Decoupled Attention Network for Text Recognition

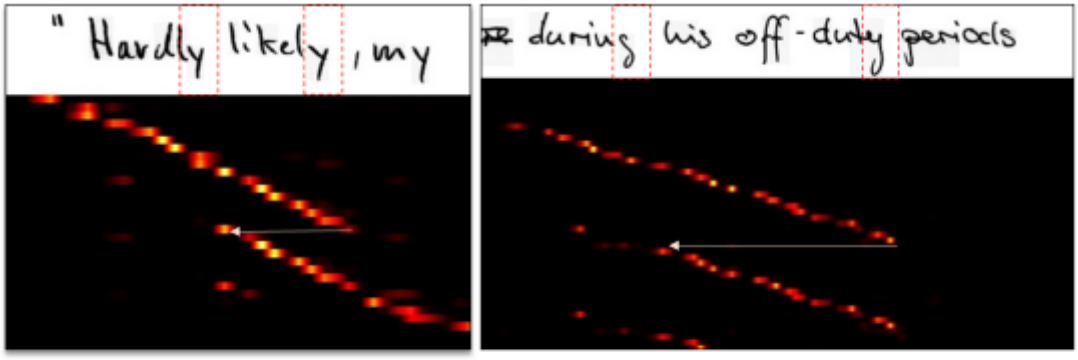
来源：20-AAAI、华南理工

资料：论文、[代码][https://github.com/Wang-Tianwei/Decoupled-attention-network]

背景和思路

目前端到端的文本识别，主要基于LSTM+CTC和seq2seq+Attention两种框架。CTC的缺点是依赖于独立输出的假设，而Attn方法能更好的利用序列的相关信息，主流研究的较多。

Attn方法主要通过**学习特征权重**来解决字符对齐的问题，但传统的Attn方法需要两个输入：1）encoder的图片特征；2）历史的解码信息。实践中发现这种Attn方法会有**字符特征对齐不够准确**的问题。



Decoding result:
{...Hardly likely likely ...}

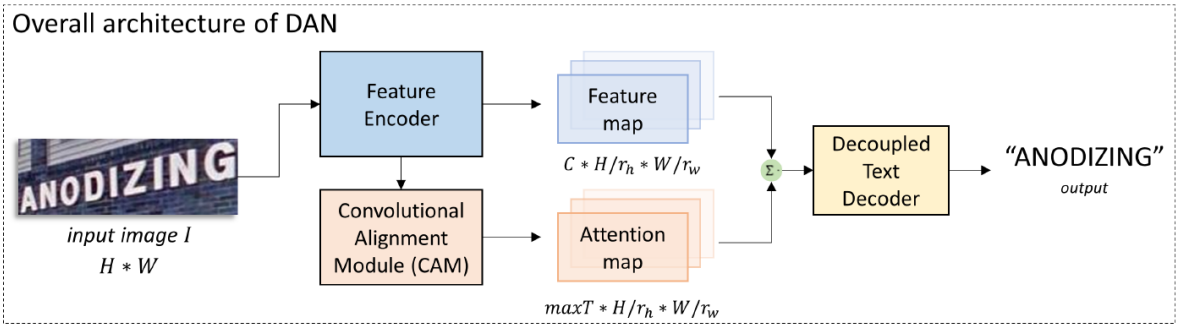
Decoding result:
{...off-dating his...}

论文认为：传统Attn方法利用历史的预测结果来做对齐操作，这样一旦历史预测结果有错误，误差就很容易在之后的对齐中有**积累效应**，导致越来越对不准。

论文提出的新思路是：将字符对齐和解码预测两个过程解耦，直接拿掉解码阶段的反馈。字符对齐本质上是在做特征匹配，论文从图片特征融合的角度来构建新的注意力方法。

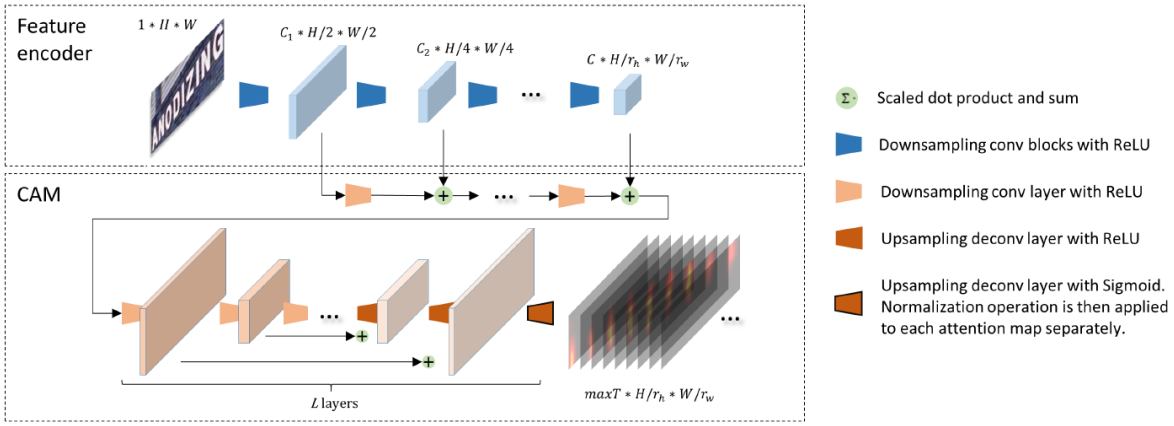
算法关键点

DAN算法主要包括三个模块：**CNN特征提取**模块，**CAM对齐模块**和**RNN解码模块**。CNN计算图片的特征图，CAM也计算一张特征图，两者融合后，送入解码模块。



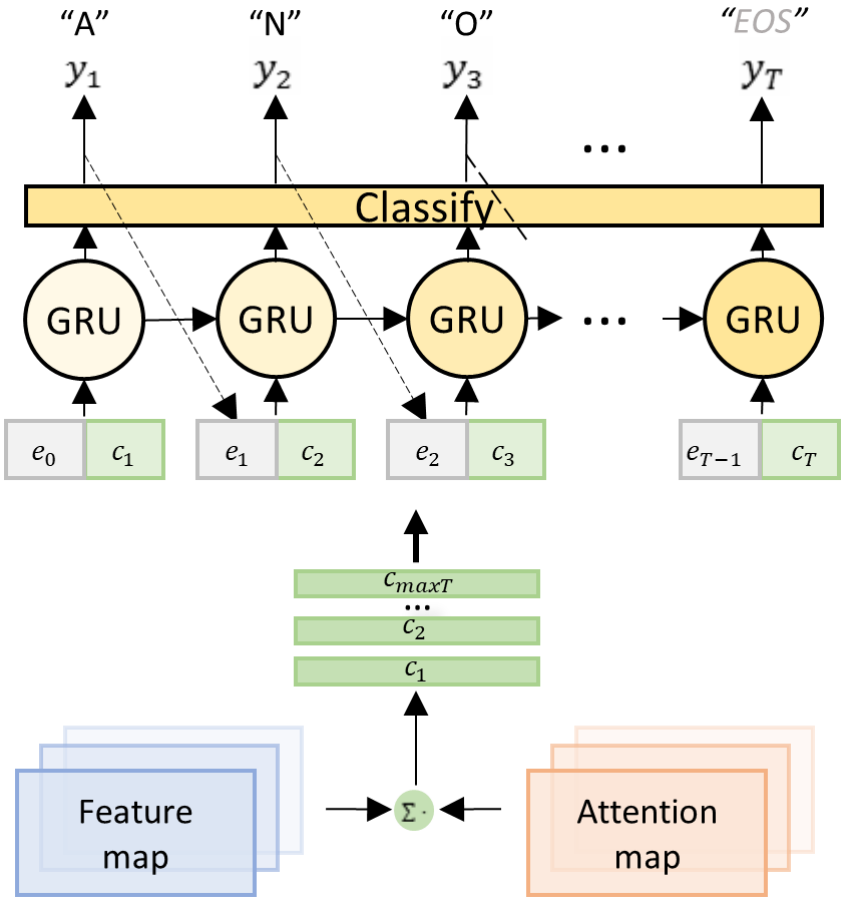
- **对齐模块CAM**

借鉴FPN的思路，先对ResNet提取的各层特征图做下采样，再融合在一起得到特征图M；再借鉴FCN的思路， 在特征图M上做编解码得到一张注意力特征图 [T, H/r, W/r]。



- **RNN解码模块**

  接受融合后的特征向量C，将C送入GRU组成的RNN网络作预测，最后接一层线性层做预测输出。



文本向量C的计算（即怎么融合两张特征图，构成一个RNN序列输入）：

$$c_t = \sum_{x=1}^{W/r_w} \sum_{y=1}^{H/r_h} \alpha_{t,x,y} F_{x,y}.$$

```
C = feature.view(nB, 1, nC, nH, nW) * A.view(nB, nT, 1, nH, nW) # 扩展操作
C = C.view(nB,nT,nC,-1).sum(3).transpose(1,0)  # 求和操作
```

求解GRU的隐含状态；t时刻的预测器输出以及 loss函数：

$$h_t = GRU((e_{t-1}, c_t), h_{t-1}),$$

$$y_t = wh_t + b,$$

$$Loss = -\sum_{t=1}^{T} logP(g_t|I, \theta),$$

算法效果

Methods	Rect	2D	Regular				Irregular		
			IIIT5k	SVT	IC03	IC13	SVT-P	CUTE80	IC15
(Cheng et al. 2017) [1]			87.4	85.9	94.2	93.3	-	-	70.6
(Cheng et al. 2018)			87.0	82.8	91.5	-	73.0	76.8	68.2
(Bai et al. 2018) [1]			88.3	87.5	94.6	**94.4**	-	-	73.9
(Liu et al. 2018)			89.4	87.1	94.7	94.0	73.9	62.5	-
(Shi et al. 2018)	✓		93.4	89.5	94.5	91.8	78.5	79.5	76.1
(Fang et al. 2018)			86.7	86.7	94.8	93.5	-	-	71.2
(Luo, Jin, and Sun 2019)	✓		91.2	88.3	95.0	92.4	76.1	77.4	68.8
(Liao et al. 2019) [1]		✓	92.0	86.4	-	91.5 [1]	-	79.9	-
(Li et al. 2019)		✓	91.5	84.5	-	91.0	76.4	83.3	69.2
(Xie et al. 2019)		✓	-	-	-	-	70.1	82.6	68.9
(Zhan and Lu 2019)	✓		93.3	**90.2**	-	91.3	79.6	83.3	**76.9**
DAN-1D			93.3	88.4	**95.2**	94.2	76.8	80.6	71.8
DAN-2D		✓	**94.3**	89.2	95.0	93.9	**80.0**	**84.4**	74.5

[1] character-level annotation required.

H/r=1就是1D识别器，适合长的规则文本的识别；H/r > 1就是2D识别器，适合不规则文本的识别。在IC13和IC03等数据集上论文的实验效果还是比较先进的。

值得学习的地方：

- 特征融合的思路，提取更准确更丰富的特征
- 在特征输入和输出层加dropout层。