

Algoritmi pentru redimensionarea imaginilor

Airinei Andrei Bănilean Alexandru Lung Alexandra Vișan Alexandru

Grupa 352



01	Problemă abordată	Introducere în problema pe care dorim să o rezolvăm
02	Context și utilizare	Importanța problemei și locurile în care este întâlnită
03	Soluție tehnică	Descriere tehnică a abordării încercate
04	<u>Tehnologii folosite</u>	Instrumentele ce ne-au ajutat să realizăm această abordare
05	<u>Rezultate</u>	Vizualizarea outputului alogritmilor implementați
06	Concluzii	Demonstrație tehnică și observații
07	<u>Bibliografie</u>	

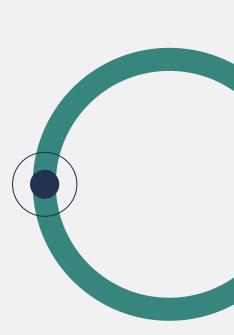


01

Problemă abordată

• •

- În momentul redimensionării unei imagini rasterizate, o nouă imagine cu un număr mai mare sau mai mic de pixeli trebuie generată.
- În cazul în care numărul de pixeli descrește (scaling down), apare frecvent o pierdere vizibilă a calității imaginii.
- Atunci când numărul de pixeli creşte (scaling up), e necesară o estimare a noilor pixeli pe baza celor deja existenți, cunoscută drept interpolare.



- Din punct de vedere al procesării de semnale, redimensionarea unei astfel de imagini poate fi considerată o schimbare a frecvenței de eșantionare a semnalului original pentru a obține o nouă reprezentare discretă a acestuia.
- Pentru a realiza acest lucru, eșantioanele pot fi tratate drept puncte geometrice, iar orice punct nou care trebuie generat se poate obține prin interpolare.
- Acest proiect propune implementarea redimensionării unei imagini cu kernel Lanczos, utilizarea altor tehnici de interpolare populare și analiza rezultatelor obținute.

02

Context și utilizare





În epoca contemporană, imaginile au devenit aproape omniprezente, fiind utilizate în diverse contexte, de la site-uri web și aplicații mobile până la imprimarea pe diverse suporturi.

Dispozitivele moderne, caracterizate prin diversitatea **rapoartelor de aspect** și **rezoluțiilor** ecranelor, impun necesitatea adaptării și redimensionării imaginilor pentru a asigura o experiență optimă utilizatorilor.

Printre aplicațiile redimensionării imaginilor se numără zoom-ul digital, redimensionarea videoclipurilor, optimizare pentru streaming online, responsive design în aplicații web.













Pentru fiecare pixel din imaginea redimensionată se realizează o interpolare a pixelilor din imaginea originală.

Am ales să utilizăm diferite tipuri de kernel pentru interpolare:



Nearest neighbours

Linear

Cubic

Lanczos

Area

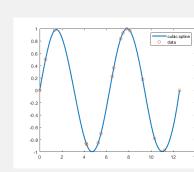
Linear

Interpolarea cubică este o metodă de estimare a valorilor între două puncte cunoscute, utilizând o funcție polinomială de

Cubic

Lanczos

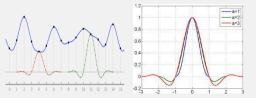
Interpolarea liniară este o metodă de estimare a valorilor între două puncte cunoscute, presupunând existența unei linii drepte între acestea.

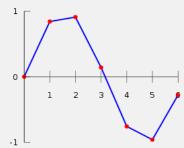


gradul trei pentru a aproxima forma dintre aceste puncte.

Interpolarea Lanczos este o metodă de estimare a valorilor între două puncte cunoscute, bazată pe utilizarea funcției sinc și aplicarea unui filtru sinc pentru a obține o interpolare mai precisă a datelor.

$$f(x) = egin{cases} rac{1}{a\sin(\pi x)\sin(\pi x/a)} & ext{if } x=0, \ rac{a\sin(\pi x)\sin(\pi x/a)}{\pi^2 x^2} & ext{if } -a \leq x < a ext{ and } x
eq 0, \ 0 & ext{otherwise}. \end{cases}$$







Fiecare pixel din imaginea rezultată este o sumă ponderată a vecinilor dintr-o fereastră de dimensiune fixă, conform parametrului a din kernelul Lanczos.

Fiind dat un semnal unidimensional cu eșantioanele s_i , unde i este număr întreg, valoarea interpolării S(x) la un punct arbitrar x real se obține din convoluția eșantioanelor cu kernelul Lanczos:

$$S(x) = \sum_{i=|x|-a+1}^{|x|+a} s_i * L(x - i)$$

În cazul 1d, kernelul Lanczos este:

$$L(x) = \begin{cases} sinc(x) * sinc(\frac{x}{a}), if -a < x < a \\ 0, otherwise \end{cases}$$

În cazul 2d, kernelul Lanczos este:

$$L(x,y) = L(x) * L(y)$$

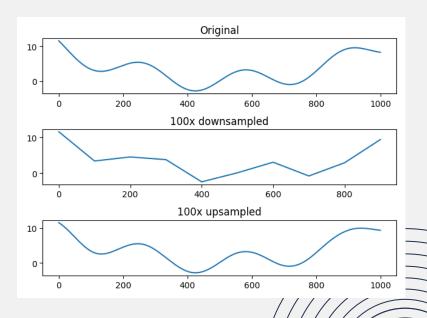


• • • • • • • • • • • • • • • • • •

Lanczos kernel 1d

Frequency response a = 250 -20 -10 10 20 a = 4Frequency response 10 20 -20 -10 0 -2 0 a = 8Frequency response 50 --20 -10 0 10 20 -2 a = 16Frequency response 50 -20 -10 10

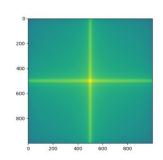
Lanczos upsampling 1d

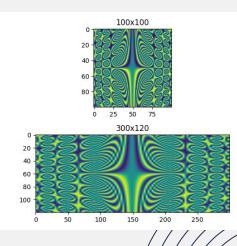


Lanczos kernel 2d

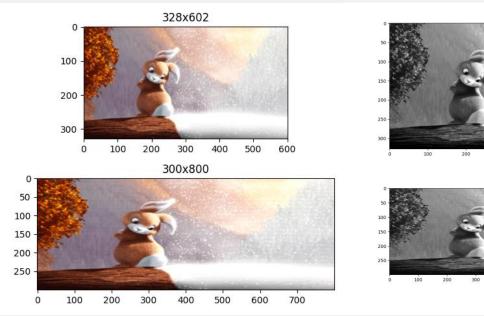
Lanczos frequency response Lanczos upsampling 2d

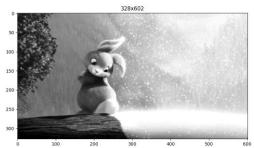


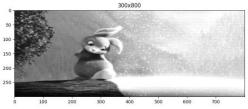


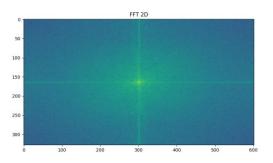


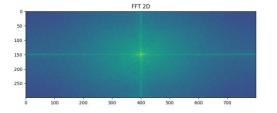
Lanczos rescale







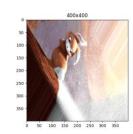


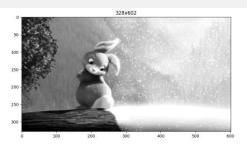


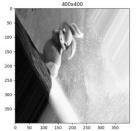


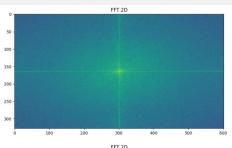
Lanczos rescale and rotate

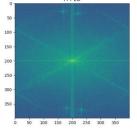
















04

Tehnologii folosite

Pentru realizarea proiectului am folosit următoarele tehnologii:

- Python
- Git
- NumPy
- Matplotlib
- **OpenCV**
- SciPy
- PIL
- Pypiqe
- Scikit-image
 - peak_signal_noise_ratio
 - structural_similarity

Link către repository-ul de Github:

https://github.com/visanalexandru/ImageR escaling/tree/main













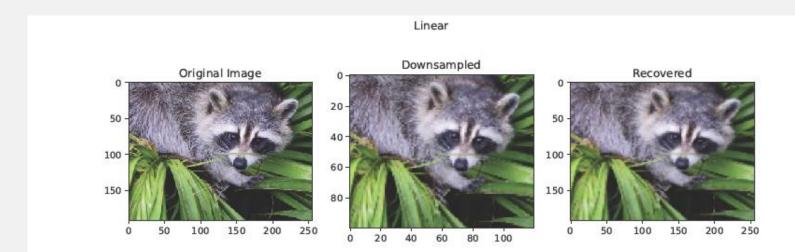




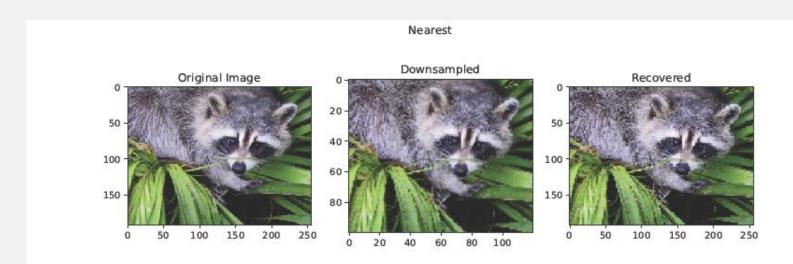
05

Rezultate

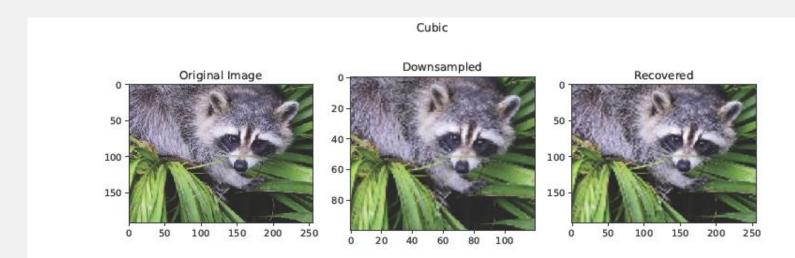




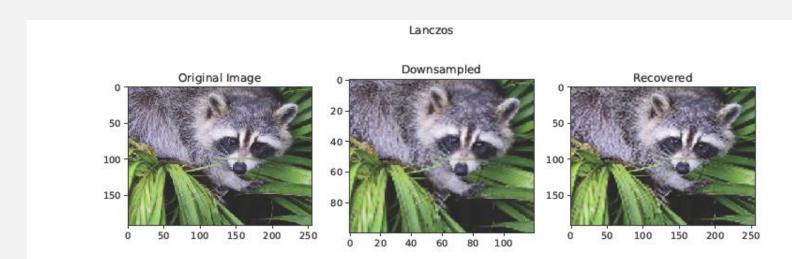
Interpolare liniară



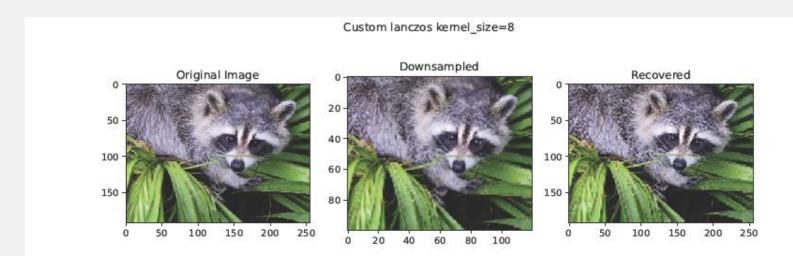
Interpolare Nearest Neighbours



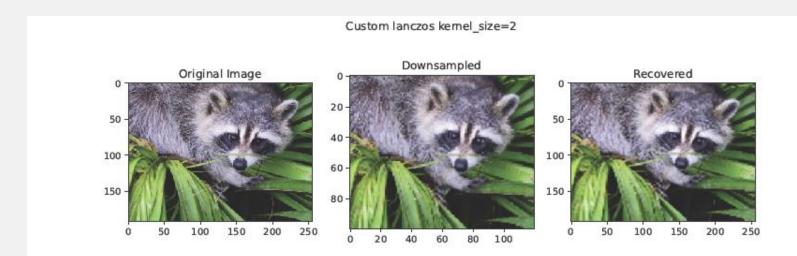
Interpolare cubică



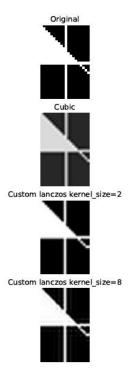
Interpolare cu Lanczos (OpenCV)

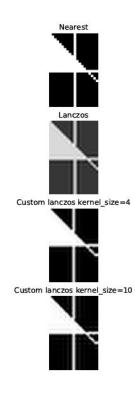


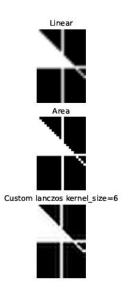
Interpolare cu kernel custom Lanczos

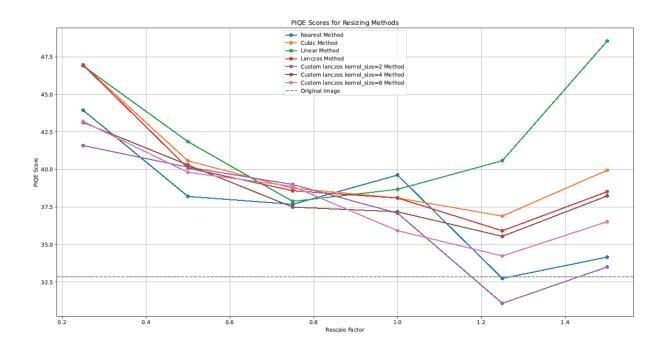


Interpolare cu kernel custom Lanczos









Scoruri PIQE

Rezultate cu diferite metrici

	Interpolare	PSNR	SSIM	MSE	MAE
01	Nearest neighbours	17.346911	0.334542	85.363871	120.497538
02	<u>Linear</u>	23.080559	0.706466	63.466566	117.024089
03	Cubic	22.691632	0.725766	61.855815	119.068325
04	Lanczos (OpenCV)	22.104269	0.701823	66.046956	121.751804
05	Area	23.211551	0.710333	66.048381	120.753445
06	Custom Lanczos (k = 2)	18.694573	0.450611	86.601956	139.573947
07	Custom Lanczos (k = 4)	18.359075	0.427310	86.445353	124.582194
08	Custom Lanczos (k = 6)	18.198782	0.418252	87.017965	123.314853
09	Custom Lanczos (k = 8)	18.123327	0.413643	87.651950	123.107666
10	Custom Lanczos (k = 10)	18.079106	0.410933	87.868971	122.913201

PSNR

 Higher is better. Ratio of maximum possible power of a signal to the power of corrupting noise.

SSIM

 Higher is better. Measures the similarity between two images.

MSE

 Lower is better. Average squared difference between the original and resized images.

MAE

 Lower is better. Average absolute difference between the original and resized images.





Concluzii





Conform scorurilor PIQE se observă că kernelul Lanczos implementat are rezultate mai bune din punct de vedere al percepției, sacrificând metricile obiective.

În ceea ce privește dimensiunea kernelului, rezultatele variază în funcție de rata de scalare și metrica utilizată.

În cazul metricilor obiective, kernelul custom Lanczos se comportă mai bine decât cel de Nearest Neighbours, însă este devansat de celelalte tipuri de kernel încercate.

Am observat că kernelul implementat se comportă bine și în cazul rotațiilor bidimensionale.





Bibliografie

- Duchon, C. E. (1979). Lanczos filtering in one and two dimensions. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 18(8), 1016-1022.
- Parsania, P., & Virparia, P. V. (2014). A review: Image interpolation techniques for image scaling.
 International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, 2(12), 7409-7414.
- Wikipedia. Image Scaling. Accesat pe 15 Ianuarie 2024, https://en.wikipedia.org/wiki/Image_scaling
- Wikipedia. Sample Rate Conversion. Accesat pe 15 Ianuarie 2024, https://en.wikipedia.org/wiki/Sample-rate_conversion
- Wikiwand. Lanczos resampling. Accesat pe 15 Ianuarie 2024, https://www.wikiwand.com/en/Lanczos_resampling



Vă mulțumim pentru atenția acordată!

CREDITS: This presentation template was created by **Slidesgo**, and includes icons by **Flaticon** and infographics & images by **Freepik**

