

基于 SGAN 的中文问答生成研究

沈杰^{1,2} 瞿遂春¹ 任福继² 邱爱兵¹ 徐杨¹

¹(南通大学电气工程学院 江苏 南通 226019)

²(德岛大学先端科学技术部 日本 德岛 7708506)

摘要 生成对抗网络 GAN(Generative adversarial networks)仅适用于解决连续型数据,同时中文对话模型训练缺乏高质量的样本数据集。研究开放域中文闲聊的问答生成,对话文本是离散型数据,GAN的使用受到限制。设计新的序列对抗生成网络 SGAN(Sequence GAN)来解决此问题。SGAN使用基于强化学习的生成器扩展 GAN,可以解决序列生成问题。同时使用 Actor-Critic 策略梯度训练模型,评价指标采用精准度和召回率。实验结果表明,该对话序列对抗模型能够生成足够的对话样本混淆人为提供的样本。

关键词 问答系统 序列对抗模型 强化学习 Actor-Critic 策略梯度 评价指标

中图分类号 TP391

文献标识码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2019.02.035

CHINESE QUESTION ANSWER GENERATION BASED ON SGAN

Shen Jie^{1,2} Qu Suichun¹ Ren Fuji² Qiu Aibing¹ Xu Yang¹

¹(School of Electrical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, Jiangsu, China)

²(Faculty of Engineering, The University of Tokushima, Tokushima 7708506, Japan)

Abstract Generating antagonistic network(GAN) is only suitable for solving continuous data, while Chinese dialogue model training lacks high-quality sample data sets. This paper has a study on the Chinese question and answer generation of open domain. However, dialog text is discrete data, so the use of GAN is limited. Therefore, we designed a new model called SGAN(sequence GAN) to solve these problems. SGAN extended the GAN by using a method called reinforcement learning to train the generator to solve the problem of sequence generation. SGAN also used a policy gradient called actor-critic to train the networks. The precision and recall rate were used as the evaluation indexes of the model. Experimental results show that the proposed dialogue sequence adversarial model can generate enough dialogue samples to confuse the artificial-provided samples.

Keywords Question and answer system Sequence antagonistic model Reinforcement learning Actor-critic policy gradient Evaluation metrics

0 引言

20世纪90年代,Brown等提出的统计机器翻译模型^[1]应用于问答系统,提供了有效的相关性特征。2014年,Sutskever等提出基于 Sequence to Sequence 架构的神经机器翻译模型^[2]。由于问答系统可看作是特殊的翻译模型,所以使用 Seq2Seq 框架来实现问答聊天回复的自动生成成为一种可能。然而国内外研究

的对话模型多以英文为主,且多有标准的训练数据集,例如2016年斯坦福大学公开的 SQuAD^[3]和2018年的 CoQA^[4]数据集。高质量的中文对话语料缺乏成为限制中文对话模型取得良好效果的关键性因素。为了解决数据集的匮乏,Goodfellow等^[5]在2014年提出一种基于博弈论思想的网络模型,即生成式对抗网络 GAN。该网络由生成器(Generator)和判别器(Discriminator)两部分组成^[6]。生成网络和判别网络都可以选用目前流行的深度神经网络结构^[7]。GAN网络的优

化目标是达到纳什均衡^[8],使得生成网络能够预测样本数据的分布。在自然图像和机器视觉领域,GAN 的研究与应用是最广泛的^[9-12]。

中文问答文本的生成是解决离散序列的问题。起初,GAN 被设计用来生成实数连续数据,直接生成离散词序列是十分困难的^[13]。另外,GAN 只有在生成时才能给出整个序列的得分/损失;对于部分生成的序列,平衡现在和未来的得分作为整个序列得分是很困难的事情^[7]。本文仅研究中文开放域问答聊天数据的生成,同时为了解决这两个问题,设计一种新的序列对抗生成网络 SGAN,对抗训练出一个生成序列,使得网络生成的序列和人为给出的序列相似,不易被分辨出来。同时本文采用 SeqGAN 模型^[13]中的思想,将对话生成任务视为一个强化学习^[14]的问题,选用 Actor-Critic 策略评估的方法,替换了蒙特卡洛策略梯度算法^[15-16]。同时对新网络模型用精准率和召回率等评价标准进行了评价实验。

1 序列生成对抗网络

1.1 序列生成网络结构

本文提出的序列生成对抗网络 SGAN 是基于 GAN 模型设计而得的,同样由生成网络 G 和判别网络 D 组成。该网络计算流程如图 1 所示。虚线框中的结构是 GAN 的计算流程^[17]。网络输入分别为真实数据 x 和随机变量 z 。如果判别网络 D 的输入是人为给定的真实数据 x ,则标注为 1;如果 D 的输入是生成样本数据 $G(z)$,则标注为 0。判别网络作为二分类来判断样本数据的真和伪。如果判断结果为真,数据来源于 x ;如果判断结果为伪,数据来源于 $G(z)$ 。为了使 $G(z)$ 的样本分布和 x 表现一致,网络需要经过无限的迭代优化,使生成器 G 性能得到提升。对抗网络问题实质是一个极小-极大的问题,用表示真实样本数据,是服从均匀分布的随机噪声。GAN 对抗优化过程如下:

$$\min_G \max_D E_{x \sim p_{data}} \log_2 [D(x)] + E_{z \sim p_z} \log_2 [1 - D(G(z))] \quad (1)$$

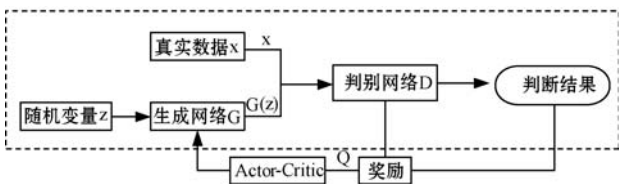


图 1 SGAN 计算流程

1.2 对话生成序列对抗网络

SGAN 中的生成器 G 采用类似于 Seq2Seq (Sequence-to-Sequence) 模型为主体的问答回复结构^[2,18]。该结构使用递归神经网络将源输入映射成一个向量表

示,然后使用激活函数 softmax 计算在目标中生成每个序列句子的概率,损失函数用交叉熵。判别器 D 实质是一个二分类器,采用 CNN 网络基础结构^[19]。对话序列 $\{x, y\}$ 作为 D 模型的输入,输出一个标签。标签指示输入是人为生成的真实样本还是机器生成的伪样本。在给定一个问题的情况下,生成器 G 通过编码-解码过程生成一个伪回复,这个伪回复将和问题构成一个负样本,相反,问题与训练数据中人给定的回复构成一个正样本。处理问答序列设计的 SGAN 模型的对抗框架如图 2 所示。

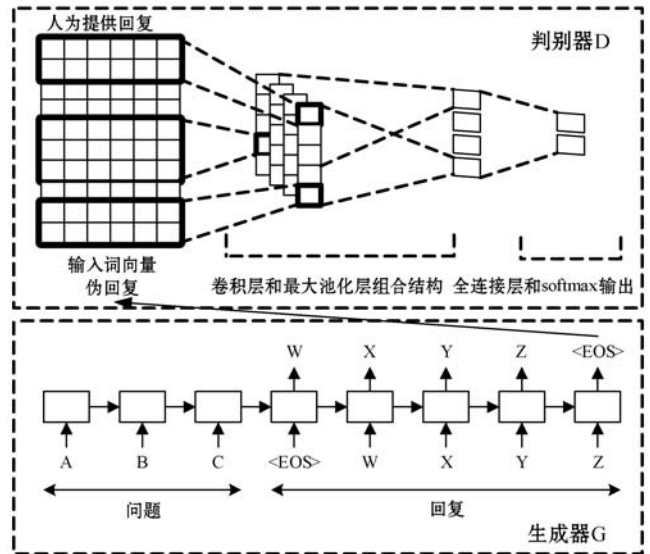


图 2 SGAN 的对话框架

在 SGAN 结构中,基于 Actor-Critic 策略梯度^[20]算法来训练生成网络,根据判别器 D 的输出判别概率通过增强学习来更新 D ,增强学习的奖励通过 D 来计算。

1.3 生成网络和判别网络

生成器 G 模型是基于 RNN 的 Seq2Seq。输入一个序列问题 $\langle ABC \rangle$,产生一个序列回复 $\langle WXYZ \rangle$ 。 $\langle EOS \rangle$ 存储句子的信息或者问题 $\langle ABC \rangle$ 。下式给出了模型输出预测下一个词的条件概率。输出的激活函数为 softmax。

$$P(y_1, y_2, \dots, y_T | x_1, x_2, \dots, x_T) = \prod_{i=1}^T P(y_i | v, y_1, y_2, \dots, y_{i-1}) \quad (2)$$

判别器 D 采用 CNN 卷积神经网络结构。本文重点关注判别器预测完整序列是人为真实样本数据的概率。输入序列 x_1, x_2, \dots, x_l 表示为:

$$\varepsilon_{1:T} = x_1 \oplus x_2 \oplus \dots \oplus x_{T-1} \oplus x_T \quad (3)$$

式中: x_i 是 k 维词向量, \oplus 是矩阵级联算子,用内核 ω 对 l 个词进行卷积运算来产生一个新的特征映射:

$$c_i = \rho(\omega \otimes \varepsilon_{i:i+l-1} + b) \quad (4)$$

式中: ρ 是非线性函数, \otimes 运算符是点积和, b 是偏值。用不同数量且尺寸不同的内核来提取不同的功能;用

最大池化对特征映射 c_i 处理。激活函数为 Sigmoid, 判别器 D 的输出是判别出真实样本 (标签值为 1) 的概率。优化目标是 minimized 值标签与预测概率之间的交叉熵, 表示为:

$$\min E_{Y \sim p_{\text{data}}} [\log_2 D(Y)] - E_{Y \sim G} [\log_2 (1 - D(Y))] \quad (5)$$

SGAN 的训练伪代码如下:

```

Initialize G, D with random weights
Pre-train G
Generate negative samples using G for training D
Pre-train D
For i = 1, G-steps do
  Sample (X, Y) from real data
  Sample  $\hat{Y} \sim G(\cdot | X)$ 
  Compute reward r for (X,  $\hat{Y}$ ) using D
  Update G on (X,  $\hat{Y}$ ) using r
end for
For i = 1, D-steps do
  Sample (X, Y) from real data
  Sample  $\hat{Y} \sim G(\cdot | X)$ 
  Update D using (X, Y) as positive samples and (X,  $\hat{Y}$ ) as negative samples
end for
until SGAN converge

```

2 Actor-Critic 策略梯度

序列生成过程是一个连续的决策过程。生成模型被视为强化学习 (Reinforce Learning) 的主体 (agent), 状态 (State) 是目前为止所生成的词, 动作 (Action) 是待生成的下一个词。强化学习的基本流程如图 3 所示。

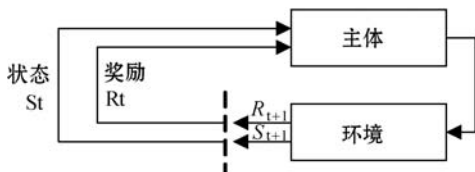


图 3 强化学习流程图

Actor-Critic 策略梯度与对抗网络 GAN 结合, 可以对网络模型进行多级优化使其稳定, 同时 Actor-Critic 策略梯度方法能够很有效处理强化学习中的序列任务^[21]。Actor-Critic 是一种近似估计的策略梯度方法, 所以会不可避免地引入偏差值, 容易使模型出现复杂化或者过拟合的现象。

判别器 D 用来评估序列并反馈评估, 以指导生成模式。用 Actor-Critic 策略梯度直接训练生成模型, 避免了 GAN 中离散数据的分化困难。强化学习可以解决顺序决策过程。将序列生成器建模为选择下一个词的策略, 可以采用策略梯度方法来优化发生器。SGAN

使用基于强化学习的生成器扩展了 GAN, 可以解决序列生成问题。

使用策略梯度方法是促使生成模型能够生成与人类话语混淆的语句。将判别模型 D 判别出真实样本的概率值视为回报值, 用 $R + \{x, y\}$ 表示, 该回报值可以作为生成模型 G 的奖励, 并用 Actor-Critic 算法来训练出生成模型的最大期望奖励:

$$J(\theta) = E_{y \sim p(y|x)} (R + (\{x, y\}) | A(s, a)) \quad (6)$$

为了保证当前问答状态的梯度不变, 原则是基线函数仅与状态有关, 和行为无关。为了减少方差, 使用了基于行为-价值函数减去偏差基线值的方法。式 (6) 中 $A(s, a)$ 是优势评估的行为价值函数。给定一个中文问题序列输入 x , 通过该策略抽样生成回复 y , 将 $\{x, y\}$ 放入判别模型 D。基于基线函数的 Actor-Critic 策略梯度可表示为:

$$\nabla J(\theta) \approx [R + (\{x, y\}) - b(\{x, y\})] \nabla \log_2 \pi(y|x) = [R + (\{x, y\}) - b(\{x, y\})] \nabla \sum_t \log_2 p(y_t | x, y_{1:t-1}) \quad (7)$$

式中: π 表示生成响应的概率。 $b(\{x, y\})$ 表示用于减少估计的方差同时保持其无偏差的基线值。判别模型 D 会以人为生成的对话为正例, 机器生成的对话为负例进行同步更新。为了在模型更新时, 不同人生成的样本对应不同的权重且保证人为生成的样本总具有非负权重值, 判别器将对人为生成和机器生成的句子分别打分。如果人为生成的句子高于设定的基值, 那么生成器 G 将对人为生成样本和分值进行更新。

Actor-Critic 策略评估解决了原先蒙特卡洛树搜索算法带来的方差较大的问题, 文本利用 $A(s, a)$ 价值函数相对准确地评估状态价值, 并对策略进行及时更新, 避免了蒙特卡洛树搜索方法一个状态更新 N 次的繁琐处理。

3 实验结果与分析

本文用人人网小黄鸡中文闲聊对话语料为预训练生成模型的数据集。由于高质量的中文对话语料较少, 所以模型的真实数据是由一种训练好的对话数据清洗模型提供。真实数据是来自于 45 万多小黄鸡问答数据对, 用全部数据集对生成模型 Seq2Seq 模型做预训练, 运用最大似然估计的方法训练模型, 同时加入了小批量训练的方法。生成模型学习率为 0.000 5, 有两层 LSTM 层共 1 024 个神经元, 梯度最大阈值为 5.0, batch_size 设置为 64, 训练迭代次数为 250 万次。图 4 为预训练生成器 G 的损失曲线。纵坐标是损失值, 横

坐标为迭代次数。在训练至 12 000 次左右,模型损失已经降到 2.5 以下,在 20 000 次左右,loss 趋于 2.2。此时模型困惑度从 45 左右降到 20 附近。模型测试阶段使用 beam search 算法来寻找最优结果^[22],并通过设置 $K=1$ 得到最优的回复。

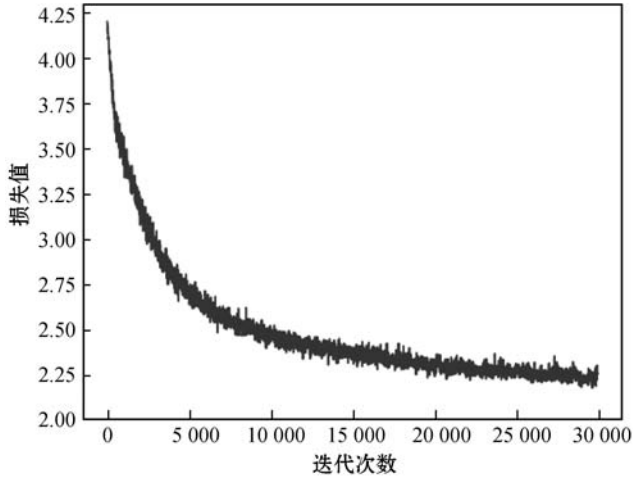


图 4 损失曲线

由于数据集中存在问题与回复不匹配且低俗暴力的样本,数据集的内容不能全部认为是人为数据。需要从数据集中挑选质量较高的问答对作为真实数据。本文用训练好的数据清洗框架 Matcher 模型^[23]对原始数据集进行处理,获得 10 万对小黄鸡样本作为 SGAN 的真实数据,视为正样本数据。将 10 万对人为样本放入生成器 G,获得的 10 万对机器生成的样本看作为负样本数据。

生成器生成一批序列,然后获得每个词的奖励,将序列与其对应的奖励放入生成器,用策略梯度的方法更新生成器的参数。这个阶段,判别器不发生任何改变,只是给出当前生成情况反馈奖励值。

判别器 D 的训练集来自于带有标签值为 1 的真实样本数据和带有标签值为 0 的生成样本。判别器是一个二分类的 CNN 卷积神经网络,利用交叉熵为损失函数^[24]。同样,判别器也用了最大似然估计的方法作预训练,输入四维张量,经卷积池化线性化得到一个二维张量,预训练中用了 L2 正则化和 Dropout。词向量维度为 64,L2 正则化的权重值设置为 0.2,dropout 值设置为 0.7,batch_size 为 64。

预训练之后,生成网络 G 和判别网络 D 被交替地训练。生成器通过策略梯度更新参数训练得到进步,判别器需要定期重新训练,以保持和生成器的同步更新。用不同的负样本和正样本组合的方法减少估计的差异。

实验中发现,当生成器 G 收敛速度提高,判别器 D

往往得不到充分的训练,导致一直提供错误反馈;当增加判别器的训练次数,训练不稳定情况会得到缓解;用固定的正样本和不同的负样本混合,可以获得多个数据集;当判别器给出多个伪样本时,强调正样本,可以给判别器更好的学习指导。

3.1 模型评价

由于计算困惑度是评价模型和某些数据吻合度的一个很好的指标,但是它不适合于对话模型的评价。虽然基于 N-gram 算法的 BLEU^[25]在机器翻译是权威的评判标准,但是同样不适于对话系统,原因是重叠词与给定回复的冲突评价。人为评估方法虽然是理想的,但是没有很好的扩展性与可解释性^[26-27]。本文评价模型根据召回率^[28-29]和识别精确度^[29-30]的综合评价指标来定性评判模型。精确率是就判别结果而言,表示判别为真的样本中有多少是真实数据提供的正样本。召回率是针对样本数据的,表示样本中正样本有多少被判别正确,即判别出人为提供的真实样本。图 5 给出的是模型训练召回率和精确率的关系分布。

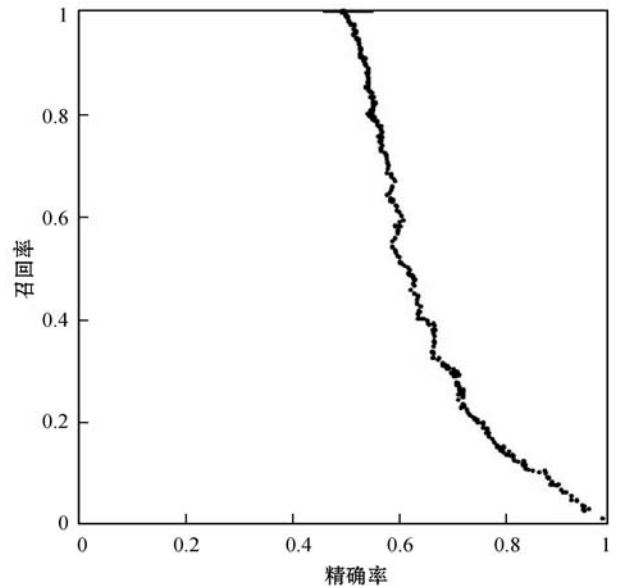


图 5 SGAN 评价指标关系分布

图 5 中横坐标为判别器 D 的精确率,纵坐标为召回率。由图 5 可以得到,随着对抗模型训练无限的迭代,判别准确率精度越来越高的同时召回率越来越低,意味着生成器 G 生成的伪样本和真实样本越来越相近,同时判别器 D 越来越难区分样本的来源是正样本还是负样本。直至模型收敛,召回率为 0 时,判别器已经无法分辨对话样本数据来源,达到实验目的。

为了进一步直观地评价问答效果,本文还补充了问答相关性的评价试验。基于余弦相似性原则,对平均和贪婪两个指标对问答句中的单词向量进行匹配测

试。相关性评价得分结果如表 1 中给出。

表 1 相关性评价指标得分

模型	平均度量	贪婪度量
Seq2Seq	0.698	0.557
SGAN	0.714	0.593

由表 1 可看出,序列对抗模型 SGAN 的问答效果要优于 Seq2Seq。由于 Seq2Seq 模型本身并未考虑问答的多样性和信息性,所以本文并未对回复多样性进行实验验证。

3.2 实例

为了直观地表现对抗模型和 Seq2Seq 模型的回复性能,表 2 给出了一些两模型就单轮对话回复的实例。比较两个模型,可以发现 SGAN 序列对抗模型可以生成内容更为丰富的回复,比 Seq2Seq 回复效果要好,且生成的对话皆可作为真实样本数据供以后优化模型训练使用。

表 2 模型生成对话回复的样本实例

问题: 不想学习怎么办? Seq2Seq: 好好学习 SGAN: 没事,待会儿再学
问题: 我很无聊,没人聊天 Seq2Seq: 陪你聊天 SGAN: 甄嬛传不错,推荐你看
问题: 我的手机没电了? Seq2Seq: 那就快去睡 SGAN: 这儿不能充电
问题: 你喜欢吃米饭还是面条? Seq2Seq: 米饭 SGAN: 喜欢吃扬州炒饭

4 结语

本文主要为了解决中文对话语料的缺乏,提出一种基于对抗模型的序列对抗模型 SGAN 来生成单轮对话。为了有效地训练序列对抗网络,本文使用 Actor-Critic 梯度评估方法。为了解决模型奖励的及时反馈问题,使用了基线行为函数代替蒙特卡洛树搜索的方法,同时降低了系统方差。本文用召回率和精确率作为模型的评价指标,同时使用辅助的问答相关性指标对所提模型进行直观测试。实验表明,提出的对话序列对抗模型能够生成足够的中文对话样本来混淆人为提供的样本,对中文对话数据集的构建和优化对话模型有重要的指导意义。

参 考 文 献

- [1] 刘群. 统计机器翻译综述[J]. 中文信息学报, 2003, 17(4): 2-13.
- [2] Sutskever I, Vinyals O, Le Q V. Sequence to sequence learning with neural networks[C]//Advances in neural information processing systems. 2014: 3104-3112.
- [3] Rajpurkar P, Zhang J, Lopyrev K, et al. Squad: 100,000 + questions for machine comprehension of text[EB]. arXiv preprint arXiv:1606.05250, 2016.
- [4] Reddy S, Chen D, Manning C D. Coqa: A conversational question answering challenge[EB]. arXiv preprint arXiv:1808.07042, 2018.
- [5] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets[C]//Advances in neural information processing systems. 2014: 2672-2680.
- [6] 王坤峰, 苟超, 段艳杰, 等. 生成式对抗网络 GAN 的研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 321-332.
- [7] Li J, Monroe W, Shi T, et al. Adversarial learning for neural dialogue generation[EB]. arXiv preprint arXiv:1701.06547, 2017.
- [8] Grammatico S, Parise F, Colombino M, et al. Decentralized convergence to Nash equilibria in constrained deterministic mean field control[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2016, 61(11): 3315-3329.
- [9] Madry A, Makelov A, Schmidt L, et al. Towards deep learning models resistant to adversarial attacks[EB]. arXiv preprint arXiv:1706.06083, 2017.
- [10] Tramèr F, Kurakin A, Papernot N, et al. Ensemble adversarial training: Attacks and defenses[J]. arXiv preprint arXiv:1705.07204, 2017.
- [11] 唐贤伦, 杜一铭, 刘雨微, 等. 基于条件深度卷积生成对抗网络的图像识别方法[J]. 自动化学报, 2018, 44(5): 855-864.
- [12] Akhtar N, Mian A. Threat of adversarial attacks on deep learning in computer vision: A survey[EB]. arXiv preprint arXiv:1801.00553, 2018.
- [13] Yu L, Zhang W, Wang J, et al. SeqGAN: Sequence generative adversarial nets with policy gradient[C]//The Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2017). 2017: 2852-2858.
- [14] Lillicrap T P, Hunt J J, Pritzel A, et al. Continuous control with deep reinforcement learning[EB]. arXiv preprint arXiv:1509.02971, 2015.
- [15] Silver D, Lever G, Heess N, et al. Deterministic policy gradient algorithms[C]//Proceedings of the 31st International Conference on International Conference on Machine Learning—Volume 32. 2014: I-387-I-395.

- [16] Silver D, Huang A, Maddison C J, et al. Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search[J]. *Nature*, 2016, 529(7587): 484.
- [17] 王坤峰, 左旺孟, 谭莹, 等. 生成式对抗网络: 从生成数据到创造智能[J]. *自动化学报*, 2018, 44(5): 769-774.
- [18] Vinyals O, Le Q. A neural conversational model[EB]. arXiv preprint arXiv:1506.05869, 2015.
- [19] Hu B, Lu Z, Li H, et al. Convolutional neural network architectures for matching natural language sentences[C]//Advances in neural information processing systems. 2014: 2042-2050.
- [20] Konda V R, Tsitsiklis J N. Actor-critic algorithms[C]//Advances in neural information processing systems. 2000: 1008-1014.
- [21] Pfau D, Vinyals O. Connecting generative adversarial networks and actor-critic methods[EB]. arXiv preprint arXiv:1610.01945, 2016.
- [22] Wiseman S, Rush A M. Sequence-to-sequence learning as beam-search optimization[EB]. arXiv preprint arXiv:1606.02960, 2016.
- [23] Lowe R, Pow N, Serban I, et al. The ubuntu dialogue corpus: A large dataset for research in unstructured multi-turn dialogue systems [EB]. arXiv preprint arXiv: 1506.08909, 2015.
- [24] Kim Y. Convolutional neural networks for sentence classification[EB]. arXiv preprint arXiv:1408.5882, 2014.
- [25] Papineni K, Roukos S, Ward T, et al. BLEU: a method for automatic evaluation of machine translation [C]//Proceedings of the 40th annual meeting on association for computational linguistics. Association for Computational Linguistics, 2002: 311-318.
- [26] Kannan A, Kurach K, Ravi S, et al. Smart reply: Automated response suggestion for email [C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2016: 955-964.
- [27] Kannan A, Vinyals O. Adversarial evaluation of dialogue models[EB]. arXiv preprint arXiv:1701.08198, 2017.
- [28] 王智圣, 李琪, 汪静, 等. 基于隐式用户反馈数据流的实时个性化推荐[J]. *计算机学报*, 2016, 39(1): 52-64.
- [29] 杜慧, 徐学可, 伍大勇, 等. 基于情感词向量的微博情感分类[J]. *中文信息学报*, 2017, 31(3): 170-176.
- [30] 胡国平, 张丹, 苏喻, 等. 试题知识点预测: 一种教研知识强化的卷积神经网络模型[J]. *中文信息学报*, 2018, 32(5): 137-146.
- [6] 王越, 孙瑞侠, 马学刚, 等. 航空材料数据管理与应用平台的开发与应用[J]. *航空制造技术*, 2014, 459(15): 38-43.
- [7] 郝建伟, 肇研. 先进材料性能数据库发展现状及建议[J]. *航空制造技术*, 2001(6): 30-32.
- [8] 沈军, 朱亦刚, 黄新跃, 等. 航空材料数据库领域的现状及展望[J]. *航空材料学报*, 2003, 23(S1): 291-291.
- [9] Ramalhethe P S, Senos A M R, Aguiar C. Digital tools for material selection in product design[J]. *Material & Design*, 2010, 31(5): 2275-2287.
- [10] 尹海清, 刘国权, 姜雪, 等. 中国材料数据库与公共服务平台建设[J]. *科技导报*, 2015, 33(10): 50-59.
- [11] Karditsas P J, Lloyd G, Walters M. The European fusion material properties database[J]. *Fusion Engineering and Design*, 2006, 81(8-14): 1225-1229.
- [12] Over H H, Dietz W. The web-enabled database of JRC-EC, a useful tool for managing European Gen IV materials data [J]. *Journal of Nuclear Materials*, 2008, 376(3): 346-352.
- [13] Yamazaki M, Xu Y. Current status of NIMS structural materials database[C]//Proceedings of the ASME 2009 Pressure vessels and Piping Conference. Prague; 2009: 1561-1568.
- [14] 高玉龙, 刘祖德. EASE4.4 新增中国吸声材料数据库介绍[J]. *电声技术*, 2017, 41(1): 10-14.
- [15] 沈龙凤, 翟向伟, 李春京. 核反应堆材料数据库 N R M D 的设计与实现 [J]. *核科学与工程*, 2015, 35(4): 639-643.
- [16] 李斌太, 邢丽英, 包建文, 等. 先进复合材料国防科技重点实验室的航空树脂基复合材料研发进展[J]. *航空材料学报*, 2016, 36(3): 96-100.
- [17] 李浩, 朱林. 面向服务架构的工程材料库系统的开发[J]. *计算机与数字工程*, 2006, 34(16): 150-152.
- [18] 孙侠生, 强宝平, 杨海, 等. 金属材料性能的确定与标准化 [S]. 中国飞机强度研究所, 2010: 38-537.
- [19] 何庆芝, 肖业伦. 飞机设计手册第 3 册: 材料[M]. 航空工业出版社, 1996.
- [20] 岑冬梅, 陈和平, 张剑波. 基于 SQLite 的二次封装方法在车载导航系统中的应用[J]. *计算机系统应用*, 2008, 17(10): 24-27.
- [21] 罗仕鉴, 龚蓉蓉, 朱上上. 面向用户体验的手持移动设备软件界面设计[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(6): 1033-1041.
- [22] 吴永春, 黄毓瑜. 软件界面设计技术探讨与实践[J]. *工程图学学报*, 2007, 35(6): 52-54.
- [23] 张晨晖, 刘小河, 田雨聪. 基于 Qt 的组态软件图形界面系统的研究与设计[J]. *冶金自动化*, 2017(S1): 203-206.
- [24] 陆文周. Qt5 开发及实例[M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- [25] SQLite homepage[DB/OL]. <http://www.sqlite.org>.

(上接第 97 页)

[5] 王卓, 杨小渝, 郑宇飞, 等. 材料基因组框架下的材料集成设计及信息平台初探[J]. *科学通报*, 2013, 58(35):