

# 基于框架语义场景图的零形式填充方法

王俞智<sup>1,‡</sup>, 李茹<sup>1,2,\*</sup>, 苏雪峰<sup>1,3,‡</sup>, 闫智超<sup>1,‡</sup>, 李俊材<sup>1,‡</sup>

<sup>1</sup>山西大学 计算机与信息技术学院, 山西 太原 030006

<sup>2</sup>山西大学 计算智能与中文信息处理教育部重点实验室, 山西 太原 030006

<sup>3</sup>山西工程科技职业大学现代物流学院, 山西 晋中 030609

<sup>‡</sup>{1007079197, 455375251, 751824801, 1251972979}@qq.com

<sup>\*</sup>{liru}@sxu.edu.cn

## 摘要

零形式填充是在篇章上下文中为给定句子中的隐式框架语义角色找到相应的填充内容。传统的零形式填充方法采用pipeline模型, 容易造成错误传播, 并且忽略了显式语义角色及其填充内容的重要性。针对上述问题, 本文提出了一种端到端的零形式填充方法, 该方法结合汉语框架网信息构建出框架语义场景图并利用GAT对其建模, 得到融合了显式框架元素信息的候选填充项表示, 增强了模型对句中隐式语义成分的识别能力。在汉语零形式填充数据集上的实验表明, 本文提出的模型相较于基于Bert的基线模型F1值提升了9.16%, 证明了本文提出方法的有效性。

**关键词:** 零形式填充; 框架语义场景图; GAT

## A Null Instantiation Filling Method based Frame Semantic Scenario Graph

Yuzhi Wang<sup>1,‡</sup>, Ru Li<sup>1,2,\*</sup>, Xuefeng Su<sup>1,3,‡</sup>, Zhichao Yan<sup>1,‡</sup>, Juncai Li<sup>1,‡</sup>

<sup>1</sup>School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan, Shanxi 030006, China

<sup>2</sup>Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of Education, Shanxi University, Taiyuan, Shanxi 030006, China

<sup>3</sup>School of Modern Logistics, Shanxi Vocational University of Engineering Science and Technology, Jinzhong, Shanxi 030609, China

<sup>‡</sup>{2280493770, 455375251, 751824801, 1070913573, 1055342647}@qq.com

<sup>\*</sup>{liru}@sxu.edu.cn

## Abstract

Null Instantiation Filling aims to find the corresponding filling content for the implicit semantic roles of a given sentence in the context of the discourse. Traditional Null Instantiation Filling methods use a pipeline model that could cause error propagation and ignore the importance of explicit semantic roles. To address these issues, this paper proposes an end-to-end Null Instantiation Filling method that combines the Chinese FrameNet information to construct a Frame Semantic Scenario Graph and uses GAT to model it. The proposed method obtains candidate filling item representations that integrate explicit frame element information, enhancing the model's ability to recognize implicit semantic components. Experimental results demonstrate that the proposed model compared to the baseline model, the F1 value has increased by 9.16%.

**Keywords:** Null Instantiation Filling, Frame Semantic Scenario Graph, GAT

## 1 引言

\* 基金项目: 基于语言认知机理的汉语框架语义计算研究 (61936012); 中新语言智能国际联合实验室 (202204041101016); 山西省1331工程项目

† 通讯作者 Corresponding Author

©2023 中国计算语言学大会

根据《Creative Commons Attribution 4.0 International License》许可出版

汉语框架网 (Chinese FrameNet, CFN) (You and Liu, 2005)是以Fillmore的框架语义学 (Fillmore et al., 1976)为理论基础,以汉语真实语料为依据,参照伯克利大学的框架语义网 (FrameNet, FN) (Baker et al., 1998)构建的汉语框架语义知识库,包括框架库、句子库和词元库,其相关术语如表1 (Li, 2012)所示。汉语框架语义分析是基于汉语框架语义知识库提出的任务 (Shi et al., 2014),零形式填充 (Null Instantiation Filling, 以下简称NIF)是汉语框架语义分析的子任务之一,它旨在将句子中目标词所触发的特定框架下的隐式语义角色与其在篇章上下文中的填充内容 (若存在)联系在一起。NIF有助于机器对篇章的正确理解,对多跳阅读理解、篇章级语义分析等任务具有重要意义。

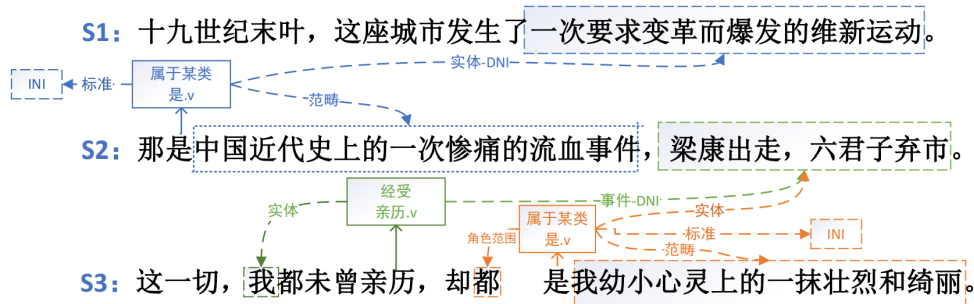


图 1: 语料示例

术语	定义	“属于某类”框架示例
框架	与一些激活性语境相一致的结构化范畴系统,是存储在人类认知经验中的图示化情境	属于某类: 该框架表示某个实体属于某个范畴
核心框架元素	核心框架元素是一个框架在概念理解上必有的语义角色,显示出框架的个性	Entity (实体): 某个具体范畴的实体实例 Category (范畴): 某个实体所属的一种概括性的类型或者类别 Criteria (标准): 决定实体应归于哪个范畴的特征
非核心框架元素	非核心框架元素并不显示框架的个性,表达时间、空间、原因、目的等外围语义成分	Scop.of.role (角色范围): 该框架元素指实体的数量范围。
词元	能够触发特定框架的词或者短语	如“是”、“归于”、“作为”、“算作”是“属于某类”框架的词元

表 1: 汉语框架语义知识库术语及示例

传统的框架语义角色标注是基于句子级的,只能为句子中显式表达的语义论元分配语义角色,而忽略了一些隐含在篇章上下文中未显式表达的语义论元,这些未显式表达的语义论元对应的核心框架元素被称为零形式框架元素,简称为零形式 (Null Instantiation, NI)。按照缺失的核心框架元素在语义理解上的不同解释类型,零形式被分为无定的零形式 (Indefinite Null Instantiation, INI) 和有定的零形式 (Definite Null Instantiation, DNI)。INI指缺失的核心框架元素不影响人们对语篇的正确理解,且在上下文中没有特定的填充内容。DNI是指句子范围内缺失的核心框架元素在上下文中能够明确找到对应的填充内容。

NIF是已知零形式框架元素所属框架以及该框架在句子中的显式框架元素及其填充内容,为有定的零形式框架元素在上下文中找到相应的填充内容。如图 1 所示, S2中目标词“是”触发“属于某类”框架,框架信息如表1所示,核心框架元素“范畴”在S2中有填充内容,该框架元素称为显式框架元素,而核心框架元素“实体”和“标准”在句子范围内没有显式表达,但是可以推

断出“实体”是由前一句中的“一次要求变革而爆发的维新运动”所填充，即标记为DNI，而核心框架元素“标准”的缺失不影响对语篇的正确理解，因此标记为INI。

零形式填充任务的形式化表示如式(1)所示：

$$f = \operatorname{argmax}_{c_i \in C} P(c_i | NI, EX, EC) \quad (1)$$

其中， $NI$ 指的是目标词触发的框架中所有核心框架元素集合 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 减去句子中显式核心框架元素集合 $EH = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$ 剩下的部分，即 $NI = E - EH$ ； $EX = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ 是句子中所有显式框架元素集合，即 $EH \subseteq EX \subseteq E$ ， $EC = \{ec_1, ec_2, \dots, ec_n\}$ 是显式框架元素填充内容集合， $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n, \phi\}$ 是零形式框架元素 $NI$ 的候选填充项集合，称为**候选语集合**，如图1所示例句中，S2中“属于某类”框架中的零形式框架元素“实体”的候选语包括“十九世纪”、“一次要求变革而爆发的维新运动”等。若某个零形式框架元素在上下文中找不到填充内容，则认为该零形式框架元素为INI。

现有的零形式填充方法采用pipeline模型，先对零形式类型分类，之后通过手动设计与DNI框架元素候选语关联的信息作为特征，学习候选语的表示。这些方法存在以下不足：1) 零形式分类的结果会影响零形式填充的效果，造成错误传播。2) 在学习候选语表示时没有考虑到显式框架元素及其填充内容的信息以及他们之间的框架语义关系。

针对以上问题，本文设计了一个端到端的基于框架语义场景图的零形式填充方法，该方法采用基于词汇级跨度的方式获取零形式框架元素的候选语集合，并充分利用显式框架元素及其填充内容的信息，提升了零形式填充模型的性能。另外，本文为了降低候选语过多对模型性能产生的影响，根据候选语与目标词的语义相关性提出了一种候选语剪枝方法。

本文的主要贡献包括：1) 提出了一种端到端的模型结构，有效减少了零形式填充的错误传播；2) 构建出框架语义场景图并利用图注意力网络对该框架语义场景图建模，得到融合了句子中显式框架元素及其填充内容以及框架语义信息的候选语表示；3) 在CFN零形式填充数据集上的实验结果表明，本文提出的方法有效提升了零形式填充模型的性能。

## 2 相关工作

国际语言学会议ACL在2010年举办了关于“LinKing Event and Their Participants in Discourse”的语义评测 (Ruppenhofer et al., 2010)，该任务要求参赛者在已标注语义角色的语料上识别出有定的零形式并在上下文中为其找到相应的填充内容，使得零形式填充任务受到了广泛关注。现有的零形式填充方法主要分为基于规则与统计的方法以及基于词嵌入模型的机器学习方法。

早期对于零形式填充的研究结合规则与统计的方法，借助外部系统工具进行零形式填充实验。(Tonelli et al., 2010)借助文本蕴涵识别系统VENSES (Delmonte et al., 2008)得到每个词元不同的标注模式，在训练语料中查找与其相似的谓词论元结构，找到后与其对比得出缺失的论元，最后通过计算缺失框架元素与候选语的相似度寻找其填充内容。(Chen et al., 2010)融入统计方法，扩展了SEMAFOR1.0 (Das et al., 2010)工具，利用语义角色与候选语的相关性与相似性得分完成零形式填充任务，但其性能仍然较低。

随着机器学习的发展，(Gerber et al., 2010)在NomBank语料库中，使用实体指代方法，结合句法、语义特征，完成零形式填充任务。(Silberer et al., 2012)将该问题看作一个指代消解任务，将实体链作为候选填充项，结合语义角色标注和共指消解的特征，构建了有监督的机器学习模型。(Wang et al., 2013)在传统的零形式填充特征上引入中心词信息和框架信息。(Laparra et al., 2013)总结研究了传统指代消解所使用的特征，并尝试着将其应用到零形式的填充任务中。(Wu et al., 2016)首先利用规则与过滤的方法进行零形式识别，再选取相关的语义特征，建立最大熵分类模型，实现了零形式的分类和填充。(Li et al., 2018)提出了基于SVM的零形式分类并结合框架关系与框架语义特征，提升了零形式填充任务的效果。(Zhang et al., 2020)从数据非平衡的角度出发，对非平衡数据进行平衡化处理，融入语义相似性特征及框架元素间的映射关系，提升零形式填充效果。但是，上述通过构造分类特征对零形式框架元素进行填充的方法，需要人工构造分类特征，效率低下且性能较低。

基于语义图的方法已经应用于自然语言处理的各种任务中。(Pan et al., 2020)为了捕获问题生成任务中输入文档的全局结构，为输入文档构造语义图，并引入基于注意力机制的门控图神经网络学习语义图的表示。(Guan et al., 2021)基于FrameNet构建了语义场景图和词关系

图，并设计图融合模块来为摘要生成任务获得丰富的语义表示。(Zheng et al., 2022)通过构造框架知识图和框架语义图将框架语义解析转换为增量图构造问题，以加强子任务之间的交互和论元之间的关系。

早期的零形式填充方法通过计算框架元素与候选语的相似性与相关性来为DNI框架元素寻找填充内容。以机器学习为主的零形式填充方法采用两阶段法，先识别零形式类型，再进行零形式填充；并基于词嵌入模型通过手动设计与候选语关联的特征来学习候选语表示。这些方法忽略了显式框架元素及其填充内容的重要性并且容易造成错误传播。因此本文提出了一种端到端的零形式填充模型，该模型使用Bert预训练模型获取候选语的上下文表示，并通过构建框架语义场景图来融合显式框架元素及其填充内容的信息以及框架语义信息。

### 3 基于框架语义场景图的零形式填充模型

框架语义分析就是从句子中把完整的语义结构抽取出来。而已有的框架语义角色标注都是基于句子级的，只能识别出目标词所在句子内的框架语义角色，不能将语义结构完整的表达出来，因此零形式填充对于汉语框架语义分析具有重要意义。显式框架元素及其填充内容对于DNI框架元素在上下文中找到填充内容起着很重要的作用，如图1S2中显式框架元素“范畴”的填充内容“中国近代史上的一次惨痛的流血事件”指的是一个“流血事件”，为其在上下文中寻找零形式框架元素“实体”的填充内容“一次要求变革而爆发的维新运动”提供了线索。另外，CFN中框架、框架元素以及框架元素填充内容是一个网状关系，因此本文使用图模型来融合显式框架元素信息以及框架语义信息，进而根据图中已知的显式框架元素及其填充内容信息以及框架语义信息推断出未知的部分。

考虑到候选语过多会对模型运行效率产生一定的影响，并且会引入噪声信息，所以本文根据目标词与候选语的语义相关性提出了一种候选语剪枝方法。

本文提出的基于框架语义场景图的零形式填充模型结构如图2所示，该模型包括：1) 输入层：获取零形式填充模型所需的输入文本、框架语义信息以及零形式框架元素的候选语集合；2) 编码层：利用Bert对上下文序列编码，并对每个框架和框架元素进行唯一编码；3) 特征构造层：在编码层输出的基础上得到目标词、候选语以及显式框架元素填充内容的上下文表示；设计出一个候选语剪枝得分函数，选取前top-k个作为候选语集合；4) 图注意力层：根据框架语义信息构造框架语义场景图，并使用GAT对框架语义场景图建模，得到融合了显式框架元素及其填充内容以及框架语义信息的候选语表示；5) 预测层：将GAT学习到的候选语表示通过分类器分类，为DNI框架元素找到它的填充内容。

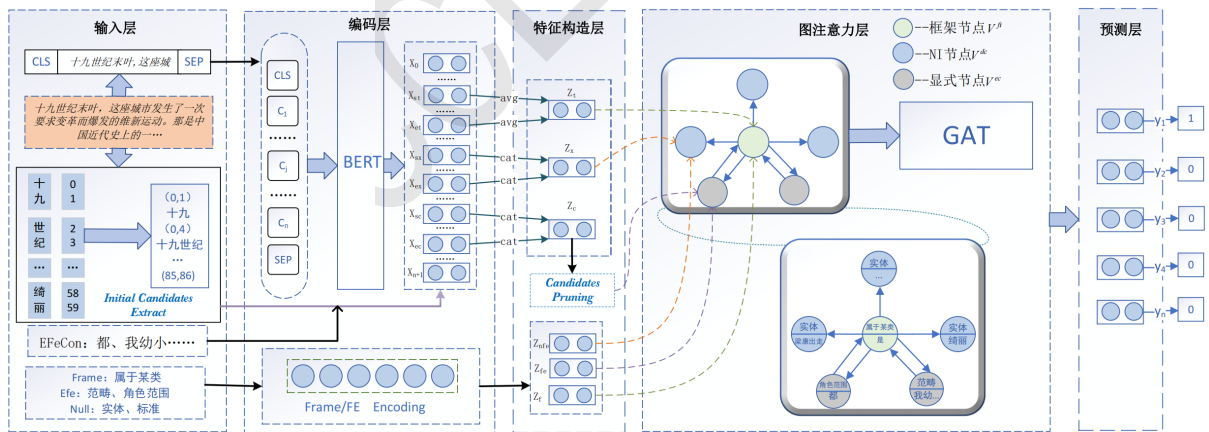


图 2: 模型结构图

#### 3.1 输入层

输入层提供零形式填充模型所需的输入文本、框架语义信息以及零形式框架元素候选语集合。输入文本为原始的文本数据，把它输入零形式填充模型以获取目标词、显式框架元素填充



内容以及候选语的上下文表示。框架语义信息包括目标词所属框架名称、显式框架元素名称以及零形式框架元素名称。

本文针对中文数据更偏重以词为基本句法成分的特点，采用基于词汇级跨度的方法选取零形式框架元素的候选语集合，即以词为基本单位枚举出句子中所有的跨度  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 。考虑到目标词所在跨度以及已经是显式框架元素填充内容的跨度不可能是零形式框架元素的填充内容，所以在枚举出的跨度集合中排除掉这些跨度，同时还把候选语长度限制在  $\max\_length$  以内。另外，由于INI框架元素的填充内容为空，所以最后得到零形式框架元素候选语集合为  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n, \phi\}$ 。

## 3.2 编码层

### 3.2.1 上下文编码

Bert以无监督的方式对未标记的语料库进行训练，能够学习语言中隐含且丰富的文本语义。其体系结构是一种多层双向TransformerEncoder，相比传统的Transformer拥有双向编码能力，可以更好的捕捉上下文信息获得动态词向量表示，具有更深的层数和并行性，进一步增加词向量模型泛化能力，充分提取到了字符级、词级、句子级和句间等特征。因此本文用Bert来进行上下文编码。

将  $[CLS] + \{E_1, \dots, E_i, \dots, E_n\} + [SEP]$  作为Bert模型输入，编码层将输入中的每一个字符编码成字符嵌入  $E_{token}(t_i)$ 、分段嵌入  $E_{seg}(t_i)$  和位置嵌入  $E_{pos}(t_i)$  三个向量，将三个向量相加输入BERT预训练模型得到输出向量  $X \subseteq R^{n \times d}$ ，如公式(2)、(3)所示。

$$E_i = E_{token}(i) + E_{seg}(i) + E_{pos}(i) \quad (2)$$

$$X = Bert(E_0, \dots, E_i, \dots, E_{n+1}) \quad (3)$$

### 3.2.2 框架信息编码

本文对目标词触发的框架、显式框架元素以及零形式框架元素进行唯一编码。如式(4)-(5)所示， $f_{id}$ 表示目标词触发框架  $f$  的id， $fe_{id}$ 表示某个框架元素  $fe$  的id。

$$Z_f = Embedding(f_{id}) \quad (4)$$

$$Z_{fe} = Embedding(fe_{id}) \quad (5)$$

## 3.3 特征构造层

### 3.3.1 上下文表示

将目标词开始位置信息记为  $st$ ，结束位置信息记为  $et$ ，目标词的上下文表示如公式(6)所示；将某个显式框架元素填充内容的开始位置信息记为  $sx$ ，结束位置信息记为  $ex$ ，长度记为  $width_x$ ，则该填充内容的上下文表示如公式(7)所示，其中  $cat$  表示拼接函数；同理，初始候选语集合中某个候选语的上下文表示可以表示为公式(8)，其中， $sc$ 、 $ec$ 、 $width_c$  分别是该候选语的开始位置信息、结束位置信息以及长度信息。

$$Z_t = \frac{X_{st} + X_{et}}{2} \quad (6)$$

$$Z_x = cat[X_{sx}; X_{ex}; width_x] \quad (7)$$

$$Z_c = cat[X_{sc}; X_{ec}; width_c] \quad (8)$$

### 3.3.2 候选语剪枝

为了降低候选语过多对模型性能产生的影响，本文设置了如公式(9)所示的候选语剪枝得分函数，该得分函数反映了候选语与目标词的语义相关性，最后选取前top-k个跨度构成候选语集合。

$$S(Z_t, Z_c) = Z_t^\top W Z_c + S_c(Z_c) + S_t(Z_t) + \phi(Z_t, Z_c) \quad (9)$$

$$S_c(Z_c) = w_c^\top F_c(Z_c) \quad (10)$$

$$S_t(Z_t) = w_t^\top F_t(Z_t) \quad (11)$$

其中， $Z_c$ 为初始候选语编码， $Z_t$ 为目标词编码， $F$ 为一个前馈神经网络， $W$ 、 $w_c$ 、 $w_t$ 为可学习的参数， $\phi(Z_t, Z_c)$ 为初始候选语与目标词的距离特征。

### 3.4 图注意力层

#### 3.4.1 框架语义场景图构建

本文采用如图3所示的框架语义场景图 $G = (V, E)$ 来融合显式框架元素及其填充内容以及框架语义信息，其中 $V$ 是节点集合， $E$ 是边集合， $(v_i, v_j) \in E$ 表示节点 $v_i$ 到 $v_j$ 之间存在有向边。

如图3所示：图 $G$ 的共有三种类型的节点：分别为框架节点 $V^{ft}$ ，显式节点 $V^{ec}$ 以及候选语节点 $V^{dc}$ ，即 $V^{ft} \subset V$ ， $V^{ec} \subset V$ ， $V^{dc} \subset V$ 。其中， $V^{ft}$ 表示融合了框架与目标词信息的节点， $V^{ec}$ 表示融合了显式框架元素及其填充内容信息的节点， $V^{dc}$ 表示融合了DNI框架元素以及该框架元素的候选语信息的节点。

为了使候选语表示融合丰富的框架语义信息以及显式框架元素及其填充内容信息，本文连接不同类型的节点形成三种不同类型的边：①框架节点 $V^{ft}$ 到显式节点 $V^{ec}$ 的边 $e^{tc}$ ；②显式节点 $V^{ec}$ 到框架节点 $V^{ft}$ 的边 $e^{ct}$ ；③框架节点 $V^{ft}$ 到候选语节点 $V^{dc}$ 的边 $e^{fd}$ ；值得注意的是，图3中的虚线边仅表示框架与框架元素之间的关系，并不在边集合 $E$ 中。由此可知，框架节点与每一个显式节点之间都是双向边，而框架节点与每一个候选语节点之间都是单向边，只存在框架节点到候选语节点的边，这样可以使候选语节点在融合框架信息以及显式框架元素及其填充内容信息的同时，防止不同候选语节点之间相互干扰。

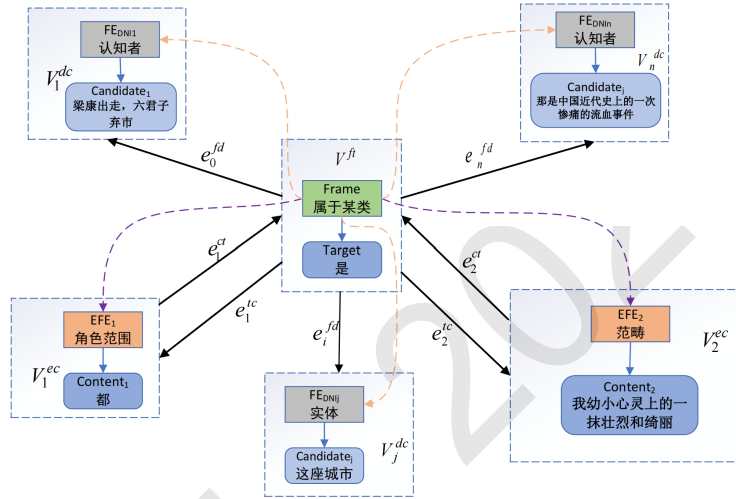


图 3: 框架语义场景图示例

#### 3.4.2 框架语义场景图编码

为了更好的融合显式框架元素及其填充内容的信息以及框架语义信息，本文使用GAT来更新框架语义场景图的节点信息，得到聚合了显式框架元素及其填充内容信息、目标词与框架信息以及零形式框架元素信息的候选语表示。其公式表示如式 (12) 所示。

$$R_G = GAT(Z, A) \quad (12)$$

其中， $A \in R^{m \times m}$ 表示图的邻接矩阵， $A \in \{0, 1\}$ 表示节点 $V_i$ 到节点 $V_j$ 之间是否存在有向边。 $Z \in R^{m \times d}$ 表示节点的初始特征矩阵。框架节点 $V^{ft}$ 初始编码由框架编码 $Z_f$ 与目标词编码 $Z_t$ 拼接而成；显式节点 $V^{ec}$ 初始编码由显式框架元素编码 $Z_{fe}$ 与显式框架元素填充内容编码 $Z_x$ 拼接而成；候选语节点 $V^{dc}$ 初始编码由零形式框架元素编码 $Z_{feNI}$ 与候选语编码 $Z_c$ 拼接而成。

### 3.5 预测层

将图编码层获取的某个候选语表示 $R_G(c_i)$ 进行线性变换和非线性激活得到该候选语作为零形式框架元素填充内容的概率 $p_i$ ，如公式 (13) 所示，其中 $L$ 代表线性变换层。最后取概率最大的位置作为当前预测的结果类别。

$$p_i = Sigmoid(L(R_G(c_i))) \quad (13)$$

本文采用二分类交叉熵损失作为分类损失，如公式（14）所示，其中 $p_{real}$ 表示真实样本类别分布， $p_i$ 表示模型预测出的样本类别分布。

$$Loss = \sum_{i=1}^n -(p_{real} \log(p_i) + (1 - p_{real}) \log(1 - p_i)) \quad (14)$$

本文通过阈值 $t$ 来判定零形式框架元素是否为INI，若某个零形式框架元素概率最大的候选语仍小于阈值 $t$ ，则认为该零形式框架元素为INI，不需要寻找填充内容。

## 4 实验设计与分析

### 4.1 实验数据

本文使用的零形式填充数据来源于CFN数据库，语料主要来源于阅读理解和人民日报，其中涉及天文、历史等14个领域。本文使用山西大学人机协同标注系统进行人工语义角色标注，共包含19285条数据，涉及到538个框架，并按照8:1:1的比例分配得到训练集、验证集和测试集，如表2所示。

	数据总数	框架数
训练集	11571	512
验证集	3857	438
测试集	3857	436

表 2: 数据集分布

### 4.2 评价指标及实验环境

本实验使用准确率(Precision)，召回率 (Recall)，F1值作为评价指标。本实验的实验环境为pytorch1.11.0+cu102，python版本为3.6.2，GPU为TeslaP100-PCIE-16GB。

### 4.3 参数设置

本实验参数包括train\_batch\_size、学习率、Bert最大序列长度、GAT隐层维度、GAT层数、候选语选取最大数量以及判断零形式框架元素是否为INI的阈值，具体参数设置如表3所示。

参数名	参数值
train_batch_size	16
learning_rate (学习率)	1e-6
max_seq_length (Bert最大序列长度)	512
GAT_hidden_size (GAT隐层维度)	768
GAT_Layers (GAT层数)	3
top-k (候选语选取最大数量)	80
max_length (候选语最大长度)	30
t (阈值)	0.5

表 3: 参数设置

### 4.4 实验结果及分析

#### 4.4.1 零形式填充对比实验

为了验证本文提出方法的有效性，本文设置了如下对比实验，实验结果如表4所示。

(1) (Wang et al., 2013)、(Wu et al., 2016)、(Zhang et al., 2020)三组对比实验,这组对比实验都是通过手动设计与候选语关联的特征来学习候选语的代表，并且未利用预训练模型，上下文特征抽取能力较弱；

(2) 本文设计了一种基于Bert的基线模型：通过Bert预训练模型得到候选语的初始上下文编码 $Z_c$ ，之后将零形式框架元素编码 $Z_{feNI}$ 与候选语编码 $Z_c$ 拼接，得到候选语表示 $Z_{cf}$ ，最后选取得分最高的候选语作为DNI框架元素的填充内容。

(3) 将每个显式框架元素编码 $Z_{fe}$ 与其填充内容编码 $Z_x$ 拼接后得到显式向量 $Z_e^i$ ，将框架编码 $Z_f$ 与目标词编码 $Z_t$ 拼接后得到框架向量 $Z_{ft}$ ；在基线模型的基础上设置了不同的方式来融合显式向量 $Z_e = \{Z_e^0, Z_e^2, \dots, Z_e^n\}$ ，以增强候选语的表达，进而验证本文提出的融合方法的有效性：

① BertAvg: 将框架向量以及所有显式向量 $Z_e$ 求平均后向量 $Avg(Z_e)$ 加到候选语表示 $Z_{cf}$ 中：

$$Z_c^{new} = Z_{cf} + Z_{ft} + Avg(Z_e) \quad (15)$$

② BertAtt: 将所有显式向量 $Z_e$ 输入Attention机制，给每个显式向量赋予不同的重要性后加到候选语表示 $Z_{cf}$ 中：

$$Z_c^{new} = Z_{cf} + Z_{ft} + Attention(Z_e) \quad (16)$$

(4) 为了证明本文提出的端到端的模型有效减少了错误传播，本文设计了一种管道模型（BertPipeline）先对零形式框架元素类型分类，再利用本文提出的框架语义场景图对分类为DNI的框架元素寻找填充内容。

(5) 本文提出的基于框架语义场景图的零形式填充方法（BertFSG）

Model	P(%)	R(%)	F1(%)
(Wang et al., 2013)	31.93	12.76	18.23
(Wu et al., 2016)	39.15	27.36	32.21
(Zhang et al., 2020)	38.76	48.80	44.34
Bert	83.90	42.42	54.02
BertAvg	86.63	42.98	55.05
BertAtt	81.13	46.88	56.93
BertPipeline	47.42	50.46	46.40
BertFSG	<b>87.74</b>	<b>52.62</b>	<b>63.18</b>

表 4: 零形式填充对比实验结果

表4的实验结果显示，本文提出的模型BertFSG优于之前的方法，相比 (Wang et al., 2013)的方法和 (Wu et al., 2016)的方法F1值分别提升了44.95%和30.97%，相比 (Zhang et al., 2020)的方法F1值提升了18.84%；从基于Bert的基线模型和第(1)组对比实验的对比结果可知，Bert可以更充分的利用上下文信息，具有更强的信息表达能力；BertAvg、BertAtt与基于Bert的基线模型相比，F1值分别提升了1.03%、2.91%，由此可以说明，显式框架元素对于零形式填充的重要性；BertAvg与BertAtt的对比实验结果可知，每个显式框架元素及其填充内容对于零形式填充有不同的重要性；本文提出的模型BertFSG与基于Bert的基线模型以及BertAvg、BertAtt相比，F1值分别提升了9.16%、8.13%、6.25%，证明了本文提出的利用框架语义场景图融合显式框架元素及其填充内容的方式对于零形式填充的有效性；从BertPipeline与BertFSG的对比实验结果可知，零形式类型分类结果会对零形式填充结果产生很大的影响，证明本文提出的端到端的零形式填充模型的可靠性。

#### 4.4.2 超参数分析

本小节探讨了候选语最大长度 $\max\_length$ 、阈值 $t$ 以及候选语选取最大数量 $\text{top-k}$ 对实验结果的影响。表5为阈值 $t$ 为0.5， $\text{top-k}$ 为80时， $\max\_length$ 对实验结果的影响，表6为 $\max\_length$ 为40， $\text{top-k}$ 为80时阈值 $t$ 对实验结果的影响，表7为 $\max\_length$ 为40，阈值 $t$ 为0.5时， $\text{top-k}$ 对实验结果的影响。



max_length	P(%)	R(%)	F1(%)
10	82.10	49.47	59.18
20	86.28	49.52	60.29
30	87.74	<b>52.62</b>	<b>63.18</b>
40	<b>88.08</b>	51.18	62.12
50	83.56	47.78	58.42
60	81.02	46.05	56.42

表 5: max\_length对实验结果影响

t	P(%)	R(%)	F1(%)	t	P(%)	R(%)	F1(%)
0.10	63.77	43.55	49.42	0.50	<b>88.08</b>	<b>51.18</b>	<b>62.12</b>
0.20	79.67	44.63	54.41	0.60	86.92	44.82	55.09
0.30	87.11	48.50	58.49	0.70	86.53	43.23	53.84
0.40	87.70	49.05	59.00	0.80	83.08	41.23	46.97

表 6: 阈值t对实验结果影响

top-k	P(%)	R(%)	F1(%)
50	85.89	50.24	61.06
60	85.38	50.83	61.28
70	87.55	50.96	61.79
80	<b>88.08</b>	<b>51.18</b>	<b>62.12</b>
90	87.67	49.58	61.18
100	86.29	47.67	58.84

表 7: top\_k对实验结果影响

从表5的实验结果可知,随着max\_length的增加,F1值呈升高趋势,当max\_length为30时,模型效果达到最佳,当max\_length继续增大时,F1值逐渐减小。由此可知,候选语最大长度太长或太短都会对模型效果产生影响。候选语最大长度太长时,零形式框架元素候选语数量会增多,给零形式填充模型带来了噪声干扰;候选语最大长度太短时,会导致候选语集合覆盖率降低,进而影响零形式填充的效果。从表6的实验结果可知,t从0.1到0.5时,F1值逐渐增大,当t取0.5时,模型效果达到最优,随着t继续增大,F1值逐渐下降。当阈值t太小时,会使部分INI错被模型当作DNI;当阈值t太大时,会使部分DNI被错误识别。由此可见,阈值t太大或太小都会影响模型性能。从表7的实验结果可知,top-k从50到80时,F1值逐渐增大,当top-k取80时,模型效果最好,随着top-k继续增大,F1值逐渐下降。

#### 4.4.3 消融实验

为了验证不同模块的有效性,本文分别将候选语剪枝(CSE)模块以及在框架语义场景图中去掉显式节点(EFE),来检测模型性能的变化,具体结果如表8所示。

从表8的实验结果可以看出:

(1) 把CSE模块去掉后,模型F1值下降了4.38%,说明候选语过多对基于跨度的模型性能会产生一定的影响,也证明了本文提出候选语剪枝方法的有效性。

(2) 把EFE模块去掉后,模型F1值下降了3.36%,说明了显式框架元素及其填充内容对零形式填充的重要性。

Models	P(%)	R(%)	F1(%)
-CSE	85.78	47.74	58.80
-EFE	85.12	49.41	59.82
-All	84.88	45.96	57.22
Ours	<b>87.74</b>	<b>52.62</b>	<b>63.18</b>

表 8: 消融实验结果

#### 4.4.4 案例分析

本小节从零形式填充数据中选取了一条进行分析，如图4所示S2中目标词“给”触发“给予”框架，该框架包含“捐赠者”、“接受者”、“转移体”三个核心框架元素以及“方法”等非核心框架元素，框架元素“接受者”、“转移体”、“方法”为显式框架元素，核心框架元素“捐赠者”在S2中没有填充内容，因此需要为其在篇章上下文中寻找填充内容。本文模型通过构建框架语义场景图融合显式框架元素信息，根据显式框架元素及其填充内容线索，利用框架语义场景图推断给予“接受者”“转移体”的“捐赠者”是“该公司”，进而成功找到有定零形式框架元素“捐赠者”的填充内容。而当在框架语义场景图中把显式框架元素信息去掉之后，模型将零形式框架元素“捐赠者”的填充内容填充为错误答案“产品良好的质量保证”。由此可见，显式框架元素信息的融入，增强了候选语表示，有效提升了零形式填充的效果。

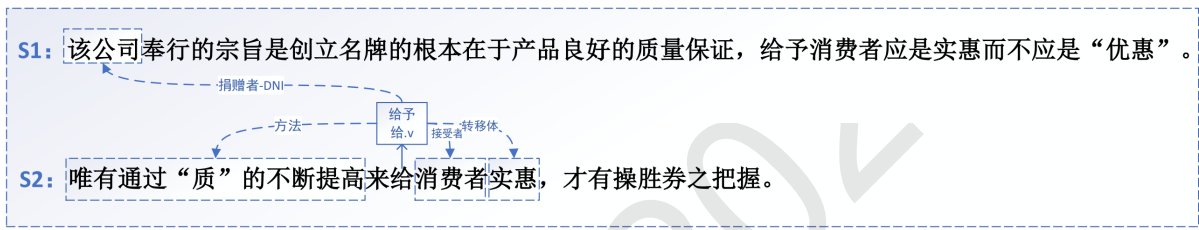


图 4: 案例分析示例图

## 5 总结

本文针对汉语进行了零形式填充的研究，提出了一种基于框架语义场景图的零形式填充模型，相较于先前工作使用的词嵌入模型，该模型使用Bert增强了模型抽取特征的能力，可以获得更为丰富的语义信息，本文结合框架语义信息构建框架语义场景图，并通过GAT对该框架语义场景图编码，得到融合了显式框架元素及其填充内容以及框架语义信息的候选语表示。实验结果证明，本文的方法相较于当前最好的模型F1值提升了18.84%，验证了该填充方法的可行性。零形式填充任务目前还面临着数据规模有限、数据不平衡等问题，如何利用ChatGPT等大模型扩充数据规模、解决数据不均衡性将是后续的研究重点。

## 参考文献

You, Liping and Liu, Kaiying. 2005. *Building chinese framenet database*. Natural Language Processing and Knowledge Engineering, pages:301-306.

Fillmore, Charles J and others. 1976. *Frame semantics and the nature of language*. Annals of the New York Academy of Sciences: Conference on the origin and development of language and speech, 280:20-32.

Baker, Collin F and Fillmore, Charles J and Lowe, John B. 1998. *The berkeley framenet project*. COLING 1998 Volume 1: The 17th International Conference on Computational Linguistics, pages:86-90.

石佼, 李茹, 王智强. 2014. 汉语核心框架语义分析. 中文信息学报, 28(6):48-55.

李茹. 汉语句子框架语义结构分析技术研究. 山西大学, 2012.

- Veličković, Petar and Cucurull, Guillem and Casanova, Arantxa and Romero, Adriana and Lio, Pietro and Bengio, Yoshua. 2017. *Graph attention networks*. arXiv preprint arXiv:1710.10903.
- Ruppenhofer, Josef and Sporleder, Caroline and Morante, Roser and Baker, Collin and Palmer, Martha. 2010. *SemEval-2010 Task 10: Linking Events and Their Participants in Discourse*. Proceedings of the 5th International Workshop on Semantic Evaluation, pages:45-50.
- Tonelli, Sara and Delmonte, Rodolfo. 2010. *VENSES++: Adapting a deep semantic processing system to the identification of null instantiations*. Proceedings of the 5th International Workshop on Semantic Evaluation, pages:296-299.
- Delmonte, Rodolfo. 2008. *Computational Linguistic Text Processing - Lexicon, Grammar, Parsing and Anaphora Resolution*. New York: Nova Science.
- Chen, Desai and Schneider, Nathan and Das, Dipanjan and Smith, Noah A. 2010. *SEMAFOR: Frame Argument Resolution with Log-Linear Models*. Proceedings of the 5th International Workshop on Semantic Evaluation, pages:264-267.
- Das, Dipanjan and Schneider, Nathan and Chen, Desai and Smith, Noah A. 2010. *Probabilistic Frame-Semantic Parsing*. Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, pages:948-956.
- Gerber, Matthew and Chai, Joyce. 2010. *Beyond NomBank: A Study of Implicit Arguments for Nominal Predicates*. Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pages:1583-1592.
- Silberer, Carina and Frank, Anette. 2012. *Castling Implicit Role Linking as an Anaphora Resolution Task*. \*SEM 2012: The First Joint Conference on Lexical and Computational Semantics – Volume 1: Proceedings of the main conference and the shared task, and Volume 2: Proceedings of the Sixth International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2012), pages:1-10.
- Ning Wang, Ru Li, Zhangzhang Lei, Zhiqiang Wang, Jingpan Jin. 2013. *Document Oriented Gap Filling of Definite Null Instantiation in FrameNet*. Proceedings of Chinese Computational Linguistics and Natural Language Processing Based on Naturally Annotated Big Data, pages:85-96.
- Laparra, Egoitz and Rigau, German. 2013. *Sources of Evidence for Implicit Argument Resolution*. Proceedings of the 10th International Conference on Computational Semantics (IWCS 2013) – Long Papers, pages:155-166.
- 武娟, 李茹, 王智强. 2016. 汉语篇章中零形式的识别与消解. 中文信息学报, pages:9-15.
- 雷章章, 王宁, 李茹. 2013. *FrameNet* 中有定的零形式识别. 中文信息学报, pages:107-113.
- 李茹, 郭倩. 2018. 基于汉语框架语义关系的零形式识别与消解. 山西大学学报: 自然科学版, pages:41-49.
- 张月平, 李茹, 王元龙, 柴清华, 武宇娟, 关勇. 2020. 汉语语篇零形式识别与填充方法研究. 计算机工程, pages:79-86.
- Pan, Liangming and Xie, Yuxi and Feng, Yansong and Chua, Tat-Seng and Kan, Min-Yen. 2020. *Semantic Graphs for Generating Deep Questions*. Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, pages:1463-1475.
- Guan, Yong and Guo, Shaoru and Li, Ru and Li, Xiaoli and Zhang, Hu. 2021. *Integrating Semantic Scenario and Word Relations for Abstractive Sentence Summarization*. Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, pages:2522-2529.
- Zheng, Ce and Chen, Xudong and Xu, Runxin and Chang, Baobao. 2022. *A Double-Graph Based Framework for Frame Semantic Parsing*. Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, pages:4998-5011.
- Devlin, Jacob and Chang, Ming-Wei and Lee, Kenton and Toutanova, Kristina. 2019. *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding*. Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers), pages:4171-4186.