



ANÁLISE DO ALGORITMO DE COMPRESSÃO DE IMAGEM UTILIZANDO SVD TRUNCADO

João Vitor Leal Cruz - jvitorlcruz@gmail.com

Graduando em Análise e Desenvolvimento de Sistemas - Instituto Federal do Piauí

Samuel Oliveira e Silva - samueloliveiraads1@gmail.com

Instituto Federal do Piauí

Kauan Bezerra Benvindo - kauanbezerrabenvindo@gmail.com

Instituto Federal do Piauí

André Francisco Coelho Castro - andrecaastro@ifpi.edu.br

Instituto Federal do Piauí

Resumo—Este trabalho aborda a compressão de imagens em tons de cinza por meio da decomposição de valores singulares truncada, com objetivo de quantificar o equilíbrio entre a redução do tamanho do arquivo e a preservação da qualidade visual. Para isso, foi montado um conjunto de vinte e nove imagens de diferentes resoluções e níveis de complexidade de textura. Cada imagem foi convertida para escala de cinza e submetida à decomposição de valores singulares truncada, sendo depois reconstruída variando o número de componentes significativos. Em cada configuração, calcularam-se a taxa de compressão, o erro quadrático médio e a relação sinal-ruído de pico em decibéis. Os experimentos foram realizados em ambiente Python, utilizando bibliotecas padrão para álgebra linear sem otimizações de hardware. Os resultados mostram como o aumento do número de componentes afeta simultaneamente a eficiência de compressão e a fidelidade visual, fornecendo um conjunto de tabelas e gráficos que ilustram a curva de desempenho do método. Como conclusão, verifica-se que a técnica se apresenta viável para aplicações acadêmicas, abrindo caminho para investigações futuras em imagens coloridas e implementações otimizadas.

Palavra-chave—compressão de imagem; svd truncado; python.

Abstract—This study investigates grayscale image compression using truncated singular value decomposition, aiming to measure the balance between file size reduction and visual quality retention. A dataset of twenty-nine images with varying resolutions and texture complexities was assembled. Each image was converted to grayscale and processed through truncated singular value decomposition, then reconstructed by varying the number of significant singular values. For each configuration, compression ratio, mean squared error, and peak signal-to-noise ratio in decibels were computed. Experiments were conducted in a Python environment with standard linear algebra libraries and no hardware optimizations. The findings detail how the number of components impacts both compression effectiveness and visual fidelity, presenting tables and graphics that depict the performance curve of the method. The study concludes that truncated singular value decomposition is a viable approach for academic purposes, suggesting future work on color image applications and optimized implementations.

Keywords— image compression; truncated svd; python.

1 INTRODUÇÃO

O aumento do volume de dados digitais e da resolução de imagens torna essencial o uso de técnicas de compressão para reduzir armazenamento e largura de banda (Lotus & Viswanathan, 2014, p. 285). A compressão busca representar informações de forma mais compacta sem comprometer significativamente a qualidade (Sayood, 2012). Este trabalho investiga a aplicação do método de Decomposição de Valores



Singulares Truncada (SVD truncado), amplamente utilizado em ajuste de dados e redução de dimensionalidade (Dongarra et al., 2018, p. 810), para avaliar sua eficiência na compressão de imagens monocromáticas usando métricas quantitativas (MSE, PSNR, taxa de compressão).

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 COMPRESSÃO DE DADOS

A compressão de dados busca representar informações de forma mais compacta, podendo ser lossless, sem perda de informação, ou lossy, com perdas controladas (Cover & Thomas, 2006; Sayood, 2012). Todo processo envolve algoritmos de codificação e decodificação, impactando diretamente no tamanho final do arquivo e na qualidade da informação reconstruída.

2.2 COMPRESSÃO DE IMAGEM

Imagens digitais, formadas por matrizes de pixels, frequentemente contêm redundâncias significativas (Jones & Rabbani, 1991). A compressão remove essas redundâncias, reduzindo o armazenamento sem prejudicar a percepção visual.

2.3 JPEG

O método JPEG utiliza a Transformada Discreta do Cosseno (DCT) para converter blocos 8×8 de pixels em coeficientes de frequência, que são quantizados e codificados por Huffman ou métodos similares (Dhawan, 2011). Esse processo gera alta eficiência, mas é fixo na estratégia de transformação.

2.4 DECOMPOSIÇÃO EM VALORES SINGULARES (SVD)

O SVD decompõe qualquer matriz XXX em $U\Sigma V^*U\Sigma V^*$, onde Σ contém valores singulares ordenados (Brunton & Kutz, 2017). Essa decomposição revela a estrutura intrínseca dos dados e permite aproximações de baixo posto.

2.5 SVD TRUNCADO

Selecionando apenas os k maiores valores singulares ($k < r$, onde r é o posto da matriz), obtém-se uma aproximação de baixo custo que preserva a maior parte da informação relevante (Schmidt citado em Brunton & Kutz, 2017).

2.6 ALGORITMO

Algoritmos computacionais para compressão devem seguir passos bem definidos (Cormen, 2013), garantindo previsibilidade e reprodutibilidade. O SVD truncado pode ser implementado com bibliotecas numéricas de propósito geral, como numpy e sklearn, aplicando operações matriciais para reduzir e reconstruir imagens.

3 METODOLOGIA

Foi desenvolvido um algoritmo em Python 3.12 utilizando a classe TruncatedSVD (sklearn) e uma interface gráfica em Tkinter para facilitar testes.

O dataset contém 29 imagens em tons de cinza (Agustsson & Timofte, 2017). Para cada imagem, variou-se k de 5 até $\min(\text{altura}, \text{largura}) - 1$. As métricas

calculadas foram:

- Taxa de compressão, pela razão entre tamanhos original e comprimido;
- MSE, que mede a distorção da imagem comprimida (Jones & Rabbani, 1991);
- PSNR, que avalia a qualidade visual.

Os experimentos foram realizados em ambiente Windows 11, CPU i5-1235U, GPU Iris Xe, 8 GB RAM sem otimizações de hardware.

4 RESULTADOS

Para uma análise dos resultados na primeira imagem do *dataset* pode-se observar na tabela 2, que contém a evolução das métricas.

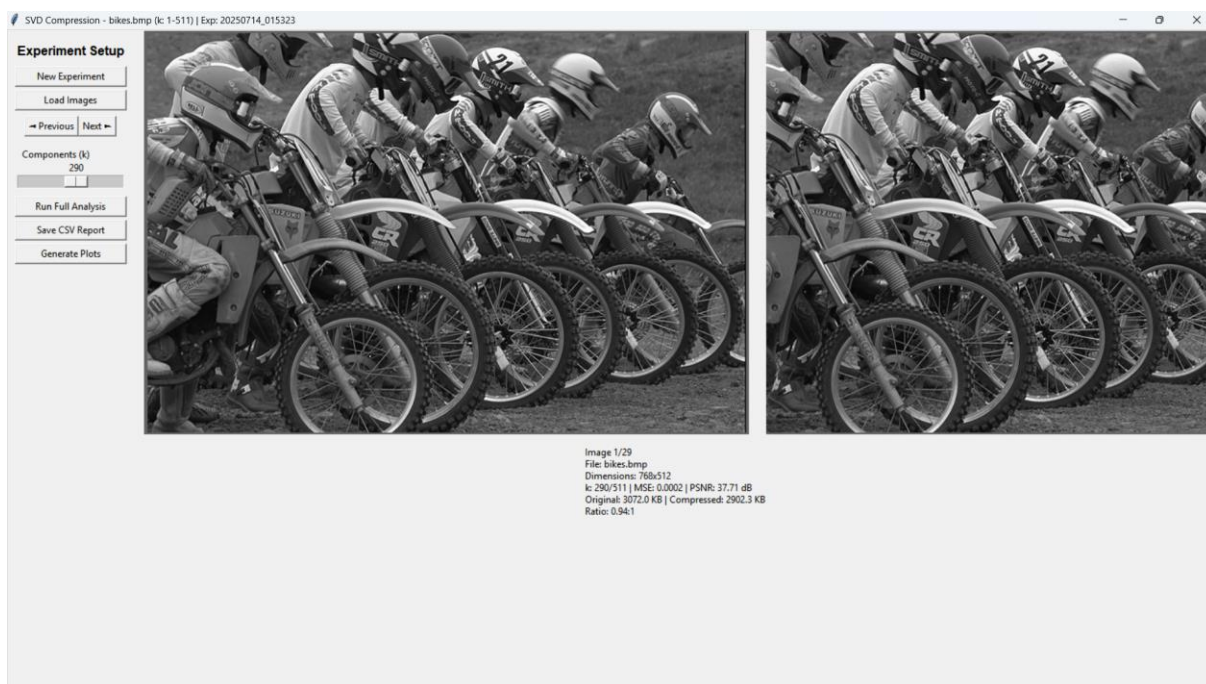
Tabela 2 - Evolução do MSE, PSNR, Taxa de Compressão por k

arquivo	dimensões	k	max_ k	mse	psnr	taxa de compressão
bikes.bmp	768x512	5	511	0.02163270479220985 2	16.64889176220086 5	0.0162887573242187 5
bikes.bmp	768x512	61	511	0.00504960330827548 7	22.96742738276172	0.1987228393554687 5
bikes.bmp	768x512	117	511	0.00221942187317577 52	26.5376013815645	0.3811569213867187 5
bikes.bmp	768x512	173	511	0.00102138839760192 65	29.90809079793656 3	0.5635910034179688
bikes.bmp	768x512	229	511	0.00045126558034248 664	33.45567790427099	0.7460250854492188
bikes.bmp	768x512	286	511	0.00018163129765989 036	37.40809314240939	0.9317169189453125
bikes.bmp	768x512	342	511	6.515891840541811e- 05	41.86026133302404	1.1141510009765625
bikes.bmp	768x512	398	511	1.900684920414055e- 05	47.21089870860375	1.2965850830078125
bikes.bmp	768x512	454	511	3.815312143598176e- 06	54.18469925154266	1.4790191650390625
bikes.bmp	768x512	511	511	2.159269592776668e- 29	286.6569313101182 4	1.6647109985351562

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

De acordo com a tabela, é possível estabelecer uma relação inversamente proporcional entre as métricas MSE e PSNR, as quais demonstram por meios diferentes quão próxima da imagem original está a imagem comprimida. Além disso, o melhor valor de PSNR obtido durante os testes dessa imagem foi em torno de 37 dB, o que visualmente representa pouca diferença para a imagem original como pode ser observado na Figura 7 logo abaixo.

Figura 7 - Imagem Original vs Imagem Comprimida



Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Seguindo adiante, na tabela 3, em que há a seleção da média de compressão pelo tamanho da respectiva imagem, pode-se perceber que a taxa de compressão vai de 41% a 50%, o que mostra um ótimo grau de compressão para imagens do tipo *bitmap*, que um formato de imagem praticamente sem compressão nenhuma.

Tabela 3 - Taxa de Compressão por Tamanho de Imagem

dimensions	compression_ratio
480x720	0.473774112654321
610x488	0.41275262026337006
618x453	0.49332866589987406
627x482	0.5019621857359354
632x505	0.41147136232610604
634x438	0.4829991501375625
634x505	0.4108942124496361
640x512	0.4116851806640625
768x512	0.47291692097981763

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

Sabendo de todas as informações supracitadas, chega-se à questão sobre os melhores valores de k para a faixa de tamanho trabalhada. A resposta encontra-se na tabela 4, que traz os valores de k com seus respectivos números de MSE, PSNR, todos próximos ou dentro do padrão tolerável de variação visual da imagem, e da taxa de compressão, que se mantém na média já citada na tabela acima.

Tabela 4 - Média das Métricas para os Melhores Valores de k

	mse		psnr		compression_ratio	
	mean	max	mean	max	mean	max
k						
101	0.0004670938262668	0.0004670938262	33.305958728876	33.305958728876	0.390263313311	0.39026331331115
104	0.0020169187074708	0.0020169187074	26.953116058072	26.953116058072	0.398236853197	0.39823685319731
110	0.0010211029781184	0.0010211029781	29.909304571556	29.909304571556	0.404018344616	0.40401834461672
112	0.0006119314031901	0.0006119314031	32.132972590402	32.132972590402	0.413490997043	0.41349099704380
115	0.001426435453388	0.0020043722395	28.846852281744	30.713488355010	0.409757543757	0.41004511843589
117	0.00222652102992533	0.0032448323180	27.161760762541	30.728936034995	0.411685180664	0.41168518066406
	34	11	56	733	0625	25

Fonte: Elaborado pelo autor (2025)

5 CONCLUSÃO

O SVD truncado mostrou-se viável para compressão de imagens monocromáticas, alcançando bom compromisso entre redução do tamanho do arquivo e preservação da qualidade visual (PSNR ~30 dB). O método é matematicamente estável (Brunton & Kutz, 2017) e independente de otimizações especializadas.

Limitações: estudo restrito a imagens em tons de cinza e implementação sem aceleração por hardware.

Trabalhos futuros: aplicar a imagens coloridas, adotar métricas perceptuais (SSIM, MS-SSIM) e explorar paralelização para uso em vídeo em tempo real.

APÊNDICE

APÊNDICE A –Tabela de Evolução do MSE, PSNR, Taxa de Compressão por k

arquivo	dimensões	k	max_ k	mse	psnr	taxa de compressão
bikes.bmp	768x512	5	511	0.02163270479220985 2	16.64889176220086 5	0.016288757324218 75
bikes.bmp	768x512	61	511	0.00504960330827548 7	22.96742738276172	0.198722839355468 75
bikes.bmp	768x512	117	511	0.00221942187317577 52	26.5376013815645	0.381156921386718 75
bikes.bmp	768x512	173	511	0.00102138839760192 65	29.90809079793656 3	0.563591003417968 8
bikes.bmp	768x512	229	511	0.00045126558034248 664	33.45567790427099	0.746025085449218 8
bikes.bmp	768x512	286	511	0.00018163129765989 036	37.40809314240939	0.931716918945312 5
bikes.bmp	768x512	342	511	6.515891840541811e- 05	41.86026133302404	1.114151000976562 5
bikes.bmp	768x512	398	511	1.900684920414055e- 05	47.21089870860375	1.296585083007812 5
bikes.bmp	768x512	454	511	3.815312143598176e- 06	54.18469925154266	1.479019165039062 5
bikes.bmp	768x512	511	511	2.159269592776668e- 29	286.6569313101182 4	1.664710998535156 2

APÊNDICE B –Tabela de Taxa de Compressão por Tamanho de Imagem

dimensions	compression_ratio
480x720	0.473774112654321
610x488	0.41275262026337006
618x453	0.49332866589987406
627x482	0.5019621857359354
632x505	0.41147136232610604
634x438	0.4829991501375625
634x505	0.4108942124496361
640x512	0.4116851806640625
768x512	0.47291692097981763

APÊNDICE C –Tabela de Média das Métricas para os Melhores Valores de k

	mse		psnr		compression_ratio	
	mean	max	mean	max	mean	max
k						
101	0.000467093826 2668	0.000467093826 2668	33.30595872887 648	33.30595872887 648	0.390263313311 1505	0.390263313311 505
104	0.002016918707 4708	0.002016918707 4708	26.95311605807 2247	26.95311605807 2247	0.398236853197 311	0.3982368531973 11
110	0.001021102978 1184	0.001021102978 1184	29.90930457155 6063	29.90930457155 6063	0.404018344616 7285	0.4040183446167 285
112	0.000611931403 1901	0.000611931403 1901	32.13297259040 269	32.13297259040 269	0.413490997043 8054	0.4134909970438 054
115	0.001426435453 388	0.002004372239 5304	28.84685228174 4702	30.71348835501 0764	0.409757543757 41047	0.4100451184358 942
117	0.002226521029 9253334	0.003244832318 011	27.16176076254 156	30.72893603499 5733	0.411685180664 0625	0.4116851806640 625

REFERÊNCIAS



AGUSTSSON, E.; TIMOFTE, R. NTIRE 2017 Challenge on Single Image Super-Resolution: Dataset and Study. CVPR, 2017.

BRUNTON, S. L.; KUTZ, J. N. Data-Driven Science and Engineering. Cambridge University Press, 2017.

CORMEN, T. H. Algorithms Unlocked. MIT Press, 2013.

COVER, T. M.; THOMAS, J. A. Elements of Information Theory. Wiley-Interscience, 2006.

DHAWAN, S. A Review of Image Compression and Comparison of its Algorithms. IJECT, v. 2, p. 22-26, 2011.

DONGARRA, J. et al. The Singular Value Decomposition: Anatomy of Optimizing an Algorithm for Extreme Scale. SIAM Review, v. 60, n. 4, p. 808-865, 2018.

JONES, P. W.; RABBANI, M. Digital Image Compression Techniques. SPIE, 1991.

LOTUS, R.; VISWANATHAN, G. K. Digital Image Compression Techniques. IJRET, v. 3, n. 10, p. 285-190, 2014.

SAYOOD, K. Introduction to Data Compression. Morgan Kaufmann, 2012.