گزارش پروژه MIR - فاز ۳

بخش اول:

اول یک سری تنظیمات را برای عنکبوت ست می کنیم:

'FEED_FORMAT': 'json', 'FEED URI': 'result.json',

این تنظیمات باعث میشود که آیتمهایی که کرال میکند را در فایل results.json بریزد. CLOSESPIDER PAGECOUNT': 2000,

این باعث میشود بعد کرال کردن ۲۰۰۰ صفحه، فرآیند کرال متوقف شود

'DUPEFILTER CLASS': 'scrapy.dupefilters.RFPDupeFilter',

این باید باعث شود که صفحههایی که قبلا کرال کرده را دوباره کرال نکند (هرچند بعدا در سرچ بعضا آیتمهای تکراری مشاهده میشود که نهایتا یک آرایه گرفتیم که idها را نگه دارد و قبل از yield کردن چک کند که id تکراری نباشد. اما با این کار هم در سرچ نتایج تکراری مشاهده میشد که آن را با استفاده از collapse در کوئری هندل میکنیم)

این خطها که در آخر کد هستند، کرالر را initialize و بعد آن را run میکنند:

process = CrawlerProcess()
process.crawl(myspider)
process.start()

اول رفرنسها را جدا میکنیم چون میخواهیم لینکهای آنها را دنبال و صفحاتشان را کرال کنیم.چون لینکهای موجود در رفرنسها به این شکل است:

paper/The-Lottery-Ticket-Hypothesis%3A-Training-Pruned-Frankle-Carbin/f90720ed12e 045ac84beb94c27271d6fb8ad48cf

برای همین باید یک "<u>https://www.semanticscholar.org</u>" به اولشان بچسبانیم تا لینک کامل شود و بتوانیم آن را برای کرال کردن به عنکبوت بدهیم. تابع add_home_url همین کار را میکند.

همچنین چون در titleها و abstractها بعضا تگهای html وجود دارد برای حذف آنها از تابع clean_html استفاده میکنیم.

هم چنین selectorای که برای author پیدا کردیم یک رشته است که نویسندهها را به صورت @article{Frankle2018TheLT,

 $\label{title=} \begin{tabular}{ll} title=& The Lottery Ticket Hypothesis: Training Pruned Neural Networks}, \\ author=& Jonathan Frankle and Michael Carbin}, \\ journal=& ArXiv\}, \\ year=& \{2018\}, \\ volume=& \{abs/1803.03635\} \\ \end{tabular}$

}

دارد، پس باید نویسندگان را جدا کنیم که برای این کار از تابع find_author استفاده میکنیم. هم چنین سعی میکنیم چیزی که به عنوان year از همین رشتهی بالایی بدست آوردیم را به عدد تبدیل کنیم. اگر یک مقدار عددی نبود عدد ۱۹۴۰ را به عنوان سال چاپ مقاله در نظر میگیریم چون مقالاتی که date تعریف شده دارند معمولا بعد از ۱۹۴۰ منتشر شدهاند.

بعد هم فیلدهای آیتم را در فایل items.py تعریف میکنیم تا مقادیری که بدست آوردیم در آیتم بریزیم و آنها را yield میکنیم.

class MirPhase3Item(scrapy.Item):
 id = scrapy.Field()
 title = scrapy.Field()
 authors = scrapy.Field()
 date = scrapy.Field()
 abstract = scrapy.Field()
 references = scrapy.Field()

فرمت ورودی:

```
Rus: www.spiders

c + /usr/bin/python3.6 /home/esra/Desktop/MIR_Phase3/MIR_Phase3/spiders/my_spider.py

Enter page limit

2000

How many start urls?

Enter 3 urls, one in each line

https://www.semanticscholar.org/paper/The-Lottery-Ticket-Hypothesis%3A-Training-Pruned-Frankle-Carbin/f90720ed12e045ac84beb94c27271d6ft

https://www.semanticscholar.org/paper/Attention-is-All-you-Need-Vaswani-Shazeer/204e3073870fae3d05bcbc2f6a8e263d9b72e776

https://www.semanticscholar.org/paper/BERT&3A-Pre-training-of-Deep-Bidirectional-for-Devlin-Chang/df2b0e26d0599ce3e70df8a9da02e51594e86
```

خروجی:

```
MIR Phase3 - my spider.py
       MIR_Phase3 \ MIR_Phase3 \ spiders \ 6 my_spider.py

□ Project ▼ □ 3 ÷ □ − 6 my_spider.py ≤ 6 intems.py × 6 index.py × 6 page_rank.py × 6 HTS.py × 6 search.py ×
               'downloader/request_count': 2034,
'downloader/request_method_count/GET': 2034,
PC
>_
27
'log_count/INFO': 15,
'log_count/WARNING': 1,
R
4
                Process finished with exit code 0
▶ 4: Run Ⅲ 6: TODO 12-9: Git ◆ Python Console 128 Terminal
                                                                                                                                                                      ☐ Event Log

LF UTF-8 4 spaces Python 3.6 12 master 3a
```

فرمت آیتم خروجی:

{"id": "f90720ed12e045ac84beb94c27271d6fb8ad48cf", "title": "The Lottery Ticke Hypothesis: Training Pruned Neural Networks", "authors": "Jonathan Frankle "date": 2018, "abstract": "Recent work on neural network pruning indicates that, at training time, neural networks need to be significantly larger in size than is necessary to represent the eventual functions that they learn. This paper articulates a new hypothesis to explain this phenomenon. This conjecture, which we term the "lottery ticket hypothesis, λ " proposes that successful training depends on lucky random initialization of a smaller subcomponent of the network. Larger networks have more of these \"lottery tickets,\" meaning they are more likely to luck out with a subcomponent initialized in a configuration amenable to successful optimization. **\n**This paper conducts a series of experiments with XOR and MNIST that support the lottery ticket hypothesis. In particular, we identify these fortuitously-initialized subcomponents by pruning low-magnitude weights from trained networks. We then demonstrate that these subcomponents can be successfully retrained in isolation so long as the subnetworks are given the same initializations as they had at the beginning of the training process. Initialized as such, these small networks reliably converge successfully, often faster than the original network at the same level of accuracy. However, when these subcomponents are randomly reinitialized or rearranged, they perform worse than the original network. In other words, large networks that train successfully contain small

subnetworks with initializations conducive to optimization. **\n**The lottery ticket

hypothesis and its connection to pruning are a step toward developing architectures,

initializations, and training strategies that make it possible to solve the same problems

with much smaller networks.", "references":

"34f25a8704614163c4095b3ee2fc969b60de4698",

"1ff9a37d766e3a4f39757f5e1b235a42dacf18ff".

"b0bd441a0cc04cdd0d0e469fe4c5184ee148a97d"

"cc46229a7c47f485e090857cbab6e6bf68c09811"

"642d0f49b7826adcf986616f4af77e736229990f"

"049fd80f52c0b1fa4d532945d95a24734b62bdf3'

"2dfef5635c8c44431ca3576081e6cfe6d65d4862",

'397de65a9a815ec39b3704a79341d687205bc80a"

'c2a1cb1612ba21e067a5c3ba478a8d73b796b77a''

"e8eaf8aedb495b6ae0e174eea11e3cfcdf4a3724"]}

بخش دوم:ایندکس کردن

مسالهی خاصی ندارد. هاست و پورت را میگیریم و یک شیء Elasticsearch میسازیم. آیتمها را از فایل میخوانیم و به صورت bulk ایندکس میکنیم.

> برای حذف ایندکس هم باز یک شیء Elasticsearch میسازیم و با آن ایندکس را پاک میکنیم.(من فرض کردم قبل از ایندکس کردن مرحلهی ۳ را انجام میدهیم)

> > ىخش سوم: pagerank

یک old score و یک new score در نظر میگیریم. ابتدا new score را برای همهی آیتمها برابر یک مقدار کوچک میگیریم و old score را صفر میگیریم. بعد در هر مرحله این کار را میکنیم:

چک میکنیم که جمع اختلافات old score و new score برای هر آیتم، از یک مقداری (که ما .۰۰۱ گذاشتیم) کمتر نشود. اگر کمتر شد همان new score را برمیگردانیم و کار تابع تمام میشود. اگر نبود old score را صفر می گذاریم و با این فرمول، new score را برای هر آیتم محاسبه میکنیم:

$$PR(u) = \sum_{v \in B_n} rac{PR(v)}{L(v)}$$

i.e. the PageRank value for a page \mathbf{u} is dependent on the PageRank values for each page \mathbf{v} contained in the set $\mathbf{B}_{\mathbf{u}}$ (the set containing all pages linking to page \mathbf{u}), divided by the number L(v) of links from page \mathbf{v} .

آخر حلقه هم مقدار new score برای هر صفحه را به جمع مقادیر new score آیتمها تقسیم میکنیم تا نرمالایز شود و بتوان آن را همگرا کرد.

for k, v in new_score_list.items():

v /= total

بعد هم new score هر آیتم را به عنوان یک فیلد page_rank به آن آیتم در لیست آیتمها اضافه میکنیم.

for d in dict_list:

d.update({"page_rank": scores[d["id"]]})

بعد این لیست جدید را در فایل ranked_results.json میریزیم

بخش ۴: سرچ

در این بخش نکته غیر بدیهی اصلی نحوهی امتیازدهی (function score) در فرمت بدنهی کوئری است. Function score از دو بخش تشکیل شده: query و script score.

Query، امتیاز داک را نسبت به پرسمان حساب میکند. چون کلمات پرسمان باید هم در قسمت title و هم در قسمت abstract جستجو شوند از نوع تابع multi match استفاده می کنیم و از نوع cross section با هم فرق کند، وزن آنها را در قسمت fields در multi match وارد میکنیم.

Script score: نمره کی جدید بودن سند و رنک بالا بودن سند را اینجا محاسبه میکنیم. زبان اسکریپت mvel است که خیلی شبیه java است. برای داکهایی که از سال خواستهشده در query جدیدترند، یک وزن قرار دادم که اگر داک از آن سال جدیدتر باشد، نمرهاش در آن وزن ضرب می شود. طبیعتا جمع هم می توان زد و ضرب کردن وزن date را در نمره دهی بیشتر می کند تا ضرب. راه دیگر هم این بود که از decay استفاده کنیم اما decay به صورت پلهای به داکها بر اساس تاریخشان امتیاز می داد و بنابراین اینکه پرسمانِ تاریخ چه باشد خیلی اهمیتی پیدا نمی کرد.

برای تاثیر دادن page_rank مریک page_rank_coefficient تعریف میکنیم که اگر قرار بود page_rank تاثیر داده شود برابر یک است و اگر قرار نبود تاثیر داده شود 0 میشود. این وزن ضرب در لگاریتم page_rank در امتیاز داک ضرب میشود. (البته قانونی وجود دارد که امتیازها نباید منفی شوند و page_rankها چون نرمال شدهاند و کوچکتر از ۱اند لگاریتمشان منفی میشود که برای همین این لگاریتم را با ۱۰ جمع میکنیم.)

نکتهی آخر هم collapse است که جواب کوئری را طوری فیلتر میکند که از فیلدی که به آن دادهایم از هر مقدار آن فیلد تنها یک آیتم در جواب سرچ وارد شود. فیلد id را به آن پاس دادیم تا از آنهایی که آیدی یکسان دارند یکی را بیاورد و duplicateها را حذف کند.

قالب ورودى:

حالا اینجا date weight را ۴ گرفته بودیم که مقدار خوبی هم نیست (مقدار خوب برای date weight به طور شـهوردی باید چیزی بین ۱.۱ و ۱.۲ باشـد (طبعا به ترجیحات کاربران بسـتگی دارد ولی چون دارد در score ضرب میشود اصلا منطقی نیست که اگر مقالهای جدیدتر باشد score اش ۴ برابر شود.) میخواهیم ببینیم اگر date weight را صفر میگرفتیم چه فرقی میکرد (که در کوئری بین ۱ و date weight ماکس گرفتهایم و گرنه در این حالت همه صفر میشدند)

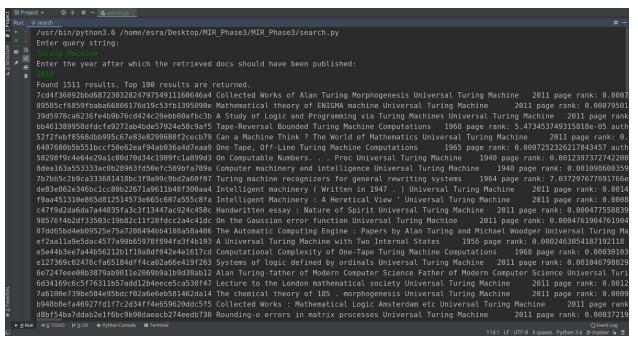
مشاهده میکنیم به ازای همان کوئری مقالات قدیمیتری در نتایج اول ظاهر میشوند.

حالا تاثیر وزن title را بررسی میکنیم.date weight را ۱.۱ میگذاریم که اثر بقیه را از بین نبرد، abstract weight = 1 است و title weight = 2

```
Enter query string:
Enter the year after which the retrieved docs should have been published:
Found 1511 results. Top 100 results are returned.
ef2aalla9e5dac4577a90b65978f894fa3f4b193 A Universal Turing Machine with Two Internal States 1956 page rank: 0.0002463054187192118
e77e131297b22e49ad034bf0ab0abd44ec14d4f0 On the Inference of Turing Machines from Sample Computations 👚 1972 page rank: 0.000164284540
e5e44b3ee7a44b56212b1f19a8df042e4e1617cd Computational Complexity of One-Tape Turing Machine Computations 1968 page rank: 0.00030103
                                                                                            1993 page rank: 5.473453749315818e-05 auth
c3823aacea60bc1f2cabb9283144690a3d015db5 Neural Turing Machines
                                                                  2014 page rank: 0.00016420361247947453 authors: ['Alex Graves',
c70cd87b7b4c0b68c81cb71999eba87c18d80df8 Two tapes are better than one for off-line Turing machines
03b57770387aee919b1f5c89333ee65a426f32e2 Speed-Up of Turing Machines with One Work Tape and a Two-Way Input Tape
bb461389958dfdcfa9272ab4bde57924e58c9af5 Tape-Reversal Bounded Turing Machine Computations 1968 page rank: 5.473453749315818e-05 autl
75caeb5274630bd52cbcd8f549237c30d108e2ff Quantum complexity theory 1993 page rank: 0.00016420361247947453 authors: ['Ethan Bernstein
We also consider the precision to which the transition amplitudes of a quantum Turing Machine need to be specified. We prove that O(log
We give the first evidence indicating that quantum Turing Machines are more powerful than classical probabilistic Turing Machines. We
                                                                                            1965 page rank: 0.0007252326217843457 auth
6407680b5b551bccf50e62eaf94ab036a4d7eaa9 One-Tape, Off-Line Turing Machine Computations
42ccbale6cff310c1c8d022d63c169bae2491326 Matching Upper and Lower Bounds for Simulation of Several Tapes on One Multidimensional Tape
```

که مثلا Quantum Complexity Theory و Quantum Complexity Theory در عنوانشان Turing Machine ندارند.

حالا اگر title weight را ۱۰۰ بگذاریم:



میبینیم که تقریبا همهی عناوین اول در خود Turing Machine را دارند. بخش ۵: HITS

ابتدا دیکشنری صفحات را میسازیم تا صفحات را بتوانیم از روی liشان پیدا کنیم. بعد یک دیکشنری میسازیم که کلیدهای آن نویسندگان هستند و مقادیر آن لیست نویسندگانی هستند که یک مقالهی نویسندهای که کلید است به مقالهی آنها ارجاع دارد (تکراری هم اضافه میکنیم). با iterate کردن روی لیست آیتمها و پیدا کردن ارجاعهایشان، این دیکشنری را پر میکنیم.

برای نویسندگان صفحاتی که آیتم آنها وجود دارد هم سه تا دیکشنری میسازیم: hlast یا hub برای نویسندگان صفحاتی که آیتم آنها وجود دارد هم سه تا دیکشنری میسازیم: auth score یا score

مشابه pagerank در هر مرحله چک میکنیم که جمع اختلافات hlast و h برای همهی نویسندگان موجود، از یک آستانهای که تعیین کردهایم بیشتر نشود. اگر بیشتر شد، دیکشنری a را به عنوان auth scoreهای نهایی برمیگردانیم. اگر بیشتر نشد، ابتدا h را در hlast میریزیم و سپس hlast را صفر میکنیم. بعد a را به این فرمول از روی h مرحلهی قبل آپدیت میکنیم:

$$Authority(V_i) = \sum_{V_j \in In(V_i)} e_{ji} \cdot Hub(V_j)$$
 (1)

بعد هم h را با این فرمول از روی ca جدید آپدیت میکنیم.

$$Hub(V_i) = \sum_{V_j \in Out(V_i)} e_{ij} \cdot Authority(V_j) \quad (2)$$

بعد هم همهی مقادیر a و h را به مجموع مقادیرشان تقسیم میکنیم تا نرمالایز شود و بتواند همگرا شود. بعد هم که شرط همگرایی برقرار شد n کلید اول دیکشنری a را که بزرگترین مقادیر را دارند به عنوان نویسندگان برتر برمیگردانیم.

```
Run: Office of the state of the
```

یک فایل console.py هست که با ران کردن آن، ابتدا شماره بخشی که کد آن باید ران شود را میگیرد، بعد کد آن بخش را ران میکند. نمونه ورودی (مثلا به ازای ۵، کد بخش ۵ بعنی HITS را ران میکند):

به طور مشابه برای سرچ:

```
/usr/bin/python3.6 /home/esra/Desktop/MIR_Phase3/MIR_Phase3/console.py
Enter file to run:
Enter query string:
Enter the year after which the retrieved docs should have been published:
Found 1700 results. Top 100 results are returned.
0bd78f04a3a1b212560f59dba77fb3f170211b93 Temperature Discrimination in the Skin
                                                                                     1964 page rank: 4.9188391539596654e-05 authors: [
14f993a2899cd3f36d3358d5f56b5a800c914c30 Temperature-dependence of resistance at an electrotonic synapse. 1969 page rank: 8.21018062
9f1e1028371cfcc72fc2b784e3bbf2ea4a8c7e8e The effect of temperature on the melanophores of fishes
968cf694928893db751405dle30a85722c951232 Multiple Temperature-Sensitive Spots Innervated by Single Nerve Fibers
                                                                                                                    1967 page rank: 4
8a205615577a32de2af924f01fa1bc6148ecb403 Pattern recognizing control systems
                                                                                1964 page rank: 9.852216748768472e-05 authors: ['Berna
                                                                            1992 page rank: 0.0002463054187192118 authors: ['Richard'
dbe387b8bfbc112bda3bd1a561d595fda73cd0ba On Fuzzy Mapping and Control 1972 page rank: 6.157635467980295e-05 authors: ['Sheldon S. L
1. An exponentially rising current excites an isolated single nerve fibre when, and only when, it rises above and crosses the rheobase
2. A brief subthreshold shock produces an excitatory state which first rises and then falls after the end of the shock. The time course
e4930af7e0ad2ebf41730dcb892204894a08f3d9 TEMPERATURE COEFFICIENT OF THE ACTION OF B-RAYS UPON THE EGG OF NEREIS
                                                                                                                     1940 page rank: 9
```

بخش ۶: Ranking_svm

تابع read_data دادهها را از فایل میخواند و در آرایهای میریزد که در آن هر عنصر، یک خط از فایل است. پارامتر j در آن تعداد fold هایی است که میخواند. این کار را برای train, vali , test فایل است. انجام میدهیم.

تابع structure_data دادهها را به صورت دو دیکشنری از دیکشنریها در میآورد. به این صورت که دیکشنری اول بردارهای ویژگیها را در خود دارد و دیکشنری دوم امتیازها (relevance ها) یعنی مثلا x[query_id][doc_id] یک بردار ۴۶ تایی است که ویژگیهای داک doc_id نسبت به کوئری query_id است.

تابع pairwise_transition این بردارها و برچسبها(relevanceها) را میگیرد و برای هر کوئری تفاضل هر دو داده (هم تفاضل بردارها و هم تفاضل برچسبها) را حساب میکند و در دو دیکشنری جدید میریزد و حساب میکند. این کار را برای دادههای train و Validation انجام میدهیم.

روی دادههای train حاصل از pairwise_transition مدلمان را fit میکنیم و سپس score مدل در پیش بینی دادهی validation حاصل از pairwise_transition را محاسبه میکنیم. این کار را به ازای 5 مقدار c مختلف (۲۰۰۱، ۲۰۱، ۲۰۱۱) انجام میدهیم و سرانجام cی را انتخاب میکنیم که بیشترین score را میدهد. این c به ازای هر fold ۵ با هم ۱ شد. بنابراین از svm با c =1 برای پیشبینی دادههای تست استفاده میکنیم. وقتی svm را با c= 1 روی دادهی train، فیت کردیم، بردار وزنهای آن را استخراج میکنیم(w). بعد به ازای هر کوئریای که در دادهی تست داریم این کار را انجام میدهیم:

به ازای هر داک موجود در کوئری، بردار ویژگیهای آن را با بردار وزنهای svm ضرب داخلی میکنیم و این مقدار ضرب داخلی را به عنوان score پیش بینی شده ی آن داک به ازای آن کوئری در آرایهای میریزیم. Score واقعی را هم که همان relevance است در آرایهای میریزیم. سپس روی این دو آرایه تابع ndcg را صدا میزنیم. چون ممکن است داک های هر کوئری از ۵ کمتر باشد، برای پارامتر k در تابع ndcg بین 5 و طول آرایههای score، مینیمم میگیریم. یک نکتهای که در نظر میگیریم این است که کوئریهایی که relevance همه داکهایشان یکسان است مهم نیست رنکینگ پیشبینی شده شان چه باشد پس آنها را در محاسبه NDCG در نظر نمی گیریم. نهایتا آیدی هر کوئری را با مقدار ndcg نظیرش در یک فایل ذخیره میکنیم. نمونه خروجی ndcg برای fold ۱ تا ۵:

Ndcg به تفکیک کوئری: