### [13-2]

# グラフ構造を利用した エンティティ検索

駒水 孝裕 (名古屋大学)

### LOD

(Linked Open Data)

- オープンデータの公開方式
  - Tim Berners-Lee の提唱
  - 5★オープンデータ (https://5stardata.info)
  - URI, HTTP, RDF, SPARQL, 相互接続
- LODの活発化
  - LOD Cloud (https://lod-cloud.net/, 2018年6月)
    - 1,220 データセット
      - 1,000個のトリプルがないと認められない
    - 16,095 個のデータセット間リンク
      - 50個のデータセットとリンクしていないと認められない

### **RDF**

(Resource Description Framework)

- 三つ組でデータを記述する枠組み
  - ・三つ組:(主語, 述語, 目的語)



- dbr := http://dbpedia.org/resource
- rdfs := https://www.w3.org/2000/01/rdf-schema#
- ・主語,述語は必ず URI
- 目的語は URI または リテラル(文字列)
- URI (Uniform Resource Identifier)

### エンティティ検索

- LODにおける基本的な検索
  - 入力:キーワードクエリ(単語集合)
  - 出力:エンティティ集合
- ・問題:エンティティの文書表現
  - どのリテラルがエンティティに「関連」するか?
    - RDFで記述 → データがグラフ構造
  - ナイーブ:エンティティが主語のトリプルを利用
  - 既存手法
    - 単語重み: BM25, BM25-CA, LM, SDM, PRMS, MLM-all
    - フィールド拡張: MLM-CA, FSDM, BM25F-CA
    - Entity Linking: LM-ELR, SDM-ELR, FSDM-ELR

### 本研究の貢献

- 1. 再現率の調査
- 2. RWRDoc: グラフ上の距離を用いた表現学習
  - グラフ上の「近さ」に応じてリテラルを エンティティの表現に組み込む
- 3. PPRSD: グラフ分析に基づく再ランキング
  - ランキング性能 (NDCG) の向上

#### 論文中の表1より

## 再現率の調査

- 対象データ: DBpedia-Entity v2
- 再現率@k
  - @10 vs. @1000
    - → 58% ダウン
  - @100 vs. @1000
    - → 18% ダウン
  - @1000
    - → 13% の見落とし

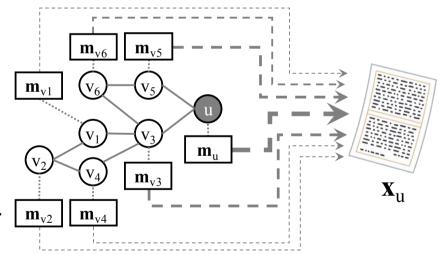
	Total						
Model							
	@10	@100	@1000				
BM25	.1823	.5175	.7703				
PRMS	.2522	.5919	.8009				
MLM-all	.2571	.6136	.8009				
LM	.2607	.6413	.8009				
SDM	.2659	.6674	.8633				
LM-ELR	.2646	.6483	.8006				
SDM-ELR	.2739	.6782	.8633				
MLM-CA	.2639	.6370	.8329				
BM25-CA	.2782	.6727	<u>.8708</u>				
FSDM	.2812	.6667	.8455				
BM25F-CA	.2811	<u>.6912</u>	.8653				
FSDM-ELR	.2872	.6765	.8450				
max	.2872	.6912	.8708				
gap	.5836	.1796	<u> </u>				

- 近傍のリテラルだけでは不十分 → RWRDoc
- @10, @100にまだまだ改善の余地 → PPRSD

#### **RWRDoc**

(RWR-basd Document Learning)

- アイデア
  - エンティティから到達可能なリテラルを利用
  - より「近い」リテラルを信頼
- RWRDoc
  - 初期:各エンティティを 隣接リテラルの TF-IDF で表現
  - 到達可能エンティティを 「近さ」に応じて重み付け
    - 近さ: RWR (Random Walk with Restart)



#### **PPRSD**

(Personalized PageRank-based Score Distribution)

- アイデア
  - 既存手法でも Top-1000 は 80+% の再現率
  - より関連のあるものを上位に再ランキング
  - LODのグラフ構造を活用
- PPRSD
  - PPRで計算済みスコアを再分配
    - 単純にPPRのスコアを組み合わせると性能が低下

$$\operatorname{pprsd}_q = (1 - d) \cdot \operatorname{pprsd}_q A + d \cdot \underline{\mathbf{t}}$$

Top-1000 エンティティの 誘導部分グラフの隣接行列 Top-1000 エンティティの スコアベクトル

## 実験

- 質問
  - 1. グラフ上の距離を用いたエンティティの 文書表現は再現率の向上に有用か?
  - 2. グラフ分析はエンティティ検索の ランキンク性能 (NDCG) 向上に有効か?
  - 3. これらを組み合わせた手法は エンティティ検索の性能 (NDCG) 向上に有効か?
- データセット: DBpedia-Entity v2
  - 対象LOD: DBpedia 2015-10
  - クエリセット : SemSearch ES, INEX-LD, ListSearch, QALD-2

## 結果 (再現率)

#### 論文中の表2より

赤:改善

青:ほぼ同じ

Model	SemSearch ES		INEX-LD			ListSearch			QALD-2			Total			
Model	@10	@100	@1000	@10	@100	@1000	@10	@100	@1000	@10	@100	@1000	@10	@100	@1000
BM25	.2563	.6669	.9280	.1730	.4860	.7554	.1093	.4598	.7221	.1891	.4677	.6929	.1823	.5175	.7703
PRMS	.3719	.7499	.9412	.2312	.5339	.7796	.1839	.5476	.7525	.2273	.5428	.7420	.2522	.5919	.8009
MLM-all	.3887	.7705	.9412	.2343	.5527	.7796	.1840	.5655	.7525	.2280	.5706	.7420	.2571	.6136	.8009
$_{ m LM}$	.3812	.8236	.9412	.2425	.5807	.7796	.1899	.5772	.7525	.2355	.5910	.7420	.2607	.6413	.8009
SDM	.3884	.8581	.9865	.2409	.6224	.8567	.1987	.6121	.8256	.2398	.5921	.7991	.2659	.6674	.8633
LM-ELR	.3863	.8278	.9412	.2364	.5894	.7796	.1913	.5940	.7536	.2474	.5909	.7401	.2646	.6483	.8006
SDM-ELR	.3898	.8581	<u>.9865</u>	.2366	.6307	.8567	.2105	.6180	.8256	.2589	.6172	.7991	.2739	.6782	.8633
MLM-CA	.4096	.7843	.9420	.2249	.5917	.8051	.1861	.5834	.8038	.2377	.5953	.7894	.2639	.6370	.8329
$\mathrm{BM}25\text{-}\mathrm{CA}$	.3991	.8326	.9766	.2372	.6266	<u>.8603</u>	<u>.2110</u>	<u>.6261</u>	<u>.8431</u>	<u>.2650</u>	.6157	<u>.8164</u>	.2782	.6727	<u>.8708</u>
FSDM	.4459	.8515	.9581	.2390	.6153	.8191	.1980	.5999	.8175	.2466	.6102	.7970	.2812	.6667	.8455
$\mathrm{BM25F\text{-}CA}$	.4097	<u>.8707</u>	.9704	<u>.2607</u>	<u>.6526</u>	.8544	.2042	.6189	.8325	.2548	<u>.6341</u>	.8157	.2811	<u>.6912</u>	.8653
FSDM-ELR	<u>.4536</u>	.8539	.9562	.2477	.6253	.8191	.2022	.6075	.8162	.2507	.6275	.7970	<u>.2872</u>	.6765	.8450
RWRDoc	.4001	.8303	.9801	.2408	.6391	.8624	.2177	.5902	.8613	.2390	.6433	.8298	.2744	.6757	.8834
Imp. (%)	-11.79	-4.64	-0.65	-7.71	-2.07	+0.24	+3.18	+5.73	+2.16	-9.81	+1.45	+1.64	-2.51	-2.24	+1.45
RWRDoc*	.4325	.8511	.9801	.2618	.6671	.8624	.2307	.6582	.8613	.2655	.6716	.8298	.2976	.7120	.8834
Imp. (%)	-4.65	-2.25	-0.65	+0.42	+2.22	+0.24	+9.34	+5.13	+2.16	+0.19	+5.91	+1.64	+3.62	+3.01	+1.45

- RWRDocで主に @1000 の再現率が改善
- +PPRSDで@10,@100の再現率が改善

## 結果 (NDCG)

- PPRSD (図中の\*)により,ほぼすべての手法の結果が改善
- 最良はすべてPPRSD で改善したもの
- RWRDoc + PPRSD が全体で最良

青:悪化 赤:暴良

#### 論文中の表3より

	1			•							
Model	SemSearch ES		INEX-LD			earch	QAI	LD-2	Total		
	@10	@100	@10	@100	@10	@100	@10	@100	@10	@100	
BM25	.2497	.4110	.1828	.3612	.0627	.3302	.2751	.3366	.2558	.3582	
BM25*	.2839	.4463	.2903	.3816	.2534	.3543	.2953	.3624	.2812	.3847	
Rise (%)	+13.7	+8.59	+58.8	+5.65	+304	+7.30	+7.34	+7.66	+9.93	+7.40	
PRMS	.5340	.6108	.3590	.4295	.3684	.4436	.3151	.4026	.3905	.4688	
PRMS*	.5388	.6162	.3590	.4295	.3684	.4436	.3151	.4026	.3913	.4698	
Rise (%)	+0.90	+0.88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	+0.20	+0.21	
MLM-all	.5528	.6247	.3752	.4493	.3712	.4577	.3249	.4208	.4021	.4852	
MLM-all*	.5578	.6303	.3752	.4493	.3712	.4577	.3249	.4208	.4030	.4863	
Rise (%)	+0.90	+0.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	+0.22	+0.23	
$_{ m LM}$	.5555	.6475	.3999	.4745	.3925	.4723	.3412	.4338	.4182	.5036	
LM*	.5606	.6529	.3999	.4745	.3925	.4723	.3413	.4338	.4191	.5046	
Rise (%)	+0.92	+0.83	0.00	0.00	0.00	0.00	+0.03	0.00	+0.22	+0.20	
SDM	.5535	.6672	.4030	.4911	.3961	.4900	.3390	.4274	.4185	.5143	
SDM*	.5564	.6718	.4030	.4912	.3961	.4902	.3394	.4274	.4191	.5152	
Rise (%)	+0.52	+0.69	0.00	+0.02	0.00	+0.04	+0.12	0.00	+0.14	+0.17	
LM-ELR	.5554	.6469	.4040	.4816	.3992	.4845	.3491	.4383	.4230	.5093	
LM-ELR*	.5608	.6518	.4040	.4816	.3992	.4847	.3491	.4383	.4240	.5103	
Rise (%)	+0.97	+0.76	0.00	0.00	0.00	+0.04	0.00	0.00	+0.24	+0.20	
SDM-ELR	.5548	.6680	.4104	.4988	.4123	.4992	.3446	.4363	.4261	.5211	
SDM-ELR*	.5577	.6716	.4105	.4988	.4129	.4999	.3449	.4364	.4271	.5218	
Rise (%)	+0.52	+0.54	+0.02	0.00	+0.15	+0.14	+0.09	+0.02	+0.23	+0.13	
MLM-CA	.6247	.6854	.4029	.4796	.4021	.4786	.3365	.4301	.4365	.5143	
$\mathrm{MLM}\text{-}\mathrm{CA}^*$	.6249	.6895	.4029	.4798	.4020	.4786	.3365	.4301	.4361	.5150	
Rise (%)	+0.03	+0.60	0.00	+0.04	-0.02	0.00	0.00	0.00	-0.09	+0.14	
BM25-CA	.5858	.6883	.4120	.5050	.4220	.5142	.3566	.4426	.4399	.5329	
$\mathrm{BM25\text{-}CA}^*$	.6040	.7024	.4132	.5048	.4302	.5181	.3607	.4544	.4475	.5404	
Rise (%)	+3.11	+2.05	+0.29	-0.04	+1.94	+0.76	+1.15	+2.67	+1.73	+1.41	
FSDM	.6521	.7220	.4214	.5043	.4196	.4952	.3401	.4358	.4524	.5342	
FSDM*	.6549	.7269	.4214	.5044	.4196	.4951	.3401	.4359	.4527	.5350	
Rise (%)	+0.43	+0.68	0.00	+0.02	0.00	-0.02	0.00	+0.02	+0.07	+0.15	
BM25F-CA	.6281	.7200	.4394	<u>.5296</u>	.4252	.5106	.3689	<u>.4614</u>	<u>.4605</u>	.5505	
BM25F-CA*	.6444	.7361	.4494	.5336	.4288	.5166	.3699	.4672	.4673	.5581	
Rise (%)	+2.60	+2.24	+2.28	+0.76	+0.85	+1.18	+0.27	+1.26	+1.48	+1.38	
FSDM-ELR	<u>.6563</u>	.7257	.4354	.5134	.4220	.4985	.3468	.4456	.4590	.5408	
FSDM-ELR*	.6572	.7307	.4354	.5135	.4219	.4985	.3466	.4455	.4587	.5416	
Rise (%)	+0.14	+0.69	0.00	+0.02	-0.02	0.00	-0.06	-0.02	-0.07	+0.15	
RWRDoc	.5877	.7215	.4189	.5296	.4119	.5845	.3346	.5163	.4348	.5643	
RWRDoc*	.6379	.7288	.4413	.5462	.4355	.6015	.3591	.5623	.4684	.6097	
Rise (%)	+8.54	+1.01	+5.35	+3.13	+5.73	+2.91	+7.32	+8.91	+7.73	+8.05	
Imp. (%)	-2.94	-0.99	-1.80	+2.36	+1.23	+16.1	-2.92	+20.4	+0.24	+9.25	
	-										

### 実験まとめ

- 1. グラフ上の距離を用いたエンティティの文書表現は 再現率の向上に有用か? - Yes, but limited
  - @1000 の向上に効果的
  - @10, @100には有効性は見いだせない
- グラフ分析はエンティティ検索のランキンク性能 (NDCG) 向上に有効か? - Yes
  - ほぼすべての手法について向上
  - 簡単すぎる検索 (SemSearch ES) への効果は薄い
- 3. これらを組み合わせた手法はエンティティ検索の性能 (NDCG) 向上に有効か? Yes
  - RWRDoc の弱点 (@10, @100) をPPRSDが補った

## まとめと今後の課題

- ・まとめ
  - 対象:LODにおけるエンティティ検索
  - 提案手法
    - RWRDoc: 距離に基づくエンティティの表現学習
    - PPRSD: グラフ分析を利用した再ランキング
  - 結果:9.25%のエンティティ検索の性能向上
- 今後の課題
  - 述語の考慮
  - 潜在的表現学習の導入