



École National des Sciences Appliquées d'Oujda

Filière génie informatique

RAPPORT DE MINI PROJET

MACHINE LEARNING RECONNAISSANCE DE STYLE MUSICAL

Encadré par : Mr HAJA Zakaria

Année Universitaire 2023/2024

Réalisé par :

- El Yaakoubi Ayoub
- El Hamdaoui Yassine
- Essoussi Zineb
- Rachdi Chaimae
- Rabbouzi safae

Plan :

1. Introduction

2. Objectif

3. Source des données

4. Analyse Exploratoire des données

5. Prétraitement des données

6. Approche Algorithmique

7. Évaluation des Modèles

8. Conclusion

1- Introduction :

Ce rapport présente une analyse complète et détaillée d'un projet de reconnaissance de style musical à l'aide de techniques d'apprentissage automatique. Le projet vise à développer un système capable de reconnaître automatiquement le style musical d'une chanson donnée. Nous avons utilisé divers algorithmes d'apprentissage automatique pour résoudre ce problème, en exploitant un ensemble de données contenant des caractéristiques musicales et leurs étiquettes de genre associées.

2. Définition de l'objectif du projet :

L'objectif principal de ce projet est de construire un système de reconnaissance de style musical capable de classifier automatiquement les chansons en fonction de leur genre musical. Cela pourrait être utile dans divers domaines tels que la recommandation musicale, la catégorisation de bibliothèques musicales et l'analyse de tendances musicales.

3- Source des données :

Les données utilisées dans ce projet ont été extraites à partir d'une source de données publique contenant des informations sur différentes chansons, y compris leurs caractéristiques musicales telles que le tempo, la tonalité, le timbre, etc., ainsi que leurs étiquettes de genre musical.

4- Analyse Exploratoire des données :

Avant de commencer à construire le modèle de reconnaissance, nous avons effectué une analyse exploratoire des données pour mieux comprendre la nature de notre ensemble de données. Cela comprenait la visualisation des distributions de chaque caractéristique, l'analyse des corrélations entre les caractéristiques, l'examen des valeurs aberrantes et des données manquantes, ainsi que l'exploration des distributions de genre musical.

5- Prétraitement des données :

La phase de prétraitement des données a impliqué plusieurs étapes, notamment la suppression des données manquantes, la normalisation des caractéristiques à l'aide d'une mise à l'échelle standard, et la division des données en ensembles de formation et de test pour l'évaluation du modèle.

6- Approche Algorithmique :

Pour résoudre le problème de reconnaissance de style musical, nous avons exploré plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique, notamment les arbres de décision, les forêts aléatoires, les machines à vecteurs de support (SVM), la régression logistique et les k plus proches voisins (KNN). Chaque algorithme a été entraîné sur les données d'entraînement, puis évalué sur les données de test pour mesurer ses performances en termes de précision, de rappel, de score F1, etc.

une explication pour chaque algorithme choisi :

Arbre de décision (Decision Tree) :

- ❖ Capacité à capturer des relations complexes entre les caractéristiques musicales et les étiquettes de genre.
- ❖ Robuste aux valeurs manquantes et aux valeurs aberrantes, ce qui est souvent pertinent dans les données musicales.

Forêt aléatoire (Random Forest) :

- ❖ Capacité à réduire le surajustement et à améliorer les performances prédictives grâce à l'ensemble d'arbres de décision.
- ❖ Efficace pour gérer un grand nombre de caractéristiques et peut fournir des prédictions plus robustes.

Machine à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM) :

- ❖ Capacité à gérer des espaces de grande dimension et à capturer des relations non linéaires entre les caractéristiques et les étiquettes de genre.
- ❖ Efficace pour traiter des ensembles de données de petite à moyenne taille et peut fournir des résultats précis avec des données complexes.

Régression logistique (Logistic Regression) :

- ❖ Rapidité de formation et interprétabilité.
- ❖ Utile pour des problèmes de classification binaire ou multiclasse et peut fournir des informations sur l'importance relative des caractéristiques dans la prédiction du genre musical.

K plus proches voisins (K-Nearest Neighbors, KNN) :

- ❖ Approche simple et intuitive, particulièrement adaptée pour des ensembles de données de petite à moyenne taille.
- ❖ Robuste aux valeurs manquantes et aux valeurs aberrantes, et peut fournir des résultats efficaces en se basant sur la similarité entre les morceaux musicaux.

Bibliothèques utilisées

Nous avons utilisé les bibliothèques suivantes dans notre projet:

- **Scikit-learn** (sklearn): une bibliothèque d'apprentissage automatique en Python qui offre des outils simples et efficaces pour l'analyse prédictive.

Fournit des outils pour le machine learning, y compris des modèles de régression, des méthodes de sélection d'hyperparamètres et des mesures d'évaluation.

- **train_test_split**: Pour diviser les données en ensembles d'entraînement et de test.
- **KNeighborsRegressor**: Le modèle de régression K-Nearest Neighbors.
- **mean_squared_error**: Pour calculer l'erreur quadratique moyenne (MSE).
- **Pandas**: une bibliothèque de manipulation et d'analyse des données en Python, utilisée pour lire, nettoyer et prétraiter nos données.
- **Numpy**: une bibliothèque Python qui ajoute un support pour les tableaux et les matrices multidimensionnels, utilisées pour effectuer des calculs numériques.

7- Évaluation des Modèles :

Dans cette section, nous exposons l'évaluation des performances des modèles de régression logistique (Logistic Regression) et des k plus proches voisins (KNN) dans le contexte de la reconnaissance de style musical. Notre approche méthodique a impliqué l'utilisation de diverses métriques pour évaluer ces modèles, afin de mieux appréhender leur efficacité dans la prédiction des [variables cibles]. En outre, nous avons intégré d'autres algorithmes tels que l'arbre de décision (Decision Tree), la forêt aléatoire (Random Forest) et la machine à vecteurs de support (Support Vector Machine, SVM) dans le but d'enrichir notre analyse.

Méthodologie d'Évaluation

Pour évaluer les performances des modèles, nous avons suivi les étapes suivantes :

1. **Préparation des Données :** Les données ont été prétraitées conformément aux bonnes pratiques en matière de prétraitement des données pour garantir des résultats fiables et cohérents.
2. **Division des Données :** Les données ont été divisées en ensembles d'entraînement et de test à l'aide de la fonction `train_test_split` de scikit-learn, avec une proportion de X% pour l'ensemble de test.

Résultats :

entraînement du modèle Decision Tree :

accuracy/ ou bien le score du modèle Decision Tree: 0.60

rapport de classification pour le modèle Decision Tree:

	precision	recall	f1-score	support
--	-----------	--------	----------	---------

Melody	0.00	0.00	0.00	1
Pop	0.00	0.00	0.00	1
classic	1.00	1.00	1.00	2
hiphop	1.00	1.00	1.00	1
jaz	0.00	0.00	0.00	0
accuracy			0.60	5
macro avg	0.40	0.40	0.40	5
weighted avg	0.60	0.60	0.60	5

entraînement du modèle Random Forest :

accuracy/ ou bien le score du modèle Random Forest: 0.60

rapport de classification pour le modèle Random Forest:

	precision	recall	f1-score	support
--	-----------	--------	----------	---------

Melody	0.00	0.00	0.00	1
Pop	0.00	0.00	0.00	1
classic	1.00	1.00	1.00	2
hiphop	1.00	1.00	1.00	1
jaz	0.00	0.00	0.00	0
accuracy			0.60	5
macro avg	0.40	0.40	0.40	5
weighted avg	0.60	0.60	0.60	5

entraînement du modèle Support Vector Machine :

accuracy/ ou bien le score du modèle Support Vector Machine: 0.80

rapport de classification pour le modèle Support Vector Machine:

	precision	recall	f1-score	support
--	-----------	--------	----------	---------

Melody	1.00	1.00	1.00	1
Pop	0.50	1.00	0.67	1
classic	1.00	1.00	1.00	2
hiphop	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.80	5
macro avg	0.62	0.75	0.67	5
weighted avg	0.70	0.80	0.73	5

entraînement du modèle Logistic Regression :

accuracy/ ou bien le score du modèle Logistic Regression: 0.80
rapport de classification pour le modèle Logistic Regression:

	precision	recall	f1-score	support
Melody	1.00	1.00	1.00	1
Pop	0.50	1.00	0.67	1
classic	1.00	1.00	1.00	2
hiphop	0.00	0.00	0.00	1
accuracy			0.80	5
macro avg	0.62	0.75	0.67	5
weighted avg	0.70	0.80	0.73	5

entraînement du modèle K-Nearest Neighbors :

accuracy/ ou bien le score du modèle K-Nearest Neighbors: 0.60
rapport de classification pour le modèle K-Nearest Neighbors:

	precision	recall	f1-score	support
Melody	1.00	1.00	1.00	1
Pop	0.50	1.00	0.67	1
classic	1.00	0.50	0.67	2
hiphop	0.00	0.00	0.00	1
pop	0.00	0.00	0.00	0
accuracy			0.60	5
macro avg	0.50	0.50	0.47	5
weighted avg	0.70	0.60	0.60	5

meilleur modèle sélectionné: Support Vector Machine avec une accuracy de 0.80

Les résultats obtenus montrent que le modèle de machine à vecteurs de support (SVM) a donné les performances les plus élevées en termes d'exactitude avec un score de 80 %. Cependant, il est important de noter que chaque modèle avait ses propres forces et faiblesses en fonction de la nature spécifique de nos données.

8- conclusion

ce projet a démontré la faisabilité de construire un système de reconnaissance de style musical en utilisant des techniques d'apprentissage automatique. Des améliorations futures pourraient inclure l'exploration de modèles plus complexes, l'optimisation des hyperparamètres et l'extension de l'ensemble de données pour une meilleure généralisation.