DGIF

Abstract

多意图检测和插槽填充联合模型越来越受欢迎，因为它们更接近复杂的现实世界场景。 然而，现有方法（1）侧重于识别两个任务中话语和单热编码标签之间的隐式相关性，而忽略了显式标签特征； (2) 直接为每个令牌合并多意图信息，这可能会由于引入不相关的意图而导致错误的时隙预测。 在本文中，我们提出了一个称为 DGIF 的框架，它首先利用标签的语义信息为模型提供额外的信号和丰富的先验。 然后，构建一个多粒度交互图来模拟意图和槽之间的相关性。 具体来说，我们提出了一种基于标签语义注入构建交互式图的新方法，该方法可以自动更新图以更好地缓解错误传播。 实验结果表明，我们的框架明显优于现有方法，在 MixATIS 数据集上的整体准确率比之前的最佳模型提高了 13.7%。

Introduction

尽管实现了有前途的性能，但现有方法通常将话语分类为由 one-hot 编码（例如 0）表示的意图，而同样的问题出现在槽填充中。他们忽略了直观和明确的标签特征，过度简化了标签的表示。 我们认为标签语义可能是有用的，它可以通过评估话语中的单词和标签中的单词之间的语义相似性来提高两个子任务的性能。

多意图 SLU 的另一个关键挑战是如何有效地结合多个意图信息来指导时隙预测。 为了解决这个问题，[8] 首先研究了具有槽门控机制的多任务网络 [12]。 对于多个意图和槽之间的细粒度交互，[9] 提出了一种自适应图交互框架，它通过使用所有预测的意图为话语中的每个标记构建一个交互图。 [10] 探索了一个全局-局部图形交互网络，它为每个话语建模槽依赖和意图-槽交互。 然而，话语中出现的不同标记对于表示意图具有不同的重要性。 不幸的是，上述模型直接将多个意图信息附加到所有标记，包括那些对意图表示没有贡献的标记，这会在一定程度上将噪声引入句子级语义。

在本文中，我们提出了一种用于联合多个 ID 和 SF 的新框架 DGIF 来解决上述两个问题。 具体而言，受利用标签特征帮助模型优化 [13、14] 的成功启发，我们分别使用每个意图标签和槽标签中的词构建意图和槽空间，以自适应地将标签信息注入话语表示。 此外，我们提出了标签感知正则化来模拟每个标签空间中标签之间丰富的语义依赖性。 然后，我们捕获每个令牌的相关意图以构建多粒度意图槽交互图，而不是直接静态地合并多个意图信息的先前工作。 两个公共数据集（MixATIS 和 MixSNIPS [9]）的实证结果表明我们的框架优于竞争基线。

LABAN

Abstract

随着 Alexa 和 Siri 等问答助手的早期成功，扩展处理服务自动化的系统能力的研究尝试越来越多。 然而，初步系统很快发现依靠简单的分类技术来有效完成自动化任务的不足之处。 主要挑战是对话通常涉及用户意图（或目的）的复杂性，这些意图（或目的）是多方面的，容易自发变化，并且难以跟踪。 此外，公共数据集没有考虑这些复杂性，并且缺乏一般的语义注释，这可能导致零样本问题。 受上述启发，我们提出了一个用于 zeroshot 多意图检测的标签感知 BERT 注意网络 (LABAN)。 我们首先使用 BERT 对输入话语进行编码，并通过考虑意图标签中的嵌入语义来构建标签嵌入空间。 然后根据其在嵌入空间中每个意图嵌入的投影权重对输入话语进行分类。

Introduction

然而，在现实世界中，许多话语可能有多个意图（Li et al., 2018b; Rastogi et al., 2019），如上例。 多意图 SLU 通常需要对给定的话语进行更复杂的推理，以消除不同意图性质的歧义。 Gangadharaiah 和 Narayanaswamy (2019) 首先通过将多意图视为单个上下文向量来探索联合多意图和插槽填充任务，但不能扩展到大量意图。 秦等。 (2020) 进一步提出了一个最先进的模型，通过自适应图注意力来考虑每个意图槽交互。 然而，当句子可能没有明确的连词时，这些方法无法成功解决更复杂的多意图场景。

SLU 意图检测的第二个挑战是意图流动性变化，我们指的是对话进行时的自然程度。 在不太程式化的对话中，它们通常包含一组较少限制的意图，这些意图可能会随着对话上下文/状态而改变。 因此，通常在训练过程中可能看不到某些话语的意图，并且在多意图场景中这个问题会恶化（Xia et al., 2020）。其次，对于意图注释格式或应该定义多少意图没有严格的定义。 因此，在具有一组固定意图标签的一个数据集上训练的传统模型可能无法检测到新的域内意图。