

Submetido 31/05/2024. Aprovado 18/12/2024

Avaliação: revisão duplo-anônimo

Análise quantitativa e qualitativa preliminar dos efeitos dos algoritmos de reamostragem no registro de imagens utilizando a detecção de cantos

PRELIMINARY QUANTITATIVE AND QUALITATIVE ANALYSIS OF THE EFFECTS OF RESAMPLING ALGORITHMS ON IMAGE REGISTRATION USING CORNER DETECTION

ANÁLISIS PRELIMINAR CUANTITATIVO Y CUALITATIVO DE LOS EFECTOS DE LOS ALGORITMOS DE REMUESTREO EN EL REGISTRO DE IMÁGENES MEDIANTE LA DETECCIÓN DE BORDES

Carlos Eduardo Falandes

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe)
carlos.falandes@inpe.br

Fabício Galende Marques de Carvalho

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (Inpe)
fabricio.galende@inpe.br

Resumo

Este trabalho apresenta uma análise preliminar, quantitativa e qualitativa, dos efeitos de diferentes algoritmos de reamostragem no processo de registro de imagens por meio da detecção de cantos. O registro consiste em alinhar e combinar múltiplas imagens de uma mesma cena, capturadas por sensores distintos ou em diferentes momentos, para formar uma representação completa da cena. Esse processo frequentemente requer a reamostragem das imagens, redimensionando-as para padronizar a base de comparação durante a extração de características. No entanto, a reamostragem pode introduzir distorções que comprometem etapas subsequentes, como a detecção de cantos e a correspondência de padrões. A avaliação foi realizada comparando como os métodos clássicos de reamostragem – Vizinheiro Mais Próximo, Bilinear e Bicúbica – afetam a correspondência de padrões, logo o registro de imagens. O estudo utiliza imagens de satélite que são inicialmente reduzidas a uma razão de reamostragem específica e, em seguida, ampliadas novamente às suas dimensões originais para a realização do registro. Os resultados obtidos são avaliados por meio de métricas como Erro Quadrático Médio, Coeficiente de Correlação, Relação Sinal-Ruído de Pico e Raiz do Erro Quadrático Médio aplicada à correspondência dos pontos de controle. Os resultados indicam que a reamostragem Bicúbica é a mais eficaz, apresentando os menores índices de erro no registro. O método Vizinheiro Mais Próximo, por sua vez, insere menos erros que a reamostragem Bilinear, que apresentou os maiores índices de erro e variabilidade.

Palavras-chave: processamento de imagens; reamostragem de imagens; registro de imagens; detecção de características; correspondência de padrões.



Abstract

This study presents a preliminary quantitative and qualitative analysis of the impact of different resampling algorithms on the image registration process using corner detection. Image registration refers to the alignment and integration of multiple images of the same scene, acquired by different sensors or at different times, to generate a more comprehensive representation. This process often requires image resampling and resizing to establish a standardized basis for comparison during feature extraction. However, resampling may introduce distortions that affect subsequent stages, such as corner detection and pattern matching. The evaluation was conducted through a comparative analysis of classical resampling methods. For this purpose, satellite images were initially reduced according to a specific resampling ratio and subsequently enlarged back to their original dimensions for registration. The results were assessed using metrics such as Mean Square Error, Correlation Coefficient, Peak Signal-to-Noise Ratio and Root Mean Square Error, applied to the matching of control points. The findings indicate that bicubic resampling provides the best performance, yielding the lowest registration error rates. By contrast, bilinear resampling presented the highest error values and variability, while the nearest neighbor method outperformed bilinear resampling, although it remained less effective than bicubic resampling.

Keywords: image processing; image resampling; image registration; feature detection; pattern matching.

Resumen

Este trabajo, de enfoque cualitativo y cuantitativo, presenta un análisis preliminar de los efectos de diferentes algoritmos de remuestreo en el proceso de registro de imágenes mediante la detección de bordes. El registro consiste en alinear y combinar múltiples imágenes, capturadas por sensores distintos o en momentos diferentes, para formar la representación completa de una escena. A menudo, este proceso requiere el remuestreo de las imágenes, redimensionándolas para estandarizar la base de comparación durante la extracción de sus características. Sin embargo, el remuestreo puede introducir distorsiones que comprometen las etapas posteriores del proceso de registro, como la detección de esquinas y la correspondencia de patrones. Para evaluar los efectos de los diferentes algoritmos de remuestreo sobre la correspondencia de patrones y, en consecuencia, sobre la calidad del registro de imágenes, se realizó una comparación entre los métodos más clásicos: Vecino Más Cercano, Bilineal y Bicúbico. En el estudio se utilizaron imágenes de satélite, inicialmente reducidas a una relación de remuestreo específica y, a continuación, ampliadas a sus dimensiones originales para realizar el registro. Los resultados obtenidos se evaluaron mediante métricas como el Error Cuadrático Medio, el Coeficiente de Correlación, la Relación Señal-Ruido de Pico y la Raíz del Error Cuadrático Medio aplicada a la correspondencia de puntos de control. El análisis evidenció que el remuestreo Bicúbico es el más eficaz, ya que presenta los menores índices de error en el registro. El método del Vecino Más Cercano, por su parte, introduce menos errores que el remuestreo Bilineal, que presentó los índices de error y variabilidad más altos.

Palabras clave: procesamiento de imágenes; remuestreo de imágenes; registro de imágenes; detección de características; emparejamiento de patrones.

Introdução

Em diversas áreas, como astronomia, medicina e sensoriamento remoto, o registro de imagens desempenha papel crucial (Lin, 2023; Porwal; Katiyar, 2014). Esse processo envolve alinhar e combinar várias imagens da mesma cena, capturadas por diferentes sensores ou em diferentes momentos, para formar uma representação completa da cena. Essa representação é útil para correlacionar imagens de diferentes

sensores, facilitando análises de fenômenos celestes, monitoramento de doenças e observação de mudanças ambientais, como queimadas e desmatamento.

Para que o registro de imagens seja realizado, é necessário que as imagens compartilhem regiões comuns, permitindo a extração de características e a busca por correspondências. Frequentemente, isso requer a reamostragem das imagens, ou seja, seu redimensionamento para criar uma base comum de comparação. A extração de características e a detecção de cantos, etapas essenciais nesse processo, são abordadas por Falandes, Carvalho e Morelli (2024) e Zitová e Flusser (2003). Contudo, métodos de reamostragem podem introduzir distorções indesejáveis, como desfoque, descontinuidade e serrilhamento nas bordas, comprometendo a qualidade das imagens, especialmente em áreas críticas como em cantos e bordas (Falandes; Carvalho, 2023).

Sabendo que os métodos de reamostragem modificam as características da imagem, este estudo analisa como os métodos clássicos de reamostragem, como Vizinho Mais Próximo, Bilinear e Bicúbica, afetam os processos de detecção e descrição de características, que são fundamentais para o registro de imagens. Para essa análise, foram avaliados os resultados da correspondência de pontos de controle e do mosaico gerado pelo registro por diferentes métricas, associadas a diferentes razões percentuais de reamostragem. A avaliação do mosaico de registro foi feita com métricas como Erro Médio Quadrático, Relação Sinal-Ruído de Pico e Coeficiente de Correlação, que permitem comparar a qualidade dos resultados, conforme abordado por Prasantha, Shashidhara e Balasubramanya (2009) e Falandes e Carvalho (2023). Para a avaliação da correspondência de pontos de controle, utilizaram-se duas métricas: a Raiz do Erro Quadrático Médio das correspondências e o Erro Absoluto comparado com a correspondência correta.

Diferentemente de outros estudos, como em Falandes e Carvalho (2023), que abordou o impacto das técnicas de reamostragem nos contornos de formas geométricas, a principal contribuição deste estudo é a análise quantitativa dos efeitos dessas técnicas na qualidade do registro de imagens. O objetivo é investigar como os métodos de reamostragem afetam o registro de imagens, apresentando resultados quantitativos que proporcionem uma melhor compreensão.

Revisão da Literatura

Nesta seção, apresentam-se os principais conceitos e métodos que fundamentam o desenvolvimento deste trabalho, com ênfase nos procedimentos de reamostragem, no registro de imagens e nas métricas de avaliação.

Métodos de reamostragem

Em diversos trabalhos é comum encontrar os métodos clássicos de reamostragem, em virtude da sua fácil implementação e do baixo custo computacional. Esses métodos consistem na utilização de dados conhecidos para estimar valores em pontos desconhecidos com base em conceitos matemáticos. Nessa etapa, estabelece-se uma relação entre as dimensões originais da imagem e as dimensões desejadas por meio da razão entre elas, assim permitindo analisar as proximidades entre os pixels originais e a grade de interpolação (Gonzalez; Woods, 2019).

Cada método tem abordagens diferentes, por exemplo, a Interpolação por Vizinho Mais Próximo (NN - do inglês, *nearest neighbor*) baseia-se na atribuição da intensidade do pixel mais próximo na imagem original a cada ponto da grade de interpolação. Sua implementação é simples e requer baixo tempo computacional. No entanto, esse método pode resultar em artefatos indesejados, como perda de detalhes finos e serrilhamento nos contornos (Gonzalez; Woods, 2019).

Esse método pode ser descrito pela Equação 1, sendo $P_0(x', y')$ o pixel a ser interpolado, $P(x, y)$ o pixel da imagem original e d_x e d_y são as distâncias entre os pontos originais e os interpolados em x e y respectivamente: $d_x = x - x'$ e $d_y = y - y'$.

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

Já a Interpolação Bilinear apresenta semelhanças com o método anterior, entretanto considera não apenas o pixel mais próximo, mas também os quatro pixels mais perto da imagem original. As intensidades dos pixels são ponderadas com base nas distâncias d_x e d_y , que são lineares e complementares. Essa ponderação resulta em uma suavização das transições em regiões de alto contraste. A Equação 2 descreve a forma como essas distâncias influenciam nos valores dos pixels.

$$(x', y') = \left[\begin{aligned} &(1 - d_x)(1 - d_y) \cdot P(x + 1, y + 1) + d_x(1 - d_y) \cdot P(x, y + 1) \\ &+ d_x d_y \cdot P(x, y) + d_y(1 - d_x) \cdot P(x + 1, y) \end{aligned} \right] \quad (2)$$

Por fim, a Interpolação Bicúbica utiliza os 16 pixels mais próximos da imagem original. A ideia desse método é considerar a distância geométrica entre os pixels, atribuindo pesos com base em uma spline cúbica. Diferentemente dos métodos anteriores, esse reduz o serrilhado sem causar um excesso de suavização. Contudo, esse método é mais exigente em termos de recursos computacionais (KEYS, 1981). A Equação 3 descreve o cálculo da intensidade do novo pixel $P_0(x', y')$, utilizando uma média ponderada $P(x+m, y+n)$. Os pesos atribuídos a cada pixel vizinho são definidos pela função $R(t)$ (Equação 4), que representa uma spline cúbica suavizada dependente da distância entre os pixels.

$$P_0(x', y') = \sum_{m=-1}^2 \sum_{n=-1}^2 P(x + m, y + n) \cdot R(m - d_x) \cdot R(d_y - n) \quad (3)$$

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

Assim, como os diferentes métodos afetam as características da imagem de maneiras distintas, a qualidade da reamostragem tem grande influência na etapa seguinte de registro de imagens, que depende fortemente da preservação dos contornos e detalhes após o processo.

Métodos de registro

O registro de imagens consiste no alinhamento de imagens que compartilham trechos de uma mesma cena, tiradas em momentos, ângulos ou sensores diferentes (Zitová; Flusser, 2003). Para a realização do registro é necessário passar pelas seguintes etapas: filtro binário (Gonzalez; Woods, 2019), detecção de pontos de controle (Saharan, 2016), descrição de características, casamento de pontos de controle, estimação do modelo de transformação e refinamento do modelo de transformação.

A primeira etapa, de filtragem binária, tem como objetivo remover ruídos e eliminar informações irrelevantes que possam dificultar ou distorcer a identificação de pontos importantes para o alinhamento. Isso favorece o desempenho das etapas seguintes, como a detecção e a extração de características.

Na sequência, a detecção dos pontos de controle é fundamental, visto que estes estão em regiões específicas de uma imagem e podem ser identificados por conter características distintivas, sendo, portanto, usados como base para estimar a transformação aplicada no registro de imagens. Existem várias técnicas de detecção de pontos de controle, cada uma com suas especificidades, entre elas: o Detector de Cantos Harris, que identifica cantos com alta precisão, além de ter um baixo tempo computacional e ser fácil de implementar (Harris; Stephens, 1988); o Detector ORB (do inglês, *Oriented FAST and Rotated BRIEF*), notável por sua velocidade e eficiência em ambientes com pouca iluminação (Rublee *et al.*, 2011); o Detector SURF (do inglês - *Speeded-Up Robust Features*), conhecido por sua robustez e rapidez em grandes escalas (Bay; Tuytelaars; Van Gool, 2006); e o Detector SIFT (do inglês - *Scale-Invariant Feature Transform*), reconhecido por sua capacidade de detectar e descrever pontos de interesse locais invariáveis à escala, rotação e iluminação (Lowe, 1999). Essas técnicas diferem quanto à complexidade de implementação, robustez frente a distorções e eficácia em diferentes cenários e aplicações.

Em particular, o Detector de Cantos Harris destaca-se por sua precisão na identificação de cantos e por sua robustez contra ruídos. Sua implementação simples e de baixo custo computacional torna-o ideal para aplicações de visão computacional que exigem rapidez, além de ser resistente a transformações afins, como translações e rotações. O método opera calculando o gradiente de intensidade de cada pixel nas direções x e y , ou seja, o quanto a imagem muda em cada direção. A partir desses gradientes, é construída uma matriz de autocorrelação M , que resume a variação da intensidade em uma vizinhança do pixel. Esse processo é descrito na Equação 5.

$$M = \sum_{v=-1}^1 \sum_{u=-1}^1 P(x+v, y+u) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Nesse caso, I_x e I_y são as derivadas da intensidade da imagem nas direções horizontal e vertical respectivamente. Essa matriz ajuda a entender como a imagem varia ao redor de cada ponto.

A Equação 6 define uma função de resposta R , que, quando alta, indica que o pixel está em um canto. Essa função utiliza o determinante e o traço da matriz M para identificar regiões onde a intensidade varia simultaneamente em diversas direções. O valor k é uma constante empírica, geralmente entre 0.04 e 0.06.

$$R = \det(M) - k (\text{tr}(M))^2 \quad (6)$$

Por meio da detecção de cantos (pontos de controle) em duas imagens é possível estabelecer relações entre pontos correspondentes, geralmente realizando-se a descrição de características ao redor desses pontos. Neste trabalho foi usada a área das regiões onde os pontos foram detectados (Zhang *et al.*, 2021), abordagem semelhante ao uso dos Momentos de Zernike, que também se baseia na área para descrever as características regionais (Mahi; Isabaten; Serief, 2014). Com os pontos de controle devidamente correspondentes, identificados por meio das áreas semelhantes, é possível estipular uma transformação adequada para o registro de imagens.

Na literatura, diversas transformações são utilizadas no registro, como a Procrustes, que ajusta escala, rotação e translação (Gong *et al.*, 2022); a Afim, que considera a não ortogonalidade entre os eixos (Chandrappa; Anil, 2021); e a Projetiva, que, além dos parâmetros anteriores, corrige distorções de perspectiva (Gong *et al.*, 2022). Mais recentemente, têm ganhado destaque abordagens baseadas em regiões, em características e em aprendizado profundo, especialmente aplicadas ao registro de imagens de sensoriamento remoto (Zhang *et al.*, 2021).

Em particular, a transformação Afim se destaca por sua simplicidade de implementação e o baixo custo computacional, além de oferecer boa precisão com apenas três pares de pontos correspondentes. Essa transformação é amplamente empregada em aplicações de processamento de imagens e visão computacional, uma vez que permite operações como translação, rotação, escala e cisalhamento (Gong *et al.*, 2022). A forma geral da transformação é expressa na Equação 7. Contudo, neste trabalho, optou-se por uma versão simplificada da transformação Afim, restrita à correção de translações, conforme descrito na Equação 8, o que se mostra suficiente para o tipo de desalinhamento observado nos dados utilizados.

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & t_x \\ c & d & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Sendo:

(x, y) : coordenadas transformadas;

(x_0, y_0) : coordenadas originais;

a, b, c e d : parâmetros de rotação, escala e cisalhamento; e

t_x e t_y : parâmetros de translação.

Após a obtenção dos modelos de transformação com base nos pontos de controle previamente correspondidos, é essencial aplicar um algoritmo de remoção de *outliers*. Essa etapa elimina correspondências que destoam significativamente das demais. O algoritmo RANSAC (do inglês - *Random Sample Consensus*) é frequentemente escolhido para essa finalidade, em razão da sua fácil implementação e eficiência, sendo especialmente útil quando ao menos 50% das correspondências são confiáveis. Com os *outliers* removidos, é possível aplicar o modelo de transformação mais adequado para o processo de registro entre as imagens.

Métricas de avaliação

Avaliar a qualidade de uma imagem é uma tarefa complexa, com diversas técnicas propostas, mas nenhuma universal. Entre as abordagens mais comuns, estão a análise de diferenças pontuais, a correlação de imagens, a detecção de bordas, as redes neurais (RN), a análise de regiões de interesse (ROI) e o sistema visual humano (HVS). Desse modo, para avaliar quantitativamente a qualidade dos resultados, utilizaram-se ferramentas baseadas principalmente em medições pontuais, que, apesar de sua implementação simples, são eficientes e amplamente exploradas, como abordado por Pappas, Safranek e Chen (2005). Nesse contexto, Najjar (2024), por sua vez, realizou uma análise comparativa entre os diferentes métodos de avaliação.

A quantificação da qualidade final do mosaico foi conduzida com base na similaridade entre as intensidades da imagem processada e de uma imagem de referência. Além disso, o desempenho do registro também foi avaliado por meio da comparação entre o modelo de transformação obtido e as correspondências esperadas, permitindo a identificação de possíveis erros no alinhamento.

Dentre as métricas utilizadas: o Erro Quadrático Médio (MSE – do inglês, Mean Squared Error) calcula a média dos quadrados das diferenças entre os valores dos pixels da imagem original e da imagem registrada – quanto menor o MSE, melhor a qualidade da interpolação, indicando maior semelhança entre as imagens. Já o MSE elevado indica uma grande discrepância entre as imagens, evidenciando baixa qualidade da interpolação. A seguir, apresenta-se a equação para o MSE por meio da Equação 9.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (i_o - i)^2 \quad (9)$$

Sendo:

i_o : pixel na imagem de referência;

i : pixel na imagem analisada; e

n : número total de pixels nas imagens.

Adicionalmente, o Coeficiente de Correlação (CC) é uma métrica que quantifica como as variações de intensidade dos pixels em uma imagem se relacionam com as variações de intensidade na imagem de referência. O valor do CC varia de -1 (correlação negativa perfeita) a 1 (correlação positiva perfeita), com 0 indicando ausência de correlação. A equação para o CC é dada por meio da Equação 10.

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^n (i_o - \bar{i}_o)(i - \bar{i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (i_o - \bar{i}_o)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (i - \bar{i})^2}} \quad (10)$$

Sendo:

\bar{i}_o e \bar{i} : média das intensidades na imagem analisada e de referência respectivamente.

Complementando essa análise, a Relação Sinal-Ruído de Pico (PSNR - do inglês, Peak Signal-to-Noise Ratio) é uma métrica que utiliza os resultados do Erro Médio Quadrático para quantificar a relação entre o sinal (informação útil na imagem) e o ruído (distorções ou erros na imagem) em relação à imagem de referência. Quanto maior o valor do PSNR, maior a quantidade de sinal na imagem. A equação para o PSNR é dada por meio da Equação 11, que relaciona o quadrado de MAX (intensidade máxima do pixel) e o MSE (ruído).

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (11)$$

Para avaliar o erro introduzido pelo registro, adotou-se a Raiz do Erro Quadrático Médio (RMSE - do inglês, Root Mean Square Error), que é uma versão normalizada do MSE (Equação 12). Essa métrica facilita a interpretação dos erros, pois apresenta as mesmas unidades dos dados de saída, tornando mais claro o impacto do erro. O RMSE estima o erro, em pixels, do modelo de transformação em relação aos pontos de controle, que são aqueles que deveriam coincidir entre a imagem registrada e a imagem de referência, fornecendo, assim, uma indicação do quão precisos são os resultados do registro em unidades de pixels.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (p_o - p)^2} \quad (12)$$

Sendo:

n : número de pontos de controle casados;

p : posição calculada; e

p_o : posição esperada.

Por fim, o erro de registro reflete a discrepância entre os valores obtidos e os esperados, calculada para as coordenadas xxx e yyy a fim de avaliar o impacto em ambas as direções, conforme as Equações 13 e 14. Para uma visão geral, calculou-se a raiz quadrada da soma dos quadrados dos erros nas duas direções, resultando na distância euclidiana entre as posições esperadas e encontradas, como se observa na Equação 15. Essas métricas indicam a diferença entre as posições esperadas e as encontradas durante o registro.



$$E_x = x_i - x \quad (13)$$

$$E_y = y_i - y$$

$$E_x = x_i - x \quad (14)$$

$$E_y = y_i - y$$

$$SQ = \sqrt{E_x^2 + E_y^2} \quad (15)$$

Sendo:

x : posição calculada;

x_i : posição ideal em x ;

y : posição calculada; e

y_i : posição ideal em y .

Metodologia para avaliação

Os testes foram conduzidos para quantificar e comparar os efeitos das diferentes técnicas de reamostragem no registro de imagens. Foram utilizadas imagens de satélite com diversas formas geométricas: e.g., reservatórios de água, montanhas, baías, plantações. Essas regiões são relevantes, pois os pontos de controle selecionados para a correspondência de padrões são baseados nelas e as características de contorno são usadas para descrever as regiões no processo de casamento de padrões. No entanto, ao reamostrar essas regiões, ocorre uma perda significativa de detalhes nos contornos (Falandes; Carvalho, 2023).

Diante disso, para esta análise, selecionou-se a Figura 1 em razão das suas características distintivas, que são cruciais para a definição de pontos de controle. Ademais, a imagem abrange uma área situada sob a Serra da Canastra, região de grande relevância em virtude da vasta extensão de plantações. Portanto, compreender o impacto das diferentes técnicas de reamostragem no registro de imagens em áreas como essa é fundamental, considerando-se a necessidade de fiscalização e monitoramento ambiental por meio de sensoriamento remoto.

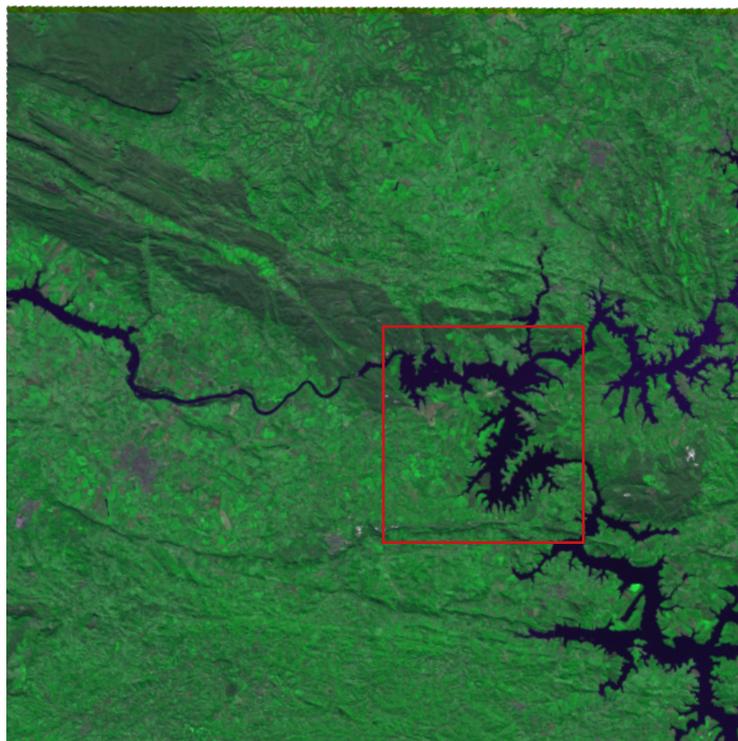


Figura 1 – Imagem do satélite CBERS-04A, obtida pelo sensor MUX com resolução espacial de 16,5 m, destacando a região usada nos testes

Fonte: Inpe (2025).

Em virtude das grandes dimensões da Figura 1, optou-se por realizar as análises em um recorte específico, apresentado na Figura 2. Esse 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 1013 x 1013 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, destacando, desse modo, a sensibilidade do método em determinar as novas intensidades. Dessa forma, evidenciam-se as características de cada técnica, o que evita qualquer viés no processo de análise dos resultados. A imagem utilizada nos testes foi da banda NIR, que oferece melhores contrastes em áreas de vegetação em razão da alta reflectância das plantas nessa faixa espectral. Melo e Ribeiro (2022) também usaram a banda NIR para mapear a vegetação em uma floresta densa, ressaltando sua importância para identificar padrões vegetais.

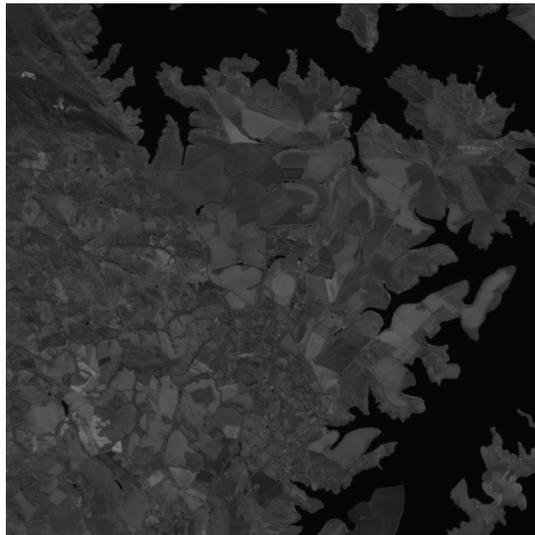


Figura 2 – Recorte da banda NIR da Figura 1 com dimensões de 1013 x 1013 pixels
Fonte: Inpe (2025).

Para entender como diferentes técnicas de reamostragem afetam o processo de registro de imagens, foi adotado o seguinte procedimento: primeiramente, a Figura 2 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 3. 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 por meio dos cantos e das áreas descritas, identificando pontos correspondentes em regiões similares das duas imagens, como demonstrado na Figura 4.

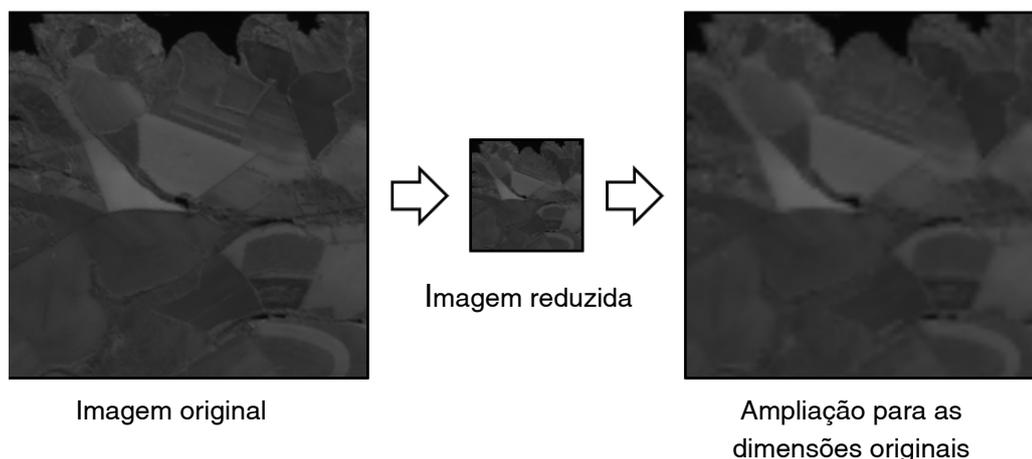


Figura 3 – Ilustração do processo de reamostragem utilizando o método Bilinear com razão percentual de redução em 70% da original
Fonte: Elaborado pelo(as) autores(as).

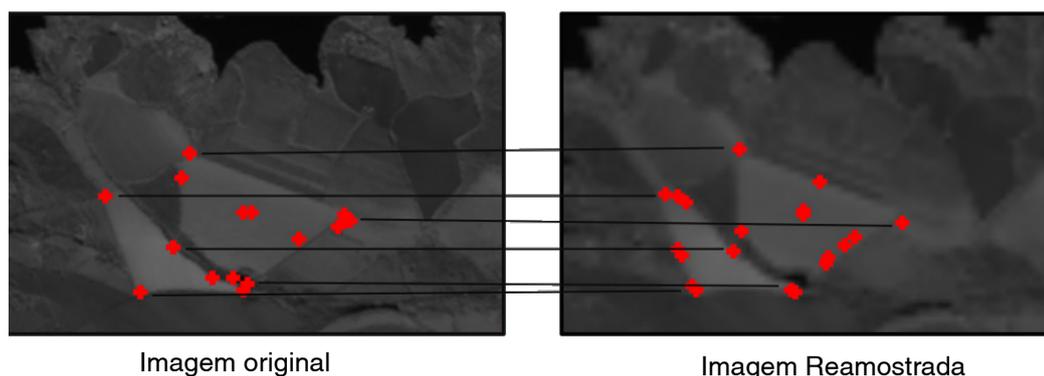


Figura 4 – Casamento de pontos de controle entre a imagem original e a Reamostrada

Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

Uma vez definidas as correspondências entre os pontos de controle das imagens, modelos de transformações afins são estimados. Esse 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 por meio 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.

Resultados e discussão

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 ocorreram principalmente porque o alto percentual de redução fez com que as características distintivas se perdessem, o que gerou correspondências incorretas e comprometeu o registro das imagens.

Os impactos da reamostragem no registro de imagens em relação aos pontos de controle é exibido no Gráfico 1, o qual 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 NN apresenta menor previsibilidade em relação à Bicúbica, porém apresentam resultados análogos entre 30% e 60% de redução. 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. Nesses casos, como a maior parte das correspondências foi incorreta, o algoritmo simplesmente as ignora, considerando-as inutilizáveis.

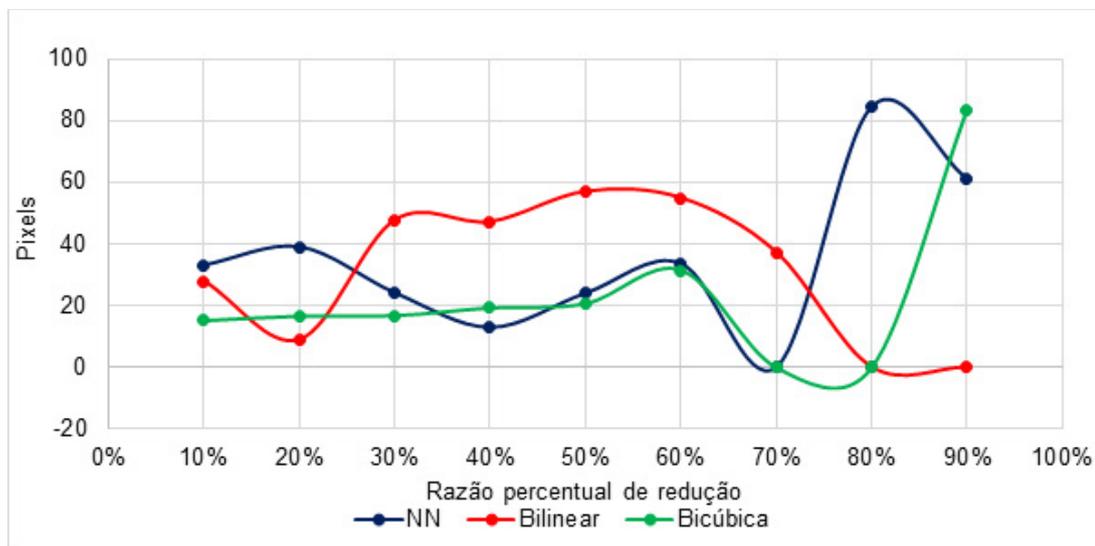


Gráfico 1 - Raiz do erro quadrático médio no registro em relação aos pontos de controle

Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

Os Gráficos 2 e 3 destacam o erro de registro, que representa o deslocamento perceptível na sobreposição das imagens. Nesses gráficos, os erros nas direções x e y são analisados, mostrando que os métodos de reamostragem Bicúbica e NN apresentam resultados semelhantes até 60% da razão percentual de redução, no entanto a Bicúbica, em média, introduz menos erros. Por outro lado, a reamostragem bilinear exibe os maiores erros e a maior variabilidade. Ressalta-se que os gráficos têm magnitude limitada, pois alguns pontos apresentam erros extremos, superiores a centenas de pixels.

Para compreender melhor os 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, identificando, com isso, 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 m para a esquerda e 247 m para cima da posição ideal. Por isso, nessa situação, o método não é o ideal, visto que sua utilização comprometeria o posicionamento dos locais exibidos na imagem final.

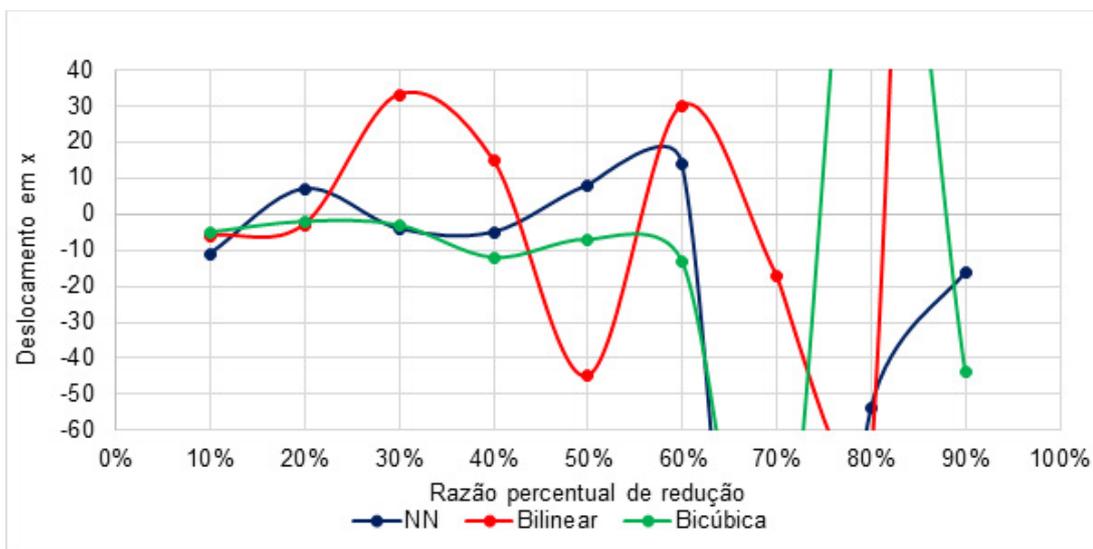


Gráfico 2 - Erro na posição da imagem registrada no eixo x
 Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

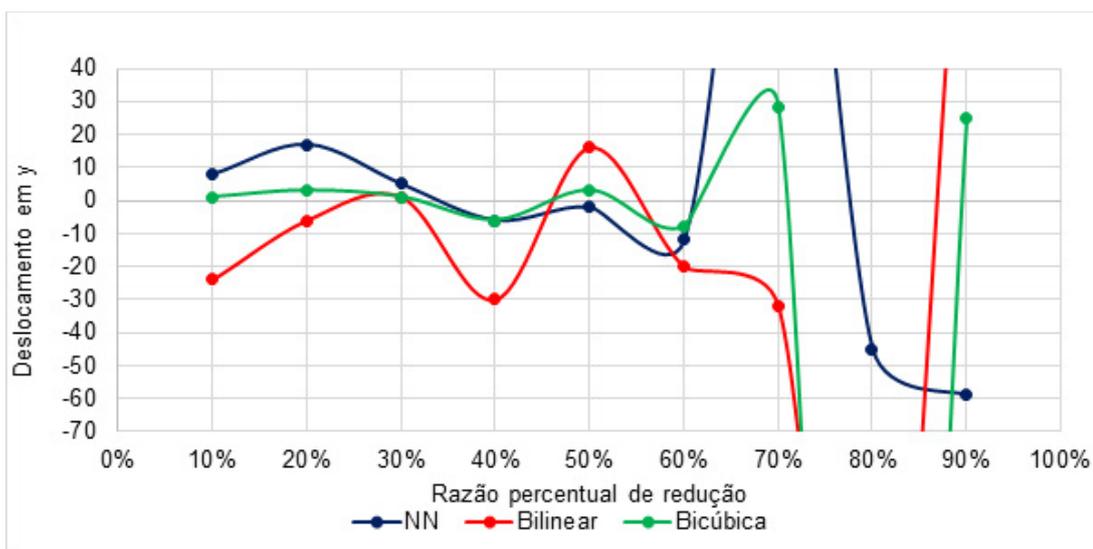


Gráfico 3 - Erro na posição da imagem registrada no eixo y
 Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

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 no Gráfico 4, a reamostragem Bilinear gera os 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.

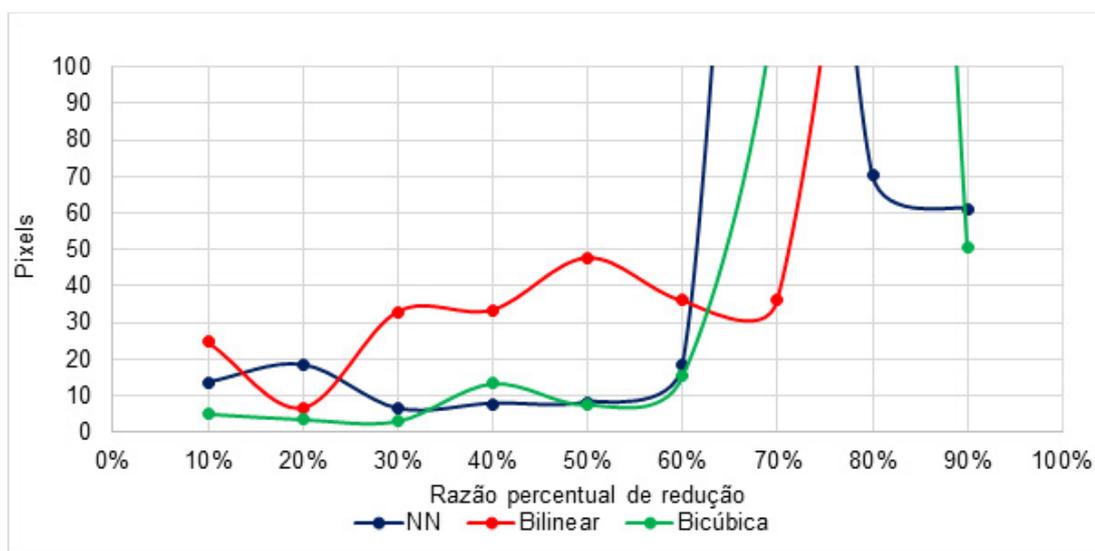


Gráfico 4 - Soma do módulo do erro nos eixos x e y

Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

Em todas as discussões anteriores, observa-se que a reamostragem Bilinear apresenta taxas de erro maiores em comparação aos outros métodos. Esses erros estão associados ao fato de que esse método suaviza as áreas de alto contraste, o que resulta na atenuação dos contornos das formas (Falandes; Carvalho, 2023). Isso faz com que as áreas, que são cruciais para a descrição e identificação de características, sejam reduzidas como demonstrado na Figura 5, que, ao comparar as áreas destacadas na imagem (g) com as outras nas imagens (f e h), evidencia-se que as áreas em (g) são menores.

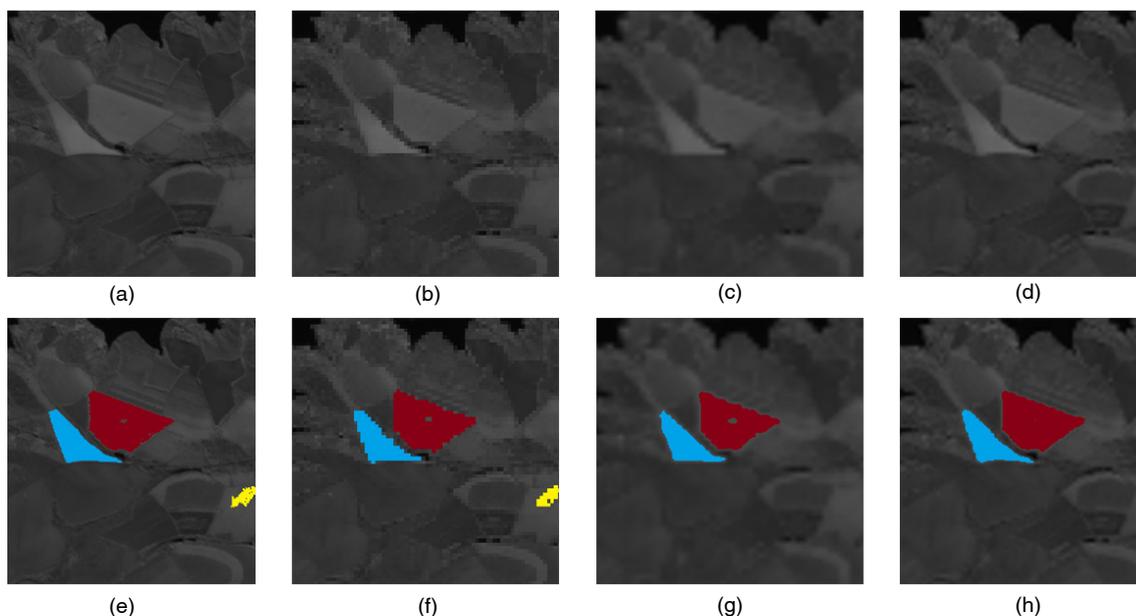


Figura 5 – Comparação da degradação de bordas em diferentes métodos: (a) imagem original sem reamostragem; (b), (c), (d) imagem após reamostragem, utilizando os métodos NN, Bilinear e Bicúbica respectivamente; (e) áreas destacadas na imagem original para comparação; (f), (g), (h) áreas destacadas após reamostragem pelos métodos NN, Bilinear e Bicúbica respectivamente, ilustrando a degradação das áreas das figuras e o impacto sobre os contornos

Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

Essa redução nas áreas em virtude da 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 erros maiores no processo de registro. A reamostragem NN não reduz o contraste, uma vez que não estipula novas intensidades, contudo deixa os contornos com aspecto serrilhado, como é visível na Figura 5 (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 erros menores.

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

Ao observar os resultados dos Gráficos 5 e 6, é evidente a similaridade entre ambos, entretanto 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, já que essa reamostragem é menos eficiente no processo de correspondência de padrões, levando a resultados visuais mais distorcidos, ou seja, com ruídos maiores. O registro após a reamostragem por NN teve resultados superiores, porém o aspecto visual da imagem apresenta serrilhado nas regiões de contorno. Desse modo, observa-se que a reamostragem Bicúbica apresenta as menores taxas de erro, provavelmente em razão da sua característica de manter os contrastes nos contornos e a suavidade nos interiores.

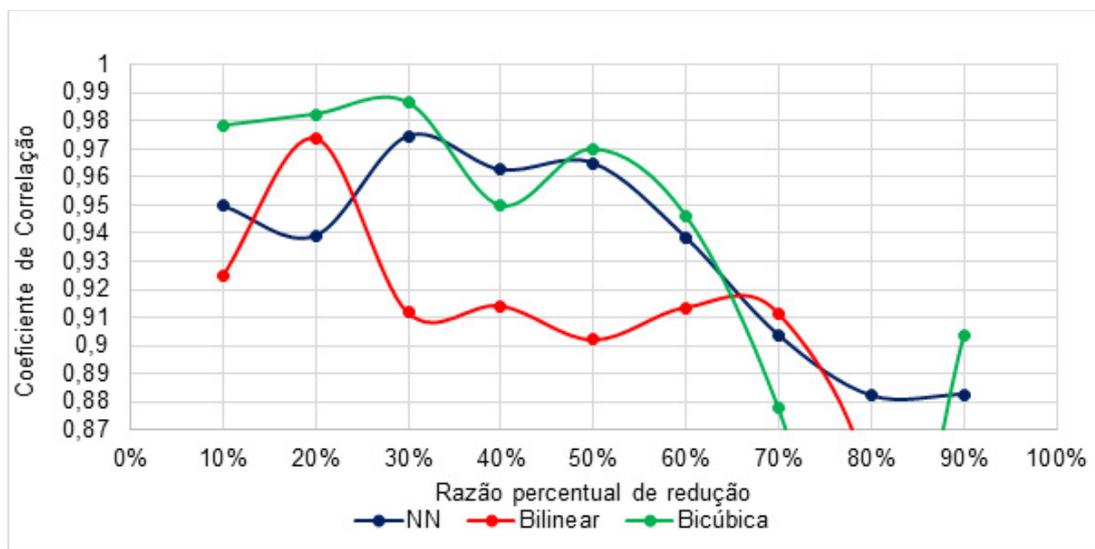


Gráfico 5 - Coeficiente de correlação da imagem registrada em relação à original

Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

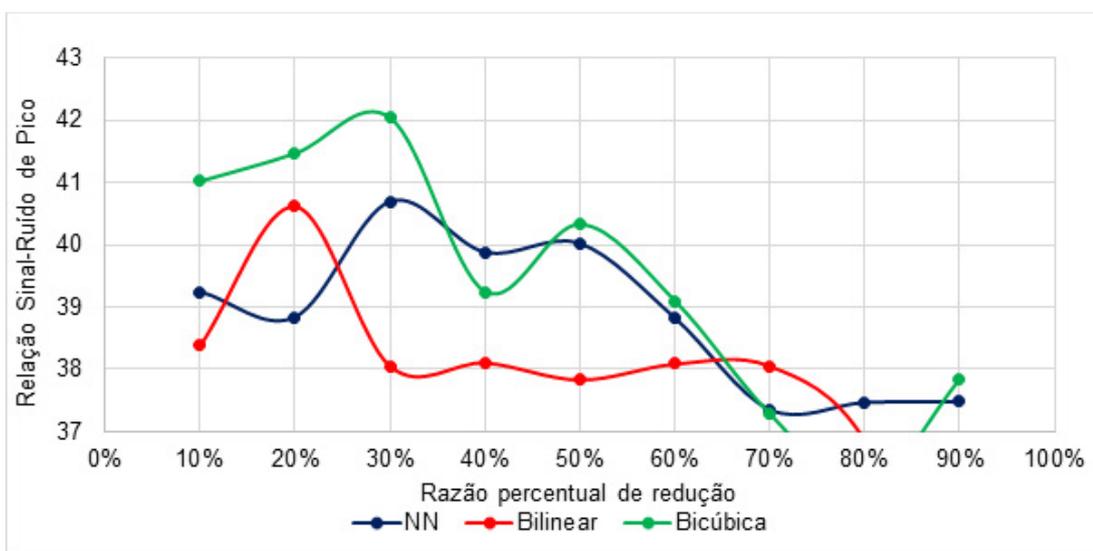


Gráfico 6 - Relação sinal-ruído de pico da imagem registrada em relação à original

Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

O Gráfico 7 demonstra a quantidade de erros entre as intensidades da imagem reamostrada com as da original, o que deixa evidente que os métodos por NN e Bicúbica apresentam, em média, os melhores resultados. Entretanto, a reamostragem Bicúbica tende a apresentar um desempenho mais estável e com 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 exibe, em média, mais erros, especialmente em taxas de redução intermediárias – isso possivelmente decorre de sua menor capacidade de manter os contrastes da imagem, resultando em uma maior degradação.

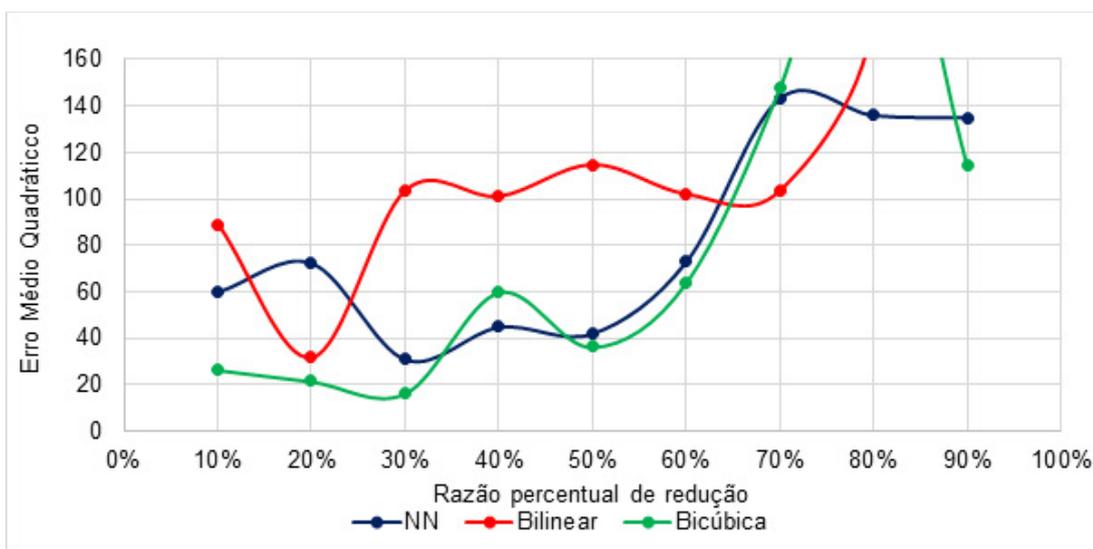


Gráfico 7 - Erro médio quadrático da imagem registrada em relação à original

Fonte: Elaborado pelos(as) autores(as).

Considerações finais

A precisão na etapa de reamostragem desempenha um papel crítico no registro de imagens, uma vez que a integridade dos contornos e detalhes após o processo de reamostragem é essencial para que as características distinguíveis sejam preservadas, tornando possível o alinhamento correto durante o registro.

A análise comparativa dos métodos evidencia que a interpolação bicúbica, embora tenha um custo computacional mais elevado, destaca-se por inserir menos erros no processo de registro, em virtude da sua característica de preservação dos detalhes, além disso tem, em média, melhor previsibilidade de erro ao longo de diferentes taxas de redução, o que facilita a dedução dos prováveis erros presente na imagem final. A interpolação Bilinear, por outro lado, apresenta desempenho superior ao do método NN em baixas razões de redução da escala original, porém, nas demais situações, tende a suavizar excessivamente os contornos, o que prejudica a precisão da correspondência de padrões e afeta diretamente o processo de registro, tornando-se o método com as maiores taxas de erro. Por conseguinte, o método de reamostragem por NN, apesar de ser mais rápido e preservar melhor a qualidade da correspondência, é propenso a produzir resultados visuais inferiores em razão do efeito de serrilhado, que persiste mesmo após a conclusão do registro.

Os resultados dos testes indicam que a reamostragem Bicúbica é a mais eficaz, produzindo taxas de erro menores durante o processo de registro. Enquanto isso, o método do NN se destaca em relação à reamostragem Bilinear, por inserir menos erros no registro, sobretudo em diversas razões de redução. Portanto, a interpolação Bilinear apresenta o maior impacto, juntamente com várias oscilações de erro.

Além disso, os erros introduzidos no registro em razão da reamostragem impactam significativamente a precisão das localizações das imagens em relação à realidade. Isso pode causar diversos problemas, como o monitoramento de regiões, pois diferentes resoluções espaciais podem gerar discrepâncias notáveis nas posições geográficas, comprometendo o controle e a identificação de focos de incêndio e desastres naturais.

Com base nos resultados obtidos, propõe-se a continuidade da pesquisa voltada para a fusão de imagens de diferentes satélites, utilizando técnicas de reamostragem e registro. O objetivo é explorar a combinação de dados provenientes de satélites com diferentes resoluções espaciais, o que permitirá a obtenção de imagens mais detalhadas e com maior cobertura temporal. A fusão de imagens pode, assim, oferecer uma abordagem mais robusta e dinâmica para o sensoriamento remoto, com aplicações diretas no monitoramento de fogo ativo.

Referências

BAY, H.; TUYTELAARS, T.; VAN GOOL, L. *SURF*: speeded up robust features. European Conference on Computer Vision, Graz. Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 2006. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/11744023_32.

CHANDRAPPA, D. N.; ANIL, N. S. Satellite image matching and registration using affine transformation and hybrid feature descriptors. *International Journal of Advanced Intelligence Paradigms*, [s. l.], v. 1, n. 1, 2021.

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*, [s. l.], v. 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. *Anais [...]*. Porto Alegre: SBC, 2023.

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: CONGRESSO CIENTÍFICO E TECNOLÓGICO*, 2024, São José dos Campos. *Anais [...]*. São José dos Campos: PIT, 2024. Disponível em: [10.29327/2-science-business-connection-407088.811823](https://doi.org/10.29327/2-science-business-connection-407088.811823). Acesso em: 12 set. 2025.

GONG, X.; YAO, F.; MA, J.; JIANG, J.; LU, T.; ZHANG, Y.; ZHOU, H. Feature matching for remote-sensing image registration via neighborhood topological and affine consistency. *Remote Sensing*, [s. l.], v. 14, n. 11, p. 2606, 2022.

GONZALEZ, R.; WOODS, R. E. *Digital Image Processing*. 4. ed. [S. l.]: Pearson, 2019.

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

HAN, D. Comparison of Commonly Used Image Interpolation Methods. *In: 2ND INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER SCIENCE AND ELECTRONICS ENGINEERING*, 2013, [s. l.]. *Anais [...]*. [S. l.: s. n.]. DOI: <http://dx.doi.org/10.2991/iccsee.2013.391>.

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

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS. Catálogo de Imagens. Disponível em: <https://www.dgi.inpe.br/catalogo/explore>. Acesso em: 10 set. 2025.

KAI, P. M. *et al.* Effects of resampling image methods in sugarcane classification and the potential use of vegetation indices related to chlorophyll. *In: IEEE ANNUAL COMPUTERS, SOFTWARE, AND APPLICATIONS CONFERENCE*, 45., 2021, Madrid. *Anais [...]*. Madrid: [S. n.]. DOI: 10.1109/COMPSAC51774.2021.00227.

KEYS, R. Cubic convolution interpolation for digital image processing. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, [s. l.], v. 29, n. 6, p. 1153-1160, 1981. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TASSP.1981.1163711>.

LIN, B. *et al.* A registration algorithm for astronomical images based on geometric constraints and homography. *Remote Sensing*, [s. l.], v. 15, n. 1921, p. 1-25, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs15071921>.



- LOWE, D. G. Object recognition from local scale-invariant features. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION, 1999, Corfu, Grécia. Anais [...].* Corfu, Grécia: [S. n.]. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/790410>. Acesso em: 12 set. 2025.
- 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*, [s. l.], 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*, [s. l.], v. 2, n. 3, p. 11-28, 2009.
- MELO, G. K.; RIBEIRO, E. A. W. Mapeamento exploratório da vegetação em uma escala local de paisagem: banda NIR como dado de partida. *Geografia*, [s. l.], v. 47, n. 1, 2022.
- NAJJAR, Y. A. Comparative analysis of image quality assessment metrics: MSE, PSNR, SSIM and FSIM. *Journal of Science and Research*, [s. l.], v. 13, n. 3, p. 1-8, 2024. DOI: <http://dx.doi.org/10.21275/SR24302013533>.
- PAPPAS, T. N.; SAFRANEK, R. J.; CHEN, J. Perceptual Criteria for Image Quality Evaluation. *Handbook of Image and Video Processing*, [s. l.], 2005.
- PORWAL, S.; KATIYAR, S. K. Performance evaluation of various resampling techniques on IRS imagery. (*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: Int. Conf. Adv. Computing Control and Telecommunication Technologies*, Bangalore, p. 859-863, 2009.
- RUBLEE, E.; RABAUD, V.; KONOLIGE, K.; BRADSKI, G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. *In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION, 2011, Barcelona, Espanha. Anais [...].* Barcelona, Espanha: [S. n.], 2011. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6126544>.
- SAHARAN, R. A Review paper on Image Registration Techniques. *Journal of New Innovations in Engineering and Technology*, [s. l.], v. 4, n. 4, p. 34-39, 2016.
- ZHANG, X.; LENG, C.; HONG, Y.; PEI, Z.; CHENG, I.; BASU, A. Multimodal Remote Sensing Image Registration Methods and Advancements: A Survey. *Remote Sensing*, [s. l.], v. 13, n. 5128, 2021.
- ZITOVÁ, B.; FLUSSER, J. Image Registration Methods: A Survey. *Image and Vision Computing*, [s. l.], v. 21, p. 977-1000, 2003.