Les résultats que vous obtenez montrent que votre modèle HMM n'a pas bien appris à distinguer les différentes classes. Voici une explication des différents éléments de votre sortie, ainsi que des suggestions pour améliorer les performances du modèle :

**Explication des Résultats**

1. **Accuracy**:
   * **Accuracy: 0.09090909090909091** : La précision du modèle est très faible (environ 9%). Cela signifie que seulement 9% des prédictions étaient correctes.
2. **Confusion Matrix**:
   * La matrice de confusion montre que presque toutes les prédictions sont attribuées à la classe "Atswɛt". Chaque ligne de la matrice représente les instances réelles d'une classe, et chaque colonne représente les instances prédites pour cette classe. Une valeur élevée sur la diagonale (haut-gauche à bas-droite) indique des prédictions correctes. Dans votre cas, toutes les valeurs sont concentrées dans la colonne "Atswɛt", ce qui montre que le modèle prédit presque toujours cette classe, indépendamment de l'entrée réelle.
3. **Classification Report**:
   * **precision**: La précision est la proportion de prédictions correctes pour une classe spécifique parmi toutes les prédictions faites pour cette classe. Une précision de 0 signifie qu'aucune prédiction correcte n'a été faite pour cette classe.
   * **recall**: Le rappel est la proportion de prédictions correctes pour une classe spécifique parmi toutes les instances réelles de cette classe. Un rappel de 0 signifie que la classe n'a jamais été correctement prédite.
   * **f1-score**: Le score F1 est la moyenne harmonique de la précision et du rappel. Un score F1 de 0 indique de très mauvaises performances pour cette classe.
   * **support**: Le support est le nombre d'instances réelles pour chaque classe.

Les avertissements UndefinedMetricWarning indiquent que pour certaines classes, le modèle n'a fait aucune prédiction correcte, rendant ainsi les métriques de précision et de score F1 indéfinies pour ces classes.

**Suggestions pour Améliorer le Modèle**

1. **Augmentation des Données**:
   * Assurez-vous d'avoir suffisamment de données pour chaque classe. Un déséquilibre dans les données d'entraînement peut entraîner un modèle biaisé.
2. **Prétraitement des Données**:
   * Vérifiez que les caractéristiques MFCC sont bien extraites et que les paramètres de la fonction librosa.feature.mfcc sont appropriés pour vos données.
3. **Hyperparamètres du Modèle HMM**:
   * Essayez d'ajuster les hyperparamètres du modèle HMM, comme le nombre de composants (n\_components) ou les itérations d'entraînement.
4. **Validation Croisée**:
   * Utilisez la validation croisée pour évaluer les performances du modèle sur différents sous-ensembles des données.
5. **Autres Modèles**:
   * Envisagez d'utiliser d'autres modèles comme les réseaux de neurones récurrents (RNN) ou les modèles à base de convolution (CNN) si les données audio sont complexes.
6. **Nettoyage des Données**:
   * Assurez-vous que les fichiers audio ne contiennent pas de bruit excessif et sont bien alignés avec les labels.

Félicitations ! Les résultats montrent que votre modèle HMM a maintenant une précision parfaite de 100%. Voici un résumé des résultats et quelques points à vérifier pour confirmer la validité de ces résultats :

### Résumé des Résultats

1. \*\*Accuracy\*\*:

- \*\*Accuracy: 1.0\*\* : La précision du modèle est de 100%, ce qui signifie que toutes les prédictions étaient correctes.

2. \*\*Confusion Matrix\*\*:

- La matrice de confusion montre que toutes les prédictions se trouvent sur la diagonale, ce qui indique des prédictions correctes pour chaque classe. Chaque ligne et colonne représente une classe, et une valeur de 1 sur la diagonale signifie que la classe correspondante a été prédite correctement pour chaque échantillon.

3. \*\*Classification Report\*\*:

- \*\*Precision, Recall, F1-Score\*\* : Toutes les métriques sont à 1.00 pour chaque classe, ce qui signifie que le modèle a une performance parfaite sur l'ensemble de test utilisé.

### Points à Vérifier

1. \*\*Volume de Données\*\*:

- Le nombre d'échantillons est assez faible (11 échantillons au total). Assurez-vous que ces résultats ne sont pas dus à une sélection biaisée ou trop petite des données.

2. \*\*Séparation des Données\*\*:

- Vérifiez que les données de test sont bien séparées des données d'entraînement pour éviter le surapprentissage (overfitting). Utilisez des techniques comme la validation croisée pour garantir que le modèle généralise bien sur des données non vues.

3. \*\*Variabilité des Données\*\*:

- Assurez-vous que les données utilisées pour l'entraînement et le test représentent bien la variabilité que vous attendez en conditions réelles.

4. \*\*Réglages des Hyperparamètres\*\*:

- Les hyperparamètres du modèle HMM (comme le nombre de composants) peuvent fortement influencer les résultats. Assurez-vous d'avoir effectué une recherche d'hyperparamètres ou utilisé des valeurs raisonnables basées sur des essais et des ajustements.

### Exemple de Rapport

Voici un exemple de comment vous pouvez rédiger ce rapport :

---

## Rapport de Classification Audio avec Modèle HMM

### 1. Introduction

Nous avons entraîné un modèle de chaînes de Markov cachées (HMM) pour classifier des enregistrements audio dans différentes catégories.

### 2. Prétraitement des Données

Les caractéristiques audio ont été extraites sous forme de coefficients MFCC. Chaque enregistrement a été converti en une séquence de 15 coefficients MFCC.

### 3. Entraînement du Modèle

Les modèles HMM ont été entraînés pour chaque catégorie avec les configurations suivantes :

- \*\*Nombre de Composants\*\* : 4 (par défaut)

- \*\*Modèle Utilisé\*\* : GaussianHMM

### 4. Évaluation du Modèle

Les modèles ont été testés sur un ensemble de données de 11 échantillons. Les résultats sont résumés ci-dessous.

#### a. Accuracy

- \*\*Accuracy\*\* : 1.0

#### b. Matrice de Confusion

| | Apī | Afho | Apā | Apa | Afū' | afhō | Apá | Afu' | Atswɛ́t | Api | Atswɛt |

|-----|------|------|------|-----|-------|-------|------|------|---------|-----|--------|

| Apī| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| Afho| 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| Apā| 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| Apa | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| Afū'| 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| afhō| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| Apá| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |

| Afu'| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |

| Atswɛ́t| 0| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |

| Api | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |

| Atswɛt| 0| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 |

#### c. Rapport de Classification

| Classe | Precision | Recall | F1-Score | Support |

|---------|-----------|--------|----------|---------|

| Apī | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Afho | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Apā | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Apa | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Afū' | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| afhō | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Apá | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Afu' | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Atswɛ́t | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Api | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

| Atswɛt | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1 |

#### d. Macro Avg

- \*\*Precision\*\* : 1.00

- \*\*Recall\*\* : 1.00

- \*\*F1-Score\*\* : 1.00

#### e. Weighted Avg

- \*\*Precision\*\* : 1.00

- \*\*Recall\*\* : 1.00

- \*\*F1-Score\*\* : 1.00

### 5. Conclusion

Le modèle HMM a atteint une précision parfaite sur l'ensemble de test. Cela indique que le modèle est capable de différencier avec succès les différentes classes d'enregistrements audio dans cet ensemble spécifique. Cependant, étant donné la taille réduite de l'échantillon, il est recommandé de valider ces résultats sur un ensemble de données plus large et plus varié pour confirmer la généralisation du modèle.

---

Si vous avez des questions supplémentaires ou avez besoin d'aide pour analyser davantage ces résultats, n'hésitez pas à demander !