

# HousE: Kno基于Householder参数化的知识图谱嵌入

Rui Li <sup>1\*</sup> Jianan Zhao <sup>2</sup> Chaozhao Li <sup>3</sup> Di He <sup>4</sup> Yiqi Wang <sup>5</sup> Yuming Liu <sup>6</sup> Hao Sun <sup>6</sup> Senzhang Wang <sup>7</sup> Weiwei Deng <sup>6</sup> Yanming Shen <sup>1</sup> Xing Xie <sup>3</sup> Qi Zhang <sup>6</sup>

## 摘要

知识图谱嵌入 (KGE) 的有效性很大程度上取决于对内在关系模式和映射属性的建模能力。然而, 现有方法仅能捕捉其中部分模式且建模能力不足。本文提出了一种更强大的KGE框架HousE, 其基于两种

Householder变换实现新颖参数化:

(1)Householder旋转以提升关系模式建模能力; (2) Householder投影以处理复杂的关系映射属性。理论上, HousE能同时建模关键关系模式与映射属性。此外, HousE是现有基于旋转模型的泛化形式, 并将旋转扩展至高维空间。实验表明, HousE在五个基准数据集上取得了最先进的性能。代码已开源:

<https://github.com/anrep/HousE>.

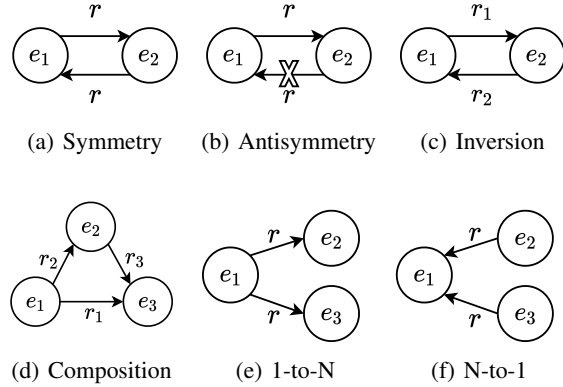


图1.四种关系模式(a-d)的图示(Sun et al.,2019)以及两个具有挑战性的RMPs(e-f)(Bordes et al.,2013).

知识图谱嵌入(KGE)通过学习实体和关系的低维表示, 成为预测缺失链接的有效工具。

KGE的关键挑战在于如何建模关系模式(如对称性、反对称性、逆反和组合)和关系映射属性(RMPs, 即一对一、一对多、多对一和多对多)(Bordes et al., 2013; Sun et al.,2019), 如图1所示。大多数工作设计特定的向量空间和操作来捕捉这些模式和RMPs。例如, TransE(Bordes et al., 2013)将关系表示为平移, 但无法建模对称性和RMPs。最近, RotatE(Sun et al.,2019)将关系表示为复平面中的旋转以建模四种关系模式, 但由于旋转的距离保持特性, 它无法处理RMPs。Rotate3D(Gao et al., 2020)和QuatE(Zhang et al., 2019)引入四元数将旋转扩展到三维和四维空间, 并通过更大的模型容量实现了更好的性能。

然而, 据我们所知, 现有方法均无法建模表1所示的所有关系模式和RMPs, 导致性能欠佳。此外, 一些先进方法(如Sun等,2019; Gao等, 2020; Zhang等, 2019)专为2、3、4维空间设计, 可能不足以捕捉知识图谱的复杂结构(Zhang等, 2019)。因此, 这引出一个问题: 是否存在

## 1. 引言

知识图谱 (KGs) 将海量人类知识存储为事实三元组的集合, 其中每个三元组  $(h, r, t)$  表示头实体  $h$  与尾实体  $t$  之间的关系  $r$ 。凭借丰富的人类知识, 知识图谱已在众多下游应用中展现出其有效性 (Xiong et al.,2017)。然而, 现实世界的知识图谱如 Freebase (Bollacker et al., 2008) 和 Yago (Suchanek et al.,2007)) 通常存在不完整性问题。知识

\*工作完成于微软亚洲研究院实习期间。<sup>1</sup>大连理工大学计算机科学与技术学院, 大连, 中国 <sup>2</sup>圣母大学, 印第安纳州, 美国 <sup>3</sup>微软亚洲研究院, 北京, 中国 <sup>4</sup>北京大学, 北京, 中国 <sup>5</sup>密歇根州立大学, 密歇根州, 美国 <sup>6</sup>微软, 北京, 中国 <sup>7</sup>中南大学, 长沙, 中国。通讯作者: Yanming Shen <shen@dlut.edu.cn>, Chaozhao Li <cli@microsoft.com>。

Proceedings of the 39<sup>th</sup> International Conference on Machine Learning, 美国马里兰州巴尔的摩, PMLR 162, 2022. Copy- right 2022 by the author(s).