

**Site Web Meteo com Inteligência Artificial**

Licenciatura em Engenharia Informática

Edgar Filipe da Silva Mendes

João Rafael Freitas Oliveira

Leiria, junho de 2023



**Site Web Meteo com Inteligência Artificial**

Licenciatura em Engenharia Informática

Edgar Filipe da Silva Mendes

João Rafael Freitas Oliveira

Trabalho de Projeto da unidade curricular de Projeto Informático realizado sob a orientação do Professor João da Silva Pereira e do Professor Rui Vasco Guerra Baptista Monteiro

Leiria, junho de 2023

# Agradecimentos

Gostaríamos de expressar a nossa mais sincera gratidão a ambos os nossos orientadores, Professor Doutor João da Silva Pereira e Professor Doutor Rui Vasco Monteiro, pelo apoio inestimável que nos proporcionaram ao longo da elaboração do nosso projeto informático. Sem a orientação e o conhecimento dos mesmos, certamente não teria sido possível alcançar esse marco significativo.

Agradecemos também aos nossos amigos e família pelo apoio dado ao longo da realização deste trabalho.

# Resumo

Todos reconhecemos que a meteorologia e as condições climáticas têm uma influência significativa em todas as atividades humanas, quer sejam realizadas em espaços interiores ou ao ar livre. Além de influenciar as decisões mundanas de alguém antes de sair de casa, a previsão de precipitação é crucial em áreas como aviação, navegação, agricultura, indústria, comércio e turismo.

Em Portugal, o Instituto Português do Mar e da Atmosfera, uma organização governamental, analisa e faz a previsão do estado do tempo para períodos longos até 10 dias e com um certo grau de incerteza. Por esse motivo, o objetivo deste projeto é alcançar uma alta taxa de acerto na identificação de padrões de precipitação para que o algoritmo seja confiável em contextos reais.

Para atingir esse objetivo, foram utilizados os dados do IPMA que procedeu à implementação de radares para captura de imagens do estado meteorológico, imagens que serão utilizadas para prever a precipitação em Leiria. Neste projeto serão testadas técnicas de inteligência artificial com redes neuronais artificiais em Deep Learning.

Ao chegar ao fim do trabalho, foi observado uma certa falha por parte da rede neuronal na previsão de momentos com chuva intensa, devido à falta de dados deste tipo para o treino do mesmo. É ainda considerado que, caso seja possível obter mais dados do IPMA, quer sejam fornecidos pelo próprio, quer sejam obtidos pelo *developer* em períodos com chuva frequente e intensa, o algoritmo atingiria uma boa taxa de precisão.

**Palavras-chave:** Deep Learning, CNN, Meteorologia, IPMA, Redes Neuronais Artificiais

# Abstract

We all recognize that meteorology and weather conditions have a significant influence on all human activities, whether indoors or outdoors. In addition to influencing someone's everyday decisions before leaving home, precipitation forecasting is crucial in areas such as aviation, navigation, agriculture, industry, trade, and tourism.

In Portugal, the Portuguese Institute for the Sea and Atmosphere, a governmental organization, analyses and predicts the weather conditions for longer periods of up to 10 days with a certain degree of uncertainty. For this reason, the objective of this project is to achieve a high accuracy rate in identifying precipitation patterns so that the algorithm can be reliable in real-world contexts.

To achieve this goal, data from IPMA was used, which implemented radars to capture images of the weather conditions. These images will be used to predict precipitation in Leiria. In this project, artificial neural networks in deep learning will be tested using artificial intelligence techniques.

Upon reaching the end of the project, it was observed that the neural network had a certain failure rate in predicting moments of heavy rainfall due to the lack of data of this type for its training. It is also considered that if it is possible to obtain more data from IPMA, whether provided by the organization itself or obtained by the developer during periods of frequent and intense rainfall, the algorithm would achieve a good accuracy rate.

**Keywords:** Deep Learning, CNN, Meteorology, IPMA, Artificial Neural Networks

Índice

[Agradecimentos iii](#_Toc139223961)

[Resumo iv](#_Toc139223962)

[Abstract v](#_Toc139223963)

[Lista de Figuras viii](#_Toc139223964)

[Lista de tabelas ix](#_Toc139223965)

[Lista de siglas e acrónimos x](#_Toc139223966)

[1. Introdução 1](#_Toc139223967)

[2. Enquadramento teórico 3](#_Toc139223968)

[2.1. Deep Learning 3](#_Toc139223969)

[2.1.1. O neurónio 4](#_Toc139223970)

[2.1.2. A rede neuronal 5](#_Toc139223971)

[2.1.3. Aplicações 6](#_Toc139223972)

[2.2. *Convolutional* *Neural* *Network* 8](#_Toc139223973)

[*2.2.1.* *Convolution* *Layer* 8](#_Toc139223974)

[*2.2.2.* *Pooling Layer* 9](#_Toc139223975)

[*2.2.3.* *Fully* *connected* *layer* 10](#_Toc139223976)

[3. Descrição do processo 11](#_Toc139223977)

[3.1. Ferramentas utilizadas 11](#_Toc139223978)

[3.1.1. *GitHub* *Desktop* 11](#_Toc139223979)

[3.1.2. *Jupyter* *Notebook* 12](#_Toc139223980)

[*3.1.3.* *Visual Studio* *Code* 12](#_Toc139223981)

[3.2. *Dataset* utilizado 13](#_Toc139223982)

[3.2.1. *Data* *augmentation* 14](#_Toc139223983)

[3.2.2. Normalização dos dados 17](#_Toc139223984)

[3.3. Construção do modelo 18](#_Toc139223985)

[3.3.1. Arquitetura do modelo 18](#_Toc139223986)

[3.3.2. Parâmetros extra 19](#_Toc139223987)

[3.4. Treino do modelo 19](#_Toc139223988)

[3.4.1. Primeira abordagem 19](#_Toc139223989)

[3.4.2. Segunda abordagem 20](#_Toc139223990)

[3.4.3. Terceira abordagem 21](#_Toc139223991)

[3.4.4. Abordagem final 22](#_Toc139223992)

[4. Conclusões ou Conclusão 24](#_Toc139223993)

[Bibliografia ou Referências Bibliográficas 25](#_Toc139223994)

# Lista de Figuras

[Figura 1 – Rede neuronal com quatro camadas. 3](#_Toc139223946)

[Figura 2 - O neurónio artificial 4](#_Toc139223947)

[Figura 3 - Representação de uma imagem como matriz de *pixels* 8](#_Toc139223948)

[Figura 4 - *Convolutional Layer* 9](#_Toc139223949)

[Figura 5 - *Pooling Layer types* 9](#_Toc139223950)

[Figura 6 - *GitHub Desktop* 11](#_Toc139223951)

[Figura 7 - *Jupyter Notebook* 12](#_Toc139223952)

[Figura 8 - Código para obter imagem para o *dataset* 13](#_Toc139223953)

[Figura 9 - Função para remover *pixels* pretos das imagens 14](#_Toc139223954)

[Figura 10 - Código da função para deslocar a imagem para baixo 15](#_Toc139223955)

[Figura 11 - Código da função para deslocar a imagem para a esquerda 16](#_Toc139223956)

[Figura 12 - Código da função para deslocar a imagem para a direita 16](#_Toc139223957)

[Figura 13 - Código da função para rodar a imagem 17](#_Toc139223958)

[Figura 14 - Código da função de normalização do valor de precipitação 18](#_Toc139223959)

[Figura 15 - Código da função de redimensionamento da imagem 21](#_Toc139223960)

# Lista de tabelas

[Tabela 1 – Total de dados obtidos 18](#_Toc139223936)

[Tabela 2 – Quantidade de dados a ser usada na primeira abordagem 20](#_Toc139223937)

[Tabela 3 - Resultados da primeira abordagem 20](#_Toc139223938)

[Tabela 4 - Quantidade de dados a ser usada na segunda abordagem 21](#_Toc139223939)

[Tabela 5 - Resultados da segunda abordagem 21](#_Toc139223940)

[Tabela 6 - Quantidade de dados a ser usada na terceira abordagem 22](#_Toc139223941)

[Tabela 7 - Resultados da terceira abordagem 22](#_Toc139223942)

[Tabela 8 - Resultados da abordagem final para uma hora de diferença entre a imagem e a *label* 22](#_Toc139223943)

[Tabela 9 - Resultados da abordagem final para duas horas de diferença entre a imagem e a *label* 23](#_Toc139223944)

[Tabela 10 - Resultados da abordagem final para três horas de diferença entre a imagem e a *label* 23](#_Toc139223945)

# Lista de siglas e acrónimos

|  |  |
| --- | --- |
| API | *Application Programming Interface* |
| CNN | *Convolutional Neural Network* |
| ESTG | Escola Superior de Tecnologia e Gestão |
| IDE | *Integrated Development Environment* |
| IPMA | Instituto Português do Mar e da Atmosfera |
| ReLU | *Rectified Linear Unit* |

# Introdução

A previsão do tempo é uma área multidisciplinar que combina observações atmosféricas, técnicas de modelagem e processamento de dados para estimar as condições climáticas futuras. Ela envolve a obtenção de informações de várias fontes, como satélites, radares, estações terrestres, entre outros, para entender o estado atual da atmosfera e fazer projeções sobre como ela irá evoluir nas próximas horas, dias ou até mesmo semanas.

Os dados recolhidos incluem informações como intensidade do vento, temperatura, humidade, pressão atmosférica, vento, precipitação e padrões climáticos. Essas informações são alimentadas a modelos computacionais que utilizam equações matemáticas complexas para simular o comportamento da atmosfera. Com base nessas simulações, as previsões do tempo são geradas e refinadas à medida que mais dados são incorporados ao longo do tempo.

No contexto deste projeto, o foco está na previsão de curto prazo, com base nos dados dos radares meteorológicos do IPMA e técnicas avançadas de processamento de imagens. As redes neuronais convolucionais são um tipo de algoritmo de *machine learning* que se mostram eficazes no reconhecimento de padrões em imagens. No caso específico, a CNN é treinada para identificar o nível de precipitação em milímetros por hora com base nas imagens de radar.

A abordagem de usar tecnologias de *machine learning* e processamento de imagens visa melhorar a precisão das previsões meteorológicas. Com previsões mais confiáveis e detalhadas sobre a precipitação, é possível tomar decisões mais informadas em diversas áreas. Por exemplo, na agricultura, os agricultores podem ajustar os seus planos de irrigação, e relativamente aos meios de transporte, as pessoas podem planear melhor as suas rotas, escolher o meio de transporte adequado e preparar-se para possíveis condições adversas.

Além disso, as previsões meteorológicas precisas também têm um impacto direto na segurança, permitindo que as autoridades emitam alertas antecipados de tempestades, inundações ou outros eventos climáticos extremos. Isso dá às comunidades tempo suficiente para se prepararem e tomarem as devidas medidas preventivas, reduzindo assim os danos e riscos associados a esses eventos.

No geral, o uso destas tecnologias avançadas, combinadas com dados meteorológicos precisos, tem o potencial de fornecer previsões meteorológicas mais confiáveis e detalhadas, beneficiando tanto a sociedade em geral quanto diversos setores económicos que dependem dessas informações para tomar decisões estratégicas.

# Enquadramento teórico

## Deep Learning

*Deep Learning* é uma técnica poderosa no campo da inteligência artificial que visa replicar o funcionamento do cérebro humano. Para explicar o *Deep Learning* de forma simples, envolve a construção de redes neuronais com três ou mais camadas. Essas redes neuronais são projetadas para analisar grandes quantidades de dados e “aprender” com eles.

A picture containing diagram, line, circle, screenshot

Description automatically generated

Figura 1 – Rede neuronal com quatro camadas.

O objetivo principal do *Deep Learning* é permitir que as máquinas façam previsões precisas e realizem tarefas sem a intervenção humana. Ao imitar o comportamento do cérebro humano, os algoritmos de *Deep Learning* podem processar e interpretar padrões e características complexas nos dados, permitindo-lhes identificar e classificar informações com uma precisão cada vez maior.

A implementação da tecnologia de *Deep Learning* tem levado a avanços significativos em várias aplicações e serviços. Produtos e serviços do dia a dia, como assistentes virtuais, comandos de TV por voz e sistemas de deteção de fraude em cartões de crédito, dependem de algoritmos de *Deep Learning*. Além disso, tecnologias emergentes, como carros automáticos, utilizam amplamente o *Deep Learning* para a sua operação.

Ao aproveitar o potencial do *Deep Learning*, as máquinas tornam-se capazes de realizar tarefas analíticas que anteriormente exigiam intervenção humana. Esta tecnologia tem revolucionado a automação, abrindo o caminho para sistemas mais inteligentes e eficientes em diferentes setores.

### O neurónio

Os neurónios artificiais são inspirados pela biologia e tentam replicar o funcionamento do nosso cérebro. O nosso cérebro possui mais de cem mil milhões de células neuronais que nos ajudam a interpretar os chamados sinais ou sinapses.

Pode-se imaginar um sinal como qualquer coisa que varia desde um raio de luz que atinge os nossos olhos até um pensamento nosso de que queremos mover o braço. Os neurónios ajudam-nos a interpretar esses sinais de forma correta. Por exemplo, quando um raio de luz atinge os nossos olhos, um neurónio saberá que esse raio de luz pode ser interpretado como azul, verde ou amarelo.

Agora, neurónios artificiais são uma abordagem para transferir esse princípio para um computador, replicando um neurónio biológico em forma de código. [tirado do meu relatório de seminário]

A picture containing black, darkness

Description automatically generated

Figura 2 - O neurónio artificial

Para replicar este processo surgiu um novo conceito, os pesos. Um neurónio artificial começa por receber um input, de seguida atribui um peso a esse input consoante a sua importância e multiplica o input pelo peso gerado, criando assim um novo valor.

No contexto de um neurónio artificial, o *bias* refere-se a um parâmetro adicional que é incorporado no cálculo da saída do neurónio. Pode ser considerado como um valor constante que é adicionado à soma ponderada das entradas antes de passar por uma função de ativação.

O termo *bias* permite ao neurónio artificial ter influência na sua saída, mesmo quando todos os valores de entrada são zero. Ele fornece ao neurónio a capacidade de deslocar o limiar da função de ativação e afetar a resposta geral do neurónio. Ajustando o *bias*, o neurónio pode se tornar mais ou menos propenso a ativar, mesmo na ausência de sinais de entrada fortes. O peso do *bias* é ajustado durante o processo de treino juntamente com os outros pesos das conexões para otimizar o desempenho do neurónio artificial.

De seguida, a soma do peso multiplicado pelo input e do *bias* passa por uma função de ativação.

Uma função de ativação em uma rede neuronal é responsável por determinar a saída ou ativação de um neurónio artificial com base na entrada recebida. Ela define se o neurónio deve ser ativado ou não, influenciando se a informação será transmitida para os neurónios subsequentes na rede.

Em geral, uma função de ativação compara a entrada recebida com um limite ou *threshold*. Se a entrada exceder esse limite, o neurónio é ativado e sua saída é propagada para os neurónios seguintes. Caso contrário, se a entrada for menor ou igual ao limite, o neurônio permanece inativo e não transmite informações.

O *threshold* determina o nível mínimo necessário para que o neurónio dispare, ou seja, para que ele seja ativado. É uma medida de sensibilidade do neurônio em relação aos estímulos que recebe. O *threshold* pode variar dependendo da função de ativação escolhida e das necessidades do problema em questão.

A função de ativação pode assumir diferentes formas e características e cada uma delas possui propriedades distintas que influenciam o comportamento do neurónio e a capacidade da rede neuronal de aprender e representar relações complexas.

Portanto, a função de ativação desempenha um papel crucial na tomada de decisão dos neurónios artificiais, permitindo que a rede neuronal processe informações, aprenda padrões e faça previsões com base nos dados de entrada.

### A rede neuronal

Uma rede neuronal é composta por um conjunto de camadas interligadas. Cada camada é formada por neurónios que recebem parâmetros de entrada e passam por um processo de atribuição de pesos e aplicação de uma função de ativação.

O processo começa na camada de entrada, onde os neurónios recebem os valores dos parâmetros de entrada. Em seguida, cada neurónio dessa camada passa o seu valor para todos os neurónios da próxima camada, acontecido assim a chamada, *forward propagation*.

À medida que os valores dos neurónios são propagados pela rede, eles passam pelo processo de atribuição de pesos e função de ativação em cada camada subsequente. Os pesos determinam a importância relativa dos valores de entrada para cada neurónio, enquanto a função de ativação determina o valor de saída do neurónio com base nos valores ponderados de entrada.

Esse processo continua até que os valores atinjam a camada final da rede. Nessa camada, os neurónios aplicam o mesmo processo descrito anteriormente, atribuindo pesos aos valores de entrada e aplicando uma função de ativação. Os resultados obtidos são utilizados como as saídas da rede neuronal.

Dependendo da tarefa em questão, pode-se utilizar uma função de ativação específica na camada de saída. Por exemplo, em problemas de classificação binária, é comum utilizar a função *sigmoid*, que produz uma saída entre 0 e 1, representando a probabilidade de pertencer a uma classe específica. Outra função de ativação usada é a *softmax*, na qual o *output* de cada neurónio da camada final representa a probabilidade de o *input* pertencer à classe associada a esse neurónio.

Em resumo, uma rede neuronal é uma estrutura composta por camadas interligadas de neurónios. Cada neurónio realiza o processo de atribuição de pesos e função de ativação, passando os valores para os neurónios da próxima camada. Esse processo repete-se até a camada final, onde são geradas as saídas da rede neural. A escolha da função de ativação adequada para a tarefa em questão é fundamental para obter resultados precisos e adequados ao problema.

### Aplicações

As aplicações em *Deep Learning* estão presentes no nosso quotidiano, embora, na maioria dos casos, estão tão bem integradas nos produtos e serviços que os utilizadores não têm conhecimento do complexo processamento de dados que ocorre.

Alguns exemplos destas aplicações são:

* Aplicação na área de segurança pública:

Os algoritmos *Deep Learning* podem analisar e aprender com dados transacionais para identificar padrões perigosos que indiquem possíveis atividades fraudulentas ou criminosas. Aplicações de reconhecimento de voz, visão computacional e outras áreas do *Deep Learning* podem melhorar a eficiência e eficácia da análise investigativa, extraindo padrões e evidências de gravações de som e vídeo, imagens e documentos. Isto ajuda as forças de segurança a analisar grandes quantidades de dados de forma mais rápida e precisa.

* Aplicação na área de serviços financeiros:

As instituições financeiras utilizam regularmente análises preditivas para impulsionar a negociação algorítmica de ações, avaliar riscos empresariais para a aprovação de empréstimos, detetar fraudes e auxiliar na gestão do crédito e carteiras de investimento para os clientes.

* Aplicação na área de atendimento ao cliente:

Muitas organizações incorporam tecnologia com *Deep Learning* nos seus processos de atendimento ao cliente. Os *chatbots*, amplamente utilizados em várias aplicações, serviços e portais de atendimento ao cliente, são uma forma de inteligência artificial. Os *chatbots* tradicionais usam linguagem normal e, até mesmo, reconhecimento visual, geralmente encontrados em menus de centrais de atendimento.

No entanto, soluções de *chatbot* mais sofisticadas tentam determinar, se existem múltiplas respostas para perguntas indeterminadas. Com base nas respostas recebidas, o *chatbot* tenta responder a essas perguntas diretamente ou encaminhar a conversa para um utilizador humano.

Assistentes virtuais, como a *Siri* da *Apple*, *Alexa* da *Amazon* ou o *Google* *Assistant*, ampliam a ideia de um *chatbot*, permitindo a funcionalidade de reconhecimento de voz. Isto cria um novo método para envolver utilizadores de forma personalizada.

* Aplicação na área da saúde:

A indústria da saúde tem se beneficiado imensamente das capacidades do *Deep Learning* desde a digitalização dos registos e imagens hospitalares. Aplicações de reconhecimento de imagens podem apoiar especialistas em imagiologia médica e radiologistas, ajudando-os a analisar e avaliar mais imagens em menos tempo.

Estas são apenas algumas das aplicações reais que usam *Deep* *Learning* que estão a transformar diferentes setores da sociedade, melhorando a eficiência, precisão e qualidade dos serviços prestados. Com o avanço contínuo da tecnologia, espera-se que o campo do *Deep Learning* continue a evoluir e a encontrar novas formas de melhorar a nossa vida diária.

## *Convolutional* *Neural* *Network*

Uma *Convolutional Neural Network*, também conhecida como CNN ou *ConvNet*, é uma classe de redes neuronais que se especializa no processamento de dados que possuem uma topologia em forma de grade, como uma imagem.

Uma imagem digital é uma representação binária de dados visuais. Ela contém uma série de pixels dispostos numa estrutura semelhante a uma matriz, onde os valores dos pixels indicam o brilho e a cor de cada *pixel*. [tirado do relatório de seminário do joão].



Figura 3 - Representação de uma imagem como matriz de *pixels*

As CNN têm vários tipos de camadas específicas que organizadas de uma certa forma têm a capacidade de reconhecer padrões e características simples, como bordas e texturas e até mesmo coisas mais complexas como objetos ou pessoas. De seguida irei explicar as camadas mais importantes deste tipo de rede.

### *Convolution* *Layer*

A camada convolucional, ou *Conv2D*, é a base de todas as CNN’s. É boa prática começar uma CNN com uma camada deste tipo, pois reduz os dados significativa e eficientemente, passando para as camadas que a sucedem dados resumidos, mas pertinentes, diminuindo assim o custo computacional da rede, mas não afetando a sua performance.

O parâmetro mais importante duma camada convolucional é o seu filtro, também conhecido como *kernel*. Este filtro tem o seu tamanho predefinido, sendo normalmente 2x2, 3x3 ou 5x5 e é o responsável por gerar o mapa de características, sendo esse o output desta camada.

Após receber uma matriz de *pixels*, o filtro vai deslizando ao longo da matriz. Para cada posição do *kernel*, os valores dos pixels cobertos pelo mesmo, são multiplicados pelos seus próprios valores. O resultado dessas multiplicações é somado dando assim origem ao novo valor do mapa de características. Ao fazer isto o mapa de características é capaz de detetar os pontos mais relevantes de uma certa imagem.



Figura 4 - *Convolutional Layer*

O mapa de caraterísticas pode ainda ser subjugado a uma função de ativação para extrair ainda mais os pontos mais importantes de uma certa imagem.

### *Pooling Layer*

A *Pooling layer*, normalmente subsequente à *Convolutional* *Layer*, tem como objetivo reduzir o tamanho do mapa de características, gerando como *output* uma versão reduzida do que recebeu.

Tal como a *Convolutional* *Layer*, a *Pooling* *Layer* também recebe um filtro, mas desta vez conhecido como *Pool* *size*, que passará pelo mapa de caraterísticas. Existindo dois tipos de camadas de *Pooling* o filtro tem um funcionamento diferente em cada uma delas.

No caso da *Max* *Pooling* *Layer*, o filtro seleciona o valor mais alto de dentro dos que estão a ser cobertos por ele e passa para o novo mapa de características.

Já na *Average Pooling Layer*, o filtro faz a média dos valores que estão a ser cobertos por ele, sendo o resultado, o novo valor no mapa de características.



Figura 5 - *Pooling Layer types*

Esta camada é utilizada especialmente para reduzir o número de parâmetros da rede de forma a otimizar ainda mais o modelo. No entanto também têm alguns efeitos adversos como a perda de informação detalhada.

### *Fully* *connected* *layer*

A *Fully connected layer* não tem nenhum requisito para o parâmetro de entrada e usualmente é utilizada como a última camada de uma CNN. A estrutura da *Fully connected layer* pode variar dependendo do objetivo da rede.

No caso de classificação binária, onde a rede deve determinar se uma imagem pertence a uma determinada classe ou não, a camada consistirá em apenas um neurónio com a função de ativação *sigmoid*. Esse neurônio calculará um valor entre 0 e 1, representando a probabilidade de a imagem pertencer à classe em questão. Um valor próximo de 1 indica que a rede está confiante de que a imagem pertence à classe, enquanto um valor próximo de 0 indica que a rede acredita que a imagem não pertence à classe.

Por outro lado, no caso de classificação para várias classes, onde a rede deve atribuir uma imagem a uma de várias classes possíveis, a camada terá tantos neurónios quanto o número de classes existentes. Cada neurónio estará associado a uma classe específica e calculará a probabilidade de a imagem pertencer a essa classe. Para obter uma distribuição de probabilidade correta, é comum aplicar a função de ativação *softmax* nos valores de saída desses neurónios. A função *softmax* normaliza os valores de saída para que eles somem 1, fornecendo assim uma probabilidade para cada classe.

# Descrição do processo

## Ferramentas utilizadas

Para o desenvolvimento deste projeto de grande magnitude, foram selecionadas ferramentas essenciais que desempenharão um papel fundamental em todo o processo. O uso do *GitHub Desktop*, do *Jupyter Notebook* e do *Visual Studio Code* foi cuidadosamente decidido, levando em consideração sua eficiência, facilidade de uso e recursos avançados.

### *GitHub* *Desktop*

O *GitHub* *Desktop* é uma *graphical user interface* desenvolvida pelo *GitHub* para facilitar o uso do *Git*, um sistema de controlo de versões amplamente utilizado para gerir o código-fonte de projetos de *software*. O *GitHub* *Desktop* fornece uma maneira fácil e visualmente intuitiva (Figura 6) de trabalhar com repositórios *Git* no *GitHub*.

Com o *GitHub*, a equipa terá a capacidade de seguir as alterações feitas no projeto, analisar e discutir propostas, e fornecer *feedback* de forma eficiente. Além disso, o *GitHub* oferece recursos para gestão de problemas e tarefas, permitindo que a equipa mantenha o controlo do progresso do projeto.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Figura 6 - *GitHub Desktop*

### *Jupyter* *Notebook*

O *Jupyter Notebook* é uma *open-source web application* que permite criar e compartilhar documentos interativos que contêm código, visualizações e texto explicativo. Ele é amplamente utilizado em ciência de dados, pesquisa científica e educação, pois oferece uma maneira conveniente de combinar código executável com elementos narrativos.

A principal característica do *Jupyter Notebook* é o suporte a células, que são unidades independentes onde é possível escrever e executar código, bem como adicionar texto, imagens e gráficos. Isso torna o processo de desenvolvimento iterativo e exploratório, permitindo que seja executado e visualizado os resultados do código em tempo real.

As células podem conter código em várias linguagens de programação e quando são executadas, o código dentro dela é processado e o resultado é exibido imediatamente abaixo da célula. Isso facilita ao testar e a depurar o código, pois é possível ver os resultados intermédios à medida que avança.



Figura 7 - *Jupyter Notebook*

### *Visual Studio* *Code*

O *Visual Studio Code* é um IDE criado pela *Microsoft*, que ganhou uma enorme popularidade entre os programadores. Com a sua *user* *interface* amigável e extensibilidade, o *Visual Studio Code* oferece suporte a uma ampla variedade de linguagens de programação. Ele possui recursos essenciais, como realce de sintaxe, formatação de código e depuração, para facilitar o desenvolvimento de aplicações de qualquer escala. Além disso, o *Visual Studio Code* é altamente personalizável por meio de extensões, o que permite aos utilizadores adicionar funcionalidades extras, integração com ferramentas externas e suporte a *frameworks* específicas.

Uma característica notável deste *IDE* é o seu terminal integrado, que elimina a necessidade de alternar entre o editor e uma janela do terminal separada. Além disso, o *IDE* oferece recursos avançados de controlo de versões, sendo até possível integrar o *GitHub* dentro do mesmo, permitindo aos desenvolvedores gerir repositórios *Git* diretamente dentro do ambiente de desenvolvimento.

## *Dataset* utilizado

Para o desenvolvimento deste projeto, foi necessário criar um conjunto de dados próprio, devido às restrições de disponibilidade de dados.

As imagens utilizadas foram obtidas (Figura 8) a partir dos radares de precipitação do IPMA, sendo disponibilizadas apenas imagens com duração máxima de cerca de um mês.



Figura 8 - Código para obter imagem para o *dataset*

Já os dados sobre os valores de precipitação das respetivas estações que o IPMA dispõe, são fornecidos os das 3 horas antecedentes à hora certa mais recente. Por exemplo, se for feito um pedido à *API* às 14:00h, serão obtidos os dados das 11:00h, 12:00h e 13:00h de todas as estações.

Ainda assim, dado que ao longo do desenvolvimento do projeto existiram algumas alterações no formato *standard* das imagens fornecidas pelo IPMA, sendo que, inicialmente as imagens vinham com as fronteiras delineadas a preto, mas, após um certo período, essas fronteiras foram removidas, e, eventualmente, voltaram a ser colocadas, nós desenvolvemos uma função capaz de remover os *pixels* pretos de uma imagem fazendo com que o *dataset* construído seja mais uniforme.

A picture containing text, screenshot, font, software

Description automatically generated

Figura 9 - Função para remover *pixels* pretos das imagens

Dado que as imagens fornecidas pelo IPMA contêm o mapa de Portugal Continental na sua integra e a *API* fornece dados relativos a várias estações, para obter mais dados para treino, foi feito o recorte do mapa para cada distrito atribuindo a cada imagem o valor de precipitação da estação mais próxima da capital de distrito.

Foi feito um recorte de duzentos por duzentos *pixels* de forma a cobrir o distrito na sua totalidade.

Apesar disto, apenas era possível obter um máximo de 432 elementos para o *dataset* diariamente, então, por parte dos orientadores, foi recomendado serem realizadas técnicas de *data augmentation.*

### *Data* *augmentation*

*Data augmentation* é uma técnica utilizada para aumentar artificialmente o *dataset* de treino, criando cópias modificadas do *dataset* original.

É uma técnica bastante utilizada em problemas de *deep* *learning*, por ser a única solução para um dos maiores problemas que as redes neuronais ainda apresentam, que é a dependência sob dados de treino para atingir o seu bom funcionamento.

Para *datasets* baseados em imagens algumas das técnicas mais famosas são realizar transformações geométricas nas imagens, alterar as cores das mesmas, apagar partes aleatórias, entre outras, mas sendo que estes dados são mais ‘delicados’ e não seria lógico dentro do contexto do problema fazer grandes alterações às imagens foi tida uma abordagem mais suave.

Essas alterações foram as seguintes:

1. Deslocamento da imagem em 20 *pixels* para baixo, copiando a “linha” superior da imagem para as 20 novas linhas criadas;

A picture containing text, screenshot, font

Description automatically generated

Figura 10 - Código da função para deslocar a imagem para baixo

1. Deslocamento da imagem em 20 *pixels* para a direita, copiando a “linha” da esquerda da imagem para as 20 novas colunas criadas;

A picture containing text, screenshot, font

Description automatically generated

Figura 11 - Código da função para deslocar a imagem para a esquerda

1. Deslocamento da imagem em 20 *pixels* para a esquerda, copiando a “linha” da direita da imagem para as 20 novas colunas criadas;

A picture containing text, screenshot, font

Description automatically generated

Figura 12 - Código da função para deslocar a imagem para a direita

1. Rotação da imagem original em 1 grau;

A picture containing text, screenshot, font, software

Description automatically generated

Figura 13 - Código da função para rodar a imagem

1. Rotação da imagem gerada pelo primeiro método (deslocamento para baixo) em 1 grau;
2. Rotação da imagem gerada pelo segundo método (deslocamento para a direita) em 1 grau.
3. Rotação da imagem gerada pelo terceiro método (deslocamento para a esquerda) em 1 grau.

Estas técnicas de aumento de dados permitem criar variações das imagens originais, ampliando o conjunto de dados disponível para o treino do modelo. Com uma maior diversidade de imagens, espera-se que o modelo seja capaz de aprender padrões mais abrangentes e generalizáveis relacionados à precipitação.

Apesar de todos os métodos empregues, não foi possível obter imagens de chuva intensa devido ao estado meteorológico predominante em Portugal Continental ter sido, maioritariamente, ameno.

### Normalização dos dados

Já para os valores de precipitação, com o objetivo de obter um treino mais estável e preciso, optou-se por normalizar o valor da precipitação com base no maior valor já registado em Portugal pelo IPMA, que foi de 220 em Penhas da Saúde no dia catorze de janeiro de mil novecentos e setenta e sete. Ainda assim, decidiu-se aumentar esse valor para proporcionar uma margem de segurança para possíveis valores extremos que possam ocorrer.

A fórmula utilizada para essa normalização foi a seguinte:

Como a medida preventiva, optou-se por arredondar o valor obtido. Além disso, caso o valor fosse negativo, substituía-se por zero. Essa medida foi implementada devido a alguns pedidos que continham o valor de “-99.0”, possivelmente decorrente de erros no lado do IPMA.

A black background with white text

Description automatically generated with low confidence

Figura 14 - Código da função de normalização do valor de precipitação

Sendo assim, os valores finais de precipitação obtidos foram os seguintes:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Valor normalizado 0 | Valor normalizado 1 | Valor normalizado 2 | Valor normalizado 3 | Valor normalizado 5 |
| 21592 | 408 | 168 | 16 | 8 |

Tabela 1 – Total de dados obtidos

Estas imagens e valores foram utilizados tanto para o treino quanto para os testes dos modelos construído.

## Construção do modelo

### Arquitetura do modelo

A versão final do modelo é constituída por um total de treze camadas. Primeiramente, para receber o *input*, existe uma camada Convolucional 2D com dezasseis neurónios, um *max pooling size* de (2,2), a *ReLU* como função de ativação e, por fim, um *input* *shape* de 100100 *pixels* com quatros canais, dado que, as imagens fornecidas pelo IPMA, vêm no formato *RGBA*. De seguida, outra camada Convolucional 2D, também com dezasseis neurónios, um *filter siz*e de 3, o *stride* com tamanho de 1, o *padding* com o valor ‘*same*’ e também a *ReLU* como função de ativação. Após estas duas camadas está uma cada de *BatchNormalization*.

Após isto, para evitar *overfitting*, foi posta uma cada de *Dropout* com o valor de 0.6, seguida de uma camada de *MaxPooling* com o *pool* *size* igual ao da primeira camada, e outra camada de *BatchNormalization*. Após a mesma, existe a última camada Convolucional do modelo, com trinta e dois neurónios, um *filter size* de 3, o *padding* com o valor ‘*same’* e também a *ReLU* como função de ativação.

Terminando, foi utilizada uma camada *Flatten* que transforma os dados num *array* com apenas uma dimensão. Após isso, existe uma camada *Dense* com 64 neurónios e a *ReLU* como função de ativação, uma última camada de *BatchNormalization* seguida de uma camada de *Dropout* também com 0.6 de *dropout* *value*. Já a última camada do modelo, é uma camada *Dense* com 100 neurónios com a *softmax* como função de ativação.

### Parâmetros extra

Para este problema em específico, foram testados vários *optimizers* e *loss* *functions* mas os escolhidos no final, por apresentarem os melhores resultados, foram o *adam* e a *sparse* *categorical* *crossentropy*, respetivamente. Foi ainda escolhido a *accuracy* como métrica principal ao compilar o modelo.

Foram ainda desenvolvidas várias funções *callback* a serem utilizadas durante o *fit*. Primeiramente o *early* *stopping*, que monitorizando a métrica val*\_*loss a partir do *epoch* 30, caso não haja uma melhoria no valor dessa mesma métrica durante 15 ciclos seguidos parará a execução. De seguida o *model* *checkpoint* que monitorizando a métrica val\_*accuracy*, guarda os pesos de cada neurónio num ficheiro específico quando esta métrica atinge o seu valor mais alto registado. Como terceira função, existe o *TerminateOnNaN* que não recebe nenhum parâmetro de entrada, apenas termina a execução quando um valor não numérico é encontrado. Finalmente, como última *callback* *function*, há o *Tensorboard* que guarda todos os valores encontrados durante o treino para análise futura.

## Treino do modelo

### Primeira abordagem

Primeiramente, já que seria impossível a máquina ter em memória mais de vinte e duas mil imagens, foram selecionadas aleatoriamente trezentas e vinte imagens de cada *label,* com o seu tamanho original de duzentos por duzentos *pixels*, com um *test size* de 45%.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Valor normalizado 0 | Valor normalizado 1 | Valor normalizado 2 | Valor normalizado 3 | Valor normalizado 5 |
| 320 | 320 | 168 | 16 | 8 |

Tabela 2 – Quantidade de dados a ser usada na primeira abordagem

De seguida, com um *batch size* de 32 foi realizado um treino onde os seus resultados foram os seguintes.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Loss | Accuracy | Validation loss | Validation accuracy |
| 4.3722 | 0.2713 | 4.2314 | 0.3760 |

Tabela 3 - Resultados da primeira abordagem

Com esses resultados, foi assumido que o problema estaria na discrepância na quantidade de dados de cada valor passando assim, para uma abordagem mais balanceada nesse aspeto.

### Segunda abordagem

Para esta abordagem foi tentado usar a mesma quantidade de imagens para cada valor possível. Para fazer isso de forma que fosse facilmente alterável foi criado um conjunto de variáveis.

Foram criados dois dicionários com chaves de zero a cem, onde, o dicionário denominado de *counter dictionary,* tem todos os seus valores a zero e o dicionário denominado de *limit dictionary* tem todos os seus valores com a quantidade máxima de cada valor.

Ao ler as imagens do dataset, é verificado antes qual é o valor da imagem, e, usando esse valor como chave para ambos os dicionários, a imagem apenas é adicionada à lista de imagens para treino se, o valor no *counter dictionary* for inferior ao valor do *limit dictionary*.

Para esta abordagem foram usadas apenas vinte imagens de cada valor, sendo a quantidade de valores a seguinte.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Valor normalizado 0 | Valor normalizado 1 | Valor normalizado 2 | Valor normalizado 3 | Valor normalizado 5 |
| 20 | 20 | 20 | 16 | 8 |

Tabela 4 - Quantidade de dados a ser usada na segunda abordagem

De seguida, não recorrendo a um *batch size*, foi realizado um treino onde os seus resultados foram os seguintes.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Loss | Accuracy | Validation loss | Validation accuracy |
| 0.1181 | 1.0000 | 2.8125 | 0.2895 |

Tabela 5 - Resultados da segunda abordagem

Sendo que os resultados não foram promissores, a abordagem tomada foi reduzir o tamanho das imagens para 100100 *pixels*.

### Terceira abordagem

Para esta abordagem, foi criada uma função que reduz o tamanho da imagem no momento da adição da mesma à lista de imagens para treino.

A picture containing text, screenshot, font

Description automatically generated

Figura 15 - Código da função de redimensionamento da imagem

Para esta abordagem foram usadas apenas trinta e duas imagens de cada valor, sendo a quantidade de valores a seguinte.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Valor normalizado 0 | Valor normalizado 1 | Valor normalizado 2 | Valor normalizado 3 | Valor normalizado 5 |
| 32 | 32 | 32 | 16 | 8 |

Tabela 6 - Quantidade de dados a ser usada na terceira abordagem

De seguida, recorrendo a um *batch size* de 32, foi realizado um treino onde os seus resultados foram os seguintes.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Loss | Accuracy | Validation loss | Validation accuracy |
| 0.0290 | 1.0000 | 0.2586 | 1.0000 |

Tabela 7 - Resultados da terceira abordagem

### Abordagem final

Sendo a terceira abordagem um sucesso, a abordagem final foi alterar os dados de forma que pudesse ser feita uma previsão em relação ao futuro, para isso, foram feitos três treinos a mais.

De forma a ser possível fazer uma previsão ao ser adicionada uma imagem para treino a sua label foi o valor da precipitação uma, duas e três horas após.

De forma a realizar treinos eficazes dada a grande diferença de quantidade de valores, para cada hora, primeiro foi realizado um treino apenas com cento e noventa imagens com o valor normalizado de 0, 1 e 2 e com um test size de 40% e após isso foram utilizadas a maior quantidade de imagens possível de modo a que houvesse um dataset balanceado com todos os valores normalizados obtidos.

Com uma hora de diferença, os resultados foram os seguintes:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Loss | Accuracy | Validation loss | Validation accuracy |
| Com valores 0,1 e 2 | 0.2747 | 0.9231 | 0.6504 | 0.9048 |
| Com todos os valores | 1.2858 | 0.7273 | 0.8015 | 0.8889 |

Tabela 8 - Resultados da abordagem final para uma hora de diferença entre a imagem e a *label*

Já para o treino com duas horas de diferença, os resultados foram os seguintes:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Loss | Accuracy | Validation loss | Validation accuracy |
| Com valores 0,1 e 2 | 0.0017 | 1.0000 | 0.6732 | 0.8750 |
| Com todos os valores | 0.0536 | 1.0000 | 1.0226 | 0.8750 |

Tabela 9 - Resultados da abordagem final para duas horas de diferença entre a imagem e a *label*

Finalmente, para o treino com três horas de diferença, os resultados foram os seguintes:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | Loss | Accuracy | Validation loss | Validation accuracy |
| Com valores 0,1 e 2 | 0.1037 | 0.9655 | 0.4542 | 0.9138 |
| Com todos os valores | 0.7306 | 0.7500 | 0.6122 | 0.9500 |

Tabela 10 - Resultados da abordagem final para três horas de diferença entre a imagem e a *label*

# Website desenvolvido para aplicar o modelo

No website desenvolvido, para que fosse possível a aplicação do modelo de aprendizagem, foi necessário, numa primeira fase, desenvolver uma API em Flask para enviar os dados para o *frontend* a cada 10 minutos com as previsões climatéricas de Portugal, que fornecem estimativas de precipitação a cada estação mais perto do centro de cada distrito de Portugal. A API desenvolvida em Flask utiliza o mesmo modelo criado e treinado anteriormente, utilizando os pesos guardados dos melhores testes realizados na fase de treino.

## API em Flask

Para poder apresentar os resultados da previsão do modelo no website, foi fundamental o desenvolvimento de uma API em Flask. Esta API teve como ponto de partida a receção da imagem mais recente, fornecida pelos radares do IPMA, através de *web scrapping* realizado no site da própria organização. Para isso, foi necessário construir um URL com a data e hora atualizadas, seguindo um formato específico.

O processo de obtenção da imagem foi o seguinte:

1. Obter a data e hora em UTC, usando a função *datetime.utcnow*.
2. Arredondar a data e hora para o múltiplo de 5 minutos mais próximo, subtraindo o resto da divisão por 5.
3. Subtrair mais 10 minutos, para garantir que a imagem estivesse disponível na API do IPMA.
4. Formatar a data e hora de acordo com o padrão “%Y-%m-%dT%H%M”[[1]](#footnote-1).
5. Construir o URL para fazer o pedido HTTP à API do IPMA, usando uma parte fixa e uma parte variável (data e hora).
6. Obter a imagem dos radares de Portugal com o conteúdo da resposta do pedido HTTP.
7. Retornar uma mensagem de erro no formato JSON, caso ocorresse algum erro durante o pedido HTTP.

A screenshot of a computer program

Description automatically generated with medium confidence

Figura 16 – Código da função *get\_radar\_image*().

A imagem obtida será então usada no *endpoint* *process\_image* que recebe um pedido GET e retorna um objeto no formato JSON com as previsões de precipitação para cada estação meteorológica e para cada hora de diferença.

O *endpoint* da previsão de precipitação faz o seguinte processo:

1. Obter a imagem atual dos radares a partir da função *get\_radar\_image*.
2. Verificar se a imagem foi obtida com sucesso. Se não, retornar uma mensagem de erro.
3. Criar um dicionário onde as *keys* são as horas de previsão (1, 2 e 3).
4. Obter a lista dos ficheiros de pesos do modelo que estão guardadas numa pasta com a ajuda da função listdir.
5. Para cada id na lista de ids das estações, fazer as seguintes operações:
   1. Recortar a imagem do radar com base nas coordenadas fornecidas pelo dicionário *station\_box\_dict* com a ajuda da função *crop* do módulo PIL.
   2. Redimensionar a imagem recortada pela função *resize\_image*.
   3. Converter a imagem para um array com a função *img\_to\_array* do TensorFlow.
   4. Normalizar o array da imagem com a função normalize do TensorFlow, que recebe o array e o eixo com argumentos e retorna um novo array normalizado.
   5. Fazer a previsão com o valor desnormalizado da precipitação obtido pela função *desnormalize\_precipitation\_value*.
6. Adicionar a previsão ao dicionário
7. Retornar o dicionário completo no formato JSON.

A screen shot of a computer program

Description automatically generated with medium confidence

Figura 17 - Código do endpoint process\_image()

## Web Meteo

O *website* desenvolvido permite ao utilizador aceder aos resultados das previsões de precipitação em Portugal, em cada distrito logo quando o website é carregado. A data e hora da previsão é a atual, mas com 10 minutos de atraso e arredondada por múltiplos de 5. Os resultados da previsão aparecem todos numa única tabela.

A screenshot of a map

Description automatically generated with medium confidence

Figura 18 - *Website* Web Meteo

# Conclusão

O propósito deste projeto foi a criação de um website que fosse capaz de mostrar a precipitação num futuro próximo, prevista por uma rede neuronal.

Em termos de precisão, o modelo ficou um pouco aquém da expectativa devido à falta de dados pelas limitações do IPMA, e pelo mesmo ter recusado o nosso pedido de fornecer mais. Ainda assim, o projeto tem implementado todas as funções necessárias para esses dados serem obtidos por um futuro utilizador do mesmo.

Mesmo assim, com o desenvolvimento deste projeto foi possível criar uma nova ferramenta com grande potencial, tendo até capacidades de interpretar detalhes e padrões que não seria possível analisar de outra forma, para esta área que já se provou ser algo que tem uma grande influencia nas decisões de alguém.

Apesar de todos os obstáculos que tivemos ao longo do projeto, tanto os que conseguimos ultrapassar como o que não conseguimos, aprendemos bastante com todos os erros e problemas, podendo dizer que o projeto ficou próximo do seu pico de qualidade, ignorando os problemas externos a nós, tendo ainda, como sempre, espaço para melhorias.

# Bibliografia ou Referências Bibliográficas

[1] Xiao, Haixia & Zhang, Feng & Shen, Zhongping & Wu, Kun & Zhang, Jinglin. (2021). Classification of Weather Phenomenon From Images by Using Deep Convolutional Neural Network. Earth and Space Science. 8. 10.1029/2020EA001604.

1. %Y – ano; %m – mês; %d – dia; %H – hora; %M – minuto; [↑](#footnote-ref-1)