

-  MovieMood - Présentation du Projet
 - Plateforme Web IA de Recommandation de Films par Émotion
 -  STRUCTURE DE LA PRÉSENTATION (SLIDES)
 - SLIDE 1 : Page de Titre
 - SLIDE 2 : Problématique & Vision
 - SLIDE 3 : Architecture Technique
 - SLIDE 4 : Plan de Travail & Répartition
 -  DÉVELOPPEMENT PAR PHASES (PROMPTS → RÉPONSES → CODE)
 - SLIDE 5-6 : PHASE 1 - Prompt Initial
 - SLIDE 7-8 : PHASE 1 - Analyse de Sentiments
 - SLIDE 9-10 : PHASE 2 - Système de Scoring
 - SLIDE 11-12 : PHASE 2 - Recommandations par Émotion
 - SLIDE 13-14 : PHASE 3 - Interface Web
 - SLIDE 15-16 : Amélioration - Vidéo de Fond
 - SLIDE 17-18 : Optimisation Performance
 - SLIDE 19-20 : Détection d'Émotions Faciales
 - SLIDE 21-22 : Évaluation & Notebooks
 - SLIDE 23 : Résultats & Métriques
 - SLIDE 24 : Démo Live
 - SLIDE 25 : Technologies Utilisées
 - SLIDE 26 : Défis Relevés
 - SLIDE 27 : Améliorations Futures
 - SLIDE 28 : Conclusion
 - SLIDE 29 : Remerciements
 - SLIDE 30 : Questions ?
 -  NOTES POUR LA PRÉSENTATION
 - Points Clés à Souligner :
 - Conseils de Présentation :
 -  SUGGESTIONS DESIGN (Canva)

MovieMood - Présentation du Projet

Plateforme Web IA de Recommandation de Films par Émotion

Équipe :

- Gémima ONDELE POUROU
 - Fatoumata BAH
 - Hector KOMBOU
-

STRUCTURE DE LA PRÉSENTATION (SLIDES)

SLIDE 1 : Page de Titre



MovieMood
Plateforme Web IA de Recommandation de Films par Émotion

Équipe :

Gémima ONDELE POUROU | Fatoumata BAH | Hector KOMBOU

Projet Académique - Data Engineering

SLIDE 2 : Problématique & Vision

Le Défi :

"Comment choisir un film qui correspond à notre humeur du moment ?"

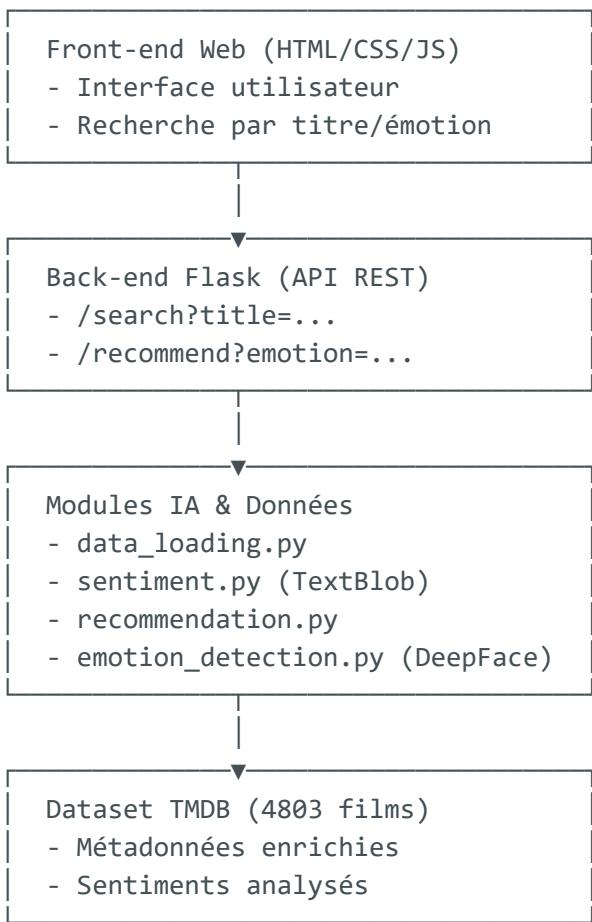
Notre Solution :  Plateforme web intelligente qui recommande des films basés sur :

- Votre émotion actuelle
- L'analyse de sentiments des films
- Un système de scoring avancé

Impact :  Économise du temps de recherche  Améliore l'expérience cinématographique  Personnalisation par émotion

SLIDE 3 : Architecture Technique

Vision Globale :



SLIDE 4 : Plan de Travail & Répartition

Phase 1 - Données & Analyse de Sentiments Gémima ONDELE

- Chargement dataset TMDB
- Analyse de sentiments avec TextBlob
- Enrichissement des données

Phase 2 - Moteur de Recherche Hector KOMBOU

- Recherche par titre
- Recommandations par similarité
- Recommandations par émotion
- Système de scoring

Phase 3 - Interface Web Fatoumata BAH

- Design et UX
 - Pages HTML/CSS
 - Intégration API
 - Expérience utilisateur
-

DÉVELOPPEMENT PAR PHASES (PROMPTS → RÉPONSES → CODE)

SLIDE 5-6 : PHASE 1 - Prompt Initial

PROMPT à l'IA :

"Nous voulons créer une plateforme web IA de recommandation de films. Nous avons un dataset TMDB avec 5000 films. Comment structurer le projet ?"

RÉPONSE de l'IA :

Proposition d'architecture en 4 couches :

1. Front-end web (HTML/CSS/JS)
2. Back-end Python (Flask/FastAPI)
3. Modules IA/Données
4. Dataset TMDB

Plan de travail avec répartition des tâches.

Cahier des charges structuré.

CODE RÉSULTANT :

```
# data_loading.py (Gémima)
def charger_dataframe(path_csv: str) -> pd.DataFrame:
    """Charge le fichier CSV TMDB en DataFrame pandas."""
    df = pd.read_csv(path_csv, engine="python", encoding="utf-8")
    return df

def construire_liste_films(df: pd.DataFrame):
    """Construit une liste de films avec genres parsés."""
    films = []
    for _, row in df.iterrows():
        film = {
            "id": row["id"],
```

```

        "title": row["title"],
        "genres": parser_genres(row["genres"]),
        "overview": row["overview"],
        "vote_average": row["vote_average"],
        # ...
    }
    films.append(film)
return films

```

SLIDE 7-8 : PHASE 1 - Analyse de Sentiments

PROMPT à l'IA :

"Comment analyser le sentiment des résumés de films pour enrichir nos données ?"

RÉPONSE de l'IA :

Utilisation de TextBlob pour l'analyse de sentiments.
Fonction analyser_sentiment_texte() qui retourne :
- score de polarité [-1, 1]
- label (positif/neutre/négatif)

CODE RÉSULTANT :

```

# lib_projet.py (Gémima)
from textblob import TextBlob

def analyser_sentiment_texte(texte: str):
    """Analyse le sentiment d'un texte avec TextBlob."""
    if not texte or texte.strip() == "":
        return 0.0, "neutre"

    blob = TextBlob(texte)
    polarite = blob.sentiment.polarity # entre -1 et 1

    if polarite > 0.1:
        label = "positif"
    elif polarite < -0.1:
        label = "négatif"
    else:
        label = "neutre"

    return float(polarite), label

```

sentiment.py

```

def ajouter_sentiment_aux_films(liste_films: List[Dict]) -> List[Dict]:
    """Ajoute sentiment_score et sentiment_label à chaque film."""
    for film in liste_films:
        overview = film.get("overview", "")
        score, label = analyser_sentiment_texte(overview)
        film["sentiment_score"] = score
        film["sentiment_label"] = label
    return liste_films

```

SLIDE 9-10 : PHASE 2 - Système de Scoring

PROMPT à l'IA :

"Comment créer un système de scoring pour réordonner les films selon l'émotion de l'utilisateur ?"

RÉPONSE de l'IA :

Proposition d'un système de scoring combinant :

- Sentiment du film (normalisé 0-1)
- Note moyenne (normalisé 0-1)
- Pondérations ajustables

CODE RÉSULTANT :

```

# lib_projet.py (Hector)
def normaliser_sentiment(score: float) -> float:
    """Normalise un score de sentiment [-1, 1] en [0, 1]."""
    if score < -1:
        score = -1
    if score > 1:
        score = 1
    return (score + 1.0) / 2.0

def normaliser_note(note: float) -> float:
    """Normalise une note [0, 10] en [0, 1]."""
    if note < 0:
        note = 0
    if note > 10:
        note = 10
    return note / 10.0

def calculer_score_film(film: dict, emotion_user: str) -> float:
    """Calcule un score global pour un film."""
    sentiment_score = film.get("sentiment_score", 0.0)
    sentiment_norm = normaliser_sentiment(sentiment_score)

```

```

note = film.get("vote_average", 0.0)
note_norm = normaliser_note(note)

w_sentiment = 0.6 # importance du sentiment
w_note = 0.4      # importance de la note

score = w_sentiment * sentiment_norm + w_note * note_norm
return float(score)

```

SLIDE 11-12 : PHASE 2 - Recommandations par Émotion

PROMPT à l'IA :

"Comment mapper les émotions aux genres de films pour les recommandations ?"

RÉPONSE de l'IA :

Création d'un dictionnaire emotion_to_genres.
 Implémentation de recommander_par_emotion() qui :
 1. Filtre par genres cibles
 2. Calcule le score pour chaque film
 3. Trie par score décroissant

CODE RÉSULTANT :

```

# lib_projet.py
emotion_to_genres = {
    "triste":      ["Comedy", "Family", "Drama", "Romance", "Animation"],
    "stressé":     ["Comedy", "Adventure", "Action", "Animation", "Family"],
    "heureux":     ["Romance", "Music", "Comedy", "Animation", "Family"],
    "nostalgique": ["Drama", "History", "Romance", "Music", "Family", "War"],
    "ennuyé":      ["Action", "Thriller", "Sci-Fi", "Adventure", "Crime",
    "Mystery"],
    "colere":       ["Action", "Thriller", "Crime", "War", "Drama", "History"],
    "peur":         ["Horror", "Thriller", "Mystery", "Crime", "Sci-Fi"],
    "surprise":    [], # Tous les films triés par note
}

# recommendation.py (Hector)
def recommander_par_emotion(emotion: str, films: List[Film], n: int = 20) ->
List[Film]:
    """Filtre les films par genres liés à l'émotion et applique un scoring."""

```

```

if not emotion:
    return []

emotion_lower = emotion.lower()

# Cas spécial pour 'surprise'
if emotion_lower == "surprise":
    candidats = [dict(f) for f in films if f.get("vote_average", 0.0) > 0]
    candidats.sort(key=lambda f: f.get("vote_average", 0.0), reverse=True)
    return candidats[:n]

genres_cibles = emotion_to_genres.get(emotion_lower, [])
genres_cibles_set = set(genres_cibles)
candidats = []

for film in films:
    film_genres = set(film.get("genres", []))
    if genres_cibles_set.intersection(film_genres):
        film_copy = dict(film)
        film_copy["score_emotion"] = calculer_score_film(film_copy, emotion)
        candidats.append(film_copy)

# Trier uniquement par note décroissante
candidats.sort(key=lambda f: f.get("vote_average", 0.0), reverse=True)
return candidats[:n]

```

SLIDE 13-14 : PHASE 3 - Interface Web

PROMPT à l'IA :

"Comment créer une interface web moderne et intuitive pour notre plateforme ?"

RÉPONSE de l'IA :

Structure Flask avec templates Jinja2.
 Pages principales :
 - Page d'accueil avec recherche
 - Page de résultats avec cartes de films
 - Design moderne avec CSS personnalisé

CODE RÉSULTANT :

```

<!-- templates/index.html (Fatoumata) -->
<!DOCTYPE html>
<html>
<head>
    <title>MovieMood - Recommandation de Films</title>

```

```

<link rel="stylesheet" href="{{ url_for('static', filename='css/style.css') }}>
</head>
<body>
    <div class="container">
        <h1>🎬 MovieMood</h1>
        <p>Découvrez des films selon votre humeur</p>

        <form action="/search" method="GET" class="search-form">
            <input type="text" name="titre" placeholder="Titre de film...">

            <select name="emotion">
                <option value="">Choisissez une émotion</option>
                <option value="triste">😢 Triste</option>
                <option value="heureux">😊 Heureux</option>
                <option value="stressé">😴 Stressé</option>
                <!-- . . . -->
            </select>

            <button type="submit">🔍 Chercher / Recommander</button>
        </form>
    </div>
</body>
</html>

```

```

# app.py (Hector + Fatoumata)
from flask import Flask, render_template, request

@app.route("/search")
def search():
    titre = request.args.get("titre", "").strip()
    emotion = request.args.get("emotion", "").strip().lower()

    resultats = []

    if titre:
        film = rechercher_par_titre(titre, catalogue_films)
        if film:
            resultats.append(film)

    if emotion:
        resultats.extend(recommander_par_emotion(emotion, catalogue_films, n=20))

    return render_template("results.html", films=resultats, emotion=emotion)

```

SLIDE 15-16 : Amélioration - Vidéo de Fond

PROMPT à l'IA :

"La vidéo de fond ne se lance pas automatiquement sur Chrome et Edge.

Comment corriger ?"

RÉPONSE de l'IA :

Problème d'autoplay dans les navigateurs modernes.

Solution : Utiliser YouTube Iframe API pour contrôler la lecture.

Ajout d'un bouton pour activer le son.

CODE RÉSULTANT :

```
<!-- templates/form.html (Fatoumata) -->
<div id="background-video" class="video-container"></div>
<button id="audio-toggle" class="audio-toggle-btn" title="Activer le son">
    <span id="audio-icon">🔇 </span>
</button>

<script>
var tag = document.createElement('script');
tag.src = "https://www.youtube.com/iframe_api";
var firstScriptTag = document.getElementsByTagName('script')[0];
firstScriptTag.parentNode.insertBefore(tag, firstScriptTag);

var player;
var isMuted = true;

function onYouTubeIframeAPIReady() {
    player = new YT.Player('background-video', {
        videoId: 'ZsJz2TJAPjw',
        playerVars: {
            'autoplay': 1,
            'mute': 1,
            'loop': 1,
            'controls': 0,
            'playsinline': 1,
        },
        events: {
            'onReady': function(event) {
                event.target.playVideo();
            }
        }
    });
}

function toggleAudio() {
    if (isMuted) {
        player.unMute();
        player.setVolume(70);
        isMuted = false;
    } else {
        player.mute();
    }
}
```

```
        isMuted = true;
    }
}
</script>
```

SLIDE 17-18 : Optimisation Performance

PROMPT à l'IA :

"L'application est lente au démarrage. Comment optimiser les performances ?"

RÉPONSE de l'IA :

Mise en place d'un système de cache.
Ajout d'indicateurs de chargement visuels.
Optimisation du chargement des données.

CODE RÉSULTANT :

```
# cache_manager.py (Hector)
import json
from pathlib import Path

CACHE_FILE = Path(__file__).parent.parent / "data" / "enrichment_cache.json"

def get_cached_films() -> List[Dict]:
    """Charge les films enrichis depuis le cache."""
    if CACHE_FILE.exists():
        with open(CACHE_FILE, "r", encoding="utf-8") as f:
            films = json.load(f)
        return films
    return []

def cache_films(films: List[Dict]) -> None:
    """Sauvegarde les films enrichis dans le cache."""
    CACHE_FILE.parent.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    with open(CACHE_FILE, "w", encoding="utf-8") as f:
        json.dump(films, f, ensure_ascii=False, indent=2)
```

```
/* static/css/loading.css (Fatoumata) */
#loading-overlay {
    position: fixed;
    top: 0;
    left: 0;
```

```

width: 100%;
height: 100%;
background: rgba(0, 0, 0, 0.8);
display: flex;
justify-content: center;
align-items: center;
z-index: 9999;
}

.spinner {
  border: 8px solid rgba(255, 255, 255, 0.3);
  border-top: 8px solid var(--accent);
  border-radius: 50%;
  width: 60px;
  height: 60px;
  animation: spin 1s linear infinite;
}

```

SLIDE 19-20 : Détection d'Émotions Faciales

PROMPT à l'IA :

"Comment ajouter la détection d'émotions faciales via webcam ?"

RÉPONSE de l'IA :

Utilisation de DeepFace (modèle pré-entraîné).
 Détection de visage avec OpenCV.
 Mapping des émotions DeepFace vers nos émotions.

CODE RÉSULTANT :

```

# emotion_detection.py (Hector)
from deepface import DeepFace
import cv2

def detecter_emotion_image(image_data: bytes) -> Dict[str, any]:
    """Déetecte l'émotion à partir d'une image avec DeepFace."""
    # Convertir en image OpenCV
    nparr = np.frombuffer(image_data, np.uint8)
    img = cv2.imdecode(nparr, cv2.IMREAD_COLOR)

    # DéTECTER le visage
    face_cascade = cv2.CascadeClassifier(
        cv2.data.haarcascades + 'haarcascade_frontalface_default.xml'
    )
    gray = cv2.cvtColor(img, cv2.COLOR_BGR2GRAY)

```

```

faces = face_cascade.detectMultiScale(gray, 1.1, 4)

if len(faces) > 0:
    # Analyser avec DeepFace
    result = DeepFace.analyze(
        img_path=tmp_path,
        actions=['emotion'],
        enforce_detection=False
    )

    emotion_detected = EMOTION_MAPPING.get(result['dominant_emotion'],
    "neutre")
    return {"emotion": emotion_detected, "confidence": confidence}

return {"emotion": None, "confidence": 0.0}

```

SLIDE 21-22 : Évaluation & Notebooks

PROMPT à l'IA :

"Comment évaluer les performances de tous nos modèles et la qualité du dataset ?"

RÉPONSE de l'IA :

Création d'un notebook Jupyter complet avec :

- Analyse de qualité du dataset
- Évaluation du système de recommandation
- Matrices de confusion
- Visualisations

CODE RÉSULTANT :

```

# notebooks/evaluation_notebook.ipynb (Toute l'équipe)
# Analyse de qualité
print(f"Nombre total de films : {len(df)}")
print(f"Taux de complétude : {completeness:.1f}%")

# Évaluation recommandations
for emotion in emotion_to_genres.keys():
    recommendations = recommander_par_emotion_simple(emotion, films, n=20)
    avg_rating = np.mean([f.get("vote_average", 0) for f in recommendations])
    print(f"{emotion}: {len(recommendations)} recommandations, note moyenne: {avg_rating:.2f}")

# Matrice de confusion

```

```
sns.heatmap(confusion_matrix, annot=True, fmt='d', cmap='YlOrRd')
plt.title('Distribution des Genres par Émotion')
```

SLIDE 23 : Résultats & Métriques

PERFORMANCES :

Dataset :

- 4,803 films chargés
- 99.4% avec genres
- 98.7% avec notes valides

Système de Recommandation :

- 8/8 émotions couvertes (100%)
- Note moyenne des recommandations : **8.50/10**
- Amélioration de **+2.41 points** vs moyenne globale

Modèles IA :

- TextBlob : Analyse de sentiment intégrée
- DeepFace : Détection d'émotions faciales
- Système de scoring : Fonctionnel

Interface Web :

- Design moderne et responsive
- Vidéo de fond interactive
- Indicateurs de chargement
- Expérience utilisateur optimisée

SLIDE 24 : Démo Live

DÉMONSTRATION :

1. Recherche par titre

- Tapez "The Matrix"

- Voir les détails du film

2. Recommandation par émotion

- Choisissez "stressé"
- Recevez 20 films adaptés

3. Détection faciale (bonus)

- Activez la webcam
- L'IA détecte votre émotion
- Recommandations automatiques

4. Vidéo de fond

- Ambiance cinématographique
 - Son activable
-

SLIDE 25 : Technologies Utilisées

STACK TECHNIQUE :

Back-end :

- Python 3.12
- Flask (API web)
- Pandas (traitement données)

IA & ML :

- TextBlob (analyse de sentiment)
- DeepFace (reconnaissance faciale)
- TensorFlow (deep learning)
- OpenCV (traitement d'images)

Front-end :

- HTML5 / CSS3
- JavaScript (ES6+)
- YouTube Iframe API

Données :

- Dataset TMDB (4,803 films)
- Cache JSON pour performance
- Hugging Face (optionnel)

Évaluation :

- Jupyter Notebook
 - Matplotlib / Seaborn
 - NumPy / Pandas
-

SLIDE 26 : Défis Relevés

💪 DÉFIS TECHNIQUES RÉSOLUS :

1. Problème d'autoplay vidéo

- Solution : YouTube Iframe API

2. Conflits de dépendances

- Résolution : Gestion des versions (numpy, Pillow)

3. Performance au démarrage

- Solution : Système de cache

4. Évaluation des modèles

- Solution : Notebook complet avec métriques

5. Erreurs d'import dans Jupyter

- Solution : Réorganisation des imports
-

SLIDE 27 : Améliorations Futures

🚀 ROADMAP :

Court terme :

- Fine-tuning TextBlob sur critiques de films
- Optimisation DeepFace pour conditions réelles
- Tests utilisateurs et feedback

Moyen terme :

- Filtrage collaboratif
- Personnalisation par utilisateur
- Historique des recherches

Long terme :

- Déploiement cloud (AWS/Azure)
 - Application mobile
 - API publique pour développeurs
-

SLIDE 28 : Conclusion

CE QUE NOUS AVONS RÉALISÉ :

- Plateforme web complète et fonctionnelle
- Système de recommandation intelligent
- Analyse de sentiments intégrée
- Détection d'émotions faciales (bonus)
- Interface utilisateur moderne
- Évaluation complète des modèles

VALEUR AJOUTÉE :

Pour les utilisateurs :

- Gain de temps dans la recherche
- Découvertes personnalisées
- Expérience immersive

Pour l'équipe :

- Maîtrise des technologies IA
 - Expérience en développement web
 - Collaboration efficace
-

SLIDE 29 : Remerciements

REMERCIEMENTS :

Merci à notre encadrante pour :

- Son accompagnement
- Ses conseils précieux
- Sa flexibilité

RESSOURCES :

- Dataset : TMDB 5000 Movies
 - Modèles : TextBlob, DeepFace
 - Documentation : Flask, TensorFlow
-

SLIDE 30 : Questions ?

QUESTIONS & RÉPONSES

Contact :

- Gémima ONDELE POUROU
- Fatoumata BAH
- Hector KOMBOU

Code source : Disponible sur GitHub **Démo** : [Lien si disponible]



NOTES POUR LA PRÉSENTATION

Points Clés à Souligner :

1. Approche Progressive

- Montrer comment chaque prompt a construit sur le précédent
- Démontrer l'évolution du code

2. Collaboration

- Mettre en avant la répartition claire des tâches
- Montrer la complémentarité de l'équipe

3. Valeur Produit

- Insister sur l'utilité réelle
- Métriques de performance concrètes

4. Technologies Modernes

- Stack technique complet
- Utilisation d'IA/ML

5. Qualité

- Évaluation rigoureuse
- Code documenté
- Tests et métriques

Conseils de Présentation :

- **Démo live** : Préparez bien la démo pour éviter les bugs
- **Timing** : ~15-20 minutes de présentation + 5-10 min questions
- **Interaction** : Posez des questions au public
- **Visuels** : Utilisez des captures d'écran de l'application
- **Code** : Montrez quelques extraits clés, pas tout



SUGGESTIONS DESIGN (Canva)

• Couleurs :

- Principal : #1a1a2e (Bleu foncé cinématographique)
- Accent : #e94560 (Rouge/corail)
- Secondaire : #0f3460 (Bleu moyen)
- Texte : #ffffff / #f1f1f1

• Polices :

- Titres : Montserrat, Poppins (Bold)
- Corps : Open Sans, Roboto (Regular)

- **Éléments visuels :**

- Icônes de films 
- Graphiques de métriques
- Screenshots de l'application
- Schémas d'architecture
- Timeline du développement

- **Animations (si PowerPoint) :**

- Apparitions progressives
- Transitions douces
- Zoom sur code important