

Lucas da Silva dos Santos
Matheus Zanivan Andrade
Rafael Nascimento Lourenço

**Geração Procedural de Mapas para Jogos
através da Segmentação de Imagens por Rede
Neural Convolucional**

São Paulo - Brasil

2023

Lucas da Silva dos Santos
Matheus Zanivan Andrade
Rafael Nascimento Lourenço

Geração Procedural de Mapas para Jogos através da Segmentação de Imagens por Rede Neural Convolucional

Monografia apresentada na disciplina Trabalho de Conclusão de Curso, como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Centro Universitário Senac - Santo Amaro
Bacharelado em Ciência da Computação

Orientador: Guilherme Policicio Rey

São Paulo - Brasil

2023

Lucas da Silva dos Santos
Matheus Zanivan Andrade
Rafael Nascimento Lourenço

Geração Procedural de Mapas para Jogos através da Segmentação de Imagens por Rede Neural Convolucional

Monografia apresentada na disciplina Trabalho de Conclusão de Curso, como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Guilherme Policicio Rey
Orientador

Professor
Convidado 1

Professor
Convidado 2

São Paulo - Brasil
2023

*Este trabalho é dedicado às crianças adultas que,
quando pequenas, sonharam em se tornar cientistas.*

Resumo

Esta monografia descreve o desenvolvimento de uma ferramenta para jogos que oferece uma nova funcionalidade. A ferramenta começa com a seleção de uma foto, que é processada por um modelo de rede neural convolucional especializado em segmentação panóptica. Isso permite a segmentação da imagem, incluindo a separação de objetos da mesma classe, como pessoas e carros. Após o modelo gerar a imagem de saída, será possível selecionar um contorno detectado e, a partir disso, gerar um mapa de forma procedural, combinado com o diagrama de Voronoi para criar os biomas do mapa.

Palavras-chaves: segmentação panóptica, geração procedural, diagrama de Voronoi, mapas, jogos.

Abstract

This monograph describes the development of a tool for games that offers new functionality. The tool starts with the selection of a photo, which is processed by a convolutional neural network model specialized in panoptic segmentation. This allows for the segmentation of the image, including the separation of objects of the same class, such as people and cars. After the model generates the output image, it will be possible to select a detected outline and, from that, generate a procedural shape map, combined with the Voronoi diagram to create the biomes of the map.

Key-words: panoptic segmentation, procedural generation, Voronoi diagram, maps, games.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Diagrama de Voronoi.	20
Figura 2 – Diagrama de Voronoi separado em solo e mar	21
Figura 3 – Diagrama de Voronoi separado em solo e mar com os cantos dos polígonos indicando a direção para o litoral	22
Figura 4 – Diagrama de Whittaker	23
Figura 5 – Resultado final da geração do mapa	23
Figura 6 – Algoritmos de detecção facial e de roupas/cabelos por cor localizam e reconhecem pessoas nesta imagem	24
Figura 7 – Segmentação de instâncias de objetos pode-se delinear cada pessoa e objeto em uma cena complexa	24
Figura 8 – Diagrama de dados de pixels. À esquerda, uma imagem de Lincoln; no centro, os pixels rotulados com números de 0 a 255, representando sua luminosidade; e à direita, apenas esses números.	25
Figura 9 – Um robô futurista com design elegante e moderno, sentado em uma cadeira enquanto lê um livro sobre inteligência artificial. O robô tem um olhar pensativo e curioso enquanto aprende sobre o assunto	26
Figura 10 – Ilustração da relação entre os principais tópicos de aprendizado de máquina	26
Figura 11 – Modelo de um neurônio não-linear.	27
Figura 12 – Gráfico da função <i>Sigmoid</i>	28
Figura 13 – Gráfico da função <i>ReLU</i>	29
Figura 14 – Gráfico da função <i>ReLU</i>	29
Figura 15 – Gráfico da função <i>Softmax</i>	29
Figura 16 – Gráficos mostrando subajuste, balanceado e sobreajuste respectivamente	31
Figura 17 – Comparação de uma rede neural convencional com uma rede neural profunda.	31
Figura 18 – Camadas principais de uma rede neural convolucional	32
Figura 19 – Tipos de segmentação em redes neurais convolucionais	36
Figura 20 – Exemplo de arquitetura de rede totalmente convolucional	36
Figura 21 – Arquitetura codificador-decodificador UNet	37
Figura 22 – Exemplo da classificação dos conjuntos usados nas métricas de segmentação	38
Figura 23 – Arquitetura geral do EfficientPS	40
Figura 24 – Imagem de entrada para rede neural.	43
Figura 25 – Imagem saída de um modelo de segmentação panóptica de segmentação panóptica.	44

Figura 26 – Ilha gerada a partir da segmentação panóptica e aplicando um filtro
com o diagrama de Voronoi, azul representa oceano, verde floresta, cinza
montanhas. 44

Lista de tabelas

Tabela 1 – Top 15 modelos que melhor classificam pessoas com métrica P em segmentação panóptica	39
---	----

Lista de abreviaturas e siglas

IA	Inteligência Artificial
RGB	Red, Green and Blue ou Vermelho, Verde e azul
RNC	Rede Neural Convolucional
CNN	Convolutional Neural Network
RTC	Rede Totalmente Convolucional
RoI	Region of Interest ou Região de interesse
IoU	Intersection over Union ou União sobre intersecção
RPC	Pirâmide de Características
ECLE	Extrator de Características em Larga Escala
RPR	Rede de Proposta de Região

Sumário

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	Objetivos	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1	Geração procedural de conteúdo	19
2.1.1	Diagrama de Voronoi	19
2.1.2	Geração de biomas no diagrama de Voronoi	20
2.2	Visão computacional	22
2.3	Inteligência Artificial	25
2.3.1	Aprendizado de Máquina	25
2.3.1.1	Rede neural artificial	26
2.3.1.1.1	Redes neurais convolucionais	31
2.4	Trabalhos relacionados	42
3	DESENVOLVIMENTO	43
3.1	Proposta	43
3.2	Tecnologias	44
3.3	Metodologia	45
	REFERÊNCIAS	47

1 Introdução

A indústria de jogos digitais cresce cada vez mais. De acordo com [Santana \(2022\)](#), essa indústria tende a ultrapassar em 2023, os US\$ 200 bilhões (aproximadamente, R\$ 1 trilhão). Novos jogos são produzidos e publicados diariamente, e somente na plataforma digital Steam, foram 10.963 novos títulos em 2022 ([CLEMENT, 2023](#)).

No cenário de jogos, os mapas desempenham um papel fundamental, fornecendo orientação aos jogadores e criando a sensação de escala em uma área. Por exemplo o jogo de aventura pirata chamado Sea of Thieves, os mapas revelam locais de interesse, como tesouros escondidos, missões e áreas perigosas, além de ajudar os jogadores a planejar suas estratégias, explorar o mundo virtual e tomar decisões com base em informações espaciais. Portanto os mapas enriquecem a experiência geral do jogo, mas cria-los pode ser um desafio, especialmente levando em consideração o orçamento disponível. Pois demandaria muitos recursos criar vários mapas diferentes com intuito de entretenimento do jogador. Em jogos como Minecraft, um elemento importante é a forma procedural no qual se cria os mundos, com ilhas contendo biomas, cavernas, vilas, dentre outros recursos. Com essa diversidade de características pode-se evitar o tédio de sempre jogar no mesmo mapa ([WIN, 2023](#); [FOFFANO, 2020](#)).

De acordo com [Lisboa \(2022\)](#) é muito comum usar técnicas procedurais combinado com inteligência artificial para melhorar ou personalizar a experiência do jogador. Por exemplo, o jogo RimWorld é um simulador de colônia que gera um planeta de forma procedural e utiliza uma IA para narrar a história, abrangendo psicologia, ecologia, combate e diplomacia, dentre outros. Logo, essa combinação entre IA e a geração procedural cria uma jogabilidade única ao jogador.

Em IA, um ramo que está em ascensão é o de segmentação de imagem com redes neurais convolucionais, onde é possível classificar os pixels de uma imagem e criar máscaras para destacar cada objeto¹ detectado. As suas aplicações são diversas, como por exemplo carros ou drones autônomos, sistemas de vigilância, sistemas militares inteligentes, entre outros. Na aplicação de carros autônomos é necessário identificar humanos para tomar decisões de freio, em sistemas de vigilância é necessário identificar para alertar e automatizar o processo de segurança, em drones autônomos para checar a pessoa correspondente a entrega. Portanto, nessas aplicações observa-se que é preciso ter um foco em identificar e segmentar seres humanos para a tomada de decisões.

Logo, se torna um tópico relevante dentro de visão computacional, no qual pode ter diversas aplicações no mundo real ([KIRILLOV et al., 2019](#); [ULKU](#); [AKAGÜNDÜZ](#),

¹ Todas classes que são contáveis como pessoas, carros, etc.

2022).

Por conseguinte, a combinação entre inteligência artificial e geração procedural de mapas pode abrir novas possibilidades de personalização nos jogos. Imagine um jogo em que, a partir da segmentação de imagens por meio de redes neurais convolucionais, os jogadores possam criar mapas únicos e personalizados para suas aventuras. Com uma foto, o modelo treinado segmentaria a imagem para selecionar um contorno reconhecido, e a partir dele se criar um mapa de maneira procedural contendo biomas no mesmo formato escolhido.

No contexto da geração procedural de mapas, explorar a relação entre IA e personalização de jogos contribuirá para o avanço dessas áreas de pesquisa, proporcionando aos jogadores experiências mais ricas e variadas.

1.1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é desenvolver uma ferramenta que ofereça uma alternativa para a geração procedural de mapas de ilhas, utilizando o diagrama de Voronoi para a criar biomas. Além disso, pretende-se combinar segmentação com redes neurais convolucionais para permitir a personalização desses mapas. Essa ferramenta terá a capacidade de reconhecer os contornos² de uma imagem, e gerar um mapa que preserva fielmente o contorno escolhido.

Adicionalmente, os seguintes objetivos específicos serão abordados:

- Selecionar e analisar conjuntos de dados contendo classes relevantes, como pessoas, carros, entre outros, para treinar um modelo de rede neural convolucional específico para segmentação de imagens.
- Avaliar o desempenho geral do modelo usando a métrica de avaliação específica para o nicho de segmentação selecionado.
- Utilizar algoritmos para criar diagramas de Voronoi.
- Utilizar o resultado da segmentação para selecionar indicar o que é terreno em cima do diagrama de Voronoi.
- Gerar os biomas no diagrama de Voronoi.
- Aplicar um algoritmo para reconhecer a imagem com o contorno selecionado e gerar como resultado a imagem do mapa gerado.

² Os contornos reconhecidos são os classificados no conjunto de dados, logo o resultado terá uma detecção abrangente dentro do escopo de classes obtidas

2 Fundamentação teórica

Este capítulo apresenta os conceitos fundamentais necessários para a realização dos objetivos propostos na monografia. Os tópicos foram organizados na ordem em que são utilizados na ferramenta final. Primeiro, será apresentado o tópico de geração procedural para gerar o mapa requerido, o diagrama de Voronoi para ser aplicado como um filtro na imagem e aplicar os biomas. Em seguida, o conceito geral de visão computacional e por fim, serão apresentados os conceitos de inteligência artificial, tanto em um contexto amplo quanto em relação ao conteúdo proposto, que é a segmentação panóptica.

2.1 Geração procedural de conteúdo

Segundo [Yannakakis e Togelius \(2018\)](#), em poucas palavras, a geração procedural de conteúdo constitui métodos e automações utilizados para gerar conteúdos em jogos. A geração procedural de conteúdo também é uma parte importante da inteligência artificial de um jogo e já vem sendo utilizada desde 1980. Essa técnica pode ser utilizada para gerar níveis, mapas, textura, regras de jogo, historia, entre outras coisas.

É difícil dizer qual algoritmo foi utilizado para geração de conteúdo dos jogos modernos e os códigos fontes não são facilmente acessíveis. Já nos jogos antigos os códigos fontes e as estratégias utilizadas são acessíveis e muito bem documentadas na internet. São geralmente utilizados algoritmos de geração aleatória que podem ser classificados como sendo de força bruta, e são usados para criar estruturas ou mapas dependendo do tipo de jogo ([DORMANS, 2010](#)).

2.1.1 Diagrama de Voronoi

Segundo [Rodrigues \(2019\)](#) diagrama de Voronoi é o particionamento do espaço onde cada região é associada a um ponto do conjunto.

O diagrama de Voronoi é gerado a partir das distancias euclidianas entre os vizinhos de um conjunto de pontos do plano ([SANTOS, 2016](#)). Esse diagrama possui uma gama de utilizações, por exemplo, estudar epidemias, encontrar o ponto mais próximo, calcular a precipitação de uma área, estudar os padrões de crescimento das florestas, etc, ([POLÍGONOS... , 2018](#)).

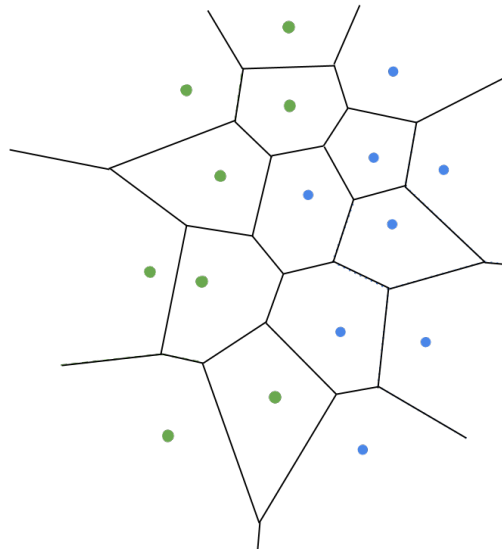
Seja um conjunto de índices $I_n = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ e $A = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \subset \mathbb{R}^2$ um conjunto de pontos onde $2 \leq n < \infty$, define-se então como região de Voronoi o conjunto de pontos associado a p_i , onde d é a distancia euclidiana

$$V(p_i) = \{p | d(p_i, p) \leq d(p_i, p); i \neq j, i, j \in I_n\}, \quad (2.1)$$

Tem-se um conjunto formado por essas regiões sendo $V(A) = V(1), V(2), \dots, V(n)$ (RODRIGUES, 2019).

Na figura Figura 1 pode-se ver a relação do conjuntos de pontos com o diagrama de Voronoi.

Figura 1 – Diagrama de Voronoi.



Fonte: Thomazthz (2014)

2.1.2 Geração de biomas no diagrama de Voronoi

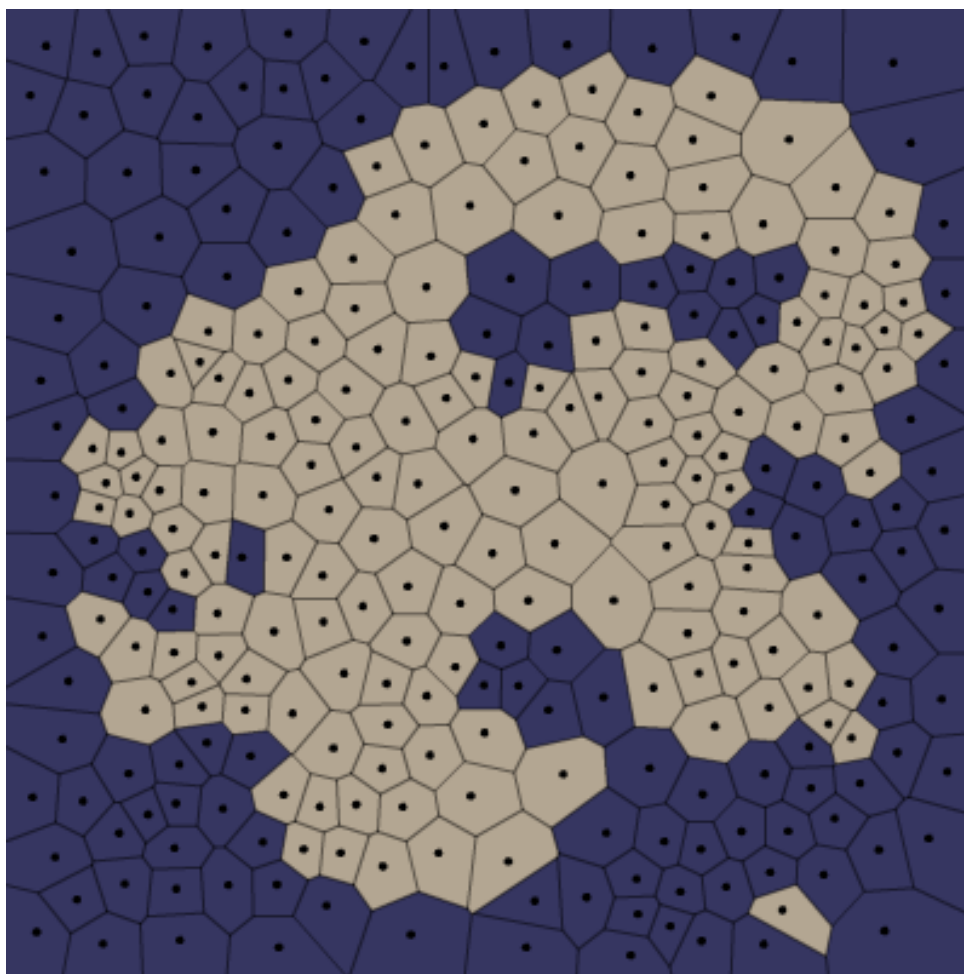
Biomass são regiões ecológicas que possuem uma fauna e flora com atributos estruturais semelhantes (BIOMAS..., s. d.). Segundo Patel (2010) o primeiro passo para gerar o mapa e os biomas é gerar o litoral, os litorais serão as bordas que irão dizer o que é água e o que é solo. Existem algumas formas de gerar o formato da ilha:

- Radial: gera ilhas circulares através de ondas senoidais.
- Perlin: utiliza o Perlin Noise para controlar a forma da ilha.
- Quadrado: preenche o mapa inteiro com solo.

É possível utilizar qualquer formato para gerar as ilhas, como ilustrado na Figura 2 (PATEL, 2010).

O próximo passo é calcular a elevação do terreno. A elevação será calculada através da distância de um polígono indicado como solo até o litoral, a elevação é definida pelos cantos dos polígonos (PATEL, 2010). Exemplificado na Figura 3.

Figura 2 – Diagrama de Voronoi separado em solo e mar



Fonte: [Patel \(2010\)](#)

Com a elevação, é possível gerar os biomas. Um exemplo seria elevações altas significa que é uma montanha, logo ela deve possuir neve. Adicionando mais uma camada, além da elevação, como a de umidade, podemos gerar uma variedade maior de biomas. A umidade é calculada de quão longe o polígono está de um corpo d'água.

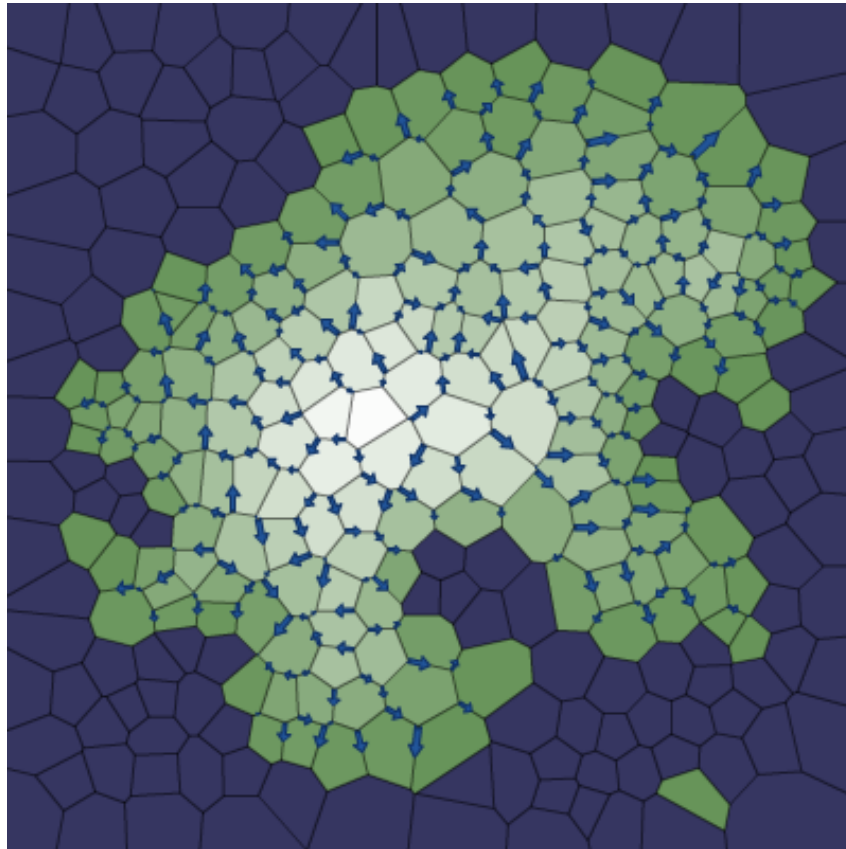
Diagrama de Whittaker

O diagrama de Whittaker é uma forma de dividir os terrenos gerados a partir da técnica de geração procedural. Esse diagrama inclui valores de temperatura e umidade para separar os biomas, exemplificado na Figura 4 ([WHITTAKER... , 2018](#)).

Usando a elevação como representante da temperatura de um bioma, é possível utilizar o diagrama de Whittaker. Fazendo alterações nesse diagrama, é possível adicionar ou remover biomas. Com essa nova camada possibilita a adição de rios ao mapa ([PATEL, 2010](#)) e assim obtendo o resultado apresentado na figura 5.

Para utilizar essa técnica de geração procedural de mapas, é necessário começar

Figura 3 – Diagrama de Voronoi separado em solo e mar com os cantos dos polígonos indicando a direção para o litoral



Fonte: [Patel \(2010\)](#)

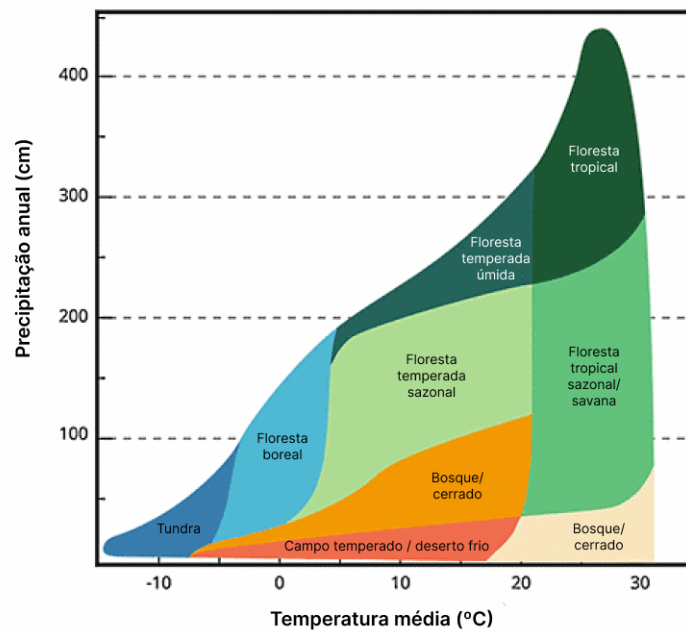
com uma imagem que sirva como base para a geração do mapa. É empregada a visão computacional para extrair dados da imagem.

2.2 Visão computacional

A visão computacional está em constante avanço, aproximando cada vez mais os computadores da capacidade visual humana. De acordo com Horst Haußecker e Bernd Jähne, no livro "Computer Vision and Applications" ([HAUßECKER BERND JÄHNE, 1999](#)), a visão computacional é uma área da computação que se dedica à interpretação de imagens por meio de algoritmos e técnicas de processamento de imagens. Essa área abrange a aquisição, processamento e análise de imagens, com o objetivo de extrair informações úteis para resolver problemas específicos.

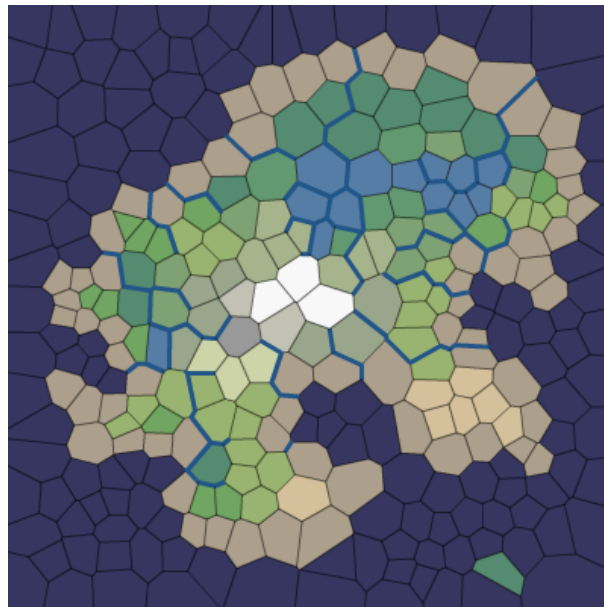
Segundo Richard Szeliski, no livro "Computer Vision: Algorithms and Applications" ([SZELISKI, 2022](#)), nas últimas décadas ocorreram avanços significativos na busca de aproximar a visão computacional da visão humana, porém não obteve total êxito. Isso ocorre porque, enquanto o olho humano enxerga com aparente facilidade as estruturas

Figura 4 – Diagrama de Whittaker



Fonte: Mendes (2019)

Figura 5 – Resultado final da geração do mapa

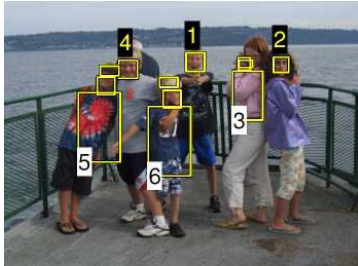


Fonte: Patel (2010)

tridimensionais e suas nuances, a visão computacional depende de técnicas matemáticas altamente precisas para recuperar a forma tridimensional e a aparência dos objetos.

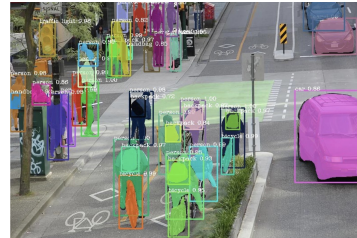
Nas figuras Figura 6 e Figura 7, evidencia-se a notável capacidade de um computador em distinguir, classificar e até mesmo compreender os elementos presentes em uma fotografia.

Figura 6 – Algoritmos de detecção facial e de roupas/cabelos por cor localizam e reconhecem pessoas nesta imagem



Fonte: [Szeliski \(2022\)](#)

Figura 7 – Segmentação de instâncias de objetos pode-se delinear cada pessoa e objeto em uma cena complexa



Fonte: [GmbH \(2023\)](#)

No entanto, apesar do sucesso no uso dessas técnicas, o computador ainda não consegue oferecer a mesma quantidade de detalhes na explicação de uma imagem como o olho humano. Isso se deve à maior facilidade do computador em compreender linguagem em comparação à visualização. A tarefa de ensinar um computador a ver e descrever com precisão e riqueza de detalhes o que está sendo observado é extremamente complexa ([SZELISKI, 2022](#)).

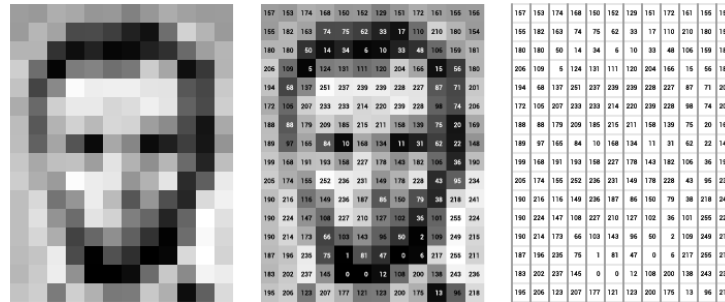
A visão é um elemento crucial para capacitar a inteligência artificial a realizar diversas tarefas. A fim de replicar a visão humana, é necessário que as máquinas sejam capazes de adquirir, processar, analisar e compreender imagens. ([MARR, 2019](#))

No processamento de computação visual, as imagens são adquiridas e representadas como uma matriz 2D de pixels. Cada pixel corresponde a um ponto na imagem e é representado por um valor numérico que varia de 0 a 255. Esses valores de pixel descrevem a intensidade da cor em uma escala de cinza caso a imagem de entrada esteja em preto e branco, pois se a imagem ter cores do espectro RGB o computador identificará três matrizes de canais referente as cores correspondentes. Dessa forma, um computador interpreta uma imagem como uma ou mais matrizes de números, permitindo que seja analisado e compreendido os detalhes visuais presentes na imagem Um exemplo dessa matriz exemplificado na Figura 8 do presidente dos Estados Unidos, Abraham Lincoln([AMINI, 2023](#)).

Os algoritmos de visão computacional utilizados atualmente são fundamentados em reconhecimento de padrões. O procedimento consiste em treinar computadores por meio de uma vasta quantidade de dados visuais. Os computadores processam imagens, rotulam os objetos nelas contidos e identificam padrões entre esses objetos ([BABICH, 2020](#)).

Esse processo de treinamento e reconhecimento de padrões permite que os computadores identifiquem objetos e compreendam seu contexto visual. Com essa capacidade, o computador consegue realizar tarefas como, por exemplo, reconhecimento facial Figura 6.

Figura 8 – Diagrama de dados de pixels. À esquerda, uma imagem de Lincoln; no centro, os pixels rotulados com números de 0 a 255, representando sua luminosidade; e à direita, apenas esses números.



Fonte: Babich (2020)

É bastante comum na área de visão computacional contarmos com o auxílio de modelos de inteligência artificial que capacitam o computador a reconhecer padrões e características nas imagens processadas.

2.3 Inteligência Artificial

Inteligência artificial é uma técnica científica que simula o pensamento humano de forma que possa ser executado em uma máquina, podendo ser utilizada para criar soluções com uma linha de progressão parecida ao raciocínio lógico. Isto permite ao computador reconhecer e interpretar o mundo ao redor com imagens e textos, criando-se uma ampla área de atuação que otimiza tarefas antes só realizadas por seres humanos (SILVA; MAIRINK, 2019).

A ideia geral de inteligência artificial foi apresentado primordialmente no artigo de Alan Turing — conhecido como pai da computação — denominado de *Computing Machinery and Intelligence* em 1950, outro conceito apresentado também foi o Teste de Turing, uma série de questionamentos que visa provar se a máquina pode executar um comportamento inteligente semelhante ao ser humano (BRASIL, 2023).

As aplicações de IA são várias, sendo algumas: controlar estoques de produtos nas empresas tanto na logística interna como externa, dirigir carros de forma autônoma, reconhecimento facial com base em vídeos ou fotos, criar imagens com base em um texto como na Figura 9, uma imagem criada usando plataforma DALL · E e até mesmo classificar em imagens, objetos e/ou pixels na área de segmentação (STEFANINI, 2020; RAMESH et al., 2021).

Figura 9 – Um robô futurista com design elegante e moderno, sentado em uma cadeira enquanto lê um livro sobre inteligência artificial. O robô tem um olhar pensativo e curioso enquanto aprende sobre o assunto



Fonte: DALL · E [Ramesh et al. \(2021\)](#)

2.3.1 Aprendizado de Máquina

Segundo [Woschank, Rauch e Zsifkovits \(2020\)](#), aprendizado de máquina é uma subcategoria de inteligência artificial que se refere a detecção de padrões importantes de uma base de dados. As ferramentas utilizadas aumentam a eficiência dos algoritmos para lidar com bases de dados grandes.

Portanto, essa técnica permite ao computador melhorar os resultados com base na experiência, isso indica uma relação direta entre o quanto o programa consumiu de dados e qualidade da solução do problema ([BROWN, 2021](#)).

Dentro desse nicho existem outros como: redes neurais, algoritmos evolucionários, algoritmos de busca, aprendizado por reforço, dentre outros. ([SIRCAR et al., 2021](#)).

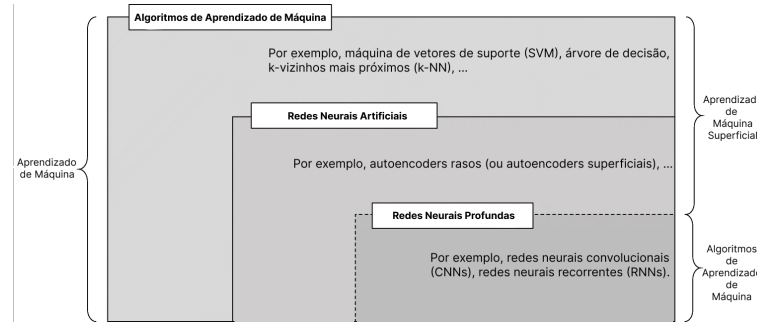
É possível observar uma hierarquia entre aprendizado de máquina e os principais termos, sendo eles: redes neurais artificiais e aprendizado profundo, ilustrado na Figura 10 ([JANIESCH; ZSCHECH; HEINRICH, 2021](#)).

2.3.1.1 Rede neural artificial

Uma rede neural artificial é uma representação matemática de unidades de processamento conectadas chamadas de neurônios artificiais. Essa arquitetura simula sinapses, cada sinal trocado entre os neurônios pode aumentar ou atenuar os sinais de outros durante o aprendizado([JANIESCH; ZSCHECH; HEINRICH, 2021](#)).

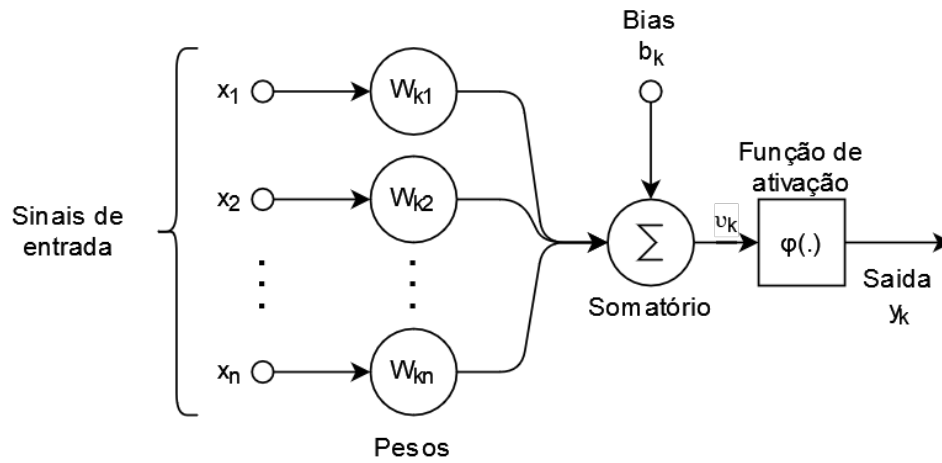
Observa-se na Figura 11 o funcionamento de um neurônio k . Os sinais de entradas são partes de um vetor x de tamanho n , sendo o vetor composto por $x_1, x_2...x_n$. Essas componentes são combinadas em uma soma ponderada utilizando seus respectivos pe-

Figura 10 – Ilustração da relação entre os principais tópicos de aprendizado de máquina



Fonte: Janiesch, Zschech e Heinrich (2021)

Figura 11 – Modelo de um neurônio não-linear.



Fonte: Haykin (1999)

sos, $w_{k1}, w_{k2} \dots w_{kn}$, formando assim a seguinte equação (MARTI; BARROS, 2017 apud HAYKIN, 1999):

$$v_k = \sum_{i=1}^n (x_i * w_{ki}) \quad (2.2)$$

O resultado dessa equação produz o potencial de ativação v_k , esse resultado é somado com o *bias* ou viés b_k para manipular a saída y_k do neurônio, essa soma é posta em uma função não-linear nomeada de função de ativação $\varphi(.)$. Essas funções mapeiam a saída em um intervalo $[0, 1]$ ou $[1, -1]$. A função de saída pode ser representada com a seguinte equação (MARTI; BARROS, 2017 apud HAYKIN, 1999):

$$y_k = \varphi(v_k + b_k) \quad (2.3)$$

O aprendizado ocorre na fase de treinamento, onde é ajustando os pesos w_k e o viés b_k de cada neurônio k . Os pesos w_k são utilizados para calcular a taxa de crescimento

da função e o viés b_k é necessário para descolar a saída da função. Com isso é possível modelar uma função linear $y = w^T * x + b$ (MARTI; BARROS, 2017).

Para cada amostra o modelo compara os resultados dos valores atuais dos pesos w_k e viés b_k com o resultado esperado (alvo). Uma função de perda é utilizada para gerar um vetor de gradientes e para quantificar o erro encontrado para a configuração atual do modelo. O modelo atualiza os pesos w_k e os viés b_k no sentido contrário do vetor de gradientes, buscando minimizar a função de perda de acordo com uma taxa de aprendizado (*learning rate*), esse processo é chamado de retropropagação ou *backpropagation* (MARTI; BARROS, 2017).

Ao combinar diversos neurônios artificiais forma-se uma rede neural artificial. Essas redes buscam simular o processamento de informação do cérebro humano (FERNEDA, 2006).

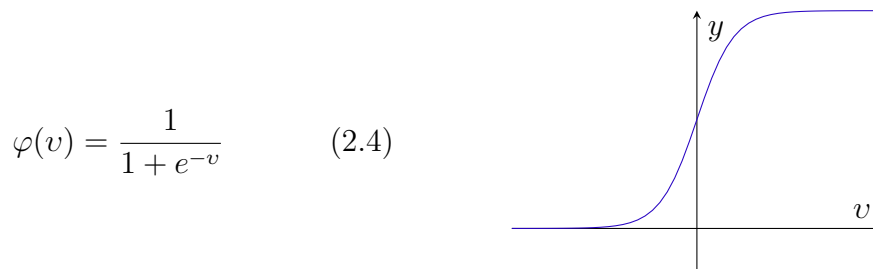
Nas redes neurais, os neurônios são organizados em grupos de unidade de processamento chamados camadas. A primeira e a última camada são nomeadas de camada de entrada e camada de saída, e as demais de camadas ocultas. As camadas mais próximas da entrada são responsáveis por identificar características mais primitivas e as seguintes combinam essas informações para identificar padrões mais complexos (MARTI; BARROS, 2017).

Função de ativação

A função de ativação retorna a saída de um neurônio (HAYKIN, 1999), aqui pode-se ver quatro tipos de funções de ativação:

1. Função *Sigmoid*, uma função não-linear que produz uma curva com a forma de "S". Usada para mapear valores previstos em probabilidades. Tem o valor de saída entre 0 e 1 (GHARAT, 2019). Segundo Gharat (2019), a função *Sigmoid* tem uma

Figura 12 – Gráfico da função *Sigmoid*.

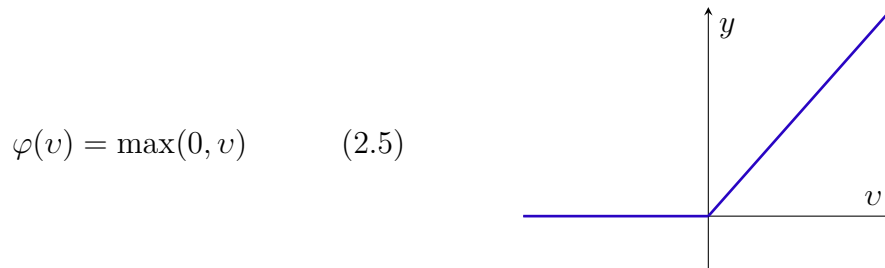


Fonte: Criação própria

convergência lenta, é computacionalmente cara e para valores muito extremos causa problemas na previsão.

2. Função *ReLU* (Unidade Linear Retificada), função não-linear inspirada nos neurônios do cérebro que retorna um valor positivo ou 0 (RIZZO; CANATO, 2020). A função

Figura 13 – Gráfico da função *ReLU*.

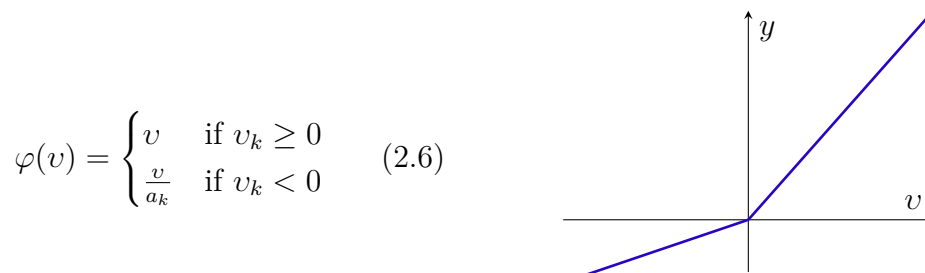


Fonte: Criação própria

ReLU é computacionalmente eficiente e converge rapidamente, porém quando a entrada da função se aproxima de zero a rede neural não consegue executar o retropropagação, sendo assim não há aprendizado (GHARAT, 2019).

3. Função *Leaky ReLU* (Unidade Linear Retificada com Vazamento), função não-linear variante da *ReLU* que retorna um valor positivo ou v/a_i , sendo a_i um valor na faixa $(1, \infty)$ (XU et al., 2015). Possui as mesmas características da função *ReLU*, mas

Figura 14 – Gráfico da função *ReLU*.

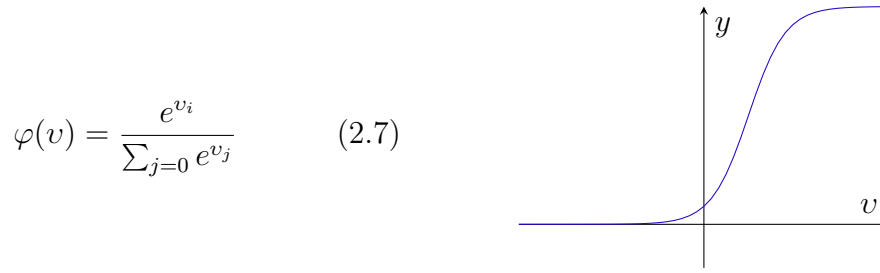


Fonte: Criação própria

sem o problema da retropropagação. (GHARAT, 2019).

4. Função *Softmax*, calcula a distribuição de probabilidades de um evento em "n" eventos e fornece a probabilidade do valor de entrada pertencer a uma classe específica, geralmente usada na camada de saída (GHARAT, 2019).

Com a função *Softmax* é possível normalizar a saída para valores entre 0 e 1, bem como calcular a probabilidade da entrada, e por causa dessas características é utilizada na camada de saída da rede neural (GHARAT, 2019).

Figura 15 – Gráfico da função *Softmax*.

Fonte: Criação própria

Função de perda

A função de perda é calculada na camada de saída, e serve para mensurar o sucesso obtido comparando com fórmulas o resultado predito com o resultado real do conjunto de dados. O resultado dessa função irá ajudar na retropropagação, *i.e.*, servirá para ajustar os pesos e vieses da conexão entre os neurônios para minimizar o erro. A seguir algumas funções de perda, pontuando que todo esse subtópico é baseado em [Alzubaidi et al. \(2021\)](#).

Softmax ou entropia cruzada ou logarítmica

Muito utilizada para medir a performance de uma rede neural convolucional principalmente quando o resultado tem várias classes. Antes dessa função de perda é necessário usar a função de ativação softmax descrita na Figura 15, pois precisa de uma saída dentro de uma distribuição de probabilidade. Sendo N o número de classes ou o número de neurônios na camada de saída.

$$H(p, y) = - \sum_{i=1}^N y_i \log(p_i) \quad (2.8)$$

Euclidiana ou erro quadrático médio

Muito utilizada para problemas de regressão.

$$H(p, y) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (p_i - y_i)^2 \quad (2.9)$$

Hinge

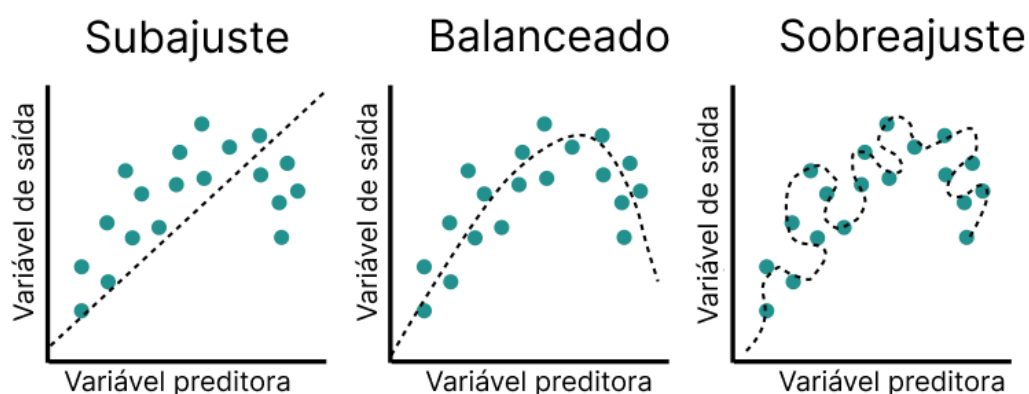
Muito utilizado para classificação binária.

$$H(p, y) = \sum_{i=1}^N \max(0, m - (2y_i - 1)p_i) \quad (2.10)$$

Regularização

Quando se modela uma arquitetura de redes neurais pode se chegar em três casos, sendo eles: subajuste (underfit), balanceado (optimal) e sobreajuste (overfit). O sobreajuste é quando, no treinamento, o modelo acerta as classes porém nos testes não, isso mostra uma dificuldade em generalizar as características. Já o subajuste não consegue pontuar bem em nenhum caso mostrando que o conjunto de dados de treinamento está pequeno para detectar padrões. Por outro lado, o balanceado é quando produz resultados bons tanto no conjunto de dados de treinamento quanto no de testes ([ALZUBAIDI et al., 2021](#); [TAYE, 2023](#)).

Figura 16 – Gráficos mostrando subajuste, balanceado e sobreajuste respectivamente



Fonte: [Educative \(2022\)](#)

Rede neural profunda

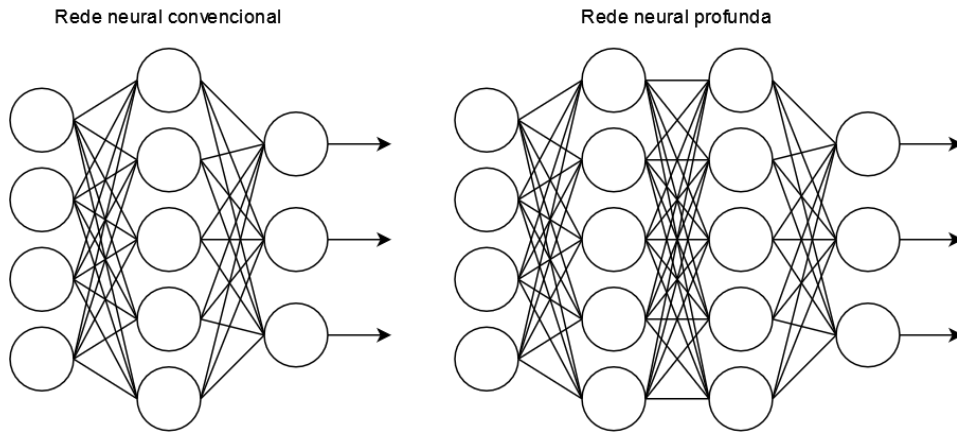
A principal diferença entre uma rede neural artificial e uma rede neural profunda é a quantidade de camadas, já que uma rede neural profunda possui várias camadas de processamento ([MARTI; BARROS, 2017](#) apud [HAYKIN, 1999](#)).

2.3.1.1.1 Redes neurais convolucionais

Uma rede neural convolucional é análoga à rede neural artificial, i.e., feita de neurônios que otimizam o aprendizado através dele mesmo. A principal diferença é que a rede neural convolucional é amplamente utilizada em soluções que detectam padrões em imagens, logo existem funcionalidades específicas da própria arquitetura para essa tarefa ([O'SHEA; NASH, 2015](#)).

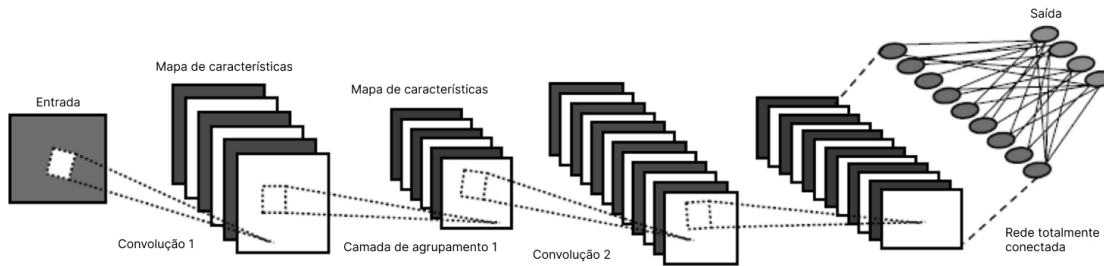
Uma arquitetura básica de uma rede neural convolucional tem as seguintes camadas: convolucional, agrupamento e totalmente conectada. Ilustrada na Figura 18 ([SARKER, 2021](#)).

Figura 17 – Comparação de uma rede neural convencional com uma rede neural profunda.



Fonte: Criação própria

Figura 18 – Camadas principais de uma rede neural convolucional

Fonte: [Sarker \(2021\)](#)

Camada convolucional

Segundo [Taye \(2023\)](#) camada convolucional é essencial para esse tipo de arquitetura e usa um filtro — ou kernel — para aplicar na imagem e direcionar para o próximo neurônio. Esse filtro é uma matriz de números que terá uma operação aplicada em todos os pixels da imagem — que também é representado por matriz(es) — as informações cruciais para esse filtro são: tamanho, largura e pesos. Isto é utilizado para extrair características com uma base matemática, criando uma relação direta entre um pixel e os pixels ao redor. Os pesos começam de forma pseudoaleatórias e são ajustados no decorrer do aprendizado. O resultado dessa camada é chamado de mapa de características. O tamanho da saída será baseado na fórmula abaixo sendo os tamanhos I da imagem, F do filtro e a S da saída ([TAYE, 2023](#)).

$$\begin{aligned} I_x - F_x + 1 &= S_x \\ I_y - F_y + 1 &= S_y \end{aligned} \quad (2.11)$$

A seguir um exemplo dos passos para construir a matriz resultante baseado em [Alzubaidi et al. \(2021\)](#).

Matriz 2x4		Filtro 2x2		Resultado
$\begin{bmatrix} \boxed{0} & \boxed{2} & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	\otimes	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}$	$=$	$\begin{bmatrix} \boxed{1} & - & - \end{bmatrix}$
$\begin{bmatrix} 0 & \boxed{2} & \boxed{1} & 0 \\ 1 & \boxed{0} & \boxed{0} & 1 \end{bmatrix}$	\otimes	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}$	$=$	$\begin{bmatrix} 1 & \boxed{1} & - \end{bmatrix}$
$\begin{bmatrix} 0 & 2 & \boxed{1} & \boxed{0} \\ 1 & 0 & \boxed{0} & \boxed{1} \end{bmatrix}$	\otimes	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}$	$=$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & \boxed{2} \end{bmatrix}$

Tamanho do passo e preenchimento

O tamanho do passo — ou stride — serve para especificar a distância de pixels entre os passos da camada. No exemplo acima esse parâmetro é definido como 1, por isso a matriz selecionada pula 1 pixel para direita entre os passos. Esse valor altera o tamanho da matriz resultante ([SARKER, 2021](#)).

O preenchimento — ou padding — é uma técnica utilizada para manter o mesmo tamanho da entrada, adicionando bordas com zeros antes das operações da camada para ter como saída uma matriz da mesma dimensão da matriz original. Isso é usado devido a desvantagem em perder os detalhes nas bordas das imagens no processamento de uma camada ([SARKER, 2021](#)).

Camada de agrupamento

A camada de agrupamento — ou pooling — tem como tarefa primordial uma técnica para reduzir o tamanho do mapa de características, porém preservando os padrões mais relevantes. Dentre os recursos essenciais dessa camada estão o tamanho do agrupamento e a operação que será realizada. O maior problema dessa camada é pelo fato dela apenas identificar onde essas características estão e se existem ou não, *i.e.*, dependendo de qual operação e a quantidade de camadas pode não ser possível guardar as principais características de forma íntegra causando uma redução no desempenho final da predição ([SARKER, 2021](#)).

Existem vários tipos de agrupamento, os mais utilizados são: agrupamento máximo, agrupamento médio e agrupamento global médio que estão explicados abaixo em exemplos baseados em [Alzubaidi et al. \(2021\)](#).

Agrupamento máximo

É definido o resultado com base no máximo encontrado pelo tamanho do agrupamento, exemplo a seguir usando um mapa de características com tamanho 4x4 e agrupamento de tamanho 2x2.

$$\begin{bmatrix} \boxed{4 \ 25} & 44 & 10 \\ \boxed{8 \ 14} & 8 & 33 \\ 17 & 2 & 16 & 34 \\ 5 & 13 & 24 & 7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boxed{25} & 44 \\ 17 & 34 \end{bmatrix}$$

Agrupamento médio

É definido o resultado com base na média encontrada pelo tamanho do agrupamento, exemplo a seguir usando um mapa de características com tamanho 4x4 e agrupamento de tamanho 2x2.

$$\begin{bmatrix} \boxed{4 \ 25} & 44 & 10 \\ \boxed{8 \ 14} & 8 & 33 \\ 17 & 2 & 16 & 34 \\ 5 & 13 & 24 & 7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boxed{12} & 23 \\ 9 & 20 \end{bmatrix}$$

Agrupamento global médio

É definido o resultado com base na média geral do mapa o que sempre tem como saída uma matrix 1x1, exemplo a seguir usando um mapa de características com tamanho 4x4.

$$\begin{bmatrix} 4 & 25 & 44 & 10 \\ 8 & 14 & 8 & 33 \\ 17 & 2 & 16 & 34 \\ 5 & 13 & 24 & 7 \end{bmatrix} = [16]$$

Camada totalmente conectada

A camada totalmente conectada geralmente é utilizada no final da arquitetura e cria a partir de cada neurônio uma ligação direta para cada etiqueta final. Isso torna essa camada extremamente pesada computacionalmente. O número de neurônios dessa camada é equivalente ao número de classes propostas. Além disso é quando chega nessa camada que a função de perda é calculada e se inicia a retropropagação (ALZUBAIDI et al., 2021; TAYE, 2023).

Aperfeiçoamento

Segundo [Alzubaidi et al. \(2021\)](#), [Taye \(2023\)](#) existem algumas técnicas para aperfeiçoar os resultados do modelo, sendo elas:

- Dropout: Muito utilizada para evitar sobreajuste pois esta técnica irá desligar um neurônio aleatoriamente colocando a saída dele como zero no processo de treinamento e portanto forçará o modelo a aprender a identificar características diferentes em outros neurônios possibilitando a generalização do modelo.
- Aumentar o tamanho do conjunto de dados: caso não seja possível criar ou encontrar um maior existem técnicas para aumentar artificialmente acrescentando pequenas mudanças nas imagens existentes, algumas são rotacionar, recortar e inverter horizontalmente ou verticalmente.
- Normalização em lote: normaliza as saídas para treinar a rede mais rápido
- Aumentar o tempo de treinamento
- Aumentar a profundidade ou largura da arquitetura
- Ajustar os hiperparâmetros

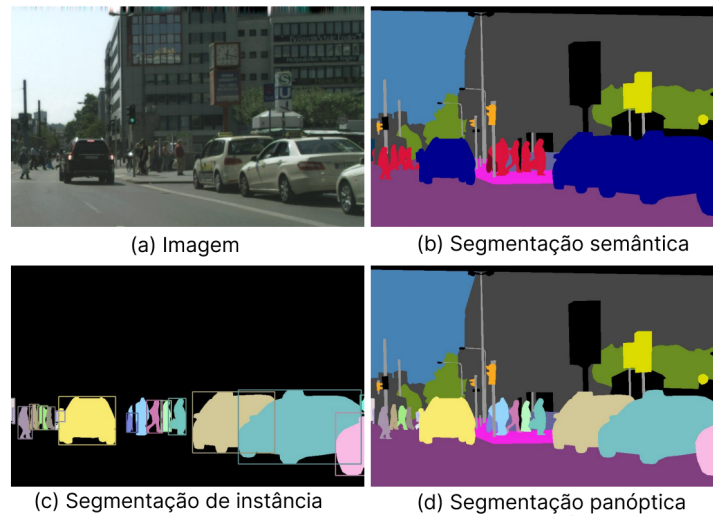
Segmentação

O estudo de segmentação semântica dentro da área de redes neurais convolucionais têm três principais nichos, sendo eles: segmentação semântica que é a classificação por pixel, a segmentação de instância que atribui um id para cada objeto encontrado de uma classe, e a segmentação panóptica que junta as duas anteriores para criar uma imagem semelhante a saída de segmentação semântica porém separando objetos de mesma classe sendo essa a mais recente e completa, a diferença entre esses três tipos está ilustrado na Figura 19 ([ULKU; AKAGÜNDÜZ, 2022](#); [WANGENHEIM, 2021](#)).

Segmentação semântica

A segmentação semântica começou a ter resultados satisfatórios a partir de redes totalmente convolucionais, com o objetivo de segmentar imagens classificando pixels, esse modelo descarta a camada totalmente conectada pois a saída deverá ser uma imagem e não uma classificação — isso a torna mais rápida para treinar do que as redes neurais convolucionais —, logo usa camadas deconvolucionais para transformar a matriz de características em uma imagem de qualquer dimensão na saída. A RTC criou a arquitetura chamada de salto (ou conexões) que serve para evitar perdas em camadas de agrupamento criando conexões entre camadas não consecutivas — geralmente entre camadas convolucionais e

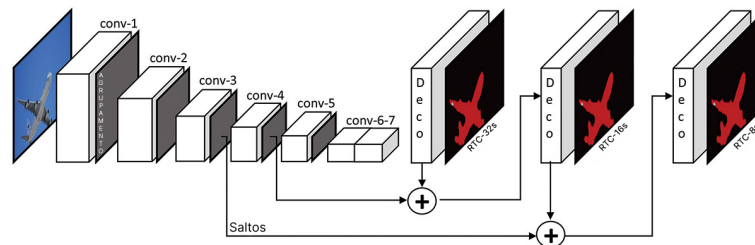
Figura 19 – Tipos de segmentação em redes neurais convolucionais



Fonte: Kirillov et al. (2019)

deconvolucionais — como apresentado na Figura 20, a arquitetura de salto evoluiu para arquitetura codificador-decodificador.

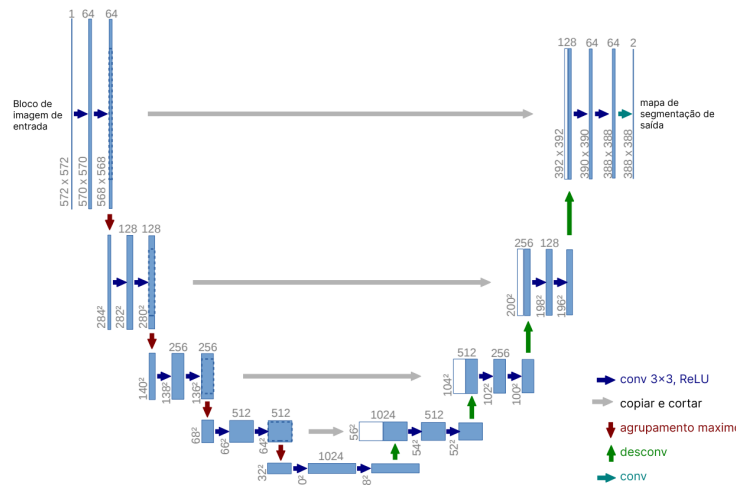
Figura 20 – Exemplo de arquitetura de rede totalmente convolucional



Fonte: Ulku e Akagündüz (2022)

A arquitetura codificador-decodificador — ou Encoder-Decoder —, é separada em dois passos: o primeiro para convergir no mapa de características — chamado de codificador — e o segundo para reverter — chamado de decodificador — as camadas de agrupamento para aumentar a dimensão da saída, usando camadas deconvolucionais e de desagrupamento. Outra característica importante é a conexão entre camadas de mesmo nível, como por exemplo a arquitetura UNet, que foi a primeira a implementar o padrão Codificador-Decodificador. Na Figura 21 pode-se observar que tem formato da letra U, sendo a descida a parte de codificação e subida decodificação (ULKU; AKAGÜNDÜZ, 2022; WANGENHEIM, 2021; RONNEBERGER; FISCHER; BROX, 2015).

Figura 21 – Arquitetura codificador-decodificador UNet



Fonte: [Ronneberger, Fischer e Brox \(2015\)](#)

Segmentação de instância

Outro problema dentro da área de visão computacional é a detecção de objetos, a primeira solução foi com Características de regiões com RNC — Regions with CNN features (R-CNN) — que se resume em dividir a imagem de entrada em regiões de interesse e nessas regiões aplicar uma RNC. A arquitetura que seleciona essas regiões é chamada de Rede de Proposta de Região (RPR) — ou Region Proposal Network (RPN) — o que auxilia na detecção por caixas delimitadoras. Essa ideia inicial foi estendida para segmentação de instância criando também máscara nos objetos, como por exemplo a arquitetura Mask R-CNN ([ULKU; AKAGÜNDÜZ, 2022](#); [WANGENHEIM, 2021](#)).

A arquitetura Mask R-CNN é derivado do Fast R-CNN — aprimoramento do R-CNN aplicando conceito RoIPool para classificar — onde há uma segmentação de máscara em cada RoI — ou Região de interesse — paralela com a classificação da caixa delimitadora. A máscara é classificada com uma pequena RTC em cada RoI. Além de ter uma pequena melhoria na RoIPool, pois havia um problema de alinhamento nas localizações espaciais exatas, essa camada é chamada de RoIAlign ([HE et al., 2017](#)).

Segmentação panóptica

Um problema encontrado na segmentação semântica é que objetos de mesma classe não são separados como na segmentação de instância, logo surgiu uma ideia para criar uma solução usando as duas técnicas. Esse conceito surgiu do trabalho [Kirillov et al. \(2019\)](#) e consiste na definição geral da ideia, uma métrica — que será explicada posteriormente — unificada para classificar os resultados do modelo além de fazer a distinção entre coisas — ou stuff — que não são contáveis, como o céu e os objetos — ou things — que são

contáveis como carros, pessoas, etc. Os principais conjunto de dados para tarefa panóptica são COCO-Panoptic, Cityscapes, Mapillary Vistas, ADE20K, e Indian Driving Dataset. Cada conjunto de dados possui diversas classes para o modelo aprender (BARLA, 2022).

Métricas, técnicas e resultados

Com base no contexto acima percebe-se que a segmentação panóptica é a mais completa e por efeito de estudos será utilizado o mesmo para concluir o trabalho. Como nesse nicho existem várias alternativas será abordado algumas métricas, técnicas e resultados para selecionar o modelo.

União sobre intersecção

A união sobre intersecção — Intersection over Union (IoU) — ou índice de Jaccard é uma métrica muito utilizada para calcular a eficiência de modelos de segmentação, ela se baseia em encontrar uma relação entre a área das classes da imagem de saída com as classes na imagem do conjunto de dados, segue a exemplificação da Equação (2.12) (ULKU; AKAGÜNDÜZ, 2022; WANGENHEIM, 2021; KIRILLOV et al., 2019):

$$IoU = \frac{\text{Área de intersecção}}{\text{Área de união}} \quad IoU(p_i, g) = \frac{p_i \cap g}{p_i \cup g} \quad (2.12)$$

Classificação de conjuntos

A classificação de conjuntos é uma técnica para criar relações entre a imagem de predição e a imagem do conjunto de dados. Ela se divide em três classificações sendo elas: Positivos Verdadeiros — ou True Positives(TP) — sendo o requisito ter uma intersecção significativa entre classes iguais, *i.e.*, $IoU > 0.5$, Falso Positivos — ou False Positives(FP) — quando um objeto não é correspondido na imagem de predição e por fim Falso Negativos — False Negatives(FN) — quando um objeto não é correspondido na imagem do conjunto de dados. Pode-se observar esses conceitos de conjuntos na Figura 22 (KIRILLOV et al., 2019).

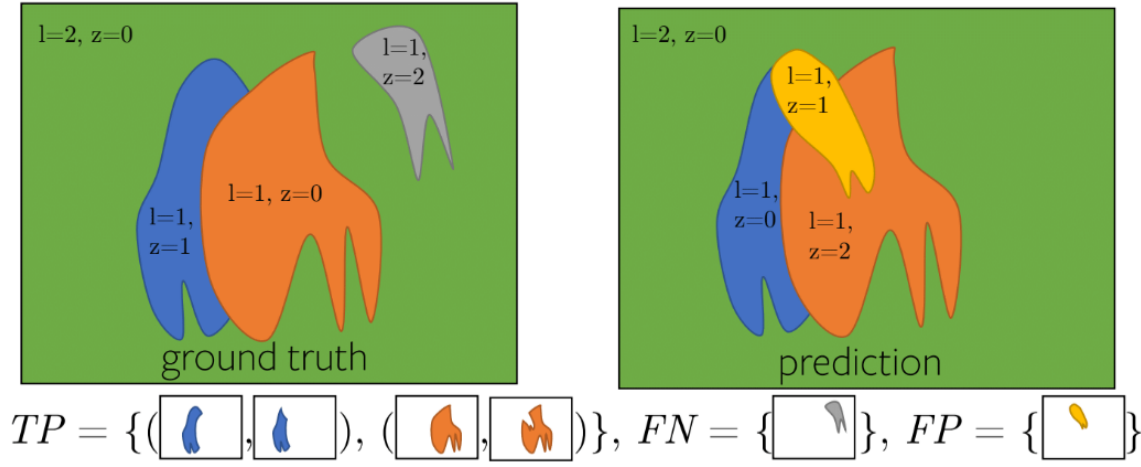
Qualidade panóptica

A qualidade panóptica — ou Panoptic Quality (PQ) — foi definido pela primeira vez no artigo Kirillov et al. (2019), e se resume na fórmula:

$$PQ = \frac{\sum_{(p,g) \in TP} IoU(p, g)}{|TP| + \frac{1}{2}|FP| + \frac{1}{2}|FN|} \quad (2.13)$$

Multiplicando a Equação (2.13) por $\frac{|TP|}{|TP|}$ tem-se:

Figura 22 – Exemplo da classificação dos conjuntos usados nas métricas de segmentação



Fonte: Kirillov (2019)

$$PQ = \underbrace{\frac{\sum_{(p,g) \in TP} IoU(p,g)}{|TP|}}_{\text{Segmentation Quality (SQ)}} \times \underbrace{\frac{|TP|}{|TP| + \frac{1}{2}|FP| + \frac{1}{2}|FN|}}_{\text{Recognition Quality (RQ)}} \quad (2.14)$$

Portanto pode-se concluir que PQ é apenas uma simplificação para uma fórmula que contém uma relação entre métricas de segmentação semântica e de instância.

Resultados de modelos do nicho de segmentação panóptica

Os resultados são de uma competição em aberto criada pela Cytiscapes Dataset, essa competição tem várias modalidades e esses são referentes ao nicho de segmentação panóptica utilizando a métrica PQ na classe de pessoas (DATASET, 2023).

Tabela 1 – Top 15 modelos que melhor classificam pessoas com métrica P em segmentação panóptica

Nome do modelo	PQ (%)
EfficientPS [Mapillary Vistas]	61,6
EfficientPS [Cityscapes-fine]	60,9
Panoptic-DeepLab w/ SWideRNet [Mapillary Vistas + Pseudo-labels]	60,6
hri_panoptic	60,6
Naive-Student (iterative semi-supervised learning with Panoptic-DeepLab)	60,2
Panoptic-DeepLab w/ SWideRNet [Mapillary Vistas]	59,8
iFLYTEK-CV	59,2
Panoptic-DeepLab [Mapillary Vistas]	58,5
Panoptic-DeepLab w/ SWideRNet [Cityscapes-fine]	58,4
Seamless Scene Segmentation	57,7
Axial-DeepLab-XL [Mapillary Vistas]	57,2
Unifying Training and Inference for Panoptic Segmentation [COCO]	56,5
kMaX-DeepLab [Cityscapes-fine]	56
Axial-DeepLab-L [Mapillary Vistas]	55,9
TASCNet-enhanced	55,2

EfficientPS

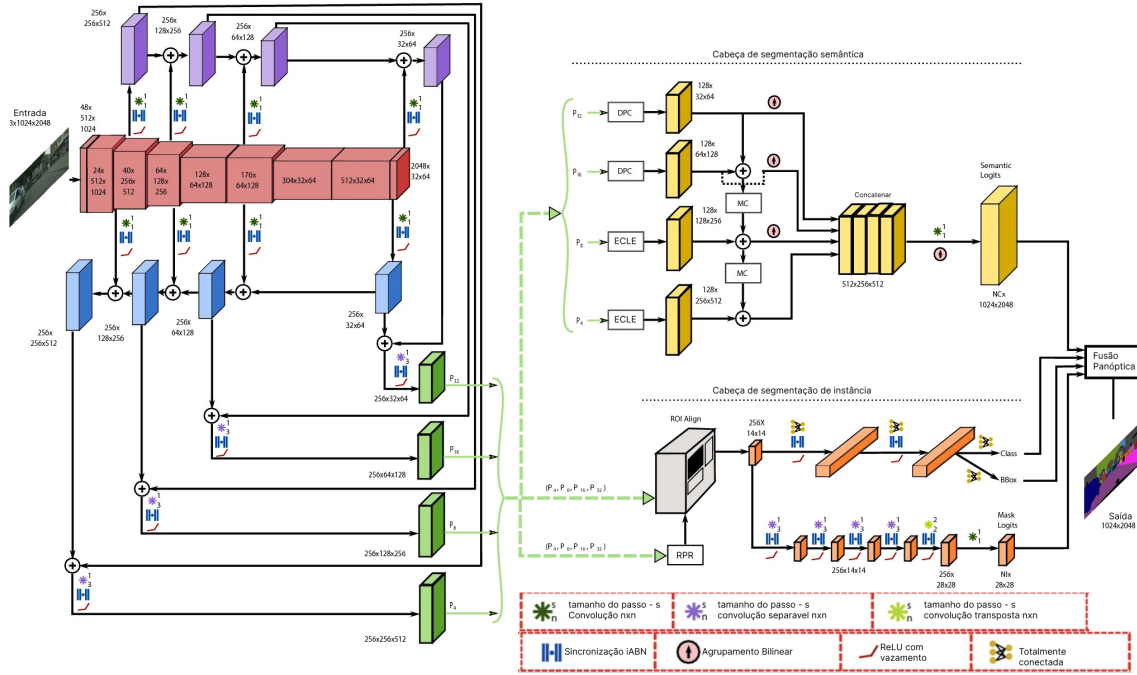
EfficientPS é uma solução para a segmentação panóptica proposta no artigo [Mohan e Valada \(2021\)](#), o trabalho apresenta uma arquitetura que se inicia com um backbone — parte para identificar características — usando uma Rede de Pirâmide de Características(RPC)¹ de 2 caminhos seguido de dois cabeçotes paralelos um para uma arquitetura de segmentação semântica que é autoria deles e outra de instância com modificações baseadas na topologia Mask R-CNN e finalmente a saída dos dois cabeçotes são combinadas no módulo de fusão panóptica para gerar a saída final com a imagem de segmentação panóptica, esta arquitetura é ilustrada na Figura 23.

Backbone da rede

A espinha dorsal — ou backbone — se consiste em uma codificação combinado a uma bifurcação paralela usando RPC. O codificador é essencial para arquiteturas de segmentação e para melhorar a capacidade de representação é necessário aumentar o número de parâmetros e a complexidade, porém nesse artigo os autores chegaram numa solução balanceada nesse quesito. O codificador contém nove blocos (em vermelho), mostrado na Figura 23 e a 2º, 3º, 5º e 9º saídas — da esquerda para direita — correspondem aos fatores de redução de amostragem x4,x8,x16 e x32 respectivamente. Essas saídas vão conectar com a bifurcação paralela que são de sentidos opostos para gerar mais detecções de características. Após isso será feita uma combinação entre camadas de mesma dimensão

¹ Estrutura de pirâmide para extrair características em várias escalas de uma imagem ([LIN et al., 2016](#))

Figura 23 – Arquitetura geral do EfficientPS



Fonte: Mohan e Valada (2021)

utilizando camadas de convolução separável em profundidade — divide em etapa espacial e de canal, aplicada a cada canal e cada pixel de saída respectivamente — resultando nas saídas $P_4 + P_8 + P_{16} + P_{32}$ (MOHAN; VALADA, 2021; LIMA, 2021).

Cabeçote de Segmentação Semântica

O cabeçote de segmentação semântica é autoria dos autores e é dividido em três módulos sendo eles: Extrator de Características em Larga Escala (ECLE) — ou Large Scale Feature Extractor (LSFE) — para capturar recursos finos em larga escala de forma eficiente, módulo DPC deve ser capaz de capturar contexto de longo alcance, porém em pequena escala e o módulo MC deve ser capaz de mitigar a incompatibilidade entre recursos de grande e pequena escala nas camadas de agregação (MOHAN; VALADA, 2021).

As quatro entradas do cabeçote $P_4 + P_8 + P_{16} + P_{32}$ são separadas, sendo $P_{16} + P_{32}$ — pequena escala — alimentam dois módulos DPC paralelos e $P_4 + P_8$ — larga escala — alimentam dois módulos ECLE paralelos (MOHAN; VALADA, 2021).

Cabeçote de segmentação de instância

Este cabeçote é derivada da arquitetura Mask R-CNN e as modificações foram três, sendo: trocar a convolução padrão por convolução separável em profundidade — para reduzir o número de parâmetros consumidos pela rede —, camada de normalização

em lote foi substituída por iABN Sync² e a função ReLU definida em Equação (2.5) por Leaky ReLU definida em Equação (2.6) (MOHAN; VALADA, 2021; LIMA, 2021; SCHUMACHER, s. d.).

Módulo de fusão panóptica

O módulo da fusão panóptica é necessário para construir a imagem com segmentação panóptica. Nessa parte os resultados são unidos aos dois cabeçotes anteriormente explicados. Esta tarefa não é simples pois é necessário criar uma lógica para obter o melhor resultado diante das sobreposições encontradas. O módulo foi criado no intuito de ser adaptativo e usar as duas entradas de forma equivalente (MOHAN; VALADA, 2021).

Resumindo o módulo aplica algumas técnicas para reduzir o número de instâncias baseando-se na métrica logist — valor numérico que pontua confiança — aplica algumas agregações entre os resultados dos dois cabeçotes e desenha com fundo preto as instâncias com melhor classificação de confiança, logo depois preenche com a parte de stuff — classes semânticas sem importância — da entrada semântica (MOHAN; VALADA, 2021).

2.4 Trabalhos relacionados

Esta seção destina-se a análise e discussão da metodologia e dos resultados propostos por Leite e Lima (2015), Kirillov et al. (2019).

Geração Procedural de Mapas para Jogos 2D

No trabalho Leite e Lima (2015), é apresentado uma solução simples para criar mapas de cavernas, calabouços e ilhas para jogos 2D. O algoritmo foi dividido em três partes sendo elas: geração recursiva de terrenos, validação de tamanho e correção da coesão. Os autores concluíram que não existe literatura sobre geração procedural de salas diversas e corredores distintos como o algoritmo proposto. Sugerem duas possibilidades para trabalhos futuros sendo elas: usar algoritmos genéticos para mensurar a qualidade dos mapas gerados e promover pela seleção natural e a outra possibilidade é mesclar o algoritmo proposto com técnicas de geração de salas interligadas por corredores, de forma a possibilitar a criação de mapas com algumas salas pré-definidas inseridas em um mapa aberto contínuo.

Panoptic Segmentation

No trabalho Kirillov et al. (2019) é definido a ideia geral de segmentação panóptica além de definir conceitos importantes como coisas e objetos e a métrica unificada para

² normalização em lotes entre cores de GPU para aumentar o desempenho

medir o desempenho de modelos dessa área. Também é feito alguns testes comparando resultados humanos com um modelo simples proposto com eles combinando PSPNet e Mask R-CNN usando a métrica de qualidade panóptica definida por eles. Os resultados mostraram a superioridade humana na segmentação panóptica em três conjuntos de dados diferentes, sendo eles: Cityscapes, ADE20k e Vistas. As métricas usadas foram qualidade panóptica, qualidade semântica, qualidade de reconhecimento, qualidade panóptica de coisas e qualidade panóptica de objetos. O melhor resultado para a máquina em comparação com o humano foi no conjunto de dados Cityscapes avaliando a qualidade semântica, sendo 84,1 para o humano e 80,9 para máquina. O pior resultado para a máquina em relação ao humano foi no conjunto de dados ADE20k na qualidade panóptica de coisas, sendo 71,0 para os humanos e 24,5 para a máquina.

Polygonal Map Generation for Games

No artigo de [Patel \(2010\)](#) é apresentado toda uma jornada de desenvolvimento de um algoritmo de geração procedural de conteúdo, é mostrando as técnicas para gerar o mapa com o diagrama de Voronoi, gerar os rios e biomas utilizando as camadas de elevação e umidade do polígono e a aplicando isso no diagrama de Whittaker para definir o bioma do polígono. Também é apresentado uma técnica para adicionar ruídos nas arestas dos polígonos fazendo com que o mapa se torne mais orgânico e realista.

3 Desenvolvimento

Neste capítulo, é apresentada a descrição da proposta e relatado o processo de desenvolvimento e avaliação da mesma.

3.1 Proposta

Este trabalho tem como proposta a utilização de um modelo de inteligência artificial para segmentação panóptica que irá classificar os pixels na imagem e permitir que os usuários gerem mapas procedurais a partir da seleção de um dos segmentos da imagem.

Utilizando o modelo EfficientPS é possível fazer a segmentação panóptica, segue um exemplo na Figura 24 e na Figura 25. O modelo citado está disponível no GitHub dos próprios autores [Mohan e Valada \(2021\)](#) e será treinado com a combinação de pelo menos dois conjuntos de dados citados anteriormente. No resultado apenas será identificado os pixels de classes contidas nos conjuntos de dados escolhidos, portanto é possível que em uma imagem não seja identificado nada:

Figura 24 – Imagem de entrada para rede neural.



Fonte: [Kirillov et al. \(2019\)](#)

Após a segmentação da imagem o usuário poderá selecionar qual parte da imagem será utilizada para gerar a ilha.

Feito a seleção será gerado um diagrama de Voronoi que funcionará como um filtro em cima dessa imagem, assim gerando a ilha e os biomas.

Usou-se como base para a geração procedural do mapa o artigo [Polygonal Map Generation for Games](#) com uma implementação não oficial porém baseada no artigo feito em Python.

3.3 Metodologia

Referências

ALZUBAIDI, L. et al. Review of deep learning: concepts, cnn architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, v. 8, n. 1, p. 53, Mar 2021. ISSN 2196-1115. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>>. Citado 5 vezes nas páginas 30, 32, 33, 34 e 35.

AMINI, A. *MIT 6.S191: Convolutional Neural Networks*. 2023. Disponível em: <https://www.youtube.com/watch?v=NmLK_WQBxB4&t=1337s>. Citado na página 24.

BABICH, N. *What Is Computer Vision? How Does It Work?* 2020. <<https://xd.adobe.com/ideas/principles/emerging-technology/what-is-computer-vision-how-does-it-work/>>. Acesso em: 18-05-2023. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.

BARLA, N. *Panoptic Segmentation: Definition, Datasets & Tutorial 2023*. 2022. V7 Labs. Disponível em: <<https://www.v7labs.com/blog/panoptic-segmentation-guide>>. Citado na página 37.

BIOMAS: características e tipos. [S.l.]: Maestrovirtuale.com, s. d. <<https://maestrovirtuale.com/biomas-caracteristicas-e-tipos/>>. Acessado: 2023-06-05. Citado na página 20.

BRASIL, R. N. G. *Quem inventou a inteligência artificial? Veja como nasceu uma das sensações da ciência*. 2023. Disponível em: <<https://www.nationalgeographicbrasil.com/ciencia/2023/03/quem-inventou-a-inteligencia-artificial-veja-como-nasceu-uma-das-sensacoes-da-ciencia>>. Citado na página 25.

BROWN, S. *Machine learning, explained*. 2021. <<https://mitsloan.mit.edu/ideas-made-to-matter/machine-learning-explained>>. Acessado: 2023-05-11. Citado na página 26.

CLEMENT, J. *Number of games released on Steam worldwide from 2004 to 2022*. 2023. <<https://www.statista.com/statistics/552623/number-games-released-steam/>>. Acessado: 2023-03-14. Citado na página 17.

DATASET, C. *Panoptic Semantic Labeling Task - PQ on class-level*. 2023. <<https://www.cityscapes-dataset.com/benchmarks>>. Citado na página 39.

DORMANS, J. *Adventures in level design: Generating missions and spaces for action adventure games*. Weesperzijde 190, 1097DZ Amsterdam, The Netherlands, 2010. Citado na página 19.

EDUCATIVE. *Overfitting and underfitting*. [S.l.]: Educative, 2022. <<https://www.educative.io/>>. Acessado: 2023-06-01. Citado na página 31.

FERNEDA, E. Redes neurais e sua aplicação em sistemas de recuperação de informação. *Ciência da Informação*, SciELO Brasil, v. 35, n. 1, p. 41–53, 2006. Disponível em: <<https://www.scielo.br/j/ci/a/SQ9myjZWLxnyXfstXMgCdcH/>>. Citado na página 28.

- FOFFANO, G. Sea of thieves: Branle-bas de combat bande de forbans. Le Café du Geek, 2020. Disponível em: <<https://lecafedugeek.fr/sea-of-thieves-branle-bas-de-combat-bande-de-forban/>>. Citado na página 17.
- GHARAT, S. *What, Why and Which?? Activation Functions*. 2019. Medium. Acessado: 2023-05-24. Disponível em: <<https://medium.com/@snaily16/what-why-and-which-activation-functions-b2bf748c0441>>. Citado 2 vezes nas páginas 28 e 29.
- GMBH, H. *Instance Segmentation*. 2023. <<https://hasty.ai/docs/mp-wiki/model-families/instance-segmentor>>. Citado na página 24.
- HAUBECKER BERND JÄHNE, B. J. H. *Handbook of computer vision and applications*. [S.l.]: ACADEMIC PRESS, 1999. ISBN 0-12-379770-5 (set). — ISBN 0-12-379771-3 (v. 1). Citado na página 22.
- HAYKIN, S. S. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. [S.l.]: Prentice Hall, 1999. Citado 3 vezes nas páginas 27, 28 e 31.
- HE, K. et al. Mask R-CNN. *CoRR*, abs/1703.06870, 2017. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1703.06870>>. Citado na página 37.
- JANIESCH, C.; ZSCHECH, P.; HEINRICH, K. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, v. 31, n. 3, p. 685–695, Sep 2021. ISSN 1422-8890. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>>. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 27.
- KIRILLOV, A. *Panoptic Segmentation: Task and Approaches*. [S.l.]: CVPR, 2019. <<http://feichtenhofer.github.io/cvpr2019-recognition-tutorial/>>. Acessado em 2023-06-05. Citado na página 38.
- KIRILLOV, A. et al. *Panoptic Segmentation*. 2019. Citado 8 vezes nas páginas 17, 36, 37, 38, 39, 42, 43 e 44.
- LEITE, G.; LIMA, E. Soares de. Geração procedural de mapas para jogos 2d. In: . [s.n.], 2015. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/297704013_Geracao_Procedural_de_Mapas_para_Jogos_2D>. Citado na página 42.
- LIMA, A. Redes neurais convolucionais separáveis em profundidade. *Acervo Lima*, 11 2021. Disponível em: <<https://acervolima.com/redes-neurais-convolucionais-separaveis-em-profundidade/>>. Citado na página 41.
- LIN, T. et al. Feature pyramid networks for object detection. *CoRR*, abs/1612.03144, 2016. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1612.03144>>. Citado na página 40.
- LISBOA, A. O que é um jogo procedural? *Canaltech*, 2022. Disponível em: <<https://canaltech.com.br/games/o-que-e-um-jogo-procedural-228162/>>. Citado na página 17.
- MARR, B. *7 Amazing Examples Of Computer And Machine Vision In Practice*. 2019. <<https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2019/04/08/7-amazing-examples-of-computer-and-machine-vision-in-practice/?sh=4ee6506b1018>>. Acesso em: 18-05-2023. Citado na página 24.

- MARTI, L.; BARROS, T. Aprendizado profundo: Fundamentos, histórico e aplicações. In: SBC. *Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Sistemas Colaborativos*. [S.l.], 2017. Citado 3 vezes nas páginas 27, 28 e 31.
- MENDES, M. *Ecologia 02 - Os grandes biomas terrestres*. 2019. <<http://maxaug.blogspot.com/2019/07/ecologia-02-os-grandes-biomas-terrestres.html>>. Acessado: 2023-06-05. Citado na página 23.
- MOHAN, R.; VALADA, A. Efficientps: Efficient panoptic segmentation. *International Journal of Computer Vision (IJCV)*, 2021. Disponível em: <<https://github.com/DeepSceneSeg/EfficientPS>>. Citado 3 vezes nas páginas 40, 41 e 43.
- O'SHEA, K.; NASH, R. An introduction to convolutional neural networks. *CoRR*, abs/1511.08458, 2015. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1511.08458>>. Citado na página 31.
- PATEL, A. *Polygonal Map Generation for Games*. 2010. <<http://www-cs-students.stanford.edu/~amitp/game-programming/polygon-map-generation/>>. Acessado: 2023-06-05. Citado 5 vezes nas páginas 20, 21, 22, 23 e 42.
- POLÍGONOS de Thiessen ou Voronoi- Como gerar e para que utilizá-los. 2018. <<https://forest-gis.com/2018/02/poligonos-de-thiessen-como-gerar-e-para-que-utiliza-los.html/>>. Acessado: 2023-03-26. Citado na página 19.
- RAMESH, A. et al. *DALL · E: Creating Images from Text*. 2021. Disponível em: <<https://openai.com/blog/dall-e/>>. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.
- RIZZO, I. V.; CANATO, R. L. C. Inteligência artificial: funções de ativação. *Prospectus (ISSN: 2674-8576)*, v. 2, n. 2, 2020. Disponível em: <<https://www.prospectus.fatecitapira.edu.br/index.php/pst/article/view/37>>. Citado na página 28.
- RODRIGUES, D. S. M. *Diagrama de Voronoi : uma abordagem sobre jogos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2019. Disponível em: <<http://repositorio.uem.br:8080/jspui/handle/1/6748>>. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.
- RONNEBERGER, O.; FISCHER, P.; BROX, T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. *CoRR*, abs/1505.04597, 2015. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1505.04597>>. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.
- SANTANA, W. *Games vão movimentar R\$ 1 tri em 2023 e empresas estão de olho nisso*. 2022. <<https://www.infomoney.com.br/negocios/games-movimentar-r-1-tri-em-2023-empresas-de-olho/>>. Acessado: 2023-03-15. Citado na página 17.
- SANTOS, P. R. S. dos. *Diagrama de voronoi: Uma Exploração nas Distâncias Euclidiana e do Táxi*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Tecnológica Federal do Paraná - UTFPR, 2016. Citado na página 19.
- SARKER, I. H. Deep learning: A comprehensive overview on techniques, taxonomy, applications and research directions. *SN Computer Science*, v. 2, n. 6, p. 420, Aug 2021. ISSN 2661-8907. Disponível em: <<https://doi.org/10.1007/s42979-021-00815-1>>. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.

- SCHUMACHER, D. *Synchronized Batch Normalization*. s. d. <<https://serp.ai/synchronized-batch-normalization/>>. Acessado em 2023-06-09. Citado na página 41.
- SILVA, J. A. S. d.; MAIRINK, C. H. P. Inteligência artificial. *LIBERTAS: Revista de Ciências Sociais Aplicadas*, v. 9, n. 2, p. 64–85, dez. 2019. Disponível em: <<https://famigvirtual.com.br/famig-libertas/index.php/libertas/article/view/247>>. Citado na página 25.
- SIRCAR, A. et al. Application of machine learning and artificial intelligence in oil and gas industry. *Petroleum Research*, v. 6, n. 4, p. 379–391, 2021. ISSN 2096-2495. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2096249521000429>>. Citado na página 26.
- STEFANINI. *Conheça as aplicações da Inteligência Artificial no dia a dia*. 2020. Disponível em: <<https://stefanini.com/pt-br/insights/artigos/aplicacoes-da-inteligencia-artificial-no-dia-a-dia>>. Citado na página 25.
- SZELISKI, R. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. [S.l.]: Springer, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 24.
- TAYE, M. M. Theoretical understanding of convolutional neural network: Concepts, architectures, applications, future directions. *Computation*, v. 11, n. 3, 2023. ISSN 2079-3197. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2079-3197/11/3/52>>. Citado 4 vezes nas páginas 30, 32, 34 e 35.
- THOMAZTHZ. *Diagrama de Voronoi completo. União do diagrama esquerdo com o diagrama direito*. 2014. Online. <https://pt.m.wikipedia.org/wiki/Ficheiro:Diagrama_de_Voronoi.png>. Citado na página 20.
- ULKU, I.; AKAGÜNDÜZ, E. A survey on deep learning-based architectures for semantic segmentation on 2d images. *Applied Artificial Intelligence*, Taylor & Francis, v. 36, n. 1, p. 2032924, 2022. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/08839514.2022.2032924>>. Citado 5 vezes nas páginas 17, 35, 36, 37 e 38.
- WANGENHEIM, A. von. *Segmentação Semântica*. [S.l.]: Lapix, 2021. <<https://lapix.ufsc.br/ensino/visao/visao-computacionaldeep-learning/deep-learningsegmentacao-semantica/>>. Acessado em 2023-06-05. Citado 4 vezes nas páginas 35, 36, 37 e 38.
- WHITTAKER Diagram. [S.l.]: Procedural Content Generation Wiki, 2018. <<http://pcg.wikidot.com/pcg-algorithm:whittaker-diagram>>. Acessado: 2023-06-05. Citado na página 21.
- WIN, F. T. *Video game maps*. [S.l.]: For The Win, 2023. <<https://ftw.usatoday.com/lists/video-game-maps>>. Acessado em 4 de junho de 2023. Citado na página 17.
- WOSCHANK, M.; RAUCH, E.; ZSIFKOVITS, H. A review of further directions for artificial intelligence, machine learning, and deep learning in smart logistics. *Sustainability*, v. 12, n. 9, 2020. ISSN 2071-1050. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/2071-1050/12/9/3760>>. Citado na página 25.
- XU, B. et al. Empirical evaluation of rectified activations in convolutional network. *CoRR*, abs/1505.00853, 2015. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/1505.00853>>. Citado na página 28.

YANNAKAKIS, G. N.; TOGELIUS, J. *Artificial Intelligence and Games*. [S.l.]: Springer, 2018. <<http://gameaibook.org>>. Citado na página 19.