基于用户的协同过滤实验结果

Author: 李鹏

Date: 2020/05/07

实验任务1输出

• 训练集与测试集大小

```
User-Based-Collaborative-Filtering
训练集大小: 980204
测试集大小: 20005
训练集例子:
   user_id movie_id ratings
741853
      4433
             695
300817 1782 2770
69550 466 30 4
测试集例子:
  user id movie id ratings
478972 2939
            2183
698420
      4175
              2375
              516
143115
       922
```

• 训练集和测试集中的"用户到电影"对应的序列

训练集用户到电影索引举例: 索引值: 4433 对应的列表: [695, 1198, 920, 608, 1358, 3494, 2407, 1676, 2467, 2064, 1090, 25, 1250, 1258, 950, 2248, 2529, 1253, 849, 1201, 1376, 1584, 2797, 1252, 1240, 1617, 2028, 347, 1097, 1805, 3843, 1094, 2100, 2968, 527, 2944, 3365, 3487, 2921, 2951, 1021, 36, 2011, 3836, 750, 1266, 1573, 1210, 908, 3704, 1288, 1320, 3062, 383, 2922, 1294, 198, 1089, 3386, 3476, 3703, 1073, 3730, 293, 541, 1289, 2288, 1215, 2021, 1214, 185, 904, 412, 1086, 6, 1283, 1303, 1219, 2716, 1748, 2640, 3681, 368, 2841, 368, 3616; 1782 对应的列表: [2770, 785, 3176, 2599, 3543, 968, 2034, 2762, 3928, 2901, 1959, 2369, 2987, 256, 3185, 2028, 201, 2683, 2013, 3081, 2794, 1093, 2070, 2541, 858] 测试集用户到电影索引举例: 索引值: 2939 对应的列表: [2183, 1394, 2804, 1480] 索引值: 4175 对应的列表:

实验任务2输出

• 训练集中"电影到用户"对应的索引

```
训练集电影到用户索引举例:
索引值: 695
对应的列表:
[4433, 2608, 2559, 5120, 2632, 953, 2768, 2376, 1690, 1680, 309, 1051, 3045, 5675, 3082
4312, 58, 3618, 818, 2441, 2142, 4879, 3387, 889, 5643, 4335, 4235, 3450, 5837, 352, 5
3539, 3498, 4123, 2472, 2776, 2581, 3690, 5961, 4375, 718, 5511, 2909, 1958, 4347, 301
1053, 4447, 2793, 3841, 3416, 4834, 5039, 2162, 3464, 1983, 6036, 5297, 1248, 3603, 42
5831, 970, 520, 1194, 5249, 4735, 1943, 163, 4327, 5026, 2507, 903, 5333, 2391, 1284,
索引值: 2770
对应的列表:
[1782, 3684, 3550, 1582, 3123, 4343, 1889, 2261, 1544, 2378, 1851, 5444, 1390, 3380, 60
119, 170, 587, 1130, 5880, 1088, 5099, 2054, 331, 1025, 3192, 3931, 1794, 5205, 4266,
1606, 1861, 2631, 3878, 3755, 5, 1416, 3082, 4725, 2888, 4054, 2188, 877, 4682, 2106,
1005, 2095, 617, 2102, 4085, 5888, 675, 4999, 4072, 2214, 1803, 3726, 1221, 188, 4922,
3526, 4918, 5784, 323, 5030, 1597, 1199, 5459, 39, 777, 3822, 77, 2891, 19, 1738, 5070
3032, 5636, 4280, 5208, 1055, 1329, 4437, 4186, 3868, 1053, 2780, 3595, 198, 5872, 517
```

• 相似度矩阵计算过程重要数据

得到最终的相似度矩阵:

输出样例:

C[u][v]: 0.8119379983823597 movies num or users num: 74 movies num or users num:

sim matrix: 0.008958710805466192

输出样例:

C[u][v]: 4.756805851963565 movies num or users num: 74 movies num or users num: 363 sim matrix: 0.02902326410020775

实验任务3输出

• 产生Top-N推荐 (N=10, K=5)

推荐结果:

需要推荐电影的用户id: 695

推荐的电影:

电影id: 2918 电影名称: Ferris Bueller's Day Off (1986)

电影id: 47 电影名称: Seven (Se7en) (1995) 电影id: 356 电影名称: Forrest Gump (1994)

电影id: 318 电影名称: Shawshank Redemption, The (1994) 电影id: 608 电影名称: Fargo (1996)

电影id: 587 电影名称: Ghost (1990) 电影id: 1200 电影名称: Aliens (1986)

电影id: 2804 电影名称: Christmas Story, A (1983) 电影id: 1198 电影名称: Raiders of the Lost Ark (1981)

电影id: 2762 电影名称: Sixth Sense, The (1999)

实验任务4输出

• 评测模型

N= 10, K=5

```
| 4697/4697 [09:02<00:00, 6.49it/s]
```

N=10, K=10

(准确率和召回率都有提升;覆盖率稍有下降)

N=10, K=20

(效果提升很多,说明还能继续提高K来增加拟合能力)

N=10, K=50

```
100%| 100%| 100%| 4697/4697 [1:06:10<00:00, 1.05s/it]
Metric: {'Precision': 6.3, 'Recall': 14.8, 'Coverage': 22.43, 'Popularity': 7.340144}
```

(效果提升不多, 耗时特多, 说明系统性能已经基本稳定在这个结果了, K小一点更合适)