UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

CENTRO DE INFORMÁTICA

CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO

João Amaro de Assunção Bisneto

Rede Neural de aprendizagem profunda na previsão instantânea de geração de energia solar

RECIFE

2023

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

CENTRO DE INFORMÁTICA

CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO

João Amaro de Assunção Bisneto

Rede de aprendizagem profunda para previsão instantânea de geração de energia solar

Monografia apresentada ao Centro de Informática (CIN) da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), como requisito parcial para conclusão do Curso de Engenharia da Computação, orientada pelo professor Dr. Paulo Salgado Gomes de Mattos Neto.

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do programa de geração automática do SIB/UFPE

Assunção Bisneto, João Amaro de.
Rede neural de aprendizagem profunda na previsão instantânea de geração de energia solar / João Amaro de Assunção Bisneto. - Recife, 2023.
38

Orientador(a): Paulo Salgado Mattos Neto
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação) - Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Informática, Engenharia da Computação - Bacharelado, 2023.

1. Energia Solar Fotovoltaica. 2. Rede Neural Profunda Convolucional. 3. Previsão instantânea. I. Salgado Mattos Neto, Paulo. (Orientação). II. Título.

000 CDD (22.ed.)

RECIFE

2023

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO

CENTRO DE INFORMÁTICA

CURSO DE BACHARELADO EM ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO

João Amaro de Assunção Bisneto

Rede Neural de aprendizagem profunda na previsão instantânea de geração de energia solar

Monografia submetida ao corpo docente da Universidade Federal de Pernambuco, defendida e aprovada em 22 de Setembro de 2023.

Banca Examinadora:

_____ Orientador

Doutor Paulo Salgado Gomes de Mattos Neto

_____ Examinador

Doutor Fernando Maciano de Paula Neto

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao Professor Paulo Salgado, por ter me orientado por tanto tempo, aprender em suas disciplinas está entre minhas principais felicidades desse curso.
Agradeço também aos meus colegas de turma, mentores do trabalho, minha família e namorada, que me fizeram aprender o valor de nunca desistir, apesar de eu ter deixado de lado esse conselho muitas vezes, e me arrependido em 90% delas.

RESUMO

Energia solar é um dos recursos mais importantes na migração para o uso de energia limpa, no entanto, a quantidade de energia gerada varia muito de acordo com condições climáticas, atrapalhando a implantação desse tipo de energia em serviços de larga escala. Sistemas que operam plantas de geração de energia elétrica, tem a necessidade de prever a geração de energia para poder escoar a energia no fluxo correto, e, para evitar sobrecarga, até bloquear a produção de energia se necessário. Para atingir este objetivo, sistemas de geração de energia utilizam sistemas de previsão de curtíssimo prazo, até agora existem poucos estudos sobre sistemas de previsão de curtíssimo prazo que utilizam imagens do céu como input. Com o objetivo de ser capaz de prever a geração de energia solar instantânea apenas com acesso a uma câmera apontada para o céu, sem outros sensores. Esse trabalho apresenta um modelo de rede neural convolucional de alta profundidade para prever a geração instantânea de energia solar. O modelo utiliza apenas imagens do céu, sem utilização de variáveis exógenas. Ele é então comparado com técnicas já testadas anteriormente no mesmo conjunto de dados, como: Rede Neural Convolucional (CNN), modelo ensemble de um classificador de dias nublados / ensolarados seguido por uma CNN treinada especificamente para uma condição climática., Resnet50 e EfficientNetB0. Esse modelo propostom que é baseado na arquitetura VGG-16, modificando somente o topo do modelo para atuar no problema de previsão, consegue um resultado 20% melhor que o modelo ensemble nos dias ensolarados, mas não consegue um resultado tão convincente nos dias nublados, ficando 4% pior que o modelo ensemble.

Palavras-chave: Energia Solar Fotovoltaica, Rede Neural Profunda Convolucional, Previsão instantânea.

ABSTRACT

Solar energy is one of the most important resources in the migration to the use of clean energy, however, the amount of energy generated varies greatly according to weather conditions, hindering the deployment of this type of energy in large-scale services. Systems that operate power generation plants need to predict power generation in order to be able to drain the energy in the correct flow, and to avoid overloading, even blocking energy production if necessary. To achieve this goal, power generation systems use very short-term forecasting systems, so far there are few studies on very short-term forecasting systems that use sky images as input. Aiming to be able to predict the instantaneous solar energy generation only with access to a camera pointed to the sky, without other sensors, this work presents a high depth convolutional neural network model to predict the instantaneous generation of solar energy from sky images only, without numerical inputs or other information, and compare this model with previously tested models on the same data set and two other networks based on deep-learning. The model uses as input, only sky images, without exogenous variables. The model then is compared to other models testes in this dataset before: Convolutional Neural Network (CNN), Ensemble model of a classifier that feeds CNNs trained on specific sky conditions, Resnet50 and EfficientNetB0.

Keywords: Solar Energy, Deep Convolutional Neural Network, Nowcasting

LISTA DE FIGURAS

Figura 2-1: Processo de treinamento perceptron ……...13

Figura 2-2: Perceptron Multicamadas ……..…...14

Figura 3-1: Função ReLU ……...18

Figura 3-2: Modelo VGG para classificação ……19

Figura 3-3: Detalhe das camadas vgg-16 ……..…….20

Figura 3-4: Modelo proposto ……..……...20

Figura 3-5: Embaralhamento de dias ……..……..……..22

Figura 3-6: Plot de erro x época de uma etapa de treinamento ……..……24

Figura 4-1: Comparação de resultados do modelo proposto …….26

LISTA DE TABELAS

Tabela 4-1: Formato dos dados do SKIPP'D Benchmark Dataset……22

Tabela 4-2: Resultado da raiz quadrada do erro médio ao quadrado (RMSE).....27

Tabela 4-3: Comparação de parâmetros treináveis entre os modelos……27

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CNN Convolutional Neural Network

PV Photovoltaic

DL Deep Learning

GB Gigabyte

RAM Random Access Memory

RMSE Root Mean Squared Error

MAE Mean Absolute Error

VSTSF Very short-term solar forecasting

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO **11**
1.1. Objetivos 12
1.1.1 Objetivos Específicos 12
1.2 Questão de Pesquisa 13
2. FUNDAMENTAÇÃO **13**
2.1 Redes Neurais Artificiais 13
2.1.1 Perceptron 13
2.1.2 Perceptron multicamadas 14
2.1.3 Redes Neurais Convolucionais 15
2.1.4 Redes de aprendizagem profunda 16
2.1.5 Camadas em aprendizagem de máquina 16
2.1.5.1 Camada Convolucional 16
2.1.5.2 Camada de Agrupamento 17
2.1.5.3 Camada Totalmente Conectada 17
2.1.5 Grupo de redes VGG 17
2.1.6 Modelos da família SUNSET 20
2.1.6.1 SUNSET Nowcasting 20
2.1.6.2 SUNSET Ensemble 21
2.2 Trabalhos Relacionados 21
3 SOLUÇÃO PROPOSTA E PROTOCOLO EXPERIMENTAL **23**
3.1 Arquitetura 23
3.2 Modelo Proposto 23
3.3 Dados 25
3.3.1 Fonte dos dados 25
3.3.2 Processamento 25
3.3.3 Separação dos dados 26
3.4 Treinamento 26
3.4.1 Processamento de dados 27
3.4.2 Processo de treinamento 28
4. RESULTADOS **30**
4.3 Análise dos resultados 30
5. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS **34**
6. BIBLIOGRAFIA **35**

1. INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, os efeitos do aquecimento global vem pressionando o setor energético a aumentar a geração de energia a partir de fontes renováveis, a agência internacional de energia renovável acredita que em 2050, 90% de toda a energia usada no mundo deve vir de fontes renováveis de energia[1] .

A energia de fonte solar é a que mais cresce no meio das energias de fontes renováveis [2], isso se deve a algumas vantagens da energia solar em relação às outras.

- O espaço ocupado e custo inicial dos painéis solares é menor em comparação a outras energias renováveis
- Acontece uma valorização de imóveis que contém geração de energia renovável, já que o imóvel muitas vezes fica auto-suficiente no uso de energia.

Esses são fatores que levam a energia solar a se tornar mais fácil e financeiramente viável de implementar em pequena e grande escala.

Considerando todos esses pontos, há indícios de que a energia solar deve se tornar a principal fonte de energia mundial em 2027, ultrapassando o uso de carvão[3].

A quantidade de energia que solar incidente sobre a superfície terrestre é de aproximadamente $1.5 \times 1018\, kW\, hora/ano$ o que é o equivalente a 10 mil vezes o consumo de energia da espécie humana em um ano [2].

Apesar disso, existe uma certa complexidade em adicionar energia fotovoltaica a sistemas de distribuição de energia, majoritariamente devido à incerteza trazida pela natureza da energia solar.

Sistemas de distribuição de energia normalmente operam sistemas de leilão para vender a sua energia. Se há grande demanda, o preço aumenta, se há muita oferta, o preço cai, para ter mais eficiência, esses sistemas precisam prever a oferta de geração de energia.

Nos cálculos de eficiência para sistemas de distribuição, também existe o fato de que a radiação solar aquece os cabos de transmissão, causando uma dissipação de energia elétrica que não pode ser ignorada[23].

Para resolver os problemas de saber quando é eficiente vender a energia gerada e transmitir essa energia, a previsão da quantidade de energia produzida é de suma importância, já que torna possível estimar quanta energia será injetada na rede.

O grande problema da previsão de geração de energia solar, é prever o movimento das nuvens, já que elas são o fator determinante na exposição dos painéis solares ao sol. Plantas de geração de energia solar comumente já utilizam modelos de aprendizagem de máquina para fazer essas previsões, como previsão de séries temporais para prever a geração de energia solar, modelos de previsão de movimentos das nuvens[20].

1.1. Objetivos

Este trabalho tem como objetivo apresentar e avaliar um novo modelo de aprendizagem de máquina para prever a geração de energia solar contemporânea à entrada do modelo, que é uma imagem do céu.

Essa previsão tem impactos em sistemas de distribuição elétrica e no preço para avaliar uma localização para geração de energia solar, já que uma câmera é muitas vezes mais barata que um painel solar ou uma rede de sensores de irradiação solar.

1.1.1 Objetivos Específicos

- Utilizar uma rede neural de aprendizagem profunda treinada e testada no conjunto de dados de referência
- Apresentar um modelo que traz resultados comparados com outros modelos utilizados anteriormente no mesmo problema
- Comparar esse modelo proposto a outros modelos utilizando o mesmo conjunto de dados para referência, utilizando métricas já estabelecidas na literatura como o Root Mean Squared Error (Erro quadrático médio), essas comparações são feitas no conjunto geral de dados, e também em subconjuntos separados por condições climáticas.

1.2 **Questão de Pesquisa**

1. **Q1:** Qual é a performance de um modelo de deep learning convolucional baseado na arquitetura VGG-16, que contém 22 camadas e que recebe imagens do céu no formato de 64x64 pixels e retorna a geração de energia solar no momento da imagem?
2. **Q2:** Como esse modelo se comporta, comparado com outros modelos já testados na mesma base de dados, com modelos também baseados em aprendizagem profunda, mantendo o mesmo padrão de testes??

2. FUNDAMENTAÇÃO

Neste capítulo estão dispostos conceitos fundamentais para o entendimento do trabalho desenvolvido.

2.1 Redes Neurais Artificiais

Redes Neurais Artificiais, são modelos matemáticos que tentam representar o comportamento de uma rede de neurônios reais[6], são normalmente representados como grafos, onde cada nó representa um neurônio, e os vértices representam conexões entre os neurônios, durante o processo de aprendizagem, os vértices entre os neurônios recebem pesos, o peso aumenta se essa conexão neural leva o problema para mais próximo de resolver o problema, e diminui se essa conexão é pouco importante no problema.

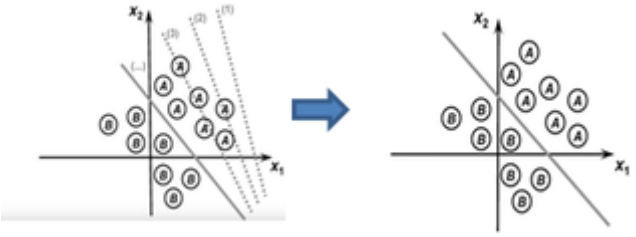
2.1.1 Perceptron

O perceptron é um algoritmo de aprendizado de classificadores binários. Ele é capaz de resolver apenas problemas linearmente separáveis. Por meio do processo de treinamento, o algoritmo aprende a classificar as entradas em dois grupos diferentes.[7].

O modelo consiste em uma coleção de entradas em um neurônio singular, que repassa a somatória das entradas com seus pesos para uma função de ativação, que determina na sua saída, a que classe esse conjunto de entradas pertence.

Devido à sua estrutura simples, o perceptron só é capaz de resolver problemas linearmente separáveis.

Figura 2-1: Processo de treinamento de um perceptron



Fonte: https://pt.wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicamadas

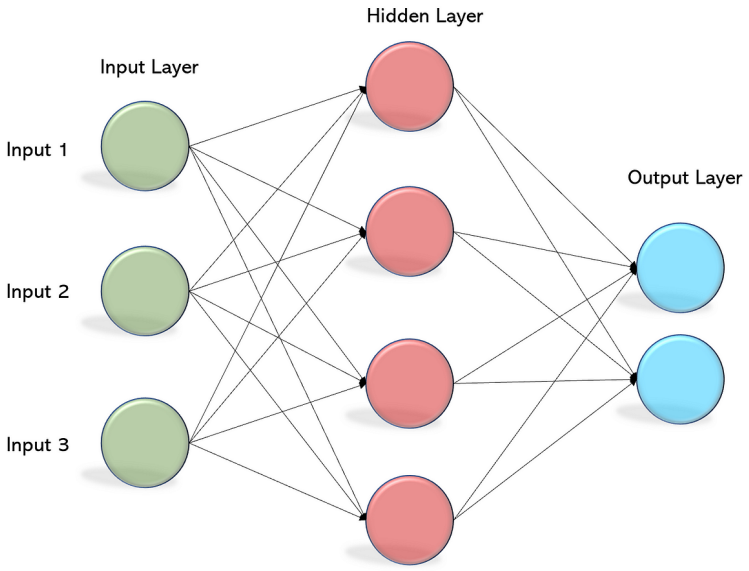
2.1.2 Perceptron multicamadas

O perceptron multicamadas, como seu nome já diz, funciona como um aglomerado de perceptrons conectados, e tem no mínimo 3 camadas, uma de entrada, uma camada intermediária e outra de saída.

Com essa estrutura, o perceptron multicamadas consegue resolver problemas não linearmente separáveis.

O processo de treinamento do perceptron multicamadas normalmente se dá a partir de um algoritmo chamado de retropropagação do erro[8], que consiste em repetidamente ajustar os pesos das conexões na rede, com intuito de diminuir a diferença entre a saída desejada e a saída atual da rede, para um certo conjunto de dados.

Figura 2-2: Perceptron Multicamadas



Fonte:

https://becominghuman.ai/multi-layer-perceptron-mlp-models-on-real-world-banking-data-f6dd3d7e998f?gi=04b604808aa6

2.1.3 Redes Neurais Convolucionais

Convolução é uma operação matemática entre duas matrizes, que tem como resultado dessa operação, uma terceira matriz, que informa como a primeira entrada, modifica a segunda entrada.

Baseada nessa operação matemática, existe a classe de rede neural chamada convolucional[9], que aplicam a técnica de convolução à multilayer perceptrons, filtros são utilizados para identificar onde se sobrepõem com as imagens ou dados de entrada, e assim , é possível extrair informação da imagem.

A fórmula abaixo descreve a operação de convolução de um filtro f, numa imagem g, esse somatório, extrai a informação da imagem g, que está sendo filtrada por f, como imagens são entidades bidimensionais, somatórios simples resolvem esse problema.

$$(f * g)(x, y) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} f(i, j) g(x - i, y - j)$$

Com essa junção de paradigmas, as redes neurais convolucionais conseguem perceber certos padrões em imagens, e utilizar esses padrões para executar algumas tarefas como:

- Segmentação de imagens baseado em padrões

- Reconhecimento e extração de padrões
- Previsão baseada em padrões

2.1.4 Redes de aprendizagem profunda

Aprendizagem profunda é uma classe de algoritmos que possuem múltiplas camadas, com objetivo de detectar padrões de alto nível.
Modelo de deep learning são modelos que[27]:

- usa uma cascata de diversas camadas de unidades de processamento não-linear para a extração e transformação de características. Cada camada sucessiva usa a saída da camada anterior como entrada. Os algoritmos podem ser supervisionados ou não supervisionados e as aplicações incluem a análise de padrões (não supervisionada) e de classificação (supervisionada).
- são baseados na aprendizagem (supervisionada) de vários níveis de características ou representações dos dados. Características de nível superior são derivadas das características de nível inferior para formar uma representação hierárquica.
- fazem parte de uma área da aprendizagem de máquina mais ampla que é a aprendizagem de representações de dados.

2.1.5 Camadas em aprendizagem de máquina

2.1.5.1 Camada Convolucional

As camadas convolucionais são as mais importantes nos modelos de CNN, elas fazem a extração de informação de imagens e conjuntos de dados, por meio de filtros, que são comumente chamados de núcleos ou kernels, com isso, a saída de uma camada convolucional é um mapa de informação sobre a entrada.

Essas camadas, estão altamente atreladas às suas funções de ativação, no caso da arquitetura proposta neste trabalho, foi escolhida a função Rectified Linear Unit(ReLU)[13], que adiciona não linearidade aos nossos dados.

Figura 3-1: Função ReLU

$$f(x) = x^+ = \max(0, x) = \begin{cases} x & \text{if } x > 0, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \qquad f'(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > 0, \\ 0 & \text{if } x < 0. \end{cases}$$

Fonte: Wikipedia https://en.wikipedia.org/wiki/Rectifier_(neural_networks)

2.1.5.2 Camada de Agrupamento

Como apresentado anteriormente, a saída de uma camada convolucional é um mapa de informações sobre a entrada, porém, um mapa de informações é muito simples para representar um tipo complexo de dados, que pode se mover, rotacionar, e outros movimentos na imagem.

Para resolver isso, as redes convolucionais normalmente empregam um sistema de reamostragem[14], para diminuir a dimensão da entrada, quase que exclusivamente são camadas com filtros de tamanho 2x2, que em resumo, diminui o tamanho do mapa de informação pela metade.

As operações mais comuns de agrupamento são **Average Pooling**, onde é calculado a média de cada filtro 2x2 aplicado no mapa de informação, e o **Max Pooling** onde é calculado o valor máximo.

Essa diminuição no tamanho do mapa de informação é importante para que pequenas mudanças na entrada, vão acabar gerando o mesmo mapa de informação, e assim, padrões possam ser aprendidos.

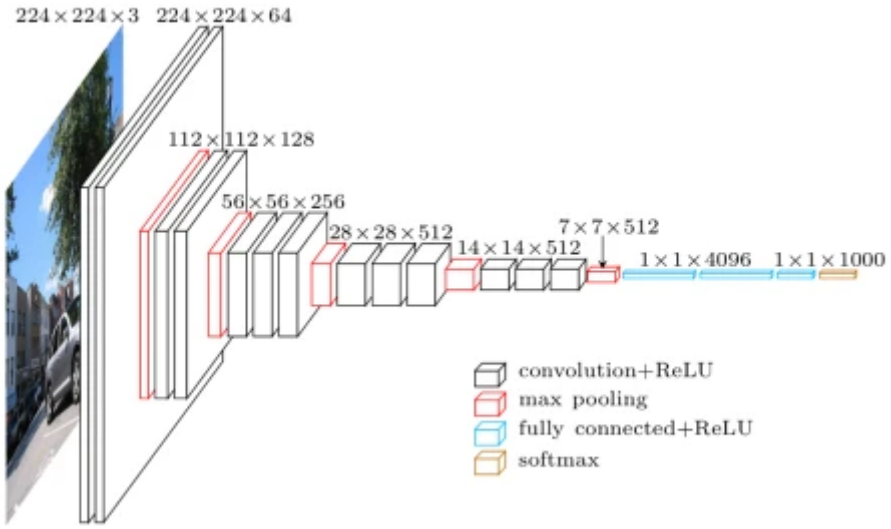
2.1.5.3 Camada Totalmente Conectada

São camadas que recolhem toda a informação gerada pelas camadas anteriores, e aprendem padrões de saída a partir dos mapas de informação, internamente essas camadas contém pesos para cada mapa de informação, e também aplica um viés no dado, para manter o processo de aprendizado.

2.1.5 Grupo de redes VGG

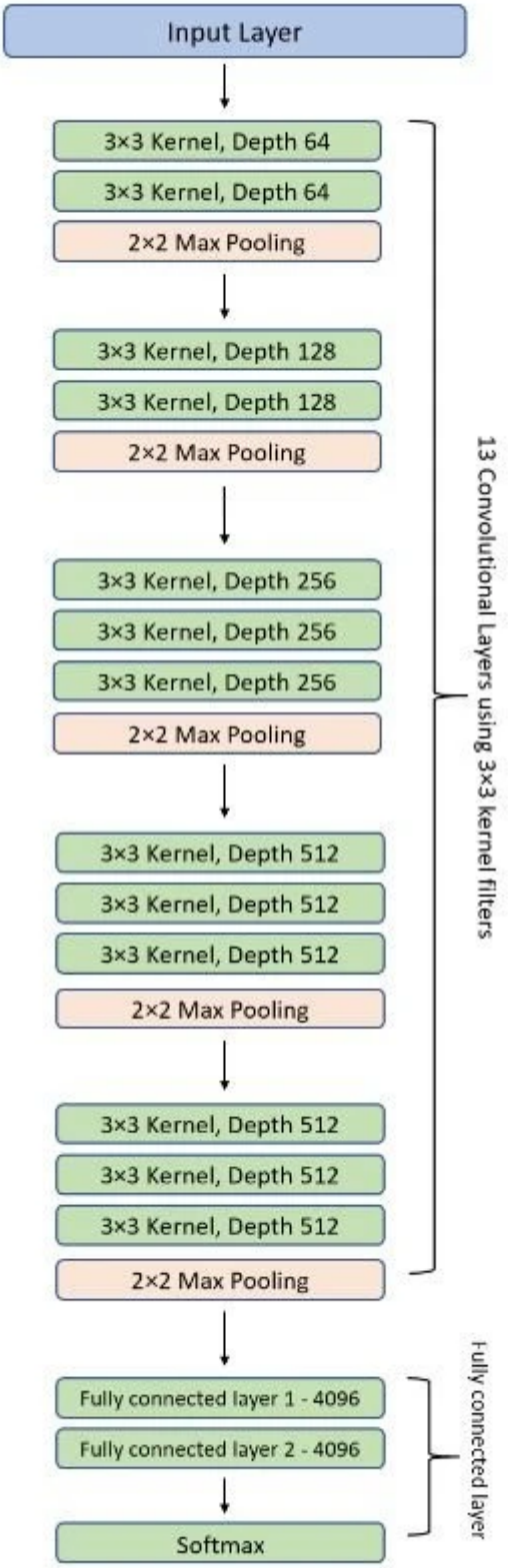
A família de redes VGG são modelos criados para o problema de classificação de imagens, São modelos de aprendizagem profunda, e cada modelo tem no seu nome a quantidade de camadas, como por exemplo, VGG-16 e VGG-19. Seu trunfo aparece após os idealizadores terem substituído grandes filtros por uma sequência de filtros 3x3, que são os menores possíveis para observar padrões em 3 dimensões (Horizontal, Vertical e Diagonal). Essa família de modelos é famosa por sua acurácia, apesar de utilizar muitos recursos para serem treinadas, chegando a 130 milhões de parâmetros no modelo VGG-16[12].

Figura 2-3: Modelo VGG para classificação



Fonte: https://viso.ai/deep-learning/vgg-very-deep-convolutional-networks/

Figura 2-4: Detalhe das camadas da vgg-16



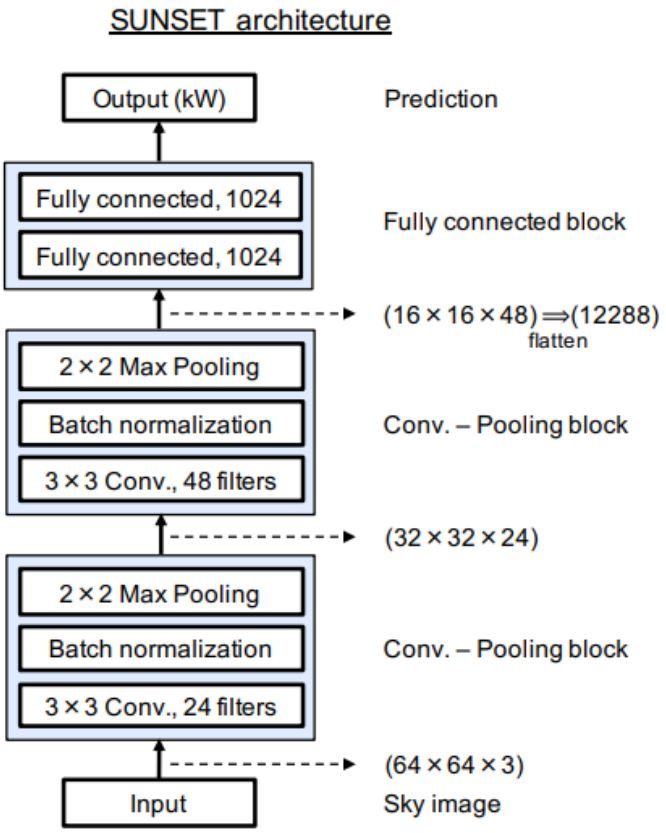
fonte: https://viso.ai/deep-learning/vgg-very-deep-convolutional-networks/

2.1.6 Modelos da família SUNSET

2.1.6.1 SUNSET Nowcasting

O SUNSET Nowcasting[10] é o modelo da família SUNSET, criado na universidade de stanford, para acompanhar o conjunto de dados SKIPP'D, é um modelo convolucional simples, que dado uma imagem de tamanho 64x64, retorna uma previsão instantânea de geração de energia solar.

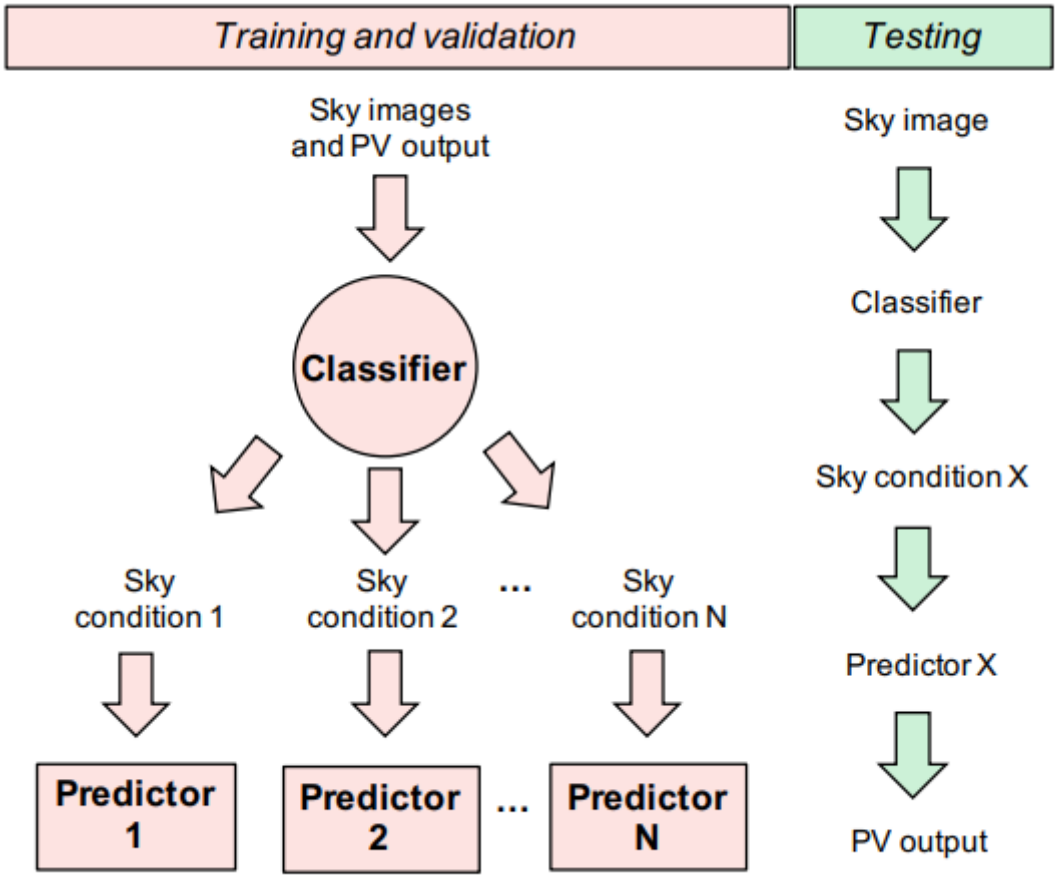
Figura 2-5: Arquitetura do modelo Sunset Nowcast



2.1.6.2 SUNSET Ensemble

Modelo da família SUNSET, que combina um classificador de condição climática, com preditores treinados especificamente em uma condição climática. Isso permite um Viés maior, já que o preditor só deve ser utilizado para uma condição específica.

Figura 2-6: Arquitetura do modelo Sunset Ensemble



2.2 Trabalhos Relacionados

A previsão de geração de energia solar é essencial para o gerenciamento das plantas de geração de energia elétrica, bem como para sua comercialização propriamente dita [4].

Atualmente, existem várias formas de trabalhar com essa previsibilidade, cada qual apresentando um tipo de horizonte específico que varia conforme o tempo. a literatura cita as categorias [24]:

- Very short-term forecasting: ocorre quando apresentam horizonte de previsão de até 1(uma) hora.
- Short-term forecasting: ocorre quando apresentam horizonte de previsão de horas.
- Medium-term forecasting: ocorre quando apresentam horizonte de previsão de dias.
- Long-term forecasting: ocorre quando apresentam horizonte de previsão de semanas ou meses.

Métodos estatísticos de previsão vêm sendo testados para a previsão de geração de energia solar há muito tempo [26]. Entretanto, no início dos estudos sobre o assunto, faltavam dados de sensores de irradiação solar, razão pela qual os pesquisadores utilizavam outros dados meteorológicos em seu lugar. Temperatura, imagens de satélite, umidade relativa do ar e duração da luz solar no dia são alguns dos dados que se utilizam para a efetuar a previsão[26].

Em Perez et al[17], por exemplo, é possível observar que as imagens de satélite são utilizadas, com o fim de, indiretamente, prever a irradiação direta no solo. O autor também apresenta modelos de conversão de irradiância global para direta, além de apontar um índice de nuvens para irradiância global.

Modelos clássicos de aprendizagem de máquina também foram testados em Fouilloy et al., 2018[19], em que foi determinado que modelos baseados em árvores têm uma certa vantagem nesse tipo de problema. Revisões recentes de uso de aprendizagem de máquina podem ser encontradas em D. Yang et al, 2018[20].

Em Pothineni et al, 2019[21] é proposto um modelo de aprendizagem profunda que prevê a irradiância solar em um intervalo de 5 a 10 minutos à frente. O input deste modelo é baseado na informação de altos intervalos dinâmicos(HDR) para inferir posição e tamanho das nuvens.

Estudos recentes, por sua vez, utilizam técnicas mais sofisticadas como H.A. Mendes et al[18] que explora e utiliza algoritmos de otimização e sistemas de AutoML para criar pipelines de testes de modelos, gerando híbridos de previsão estatística SARIMAX com MLPs que reduzem o ruído de aprendizagem.

Em Cong Feng e Zie Zhang, 2020[22] é implementada uma rede de aprendizagem profunda, para prever a produção de energia solar 1 hora à frente, baseada em imagens totais

do céu. Os resultados obtidos tiveram melhora de 8.85% em RMSE quando comparados com o modelo de persistência para benchmarking.

Por fim, existe a previsão chamada de nowcasting, que é uma função de mapeamento de dados exógenos para uma previsão de geração de energia solar contemporânea aos dados de entrada. Segundo revisão recente da literatura, a maior parte da exploração nesse tipo de previsão, é feito baseado em modelos estatísticos[25].

Finalmente, em Nie et al, 2022[10], é apresentado um conjunto de dados de referência, junto com modelos que utilizam redes neurais convolucionais. Estes modelos são chamados de modelo SUNSET.

O modelo SUNSET nowcast é utilizado para mapear imagens do céu em valores de geração de energia solar, enquanto o SUNSET forecast é utilizado para prever geração de energia solar em horizontes diversos de previsão.

3 SOLUÇÃO PROPOSTA E PROTOCOLO EXPERIMENTAL

Neste capítulo será apresentada a solução para o problema de previsão contemporânea (Nowcasting) de energia solar, a partir de vídeos de imagens do céu.

3.1 Arquitetura

A arquitetura escolhida neste trabalho, foi inspirada nas redes VGG [12], que são famosas pela sua acurácia na detecção e identificação de imagens. A escolha dessa arquitetura foi exatamente por reconhecer que se trata de um modelo que tem o menor tamanho de filtro (3x3) possível para observar pixels nas três direções possíveis do campo 2D: Horizontal, Vertical e Diagonais. Outro fator importante é o bom retorno entre número de parâmetros e acurácia, já que serão utilizadas imagens pré processadas e de tamanho reduzido.

3.2 Modelo Proposto

Como indicado anteriormente, a arquitetura do modelo proposto é baseada na arquitetura da VGG-16, que é uma rede convolucional de 16 camadas, mas a VGG-16 foi pensada para resolver problemas de classificação.

Para resolver um problema de regressão, que é o tipo de problema que a previsão de geração de energia solar se encaixa, temos que fazer algumas adaptações no aprendizado e output da rede.

A figura 2-3 exemplifica como estão distribuídas as camadas da **vgg-16** original, a entrada é uma imagem de 224x224 pixels com 3 canais de cores, essa imagem é passada pelas primeiras 2 camadas de convolução, que usam o kernel 3x3, com 64 filtros de profundidade.

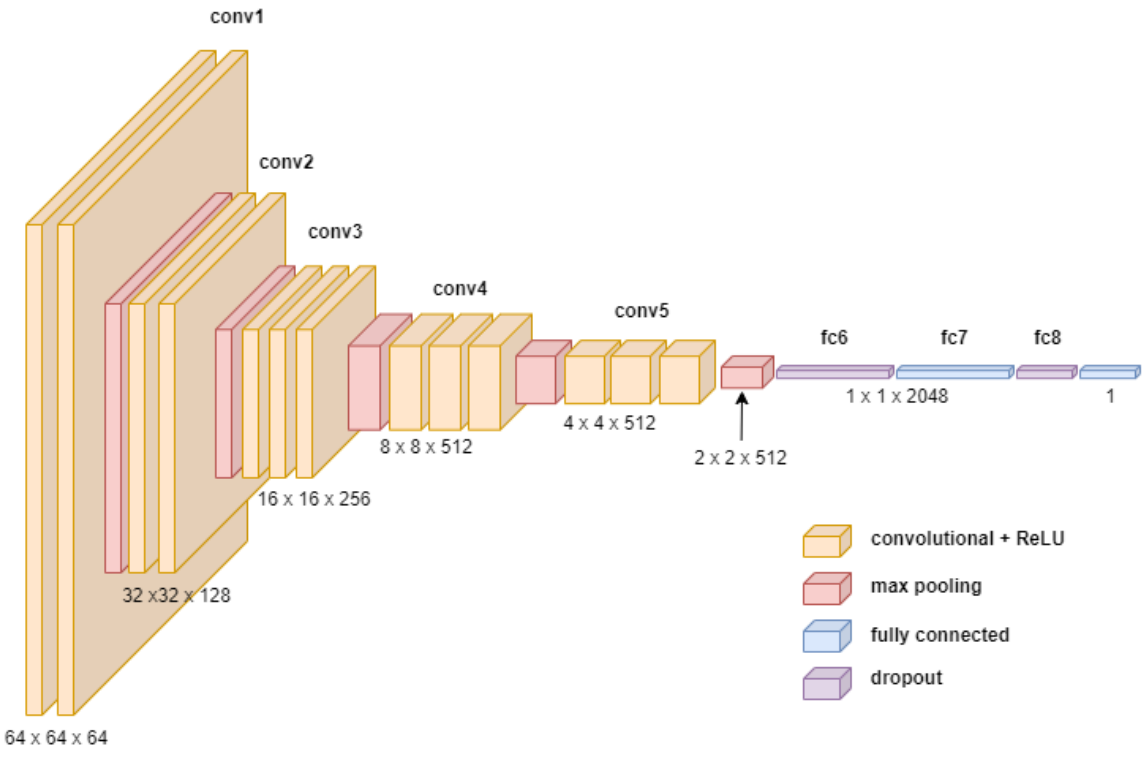
O output desses mapas de informação são passados por um maxpool de filtros 2x2, e esse processo é repetido mais uma vez, então, a quantidade de convoluções por camada convolucional aumenta para 3, esse processo se repete por mais 3 camadas.

Esses mapas de informação são passados então por camadas totalmente conectadas, para aprender sobre as informações extraídas, que são então passados por uma função de ativação que é capaz de classificar imagens em 1000 classes diferentes.

Já no modelo proposto, a camada de entrada é modificada para aceitar entradas de tamanho **64x64x3** e consequentemente as camadas internas mudam de dimensão se comparadas à vgg-16 padrão.

A camada final é alterada para retornar somente um valor de output, isto é alcançado intercalando camadas totalmente conectadas, com funções de *dropout* com probabilidade de 20%, para evitar overfitting [15], esse valor da função de dropout foi escolhido após tentativa e erro de alguns treinamentos.

Figura 3-4: Modelo proposto para prever geração de energia solar a partir de imagens de satélite



Fonte: Autor

3.3 Dados

3.3.1 Fonte dos dados

Os dados vem do conjunto de dados de referência do SKIPP'D, é um conjunto de dados com 3 anos de imagens que foram coletadas a partir de março de 2017 no campus da universidade de Stanford. mais especificamente, no topo do Green Earth Sciences Building (Coordenadas : 37.427◦ , -122.174◦) por uma câmera com campo de visão 360º de 6MP de resolução (Hikvision DS-2CD6362F-IV2)[10].

Os dados originais são vídeos de resolução original 2048x2048, gravados a 20 quadros por segundo, mas os dados disponíveis para consulta no site da universidade são intervalados de 1 em 1 minuto, junto com esses dados de imagens, também são disponibilizados dados de um painel solar localizado imediatamente ao lado da câmera[10].

Um ponto negativo em utilizar esses dados é que levaria muito tempo para adaptar outras bases de dados para ter essa estrutura de segmentação e formato de dados, sendo necessário processar centenas de gigabytes de vídeos para criar um conjunto de dados com as mesmas características.

Como os autores explicam no artigo do SKIPP'D[10], não existem conjuntos de dados semelhantes a esse conjunto de dados de referência. Com essa dificuldade de padronização dos dados, nesse trabalho foi utilizado apenas o conjunto de dados do SKIPP'D.

3.3.2 Processamento

Os dados de referência já vem pré-processados, de modo que se torne factível treinar vários modelos de aprendizagem de máquina, sem sobrecarregar unidades de processamento gráficas modernas.

O formato do conjunto de dados de referência é:

Tabela 4-1: Formato dos dados do SKIPP'D Benchmark Dataset

Dado	Tipo e Formato do Dado
Foto do céu	Imagem (64x64 pixels)
Valor de Geração de energia solar	Número Real (kW)
Data/Hora	Inteiro

O Processo para geração da base de dados, como listado no artigo do conjunto de dados [10][11] é:

1. Obtenção das imagens(2048x2048 pixels) em uma taxa de amostragem de 1 minuto a partir de terabytes de vídeos.
2. Processar os dados de geração de energia PV:
    a. Interpolar o dado a cada 10 segundos para conseguir fazer a junção com os dados das imagens que foram processadas com um timestamp irregular.
    b. Filtrar dados anormais
        i. Dados negativos
        ii. Dados Noturnos
        iii. Dados repetidos
        iv. Dados faltantes com mais de uma hora de duração.
3. Processar as imagens cruas
    a. Fazer uma amostragem mais baixa das imagens, para transformá-las em 64x64 pixels, para salvar tempo de treinamento e memória durante o treinamento.
    b. Filtrar imagens repetidas.

3.3.3 Separação dos dados

A base de dados de referência foi divido em 2 partes:

1. Dados de desenvolvimento
    a. Dados para treino e validação do modelo
    b. 349,372 timestamps estão nessa seção.
2. Dados de testes
    a. 10 dias nublados e 10 dias ensolarados, escolhidos manualmente.
    b. 14,003 timestamps estão nessa seção.

Isso é uma divisão de 96% direcionados para desenvolvimento e 4% para testes.

3.4 Treinamento

Os dados do SKIPP'D são fornecidos em um arquivo hdf5, que já contem os dados separados em dois diretórios principais, 'test' e 'trainval', que tem esse formato abaixo:

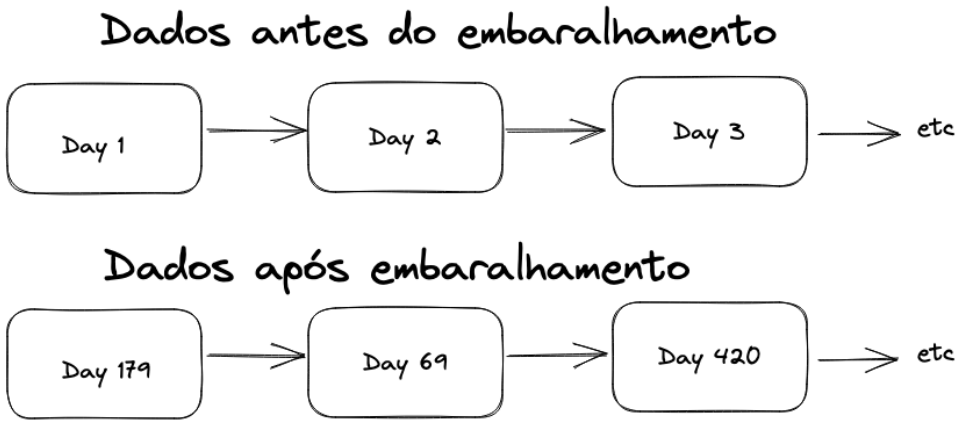
- test
    - images_log
        - Numpy array, de tamanho 14003, de imagens 64x64x3
        - Representa imagem do céu, pré processada, em um dado timestamp
    - pv_log
        - Numpy array, de tamanho 14003, de números reais
        - Representa valor de geração de energia PV, em um dado timestamp
- trainval
    - images_log
        - Numpy array, de tamanho 349372, de imagens 64x64x3
        - Representa imagem do céu, pré processada, em um dado timestamp
    - pv_log
        - Numpy array, de tamanho 349372, de números reais
        - Representa valor de geração de energia PV, em um dado timestamp

Os dados de timestamp são fornecidos separadamente, a partir de um arquivo ‘timestamps.npy’

3.4.1 Processamento de dados

O primeiro passo de processamento dos dados foi criar uma função que embaralha os timestamps por dia, para evitar viés de temporadas, assim, o modelo é treinado com valores de dias aleatórios.

Figura 4-1: Embaralhamento de dias



Fonte: Autor

A partir desse dado embaralhado por dias, foi utilizada cross-validation para garantir que o modelo realmente está aprendendo durante o treinamento, para o modelo proposto, 10-fold-cross-validation .

Como utilizamos dados usados para referência, todos os processamentos já foram feitos e justificados no artigo original do SKIPP'D [10], então nenhum tipo de normalização adicional foi feita.

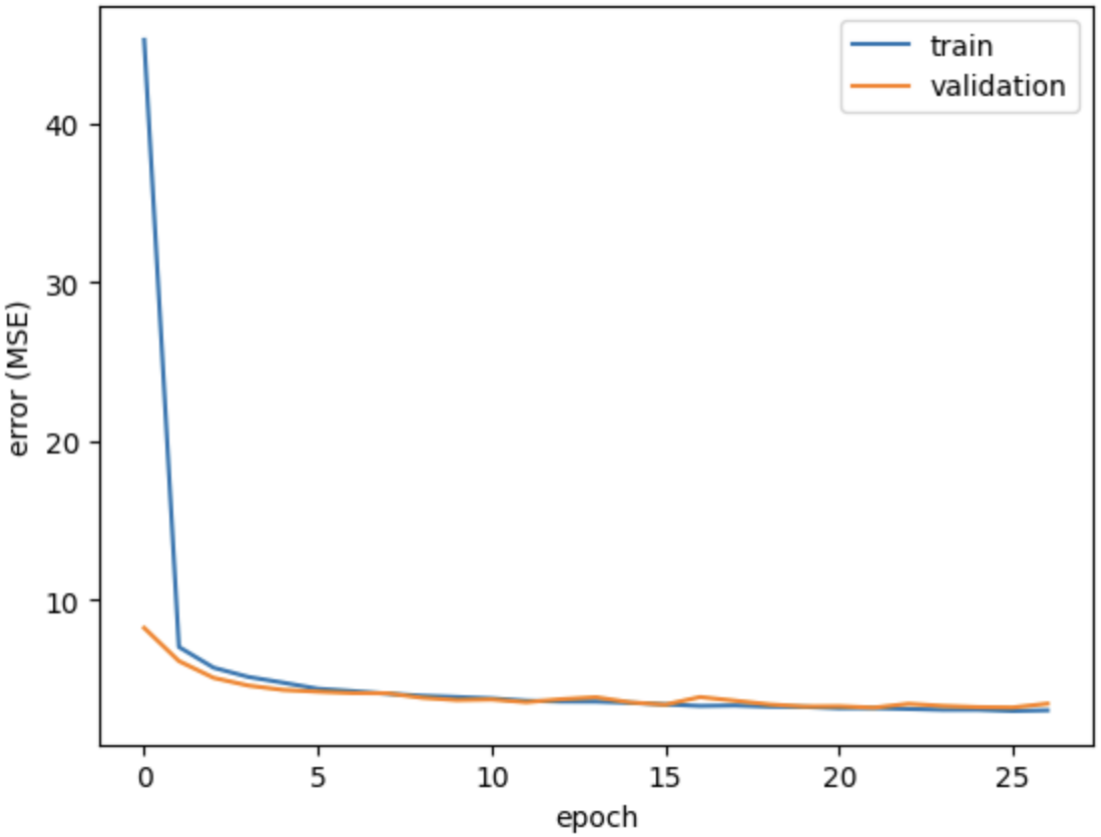
3.4.2 Processo de treinamento

Naturalmente, treinamos um modelo para cada dobra de validação cruzada, a partir de modelos da arquitetura proposta inicializados aleatoriamente, o otimizador utilizado para treinamento foi o otimizador Adam[16] e o erro foi calibrado como sendo 'mse' ou Mean Squared Error $MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i^{real} - y_i^{previsto})^2$.

a taxa de aprendizado foi selecionada como 0.1 no primeiro treino, mas após analisar os gráficos de aprendizagem, a convergência estava sendo muito abrupta, o que causava o modelo a executar o early stop muito cedo.

Com esses dados, a taxa foi reduzida até chegar no valor de 3e-06, que provém um tempo de treinamento razoável, devido à quantidade de parâmetros treináveis da rede, e em qualidade do resultado.

Figura 4-2: Plot de erro x época de uma etapa de treinamento



fonte: autor

Esse otimizador é eficiente em termos de memória e computacionalmente, o que o torna um candidato ideal para modelos que lidam com um gigante volume de dados ou parâmetros.

No caso do modelo proposto existe um total de 130 milhões de parâmetros treináveis, então é necessário um algoritmo eficiente em termos de memória. Os dados então são separados a partir do cross validation, e usados para treinar o modelo, também é aplicado um mecanismo de parada precoce, caso o modelo pare de melhorar durante os passos de treinamento.

O número máximo de passos de treinamento é configurado arbitrariamente em 200, mas durante os treinamentos foi observado que nenhum modelo demora mais de 20 etapas de treinamento para convergir e parar de melhorar o seu erro. Todo o processo de treinamento foi executado em um computador com Processador Ryzen 5 3600, 16GB de memória RAM, com processador gráfico NVIDIA RTX 3070 de 16gb de memória de vídeo e cada época de treinamento dura 2 minutos.

4. RESULTADOS

4.3 Análise dos resultados

Como métricas de sucesso e comparação com outros modelos, foi utilizada a métrica RMSE (Root Mean Squared Error), os resultados demonstrados neste capítulo foram uma média dos 10 modelos treinados, devido a validação cruzada executada.

Tabela 4-2: Resultado da raiz quadrada do erro médio ao quadrado (RMSE)

Tipo do dia testado x modelo	SUNSET Nowcast	SUNSET Ensemble	Modelo Proposto	RESNET 50	EfficientNet B0
Dias Ensolarados	0.74	0.69	0.56	0.65	0.86
Dias Nublados	3.27	3.06	3.14	3.530	3.679
Média de todos os dias	2.35	2.20	2.26	2.541	2.674

A partir desses resultados, é possível entender que os modelos de Deep Learning tem um bom resultado no problema da base de dados SKIPP'D, convergindo e se equiparando aos modelos usados no trabalho original da base de dados.

O modelo proposto e o RESNET50 foram 19% e 6% melhores respectivamente, do que o melhor modelo originalmente testados no conjunto de dados nos casos de dias ensolarados. Nos dias Nublados, todos os modelos de deep learning perdem para o SUNSET Ensemble, mas o modelo proposto ainda vence do SUNSET Nowcast por 4%.

Esse resultado demonstra que o modelo proposto tem um resultado positivo bem significativo nos dias ensolarados em relação aos outros modelos testados, inclusive outros modelos de abordagem de deep learning, mas isso não se repete nos dias nublados. Em dias nublados, a vitória do modelo proposto sobre o modelo SUNSET é bem pequena, e o modelo proposto é derrotado pelo modelo SUNSET Ensemble.

Ainda, o resultado vai de encontro com os resultados clássicos de testes entre modelos de deep learning, como por exemplo o TOP-5 Accuracy no conjunto de dados Imagenet, no qual EFFICIENTNET e RESNET são melhores que o VGG16.

Um motivo que pode afetar os resultados nesta base de dados específico é o tamanho das imagens.

O RESNET se utiliza de redes residuais, que podem não reter informação suficiente nas camadas mais profundas, devido à adaptação do modelo ao tamanho de entrada da base de dados de benchmarking, que é de 64x64.

O mesmo pode ser racionalizado para o resultado da EFFICIENT NET, a qual se utiliza de compound scaling das camadas internas para potenciar o processo de aprendizado, mantendo a quantidade de parâmetros pequena, mas se a imagem já inicia pequena, deve chegar pouca informação nas camadas que calibram mais parâmetros.

Tabela 4-3: Comparação de parâmetros treináveis entre os modelos

Parâmetros treináveis	Modelo
12,842,243	SUNSET Ensemble
13,645,793	SUNSET Nowcast
138M	Modelo Proposto
25,685,377	RESNET 50
5,318,781	EFFICIENT NET B0

O modelo proposto tem 11.7 % a mais de parâmetros treináveis em relação ao modelo SUNSET Nowcast, o que o torna um pouco mais complexo de treinar, tanto no tempo quanto na infraestrutura necessária.

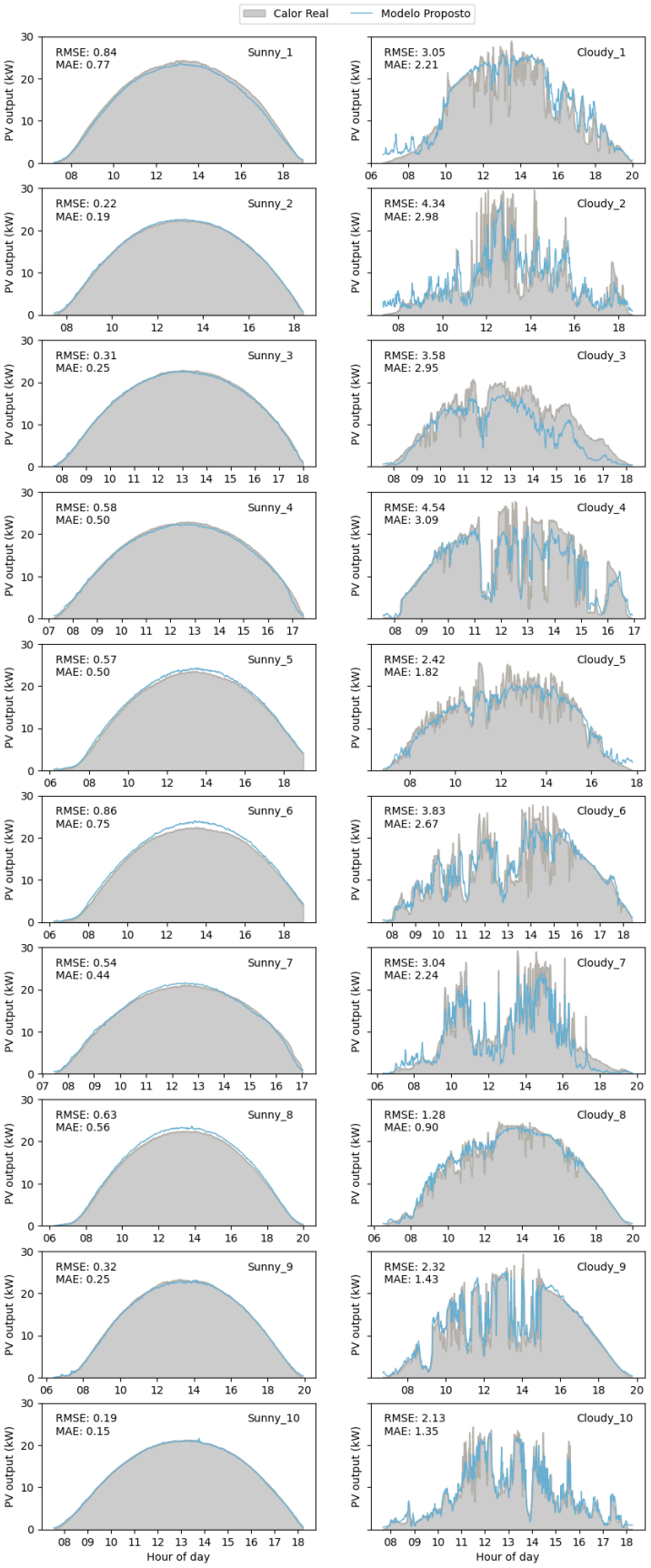
Tabela 4-4: Comparação de recursos de treinamento utilizando a mesma metodologia.

Modelo	Memória utilizada	Tempo para 1 etapa de treinamento
SUNSET Nowcast	7.4GB	70s
Modelo Proposto	9GB	130s

RESNET 50	9GB	114s
EFFICIENT NET B0	8.4GB	100s

Resultado das etapas de treinamento descritas no capítulo 4.2, O SUNSET Ensemble não está disponível na internet, então foi impossível de medir os recursos necessários para seu treinamento.

Figura 4-3: Comparação de resultados do modelo proposto com o valor real dos casos de teste



Fonte: Autor

Com base na figura 4-3, é perceptível que o problema de previsão de geração de PV em dias ensolarados é muito mais simples, enquanto que nos dias com incidências de nuvens, há muitos picos e vales de incidência de luz solar que atrapalham os sistemas de previsão de curtíssimo prazo.

Isso pode ser um indicativo da vitória do SUNSET Ensemble sobre os modelos de deep learning nos casos de dias nublados, já que no SUNSET Ensemble, o submodelo que é ativado após o classificador, é treinado apenas nos dias nublados.

Ao ser exposto somente à um tipo de problema, ele deve ser capaz de aprender mais profundamente os padrões de mudanças climáticas providas nos dias nublados, pois não tem que prever os dias ensolarados.

5. CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Neste trabalho foi desenvolvido um modelo de aprendizagem profunda que contém 22 camadas no total, para prever a geração de energia solar instantânea.

O modelo utiliza uma imagem do céu como parâmetro de entrada, e retorna uma previsão de geração de energia fotovoltaica naquele instante.

O modelo foi treinado em um apanhado de 3 anos de dados de vídeo, que após processos de pré processamento e interpolações, geraram um conjunto com aproximadamente 350 mil itens com amostragem de um item por minuto. O modelo demonstrou um erro 20% menor em relação a outros modelos treinados e testados no mesmo conjunto de dados, porém não foi tão bem nos casos de dias nublados, tendo erro apenas 4% menor em relação ao modelo SUNSET nowcast e 2.6% maior em relação ao modelo SUNSET Ensemble.

Uma possível melhoria para aumentar os ganhos dos modelos de aprendizagem profunda nesse problema, seria utilizar arquitetura de redes mais eficientes, como redes residuais para aumentar a profundidade da rede e diminuir a quantidade de parâmetros treináveis.

Outra possível melhoria seria a utilização de mais de uma imagem de entrada, é possível encontrar padrões nos movimentos das nuvens utilizando alguns frames anteriores[7], e uma rede de aprendizagem profunda pode conseguir extrair essa informação de uma sequência de imagens.

Outro possível trabalho é testar técnicas de upscaling para testar se os modelos baseados em redes residuais consegue performar melhor que modelos baseados apenas em escala de camadas, outra possibilidade é testar modelos de deep learning mais complexos, o que não foi possível devido à infraestrutura limitada nos testes, alguns modelos não couberam na VRAM da GPU de treino.

6. BIBLIOGRAFIA

[1] United Nations. Título: Renewable energy – powering a safer future. United nations, 2022. Disponível em: https://www.un.org/en/climatechange/raising-ambition/renewable-energy#:~:text=Renewable%20energy%20sources%20are%20all%20around%20us&text=The%20International%20Renewable%20Energy%20Agency,from%20renewable%20energy%20by%202050. Acesso em: 10/01/2023

[2] International Energy Agency. Título: Renewable Energy Market Update. IEA, 2022. Disponível em: https://iea.blob.core.windows.net/assets/d6a7300d-7919-4136-b73a-3541c33f8bd7/RenewableEnergyMarketUpdate2022.pdf. Acesso em: 12/01/2023

[3] International Energy Agency. Título: Renewable power's growth is being turbocharged as countries seek to strengthen energy security. IEA, 2022. Disponível em: https://www.iea.org/news/renewable-power-s-growth-is-being-turbocharged-as-countries-seek-to-strengthen-energy-security.

Acesso em: 12/01/2023.

[4] Z. Jiang, Q. Ai and R. Hao, "Integrated Demand Response Mechanism for Industrial Energy System Based on Multi-Energy Interaction,". Publicado em IEEE Access, vol. 7, pp. 66336-66346, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2917821.

[5] R. Guarnierie, E. Pereira, F. Martins, C. Chan. “Previsões de radiação solar utilizando modelo de mesoescala: refinamento com redes neurais”. Publicado em ABENS - Associação Brasileira de Energia Solar. 2007

[6] McCulloch, W.S., Pitts, W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics* **5**, 115–133 (1943). https://doi.org/10.1007/BF02478259

[7] F. Rosenblatt, “The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain.,” Psychological Review, vol. 65, no. 6, pp. 386–408, 1958, doi: 10.1037/h0042519.

[8] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, “Learning representations by back-propagating errors,” Nature, vol. 323, no. 6088, pp. 533–536, Oct. 1986, doi: 10.1038/323533a0.

[9] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, Nov. 1998, doi: 10.1109/5.726791.

[10] Nie, Y., Li, X., Scott, A., Sun, Y., Venugopal, V., & Brandt, A. (2022). SKIPP'D: a SKy Images and Photovoltaic Power Generation Dataset for Short-term Solar Forecasting. arXiv preprint arXiv:2207.00913.

[11] Yuchi Sun. Short-term Solar Forecast Using Convolutional Neural Networks with Sky Images. Phd dissertation, Stanford University, 2019. URL http://purl.stanford.edu/fm704js1179.

[12] K. Simonyan, A. Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, disponível em : https://arxiv.org/abs/1409.1556

[13] Fukushima, K. Cognitron: A self-organizing multilayered neural network. Biol. Cybernetics 20, 121–136 (1975). https://doi.org/10.1007/BF00342633

[14] J. Brownlee, "A Gentle Introduction to Pooling Layers for Convolutional Neural Networks," MachineLearningMastery.com, Apr. 21, 2019. https://machinelearningmastery.com/pooling-layers-for-convolutional-neural-networks/ (accessed Apr. 10, 2023).

[15] G. E. Hinton, N. Srivastava, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. R. Salakhutdinov, "Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors," *arXiv.org*, Jul. 03, 2012. https://arxiv.org/abs/1207.0580

[16] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," *arXiv.org*, Dec. 22, 2014. https://arxiv.org/abs/1412.6980

[17] R. Perez, "A new operational model for satellite-derived irradiances: description and validation," Solar Energy, vol. 73, no. 5, pp. 307–317, doi: 10.1016/S0038-092X(02)00122-6.

[18] H. A. Mendes et al., "Metaheuristic based MLP-SARIMAX HybridizationOne Hour Ahead Solar Radiation Forecasting," in Anais do 15. Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional, Jan. 2021. Accessed: Apr. 11, 2023. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.21528/cbic2021-9

[19] A. Fouilloy *et al.*, "Solar irradiation prediction with machine learning: Forecasting models selection method depending on weather variability," *Energy*, vol. 165, pp. 620–629, Dec. 2018, doi: 10.1016/j.energy.2018.09.116.

[20] D. Yang, J. Kleissl, C. A. Gueymard, H. T. C. Pedro, and C. F. M. Coimbra, "History and trends in solar irradiance and PV power forecasting: A preliminary assessment and review using text mining," *Solar Energy*, vol. 168, pp. 60–101, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.solener.2017.11.023.

[21] Pothineni, Oswald, Poland, and Pollefeys, “KloudNet: Deep Learning for Sky Image Analysis and Irradiance Forecasting,” *Springer International Publishing*, Jan. 01, 2019. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-12939-2_37

[22] C. Feng and J. Zhang, “SolarNet: A sky image-based deep convolutional neural network for intra-hour solar forecasting,” *Solar Energy*, vol. 204, pp. 71–78, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.solener.2020.03.083.

[23] Mypv, “230118 Photovoltaic heat vs. solar thermal,” *my-PV GmbH*, Jan. 18, 2023. [Online]. Available: https://www.my-pv.com/en/news/photovoltaic-heat-vs-solar-thermal

[24] Rahimi, N., Park, S., Choi, W. et al. A Comprehensive Review on Ensemble Solar Power Forecasting Algorithms. J. Electr. Eng. Technol. 18, 719–733 (2023). https://doi.org/10.1007/s42835-023-01378-2

[25] B. Juncklaus Martins et al., “Systematic review of nowcasting approaches for solar energy production based upon ground-based cloud imaging,” Solar Energy Advances, vol. 2, p. 100019, 2022, doi: 10.1016/j.seja.2022.100019.

[26] D. Cano, J. M. Monget, M. Albuisson, H. Guillard, N. Regas, and L. Wald, “A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data,” *Solar Energy*, vol. 37, no. 1, pp. 31–39, 1986, doi: 10.1016/0038-092x(86)90104-0.

[27] Deep Learnign, https://pt.wikipedia.org/wiki/Aprendizagem_profunda