

学界 | 一种新的在线手写体汉字识别的混合参数递归神经网络

2017-11-10 机器海岸线

选自 arXiv

作者: Haiqing Ren, Weiqiang Wang 等

机器海岸线编译

参与: 方建勇

A New Hybrid-parameter Recurrent Neural Networks for Online Handwritten Chinese Character Recognition

Haiqing Ren Weiqiang Wang

University of Chinese Academy of Sciences, CAS, Beijing, China

Email: renhaiqing14@mailsucas.ac.cn, wqwang@ucas.ac.cn

论文链接: <https://arxiv.org/pdf/1711.02809>

摘要: 递归神经网络 (RNN) 适用于处理时间序列。在本文中, 我们提出了一个新的特征, 并将其应用于在线手写汉字识别。与现有的 RNN 模型相比, 所提出的系统涉及三个创新。首先提出了一种新的 RNN 隐层功能, 用于更好地学习时态信息, 我们称之为内存池单元 (MPU) 所提出的 MPU 具有简单的结构。其次, 提出了一种新的混合参数 RNN 结构, 以提高 RNN 的表达能, 所提出的混合参数 RNN 在计算时间维度上的迭代时具有参数变化。第三, 我们将每层的所有输出作为网络的输出进行调整, 堆叠的隐藏层状态结合了所有的隐藏层状态来提高表达能力。在 IAHCC-UCAS2016 数据集和 CASIA-OLHWDB1.1 数据集上进行实验结果表明, 混合参数 RNN 具有更高的识别性能和更高的效率 (参数更少, 速度更快)。提出的 Mem-Pool 池单元被证明是一个简单的隐层功能, 并获得了一个有竞争力的识别结果。



图 1: 用 Leap Motion 传感器的悬空手写实例。



(a) In-air handwritten Chinese characters (b) Handwritten Chinese characters on touch screen

图 2: HCC 和 IAHCC 的比较 (Ren 等, 2017)。

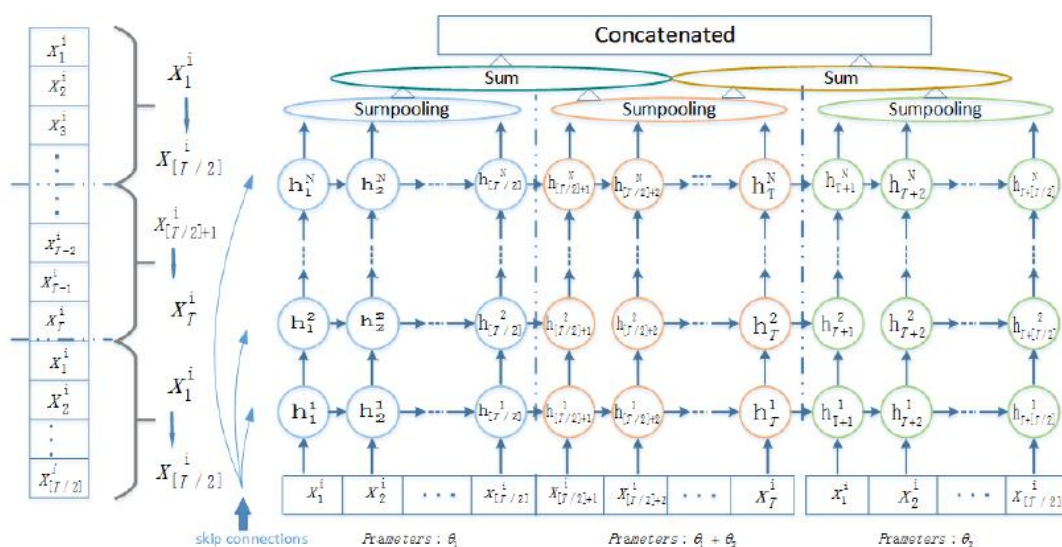


图 3：混合参数 RNN。

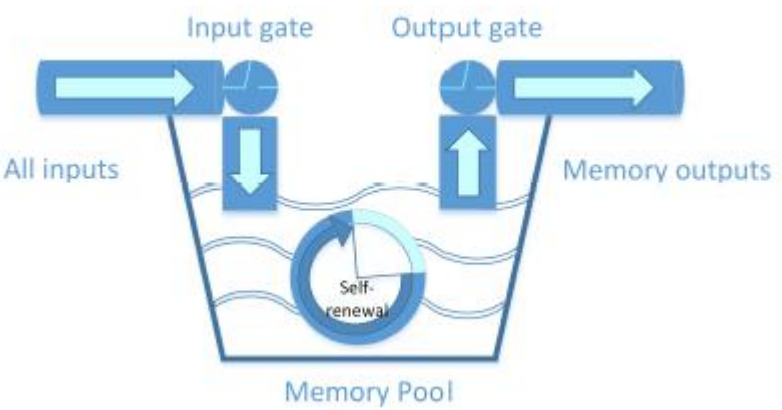


图 4：内存池单元。

Method	General RNNs 256		Hybrid-parameter RNNs 128			Bidirectional RNNs 128			General RNNs 128	
	Paras	Acc.	Paras	speed Sec/sample	Acc.	Paras	speed Sec/sample	Acc.	Acc.	
#1.	2 h_layers	1.58mil	92.2%	0.79mil	0.00127	92.7%	0.79mil	0.00143	92.7%	90.6%
	3 h_layers	1.97mil	92.4%	0.98mil	0.00170	92.9%	0.98mil	0.00202	92.8%	91.4%
	4 h_layers	2.37mil	92.6%	1.18mil	0.00220	92.9%	1.18mil	0.00270	92.9%	91.5%
	5 h_layers	2.76mil	92.6%	1.38mil	0.00284	92.9%	1.38mil	0.00330	92.9%	91.5%
#2.	2 h_layers	1.55mil	95.6%	0.77mil	0.00113	96.3%	0.77mil	0.00136	96.1%	N/A
	5 h_layers	2.74mil	95.7%	1.37mil	0.00231	96.5%	1.37mil	0.00314	96.4%	N/A

256,128 denotes the hidden layer size of corresponding RNNs.

h_layers denotes hidden layers.

#1. and #2. denote experiments carried out on the IAHCC-UCAS2016 dataset and CASIA-OLHWDB1.1 dataset respectively.

表 1：不同方法的识别准确度。

Methods	GRU	LSTM	MPU	MPU&C
2 h_layers	92.2%	91.6%	92.5%	92.5%
3 h_layers	92.4%	92.0%	92.7%	92.7%
4 h_layers	92.6%	92.2%	92.7%	92.7%
5 h_layers	92.6%	92.2%	92.8%	92.8%

表 2：不同方法的识别准确度。

Methods	MPU&C	GRU	LSTM
2 h_layers	95.9%	95.6%	95.3%
5 h_layers	96.1%	95.7%	95.4%

表3：不同方法的识别准确度。

Methods	with stacked	without stacked	synthesize with weighted matrix
2 h_layers	92.6%	92.2%	90.2%
3 h_layers	92.8%	92.4%	91.2%
4 h_layers	92.8%	92.6%	91.8%
5 h_layers	92.8%	92.6%	92.0%

表4：不同方法的识别准确度。

Method	Ours Ensemble	Method#1.	Method#2.
Acc.	93.7%	93.4%	91.8%
<i>Method#1. (Ren et al. 2017), Method#2. (Qu et al. 2016)</i>			

表5：我们和最先进的方法之间的识别准确性的比较（曲等人，2016）。

本文为机器海岸线编译，转载请联系 fangjianyong@zuu.edu.cn 获得授权。

✂-----