

知性会话：基于知识图谱的 人机对话系统方法与实践

刘升平 博士

资深技术专家，云知声 AI Labs

- 语言，知识与人机对话系统综述
- 知性会话基本概念及示例分析
- 知性会话关键技术：知识图谱构建，实体发现与链接
- 知性会话关键技术：话语理解及自然应答生成



语用计算 (CCKS 2016)

语用=语义+语境（环境，上下文，知识）

知性会话 (CCKS 2017)

以知识图谱为中心的跨领域，跨交互形式
的人机对话系统架构

领域知识图谱 (CCKS 2018)

医疗知识图谱的敏捷构建，驱动智慧医疗应用

人机对话系统

- 人机对话系统有望替代APP，成为IoT时代主要人机交互方式
- 人机对话系统是VUI（Voice-UI），不仅仅是CUI（Conversational-UI）



Apple SIRI

GUI+VUI
2010



Amazon Echo

VUI Only!
2014



Amazon Echo Show

VUI+GUI
2017



Eva@Ex Machina

VUI++（多模态）
2045？

人机对话系统应用场景



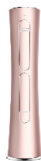
美的挂式空调



格力立式空调



乐视超级电视



长虹智能语音柜机



互联移动
流媒体后视镜



小蚁
智能后视镜



同行者
智能车机



海尔立式空调



康乐优蓝机器人



火百灵音箱



华帝抽油烟机



可可行
智能HUD



广联赛讯
嘀嘀虎车机



HALO光晕
抬头HUD



从左至右：苹果HomePod、谷歌Google Home、亚马逊Echo



MiniU05_小笨



Copycat跟屁虫



组创小贝



Matebot_小宝

人机对话的多种交互形式

- 聊天
 - 无明确目标，不一定回答
- 问答
 - FAQ，CQA，KBQA
- 操控
 - 解析出操控指令语义，供第三方执行
- 任务式对话
 - 对话的目的是收集信息，以完成某个填表单式任务
- 主动对话
 - 机器主动发起话题

语音识别场景演进



人机对话-近讲

口音问题



人机对话-远讲

噪音混响问题

语音唤醒



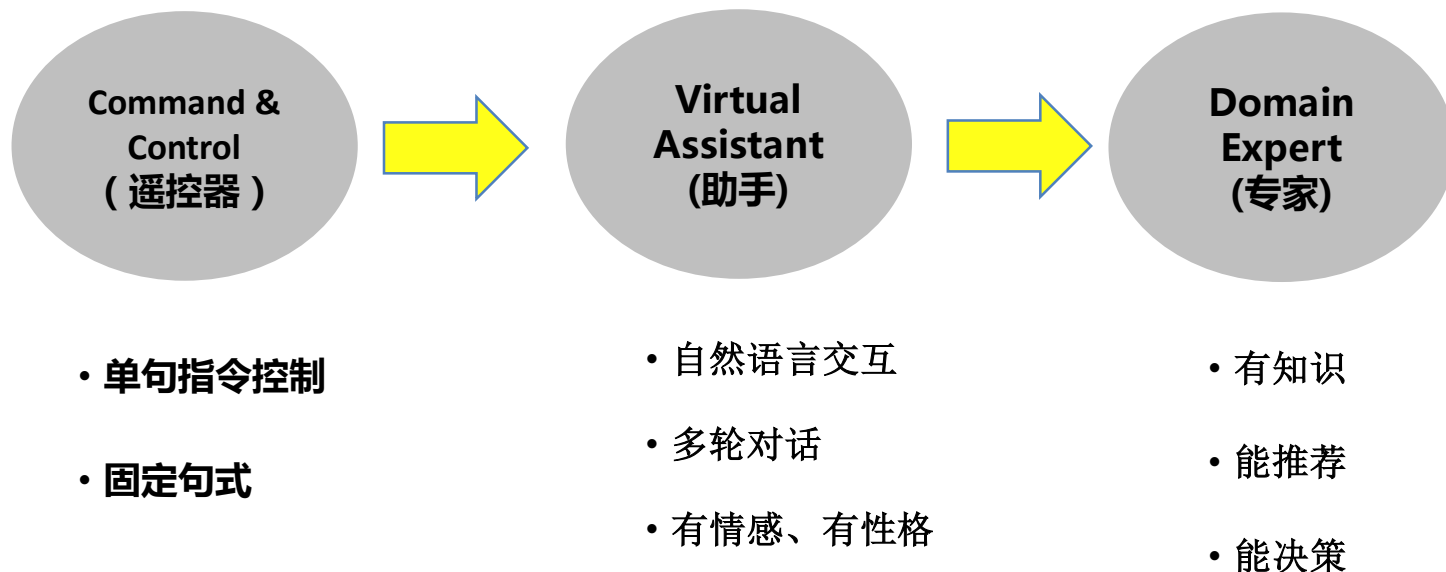
人人对话

鸡尾酒会问题

人机对话系统技术架构



人机对话系统中的机器角色演进



目录

- 语言，知识与人机对话系统综述
- **知性会话基本概念及示例分析**
- 知性会话关键技术：知识图谱构建，实体发现与链接
- 知性会话关键技术：话语理解及自然应答生成

语义，语境，语用

□ 语境

- 语言环境简称语境，指人们用语言进行交际时的具体环境。包括言语语境和非言语语境。知识是一种重要的非言语语境

语义+语境=语用

话语

语义：字面意义

语用：在特定语境中所传递的会话意义（话外之音）

太冷了！

温度有点低

把家里空调温度调高两度？

把车内空调调高两度？

打开车内暖气？

关闭门窗？

人机（设备）对话系统下的语境



语境的生命周期：

请求级

会话级

长期

- Things , Not Strings
- 是一种知识的组织形式
- 是一种概念模型
 - 关系数据库：ER
 - 面向对象：类图
- 是一种图模型
 - 节点：实体，值
 - 边：关系，属性



以知识图谱为中心，通过实体链接技术，融合多源知识，实现跨领域，跨交互形式的多轮对话



图中心的知识图谱，
泛指语境信息，狭指领域知识

User：你喜欢谢霆锋吗 (聊天)
Sys： 喜欢啊，他很酷。
User：你知道他女朋友是谁？ (问答-KBQA)
Sys： 王菲。
User：来首她的传奇 (操控)
Sys： 好的，为您播放王菲的传奇
Sys： 你还想听李健的原唱吗？ (主动对话)
User：好的
Sys： 好的，为您播放李健的传奇 (操控)
User：他音乐风格是怎样的？
Sys： 李健的风格，有民谣的简洁，但比民谣华丽得多。 (问答-CQA)

知性会话的特点

- 跨交互形式，跨领域共享知识语境
- 体现了领域专家的机器人角色定位
 - 操控，聊天，问答均能体现有领域知识
 - 基于知识驱动的主动对话

知性会话核心技术

□ 离线处理

- 知识图谱构建
- 基于实体发现与链接(EDL)技术的多源数据融合

□ 在线处理

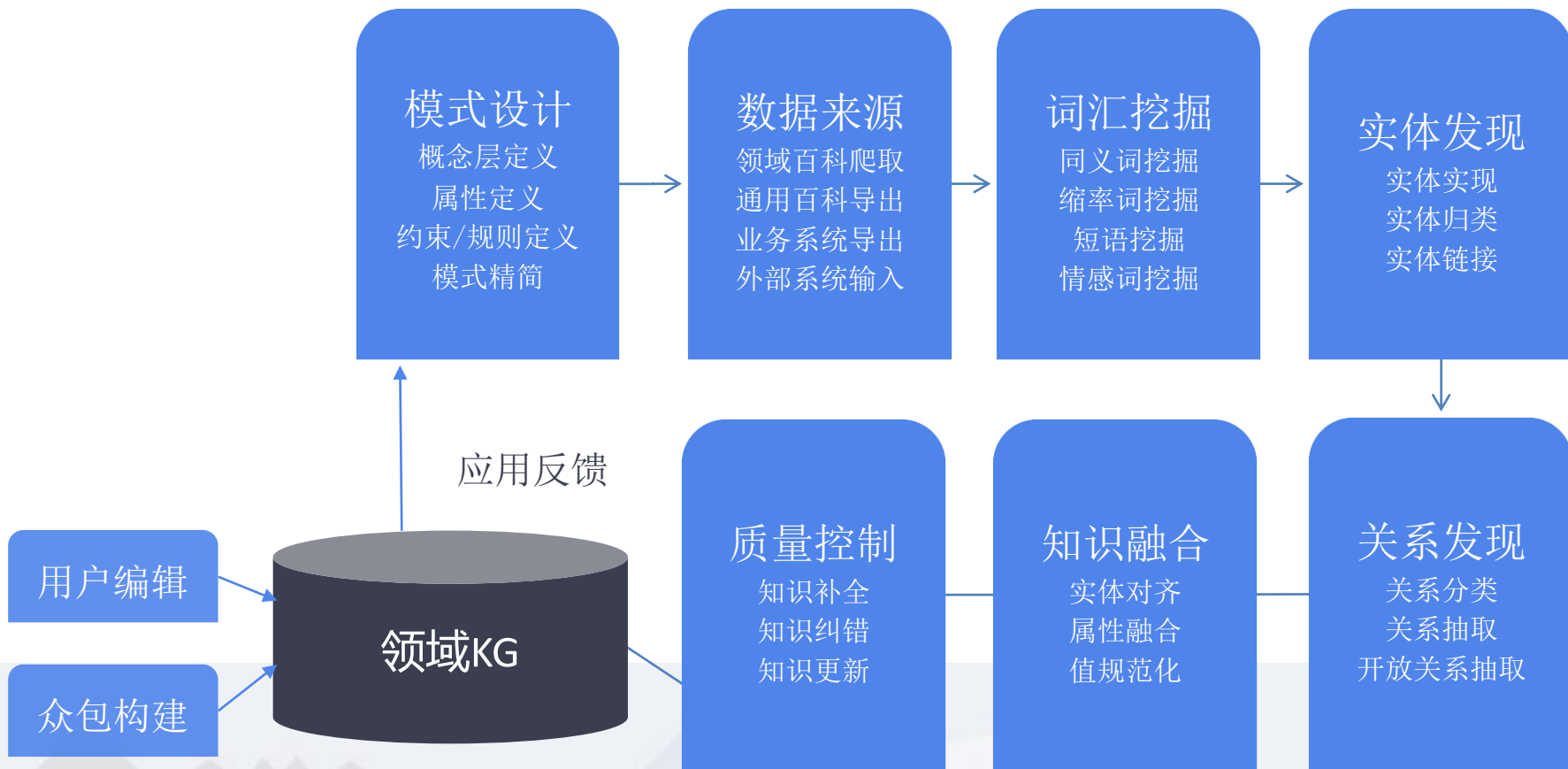
- 融合知识的话语理解
- 融合知识的聊天
- 基于知识图谱的问答
- 基于知识图谱的主动对话

目录

- 语言，知识与人机对话系统综述
- 知性会话基本概念及示例分析
- **知性会话关键技术：知识图谱构建，实体发现与链接**
- 知性会话关键技术：话语理解及自然应答生成

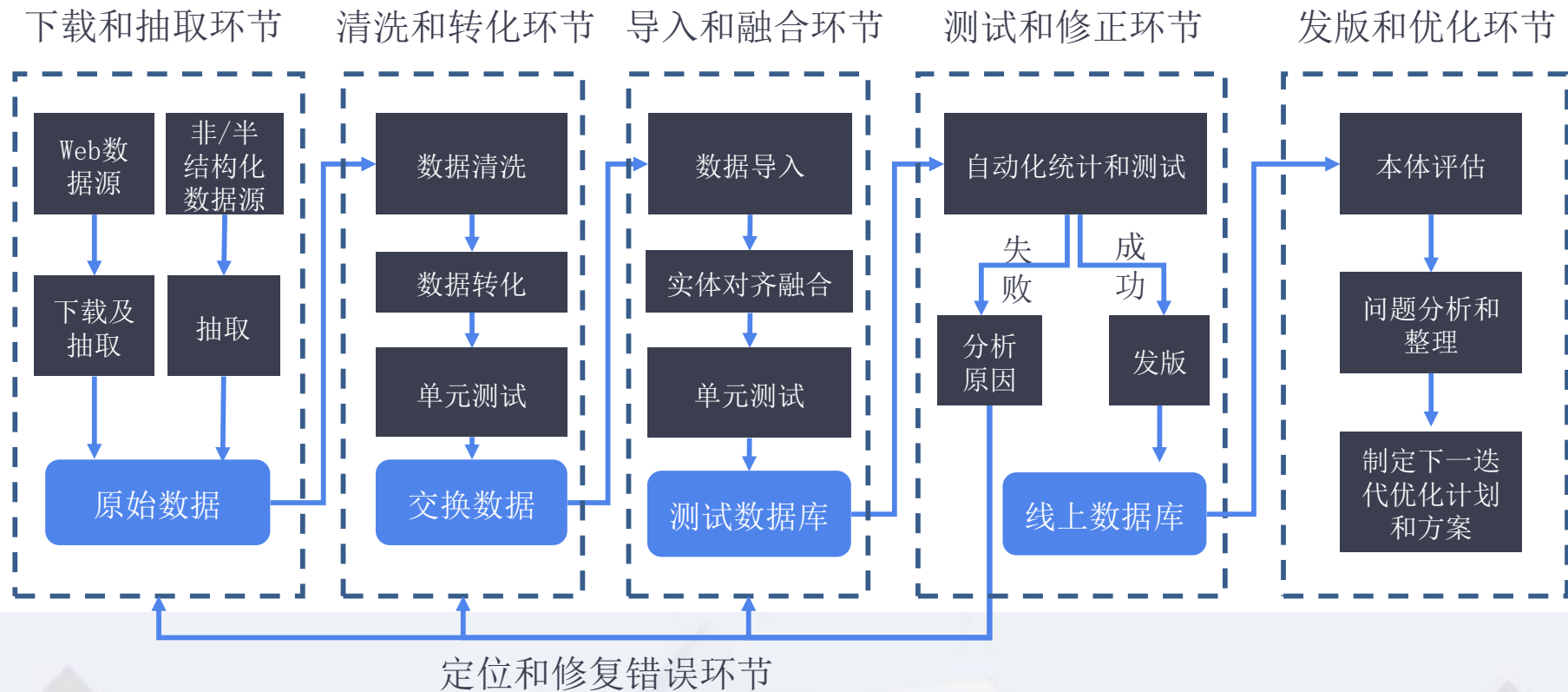
知识图谱构建

领域知识图谱的构建方法



典型知识图谱评估方法分类

评估方法	方法说明	评级层次
基于黄金标准评估	将所构建的本体与黄金标准（一个公认的比较成熟的本体或是人工标注术语集）进行比较，罗列出其不足并进行改进。	词汇数据层，层级分类层，语义关系层
基于本体任务/应用的 本体评估	一个特定应用环境中，测试一组本体，看哪个本体最适合该应用，这些应用包括语义网、信息抽取、信息检索等。	词汇数据层，层级分类层，语义关系层，应用层
数据驱动评估	通过衡量本体与领域语料的匹配度或本体的领域覆盖度来评估本体，或使用其他参考数据来辅助本体评估过程，这种方法常与文本分析、机器学习技术结合	词汇数据层，层级分类层，语义关系层
基于指标的评估（人工 评估）	基于一套预先定义好的原则、准则、标准等进行评估的方法，其多是从构建本体的原则来评估本体。	词汇数据层，层级分类层，语义关系层，应用层



实体发现与链接

things, not strings

□ 要解决的问题

- 自然语言的多样性
 - 同一意义的不同表达：如“科比，黑曼巴，科神”
- 自然语言的歧义性
 - 同一表达的不同意义：如“苹果”

□ 解决方法

- 将自然语言中的文本同知识图谱中的实体链接起来，分为实体发现和实体链接两步
- 实体发现
 - 发现文本中的实体“mention”：如：“这个苹果很贵”
- 实体链接
 - 将实体“mention”对应到知识图谱中的某一个实体

基于实体的多源数据融合

聊天库

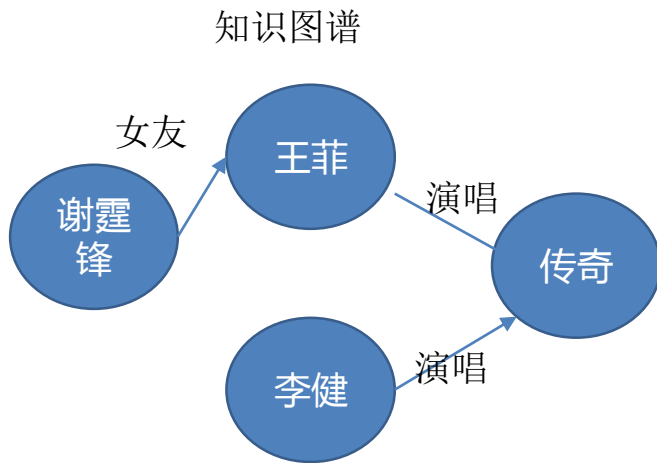
Q: 你喜欢歌手谢霆锋不?

R: 喜欢啊, 他很酷

FAQ库

Q: 谁能说说李健的音乐风格?

A: 李健的风格, 有民谣的简洁, 但比民谣华丽得多。



文档库

李健出生于文艺世家, 受家庭的熏陶, 他从小就学过戏曲、练过武术。

实体发现与链接方法

□ 预处理

- 建立mention->entity的关系表
- 抽取entity相关特征
 - 实体的先验概率(知名度)
 - 实体的上下文词分布，与篇章的主题词分布
 - 实体之间的语义关联度

□ 发现文本中的mention，并找到候选实体

□ 对候选实体排序，返回最可能的实体

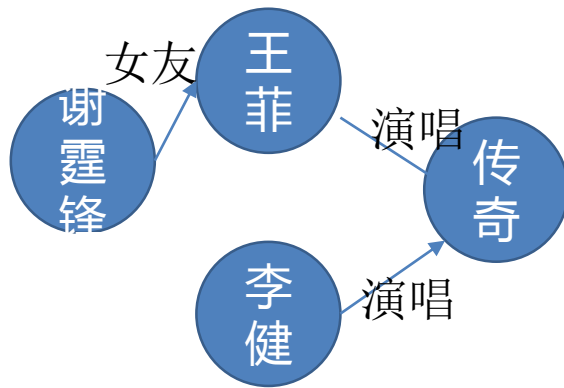
- 实体本身的信息
- 实体与实体之间的协同关系

融合知识的话语理解

话话分析：基于EDL

- 话语中的实体发现与链接
- 指代发现及基于实体的消解
- 对候选语义，结合知识来消歧义

User: 你喜欢**谢霆锋**吗
 Sys: 喜欢啊，他很酷
 User: 你知道**他**女朋友是谁
 Sys: **王菲**
 User: 来首**她**的**传奇**
 Sys: 好的，为你播放王菲的传奇
 User: **周巧文**的生日
 Sys: 好的，为你播放周巧文的生日
 User: **刘德华**的生日
 Sys: 刘德华的生日是1961年9月27日

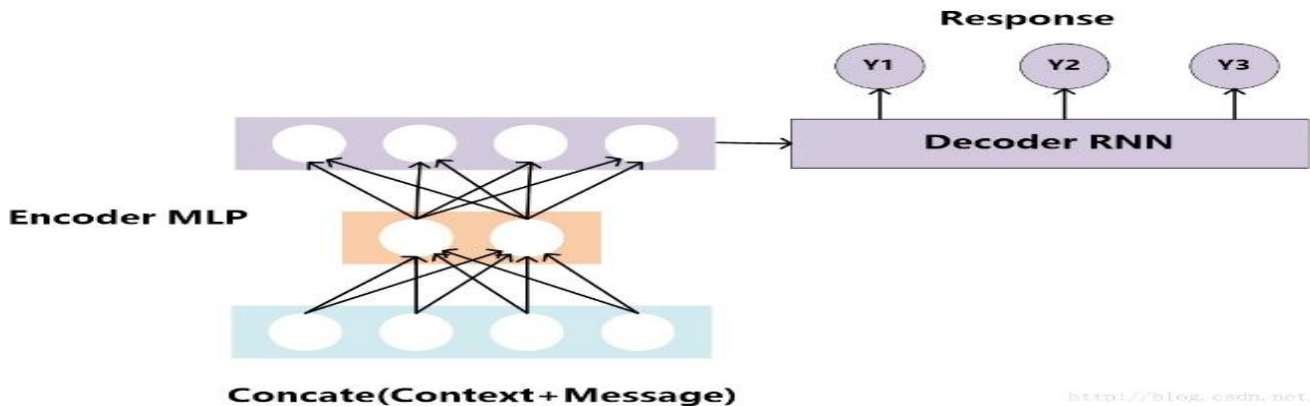


上下文知识

Person: 谢霆锋
 Person: 王菲
 Song: 传奇
 Person: 李健

融合知识的聊天

- Context和当前query合并输入encoder
- 通过某种方式对会话session进行embedding，作为decoder的输入
- 通过某种方式引入会话session的topic，作为decoder的输入



A Neural Network Approach to Context-Sensitive Generation of Conversational Responses (2015-06)
Building End-To-End Dialogue Systems Using Generative Hierarchical Neural Network Models (2015-07)
Attention with Intention for a Neural Network Conversation Model (2015-10)

一致性

- 把聊天助手的个性信息导入到Decoder的输出过程中

message Where do you live now?

response I live in Los Angeles.

message In which city do you live now?

response I live in Madrid.

message In which country do you live now?

response England, you?



message Where is your hometown?

response I'm from England.

message Where are you from?

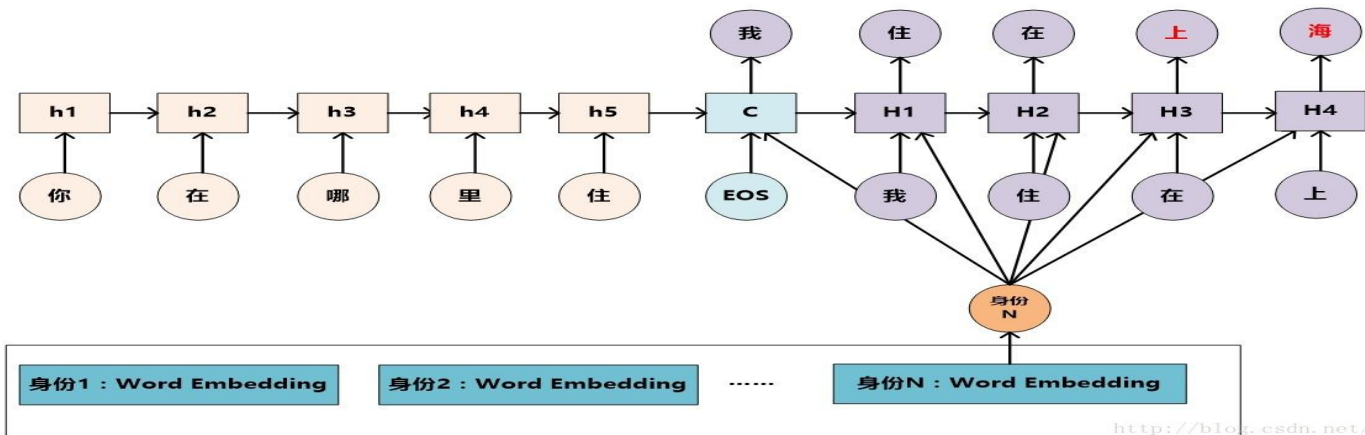
response I'm from England.

message In which city do you live now?

response I live in London.

message In which country do you live now?

response I live in England.



<http://blog.csdn.net/>

- 构建QA问答对和三元组的对齐语料
- 在decode时，用一个逻辑回归控制从语言部分还是知识部分生成next token，产生用自然语言描述的FAQ回复

Figure 4: Examples of the generated answers by GENQA.

ID	Questions	Generated Answers
1	三国演义谁写的? Who wrote the Romance of the Three Kingdoms?	明朝的罗贯中。 <u>Luo Guanzhong</u> in Ming dynasty.
2	项羽是哪国人? Which state does Xiang Yu belong to?	楚国的皇帝。 King of the <u>Chu State</u> .
3	还珠格格多少集? How many episodes does My Fair Princess have?	一共 <u>24</u> 集。 <u>24</u> episodes in total.
4	泰戈尔是哪国作家? Which country is the writer Tagore from?	泰戈尔是印度著名的作家。 Tagore is a famous <u>Indian</u> writer.
5	孙燕姿今年多大啊? How old is Stefanie Sun this year?	32岁，他出生于1978年7月23日。 Thirty-two, he was born on <u>July 23, 1978</u> .
6	《格列佛游记》的作者是谁? Who is the author of Gulliver's Travels?	法国作家斯威夫特。 The French writer, <u>Swift</u> .
7	怪物史莱克4什么时候上映呀? When will Shrek Forever After be released?	上映日期: 梦工厂电影发行公司。 Release date: <u>DreamWorks Pictures</u> .
8	凤凰卫视是哪里的电视台? Which place is phoenix television located at?	总部在刘长乐。 The headquarters is at <u>Liu Changle</u> .

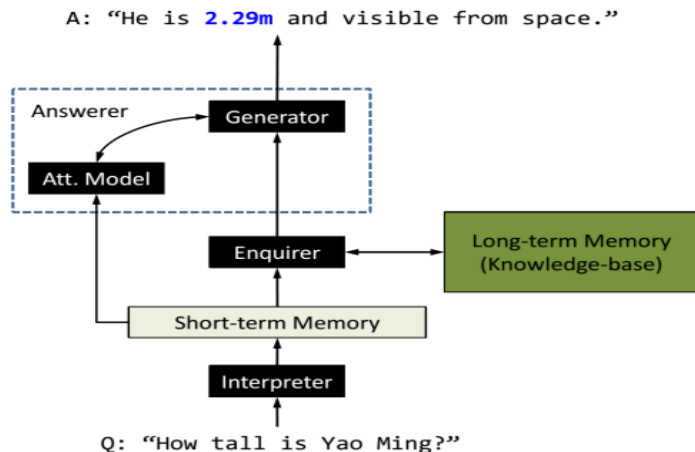


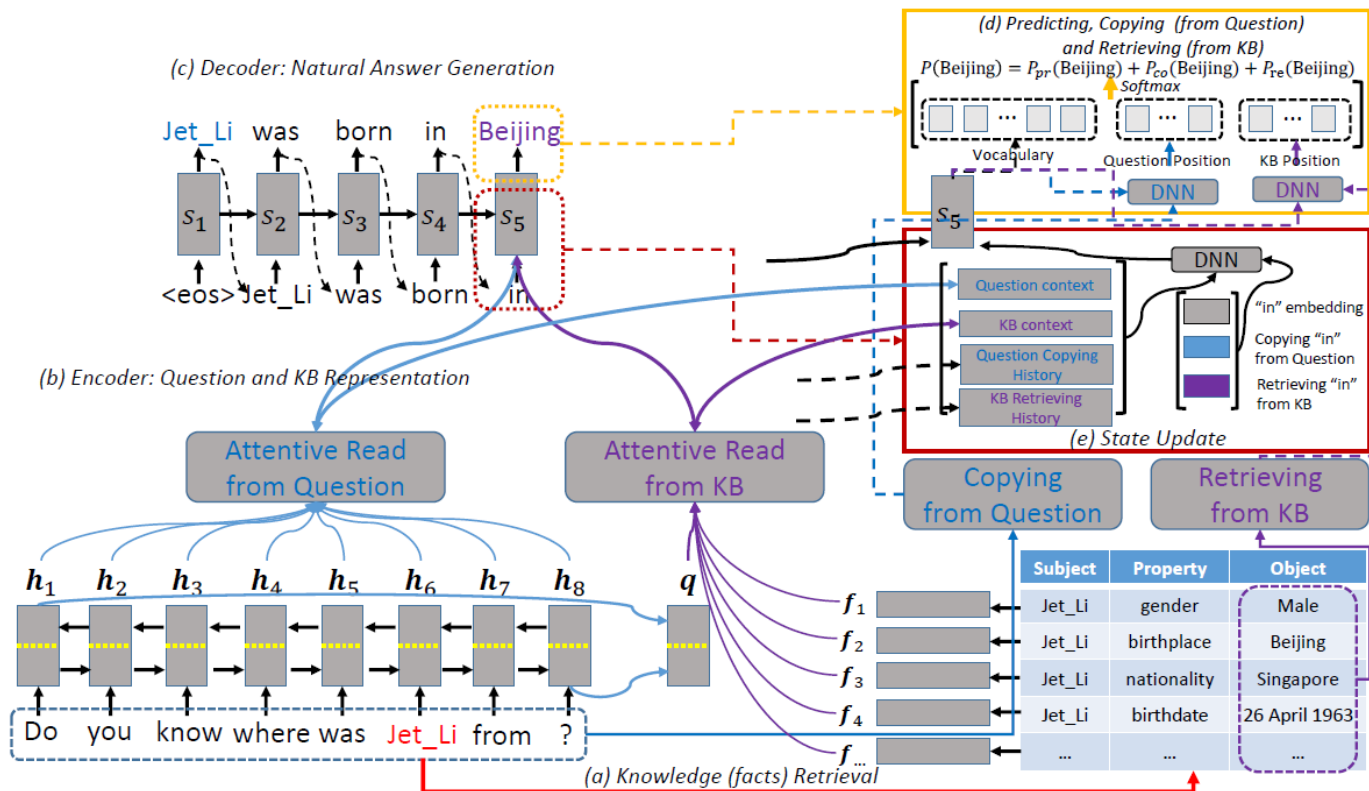
Figure 1: The diagram for GENQA.

Generating Natural Answers by Incorporating Copying and Retrieving Mechanisms in Sequence-to-Sequence Learning (何世柱 et al. ACL 2017)



- 针对事实型问题，生成自然语言答案
 - 识别问句中的实体（默认给定）
 - 从知识库中检索相关事实
 - 融合问句和相关事实生成自然语言句子形式的答案
- 生成流利、一致的回复，需要融合如下两类信息
 - 实例型知识（与该问题相关的事实）、
 - 通用型的“平滑”词（对话模式）

COREQA 架构



- ❑ IJCAI 2018 Distinguished Paper : “Commonsense Knowledge Aware Conversation Generation with Graph Attention”
- ❑ ACL 2018 : “Mem2Seq: Effectively Incorporating Knowledge Bases into End-to-End Task-Oriented Dialog Systems.”

基于知识的问答

基于 Semantic Parsing的知识库问答

姚明的妻子的国籍是？



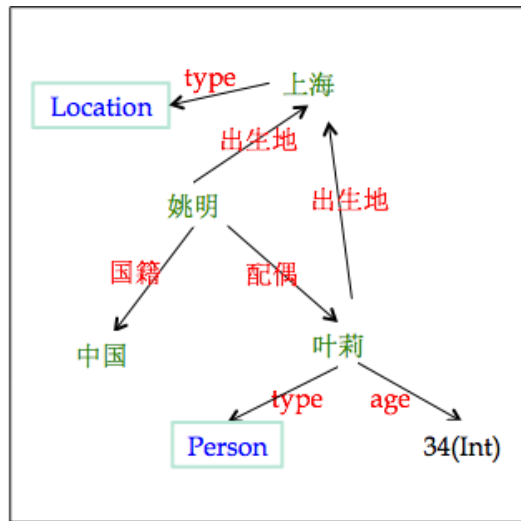
语义解析



```
SELECT DISTINCT ?x
WHERE {
  ?y 国籍 ?x.
  res:姚明 配偶 ?y.
}
```



查询



基于深度学习的知识库问答

□ 基于 检索-排序 方法

□ 基本步骤

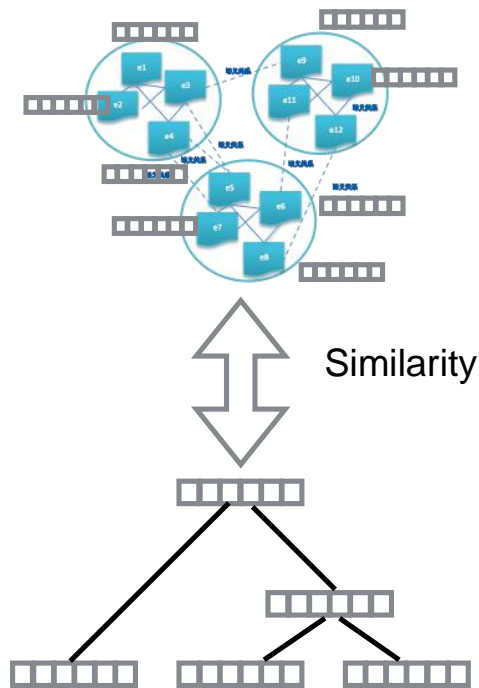
– Step1：候选生成

- 利用Entity Linking找到 main entity
- 在KB中main entity周围的entity均是候选

– Step2：候选排序

何世柱，基于深度学习的知识问答与对话

基于深度学习的End2End模型



法国领导人出生于哪？

更多方法

□ 基于记忆网络

- Large-scale Simple Question Answering with Memory Networks , 2015

□ 基于带注意力机制的循环神经网络

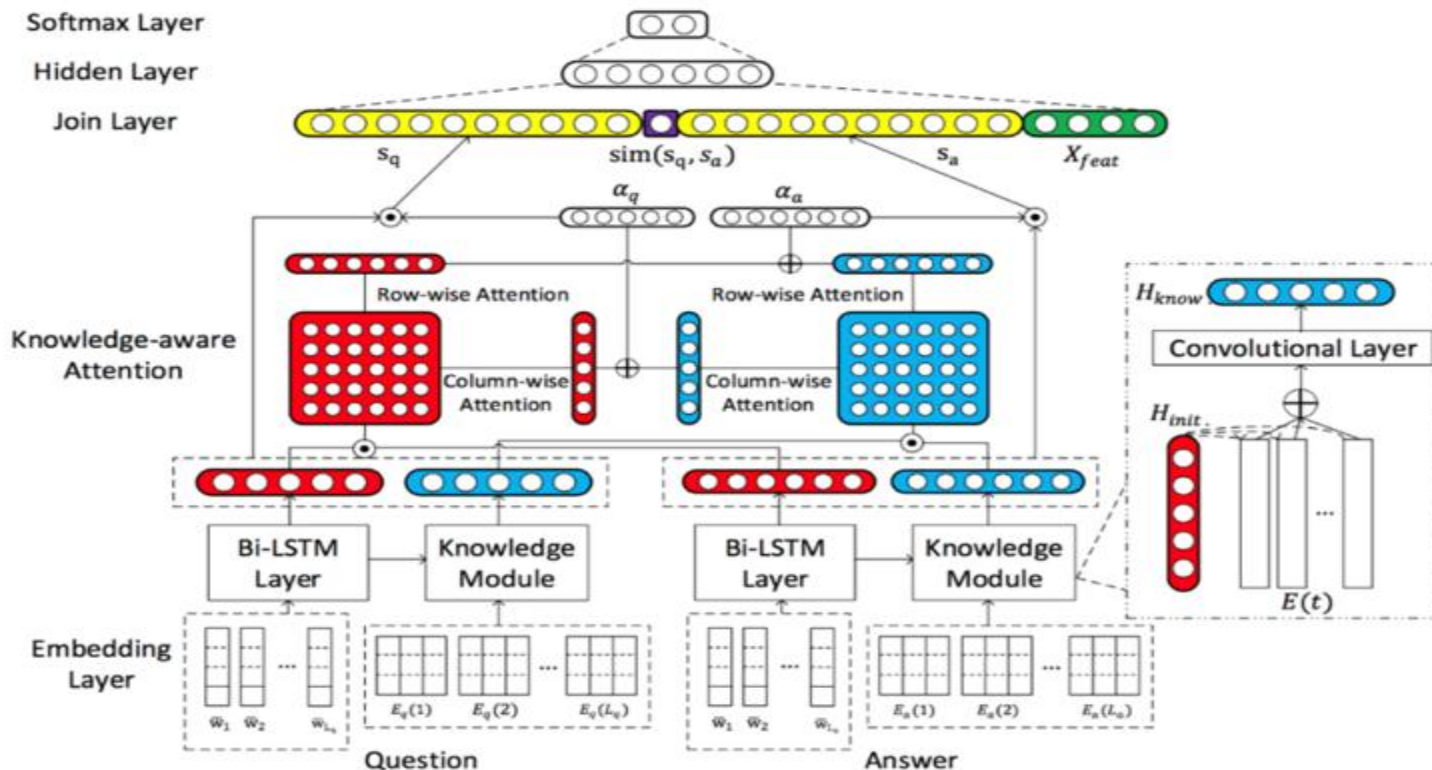
- Question Answering over Knowledge Base with Neural Attention
Combining Global Knowledge Information , 2016

□ 参考：

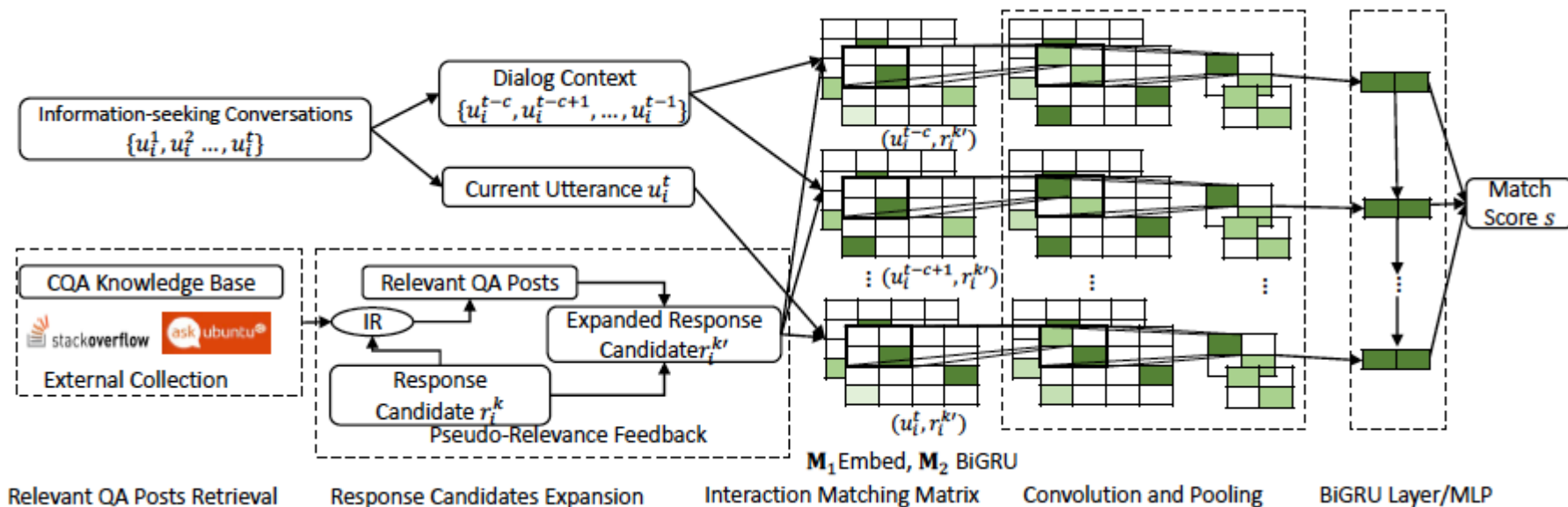
- **Losin , 揭开知识库问答KB-QA的面纱**

CQA : Knowledge-aware Attentive Neural Network for Ranking Question Answer Pairs (SIGIR 2018)

- 一个上下文引导的注意力神经网络，可将知识图谱中的背景知识嵌入整合到句子表示中
- 结合知识型注意力机制模块，对问题和答案中的各个部分进行有效的相互关联



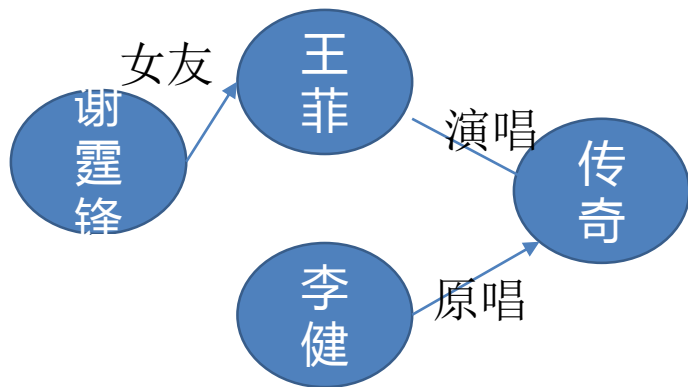
CQA : Response Ranking with Deep Matching Networks and External Knowledge in Information-seeking Conversation Systems (SIGIR 2018)



基于知识的主动对话

基于知识图谱的主动会话

解决VUI交互下，用户无法浏览
内容的困境



User: 来首她的传奇

Sys: 你还想听**李健**的原唱吗

推荐相同实体下的其他关系或属性

推荐相同关系下的其他实体

StalemateBreaker: A Proactive Content-Introducing Approach to Automatic Human-Computer Conversation

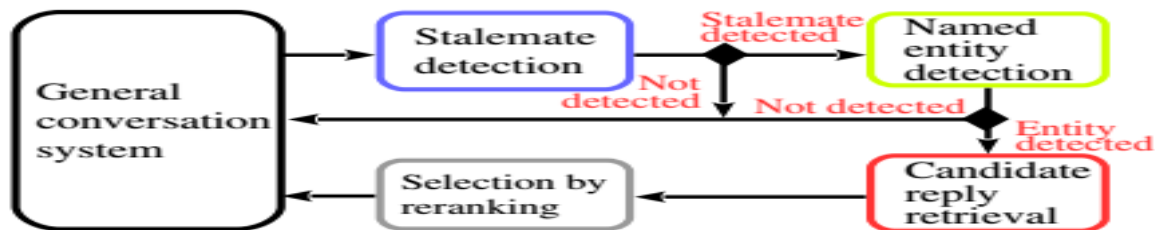


Figure 3: Process flow of triggering content introducing.

主动
发起
话题

Human: 以后叫你伊娃。(I will call you Eva.)

Computer: 伊娃不是那个机器人动画片?
(Isn't Eva a robot cartoon?)

Human: 你会聊天吗?(Can you talk?)

Computer: 不是聊的好好的吗?
(Aren't we talking now?)

Human: 啊...(Errr...)

Computer: 我不是瓦力, 我没有伊娃(I'm not
WALL-E and I don't have Eva.)

Remark: WALL-E and Eva are two robots in the movie WALL-E.

总结

总结（一）

- 人机对话系统（会话式交互）有望成为物联网时代的OS
- 知性会话的核心是知识图谱
 - 基于知识图谱的多源数据融合
 - 基于知识图谱的聊天，问答，对话，操控一体化交互
- 深度学习技术和知识图谱技术的融合是趋势
 - Sequence to Sequence 模型有望成为NLP领域各问题的统一框架

总结（二）：人机对话系统中的技术演进

从语义
到
语用

语义+语境
语用计算

从闲聊
到
知性

语言+知识
知性会话

从多轮对话
到
流式对话

语音+语义
流式对话

语音芯片

独立IC设计

AI基础架构

(算法+算力+数据)

13亿人民币C轮融资

语音语言领域最大

产品探索与创新

(医疗, 家居, 车载, 教育)

AI技术全栈

(语音, 语言与知识, 图像)



hr@unisound.com