

基于 LSTM 和最大池化技术的用户意图识别

刘创 咎红英 刘晓君

(郑州大学信息工程学院 郑大中业自然语言处理联合实验室 郑州 450000)

摘要: 近年来,人机对话技术受到产业界和学术界越来越多的关注,而在人机对话中,对用户意图的准确识别将有效地提升人机对话的效率,它将准确的识别用户的对话意图,将问句分类至相应的类别领域,提高对话的准确率和精度。本文通过对用户问句进行建模,借助深度学习技术中的长短记忆神经网络和池化技术对问句进行分类,最后预测出用户问句的意图分类。

关键词: 用户意图; 人机对话; 深度学习

0 引言

随着人工智能的不断发展,语言这一人类认知层面的重要发明也得到人工智能领域越来越多的关注,甚至语言在人工智能领域的研究被称为人工智能皇冠上的明珠。在人机对话的基本框架中,包括三个重要的模块:语言理解、对话管理、语言生成。为语言的理解在不同领域有着不同的解释,但最重要的是在用户问句中准确判断出用户的意图和情感,理解用户的需求,这样才能进一步的向下垂直完成用户指定的任务。

本次评测任务涉及垂直任务和闲聊两大类,其中垂直任务又细分为 30 个领域(包括机票、电视、火车等)。在评测时只针对单轮对话用户的意图识别,所以将此任务看作一个句子分类的问题。在本次任务中,本文主要使用深度学习中的长短记忆神经网络(LSTM)[1]的方法对问句进行建模,考虑到本次评测数据比较稀疏并且各个类别间的数据存在不均衡的问题,故在模型中使用了 dropout 方法和最大池化方法来缓解上述问题。最终在 2017 年测试集上取得了 95.045% 的 F 值。

本文组织如下,第一部分介绍在上届评测中用户意图识别的相关工作,第二部分介绍用户意图识别模型,第三部分为实验。第四部分为结论部分

1 相关工作

随着深度学习技术在自然语言处理中取得了广泛的成功,越来越多的任务开始借助深度学习技术完成。这在用户意图识别领域同样不出人意的也是如此。在 2014 年 Yoon Kim 尝试用卷积神经网络对文本进行分类[2],而后为了防止训练中的过拟合情况,Hinton 提出了 dropout 方法[3]。由于语言具有天然的序列性,循环神经网络能够有效的解决序列性问题,所以循环神经网络在自然语言处理中的应用也得到了广泛的应用。而循环神经网络本身存在梯度爆炸或梯度消失的问题,为了解决这一现象又引出门控神经网络和长短记忆神经网络的出现。

2 用户意图识别模型

2.1 数据分析

本文对训练集中各个类别的数据进行统计，表 1 所示，发现各个类别的数据中存在很大的不平衡现象，不同类别的数据相差很大。

类别	个数	类别	个数
Chat	455	music	66
App	53	news	58
Bus	24	novel	24
Calc	24	poetry	102
Cinemas	24	radio	24
Contacts	30	riddle	34
Cookbook	269	schedule	29
datetime	18	stock	71
email	24	telephone	63
epg	107	train	70
flight	62	translation	61
health	55	tvchannel	71
lottery	24	video	182
map	68	weather	66
match	24	website	54
message	63		

表 1 数据统计

2.2 模型描述

本小节介绍问句分类所使用的模型及相关技术，整体模型框架如图 1 所示。

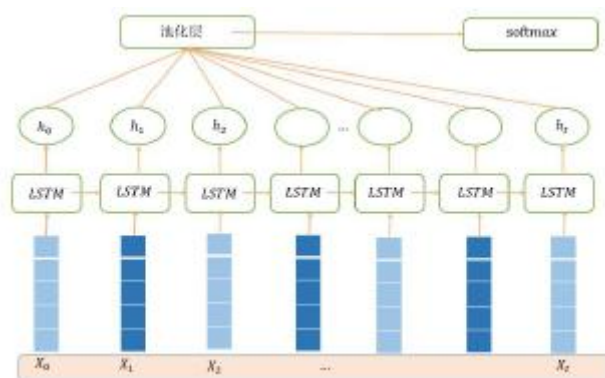


图 1 LSTM 模型

LSTM 模型在自然语言处理中有着明显的优势，因为一个问句中每个词与它的上下文中的词都有着不同程度的依赖关系，在 CNN 中往往只能提取出问句的局部信息，而使用 LSTM

则可以提取整句话的语义信息。实验中，本文对问句不同方向进行建模，将双向信息拼接到一起，对所得到的信息做最大池化操作，得到问句最重要的信息。然后经过全连接层对所有的类别进行分类操作。

由于神经网络训练过程中参数较多，为了有效的防止过拟合现象的存在，本文将使用 dropout 技术限制网络中的隐层节点参数，通过采用这种技术，使得每个训练网络的实际训练参数得到减少，最后学习到的模型具有更好的泛化能力，鲁棒性更强。

3 实验及结果分析

本文在实验中设置词向量维度为 100，dropout 为 0.6，LSTM 中设置层数为 2，在实验中，单纯使用 LSTM 和平均池化操作也被用于实验中用于实验对比。在 2017 年测试数据中得到以下结果，如表 2 所示。

模型结构	F 值
LSTM+dropout	0.92
LSTM+maxpool+dropout	0.95
Avgpooling	0.93

表 2: smp2017 实验结果

通过实验发现传统的 LSTM 加最大池化的方法得到最好的效果，这说明 LSTM 还是能相对准确的提取出问句的语义信息，而最大池化方法也能有效的提取出问句的最强语义信息，两者结合得到最好的效果。

4 结论

针对数据集数据不均衡，类别较多等特点，本文采用了 LSTM 文本分类模型，并结合最大池化操作和 dropout 技术缓解过拟合，实验表明，该方案能有效的对用户意图进行分类。

参考文献：

[1] Graves A. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
[2] Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification[J]. arXiv preprint arXiv:1408.5882, 2014.
[3] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1): 1929-1958.