# Transformers and LLMs as the New Benchmark in Early Cancer Detection

Yulia Kumar1, Kuan Huang1, Zachary Gordon1, Lais Castro1, Egan Okumu1, Patricia Morreale1 and J. Jenny Li1

## Introdução: Desafio Clínico e Inovação

A Leucemia Linfoblástica Aguda (ALL) é um câncer agressivo que afeta principalmente pessoas jovens. Os métodos tradicionais são invasivos e demorados, então há uma necessidade urgente por soluções mais rápidas e acessíveis. Com isso, modelos de Inteligência Artificial, especialmente Transformers, vêm sendo aplicados para tentar superar esses desafios

## Objetivos do Estudo

Os objetivos principais do estudo foram:

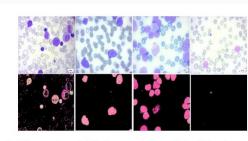
- Comparar o desempenho dos transformers com CNNs na detecção precoce de ALL.
- Avaliar como LLMs podem apoiar pacientes e profissionais.
- Identificar e mitigar vieses em modelos de IA.

#### Dataset Utilizado

O dataset usado foi retirado do Kaggle, com 3.256 imagens de esfregaços sanguíneos, divididas em quatro classes: Benigno, Early, Pre-B e Pro-B. Isso possibilitou testar a robustez dos modelos sem a necessidade de segmentação manual das imagens.

Table 1. The project dataset.

| Types of ALL   | The # of images | Comments                |  |  |
|----------------|-----------------|-------------------------|--|--|
| Benign         | 504             | Noncancerous            |  |  |
| Early          | 985             | Early-stage type (L1)   |  |  |
| Pre            | 963             | Middle stage type (L2)  |  |  |
| Pro            | 804             | Later stage type (L3)   |  |  |
| Classification | 4 classes       | Benign, Early, Pre, Pro |  |  |



**Fig. 1.** The project ALL dataset (top: original benign, early, pre, pro images; bottom: corresponding segmented images).

#### Arquitetura dos Transformers

DAT: utiliza atenção deformável para focar em partes relevantes da imagem.

**Swin Transformer**: introduz uma hierarquia e desloca as janelas de atenção, o que melhora o desempenho em imagens grandes.

Isso permite que os transformers superem dificuldades de segmentação e captem padrões complexos dos dados médicos.

# Metodologia e Configuração Experimental

Os modelos foram treinados em 80% dos dados, testados nos 20% restantes, com batch size de 16, imagens redimensionadas para 256x256 e otimizador SGD.

| Table 3. Experimental Parameters. |   |  |  |  |  |  |
|-----------------------------------|---|--|--|--|--|--|
| Parameter                         | Comment                                     |  |  |  |  |  |
| Initial                           | 3256 images                                 |  |  |  |  |  |
| Dataset                           | 80% for training, 20% for testing at random |  |  |  |  |  |
| Class                             | 4 classes (Benign, Early, Pre, Pro)         |  |  |  |  |  |
| Batch Size                        | 16  |  |  |  |  |  |
| Input                             |   |  |  |  |  |  |
| Image                             | 256×256 (resized)                           |  |  |  |  |  |
| Optimizer                         | SGD, learning rate 0.001.                   |  |  |  |  |  |
| # of Epochs                       | 300   |  |  |  |  |  |
| PyTorch                           | 1.12.1.                                     |  |  |  |  |  |
| Hardware                          | Ubuntu 20.04.5 Linux system : AMD EPYC      |  |  |  |  |  |
|                                   | 7513 32-Core Processor 2.60GHz, 8           |  |  |  |  |  |
|                                   | NVIDIA GeForce 3090 graphics cards, each    |  |  |  |  |  |
|                                   | one of 24 Gb                                |  |  |  |  |  |

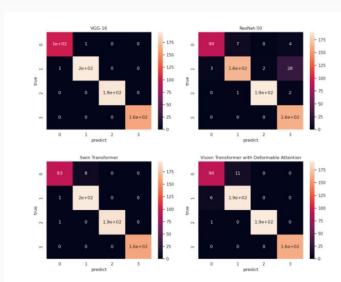
## Resultados: Desempenho dos Modelos

Os resultados mostram que os transformers DAT e Swin superaram o ResNet-50 em praticamente todas as classes, atingindo até 97,7% de acurácia com o Swin. A VGG-16 teve excelente performance, mas os transformers se destacam pela capacidade de análise sem segmentação.

**Table 2.** Comparative Results of various models.

| Model     | Accuracy, % |       |       |     |         |  |
|-----------|-------------|-------|-------|-----|---------|--|
|           | Benign      | Early | Pre   | Pro | Average |  |
| ResNet-50 | 89.11       | 83.25 | 98.45 | 100 | 92.7025 |  |
| VGG-16    | 99.01       | 99.49 | 100   | 100 | 99.6250 |  |
| DAT       | 89.11       | 96.95 | 99.48 | 100 | 96.3850 |  |
| Swin      | 92.08       | 99.49 | 99.48 | 100 | 97.7625 |  |

#### Resultados: Desempenho dos Modelos



**Fig. 3.** Confusion Matrices for VGG-16 (top left), ResNet-50 (top right), Swin (left bottom) and DAT (right bottom).

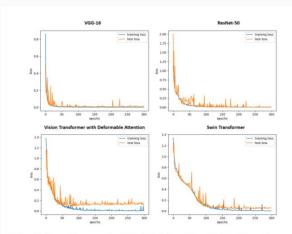


Fig. 4. Loss Curves for VGG-16, ResNet-50, DAT, and Swin.

#### LLMs como Assistentes em Saúde

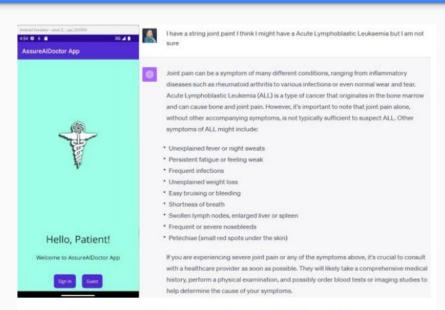
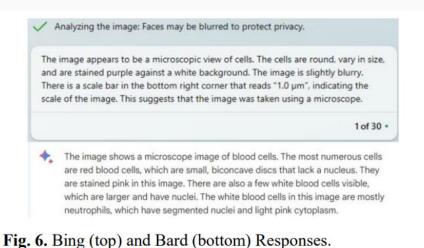
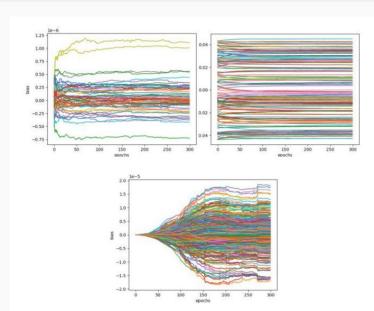


Fig. 5. The AssureAIDoctor's AI assistant for ALL patients.



# Detecção e Análise de Viés



**Fig. 8.** Bias Visualizations of VGG-16 (the first convolutional layer), and DAT and Swin Models (MLP of Second Transformer Stage).

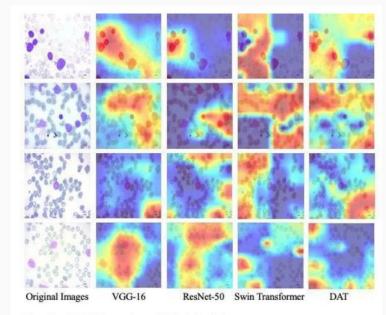


Fig. 9. CAM Results of DL Models.

#### Conclusões e Perspectivas Futuras

Os transformers mostram-se altamente promissores para a detecção precoce de câncer, enquanto LLMs ampliam o suporte ao paciente. O principal desafio é garantir modelos robustos e livres de viés. O futuro aponta para diagnósticos mais precisos, acessíveis e humanizados, com IA cada vez mais integrada ao cuidado em saúde.