UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CARTOGRÁFICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS GEODÉSICAS
E TECNOLOGIAS DA GEOINFORMAÇÃO

DANIEL DA COSTA E SILVA

ESTUDO DA QUALIDADE POSICIONAL E ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS NA DISTRIBUIÇÃO DE ERROS ALTIMÉTRICOS EM MODELOS DIGITAIS DE ELEVAÇÃO

Recife
2020

DANIEL DA COSTA E SILVA

ESTUDO DA QUALIDADE POSICIONAL E ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS NA DISTRIBUIÇÃO DE ERROS ALTIMÉTRICOS EM MODELOS DIGITAIS DE ELEVAÇÃO

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Área de concentração: Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Orientador: Prof. Dr. José Luiz Portugal

Recife

2020

Catalogação na fonte
Bibliotecária Maria Luiza de Moura Ferreira, CRB-4 / 1469

S586e Silva, Daniel da Costa e .

Estudo da qualidade posicional e análise de padrões espaciais na distribuição de erros altimétricos em modelos digitais de elevação / Daniel da Costa e Silva. - 2020.

140 folhas, il., tab.

Orientador: Prof. Dr. José Luiz Portugal.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, 2020.

Inclui referências e apêndice.

1. Engenharia Cartográfica. 2. Qualidade posicional. 3. Modelo digital de elevação. 4. Padrão de exatidão cartográfica. 5. Padrões espaciais. I. Portugal, José Luiz (Orientador). II. Título.

UFPE

526.1 CDD (22. ed.) BCTG/2020-101

DANIEL DA COSTA E SILVA

ESTUDO DA QUALIDADE POSICIONAL E ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS NA DISTRIBUIÇÃO DE ERROS ALTIMÉTRICOS EM MODELOS DIGITAIS DE ELEVAÇÃO

Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação, do Centro de Tecnologia e Geociências da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação.

Aprovada em: 19 / 02 / 2020.

BANCA EXAMINADORA

_____

Prof. Dr. José Luiz Portugal (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

_____

Profª. Drª. Lucilene Antunes Correia Marques de Sá (Examinadora Interna)
Universidade Federal de Pernambuco – UFPE

_____

Prof. Dr. Sérgio Monthezuma Santoianni Guerra (Examinador Externo)
Universidade Federal Rural de Pernambuco – UFRPE

AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a Deus, por tudo que tenho na vida, por guiar meus passos a cada novo dia, permitindo a obtenção de mais essa vitória.

Aos meus pais, por terem me dado a vida e todo o suporte necessário para realizar meus objetivos acadêmicos e profissionais.

À minha amada esposa Rebeca, pelo amor e apoio incondicional em todos os momentos dessa jornada, por ter aceitado esse desafio de ser casada com um militar, por ser a escada da minha subida, me motivando e encorajando a ser uma pessoa melhor a cada dia.

Aos meus filhos, Lucas e Natália, por fazerem parte da minha vida, me ensinando o real valor da palavra amor, e me dando força para continuar lutando.

Ao meu orientador, Prof. Dr. José Luiz Portugal, pelo suporte em todos os momentos, pelas valiosas orientações e pelos conhecimentos transmitidos.

A todos os professores do departamento de Engenharia Cartográfica da UFPE, por tudo que me ensinaram nesse período.

À Elizabeth Galdino, secretária da pós-graduação, pela dedicação e disposição em auxiliar, sempre com boa vontade.

Ao Tenente-Coronel do Exército Brasileiro Rogério Ricardo da Silva, Chefe do 3º Centro de Geoinformação, em nome do qual agradeço a todos os integrantes dessa prestimosa organização militar subordinada à Diretoria de Serviço Geográfico, por disponibilizar os dados desta pesquisa.

A todos meus colegas de turma, em especial Rômulo, Fernanda, Tiago e Deniezio, pelo apoio e bons momentos de convivência na sala de estudo, os quais facilitaram a conquista deste objetivo.

Concluir esta etapa não seria possível sem o apoio de todos.

RESUMO

Os avanços tecnológicos na área de informações geoespaciais vêm aumentando a produção desse tipo de dado e, consequentemente, tornando cada vez mais necessários estudos a respeito da correta avaliação da sua qualidade. Dentre os tipos de geoinformação, o Modelo Digital de Elevação (MDE) é considerado um dos mais importantes, pois representa a superfície terrestre de forma contínua, por meio de modelos matemáticos. Por esse motivo, são utilizados em estudos hidrológicos, em aplicações militares, na construção de barragens, estradas, hidrelétricas, dentre muitas outras aplicações. No Brasil, a avaliação da qualidade posicional dos MDE considera o constante do Decreto-Lei n° 89.817, de 20 de Junho de 1984, que trata do Padrão de Exatidão Cartográfica (PEC). Além disso, desde o ano de 2011 as pesquisas nessa área têm incluído os parâmetros estabelecidos no Padrão de Exatidão Cartográfica para Produtos Cartográficos Digitais (PEC-PCD), definidos pela Diretoria de Serviço Geográfico do Exército Brasileiro. Nesse contexto, o presente trabalho propõe a avaliação da qualidade posicional altimétrica de três Modelos Digitais de Elevação, de acordo com o estabelecido no PEC-PCD e na estrutura espacial dos pontos de controle, considerando-se todos os resíduos gerados pelas amostras. Assim, procurou-se comprovar a importância da realização de certos procedimentos nessa avaliação, como a verificação da normalidade das amostras e a influência de valores *outliers*. Ademais, averiguou-se a existência de padrões espaciais na distribuição das discrepâncias altimétricas encontradas, e a realização de uma comparação entre as três amostras utilizadas, no sentido de verificar se as mesmas fazem parte uma população única. Foram utilizadas três áreas de estudo, localizadas no Estado da Bahia. A primeira encontra-se na região de mata atlântica, a segunda área na caatinga e a terceira no cerrado. Através da aplicação de procedimentos estatísticos para a avaliação da qualidade dos MDE, comprovou-se a necessidade da verificação da normalidade das amostras e a influência de dados anômalos nos resultados. A utilização dos índices de Moran global e local demonstrou uma possível existência de *clusters* na distribuição dos erros altimétricos no terreno, em alguns casos. Além disso, a comparação de variâncias entre as três amostras indicou a probabilidade de que as mesmas fazem parte de uma mesma população.

Palavras-chave: Qualidade Posicional. Modelo Digital de Elevação. Padrão de Exatidão Cartográfica. Padrões Espaciais.

ABSTRACT

Technological advances in geospatial information area have been increasing the production of this type of data. Consequently, making studies on the correct assessment of its quality has been increasingly necessary. Among the types of geoinformation, the Digital Elevation Model (DEM) is considered one of the most important, as it represents the Earth's surface in a continuous way through mathematical models. For this reason, they are used in hydrological studies, in military applications, in the construction of dams, roads, hydroelectric plants, among many other applications. In Brazil, the evaluation of DEM's positional quality considers that contained in Decree-Law No. 89817 of 20 June 1984, which deals with the Cartographic Accuracy Standard. In addition, since 2011 research in this area has included the parameters established in the Cartographic Accuracy Standard for Digital Cartographic Products, defined by the Geographical Service Directory of the Brazilian Army. In this context, the present work proposes the evaluation of the positional altimetric quality of three Digital Elevation Models, according to the established in the PEC-PCD and in the spatial structure of the control points, considering all residues generated by the samples. Thus, we sought to prove the importance of performing certain procedures in this evaluation, such as checking the normality of the samples and the influence of outlier values. Furthermore, it was verified the existence of spatial patterns in the distribution of the altimetric discrepancies found, and a comparison between the three samples used, in order to verify whether they are part of a single population. Three study areas were used, located in the State of Bahia. The first is found in the Atlantic Forest region, the second area in the caatinga and the third in the cerrado. Through the application of statistical procedures for the evaluation of the quality of the DEM, the need to verify the normality of the samples and the influence of anomalous data on the results was proven. The use of Moran's global and local indices demonstrated a possible existence of clusters in the distribution of altimetric errors, in some cases. In addition, the comparison of variances between the three samples indicated the probability that they are part of the same population.

Keywords: Positional Quality. Digital Elevation Model. Cartographic Accuracy Standard. Spatial Patterns.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Modelo Digital do Terreno 24
Figura 2 – Modelo Digital de Superfície 25
Figura 3 – Erros Sistemáticos e Aleatórios..... 30
Figura 4 – Gráfico de uma Distribuição Normal..... 32
Figura 5 – Gráficos de histogramas (Normal e Não normal)..... 35
Figura 6 – Divisão de conjunto de dados em Quartis..... 39
Figura 7 – Representação de *Box-Plot* com principais elementos..... 39
Figura 8 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância..... 56
Figura 9 – Fluxograma dos procedimentos realizados..... 58
Figura 10 – Localização do Estado da Bahia..... 61
Figura 11 – Localização da área de estudo 01..... 62
Figura 12 – Localização da área de estudo 02..... 63
Figura 13 – Localização da área de estudo 03..... 64
Figura 14 – Modelo Digital de Elevação da área de estudo 01..... 65
Figura 15 – Modelo Digital de Elevação da área de estudo 02..... 66
Figura 16 – Modelo Digital de Elevação da área de estudo 03..... 66
Figura 17 – Localização no terreno da amostra utilizada na área 01..... 67
Figura 18 – Localização no terreno da amostra utilizada na área 02..... 68
Figura 19 – Localização no terreno da amostra utilizada na área 03..... 68
Figura 20 – Média das distâncias dos vizinhos mais próximos - Área 01..... 70
Figura 21 – Média das distâncias dos vizinhos mais próximos - Área 02..... 71
Figura 22 – Média das distâncias dos vizinhos mais próximos - Área 03..... 72
Figura 23 – Gráfico das discrepâncias posicionais altimétricas - Área 01..... 74
Figura 24 – Histograma da amostra de discrepâncias altimétricas - Área 01..... 78
Figura 25 – Resultado do método *Box-Plot* - Área 01..... 79
Figura 26 – Gráfico das discrepâncias altimétricas da amostra sem *outliers*..... 80
Figura 27 – Histograma dos resíduos altimétricos da amostra de 46 pontos..... 83
Figura 28 – Gráfico das discrepâncias posicionais altimétricas - Área 02..... 86
Figura 29 – Histograma da amostra de discrepâncias altimétricas - Área 02..... 89
Figura 30 – Resultado do método *Box-Plot* - Área 02..... 90
Figura 31 – Gráfico das discrepâncias altimétricas da amostra sem *outliers*..... 91

Figura 32 – Histograma dos resíduos altimétricos da amostra de 49 pontos..... 93
Figura 33 – Gráfico dos resíduos posicionais altimétricos – Área 03..... 96
Figura 34 – Histograma da amostra dos resíduos altimétricos – Área 03..... 98
Figura 35 – Resultado do método *Box-Plot* – Área 03..... 99
Figura 36 – Gráfico dos resíduos da amostra sem *outliers*..... 100
Figura 37 – Histograma dos resíduos altimétricos da amostra de 48 pontos..... 103
Figura 38 – Resultado gráfico do teste DHS de Tukey..... 106
Figura 39 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância - Área 01..... 107
Figura 40 – Resultado do índice global de Moran na área 01..... 108
Figura 41 – Resultado do índice local de Moran na área 01..... 109
Figura 42 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância - Área 02..... 110
Figura 43 – Resultado do índice global de Moran na área 02..... 111
Figura 44 – Resultado do índice local de Moran na área 02..... 112
Figura 45 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância - Área 03..... 113
Figura 46 – Resultado do índice global de Moran na área 03..... 114
Figura 47 – Resultado do índice local de Moran na área 03..... 115

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Resultados da avaliação altimétrica do MDE - Área 01..... 77
Quadro 2 – Resultados da avaliação do MDE - Área 01 sem o*utliers*..... 82
Quadro 3 – Resultados das avaliações com as duas amostras - Área 01..... 84
Quadro 4 – Resultados da avaliação altimétrica do MDE - Área 02..... 88
Quadro 5 – Resultados da avaliação do MDE - Área 02 sem o*utliers*..... 92
Quadro 6 – Resultados das avaliações com as duas amostras - Área 02..... 94
Quadro 7 – Resultados da avaliação altimétrica do MDE - Área 03..... 97
Quadro 8 – Resultados da avaliação do MDE - Área 03 sem o*utliers*..... 102
Quadro 9 – Resultados das avaliações com as duas amostras - Área 03..... 104
Quadro 10 – Síntese dos resultados da avaliação altimétrica..... 117
Quadro 11 – Síntese dos resultados da análise de padrões espaciais..... 119

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – PEC planimétrico para produtos cartográficos digitais..... 28
Tabela 2 – PEC altimétrico de MDE para produtos cartográficos digitais..... 29
Tabela 3 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas..... 75
Tabela 4 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD..... 75
Tabela 5 – Resultado da análise de tendência (t de Student)..... 76
Tabela 6 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)..... 76
Tabela 7 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk..... 77
Tabela 8 – Resultados da Curtose e Simetria..... 78
Tabela 9 – Valores *outliers* encontrados..... 80
Tabela 10 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas..... 81
Tabela 11 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD..... 81
Tabela 12 – Resultado da análise de tendência (t de Student)..... 82
Tabela 13 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)..... 82
Tabela 14 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk na amostra de 46 pontos..... 83
Tabela 15 – Resultados da Curtose e Simetria..... 84
Tabela 16 – Medidas estatísticas relativas às duas amostras..... 85
Tabela 17 – Erro Padrão da Média e intervalo de valores das duas amostras.... 85
Tabela 18 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas..... 86
Tabela 19 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD..... 87
Tabela 20 – Resultado da análise de tendência (t de Student)..... 87
Tabela 21 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)..... 87
Tabela 22 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk..... 88
Tabela 23 – Resultados da Curtose e Simetria..... 89
Tabela 24 – Valor *outlier* encontrado..... 90
Tabela 25 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas..... 91
Tabela 26 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD..... 91
Tabela 27 – Resultado da análise de tendência (t de Student)..... 92
Tabela 28 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)..... 92
Tabela 29 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk na amostra de 49 pontos..... 93
Tabela 30 – Resultados da Curtose e Simetria..... 94
Tabela 31 – Medidas estatísticas relativas às duas amostras..... 95

Tabela 32 – Erro Padrão da Média e intervalo de valores das duas amostras.... 95
Tabela 33 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas..... 96
Tabela 34 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD..... 96
Tabela 35 – Resultado da análise de tendência (t de Student)..... 97
Tabela 36 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)..... 97
Tabela 37 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk..... 98
Tabela 38 – Resultados da Curtose e Simetria..... 99
Tabela 39 – Valores *outliers* encontrados..... 100
Tabela 40 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas..... 101
Tabela 41 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD..... 101
Tabela 42 – Resultado da análise de tendência (t de Student)..... 101
Tabela 43 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)..... 102
Tabela 44 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk na amostra de 48 pontos..... 102
Tabela 45 – Resultados da Curtose e Simetria..... 103
Tabela 46 – Medidas estatísticas relativas às duas amostras..... 104
Tabela 47 – Erro Padrão da Média e intervalo de valores das duas amostras.... 104
Tabela 48 – Resultados da análise de variâncias..... 105
Tabela 49 – Resultados do teste DHS de Tukey..... 105
Tabela 50 – Valores para gráfico da autocorrelação espacial - Área 01..... 107
Tabela 51 – Valores para gráfico da autocorrelação espacial - Área 02..... 110
Tabela 52 – Valores para gráfico da autocorrelação espacial - Área 03..... 114

LISTA DE SIGLAS

ASPRS	*America Society of Photogrammetry and Remote Sensing*
ASTER	*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection*
DSG	Diretoria de Serviço Geográfico
EP	Erro Padrão
ET-PCDG	Especificação Técnica para Produtos de Conjuntos de Dados Geoespaciais
GPS	*Global Positioning System*
LIDAR	*Light Detection and Ranging*
MDE	Modelo Digital de Elevação
MDS	Modelo Digital de Superfície
MDT	Modelo Digital do Terreno
PEC	Padrão de Exatidão Cartográfica
PEC-PCD	Padrão de Exatidão Cartográfica dos Produtos Cartográficos Digitais
RADAR	*Radio Detection and Ranging*
REMQ	Raiz do Erro Médio Quadrático
SRTM	*Shuttle Radar Topography Mission*
TIN	*Triangulated Irregular Network*

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO **15**

1.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA..... 20

1.2 OBJETIVOS DA PESQUISA..... 21

1.2.1 Objetivo Geral..... **21**

1.2.2 Objetivos Específicos..... **22**

1.3 ESTRUTURAÇÃO DA PESQUISA..... 22

2 QUALIDADE POSICIONAL E ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS NA DISTRIBUIÇÃO DE ERROS ALTIMÉTRICOS EM MDE..... **24**

2.1 QUALIDADE POSICIONAL DE MDE..... 24

2.1.1 Avaliação da qualidade posicional..... **24**

2.1.2 Padrão de Exatidão Cartográfica (PEC)..... **27**

2.2 PROCEDIMENTOS PARA UTILIZAÇÃO DO PEC..... 29

2.2.1 Erros em uma amostra..... **29**

2.2.2 Testes de Normalidade..... **31**

2.2.3 Valores atípicos – *Outliers*..... **36**

2.2.4 Detecção de *Outliers*..... **37**

2.2.5 Análise de tendência..... **40**

2.2.6 Análise de precisão..... **43**

2.2.7 Erro Padrão da Média..... **44**

2.3 ANÁLISE DE VARIÂNCIAS..... 46

2.4 ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS NA DISTRIBUIÇÃO DE ERROS... 48

2.4.1 Conceitos..... **48**

2.4.2 Aplicação de ferramentas de AEDE..... **51**

2.4.3 Índice “I” de Moran..... **54**

3 METODOLOGIA DA PESQUISA..... **58**

3.1 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS 58

3.2 CARACTERIZAÇÃO DAS ÁREAS DE ESTUDO..... 60
3.3 RECURSOS TECNOLÓGICOS..... 65
3.3.1 Base de Dados Espaciais..... **65**
3.3.2 Programas Computacionais..... **72**
3.3.3 Equipamentos Eletrônicos e Computacionais..... **73**
4 RESULTADOS E DISCUSSÕES..... **74**
4.1 AVALIAÇÃO ALTIMÉTRICA DO MDE..... 74
4.1.1 Avaliação da área de estudo 01 com amostra completa..... **74**
4.1.2 Avaliação da área de estudo 01 após eliminação de outliers..... **80**
4.1.3 Erro Padrão da Média na área de estudo 01..... **85**
4.1.4 Avaliação da área de estudo 02 com amostra completa..... **86**
4.1.5 Avaliação da área de estudo 02 após eliminação de outlier..... **90**
4.1.6 Erro Padrão da Média na área de estudo 02..... **94**
4.1.7 Avaliação da área de estudo 03 com amostra completa..... **95**
4.1.8 Avaliação da área de estudo 03 após eliminação de outliers..... **100**
4.1.9 Erro Padrão da Média na área de estudo 03..... **104**
4.2 ANÁLISE DE VARIÂNCIAS..... 105
4.3 ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS..... 106
4.3.1 Análise na área de estudo 01..... **106**
4.3.2 Análise na área de estudo 02..... **110**
4.3.3 Análise na área de estudo 03..... **113**
5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES..... **117**
REFERÊNCIAS **121**
APÊNDICE A – PONTOS DE CONTROLE USADOS NA PESQUISA..... **135**

1 INTRODUÇÃO

Com os recentes avanços em sensoriamento remoto, serviços baseados em localização geográfica e outras tecnologias relacionadas, a produção de informações geoespaciais aumentou exponencialmente nas últimas décadas (UREÑA-CÁMARA et al., 2018). Por conseguinte, a preocupação com a correta avaliação da qualidade dos dados geoespaciais disponibilizados tem se tornado uma constante entre os produtores de informação geográfica e o meio acadêmico.

Um dado geoespacial, denominado também de geoinformação, é qualquer representação espacialmente referenciada, podendo ser mapeada, manipulada, analisada e visualizada através de Sistemas de Informações Geográficas (IBRAHIM et al. 2019). Dentre os tipos existentes, destaca-se o Modelo Digital de Elevação (MDE), que desde o final da década de 1950 vem sendo utilizado na representação das diversas formas em que o terreno se apresenta fisicamente na Terra.

A origem do conceito de modelagem digital da superfície terrestre é creditada a dois engenheiros americanos, Miller e Laflamme, do Instituto de Tecnologia de Massachusetts (KRTALIĆ et al., 2019). Esses pesquisadores desenvolveram, em um Laboratório de Fotogrametria, a primeira definição a partir de um conjunto de pontos de controle, utilizados em projetos de estradas.

Assim, o modelo digital de elevação foi definido como uma representação estatística da superfície contínua do terreno, a partir de pontos com coordenadas planialtimétricas conhecidas. O armazenamento dos dados desse modelo de forma computacional permite uma análise de diversos tipos de condições do terreno, e uma avaliação de um número ilimitado de soluções independentes para cada tipo de condição (MILLER et al., 1958).

Segundo Arief et al. (2019), o MDE é a representação da superfície da Terra na forma de valores digitais de elevação, estando os mesmos dispostos em uma malha regular ou em um arquivo digital matricial. Trata-se, portanto, de uma manifestação discretizada da topografia da superfície terrestre, cuja estrutura é basicamente apresentada de três maneiras: malha regular, rede de triangulação irregular e linhas de contorno (LI et al, 2019).

No Brasil, a Diretoria de Serviço Geográfico publicou no ano de 2016 a segunda edição da Norma da Especificação Técnica para Produtos de Conjuntos de Dados Geoespaciais (ET-PCDG). De acordo com esse documento, o Modelo Digital de Elevação é um produto cartográfico obtido a partir de um modelo matemático que representa um fenômeno, de forma contínua, a partir de dados adequadamente estruturados e amostrados do mundo real (DSG, 2016). Observa-se que a função matemática que gera o modelo tem como característica a continuidade. Então, cada ponto planimétrico está associado a apenas um único valor altimétrico.

Neste contexto, verifica-se que o conceito de MDE apresentado pode ser visto como um termo generalista, a partir do qual outros modelos são definidos. Se for considerada a representação dos acidentes naturais e artificiais sobre o solo, tem-se um Modelo Digital de Superfície. Caso na representação sejam desconsiderados esses acidentes, ou seja, levando-se em consideração apenas o solo exposto, tem-se um Modelo Digital do Terreno.

Dessa forma, têm-se as seguintes definições de acordo com a norma elaborada pela Diretoria de Serviço Geográfico (DSG, 2016):

- Modelo Digital do Terreno (MDT): representa o solo exposto de forma contínua e suavizada, a partir de dados adequadamente estruturados e amostrados da superfície física da Terra;
- Modelo Digital de Superfície (MDS): representa o solo exposto e os acidentes encontrados acima do solo, como edificações, vegetação, dentre outros, de forma contínua e suavizada, a partir de dados adequadamente estruturados e amostrados do mundo real.

Em relação à aquisição de dados para geração de Modelos Digitais de Elevação, podem ser executados diferentes tipos de procedimentos, como, por exemplo, a medição de pontos de controle com equipamentos de *Global Positioning System* (GPS); a restituição fotogramétrica; e a utilização de dados de câmeras fotogramétricas, de imagens de satélites, de *Radio Detection and Ranging* (RADAR) e de *Light Detection and Ranging* (LIDAR). Cada um desses métodos têm características próprias em termos de precisão, amostragem, processamento e preço.

Seja qual for o procedimento adotado para aquisição do MDE, o objetivo é a obtenção de dados para geração de uma malha de pontos regular ou irregular. A malha regular permite a geração do MDE por meio do uso de funções de interpolação, que determinam a precisão do modelo. A malha irregular, também denominada *Triangulated Irregular Network* (TIN), ou Rede de Triângulos Irregulares, constitui-se na utilização de métodos de triangulação para definição de vetores com topologia que permitem a geração do modelo.

Então os MDE são caracterizados por diferentes níveis de precisão e acurácia, assim como apresentam variações nos valores de resolução espacial, tempo para execução dos processos referentes à sua elaboração e custos operacionais.

Atualmente, com a modernização e popularização das geotecnologias, os Modelos Digitais de Elevação (MDE) têm sido utilizados para diferentes finalidades, como em trabalhos e estudos hidrológicos, geomorfológicos, na agricultura, ortorretificação de imagens de sensores orbitais, em aplicações militares, na prevenção de acidentes naturais, na construção de estradas, oleodutos e gasodutos, ou seja, em qualquer aplicação que necessite da representação do relevo de uma determinada região da superfície terrestre.

Em relação a estudos hidrológicos, por exemplo, Li et al. (2019) fizeram uma pesquisa em que foram apresentadas análises das bacias hidrográficas existentes em territórios chineses, utilizando dados obtidos a partir de Modelos Digitais de Elevação das áreas em questão. Ainda sobre esse assunto, também foram realizados trabalhos a respeito de escoamento e conectividade de bacias hidrográficas.

No tocante a estudos ambientais, Gaohe et al. (2019) apresentaram o desenvolvimento de um algoritmo para posicionamento automático de incêndios florestais. Kang et al. (2019) extraíram informações de um MDE parâmetros para quantificar a complexidade de uma região visando a proteção ambiental e planejamento do uso da terra.

Dados de MDE também são utilizados em estudos para prevenção de inundações, como por exemplo, o desenvolvido por Villanueva et al, 2019. Além disso, a identificação de áreas de erosão foi objeto de estudo de Xiong et al. (2019),

quando usaram uma técnica de varredura a LASER terrestre juntamente com dados de Modelos Digitais de Elevação, visando ao mapeamento morfológico ao longo de regiões costeiras. Libin et al. (2019), Roy (2019) e Pal et al. (2019) também avaliaram a vulnerabilidade da erosão de diferentes tipos de solo em bacias hidrográficas.

No Brasil, a utilização de dados de Modelos Digitais de Elevação para identificação e análise de processos erosivos foi realizada por Capoane (2019), Carvalho (2019), Sousa (2019), e Diniz et al. (2017).

Assim, observando-se uma pequena amostra da variedade de projetos de pesquisa realizados, infere-se a importância dos Modelos Digitais de Elevação nas diversas áreas do conhecimento científico. Além disso, verifica-se também que uma parte desses estudos diz respeito à avaliação, comparação e análise da qualidade posicional dos MDE como, por exemplo, os trabalhos desenvolvidos por Arief et al. (2019), Rusli et al. (2019), Moratidis et al. (2019), Hawker et al. (2019), Hadi (2019), Elkhrachy (2018), Kim et al. (2018), e Wessel et al. (2018), que estimaram e compararam a precisão e acurácia de MDE obtidos por diversas fontes de dados, realizando análises estatísticas considerando os padrões de exatidão previstos em normas estabelecidas em diferentes países.

Dessa forma, os Modelos Digitais de Elevação ocupam um importante papel na análise e monitoramento da superfície terrestre, sendo sua qualidade um fator de impacto que depende da aplicação do mesmo (RUSLI, 2019).

No Brasil, os trabalhos realizados sobre a avaliação da qualidade posicional de dados geoespaciais levam em consideração os parâmetros estabelecidos no Decreto-Lei n° 89.817, de 20 de Junho de 1984, que trata do Padrão de Exatidão Cartográfica – PEC. A partir de 2011, com o avanço na elaboração de produtos cartográficos digitais, as pesquisas nessa área têm incluído também o Padrão de Exatidão Cartográfica para Produtos Cartográficos Digitais (PEC-PCD), definidos pela Diretoria de Serviço Geográfico do Exército Brasileiro - DSG, que é o órgão responsável pela elaboração das normas técnicas para execução do mapeamento sistemático nacional nas escalas de 1:25.000 até 1:250.000, segundo o Decreto-Lei nº 243, de 28 de fevereiro de 1967.

Tanto o PEC quanto o PEC-PCD definem critérios para a classificação de produtos cartográficos, utilizando parâmetros a partir de um indicador estatístico de dispersão (SANTOS et al., 2008). Assim, para que um produto cartográfico possa ser aceito como referência do Sistema Cartográfico Nacional - SCN, e consequentemente para a Infraestrutura Nacional de Dados Espaciais - INDE, noventa por cento (90% ou 1,6449 do Erro-Padrão) dos erros dos pontos coletados no referido produto, quando comparados com as suas coordenadas planialtimétricas levantadas em campo por método de alta precisão, devem apresentar valores iguais ou inferiores aos previstos no PEC e PEC-PCD (DSG, 2011). Além disso, o Erro-Padrão isolado não deverá ultrapassar 60,8% dos padrões de exatidão citados.

Dessa maneira, os padrões de exatidão supracitados foram definidos para garantir a qualidade posicional dos produtos gerados pela iniciativa pública e privada. Entretanto, outros elementos devem ser observados no tocante a esse tipo de avaliação. Santos et al. (2015), por exemplo, afirmaram que no Decreto-Lei n° 89.817 está implícito que os dados de discrepâncias posicionais devem seguir a distribuição normal. Então, para se utilizar os referidos padrões deveria ser comprovada a normalidade da amostra dos erros posicionais.

Ademais, o trabalho desenvolvido por Galo et al.(1994), leva em consideração que, ao aplicarem-se os valores dispostos no PEC, devem ser realizadas análises de tendência e precisão. Por meio de testes de hipóteses, essas análises, além de avaliar o PEC, podem indicar também se no produto cartográfico há alguma tendência nas componentes das coordenadas, indicando a existência de erros sistemáticos (GAMBA et al., 2017).

Por conseguinte, observa-se que nos estudos e trabalhos técnicos realizados no Brasil sobre a avaliação da qualidade posicional de um produto cartográfico, como, por exemplo, os dados altimétricos de Modelos Digitais de Elevação, os fatores citados anteriormente são comumente explorados e verificados. Entretanto, percebe-se que novos estudos estatísticos mais detalhados são necessários para uma correta avaliação altimétrica de um MDE, como, por exemplo, a necessidade da comprovação da hipótese usualmente aceita de que os resíduos altimétricos seguem uma distribuição normal, e a influência de valores *outliers* na qualidade posicional da amostra de dados.

Além disso, verifica-se também a inexistência de estudos a respeito da distribuição no terreno dos erros altimétricos de um MDE, ou seja, da análise de padrões com o objetivo de verificar a autocorrelação espacial em uma amostra de pontos de controle de campo.

1.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

Na avaliação da qualidade posicional altimétrica de um MDE, seja qual for o método de obtenção do referido modelo, ou da forma que a amostra de pontos de checagem é comparada com os pontos homólogos no mesmo, o resultado final leva em consideração que noventa por cento dos erros dos pontos em questão devem apresentar valores iguais ou inferiores aos previstos nas normas.

Assim, para atendimento aos padrões de exatidão em vigor na atualidade, não há necessidade de qualquer análise estatística considerando os dez por cento dos erros dos pontos checados, cujos resultados não atendem ao especificado para cada classificação definida (A, B, C e D). Esses erros, na maioria das vezes, são simplesmente descartados dos cálculos. Por esse motivo, tendo em vista a eliminação sem uma análise estatística mais apurada, os resultados erroneamente consideram a distribuição estatística dos erros de um MDE como uma gaussiana ou distribuição normal, sendo essa uma condição *sine qua non* para aplicação do PEC.

Outro fator a ser observado é que alguns desses pontos, com erros que fazem parte dos dez por cento não considerados pelas normas podem, na verdade, se tratar de *outliers*, também chamados observações atípicas ou anormais. Essas observações anômalas, que podem ter origem em diversas fontes, denotam dados que, em geral, não tem conformidade com o comportamento esperado do conjunto de dados em estudo. (CHAKRABORTY et al., 2019). O estudo destas observações é essencial, dado que erros grosseiros nas observações afetam de forma negativa todos os parâmetros estimados e os resíduos.

Dessa forma, a existência de *outliers* em um conjunto de dados pode alterar a qualidade e a distribuição estatística dos resultados de uma análise porventura realizada. Como a premissa do uso do PEC é a normalidade da amostra de dados, a detecção e tratamento de *outliers* na mesma torna-se uma etapa primordial na análise estatística dos erros encontrados.

Além disso, a forma como se distribuem geograficamente os resíduos rejeitados nos cálculos é um importante elemento a ser analisado. Com essa verificação é possível, por exemplo, definir que um MDE que foi avaliado com baixa qualidade posicional, de acordo com os parâmetros estabelecidos, na verdade pode possuir apenas uma pequena região que apresentam erros muito discrepantes. Assim, uma análise estatística espacial desses erros poderia confirmar essa informação, auxiliando em uma nova avaliação com parâmetros distintos dos iniciais.

Essa análise pode ser realizada com a utilização de técnicas e ferramentas de geoestatística, com o objetivo de observar padrões de distribuição dos erros no terreno normalmente negligenciados pela estatística clássica, que não prevê a variável da localização geográfica em suas formulações e cálculos. Com isso, pode-se verificar, por exemplo, a correlação espacial entre as discrepâncias encontradas nos dados altimétricos de um Modelo Digital de Elevação.

Em face do exposto, a problemática do trabalho proposto está relacionada à necessidade de estudos que demonstrem a importância de procedimentos geoestatísticos para uma correta avaliação altimétrica de um MDE, como, por exemplo, a verificação da premissa de normalidade da amostra, e a análise da influência de valores *outliers* na qualidade posicional dos dados. Além disso, verifica-se também a importância de estudos sobre análise de padrões na distribuição dos erros altimétricos em uma amostra de pontos de controle de campo.

Ademais, considera-se que o estudo proposto é de importância significativa, tendo em vista a possibilidade de aprimoramento dos parâmetros de avaliação da qualidade posicional altimétrica de um MDE, o que pode resultar em melhorias nos produtos gerados e nos resultados obtidos com suas diversas aplicações práticas

1.2 OBJETIVOS DA PESQUISA

A seguir são apresentados os objetivos geral e específicos que constituem partes essenciais para o desenvolvimento desta dissertação.

1.2.1 Objetivo Geral

Avaliar a qualidade posicional altimétrica de Modelos Digitais de Elevação, com base no PEC-PCD e na estrutura espacial dos pontos de controle,

considerando-se os resíduos que estão dentro e fora dos intervalos determinados pelos padrões estabelecidos.

1.2.2 Objetivos Específicos

- Comprovar a importância da verificação da normalidade da amostra dos erros altimétricos em um MDE;
- Atestar a influência de valores *outliers* em medidas estatísticas de dispersão, na avaliação de um Modelo Digital de Elevação;
- Verificar procedimentos estatísticos que possam ser utilizados na medição de acurácia altimétrica de um MDE;
- Identificar a existência de padrões espaciais na distribuição dos erros altimétricos em um MDE, utilizando ferramentas de geoestatística para verificar a autocorrelação espacial no conjunto de dados amostral.

1.3 ESTRUTURAÇÃO DA PESQUISA

A presente pesquisa encontra-se estruturada da seguinte forma:

Capítulo 1 – Introdução, Formulação do Problema e Objetivos. Apresenta-se a ideia principal da pesquisa, com a problemática e a justificativa do tema estudado. Também são expostos o objetivo principal e os objetivos específicos relacionados ao estudo.

Capítulo 2 – Base Teórica. Neste capítulo é exposta a fundamentação teórica do estudo realizado. São apresentados definições e trabalhos científicos realizados em relação à avaliação da qualidade posicional de um Modelo Digital de Elevação; à verificação da normalidade da distribuição estatística das discrepâncias; à detecção da presença de *outliers*, tendência e precisão em uma amostra de dados; e à análise de padrões distribuição dos erros em um MDE.

Capítulo 3 – Metodologia da Pesquisa. Nesta seção são abordados os métodos empregados no desenvolvimento da pesquisa, de modo a altingir os objetivos traçados. Além disso, são relacionados os recursos tecnológicos e a base de dados utilizados na pesquisa. Apresentam-se as áreas de estudo, localizadas no Estado da Bahia.

Capítulo 4 – Resultados da Pesquisa. Apresentam-se os resultados obtidos com a aplicação dos procedimentos metodológicos desenvolvidos no capítulo anterior.

Capítulo 5 – Conclusões e Recomendações. Por fim, são expostas as conclusões possíveis de serem obtidas com os resultados alcançados. Também são apresentadas recomendações para trabalhos futuros relacionados ao tema.

2 QUALIDADE POSICIONAL E ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS NA DISTRIBUIÇÃO DE ERROS ALTIMÉTRICOS EM MDE

A crescente demanda por dados de geoinformação resulta na necessidade da avaliação da aderência dos mesmos aos padrões estabelecidos, para garantir o atendimento aos objetivos dos usuários. Por conseguinte, em relação a um dado geoespacial, pode-se afirmar que a avaliação da qualidade diz respeito, ao nível da conformidade do mesmo em relação às especificações previstas nas normas.

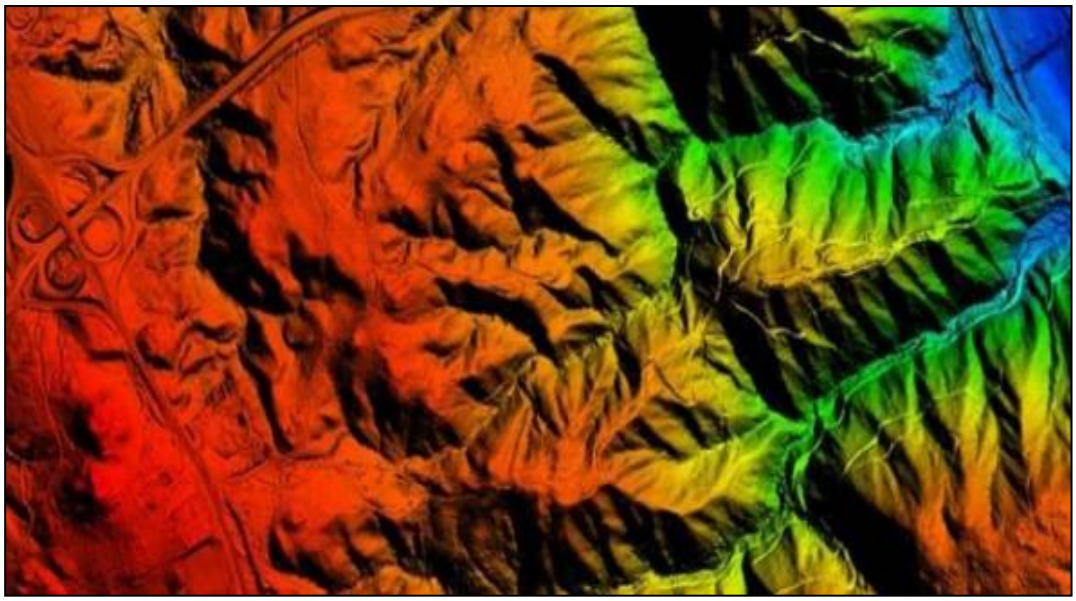
2.1 QUALIDADE POSICIONAL DE MDE

Verificar a qualidade de um dado geoespacial é essencial para se definir de que forma ele pode ser usado. Tendo em vista que a utilização de geoinformação baseia-se essencialmente na tomada de decisões, a correta definição da qualidade de um produto implica em uma maior probabilidade de o usuário tomar uma decisão adequada em relação ao uso de um dado geoespacial.

2.1.1 Avaliação da qualidade posicional

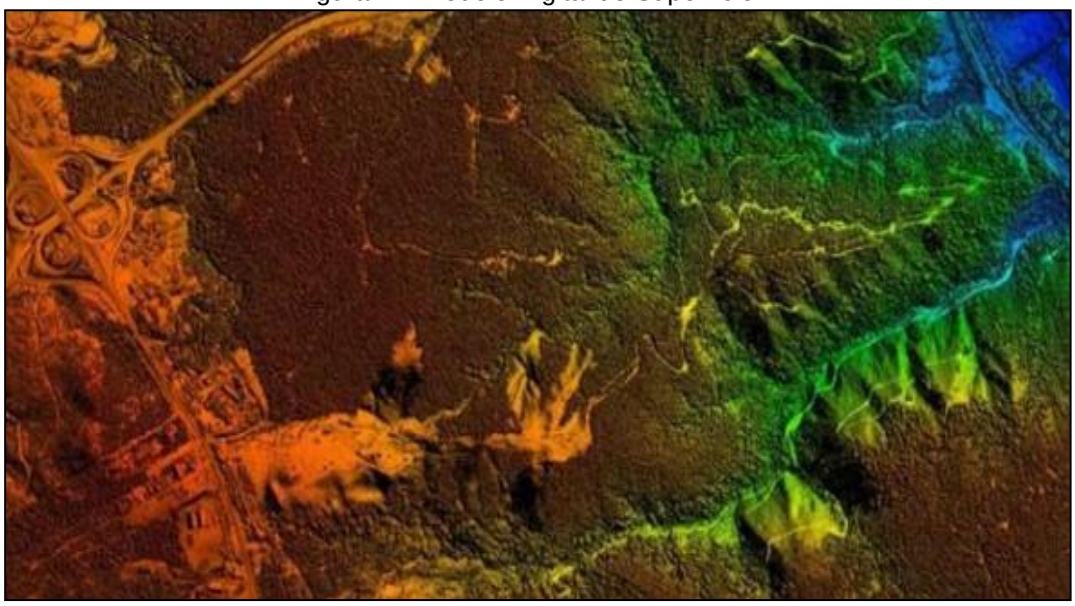
Como visto em seção anterior, um Modelo Digital de Elevação, seja do tipo MDT (Figura 1) ou MDS (Figura 2), é um produto cartográfico utilizado nas mais diversas aplicações em que se necessita da representação altimétrica de uma região da superfície terrestre.

Figura 1 – Modelo Digital do Terreno



Fonte: www.globalgeo.com.br, 2019.

Figura 2 – Modelo Digital de Superfície



Fonte: www.globalgeo.com.br, 2019.

Assim, a avaliação de sua qualidade posicional é primordial para sua utilização como um dado geoespacial de referência, subsidiário ou acessório do Espaço Geográfico Brasileiro (EGB), em conformidade com o Decreto-Lei nº 243, de 28 de fevereiro de 1967 e o Decreto nº 89.817, de 20 de junho de 1984.

Por se tratar de um produto cartográfico, no processo de produção de um Modelo Digital de Elevação ocorre a acumulação de diversos tipos de erros, desde a aquisição dos dados em campo, até o processamento dos mesmos em gabinete. Diversos fatores influenciam sua qualidade posicional, como a fonte dos dados, o algoritmo usado para calcular diferentes atributos, elevação e resolução espacial (LI et al., 2017). Por isso, qualquer MDE produzido deve ser submetido a um procedimento de verificação de sua qualidade posicional, tanto planimétrica quanto altimétrica.

Para isso, deve ser realizada uma análise estatística considerando os padrões de exatidão previstos nas respectivas normas estabelecidas. O resultado dessa análise indicará o tipo e a magnitude dos erros inerentes ao modelo em estudo, com a quantificação de uma medida de acurácia posicional. Essa medida está relacionada com a variação entre a posição de uma feição no mapa em relação à sua posição no terreno (JOVANOVIC et al., 2019).

Ressalta-se que os erros são considerados inevitáveis, tendo em vista os MDE são representações simplificadas da realidade, contendo, portanto, algumas

imprecisões que podem ser quantificadas com o objetivo de atestar a exatidão de um produto.

Observando-se diversos estudos realizados no tocante à avaliação da qualidade posicional de um MDE, como, por exemplo, os elaborados por Wang et al.(2019), Vaka et al. (2019), Wessel et al. (2018), Schumann et al. (2018), Elkhrachy (2018), percebe-se um ponto em comum. A metodologia usualmente utilizada para realizar essa avaliação é comparar os dados de uma amostra de pontos do MDE a ser analisado, chamados pontos homólogos, em relação a pontos de coordenadas conhecidas, oriundos de uma fonte de dados mais acurada. Essa comparação é executada por meio do cálculo da média e do desvio padrão, que são obtidos através dos valores das diferenças entre as coordenadas.

Essa metodologia de comparação de dados por meio de amostras pode ser utilizada, por exemplo, para realizar a avaliação da qualidade das acurácias verticais dos modelos digitais de elevação do *Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection* (ASTER) e do *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM), comparando-as com informações altimétricas consideradas de referência, que podem ser obtidas de Modelos Digitais de Elevação gerados a partir de dados de satélites. Dessa forma, é possível concluir a respeito de que a acurácia depende da vegetação do terreno observado, e que, considerando os pontos de controle selecionados, qual das duas fontes de dados, ASTER ou SRTM, apresenta resultados melhores, principalmente nas regiões metropolitanas.

Seguindo metodologia similar, Mouratidis et al. (2019) e Hadi (2019) avaliaram as acurácias verticais do ASTER E SRTM. O primeiro trabalho considerou como referência dados oriundos do Modelo Digital de Elevação da União Europeia (EU-DEM), enquanto o segundo autor gerou um DEM a partir de pontos de controle de campo e dados de fontes abertas (*Google Earth*) abrangendo a área da Universidade de Bagdá, na capital do Iraque.

No Brasil, também é vasta a quantidade de projetos de pesquisa e estudos a respeito de avaliação da qualidade posicional de Modelos Digitais de Elevação. Desde a análise da acurácia altimétrica dos MDE gerados a partir do ASTER e SRTM, como em Marini et al. (2019), França et al. (2019) e Braz et al. (2018), até a utilização de outros métodos e tecnologias (LiDAR, VANT, entre outros), como observado em Araújo et al. (2018), Borges et al. (2017) e Holler et al. (2018).

Zanetti et al. (2018) analisaram diversos estudos relacionados a avaliação de qualidade posicional de um dado geoespacial, e concluiu que todos eles consideraram a definição de acurácia revista por Monico et al. (2009), que envolve tanto efeitos aleatórios (precisão) quanto efeitos sistemáticos (tendência). No caso do presente estudo, em que se trata dos erros altimétricos de um MDE, a principal medida de acurácia considerada será o RMS (*Root Mean Square*) ou Raiz do Erro Médio Quadrático (REMQ) das discrepâncias das coordenadas em questão (Equação 1).

$$RMS_{\delta} = REMQ_{\delta} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(\delta)^2}{n}} \quad (1)$$

onde "RMS_{δ}" é o *Root Mean Square* da amostra de discrepâncias altimétricas, "$REMQ_{\delta}$" é a Raiz do Erro Médio Quadrático dessa amostra, e "n" é o número de pontos de checagem.

Dessa forma, seja qual for o método de obtenção do MDE em questão, ou da forma que a amostra de pontos de checagem é comparada com os pontos homólogos no mesmo, o resultado final da avaliação deve levar em consideração que as discrepâncias posicionais dos pontos calculados devem apresentar valores dentro do especificado nas normas.

Assim, de acordo com Santos et al. (2015), a partir dos resultados gerados dessa comparação, diversas formulações e testes estatísticos são aplicados de acordo com a norma de acurácia posicional utilizada em cada país. No Brasil, essa norma trata-se do Padrão de Exatidão Cartográfica.

2.1.2 Padrão de Exatidão Cartográfica (PEC)

Os trabalhos realizados no Brasil, cujo objeto é a verificação da qualidade posicional de dados geoespaciais, levam em consideração os parâmetros estabelecidos no Decreto-Lei n° 89.817, de 20 de Junho de 1984, que trata do Padrão de Exatidão Cartográfica. Pela época em que foi elaborada essa norma, percebe-se que foram observados fatores relacionados apenas a produtos cartográficos analógicos, como mapas e cartas topográficas em papel.

O Padrão de Exatidão Cartográfica brasileiro foi elaborado baseado nos parâmetros estabelecidos pelo padrão americano NMAS (*National Map Accuracy Standard*), divulgado em 1947. Esse padrão regula valores limites para que uma carta topográfica tenha sua qualidade posicional classificada, segundo uma determinada escala.

Em 2011, foram publicadas pela Diretoria de Serviço Geográfico do Exército Brasileiro as Especificações Técnicas de Aquisição de Dados Geoespaciais Vetoriais (ET-ADGV), documento este ligado à Infraestrutura Nacional de Dados Espaciais (INDE), que pode ser aliado ao Decreto-lei n° 89.817 para uma avaliação mais rigorosa de produtos cartográficos digitais.

Assim, em função da modernização da produção de geoinformação, foi estabelecido na ET-ADGV o Padrão de Exatidão Cartográfica para Produtos Cartográficos Digitais (PEC-PCD). Essa norma define que, para que um produto cartográfico possa ser aceito como referência do Sistema Cartográfico Nacional em relação a uma determinada escala, deverá atender dois critérios:

a) 90% dos pontos bem definidos, quando testados no terreno, não deverão apresentar discrepâncias superiores ao PEC para a classe e escala testadas;
b) O valor RMS da amostra de discrepâncias deve ser igual ou inferior ao valor do Erro Padrão (EP), estabelecido para a escala e classe testadas.

No caso dos Modelos Digitais de Elevação, as Tabelas 1 e 2 apresentam alguns dos valores previstos na norma, que devem ser considerados na avaliação da qualidade posicional planimétrica e altimétrica.

Tabela 1 – PEC planimétrico para produtos cartográficos digitais

PEC-PCD	**1:25.000**		**1:50.000**		**1:100.000**		**1:250.000**	
	PEC (m)	EP (m)	PEC (m)	EP (m)	PEC (m)	EP (m)	PEC (m)	EP (m)
A	7,00	4,25	14,00	8,51	28,00	17,02	70,00	42,55
B	12,50	7,50	25,00	15,00	50,00	30,00	125,00	75,00
C	20,00	12,50	40,00	25,00	80,00	50,00	200,00	125,00
D	25,00	15,00	50,00	30,00	100,00	60,00	250,00	150,00

Fonte: Adaptado de DSG (2011).

Tabela 2 – PEC altimétrico de MDE para produtos cartográficos digitais

PEC-PCD	**1:25.000**		**1:50.000**		**1:100.000**		**1:250.000**	
	PEC (m)	EP (m)	PEC (m)	EP (m)	PEC (m)	EP (m)	PEC (m)	EP (m)
A	2,70	1,67	5,50	3,33	13,70	8,33	27,00	16,67
B	5,00	3,33	10,00	6,66	25,00	16,66	50,00	33,33
C	6,00	4,00	12,00	8,00	30,00	20,00	60,00	40,00
D	7,50	5,00	15,00	10,00	37,50	25,00	75,00	50,00

Fonte: Adaptado de DSG (2011).

Além do estabelecido pelo PEC-PCD, algumas outras condições devem ser levadas em consideração na avaliação da acurácia posicional de um MDE. Carvalho et al. (2018), por exemplo, argumentaram em seu estudo sobre a possibilidade da não normalidade da distribuição dos erros de uma amostra. Assim, considera-se necessessária essa verificação, que pode ser realizada por meio de testes estatísticos de normalidade, como o teste de Shapiro-Wilk, o gráfico quantil-quantil e os coeficientes de curtose e assimetria.

Observa-se também a necessidade de execução de algum método para detecção de *outliers*, sendo que a presença de observações atípicas normalmente altera a qualidade do resultado de uma análise estatística.

Além disso, outro fator que deve ser observado, segundo Galo (1994), é que devem ser realizadas análises de tendência e precisão, utilizando-se de testes de hipóteses, para verificar se existem erros sistemáticos no MDE em avaliação.

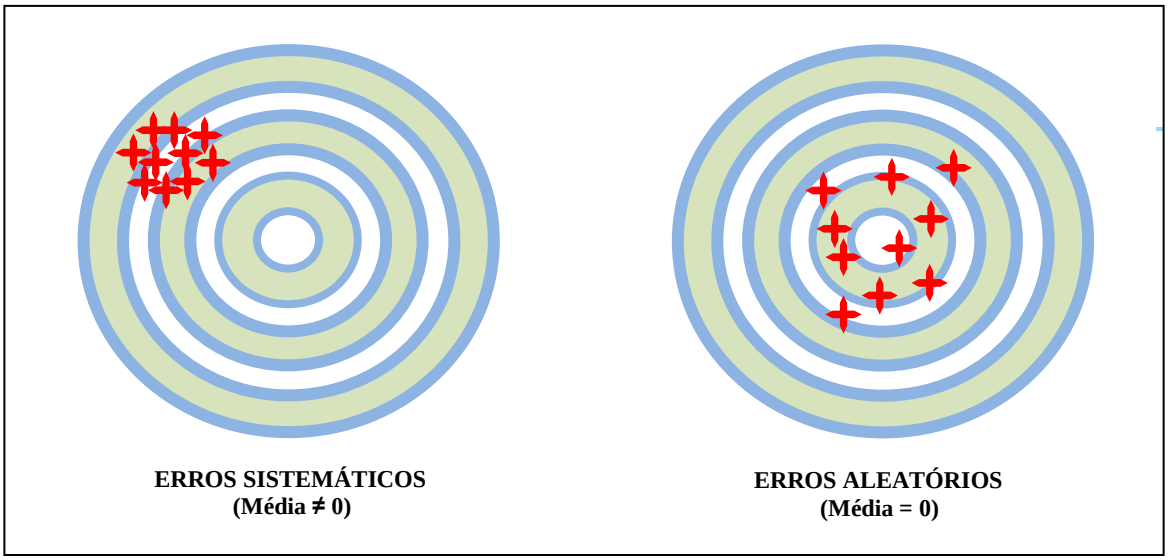
2.2 PROCEDIMENTOS PARA UTILIZAÇÃO DO PEC

Conforme apresentado na seção anterior, após 2011 a avaliação da qualidade posicional de um MDE no Brasil vem sendo feita com base nos parâmetros definidos no Padrão de Exatidão Cartográfica para Produtos Cartográficos Digitais (PEC-PCD), que utiliza termos previamente estabelecidos pelo PEC, de 1984.

2.2.1 Erros em uma amostra

Segundo Wessel et al. (2018), a avaliação da qualidade posicional de um produto cartográfico implica no cálculo de sua precisão, que pode ser entendida como uma descrição de erros sistemáticos e aleatórios (Figura 3).

Figura 3 – Erros sistemáticos e aleatórios



Fonte: Autor, 2019.

O erro sistemático é estimado por um viés estatístico, enquanto o erro aleatório é quantificado pelo desvio da diferença na coordenada altimétrica. Ambos são medidos para uma referência comprovadamente mais precisa do que o produto a ser avaliado. Além desses tipos de erros, uma amostra de dados pode possuir erros grosseiros, também chamados *outliers*, que são resultantes de medidas ou observações errôneas, e que serão descritos em seção posterior.

No caso do cálculo do erro sistemático, deve ser realizada a análise de tendência dos resultados obtidos, tendo em vista que erro sistemático é a diferença entre o resultado obtido pela média de medições distintas e o resultado esperado considerado verdadeiro daquele dado, como, por exemplo, a coordenada altimétrica de um ponto de campo.

Para o cálculo do erro aleatório, deve ser calculado o valor da diferença entre o valor de altitude de cada ponto de controle de campo utilizado e o valor correspondente no Modelo Digital de Elevação que se deseja avaliar a qualidade altimétrica. As discrepâncias encontradas devem ser analisadas estatisticamente pelo cálculo de sua dispersão, definida pelos valores de desvio padrão.

Quando se utiliza o PEC para calcular o erro aleatório inerente a uma amostra referente a um dado geoespacial, considera-se implicitamente que os dados de discrepâncias posicionais devem seguir uma distribuição normal (SANTOS et al., 2015). Por conseguinte, para se utilizar o referido padrão é importante atestar a normalidade da amostra dos erros posicionais.

Além disso, deve-se verificar se a média da amostra de pontos de controle encontra-se dentro do intervalo de confiança no qual a verdadeira média populacional se situa. Esse procedimento é realizado com o cálculo do Erro Médio Padrão, que resulta no valor estimado do desvio padrão entre todas as possíveis médias amostrais.

2.2.2 Testes de Normalidade

A distribuição Normal é uma das mais importantes distribuições de probabilidades da estatística, conhecida também como Distribuição de Gauss ou Gaussiana. Seu desenvolvimento foi realizado pelo matemático francês Abraham de Moivre, em 1733. (GOSWAMI et. al., 2019). A estatística clássica está condicionada à distribuição Normal dos dados e à ausência de observações atípicas, pois a mesma é extremamente sensível à presença de *outliers* (AMEEN et al., 2019).

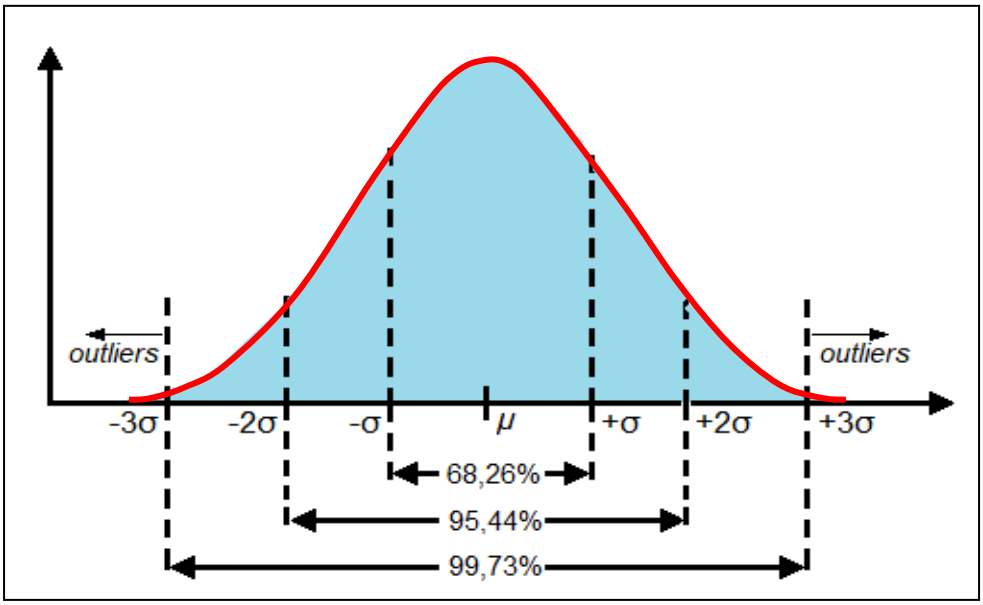
Uma das mais importantes suposições dos métodos estatísticos paramétricos é que uma amostra de dados é proveniente de uma população normalmente distribuída (ÖNER et al., 2017). Segundo Kozak et al. (2019), ao se submeter uma amostra a um teste de normalidade, deve-se considerar que as observações sejam independentes entre si. A distribuição normal é representada por um gráfico simétrico, chamado por muitos autores de “forma de sino”, que pode ser descrito pela função densidade de probabilidade (Equação 2), parametrizada pela média populacional ($\mu \in R$) e pelo desvio-padrão populacional ($\sigma > 0$).

$$f(x) = \frac{e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-\mu}{\sigma})^2}}{\sigma\sqrt{2\pi}}, x \in R \qquad (2)$$

Assim, quando se apresenta a normalidade em uma distribuição, a média se encontra no centro e possui o mesmo valor da mediana e da moda, tendo em vista a simetria da curva. Além disso, ao se considerar uma distribuição Gaussiana (Figura 4), a porcentagem de valores da amostra atende o seguinte padrão: 68,26% das observações devem estar contidas no intervalo de um desvio padrão (±1σ) a partir de sua média (μ); 95,44% dos valores devem estar dentro de dois desvios padrão (±2σ) de sua média (μ); e 99,73% das observações devem estar no intervalo de três desvios padrão (±3σ) de sua média.

Segundo Gemael (1994), qualquer valor que estiver fora do intervalo de três desvios padrão (±3σ) de sua média, terá alta probabilidade de não pertencer à população ou amostra, sendo considerados erros grosseiros ou *outliers*.

Figura 4 – Gráfico de uma Distribuição Normal



Fonte: Autor, 2019.

Ademais, observando-se a Figura 4, é possível verificar as seguintes propriedades inerentes às curvas normais (BAKAR et al., 2017):

- A média, a moda e a mediana têm o mesmo valor;
- A curva é simétrica em relação ao centro;
- Exatamente metade dos valores encontra-se à esquerda do centro e a outra metade está à direita;
- A área total abaixo da curva é 1 (um).

Analisando-se os valores da proporção da curva gaussiana e conforme exposto na seção anterior, no caso da utilização do PEC-PCD para a avaliação da acurácia de uma amostra de dados, considera-se como premissa a normalidade das discrepâncias posicionais encontradas. Dessa forma, é imperativo que seja feito algum teste para se averiguar a forma como se distribuem os referidos erros, mesmo que esse procedimento não seja previsto na norma brasileira.

Existem vários métodos estatísticos desenvolvidos que podem ser usados para análise de dados, no sentido de atestar a normalidade de uma amostra, como, por exemplo, os testes de Shapiro–Wilk, Kolmogorov–Smirnov, Shapiro-Francia,

Simetria, Curtose, Histograma, *Box Plot*, P-P *Plot*, Q–Q *Plot*, Anderson-Darling, Cramer–Von Mises, D'Agostino-Pearson e Jarque-Bera.

Segundo Sánchez-Espigares et al. (2019), o fato de existir diversos tipos de testes de normalidade indica que nenhum é melhor do que os outros em todas as circunstâncias. Por esse motivo, a comparação entre esses testes tem sido realizada em diferentes estudos, como por exemplo, Godina et al. (2019), Kovalevskii (2017), Das et al. (2016), Maurya et al. (2015), Ghasemi et al. (2012) e Noughabi et al. (2011). A conclusão obtida é que nenhum teste supera os demais sob todas as condições.

Considerando-se os estudos citados, pode-se inferir que o teste de Shapiro-Wilk é um dos mais eficientes testes de aderência de uma amostra à normalidade, principalmente em amostras com pequena quantidade de observações (cerca de cinquenta). Por essa razão, essa será uma das verificações aplicadas nessa pesquisa. Contudo, optou-se também, para efeito de comprovação dos resultados, pela realização do método gráfico do Histograma, juntamente com o cálculo da assimetria e curtose, que é considerado um método do tipo numérico (ISLAM, 2019).

O teste de Shapiro-Wilk consiste basicamente em um teste de hipóteses, onde a hipótese nula considera a população como normalmente distribuída (BAKAR et al., 2017). Quando o valor “W” calculado pela fórmula (Equação 3) é maior do que o valor crítico tabelado “W_{α}”, considerando o número de observações e o nível de confiança do teste, e o *p-value* é maior do que o nível de significância, a hipótese nula é aceita, e o dado é considerado proveniente de uma distribuição Gaussiana. Caso contrário, a hipótese de normalidade é rejeitada.

De acordo com Öner et al. (2017), sejam $y_1, y_2,\ldots,y_i,\ldots y_n$ os valores ordenados de “n” amostras aleatórias independentes e identicamente distribuídas ($x_1,x_2,\ldots,x_i,\ldots x_n$). Sendo essas amostras provenientes de uma população com média ($\mu \in R$) e desvio-padrão ($\sigma > 0$) desconhecidos. Então, o valor “W” obtido pelo teste de normalidade de Shapiro-Wilk é definido pela Equação 3.

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^{n} a_i y_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2} \qquad (3)$$

onde “a_i” são constantes calculadas (Equação 4) a partir das médias, variâncias e covariâncias da estatística de ordem de uma amostra de tamanho “n” de uma distribuição normal.

$$(a_1, a_2, \dots, a_n) = \frac{m^T V^{-1}}{(m^T V^{-1} V^{-1} m)^{1/2}} \quad (4)$$

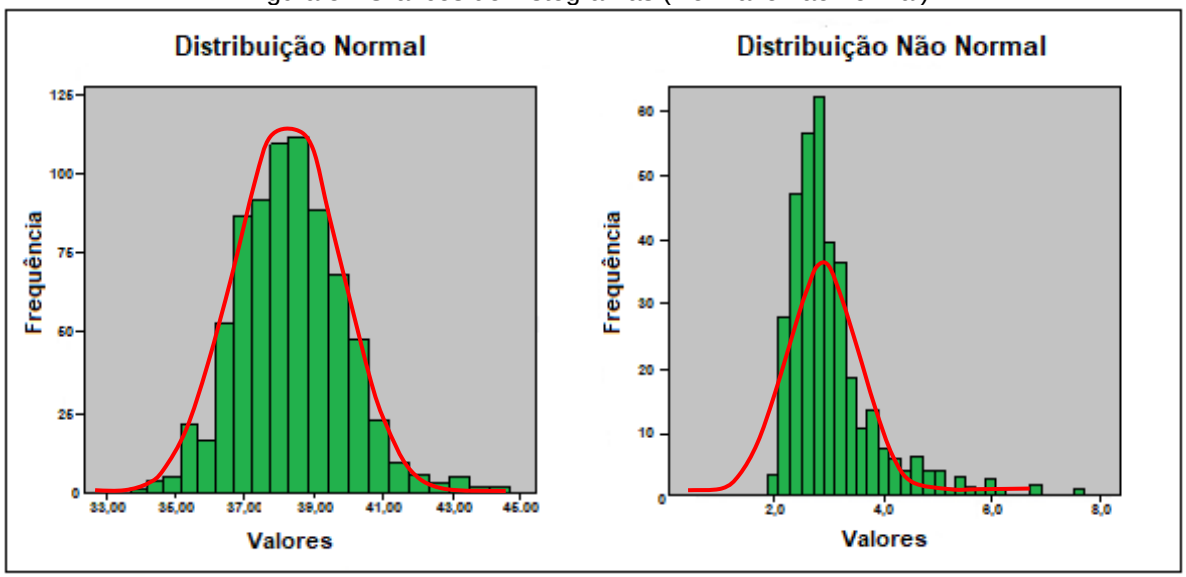
onde V = [cov(y_i, y_j)] é a matriz de covariância daquela estatística de ordem, e m = (m_1, m_2,…, m_n) é o vetor dos valores esperados da estatística de ordem de amostras aleatórias independentes e identicamente distribuídas.

Dessa forma, os valores resultantes do teste indicarão se as observações consideradas seguem uma distribuição normal. Caso o resultado seja de rejeição à hipótese de normalidade, isso significa que é possível afirmar com 95% de confiança que os dados não se ajustam a uma distribuição gaussiana. Caso contrário, pode-se atestar apenas que não foi encontrado nenhum desvio significante da normalidade dos dados (BAKAR et al., 2017).

Após a realização do teste numérico de Shapiro-Wilk, considera-se importante a realização de um teste gráfico para comparação dos resultados. Assim, na presente pesquisa foi escolhido o teste do Histograma. Segundo Mishra et al. (2019), um histograma é um gráfico que apresenta uma estimativa da distribuição de probabilidade de uma variável contínua. Então, trata-se de uma ferramenta de análise, cujos dados são agrupados em classes de frequência. Por ser considerado um dos mais fáceis e simples gráficos que pode ser elaborado em análise estatística (DAS et al., 2016), o teste do histograma é uma forma eficaz de se verificar a normalidade de uma amostra.

Conforme visto, o gráfico de uma distribuição normal tem características bem peculiares, principalmente em relação ao formato (“sino”) e à simetria. A Figura 5 apresenta exemplos de gráficos relacionados a uma distribuição normal e outra não normal.

Figura 5 - Gráficos de histogramas (Normal e não normal)



Fonte: Autor, 2019.

O teste do histograma para verificar a normalidade de uma amostra trata-se basicamente de construir o referido gráfico, utilizando os dados em análise, e verificar se o mesmo possui as características inerentes ao histograma de uma distribuição gaussiana, que podem ser identificáveis visualmente.

Porém, nem sempre se torna simples a decisão sobre a normalidade de uma amostra com uma simples análise visual. Por esse motivo, é possível também analisar valores numéricos relacionados aos dados, como, por exemplo, o teste de normalidade de Assimetria e Curtose, para então atestar se a distribuição pode ser considerada uma gaussiana.

A curva normal é considerada simétrica porque os valores de média, mediana e moda são iguais. Quando algum desses valores difere dos outros, tem-se uma assimetria. Segundo Fonseca et al. (2011), dá-se a nomenclatura de Assimetria ao grau de afastamento de uma distribuição da unidade de assimetria, devendo ser considerados os parâmetros da curva normal representativa daquela distribuição.

Existem diversas formas de se calcular o grau de assimetria de uma amostra, através de índices que quantificam o desvio da mesma em relação a uma distribuição simétrica. Como exemplos desses índices podem-se citar os Coeficientes de Pearson, Quartílico de Assimetria e Momento de Assimetria.

No presente estudo, o Coeficiente de Pearson foi utilizado para a verificação da assimetria. Segundo Miguel et al. (2016), se o valor obtido para o Coeficiente de Pearson estiver, em módulo, entre 0,15 e 1,00, então a assimetria da amostra pode ser considerada moderada. Se o resultado for maior do que 1,00, a mesma pode ser considerada fortemente assimétrica.

A Curtose é uma quantificação do nível “achatamento” de uma distribuição em relação a uma curva normal representativa daquela distribuição. Quanto maior for a concentração de valores da amostra em torno do centro da mesma, maior será o valor da sua curtose, ou seja, mais alto é o pico da respectiva curva.

Pereira et al. (1990) definiram três tipos de curvas em relação ao coeficiente de curtose. A curva denominada leptocúrtica tem distribuição com pico relativamente alto, com coeficiente de curtose menor do que 0,263; a curva platicúrtica com um pico mais achatado e coeficiente de curtose maior do que 0,263; e a mesocúrtica, que é uma curva intermediária, com coeficiente de curtose de 0,263.

Dessa forma, os resultados dos testes de normalidade aplicados indicarão a possibilidade de utilização dos parâmetros estabelecidos no PEC, visando à avaliação da qualidade posicional de um MDE. Além disso, deve-se verificar a necessidade de se atestar a existência de *outliers* nas observações, pois a eliminação de valores atípicos, que porventura façam parte da amostra, pode fazer com que os dados passem a seguir uma distribuição gaussiana, permitindo, assim, a aplicação do PEC na avaliação da qualidade.

2.2.3 Valores Atípicos – *Outliers*

Ao se trabalhar com dados de geoinformação, por vezes se torna necessário analisar amostras que contém algumas observações discrepantes em relação às demais, também chamadas de *outliers*, atípicas, anômalas, e que afetam a qualidade das amostras.

O estudo destas observações é essencial, dado que erros grosseiros nas observações afetam de forma negativa todos os parâmetros estimados. Entretanto, a ausência de métodos automáticos para detecção de *outliers* resulta em erros, como alguns deles serem ignorados, ou a falta de confiança em uma

inspeção subjetiva dos dados, que não pode ser reproduzida igualmente várias vezes. (PETERSON et al., 2018).

A primeira manifestação científica sobre *outliers* ocorreu em 1778, quando Daniel Bernoulli se posicionou criticamente sobre a tendência de alguns astrônomos em descartar observações destoantes e analisar os casos remanescentes como se eles constituíssem a amostra original (HAWKINS, 1980). Assim, a presença de dados anômalos é um dos problemas mais antigos da Estatística, tendo em vista que desde o início do trabalho com observações, verificou-se que uma amostra livre de *outliers* permite tarefas de modelagem mais precisas. (DOMINGUES et al., 2018)

Por esse motivo, muitos trabalhos surgiram com o objetivo de contribuírem com o estudo de observações atípicas, como é o caso dos estudos mais recentes de Cieplak et al. (2019), Ayadi et al. (2019), Kwak et al. (2017), dentre outros.

No caso da avaliação da qualidade posicional de um MDE, a verificação da influência de *outliers* nos dados é fundamental para se quantificar a qualidade do produto cartográfico. Por exemplo, Zandbergen (2008) concluiu em sua pesquisa que a distribuição dos erros posicionais em um MDE pode ser aproximada a uma distribuição normal somente quando excluídos os erros *outliers* dos dados.

Em relação ao PEC-PCD, tendência e precisão sofrem influência direta dos valores *outliers,* visto que estes dependem de valores como média e desvio-padrão amostral. Esse foi um dos resultados encontrados por Carvalho et al.(2016).

Do exposto, verifica-se que é fundamental a análise da influência de valores *outliers* em medidas estatísticas de dispersão, na avaliação de um Modelo Digital de Elevação. Para isso, devem ser utilizados procedimentos de detecção, e definição de parâmetros para eliminação ou aceitação dos mesmos na amostra.

2.2.4 Detecção de Outliers

Os métodos para detecção de *outliers* visam refinar os dados coletados e permitir o fornecimento de informações mais precisas aos usuários finais (AYADY et al, 2019). Existem diversas técnicas desenvolvidas para atestar a presença de observações atípicas em uma amostra, com aplicações práticas na área de

geoinformação, sistemas computacionais, ciências biológicas, engenharias, dentre muitas outras.

Segundo Domingues et al. (2018), os *outliers* devem fazer parte de uma porção significativamente pequena, menor do que 5%, do total da amostra. Por essa razão, há necessidade de métodos específicos para se verificar a presença desse tipo de dado. No caso dos Modelos Digitais de Elevação, as observações anômalas podem ser oriundas de diferentes fontes de erros, afetando os resultados de medidas estatísticas que podem causar o desvio da distribuição gaussiana.

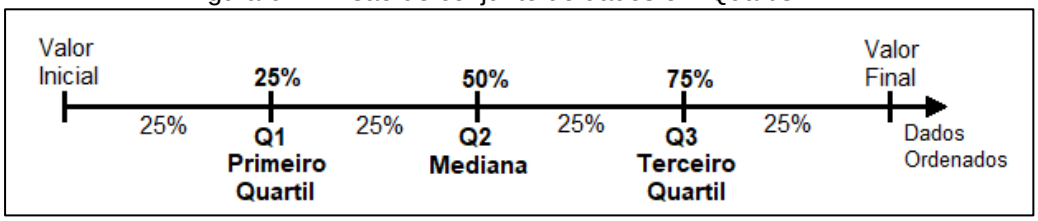
Em relação às técnicas existentes para identificação de *outliers*, verifica-se que existem basicamente três tipos. Os métodos que utilizam enfoques estatísticos, os que são baseados em distância, e aqueles que consideram a densidade dos pontos da amostra. Na presente pesquisa, o método selecionado para detecção das observações atípicas foi o *Box-Plot*, por ser um resumo gráfico da distribuição de uma amostra, bastante utilizado em estudos e aplicações práticas que envolvem a análise exploratória e a mineração de dados.

O *Box-Plot* é uma ferramenta utilizada na análise exploratória de dados, considerada simples e efetiva, que sintetiza graficamente a distribuição de uma amostra de observações (CHOI et al., 2019). Apresenta informações em relação à dispersão dos dados de uma amostra, à localização das observações, à simetria ou assimetria da distribuição, ao comprimento da cauda do gráfico gerado pela mesma, e à existência de valores anômalos na amostra. Para se entender a técnica que define o método do *Box-Plot*, é necessário compreender inicialmente o conceito de Percentil.

Segundo Mishra et al. (2019), os percentis são os 99 pontos que dividem um conjunto de dados em 100 grupos iguais, sendo os valores desse conjunto organizados em ordem crescente ou decrescente. Dessa forma, cada grupo considerado abrange 1% dos dados.

Assim, chama-se de primeiro quartil (Q1) os primeiros 25% dados da amostra, o segundo quartil (Q2) é o valor mediano (50%), e o percentil 75% é o terceiro quartil (Q3) dos dados (Figura 6).

Figura 6 - Divisão de conjunto de dados em Quartis



Fonte: Autor, 2019.

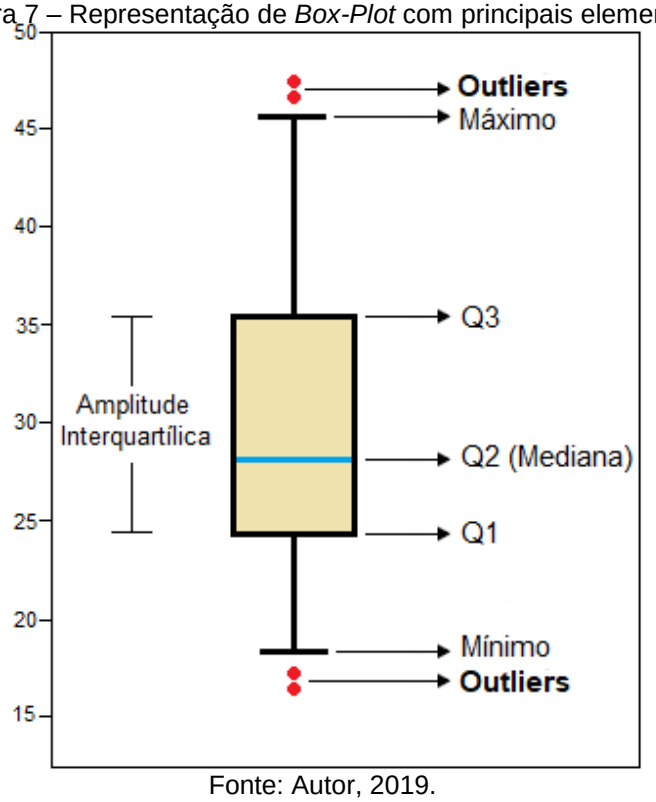
De acordo com Li et al, (2018), em um *Box-Plot* são apresentados os seguintes valores estatísticos: o mínimo, o máximo, e os três quartis (Q1, Q2 e Q3). O segundo quartil também é chamado de mediana. O valor mínimo é calculado pela Equação 5, enquanto o máximo, pela Equação 6.

$$Mínimo = Q1 - 1{,}5(Q3 - Q1) \quad (5)$$

$$Máximo = Q3 + 1{,}5(Q3 - Q1) \quad (6)$$

Na construção de um *Box-Plot* (Figura 7), utiliza-se um retângulo cuja altura é definida pelos valores de Q1 e Q3. Em cada um dos lados opostos da figura, dispõe-se uma semirreta, que são conectadas aos valores máximo e mínimo da amostra. O valor de Q2 secciona o retângulo gerado.

Figura 7 – Representação de *Box-Plot* com principais elementos



Fonte: Autor, 2019.

Dessa forma, ao analisar um gráfico de *Box-Plot*, facilmente conclui-se sobre a amplitude da amostra, tendo em vista a observação dos valores mínimo e máximo, que indicam a variação dos dados. Além disso, devido à indicação do centro da amostra, que é o valor da mediana, pode-se fazer uma análise da forma, seja simétrica ou assimétrica, com que as observações se distribuem no conjunto de dados. Por exemplo, se a mediana encontra-se mais próxima do valor de Q1, então os dados são positivamente assimétricos. Enquanto se a mediana estiver próxima de Q3, os dados são negativamente assimétricos.

Da mesma forma, a presença de *outliers* em uma amostra é detectada no gráfico de *Box-Plot* com bastante facilidade. As observações atípicas são visualizadas como pontos ou asteriscos isolados, ou seja, fora das semirretas e do retângulo formado. Então, após a identificação dos *outliers*, torna-se possível a análise e decisão a respeito do tratamento que será realizado com os mesmos, seja a eliminação ou aceitação, de acordo com os parâmetros estabelecidos e testes realizados.

Por conseguinte, no caso da presente pesquisa, a verificação da existência de observações anômalas na distribuição dos erros altimétricos em um Modelo Digital de Elevação define a quantificação da qualidade do referido produto. Ademais, a eliminação dos *outliers* encontrados pode possibilitar a aproximação da distribuição das observações a uma curva normal, permitindo a utilização do PEC na avaliação da qualidade altimétrica do MDE.

2.2.5 Análise de tendência

Após a execução dos testes de normalidade para análise da distribuição dos erros encontrados na amostra de pontos, que resulta no cálculo dos erros aleatórios inerentes ao dado geoespacial, faz-se necessário a avaliação da tendência e precisão dos resultados obtidos, ou seja, uma verificação da existência de erros sistemáticos na amostra.

As fontes de erros sistemáticos em um processo estão comumente relacionadas aos instrumentos utilizados nas medições, como uma falha na calibração ou defeitos de fabricação, resultando na repetição dos valores de erros. Além disso, a refração ionosférica, procedimentos realizados erroneamente, falhas

na transformação de referenciais geodésicos e dos sistemas de projeção, também são exemplos de causas desse tipo de erro.

A detecção de erros sistemáticos é fundamental para uma correta avaliação da qualidade altimétrica de um Modelo Digital de Elevação. Ademais, dados com esses tipos de erros dificultam a integração de bancos de dados espaciais, ocasionando análises inverídicas em relação à realidade encontrada. Para identificação de erros sistemáticos, são realizados testes de hipóteses com o objetivo de verificar se o produto cartográfico avaliado apresenta alguma tendência nas componentes das coordenadas, indicando a existência de erros sistemáticos (GAMBA et al., 2017).

Tendo em vista uma deficiência observada nas análises propostas para o PEC-PCD, existem diversos testes que têm sido empregados para complementá-las, com o objetivo de verificar se existem tendências e avaliar mais objetivamente a precisão dos dados amostrais (CARVALHO et al., 2016). No Brasil, a análise de tendência e precisão é realizada comumente tomando-se as definições desenvolvidas por Merchant (1982).

Além disso, a maior referência nesse assunto, citada praticamente em todas as pesquisas brasileiras envolvendo a análise de tendência e precisão de uma amostra, é o trabalho desenvolvido por Galo et al. (1994), que utilizou o teste “t” de Student para verificar a presença de um viés na amostra.

De acordo com Montgomery et al. (2013), este teste necessita que a amostra de discrepâncias posicionais possua distribuição normal. Assim, a execução prévia de testes de normalidade e exclusão de *outliers* se faz necessária. Após isso, aplicam-se os procedimentos que envolvem a estatística “t” de Student, por ser considerado adequado para comparação de médias em um teste de hipóteses.

A estatística “t” é adequada para se comparar a média das discrepâncias amostrais, seja de uma coordenada planimétrica ou altimétrica, com a média populacional (μ). A média amostral é o valor médio de uma amostra selecionada dentro de uma população, enquanto a média populacional trata-se da média de toda a população. Para que uma amostra analisada apresente um resultado com ausência de tendência, é necessário que o valor da média populacional seja igual a zero (CARVALHO et al., 2016).

No caso da avaliação da acurácia altimétrica de um Modelo Digital de Elevação, realiza-se a análise estatística das discrepâncias (Equação 7) entre as coordenadas de altitude observadas no modelo (X_i) e as coordenadas de referência coletadas em campo (X_i^r), para cada ponto "*i*". Então, calcula-se a média ($\Delta\bar{X}$) e o desvio padrão (*SΔx*) das discrepâncias amostrais (Equações 8 e 9), para um número "n" de amostras, com o objetivo de se determinar, por meio da estatística "t" de Student, a tendência existente no MDE.

$$\Delta X_i = X_i - X_i^r \tag{7}$$

$$\Delta\bar{X} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\Delta X_i \tag{8}$$

$$S_{\Delta X} = \sqrt{\frac{1}{(n-1)}\sum_{i=1}^{n}(\Delta X_i - \Delta\bar{X})^2} \tag{9}$$

Dessa forma, o teste consiste na verificação das hipóteses apresentadas nas Equações 10 e 11 (GALO et al., 1994).

$$H_0 : \Delta\bar{X} = 0 \quad (\text{Hipótese Nula}) \tag{10}$$

$$H_1 : \Delta\bar{X} \neq 0 \quad (\text{Hipótese Alternativa}) \tag{11}$$

Calculando-se a estatística "t" (Equação 12), para um número "n" de amostras, e associando-o a um valor tabelado (Equação 13), com (n-1) graus de liberdade a um nível de significância "α", é possível verificar se o resultado encontra-se no intervalo de rejeição ou aceitação da hipótese nula.

$$t_x = \frac{\Delta\bar{X}}{S_{\Delta x}}\ \sqrt{n} \tag{12}$$

$$|t_x| < t_{(n-1,\propto/2)} \tag{13}$$

Por conseguinte, se o valor "t" calculado pela Equação 13 for maior do que o tabelado, a hipótese nula é rejeitada e o MDE não pode ser considerado livre de tendências significativas. Caso contrário, o modelo poderá conter erros sistemáticos que devem ser considerados para um nível de confiança estabelecido.

2.2.6 Análise de precisão

Após a realização da análise da tendência de uma amostra, faz-se necessário, ainda, a execução de um teste de hipóteses para se verificar a precisão do conjunto de dados. Segundo Costa et al. (2016), esta análise se baseia em comparar o desvio padrão da amostra com o erro padrão previsto no decreto do PEC, utilizando um teste de comparação entre variâncias, por meio da distribuição Qui-quadrado ($\mathcal{X}^2$).

As hipóteses a serem analisadas, de acordo com Galo et al. (1994), são apresentadas nas Equações 14 e 15. O valor de σ_X é considerado igual ao EP estabelecido no PEC, levando-se em consideração a escala do produto.

$$H_0 : S_{\Delta X}^2 = \sigma_X^2 \quad (\text{Hipótese Nula}) \tag{14}$$

$$H_1 : S_{\Delta X}^2 > \sigma_X^2 \quad (\text{Hipótese Alternativa}) \tag{15}$$

O valor de $S_{\Delta X}$ diz respeito ao desvio padrão das discrepâncias amostrais esperado para a coordenada X. O teste entre variâncias baseia-se no cálculo da variável aleatória de teste (Equação 16), onde esta terá distribuição qui-quadrado, quando a variável aleatória X tem distribuição normal (CARVALHO et al., 2016).

$$\mathcal{X}_X^2 = (n-1)\frac{S_{\Delta X}^2}{\sigma_X^2} \tag{16}$$

Assim, realiza-se o cálculo da estatística $\mathcal{X}^2$, para um número “n” de amostras, com (n-1) graus de liberdade a um nível de significância “α”. Esse nível corresponde à probabilidade em se rejeitar a hipótese nula, sendo ela verdadeira. Em seguida, deve-se verificar se o resultado encontra-se no intervalo de rejeição ou aceitação da hipótese nula (Equação 17).

$$\mathcal{X}_X^2 \leq \mathcal{X}_{(n-1,\alpha)}^2 \tag{17}$$

Em consequência dos resultados obtidos, se o valor calculado pela Equação 17 for maior ou igual ao valor tabelado da estatística qui-quadrado, a hipótese nula será rejeitada e o Modelo Digital de Elevação não atenderá à precisão altimétrica estabelecida no Padrão de Exatidão Cartográfica. Caso contrário, será aceita a

hipótese alternativa de que o valor do erro padrão previsto no decreto é menor do que o desvio padrão esperado das discrepâncias amostrais, considerando as coordenadas altimétricas do MDE e o nível de confiança estabelecido. Dessa forma, o MDE não atende à precisão definida no PEC, sendo finalizada assim a avaliação da qualidade posicional do mesmo de acordo com as normas e estudos vigentes.

Por conseguinte, considerando o exposto em todos os itens desta seção, o estudo dos parâmetros estabelecidos para aplicação do PEC é primordial para uma correta verificação da qualidade de um MDE. Entretanto, observa-se que os resultados obtidos são essencialmente tabulares e descritivos. Não há previsão na legislação, nem foram encontrados quaisquer estudos realizados, no tocante à análise espacial da distribuição das discrepâncias encontradas em relação ao terreno, considerando cada ponto de controle observado.

Assim, considera-se importante o estudo da dependência espacial dos erros obtidos, com o objetivo de atestar a forma como esses valores estão correlacionados no espaço. Para isso, a utilização de ferramentas de geoestatística pode auxiliar na verificação de uma possível existência de padrões na distribuição dos erros altimétricos em um MDE.

2.2.7 Erro Padrão da Média

Para aplicação dos parâmetros estabelecidos no PEC-PCD, com o objetivo de realizar a comparação entre as discrepâncias altimétricas dos pontos da amostra de checagem e dos homólogos no terreno, são calculadas medidas estatísticas básicas, como a média, o desvio padrão e o RMS. Dessa forma, a avaliação da qualidade posicional de um MDE é realizada tomando-se apenas os valores relacionados à amostra coletada, o que implica em considerá-la como representativa da população, pois não é realizada nenhuma comparação entre os valores obtidos com dados de outra amostra.

Entretanto, sabe-se que, se uma segunda amostra com o mesmo número de pontos de controle for coletada, em diferentes coordenadas na área que abrange o MDE, raramente serão obtidos valores de média, desvio padrão e RMS iguais aos da primeira amostra. Cada amostra coletada, portanto, será associada a medidas estatísticas diferentes. Por conseguinte, para se calcular o valor mais próximo da

verdadeira média populacional, deveria se utilizar o resultado da média resultante entre todas as médias amostrais, ou seja, pela “média das médias”.

Na prática, o custo para se coletar um número considerável de amostras de pontos de campo, com o objetivo de se calcular a verdadeira média populacional ou pelo menos uma aproximação desse valor pela “média das médias”, inviabilizaria qualquer estudo relacionado à avaliação qualidade posicional de um MDE, pois seria necessário um número muito grande de pontos.

Assim, uma solução para essa questão é o cálculo do Erro Padrão da Média. Com esse valor, é possível estimar o desvio padrão da distribuição de médias amostrais a partir dos dados que lhe fornecem uma única amostra (LEVIN, 1987). A Equação 18 apresenta a forma de se obter o erro padrão da média.

$$\sigma_{\bar{X}} = \frac{s}{\sqrt{N-1}} \tag{18}$$

onde “$\sigma_{\bar{X}}$” é o erro padrão da média, ou seja, a estimativa do desvio padrão de uma distribuição de médias amostrais, “*s*” é o desvio padrão de uma amostra e “*N*” é o número total de observações da mesma amostra.

Na presente pesquisa, foi utilizada uma amostra de cinquenta pontos para cada área de estudo, ou seja, tem-se apenas um conjunto de dados por região. Então, não é possível obter a verdadeira média populacional referente a cada um dos três MDE avaliados, pois foram calculados somente a média e o desvio padrão amostrais.

Caso seja realizado outro estudo semelhante na mesma área, com a coleta de uma amostra de cinquenta pontos de campo diferente da primeira, não seria possível estabelecer qual das duas médias se aproxima mais da média populacional, nem mesmo afirmar que cada média amostral obtida encontra-se próxima o bastante da média populacional, de forma que seja aceitável utilizá-la nos cálculos.

Por esse motivo, faz-se necessário considerar um intervalo de confiança no qual os dados obtidos para cada média amostral devem estar contidos, ou seja, um intervalo de valores dentro do qual a verdadeira média populacional possivelmente esteja presente. Dessa forma, tomando-se um determinado intervalo de confiança,

por exemplo de 95%, é possível calcular (Equação 19) os valores aceitáveis para a média de cada amostra considerada (LEVIN,1987).

$$Intervalo\ de\ confiança\ de\ 95\% = \bar{X} \pm (1{,}96).\sigma_{\bar{X}} \qquad (19)$$

onde "$\bar{X}$" é a média da amostra, "$\sigma_{\bar{X}}$" é o erro padrão da média, e 1,96 é o índice tabelado relativo ao intervalo de confiança de 95%, ou seja, significa que 1,96 desvios padrões, nas duas direções da curva normal a partir do centro, abrangem exatamente 95% das médias amostrais.

Em face do exposto, essas serão considerações realizadas quando da verificação dos valores das medidas estatísticas calculadas, para aceitação das médias amostrais obtidas, com o objetivo de realizar a avaliação da qualidade posicional altimétrica do MDE de cada área de estudo.

2.3 ANÁLISE DE VARIÂNCIAS

Os conceitos e fórmulas apresentadas nas seções anteriores indicam os parâmetros e resultados inerentes à avaliação da qualidade posicional dos MDE relativos a cada uma das áreas de estudo separadamente. Dessa forma, as medidas estatísticas básicas calculadas, como a média, o desvio padrão e o RMS são analisadas dentro de cada amostra de pontos de controle, sem levar em consideração uma comparação dos resultados dessas medidas entre as amostras, com o objetivo de verificar se as mesmas fazem parte da distribuição de uma mesma população.

Os pontos de controle utilizados na pesquisa foram coletados em uma mesma campanha de campo, com os mesmos equipamentos, e seguindo os mesmos procedimentos metodológicos. Sendo assim, é possível que os dados façam parte de uma mesma população, mesmo sendo amostras coletadas em áreas diferentes. Dessa forma, são necessários cálculos estatísticos para comprovar essa premissa.

Esses procedimentos compõem um teste estatístico denominado "Análise de Variância". Para se realizar essa análise, é necessário considerar as discrepâncias altimétricas de cada ponto de controle em relação às médias das amostras a que pertencem, ou seja, a variação dentro de cada amostra. Ademais, deve-se considerar também a discrepância existente entre as médias das três amostras.

Para essa verificação, pode-se utilizar o Teste “F” com objetivo de efetuar a comparação entre as variâncias. Assim, esse teste usa uma estatística que possui distribuição denominada “F de Snedecor”. De acordo com Montgomery et al. (2013), supondo que duas populações normais e independentes possuam médias (μ_1,μ_2) e variâncias (σ_1^2,σ_2^2) desconhecidas, deseja-se testar a hipótese de igualdade entre essas duas variâncias. Para isso, seleciona-se uma amostra aleatória com tamanho *n* de cada população, e supõe-se que S_1^2 e S_2^2 são os valores das variâncias amostrais. Dessa forma, pretende-se testar as hipóteses definidas pelas Equações 20 e 21.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 \quad (\text{Hipótese Nula}) \tag{20}$$

$$H_1 : \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2 \quad (\text{Hipótese Alternativa}) \tag{21}$$

O desenvolvimento dos cálculos para esse teste de hipóteses requer o uso da distribuição de probabilidade *F* de Fischer-Snedecor, sendo que a razão definida pela expressão da Equação 22 segue essa distribuição, com (n_1 – 1) graus de liberdade no numerador e (n_2 – 1) graus de liberdade no denominador (BUSSAB et al., 2010).

$$F = \frac{S_1^2 / \sigma_1^2}{S_2^2 / \sigma_2^2} \tag{22}$$

No estudo serão comparadas três amostras, com o objetivo de verificar a possibilidade das mesmas pertencerem a uma mesma população. Quanto maior a variação entre as amostras, em relação à variação dentro de cada amostra, maior a probabilidade de rejeitar-se a hipótese nula e aceitar-se a alternativa. O valor da estatística F indica o tamanho da diferença entre as amostras em função do tamanho da variação dentro de cada amostra (LEVIN, 1987). Após o cálculo do valor de F, deve-se verificar a significância do resultado, por meio de comparações com valores críticos tabelados. Os valores indicam a probabilidade de se rejeitar a hipótese nula, aos níveis de significância de 0,05 e 0,01.

Caso os resultados de F calculados sejam não significantes, pode-se inferir que as mesmas fazem parte de uma mesma população. Caso contrário, conclui-se que pelo menos uma amostra não se encontra aderente a essa hipótese. Dessa forma, há necessidade de se verificar em qual amostra se situa essa diferença.

Essa verificação estatística pode ser realizada com a aplicação do teste DHS (Diferença Honestamente Significante) de Tukey. O teste consiste em comparar a diferença entre duas médias quaisquer com o valor calculado da DHS (TUKEY, 1949), cujo valor é definido pela Equação 23.

$$DHS = q_{\alpha} \sqrt{\frac{QME}{n}} \tag{23}$$

onde "q_{α}" é um valor tabelado para um dado nível de significância, a partir do número máximo de amostras que estejam sendo comparadas, "QME" é o quadrado médio do erro calculado na análise das variâncias, e "n" é o número de elementos em cada amostra.

Assim, o teste de Tukey trata-se de um complemento para a análise de variâncias, que permite fazer comparações múltiplas a partir de um valor de F significante (LEVIN, 1987). A interpretação do teste de Tukey é relativamente simples. Após serem calculados os valores da DHS, pode-se inferir se as referidas médias amostrais possuem diferenças significantes, possibilitando então a identificação da amostra que não faz parte de uma mesma população quando comparada com as demais.

2.4 ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS NA DISTRIBUIÇÃO DE ERROS

Nesta seção são apresentados os conceitos e algumas ferramentas de geoestatística inerentes à análise de padrões espaciais na distribuição de erros altimétricos em um Modelo Digital de Elevação.

2.4.1 Conceitos

De acordo com a 1ª Lei da Geografia, apresentada por Waldo Tobler em 1970, todas as coisas estão relacionadas com todas as outras, mas coisas próximas estão

mais relacionadas do que coisas distantes (TOBLER, 1970). Desse axioma deduzem-se os conceitos de dependência e autocorrelação espacial, que estão relacionados à similitude de atributos no espaço.

A análise espacial é um método eficaz para o estudo quantitativo de situações que consideram as relações espaciais entre os dados, disponibilizando-se, portanto, de um meio efetivo para analisar complexos padrões espaciais (ZHAO et. al, 2017). Ademais, trata-se de técnicas que procuram analisar a existência de padrões em dados que possuem localização geográfica, definindo os relacionamentos entre diversas variáveis.

Segundo Weidong et al. (2017), a dependência espacial é a primeira lei da geografia, entretanto há uma grande variedade de métricas capazes de quantificar essa autocorrelação entre dados espaciais. Portanto, a dependência pode ser avaliada considerando-se os tipos de dados espaciais e de atributos em análise, verificando-se a tendência que uma variável possui de aproximar-se aos valores das amostras vizinhas de forma mais efetiva do que às demais amostras do conjunto de dados.

Dessa forma, a autocorrelação espacial verifica se alguma variável localizada no espaço é dependente ou independente em relação aos locais vizinhos. Ao se obter um valor positivo de correlação, infere-se que ocorre uma distribuição agrupada, comumente chamada de "*cluster*", enquanto a obtenção de um valor negativo indica uma correlação dispersa (ALTHUWAYNEE et al., 2017). Ademais, com a obtenção de valores nulos conclui-se que há um padrão aleatório de distribuição espacial da referida variável em estudo.

Boss et al. (2018) afirmaram que a autocorrelação espacial positiva está presente quando o valor de uma variável em um local é semelhante aos valores da mesma variável em locais próximos. Por outro lado, quando esses valores são discrepantes, tem-se uma autocorrelação espacial negativa.

Dessa forma, ao se observar a necessidade da quantificação da dependência espacial em conjuntos de dados, deu-se início ao desenvolvimento teórico e prático da chamada Estatística Espacial, também conhecida como Geoestatística. Segundo Montero (2018), esse ramo da estatística pode ser definido como a aplicação de métodos probabilísticos a variáveis regionalizadas, ou seja, é uma ciência que lida

com fenômenos que se estendem pelo espaço e apresentam uma organização ou estrutura. Portanto, foram desenvolvidas técnicas para se quantificar a autocorrelação espacial em amostras de conjuntos de dados, que se encontram distribuídas em um espaço geográfico.

De acordo com Said et al. (2019), a Geoestatística é um procedimento estatístico espacial usado para medir e caracterizar a distribuição da concentração ao longo do tempo e no espaço. Sendo assim, o uso de métodos de correlação possibilita a realização de inferências a partir de amostras, com o objetivo de estimar o valor de uma determinada variável em uma localização, sem que necessariamente se possua dados daquele local.

Esses métodos ou técnicas de Análise Exploratória de Dados Espaciais (AEDE) permitem a análise da autocorrelação espacial de uma distribuição, identificam locais atípicos ou *outliers* espaciais, e descobrem *clusters* espaciais ou “pontos quentes”, conhecidos como *hot spots* (GUTIERREZ et al., 2017). Também podem ser identificados grupamentos denominados *cold spots*. A diferença básica entre um *hot spot* e um *cold spot* é que no primeiro tipo, os grupamentos são constituídos por valores elevados, enquanto no segundo caso os valores que compõe o *cluster* em questão são considerados baixos.

Dentre as ferramentas de AEDE utilizadas, destacam-se os índices de Moran global e local. O indicador “I” de Moran é um método popular para medir a autocorrelação espacial no caso de dados de polígonos e intervalos de atributos (WEIDONG et al., 2017). Além disso, pode ser utilizado também com amostras pontuais, como no caso do presente estudo.

Além do índice de Moran, outros indicadores também são bastante utilizados para quantificar a dependência espacial, mostrando como os valores estão correlacionados no espaço. Dentre eles, a função K de Ripley, a função Gi* (teste local de Getis Ord), a densidade do *kernel* e a distância média do vizinho mais próximo. Além desses, o quociente de co-localização também é uma importante ferramenta de quantificação da autocorrelação espacial.

Dessa forma, ao longo dos anos, diferentes áreas do conhecimento vêm utilizando esses indicadores para verificar se uma variável localizada no espaço é

dependente ou independente em relação aos locais vizinhos, analisando, portanto, a existência de padrões em dados que possuem localização geográfica.

2.4.2 Aplicação de ferramentas de AEDE

Devido ao crescente uso de geotecnologias, a manipulação de dados com atributos de localização geográfica vêm sendo realizada por profissionais e em trabalhos acadêmicos das mais diversas áreas. Por conseguinte, a análise de padrões tem sido utilizada para diferentes fins, como, por exemplo, em estudos ambientais, de saúde pública, de desenvolvimento urbano, de arqueologia, ou seja, em qualquer aplicação que necessite realizar a quantificação da dependência espacial em conjuntos de dados.

Diversas pesquisas foram realizadas no tocante à analise de padrões para verificação da correlação em atributos de amostras de dados ambientais. Como exemplo disso, Roces-Díaz et al. (2018) analisaram a autocorrelação espacial em regiões florestais, com o objetivo de indicar as melhores estratégias nas ações de planejamento para uso da terra e conservação de florestas. Os autores concluíram que foram encontradas similaridades nos padrões dos atributos a nível municipal, sendo diferentes quando da análise a nível estadual.

Owen et al. (2017) analisaram a correlação de incêndios e da regeneração de florestas, determinando se as áreas regeneradas distribuíram-se uniforme ou aleatoriamente. Para isso, utilizou a função K de Ripley, concluindo que o crescimento das regiões degradadas seguem padrões heterogêneos, de acordo com as espécies e a densidade da área florestal inicial. No mesmo sentido, Boerema et al. (2016) fizeram um estudo da autocorrelação espacial visando atestar uma adequada quantificação dos serviços relacionados a ecossistemas.

A análise de padrões espaço-temporais também é uma ferramenta útil para verificar a distribuição de eventos relacionados a desastres naturais. Pode-se aplicar um indicador local e global de *clusters* para estimar o grau de agrupamento e detectar densidade de atributos que permitiram mapear áreas de prováveis deslizamentos de terra. É possível utilizar as funções K de Ripley e densidade do kernel, por exemplo, visando relacionar a condição meteorológica da região com possíveis eventos desencadeantes de deslizamentos.

A contaminação de solos com metais pesados também é objeto de estudo de alguns autores que utilizaram ferramentas de geoestatística. Yuan et al. (2018) apresentaram uma metodologia para identificar *hotspots* de contaminação por 48 elementos químicos raros em áreas urbanas de Londres. Usando o índice local de Moran, os autores encontraram aglomerados espaciais e *outliers* mostrando concentrações elevadas daqueles referidos elementos nas partes noroeste, nordeste e sul das áreas de estudo, revelando possíveis áreas de contaminação com metais pesados.

Benhaddya et al. (2014) e Guo et al. (2012) também realizaram pesquisas semelhantes em diferentes continentes, mostrando a importância do tema e das ferramentas de análise espacial. O primeiro estudou a distribuição espacial para avaliação da contaminação por metais pesados de solos Argelinos, no continente africano, enquanto os autores do segundo trabalho utilizaram insumos pertencentes à região sudoeste da China.

A análise de padrões espaciais também é utilizada no estudo da distribuição de chuvas, conforme apresentado por Javari (2017). O autor usou dados diários de precipitação de 170 estações pluviométricas localizadas no Irã, com o auxílio das ferramentas local e global de Moran e de Getis-Ord General G, para concluir a respeito da mudança de autocorrelação na parte oriental iraniana, caracterizando a distribuição espacial e a variabilidade das chuvas.

Outra temática bastante explorada no tocante à análise de padrões espaciais e espaço-temporais é a distribuição em uma área da ocorrência de doenças e epidemias. A detecção desses padrões pode auxiliar cientistas e governos com dados significativos para medidas de prevenção e execução de estratégias de controle da saúde pública. Por exemplo, Doukissas et al. (2018) utilizaram a função do indicador global de Moran para analisar possíveis padrões na distribuição das ocorrências de peste suína na Grécia.

Zheng et al. (2018) verificaram a variação espaço-temporal e a detecção de *hotspots* na distribuição de casos de leishmaniose na China. Para isso, os autores utilizaram as ferramentas da função K de Ripley, função G* (teste de Getis Ord), e a distância média do vizinho mais próximo.

No Brasil, Braz et al. (2018) apresentaram resultados relativos à análise espacial de padrões na transmissão da malária em região amazônica. Por meio dos índices local e global de Moran, os autores identificaram a autocorrelação espacial referente à epidemia em diferentes locais, comparando o valor encontrado em cada município com o valor da mesma variável nos vizinhos, nos anos de 2015 e 2016.

Além desses, seguindo metodologia semelhante, Pant et al. (2017) analisaram a distribuição de casos de encefalite no Nepal. Na China, Li et al. (2017) verificaram a existência de padrões espaciais em ocorrências de caxumba, enquanto Zhu et al. (2017) estudaram a distribuição de doenças sexualmente transmissíveis.

Também utilizando os índices de Moran, Shaweno et al. (2018), Carrasco-Escobar et al. (2017), e Olfatifar et al. (2017) realizaram estudos sobre a análise da distribuição de diferentes doenças em diversas partes do globo, comprovando a importância do tema e demonstrando a utilização dessas importantes ferramentas de geoestatística.

Em relação a pesquisas sobre o desenvolvimento urbano, a análise de padrões espaciais vem sendo utilizada em diferentes estudos, com o objetivo básico de se obter dados sobre o crescimento industrial, visando à elaboração de políticas regionais, tomadas de decisões estratégicas, gerenciamento de negócios e promoção do crescimento econômico de países e regiões.

Nesse sentido, os trabalhos elaborados por Hassan et al. (2019) em Bangladesh; por Weidong et al. (2017), Liu (2014) e Cheng et al. (2014), na China; e por Behrens et al. (2015) no Canadá, demonstram a capacidade das ferramentas de estatística espacial, dentre elas o índice de Moran, a função K de Ripley, a função G*, a densidade do *kernel*, a distância média do vizinho mais próximo, e o quociente de co-localização, na análise e comparação da concentração industrial, permitindo um trabalho de transformação espacial, condicionada por objetivos de sustentabilidade.

No campo da Arqueologia, os padrões espaciais também são analisados em descobertas realizadas por especialistas. Carrer (2017) utilizou o índice de Moran para detectar padrões na distribuição geográfica de artefatos de arqueologia. Além desse, Tacher et al. (2017), Eve et al. (2014), e Palmisano (2012), dentre outros, também utilizaram ferramentas com o objetivo de identificar áreas com maiores ou

menores densidades de artefatos arqueológicos, ou seja, *clusters* e distribuições dispersas.

Em relação à avaliação da qualidade de um produto cartográfico, por exemplo, de um Modelo Digital de Elevação, a análise espacial dos resultados geralmente não é abordada nas normas, apresentando-se apenas conclusões baseadas no pressuposto da Estatística Clássica de independência dos dados observados (SANTOS et al., 2017). Devido a isso, não foram encontrados estudos com esse escopo na pesquisa realizada.

Por conseguinte, considera-se relevante a realização de um estudo a respeito da dependência espacial dos erros altimétricos encontrados em um MDE. Para isso, conforme visto anteriormente, a Geoestatística disponibiliza ferramentas úteis para uma análise de padrões na distribuição desses dados no terreno.

2.4.3 Índice “I” de Moran

O índice “I” de Moran é um dos coeficientes mais utilizados na medição da correlação espacial. Segundo Boss et al. (2018), esse indicador é uma medida comum e útil para quantificar a autocorrelação espacial em valores de atributos altos ou baixos, em relação à média. Ele mede a relação do desvio padronizado de uma variável em uma área com o desvio das áreas vizinhas, considerando a mesma variável. Assim, calcula o nível de associação espacial existente no conjunto de dados, verificando se as variáveis em análise são distribuídas aleatoriamente, ou se constituem grupamentos, também chamados de *clusters*.

O índice “I” foi proposto por Luc Anselin, tendo sido criados dois tipos de indicadores: um global e um local. O índice global analisa o padrão geral da distribuição de variáveis, enquanto o local verifica a localização dessa distribuição em áreas específicas do terreno.

Ambos os métodos, global e local, são baseados em testes de hipóteses. De acordo com valores calculados de *z-score* e *p-value*, os testes avaliam a significância estatística da aceitação da hipótese nula, que afirma que os dados estão distribuídos aleatoriamente no espaço.

A Equação 24 define o índice global de Moran, enquanto o indicador local é calculado de acordo com a Equação 25.

$$I_{Global} = \frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij}(x_i - \bar{x})\left(x_j - \bar{x}\right)}{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2} \quad (24)$$

$$I_{Local} = \frac{n(x_i - \bar{x})\sum_j w_{ij}\left(x_j - \bar{x}\right)}{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \quad (25)$$

onde n representa o número de unidades espaciais (polígonos, pontos, etc); x é o valor do atributo considerado em cada unidade (i ou j); $\bar{x}$ é o valor médio do atributo na região de estudo; e w_{ij} são os elementos da matriz normalizada de proximidade espacial.

Em relação à interpretação do valor calculado pelo índice de Moran, o resultado varia de –1 a +1. O valor -1 corresponde a uma dispersão perfeita, enquanto o resultado +1 implica em uma correlação perfeita. (ALTHUWAYNNE et al., 2017). Ao se obter um índice igual a zero, significa que inexiste a autocorrelação espacial, ou seja, o padrão de distribuição é aleatório.

Quando o resultado apresenta valores positivos, significa que o valor do atributo tende a ser semelhante aos dos seus vizinhos, ou seja, há a presença de grupamentos ou *clusters*. Por outro lado, valores negativos correspondem a uma autocorrelação espacial negativa, isto é, indicam diferenças entre os vizinhos de forma a caracterizar um padrão espacial de dispersão.

Além do valor do Índice I, faz-se necessário também verificar os resultados em relação aos valores obtidos de *z-score* e *p-value*, que devem ser analisados para determinar a significância estatística dos resultados obtidos. O *z-score* e o *p-value* são medidas que indicam a rejeição ou aceitação da hipótese nula, que afirma que os dados estão distribuídos aleatoriamente no espaço.

De acordo com Requia et al. (2017), a obtenção de valor de *z-score* entre -1,65 e +1,65 indica distribuição aleatória, isto é, a aceitação da hipótese nula quando o nível de confiança é de 90%. No presente estudo, o nível de confiança utilizado foi de 95%, ou seja, esse é o valor de *p-value* que deve ser considerado em relação à probabilidade de que o resultado tenha sido gerado ao acaso. Então, para a

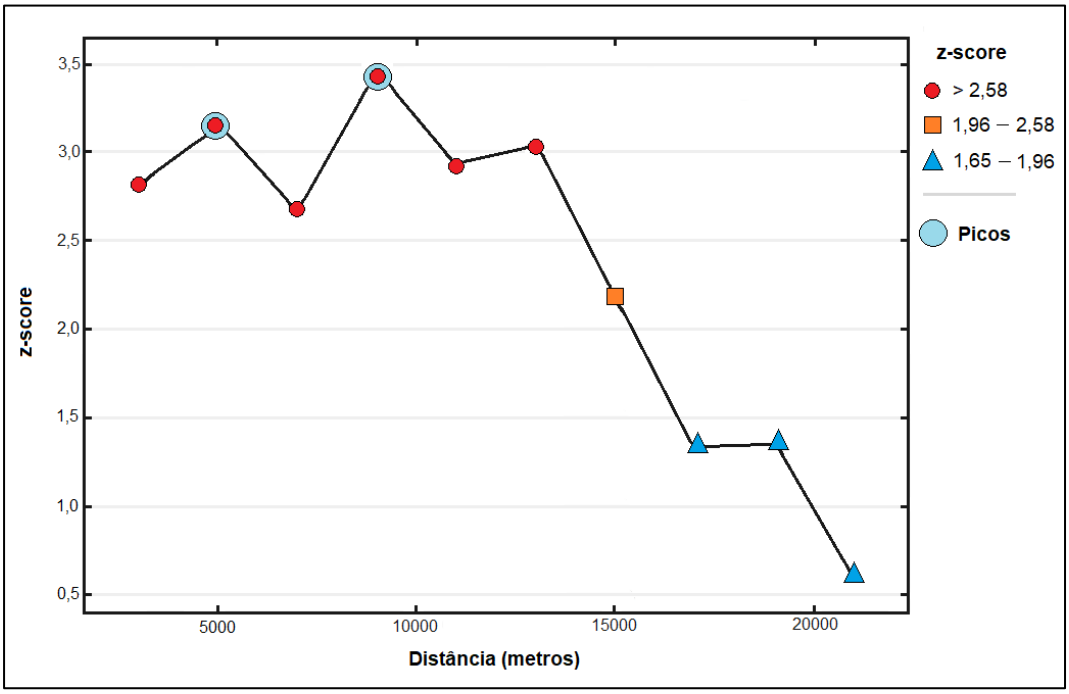
aceitação da hipótese nula, deve-se obter o valor de *z-score* entre -1,96 e +1,96, conforme os parâmetros estabelecidos pela distribuição normal.

Outro fator que deve ser levado em consideração no cálculo dos índices de Moran é a distância entre cada feição em análise e seus vizinhos. Isso ocorre porque as fórmulas apresentadas para os cálculos contêm elementos de uma matriz de proximidade espacial. Assim, ao se calcular o índice de Moran deve-se definir primeiramente um valor de "raio de busca" ideal para que se obtenham os resultados com maior significância estatística.

Normalmente, esse valor ideal do raio de busca é desconhecido do usuário. Para obtê-lo é possível utilizar uma função que executa a autocorrelação espacial para uma série de distâncias crescentes, medindo a intensidade do agrupamento espacial (*z-score*) para cada distância. De posse desses resultados, é possível criar-se um gráfico de linhas com os valores das distâncias obtidas em função dos correspondentes *z-scores*.

Em seguida, pode-se identificar a distância mais apropriada de análise, isto é, o raio de busca ideal, que está associado ao pico estatisticamente mais significativo encontrado no gráfico elaborado. Os picos representados no gráfico (Figura 8) indicam as distâncias onde a existência de *clusters* é mais pronunciada.

Figura 8 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância



Fonte: Autor, 2019.

Assim, no presente trabalho foram calculados os índices “I” de Moran, de natureza global e local, com o objetivo de analisar a existência de padrões na distribuição espacial dos erros altimétricos dos Modelos Digitais de Elevação relativos às áreas de estudo. Ademais, para a realização dos referidos cálculos foram utilizados como parâmetros os valores ideais de raios de busca, de forma a se obterem os resultados com maior significância estatística.

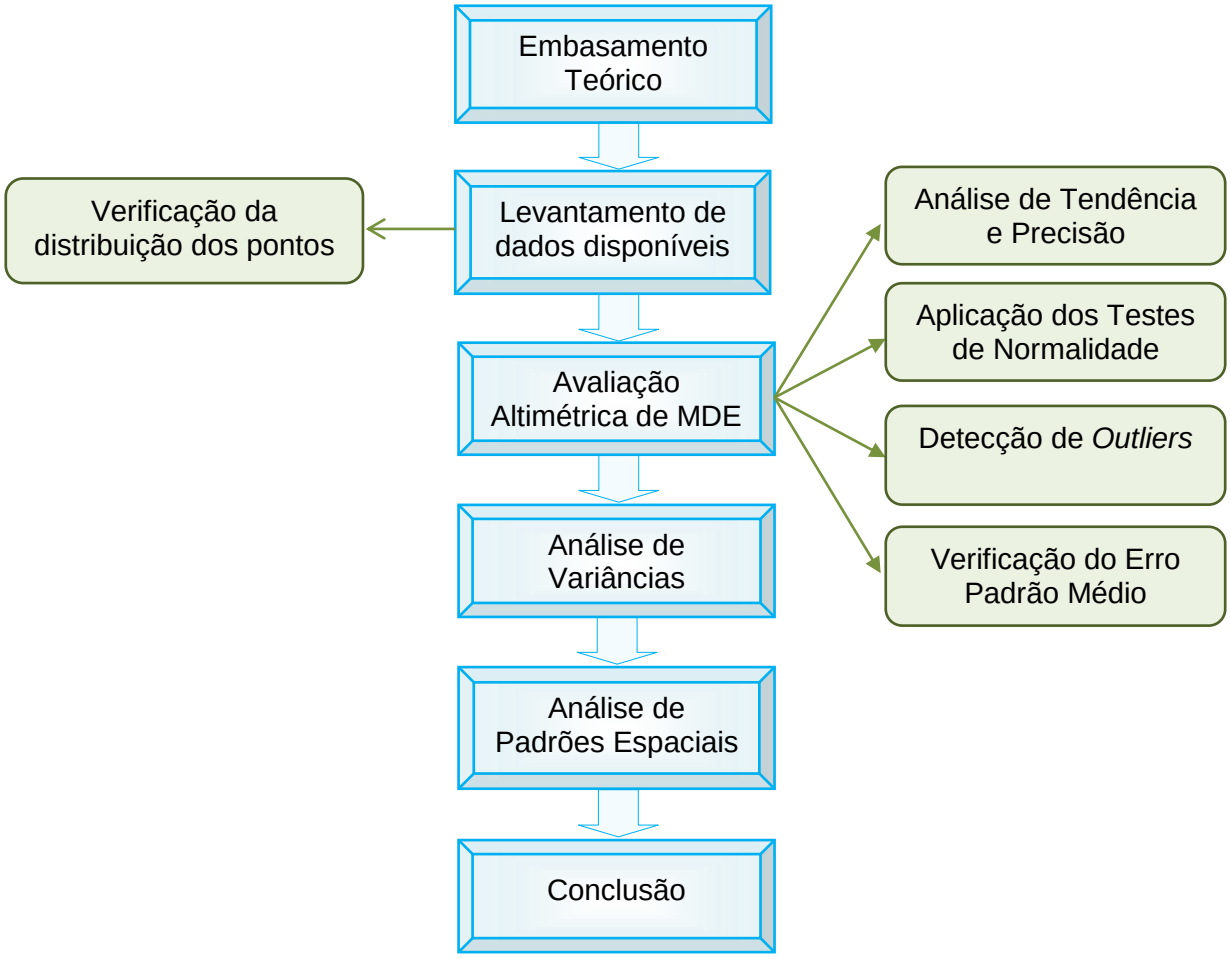
3 METODOLOGIA DA PESQUISA

Neste capítulo são apresentados os procedimentos metodológicos, as áreas de estudo e os recursos tecnológicos utilizados para consecução dos objetivos da pesquisa

3.1 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A Figura 9 apresenta um fluxograma contendo uma ilustração dos procedimentos metodológicos executados no presente estudo.

Figura 9 – Fluxograma dos procedimentos realizados



Fonte: Autor, 2019.

- **Dicionário de Dados do Fluxograma:**

- **Embasamento teórico**

Identificação dos conceitos básicos de modelagem digital do terreno, bem como verificação de alguns estudos a respeito da avaliação da qualidade posicional

altimétrica de um MDE, da aplicação de testes de normalidade, da análise de tendência e precisão, da detecção de *outliers*, e da análise de padrões de distribuição espacial. Considerações sobre as definições usualmente aceitas para a utilização do Padrão de Exatidão Cartográfica brasileiro.

- **Levantamento de dados disponíveis**

Verificação e coleta junto à Diretoria de Serviço Geográfico de todos os Modelos Digitais de Elevação, pontos de controle e ortofotos disponibilizados das três áreas que abrangem o estudo. Em relação aos pontos de controle coletados, foi realizada a verificação da distribuição espacial dos mesmos nas áreas de estudo, visando a uma decisão a respeito da possibilidade de uso dos mesmos no referido estudo.

- Verificação da distribuição pontos:

Utilização do índice média do vizinho mais próximo para avaliação do nível de dispersão das observações no terreno, considerando que a correta avaliação posicional altimétrica dos MDE depende dos resultados dessa verificação.

- **Avaliação Altimétrica do MDE**

Realização dos cálculos necessários para definição do padrão de acurácia posicional, que resulta na classificação conforme descrito no PEC-PCD. Definição da classificação do modelo em relação à sua acurácia, com verificação do atendimento aos dois critérios estabelecidos na norma brasileira.

- Análise de tendência e precisão:

Execução de testes de hipóteses para analisar a tendência e a precisão das amostras consideradas, objetivando a verificação da existência de erros sistemáticos nas observações. Utilização da estatística “t” de Student para observar alguma tendência na componente altimétrica das coordenadas, comparando-se a média das discrepâncias com a média populacional. Em seguida, realização da análise da precisão do conjunto de dados, com a aplicação de um teste de comparação entre variâncias, por meio da distribuição Qui-quadrado ($\mathcal{X}^2$).

- Aplicação dos Testes de Normalidade:

Utilização do teste de Shapiro-Wilk, método gráfico do Histograma e teste da Curtose e Simetria para verificação da normalidade na distribuição das

discrepâncias altimétricas do MDE em estudo, considerando-se todos os pontos de controle coletados na região.

- Detecção de *Outliers*:

Aplicação do método *Box-Plot* para detecção das observações atípicas, visando à verificação da influência dos *outliers* nos resultados relativos à normalidade das amostras e à qualidade posicional altimétrica dos MDE das três áreas de estudo.

- Verificação do Erro Padrão Médio:

Execução dos cálculos necessários para obtenção dos valores de Erro Padrão Médio, para as amostras consideradas no estudo. Com isso, é possível estimar o desvio padrão da distribuição das médias amostrais, verificando a aceitação dos valores obtidos para utilização na avaliação da qualidade posicional dos MDE.

- **Análise de variâncias**

Realização dos cálculos da análise de variâncias entre as três amostras utilizadas no trabalho, com o objetivo de verificar se as mesmas fazem parte de uma mesma população de dados.

- **Análise de padrões**

Utilização do índice de Moran, de natureza global e local, com o objetivo de averiguar o nível de autocorrelação espacial dos dados, ou seja, a existência de padrões na distribuição espacial das discrepâncias altimétricas nos MDE em estudo.

- **Conclusão**

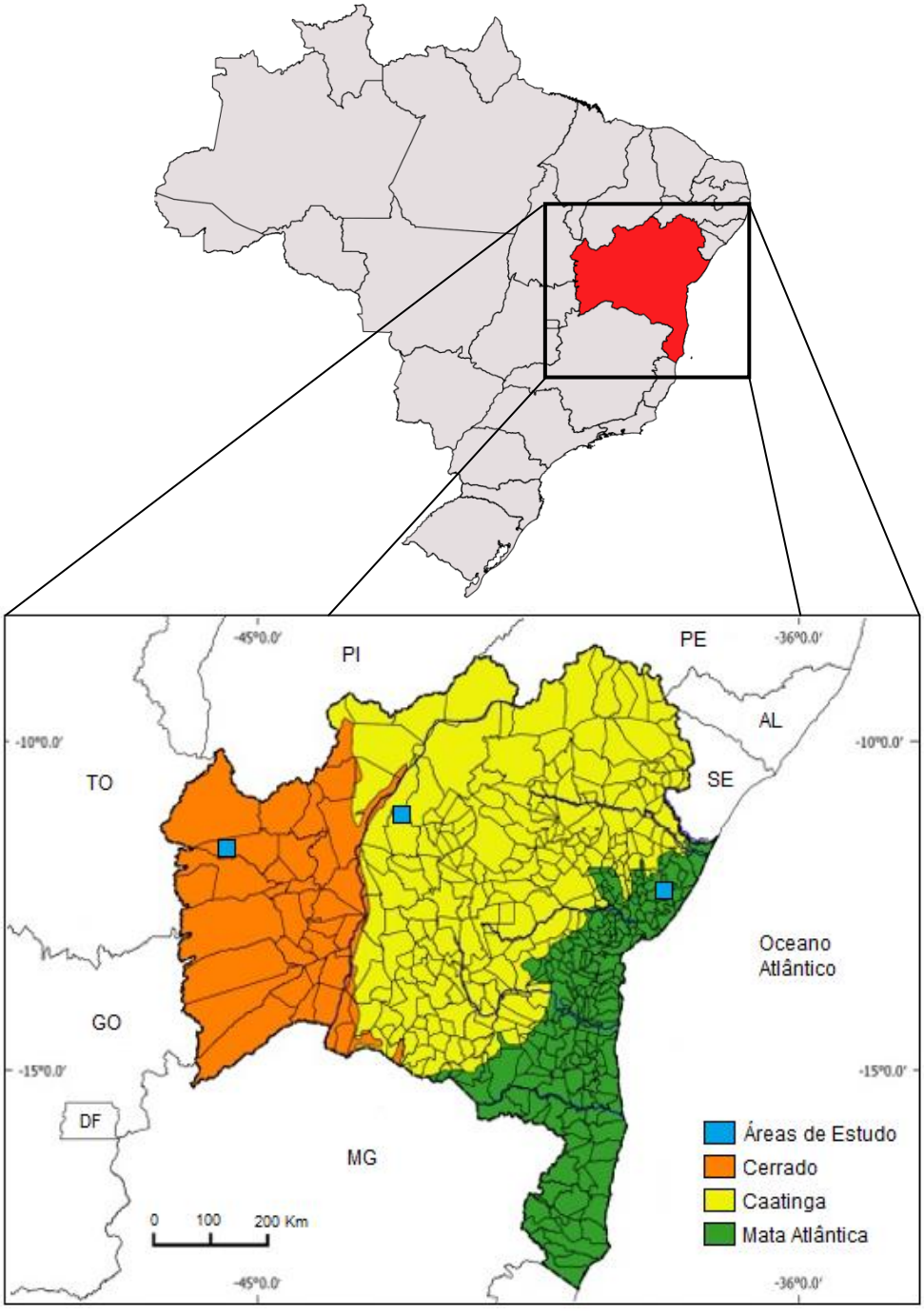
Apresentação das conclusões alcançadas a partir dos resultados obtidos, considerando os objetivos propostos na pesquisa. Também são feitas recomendações para trabalhos futuros relacionados ao tema.

3.2 CARACTERIZAÇÃO DAS ÁREAS DE ESTUDO

A presente pesquisa foi desenvolvida considerando os dados obtidos de três áreas de estudo localizadas no Estado da Bahia, pertencente ao nordeste brasileiro (Figura 10). As áreas foram escolhidas de forma a pertencerem a três biomas

diferentes: mata atlântica, caatinga e cerrado. Essa escolha foi feita para ser verificado a possível influência de diferentes relevos e vegetações nos resultados do estudo realizado.

Figura 10 – Localização do Estado da Bahia



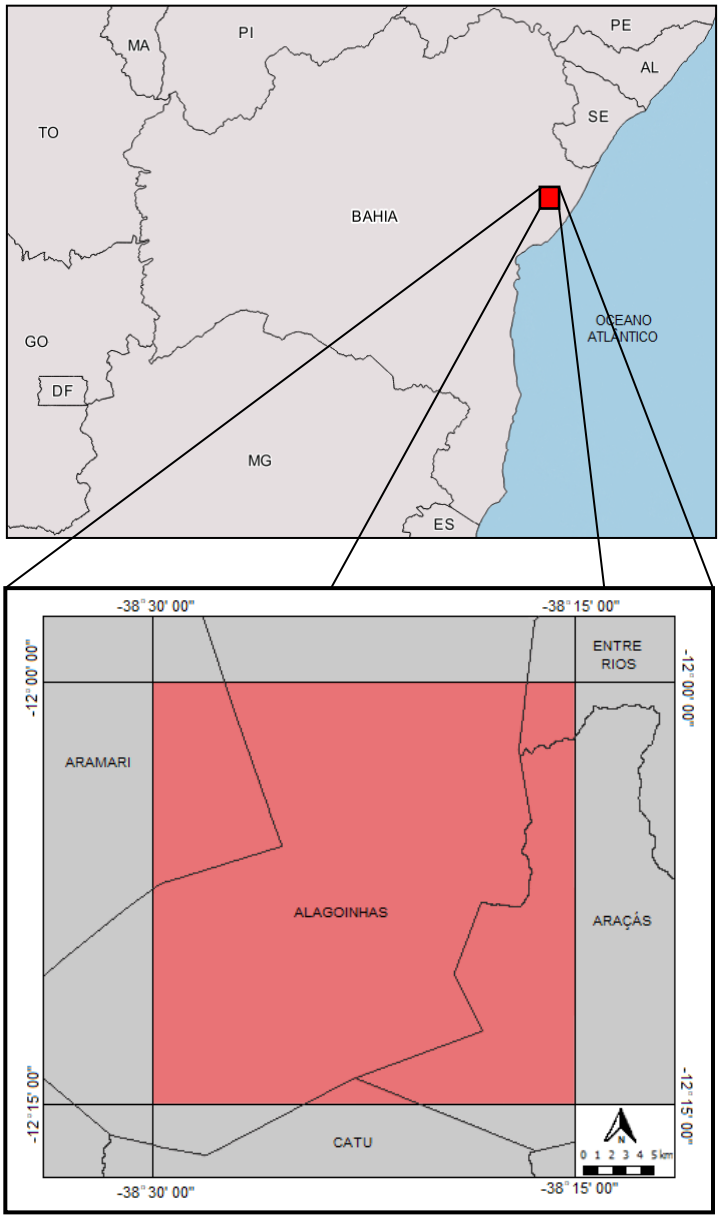
Fonte: Autor, 2019 (Dados IBGE/2017).

Desde o ano de 2008, a Diretoria de Serviço Geográfico do Exército Brasileiro vem realizando trabalhos de mapeamento previstos em um Termo de Convênio celebrado com o Governo do Estado da Bahia, por meio da Superintendência de

Estudos Econômicos e Sociais – SEI. Trata-se da produção de geoinformação nas escalas 1:25.000 e 1:50.000, abrangendo todo o território baiano. Dessa forma, os materiais a serem utilizados na presente pesquisa, como, por exemplo, Modelos Digitais de Superfície, pontos de controle coletados em campo, ortofotos e outros insumos, foram cedidos pela DSG.

Os insumos utilizados nesse estudo pertencem a três áreas. A área de estudo 01 localiza-se no nordeste da Bahia, em uma região de 756 km^2, compreendida entre os paralelos 12° 00’ 00”S e 12° 15’ 00”S e os meridianos 38° 15’ 00”W e 38° 30’ 00”W (Figura 11).

Figura 11 – Localização da área de estudo 01

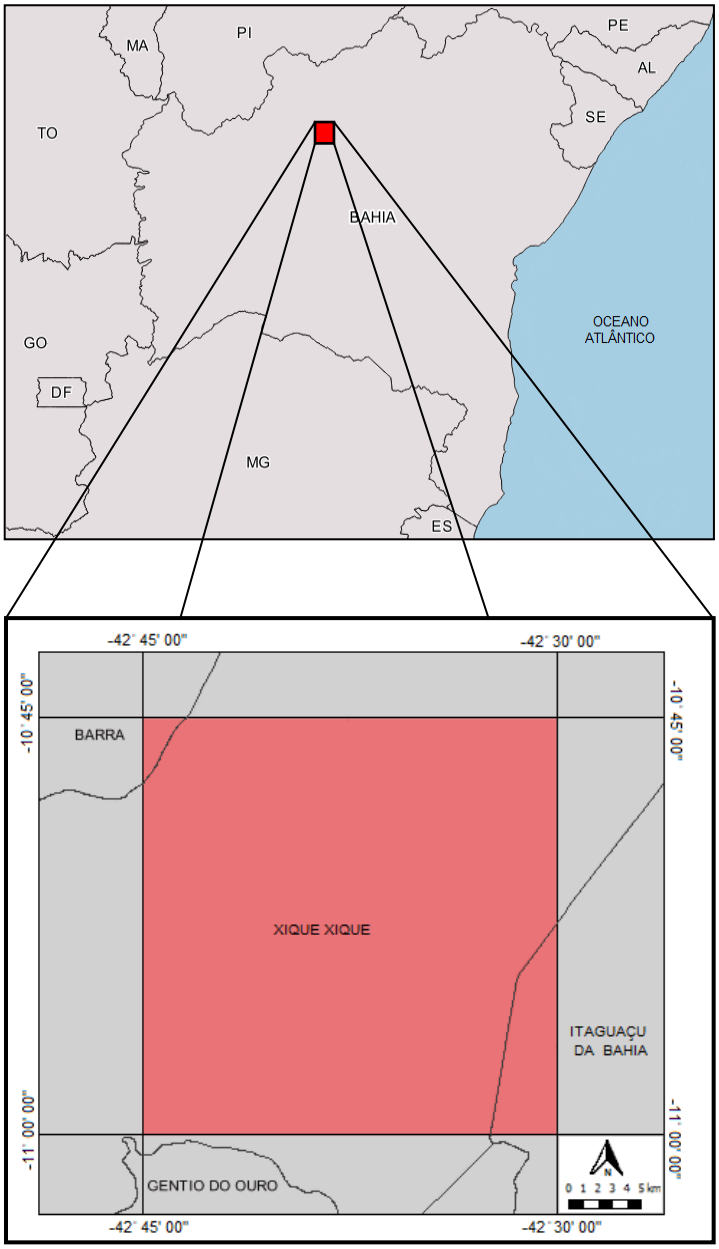


Fonte: Autor, 2019 (Dados IBGE/2017).

Essa área ocupa uma região de 15’ x 15’, sendo integrante de parcela do território dos seguintes municípios baianos: Alagoinhas, Aramari, Entre Rios, Catu e Araçás. Trata-se de uma região localizada próxima ao litoral, fazendo parte, portanto, do bioma da Mata Atlântica.

A área de estudo 02 encontra-se no centro-norte da Bahia, em uma região compreendida entre os paralelos 10° 45’ 00”S e 11° 00’ 00”S e os meridianos 42° 30’ 00”W e 42°45’ 00”W (Figura 12), abrangendo, portanto, uma área de 756 km^2.

Figura 12 – Localização da área de estudo 02

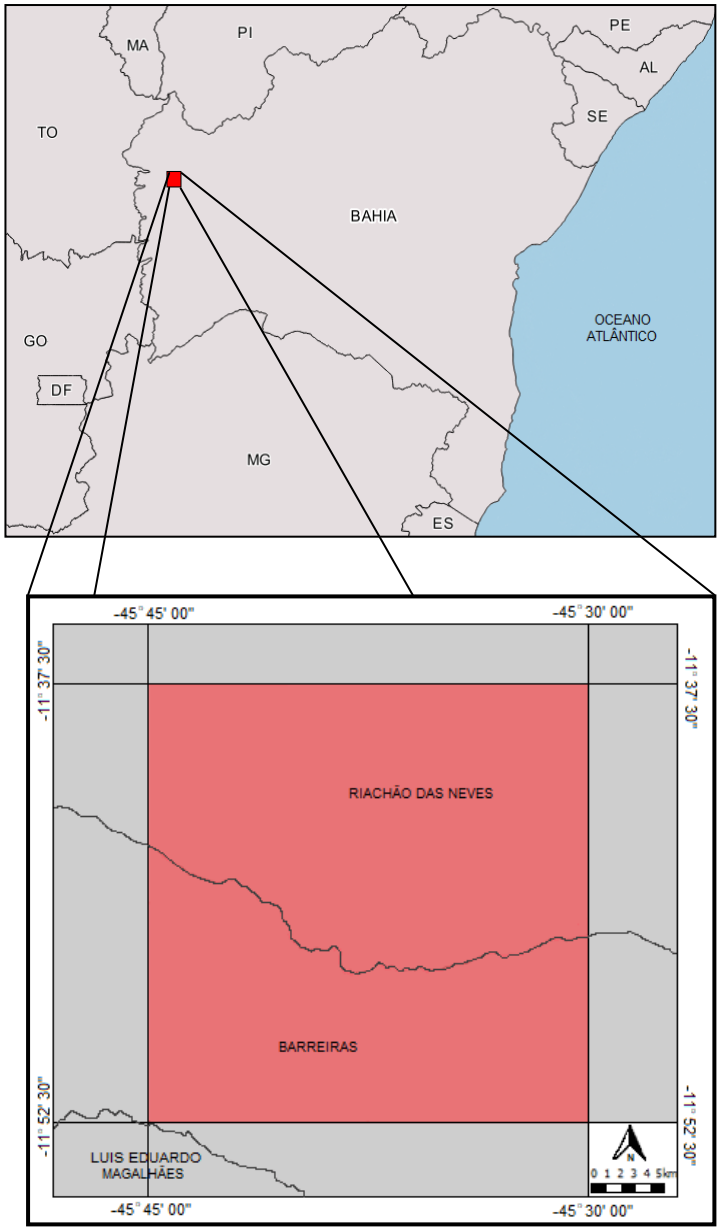


Fonte: Autor, 2019 (Dados IBGE/2017).

A área está localizada em uma região de 15’ x 15’, fazendo parte dos municípios baianos: Xique Xique, Barra e Itaguaçu da Bahia. É uma região localizada na parte central da Bahia, sendo pertencente ao bioma da Caatinga.

A área de estudo 03 fica localizada na região do oeste baiano, em uma área que compreende 756 km^2. Ela abrange o território situado entre os paralelos 11° 37’ 30”S e 11° 52’ 30”S e os meridianos 45° 30’ 00”W e 45° 45’ 00”W (Figura 13).

Figura 13 – Localização da área de estudo 03



Fonte: Autor, 2019 (Dados IBGE/2017).

Essa área, como as outras, ocupa uma região 15’ x 15’, sendo integrante de parte dos municípios de Barreiras e Riachão das Neves. Trata-se de uma região próxima ao centro-oeste brasileiro, fazendo parte, portanto, do bioma do Cerrado.

A localização das três áreas de estudo em biomas diferentes foi um dos fatores considerados para a escolha das mesmas. A comparação dos resultados obtidos na avaliação altimétrica dos MDE, e na análise da autocorrelação espacial na distribuição dos erros posicionais, podem indicar alguma relação com os diferentes relevos e vegetações encontrados na mata atlântica, caatinga e cerrado.

3.3 RECURSOS TECNOLÓGICOS

Nesta seção são apresentados a base de dados espaciais, os programas computacionais e os equipamentos utilizados no desenvolvimento da metodologia definida para o presente estudo.

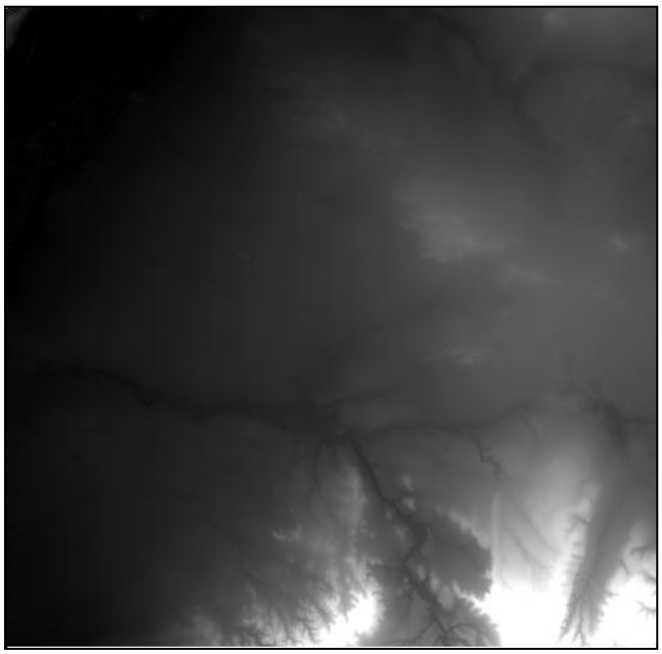
3.3.1 Base de Dados Espaciais

A base de dados espaciais utilizada é composta por Modelos Digitais de Superfície abrangendo as três áreas de estudo (Figuras 14, 15 e 16), por ortofotos, e por pontos de controle coletados em campo. Os MDS são resultantes de levantamento aerofotogramétrico e os referidos pontos de controle foram obtidos por equipes de campo compostas por militares do 3º Centro de Geoinformação, uma organização militar do Exército Brasileiro localizada em Olinda/PE, diretamente subordinada à Diretoria de Serviço Geográfico. Todos os dados foram cedidos pela DSG, disponibilizados para uso exclusivamente acadêmico.

Figura 14 – Modelo Digital de Elevação da área de estudo 01

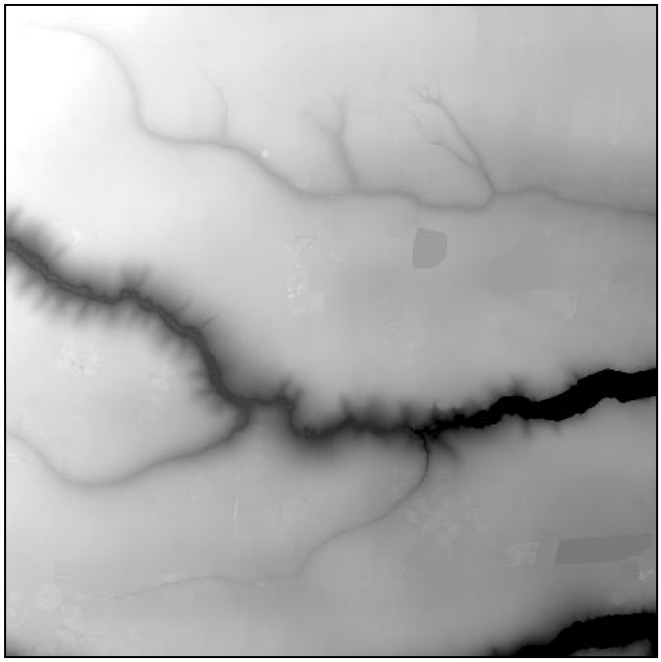
Fonte: Autor, 2019 (Dados DSG/2018).

Figura 15 – Modelo Digital de Elevação da área de estudo 02



Fonte: Autor, 2019 (Dados DSG/2018).

Figura 16 – Modelo Digital de Elevação da área de estudo 03



Fonte: Autor, 2019 (Dados DSG/2018).

Os referidos modelos foram produzidos pela empresa Engemap, que utilizou o Sistema Aerotransportado de Aquisição e Pós-processamento de Imagens digitais (SAAPI). Esse sistema possui câmaras digitais de alta qualidade geométrica e radiométrica, acoplados a sensores de georreferenciamento direto para aerofotogrametria e navegação.

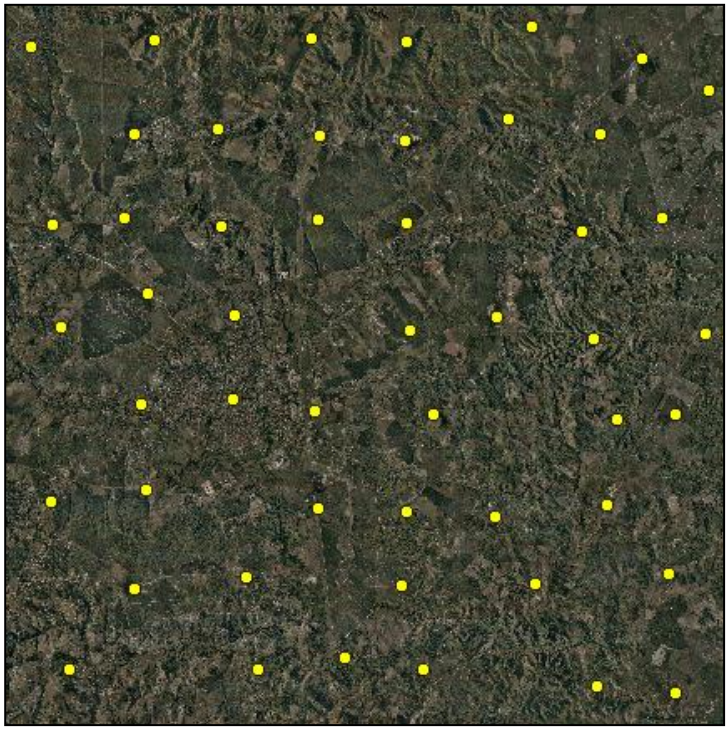
Por se tratarem de MDE do tipo de superfície, os mesmos representam o solo exposto e os acidentes encontrados acima do solo, como edificações, vegetação, dentre outros, de forma contínua e suavizada, a partir de dados adequadamente estruturados e amostrados do mundo real.

Foram executados voos fotogramétricos com GSD (*Ground Sample Distance*) de 80 centímetros. O GSD é a representação do *pixel* da imagem em unidades de terreno, que garante a resolução espacial do seu mapeamento, ou seja, o nível de detalhamento. Então, com as fotografias aéreas adquiridas, foram produzidos Modelos Digitais de Elevação com precisão de 1,8 metros, sendo portanto compatíveis com a escala de mapeamento de 1:5.000.

Em relação aos pontos de controle coletados em campo, foi realizado o levantamento e rastreio ao longo de todas as regiões de trabalho, por meio de rastreadores geodésicos de GPS, marca Trimble modelo R6, com vistas à avaliação da qualidade dos referidos Modelos Digitais de Superfície.

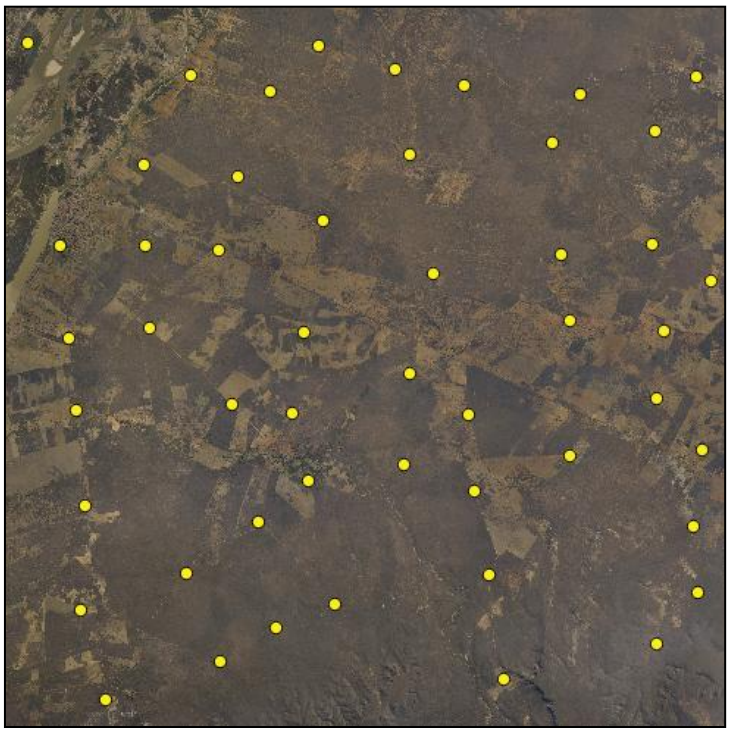
Foi utilizada uma amostra de cinquenta pontos de controle para cada área de estudo, conforme os dados apresentados no Apêndice A. As Figuras 17, 18 e 19 ilustram as ortoimagens das áreas com as posições dos pontos considerados.

Figura 17 – Localização no terreno da amostra utilizada na área 01



Fonte: Autor, 2019 (Dados DSG/2018).

Figura 18 – Localização no terreno da amostra utilizada na área 02



Fonte: Autor, 2019 (Dados DSG/2018).

Figura 19 – Localização no terreno da amostra utilizada na área 03

Fonte: Autor, 2019 (Dados DSG/2018).

O Sistema Geodésico de Referência utilizado foi o SIRGAS 2000, o Fuso 24 do Plano de Projeção UTM e o modelo geoidal EGM 2008, por este ter obtido uma

melhor precisão (na região) em relação ao modelo oficial MAPGEO 2010. Durante o processamento dos referidos pontos, verificou-se que os mesmos ficaram dentro da precisão prevista (de até 50 cm desde o ajuste da Base).

Em relação à quantidade de pontos que deve ser utilizada na avaliação da qualidade posicional de um conjunto de dados geoespaciais, a norma brasileira não estabelece um número específico. O padrão norte-americano *Digital Elevation Model Standards*, produzido em 1997 pela *United States Geological Survey*, apresenta a recomendação de que é necessário medir-se 28 pontos, no mínimo, sendo 20 pontos localizados no interior do MDE e 8 nas bordas.

A norma *Positional Accuracy Standards for Digital Geospatial Data*, elaborada em 2014 pela *American Society for Photogrammetry and Remote Sensing* (ASPRS), estabelece que para uma região abrangendo entre 751 e 1000 km^2, a quantidade de pontos de controle para avaliação da acurácia altimétrica de um MDE deve ser 40 no mínimo. Dessa forma, como cada área de estudo abrange uma região de 756 km^2, considerou-se suficiente a quantidade de cinquenta pontos visando à obtenção dos resultados pretendidos.

No tocante à disposição dos pontos de controle no terreno, uma observação visual das três áreas de estudo indica uma distribuição dos pontos de forma homogênea. Entretanto, essa conclusão é subjetiva, sendo necessário, portanto, uma análise matemática dessa distribuição espacial, tendo em vista que a qualidade de uma avaliação posicional em uma região está diretamente ligada ao fato da amostra apresentar-se de forma dispersa no terreno.

Para essa verificação, foi utilizada uma ferramenta de geoestatística que calcula a média do vizinho mais próximo, ou seja, um índice considerando a distância média entre cada ponto de controle e a localização do seu vizinho mais próximo. Então, calcula-se a média de todas essas distâncias e efetua-se a comparação desse resultado com uma segunda média obtida de forma teórica considerando que todos os pontos estão distribuídos de forma aleatória em um retângulo com a mesma área.

Segundo ESRI (2014), calcula-se a média das distâncias entre todos os pontos e, por meio de parâmetros atribuídos a uma distribuição aleatória hipotética, infere-se se a distribuição em análise trata-se de aglomerados (*clusters*), se

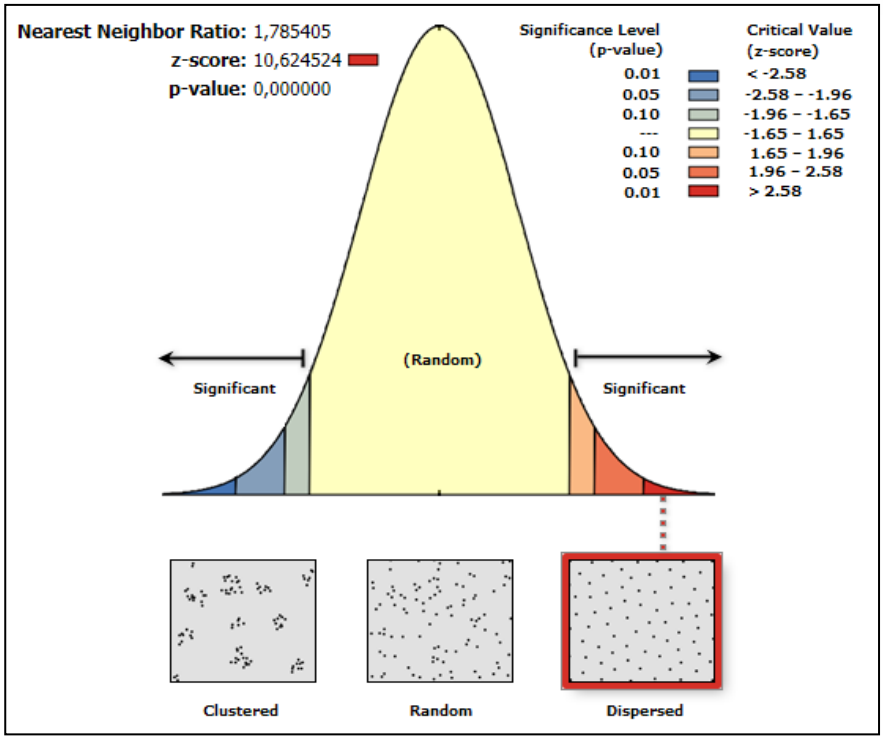
apresenta uma disposição aleatória, ou se os pontos são considerados dispersos homogeneamente no terreno.

Na análise dos resultados referentes a esse indicador, se o valor encontrado estiver dentro do intervalo entre -1 e +1, o padrão de distribuição é aleatório. Se for menor do que -1, observa-se a formação de aglomerados. Já se o resultado obtido for maior que +1, a tendência é de dispersão, ou seja, tem-se uma distribuição homogênea dos pontos da amostra no terreno.

Para validação dos resultados, devem ainda ser considerados os valores calculados de *z-score* e *p-value*. O *p-value* é uma medida da probabilidade da significância do resultado do teste. Quanto menor o valor do *p-value,* maior a evidência de que o valor encontrado é significante como resultado aceitável. O *z-score* indica o quanto o resultado obtido se afasta da média, em termos de desvio padrão. Quanto maior o valor do *z-score* em módulo, mais a medida do índice encontra-se afastada da média, ou seja, mais próxima das caudas da curva normal correspondente.

A Figura 20 apresenta os resultados relativos à aplicação de uma ferramenta que calcula a referida média das distâncias dos vizinhos mais próximos, nos cinquenta pontos de campo coletados na área de estudo 01.

Figura 20 – Média das distâncias dos vizinhos mais próximos na área 01

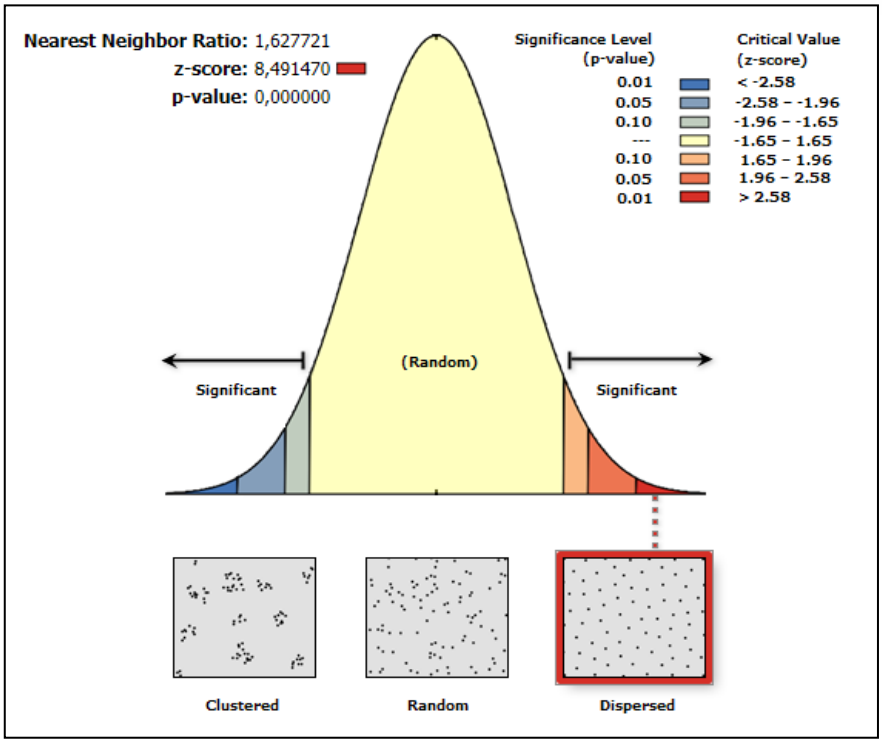


Fonte: Autor, 2019.

Assim, observando-se os valores resultantes, concluiu-se que os pontos de controle são considerados dispersos homogeneamente no terreno.

A Figura 21 apresenta os resultados relativos à aplicação da estatística em questão, considerando-se a amostra de cinquenta pontos de controle localizados na área de estudo 02.

Figura 21 – Média das distâncias dos vizinhos mais próximos na área 02

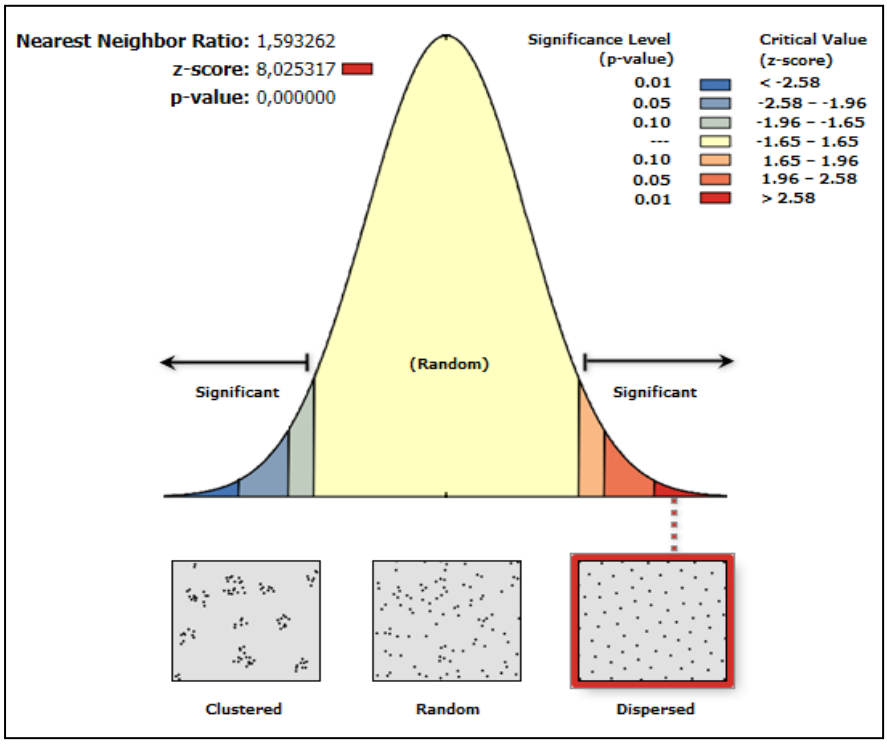


Fonte: Autor, 2019.

Então, examinando-se os valores obtidos referentes à amostra de observações pertencentes à área 02, infere-se que os pontos de controle podem ser considerados dispersos no terreno de forma homogênea.

Os resultados relativos à aplicação de uma ferramenta que calcula a referida média do vizinho mais próximo, tomando-se os cinquenta pontos de controle coletados na área de estudo 03, encontram-se dispostos na Figura 22.

Figura 22 – Média das distâncias dos vizinhos mais próximos na área 03



Fonte: Autor, 2019.

Dessa forma, verificando-se os resultados relacionados à amostra coletada na área 03, conclui-se que os pontos são considerados dispersos homogeneamente no terreno.

Em face do exposto, as três amostras de pontos coletadas nas áreas de estudo podem ser consideradas próprias para os procedimentos a serem executados na avaliação e análise de padrões do presente estudo, tanto quantitativa quanto qualitativamente.

3.3.2 Programas Computacionais

Para a realização da pesquisa proposta, foram utilizados os seguintes programas computacionais:

- ArcGIS: *software* proprietário utilizado para manipulação de dados geoespaciais e análises com ferramentas geoestatísticas. Licença pertencente ao Departamento de Engenharia Cartográfica da Universidade Federal de Pernambuco;
- QGIS: *software* livre utilizado para manipulação de dados geoespaciais, ortofotos, pontos e modelos digitais;

- Spring: *software* livre usado na manipulação de dados geoespaciais, pontos e MDE;
- Scilab: *software* livre utilizado para computação numérica;
- R *Software*: *software* livre usado no desenvolvimento de análise estatística dos dados;
- GeoPEC: *software* livre utilizado para cálculos de medidas estatísticas e de acurácia posicional;
- Assistat: *software* livre utilizado para assistência estatística, análise de variâncias e teste de Tukey.
- NeoPaint: *software* livre usado na criação e edição de figuras e imagens;
- LibreOffice: *software* livre utilizado para elaboração textual e manipulação de planilhas.

3.3.3 Equipamentos Eletrônicos e Computacionais

Microcomputador, do tipo *notebook*, marca DELL, modelo M460, com processador i5, frequência 2.53 GHz, 8GB de memória RAM, disco rígido de armazenamento com 1TB.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos e as discussões relativas aos mesmos, que delinearão as conclusões do presente estudo.

4.1 AVALIAÇÃO ALTIMÉTRICA DO MDE

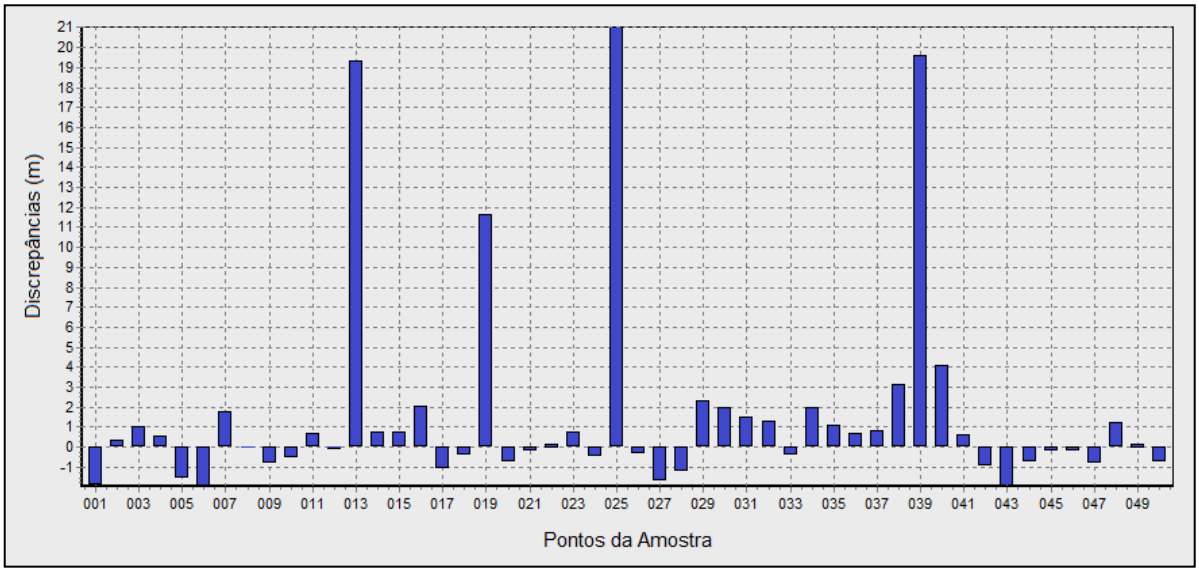
Executou-se a avaliação da qualidade posicional altimétrica dos Modelos Digitais de Elevação, referentes às três áreas de estudo 01, à luz do Padrão de Exatidão Cartográfica vigente atualmente no Brasil (PEC-PCD).

4.1.1 Avaliação da área de estudo 01 com amostra completa

Foi realizada a avaliação da acurácia altimétrica referente à área de estudo 01, considerando o PEC-PCD. Isso implica em uma avaliação independente de considerar se a amostra possui uma distribuição normal, ou se há presença de *outliers* na mesma, tendo em vista a normal atual não prever essas verificações.

Foram obtidas as discrepâncias posicionais altimétricas de cada um dos cinquenta pontos da amostra coletados em campo (Apêndice A), em relação aos pontos homólogos extraídos do Modelo Digital de Elevação da área de trabalho. A Figura 23 apresenta o gráfico com os referidos valores de resíduos encontrados.

Figura 23 – Gráfico das discrepâncias posicionais altimétricas - Área 01



Fonte: Autor, 2019.

De posse dos valores obtidos, foram calculadas as medidas estatísticas descritivas da amostra, como a média, desvio padrão, variância e RMS (Tabela 3).

Tabela 3 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas

Estatística	Valor
Média	1,649
Desvio Padrão	5,1177
Variância	26,191
RMS	5,3278
Máximo	21,029
Mínimo	-1,966

Fonte: Autor, 2019.

Então, foram efetuados os cálculos necessários para definição do padrão de acurácia posicional, que resulta na classificação conforme descrito no PEC-PCD, com o intuito de verificar em que categoria o MDE receberia melhor classificação, observando-se as escalas previstas na norma.

De acordo com o padrão estabelecido, para que um produto cartográfico possa ser aceito como referência do Sistema Cartográfico Nacional, em relação a uma determinada escala, deverá atender dois critérios:

a) 90% dos pontos bem definidos, quando testados no terreno, não deverão apresentar discrepâncias superiores ao PEC para a classe e escala testadas;
b) O valor RMS da amostra de discrepâncias deve ser igual ou inferior ao valor do Erro Padrão (EP), estabelecido para a escala e classe testadas.

Tendo em vista que o MDE em análise foi elaborado na escala 1:25.000, considerou-se a equidistância de 10 (dez) metros entre as curvas de nível. Os resultados são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD

Classe	PEC (m)	EP (m)	% $d_i(h)$ < PEC	RMS < EP	Resultado
A	2,7	1,6667	88,00	Falhou	Reprovado
B	5	3,3333	92,00	Falhou	Reprovado
C	6	4	92,00	Falhou	Reprovado
D	7,5	5	92,00	Falhou	Reprovado

Fonte: Autor, 2019.

Os valores calculados indicam que o modelo atende ao primeiro critério previsto no PEC-PCD, mas não atende à segunda proposição. Por esse motivo, o resultado da definição do padrão de acurácia posicional para o MDE em questão foi

reprovado para todas as classificações, na escala 1:25.000, com 10 metros de equidistância entre as curvas de nível.

a) Análise de tendência e precisão

Em seguida, realizou-se a análise de tendência e precisão, conforme procedimento descrito por Galo et al. (1994). A aplicação do teste “t” de Student indica o resultado da análise de tendência (Tabela 5) no Modelo Digital de Elevação em estudo.

Tabela 5 – Resultado da análise de tendência (t de Student)

Valor	$\mathbf{t_{tab}}$	$\mathbf{t_{calc}}$	**Resultado**
$d_i(h)$	1,6782	2,2784	Tendencioso

Fonte: Autor, 2019.

Assim, para o referido teste, a aceitação da hipótese nula indica que não há tendência na amostra. Entretanto, o valor calculado de t (“t_{calc}”) foi maior do que o tabelado (“t_{tab}”), o que implica na rejeição da hipótese nula e, consequentemente, na conclusão de que há possibilidade do MDE ter sido afetado por erros sistemáticos, o que resulta na possível presença de tendência nas discrepâncias calculadas.

Ao aplicar-se o teste do Qui-quadrado na análise de precisão, obtiveram-se os seguintes resultados (Tabela 6).

Tabela 6 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)

Classe	$\mathbf{\chi^2_{calc}}$	$\mathbf{\chi^2_{tab}}$	**Resultado**
A	461,9882	61,97	Reprovado
B	115,505		Reprovado
C	80,2095		Reprovado
D	51,3341		Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Em consequência dos valores encontrados, como a hipótese nula foi aceita apenas para a classe “D”, ou seja, o valor calculado (“χ^2_{calc}”) da estatística qui-quadrado foi menor ao valor tabelado (“χ^2_{tab}”) somente nessa classe, conclui-se que o Modelo Digital de Elevação atende à precisão altimétrica considerada somente para a categoria “D”.

O Quadro 1 apresenta um resumo dos resultados encontrados na avaliação da qualidade posicional altimétrica do Modelo Digital de Elevação, considerando o Padrão de Exatidão Cartográfica vigente atualmente no Brasil (PEC-PCD).

Quadro 1 – Resultados da avaliação altimétrica do MDE - Área 01

Resultado	**Escala 1:25.000**
Classificação PEC-PCD	Sem classificação
Análise de tendência (t)	Tendencioso
Análise de Precisão (χ^2)	Classe D

Fonte: Autor, 2019.

Conforme visto em seção anterior, Santos et al. (2015) afirmaram que a aplicação do PEC considera implicitamente que os erros posicionais seguem uma distribuição normal. Entretanto, a referida norma não apresenta essa condição tacitamente, nem apresenta uma metodologia para fazer a verificação da normalidade da amostra.

Por conseguinte, infere-se que para se utilizar o referido padrão, deveria ser comprovada a normalidade da amostra das discrepâncias posicionais. Devido a essa condição, faz-se necessário a aplicação de um teste de normalidade, em continuidade ao proposto na presente metodologia.

b) Aplicação dos testes de normalidade

A aplicação do teste de Shapiro-Wilk na amostra, a um nível de confiança de 95%, resultou nos valores apresentados na Tabela 7.

Tabela 7 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk

Índice	**Valor**
W_α	0,947
W	0,54767
p-value	3,507e-11

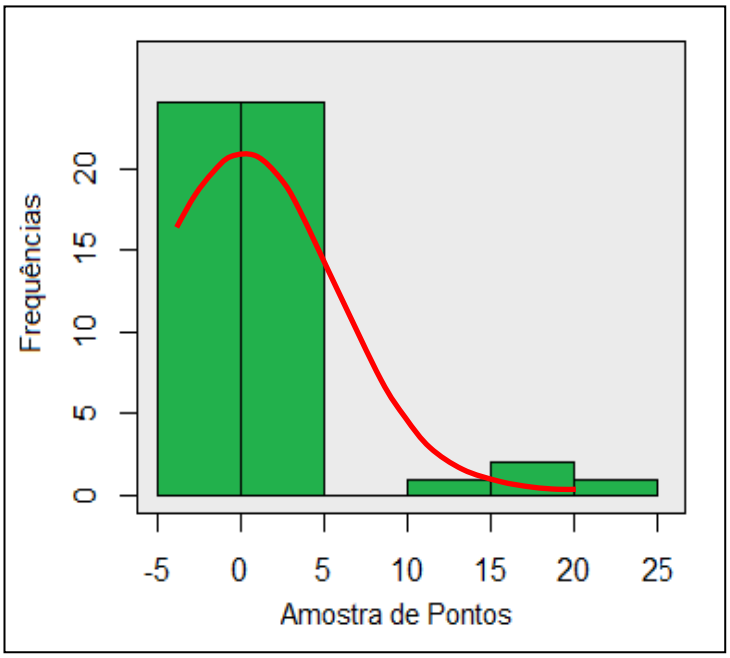
Fonte: Autor, 2019.

O valor W calculado, considerando uma amostra de cinquenta pontos e um nível de significância de 5%, é de 0,54767. Sendo então um valor menor do que o W_α tabelado de 0,947. Além disso, o *p-value* encontrado é menor do que o nível de significância de 0,05.

Portanto, o resultado do teste mostra que a hipótese nula foi rejeitada ao nível de confiança de 95%, concluindo-se que amostra não é normalmente distribuída.

Em seguida, realizou-se a aplicação do teste de normalidade do Histograma. A construção do histograma da referida amostra, com os pontos constantes do Apêndice A, resultou nos dados apresentados na Figura 24.

Figura 24 – Histograma da amostra de discrepâncias altimétricas – Área 01



Fonte: Autor, 2019.

Verificou-se pela análise visual do histograma gerado, que a curva da amostra não se aproxima a uma distribuição normal, pois não foram identificadas as características básicas de uma curva gaussiana, como, por exemplo, a simetria em relação ao centro da figura (forma de sino), e igual valor da média, moda e mediana.

Entretanto, como o resultado de uma análise meramente visual é subjetivo, foi realizado também o teste de normalidade da Simetria e Curtose. Assim, foram calculadas as referidas medidas estatísticas, obtendo-se os resultados constantes da Tabela 8.

Tabela 8 – Resultados da Curtose e Simetria

Estatística	**Valor**
Curtose	7,76081
Assimetria	2,952771

Fonte: Autor, 2019.

Em relação à curtose, como o valor é consideravelmente maior do que 0,263 infere-se que a distribuição trata-se de uma curva platicúrtica, com pico mais achatado do que a curva normal correspondente.

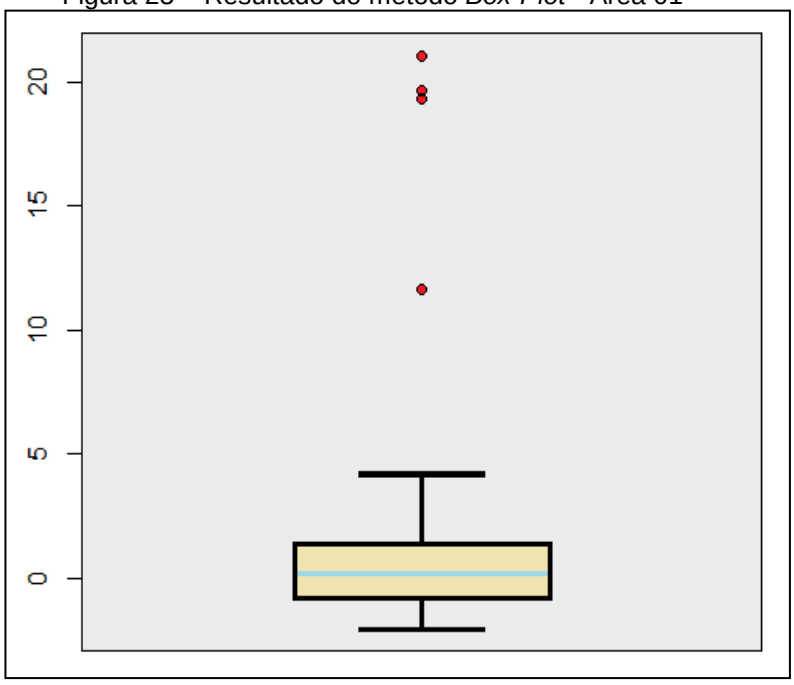
Pelo valor obtido em relação à assimetria, tendo em vista que valores entre 0,15 e 1,00 (em módulo) são considerados de assimetria moderada, conclui-se que a referida amostra de cinquenta pontos apresenta uma distribuição fortemente assimétrica. O sinal positivo indica que a assimetria é no sentido para a direita da curva.

Assim, todos os testes de normalidade indicaram que a amostra faz parte de uma distribuição não normal. Dessa forma, deu-se continuidade à metodolgia com a verificação da existência de *outliers* nas observações.

c) Detecção de *outliers*

Para a detecção da presença de valores anômalos na amostra, foi executado o método *Box-Plot*, sendo os resultados apresentados na Figura 25.

Figura 25 – Resultado do método *Box-Plot* - Área 01



Fonte: Autor, 2019.

Analisando-se o *Box-Plot* gerado, conclui-se que a amostra apresenta quatro pontos (Nr 013, 019, 025, 039) que podem ser considerados valores atípicos. Por conseguinte, observando-se os valores obtidos, definem-se como *outliers* as observações listadas na Tabela 9.

Tabela 9 – Valores *outliers* encontrados

Nr	Código	E	N	h_{MDE} (m)	h_{Campo} (m)	Resíduo (m)
023	M876	579649,342	8657543,150	138,112	118,483	19,629
032	M926	558990,233	8665066,770	224,669	213,056	11,613
045	M981	555489,100	8671570,519	321,364	300,335	21,029
049	M986A	574328,078	8672283,730	190,780	171,449	19,331

Fonte: Autor, 2019.

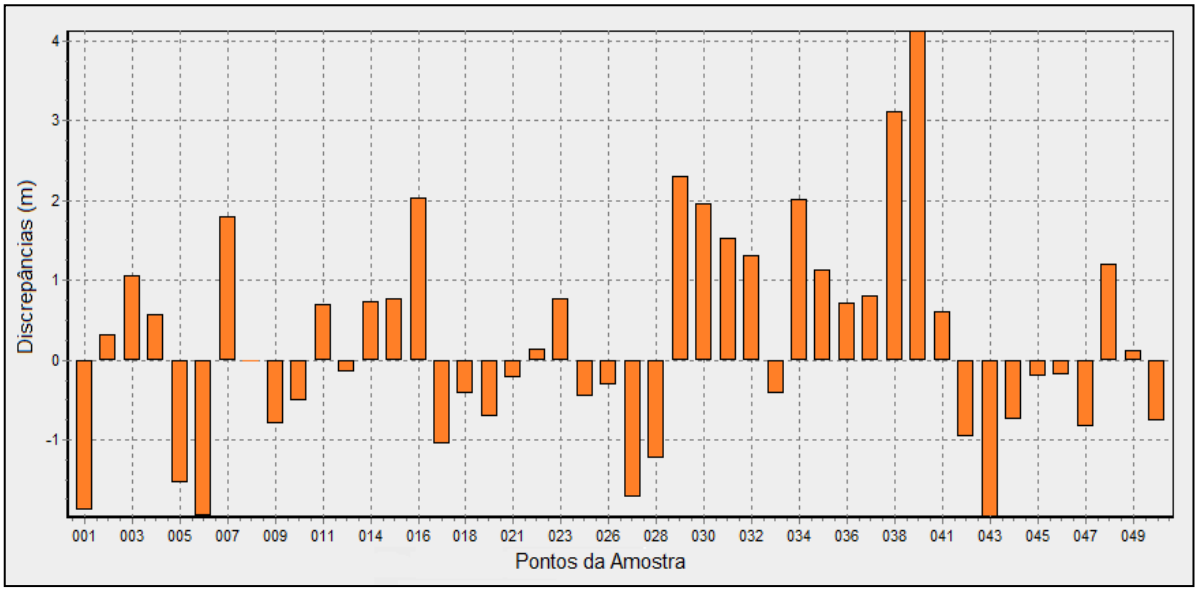
Então, realizou-se a eliminação dos referidos valores da amostra, e executaram-se as mesmas etapas realizadas anteriormente, dessa vez com o conjunto de 46 pontos de controle remanescentes. Dessa forma será possível verificar a influência dos *outliers* nos resultados relativos à qualidade posicional altimétrica do MDE em estudo.

4.1.2 Avaliação da área de estudo 01 após eliminação de outliers

Para a continuação da avaliação do Modelo Digital de Elevação referente à área de estudo 01, foram calculadas as discrepâncias altimétricas dos 46 pontos da amostra, após a eliminação dos valores de *outliers* encontrados.

A Figura 26 apresenta o gráfico com os referidos valores de discrepâncias calculados entre as altitudes dos pontos coletados em campo e seus homólogos extraídos do MDE.

Figura 26 – Gráfico das discrepâncias altimétricas da amostra sem *outliers*



Fonte: Autor, 2019.

De acordo com os dados resultantes, foram calculadas as medidas estatísticas descritivas da amostra, como a média, desvio padrão, variância e RMS (Tabela 10).

Tabela 10 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas

Estatística	Valor
Média	0,2358
Desvio Padrão	1,3389
Variância	1,793
RMS	1,3451
Máximo	4,118
Mínimo	-1,966

Fonte: Autor, 2019.

Assim, foram realizados os cálculos pertinentes à determinação do padrão de acurácia posicional, visando à obtenção da qualidade posicional do MDE, de acordo com o previsto no PEC-PCD (Tabela 11). Dessa forma, foi possível atestar em que classificação o modelo pode ser enquadrado, observando-se a escala de produção do mesmo de 1:25.000.

Tabela 11 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD

Classe	PEC (m)	EP (m)	% $d_i(h)$ < PEC	RMS < EP	Resultado
A	2,7	1,6667	95,652	Passou	Aprovado
B	5	3,3333	100,00	Passou	Aprovado
C	6	4	100,00	Passou	Aprovado
D	7,5	5	100,00	Passou	Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Para a execução dos referidos cálculos foi considerada a equidistância de 10 (dez) metros entre as curvas de nível. Conclui-se que o modelo atende aos dois critérios estabelecidos no PEC-PCD para todas as classes previstas, sendo, portanto, classificado com o nível “A” na escala 1:25.000.

a) Análise de tendência e precisão

Em seguida, foi realizada a análise de tendência, conforme descrito por Galo et al. (1994). A execução do teste “t” de Student indica o resultado dessa análise (Tabela 12), no modelo em avaliação.

Tabela 12 – Resultado da análise de tendência (t de Student)

Valor	t_{tab}	t_{calc}	Resultado
$d_i(h)$	1,6808	1,1945	Sem tendência

Fonte: Autor, 2019.

Dessa forma, houve aceitação da hipótese nula do teste aplicado, pois o valor calculado de “t” foi menor do que o valor tabelado. Por conseguinte, é possível inferir que o MDE não foi afetado por erros sistemáticos, ou seja, não há presença de tendência nos erros calculados.

Em relação à análise da precisão, aplicando-se o teste do Qui-quadrado, obtiveram-se os seguintes resultados constantes da Tabela 13.

Tabela 13 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)

Classe	χ^2_{calc}	χ^2_{tab}	Resultado
A	29,0398	57,45	Aprovado
B	7,2604		Aprovado
C	5,0418		Aprovado
D	3,2268		Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Tendo em vista os resultados obtidos, a hipótese nula do teste aplicado foi aceita para todas as classes, pois o valor calculado da estatística qui-quadrado foi menor ao valor tabelado em todas as categorias. Portanto, considera-se o modelo avaliado em relação à precisão altimétrica como classe “A” para a escala 1:25.000.

O Quadro 2 resume os resultados encontrados na avaliação da qualidade posicional altimétrica do Modelo Digital de Elevação da área de estudo 01, considerando a amostra com 46 pontos.

Quadro 2 – Resultados da avaliação do MDE - Área 01 sem o*utliers*

Resultado	Escala 1:25.000
Classificação PEC-PCD	Classe A
Análise de tendência (t)	Sem tendência
Análise de precisão (χ^2)	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

b) Aplicação dos testes de normalidade

Dando continuidade, executou-se um novo teste de normalidade de Shapiro-Wilk, a um nível de confiança de 95%. Os resultados obtidos encontram-se dispostos na Tabela 14.

Tabela 14 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk na amostra de 46 pontos

Índice	**Valor**
W_{α}	0,945
W	0,97006
p-value	0,2786

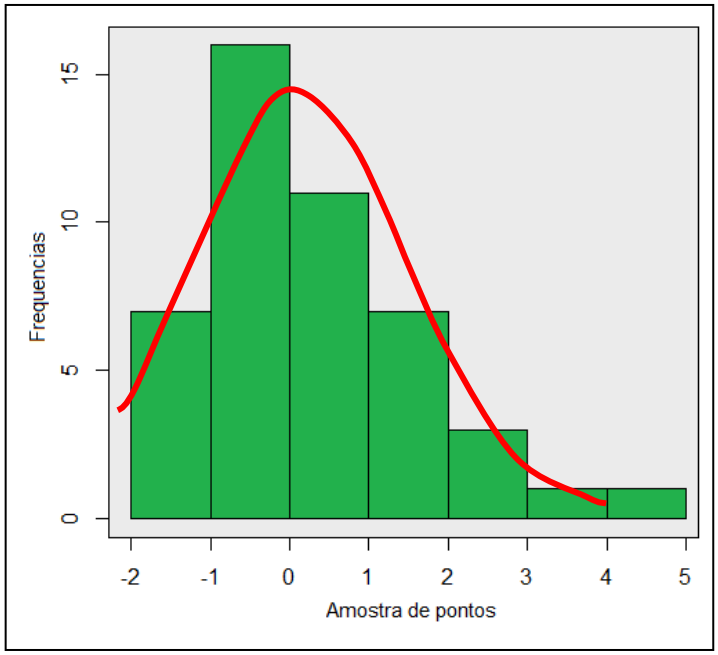
Fonte: Autor, 2019.

O valor crítico tabelado W_{α}, considerando uma amostra de 46 pontos e um nível de significância de 5%, é de 0,945. Portanto, trata-se de um valor menor do que o W calculado. Além disso, o *p-value* encontrado é maior do que o nível de significância de 0,05.

O resultado do teste mostra que a hipótese nula foi aceita ao nível de confiança de 95%, concluindo-se que amostra é normalmente distribuída.

Realizando-se um teste de normalidade do Histograma na amostra de 46 pontos, encontraram-se os resultados apresentados na Figura 27.

Figura 27 – Histograma dos resíduos altimétricos da amostra de 46 pontos



Fonte: Autor, 2019.

Assim, observou-se pela análise visual do histograma obtido, que a distribuição do conjunto de dados amostrais sem os valores atípicos se aproxima de

uma normal. Foi identificada a característica básica de uma curva gaussiana de apresentar uma simetria em relação ao centro da figura, com um formato próximo a de um sino. Porém, como o resultado de uma análise meramente visual é subjetivo, foi realizado também o teste de normalidade da Curtose e Simetria.

Então, foram calculadas as medidas estatísticas da curtose e da simetria, obtendo-se os resultados constantes da Tabela 15.

Tabela 15 – Resultados da Curtose e Simetria

Estatística	**Valor**
Curtose	0,25758
Assimetria	0,56906

Fonte: Autor, 2019.

Em relação à curtose, o valor obtido foi próximo de 0,263. Pode-se concluir então que a distribuição trata-se de uma curva mesocúrtica, com achatamento que se aproxima ao da curva normal correspondente. O valor calculado da assimetria pertence ao intervalo entre 0,15 e 1,00. Por isso, conclui-se que a amostra avaliada apresenta uma distribuição com assimetria moderada.

Dessa forma, os testes de normalidade indicaram que o conjunto de 46 pontos possui uma distribuição que pode ser considerada uma gaussiana. Quando avaliado utilizando-se a referida amostra, o MDE da área de estudo 01 foi classificado como pertencente à classe “A”, na escala 1:25.000. Assim, verificou-se que a eliminação dos *outliers* transformou a distribuição da amostra inicial para uma distribuição normal e, consequentemente, a avaliação posicional altimétrica do MDE também sofreu alteração, conforme resultados apresentados no Quadro 3.

Quadro 3 – Resultados das avaliações com as duas amostras - Área 01

Resultado	**Amostra 50 pontos**	**Amostra 46 pontos**
Curva da distribuição	Não normal	Normal
Análise de tendência (t)	Tendencioso	Sem tendência
Análise de precisão (χ^2)	Classe D	Classe A
Classificação PEC-PCD	Sem classificação	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

4.1.3 Erro Padrão da Média na área de estudo 01

Os valores de média, desvio padrão e variância obtidos para as duas amostras utilizadas na avaliação altimétrica do MDE, relativo à área de estudo 01, encontram-se ordenados na Tabela 16.

Tabela 16 – Medidas estatísticas relativas às duas amostras

Medida	Amostra 50 pontos	Amostra 46 pontos
Média	1,649	0,2358
Desvio Padrão	5,1177	1,3389
Variância	26,191	1,793

Fonte: Autor, 2019.

De acordo com os cálculos desenvolvidos, cada avaliação realizada levou em consideração as medidas de apenas uma amostra. Deve-se então verificar se cada uma das médias amostrais obtidas possuem valores suficientemente próximos da média populacional, considerando o número de observações da amostra, para que as mesmas sejam aceitáveis nos cálculos. Essa verificação foi realizada obtendo-se o intervalo de valores, considerando um intervalo de confiança de 95%, dentro do qual a verdadeira média populacional possivelmente esteja presente.

Assim, calculou-se o intervalo de valores a partir do Erro Padrão da Média resultante, cujo valor estima o desvio padrão da distribuição de médias amostrais. A Tabela 17 dispõe os resultados dos referidos cálculos.

Tabela 17 – Erro Padrão da Média e intervalo de valores das duas amostras

Medida	Amostra 50 pontos	Amostra 46 pontos
Erro Padrão Médio ($\sigma_{\bar{X}}$)	0,7311	0,1996
Intervalo de Valores	0,2160 a 3,0820	-0,1554 a 0,6270

Fonte: Autor, 2019.

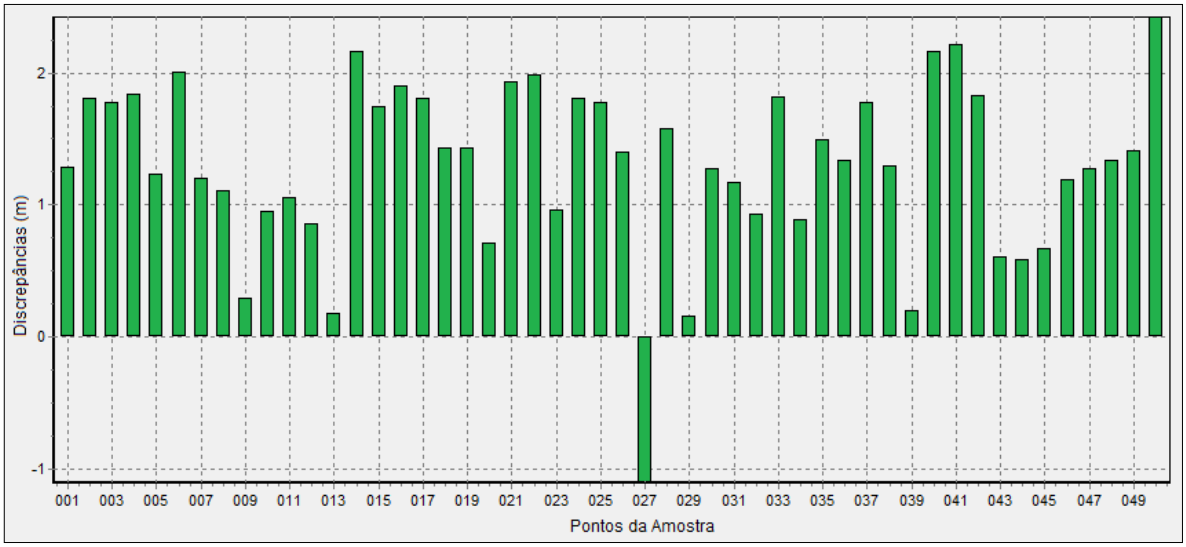
Dessa forma, verificou-se que o intervalo de valores obtido para a amostra completa não contêm o valor zero, ou seja, esse valor não pode ser atribuído ao Erro Padrão da Média, tratando-se assim de uma amostra com presença de tendência. Já o intervalo da amostra sem *outliers* contêm o valor zero, ou seja, pode ser considerada livre de tendência.

4.1.4 Avaliação da área de estudo 02 com amostra completa

Seguindo-se as mesmas etapas realizadas para a área de estudo 01, realizou-se avaliação da qualidade posicional altimétrica do Modelo Digital de Elevação, referente à área de estudo 02, considerando os parâmetros do PEC-PCD. Assim, foram obtidos os resultados a seguir expostos.

A Figura 28 apresenta o gráfico com os referidos valores de discrepância calculados.

Figura 28 – Gráfico das discrepâncias posicionais altimétricas – Área 02



Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 18 mostra as medidas estatísticas descritivas da amostra, como a média, desvio padrão, variância e RMS.

Tabela 18 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas

Estatística	Valor
Média	1,3048
Desvio Padrão	0,658
Variância	0,433
RMS	1,4583
Máximo	2,427
Mínimo	-1,109

Fonte: Autor, 2019.

Realizados os cálculos necessários para definição do padrão de acurácia posicional, a Tabela 19 apresenta os resultados obtidos. Foi considerada a

equidistância de 10 (dez) metros entre as curvas de nível, para avaliação na escala 1:25.000.

Tabela 19 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD

Classe	PEC (m)	EP (m)	% $d_i(h) < PEC$	RMS < EP	Resultado
A	2,7	1,6667	100,00	Passou	Aprovado
B	5	3,3333	100,00	Passou	Aprovado
C	6	4	100,00	Passou	Aprovado
D	7,5	5	100,00	Passou	Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Conclui-se que o modelo atende aos dois critérios estabelecidos no PEC-PCD para todas as classes previstas, sendo, portanto, classificado com o nível “A” na escala 1:25.000.

d) Análise de tendência e precisão

O resultado da aplicação do teste “t” de Student, referente à análise de tendência, encontra-se disposto na Tabela 20.

Tabela 20 – Resultado da análise de tendência (t de Student)

Valor	t_{tab}	t_{calc}	Resultado
$d_i(h)$	1,6782	14,0218	Tendencioso

Fonte: Autor, 2019.

Houve rejeição da hipótese nula ($t_{calc} > t_{tabelado}$), o que resulta na possível presença de tendência nas discrepâncias calculadas.

A Tabela 21 dispõe os resultados do teste do Qui-quadrado na análise de precisão.

Tabela 21 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)

Classe	x^2_{calc}	x^2_{tab}	Resultado
A	7,6372	61,97	Aprovado
B	1,9094		Aprovado
C	1,326		Aprovado
D	0,8486		Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Em consequência dos valores encontrados, como a hipótese nula foi aceita para todas as classes, conclui-se que o MDE atende à precisão altimétrica na categoria “A” para a escala 1:25.000.

O Quadro 4 apresenta um resumo dos resultados encontrados na avaliação da qualidade posicional altimétrica do MDE referente à área de estudo 02.

Quadro 4 – Resultados da avaliação altimétrica do MDE - Área 02

Resultado	**Escala 1:25.000**
Classificação PEC-PCD	Classe A
Análise de tendência (t)	Tendencioso
Análise de precisão ($\mathcal{X}^2$)	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

e) Aplicação dos testes de normalidade

A aplicação do teste de Shapiro-Wilk na amostra, a um nível de confiança de 95%, resultou nos valores apresentados na Tabela 22.

Tabela 22 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk

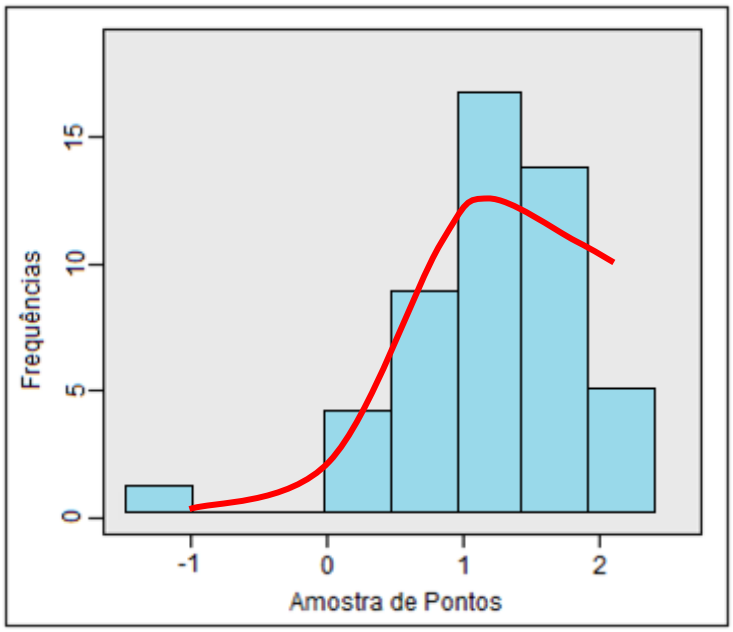
Índice	**Valor**
W_α	0,947
W	0,9319
p-value	0,00653

Fonte: Autor, 2019.

Houve rejeição da hipótese nula ao nível de confiança de 95%. Portanto, que amostra não é normalmente distribuída. Isso ocorreu porque o valor de W calculado, considerando uma amostra de cinquenta pontos e um nível de significância de 5%, foi de 0,9319, ou seja, menor que o W_α tabelado. Além disso, o *p-value* encontrado foi menor do que o nível de significância de 0,05.

A Figura 29 apresenta o resultado do teste de normalidade do Histograma.

Figura 29 – Histograma da amostra de discrepâncias altimétricas - Área 02



Fonte: Autor, 2019.

Pela análise visual do histograma infere-se que a amostra não segue uma distribuição normal, pois não foram identificadas as características básicas de uma curva gaussiana, como, por exemplo, a simetria em relação ao centro da figura (formato de sino).

A Tabela 23 apresenta os resultados do Teste da Curtose e Simetria.

Tabela 23 – Resultados da Curtose e Simetria

Estatística	Valor
Curtose	2,0497
Assimetria	-1,08965

Fonte: Autor, 2019.

Em relação à curtose, como o valor é maior do que 0,263 conclui-se que a distribuição trata-se de uma curva platicúrtica, com pico mais achatado do que a curva normal correspondente.

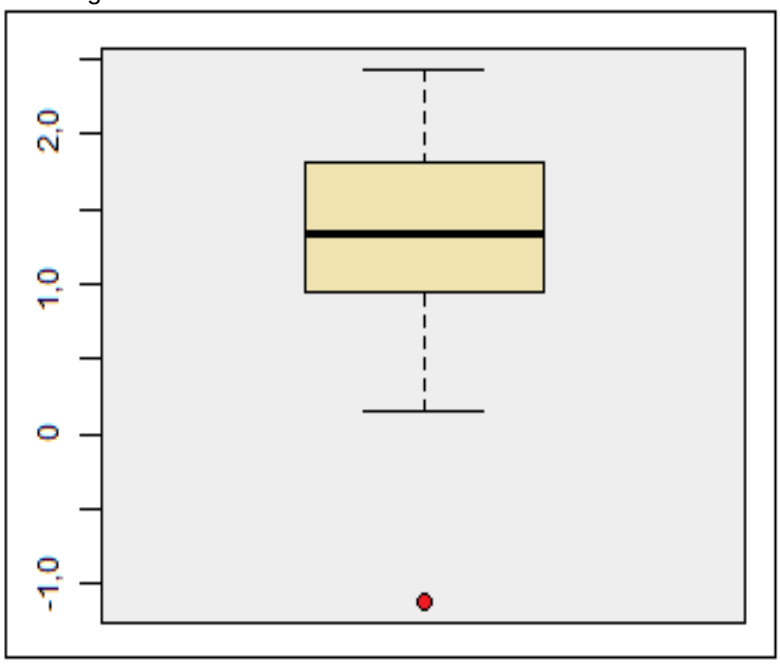
Quanto à assimetria, tendo em vista que valores entre 0,15 e 1,00 (em módulo) são considerados de assimetria moderada, conclui-se que a referida amostra apresenta uma distribuição assimétrica. O sinal negativo indica que a assimetria é no sentido para a esquerda da curva.

Por conseguinte, todos os testes indicaram a não normalidade da amostra. Então, prosseguiu-se com a metodologia verificando-se a existência de *outliers*.

f) Detecção de *outliers*

Os resultados do método *Box-Plot* são apresentados na Figura 30.

Figura 30 – Resultado do método *Box-Plot* - Área 02



Fonte: Autor, 2019.

Conclui-se que a amostra apresenta um ponto (Nr 027) que pode ser considerado valor atípico. Essa observação de campo, definida como *outlier*, encontra-se listada na Tabela 24.

Tabela 24 – Valor *outlier* encontrado

Nr	Código	E	N	h_{MDE} (m)	h_{Campo} (m)	Resíduo (m)
027	1643A	772234,588	8788028,701	545,016	546,125	-1,109

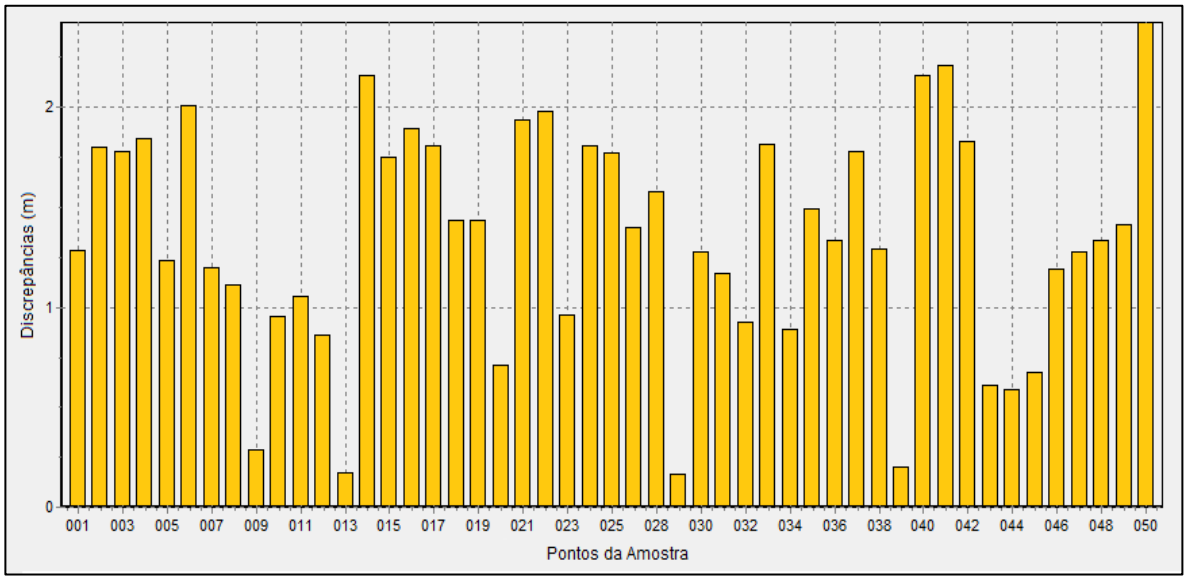
Fonte: Autor, 2019.

Assim, eliminou-se o ponto de número 027 da amostra, objetivando verificar a influência dos *outliers* nos resultados relativos à qualidade posicional altimétrica do MDE da área de estudo 02.

4.1.5 Avaliação da área de estudo 02 após eliminação de *outlier*

A Figura 31 apresenta o gráfico com os valores de discrepâncias altimétricas da amostra de 49 pontos.

Figura 31 – Gráfico das discrepâncias altimétricas da amostra sem *outliers*



Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 25 apresenta as medidas estatísticas descritivas da amostra, como a média, desvio padrão, variância e RMS.

Tabela 25 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas

Estatística	Valor
Média	1,354
Desvio Padrão	0,564
Variância	0,318
RMS	1,4646
Máximo	2,427
Mínimo	0,162

Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 26 apresenta os resultados dos cálculos para determinação do padrão de acurácia posicional, visando à obtenção da qualidade posicional do MDE, de acordo com o previsto no PEC-PCD.

Tabela 26 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD

Classe	PEC (m)	EP (m)	% $d_i(h)$ < PEC	RMS < EP	Resultado
A	2,7	1,6667	100,00	Passou	Aprovado
B	5	3,3333	100,00	Passou	Aprovado
C	6	4	100,00	Passou	Aprovado
D	7,5	5	100,00	Passou	Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Para a execução dos referidos cálculos foi considerada a equidistância de 10 (dez) metros entre as curvas de nível. O modelo atende aos critérios estabelecidos no PEC-PCD para todas as classes previstas, sendo, portanto, classificado com o nível “A” na escala 1:25.000.

c) Análise de tendência e precisão

Os resultados do teste “t” de Student foram dipostos na Tabela 27.

Tabela 27 – Resultado da análise de tendência (t de Student)

Valor	**t_{tab}**	**t_{calc}**	**Resultado**
$d_i(h)$	1,6788	16,805	Tendencioso

Fonte: Autor, 2019.

Houve rejeição da hipótese nula ($t_{calc} > t_{tabelado}$), o que resulta na possível presença de tendência nas discrepâncias calculadas.

A Tabela 28 apresenta os resultados do teste do Qui-quadrado, relativos à análise de precisão executada.

Tabela 28 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)

Classe	**χ^2_{calc}**	**χ^2_{tab}**	**Resultado**
A	5,4965	60,84	Aprovado
B	1,3742		Aprovado
C	0,9543		Aprovado
D	0,6107		Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

A hipótese nula do teste aplicado foi aceita para todas as classes, consequentemente considera-se o modelo avaliado em relação à precisão altimétrica como classe “A” para a escala 1:25.000. O Quadro 5 apresenta um resumo dos resultados encontrados na avaliação da qualidade posicional altimétrica do MDE da área de estudo 02, considerando a amostra com 49 pontos.

Quadro 5 – Resultados da avaliação do MDE - Área 02 sem o*utliers*

Resultado	**Escala 1:25.000**
Classificação PEC-PCD	Classe A
Análise de tendência (t)	Tendencioso
Análise de Precisão (χ^2)	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

d) Aplicação dos testes de normalidade

Os resultados obtidos pelo teste de Shapiro-Wilk, a um nível de confiança de 95%, encontram-se dispostos na Tabela 29.

Tabela 29 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk na amostra de 49 pontos

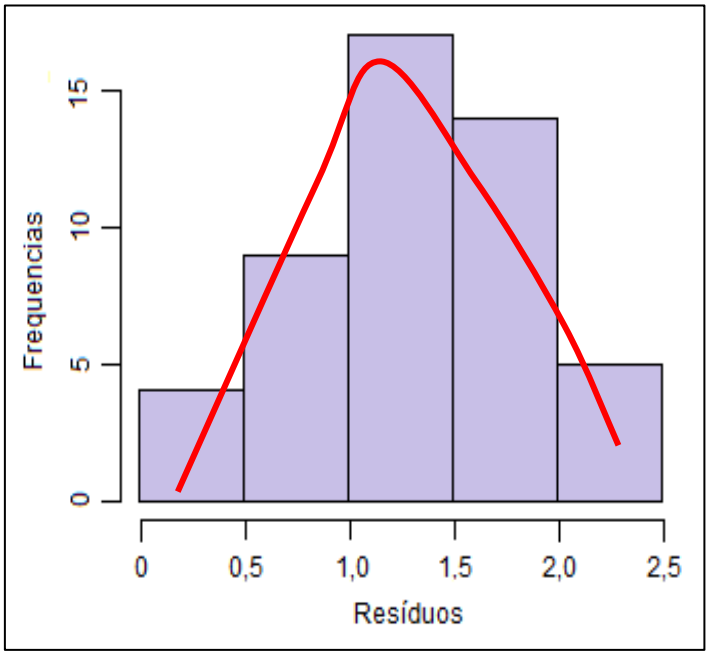
Índice	**Valor**
W_α	0,947
W	0,96655
p-value	0,1758

Fonte: Autor, 2019.

O resultado do teste mostra que a hipótese nula foi aceita (W_α < W; *p-value* > 0,05), concluindo-se que amostra é normalmente distribuída.

A Figura 32 apresenta o resultado do teste do Histograma realizado na amostra de 49 pontos.

Figura 32 – Histograma dos resíduos altimétricos da amostra de 49 pontos



Fonte: Autor, 2019.

Pela análise visual do histograma, a distribuição do conjunto de dados amostrais se aproxima de uma normal (forma de sino).

A Tabela 30 apresenta as medidas estatísticas da curtose e da simetria.

Tabela 30 – Resultados da Curtose e Simetria

Estatística	Valor
Curtose	-0,49344
Assimetria	-0,38206

Fonte: Autor, 2019.

Quanto à curtose, o valor obtido foi menor, mas próximo a 0,263. Pode-se inferir que a distribuição trata-se de uma curva leptocúrtica com pico mais alto, mas próximo da curva normal correspondente. O valor calculado da assimetria pertence, em módulo, ao intervalo entre 0,15 e 1,00. Por isso, conclui-se que a amostra avaliada apresenta uma distribuição com assimetria moderada. O sinal positivo indica que a assimetria é no sentido para a direita da curva.

Portanto, os testes de normalidade realizados resultaram na indicação de que o conjunto de 49 pontos possui uma distribuição aproximada a uma normal. Ao se avaliar o MDE da área 02 utilizando-se a referida amostra, obteve-se a classificação “A”, na escala 1:25.000.

Assim, verificou-se que a eliminação dos *outliers* transformou a distribuição da amostra inicial para uma distribuição normal, mas a avaliação posicional altimétrica do MDE não sofreu alteração, de acordo com os resultados apresentados no Quadro 6. Observou-se que a tendência encontrada na amostra não foi resolvida com a eliminação do ponto *outlier* detectado.

Quadro 6 – Resultados da avaliação altimétrica do MDE - Área 03

Resultado	Amostra 50 pontos	Amostra 49 pontos
Curva da distribuição	Não normal	Normal
Análise de tendência (t)	Tendencioso	Tendencioso
Análise de precisão (χ^2)	Classe A	Classe A
Classificação PEC-PCD	Classe A	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

4.1.6 Erro Padrão da Média na área de estudo 02

A Tabela 31 apresenta os valores de média, desvio padrão e variância, calculados para as duas amostras utilizadas na avaliação altimétrica do MDE, relativo à área de estudo 02.

Tabela 31 – Medidas estatísticas relativas às duas amostras

Medida	Amostra 50 pontos	Amostra 49 pontos
Média	1,3048	1,3540
Desvio Padrão	0,6580	0,5640
Variância	0,4330	0,3180

Fonte: Autor, 2019.

Considerando-se um intervalo de confiança de 95%, foi obtido o intervalo de valores dentro do qual a verdadeira média populacional de cada amostra está presente, a partir do Erro Padrão da Média amostral. Os resultados dos referidos cálculos encontram-se dispostos na Tabela 32.

Tabela 32 – Erro Padrão da Média e intervalo de valores das duas amostras

Medida	Amostra 50 pontos	Amostra 49 pontos
Erro Padrão Médio ($\sigma_{\bar{X}}$)	0,0940	0,0814
Intervalo de Valores	1,1206 a 1,4890	1,1944 a 1,5136

Fonte: Autor, 2019.

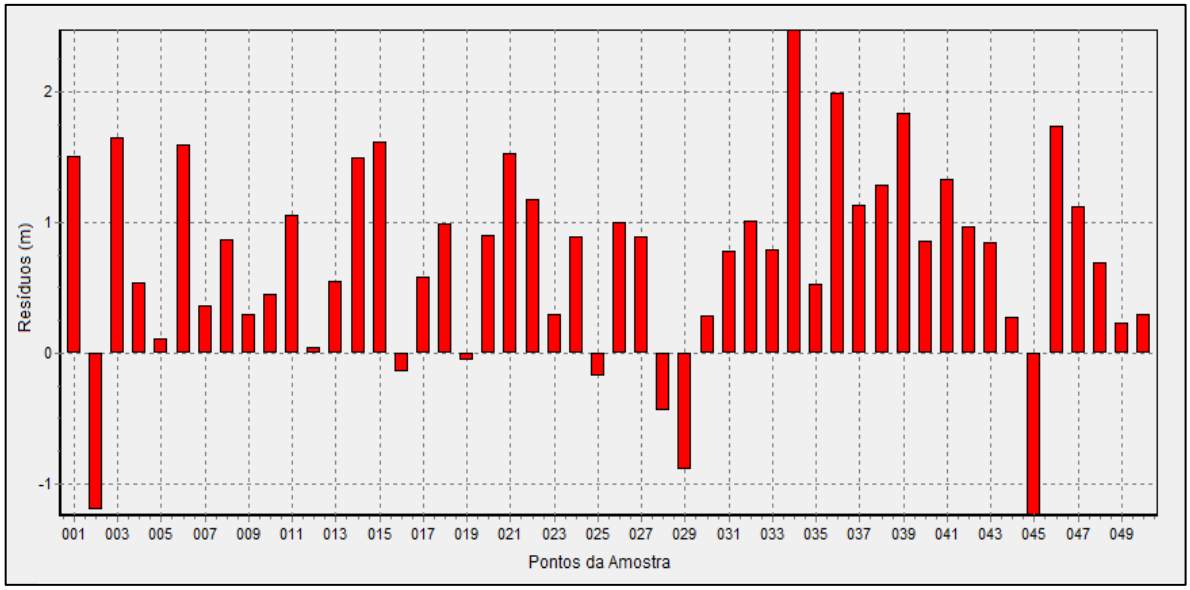
Do exposto, observou-se que os intervalos de valores obtidos não contêm o valor zero, ou seja, esse valor não pode ser atribuído ao Erro Padrão da Média. Dessa forma, considera-se que as amostras não são livres de tendência, ou seja, apresentam erros sistemáticos.

4.1.7 Avaliação da área de estudo 03 com amostra completa

Efetuando-se a mesma sequência de cálculos, foram obtidos os resultados relativos à avaliação da qualidade posicional altimétrica do Modelo Digital de Elevação referente à área de estudo 03, considerando os parâmetros do PEC-PCD.

A Figura 33 apresenta o gráfico com os valores encontrados dos resíduos altimétricos, relativos a cada ponto de controle.

Figura 33 – Gráfico dos resíduos posicionais altimétricos – Área 03



Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 33 mostra as medidas estatísticas descritivas da amostra, como a média, desvio padrão, variância e RMS.

Tabela 33 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas

Estatística	Valor
Média	0,7365
Desvio Padrão	0,768
Variância	0,590
RMS	1,0585
Máximo	2,473
Mínimo	-1,237

Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 34 apresenta os resultados da definição do padrão de acurácia posicional, tendo sido considerada a equidistância de 10 (dez) metros entre as curvas de nível, para avaliação na escala 1:25.000.

Tabela 34 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD

Classe	PEC (m)	EP (m)	% d_i(h) < PEC	RMS < EP	Resultado
A	2,7	1,6667	100,00	Passou	Aprovado
B	5	3,3333	100,00	Passou	Aprovado
C	6	4	100,00	Passou	Aprovado
D	7,5	5	100,00	Passou	Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Conclui-se que o modelo atende aos dois critérios estabelecidos no PEC-PCD para todas as classes previstas, sendo, portanto, classificado com o nível “A” na escala 1:25.000.

g) Análise de tendência e precisão

A Tabela 35 dispõe o resultado da análise de tendência, com a aplicação do teste “t” de Student.

Tabela 35 – Resultado da análise de tendência (t de Student)

Valor	t_{tab}	t_{calc}	Resultado
$d_i(h)$	1,6782	6,781	Tendencioso

Fonte: Autor, 2019.

Assim, houve rejeição da hipótese nula ($t_{calc} > t_{tabelado}$), o que resulta na possível presença de tendência nas discrepâncias calculadas.

Os resultados da análise de precisão, com o teste do Qui-quadrado, foram ordenados na Tabela 36.

Tabela 36 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)

Classe	χ^2_{calc}	χ^2_{tab}	Resultado
A	10,4041	61,97	Aprovado
B	2,6012		Aprovado
C	1,8063		Aprovado
D	1,1561		Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Então, a hipótese nula foi aceita para todas as classes, concluindo-se que o MDE atende à precisão altimétrica na categoria “A” para a escala 1:25.000.

O Quadro 7 apresenta um resumo dos resultados encontrados na avaliação da qualidade posicional altimétrica do MDE referente à área de estudo 02.

Quadro 7 – Resultados da avaliação altimétrica do MDE - Área 03

Resultado	Escala 1:25.000
Classificação PEC-PCD	Classe A
Análise de tendência (t)	Tendencioso
Análise de precisão (χ^2)	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

h) Aplicação dos testes de normalidade

A aplicação do teste de Shapiro-Wilk na amostra, a um nível de confiança de 95%, resultou nos valores apresentados na Tabela 37.

Tabela 37 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk

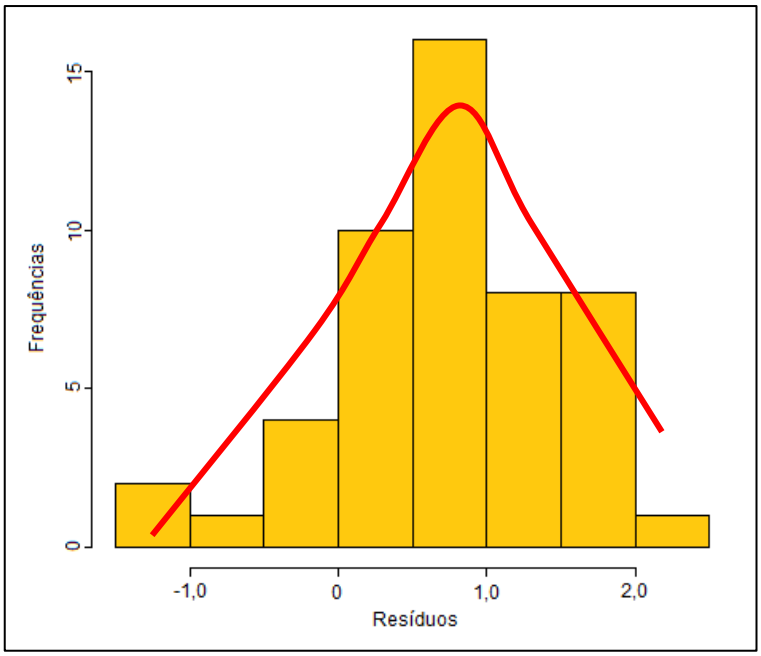
Índice	Valor
W_{α}	0,947
W	0,97474
p-value	0,3566

Fonte: Autor, 2019.

Houve aceitação da hipótese nula ao nível de confiança de 95%, pois o valor de W_{α} é de 0,947 a um nível de significância de 5%, ou seja, menor do que W calculado. Além disso, o *p-value* encontrado é maior do que o nível de significância de 0,05. Dessa forma, infere-se que amostra é normalmente distribuída.

A Figura 34 apresenta o resultado do teste de normalidade do Histograma.

Figura 34 – Histograma da amostra dos resíduos altimétricos – Área 03



Fonte: Autor, 2019.

Pela análise visual do histograma infere-se que a amostra se assemelha a uma distribuição normal, pois foi identificada uma simetria em relação ao centro da figura, em um formato aproximado de sino.

A Tabela 38 apresenta os resultados do Teste da Curtose e Simetria.

Tabela 38 – Resultados da Curtose e Simetria

Estatística	Valor
Curtose	0,4371
Assimetria	-0,4634

Fonte: Autor, 2019.

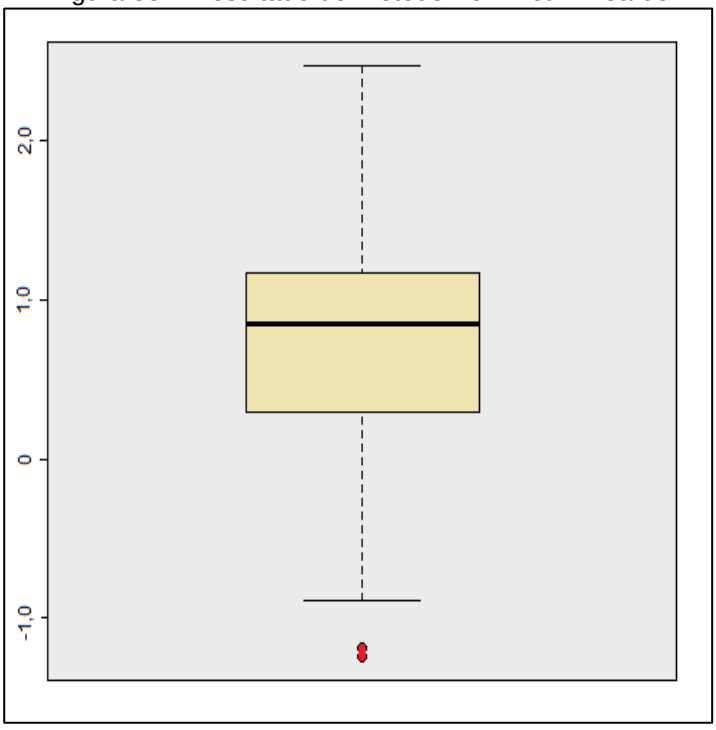
Quanto à curtose, o valor calculado foi maior, mas próximo de 0,263. Conclui-se que a distribuição trata-se de uma curva platicúrtica com pico mais baixo, mas bem aproximado da curva normal correspondente. Em relação à assimetria, o valor obtido pertencente ao intervalo entre 0,15 e 1,00 (em módulo). Por isso, conclui-se que a amostra avaliada apresenta uma distribuição com assimetria moderada. O sinal negativo indica que a assimetria é no sentido para a esquerda da curva.

Dessa forma, os testes de normalidade indicaram que o conjunto de dados aproxima-se a uma distribuição normal, tendo sido classificado o modelo como pertencente à classe “A” na escala 1:25.000. Entretanto, os resultados indicaram a presença de tendência na amostra. Assim, continou-se com as etapas previstas na metodologia, examinando-se a existência de *outliers*.

i) Detecção de *outliers*

Os resultados do método *Box-Plot* são apresentados na Figura 35.

Figura 35 – Resultado do método *Box-Plot* - Área 03



Fonte: Autor, 2019.

Observou-se que a amostra apresenta dois pontos que podem ser considerados valores atípicos. Analisando-se a amostra, foram definidos como *outliers* os pontos listados na Tabela 39.

Tabela 39 – Valores *outliers* encontrados

Nr	Código	E	N	h_{MDE} (m)	h_{Campo} (m)	Resíduo (m)
002	D1634	418800,983	8696716,261	774,227	775,418	-1,191
045	D2106	442646,867	8692254,156	750,037	751,274	-1,237

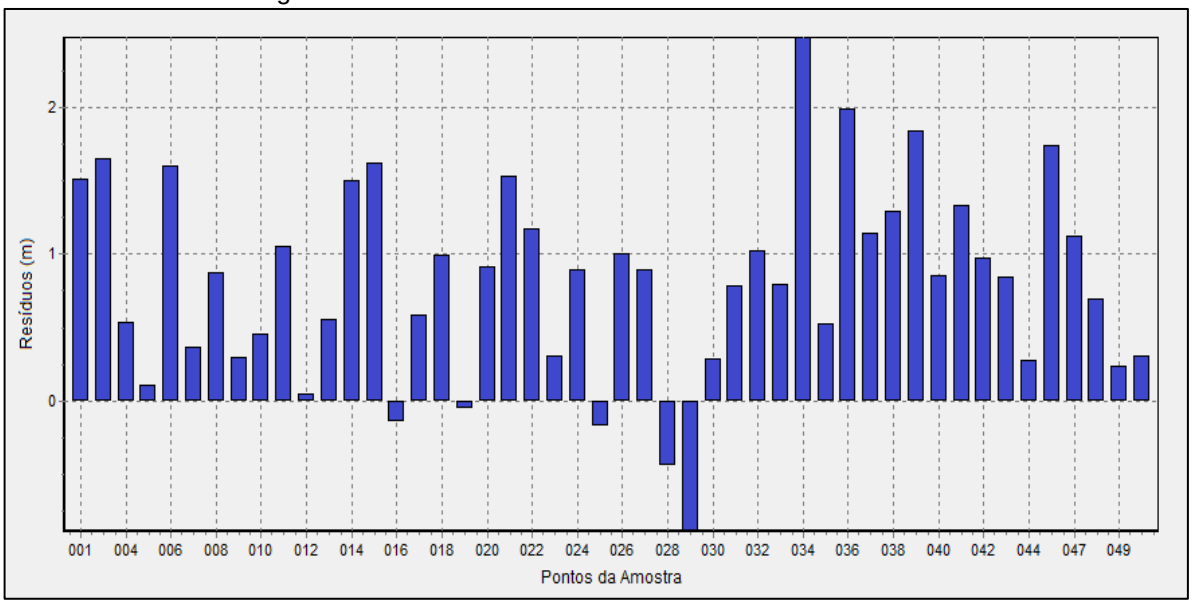
Fonte: Autor, 2019.

Assim, foram eliminados da amostra os pontos de número 002 e 045, visando ao exame da influência dos referidos *outliers* nos resultados da qualidade posicional altimétrica do MDE da área de estudo 03.

4.1.8 Avaliação da área de estudo 03 após eliminação de *outliers*

A Figura 36 apresenta o gráfico com os valores dos resíduos posicionais altimétricos relativos à amostra de 48 pontos.

Figura 36 – Gráfico dos resíduos da amostra sem *outliers*



Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 40 apresenta as medidas estatísticas descritivas da amostra, como a média, desvio padrão, variância e RMS.

Tabela 40 – Estatísticas descritivas das discrepâncias altimétricas

Estatística	Altitude (m)
Média	0,8178
Desvio Padrão	0,6681
Variância	0,446
RMS	1,0515
Máximo	2,473
Mínimo	-0,886

Fonte: Autor, 2019.

Os resultados dos cálculos para definição do padrão de acurácia posicional, de acordo com o previsto no PEC-PCD, foram dispostos na Tabela 41.

Tabela 41 – Classificação do MDE em relação ao PEC-PCD

Classe	PEC (m)	EP (m)	% di(h) < PEC	RMS < EP	Resultado
A	2,7	1,6667	100,00	Passou	Aprovado
B	5	3,3333	100,00	Passou	Aprovado
C	6	4	100,00	Passou	Aprovado
D	7,5	5	100,00	Passou	Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

Na execução dos cálculos foi considerada a equidistância de 10 (dez) metros entre as curvas de nível. Assim, o modelo atende aos critérios estabelecidos no PEC-PCD, sendo, portanto, classificado com o nível “A” na escala 1:25.000.

e) Análise de tendência e precisão

A Tabela 42 apresenta os resultados do teste “t” de Student, relativo à análise de tendência executada.

Tabela 42 – Resultado da análise de tendência (t de Student)

Valor	t_{tab}	t_{calc}	Resultado
$d_i(h)$	1,6794	8,4806	Tendencioso

Fonte: Autor, 2019.

Houve rejeição da hipótese nula ($t_{calc} > t_{tabelado}$), o que resulta na possível presença de tendência nas discrepâncias calculadas.

A Tabela 43 apresenta os resultados do teste do Qui-quadrado, na análise de precisão realizada.

Tabela 43 – Resultado da análise de precisão (Qui-quadrado)

Classe	χ^2_{calc}	χ^2_{tab}	Resultado
A	7,5521	59,71	Aprovado
B	1,8881		Aprovado
C	1,3112		Aprovado
D	0,8392		Aprovado

Fonte: Autor, 2019.

A hipótese nula do teste aplicado foi aceita para todas as classes. Por conseguinte, avalia-se o modelo como classe “A” em relação à precisão altimétrica, para a escala 1:25.000.

O Quadro 8 apresenta um resumo dos resultados encontrados na avaliação da qualidade posicional altimétrica do MDE da área de estudo 03, considerando a amostra sem *outliers*.

Quadro 8 – Resultados da avaliação do MDE - Área 03 sem o*utliers*

Resultado	Escala 1:25.000
Classificação PEC-PCD	Classe A
Análise de tendência (t)	Tendencioso
Análise de precisão (χ^2)	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

f) Aplicação dos testes de normalidade

Os resultados obtidos pelo teste de Shapiro-Wilk, a um nível de confiança de 95%, encontram-se dispostos na Tabela 44.

Tabela 44 – Resultados do teste de Shapiro-Wilk na amostra de 48 pontos

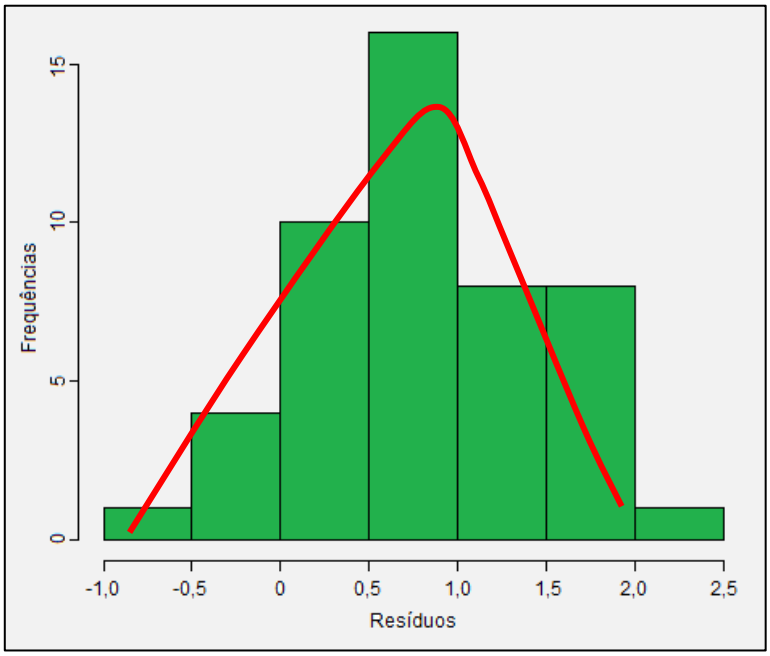
Índice	Valor
W_α	0,947
W	0,99399
p-value	0,9971

Fonte: Autor, 2019.

Assim, a hipótese nula foi aceita ($W_\alpha < W$; *p-value* > 0,05), concluindo-se que amostra é normalmente distribuída.

A Figura 37 apresenta o resultado do teste do Histograma realizado na amostra de 48 pontos.

Figura 37 – Histograma dos resíduos altimétricos da amostra de 48 pontos



Fonte: Autor, 2019.

Pela análise visual do histograma, a curva da distribuição do conjunto de dados amostrais aproxima-se de uma curva normal (forma de sino).

A Tabela 45 dispõe as medidas estatísticas da curtose e da simetria.

Tabela 45 – Resultados da Curtose e Simetria

Estatística	Valor
Curtose	0,0303
Assimetria	-0,0344

Fonte: Autor, 2019.

Em relação à curtose, o valor obtido foi pouco menor do que 0,263. Por conseguinte, a distribuição trata-se de uma curva leptocúrtica com pico mais alto, mas bem próximo ao da curva normal correspondente.

O valor calculado da assimetria é próximo de zero, sendo menor, em módulo, do que 0,15. Então, conclui-se que a amostra avaliada apresenta uma distribuição com assimetria muito leve, o sinal negativo indica que a direção dessa assimetria é para a esquerda.

Dessa forma, os testes de normalidade indicaram que o conjunto de 48 pontos possui uma distribuição cuja curva pode ser considerada uma gaussiana. Quando se avaliou o MDE da área de estudo 03 utilizando-se essa amostra, obteve-se a classificação “A”, na escala 1:25.000. Assim, verificou-se que a avaliação

posicional altimétrica do MDE não sofreu alteração, mas a eliminação dos *outliers* transformou a distribuição da amostra inicial para uma distribuição normal, conforme os resultados dispostos no Quadro 9. Verificou-se que a tendência existente na amostra não foi eliminada com a remoção dos *outliers*.

Quadro 9 – Resultados das avaliações com as duas amostras - Área 03

Resultado	Amostra 50 pontos	Amostra 48 pontos
Curva da distribuição	Normal	Normal
Análise de tendência (t)	Tendencioso	Tendencioso
Análise de precisão ($\mathcal{X}^2$)	Classe A	Classe A
Classificação PEC-PCD	Classe A	Classe A

Fonte: Autor, 2019.

4.1.9 Erro Padrão da Média na área de estudo 03

A Tabela 46 dispõe os valores de média, desvio padrão e variância, obtidos para as duas amostras usadas na avaliação altimétrica do MDE, relativo à área de estudo 03.

Tabela 46 – Medidas estatísticas relativas às duas amostras

Medida	Amostra 50 pontos	Amostra 48 pontos
Média	0,7365	0,8178
Desvio Padrão	0,7680	0,6681
Variância	0,590	0,446

Fonte: Autor, 2019.

Estabelecendo um intervalo de confiança de 95%, calculou-se para cada amostra o intervalo de valores no qual a verdadeira média populacional está presente. Utilizou-se o valor do Erro Padrão da Média amostral. A Tabela 47 apresenta os resultados dos cálculos realizados.

Tabela 47 – Erro Padrão da Média e intervalo de valores das duas amostras

Medida	Amostra 50 pontos	Amostra 48 pontos
Erro Padrão Médio ($\sigma_{\bar{X}}$)	0,1097	0,0975
Intervalo de Valores	0,5215 a 0,9515	0,6268 a 1,0088

Fonte: Autor, 2019.

Assim, verificou-se que os intervalos de valores obtidos não contêm o valor zero, ou seja, esse valor não pode ser atribuído ao Erro Padrão da Média. Isso

significa que as amostras não podem ser consideradas livres de tendência, ou seja, ambas apresentam erros sistemáticos.

4.2 ANÁLISE DE VARIÂNCIAS

Foram realizados os cálculos inerentes à análise de variâncias considerando os dados das três amostras. Assim, foram obtidos os resultados referentes à variação dentro de cada amostra e à variação entre as amostras, além do valor da estatística F. A Tabela 48 apresenta os valores resultantes.

Tabela 48 – Resultados da análise de variâncias

	Graus de Liberdade	**Soma de quadrados**	**Variância**	**Razão F**	***p-value***
Entre amostras	2	21,2	10,617	1,17	0,313
Residual (Dentro)	147	1333,5	9,071		

Fonte: Autor, 2019.

A análise de variância resultou em um *p-value* maior que 5%, portanto há evidências de que não há diferença entre as amostras. O valor crítico de “F”, em um nível de confiança de 95%, para 2 e 147 graus de liberdade é 3,058. Dessa forma, trata-se de um valor maior do que a estatística F calculada de 1,17.

Assim, tendo em vista que F é menor que 3,05, aceita-se a hipótese nula em um nível de confiança de 95% e conclui-se que não existe diferença significativa entre as amostras.

Para confirmar que não há discrepâncias entre as amostras, ou seja, que as mesmas fazem parte de uma população única pode-se também realizar o teste DHS de Tukey. A Tabela 49 dispõe os resultados referentes à aplicação do mesmo.

Tabela 49 – Resultado do teste DHS de Tukey

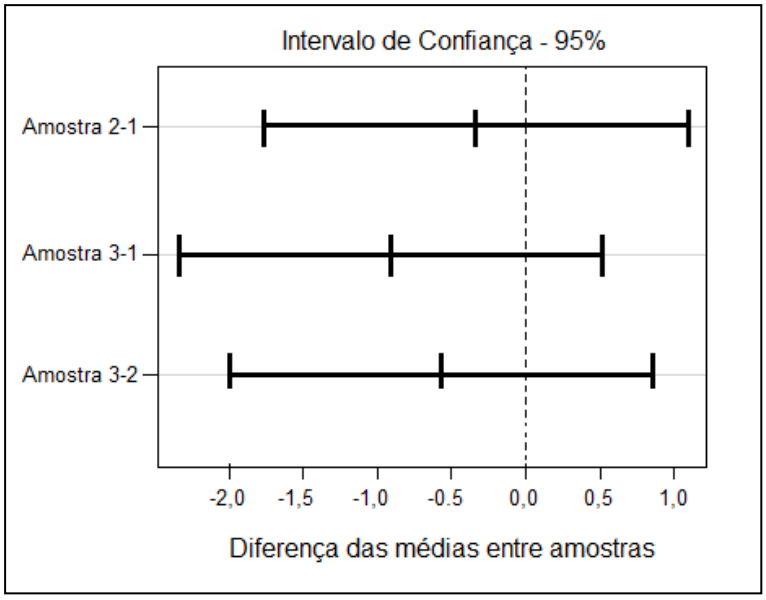
	Diferença	**Valor inferior**	**Valor superior**	***p-value***
Amostra 2 – Amostra 1	-0,3442	-1,7704	1,0820	0,8356
Amostra 3 – Amostra 1	-0,9125	-2,3387	0,5137	0,2869
Amostra 3 – Amostra 2	-0,5683	-1,9945	0,8579	0,6137

Fonte: Autor, 2019.

Pelo resultado do Teste de Tukey, os valores obtidos para todos os *p-values*, na comparação entre as três amostras, são maiores dos que 5%. Dessa forma, não é possível afirmar que as médias diferem entre si, no nível de confiança de 95%.

O resultado obtido também pode ser expresso graficamente. A Figura 38 apresenta o referido gráfico, com os dados calculados pelo teste aplicado.

Figura 38 – Resultado gráfico do teste DHS de Tukey



Fonte: Autor, 2019.

O gráfico mostra que, considerando um nível de confiança de 95%, as amostras não apresentam diferenças significantes entre si, podendo-se dessa forma considerar que as mesmas fazem parte de uma única população.

4.3 ANÁLISE DE PADRÕES ESPACIAIS

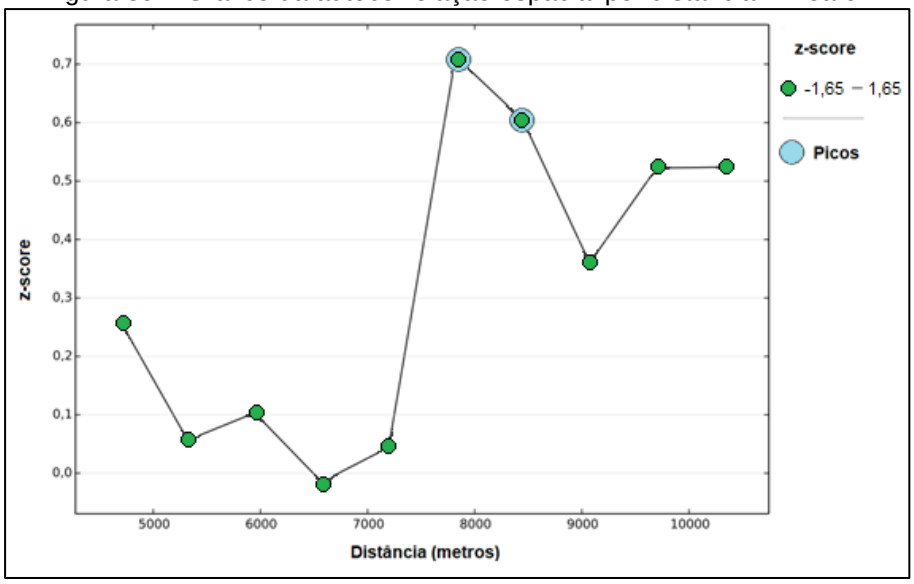
Foram aplicadas as ferramentas de Moran global e local com o objetivo de verificar a dependência espacial dos erros altimétricos encontrados, considerando-se os MDE referentes às três áreas de estudo.

4.3.1 Análise na área de estudo 01

Para a realização dos cálculos, inicialmente foi obtido o parâmetro do valor ideal do raio de busca dos índices de Moran, com a execução da função que calcula a autocorrelação espacial para uma série de distâncias crescentes, medindo a intensidade do agrupamento espacial (*z-score*) em relação a cada distância definida.

A Figura 39 apresenta um gráfico com as referidas distâncias em relação aos *z-scores* correspondentes. Os picos indicam os raios onde a existência de *clusters* é mais pronunciada.

Figura 39 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância - Área 01



Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 50 apresenta os dados calculados para a geração do gráfico apresentado, de onde se obtém os valores máximos para a distância e o *z-score*.

Tabela 50 – Valores para gráfico da autocorrelação espacial - Área 01

Ponto	Distância	I de Moran	I esperado	Variância	*z_score*	*p_value*
01	4695,817	0,0036	-0,0204	0,0086	0,259	0,795
02	5321,083	-0,0159	-0,0204	0,0063	0,057	0,955
03	5946,348	-0,0127	-0,0204	0,0056	0,103	0,918
04	6571,614	-0,0214	-0,0204	0,0047	-0,015	0,988
05	7196,880	-0,0178	-0,0204	0,0036	0,044	0,965
06	7822,146	0,0156	-0,0204	0,0025	0,713	0,476
07	8447,412	0,0075	-0,0204	0,0021	0,605	0,545
08	9072,677	-0,0043	-0,0204	0,0020	0,360	0,719
09	9697,943	0,0016	-0,0204	0,0018	0,522	0,601
10	10323,209	-0,0001	-0,0204	0,0015	0,524	0,600

Fonte: Autor, 2019.

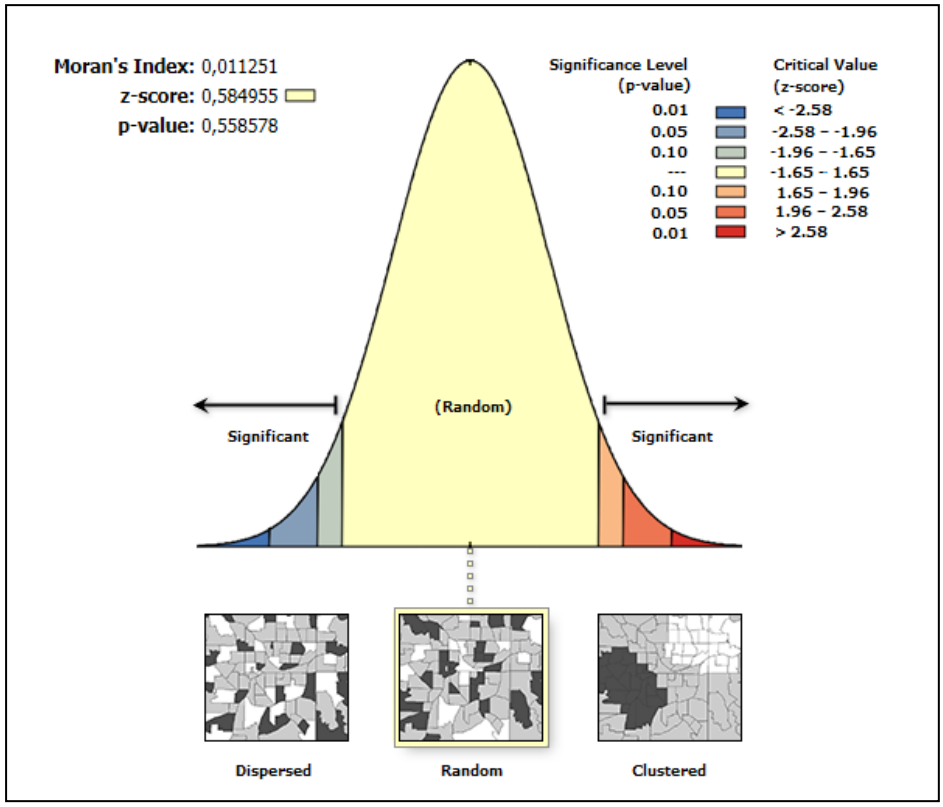
Dessa forma, inferiu-se que o valor a ser utilizado como o parâmetro de distância no cálculo do índice de Moran é 7822,146 metros, pois esse raio de busca foi o que apresentou o maior valor de *z-score* de 0,713.

a) Índice global de Moran

A Figura 40 apresenta o resultado relativo à aplicação da ferramenta de Moran, que calculou o índice I global, considerando-se a amostra de cinquenta

pontos de controle localizados na área de estudo 01, utilizando como parâmetro de distância o valor de 7822,146 metros.

Figura 40 – Resultado do índice global de Moran na área 01



Fonte: Autor, 2019.

Verificando-se os valores obtidos referentes à amostra de observações pertencentes à área 01, concluiu-se que o teste realizado mostrou que há significância estatística para aceitação da hipótese nula, ou seja, os erros altimétricos dispuseram-se distribuídos aleatoriamente no espaço, no nível de significância de 95%.

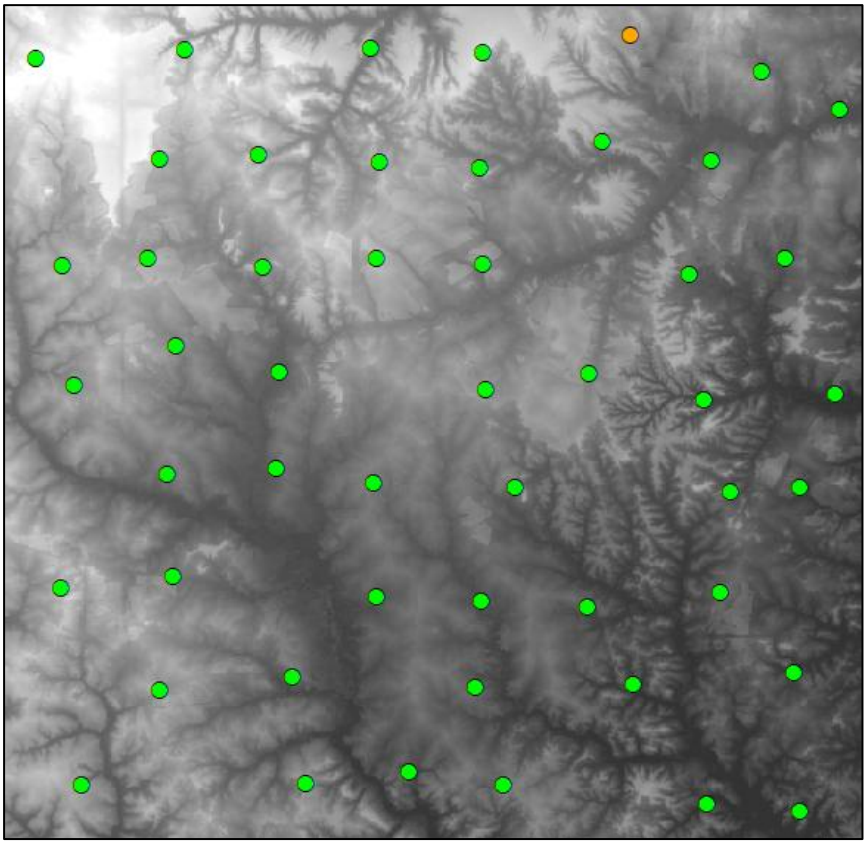
Chegou-se a essa conclusão tendo em vista que o valor do índice de Moran obtido foi próximo a zero, além de um *p-value* maior do que 0,05 e um *z-score* entre -1,96 e +1,96. Dessa forma, as discrepâncias altimétricas encontradas no MDE referente à área de estudo 01 distribuíram-se de forma aleatória no terreno, ou seja, o nível de autocorrelação espacial dos dados não permitiu afirmar a existência de grupamentos ou *clusters* com significância estatística.

b) Índice local de Moran

O resultado da aplicação da ferramenta que calculou o índice local de Moran encontra-se na Figura 41. Foram considerados os erros altimétricos relativos aos

cinquenta pontos de controle localizados na área de estudo 01, utilizando o valor de 7822,146 metros como a distância limite para o raio de ação do indicador.

Figura 41 – Resultado do índice local de Moran na área 01



Fonte: Autor, 2019.

Os pontos representados na cor verde indicam as localidades onde não há resultados significativos referentes à presença de *clusters* na amostra de discrepâncias altimétricas. O ponto representado na cor laranja indica a presença de valor *outlier*.

A utilização do índice de Moran local também permite a identificação de dados anômalos na amostra. Apesar de não ser o objetivo principal do uso dessa ferramenta no presente estudo, esse resultado corrobora com o obtido anteriormente, quando da detecção de valores *outliers*. Então, foi identificado o ponto de número 049, que apresentou resíduo de 19,331 metros como um valor de *high-low outlier*. Isso significa que se trata de um ponto com atributo elevado (*high*), cercado de pontos com atributos baixos (*low*).

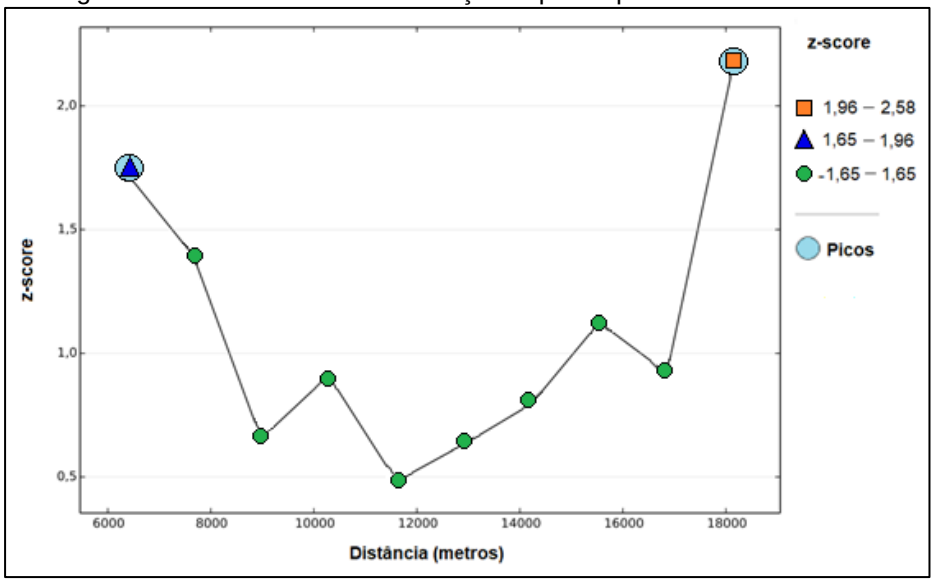
Dessa forma, concluiu-se que a utilização do índice local de Moran demonstrou que há significância estatística para aceitação da hipótese nula do teste

realizado, ou seja, os erros altimétricos distribuíram-se aleatoriamente no espaço, no nível de confiança de 95%. Assim, o nível de autocorrelação espacial dos dados não permitiu afirmar a existência de grupamentos com significância estatística.

4.3.2 Análise na área de estudo 02

Seguindo-se as mesmas etapas realizadas para a área 01, calculou-se os valores da autocorrelação espacial para uma série de distâncias crescentes, medindo a intensidade do agrupamento espacial para cada distância. O gráfico com as distâncias em relação aos *z-scores* encontra-se disposto na Figura 42.

Figura 42 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância - Área 02



Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 51 dispõe os valores obtidos para a elaboração do gráfico apresentado, de onde se obtém os dados máximos para a distância e o *z-score*.

Tabela 51 – Valores para gráfico da autocorrelação espacial - Área 02

Ponto	Distância	I de Moran	I esperado	Variância	*z_score*	*p_value*
01	6348,019	0,1072	-0,0204	0,0054	1,733	0,083
02	7661,427	0,0593	-0,0204	0,0033	1,393	0,163
03	8974,835	0,0107	-0,0204	0,0023	0,654	0,513
04	10288,243	0,0151	-0,0204	0,0015	0,910	0,363
05	11601,651	-0,0041	-0,0204	0,0011	0,482	0,630
06	12915,058	-0,0020	-0,0204	0,0008	0,632	0,527
07	14228,466	-0,0010	-0,0204	0,0006	0,796	0,426
08	15541,874	0,0034	-0,0204	0,0004	1,125	0,261
09	16855,282	-0,0041	-0,0204	0,0003	0,921	0,357
10	18168,690	0,0132	-0,0204	0,0002	2,190	0,029

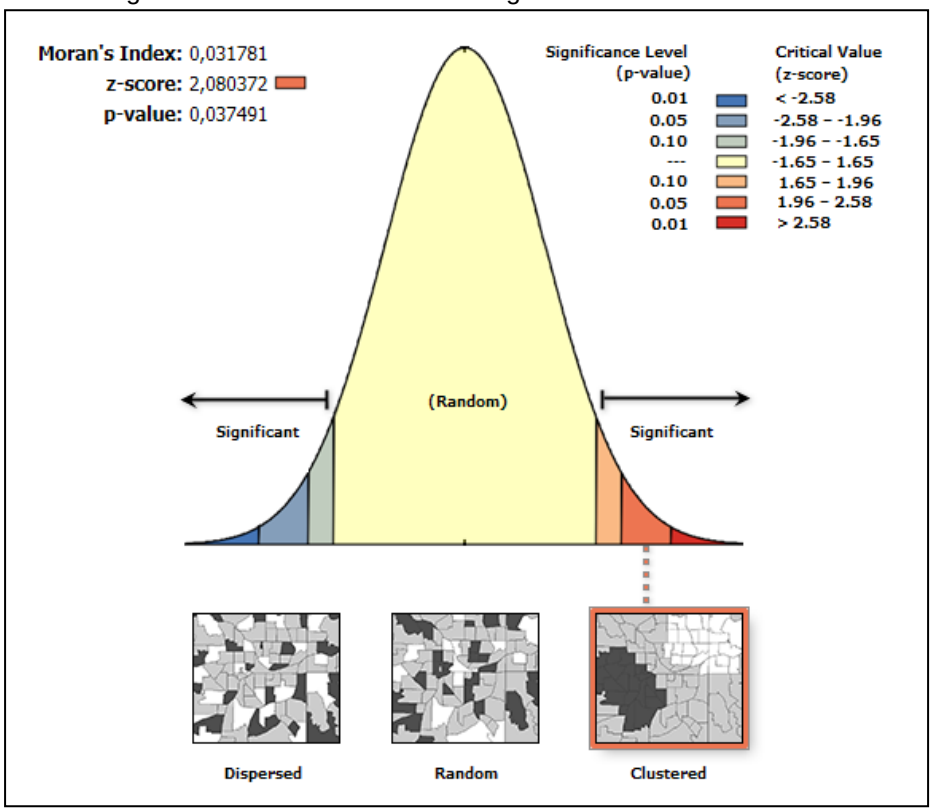
Fonte: Autor, 2019.

Inferiu-se, portanto, que o valor definido como o parâmetro de distância no cálculo dos índices de Moran deve ser de 18168,689 metros, pois apresentou o maior valor de *z-score* de 2,190.

a) Índice global de Moran

O resultado relativo à aplicação da ferramenta global de Moran na área 02 encontra-se disposto na Figura 43. Foi utilizado como parâmetro de distância o valor de 18168,689 metros.

Figura 43 – Resultado do índice global de Moran na área 02



Fonte: Autor, 2019.

Os resultados obtidos referentes à amostra da área 02 permitiram concluir que há significância estatística para rejeição da hipótese nula, ou seja, os erros altimétricos dispuseram-se de forma agrupada no espaço, no nível de significância de 95%.

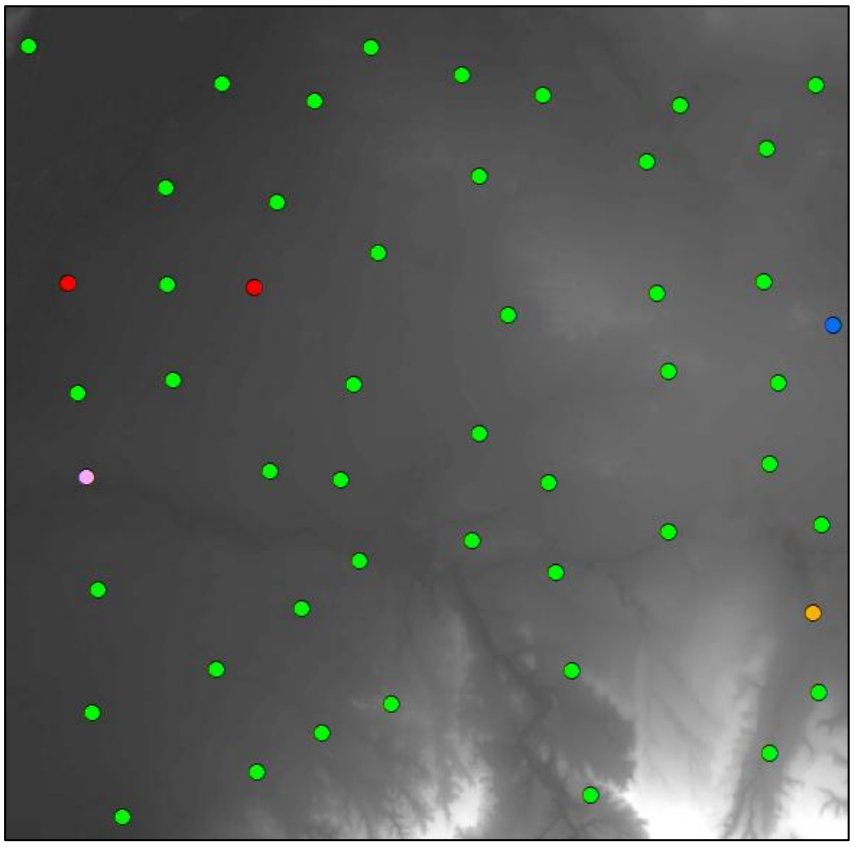
Essa conclusão foi obtida devido ao fato de que o valor do índice de Moran obtido foi positivo, além de um *p-value* que pode ser considerado significativo e um *z-score* de 2,08 sendo, portanto, maior do que 1,96. Assim, os erros altimétricos referentes à área de estudo 02 distribuíram-se de forma agrupada no terreno, ou

seja, o nível de autocorrelação espacial dos dados permitiu afirmar a existência de grupamentos ou *clusters* com significância estatística.

b) Índice local de Moran

A Figura 44 apresenta o resultado do cálculo do índice local de Moran. Considerou-se as discrepâncias altimétricas relativas aos pontos localizados na área de estudo 02, usando também o valor de 18168,689 metros como parâmetro da distância limite.

Figura 44 – Resultado do índice local de Moran na área 02



Fonte: Autor, 2019.

Os pontos representados na cor verde indicam as regiões onde não há resultados significativos referentes à presença de *clusters* na amostra de erros. A cor laranja mostra uma localidade com possível valor de *outlier* do tipo *high-low*, isto é, trata-se de um valor anômalo com atributo elevado (*high*), cercado de pontos com atributos baixos (*low*). O ponto na cor rosa indica um provável valor de *outlier* do tipo *low-high*, ou seja, trata-se de um ponto com atributo baixo (*low*), cercado de pontos com atributos baixos (*high*). O nível de confiança em todos os casos é de 95%.

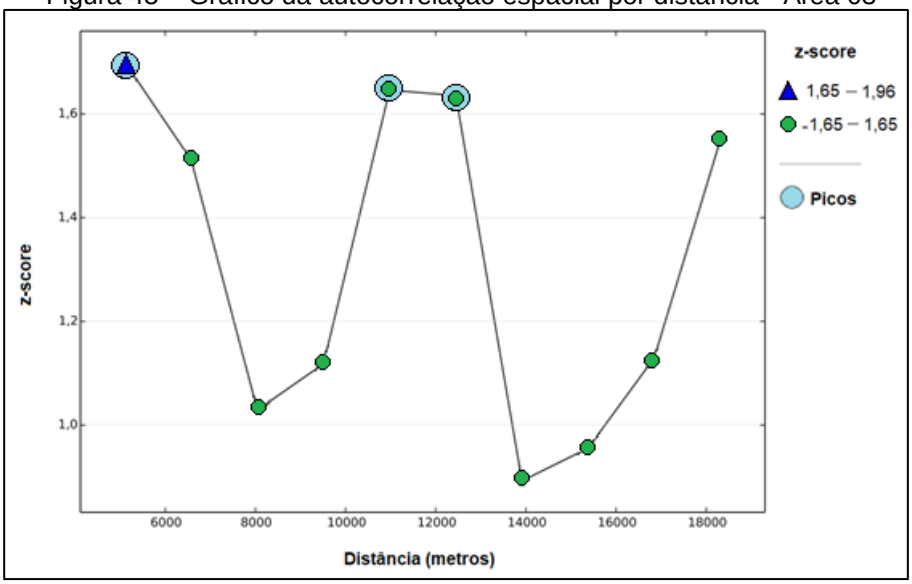
Os pontos representados na cor vermelha denotam a presença de grupamentos, nesse mesmo nível de confiança. Tratam-se de *clusters* do tipo *high-high* (alto-alto), isto é, compostos por valores de atributos considerados altos em relação à média, de acordo com os parâmetros estabelecidos . Os pontos azuis igualmente indicam regiões com a presença de grupamentos. Porém, representam *clusters* compostos por valores considerados baixos em relação à média, por isso são do tipo *low-low* (baixo-baixo).

Dessa forma, a quantificação da autocorrelação espacial calculada pelo índice de Moran local permitiu afirmar a possível existência de grupamentos ou *clusters* com significância estatística, em regiões pertencentes à área de estudo 02.

4.3.3 Análise na área de estudo 03

Para a realização do cálculo dos índices de Moran para a área de estudo 03, inicialmente foi obtida a autocorrelação espacial para uma série de distâncias crescentes, sendo calculados os *z-scores* para cada distância. A Figura 45 apresenta o gráfico com as distâncias em relação aos z-*scores*.

Figura 45 – Gráfico da autocorrelação espacial por distância - Área 03



Fonte: Autor, 2019.

A Tabela 52 apresenta os valores obtidos para a geração do gráfico apresentado, de onde se obtém os dados máximos para a distância e o *z-score*.

Tabela 52 – Valores para gráfico da autocorrelação espacial - Área 03

Ponto	Distância	I de Moran	I esperado	Variância	*z_score*	*p_value*
01	5109,237	0,1381	-0,0204	0,0087	1,699	0,089
02	6576,238	0,0862	-0,0204	0,0050	1,511	0,131
03	8043,239	0,0349	-0,0204	0,0029	1,029	0,303
04	9510,241	0,0309	-0,0204	0,0021	1,118	0,263
05	10977,242	0,0404	-0,0204	0,0014	1,646	0,100
06	12444,243	0,0298	-0,0204	0,0009	1,636	0,102
07	13911,244	0,0032	-0,0204	0,0007	0,892	0,372
08	15378,246	0,0003	-0,0204	0,0005	0,955	0,339
09	16845,247	0,0007	-0,0204	0,0003	1,130	0,259
10	18312,248	0,0042	-0,0204	0,0003	1,550	0,121

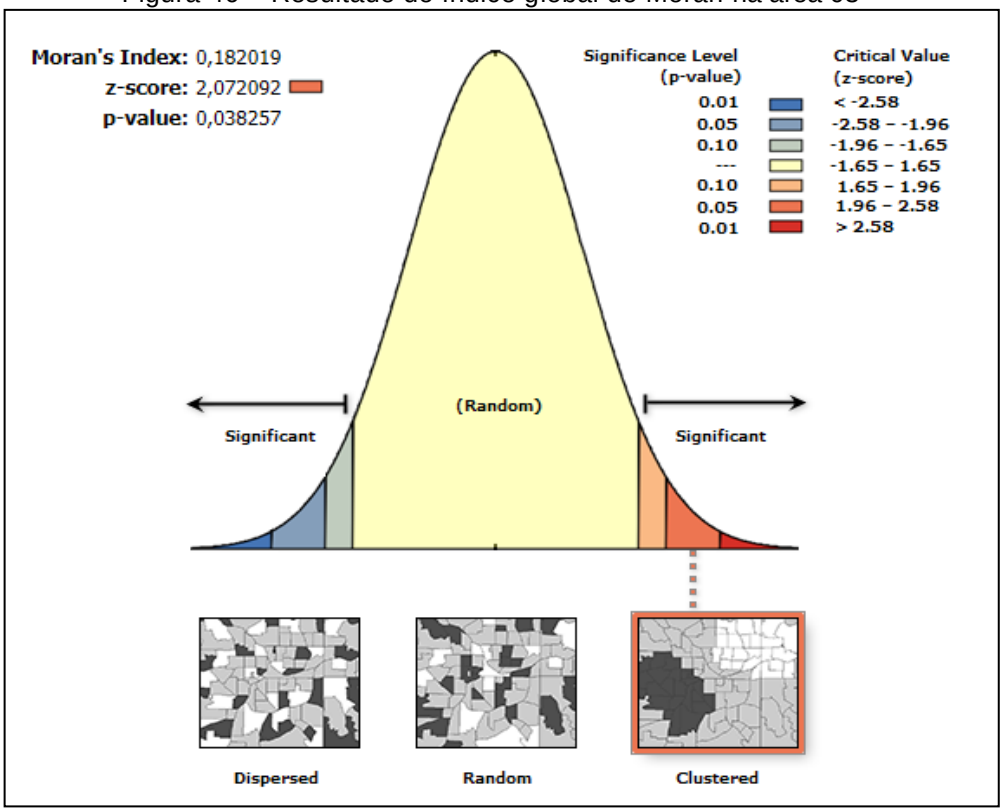
Fonte: Autor, 2019.

Assim, o valor a ser utilizado como o parâmetro de distância no cálculo dos índices de Moran é 5109,237 metros, pois esse valor apresentou o maior valor de *z-score* de 1,699.

a) Índice global de Moran

A Figura 46 dispõe o resultado da aplicação da ferramenta global de Moran na área 03. Foi utilizado como parâmetro de distância o valor de 5109,237 metros.

Figura 46 – Resultado do índice global de Moran na área 03



Fonte: Autor, 2019.

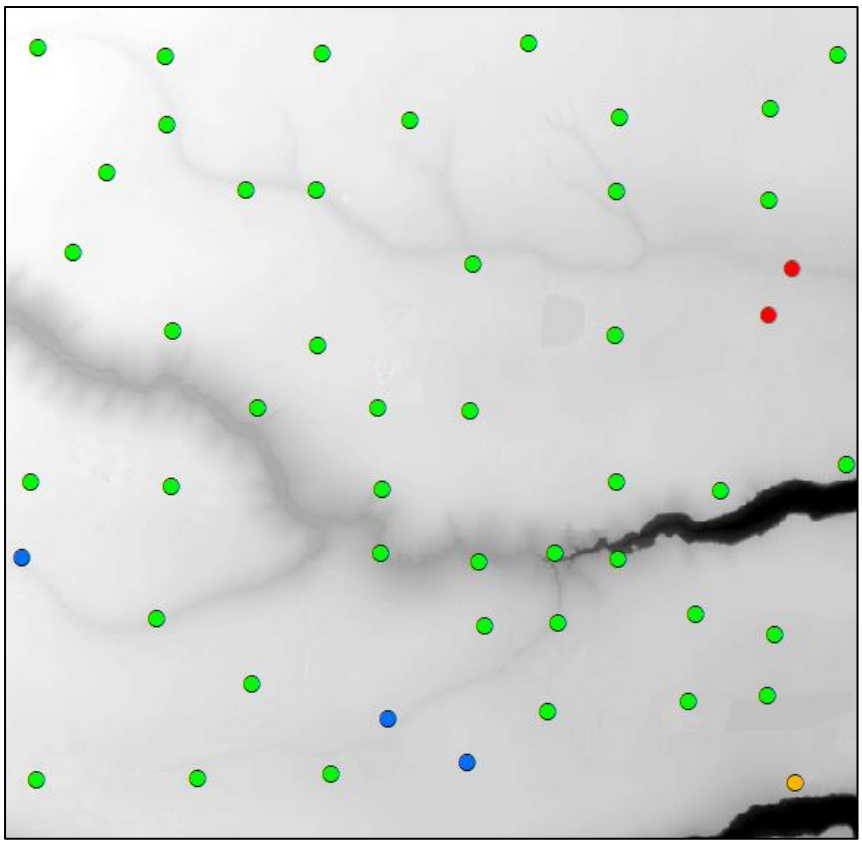
Com os resultados obtidos, concluiu-se que há significância estatística para rejeição da hipótese nula, ou seja, os erros altimétricos distribuíram-se de forma agrupada no espaço, no nível de significância de 95%.

Chegou-se a essa conclusão porque o indicador calculado foi positivo, além de um *p-value* que pode ser considerado significativo e um *z-score* de 2,072 que é maior do que 1,96. Dessa maneira, os erros altimétricos referentes à área de estudo 03 distribuíram-se de forma agrupada no terreno, ou seja, o nível de autocorrelação espacial dos dados permitiu afirmar a existência de grupamentos ou *clusters* com significância estatística.

b) Índice local de Moran

A Figura 47 apresenta o resultado do cálculo do índice local de Moran. Foram considerados os erros altimétricos da amostra, utilizando o valor de 5109,237 metros como a distância limite para o raio de ação da ferramenta.

Figura 47 – Resultado do índice local de Moran na área 03



Fonte: Autor, 2019.

As localidades onde não há resultados significativos, referentes à presença de *clusters* na amostra, foram representadas pelos pontos na cor verde. O ponto de cor

laranja apresenta uma localidade com possível valor de *outlier* do tipo *high-low*, isto é, trata-se de um valor anômalo com atributo elevado (*high*), circundado por pontos com atributos baixos (*low*).

Os pontos representados na cor vermelha indicam a presença de *clusters* do tipo *high-high* (alto-alto), ou seja, compostos por valores de atributos considerados altos em relação à média. Os pontos azuis igualmente indicam regiões com a presença de grupamentos. Entretanto, representam *clusters* compostos por valores considerados baixos em relação à média, por isso são do tipo *low-low* (baixo-baixo). O nível de confiança em todos os casos citados é de 95%.

Do exposto, a quantificação da autocorrelação espacial calculada pelo índice de Moran local permitiu afirmar a possível existência de grupamentos ou *clusters* com significância estatística, em regiões pertencentes à área de estudo 03.

5 CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

O presente trabalho cumpriu o objetivo proposto de avaliar a qualidade posicional altimétrica de Modelos Digitais de Elevação, com base no PEC-PCD e na estrutura espacial dos pontos de controle, considerando-se todos os resíduos das amostras de campo referentes às três áreas de estudo. Foram verificados procedimentos estatísticos que possam ser utilizados na medição de acurácia altimétrica de um MDE.

Com os resultados obtidos por essas avaliações, comprovou-se, dentre outras coisas, a importância da verificação da normalidade das amostras das discrepâncias altimétricas, tendo em vista que o PEC-PCD pressupõe que as mesmas seguem uma distribuição gaussiana. O Quadro 10 apresenta uma síntese dos resultados obtidos, em relação à avaliação altimétrica dos MDE, para as três áreas de estudo.

Quadro 10 – Síntese dos resultados da avaliação altimétrica

Resultados	**Amostra completa**	**Amostra sem *outliers***
Área 01	Distribuição não normal	Distribuição normal
	Com tendência	Sem tendência
	Precisão – Classe D	Precisão – Classe A
	PEC-PCD – Sem classificação	PEC-PCD – Classe A
Área 02	Distribuição não normal	Distribuição normal
	Com tendência	Com tendência
	Precisão – Classe A	Precisão – Classe A
	PEC-PCD – Classe A	PEC-PCD – Classe A
Área 03	Distribuição normal	Distribuição normal
	Com tendência	Com tendência
	Precisão – Classe A	Precisão – Classe A
	PEC-PCD – Classe A	PEC-PCD – Classe A

Fonte: Autor, 2019.

A realização dos testes de normalidade de Shapiro-Wilk, do histograma, e de curtose e simetria, mostrou que as amostras relativas às áreas de estudo 01 e 02 apresentaram distribuições que não seguiram uma curva gaussiana. Somente o resultado da área 03 indicou que os referidos dados se tratavam de uma amostra normalmente distribuída.

O estudo também atestou a influência de valores *outliers* nos resultados das avaliações realizadas. A execução de teste para detecção de *outliers* e posterior eliminação dos mesmos da amostra da área de estudo 01, melhorou substancialmente a avaliação da acurácia posicional altimétrica realizada inicialmente, passando de “Sem classificação” para “Classe A”. Além disso, a amostra sem a presença de *outliers* apresentou uma distribuição normal.

Em relação à área de estudo 02, não houve alteração na classificação do MDE considerando o PEC-PCD, entretanto, a nova amostra utilizada após a eliminação dos valores atípicos apresentou uma distribuição gaussiana, diferentemente da amostra inicial.

Para a área de estudo 03, a classificação do MDE não sofreu mudança, e a nova amostra utilizada após a eliminação dos valores atípicos continuou apresentando uma distribuição normal. Entretanto, a permanência da presença de tendência nas amostras com e sem *outliers* indicaram a necessidade de verificações mais apuradas da influência desse fator em estudos posteriores.

Dessa forma, concluiu-se que os valores *outliers* existentes em uma amostra de resíduos influenciam a avaliação posicional altimétrica de um Modelo Digital de Elevação. Comprovou-se que a detecção e eliminação dos valores atípicos podem melhorar os resultados dessa avaliação. Por conseguinte, sugere-se que seja inserida, nos padrões de exatidão cartográfica estabelecidos no Brasil, a indicação da necessidade da realização de tais procedimentos, antes da aplicação da avaliação propriamente dita, visando à obtenção de melhores resultados.

Em relação à análise de variâncias realizada, os resultados indicaram que as amostras não apresentam diferenças significantes entre si, podendo-se dessa forma considerar que as mesmas fazem parte de uma única população, mesmo sendo coletadas em áreas com biomas de características diferentes. Então, o mesmo tratamento pode ser dado para as três amostras, indistintamente.

Além disso, foram obtidos resultados considerados relevantes com a identificação de padrões espaciais na distribuição dos erros altimétricos dos MDE. O Quadro 11 apresenta uma síntese dos resultados obtidos.

Quadro 11 – Síntese dos resultados da análise de padrões espaciais

Resultados	**Índice Global de Moran**	**Índice Local de Moran**
Área 01	Distribuição aleatória	Distribuição aleatória
Área 02	Presença de grupamentos	*Clusters* do tipo *high-high*
		Clusters do tipo *low-low*
Área 03	Presença de grupamentos	*Clusters* do tipo *high-high*
		Clusters do tipo *low-low*

Fonte: Autor, 2019.

Para a área de estudo 01, o cálculo dos índices de Moran, de natureza global e local, indicou que as discrepâncias altimétricas dispuseram-se distribuídas aleatoriamente no espaço, com um nível de confiança de 95%.

Para a área de estudo 02, o resultado do cálculo do índice global de Moran permitiu afirmar, com significância estatística, que houve a presença de grupamentos ou *clusters* na distribuição dos erros altímetricos nas amostras. O indicador de natureza local apresentou a existência de *clusters* do tipo *high-high* (alto-alto) e do tipo *low-low* (baixo-baixo). Assim, verificou-se também a presença de grupamentos ou *clusters*, na referida área, com nível de confiança de 95%.

Os resultados para a área de estudo 03 indicaram, com significância estatística, a existência de grupamentos ou aglomerados na distribuição das discrepâncias altimétricas ao longo do espaço. O resultado do índice local também denotou a presença de *clusters* do tipo *high-high* (alto-alto) e do tipo *low-low* (baixo-baixo), com nível de confiança de 95%.

Dessa forma, considera-se não foi possível determinar uma relação direta das diferentes características entre os biomas das três áreas com os resultados obtidos, tanto pela análise estatística clássica quanto pela análise estatística espacial. Entretanto, verificou-se que as duas áreas (02 e 03) que apresentaram amostras tendenciosas foram as mesmas que apresentaram *clusters* nas suas distribuições no espaço. Assim, mais estudos podem ser realizados para verificar tais relações.

Como recomendações para trabalhos futuros, indicam-se estudos com o objetivo de aprofundar a relação dos resultados obtidos com os diferentes tipos de biomas das amostras consideradas. Para isso, pode-se comparar os resultados obtidos com outros indicadores de autocorrelação espacial, como o índice K de

Ripley e o quociente de co-localização. Além disso, sugere-se avaliações considerando as escalas limites de utilização dos MDE em estudo.

Ademais, tendo em vista que as duas áreas que possuíram amostras com a presença de tendência, de acordo com a análise estatística clássica, também apresentaram grupamentos nas suas distribuições, de acordo com a análise estatística espacial, torna-se possível uma continuidade da pesquisa no sentido de verificar se há relação entre os resultados obtidos.

No tocante à análise de variâncias, sugere-se também a utilização de diferentes testes, como os métodos de Scheffé, Bonferroni, e Newman-Keuls, para comparação com os resultados obtidos.

REFERÊNCIAS

ALMEIDA, E. **Econometria espacial aplicada**. Campinas: Editora Alínea, 2012.

ALTHUWAYNEE, O. F.; MUSAKWA, W.; GUMBO, T.; REIS, S. Applicability of R Statistics in Analyzing Landslides Spatial Patterns in Northern Turkey. *In*: International Conference on Knowledge Engineering and Applications. 2., 2017, London. **Annals [...]**. London: IEEE, 2017. p. 221-225. Doi: 10.1109/ICKEA.2017. 8169933. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/321734227. Acesso em: 15 mar. 2019.

AMEEN, A. A.; ABBAS, O. H. Comparison of some robust Wilks' statistics for the oneway multivariate analysis of variance (MANOVA). **Journal of AL-Qadisiyah for computer science and mathematics**, v.11, n. 2, 2019, p. 42-58. Doi: 10.29304/jq cm.2019.11.2.556. Disponível em: http://qu.edu.iq/journalcm/index.php/ journalcm/ article/view/556/424. Acesso em: 21 nov. 2019.

AMERICAN SOCIETY OF PHOTOGRAMETRY AND REMOTE SENSING. **ASPRS**: Accuracy Standards for Large-Scale Maps. USA: ASPRS, 1990.

AMERICAN SOCIETY OF PHOTOGRAMETRY AND REMOTE SENSING. **ASPRS**: Positional Accuracy Standards for Digital Geospatial Data. USA: ASPRS, 2014.

ARAÚJO, P. V. N.; AMARO, V. E.; ALCOFORADO, A. V. C.; SANTOS, A. L. S. Acurácia Vertical e Calibração de Modelos Digitais de Elevação (MDEs) para a Bacia Hidrográfica Piranhas-Açú, Rio Grande do Norte, Brasil. **Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ**, v. 41, n. 1, 2018, p. 351-364. Doi:10.11137/2018_1_351_364. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/325497909. Acesso em: 03 set. 2019.

ARIEF, R.; SETIYOKO, A.; MAULANA, R.; ALI, S.; SUDIANA, D.; ARYMURTHY, A. M. Quality Assessment of DEM Generated from SAR Radargrammetry Based on Cross-Correlation and Spatial Resolution Setting. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1201, 2019, p. 01-10. Doi: 10.1088/1742-6596/1201/1/012027. Disponível em: https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1201/1/012027/pdf. Acesso em: 17 out. 2019.

AYADI, A.; GHORBEL, O.; BENSALAH, M. S.; ABID, M. A. A. Kernelized technique for outliers detection to monitoring water pipeline based on WSNs. **Computer Networks Journal**, v. 150, 2019, p. 179–189. Doi: 10.1016/j.comnet.2019.01.004. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/330253058. Acesso em: 05.out.2019.

BAKAR, N. A.; ROSBI, S. Robust Statistical Normality Transformation method with Outlier Consideration in Bitcoin Exchange Rate Analysis. **International Journal of Advances in Scientific Research and Engineering**, v.3, n. 9, 2017, p. 80-91. Doi: 10.7324/IJASRE.2017.32522. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/321010257. Acesso em: 02 Fev. 2019.

BEHRENS, K.; BOUGNA, T. An anatomy of the geographical concentration of Canadian manufacturing industries. **Regional Science and Urban Economics Journal**, v. 51, 2015, p. 47–69. Doi: 10.1016/j.regsciurbeco.2015.01.002. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/271274445. Acesso em: 05 abr. 2019.

BENHADDYA, M.; HADJEL, M. Spatial distribution and contamination assessment of heavy metals in surface soils of Hassi Messaoud, Algeria. **Environmental Earth Sciences**, v. 71, n. 3, 2014, p. 1473-1486. Doi: 10.1007/s12665-013-2552-3. Disponível em: https://www.researchgate.net/ profile/Mohammed_Benhaddya/ publication/257794764. Acesso em: 05 jul. 2019.

BOEREMA, A.; REBELO, A. J.; BODI, M. B.; ESLER, K. J.; MEIRE, P. Are ecosystem services adequately quantified? **Journal of Applied Ecology**, v. 54, 2016, p. 358–370. Doi: 10.1111/1365-2664.12696. Disponível em: https://besjournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/1365-2664.12696. Acesso em: 30 jun. 2019.

BORGES, R. O.; FAZAN, A. J.; SOBRAL; L. T.; RIBEIRO, R. F.; LANZA, D. S. Utilização de drones de pequeno porte como alternativa de baixo custo para caracterização topográfica da infraestrutura de transportes no brasil. *In*: Congresso Brasileiro de Cartografia. 27., 2017, Rio de Janeiro. **Anais[...]**. Rio de Janeiro: SBC, 2017. p. 27-31.

BOSS, D.; NELSON, T.; WINTERS, M.; FERSTER, C. J. Using crowdsourced data to monitor change in spatial patterns of bicycle ridership. **Journal of Transport & Health**, v. 9, 2018, p. 226–233. Doi: 10.1016/j.jth.2018.02.008. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/ 323923475. Acesso em: 08 out. 2019.

BRASIL. Decreto-Lei n° 243, de 28 de fevereiro de 1967. Fixa as Diretrizes e Bases da Cartografia Brasileira e dá outras providências. Brasília, DF: Presidência da República, [1967]. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Decreto-Lei/1965-1988/ Del0243.htm. Acesso em: 04 jan. 2019.

BRASIL. Decreto n° 89.817, de 20 de junho de 1984. Estabelece as Instruções Reguladoras das Normas Técnicas da Cartografia Nacional. Brasília, DF: Presidência da República, [1984]. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ ccivil_03/decreto/1980-1989/D89817.htm. Acesso em: 04 jan. 2019.

BRAZ, R. M.; BARCELLOS, C. Analysis of the process of malaria transmission elimination with a spatial approach to incidence variation in the brazilian Amazon, 2016. **Epidemiologia e Serviços de Saúde**, v. 27, n. 3, 2018, p. 01-12. Doi: 10.5123/S1679-49742018000300010. Disponível em: http://www.scielo.br/ pdf/ress/v27n3/en_2237-9622-ress-27-03-e2017253.pdf. Acesso em: 23 nov. 2019.

BRAZ, A. M.; XAVIER, F. V.; GARCIA, P. H. M. Análise da diferença entre dados altimétricos em uma bacia hidrográfica através da comparação entre modelos digitais de elevação. **Revista Ateliê Geográfico**, v. 12, n. 1, 2018, p. 71-96. Doi: 10.5216/ag.v12i1.41467. Disponível em: https://www.revistas.ufg.br/atelie/article/ view/41467/25976. Acesso em: 05 out. 19.

BRODEUR, J.; COETZEE, S.; DANKO, D.; GARCIA, S.; HJELMAG, J. Geographic Information Metadata - An Outlook from the International Standardization Perspective. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 8, n. 280, 2019, p. 01-38. Doi: 10.3390/ijgi8060280. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/333821937. Acesso em: 30 nov. 2019.

BUSSAB, W. O.; MORETTIN, P. A. **Estatistica Básica**. São Paulo: Editora Saraiva, 2010.

CAPOANE, V. Susceptibilidade a erosão na bacia hidrográfica do córrego Guariroba, Campo Grande, Mato Grosso do Sul. **Acta Brasiliensis**, v. 3, n. 2, 2019, p. 49-55. Doi: 10.22571/2526-4338180. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/333427232. Acesso em: 30 nov. 2019.

CARRASCO-ESCOBAR, G.; GAMBOA, D.; CASTRO, M. C.; BANGDIWALA, S. I. RODRIGUEZ, H.; CONTRERAS-MANCILLA, J.; ALAVA, F.; SPEYBROECK, N.; LESCANO, A. G.; VINETZ, J. M.; ROSAS-AGUIRRE, A.; LLANOSCUENTAS, A. Micro-epidemiology and spatial heterogeneity of P. vivax parasitaemia in riverine communities of the Peruvian Amazon: A multilevel analysis. **Scientific Reports**, v. 7, n. 8082, 2017, p. 01-17. Doi: 10.1038/s41598-017-07818-0. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/319110082. Acesso em: 17 abr.2019.

CARRER, F. Interpreting Intra-site Spatial Patterns in Seasonal Contexts: an Ethnoarchaeological Case Study from the Western Alps. **Journal of Archaeological Method Theory**, v. 24, n. 2, 2015, p. 303–327. Doi: 10.1007/s10816-015-9268-5. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/286032955. Acesso em: 25 nov. 2019.

CARVALHO, J. A. B.; SILVA, D. C. Revisão dos métodos de análise estatística para produtos altimétricos no Brasil. *In:* Simpósio Brasileiro de Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação. 6., 2016, Recife. **Anais [...]**. Recife: UFPE, 2016. p. 01-09.

CARVALHO, J. A. B.; SILVA, D. C. Métodos para avaliação da acurácia posicional altimétrica no Brasil. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 70, n. 2, 2018, p. 725-744. Doi: 10.14393/rbcv70n2-45404. Disponível em: http://www.seer.ufu.br/ index.php/revistabrasileiracartografia/article/view/45404/24363. Acesso em 19 fev. 2019.

CARVALHO, H. J. M.; RIBEIRO, C. A. M.; SANTOS, M. A.; CARVALHO, P. V. R. Estimativa de perda de solo por erosão laminar em Lucena-PB. **Revista de Geociências do Nordeste**. v. 5, 2019, p. 57-68. Doi: 10.21680/2447-3359.2019 v5n0ID17972. Disponível em: https://periodicos.ufrn.br/revistadoregne/article/view/17972. Acesso em: 24 out. 2019.

CHAKRABORTY D., NARAYANAN, V., GHOSH, A. Integration of deep feature extraction and ensemble learning for outlier detection. **Pattern Recognition**, v. 89, 2019, p. 161–171. Doi: 10.1016/j.patcog.2019.01.002. Disponível em: https://www.isical.ac.in/~ash/Debasrita_PR_2019.pdf. Acesso em: 15 dez. 2019.

CHENG, F.; OORT, F. V.; GEERTMAN, S; HOOIMEIJER, P. Science parks and the co-location of high-tech small and médium sized firms in China's Shenzhen. **Urban Studies**, v. 51, n. 5, 2014, p.1073–1089. Doi: 10.1177/0042098013493020. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/261377553. Acesso em: 12 nov. 2019.

CHOI, H.; POYTHRESS, J. C.; PARK, C.; JEON, J. J.; PARK, C. Regularized boxplot via convex clustering. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 89, n. 7, 2019, p. 1227-1247. Doi: 10.1080/00949655.2019.1576045. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/330855986. Acesso em: 02 set. 2019.

CIEPLAK, T.; RYMARCZYK, T.; TOMASZEWSKI, R. A concept of the air quality monitoring system in the city of Lublin with machine learning methods to detect data outliers. **MATEC Web of Conferences**, v. 252, 2019, p. 01-07. Doi: 10.1051/matec conf/201925203009. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/33036 2806. Acesso em: 21 set. 2019.

COSTA, E. M.; ANTUNES, M. A. H.; DEBIASI, P.; ANJOS, L. H. C. Processamento de imagens RapidEye no mapeamento de uso do solo em ambiente de Mar de Morros. **Pesquisa Agropecuária Brasileira**, v. 51, n. 9, 2016, p.1417-1427. Doi: 10.1590/S0100-204X2016000900040. Disponível em: http://www.scielo.br/pdf/pab/ v51n9/0100-204X-pab-51-09-1417.pdf. Acesso: 23 jul. 2019.

ÇAY, F.; DEMIR, V.; SEVIMLI, M. F. Determination of the River Basin Boundaries with the Help of GIS in Turkey. *In*: International Congress on Advances in Civil Engineering. 13., 2018, Izmir. **Annals[...]**. Izmir: ACE, 2018. p. 01-08. Doi: 10.4236/ jwarp.2016.811078. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/ 309140424. Acesso em: 05 abr. 2019.

DAS, K. R.; IMON, A. H. M. R.. A Brief Review of Tests for Normality. **American Journal of Theoretical and Applied Statistics**, v. 5, n. 1, 2016, p. 05-12. Doi: 10.11648/j.ajtas.20160501.12. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/304339245. Acesso em: 30 mai. 2019.

DEMARCHI, J. C.; PIROLI, E. L.; ZIMBACK, C. R. L. Estimativa de perda de solos por erosão laminar e linear na bacia hidrográfica do Ribeirão das Perobas (SP), nos anos 1962 e 2011. **Revista Ra'e Ga - O Espaço Geográfico em Análise**, v. 46, 2019, p. 110-131. Doi: 10.5380/raega.v46i1.56746. Disponível em: https://revistas. ufpr.br/raega/ article/download/56746/37858. Acesso em: 22 ago. 2019.

DIRETORIA DO SERVIÇO GEOGRÁFICO. **EB80-N-72.003**: Especificação Técnica para Produtos de Conjuntos de Dados Geoespaciais. Brasília: DSG, 2016. Disponível em: http://www.geoportal.eb.mil.br/portal/images/PDF/ET_PCDG_2016_ 2aEdicao_ Aprovada_Publicada_BE_7_16.pdf. Acesso em: 10 dez. 2018.

DINIZ, C. H. G.; AMARO, V. E.; PRUDÊNCIO, M. C.; FELIPE, R. F. Representação tridimensional de processos de erosão costeira em ilhas barreiras utilizando tecnologia de jogos. **Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ**, v. 40, n. 3, 2017, p. 147-158. Doi: 10.11137/2017_3_147_158. Disponível em: http://www.anuario. igeo.ufrj.br/2017_3/2017_3_147_158.pdf. Acesso em: 15 ago. 2019.

DOMINGUES, R.; FILIPPONE, M.; MICHIARDI, P.; ZOUAOUI, J. A comparative evaluation of outlier detection algorithms: Experiments and analyses**. Pattern Recognition,** v. 74, 2018, p. 406–421. Doi: 10.1016/j.patcog.2017.09.037 Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/320025854. Acesso em: 19 mai. 2019.

DOUKISSAS, L.; KALOGIROU, S.; TSIMBOS, C. Spatial patterns of SMRS due to the virus A(H1N1)pdm09 during the pandemic in Greece in 2009-2010. **European Journal of Geography**, v. 9, n. 2, 2018, p. 134-148. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/328274832. Acesso em: 22 nov. 2019.

ELKHRACHY, I. Vertical accuracy assessment for SRTM and ASTER Digital Elevation Models: A case study of Najran city, Saudi Arabia. **Ain Shams Engineering Journal**, v. 9, n. 4, 2017, p. 1807–1817. Doi: 10.1016/j.asej.2017. 01. 007. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/313031025. Acesso em: 13 mar. 2019.

ESRI. **Using ArcGIS geostatistical analyst**. Redlands: Esri, 2014.

EVE, S. J.; CREMA, E. R. A house with a view? Multi-model inference, visibility fields, and point process analysis of a Bronze Age settlement on Leskernick Hill (Cornwall, UK). **Journal of Archaeological Science**, v. 43, 2014, p. 267–277. Doi: 10.1016/j.jas.2013.12.019. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/260044085. Acesso em: 23 set. 2019.

FONSECA, J. S.; MARTINS, E. A. **Curso de Estatística**. São Paulo: Editora Atlas, 2011.

FRANÇA, L. L. S.; PENHA, A. L. T.; CARVALHO, J. A. B. Comparison between absolute and relative positional accuracy assessment - A case study applied to Digital Elevation Models. **Bulletin of Geodetic Sciences**, v. 25, n. 1, 2019, p. 01-22. Doi: 10.1590/s1982-21702019000100003. Disponível em: http://www.scielo.br/ pdf/bcg/v25n1/1982-2170-bcg-25-01-e2019003.pdf. Acesso em: 15 mar. 2019.

GALO, M.; CAMARGO, P. Utilização do GPS no controle de qualidade de cartas. *In*: Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário. 1., 1994, Florianópolis. **Anais[...]**. Florianópolis: COBRAC, 1994. p. 41-48. Doi: 10.13140/RG.2.1.1790.1603. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/265208956. Acesso em: 23 fev. 2019.

GAMBA, S. R. H.; SANO, E. E. Metodologia para avaliar o Padrão de Exatidão Cartográfico (PEC) em ortomosaico obtido através de aeronave pilotada remotamente (RPA). *In*: Congresso Brasileiro de Cartografia. 27., 2017, Rio de Janeiro. **Anais [...]**. Rio de Janeiro: SBC, 2017. p. 507-511.

GAOHE, L.; YANLI Z. Research on Automatic Positioning Algorithm of Fire Point by Video Image in Intelligent Forest. **International Journal of Information and Communication Sciences** , v. 4, n. 1, 2019, p. 18-23. Doi: 10.11648/j.ijics. 20190401.13. Disponível em: http://www.ijics.net/spgj/decorator/ img/article/ article_r4_c6.jpg. Acesso em: 16 out. 2019.

GEMAEL, C. **Introdução ao ajustamento de observações: Aplicações Geodésicas**. Curitiba: Editora UFPR, 1994.

GHASEMI, A.; ZAHEDIASL, S. Normality Tests for Statistical Analysis: A Guide for Non-Statisticians. **International Journal of Endocrinology and Metabolism**, v. 10, n. 2, 2012, p. 486-489. Doi: 10.5812/ijem.3505. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/ 248398138. Acesso em: 12 jun. 2019.

GODINA, R.; MATIAS, J. C. O. Improvement of the Statistical Process Control through an Enhanced Test of Normality. *In*: International Conference on Industrial Technology and Management. 7., 2018, Oxford. **Annals[...]**. Oxford: IEEE, 2018, p. 17-21, 2018. Doi: 10.1109/ICITM.2018.8333912. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/324381549. Acesso em: 22 abr. 2019.

GOSWAMI, A.; CHOUDHURY, G.; SARMAH H. K. Role of Fibonacci, Blaise Pascal, Pierre de Fermat and Abraham de Moivre in the devolopment of number patterns and probability: a historical search. **International Journal of Applied Engineering Research**, v. 14, n. 11, 2019, p. 2527-2535. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/333982487. Acesso em: 13 jun. 2019.

GUO, G. H.; WU, F. C.; XIE, F. Z.; ZHANG, R. Q. Spatial distribution and pollution assessment of heavy metals in urban soils from southwest China. **Journal of Environmental Science**, v. 24, n. 3, 2012, p. 410-418. Doi: 10.1016/S1001-0742(11)60762-6. Disponível em: https://www.sciencedirect.com/science/article/ pii/S1001074211607626?via%3Dihub. Acesso em: 22 jul. 2019.

GUTIERREZ, J.; GARCÍA-PALOMARES, J. C.; ROMANILLOS, G.; SALAS-OLMEDO, M. H. The eruption of Airbnb in tourist cities: Comparing spatial patterns ofhotels and peer-to-peer accommodation in Barcelona. **Tourism Management**, v. 62, 2017, p. 278-291. Doi: 10.1016/j.tourman.2017.05.003. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/304350722. Acesso em: 05 nov. 2019.

HADI, R. Evaluation of the accuracy of Digital Elevation Model produced from different Open Source Data. **Journal of Engineering**, v. 25, n. 8, 2019, p. 100-112. Doi: 10.31026/j.eng.2019.08.07. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/334819071. Acesso em: 18 out. 2019.

HASSAN, M. M.; ALENEZI, M. S.; GOOD, R. Z. Spatial pattern analysis of manufacturing industries in Keraniganj, Dhaka, Bangladesh. **Geojournal**, v. 84, 2019, p. 1-15. Doi: 10.1007/s10708-018-9961-5. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/330090887. Acesso em: 22 nov. 2019.

HAWKER, L.; NEAL, J.; BATES, P. Accuracy assessment of the TanDEM-X 90 Digital Elevation Model for selected floodplain sites. **Remote Sensing of Environment**, v. 232, 2019, p. 01-15. Doi: 10.1016/j.rse.2019.111319. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/336184524. Acesso em: 13 ago. 2019.

HAWKINS, D. M. **Identification of Outliers**. London - New York: Chapman and Hall, 1980.

HOLLER, W. A.; SERRATO, R. J.; GRAÇA, N. L. S. S.; CRUZ, W.; CRISTO, D. P. Avaliação de acurácia e precisão de Modelos Digitais de Superfície a partir de diferentes aeronaves remotamente pilotadas. **Revista Técnico-Científica do CREA-PR**, v. 13, 2018, p. 01-20. Disponível em: https://ainfo.cnptia.embrapa.br/digital/bitstream/item/188609/1/2018-W.Holler-RTC-Avaliacao.pdf. Acesso em: 04 jun. 2019.

IBRAHIM, N.; YUNUS, M. Z. M. Bridge monitoring and management system using GIS. **IOP Conference Series: Materials Science and Engineering**, v. 527, 2019, p. 01-08. Doi: 10.1088/1757-899X/527/1/012076. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/333462744. Acesso em: 30 jun. 2019.

ISLAM, T. U. Ranking of Normality Tests An Appraisal through. **Symmetry**, v. 11, n. 872, 2019, p. 01-14. Doi: 10.3390/sym11070872. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/333105112. Acesso em: 14 set. 2019.

INTERNATIONAL STANDARDIZATION FOR ORGANIZATION. **ISO 19157**: *Geographic Information - Data quality*. Genebra: ISO TC/211, 2013.

JAVARI, M. Spatial Monitoring and Variability of Daily Rainfall in Iran. **International Journal of Applied Environmental Science**, v. 12, n. 5, 2017, p. 801-824. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/317729999. Acesso em: 12 out. 2019.

JOVANOVIC, S.; JOVANOVIC, D.; BRATIC, G.; BROVELLI, M. A. Analysis of free road data in Tanzania, Uganda and Kenya using free and open source software. *In*: Geospatial Week. 1., 2019, Enschede. **Annals[...]**. Enschede: ISPRS, 2019. p. 1567-1572. Doi: 10.18356/29c75b3e-en. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/333776657. Acesso em: 11 jul. 2019.

KANG, W.; HUANG, F.; DU, Y.; LIU, D.; CAO, Z. Regional terrain complexity evaluation based on GIS and Kmeans clustering model: a case study of Ningdu County, China. International Symposium on Resource Exploration and Environmental Science. 3., 2019, Ordos. **Annals[...]**. Ordos: IOP Publishing, 2019. p. 01-10. Doi: 10.1088/1755-1315/300/2/022025. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/335081516. Acesso em: 11 nov. 2019

KIM, S.; RHEE, S.; KIM, T. Digital Surface Model Interpolation Based on 3D Mesh Models. **Remote Sensing**, v. 11, n. 24, 2018, p. 01-16. Doi: 10.3390/rs11010024. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication. Acesso em:15 jun. 2019.

KRTALIĆ, A.; GAJSKI, D.; MALTARSKI, M. Digital Three-dimensional representations of the scene and stereo satellite photogrammetry. **Geodetski List - Croatian Geodetic Society**, vol. 2, 2019, p. 147–164. Disponível em: https://hrcak.srce.hr/222996. Acesso em: 16 jun. 2019

KOVALEVSKII, A. P. Normality tests for very small sample sizes. **Siberian Electronic Mathematical Reports**, v. 14, 2017, p. 1207–1214. Doi: 10.17377/ semi.2017.14.102. Disponível em: http://www.mathnet.ru/links/ 0ee2fec64dcf7759 e3792f0cc7a81fdc/semr861.pdf. Acesso em: 30 ago. 2019.

KWAK, S. K.; KIM, J. H. Statistical data preparation: management of missing values and outliers. **Korean Journal of Anesthesiology**, v. 70, n. 4, 2017, p. 407-411. Doi: 0.4097/kjae.2017.70.4.407. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/318986284. Acesso em: 22 jul. 2019.

LEVIN, J. **Estatística aplicada a ciências humanas**. São Paulo: Editora Harbra, 1987.

LI, R.; CHENG, S.; LUO, C.; RUTHERFORD, S.; CAO, J.; XU, Q.; LIU, X.; LIU, Y; XUE, F.; XU, Q.; LI, X. Epidemiological Characteristics and Spatial-Temporal Clusters of Mumps in Shandong Province, China, 2005-2014. **Scientific Reports**, v. 7, 2017, p. 01-10. Doi: 10.1038/srep46328; Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/316054176. Acesso em: 15 mai. 2019.

LI, Y.; ZHAO, Y.; SHAO, J. Empirical study on CNG refilling behaviors of different timescale based on boxplot method. **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**, v. 186, 2018, p. 01-07. Doi :10.1088/1755-1315/186/5/ 012021. Disponível em: https://www.researchgate.net /publication/328240520. Acesso em: 22 mar. 2019.

LI, Y.; LEI, N.; XIONG, Y. Research on Watershed Extraction Method Based on GIS. *In*: International Symposium on Resource Exploration and Environmental Science. 3., 2019, Ordos. **Annals[...]**. Ordos: IOP Publishing, 2019. p. 01-07. Doi: 10.1088/1755-1315/300/ 2/ 022168. Disponível em: https://iopscience.iop.org/ article/10.1088/1755-315/300/2/022168/pdf. Acesso em: 25 nov. 2019.

LIBIN, B. S.; SUKANYA, S. N.; THRIVIKRAMJI, K. P.; CHRIPS, N. R. Geomatics Model of Soil Erosion in Chittar Sub-Watersed, Vamanapuram River Basin, Kerala, India. **International Research Journal of Engineering and Technology**, v. 6, n. 3, 2019, p. 1658-1664. Disponível em: https://www.academia.edu/40160963. Acesso em: 25 out. 2019

MAURYA, V. N; MISRA, R. B.; JAGGI, C. K.; MAURYA, A. K. Performance Analysis of Powers of Skewness and Kurtosis Based Multivariate Normality Tests and Use of Extended Monte Carlo Simulation for Proposed Novelty Algorithm. **American Journal of Theoret ical and Applied Statistics**, v. 4, 2015, p. 11-18. Doi: 10.11648/ j.ajtas.s.2015040201.12. Disponível em: http://www.ajtas.org/spgj/decorator/mg/ article/article_r4_c6.jpg. Acesso em: 11 ago. 2019.

MERCHANT, D. C. Spatial accuracy standards for large scale line maps. *In*: American Congress on Surveying and Mapping. 42., 1982, Denver. **Annals[...]**. Denver: ACSM , 1982. p. 222-231. Disponível em: https://www.isprs.org/proceedings/ XXVII/congress/part4/13_XXVII-part4-sup.pdf. Acesso em: 27 mar. 2019.

MIGUEL, E, P.; MOTA, F. C. M.; TÉO, S. J.; NASCIMENTO, R. G. M.; LEAL, F. A.; PEREIRA, R. S.; REZENDE, A. V. Artificial intelligence tools in predicting the volume of trees within a forest stand. **African Journal of Agricultural Research**, v. 11, n. 21, 2016, p. 1914-1923. Doi: 10.5897/AJAR2016.11015. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/303482888. Acesso em: 07 abr. 2019.

MILLER, C. L.; LAFLAMME, R. A. The Digital Terrain Model - Theory and Application. **Photogrammetric Engineering**, v. 24, n. 3, 1958, p. 433-442. Disponível em: https://www.asprs.org/wp-content/uploads/pers/1958journal/ jun/1958_jun_433-442.pdf. Acesso em: 23 mar. 2019.

MISHRA, P.; PANDEY, C. M.; SINGH, U.; GUPTA, A.; SAHU, C.; KESHRI, A. Descriptive Statistics and Normality Tests for Statistical Data. **Annals of Cardiac Anaesthesia**, v. 22, n. 1, 2019, p. 67-72. Doi: 10.4103/aca.ACA_157_18. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/330378535. Acesso em: 07 mai. 2019.

MONICO, J. F. M.; DAL PÓZ, A. P.; GALO, M.; SANTOS, M. C.; OLIVEIRA, L. C. Acurácia e Precisão: Revendo os Conceitos de forma Acurada. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 15, n. 3, 2009, p.469-483. Doi: 10.13140/2.1.1815.8086. Disponível em: https://revistas.ufpr.br/bcg/article/view/15513/10363. Acesso em: 11 jan. 2019.

MONTERO, J. M. Geostatistics: Unde venis et quo vadis? **Estudios de Economía Aplicada**, v. 36, 2018, p. 81-106. Doi: 10.25115/eea.v36i1.2518. Disponível em: http://ojs.ual.es/ojs/index.php/eea/article/view/2518/2917. Acesso em: 09 ago. 2019.

MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Applied Statistics and Probability for Engineers**. New York: John Wiley & Sons, 2013.

MOURATIDIS, A.; AMPATZIDIS, D. European Digital Elevation Model Validation against Extensive Global Navigation Satellite Systems Data and Comparison with SRTM DEM and ASTER GDEM in Central Macedonia (Greece). **ISPRS International Journal of Geo-Information**, v. 8, n. 3, 2019, p. 01-18. Doi: 10.3390/ijgi8030108. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/ 331398265. Acesso em: 11 ago. 2019.

NORTH ATLANTIC TREATY ORGANIZATION. **STANAG 2215:** Evaluation of Land Maps, Aeronautical Charts and Digital Topographic Data. Brussels: NATO, 2002.

NOUGHABI, H. A.; ARGHAMI, N. R. Monte Carlo comparison of seven normality tests. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 81, n. 8, 2011, p. 965-972. Doi: 10.1080/00949650903580047. Disponível em: https://www.researchgate.net /publication/232942214. Acesso em: 15 mai. 2019.

OLFATIFAR, M.; KARAMI, M.; MOGHIMBEIGI, A.; MOTLAGH, A.; ROOSHANAEE, G.; PARTOVIPOUR, E.; ABDOLAHI, M. Spatial Clustering of Breast Cancer: An Epidemiological Analysis of Iranian Women. **Iranian Journal of Cancer Prevention**, v. 10, n. 1, 2017, p. 01-05. Doi: 10.17795/ijcp-5402. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/312864634. Acesso em: 09 out. 2019.

OWEN, S. M.; SIEG, C. H.; MEADOR, A. J. S.; FULÉ, P. Z.; INIGUEZ, J. M.; BAGGETT, L. S.; FORNWALT, P. J.; BATTAGLIA, M. A. Spatial patterns of ponderosa pine regeneration in high-severity burn patches. **Forest Ecology and Management,** v. 405, 2017, p. 134–149. Doi: 10.1016/j.foreco.2017.09.005. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/320147115. Acesso em: 19 nov. 2019.

ÖNER, M.; KOCAKOÇ, İ. D. A Compilation of Some Popular Goodness of Fit Tests for Normal Distribution: Their Algorithms and MATLAB Codes. **Journal of Modern Applied Statistical Methods**,v. 16, n. 2, 2019, p. 547- 575. Doi: 10.22237/jmasm/1509496200. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/321509588. Acesso em: 14 out. 2019.

PAL, S. C.; CHAKRABORTTY. R. Simulating the impact of climate change on soil erosion insub-tropical monsoon dominated watershed based on RUSLE, SCS runoff and MIROC5 climatic model. **Advances in Space Research**, v. 64, 2019, p. 352–377. Doi: 10.1016/j.asr.2019.04.033. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/332975080. Acesso em: 22 ago. 2019.

PALMISANO, A. Zooming Patterns Among the Scales: a Statistics Technique to Detect Spatial Patterns Among Settlements. *In*: Conference in Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology. 40., 2012, Southhampton. **Annals[...]**. Southhampton: CAA, 2012. p. 348-356. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/260984369. Acesso em: 19 out. 2019.

PANT, D. K.; TENZIN, T.; CHAND, R; SHARMA, B. K.; BIST, P. R. Spatio-temporal epidemiology of Japanese encephalitis in Nepal, 2007-2015. **PLOS ONE**, v. 12, n. 7, 2017, p. 01-11. Doi: 10.1371/journal.pone.0180591. Disponível em: https://www.researchgate.net /publication/318716427. Acesso em 21 nov. 2019.

PEREIRA W.; TANAKA, O. K. **Estatística: Conceitos básicos**. São Paulo: Makron Books, 1990.

PETERSON, T. J.; WESTERN, A. W.; CHENG, X. The good, the bad and the outliers: automated detection of errors and outliers from groundwater hydrographs. **Hydrogeology Journal**, v. 26, 2018, p. 371–380. Doi: 10.1007/s10040-017-1660-7 Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/320043277. Acesso em: 16 mai. 2019.

REQUIA, W. J.; DALUMPINES, R.; ADAMS, M. D.; ARAIN, A.; FERGUSON, M.; KOUTRAKIS, P. Modeling spatial patterns of link-based PM2.5 emissions and subsequent human exposure in a large canadian metropolitan area. **Atmospheric Environment**, v. 158, 2017, p. 172-180. Doi: 10.1016/j.atmosenv.2017.03.038. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/315632359. Acesso em: 20 nov. 2019.

ROCES-DÍAZ, J. V.; VAYREDA, J.; BANQUÉ-CASANOVAS, M; DÍAZ-VARELA, E.; BONET, J. A.; BROTONS, L.; DE-MIGUEL, S.; HERRANDO, S.; MARTÍNEZ-VILALTA, J. The spatial level of analysis affects the patterns of forest ecosystem services supply and their relationships. **Science of the Total Environment**, v. 626,

2018, p.1270-1283. Doi: 10.1016/j.scitotenv.2018.01.150. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/323259163. Acesso em: 19 nov. 2019.

ROY, P. Application of USLE in a GIS environment to estimate soil erosion in the Irga watershed, Jharkhand, India. **Physical Geography**, v. 40, n. 4, 2019, p. 361-383. Doi: 10.1080/02723646.2018.1550301. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/329200580. Acesso em: 13 nov. 2019.

RUSLI, N.; MAJID, M. R.; RAZALI, F. A. A.; YAACOB, F. F. Accuracy Assessment of DEM from UAV and TanDEM-X Imagery. *In*: International Colloquium on Signal Processing & its Applications. 15., 2019, Penang. **Annals[...]**. Penang: IEEE, 2019. p. 127-131.

SAID, A. A.; YURTAL, R. Spatial Groundwater Quality Assessment Using Geostatistics in Puntland, Somalia. **International Journal of Scientific and Technological Research**, v. 5, n. 1, 2019, p. 84-92. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/330738280. Acesso em: 11 nov. 2019.

SÁNCHEZ-ESPIGARES, J. A.; GRIMA, P.; MARCO-ALMAGRO, L. Graphical comparison of normality tests for unimodal distribution data. **Journal of Statistical Computation and Simulation**, v. 89, n. 1, 2019, p. 145-154. Doi: 10.1080/ 00949655.2018.1539085. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/ 328519019. Acesso em: 17 out. 2019.

SANTOS, M. S. T.; SILVA, E. B. S.; SOUZA A. M.; TEIXEIRA, W. L. E.; SCHMIDT, A. C. P. S.; FRANCELINO, A. V. M.; SABADIA, J. A. B.; FILHO, F. P. L. Geração e análise estatística de modelo digital de elevação (MDE) com dados de GPS em tempo real (GPS/RTK). **Revista Estudos Geológicos**, v. 18, n. 1, 2008, p. 94-110. Disponível em: http://www3.ufpe.br/estudosgeologicos/paginas/edicoes/2008181/ 2008181t08.pdf. Acesso em: 20 mar. 2019.

SANTOS A. P., MEDEIROS, N. G., RODRIGUES, D. D. Controle de qualidade posicional em dados espaciais utilizando feições lineares. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 21, n. 2, 2015, p. 233-250. Doi: 10.1590/S1982-217020150002 000013. Disponível em: http://www.scielo.br/pdf/bcg/v21n2/1982-2170-bcg-21-02-00233.pdf. Acesso em: 07 mai. 2019.

SANTOS, A. P.; RODRIGUES, D. D.; SANTOS, N. T.; GRIPP JUNIOR, J. Avaliação da acurácia posicional em dados espaciais utilizando técnicas de estatística espacial: proposta de método e exemplo utilizando a norma brasileira. **Boletim de Ciências Geodésicas**, v. 22, n. 4, 2016, p. 630-650. Doi: 10.1590/S1982-21702016 000400036. Disponível em: http://www.scielo.br/pdf/bcg/v22n4/1982-2170-bcg-22-04-00630.pdf. Acesso em: 05 ago. 2019.

SANTOS, A. D. S.; MEDEIROS, N. D. G.; SANTOS, G. R. D.; FILHO, J. L. Use of geostatistics on absolute positional accuracy assesment of geospatial data. **Bulletin of Geodetic Sciences**, v. 23, n. 3, 2017, p. 405-418. Doi: 10.1590/s1982-21702017 000300027. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/320006637. Acesso em: 05 ago. 2019.

SCHUMANN, G. J-P.; BATES, P. D. The Need for a High-Accuracy, Open-Access Global DEM. **Frontiers in Earth Science**, v. 6, n. 225, 2018, p. 01-05. Doi: 10.3389/ feart.2018.00225. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/ 329393614. Acesso em: 18 abr. 2019.

SHAWENO, D; KARMAKAR, M.; ALENE, K. A.; RAGONNET, R.; CLEMENTS, A. C.; TRAUER, J. M.; DENHOLM, J. T.; MCBRYDE, E. S. Methods used in the spatial analysis of tuberculosis epidemiology: a systematic review. **BMC Medicine**, v. 16, n. 193, 2018, p. 01-18. Doi: 10.1186/s12916-018-1178-4. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/328366092. Acesso em: 16 nov. 2019.

SOUSA, F. R. C.; PAULA, D. P. Análise de perda do solo por erosão na Bacia Hidrográfica do Rio Coreaú (Ceará-Brasil). **Revista Brasileira de Geomorfologia**, v. 20, n. 3, 2019, p. 01-17. Doi: 10.20502/rbg.v20i3.1393. Disponível em: http://www.lsie.unb.br/rbg/index.php/rbg/ article/download/1393/386386446. Acesso em: 23 out. 2019.

TACHER, D.; MILNE, S. B.; PARK, P. Applying GIS and Statistical Analysis to Assess the Correlation of Human Behavior and Ephemeral Architectural Features among Palaeo-Eskimo Sites on Southern Baffin Island, Nunavut. **Journal of Archaeological Science**, v. 14, 2017, p. 21–30.

TOBLER, W. R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit Region. **Economic Geography**, v. 46, 1970, p. 234–240.

TOMASELLI, A. M. G.; MONICO, J. F. G.; CAMARGO, P. O. Análise da Exatidão Cartográfica da Carta Imagem “São Paulo”. *In*: V Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. 5., 1988, Natal. **Anais[...]**. Natal: SBSR, 1988. p. 253-257. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/43807509. Acesso em: 05 fev. 2019.

TUKEY, J. W. Comparing Individual Means in the Analysis of Variance. **Biometrics**, v. 5, n. 2, 1949, p. 99-114. Doi: 10.2307/3001913. Disponível em: https://www.jstor.org/stable/3001913?seq=1. Acesso em: 16 nov. 2019.

UREÑA-CÁMARA, M. A.; NOGUERAS-ISO, J.; LACASTA, J.; ARIZA-LÓPEZ, F. J. A method for checking the quality of geographic metadata based on ISO 19157. **International Journal of Geographical Information Science**, v. 33, n. 1, 2018, p. 1-27, 2018.

UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY. **US 11-B2:** Topo Product Standard, Collection and Delineation of Spatial Data, Techniques and Methods. New York: USGS, 2019.

VAKA, D. S.; RAO, Y. S. Vertical Accuracy Assessment of TanDEM-X Global DEM over various Indian Terrains. *In*: Asia-Pacific Radio Science Conference. 1., 2019, New Delhi. **Annals[...]**. New Delhi: IEEE, 2019. p. 01. Doi: 10.23919/URSIAP-RASC.2019. 8738354. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/333927769. Acesso em: 20 out. 2019.

VILLANUEVA, J. R. E.; MARTÍNEZ, L. I.; MONTIEL, J. I. P. DEM Generation from Fixed-Wing UAV Imaging and LiDAR-Derived Ground Control Points for Flood Estimations. **Sensors**, v. 19, n. 3205, 2019, p. 01-20. Doi: 10.3390/s19143205 Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/334591666. Acesso em: 14 jun. 2019.

WANG, S.; REN, Z.; WU, C.; LEI, Q.; GONG, W.; OU, Q.; ZHANG, H.; REN, G.; LI, C. DEM generation from Worldview-2 stereo imagery and vertical accuracy assessment for its application in active tectonics. **Geomorphology**, v. 336, 2019, p. 107–118. Doi: 10.1016/j.geomorph.2019.03.016. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/331881909. Acesso em: 09 mai. 2019.

WEIDONG, C.; YINGYING, L.; JIANQUAN, C.; MILLINGTON, S. Location patterns of urban industry in Shanghai and implications for sustainability. **Journal of Geographical Sciences**, v. 27, n. 7, 2017, p. 857-878. Doi: 10.1007/s11442-017-1410-8. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/315967240. Acesso em: 17 nov. 2019.

WESSEL, B.; HUBER, M.; WOHLFART, C.; MARSCHALK, U.; KOSMANN, D.; ROTH, A. Accuracy assessment of the global TanDEM-X Digital Elevation Model with GPS data. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 139, 2018, p. 171–182. Doi: 10.1016/j.isprsjprs.2018.02.017. Disponível em: https://www.researchgate.net/ publication/322168240. Acesso em: 06 jun. 2019.

XIONG, L.; WANG, G.; BAO, Y.; ZHOU, X.; LIU, H.; SUN X.; ZHAO, R. A Rapid Terrestrial Laser Scanning Method for Coastal Erosion Studies: A Case Study at Freeport, Texas, USA. **Sensors**, v. 19, n. 3252, 2019, p. 01-21. Doi: 10.3390/ s19153252. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/334668218. Acesso em: 06 nov. 2019.

YUAN, Y.; CAVE, M.; ZHANG, C. Using Local Moran's I to identify contamination hotspots of rare earth elements in urban soils of London. **Applied Geochemistry**, v. 88, 2018, p. 167-178. Doi: 10.1016/j.apgeochem.2017.07.011. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/318768616. Acesso em: 19 nov. 2019.

ZANDBERGEN, P. A. Positional accuracy of spatial data: Non-normal distributions and a critique of the national standard for spatial data accuracy. **Transactions In GIS**, v. 12, n. 1, 2008, p. 103-130.

ZANETTI, J.; BRAGA, F. L. S.; SANTOS, A. P. Comparativo das normas de controle de qualidade posicional de produtos cartográficos do Brasil, da ASPRS e da OTAN. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 70, n. 1, 2018, p. 359-390. Doi: 10.14393/rbcv 70n1-45259. Disponível em: http://www.seer.ufu.br/index.php/revistabrasileira cartografia/article/view/45259. Acesso em: 05 mai. 2019.

ZHAO, X.; DENG, C.; HUANG, X.; KWAN, M. Driving forces and the spatial patterns of industrial sulfur dioxide discharge in China. **Science of the Total Environment**, v. 577, 2017, p. 279–288. Doi: 10.1016/j.scitotenv.2016.10.183. Disponível em: https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/27823826. Acesso em: 07 nov. 2019.

ZHENG, C.; FU, J.; LI, Z.; LIN, G.; JIANG, D.; ZHOU, X. Spatiotemporal Variation and Hot Spot Detection of Visceral Leishmaniasis Disease in Kashi Prefecture, China. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, v. 15, n. 2784, 2018, p. 01-11. Doi: 10.3390/ijerph15122784. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/329533322. Acesso em: 19 nov. 2019.

ZHU, B.; FU, Y; LIU, J.; MAO, Y. Notifiable Sexually Transmitted Infections in China: Epidemiologic Trends and Spatial Changing Patterns. **Sustainability**, v. 9, n. 1784, 2017, p. 01-16. Doi: 10.3390/su9101784. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/ 320177902. Acesso em: 19 nov. 2019.

APÊNDICE A – PONTOS DE CONTROLE USADOS NA PESQUISA

– Área de Estudo 01 –

Nr	Código	E (m)	N (m)	h MDE (m)	h campo (m)
001	M785	556883,8	8647931	175,091	170,973
002	M787	563959,8	8647919	202,181	201,571
003	M788	567268,9	8648336	116,029	116,986
004	M789	570217,7	8647881	143,357	144,577
005	M791	576674,5	8647254	106,283	103,979
006	M792	579639,9	8646995	100,221	98,254
007	M814	559334,4	8650969	188,343	190,309
008	M817	569353,3	8651072	146,023	144,488
009	M818	574377,7	8651168	103,318	102,000
010	M820	579435,9	8651500	99,833	100,254
011	M841	556217,1	8654333	228,509	229,242
012	M842	559793,1	8654719	171,922	172,128
013	M843A	563583,3	8651411	153,612	153,800
014	M844	566224,6	8654038	131,331	132,155
015	M845	569553,7	8653890	129,750	127,739
016	M846	572920,3	8653664	131,141	130,015
017	M847	577097,9	8654118	144,370	143,658
018	M870	559613,8	8658009	165,935	164,729
019	M871	563040,9	8658191	147,667	147,552
020	M872	566151,8	8657711	168,612	169,368
021	M873	570615	8657586	150,385	149,583
022	M875	577460	8657394	134,059	130,948
023	M876	579649,3	8657543	138,112	118,483
024	M897	556645,1	8660904	194,309	193,533
025	M898	559872,6	8662193	177,564	175,543
026	M899	563165,7	8661332	143,883	144,939
027	M901A	569721,9	8660743	191,743	193,612
028	M902A	573001	8661262	181,960	181,642
029	M903A	576630,1	8660419	120,755	119,704
030	M904A	580784,8	8660602	108,354	107,778

APÊNDICE A – PONTOS DE CONTROLE USADOS NA PESQUISA

– Área de Estudo 01 –

Nr	Código	E (m)	N (m)	h MDE (m)	h campo (m)
031	M925	556294,7	8664825	221,993	222,411
032	M926	558990,2	8665067	224,669	213,056
033	M927	562636,6	8664750	178,706	179,418
034	M928	566263,9	8665014	224,589	224,806
035	M929A	569626,9	8664818	180,346	181,887
036	M931A	576162,2	8664510	144,167	146,111
037	M932A	579192,9	8664998	131,516	129,726
038	M954	559408	8668268	229,774	229,636
039	M955	562501,8	8668410	240,84	240,066
040	M956	566338,1	8668158	233,099	233,556
041	M957A	569551,9	8667969	187,821	187,832
042	M958A	573435,9	8668817	213,913	214,705
043	M959A	576859,9	8668179	158,976	159,482
044	M960A	580960,7	8669861	133,304	132,598
045	M981	555489,1	8671571	321,364	300,335
046	M982	560177,7	8671822	223,092	223,400
047	M984	566064,8	8671860	175,33	177,042
048	M985A	569637,7	8671734	276,631	276,784
049	M986A	574328,1	8672284	190,78	171,449
050	M987A	578484,5	8671069	168,689	167,961

APÊNDICE A – PONTOS DE CONTROLE USADOS NA PESQUISA

– Área de Estudo 02 –

Nr	Código	E (m)	N (m)	h MDE (m)	h campo (m)
001	c1532	760889,151	8808280,121	439,853	438,567
002	C1533	761399,057	8805006,849	469,888	468,083
003	C1534A	762284,461	8800421,556	478,235	476,454
004	c1567	763493,401	8807627,810	449,752	447,907
005	c1602	767903,766	8807227,000	457,180	455,945
006	c1603	766835,174	8805404,936	465,762	463,753
007	C1604	767116,676	8801089,581	502,053	500,851
008	C1605	767458,390	8798570,223	504,026	502,915
009	C1637	772309,970	8807891,102	465,091	464,802
010	c1638	770735,814	8805791,725	472,048	471,091
011	C1639	770575,463	8801455,532	488,227	487,172
012	C1640	771006,537	8798148,670	506,152	505,293
013	C1640A	772793,796	8800013,871	488,575	488,400
014	C1394	748067,785	8801596,231	406,071	403,907
015	C1395	748372,881	8798013,540	412,736	410,984
016	C1428	751256,477	8804682,215	409,942	408,043
017	C1429	751301,449	8801535,144	418,855	417,049
018	C1430	751470,544	8798414,063	425,036	423,601
019	C1462A	756088,233	8807462,596	424,795	423,357
020	C1462B	753102,359	8808090,427	404,644	403,935
021	C1463A	754835,447	8804197,333	426,780	424,844
022	C1464	754106,389	8801390,844	431,971	429,986
023	C1497A	757953,582	8809200,747	430,427	429,464
024	C1499A	758094,795	8802487,076	452,810	450,998
025	C1500	757305,849	8798200,622	449,752	447,978
026	C1392A	746881,828	8809364,939	400,336	398,938
027	1643A	772234,588	8788028,701	545,016	546,125
028	C1536A	761358,855	8796567,331	462,594	461,015
029	C1537A	761095,399	8793079,516	468,143	467,981
030	C1571	763579,598	8794936,931	474,203	472,922

APÊNDICE A – PONTOS DE CONTROLE USADOS NA PESQUISA

– Área de Estudo 02 –

Nr	Código	E (m)	N (m)	h MDE (m)	h campo (m)
031	C1572	763774,238	8792002,477	478,664	477,491
032	C1573	764278,093	8788786,219	514,228	513,301
033	C1574	764831,233	8784745,410	523,068	521,249
034	C1607	767428,800	8793329,924	484,079	483,190
035	C1641	770711,123	8795514,636	495,313	493,816
036	C1641A	772410,642	8793525,824	484,567	483,228
037	C1642A	772064,784	8790612,214	497,570	495,789
038	C1644A	770646,528	8786063,614	546,973	545,678
039	C1396	748627,749	8795231,170	411,772	411,569
040	C1397	748969,059	8791582,293	424,055	421,892
041	c1398	748773,762	8787540,020	418,784	416,569
042	c1399	749699,563	8784121,249	418,615	416,786
043	C1466	754554,435	8795404,064	437,934	437,326
044	C1501	756866,609	8795094,115	444,813	444,225
045	c1502	757445,027	8792447,368	444,617	443,945
046	C1468A	755544,171	8790914,360	445,824	444,633
047	C1468B	752773,025	8788932,730	437,212	435,935
048	C1469	754051,068	8785551,254	462,312	460,973
049	C1469A	756181,691	8786807,001	471,398	469,984
050	C1503A	758404,061	8787733,786	508,954	506,527

APÊNDICE A – PONTOS DE CONTROLE USADOS NA PESQUISA

– Área de Estudo 03 –

Nr	Código	E (m)	N (m)	h MDE (m)	h campo (m)
001	D1722	423372,727	8710881,411	780,843	779,331
002	D1634	418800,983	8696716,261	774,227	775,418
003	D1724	423617,985	8704137,191	775,047	773,401
004	D1637	419304,257	8689469,254	772,089	771,552
005	D1770	425918,504	8708765,773	774,428	774,317
006	D1773	426326,229	8701632,334	754,572	752,976
007	D1727	423541,739	8699066,612	774,510	774,148
008	D1815	428366,466	8713214,833	781,440	780,571
009	D1729	423121,172	8694711,058	761,944	761,644
010	D1817	428163,854	8708784,281	769,704	769,251
011	D1819	428245,894	8703693,823	773,503	772,448
012	D1731	424411,082	8689519,142	766,829	766,779
013	D1863	431158,69	8711064,298	775,387	774,835
014	D1777	426142,669	8692609,858	768,503	767,003
015	D1867	430180,985	8701633,681	771,033	769,418
016	D1825	428674,951	8689651,109	761,298	761,441
017	D1868	430310,658	8698972,187	756,806	756,219
018	D1869	430259,224	8696889,637	731,304	730,313
019	D1871	430491,818	8691472,846	758,711	758,761
020	D1912	433217,88	8706347,808	765,953	765,045
021	D1914	433099,194	8701542,779	766,471	764,940
022	D1956	434981,411	8713569,069	776,322	775,146
023	D1664A	435923,384	8694597,217	749,912	749,607
024	D2004	437863,066	8711180,391	770,810	769,920
025	D2005	437770,589	8708727,036	759,480	759,654
026	D1916A	433392,743	8696588,678	738,218	737,219
027	D2007	437747,745	8704047,077	762,341	761,450
028	D1917A	433579,582	8694516,98	757,769	758,210
029	D1919A	433044,792	8690033,534	762,100	762,986
030	D2098A	442697,116	8711474,385	766,350	766,061

APÊNDICE A – PONTOS DE CONTROLE USADOS NA PESQUISA

– Área de Estudo 03 –

Nr	Código	E (m)	N (m)	h MDE (m)	h campo (m)
031	D1963A	435859,846	8696904,453	711,923	711,141
032	D2099A	442655,212	8708452,877	762,541	761,523
033	D1965A	435630,344	8691705,875	757,598	756,806
034	D2100A	443396,157	8706232,492	753,045	750,572
035	D2009A	437798,704	8699210,526	760,974	760,444
036	D2101A	442675,562	8704723,426	760,006	758,016
037	D2010A	437864,364	8696726,871	733,878	732,740
038	D2144A	444860,428	8713214,033	768,604	767,317
039	D2050	445144,408	8699804,711	750,197	748,362
040	D2056	441116,206	8698959,357	754,867	754,012
041	D1627	419270,466	8713380,649	790,194	788,862
042	D2058	440324,032	8694930,523	758,064	757,096
043	D2059	440123,965	8692076,911	755,177	754,330
044	D2105	442865,964	8694267,873	755,166	754,889
045	D2106	442646,867	8692254,156	750,037	751,274
046	D2107	443521,148	8689416,62	743,740	742,004
047	D1676	421479,727	8709330,306	784,763	783,637
048	D1677	420423,769	8706684,558	784,432	783,736
049	D1721	423323,168	8713113,728	784,196	783,962
050	D1633	419057,367	8699185,792	779,648	779,343