

Application des règles d'association sur le dataset movielens en utilisant python et les bibliothèques pandas et mlxtend

preprocesseing de la dataset movielens

Installation du module 'mlxtend' qui permet de calculer les règles d'association*

Entrée [28]:

```
!pip install mlxtend
```

Collecting mlxtend

Downloading <https://files.pythonhosted.org/packages/86/30/781c0b962a70848db83339567ecab656638c62f05adb064cb33c0ae49244/mlxtend-0.18.0-py2.py3-none-any.whl> (1.3MB)

Requirement already satisfied: joblib>=0.13.2 in c:\programdata\anaconda3\lib\site-packages (from mlxtend) (0.14.1)

Requirement already satisfied: numpy>=1.16.2 in c:\programdata\anaconda3\lib\site-packages (from mlxtend) (1.17.4)

Requirement already satisfied: setuptools in c:\programdata\anaconda3\lib\site-packages (from mlxtend) (41.6.0.post20191030)

Requirement already satisfied: matplotlib>=3.0.0 in c:\programdata\anaconda3\lib\site-packages (from mlxtend) (3.1.2)

Requirement already satisfied: scikit-learn>=0.20.3 in c:\programdata\anaconda3\lib\site-packages (from mlxtend) (0.22.2.post1)

Requirement already satisfied: pandas>=0.24.2 in c:\programdata\anaconda3\lib\site-packages (from mlxtend) (0.25.3)

Requirement already satisfied: scipy>=1.2.1 in c:\programdata\anaconda3\lib\site-packages (from mlxtend) (1.4.1)

Importation des bibliothèques nécessaires

Entrée [30]:

```
import pandas as pd
from random import sample
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules
import matplotlib.pyplot as plt
```

Chargement des données contenues dans les deux fichiers movie.csv et rating.csv

Entrée [3]:

```
movies = pd.read_csv("movielens/movie.csv")
rating = pd.read_csv("movielens/rating.csv")
```

Exploration des données

Entrée [5]:

```
movies.head(10)
```

Out[5]:

	movieId	title	genres
0	1	Toy Story (1995)	Adventure Animation Children Comedy Fantasy
1	2	Jumanji (1995)	Adventure Children Fantasy
2	3	Grumpier Old Men (1995)	Comedy Romance
3	4	Waiting to Exhale (1995)	Comedy Drama Romance
4	5	Father of the Bride Part II (1995)	Comedy
5	6	Heat (1995)	Action Crime Thriller
6	7	Sabrina (1995)	Comedy Romance
7	8	Tom and Huck (1995)	Adventure Children
8	9	Sudden Death (1995)	Action
9	10	GoldenEye (1995)	Action Adventure Thriller

Le fichiers movies.csv contient les données sur les films : id, titre et genres

Entrée [4]:

```
rating.head(10)
```

Out[4]:

	userId	movieId	rating	timestamp
0	1	2	3.5	2005-04-02 23:53:47
1	1	29	3.5	2005-04-02 23:31:16
2	1	32	3.5	2005-04-02 23:33:39
3	1	47	3.5	2005-04-02 23:32:07
4	1	50	3.5	2005-04-02 23:29:40
5	1	112	3.5	2004-09-10 03:09:00
6	1	151	4.0	2004-09-10 03:08:54
7	1	223	4.0	2005-04-02 23:46:13
8	1	253	4.0	2005-04-02 23:35:40
9	1	260	4.0	2005-04-02 23:33:46

Le fichier rating.csv contient les données sur l'évaluation de chaque utilisateurs sur les différents films

Entrée [79]:

```
# Afficher Le nombres de films
movies.movieId.count()
```

Out[79]:

27278

- Remarque : le nombre de films est très grand donc on va se contenter à étudier les règles d'association pour 100 films les plus vus

Afficher le nombres de vues (utilisateurs) pour chaque film afin de réduire nos données cibles et réstreindre l'étude sur les 100 films les plus fréquents (j'ai eu un problème de mémoire en essayant de faire l'étude sur tous les films)

Entrée [44]:

```
most_viewed_movies = rating.groupby('movieId')[['userId']].count().sort_values('userId', as
most_viewed_movies
```

Out[44]:

	userId
movieId	
296	67310
356	66172
318	63366
593	63299
480	59715
...	...
185	24618
1961	24591
1923	24582

Convertir la colonne contenant les Ids des films en une list afin de pouvoir l'utiliser dans les conditions de filtre de pandas

Entrée [48]:

```
selected_movies = list(most_viewed_movies.index)
selected_movies
```

Out[48]:

```
[296,
 356,
 318,
 593,
 480,
 260,
 110,
 589,
 2571,
 527,
 1,
 457,
 150,
 780,
 50,
 1210,
 592,
 1196,
 2858,
 32,
 590,
 1198,
 608,
 47,
 380,
 588,
 377,
 1270,
 858,
 2959,
 2762,
 364,
 344,
 4993,
 648,
 2028,
 1580,
 595,
 500,
 367,
 5952,
 165,
 597,
 1240,
 1136,
 3578,
 153,
 1097,
 1197,
 736,
 34,
 1721,
 231,
 1265,
```

Type setting math: 0%

```
4306,  
316,  
7153,  
733,  
1291,  
1214,  
541,  
4226,  
1036,  
1193,  
2628,  
349,  
587,  
2716,  
10,  
539,  
586,  
1073,  
1704,  
208,  
357,  
1527,  
1089,  
253,  
1221,  
1200,  
2997,  
3793,  
1617,  
1213,  
329,  
39,  
292,  
293,  
454,  
6539,  
924,  
3996,  
434,  
1206,  
2683,  
185,  
1961,  
1923,  
2396,  
111]
```

Obtenir une dataframe contenant juste les Ids des utilisateurs qui ont regarder les premiers 100 films précédemment sélectionnés

Entrée [49]:

```
selected_rating = rating[rating.movieId.isin(selected_movies)][["userId", "movieId"]]
selected_rating
```

Out[49]:

	userId	movieId
2	1	32
3	1	47
4	1	50
8	1	253
9	1	260
...
20000092	138493	4306
20000108	138493	4993
20000130	138493	5952
20000142	138493	6539
20000159	138493	7153

3576663 rows × 2 columns

Convertir les données du films en binaire avec la fonction get_dummies de pandas (One Hot Encoding)

Entrée [50]:

```
rated_movies_df = pd.get_dummies(selected_rating.movieId)
rated_movies_df
```

Out[50]:

	1	10	32	34	39	47	50	110	111	150	...	2997	3578	3793	3996	4226	4306
2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
...
20000092	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	1
20000108	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
20000130	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
20000142	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0
20000159	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0

3576663 rows × 100 columns

Afin que notre dataset soit utilisable par l'algorithme apriori de python on doit applique l'encodage oneHotEncoding l'encodage oneHotEncoding est applique sur une seule colonne(movieId) ce qui fait que le résultat obtenus ne contiendra pas la valeur de userId, donc on doit après l'encodage reconcaténer avec cette colonne à partir du dataframe source.

Ajout de la colonne userId

Entrée [52]:

```
oneHotEncoded_df = pd.concat([selected_rating[['userId']], rated_movies_df], axis=1, join='outer')
oneHotEncoded_df
```

Out[52]:

	userId	1	10	32	34	39	47	50	110	111	...	2997	3578	3793	3996	4226	43
2	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
3	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
4	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	...	0	0	0	0	0	
8	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
9	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
...
20000092	138493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
20000108	138493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
20000130	138493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
20000142	138493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	
20000159	138493	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	

3576663 rows × 101 columns

Faire un groupby par userId pour grouper les films vu par un même utilisateur dans la même ligne

Entrée [53]:

```
data_df = oneHotEncoded_df.groupby(['userId']).sum()
data_df
```

Out[53]:

	1	10	32	34	39	47	50	110	111	150	...	2997	3578	3793	3996	4226	4306	4993	5952	6
userId																				
1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	...	0	0	0	1	1	1	1	1	1
2	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
...
138489	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
138490	0	0	1	1	0	0	0	1	1	1	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Appliquer la règle Apriori

Le module apriori de la bibliothèque mlxtend permet une implémentation rapide et efficace d'apriori.

Entrée [61]:

```
freq_items = apriori(data_df, min_support=0.25, use_colnames=True, verbose=1)
freq_items.head(7)
```

Processing 24 combinations | Sampling itemset size 432

Out[61]:

	support	itemsets
0	0.369677	(1)
1	0.334603	(32)
2	0.321726	(47)
3	0.349674	(50)
4	0.399984	(110)
5	0.355410	(150)
6	0.252477	(165)

Calcule des règles d'association

Typesetting math: 0%

Entrée [64]:

```
rules = association_rules(freq_items, metric="confidence", min_threshold=0.6)
rules.tail(20)
```

Out[64]:

	antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	levera
66	(296, 356)	(318)	0.346252	0.471375	0.256293	0.740192	1.570284	0.0930
67	(296, 318)	(356)	0.340480	0.492249	0.256293	0.752742	1.529191	0.0886
68	(356, 318)	(296)	0.314875	0.500714	0.256293	0.813953	1.625584	0.0986
69	(296, 593)	(318)	0.354933	0.471375	0.264893	0.746317	1.583276	0.0975
70	(296, 318)	(593)	0.340480	0.470877	0.264893	0.777999	1.652235	0.1045
71	(593, 318)	(296)	0.320000	0.500714	0.264893	0.827789	1.653217	0.1046
72	(480, 296)	(356)	0.309452	0.492249	0.268382	0.867280	1.761875	0.1160
73	(480, 356)	(296)	0.347056	0.500714	0.268382	0.773310	1.544414	0.0946
74	(296, 356)	(480)	0.346252	0.444215	0.268382	0.775104	1.744883	0.1145
75	(480)	(296, 356)	0.444215	0.346252	0.268382	0.604170	1.744883	0.1145
76	(296, 593)	(356)	0.354933	0.492249	0.270293	0.761532	1.547048	0.0955
77	(296, 356)	(593)	0.346252	0.470877	0.270293	0.780626	1.657814	0.1072
78	(593, 356)	(296)	0.330021	0.500714	0.270293	0.819020	1.635704	0.1050
79	(480, 356)	(589)	0.347056	0.388639	0.251949	0.725961	1.867957	0.1170
80	(480, 589)	(356)	0.307272	0.492249	0.251949	0.819954	1.665730	0.1006
81	(356, 589)	(480)	0.291189	0.444215	0.251949	0.865241	1.947796	0.1225
82	(589)	(480, 356)	0.388639	0.347056	0.251949	0.648285	1.867957	0.1170
83	(480, 593)	(356)	0.301790	0.492249	0.259388	0.859499	1.746066	0.1108
84	(480, 356)	(593)	0.347056	0.470877	0.259388	0.747396	1.587243	0.0959
85	(593, 356)	(480)	0.330021	0.444215	0.259388	0.785975	1.769355	0.1127

On trouve dans les résultats ci-dessus les règles d'association déduite à partir des données.

Les règles sont composées de deux à trois films sous la forme antécédants => conséquents

- La confiance d'une règle d'association est une valeur de pourcentage qui indique la fréquence à laquelle le groupe conséquent de règle se produit parmi tous les groupes contenant le groupe antécédant de la règle. La valeur de confiance indique la fiabilité de cette règle. Plus la valeur est élevée, plus les éléments du groupe conséquent sont susceptibles d'apparaître dans un groupe si l'on sait que tous les éléments du le groupe antécédant sont contenus dans ce groupe.
- Ainsi, la confiance d'une règle est le pourcentage équivalent de m / n , où les valeurs sont:

m : Le nombre de groupes contenant les conséquents de règle et le co

ns de règle joints

n : Le nombre de groupes contenant les antécédants de la règle

Typesetting Math: 0%

- La valeur d'élévation d'une règle est définie comme suit:

$$\begin{aligned} \text{lift} &= \text{confiance} / \text{confiance_attendue} \\ &= \text{confiance} / (s(\text{antécédants}) * s(\text{conséquants}) / s(\text{antécédants} \cup \text{conséquants})) \\ &= \text{confiance} / s(\text{conséquants}) \end{aligned}$$

Entrée [76]:

```
rules[(rules.antecedents.str.len() == 2) & (rules.consequents.str.len() == 2)]
```

Out[76]:

antecedents	consequents	antecedent support	consequent support	support	confidence	lift	leverage	conv
-------------	-------------	--------------------	--------------------	---------	------------	------	----------	------

- il n'y a pas de règle d'association avec 2 antécédants, 2 conséquents ((a1, a2) => (c1, c2))

Visualisation des résultats

Support vs Confidence

Entrée [77]:

```
plt.scatter(rules['support'], rules['confidence'], alpha=0.5)
plt.xlabel('support')
plt.ylabel('confidence')
plt.title('Support vs Confidence')
plt.show()
```



