Typed Tensor Decomposition of Knowledge Bases For Relation Extration2

Kai-Wei Chang: University of Illinois

Bishan Yang: Cornell Univer.

Wen-tau Yih, Christopher Meek: Microsoft Research

2015 年 8 月 6 日

Outline

- RE introduction
- Related word(other approch)
- background
  - Tensor encoding
  - RESCAL
- Approch(improment)
  - Domain Knowledge
  - Reguliation efficiency
- Experiment
  - Knowledge base Completion
  - Relation extraction
- Conclusions

RE introduction

- Tradition
  - 分类问题，利用文本特征
  - 没有利用已有 KB 的知识帮助判断
- Later
  - (collective filtering ?) 把 relation 转化为 vector，实体对和 relation 建立关系，映射到相同的 vector 上，然后计算相似度

	r_1	r_2	r_3
(e1,e2)	1		
(e2,e4)		1	
(e1,e3)	1		

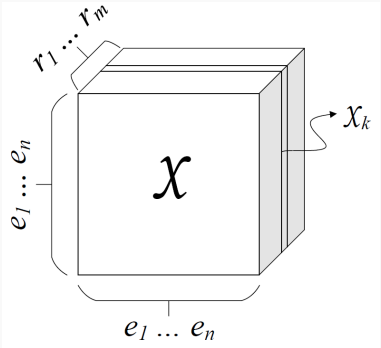
  - 没有挖掘 entity 信息，只是用序号代替 entity
- TRESCAL
  - 利用 relation 限制和 entity 类别来剪枝
  - 运行速度快，不影响关系抽取效果

Related word(other approch)

- 张量分解
  - CP(可分布式) or Tucker decompositions
  - triples->tensor;CP decomposotion;extract hidden triples
  - 改进：加入 entity 类别信息有关的约束到目标函数中 (基于无参的 3-way tensor 贝叶斯模型)
  - 大多数 TD model 空间大，慢不实用
- 神经网络
  - 1. 学习 (e_i, r_k) 的向量表示
  - 2. 对于任意 (e_i, r_k, e_j)，得到
    $Vector(e_i, r_k), Vector(e_j, r_k), Score(e_i, r_k, e_j) = v(e_i, r_k) \cdot v(e_j, r_k)$
    - $Score(e_i, r_k, e_j) = -\|\mathbf{e_i} + \mathbf{r_k} - \mathbf{e_j}\|$
- 神经网络 2
  - 1. 学习单词的向量 vector，每个关系的矩阵 R
  - 2.$Score(e_i, r_k, e_j) = vector(e_i)\mathcal{R}_k vector^T(e_j)$

background

- triples->tensor



- $\mathcal{X}_k \approx \mathbf{A}\mathcal{R}_k\mathbf{A}^{\mathbf{T}}$
- $[\mathbf{A}]_{n\times r}, [\mathcal{R}_k]_{r\times r}$

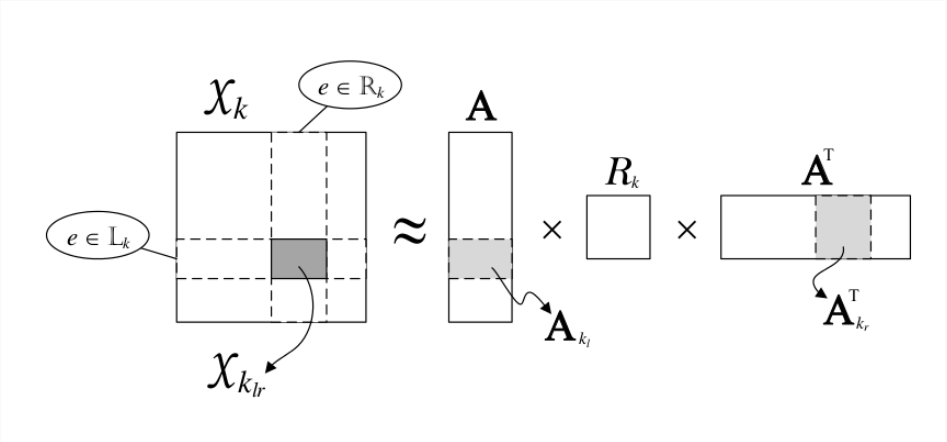
$$\min_{\mathbf{A},\mathcal{R}_k} f(\mathbf{A},\mathcal{R}_k) + \lambda \cdot g(\mathbf{A},\mathcal{R}_k), \qquad (2)$$

where $f(\mathbf{A},\mathcal{R}_k) = \frac{1}{2}\left(\sum_k \|\mathcal{X}_k - \mathbf{A}\mathcal{R}_k\mathbf{A}^T\|_F^2\right)$ is the mean-squared reconstruction error and $g(\mathbf{A},\mathcal{R}_k) = \frac{1}{2}\left(\|\mathbf{A}\|_F^2 + \sum_k \|\mathcal{R}_k\|_F^2\right)$ is the regularization term.

- 优化：交替优化（ALS）

Approch (improment)

- Domain Knowledge, 加入类别判断
  - (person, born-in, person) 剔除
  - $\mathcal{X}, \mathbf{A}$ 的维数都减少



- SVD 分解 [p5 右中]
  - 原来的瓶颈: 求 $[(\mathbf{Z}^T\mathbf{Z} + \lambda I)^{-1}]_{r^2 \times r^2}$ [p4 左中]
  - 替代为求 $\mathbf{A}_{k_{lr}}$ 的 SVD 分解
- 速度提升为 4 倍多

Experiment

- KB completion
  - NELL:v165(training), v166/533(development), v534/745(test)
  - Entity etrival:$(e_i, r_k, ?)$
    - 1 个真实答案 e_j+100 个随机挑选的实体 $e'_1, ..., e'_100$，在其中查找答案
    - 2.$Score(e_i, r_k, e_j) = (a^T)_i R_k a^j$
- Relation Retrieval:$(e_i, ?, e_j)$
  - $Score(e_i, r_k, e_j) = (a^T)_i R_k a^j$，Domain 效果不好
    - 作者解释：entity 类别表错导致准确率降低（直接被筛掉了）
  - 含有相似 relation 的 relation 比较容易判断出来
    - 上位词，抽象词的关系更容易表示？

	Entity Retrieval			Relation Retrieval		
	TransE	RESCAL	TRESCAL	TransE	RESCAL	TRESCAL
w/o type checking	51.41%‡	51.59%	54.79%	75.88%	73.15%†	76.12%
w/ type checking	67.56%	62.91%‡	69.26%	70.71%‡	73.08%†	75.70%

Experiment and Conclusions

- Relation extraction
  - 比如 RI13, 对于任意 relation r_k, 利用 RI13 返回的前 1000 个实体 (e_i, e_j) 对作为候选，取得分最高的前 100 个作为本系统的输出结果，并比较正确率 (发现有明显提高)

Relation	#	MI09	YA11	SU12	RI13	TR	TR+SU12	TR+RI13
person/company	171	0.41	0.40	0.43	0.49	0.43	0.53	**0.64**
location/containedby	90	0.39	0.43	0.44	0.56	0.23	0.46	**0.58**
parent/child	47	0.05	0.10	0.25	0.31	0.19	0.24	**0.35**
person/place_of_birth	43	0.32	0.31	0.34	0.37	0.50	0.61	**0.66**
person/nationality	38	0.10	**0.30**	0.09	0.16	0.13	0.16	0.22
author/works_written	28	0.52	0.53	0.54	**0.71**	0.00	0.39	0.62
person/place_of_death	26	0.58	0.58	0.63	0.63	0.54	0.72	**0.89**
neighborhood/neighborhood_of	13	0.00	0.00	0.08	0.67	0.08	0.13	**0.73**
person/parents	8	0.21	0.24	**0.51**	0.34	0.01	0.16	0.38
company/founders	7	0.14	0.14	0.30	0.39	0.06	0.17	**0.44**
film/directed_by	4	0.06	0.15	0.25	0.30	0.03	0.13	**0.35**

- Conclusions
  - 类别信息很有效，准确率提高，实验复杂度降低