

# Подбор фильма по интересам

Ансамблевый подход с использованием  
алгоритмов Machine Learning

Автор: [Ваше Имя]

# От проблемы выбора к умному поиску

---

## !Проблема

Фильмов тысячи, и найти « тот самый » сложно.  
Стандартные фильтры по жанрам часто неточны, предлагая либо слишком много вариантов, либо фильмы низкого качества.

## ◎Цель проекта

Разработать ML-алгоритм, который учитывает не только жанровую принадлежность, но и рейтинг фильма. Создать систему, предлагающую качественные рекомендации, похожие на любимые фильмы пользователя.

# Технологический стек и данные

Основа проекта: датасет IMDb (5000+ фильмов) и современные библиотеки Python.



**Pytho**

Основной язык разработки и  
логики.



**Panda**

Обработка, очистка и анализ табличных  
данных.



**Scikit-learn**

Реализация алгоритмов KNN и  
препроцессинга.

# Подготовка данных: Ключ к точности

---



## Очистка данных

Заполнение пропусков в жанрах  
значением "Unknown" и в  
рейтингах – средним значением  
по датасету.



## One-Hot Encoding

Преобразование текстовых  
жанров в бинарный формат (0 и  
1), чтобы алгоритм мог  
математически сравнивать  
фильмы.

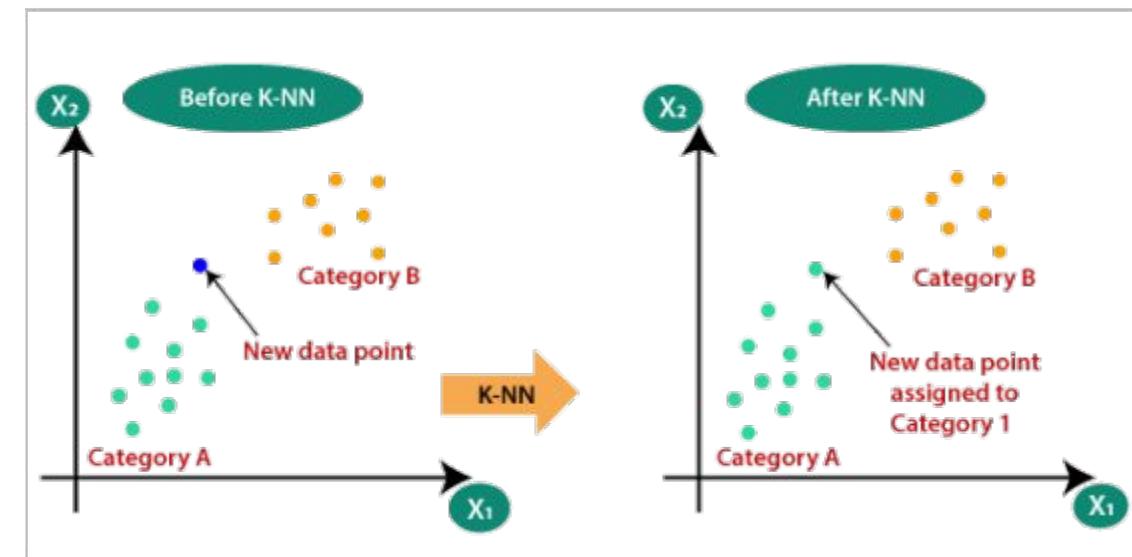
## StandardScaler

Масштабирование рейтинга.  
Приведение оценки (1-10) к  
единому диапазону с жанрами  
для равноценного учета.

# Основной алгоритм: K-Nearest Neighbors

Мы используем алгоритм **KNN** (К-ближайших соседей) не для классификации, а для поиска сходства.

- Каждый фильм – это точка в многомерном пространстве признаков.
- Алгоритм вычисляет расстояние между выбранным фильмом и всеми остальными.
- Результат: список из 5 "соседей", находящихся геометрически ближе всего.



Визуализация поиска ближайших соседей

# Ансамбль метрик: Три взгляда на фильм

Для повышения качества рекомендаций мы используем три математических подхода:



## Cosine Similarity

Измеряет угол между векторами.

Фокус: Состав Жанров



## Euclidean Distance

Измеряет прямую дистанцию.

Фокус: Строгое соответствие рейтинга



## Manhattan Distance

Сумма модулей

Фокус: Равнодistantных  
данных

# Теория: Как метрика меняет результат?

---

## Направление (Cosine)

Косинусное расстояние "смотрит" на профиль фильма. Ему важно, чтобы набор жанров совпадал. Разница в рейтинге (например, 8.0 против 5.0) влияет на результат слабо.

**Результат:** Находит тематически похожие фильмы, даже если их качество (рейтинг) сильно отличается.

## Дистанция (Euclidean & Manhattan)

Эти метрики работают как строгая линейка. Благодаря масштабированию, разница в рейтинге становится такой же важной, как и разница в жанре.

**Результат:** Ищет фильмы, которые не только похожи по жанру, но и имеют практически идентичный рейтинг.

## Сравнение: The Matrix (8.7)

### Cosine (Фокус на жанр)

- Kantara (9.3)
- LOTR: Return of the King (9.0)
- The Dark Knight (9.0)

Нашел культовые фильмы с макс. рейтингом.

### Euclidean (Фокус на рейтинг)

- Empire Strikes Back (8.7)
- Inception (8.8)
- LOTR: Two Towers (8.8)

Подобрал фильмы с рейтингом ~8.7.

### Manhattan

- Matrix Reloaded (7.2)

Нашел сиквел (идеальное совпадение жанров).



# Итоги проекта

---

- ✓ **Полноценная система рекомендаций:** Разработан алгоритм, решающий задачу "холодного старта" поиска похожих фильмов.
- ✓ **Комплексный анализ:** Внедрена логика учета рейтинга через масштабирование данных, что повысило качество выдачи.
- ✓ **Ансамблевый подход:** Использование трех метрик дает пользователю выбор: искать "шедевры" (Cosine) или фильмы "того же уровня" (Euclidean).
- ✓ **Масштабируемость:** Код подготовлен для работы с любыми новыми данными без ошибок (автоматическая очистка).

# Спасибо за внимание!

Проект доступен на GitHub.

Готов ответить на ваши вопросы.