Deconvolução e denoising de imagens simuladas de galáxias

Henrique Uhlmann Gobbi, 1*

¹UFRGS Instituto de Informática, Porto Álegre, Rio Grande do Sul, Brasil

Accepted 2024. Received 2024; in original form 2024

ABSTRACT

In order to improve the measurement of galaxy shapes, it is essential to use techniques capable of removing optical and atmospheric blurring, as well as atmospheric and imaging equipment noise. Through deconvolution and denoising based on the Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM) aided by a convolutional neural network, this study demonstrates a technique to perform such operations, achieving positive results for different levels of signal to noise ratios.

Key words: deconvolution – denoising – galaxy – image processing

1 INTRODUÇÃO

Em imagens astronômicas obtidas por meio de telescópios com base no solo, é comum a ocorrência de deformações decorridas da atmosfera, ou mesmo do sistema óptico do telescópoio. Não só isso, mas também o ruído decorrente da atmosfera e do equipamento de CCD também contribuem para a piora das observações. Tais deformações degradam a qualidade da imagem, assim como afetam negativamente as medidas físicas da imagem. Uma importante medida é o formato da galáxia, essencial no estudo de lentes gravitacionais, que, por sua vez, é fundamental para a compreensão da estrutura do universo e a com a quantidade de matéria escura e visível que permeia a estrutura do cosmos. Além disso, a massiva quantidade de dados astronômicos demanda o surgimento de novas técnicas computacionais de processamento desses dados, visando, portanto, melhorar a qualidade das nossas observações.

Normalmente, tais deformações são modeladas por uma convolução com um kernel de borramento, chamado Point Spread Function (PSF), seguido da adição de ruído. Para restaurar a imagem original e remover tais intempéries, diversos algoritmos e métodos já foram implementados, tanto em imagens comuns como em imagens astronômicas. Com o surgimento, nos últimos anos, das redes neurais convolucionais, novas técnicas para realizar tais procedimentos com base nessa tecnologia surgiram, mostrando resultados impressionantes.

No presente trabalho, é implementada uma técnica que, com base na PSF simulada utilizando parâmetros ópticos do novo Observatório Vera C. Rubin (LSST) e atmosféricos do local do telescópio, uma imagem simulada do LSST distorcida e com ruído de uma galáxia é restaurada para seu formato original, desfazendo, portanto, a adição de ruído e a convolução com o PSF de borramento. A remoção de ruído foi realizada por uma rede neural convolucional, enquanto que o desborramento foi feito pelo algoritmo PnP ADMM. As duas técnicas foram com-

* E-mail: hugobbi@inf.ufrgs.br

binadas em uma só, similar ao que foi feito em Li & Alexander (2023).

2 METODOLOGIA

As técnicas propostas neste trabalho podem ser divididas em três partes: simulando imagens de galáxias 2.1; removendo ruído com uma CNN 2.2 e removendo borramento e ruído com PnP ADMM 2.3.

2.1 Simulando imagens de galáxias

Para simular as imagens das galáxias, foi utilizado o simulador Galsim Rowe et al. (2015), por meio do qual imagens originais de galáxias, do dataset COSMOS tiradas pelo telescópio espacial Hubble, foram modificadas para simular as condições de visualização do LSST, tanto atmosféricas quanto ópticas. As condições para tais atributos foram retiradas de Mandelbaum et al. (2014).

Assim, foi construído um conjunto de imagens de galáxias compostas pela imagem original (ground truth) e a imagem distorcida pelas condições do LSST. A imagem original, do dataset COSMOS, tirada pelo Hubble, que, como sendo um telescópio espacial, não possui ruído nem distorções atmosféricas, com distorções ópticas mínimas, é, portanto, uma ótima imagem de referência. A imagem distorcida é a mesma galáxia, mas como ela seria observada a partir do LSST, com distorções ópticas do telescópio e atmosféricas do local.

Para simular as distorções das imagens, foi utilizado um PSF óptico, criado com as informações dos sistemas ópticos do LSST, com um PSF atmosférico, criado com as informações atmosféricas do local e, por fim, com a adição de ruído, tanto da atmosfera, simulado por ruído Gaussiano, como do sistema de CCD. Foram utilizados valores de sinal-para-ruído de 100 e 40. Um exemplo básico do processo está em 1. A PSF descreve como uma fonte de luz pontual é observada por um sistema

Image Simulations

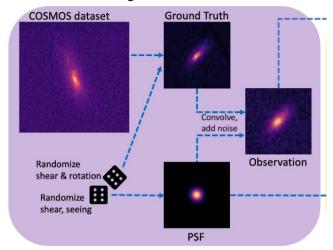


Figure 1. Representação de uma imagem do dataset COSMOS, assim como as imagens simuladas resultantes Li & Alexander (2023).

óptico em um dado instante. Na literatura, a convolução de uma imagem com o PSF dos instrumentos ópticos que a registrou é muito comum para representar borramento e como uma imagem seria observada por determinado sistema óptico, como em Mandelbaum et al. (2012).

2.2 Denoising por Rede Neural

A remoção de ruído das imagens de galáxias foi realizada a partir de uma rede neural convolucional residual, mais especificamente a ResUNet Qian et al. (2022). Essa rede foi apenas treinada em imagens simuladas de galáxias com a adição de ruído, sem as modificações ópticas ou atmosféricas. A principal ideia desta rede é servir como uma parte do algoritmo de deconvolução.

Uma rede neural residual se baseia no princípio de, em cada bloco residual, enviar o conteúdo da entrada do bloco para ser adicionado ao final do bloco, como mostra a figura 2. Isso ajuda com o poder de abstração de dados da rede, assim como com o problema de gradiente evanescente. Além disso, a rede neural é convolucional, isso significa que possui camadas profundas compostas por operações de convolução com algum kernel cujos pesos são aprendidos pela rede neural durante o aprendizado, sendo atualizados pelo algoritmos de backtracking. A função de perda utilizada nestre trabalho foi a do erro quadrático médio (mse).

2.3 Deblurring e denoising com ADMM auxiliado por Rede Neural

Nesta etapa do processo, tudo é unido para produzir o resultado final. Neste trabalho, foi utilizada a técnica Unrolled Plugand-Play ADMM, demonstrada em Li & Alexander (2023); Sanghvi et al. (2022), com certas modificações devido ao escopo do projeto.

O algoritmo de ADMM é, em sua essência, um algoritmo de otimização. Pode ser usado para resolver problemas convexos que podem ser formulados como a soma de duas funções convexas. É baseado em quebrar um problema em subproblemas

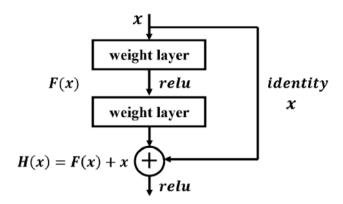


Figure 2. Representação de bloco residual Qian et al. (2022).

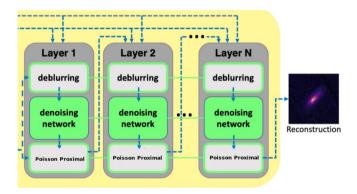


Figure 3. Representação simplificada das iterações do algoritmo Unrolled PnP ADMM. Li & Alexander (2023).

menores, mais fáceis de resolver e é muito utilizado em problemas de deconvolução não-cega, em que precisamos estimar uma imagem original x a partir de uma observação y e um kernel de distorção h. Para o caso deste trabalho, é tratada a deconvolução não-cega, já que o PSF de borramento da imagem da galáxia é utilizado para realizar o processo de deconvolução. Este é um kernel que pode ser estimado com certo grau de precisão em casos reais.

A técnica aqui implementada segue o que foi descrito em Li & Alexander (2023); Sanghvi et al. (2022), com algumas mudanças importantes. É uma técnica iterativa, podendo ser realizada por quantas iterações for necessário até a convergência do resultado. Além disso, é muito modular, com muitos hiperparâmetros que podem ser ajustados para impactar o resultado de diferentes formas. Além disso, o nome Plug-and-Play do algoritmo vêm do fato de ele receber como entrada uma rede neural, já treinada, para realizar o denoising da imagem. Esta rede será parte de uma das três etapas principais do algoritmo a cada iteração, realizando a redução de ruído das imagens de cada iteração do algoritmo, como demonstrado pela figura 3. Mais detalhes sobre o algoritmo são encontrados na sessão 3.

3 IMPLEMENTAÇÃO

O trabalho foi desenvolvido com a linguagem Python (3.10), principalmente por conta do suporte ao desenvolvimento de redes neurais. Neste trabalho, foi utilizado o pacote Tensorflow Keras para criar e treinar as redes neurais no ambiente

do Google Colab, aproveitando o poder computacional desse sistema. Para realizar a simulação das imagens de galáxias, foi utilizado o pacote Galsim, também desenvolvido em Python. Todo o pacote foi desenvolvido em Jupyter Notebooks, pela sua dinamicidade e facilidade de iteração de diferentes parâmetros dos algoritmos e redes neurais.

3.1 Imagens simuladas com Galsim

As imagens do dataset COSMOS foram disponiobilizads no formato .fits, muito usado no campo da astronomia. Para ler e visualizar as imagens, foram utilizados, repectivamente, os pacotes astropy e matplotlib. Para realizar as simulações das imagens de galáxias, foi utilizado o pacote Galsim.

Primeiramente, uma imagem original do dataset era randomicamente rotacionada e cisalhada (com distribuição uniforme de [0.01, 0.05]), para simular os efeitos de lentes gravitacionais fracas à imagem. Então, para construir o ground truth, essa imagem era convoluída com o PSF do sistema óptico do Hubble. Para construir o PSF óptico do LSST, foram utilizados os valores de diâmatro reais do LSST, assim como diversos outros valores, encontrados em LSST (2022). Para construir o PSF atmosférico, foi utilizada uma função de Kolmogorov com rotação e cisalhamento (distribuição uniforme de [0.01, 0.03]) aleatórios. Ambos PSFs foram, então, convoluídos, formando um PSF final, que foi utilizado para a deconvolução. Assim, a imagem original (ground truth), foi então convoluída com este PSF. Finalmente, com base nos dados do LSST, foi adicionado ruído do CCD e, também, ruído atmosférico. Tal ruído foi adicionado mantendo uma razão sinal-para-ruído fixa, algumas imagens com 100 e outras com 40. Todas essas operações são suportadas e facilitadas pela biblioteca Galsim.

Todas as imagens foram reduzidas para se adequar ao tamanho do LSST, com pixel scale de 0.02, além disso, todas as imagens são 48x48.

3.2 Rede neural ResUNet

A rede neural de denoising foi implementada no Keras, utilizando o Google Colab para realizar o treinamento da rede. A função de perda utilizada no treinamento foi a do erro quadrático médio (mse). A rede foi treinada durante 50 épocas com um batch size de 55.

A rede neural ResUNet combina a arquitetura das redes neurais U-shaped com as residuais. A figura 4 mostra a arquitetura exata da rede utilizada. A cada camada de convolução, foram utilizados 64 filtros de saída.

3.3 Unrolled PnP ADMM

As operações realizadas pelo algoritmo estão representadas no pseudocódigo 1. O algoritmo recebe como entrada a imagem a ser processada, o PSF associado a imagem, o número de iterações e a rede de denoising utilizada durante o algoritmo. Todas as operações matemáticas do procedimento são realizadas com tensores do tensorflow.

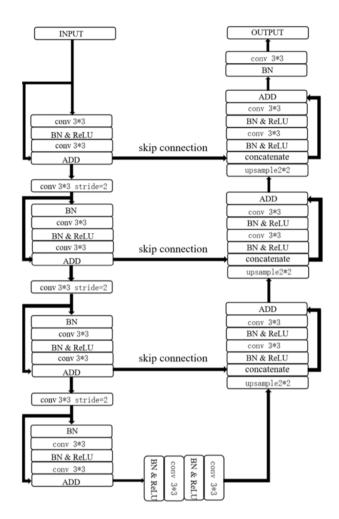


Figure 4. Esquemático da arquitetura da rede neural ResUNet. Qian et al. (2022).

Algorithm 2 Pseudocódigo do algoritmo principal de deconvolução, onde H é a matriz de convolução de h.

```
1: Input: Blurred and Noisy Image y, kernel h, denoiser D
2: Output: Reconstructed Image x_K
3: Initialization:
       Initialize x_0 using Wiener Filter
4:
       z_0 \leftarrow x_0, v_0 \leftarrow y, u_0^1 \leftarrow 0, u_0^2 \leftarrow 0
5:
6: for k = 1, 2, ..., K do
7:
        Update x_k
        Update z_k using D
8:
9:
        Update v_k
10:
        u_k^1 \leftarrow u_{k-1} + x_k - z_k
11:
        u_k^2 \leftarrow u_{k-1} + Hx_k - v_k
12: end for
13: Output: x_K
```

4 RESULTADOS

4.1 Apenas remoção de ruído

Neste caso, foi utilizada apenas a rede ResUNet, descrita na seção 3.2 em conjuntos de imagens sem borramento, apenas

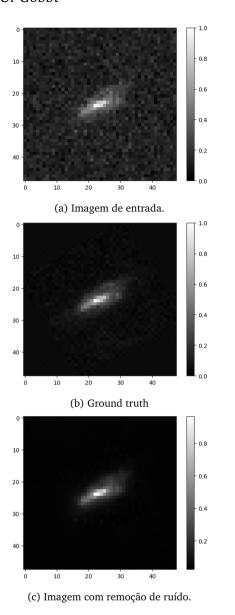


Figure 5. Resultado da remoção de ruído com razão sinal-para-ruído de 100.

com a adição de ruído atmosférico, modelado por uma Gaussiana e ruído do equipamento de CCD 5~e~6.

4.2 Deconvolução e remoção de ruído

Para a deconvolução, foram utilizados todos os elementos desenvolvidos neste trabalho. Desde a geração das imagens com todas as deformações até o algoritmo ADMM. Os resultados podem ser vistos em 7 e 8.

Nota-se que a rede ResUNet obteve um resultado muito satisfatório, conseguindo inclusive, em algumas ocasiões, superar a qualidade da imagem original. Ainda assim, ao utilizar um ruído mais forte, a rede tem certos problemas para reconstruir a imagem, ainda assim, consegue fazê-lo muito satisfatoriamente.

Para o caso da deconvolução, nota-se que o algoritmo conseguiu reconstruir a forma original da galáxia, o que é bastante positivo. Ainda assim, é possível notar alguns artefatos periódi-

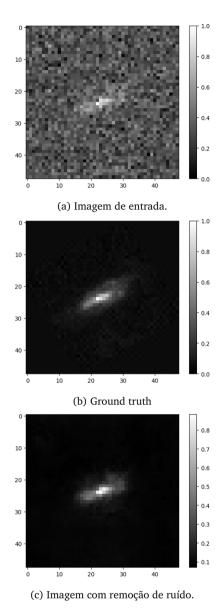


Figure 6. Resultado da remoção de ruído com razão sinal-para-ruído de 40.

cos que surgiram durante o processo de reconstrução, afetando a qualidade da imagem.

5 CONCLUSÕES

O processo de reconstrução de imagens de galáxias é fundamental para o estudo da forma dessas estruturas astronômicas, que nos dão importantes pistas sobre a estrutura geral do universo. Neste trabalho, foi implementada uma técnica para não só corrigir imagens de galáxias deformadas por efeitos atmosféricos ou ópticos mas também remover o ruído dessas imagens, causado pela atmosfera e pelo equipamento de imageamento. Dessa forma, por meio do algoritmo Unrolled PnP ADMM, foi realizada a deconvolução e o denoising de imagens de galáxias distorcidas. Os resultados se mostraram positivos e satisfatórios, ainda que há melhoras que podem ser feitas.

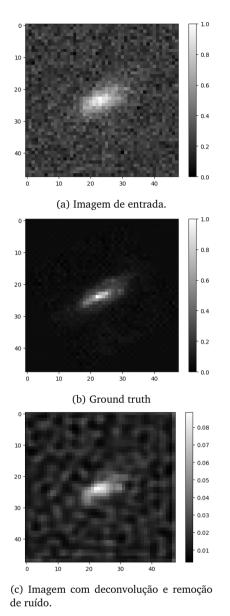


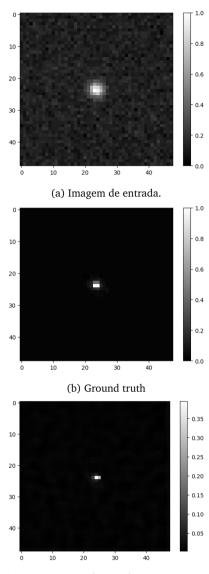
Figure 7. Resultado da deconvolução e remoção de ruído com razão sinal-para-ruído de 100 e n=1000.

6 FUTURO TRABALHO

Para futuros trabalhos, seria interessante, assim como foi feito em Li & Alexander (2023); Sanghvi et al. (2022), utilizar o algoritmo ADMM dentro de uma rede neural, de modo que a rede de denoising possa aprender sobre o conjunto de deconvolução enquanto esta está sendo realizada. Além disso, a implementação de uma rede neural para obter os hiperparâmetros para o algoritmo de ADMM também traria um resultado positivo.

REFERENCES

LSST 2022, LSST Documentation, https://smtn-002.lsst.io
Li T., Alexander E., 2023, Monthly Notices of the Royal Astronomical
Society: Letters, 522, L31
Mandelbaum R., Hirata C. M., Leauthaud A., Massey R. J., Rhodes



(c) Imagem com deconvolução e remoção de ruído.

Figure 8. Resultado da deconvolução e remoção de ruído com razão sinal-para-ruído de 100 e n=1000.

J., 2012, Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, 420, 1518

Mandelbaum R., et al., 2014, Astrophysical Journal, Supplement Series, 212

Qian H., Wang X., Chen X., Yang Z., 2022, Energies, 15 Rowe B., et al., 2015, Astronomy and Computing, 10, 121 Sanghvi Y., Gnanasambandam A., Chan S. H., 2022, IEEE Transactions on Computational Imaging, 8, 851

This paper has been typeset from a TeX/ETeX file prepared by the author.