

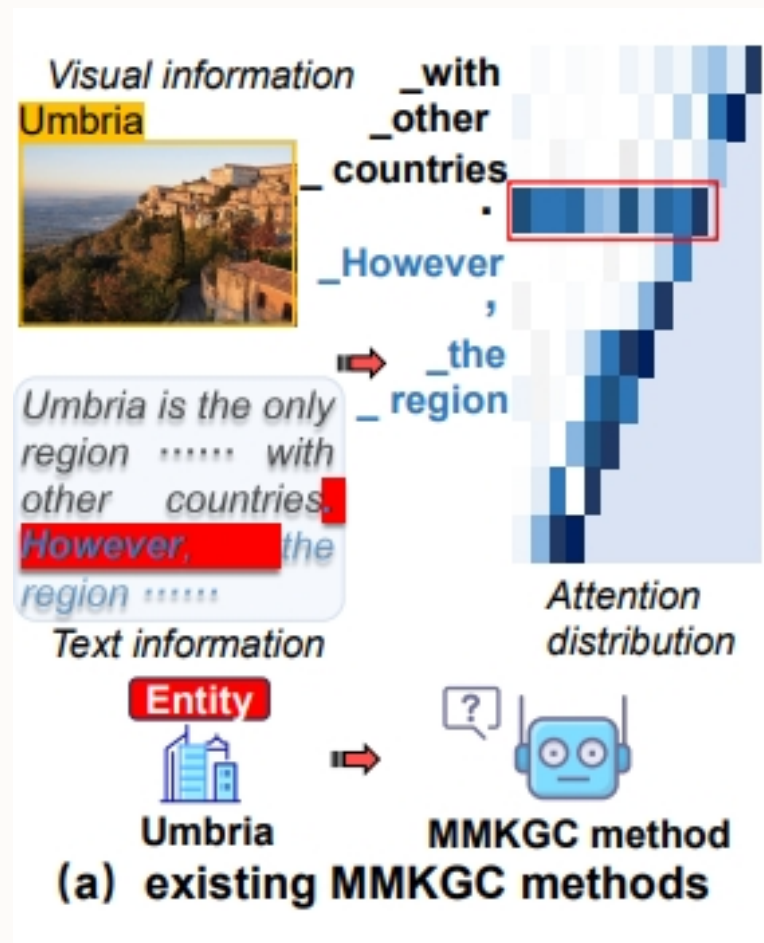
APKGC: Noise-enhanced Multi-Modal Knowledge Graph Completion with Attention Penalty

带注意力惩罚的噪声加强多模态知识图谱补全

The Thirty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-25)

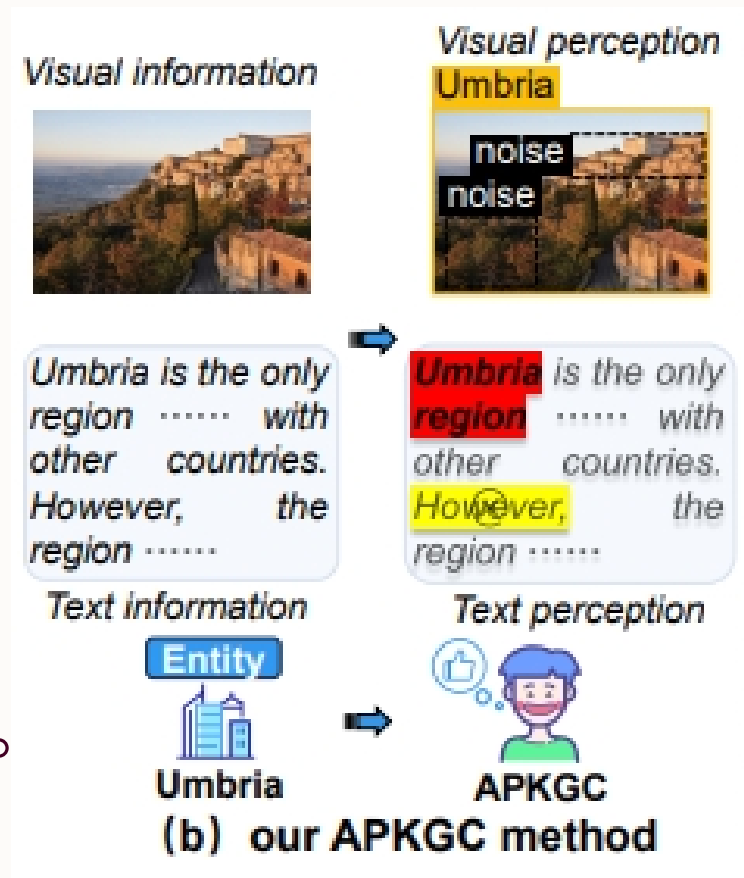
背景

- **模型鲁棒性不足**：现实世界包含大量噪声，知识图谱中的实体可能包含许多无关数据。
- **注意力过度信任**：当前大多数 MMKGC 方法使用预训练语言模型，而这类模型在处理多模态数据时，由于多模态幻觉问题，已经被证明存在注意力局部过度信任问题。



贡献

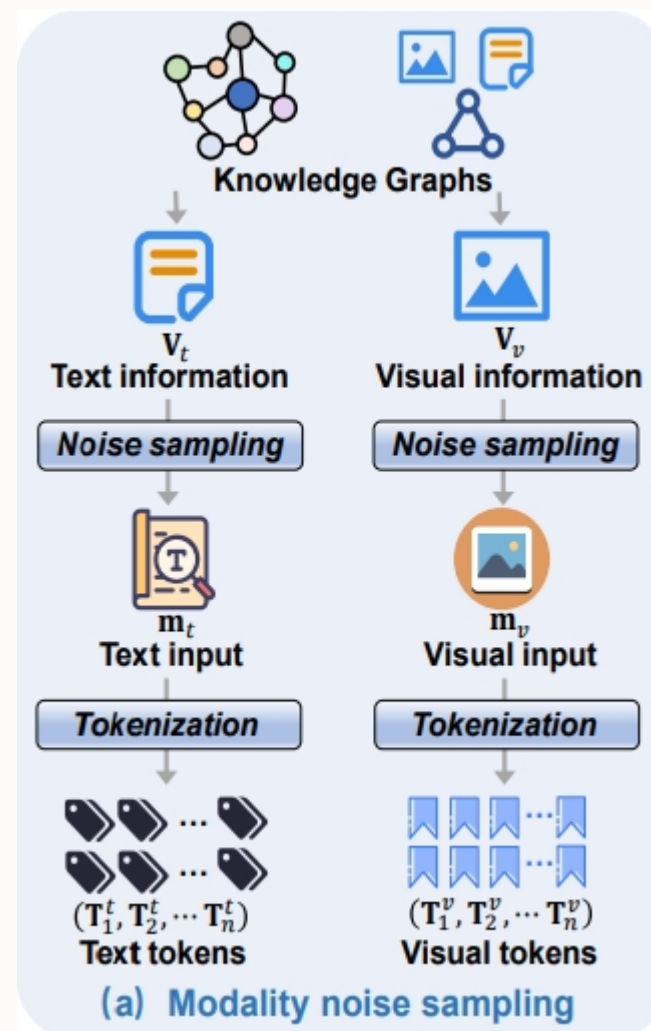
- **自适应噪声采样模块**：在训练过程中动态引入噪声，根据实体和数据集特性自适应调整噪声比例与大小，提升模型对噪声数据的鲁棒性。
- **注意力惩罚策略**：对语言模型计算出的注意力分数中超过阈值的 token 进行惩罚，并将多余的注意力重新分配给周围 token，从而缓解注意力过度信任问题，使模型更关注语义重要的 token。



模态噪声采样

- **分词器分割**：将文本字符串和图像分割为小块。
- **Tokenization**：通过预训练模型的嵌入层把文本和图像转为 token 嵌入向量。
- **自适应噪声采用**：自适应添加噪声到原始输入向量。

$$\mathbf{V}_n = \begin{cases} (1 - \theta_r) \mathbf{V}_o + \mathbf{N}_m & \text{if } \rho > \theta_n \\ \mathbf{V}_o & \text{otherwise} \end{cases}$$



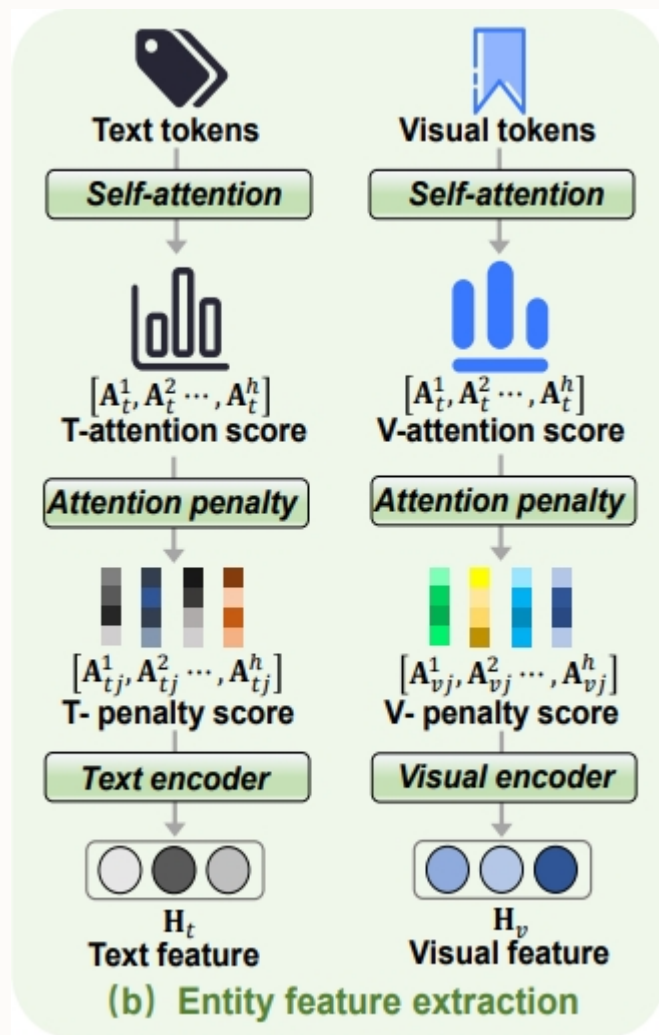
实体特征提取

- **计算注意力得分：**对上一步得到的tokens采用自注意力机制计算注意力得分。
- **注意力过度信任惩罚：**把注意力分数过高的token的注意力重新分配到其周围的token上。

$$\mathbf{A}_j^p = \mathbf{A}_i^p - \theta_p(\mathbf{A}_i^p), \quad \text{if } \mathbf{A}_i^p > \phi$$

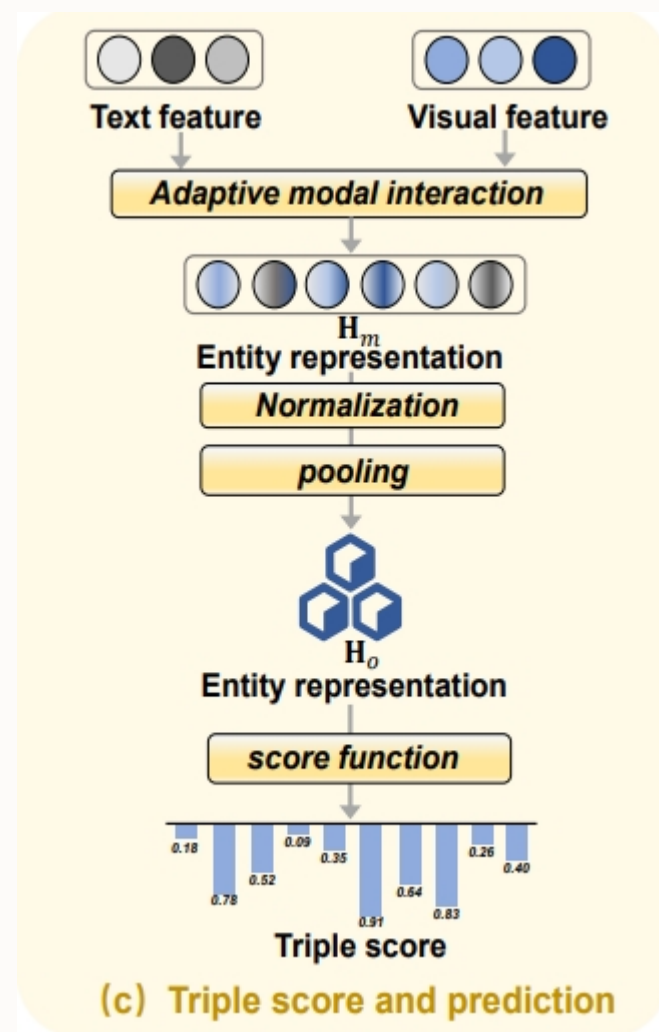
$$\mathbf{A}_j^n = \mathbf{A}_i^n + \theta_j^n(\mathbf{A}_i^n - \phi), \quad n \sim (p - k, p + k)$$

- **编码器编码：**自注意力的输出送入预训练编码器得到实体特征向量。



三元组评分与预测

- **模态交互**：拿上一步得到的实体特征向量用多头注意力机制实现自适应的多模态交互。
- **MMKGC预测**：把多头注意力输出的带相关性信息的多模态交互特征送入KGE模型RotatE计算三元组最终得分。



实验

- **RQ1:** APKGC 的性能与其他 MMKGC 模型相比如何?

Methods		DB15K				MKG-W			
		MRR	Hits			MRR	Hits		
			@1	@3	@10		@1	@3	@10
Unimodal	TransE (NeurIPS'13)	0.249	0.128	0.315	0.471	0.292	0.211	0.332	0.442
	DistMult (ICLR'15)	0.230	0.148	0.263	0.396	0.210	0.159	0.223	0.309
	ComplEx (ICML'16)	0.275	0.184	0.316	0.454	0.249	0.191	0.267	0.367
	RotatE (ICLR'19)	0.293	0.179	0.361	0.497	0.337	0.268	0.367	0.460
	PairRE (ACL'21)	0.311	0.216	0.359	0.493	0.344	0.282	0.367	0.460
Multimodal	IKRL (IJCAI '17)	0.268	0.141	0.349	0.491	0.324	0.261	0.348	0.441
	TransAE (IJCNN '19)	0.281	0.213	0.312	0.412	0.300	0.212	0.349	0.447
	RSME (ACM MM '21)	0.298	0.242	0.321	0.403	0.292	0.234	0.320	0.404
	VBKGC (KDD '22)	0.306	0.198	0.372	0.494	0.306	0.249	0.330	0.409
	OTKGE (NeurIPS '22)	0.239	0.185	0.259	0.342	0.344	0.289	0.363	0.449
	IMF (WWW '23)	0.323	0.242	0.360	0.482	0.345	0.288	0.366	0.454
	QEB (ACM MM '23)	0.282	0.148	0.367	0.516	0.324	0.255	0.351	0.453
	VISTA (EMNLP '23)	0.304	0.225	0.336	0.459	0.329	0.261	0.354	0.456
	MANS (IJCNN '23)	0.288	0.169	0.366	0.493	0.309	0.249	0.336	0.418
	MMRNS (ACM MM '22)	0.297	0.179	0.367	0.510	0.341	0.274	0.375	0.468
	AdaMF (COLING '24)	0.325	0.213	0.397	0.517	0.343	0.272	0.379	0.472
	SnAg (Arixv '24)	0.342	0.250	0.391	0.515	0.359	0.284	0.394	0.492
	NativE (SIGIR '24)	0.362	0.273	0.411	0.529	0.366	0.296	0.395	0.494
	APKGC (Ours)	0.364	0.282	0.413	0.527	0.374	0.306	0.404	0.501

实验

- **RQ2:** 模态信息的包含如何影响 APKGC 的性能?

Modal	MRR	H@1	H@3	H@10
Structure	0.211	0.125	0.247	0.345
Visual	0.336	0.261	0.365	0.469
Textual	0.348	0.273	0.392	0.505
Structure & Visual	0.340	0.260	0.376	0.480
Textual & Structure	0.351	<u>0.279</u>	0.396	0.509
Visual & Textual	<u>0.357</u>	0.274	<u>0.405</u>	<u>0.521</u>
APKGC	0.364	0.282	0.411	0.527

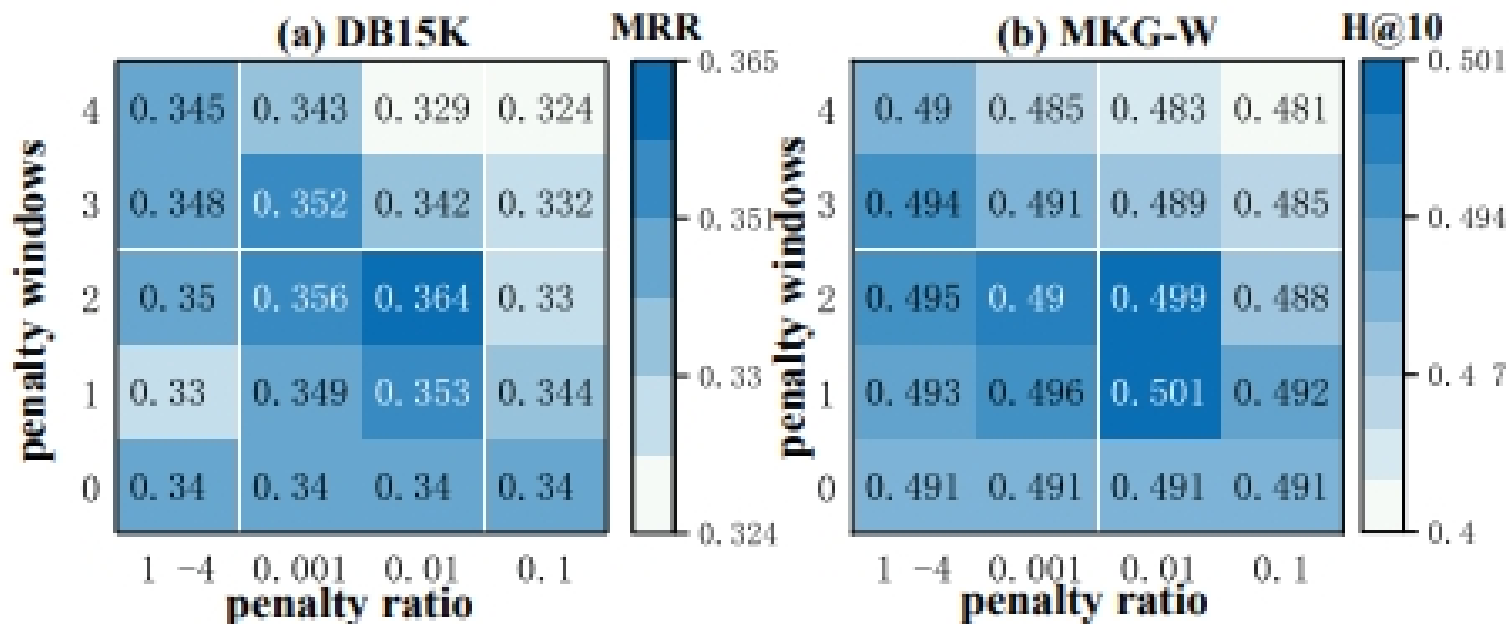
实验

- RQ3: 主要模块对 APKGC 的性能有何影响?

Methods	MRR	H@1	H@3	H@10
w/o noise	0.358	0.289	0.393	0.486
w/o penalty	0.360	0.286	0.397	0.492
w/o increase	0.365	0.297	0.399	0.491
w/o decrease	<u>0.369</u>	<u>0.302</u>	<u>0.398</u>	<u>0.495</u>
APKGC	0.374	0.306	0.404	0.501

实验

- RQ4: 不同的超参数配置如何影响 APKGC 的性能?



实验

- RQ5: APKGC 在真实世界数据集上测试时表现如何?

