# TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

## VIỆN TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

___***___

## BÁO CÁO MÔN HỌC
## KỸ THUẬT VÀ CÔNG NGHỆ DỮ LIỆU LỚN

## ĐỀ TÀI

# HỆ THỐNG ĐỀ XUẤT PHIM DỰA TRÊN ITEM COLLABORATIVE FILTERING VÀ HADOOP MAPREDUCE


**Nhóm sinh viên thực hiện:**

1. Nguyễn Mạnh Cường - 22022516
2. Bùi Đức Mạnh - 22022602
3. Lê Việt Hùng - 22022666

**Giảng viên hướng dẫn:**

TS. Trần Hồng Việt
ThS.Ngô Minh Hương


**HÀ NỘI, 5/2024**

# MỞ ĐẦU

Công nghệ Big data đã đạt đến đỉnh cao trong việc thực hiện các chức năng của nó. Trong tháng 8/2015 Big data đã vượt ra khỏi bảng xếp hạng những công nghệ mới nổi Cycle Hype của Gartner và tạo ra một tiếng vang lớn cho xu hướng công nghệ của thế giới. Big data chứa trong mình rất nhiều thông tin quý giá mà nếu mà trích xuất thành công, nó sẽ giúp rất nhiều trong nhiều lĩnh vực như y tế, giao thông, giáo dục, ...

Chính vì thế những framework giúp việc xử lý BIGDATA cũng đang ngày càng được xử lý và phát triển mạnh. Một trong những công nghệ cốt lõi cho việc lưu trữ và truy cập số lượng lớn dữ liệu là Hadoop - một framework giúp lưu trữ và xử lý Big data áp dụng MapReduce.

Từ đó, chúng em đã chọn đề tài: " **Hệ thống đề xuất phim dựa trên Item Collaborative Filtering và Hadoop Mapreduce** " để làm báo kết thúc môn học của mình.

Báo cáo gồm 4 chương

- **Chương 1**: Tổng quan về dữ liệu lớn
- **Chương 2**: Xây dựng hệ thống gợi ý phim bằng thuật toán Item-based Collaborative Filtering
- **Chương 3**: Ứng dụng Hadoop MapReduce với Item-based Collaborative Filtering trong Recommendation System
- **Chương 4**: Kết luận và hướng phát triển

# Mục lục

# Chương 1

# TỔNG QUAN VỀ DỮ LIỆU LỚN

## 1.1 Định nghĩa

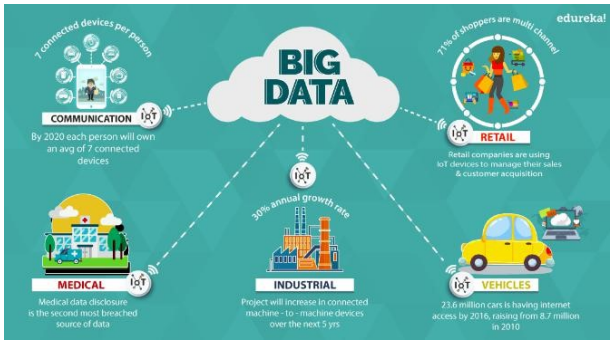
Dữ liệu lớn, hay còn được gọi là Big Data, là thuật ngữ chỉ đến tập hợp dữ liệu có kích thước lớn hoặc phức tạp đến mức các phương pháp truyền thống không đủ để xử lý. Theo định nghĩa của Wikipedia, dữ liệu lớn là một khái niệm chỉ đến các tập dữ liệu có quy mô hoặc độ phức tạp đáng kể, đặc biệt là khi các phương pháp truyền thống gặp khó khăn trong việc xử lý chúng.

Tổ chức nghiên cứu Gartner định nghĩa dữ liệu lớn là những nguồn thông tin có đặc điểm chung là kích thước lớn, tốc độ xử lý nhanh và định dạng dữ liệu đa dạng. Để khai thác hiệu quả dữ liệu lớn, cần áp dụng các phương pháp và công nghệ xử lý mới để thực hiện các quyết định, khám phá thông tin mới và tối ưu hóa các quy trình.

## 1.2 Nguồn hình thành của dữ liệu lớn

Dữ liệu lớn được tạo thành chủ yếu từ 6 nguồn chính, bao gồm:

- **Dữ liệu hành chính**: Phát sinh từ các hoạt động chương trình của tổ chức, bao gồm cả chính phủ và phi chính phủ. Ví dụ như hồ sơ y tế điện tử tại các cơ sở y tế, hồ sơ bảo hiểm, thông tin ngân hàng.
- **Dữ liệu thương mại**: Xuất phát từ các giao dịch giữa các thực thể kinh doanh. Ví dụ như giao dịch thẻ tín dụng, giao dịch trực tuyến, bao gồm cả các giao dịch từ thiết bị di động.
- **Dữ liệu từ cảm biến**: Bao gồm thông tin từ các thiết bị cảm biến như máy chụp hình vệ tinh, cảm biến đường, cảm biến khí hậu.
- **Dữ liệu từ thiết bị theo dõi**: Bao gồm thông tin thu thập từ các thiết bị theo dõi như điện thoại di động, GPS.
- **Dữ liệu từ hành vi trực tuyến**: Bao gồm thông tin từ các hoạt động trực tuyến như tìm kiếm sản phẩm, dịch vụ hoặc thông tin khác, cũng như việc đọc các trang web.
- **Dữ liệu từ ý kiến và quan điểm**: Bao gồm thông tin về ý kiến, quan điểm của cá nhân hoặc tổ chức trên các nền tảng mạng xã hội và các phương tiện truyền thông khác.




Hình 1.1: Minh họa nguồn gốc của dữ liệu

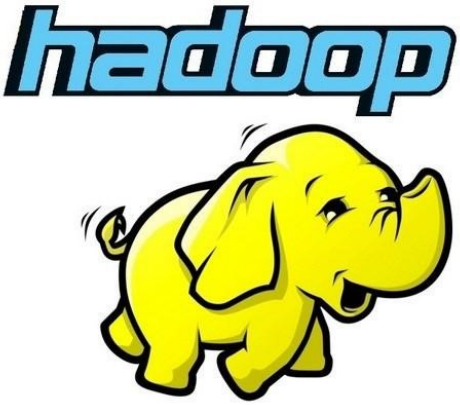
## 1.3 Đặc trưng 5V của dữ liệu lớn

Dữ liệu lớn có 5 đặc điểm cơ bản, được mô hình hóa qua mô hình 5V:

- **Volume (Khối lượng)**: Dữ liệu lớn thường có khối lượng lớn, từ hàng terabyte đến petabyte. Để lưu trữ dữ liệu này, chúng ta phải sử dụng các công nghệ đám mây mới.
- **Velocity (Tốc độ)**: Dữ liệu lớn được tạo ra và truy cập với tốc độ cực kỳ nhanh, đôi khi trong thời gian thực. Điều này đặc biệt quan trọng trong các lĩnh vực như Internet, Tài chính, Y tế.
- **Variety (Đa dạng)**: Dữ liệu lớn không chỉ là dữ liệu có cấu trúc mà còn bao gồm các loại dữ liệu phi cấu trúc như tài liệu văn bản, hình ảnh, video, dữ liệu từ cảm biến vật lý. Việc phân tích và liên kết các loại dữ liệu này là thách thức lớn.
- **Veracity (Độ tin cậy/Chính xác)**: DMột trong những vấn đề phức tạp nhất của dữ liệu lớn là độ tin cậy và chính xác của dữ liệu. Với sự phát triển mạnh mẽ của phương tiện truyền thông xã hội và mạng xã hội, việc đảm bảo tính chính xác của dữ liệu trở nên khó khăn hơn.
- **Value (Giá trị)**: Giá trị là yếu tố quan trọng nhất của dữ liệu lớn. Trước khi đầu tư vào dữ liệu lớn, chúng ta cần xác định rõ giá trị mà thông tin có thể mang lại. Dự báo chính xác và ứng dụng hiệu quả dữ liệu lớn có thể mang lại lợi ích lớn, giảm chi phí và tăng hiệu suất trong nhiều lĩnh vực.

## 1.4 Tổng quan về Hadoop

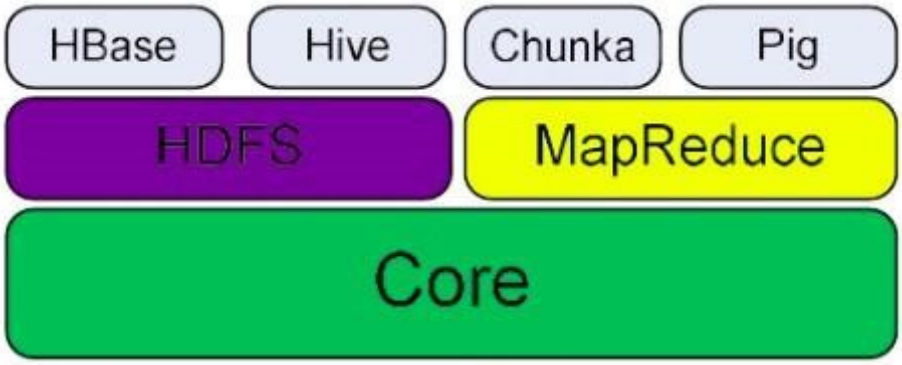
Hadoop là một framework nguồn mở của Apache, viết bằng Java, cho phép phát triển các ứng dụng phân tán xử lý dữ liệu lớn miễn phí. Nó được thiết kế để mở rộng từ một máy chủ đơn sang hàng ngàn máy tính khác có tính toán và lưu trữ cục bộ.




Hình 1.2: Biểu tượng của Hadoop

Hadoop có cấu trúc liên kết master-slave, với một node master và nhiều node slave. Node master gán tác vụ và quản lý tài nguyên, trong khi node slave lưu trữ dữ liệu thực. Hadoop gồm ba lớp chính:

- **HDFS (Hadoop Distributed File System)**: Hệ thống file phân tán của Hadoop, cung cấp khả năng lưu trữ dữ liệu lớn trên nhiều node.
- **MapReduce**: Mô hình lập trình và xử lý dữ liệu song song của Hadoop.
- **YARN (Yet Another Resource Negotiator)**: Một hệ thống quản lý tài nguyên trong Hadoop.



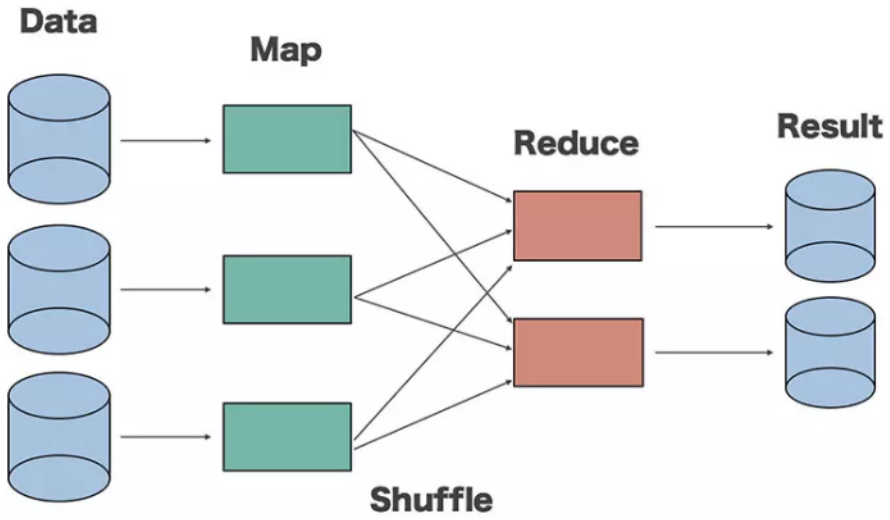

Hình 1.3: Thành phần của Hadoop

## 1.5 Tổng quan về MapReduce

MapReduce là một framework dùng để viết các ứng dụng xử lý song song một lượng lớn dữ liệu có khả năng chịu lỗi cao xuyên suốt hàng ngàn cluster (cụm) máy tính.

MapReduce thực hiện 2 chức năng chính đó là:

- **Map**: Sẽ thực hiện đầu tiên, có chức năng tải, phân tích dữ liệu đầu vào và chuyển đổi thành tập dữ liệu theo cặp key/value.
- **Reduce**: Sẽ nhận kết quả đầu ra từ tác vụ Map, kết hợp dữ liệu lại với nhau thành tập dữ liệu nhỏ hơn, tạo ra kết quả cuối cùng.




Hình 1.4: MapReduce

# Chương 2

# XÂY DỰNG HỆ THỐNG GỢI Ý PHIM BẰNG THUẬT TOÁN ITEM-BASED COLLABORATIVE FILTERING

## 2.1 Giới thiệu thuật toán

Thuật toán Item - based Collaborative Filtering (CF) là một phương pháp phổ biến trong hệ thống gợi ý, được sử dụng để đưa ra các đề xuất cá nhân hóa cho người dùng.

Thuật toán này phân tích ma trận người dùng - sản phẩm để xác định mối quan hệ giữa các sản phẩm khác nhau và sau đó sử dụng các mối quan hệ này để tính toán gián tiếp các đề xuất cho người dùng.

Phương pháp này giúp cải thiện hiệu quả và chất lượng của hệ thống gợi ý so với các thuật toán CF dựa trên người dùng.

## 2.2 Triển khai thuật toán

Triển khai thuật toán Item - based Collaborative Filtering bao gồm các bước chính sau đây:

### Bước 1: Xây dựng ma trận đồng xuất hiện

Tạo ra ma trận đồng xuất hiện C kích thước n x n, trong đó C[i][j] là số lượng người dùng đã đánh giá cả sản phẩm i và j.

### Bước 2: Chuẩn hóa ma trận

Tạo ra ma trận chuẩn hóa S kích thước n x n, trong đó:

$$S[i][j] = \frac{C[i][j]}{\sum_{m \in M} C[m][j]}$$

Trong đó M là tập hợp tất cả các sản phẩm.

### Bước 3: Xây dựng ma trận đánh giá

Tạo ra ma trận đánh giá R kích thước n x m, trong đó:

$$R[i][j] = \sum_{m \in M} S[i][m] \times U[m][j]$$

Trong đó M là tập hợp tất cả các sản phẩm và thay $U[i][j] =?$ thành $U[i][j] = 0$

### Bước 4: Triển khai với Hadoop MapReduce

Để triển khai thuật toán này trên một tập dữ liệu lớn, chúng ta sử dụng Hadoop MapReduce để phân chia và xử lý dữ liệu song song. Quá trình triển khai bao gồm các bước sau:

- **Mapper**: Đọc vào các cặp key/value biểu diễn dữ liệu người dùng - sản phẩm, tính toán các cặp sản phẩm tương tự và lưu trữ các kết quả trung gian.
- **Reducer**: Tập hợp các kết quả từ Mapper, tính toán độ tương đồng giữa các sản phẩm và tổng hợp các dự đoán cuối cùng.

## 2.3 Ví dụ minh họa thuật toán

Để minh họa cho quá trình hoạt động của thuật toán CF dựa trên Item, chúng ta xem xét một ví dụ đơn giản:

**Dữ liệu đầu vào**: Ma trận người dùng - sản phẩm với các đánh giá từ 1 - 5. (? là sản phẩm mà người dùng đó chưa đánh giá)

| | Sản phẩm 1 | Sản phẩm 2 | Sản phẩm 3 | Sản phẩm 4 |
|---|---|---|---|---|
| Người dùng A | 5 | 3 | ? | 4 |
| Người dùng B | 3 | ? | 2 | 3 |
| Người dùng C | 4 | ? | 4 | ? |
| Người dùng D | ? | 3 | ? | 5 |
| Người dùng E | ? | ? | ? | ? |

### Bước 1: Xây dựng ma trận đồng xuất hiện

Dựa trên dữ liệu đầu vào, chúng ta xây dựng ma trận đồng xuất hiện C như sau: (Ví dụ ta thấy rằng có 2 người cùng đánh giá sản phẩm 1 và 3 là Người dùng B và C nên $C[1][3] = C[3][1] = 2$)

| | Sản phẩm 1 | Sản phẩm 2 | Sản phẩm 3 | Sản phẩm 4 |
|---|---|---|---|---|
| Sản phẩm 1 | 3 | 1 | 2 | 2 |
| Sản phẩm 2 | 1 | 2 | 0 | 2 |
| Sản phẩm 3 | 2 | 0 | 2 | 1 |
| Sản phẩm 4 | 2 | 2 | 1 | 3 |

### Bước 2: Chuẩn hóa ma trận

Dựa trên ma trận C, chúng ta chuẩn hóa thành ma trận S như sau: (Tổng cột sản phẩm 1 là 8 nên $S[1][1] = \frac{C[1][1]}{8} = \frac{3}{8} = 0.375$)

| | Sản phẩm 1 | Sản phẩm 2 | Sản phẩm 3 | Sản phẩm 4 |
|---|---|---|---|---|
| Sản phẩm 1 | 0.375 | 0.2 | 0.4 | 0.25 |
| Sản phẩm 2 | 0.125 | 0.4 | 0 | 0.25 |
| Sản phẩm 3 | 0.25 | 0 | 0.4 | 0.125 |
| Sản phẩm 4 | 0.25 | 0.4 | 0.2 | 0.375 |

### Bước 3: Xây dựng ma trận đánh giá

Dựa trên ma trận S và ma trận đầu vào U, ta tính được ma trận R như sau: (Ví dụ ta tính đánh giá của người dùng A cho sản phẩm 3 là $R[1][3] = 5 \times 0.4 + 3 \times 0 + 0 \times 0.4 + 4 \times 0.2 = 2.8$)

| | Sản phẩm 1 | Sản phẩm 2 | Sản phẩm 3 | Sản phẩm 4 |
|---|---|---|---|---|
| Người dùng A | 3.25 | 3.8 | 2.8 | 3.5 |
| Người dùng B | 2.375 | 1.8 | 2.6 | 2.125 |
| Người dùng C | 2.5 | 0.8 | 3.2 | 1.5 |
| Người dùng D | 1.625 | 3.2 | 1.0 | 2.625 |
| Người dùng E | ? | ? | ? | ? |

Người dùng E chưa đánh giá sản phẩm nào nên ta không thể tính được đánh giá của người đó.

### Kết luận

Dựa trên tính toán ở trên, dự đoán đánh giá của người dùng A cho Sản phẩm 3 là khoảng 2.8. Qua ví dụ minh họa này, chúng ta thấy rằng:

- Thuật toán CF dựa trên Item giúp xác định mối quan hệ giữa các sản phẩm dựa trên đánh giá của người dùng.
- Việc tính toán độ tương đồng giữa các sản phẩm và sau đó sử dụng nó để tính toán dự đoán đánh giá giúp cải thiện chất lượng gợi ý.
- Thuật toán này có thể mở rộng để xử lý dữ liệu lớn bằng cách sử dụng Hadoop MapReduce, giúp phân chia và xử lý dữ liệu song song, tối ưu hóa hiệu suất và tốc độ xử lý.

# Chương 3

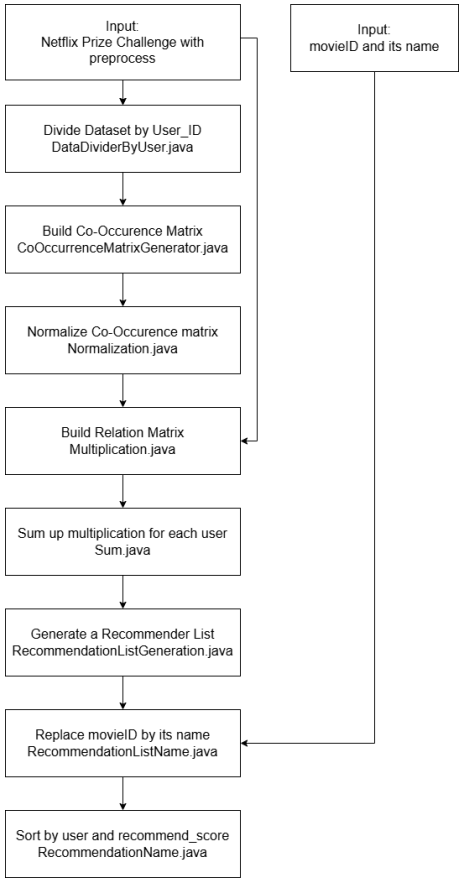
# ỨNG DỤNG HADOOP MAPREDUCE VỚI ITEM-BASED COLLABORATIVE FILTERING TRONG RECOMMENDATION SYSTEM

## 3.1 Ý tưởng MapReduce Item-based Collaborative Filtering

**Nhiệm vụ**: MapReduce chia quá trình tính toán thành các bước nhỏ hơn (Map và Reduce), cho phép xử lý song song dữ liệu lớn.

**Ý tưởng**: Phân tán việc tính toán ma trận đồng xuất hiện và ma trận đánh giá qua nhiều máy tính
→ giảm thời gian xử lý và tăng hiệu suất
→ giải quyết các thách thức về kích thước dữ liệu và độ phức tạp của tính toán trong hệ thống gợi ý

## 3.2 Lưu đồ của thuật toán MapReduce Item-based Collaborative Filtering




Hình 3.1: Lưu đồ thuật toán Mapreduce Item-based Collaborative Filtering

## 3.3 Triển khai thuật toán MapReduce Item-based Collaborative Filtering

### Giải pháp Mapreduce cho Item-based Collaborative Filtering

- **Dữ liệu đầu vào**: Là danh sách các hàng lưu dưới dạng file .txt. Mỗi hàng chứa thông tin về người dùng, sản phẩm và đánh giá của người dùng đó cho sản phẩm đó, cách nhau bởi dấu phẩy, được chuyển sang kiểu key-value làm đầu vào cho thuật toán
- **Triển khai**:
  1. Biểu diễn dữ liệu. Dữ liệu lưu trữ dưới dạng list các hàng. Mỗi hàng chứa thông tin về người dùng, sản phẩm và đánh giá của người dùng đó cho sản phẩm đó, cách nhau bởi dấu phẩy.
  2. Lưu trữ phân tán dữ liệu. Dữ liệu được chia thành các phần nhỏ và lưu trữ trên nhiều máy tính khác nhau.
  3. Trên mỗi máy tính, trong mỗi vòng lặp, thực hiện đọc vào từng dòng, gửi lại kết quả cho reducer để tính độ lợi thông tin của từng thuộc tính trong từng phần dữ liệu.
  4. Thực hiện gọi đệ quy xác định nút gốc và nút lá tương ứng. Cập nhật lại nút, cho đến khi đạt hội tụ sau mỗi vòng lặp.

  $\Longrightarrow$ *Dữ liệu cần phân lớp*: Là danh sách các hàng lưu trên file .txt. được chuyển sang kiểu key/value làm đầu ra cho thuật toán.
- **Mô hình cơ bản của MapReduce**:
  - Map (KeyIn, ValIn) $\rightarrow$ List(KeyInt, ValInt)
  - Reduce (KeyInt, List(ValInt)) $\rightarrow$ List(KeyOut, ValOut)
- **Áp dụng cho thuật toán Item-based Collaborative Filtering**:
  - Xây dựng lớp DataDividedByUser
  - Xây dựng lớp CoOccurrenceMatrixGenerator
  - Xây dựng lớp Normalize
  - Xây dựng lớp Multiplication
  - Xây dựng lớp Sum
  - Xây dựng lớp RecommendationListGenerator
  - Xây dựng lớp RecommendationListName
  - Xây dựng lớp RecommendationName

### Bước 1: Xây dựng lớp DataDividerByUser

- **Xử lý**: Nhóm movie và rating tương ứng theo user
- **Mapper**
  - **Input**: user, movie, rating
  - **Output**: key là user, value là movie:rating
- **Reducer**
  - **Input**: key là user, value là movie:rating
  - **Output**: user  movie1:rating1, movie2:rating2, ...

### Bước 2: Xây dựng lớp CoOccurrenceMatrixGenerator

- **Xử lý**: Đếm số lần mỗi cặp movie được đánh giá bởi cùng 1 người
- **Mapper**
  - **Input**: user  movie1:rating1, movie2:rating2, ...
  - **Output**: key là movie1:movie2, value là 1
- **Reducer**
  - **Input**: key là movie1:movie2, value là 1
  - **Output**: movie1:movie2  count (trong đó count là số lần cặp movie đó được đánh giá bởi cùng 1 người)

### Bước 3: Xây dựng lớp Normalize

- **Xử lý**: Chuẩn hóa từng đơn vị của ma trận đồng xuất hiện bằng cách chia giá trị đó cho tổng giá trị của cột tương ứng trong ma trận
- **Mapper**
  - **Input**: movie1:movie2  count
  - **Output**: key là movie1, value là movie2:count
- **Reducer**
  - **Input**: key là movie1, value là movie2:count
  - **Output**: movie1  movie2=relation (với relation là giá trị sau khi xử lý)

### Bước 4: Xây dựng lớp Multiplication

- **Xử lý**: Nhân relation với rating tương ứng với mỗi key là movie
- **CooccurrenceMapper**
  - **Input**: movie1  movie2=relation
  - **Output**: key là movie1, value là movie2=relation
- **RatingMapper**
  - **Input**: user, movie, rating
  - **Output**: key là movie, value là user:rating
- **Reducer**
  - **Input**: key là movie, value là movie1=relation, movie2=relation, ..., userA:rating, userB:rating, ...
  - **Output**: user:movie  result (với $result = relation \times rating$)

### Bước 5: Xây dựng lớp Sum

- **Xử lý**: Tính tổng các result theo key là user:movie
- **Mapper**
  - **Input**: user:movie  result
  - **Output**: key là user:movie, value là result
- **Reducer**
  - **Input**: key là user:movie, value là result
  - **Output**: user:movie  sum (với sum là tổng các result)

### Bước 6: Xây dựng lớp RecommendationListGenerator

- **Xử lý**: Lấy ra k movie có giá trị sum lớn nhất với mỗi user được sắp xếp giảm dần (ở đây chúng em lấy k=5)
- **Mapper**
  - **Input**: user:movie  sum
  - **Output**: key là user, value là movie:sum
- **Reducer**
  - **Input**: key là user, value là movie:sum
  - **Output**: user  movie:sum

### Bước 7: Xây dựng lớp RecommendationListName

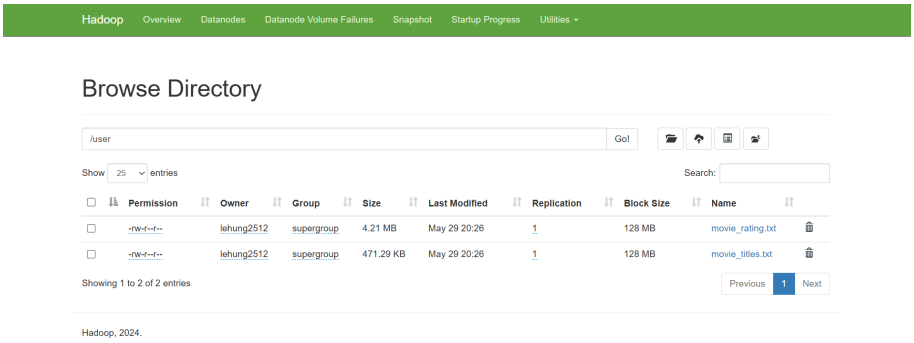
- **Xử lý**: Thay thế movie trong RecommendationListGenerator bằng tên movie tương ứng trong movie_titles.txt
- **RecommendationListMapper**
  - **Input**: user  movie:sum
  - **Output**: key là movie, value là user=movie=sum
- **TitlesMapper**
  - **Input**: movie,name
  - **Output**: key là movie, value là movie:name
- **Reducer**
  - **Input**: key là movie, value là userA=movie1=sum, userB=movie2=sum, ..., movie1:name1, movie2:name2, ...
  - **Output**: user  name:sum

### Bước 8: Xây dựng lớp RecommendationName

- **Xử lý**: Sắp xếp lại RecommendationListName theo userID tăng dần và sum giảm dần
- **Mapper**
  - **Input**: user  name:sum
  - **Output**: key là user, value là name:sum
- **Reducer**
  - **Input**: key là user, value là name:sum
  - **Output**: user  name

## 3.4 Demo thuật toán MapReduce Item-based Collaborative Filtering

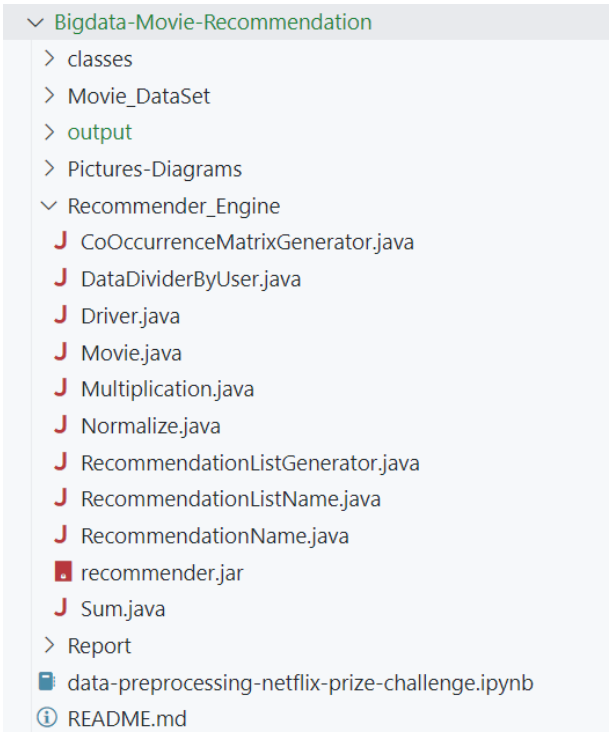
### Demo cài đặt hadoop thành công




Hình 3.2: Demo cài đặt Hadoop thành công

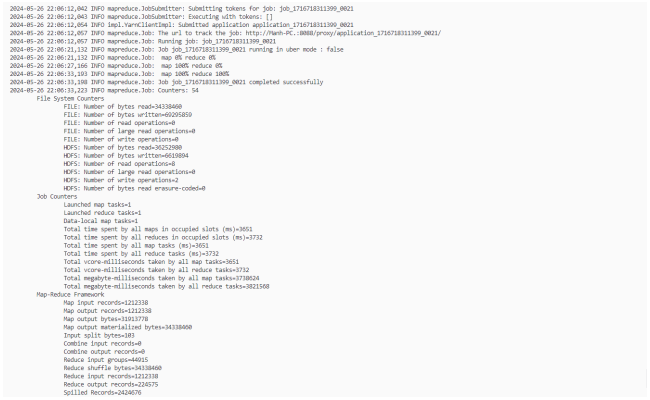
### Demo Chương trình

1. Cấu trúc thư mục của Project




Hình 3.3: Cấu trúc thư mục của Project

2. Kết quả chương trình



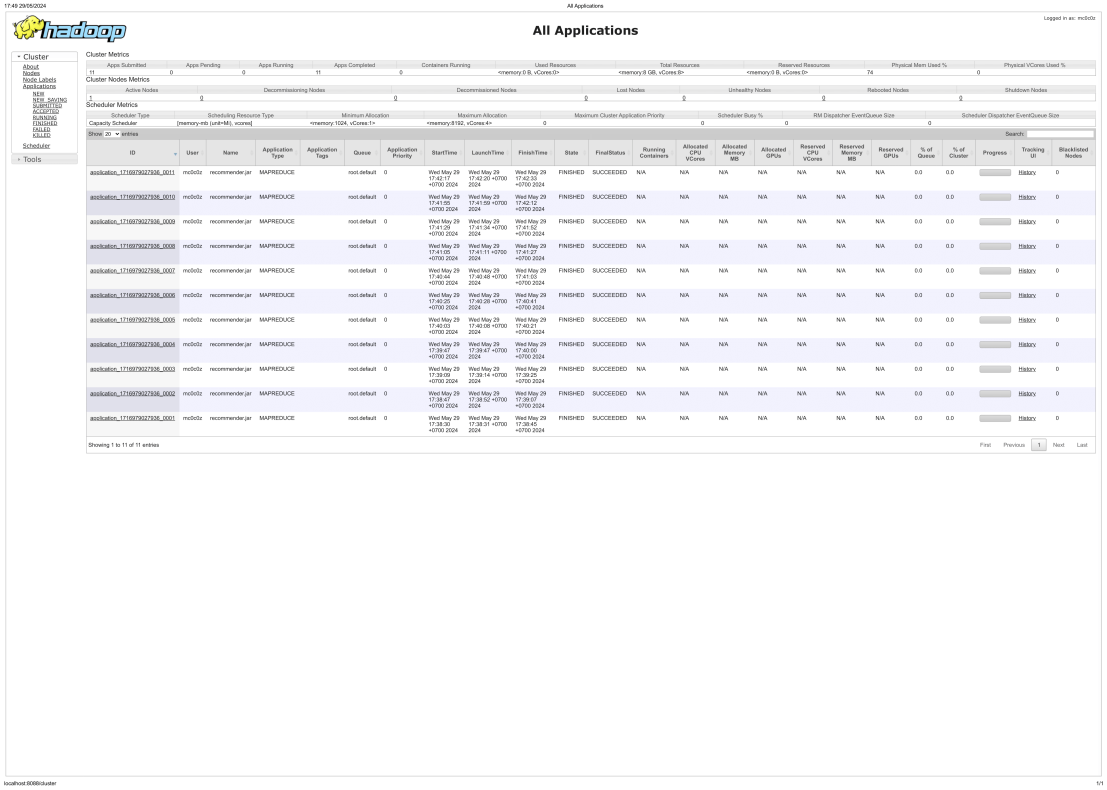

Hình 3.4: Kết quả chương trình

3. File kết quả đầu ra

```
1    7   What the #$*! Do We Know!?
2    7   Sick
3    7   Full Frame
4    7   Immortal Beloved
5    7   Character
6    307 What the #$*! Do We Know!?
7    307 Sick
8    307 Full Frame
9    307 Immortal Beloved
10   307 Character
11   424 Immortal Beloved
12   424 My Favorite Brunette
13   424 Character
14   424 Screamers
15   424 Inspector Morse 31
16   462 7 Seconds
17   462 Never Die Alone
18   462 Chump Change
19   462 Strange Relations
20   462 Screamers
```

Hình 3.5: File kết quả đầu ra

4. Jobtracker (Trong phiên bản mới của Hadoop, Jobtracker đã chuyển thành ResourceManager và ApplicationMaster)




Hình 3.6: Jobtracker

5. Đánh giá

- Chương trình đã chạy thành công thuật toán MapReduce Item-based Collaborative Filtering.
- Kết quả chạy khớp với kết quả đã thực hiện thủ công trước đó
  → có triển vọng mở rộng với tập dữ liệu lớn hơn

# Chương 4

# KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

## 4.1 Kết luận

Big data mang đến cho các tổ chức và doanh nghiệp nhiều cơ hội, thách thức và tài nguyên giá trị. Mô hình MapReduce giúp giải quyết vấn đề này bằng cách chia công việc xử lý thành nhiều khối nhỏ, phân tán chúng qua các nút tính toán và sau đó thu thập lại kết quả. Trong đề tài này, chúng em đã áp dụng mô hình MapReduce trên Hadoop, một framework nguồn mở, để xây dựng mô hình dự đoán phim dựa trên thuật toán Item-based Collaborative Filtering.

Hoàn thành đề tài "Hệ thống đề xuất phim dựa trên Item Collaborative Filtering và Hadoop MapReduce", nhóm em đã đạt được những kết quả sau:

- Hiểu tổng quan về Big Data, Hadoop và MapReduce
- Hiểu về thuật toán Item-based Collaborative Filtering
- Triển khai ý tưởng và giải pháp cho việc sử dụng Hadoop MapReduce trong việc triển khai thuật toán Item-based Collaborative Filtering
- Xây dựng lưu đồ thuật toán và triển khai thành công chương trình demo
- Đánh giá chương trình.
- Do hạn chế về công nghệ nên việc phân tích dữ liệu vẫn còn ở mức nhỏ.
- Chương trình demo mới chỉ áp dụng đúng cho dữ liệu đó, dữ liệu khác chưa hỗ trợ được.

## 4.2 Hướng phát triển

- Áp dụng kiến thức về Big data, apache hadoop, cải tiến và xây dựng ứng dụng phân tích dữ liệu lớn hơn và vào nhiều lĩnh vực khác.
- Trong quá trình hoàn thành bài tập lớn, nhóm em đã cố gắng tìm hiểu và tham khảo các tài liệu liên quan. Tuy nhiên, thời gian có hạn nên chúng em sẽ không tránh khỏi những thiếu sót, rất mong nhận được sự đóng góp ý kiến của thầy và các bạn để báo cáo và kỹ năng của chúng em ngày được hoàn thiện hơn.

## SẢN PHẨM CỦA NHÓM

**Link GitHub báo cáo của nhóm**

**Link Slides thuyết trình của nhóm**

**Link Video demo hệ thống**

# TÀI LIỆU THAM KHẢO


https://github.com/thviet79/Bigdata_Project_Recommender_System

https://hadoop.apache.org/docs/r1.2.1/mapred_tutorial.html

https://www.ra.ethz.ch/cdstore/www10/papers/pdf/p519.pdf

https://github.com/coffee183/Movie-Recommendation-System/tree/master/input


# NHIỆM VỤ CỦA CÁC THÀNH VIÊN

| **Sinh viên** | **Nhiệm vụ** | **Đóng góp** |
|---|---|---|
| Nguyễn Mạnh Cường | • Tìm hiểu về Hadoop MapReduce<br>• Tìm hiểu về thuật toán Item-based Collaborative Filtering<br>• Điều hành hoạt động của nhóm<br>• Làm slide và tham gia viết báo cáo | 33.3% |
| Bùi Đức Mạnh | • Tìm hiểu về Hadoop MapReduce<br>• Tìm hiểu về thuật toán Item-based Collaborative Filtering<br>• Chỉnh sửa code và chạy chương trình<br>• Làm slide và tham gia viết báo cáo<br>• Thuyết trình | 33.3% |
| Lê Việt Hùng | • Tìm hiểu về Hadoop MapReduce<br>• Tìm hiểu về thuật toán Item-based Collaborative Filtering<br>• Viết, chỉnh sửa và test code<br>• Viết báo cáo và tham gia làm slide | 33.3% |

Bảng 4.1: Bảng công việc