

常见神经网络模型在古诗词自动生成中的应用与对比分析

黄颖杰¹ 朱静^{2*} 杨晋昌³

(1. 广州大学 计算机科学与网络工程学院, 广东广州 510006;

2. 广州大学 实验中心, 广东广州 510006;

3. 广州大学 机电与电气工程学院, 广东广州 510006)

摘要: 文本自动生成技术可应用于机器问答对话、智能翻译、新闻稿件自动撰写等任务上, 对包括机器人、新闻传媒、互联网企业等产业具有重要意义。选取以 RNN 循环神经网络、LSTM 和 GAN 对抗生成网络等经典的文本生成模型为代表, 对比各种算法生成古诗词, 并研究它们之间的优缺点。同时探索了文本生成领域的质量评估方式, 对中文古诗自动生成领域的研究有较大的参考意义和研究帮助。

关键词: 神经网络; 中文古诗; 文本自动生成; 深度学习

中图分类号: TP391.43

文献标志码: A

文章编号: 1009-0312 (2020) 05-0055-06

DOI: 10.16002/j.cnki.10090312.2020.05.010

文本生成系统是接受语言、数据、图像等信息形式作为输入, 生成可读的文字表述的技术, 是自然语言处理领域的重要研究分支之一^[1]。文本自动生成技术应用前景广阔, 其研究具有重要意义。如美联社自 2014 年以来就使用 Automated Insights 的 Word Smith 新闻写作软件技术来自动撰写新闻稿件, 大大缩减了记者们的工作量。此类技术的进展标志着文本自动生成技术不再是纸上谈兵, 而是已经对诸如新闻传媒业等行业产生了重大影响。例如对中文网页新闻进行信息抽取的技术等^[2]。

当今自然语言处理领域中, RNN、LSTM、GAN 这三个最有代表性的深度学习模型技术受到了广泛的应用。同时对文本生成结果, 通常的评估方式有 BLEU、ROUGE 等。本文旨在通过研究以上神经网络模型的特点, 以探讨它们的发展历程及各自的优劣, 同时研究几种主流的结果评估方式, 希望将来能在文本生成领域中对神经网络模型的选择和研究提供帮助。

1 常见神经网络模型在古诗词自动生成中的应用分析

古诗词是我国传统文化瑰宝, 在自然语言处

理领域中, 国内的研究工作者研究多集中于将文本自动生成技术用于诗歌生成的任务, 而将这两者结合则极富挑战性。目前在该研究领域基于深度学习的生成方法是研究大趋势, 其中, 基于循环神经网络模型的技术又是一大研究热点。

深度学习算法在自然语言处理领域应用越来越广泛, 如基于语言模型的马尔可夫的语言模型便在数据驱动的文本生成中有着重要的应用^[3]。近年来深度学习技术发展迅速, 其中, 神经网络也已开始应用于文本生成任务中, 例如采用 RNN (循环神经网络) 生成中文古诗词^[4], 但 RNN 模型本身存在梯度消失、梯度爆炸等问题, 难以处理好长度较长的文本序列与前后上下文间的关系。所以, 结合 LSTM 网络以解决此类前后文长期依赖问题^[5], 效果显著。GAN (生成对抗网络) 于 2014 年提出^[6], GAN 由生成器 G 和判别器 D 构成。GAN 的特点是进行 G 和 D 的博弈训练来提升效果。GAN 较好的解决了参数训练繁琐的问题, 但它存在不适合生成离散数据、生成器反馈数据稀疏等缺点。

以下将对上述三种常见神经网络展开介绍和应用对比分析。

收稿日期: 2020-05-12

作者简介: 黄颖杰 (1997—), 男, 广东广州人, 主要从事文本生成算法研究。

* 通讯作者: 朱静 (1980—), 女, 天津人, 实验师, 主要从事移动机器人导航技术、机器视觉、自然语言处理技术的研究, Email: 35408236@qq.com。

1.1 传统 RNN 在古诗词自动生成中的应用

循环神经网络 (Recurrent Neural Network, 简称 RNN) 是机器学习中的一种模型。它以序列数据为输入, 在序列的前进方向进行循环递归且所有节点单元按链式连接的神经网络。JEFFREY^[7] 最早提出了 RNN 模型。RNN 可以有效地针对序列数据 (例如语言文本) 进行学习, 提取到序列数据中的非线性特征, 所以 RNN 适用于自然语言处理 (Natural Language Processing, 简称 NLP) 领域, 例如文本生成、手写识别、语音识别、机器

翻译等。

RNN 的网络结构如图 1, 左侧是结构图, 按每次循环来展开之后便是右边的结构图。其中 x 为输入样本, o 为隐藏层结果, s 是节点, w 是权重并且会每层循环传递更新下去。输出结果乘以一个非线性的激活函数, 常用的有 sigmoid 和 tanh 函数等。RNN 之所以称为循环神经网络, 即一个序列当前的输出与前面的输出相关, 循环生成后续字符。RNN 能够有效地捕捉到古诗词文本等数据中内在的相关性, 其结构如图 1 所示。

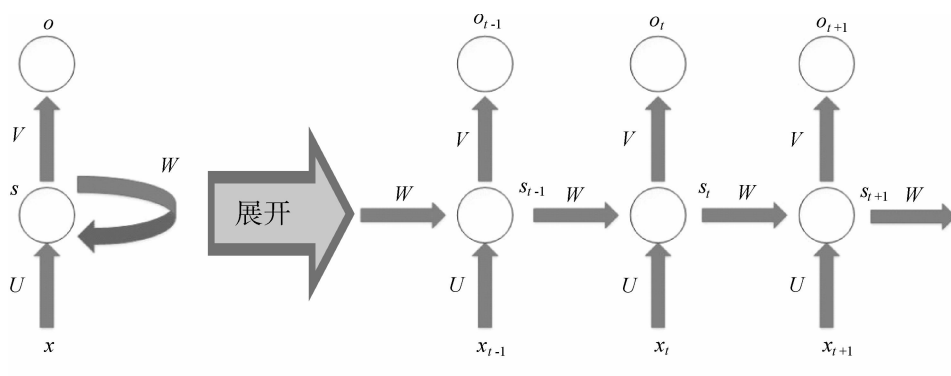


图1 RNN模型的展开

图1中, 时间点 t 上的参数状态 s_t 的计算公式如下:

$$s_t = f(Us_{t-1} + Wx_t), \quad (1)$$

式(1)中的函数 f 是该层使用的激活函数。而图1中的 o_t 是在时间节点 t 上的输出, 计算公式如下:

$$o_t = g(Vs_t), \quad (2)$$

式(2)中的函数 g 则是一个多层网络或者是一个激活函数。

早期 RNN 在提出后因为训练困难而应用较少, 后来经过学术界的不断深入研究和尝试, 得以广泛应用。DUKL^[8] 对近年经过后续改善的 RNN 的应用领域进行了介绍。RNN 在中文古诗词生成的应用上, Zhang^[9] 的论文起到了重要意义, 论文中使用的 RNNPG (RNN-based Poetry Generation) 是一个基于 RNN 的中文古诗生成模型, 生成过程为: 先给定关键词确定古诗主题, 模型基于关键词、语料库等条件生成候选诗句, 并会对所有候选诗句评分, 选出分数最高的诗句作为首句, 再由首句生成下一句, 最终完成完整的一首古诗。这是研究领域首次将 RNN 应用于自动生成中文古诗, 推动了汉语文本自动生成的研究。但 RNNPG 只能在首句表达出选定的古诗主推, 其后续生成的内容较易偏离主题, 表达效果仍有待完

善。因此后续 Zhang^[10] 和 Luo^[11] 陆续提出了主题优化模型, 使生成的中文古诗词质量进一步提升, 更具灵活性和创造性。

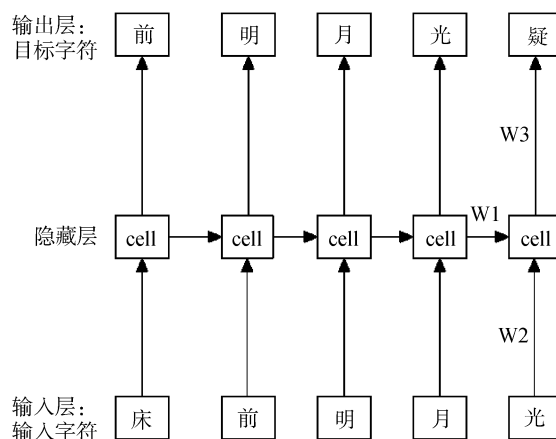


图2 RNN模型生成“床前明月光”

RNN 从结构上虽然能够运用到之前的序列信息, 但典型 RNN 模型在训练过程中, 可以使用的历史信息很有限。新输入的信息会覆盖隐藏层的输入, 使距离当前时间较早的输入信息随着篇幅的扩展对权重的影响越来越小。这是典型的 RNN 的“梯度消失”问题 (Vanishing Gradient Problem), 此问题在 Kolen^[12] 中已经引起研究工作者们的关注。这种梯度消失会导致 RNN 在古诗文本

生成的应用中, 生成的新文字与较早的前文内容关联太少, 导致上下文诗句不连贯、主题偏离等问题。所以, 后续的研究工作者们针对该问题尝试寻找出解决方法, 进而提出了长短期记忆网络 LSTM (Long-Short Term Memory)。

1.2 长短期记忆网络 LSTM 在古诗词自动生成中的应用

LSTM (Long-Short Term Memory), 即长短期记忆网络, 是一种在 RNN 的基础上改进的神经网络。它解决了 RNN 的梯度消失问题, 在神经元节点结构上引入记忆单元概念和门控机制, 使其比传统 RNN 可以更好地处理具有长期依赖关系的时

间序列问题。应用 LSTM 模型生成的古诗词, 能更好地联系上下文, 让新生成的字词不偏离前面的诗词主题。

LSTM 是由 Juergen^[13] 于 1997 年提出, 提出的时间较早但在后续研究与 RNN 呈平行关系。Sunder^[14] 介绍了 LSTM 在文本生成领域的使用, 如图 3 所示 LSTM 在网络结构上主要的改进是节点单元的结构。LSTM 称其为记忆单元 (Memory Cell), 在记忆单元融合门控机制, 即输入门、输出门和遗忘门, 以此来控制参数的传递和计算, 增强或削弱某部分时刻信息输入, 最终实现一个比 RNN 更具记忆力的模型表现。

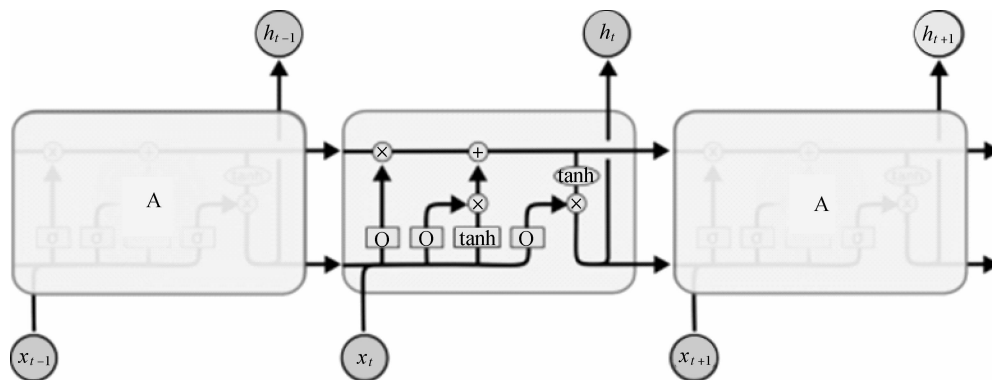


图3 LSTM模型的结构

结合图 3 的模型, LSTM 模型的数据计算公式表述如下, 其中 W 是权重, sig 和 tanh 分别是激活函数 sigmoid 和 tanh, \odot 是逐元素相乘计算。公式如下。

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{e^{-x} + 1}, \quad (3)$$

$$\text{tanh}(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, \quad (4)$$

$$\text{输入门: } i_t = \text{sig}(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1}), \quad (5)$$

$$\text{遗忘门: } f_t = \text{sig}(W_{xf}x_t + W_{hf}h_{t-1}), \quad (6)$$

$$\text{输出门: } o_t = \text{sig}(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1}), \quad (7)$$

$$\text{输入值: } \tilde{c}_t = \text{tanh}(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1}), \quad (8)$$

$$\text{状态值: } c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t, \quad (9)$$

$$\text{输出值: } h_t = o_t \odot \text{tanh}(c_t), \quad (10)$$

基于上述公式原理, LSTM 模型即实现了门控机制强化主题, 更好地确保了前后文的连贯性。

目前在中文古诗自动生成技术研究中, RNN 和 LSTM 看似并行, 但实际上大多数都是基于 LSTM 的神经网络结构为主。WANG^[15] 将 LSTM 应用于中文古诗生成, 基于爬虫抓取数据和预处理过的杜甫诗词数据进行训练, 最后生成了具有

较好效果的模仿杜甫风格的诗句。

对比经典 RNN, LSTM 模型在一定程度上改进了梯度爆炸、前后文联系等问题, 但仍无法实现对文本信息的更好控制, 有时仍会出现一些生成诗词前后文风不统一的情况。后续研究者在 RNN、LSTM 的基础上, 一方面通过结合其他结构、更改激活函数等方法来优化, 另一方面探索应用新的神经网络模型以提升诗词生成质量, 促使生成对抗网络近年来成为主流研究热点之一。

1.3 生成对抗神经网络 GAN 在古诗词自动生成中的应用

生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN), 由 Goodfellow 等人^[16] 提出, 采用无监督的学习方法, 通过用对抗网络来训练生成模型。所谓对抗网络由两个网络组成: 生成网络 G 用于拟合数据分布, 判别网络 D 用来判断输入数据的真实性。在训练过程中, 生成器 G 要尽量模仿训练集来生成尽可能模仿真实的生成数据, 用以“迷惑”判别器 D ; 而判别器 D 则要尽量分辨真实数据和生成数据来“识破”生成器 G 。GAN 的训练过程就是两个网络不断变得更好的博弈过程。理想情况下, 训练后得到的结果应该是一个

几近以假乱真的生成模型。尽管现实中 GAN 仍有很多问题存在,但在自然语言处理多个领域都已取得了较好的表现。

最早 GAN 更多的是应用于视觉图像领域,例如 Denten 等人^[17]将其用于自然图像的研究中,生成图像质量实现了大幅提升。如果将其应用迁移到语言处理问题,对中文古诗等序列数据生成任务,GAN 往往会面临生成器难以生成离散数据的情况。该问题在 Huszar^[18]和 Dash 等人^[19]的文献中均有提及,同时 GAN 模型也存在梯度消失导致生成器从判别器获得反馈过少等问题。

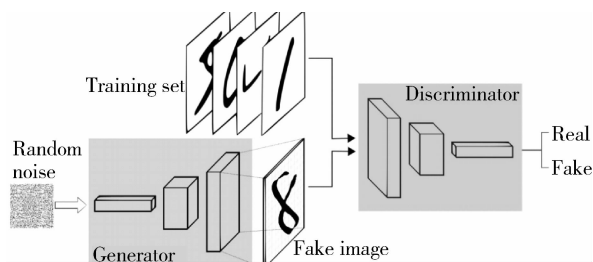


图4 GAN模型的结构

结合图4结构, GAN 的整体优化目标函数如下:

$$\arg \min_G \max_D V(G, D), \quad (11)$$

其中 $V(G, D)$ 是指判别器辨别能力, 公式如下:

$$V(G, D) = E_{x \sim P_{data}} [\log D(x)] + E_{x \sim p_g} [1 - \log D(x)]. \quad (12)$$

将 GAN 应用到文本生成上, 研究者需要对其原始模型做出改进。针对生成离散数据和梯度消失等问题, Che^[20]和 Lin^[21]分别提出了改进的 MaliGAN 和 RankGAN 模型来进一步提升生成质量。RankGAN 将原始模型中的二值分类判别器改进为以余弦相似度为基础的排序模型, 让判别器的反馈具有更好的连续性。在中文古诗生成的应用上, Yu^[22]进一步提出了 SeqGAN 模型, 结合了强化学习技术, 提出以回报函数控制强化学习质量。他们基于 16 394 首中文五言古诗进行训练, 最后生成的诗句质量堪比著名诗人的数据评分。SeqGAN 模型是将 GAN 用于文本生成领域的一大重要突破, 尤其是在中文诗歌生成领域。在此基础上, 随后由 Guo^[23]提出的 LeakGAN 模型, 也实现了生成质量的进一步提升。

GAN 模型依旧是当下的研究热点, 有关它的新模型、新方向层出不穷, 相信未来 GAN 在古诗生成中会有更好表现。

2 古诗词生成模型评估对比分析

2.1 古诗词生成模型的评估方法

针对中文古诗自动生成的模型效果评估, 学界目前并没有统一的、针对性的评估方法, 但孙博^[24]等探索了初步可行的几种方法。目前该领域常用的方法主要分为两种: 一是人工方法判断; 二是以算法模型划分训练集与测试集并计算两样本间的相似度, 即采用相对客观的机器评估算法。长久以来人工判断评分多适用于古诗生成, 但存在一定的主观性, 并且因为需要数名评估人员的参与所以工作量也会较大。第二种方法目前研究者们使用较多的是双语评估替代技术 (Bilingual Evaluation Understudy, 简称 BLEU)。BLEU 是由 Papineni^[25]提出, 最初来自机器翻译领域的评估技术, 具有计算快、易理解、无关语言种类、应用广泛等特点, 调整后多用于评价各类文本生成质量, 即计算生成数据和真实数据之间的相似度。BLEU 虽然不考虑语法结构和语义正确性, 但是在生成文本较长且真实数据足量的情况下可以达到一个不错的评价水平。BLEU 的输出是一个 0 到 1 之间的数, 越接近 1 表示评估文本与真实文本越相似。

常用的客观评估算法除了 BLEU, 还有 ROUGE 等。ROUGE 的全称是“面向召回率的摘要评估辅助工具”, 它的最大特点是基于召回率, 但缺点也是只局限于召回率, 且它是基于字的对应而非基于语义的对应。BLEU 计算是基于准确率, 作为所有文本评价指标的源头, 是评价机器翻译、文本生成的主流方法。故采用 BLEU 作为客观评估方式, 用以对比生成效果。

以下将分别使用人工判断和 BLEU 两种方式, 来对以上 RNN、LSTM、GAN 模型生成中文古诗的效果进行评估。

2.2 三种模型的古诗词生成效果评估

分别使用 Zhang^[9]的 RNNPG 模型来代表 RNN, 使用 Sutskever^[26]的 LSTM-RNN 模型来代表 LSTM, 使用 Lin^[27]的 RankGAN 模型来代表 GAN。分别使用以上三种模型, 在输入相同的关键词、生成相同数量的五言诗句的条件下, 做一个三者之间中文古诗生成效果评估和对比。

表 1 是对以上三个模型生成的中文古诗中, 各一句的范例。为防止样本过少引起的片面性, 在人工评估环节, 对每种方法生成的五言律诗各随机选取了风景主题 50 首五言格律诗作为对比

样本。在机器评价的环节,随机选取了每种模型各1 000首风景主题的五言律诗作为评价对象。

表1 三种模型生成的中文古诗范例

RNNPG	白鹭窥鱼立,青山照水开。
LSTM-RNN	江焰红花里,风经雨起烟。
RankGAN	秋风洗尘埃,落叶满地苔。

在人工评价环节,邀请了23位汉语言专业的专家来进行人工评分。评分的方式就是在四项标准下评0分或1分,0分代表不符合,1分代表符合,一首诗分数就是四项的分数总和(0~4分之间的分数),一个模型的分数是其生成的所有诗的平均分。评分过程都是随机选取不同模型的诗来盲评,以尽可能地保证公平客观性。参考Zhang等在论文中的评分标准,给出生成的五言诗的四项评分标准如表2所示。

在双语评估替换分数(BLEU)算法评测环节,使用BLEU。对于一组待评估的文本,将其表示为 c_i ,而对应的参考文本为 $s_i = \{s_{i_1} s_{i_2} \dots s_{i_m}\}$ 。 n 表示N元语法的词组长度, $h_k(c_i)$ 表示 w_k 在待评估文本 c_i 中出现的次数, $h_k(s_{ij})$ 表示 w_k 在参考文本中 s_{ij} 出现的次数。待评估文本与参考文本的重叠度公式如下:

$$CP_n(C, S) = \frac{\sum_i \sum_k \min(h_k(c_i), \max_j h_k(s_{ij}))}{\sum_i \sum_k h_k(c_i)} \quad (13)$$

对以上三种模型生成的诗句进行计算,表3是三个模型的BLEU和人工评价分数。

注意,表2中的人工评价和BLEU分数的计算标准不同,人工评价的分数计算方法上面有述,是0~4分之间的范围;而BLEU则有相应的计算公式,能够反映出自动生成的古诗的单个句子与标准诗句之间的相关度,是一个0到1的范围,从其它学者的相关文献参考来看,表中的3个数据

都属于是在主题关联性、连贯性等主要指标上属于正常范围的评估结果。

表2 对生成五言诗的评分标准

流利性	诗句在语法上是否得当?
诗歌性	语句是否符合古诗的特点?
一致性	不同的诗句间是否保持了主题的一致?
意义性	诗句是否表达了有意义的信息?

表3 三种模型的人工评价和BLEU分数

神经网络模型	人工评价	BLEU
RNNPG	1.863	0.051
LSTM-RNN	1.724	0.049
RankGAN	2.321	0.062

3 结语

以RNN、LSTM、GAN这3种在研究领域内最受广泛应用的模型为对象,对基于神经网络模型的中文古诗自动生成技术的发展现状进行了介绍和对比。发现这3种源于深度学习技术的模型都比传统方法更灵活,而且这三者在研究和应用表现上不一定是前后迭代关系,对不同技术的深入探究是并行的,无法确定哪种模型具有绝对优势。例如评估分数中,在实验条件下,RNNPG为代表的RNN模型在部分类型诗词上竟然得分会比LSTM模型还要稍高一点。

之前对中文古诗自动生成的研究主要致力于让生成的诗句流畅通顺,今后的研究工作重点在主题升华和加入情感的古诗自动生成。目前的RNN、LSTM、GAN模型及其优化模型,都不是最完美的古诗自动生成模型,所以对神经网络结构的研究需要不断的进一步深入研究,同时,中文古诗自动生成目前缺少了更加专业的评价机制和客观评测算法,这将会成为一大研究热点。

参考文献

- [1] 万小军,冯岩松,孙薇薇.文本自动生成研究进展与趋势[J].CCF中文信息技术专业委员会,2017(3):3-5.
- [2] 何春辉.改进的中文静态网页新闻正文自动抽取算法[J].东莞理工学院学报,2018,25(5):48-50.
- [3] CONROY J M, O'LEARY D P. Text summarization via hidden markov models [J]. In Proceedings of the 24th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, ACM, 2001: 406-407.
- [4] ZHANG X, LAPATA M. Chinese poetry generation with recurrent neural networks [C]//EMNLP. 2014: 670-680.
- [5] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [6] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]//Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems. 2014(1): 2672-2680.
- [7] JEFFREY, ELMAN L. Finding Structure in Time [J]. Cognitive Science Society, 1990: 179-211.

- [8] DUKL, SWAMY MNS. Recurrent neural networks[M]//Neural Networks and Statistical Learning. London: Springer, 2014: 337–353.
- [9] ZHANG X, LAPATA M. Chinese poetry generation with recurrent neural networks[C]//EMNLP. 2014: 670–680.
- [10] ZHANG J, FENG Y, WANG D, et al. Flexible and creative Chinese poetry generation using neural memory[J]. Computer Science, 2017(5): 1364–1373.
- [11] LUO Y, HUANG Y. Text steganography with high embedding rate: using recurrent neural networks to generate Chinese classic poetry[C]//ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security. ACM, 2017: 99–104.
- [12] KOLEN J, KREMER S. Gradient flow in recurrent nets: the difficulty of Learning long term dependencies[M]. Wiley-IEEE Press, 2003: 237–243.
- [13] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1735–1780.
- [14] SUNDERMEYER M, SCHLTER R, NEY H. LSTM neural networks for language modeling[C]//INTERSPEECH. 2012: 601–608.
- [15] WANG K, TIAN J, GAO R, et al. The machine poetry generator imitating Du Fu's styles[C]//2018 International Conference on Artificial Intelligence and Big Data. 2018.
- [16] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]//Proceedings of International Conference on Neural Information Processing Systems. 2014(1): 2672–2680.
- [17] DENTON E, CHINTALA S, SZLAM A, et al. Deep generative image models using a Laplacian pyramid of adversarial networks[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. 2015: 1486–1494.
- [18] HUSZÁR F. How (not) to train your generative model: scheduled sampling, likelihood, adversary[K]. Computer Science, 2015, 7(1): 11–18.
- [19] DASH A, GAMBOA J C B, AHMED S, et al. TAC-GAN-Text conditioned auxiliary classifier generative adversarial network[J]. 2017–03–19: 199–227.
- [20] TONG C. Maximum-likelihood augmented discrete generative adversarial networks[cs. AI]. arXiv: 1702.07983: 2–6
- [21] RAHUL DEY, FELIX JUEFEI-XU, VISHNU NARESH BODDETI, MARIOS SAVVIDES. RankGAN: a maximum margin ranking GAN for generating faces[J]. Computer Vision – ACCV, 2018: 3–18.
- [22] YU Lantao, ZHANG Weinan, WANG Jun, et al. Sequence Generative Adversarial Nets with Policy Gradient[M]. AAAI, 2017.
- [23] GUO Jiaxian, LU Sidi, CAI Han, et al. Long text generation via adversarial training with leaked information[M]. AAAI, 2018.
- [24] 孙博. 基于生成对抗网络的文本自动生成方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- [25] KISHORE Papineni. Bleu: a method for automatic evaluation of machine translation[J]. ACL 02: Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics, 2002: 311–318.
- [26] SUTSKEVER Ilya. Sequence to sequence learning with neural networks[J]. NIPS14: Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems – Volume, 2014: 3104–3112.
- [27] LIN K, LI D, HE X, et al. Adversarial Ranking for Language Generation[C]//Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems. 2017: 3157–3167.

Application and Comparative Analysis of Ancient Chinese Poetry Automatic Generation Based on Common Neural Network

HUANG Yingjie¹ ZHU Jing^{2*} YANG Jinchang³

(1. School of Computer Software and Network Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;

2. Experimental Center, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;

3. College of Electrical and Mechanical Engineering, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China)

Abstract Automatic text generation is an important technology in the field of computer NLP (natural language processing). Natural language text generation can be applied to machine question-and-answer dialogue, intelligent translation, automatic writing of news and other tasks, which is of great significance to industries including robots, news media and Internet enterprises. In this paper, the classical text generation models, such as RNN recurrent neural network, LSTM and GAN antagonism generation network, are selected as representatives to compare various algorithms to generate ancient poetry, and to study their advantages and disadvantages. At the same time, it explores the quality evaluation methods in the field of text generation, which is of great reference significance and helpful to the research in the field of automatic generation of Chinese ancient poetry.

Key words neural network; chinese poetry; text automatic generation; deep learning