# Rapport de Progrès : Détection Automatique de Tumeurs Mammaires par Ultrasons

Une Approche Basée sur l'Intelligence Artificielle

Sosane Mahamoud Houssein

HOUS92310307 hous44@uqo.ca Zeïnab Touré TOUZ63280208 touz08@ugo.ca Abidé Badjoudoum BADA09349800 bada20@uqo.ca

25 mars 2025

# 1 Introduction

Ce document présente l'avancement de notre projet de détection de tumeurs mammaires à partir d'images ultrasonores. Conformément à notre proposition initiale, nous avons complété la phase d'analyse exploratoire des données (EDA) et préparé le pipeline de prétraitement.

### 2 État d'Avancement

#### 2.1 Données Utilisées

Nous travaillons avec le jeu de données de [?] qui contient :

- 780 images ultrasonores (format PNG)
- Résolution moyenne :  $500 \times 500$  pixels
- Répartition initiale :
  - Bénignes: 437 images (56%)
  - Malignes : 210 images (27%)
  - Normales: 133 images (17%)

## 2.2 Analyse Exploratoire (EDA)

Les résultats clés de notre analyse :

### 2.2.1 Caractéristiques des Images

Table 1 – Statistiques des dimensions d'images

|         | Hauteur (px) | Largeur (px) |
|---------|--------------|--------------|
| Minimum | 310          | 190          |
| Maximum | 719          | 1048         |

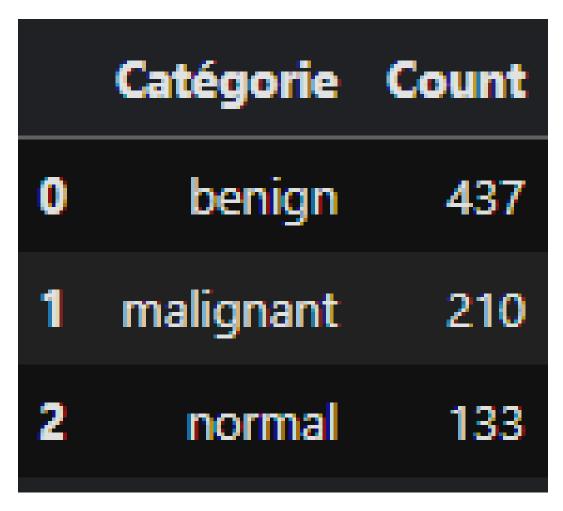


FIGURE 1 – Répartition des classes dans le dataset

Table 2 – Superficie tumorale moyenne (en pixels)

| Classe         | Moyenne         | Médiane         | Min        | Max                |
|----------------|-----------------|-----------------|------------|--------------------|
| Bénin<br>Malin | 20,734 $43,376$ | 10,263 $34,433$ | 804<br>569 | 209,121<br>167,411 |
| Normal         | 0               | 0               | 0          | 0                  |

### 2.2.2 Analyse des Masques

# 3 Adaptations Méthodologiques

Suite à l'EDA, nous avons ajusté notre approche :

### 3.1 Résolution des Problèmes Identifiés

— **Déséquilibre de classes** : Implémentation d'une fonction de coût pondérée

$$w_c = \frac{N}{C \times N_c} \tag{1}$$

où N=total, C=classes,  $N_c=$ échantillons par classe

- Normalisation des dimensions : Redimensionnement à  $256 \times 256$  px avec préservation du ratio d'aspect
- Utilisation des masques : Intégration comme 4ème canal d'entrée

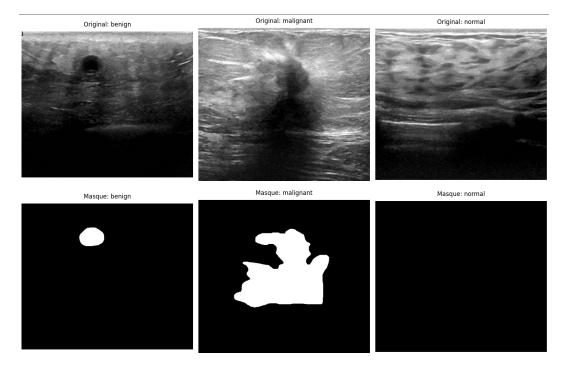


FIGURE 2 – Exemples d'images avec leurs masques correspondants

### 3.2 Pipeline de Prétraitement

- 1. Chargement des paires (image, masque)
- 2. Redimensionnement avec remplissage intelligent
- 3. Augmentation de données :
  - Rotation aléatoire ( $\pm 15^{\circ}$ )
  - Retournement horizontal
  - Ajustement de contraste
- 4. Normalisation :  $\mu = [0.485, 0.456, 0.406], \sigma = [0.229, 0.224, 0.225]$

# 4 Prochaines Étapes

- Implémentation des architectures CNN (ResNet18, EfficientNet)
- Expérimentation avec des mécanismes d'attention
- Évaluation comparative des modèles
- Optimisation des hyperparamètres

### Annexe

### Exemple de Code

```
# Chargement des données
dataset = BreastUltrasoundDataset(
    image_paths=X_train,
    mask_paths=mask_train,
    labels=y_train,
    transform=train_transform
)
```