Pontifícia Universidade Católica de Minas Gerais Curso de Ciência da Computação Trabalho de Conclusão de Curso

# Análise de domínios no aprendizado por transferência para classificação de nódulos tireoidianos

**Karine Mendes Tavares** 

Alexei M. C. Machado
Orientador

# Sumário

- Introdução
- Materiais e métodos
- Resultados e Discussão
- Considerações finais

# Contexto

 Tireoide é uma glândula que regula o metabolismo do corpo humano

Nódulos são problemas comuns

 A incidência de nódulos palpáveis de tireoide na população adulta é de cerca de 67% e 10% deles podem ser malignos

# Contexto

Ultrassonografia para detectar e diagnosticar

 São menos invasivas e apresentam o melhor custo-benefício

Alto nível de expertise para interpretá-las

### Contexto

Classificação dos nódulos é um desafio para os médicos

- Sistema de classificação
  - TI-RADS, Kwak et al. 2011
    - 1, 2, 3, 4a, 4b, 4c, 5

# Motivação

- Sistemas de diagnóstico assistido por computador (CAD) e aprendizado profundo
  - Redes Neurais Convolucionais (CNNs)

- Tamanho da base de dados interfere na qualidade de aprendizado
  - Imagenet
  - RadImageNet

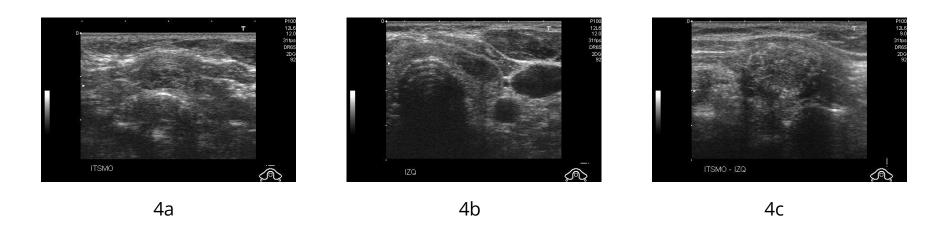
# Objetivo

 Avaliação da adaptação de domínio no aprendizado por transferência na classificação de nódulos tireoidianos

Pesos ImageNet e RadImageNet

# Objetivo

• TI-RADS categoria 4



Fonte: Pedraza et al.

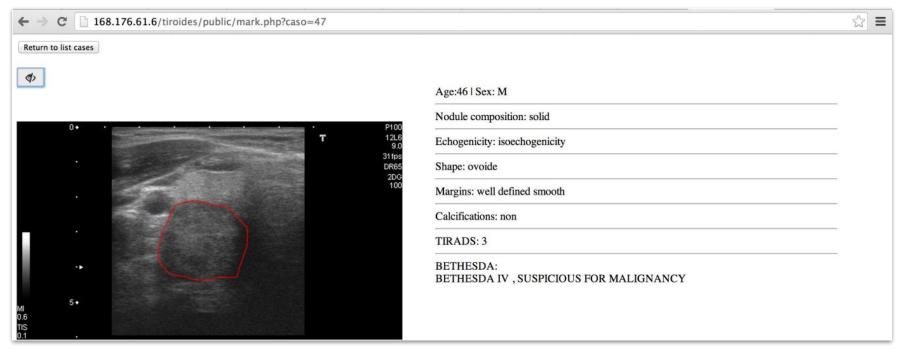
- 1. Base de dados
- 2. Seleção das imagens
- 3. Modelos de treinamento e Arquitetura
- 4. Métricas de Avaliação

### Base de dados

- DDTI (Digital Database Thyroid Image)
  - Disponibilizada pela Universidade Nacional da Colômbia
- 480 imagens de ultrassom

TI-RADS	Nº Imagens				
2	42				
3	19				
4a	96				
4b	79				
4c	68				
5	45				

# Base de dados



Fonte: Pedraza et al.

# Seleção das Imagens

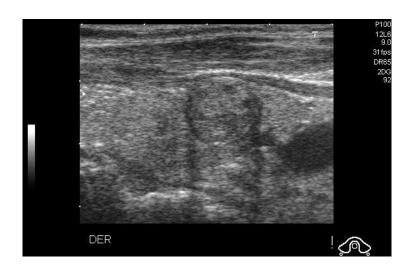
Seleção das imagens TI-RADS 4a, 4b e 4c

Separação estratificada de 10 dobras

Mesmo paciente sempre no mesmo conjunto

# Segmentação

Leitura do xml, recorte e fundo verde para cada imagem

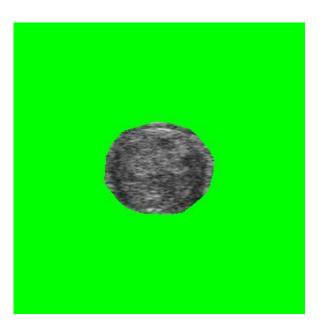


```
<case><number>45</number><age>74</age><sex>F
</sex><composition>solid</composition><echogenicity>
hypoechogenicity</echogenicity><margins>well defined
</margins><calcifications>macrocalcifications
</calcifications><tirads>4b
</tirads><reportbacaf></reportbacaf><reporteco></reporteco><mar
k><image>1</image><svq>[{"points": [{"x": 305, "y": 84},
{"x": 299, "y": 85}, {"x": 291, "y": 88}, {"x": 286, "y":
90}, {"x": 264, "y": 95}, {"x": 259, "y": 101}, {"x": 255,
"y": 106}, {"x": 251, "y": 110}, {"x": 248, "y": 118}, {"x":
245, "y": 125}, {"x": 245, "y": 132}, {"x": 243, "y": 153},
{"x": 256, "y": 170}, {"x": 261, "y": 175}, {"x": 267, "y":
180}, {"x": 281, "y": 186}, {"x": 288, "y": 187}, {"x": 296,
"y": 187}, {"x": 304, "y": 187}, {"x": 306, "y": 187}, {"x":
307, "y": 188}, {"x": 321, "y": 188}, {"x": 333, "y": 186},
{"x": 340, "y": 180}, {"x": 347, "y": 175}, {"x": 354, "y":
169}, {"x": 359, "y": 164}, {"x": 363, "y": 155}, {"x": 365,
"y": 148}, {"x": 367, "y": 139}, {"x": 367, "y": 134}, {"x":
368, "y": 126}, {"x": 363, "y": 117}, {"x": 359, "y": 115},
{"x": 355, "y": 109}, {"x": 350, "y": 104}, {"x": 347, "y":
99}, {"x": 346, "y": 97}, {"x": 341, "y": 93}, {"x": 338,
"y": 92}, {"x": 332, "y": 91}, {"x": 325, "y": 89}, {"x":
318, "y": 86}, {"x": 308, "y": 85}, {"x": 306, "y": 85}],
"annotation": {}, "regionType": "freehand"}]
</svg></mark></case>
```

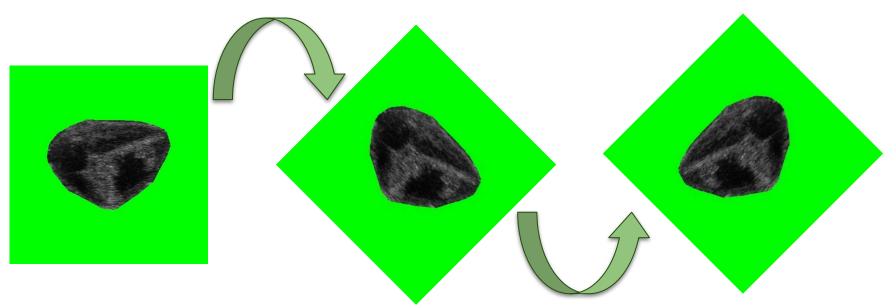
TIRADS-4b 45.xml 13

# Segmentação

Resultado final



# Aumento de dados e pré-processamento



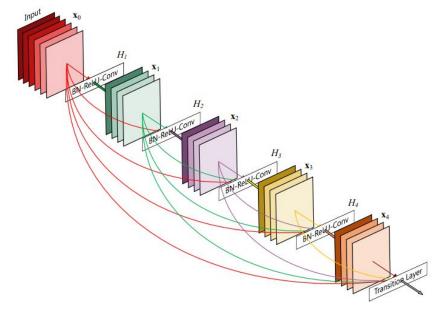
# Modelos pré-treinados e arquiteturas

ImageNet

- RadImageNet
  - DenseNet-121, InceptionResNetV2, InceptionV3 e ResNet50

# Arquiteturas

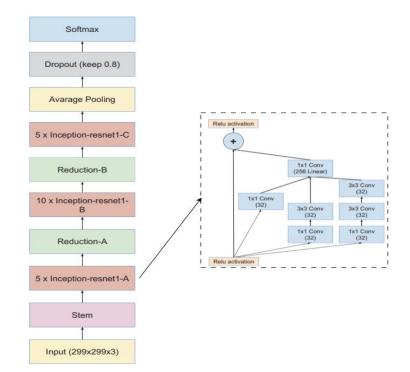
- DenseNet-121
  - 121 camadas
  - o 7381 conexões



Fonte: Huang et al.

# Arquiteturas

- InceptionResNetV2
  - 164 camadas



Fonte: Adaptado de Szegedy et al.

# Materiais e métodos Métricas de avaliação

De todas as classificações, quantos % o modelo classificou corretamente

# Métricas de avaliação

De todas classificações positivas, que o modelo classificou de uma classe, quantas estão corretas

# Métricas de avaliação

De todas classificações de uma classe, quantas estão corretas

# Métricas de avaliação

$$F1$$
-Score = 2 ×  $\frac{\text{Precisão} \times Recall}{\text{Precisão} + Recall}$ 

Média harmônica entre precisão e recall

 Validação cruzada estratificada de 10 dobras para os pesos ImageNet e RadImageNet

- Parâmetros:
  - Treinamento realizado por 50 épocas
  - Todas as camadas da rede descongeladas
  - Taxa de aprendizado de 0,001

Validação cruzada

	ImageNet				RadImageNet			
	A.	Pre.	Rec.	F1	A.	Pre.	Rec.	F1
Média	56%	56%	56%	54%	59%	60%	59%	57%
DP	5%	6%	6%	6%	7%	7%	7%	8%

DenseNet-121

InceptionResNetV2

	A.	Pre.	Rec.	<b>F</b> 1	A.	Pre.	Rec.	F1
Média	55%	55%	54%	54%	57%	57%	56%	54%
DP	8%	8%	8%	8%	5%	5%	5%	6%

Teste t pareado

$$\mathbf{t} = \frac{\bar{x}_d - \mu_0}{S_d / \sqrt{n}}$$

#### Considerando:

- x̄<sub>d</sub>: média das diferenças de cada par
- μ<sub>0</sub>: diferença esperada entre os dois grupos (zero)
- Sd: desvio padrão das diferenças
- n: número de pares

Hipóteses tomadas para cada métrica:

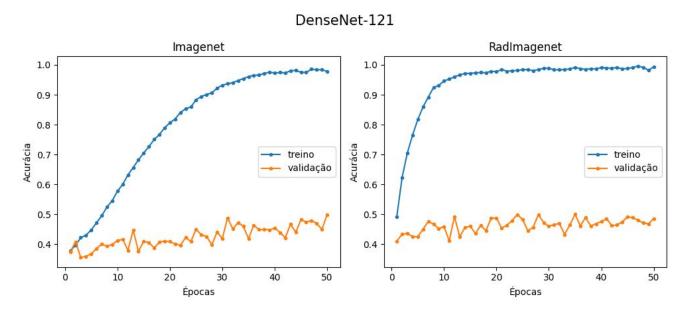
 Hipótese nula = Utilização dos pesos RadImageNet não impacta nos resultados, ou seja, as médias são iguais.

 Hipótese alternativa = Utilização dos pesos RadImageNet melhora os resultados, ou seja, média RadImageNet maior que a média ImageNet.

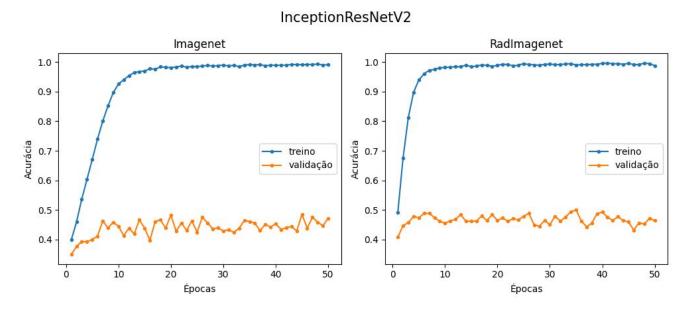
• Teste t pareado

	DenseNet-121				InceptionResNetV2			
	A.	Pre.	Rec.	<b>F</b> 1	A.	Pre.	Rec.	F1
t	2,15	1,75	2,26	1,95	0,89	0,88	0,99	0,34
p	0,03	0,057	0,025	0,041	0,2	0,2	0,17	0,37

Curvas médias de acurácia por época



Curvas médias de acurácia por época



# Considerações Finais

 Utilização dos pesos médicos apresentaram melhoras estatisticamente significantes para a arquitetura DenseNet-121

Pode trazer mais rapidez no treinamento

#### Conclusões

# Trabalhos Futuros

Testes para arquiteturas restantes (ResNet50 e InceptionV3)

Aumentar número de épocas

 Avaliar outras técnicas de pré-processamento e aumento de dados como a apresentada por Chi et al Obrigada!