

DOI:10.13652/j.issn.1003-5788.2021.09.018

深度编码网络下的英语点餐机器人交互系统设计

Interactive system design of English ordering robot based on deep coding network

母滨彬¹ 王平^{2,3}MU Bin-bin¹ WANG Ping^{2,3}(1. 广安职业技术学院, 四川 广安 638000; 2. 兰州理工大学电气工程与信息工程学院,
甘肃 兰州 730050; 3. 兰州理工大学机器人系统实验室, 甘肃 兰州 730050)(1. *Guang'an Vocational and Technical College, Guang'an, Sichuan 638000, China*; 2. *School of Electrical
Engineering and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou, Gansu 730050, China*;
3. *Robotics System Laboratory, Lanzhou University of Technology, Lanzhou, Gansu 730050, China*)

摘要:目的:研究点餐机器人情感交互的设计思路与理念,设计以人为本的智能情感交互方法点餐机器人。方法:采用 BLSTM 网络构建英语语义参量的编码网络,进而提出主旨型注意力模式,该模式可通过赋权值的方式提取相应数据,然后设计约束型 SeqGAN 网络架构完成解码,从而调整生成装置参量,缩小生成点餐语言与真人英语情感交互回复间的差距。结果:与 Du-Model 法和 HRED-Model 法相比, BLSTM-SeqGAN 法的困惑指标更小且精准度更高,并随迭代数目增加而稳定程度更高。结论:该方法能够获得更加自然、真实与友好的情感交互反应。

关键词:英语语义;点餐机器人;情感型;交互设计;编码网络

Abstract: Objective: This paper studies the design ideas and concepts of the emotional interaction of the ordering robot, so as to design the human-based intelligent emotional interaction method of the ordering robot. **Methods:** Firstly, BLSTM network was used to construct the English semantic parameter coding network, then put forward thrust type attention model, this model can extract data by means of weighting, after that, the constrained SeqGAN network architecture is designed to complete the decoding, so as to adjust the parameters of the generating device and narrow the gap between the generated ordering language and human English emotional interaction response. **Results:** Compared with Du-Model method and HRED-Model method, the BLSTM-SeqGAN method has smaller confusion index and higher

accuracy, and becomes more stable as the number of iterations increases. **Conclusion:** This method can obtain more natural, real and friendly emotional interaction response.

Keywords: English semantics; ordering robot; emotion type; interaction design; coding network

点餐机器人情感交互(Human machine emotional interaction)的设计理念自被提出之后,一直是人工智能、多维建模、仿生系统等领域的研发重点^[1-2],并涉及到上下文语境感知与情感意识等算法。

随着机器学习与神经网络等科技^[3]在对话生成领域的发展,国内外科研工作者提出了一些新方法。Radulescu 等^[4]采用规则提取法获取相关语义数据,该方法算法简单且实时性好,但需要人工翻译大量规则,领域间的移植性差;Chakraborty 等^[5]将知识先验后验模型引入 Seq2Seq 编解码的架构中,该模型也叫做 Du-Model,可根据动态意图自动生成回复,但该方法不能充分理解与应用情感交互的前后信息;Paladines 等^[6]采用 Multi-RNN 网络拼接上下文与用户输入生成自动回复,但该方法不能区分情感交互背景、线索与主旨等重要信息,情感交互常常言不达意;张凉等^[7]将多视角 GAN 引入深度学习架构中,该方法抑制梯度弥散的效果较好,但提取特征能力不强;王孟宇等^[8]设计了 RCNN 网络和 HRED 模型情感交互生成方法,该方法可及时获取短句语义,对语义情感分析较为到位,但当网络层次较深时,常出现梯度弥散的状况;易炜等^[9]在循环网络中引入注意力权值,可挖掘情感交互中的关键信息,但仍难发掘语义中的隐含信息和风格。

试验拟研究点餐机器人情感交互的设计思路与理

基金项目:国家自然科学基金(编号:62001198)

作者简介:母滨彬(1984—),女,广安职业技术学院讲师,硕士。

E-mail: mubinbin1984@163.com

收稿日期:2021-06-08

念,以期设计出以人为本的智能情感交互方法的机器人,为智能服务业提供技术支持。

1 研究基础

1.1 Seq2Seq 网络解析

文中提出的 SeqGAN 模型基于 Seq2Seq 模型 (Sequence-to-Sequence generative model, Seq2Seq) 改进而来。Seq2Seq 模型是基于深度学习方法的交互生成元模型,该模型可将基列信号采用编解码生成新基列数据,并能够处理自然语言的自适应基列映射的问题。Seq2Seq 可输入文本、图像或语音等基列,并输出文本。

图 1 中设定英语点餐源语 $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$, 其尺度为 n , 输出目标语句 $W = \{w_1, w_2, \dots, w_K\}$, 其尺度为 K ; $\{h_1, h_2, \dots, h_n\}$ 与 $\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 分别为编码器与解码器的隐层参量, 如式(1)。

$$v_i = t(w_{i-1}, v_{i-1}, c), \quad (1)$$

式中:

v_i ——解码器第 i 个输出词的隐状态;

w_{i-1} ——第 $i-1$ 个输出词;

v_{i-1} ——第 $i-1$ 个词的隐状态;

c ——语义状态参量;

$t()$ ——多层卷积构成的非线性变换。

Seq2Seq 网络的目标解析式如公式(2)所示。

$$P(w_i | w_1, w_2, \dots, w_{i-1}) = d(w_{i-1}, v_i), \quad (2)$$

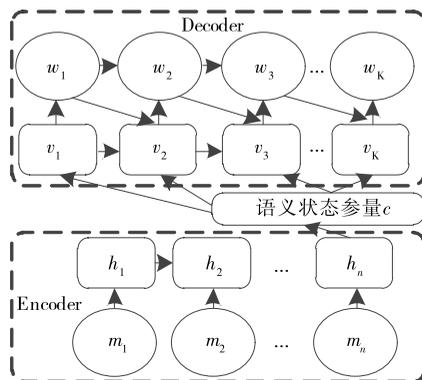


图 1 Seq2Seq 网络解析

Figure 1 Seq2Seq network

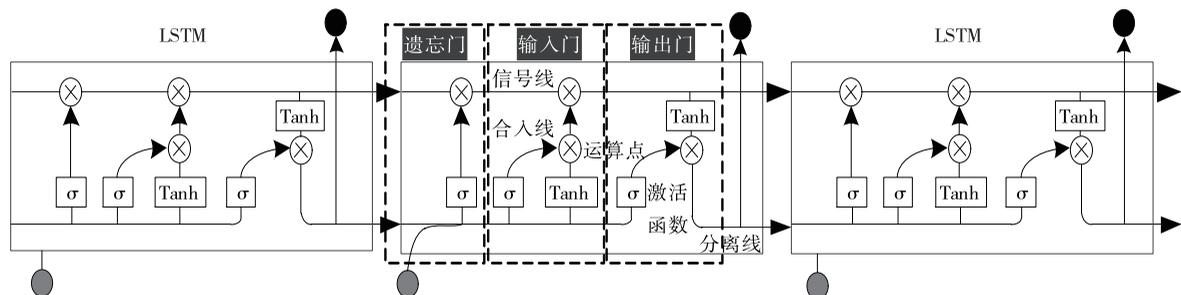


图 2 LSTM 神经网络模型解析

Figure 2 LSTM neural network model

式中:

$P(w_i | w_1, w_2, \dots, w_{i-1})$ ——目标输出语句的条件概率;

$d()$ ——Seq2Seq 网络的目标解析式;

w_i ——第 i 个输出词;

v_i ——相应的隐状态。

1.2 LSTM 神经网络模型解析

随着待处理的英语点餐交互语言序列增长,RNN 模型会产生梯度弥散的问题,长短存储神经网络(Long short-term memory, LSTM)^[11]是在 RNN 模型基础上的改进,该模型增加记忆单元,可利用门控模块让记忆单元保存全部英语点餐交互语言序列数据。如图 2 所示, LSTM 神经网络模型包括遗忘、输入与输出 3 组门控元。

2 基于 BLSTM-SeqGAN 网络的英语点餐交互系统

2.1 整体架构

Seq2Seq 网络在机器学习^[12]、智能情感交互等领域运用广泛,但该模型将单个输入基列统一为确定尺度,存在语义信息不能涵盖全部输入数据,数据丢失等问题。此外,实际应用中,单独使用该模型生成的英语点餐语言往往乏味、单一和机器化,面对长难句,往往词不达意。因此,引入约束型 GAN 架构和主旨型注意力模式,从输入语言中准确捕获语义,并生成确定情感的信息。图 3 为基于 BLSTM-SeqGAN 网络的英语点餐交互整体架构,包括输入部分(Input Embedding)、编码部分(Encoder)、主旨注意力机制(Attention)以及约束型 SeqGAN 网络所构成的解码模型(Decoder)。

2.2 基于 BLSTM 的编码网络

2.2.1 BLSTM 神经网络 针对输入的英语点餐交互语言序列,若利用单向 LSTM 网络处理,则隐层所包括的数据为当前时刻之前获取的,为保证情感交互中英语点餐交互语义的充分理解,则需保障编码过程能获得前后序列数据。选用 BLSTM 即双向长短存储神经网络构建英语点餐交互的编码模型,与 LSTM 神经网络相比, BLSTM 神经网络可获得正向与反向的隐层输出,其基本

架构如图 4 所示,这是由于 BLSTM 神经网络包括正向与反向的 LSTM 编码层,并通过正反向的连接组成。

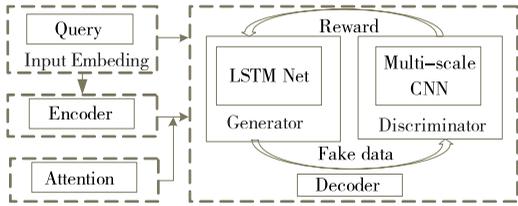


图 3 基于 BLSTM-SeqGAN 网络的英语点餐交互整体架构

Figure 3 Overall architecture of English conversation generation based on BLSTM-SeqGAN network

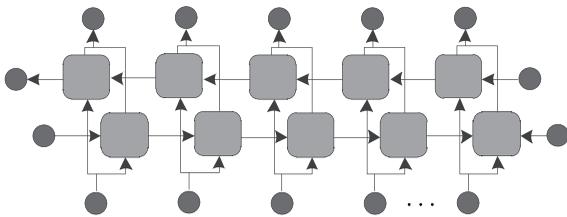


图 4 BLSTM 神经网络的基本架构

Figure 4 Basic architecture of BLSTM neural network

2.2.2 基于 BLSTM 的编码网络 BLSTM 神经网络采用正向 LSTM 和反向 LSTM 分别完成历史数据与将来数据的过滤与保存,通过连接正反 LSTM 神经网络可获得英语点餐交互语言数据的中间参量表示,基于 BLSTM 的编码网络如图 5 所示。在英语点餐交互语句编码前,分解为英语点餐交互源语序列 $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}, g = 1, 2, \dots, n$, 正反 LSTM 神经网络编码的隐层向量分别为 $y_z = \{y_{z1}, y_{z2}, \dots, y_{zn}\}$ 和 $y_f = \{y_{f1}, y_{f2}, \dots, y_{fn}\}$, 如式(3)所示。

$$y_{sg} = [L_{STM}(y_{zsg}, m_g), L_{STM}(y_{fsg}, m_g)], \quad (3)$$

式中:

y_{sg} —— s 时刻第 g 个英语点餐交互源语得到的隐层状态;

m_g —— 第 g 个英语点餐交互源语;

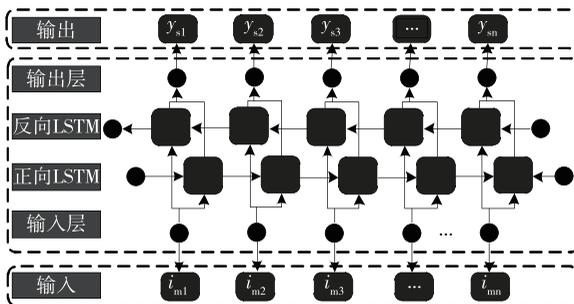


图 5 基于 BLSTM 的编码网络

Figure 5 BLSTM based coding network

y_{zsg} —— s 时刻第 g 个英语点餐交互源语的正向 LSTM 隐层向量;

y_{fsg} —— s 时刻第 g 个英语点餐交互源语的反向 LSTM 隐层向量;

$L_{STM}(y_{zsg}, m_g)$ —— s 时刻正向 LSTM 编码网络得到的隐层状态;

$L_{STM}(y_{fsg}, m_g)$ —— s 时刻反向 LSTM 编码网络得到的隐层状态。

2.3 主旨型注意力模式

注意力模式^[13]是基于人的观察特点与逻辑,可有效获取数据的典型特征。在英语点餐交互语言序列的情感交互处理中,并不是全部单词的重要程度都相应,而是根据英语点餐交互语言特征和情感交互场景区分单词的优先级和重要性。文中提出的主旨型注意力模式可通过赋权值的方式提取不同情感主旨的文本数据,如积极或消极的情感/情绪。如图 6 所示,将编码装置中的输出 $\{y_{s1}, y_{s2}, \dots, y_{sn}\}$ 和语境中的主旨单词 $\{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 传输至注意力模式中。

采用获取门 k_d 读得上一刻的语境信息 q_{s-1} , 则隐藏语境信息 q'_{s-1} 能够用式(4)表示。

$$q'_{s-1} = k_d \times q_{s-1}, \quad (4)$$

式中:

q'_{s-1} —— 隐藏语境信息;

k_d —— 获取门权值;

q_{s-1} —— 获取门 k_d 读得上一刻的语境信息。

LSTM 可依据 $y_{(s-1)g}, f_{s-1}, w_g, b_g$ 和 q'_{s-1} 得到此刻的隐层状态如式(5)所示。

$$y_{sg} = L_{STM}[y_{(s-1)g}, f_{s-1}, w_g, b_g, q'_{s-1}], \quad (5)$$

式中:

y_{sg} —— s 时刻的隐层状态;

$y_{(s-1)g}$ —— $s-1$ 时刻编码的隐层状态向量;

f_{s-1} —— 前一刻获得的英语点餐交互词参量;

w_g —— 与语境相关的向量;

b_g —— 与情感主旨相关的向量;

$L_{STM}[y_{(s-1)g}, f_{s-1}, w_g, b_g]$ —— 基于 $[y_{(s-1)g}, f_{s-1}, w_g, b_g]$ 输入的 LSTM 编码。

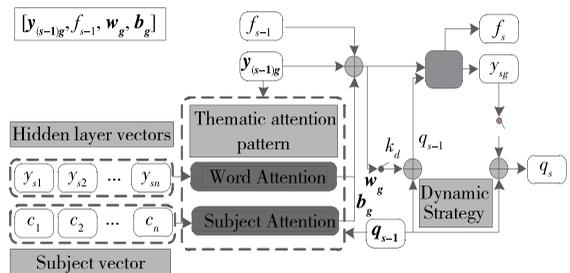


图 6 主旨型注意力模式

Figure 6 Attentional pattern

2.4 约束型 SeqGAN 解码网络架构

2.4.1 约束型 GAN 架构 英语点餐情感交互的生成回复,需充分考量当前输入的英语点餐语言信息与上下文约束,因此在传统 GAN 网络中引入约束 o ,利用约束 o 完善生成与判别进程的同时,增强调控度与适应性。约束型 GAN 网络架构如图 7 所示。

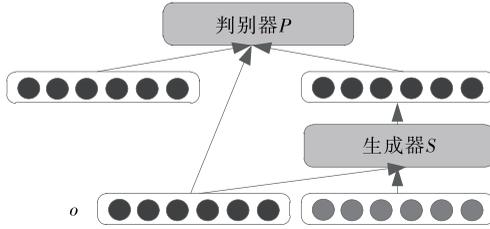


图 7 约束型 GAN 网络

Figure 7 Constrained GAN network

2.4.2 约束型 SeqGAN 网络架构 在约束型 SeqGAN 网络的基础上生成英语点餐情感交互回复,以“start”作为起始信号,激励生成装置得到回复。该网络中包含了全连接层(Fully connected-net,FC-net)、多尺度卷积和语义向量模拟层(Semantic vector simulation layer,SVSL)。该网络可分为 3 个功能模块,其中,回复生成模块 S 是基于 LSTM 的编解码部分,可将输入的英语点餐语言数据完成实值参量的映射,并基于该数据生成回复;语义向量模拟层则依据生成装置产生的英语点餐语言数据分布获得语言向量并传送至判别装置,并将获得的反馈信息传送至生成装置;判别装置则利用深度学习方法获得语句的语义,并通过卷积操作判别是真实或生成回复,从而调整生成装置参量,缩小生成语言与真人英语点餐情感交互回复间的差距。约束型 SeqGAN 网络架构如图 8 所示。

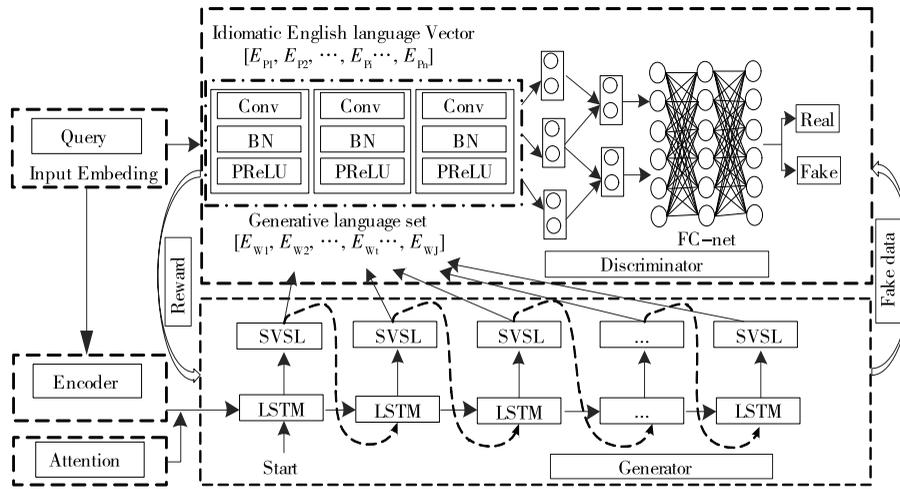


图 8 约束型 SeqGAN 网络架构

Figure 8 Constrained SeqGAN network architecture

在生成装置部分可依据输入中间层英语点餐语言数据 $E_m = \{E_{m,1}, E_{m,2}, \dots, E_{m,n}\}$ 得到相应的情感交互数据 $E_w = \{E_{w,1}, E_{w,2}, \dots, E_{w,j}\}$,该模块的训练目标是基于确定的输入英语点餐语言—情感交互消息对的过程中获得最佳条件概率 $P(m | w)$ 。其步骤为:编码装置可将输入英语点餐交互语言数据转换为语言向量 $E_{(w)}$,生成装置则依据该向量估测情感交互消息中各词产生的概率,如式(6)所示。

$$P(m | w) = \prod_{t=1}^j P(E_{w,t} | E_{(w)}, E_{w,1}, \dots, E_{w,t-1}), \quad (6)$$

式中:

$P(m | w)$ ——英语点餐语言—情感交互消息对最佳条件概率;

$E_{(w)}$ ——语言向量;

$E_{w,1}, E_{w,2}, \dots, E_{w,j}$ ——情感交互数据。

生成模块中的消息情感交互回复部分如图 9 所示。

2.5 模型训练

模型训练的过程就是不断优化英语情感交互生成模型的过程。基于 BLSTM-SeqGAN 的模型在训练的过程中选用了 dropout 策略^[14],该方法能够避免参量过拟合。模型的目标函数选用交叉熵解析模型。在模型训练中,选用困惑指标 P_{er} 分析生成英语点餐交互语言的状态,该

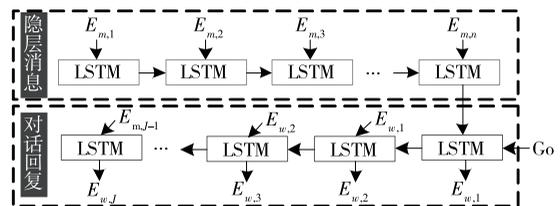


图 9 生成模块中的消息情感交互回复部分

Figure 9 Generates the message dialogue response section of the module

指标越低则模型状态越好,如式(7)所示。模型优化则选用 Adam 策略^[15],学习率可动态调整,若校验集中的损失超过前五次校验值,则将学习率减小。

$$P_{er} = \exp\{-1/n \sum_{g=1}^n p(w_g)\}, \quad (7)$$

式中:

P_{er} ——困惑指标;

n ——输出英语点餐交互语言序列的长度;

w_g ——输出英语点餐交互语言序列 W 中第 g 个单词。

3 基于深度编码网络的英语点餐情感型交互试验

BLSTM-SeqGAN 下的英语点餐情感型交互生成实验的硬件配置为 ROG STRIX-RTX 2080Ti 的计算机,8 核 CPU,16 G 内存,硬盘容量为 8 T,显存容量为 12g * 4;软件选用 matlab 与 python 混合编程。基本参量设定:dropout 的比值设 0.3,Adam 的学习速率设定为 0.000 1,英语点餐单词嵌入层设置为 256 维,样本集中训练次数 epochs 设为 10,完成一个 epochs 的迭代次数 iterations 为 550。数据集选用的 WordReference Forum 和 daily dialog 语料库中共包含 11 356 组英语点餐交互,daily dialog 语料库具有上万组多轮情感交互,包含各类点餐交互者,并主要覆盖七类情绪,能够表现各类点餐生活场景,主题涉及文化点餐、旅游点餐、健康型点餐、工作点餐、儿童食品点餐等,能够适应各层次学习者用英语交互的需求。并依据 0.85 : 0.10 : 0.05 分割成训练、校验与测试三类语料集,语料集的分割统计如表 1 所示。对比试验的基线模型选用 Du-Model 与 HRED-Model。

3.1 生成情感交互质量对比

选用的基线模型为 Du-Model^[5]与 HRED-Model^[8]。Du-Model 是基于 Seq2Seq 模型下利用前验与后验知识的认知型多轮情感交互模型,HRED-Model 在深度 RNN 网络编码架构下传送隐层英语点餐交互语言向量,这两种基线模型在多轮情感交互任务中取得的效果远优于 Seq2Seq 模型。表 2 给出试验设计方法(BLSTM-SeqGAN)和两种基线方法的情感交互生成实例。从生成的情感交互可以看出,针对英语长难语句,Du-Model 易

出现丢失源语句的状况,使得该模型偏向于产生常规回复;针对语境或主题复杂的英语语句,HRED-Model 对前后文的提取能力不强,对英语语义的理解和情感倾向易带来偏差。如例 2 所示,当顾客提出他的鸡蛋是溏心的(没有太熟),这个句子带有消极情感。Du-Model 和 HRED-Model 都未充分理解语句的情感状态,误以为情感是积极状态,带来回复偏离语境的问题。Du-Model 向顾客推荐皮蛋(皮蛋属溏心类蛋),HRED-Model 则建议顾客再点一份饮料,搭配口感更佳;而 BLSTM-SeqGAN 法判断顾客语义消极,因而回复歉意并让顾客稍等后再上一份煎蛋,贴切语义。BLSTM-SeqGAN 法采用主旨型注意力模式,并利用正向和反向 LSTM 分别完成历史与将来数据的过滤与保存,生成的情感交互回复更加自然。

3.2 情感交互生成指标对比

3.2.1 困惑指标对比 采用式(7)给出的困惑指标完成 BLSTM-SeqGAN 与 Du-Model 法和 HRED-Model 法在单个 epoch 下的对比,如图 10 所示。与两种基线方法相比,试验设计的方法困惑指标更小,并伴随迭代数目增加而稳定程度更高。

3.2.2 精准度指标对比 精准度指标模型 $P_{recision}$ 如式(8)所示。BLSTM-SeqGAN、Du-Model 和 HRED-Model 3 种方法在首个 epoch 中的精准度曲线如图 11 所示,该 epoch 中的精准度变化程度大,三者稳定达到的精准度分别为 74.9,70.1,65.4,其中 BLSTM-SeqGAN 法可以较快地进入最优状态,且精准度更高。

$$P_{recision} = (R_p + R_N) / (R_p + E_p + R_N + E_N), \quad (8)$$

式中:

R_p ——“Right Positive”,即样本被准确预测为积极情感/情绪的主题;

表 2 试验设计方法和两种基线方法的情感交互生成实例

Table 2 Shows examples of dialog generation for the article method and the two baseline methods

方法	实例 1: The customer said his eggs were too runny	实例 2: Please recommend some 1-year-old kid-friendly food in your restaurant
Du-Model	We have preserved eggs in our restaurant	You can order the soft shell crab
HRED-Model	You can enjoy it with a drink	The signature dish of our visit was curry lamb
BLSTM-SeqGAN	We feel deeply sorry. Please wait a moment while we serve another order of eggs	One-year-olds have a different diet with adults. We suggest you order mashed potatoes, the taste list is nutritious

表 1 语料集的分割统计状态

Table 1 Segmentation statistical status of corpus sets

语料集	多轮情感交互数目	待回复情感交互数目	均情感交互轮数	各句均词汇数
训练	9 629	3	7.5	14.2
校验	1 152	2	7.8	14.4
测试	575	2	8.1	14.8

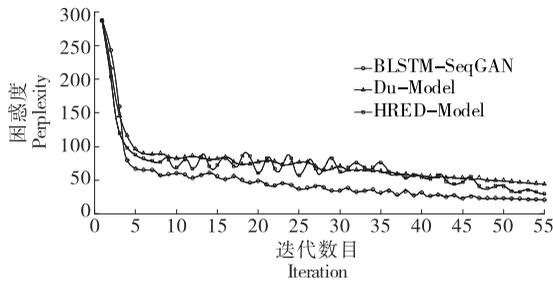


图 10 试验设计与两种基线方法的困惑指标对比
Figure 10 Comparison of confusion indicators between the proposed method and the two baseline methods

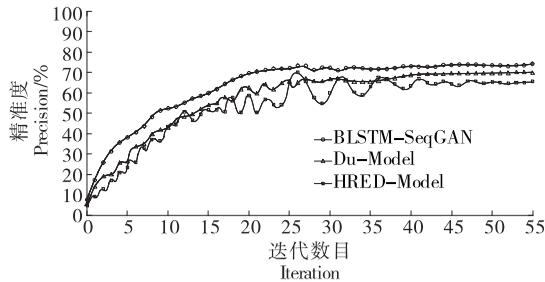


图 11 试验设计和两种基线方法的精准度指标对比
Figure 11 Comparison of precision indexes

R_N ——“Right Negative”,即样本被准确预测为消极情感/情绪的主题;

E_P ——“Error Positive”,即样本被错误预测为积极情感/情绪的主题;

E_N ——“Error Negative”,即样本被错误预测为消极情感/情绪的主题。

3.3 算法的效能对比

图 12 给出试验设计与两种基线方法在 10 个 epoch 中的精准度变化状态。在前 8 个 epoch 的网络训练中,随着 epoch 个数增加,3 种方法的精准度不断增加, BLSTM-SeqGAN 法的精准度明显高于两种基线方法。此外,在 8 个 epoch 之后, Du-Model 法与 HRED-Model 法由于产生了过拟合状况,精准度逐渐降低。试验设计了 BLSTM-SeqGAN 架构,并在训练过程中选用 dropout 策略方法,能够有效规避过拟合问题。表 3 给出 3 种方法在单个 epoch 中的平均训练时间和最优精准度。由表 3 可知, BLSTM-SeqGAN 法的效率与准确率均优于两种基线方法。

4 结论

在 Seq2Seq 网络和 LSTM 神经网络模型的基础上,引入约束型 GAN 架构和主旨型注意力模式,实现基于 BLSTM-SeqGAN 网络的英语点餐情感交互生成,可从输入语言中准确捕获语义,并生成确定情感的信息。在训练过程中选用了 dropout 策略,该方法能够避免参量过拟合,模型优化则选用 Adam 策略,学习率可动态调整。而

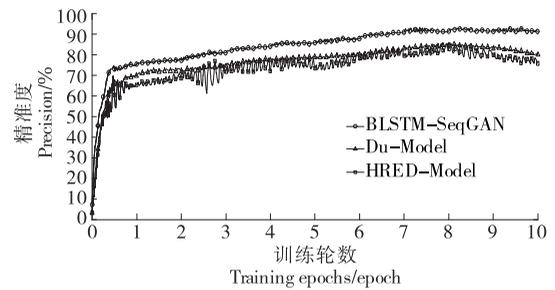


图 12 试验设计方法和两种基线方法在 10 个 epoch 中的精准度变化状态
Figure 12 Precision changes of the three methods in 10 epochs

表 3 试验设计方法和两种基线方法的平均训练时间和最优精准度

Table 3 Average training time and optimal accuracy of the three methods

方法	每轮训练时间/s	最优精准度/%
Du-Model	1 826	85.9
HRED-Model	1 639	83.2
BLSTM-SeqGAN	1 582	92.6

且 BLSTM-SeqGAN 法生成的情感交互回复更加自然,困惑指标更小,并伴随迭代数目增加而稳定程度更高,并能够较快进入最优状态,精准度更高。此外,在单个 epoch 中的平均训练时间最短。

目前,研究尚存在参数训练需要的数据量大,网络结构仍较为复杂的问题。在未来的研究工作中,将分析如何利用少量的训练数据获取更通用的情感特征。

参考文献

- [1] 柳振宇, 薛毓强, 谢祖强. 基于闭环和前馈控制的高速食品分拣机器人控制技术[J]. 食品与机械, 2021, 37(7): 87-93.
LIU Zhen-yu, XUE Yu-qiang, XIE Zu-qiang. Control technology of high-speed food sorting robot based on closed-loop and feedforward control[J]. Food & Machinery, 2021, 37(7): 87-93.
- [2] 黄良沛, 刘洋, 舒勇. 视觉工业点卤机器人控制系统研究[J]. 食品与机械, 2021, 37(3): 89-95.
HUANG Liang-pei, LIU Yang, SHU Yong. Research on control system technology of a kind of vision industrial point halogen robot[J]. Food & Machinery, 2021, 37(3): 89-95.
- [3] 叶楠, 寇丽杰. 多语言机器人深度学习模型构建[J]. 信息与控制, 2020, 49(6): 680-687.
YE Nan, KOU Li-jie. Construction of deep learning model for multilingual robot[J]. Information & Control, 2020, 49(6): 680-687.
- [4] RADULESCU S, WIJNEN F, AVRUTIN S. Patterns bit by bit. an entropy model for rule induction[J]. Language Learning and Development, 2020, 16(2): 109-140.
- [5] CHAKRABORTY R, HASIJA Y. Predicting microRNA sequence using CNN and LSTM stacked in Seq2Seq architecture[J]. IEEE-

- ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics, 2020, 17(6): 2 183-2 188.
- [6] PALADINES J, RAMIREZ J. A systematic literature review of intelligent tutoring systems with dialogue in natural language[J]. IEEE Access, 2020, 8: 164 246-164 267.
- [7] 张凉, 杨燕, 陈成才, 等. 基于多视角对抗学习的开放域情感交互生成模型[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(2): 372-376.
ZHANG Liang, YANG Yan, CHEN Cheng-cai, et al. Open domain dialogue generation model based on multi-view adversarial learning[J]. Computer Application Research, 2021, 38(2): 372-376.
- [8] 王孟宇, 俞鼎耀, 严睿, 等. 基于 HRED 模型的中文多轮情感交互任务方法研究[J]. 中文信息学报, 2020, 34(8): 78-85.
WANG Meng-yu, YU Ding-yao, YAN Rui, et al. Chinese multi-turn dialogue tasks based on herd model[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2020, 34(8): 78-85.
- [9] 易炜, 何嘉, 邹茂扬. 基于循环神经网络的情感交互系统记忆机制[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(11): 3 259-3 264.
YI Wei, HE Jia, ZOU Mao-yang. Memory mechanism of dialogue system based on recurrent neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(11): 3 259-3 264.
- [10] 张永飞, 裴悦妮, 姜艳超, 等. 基于深度卷积神经网络的樱桃分级检测[J]. 食品研究与开发, 2021, 42(14): 138-144.
ZHANG Yong-fei, PEI Yue-kun, JIANG Yan-chao, et al. Cherry grading using a deep convolutional neural network[J]. Food Research and Development, 2021, 42(14): 138-144.
- [11] 陈锂, 邹礼华, 孟可欣, 等. 长短期记忆神经网络在肉制品中铅含量风险预警的应用[J]. 现代食品科技, 2020, 36(8): 317-324, 72.
CHEN Li, ZOU Li-hua, MENG Ke-xin, et al. Application of long short-term neural network in early warning of lead risk in meat products[J]. Modern Food Science and Technology, 2020, 36(8): 317-324, 72.
- [12] 高立秀, 陈得丽, 万兴森, 等. 基于机器学习的切丝后含水率预测及控制方法[J]. 食品与机械, 2021, 37(4): 189-194, 211.
GAO Li-xiu, CHEN De-li, WAN Xing-miao, et al. Prediction and control method of moisture content after cutting based on machine learning[J]. Food & Machinery, 2021, 37(4): 189-194, 211.
- [13] 王庆棒, 汪颖懿, 左敏, 等. 基于 CNN-BLSTM 的食品舆情实体关系抽取模型研究[J]. 食品科学技术学报, 2021, 39(2): 152-158.
WANG Qing-bang, WANG Hao-yi, ZUO Min, et al. Research on entity relationship extraction model of food public opinion based on CNN-BLSTM[J]. Journal of Food Science and Technology, 2021, 39(2): 152-158.
- [14] 朱磊, 刘云清, 赵龙源, 等. 外源脱落酸处理对葡萄果实及葡萄酒中抗氧化成分的影响[J]. 食品科学技术学报, 2021, 39(3): 140-150.
ZHU Lei, LIU Yun-qing, ZHAO Long-yuan, et al. Effects of exogenous abscisic acid treatment on antioxidants in grapes and wines[J]. Journal of Science and Technology, 2021, 39(3): 140-150.
- [15] 李振强, 王树才, 赵世达, 等. 基于机器视觉和机器学习的羊骨架自动分割方法[J]. 食品与机械, 2020, 36(6): 125-132.
LI Zhen-qiang, WANG Shu-cai, ZHAO Shi-da, et al. The calculation methods of goat trunk's segmentation trajectory based on machine vision and machine learning[J]. Food & Machinery, 2020, 36(6): 125-132.
-
- (上接第 109 页)
- [9] 顾兆林, 刘红娟, 李云. NH₃/CO₂ 低温制冷系统研究[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(5): 536-540.
GU Zhao-lin, LIU Hong-juan, LI Yun. Performance of ammonia/carbon dioxide low temperature refrigeration system[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(5): 536-540.
- [10] 余晓明, 冯熙, 李金峰, 等. 复叠制冷系统热力分析与冷凝蒸发器冷凝温度的优化[J]. 流体机械, 2010, 38(9): 73-78, 68.
YU Xiao-ming, FENG Xi, LI Jin-feng, et al. Thermal analysis of cascade system and optimize condensing temperature of the cascade-condenser[J]. Fluid Machinery, 2010, 38(9): 73-78, 68.
- [11] PATEL V, PANCHAL D, PRAJAPATI A, et al. An efficient optimization and comparative analysis of cascade refrigeration system using NH₃/CO₂ and C₃H₈/CO₂ refrigerant pairs[J]. International Journal of Refrigeration, 2019, 102: 62-76.
- [12] DOPAZO J A, FERNÁNDEZ-SEARA J. Experimental evaluation of a cascade refrigeration system prototype with CO₂ and NH₃ for freezing process applications[J]. International Journal of Refrigeration, 2011, 34(1): 257-267.
- [13] 赵瑞昌, 杨永安, 赖锋. 压缩机频率对 R410A/R410A 复叠式制冷系统性能的影响[J]. 制冷学报, 2019, 40(2): 95-99.
ZHAO Rui-chang, YANG Yong-an, LAI Feng. Effect of compressor frequency on the performance of R410A / R410A Cascade Refrigeration System[J]. Journal of Refrigeration, 2019, 40(2): 95-99.
- [14] 陈海瑞, 杨永安, 孔帅, 等. 蒸发温度和压缩机频率对复叠式制冷系统的影响研究[J]. 低温与超导, 2020, 48(2): 93-97.
CHEN Hai-rui, YANG Yong-an, KONG Shuai, et al. Effect of evaporation temperature and compressor frequency on cascade refrigeration system[J]. Cryogenics & Superconductivity, 2020, 48(2): 93-97.
- [15] 张春路. 制冷空调系统仿真原理与技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2012.
ZHANG Lu-chun. Fundamentals of vapor-compression refrigeration and air-conditioning system modeling[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2012.
- [16] 杨永安, 李瑞申, 孙志利, 等. 高温压缩机变转速的复叠式热泵系统性能实验研究[J]. 制冷学报, 2020, 41(3): 65-70.
YANG Yong-an, LI Rui-shen, SUN Rui-li, et al. Experimental research on performance of cascade heat pump system with variable rotation speed of high-temperature compressor[J]. Journal of Refrigeration, 2020, 41(3): 65-70.