

Beijing Forest Studio
北京理工大学信息系统及安全对抗实验中心



时序知识图谱推理方法 ——探索事件重复性与周期性模式

硕士研究生 齐首华

导师：罗森林

2024年05月05日



- **总结反思**

- 对领域的专业用词介绍较少
- 互动较少，且互动问题设置过难
- 语调平淡，讲解过程中语气词较多

- **相关内容**

- 齐首华《时序知识图谱推理方法》--2023-09-12
- 潘琿《基于知识图谱的推荐算法研究》--2023.05.21
- 李新帅《异质图神经网络》--2022.09.26



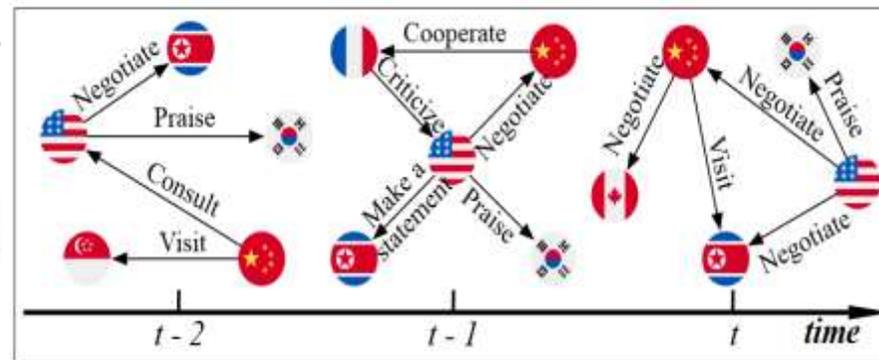
- 预期收获
- 目标内涵
- 背景意义
- 知识基础
- 算法原理
 - TiGCN
 - RPC
- 特点总结
- 工作展望
- 参考文献



- 预期收获
 - 1. 了解时序知识图谱推理的基本概念
 - 2. 理解时序知识图谱推理在**时序特征**学习方面的研究方法
 - 3. 了解知识图谱推理的应用场景与发展前沿

- 研究目标

- 以时序知识图谱为研究对象，面向**未来事实预测**任务
- 结合图神经网络GNN、循环神经网络RNN等技术
- 探索事件**重复性与周期性**模式，更好地理解实体和关系的动态变化，预测未来的事件或状态

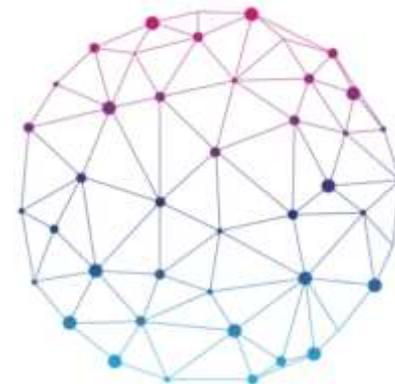


- 内涵解析

- 知识图谱：知识图谱是结构化的**多关系知识库**，通常包含一组事实。其中每个事实都以**三元组** (s, r, o) 的形式存储，其中 s, r, o 分别表示头实体，关系和尾实体
- 时序知识图谱：所有在 t 时刻出现的四元组 (s, r, o, t) 构成一个知识图谱 G_t 。时序知识图谱 G 被定义为具有不同**时间戳**的知识图谱序列，即 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_t\}$
- 时序知识图谱推理：根据观察到的历史知识图谱来**预测未来的新事实**

- 研究背景

- 随着知识图谱应用场景日益多样化, 人们逐渐发现不随着时间改变而更新的静态知识图谱不能完全适应**知识高频更新**的场景, 提出**时序知识图谱**的概念
- 许多实际应用场景需要考虑时间因素进行决策和规划, 如金融领域的时间序列预测、医疗领域的疾病传播预测等



- 研究意义

- 深入地理解实体和关系的动态变化, 预测未来的事件或状态, 有助于**理解事件的隐藏因素并响应新出现的事件**
- 时序知识图谱推理是解决时序知识图谱**不完整性**的有效方法

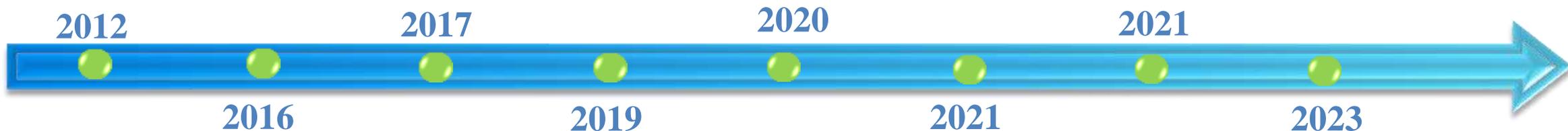


Google为了改善搜索引擎，提高搜索效率，服务于搜索引擎中的智能问答，而提出**知识图谱**的概念

Trivedi首次研究时序知识图谱外推推理，提出Know-Evolve **利用时间点过程**来模拟事实的发生

Jin等人提出基于RE-NET，采用**邻域聚合器**和**循环事件编码器**将历史事实建模为子图序列

Li等人提出RE-GCN模型，通过**捕获局部历史依赖性**的结构来学习每个时间戳的实体和关系的演化表示



Jiang等人首次针对性的考虑时间信息对知识图谱的影响，对此进行了初步研究，并提出了**时序知识图谱**的概念

Deng等人提出Glean模型，结合了**关系**和**单词上下文**来丰富推理事实的特征

Han等人提出TANGO模型，探索**神经微分方程**来构建连续时间推理模型

Xu等人提出CENET，采用**复制生成机制**来获得一跳事实的全局重复，方便未来的实体推理

时序知识图谱推理

图神经网络算法

基于规则挖掘的算法

基于路径的算法

基于文本的算法



时序知识图谱推理

• 问题定义

– 时序知识图谱 $G = \{E, R, T, Q\}$

• 实体集合 $E = [e_1, e_2, \dots, e_n]$

• 关系集合 $R = [r_1, r_2, \dots, r_n]$

• 时间戳集合 $T = [t_1, t_2, \dots, t_T]$

• 四元组集合 $Q = \{(s, r, o, t)\} \subseteq E \times R \times E \times T$

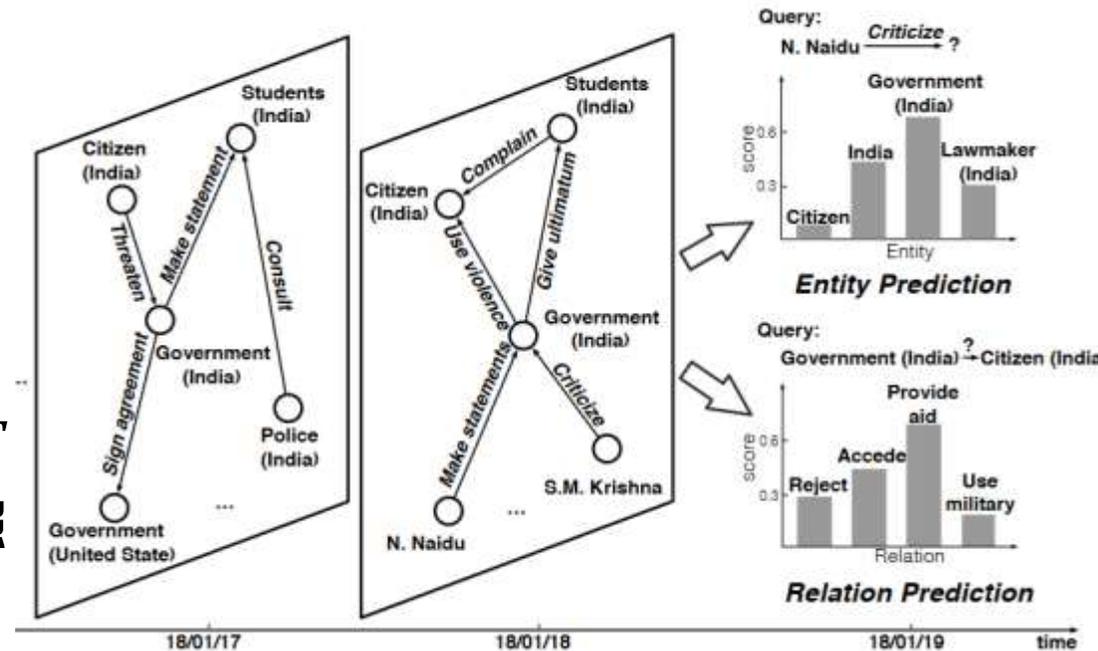
• 时序知识图谱可以看作由多个知识图谱快照构成的时序序列 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_T\}$

– 查询

• 实体预测 $q = (s, r, ?, t)$ 或 $(?, r, o, t)$ ，其中 $t > t_T$

• 关系预测 $q = (s, ?, o, t)$ ，其中 $t > t_T$

– 问题：给定一个查询，根据历史时序知识图谱中已知事实，预测查询中缺失的 s 、 r 或 o





TiRGN



T	目标	根据时序知识图谱预测未来四元组缺失的头实体/尾实体/关系
I	输入	历史时序知识图谱序列、查询（6个数据集）
P	处理	<ol style="list-style-type: none"> 1.局部循环编码器对相邻时间戳处的实体和关系的进化表示进行编码 2.全局编码器收集查询时间戳之前的所有重复事实 3.周期性和非周期性时间向量以及实体和关系的表示一起被发送到局部和全局解码器以获得用于预测的最终分数
O	输出	查询中缺失的头实体、尾实体或关系

P	问题	现有方法难以充分学习历史事件的时序特征
C	条件	历史知识图谱序列
D	难点	综合考虑历史事实的顺序、重复、循环模式对事件时序特征进行建模
L	水平	IJCAI 2022 (CCF-A)



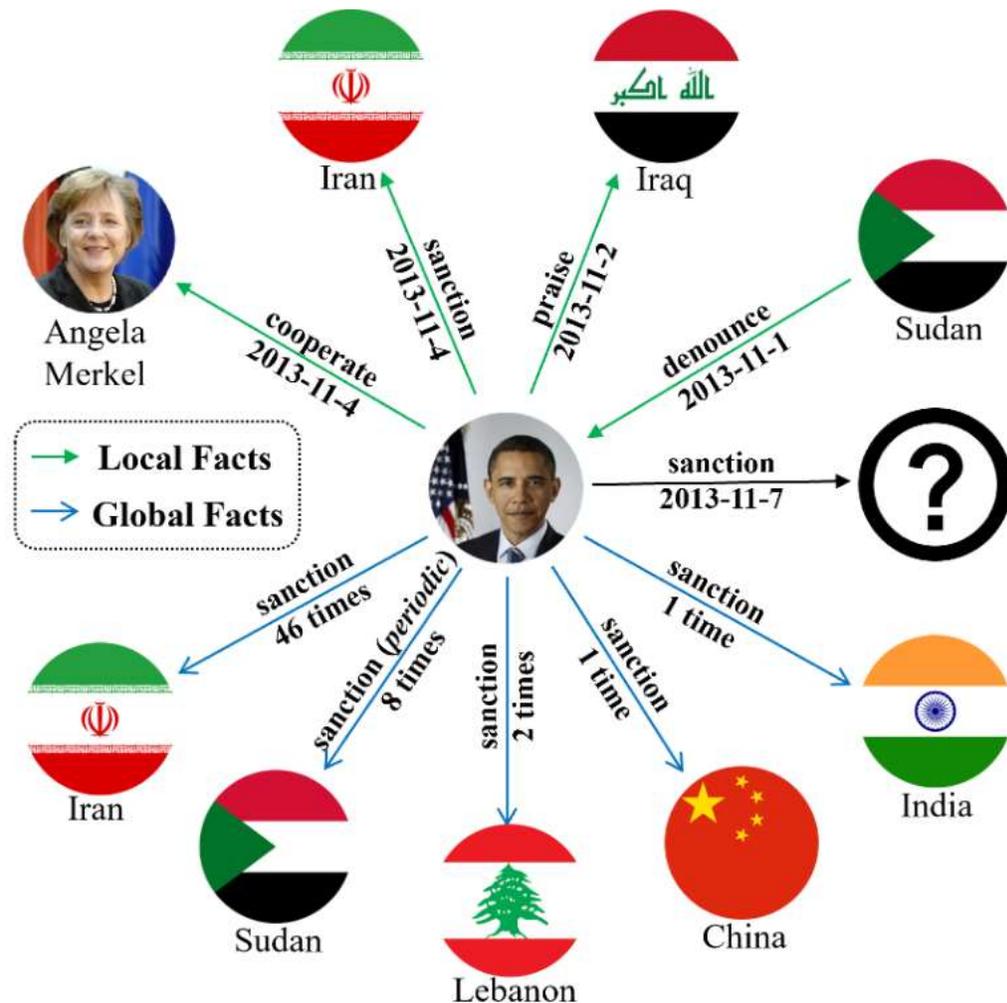
核心策略

- 启发
 - 根据历史重现和社会循环理论，历史事实可能具有**重复**甚至**循环**的模式
 - **局部信息**：奥巴马近期制裁了伊朗，并且近期批评过苏丹
 - **全局信息**：奥巴马制裁伊朗46次，苏丹8次，奥巴马每年11月左右都会对苏丹实施制裁

- 核心思想
 - 使用全局一跳或多跳重复历史信息来捕获历史事实的**重复模式**

以史为鉴，可以知兴替；以史为镜，可以明是非

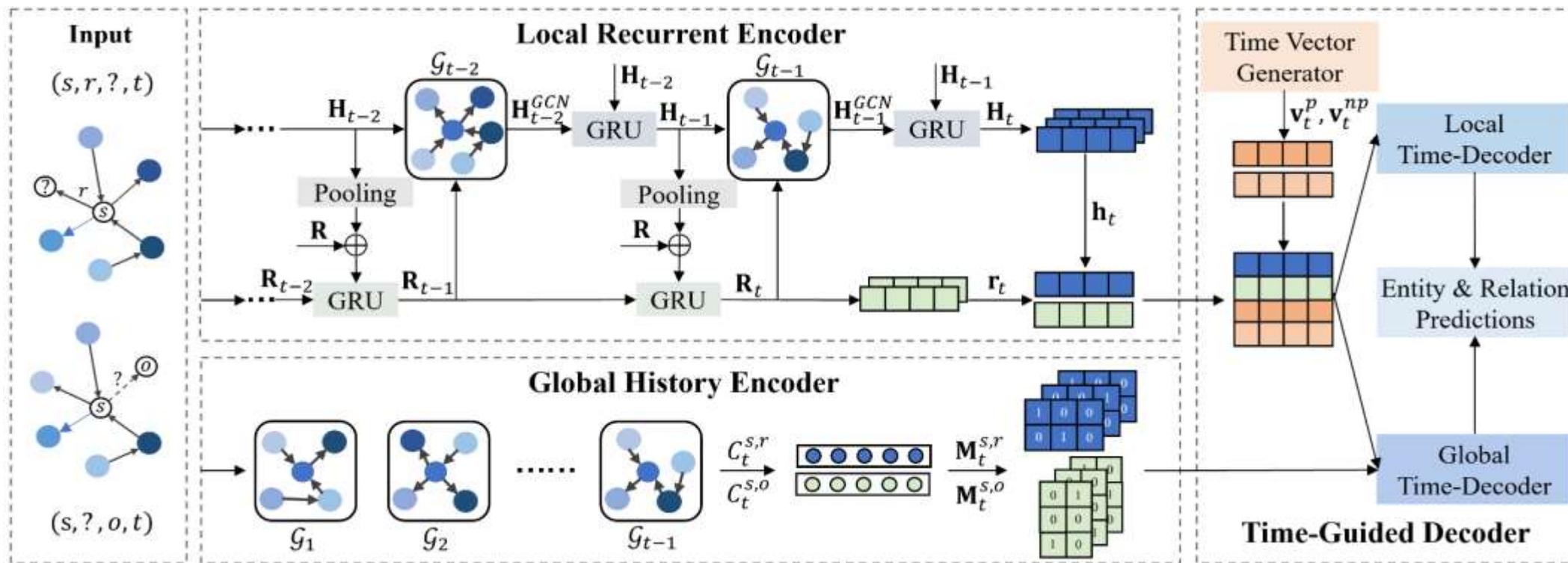
(Barack Obama, impose sanctions, ?, 2013-11-7)





算法步骤

- 使用R-GCN和GRU对**局部**的结构和时序信息进行建模
- **全局**历史编码器建模所有先前时间戳的相关事实
- 结合**周期性和非周期性时间向量**，局部和全局解码器获得用于预测的最终分数





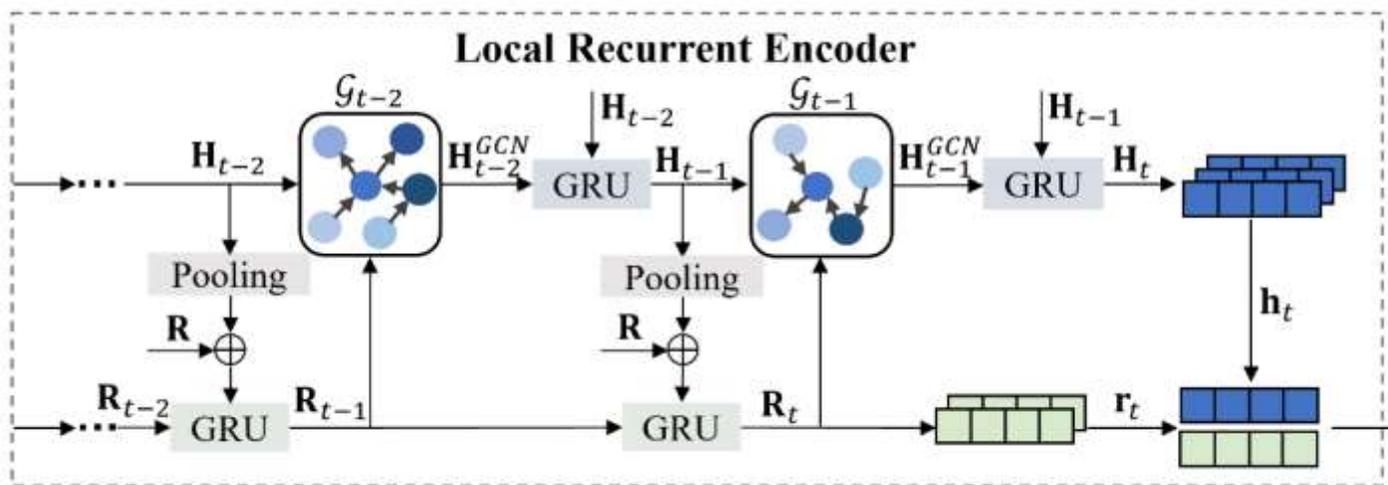
局部循环编码器

- 局部循环编码器关注最近 m 个相邻历史知识图谱快照
- 局部**结构信息**：使用R-GCN学习实体关系嵌入

$$\vec{h}_{o,t}^{l+1} = f\left(\frac{1}{c_0} \sum_{(s,r), \exists(s,r,o) \in Q_t} W_1^l (h_{s,t}^l + \vec{r}_t) + W_2^l \vec{h}_{o,t}^l\right)$$

- 局部**时序信息**：使用GRU学习相邻时间戳的序列模式

$$H_t = GRU(H_{t-1}, H^{GCN}_{t-1}) \quad R_t = GRU(R_{t-1}, R'_t)$$



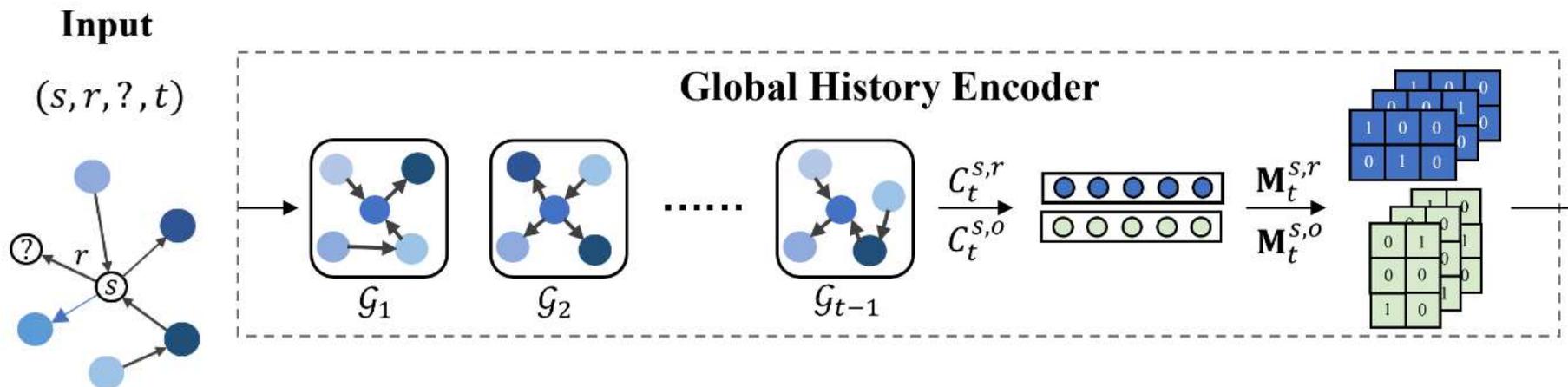


全局历史编码器

- 全局历史编码器旨在获取**重复事实**作为全局候选事实，为解码器中的评分提供全局约束
- 对于查询 $(s, r, ?, t)$ ，遍历 t 之前的所有子图，提取历史上 $(s, r, ?)$ 对应的尾实体，构建为候选实体集

$$C_t^{s,r} = c_0^{s,r} \cup c_1^{s,r} \cup \dots \cup c_{t-1}^{s,r}$$

- 对于查询 $(s, r, ?, t)$ ，候选实体矩阵 $M_t^{s,r} \in \mathbb{Z}^{|E| \times |R| \times |E|}$ 将 $C_t^{s,r}$ 中存在的位置**赋值为1**



- 周期性和非周期性时间向量

- 有些事实在整个时间轴上**周期性**发生，而有些事更有可能在某一段时间内发生
- 对时间戳进行周期性和非周期性编码

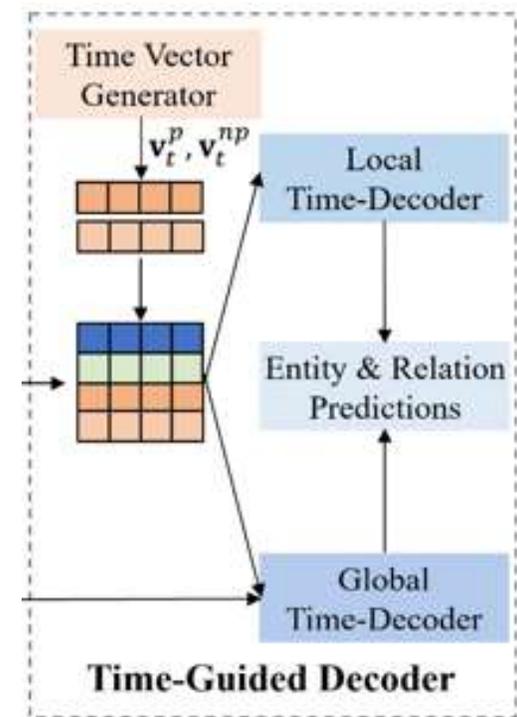
$$v_t^p = \sin(\omega_p t + \varphi_p)$$

$$v_t^{np} = \omega_{np} t + \varphi_{np}$$

- 解码器

- 解码器对四个嵌入（实体嵌入 h_t^s 、实体嵌入 r_t 、两次嵌入 v_t^p 、 v_t^{np} ）的串联执行**一维卷积**，并对结果表示进行评分
- 全局解码器的输出需要**屏蔽候选矩阵值等于0的位置**

$$\psi(h_t^s, r_t, v_t^p, v_t^{np}) = \text{ReLu}(\text{vec}(M_{\text{conv}}[h_t^s, r_t, v_t^p, v_t^{np}]W)H_t^o)$$





- 得分函数

- 加权求和局部和全局得分

$$p^{score} = \text{softmax}(\psi^{score})$$
$$p^{final} = \alpha \times p^{global} + (1 - \alpha) \times p^{local}$$

- 损失函数

- 将实体和关系预测视为多标签学习问题，进行多任务训练

$$L = L^e + L^r = \sum_{(s,r,o,t) \in G} y_t^e \log p(o|s,r,t) + \sum_{(s,r,o,t) \in G} y_t^r \log p(r|s,o,t)$$



- 数据集

- 通用领域数据集WIKI、YAGO
- 综合危机早期预警系统的三个数据ICEWS14, ICEWS18, ICEWS05-15
- 全球事件、语言和语气数据集GDELT

- 评价指标

- MMR: 平均倒数排名
- Hit@n: 排名前n个中预测正确的平均占比

Dataset	# Entities	# Relations	# Timestamps	Time Interval	# Train Facts	# Validation Facts	# Test Facts
GDELT [53]	7,691	240	8,925	15 mins	1,033,270	238,765	305,241
ICEWS05-15 [11]	10,488	251	4,017	24 hours	386,962	46,092	46,275
ICEWS14 [15]	7,128	230	365	24 hours	63,685	13,823	13,222
ICEWS18 [15]	23,033	256	7,272	24 hours	373,018	45,995	49,545
YOGA [8]	10,623	10	189	1 year	161,540	19,523	20,026
WIKI [8]	12,554	24	232	1 year	2,735,685	341,961	341,961

- 对比方法

- 仅利用全局历史信息: CyGNet [2021]
- 仅利用局部历史信息: RGCRN [2018]、RE-NET [2020]、TANGO [2021b]、xERTE [2021a]、RE-GCN [2021b]
- 强化学习方法: TITer [2021]



实体预测对比实验

数据集

- TiRGN优于仅利用局部信息的方法，说明表明利用**全局**历史重复事实的有效性
- TiRGN在ICEWS05-15、GDWLT、WIKI数据集中提升明显，这三个数据集时间戳较多，证明利用全局历史重复事实有助于学习**更长的历史依赖关系**

Model	ICE18				ICE14				ICE05-15				WIKI				YAGO				GDELT			
	MRR	H@1	H@3	H@10																				
RGCRN [2018]	28.02	18.62	31.59	46.44	38.48	28.52	42.85	58.10	44.56	34.16	50.06	64.51	65.79	61.66	68.17	72.99	65.76	62.25	67.56	71.69	19.37	12.24	20.57	33.32
RE-NET [2020]	29.78	19.73	32.55	48.46	39.86	30.11	44.02	58.21	43.67	33.55	48.83	62.72	58.32	50.01	61.23	73.57	66.93	58.59	71.48	86.84	19.55	12.38	20.80	34.00
CyGNet [2021]	27.12	17.21	30.97	46.85	37.65	27.43	42.63	57.90	40.42	29.44	46.06	61.60	58.78	47.89	66.44	78.70	68.98	58.97	76.80	86.98	20.22	12.35	21.66	35.82
TANGO [2021b]	28.97	19.51	32.61	47.51	-	-	-	-	42.86	32.72	48.14	62.34	53.04	51.52	53.84	55.46	63.34	60.04	65.19	68.79	19.66	12.50	20.93	33.55
xERTE [2021a]	29.31	21.03	33.51	46.48	40.79	32.70	45.67	57.30	46.62	37.84	52.31	63.92	73.60	69.05	78.03	79.73	84.19	80.09	88.02	89.78	19.45	11.92	20.84	34.18
RE-GCN [2021b]	32.62	22.39	36.79	52.68	42.00	31.63	47.20	61.65	48.03	37.33	53.90	68.51	78.53	74.50	81.59	84.70	82.30	78.83	84.27	88.58	19.69	12.46	20.93	33.81
TTTer [2021]	29.98	22.05	33.46	44.83	41.73	32.74	46.46	58.44	47.60	38.29	52.74	64.86	73.91	71.70	75.41	76.96	87.47	80.09	89.96	90.27	18.19	11.52	19.20	31.00
TiRGN	33.66	23.19	37.99	54.22	44.04	33.83	48.95	63.84	50.04	39.25	56.13	70.71	81.65	77.77	85.12	87.08	87.95	84.34	91.37	92.92	21.67	13.63	23.27	37.60



消融实验

- 消融实验

- le: 局部循环编码器
- ge: 全局历史编码器
- td: 周期性时间解码器
- fre: 使用频率信息

Model	ICE18	ICE14	ICE05-15	WIKI	YAGO	GDELTA
le	32.65	42.10	48.54	78.64	83.21	20.08
ge	29.87	39.24	40.57	54.46	60.05	21.13
ge+fre	29.21	38.48	40.36	54.23	58.02	19.90
td	28.76	38.16	38.22	47.42	56.22	19.64
le+td	32.75	42.67	48.67	78.88	83.31	21.20
ge+td	30.03	39.81	40.41	54.47	61.36	21.19
le+ge	33.47	43.82	49.37	81.40	86.18	21.43
TiRGN	33.66	44.04	50.04	81.65	87.95	21.67

- 结论

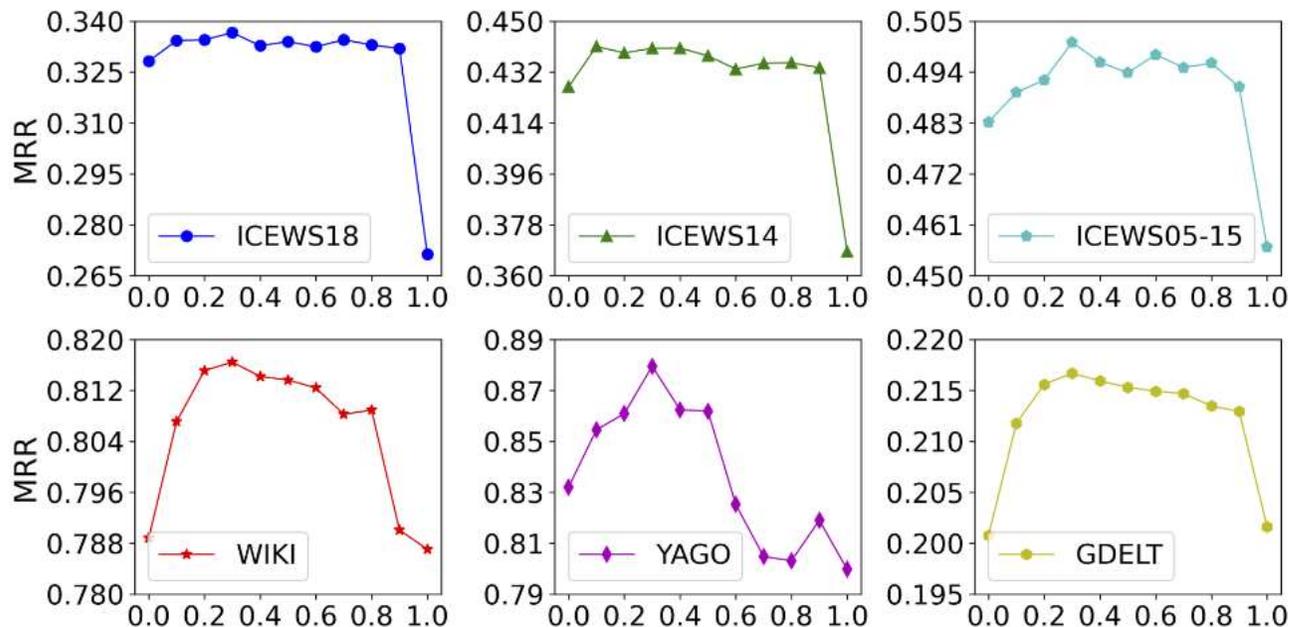
- 局部循环编码器（le）对性能影响最大，表明**局部**相邻历史事实至关重要
- 使用全局历史编码器（ge）对所有数据集均有提升，利用**历史重复事实**的必要性
- 使用频率信息（fre）效果较差，直接使用频率作为特征可能**引导模型预测出现频次更高的事实**，频繁出现的事实不一定会在未来发生
- 周期性时间编码器（td），效果提升较小



参数实验

• 参数实验

- α 是全局和局部历史事实之间的权重系数
- 无论是忽略相邻时间戳的事实还是忽略全局重复的事实都无法做出有效的预测，说明了TiRGN中**结合局部和全局**历史模式的必要性
- 当 α 取值在0.2到0.5之间时性能较好，说明**局部**相邻时间戳的事实比全局重复的事实**更重要**





RPC



TIPO

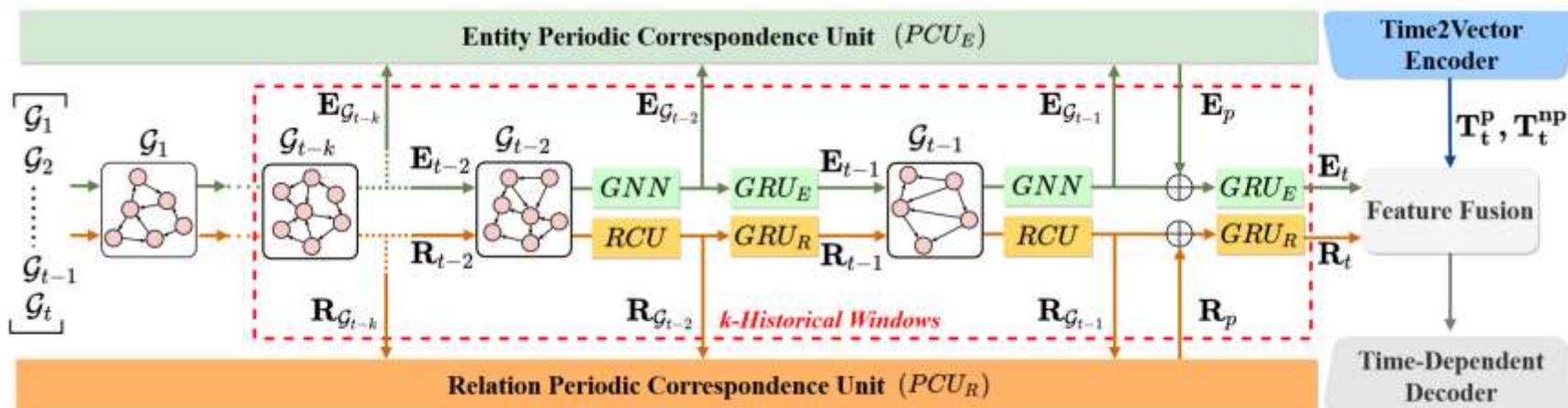
T	目标	根据时序知识图谱预测未来四元组缺失的头实体/尾实体
I	输入	历史时序知识图谱序列、查询（6个数据集）
P	处理	<ol style="list-style-type: none"> 1. R-GCN和关系对应单元RCU用于对实体和关系的快照内图结构信息进行编码 2. GRU和周期性对应单元PCU 分别设计用于顺序和周期性快照间时间交互 3.事实评分的时间相关解码器进行预测
O	输出	查询中缺失的头实体、尾实体

P	问题	现有方法:1)未利用 关系 之间的语义相关性； 2)未捕获 周期性 时间模式
C	条件	历史知识图谱序列
D	难点	建模关系的相关性和周期性时间模式
L	水平	SIGIR 2023 (CCF-A)

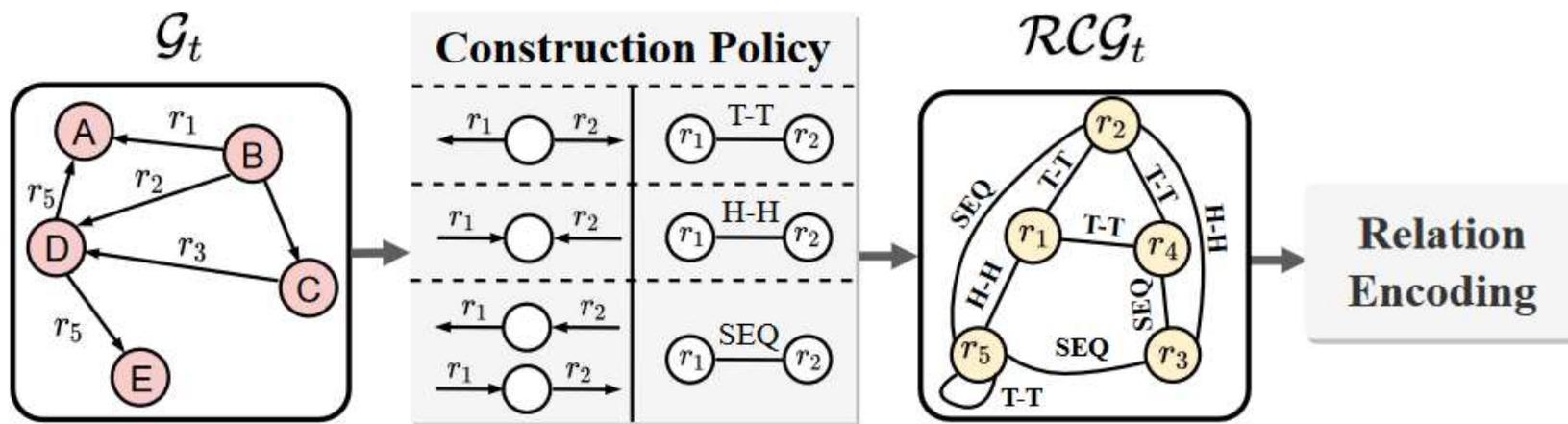


整体框架

- 核心思想
 - 构建**关系对应图**对关系进行编码，学习**关系的相关性**
 - 计算不同知识图谱快照之间的**相似性分数**，学习**周期性时间模式**
- 算法流程
 - 快照内结构表示学习：利用GNN从原始知识图谱中学习实体表示；构建**关系对应图**，利用GNN学习关系表示
 - 快照间时间交互建模：**周期性对应单元**来捕获特定范围内的周期性时间信息
 - 时间依赖解码器进行预测



- 用图神经网络在原始知识图谱在学习实体表示
- 关系对应单元（RCU）进行关系表示学习
 - **关系相关图**构造：关系相关图中，节点是关系 r ，边是四种关系交互类型，分别是头对头、尾对尾、头对尾，构建无向图



- 用图神经网络在**关系相关图**在学习关系表示

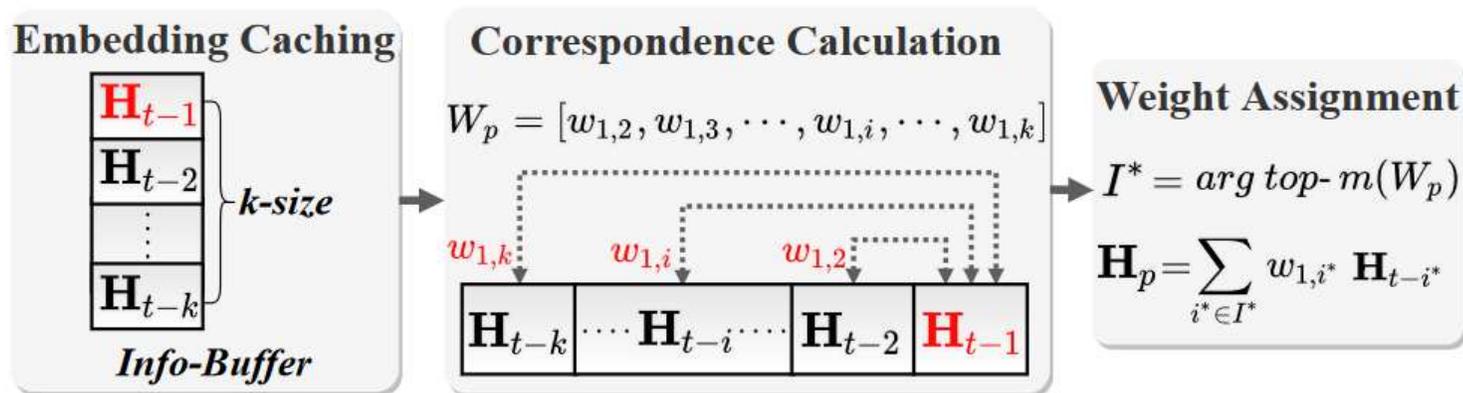


- 不同快照之间的时间交互为两种类型，包括顺序时间交互和周期性时间交互
- 门控循环单元 (GRU)学习顺序时间交互

$$\mathbf{E}_t = \begin{cases} GRU_E(\mathbf{E}_{\mathcal{G}_{t-1}}, \mathbf{E}_{t-1}) & t \in [0, T-1] \\ GRU_E(\mathbf{E}_{\mathcal{G}_{t-1}} \oplus \alpha \cdot \mathbf{E}_p, \mathbf{E}_{t-1}) & t = T \end{cases}$$

$$\mathbf{R}_t = \begin{cases} GRU_R(\mathbf{R}_{\mathcal{G}_{t-1}}, \mathbf{R}_{t-1}) & t \in [0, T-1] \\ GRU_R(\mathbf{R}_{\mathcal{G}_{t-1}} \oplus \alpha \cdot \mathbf{R}_p, \mathbf{R}_{t-1}) & t = T \end{cases}$$

- 周期性对应单元(PCU)学习周期性时间交互
 - 捕获最相似的快照并使用这些选定快照的表示来完善最终表示





时间依赖解码器

- 解码器

- Time2Vector 编码

$$v_t^p = \sin(\omega_p t + \varphi_p)$$

$$v_t^{np} = \omega_{np} t + \varphi_{np}$$

- 时间依赖解码器

$$\mathit{score} = \mathit{softmax}(\mathit{ReLU}(\mathit{map}(O_t)W)H_t^o)$$

- 损失函数

$$L = \sum_{(s,r,o,t) \in G} y_t^e \log \mathit{score}(o|s,r,t)$$



- 数据集

- 通用领域数据集WIKI、YAGO
- 综合危机早期预警系统的三个数据ICEWS14, ICEWS18, ICEWS05-15
- 全球事件、语言和语气数据集GDELT

- 评价指标

- MMR: 平均倒数排名
- Hit@n: 排名前n个中预测正确的平均占比

Dataset	# Entities	# Relations	# Timestamps	Time Interval	# Train Facts	# Validation Facts	# Test Facts
GDELT [53]	7,691	240	8,925	15 mins	1,033,270	238,765	305,241
ICEWS05-15 [11]	10,488	251	4,017	24 hours	386,962	46,092	46,275
ICEWS14 [15]	7,128	230	365	24 hours	63,685	13,823	13,222
ICEWS18 [15]	23,033	256	7,272	24 hours	373,018	45,995	49,545
YOGA [8]	10,623	10	189	1 year	161,540	19,523	20,026
WIKI [8]	12,554	24	232	1 year	2,735,685	341,961	341,961

- 对比方法

- RGCRN (2018)、RE-NET (2020)、xERTE (2020)、CyGNet (2021)、TANGO (2021)、RE-GCN (2021)、TITer (2021)、CEN (2022)、TiRGN (2022)、EvoKG (2022)



对比实验

• 实验结果

- RPC算法在四个指标上均达到了**最佳性能**，说明了**关系对应单元和周期性对应单元的有效性**
- 在 GDELT 和 ICEWS18 数据集上提升效果明显，这两个数据集中关系数量多，表明了学习**关系相关性的必要性**

Model	GDELT				ICEWS14				ICEWS05-15				ICEWS18				WIKI				YAGO			
	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
RGCRN (2018)	19.37	12.24	20.57	33.32	38.48	28.52	42.85	58.10	44.56	34.16	50.06	64.51	28.02	18.62	31.59	46.44	65.79	61.66	68.17	72.99	65.76	62.25	67.56	71.69
RE-NET (2020)	19.55	12.38	20.80	34.00	39.86	30.11	44.02	58.21	43.67	33.55	48.83	62.72	29.78	19.73	32.55	48.46	58.32	50.01	61.23	73.57	66.93	58.59	71.48	86.84
xERTE (2020)	19.45	11.92	20.84	34.18	40.79	32.70	45.67	57.30	46.62	37.84	52.31	63.92	29.31	21.03	33.51	46.48	73.60	69.05	78.03	79.73	84.19	80.09	88.02	89.78
CyGNet (2021)	20.22	12.35	21.66	35.82	37.65	27.43	42.63	57.90	40.42	29.44	46.06	61.60	27.12	17.21	30.97	46.85	58.78	47.89	66.44	78.70	68.98	58.97	76.80	86.98
TANGO (2021)	19.66	12.50	20.93	33.55	-	-	-	-	42.86	32.72	48.14	62.34	28.97	19.51	32.61	47.51	53.04	51.52	53.84	55.46	63.34	60.04	65.19	68.79
RE-GCN (2021)	19.69	12.46	20.93	33.81	42.00	31.63	47.20	61.65	48.03	37.33	53.90	68.51	32.62	22.39	36.79	52.68	78.53	74.50	81.59	84.70	82.30	78.83	84.27	88.58
TITer (2021)	18.19	11.52	19.20	31.00	41.73	32.74	46.46	58.44	47.60	38.29	52.74	64.86	29.98	22.05	33.46	44.83	73.91	71.70	75.41	76.96	87.47	80.09	89.96	90.27
CEN (2022)	-	-	-	-	42.20	32.08	47.46	61.31	-	-	-	-	31.50	21.70	35.44	50.59	78.93	75.05	81.90	84.90	-	-	-	-
TiRGN (2022)	21.67	13.63	23.27	37.60	43.81	33.49	48.90	63.50	49.84	39.07	55.75	70.11	33.58	23.10	37.90	54.20	80.05	75.15	84.35	87.56	87.95	84.34	91.37	92.92
EvoKG (2022)	19.28	-	20.55	34.44	27.18	-	30.84	47.67	-	-	-	-	29.28	-	33.94	50.09	68.03	-	79.60	85.91	68.59	-	81.13	92.73
RPC (Ours)	22.41	14.42	24.36	38.33	44.55	34.87	49.80	65.08	51.14	39.47	57.11	71.75	34.91	24.34	38.74	55.89	81.18	76.28	85.43	88.71	88.87	85.10	92.57	94.04



消融实验

- 消融实验
 - RCU: 关系对应单元
 - PCU: 周期性对应单元
- 结论
 - PCU取得了更多的性能改进，这表明PCU对于时间知识图谱更有效
 - 此外，“ $-PCU_E$ ”和“ $-PCU_R$ ”的结果表明，周期对应单元对于**实体和关系的有效性相当**
 - 关系对应单元（RCU）和周期性时间单元（PCU）可以有效地分别捕获**快照内关系结构信息**和**快照间周期性时间信息**

Model	ICEWS14			
	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
RPC (baseline)	44.55	34.87	49.80	65.08
- RCU	43.82	34.11	48.27	64.26
- (PCU_E & PCU_R)	43.17	33.84	46.97	63.21
- PCU_E	43.76	33.54	47.98	63.92
- PCU_R	43.65	33.85	47.23	63.78
- (RCU & PCU_E & PCU_R)	42.17	32.17	46.32	62.73



迁移实验

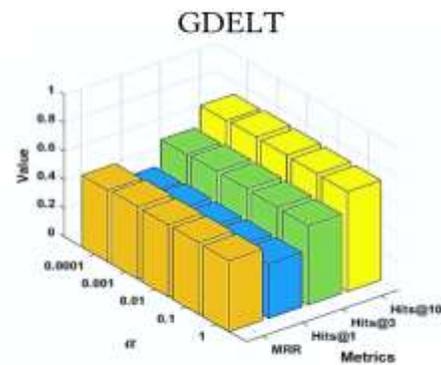
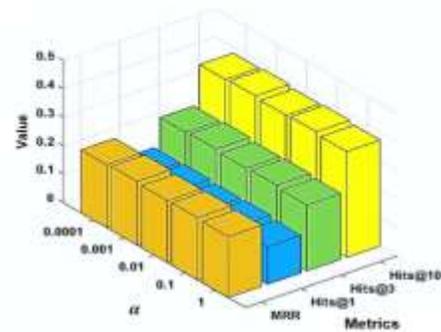
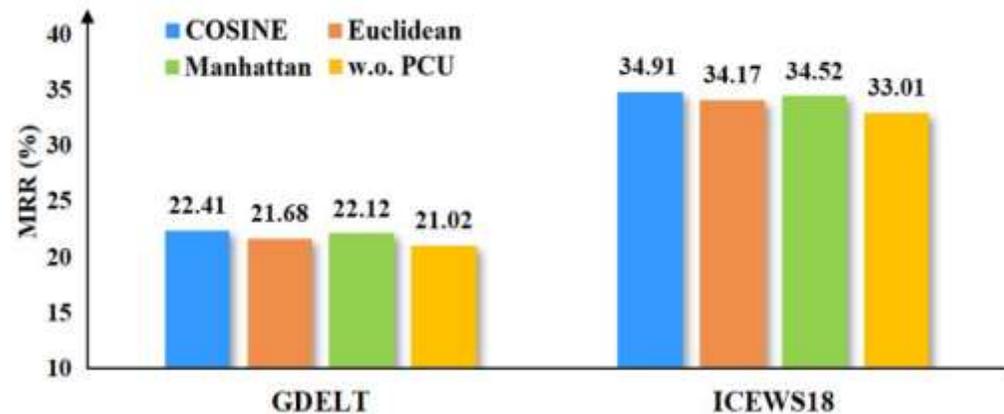
- 实验结果
 - 将RCU和PCU迁移到RE-GCN模型中，RCU和PCU仍然可以使其他TKGR模型受益
 - 表明所提出的机制与**模型无关**，这意味着它们可以轻松地转移到其他模型
 - 侧面证明了RCU和PCU模块的**有效性**

Model	ICEWS14		WIKI	
	MRR	Hits@10	MRR	Hits@10
RE-GCN	42.00	61.65	78.53	84.70
+ RCU	42.65	62.16	79.01	85.93
+ PCU	42.81	62.74	79.97	86.02
+ (RCU & PCU)	43.92	63.27	80.82	86.81

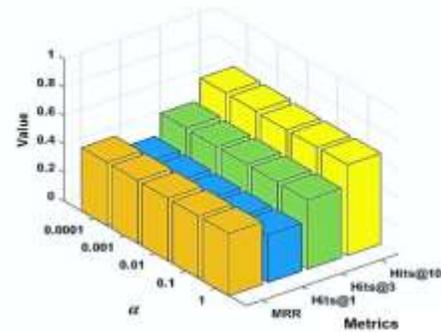


参数实验

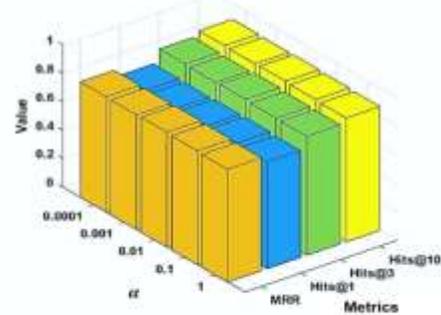
- 参数实验
 - 验证不同的相似度计算方式对模型的影响
 - 所有相似度函数都可以在PCU 中取得提升
 - 其中余弦相似度最有效
 - 周期性历史嵌入的权衡权重 α 的影响
 - α 在0.0001到0.001之间找到最佳
 - 当 α 变化时，所有评估指标的性能不会有很大波动，表明RPC对 α 不敏感



ICEWS05-15



ICEWS14



WIKI



特点总结和未来展望



- 算法优势

- TiRGN

- 从**全局**和**局部**两个角度对时序知识图谱的结构特征和时序特征进行建模，其中全局重复事实编码可以捕获时序知识图谱的**长期特征**

- RPC

- 通过计算不同知识图谱快照之间的相似性分数**显式建模周期性**挖掘沿时间线的周期性时间模式，更好的学习了时序特征

- 算法劣势

- TiRGN

- 对时间戳进行周期性编码未结合知识图谱的实体关系信息，周期性提升效果不显著

- RPC

- 周期性对应单元仅考虑时间窗口内的信息，缺乏对时序知识图谱全局信息的利用



- 未来展望

- 归纳式和少样本学习设置

- TKG 通常表现出长尾分布，这意味着存在许多**罕见的实体和关系**（即少样本设置），甚至是**不可见的实体和关系**（即归纳设置）

- 与大型语言模型的统一

- **LLM与时序知识图谱相结合**的可能性越来越受到研究人员和从业者的关注

- 可解释性分析

- 知识图谱因其良好的**可解释性**而受到赞誉。然而，大多数现有的 TKGC 方法都是基于深度学习算法，这些算法是**黑盒模型**。用于得出结果的 TKGC 方法的推理过程无法由人类解释



- [1] Ke Liang, Lingyuan Meng, Meng Liu, et al. Learn from Relational Correlations and Periodic Events for Temporal Knowledge Graph Reasoning[C]. Proceedings of the 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval.2023:1559–1568
- [2] Ke Liang, Lingyuan Meng, Meng Liu, et al. TiRGN: Time-Guided Recurrent Graph Network with Local-Global Historical Patterns for Temporal Knowledge Graph Reasoning[C]. Proceedings of the Thirty-First International Joint Conference on Artificial Intelligence.2022:2152-2158

曲则全，枉则直，洼则盈，敝则新，少则得，多则惑。是以圣人抱一为天下式。不自见故明；不自是故彰；不自伐故有功；不自矜故长；夫唯不争，故天下莫能与之争。古之所谓：曲则全者，岂虚言哉！诚全而归之。

谢谢！

