Rapport — Adapter-Based Fine-Tuning (Whisper-small) — ASR Fellowship Challenge

1. Informations personnelles

- Nom : NONO NGANSOP NAHOMIE MADELEINE
- Email / Contact : nahomie.nono@facscience-uy1.cm

2. Description de l'expérience

- Modèle de base : openai/whisper-small
- Dataset : DigitalUmuganda/ASR_Fellowship_Challenge_Dataset (Afrivoice_Kinyarwanda health subset)

3. Architecture des adaptateurs

Les adaptateurs sont des modules légers insérés dans un modèle pré-entraîné afin d'ajuster le modèle à un nouveau domaine ou langage **sans modifier les poids originaux**. Dans notre cas, nous utilisons Whisper-small comme modèle de base et insérons les adaptateurs de manière stratégique dans l'encodeur et le décodeur.

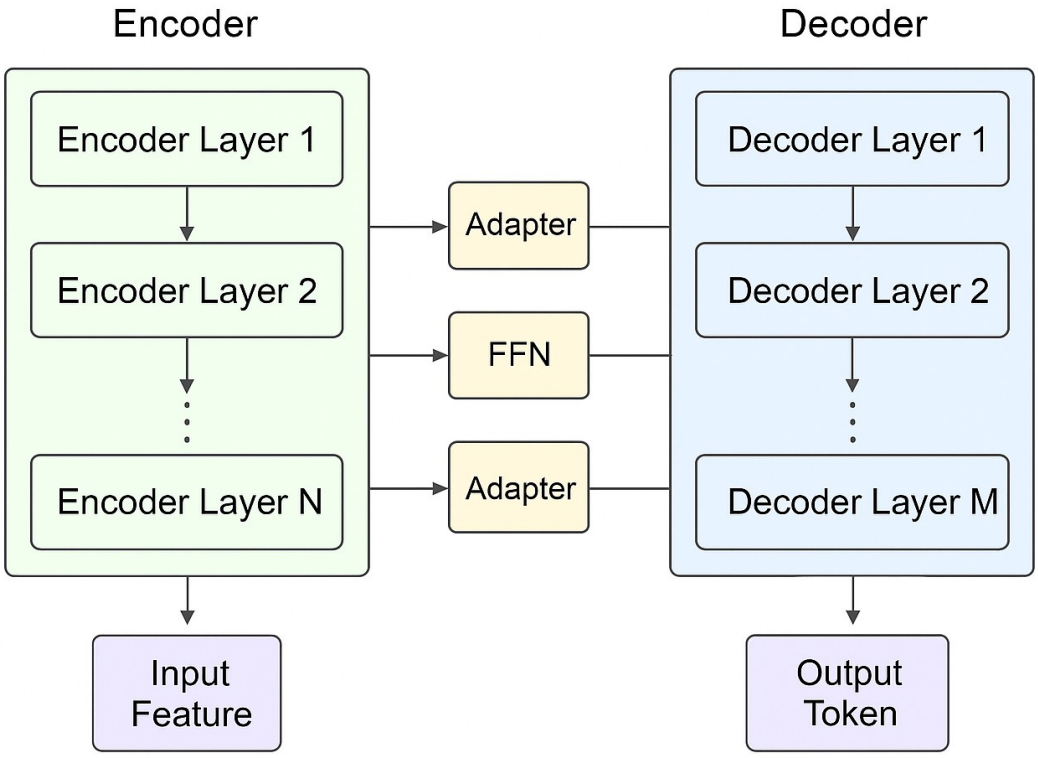
3.1 Structure du module adaptateur

- **Topologie bottleneck (linéaire)** :
    1. **Down-projection** : réduit la dimension `d_model` à un espace latent de dimension réduite `r` (bottleneck).
    2. **Activation non-linéaire** : ReLU.
    3. **Up-projection** : remonte à la dimension originale `d_model`. L'adaptateur commence avec une contribution nulle.
- **Résidu** : sortie de l'adaptateur ajoutée à la sortie de la couche originale pour maintenir le flux d'informations du modèle de base.

3.2 Emplacement dans Whisper

- **Encodeur** : après chaque Feed-Forward Network (FFN) de chaque couche, on insère un adaptateur.
- **Décodeur** : de même, après chaque FFN de chaque couche.
- Les couches d'attention multi-tête **ne sont pas modifiées**. L'apprentissage se concentre uniquement sur les adaptateurs.

3.3 Schéma conceptuel



3.4 Avantages

1. **Paramètres entraînables réduits** : seul un petit sous-ensemble du modèle est optimisé (~1-5% des paramètres totaux).
2. **Préservation des connaissances pré-entraînées** : gel des poids de Whisper-small empêche l'oubli catastrophique.
3. **Flexibilité** : facile d'insérer des adaptateurs supplémentaires pour différents domaines ou langues sans modifier la base.

---

4. Stratégie d'entraînement

1. **Geler le modèle de base** : tous les poids de Whisper sont non entraînables (`requires_grad = False`).
2. **Activer uniquement les adaptateurs** :
    - Les poids des modules adaptateurs (`W_down`, `W_up`, `b_down`, `b_up`) sont entraînables.

    - Cela concentre l’optimisation sur l’adaptation à la langue Kinyarwanda sans toucher aux connaissances générales de Whisper.
3. **Préparation des données** :
    - Les fichiers audio `.webm` sont extraits du tarball et resamplés à 16 kHz (Whisper requirement).
    - Les features sont extraites avec `WhisperProcessor.feature_extractor`.
    - Les transcriptions (`text`) sont tokenisées pour produire les labels.
4. **Optimisation** :
    - Optimiseur : AdamW
    - Scheduler linéaire avec warmup
    - Loss : CrossEntropy sur les tokens
    - Batch size : 8, epochs : 3, learning rate : 3e-4
5. **Sauvegarde** : après l’entraînement, seuls les poids des adaptateurs sont enregistrés.

5. Résultats attendus

- WER modèle base : ...
- WER modèle affiné : ...
- Différence WER : ...
- Nombre de paramètres entraînables : ...

6. Reproductibilité & Instructions (pas à pas)

1. Installer les dépendances: `pip install -r requirements.txt`
2. Télécharger le dataset partiel :
   from huggingface_hub import snapshot_download

   # Télécharge uniquement le premier shard tarred du train
   shard_path = snapshot_download(
   repo_id="DigitalUmuganda/ASR_Fellowship_Challenge_Dataset",
   repo_type="dataset",
   local_dir="partial_dataset",
   allow_patterns=["train_tarred/sharded_manifests_with_image/audio_shards/audio_20.tar.xz", "test_tarred/sharded_manifests_with_image/audio_shards/audio_0.tar.xz"]
)

   print("Shards téléchargés dans :", shard_path)
3. Exécuter l'entraînement: `python src/train.py --audio_shard partial_dataset/train_tarred/sharded_manifests_with_image/aud`

```
io_shards/audio_20.tar.xz --n_train 512 --batch_size 8 --
bottleneck_dim 128 --num_epochs 100 --adapter_dir ./adapters
```

4. Générer transcriptions: `python src/evaluate.py \`

```
    --tar_path
partial_dataset/test_tarred/sharded_manifests_with_image/audi
o_shards/audio_0.tar.xz \
    --out base_transcriptions.txt \
    --n_samples 200
```

et

```
python src/evaluate.py \
    --tar_path
partial_dataset/test_tarred/sharded_manifests_with_image/audi
o_shards/audio_0.tar.xz \
    --adapter_path ./adapters/adapter_weights.pth \
    --out finetuned_transcriptions.txt \
    --n_samples 200
```

7. Conclusion & prochaines étapes

- Suggestions: data augmentation, LoRA, PEFT integration, validation split, scheduler tuning.