



Multimedia Mining and Indexing

MST IASD/S3 2024-2025

Développement d'une application Web pour l'indexation d'objet 3D

Encadrer par : M'hamed AIT KBIR Réaliser Par :

- Liefrid Chihab Eddine
- Idriss Khattabi
- Boufarhi Ayman

Introduction:

La recherche d'objets 3D par le contenu (CBOR - Content-Based Object Retrieval) est une technologie innovante qui permet de rechercher des modèles 3D dans une base de données en analysant leurs caractéristiques géométriques et structurelles, comme la forme, les descripteurs de surface, ou encore les moments invariants, plutôt que de s'appuyer uniquement sur des métadonnées textuelles. Avec l'essor des technologies 3D dans des domaines tels que l'archéologie numérique, l'impression 3D et la réalité virtuelle, disposer de systèmes performants pour organiser, indexer et rechercher ces objets est devenu crucial.

Dans ce projet, nous nous concentrons sur le développement d'une application web pour la recherche d'objets 3D par le contenu en utilisant le **3DPotteryDataset**, une base de données regroupant une variété d'objets céramiques en 3D.

Fonctionnalités clés:

- **Gestion du dataset 3D** : Téléchargement, organisation, et prétraitement des modèles du **3DPotteryDataset**, en incluant des fichiers . **ob** j et leurs miniatures.
- Calcul des descripteurs : Génération automatique des caractéristiques géométriques des modèles via des services RESTful basés sur Flask.
- Interface utilisateur intuitive : Conçue avec le framework MEAN, elle permettra une recherche efficace et conviviale parmi les objets du dataset.
- Analyse de performance : Évaluation des résultats en utilisant des métriques comme la précision, le rappel, et la F-mesure pour mesurer l'efficacité du système.

En exploitant les riches données du **3DPotteryDataset**, ce projet offre une approche pratique et innovante pour explorer les capacités des systèmes CBOR.

Revue de la littérature

Dans le cadre de ce projet, il est crucial de comprendre les principes fondamentaux des systèmes de recherche d'objets 3D par le contenu (CBOR) et leurs fonctionnalités pour offrir une expérience utilisateur optimisée. Les systèmes CBOR permettent de rechercher des objets 3D en analysant leurs caractéristiques géométriques et structurelles. Ce projet s'appuie sur des approches avancées pour maximiser leur efficacité et leur précision.

Fonctionnalités générales de l'application

L'application développée offre deux principales méthodes de recherche d'objets 3D afin de répondre aux besoins variés des utilisateurs, comme la recherche par similarité :

Cette fonctionnalité compare un objet 3D requête à ceux de la base en utilisant des descripteurs géométriques, notamment :

• Coefficients de Fourier : décrivent la structure globale de l'objet à travers sa représentation dans le domaine fréquentiel.

- Moments de Zernike : capturent les détails des formes en fonction de la symétrie et des motifs.
- Extents de la boîte englobante : déterminent les dimensions maximales de l'objet.
- Centroïde du maillage : représente le centre géométrique de l'objet

Présentation du dataset RSSCN7

L'application repose sur le **3DPotteryDataset**, une base de données riche contenant des modèles 3D d'objets céramiques classés en différentes catégories (Amphores, Vases, Bols, etc.). Chaque objet est décrit par des caractéristiques géométriques calculées automatiquement, notamment :

- Coefficients de Fourier (parfois absents pour certains objets en raison de contraintes techniques).
- Moments de Zernike, qui ne sont pas toujours calculés correctement si l'objet présente des artefacts.

Tâches réalisées pour le développement de l'application

L'application Web a été développée en utilisant le stack **MEAN** (MongoDB, Express.js, Angular, Node.js) et inclut plusieurs fonctionnalités interactives dédiées à la gestion et à la recherche d'objets 3D :

- **Gestion des objets 3D** : possibilité de charger (upload), télécharger (download) et supprimer des fichiers d'objets 3D (au format . obj) ou un ensemble d'objets.
- Organisation des objets : classement des objets selon les catégories définies dans le 3DPotteryDataset (ex. Amphores, Vases, Bols, etc.).
- **Transformation d'objets** : support de transformations géométriques sur les objets 3D, telles que la rotation, le redimensionnement, et le changement de perspective.
- Consommation de services RESTful : intégration de services développés avec Flask et Flask-RESTful pour :
 - Calculer les descripteurs géométriques des objets (Coefficients de Fourier, Moments de Zernike, dimensions, et centroïdes).
 - Effectuer des recherches en utilisant ces descripteurs.
- Visualisation des descripteurs : affichage clair et structuré des descripteurs calculés pour chaque objet, avec des graphiques interactifs pour analyser les coefficients et moments.
- Recherche d'objets similaires : sélection d'un objet requête pour identifier les objets les plus similaires en utilisant des descripteurs géométriques.

Ces fonctionnalités permettent de proposer une application robuste, interactive et adaptée à la gestion et la recherche d'objets 3D. L'intégration des descripteurs géométriques avancés et des algorithmes de recherche garantit des performances optimisées et une expérience utilisateur de qualité.

Descripteurs d'objet

Dans ce projet, les descripteurs géométriques tels que les **coefficients de Fourier** et les **moments de Zernike** jouent un rôle crucial pour représenter les caractéristiques des objets 3D. Ces descripteurs permettent de quantifier des propriétés géométriques complexes, facilitant ainsi la comparaison et la recherche d'objets similaires.

Coefficients de Fourier

Les coefficients de Fourier sont utilisés pour représenter la forme ou la structure d'un objet en décomposant ses contours en une somme de fonctions périodiques.

• Principe:

La transformation de Fourier est appliquée sur les coordonnées des contours ou des points de l'objet. Cela permet de convertir la représentation spatiale de l'objet en une représentation fréquentielle.

En pratique, les coefficients de Fourier capturent les composantes basses et hautes fréquences :

- Les basses fréquences décrivent les grandes caractéristiques de la forme (ex. : forme générale d'un vase).
- Les hautes fréquences capturent les détails fins (ex. : ornements ou textures).

• Utilité :

- Insensible aux petites variations géométriques ou au bruit.
- Facilite la comparaison des formes d'objets indépendamment de leur position, rotation ou échelle.

Moments de Zernike

Les moments de Zernike sont des descripteurs basés sur des polynômes orthogonaux définis sur un disque unitaire. Ils sont utilisés pour représenter les caractéristiques globales et locales des objets en termes de symétrie et de forme.

• Principe:

Les moments de Zernike décomposent l'objet en une série de moments calculés à partir de ses coordonnées dans un espace polaire. Chaque moment est une combinaison des coefficients des polynômes de Zernike pondérés par l'intensité des points de l'objet.

• Propriétés clés :

- Orthogonalité: Les moments de Zernike ne se chevauchent pas, ce qui garantit une description unique pour chaque caractéristique.
- Invariant à la rotation : Ils permettent de comparer des objets indépendamment de leur orientation.
- Capacité discriminante : Les moments de Zernike sont particulièrement efficaces pour différencier des objets ayant des formes et symétries variées.

• Utilité:

Capturent la structure globale d'un objet (symétrie et proportions).

• Idéaux pour des objets aux formes complexes comme les amphores ou les vases.

Algorithme de Recherche

Cet algorithme calcule un score global en combinant les distances des descripteurs.

- Calcul des descripteurs pour chaque objet (Fourier et Zernike).
- Comparaison des distances entre les descripteurs de l'image requête et ceux de chaque objet.
- **Pondération** des distances selon les poids attribués.
- Calcul du score global de similarité.
- Tri des résultats pour renvoyer les objets les plus proches de l'image requête.

Architecture de l'Application

L'application repose sur une architecture hybride utilisant les technologies MEAN (MongoDB, Express.js, Angular, Node.js) et Flask.

1. Back-end Flask

- o Gère le traitement des objet.
- o Fournit une API RESTful pour calculer les descripteurs.
- o Permet de recherche d'une image par la recherche simple

2. API Express.js

- o Sert d'interface entre le front-end Angular et le back-end Flask.
- o Traite les requêtes utilisateur pour le téléchargement, la suppression et la recherche d'objet.

3. Front-end Angular

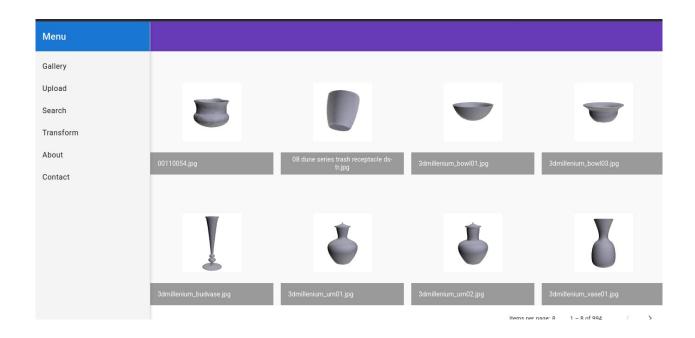
- o Offre une interface utilisateur intuitive.
- o Permet de charger des objets, d'afficher les descripteurs et de visualiser les résultats de recherche.

4. Base de données MongoDB

- o Stocke les descripteurs et les métadonnées des objets.
- o Facilite la gestion des catégories.

Interface de l'Application :

Gallery:



En cliquant sur une image il devient possible de voir et manipuler l'objet 3D



Charactéristiques:

On cliquant sur les images dans l'application il devient possible de visualiser les différents charactersitiques de chaque image :

Image Characteristics

• Is Watertight: No

• Mesh Area: 92394.39135494718

• Mesh Bounding Box Extents: 181.060999999999, 160.82, 118.753

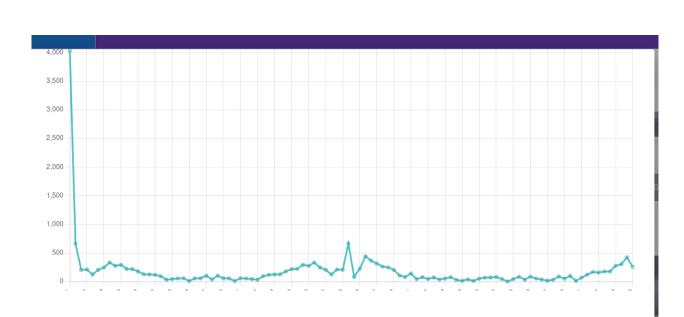
• Mesh Centroid: 4.10061188085478, -1.4463783961770238, 3.0195105702735683

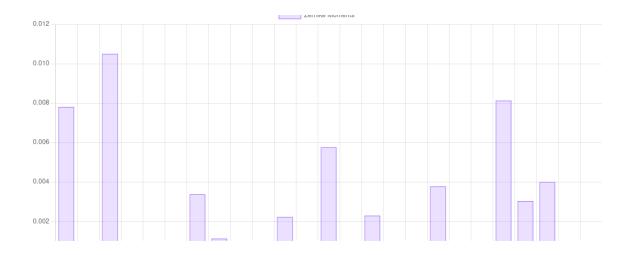
• Mesh Volume: 1053406.2627574992

Num Edges: 413313Num Faces: 137771Num Vertices: 76418

• Warning: The 3D model is not watertight. Descriptors may not be accurate.

Fourier Coefficients





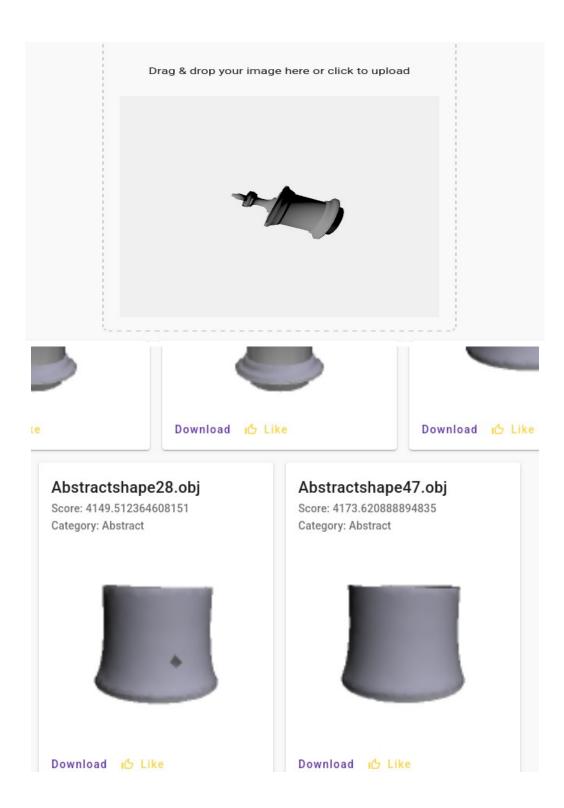
Page Upload:

Ici il est possible d'ajouter les objets dans la gallery



Page Search:

On utilisant une image il devient possible d'éfféctuer une recherche simple sur la base de données par similarités .



Résultat:

Les performances de l'algorithme de recherche ont été évaluées en utilisant des métriques classiques pour mesurer l'efficacité de la recherche d'objets 3D dans la base de données. Les résultats obtenus sont les suivants :

- Average Precision (Précision Moyenne): 0.59
 La précision moyenne indique la proportion d'objets retournés par le système qui appartiennent à la même catégorie que l'objet de requête.
- Average Recall (Rappel Moyen): 0.45
 Le rappel moyen mesure la proportion d'objets pertinents présents dans la base qui ont été correctement identifiés par l'algorithme comme étant similaires.
- Average F1 Score (Score F1 Moyen): 0.49
 Le score F1 est une moyenne harmonique entre la précision et le rappel, fournissant une mesure globale de la performance de l'algorithme en équilibrant ces deux métriques.

Interprétation des Résultats :

Ces résultats montrent que l'algorithme offre des performances satisfaisantes pour la recherche d'objets 3D, avec une précision relativement élevée mais un rappel légèrement inférieur. Cela signifie que le système est capable d'identifier correctement les objets similaires, mais qu'il pourrait manquer certains objets pertinents.

Conclusion

Ce projet a abouti au développement d'un système novateur de recherche d'objets 3D basé sur des descripteurs géométriques et des mécanismes avancés de feedback de pertinence. En s'appuyant sur les descripteurs tels que les coefficients de Fourier et les moments de Zernike, le système propose une recherche à la fois précise et intuitive pour les utilisateurs. Grâce aux techniques de feedback de pertinence, l'expérience utilisateur s'améliore continuellement en adaptant les résultats aux préférences exprimées.

Le **frontend**, développé avec le stack MEAN, offre une interface utilisateur moderne et intuitive, facilitant l'interaction avec le système. Le **backend**, conçu avec Flask et Flask-RESTful, garantit une gestion efficace des API REST et des calculs complexes pour l'extraction et l'optimisation des descripteurs des objets 3D. La base de données MongoDB permet une gestion rapide et efficace des métadonnées des objets et de leurs descripteurs associés.

En conclusion, ce projet met en évidence la synergie entre les technologies modernes et les approches algorithmiques avancées pour répondre aux besoins croissants en matière de recherche d'objets 3D. À l'avenir, des améliorations pourraient inclure l'intégration de modèles d'apprentissage profond pour une extraction et une classification encore plus précises, ainsi qu'une exploration des méthodes de visualisation 3D interactives pour enrichir l'expérience utilisateur.

Références:

- 1. <u>3DPotteryDataset</u> https://github.com/user/3DPotteryDataset
- 2. Dongping Tian: A Review on Relevance Feedback for Content-based Image Retrieval

- 3. Flask Documentation
- 4. Angular Material Documentation
- 5. PyMongo Documentation