# ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH TRƯỜNG ĐAI HOC BÁCH KHOA



# BÁO CÁO BÀI TẬP LỚN $\mbox{KHO DỮ LIỆU VÀ HỆ HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH - CO4031}$

# XÂY DỰNG HỆ THỐNG ĐỀ XUẤT PHIM HOẠT HÌNH ANIME SỬ DỤNG COLLABORATIVE FILTERING

Giảng viên hướng dẫn: Th<br/>S. Bùi Tiến Đức Sinh viên thực hiện: Đỗ Văn Bâng - 2110

ThS. Bùi Tiên Đức Đỗ Văn Bâng - 2110813 Nguyễn Minh Lộc - 2110342 Thạch Đinh Hoàng Việt - 2115287

Võ Văn Dũng - 2110102Hồ Trọng Nhân - 2111899Giản Đình Thái - 2112278



# Mục lục

D	anh s	anh sách hình ảnh		
D	anh :	sách bảng biểu	3	
1	Giớ	ới thiệu đề tài	4	
	1.1	Đặt vấn đề	4	
	1.2	Mục tiêu nghiên cứu	4	
	1.3	Phương pháp nghiên cứu	4	
2	Cơ	sở lý thuyết	6	
	2.1	Kho dữ liệu	6	
		2.1.1 Định nghĩa	6	
		2.1.2 Các đặc trưng của kho dữ liệu	6	
		2.1.3 Kiến trúc kho dữ liệu	6	
	2.2	Collaborative Filtering trong Machine learning	7	
		2.2.1 Định nghĩa	7	
		2.2.2 Phân loại Collaborative Filtering	7	
		2.2.3 Quy trình Collaborative Filtering	7	
	2.3	Một số khái niệm liên quan đến mô hình mạng đề xuất của nhóm	8	
		2.3.1 Embedding Layer	8	
		2.3.2 Dot Product Layer	8	
		2.3.3 Flatten Layer	8	
		2.3.4 Fully Connected Layer: Dense	8	
		2.3.5 Hàm mất mát: Binary Crossentropy	8	
		2.3.6 Tối ưu hóa mô hình: Adam	9	
		2.3.7 Metrics: MAE & MSE	9	
3	Thu	ực nghiệm	10	
	3.1	Tổng quan về kho dữ liệu	10	
	3.2	Tiền xử lí dữ liệu	11	
	3.3	Xây dựng mô hình mạng học	12	
	3.4	Tìm kiếm anime tương tự	15	
	3.5	Tìm kiếm người dùng tương tự	16	
		3.5.1 Tìm người dùng có sở thích tương đồng	16	
		3.5.2 Phân tích sở thích của người dùng	17	
	3.6	Dề xuất anime cho người dùng	18	
	3.7	Dự đoán đánh giá của người dùng với những anime chưa xem	19	
4	Đái	nh giá kết quả và kết luận	21	
_	4.1	Dánh giá kết quả	21	
	4.2	Kết luận	21	
5	Tài	i liệu tham khảo.	22	



# Danh sách hình ảnh

1	Sơ đồ về kiến trúc mô hình mạng đề xuất	10
2	Giá trị hàm mất mát trên tập huấn luyện và tập kiểm tra	14
3	Tìm kiếm các anime gần giống với <i>Dragon Ball Z</i>	15
4	Biểu đồ từ khóa thể hiện thể loại anime yêu thích của người dùng user_id = 213102	18
5	Đề xuất cho người dùng user_id = 213102	19



# Danh sách bảng biểu

1	Danh sách người dùng tương tự với người dùng user_id = 213102	16
2	Danh sách anime được đánh giá cao bởi người dùng user_id = 213102	17
3	Danh sách top 10 anime được gơi ý cho người dùng user_id = 213102	20



# 1 Giới thiệu đề tài

#### 1.1 Đặt vấn đề

Trong thời đại công nghệ số, với sự phát triển không ngừng của ngành công nghiệp giải trí, số lượng nội dung số, bao gồm anime, ngày càng tăng nhanh. Điều này mang đến một thách thức lớn cho người dùng trong việc tìm kiếm và lựa chọn nội dung phù hợp với sở thích của mình. Các nền tảng xem anime như Crunchyroll, Funimation hay Netflix đã và đang sử dụng hệ thống gợi ý để cải thiện trải nghiệm người dùng. Tuy nhiên, việc xây dựng một hệ thống gợi ý chính xác và cá nhân hóa vẫn là một bài toán phức tạp do:

- Sự đa dạng của nội dung: Anime có nhiều thể loại khác nhau như hành động, phiêu lưu, tình cảm, khoa học viễn tưởng, mỗi thể loại lại phù hợp với một nhóm đối tượng cụ thể.
- Dữ liệu lớn và không đồng nhất: Các hệ thống cần xử lý khối lượng dữ liệu lớn từ đánh giá của người dùng, danh sách phim, và các thông tin liên quan khác.
- Sở thích người dùng thay đổi theo thời gian: Người dùng không phải lúc nào cũng yêu thích một thể loại cố định, điều này đòi hỏi hệ thống phải linh hoạt và thích nghi với những thay đổi trong hành vi của họ.

Trước thực tế đó, việc nghiên cứu và phát triển một hệ thống gợi ý anime dựa trên mô hình học sâu là rất cần thiết. Không chỉ giúp người dùng dễ dàng tiếp cận nội dung phù hợp mà còn nâng cao hiệu quả hoat đông kinh doanh của các nền tảng dich vu.

Bài toán này hướng tới việc sử dụng các phương pháp hiện đại như học sâu (deep learning), gợi ý dựa trên nội dung (content-based recommendation) và gợi ý dựa trên cộng đồng (collaborative filtering) để phân tích dữ liệu đánh giá và hành vi của người dùng. Qua đó, tạo ra một hệ thống gợi ý có khả năng cá nhân hóa cao, không chỉ phản ánh sở thích hiện tại mà còn có thể thích nghi với sự thay đổi và đa dạng trong thị hiếu của người dùng.

#### 1.2 Muc tiêu nghiên cứu

Mục tiêu chính của nghiên cứu là xây dựng một hệ thống gợi ý anime cá nhân hóa dựa trên mô hình học sâu, với các mục tiêu cụ thể như sau:

• **Tối ưu hóa việc gợi ý:** Cung cấp danh sách các anime phù hợp nhất với sở thích cá nhân của từng người dùng, dựa trên lịch sử đánh giá và hành vi của họ.

#### • Tìm kiếm tương tự:

- Xác định các anime có nội dung tương tự dựa trên khoảng cách vector trong không gian nhúng (embedding space).
- Xác định những người dùng có hành vi đánh giá tương đồng, từ đó cải thiện khả năng gợi ý thông qua chia sẻ sở thích.
- Dự đoán chính xác đánh giá: Phát triển mô hình dự đoán điểm đánh giá của người dùng cho những anime mà họ chưa từng xem, từ đó hỗ trợ việc gợi ý các lựa chọn tiềm năng.
- Cải thiện trải nghiệm người dùng: Đảm bảo các gợi ý được đưa ra không chỉ chính xác mà còn đa dạng, giúp người dùng khám phá thêm các nội dung mới và mở rộng sở thích của họ.

#### 1.3 Phương pháp nghiên cứu

 $\vec{D}$ ể đạt được các mục tiêu trên, nghiên cứu áp dụng quy trình tiếp cận bao gồm các phương pháp cụ thể sau:

#### • Thu thập và xử lý dữ liệu:

- Thu thập dữ liệu đánh giá từ người dùng và thông tin về các anime từ các nguồn dữ liệu công khai như MyAnimeList.
- Tiền xử lý dữ liệu để làm sạch, chuẩn hóa và mã hóa thông tin (embedding) nhằm chuẩn bị dữ liệu đầu vào cho mô hình.



#### • Xây dựng mô hình gợi ý:

- Áp dụng kỹ thuật embedding để biểu diễn người dùng và anime trong không gian vector.
- Thiết kế mô hình học sâu với các thành phần như lớp nhúng (embedding layers), tích vô hướng (dot product), và lớp dày (dense layer).
- Sử dụng hàm kích hoạt sigmoid để biểu diễn xác suất người dùng yêu thích một anime.

#### • Huấn luyện và tối ưu hóa mô hình:

- Huấn luyện mô hình trên tập dữ liệu đánh giá với hàm mất mát binary cross-entropy.
- Áp dụng các kỹ thuật tối ưu như giảm tốc độ học theo chu kỳ (learning rate scheduler), lưu trữ trạng thái tốt nhất của mô hình (model checkpoint), và dừng sớm (early stopping) để đảm bảo quá trình hội tụ hiệu quả.

#### • Các chiến lược gợi ý:

- Tìm kiếm anime tương tự: Dựa trên khoảng cách cosine giữa vector nhúng của các anime để xác định mức độ tương tự.
- Tìm kiếm người dùng tương tự: Sử dụng vector nhúng của người dùng để tìm những người có hành vi đánh giá tương đồng.
- Dự đoán đánh giá anime chưa xem: Áp dụng mô hình đã huấn luyện để dự đoán điểm đánh giá của người dùng cho những anime chưa từng được xem, từ đó xếp hạng và gợi ý.



# 2 Cơ sở lý thuyết

#### 2.1 Kho dữ liệu

#### 2.1.1 Định nghĩa

Kho dữ liệu (data warehouse) là một hệ thống lưu trữ dữ liệu quy mô lớn được thiết kế để hỗ trợ việc phân tích dữ liệu và lập báo cáo. Dữ liệu trong kho dữ liệu được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau, ví dụ như hệ thống giao dịch, hệ thống bán hàng, hệ thống nhân sự, v.v., và được lưu trữ một cách có tổ chức để có thể truy cập và phân tích một cách hiệu quả.

#### 2.1.2 Các đặc trưng của kho dữ liệu

- **Tính chủ đề:** Dữ liệu trong kho dữ liệu được tập trung vào một chủ đề cụ thể, ví dụ như bán hàng, khách hàng, sản phẩm, v.v.
- **Tính tích hợp:** Dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau được tích hợp thành một định dạng thống nhất, giúp loại bỏ sự trùng lặp và mâu thuẫn dữ liệu.
- **Tính thời gian:**Dữ liệu trong kho dữ liệu được lưu trữ theo thời gian, cho phép theo dõi xu hướng và thay đổi dữ liệu theo thời gian.
- **Tính phi biến động:** Dữ liệu trong kho dữ liệu không được cập nhật thường xuyên như dữ liệu trong hệ thống giao dịch. Dữ liệu chỉ được cập nhật định kỳ, ví dụ như hàng ngày, hàng tuần hoặc hàng tháng.
- **Tính truy cập:**Dữ liệu trong kho dữ liệu được truy cập bởi các nhà phân tích dữ liệu và chuyên gia kinh doanh để thực hiện phân tích và báo cáo.

#### 2.1.3 Kiến trúc kho dữ liệu

Một kho dữ liệu thông thường sẽ có kiến trúc cơ bản tương đối giống nhau. Dưới đây là phân tích về các thành phần trong kiến trúc của một dataware house tiêu chuẩn: **Dữ liệu nguồn:** Bao gồm dữ liệu hoạt động từ các nguồn khác nhau trong tổ chức, chẳng hạn như:

- Cơ sở dữ liệu giao dịch (bán hàng, hàng tồn kho, khách hàng).
- Hệ thống CRM (Quản lý quan hệ khách hàng).
- Hệ thống ERP (Kế hoạch hóa nguồn lực doanh nghiệp).
- Các file log (nhật ký)

Khu vực trung gian (Staging Area): Đây là khu vực lưu trữ tạm thời, nơi dữ liệu thô từ các hệ thống nguồn được trích xuất, chuyển đổi và tải trước khi được tích hợp vào data warehouse.

- Trích xuất: Dữ liệu được lấy từ các hệ thống nguồn.
- Chuyển đổi: Dữ liệu được làm sạch, định dạng và có thể tổng hợp để đáp ứng các nhu cầu của data warehouse. Điều này có thể liên quan đến việc xử lý các giá trị thiếu, sửa lỗi không nhất quán và chuyển đổi kiểu dữ liệu.
- Tải: Dữ liệu đã được chuyển đổi được dàn dựng trong data warehouse.

**Data Warehouse:** Đây là kho lưu trữ trung tâm lưu trữ dữ liệu lịch sử được tích hợp. Dữ liệu thường được tổ chức bằng cách sử dụng các lược đồ được tối ưu hóa cho khối lượng công việc phân tích, chẳng hạn như lược đồ ngôi sao (star schema) hoặc lược đồ bông tuyết (snowflake schema).

- Lược đồ ngôi sao: Một lược đồ đơn giản hóa với bảng dữ liệu thực tế (fact table) trung tâm được bao quanh bởi các bảng chiều (dimension table). Bảng dữ liệu thực tế lưu trữ các phép đo (ví dụ: số tiền bán hàng), trong khi các bảng chiều chứa các thuộc tính mô tả (ví dụ: tên sản phẩm, vị trí khách hàng).
- Lược đồ bông tuyết: Một lược đồ được chuẩn hóa nhiều hơn, trong đó các bảng chiều được chia nhỏ thành các chiều phụ để có độ chi tiết tốt hơn và giảm trùng lặp dữ liệu.



Kho lưu trữ siêu dữ liệu (Metadata Repository): Lưu trữ thông tin về dữ liệu trong data warehouse, bao gồm định nghĩa, nguồn gốc dữ liệu (data lineage) và quyền truy cập. Nó giúp người dùng hiểu ý nghĩa và cấu trúc của dữ liệu. Cung cấp thông tin: Lớp này cung cấp cho người dùng quyền truy cập vào dữ liệu trong data warehouse để phân tích và báo cáo. Các công cụ và công nghệ được sử dụng bao gồm:

- Công cụ xử lý phân tích trực tuyến đa chiều (OLAP) để phân tích dữ liệu đa chiều.
- Công cụ trực quan hóa dữ liệu để tạo biểu đồ và bảng điều khiển.
- Công cụ khai thác dữ liệu để khám phá các mẫu và thông tin chi tiết.
- Công cụ báo cáo để tạo báo cáo tùy chỉnh.

#### 2.2 Collaborative Filtering trong Machine learning

#### 2.2.1 Định nghĩa

Collaborative Filtering (CF) là một kỹ thuật phổ biến trong lĩnh vực Machine Learning được sử dụng để xây dựng các hệ thống gợi ý (Recommendation Systems). Thay vì phân tích các đặc điểm của sản phẩm hoặc dịch vụ, CF tập trung vào dữ liệu tương tác giữa người dùng và các đối tượng (sản phẩm, dịch vụ) để đưa ra các gợi ý phù hợp. Phương pháp này dựa trên nguyên tắc: "Những người có hành vi hoặc sở thích giống nhau trong quá khứ có thể có lựa chọn tương tự trong tương lai."

#### 2.2.2 Phân loại Collaborative Filtering

F thường được chia thành hai dạng chính, mỗi dạng có cách tiếp cận và ưu điểm riêng.

#### User-based Collaborative Filtering

• Ý tưởng cốt lõi: Dựa trên sự tương đồng giữa người dùng. Nếu hai người dùng có cùng sở thích hoặc hành vi tương tự nhau trong quá khứ, họ có khả năng sẽ tiếp tục chọn các sản phẩm hoặc dịch vụ giống nhau.

#### • Cách hoạt động:

- 1. Tìm kiếm nhóm người dùng có sở thích gần giống nhau.
- Dựa trên nhóm này, đưa ra dự đoán và gợi ý các sản phẩm mà người dùng có thể thích.
- Ví dụ thực tế: Nếu người dùng A và người dùng B đều thích phim hành động, và B đã xem một bộ phim hành động mới, thì A có thể được gơi ý xem bộ phim đó.

#### **Item-based Collaborative Filtering**

• Ý tưởng cốt lõi: Dựa trên sự tương đồng giữa các đối tượng (item). Nếu hai sản phẩm thường được chọn hoặc đánh giá cao bởi cùng một nhóm người, thì chúng có khả năng tương tự về sở thích và chức năng.

#### • Cách hoạt động:

- 1. Tìm các cặp sản phẩm có điểm tương đồng cao dựa trên hành vi của người dùng.
- 2. Gọi ý sản phẩm liên quan cho người dùng dựa trên các mặt hàng họ đã tương tác.
- Ví dụ thực tế: Trên Amazon, nếu nhiều người mua máy ảnh cũng mua thẻ nhớ SD, thì thẻ nhớ SD sẽ được gợi ý cho những người đang xem máy ảnh.

#### 2.2.3 Quy trình Collaborative Filtering

- 1. **Thu thập dữ liệu:** CF dựa vào dữ liệu lịch sử về tương tác giữa người dùng và các sản phẩm. Loại dữ liệu này thường được biểu diễn dưới dạng **User-Item Matrix**, với các hàng đại diện cho người dùng và các cột đại diện cho sản phẩm. Giá trị trong ma trận có thể là:
  - Định lượng: Rating, số lần mua hàng.
  - Nhi phân: Có hoặc không tương tác.
  - Định tính: Thích, không thích.



- 2. **Tính toán sự tương đồng:** Dựa trên dữ liệu thu thập, hệ thống sẽ tính toán mức độ tương đồng giữa người dùng hoặc sản phẩm. Một số phương pháp phổ biến để đo lường sự tương đồng bao gồm:
  - Cosine Similarity: Đo góc giữa hai vector người dùng hoặc sản phẩm.
  - Pearson Correlation Coefficient: Do mối quan hệ tuyến tính giữa hai tập dữ liệu.
  - Jaccard Similarity: Đo mức độ giao nhau giữa hai tập hợp.
- 3. **Dự đoán giá trị còn thiếu:** Hệ thống sử dụng thông tin tương đồng để dự đoán điểm số cho các mục trong ma trận mà người dùng chưa tương tác. Ví dụ, nếu người dùng 1 chưa đánh giá *Item C*, hệ thống sẽ dự đoán dựa trên đánh giá của những người dùng tương tự.
- 4. **Đưa ra gợi ý:** Dựa trên điểm số dự đoán, hệ thống sắp xếp các sản phẩm và đưa ra danh sách gợi ý cho người dùng. Thông thường, các sản phẩm có điểm cao nhất sẽ được ưu tiên hiển thị.

# 2.3 Một số khái niệm liên quan đến mô hình mạng đề xuất của nhóm

#### 2.3.1 Embedding Layer

**Lớp nhúng (Embedding Layer)** ánh xạ các giá trị phân loại hoặc rời rạc (như ID) vào không gian vector liên tục thấp chiều hơn.

Ví dụ: Một danh sách 1.000.000 sản phẩm có thể được nhúng vào không gian 128 chiều:

Embedding: 
$$\mathbb{R}^N \to \mathbb{R}^d$$
,  $N \gg d$ 

#### 2.3.2 Dot Product Layer

Tính tích vô hướng giữa hai vector:

Dot Product = 
$$\vec{u} \cdot \vec{v} = \sum_{i=1}^{d} u_i v_i$$

Ý nghĩa: Đo lường mức đô tương đồng giữa các vector.

#### 2.3.3 Flatten Layer

Flatten Layer: chuyển đổi tensor nhiều chiều thành vector 1 chiều. Ví dụ, một tensor kích thước  $4 \times 4$  được làm phẳng thành một vector:

$$[4 \times 4] \rightarrow [1 \times 16]$$

#### 2.3.4 Fully Connected Layer: Dense

Dense: Kết nối tất cả các nơ-ron trong lớp trước với lớp hiện tại:

$$y = f(Wx + b)$$

Trong đó:

- W: Trọng số (weight matrix)
- x: Đầu vào
- b: Hê số bias
- f: Hàm kích hoạt (activation function)

#### 2.3.5 Hàm mất mát: Binary Crossentropy

Hàm mất mát đo lường sự khác biệt giữa nhãn thực tế và xác suất dự đoán:

Binary Crossentropy = 
$$-\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[ y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i) \right]$$

Trong đó:



•  $y_i$ : Nhãn thực tế (0 hoặc 1)

•  $\hat{y}_i$ : Xác suất dự đoán

#### 2.3.6 Tối ưu hóa mô hình: Adam

Adam là thuật toán tối ưu hóa dựa trên Gradient Descent. Công thức:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2$$

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \eta \frac{\hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon}$$

Trong đó:

 $\bullet$   $m_t, v_t$ : Trung bình động của gradient và bình phương gradient

•  $\hat{m}_t, \hat{v}_t$ : Giá trị hiệu chỉnh

•  $\eta$ : Tốc độ học (learning rate)

2.3.7 Metrics: MAE & MSE

MAE (Mean Absolute Error):

MAE = 
$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} |y_i - \hat{y}_i|$$

MSE (Mean Squared Error):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Ý nghĩa:

• MAE: Đo sai số trung bình tuyệt đối.

• MSE: Đo sai số trung bình bình phương, nhấn mạnh các sai số lớn.



## 3 Thực nghiệm

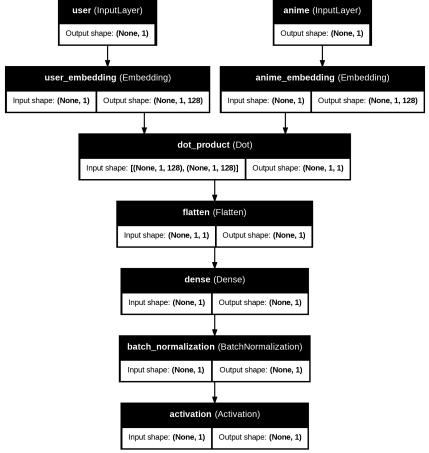
Các tài nguyên sử dụng:

• Ngôn ngữ lập trình: Python

• Môi trường thiết lập: GPU

• Thư viện sử dụng: TensorFlow, Keras, Pandas, Matplotlib.

#### Sơ đồ về kiến trúc mô hình mạng đề xuất:



Hình 1: Sơ đồ về kiến trúc mô hình mạng đề xuất

Hệ thống sẽ sử dụng mô hình mạng đề xuất để xử lí 4 nhiệm vụ chính như sau:

- Tìm kiếm anime tương tư
- Tìm kiếm người dùng tương tự
- Đề xuất anime cho người dùng
- Dự đoán đánh giá của người dùng với những anime chưa xem

## 3.1 Tổng quan về kho dữ liệu

Bộ dữ liệu "My Anime<br/>List Database 2020" chứa thông tin về 17.562 anime từ 325.772 người dùng khác nhau. C<br/>u thể, bô dữ liêu này chứa những thông tin:

- Danh sách anime theo từng người dùng, bao gồm: đã bỏ (dropped), hoàn thành (complete), dự định coi, coi thường xuyên và đang coi/đang tạm dừng.
- Xếp hạng do người dùng đưa ra cho các anime mà họ đã xem hết.
- Thông tin về bộ phim anime như thể loại, số liệu thống kê, hãng phim, v.v,...



- Thông tin về đánh giá, tóm tắt, thông tin về đội ngũ, số lượng thống kê về anime, thể loại, v.v,...
- Bộ dữ liệu bao gồm các tập dữ liệu chính sau:
  - animelist.csv: có danh sách tất cả các anime được người dùng đăng ký với điểm tương ứng, trạng thái xem và số tập đã xem. Tập dữ liệu này chứa 109 triệu hàng, 17.562 anime khác nhau và 325.772 người dùng khác nhau, bao gồm các cột sau:
    - user id: ID người dùng không xác định được tạo ngẫu nhiên.
    - anime id: ID MyAnimeList của anime
    - score: điểm từ 1 đến 10 do người dùng cung cấp. 0 nếu người dùng không chỉ định điểm
    - watching\_status: ID trạng thái của anime này trong danh sách anime của người dùng này.
    - watched\_episodes: số tập phim mà người dùng đã xem
  - watching\_status.csv: mô tả mọi trạng thái có thể có của cột: "watching\_status" trong animelist.csv
  - rating\_complete.csv: là một tập dữ liệu con của animelist.csv. Tập dữ liệu này chỉ xem xét các anime mà người dùng đã xem hoàn toàn (watching\_status==2) và cho điểm (score!=0). Bộ dữ liệu này chứa 57 triệu xếp hạng được áp dụng cho 16.872 anime của 310.059 người dùng. Tệp này có các côt sau:
    - user\_id: ID người dùng được tạo ngẫu nhiên không xác định được.
    - anime id: ID MyAnimelist của anime mà người dùng này đã đánh giá.
    - rating: xếp hạng mà người dùng này đã chỉ định.
  - anime.csv: chứa thông tin chung của mọi anime (17.562 anime khác nhau) như thể loại, số liệu thống kê, hãng phim, v.v. Tập dữ liệu này gồm 35 trường:
    - Các trường thông tin cơ bản: MAL\_ID, Name, Score, Genres, Type, Episodes, Studios, Source, Rating.
    - Các trường thông tin về xếp hang và đô phổ biến: Ranked, Popularity, Members, Favorites.
    - Các trường thông tin về trạng thái xem của ngươi dùng: Watching, Completed, On-Hold,
      Dropped, Plan to Watch
    - Các trường thông tin đánh giá điểm cho bộ phim anime: Score-10 đến Score-1
  - anime\_with\_synopsis.csv: tập dữ liệu này chứa thông tin bản tóm tắt nội dụng phim của các bộ phim anime tương ứng, gồm các trường: MAL ID, Name, Score, Genres, sysnopsis.

Nhóm nghiên cứu sử dụng 3 tập dữ liệu phục vụ cho việc xây dựng hệ thống: "animelist.csv", "anime.csv" và "anime% 1 with synopsis.csv"

#### 3.2 Tiền xử lí dữ liệu

Quy trình tiền xử lý dữ liệu cho hệ thống đề xuất anime được thực hiện qua các bước sau:

- 1. Nhập dữ liệu: Dữ liệu được tải từ file animelist.csv và chỉ giữ lại các cột quan trọng bao gồm:
  - user\_id: ID của người dùng.
  - anime\_id: ID của anime.
  - rating: Đánh giá của người dùng đối với anime.

Những thông tin này là cơ sở để xây dựng hệ thống đề xuất.

2. **Lọc người dùng hoạt động:** Chỉ giữ lại những người dùng đã đánh giá ít nhất 400 bộ anime. Việc lọc này đảm bảo rằng dữ liệu đủ phong phú và các người dùng trong tập dữ liệu có ảnh hưởng đáng kể đến hệ thống.



3. **Chuẩn hóa giá trị đánh giá:** Giá trị **rating** được chuẩn hóa về khoảng [0,1] bằng phương pháp *Min-Max Scaling*. Công thức chuẩn hóa:

$$x' = \frac{x - \min\_\text{rating}}{\max\_\text{rating} - \min\_\text{rating}}$$

Trong đó:

- x' là giá trị chuẩn hóa.
- $\bullet~x$ là giá trị ban đầu.
- $\bullet\,$  min\_rating và max\_rating lần lượt là giá trị nhỏ nhất và lớn nhất của tập dữ liệu.

Sau chuẩn hóa, giá trị trung bình là 0.4048, phản ánh dữ liệu phân phối khá đều.

- 4. **Loại bỏ dữ liệu trùng lặp:** Các hàng dữ liệu trùng lặp được kiểm tra và loại bỏ hoàn toàn để đảm bảo tính toàn vẹn của dữ liệu và tránh việc mô hình học bị ảnh hưởng bởi các bản ghi lặp lại.
- 5. **Phân tích người dùng và anime phổ biến:** Chúng tôi xác định:
  - Những người dùng có nhiều đánh giá nhất (top users).
  - Những anime phổ biến nhất dựa trên số lượng đánh giá (top animes).

Kết quả phân tích này giúp hệ thống hiểu được sở thích và xu hướng đánh giá của các nhóm người dùng lớn.

- 6. Mã hóa dữ liệu: Các giá trị phân loại (user\_id, anime\_id) được mã hóa thành số nguyên. Sau khi mã hóa:
  - Có tổng công 91,641 người dùng và 17,560 anime.
  - Một từ điển ánh xạ được tạo để chuyển đổi giữa các giá trị ban đầu và giá trị được mã hóa.
- 7. **Xáo trộn dữ liệu:** Dữ liệu được xáo trộn ngẫu nhiên để giảm thiểu nguy cơ thiên lệch. Việc này đảm bảo rằng mô hình không học theo bất kỳ thứ tự nào từ dữ liệu gốc.
- 8. Chia tập dữ liệu: Dữ liệu được chia thành:
  - Tập huấn luyện (train set): Gồm 71,408,113 bản ghi, dùng để huấn luyện mô hình.
  - Tập kiểm tra (test set): Gồm 10,000 bản ghi, dùng để đánh giá hiệu suất mô hình trên dữ liệu mới.

#### 3.3 Xây dựng mô hình mạng học

Mô hình gợi ý anime được xây dựng với kiến trúc mạng học sâu, bao gồm các thành phần chính như sau:

- Input Layers:
  - Lớp đầu vào nhận thông tin của người dùng (user) và anime (anime) với kích thước (None,
    1).
- Embedding Layers:
  - Lớp nhúng (Embedding) ánh xạ người dùng và anime thành các vector đặc trưng kích thước cố định ((None, 1, 128)).
  - Tổng số tham số: 23,460,096, với mỗi lớp nhúng có 11,730,048 tham số.
- Dot Product Layer:
  - Tính tích vô hướng giữa vector nhúng của người dùng và anime, tạo đầu ra với kích thước (None, 1, 1).
- Flatten Layer:
  - Chuyển tensor từ nhiều chiều ((None, 1, 1)) về một chiều ((None, 1)).
- Dense Layer:



- Fully connected layer với một đầu ra ((None, 1)), sử dụng kernel initializer he\_normal.
- Số tham số: 2.

#### • Batch Normalization:

Chuẩn hóa đầu ra của lớp Dense, với 4 tham số.

#### • Activation Layer:

 Sử dụng hàm kích hoạt sigmoid để chuyển đầu ra thành xác suất, biểu thị khả năng người dùng yêu thích anime.

**Tổng số tham số của mô hình:** 23,460,102, trong đó 23,460,100 tham số có thể huấn luyện và 2 tham số không huấn luyện.

Để tối ưu hóa quá trình huấn luyện, các callback sau được áp dụng:

- LearningRateScheduler: Điều chỉnh tốc độ học để mô hình hội tụ nhanh và chính xác hơn, giảm rủi ro "nhảy quá xa" (overshooting) hoặc "đi quá chậm" (underfitting).
- ModelCheckpoint: Lưu lại trọng số mô hình tốt nhất nhằm giảm nguy cơ mất trạng thái tốt nhất do overfitting.
- EarlyStopping: Dừng sớm khi mô hình không cải thiện, tiết kiệm tài nguyên và tránh overfitting.

Bộ callback này phối hợp để đảm bảo quá trình huấn luyện diễn ra hiệu quả, ổn định và tiết kiệm.

Mô hình được huấn luyện trên tập dữ liệu đào tạo X\_train\_array và nhãn y\_train với các thông số sau:

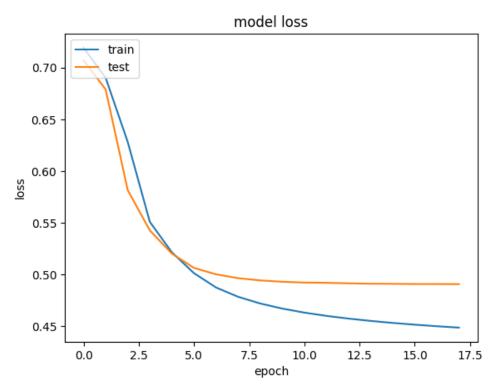
• Batch size: 10000

• Epochs: 20

- Validation data: Tập X\_test\_array và y\_test.
- Callbacks: Sử dụng bộ callback bao gồm LearningRateScheduler, ModelCheckpoint, và EarlyStopping.

Quá trình huấn luyện được thực hiện với hàm model.fit() và trọng số tốt nhất của mô hình được tải lại sau khi huấn luyện, đảm bảo hiệu suất cao nhất.

**Kết quả huấn luyện:** Biểu đồ dưới đây minh họa giá trị hàm mất mát (loss) trên tập huấn luyện và tập kiểm tra qua các epoch.



Hình 2: Giá trị hàm mất mát trên tập huấn luyện và tập kiểm tra.

Biểu đồ cho thấy sự giảm dần của hàm mất mát trên cả tập huấn luyện và tập kiểm tra, cho thấy mô hình học tốt hơn qua từng epoch. Đồng thời, sự hội tụ giữa loss và val\_loss phản ánh khả năng tổng quát hóa tốt của mô hình.

Trích xuất trọng số embedding: Lớp embedding của mô hình lưu trữ các vector đặc trưng đại diện cho người dùng và anime. Để chuẩn hóa các vector embedding, ta sử dụng hàm extract\_weights(), thực hiện các bước sau:

- 1. Truy xuất trọng số từ lớp embedding dựa trên tên lớp (name).
- 2. Tính chuẩn Euclidean (L2 norm) cho mỗi vector embedding.
- 3. Chuẩn hóa vector bằng cách chia từng phần tử của vector cho chuẩn L2 tương ứng.

Hàm extract\_weights() được sử dụng để lấy vector embedding của anime (anime\_weights) và người dùng (user\_weights).

Xử lý thông tin anime: Tệp dữ liệu anime.csv chứa thông tin về các anime, bao gồm *ID*, tên tiếng Anh, điểm đánh giá, thể loại, số tập, và các thông tin khác. Dữ liệu được xử lý như sau:

- 1. Đổi tên các cột cho phù hợp, ví dụ: MAL\_ID thành anime\_id, English name thành eng\_version.
- 2. Tự động sửa lỗi các tên anime thiếu hoặc không rõ bằng cách thay thế bằng tên gốc nếu tên tiếng Anh không tồn tại.
- 3. Sắp xếp anime theo điểm đánh giá từ cao đến thấp.
- 4. Lọc các cột cần thiết, bao gồm: anime\_id, eng\_version, Score, Genres, Episodes, Type, Premiered, và Members.

Hàm getAnimeFrame() cho phép truy vấn thông tin chi tiết của một anime dựa trên anime\_id hoặc tên tiếng Anh (eng\_version).

Truy xuất synopsis: Tệp dữ liệu anime\_with\_synopsis.csv được sử dụng để cung cấp mô tả nội dung (synopsis) của anime. Các bước thực hiện:

1. Lọc các cột liên quan: MAL\_ID, Name, Genres, và sypnopsis.



2. Sử dụng hàm getSypnopsis() để lấy nội dung mô tả của anime dựa trên MAL\_ID hoặc tên gốc (Name).

## 3.4 Tìm kiếm anime tương tự

Hàm find\_similar\_animes() được sử dụng để tìm kiếm các anime tương tự dựa trên độ tương đồng cosine giữa các vector embedding trong không gian đặc trưng. Cách hoạt động và kết quả minh họa như sau:

#### Cách hoạt động

#### 1. Lấy thông tin đầu vào:

- name: Tên hoặc mã số (ID) của anime cần tìm kiếm tương tự.
- n: Số lượng anime tương tự cần tìm kiếm (mặc định là 10).
- return\_dist: Nếu đặt True, trả về cả khoảng cách cosine và các anime tương tự.
- neg: Nếu đặt True, tìm kiếm các anime không liên quan nhất.

#### 2. Xử lý dữ liệu:

- Truy xuất ID của anime từ dataframe thông qua hàm getAnimeFrame().
- Sử dụng embedding để mã hóa ID thành không gian đặc trưng (encoded\_index).
- Tính toán độ tương đồng cosine giữa embedding của anime đầu vào và các anime khác thông qua tích vô hướng.

#### 3. Sắp xếp và chọn lọc:

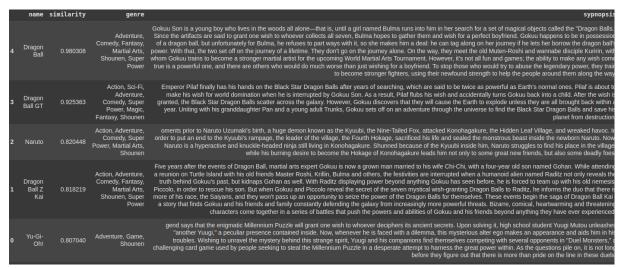
 Các điểm tương đồng được sắp xếp để tìm ra danh sách các anime gần nhất (neg=False) hoặc xa nhất (neg=True).

#### 4. Trả về kết quả:

• Tạo dataframe chứa thông tin về anime tương tự: tên, độ tương đồng, thể loại, và phần mô tả nội dung (sypnopsis).

#### Ví dụ minh họa

Tìm kiếm các anime gần giống với  $Dragon \ Ball \ Z$  (n=5):



Hình 3: Tìm kiếm các anime gần giống với Dragon Ball Z



- Các anime có độ tương đồng cao như *Dragon Ball, Dragon Ball GT*, hoặc *Dragon Ball Z Kai* thường thuộc cùng thể loại (Shounen, Super Power, Adventure).
- Anime như Naruto hay Yu-Gi-Oh! tuy không thuộc cùng series nhưng có nội dung và thể loại tương đồng.
- Phần mô tả (sypnopsis) giúp người dùng hiểu rõ hơn về nội dung của từng anime được đề xuất.

Hàm find\_similar\_animes() cung cấp cách tiếp cận hiệu quả để gợi ý anime dựa trên sở thích cá nhân, phù hợp cho hệ thống đề xuất nội dung.

#### 3.5 Tìm kiếm người dùng tương tự

#### 3.5.1 Tìm người dùng có sở thích tương đồng

Hàm find\_similar\_users() được sử dụng để tìm kiếm các người dùng có sở thích tương đồng dựa trên độ tương đồng cosine giữa các vector embedding của người dùng. Dưới đây là chi tiết cách hoạt động và ví dụ minh họa.

#### Cách hoạt động

#### 1. Lấy thông tin đầu vào:

- item\_input: ID của người dùng cần tìm kiếm người dùng tương tư.
- n: Số lượng người dùng tương tự cần tìm kiếm (mặc định là 10).
- return\_dist: Nếu đặt True, trả về cả khoảng cách cosine và các người dùng tương tự.
- neg: Nếu đặt True, tìm kiếm các người dùng không liên quan nhất.

#### 2. Xử lý dữ liệu:

- Truy xuất ID của người dùng từ dataframe rating\_df.
- Sử dụng embedding để mã hóa ID thành không gian đặc trưng (encoded\_index).
- Tính toán độ tương đồng cosine giữa embedding của người dùng đầu vào và các người dùng khác thông qua tích vô hướng.

#### 3. Sắp xếp và chọn lọc:

- Các điểm tương đồng được sắp xếp để tìm ra danh sách người dùng gần nhất (neg=False) hoặc xa nhất (neg=True).
- Loại bỏ các người dùng có độ tương đồng thấp hơn ngưỡng 0.4 và loại bỏ người dùng gốc khỏi danh sách kết quả.

#### 4. Trả về kết quả:

• Tạo dataframe chứa thông tin về người dùng tương tự: ID người dùng và độ tương đồng.

#### Ví dụ minh họa

Tìm kiếm người dùng tương tự với người dùng ngẫu nhiên user\_id = 213102 (n=5):

ST	ID Người dùng tương tự	Độ tương đồng
1	113673	0.5056
2	262053	0.4749
3	44207	0.4565
4	198391	0.4475
5	157278	0.4427

Bảng 1: Danh sách người dùng tương tự với người dùng user\_id = 213102



- Các người dùng có độ tương đồng cao (similarity > 0.4) thường có sở thích đánh giá anime tương tự với người dùng gốc.
- Hàm find\_similar\_users() có thể hỗ trợ trong việc xây dựng hệ thống gợi ý, giúp đề xuất nội dung dưa trên những người dùng có thi hiểu tương đồng.

#### 3.5.2 Phân tích sở thích của người dùng

Hàm get\_user\_preferences() được sử dụng để phân tích các sở thích anime của người dùng dựa trên các đánh giá cao nhất mà người dùng đã thực hiện. Ngoài ra, hàm getFavGenre() tạo một biểu đồ từ khóa (word cloud) để minh họa các thể loại yêu thích của người dùng.

#### Cách hoạt động

#### 1. Xác định các anime được đánh giá cao nhất:

- Lấy các anime mà người dùng đã đánh giá từ dataframe rating\_df.
- Chỉ giữ lại những anime được đánh giá cao hơn 75% mức đánh giá trung bình của người dùng.
- Sắp xếp các anime này theo thứ tự giảm dần dựa trên điểm số đánh giá.

#### 2. Lọc và phân tích:

- Lọc thông tin từ dataframe **df** để lấy danh sách các thể loại (*Genres*) và tên anime (*eng version*) được người dùng ưa thích.
- Tạo danh sách các thể loại yêu thích bằng cách đếm tần suất xuất hiện của các thể loại.

#### 3. Hiển thị thông tin:

- Tạo biểu đồ từ khóa (word cloud) minh họa tần suất xuất hiện của các thể loại yêu thích.
- Hiển thi danh sách các anime mà người dùng đánh giá cao nhất.

#### Ví dụ minh họa

Dưới đây là danh sách các anime được người dùng ngẫu nhiên user\_id = 213102 đánh giá cao nhất cùng với các thể loại tương ứng:

Tên Anime	Thể loại	
Fullmetal Alchemist: Brotherhood	Action, Military, Adventure, Comedy, Drama, Magic, Fantasy, Shounen	
Steins; Gate	Thriller, Sci-Fi	
A Silent Voice	Drama, School, Shounen	
Your Name.	Romance, Supernatural, School, Drama	
Kaguya-sama: Love is War Season 2	Comedy, Psychological, Romance, School, Seinen	

Bảng 2: Danh sách anime được đánh giá cao bởi người dùng user\_id = 213102





Hình 4: Biểu đồ từ khóa thể hiện thể loại anime yêu thích của người dùng user\_id = 213102

- Người dùng có xu hướng ưa thích các thể loại hành đông, phiêu lưu và drama.
- Biểu đồ từ khóa cung cấp cái nhìn trực quan về tần suất các thể loại xuất hiện trong danh sách anime yêu thích.
- Thông tin này có thể được sử dụng để gợi ý các anime phù hợp với sở thích cá nhân của người dùng.

#### 3.6 Đề xuất anime cho người dùng

Hàm <code>get\_recommended\_animes</code> được thiết kế để đưa ra danh sách anime đề xuất cho người dùng dựa trên sở thích của các người dùng tương tự. Quy trình hoạt động được chia thành các bước chính sau:

#### Thu thập danh sách anime từ người dùng tương tự

- Thu thập sở thích của các người dùng tương tự:
  - Với mỗi user\_id trong similar\_users, lấy danh sách anime mà họ đánh giá cao bằng hàm get\_user\_preferences.
- Loại bỏ anime đã xem:
  - Các anime mà người dùng hiện tại (user\_pref) đã xem sẽ bị loại bỏ khỏi danh sách đề xuất.

#### Tính tần suất xuất hiện của anime

- Tất cả anime từ danh sách sở thích của người dùng tương tự được tổng hợp thành một danh sách lớn (anime\_list).
- Sử dụng pandas để đếm số lần xuất hiện của từng anime trong danh sách, từ đó sắp xếp theo tần suất giảm dần.

#### Xây dựng thông tin chi tiết cho anime được đề xuất

- Với mỗi anime trong danh sách đã sắp xếp, hàm cố gắng thu thập các thông tin sau:
  - Tên anime (anime\_name).
  - Số người dùng tương tự yêu thích anime đó (n\_user\_pref).
  - Thể loại (Genres) của anime.
  - Nội dung tóm tắt (sypnopsis) của anime.

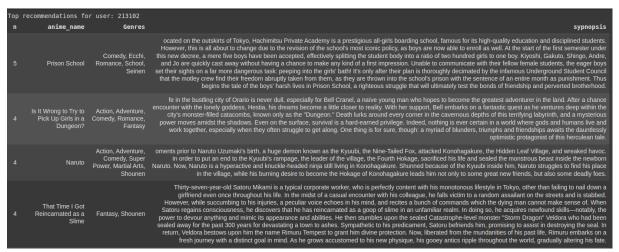


• Thông tin được lưu trữ vào danh sách recommended\_animes, sau đó chuyển đổi thành một DataFrame để hiển thị.

#### Hiển thị kết quả

Danh sách anime được đề xuất cho người dùng cụ thể sẽ được hiển thị, kèm theo số lần xuất hiện trong danh sách sở thích của các người dùng tương tự. Đồng thời, một biểu đồ word cloud cũng được tạo để minh họa các thể loại phổ biến trong danh sách đề xuất.

Ví dụ: Đề xuất cho người dùng random\_user:



Hình 5: Đề xuất cho người dùng user\_id = 213102

#### 3.7 Dự đoán đánh giá của người dùng với những anime chưa xem

#### Cách hoạt động

- 1. Lấy danh sách anime chưa được xem bởi người dùng:
  - Sử dụng dataframe rating\_df để xác định các anime đã được người dùng user\_id đánh giá.
  - $\bullet$  Lọc danh sách các anime trong dataframe  $\mathtt{df}$  để chỉ lấy những anime chưa được người dùng đánh giá.

#### Xử lý dữ liệu:

- Mã hóa anime\_id từ danh sách anime chưa xem bằng từ điển anime2anime\_encoded.
- Tạo mảng user\_anime\_array, chứa cặp (user\_id, anime\_id) để dự đoán đánh giá.

#### 3. Dự đoán:

- Sử dụng mô hình để dự đoán điểm đánh giá cho tất cả các anime chưa xem.
- Lọc ra 10 anime có điểm đánh giá dự đoán cao nhất.

#### 4. Tạo danh sách kết quả:

Với mỗi anime được gợi ý, lấy thông tin như tên (name), thể loại (genre), và mô tả ngắn gọn (sypnopsis).

#### Kết quả ví dụ

Dưới đây là 10 anime được gợi ý cho người dùng ngẫu nhiên user\_id = 213102:



Tên Anime	Đánh Giá Dự Đoán	Thể Loại
Afro Samurai the Movie	0.972	Action, Adventure, Samurai
Dogtanian and the Three Muskehounds	0.966	Adventure, Historical
Yamada-kun to 7-nin no Majo	0.949	Comedy, Romance, School, Shounen
Dramaturgy	0.943	Music
The Secret About That Girl	0.943	Music, Romance
Doraemon	0.942	Adventure, Comedy, Fantasy, Kids, Shounen
Ramayana: The Legend of Prince Rama	0.941	Adventure
Outlanders	0.940	Sci-Fi, Adventure, Comedy, Ecchi, Shounen
Dokidoki Dream!!!	0.929	Music
Clock Lock Works	0.928	Music

Bảng 3: Danh sách top 10 anime được gợi ý cho người dùng  $user\_id = 213102$ 

- Danh sách anime gợi ý có sự đa dạng về thể loại, phù hợp với sở thích tiềm năng của người dùng.
- Các điểm đánh giá dự đoán khá cao, cho thấy khả năng người dùng sẽ thích các anime này.
- Hệ thống có thể cải thiện bằng cách bổ sung các thông tin như độ phổ biến hoặc đánh giá từ người dùng khác để tăng độ tin cậy của gợi ý.



# 4 Đánh giá kết quả và kết luận

## 4.1 Đánh giá kết quả

Hệ thống gợi ý anime dựa trên mô hình học sâu đã được triển khai và thử nghiệm trên các nhiệm vụ khác nhau như tìm kiếm anime tương tự, tìm kiếm người dùng tương tự, đề xuất anime cho người dùng, và dự đoán đánh giá của người dùng đối với các anime chưa xem. Dưới đây là một số nhận xét quan trọng dựa trên kết quả thu được:

#### 1. Hiệu quả của mô hình:

- Mô hình thể hiện khả năng gợi ý các anime tương tự với độ chính xác cao, thể hiện qua việc tìm thấy các anime có nội dung và thể loại liên quan chặt chẽ.
- Các đề xuất anime cho người dùng dựa trên lịch sử và sở thích của các người dùng tương tự mang tính cá nhân hóa cao.

#### 2. Sự phù hợp của kết quả:

- Các anime được gợi ý trong phần *Dự đoán đánh giá của người dùng với những anime chưa xem* có điểm đánh giá dự đoán cao, phù hợp với sở thích của người dùng ngẫu nhiên.
- Các kết quả trong tìm kiếm người dùng tương tự và phân tích sở thích cho thấy mối quan hệ rõ ràng giữa những người dùng có hành vi đánh giá tương tự.

#### 3. Đánh giá trực quan:

• Các biểu đồ từ WordCloud cung cấp một cái nhìn trực quan về sở thích thể loại anime phổ biến của từng nhóm người dùng, hỗ trợ việc hiểu sâu hơn về các yếu tố ảnh hưởng đến gợi ý.

#### 4. Hạn chế:

- Hệ thống hiện tại chưa tính đến các yếu tố thời gian (ví dụ: anime mới ra mắt).
- Dữ liệu đầu vào có thể chưa đầy đủ hoặc chứa thông tin lỗi, ảnh hưởng đến chất lượng gợi ý.

#### 4.2 Kết luân

Hệ thống gợi ý anime sử dụng mô hình học sâu đã thể hiện tiềm năng lớn trong việc cá nhân hóa trải nghiệm người dùng. Những kết quả đạt được không chỉ cung cấp các gợi ý anime phù hợp mà còn thể hiện khả năng dự đoán điểm đánh giá với độ chính xác cao. Một số điểm nổi bật:

- Hệ thống đã xây dựng được cơ sở dữ liệu đáng tin cậy từ các nguồn dữ liệu có sẵn, xử lý hiệu quả việc mã hóa và ánh xạ dữ liệu.
- Kết quả từ các thử nghiệm cho thấy mô hình có thể áp dụng trong thực tế, đặc biệt trong các nền tảng streaming anime hoặc các hệ thống gợi ý sản phẩm tương tự.
- Với các cải tiến trong tương lai như bổ sung dữ liệu, tích hợp thông tin ngữ cảnh, và nâng cao thuật toán, hệ thống có thể đạt được hiệu quả cao hơn, đáp ứng nhu cầu ngày càng cao của người dùng.

Nhìn chung, hệ thống gợi ý này đã đạt được các mục tiêu đề ra, đồng thời mở ra hướng phát triển mới cho các nghiên cứu trong lĩnh vực gợi ý cá nhân hóa.



# 5 Tài liệu tham khảo.

# Tài liệu

- [1] Ph.D. DJacob Murel & Eda Kavlakoglu What is collaborative filtering? March 21, 2024.
- [2] GeeksforGeeks Collaborative Filtering in Machine Learning. June 26, 2024.
- [3] Abhinav Ajitsaria Build a Recommendation Engine With Collaborative Filtering. 2024.
- [4] BadrulSarwar, GeorgeKarypis, JosephKonstan, & JohnRiedl *Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms*.
- [5] Maciej Kula Metadata Embeddings for User and Item Cold-start Recommendations.