

SISTEMA DE RECOMENDACIONES



Institución: Universidad Franz Tamayo

Título del proyecto: SISTEMA DE RECOMENDACIONES

Nombre del estudiante: Mel Dusan Mejia Garcia

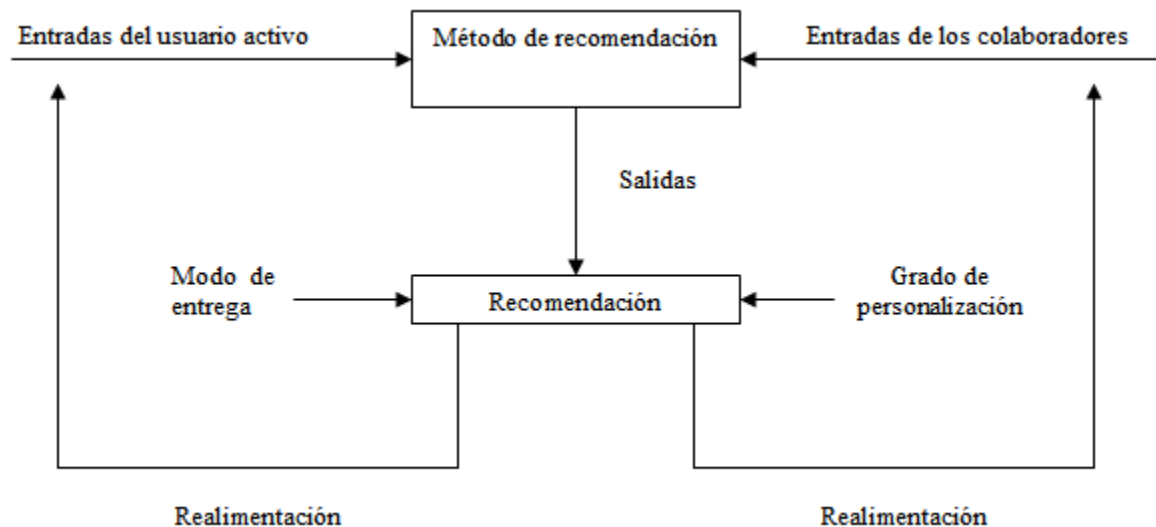
Nombres docentes: Miguel Paco

Contenido

ANTECEDENTES	3
OBJETIVO	3
OBJETIVOS ESPECIFICOS	3
MARCO TEORICO.....	3
METODOLOGIA.....	3
DESARROLLO.....	5
CONCLUSIONES.....	12

ANTECEDENTES

Los sistemas de recomendaciones son herramientas que generan recomendaciones sobre un determinado objeto de estudio, a partir de las preferencias y opiniones dadas por los usuarios. El uso de estos sistemas se está poniendo cada vez más de moda en Internet debido a que son muy útiles para evaluar y filtrar la gran cantidad de información disponible en la Web con objeto de asistir a los usuarios en sus procesos de búsqueda y recuperación de información. En este trabajo realizaremos una revisión de las características y aspectos fundamentales relacionados con el diseño, implementación y estructura de los sistemas de recomendaciones.



OBJETIVO

Desarrollar una aplicación informática que ayude predecir los productos que querrá adquirir un usuario en particular.

OBJETIVOS ESPECIFICOS

1. Analizar la importancia de un sistema de recomendaciones.
2. Desarrollar la aplicación
3. Probar la aplicación (localmente)
4. Desplegar para su uso

METODOLOGIA

Método Deductivo En el método deductivo se utiliza la lógica y toda la información general para formular y dar una solución posible a un problema dado. Luego se comprueba la solución en varias situaciones normales. Por lo tanto, en el método deductivo, el razonamiento va de lo general a lo específico.

Por todo esto el método que utilizaremos será el método deductivo ya que es el que utiliza la información general para dar una solución a un problema dado.

Técnicas de investigación

Para el desarrollo de este sistema se utilizó el siguiente mecanismo para hacer la recolección de datos. Se recopiló información relacionada sobre los tipos de tecnologías para llevar un sistema de recomendaciones adecuado y también la recopilación de datos.

MARCO TEORICO

Python

Python es un lenguaje de programación interpretado cuya filosofía hace hincapié en la legibilidad de su código. Se trata de un lenguaje de programación multiparadigma, ya que soporta orientación a objetos, programación imperativa y, en menor medida, programación funcional. Es un lenguaje interpretado, dinámico y multiplataforma.

DESARROLLO

Cargamos las librerías que utilizaremos

```
2 import numpy as np
3 from sklearn.metrics import mean_squared_error
4 from sklearn.model_selection import train_test_split
5 from sklearn.neighbors import NearestNeighbors
6 import matplotlib.pyplot as plt
7 import sklearn
```

Cargamos y previsualizamos los 3 archivos de datos csv que utilizaremos:

```
1 df_users = pd.read_csv("users.csv")
2 df_repos = pd.read_csv("repos.csv")
3 df_ratings = pd.read_csv("ratings.csv")
4 print(df_users.head())
5 print(df_repos.head())
6 print(df_ratings.head())
```

	userId	username	name
0	1	iris9112	Isabel Ruiz Buriticá
1	2	dianaclarke	Diana
2	3	nateprewitt	Nate Prewitt
3	4	oldani	Ordanis Sanchez
4	5	waflessnet	waflessnet

	repoId	title	categories	stars
0	1	airbnb / javascript	completar	NaN
1	2	kamranahmedse / developer-roadmap	Roadmap to becoming a web developer in 2019	85800.0
2	3	microsoft / vscode	Visual Studio Code	80855.0
3	4	torvalds / linux	Linux kernel source tree	78761.0
4	5	ytdl-org / youtube-dl	Command-line program to download videos from Y...	53909.0

	userId	repoId	rating
0	1	1	2
1	1	2	3
2	1	3	4
3	1	4	5
4	1	5	3

Vemos que tenemos un archivo con la información de los usuarios y sus identificadores, un archivo con la información de los repositorios y finalmente el archivo «ratings» que contiene la valoración por usuario de los repositorios. Como no tenemos REALMENTE una valoración del 1 al 5 -como podríamos tener por ejemplo al valorar películas-, la columna rating **es el número de usuarios que tienen ese mismo repositorio** dentro de nuestra base de datos. Sigamos explorando para comprender un poco mejor:

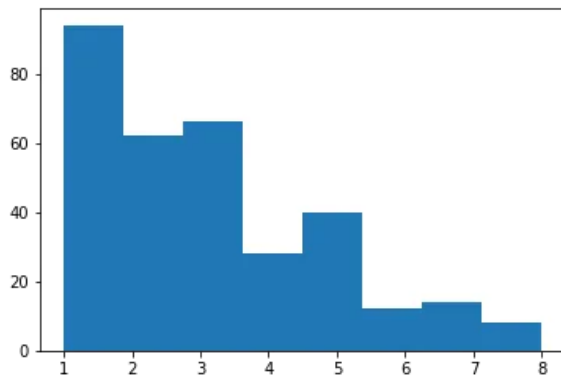
```
1 n_users = df_ratings.userId.unique().shape[0]
2 n_items = df_ratings.repoId.unique().shape[0]
3 print (str(n_users) + ' users')
4 print (str(n_items) + ' items')
```

```
30 users
167 items
```

Vemos que es un dataset reducido, pequeño. Tenemos 30 usuarios y 167 repositorios valorados.

```
1 plt.hist(df_ratings.rating,bins=8)
```

```
1 plt.hist(df_ratings.rating,bins=8)
```

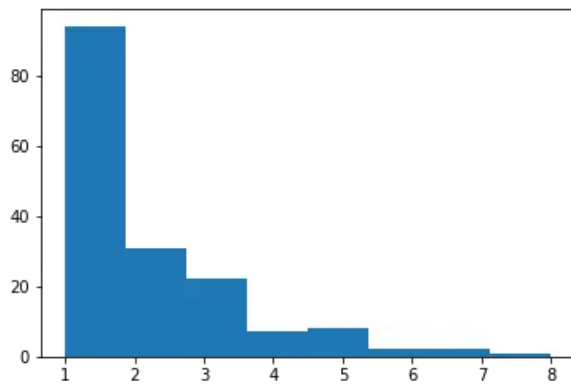


Tenemos más de 80 valoraciones con una puntuación de 1 y unas 40 con puntuación en 5. Veamos las cantidades exactas:

```
1 df_ratings.groupby(["rating"])["userId"].count()
```

```
rating
1 94
2 62
3 66
4 28
5 40
6 12
7 14
8 8
Name: userId, dtype: int64
```

```
1 plt.hist(df_ratings.groupby(["repoId"])["repoId"].count(),bins=8)
```



Aquí vemos la cantidad de repositorios y cuantos usuarios «los tienen». La mayoría de repos los tiene 1 sólo usuario, y no los demás. Hay unos 30 que los tienen 2 usuarios y unos 20 que coinciden 3 usuarios. La suma total debe dar 167.

Creamos la matriz usuarios/ratings

Ahora crearemos la matriz en la que cruzamos todos los usuarios con todos los repositorios.

```
1 df_matrix = pd.pivot_table(df_ratings, values='rating', index='userId', columns='repoId').fillna(0)  
2 df_matrix
```

repoId	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	...
userId											
1	2.0	3.0	4.0	5.0	3.0	1.0	5.0	1.0	0.0	4.0	...
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	5.0	0.0	0.0	0.0	...
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	5.0	0.0	0.0	0.0	...
5	0.0	0.0	0.0	5.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...
6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...
7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	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	0.0	0.0	...
9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...
10	0.0	0.0	0.0	5.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	...

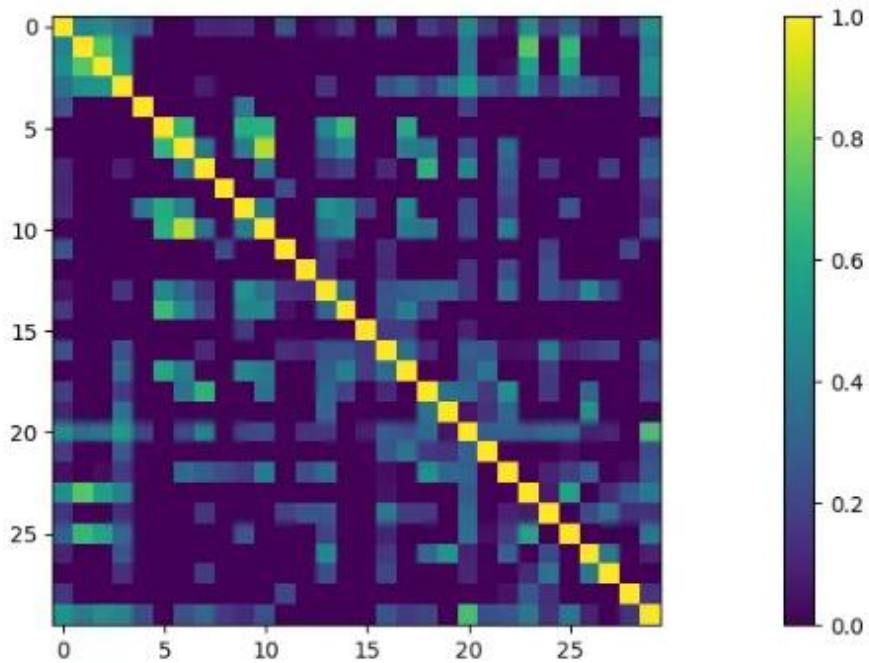
Matriz de Similitud: Distancias por Coseno

Ahora calculamos en una nueva matriz la similitud entre usuarios.

```
1 sim_matrix = 1 - sklearn.metrics.pairwise.cosine_distances(ratings)
2 print(sim_matrix.shape)
```

(30, 30)

```
1 plt.imshow(sim_matrix);
2 plt.colorbar()
3 plt.show()
```

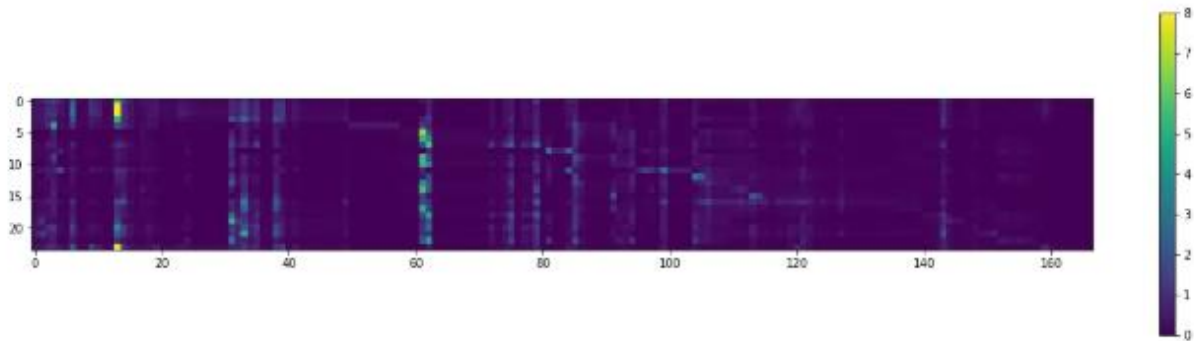


Cuanto más cercano a 1, mayor similitud entre esos usuarios.

Predicciones -ó llamémosle «Sugeridos para ti»-

```
1 #separar las filas y columnas de train y test
2 sim_matrix_train = sim_matrix[0:24,0:24]
3 sim_matrix_test = sim_matrix[24:30,24:30]
4
5 users_predictions = sim_matrix_train.dot(ratings_train) / np.array([np.abs(sim_matrix_train).sum(axis=
```

```
1 plt.rcParams['figure.figsize'] = (20.0, 5.0)
2 plt.imshow(users_predictions);
3 plt.colorbar()
4 plt.show()
```



Vemos pocas recomendaciones que logren puntuar alto. La mayoría estará entre 1 y 2 puntos. Esto tiene que ver con nuestro dataset pequeño.

Hito3

Método 3: Collaborative Filtering Basado en Items

```
In [41]: #basado en items
n_repos = ratings_train.shape[1]
n_repos
```

Out[41]: 167

```
In [42]: neighbors = NearestNeighbors(n_repos, 'cosine')
neighbors.fit(ratings_train.T)
```

```
Out[42]: NearestNeighbors(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=167, p=2,
radius='cosine')
```

```
In [43]: top_k_distances, top_k_items = neighbors.kneighbors(ratings_train.T, return_distance=True)
top_k_distances.shape
```

Out[43]: (167, 167)

```
In [44]: top_k_items
```

```
Out[44]: array([[ 0, 15, 18, ..., 62, 13, 61],
[ 1, 144, 151, ..., 62, 13, 61],
[ 2,  0, 18, ..., 62, 13, 61],
...,
[164, 163, 162, ..., 62, 61, 13],
[164, 163, 162, ..., 62, 61, 13],
[164, 163, 162, ..., 62, 61, 13]])
```

```
In [45]: data = df_repos[df_repos['title'] == 'jbagnato / machine-learning']
repo_ver = data.iloc[0]['repoId'] - 1
#print(repo_ver)
```

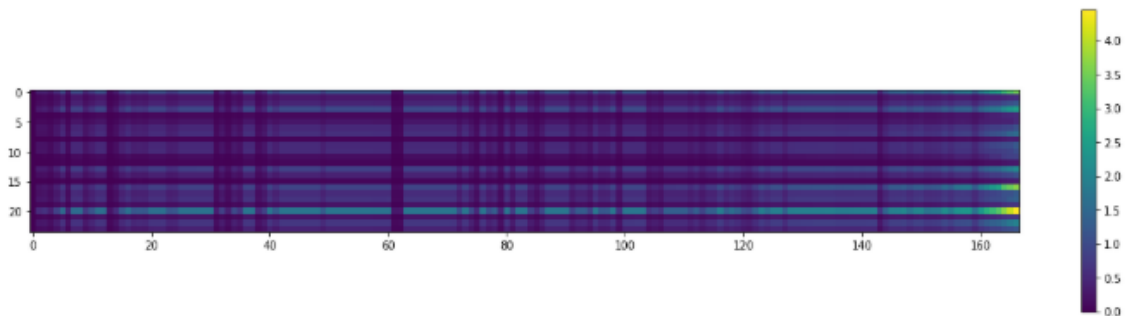
```
In [46]: df_repos[df_repos['repoId'].isin([repo_ver+1])]
```

```
Out[46]:
```

	repoId	title	categories	stars
61	62	jbagnato / machine-learning	Código Python, Jupyter Notebooks, archivos csv...	48.0

```
In [47]: item_preds = ratings_train.dot(top_k_distances) / np.array([np.abs(top_k_distances).sum(axis=1)])
```

```
In [48]: plt.imshow(item_preds);
plt.colorbar()
plt.show()
```



Método 4: recomendacion por Correlacion

```
In [52]: average_rating = pd.DataFrame(df_ratings.groupby('repoId')['rating'].mean())
average_rating['ratingCount'] = pd.DataFrame(df_ratings.groupby('repoId')['rating'].count())
average_rating.sort_values('ratingCount', ascending=False).head()

mi_repo_ratings = df_matrix[62]
similar_to_mine = df_matrix.corrwith(mi_repo_ratings)
corr_mine = pd.DataFrame(similar_to_mine, columns=['pearsonR'])
corr_mine.dropna(inplace=True)
corr_summary = corr_mine.join(average_rating['rating'])
corr_summary[corr_summary['rating']>=1].sort_values('pearsonR', ascending=False).head(10)
```

```
Out[52]:
```

	pearsonR	rating
repoId		
62	1.000000	7
87	0.341515	3
92	0.341515	3
95	0.341515	3
139	0.336601	1
138	0.336601	1
137	0.336601	1
140	0.336601	1
88	0.336601	1
67	0.336601	1

```
In [53]: # Veamos uno de los recomendados
df_repos[df_repos['repoId'] == 92]
```

```
Out[53]:
```

	repoId	title	categories	stars
91	92	joanby / python-ml-course	Curso de Introducción a Machine Learning con P...	156.0

Método 5: Repo mas popular -sin collaborative filtering-

Esta es la manera básica y sin uso de machine learning de ofrecer recomendaciones.
estas no serán personalizadas, serán iguales para cualquier usuario

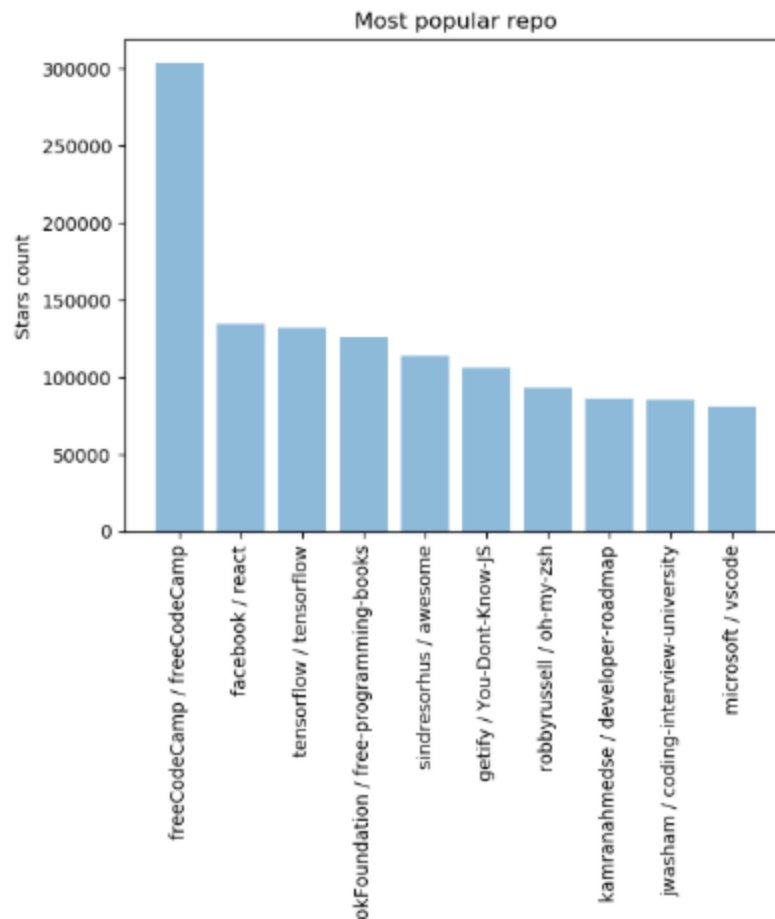
```
In [54]: popular_repo = df_repos[['title', 'stars']].groupby('stars').sum().reset_index()
popular_repo_top_20 = popular_repo.sort_values('stars', ascending=False).head(n=10)

plt.rcParamsdefaults()

objects = (list(popular_repo_top_20['title']))
y_pos = np.arange(len(objects))
performance = list(popular_repo_top_20['stars'])

plt.bar(y_pos, performance, align='center', alpha=0.5)
plt.xticks(y_pos, objects, rotation='vertical')
plt.ylabel('Stars count')
plt.title('Most popular repo')

plt.show()
```



```
Anaconda Prompt (anaconda3) - python index.py

(base) C:\Users\meldu>conda activate tensorflow

(tensorflow) C:\Users\meldu>python index.py
python: can't open file 'index.py': [Errno 2] No such file or directory

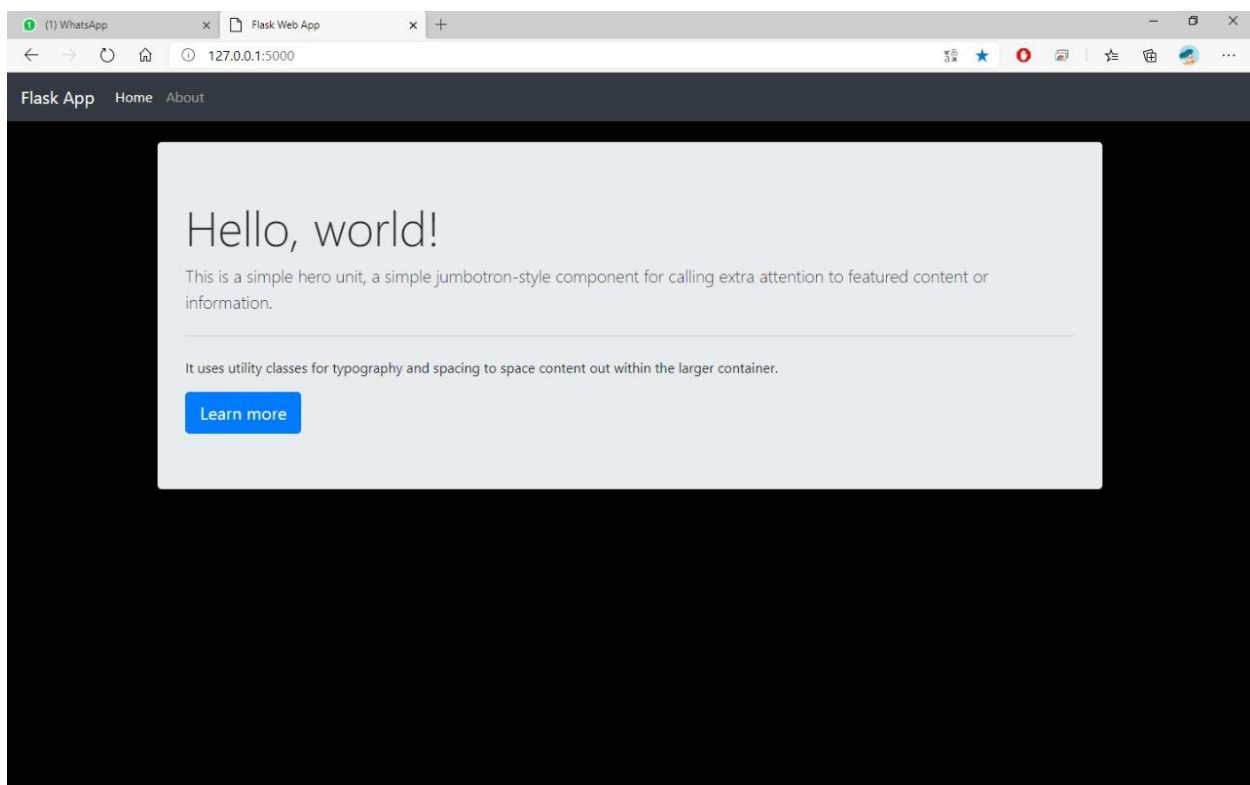
(tensorflow) C:\Users\meldu>cd ..

(tensorflow) C:\Users>cd ..

(tensorflow) C:\>cd website

(tensorflow) C:\website>python index
python: can't open file 'index': [Errno 2] No such file or directory

(tensorflow) C:\website>python index.py
* Serving Flask app "index" (lazy loading)
* Environment: production
  WARNING: This is a development server. Do not use it in a production deployment.
  Use a production WSGI server instead.
* Debug mode: on
* Restarting with stat
* Debugger is active!
* Debugger PIN: 213-382-396
* Running on http://127.0.0.1:5000/ (Press CTRL+C to quit)
```



CONCLUSIONES

Vimos que es relativamente sencillo crear un sistema de recomendación en Python y con Machine Learning. Se debe tener volúmenes altos de información. También es central el valor que utilizaremos como rating -siendo una valoración real de cada usuario o un valor artificial que creemos adecuado-. Luego será cuestión de evaluar entre las opciones de motores user-based, ítem-based y seleccionar la que menor error tenga.