



SYSTÈME DE SOINS DE SANTÉ INTELLIGENT POUR LE DIAGNOSTIC DU CANCER DE LA PEAU



Préparé par:
MAQAS Ikram
NAIYM Mohamed
KORTI Houssam
SOUSSOU Youness

Encadré par: Pr. OULAD HAJ THAMI Rachid

PLAN

1

Motivation

2

Problématique

3

Solution
proposée

4

DATASET

5

Methodologie

6

Ensemble des
modèles

7

Implémentati
on.

8

Review



MOTIVATION



PRÉVALENCE

Les maladies de la peau, notamment le mélanome, sont les plus répandus dans le monde, et leur diagnostic précoce est essentiel pour améliorer les chances de survie des patients.



DÉTECTION

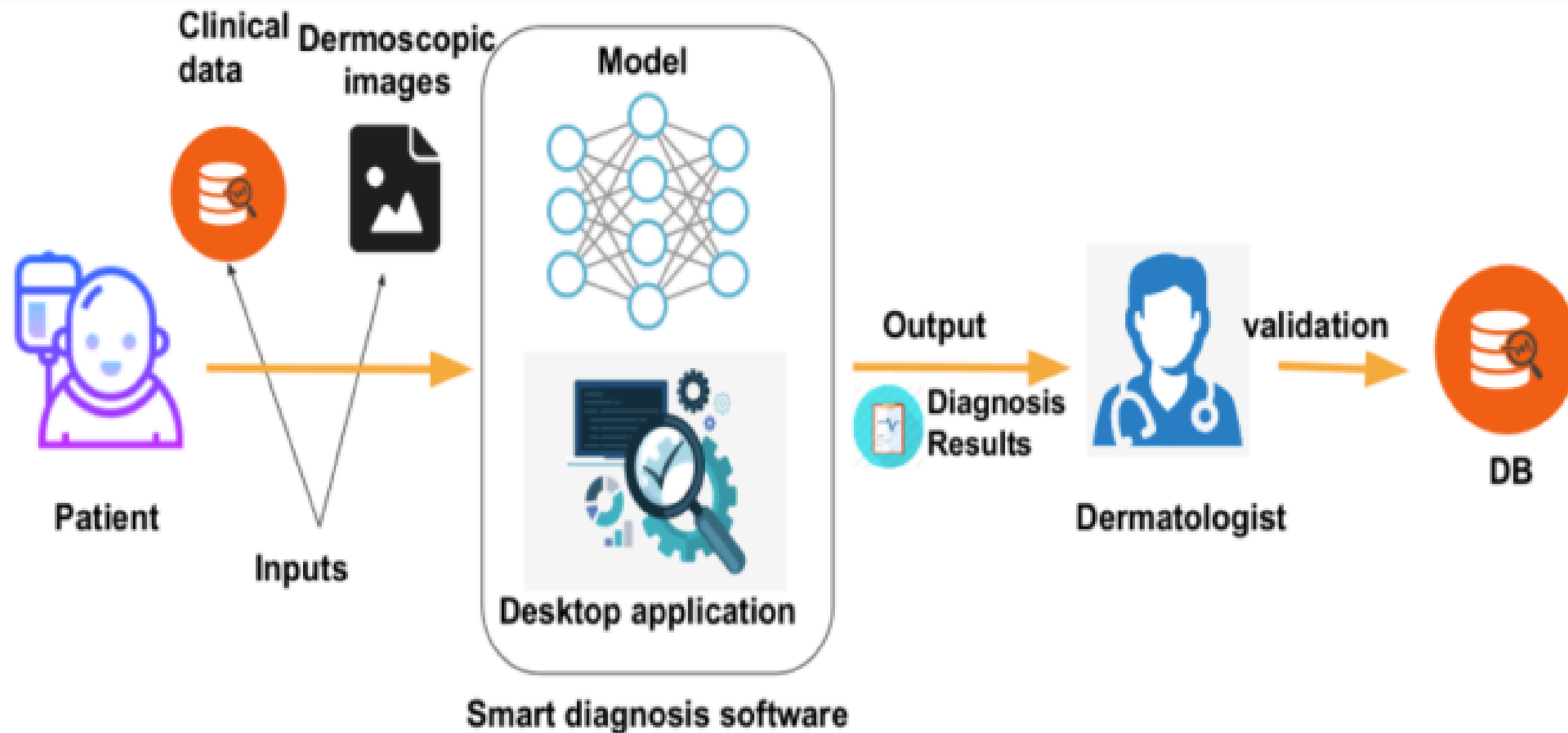
le diagnostic précis des lésions cutanées peut être complexe et dépend souvent de l'expertise des dermatologues. Avec l'avènement de l'intelligence artificielle et du deep learning, il est possible d'exploiter technologies avancées pour développer des outils de diagnostic automatisés, rapides et précis pour les maladies en relation avec la dermatologie

PROBLÉMATIQUE?

Comment concevoir et mettre en œuvre un système de diagnostic du cancer de la peau basé sur le deep learning, en utilisant des architectures de réseaux de neurones convolutionnels (CNN), qui soit capable de détecter et de classer les lésions cutanées avec une précision comparable à celle des dermatologues ?



SOLUTION PROPOSÉE



DATASET

ISIC 2019



- ensemble de données diversifié de 25 000 images réparties en huit classes
- Le jeu de données ISIC 2019 comprend des images provenant des ensembles de données HAM10000, BCN 20000 et MSK.
- HAM10000 contient 10 000 images d'une taille de 600x450 pixels ;.
- Quant au BCN 20000, il comprend 19 424 images d'une taille de 1024x1024 pixels
- Il contient des images des classes suivantes : mélanome (MEL), naevus mélanocytaires (NV), carcinome basocellulaire (BCC), kératose actinique (AK), kératose bénigne (BKL), dermatofibrome (DF), lésion vasculaire (VASC) et carcinome épidermoïde (SCC).
- L'ensemble de données principal d'entraînement contient 25 331 images dermoscopiques.

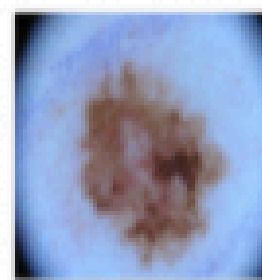
Dataset	ISIC Challenge 2019
Type	Dermoscopic
Image size	1022 pixels \times 767 pixels
Number of images	25,333
Image type	JPEG (RGB)
Class labels	0: Melanoma 1: Melanocytic Nevus 2: Basal Cell Carcinoma 3: Actinic Keratosis 4: Benign Keratosis 5: Dermatofibroma 6: Vascular Lesion 7: Squamous Cell Carcinoma



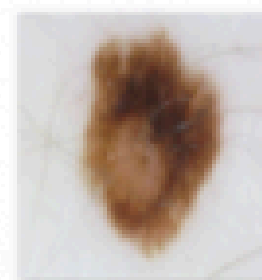
ISIC_0000000.jpg



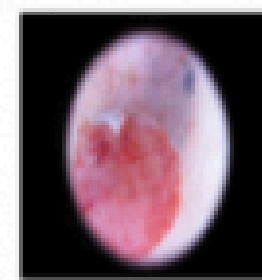
ISIC_0000001.jpg



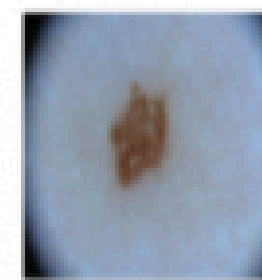
ISIC_0000002.jpg



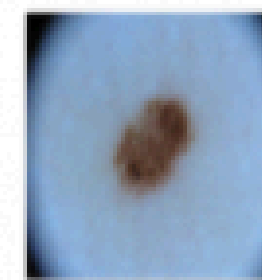
ISIC_0000003.jpg



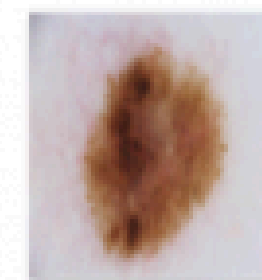
ISIC_0000004.jpg



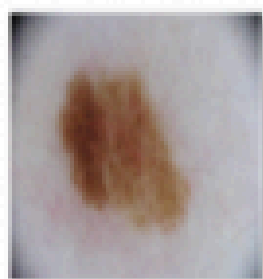
ISIC_0000006.jpg



ISIC_0000007.jpg



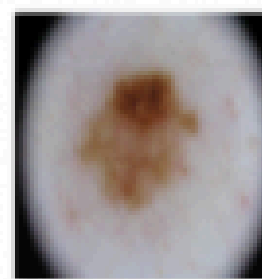
ISIC_0000008.jpg



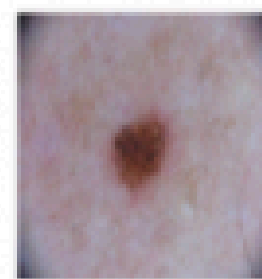
ISIC_0000009.jpg



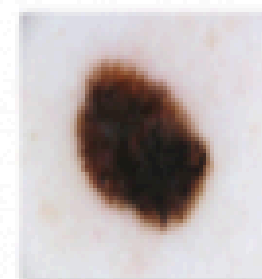
ISIC_0000010.jpg



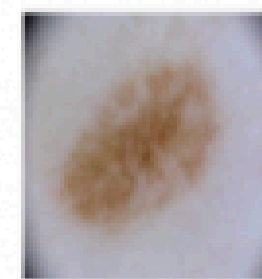
ISIC_0000011.jpg



ISIC_0000012.jpg



ISIC_0000013.jpg



ISIC_0000014.jpg



ISIC_0000015.jpg



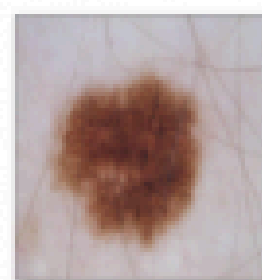
ISIC_0000016.jpg



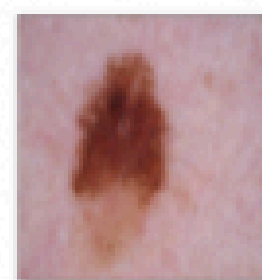
ISIC_0000017_downsampled.jpg



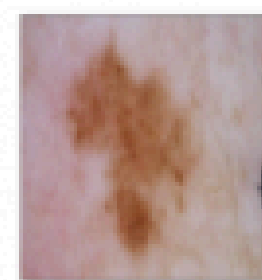
ISIC_0000018_downsampled.jpg



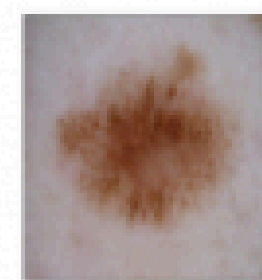
ISIC_0000019_downsampled.jpg



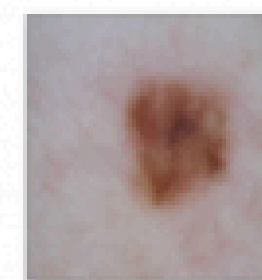
ISIC_0000020_downsampled.jpg



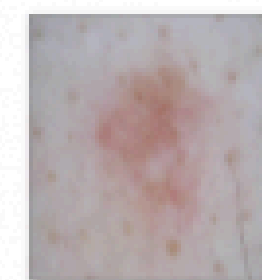
ISIC_0000021_downsampled.jpg



ISIC_0000022_downsampled.jpg



ISIC_0000023_downsampled.jpg



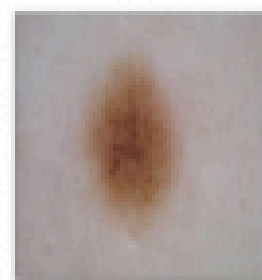
ISIC_0000024_downsampled.jpg



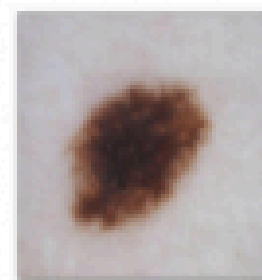
ISIC_0000025_downsampled.jpg



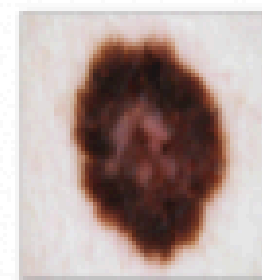
ISIC_0000026_downsampled.jpg



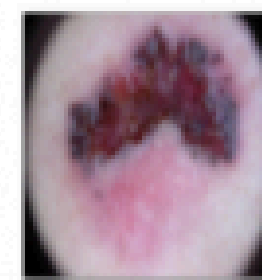
ISIC_0000027_downsampled.jpg



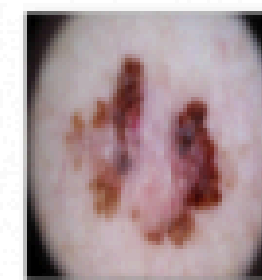
ISIC_0000028_downsampled.jpg



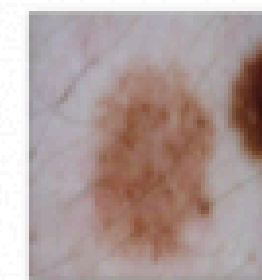
ISIC_0000029_downsampled.jpg



ISIC_0000030_downsampled.jpg



ISIC_0000031_downsampled.jpg



ISIC_0000032_downsampled.jpg

PROBLÈMES LIÉS AU DATASET

01

DÉSÉQUILIBRE DES CLASSES

Le ISIC 2019 challenge est confronté à un problème intense de déséquilibre des classes

02

RÉSOLUTIONS MULTIPLES

Les images présentent des résolutions multiples, ce qui est dû à la diversité des sources (HAM1000, BCN 20000, MSK dataset)

03

DES MÉTADONNÉES MANQUANTES



REMÉDIER À CES PROBLÈMES

LE DÉSÉQUILIBRE DES CLASSES

Le déséquilibre des classes sera résolu en utilisant Data augmentation pour les images originales

RÉSOLUTIONS MULTIPLES

Les multiples résolutions d'images ont été résolues en utilisant différentes stratégies de recadrage.



REMÉDIER À CES PROBLÈMES

LE DÉSÉQUILIBRE DES CLASSES

Le déséquilibre des classes sera résolu en utilisant Data augmentation pour les images originales

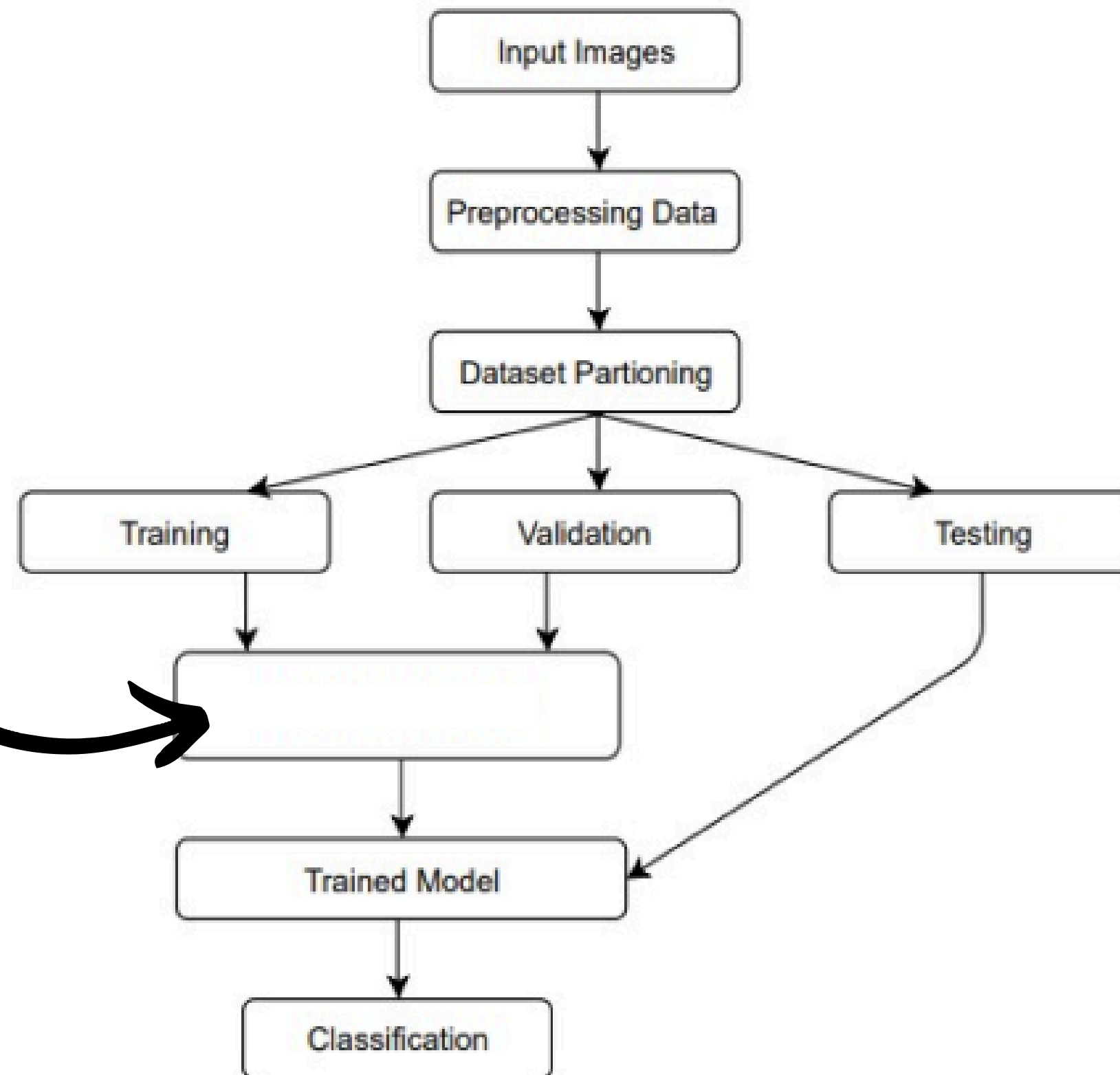
RÉSOLUTIONS MULTIPLES

Les multiples résolutions d'images ont été résolues en utilisant différentes stratégies de recadrage.



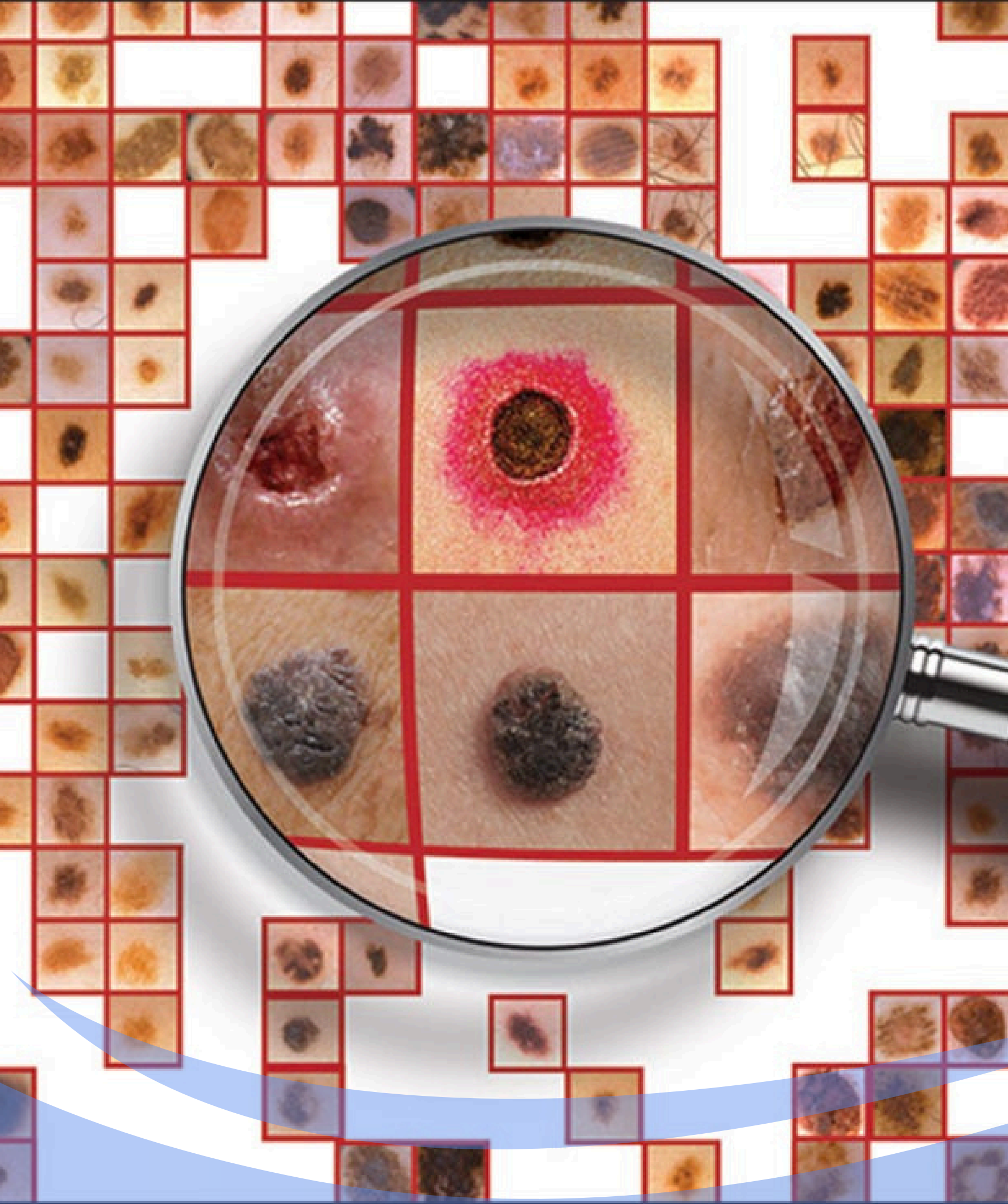
METHODOLOGIE

Modèle dl choisi



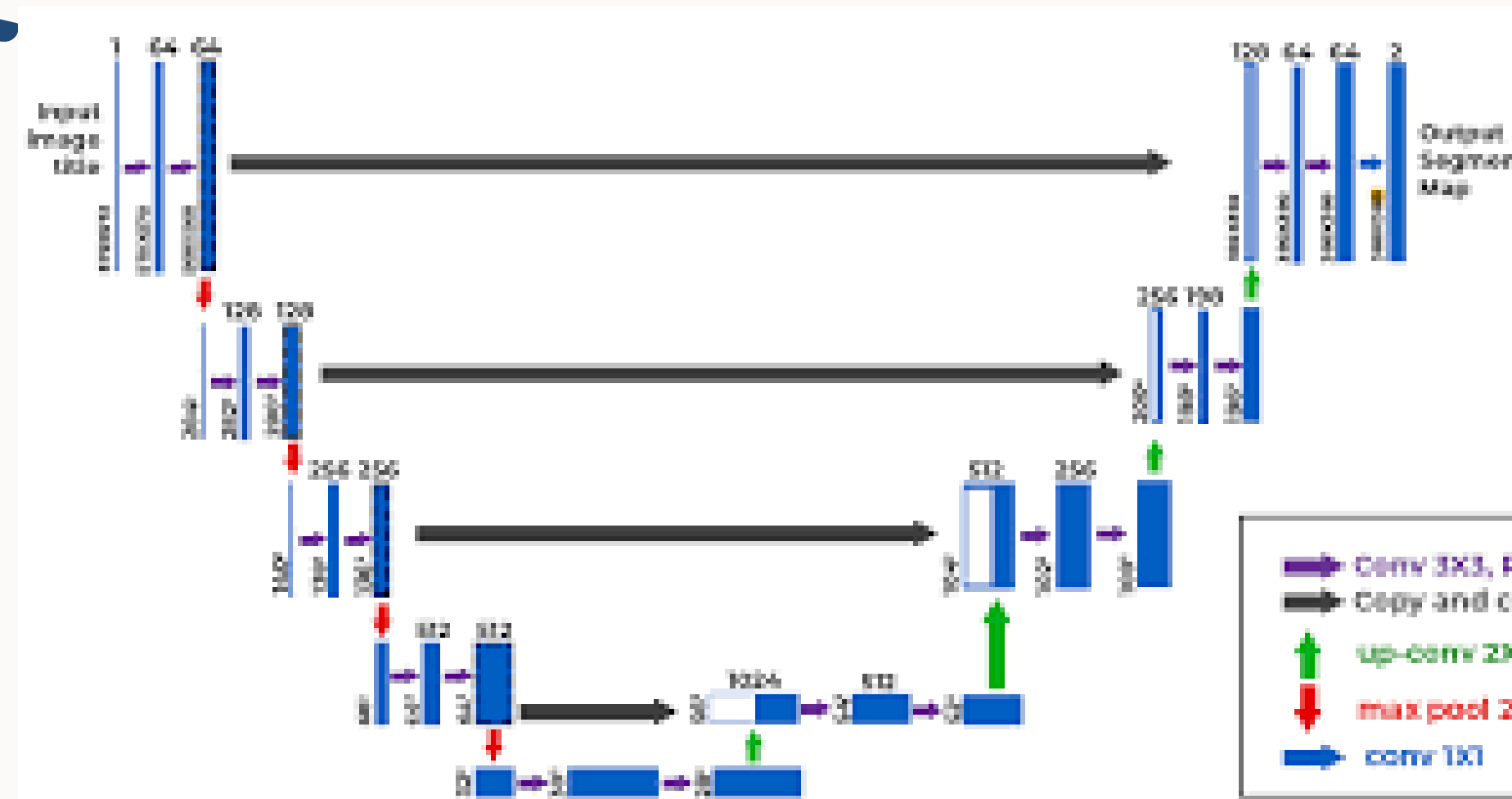
SEGMENTATION

entraîner un modèle de segmentation d'images pour détecter et segmenter des lésions cutanées à partir d'images médicales. La segmentation d'images est une tâche essentielle en imagerie médicale, car elle permet de délimiter automatiquement les régions d'intérêt (les lésions cutanées dans ce cas), ce qui est crucial pour le diagnostic, le suivi et le traitement des maladies de la peau.



ARCHITECTURE DU MODÈLE

Le modèle utilisé est probablement une variante de U-Net, un réseau de neurones convolutif couramment utilisé pour les tâches de segmentation d'images. Le U-Net est conçu pour prendre en entrée une image et produire une carte de segmentation de la même taille.



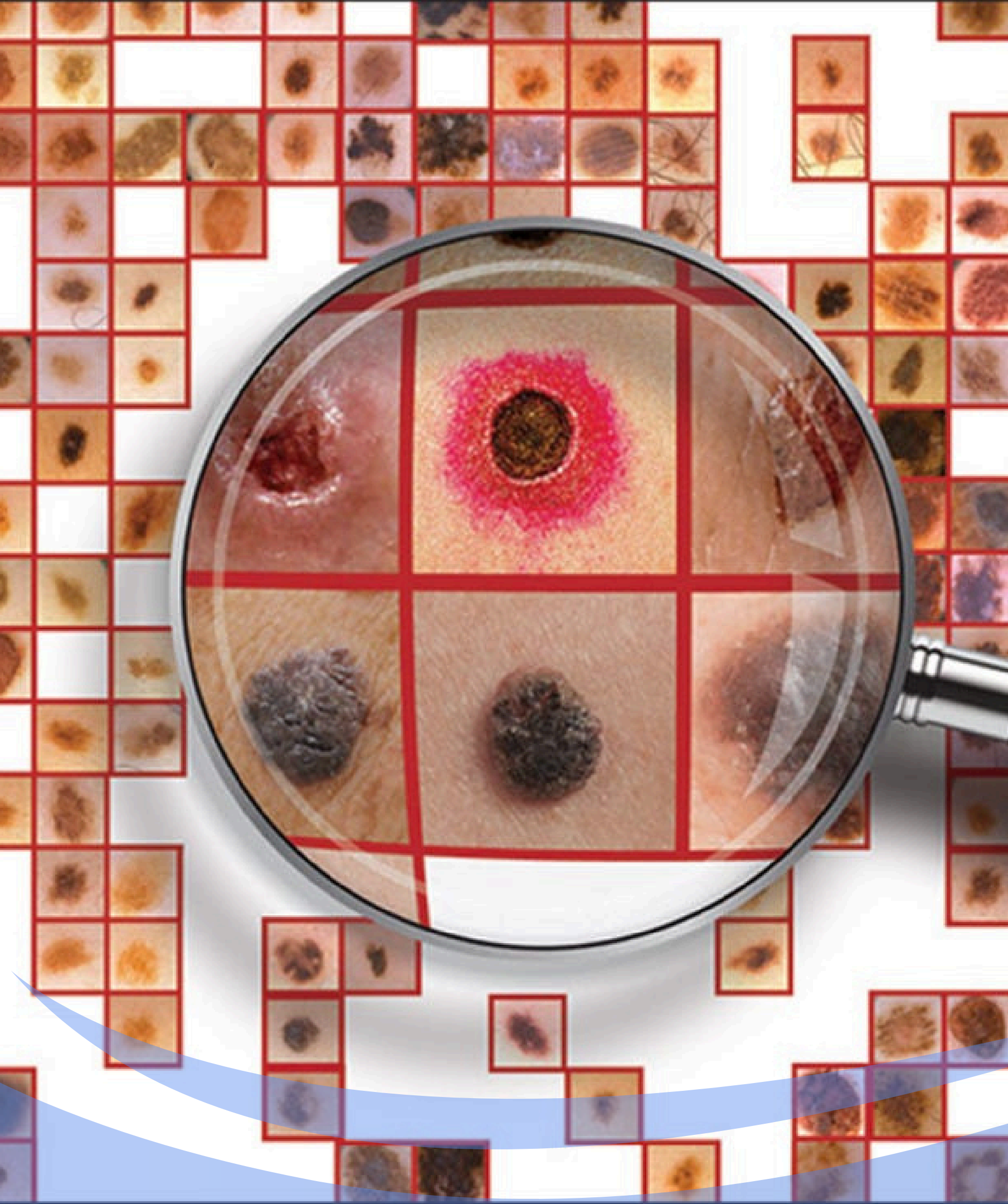
STRUCTURE DE U-NET

- Encodeur: Composé de plusieurs couches de convolution suivies de couches de pooling pour réduire la dimension spatiale de l'image tout en augmentant le nombre de canaux.
- Bottleneck: La partie centrale qui relie l'encodeur au décodeur. C'est le niveau le plus bas en termes de dimension spatiale.
- Décodeur: Utilise des opérations de déconvolution (ou transposed convolution) pour augmenter la dimension spatiale de l'image tout en réduisant le nombre de canaux, en combinant des informations de l'encodeur via des connexions sautées (skip connections).



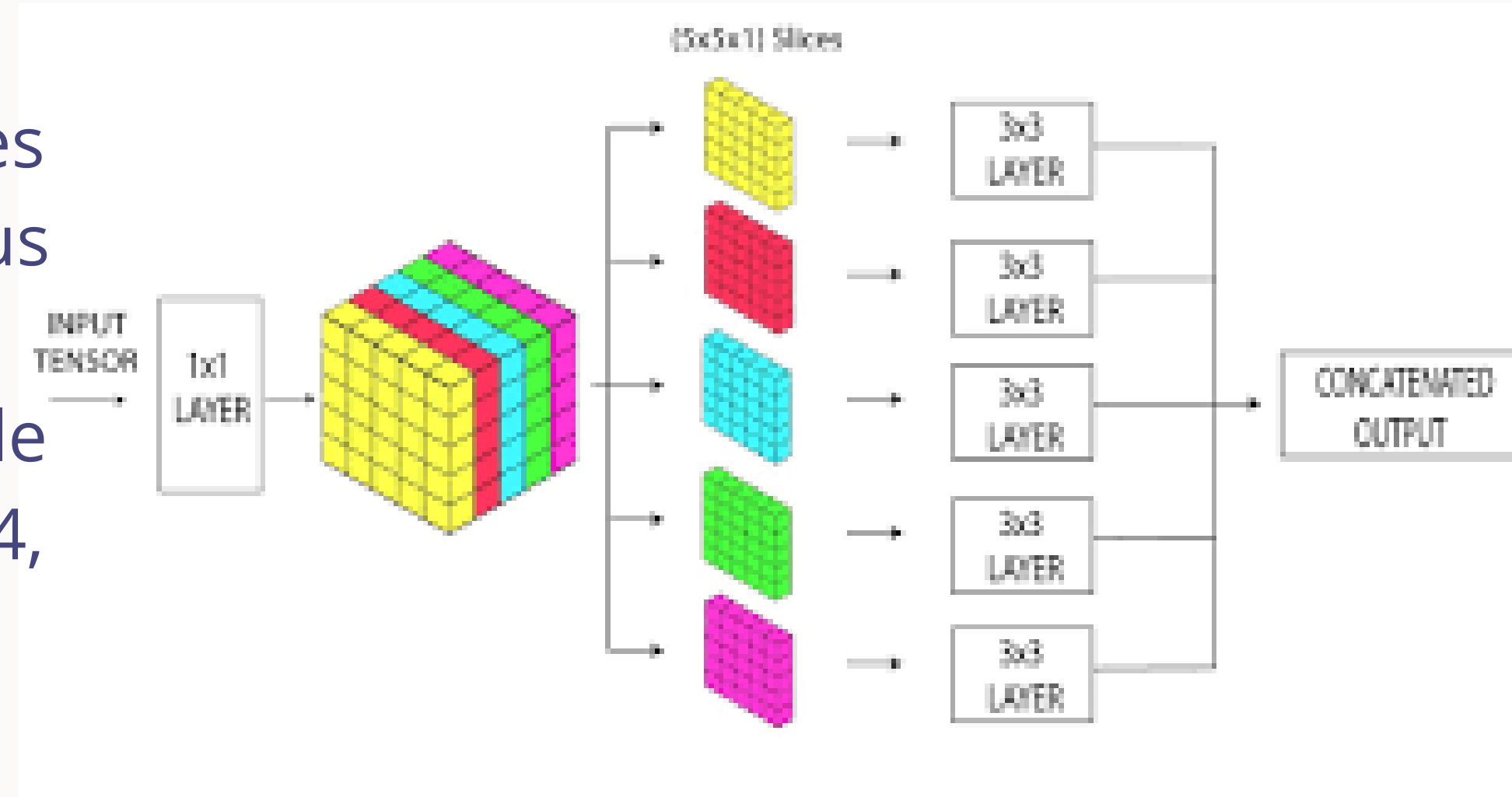
CLASSIFICATION

Ce projet combine deux approches : la segmentation des images et la classification des lésions cutanées à l'aide d'un modèle de deep learning. L'objectif est de développer un système capable de segmenter les lésions cutanées sur des images médicales et de classifier ces lésions en différentes catégories.



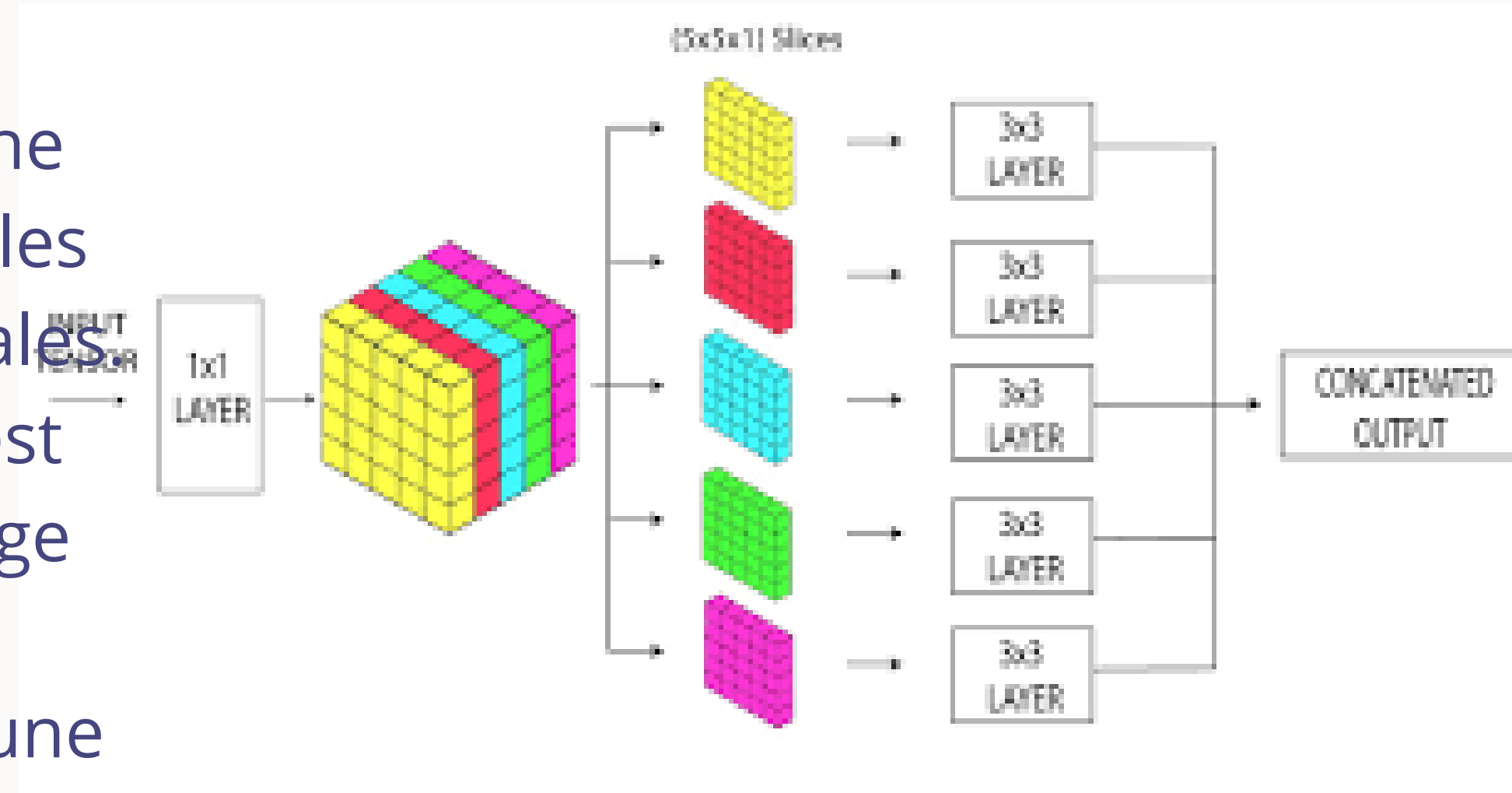
ARCHITECTURE DU MODÈLE

- Le modèle Xception est chargé avec des poids pré-entraînés sur ImageNet. Nous avons exclu la couche dense finale (`include_top=False`) et spécifions la taille des images d'entrée (`input_shape=(224, 224, 3)`).



ARCHITECTURE DU MODÈLE

- Ajout des Couches Personnalisées:
- GlobalAveragePooling2D: Cette couche transforme les caractéristiques spatiales en un vecteur de caractéristiques globales
- Dropout: La régularisation Dropout est ajoutée pour éviter le surapprentissage (overfitting).
- Dense Layer: Une couche dense avec une activation softmax est ajoutée pour produire des prédictions de probabilités pour les 9 classes.



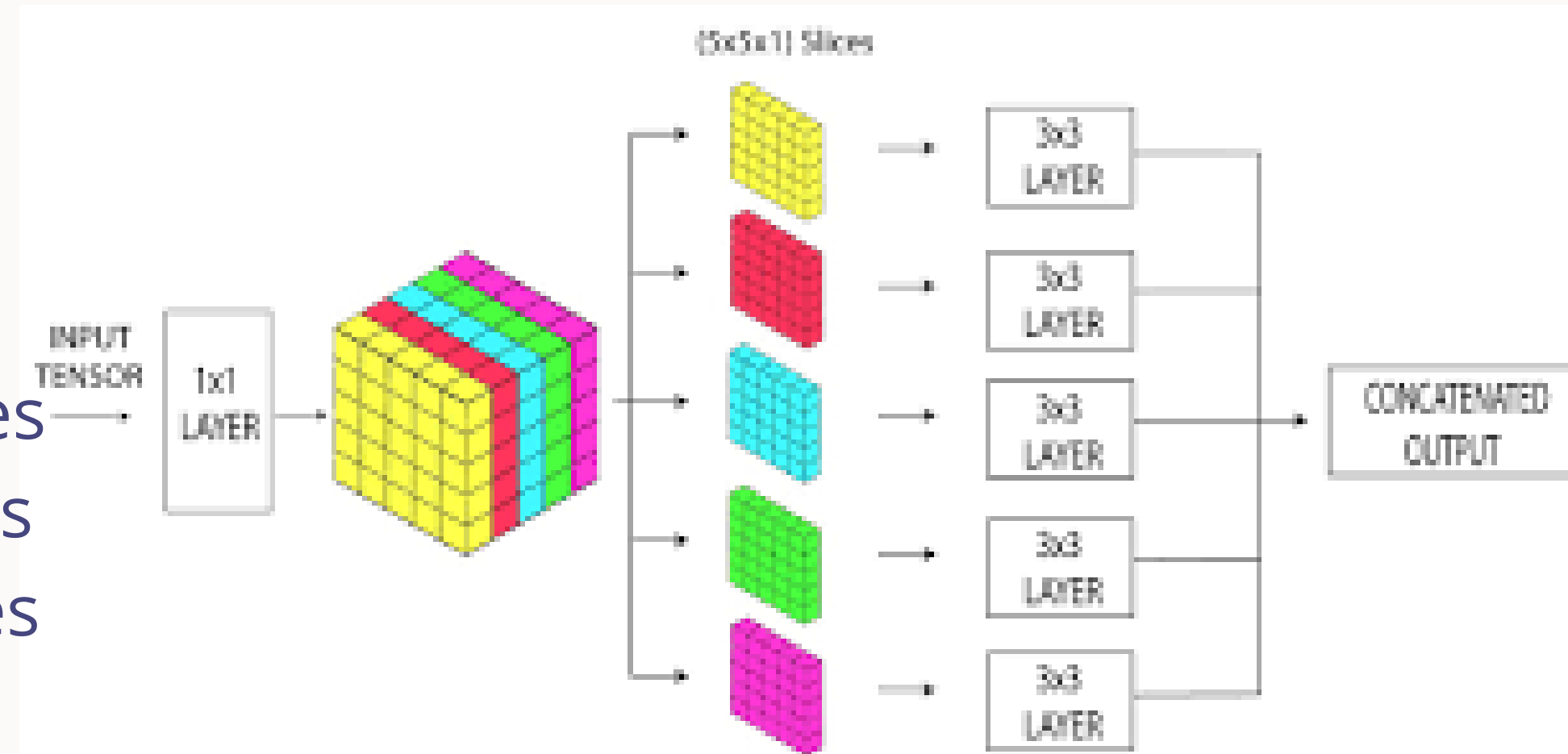
CRÉATION DU MODÈLE

- Le modèle est défini en spécifiant les entrées du modèle de base (`base_model.input`) et les sorties de notre couche dense personnalisée (predictions).

1.

Geler les Couches Pré-entraînées:

- Nous gelons les 134 premières couches pour conserver les poids pré-entraînés et ne former que les nouvelles couches ajoutées.
- Cette technique permet d'utiliser les caractéristiques d'extraction apprises par le modèle pré-entraîné tout en adaptant les dernières couches à notre tâche spécifique.



IMPLÉMENTATION DU SYSTÈME



REVIEW



Le projet vise à développer un système complet capable de segmenter et de classifier automatiquement les lésions cutanées à partir d'images médicales. L'approche combinée de segmentation et de classification permet d'améliorer la précision du diagnostic et de faciliter le suivi des maladies de la peau. Les étapes clés comprennent la préparation des données, l'entraînement de modèles de deep learning, et l'évaluation de leurs performances à l'aide de différentes métriques et visualisations.

Chaque composant du projet, de l'architecture du modèle à l'évaluation des résultats, contribue à la création d'un outil robuste et efficace pour l'analyse des images médicales, offrant ainsi une aide précieuse aux professionnels de la santé.



**MERCI POUR VOTRE
ATTENTION**

