



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

**ESTUDO DE TÉCNICAS DE REAMOSTRAGEM E REGISTRO DE
IMAGENS DIGITAIS**

Carlos Eduardo Falandes

Relatório de Iniciação Científica do
programa PIBIC, orientado pelo Dr.
Fabrício Galende Marques de Carvalho.

INPE
São José dos Campos
2024



MINISTÉRIO DA CIÊNCIA, TECNOLOGIA E INOVAÇÃO
INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS

**ESTUDO DE TÉCNICAS DE REAMOSTRAGEM E REGISTRO DE
IMAGENS DIGITAIS**

Carlos Eduardo Falandes

Relatório de Iniciação Científica do
programa PIBIC, orientado pelo Dr.
Fabrício Galende Marques de Carvalho.

INPE
São José dos Campos
2024

À minha mãe, Ana Paula,
À minha irmã, Ana Beatriz,
À minha avó, Antonia Lene,
Aos três "A's" que moldaram a minha vida com exemplos de garra e coragem.

AGRADECIMENTOS

À minha mãe, por me dar as condições necessárias que tornaram possível o desenvolvimento deste trabalho.

Ao meu orientador, Prof. Dr. Fabrício Galende Marques de Carvalho, pelo acompanhamento constante durante todo o processo de pesquisa, que me fez desenvolver competências técnicas e científicas de qualidade. Agradeço em especial as conversas e conselhos que vão além da academia.

A todos os meus amigos que acreditaram em meus sonhos, em especial ao Matheus Passos, que me apoiou durante todo o processo de pesquisa, e ao meu namorado Victor Elias, por sempre acreditar em minha competência e apoiar meus sonhos.

Ao INPE - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, pela oportunidade de desenvolver uma pesquisa de qualidade, e ao CNPq - Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, pela bolsa durante toda a pesquisa.

RESUMO

No sensoriamento remoto, o estudo das técnicas de reamostragem de imagens e registro de imagens são essenciais para a observação da Terra. A reamostragem permite redimensionar a imagem, possibilitando a comparação com outras, capturadas de maneira distinta (por exemplo, em altitudes diferentes, com sensores com resoluções diferentes etc.). Por sua vez, o registro permite alinhar imagens diferentes que compartilham regiões em comum. Essas técnicas são essenciais para a realização de procedimentos como a detecção de mudanças e o reconhecimento de padrões, viabilizando a execução de análises relacionadas à região capturada pelas imagens. Tais análises são fundamentais para usuários finais, como órgãos de fiscalização. No entanto, as diferentes técnicas de reamostragem produzem resultados distintos, os quais podem comprometer etapas subsequentes de processamento ou reconhecimento. Neste trabalho, foram implementadas e testadas algumas técnicas de reamostragem: Vizinho Mais Próximo, Bilinear e Bicúbica. Para o registro, foram estudadas algumas técnicas de detecção e descrição de características, como a Correlação Cruzada Normalizada, o detector de cantos Harris, e a descrição de áreas, técnicas usadas para detecção de pontos de controle e casamento de padrões. As análises quantitativas seguiram duas abordagens: a primeira avaliou como os métodos de reamostragem alteram contornos de formas geométricas; e a segunda analisou a influência das técnicas de reamostragem no processo de registro. Na primeira abordagem, o método de reamostragem pelo Vizinho Mais Próximo mostrou desempenho inferior, com picos de erro mais elevados, enquanto a Bilinear apresentou resultados semelhantes à Bicúbica, destacando-se em reduções altas de escala. No entanto, a Bicúbica mostrou-se superior em termos de qualidade visual geral, especialmente em reduções menores. Os resultados em relação aos contornos das figuras testadas variaram, contudo, ficou evidente que figuras com diferentes tipos de contornos são mais resistentes ao ruído causado pela reamostragem. A segunda abordagem mostrou que, a reamostragem Bicúbica inseriu menos erros na etapa de registro, a reamostragem por Vizinho Mais Próximo, se destaca em relação à Bilinear por inserir menos erros no registro. Além de apresentar maiores erros, a Bilinear não possui previsibilidade devido à característica de suavização em regiões de alto contraste. Os resultados deste trabalho mostram as principais características dos diferentes métodos estudados de forma quantitativa e qualitativa, possibilitando ao leitor a compreensão dos mesmos, visto que estes impactam diretamente na qualidade das imagens processadas.

Palavras-chave: Processamento de imagens. Reamostragem de imagens. Registro de imagens. Detecção de padrões. Sensoriamento remoto.

LISTA DE FIGURAS

	<u>Pág.</u>
Figura 1. Esquema de sobreposição de imagens.	3
Figura 2. Esquema da reamostragem por Vizinho Mais Próximo.....	4
Figura 3. Representação das distâncias (dx e dy).....	5
Figura 4. Representação de como ocorre a reamostragem Bilinear.	6
Figura 5. Esquema de interpolação Bicúbica.	7
Figura 6. Casamento de pontos de controle entre diferentes imagens.	8
Figura 7. Ilustração do processo de correlação entre imagem e janela.	9
Figura 8. Geometria da transformação afim geral no plano.	14
Figura 9. Geometria da transformação projetiva no plano.	15
Figura 10. Exemplo de distorções geométricas.	17
Figura 11. Imagens com características proeminentes.	23
Figura 12. Imagens da Figura 11 com destaque nas características geométricas.....	24
Figura 13. Imagens das figuras geométricas utilizadas para os testes.....	24
Figura 14. Processo realizado utilizando o método de reamostragem por Vizinho Mais Próximo com razão percentual de redução em 70% da original.	25
Figura 15. Imagem obtida pelo satélite CBERS-04A utilizando o sensor MUX, com resolução espacial de 16,5 m, destacando a região usada nos testes.	26
Figura 16. Recorte da banda NIR da Figura 15, com dimensões de 1013x1013.	27
Figura 17. Ilustração do processo de reamostragem utilizando o método Bilinear com razão percentual de redução em 70% da original.	28
Figura 18. Casamento de pontos de controle entre a imagem original e a Reamostrada.	28
Figura 19. Inversor de intensidades.....	30

Figura 20. Imagem gerada a partir de focos de calor detectados pelo Programa Queimadas, Satélite GOES-16.	34
Figura 21. Recorte da Baía de Guanabara – CBERS 4A.	35
Figura 22. Trecho reamostrado em 10 vezes pela reamostragem por Vizinho Mais Próximo.	36
Figura 23. O trecho foi reamostrado em 10 vezes pela reamostragem Bilinear.....	37
Figura 24. Trecho reamostrado em 10 vezes pela reamostragem Bicúbica.	38
Figura 25. Diagrama de classes para a reamostragem.....	39
Figura 26. Recorte da interface para a visualização dos resultados das técnicas de reamostragem.....	39
Figura 27. Ilustração do processo de compatibilização de escalas.....	40
Figura 28. Print da interface criada para exibir imagens compatibilizadas.	41
Figura 29. Menu da interface para visualização de imagens.	42
Figura 30. Relação entre focos de calor e índice de aerossol compatibilizados com a reamostragem NN.....	42
Figura 31. Relação entre focos de calor e índice de aerossol compatibilizados com a reamostragem Bilinear.....	43
Figura 32. Relação entre focos de calor e índice de aerossol compatibilizados com a reamostragem Bicúbica.	43
Figura 33. Janela de correspondência.....	45
Figura 34. Imagem com maior correspondência identificada.	45
Figura 35. Pontos de controle detectados com o algoritmo Harris.....	47
Figura 36. Imagem com áreas destacadas.	48
Figura 37. Imagem tirada pelo satélite CBERS 4A, 628 km.....	49
Figura 38. Imagem tirada pelo satélite CBERS 4, 778 km.....	49
Figura 39. Esquema de correspondência de padrões.	50

Figura 40. Imagem resultante do mosaico.....	51
Figura 41. Recorte de uma região da Figura 30.	52
Figura 42. Recorte de uma região da Figura 30 rotacionada a 45°.....	53
Figura 43. Imagem da Figura 34 com os pontos de controle detectados.	53
Figura 44. Imagem da Figura 35 com os pontos de controle detectados.	54
Figura 45. Imagem da Figura 34 com áreas destacadas.	54
Figura 46. Imagem da Figura 35 com áreas destacadas.	55
Figura 47. Exemplo de casamento de pontos de controle entre as Figuras 36 e 37.	55
Figura 48. Mosaico final utilizando a Transformação Afim e o detector de cantos Harris.	56
Figura 49. Exemplo e comparação de variações no Coeficiente de Correlação tendenciosas.....	57
Figura 50. Imagem da Circunferência.	58
Figura 51. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para a Circunferência.	58
Figura 52. Imagem do Círculo.....	59
Figura 53. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Círculo.....	59
Figura 54. Imagem do Contorno do Triângulo.....	60
Figura 55. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Contorno do Triângulo.	60
Figura 56. Imagem do Triângulo.....	61
Figura 57. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Triângulo.....	61
Figura 58. Imagem do Contorno do Quadrado.....	62
Figura 59. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Contorno do Quadrado.	62
Figura 60. Imagem do Quadrado.....	63
Figura 61. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Quadrado.....	63

Figura 62. Imagem do Contorno da Estrela.....	64
Figura 63. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Contorno da Estrela.	64
Figura 64. Imagem da Estrela.....	65
Figura 65. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para a Estrela.....	65
Figura 66. Raiz do Erro Quadrático Médio no Registro em Relação aos Pontos de Controle.....	67
Figura 67. Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo x.....	68
Figura 68. Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo y.....	68
Figura 69. Visualização Total dos dados (a) Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo x e (b) Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo y.	69
Figura 70. Soma do Módulo do Erro nos Eixos x e y.	70
Figura 71. Visualização Completa dos Resultados da Soma do Módulo do Erro nos Eixos x e y.	70
Figura 72. Imagens registradas após a reamostragem na razão percentual 80% das dimensões originais.	71
Figura 73. Imagens registradas após a reamostragem na razão percentual 50% das dimensões originais.	71
Figura 74. Comparação da degradação de bordas em por diferentes métodos.....	72
Figura 75. Coeficiente de Correlação da Imagem Registrada em Relação a Original. ..	73
Figura 76. Relação Sinal-Ruído de Pico da Imagem Registrada em Relação a Original.	74
Figura 77. Visualização Total dos dados (a) Coeficiente de Correlação da Imagem Registrada em Relação a Original e (b) Relação Sinal-Ruído de Pico da Imagem Registrada em Relação a Original.	74
Figura 78. Erro Médio Quadrático da Imagem Registrada em Relação a Original.....	75

Figura 79. Visualização Completa dos Resultados do Erro Médio Quadrático da Imagem Registrada em Relação a Original.	75
---	----

SUMÁRIO

	Pág.
1. INTRODUÇÃO	1
1.1. OBJETIVO GERAL	1
1.2. OBJETIVO ESPECÍFICO	2
2. REVISÃO DA LITERATURA.....	3
2.1. REAMOSTRAGEM DE IMAGENS	3
2.1.1. REAMOSTRAGEM POR VIZINHO MAIS PRÓXIMO.....	3
2.1.2. REAMOSTRAGEM BILINEAR	4
2.1.3. REAMOSTRAGEM BICÚBICA	6
2.2. REGISTRO DE IMAGENS	7
2.2.1. TÉCNICAS DE CASAMENTO DE PONTOS DE CONTROLE.....	8
2.2.2. TÉCNICAS DE TRANSFORMAÇÃO DE IMAGENS.....	12
2.2.3. REFINAÇÃO DE MODELO DE TRANSFORMAÇÃO.....	18
2.3. MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO	18
2.3.1. ERRO MÉDIO QUADRÁTICO AO EFETUAR O REGISTRO.....	19
2.3.2. COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO	19
2.3.3. ERRO MÉDIO ABSOLUTO	20
2.3.4. RELAÇÃO SINAL-RUÍDO DE PICO	21
2.3.5. RAIZ DO ERRO QUADRÁTICO MÉDIO	21
2.3.6. ERRO NA TRANSLAÇÃO DO REGISTRO	22
3. METODOLOGIAS DAS AVALIAÇÕES QUANTITATIVAS.....	22
3.1. PROCEDIMENTO PARA ANÁLISE DOS MÉTODOS DE REAMOSTRAGEM COM DIFERENTES FORMAS GEOMÉTRICAS	23

3.2.	PROCEDIMENTO PARA ANÁLISE DOS EFEITOS DOS ALGORITMOS DE REAMOSTRAGEM NO REGISTRO DE IMAGENS.....	25
4.	RESULTADOS.....	30
4.1.	COMPONENTES DE MANIPULAÇÃO DE IMAGENS	30
4.1.1.	SISTEMA BÁSICO PARA VISUALIZAÇÃO DE TESTES	30
4.1.2.	MODELAGEM DE UMA IMAGEM.....	31
4.1.3.	CRIAÇÃO DE IMAGENS A PARTIR DE FOCOS DE CALOR	32
4.2.	REAMOSTRAGEM DE IMAGENS	35
4.2.1.	REAMOSTRAGEM POR VIZINHO MAIS PRÓXIMO.....	35
4.2.2.	REAMOSTRAGEM BILINEAR.....	36
4.2.3.	REAMOSTRAGEM BICÚBICA	37
4.2.4.	IMPLEMENTAÇÃO DOS INTERPOLADORES	38
4.2.5.	REAMOSTRAGEM PARA COMPATIBILIZAÇÃO DE DADOS DE DIFERENTES SATELITES	39
4.3.	DETECÇÃO E CASAMENTO DE PONTOS DE CONTROLE	44
4.3.1.	CORRELAÇÃO CRUZADA NORMALIZADA.....	44
4.3.2.	DETECTOR DE CANTOS HARRIS	46
4.3.3.	DESCRITOR DE ÁREAS	47
4.4.	REGISTRO DE IMAGENS	48
4.4.1.	REGISTRO COM CORRELAÇÃO CRUZADA NORMALIZADA	48
4.4.2.	REGISTRO COM O DETECTOR DE CANTOS HARRIS.....	51
4.5.	ANÁLISES QUANTITATIVAS.....	56
4.5.1.	ANÁLISE DOS MÉTODOS DE REAMOSTRAGEM APLICADO DIFERENTES TIPOS DE FORMAS GEOMÉTRICAS	57
4.5.2.	ANÁLISE DOS EFEITOS DOS ALGORITMOS DE REAMOSTRAGEM NO PROCESSO DE REGISTRO	66

5. CONCLUSÃO	76
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	78

1. INTRODUÇÃO

Este estudo visa aprofundar a compreensão, implementação computacional e avaliação de técnicas de reamostragem e registro aplicadas a imagens digitais, tendo como enfoque a sua relevância no contexto do reconhecimento de padrões. A etapa de registro de imagens digitais busca alinhar essas imagens a um referencial comum (ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; PRASANTHA; SHASHIDHARA; BALASUBRAMANYA, 2009), enquanto a reamostragem está relacionada à modificação das dimensões das imagens (DOURADO, 2014). Essas operações são cruciais no processamento das imagens de satélites, assim estabelecendo uma base homogênea para a comparação entre as imagens (SILVA; CENTENO; ARAKI, 2011; MEDHA; PRADEEP; HEMANT, 2009), habilitando atividades como a detecção de mudanças e a identificação de elementos de interesse. No entanto, é importante ressaltar que tanto o registro quanto a reamostragem alteram a imagem original, o que pode afetar a capacidade de identificação e detecção de mudanças (NETO; MASCARENHAS, 1983; GONZALEZ; WOODS, 2010; THANH; HUNG; CHUNG, 2018).

1.1. OBJETIVO GERAL

O presente estudo tem como objetivo primordial investigar, por meio da implementação e avaliação de algoritmos, as técnicas de reamostragem e registro de imagens digitais. Os objetivos são para abordar questões tais como: 1. Como realizar a reamostragem de imagens sem comprometer as características cruciais necessárias para a identificação? 2. Quais são os impactos e limitações das diferentes técnicas de registro quando consideradas no contexto do reconhecimento de padrões em imagens? As respostas a essas indagações são exploradas no decorrer da implementação deste estudo.

Para responder tais questões foram feitas análises qualitativas e quantitativas, na qual o foco foi em relação às análises quantitativas entre os diferentes métodos de reamostragem e registro de imagens digitais, para deste modo, compreender com base nos testes as principais características de cada método estudado e como elas impactam demais etapas de processamento, como: reconhecimento de padrões.

1.2. OBJETIVO ESPECÍFICO

- Estudar técnicas de reamostragem e registro de imagens objetivando desenvolver componentes de software aplicáveis a problemas de interesse do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) (ex. sensoriamento remoto, detecção de mudanças no uso do solo etc.)

- Compatibilizar e integrar dados provenientes de diferentes satélites, visando a harmonização das informações e a melhoria na análise conjunta desses dados.

- Avaliar vantagens, desvantagens e limitações nas técnicas estudadas sob o ponto de vista teórico-prático.

2. REVISÃO DA LITERATURA

2.1. REAMOSTRAGEM DE IMAGENS

A reamostragem de imagens é um processo fundamental que envolve o redimensionamento de uma imagem por meio de métodos de interpolação de pixels (GONZALES; WOODS, 2009; ZITOVÁ; FLUSSER, 2009), tal processo é fundamental para a compatibilização entre imagens de diferentes fontes, como satélites. A ideia técnica central é aplicar as novas dimensões desejadas à imagem original. Para determinar as intensidades dos pixels na imagem resultante, diversos métodos podem ser empregados, e alguns deles serão explorados nesta seção. A Figura 1 ilustra o processo de sobreposição da matriz de pixels das novas dimensões da imagem sobre a matriz de pixels da imagem original.

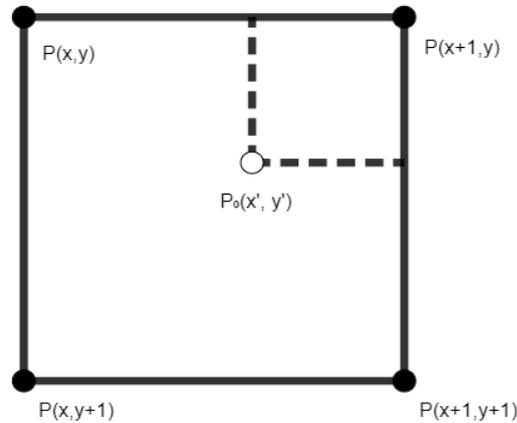
Figura 1. Esquema de sobreposição de imagens.



2.1.1. REAMOSTRAGEM POR VIZINHO MAIS PRÓXIMO

O método de reamostragem por Vizinho Mais Próximo é uma ideia simples e de fácil implementação (DOURADO, 2009), entretanto, possui alguns pontos a serem ressaltados, como a desvantagem na perda de detalhes finos e nos contornos, que passam a apresentar aspecto de blocos serrilhados, principalmente em regiões curvas, porém, esse método tem o processamento extremamente rápido. Basicamente, a ideia da técnica é sobrepor as novas dimensões de imagem sobre a imagem original, mantendo a mesma escala, como mostrado na Figura 1. Para atribuir intensidades à imagem sobreposta, o algoritmo procura pelo pixel da imagem original mais próximo e atribui este valor ao pixel correspondente na nova imagem, como é mostrado na Figura 2.

Figura 2. Esquema da reamostragem por Vizinho Mais Próximo.



Pode-se identificar que o ponto $P_0(x', y')$ da nova imagem está mais próximo do ponto $P(x, y+1)$ da imagem original, então, a intensidade a ser atribuída ao ponto P_0 será a mesma que a do ponto $P(x, y+1)$.

Tendo sabido $P_0(x', y')$ e $P(x, y)$, pode-se calcular as distâncias dx e dy , conseqüentemente, se obtém: $dx = x' - x$ e $dy = y' - y$.

Desta forma essa interpolação pode ser dada através da Equação 1.

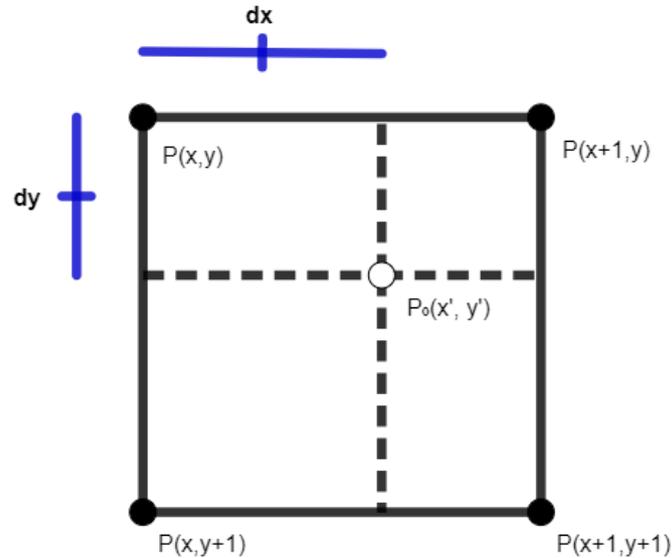
$$P_0(x', y') = \begin{cases} P(x, y) & \text{para } dx < 0,5 \text{ e } dy < 0,5 \\ P(x + 1, y) & \text{para } dx \geq 0,5 \text{ e } dy < 0,5 \\ P(x, y + 1) & \text{para } dx < 0,5 \text{ e } dy \geq 0,5 \\ P(x + 1, y + 1) & \text{para } dx \geq 0,5 \text{ e } dy \geq 0,5 \end{cases} \quad (1)$$

2.1.2. REAMOSTRAGEM BILINEAR

O método de reamostragem Bilinear (GOSHTASBY, 2005) compartilha semelhanças com o método anterior, no sentido de utilizar a intensidade dos pixels mais próximos. No entanto, diferencia-se ao considerar a intensidade dos quatro pixels mais próximos, ponderando essas intensidades com base na distância.

Este método, tem a característica de reter a suavidade em transições suaves, priorizando essa característica nos detalhes excessivamente nítidos. Desse modo, essa abordagem pode levar a efeitos de borramento e desfoque.

Figura 3. Representação das distâncias (dx e dy).



Inicialmente é necessário saber as distâncias do pixel da nova imagem para com os outros quatro pixels da imagem original, como representado na Figura 3. O cálculo da distância relativa entre o ponto $P(x, y)$ ao ponto $P_0(x', y')$ é dado Equação 2.1.

$$dx = x' - x \quad (2.1)$$

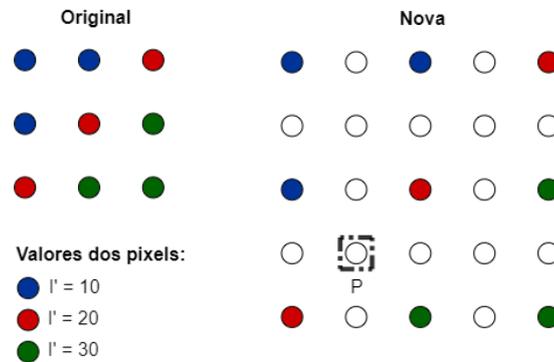
$$dy = y' - y.$$

Sabendo dx e dy é possível descobrir todas as distâncias, já que as lineares são complementares, sendo sua soma um o valor máximo. Portanto é possível o algoritmo realizar a ponderação da intensidade do novo pixel utilizando a Equação 2.2.

$$P_0(x', y') = \left[(1-dx) * (1-dy) * P(x+1, y+1) + dx * (1-dy) * P(x, y+1) + \right. \quad (2.2) \\ \left. dx * dy * P(x, y) + (1-dx) * dy * P(x+1, y) \right]$$

Na Figura 4, é possível observar a interpolação acontecendo, ao analisar o ponto 'P' da nova imagem pode-se afirmar que seu dx e dy é 0,5 já que ele se encontra no meio dos quatro pixels. Para estipular o valor da nova intensidade o algoritmo vai usar a fórmula citada anteriormente, após aplicada, tem que o valor de 'P' é 10 mesmo pertencendo a linha de intensidade 20, o que causa um efeito de suavidade nas bordas, isso ocorre porque foi utilizado o valor da ponderação dos quatro pixels mais próximos.

Figura 4. Representação de como ocorre a reamostragem Bilinear.



2.1.3. REAMOSTRAGEM BICÚBICA

O método de reamostragem Bicúbica é semelhante ao método de reamostragem Bilinear, contudo sua abordagem consiste em utilizar os dezesseis pixels mais próximos da imagem original para calcular a intensidade do pixel a ser extrapolado. A ideia principal por trás desse método é considerar a distância geométrica entre o novo pixel e os pixels circundantes, atribuindo pesos com base em uma spline cúbica para cada pixel correlacionado. O esquema de interpolação é visível na Figura 5.

A spline cúbica é uma curva matematicamente definida por meio das intensidades e dos pixels que estão sendo usados para a interpolação (CHUI, 1992). A reamostragem Bicúbica é pode ser dada através das Equações 3.1 e 3.2.

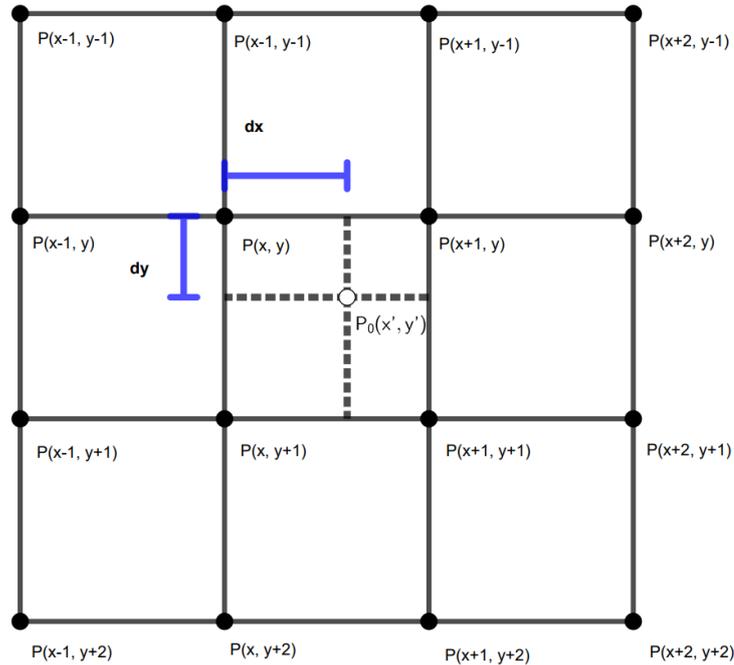
$$P_0(x', y') = \sum_{m=-1}^2 \sum_{n=-1}^2 P(x + m, y + n) R(m - dx) R(dy - n) \quad (3.1)$$

em que,

$$R(x) = \frac{1}{6} [E(s+2)^3 - 4E(s+1)^3 + 6E(s)^3 - 4E(s-1)^3] \quad (3.2)$$

$$E(t) = \begin{cases} t, & t > 0 \\ 0, & t \leq 0 \end{cases}$$

Figura 5. Esquema de interpolação Bicúbica.



Esse método não apresenta serrilhamento tão exagerado como o método de reamostragem por Vizinho Mais Próximo e não suaviza tanto a imagem quanto o método de reamostragem Bilinear.

2.2. REGISTRO DE IMAGENS

O registro de imagens consiste no alinhamento de imagens que compartilham trechos de uma mesma cena, tiradas em momentos diferentes, de ângulos diferentes, ou com sensores diferentes, para que possam ser comparadas ou combinadas (ZITOVÁ; FLUSSER, 2003)(PEDRINI; SCHWARTZ, 2008). Para realização do registro é necessário passar pelas seguintes etapas: filtro binário (GONZALES; WOODS, 2010), detecção de pontos de controle (SAHARAN, 2016), descrição de características, casamento de pontos de controle, estimação do modelo de transformação, refinação do modelo de transformação.

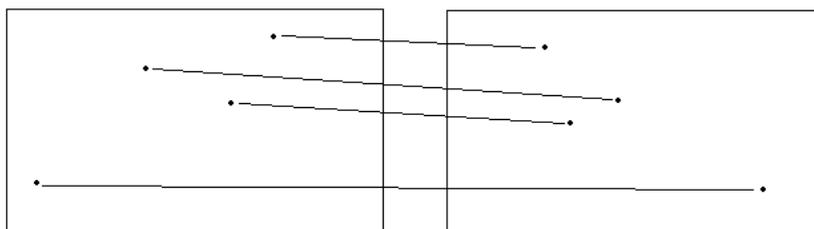
A etapa de filtragem binária é crucial nesse processo, pois através dela é possível remover ruídos e excluir informações irrelevantes que podem obscurecer ou distorcer os pontos de controle essenciais para a análise subsequente. Dessa forma, as etapas subsequentes de detecção e extração de características tornam-se mais eficientes quando a filtragem é usada.

2.2.1. TÉCNICAS DE CASAMENTO DE PONTOS DE CONTROLE

As técnicas de casamento de padrões e detecção dos pontos de controle são fundamentais, visto que os pontos de controle são pontos em regiões específicas de uma imagem que podem ser identificados por conter características distintas, logo são usados como base para o modelo de transformação usado no processo de registro de imagens. Existem várias técnicas de detecção de pontos de controle, cada uma com suas especificidades.

Tais técnicas são responsáveis por encontrar pontos característicos em imagens, possibilitando, juntamente com a descrição dessas características, relacionar regiões semelhantes entre a imagem a ser transformada e a imagem referenciada, essa relação é chamada de casamento de pontos de controle e pode ser observada com mais clareza na Figura 6.

Figura 6. Casamento de pontos de controle entre diferentes imagens.



2.2.1.1. CORRELAÇÃO CRUZADA NORMALIZADA

O cálculo da Correlação Cruzada normalizada é realizado entre uma janela pré-definida e a imagem em todas as posições possíveis. Isso permite avaliar a similaridade entre a imagem para com a janela, os valores resultantes para cada posição indicam o quanto similar cada posição na imagem é da janela, sendo que um valor resultante mais alto indica a melhor correspondência. Adicionalmente, a normalização torna a medida invariante a variações globais de intensidade, esse método é dado através da Equação 4.

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_s \sum_t [I(s, t) - \bar{I}] \sum_s \sum_t [T(x + s, y + t) - \overline{T_{xy}}]}{\left\{ \sum_s \sum_t [I(s, t) - \bar{I}]^2 \sum_s \sum_t [T(x + s, y + t) - \overline{T_{xy}}]^2 \right\}} \quad (4)$$

Sendo os termos:

I : é a intensidade do pixel na imagem de entrada;

T : é a intensidade do pixel da janela deslocada;

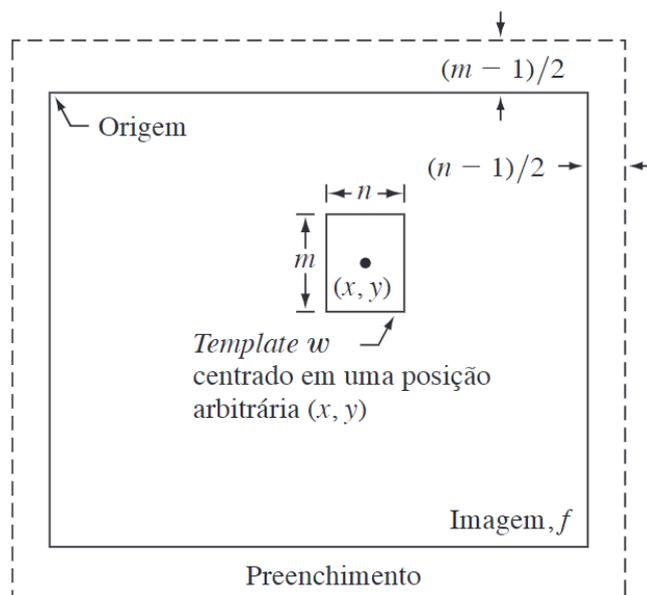
\bar{T} : é a média das intensidades da janela deslocada;

\bar{I} : é a média das intensidades da imagem de entrada, e

$\gamma(x, y)$: têm valores no intervalo $[-1, 1]$.

Quando a T (janela) normalizada e a região normalizada correspondente em I (imagem que está sendo comparada) são idênticos, dá-se a correlação máxima, o mínimo é dado quando não há alguma correspondência entre T e I. Além disso, este método possui a desvantagem de não ser invariável a mudanças de rotação e escala, mas somente à translação.

Figura 7. Ilustração do processo de correlação entre imagem e janela.



Fonte: Gonzales & Woods (2010).

A Figura 7 mostra como funciona o processamento da equação anterior, dado que, a fronteira em volta de I é necessária para que o ponto central de T possa passar nas bordas da de T. Também é visível uma janela de tamanho $m \times n$ cujo centro está em uma posição arbitrária (x, y) . Em seguida, o centro da janela é incrementado em um local adjacente, e o procedimento é repetido. O coeficiente de correlação completa $\gamma(x, y)$ é obtido deslocando o centro da janela (isto é, incrementando x e y), de modo que o centro de T passe por cada pixel de I. Ao final do procedimento, o algoritmo procura o máximo em $\gamma(x, y)$ para descobrir onde ocorreu a melhor correspondência. É possível ter várias

posições em $\gamma(x, y)$ com o mesmo valor máximo, indicando vários casamentos entre T e I (GONZALES; WOODS, 2010).

2.2.1.2. SOMA DOS QUADRADOS DAS DIFERENÇAS

Essa técnica envolve o cálculo da Soma dos Quadrados das Diferenças entre a janela e a imagem em todas as posições possíveis como visto no exemplo na Figura 7. O resultado do cálculo é a dissimilaridade entre a janela e a imagem, assim, quanto menor o valor resultante, maior a similaridade entre as janelas, sendo sensível a pequenas variações de contraste. O cálculo é dado através da Equação 5:

$$R(x, y) = \sum_{i,j}^N (I(x + i, y + j) - T(i, j))^2 \quad (5)$$

Sendo os termos:

N : quantidade de pixels na janela;

T : janela;

I : imagem; e

R : imagem com as relações resultante.

2.2.1.3. INFORMAÇÃO MÚTUA

A Informação Mútua entre a janela e a imagem de entrada, como nos métodos anteriores, é calculada em todas as posições possíveis. Ela parte do pressuposto de que a co-ocorrência dos valores mais prováveis nas duas imagens é maximizada baseando-se nas relações entre os pixels, logo a posição com o valor máximo de informação mútua indica a melhor correspondência, dada através da Equação 6:

$$f = \left(\sum_{i,j} \log \frac{p(i, j)}{pt(i).pm(j)} \right)^{-1} \quad (6)$$

Sendo os termos:

$pt(i)$ e $pm(j)$: são as distribuições de probabilidades nas imagens; e

$p(i, t)$: é a probabilidade conjunta.

2.2.1.4. DETECÇÃO DE CANTOS HARRIS

A detecção de cantos Harris (do inglês, Harris corner detector), uma otimização do detector de cantos Moravec (do inglês, Moravec corner detection). Ao contrário do

método Moravec, que utiliza patches deslocados para calcular a pontuação de canto, o algoritmo de Harris (HARRIS; STEPHENS, 1988) calcula diretamente a derivada da pontuação de canto em relação à direção. Isso confere ao detector Harris a capacidade de identificar o mesmo canto em múltiplas imagens semelhantes, independentemente das variações de iluminação, translação, rotação, escala, inclinação e distorções.

O método de detecção de cantos Harris segue uma sequência para a estimação dos cantos na imagem:

a. Cálculo dos gradientes:

Utilizado para representar a variação das intensidades ao longo das direções x e y da imagem. Ele é usado para identificar mudanças súbitas de intensidade, que são indicativas da presença de cantos e bordas. Esse cálculo é realizado por meio das derivadas parciais, dada pela Equação 7.1.

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x} \quad \text{e} \quad I_y = \frac{\partial I}{\partial y} \quad (7.1)$$

b. Cálculo da matriz de covariância:

A partir das derivadas de I_x e I_y , é possível calcular a matriz de covariância. Esse processo envolve a seleção de uma área 3x3 ao redor de um ponto específico $P(x, y)$, no qual as derivadas nessa região são elevadas ao quadrado para criar a matriz de covariância. O cálculo pode ser realizado através da Equação 7.2.

$$M = \sum_{v=-1}^{-1} \sum_{u=-1}^{-1} P(x+v, y+u) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x \cdot I_y \\ I_x \cdot I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (7.2)$$

c. Cálculo dos cantos:

Por meio da matriz de covariância é possível estimar valores para cada posição, permitindo a identificação de cantos e bordas em uma imagem. Esse cálculo pode ser dado através da Equação 7.3.

$$R = \det(M) - k \cdot \text{traço}(M)^2 \quad (7.3)$$

Sendo k uma constante que varia de 0,04 a 0,06.

Os resultados de R podem ser interpretados da seguinte forma: um valor muito alto de R indica a presença de um canto na imagem, enquanto um valor negativo sugere a existência de uma borda e valores baixos indicam uma região plana.

d. Threshold para região de cantos:

Após calcular os cantos e bordas, é crucial selecionar apenas as regiões de pico, ou seja, os cantos significativos na imagem. É necessário estabelecer um limite, a partir do qual um determinado valor de R é considerado uma região de canto. No entanto, ao delimitar esse valor, surgem regiões com valores altos, então é essencial identificar o verdadeiro canto nesta região.

e. Supressão não-máxima:

Para resolver o problema mencionado anteriormente, é aplicada a técnica de supressão não-máxima. Isso envolve a observação dos valores em torno de uma posição específica dentro de uma janela 3×3 . Uma posição é identificada como um canto quando possui o valor de R mais alto em comparação com as outras posições na janela, assim, essa posição é considerada o centro de um canto em uma imagem.

Com os cantos de uma imagem detectados, é possível realizar o casamento de padrões entre imagens utilizando alguma técnica de correspondência de características (do inglês, Feature matching).

2.2.2. TÉCNICAS DE TRANSFORMAÇÃO DE IMAGENS

Após compreender as técnicas de casamento de padrões, um passo fundamental, segue-se a descrição das técnicas de transformação. Estas são responsáveis por mapear os pixels de uma imagem de modo que correspondam a outra, viabilizando o registro entre imagens. Algumas dessas técnicas estão detalhadas nos próximos tópicos (ZITOVÁ; FLUSSER, 2003; PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

2.2.2.1. TRANSFORMAÇÃO PROCRUSTES

A Transformação Procrustes trata problemas de escala, rotação e translação em uma imagem.

Pode ser dada pela Equação 8.1:

$$\begin{bmatrix} p' \\ 1 \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} p \\ 1 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = T \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8.1)$$

Sendo T mostrado na Equação 8.2.

$$T = \begin{bmatrix} \alpha \cos(\theta) & \alpha \sin(\theta) & \Delta x \\ -\alpha \sin(\theta) & \alpha \cos(\theta) & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8.2)$$

p' e p , correspondem aos pontos $p(x, y)$ e $p'(x', y')$ das imagens I e I' .

α corresponde a mudanças de escala, para $\alpha = 1$ sem variação, $\alpha > 1$ a imagem é ampliada e $\alpha < 1$ a imagem é reduzida, ressaltando que tal variação é proporcional aos valores de α .

θ , corresponde à rotação em radianos.

Δx e Δy , correspondem ao movimento de translação horizontal e vertical, respectivamente.

Z pode ser escrito como na Equação 8.3.

$$Z = \begin{bmatrix} \alpha \sin(\theta) \\ \alpha \cos(\theta) \\ \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (8.3)$$

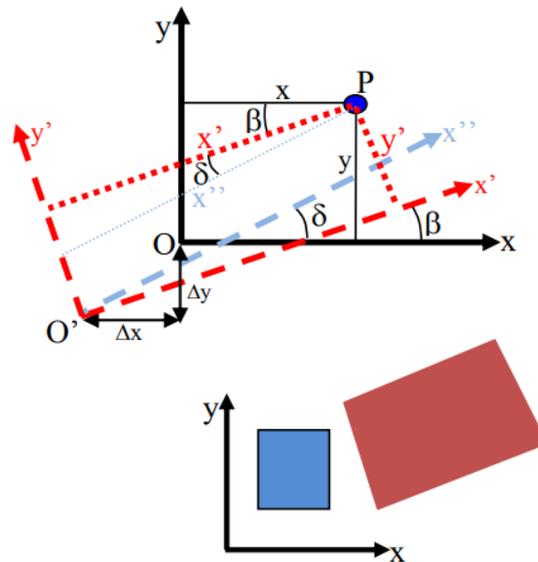
E a matriz Jacobiana como na Equação 8.4.

$$J = \begin{bmatrix} y_1 & x_1 & 1 & 0 \\ -x_1 & y_1 & 0 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_n & x_n & 1 & 0 \\ -x_n & y_n & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8.4)$$

2.2.2.2. TRANSFORMAÇÃO AFIM

A Transformação Afim se destaca por sua facilidade de implementação, baixo custo computacional, além de ser precisa, requerendo no mínimo três correspondências de pontos de controle. Essa transformação é amplamente utilizada em aplicações de processamento de imagem e visão computacional, pois trata 6 parâmetros, 2 fatores de escala (λ_x, λ_y), 1 fator de não ortogonalidade entre os eixos (δ), 1 rotação (β) e 2 translações ($\Delta x, \Delta y$).

Figura 8. Geometria da transformação afim geral no plano.



Fonte: Santos (2009).

De acordo com a Figura 8 as coordenadas x' , y' devem ser obtidas em função das coordenadas x , y . Assim representada na Equação 9.1:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \delta & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (9.1)$$

δ é muito pequeno e por isso, pode ser considerado as seguintes aproximações $\delta = \delta$ e $\cos(\delta) = 1$.

A matriz de rotação considerando a translação é dada pela Equação 9.2.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \beta & -\sin \beta \\ \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \delta & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (9.2)$$

Aplicando a mudança de escala λx em x e λy em y e usando a matriz de rotação, juntamente com as duas translações Δx e Δy , dado na Equação 9.3 ou na 9.4.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \beta & -\sin \beta \\ \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \delta & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x\lambda x \\ y\lambda y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (9.3)$$

Ou:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\cos \beta - \delta \sin \beta) & -\sin \beta \\ (\sin \beta + \delta \cos \beta) & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x\lambda x \\ y\lambda y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (9.4)$$

Então, conforme a Equação 9.5 ou 9.6 de forma linear.

$$\begin{aligned}
 a &= \lambda x(\cos\beta - \delta \operatorname{sen}\beta), & b &= -(\lambda y \operatorname{sen}\beta), \\
 c &= \lambda x(\operatorname{sen}\beta + \delta \cos\beta), & d &= (\lambda y \cos\beta)
 \end{aligned}
 \tag{9.5}$$

Tem se sua forma linear:

$$\begin{aligned}
 x' &= ax + by + \Delta x \\
 y' &= cx + dy + \Delta y
 \end{aligned}
 \tag{9.6}$$

Sendo os termos:

a, b, c, d: parâmetros da transformação;

Δx e Δy : parâmetros de translação;

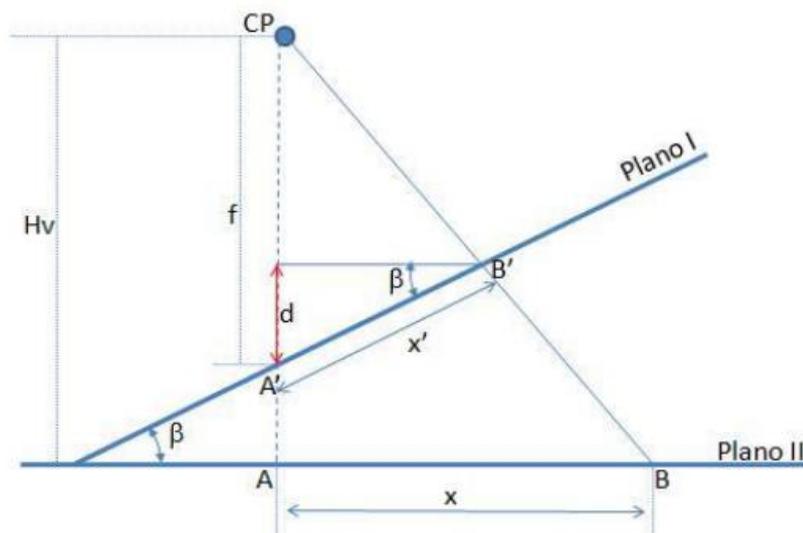
x e y: coordenadas de um ponto em um sistema arbitrário; e

x' e y' : coordenadas de um ponto em um sistema conhecido.

2.2.2.3. TRANSFORMAÇÃO PROJATIVA

A Transformação Projetiva trata os 6 parâmetros citados na Transformação Afim, com adicional de problemas de perspectiva. Por conta de sua complexidade é necessário ter ao menos cinco pontos de controle.

Figura 9. Geometria da transformação projetiva no plano.



Fonte: Santos (2009).

A representação na Figura 9 é o cateto oposto do ângulo β entre os planos I e II, dado na Equação 10.1.

$$\text{sen}\beta = \frac{d}{x'} \quad (10.1)$$

Tendo que d pode ser escrito na Equação 10.2.

$$d = x'\text{sen}\beta \quad (10.2)$$

Sendo assim, podemos ter a relação geométrica, contudo, tem-se um ambos os eixos possuem um escalar, expresso nas Equações 10.3 e 10.4.

$$\frac{x}{x'} = \frac{Hv}{f - x'\text{sen}\beta} \quad (10.3)$$

$$\frac{y}{y'} = \frac{Hv}{f - x'\text{sen}\beta}$$

Logo:

$$x = \frac{x'Hv}{f - x'\text{sen}\beta} \quad (10.4)$$

$$y = \frac{y'Hv}{f - x'\text{sen}\beta}$$

A transformação entre os planos é dada por similaridade, já que há uma rotação β e um escalar Δx e Δy , dado nas Equações 10.5, 10.6 e 10.7.

Plano I:

$$x' = x\cos\beta + y\text{sen}\beta + \Delta x \quad (10.5)$$

$$y' = -x\text{sen}\beta + y\cos\beta + \Delta y$$

Plano II:

$$x'' = x'\cos\beta + y'\text{sen}\beta + \Delta x' \quad (10.6)$$

$$y'' = -x'\text{sen}\beta + y'\cos\beta + \Delta y'$$

Substituindo:

$$x' = \frac{a_1x + a_2y + a_3}{a_7x + a_8y + 1} \quad (10.7)$$

$$y' = \frac{a_4x + a_5y + a_6}{a_7x + a_8y + 1}$$

Sendo os termos:

a_1 : parâmetro de transformação;

x e y : coordenadas de um ponto em um sistema arbitrário; e

x' e y' : coordenadas de um ponto em um sistema conhecido.

2.2.2.4. TRANSFORMAÇÃO POLINOMIAL

A Transformação Polinomial é usada para o tratamento de problemas de distorções, interpolação e ajuste fotogramétrico, compensando as distorções nos ângulos, distorções exemplificadas na Figura 10. As equações para essa transformação são diversas, contudo, seguem a mesma proposta: composta pela somatória de polinômios utilizados na formação das dimensões x , y e z , expresso na Equação 10.

$$x' = a_0 + a_1x + a_2x^2 + a_3x^3 + \dots + a_nx^n \quad (10)$$

$$y' = b_0 + b_1y + b_2y^2 + b_3y^3 + \dots + b_ny^n$$

Sendo:

a_1, \dots, a_n, b_1 e b_n : parâmetros de transformação;

x e y : coordenadas de um ponto em um sistema arbitrário; e

x' e y' : coordenadas de um ponto em um sistema conhecido.

Figura 10. Exemplo de distorções geométricas.



Fonte: Pedrini & Schwartz (2008).

2.2.3. REFINAÇÃO DE MODELO DE TRANSFORMAÇÃO

Refinar o modelo de transformação é crucial após a obtenção inicial dos modelos de transformação para os pontos de controle previamente casados, neste trabalho foi utilizado um algoritmo de remoção de outliers para eliminar os modelos que mais se desviam dos demais, assim evitando influência de correspondências incorretas. O algoritmo RANSAC (Consenso de Amostra Aleatória do inglês - Random Sample Consensus) foi escolhido para essa finalidade devido à sua fácil implementação e eficácia, sendo especialmente útil quando ao menos 50% das correspondências dos pontos de controle são confiáveis.

O algoritmo RANSAC funciona selecionando aleatoriamente um subconjunto de dados de entrada, que neste caso são os pontos de controle casados. Um modelo de transformação é então ajustado usando esse subconjunto aleatório. Por exemplo, se está usando a transformação afim, o modelo seria uma matriz de transformação que descreve a relação entre os pontos selecionados. Esse modelo é testado contra o conjunto completo de dados para contar quantos pontos estão de acordo (inliers) com o modelo dentro de um determinado limiar de erro. Os pontos que não se ajustam ao modelo são considerados outliers.

Esse processo de seleção aleatória e avaliação de consenso é repetido por um número fixo de iterações ou até que um modelo satisfatório seja encontrado. Cada iteração tenta encontrar o modelo que melhor se ajusta ao maior número de inliers. Após várias iterações, o modelo que teve o maior número de inliers é escolhido como o modelo final.

A principal vantagem do RANSAC é sua robustez a outliers, pois estes não afetam significativamente o processo de seleção do modelo. Mesmo com uma alta proporção de dados incorretos, o algoritmo consegue encontrar um modelo adequado. Além disso, o RANSAC é flexível, podendo ser usado com diferentes tipos de modelos de transformação, desde transformações lineares simples até modelos mais complexos.

2.3. MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

Para a avaliação da qualidade de uma imagem existe uma variedade de métodos, cada um fundamentado em critérios específicos para a obtenção de seus resultados. Essa diversidade de abordagens destaca a importância da escolha criteriosa do método de avaliação, visto que tal seleção exerce influência direta sobre os resultados da análise.

Logo, adotar uma abordagem abrangente torna-se crucial, pois abarca uma consideração de múltiplos critérios de avaliação. Tal enfoque não apenas destaca os impactos gerados na qualidade resultante, decorrentes das variações de qualidade entre as diferentes técnicas de registro e reamostragem, mas também permite uma análise mais profunda desses efeitos (PAPPAS; SAFRANEK; CHEN, 2005). O enfoque deve ser na qualidade global da imagem resultante, balanceando com os custos computacionais associados a cada método.

2.3.1. ERRO MÉDIO QUADRÁTICO AO EFETUAR O REGISTRO

O Erro Quadrático Médio (MSE – do inglês, Mean Squared Error) é uma métrica que se baseia em quantificar a discrepância média entre os valores de pixels nas imagens registradas e os valores correspondentes nas imagens de referência. Essa abordagem se concentra nas diferenças entre os pixels na imagem processada e os respectivos pixels na imagem de referência.

O cálculo desse método está descrito através da Equação 11.

$$MSE = \frac{\sum((i_o - i)^2)}{n} \quad (11)$$

Sendo:

i_o : valor do pixel na imagem registrada;

i : valor do pixel na imagem de referência; e

n : número total de pixels nas imagens.

Este método é calculado após o processamento das imagens, desempenhando um papel crucial na avaliação da adequação da transformação aplicada à imagem de entrada em relação à imagem de referência. Os resultados dessa métrica variam de 0 a infinito. Quanto mais próximo de 0, melhor é a qualidade da imagem, pois indica uma proximidade entre as intensidades dos pixels na imagem processada e as intensidades da imagem de referência.

2.3.2. COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO

O método do Coeficiente de Correlação (CC) é uma métrica que busca medir a semelhança entre uma imagem de referência e uma imagem interpolada. O coeficiente de correlação avalia como as variações nos valores dos pixels de uma imagem se relacionam

com as variações na imagem de referência. Essa métrica varia de -1 (correlação negativa perfeita) a 1 (correlação positiva perfeita), com 0 indicando ausência de correlação. Quanto mais próximo de 1 ou -1, mais forte é a correlação, enquanto próximo de 0 indica correlação fraca ou inexistente.

Essa métrica pode ser dada através da Equação 12.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (i_o - \bar{i}_o)(i - \bar{i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (i_o - \bar{i}_o)^2 \sum_{i=1}^n (i - \bar{i})^2}} \quad (12)$$

Sendo:

i : valor do pixel na imagem em análise;

i_o : valor do pixel na imagem de referência; e

\bar{i}_o e \bar{i} : médias das intensidades dos pixels nas imagens em análise e de referência, respectivamente.

O coeficiente de correlação varia entre -1 e 1, onde 1 indica uma correlação perfeita (as imagens são idênticas), 0 indica falta de correlação (as imagens são independentes uma da outra) e -1 indica uma correlação perfeita inversa (as imagens são opostas uma à outra).

2.3.3. ERRO MÉDIO ABSOLUTO

O Erro Médio Absoluto (MAE – do inglês, Mean Absolute Error) é uma métrica utilizada para avaliar as discrepâncias entre os valores de pixels em duas imagens. Esse método calcula a soma das diferenças absolutas entre esses valores e, em seguida, divide pelo número total de pixels, resultando em uma média. Isso proporciona uma compreensão imediata da magnitude das diferenças presentes.

O cálculo desse método está descrito através da Equação 13:

$$MAE = \frac{\sum (i_o - i)}{n} \quad (13)$$

Sendo:

i_o : valor do pixel na imagem registrada;

i : valor do pixel na imagem de referência; e

n : número total de pixels nas imagens.

A principal característica desse método é a consideração de todas as discrepâncias entre os valores dos pixels, independentemente de serem maiores ou menores. Nesse

sentido, a diferença entre valores positivos e negativos não é relevante, apenas a magnitude da discrepância é levada em consideração.

Os resultados gerados por essa métrica são representados numa escala que varia de 0 a infinito. Quanto mais próximo o valor é de 0, menor é a quantidade de erro.

2.3.4. RELAÇÃO SINAL-RUÍDO DE PICO

A Relação Sinal-Ruído de Pico (PSNR – do inglês, Peak Signal-to-Noise Ratio) é uma métrica relacionada ao Erro médio quadrático, essa métrica usa o MSE para avaliar a quantidade de sinal-ruído entre a imagem interpolada com sua imagem de referência.

Descrito através da seguinte Equação 14.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (14)$$

Sendo:

MAX é o valor máximo do pixel da imagem; e

MSE é o Erro médio quadrático.

Os resultados dessa métrica variam de 0 a infinito. Sendo 0 a maior quantia de ruído possível, ou seja, quanto maior o valor, maior é a quantidade de sinal e menor a quantidade de ruído.

2.3.5. RAIZ DO ERRO QUADRÁTICO MÉDIO

Para a análise do erro de introduzido no registro foi se adotado o Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE – do inglês, Root Mean Square Error) é uma métrica que utiliza o MSE, porém oferece maior interpretabilidade no contexto dos dados originais ao possuir as mesmas unidades dos dados de saída. Isso facilita a compreensão da magnitude média dos erros, um aspecto crucial, considerando que essa métrica é empregada para estimar o erro, em pixels, que o modelo de transformação apresenta em relação ao conjunto de pontos de controle.

Dado através da Equação 15:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_o - p)^2} \quad (15)$$

Sendo:

n : número de pontos de controle casados;

p : posição encontrada; e

p_o : posição esperada.

2.3.6. ERRO NA TRANSLAÇÃO DO REGISTRO

Por fim, o erro de registro representa a discrepância entre os valores obtidos e os corretos durante o processo de registro. Este erro foi calculado para as coordenadas x e y , para mostrar o impacto no resultado do registro nas direções x e y , que é dado através das Equações 16.1 e 16.2. Para melhor visualização do erro de forma geral, foi feita a raiz quadrada da soma dos quadrados do erro de ambas as direções, como é dado na Equação 16.3.

$$E_x = x_i - x \quad (16.1)$$

$$E_y = y_i - y \quad (16.2)$$

$$SQ = \sqrt{E_x^2 + E_y^2} \quad (16.3)$$

Sendo:

x : posição encontrada em x ;

x_i : posição ideal em x ;

y : posição encontrada em y ; e

y_i : posição ideal em y .

3. METODOLOGIAS DAS AVALIAÇÕES QUANTITATIVAS

Neste trabalho os métodos de reamostragem e de registro foram avaliados qualitativamente e quantitativamente seguindo diferentes abordagens, as análises qualitativas foram tecidas a respeito dos resultados visuais finais, ou seja, nas características que cada método de reamostragem proporciona visualmente. Contudo o principal foco deste trabalho está nas análises quantitativas, que seguiram duas abordagens distintas: a primeira abordou a avaliação dos métodos clássicos de reamostragem utilizando diversas métricas estatísticas e imagens com contornos de formas geométricas variadas, mostrando como cada técnica impacta de maneira diferente as diferentes formas em uma imagem; a segunda abordagem analisou como as diferentes

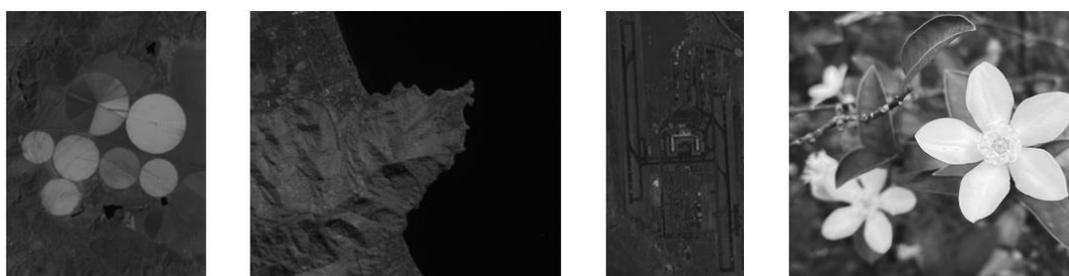
técnicas de reamostragem influenciam o processo de registro utilizando a detecção de cantos, com ênfase nos erros introduzidos no registro devido ao processo de reamostragem. Ambas as análises são detalhadas nas seções seguintes.

3.1. PROCEDIMENTO PARA ANÁLISE DOS MÉTODOS DE REAMOSTRAGEM COM DIFERENTES FORMAS GEOMÉTRICAS

Os métodos de reamostragem foram testados por diferentes métricas, associadas a diferentes valores de razão de reamostragem, utilizando imagens com diferentes tipos de formas geométricas. A avaliação foi realizada utilizando diferentes métricas estatísticas tais como Erro Médio Quadrático (MSE), Relação Sinal-Ruído (SNR) e Coeficiente de Correlação (CC), usadas para quantificar e comparar a qualidade dos resultados, seguindo uma abordagem semelhante a (PRASANTHA; SHASHIDHARA e BALASUBRAMANYA, 2009).

A escolha de formas geométricas deve-se ao fato de que as características mais distintivas de uma imagem podem ser representadas por essas formas. A Figura 11 apresenta diferentes imagens de regiões com características distintivas que podem ser usadas como ponto de controle. Na Figura 12 as características de ambas as imagens da Figura 11 tiveram seus detalhes destacados por formas geométricas. Tais características são relevantes, pois os pontos de controle escolhidos para a correspondência de padrões são fundamentados nelas (MEDHA; PRADEEP e HEMANT, 2009).

Figura 11. Imagens com características proeminentes.



(a) Plantações

(b) Montanha entre praias

(c) Aeroporto

(d) Flor

Figura 12. Imagens da Figura 11 com destaque nas características geométricas.

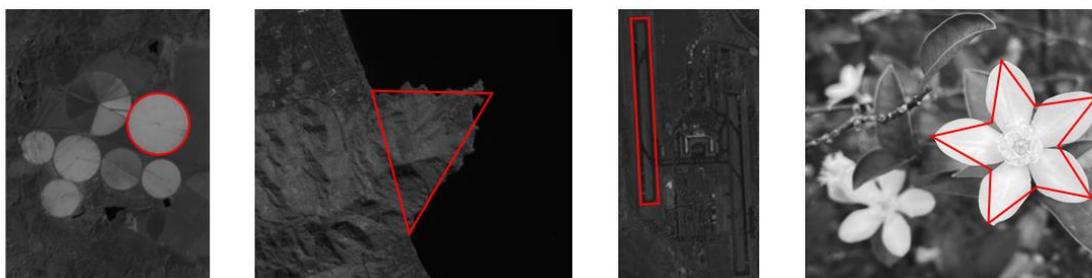
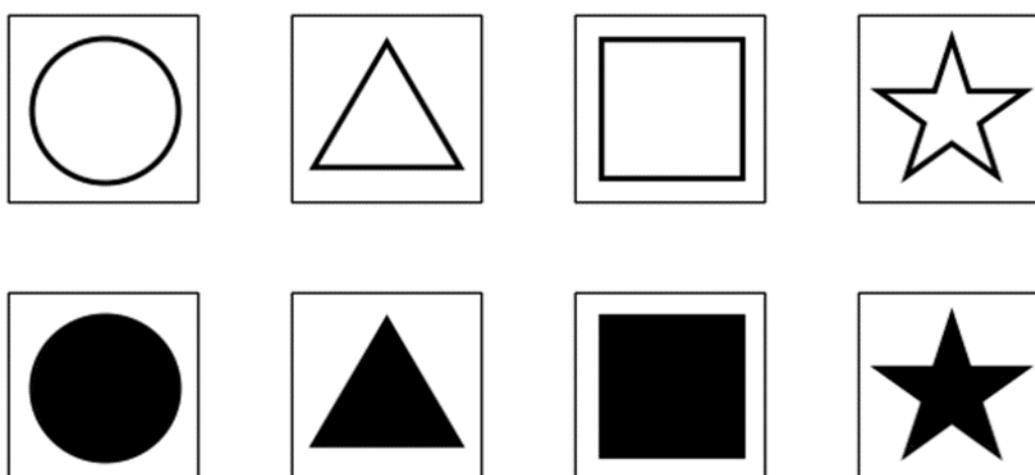


Figura 13. Imagens das figuras geométricas utilizadas para os testes.

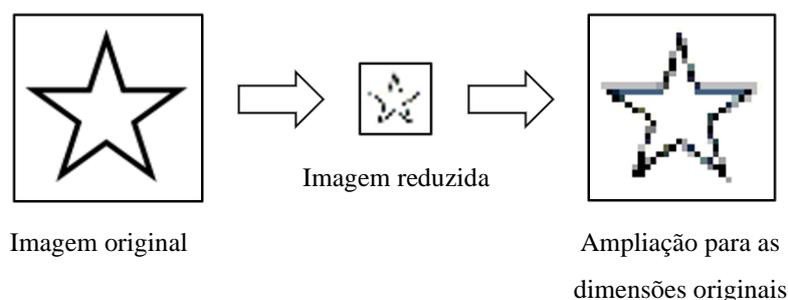


A Figura 13 contém a amostra de imagens usadas nos testes, que tiveram suas dimensões definidas como 101x101 pixels, a escolha de um número primo oferece a vantagem estatística de assegurar que, durante o processo de reamostragem das dimensões da imagem, a razão entre as dimensões originais e as novas dimensões nunca será um número inteiro. Essa abordagem é benéfica, pois evita qualquer viés em relação a um método de interpolação específico, assegurando a imparcialidade e a integridade dos resultados.

Para a avaliação dos resultados obtidos por cada método, cada figura teve suas dimensões reduzidas por diferentes valores de razão de reamostragem e, em seguida, foram ampliadas de volta para sua escala original (procedimento ilustrado na Figura 14), os resultados foram avaliados pelas diferentes métricas estatísticas. Esse procedimento foi repetido para cada método de interpolação e para cada figura individualmente. Essa abordagem permite avaliar o desempenho e destacar as características fundamentais de

cada técnica, já que esse procedimento combina a perda de detalhes durante a redução e ampliação da imagem.

Figura 14. Processo realizado utilizando o método de reamostragem por Vizinho Mais Próximo com razão percentual de redução em 70% da original.

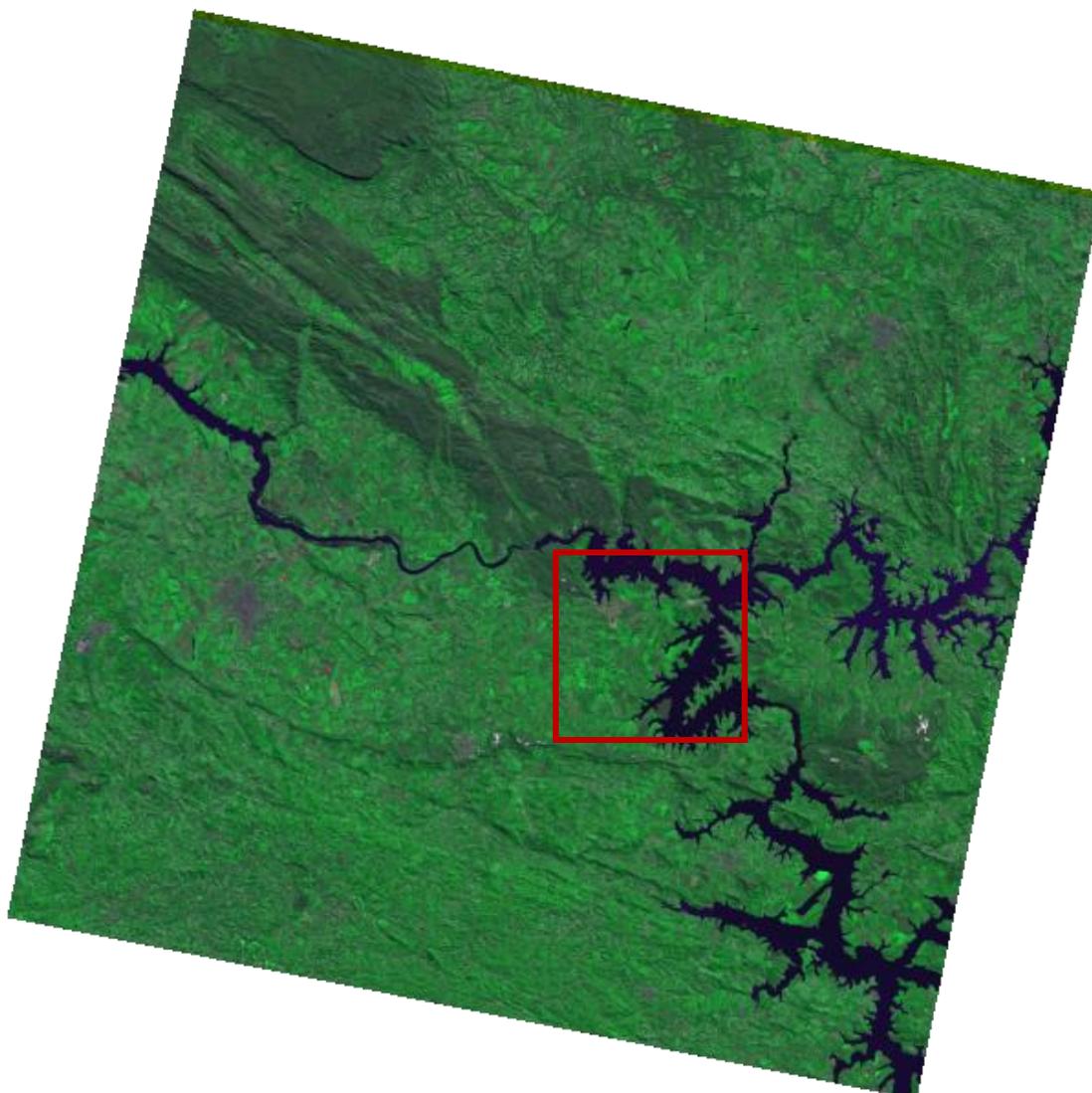


3.2. PROCEDIMENTO PARA ANÁLISE DOS EFEITOS DOS ALGORITMOS DE REAMOSTRAGEM NO REGISTRO DE IMAGENS

Os testes foram conduzidos com o objetivo de quantificar e comparar os efeitos das diferentes técnicas de reamostragem no processo de registro de imagens. Para isso foram utilizadas imagens de satélite que representam diversas formas geométricas (e.g.: reservatórios de água, montanhas, baías, plantações, etc) (MEDHA; PRADEEP; HEMANT, 2009). Essas regiões são relevantes, pois os pontos de controle selecionados para a correspondência de padrões são baseados nelas. As características de contorno dessas formas são usadas para encontrar e descrever regiões processo usado nas correspondências de padrões entre diferentes imagens. No entanto, quando tais regiões são reamostradas, ocorre uma perda significativa de detalhes nos contornos e cantos como abordado em (FALANDES; CARVALHO, 2023). Isso pode resultar em correspondências de padrões incorretos, impactando negativamente o registro entre diferentes imagens.

Para esta análise, a Figura 15 foi escolhida devido à presença de características distintivas que são essenciais para servir como pontos de controle. Além da imagem abranger uma região próxima à Serra da Canastra, uma área conhecida por seu extenso volume de plantações. Compreender como as diferentes técnicas de reamostragem impactam a qualidade e a precisão do registro de imagens em regiões como essa é de grande relevância, visto a importância da fiscalização e monitoramento dessas regiões.

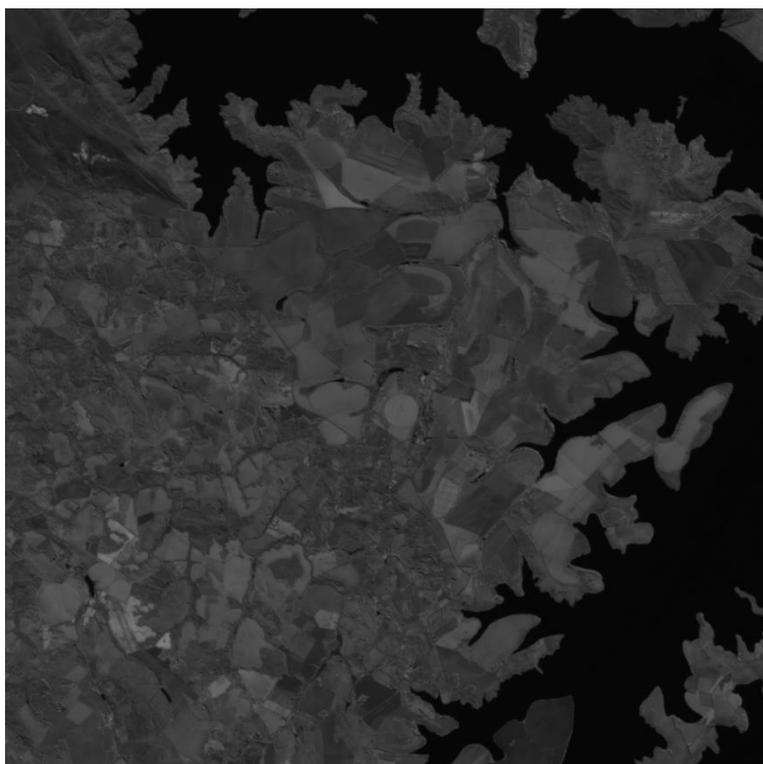
Figura 15. Imagem obtida pelo satélite CBERS-04A utilizando o sensor MUX, com resolução espacial de 16,5 m, destacando a região usada nos testes.



Devido às grandes dimensões da Figura 15, optou-se por realizar as análises em um recorte específico, apresentado na Figura 16. Este recorte foi selecionado por conter as características fundamentais anteriormente mencionadas, permitindo uma avaliação mais rápida. Além disso o recorte teve as suas dimensões definidas como 1013x1013 pixels, a escolha de um número primo, assegura que a razão entre as dimensões originais e as novas dimensões nunca seja um número inteiro, evitando assim qualquer alinhamento regular. Essa precaução é significativa ao considerar o processo de arredondamento da posição do pixel durante a reamostragem das dimensões da imagem, assim destacando a

sensibilidade do método em determinar as novas intensidades. Dessa forma, evidenciam-se as características de cada técnica, independentemente da razão de redução, evitando qualquer viés no processo de análise dos resultados. A imagem usada nos testes foi da banda NIR, por possuir contrastes superiores às demais bandas, deixando o teste mais robusto.

Figura 16. Recorte da banda NIR da Figura 15, com dimensões de 1013x1013.



Para entender como diferentes técnicas de reamostragem afetam o processo de registro de imagens, foi adotado o seguinte procedimento: Primeiramente, a Figura 16 é reduzida em incrementos de 10%, até alcançar 90% do tamanho original, posteriormente, é ampliada de volta às suas dimensões originais, como exibido na Figura 17. A imagem resultante é então submetida a uma série de processos: filtragem binária, detecção de cantos, e identificação de áreas de interesse. A seguir, busca-se estabelecer correspondências entre a imagem reamostrada e a original, através dos cantos e áreas descritas, identificando pontos correspondentes em regiões similares das duas imagens, como mostrado na Figura 18.

Figura 17. Ilustração do processo de reamostragem utilizando o método Bilinear com razão percentual de redução em 70% da original.

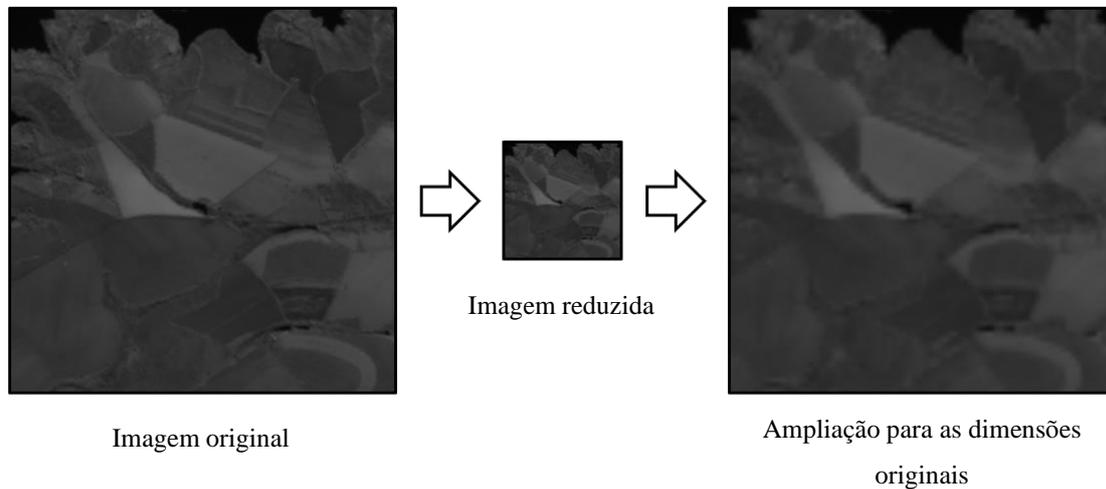
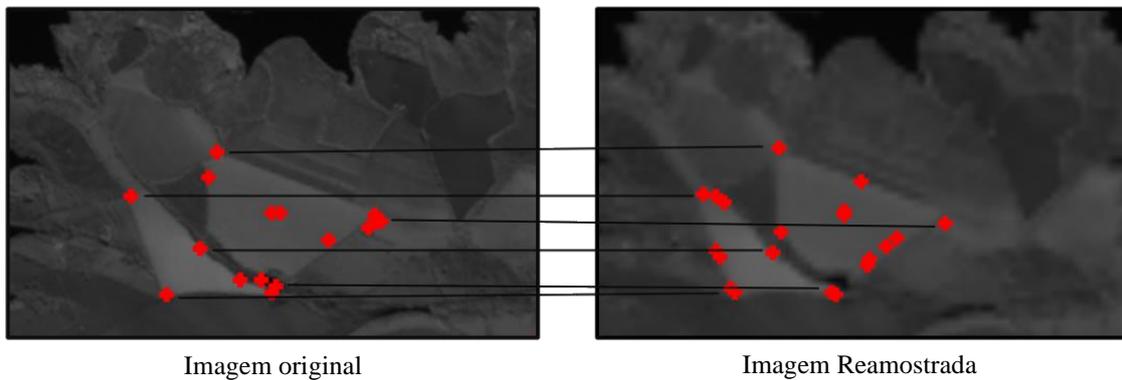


Figura 18. Casamento de pontos de controle entre a imagem original e a Reamostrada.



Uma vez definidas as correspondências entre os pontos de controle das imagens, modelos de transformações afins são estimados. Este processo inclui a aplicação do algoritmo RANSAC para eliminação de outliers e escolha do melhor modelo de transformação, em seguida, o erro de correspondência de padrões é calculado usando a métrica RMSE, e também são calculados os erros de correspondência nas coordenadas x e y . Além disso, o erro de intensidade no resultado do mosaico do registro em relação à imagem original também é avaliado através das métricas MSE, CC e PSNR, com objetivo de avaliar a qualidade visual final da imagem.

Esse conjunto de etapas é repetido, variando a razão de redução da reamostragem em incrementos de 10%, até alcançar 90% do tamanho original. Esse processo é aplicado a cada método de reamostragem, gerando dados estatísticos específicos para cada técnica. Essa metodologia permite avaliar como cada técnica de reamostragem impacta o processo de registro, ressaltando características essenciais de cada método, particularmente em termos de perda de detalhes durante as etapas de redução e ampliação da imagem.

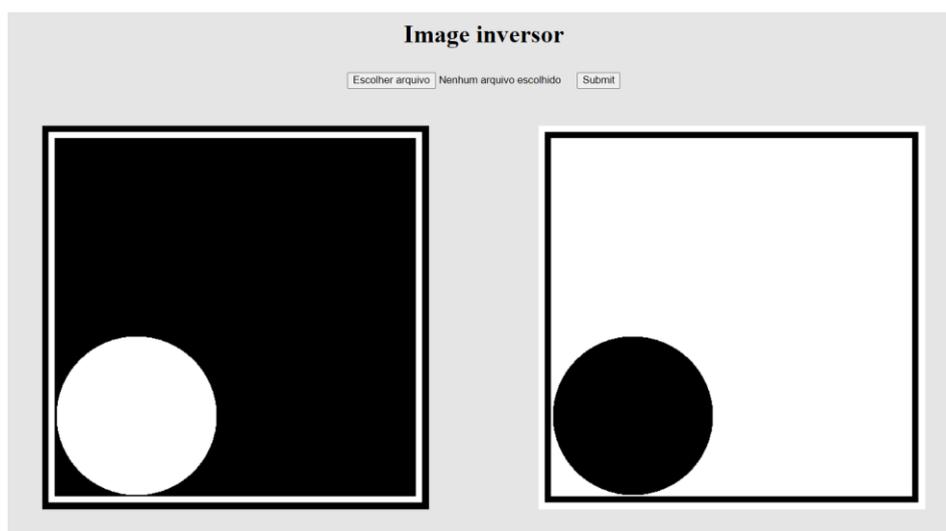
4. RESULTADOS

4.1. COMPONENTES DE MANIPULAÇÃO DE IMAGENS

4.1.1. SISTEMA BÁSICO PARA VISUALIZAÇÃO DE TESTES

Com o objetivo de proporcionar uma melhor compreensão da linguagem de programação e da manipulação de imagens, foi desenvolvida uma aplicação simples que integra o front-end e o back-end. Essa aplicação é uma interface que permite o envio de uma imagem para o back-end, tornando-a acessível para manipulação, e posteriormente apresentando tanto a imagem original quanto a imagem manipulada no front-end. Isso possibilita a visualização clara dos resultados alcançados, processo importante para visualização de como as técnicas neste trabalho estudadas se apresentam após o processamento. As tecnologias empregadas para essa finalidade incluem HTML, para marcação; CSS, para estilizar; e JavaScript, para programação (DUCKETT, 2014).

Figura 19. Inversor de intensidades.



O front-end desenvolvido é simples e direto. Ele inclui um botão "Escolher arquivo" para adicionar uma imagem (.bmp) a partir do dispositivo, um botão "Enviar" que ativa uma função no back-end para encaminhar a imagem selecionada, e áreas de exibição tanto para a imagem escolhida quanto para a imagem de retorno do back-end.

No intuito de compreender a manipulação de imagens de maneira prática, foram criados diversos componentes. Isso inclui um leitor de imagens e um inversor de cores, que aceita uma imagem em preto e branco no formato .bmp e retorna uma versão invertida

das intensidades como exibido na Figura 19. Essa funcionalidade foi encapsulada em uma classe chamada "ImagePainter", a qual pode ser facilmente incorporada em aplicações com front-end, permitindo a visualização direta das inversões. Além disso, foram exploradas várias bibliotecas do Node.js, como bmp-js, express e fs, para facilitar o processo.

O objetivo do desenvolvimento desses componentes foi a obtenção de familiaridade e compreensão das linguagens empregadas, bem como da manipulação de imagens. Isso se destina a facilitar a assimilação das características fundamentais da manipulação de imagens, visando sua aplicação nos métodos subsequentes que foram desenvolvidos.

4.1.2. MODELAGEM DE UMA IMAGEM

Para manipulações complexas em uma imagem, é essencial tratar a forma como os dados chegam após a decodificação. Dessa forma, foi desenvolvida uma classe chamada 'image', com dois métodos "transformMatrix" e "transformArray". O primeiro método prepara os dados da imagem para serem manipulados, enquanto o segundo método prepara os dados já manipulados para serem reescritos. Esta seção é dividida em duas partes: pré-tratamento e pós-tratamento.

O pré-tratamento desempenha o papel de receber os dados de imagem disponibilizados após passarem pelo processo de decodificação, convertendo-os em uma matriz matemática. Entre os dados recebidos estão informações que são essenciais para a construção da matriz, como altura, largura e uma lista contendo as intensidades dos pixels da imagem. A transformação segue uma ideia bem simples: a lista de intensidades é dividida sempre que a posição do elemento na lista é um múltiplo inteiro da largura. Isso agrupa os elementos em linhas correspondentes. Esse procedimento é repetido até que não haja mais dados restantes. Consequentemente, a matriz resultante (lista bidimensional) é gerada e retornada, pronta para ser utilizada em outras aplicações. O resultado é demonstrado da seguinte forma:

Lista de pixels: [a₁, a₂, a₃, a₄, a₅, a₆, a₇, a₈, a₉]

Altura: 3

Largura: 3

Matriz resultante:

$$\begin{aligned} & [[a_{(0, 0)}, a_{(1, 0)}, a_{(2, 0)}], \\ & [a_{(1, 0)}, a_{(1, 1)}, a_{(1, 2)}] \\ & , [a_{(2, 0)}, a_{(2, 1)}, a_{(2, 2)}]] \end{aligned}$$

O pós-tratamento, faz o processo inverso ao pré-tratamento, recebe uma matriz e, a partir dela, determina a altura, largura e gera uma lista com as intensidades dos pixels da nova imagem. Para definir a largura, é simplesmente contabilizado quantos elementos existem na primeira linha da matriz. Da mesma forma, para determinar a altura, é feita a contagem do número de linhas presentes na matriz. Quanto à lista de elementos, basta percorrer cada elemento da matriz, salvando-os na lista. Uma vez concluído esse procedimento, os dados da imagem são retornados para a etapa de codificação da imagem, onde a biblioteca bmp-js é utilizada.

4.1.3. CRIAÇÃO DE IMAGENS A PARTIR DE FOCOS DE CALOR

Os dados utilizados para a criação de imagens a partir dos focos de calor foram fornecidos pelo Programa Queimadas do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). Este programa disponibiliza um arquivo .CSV contendo as coordenadas dos focos de calor, detectados por diversos satélites com diferentes resoluções espaciais. Entre os satélites utilizados, destacam-se o GOES-16 e o MSG-03, que possuem órbitas geoestacionárias, e os satélites em órbita polar (ou heliossíncrona), como METOP-B, TERRA_M-M, NOAA-21, NPP-375D, AQUA_M-M, NOAA-20, TERRA_M-T, NPP-375, AQUA_M-T, e METOP-C. Os dados de todos esses satélites são integrados para identificar os focos de calor e disponibilizados pelo Programa Queimadas (INPE, 2024).

Para a geração das imagens com os focos de calor, foi considerada a resolução espacial específica de cada satélite, garantindo a integridade dos dados. Na criação das imagens, as coordenadas de interesse foram definidas, delimitando o início e o fim da imagem. Essas coordenadas são representadas pela latitude inicial (Lat_0) e longitude inicial (Lon_0), correspondentes ao canto superior esquerdo da imagem, e pela latitude final (Lat_n) e longitude final (Lon_n), correspondentes ao canto inferior direito.

Levando em consideração a resolução espacial do satélite e que cada um grau nas coordenadas polares equivale a 111,32km, pode-se delimitar as dimensões da imagem através das Equações 17.1 a 17.4. É gerada uma imagem para os focos de cada satélite, devido as diferentes resoluções.

$$\Delta Lat = Lat_n - Lat_0 \quad (17.1)$$

$$\Delta Lon = Lon_n - Lon_0 \quad (17.2)$$

$$[x_n] = \frac{\Delta Lon * 111,32}{r * 111,32} = \frac{\Delta Lon}{r} \quad (17.3)$$

$$[y_n] = \frac{\Delta Lat * 111,32}{r * 111,32} = \frac{\Delta Lat}{r} \quad (17.4)$$

Sendo:

Lat_0 : latitude do início da imagem;

Lon_0 : longitude do início da imagem;

Lat_n : latitude do fim da imagem;

Lon_n : longitude do fim da imagem;

x_n : largura da imagem;

y_n : altura da imagem; e

r : resolução espacial do satélite em graus.

Vale ressaltar que na Equação 17.4 existe um certo erro na precisão, visto que não está sendo usada uma transformação que considere a esfericidade da terra. No entanto, como o principal objetivo é preservar a resolução espacial, que é crucial para manter a integridade das informações sobre a área que está queimando, optou-se por não aplicar transformações que possam causar deformidades geométricas nas imagens. Para minimizar os erros na posição geográfica, foram utilizadas imagens de pequenas dimensões, garantindo que o erro permaneça baixo.

Com a altura e largura da imagem definidas é possível definir os focos na imagem através da Equação 17.5.

$$\Delta Lat = Lat_{foco} - Lat_0 \quad (17.5)$$

$$\Delta Lon = Lon_{foco} - Lon_0 \quad (17.6)$$

$$[x_{foco}] = \frac{\Delta Lon * 111,32}{r * 111,32} = \frac{\Delta Lon}{r} \quad (17.7)$$

$$[y_{foco}] = \frac{\Delta Lat * 111,32}{r * 111,32} = \frac{\Delta Lat}{r} \quad (17.8)$$

Sendo:

Lat_{foco} : latitude do início da imagem;

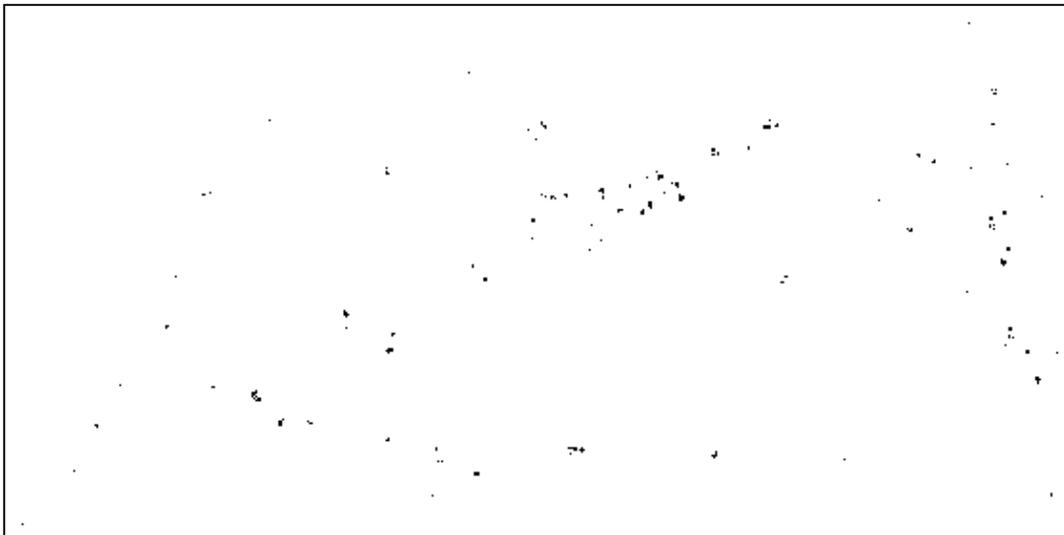
Lon_{foco} : longitude do início da imagem;

x_{foco} : largura da imagem; e

y_{foco} : altura da imagem.

As Equações 17.5 a 17.8 são idênticas às Equações 17.1 a 17.4, mas foram adaptadas para identificar e marcar os pixels correspondentes aos focos de calor. É importante destacar que, nesse caso, a imagem é gerada individualmente para cada satélite listado no arquivo .CSV.

Figura 20. Imagem gerada a partir de focos de calor detectados pelo Programa Queimadas, Satélite GOES-16.



A Figura 20 apresenta a imagem resultante do algoritmo mencionado anteriormente. Esse algoritmo gera imagens onde os focos de calor aparecem em preto e o restante da área é transparente. Os dados utilizados para a criação dessa imagem foram obtidos no dia 02/08/2024. A região escolhida, que se estende de 5.123772° S, 65.544434° W a 10.736175° S, 54.525146° W, foi selecionada devido à grande quantidade de focos de calor detectados.

4.2. REAMOSTRAGEM DE IMAGENS

4.2.1. REAMOSTRAGEM POR VIZINHO MAIS PRÓXIMO

Após a compreensão do método de interpolação por Vizinho Mais Próximo, essa técnica foi implementada na reamostragem de imagens. Em seguida, foi realizada uma série de testes com o objetivo de observar os resultados visuais. Toda a implementação foi realizada utilizando a linguagem de programação JavaScript, e a interface gráfica mencionada anteriormente foi utilizada como base, com algumas pequenas modificações.

Na Figura 20, a imagem recortada passou por um processo de reamostragem de 5,22 vezes, utilizando o método mencionado anteriormente. Ao observar com mais detalhes a Figura 21, torna-se evidente a presença de ruídos notáveis. Esses ruídos manifestam-se principalmente como um efeito blocado e serrilhado nos contornos e nas curvas da imagem. Esse efeito é principalmente evidente nos traços que delimitam a ilha.

Figura 21. Recorte da Baía de Guanabara – CBERS 4A.

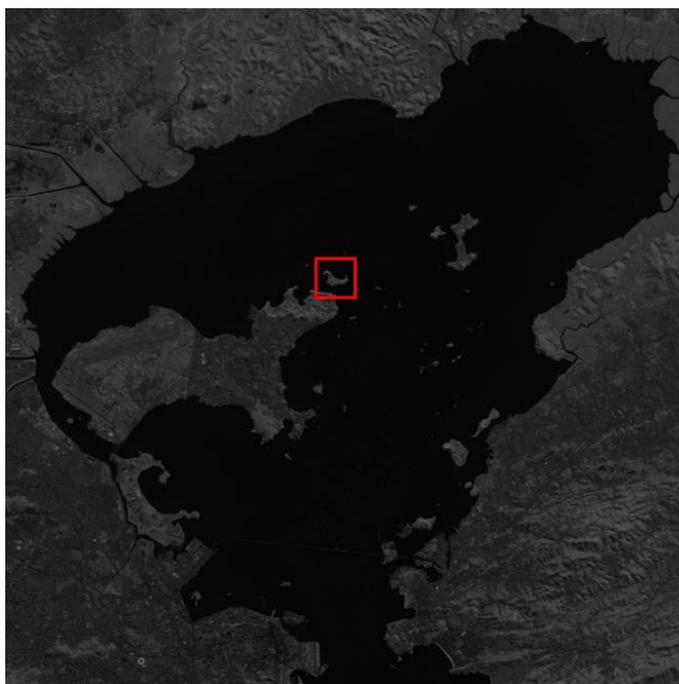
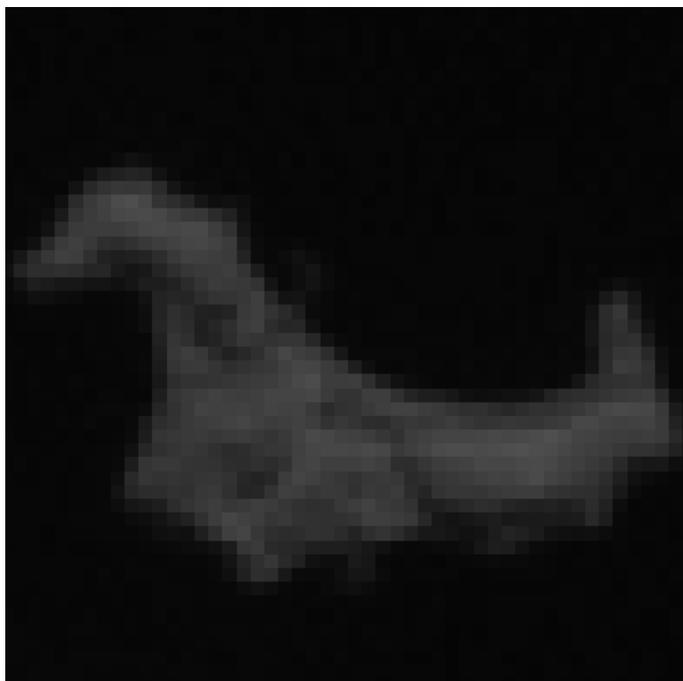


Imagem original com destaque na área de 50x50 pixels que foi remostada pelos métodos estudados.

Figura 22. Trecho reamostrado em 10 vezes pela reamostragem por Vizinho Mais Próximo.

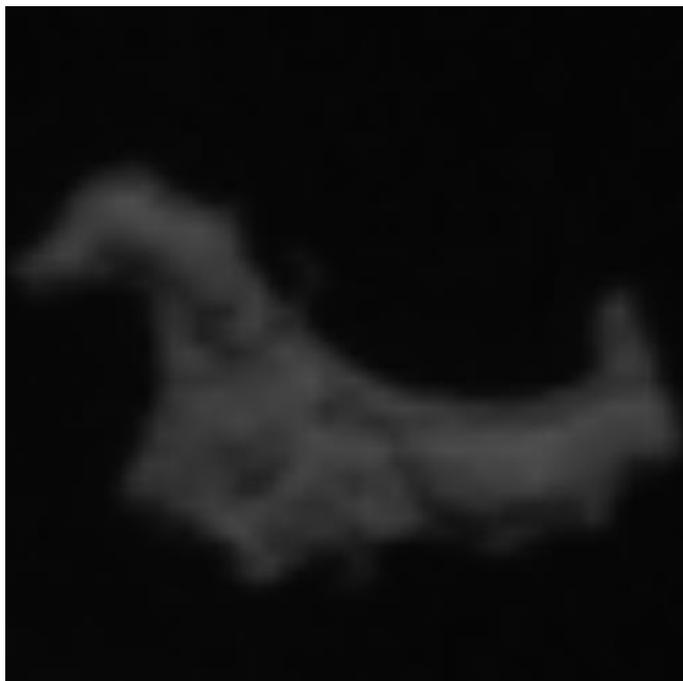


4.2.2. REAMOSTRAGEM BILINEAR

O método de interpolação Bilinear passou pelo processo de implementação da mesma maneira que o método anterior.

Na Figura 20, a imagem recortada passou por um processo de reamostragem de 5,22 vezes, utilizando o método de interpolação Bilinear. Após a ampliação, as distorções visuais tornam-se evidentes na Figura 22. Embora as distorções de contornos bloqueados e serrilhados tenham sido reduzidas em comparação ao método anterior, esse método apresenta outros problemas. A imagem passou a apresentar um certo grau de borrão e embaçamento, além de uma notável diminuição no contraste entre as cores. Essas características são particularmente perceptíveis nos contornos que delimitam a ilha.

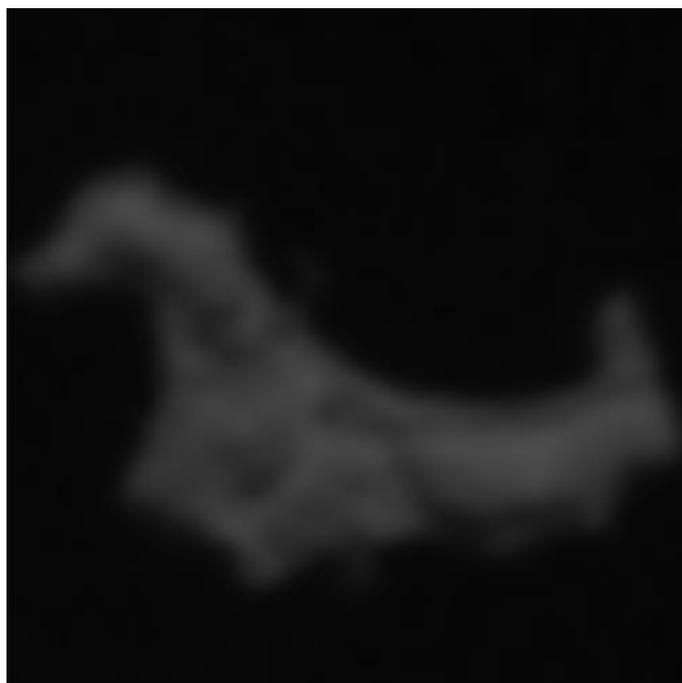
Figura 23. O trecho foi reamostrado em 10 vezes pela reamostragem Bilinear.



4.2.3. REAMOSTRAGEM BICÚBICA

Na Figura 20, a imagem recortada passou por um processo de reamostragem de 5,22 vezes, utilizando o método de interpolação Bicúbica. Após a ampliação, as distorções visuais tornam-se evidentes na Figura 23. É visível o efeito de contornos bloqueados e serrilhados, contudo reduzido em relação à interpolação por Vizinho Mais Próximo, há também um certo grau de borrão e embaçamento, porém inferior ao causado pela interpolação Bilinear. Essas características são particularmente perceptíveis nos contornos e nas zonas de alto contraste da ilha.

Figura 24. Trecho reamostrado em 10 vezes pela reamostragem Bicúbica.



Esse método foi implementado da mesma forma que os métodos anteriores.

4.2.4. IMPLEMENTAÇÃO DOS INTERPOLADORES

As técnicas de reamostragem por Vizinho Mais Próximo, Bilinear e Bicúbica, previamente abordadas, foi implementada dentro de uma mesma classe denominada "Resampling", empregando métodos distintos denominados "nearestNeighbor", "bilinear" e "bicubica". Quando qualquer um destes métodos é chamado, recebe como entrada uma matriz bidimensional contendo os dados da imagem previamente processados pelo método "transformMatrix" da classe "Image", conforme discutido na seção anterior. Junto com esses dados, são fornecidas as dimensões necessárias para a interpolação da imagem. Os resultados da interpolação são então retornados à classe "Image" através do método "transformArray", que restitui uma matriz unidimensional. Esta representação unidimensional da imagem é então codificada, armazenada e finalmente apresentada ao usuário.

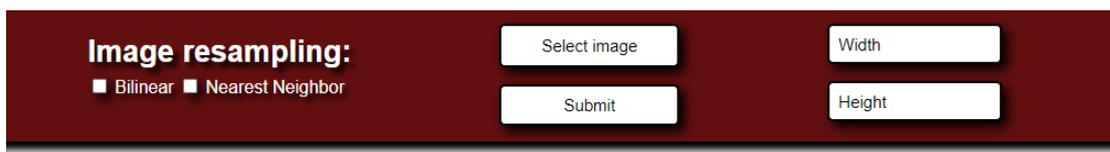
Figura 25. Diagrama de classes para a reamostragem.



Por meio do diagrama na Figura 24, é possível compreender de forma lógica como as funcionalidades de reamostragem são integradas à classe "Image" através da classe "Resampling".

Vale destacar as modificações realizadas na interface de testes, incluindo a adição de opções para selecionar o método de reamostragem, bem como as dimensões de altura e largura para redimensionar a imagem, conforme exemplificado na Figura 25.

Figura 26. Recorte da interface para a visualização dos resultados das técnicas de reamostragem.



4.2.5. REAMOSTRAGEM PARA COMPATIBILIZAÇÃO DE DADOS DE DIFERENTES SATELITES

Quando uma região será monitorada, há a necessidade de utilizar diversos satélites, por diversos motivos, como: qualidade de imagem, sensor de aplicação específica, tempo de dados, ou até mesmo para validação de um dado de outro satélite, entretanto, existe um problema em fazer isso, pois normalmente as resoluções espaciais são distintas, por esse motivo é necessário compatibilizar as escalas através da reamostragem, para então conseguir relacionar os dados.

Para isso foi criado um algoritmo que lê a resolução espacial da imagem de entrada e a de referência, com base nisso é estipulada a reamostragem necessária para a imagem que precisa ser compatibilizada. A estipulação da reamostragem é simples, dada pelas Equações 18.1 e 18.2.

$$[L] = \frac{L_0 * r_0}{r_i} \quad (18.1)$$

$$[A] = \frac{A_0 * r_0}{r_i} \quad (18.2)$$

Sendo:

L_0 : largura da imagem que vai ser reamostrada;

A_0 : altura da imagem que vai ser reamostrada;

r_0 : resolução da imagem que vai ser reamostrada;

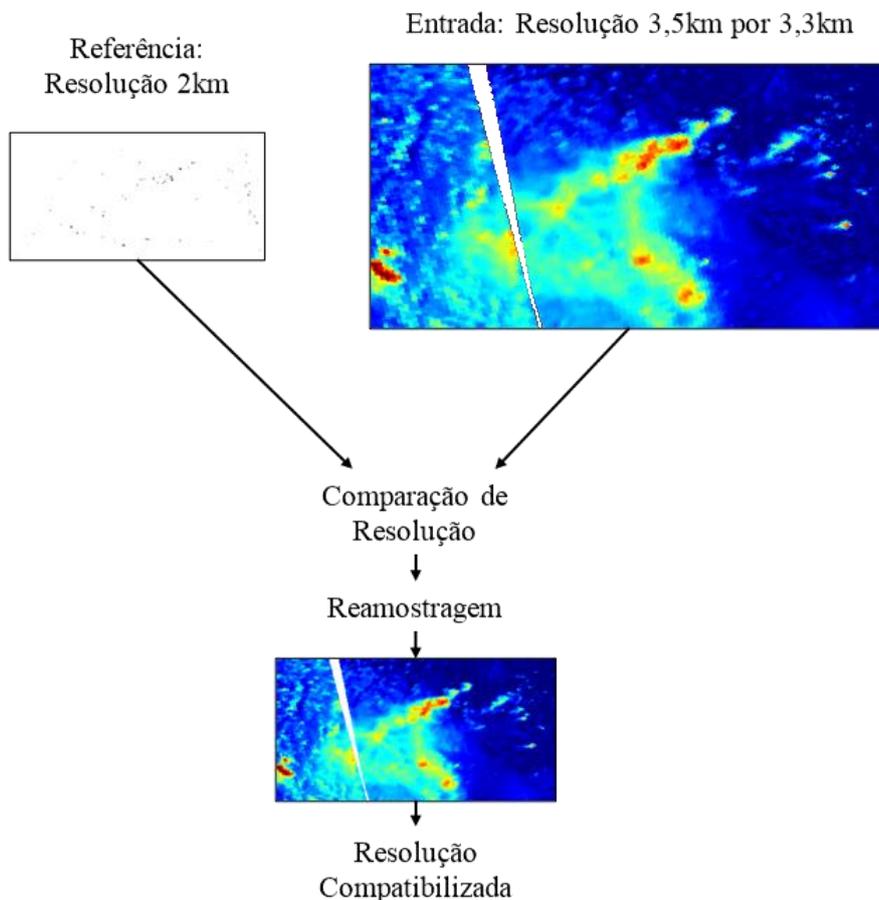
r_i : resolução de referência;

A : nova altura; e

L : nova largura.

Dessa forma com as novas dimensões da imagem definida é necessário apenas definir um método de reamostragem para realizar o processo de compatibilização, ilustrado na Figura 27.

Figura 27. Ilustração do processo de compatibilização de escalas.



Após a compatibilização, as imagens passaram a ter a mesma resolução espacial dos pixels, o que possibilita a extração de informações pertinentes dos dados relacionados. Um dos desafios encontrados na compatibilização de dados de diferentes satélites foi ajustar os dados de focos de incêndio, provenientes da base de dados do Programa Queimadas do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE, 2024), com imagens de poluentes atmosféricos (Fumaça). Para isso, foi utilizada a imagem de focos de calor gerada pelo algoritmo descrito no Tópico 4.1.3 e uma imagem de poluentes atmosféricos do satélite Sentinel 5P. Ambas as imagens foram registradas com uma resolução espacial de 2 km, e os dados são referentes ao dia 02/08/2024.

Para exibir a imagem de poluentes atmosféricos (Fumaça no caso aerossol) com os focos de calor foi criada uma interface, que é mostrada na Figura 28, enquanto a Figura 29 exibe o menu para escolha da imagem a ser visualizada.

Figura 28. Print da interface criada para exibir imagens compatibilizadas.

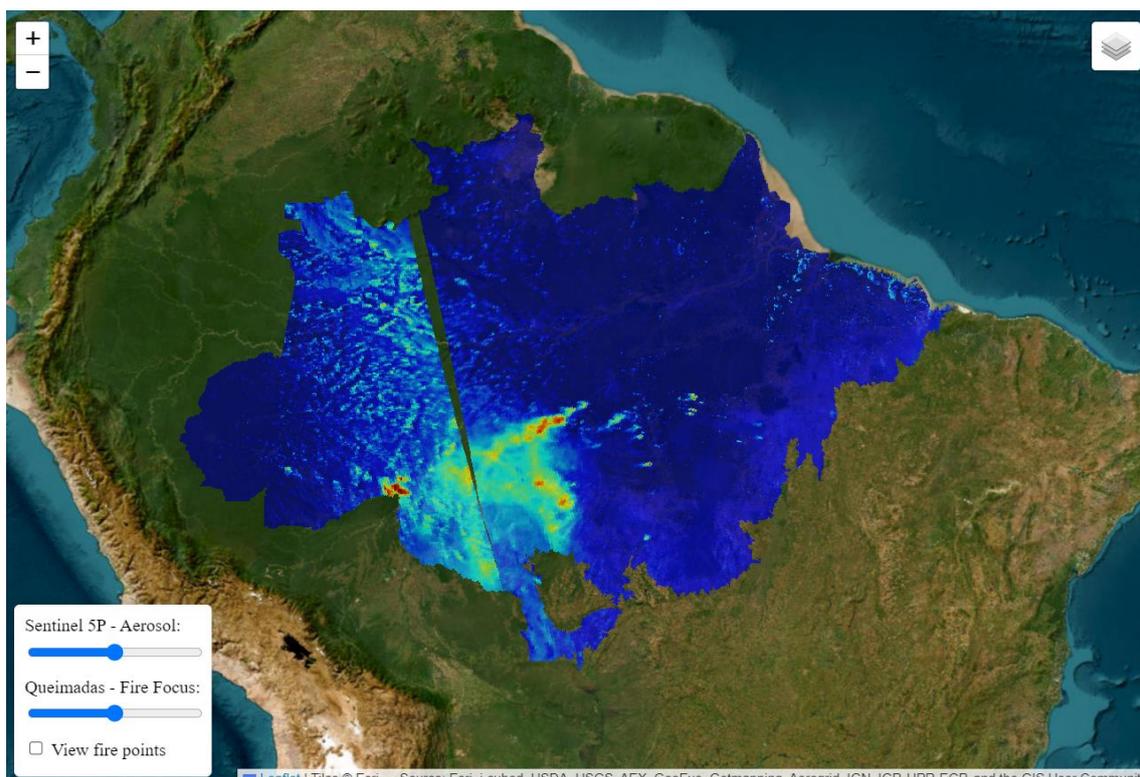


Figura 29. Menu da interface para visualização de imagens.



A interface foi utilizada para relacionar os focos de calor com o índice de aerossol na atmosfera. Nas imagens 30, 31 e 32, essa relação é exibida, onde os pontos pretos representam os focos de calor e as áreas coloridas correspondem ao índice de aerossol. O que diferencia essas imagens é o método de reamostragem utilizado para compatibilização, NN, Bilinear e Bicúbica, respectivamente.

A região escolhida para o estudo, que se estende de 5.123772° S, 65.544434° W a 10.736175° S, 54.525146° W, foi selecionada devido à grande quantidade de focos de calor detectados.

Figura 30. Relação entre focos de calor e índice de aerossol compatibilizados com a reamostragem NN.

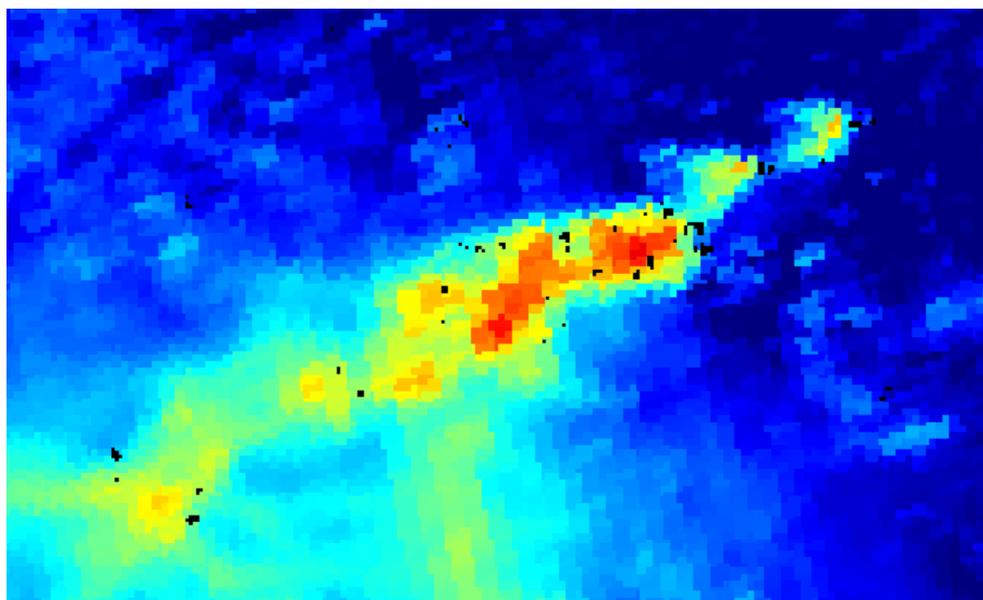


Figura 31. Relação entre focos de calor e índice de aerossol compatibilizados com a reamostragem Bilinear.

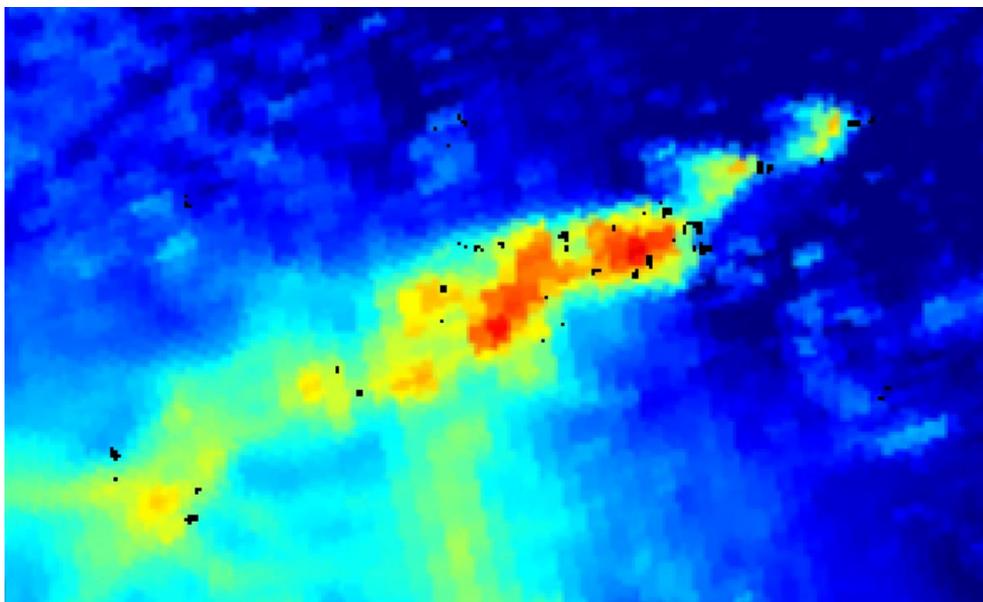
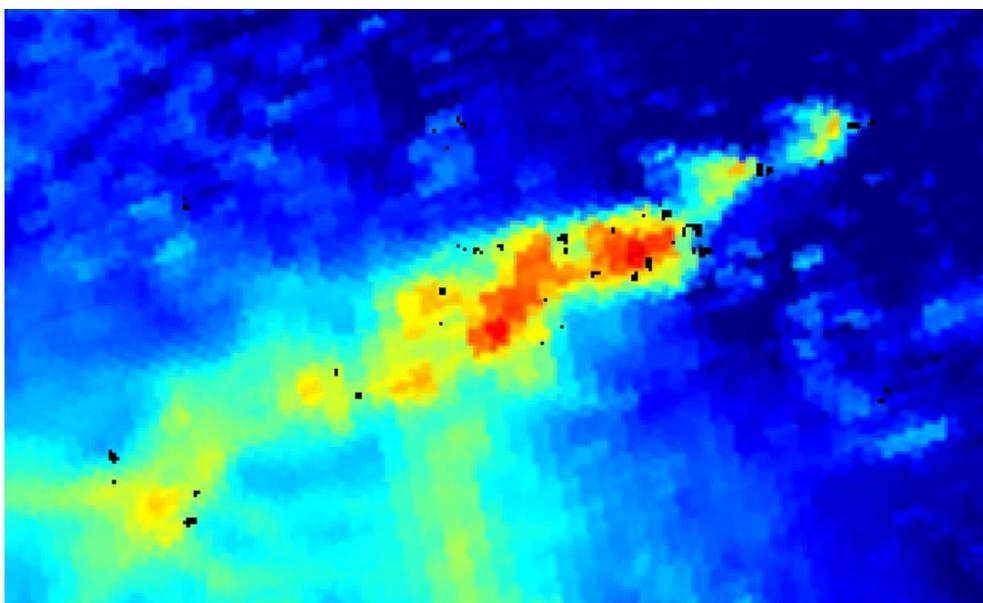


Figura 32. Relação entre focos de calor e índice de aerossol compatibilizados com a reamostragem Bicúbica.



Em relação ao impacto dos métodos de reamostragem na análise contínua da correlação entre o índice de aerossol e os focos de calor, observa-se que, visualmente, o método NN mantém os contornos das diferentes intensidades de aerossol bem definidos, porém com um aspecto serrilhado. Já o método Bilinear resulta em uma suavização

intensa, especialmente nos contornos entre os diferentes índices. O método Bicúbico apresenta resultados semelhantes ao Bilinear, mas suaviza menos os contornos, preservando melhor a integridade dos contrastes entre as cores das diferentes intensidades de aerossol.

4.3. DETECÇÃO E CASAMENTO DE PONTOS DE CONTROLE

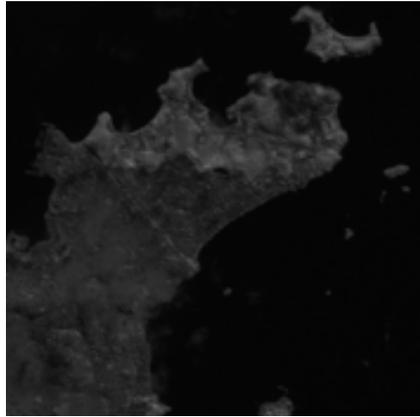
Pontos de controle em uma imagem são pontos em regiões específicas que contêm características distintivas e únicas, fundamentais para várias aplicações em processamento de imagens, como o registro de imagens, onde uma imagem precisa ser alinhada ou sobreposta a outra. Eles são escolhidos por suas características que os tornam fáceis de identificar e rastrear entre diferentes imagens, como bordas, cantos ou texturas únicas. Esses pontos servem como base para a estimação das transformações necessárias para alinhar uma imagem com outra, envolvendo translações, rotações, escalas ou outras transformações geométricas. A detecção e uso eficaz de pontos de controle são cruciais para assegurar o casamento correto, fundamentais para as transformações usadas no registro de imagens.

4.3.1. CORRELAÇÃO CRUZADA NORMALIZADA

Essa abordagem envolve a normalização dos resultados de maior correspondência entre a janela de correlação e a imagem, minimizando possíveis problemas de falsa correspondência com alta intensidade. Embora os detalhes dessa técnica tenham sido discutidos anteriormente, agora o foco será na implementação e na observação dos resultados obtidos.

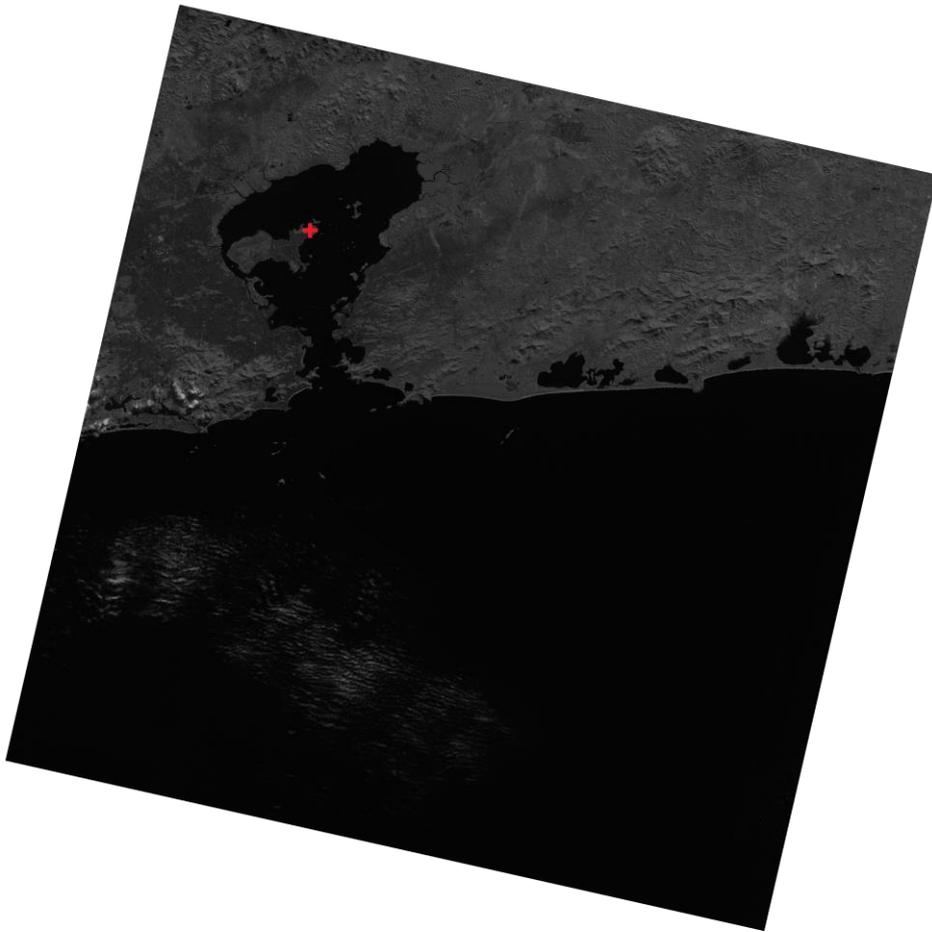
Para a implementação criamos uma classe denominada "Correlator", que tem a finalidade de processar duas imagens: uma é a janela de correlação e a outra é a imagem a ser correlacionada. Essa classe abarca dois métodos principais: "correlation" e "identifiedPoint". O primeiro método, "correlation", adota o procedimento de correlação, buscando encontrar as coordenadas de maior correspondência juntamente com o valor associado a essa correspondência, e em seguida, devolve essas informações. O segundo método, "identifiedPoint", tem a função de destacar o ponto de correspondência mais significativa, resultando em uma marcação que facilita a visualização.

Figura 33. Janela de correspondência.



Janela de imagem que foi usada para buscar sua maior correspondência na imagem de origem, apenas para fim de demonstração.

Figura 34. Imagem com maior correspondência identificada.



Após a imagem original passar pelo método de Correlação tivemos os resultados de sua correspondência e obtivemos as coordenadas do ponto de maior correspondência. Desta forma retorna esses resultados para o método “identifiedPoint” assim se obtém a imagem com o ponto de maior correspondência marcado em vermelho como exibido na Figura 27.

Cabe ressaltar que isso é apenas uma demonstração focada no entendimento visual, a aplicação da utilização da identificação de pontos de controle é mostrada nas seções seguintes.

4.3.2. DETECTOR DE CANTOS HARRIS

O detector de cantos Harris foi implementado binarizando as cores de uma imagem, pois assim aos resultados da detecção dos pontos de controle se tornam mais robustos devido a remoção de possíveis ruídos.

Então inicialmente a imagem passar por um filtro que a binariza, esse filtro pode ser definido para diferentes limites de intensidade, os testes realizados, foi possível perceber que, para as imagens NIR do satélite CBERS 4A, o limite definido foi de 30, ou seja, valores de intensidade abaixo de 30 são considerados preto e acima são considerados branco, dessa forma as características dos cantos e contornos de tornam mais evidentes, tornando o detector mais robusto.

Após a binarização, são realizados os processos anteriormente mencionados, como o cálculo dos gradientes e a construção da matriz de Harris. A partir desta matriz, são extraídos os valores de autovalores e autovetores, que são então utilizados para identificar os cantos. Os resultados do algoritmo podem ser observados na Figura 28, onde os cantos detectados estão destacados em vermelho.

Figura 35. Pontos de controle detectados com o algoritmo Harris.



Os pontos de controle detectados são usados como referência na imagem, visto que eles estão em regiões que podem conter características relevantes de uma imagem, neste caso, os cantos.

4.3.3. DESCRITOR DE ÁREAS

O descritor de áreas foi implementado para facilitar o processo de correspondência de pontos de controle. Ele opera com base em um filtro binário com um limite definido em 80, ou seja, valores de intensidade abaixo de 80 são considerados preto e valores acima são considerados branco. Dessa forma, várias regiões definidas aparecem na imagem. Em seguida, uma janela percorre toda a imagem, encontrando os contornos dessas formas e calculando a área de cada uma.

Com as áreas conhecidas e os pontos de controle de uma imagem, é possível relacionar um subconjunto dos pontos de controle em uma área específica. A Figura 29 mostra as diferentes áreas detectadas. Essas áreas estão associadas aos pontos de controle identificados anteriormente, o que permite descrever as características dos pontos de controle.

Figura 36. Imagem com áreas destacadas.



4.4. REGISTRO DE IMAGENS

O registro de imagens é um processo essencial, pois ele envolve o alinhamento de múltiplas imagens que compartilham partes da mesma cena, mas que foram capturadas em momentos diferentes, de ângulos diversos ou com sensores distintos. O objetivo do registro de imagens é possibilitar a comparação ou combinação dessas imagens para análises mais detalhadas e precisas. Isso é fundamental, por exemplo, na fusão de imagens de satélite para monitoramento ambiental, como será apresentado adiante.

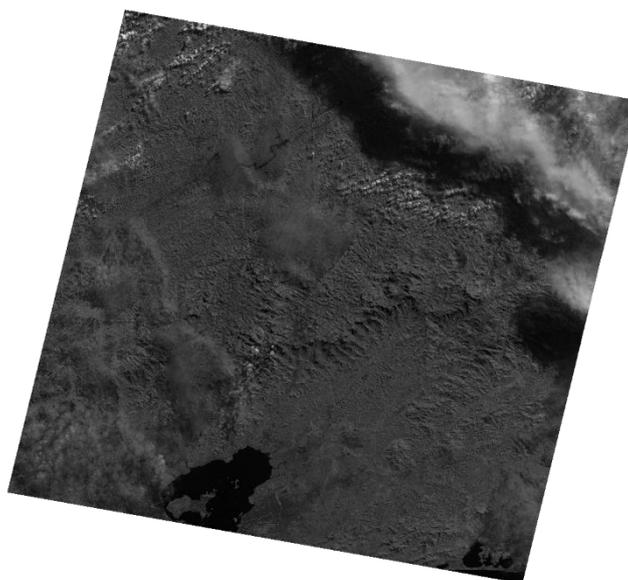
4.4.1. REGISTRO COM CORRELAÇÃO CRUZADA NORMALIZADA

Neste tópico, será apresentado o procedimento adotado para criar mosaicos entre imagens provenientes de distintos satélites, mas que possuem áreas em comum. Essa abordagem teve atenção na implementação de um trecho da técnica de Transformação Afim para realizar o registro entre essas imagens. Além disso, foi feito o uso da técnica de Correlação Cruzada Normalizada para identificar pontos de controle e adicionalmente, foi aplicada a técnica de interpolação Bilinear para efetuar a reamostragem das imagens nesse contexto. O mosaico foi realizado para as Figuras 30 e 31.

Figura 37. Imagem tirada pelo satélite CBERS 4A, 628 km.



Figura 38. Imagem tirada pelo satélite CBERS 4, 778 km.

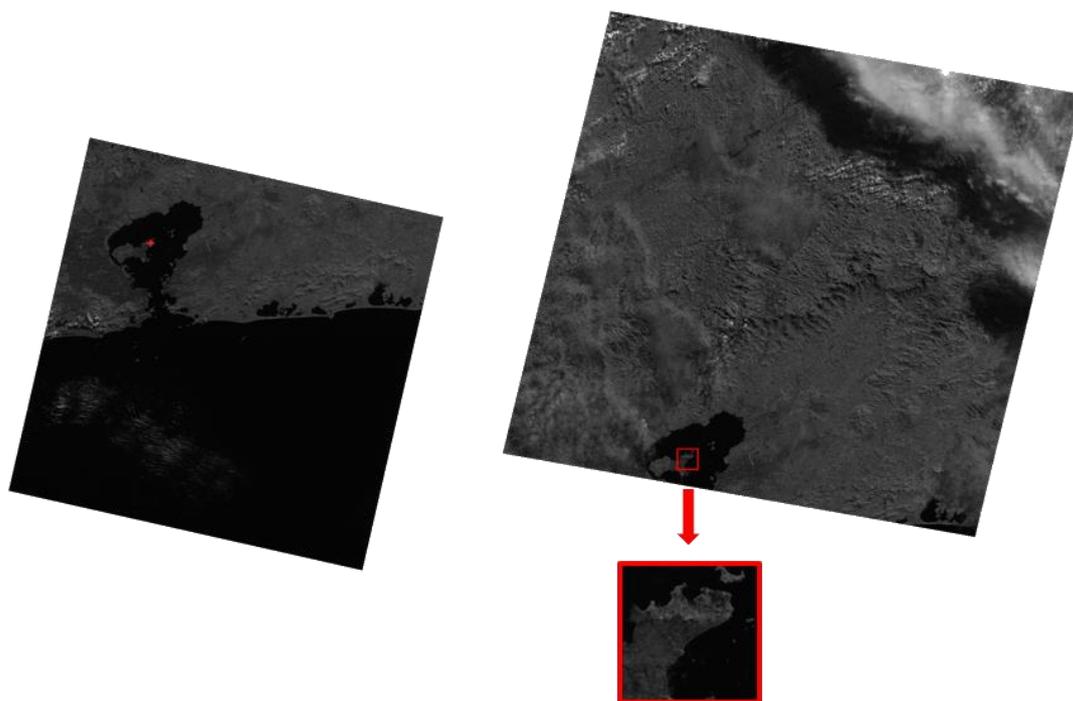


Como observado nas imagens anteriores, elas foram capturadas de órbitas distintas, com altitudes de 628 km e 778 km. Isso implica que as imagens não compartilham a mesma escala, impossibilitando uma comparação direta. Portanto, é necessário reamostrá-las para nivelar a base de comparação. Para lidar com as diferentes dimensões, utilizamos as órbitas para estabelecer uma relação entre a distância orbital e as dimensões da imagem, permitindo assim determinar o fator de escala de redução ou

ampliação. Nesse contexto, a reamostragem será aplicada na Figura 30 usando o método de interpolação Bilinear, com uma escala de 0,794.

Assim tendo ambas as imagens proporcionais (com as mesmas escalas) é possível ir para o passo seguinte, buscar por correspondência de padrões através do método de Correlação Cruzada Normalizada antes descrito.

Figura 39. Esquema de correspondência de padrões.



Nas imagens na Figura 32, é apresentado o esquema de seleção manual da janela. À direita, é possível observar a janela de correspondência escolhida, enquanto à esquerda, pode-se visualizar o ponto de correspondência já identificado.

Após a identificação dos pontos de controle entre as imagens, se obtém as coordenadas correspondentes entre elas. Agora, o algoritmo pode avançar para a fase de registro. É importante destacar que, nesta etapa do projeto, a abordagem do projeto está focada exclusivamente nos problemas de transformação relacionados à translação das imagens.

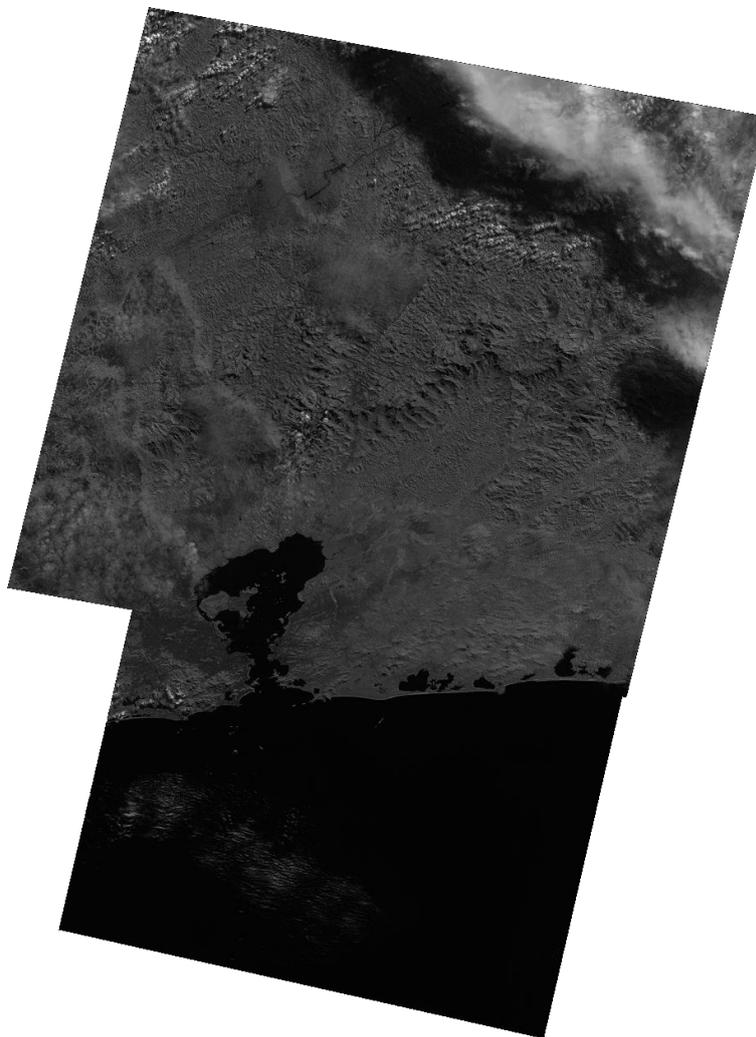
A transformação usada no registro pode ser dada através da Equação 7.6, de modo simplificado para apenas efeitos de translação tem a Equação 11:

$$x' = x + y + \Delta x \quad (11)$$

$$y' = x + y + \Delta y$$

Com as coordenadas correspondentes o algoritmo substitui os termos na Equação 11 para calcular Δx e Δy . Deste modo, se obtém o padrão de transformação necessário para o registro e mosaico das imagens. Então essa transformação é aplicada para reescrever as imagens de acordo com as regras de transformação estabelecidas. Assim obtendo o resultado na Figura 33.

Figura 40. Imagem resultante do mosaico.



4.4.2. REGISTRO COM O DETECTOR DE CANTOS HARRIS

O registro utilizando o detector de cantos Harris e a Transformação Afim é mais eficiente do que o método mostrado anteriormente, principalmente por conta da seleção

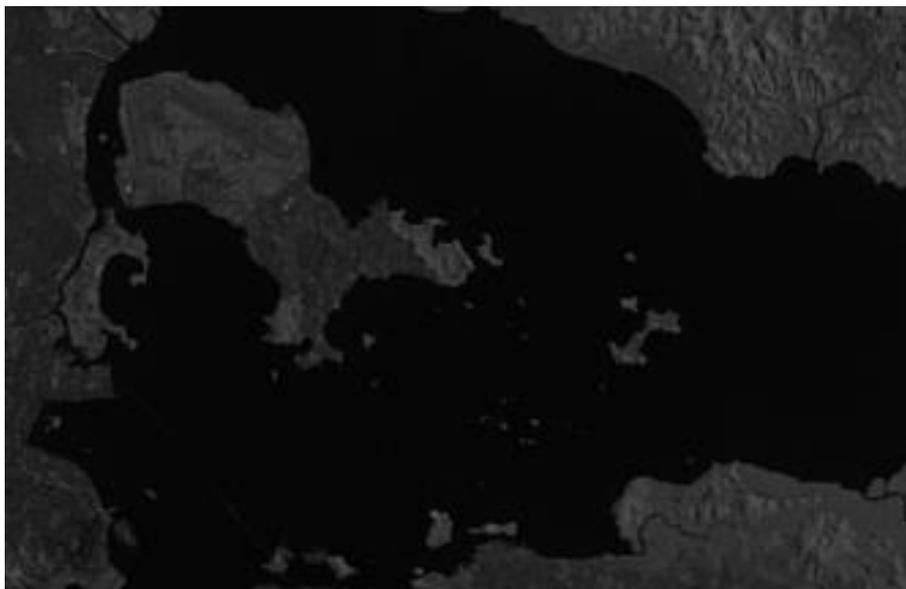
automática de pontos de controle. A Transformação Afim completa lida com translação, rotação e não ortogonalidade entre os eixos, enquanto a detecção de cantos é mais eficiente do que a Correlação Cruzada Normalizada, que requer uma janela pré-definida e é mais custosa computacionalmente. O procedimento adotado para criar mosaicos entre as imagens foi semelhante ao anterior, contudo, o foco da implementação completa da técnica de Transformação Afim para realizar o registro entre imagens. Para o registro, foi utilizada a detecção de cantos Harris para encontrar os pontos de controle, a descrição de áreas para relacionar os pontos de controle entre diferentes imagens e, adicionalmente, o algoritmo RANSAC para a escolha do melhor modelo de transformação.

As Figuras 34 e 35, são recortes da Figura 30, elas serão usadas para mostrar o procedimento de registro utilizando os métodos antes citados. Como é possível observar, ambas as imagens compartilham regiões análogas, o que possibilita o registro entre ambas, utilizando uma transformação que trate rotação, visto que, a Figura 35 está rotacionada.

Figura 41. Recorte de uma região da Figura 30.



Figura 42. Recorte de uma região da Figura 30 rotacionada a 45°.

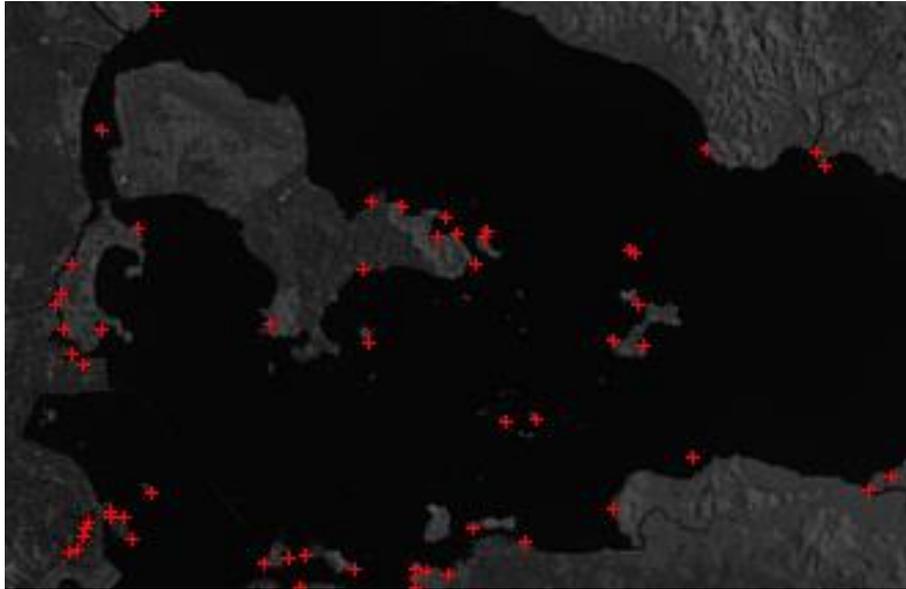


Deste modo para iniciar o processo de registro é necessário se encontrar pontos de controle (regiões com características relevantes, ex: cantos) em ambas as imagens, para assim, poder relacionar regiões entre as duas imagens. As Figuras 36 e 37, tiveram os pontos de controle entrados pelo detector Harris e evidenciados em vermelho.

Figura 43. Imagem da Figura 34 com os pontos de controle detectados.



Figura 44. Imagem da Figura 35 com os pontos de controle detectados.



Após a detecção dos pontos de controle em ambas as imagens, é necessário descrever as características ao redor dos pontos, para que assim, seja possível casar os pontos de controle das duas imagens. As Figuras 38 e 39, ilustram em regiões coloridas as áreas que o descritor de áreas identificou, ele calcula as áreas de regiões em uma imagem e as relaciona aos pontos de controle que estão ao redor dessas áreas, essa descrição deve ser feita em ambas as imagens para que seja compará-las e casá-las na etapa seguinte.

Figura 45. Imagem da Figura 34 com áreas destacadas.

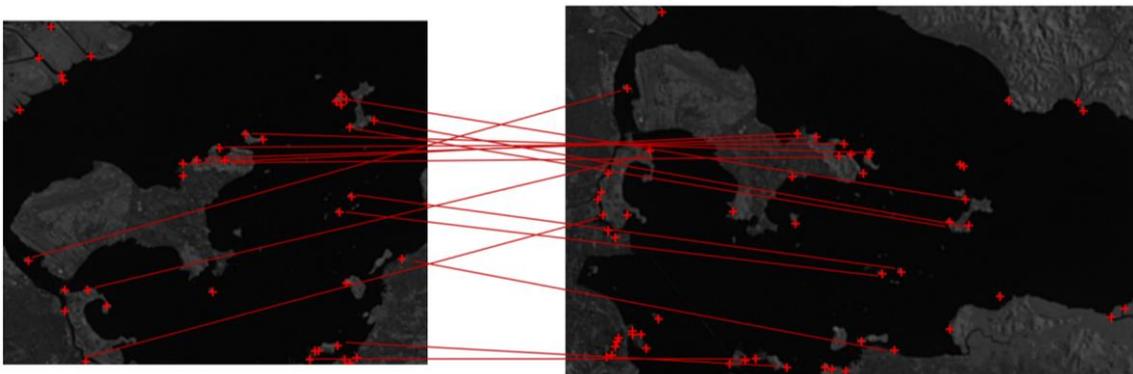


Figura 46. Imagem da Figura 35 com áreas destacadas.



Com os pontos de controle detectados e descritos é possível os relacionar, com base na descrição de áreas é possível comparar as áreas detectadas em ambas as imagens e se casar as mais parecidas, em seguida, isso deve ser feito também para os pontos detectados, deste modo obtendo as correspondências entre as imagens, como ilustrado na Figura 40.

Figura 47. Exemplo de casamento de pontos de controle entre as Figuras 36 e 37.

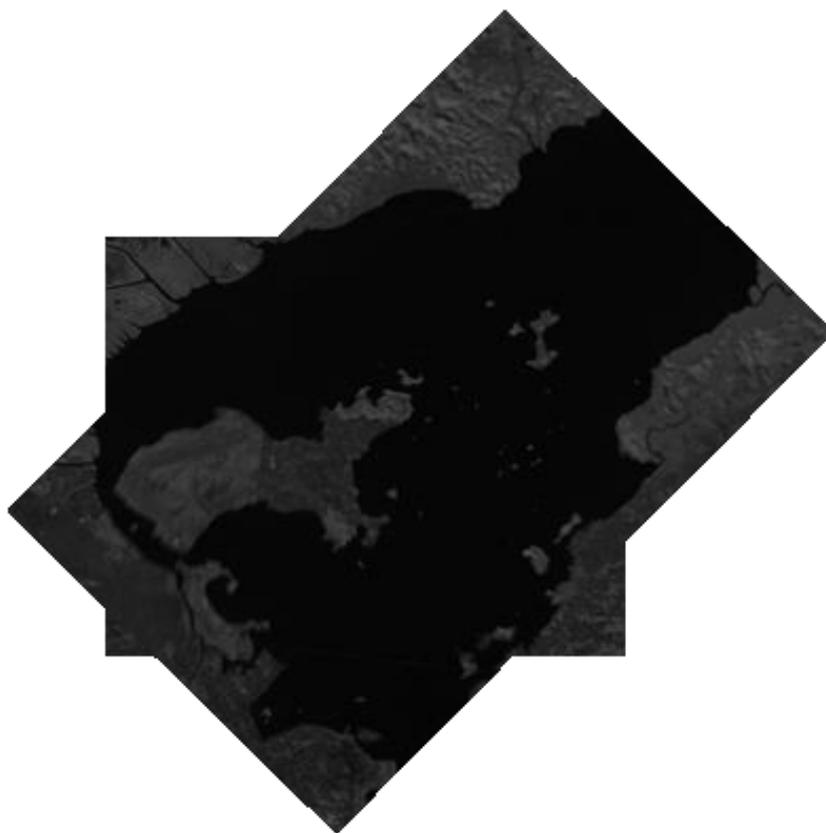


Contudo esse casamento não é totalmente preciso o que pode por acabar inserir muitos erros no modelo de transformação, então é necessário usar um algoritmo de remoção de outliers, assim, as correspondências encontradas passam pelo o RANSAC, que seleciona aleatoriamente correspondências, em seguida, estipula o modelo da transformação afim, o modelo é testado contra o conjunto completo de correspondências

para contar quantos pontos estão de acordo com o modelo dentro de um determinado limiar de erro. Os pontos que não se ajustam ao modelo são considerados outliers, deste modo é possível escolher o melhor modelo de transformação para ser usado.

Com o modelo ajustado é possível realizar o registro e mosaico que pode ser visto na Figura 41, para as regiões da imagem que se sobrepõem, foi realizada a média entre a intensidade dos pixels de ambas, essa abordagem é a mais simples, contudo não causa muitas avarias visuais.

Figura 48. Mosaico final utilizando a Transformação Afim e o detector de cantos Harris.



4.5. ANÁLISES QUANTITATIVAS

Neste trabalho, os métodos de reamostragem e de registro foram avaliados qualitativamente e quantitativamente. As análises qualitativas focaram nos resultados visuais, enquanto as quantitativas seguiram duas abordagens: a primeira avaliou como os métodos clássicos de reamostragem alteram contornos de formas geométricas, e a segunda analisou a influência das técnicas de reamostragem no processo de registro.

4.5.1. ANÁLISE DOS MÉTODOS DE REAMOSTRAGEM APLICADO DIFERENTES TIPOS DE FORMAS GEOMÉTRICAS

A respeito da Figura 42, ilustra a importância de avaliar os métodos por meio de escalas em números primos. Os resultados no gráfico (a) mostram que a redução por escalas múltiplas oferece uma curva mais consistente, à medida que se aumenta a escala de redução, se tem um menor coeficiente de correlação. No entanto, quando se emprega uma escala com números primos, gráfico (b), torna-se visível diversos picos de correlação principalmente no método (NN). Para melhor visualização dos resultados entre os métodos Bilinear e Bicúbica foi feito o módulo das diferenças entre ambos para cada imagem, com os resultados expressos nos gráficos (c) e (d), no qual é visível que quando usada a imagem com números primos as diferenças entre os métodos são maiores.

Decerto que os resultados usando dimensões múltiplas possuem viés estatístico, os testes foram realizados usando imagens com dimensões primas, a fim de evidenciar as características de cada método, assim obtendo uma análise mais precisa para comparação.

Figura 49. Exemplo e comparação de variações no Coeficiente de Correlação tendenciosas.

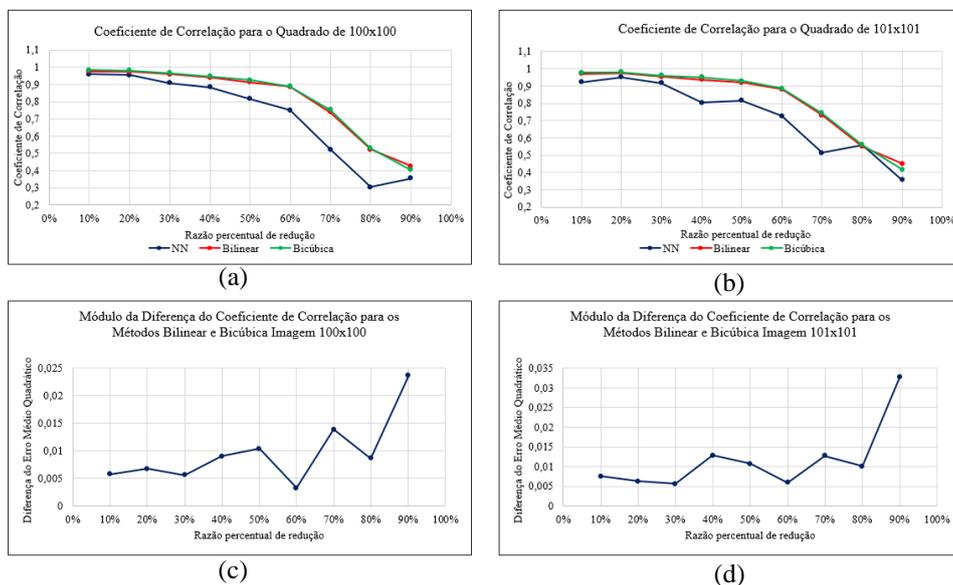
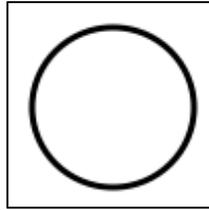


Figura 50. Imagem da Circunferência.



Os gráficos na Figura 44 mostram a avaliação dos métodos de reamostragem para a Figura 43, onde é ilustrado que a reamostragem pelo método do Vizinho Mais Próximo resultou em menor qualidade em comparação com outras técnicas. A interpolação Bicúbica obteve resultados superiores em relação aos demais métodos. Contudo, quando a razão de redução ultrapassou 70%, a interpolação Bilinear apresentou menos erros. Esta diferença é mais notável no Gráfico (d), onde é mostrada a disparidade entre os métodos Bilinear e Bicúbica, especialmente quando a razão de redução atingiu 90%.

Figura 51. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para a Circunferência.

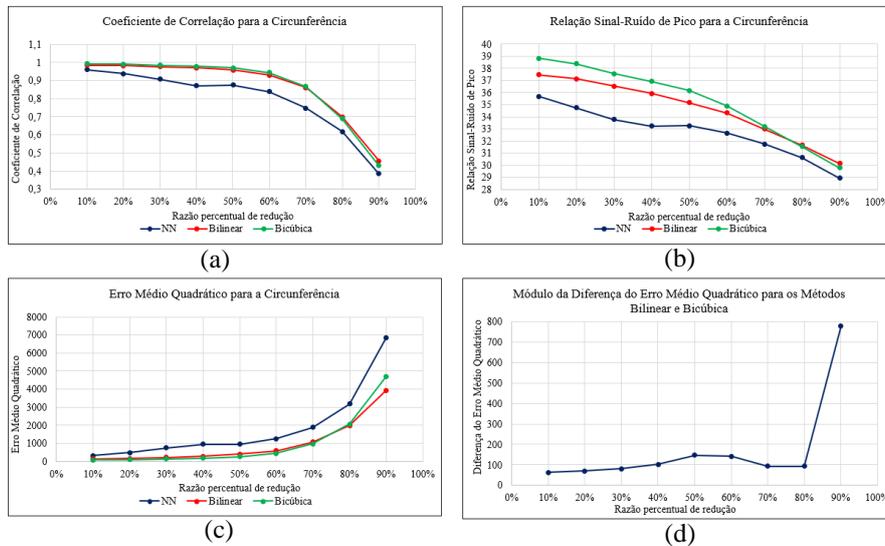


Figura 52. Imagem do Círculo.

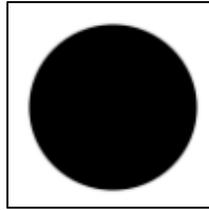
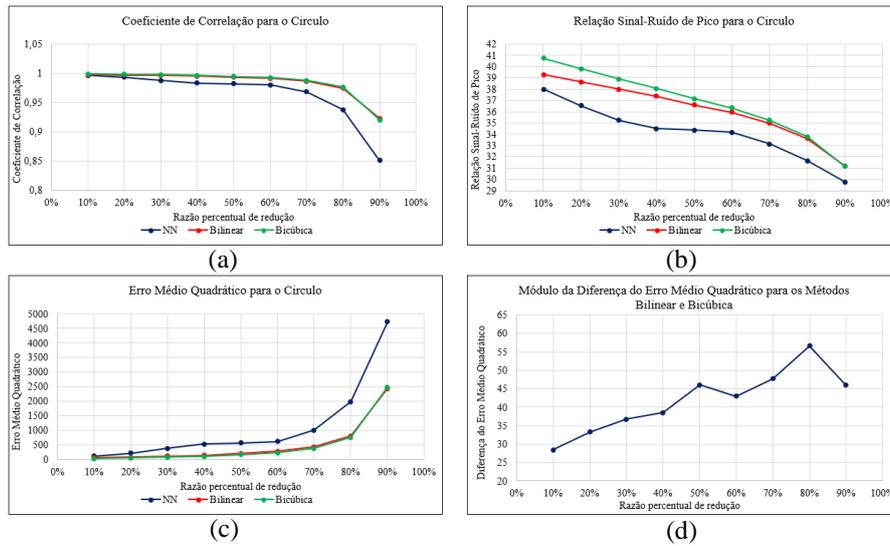


Figura 53. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Círculo.



Os gráficos na Figura 46 revelam que a relação de qualidade entre os variados métodos de reamostragem para a Figura 45 do círculo é comparável aos resultados obtidos na Figura 43 da circunferência. No entanto, a disparidade de qualidade entre esses métodos é significativamente menor, conforme evidenciado no gráfico (d) e os métodos demonstraram um desempenho superior em todas as métricas, especialmente em relação ao coeficiente de correlação.

Figura 54. Imagem do Contorno do Triângulo.

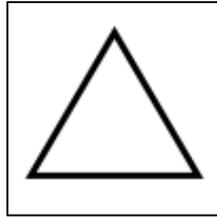
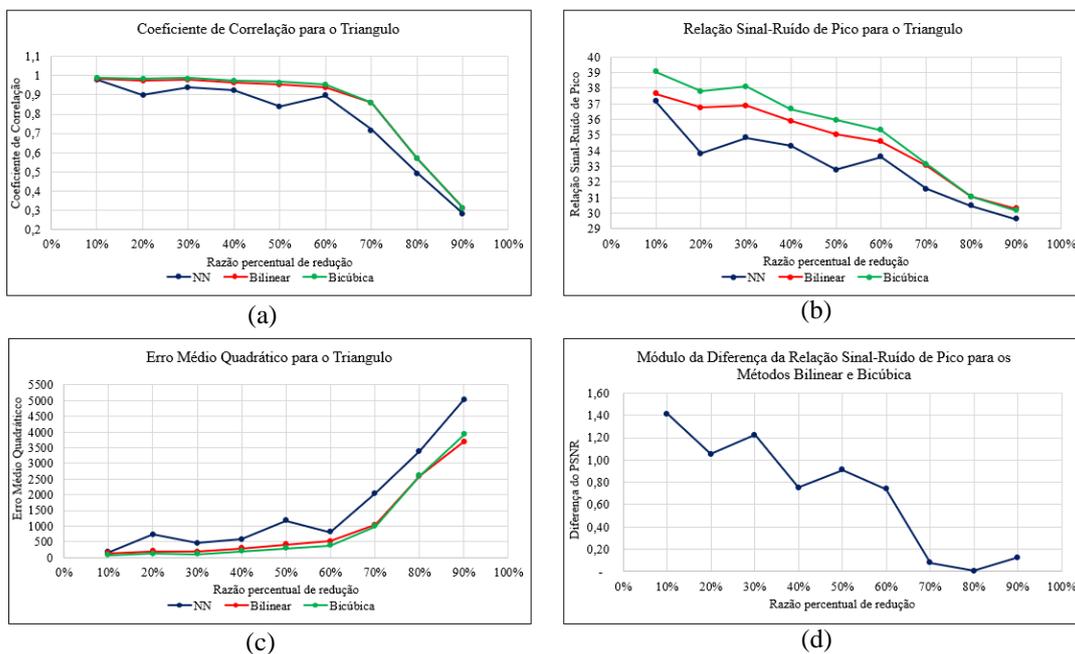


Figura 55. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Contorno do Triângulo.



Os gráficos das métricas na Figura 48 revelam que os resultados da avaliação para a Figura 47 do contorno do triângulo, apresentaram picos de qualidade ao ser reamostrada por diferentes razões de redução, especialmente no método do Vizinho Mais Próximo. Esse efeito é provavelmente causado pelo aspecto serrilhado deixado nas diagonais. No entanto, mesmo com esse serrilhado, a figura demonstra melhores resultados quando reamostrada. Isso pode ser atribuído à presença de contornos com linhas retas em diferentes posições, tanto diagonais quanto horizontais.

Em relação ao desempenho dos métodos, o método do Vizinho Mais Próximo (NN) apresentou resultados inferiores, com picos de qualidade mais pronunciados. Tanto o método Bilinear quanto o Bicúbica produziram resultados semelhantes. No entanto,

como mostrado no gráfico (b), a interpolação Bicúbica demonstrou ter menos ruído em comparação com a Bilinear. Essa diferença é nitidamente perceptível no gráfico (d).

Figura 56. Imagem do Triângulo.

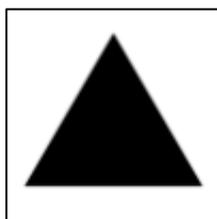
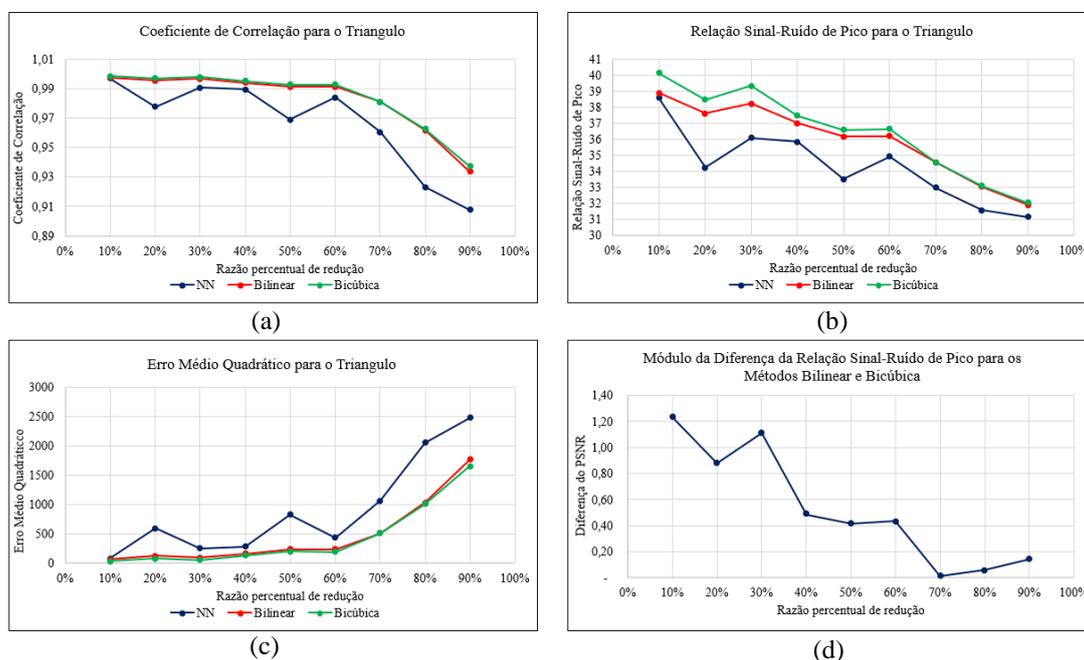


Figura 57. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Triângulo.



A avaliação para a Figura 49 do triângulo, conforme mostrada nos gráficos da Figura 50, apresenta uma relação entre os métodos semelhante à avaliação da imagem do contorno do triângulo. No entanto, as diferenças entre os métodos são menos pronunciadas, e, de forma geral, as perdas de qualidade foram menores.

Figura 58. Imagem do Contorno do Quadrado.

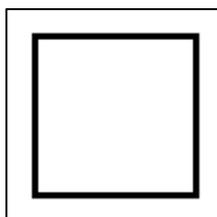
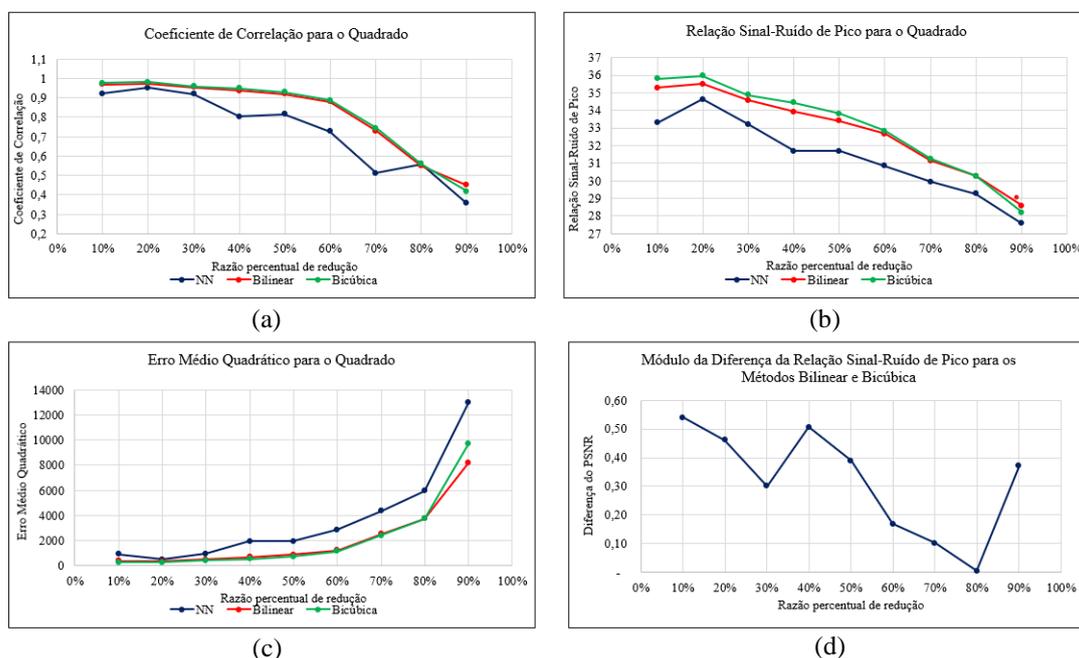


Figura 59. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Contorno do Quadrado.



Os gráficos das métricas na Figura 52, mostram que quando os interpoladores foram testados para a Figura 51 do contorno do quadrado, apresentaram poucos picos de erro para as diferentes razões de redução. No entanto, essa é a figura que exibiu os maiores erros nas métricas, provavelmente devido ao deslocamento das retas do quadrado durante o processo de reamostragem. Os resultados dos métodos Bilinear e Bicúbica se diferenciam pouco, no gráfico (d) é mostrada a diferença do PSNR, entretanto a interpolação Bicúbica possui menos ruídos em relação aos demais.

Figura 60. Imagem do Quadrado.

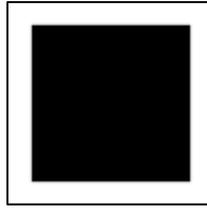
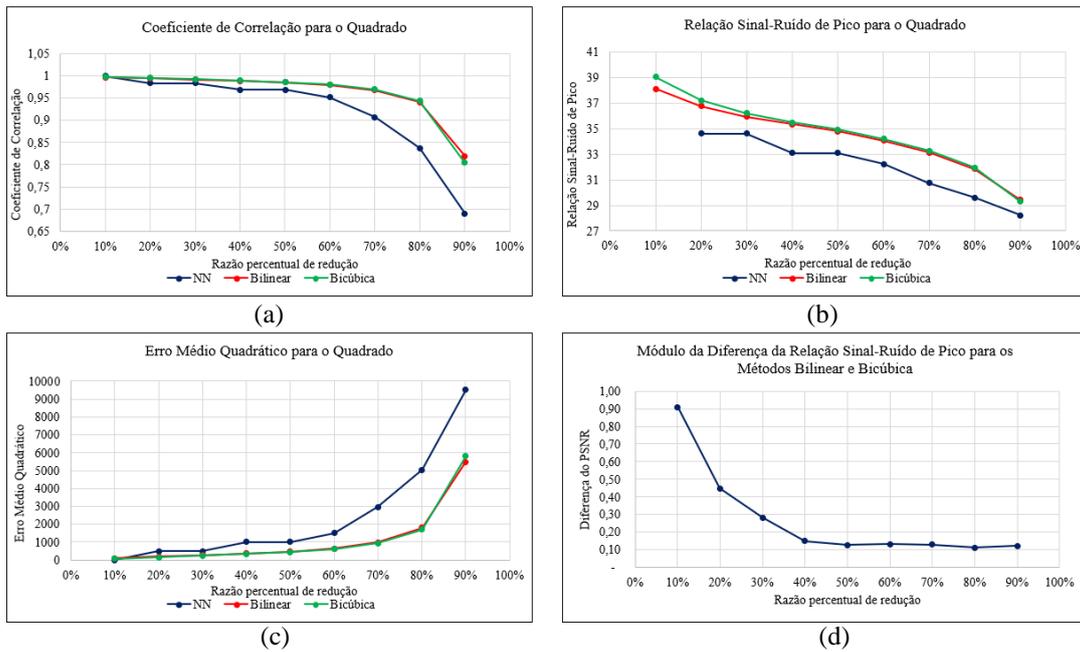


Figura 61. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Quadrado.



Na Figura 54, os gráficos mostram a avaliação para a Figura 53 e revelam que a amostragem por Vizinho Mais Próximo não apresentou erros ao ser reduzida em 10%. Esse resultado pode ser atribuído à alta densidade de pixels no interior da figura, onde, mesmo após a redução, as proporções foram mantidas. Essa consistência não foi observada nos outros métodos, pois eles levam em conta os pixels ao redor das bordas, o que resulta numa suavização delas. Além disso, os resultados indicaram menos erros em comparação com a avaliação da imagem do contorno do quadrado, e não houve picos em diferentes razões de redução.

Figura 62. Imagem do Contorno da Estrela.

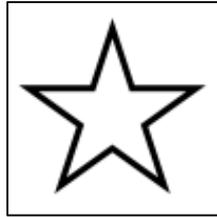
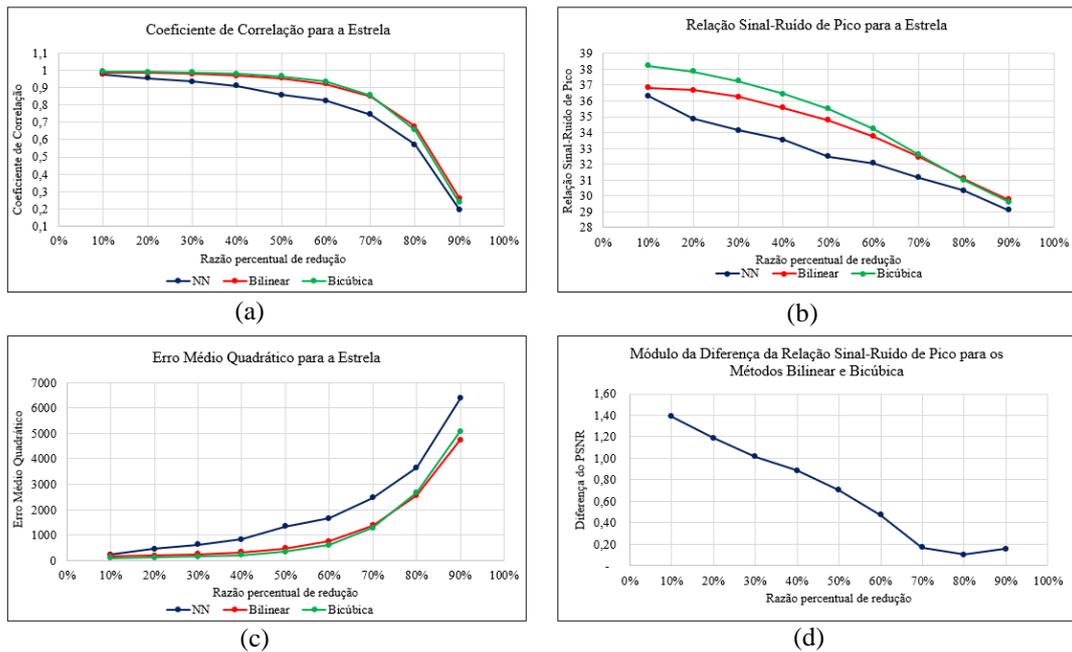


Figura 63. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para o Contorno da Estrela.



Os gráficos das métricas na Figura 56 mostram que a avaliação para a Figura 55 da estrela não apresenta picos de qualidade em nenhum método, e que método por Vizinho Mais Próximo apresenta resultados de menor qualidade, e a interpolação Bicúbica apresenta resultados superiores aos demais, é visível que a estrela é a figura com curvas mais suaves em relação às demais, provavelmente pelo maior número de cantos.

Figura 64. Imagem da Estrela.

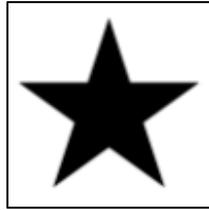
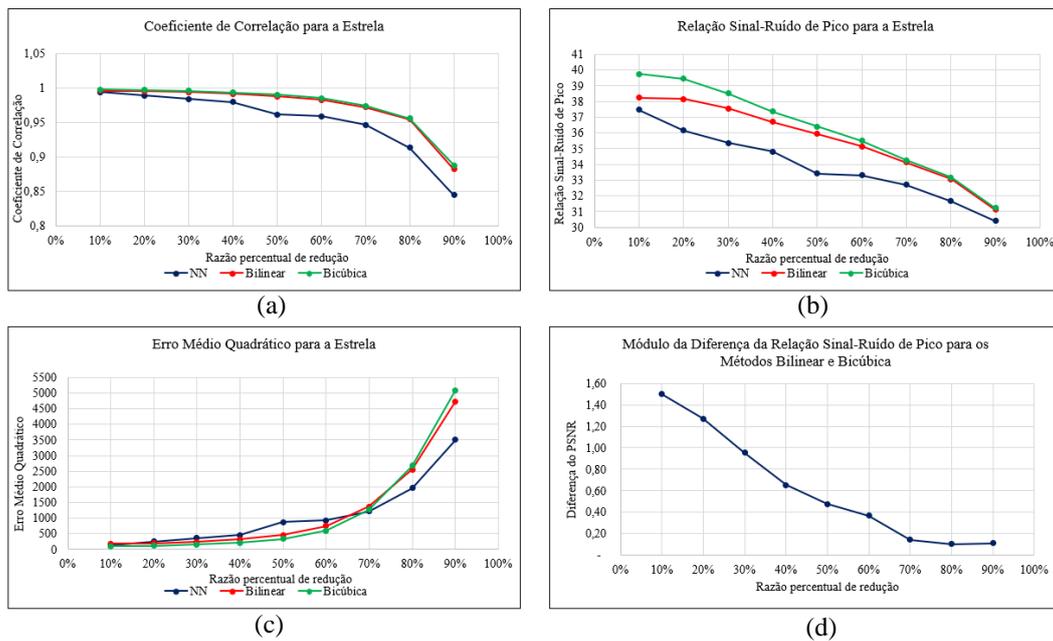


Figura 65. Gráficos com Diferentes Métricas de Avaliação para a Estrela.



A avaliação para a Figura 57 da estrela, conforme mostrada nos gráficos da Figura 58, assemelha-se à avaliação do contorno da estrela nas métricas CC e PSNR. No entanto, no caso do MSE, é evidente que o método do Vizinheiro Mais Próximo (NN) a partir de uma escala de redução de 70% apresenta taxas de erro mais baixas. Essa discrepância provavelmente ocorre devido ao excesso de serrilhamento que pode se assemelhar às pontas da estrela. Portanto, a utilização da métrica PSNR é mais confiável neste caso para observar a verdadeira quantidade de erros e ruídos.

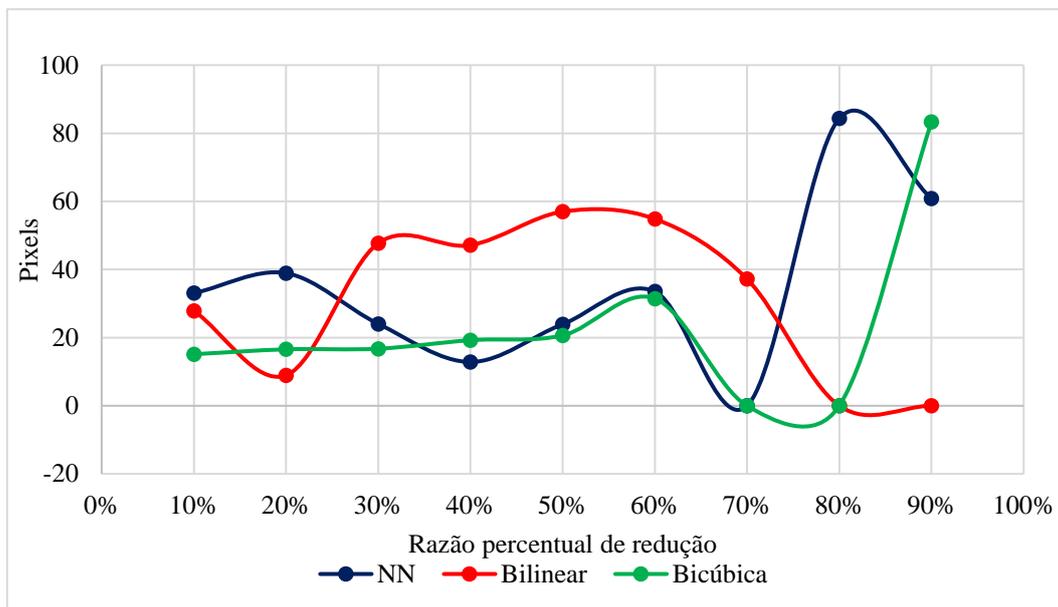
A análise das imagens de figuras geométricas sólidas revelou vantagens significativas nas métricas de qualidade em comparação com as figuras de contorno. Isso se deve à uniformidade da cor no centro dessas figuras, que preserva as intensidades no interior da figura, mesmo que haja perda de detalhes nos contornos, desse modo a consistência na cor central eleva os resultados em várias métricas de avaliação de maneira notável.

4.5.2. ANÁLISE DOS EFEITOS DOS ALGORITMOS DE REAMOSTRAGEM NO PROCESSO DE REGISTRO

Após o processo de avaliação, os resultados foram apresentados em gráficos com linhas curvas para facilitar a visualização e proporcionar uma melhor representação geométrica dos dados. Para obter uma interpretação mais precisa, a magnitude dos gráficos foi ajustada para eliminar registros claramente incorretos (com erros altíssimos), facilitando a visualização dos dados. Esses erros foram principalmente devido à alta razão percentual de redução, que resultou na perda das características distintivas, levando a correspondências totalmente incorretas, tornando o registro entre as imagens incorreto.

Os impactos da reamostragem no registro de imagens em relação aos pontos de controle são exibidos na Figura 59, que mostra que a reamostragem Bicúbica apresenta uma tendência mais previsível de aumento no erro à medida que a taxa de redução cresce. Em relação aos demais métodos, a reamostragem por Vizinheiro Mais Próximo, apresenta menor previsibilidade em relação a Bicúbica, porém, entre 30% e 60% de redução, apresentam resultados análogos. A reamostragem Bilinear introduziu as maiores taxas de erro, e a maior variação entre os resultados. Vale enfatizar, que as razões percentuais de redução de 70% para NN, 90% e 80% para Bilinear, e 90% para Bicúbica apresentaram erro de 0 pixel. Isso ocorre porque, para calcular o erro nos pontos de controle, é necessário eliminar as correspondências incorretas. Nestes casos, como a maior parte das correspondências foram incorretas, o algoritmo simplesmente as ignora, considerando-as inutilizáveis.

Figura 66. Raiz do Erro Quadrático Médio no Registro em Relação aos Pontos de Controle.



As Figuras 60 e 61 destacam o erro de registro, que representa o deslocamento perceptível na sobreposição das imagens. Nestes gráficos, os erros nas direções x e y são analisados, mostrando que os métodos de reamostragem Bicúbica e Vizinheiro Mais Próximo possuem resultados semelhantes em até 60% da razão percentual de redução. No entanto, a Bicúbica, em média, insere menos erros. Por outro lado, a reamostragem Bilinear exibe os maiores erros e apresenta maior variabilidade. Vale enfatizar que a magnitude dos gráficos está restrita, pois os pontos que extrapolam esse limite são correspondências com erros extremamente altos, na ordem de centenas de pixels em ambos os gráficos.

Para a melhor compreensão dos dados é importante levar em consideração a resolução espacial da imagem, ou seja, 16,5 metros, desse modo, os métodos de reamostragem mais previsíveis permitem calcular o erro introduzido em termos de distâncias reais, auxiliando a tomada de decisões em aplicações reais. Como exemplo, pode-se observar a redução percentual de 50% para a reamostragem Bilinear, identifica-se um erro no registro de cerca de -45 pixels no eixo x e cerca de 15 pixels no eixo y. Isso representa um deslocamento de 742,5 metros para a esquerda e 247 metros para cima da posição ideal, desse modo, para essa situação esse método não é o ideal, visto que sua utilização comprometeria a localização dos locais exibidos na imagem final.

Figura 67. Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo x

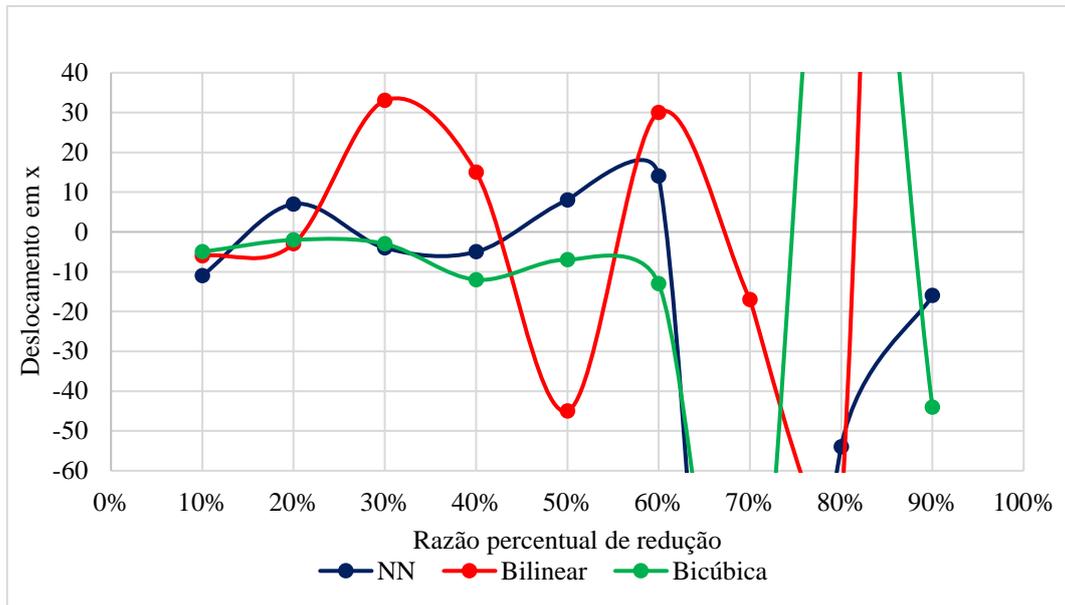
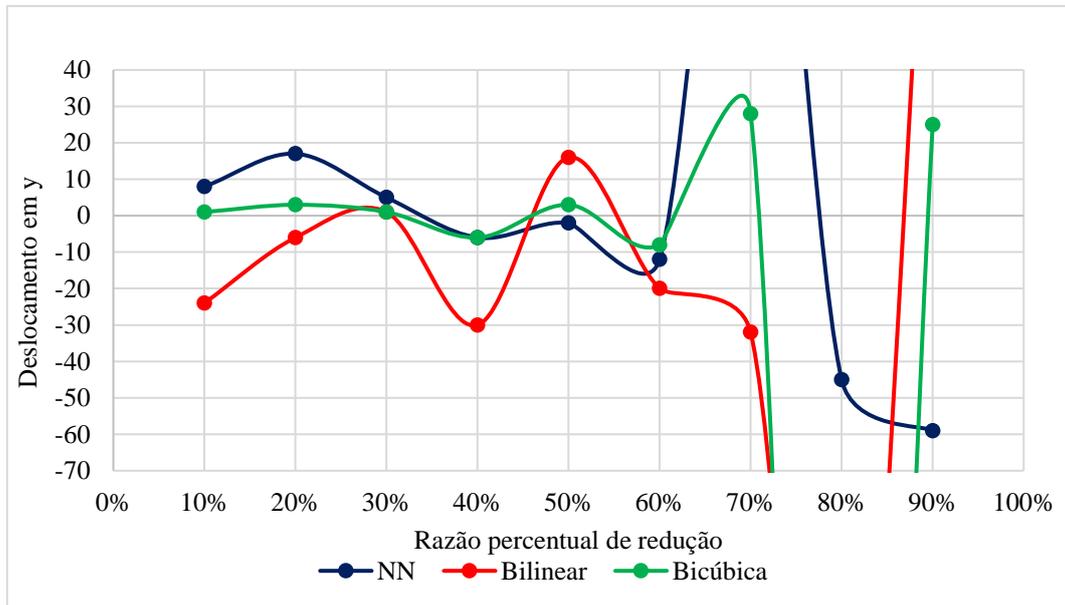


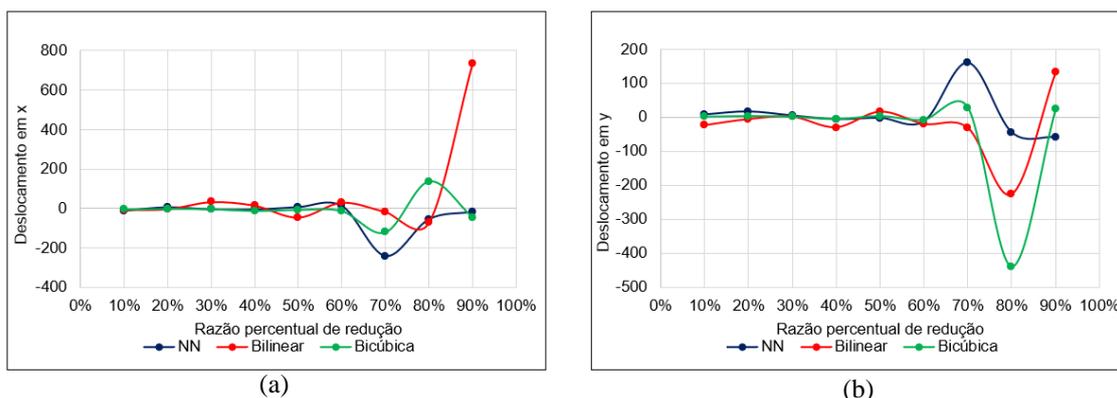
Figura 68. Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo y.



Com o intuito de mostrar os resultados dos registros claramente incorretos (com erros altíssimos), que nas Figuras 60 e 61 tiveram suas magnitudes ajustadas para facilitar a visualização dos dados realmente importantes, a Figura 62 mostra ambos os gráficos anteriores, contudo, com a magnitude ajustada para exibir todos os resultados para todas as escalas de redução, demonstrando assim os registros claramente incorretos. Esses erros

são devidos à alta razão percentual de redução, que resultou na perda das características distintivas, levando a correspondências totalmente incorretas, o que tornou o registro entre as imagens incorreto.

Figura 69. Visualização Total dos dados (a) Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo x e (b) Erro na Posição da Imagem Registrada no Eixo y.



Para facilitar a compreensão do erro introduzido em x e y mostrado anteriormente foi realizada a raiz quadrada da soma dos quadrados dos erros, ilustrando como diferentes níveis de redução percentual afetam a correspondência de regiões no registro. Como mostrado na Figura 63 a reamostragem Bilinear resulta nos maiores erros, enquanto as demais inserem menos erros. A Bicúbica e a NN apresentam resultados semelhantes entre 30% e 60% da razão percentual de redução. Em particular, a reamostragem Bicúbica demonstra menor variação nos erros conforme se varia a razão percentual de redução, indicando maior previsibilidade em relação aos demais métodos.

A Figura 64 contém o gráfico da Figura 63, contudo com a magnitude contemplando todos os resultados, o que ajuda a evidenciar o grande erro presente no registro nessas grandes escalas de redução, contudo, é possível ver que a reamostragem por Vizinho Mais Próximo mostra resultados com menos erros entre 80% e 90% da razão percentual de redução e a Bicúbica, em 90% da razão percentual de redução, enquanto a Bilinear apresenta erros altíssimos a partir de 70% e que a torna inviável para o registro quando é necessário tal razão de reamostragem em escala original.

Figura 70. Soma do Módulo do Erro nos Eixos x e y.

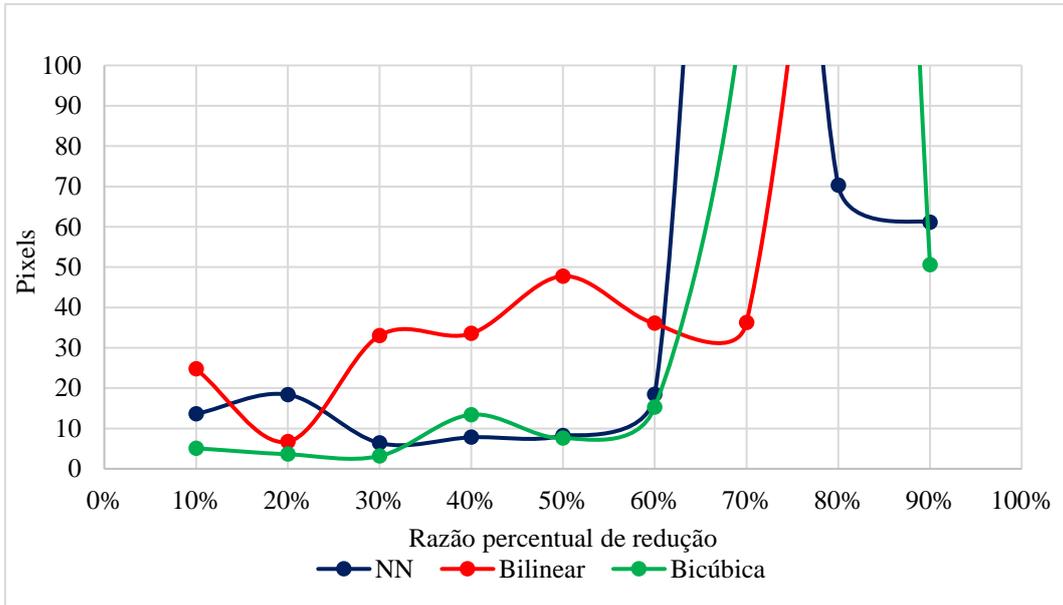


Figura 71. Visualização Completa dos Resultados da Soma do Módulo do Erro nos Eixos x e y.

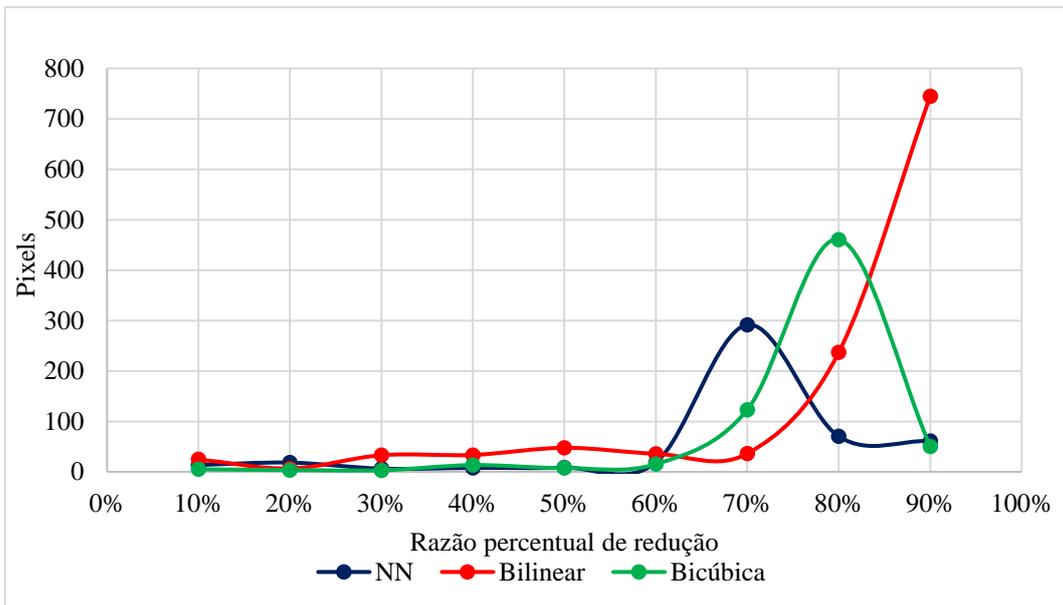
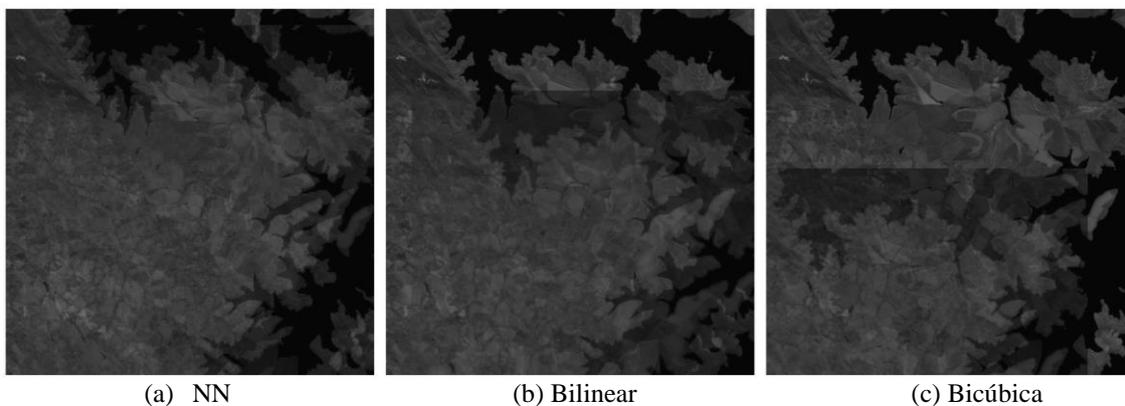
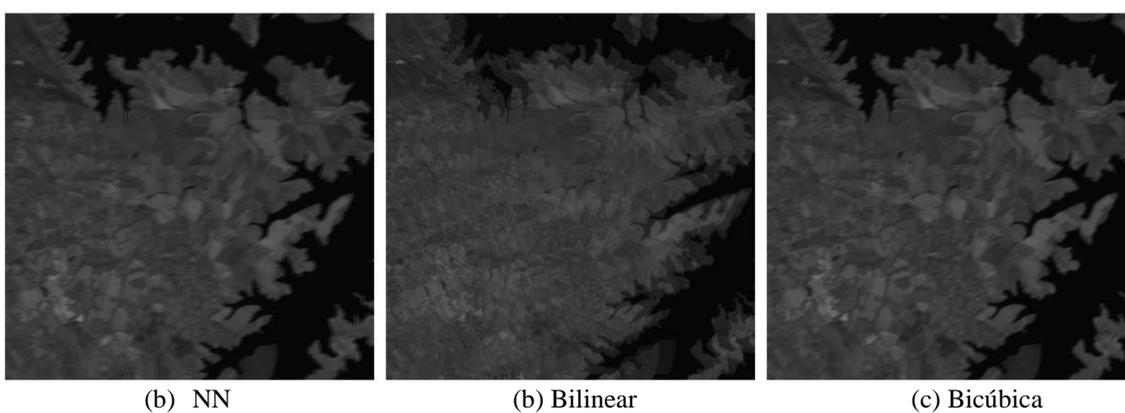


Figura 72. Imagens registradas após a reamostragem na razão percentual 80% das dimensões originais.



A imagens na Figura 65, mostram que de fato a qualidade do registro quando a razão percentual de redução ultrapassa 80% da escala original se torna inviável, visto que, os resultados expressos estão com tanto erro, que torna as regiões irreconhecíveis, o que inviabiliza a utilização de tais métodos para razões tão altas. Diferentemente, na Figura 66 é possível ver que o registro obteve sucesso, é também notável que os resultados quando usada a reamostragem Bilinear possuem menor qualidade.

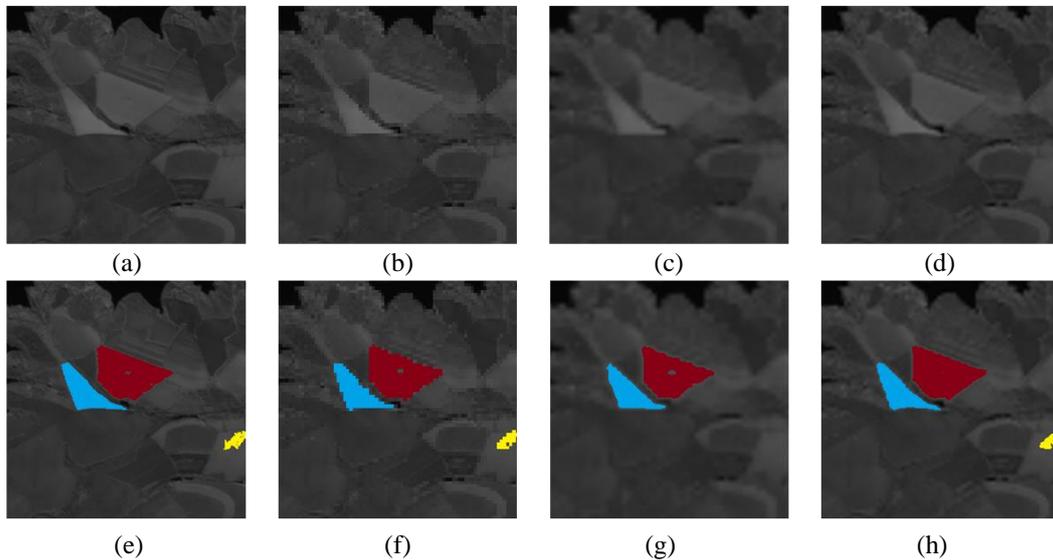
Figura 73. Imagens registradas após a reamostragem na razão percentual 50% das dimensões originais.



Em todas as discussões anteriores, observa-se que a Reamostragem Bilinear apresenta maiores taxas de erro em comparação aos outros métodos. Esses erros estão associados ao fato de que este método suaviza as áreas de alto contraste, o que resulta na atenuação dos contornos das formas. Isso faz com que as áreas, que são cruciais para a descrição e identificação de características, sejam reduzidas como mostrado na Figura 67,

que ao comparar as áreas destacadas na imagem (g) com as outras nas imagens (f e h), percebe-se que as áreas em (g) são menores.

Figura 74. Comparação da degradação de bordas em por diferentes métodos.



(a) Imagem original sem reamostragem; (b), (c), (d) Imagem após reamostragem utilizando os métodos de Vizinheiro Mais Próximo (NN), Bilinear e Bicúbica, respectivamente; (e): Áreas destacadas na imagem original para comparação; (f), (g), (h) Áreas destacadas após reamostragem pelos métodos NN, Bilinear e Bicúbica, respectivamente, ilustrando a degradação das áreas das figuras e impacto sobre os contornos.

Essa redução nas áreas devido a perda de contraste nas bordas afeta a precisão na correspondência de padrões, já que a correspondência entre os pontos de controle é calculada com base nas áreas dessas formas, portanto, a perda de contraste resulta em correspondências incorretas durante a busca por correspondência entre os pontos de controle, causando maiores erros no processo de registro. A reamostragem por Vizinheiro Mais Próximo, não reduz o contraste, pois não estipula novas intensidades, contudo deixa os contornos com aspecto serrilhado como é visível na Figura 67 (b), por fim, a reamostragem Bicúbica, apesar de reduzir o contraste, o faz de maneira mais sutil, pois é baseada em splines cúbicas, que, mesmo alterando características dos contornos, mantêm o alto contraste entre as regiões, resultando em menores erros.

As avaliações mostradas a seguir foram a respeito da qualidade final do registro, ou seja, o quão fidedigno é o resultado em relação a imagem original, para isso os dados foram representados graficamente. Assim como nos gráficos anteriores, a magnitude dos gráficos está restrita, pois os pontos que extrapolam esse limite são resultados com erros extremamente altos, que não apresentam informações relevantes para a qualidade visual, visto que são inutilizáveis devido à quantidade de erros na correspondência do registro.

Ao observar os resultados nos gráficos nas Figuras 68 e 69 é visível a similaridade entre ambos, contudo um mostra a quantidade de correlação entre as intensidades e o outro a relação entre sinal-ruído, em ambos a reamostragem Bicúbica apresenta em média os piores resultados, isso é devido a ela ser a menos eficiente no processo correspondência de padrões, levando a resultados visuais mais distorcidos, ou seja resultado com maiores ruídos, o registro após a reamostragem por Vizinho Mais Próximo teve resultados superiores, contudo, o aspecto visual da imagem apresenta aspecto serrilhado nas regiões de contornos, por fim, a reamostragem Bicúbica apresenta as menores taxas de erro, provavelmente devido a sua característica de manter os contrastes nos contornos e suavidade nos interiores. A Figura 70 contém os gráficos das Figuras 68 e 69 sem reduzir a magnitude. Isso mostra que ambos os gráficos continuam sendo semelhantes mesmo quando a magnitude é alterada, a diferença mais notável é na escala de 90% da métrica de Coeficiente de Correlação, que tem resultado 0, ou seja, registro totalmente incorreto.

Figura 75. Coeficiente de Correlação da Imagem Registrada em Relação a Original.

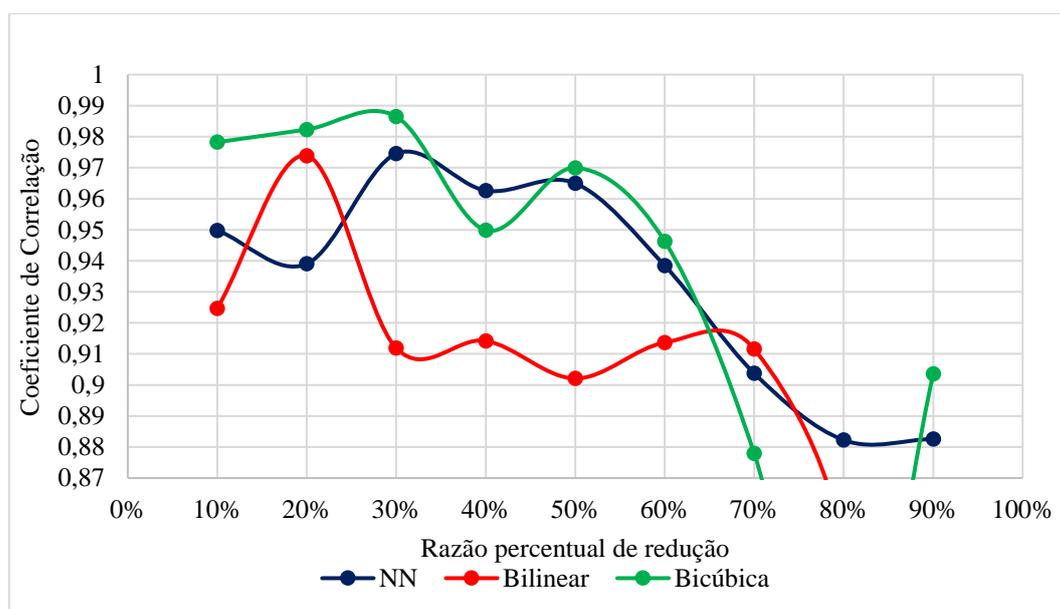


Figura 76. Relação Sinal-Ruído de Pico da Imagem Registrada em Relação a Original.

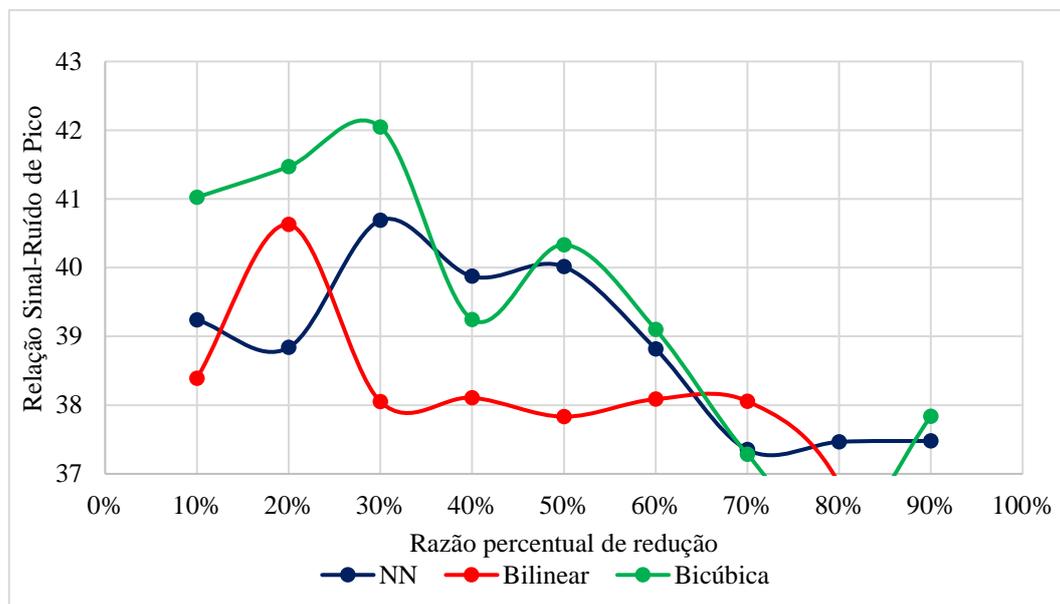
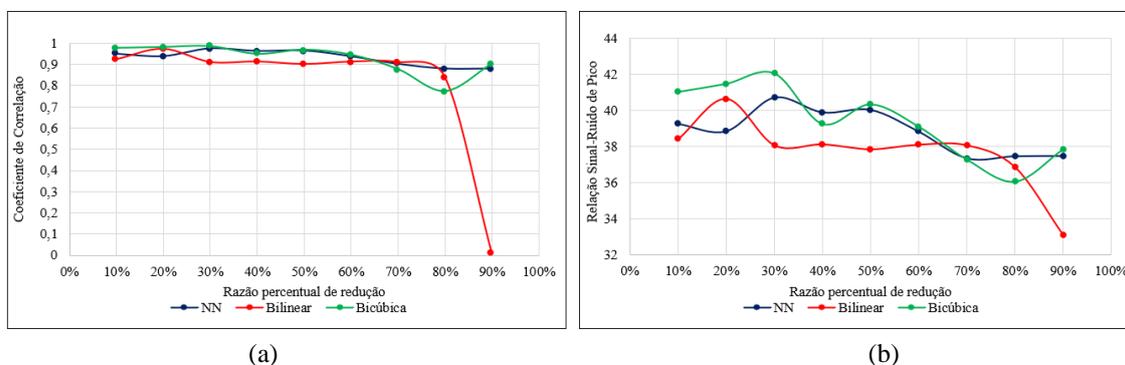


Figura 77. Visualização Total dos dados (a) Coeficiente de Correlação da Imagem Registrada em Relação a Original e (b) Relação Sinal-Ruído de Pico da Imagem Registrada em Relação a Original.



A Figura 71 ilustra a quantidade de erro entre as intensidades da imagem reamostrada com a original, o que deixa evidente que os métodos por Vizinho Mais Próximo e Bicúbica apresentam em média os melhores resultados, contudo reamostragem Bicúbica tende a apresentar um desempenho mais estável e de menor erro ao longo das diversas taxas de redução, o que sugere uma preservação mais eficaz dos detalhes da imagem original. Em contraste, o método Bilinear mostra em média os maiores erros, especialmente em taxas de redução intermediárias, possivelmente devido à sua menor capacidade de manter os contrastes da imagem, resultando em uma maior degradação. A Figura 72 contém os mesmos dados que a Figura 71, contudo, com a magnitude

contemplando todos os dados. Isso mostra que a imagem resultante do registro, quando reamostrada em 80% e 90% da razão percentual de redução, apresenta erros altíssimos, evidenciando a ineficácia do registro quando reamostrado em tais escalas.

Figura 78. Erro Médio Quadrático da Imagem Registrada em Relação a Original.

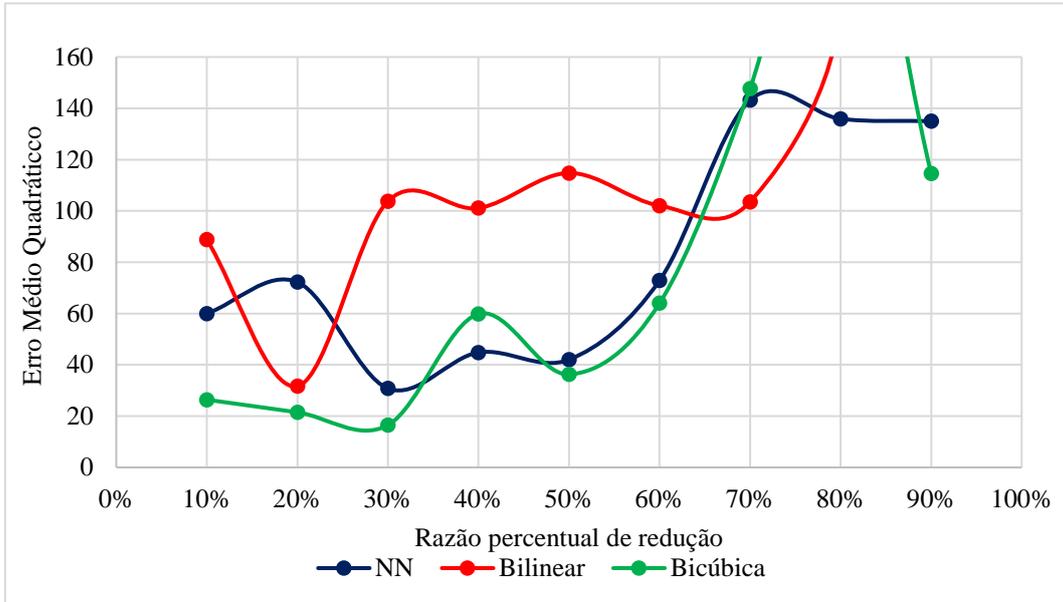
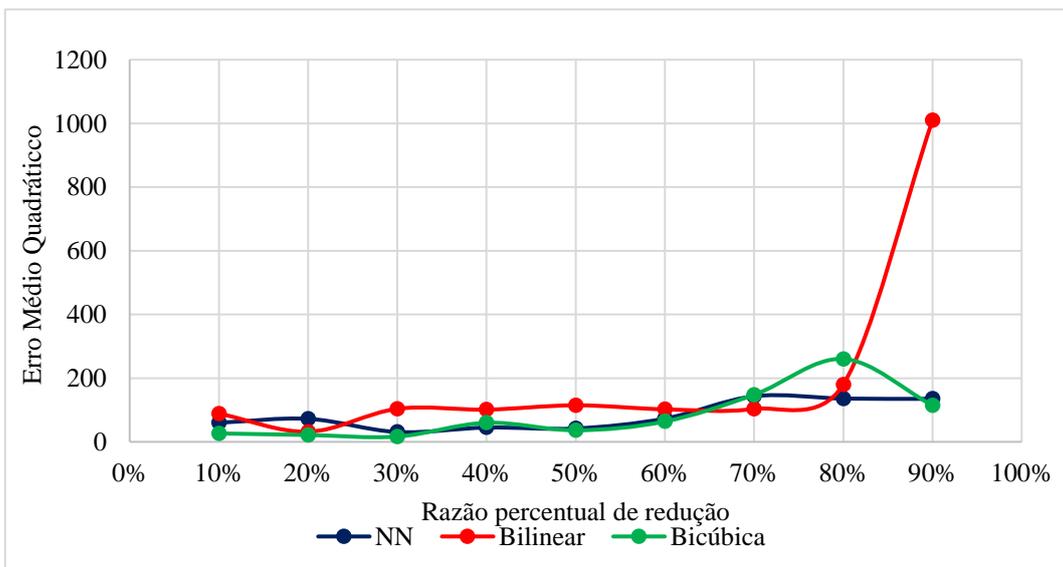


Figura 79. Visualização Completa dos Resultados do Erro Médio Quadrático da Imagem Registrada em Relação a Original.



5. CONCLUSÃO

Com base nos resultados obtidos ao empregar diferentes métodos de reamostragem, foi possível avaliar suas performances considerando tanto limitações quantitativas quanto qualitativas, especialmente em relação à qualidade visual final do registro e da reamostragem.

Os testes realizados indicam que o método de reamostragem por Vizinho Mais Próximo apresenta desempenho inferior, com picos e maiores erros em comparação aos outros métodos. A reamostragem Bilinear, por sua vez, produz resultados semelhantes à reamostragem Bicúbica, mas se destaca quando a redução das imagens ultrapassa 80% da escala original. A reamostragem Bicúbica, porém, oferece resultados superiores em termos de qualidade, especialmente para reduções menores.

Quanto aos contornos das figuras testadas, o triângulo apresenta os menores erros nas métricas, apesar de alguns picos de erro. A estrela e o círculo possuem mais erros que o triângulo, mas sem picos de erro. O quadrado revela os piores resultados, com picos de erro e maiores erros gerais.

Na análise do impacto dos algoritmos de reamostragem no registro de imagens, observou-se que a precisão na etapa de reamostragem é crucial. A integridade dos contornos e detalhes após a reamostragem afeta o reconhecimento de padrões e, conseqüentemente, o alinhamento correto durante o registro.

A análise comparativa destaca que a reamostragem Bicúbica, apesar de seu maior custo computacional, insere menos erros no processo de registro devido à preservação dos detalhes e à previsibilidade de erros ao longo de diferentes taxas de redução. A reamostragem Bilinear supera a Vizinho Mais Próximo em baixas reduções da escala original, mas tende a suavizar excessivamente os contornos, prejudicando a qualidade da correspondência de padrões e inserindo maiores taxas de erro no registro. O método de Vizinho Mais Próximo, embora rápido e menos prejudicial à correspondência de registro, produz resultados visuais inferiores devido ao efeito de serrilhado e bloqueado.

Os resultados indicam que a reamostragem Bicúbica é a mais eficaz, produzindo menores taxas de erro durante o registro. A reamostragem por Vizinho Mais Próximo se destaca em relação à Bilinear por inserir menos erros no registro, especialmente em

diversas razões de redução. A interpolação Bilinear, no entanto, apresenta o maior impacto negativo com várias oscilações de erro.

Esses resultados mostram que há uma variação significativa nas características dos métodos de reamostragem. Para todas as situações testadas, a reamostragem Bicúbica, mesmo com efeitos de contornos bloqueados e serrilhados (reduzidos em relação ao Vizinho Mais Próximo) e certo grau de borrão e embaçamento (inferior ao método Bilinear), apresentou os melhores resultados visuais e de baixa degradação, essenciais para o reconhecimento de padrões. Contudo, a redução no contraste das intensidades com a reamostragem Bicúbica afeta negativamente os algoritmos de detecção de características, resultando em mais erros no registro. A reamostragem por Vizinho Mais Próximo, apesar de resultados visuais inferiores, proporciona resultados de registro semelhantes aos da Bicúbica, sendo menos custosa computacionalmente.

Por fim, nota-se que os erros introduzidos pela reamostragem impactam as demais etapas de processamento de imagens, e que a qualidade visual nem sempre está relacionada ao quão efetivos os resultados podem ser nas etapas subsequentes, como o reconhecimento e a detecção de padrões. Isso pode levar a diversos problemas, como discrepâncias notáveis nas posições geográficas durante o monitoramento de regiões, comprometendo o controle e a identificação de focos de incêndio e desastres naturais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BAY, H.; TUYTELAARS, T.; VAN GOOL, L. SURF: Speeded Up Robust Features. In: ECCV 2006, Part I, LNCS 3951, p. 404–417. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.

DOURADO, W. B. Avaliação de técnicas de interpolação de imagens digitais. 2014. 141p. Dissertação (Mestrado em Matemática Aplicada e Computacional) - Faculdade de Ciências e Tecnologia da UNESP, Presidente Prudente, São Paulo. 2014.

DUCKETT, J. Web Design with HTML, CSS, JavaScript and jQuery set. 1.ed. Wiley, 2014. 1152p. ISBN 1119038634, 9781119038634.

DUNG, P. T.; CHUC, M. D.; THANH, N. T. N.; HUNG, B. Q.; CHUNG, D. M. Comparison of resampling methods on different remote sensing images for vietnam's urban classification. Research and Development on Information and Communication Technology, v. E-2, n. 15, p. 8-20, 2018.

FALANDES, C. E.; CARVALHO, F. G. M. Análise Quantitativa Preliminar de Métodos de Reamostragem de Imagens Digitais Aplicáveis a Diferentes Tipos de Formas Geométricas. In: Escola Regional de Informática de Goiás (ERI-GO), 11., 2023, Goiânia/GO. Anais... Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2023.

FALANDES, C. E.; CARVALHO, F. G. M. Estudo e Implementação de Técnicas de Reamostragem de Imagens Digitais. In: Encontro do Programa de Monitoria nas Fatecs, 2023, v. 1, n. 1. Anais... Programa de Monitoria nas Fatecs, 2024.

FALANDES, C. E.; CARVALHO, F. G. M.; MORELLI, F. Algoritmo de Detecção de Cantos Aplicado ao Problema de Registro de Imagens de Satélites. In: Science & Business Connection: Anais do Congresso Científico e Tecnológico, 2, 2024, São José dos Campos (SP): PIT, 2024.

GONZALEZ, R.; WOODS, R. E. Processamento Digital de Imagens. 3.ed. Pearson, 2010. 644p. ISBN 9788576054016.

GOSHTASBY, A. A. 2-D and 3-D image registration: for Medical, Remote Sensing, and Industrial Applications. Nova Jersey: John Wiley & Sons, 2005. 284p. ISBN 9780471724261.

HARRIS, C.; STEPHENS, M. A Combined Corner and Edge Detector. Plessey Research Roke Manor, United Kingdom: The Plessey Company pic, 1988.

HAN, D. Comparison of Commonly Used Image Interpolation Methods. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Electronics Engineering, 2013.

KAI, P. M.; OLIVEIRA, B. M.; VIEIRA, G. S.; SOARES, F.; COSTA, R. M. Effects of resampling image methods in sugarcane classification and the potential use of vegetation indices related to chlorophyll. In: IEEE 45th Annual Computers, Software, and Applications Conference (COMPSAC), Madrid, Spain, p. 1526-1531, 2021.

LIN, B. et al. A Registration Algorithm for Astronomical Images Based on Geometric Constraints and Homography. *Remote Sens.*, v. 15, n. 1921, p. 1-25, 2023.

LOWE, D. G. Object Recognition from Local Scale-Invariant Features. In: International Conference on Computer Vision, Corfu, Grécia, setembro de 1999.

MAHI, H.; ISABATEN, H.; SERIEF, C. Z. Zernike Moments and SVM for Shape Classification in Very High-Resolution Satellite Images. *The International Arab Journal of Information Technology*, v. 11, n. 1, p. 43-51, 2014.

MEDHA, V. W.; PRADEEP, M. P.; HEMANT, K. A. Image Registration Techniques: An overview. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, v. 2, n. 3, p. 11-28, 2009.

NETO, G. C.; MASCARENHAS, N. D. Image scaling comparison using universal image quality index. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, p. 391-394, 1983.

PAPPAS, T. N.; SAFRANEK, R. J.; CHEN, J. Perceptual Criteria for Image Quality Evaluation. In: *Handbook of Image and Video Processing*, 2005.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. *Análise de imagens digitais: princípios, algoritmos e aplicações*. Thomson Learning, 2007. 528p. ISBN 9788522105953.

PORWAL, S.; KATIYAR, S. K. Performance evaluation of various resampling techniques on IRS imagery. In: International Conference on Contemporary Computing (IC3), Noida, Índia, p. 489-494, 2014.

PRASANTHA, H. S.; SHASHIDHARA, H. L.; BALASUBRAMANYA, M. K. N. Image scaling comparison using universal image quality index. In: International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies, Bangalore, Índia, p. 859-863, 2009.

RUBLEE, E.; RABAUD, V.; KONOLIGE, K.; BRADSKI, G. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF. In: 2011 International Conference on Computer Vision, Barcelona, Espanha, p. 2564-2571, 2011.

SAHARAN, R. A Review paper on Image Registration Techniques. *International Journal of New Innovations in Engineering and Technology*, v. 4, n. 4, p. 34-39, 2016.

SILVA, M. R.; CENTENO, J. A. S.; ARAKI, H. Determinação de regiões homólogas para registro de uma série multitemporal de imagens de satélite usando algoritmos genéticos. *Ciências Geodésicas*, v. 17, n. 3, p. 37-52, 2011.

WYAWAHARE, M. V.; PATIL, P. M.; ABHYANKAR, H. K. Image Registration Techniques: An overview. *International Journal of Signal Processing*, v. 2, n. 3, p.11-28, 2009.

ZHANG, X.; LENG, C.; HONG, Y.; PEI, Z.; CHENG, I.; BASU, A. Multimodal Remote Sensing Image Registration Methods and Advancements: A Survey. *Remote Sens.*, v. 13, n. 5128, 2021.

ZITOVÁ, B.; FLUSSER, J. Image Registration Methods: A Survey. *Image and Vision Computing*, v. 21, p. 977-1000, 2003.

CHUI, C. k.; An introduction to wavelets. *Mathematics of Computation*, v. 1, 1992.