados de ração e suplementos (Moraes; Ishihara; Souza, 2020).

Descrever a variabilidade do ambiente térmico em termos da grandeza física Entalpia Específica (kJ/kg de ar seco) se destaca no meio aos demais por ser um índice psicrométrico que associa medidas diretas de temperatura e umidade relativa do ar, assim como a altitude local, que tanto interfere nas condições de clima, sendo de suma importância para se estabelecer condições de estresse ou conforto térmico, segundo critérios estabelecidos por pesquisadores sobre ambiência animal (De Castro Júnior; Silva, 2021; Sarnighausen, 2019).

Considerando o referencial aqui exposto sobre produção animal de Moçambique, esta pesquisa tem como objetivo identificar a aptidão bioclimática para a produção animal através do índice de conforto térmico Entalpia Específica média a (kJ/kg de ar seco) mensal para as dez cidades citadas, a fim de avaliar as condições médias de conforto e estresse térmico para sistemas de criação de bovinos, suínos, caprinos e aves em Moçambique, com o intuito de construir um referencial para tomadas de decisão frente às possíveis situações de estresse térmico, utilizando um banco de dados meteorológico cedidos pelo Instituto Nacional de Meteorologia (INAM) no período de 2016 a 2020.

Esta dissertação foi organizada em dois capítulos conforme apontado a seguir:

O Capítulo 1 é referente à análise de integralidade dos dados meteorológicos das Estações Meteorológicas das cidades de Pemba, Lichinga, Nampula, Quelimane, Tete, Beira, Chimoio, Inhambane, Xai-Xai e Maputo, obtidos para o período de 2016 a 2020. Foi aplicada a técnica estatística Análise de Componentes Principais (PCA) através do algoritmo Máxima Expectativa (EM) para imputação de dados faltantes.

O Capítulo 2 está relacionado ao cálculo de Entalpia Específica média mensal das mesmas cidades mencionadas anteriormente, a fim de identificar condições de conforto e estresse térmico para a produção de bovinos, caprinos, aves e suínos com o intuito de identificar condições de necessidade de estratégias para ambiência animal.

CAPÍTULO 1 - ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS EM TRÊS SITUAÇÕES DE IMPUTAÇÃO DE DADOS METEOROLÓGICOS DE MOÇAMBIQUE

RESUMO

Esta pesquisa teve como objetivo estimar dados faltantes de um banco de informações meteorológicas, do Instituto Nacional de Meteorológica de Moçambique (INAM), por meio de técnica de Análise de Componentes Principais (ACP) através do Algoritmo de Máxima Expectativa (EM). Foram utilizados dados de médias aritméticas de temperatura, umidade relativa do ar e velocidade do vento a 2 m, do período de 2016 a 2020 para dez cidades a saber: Pemba, Lichinga, Nampula, Quelimane, Tete, Beira, Chimoio, Inhambane, Xai-Xai e Maputo. O intuito foi analisar o desempenho desta técnica em três situações de entrada de dados, intitulados de bases 1, 2 e 3, com as configurações: dias versus variáveis, dias versus cidades e cidades versus dias, respectivamente. Os dados faltantes foram analisados para cada cidade, sendo Nampula a cidade que apresentou a maior quantidade de dados faltantes, considerando todas as variáveis (19,7%) e a cidade que apresentou menor quantidade de dados faltantes foi Quelimane (0,4%). A variável que mais apresentou dados faltantes foi a velocidade do vento na estação de Nampula, os quais representaram 43,24% dos dados. A base 3 apresentou desempenho superior às outras duas bases, por apresentar um conjunto de dados com tendência semelhante aos dados medidos das estações e suas cidades, sendo, portanto, utilizada para a imputação de um total de 1.217 dados, que representam 6,6% do conjunto de dados meteorológicos das dez cidades.

Palavras - chaves: algoritmo de máxima expectativa; dados faltantes; temperatura; umidade relativa do ar; velocidade do vento.

ABSTRACT

The objective of this research was to estimate missing data from a meteorological information database of the Mozambique National Meteorological Institute (INAM) using Principal Component Analysis (PCA) technique through the Expectation-Maximization (EM) algorithm. Data from arithmetic means of temperature, relative humidity, and wind speed at 2 m were used for the period from 2016 to 2020 for ten cities, namely: The cities analyzed were Pemba, Lichinga, Nampula, Quelimane, Tete, Beira, Chimoio, Inhambane, Xai-Xai, and Maputo. The purpose was to evaluate the performance of this technique in three data input situations, referred to as bases 1, 2, and 3, with the configurations: days versus variables, days versus cities, and cities versus days, respectively. Missing data was analyzed for each city, with Nampula having the highest percentage of missing data for all variables (19.7%) and Quelimane having the lowest (0.4%). The variable with the highest percentage of missing data was wind speed at the Nampula station, which accounted for 43.24% of the missing data. Base 3 outperformed the other two bases by presenting a dataset with a similar trend to the measured data from the stations and their cities. Therefore, it was used to impute a total of 1,217 data points, representing 6.6% of the meteorological data set from the ten cities.

Keywords: maximum expectation algorithm; missing data; temperature; relative humidity; wind speed.

1.1 INTRODUÇÃO

Os elementos climatológicos desempenham um papel fundamental no processo decisório relacionado às atividades agrícolas, abrangendo aspectos como os métodos de manejo, ciclos de cultivo, épocas de plantio, regiões geográficas e variedades de culturas em diferentes períodos do ano (Júnior; Almeida; Simon, 2022).

Frente à necessidade de obter informações confiáveis para embasar decisões diante das transformações climáticas, é essencial que dados meteorológicos sejam submetidos a análises de séries históricas e suas variações. Os dados meteorológicos podem apresentar incompletudes, derivados de problemas técnicos, problemas de manutenção, condições climáticas atípicas, falhas de equipamentos de medição (em

estações automáticas), ausência de observador (estações convencionais), erros de medição, erros de calibração e de registro nas bases de dados (Bleidorn *et al.*, 2022; Peña-Angulo *et al.*, 2019).

Os dados faltantes ocorrem quando nenhum valor de dado é armazenado para a variável numa determinada observação, o que gera a necessidade de estimativas de valores que possam substituir esses dados de forma consistente, obedecendo o comportamento ou tendência dos dados medidos. Muitos são os métodos utilizados na imputação de dados faltantes. Dos muitos modelos, a Análise de Componentes Principais (ACP) através do algoritmo Máxima Expectativa (EM) tem sido a ferramenta mais popular de exploração de dados multivariados. Seus fundamentos teóricos, detalhes computacionais e condições de aplicação são descritos em uma ampla gama de referências, desde textos padrão de estatística multivariada até fontes de literatura aplicada a ciências exatas, agrárias, biológicas e ciências sociais (Podani; Schmera, 2021).

A técnica PCA tem como objetivo explicar a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório composto de p -variáveis por meio da construção de combinações lineares das variáveis originais. Ela também identifica as medidas de maior variabilidade sem perda significativa de dados. A ACP é comumente usada para análise exploratória de variáveis, reduzindo o espaço paramétrico e preenchendo dados ausentes ou perdidos (Mingoti, 2005).

Sendo utilizado de igual forma para a redução da alta dimensionalidade dos dados, padronização da matriz de variância e obtenção de pesos dos autovalores e os autovetores (Jolliffe; Cadima, 2016; Souza, 2023).

A análise de componentes principais (ACP) é uma técnica estatística concebida por Karl Pearson (1901), fundamentado pelas pesquisas de Hotelling (1933), cujo objetivo é reduzir a dimensionalidade dos dados, explicando a estrutura de variância e covariância de um vetor aleatório constituído por p variáveis aleatórias, através da construção de novas variáveis que são obtidas através da combinação linear das variáveis originais.

Para o procedimento de ACP, é necessário observar a premissa de que o número de elementos (n) é maior que o número de variáveis (p), ou seja, $n > p$, ou, inversamente, o número de elementos (n) é menor que o número de variáveis (p), ou seja, $n \leq p$: Isso se deve à grande dimensionalidade das variáveis que precisam ser

resolvidas, o que requer o uso de métodos iterativos com algoritmos computacionais. Especificamente, temos:

A Análise de Componentes Principais (ACP) é utilizada em situações em que o número de elementos é maior que o número de variáveis ($n \geq p$).

Algebricamente, a ACP é um método que pode transformar um conjunto de p variáveis originais $X_1, X_2, X_3 \dots, X_k$ medidas em n elementos num novo conjunto de variáveis $Y_1, Y_2, Y_3 \dots, Y_k$ com k menor ou igual a p , sendo que cada componente principal será uma combinação linear das variáveis originais (Equação 1) e não estará correlacionada entre si. De acordo com Morrison (1976), o primeiro componente principal (CP) de um conjunto de p variáveis em um vetor aleatório $X' = (X_1, X_2, X_3 \dots, X_k)$ é definido como uma combinação linear das variáveis:

$$Y_1 = b_{11}X_1 + b_{21}X_2 + \dots b_{p1}X_p = b'_1X \quad (1)$$

Onde os coeficientes b_{11} são elementos do autovetor b_1 associado ao maior autovalor (λ_1) obtido a partir da decomposição espectral da matriz de correlação (R) ou covariância do vetor aleatório X .

Sendo que a primeira Componente Principal (Y_1) explica a maior proporção da variabilidade total dos dados, e assim sucessivamente. A matriz de correlação (R) é mais apropriada quando se trata de variáveis de unidades diferentes. O segundo Componente Principal estará associado ao segundo maior autovalor, bem como aos seus autovetores, e assim por diante.

Nos casos em que os dados têm uma dimensão elevada, o número de observações é normalmente inferior ao número de variáveis. Os algoritmos iterativos são normalmente utilizados para obter combinações lineares (CP) para estimar a matriz de dados X , sendo que $X = TL' + E$, onde: L é a matriz de cargas (pesos), T a matriz de escores e E é a matriz de resíduos.

O algoritmo EM é um método iterativo para estimar parâmetros em modelos estatísticos quando o modelo depende de variáveis latentes (Josse e Husson, 2012a). Esse algoritmo está disponibilizado no pacote *missMDA* do ambiente computacional R-Gui (Josse e Husson, 2016).

Considerando a importância de estimar dados ausentes, ou faltantes, em banco de dados meteorológicos, é de extrema relevância estratégica para as estações meteorológicas em Moçambique – África para se estabelecer um referencial confiável

de dados que possam retratar as condições climáticas, fazendo uso de técnicas de imputação de dados confiáveis.

Dessa forma, o presente artigo visa analisar o desempenho do método citado e estabelecer uma estratégia, dentre três tipos de configurações de base de dados, para imputação de dados faltantes, a qual será de grande importância para estudos futuros relacionados ao clima da região.

1.2 MATERIAL E MÉTODOS

1.2.1 Caracterização das regiões estudadas

Moçambique está localizado ao longo da costa sudeste do continente africano, entre os paralelos 10° e 30° de latitude Sul, e entre os meridianos 30° e 40° de longitude Este, e com uma extensão territorial estimada em cerca de 799.380 km² de terra firme e com uma população de 33,7 milhões de habitantes (República de Moçambique, 2018). As cidades objetos desta pesquisa são Pemba, Lichinga, Nampula, Quelimane, Tete, Beira, Chimoio, Inhambane, Xai-Xai e Maputo (Figura 1). O fuso horário padrão, em coordenadas UTC/GMT, é de +2 horas.

A Figura 1 ilustra o Mapa de Moçambique com as suas divisões administrativas por províncias e cidades capitais.

Figura 1 – Mapa de Moçambique



Fonte: Fernandes *et al.* (2014)

Onde os pontos pretos no mapa representam as Cidades em estudos, sendo que as cidades localizadas no litoral (na costa do Oceano Índico) são Pemba, Nampula, Quelimane, Beira, Inhambane, Xai – Xai e Maputo e as cidades localizadas no continente são Lichinga, Tete e Chimoio.

A Tabela 1 referência a localização geográfica, altitude e o clima das Cidades em estudo.

Tabela 1 - Informações geográficas das Estações Meteorológicas

Cidades	Latitude (°)	Longitude (°)	Altitude (m)	Clima
Pemba	- 12° 58' 15" S	40° 30' 12" E	30	Aw
	- 12° 58' 40" S	40° 32' 22" E		
Nampula	- 14° 40' 12" S	38° 42' 12" E	360	Aw
	- 15° 06' 20" S	39° 42' 04" E		
Lichinga	- 12° 57' 21" S	35° 09' 26" E	1398	Csb
	- 13° 21' 05" S	35° 39' 49" S		
Quelimane	- 17° 49' 30" S	36° 53' 06" E	9	Aw
	- 17° 51' 54" S	36° 57' 18" E		
Beira	- 19° 43' 48" S	34° 42' 31" E	6	Aw
	- 19° 55' 48" S	34° 58' 20" E		
Tete	- 16° 04' 12" S	33° 29' 24" E	137	BSh
	- 16° 11' 24" S	33° 40' 12" E		
Chimoio	- 19° 04' 12" S	33° 23' 24" E	709	Cwa
	- 19° 08' 20" S	33° 31' 48" E		
Inhambane	- 23° 49' 48" S	35° 16' 12" E	8	Aw
	- 23° 54' 36" S	35° 28' 12" E		
Xai-Xai	- 25° 00' 36" S	33° 37' 48" E	9	BSh
	- 25° 06' 36" S	33° 46' 12" E		
Maputo	- 24° 15' 19" S	30° 15' 05" E	70	Aw
	- 25° 45' 01" S	34° 45' 21" E		

Fonte: Autor (2023)

Onde o clima refere-se a Classificação Climática segundo Koppen: *Aw* – clima tropical savana (chuva no verão); *BSh* – clima seco semiárido quente; *Csb* – clima temperado com verão seco e fresco; *Cwa* – clima temperado, invernos secos e verão quente.

Moçambique é um país de clima tropical e subtropical na região norte e centro, e na região sul apresenta um clima semiárido. As principais cidades da região norte são Pemba, Lichinga, Nampula, na região centro temos as cidades de Quelimane, Tete, Beira e Chimoio e na região sul são Inhambane, Xai-Xai e Maputo respectivamente. As cidades de Pemba, Nampula, Quelimane, Beira, Inhambane, Xai-Xai e Maputo ficam localizadas no litoral e as cidades de Lichinga, Tete e Chimoio localizam-se no continente.

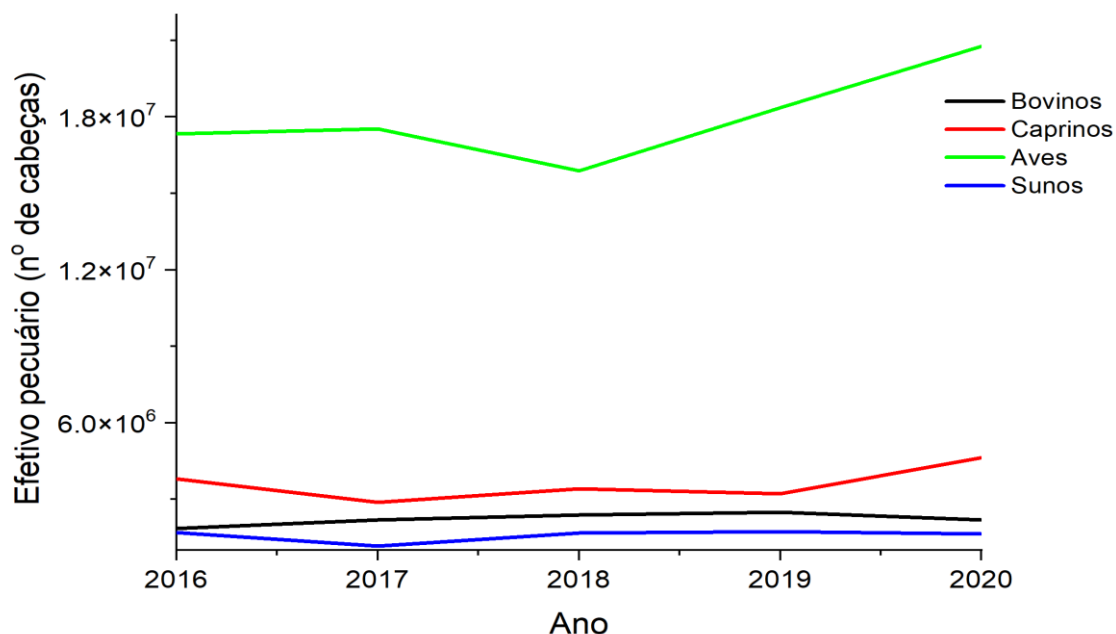
Moçambique possui extensões de hectares caracterizadas por bioma miombo seco, cujo vegetação da área é típica de savanas tropicais, sendo que as principais atividades agrícolas neste bioma é sazonal, sendo totalmente dependente da precipitação e as primeiras sementeiras ocorrem no princípio da época chuvosa, isto é, outubro à abril (Macarringue *et al.*, 2017).

As principais cadeias produtivas em Moçambique assumem diversas matrizes organizacionais, caracterizadas por pequenos produtores (familiares), companhias agrícolas de pequeno, médio e grande porte (Downs *et al.*, 2020). Os pequenos produtores (produtores familiares) recebem subsídios do governo e de instituições parceiras por meio da aquisição de insumos agrícolas (sementes, fertilizantes químicos, pesticidas, vacinas, crédito e financiamento), assim como são treinados em práticas de produção animal (Pan *et al.*, 2022).

Os indicadores de produção animal de Moçambique (Figura 2), para o período de 2016 a 2020, sugerem que existe certa estabilidade na produção de bovinos (com uma média de 2 milhões cabeças), caprinos (com uma média de 3,7 milhões de cabeças), suínos (1,5 milhões de cabeças), e nota-se uma tendência de crescimento na cadeia de produção de aves no período 2018 a 2020 (com mais de 17 milhões de cabeças).

A Figura 2 expressa o número do efetivo pecuário dos animais de produção nas principais cidades de Moçambique.

Figura 2 - Efetivo pecuário em Moçambique (2016 – 2022)



Fonte: Adaptado do Inquérito Agrário Integrado, 2020

As principais produções pecuárias em Moçambique são avicultura, caprinocultura, bovinocultura de corte e suinocultura. A bovinocultura é abundante na região centro – sul, com maior peso nas províncias de Tete (Tete) e Gaza (Xai-Xai), a produção de suínos é abundante nas regiões centro – sul, sendo que as produções de caprinos e de aves são abundantes em todo o país (Ministério da Agricultura e Desenvolvimento Rural, 2020).

Historicamente, Moçambique tem sido afetado por mudanças climáticas que tem influenciado diversos setores de atividades com ênfase na agricultura devido às variações no regime de chuvas, altas temperaturas, umidades relativas do ar altas, secas, cheias frequentes e ciclones que têm afetado algumas cidades no litoral (Manuel *et al.*, 2021). Todas estas mudanças contribuem para redução da qualidade na produção animal, assim como sua produtividade, o que evidencia a importância de estudos sobre ambiência dos animais de produção.

Os dados foram coletados em Estações Meteorológicas do INAM em todas as províncias, registrados entre 2016 a 2020, cujas variáveis foram Temperatura máxima,

Temperatura mínima, Temperatura média, Umidade e Velocidade de vento na partição de médias diárias.

1.2.2 Base de dados

A base de dados foi de observações diárias compostas pelas médias das seguintes variáveis meteorológicas: Temperatura máxima (° C), Temperatura mínima (° C), Temperatura média (° C), Umidade relativa do ar (%) e Velocidade do vento (m/s) a 2 metros do solo, totalizando 1.827 observações para cada variável climática em cada estação meteorológica, e foram obtidos junto ao Instituto Nacional de Meteorologia (INAM) em Moçambique, onde foram coletados dados diários de 2016 a 2020 de 10 estações meteorológicas (Tabela 1).

1.2.3 Procedimentos para imputação de dados faltantes

Utilizou-se a ACP para estimação dos números de componentes principais para cada base de dados criada. Para a realização da imputação dos dados faltantes, foi utilizado o pacote *MissMDA* e para a determinação dos números de Componentes Principais foi utilizado o método de validação cruzada *KFold* que visou dividir de forma aleatória o banco de dados para treinamento em n partes iguais, onde $n - 1$ compõe os dados de treinamento e outra para estimar o desempenho da estimação dos dados, realizando 100 simulações com blocos de 18 números (Santos *et al.*, 2019).

O referido procedimento foi realizado em quatro fases:

A primeira fase consistiu na identificação dos dados faltantes na base de dados. Para tal utilizou-se o pacote *naniar* do ambiente estatístico R para identificação dos dados faltantes das variáveis analisadas. O pacote *naniar* fornece estruturas de dados e funções que facilitam a visualização de valores em falta, permitindo uma exploração completa dos dados em falta (Tierney; Cook, 2023).

Na segunda fase, criaram-se outras duas bases, sendo a base de dados originais denominada Base 1, com planilhas de dados em formato de Cidades das medidas versus Variáveis (Cidades vs Variáveis). A Base 2 apresentou uma planilha com dados organizados da forma Dias das medidas versus Estações Meteorológicas, ou cidades (Dias vs Cidades). E a Base 3 foi constituída por uma planilha com os dados organizados em Estações de cada cidade versus Dias de medida (Cidades vs Dias). Esta reorganização das bases de dados visa atender o primeiro requisito da

utilização da ACP que consiste em organizar os dados numa matriz do tipo $n \times m$, onde o n é o número de variáveis medidas e m é o número de amostras (Rossi, 2017).

Na Tabela 2 constam informações referentes aos Dias das medidas vs variáveis meteorológicas para a cidade de Xai – Xai no período de 2016 a 2020, num total de 1.827 observações, constituídas por médias de temperatura máxima, temperatura mínima, temperatura média, umidade relativa do ar e velocidade do vento a 2 m de altura. Esta tabela é uma amostra de parte dos dados da base 1 citada.

Tabela 2 - Relação de Dias vs Variáveis (média diária) do período de 2016 a 2020

Dia	Tmax (°C)	Tmin (°C)	Tmed (°C)	UR (%)	U2 (m/s)
1	30,7	20,2	25,4	58	10
2	30,5	22,0	26,2	65	11
3	30,0	24,0	27,0	62	24
4	32,0	21,2	25,8	61	6
5	34,0	21,1	26,5	56	6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1827	34,0	24,6	29,3	72	11

Fonte: Autores, 2023

Na primeira coluna da Tabela 2 estão os números dos dias de cada observação no período 2016 a 2020, sendo o número 1 o dia 01 de janeiro de 2016 e o número 1.827 é o dia 31 de dezembro de 2020, e nas demais colunas estão os valores observados de cada variável meteorológica (médias de temperatura máxima do ar, temperatura mínima do ar, temperatura média do ar, umidade relativa do ar e velocidade do vento a 2 m).

A base 2 é ilustrada pela Tabela 3, cujo formato possibilita a análise de uma determinada variável em Dias vs Cidades para a variável umidade relativa do ar. Todas as demais variáveis também foram analisadas na Base 2. O período de análise foi de 2016 a 2020, conforme descrição anterior do período dos dados.

Na Tabela 3 constam informações da base 2, referentes a dias em que a umidade relativa do ar foi observada em todas as cidades em estudo no período de 2016 – 2020, onde a base de dados foi organizada no formato Dias vs Cidades.

Tabela 3 - Dados da Umidade relativa do ar (%) no formato: Dias vs Cidades para o período 2016 a 2020

Dia	Pemba	Nampula	Lichinga	Quelimane	Beira	Tete	Chimoio	Inhambane	Xai-Xai	Maputo
Umidade Relativa do ar (%)										
1	93	73	65	70	79	66	88	62	58	69
2	91	75	65	69	75	71	67	65	65	74
3	90	79	72	65	72	74	77	65	62	64
4	88	78	76	77	70	81	82	58	61	67
5	87	76	80	77	86	70	70	57	56	68
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1827	80	81	90	80	79	65	86	75	72	86

Fonte: Autor, 2023

A primeira coluna representa o número de dias das medições das variáveis em estudo e as demais representam as cidades (estações meteorológicas) da variável umidade relativa do ar.

A Tabela 4 representa um exemplo de como foi organizada a Base 3 que é a transposta da Base 2, ou seja, trata-se do formato de dados dispostos em Cidades vs Dias, para as 10 cidades analisadas.

Tabela 4 – Dados de médias da Umidade relativa do ar (%): Estações vs Dias para o período 2016 – 2020

Nº. Est	Cidades	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	...	X1827
1	Pemba	93	91	90	88	87	85	78	78	68	99	⋮	80
2	Nampula	73	75	79	78	76	69	71	68	84	74	⋮	80
3	Lichinga	65	65	72	76	80	78	82	72	80	77	⋮	90
4	Quelimane	70	69	65	77	77	67	59	63	54	61	⋮	80
5	Beira	79	75	72	70	86	91	65	77	76	79	⋮	79
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
10	Maputo	69	74	64	67	68	57	64	77	71	76	...	86

Fonte: Autor, 2023; Onde X1 - dia 1 e assim sucessivamente.

A primeira coluna da Tabela 4 faz referência a enumeração das estações meteorológicas num total de 10 (Tabela 1), e sua cidade correspondente, e a primeira linha representa o número de dias que a variável umidade relativa do ar (%) observada num total de 1.827 dias de observação, a segunda faz referência ao nome cada estação e as demais representam os valores da umidade relativa no período em estudo.

A terceira fase visou estimar o número de componentes principais, isto é, reduzir a dimensionalidade das bases de dados, através do método de validação

cruzada pelo pacote *KFold*, realizando 100 simulações com blocos de 18 números. O método de validação cruzada *KFold* envolve a divisão dos dados em K partes iguais, usando K-1 partes para ajustar o modelo e a parte restante para validação. Esse processo é repetido K vezes, com cada iteração usando uma partição diferente para validação. (Santos *et al.*, 2019).

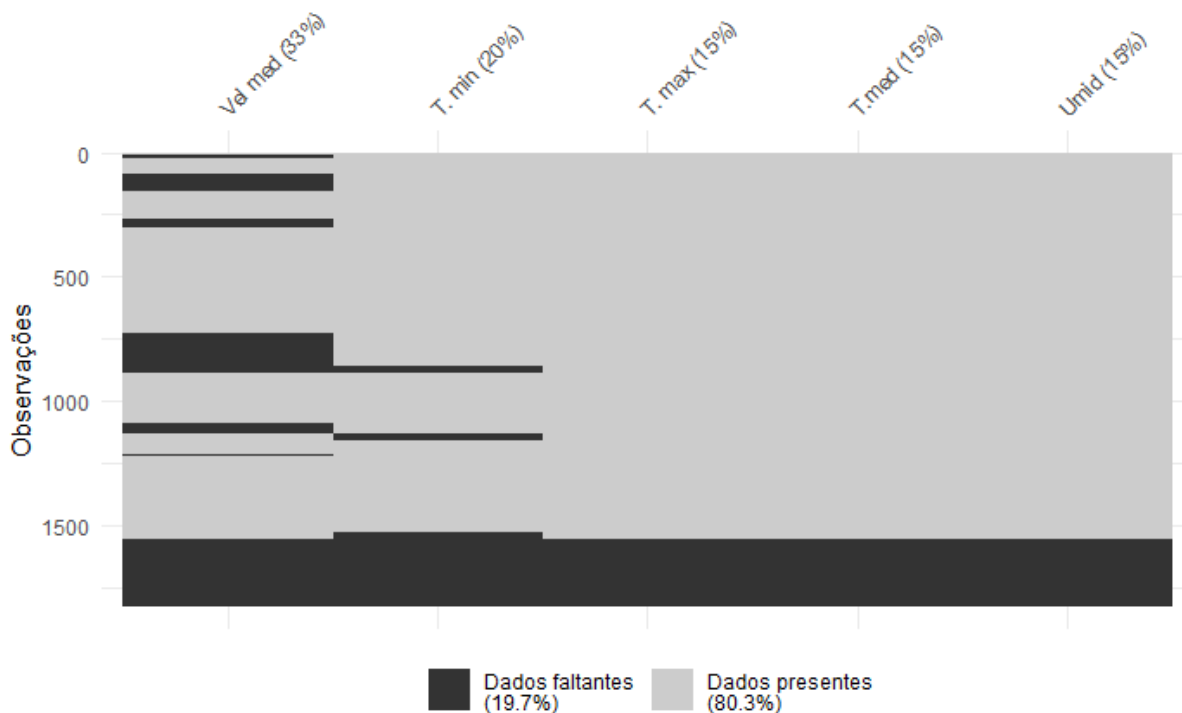
A quarta fase consistiu na utilização do pacote *missMDA*, para imputar os dados faltantes. O pacote *missMDA* é utilizado para imputar conjuntos de dados incompletos para variáveis quantitativas e categóricas, disponível no ambiente computacional R-Gui (Josse; Husson, 2016). Finalmente foram gerados gráficos que ilustram que atenda o padrão dos dados observados. Esses gráficos são úteis para auxiliar na identificação do comportamento do conjunto de dados já com os dados imputados e verificar a consistência de comportamento destes em relação ao conjunto de dados, para cada base analisada.

1.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para a verificação da quantidade dos dados faltantes de cada cidade, ou estação meteorológica, foram construídos gráficos como o ilustrado na Figura 2, a qual representa apenas uma das cidades.

Na Figura 3 constam as informações referentes a distribuição percentual de dados faltantes na estação meteorológica de Nampula no período de 2016 a 2020, das médias das variáveis temperatura máxima do ar, temperatura mínima do ar, temperatura média do ar, umidade relativa do ar e a velocidade de vento a 2 m. Esta foi a cidade que mais dados faltantes apresentou entre as dez cidades analisadas.

Figura 3 - Distribuição e percentual de dados faltantes das variáveis meteorológicas da estação de Nampula para o período 2016 a 2020

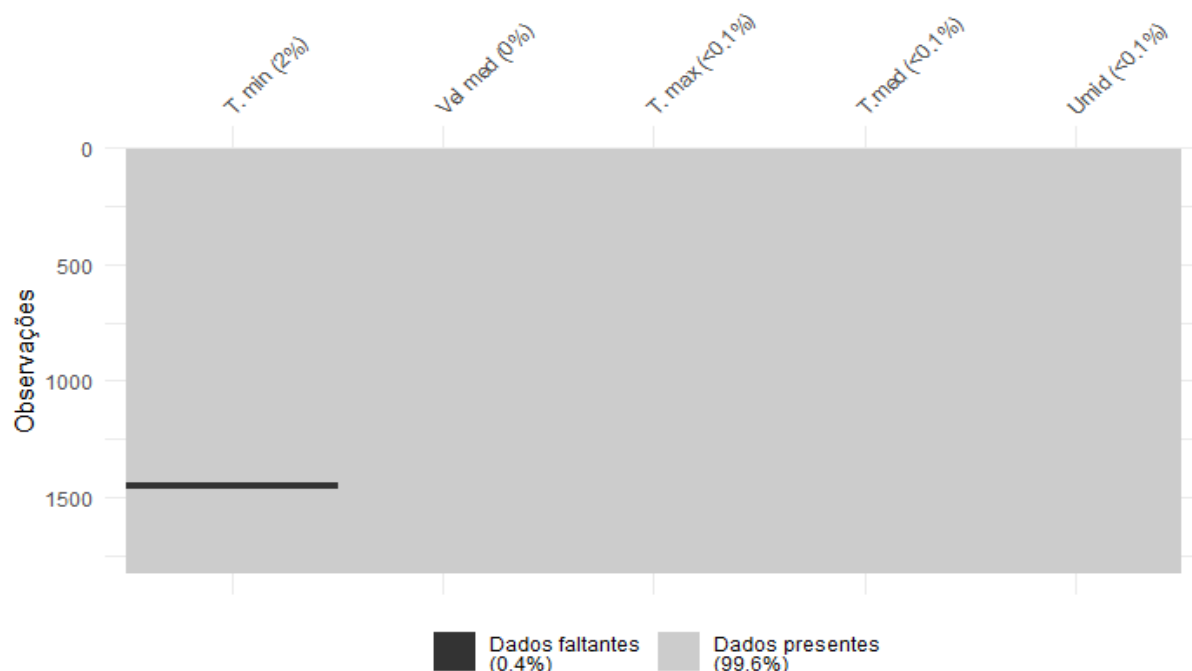


Fonte: Autores, 2023

A Figura 3 apresenta uma referência ao padrão de distribuição de dados faltantes, onde foram encontrados 19,7% de dados faltantes de todas as variáveis, sendo a velocidade do vento a variável que mais apresenta dados faltantes, com 33%, com menor quantidade de dados faltantes estão Temperatura máxima, Temperatura mínima e Temperatura média do ar e a média da Umidade relativa do ar com 15%. Sendo que na cor preta da Figura 3 representa os dados faltantes e a cor cinza representa os dados observados (presentes). À esquerda tem-se o número de observações e na parte superior da figura estão apresentadas as distribuições percentuais dos dados faltantes das variáveis observados. Vale destacar também que a maior parte dos dados faltantes está nos últimos anos da base de dados (acima do número do dia 1.500), o que pode corresponder a algum problema específico que perdurou durante esses anos na referida cidade.

A Figura 4 representa a distribuição de dados faltantes na estação meteorológica de Quelimane no período de 2016 a 2020.

Figura 4 - Distribuição e percentual de dados faltantes das variáveis meteorológicas da Cidade de Quelimane para o período 2016 a 2020



Fonte: Autores, 2023

A Figura 4 faz referência à estação que menos apresentou dados faltantes, em que globalmente apresentou uma percentagem de 0,4%, em que as médias de temperatura mínima do ar apresentaram 2%, seguida da temperatura máxima, temperatura mínima, temperatura média e umidade relativa do ar apresentaram uma percentagem menor que 0,1% e finalmente a velocidade do vento com uma percentagem de 0%

A mesma análise foi feita para as demais estações meteorológicas e ficaram resumidas na Tabela 5, em que na primeira coluna faz referência as estações e a primeira linha apresentam as variáveis observadas. Os demais gráficos são apresentados nos anexos.

Consta na Tabela 5 a descrição do comportamento dos dados faltantes, das cidades de Pemba, Lichinga, Nampula, Quelimane, Tete, Beira, Chimoio, Inhambane, Xai – Xai e Maputo, das variáveis que foram observadas, em que a maior percentagem de dados faltantes se encontra na variável velocidade do vento seguidos de temperatura máxima do ar, temperatura mínima do ar, umidade relativa do ar e temperatura média do ar.

Tabela 5 - Porcentagens de dados faltantes nas cidades (estações meteorológicas) no período entre 2016 a 2020 no formato Estações vs Variáveis

Cidades	Variáveis				
	Tmax (°C)	Tmin (°C)	Tmed (°C)	UR (%)	U2 (m/s)
Porcentagem (%) de dados faltantes					
Pemba	1,75	1,64	1,64	21,62	1,64
Nampula	15,05	19,98	15,05	15,05	33,50
Lichinga	5,04	3,39	0,00	1,75	3,78
Quelimane	<0,1	1,81	<0,1	<0,1	1,81
Beira	6,79	6,90	3,34	6,90	43,24
Tete	1,59	3,23	1,53	3,23	1,59
Chimoio	0,00	0,00	0,00	6,68	1,75
Inhambane	6,68	6,68	6,68	3,39	<0,1
Xai-Xai	5,09	4,98	4,98	6,73	6,68
Maputo	11,77	11,71	11,71	1,64	14,72

Fonte: Autores, 2023

De forma global as maiores porcentagem de dados faltantes residiram na estação meteorológica de Nampula com 19,7% dos dados seguida Beira (13,4%) e Maputo (10,3%) e a estação que menos apresentou porcentagem de dados faltantes foi à estação de Quelimane com 0,4%, seguida da estação Chimoio (1,7%). A variável que mais apresentou dados faltantes foi velocidade de vento que atingiu uma porcentagem de 43,24%, seguida de umidade relativa com 21,62%.

A presença de dados faltantes nos bancos meteorológicos em Moçambique pode ter sido ocasionada por descargas elétricas, mau funcionamento de instrumentos de medidas, ausência de manutenção dos sensores de medidas, inconsistências nas medidas, limitações tecnológicas de previsão e relatórios inconsistentes, o que é corroborado por muitas pesquisas (Jones; Kharb; Tubeuf, 2023; Yozgatligil *et al.*, 2013).

Com base nos resultados sobre quantidade de dados faltantes, a seguir são apresentados os resultados do método de imputação de dados.

1.3.1 Explicação dos valores de cada componente para cada estação meteorológica

1.3.1.1 Base 1

Depois de organizar os dados em três bancos de dados, estimamos os componentes principais. O primeiro componente principal explica a maior proporção da variabilidade total nos dados, seguido pelo segundo componente principal associado ao segundo maior valor próprio e seus vetores próprios, e assim por diante.

O primeiro componente principal explica a maior proporção da variabilidade total nos dados, seguido pelo segundo componente principal associado ao segundo maior valor próprio e seus vetores próprios, e assim por diante. O primeiro componente principal explica a maior proporção da variabilidade total nos dados, seguido pelo segundo componente principal associado ao segundo maior valor próprio e seus vetores próprios, e assim por diante.

A Tabela 6 faz referência a explicação das componentes principais de cada cidade (estação) dos dados observados no período de 2016 a 2020 da base 1, com formato Cidades vs Variáveis.

Tabela 6 – Explicação dos valores das componentes principais para cada Cidade vs Variáveis

Cidades		Componentes Principais				
		CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
Beira	Autovalor	3,14	0,96	0,76	0,12	0,03
	% Var. Ac	62,78	81,93	97,11	99,44	100,00
Chimoio	Autovalor	2,82	1,11	0,90	0,17	< - 0,01
	% Var. Ac	56,41	78,62	96,65	100,00	100,00
Xai-Xai	Autovalor	2,68	1,15	0,77	0,40	< - 0,01
	% Var. Ac	53,52	76,57	92,07	100,00	100,00
Inhambane	Autovalor	2,65	1,17	0,85	0,33	< - 0,01
	% Var. Ac	52,91	76,29	93,33	100,00	100,00
Lichinga	Autovalor	2,26	1,20	0,98	0,56	< - 0,01
	% Var. Ac	45,26	69,23	88,75	100,00	100,00
Nampula	Autovalor	2,41	1,25	0,87	0,33	0,15
	% Var. Ac	48,17	73,09	90,47	97,08	100,00
Pemba	Autovalor	2,78	1,06	0,65	0,51	0,01
	% Var. Ac	55,40	76,56	89,56	99,77	100,00

Quelimane	Autovalor	2,79	1,14	0,74	0,24	0,08
	% Var. Ac	55,82	78,57	93,46	98,35	100,00
Tete	Autovalor	2,52	1,11	1,00	0,38	< - 0,01
	% Var. Ac	50,35	72,47	92,40	100,00	100,00
Maputo	Autovalor	2,65	1,18	0,86	0,32	< - 0,01
	% Var. Ac	52,91	76,43	93,64	100,00	100,00

Fonte: Autores, 2023. CP = Componente Principal, % Var. Ac. = porcentagem da variância acumulada das componentes principais

Na Tabela 6 estão identificadas as componentes principais encontradas nas estações (cidades). A primeira coluna apresenta as cidades (estações), a primeira linha faz referência a componentes principais geradas (CP1, CP2, CP3, CP4, CP5) a partir da base 1 no formato Cidades vs Variáveis, e segunda linha em diante apresenta os autovalores e variância acumulada de cada componente em cada uma das estações. Olhando para as porcentagens de variâncias acumuladas podemos encontrar as componentes principais que melhor explicaram a variabilidade dos dados nas estações meteorológicas/ cidades, sendo que o mínimo admitido pela literatura é uma variância acumulada de 70%.

1.3.1.2 Base 2

A Tabela 7 faz referência a explicação dos valores das componentes principais da base 2 no formato Dias vs Estações para as todas as estações meteorológicas no período 2016 a 2020.

Tabela 7 - Explicação dos valores das componentes principais

Variáveis		Componentes Principais									
		CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6	CP7	CP8	CP9	CP10
Tmax (°C)	Autovalor	5,5	1,6	0,9	0,6	0,4	0,4	0,2	0,2	0,2	0,1
	% Var. Ac	54,9	70,5	79,9	85,6	89,2	92,7	95,1	97,0	98,6	100
Tmed (°C)	Autovalor	5,7	1,1	0,8	0,6	0,5	0,5	0,3	0,2	0,2	0,1
	% Var. Ac	57,0	67,7	75,6	81,9	86,7	91,2	94,5	96,8	98,6	100
Tmin (°C)	Autovalor	7,8	0,5	0,4	0,3	0,2	0,2	0,2	0,2	0,1	0,1
	% Var. Ac	78,1	82,9	86,3	89,3	91,7	93,9	95,7	97,5	98,8	100
UR (%)	Autovalor	3,5	1,4	0,9	0,9	0,7	0,7	0,5	0,5	0,5	0,4
	% Var. Ac	35,1	48,7	58,3	67,1	74,4	81,0	86,1	91,2	95,9	100
U2 (m/s)	Autovalor	2,6	1,5	1,2	0,9	0,9	0,7	0,6	0,6	0,5	0,4
	% Var. Ac	26,3	41,0	52,9	62,2	71,4	78,8	85,2	91,0	96,0	100

Fonte: Autores, 2023; Tmax = Temperatura máxima, Tmed = Temperatura média, Tmin = Temperatura mínima, UR = Umidade relativa, U2 = Velocidade média de vento a 2 metros, % Var. Ac = porcentagem da variância acumulada das componentes, CP1 = componente principal 1 e assim sucessivamente.

Constam na Tabela 7 os resultados das componentes principais, em que na primeira coluna estão as variáveis observadas (médias de Temperatura máxima, temperatura mínima, temperatura, umidade relativa do ar e velocidade do vento a 2m), a primeira linha as componentes principais encontradas (CP1, CP2, CP3, CP4, CP4, CP5, CP6, CP7, CP8, CP9, CP10), a segunda linha em diante apresenta os autovalores e a porcentagem da variância acumulada de cada componente.

1.3.1.3 Base 3

Constam informações na Tabela 8 referentes a explicação dos valores de cada componente principal das variáveis em estudo no período de 2016 a 2020 no formato Estações vs Dias.

Tabela 8 - Explicação dos valores de cada componente para as variáveis em estudo

Variáveis		Componentes Principais								
		CP 1	CP 2	CP 3	CP 4	CP 5	CP 6	CP 7	CP 8	CP 9
Tmax (°C)	Autovalor	941,0	316,8	203,5	109,4	78,3	64,8	47,8	38,9	26,6
	% Var. Ac	51,5	68,9	80,0	86,0	90,3	93,8	96,4	98,5	100,0
Tmed (°C)	Autovalor	1.153,4	154,9	144,8	101,0	70,7	63,1	58,2	45,4	35,4
	% Var. Ac	63,1	71,6	79,5	85,1	88,9	92,4	95,6	98,1	100,0
Tmin (°C)	Autovalor	406,3	305,7	213,3	195,4	174,3	166,2	132,8	125,9	107,0
	% Var. Ac	22,2	39,0	50,6	61,3	70,9	80,0	87,3	94,1	100,0
UR (%)	Autovalor	406,3	305,7	213,3	195,4	174,3	166,2	132,8	125,9	107,0
	% Var. Ac	22,2	39,0	50,6	61,3	70,9	80,1	87,3	94,1	100,0
U2 (m/s)	Autovalor	622,3	277,1	202,8	193,0	154,7	141,7	93,4	73,0	69,0
	% Var. Ac	34,1	49,2	60,3	70,9	79,4	87,1	92,2	96,2	100,0

Fonte: Autores, 2023; Tmax = Temperatura máxima, Tmed = Temperatura média, Tmin = Temperatura mínima, UR = Umidade relativa do ar, U2 = Velocidade do vento a 2 metros. CP1 = componentes principais 1 ao 9.

A Tabela 8 faz referência a 9 componentes principais encontradas, em que a primeira coluna apresenta as variáveis e a primeira linha apresenta as componentes principais, sendo a segunda linha apresenta valores de autovalores e a porcentagem da variância acumulada.

Na base 1 observa-se que as principais componentes encontradas são 1, 2 e 3 que explicam melhor a variabilidade dos dados, sendo que a porcentagem da variância acumulada varia de 89,6% a 97,1% nas estações de Pemba e Beira, respetivamente. As componentes 4 e 5 apresentam uma variabilidade menor, consequentemente possui menor significância estatística.

Na base 2, as primeiras 3 componentes principais nas variáveis temperaturas explicam até 86,32% da variabilidade dos dados; para variáveis umidade relativa e velocidade de vento, as primeiras 5 componentes explicam até 74,36% da variabilidade dos dados.

Na base 3, a variável temperatura máxima, as componentes 1, 2 e 3 explicam 79,86% da variabilidade dos dados. As componentes que melhor explicam a temperatura mínima são as componentes 1, 2, 3, 4, 5 e 6 até 79,97% da variabilidade dos dados. Na variável temperatura média, as componentes 1, 2 e 3 explicam 79,86% da variabilidade dos dados. A variável umidade relativa do ar é explicada pelos 6 primeiros componentes, com uma porcentagem de 79,97%. E a variável velocidade do vento é explicada pelas 5 primeiras componentes, com 79,36% da variabilidade de dados.

A ACP preserva a máxima variância de um banco de dados através de combinações lineares (componentes principais) independentes. A porcentagem de explicação da variância acumulada considerada por muitos pesquisadores é de 70% (Balasubramanian; Praharaj, 2023; Johnson; Wichern, 2007; Migenda; Möller; Schenck, 2024; Torma, 2021).

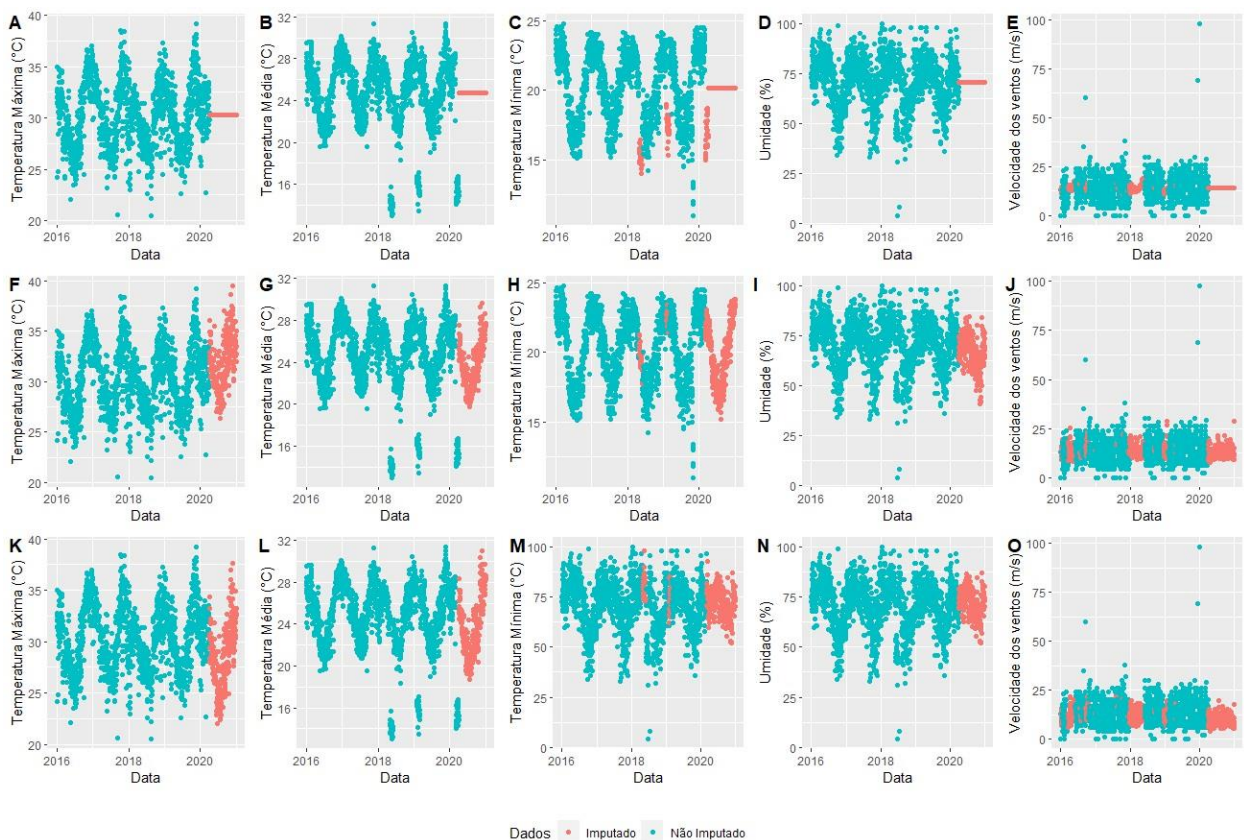
1.3.2 Análise visual de desempenho da Imputação EM - ACP considerando às três bases

Foram gerados diversos gráficos relacionando as variáveis ao longo do tempo para as três bases presentes. O objetivo foi de visualizar o padrão do comportamento

das medições dos dados ao longo do tempo em cada estação meteorológica. As figuras apresentadas a seguir foram escolhidas pelo critério de possuir a maior contagem de dados faltantes e as menores contagens de dados faltantes. As demais figuras estão apresentadas em anexo.

A Figura 5 faz referência da imputação de dados em 3 situações, para a cidade de Nampula, sendo que a base 1 foi de A - E; a base 2 de F - J; a base 3 foi K - O.

Figura 5 – Imputação de dados na estação meteorológica de Nampula

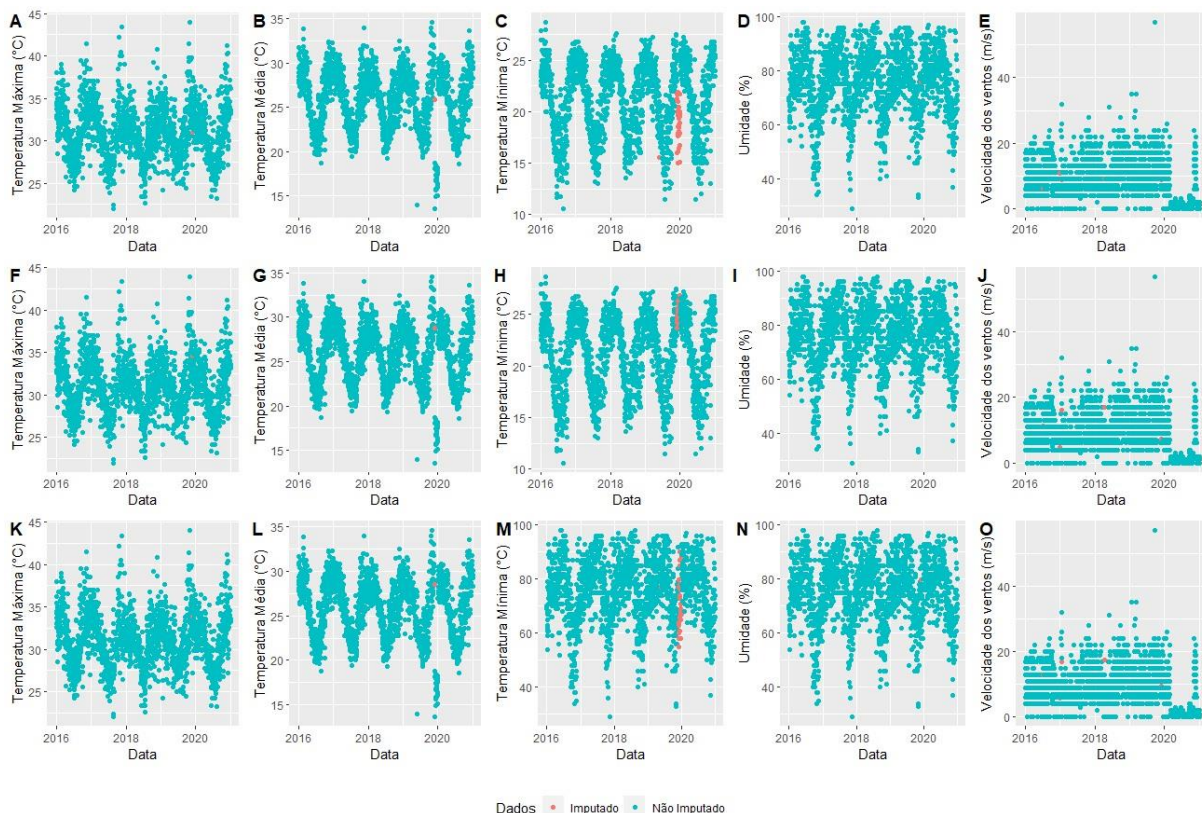


Fonte: Autor, 2023

Os gráficos da Figura 5 são úteis para identificar visualmente o comportamento das imputações nas três situações de entrada de dados, na estação Nampula, estação esta que mais dados faltantes apresentou. O vermelho faz referência aos dados imputados e o azul revela dados observados, sendo que visualmente na segunda e terceira base ou a segunda e a terceira situação de entrada de dados apresentaram melhores resultados, por apresentarem um comportamento semelhante aos dados observados (cor azul) enquanto a primeira base produziu um comportamento linear que não atende ao padrão de dados observados.

Consta na Figura 6 a imputação dos dados da estação meteorológica (cidade) de Quelimane nas variáveis temperatura máxima, temperatura média, temperatura mínima, umidade e velocidade do vento no período de 2016 a 2020.

Figura 6 - Dados da estação meteorológica de Quelimane



Fonte: Autor, 2023

Na Figura 6 constam informações de imputação de dados para a estação meteorológica de Quelimane, em que se pode notar a presença de dados imputados para a média das variáveis Temperatura mínima e velocidade de vento. A base que atendeu melhor ao padrão de dados observados foi a base 3. A base 2 e 3 apresentaram o padrão de dados observados, enquanto a base 1 apresentou um padrão desproporcional para a variável temperatura mínima do ar.

Pelas Figuras 5 e 6 referentes aos gráficos em que se observa o comportamento dos dados originais vs imputados e através da análise visual, a melhor situação de entrada de dados para a imputação foi a base 3 que apresentou o padrão similar aos dados originais.

De igual modo foram geradas as Tabelas 9 e 10 que fazem referência as médias e os desvios de cada base de dados, com o formato Dados Observados vs Dados

Imputados para todas as cidades (estações meteorológicas) nas variáveis (Temperatura máxima, Temperatura mínima, Temperatura média, Umidade relativa do ar e velocidade do vento a 2 m no período 2016 a 2020).

A Tabela 9 faz referência a Média e Desvio Padrão do banco de dados, fazendo a relação de Dados Observados vs Dados Imputados.

Tabela 9 – Média e Desvio Padrão de Dados Observados vs Dados imputados para a base 1 (Cidades vs Variáveis)

Cidades	Variáveis									
	Tmax (°C)		Tmin (°C)		Tmed (°C)		U2 (m/s)		UR (%)	
	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada
Beira	28,9 (2,8)	28,3 (4,2)	21,3 (3,3)	20,6 (4,7)	24,2 (5,4)	24,2 (5,3)	13,8 (7,4)	13,6 (5,8)	77,7 (10,2)	78,1 (10,4)
Chimoio	27,3 (3,9)	27,3 (3,9)	16,1 (3,5)	16,1 (3,5)	21,7 (3,3)	21,7 (3,3)	10,5 (8,3)	10,4 (8,2)	78,9 (13,7)	78,6 (13,4)
Xai-Xai	28,8 (3,6)	28,8 (3,7)	19,5 (3,9)	19,5 (3,8)	24,1 (3,3)	24,1 (3,2)	10,8 (8,4)	10,8 (8,1)	74,5 (12,0)	74,5 (11,6)
Inhambane	28,9 (2,9)	28,9 (2,8)	20,4 (3,5)	20,6 (3,4)	24,8 (2,9)	24,8 (2,8)	8,3 (8,5)	8,3 (8,3)	70,9 (10,7)	70,9 (10,7)
Lichinga	23,9 (5,5)	22,3 (9,0)	14,1 (2,8)	14,1 (2,8)	18,2 (5,1)	18,2 (5,1)	15,9 (9,5)	15,7 (9,4)	74,1 (14,4)	73,9 (14,3)
Nampula	30,2 (3,1)	30,2 (2,9)	20,3 (2,5)	20,1 (2,4)	24,7 (3,4)	24,7 (3,1)	14,1 (6,8)	14,1 (5,6)	70,9 (12,5)	70,9 (11,5)
Pemba	28,2 (3,7)	28,2 (3,7)	22,2 (2,4)	22,2 (2,4)	25,2 (2,5)	25,19 (2,5)	16,8 (7,7)	16,8 (7,7)	71,95 (10,2)	72,5 (9,3)
Quelimane	30,9 (3,2)	30,9 (3,2)	21,1 (3,6)	21,1 (3,6)	25,8 (3,3)	25,8 (3,3)	8,8 (6,2)	8,8 (6,2)	76,0 (11,6)	76,0 (11,6)
Tete	33,5 (4,0)	33,5 (4,1)	21,5 (3,1)	21,2 (4,1)	27,3 (3,4)	27,3 (3,4)	10, (6,6)	10,6 (6,1)	69,7 (11,7)	69,6 (11,6)
Maputo	28,1 (3,6)	28,0 (3,5)	19,1 (3,2)	19,1 (3,0)	23,6 (3,1)	23,6 (2,91)	5,9 (3,8)	5,87 (3,5)	72,6 (11,2)	72,6 (11,3)

Fonte: Autores, 2023

A Tabela 9 faz referência a comparação dos dados observados vs dados imputados para base 1, tendo como referência a média e o desvio padrão. Em que a primeira coluna referencia as estações meteorológicas e a primeira linha referência as variáveis em estudo para a base 1 que apresenta dados no formato Cidades vs Variáveis. A maior diferença de desvio padrão foi observada na cidade da Beira seguido da cidade de Nampula para a variável velocidade de vento e a menor

diferença de desvio padrão foi observada nas cidades de Chimoio, Beira, Xai-Xai, Lichinga e Quelimane para a variável temperatura máxima do ar.

A Tabela 10 faz referência da média e desvio padrão para a base 2, no formato Estações vs Dias para as 10 estações meteorológicas em Moçambique.

Tabela 10 - Média e Desvio Padrão do banco de Dados originais vs banco de Dados imputados para a base 2

Cidades	Variáveis									
	Tmax (°C)		Tmin (°C)		Tmed (°C)		U2 (m/s)		UR (%)	
	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada
Beira	28,9 (2,8)	28,9 (2,8)	21,3 (3,3)	21,4 (3,3)	24,2 (5,4)	24,2 (5,4)	13,8 (7,4)	14,0 (6,5)	77,7 (10,2)	77,6 (9,9)
Chimoio	27,3 (3,9)	27,3 (3,9)	16,1 (3,5)	16,1 (3,5)	21,7 (3,3)	21,7 (3,3)	10,5 (8,3)	10,4 (8,3)	78,9 (13,7)	78,7 (13,5)
Xai-Xai	28,8 (3,7)	28,9 (3,6)	19,5 (3,9)	19,4 (3,8)	24,1 (3,3)	24,1 (3,3)	10,7 (8,4)	10,9 (8,2)	74,5 (12,0)	74,2 (11,7)
Inhambane	28,9 (2,9)	28,9 (2,9)	20,6 (3,5)	20,6 (3,4)	24,8 (2,9)	24,8 (2,8)	8,3 (8,5)	8,4 (8,4)	71,0 (10,7)	71,0 (10,7)
Lichinga	24,0 (5,5)	23,8 (5,4)	14,1 (2,8)	14,1 (2,8)	18,2 (5,1)	18,2 (5,1)	15,9 (9,5)	15,9 (9,4)	74,1 (14,4)	74,1 (14,3)
Nampula	30,2 (3,1)	30,5 (3,1)	20,3 (2,5)	20,2 (2,4)	24,7 (3,4)	24,5 (3,5)	14, (6,8)	13,9 (5,8)	70,9 (12,5)	70,3 (12,7)
Pemba	28,2 (3,7)	28,1 (3,7)	22, (2,4)	22,2 (2,4)	25,2 (2,5)	25,2 (2,5)	16,8 (7,7)	16,8 (7,7)	71,9 (10,2)	72,1 (9,2)
Quelimane	31,0 (3,2)	31,0 (3,2)	21,1 (3,6)	21,2 (3,6)	25,8 (3,3)	25,8 (3,3)	8,8 (6,2)	8,8 (6,2)	76,0 (11,6)	76,0 (11,6)
Tete	33,5 (4,0)	33,5 (4,0)	21,5 (3,1)	21,5 (3,1)	27,3 (3,4)	27,3 (3,4)	10,6 (6,6)	10,6 (6,5)	69,7 (11,7)	69,6 (11,7)
Maputo	28,1 (3,7)	27,9 (3,6)	19,1 (3,2)	19,0 (3,2)	23,6 (3,1)	23,5 (3,0)	5,9 (3,8)	5,9 (3,6)	72,6 (11,4)	72,6 (11,3)

Fonte: Autores, 2023

A Tabela 10 faz referência a média e desvio padrão para a base 2 (Dias vs Cidades). A maior diferença de desvio padrão foi observado na variável velocidade de vento para as Cidades de Nampula e Beira, para a variável Umidade relativa na Cidade de Pemba. A menor diferença de desvio padrão foi observada nas cidades de Chimoio e Quelimane para as variáveis Temperatura máxima, mínima e média.

A Tabela 11 faz referência a média e ao desvio padrão para a base 3, que consistiu em apresentar o banco de dados no formato Estações vs Dias para as 10 estações meteorológicas em Moçambique.

Tabela 11 – Média e Desvio Padrão do banco de dados originais vs banco de dados imputados para a base 3

Cidades	Variáveis									
	Tmax (°C)		Tmin (°C)		Tmed (°C)		U2 (m/s)		UR (%)	
	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada	Original	Imputada
Beira	28,9	28,9	21,3	21,3	24,2	24,2	13,8	13,0	77,7	77,3
	(2,8)	(2,8)	(3,3)	(3,2)	(5,4)	(5,3)	(7,4)	(6,0)	(10,2)	(10,1)
Chimoio	27,3	27,3	16,1	16,1	21,7	21,7	10,5	10,4	78,9	78,5
	(4,0)	(4,0)	(3,5)	(3,5)	(3,3)	(3,3)	(8,3)	(8,3)	(13,7)	(13,7)
Xai-Xai	28,8	28,8	19,5	19,4	24,1	24,1	10,8	10,7	74,5	73,9
	(3,7)	(3,6)	(3,9)	(3,8)	(3,3)	(3,3)	(8,4)	(8,2)	(12,0)	(12,0)
Inhambane	28,9	29,1	20,6	20,6	24,8	24,78	8,3	8,3	71,0	71,0
	(2,9)	(2,9)	(3,5)	(3,4)	(2,9)	(2,9)	(8,5)	(8,4)	(10,7)	(10,7)
Lichinga	24,0	24,1	14,1	14,1	18,2	18,2	15,9	16,1	74,1	74,2
	(5,5)	(5,4)	(2,8)	(2,9)	(5,1)	(5,1)	(9,5)	(9,6)	(14,4)	(14,4)
Nampula	30,2	30,1	20,3	20,2	24,7	24,5	14,1	13,3	70,9	71,1
	(3,1)	(3,2)	(2,5)	(2,6)	(3,4)	(3,3)	(6,8)	(5,9)	(12,5)	(11,8)
Pemba	28,2	28,2	22,2	22,2	25,2	25,2	16,9	16,9	71,9	72,5
	(3,7)	(3,7)	(2,4)	(2,4)	(2,5)	(2,5)	(7,7)	(7,8)	(10,2)	(9,6)
Quelimane	31,0	31,0	21,1	21,2	25,9	25,9	8,8	8,9	76,0	76,0
	(3,2)	(3,2)	(3,6)	(3,6)	(3,3)	(3,3)	(6,2)	(6,2)	(11,6)	(11,6)
Tete	33,5	33,6	21,5	21,5	27,3	27,4	10,6	10,6	69,7	69,7
	(4,0)	(4,1)	(3,1)	(3,1)	(3,4)	(3,5)	(6,6)	(6,5)	(11,7)	(11,7)
Maputo	28,1	28,1	19,1	19,0	23,6	23,5	5,9	6,1	72,6	72,6
	(3,7)	(3,5)	(3,2)	(3,2)	(3,1)	(3,1)	(3,8)	(4,3)	(11,4)	(11,4)

Fonte: Autores, 2023

A Tabela 11 faz referência a média e desvio padrão para a base 3 (Cidades vs Dias). A maior diferença de desvio padrão foi observada na cidade da Beira na variável velocidade de vento (1,39) e a menor diferença foi encontrada na cidade de Chimoio (Temperatura máxima, mínima e média).

As Tabelas 6, 7 e 8 trazem informações uteis para a comparação do desempenho da imputação nos formatos Variáveis vs Cidades, Dias vs Cidades e Cidades vs Dias onde verifica-se que o padrão das médias e desvios padrão são mais próximas na base 3 que nas demais bases. E quando menor for a variação da média e do desvio padrão, melhor é qualidade da imputação (Greenewald; Hero, 2015; Kambach *et al.*, 2020).

O modelo estatístico ACP, geralmente é usado para reduzir grandes volumes de dados, o que pode constituir um fator primordial no fraco desempenho desta na

primeira base, por este apresentar apenas 5 colunas de dados (temperatura máxima do ar, temperatura mínima do ar, temperatura média do ar, umidade relativa do ar e velocidade do vento). O mesmo acontece com a base 2, este apresenta 10 colunas de dados (estações: Pemba, Lichinga, Nampula, Quelimane, Tete, Beira, Chimoio, Inhambane, Xai-Xai e Maputo). A base 3 apresenta mais de 1000 colunas de dados (dias em que foram observados os dados), o que contribuiu para que a ACP tivesse sucesso na sua aplicabilidade, visto que um dos seus objetivos é a redução da alta dimensionalidade dos dados e efetuar combinações lineares (componentes principais) (Salih Hasan; Abdulazeez, 2021).

Numa pesquisa que visava avaliar características avícolas, constatou-se que as primeiras três componentes explicaram 77% da variabilidade de dados (Paiva et al., 2010). Consubstanciado pelos pesquisadores Meira et al. (2013), num estudo de identificação de características morfológicas e funcionais de cavalos, obteve-se 6 componentes principais que conseguiram explicar 78,57% da variabilidade dos dados.

Muitas pesquisas têm apontado que o algoritmo EM - ACP é um dos melhores na imputação de dados faltantes. E muitas comparações têm sido feitas para averiguar a acurácia do método e este se destaca se comparado com os métodos de imputação tradicional como: a imputação pela média aritmética, mediana, regressão linear simples e múltipla, ponderação regional e imputação múltipla (Bleidorn et al., 2022; Glanz; Carvalho, 2018).

Pesquisadores dos EUA e Taiwan recomendam o uso do algoritmo EM - ACP na imputação de séries temporais (Chen et al., 2020). Numa pesquisa de predição de massa (kg) de crianças em idade escolar fez-se uma comparação do método EM – ACP com método de imputação múltipla (IM), onde o IM apresentou uma ligeira acurácia no desempenho que o algoritmo. Em outra pesquisa de derivação de perfis bioquímicos e padrões alimentares e foi considerada uma técnica eficaz (Avtar et al., 2019; Malan et al., 2020). Num estudo que consistiu em avaliar os métodos de imputação de dados faltantes, conduzidos por Strauss et al., (2003), o método EM – ACP apresentou padrões de comportamento consistentes e semelhantes para diferentes combinações de caracteres, bem como ampla gama de dados faltantes.

Na imputação de 10% de dados faltantes de um banco de dados, o método EM – ACP apresentou melhor resultado se comparado com a Rede neural MLP com o método de estimativas de máxima verossimilhança (Ribeiro, 2015).

1.4 CONCLUSÃO

Na presença de dados faltantes nos bancos de dados meteorológicos recorre-se a utilização de imputação e nesta pesquisa é proposta a utilização do método EM – ACP que imputa os dados através do método de máxima verossimilhança e faz combinações lineares (componentes principais). Foi aplicado o EM – ACP onde identificou-se 5 componentes principais para a situação de entrada variáveis vs estações, 10 componentes principais na situação dias vs estações e 9 componentes para a situação estações vs dias.

A partir dos gráficos obtidos da imputação dos dados é possível observar os padrões dos valores imputados e dos dados originais ao longo do tempo, onde, os valores imputados a partir da base original de dados no formato Cidades vs Variáveis, são os que mais diferem do padrão como um todo, enquanto os valores da Base 3 no formato Cidades vs Dias são os que mostram o melhor desempenho entre as demais bases. O algoritmo EM - ACP é um procedimento de imputação de dados faltantes em bancos de dados de grandes volumes, o qual promove a redução de perdas de observações e aperfeiçoa o poder estatístico.

REFERÊNCIAS

AVTAR, S. S. et al. Comparison between EM Algorithm and Multiple Imputation on Predicting Children's Weight at School Entry. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1366, n. 1, p. 012124, 1 Nov. 2019.

BALASUBRAMANIAN, P.; PRAHARAJ, P. T. Principal component analysis revealed the key influencing factors of kombucha bacterial cellulose yield and productivity. **Bioresource Technology Reports**, v. 23, n. July, p. 101539, set. 2023.

BLEIDORN, M. T. et al. Methodological approaches for imputing missing data into monthly flows series. **Ambiente e Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science**, v. 17, n. 2, p. 1–27, 5 abr. 2022.

CHEN, L.-T. et al. Dealing with missing data by EM in single-case studies. **Behavior Research Methods**, v. 52, n. 1, p. 131–150, 25 fev. 2020.

DEMPSTER, A. P. Laird, N. M. Rubin, D. B. Maximum Likelihood from Incomplete Data Via the EM Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, v.39, p.1-22, 1977.

GLANZ, H.; CARVALHO, L. An expectation–maximization algorithm for the matrix normal distribution with an application in remote sensing. **Journal of Multivariate Analysis**, v. 167, p. 31–48, 2018.

GREENEWALD, K.; HERO, A. O. Robust Kronecker Product PCA for Spatio-Temporal Covariance Estimation. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 63, n. 23, p. 6368–6378, 2015.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis.:** **Pearson Prentice Hall**. [s.l: s.n.]. v. 2022

JOLLIFFE, I. T.; CADIMA, J. Principal component analysis: a review and recent developments. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 374, n. 2065, p. 20150202, 13 abr. 2016.

JONES, R. L.; KHARB, A.; TUBEUF, S. The untold story of missing data in disaster research: a systematic review of the empirical literature utilizing the Emergency Events Database (EM-DAT). **Environmental Research Letters**, v. 18, n. 10, p. 103006, 1 out. 2023.

JOSSE, J.; HUSSON, F. Selecting the number of components in principal component analysis using cross-validation approximations. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 56, n. 6, p. 1869–1879, 2012.

JOSSE, J.; HUSSON, F. missMDA: A Package for Handling Missing Values in Multivariate Data Analysis. **Journal of Statistical Software**, v. 70, n. 1, 2016.

JÚNIOR, C. R.; ALMEIDA, I. R. DE; SIMON, J. Zoneamento Agrícola de Risco Climático (ZARC) da cultura da batata no Brasil. 2022.

KAMBACH, S. et al. Consequences of multiple imputation of missing standard

deviations and sample sizes in meta-analysis. **Ecology and Evolution**, v. 10, n. 20, p. 11699–11712, 7 out. 2020.

MALAN, L. et al. Missing data imputation via the expectation-maximization algorithm can improve principal component analysis aimed at deriving biomarker profiles and dietary patterns. **Nutrition Research**, v. 75, p. 67–76, mar. 2020.

MEIRA, C. T.; PEREIRA, I. G.; FARAH, M. M.; PIRES, A. V.; GARCIA, D. A.; CRUZ, V. A. R. Seleção de características morfofuncionais de cavalos da raça Manga larga Marchador por meio da análise de componentes principais, **Arquivo Brasileiro de Medicina Veterinária e Zootecnia**, 65, 1843–1848. 2013.

MIGENDA, N.; MÖLLER, R.; SCHENCK, W. Adaptive local Principal Component Analysis improves the clustering of high-dimensional data. **Pattern Recognition**, v. 146, n. October 2023, p. 110030, fev. 2024.

MINGOTI, S. A. Análises de dados através de métodos de estatística multivariada: uma abordagem aplicada. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2005.

PAIVA, A.L.C.; TEIXEIRA, R.B.; YAMAKI, M.; MENEZES, G.R.O.; Leite, C. D.S.; TORRES, R.A. Análise de componentes principais em características de produção de aves de postura, **Revista Brasileira de Zootecnia**, 39, 285– 288.2010.

PEÑA-ANGULO, D. et al. Spatial variability of the relationships of runoff and sediment yield with weather types throughout the Mediterranean basin. **Journal of Hydrology**, v. 571, n. February, p. 390–405, abr. 2019.

PODANI, J.; SCHMERA, D. Generalizing resemblance coefficients to accommodate incomplete data. **Ecological Informatics**, v. 66, p. 101473, Dez. 2021.

SALIH HASAN, B. M.; ABDULAZEEZ, A. M. A Review of Principal Component Analysis Algorithm for Dimensionality Reduction. **Journal of Soft Computing and Data Mining**, v. 02, n. 01, p. 20–30, 15 abr. 2021.

SANTOS, H. G. DOS et al. Machine learning para análises preditivas em saúde: exemplo de aplicação para prever óbito em idosos de São Paulo, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 35, n. 7, 2019.

SOUZA, V. C. DE. Aplicação de Análise de Componentes Principais na Imputação de Valores Ausentes em Dados Agrometeorológicos em Alta Dimensão. p. 31–41, 2023.

Strauss, R. V., Atanassov, M. N., De Oliveira, J. A. Evaluation Of The Principal-Component And Expectation maximization Methods For Estimating Missing Data In Morphometric Studies. **Journal Of Vertebrate Paleontology**, 23(2):284-296. 2003.

TIERNEY, N.; COOK, D. Expanding Tidy Data Principles to Facilitate Missing Data Exploration, Visualization and Assessment of Imputations. **Journal of Statistical Software**, v. 105, n. 7, p. 1–31, 2023.

TORMA, R. F. Análise De Componentes Principais Para O Estudo Das Concentrações

De Poluentes Oriundas De Estimativas De Emissões De Queimadas Na Mesorregião Sudestes De Mt. XIII ENGEMA. **Anais...**RONDONOPOLIS: XXIII ENGEMA, 2021.

YOZGATLIGIL, C. et al. Comparison of missing value imputation methods in time series: the case of Turkish meteorological data. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 112, n. 1–2, p. 143–167, 22 abr. 2013.

CAPÍTULO 2

ANÁLISE DE CONFORTO TÉRMICO PARA ANIMAIS DE PRODUÇÃO EM MOÇAMBIQUE, UTILIZANDO A ENTALPIA ESPECÍFICA COMO ÍNDICE BIOMETEOROLÓGICO

RESUMO

Esta pesquisa consistiu em analisar o conforto térmico para animais de produção em Moçambique através da Entalpia Específica (kJ/kg de ar seco) como índice de conforto térmico para animais de produção (bovinos, caprinos, suínos e aves). Para o cálculo da grandeza psicrométrica Entalpia Específica foram utilizados dados meteorológicos referentes às médias de Temperatura do ar e umidade relativa do ar, obtidas por meio do Instituto Nacional de Meteorologia em Moçambique (INAM) para o período de 2016 a 2020. Em todas as cidades, os ambientes térmicos foram desfavoráveis para a produção de bovinos no verão e favoráveis no inverno. Os valores mais altos de Entalpia Específica observados que ultrapassam a faixa de conforto térmico para a bovinocultura foram observados nas cidades de Quelimane (91,6 kJ/kg de ar seco), Tete (89,2 kJ/kg de ar seco), Maputo (85,9 kJ/kg de ar seco), Beira (80,4 kJ/kg de ar seco) e Pemba (80 kJ/kg de ar seco) nos meses de dezembro a março. Para a produção de caprinos, suínos e aves, observou-se uma aptidão climática favorável, exceto alguns meses do verão nas cidades de Tete (89,2 kJ/kg de ar seco), Quelimane (91,6 kJ/kg de ar seco) e Maputo (85,9 kJ/kg de ar seco) os caprinos as condições climáticas foram desfavoráveis.

Palavras-chaves: aptidão climática; bem-estar animal; termorregulação; estresse térmico.

ABSTRACT

This research consisted of analyzing thermal comfort for farm animals using Specific Enthalpy (kJ/kg of dry air) as an index of thermal comfort for farm animals (cattle, goats, pigs, and poultry). To calculate the psychrometric quantity Specific Enthalpy, we used meteorological data on average air temperature and relative humidity, obtained from the National Institute of Meteorology for the period from 2016 to 2020. It was observed throughout the period that the cities with the highest humidity were those located on the coast. The month with the lowest temperature was January 2018 in the city of Lichinga and December 2019 had the highest temperature in the city of Quelimane. In all cities, the thermal environments were unfavorable for cattle production in the summer and favorable in the winter. The highest Specific Enthalpy values observed that exceed the thermal comfort range for cattle farming were observed in the cities of Quelimane (91.6/62.3 kJ/kg of dry air), Tete (89.2/60.3 kJ/kg of dry air), Maputo (85.9/62.7 kJ/kg of dry air), Beira (80.4/62.9 kJ/kg of dry air) and Pemba (80/62.8 kJ/kg of dry air) from December to March. For goat, pig and poultry production, there was favorable climatic aptitude, except for some summer months in the cities of Tete (89.2/79.6 kJ/kg dry air), Quelimane (91.6/83.4 kJ/kg dry air) and Maputo (85.9/83.1 kJ/kg dry air). Birds were able to adapt to the greater variability in temperature and humidity, without resorting to the use of thermoregulation mechanisms, i.e., they were more resistant to climatic variations, maintaining their state of homeothermy in all the cities, followed by pigs.

Keywords: climatic suitability; animal welfare; thermoregulation; heat stress.

2.1 INTRODUÇÃO

A busca pela segurança alimentar acirrou o mundo na maximização dos sistemas de produção, para atender à demanda global (Henry *et al.* 2018). O microclima das instalações exerce efeito sobre os animais e pode causar redução na produtividade, no desempenho reprodutivo, saúde e bem-estar, redução da qualidade da carne, dos ovos e leite, bem como prejuízos econômicos.

A produção pecuária em regiões tropicais é baseada principalmente em pastagens, que é uma atividade econômica crucial na maioria dos países tropicais,

como Moçambique e a variabilidade das variáveis meteorológicas desempenham um papel significativo nessa atividade (Pezzopane, 2016; Parente e Ferreira, 2018 e Romanello *et al.*, 2018).

Quando a temperatura ambiente está acima do nível adequado (fora da zona de termoneutralidade), a frequência respiratória e a temperatura retal dos animais aumentam (Silva 1999, Dong *et al.*, 2012, Robinson, 2014). Nessas situações os animais podem começar a ofegar como forma de troca de calor por convecção e evaporação (Silva, 1999). Em casos extremos, devido às altas temperaturas, essas podem levar a hipertermia e consequentemente ao óbito (Silva; Lima; Delagracia, 2020).

O estresse térmico é um dos maiores causadores de perdas no sistema produtivo devido aos esforços pelos animais para o alcance de condições de termorregulação, devido ao uso de energia para busca de conforto térmico e não de produtividade (Sarubbi *et al.*, 2012; Naas *et al.*, 2014; St-Pierre *et al.*, 2003; West, 2003; Polsky; Von Keyserlingk, 2017).

Os animais perdem calor sob a forma de calor sensível e calor latente (evaporativo). Uma vez que os animais devem depender muito da perda de calor por evaporação para equilibrar a temperatura, o nível de umidade é muito importante. Quanto maior a umidade no ar, menos eficaz é o processo de evaporação para o resfriamento corpóreo do animal, por meio da transpiração e ofegação. As formas de transferência/perda de calor são: condução, convecção, e radiação que são mecanismos de perda sensível de calor, e isto requer um gradiente de temperatura entre o animal e o seu ambiente (Loughran; Wolf, 2023; Mayorga *et al.*, 2019; Sejian *et al.*, 2018; Zhou *et al.*, 2023).

A zona de conforto térmico, também chamada de zona termoneutra, é uma faixa de temperatura ambiente na qual o animal se encontra em equilíbrio e conforto para suas manutenções fisiológicas, ou seja, em homeostase, sem a utilização de mecanismos termorreguladores. Nesta faixa de temperatura ideal, considera-se que o animal se encontra em condições perfeitas para expressar suas melhores características produtivas (Silva *et al.*, 2020).

O processo homeostático que permite a um organismo manter a estabilidade da temperatura corporal, apesar das condições externas denomina-se por termorregulação. A variabilidade do clima leva os animais a permanecerem acima ou

abaixo da faixa considerada favorável (zona de termoneutralidade) forçando os animais a se adaptarem às novas condições ambientais (Wanjala *et al.*, 2023).

Quando as temperaturas e umidades são superiores, ocorre a hipertermia, que obriga os animais a dissipar o calor, através da vasodilatação, onde os animais tendem a ter a respiração ofegante e à transpiração. E quando as temperaturas e umidades são inferiores ou quando a temperatura é baixa e umidade é alta, ocorre a hipotermia, que consiste em forçar os animais a gerar calor, pela vasoconstrição (Leite Da Silva *et al.*, 2020; Mendoza; Griffin, 2010; Nicodemo *et al.*, 2018).

Para medir o conforto térmico dos animais de produção, vários índices são utilizados, incluindo o Índice de Temperatura e Umidade - ITU (Thom, 1959), Índice de Temperatura de Globo Negro e Umidade - ITGU (Buffington *et al.*, 1981), Carga de Térmica Radiante (Bond; Kelly, 1955) e Entalpia Específica do Ar (Rodrigues *et al.*, 2011).

Abreu *et al.*, (2011) recomenda a utilização do ITU para animais confinados, porquanto ele não recorre a utilização da radiação solar para a sua determinação. Para sistemas semiextensivos e extensivos, recomenda-se a utilização de ITGU e CTR, porém, poucas estações meteorológicas convencionais mensuram a temperatura do globo negro e a radiação solar, portanto, a utilização da Entalpia específica (h) como índice biometeorológico é mais benéfico, além da utilização de variáveis mensuráveis em qualquer estação meteorológica, esta combina temperatura, umidade relativa, pressão atmosférica e altitude (Paulo, 2009; Rodrigues *et al.*, 2011).

Para cada animal de produção (bovinos de corte, aves, suínos e caprinos) existem faixas de conforto térmico, isto é, baseado em variáveis climáticas definiu-se temperatura mínima e máxima, umidade relativa mínima e máxima (Vide a Tabela 13)

Moçambique localiza-se no sul do continente africano, sendo caracterizado por clima tropical úmido na região norte e centro, tropical de altitude na província de Manica e na região sul é caracterizada por clima subtropical e seco (MAVUME *et al.*, 2021). Moçambique enfrenta consequências desproporcionais de mudanças climáticas, com fortes ocorrências de ciclones tropicais, precipitações e inundações com ênfase na região central, secas extremas na região sul, altas temperaturas e registro de ondas de calor. Essas são algumas das mudanças observáveis, afetando a vida humana, agricultura, segurança alimentar, infraestruturas, recursos hídricos e a economia.

As temperaturas médias do ar em Moçambique variam entre 25 °C e 27 °C no verão e 20 °C e 23 °C no inverno, em que a precipitação média anual é cerca de 800 mm e diminui até cerca de 300 mm. A produção pecuária em Moçambique é caracterizada por sistemas de produção extensiva (pastagem tradicional), semiextensiva (pastagem e suplementos minerais) e intensiva (ração e suplementos), sendo que os principais sistemas de produção de bovinos, caprinos e suínos são sistemas extensivos e semiextensivos, para a avicultura predomina o sistema intensivo.

Considerando, portanto, a importância de se analisar as condições de estresse térmico, especificamente sobre a demanda do país de Moçambique e a verificação das condições de ambiência dos animais de produção deste país, a presente pesquisa tem como objetivo quantificar as condições de conforto térmico animal, utilizando a grandeza física Entalpia específica (kJ/kg de ar seco) (Equação 2) como índice biometeorológico para dez cidades de Moçambique, no intuito de verificar desafios e potencialidades do país em termos de produção animal.

2.2 MATERIAL E MÉTODOS

O estudo foi conduzido no Departamento de Bioprocessos e Biotecnologia da Faculdade de Ciências Agrônômicas (FCA) da Universidade Estadual Paulista em Botucatu, a partir de dados meteorológicos diários de Moçambique. Os dados foram coletados em Estações Meteorológicas do INAM em todas as províncias, registrados entre 2016 a 2020, cujas variáveis foram Temperatura máxima, Temperatura mínima, Temperatura média, Umidade relativa do ar na partição de médias diárias.

Moçambique está localizado ao longo da costa sudeste do continente africano, entre os paralelos 10° e 30° de latitude Sul, e entre os meridianos 30° e 40° de longitude Este, e com uma extensão territorial estimada em cerca de 799.380 km² de terra firme e com uma população de 33,7 milhões de habitantes (República de Moçambique, 2018). As cidades objetos desta pesquisa são Pemba, Lichinga, Nampula, Quelimane, Tete, Beira, Chimoio, Inhambane, Xai-Xai e Maputo (Tabela 12). O fuso horário padrão, em coordenadas UTC/GMT, é de +2 horas.

O clima de Moçambique é tropical, em geral caracterizado por duas estações bem distintas: frio e seco, nos meses de maio a setembro, úmido e quente nos meses de outubro a abril. A maior quantidade de chuvas registra-se nas regiões centro e

norte do país, nas províncias de Manica, Sofala, Zambézia, Tete, Nampula, Niassa e Cabo Delgado com valores entre 800 e 1.200 mm por ano. O Sul do país (Inhambane, Gaza e Maputo) normalmente apresenta um clima seco no continente e úmido no litoral, tendo uma precipitação anual em torno de 800 mm e diminui até 300 mm. As temperaturas médias do ar, em geral, variam de 25 °C a 27 °C no Verão e 20 °C à 23 °C no inverno.

Constam da Tabela 1 informações referentes as cidades (estações meteorológicas), a localização geográfica de cada cidade, a altitude e a classificação climática segundo Koppen.

Tabela 12 - Informações geográficas das Estações Meteorológicas [cidades, latitudes (°), longitude (°), altitude (m), classificação climática].

Cidade	Latitude (°)	Longitude (°)	Altitude (m)	Clima
Pemba	- 12° 58' 15" S	40° 30' 12" E	30	Aw
	- 12° 58' 40" S	40° 32' 22" E		
Nampula	- 14° 40' 12" S	38° 42' 12" E	360	Aw
	- 15° 06' 20" S	39° 42' 04" E		
Lichinga	- 12° 57' 21" S	35° 09' 26" E	1398	Csb
	- 13° 21' 05" S	35° 39' 49" S		
Quelimane	- 17° 49' 30" S	36° 53' 06" E	9	Aw
	- 17° 51' 54" S	36° 57' 18" E		
Beira	- 19° 43' 48" S	34° 42' 31" E	6	Aw
	- 19° 55' 48" S	34° 58' 20" E		
Tete	- 16° 04' 12" S	33° 29' 24" E	137	BSh
	- 16° 11' 24" S	33° 40' 12" E		
Chimoio	- 19° 04' 12" S	33° 23' 24" E	709	Cwa
	- 19° 08' 20" S	33° 31' 48" E		
Inhambane	- 23° 49' 48" S	35° 16' 12" E	8	Aw
	- 23° 54' 36" S	35° 28' 12" E		
Xai-Xai	- 25° 00' 36" S	33° 37' 48" E	9	BSh
	- 25° 06' 36" S	33° 46' 12" E		
Maputo	- 24° 15' 19" S	30° 15' 05" E	70	Aw
	- 25° 45' 01" S	34° 45' 21" E		

Fonte: Autor, 2023

Os dados foram obtidos do Instituto Nacional de Meteorologia (INAM) em Moçambique, porém apresentavam dados faltantes. E para resolver este problema recorreu-se a técnicas de análise multivariada, a análise de componentes principais

(ACP) através do algoritmo EM (*Maximum Expectation*) para a imputação dos dados faltantes no ambiente de programação R (Team, 2023).

Primeiramente identificaram-se os dados faltantes: através do pacote *naniar* do ambiente estatístico R e criou-se outras duas bases, onde a base de dados originais denominou-se Base 1, que faz a relação das estações meteorológicas no formato Cidades vs Variáveis, a base 2 faz a relação Dias vs Estações e a 3 é a transposta da base 2, faz a relação Estações vs Dias, seguidamente determinou-se os componentes principais com objetivo de diminuir a dimensionalidade dos dados que contenham toda a informação dos dados originais e finalmente imputou-se os dados.

2.2.1 Entalpia específica para análise de Conforto Térmico animal

Foram buscados na literatura valores de zona de neutralidade para bovinos, caprinos, suínos e aves, e fazer uma comparação com os dados obtidos nas Estações Meteorológicas do INAM - Moçambique. A equação para determinar a entalpia específica Equação 1, foi proposta por (Rodrigues *et al.*, 2011).

$$h = 1,006 * T + \frac{UR}{P_b} * 10^{\left(7,5 * \frac{T}{237,3+T}\right)} * (71,28 + 0,052 * T) \quad (1)$$

onde: T é a temperatura média (°C); UR - a umidade relativa do ar (%);

Nas cidades localizadas no continente, tem-se que determinar a pressão atmosférica utilizando a equação de Allen *et al.*, (1998) (Equação 2):

$$P_{B_{atm}} = 101.3 + 0.01055 * A \quad (2)$$

onde $P_{B_{atm}}$ é a pressão barométrica em kilo Pascal (kPa) e A é a altitude em metros (m).

Constam informações na Tabela 2 referentes as temperaturas máximas e mínimas, umidade máxima e mínima ideal para o conforto térmico animal, isto é, são variáveis meteorológicas em que os animais não sofrem nenhum estresse, seja por calor ou por frio. Para determinar a entalpia específica para o conforto animal, utilizou-se dos valores tabelados para estabelecer uma média, ou seja, para estabelecer a zona de termoneutralidade animal.

Tabela 2 - Referências de conforto térmico animal

Animais de Produção	Variáveis Meteorológicas			
	Tmax (° C)	Tmin (° C)	UR max (%)	UR min (%)
Suíños*	34	16	70	60
Bovinos**	26	18	70	50
Caprinos***	30	20	80	40
Aves****	35	20	80	30

Fonte: (****Abreu; Abreu, 2011; **Conceição, 2008; *Tolon *et al.*, 2010; ***Reece, 2007).

Foi determinada a faixa de conforto térmico para cada espécie de animais através da Entalpia específica (h), utilizando-se destas referências, como doravante são apresentados nos resultados.

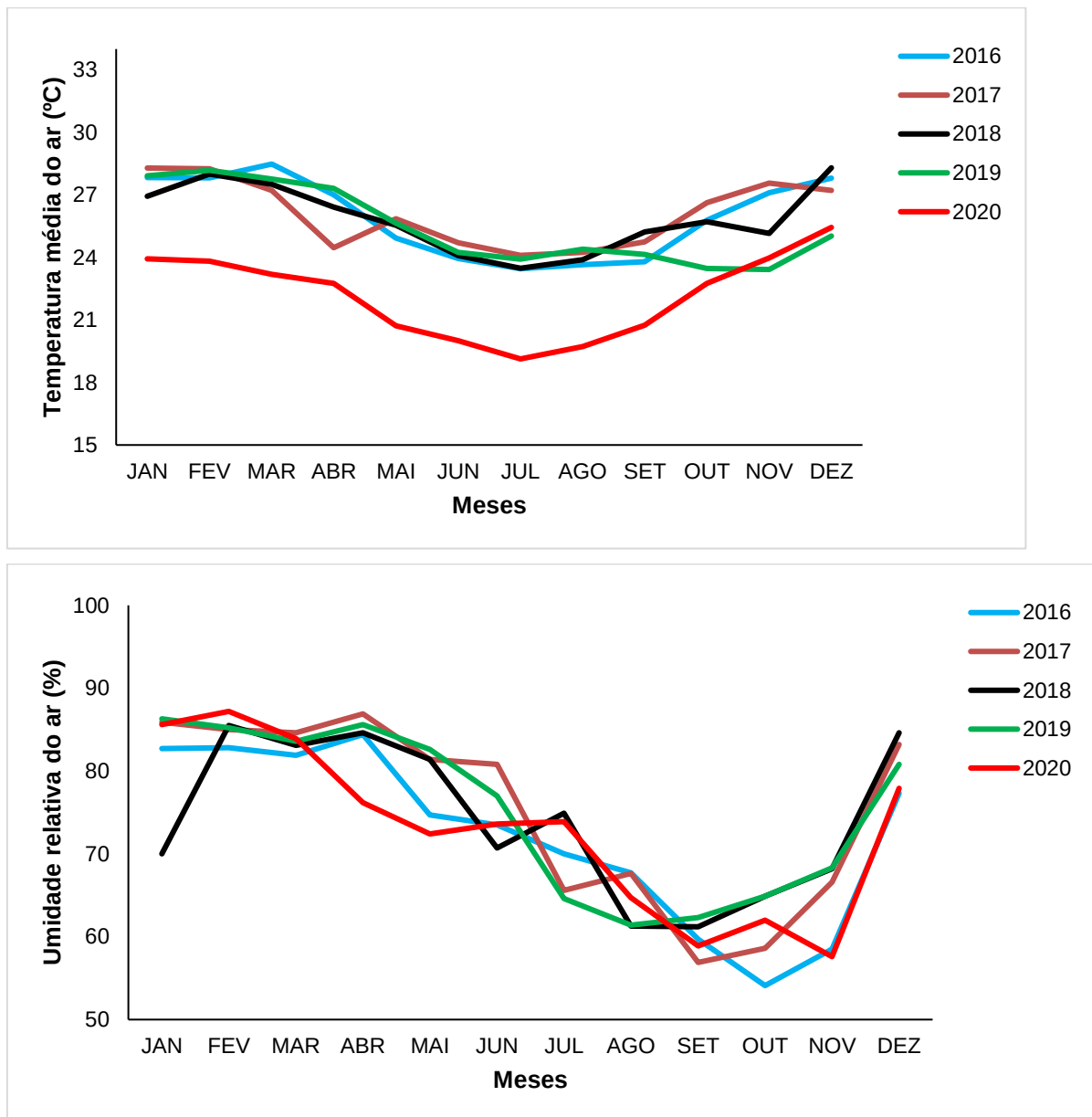
2.3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção são apresentadas informações referentes a variabilidade da Temperatura do ar e da Umidade relativa do ar para 10 cidades em Moçambique, no período entre 2016 e 2020. Também são apresentadas informações de faixas de conforto térmico animal recorrendo ao índice de Entalpia específica (h) para animais de produção. Valores de entalpia específica (kJ/kg de ar seco) são apresentadas nas figuras abaixo, onde foram predefinidas as entalpias máxima e mínima a partir da equação 2.

Construiu-se gráficos de temperatura e umidade relativa do ar para ilustrar de forma visual o padrão do comportamento destas variáveis nas dez cidades estudadas, no período 2016 a 2020.

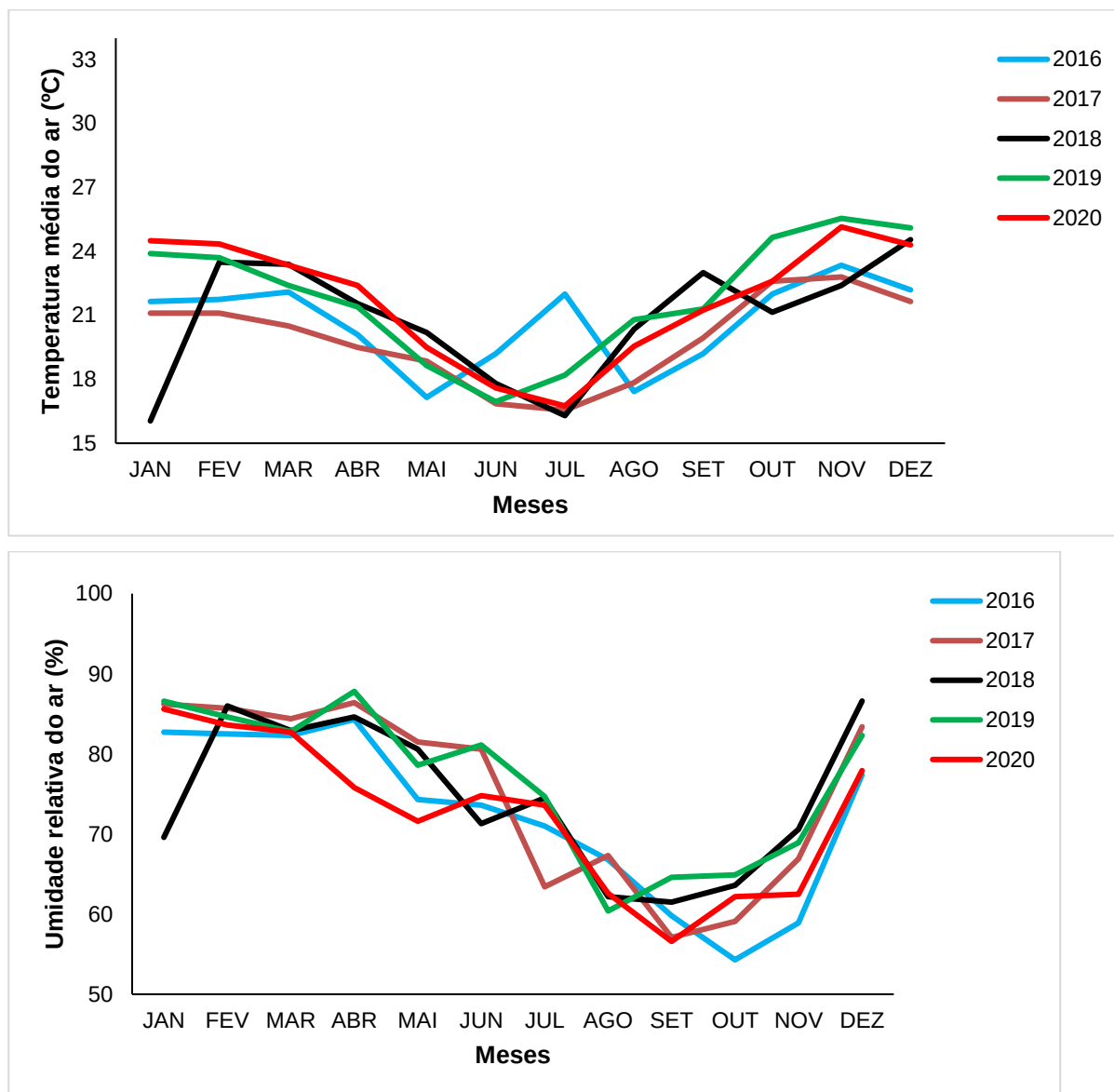
Na Figura 1 constam informações referentes à temperatura e umidade do ar na cidade de Pemba no período de 2016 a 2020.

Figura 1 - Temperatura média do ar e Umidade relativa média do ar da cidade de Pemba



Fonte: Autores, 2023

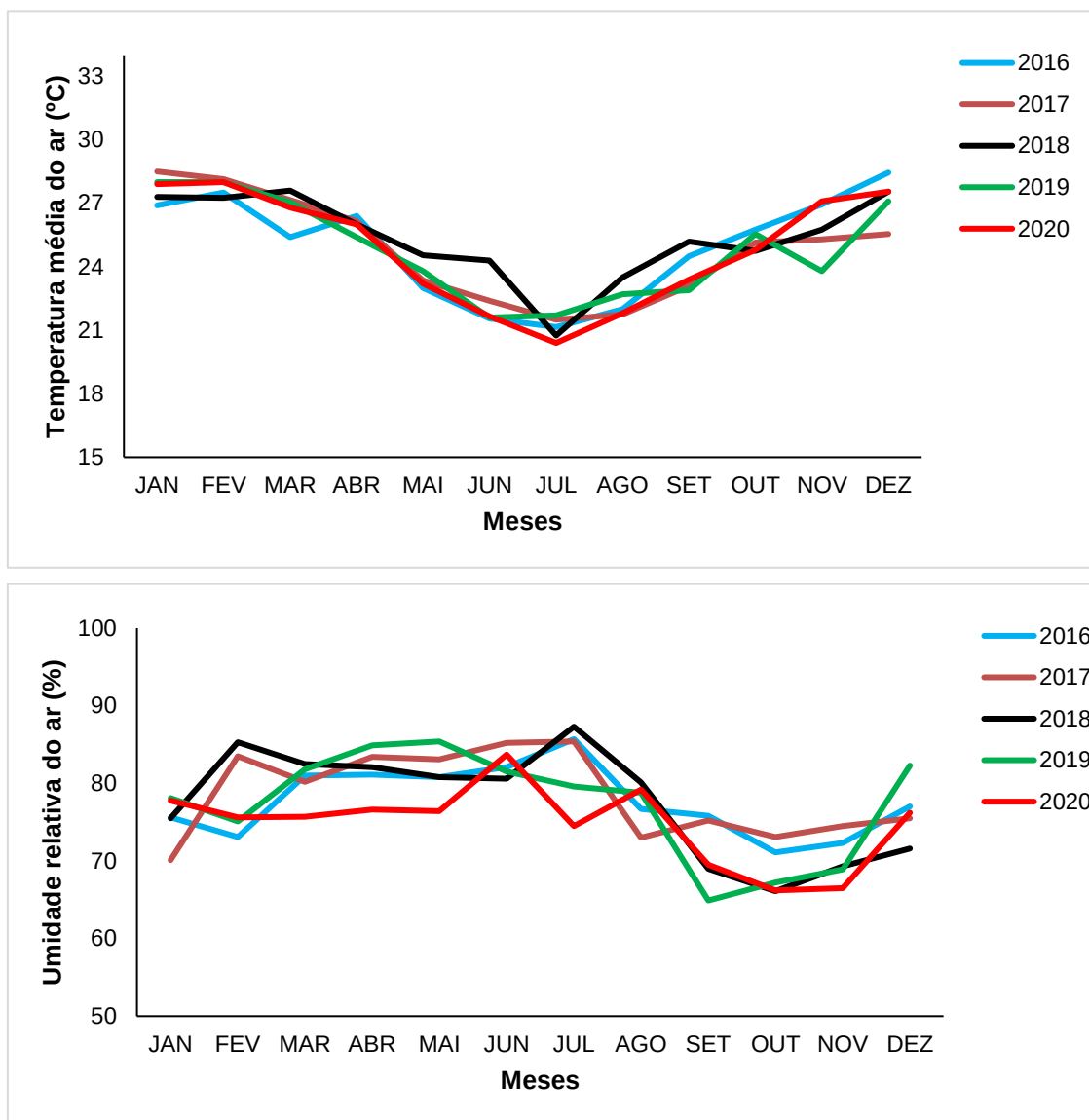
Na Figura 2 constam dados de Temperatura média do ar e a Umidade relativa do ar para a cidade de Lichinga no período 2016 a 2020.

Figura 2 - Temperaturas médias e Umidade relativa do ar na cidade de Lichinga

Fonte: Autores, 2023

Na Figura 9, constam informações de temperatura média e a Umidade relativa do ar na cidade de Nampula.

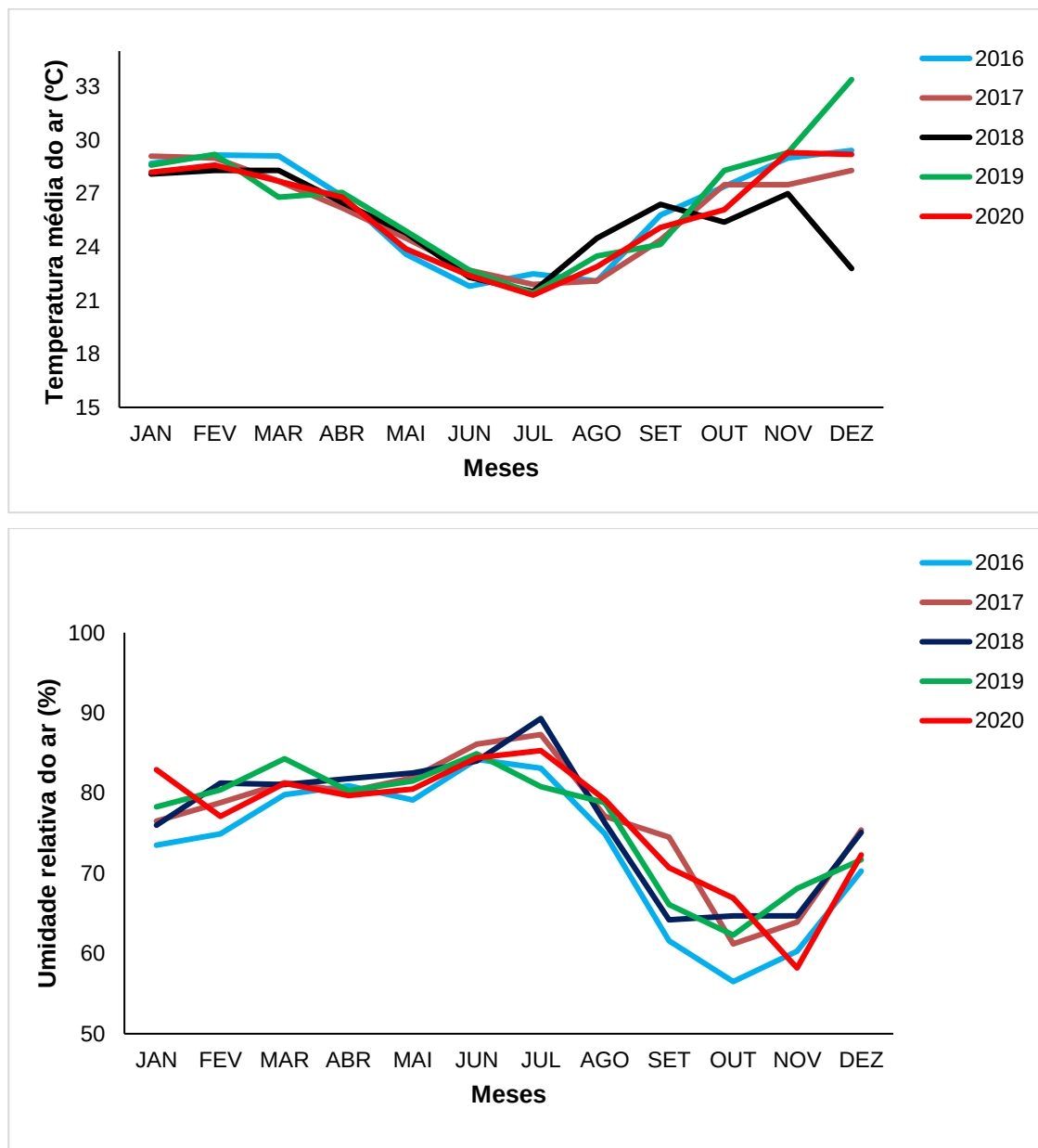
Figura 3 - Temperaturas médias do ar e Umidade relativa do ar na cidade de Nampula



Fonte: Autores, 2023

A Figura 4 apresenta informações da temperatura média do ar e a umidade relativa do ar para a cidade de Quelimane.

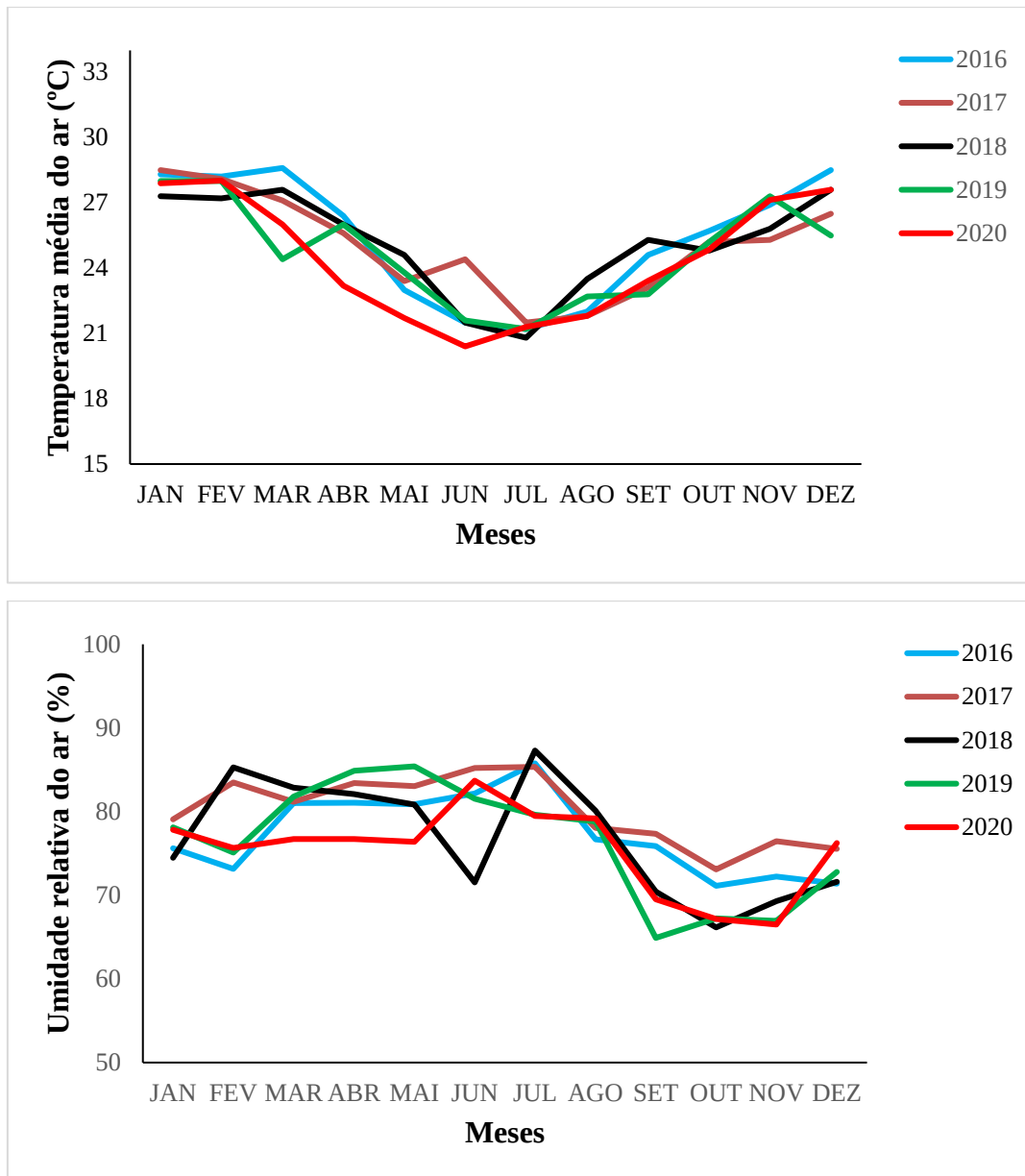
Figura 4 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na Cidade de Quelimane



Fonte: Autores, 2023

A Figura 5 apresenta informações da temperatura média do ar e a umidade relativa do ar para a cidade de Beira.

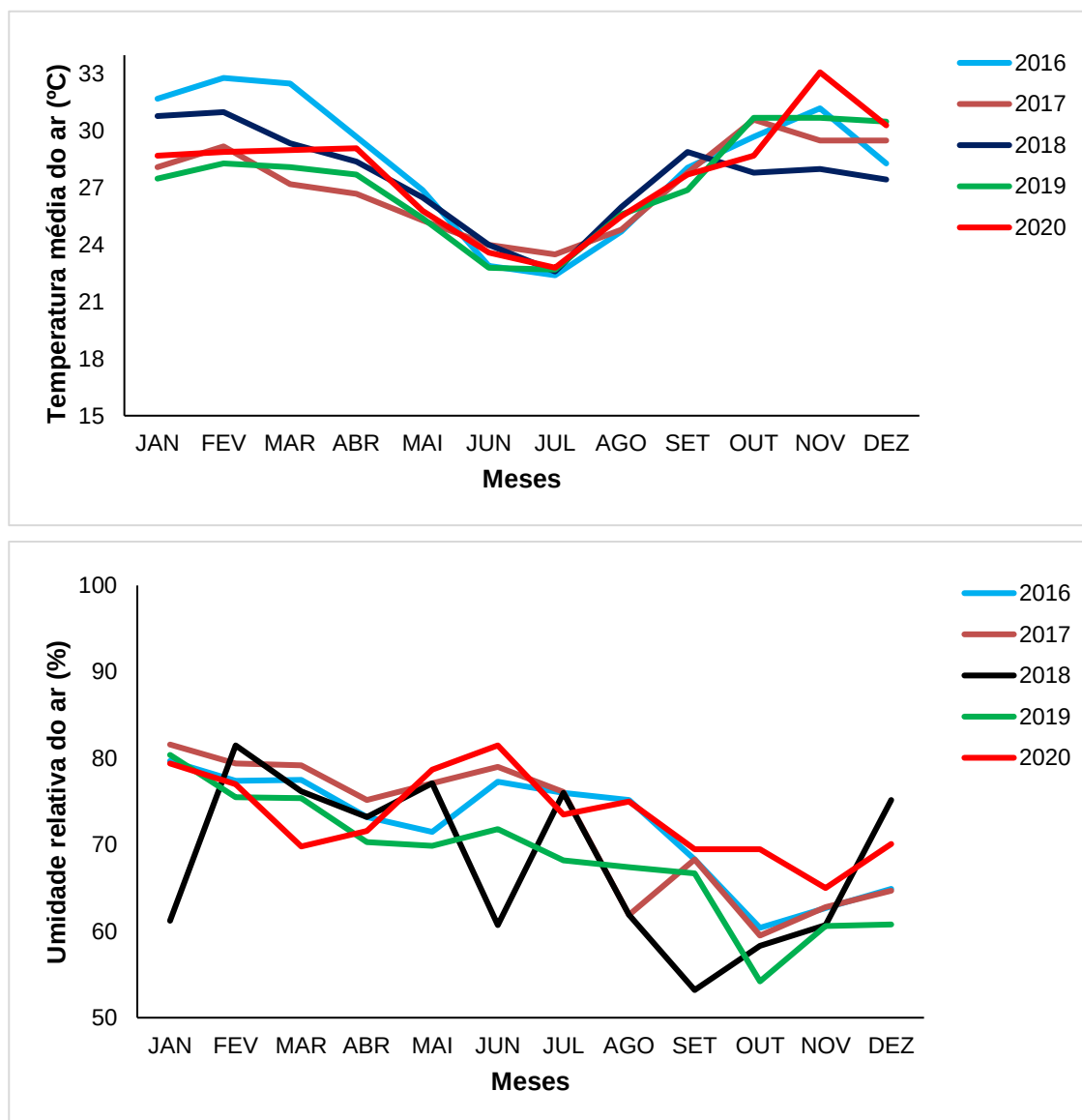
Figura 5 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na cidade da Beira



Fonte: Autores, 2023

Na Figura 6 estão contidas informações referentes a temperatura média do ar e da umidade relativa do ar na cidade de Tete.

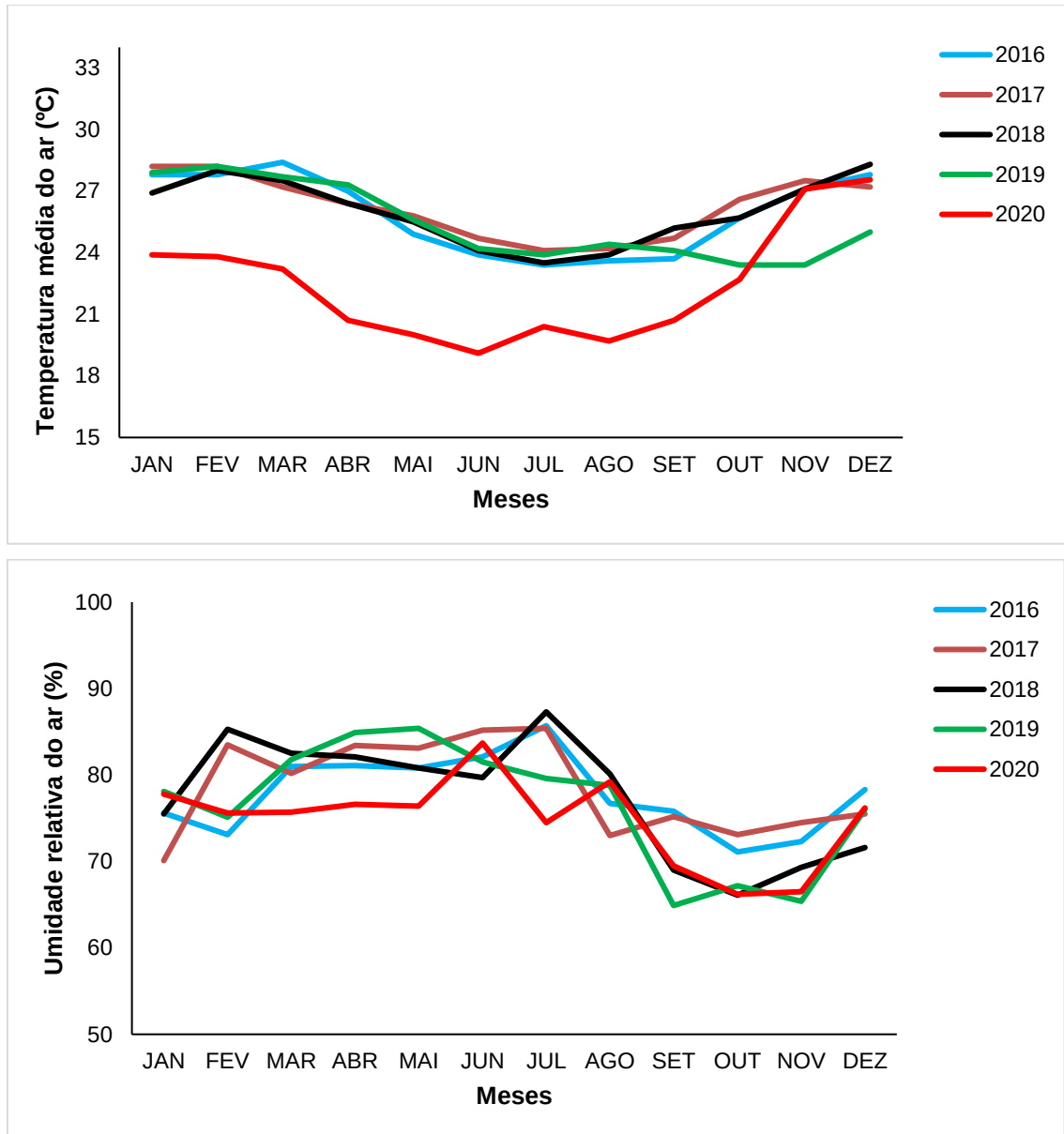
Figura 6 - Temperatura média do ar e Umidade relativa do ar na cidade de Tete



Fonte: Autores, 2023

A Figura 7 contém informações de temperatura média do ar e a umidade relativa do ar para a cidade de Chimoio no período de 2016 a 2020.

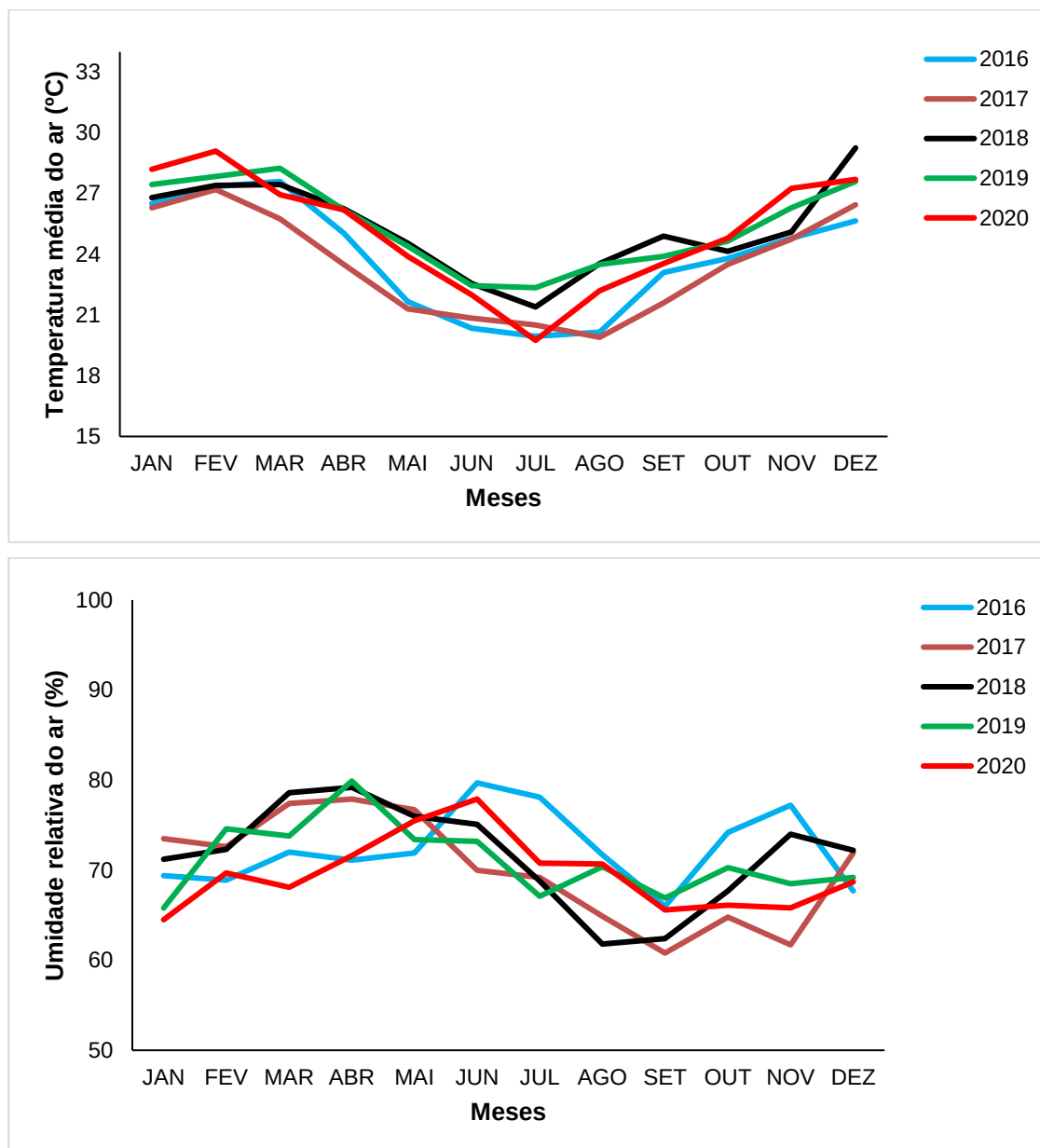
Figura 7 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na cidade de Chimoio



Fonte: Autores, 2023

Na Figura 8 estão contidas informações referentes à temperatura média do ar e a umidade relativa do ar para a cidade de Inhambane.

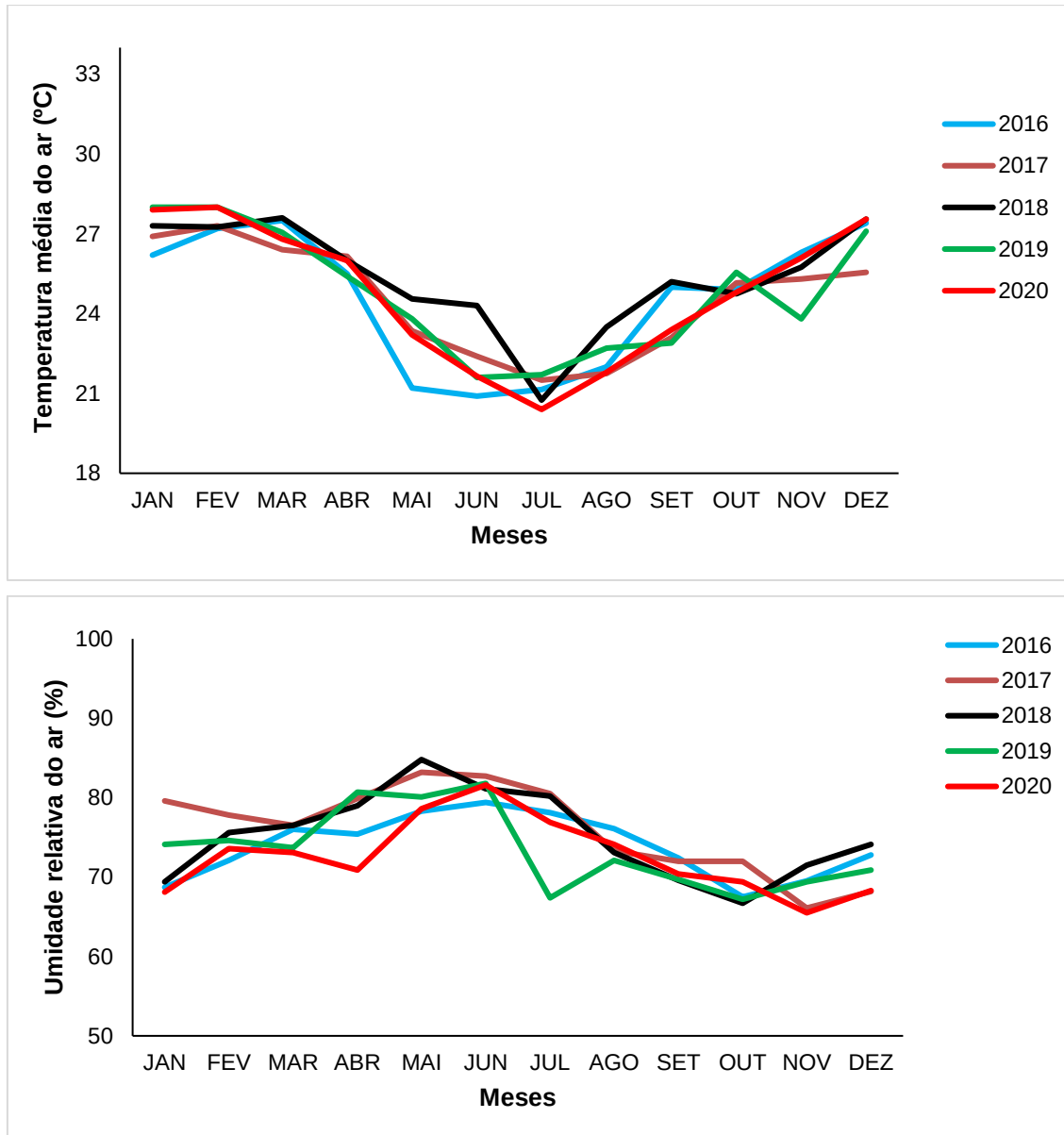
Figura 8 - Temperatura média do ar e Umidade relativa do ar na cidade de Inhambane



Fonte: Autores, 2023

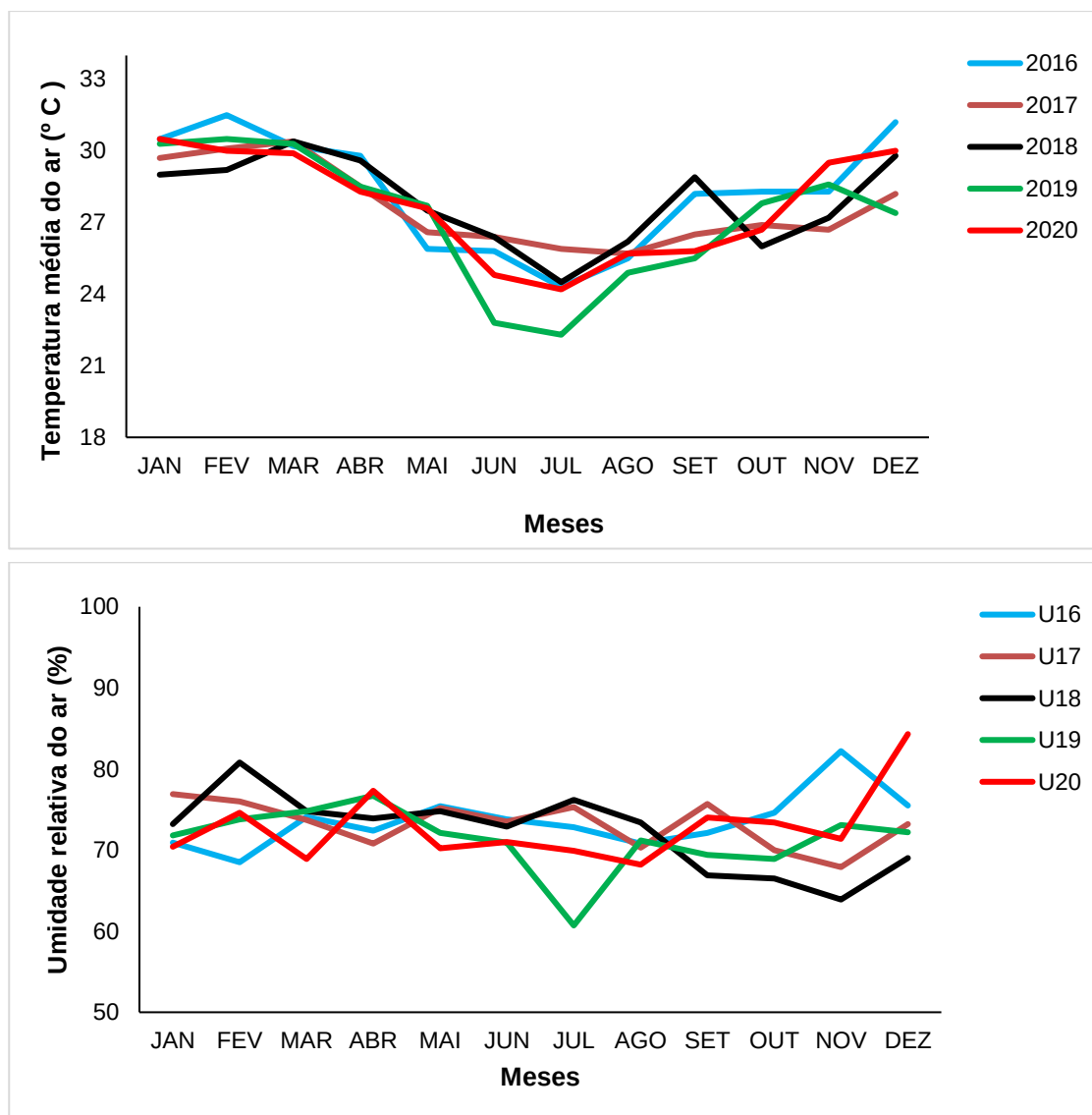
Na Figura 9 apresentam-se informações de temperatura média do ar e a umidade relativa do ar para a cidade de Xai – Xai para o período de 2016 a 2020.

Figura 9 - Temperatura média do ar e Umidade do ar na cidade de Xai – Xai



Fonte: Autores, 2023

A Figura 10 apresenta informações de temperatura média do ar e da umidade relativa do ar para a cidade de Maputo.

Figura 10 - Temperatura média e Umidade relativa do ar na Cidade de Maputo

Fonte: Autores, 2023

Observando as Figuras 1 – 10 nota-se uma tendência crescente de variabilidade de dados da temperatura e umidade ao longo do período estudado, o que pode comprometer os mecanismos termo regulatórios dos animais e assim desencadear estresse térmico por calor (hipertermia), principalmente em bovinos que possuem uma faixa de temperatura e umidade muito baixos se comparados ao que foi observado (Leão, 2016).

Ao longo dos anos estudados, houve uma tendência de queda na temperatura e na umidade relativa do ar, onde a menor temperatura média registrada foi de 16°C em julho de 2016, ocorreu na Cidade de Lichinga, a maior temperatura média registrada foi de 33,4° C ocorreu na Cidade de Quelimane no mês de dezembro de

2019. A umidade máxima registrada foi de 89,3%, tendo sido observado no mês de julho de 2018 na cidade de Quelimane e a mínima observada foi de 53,2%, que ocorreu no mês de setembro de 2018 na cidade de Tete.

Dos gráficos, em 2018 nos meses de dezembro a março observou-se uma situação atípica na temperatura do ar e da umidade relativa do ar nas cidades de Lichinga, Quelimane, Tete. O que pode ser explicado pela ocorrência de ciclone tropical Idai que assolou o país nesse período.

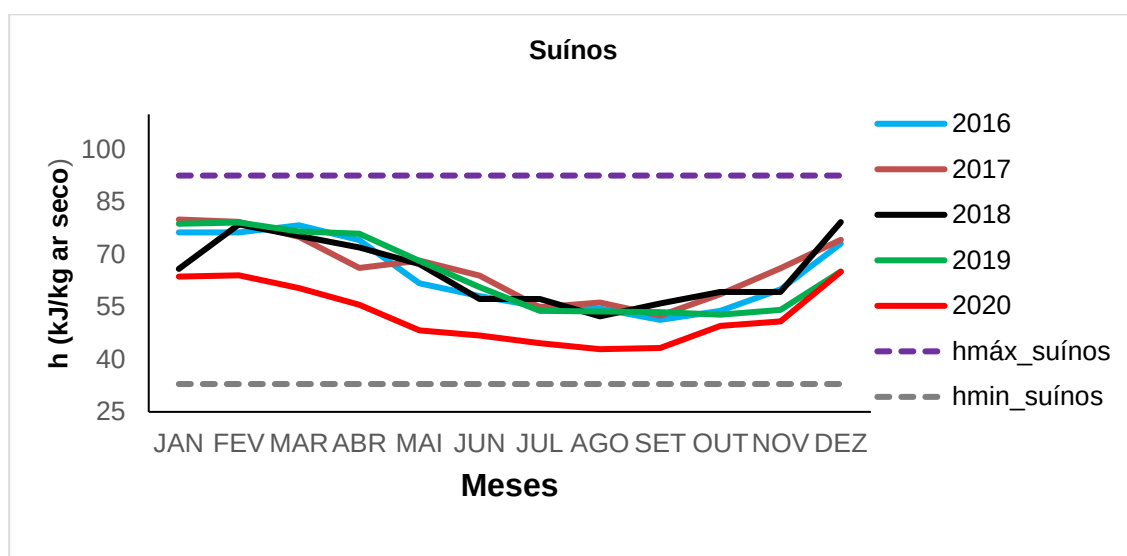
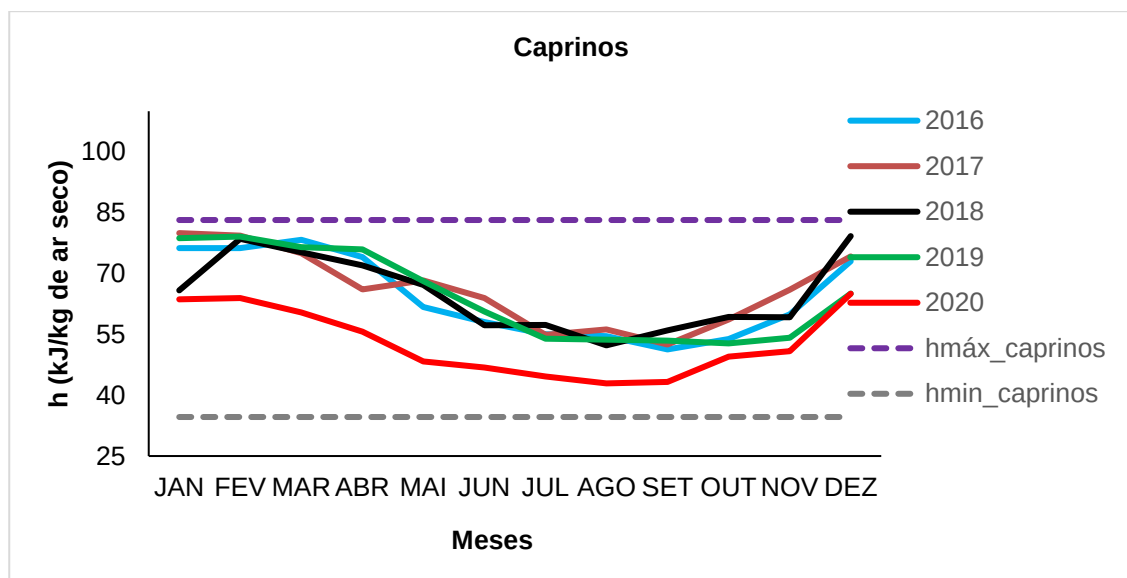
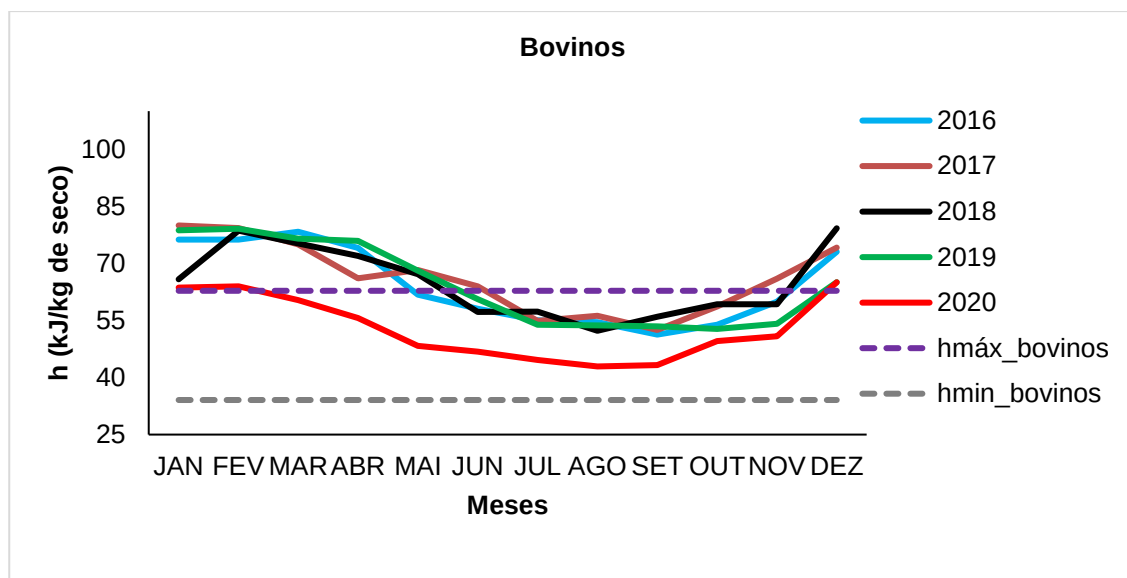
A faixa de termoneutralidade apresentada na Tabela 2, para a produção de aves, caprinos e suínos, as temperaturas observadas em todas as cidades coincidem com a literatura, porém a umidade relativa do ar esteve fora dos limites considerados favoráveis para o conforto térmico animal. para a produção de bovinos de corte, as temperaturas e umidades estiveram acima dos valores estabelecidos pela literatura, o que pode prejudicar a homeotermia destes.

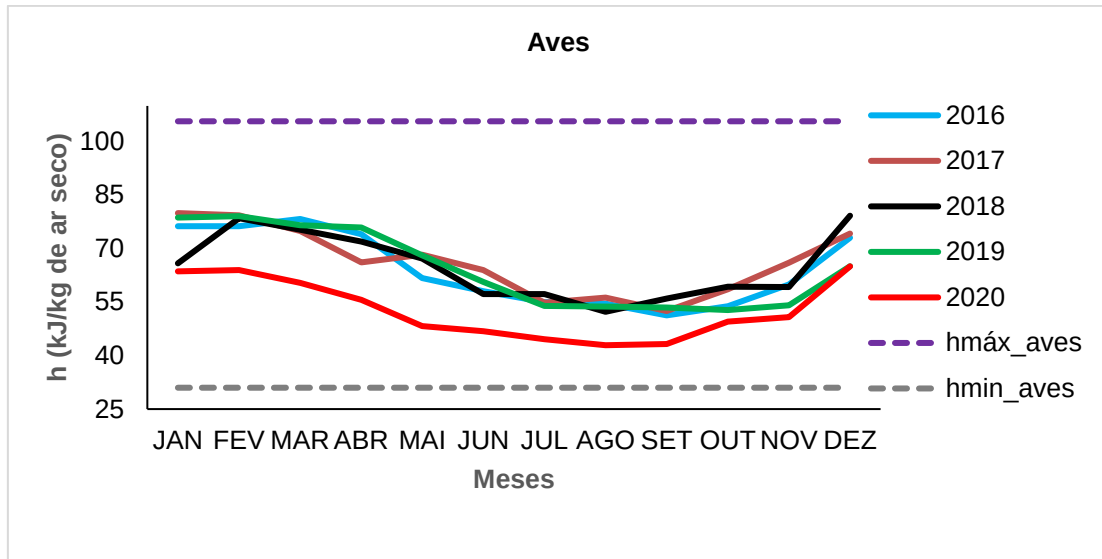
Os animais de produção tendem a responder às altas temperatura e umidade do ambiente por meio de adaptação nutricional e fisiológica para manter a homeostase acima do limite superior da zona neutra térmica, baseados nos estudos de (Tolon *et al.*, 2010).

Para aferir se a temperatura e umidade comprometeram a termorregulação dos animais, recorreremos a utilização de índices de conforto térmico e para esta pesquisa utilizou-se o índice de Entalpia Específica proposta por (Rodrigues *et al.*, 2011). As faixas de conforto térmico e o comportamento da Entalpia específica de conforto térmico foram determinados pela Equação 1.

Na Figura 11 constam informações da faixa de conforto térmico para bovinos, caprinos, suínos e aves para a cidade de Pemba. Tem-se que os valores máximos e mínimos de entalpia específica para cada espécie animal estão identificados nos gráficos pelas cores violeta e cinza.

Figura 11 - Entalpia Específica (kJ/kg de ar seco) para a cidade de Pemba



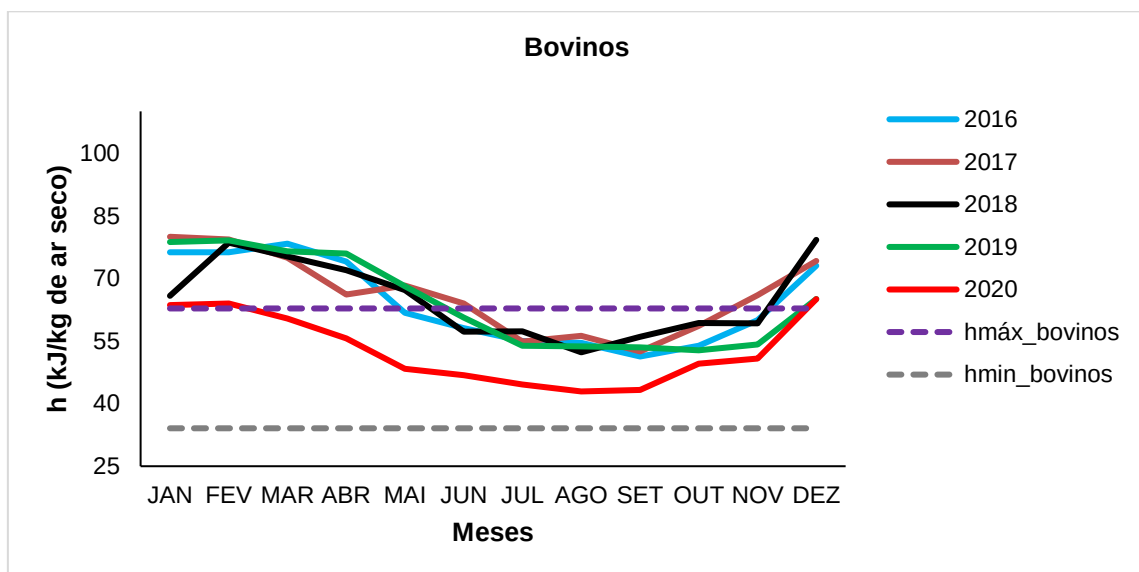


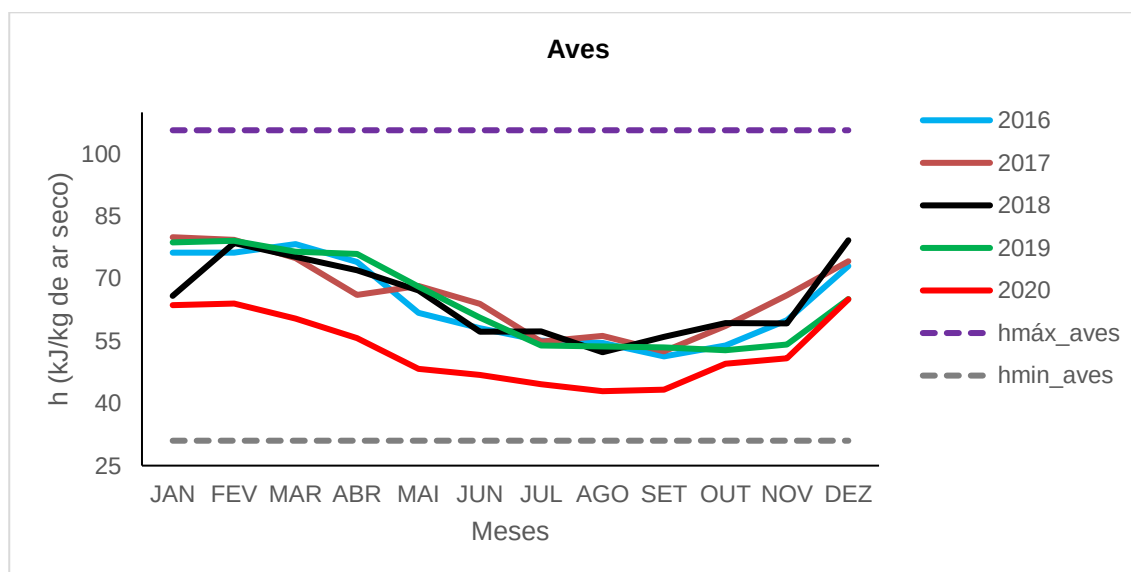
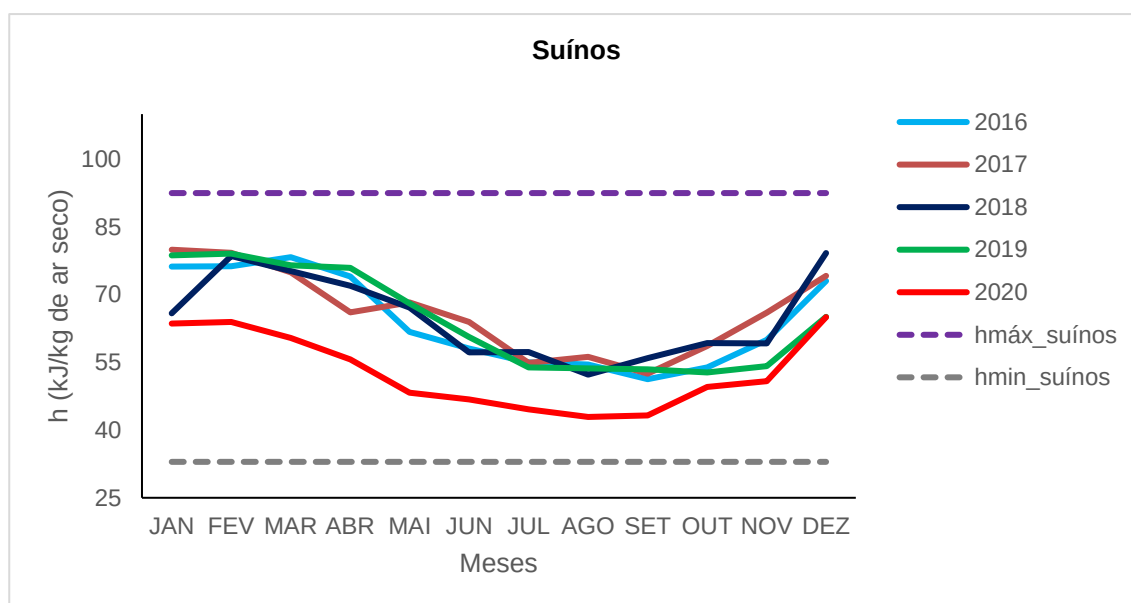
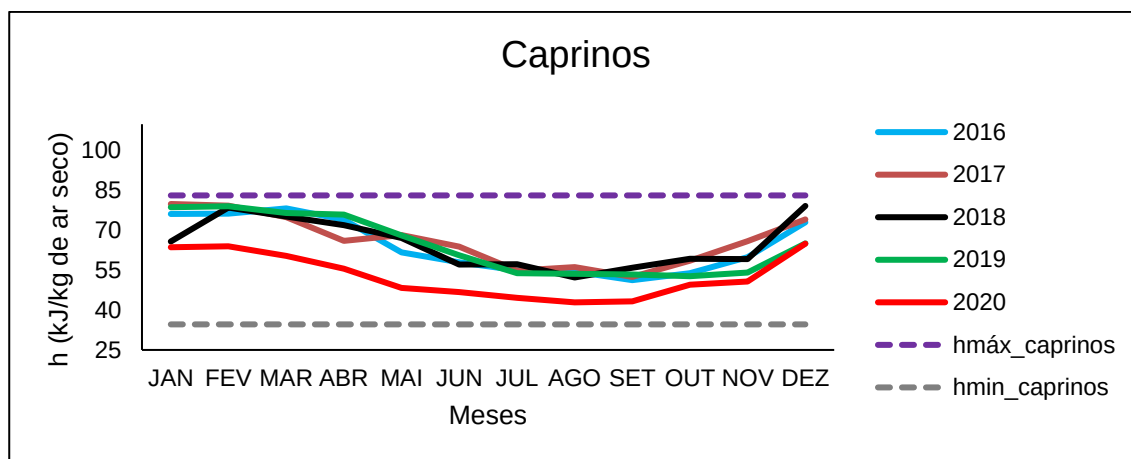
Fonte:

Autores, 2023

Na Figura 12 constam informações de entalpia de conforto térmico para a cidade de Lichinga.

Figura 7 - Entalpia de Conforto para a cidade de Lichinga

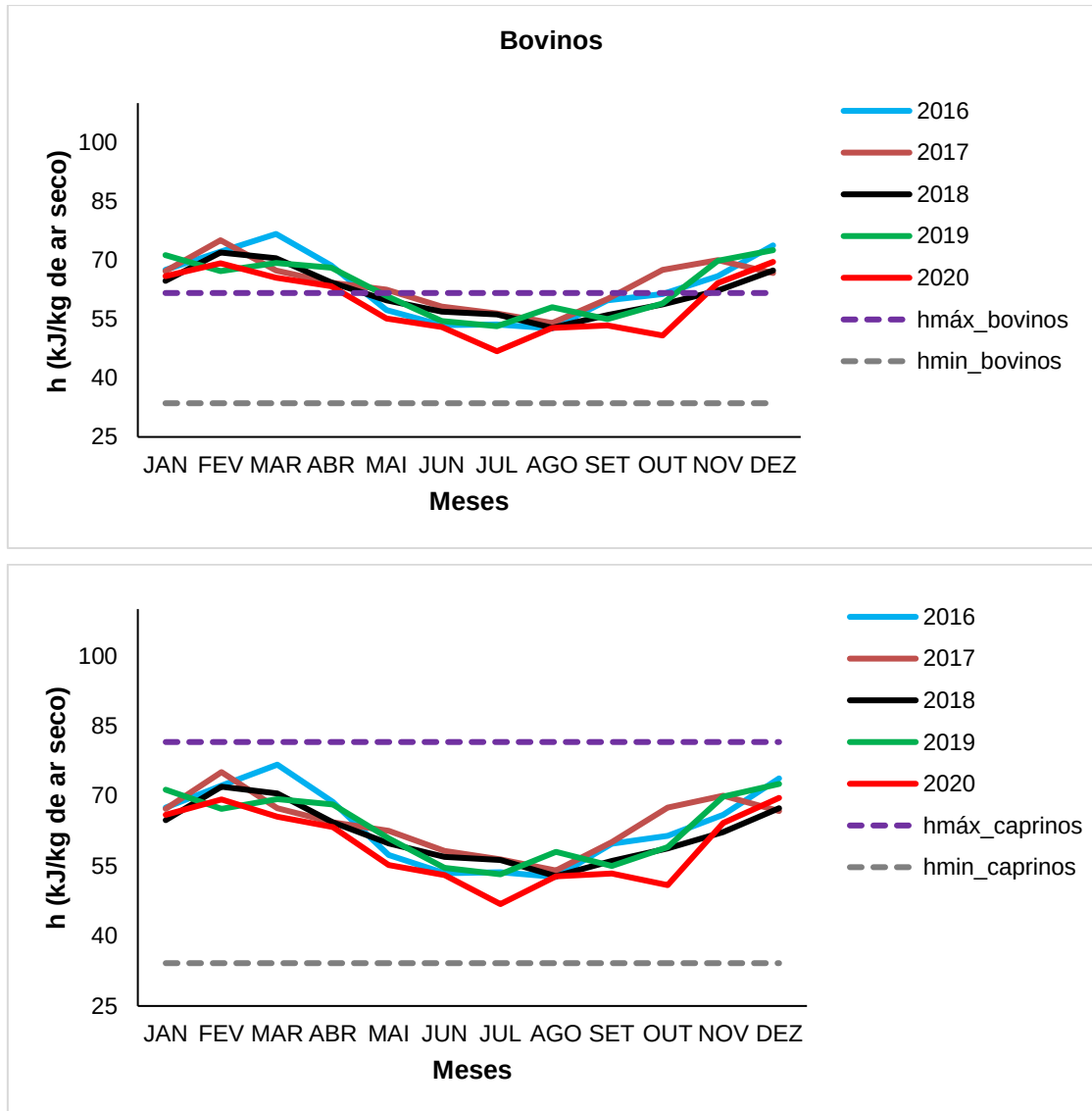


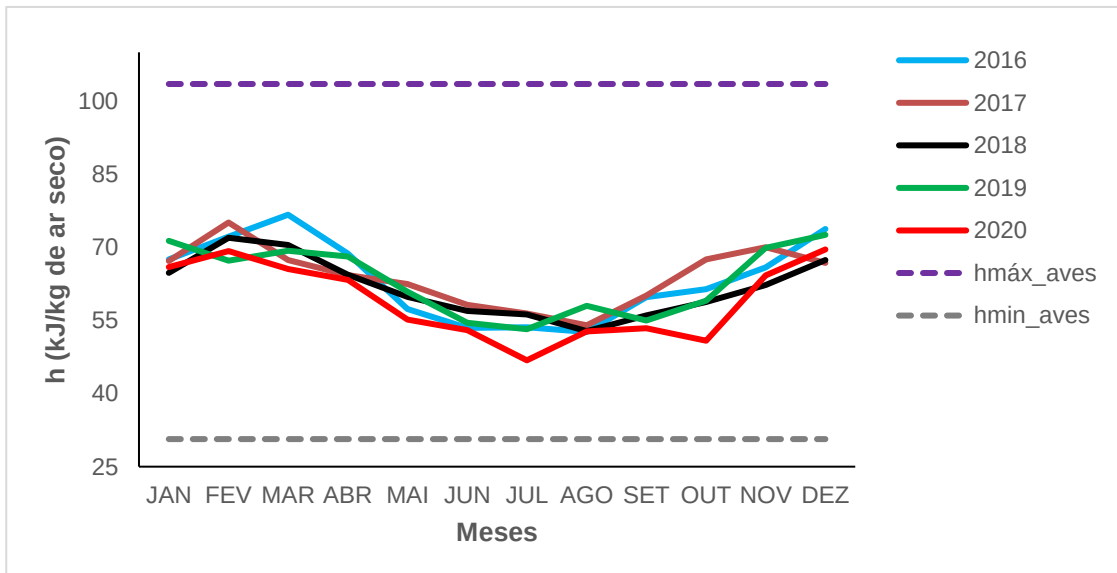
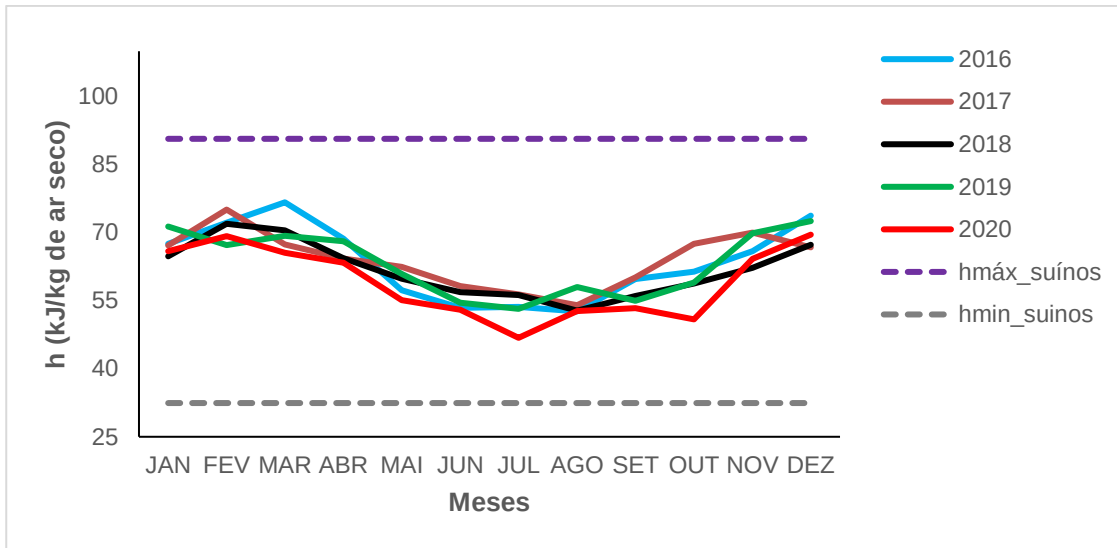


Fonte: Autores, 2023

Na Figura 13 constam informações de faixa de conforto térmico para a cidade de Nampula para os animais de produção no período de 2016 a 2020.

Figura 13 - Entalpia de Conforto para a cidade de Nampula

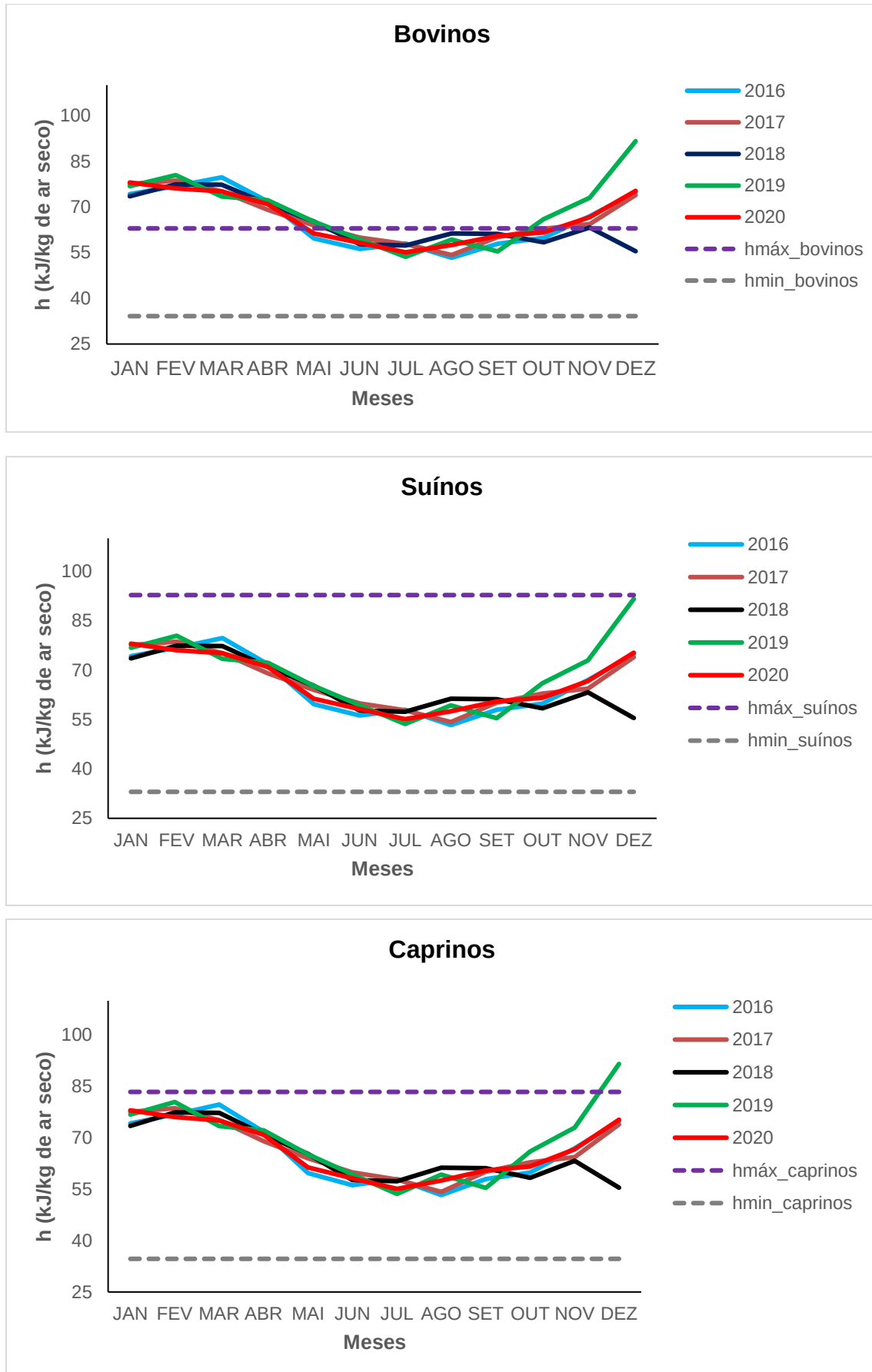


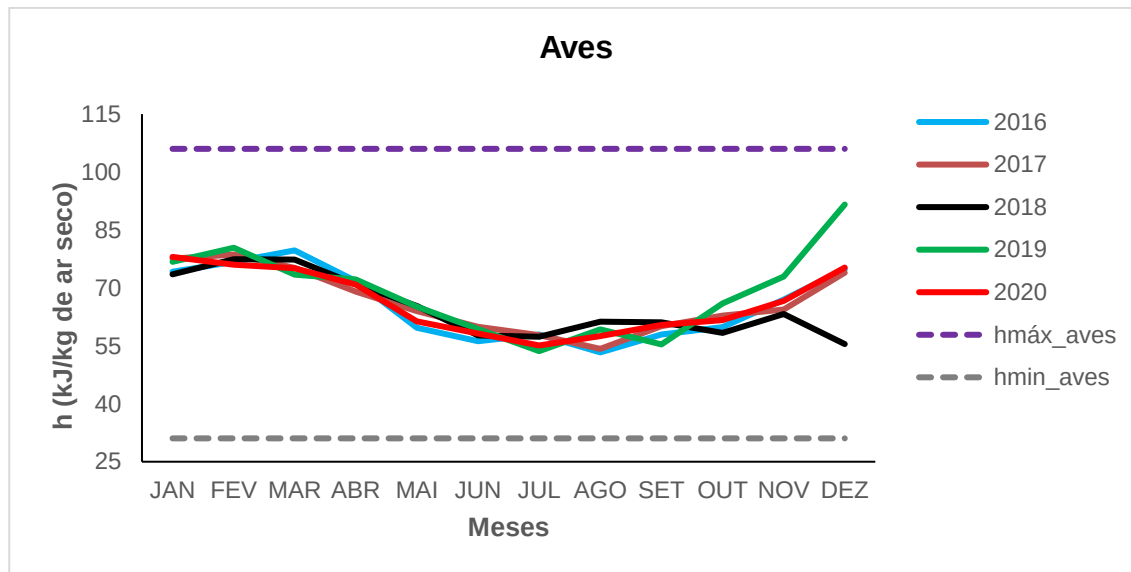


Fonte: Autores, 2023

Na Figura 14, constam informações de entalpia de conforto térmico para animais de produção na cidade de Quelimane.

Figura 14 - Entalpia de Conforto para a cidade de Quelimane

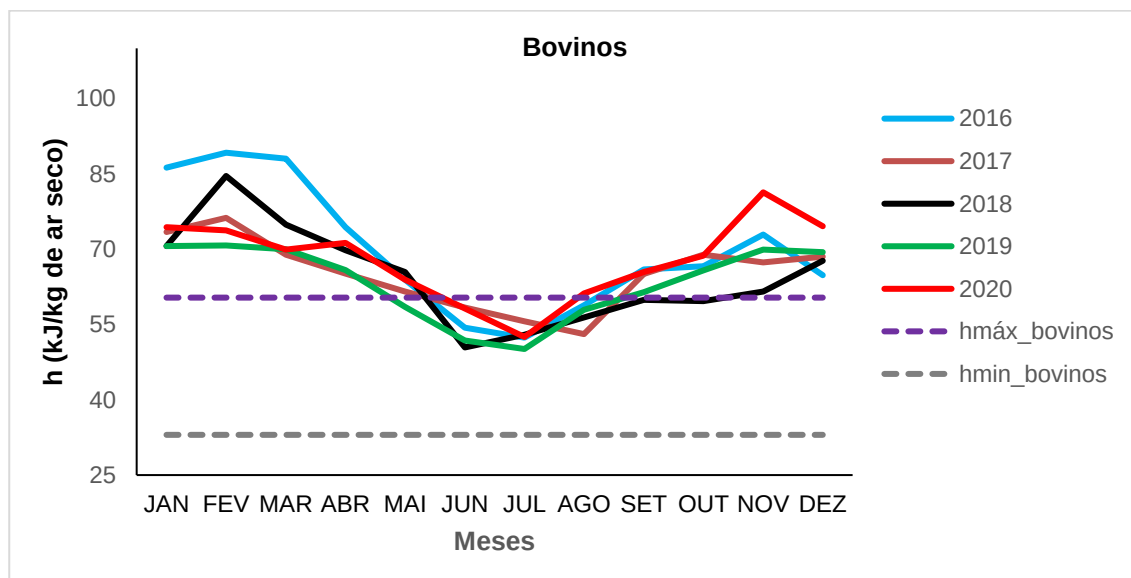


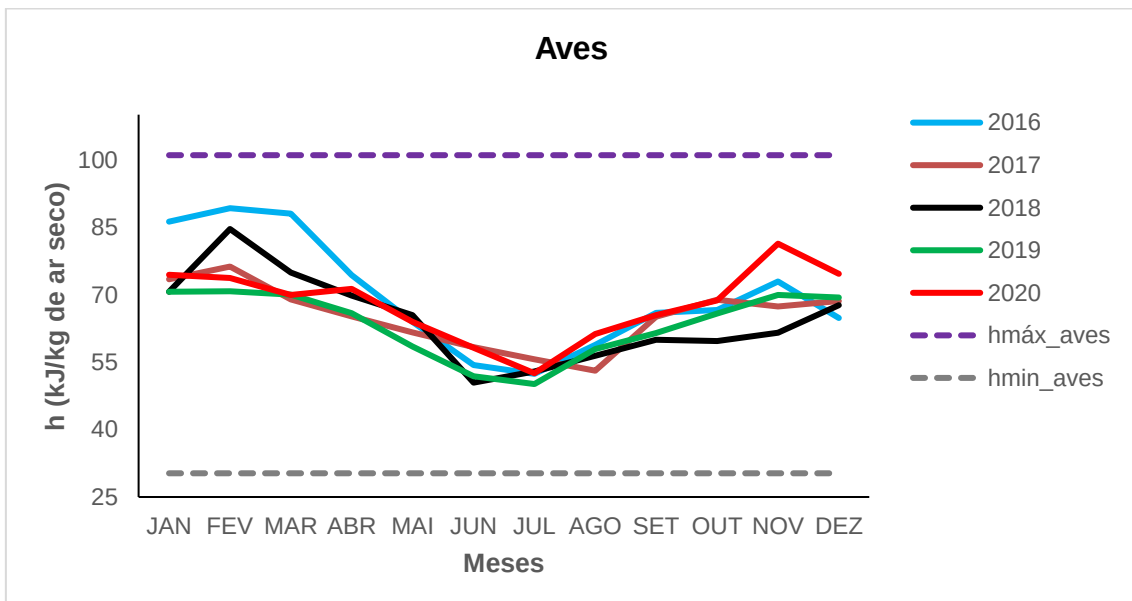
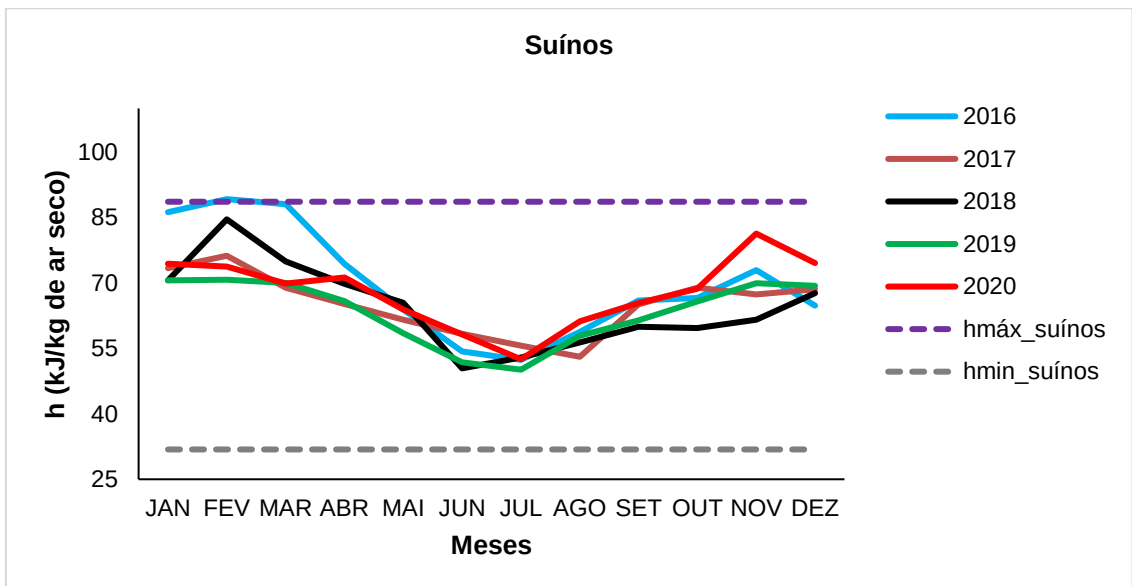
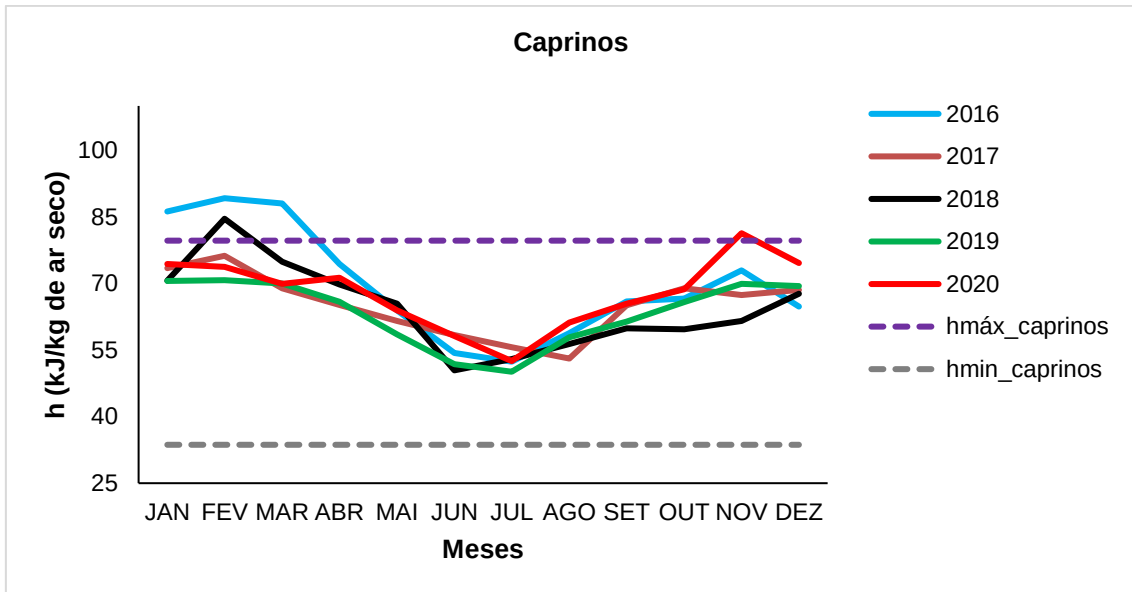


Fonte: Autores, 2023

A Figura 15 faz referência a entalpia de conforto térmico para a cidade de Tete no período de 2016 a 2020.

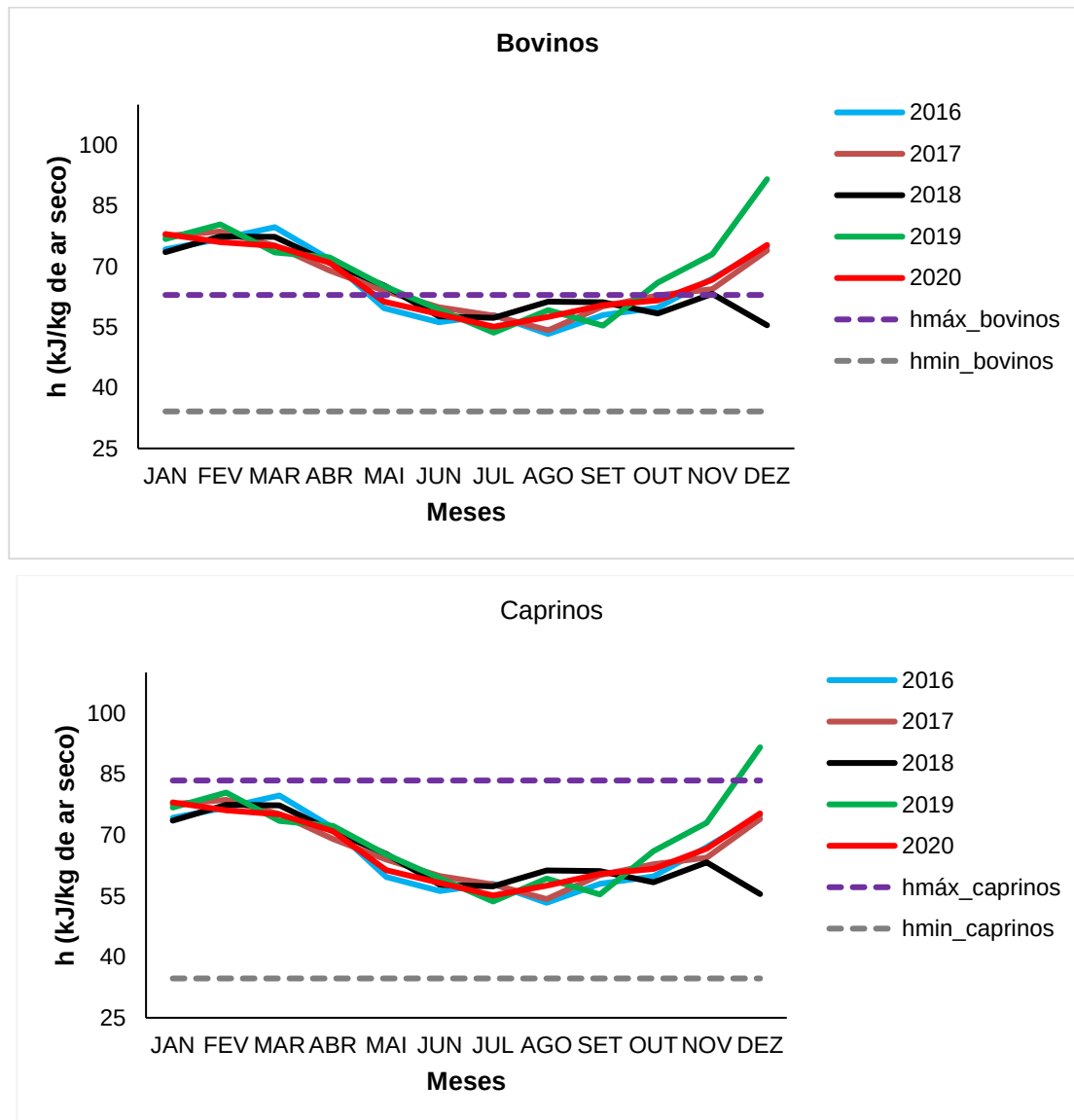
Figura 15 - Entalpia de Conforto para a cidade de Tete

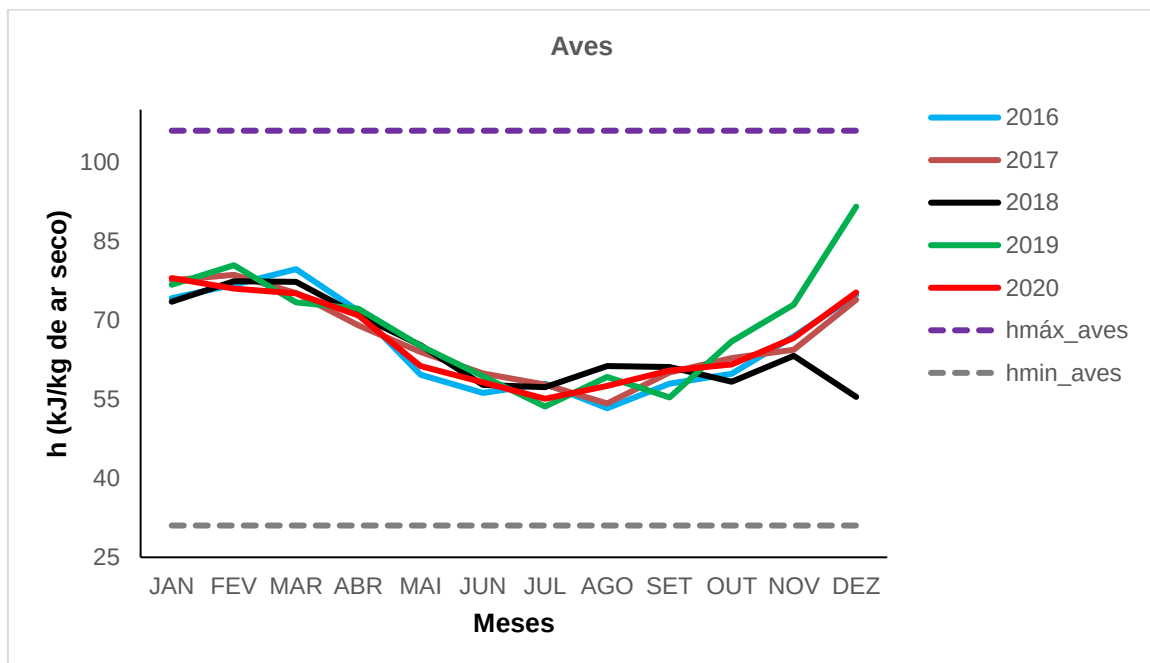
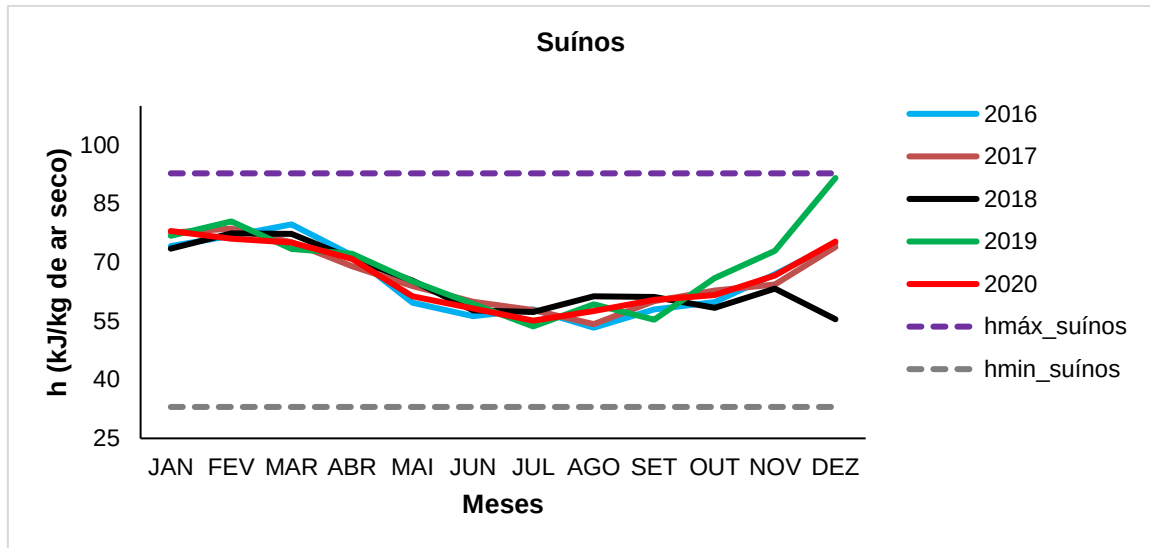




A Figura 16 apresenta o comportamento da entalpia de conforto térmico animal para bovinos, suínos, aves e caprinos para a cidade da Beira.

Figura 16 - Entalpia de Conforto para a cidade de Beira

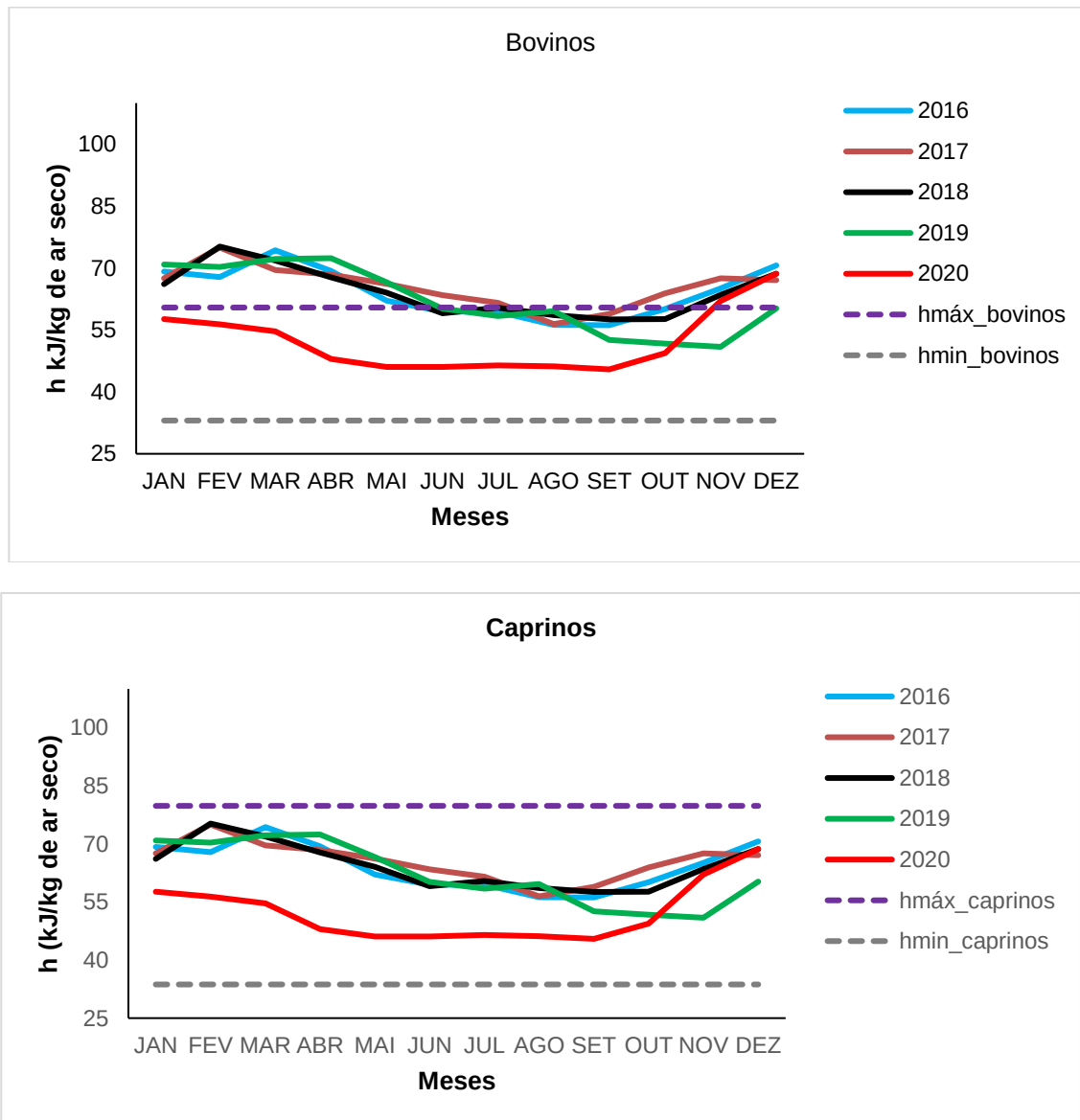


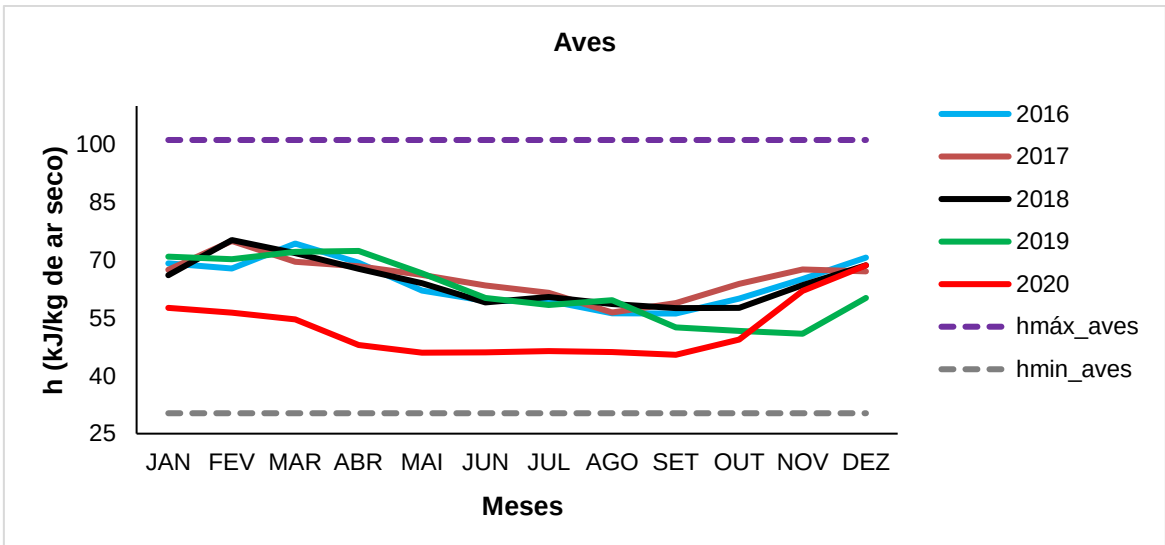
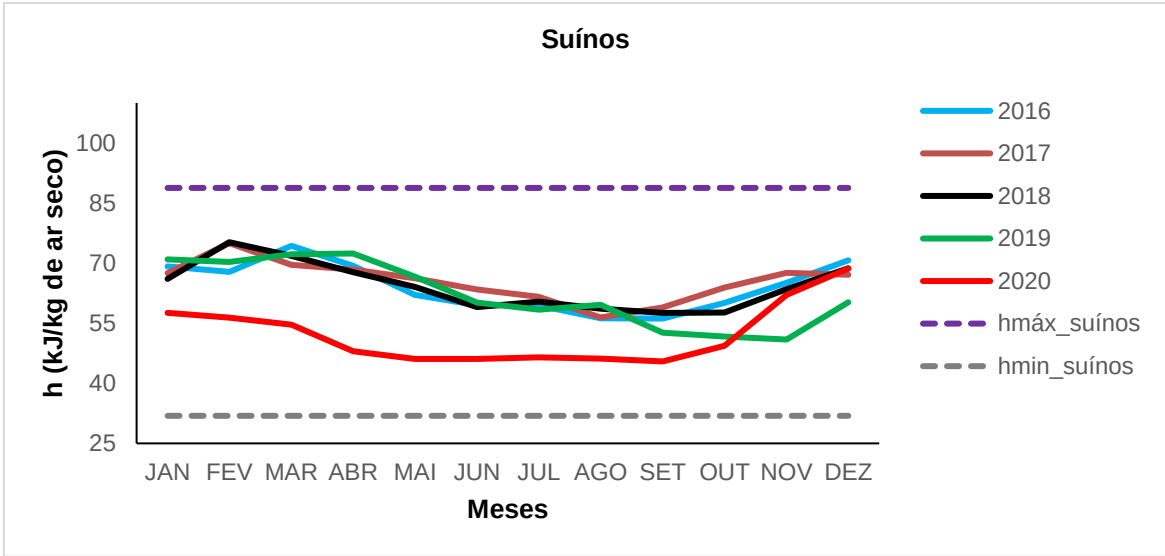


Fonte: Autores, 2023

Na Figura 17 constam informações referentes ao índice de conforto térmico para cidade de Chimoio.

Figura 17 - Entalpia de Conforto para a cidade de Chimoio

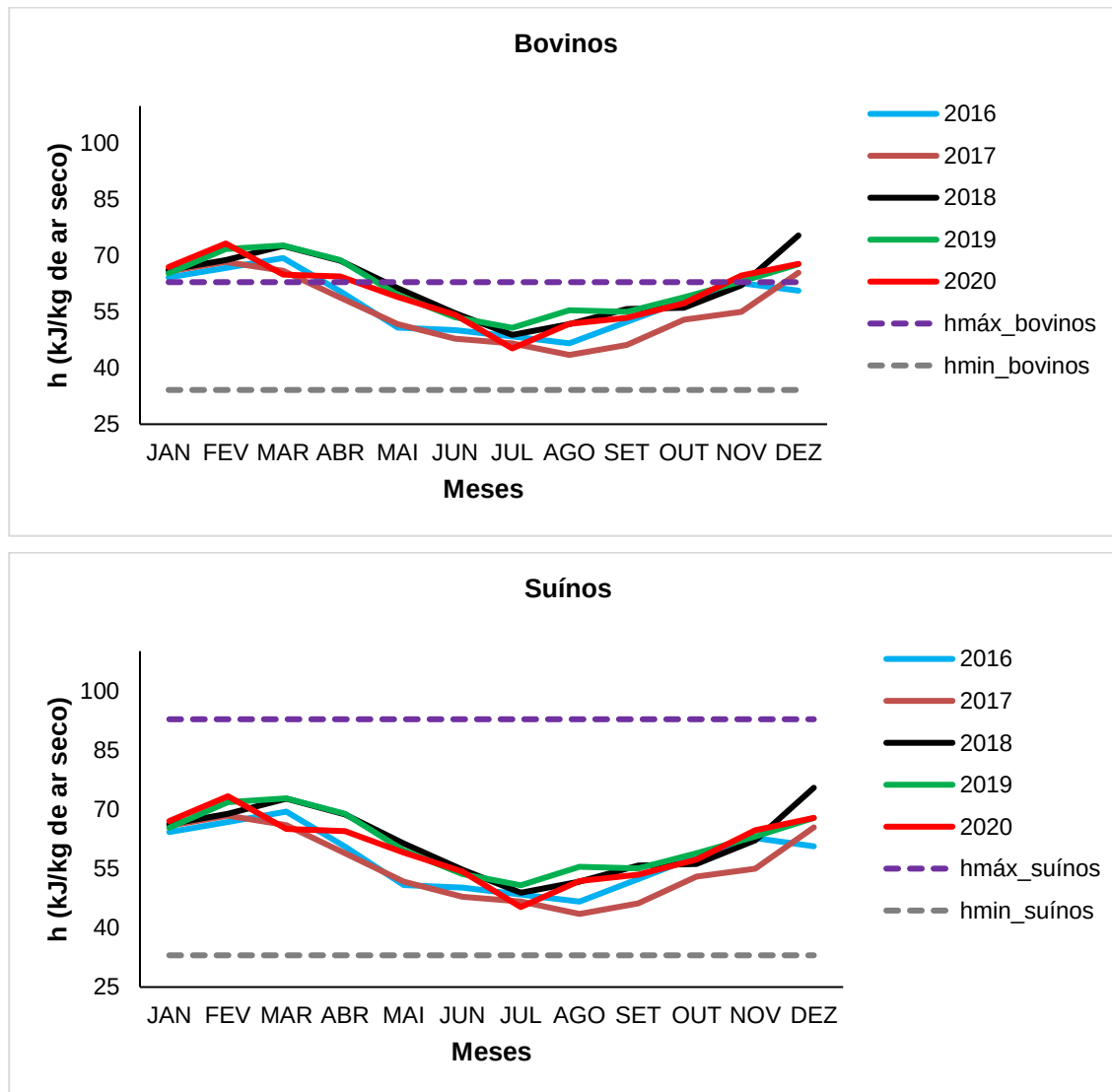


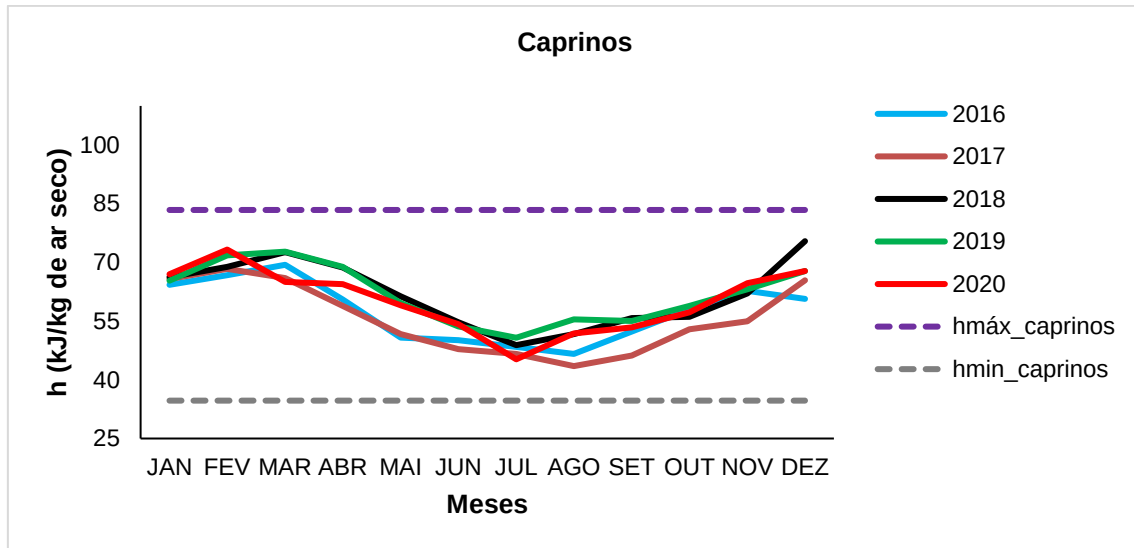


Fonte: Autores, 2023

A Figura 18 contém informações referentes a entalpia de conforto térmico para a cidade de Inhambane.

Figura 18 - Entalpia de Conforto para a cidade de Inhambane

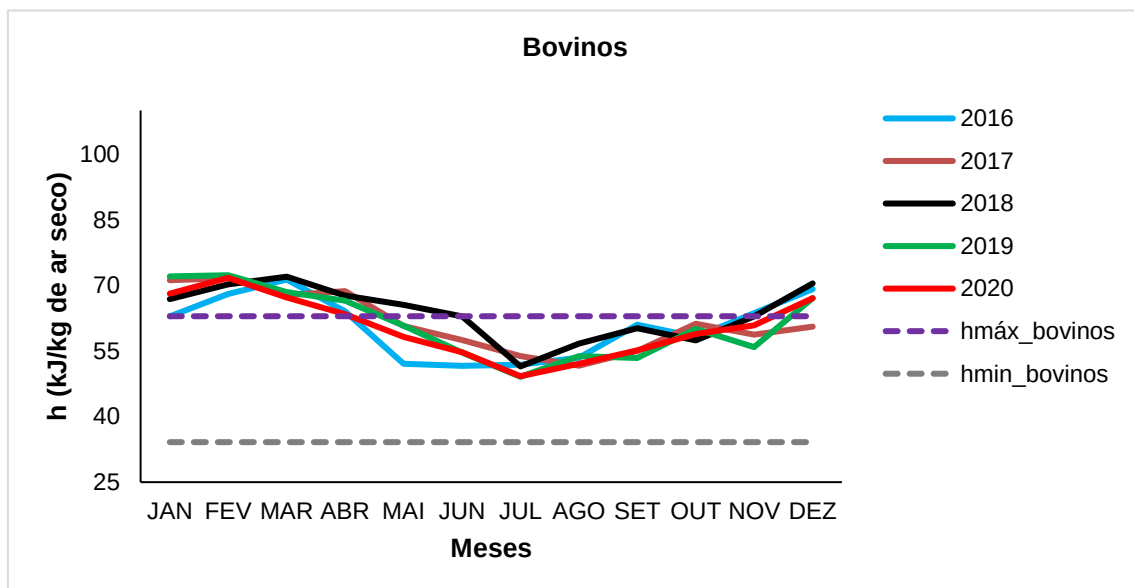


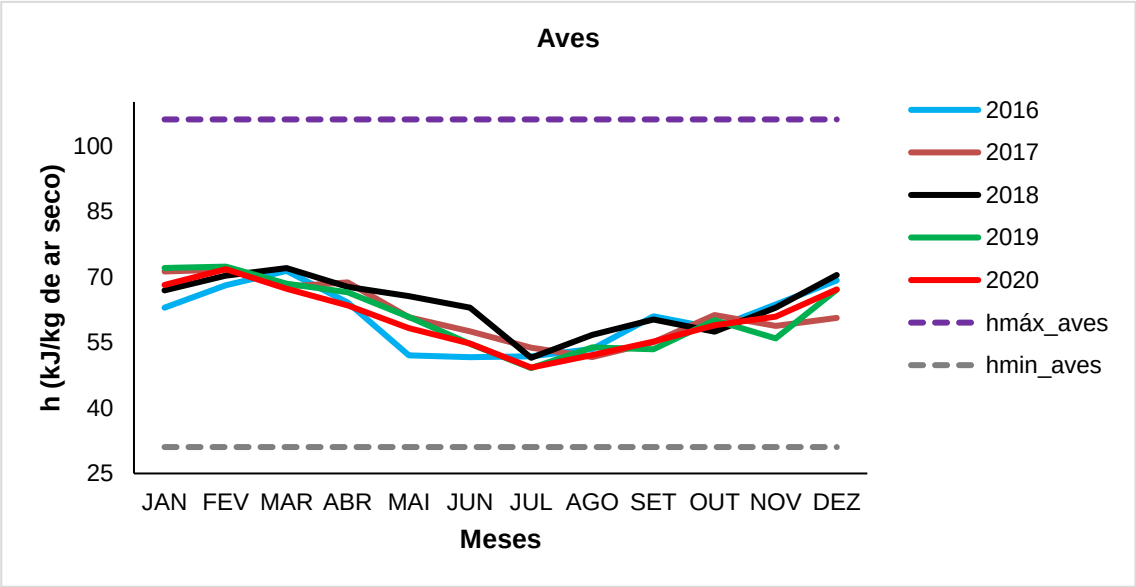
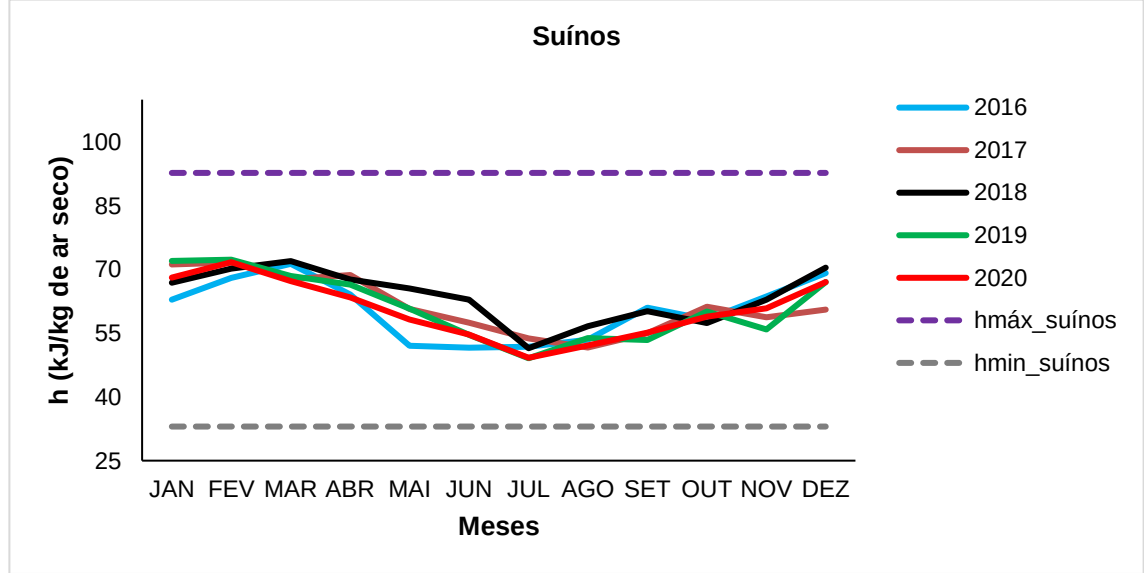
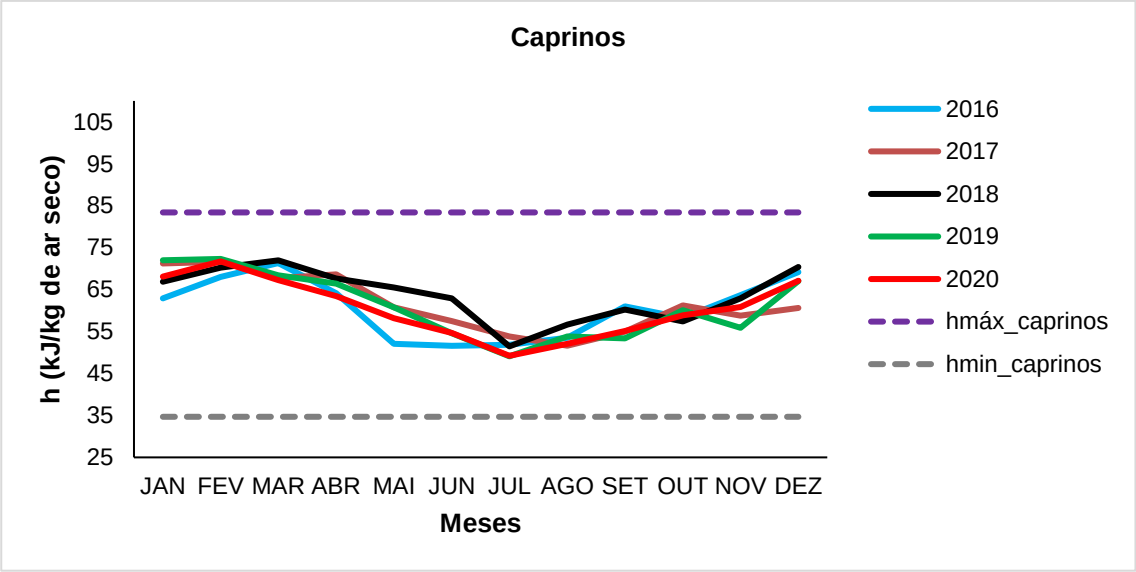


Fonte: Autores, 2023

Constam informações referentes ao comportamento da entalpia de conforto térmico animal na Figura 19 para a cidade de Xai-Xai no período de 2016 a 2020.

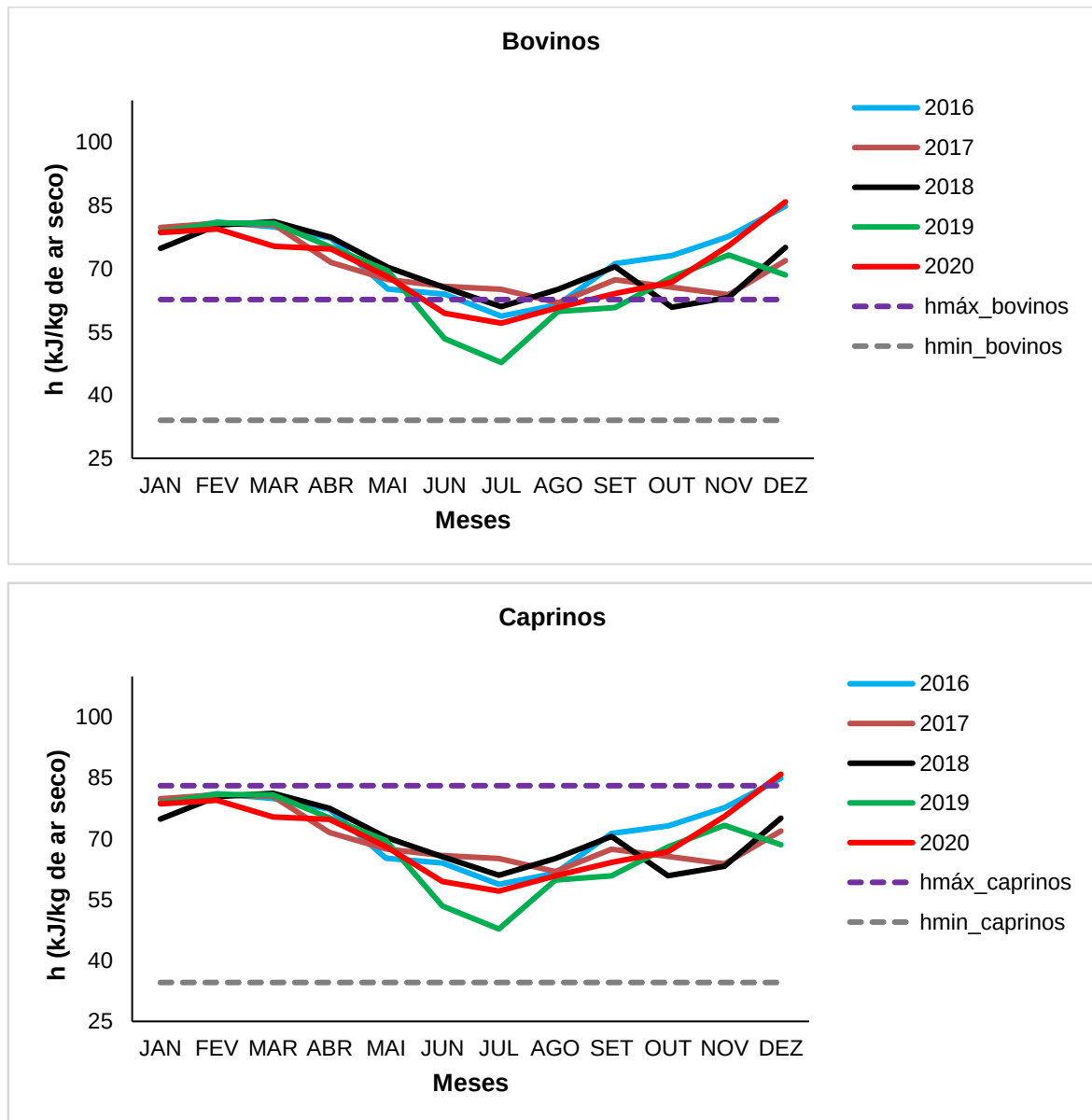
Figura 19 - Entalpia de Conforto para a cidade de Xai-Xai

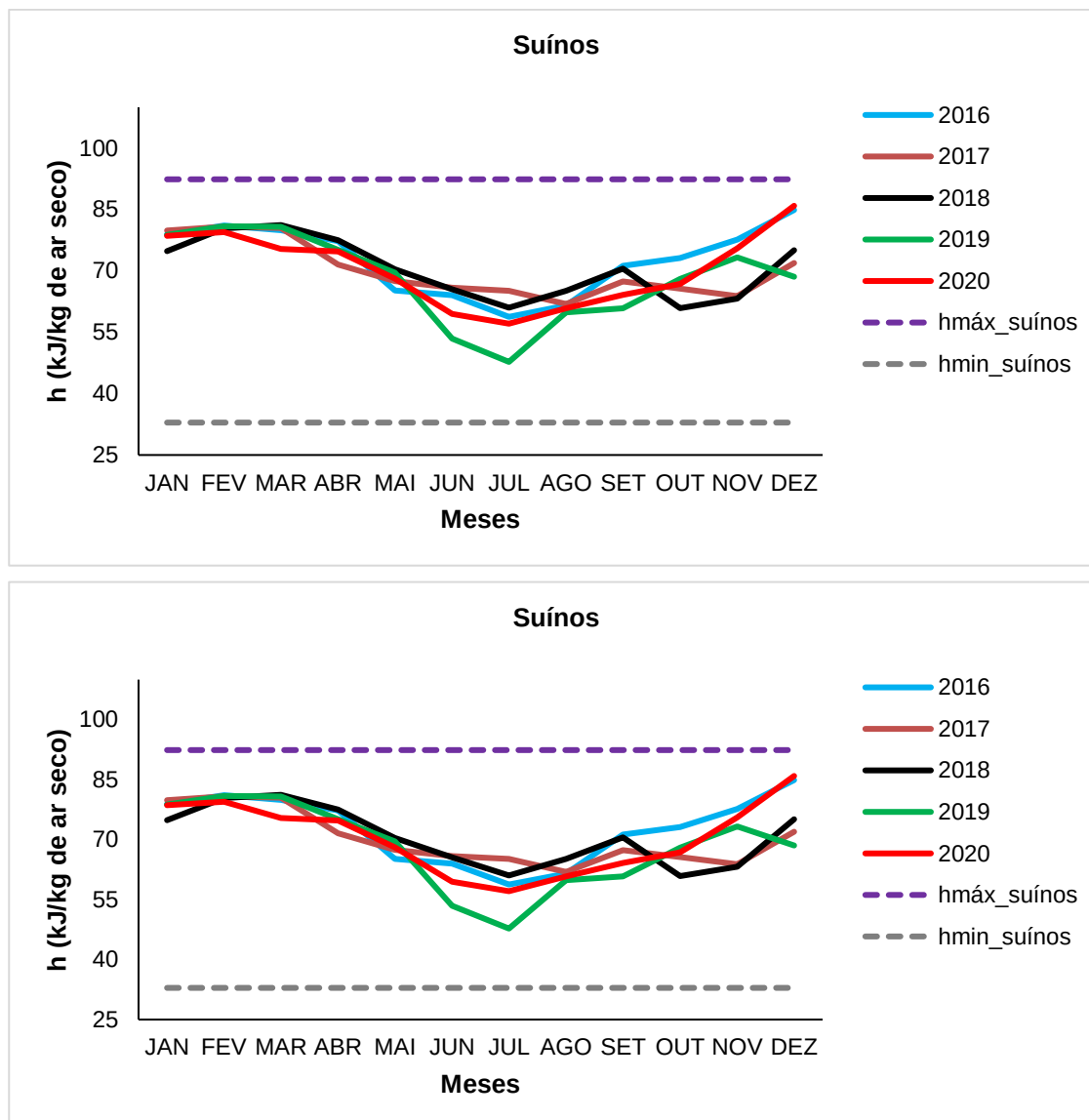




A Figura 20 apresenta dados do comportamento da entalpia de conforto térmico para a cidade de Maputo no período 2016 a 2020.

Figura 20 - Entalpia de Conforto para a cidade de Maputo





Fonte: Autores, 2023

Constata-se através das Figuras 11 – 20 que no mês de dezembro de 2019, os caprinos apresentaram situação de alerta a estresse térmico por hipertermia na cidade da Beira e Quelimane. E os bovinos estiveram fora da faixa ótima de conforto térmico em todos os verões das cidades estudadas.

Observando as figuras constata-se que o limite superior da faixa de conforto térmico para bovinos, caprinos, suínos e aves foi maior para cidades localizadas no litoral (Pemba, Nampula, Quelimane, Beira, Inhambane, Xai-Xai e Maputo) e menor para cidades localizadas no continente (Lichinga, Chimoio e Tete). Deveu-se ao fato da contribuição de temperaturas e umidades de referências, bem como a pressão atmosférica de cada localidade contribuíram para que a faixa de conforto térmico nas cidades litorâneas fossem maiores que as cidades localizadas no continente.

A Entalpia específica é dependente da pressão atmosférica da região, isto é, quando a região de baixa altitude (no nível do mar), a Entalpia específica tende a ser menor se comparado com regiões de altitudes superiores e de baixa pressão (De Castro Júnior; Silva, 2021).

A Equação que determina a Entalpia específica (Equação 1), já foi utilizada para avaliar o conforto térmico em frangos de corte (Lourençoni *et al.*, 2019), gado leiteiro (Silva *et al.*, 2015) e suínos (Nepomuceno *et al.*, 2018). Portanto a Entalpia específica é relevante na avaliação de variáveis psicrométrica de conforto térmico animal.

Para os suínos, o ambiente térmico se mostrou confortável exceto nos meses de janeiro e fevereiro de 2016 que ficaram fora da faixa de conforto térmico na cidade de Tete. Estes animais tenderam a apresentar estresse térmico no verão e no inverno permaneceram confortáveis. Para dissipar o calor provocado pelo estresse térmico, os animais tendem a usar respostas fisiológicas adicionais (Zhou *et al.*, 2022). A manutenção da temperatura corporal em animais homeotérmicos é assegurada pela interação dos processos de termólise e termogênese (Giannetto *et al.*, 2020).

A regulação térmica pode ser influenciada por uma série de fatores, incluindo mudanças na temperatura ambiente, bem como diversas situações fisiológicas, como a idade, períodos de jejum, consumo de alimentos e condições de estresse (Gianesella *et al.*, 2023; Rizzo *et al.*, 2017a, 2017b). As aves permaneceram na faixa de conforto térmico em todo o período e cidades, demonstrando uma forte aptidão climática para a maximização desta cadeia produtiva. Todas as cidades apresentaram problemas para a termorregulação de bovinos, as cidades de Maputo, Tete, Beira e Quelimane apresentaram problemas de termorregulação em caprinos em alguns meses do ano.

Ao passo que em bovinos torna-se problemático por apresentar maior período fora do ambiente térmico favorável, sendo necessário adotar técnicas de manejos que garantam a permanência destes animais na faixa de conforto térmico. Para controlar o estresse térmico, os aspectos ambientais podem ser melhorados, como o manejo do ambiente por meio do fornecimento de sombra. Os bovinos de corte e os caprinos normalmente buscam sombra quando sofrem de estresse térmico, portanto, é recomendável que os produtores que se utilizam do sistema de produção extensivo e semiextensivo sombrear as áreas de pastagens.

Abreu e Abreu (2011), definiram a faixa de temperatura de conforto térmico para aves de corte em 20 – 34° C e 60 – 70% de umidade relativa, enquanto Candido et al., (2016), definiram a faixa de temperatura ótima de conforto térmico em 27 – 33° C.

2.4 CONCLUSÕES

A regulação da temperatura corporal em animais homeotérmicos é influenciada pela interação da termólise e da termogênese, que é ainda mais afetada pelas mudanças nas variáveis climáticas e por várias situações fisiológicas. Nesta pesquisa as aves demonstraram forte adaptabilidade climática e permaneceram confortáveis em todas com as características climáticas das cidades estudada. Entretanto, os caprinos e suínos tiveram dificuldades de termorregulação nas características de determinadas cidades e os bovinos permaneceram em situações de alerta durante o verão (setembro a abril). Para garantir o conforto térmico ideal para os animais de produção nas cidades Moçambicanas, é necessário implementar técnicas de manejos que promovam o bem-estar e o conforto térmico animal como: climatização, sombreamento natural (arborização), artificial (sombrites), ventilação nas granjas e galpões e adoção de sistemas de produção integrada.

REFERÊNCIAS

- ABREU, V. M. N.; ABREU, P. G. DE. Os desafios da ambiência sobre os sistemas de aves no Brasil. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v. 40, p. 1–14, 2011.
- ARIAS, R. A.; MADER, T. L. Evaluation of Four Thermal Comfort Indices and Their Relationship with Physiological Variables in Feedlot Cattle. **Animals**, v. 13, n. 7, p. 1169, 25 mar. 2023.
- BISWAS, S.; KIM, I. H. Evaluation of distillers dried grains with solubles to partially replace soybean meal in the diet of growing-finishing pigs. **Journal of Animal and Feed Sciences**, v. 31, n. 2, p. 135–141, 13 abr. 2022.
- BOND, T. E., & KELLY, C. F. The globe thermometer in agriculture research. **Agricultural Engineer**, 36 (2), 251-260, 1955.
- BUFFINGTON, D. E., COLLAZO-AROCHO, A., CANTON, G. H., PITT, D., THATCHER, W. W., & COLLIER, R. J. (1981). Black globe-humidity index (BGHI) as comfort equation for dairy cows. **Transactions of the ASAE**, 24(3), 711-0714, 1981.
- CONCEIÇÃO, M. N. DA. Avaliação da influência do sombreamento artificial no desenvolvimento de novilhas leiteiras em pastagens. Piracicaba: Universidade de São Paulo, 3 nov. 2008.
- CUMBE, T. A. Análise De Fatores Associados À Dinâmica Do Desenvolvimento Dos Sistemas De Produção De Bovinos: O Caso De Moçambique. p. 156, dez. 2023.
- DE CASTRO JÚNIOR, S. L.; SILVA, I. J. O. DA. The specific enthalpy of air as an indicator of heat stress in livestock animals. **International Journal of Biometeorology**, v. 65, n. 2, p. 149–161, 23 fev. 2021.
- DINGEMANSE, N. J. et al. Behavioural reaction norms: animal personality meets individual plasticity. **Trends in Ecology and Evolution**, v. 25, n. 2, p. 81–89, 2010.
- DOWNS, S. M. et al. Food Environment Typology: Advancing an Expanded Definition, Framework, and Methodological Approach for Improved Characterization of Wild, Cultivated, and Built Food Environments toward Sustainable Diets. **Foods**, v. 9, n. 4, p. 532, 22 abr. 2020.
- DUBOIS, S.; FRASER, D. A framework to evaluate wildlife feeding in research, wildlife management, tourism and recreation. **Animals**, v. 3, n. 4, p. 978–994, 2013.
- DUTILLY, C. et al. Multi-scale assessment of the livestock sector for policy design in Zambia. **Journal of Policy Modeling**, v. 42, n. 2, p. 401–418, mar. 2020.
- GIANESELLA, M. et al. Infrared thermography as a rapid and non-invasive diagnostic tool to detect inflammatory foot diseases in dairy cows. **Polish Journal of Veterinary Sciences**, v. 21, n. 2, p. 299–305, 26 jul. 2023.

GIANNETTO, C. et al. Infrared methodologies for the assessment of skin temperature daily rhythm in two domestic mammalian species. **Journal of Thermal Biology**, v. 92, n. May, p. 102677, ago. 2020.

LEÃO, D. B. Comportamento, ganho de peso e rendimento de carcaça de bovinos em sistema de confinamento com uso de sombreamento artificial, em Paragominas - Pará. Paragominas, Brasil, fev. 2016.

LEITE DA SILVA, W. A. et al. Shading effect on physiological parameters and in vitro embryo production of tropical adapted Nellore heifers in integrated crop-livestock-forest systems. **Tropical Animal Health and Production**, v. 52, n. 5, p. 2273–2281, 6 set. 2020.

LOUGHRAN, C. L.; WOLF, B. O. Evaporative cooling via panting and its metabolic and water balance costs for lizards in the American Southwest. **Journal of Experimental Biology**, v. 226, n. 3, 1 fev. 2023.

MADER. Inquérito Integrado Agrário 2020, MADER, Maputo. Moçambique. [s.l: s.n.].
MANUEL, L. et al. Impact of climate change on the agriculture sector and household welfare in Mozambique: an analysis based on a dynamic computable general equilibrium model. **Climatic Change**, v. 167, n. 1–2, p. 6, 7 jul. 2021.

MAVUME, A. F. et al. Analysis of Climate Change Projections for Mozambique under the Representative Concentration Pathways. 2021.

MAYORGA, E. J. et al. Heat stress adaptations in pigs. **Animal Frontiers**, v. 9, n. 1, p. 54–61, 2019.

MENDOZA, K. C.; GRIFFIN, J. D. Thermoregulation. In: **Encyclopedia of Behavioral Neuroscience**. [s.l.] Elsevier, 2010. p. 400–404.

MIGENDA, N.; MÖLLER, R.; SCHENCK, W. Adaptive local Principal Component Analysis improves the clustering of high-dimensional data. **Pattern Recognition**, v. 146, n. October 2023, p. 110030, fev. 2024.

MACARRINGUE, L. S. et al. Considerações Sobre Precipitação, Relevo E Solos E Análise Do Potencial De Expansão Agrícola Da Região Norte De Moçambique. *Sociedade & Natureza*, v. 29, n. 1, p. 109–122, 2017.

MORAES, E. R. DE; ISHIHARA, J. H.; SOUZA, D. E. S. E. No Title. v. 2020, p. 1–22, 2020.

NICODEMO, L. F. et al. Desempenho, saúde e conforto animal em sistemas silvipastoris no Brasil. p. 44, 2018.

PAN, S. et al. Investigating the Impact of Grain Subsidy Policy on Farmers' Green Production Behavior: Recent Evidence from China. **Agriculture**, v. 12, n. 8, p. 1191, 10 ago. 2022.

PAULO, J. L. D. A. Índices de conforto térmico para caprinos das raças moxotó e canindé em confinamento no semi-árido paraibano. 82 f. Dissertação (Mestrado em Zootecnia) – Universidade Federal da Paraíba. Programa de Pós-graduação em Zootecnia, 2009.

PEÑA-ANGULO, D. et al. Spatial variability of the relationships of runoff and sediment yield with weather types throughout the Mediterranean basin. **Journal of Hydrology**, v. 571, n. February, p. 390–405, abr. 2019.

PEZZOPANE, J. R. M. et al. Animal thermal comfort indexes in silvopastoral systems with different tree arrangements. **Journal of Thermal Biology**, v. 79, n. December 2018, p. 103–111, jan. 2019.

RIZZO, M. et al. Core and Surface Temperature Modification During Road Transport and Physical Exercise in Horse After Acupuncture Needle Stimulation. **Journal of Equine Veterinary Science**, v. 55, p. 84–89, 2017a.

RIZZO, M. et al. Monitoring changes in body surface temperature associated with treadmill exercise in dogs by use of infrared methodology. **Journal of Thermal Biology**, v. 69, n. June, p. 64–68, out. 2017b.

RODRIGUES, V. C. et al. A correct enthalpy relationship as thermal comfort index for livestock. **International Journal of Biometeorology**, v. 55, n. 3, p. 455–459, 7 maio 2011.

SANTOS, G. C. DE L.; CABRAL, A. M. D. Índices Bioclimáticos, Modelagem Matemática E Índices Estatísticos Para Avaliação De Modelos Utilizados Na Estimativa Do Conforto Térmico Animal. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 3, p. e20910313328, 2021.

SARNIGHAUSEN, V. C. R. Estimation of thermal comfort indexes for production animals using multiple linear regression models. **Journal of Animal Behaviour and Biometeorology**, v. 7, n. 2, p. 73–77, 2019.

SEJIAN, V. et al. Review: Adaptation of animals to heat stress. **Animal**, v. 12, n. s2, p. s431–s444, 2018.

TOLON, Y. B. et al. Ambiências térmica, aérea e acústica para reprodutores suínos. **Engenharia Agrícola**, v. 30, n. 1, p. 01–13, fev. 2010.

WANJALA, G. et al. A review on the potential effects of environmental and economic factors on sheep genetic diversity: Consequences of climate change. **Saudi Journal of Biological Sciences**, v. 30, n. 1, p. 103505, jan. 2023.

ZHANG, M. et al. Climatic Characteristics and Modeling Evaluation of Pan Evapotranspiration over Henan Province, China. **Land**, v. 9, n. 7, p. 229, 16 jul. 2020.

ZHOU, M. et al. Effects of increasing air temperature on physiological and productive responses of dairy cows at different relative humidity and air velocity levels. **Journal of Dairy Science**, v. 105, n. 2, p. 1701–1716, fev. 2022.

ZHOU, M. et al. Evaporative water loss from dairy cows in climate-controlled respiration chambers. **Journal of Dairy Science**, v. 106, n. 3, p. 2035–2043, 2023.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

O algoritmo EM - ACP demonstrou que é um excelente método na imputação de dados faltantes nas bases de dados meteorológicas de Moçambique no período 2016 a 2020. Sendo que a base que mais missings apresentou foi a cidade de Nampula e que menos apresentou missings foi a cidade de Quelimane. O melhor desempenho do EM - ACP foi obtido pela situação de entrada de dados no formato Dias vs Estações.

A entalpia de conforto térmico demonstrou ser um excelente índice biometeorológico, que a sua utilização atende as características termodinâmicas de qualquer região e as variáveis necessárias para a sua determinação são Temperatura e Umidade relativa do ar. Da determinação da Entalpia específica para os animais de produção em Moçambique, as características ambientais são favoráveis para a produção de aves, suínos, caprinos e bovinos de corte, sendo que este último é necessário a adoção de práticas de manejo sustentável para garantir o conforto térmico e assim atender as leis do bem estar animal.

REFERÊNCIAS

- ABREU, V. M.; ABREU, P. G. DE. Os desafios da ambiência sobre os sistemas de aves no Brasil. **Revista Brasileira de Zootecnia**, v. 40, p. 1–14, 2011.
- ARIAS, R. A.; MADER, T. L. Evaluation of Four Thermal Comfort Indices and Their Relationship with Physiological Variables in Feedlot Cattle. **Animals**, v. 13, n. 7, p. 1169, 25 mar. 2023.
- AVTAR, S. S. et al. Comparison between EM Algorithm and Multiple Imputation on Predicting Children's Weight at School Entry. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1366, n. 1, p. 012124, 1 nov. 2019.
- BALASUBRAMANIAN, P.; PRAHARAJ, P. T. Principal component analysis revealed the key influencing factors of kombucha bacterial cellulose yield and productivity. **Bioresource Technology Reports**, v. 23, n. July, p. 101539, set. 2023.
- BISWAS, S.; KIM, I. H. Evaluation of distillers dried grains with solubles to partially replace soybean meal in the diet of growing-finishing pigs. **Journal of Animal and Feed Sciences**, v. 31, n. 2, p. 135–141, 13 abr. 2022.
- BLEIDORN, M. T. et al. Methodological approaches for imputing missing data into monthly flows series. **Ambiente e Agua - An Interdisciplinary Journal of Applied Science**, v. 17, n. 2, p. 1–27, 5 abr. 2022.
- BOND, T. E., & KELLY, C. F. The globe thermometer in agriculture research. **Agricultural Engineer**, 36 (2), 251-260, 1955.
- BUFFINGTON, D. E., COLLAZO-AROCHO, A., CANTON, G. H., PITT, D., THATCHER, W. W., & COLLIER, R. J. Black globe-humidity index (BGHI) as comfort equation for dairy cows. **Transactions of the ASAE**, 24(3), 711-071, 1981.
- CHEN, L.-T. et al. Dealing with missing data by EM in single-case studies. **Behavior Research Methods**, v. 52, n. 1, p. 131–150, 25 fev. 2020.
- CONCEIÇÃO, M. N. DA. Avaliação da influência do sombreamento artificial no desenvolvimento de novilhas leiteiras em pastagens. Piracicaba: Universidade de São Paulo, 3 nov. 2008.
- CUMBE, T. A. ANÁLISE DE FATORES ASSOCIADOS À DINÂMICA DO DESENVOLVIMENTO DOS SISTEMAS DE PRODUÇÃO DE BOVINOS: O CASO DE MOÇAMBIQUE. p. 156, dez. 2023.
- DE CASTRO JÚNIOR, S. L.; SILVA, I. J. O. DA. The specific enthalpy of air as an indicator of heat stress in livestock animals. **International Journal of Biometeorology**, v. 65, n. 2, p. 149–161, 23 fev. 2021.
- DINGEMANSE, N. J. et al. Behavioural reaction norms: animal personality meets individual plasticity. **Trends in Ecology and Evolution**, v. 25, n. 2, p. 81–89, 2010.
- DOWNS, S. M. et al. Food Environment Typology: Advancing an Expanded Definition,

Framework, and Methodological Approach for Improved Characterization of Wild, Cultivated, and Built Food Environments toward Sustainable Diets. **Foods**, v. 9, n. 4, p. 532, 22 abr. 2020.

DUBOIS, S.; FRASER, D. A framework to evaluate wildlife feeding in research, wildlife management, tourism and recreation. **Animals**, v. 3, n. 4, p. 978–994, 2013.

DUTILLY, C. et al. Multi-scale assessment of the livestock sector for policy design in Zambia. **Journal of Policy Modeling**, v. 42, n. 2, p. 401–418, mar. 2020.

GIANESELLA, M. et al. Infrared thermography as a rapid and non-invasive diagnostic tool to detect inflammatory foot diseases in dairy cows. **Polish Journal of Veterinary Sciences**, v. 21, n. 2, p. 299–305, 26 jul. 2023.

GIANNETTO, C. et al. Infrared methodologies for the assessment of skin temperature daily rhythm in two domestic mammalian species. **Journal of Thermal Biology**, v. 92, n. May, p. 102677, ago. 2020.

GLANZ, H.; CARVALHO, L. An expectation–maximization algorithm for the matrix normal distribution with an application in remote sensing. **Journal of Multivariate Analysis**, v. 167, p. 31–48, 2018.

GREENEWALD, K.; HERO, A. O. Robust Kronecker Product PCA for Spatio-Temporal Covariance Estimation. **IEEE Transactions on Signal Processing**, v. 63, n. 23, p. 6368–6378, 2015.

JOHNSON, R. A.; WICHERN, D. W. **Applied Multivariate Statistical Analysis.** Pearson Prentice Hall. [s.l: s.n.]. v. 2022

JOLLIFFE, I. T.; CADIMA, J. Principal component analysis: a review and recent developments. **Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences**, v. 374, n. 2065, p. 20150202, 13 abr. 2016.

JONES, R. L.; KHARB, A.; TUBEUF, S. The untold story of missing data in disaster research: a systematic review of the empirical literature utilising the Emergency Events Database (EM-DAT). **Environmental Research Letters**, v. 18, n. 10, p. 103006, 1 out. 2023.

JOSSE, J.; HUSSON, F. Selecting the number of components in principal component analysis using cross-validation approximations. **Computational Statistics and Data Analysis**, v. 56, n. 6, p. 1869–1879, 2012.

JOSSE, J.; HUSSON, F. missMDA: A Package for Handling Missing Values in Multivariate Data Analysis. **Journal of Statistical Software**, v. 70, n. 1, 2016.

JÚNIOR, C. R.; ALMEIDA, I. R. DE; SIMON, J. Zoneamento Agrícola de Risco Climático (ZARC) da cultura da batata no Brasil. 2022.

KAMBACH, S. et al. Consequences of multiple imputation of missing standard deviations and sample sizes in meta-analysis. **Ecology and Evolution**, v. 10, n. 20, p. 11699–11712, 7 out. 2020.

LEÃO, D. B. Comportamento, ganho de peso e rendimento de carcaça de bovinos em sistema de confinamento com uso de sombreamento artificial, em Paragominas - Pará. Paragominas, Brasil, fev. 2016.

LEITE DA SILVA, W. A. et al. Shading effect on physiological parameters and in vitro embryo production of tropical adapted Nellore heifers in integrated crop-livestock-forest systems. **Tropical Animal Health and Production**, v. 52, n. 5, p. 2273–2281, 6 set. 2020.

LOUGHRAN, C. L.; WOLF, B. O. Evaporative cooling via panting and its metabolic and water balance costs for lizards in the American Southwest. **Journal of Experimental Biology**, v. 226, n. 3, 1 fev. 2023.

MADER. Inquérito Integrado Agrário 2020, MADER, Maputo. Moçambique. [s.l: s.n.].
MALAN, L. et al. Missing data imputation via the expectation-maximization algorithm can improve principal component analysis aimed at deriving biomarker profiles and dietary patterns. **Nutrition Research**, v. 75, p. 67–76, mar. 2020.

MANUEL, L. et al. Impact of climate change on the agriculture sector and household welfare in Mozambique: an analysis based on a dynamic computable general equilibrium model. **Climatic Change**, v. 167, n. 1–2, p. 6, 7 jul. 2021.

MAVUME, A. F. et al. Analysis of Climate Change Projections for Mozambique under the Representative Concentration Pathways. 2021.

MAYORGA, E. J. et al. Heat stress adaptations in pigs. **Animal Frontiers**, v. 9, n. 1, p. 54–61, 2019.

MENDOZA, K. C.; GRIFFIN, J. D. Thermoregulation. In: **Encyclopedia of Behavioral Neuroscience**. [s.l.] Elsevier, 2010. p. 400–404.

MIGENDA, N.; MÖLLER, R.; SCHENCK, W. Adaptive local Principal Component Analysis improves the clustering of high-dimensional data. **Pattern Recognition**, v. 146, n. October 2023, p. 110030, fev. 2024.

NICODEMO, L. F. et al. Desempenho, saúde e conforto animal em sistemas silvipastoris no Brasil. p. 44, 2018.

PAN, S. et al. Investigating the Impact of Grain Subsidy Policy on Farmers' Green Production Behavior: Recent Evidence from China. **Agriculture**, v. 12, n. 8, p. 1191, 10 ago. 2022.

PAULO, J. L. D. A. Índices de conforto térmico para caprinos das raças moxotó e canindé em confinamento no semi-árido paraibano. 82 f. Dissertação (Mestrado em Zootecnia) – Universidade Federal da Paraíba. Programa de Pós-graduação em Zootecnia, 2009.

PEÑA-ANGULO, D. et al. Spatial variability of the relationships of runoff and sediment yield with weather types throughout the Mediterranean basin. **Journal of Hydrology**, v. 571, n. February, p. 390–405, abr. 2019.

PEZZOPANE, J. R. M. et al. Animal thermal comfort indexes in silvopastoral systems with different tree arrangements. **Journal of Thermal Biology**, v. 79, n. December 2018, p. 103–111, jan. 2019.

PISON, G.; COUPPIÉ, E.; CAPORALI, A. The Population of the World, 2022. **Population and Societies**, v. 8, n. 603, 2022.

PODANI, J.; SCHMERA, D. Generalizing resemblance coefficients to accommodate incomplete data. **Ecological Informatics**, v. 66, p. 101473, dez. 2021.

RIZZO, M. et al. Core and Surface Temperature Modification During Road Transport and Physical Exercise in Horse After Acupuncture Needle Stimulation. **Journal of Equine Veterinary Science**, v. 55, p. 84–89, 2017a.

RIZZO, M. et al. Monitoring changes in body surface temperature associated with treadmill exercise in dogs by use of infrared methodology. **Journal of Thermal Biology**, v. 69, n. June, p. 64–68, out. 2017b.

RODRIGUES, V. C. et al. A correct enthalpy relationship as thermal comfort index for livestock. **International Journal of Biometeorology**, v. 55, n. 3, p. 455–459, 7 maio 2011.

ROSSI, R. G. Análise de Componentes Principais em Data Warehouses. Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, p. 1–81, 2017.

SALIH HASAN, B. M.; ABDULAZEEZ, A. M. A Review of Principal Component Analysis Algorithm for Dimensionality Reduction. **Journal of Soft Computing and Data Mining**, v. 02, n. 01, p. 20–30, 15 abr. 2021.

SANTOS, H. G. DOS et al. Machine learning para análises preditivas em saúde: exemplo de aplicação para prever óbito em idosos de São Paulo, Brasil. **Cadernos de Saúde Pública**, v. 35, n. 7, 2019.

SANTOS, G. C. DE L.; CABRAL, A. M. D. Índices Bioclimáticos, Modelagem Matemática E Índices Estatísticos Para Avaliação De Modelos Utilizados Na Estimativa Do Conforto Térmico Animal. **Research, Society and Development**, v. 10, n. 3, p. e20910313328, 2021.

SARNIGHAUSEN, V. C. R. Estimation of thermal comfort indexes for production animals using multiple linear regression models. **Journal of Animal Behaviour and Biometeorology**, v. 7, n. 2, p. 73–77, 2019.

SEJIAN, V. et al. Review: Adaptation of animals to heat stress. **Animal**, v. 12, n. s2, p. s431–s444, 2018.

SOUZA, V. C. DE. Aplicação de Análise de Componentes Principais na Imputação de Valores Ausentes em Dados Agrometeorológicos em Alta Dimensão. p. 31–41, 2023.

THOM, E. C. The discomfort index. *Weatherwise*, 12(2), 57-59, 1959.

TIERNEY, N.; COOK, D. Expanding Tidy Data Principles to Facilitate Missing Data Exploration, Visualization and Assessment of Imputations. **Journal of Statistical Software**, v. 105, n. 7, p. 1–31, 2023.

TOLON, Y. B. et al. Ambiências térmica, aérea e acústica para reprodutores suínos. **Engenharia Agrícola**, v. 30, n. 1, p. 01–13, fev. 2010.

TORMA, R. F. Análise De Componentes Principais Para O Estudo Das Concentrações De Poluentes Oriundas De Estimativas De Emissões De Queimadas Na Mesorregião Sudestes De MT. XIII ENGEMA. **Anais...RONDONOPOLIS: XXIII ENGEMA**, 2021.

WANG, S.; COULSON, G.; FERRARI, D. IoT and Big Data Technologies for Health Care. Cham: **Springer International Publishing**, 2022. v. 415

WANJALA, G. et al. A review on the potential effects of environmental and economic factors on sheep genetic diversity: Consequences of climate change. **Saudi Journal of Biological Sciences**, v. 30, n. 1, p. 103505, jan. 2023.

YOZGATLIGIL, C. et al. Comparison of missing value imputation methods in time series: the case of Turkish meteorological data. **Theoretical and Applied Climatology**, v. 112, n. 1–2, p. 143–167, 22 abr. 2013.

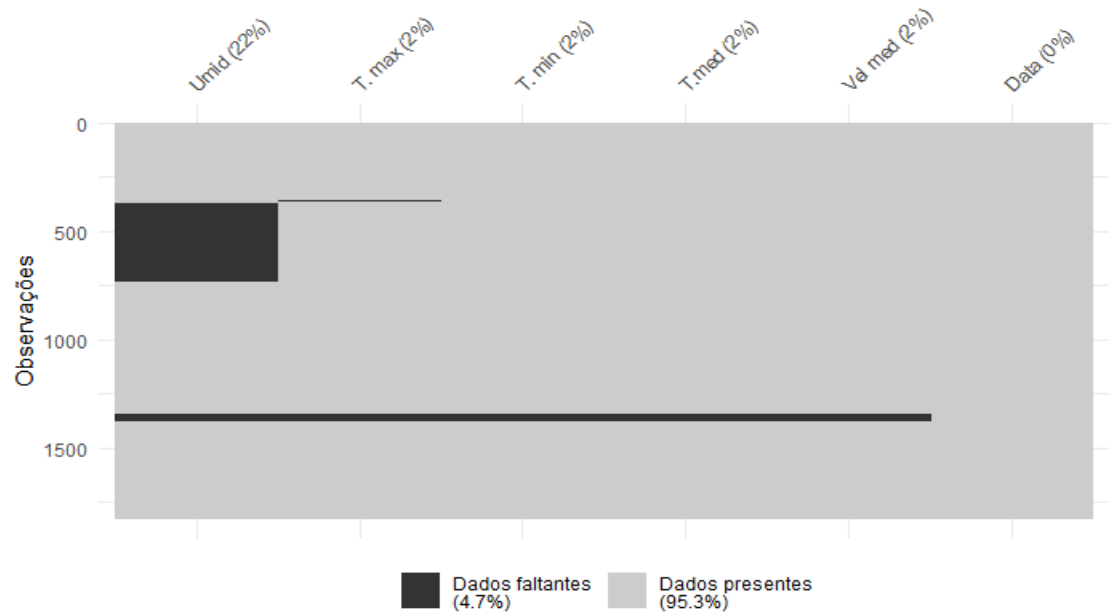
ZHANG, M. et al. Climatic Characteristics and Modeling Evaluation of Pan Evapotranspiration over Henan Province, China. **Land**, v. 9, n. 7, p. 229, 16 jul. 2020.

ZHOU, M. et al. Effects of increasing air temperature on physiological and productive responses of dairy cows at different relative humidity and air velocity levels. **Journal of Dairy Science**, v. 105, n. 2, p. 1701–1716, fev. 2022.

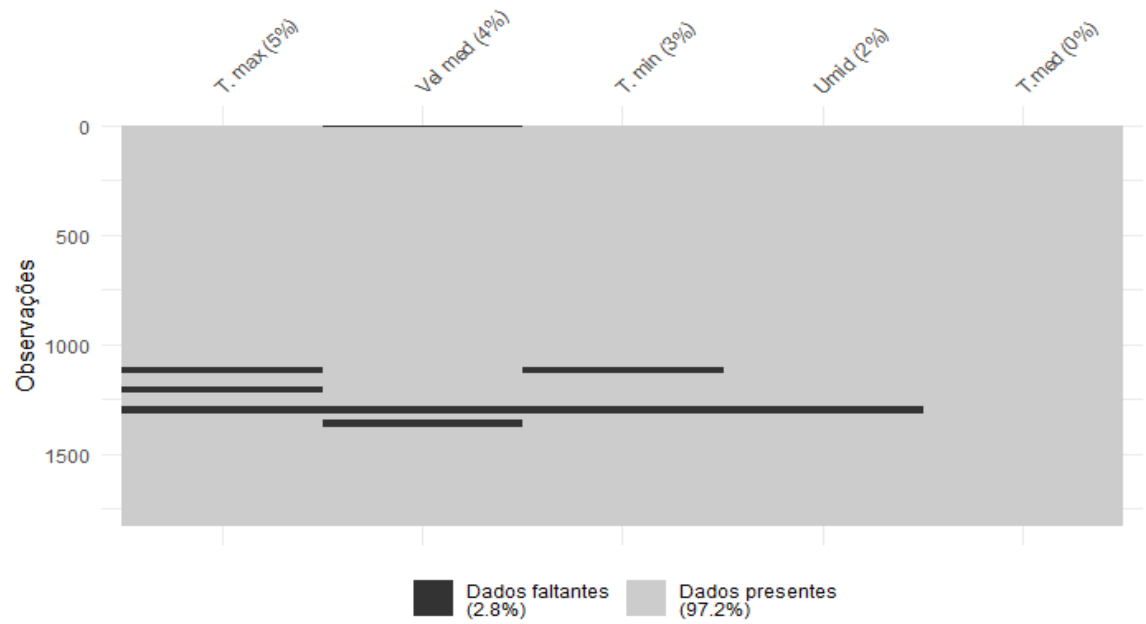
ZHOU, M. et al. Evaporative water loss from dairy cows in climate-controlled respiration chambers. **Journal of Dairy Science**, v. 106, n. 3, p. 2035–2043, 2023.

APÊNDICE A - DADOS FALTANTES

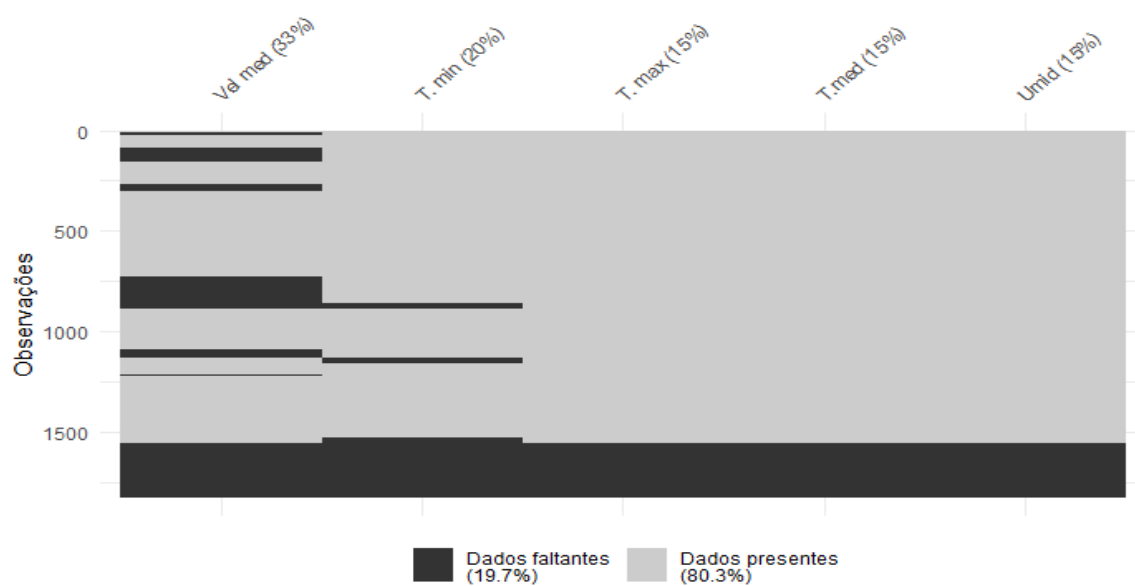
1 DADOS FALTANTES PEMBA



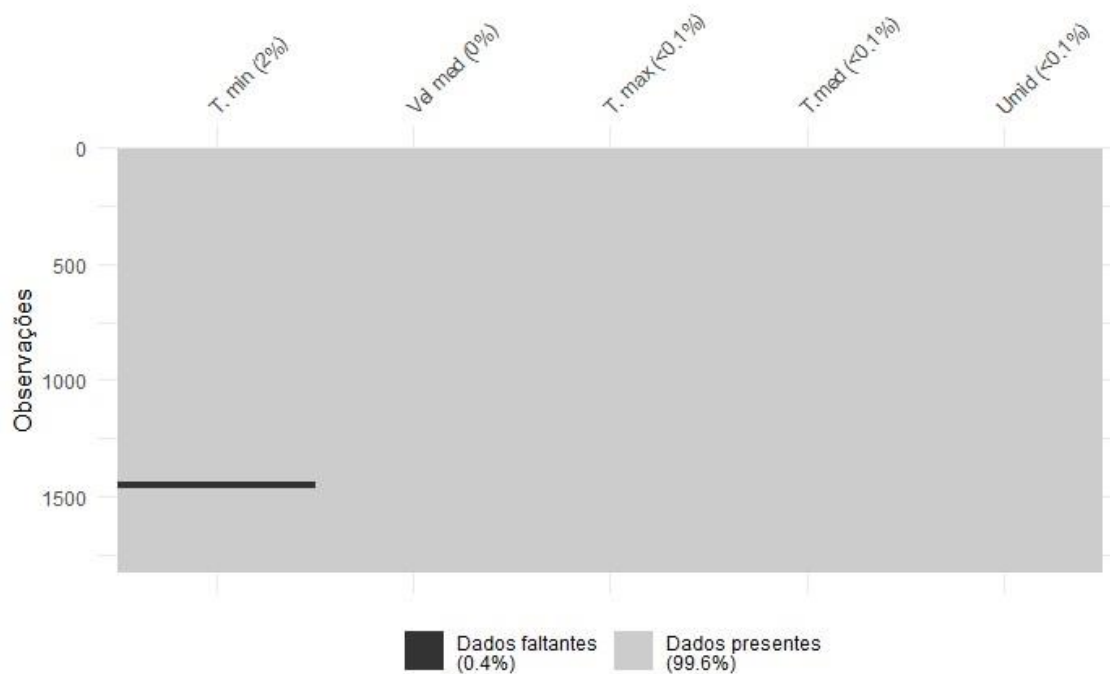
2 DADOS FALTANTES LICHINGA



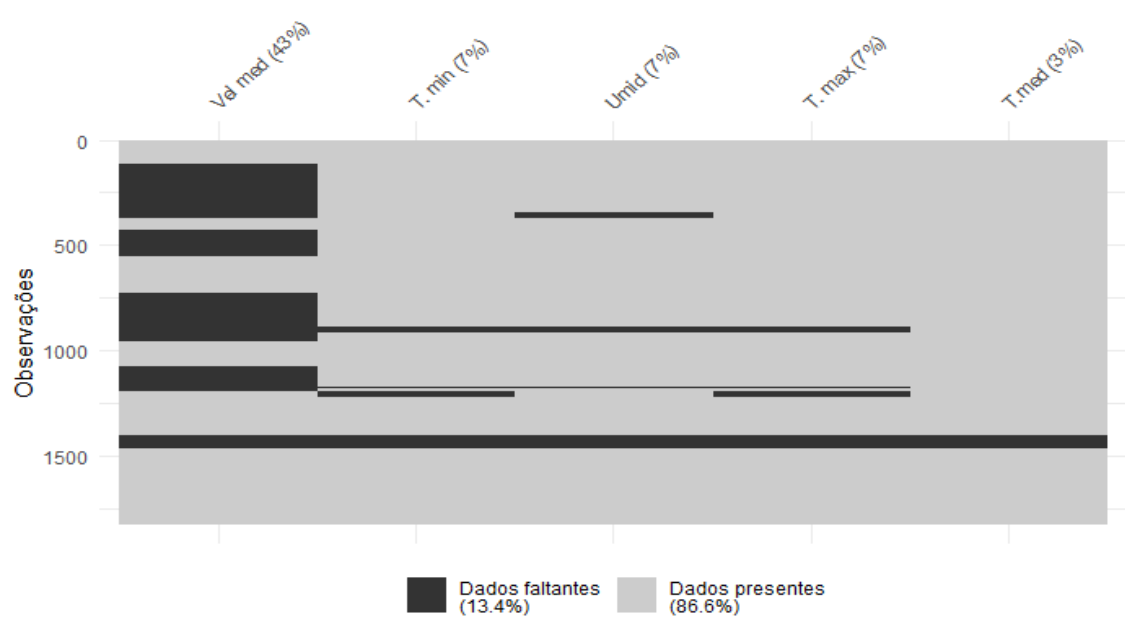
3 DADOS FALTANTES NAMPULA



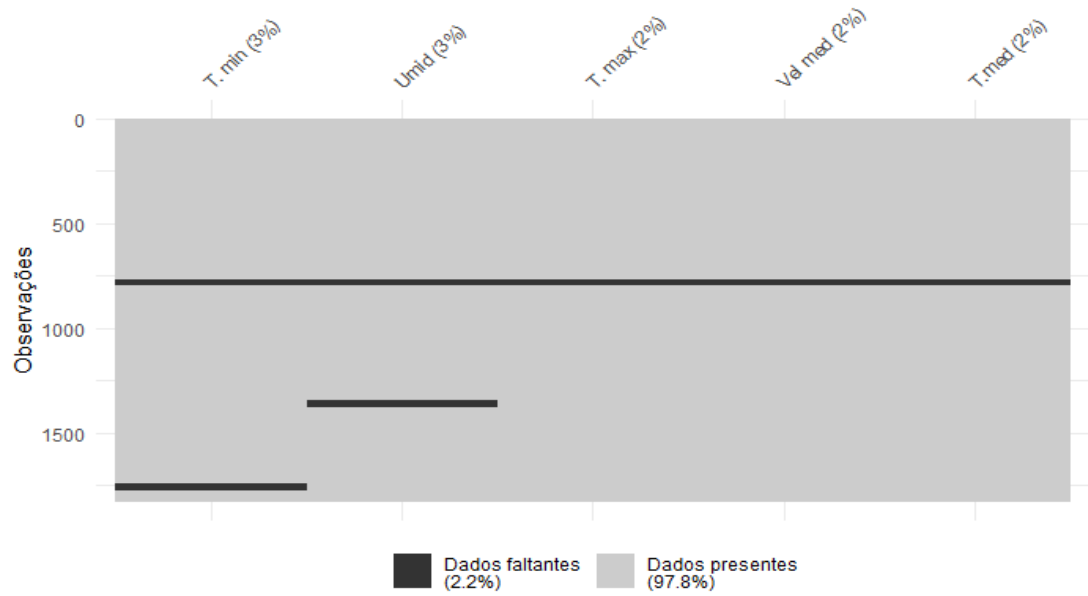
4 DADOS FALTANTES QUELIMANE



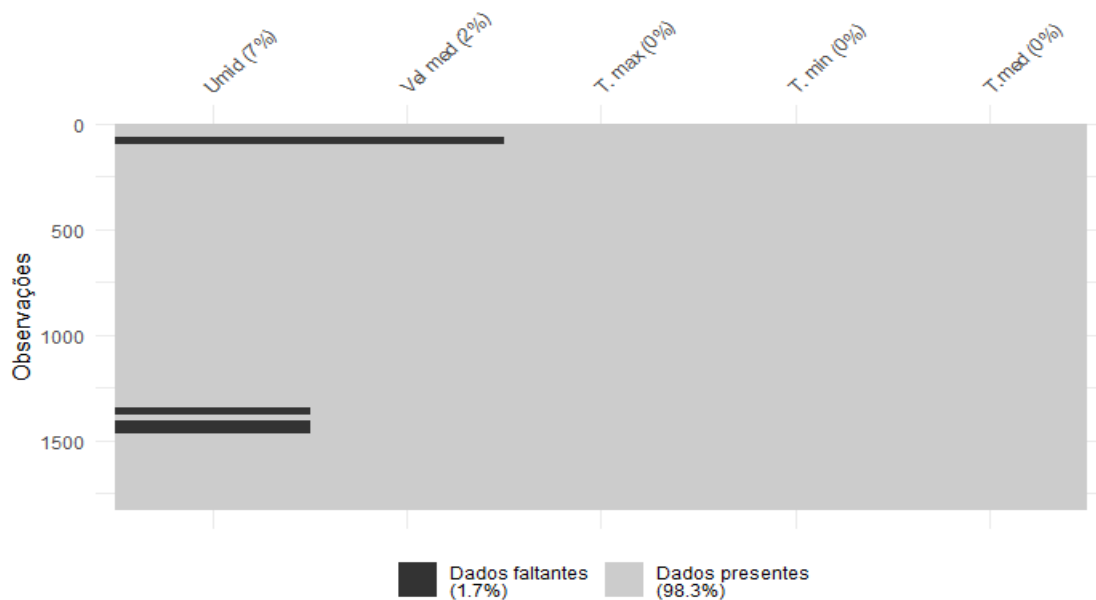
5 DADOS FALTANTES BEIRA



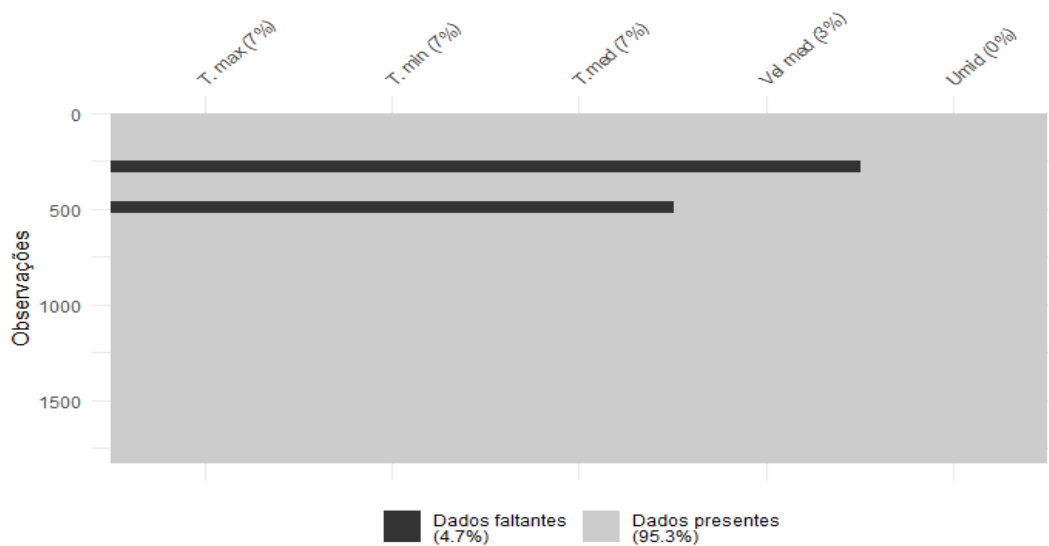
6 DADOS FALTANTES TETE



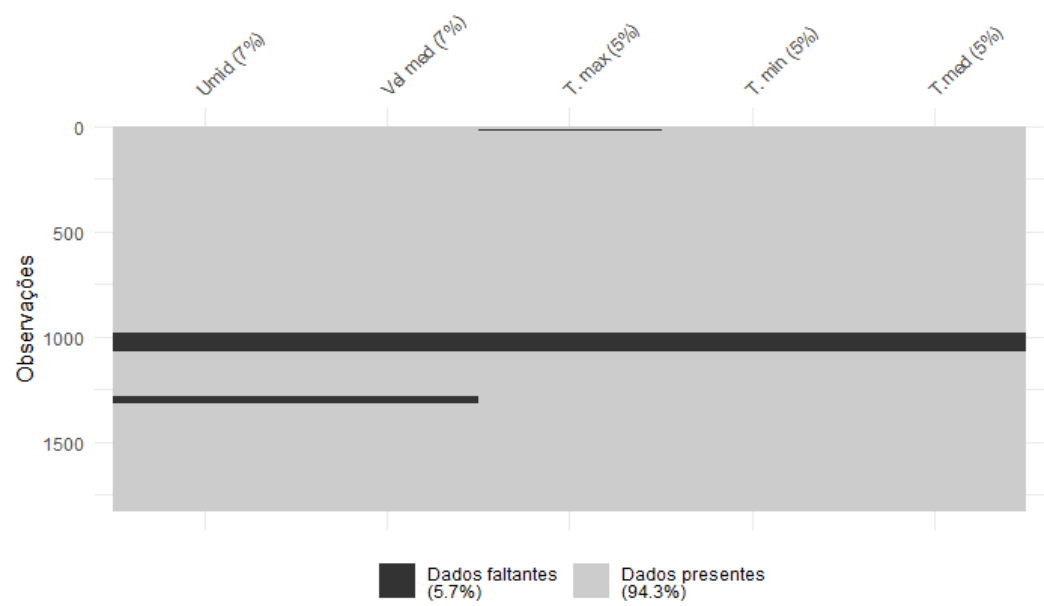
7 DADOS FALTANTES CHIMOIO



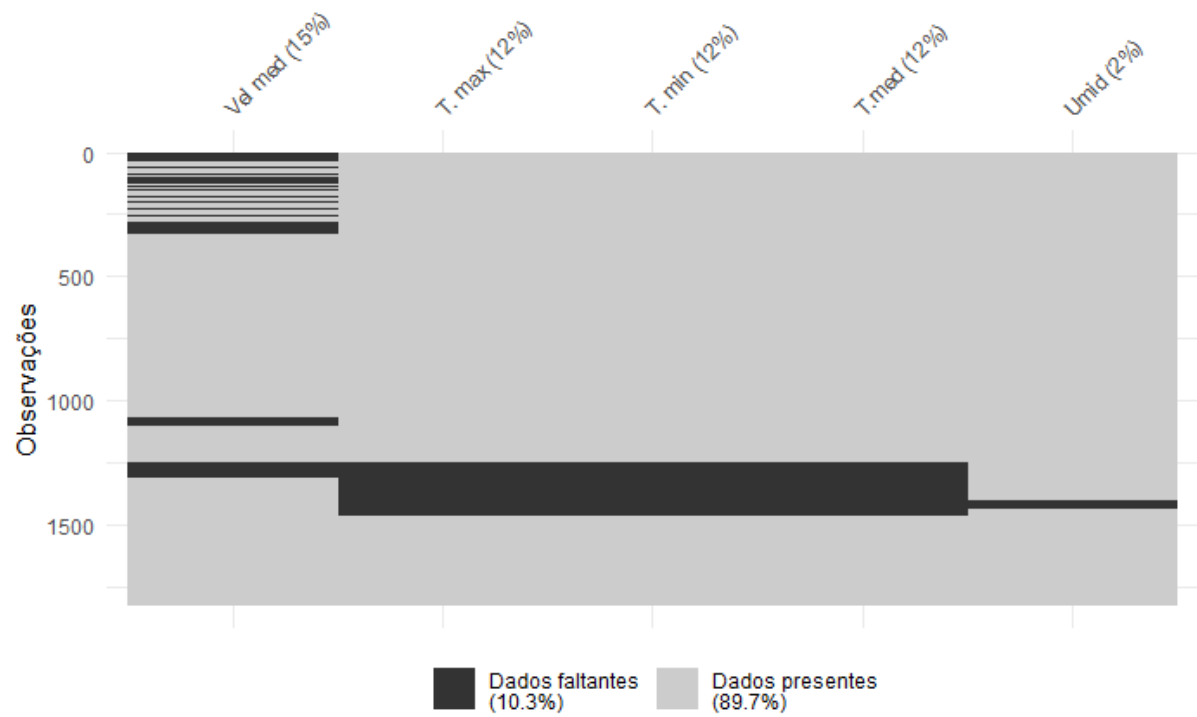
8 DADOS FALTANTES INHAMBANE



9 DADOS FALTANTES XAI – XAI



10 DADOS FALTANTES MAPUTO



APÊNDICE B - DESEMPENHO DA IMPUTAÇÃO

