Đại học quốc gia TP.HCM
Trường đại học công nghệ thông tin

Môn học: Khai phá dữ liệu trong doanh nghiệp

Lớp: DS317.P11

Báo cáo đề tài

GVHD: ThS. Nguyễn Thị Anh Thư

Nhóm sinh viên thực hiện:

Nguyễn Hữu Nam	MSSV: 22520917
Nguyễn Khánh	MSSV: 22520641
Võ Đình Khánh	MSSV: 22520659
Nguyễn Minh Sơn	MSSV: 22521254
Bùi Hồng Sơn	MSSV: 22521246

Mục lục

1. Tổng quan

Khai phá dữ liệu, đặc biệt là dữ liệu lớn, đã trở thành một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng và thu hút sự quan tâm của các nhà khoa học trong những năm gần đây. Các ứng dụng của khai phá dữ liệu rất đa dạng, được triển khai trong nhiều lĩnh vực như kinh doanh, giáo dục, y tế, tài chính, và ngân hàng. Đặc biệt, khai phá dữ liệu trong giáo dục, cụ thể là khai phá dữ liệu lớn, đang là chủ đề thu hút nhiều nghiên cứu nhờ vào tính ứng dụng cao và tiềm năng cải thiện chất lượng giáo dục.

Trong bối cảnh giáo dục trực tuyến hiện nay, người học cần phải tự chủ động và có tinh thần tự giác cao do số lượng môn học đa dạng thuộc nhiều lĩnh vực khác nhau. Họ cần phân bổ thời gian học tập hợp lý cho từng nhóm môn học nhằm bổ sung và nâng cao kiến thức chuyên ngành cần thiết. Tuy nhiên, các nền tảng học tập trực tuyến thường không có ràng buộc cụ thể về thời gian và điểm số, dẫn đến tình trạng nhiều khóa học không được hoàn thành đúng thời hạn, thậm chí bị bỏ dở do người học mất hứng thú.

Vì vậy, công tác cố vấn học tập trên các nền tảng trực tuyến trở nên vô cùng quan trọng để giúp người học cải thiện hiệu suất học tập và gợi ý các khóa học phù hợp với nhu cầu cá nhân. Đây là một bài toán thuộc lĩnh vực khai phá dữ liệu, đặc biệt khi xử lý với số lượng lớn dữ liệu liên quan đến người học và hành vi học tập của họ. Việc nghiên cứu và xây dựng hệ thống khuyến nghị khóa học góp phần quan trọng vào việc cá nhân hóa trải nghiệm học tập, hỗ trợ người dùng lựa chọn các khóa học phù hợp với mục tiêu và nhu cầu học tập.

1.1. Định nghĩa và ngữ cảnh bài toán

Trong bối cảnh các nền tảng học tập trực tuyến, người học thường gặp khó khăn trong việc lựa chọn khóa học phù hợp. Điều này đặt ra nhu cầu xây dựng một hệ thống khuyến nghị giúp cá nhân hóa quá trình học tập của từng người. Bài toán được định nghĩa với đầu vào và đầu ra như sau:

- **Input**: Dữ liệu lớn từ các nền tảng học tập trực tuyến, bao gồm thông tin về người học, thông tin khóa học, và dữ liệu về các hoạt động học tập của người dùng.

- **Output**: Đề xuất top-k khóa học phù hợp nhất với người dùng (trong đó $k \in \mathbb{N}^*$, ví dụ trong nghiên cứu này $k = 10$).

1.2. Ứng dụng

Bài toán khuyến nghị khóa học cho các nền tảng học tập trực tuyến có nhiều ứng dụng thực tiễn, bao gồm:

- **Cá nhân hóa quá trình học tập**: Hệ thống giúp người học lựa chọn các khóa học phù hợp với nhu cầu và trình độ, từ đó cá nhân hóa lộ trình học tập.
- **Tăng tỷ lệ hoàn thành khóa học**: Đề xuất khóa học phù hợp giúp người học duy trì động lực học tập, từ đó tăng tỷ lệ hoàn thành khóa học.
- **Tối ưu hóa lộ trình học tập**: Gợi ý các khóa học tiếp theo dựa trên kỹ năng hiện tại và các khóa học đã hoàn thành.
- **Ứng dụng trong đào tạo doanh nghiệp**: Hỗ trợ doanh nghiệp xây dựng chương trình đào tạo nhân viên hiệu quả, phù hợp với mục tiêu phát triển nghề nghiệp.
- **Nâng cao hiệu quả sử dụng tài nguyên**: Giúp người học tiết kiệm thời gian và tập trung vào các khóa học có giá trị cao.

1.3. Khó khăn và thách thức

Mặc dù có nhiều tiềm năng, bài toán khuyến nghị khóa học vẫn gặp phải các khó khăn và thách thức như:

- **Chất lượng và sự đa dạng của dữ liệu**: Dữ liệu không đồng nhất hoặc không đầy đủ, gây khó khăn trong phân tích hành vi người học.
- **Xử lý dữ liệu lớn**: Khối lượng dữ liệu lớn đòi hỏi khả năng tính toán mạnh mẽ và các thuật toán tối ưu.
- **Lựa chọn đặc trưng quan trọng**: Việc chọn lọc các đặc trưng phù hợp từ bộ dữ liệu lớn đòi hỏi sự cân nhắc về tài nguyên và thời gian.

- **Đánh giá mô hình**: Thiếu dữ liệu rõ ràng về mức độ hài lòng của người học, khiến việc đánh giá hệ thống trở nên khó khăn.

1.4. Các nghiên cứu liên quan

Các phương pháp khuyến nghị chính bao gồm:

- **Matrix Factorization**: Phân rã ma trận để tìm các yếu tố tiềm ẩn.
- **Collaborative Filtering**: Sử dụng thông tin tương đồng giữa người dùng hoặc khóa học.
- **Content-Based Filtering**: Gợi ý dựa trên nội dung và đặc trưng của khóa học.
- **Hybrid Systems**: Kết hợp nhiều phương pháp để tăng hiệu quả.
- **Graph-Based Methods**: Sử dụng đồ thị để biểu diễn mối quan hệ giữa người dùng và khóa học.
- **Neural Collaborative Filtering**: Ứng dụng Deep Learning để học các tương tác phi tuyến.

2. Các công trình nghiên cứu liên quan

Trong lĩnh vực khuyến nghị khóa học, nhiều công trình nghiên cứu đã được thực hiện nhằm cải thiện hiệu quả và độ chính xác của các hệ thống khuyến nghị. Một số phương pháp nổi bật được đề xuất như sau:

2.1. Matrix Factorization

Matrix Factorization (MF) là một kỹ thuật phổ biến trong hệ thống khuyến nghị, được sử dụng để phân rã ma trận user-item nhằm phát hiện các yếu tố tiềm ẩn ảnh hưởng đến hành vi của người dùng. Koren và cộng sự (2009) đã giới thiệu phương pháp này và áp dụng vào hệ thống khuyến nghị, đặc biệt trong bài toán đề xuất phim. Phương pháp này cho phép mô hình hóa sự tương tác giữa người

dùng và các khóa học dựa trên các đặc trưng tiềm ẩn, mang lại kết quả tốt trong nhiều bài toán thực tế.

2.2. Collaborative Filtering

Collaborative Filtering (CF) là một trong những phương pháp lâu đời nhất và hiệu quả nhất trong khuyến nghị. CF được chia thành hai nhánh chính:

- **User-User Collaborative Filtering**: Dựa trên sự tương đồng giữa các người dùng để gợi ý các khóa học mà người dùng có thể quan tâm.
- **Item-Item Collaborative Filtering**: Dựa trên sự tương đồng giữa các khóa học để gợi ý các khóa học mới cho người dùng.

Su và Khoshgoftaar (2009) đã thực hiện một khảo sát toàn diện về CF và các phương pháp cải tiến nhằm khắc phục những hạn chế của nó, bao gồm vấn đề thưa thớt dữ liệu và mở rộng quy mô.

2.3. Content-Based Filtering

Content-Based Filtering (CBF) là phương pháp tập trung vào các đặc trưng của khóa học, dựa trên thông tin về nội dung của các khóa học mà người dùng đã tham gia để đưa ra gợi ý. Burke (2002) đã tổng hợp các phương pháp CBF và chỉ ra rằng việc kết hợp các đặc trưng nội dung của khóa học và hành vi người dùng có thể nâng cao hiệu quả gợi ý.

2.4. Hybrid Recommender Systems

Hybrid Recommender Systems là sự kết hợp giữa Collaborative Filtering và Content-Based Filtering nhằm khắc phục những hạn chế của từng phương pháp riêng lẻ. Burke (2002) đã thực hiện một nghiên cứu toàn diện về các hệ thống khuyến nghị lai, cho thấy rằng việc tích hợp các phương pháp có thể cải thiện hiệu quả và tính tổng quát của hệ thống.

2.5. Graph-Based Recommender Systems

Phương pháp dựa trên đồ thị (Graph-Based Recommender Systems) sử dụng cấu trúc đồ thị để biểu diễn mối quan hệ giữa người dùng và khóa học. Các thuật toán như Random Walk hoặc PageRank được áp dụng để tìm kiếm và khai thác các kết nối trong dữ liệu. Phương pháp này đặc biệt hiệu quả khi xử lý dữ liệu phức tạp với nhiều mối quan hệ đa chiều.

2.6. Neural Collaborative Filtering

Neural Collaborative Filtering (NCF) là một hướng tiếp cận hiện đại, kết hợp Collaborative Filtering với Deep Learning để học các tương tác phi tuyến giữa người dùng và khóa học. He và cộng sự (2017) đã giới thiệu mô hình NCF và cho thấy hiệu suất vượt trội của nó so với các phương pháp truyền thống trong các tập dữ liệu lớn và phức tạp.

2.7. Các hệ thống khuyến nghị khóa học dựa trên dữ liệu lớn

Trong bối cảnh dữ liệu lớn, các nền tảng như MOOCCubeX cung cấp một lượng dữ liệu khổng lồ về hành vi học tập của người dùng. Zhang và cộng sự (2022) đã phát triển một hệ thống khuyến nghị dựa trên dữ liệu từ MOOCCubeX, sử dụng các mô hình đồ thị để cá nhân hóa lộ trình học tập. Kết quả cho thấy hệ thống có khả năng gợi ý các khóa học phù hợp và tăng tỷ lệ hoàn thành khóa học.

2.8. Ứng dụng của các mô hình học sâu

Học sâu (Deep Learning) được áp dụng rộng rãi trong các hệ thống khuyến nghị khóa học hiện đại. Các mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Networks - CNNs) và mạng nơ-ron hồi tiếp (Recurrent Neural Networks - RNNs) được sử dụng để phân tích các chuỗi hành vi học tập của người dùng. Ngoài ra, Transformer và mô hình Attention cũng được triển khai để tối ưu hóa việc gợi ý dựa trên các đặc trưng tuần tự và ngữ cảnh.

2.9. Tổng quan các công trình nghiên cứu

Tóm lại, các phương pháp khuyến nghị khóa học đã có nhiều bước tiến đáng kể nhờ vào việc kết hợp các kỹ thuật truyền thống và hiện đại, từ Matrix Factorization đến Neural Collaborative Filtering. Các nghiên cứu không chỉ tập trung vào việc cải thiện độ chính xác mà còn nhấn mạnh đến khả năng mở rộng, xử lý dữ liệu lớn, và cá nhân hóa trải nghiệm học tập cho từng người dùng.

3. Cơ sở lý thuyết

3.1. Phương pháp áp dụng - KGAT

3.2. Phương pháp khác

3.2.1. Content-based Filtering

3.2.2. Matrix Factorization - Bayesian Personalized Ranking

3.2.3. Factorization Machine

Một trong những nhược điểm chính của mô hình BPRMF là không có khả năng mô hình hóa những thông tin bổ trợ giữa người dùng và sản phẩm. Do đó, một phương pháp mở rộng FM đã ra đời. Đây cũng là phương pháp nền móng cho các kĩ thuật DL được ra đời cho bài toán khuyến nghị.

Thuật toán khuyến nghị FM có thể mở rộng ra với các thông tin bổ trợ của người dùng và sản phẩm. Ví dụ như về khuyến nghị cho người dùng một bộ phim, ta có thể xét mức độ ảnh hưởng của các thông tin bổ trợ như: giới tính, tuổi, nghề nghiệp, ... Những thành phần này sẽ được mã hóa thành các vector one-hot hoặc multi-hot vector. Nếu có thêm các dữ liệu dạng số khác, ta có thể thêm vào $\mathbf{x}$ các thành phần tương ứng. Với mỗi thành phần được thêm vào $\mathbf{x}$, ta thêm một cột vector embedding vào $\mathbf{V}$ như hình bên dưới đây. Khi đó, độ quan tâm của người dùng có thể được dựng lên như sau:

$$\hat{y}_{ij} = w_0 + \mathbf{x}\mathbf{w} + \sum_{i=1}^{d} \sum_{j=i+1}^{d} \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j x_i x_j$$

Trong đó:

- $\mathbf{w_0}$ đóng vai trò như một hệ số bias trong mô hình hồi quy tuyến tính, nó có thể được xem như là một hệ số vô hướng cố định thêm vào kết quả dự đoán cuối cùng để điều chỉnh sự lệch trung bình.
- **xw**: đây là tích vô hướng vector đặc trưng đầu vào (input feature vector) và một vector trọng số $\mathbf{w}$ tương ứng với các đặc trưng của $\mathbf{x}$.
- $\sum_{i=1}^{d} \sum_{j=i+1}^{d} \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j x_i x_j$: Đây là thành phần tương tác bậc hai giữa các đặc trưng.
  - x_i, x_j lần lượt là phần tử thứ i, thứ j trong feature vector $\mathbf{x}$.
  - $\mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j$ là tích vô hướng giữa các vector embeddings tương ứng với từng đặc trưng đầu vào x_i và x_j.
  - $\sum_{i=1}^{d} \sum_{j=i+1}^{d} \mathbf{v}_i^T \mathbf{v}_j x_i x_j$ là biểu diễn tổng tất cả các cặp tương tác giữa các đặc trưng có trong tập dữ liệu.

Đây chính là ý tưởng chính của FM. Đồng thời, nhờ vào việc $\mathbf{x}$ thường là một vector rất thưa (rất ít thành phần khác 0), việc huấn luyện và dự đoán trở nên rất nhanh ngay cả khi số lượng người dùng và sản phẩm lớn.

3.2.4. Neutral Factorization Machine

4. Phương pháp đề xuất

5. Thực nghiệm

5.1. Miêu tả bộ dữ liệu

5.2. phương pháp tổ chức dữ liệu thực nghiệm

5.2.1. Dịch bảng

Trong quá trình chuyển ngữ từ Trung sang Việt, chúng em đã tận dụng thư viện "googletrans một công cụ Python không mất phí và không giới hạn số lần

dịch. Thư viện này vận hành thông qua API Google Translate Ajax để thực hiện các tác vụ như nhận diện ngôn ngữ và dịch thuật.

Do khối lượng dữ liệu lớn, quá trình dịch gặp phải một số thách thức về thời gian và kết nối. Để khắc phục, chúng em đã triển khai các giải pháp sau:

- Lưu lại tiến trình dịch để tránh mất dữ liệu
- Thiết lập cơ chế tự động gửi lại yêu cầu khi mất kết nối
- Ứng dụng thư viện "asyncio"cho phép gửi đồng thời nhiều API, giúp tối ưu tốc độ xử lý

Đây là một phần code mẫu đã sử dụng phương pháp đã nêu trên:

```python
async def translate(df, batch_start, batch_end):
    tasks = []
    for i in range(batch_start, batch_end):
        tasks.append(async_translate(df.loc[i, COL], i))

    df.loc[batch_start: batch_end - 1, COL] = await asyncio.gather(*tasks)


df = pd.read_json('teacher.json', lines=True)
batch_size = 1000
for i in range(0, len(df), batch_size):
    batch_end = min(len(df), i + batch_size)
    asyncio.run(translate(df, i, batch_end))

df[COL].to_csv(f"translated_{COL}.csv", index=False)
```

Ngoài ra, chúng em nhận thấy không cần thiết phải dịch toàn bộ các trường dữ liệu lớn để huấn luyện mô hình vì một số trường dữ liệu không hỗ trợ cho việc huấn luyện mô hình. Thay vào đó, chúng em chỉ tập trung dịch 1 số trường sau đây:

-**course.json:** dịch cột "name", "field", "prerequisites" và "about"

```
async def translate(df, batch_start, batch_end):
    tasks = []
    for i in range(batch_start, batch_end):
        tasks.append(async_translate(df.loc[i, COL], i))

    df.loc[batch_start: batch_end - 1, COL] = await asyncio.gather(*tasks)


df = pd.read_json('teacher.json', lines=True)
batch_size = 1000
for i in range(0, len(df), batch_size):
    batch_end = min(len(df), i + batch_size)
    asyncio.run(translate(df, i, batch_end))

df[COL].to_csv(f"translated_{COL}.csv", index=False)
```

-**user.json:** dịch cột "school"

```
user_df = pd.DataFrame(data_list)
user_df.head()
```

✓ 44.0s Python

	id	name	gender	school	year_of_birth	course_order	enroll_time
0	U_22	我	0.0	None	2015.0	[682129, 2294668]	[2019-10-12 10:28:02, 2020-11-21 14:03:28]
1	U_24	王帅国	1.0	Tsinghua University	6558.0	[597214, 605512, 597211, 597314, 597208, 62950...	[2019-05-20 16:06:48, 2019-05-24 19:34:43, 201...
2	U_25	王帅国	0.0	Tsinghua University	NaN	[1903985]	[2020-08-07 18:59:13]
3	U_53	于歆杰	1.0	Tsinghua University	1973.0	[696679, 1704639, 943255, 1729417, 682164, 177...	[2020-03-01 21:24:30, 2020-03-12 16:17:02, 202...
4	U_54	马显春	2.0	Tsinghua University	NaN	[682442, 682164, 1748240, 1778890, 1829031, 17...	[2019-10-09 02:17:49, 2019-11-08 00:49:03, 202...

-**teacher.json:** Tiến hành dịch tất cả (trừ "id" và "name")

```
teacher_df.head()
```

	id	name	name_en	about	job_title	org_name
0	T_1	刘燕妮	Yanni Liu	Graduated from the Philosophy Department of Pe...	lecturer	Tsinghua University
1	T_2	陈怡	Yi Chen	Born in Chongqing in 1945, he graduated from H...	professor	Tsinghua University
2	T_3	程钢	Gang Cheng	Cheng Gang is the course leader of "Introducti...	Associate Professor	Tsinghua University
3	T_4	谢维和	xie wei he	Xie Weihe, PhD, professor, doctoral supervisor...	professor	Tsinghua University
4	T_5	史静寰	Jing-huan Shi	Shi Jinghuan, female, professor and doctoral s...	professor	Tsinghua University

-**concept.json:** Dịch tất cả các cột của bảng này vì toàn bộ đều ở dạng chuỗi

```
df = pd.read_json("../translated/concept_translated.json", lines=True)
df.head()
```
✓ 3.1s

	id	name	context
0	K_Nervous system_Histology and Embryology	Nervous system	[]
1	K_TSH cells_Histology and Embryology	TSH cells	['The pituitary gland consists of two parts: t...
2	K_Chromophilic cells_Histology and Embryology	Chromophilic cells	[]
3	K_Growth hormone cells_Histology and Embryology	Growth hormone cells	['Answer: B\n13. Adenohypophysis eosinophils c...
4	K_Limonite_Materials Science and Engineering	Limonite	['\nLimonite is a common iron ore, often forme...

-**course-field.json:** Tiến hành dịch cột course_name và field mang các thông tin dưới dạng chuỗi của bảng.

```
df = pd.read_json("../original_translated/course-field-translated.json", lines=True)
df.head()
```
✓ 0.0s Python

	course_id	course_name	field
0	584313	Introduction to "Zi Zhi Tong Jian"	[Chinese language and literature, History]
1	681932	"Learning by doing" Java programming	[Computer Science and Technology]
2	674962	The spatial art of "Dream of Red Mansions"	[Chinese language and literature]
3	682709	Introduction to the Critique of Pure Reason	[philosophy]
4	682635	Introduction to "Tongwancheng"	[History]

5.2.2. Khám phá dữ liệu

a) Bảng course.json

Ta xem qua bảng course.json:

```
course_df = pd.DataFrame(data_list)
course_df.head()
```

Python

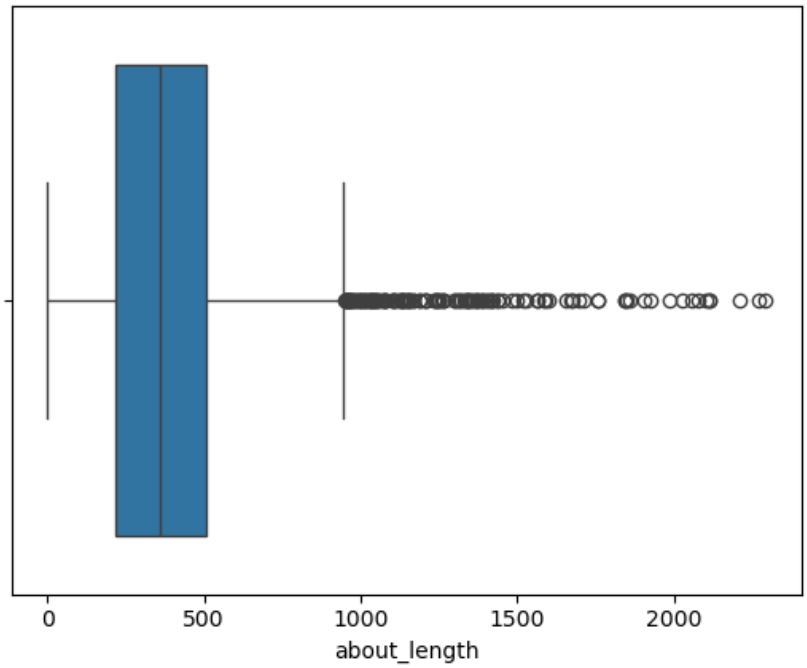
	id	name_trans	field	prerequisites_trans	about_trans	resource
0	C_584313	introduction to "zi zhi tong jian"	[history, chinese language and literature]		through the teacher's guidance, students can g...	[{'titles': ['第一课 导论与三家分晋', '导论', '导论'], 'reso...
1	C_584329	calculus - limit theory and functions of one v...	[applied economics, math, physics, theoretical...		this course is a basic mathematics course in s...	[{'titles': ['序言', '序言', '序言'], 'resource_id':...
2	C_584381	photojournalism	[art, journalism and communication]		master basic photography skills, understand ho...	[{'titles': ['第一章 绪论', '第一讲 引言1', '引言1'], 'res...
3	C_597208	data mining: theory and algorithms	[computer science and technology]		the most interesting theory + the most useful ...	[{'titles': ['走进数据科学：博大精深，美不胜收', '整装待发', 'Vide...
4	C_597225	university computer	[]		university computer courses will be guided by ...	[{'titles': ['第1周： 基于计算机的问题求解', '课程介绍', '开篇'],...

Ta xét độ dài của 3 cột “about”, “name_trans” và “resource”:

	about_length	name_length	resource_length
count	3781.000000	3781.000000	3781.000000
mean	393.445120	36.942343	71.685533
std	267.904934	21.575065	74.802345
min	0.000000	2.000000	1.000000
25%	217.000000	22.000000	38.000000
50%	361.000000	32.000000	59.000000
75%	509.000000	46.000000	88.000000
max	2293.000000	193.000000	2728.000000

Ta có thể thấy được 1 số thông tin từ dữ liệu trên:

- Có những dòng dữ liệu không tồn tại cột "about", tồn tại giá trị ngoại tệ ở cột "about" vì mean là 393 mà max lên đến 2293. Ta thể hiện trên boxplot độ dài của cột "about":



- Có thể thấy thật sự nhiều giá trị ngoại tệ cần được xử lí.
- Có những dòng dữ liệu không có resource_length, mean cũng rất ngắn (71) chứng tỏ ít thông tin về khoá học.

Ta phân tích sâu cột "resource":

```
course_df['resource'][0][0]
```

```
{'titles': ['第一课 导论与三家分晋', '导论', '导论'],
 'resource_id': 'V_849',
 'chapter': '1.1.1'}
```

Mỗi resource trong bảng 2 là 1 tập hợp các video hay một tập các exercise. Mỗi resource sẽ có thêm 1 resource_id là id của resource, chapter là chương chứa resource trong khóa học, titles gồm các tiêu đề như tiêu đề chương, video chương.

Thông tin của resource có thể tìm thấy trong file course.json. Một resource có 2 loại: Video và Exercise. Nếu loại tài nguyên là video, nó được xác định bằng ID video bắt đầu bằng ký tự V_. Nhiều video_id khác nhau tương ứng với một ccid, và ccid xác định duy nhất một video. Các video_id này tương ứng với việc hiển thị cùng một video ccid tại các thời gian bắt đầu khác nhau. Mối liên hệ giữa video_id và ccid được lưu trong relations/video_id-ccid.txt. Phụ đề video có thể được tìm thấy trong tệp entities/video.json thông qua ccid.

Ta sẽ kiểm tra xem có bao nhiêu ID video không hợp lệ để phục vụ cho quá trình xử lý dữ liệu sau này:

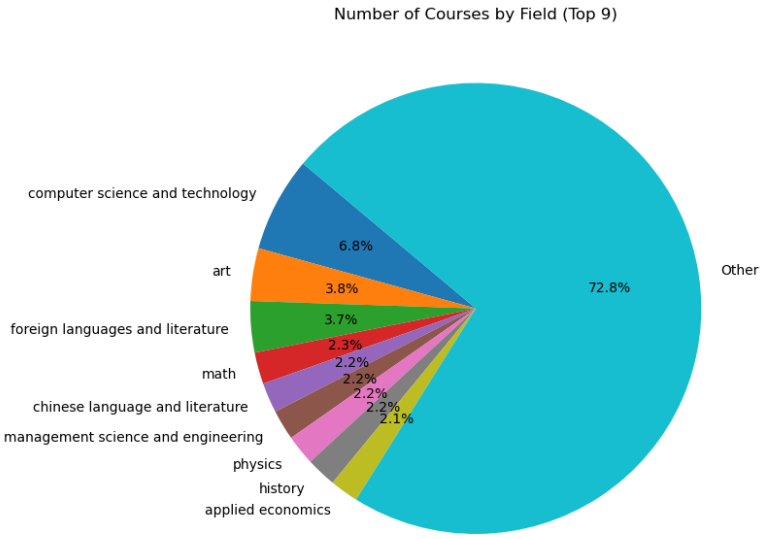
```
videoID = ccid_df['video_id'].unique()

valid_videoID = set(videoID)

non_existent_ids = unique_video_ids - valid_videoID

# Hiển thị kết quả
print(f"Tổng số lượng các video ID không tồn tại: {len(non_existent_ids)}")
print(f"Các video ID không tồn tại: {non_existent_ids}")
```

```
Tổng số lượng các video ID không tồn tại: 2397
Các video ID không tồn tại: {'V_543429', 'V_543378', 'V_543519', 'V_1056006', 'V_374
```

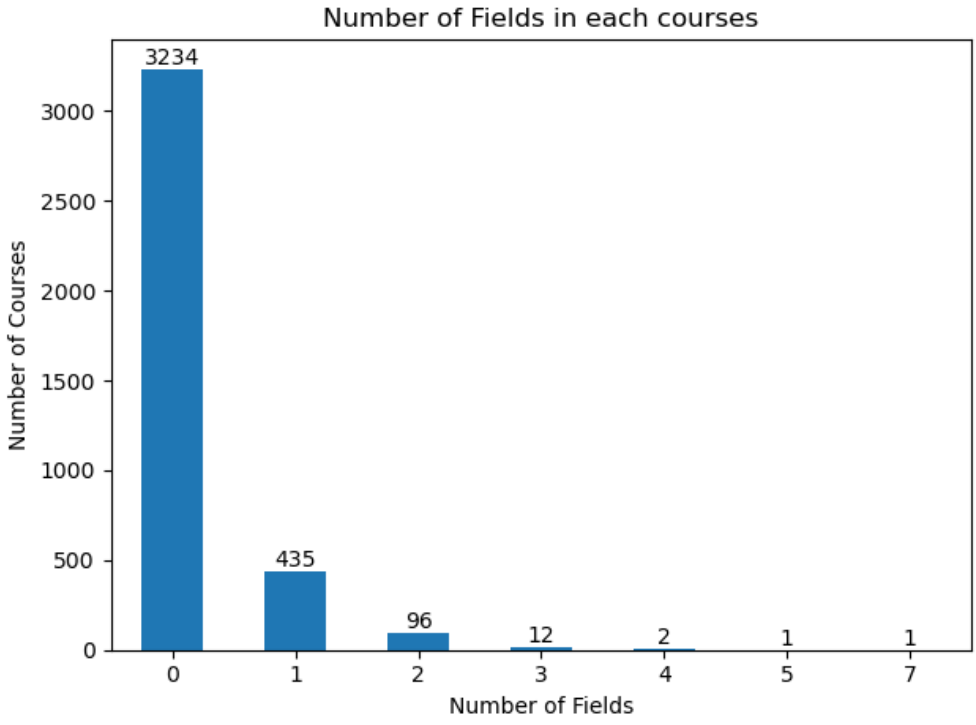
Có 2397 video ID không tồn tại, ta sẽ lọc đi hỗ trợ cho hiển thi thông tin trong tương lai.

Ta bắt đầu tiến hành đếm số khoá học trong cột "name_trans", chia bởi lĩnh vực (cột "field"):

```
2) Number of courses by field:
field
computer science and technology       63
art                                   35
foreign languages and literature      34
math                                  21
history                               20
                                      ..
marine science                         1
ship and marine engineering            1
army command science                   1
metallurgical engineering              1
basic chinese medicine                 1
Name: count, Length: 81, dtype: int64
```



Ta thấy có tổng 3781 khoá học và 81 lĩnh vực, với "computer science and technology" đứng đầu với 63 khoá học, chiếm 6.8% trên tổng khoá học. Ta cũng kiểm tra với mỗi khoá học được xếp bao nhiêu lĩnh vực (cột "field"):



Ta có thể thấy có rất nhiều khoá học không thuộc lĩnh vực nào, có rất nhiều khóa học không có field nào, có thể cột "field" sẽ không đóng góp nhiều trong xây dựng thuật toán hoặc cần xử lí.

b) Bảng user.json

Đầu tiên, ta đọc dữ liệu và quan sát dữ liệu thông qua dạng bảng (DataFrame):

	id	name	gender	school	year_of_birth	course_order	enroll_time
0	U_22	我	0.0	None	2015.0	[682129, 2294668]	[2019-10-12 10:28:02, 2020-11-21 14:03:28]
1	U_24	王帅国	1.0	Tsinghua University	6558.0	[597214, 605512, 597211, 597314, 597208, 62950...	[2019-05-20 16:06:48, 2019-05-24 19:34:43, 201...
2	U_25	王帅国	0.0	Tsinghua University	NaN	[1903985]	[2020-08-07 18:59:13]
3	U_53	于歆杰	1.0	Tsinghua University	1973.0	[696679, 1704639, 943255, 1729417, 682164, 177...	[2020-03-01 21:24:30, 2020-03-12 16:17:02, 202...
4	U_54	马昱春	2.0	Tsinghua University	NaN	[682442, 682164, 1748240, 1778890, 1829031, 17...	[2019-10-09 02:17:49, 2019-11-08 00:49:03, 202...

Ta tiến hành thống kê đặc điểm từng cột có trong bảng:

```
len(user_df)
✓ 0.0s                                                    Python
1128390
```

Hình 1: Số lượng users

```
user_df['gender'].describe()
✓ 1.7s                                                    Python
count    3.330240e+06
mean     9.455748e-01
std      8.321099e-01
min      0.000000e+00
25%      0.000000e+00
50%      1.000000e+00
75%      2.000000e+00
max      2.320000e+02
Name: gender, dtype: float64
```

Hình 2: Cột "gender"

```
user_df['gender'].value_counts()
✓ 0.0s                                                    Python
gender
0.0      1221931
1.0      1067858
2.0      1040449
232.0          1
3.0            1
Name: count, dtype: int64
```

Hình 3: Phân bố các các giá trị trong cột "gender":

```
user_df['school'].describe()
✓ 0.3s                                                    Python

count                 1128399
unique                  25848
top        Tsinghua University
freq                    18318
Name: school, dtype: object
```

Hình 4: Thông tin cột "school"

```
len(user_df["school"].unique())
✓ 0.0s                                                    Python

25849
```

Hình 5: Số lượng trường học trong bảng

```
user_df.info()
✓ 0.0s                                                    Python

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3330294 entries, 0 to 3330293
Data columns (total 7 columns):
 #   Column         Dtype
---  ------         -----
 0   id             object
 1   name           object
 2   gender         float64
 3   school         object
 4   year_of_birth  float64
 5   course_order   object
 6   enroll_time    object
dtypes: float64(2), object(5)
memory usage: 177.9+ MB
```

Hình 6: Kiểm tra thông tin tổng quan sau cùng

```
user_df.info()
```
✓ 0.0s Python

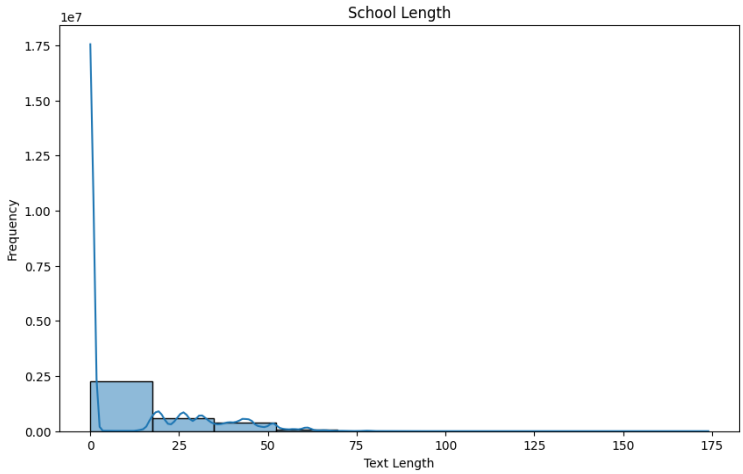
```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3330294 entries, 0 to 3330293
Data columns (total 7 columns):
 #   Column         Dtype
---  ------         -----
 0   id             object
 1   name           object
 2   gender         float64
 3   school         object
 4   year_of_birth  float64
 5   course_order   object
 6   enroll_time    object
dtypes: float64(2), object(5)
memory usage: 177.9+ MB
```

Hình 7: Số lượng sample (users) có trong bảng và số lượng users thuộc về mỗi trường học

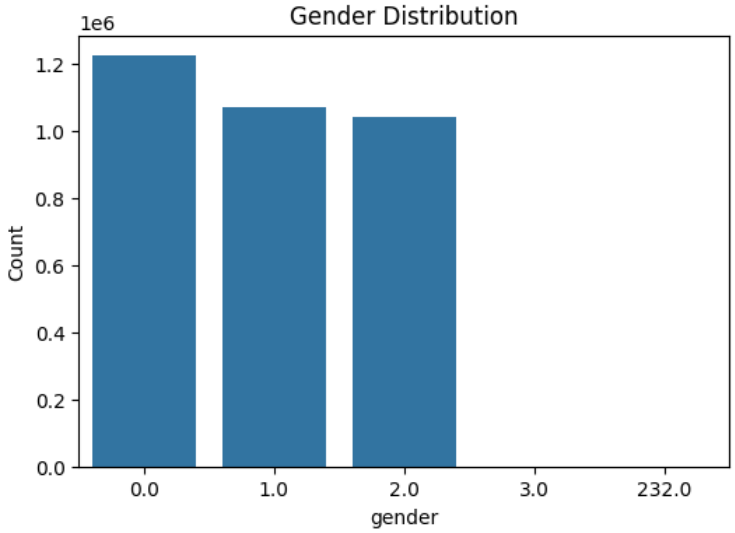
```
user_df['school_length'] = user_df['school'].apply(lambda x: len(x) if x is not None else 0)

user_df['school_length'].describe()
```
✓ 1.3s Python

```
count    3.330294e+06
mean     1.137576e+01
std      1.756154e+01
min      0.000000e+00
25%      0.000000e+00
50%      0.000000e+00
75%      2.400000e+01
max      1.740000e+02
Name: school_length, dtype: float64
```

Hình 8: Tạo một cột "school_length" để phân tích độ dài mỗi sample của cột



Hình 9: Trực quan hóa độ dài của sample cột "school"



Hình 10: Trực quan hóa phân bố các giá trị của cột "gender"

c) Bảng teacher.json

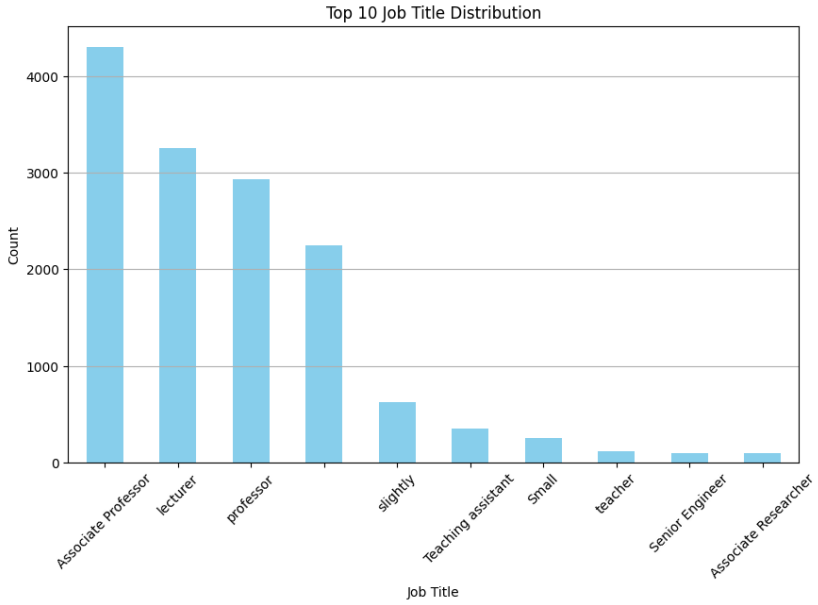
Sau đây là các thống số cơ bản của bảng

	id	name	name_en	about	job_title	org_name
count	17018	17018	17018	13893	14768	17018
unique	17018	13967	11061	12536	1323	998
top	T_1	顾礼平		slightly	Associate Professor	Tsinghua University
freq	1	20	4142	626	4305	1140

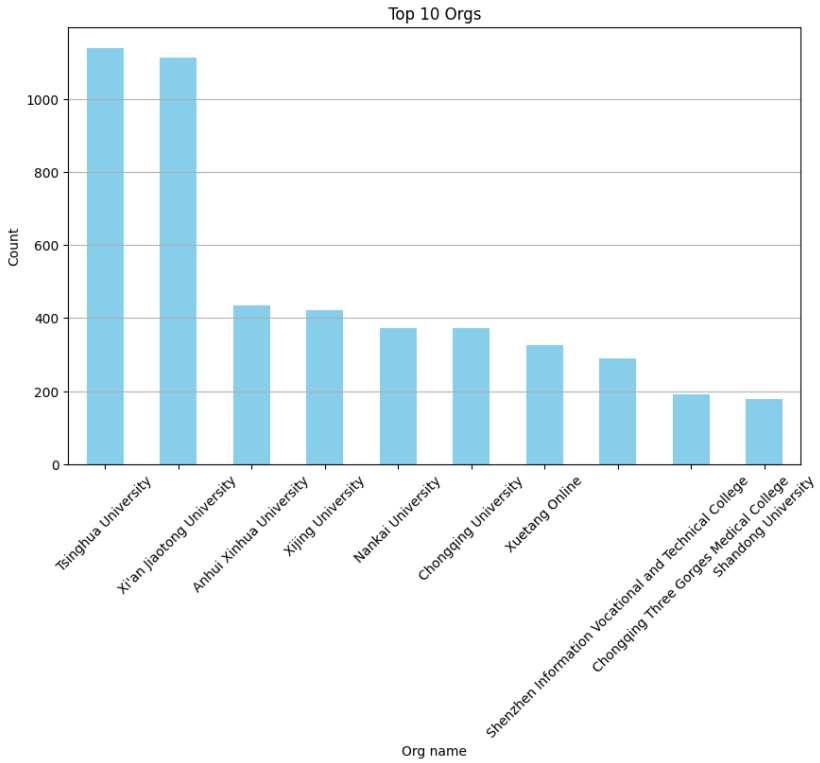
	0
id	object
name	object
name_en	object
about	object
job_title	object
org_name	object

dtype: object

Tham khảo phân phối của top 10 tên việc xuất hiện nhiều nhất trong bảng



Tham khảo phân phối của top 10 tổ chức xuất hiện nhiều nhất trong bảng

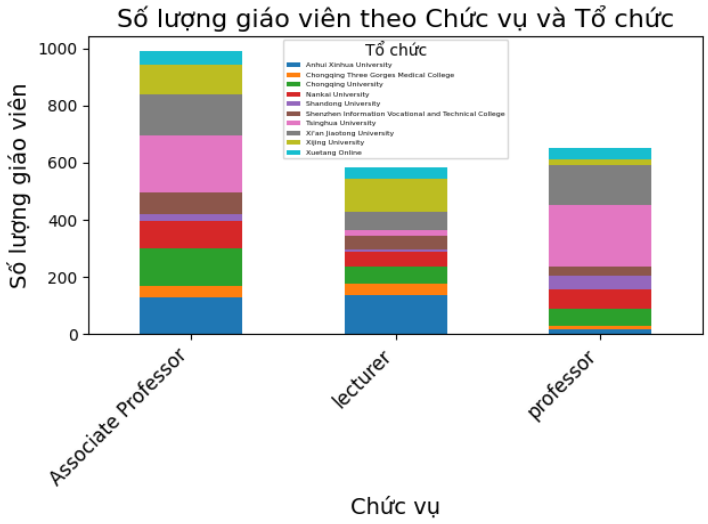


Ta thực hiện phân tích mối quan hệ giữa ba chức vụ (job titles) có số lượng giáo viên nhiều nhất và mười tổ chức (organizations) có số lượng giáo viên cao nhất

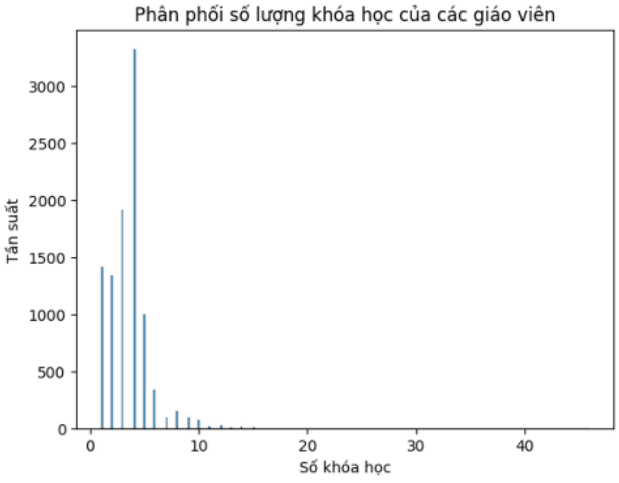
```
print("Bảng tần suất giữa job_title và org_name:")
contingency_table
```

Bảng tần suất giữa job_title và org_name:

org_name	Anhui Xinhua University	Chongqing Three Gorges Medical College	Chongqing University	Nankai University	Shandong University	Shenzhen Information Vocational and Technical College	Tsinghua University	Xi'an Jiaotong University	Xijing University	Xuetang Online
job_title										
Associate Professor	130	39	130	97	23	78	199	144	105	47
lecturer	136	42	58	52	10	48	19	62	117	41
professor	16	14	57	68	49	33	217	138	19	40

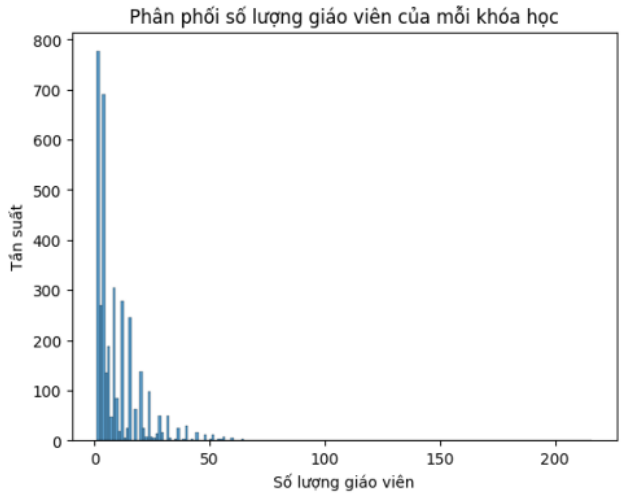


Sau khi lọc bỏ các liên kết có khóa học hoặc teacher không tồn tại dựa vào file course-teacher.txt, số hàng còn lại là 35593. Các thông tin được trực quan hóa như sau



	count
count	9876.000000
mean	3.603989
std	2.322770
min	1.000000
25%	2.000000
50%	4.000000
75%	4.000000
max	46.000000

Hình 11: Histogram thể hiện số lượng khóa học của mỗi teacher và bảng thống kê mô tả tương ứng



	count
count	3673.000000
mean	9.690444
std	11.383169
min	1.000000
25%	3.000000
50%	5.000000
75%	12.000000
max	216.000000

Hình 12: Histogram thể hiện số lượng teacher của mỗi khóa học và bảng thống kê mô tả tương ứng

d) Bảng school.json

Ta đếm dữ liệu ở từng cột, đếm các giá trị đặc biệt, giá trị xuất hiện nhiều nhất với tần số của nó:

```
df.describe(include='all')
```

Python

	id	name	name_en	sign	about	motto
count	428	428	428	428	428	428
unique	428	421	423	420	420	138
top	S_1	长安大学	Dalian University of Technology	hzic	Hebei Normal University Of Science & Technolog...	
freq	1	2	2	2	2	282

Kiểm tra kiểu dữ liệu của từng cột:

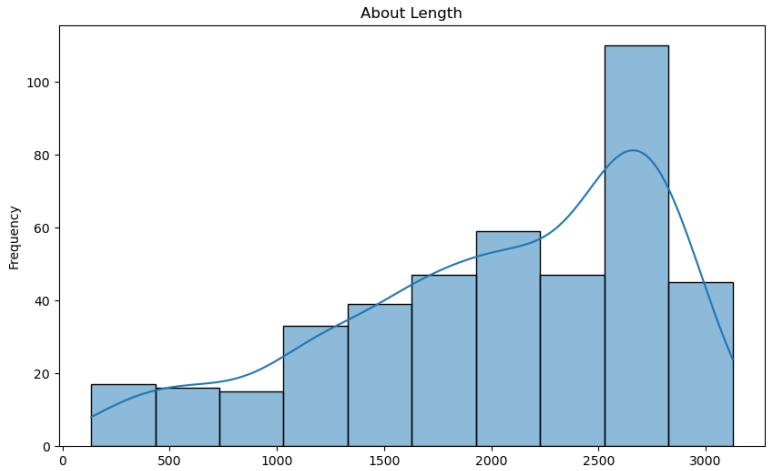
```
[99]  pd.DataFrame(df.info())

...   <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
      RangeIndex: 428 entries, 0 to 427
      Data columns (total 6 columns):
       #   Column   Non-Null Count  Dtype
      ---  ------   --------------  -----
       0   id       428 non-null    object
       1   name     428 non-null    object
       2   name_en  428 non-null    object
       3   sign     428 non-null    object
       4   about    428 non-null    object
       5   motto    428 non-null    object
      dtypes: object(6)
      memory usage: 20.2+ KB
```

Ta tạo 2 cột mới là "about_length" và "motto_length" để lần lượt thể hiện độ dài của giá trị dữ liệu ở 2 cột "about" và "motto":

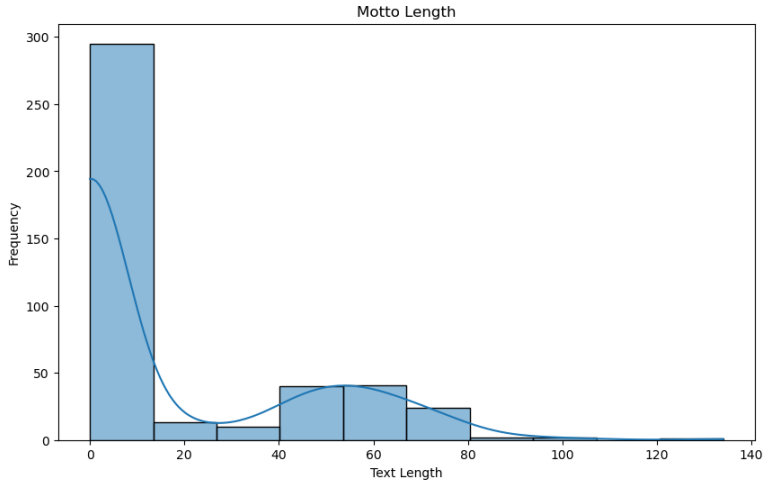
```
00]  lengths_df = pd.DataFrame({
         'about_length': df['about'].apply(len),
         'motto_length': df['motto'].apply(len)
     })
     # Display summary
     lengths_df[['about_length', 'motto_length']].describe()
```

	about_length	motto_length
count	428.000000	428.000000
mean	2023.530374	16.955607
std	737.761007	26.937787
min	134.000000	0.000000
25%	1552.750000	0.000000
50%	2157.000000	0.000000
75%	2647.750000	42.000000
max	3126.000000	134.000000

Có 2 cột ta cần là “about_length” và “motto_length” để ta tìm phân bố độ dài của giá trị lên đồ thị:



Dựa vào biểu đồ ta có thể nhận xét rằng mô tả của các trường đều rất chi tiết, số lượng trường với số lượng từ phần mô tả > 2000 chiếm phần lớn. Tuy nhiên thông tin này có vẻ không hữu ích với hệ thống khuyến nghị.



Hầu hết các trường đại học đều có một khẩu hiệu ngắn gọn dưới 20 từ vì chủ yếu khẩu hiệu sẽ đơn giản nhất có thể để truyền đạt tầm nhìn và mục tiêu của trường một cách trực tiếp ngắn gọn, đọng lại trong trí nhớ người xem. Một phần nhỏ hơn các trường có khẩu hiệu tương đối dài với 40 đến 88 chữ.

e) Bảng course-field.json

```python
# 1. Số lượng khóa học
num_courses = df['course_id'].nunique()
print(f"Số lượng khóa học: {num_courses}")

# 2. Số lượng các lĩnh vực khác nhau
unique_fields = set(field for fields_list in df['field'] for field in fields_list)
num_unique_fields = len(unique_fields)
print(f"Số lượng các lĩnh vực khác nhau: {num_unique_fields}")
```

✓ 0.0s Python

```
Số lượng khóa học: 632
Số lượng các lĩnh vực khác nhau: 82
```

Hình 13: Tổng số lượng khóa học và tổng số lượng các lĩnh vực khác nhau

```python
# 3. Phân bố số lượng khóa học theo từng lĩnh vực
field_distribution = df.explode('field')['field'].value_counts()
print("\nPhân bố số lượng khóa học theo từng lĩnh vực:")
print(field_distribution)
```

✓ 0.0s Python

```
Phân bố số lượng khóa học theo từng lĩnh vực:
field
Computer Science and Technology                   75
foreign languages and literature                  43
Art                                               38
Chinese language and literature                   26
Management Science and Engineering                25
                                                  ..
Battle Science                                     1
Military Logistics and Military Equipment Science  1
Weapons Science and Technology                     1
Army Command Science                               1
Mining Engineering                                 1
Name: count, Length: 82, dtype: int64
```

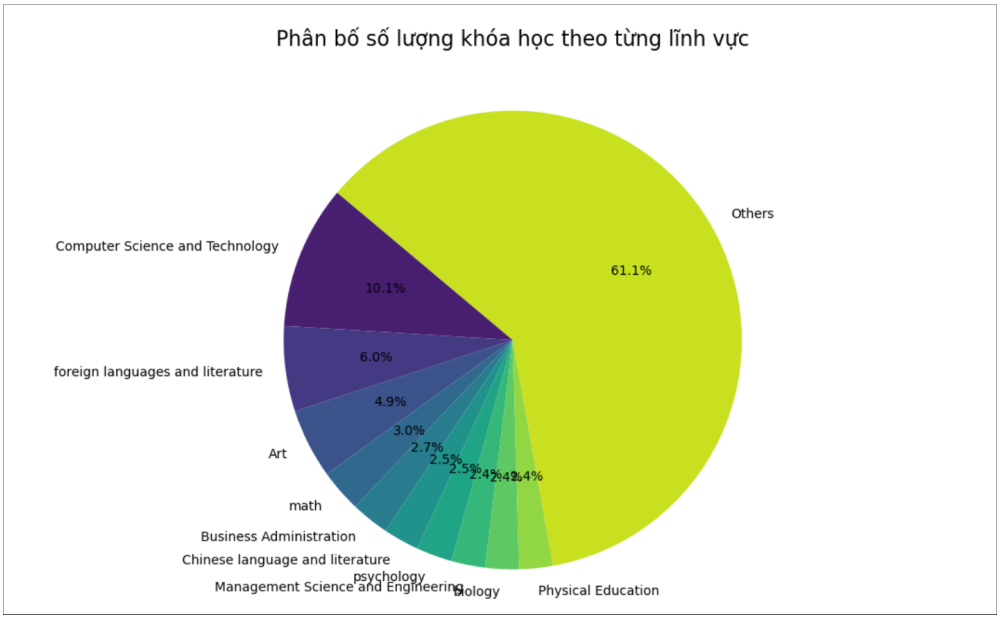
Hình 14: Phân bố số lượng khóa học theo từng lĩnh vực

```python
# 4. Phân bố độ dài tên khóa học (số ký tự)
course_name_length = df['course_name'].apply(len)
print("\nThống kê độ dài tên khóa học:")
print(course_name_length.describe())
```

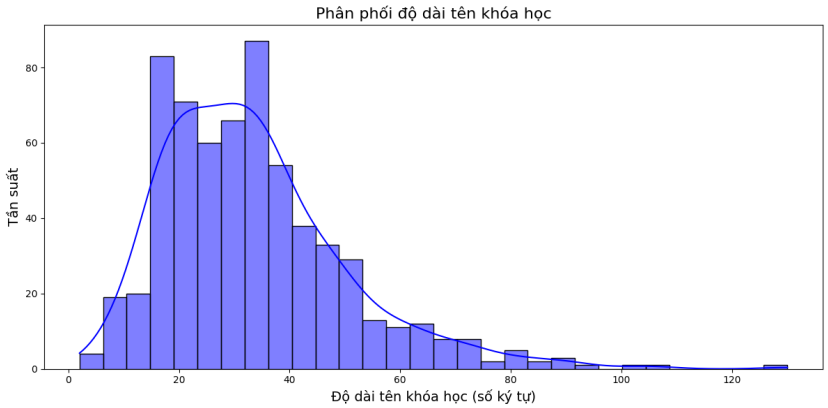
0.0s Python

```
Thống kê độ dài tên khóa học:
count    632.000000
mean      33.507911
std       16.882082
min        2.000000
25%       21.000000
50%       31.000000
75%       41.000000
max      130.000000
Name: course_name, dtype: float64
```

Hình 15: Phân bố độ dài tên khóa học



Hình 16: Biểu đồ thanh thể hiện sự phân bố số lượng khóa học theo từng lĩnh vực



Hình 17: Biểu đồ phân phối cho độ dài tên khóa học

5.2.3. Làm sạch dữ liệu

a) Bảng course.json

Ta kiểm tra dữ liệu thiếu, dữ liệu không nhất quán, dữ liệu trùng lặp và dữ liệu trống:

Đầu tiên ta thấy được có 647 giá trị ở cột "name_trans" bị trùng lặp cho dù id không bị trùng, chứng tỏ có sự lỗi nhất định trong bộ dữ liệu, cũng như nãy đã thống kê ta thấy được có rất nhiều giá trị trống ở cột "field_trans".

Ta kiểm tra kĩ hơn về các dòng có giá trị trong cột "name" bị trùng lặp:

	NaN values	NA values	Duplicated rows	Empty values
id	0	0	0	0
name_trans	0	0	224	0
field_trans	0	0	618	603
prerequisites_trans	0	0	459	413
about_trans	0	0	52	13
resource	0	0	0	0
course_name	603	603	607	0
field	603	603	618	0

	id	name_trans	field_trans	prerequisites_trans	about_trans	resource	course_name	field
1490	769273	introduction to the basic principles of marxism	(political science,)		"basic principles of marxism" educates college...	{'titles': ['导论', '1.1 马克思，何许人也？ ', 'Video'], ...	马克思主义基本原理概论（2019春）	[政治学]
1598	837985	introduction to the basic principles of marxism	()	"ideological and moral cultivation and legal b...	why is marx right? what are "universal values"...	{'titles': ['专题一：为什么是马克思？ ', '1.1 为什么是马克思主义？ ',...	NaN	NaN
2826	1891061	introduction to the basic principles of marxism	()		the basic principles of marxism are the basic ...	{'titles': ['绪论', '1.青年马克思', '青年马克思'], 'resou...	NaN	NaN
3757	2342515	introduction to the basic principles of marxism	()	ideological and moral cultivation and legal fo...	the course "introduction to the basic principl...	{'titles': ['绪论', None, '序言'], 'resource_id':...	NaN	NaN

Ta thấy được đa số dữ liệu trong này cột "field" đa số bị trống và trùng lặp, cũng như các cột khác không có ý nghĩa hoặc trùng với các cột khác, thực hiện chi square test, ta có được kết quả với P-value rất thấp, chứng tỏ các giá trị phụ thuộc với nhau chứ không hề có giá trị mới. Chứng tỏ ta có thể xoá được các dòng dữ liệu này, cũng như các khoá học không tồn tại trong "course-field.json".

b) Bảng user.json

Ta thấy cột "year_of_birth" bị thiếu dữ liệu hơn 97% trong khi các cột còn lại tỉ lệ % thiếu là rất thấp. Ta tiến hành loại bỏ cột này, sau đó ta sẽ tiến hành xử lý dữ liệu nhiễu trên cột gender với 2 giá trị nhiễu là 232 và 3

c) Bảng concept.json

Ta thấy cột "id" bị thiếu 207 giá trị, ta tiến hành bỏ các hàng này.

```
print("Số lượng giá trị thiếu trong từng cột:")
print(df.isnull().sum())
df = df.dropna()
print("Số lượng thiếu sau khi xử lý:", df.isna().sum().sum())
```

✓ 0.3s

```
Số lượng giá trị thiếu trong từng cột:
id         207
name         0
context      0
dtype: int64
Số lượng thiếu sau khi xử lý: 0
```

Ta kiểm tra kĩ hơn về các bản ghi có giá trị trùng lặp và xử lý chúng:

3.2 Xử lý dữ liệu trùng lặp

```
print("Số lượng bản ghi trùng lặp:", df.duplicated().sum())
duplicates = df[df.duplicated(keep=False)]
display(duplicates)
df = df.drop_duplicates()
print("Số lượng trùng lặp sau khi xử lý:", df.duplicated().sum())
```

✓ 4.7s

```
Số lượng bản ghi trùng lặp: 11543
```

	id	name	context
16	K_Dorsal digital vein_Human anatomy	Dorsal digital vein	[]
240	K_Hilar lymph node tuberculosis_Tuberculosis	Hilar lymph node tuberculosis	[]
246	K_Dynamic stability_Ship engineering	Dynamic stability	[]
287	K_Vesicouterine fistula_Urology	Vesicouterine fistula	[]
289	K_Vesicouterine fistula_Urology	Vesicouterine fistula	[]
...	...	...	...
637335	K_Genetically modified corn_Food Science and E...	Genetically modified corn	[]
637374	K_Meringue_Food Science and Engineering	Meringue	[]
637376	K_Hip fracture_Food Science and Engineering	Hip fracture	[]
637527	K_Esters_Food Science and Engineering	Esters	[]
637570	K_Genetically modified corn_Food Science and E...	Genetically modified corn	[]

21106 rows × 3 columns

```
Số lượng trùng lặp sau khi xử lý: 0
```

d) Bảng course-field.json

Sử dụng isnull().sum() để tính số lượng giá trị thiếu trong từng cột. Sau đó loại bỏ hàng chứa giá trị thiếu bằng cách sử dụng dropna()

```
Số lượng giá trị thiếu trong từng cột:
course_id      0
course_name    0
field          0
dtype: int64

Tỷ lệ dữ liệu thiếu trong từng cột (%):
course_id      0.0
course_name    0.0
field          0.0
dtype: float64

Số lượng giá trị thiếu sau khi xử lý:
course_id      0
course_name    0
field          0
dtype: int64
```

Dữ liệu văn bản thường chứa nhiều thông tin nhiễu chẳng hạn như các ký tự không mong muốn: Các ký tự đặc biệt, dấu câu, hoặc ký tự không phải chữ cái có thể làm giảm chất lượng phân tích. Ở đây chúng ta sẽ tiến hành loại bỏ các ký tự không cần thiết, các khoảng trắng dư thừa và thường hóa các ký tự viết hoa

Để kiểm tra dữ liệu trùng lặp, chúng ta sử dụng phương thức duplicated() trong pandas. Đầu tiên xác định các bản ghi trùng lặp, sau đó đếm số lượng và hiển thị các bảng ghi trùng lặp đó. Sau đó tiến hành xóa bản ghi trùng lặp bằng cách sử dụng drop_duplicates()

```python
# Chuyển đổi cột 'field' thành chuỗi
df['field'] = df['field'].apply(lambda x: ', '.join(x))

# Kiểm tra dữ liệu trùng lặp
duplicate_rows = df.duplicated()

# Đếm số lượng bản ghi trùng lặp
num_duplicates = duplicate_rows.sum()
print(f"Số lượng bản ghi trùng lặp: {num_duplicates}")

# Hiển thị các bản ghi trùng lặp
if num_duplicates > 0:
    print("Các bản ghi trùng lặp:")
    print(df[duplicate_rows])

# Xóa bản ghi trùng lặp (nếu cần)
df_cleaned = df.drop_duplicates()

# Kiểm tra lại số lượng bản ghi sau khi xóa trùng lặp
print(f"Số lượng bản ghi sau khi xóa trùng lặp: {len(df_cleaned)}")
```

✓ 0.0s Python

```
Số lượng bản ghi trùng lặp: 0
Số lượng bản ghi sau khi xóa trùng lặp: 632
```

e) Bảng school.json

Ta xoá cột "name" đi vì trùng với ý nghĩa với cột "name_en" (tên nhưng trong Tiếng Anh)

Ta thống nhất cột "sign" (kí hiệu đại diện cho trường) đều là tất cả in hoa:

```
df['sign'] = df['sign'].str.upper() ## convert to uppercase for consistent
df['sign'].value_counts()
```

[113]

```
sign
XJTU        2
HZIC        2
TJU         2
QDU         2
ECUST       2
           ..
PASTEURX    1
DELFTX      1
RICE        1
BURGUNDYX   1
HLJUCM      1
Name: count, Length: 418, dtype: int64
```

Vì ở đây tên trường ("name_en") cũng như kí hiệu ("sign") là chìa khoá chính, hay nói cách khác là giá trị duy nhất nên không thể có dòng trùng với nhau, ta tiến hành xoá các dòng trùng giá trị:

Xử lí dữ liệu trùng lặp

```
df.drop_duplicates(subset=['name_en'], keep='first', inplace=True)
df.drop_duplicates(subset=['sign'], keep='first', inplace=True)
```

4]

```
name_en_counts = df['name_en'].value_counts()
name_en_counts[ name_en_counts > 1]
```

0]

```
Series([], Name: count, dtype: int64)
```

```
sign_counts = df['sign'].value_counts()
sign_counts[ sign_counts > 1]
```

6]

```
Series([], Name: count, dtype: int64)
```

g) Bảng teacher.json

Ở đây có cột name_en bị thiếu nên điền vào cột đó bằng cách lấy phiên âm của cột name là được. Để làm việc này có thể sử dụng thư viện pypinyin để lấy phát âm dùng cho tên tiếng anh.

```python
from pypinyin import pinyin, Style
from functools import reduce

def get_reading(name):
    return ' '.join(r[0] for r in pinyin(name, style=Style.NORMAL))

print(f'Example name translation: "陈怡" to "{get_reading('陈怡')}"')

print("Before filling missing data:")
missing_data = df.isna().any(axis=1)
display(df[missing_data].head())

print("After filling missing data:")
df['name_en'] = df['name_en'].fillna(df['name'].apply(get_reading))
df[missing_data].head()
```

✓ 1.3s

```
Example name translation: "陈怡" to "chen yi"
Before filling missing data:
```

	id	name	name_en	about	job_title	org_name
3	T_4	谢维和	None	谢维和，博士、教授、博士生导师、教育研究院院长。研究方向：教育学原理、教育社会学、高等教育和...	教授	清华大学
5	T_6	王孙禺	None	王孙禺，汉族，教授、博士生导师，出生于1947年10月，曾任清华大学人文社会科学学院党委书记...	教授	清华大学
6	T_7	袁本涛	None	袁本涛，博士、教授、博士生导师，现任教育研究院副院长，主要研究领域为高等教育政策，高等教育管...	教授	清华大学
7	T_8	林健	None	林健，福建福州人，英国Lancaster大学管理学博士、博士后，清华大学公共管理学教授、博士...	教授	清华大学
8	T_9	程建钢	None	程建钢，博士、教授、博士生导师，教育技术学学科负责人暨学术带头人， 中国教育技术协会学术委员...	教授	清华大学

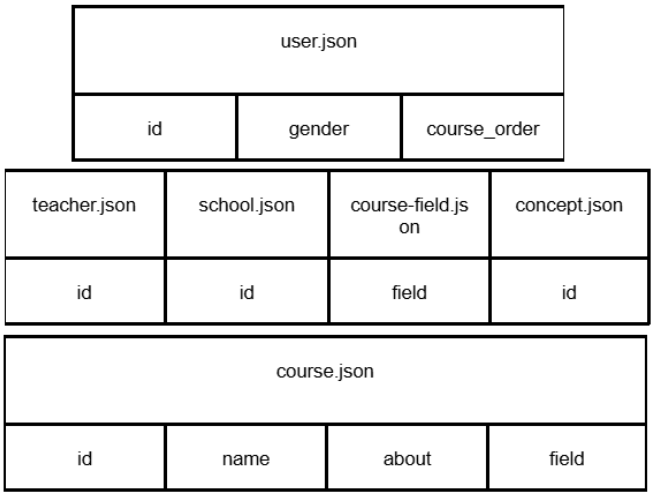
```
After filling missing data:
```

	id	name	name_en	about	job_title	org_name
3	T_4	谢维和	xie wei he	谢维和，博士、教授、博士生导师、教育研究院院长。研究方向：教育学原理、教育社会学、高等教育和...	教授	清华大学
5	T_6	王孙禺	wang sun yu	王孙禺，汉族，教授、博士生导师，出生于1947年10月，曾任清华大学人文社会科学学院党委书记...	教授	清华大学
6	T_7	袁本涛	yuan ben tao	袁本涛，博士、教授、博士生导师，现任教育研究院副院长，主要研究领域为高等教育政策，高等教育管...	教授	清华大学
7	T_8	林健	lin jian	林健，福建福州人，英国Lancaster大学管理学博士、博士后，清华大学公共管理学教授、博士...	教授	清华大学
8	T_9	程建钢	cheng jian gang	程建钢，博士、教授、博士生导师，教育技术学学科负责人暨学术带头人， 中国教育技术协会学术委员...	教授	清华大学

5.2.4. Chuyển đổi dữ liệu

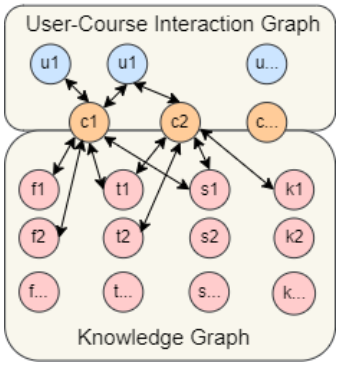
Feature Engineering: Nhóm sẽ chọn các bảng và thuộc tính có thể sử dụng để tạo ra feature các mô hình khuyến nghị dựa trên bộ dữ liệu đã xử lý và làm sạch trước đó:

Các bảng được chọn và thuộc tính sử dụng:



- Với ‘user.json’: ‘course_order’ gồm các khóa học mà user đã đăng ký với khóa học sau cùng là khóa học gần đây nhất, dùng để tạo liên kết giữa ‘user.json’ và ‘course.json’.
- Với ‘course.json’: Đây là table quan trọng chứa thông tin về các khóa học như ‘name’, ‘about’ và ‘field’.
- Với ‘teacher.json’, ‘school.json’: dùng để tạo relation với ‘course.json’ chứa thông tin về trường tổ chức khóa học và giáo viên giảng dạy.
- Với ‘course-field.json’: chứa các field của mỗi khóa học, dùng để kiểm tra với trường ‘field’ trong ‘course.json’.
- Với ‘concept.json’: id theo quy ước ‘K_concept namefield’, tạo thêm feature concept-name_field với mỗi khoá học.

Tạo knowledge graph:



Tạo interaction giữa người dùng với khóa học: sử dụng 5-core filtering, lọc người dùng với ít hơn 5 khóa học và những khóa học có số lượng đăng ký dưới 5.

Kết quả: Vì data đã được xử lý trước đó nên ta thấy không có thay đổi đáng kể

Trước khi filter	Sau khi filter
1.183.774 interactions	1.182.745 interactions

Tạo relation giữa các entities: course-relation-attribute. Sau đó ta tiến hành lọc theo tiêu chí, số lần course xuất hiện tối thiểu là 5 và số lần xuất hiện tối thiểu của một relation là 25.

Kết quả:

Trước khi filter	Sau khi filter
376.093 interactions	71.787 interactions

5.2.5. Chia tập dữ liệu

- Dữ liệu cuối cùng được chia theo chiến lược leave-one-out: Với mỗi user, nhóm giữ khoá học cuối cùng làm test, các khoá học còn lại làm train.
- Dữ liệu cuối cùng để thực nghiệm có 4 loại dữ liệu chính: dữ liệu thô (chưa xử lí), 10% dữ liệu thô, dữ liệu đã xử lí (chiến lược leave-one-out) và 10% dữ liệu đã xử lí.

5.3. Độ đo đánh giá

5.4. Kịch bản thực nghiệm

5.5. Đánh giá kết quả thực nghiệm

6. Kết luận và hướng phát triển