Image Caption 学习笔记 Week 1

高崧淇

2022年7月10日

目录

1	Ima	nge Caption 简介																1
2	Show and Tell														2			
	2.1	Model																2
	2.2	Training																2
	2.3	Inference																3
	2.4	Experiments																3
3	Kno	owing When to Look																4
4	总结	Ī																4

1 Image Caption 简介

Image Caption,就是给模型输入一张图片,模型输出一段描述性文字。类似于小学语文的"看图说话"任务。对于人类来说,图像描述是简单而自然的一件事,但对于机器来说这项任务却充满了挑战性。因为机器不仅要能检测出图像中的物体,而且要理解物体之间的相互关系(此处具有很强的二义性,因为根据描述者的关注点和思考角度不同,现实中的图片存在多种描述方式),最后还要用合理的自然语言表达出来。

2 Show and Tell

Image Caption属于图片分类和文本生成的交叉任务, Show and Tell: A Neural Image Caption Generator [1] 把当时 CV领域和机器翻译领域的进展结合起来,提出来用于Image Caption任务的模型。

该模型是端到端的设计,整体采用encoder-decoder架构。图像表示使用ILSVRC 2014分类比赛的冠军模型 [2]编码,文本生成部分使用LSTM解码。

2.1 Model

作者提出了直接最大化给定图像输出正确描述的概率,如 Eq. 1

$$\theta^* = \arg\max_{\theta} \sum_{(I,S)} \log p(S|I;\theta)$$
 (1)

此处 θ 是模型的参数,I 是图像,S 是正确描述句子。因为句子长度不定,所以上式可根据链式法则展开为 Eq. 2

$$log \ p(S|I) = \sum_{t=0}^{N} log \ p(S_t|I, S_0, ..., S_{t-1})$$
 (2)

而RNN网络可以用于 Eq. 3这种当前输出依赖于前序输出的结构,不过 考虑到梯度爆炸的问题,作者选用了LSTM。

$$h_{t+1} = f(h_t, x_t)$$
 (3)

模型架构如图 1。

2.2 Training

文章中使用One-hot向量 S_t 表示每个单词,用特殊记号 S_0 和 S_N 表示句子的开始和终止,图片与词语分别使用CNN和词嵌入映射到同一个空间。经过实验验证,图片只在t=-1的时候输入进网络一次的效果比每个时间都喂进图片效果好。网络的Loss函数如下

$$L(I,S) = -\sum_{t=1}^{N} \log p_t(S_t)$$
(4)

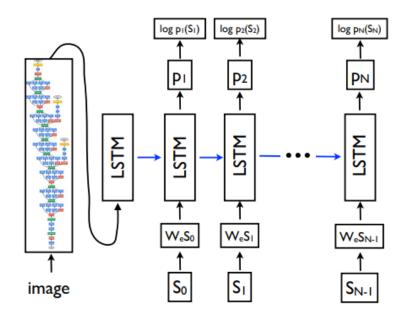


图 1: Architecture of the model.

2.3 Inference

推理方法有两种,直接采样(只取第一个)和集束搜索。

集束搜索 [3]: 在当前级别的状态下计算所有可能性,并按照递增顺序对他们进行排序,但只保留一定数量的可能结果(依据Beam Width决定数量),接着根据这些可能结果进行扩展,迭代以上的动作直到搜索结束并返回最佳解(具有最高概率的那个)。可以理解搜索树的剪枝。

2.4 Experiments

作者使用了BLEU-4 METEOR CIDER和人类评价的方式, Pascal VOC 2008、Flickr8k、Flickr30k、 MSCOCO、SBU几个数据集上做了测试, 获得了如图 2的性能。

Approach	Ima	ge Anno	tation	Image Search						
Approach	R@1	R@10	$\operatorname{Med} r \mid R@1 \mid 1$		R@10	$\operatorname{Med} r$				
DeFrag [13]	13	44	14	10	43	15				
m-RNN [21]	15	49	11	12	42	15				
MNLM [14]	18	55	8	13	52	10				
NIC	20	61	6	19	64	5				

Table 4. Recall@k and median rank on Flickr8k.

Ammaaah	Ima	ge Anno	tation	Image Search						
Approach	R@1	R@10	$\operatorname{Med} r$	R@1	R@10	$\mathrm{Med}\; r$				
DeFrag [13]	16	55	8	10	45	13				
m-RNN [21]	18	51	10	13	42	16				
MNLM [14]	23	63	5	17	57	8				
NIC	17	56	7	17	57	7				

图 2: 性能表现

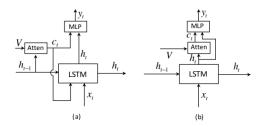


图 3: 改进的注意力LSTM单元

3 Knowing When to Look

Knowing when to look: Adaptive attention via a visual sentinel for image captioning [4] 这篇文章是在注意力应用于编解码器架构后提出的一种改进。主要思路是把注意力机制应用在了时间步上,让模型判断当前时间步下应该更侧重于图像特征还是前序文本。改进了LSTM单元,如图 3,这种改进借鉴Resnet的残差连接思想。

4 总结

经过本周的学习,主要总结几点启发如下:

- 采用机器翻译的思路,图像描述可以看做把图片翻译为文本
- 采用预训练的图片特征层
- 编解码器结构可以很好的适应这种"翻译"任务

参考文献 5

• 对比人工评价的得分,发现BLEU指标并不能很好的表征描述文本的 好坏

参考文献

- [1] Vinyals, Oriol, et al. "Show and tell: A neural image caption generator." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
- [2] Ioffe, Sergey, and Christian Szegedy. "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift." International conference on machine learning. PMLR, 2015.
- [3] BeamSearch https://zhuanlan.zhihu.com/p/58526617
- [4] Lu, Jiasen, et al. "Knowing when to look: Adaptive attention via a visual sentinel for image captioning." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017.