

# 基于知识图谱嵌入的阿尔茨海默病药物重定位

## 摘要：

TODO

**关键词：**药物重定位；阿尔茨海默病；知识图谱；知识图谱嵌入；知识图谱补全

## 引言

知识图谱（Knowledge Graph, KG）是一种基于图结构存储知识的数据库，主要用于网页搜索、问答系统、推荐任务<sup>[1]</sup>。知识中的具体事物和抽象概念在 KG 中被表示为实体（entity），实体之间的联系被表示为关系（relation），进而知识被表示成格式为（头实体，关系，尾实体）的三元组。KG 是一个由大量的三元组组成的有向图结构，KG 中的节点（node）代表上面的实体，边（edge）表示实体间的关系。伴随着深度学习的发展，各种类型的 KG 已经被建立，如 WikiData<sup>[2]</sup>、Freebase<sup>[3]</sup>、DBpedia<sup>[4]</sup>、YAGO<sup>[5]</sup>及 WordNet<sup>[6]</sup>等经典知识图谱。

然而，许多 KG 都非常巨大，如药物再利用知识图谱（Drug Repurposing Knowledge Graph, DRKG）<sup>[7]</sup>包含 97238 个实体和 5874261 个三元组。如此巨大的 KG，直接像关系数据库一样进行检索和多步推理非常耗时，无法达到现代应用的要求。而且知识图谱具有非常严重的长尾现象，有很多实体与其他实体间仅仅具有很少的关系，对于这些长尾实体，往往很难理解其含义，进而影响对其的推理。因此，如何表示 KG 并进而将其与深度学习联合是一个近些年热门的领域。

知识图谱嵌入（Knowledge Graph Embedding, KGE）是一种将实体和关系表示成低维稠密实值向量的技术，在这个向量空间内，语义相似的对象之间的距离很近。在过去几年中，研究人员提出了很多 KGE 模型来学习实体和关系嵌入，包括但不限于 TransE<sup>[8]</sup>、TransR<sup>[9]</sup>、RESCAL<sup>[10]</sup>、DistMult<sup>[11]</sup>、ComplEx<sup>[12]</sup>、RotatE<sup>[13]</sup>等。

阿尔茨海默病（Alzheimer's disease, AD）是一种常见的神经退行性疾病，无法治愈且不可逆转<sup>[14]</sup>，其特征是伴有神经精神症状的渐进性严重痴呆<sup>[15]</sup>。中国阿尔茨海默病报告 2021 显示我国 60 岁及以上人群中 983 万例 AD 患者<sup>[16]</sup>。并且另一份研究报告称，我国 AD 患者的 2015 年治疗费用为 1677.4 亿美元，到 2050 年将高达 18871.8 亿美元<sup>[17]</sup>，这充分说明了 AD 给社会带来了巨大的经济负担。因此，AD 的治疗药物开发迫在眉睫。

然而，早在 2015 年，开发一种新药就需要花费 26 亿美元和 10-12 年<sup>[18-19]</sup>。药物重定位是指将现有药物的适应症拓宽到其他疾病，从而大大节省成本并缩短新药开发周期。药物重定位利用了同一个分子的代谢途径可以导致不同疾病的事实，因此一些药物可以治疗不同的疾病<sup>[7]</sup>。

最近，研究人员提出了很多利用知识图谱进行药物重定位的方法。Zeng 等人<sup>[20]</sup>建立了一个 1500 万个三元组的综合知识图谱，包括药物、疾病、蛋白质、基因、代谢途径和表达等多种实体以及它们之间的 39 种关系。然后利用 RotatE 模型学习实体和关系的表示，进而确定了 41 种针对 COVID-19 的治疗药物。Zhang<sup>[21]</sup>等人提出了一种基于神经网络和文献

发现的方法。首先利用 PubMed 和其他以 COVID-19 为重点的研究文献构建了一个生物医学知识图谱，然后利用多种 KGE 模型预测候选药物，并利用发现模式解释了 KGE 预测的合理性。目前也有研究人员利用 KGE 研究帕金森病的药物重定位，并取得了不错的效果<sup>[22]</sup>。

Wang<sup>[23]</sup>等人提出了一种基于知识图谱的深度学习方用于 AD 药物重定位。首先，利用 DistMult 学习了构建的阳性药物靶点对知识图谱，然后利用一个 Conv-Conv 模块来提取药物-靶点对的特征，之后通过一个全连接的神经网络进行药物靶点计算，最终通过载脂蛋白 E 寻找治疗 AD 的药物。Nian<sup>[24]</sup>等人通过从文献中构建一个知识图谱，利用 TransE，DistMult 和 ComplEx 学习并预测有助于 AD 治疗或预防的候选者，以研究 AD 与化学品，药物和膳食补充剂之间的关系，进而确定预防或延缓神经退行性进展的机会。

TODO

方法

我们首先利用多种 KGE 模型（TransE、DistMult、ComplEx 和 RotatE）在 DRKG 上学习实体和关系的嵌入向量，通过对比 5 种经典的知识图谱嵌入评价指标选择了 RotatE 模型作为我们最终的药物重定位模型；然后，在整个知识图谱上训练 RotatE 模型，并利用多种嵌入向量分析手段评价我们学习到的嵌入的质量；最终，通过链接预测技术找到 10 种候选药物。

数据

DRKG 是一个涉及基因、药物、疾病、生物过程、副作用和症状的综合生物知识图谱。它包含属于 13 种实体类型的 97238 个实体；以及属于 107 种关系类型的 5874261 个三元组。

模型

在本小节中，我们首先介绍一些 KG 和 KGE 数学符号，这些符号将应用于本研究的其他部分。将使用小写字母表示向量，大写字母表示矩阵，小写斜体表示下标概念。Table 1 显示了文章后续部分的概念和定义。

Table 1 The Notation and Definition of KG and KGE

Name	Notation	Definition
Knowledge Graph	$\Delta$	A set of triplets in the form <b>(h,r,t)</b>
Entity Set	$E$	The set of entities
Relation Set	$R$	The set of relations
Entity Vectors	$h, t$	The entity vectors for head entity <b>h</b> and tail entity <b>t</b>
Relation Vector	$r$	The vector for relation <b>r</b>
Scoring Function	$f(h, r, t)$	The scoring function for the triple <b>(h, r, t)</b>
Loss Function	$\mathcal{L}$	The loss function of the model

KG 一般被标记为  $\Delta$ ，是一组格式为 (h,r,t) 三元组的集合，其中  $h, t \in E, r \in R$ ，E 是 KG 中的实体集合，R 是 KG 中的关系集合。KGE 模型旨在将 KG 建模为低维向量空间。在这个向量空间中，头实体 h 和尾实体 t 是一个单独的向量，每个关系 r 是头实体 h

和尾实体  $t$  间的一个运算操作。

KGE 是通过概率推断现有 KG 的缺失的关系补全 KG 的任务。近几年研究人员已经提出了多种 KGE 模型，它们都具有评分函数。评分函数度量  $(h, r, t)$  成立的概率，Table 2 列出了一些 KGE 模型的评分函数。

**Table 2** KGE 模型的评分函数

Models	Entity	Relation	Score Function	Complexity
TransE	$h, t \in \mathbb{R}^d$	$r \in \mathbb{R}^d$	$-  h + r - t  _{1/2}$	$O(d)$
TransR	$h, t \in \mathbb{R}^d$	$r \in \mathbb{R}^k, M_r \in \mathbb{R}^{k \times d}$	$-  M_r h + r - M_r t  _2^2$	$O(d^2)$
RESCAL	$h, t \in \mathbb{R}^d$	$M_r \in \mathbb{R}^{d \times d}$	$h^T M_r t$	$O(d^2)$
DistMult	$h, t \in \mathbb{R}^d$	$r \in \mathbb{R}^d$	$h^T \text{diag}(r) t$	$O(d)$
ComplEx	$h, t \in \mathbb{C}^d$	$r \in \mathbb{C}^d$	$\text{Real}(h^T \text{diag}(r) \bar{t})$	$O(d)$
RotatE	$h, t \in \mathbb{C}^d$	$r \in \mathbb{C}^d,  r_i  = 1$	$-  h \circ r - t  ^2$	$O(d)$

TransE 是一个具有代表性的平移模型，它假设实体和关系属于同一向量空间  $\mathbb{R}^d$ ， $d$  是向量空间的维度。关系  $r$  被建模为实体向量的平移，如果三元组  $(h, r, t)$  成立，那么  $h + r \approx t$ ，即  $t$  应该是  $h + r$  最近的实体向量；如果不成立， $h + r$  应该远离  $t$ 。

TransE 只能建模 1 对 1 的关系类型，TransR 通过从实体向量空间  $h, t \in \mathbb{R}^d$  分离出关系的向量空间  $r \in \mathbb{R}^k$  来解决这个问题。TransR 通过学习一个关系投影矩阵  $M_r \in \mathbb{R}^{k \times d}$  将实体投影到不同的关系向量空间，进而捕获了不同关系的差异。然而 TransR 为了获得更强的表示能力，也将复杂度从  $O(d)$  提升为  $O(d^2)$ ，导致训练时间急剧增加，因此我们并没有采取 TransR 作为我们的药物重定位的候选模型。

RESCAL 是一个双线性模型，它通过将实体向量的交互来捕获 KG 的潜在语义，并将每个关系表示为一个矩阵，该矩阵对实体之间的交互进行建模。该模型也像 TransR 一样，复杂度为  $O(d^2)$ ，这也为它的扩展模型主要改进的方向，我们也没有使用它作为药物重定位的候选模型。

DistMult 通过将  $M_r$  换成对角方阵简化了 RESCAL 模型，使得复杂度变成了  $O(d)$ ，但是该模型的表现能力相较于 RESCAL 模型也大大减弱。

由于 DistMult 使用的是对角方阵，因此仅仅能捕获对称关系。为了捕获反对称关系，ComplEx 将向量空间从实数域扩展到复数域。

受到 TransE 和欧拉恒等式的启发，RotatE 将头实体和尾实体映射到复数向量空间，即  $h, t \in \mathbb{C}^d$ ，将关系建模为从头部实体  $h$  到尾部实体  $t$  的旋转。RotatE 模型能够捕获对称、反对称、反转和组成四种类型关系。

在后续的实验中，我们都是使用最大间隔方法训练模型，这将最小化正确三元组的排名，损失函数如下：

$$\mathcal{L} = \sum_{(h, r, t) \in D^+} \sum_{(h', r, t') \in D^-} \max(0, \gamma - f(h, r, t) + f(h', r, t'))$$

其中， $D^+$  和  $D^-$  分别是正例三元组与负三元组的集合； $\gamma$  是正负例三元组得分的间隔距离。

## 评估指标

KGE 模型可以通过链接预测技术预测 KG 中缺失的三元组，即给定  $(h, r, ?)$  预测缺失的尾实体  $t$ ，或者给定  $(?, r, t)$  预测缺失的头实体  $h$ 。我们可以通过链接预测给出测试集中

三元组的排名。为了评估 KGE 模型的性能，我们使用三种经典指标：平均倒数排名（mean reciprocal rank, MRR），平均排名（mean rank, MR）和 Hits@N（N = 1, 3, 10）。MRR 和 Hits@N 都是越高越好，MR 越低越好。

如果我们用 $rank_h$ 和 $rank_t$ 分别表示预测缺失头实体和尾实体的排名，D 表示需要评估的三元组集合，那么 MR 被表示为

$$MR = \frac{1}{2|D|} \sum_{(h, r, t) \in D} rank_h + rank_t$$

MRR 被计算为

$$MRR = \frac{1}{2|D|} \sum_{(h, r, t) \in D} \frac{1}{rank_h} + \frac{1}{rank_t}$$

Hits@N 被计算为

$$Hits@N = \frac{1}{2|D|} \sum_{(h, r, t) \in D} I[rank_h \leq N] + I[rank_t \leq N]$$

其中如果条件为真， $I[*]$  等于 1，否则等于 0。

## 实验设置

我们将 DRKG 的三元组按照 90%、5%、5% 的比例划分为训练集、验证机和测试集，分别为 5286834 个，293713 个和 293714 个。

我们综合上面 5 个指标在验证集上利用网格搜索所有模型的超参数（TransE\_l1、TransE\_l2、DistMult、ComplEx 和 RotatE），所有模型的训练批次大小（batch\_size）和负采样大小（neg\_sample\_size）分别固定为 4096 和 256，学习率 lr 从{0.01, 0.05, 0.1}中选择；由于 RotatE 模型实体维度是超参数嵌入维度（hidden\_dim）的 2 倍，因此将其嵌入维度固定为 200，其他模型从{200,400}中选择；TransE\_l1、TransE\_l2 和 RotatE 的  $\gamma$  从{6,12,18}中选择，DistMult、ComplEx 的  $\gamma$  从{50,125,200}中选择。

在药物重定位任务中，为预测 AD 的治疗药物，选择全部 DRKG 中的 AD 实体作为头实体（Disease::DOID:10652，Disease::MESH:C536599，Disease::MESH:D000544），选择 DRKG 中的治疗作为链接预测的关系（DRUGBANK::treats::Compound:Disease，GNBR::T::Compound:Disease，Hetionet::CtD::Compound:Disease），将所有的 Drugbank 中 FDA 批准的药物作为候选药物（分子量>250），通过链接预测缺失尾实体的方法选择评分前 50 的药物。

## 结果

### KGE 模型的对比

Table 3 和 Table 4 显示 KGE 模型的最优超参数和对应测试集的结果。

**Table 3** KGE 模型的最优超参数

Model	batch_size	neg_sample_size	hidden_dim	$\gamma$	lr
TransE_l1	4096	256	400	18	0.05

TransE_l2	4096	256	400	12	0.1
DistMult	4096	256	400	50	0.1
ComplEx	4096	256	400	50	0.1
RotatE	4096	256	200	18	0.05

**Table 4** KGE 模型测试集结果

Model	MRR	MR	HITS@1	HITS@3	HITS@10
TransE_l1	0.530	<u>62.64</u>	0.412	0.606	0.740
TransE_l2	0.437	<b>60.83</b>	0.302	0.515	0.693
DistMult	0.484	105.55	0.401	0.515	0.643
ComplEx	<b>0.621</b>	112.74	<b>0.537</b>	<u>0.673</u>	<u>0.768</u>
RotatE	<u>0.614</u>	63.51	<u>0.515</u>	<b>0.681</b>	<b>0.780</b>

其中粗体表示最优得分，下划线表示次优得分。

DistMult 模型受限于只能建模对称关系，因此各项指标都没有最优和次优结果。TransE 模型的 MR 指标达到了最优结果，但是受限于只能建模一对一的关系，无法在其他指标上达到理想的水平。但是对于 MR 指标 RotatE 模型和 ComplEx 呈现出截然不同的结果，RotatE 模型接近于 TransE 模型取得的最优结果，但是 ComplEx 模型取得了最差结果，这可能是因为 RotatE 相较于 ComplEx 多捕获了反转和组成两类关系。对于 MRR 和 Hits@N，RotatE 和 ComplEx 模型各取得了 2 次最优和次优结果，且最优和次优结果也非常接近，充分说明将嵌入向量空间由实数域转换到复数域的必要性。考虑到 MR 结果，我们最终选择 RotatE 作为我们最终的药物重定位模型。

我们重新在整个 DRKG 上训练了 RotatE 模型，超参数是 Table 4 中的超参数。

## RotatE 模型的嵌入分析

我们采用 t-SNE 将关系嵌入向量降维和可视化处理。由于实体的数量众多，且 RotatE 实体维度是 400，直接利用 t-SNE 降维和可视化处理会引入很多噪声，因此我们首先使用 PCA 将其降维到 30，然后再利用 t-SNE 将其降维到 2D 空间并可视化处理。我们还使用余弦距离计算关系嵌入向量间的相似度，并输出了最相似的 10 对关系和相似度得分分布的直方图。

图 1 是关系的 2 维可视化图，可以发现关系广泛的分布在 2D 的空间中，即便来自相同数据集的关系都没有聚集，可以返现 RotatE 模型学习到了各个关系间的差异，这对于我们后面的药物重定位是很有意义的。

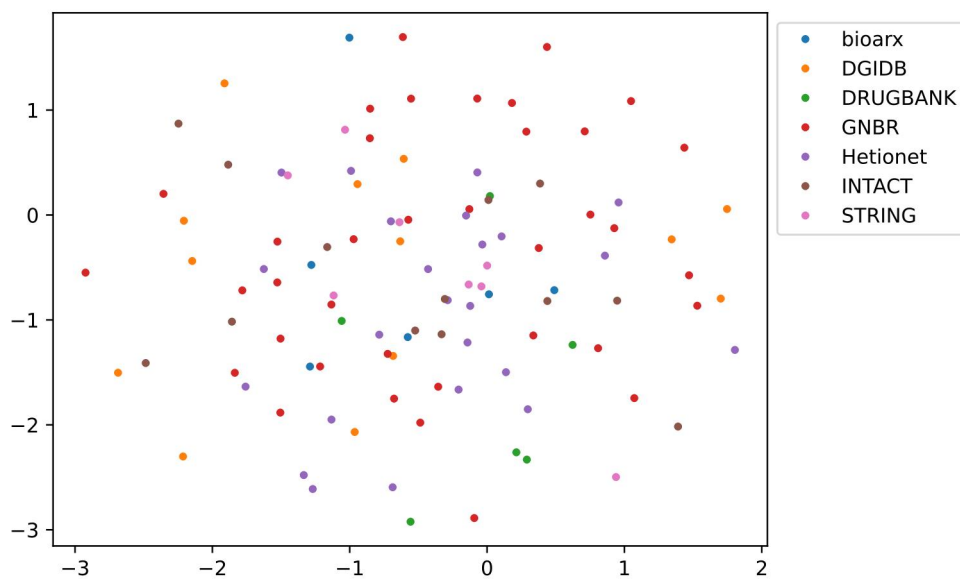


图 1 关系嵌入的 2 维空间图

图 2 是关系间余弦相似度得分的分布图，可以发现绝大多数关系都有很小的相似度。

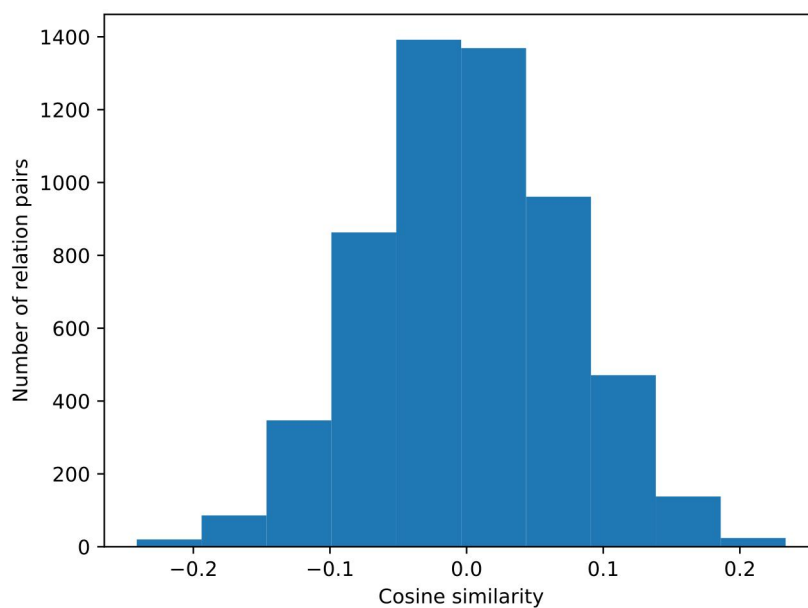


图 2 关系间余弦相似度得分的分布图

Table 5 展示关系间相似度最高的 10 对关系，可以发现相似得分非常的低，而且我们选择的三种治疗关系并不在其中，即 RotatE 模型能够很好的将治疗关系和其他类型的关系区分开，这对于我们的药物重定位非常重要。

Table 5 关系间余弦相似度得分最高的 10 组

Relation type 1	Relation type 2	Cosine score
Hetionet::DaG::Disease:Gene	INTACT::ASSOCIATION::Compound:Gene	0.23346853
DRUGBANK::x-atc::Compound:Atc	GNBR::in_tax::Gene:Tax	0.23311995
GNBR::L::Gene:Disease	Hetionet::DpS::Disease:Symptom	0.22690767
DGIDB::BLOCKER::Gene:Compound	GNBR::J::Gene:Disease	0.2268842

DGIDB::AGONIST::Gene:Compound	INTACT::ASSOCIATION::Compound:Gene	0.22258793
DRUGBANK::enzyme::Compound:Gene	GNBR::Ud::Gene:Disease	0.21916792
Hetionet::DpS::Disease:Symptom	Hetionet::CbG::Compound:Gene	0.21718228
GNBR::N::Compound:Gene	Hetionet::GcG::Gene:Gene	0.21505778
GNBR::W::Gene:Gene	Hetionet::CdG::Compound:Gene	0.21384156
GNBR::Z::Compound:Gene	GNBR::in_tax::Gene:Tax	0.21150547

图 3 是实体嵌入的 2 维空间图，不同的颜色表示不同的实体类型，可以相同的实体正如我们期望的那样聚集到一起。

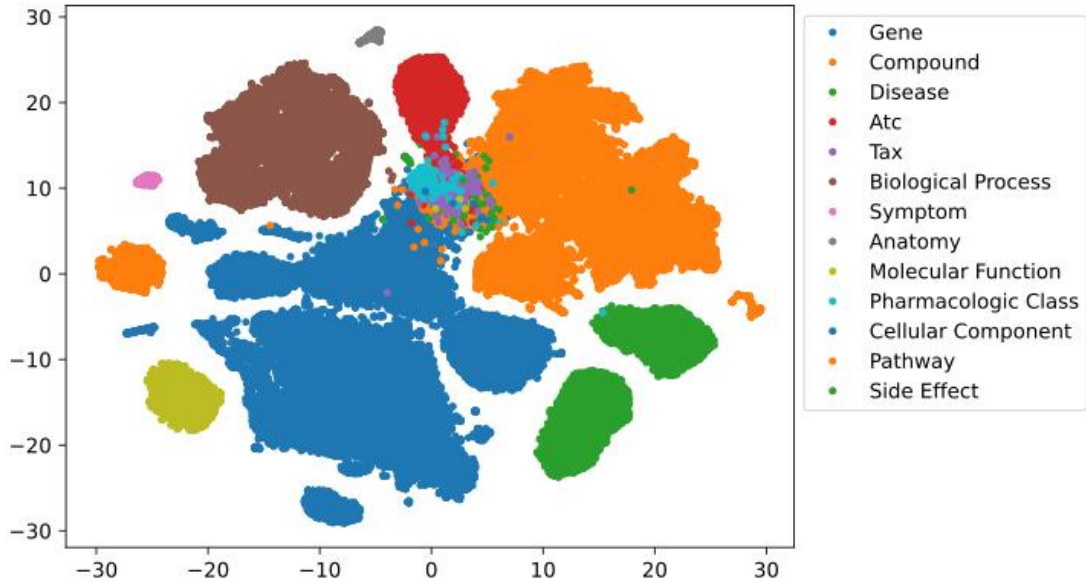


图 3 实体嵌入的 2 维空间图

我们分析了不同关系类型之间的链接预测的相似程度，对于种子头实体  $h_i$ ，用链接预测找到关系  $r_j$  下最可能成立的前 10 尾实体，然后对关系  $r_j$  重复上述工作，并计算关系  $r_j$  和  $r_j$  的前十尾实体集合的 Jaccard 相似系数。我们选择了 100 个随机头实体种子，然后报告了所有关系对的平均相似度。Table 6 展示基于链接预测相似度的前十关系对。Jaccard 相似系数计算如下：

$$J_{E_1, E_2} = \frac{|E_1 \cap E_2|}{|E_1 \cup E_2|}$$

其中  $|*|$  表示集合的基数， $E_1, E_2$  是两个关系对应的尾实体集合。

Table 6 展示基于链接预测相似度的前十关系对

Relation type 1	Relation type 2	Jaccard score
INTACT::COLOCALIZATION::Gene:Gene	INTACT::DIRECT INTERACTION::Gene:Gene	0.569683225271461
Hetionet::GiG::Gene:Gene	INTACT::PHYSICAL ASSOCIATION::Gene:Gene	0.566442495413084
INTACT::PHYSICAL ASSOCIATION::Gene:Gene	INTACT::COLOCALIZATION::Gene:Gene	0.5639896704602593
INTACT::PHYSICAL ASSOCIATION::Gene:Gene	INTACT::DIRECT INTERACTION::Gene:Gene	0.5579469180630174
bioarx::DrugHumGen:Compound:Gene	DRUGBANK::target::Compound:Gene	0.5453419619596094
GNBR::E::Compound:Gene	GNBR::E+::Compound:Gene	0.5340685948038895
bioarx::DrugHumGen:Compound:Gene	Hetionet::CbG::Compound:Gene	0.5066943840473255
Hetionet::GiG::Gene:Gene	INTACT::COLOCALIZATION::Gene:Gene	0.5046894445423864
Hetionet::GiG::Gene:Gene	INTACT::DIRECT INTERACTION::Gene:Gene	0.5009040220185738
GNBR::E+::Gene:Gene	GNBR::E::Gene:Gene	0.4900415271003512

可以发现我们的三种治疗关系依旧没有出现在前 10 的位置，更加说明 RotatE 模型能够将治疗关系能够与其他关系区分出来。

## AD 药物重定位

我们使用最终的 RotatE 模型链接预测进行 AD 药物重定位，将评分前 50 的作为初步的候选药物（由于 RotatE 模型的 MR 是 63.51），其中前 10 种，只有第 9 名的药物不是 DRKG 已经存在的治疗 AD 的药物，证明该方法的有效性。然后我们排除了 DRKG 中已经存在治疗 AD 的药物，最终剩余了 17 种治疗药物。

我们将 DRKG 提供的 TransE\_I2 预训练模型重复上面的步骤，排除了 DRKG 中已经存在治疗 AD 的药物，最终剩余 25 种治疗药物，可以发现 RotatE 模型的效果要好于 TransE 模型。我们将上面两个模型得到的候选药物求交集，最终获得 10 种治疗 AD 的治疗药物，结果显示在 Table 7。

Table 7 药物重定位得到 10 种候选药物

rank in RotatE	drug	literature support
9	Glutathione	
11	Haloperidol	
13	Capsaicin	
16	Quercetin	
17	Estradiol	
18	Glucose	
21	Adenosine	
31	Cocaine	
39	Paclitaxel	
41	Cholesterol	

Table 7 中第一列是该药物在 RotatE 模型链接预测的排名。

## 结论

本文采用 KGE 模型对 AD 进行了药物重定位。具体来说使用 4 种 KGE 模型在 DRKG 上学习实体和关系的嵌入向量，通过评价指标选择了 RotatE 模型作为最终的药物重定位模型。实验结果表明，RotatE 模型能够预测出合理的 AD 治疗药物，能够为研究人员进一步探索 AD 的治疗药物提供研究思路。

## 参考文献

- [1] Lin Y K, Shen S Q, Liu Z Y, et al. Neural relation extraction with selective attention over instances[C]. Proceedings of ACL, 2124–2133, 2016.
- [2] Vrandečić D, Krotzsch M. WikiData: a free collaborative knowledgebase[C]. Communications of the ACM, 2014, 57(10): 78-85.
- [3] Bollacker K, Evans C, Paritosh P, et al. Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge[C]. Proceedings of KDD, 1247-1250, 2008.



- [4] Auer S, Bizer C, Kobilarov G, et al. DBpedia: A nucleus for a Web of open data[C]. Proceedings of ISWC, 722-735, 2007.
- [5] Hoffart J, Suchanek F M, Berberich K, et al. YAGO2: A spatially and temporally enhanced knowledge base from wikipedia[J]. Artificial Intelligence, 2013, 194: 28-61.
- [6] Miller G A. WordNet: a lexical database for English[J]. Communications of the ACM, 1995, 38(11): 39-41.
- [7] Ioannidis VN, Song X, Manchanda S, et al. DRKG - Drug Repurposing Knowledge Graph for Covid-19[J]. <https://github.com/gnn4dr/DRKG/>, 2020.
- [8] Bordes A, Usunier N, Garcia Duran A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data[C]. Proceedings of NIPS, 2787-2795, 2013.
- [9] Lin Y K, Liu Z Y, Sun M S, et al. Learning entity and relation embeddings for knowledge graph completion[C]. Proceedings of AAAI, 2181-2187, 2015.
- [10] Nickel M, Tresc V, Kriegel H P. A Three-way model for collective learning on multi-relational data[C]. Proceedings of ICML, 809-816, 2011.
- [11] Yang B S, Yih W T, He X D, et al. Embedding entities and relations for learning and inference in knowledge bases[C]. Proceedings of ICLR, 1-13, 2015.
- [12] Trouillon T, Welbl J, Riedel S, et al. Complex embeddings for simple link prediction[C]. Proceedings of ICML, 2071-2080, 2016.
- [13] Sun Z Q, Deng Z H, Nie J Y, et al. RotatE: Knowledge graph embedding by relational rotation in complex space[C]. Proceedings of ICLR, 2019.
- [14] Nian Y, Hu X, Zhang R, et al. Mining on Alzheimer's diseases related knowledge graph to identify potential AD-related semantic triples for drug repurposing[J]. BMC Bioinformatics. 2022 Sep 30;23(Suppl 6):407.
- [15] Moya-Alvarado G, Gershoni-Emek N, Perlson E, et al. Neurodegeneration and Alzheimer's disease (AD). What Can Proteomics Tell Us About the Alzheimer's Brain? [J]. Mol Cell Proteomics. 2016 Feb;15(2):409-25.
- [16] 任汝静,殷鹏,王志会, et al. 中国阿尔茨海默病报告 2021[J]. 诊断学理论与实践, 2021, 20(04):317-337.
- [17] Jia, J., Wei, C., Chen, S., et al. The cost of Alzheimer's disease in China and re-estimation of costs worldwide[J]. Alzheimer's & Dementia, 2018, 14: 483-491.  
<https://doi.org/10.1016/j.jalz.2017.12.006>
- [18] Avorn J. The \$2.6 billion pill—Methodologic and policy considerations[J]. New England Journal of Medicine, 2015, 372(20): 1877-1879.
- [19] Wang, S., Du, Z., Ding, M. et al. KG-DTI: a knowledge graph based deep learning method for drug-target interaction predictions and Alzheimer's disease drug repositions[J]. Appl Intell 2022, 52: 846–857.
- [20] Zeng X, Song X, Ma T, et al. Repurpose Open Data to Discover Therapeutics for COVID-19 Using Deep Learning[J]. J Proteome Res. 2020 Nov 6;19(11):4624-4636 .
- [21] Rui Zhang and Dimitar Hristovski and Dalton Schutte and Andrej Kastrin and Marcelo Fiszman and Halil Kilicoglu. Drug repurposing for COVID-19 via knowledge graph completion[J]. Journal of Biomedical Informatics. 2021
- [22] 李宗贤. 基于知识图谱的帕金森病药物重定位[J]. 信息技术与信息化, 2022(07):28-32.
- [23] Wang, S., Du, Z., Ding, M. et al. KG-DTI: a knowledge graph based deep learning method for drug-target interaction predictions and Alzheimer's disease drug repositions[J]. Appl Intell

2022, 52, 846–857.

[24] Nian Y, Hu X, Zhang R, et al. Mining on Alzheimer's diseases related knowledge graph to identity potential AD-related semantic triples for drug repurposing[J]. BMC Bioinformatics. 2022 Sep 30;23(Suppl 6):407.