

美团大脑 智享生活

生活服务领域知识图谱构建及应用

王思睿

美团点评 NLP中心

资深算法专家



美团点评

NLP

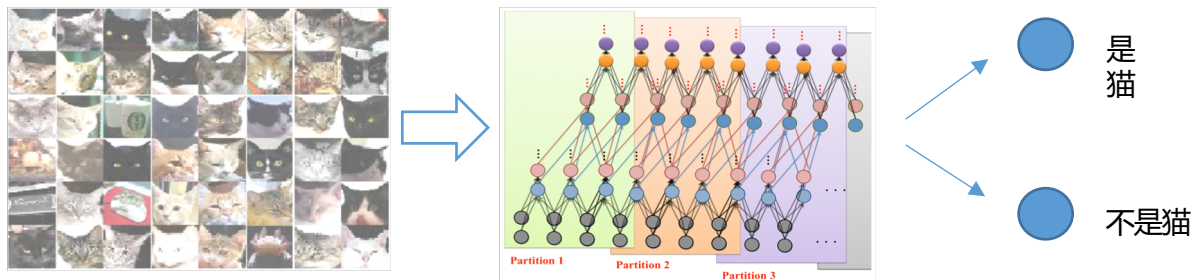
自然语言处理中心
Natural Language Processing Center

目录

1. 美团知识图谱简介
2. 美团大脑知识构建
3. 生活服务领域知识图谱应用
4. 图谱问答在美团场景下的探索与实践

机器和人类分别是如何识别猫？

- 2012年谷歌X实验室宣布使用“深度学习”技术让机器成功识别图片中的“猫”
 - 1000台服务器，16000个处理器连接而成，内部共有10亿个节点
 - 机器“阅读”了1000万张从YouTube从抽取的图片



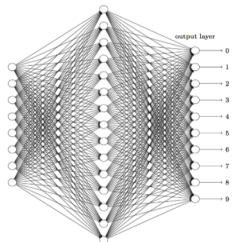
人如何识别“猫”

- 3岁的小朋友看了几张猫的图片，就可以识别出猫



人工智能两大驱动力

深度学习（隐性模型）



- 面向某一个具体任务（如下围棋，识别猫，人脸识别，语音识别等）
- 需要海量训练数据
- 需要强大的计算力



知识图谱（显性模型）

- 可广泛用于不同任务
- 从海量数据中进行知识学习和挖掘
- 可理解、可解释，类似人类的思考方式



	深度学习	知识图谱
场景示例	 <p>人脸识别</p>	 <p>语音助手</p>
目前进展	在一些任务上已经接近或超过人类	在知识量上超过人类，在知识推理上不如人类
任务范围	面向具体任务，难以迁移	广泛适用于不同任务
可解释性	较难解释	可解释性强
数据量	海量训练数据	海量知识数据
未来趋势	未来深度融合	

全球互联网公司在知识图谱的布局

微软

- 2010年开始构建 Satori和Probase
- 图谱规模约500亿
- 应用于微软的搜索、广告、Office 365、Cortana等项目

Google

- 2012年发布Google Knowledge Graph
- 图谱规模约700亿
- 应用于搜索引擎、智能助理等项目

Baidu

- 2013年布局中文知识图谱，主要在搜索、助理、和一些2B商业化方向

阿里巴巴

- 2015年开始构建
- 应用于智能导购、搜索、智能问答、大促、新零售等项目

亚马逊

- 2016年开始构建
- 应用于查询理解、推荐引擎、搜索、问答等领域

10人聚餐，安静一点的餐厅



湘江宴

★★★★★ 264条 ¥169/人

学院桥 湘菜

9.6km

休息中11:00营业

可停车

有大桌

有包厢

有沙发位

“每一个包间都具有典型的文化特色”

美团大脑是什么？

美团大脑是正在构建中的**全球最大的**餐饮娱乐知识图谱，用人工智能技术赋能商家，改进用户体验。

充分挖掘、关联美团点评各个业务场景公开数据（如用户评价、菜品、标签等），构建出一个“知识大脑”。

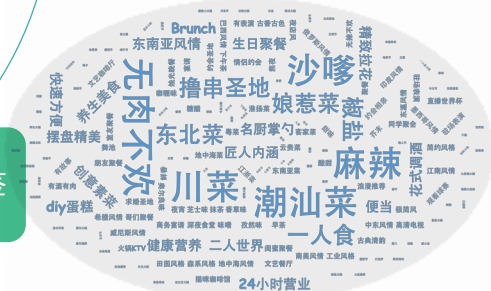


11亿+商品

2亿+店菜



100万个场景标签



3,000万全球商家



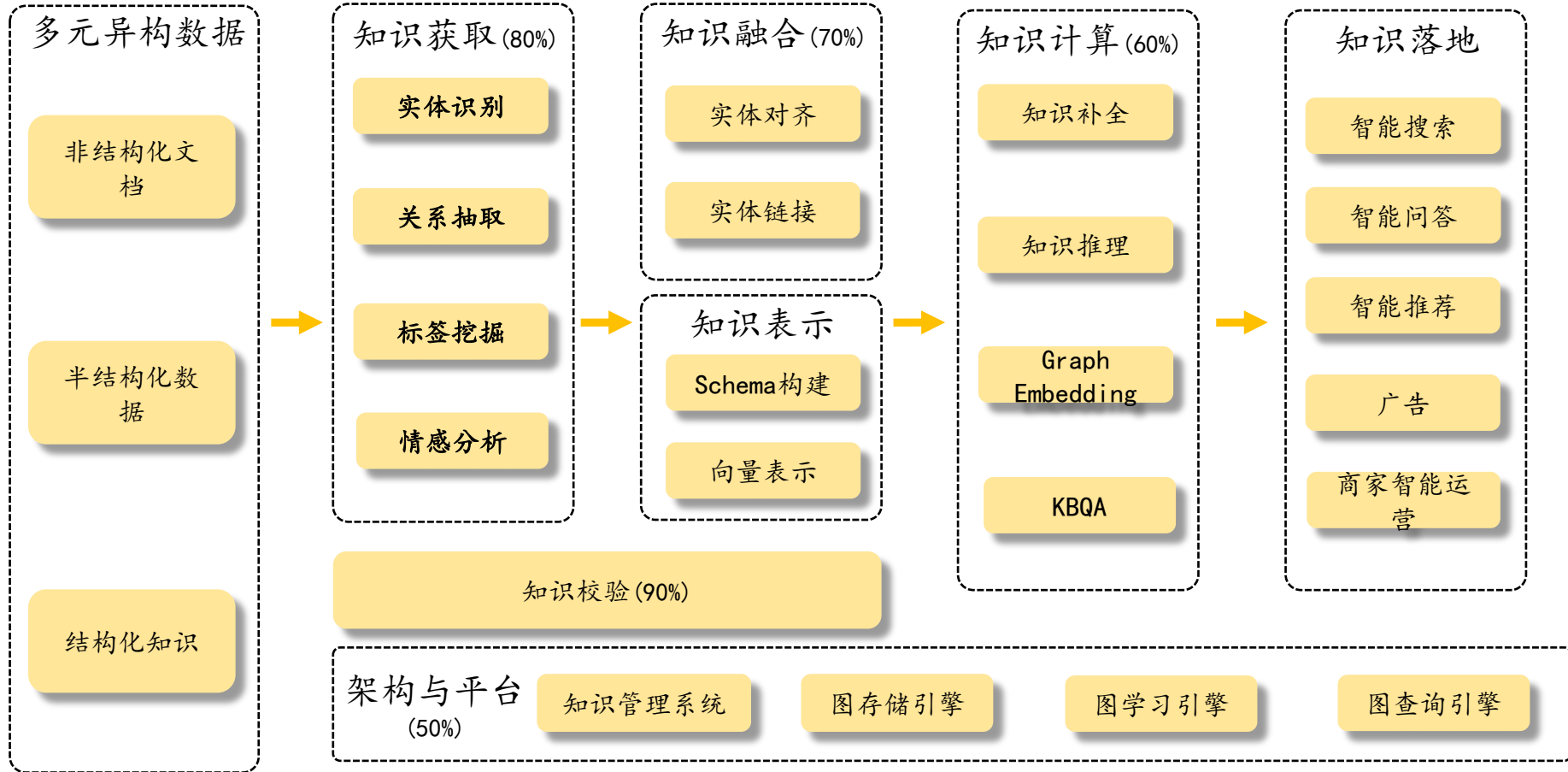
70亿累计用户评价

4.5 人均：0元

来吃秋膘，给花胶鸡汤手动点10086个赞，除了鲜，吃不出任何人工添加的味道，文火12小时熬出的不是汤，了5碗不嫌多！！澳洲肥牛入口即化，口齿留香，大龙虾前一秒还活……



美团大脑技术栈



美团大脑的知识构建

底层数据

结构化数据

商户	城市	类别
眉州东坡	北京	川湘菜
荣新馆	上海	日本菜

数仓表信息

眉州东坡

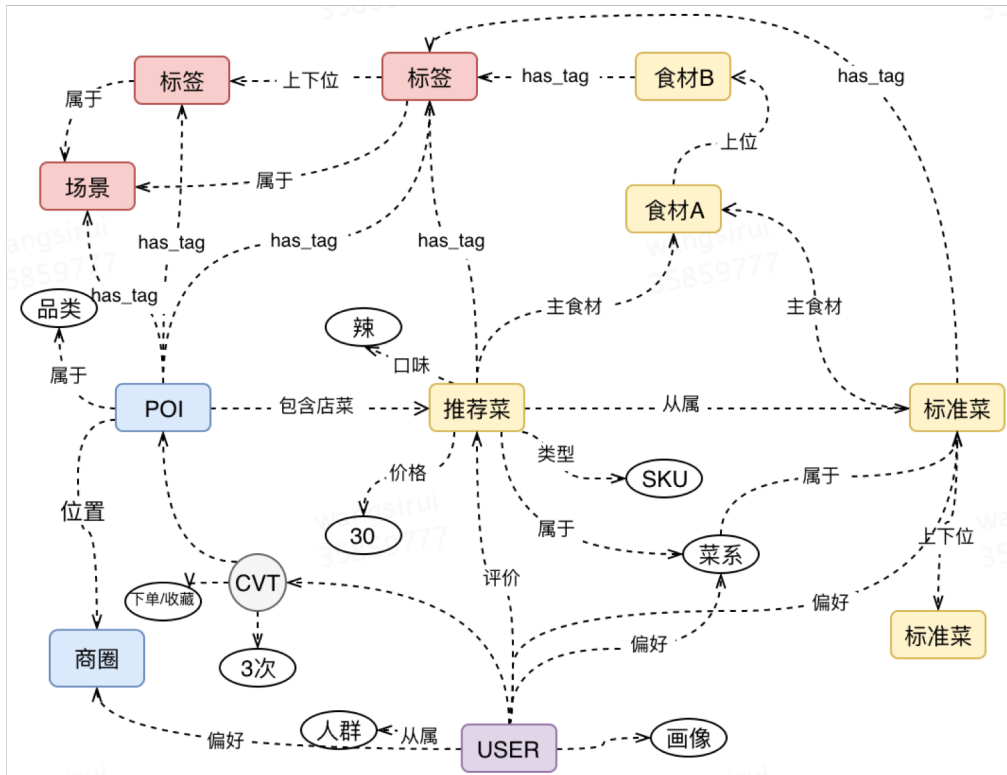
非结构化数据

- 前几天跟**兄弟**们约了去眉州东坡**吃饭**，感觉这家菜好给力
- 这次**朋友请客**去的眉州东坡，各方面都很好，吃完很满足
- 晚上在眉州东坡**招待**了好几年不见的**友人**，要了好多菜，感觉味道都不错，这次去眉州东坡真是选对了
- 上次跟**闺蜜聚会**就选在这家了，感觉氛围很服务，聊了好几个小时，服务员一直在旁边加水，服务挺好

用户评论信息



美团大脑



知识抽取

方案

1. 远监督训练数据噪声
2. 没有考虑实体、关系之间的相互影响
3. 抽取准确、召回低

- 1 将关系分类问题转换为关系匹配问题，采用**孪生网络**解决few shot问题
- 2 **多任务学习**解决实体、关系信息融合问题
- 3 增加实体增强**关系表示学习**提升模型表达力

$$\mathcal{L}^c(\mathcal{D}) = -\frac{1}{|\mathcal{D}|^2} \sum_{(r_1, e_1^1, e_1^2, x_1) \in \mathcal{D}} \sum_{(r_2, e_2^1, e_2^2, x_2) \in \mathcal{D}}$$

$$l \cdot \log p(l = 1 | r_1^c, r_2^c) +$$

$$(1 - l) \cdot \log (1 - p(l = 1 | r_1^c, r_2^c))$$

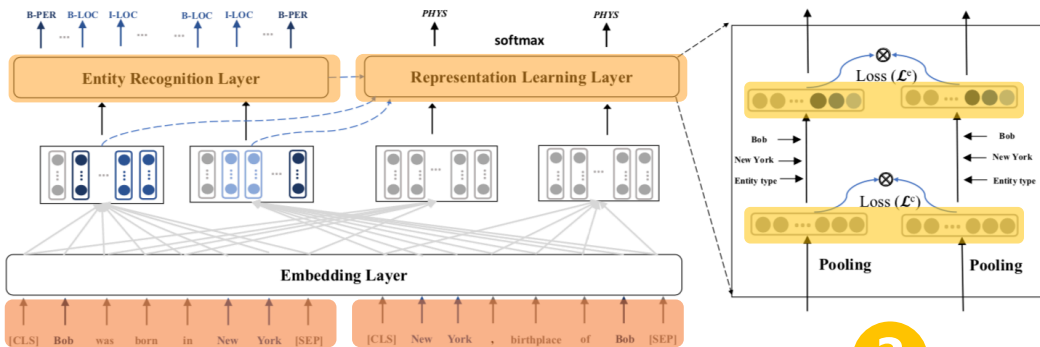
$$\mathcal{L}^e(\mathcal{D}) = -\frac{1}{|\mathcal{D}|^2} \sum_{(r_1, e_1^1, e_1^2, x_1) \in \mathcal{D}} \sum_{(r_2, e_2^1, e_2^2, x_2) \in \mathcal{D}}$$

$$\delta_{e_1^1, e_2^1} \delta_{e_1^2, e_2^2} \cdot \log p(l = 1 | r_1^e, r_2^e) +$$

$$(1 - \delta_{e_1^1, e_2^1} \delta_{e_1^2, e_2^2}) \cdot \log (1 - p(l = 1 | r_1^e, r_2^e))$$

2

1



MRR模型

$$\mathcal{L} = \mathcal{L}^{NER} + \mathcal{L}^{RC} + \mathcal{L}^c + \mathcal{L}^e.$$

3

知识抽取

业务效果

F1+8PP

Precision : 85.9%
Recall : 65.6%



Precision : 89.1%
Recall : 76.7%

公开评测

在ACE05和CoNLL04公开数据集达到**SOTA**效果

Methods	Entity(%)			Relation(%)		
	P	R	F ₁	P	R	F ₁
Li and Ji [2014]	85.2	76.9	80.8	68.9	41.9	52.1
Miwa and Bansal [2016]	82.9	83.9	83.4	57.2	54.0	55.6
Sun et al. [2018]	83.9	83.2	83.6	64.9	55.1	59.6
Sun et al. [2019]	86.1	82.4	84.2	68.1	52.3	59.1
BERT-Baseline	84.25	87.52	85.86	68.54	56.59	62.00
Joint Model -MRR (full)	85.61	88.14	86.86	78.13	65.12	71.03
(a) w/o EAP and type	84.99	87.87	86.41	76.75	63.56	69.54
(b) w/o SAP, EAP and type	85.81	87.70	86.74	73.98	60.98	66.86

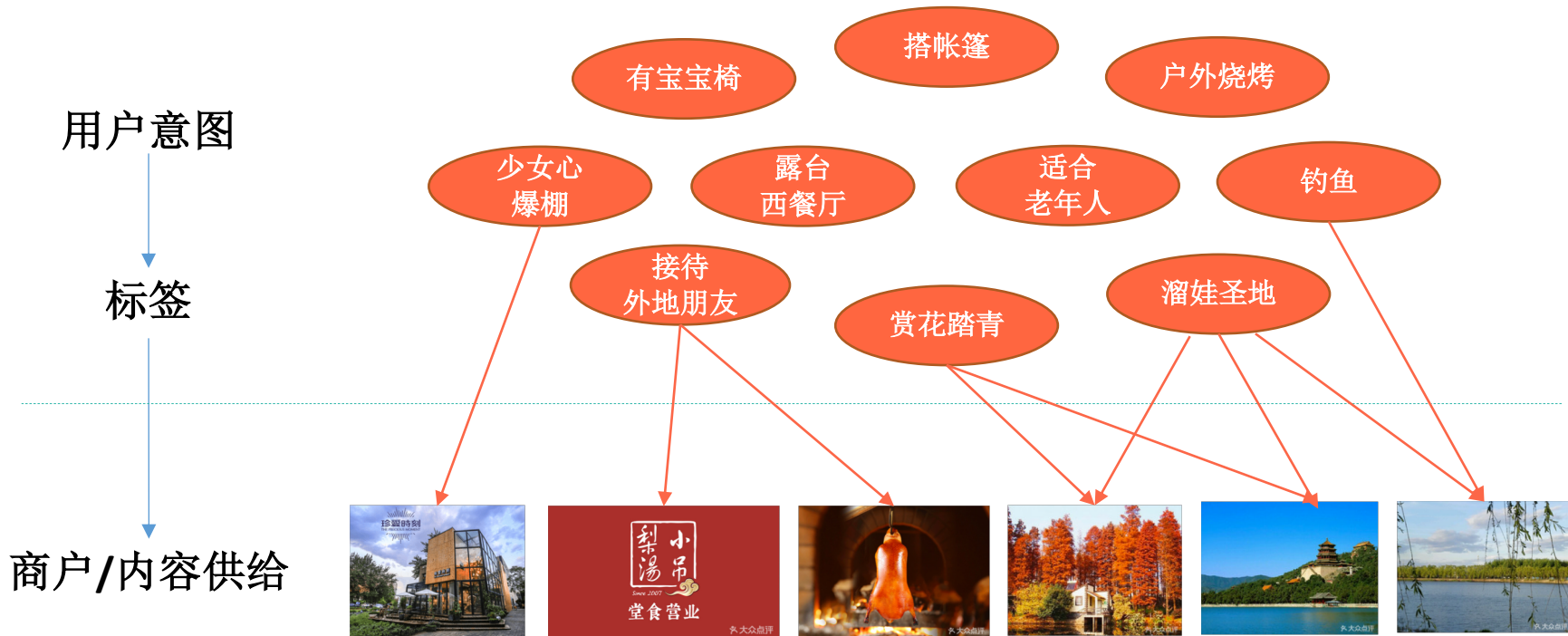
The performance comparisons on ACE05

Methods	Entity(%)			Relation(%)		
	P	R	F ₁	P	R	F ₁
Bekoulis et al. [2018b]	83.75	84.06	83.90	63.75	60.43	62.04
Nguyen and Verspoor [2019]	-	-	87.1	-	-	66.9
Li et al. [2019]	89.0	86.6	87.8	69.2	68.2	68.9
BERT-Baseline	89.48	92.70	91.06	76.86	70.11	73.14
Joint Model-MRR (full)	90.05	93.86	91.92	81.91	76.03	78.82
(a) w/o type	90.01	93.44	91.69	81.71	75.65	78.51
(b) w/o EAP and type	89.74	93.44	91.55	81.84	75.48	78.50
(c) w/o SAP, EAP and type	90.29	93.44	91.84	80.68	75.05	77.64

The performance comparisons on CoNLL04

商户知识的挖掘

• 标签示例



商户知识的挖掘

现状

- 基于统计规则
- 缺少通用关联方案



频率高就一定有关联吗

适合老人—台阶太多不适合老人
情侣约会—环境一般，对面的酒吧更适合情侣

效果

方案

统计特征

语义特征

标签特征

商户特征

标签-商户交叉特征:

FreqTag,
FreqTagCate
否定表述
语义特征

Xgboost判别模型



soft-max

max-pooling

Deep Transformer (BERT)

[CLS] 适 合 老 人 [SEP] 台 阶 太 多 不 适 合 老 人

BERT判别模型

ACC

94.49% → 97.73%

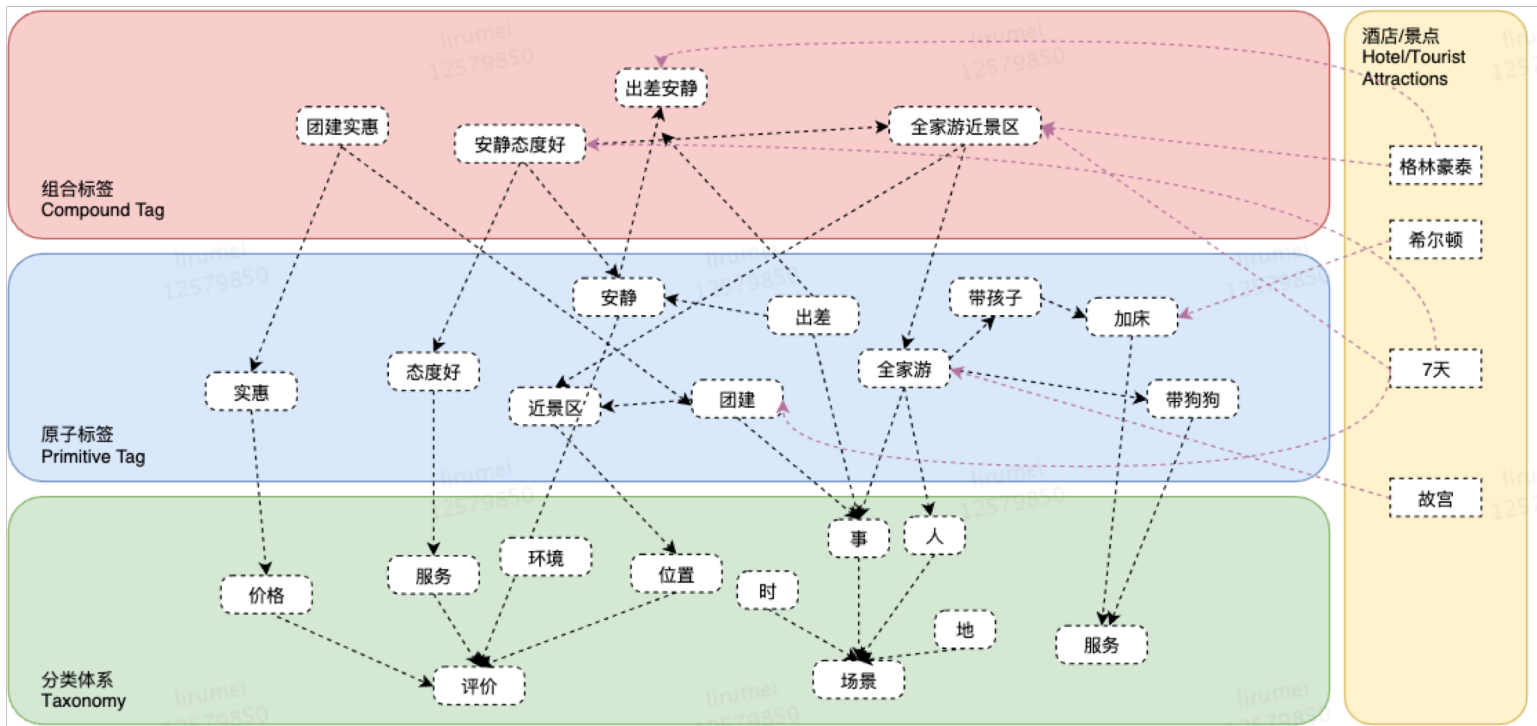
395w

关联POI 395w+

97.7%

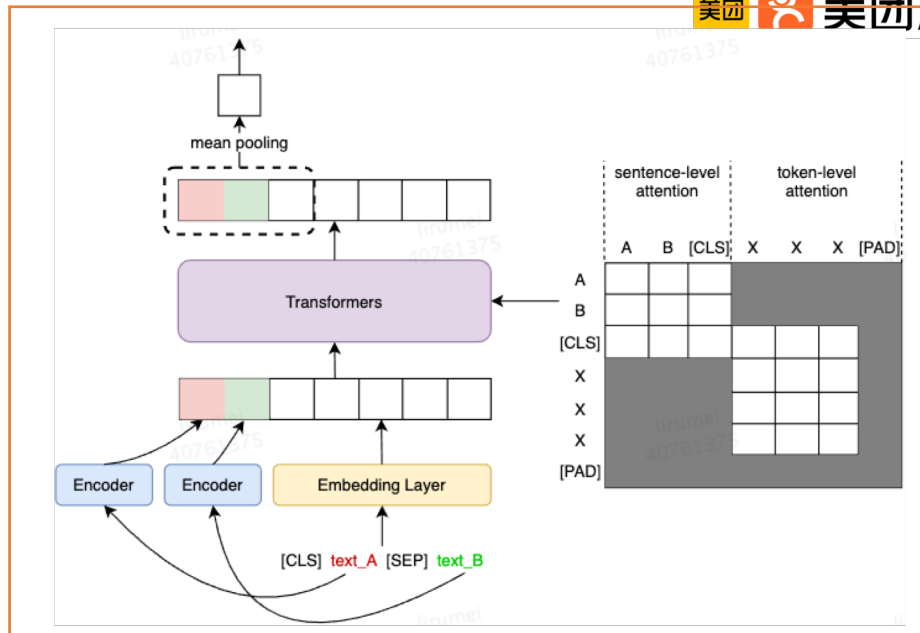
通用标签关联策略准确率
97.73%

关系挖掘-标签图谱



关系挖掘

标签间关系类型	举例
同义词(SimilarTo)	溜娃出行 SimilarTo 亲子游
上下位(isA)	室内滑雪 isA 滑雪
修饰相关(DescribeBy)	环境 DescribeBy 高雅
场景相关(WithSceneOf)	带娃 WithSceneOf 暑假
推理相关(InferenceTo)	冬至 InferenceTo 水饺



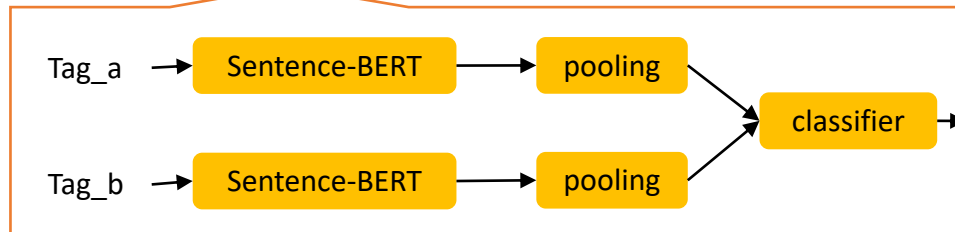
标签挖掘

标签筛选

召回

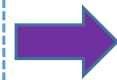
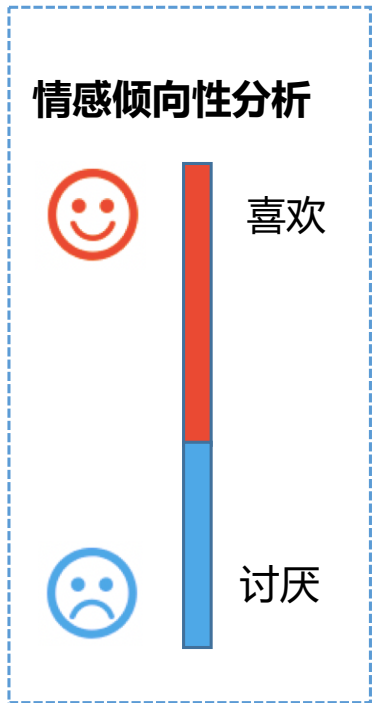
关系判别

- UG C 酒店很安静, 适合出差人士入住
- User Session 麻将棋牌, 麻将房, 民宿麻将
- POI click log 名宿, 民宿, loft



细粒度情感标签

不同粒度下的情感计算能力



用户对一家五星咖啡店在不同维度的反馈

METAL HANDS (五道营店) ★★★★★		
layer	description	score
location_traffic_convenience	交通便利	73.91%
location_distance_from_business_district	距离商圈远近	76.92%
location_easy_to_find	是否容易寻找	30.13%
service_wait_time	排队时间	81.82%
service_waiters_attitude	服务人员态度	95.92%
service_parking_convenience	是否容易停车	12.50%
service_serving_speed	点菜/上菜速度	60.87%
price_level	价格	72.22%
price_cost_effective	性价比	86.67%
price_discount	折扣力度	100.00%
environment_decoration	装修	96.97%
environment_noise	嘈杂情况	91.90%
environment_space	就餐空间	36.70%
environment_cleaness	卫生情况	90.52%
dish_portion	分量	30.51%
dish_taste	口味	99.14%
dish_look	外观	100.00%
dish_recommendation	推荐程度	97.73%
others_overall_experience	其他	98.47%
others_willing_to_consume_again	再次消费的意愿	98.80%

用户反馈：“不好找”

“不好找”

晚上~跟小儿子要了一个奶多咖啡少的拿铁~特别浓郁~去过一次第二次再去才能很快找到这家店~第一次还真不好找~店比较小~很暖和~突然觉得开个咖啡店挺幸福的~

推荐: 拿铁

用户反馈：“停车超级难”

“停车超级难”

是喵呀 11月9日

打分 4.5 ¥50/人

[环境]雍和宫附近, 停车超级难啊啊啊, 建议坐地铁来, 或者把车停到金鼎轩旁边的停车场不过超级贵, 总之千万表往南扬, 你会后悔和自责至少一整天会严重危害自己逛街的心情.....

哦对了咖啡厅 (看得出停车这件事给我留下了多么...全文

推荐: 云顶冰滴 苏打美式 深奶炸弹



用户反馈：“量比较小”

“量比较小”

katie小吃货 2017年10月2日

打分 4.5 ¥80/人

就是想吃这个青皇-黑芝麻酥来说, 这家貌似是新开的店铺, 很小很小, 都是白色的, 主打各种咖啡, 咖啡宝宝我是几乎不喝咖啡的, 只好点了一杯以奶为主的深奶炸弹, 果然咖啡味跟我很爱喝的口味, 价格40块一杯, 不便宜, 青皇的酥我很喜欢, 量比较小~还没有过瘾, 最上面奶味跟黑芝麻酥, 然后是浓郁的黑芝麻味道, 白色的奶味也甜浓, 奥利奥黄油味道的饼干底, 好好吃! 也是40块钱一块。

收起

推荐: 深奶炸弹



METAL HANDS(五道营店)

★★★★★ 详情 ▶ 1843条 ¥50/人

口味:9.1 环境:8.8 服务:9.1

咖啡厅 雍和宫/地坛

用户反馈：“地方偏小”

“地方偏小”

奔跑@华 12月1日

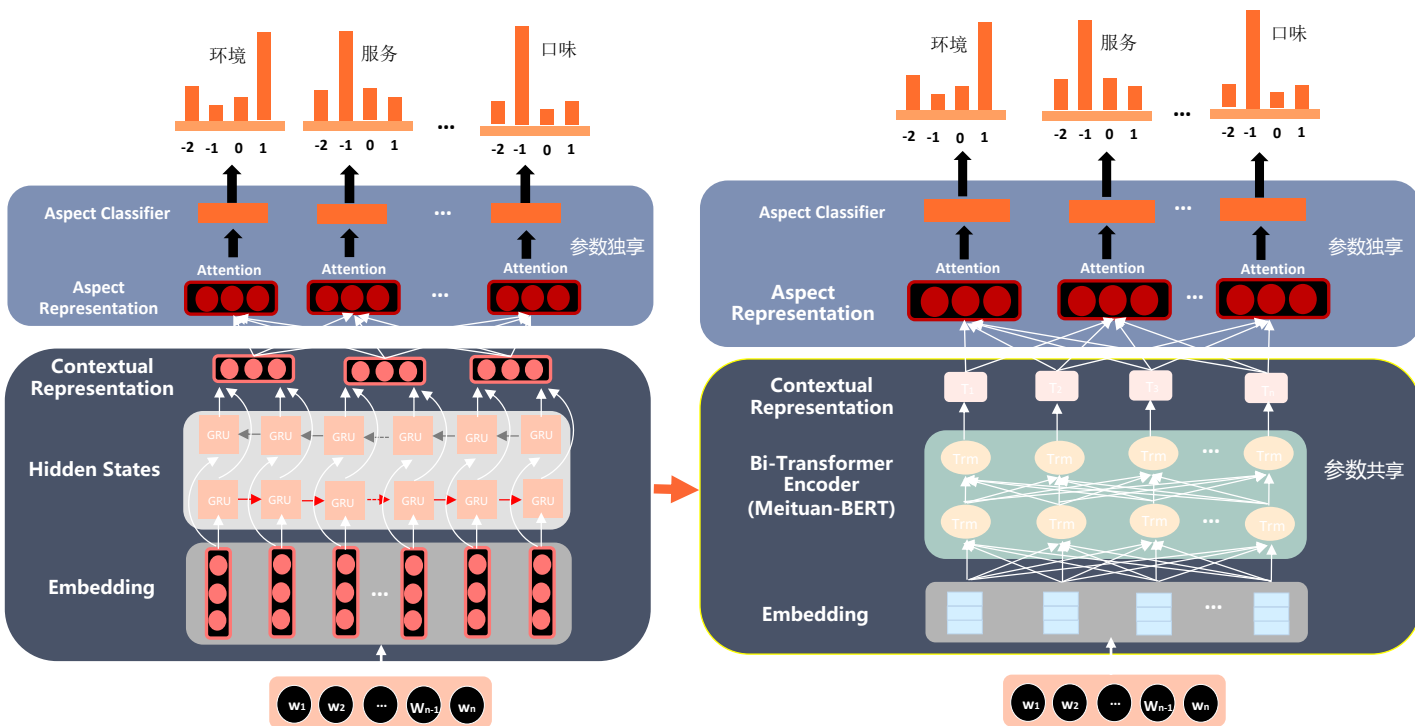
打分 4.5

环境不错, 但是地方偏小, 吧台和一个长条沙发, 同时容得下十二三个人吧, 稍显拥挤。

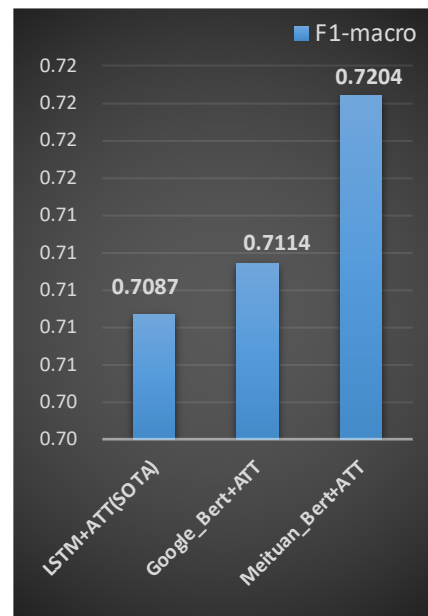
餐具定制哒, 甜点不错, 点了玄黛, 巧克力但是加了甜橙所以并不是很腻, 口感还可以。咖啡点了污, 工作人员贴心提醒, 下面是奶, 上面咖啡, 需要大口喝。



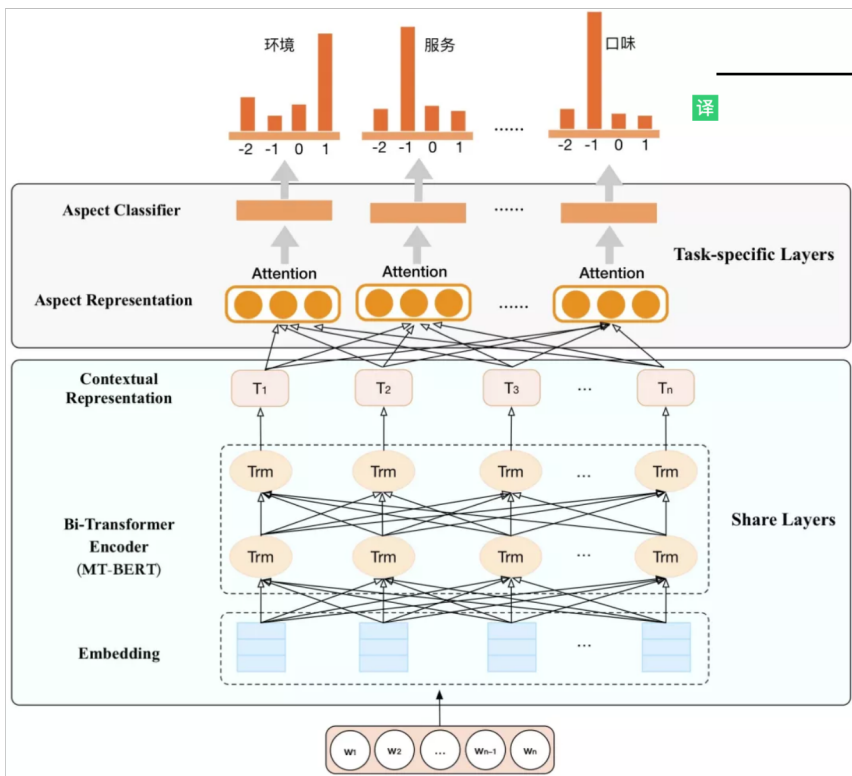
基于BERT的模型的细粒度情感分析



BERT优化细粒度情感分析任务



基于BERT的模型的细粒度情感分析



细粒度情感分析结果

环境好 服务不好 口味差 价格贵

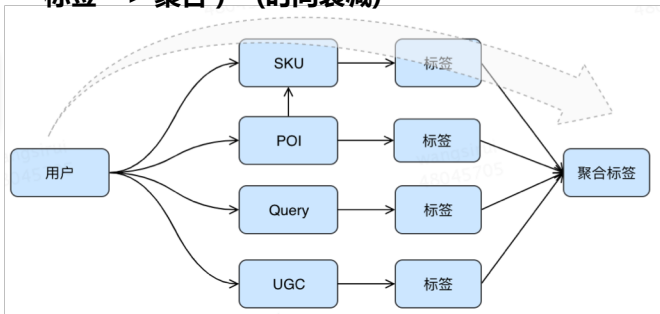
BarbieYoga VIP 23小时前 优质点评
 打分 ☆☆☆☆
 口味:一般 环境:满意 服务:一般

看朋友圈发现的这家，环境巨喜欢，所以约了方小胖一块来这家，顺便拍拍照。
 我们见面晚，朋友等我大概一点多都没什么人了，两个人点完菜聊天中间要了四五次水都没有管我们，饭也上的十分慢，并且非常不好吃，第一次吃这么腥味的鳗鱼饭，不早说海鲜肯定腥，人家做怎么就没有让人觉得腥，吃了两口就没胃口，方小胖的三文鱼饭也很一般，不过价摆在这里就还可以。最后还有一个甜品卷，不好吃！！两个人还吃了四百多，很不开心了！！

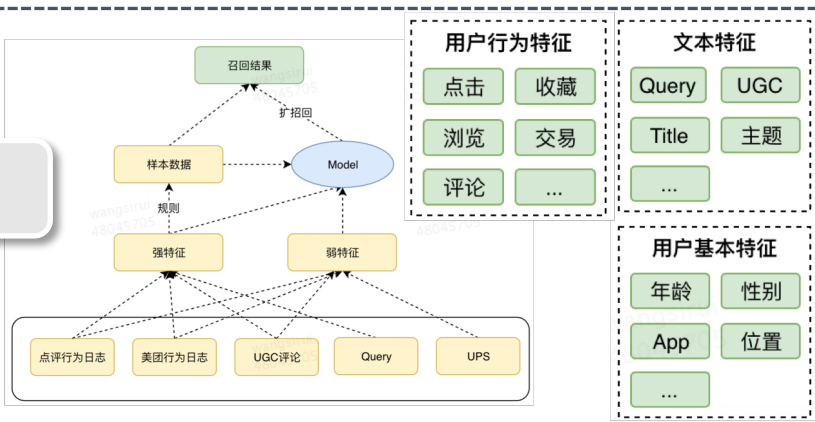
用户知识建模

无监督

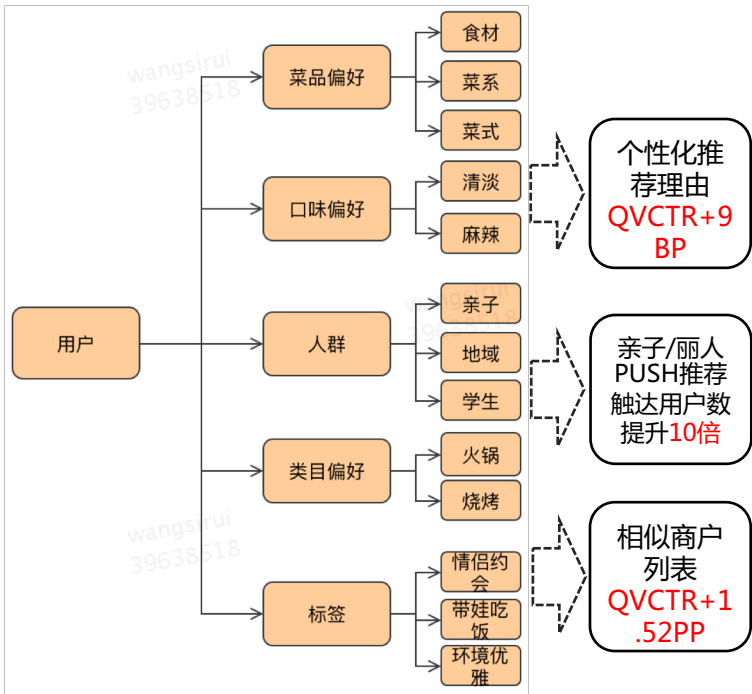
基于图谱的标签传播：(用户—>中间实体—>标签—>聚合) * (时间衰减)



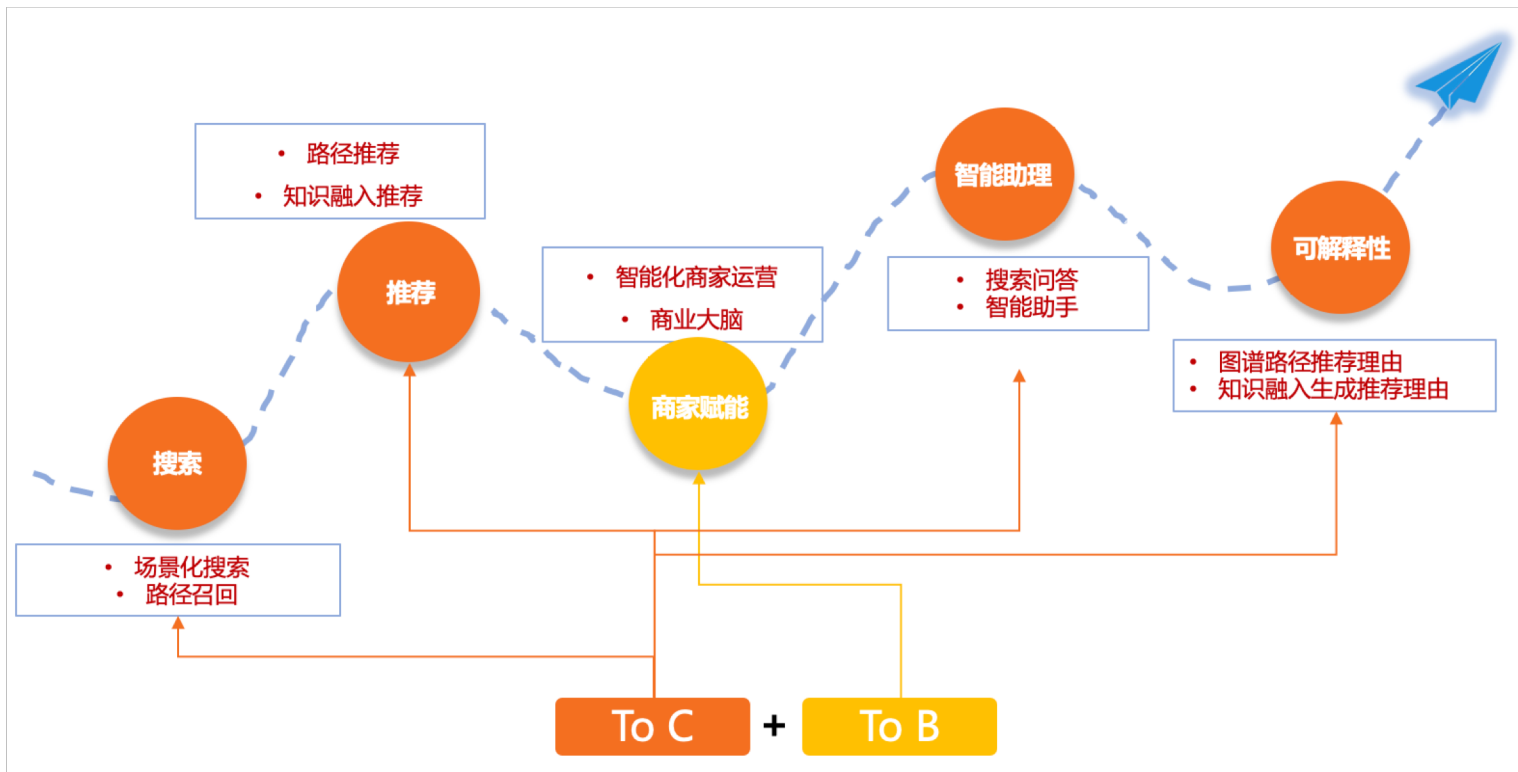
监督模型



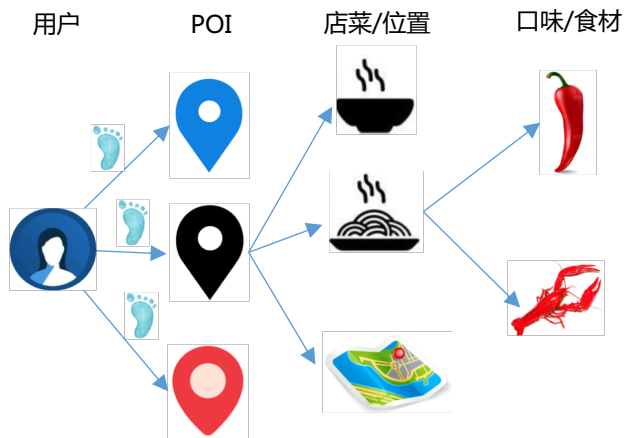
效果收益



美团大脑在实际业务中的应用



基于图谱的显示推荐



基于图的推理

- 【消费城市】上海、北京、青岛
- 【城市偏好】工作日偏好北京，周末偏好上海
- 【商圈偏好】人民广场、中山公园
- 【餐厅偏好】江景餐厅、烛光晚餐、有音乐演奏
- 【口味偏好】麻辣、重口味
- 【食材偏好】小龙虾、海鲜
- 【价格接受度】小资（80~1500元/人）
- 【距离敏感度】3km以上距离敏感
- 【消费时间偏好】周六晚上、周日中午
- 【情感分析】餐厅推荐指数92%以上（以上海为例）



麻小麻辣诱惑(人民广场店) 外

11103条 ¥133/人 连锁认证

人民广场 小龙虾

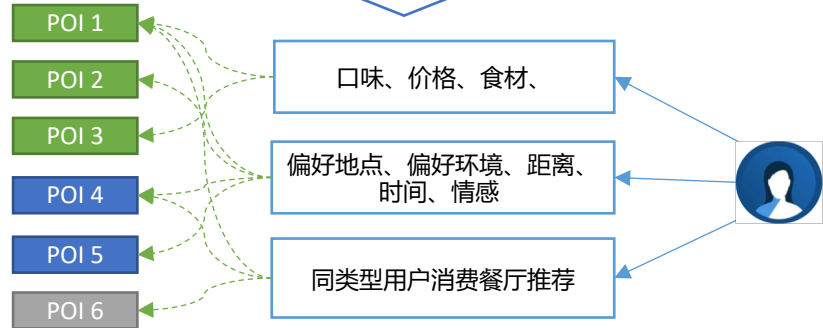
9800人推荐小龙虾 | 8200人推荐正宗麻辣 | 7800人推荐人气川菜

营业至22:00

「匹配指数96%」

买 9.6折

团 266元 小龙虾尝鲜套餐, 288元 波士...



根据图谱特征排序

基于图谱的显示推荐



1.52PP

根据人群、商户标签推荐相似店，
QVCTR+1.52PP



基于图谱知识的可解释性推荐，提
升用户决策效率



基于美团大脑的推荐系统

基于图谱的**水波**深度学习模型：

- 实体连接
- 用户的兴趣在知识图谱中扩散
- 端到端学习个性化推荐模型



用户消费过的餐厅

麻辣小龙虾

巴湘锅龙虾坊 907 条点评 人均 ¥101
海鲜 八里桥/福源桥 万丰路小什桥东南角
团购：此餐馆有2个团购
外送：本店支持在线下单，足不出户，外送到家！

麻辣小龙虾

老火锅

1988庭院老火锅 210 条点评 人均 ¥121
火锅 福外大阳 顺外大街吉星209号是嘉嘉
团购：此餐馆有5个团购

老火锅

海鲜

源食尚蒸汽海鲜·烧烤(魏公村店) 869 条点评 人均 ¥132
海鲜 魏公村 学院南路中国农业科学院南
团购：此餐馆有6个团购

海鲜

口味相似：麻辣

⋮

食材相似：海鲜

推荐餐厅

香辣蟹

东四香辣蟹 1427 条点评 人均 ¥103
海鲜 东四 东西大街大豆府巷46号
推荐菜：香辣蟹 宫保鸡丁 水煮鱼
团购：此餐馆有5个团购

香辣蟹

干锅牛蛙

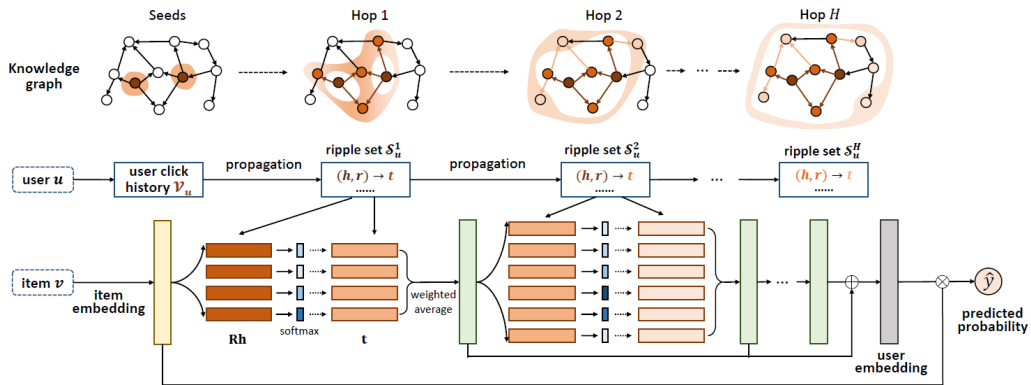
蛙蛙叫干锅年代(东直门簋街店) 8768 条点评 人均 ¥98
川菜 北新桥/福源 东直门内大街288-6号
外送：本店支持在线下单，足不出户，外送到家！

干锅牛蛙

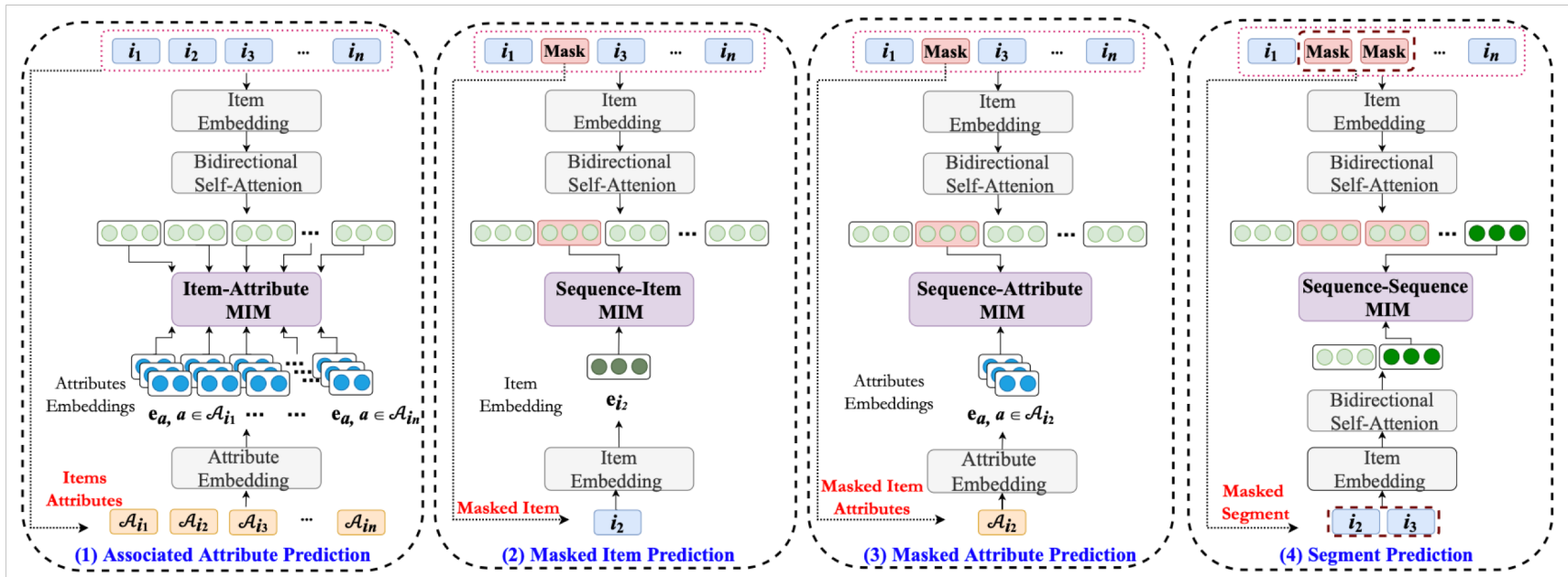
高人气川菜

锦府盐帮(欧美汇店) 331 条点评 人均 ¥119
川菜 中关村 丹棱街甲1号欧美汇购物中心

高人气川菜



基于美团大脑的推荐系统



S³-Rec: Self-Supervised Learning for Sequential Recommendation with Mutual Information Maximization—
CIKM2020

基于美团大脑的推荐系统

$$1. L_{AAP}(i, \mathcal{A}_i) = \mathbb{E}_{a_j \in \mathcal{A}_i} [f(i, a_j) - \log \sum_{\tilde{a} \in \mathcal{A} \setminus \mathcal{A}_i} \exp(f(i, \tilde{a}))],$$

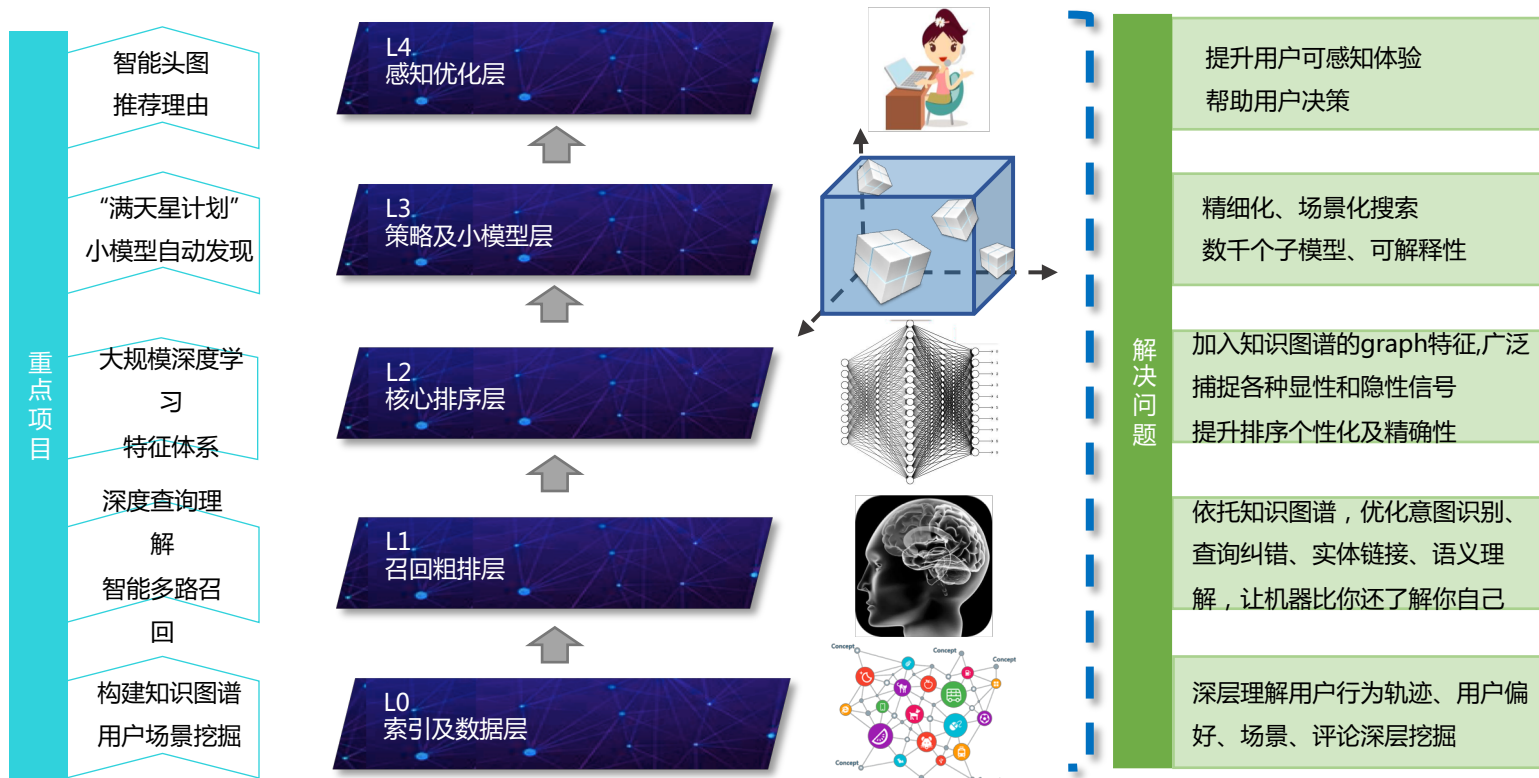
$$2. L_{MAP}(C_{i_t}, \mathcal{A}_{i_t}) = \mathbb{E}_{a \in \mathcal{A}_{i_t}} [f(C_{i_t}, a) - \log \sum_{\tilde{a} \in \mathcal{A} \setminus \mathcal{A}_{i_t}} \exp(f(C_{i_t}, \tilde{a}))],$$

$$3. L_{MIP}(C_{i_t}, i_t) = f(C_{i_t}, i_t) - \log \left[\sum_{\tilde{i} \in I \setminus \{i_t\}} f(C_{i_t}, \tilde{i}) \right],$$

$$4. L_{SP}(C_{i_{j_1:j_2}}, i_{j_1:j_2}) = f(C_{i_{j_1:j_2}}, i_{j_1:j_2}) - \log \sum_{\tilde{i}_{j_1:j_2}} \exp(f(C_{i_{j_1:j_2}}, \tilde{i}_{j_1:j_2})),$$

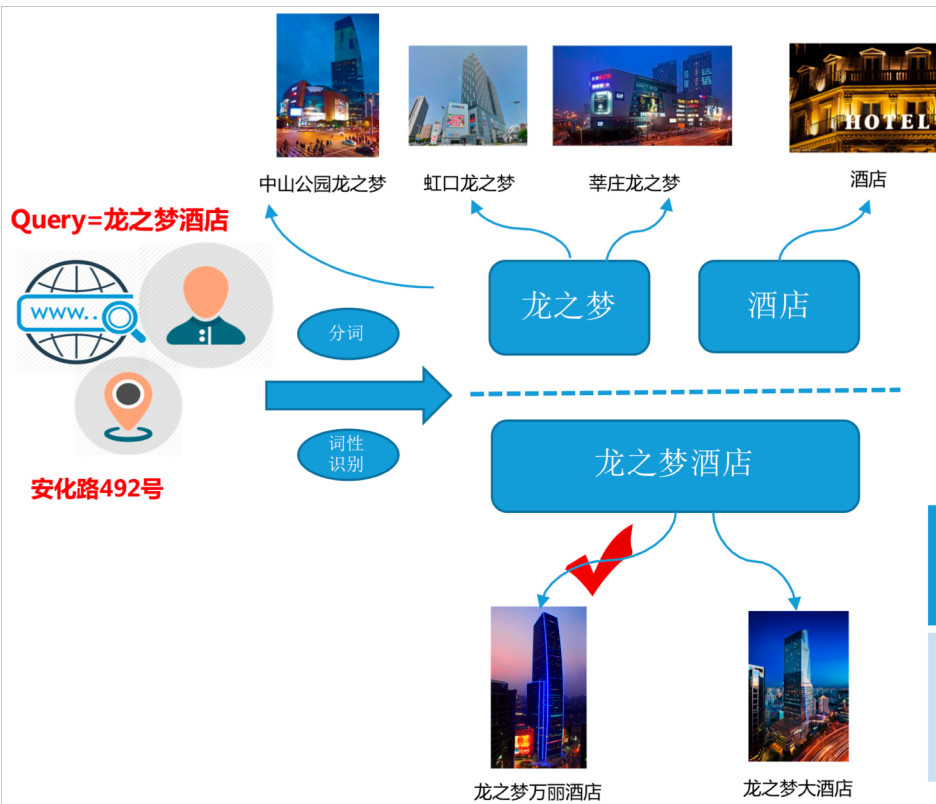
Datasets	Metric	PopRec	FM	AutoInt	GRU4Rec	Caser	SASRec	BERT4Rec	HGN	GRU4Rec _F	SASRec _F	FDSA	S ³ -Rec	Improv.
Meituan	HR@1	0.0946	0.1084	0.0804	0.1194	0.1368	<u>0.1797</u>	0.1381	0.1603	0.1436	0.1746	0.1778	0.2040*	13.52%
	HR@5	0.2660	0.3218	0.2662	0.3382	0.3812	0.4524	0.3985	0.4110	0.3799	0.4386	<u>0.4525*</u>	0.4925*	7.18%
	NDCG@5	0.1813	0.2170	0.1739	0.2303	0.2619	0.3207	0.2713	0.2887	0.2639	0.3098	<u>0.3236</u>	0.3527*	8.99%
	HR@10	0.3863	0.4709	0.4077	0.4881	0.5267	0.6053	0.5514	0.5573	0.5378	0.5962	<u>0.6164</u>	0.6368*	3.31%
	NDCG@10	0.2200	0.2651	0.2194	0.2787	0.3090	0.3700	0.3208	0.3359	0.3149	0.3607	<u>0.3743</u>	0.3994*	6.71%
MRR	0.1923	0.2242	0.1854	0.2359	0.2617	0.3146	0.2689	0.2863	0.2666	0.3064	<u>0.3167</u>	0.3421*	8.02%	
Beauty	HR@1	0.0678	0.0405	0.0447	0.1337	0.1337	0.1870	0.1531	0.1683	0.1702	0.1778	0.1840	0.2192*	17.22%
	HR@5	0.2105	0.1461	0.1705	0.3125	0.3032	0.3741	0.3640	0.3544	0.3727	0.3863	<u>0.4010</u>	0.4502*	12.27%
	NDCG@5	0.1391	0.0934	0.1063	0.2268	0.2219	0.2848	0.2622	0.2656	0.2759	0.2870	<u>0.2974</u>	0.3407*	14.56%
	HR@10	0.3386	0.2311	0.2872	0.4106	0.3942	0.4696	0.4739	0.4503	0.4753	0.4843	<u>0.5096</u>	0.5506*	8.05%
	NDCG@10	0.1803	0.1207	0.1440	0.2584	0.2512	0.3156	0.2975	0.2965	0.3090	0.3185	<u>0.3324</u>	0.3732*	12.27%
MRR	0.1558	0.1096	0.1226	0.2308	0.2263	0.2852	0.2614	0.2669	0.2751	0.2844	<u>0.2943</u>	0.3340*	13.49%	
Sports	HR@1	0.0763	0.0489	0.0644	0.1160	0.1135	0.1455	0.1255	0.1428	0.1466	0.1573	<u>0.1585</u>	0.1841*	16.15%
	HR@5	0.2293	0.1603	0.1982	0.3055	0.2866	0.3466	0.3375	0.3349	0.3547	0.3730	<u>0.3855</u>	0.4267*	10.69%
	NDCG@5	0.1538	0.1048	0.1316	0.2126	0.2020	0.2497	0.2341	0.2420	0.2535	0.2683	<u>0.2756</u>	0.3104*	12.63%
	HR@10	0.3423	0.2491	0.2967	0.4299	0.4014	0.4622	0.4722	0.4551	0.4758	0.4912	<u>0.5136</u>	0.5614*	9.31%
	NDCG@10	0.1902	0.1334	0.1633	0.2527	0.2390	0.2869	0.2775	0.2806	0.2925	0.3064	<u>0.3170</u>	0.3538*	11.61%
MRR	0.1660	0.1202	0.1435	0.2191	0.2100	0.2520	0.2378	0.2469	0.2549	0.2680	<u>0.2748</u>	0.3071*	11.75%	
Toys	HR@1	0.0585	0.0257	0.0448	0.0997	0.1114	<u>0.1878</u>	0.1262	0.1504	0.1673	0.1797	0.1717	0.2003*	6.66%
	HR@5	0.1977	0.0978	0.1471	0.2795	0.2614	0.3682	0.3344	0.3276	0.3695	0.3927	<u>0.3994</u>	0.4420*	10.67%
	NDCG@5	0.1286	0.0614	0.0960	0.1919	0.1885	0.2820	0.2327	0.2423	0.2719	0.2911	0.2903	0.3270*	12.33%
	HR@10	0.3008	0.1715	0.2369	0.3896	0.3540	0.4663	0.4493	0.4211	0.4782	0.4981	<u>0.5129</u>	0.5530*	7.82%
	NDCG@10	0.1618	0.0850	0.1248	0.2274	0.2183	0.3136	0.2698	0.2724	0.3070	0.3252	<u>0.3271</u>	0.3629*	10.94%
MRR	0.1430	0.0819	0.1131	0.1973	0.1967	0.2842	0.2338	0.2454	0.2717	0.2886	0.2863	0.3202*	10.95%	
Yelp	HR@1	0.0801	0.0624	0.0731	0.2053	0.2188	0.2375	0.2405	<u>0.2428</u>	0.2293	0.2301	0.2198	0.2591*	6.71%
	HR@5	0.2415	0.2036	0.2249	0.5437	0.5111	0.5745	<u>0.5976</u>	0.5768	0.5858	0.5937	0.5728	0.6085*	1.82%
	NDCG@5	0.1622	0.1333	0.1501	0.3784	0.3696	0.4113	<u>0.4252</u>	0.4162	0.4137	0.4178	0.4014	0.4401*	3.50%
	HR@10	0.3609	0.3153	0.3367	0.7265	0.6661	0.7373	0.7597	0.7411	0.7574	<u>0.7706</u>	0.7555	0.7725	0.25%
	NDCG@10	0.2007	0.1692	0.1860	0.4375	0.4198	0.4642	<u>0.4778</u>	0.4695	0.4694	0.4751	0.4607	0.4934*	3.26%
MRR	0.1740	0.1470	0.1616	0.3630	0.3595	0.3927	<u>0.4026</u>	0.3988	0.3929	0.3962	0.3834	0.4190*	4.07%	
LastFM	HR@1	0.0725	0.0183	0.0349	0.0642	0.0899	0.1211	0.1220	0.0908	<u>0.1385</u>	0.1147	0.0936	0.1743*	25.85%
	HR@5	0.1982	0.0954	0.1550	0.1817	0.2982	0.3385	<u>0.3569</u>	0.2872	0.3202	0.3073	0.2624	0.4523*	26.73%
	NDCG@5	0.1350	0.0552	0.0946	0.1228	0.1960	0.2330	<u>0.2409</u>	0.1896	0.2301	0.2113	0.1766	0.3156*	31.01%
	HR@10	0.3037	0.1578	0.2596	0.2817	0.4431	0.4706	<u>0.4991</u>	0.4193	0.4670	0.4569	0.4055	0.5835*	16.91%
	NDCG@10	0.1687	0.0753	0.1285	0.1550	0.2428	0.2755	<u>0.2871</u>	0.2324	0.2775	0.2594	0.2225	0.3583*	24.80%
MRR	0.1506	0.0743	0.1122	0.1405	0.2033	0.2364	<u>0.2424</u>	0.1983	0.2410	0.2201	0.1884	0.3072*	26.73%	

美团大脑在搜索五层架构中的应用



美团大脑在搜索场景应用—实体链接

基于上下文信息的实体链接



$$\begin{aligned} & \arg \max_{e \in E} \log P(e|q) \\ &= \arg \max_{e \in E} \sum_{s \in S_q} \log P(e|s, q-s) \\ &= \arg \max_{e \in E} \sum_{s \in S_q} \log P(e|s) \cdot \frac{P(q-s|e)}{P(q-s)} \end{aligned}$$

词序列概率分 $P(e s)$	$\alpha \cdot clickScore(s,e)$ $+ (1-\alpha) \cdot mentionRelScore(s,e)$
上下文信息分 $\frac{P(q-s e)}{P(q-s)}$	$\frac{1}{1 + e^{-\sum w_i x_i}}$

美团大脑在搜索场景应用—实体链接

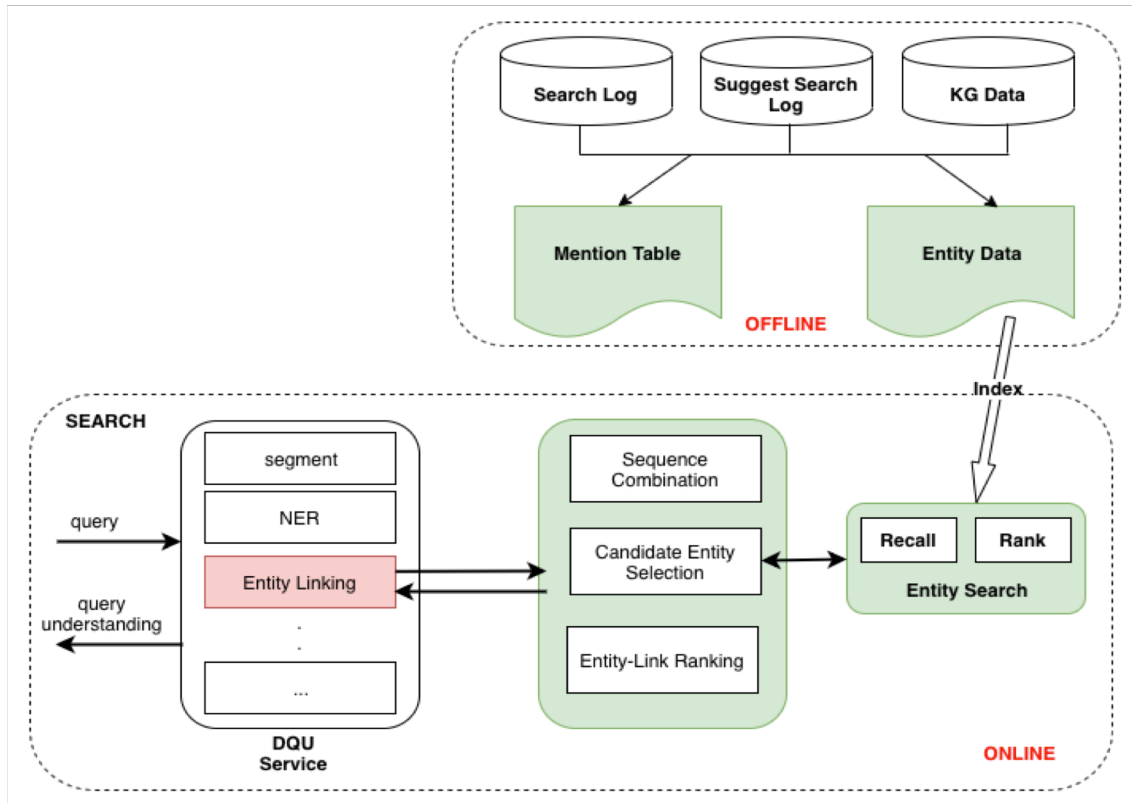
任务:

- 识别问题中的实体并关联到 KG 中

方法:

$$\begin{aligned} & \arg \max_{e \in E} \log P(e|q) \\ &= \arg \max_{e \in E} \sum_{s \in S_q} \log P(e|s, q-s) \\ &= \arg \max_{e \in E} \sum_{s \in S_q} \log P(e|s) \cdot \frac{P(q-s|e)}{P(q-s)} \end{aligned}$$

词序列概率分 $P(e s)$	$\alpha \cdot clickScore(s, e)$ $+ (1-\alpha) \cdot mentionRelScore(s, e)$
上下文信息分 $\frac{P(q-s e)}{P(q-s)}$	$\frac{1}{1 + e^{-\sum w_i x_i}}$

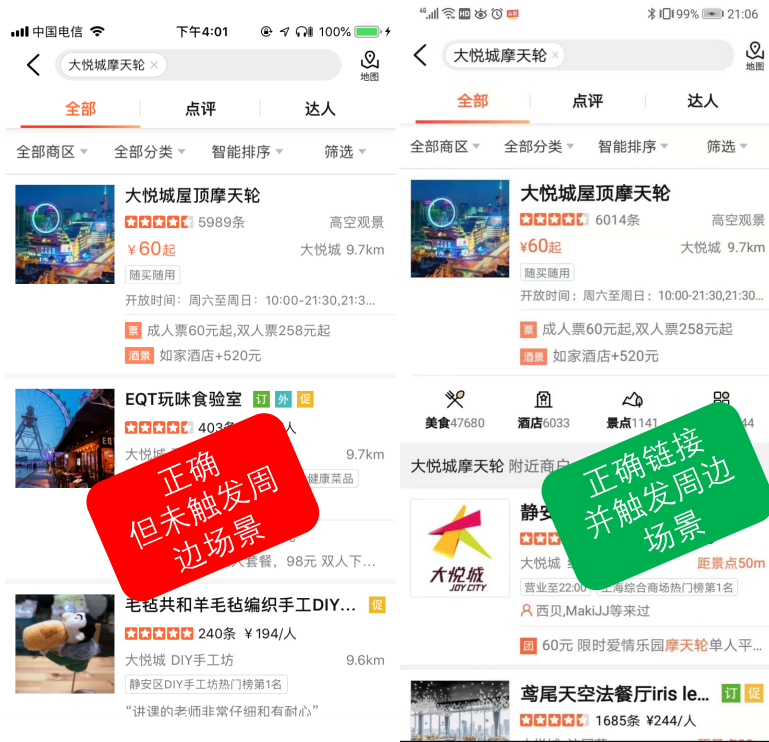


美团大脑在搜索场景应用—实体链接

上海搜索“中国馆”



上海搜索“大悦城摩天轮”

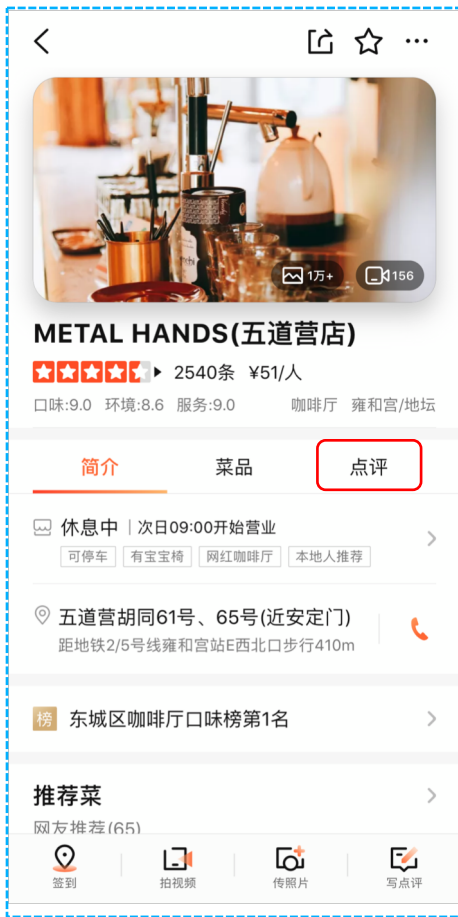


基于美团大脑的路径召回



基于知识图谱的大众点评搜索重构，半年核心指标提升相当于过去一年半的**6倍**

用细分维度筛选想去的店



用细分维度筛选想去的店



解释性理由

链接查询和结果的桥梁

01

解释召回

解释搜索结果与搜索Query的相关性
解释热搜原因

02

亮点推荐

挖掘商户特色，吸引用户点击，影响用户决策

03

场景化承载

在细分场景下，进行场景化引导，同时兼具1和2的功能

04

体现个性化

多样性、千人千面
自动生成，无人工干预



基于美团大脑的解释性理由

连接用户与商家，帮助用户快速决策

通用搜索列表

关于“辣”的推荐理由

场景决策搜索

“带娃吃饭”场景下的细分理由

美食筛选列表

基于用户个性化的理由

热搜榜上榜理由

基于信息聚合的上榜理由

基于知识的抽取式解释性理由

- 抽取式：依托海量UGC，抽取商户推荐点

“用餐氛围比较安静，海鲜拼盘味道很赞，跟姐妹聚会不错的选择，不过价格有些偏贵”

商户质量过滤	商户星级>3星，非敏感类目
实体识别	Entity: 用餐氛围、海鲜拼盘、姐妹聚会
观点挖掘	Opinion: 氛围-安静、味道-不错、聚会-不错的选择
情感分析过滤	Sentiment score (>0.5): 0.69,0.88,0.62,0.34
质量分模型	Quality score (>0.42): 0.83,0.91,0.56

有推荐菜	无语气词	描述词	有普通评价词	高级评价词	程度副词	成语	情感分	评论分	文本分	观点	实体TF分	……
1	1	1	0	1	1	0	0.88	31.77	0.375	1	0.07	

“海鲜拼盘味道很赞”

“用餐氛围比较安静”

“海鲜拼盘味道很赞”

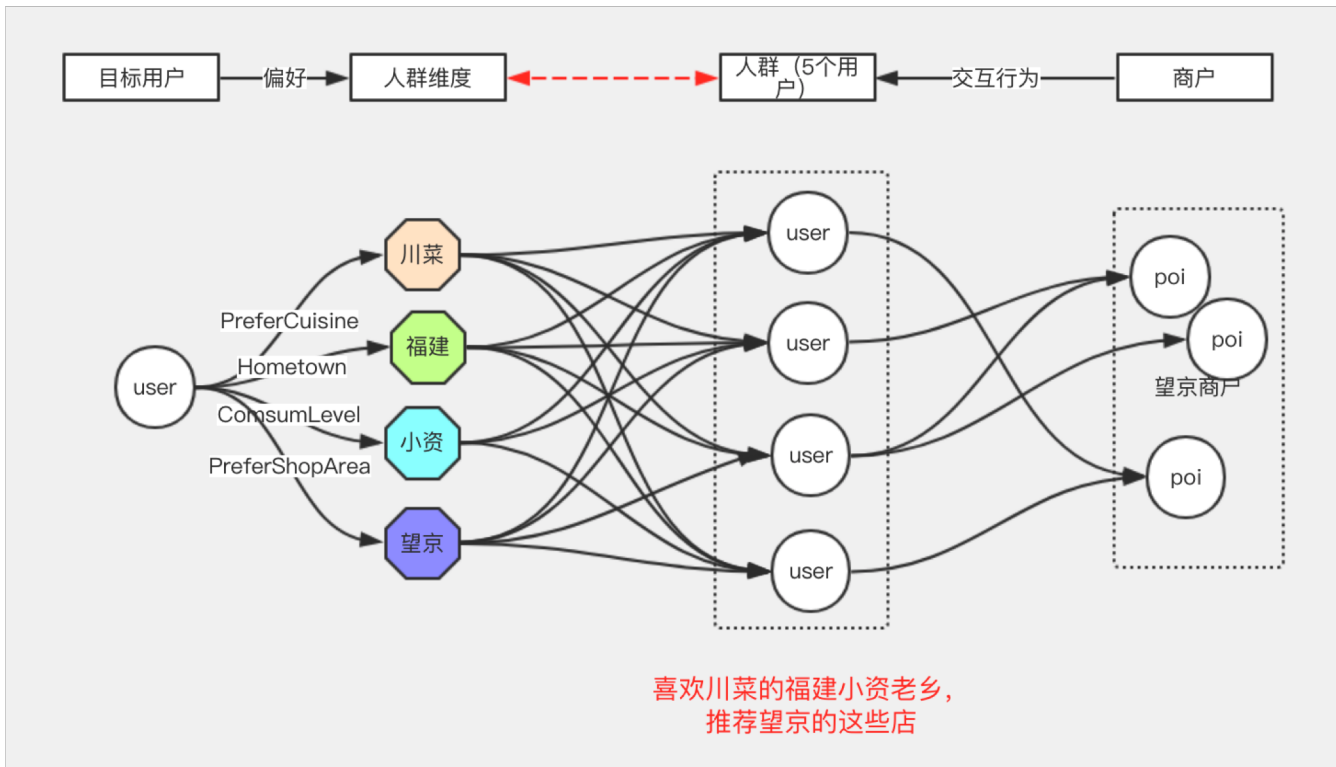
“姐妹聚会不错的选择”



展示理由：“海鲜拼盘味道很赞”

图谱路径理由

- 基于知识图谱的推荐理由



基于知识的生成式推荐理由



保持城市类目一致，
缓解OOV与无中生
有问题

Control
模块

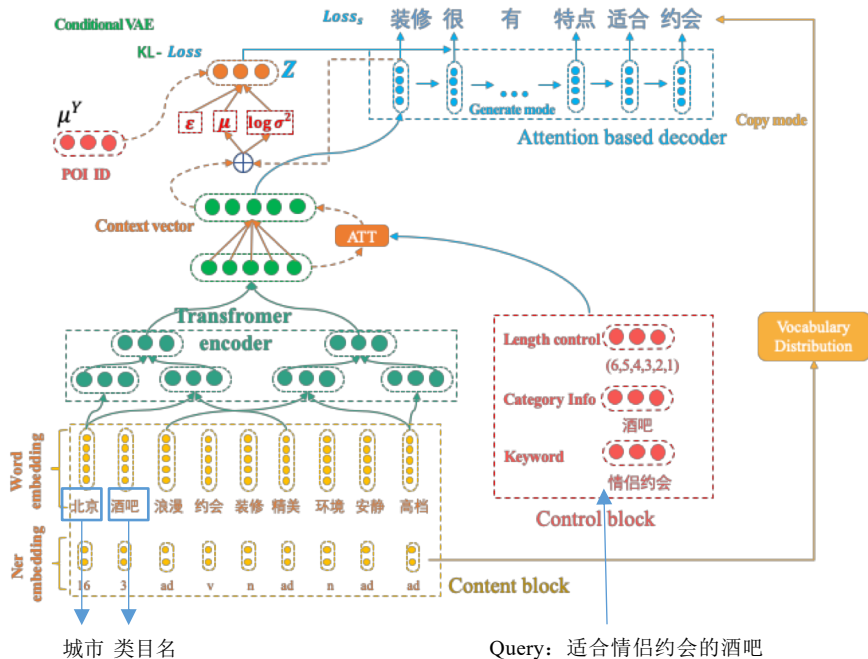
生成query相
关的推荐理
由

C-VAE

实现同质poi推
荐理由生成的
多样性

GAN

引入CTR预估任务的
判别器，生成用户个
性化的推荐理由



北京 适合拍照 的展

Query关键词

内容 商户 视频 全站搜

最近浏览 北京独角兽星空艺术馆
★★★★★ 1435条
 王府井/东单 展馆展览 12.2km
安心玩 情侣拍照 适合拍照

Query相关可解
释性推荐理由

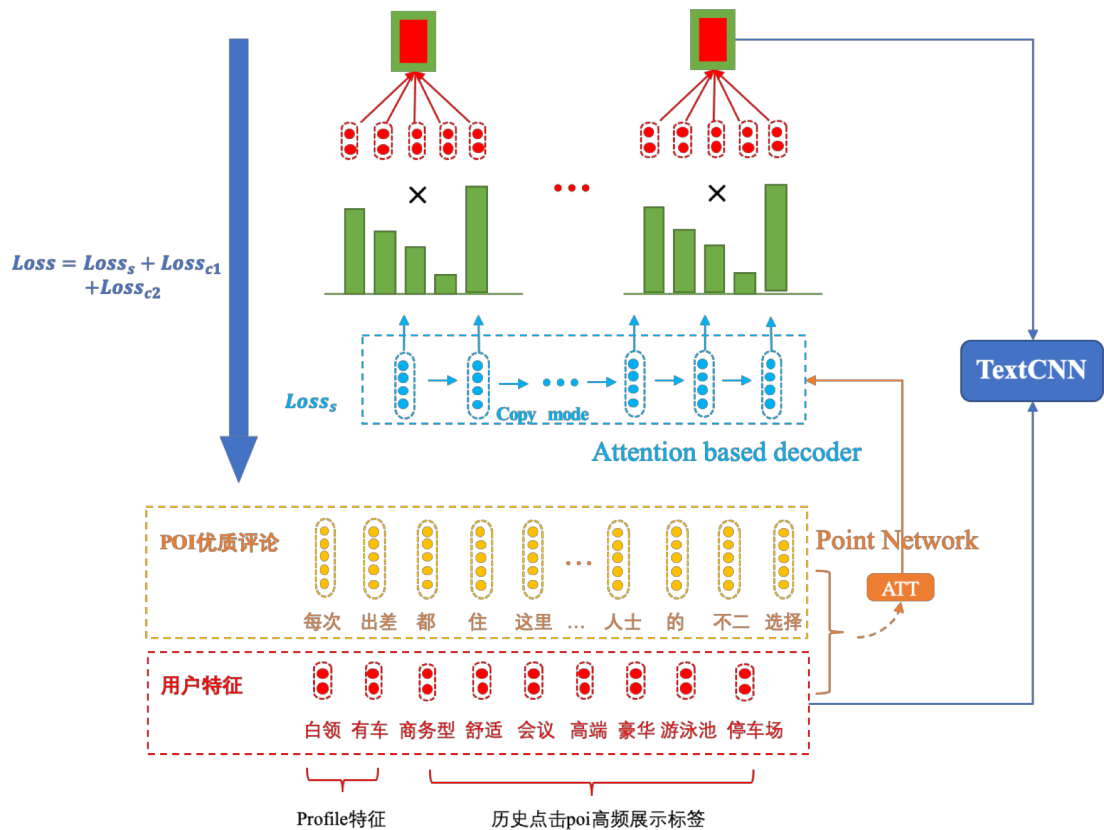
奇思妙想减压博物馆
★★★★★ 243条
 北京apm/王府井 展馆展览 12.2km
安心玩 适合拍照 展馆展览

Query相关可解
释性
标签

北京失恋博物馆
★★★★★ 395条
 王府井/东单 展馆展览 12.2km
安心玩 喜欢拍照 适合小情侣

"很适合约会和闺蜜拍照📷打卡"

用户个性化推荐理由生成



优势:

- 采用GAN网络结构提升生成能力
- 将CTR引入训练目标, 提升模型指标与线上表现的一致性
- 千人千面, 用户体验感更佳
- RT<100ms, 满足实时生成时延要求

Task1 : real/fake
 $Loss_{c1}$

Task2 : CTR Predict
 $Loss_{c2}$

UGC: 每次出差都住这里 ... 商务人士的不二选择

用户Profile特征: 白领 有车

用户历史点击poi高频展示标签:

商务型 舒适 会议 高端 豪华 游泳池 停车场

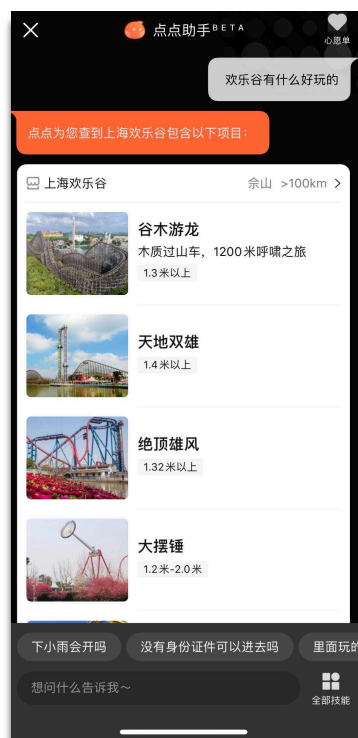


个性化推荐理由: 停车方便, 出差的不二选择

知识图谱问答

场景：

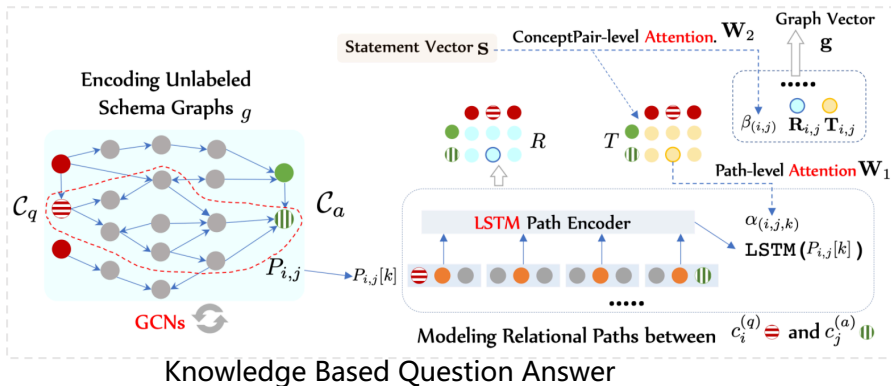
- 智能助理
- 搜索问答
- 复杂条件找店



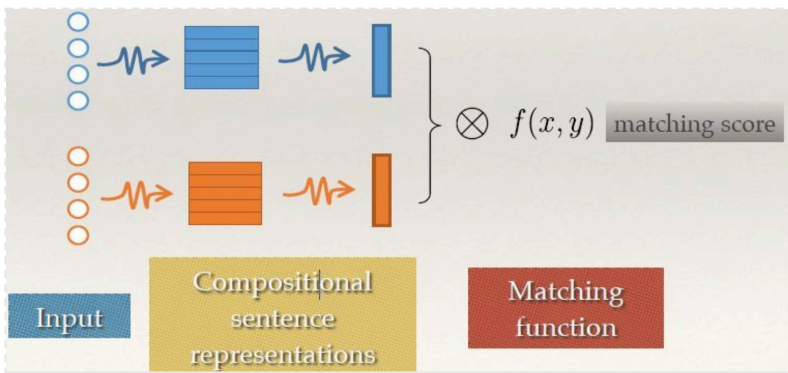
问答技术分类

按数据来源划分：

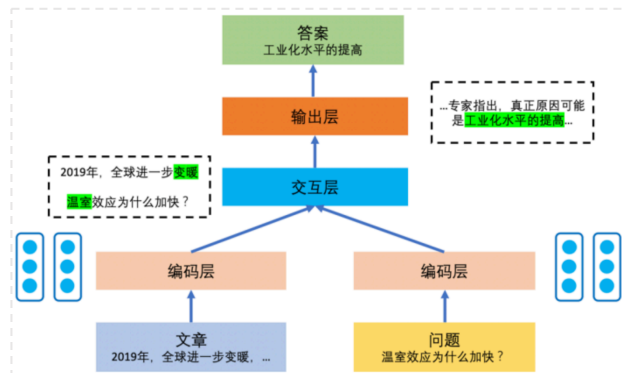
- 基于知识库的问答 — KBQA
- 基于文档的问答 — MRC
- 基于问题匹配问答 — FAQ



Knowledge Based Question Answer



Frequently asked Questions



Machine Reading Comprehension

美团场景问答分类



KBQA



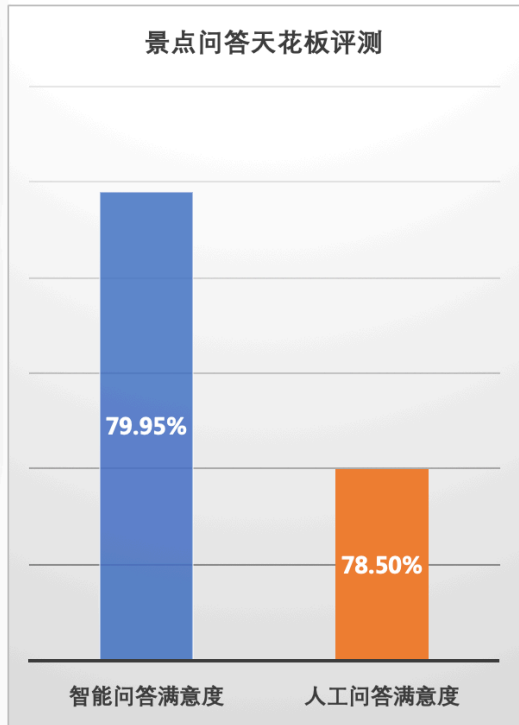
IRQA



DocQA



景点问答天花板评测



问答方案对比

维度	KBQA	FAQ	MRC
数据来源	结构化数据、文本数据挖掘	文本数据	文本数据
构造成本	高	低	低
扩展性	信息、实体都支持	信息问答	信息问答
精准性	高	一般	高
问题类型	简单问题/复杂问题/推理问题	简单问题	简单问题/部分复杂问题
可解释	好	一般	一般
推理能力	强	无	弱

业务挑战

覆盖美食、酒店、旅游、商场、
到综等领域

服务领域广泛

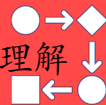


在线高性能满足



搜索线上高性能要求
多跳、复杂条件图查询

复杂问题理解



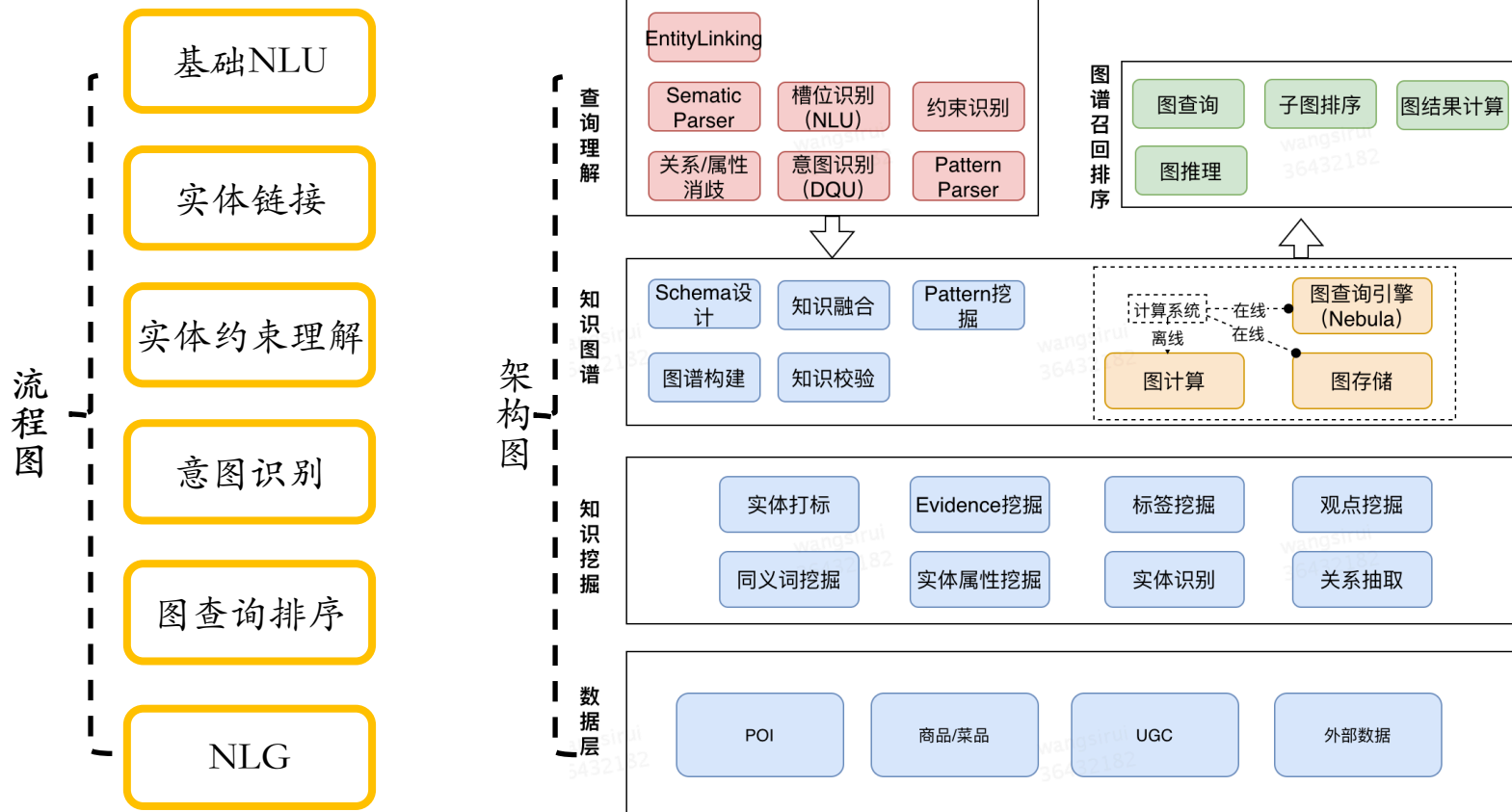
复杂约束问题
多跳类问题
推理计算类问题

主观类问答



主观问题，无结构化数据
答案可信度

技术全景图



基础信号

分词

领域识别

NER

SLOT识别

Query	Domain	NER	SLOT
颐和园学生门票多少钱	TOURSI M	颐和园=POI	LANDMARK=颐和园 TAG=学生 TICKET=门票
望京附近环境安静的咖啡厅	FOOD	望京=AREA 咖啡厅=POI	LOC=望京 RANGE=附近 TAG=环境安静 POI=咖啡厅

实体链接

任务:

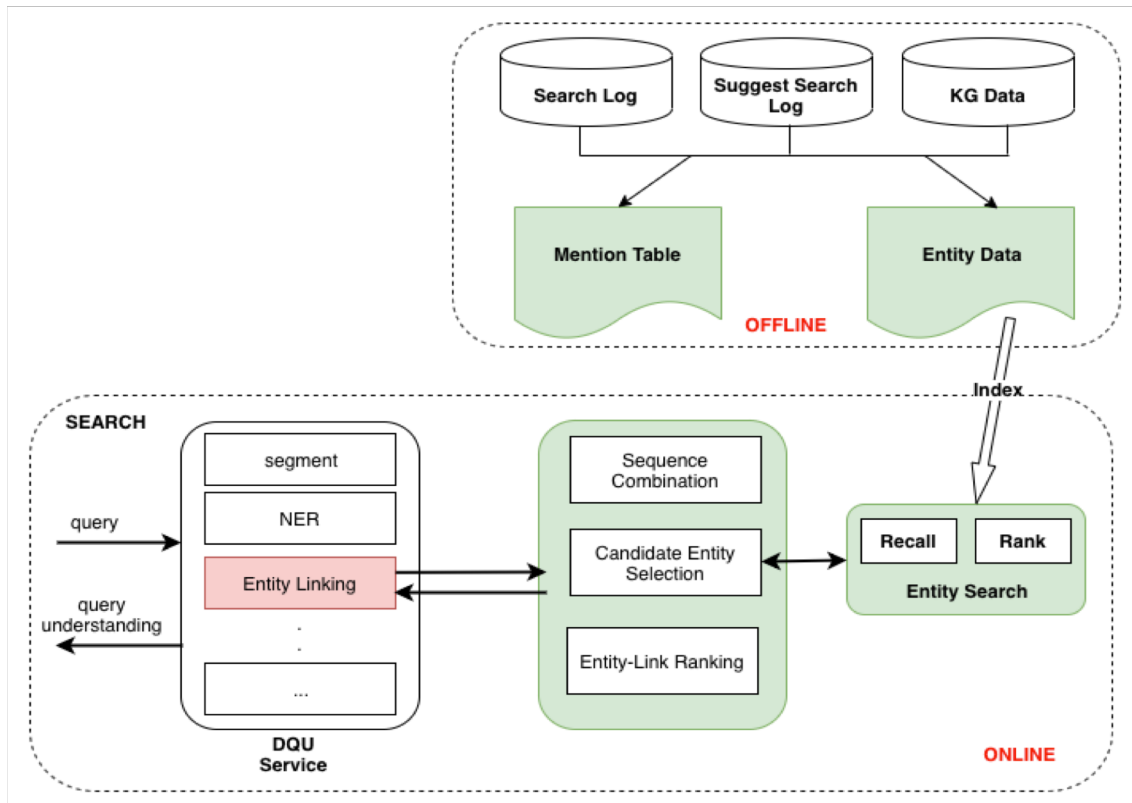
- 识别问题中的实体并关联到 KG 中

方法:

$$\begin{aligned} & \arg \max_{e \in E} \log P(e|q) \\ &= \arg \max_{e \in E} \sum_{s \in S_q} \log P(e|s, q-s) \\ &= \arg \max_{e \in E} \sum_{s \in S_q} \log P(e|s) \cdot \frac{P(q-s|e)}{P(q-s)} \end{aligned}$$

词序列概率分 $P(e s)$	$\alpha \cdot clickScore(s, e)$ $+ (1-\alpha) \cdot mentionRelScore(s, e)$
--------------------	---

上下文信息分 $\frac{P(q-s e)}{P(q-s)}$	$\frac{1}{1 + e^{-\sum w_i x_i}}$
-------------------------------------	-----------------------------------



意图识别 (关系检测)

问题

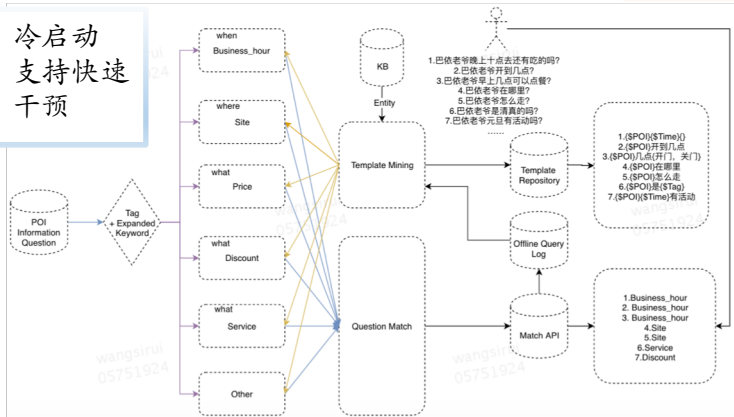
- 冷启动问题
- 意图如何扩展

方案

PATTERN匹配

F1: 0.72

- 冷启动
- 支持快速干预



流程

Query

倒排索引

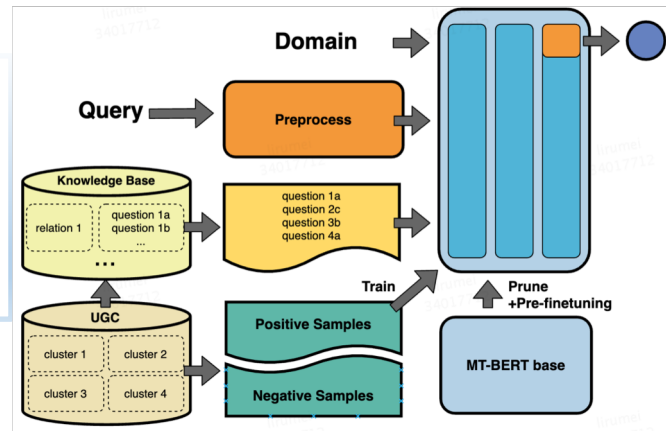
意图匹配

标准问

分类问题=>匹配问题

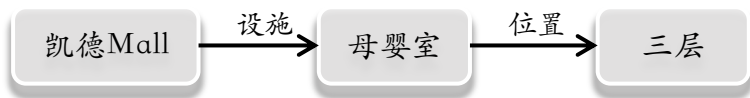
F1: 0.87

预训练模型 + 领域数据
Fine-tune对
未见到领域
数据有更好
泛化能力

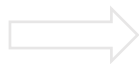


复杂意图理解

- 目标：之前的方案只能解决实体+属性=>答案的一跳问题，而用户的真实Query中同样包含两跳问题



- 方案：增加依存关系模型，对语句进行解析，得到属性约束



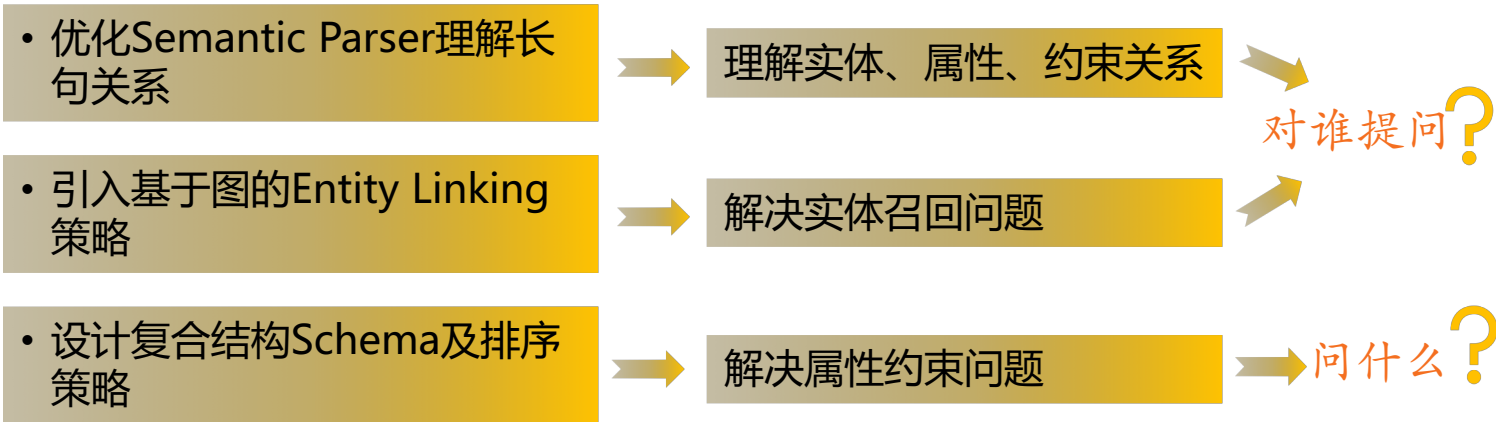
商户	凯德Mall
关系主体	母婴室
关系类型	SHOP_ADDRESS

复杂问题求解

挑战

- 复杂约束问题如何求解
- 故宫淡季学生门票多少钱？
- 望京海底捞哪些店春节营业？

方案拆解



方案

- 引入简化的依存关系特征
- 加入NER特征优化识别效果

模型迭代

LAS指标

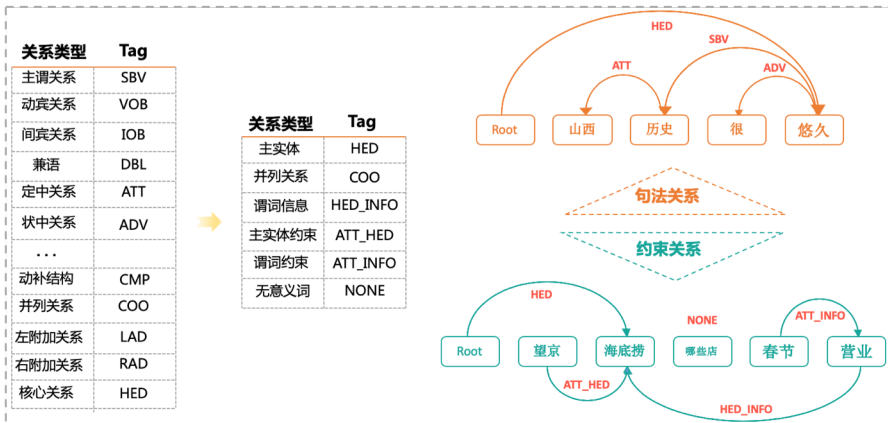
Embedding

86.92 %

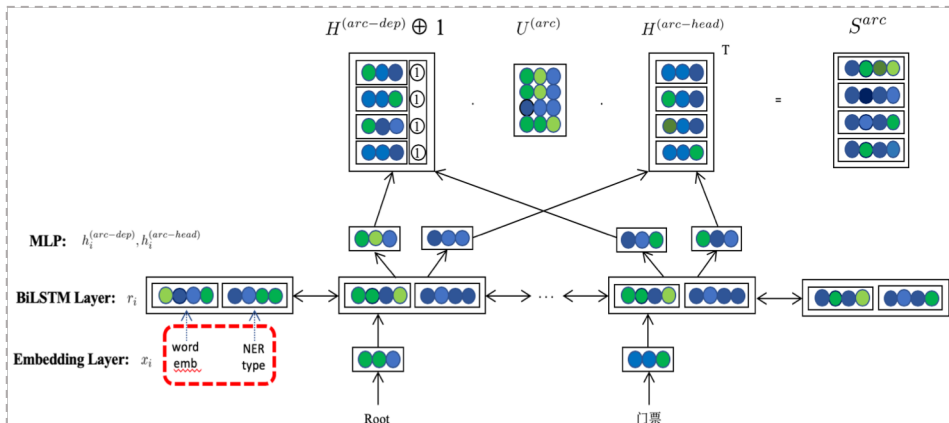
引入NER特征

91.57 %

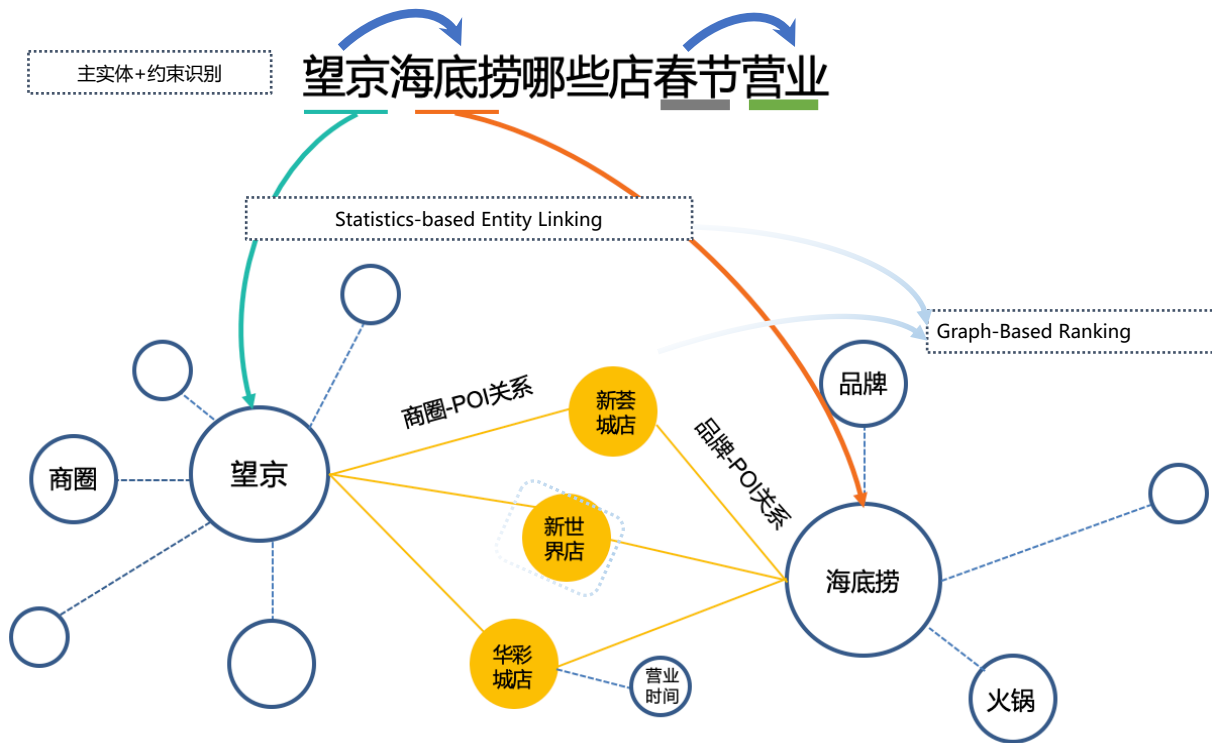
Schema优化



模型优化



基于图的Entity Linking 优化



问题

如何满足属性约束问题

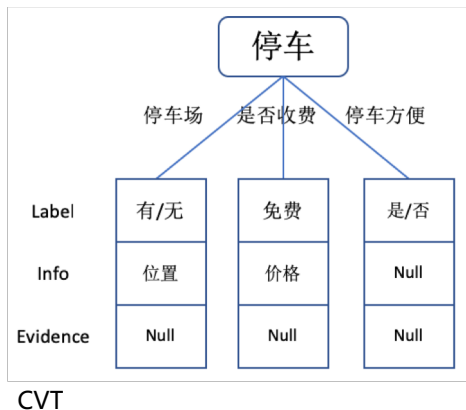
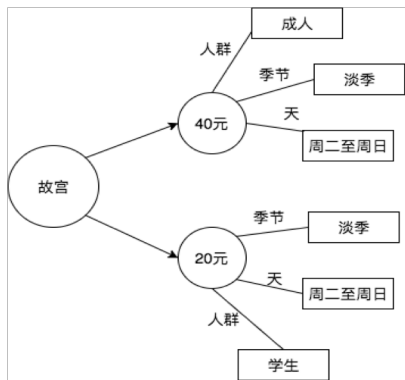
- 故宫淡季学生门票多少钱

优势：

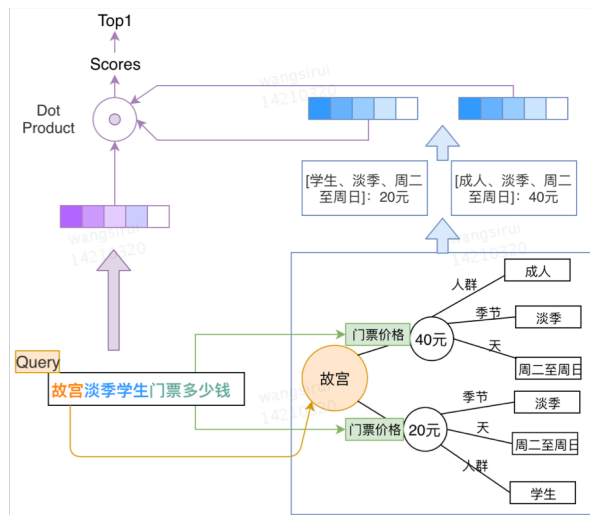
- 意图后置，减少意图识别过多
- CVT结构，降低查询复杂度

方案

Schema:引入标签节点、CVT结构



策略:引入排序模型



创新

观点类问题如何回答？

- 迪士尼停车方便吗？
- 奥森可以搭帐篷吗？

方案拆解

• 如何自动发现观点

基于序列标注的观点挖掘

• 如何提高答案解释性

Evidence挖掘

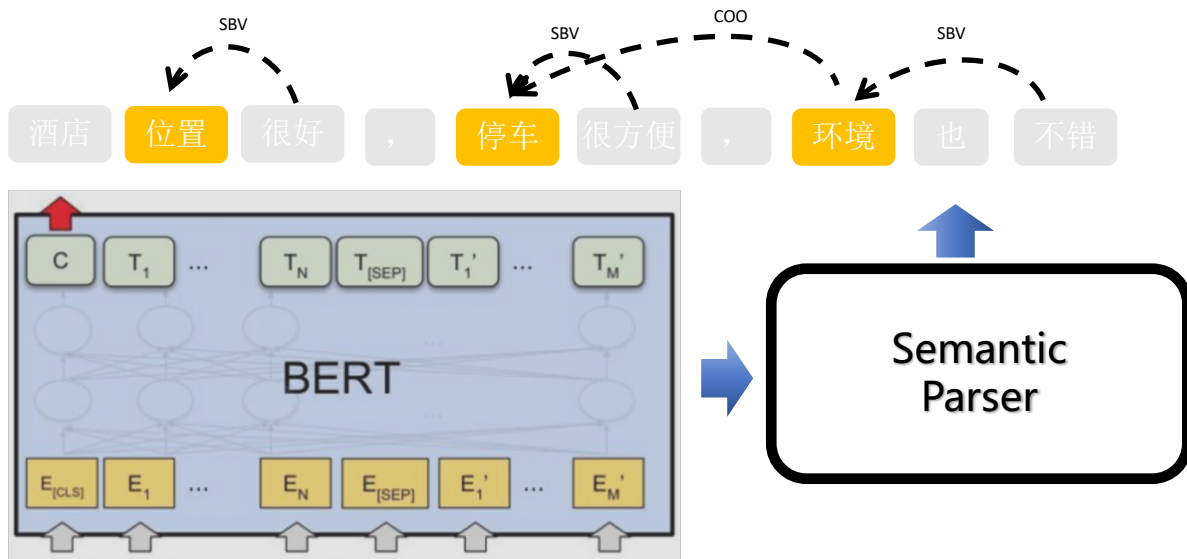
观点

Evidence



观点发现:

- 基于序列标注的标签发现
- 基于依存分析的Aspect-Opinion挖掘



问题

从UGC中挖掘观点及支撑观点的Evidence

- 可以带宠物吗 — 有人带猫粮来喂小动物
- 有停车场吗 — 故宫没有，旁边商场有停车场

分类



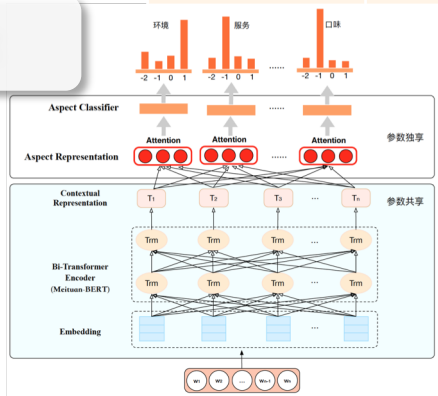
匹配



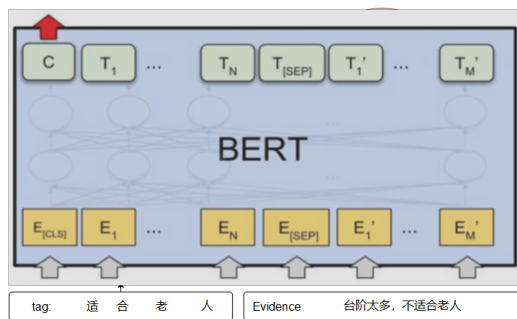
性能

	Multi-Task	Tag-Aware	BERT-12	BERT-4
ACC	85.6%	84.5%	86.8%	86%
SPPED	300it/s	5000it/s	320it/s	1000it/s

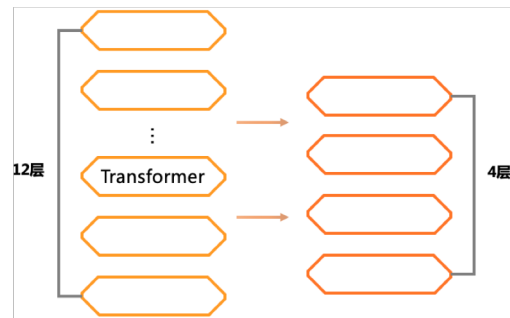
方案



基于多任务学习的分类方法

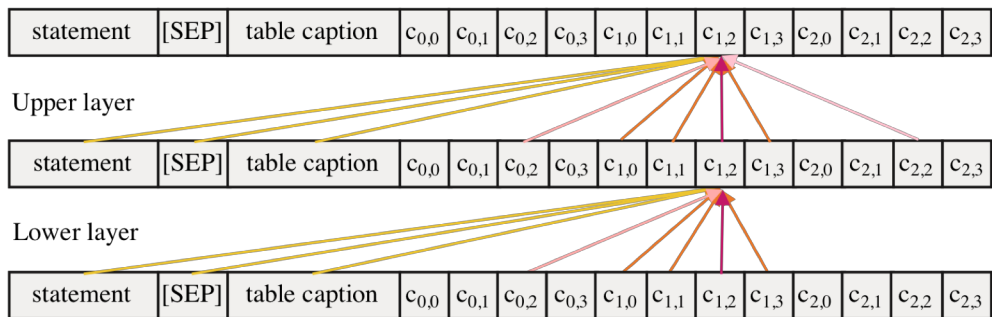
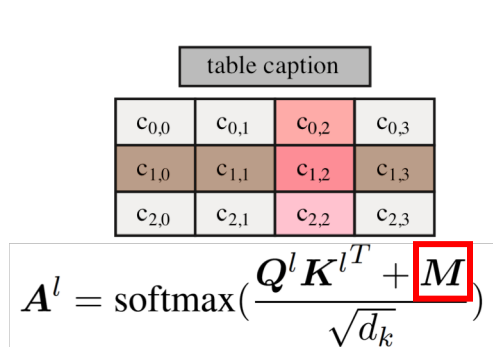


基于语义交互的判别模型



模型裁剪

1. Structure-Aware Transformer



- Flatten the table into textual sequence and then recover the cell alignment information in the self-attention layer.

2. Combing semantic-leveling understanding and symbolic reasoning

- Explore to enhance the performance of counting verification by converting the counting problem into a semantic matching problem.

11月1日至11月1日		
周一至周日	全天	08:30-21:00
11月2日至11月8日		
周五至周一	全天	08:30-20:30
周二至周四	全天	08:30-20:00
补充说明: 因营业时间会有不定期调整, 以上营业时间仅供参考, 详情可致电景区咨询或参考官方网站		

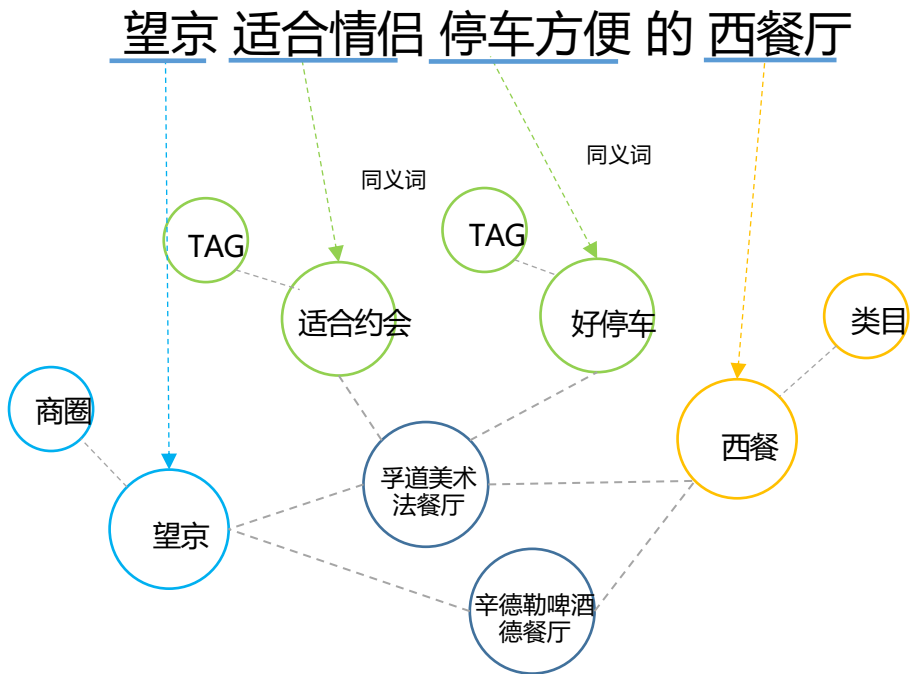
- Table-BERT
- LPA——Latent Program Algorithm
- BERT with cell position encoding like TaPaS without table

Model	Val	Test	Test(simple)	Test(complex)
LPA(Wenhu et al., 2020) [†]	65.1	65.3	78.7	58.5
Table-BERT(Wenhu et al., 2020) [†]	66.1	65.1	79.1	58.2
Table-BERT tuned*	68.38	68.30	82.35	61.48
BERT with cell position encoding	59.31	59.44	63.24	57.58
SAT with Horizontal scan	72.96	72.82	85.44	66.62
- w/o visible matrix	68.41	67.67	75.93	63.61
- w/o summary row	72.00	72.09	85.53	65.49
- w/o visible matrix w/o summary row	66.84	66.01	74.37	61.90
SAT with Vertical scan	73.31	73.23	+4.93 85.46	67.23
- w/o visible matrix	64.21	64.27	68.77	62.06
- w/o summary row	71.71	71.59	84.70	65.15
- w/o summary row and w/o visible matrix	63.03	62.34	66.71	60.19
- all layers w/o cross row attention	72.83	72.26	84.61	66.11
- all layers w cross row attention	72.02	71.82	83.45	66.10

- **Effectiveness.** Our method outperforms Table-BERT by 4.93%. The improvement on complex statements is even larger, which achieves 5.75%.
- **SAT vs Table Position Embeddings.** Though the table position information is appended to the inputs, the following transformer layers are not ready to accept and propagate the signal without pre-training. Simply providing positional information without pre-training is not sufficient for Transformer to encode tables.

Table 2: The accuracy (%) of different models. The results annotated with [†] are cited from literature, and *Table-BERT tuned** denotes results obtained by changing the learning rate from 5e-5 to 1e-5.

复杂条件找店

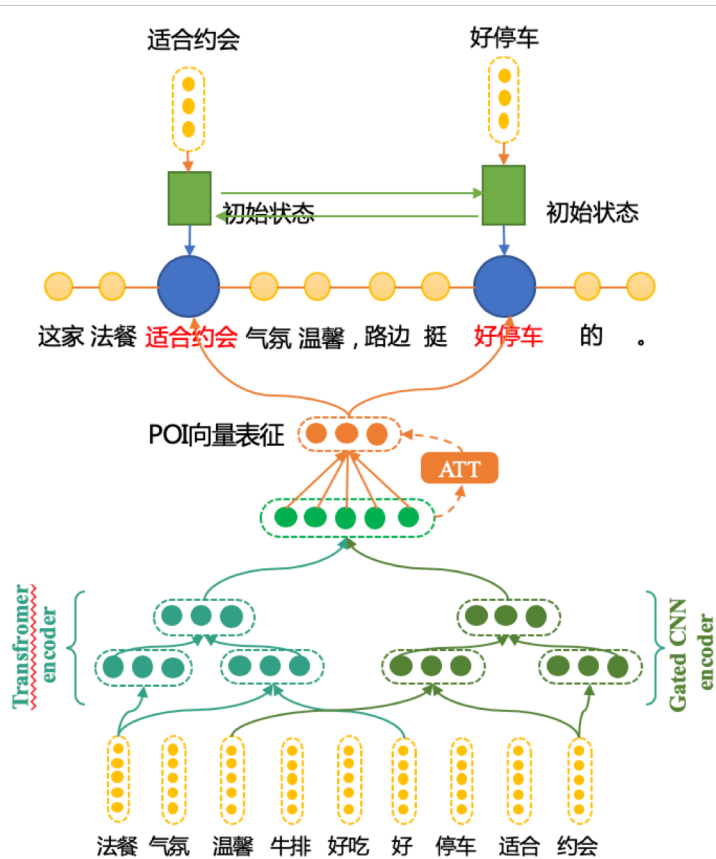


图谱可解释性

图谱多条件找店推荐理由生成

方案：

- 取找店条件中标签与推荐菜进行可解释性推荐理由生成
- 根据条件数量，分若干小节进行生成
- 每一小节由相应标签名作为初始状态，根据编码后的POI向量表征，向前后两个方向进行生成
- 各小节的初始状态由BI-LSTM结构维系，保持前后生成的相关性



图引擎

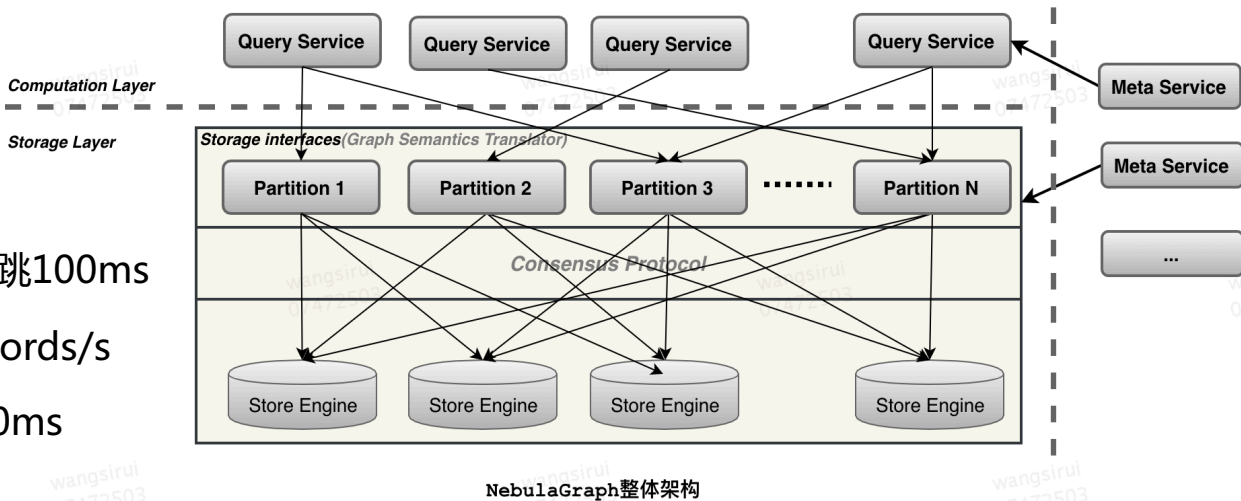
数据：10亿节点

物理机：3台，40核，128G内存

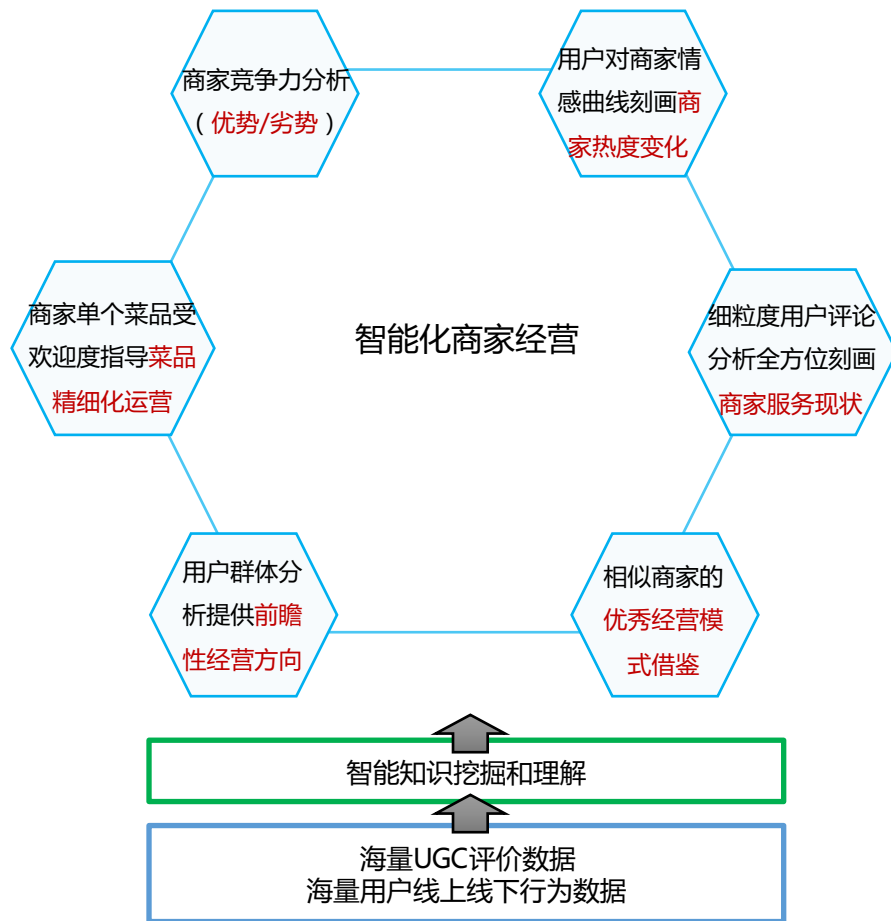
性能：

- 一跳查询5ms，两条20ms，多跳100ms
- 集群在线写入速率约为30w records/s

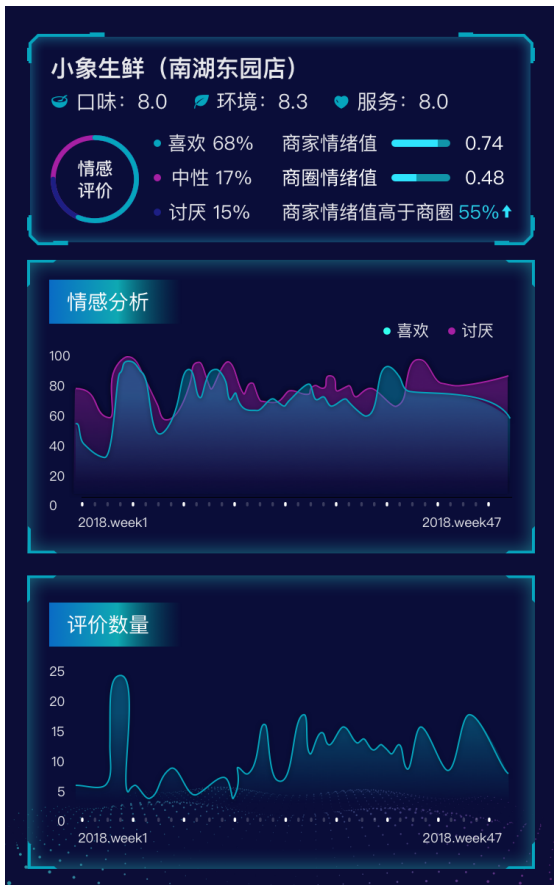
KBQA: 端到端平均延时TPP99 80ms



美团大脑助力商家智能运营



美团大脑助力商家智能运营



给梦想一个
机会

NLP

自然语言处理中心
Natural Language Processing Center

