DeepColor: Colorização de Imagens de Satélites Geoestacionários por Meio de Redes Neurais Convolucionais

DeepColor: Colorization of Geostationary Satellite Images Using Convolutional Neural Networks

Luigi Freitas Cruz *, Priscila Tiemi Maeda Saito†, Pedro Henrique Bugatti‡

RESUMO

O aquecimento global em curso está mudando a dinâmica atmosférica do planeta Terra. A coleta de dados meteorológicos é uma etapa vital para prever eventos climáticos extremos, como secas, furacões, tornados e inundações. Uma fonte crucial desse tipo de dados são os satélites geoestacionários. As pequenas estações de satélites recebem uma quantidade reduzida de dados do satélite devido aos limites práticos para a transmissão de dados. Os produtos coloridos geralmente estão disponíveis em um canal de alta taxa de dados denominado GRB. Este trabalho explorou a capacidade das Redes Neurais Profundas de realizar colorização em imagens de satélite recebidas com o canal de baixa taxa de dados (HRIT). A técnica proposta neste trabalho baseada na rede neural U-Net alcançou resultados de colorização quase perfeitos. Os produtos gerados por nossa rede neural são adequados para uso onde o canal de alta taxa de dados (GRB) não está disponível. Isso pode ajudar na resposta local a eventos climáticos extremos.

Palavras-chave: Aprendizado em máquina. Rede Neural. Satélites Geoestacionários. Processamento de Imagens.

ABSTRACT

The ongoing global warming is changing the atmospheric dynamics of the planet Earth. Weather data collection is a vital step to predict extreme weather events like droughts, hurricanes, tornados, and floods. A crucial source of this kind of data is geostationary satellites. Small satellites stations receive a reduced amount of data from the satellite due to practical limits to the data transmission. The colored products are generally available from a high data rate channel called GRB. This work explored the ability of Deep Neural Networks to perform colorization on satellite imagery being received with the low data rate channel (HRIT). The technique proposed by this paper based on the U-Net neural network achieved near-perfect colorization results. The products generated by our neural network are suitable to be used where the high data rate channel (GRB) is not available. Doing so can assist the local response to extreme weather events.

Keywords: Machine learning. Neural network. Geostationary Satellites. Image processing.

1 INTRODUÇÃO

O órgão Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) apresentou seu relatório Climate Change 2021 em meados deste ano. Neste relatório, são descritos os efeitos atuais e futuros da mudança climática, processo que está em curso no planeta Terra. Este relatório evidencia os efeitos negativos do aumento da concentração de Greenhouse Gases (GHGs) na atmosfera provocado por ações diretas ou indiretas da civilização humana. Devido

* Departamento de Computação, UTFPR-CP; luigicruz@alunos.utfpr.edu.br; https://orcid.org/0000-0001-5576-2254.
† Departamento de Computação, UTFPR-CP; psaito@utfpr.edu.br; https://orcid.org/0000-0002-4870-4766.
‡ Departamento de Computação, UTFPR-CP; pbugatti@utfpr.edu.br; https://orcid.org/0000-0001-9421-9254.

a este aumento deste agente de efeito estufa, se estima que a temperatura da superfície terrestre já aumentou em média 1ºC, com um desvio ainda maior em alguns locais. Também foi evidenciado que fenômenos climáticos extremos como por exemplo furacões, tornados, tempestades, secas e ondas de calor estão se tornando cada vez mais frequentes e mais intensas em todo o mundo. O relatório também apresenta evidências de caso não haja uma mudança nos padrões de emissões de GHGs, os fenômenos climáticos irão ficar cada vez mais intensos nos próximos anos de forma que provoquem efeitos secundários devastadores que nunca antes foram vistos.

A maioria dos países do mundo investem uma grande quantidade de recursos em serviços de meteorologia. Estes programas têm como objetivo prever o comportamento da atmosfera para se ter uma ideia da dimensão do impacto que um fenômeno natural extremo irá provocar em determinada área. Estas previsões meteorológicas diminuem o impacto econômico e humano destes eventos. Como falado anteriormente, a mudança climática irá aumentar a intensidade e frequência destes eventos, portanto este serviço de previsão será cada vez mais essencial à sociedade. Os modelos climáticos utilizados pelos serviços de meteorologia modernos utilizam um fluxo constante de dados sensoriais sobre o estado do planeta Terra. Estes dados sensoriais podem ser a temperatura, umidade, pressão atmosférica, velocidade do vento, intensidade de fluxo solar, precipitação, e até mesmo a interação da ionosfera do planeta Terra com o vento solar no espaço. Quanto maior a resolução temporal e espacial melhor fica a modelagem climática computacional que por tabela melhora as previsões climáticas. Todos estes dados são coletados em diferentes pontos da superfície terrestre múltiplas vezes ao dia. Muitas vezes estes pontos são estações meteorológicas físicas como boias no oceano, balões meteorológicos, ou estações terrestres que são operadas por universidades, governos, aeroportos, ou ONGs.

No final da década de cinquenta, a tecnologia das superpotências mundiais alcançou patamares que possibilitaram a construção e o transporte de satélites artificiais à órbita terrestre. Durante os anos subsequentes, melhorias na tecnologia de sensoriamento remoto através de câmeras digitais que funcionam com o espectro luminoso visível e infravermelho trouxeram a capacidade de medir a temperatura de todo o globo terrestre utilizando uma quantidade muito pequena de satélites. Como discutido anteriormente, este volume sem precedentes de dados coletados serve para complementar os dados coletados pelas estações da superfície terrestre e desta forma melhorar a acurácia dos modelos atmosféricos computacionais. Desde meados da década de setenta, os Estados Unidos da América através de seus órgãos governamentais *National Aeronautics and Space Administration* (NASA) e *National Oceanic and Atmospheric Administration* (NOAA) desenvolvem satélites em órbita geoestacionária para a aferição de parâmetros da atmosfera terrestre. Esse sistema chamado de *Geostationary Operational Environmental Satellite* (GOES) é composto atualmente por dois satélites chamados de GOES-17 (West) e GOES-16 (East) cada um responsável por monitorar um lado da costa dos EUA. Este sistema é a primeira linha de defesa contra formações de baixa pressão denominadas de depressão tropical que podem evoluir para um furação. Os satélites desta geração são equipados com uma câmera chamada de *Visible Infrared Imaging Radiometer Suite* (VIIRS) que coleta uma série de imagens com diferentes espectros luminosos visíveis e infravermelhos.

A transmissão dos dados colhidos pelo satélite é realizada através de dois canais de comunicação. O primeiro deles é denominado de HRIT feito para a transmissão de uma quantidade limitada de dados. Este sinal é feito para ser recebido em estações através do uso de antenas parabólicas pequenas e um computador modesto. Neste canal de dados são transmitidos produtos com resolução temporal e espacial reduzidos, além de não conter todos os espectros luminosos. Já o canal de comunicação principal denominado de GRB foi feito para estações meteorológicas avançadas com antenas parabólicas grandes e equipamentos altamente especializados. Porém, este canal contém todos os dados coletados pelo satélite. Uma importante diferença entre os dois canais, é que o

HRIT não recebe todos os espectros luminosos necessários para compor uma imagem colorida da superfície.

Redes Neurais Convolucionais são conhecidas pela sua fácil adaptação a uma tarefa (MUSUMECI et al., 2019) caso haja uma quantidade mínima de conjunto de dados para seu treinamento. Uma subcategoria deste tipo de rede, a U-Net (RONNEBERGER; FISCHER; BROX, 2015) foi aplicada com sucesso em diversos estudos com a finalidade de transformar uma imagem antiga preto e branco em uma imagem colorida idêntica à original (BILLAUT; DE ROCHEMONTEIX; THIBAULT, s.d.). Partindo do que já se sabe sobre a aplicação de redes neurais para a colorização de imagens em preto e branco, este projeto trabalhou para adaptar e treinar uma Rede Neural Convolucional baseada no estilo U-Net para transformar as bandas de diferentes espectros luminosos e infravermelhos disponíveis pelo canal HRIT em uma imagem colorida do globo terrestre. Desta forma, gerando um produto colorido semelhante ao disponível no canal GRB.

2 MÉTODO

Foi utilizado uma técnica de colorização baseada em uma Rede Neural Convolucional chamada de U-Net. Este tipo de modelo de Aprendizado em Máquina já foi utilizado em diversos trabalhos (FADELLI, 2018) para realizar a colorização e fotos antigas no formato preto e branco.

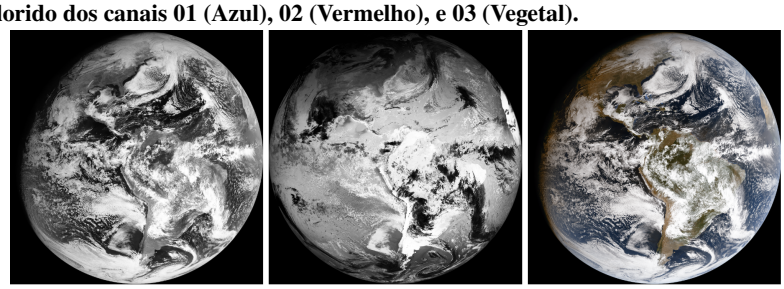
2.1 Conjunto de Dados

A obtenção de dados provindos do satélite para a montagem do conjunto de dados utilizado no treinamento deste trabalho foi realizada de forma que se utilizasse do sistema de retransmissão de dados via Internet. Este serviço chamado de *Open Data* é disponibilizado através de uma parceria entre a agência norte-americana NOAA e provedores de serviços na nuvem como a *Amazon Web Services* (AWS), *Google Cloud* (GCP), e *Microsoft Azure*. Após realizar testes de velocidade, foi escolhido utilizar a solução cedida pelo *Google Cloud* (GCP). Foi implementado um programa em Python para realizar o *download* automático dos dados brutos do serviço na nuvem. Após a coleta de todas as amostras, o programa extraia os dados dos arquivos brutos que se encontravam comprimidos no formato HDF5 e criava imagens JPEG na resolução nativa. Para facilitar este processo, as bibliotecas PyResample e SatPy foram utilizadas nesta etapa. É importante notar que devido ao tamanho grande das imagens, este processo necessita de uma grande quantidade de banda de Internet e memória do sistema para ser concluído.

O planeta Terra orbita sua estrela, o Sol, uma vez a cada aproximadamente 365 dias. Além de sua rotação axial que se completa a cada aproximadamente 24 horas, o planeta apresenta uma inclinação axial de aproximadamente 23.5º. Todas estas características fazem com que o planeta apresente mudanças cíclicas em seus aspectos climáticos, provocado por mudanças na irradiação solar da superfície terrestre. Esta mudança é um fenômeno denominado de estações do ano. No inverno de locais com altitude elevada, é comum que haja precipitação em forma de neve. Além da neve, existem outros eventos que dependem das estações como a falta de chuva, alagamentos, queimadas, etc. Estes diferentes fenômenos modificam a superfície e provocam mudanças do albedo registrado pelas imagens do satélite. Visando limitar o impacto das estações neste estudo, a coleta de amostras foi distribuída de forma homogênea durante todo o ano. Para este trabalho foram realizadas doze coletas de 24 horas cada com um intervalo de 30 dias. Esta coleta de dados se deu entre os meses de Janeiro e Dezembro do ano de 2018. Desta forma, foram coletadas 288 horas de amostras. Considerando que o satélite envia uma amostra a cada 15 minutos, é possível calcular um total de 1152 imagens presentes neste conjunto

de treinamento. Estas imagens foram distribuídas de forma aleatória entre um conjunto de treinamento (85%), teste (10%), e validação (5%). Como é possível ver na Figura 1, cada amostra apresenta um terço da superfície terrestre representada em múltiplos espectros luminosos diferentes.

Figura 1 – Superfície terrestre incluindo a América Latina e a América do Norte observada através do satélite geoestacionário GOES-16. A imagem à esquerda é da banda 02 (Vermelho), a do centro 07 (Janela de Ondas Curtas), e na direita o compósito colorido dos canais 01 (Azul), 02 (Vermelho), e 03 (Vegetal).



Fonte: Autoria própria (2021).

O equipamento Advanced Baseline Imager instalado no satélite geoestacionário GOES produz 16 produtos de imagens com bandas espectrais diferentes. Como comentado anteriormente, o canal de alta velocidade (GRB) transmite de forma integral todos os produtos gerados pelo satélite. Já o canal de baixa velocidade (HRIT) transmite apenas sete canais: 02, 07, 08, 09, 13, 14, e 15.

Uma imagem colorida é composta por três canais de luminância: Vermelho, Verde e Azul. Estas sendo análogas às bandas 01 (Azul), 02 (Vermelho), e 03 (Vegetal) respectivamente. Ao aplicar uma tabela de calibração nos valores destas três bandas provindas do satélite, é possível produzir um produto colorido com cores fidedignas demonstrado na Figura 1. Porém, as bandas 01 (Azul) e 03 (Vegetal) só são transmitidas via o canal de alta velocidade (GRB), deixando o canal de baixa velocidade (HRIT) impossibilitado de criar imagens coloridas. Considerando esta limitação do canal de baixa velocidade (HRIT), o conjunto de dados de treinamento deste experimento é composto por um conjunto de imagens de bandas disponibilizadas por este canal: 02 (Vermelha), 07 (Janela de Ondas Curtas), e 13 (Janela Infravermelha de Onda Longa Limpa). O ground truth colorido de cada conjunto de imagens foi gerado através da combinação dos canais 01 (Azul), 02 (Vermelho), 03 (Vegetal). Cada imagem foi redimensionada para 4090 pixels de altura e 4090 pixels de largura para reduzir o tamanho dos arquivos e aumentar a velocidade de treinamento.

2.2 Implementação

A implementação baseada em aprendizado de máquina explorada neste trabalho, utiliza uma rede neural convolucional no formato de U-Net (RONNEBERGER; FISCHER; BROX, 2015). Este modelo utiliza um codificador que comprime a imagens em estágios de forma que a quantidade de dimensões aumente gradualmente ao mesmo tempo que o tamanho diminui. Na etapa final, é aplicado um decodificador que realiza o caminho inverso para gerar uma imagem com as dimensões desejadas. Embora tenha sido criado originalmente para outro propósito, esta arquitetura foi amplamente estudada e aplicada em diversos problemas diferentes (HUANG et al., 2020), dentre eles a colorização de imagens preto e branco.

A diferença entre a rede neural original e a proposta neste trabalho é que ao invés de alimentar imagens de células será alimentado imagens compostas por bandas enviadas pelo satélite via o canal de baixa velocidade (HRIT). Desta forma, a rede neural deve produzir uma imagem semelhante ao produto True Color sem que haja

necessidade dos produtos provenientes do canal de alta velocidade (GRB).

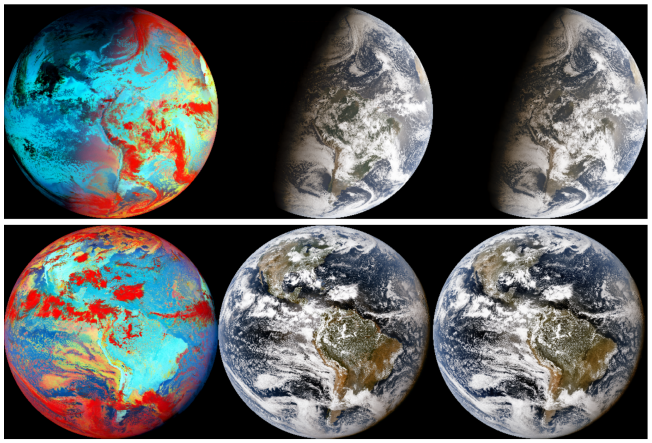
2.3 Cenários

No treinamento, o *tensor* de entrada era constituído por um canal espectral em cada dimensão. Para ponderar a combinação de bandas de entrada que produz a melhor imagem de saída, foram treinados três modelos diferentes: Canal 02 (Vermelho), 07 (Janela de Ondas Curtas), e 13 (Janela Infravermelha de Onda Longa Limpa); Canal 02 e 07; Canal 02 e 13. Para analisar o nível de acurácia, a saída da rede neural foi comparada com o ground truth através de uma função de critério. A função de otimização utilizada para o treinamento foi o Adam (KINGMA; LEI BA, 2017) com o nível de aprendizado que começou em 0.01 e diminuía uma ordem de magnitude toda vez que a função de perda não apresentava melhora por mais de cinco épocas. O treinamento era automaticamente suspenso caso a taxa de aprendizado caia abaixo de 0.000001. A função de critério escolhida para o treinamento foi a *Mean Squared Error* (MSE), também conhecida como L2. Já o critério de acurácia de validação foi o *Mean Absolute Error* (MAE), conhecido como L1.

3 RESULTADOS

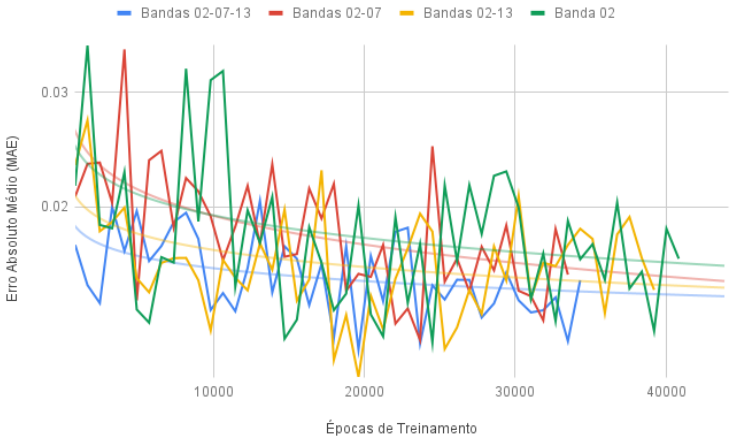
De aspecto geral, todos os modelos treinados apresentaram uma ótima taxa de acurácia com o Erro Absoluto Médio (MAE) abaixo de 0,15. Tal valor indica que a diferença entre os valores dos pixels do *ground truth* e da imagem gerada pela rede neural apresentam diferenças ínfimas. Na Figura 2, é possível comparar ambas as imagens de lado a lado. O resultado do treinamento com as diferentes combinações de bandas espectrais apresentou níveis de acurácia similares. Tais diferenças podem ser observadas no Figura 3 e chegam perto do nível de erro esperado para um treinamento. Desta forma, não foi possível determinar com clareza qual das combinações apresentou o melhor resultado. Mesmo assim, a combinação Canal 02 (Vermelho), 07 (Janela de Ondas Curtas), e 13 (Janela Infravermelha de Onda Longa Limpa) apresentou uma taxa de Erro Absoluto Médio (MAE) menor que as outras.

Figura 2 – Montagem de comparação entre a combinação das bandas de entrada (esquerda), ground truth (centro), e a imagem gerada pela UNet proposta por este artigo (direita). Ambas as imagens pertencem ao conjunto de dados de teste, que não participaram do treinamento da rede.



Fonte: Autoria Própria (2021).

Figura 3 – Gráfico comparando a acurácia de validação entre as combinações de rede neurais treinadas neste experimento.



Fonte: Autoria Própria (2021).

4 CONCLUSÕES

Foi observado que a utilização de aprendizado de máquina para a aplicação de colorização de imagens via satélite pode ser feito com resultados adequados e muito superiores a técnicas atuais. Os produtos gerados podem ser utilizados por meteorologistas que não têm acesso a equipamentos para receber o canal de transmissão GRB.

AGRADECIMENTOS

Esta pesquisa foi suportada através de fundos do CNPq (#431668/2016-7, #422811/2016-5), CAPES, Fundação Araucária, SETI e UTFPR.

REFERÊNCIAS

BILLAUT, Vincent; DE ROCHEMONTEIX, Matthieu; THIBAULT, Marc. **ColorUNet: A convolutional classification approach to colorization**. [S.l.: s.n.]. Disponível em: .

FADELLI, Ingrid. **ColorUNet: A new deep CNN classification approach to colorization**. [S.l.]: Tech Xplore, nov. 2018. Disponível em: .

HUANG, Huimin et al. UNet 3+: A Full-Scale Connected UNet for Medical Image Segmentation. **ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)**, mai. 2020. DOI: 10.1109/icassp40776.2020.9053405. Disponível em: .

KINGMA, Diederik; LEI BA, Jimmy. **ADAM: A METHOD FOR STOCHASTIC OPTIMIZATION**. [S.l.: s.n.], jan. 2017. Disponível em: .

MUSUMECI, Francesco et al. An Overview on Application of Machine Learning Techniques in Optical Networks. **IEEE Communications Surveys Tutorials**, v. 21, n. 2, p. 1383–1408, 2019. DOI: 10.1109/comst.2018.2880039. Disponível em: .

RONNEBERGER, Olaf; FISCHER, Philipp; BROX, Thomas. **U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation**. [S.l.: s.n.], 2015. Disponível em: .