### TransE

n-to-n 给出 Hits@10 即可

WN18		FB15k		n-to-n	
Hits@10	MeanRank	Hits@10	MeanRank	head	tail
0.7798	294.8994	0.4101	247.0585	0.3027	0.3611

## TransH

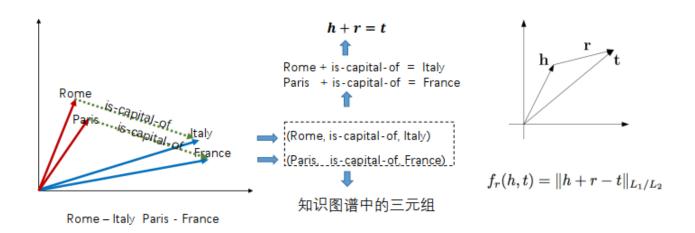
WN18		FB15k		n-to-n	
Hits@10	MeanRank	Hits@10	MeanRank	head	tail
0.7832	362.5414	0.3756	230.2669	0.3761	0.3987

### TransR

WN18		FB15k		n-to-n	
Hits@10	MeanRank	Hits@10	MeanRank	head	tail
0.7886	273.0082	0.3943	243.0146	0.3482	0.3894

# 知识图谱嵌入模型

### TransE—Translating Embeddings for Modeling Multi-relational Data



TransE(Translation Embedding)是一种知识图谱嵌入方法,它将知识图谱中的实体和关系嵌入到低维向量空间中。其基本思想是通过关系向量将头实体向量"平移"到尾实体向量的位置,从而捕捉知识图谱中的语义关系。具体来说,对于一个三元组 (h,r,t),其中h是头实体,r是关系,t是尾实体,TransE假设在向量空间中满足如下公式:

$$\mathbf{h} + \mathbf{r} \approx \mathbf{t}$$

其中,h、r和t分别表示头实体、关系和尾实体的向量表示。

为了训练TransE模型,我们需要一个损失函数来度量模型的好坏。常用的损失函数是基于欧几里得距离或L1距离的Margin-based ranking loss。具体形式如下:

$$L = \sum_{(h,r,t) \in S} \sum_{(h',r,t') \in S'} [\gamma + d(\mathbf{h} + \mathbf{r}, \mathbf{t}) - d(\mathbf{h'} + \mathbf{r}, \mathbf{t'})]_+$$

#### 其中:

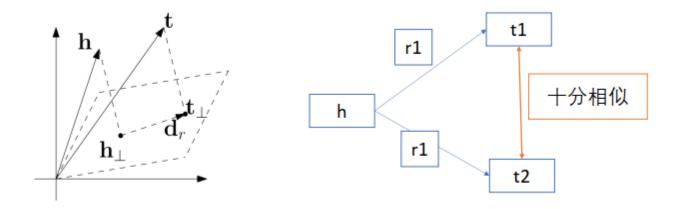
- S 是所有正确的三元组集合。
- S'是通过随机替换实体生成的负样本集合。
- $\gamma$  是一个超参数,表示margin(边界)。
- $d(\cdot,\cdot)$  表示向量之间的距离,可以是L1距离或L2距离。
- [·]<sub>+</sub> 表示取正值,即[·]<sub>+</sub> = max(0,·)。

TransE通过最小化上述损失函数,使得正确三元组的距离尽量小,而错误三元组的距离尽量大,从而实现 知识图谱的有效嵌入。

问题:无法处理一对多、多对一和多对多问题

## TransH—Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes.

TransH(Translation Embedding on Hyperplanes)是对TransE方法的改进,旨在处理TransE无法有效解决的一些问题,例如一对多、多对一、多对多的关系。TransH的基本思想是引入超平面,通过在不同的超平面上对实体进行投影,从而更好地表示复杂的关系。



对于一个三元组(h, r, t), TransH的基本假设是头实体和尾实体分别在关系r对应的超平面上进行投影后, 满足以下公式:

$$\mathbf{h}_{\perp} + \mathbf{r} pprox \mathbf{t}_{\perp}$$

其中, $\mathbf{h}_{\perp}$ 和 $\mathbf{t}_{\perp}$ 分别是头实体和尾实体在关系r对应的超平面上的投影, $\mathbf{r}$ 是关系的向量表示。

定义一个关系r对应的超平面,其法向量为 $\mathbf{w}_r$ ,则头实体h和尾实体t在该超平面上的投影可以表示为:

$$\mathbf{h}_{\perp} = \mathbf{h} - \mathbf{w}_r^{ op} \mathbf{h} \mathbf{w}_r$$
 $\mathbf{t}_{\perp} = \mathbf{t} - \mathbf{w}_r^{ op} \mathbf{t} \mathbf{w}_r$ 

在这种情况下, TransH模型假设以下等式成立:

$$\mathbf{h}_{\perp} + \mathbf{r} \approx \mathbf{t}_{\perp}$$

TransH的目标是最小化以下损失函数:

$$\mathcal{L} = \sum_{(h,r,t) \in \mathcal{S}} \left[ \gamma + d(\mathbf{h}_{\perp} + \mathbf{r}, \mathbf{t}_{\perp}) - d(\mathbf{h}_{\perp}' + \mathbf{r}, \mathbf{t}_{\perp}') 
ight]_{+} + \lambda \|\mathbf{w}_{r}\|^{2}$$

其中:

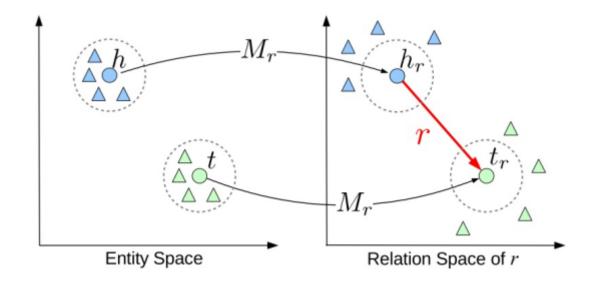
- S是训练数据集。
- (*h*, *r*, *t*)是正样本, (*h*', *r*, *t*')是负样本。
- γ是边际值 (margin)。
- *d*(·,·)是距离函数,通常为L2距离。
- λ是正则化参数。
- [·]+表示取正部分,即max(0,·)。

TransH通过在超平面上的投影操作,使得模型能够更好地处理复杂的关系结构,提升知识图谱嵌入的表示能力。

#### 负样例生成方法

- unif: 原始的采样方法,使用随机采样,随机替换头实体和尾实体,可能会出现假阳性的问题,即替换 的实体是正确实体
- bern: 在采样时,对于N-1的问题,更高概率替换尾实体,1-N更高概率替换头实体

#### TransR——Learning Entity and Relation Embeddings for Knowledge Graph Completion



TransR的核心思想是实体和关系应该在不同的空间中表示,因此它通过关系特定的映射矩阵将实体从实体空间映射到关系空间。在关系空间中,关系的平移操作可以更好地反映实体之间的关系。

对于一个三元组 (h,r,t) ,其中h是头实体,r是关系,t是尾实体,TransR假设在关系空间中满足以下公式:

$$\mathbf{h}_r + \mathbf{r} \approx \mathbf{t}_r$$

其中, $\mathbf{h}_r$ 和 $\mathbf{t}_r$ 分别是头实体和尾实体在关系r对应的关系空间中的表示。它们通过关系特定的映射矩阵 $\mathbf{M}_r$ 从 实体空间映射到关系空间:

$$\mathbf{h}_r = \mathbf{M}_r \mathbf{h}$$

$$\mathbf{t}_r = \mathbf{M}_r \mathbf{t}$$

TransR的目标是最小化以下损失函数:

$$\mathcal{L} = \sum_{(h,r,t) \in \mathcal{S}} \left[ \gamma + d(\mathbf{M}_r \mathbf{h} + \mathbf{r}, \mathbf{M}_r \mathbf{t}) - d(\mathbf{M}_r \mathbf{h}' + \mathbf{r}, \mathbf{M}_r \mathbf{t}') 
ight]_+ + \lambda \|\mathbf{M}_r\|^2$$

其中:

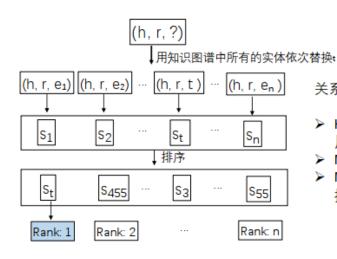
- S是训练数据集。
- (*h*, *r*, *t*)是正样本, (*h*', *r*, *t*')是负样本。
- $\gamma$ 是边际值 (margin)。
- $d(\cdot,\cdot)$ 是距离函数, $f_r(h,t) = ||h_{r,c} + r_c t_{r,c}||_2^2 + \alpha ||r_c r||_2^2$
- λ是正则化参数。
- [·]+表示取正部分,即max(0,·)。

#### 优点

- 1. **关系特定空间**: TransR通过关系特定的映射矩阵,使得实体在不同关系中具有不同的表示,从而更好地捕捉关系的多样性和复杂性。
- 2. **灵活性**:与TransE和TransH相比,TransR能够更灵活地处理不同类型的关系,提升模型的表示能力。

此外还有TransD、DistMult、Analogy、RotaE等模型也可用于建模知识图谱的推理嵌入

## 知识图谱嵌入模型: 预测问题 与 推理评价



关系推理的评价指标

- ▶ Hit@n: 所有预测样本中排名在n以内的比例, n常用的取值为1, 3, 10
- MR: Mean Rank 所有预测样本的平均排名
- ► MRR: Mean Reciprocal Rank 先对所有预测样本的 排名求倒数,然后求平均