

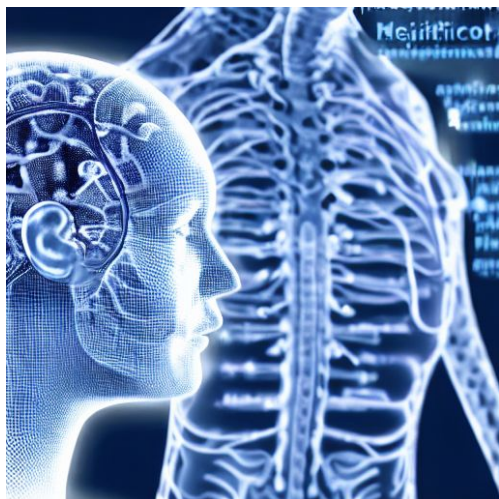
Aplicação de Inteligência Artificial em imagens médicas

Rodrigo T. Massera
2022





**Consultando uma IA
sobre o assunto...**



Imagens geradas utilizando Stable Diffusion

<https://github.com/CompVis/stable-diffusion>



Conteúdo

- Análise histórica
- Implementações em imagens médicas
- Aplicações em pesquisa
- Devo aplicar em minha rotina?
- IA e questões éticas
- Futuro

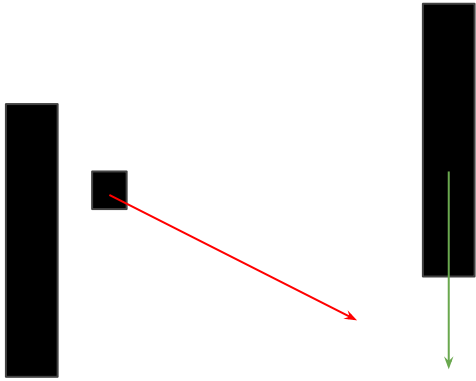
Análise histórica



Considerações preliminares

- Definição de “Inteligência Artificial” muda constantemente
- Aqui não daremos foco a debates filosóficos
- Foco maior na abordagem do tema
- Maiores detalhes podem ser consultados na literatura





Se X...
Se Y...
Se Z...

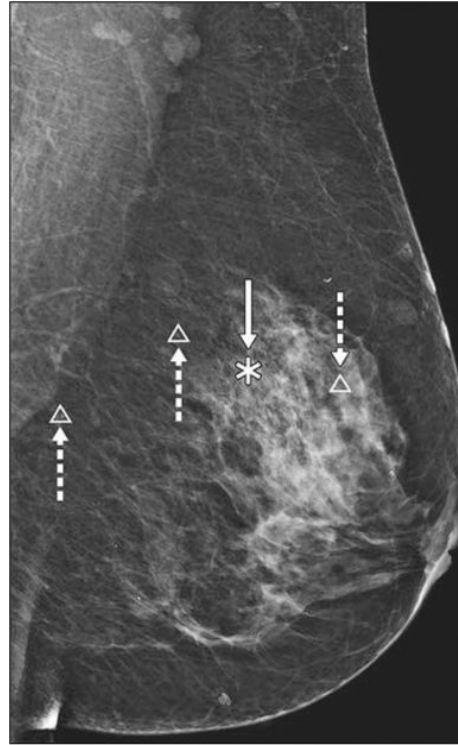


- Podemos pensar em todas as situações possíveis
- Programar manualmente uma resposta para cada caso

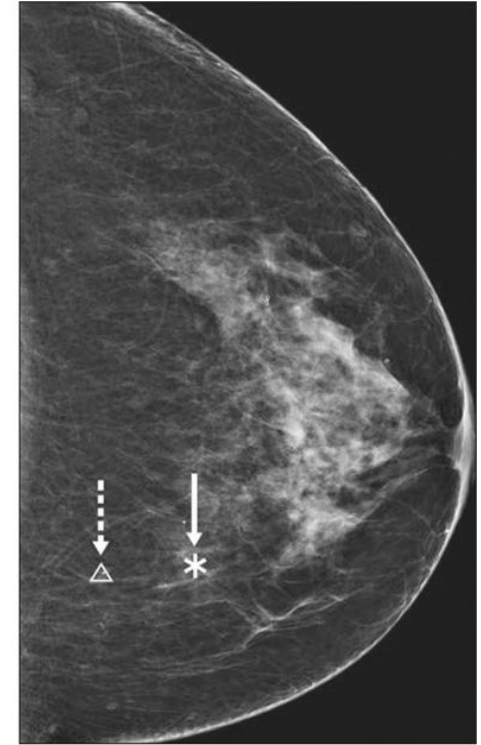


Paralelo com imagens médicas?

- CAD e CADx em mamografia



A



B

Gao Y, Geras KJ, Lewin AA, Moy L. New Frontiers: An Update on Computer-Aided Diagnosis for Breast Imaging in the Age of Artificial Intelligence. *AJR Am J Roentgenol.* 2019 Feb;212(2):300-307. doi: 10.2214/AJR.18.20392.



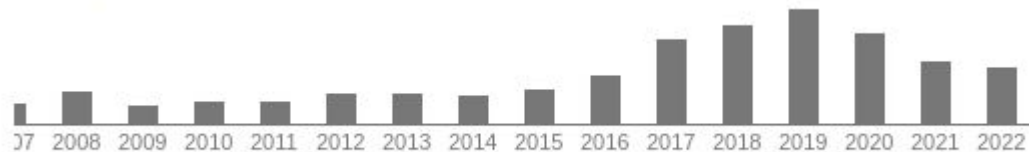
CAD e CADx em mamografia

- Computer-aided detection (CAD)
- Computer-aided diagnosis (CADx)
- Década de 90
- Vendido como algo revolucionário → Substituir o radiologista?



IA em imagens médicas é algo recente?

- Artificial convolution neural network for medical image pattern recognition (1995)
- Classification of mass and normal breast tissue: a convolution neural network classifier with spatial domain and texture images (1996)



Fonte:

https://scholar.google.be/citations?view_op=view_citation&hl=pt-BR&user=sMAYcEcAAAAJ&citation_for_view=sMAYcEcAAAAJ:lJCSPb-OG4C



O que aconteceu?

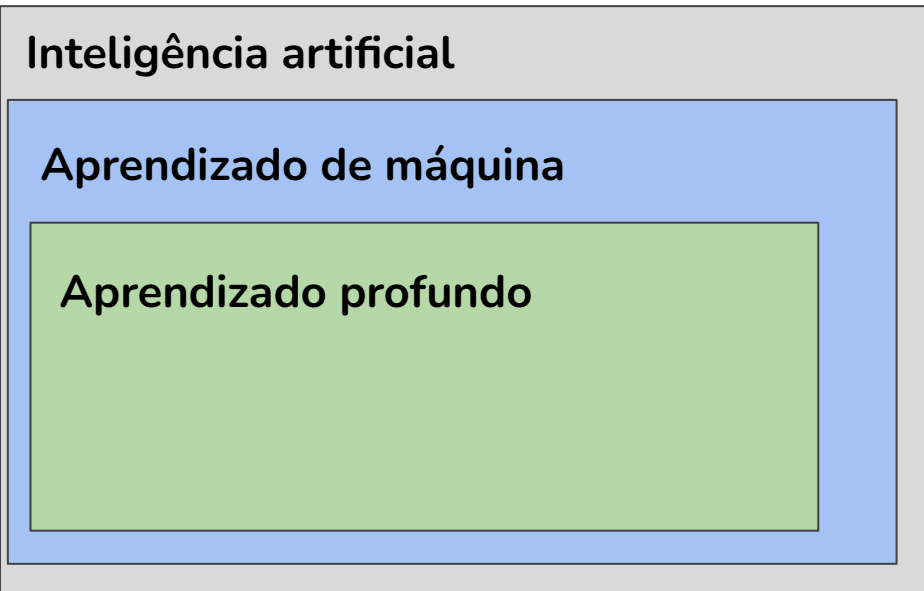
- Técnicas exigem muitos dados para uma boa performance
- Poder de processamento para aplicar diferentes algoritmos
- Ferramentas para distribuição das aplicações

Ainda não havia condições para um amplo uso de IA

(breve) Introdução sobre IA



Contextualização



- Complexidade
- Como os dados são apresentados

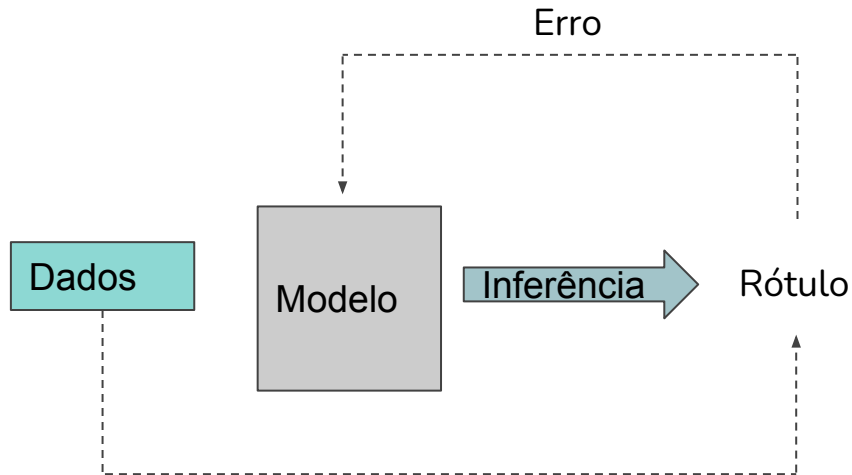


Aprendizado de máquina

- Algoritmos que se ajustam com exemplos



Diferente dos casos que requerem intervenção humana

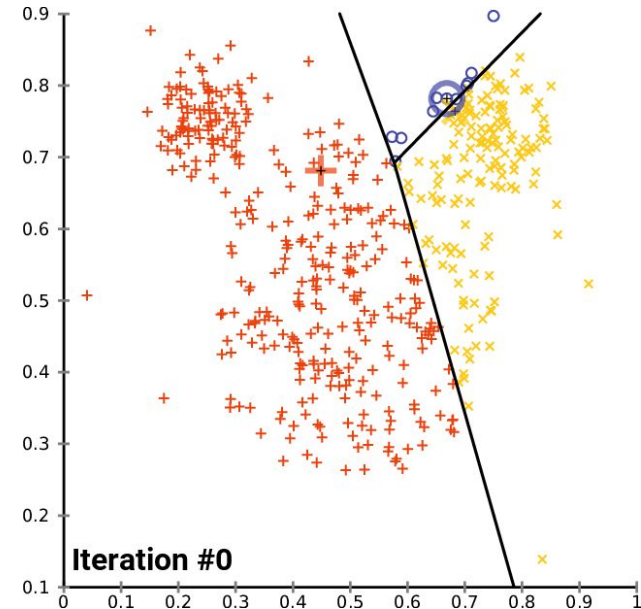


- Supervisionado
- Não supervisionado
- Reinforcement learning



Aprendizado de máquina

- Random forest
- Support Vector Machines
- Naive Bayes
- K-means → Não-supervisionado
- Redes neurais*



By Chire - Own work, CC BY-SA 4.0,
<https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=59409335>



Casos supervisionados

- Mais comum em imagens médicas
- Precisamos rotular os dados



normalmente requer algo manual



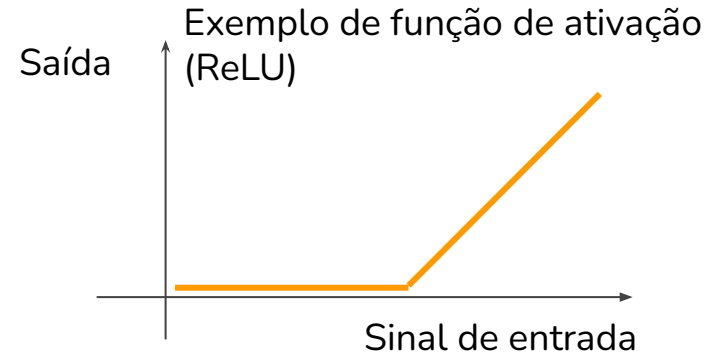
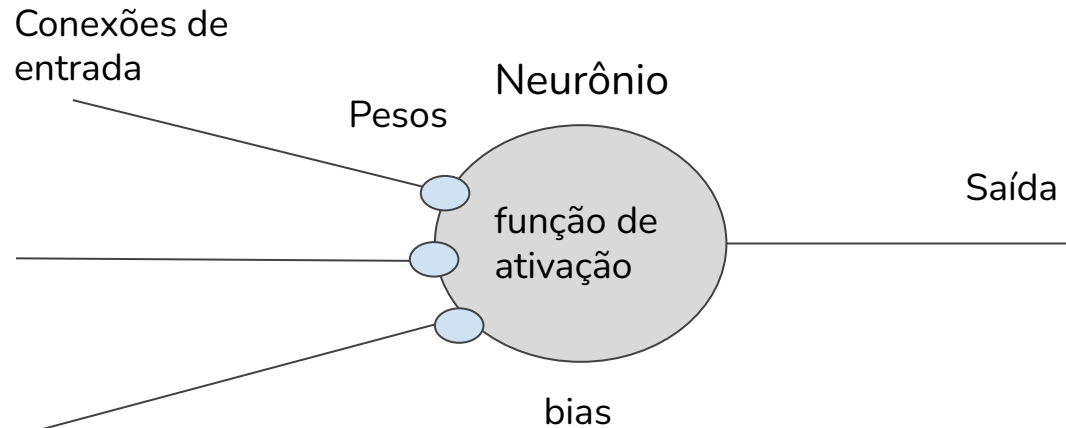
Exemplo:

- Classificar imagens: sem e com alguma patologia
- segmentar regiões



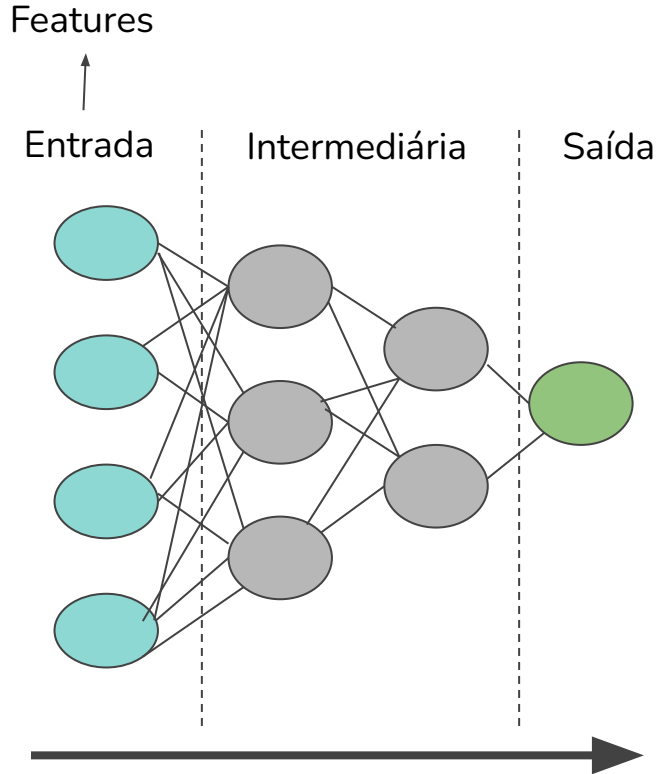
Redes neurais artificiais

- São baseadas em seres vivos
- São compostas por elementos chamados de neurônios





Redes neurais artificiais



- Número de neurônios em cada camada
- Número de camadas intermediárias
- Função de ativação
- Pesos iniciais



Aprendizado de máquina x Aprendizado profundo

Afinal, o que define aprendizado profundo?

- Tamanho e complexidade das redes: número de parâmetros
- Quantidade de dados necessárias para treinar as redes
- Feature engineering



Feature engineering

Aprendizado de máquina



- Necessário definir o que é importante para a tarefa “manualmente”
- Usualmente simplificação

Deep learning

- A própria rede, usualmente nas primeiras camadas, faz a própria feature engineering



redes mais complexas
maior número de dados de treinamento



Feature engineering

Exemplos Iris dataset

1. sepal length in cm
2. sepal width in cm
3. petal length in cm
4. petal width in cm

Espécies:

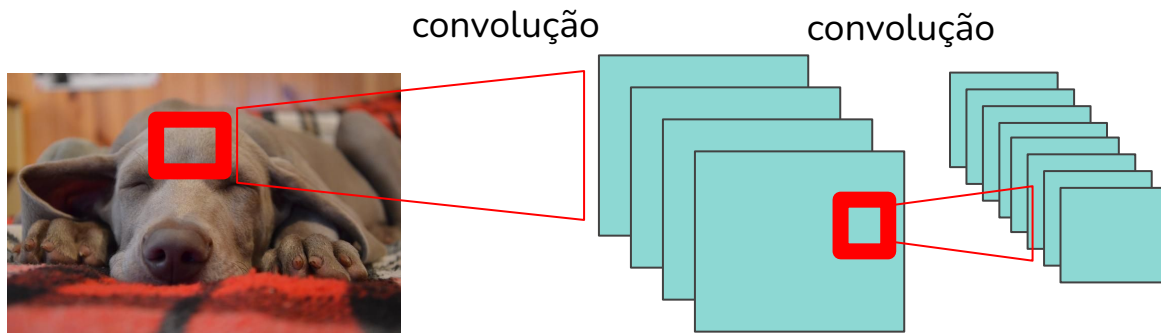
- Iris Setosa
- Iris Versicolour
- Iris Virginica



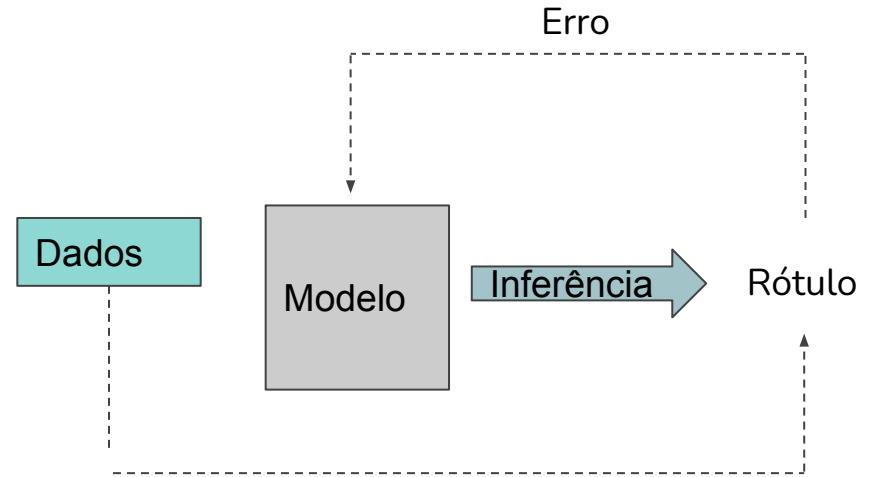
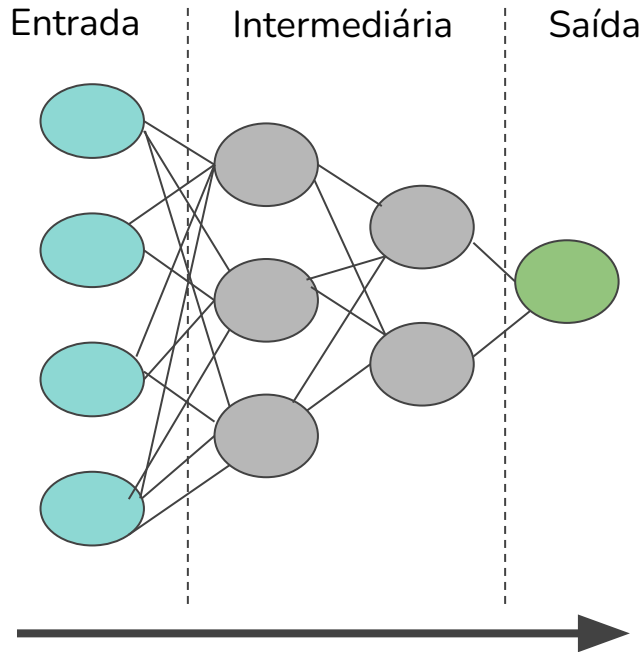


Redes neurais convolucionais

- Aplicam operações com convoluções
- Entrada: largura x altura x canais
- São mais comuns em imagens



Como as redes atualizam seus pesos: backpropagation



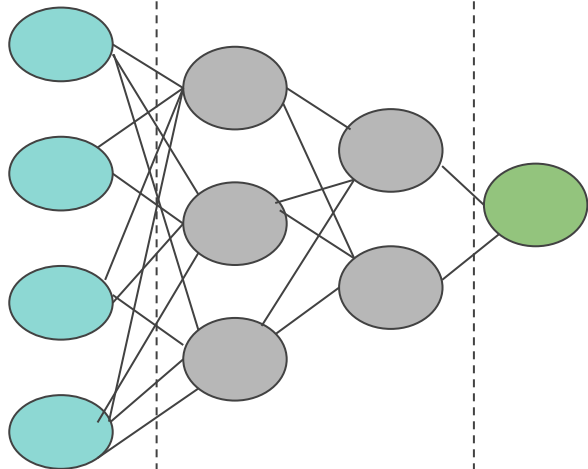
- Método do gradiente
 - SGD
 - ADAM



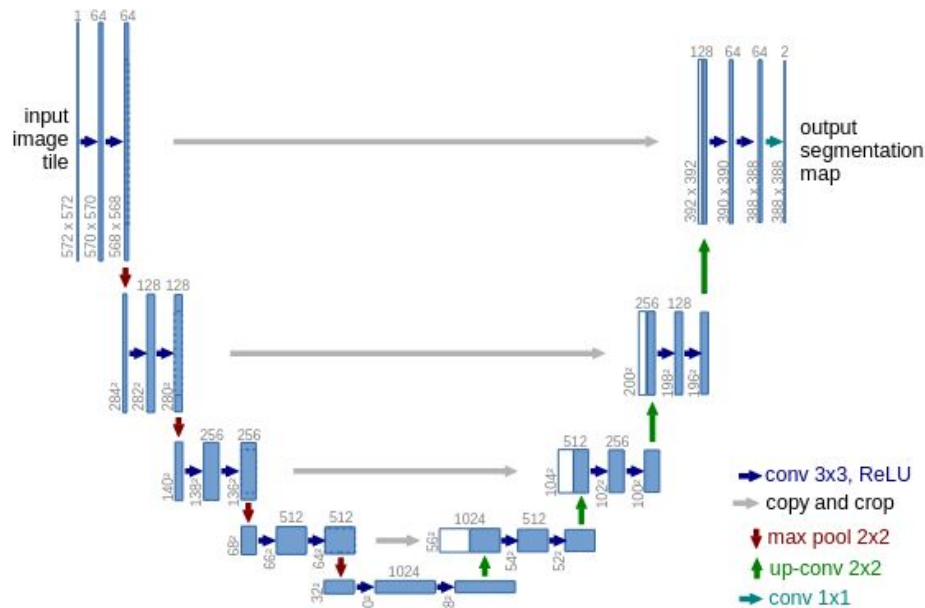
Principais arquiteturas

Multi Layer Perceptron (MLP)

Entrada Intermediária Saída



UNET



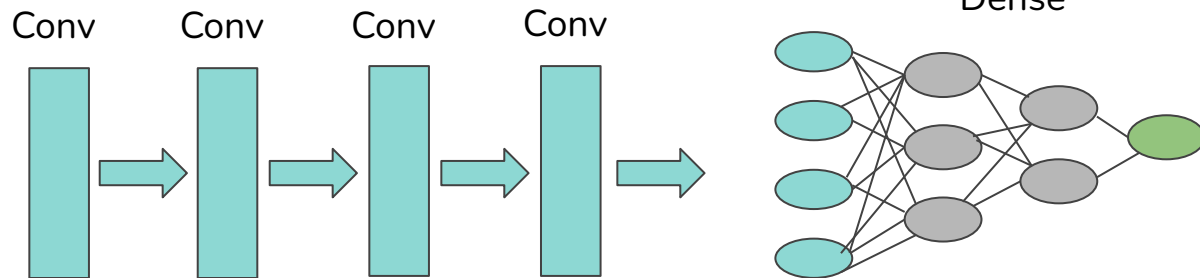
Ronneberger, O., Fischer, P. & Brox, T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. (2015) doi:[10.48550/ARXIV.1505.04597](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1505.04597).



Principais arquiteturas

AlexNet, ResNet

- Convoluções + camadas densas
- Algumas empregam técnica de passar informação entre as camadas (ResNet)
- Número de camadas, neurônios variam





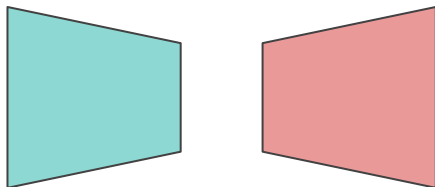
Principais arquiteturas

Generative adversarial network (GAN)

- Gerador → Espaço latente
- Discriminador → avalia

Variantes: Cycle Gan

Variational autoencoders



Transformers

Futuro?

Atualmente mais aplicados para linguagem

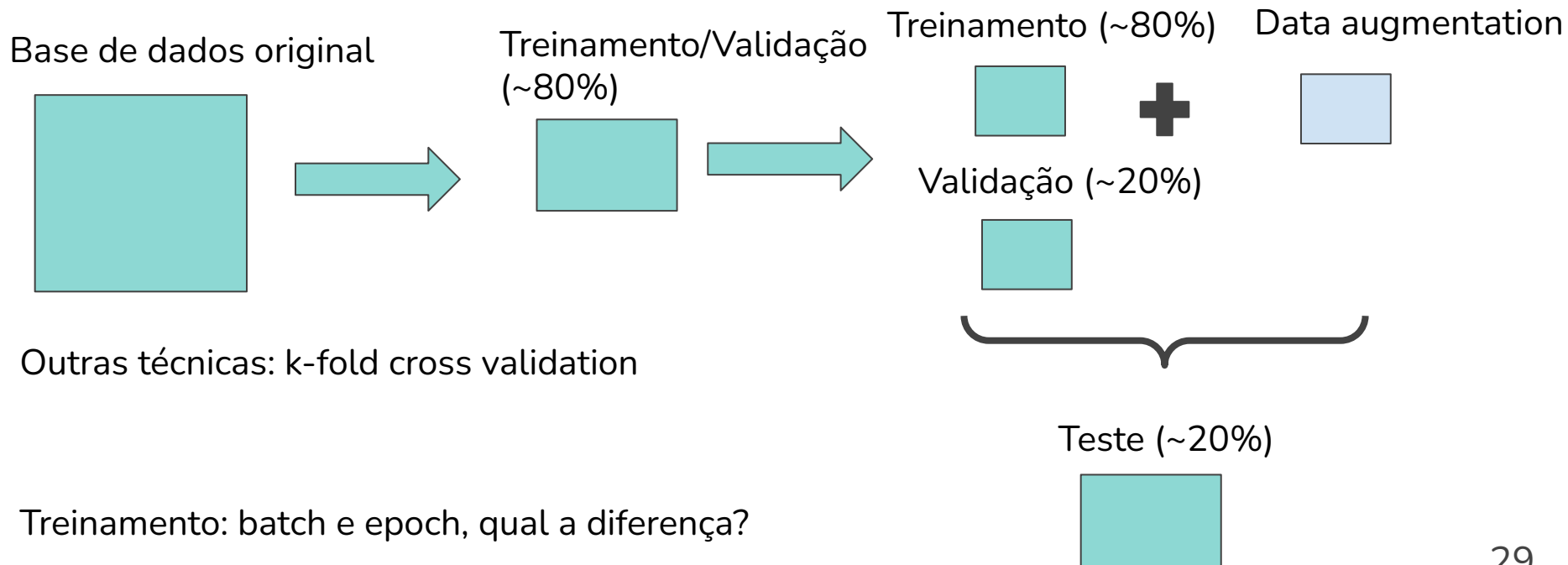


Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: preparação dos dados

- Retirada de outliers
- Verificação se labels estão corretas e completas
- Verificar se o dataset é equilibrado
- Divisão entre treinamento, validação e teste



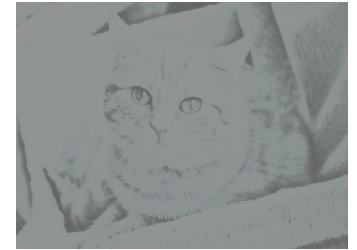
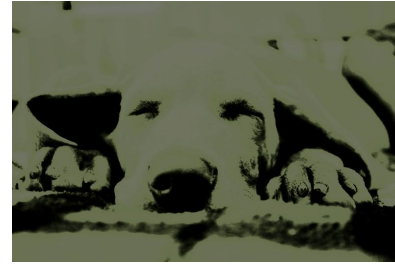
Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: separação dos dados





Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: pré-processamento

- Retirada de outliers
- Normalização
- Redimensionamento
- Combinação de imagens ou mais features



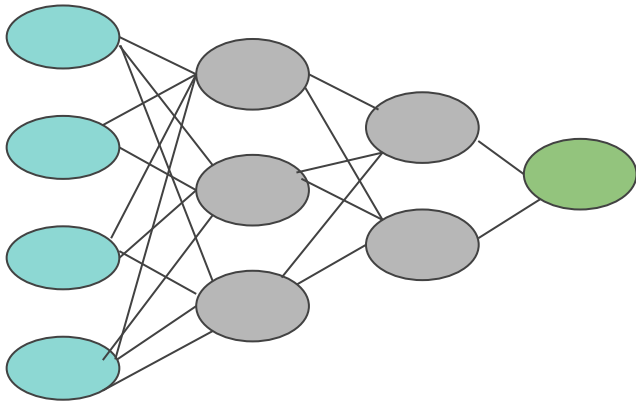


Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: data augmentation

- Como podemos aumentar artificialmente nossa base de dados?
 - Rotação
 - Padding
 - Resize
 - Janelamento (se não for relevante)
 - Crop
 - Adicionar ruído

Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: seleção do modelo inicial

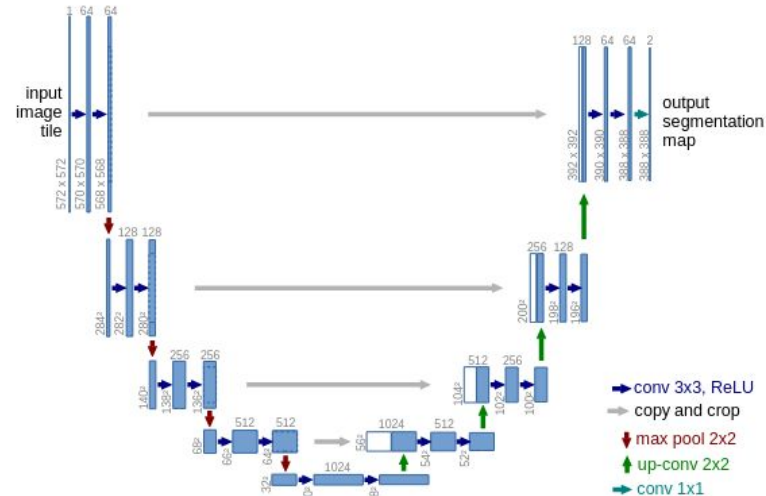
- Começar com um modelo mais comum
- Posteriormente mudar para outro mais específico



Ronneberger, O., Fischer, P. & Brox, T.

U-Net: Convolutional Networks for
Biomedical Image Segmentation. (2015)

doi:[10.48550/ARXIV.1505.04597](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1505.04597).





Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: qual será a loss function?

- Definir a loss function
 - Mean squared error
 - Mean absolute percentage error
 - Cross-Entropy Loss
- Cada loss function terá suas vantagens e desvantagens
- Cada loss function é indicada para um determinado tipo de aplicação (regressão, classificação)
- Definir métrica para avaliar desempenho geral na etapa de teste

ROC, AUC



Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: outros parâmetros

- Definir otimizador
 - SGD
 - ADAM
- Definir hiperparâmetros entre outros parâmetros
 - Função de ativação
 - Arquitetura da rede
 - Learning rate
 - Batch size
 - Regularizador

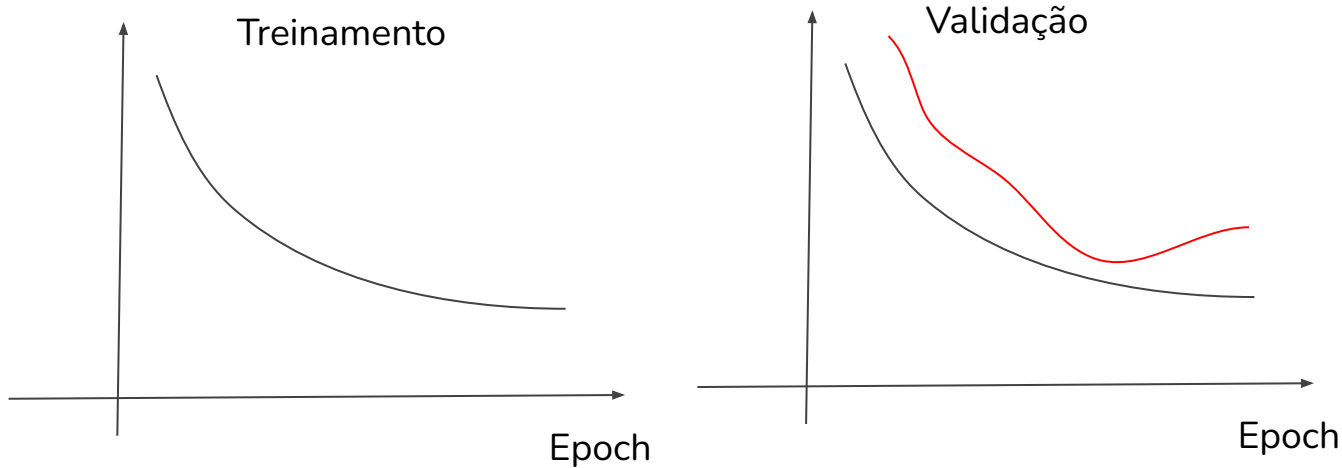


alguns hiperparâmetros podem ser otimizados automaticamente pelo framework (scheduler)



Etapas para aplicação - aprendizado supervisionado: cuidado com overfitting

- Dropout layer
- Batch normalization





Frameworks e outros recursos

NVIDIA (CUDA)

GPU é necessária em muitos casos para uma boa performance

Google Colab oferece um tier de graça com GPU

<https://colab.research.google.com/>

Site de competição com algumas bases de dados

<https://www.kaggle.com>

(Python é a linguagem de programação mais comum)

 Scikit-learn

<https://scikit-learn.org/stable/>

 C++
Pytorch  Monai

<https://pytorch.org/>

<https://monai.io/>

 Tensorflow

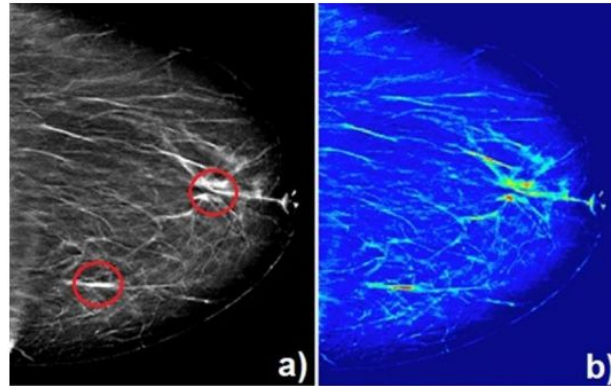
<https://www.tensorflow.org/learn>

Aplicações em imagens médicas



Classificação de imagens com e sem lesões

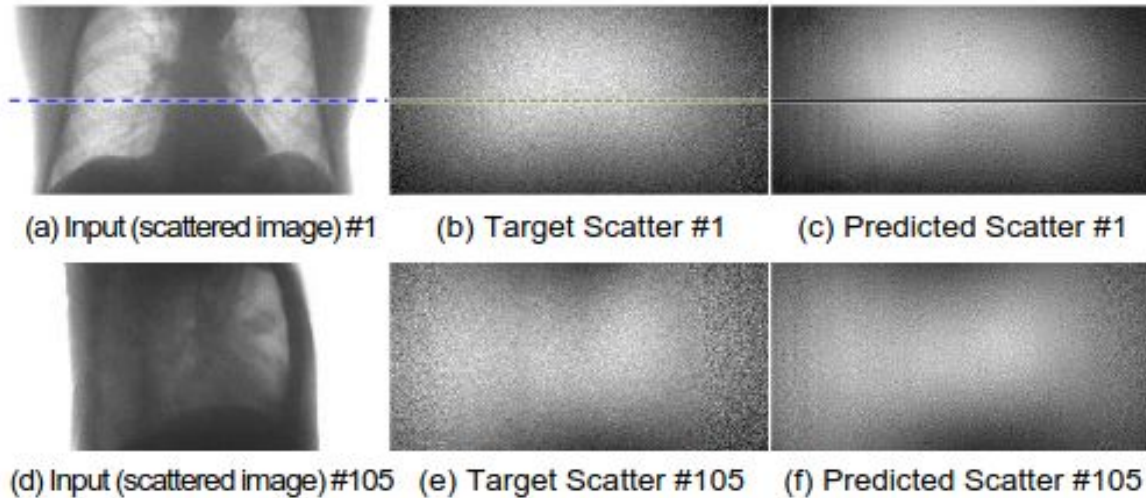
A deep learning classifier for digital breast tomosynthesis



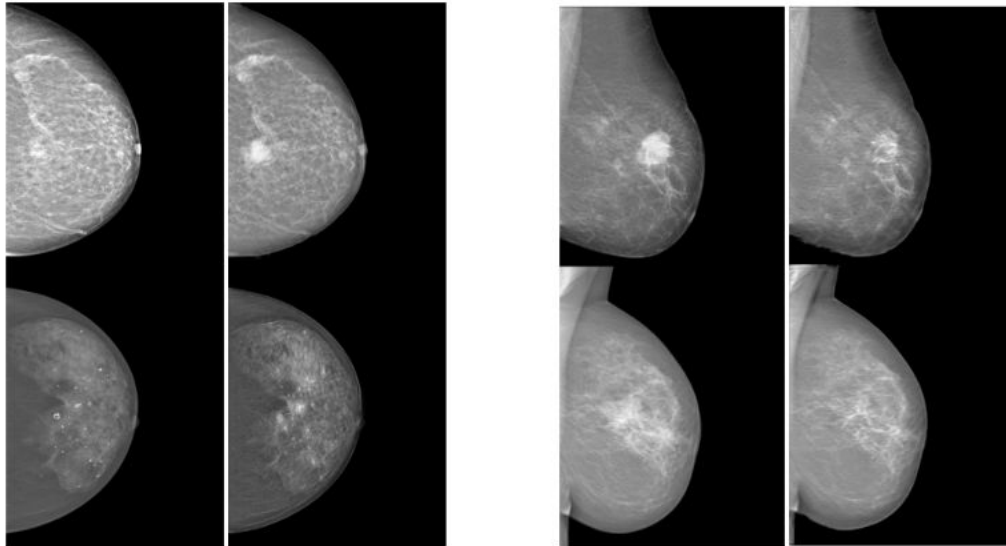
Ricciardi, R. *et al.* A deep learning classifier for digital breast tomosynthesis. *Physica Medica:*

European Journal of Medical Physics **83**. 184–193 (2021).

Correção de espalhamento em imagens



Adição/remoção de lesões em imagens



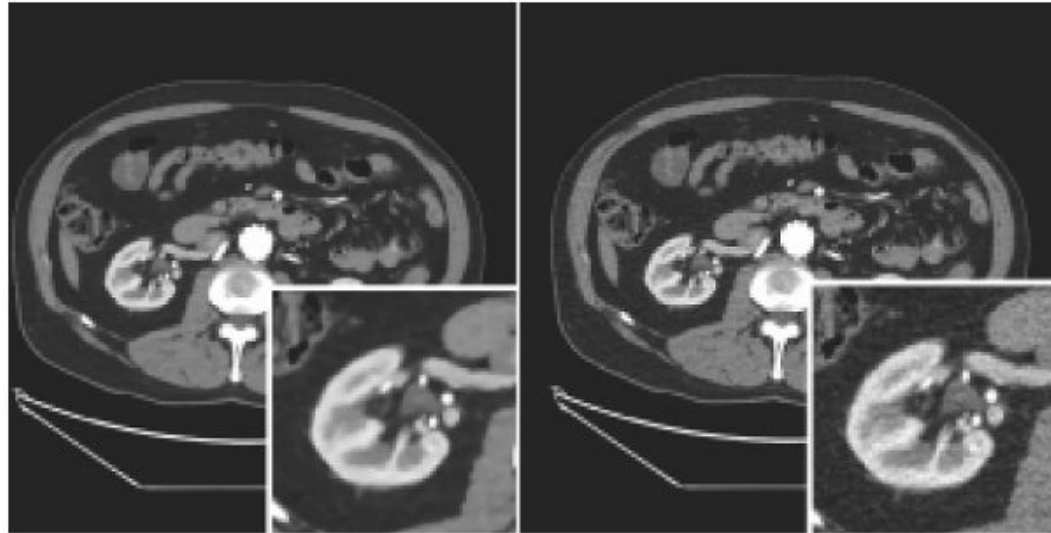
Becker, A. S. et al. Injecting and removing malignant features in mammography with CycleGAN: Investigation of an automated adversarial attack using neural networks. (2018) doi:10.48550/ARXIV.1811.07767.



Reconstrução de imagens em CT

Alta remoção de ruído

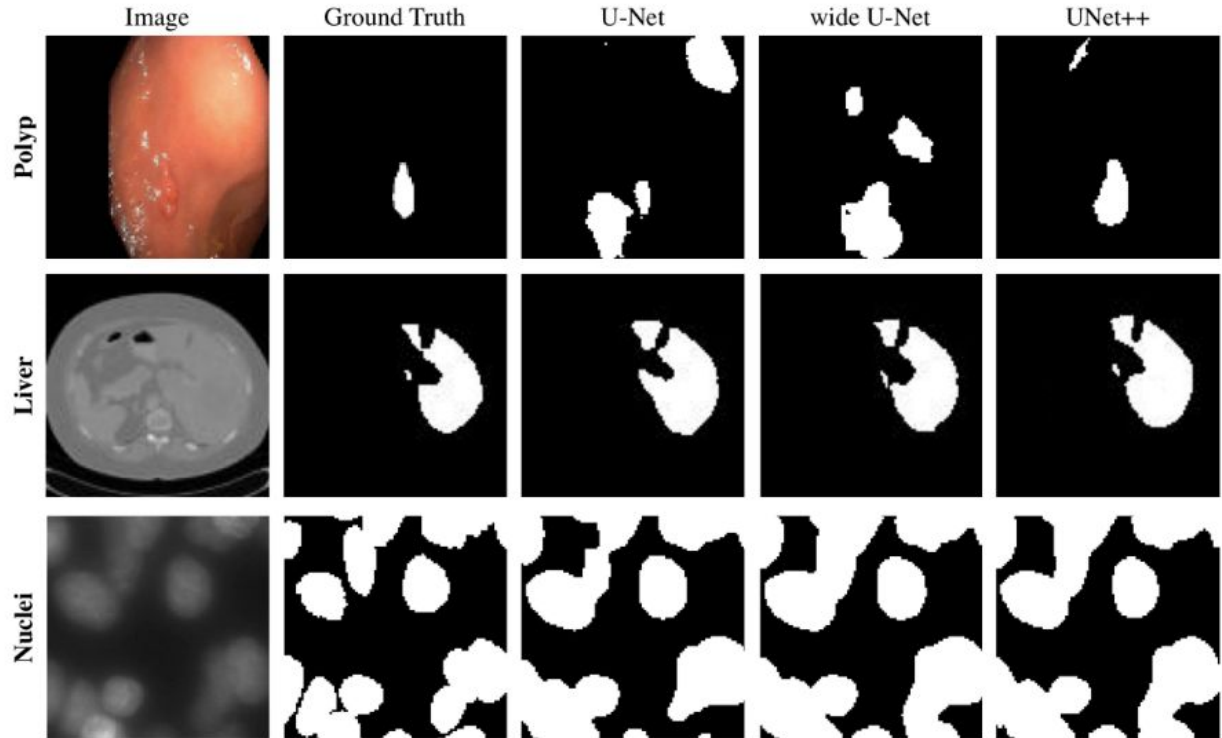
Baixa remoção de ruído



Szczykutowicz, T.P., Toia, G.V., Dhanantwari, A. *et al.* A Review of Deep Learning CT Reconstruction: Concepts, Limitations, and Promise in Clinical Practice. *Curr Radiol Rep* **10**, 101–115 (2022).
<https://doi.org/10.1007/s40134-022-00399-5>



Segmentação



Zhou, Z., Siddiquee, M. M. R., Tajbakhsh, N. & Liang, J. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. (2018)

doi:[10.48550/ARXIV.1807.10165](https://doi.org/10.48550/ARXIV.1807.10165).



Predição de risco

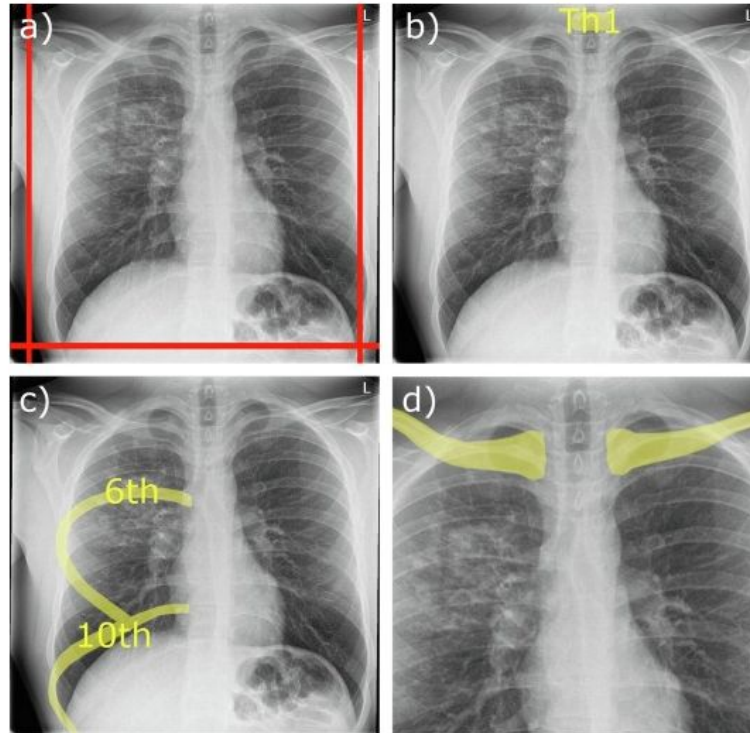
Toward robust mammography-based models for breast cancer risk

Yala, A. *et al.* Toward robust mammography-based models for breast cancer risk. *Science Translational Medicine* **13**, eaba4373 (2021).


<https://github.com/yala/Mirai>



Controle de qualidade



Automating chest radiograph imaging quality control. Nousiainen, Katri et al. *Physica Medica: European Journal of Medical Physics*, Volume 83, 138 - 145



Inteligência artificial: questões éticas e pesquisa



Observações

- Não é um embasamento legal, apenas um panorama geral
- Consulte comitê de ética de sua instituição
- Busque ajuda com algum profissional da área que trabalhe com o assunto em caso de dúvidas



A pesquisa envolve imagens médicas?

- Aprovação de comitê de ética (antes da pesquisa iniciar)
- Privacidade dos dados: anonimização
 - Programas de anonimização de imagens DICOM:
https://mircwiki.rsna.org/index.php?title=The_CTP_DICOM_Anonymizer
- Base de dados obtida de algum repositório: verificar as regras de uso



Modelos de geração de imagens: cuidado adicional para anonimização <https://doi.org/10.48550/arXiv.1802.06739>



Questões éticas e IA

- Alguns exemplos
- Caso hipotético: processamento de imagem



Publicar algum trabalho que envolva IA

- Verificar na revista se existe normas de submissão
- Exemplo:

TABLE 1. Checklist for AI in Medical Physics (CLAMP)

Indicate whether each section clearly summarizes or describes:	Checkboxes		
	Yes	No	N/A
1. Abstract			
a. Purpose, rationale, novelty or significance			
b. AI/ML methods and data type, dataset partitioning into training, validation (tuning), and test sets (include numbers used in training, validation, and test sets)			
c. Main results, including statistical analyses			

AI in medical physics: guidelines for publication

<https://aapm.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/mp.15170>



Publicar algum trabalho que envolva IA

- Verificar o tipo da revista que queremos publicar

Aplicação de algum modelo em um problema prático da área

Desenvolvimento de um modelo inédito que pode ter novas aplicações



Conclusões

- O desenvolvimento de IA em imagens médicas evoluiu (muito) nos últimos anos.
- Teremos cada vez mais aplicações na área.
- Seu uso (equilibrado) pode trazer vários benefícios para imagens médicas.
- Podemos implementar IA em nossa pesquisa, já com diversos ecossistemas pré-implementados.
- Respeitar diretrizes e normas para pesquisa e desenvolvimento.

Obrigado!

rtmassera@gmail.com

