



# APLICAÇÕES DA IA NO DIAGNÓSTICO: HABILIDADE MÉDICA DO FUTURO

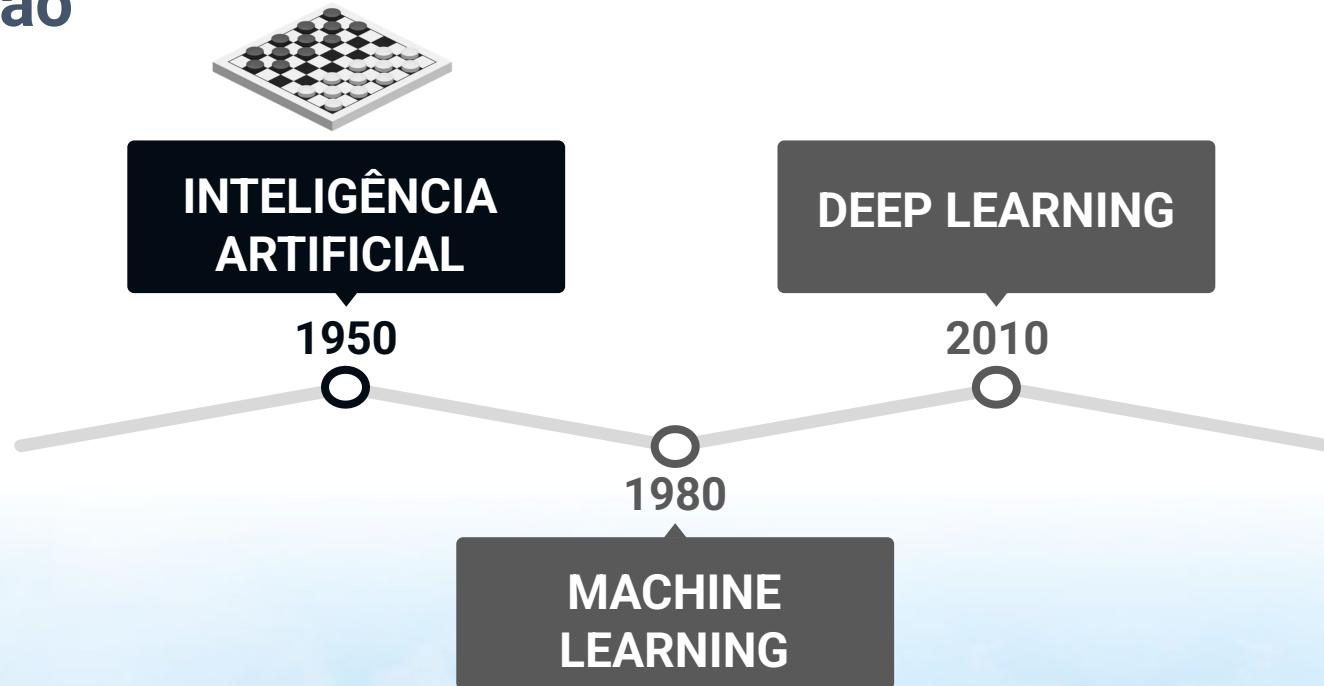
Prof. Me. Rafael Luz Araújo  
[rafaluzaraujo@ifpi.edu.br](mailto:rafaluzaraujo@ifpi.edu.br)

# Roteiro

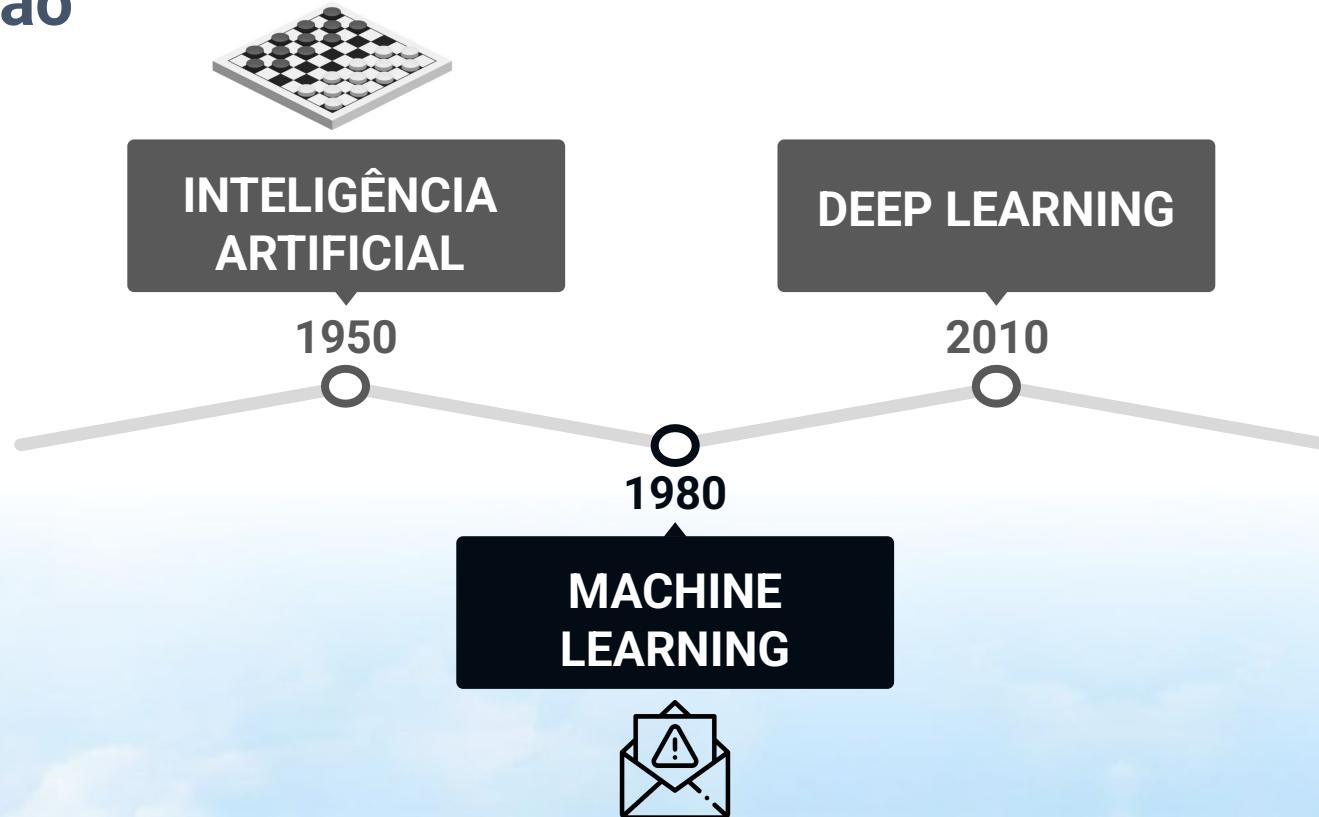
- Introdução
- Aplicações Atuais na Medicina
- O Processo de Desenvolvimento de Ferramentas de IA para Diagnóstico
- Exemplos de Projetos (UFPI + Experiência Pessoal)
- Conclusão e Reflexão Final



# Introdução



# Introdução



# O que as cervejas tem a ver com as fraldas ?



# O que as cervejas tem a ver com as fraldas ?



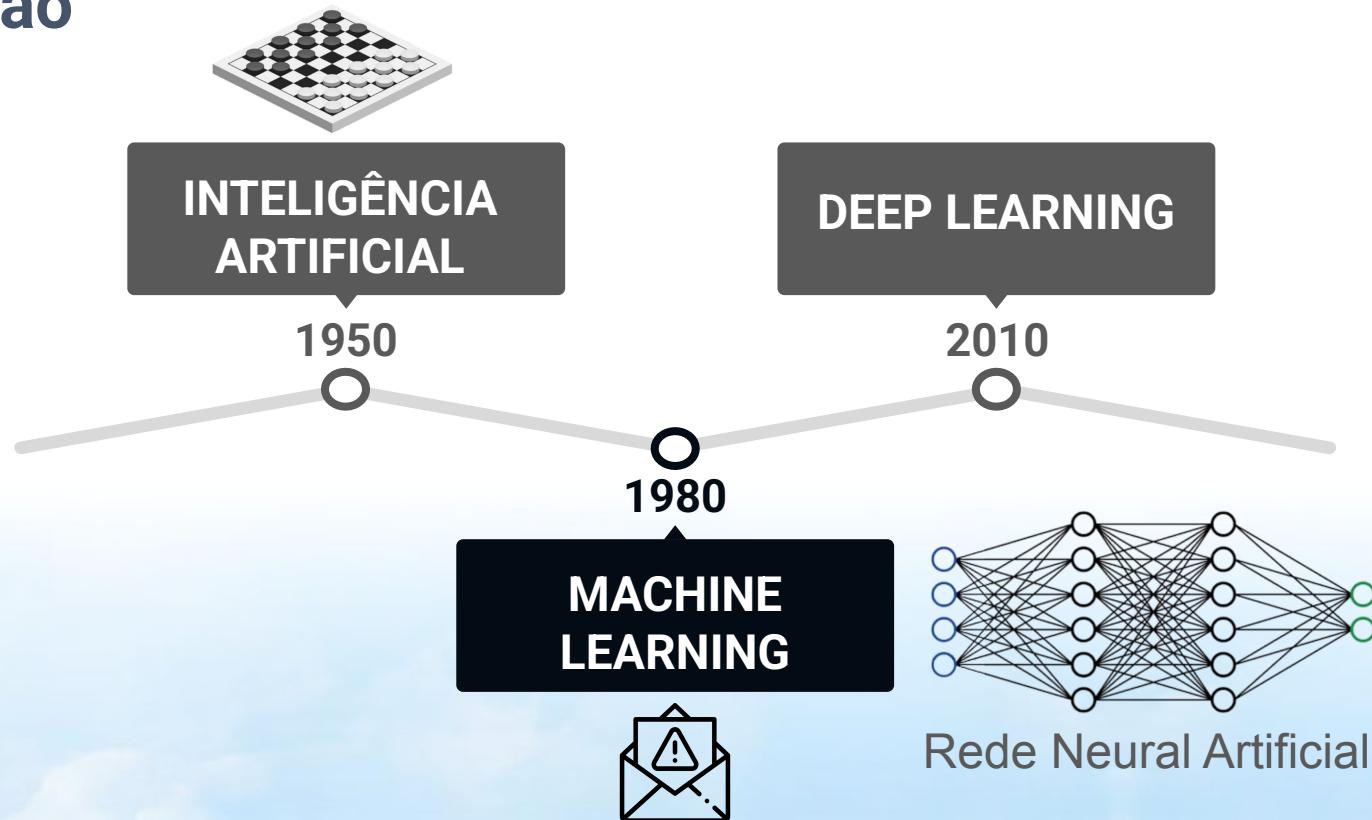
**Wal-Mart (1997)**

Homens casados, entre 25 e 30 anos;  
compravam fraldas e/ou cervejas às sextas-feiras à tarde no caminho do trabalho para casa;

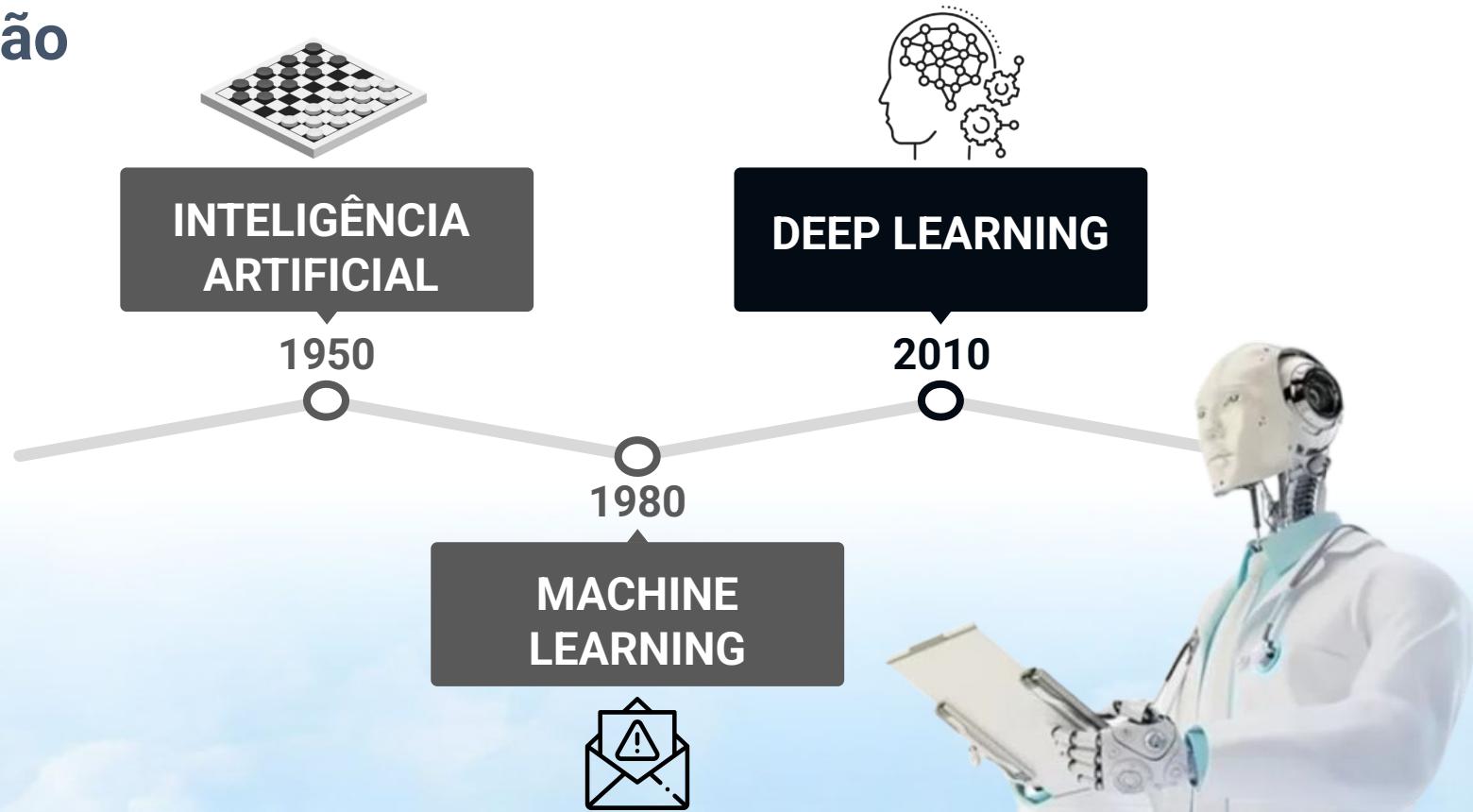
Otimização das gôndolas nos pontos de vendas,  
colocando as fraldas ao lado das cervejas;

**O consumo cresceu  
30%**

# Introdução



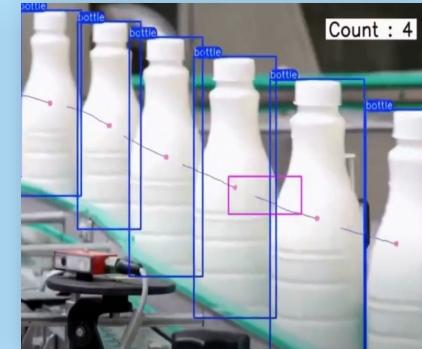
# Introdução



# Visão Computacional

Compreensão automática de imagens e vídeos;

Algoritmos e representações que permitem que **uma máquina reconheça objetos, pessoas, cenas e atividades** (percepção e interpretação);



# IA Generativa

Diferente da IA tradicional, que apenas analisa e classifica informações, a IA generativa cria **novos conteúdos**, como **imagens, textos, músicas** e até **vídeos**, a partir de padrões aprendidos em grandes bases de dados.



## Corrida Technológica...

TESLA



BYD



Montadora chinesa fatura  
**US\$ 28,2 bilhões**  
entre julho e setembro de 2024  
US\$ 3 bilhões a mais que a Tesla.



Xiaomi cresceu mais em  
**participação de mercado**  
do que Apple e Samsung em 2024

## Corrida Technológica...



**27 de janeiro de 2025**

A **Nvidia** perdeu **17%** do valor de suas ações.

Perda de **US\$ 589 bilhões** em valor de mercado, a maior já registrada em apenas 24 horas.

Modelos similares exigiam investimentos de cerca de **US\$ 100 milhões**

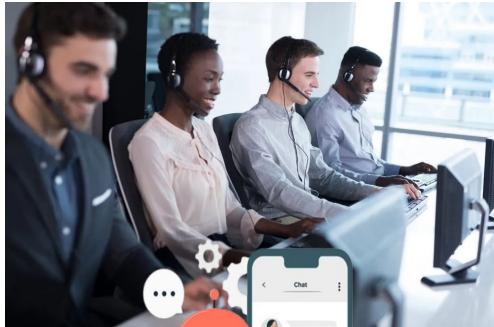
A OpenAI nasceu após um aporte inicial de **US\$ 1 bilhão**

A **DeepSeek** conseguiu treinar seu modelo com apenas **US\$ 6 milhões**

# Impactos da IA em diferentes áreas



# Impactos da IA em diferentes áreas



## Dukaan (comércio online)

Em dezembro de 2022, empresa indiana trocou 90% dos funcionários do SAC por inteligência artificial, reduzindo 85% das despesas.

## Klarna Bank (empresa de pagamentos)

Bots de IA realizam dois terços de todas as interações de atendimento ao cliente. Equivale a 700 agentes em tempo integral, provocando demissões.

**Previsões de redução de postos de trabalho**

# Impactos da IA em diferentes áreas



**amazon**

## Amazon (2019)

55 máquinas CartonWrap, US\$ 1 milhão por unidade;

Robôs de empacotamento automatizados;

Embalam até 700 pedidos por hora;

Substituíram aproximadamente 1.300 funcionários.

# A IA pode substituir o médico?



# Aplicações Atuais na Medicina



# Bioinformática

Ciência que utiliza tecnologias computacionais, algoritmos e estatísticas para coletar, organizar e interpretar dados biológicos.



## Descoberta de Fármacos

Modelagem molecular para prever interações entre medicamentos e alvos biológicos



## Genômica e Transcriptômica

Análise de genes e RNA para entender processos celulares.



## Agricultura

Melhoramento genético de cultivares resistentes a pragas ou mudanças climáticas.

# Bioinformática



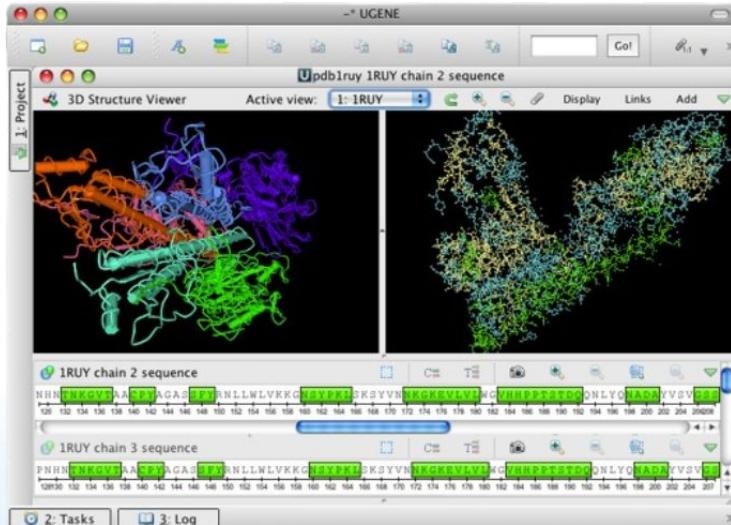
## Análise Genética: Sequenciamento do Genoma do SARS-CoV-2

Universidade de São Paulo (USP);

Pesquisadoras sequenciaram o genoma do coronavírus em apenas 48 horas após a confirmação do primeiro caso no Brasil;

Esse sequenciamento rápido foi fundamental para compreender a estrutura do vírus e auxiliar no desenvolvimento de vacinas e tratamentos.

# Bioinformática



## Descoberta de Fármacos: Identificação de Inibidores da Protease Principal do SARS-CoV-2

Pesquisadores da UFV utilizaram ferramentas de bioinformática para **identificar moléculas** com potencial de **inibir a protease principal (3CLpro)** do SARS-CoV-2, enzima essencial para a replicação viral;

Essa abordagem auxiliou na busca por novos medicamentos para o tratamento da COVID-19;

Selecionaram apenas 16 com potencial para inibição da proteína que ajuda na replicação do coronavírus.

# Robótica cirúrgica

Procedimento cirúrgico minimamente invasivo que é realizado utilizando sistemas robóticos avançados.



## Urologia

Prostatectomia Radical  
(remoção da próstata)



## Ginecologia

Histerectomias  
(remoção do útero)



## Cardiologia

Reparação da válvula mitral  
ou a substituição de válvulas  
cardíacas.

# Robótica cirúrgica



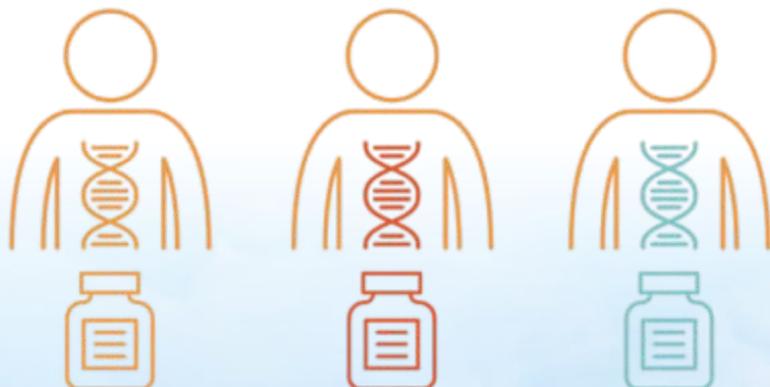
**Robô DaVinci**  
utilizado na cirurgia de próstata

## VANTAGENS:

- Precisão Aumentada;
- Menos Invasivo;
- Recuperação Mais Rápida;
- Melhores Resultados Estéticos;
- Maior Capacidade;
- Visualização Aprimorada;
- Redução da Fadiga do Cirurgião.

## Medicina personalizada

A medicina personalizada utiliza informações **genéticas e moleculares** para **prever** como **cada paciente** responderá a tratamentos específicos, permitindo terapias mais eficazes e com menos efeitos colaterais.



Pesquisadores do Centro Oncológico Moores usam IA para **analisar mutações tumorais** e indicar a **melhor terapia personalizada**.

A Mayo Clinic e a Cerebras Systems desenvolveram um modelo genômico para prever a **terapia ideal** para **artrite reumatoide** para **cada indivíduo**.

# Monitoramento remoto

Monitoramento Contínuo,  
Empoderamento do Paciente,  
Prevenção e Gestão de Doenças  
Crônicas

Dexcom G6 - Monitoramento  
Contínuo de Glicose (MCG)



# Monitoramento remoto



## Patches de Monitoramento de Fertilidade:

O Ava Fertility Tracker é usado no pulso durante a noite para identificar os dias férteis da mulher, auxiliando no planejamento familiar.

## Diagnóstico Automático

O Hospital de A Coruña utiliza IA no radiodiagnóstico para detectar fraturas, pneumonias e derrames, otimizando diagnósticos e recursos.

Em **2022**, o hospital realizou cerca de **500.000 exames radiológicos** otimizando o tempo de diagnóstico e recursos disponíveis.



## Diagnóstico Automático

Sistemas de IA estão sendo integrados em **laboratórios clínicos** para a **análise automatizada de amostras**, como exames de sangue e urina.

Esses sistemas podem **identificar anomalias e padrões** que auxiliam na detecção precoce de doenças

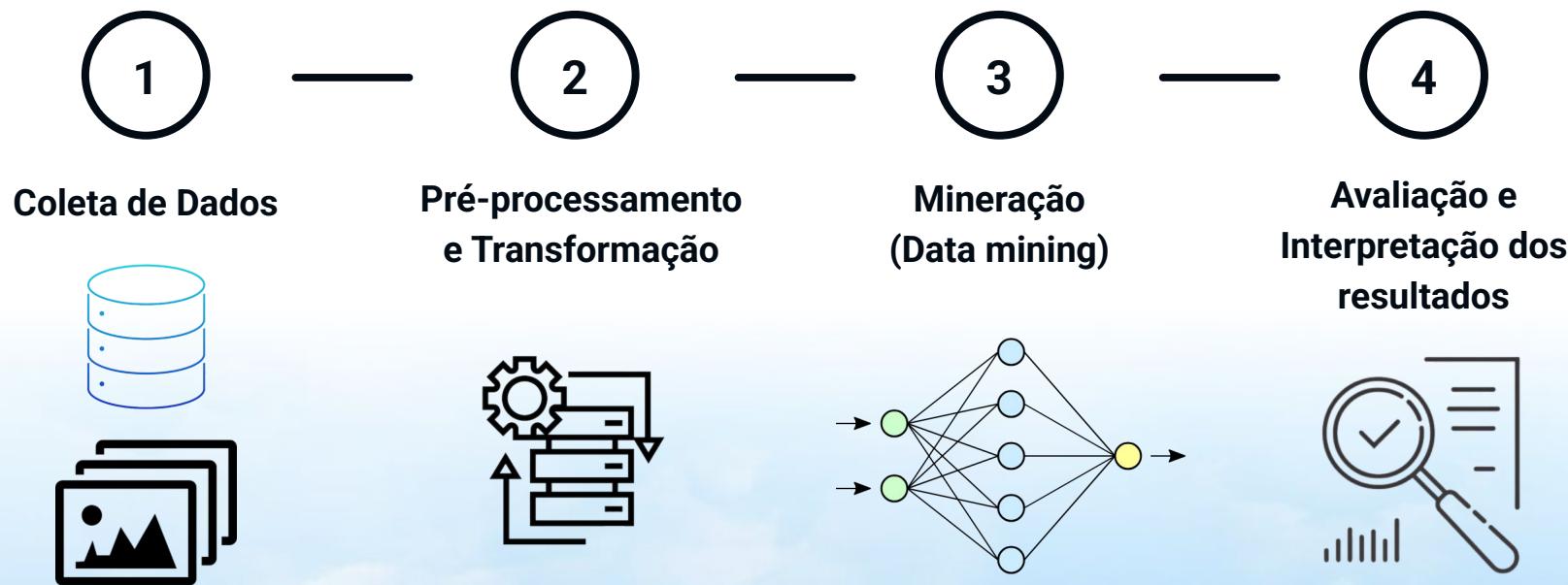
Aumentando a eficiência e reduzindo o tempo necessário para obter resultados.



# O Processo de Desenvolvimento de IA para Diagnóstico



# O Processo de Desenvolvimento de IA para Diagnóstico



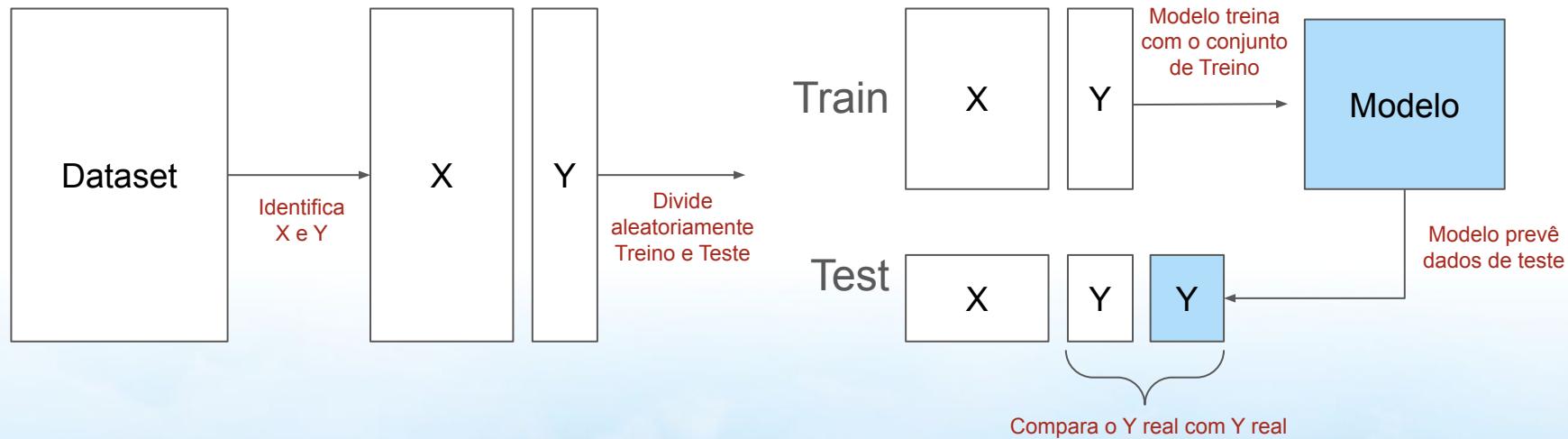
# Exemplo Teórico: Breast Cancer Wisconsin

	<b>id</b>	<b>diagnosis</b>	radius_mean	texture_mean	perimeter_mean	area_mean	smoothness_mean	compactness_mean	concavity	Paciente
0	842302	M	17.99	10.38	122.80	1001.0	0.11840	0.27760	0.3001	
1	842517	M	20.57	17.77	132.90	1326.0	0.08474	0.07864	0.0869	
2	84300903	M	19.69	21.25	130.00	1203.0	0.10960	0.15990	0.1974	
3	84348301	M	11.42	20.38	77.58	386.1	0.14250	0.28390	0.2414	
4	84358402	M	20.29	14.34	135.10	1297.0	0.10030	0.13280	0.1980	

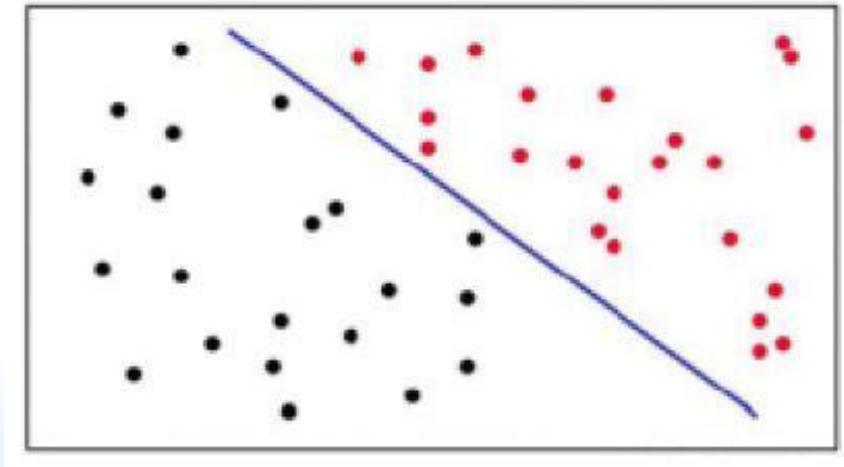
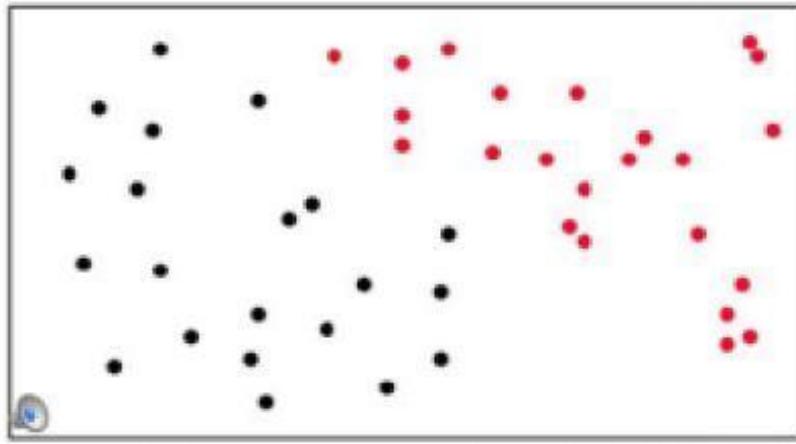
**Objetivo (Y)**  
Maligno ou Benigno

**Atributos (X)**  
Características dos núcleos celulares

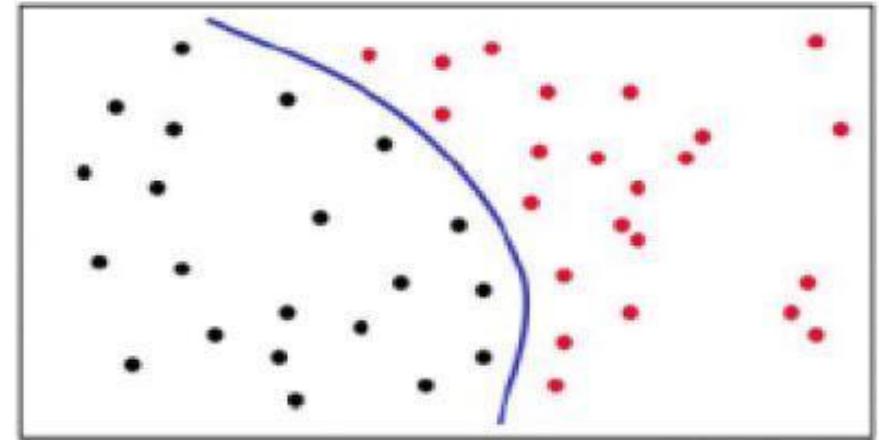
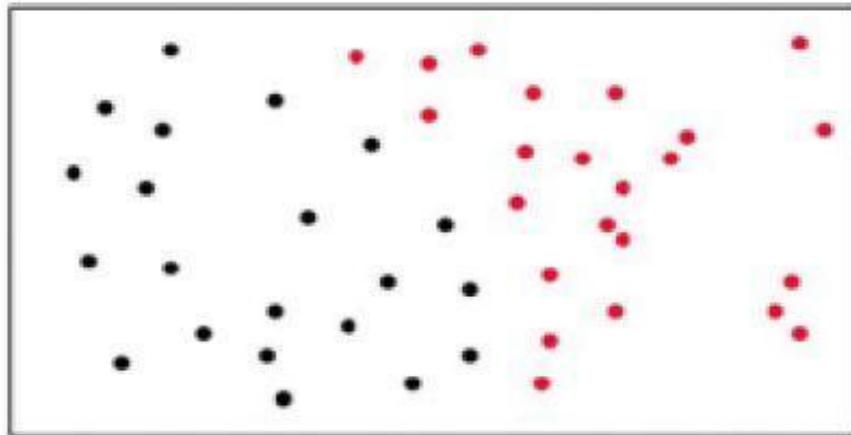
# Exemplo Teórico: Treinamento do Modelo



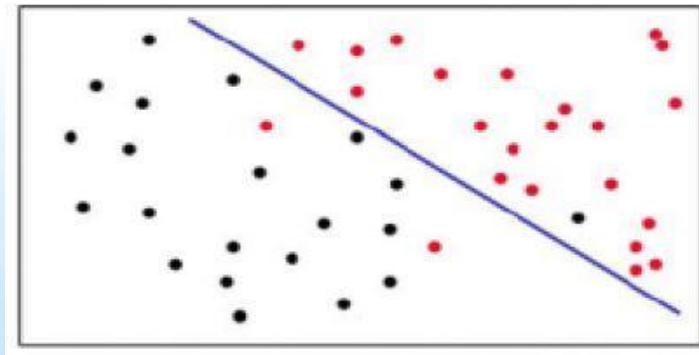
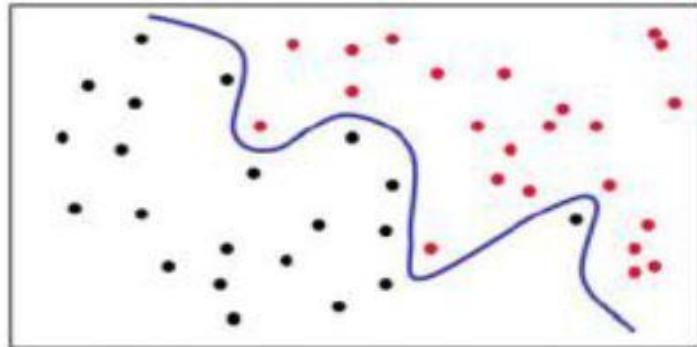
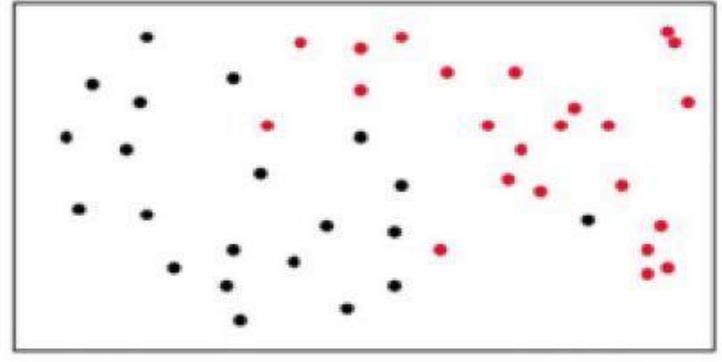
# Como separar as amostras vermelhas das pretas?



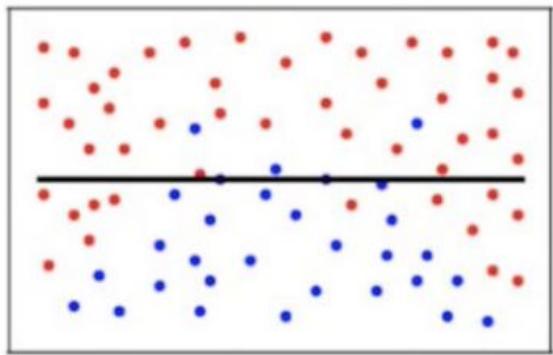
# E agora?



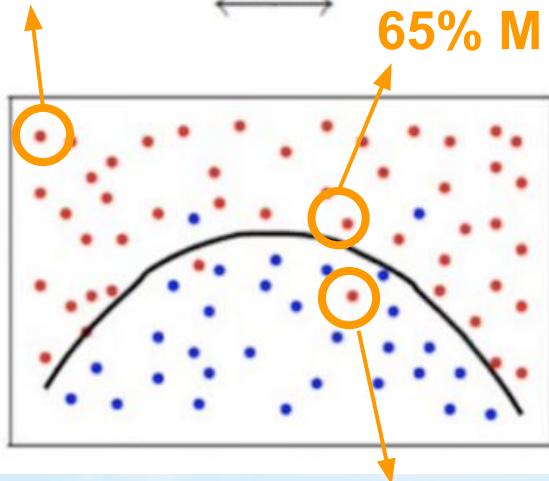
# E agora? Ficou mais difícil?



Underfitting



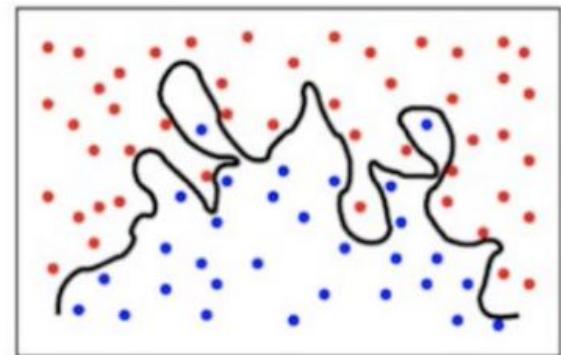
98% M



↔ Ok ↔

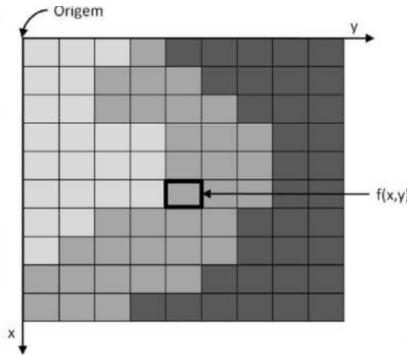
65% M

Overfitting

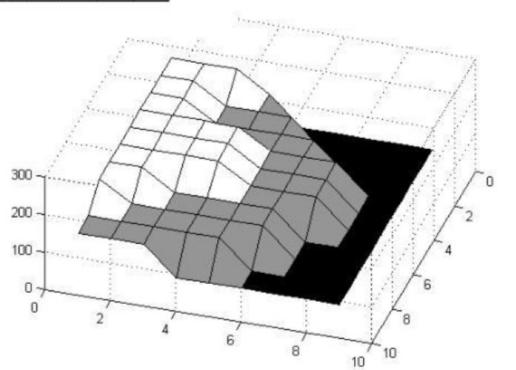


70% B

# E com imagens?



218	218	218	165	90	90	90	90	90	90
218	218	165	165	165	90	90	90	90	90
218	218	165	165	165	90	90	90	90	90
218	218	218	218	165	165	165	90	90	90
218	218	218	218	165	165	165	90	90	90
218	218	218	218	165	165	165	90	90	90
218	218	218	218	165	165	165	90	90	90
218	218	218	218	165	165	165	90	90	90
165	165	165	165	165	90	90	90	90	90
165	165	165	90	90	90	90	90	90	90

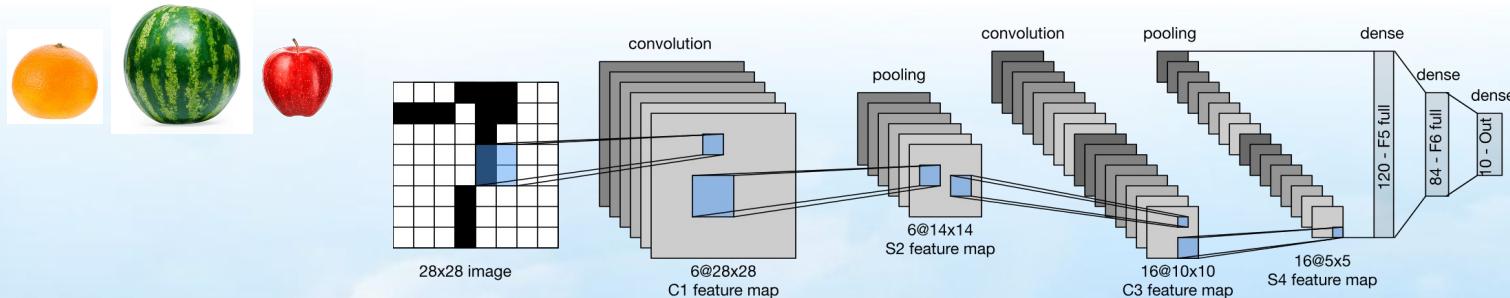
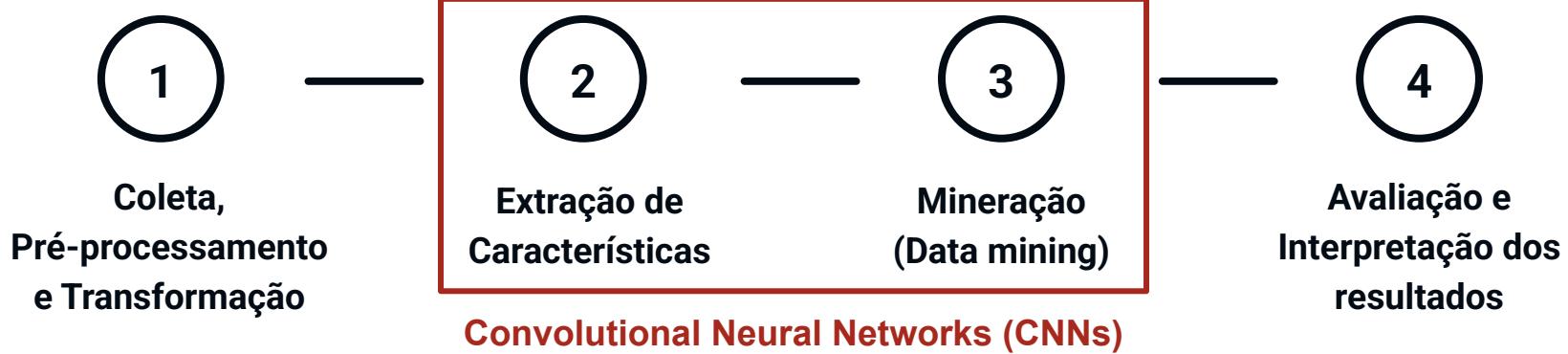


# Como diferenciar as frutas?



Cor, forma e textura

# O Processo de Desenvolvimento de IA para Diagnóstico



# Como a IA está aprimorando a precisão dos diagnósticos médicos?



# Como a IA está aprimorando a precisão dos diagnósticos médicos?

Maior sensibilidade e especificidade,  
**reduzindo erros humanos**

Modelos treinados com grandes bases  
de dados conseguem detectar **padrões  
invisíveis ao olho humano**



# Exemplos de Projetos do meu Mestrado e Doutorado

**Laboratório de Pesquisas  
Aplicadas à Visão e Inteligência  
Computacional (PAVIC) - UFPI - Picos**



# Dissertação de Mestrado

Conforme IARC (2020) ocorrem 19,3 milhões de novos casos de câncer e 10 milhões de mortes todo ano.

Câncer de Pele **Melanoma**.



# Dissertação de Mestrado

Começa nas células conhecidas como melanócitos;

Manifestação na pele normal e em lesões pré-existentes.

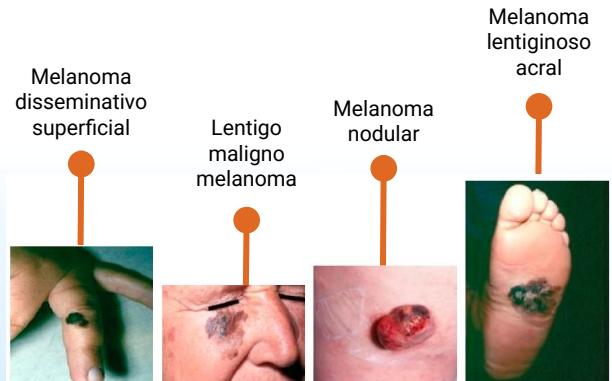


Figura 1 - Quatro principais subtipos de melanoma. (a) Melanoma disseminativo superficial. (b) Lentigo maligno melanoma. (c) Melanoma nodular e (d) Melanoma lentiginoso acral. Fonte: (SIMIS; SIMIS, 2006).



# Dissertação de Mestrado

O melanoma maligno aumentou significativamente nos últimos anos

# 132.000

Novos casos a cada ano



Nos EUA, em **5 anos** a taxa sobrevivência é de:

**99%**

para pacientes que tiveram câncer detectado precocemente.

**65%**

se a doença atingir os **gânglios linfáticos**

**25%**

se espalhar para **outros órgãos** mais distantes.

# Dissertação de Mestrado

O diagnóstico é obtido através da biópsia ou da dermatoscopia.



## Regra ABCDE



Assimetria



Bordas Irregulares



Cores Variável

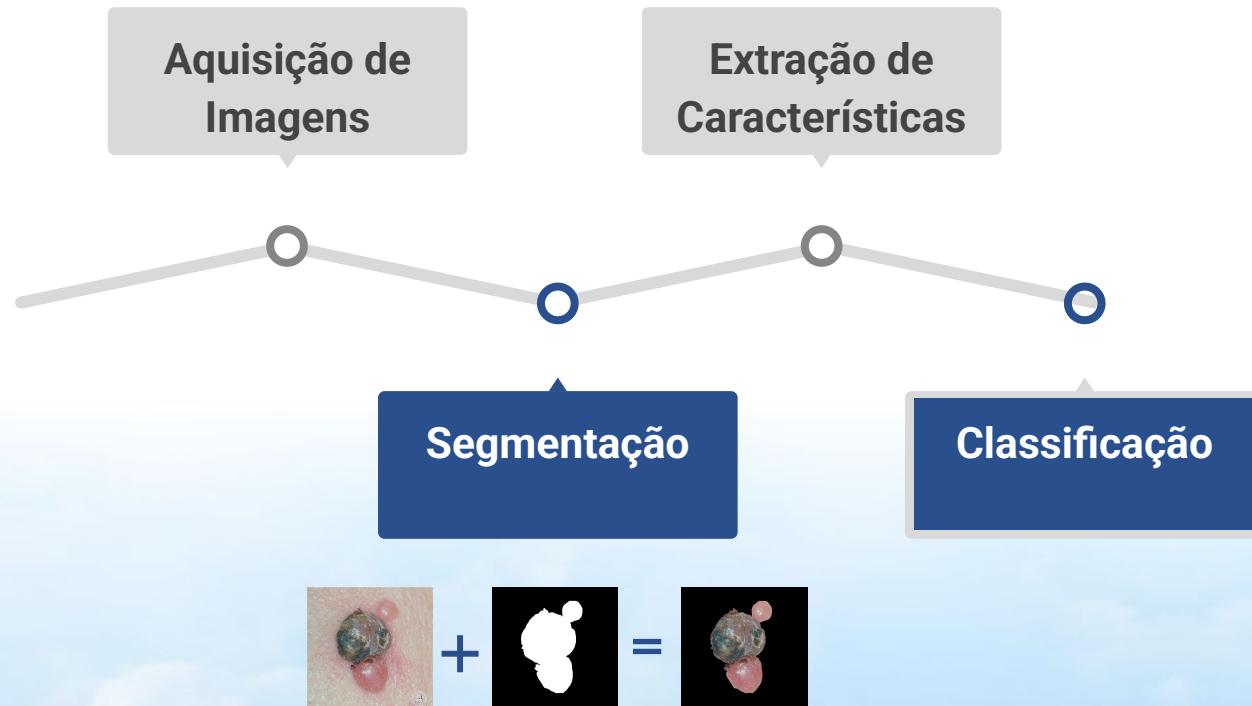


Diâmetro

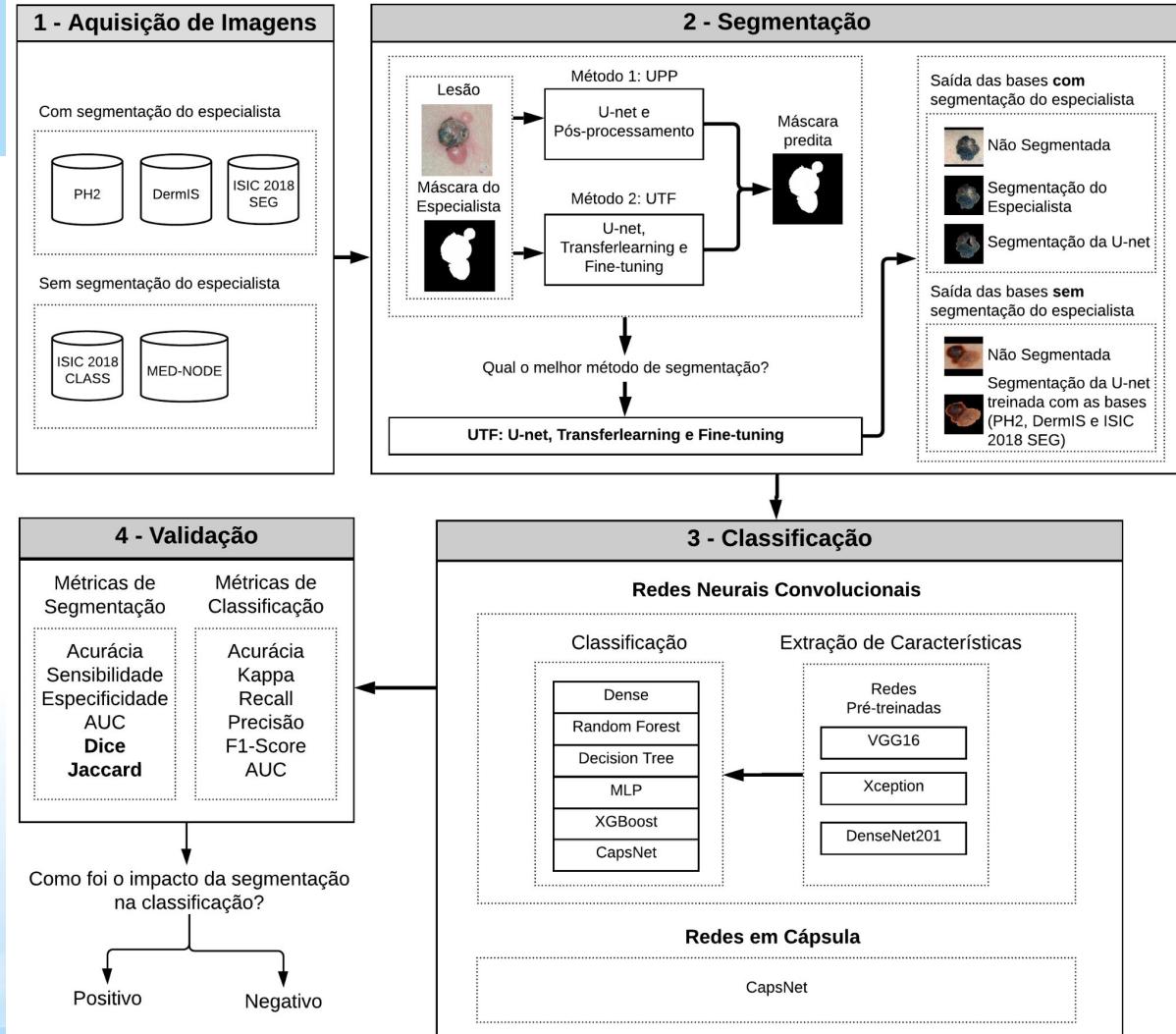


Evolução

# Dissertação de Mestrado



# Dissertação de Mestrado



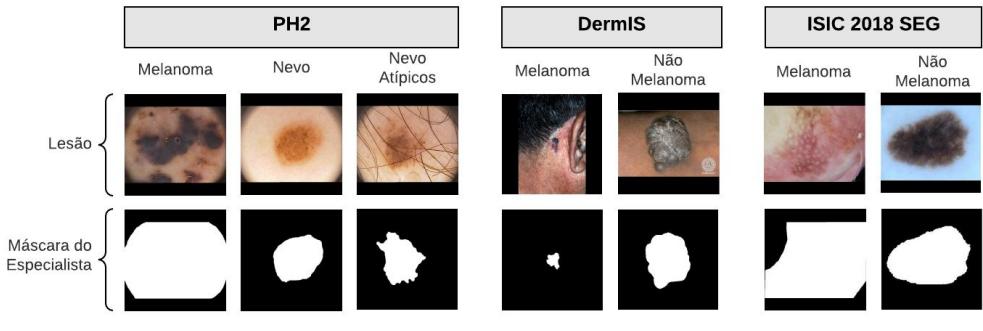
# Aquisição de Imagens

Tabela 2 – Informações sobre as bases de imagens utilizadas.

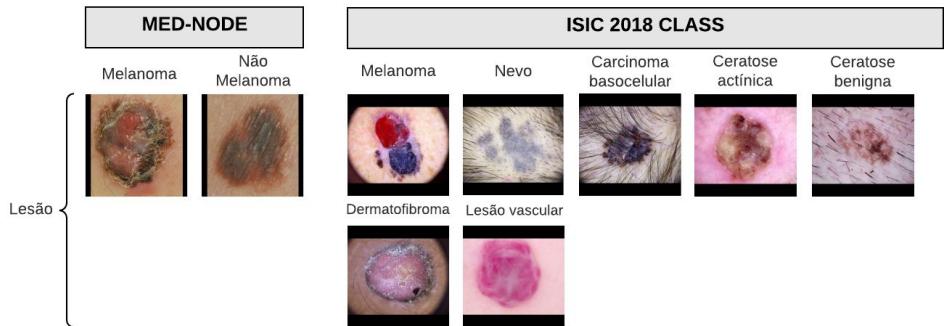
Base de Imagens	Classes	Imagens		Máscara de Segmentação
		Por classe	Total	
PH <sup>2</sup>	Não Melanoma Melanoma	160 40	200	x
DermIS	Não melanoma Melanoma	87 119	206	x
ISIC 2018 SEGMENTAÇÃO	Não Melanoma Melanoma	2075 519	2594	x
ISIC 2018 CLASSIFICAÇÃO	Melanoma Nevo Carcinoma Basocelular Ceratose Actínica Ceratose Benigna Dermatofibroma Lesão Vascular	1113 6705 514 327 1099 115 142	10015	-
MED-NODE	Não melanoma Melanoma	100 70	170	-

Figura 3 - Exemplos de lesões cutâneas e máscaras de segmentação do especialista das bases PH2, DermIS e ISIC 2018 SEG e lesões cutâneas das bases MED-NODE e ISIC 2018 CLASS.

Bases de imagens com máscara de segmentação do especialista.



Bases de imagens sem máscara de segmentação do especialista.



# Segmentação: U-net e Pós-processamento (UPP)

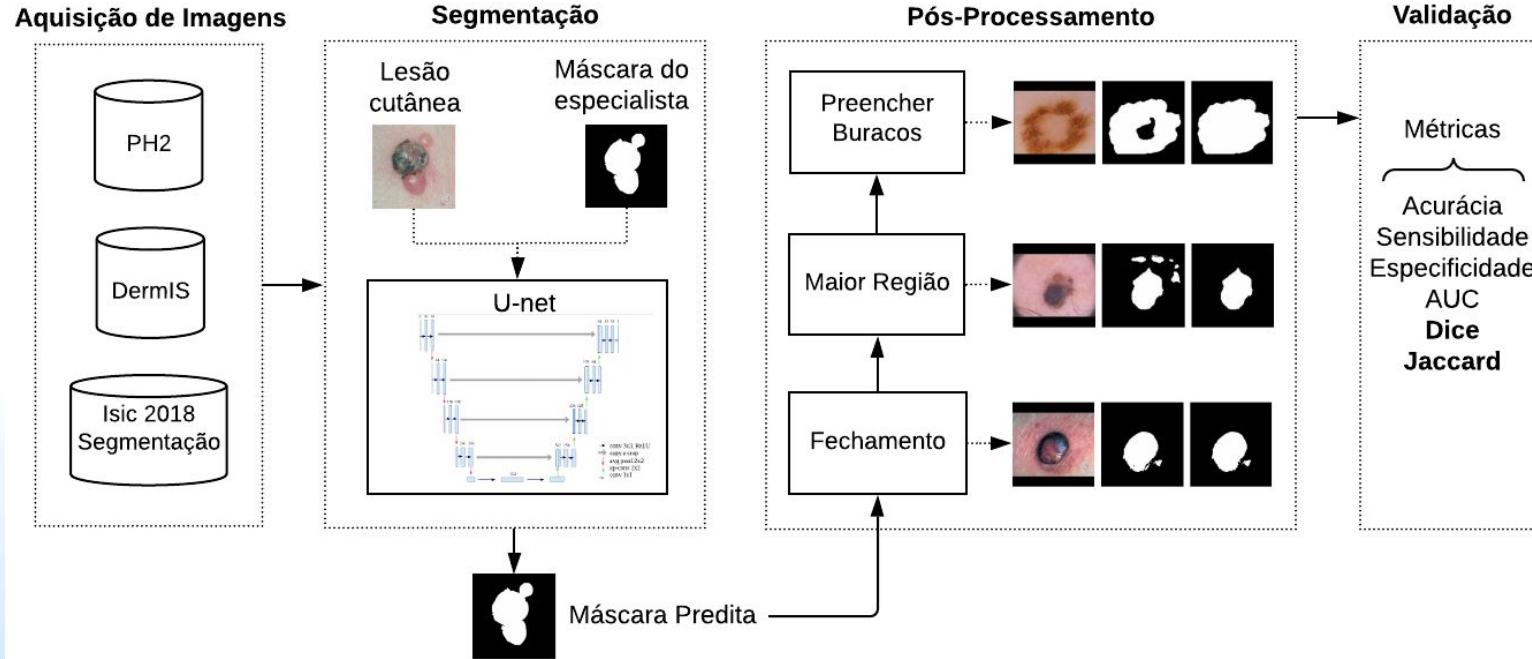


Figura 5 - Metodologia proposta baseada em redes U-net com técnicas de pós-processamento.

# Segmentação: U-net, Transfer Learning e Fine-tuning (UTF)

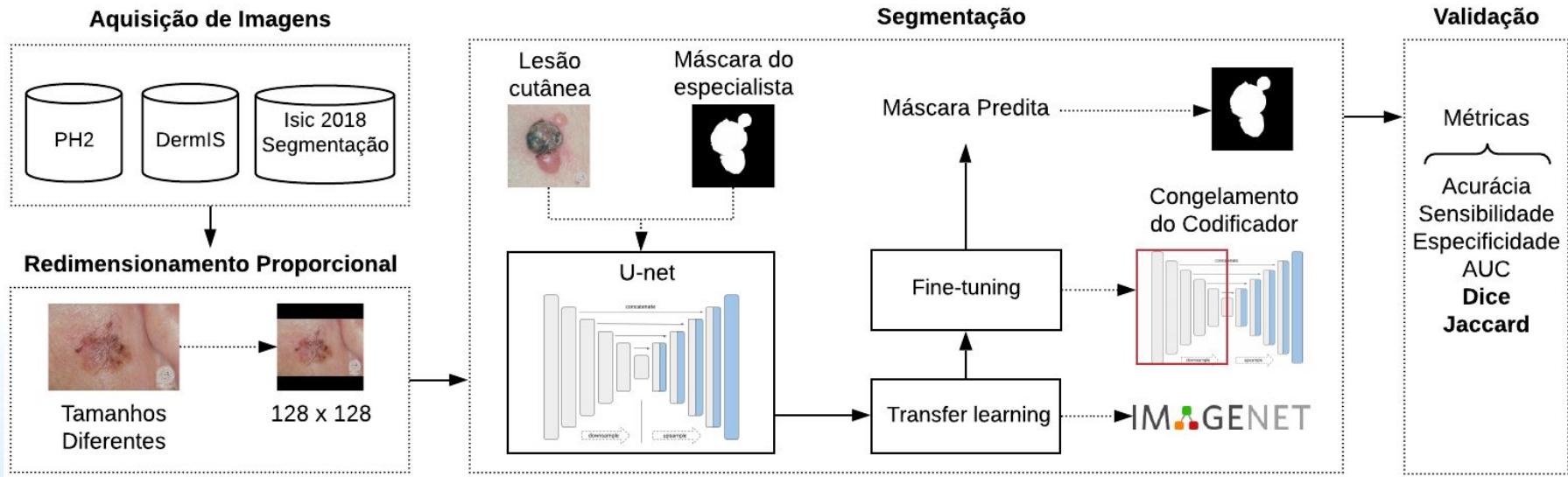


Figura 7 - Metodologia de segmentação proposta baseada em U-net, transfer learning e fine-tuning.

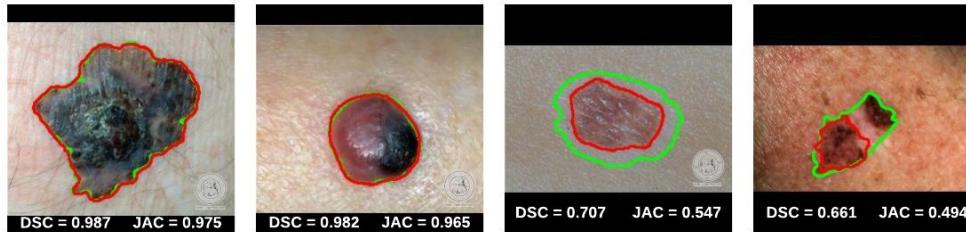
# Testes, testes e mais testes...

Base de Imagens	Cor	Tamanho	LR	SEN	ESP	ACC	AUC	Dice	JAC
PH2	RGB	128	$1E^{-5}$	0,889±0,04	0,906±0,04	0,902±0,03	0,898±0,02	0,807±0,06	0,680±0,08
			$1E^{-2}$	0,942±0,01	0,974±0,01	0,966±0,01	0,958±0,01	0,928±0,01	0,867±0,01
		256	$1E^{-5}$	0,890±0,03	0,917±0,03	0,910±0,02	0,903±0,01	0,820±0,05	0,698±0,07
			$1E^{-2}$	<b>0,943±0,01</b>	0,976±0,00	<b>0,969±0,00</b>	<b>0,959±0,00</b>	<b>0,933±0,01</b>	<b>0,874±0,01</b>
	CINZA	128	$1E^{-5}$	0,781±0,16	0,902±0,06	0,872±0,03	0,842±0,05	0,731±0,07	0,581±0,09
			$1E^{-2}$	0,909±0,01	<b>0,985±0,00</b>	0,967±0,00	0,948±0,01	0,928±0,01	0,866±0,01
		256	$1E^{-5}$	0,841±0,06	0,900±0,05	0,885±0,03	0,870±0,02	0,773±0,06	0,635±0,08
			$1E^{-2}$	0,932±0,01	0,972±0,01	0,963±0,01	0,952±0,01	0,921±0,02	0,855±0,04
DERMIS	RGB	128	$1E^{-5}$	0,699±0,05	0,867±0,05	0,857±0,05	0,784±0,04	0,398±0,13	0,258±0,11
			$1E^{-2}$	0,916±0,02	0,982±0,00	0,978±0,00	0,949±0,01	0,838±0,03	0,722±0,04
		256	$1E^{-5}$	0,691±0,08	0,886±0,05	0,875±0,05	0,789±0,05	0,435±0,16	0,294±0,15
			$1E^{-2}$	0,920±0,05	0,986±0,01	0,978±0,01	0,951±0,02	0,837±0,06	0,725±0,09
	CINZA	128	$1E^{-5}$	0,705±0,12	0,892±0,05	0,881±0,05	0,798±0,07	0,450±0,17	0,307±0,15
			$1E^{-2}$	0,919±0,03	0,986±0,00	0,982±0,00	0,953±0,01	0,863±0,03	0,762±0,06
		256	$1E^{-5}$	0,691±0,12	0,803±0,15	0,797±0,14	0,747±0,12	0,349±0,14	0,222±0,10
			$1E^{-2}$	<b>0,924±0,03</b>	<b>0,987±0,00</b>	<b>0,983±0,00</b>	<b>0,955±0,01</b>	<b>0,872±0,03</b>	<b>0,774±0,05</b>
ISIC 2018	RGB	128	$1E^{-5}$	0,804±0,02	0,986±0,00	0,959±0,00	0,895±0,01	0,855±0,01	0,748±0,02
			$1E^{-2}$	<b>0,866±0,02</b>	0,983±0,00	<b>0,965±0,00</b>	<b>0,924±0,00</b>	<b>0,883±0,00</b>	<b>0,791±0,01</b>
		256	$1E^{-5}$	0,827±0,02	0,979±0,00	0,956±0,00	0,903±0,01	0,851±0,01	0,742±0,02
			$1E^{-2}$	0,860±0,01	0,984±0,00	0,965±0,00	0,922±0,00	0,882±0,01	0,789±0,01
	CINZA	128	$1E^{-5}$	0,773±0,04	<b>0,987±0,00</b>	0,955±0,00	0,880±0,02	0,838±0,02	0,723±0,03
			$1E^{-2}$	0,856±0,02	0,982±0,00	0,963±0,00	0,919±0,00	0,875±0,00	0,779±0,01
		256	$1E^{-5}$	0,798±0,02	0,986±0,00	0,958±0,00	0,892±0,00	0,852±0,01	0,742±0,01
			$1E^{-2}$	0,857±0,01	0,981±0,00	0,962±0,00	0,919±0,00	0,873±0,00	0,775±0,01

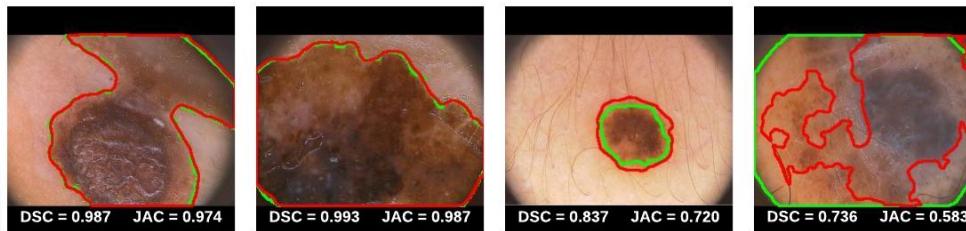
TREINO	TESTE	SEN	ESP	ACC	AUC	DSC	JAC	
PH2	PH2	0,878±0,02	0,985±0,00	0,959±0,01	0,932±0,01	0,912±0,01	0,839±0,02	
	ISIC18	0,797±0,03	0,958±0,01	0,933±0,01	0,877±0,02	0,785±0,03	0,646±0,03	
	DermIS	0,911±0,01	0,917±0,01	0,917±0,01	0,914±0,01	0,591±0,03	0,419±0,03	
ISIC18	PH2	0,937±0,01	0,954±0,01	0,950±0,00	0,946±0,01	0,901±0,01	0,819±0,02	
	ISIC18	0,866±0,01	0,986±0,00	0,968±0,00	0,925±0,00	0,891±0,00	0,803±0,01	
	DermIS	0,902±0,02	0,977±0,00	0,972±0,00	0,939±0,01	0,809±0,02	0,679±0,03	
DermIS	PH2	0,505±0,06	0,996±0,01	0,877±0,02	0,751±0,02	0,666±0,03	0,499±0,04	
	ISIC18	0,492±0,07	0,997±0,01	0,919±0,01	0,745±0,02	0,652±0,02	0,484±0,04	
	DermIS	0,816±0,06	0,996±0,00	0,983±0,00	0,906±0,03	0,868±0,03	0,767±0,04	
DermIS + ISIC18	PH2	0,938±0,01	0,960±0,00	0,955±0,01	0,949±0,01	0,909±0,01	0,834±0,02	
	PH2 + DermIS	0,734±0,03	0,986±0,00	0,947±0,01	0,859±0,02	0,810±0,02	0,681±0,04	
	PH2 + ISIC18	DermIS	0,908±0,02	0,974±0,01	0,969±0,01	0,941±0,01	0,798±0,03	0,664±0,05
ALL		ALL	0,868±0,01	0,987±0,00	0,969±0,00	0,927±0,01	0,894±0,01	0,809±0,01

# Resultados do método UPP

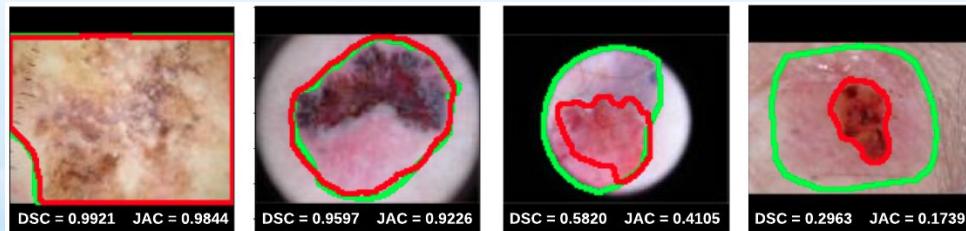
DermIS



PH2



ISIC 2018



## Trabalhos relacionados da base PH2

Referências	<i>SEN</i>	<i>ESP</i>	<i>ACC</i>	<i>AUC</i>	<i>DSC</i>	<i>JAC</i>
Barata <i>et al.</i> (2013)	0,904	0,970	0,928	—	0,900	0,837
Fan <i>et al.</i> (2017)	—	—	—	—	0,893	—
Ahn <i>et al.</i> (2017)	—	—	—	—	0,910	—
Al-Masni <i>et al.</i> (2018a)	0,937	0,956	0,950	—	0,917	0,847
Aljanabi <i>et al.</i> (2018)	<b>0,955</b>	<b>0,984</b>	0,960	—	0,922	0,852
Peng <i>et al.</i> (2019)	0,870	0,970	0,930	—	0,900	0,850
Goyal <i>et al.</i> (2019)	0,929	0,932	0,938	—	0,907	0,839
Santos <i>et al.</i> (2020)	—	—	0,959	—	0,926	—
Nazi e Abir (2020)	—	—	—	—	0,93	0,87
Proposto (U-net + pós-processamento)	0,943	0,976	<b>0,968</b>	<b>0,959</b>	<b>0,932</b>	<b>0,873</b>
Proposto (U-net + transfer learning + fine-tuning)	0,905	0,982	0,963	0,944	0,923	0,858

Tabela 7 - Comparação do método proposto com trabalhos relacionados na base PH2.

## Trabalhos relacionados da base DermIS

Referências	<i>SEN</i>	<i>ESP</i>	<i>ACC</i>	<i>AUC</i>	<i>DSC</i>	<i>JAC</i>
Flores e Scharcanski (2016)	0,6878	0,9678	0,9159	—	—	—
Zortea, Flores e Scharcanski (2017)	0,8869	0,9712	0,9575	—	—	—
Filali e Belkadi (2019)	0,8951	0,9891	0,9734	—	—	—
Khan <i>et al.</i> (2019)	—	—	0,940	—	—	—
Santos <i>et al.</i> (2020)	—	—	0,975	—	0,834	—
Proposto (U-net + pós-processamento)	<b>0,923</b>	0,987	0,983	<b>0,955</b>	0,871	0,774
Proposto (U-net + transfer learning + fine-tuning)	0,839	<b>0,995</b>	<b>0,985</b>	0,917	<b>0,879</b>	<b>0,785</b>

Tabela 8 - Comparaçāo do mētodo proposto com trabalhos relacionados na base DermIS.

## Trabalhos relacionados da base ISIC 2018

Referências	<i>SEN</i>	<i>ESP</i>	<i>ACC</i>	<i>AUC</i>	<i>DSC</i>	<i>JAC</i>
Alom <i>et al.</i> (2019)	—	—	0,9636	—	<b>0,8960</b>	—
Abraham e Khan (2019)	—	—	—	—	0,856	—
Amin <i>et al.</i> (2020)	<b>1.000</b>	0,900	—	—	0,820	<b>0,850</b>
Guo, Chen e Yuan (2020)	—	—	0,950	—	0,864	0,776
Nazi e Abir (2020)	—	—	—	—	0,87	0,80
Proposto (U-net + pós-processamento)	0,866	0,983	0,965	0,924	0,883	0,791
Proposto (U-net + transfer learning + fine-tuning)	0,866	<b>0,987</b>	<b>0,968</b>	<b>0,927</b>	0,893	0,807

Tabela 9 - Comparaçāo do mētodo proposto com trabalhos relacionados na base ISIC 2018.

# Classificação: testes, testes e mais testes...

BASE DE IMAGENS	CNN	CLASSIFICADOR	ACC	KAPPA	SEN	PRE	F1
DermIS (Segmentação U-net)	DenseNet201	Dense	0.6666	0.2794	0.6319	0.6781	0.6250
		Random Forest	0.5952	0.1904	0.5972	0.5952	0.5931
		Decision Tree	0.5476	0.0952	0.5486	0.5476	0.5452
		MLP	0.6428	0.2758	0.6388	0.6373	0.6377
		Xgboost	0.6904	0.3546	0.6736	0.6851	0.6755
		CapsNet	<b>0.6904</b>	<b>0.3869</b>	<b>0.6944</b>	<b>0.6904</b>	<b>0.6888</b>
	Xception	Dense	0.7142	0.3913	0.6875	0.725	0.6888
		Random Forest	<b>0.8095</b>	<b>0.5942</b>	<b>0.7847</b>	<b>0.8116</b>	<b>0.7925</b>
		Decision Tree	0.6428	0.2657	0.6319	0.6341	0.6326
		MLP	0.6904	0.3453	0.6664	0.6909	0.6676
		Xgboost	0.5714	0.1000	0.5484	0.5535	0.5456
		CapsNet	0.7142	0.4084	0.7013	0.7091	0.7035
	VGG16	Dense	0.6666	0.2575	0.6180	0.7361	0.5916
		Random Forest	0.6428	0.2222	0.6041	0.6151	0.5906
		Decision Tree	0.6666	0.3998	0.6527	0.6586	0.6541
		MLP	0.6666	0.2794	0.6319	0.6781	0.6250
		Xgboost	0.5952	0.1438	0.5694	0.5795	0.5654
		CapsNet	<b>0.7142</b>	<b>0.8323</b>	<b>0.6805</b>	<b>0.7437</b>	<b>0.6785</b>

			Dense	0.8529	0.7058	0.8642	0.8529	0.8517
DenseNet201	MED-NODE (Segmentação U-net)	Dense	0.7058	0.3511	0.6642	0.7211	0.6640	
		Random Forest	0.5882	0.1678	0.5857	0.5833	0.5824	
		Decision Tree	0.5982	0.0559	0.5767	0.8244	0.7700	
		MLP	0.7944	0.5509	0.625	0.6325	0.6263	
		Xgboost	0.7352	0.4813	0.7535	0.7491	0.7350	
		CapsNet	0.7647	0.4925	0.7357	0.7750	0.7424	
		Dense	0.9117	0.8197	0.9142	0.9070	0.9098	
	Xception	Random Forest	0.7941	0.5509	0.7607	0.8244	0.7700	
		Decision Tree	0.6470	0.2554	0.625	0.6325	0.6263	
		MLP	0.9411	0.8785	0.9392	0.9392	0.9392	
		Xgboost	0.7647	0.5242	0.7676	0.7604	0.7614	
		CapsNet	<b>0.9411</b>	<b>0.8811</b>	<b>0.9500</b>	<b>0.9375</b>	<b>0.9403</b>	
	VGG16	Dense	<b>0.7647</b>	<b>0.5142</b>	<b>0.7511</b>	<b>0.7571</b>	<b>0.7571</b>	
		Random Forest	0.6176	0.1264	0.5571	0.6103	0.5252	
		Decision Tree	0.5588	0.0893	0.5509	0.5491	0.5490	
		MLP	0.7352	0.4356	0.7107	0.7352	0.7153	
		Xgboost	0.6470	0.2714	0.6357	0.6357	0.6357	
		CapsNet	0.7352	0.4474	0.7214	0.7271	0.7235	

BASE DE IMAGENS		ACC	KAPPA	SEN	PRE	F1	AUC	IMPACTO
DermIS (2 classes)	Sem segmentação	0.6904	0.3809	0.6944	0.6904	0.6888	0.7893	
	Segmentação Especialista	<b>0.8571</b>	<b>0.7042</b>	<b>0.8472</b>	<b>0.8605</b>	<b>0.8517</b>	<b>0.9212</b>	+
	Segmentação U-net	0.7142	0.4084	0.7013	0.7091	0.7035	0.7476	+
PH <sup>2</sup> (2 classes)	Sem segmentação	0.9250	0.7540	0.8593	0.8982	0.8769	0.9160	
	Segmentação Especialista	<b>0.9500</b>	<b>0.8275</b>	<b>0.8750</b>	<b>0.9705</b>	<b>0.9134</b>	<b>0.9863</b>	+
	Segmentação U-net	<b>0.9500</b>	<b>0.8275</b>	<b>0.8750</b>	<b>0.9705</b>	<b>0.9134</b>	<b>0.9863</b>	+
MED-NODE (2 classes)	Sem segmentação	0.8823	0.7571	0.8785	0.8785	0.8785	0.9053	
	Segmentação U-net	<b>0.9411</b>	<b>0.8811</b>	<b>0.9500</b>	<b>0.9375</b>	<b>0.9403</b>	<b>0.9857</b>	+
	Segmentação U-net	<b>0.7615</b>	<b>0.4910</b>	<b>0.4507</b>	<b>0.5775</b>	<b>0.4953</b>	<b>0.8626</b>	-
ISIC 2018 CLASS (7 classes)	Sem segmentação	<b>0.8947</b>	<b>0.3803</b>	<b>0.6461</b>	<b>0.7953</b>	<b>0.6858</b>	<b>0.8254</b>	
	Segmentação U-net	0.8871	0.2917	0.6051	0.7768	0.6381	0.7335	-
DermIS e PH <sup>2</sup> e MED-NODE e ISIC 2018 CLASS (2 classes)	Sem segmentação	<b>0.7500</b>	<b>0.4681</b>	<b>0.7292</b>	<b>0.7418</b>	<b>0.7333</b>	0.5560	
	Segmentação Especialista	0.7000	0.3750	0.6875	0.6875	0.6875	0.7070	-
	Segmentação U-net	0.7000	0.3617	0.6771	0.6868	0.6800	<b>0.7266</b>	-
ISIC 2018 CLASS (Segmentação U-net)	Sem segmentação	<b>0.9500</b>	<b>0.8276</b>	<b>0.875</b>	<b>0.9706</b>	<b>0.9134</b>	<b>0.8828</b>	
	Segmentação Especialista	0.8750	0.4898	0.6875	0.9324	0.7365	0.8223	-
	Segmentação U-net	0.8750	0.5455	0.7344	0.8429	0.7704	0.8242	-
MED-NODE (2 classes)	Sem segmentação	0.8333	0.6471	0.8143	0.8438	0.8222	0.7893	
	Segmentação U-net	<b>0.8750</b>	<b>0.7391</b>	<b>0.8643</b>	<b>0.8778</b>	<b>0.8693</b>	<b>0.8893</b>	+
ISIC 2018 CLASS (7 classes)	Sem segmentação	<b>0.7455</b>	<b>0.4615</b>	<b>0.4295</b>	<b>0.5209</b>	<b>0.4534</b>	<b>0.8817</b>	
	Segmentação U-net	0.6978	0.3154	0.2640	0.3708	0.2877	0.8417	-
DermIS e PH <sup>2</sup> e MED-NODE e ISIC 2018 CLASS (2 classes)	Sem segmentação	<b>0.8804</b>	<b>0.2318</b>	<b>0.5794</b>	<b>0.7772</b>	<b>0.6039</b>	<b>0.8013</b>	
	Segmentação U-net	0.8726	0.0982	0.5305	0.7484	0.5263	0.7909	-

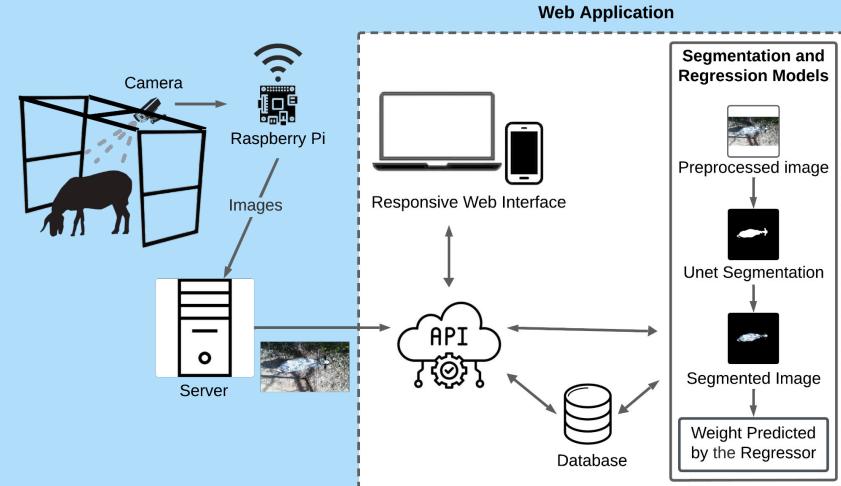
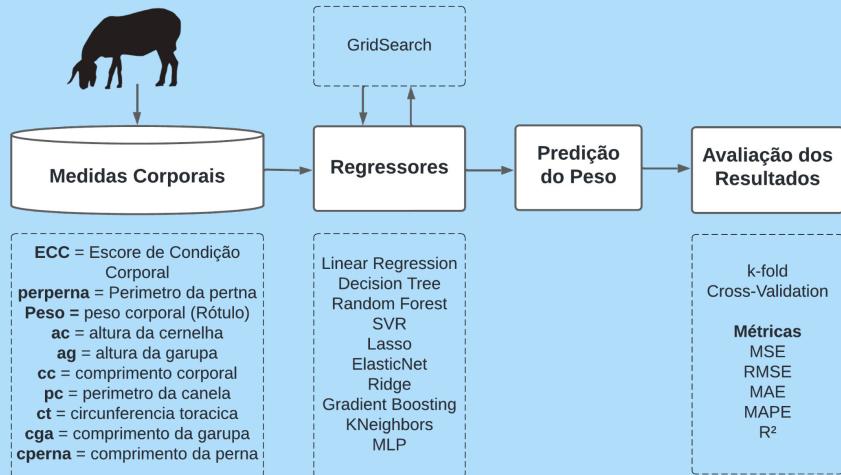
**Tabela 14 - Comparação dos métodos propostos com os trabalhos relacionados de classificação.**

PH2						
REFERÊNCIAS	ACC	KAPPA	SEN	PRE	F1	AUC
Barata <i>et al.</i> (2013)	—	—	0,9300	—	—	—
Bi <i>et al.</i> (2016)	0,9200	—	0,8750	—	—	—
Sarkar, Chatterjee e Hazra (2019)	0,9677	—	<b>1.0000</b>	—	—	—
Saba <i>et al.</i> (2019)	<b>0,9840</b>	—	0,9825	—	<b>0,9827</b>	<b>1.0000</b>
Nazi e Abir (2020)	0,9200	—	—	—	—	—
Rodrigues <i>et al.</i> (2020)	0,9316	—	0,9316	0,9325	0,9315	—
Proposto (Xception + CapsNet)	0,9500	0,8275	0,8750	0,9705	0,9134	0,9785
Proposto (CapsNet)	0,9500	<b>0,8276</b>	0,8750	<b>0,9706</b>	0,9134	0,9688

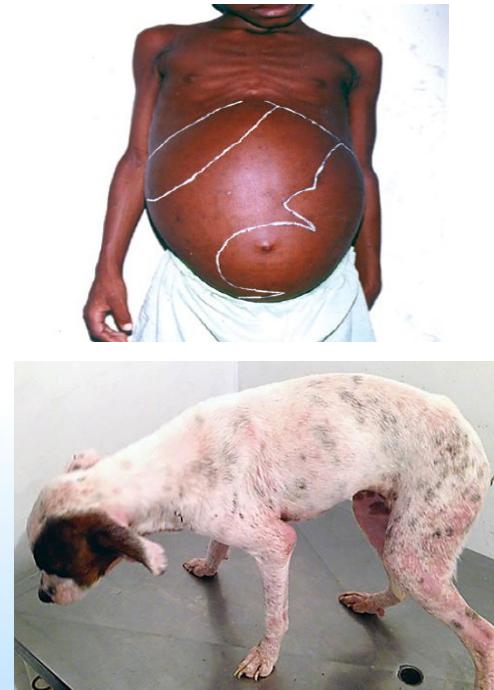
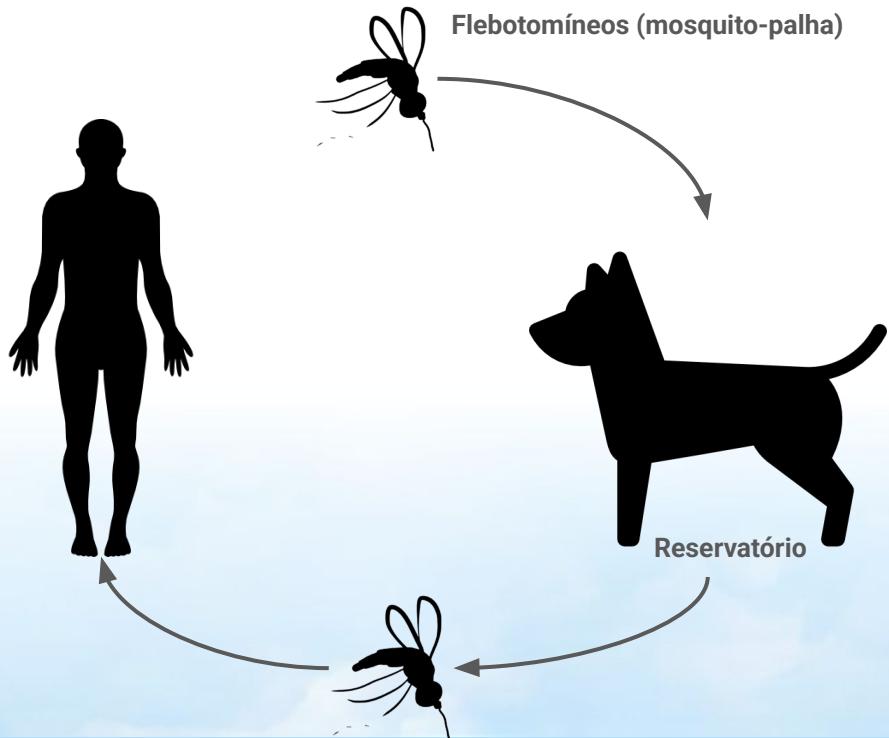
DermIS						
REFERÊNCIAS	ACC	KAPPA	SEN	PRE	F1	AUC
Amelard, Wong e Clausi (2012)	0,8738	—	0,8276	—	—	—
Karabulut e Ibrikci (2016)	0,7140	—	0,7080	—	—	—
Khan <i>et al.</i> (2019)	0,9600	—	—	—	—	—
Sarkar, Chatterjee e Hazra (2019)	0,9444	—	<b>1.0000</b>	0,9166	—	—
Hosny, Kassem e Foaud (2019)	0,9686	—	0,9690	<b>0,9692</b>	—	—
Hosny, Kassem e Foaud (2020)	<b>0,9915</b>	—	0,9892	—	—	—
Proposto (Xception + CapsNet)	0,8571	0,7042	0,8472	0,8605	<b>0,8517</b>	<b>0,9212</b>
Proposto (CapsNet)	0,7500	0,4681	0,7292	0,7418	0,7333	0,5560

ISIC 2018 CLASS						
REFERÊNCIAS	ACC	KAPPA	SEN	PRE	F1	AUC
Namozov e Cho (2018)	<b>0,9586</b>	—	—	—	—	—
Pal, Ray e Garain (2018)	0,7750	—	—	—	—	—
Reddy (2018)	0,9100	—	—	—	—	—
Kassani e Kassani (2019)	0,9208	—	—	—	—	—
Hekler <i>et al.</i> (2019)	0,8295	—	—	—	—	—
Alom <i>et al.</i> (2019)	—	—	<b>0,8700</b>	<b>0,8700</b>	<b>0,8600</b>	—
Milton (2019)	0,7600	—	—	—	—	—
Proposto (Xception + CapsNet)	0,7615	<b>0,4910</b>	0,4507	0,5775	0,4953	0,8626
Proposto (CapsNet)	0,7455	0,4615	0,4295	0,5209	0,4534	<b>0,8817</b>
MED-NODE						
REFERÊNCIAS	ACC	KAPPA	SEN	PRE	F1	AUC
Giotis <i>et al.</i> (2015)	0,8100	—	0,8100	—	—	—
Jafari <i>et al.</i> (2016)	0,7900	—	0,9000	—	—	—
Nasr-Esfahani <i>et al.</i> (2016)	0,8100	—	0,8100	—	—	—
Han <i>et al.</i> (2018)	—	—	0,8763	—	—	—
Mukherjee, Adhikari e Roy (2019)	0,9014	—	—	—	—	—
Sarkar, Chatterjee e Hazra (2019)	0,9523	—	0,9233	<b>1.0000</b>	—	—
Hosny, Kassem e Foaud (2019)	0,9770	—	0,9922	—	—	—
Hosny, Kassem e Foaud (2020)	<b>0,9929</b>	—	<b>0,9922</b>	—	—	—
Proposto (Xception + CapsNet)	0,9411	0,8811	0,9500	0,9375	<b>0,9403</b>	<b>0,9857</b>
Proposto (CapsNet)	0,8750	0,7391	0,8643	0,8778	0,8693	0,8893

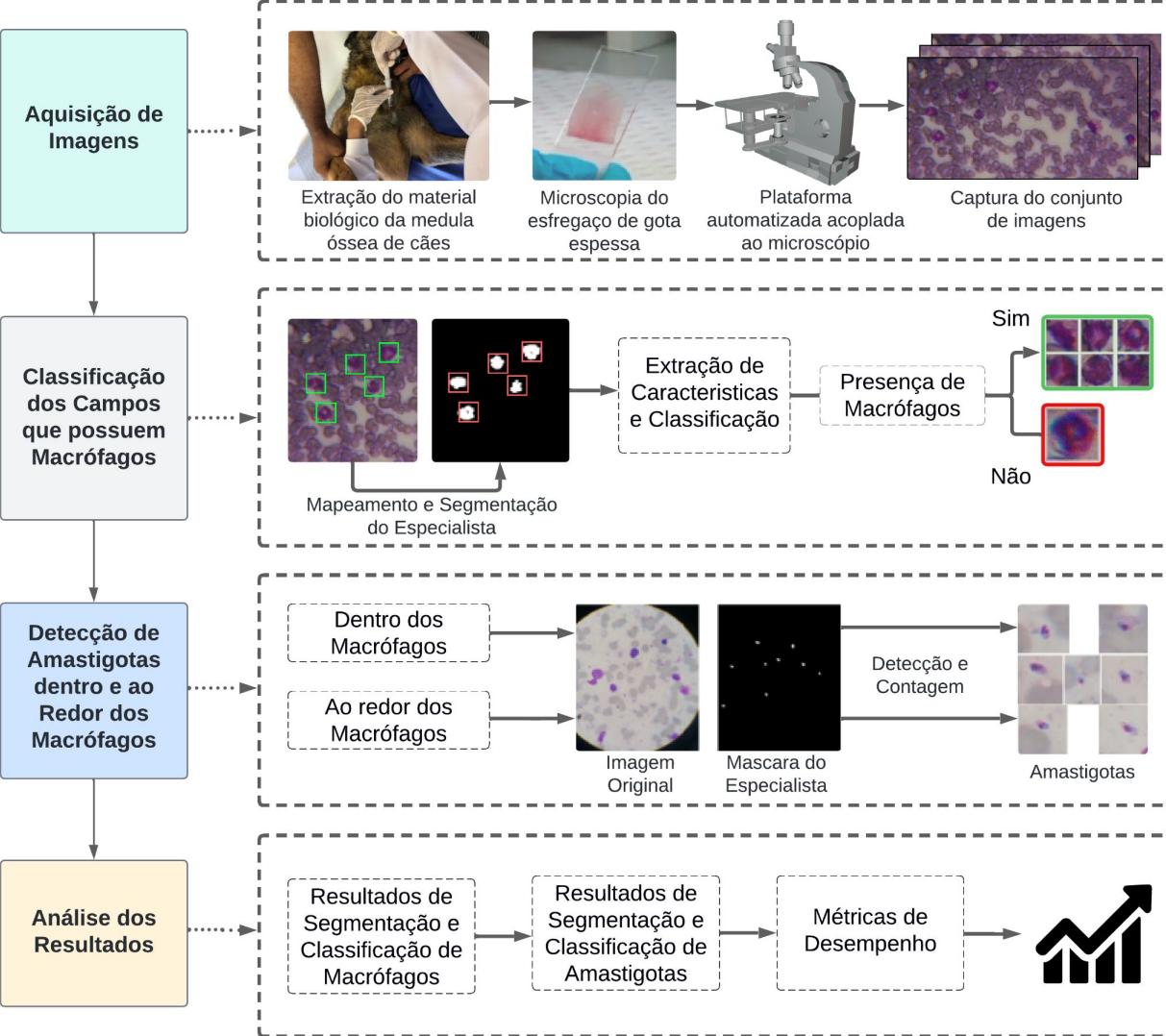
# A SAGA DO DOUTORADO...



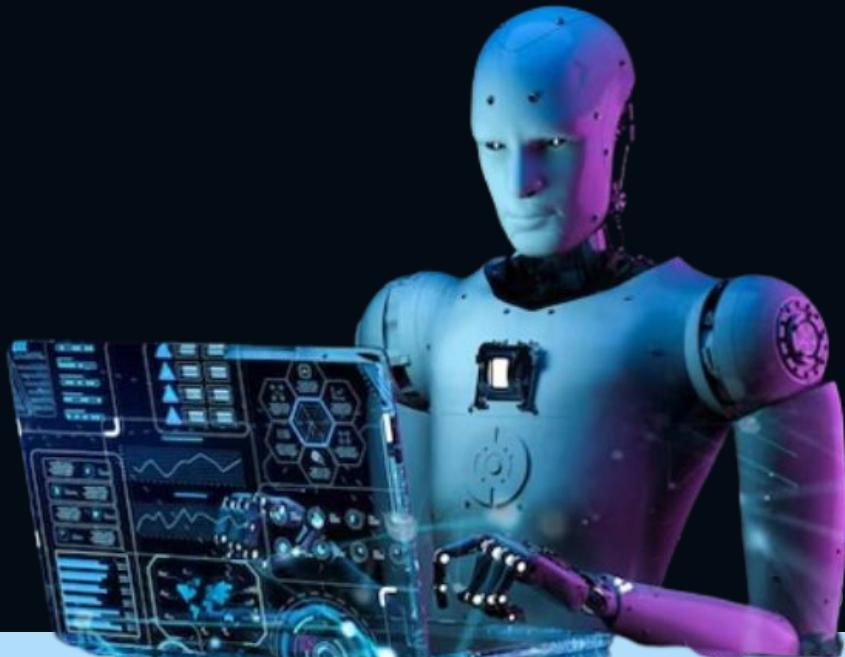
# Leishmaniose visceral canina



# Leishmaniose visceral canina

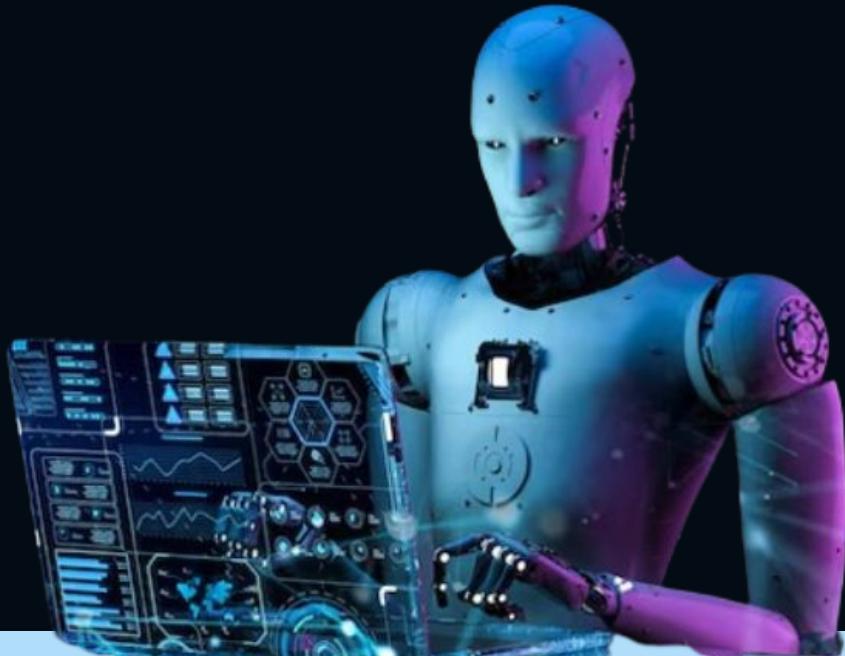


**Os médicos do futuro  
precisarão saber programar  
IA?**

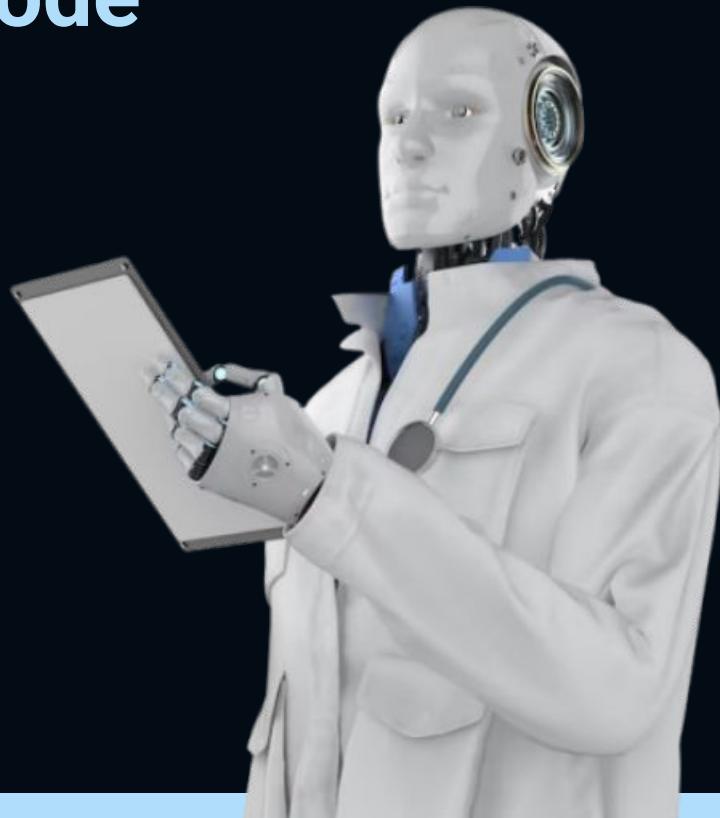


# Os médicos do futuro precisarão saber programar IA?

Não precisam ser programadores, mas precisarão entender seu **funcionamento e aplicações** para usá-la de **forma eficaz e crítica** na prática clínica.



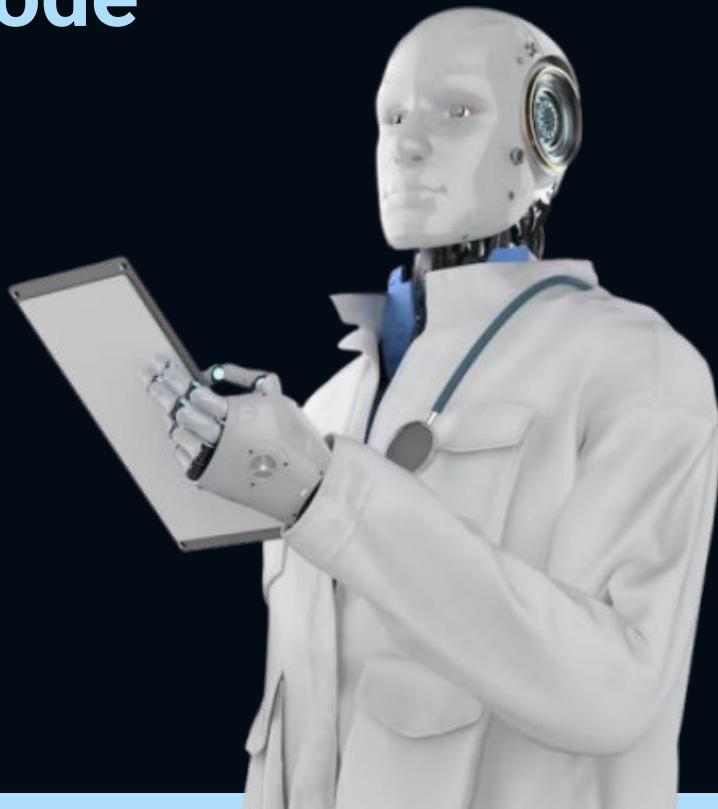
# A inteligência artificial pode superar a experiência humana no diagnóstico?



# A inteligência artificial pode superar a experiência humana no diagnóstico?

IA pode ser superior na detecção de padrões em imagens, mas ainda precisa de supervisão

Importância da interpretação clínica e experiência do médico para evitar viés dos modelos



# APLICAÇÕES DA IA NO DIAGNÓSTICO: HABILIDADE MÉDICA DO FUTURO

Prof. Me. Rafael Luz Araújo  
[rafaluzaraujo@ifpi.edu.br](mailto:rafaluzaraujo@ifpi.edu.br)

