# xjz18298268521的博客

**ふ** RSS订阅

### 个人资料



等级: 博客 4 访问: 15万+ 积分: 1802 排名: 2万+

勋章: 📵



# 最新文章

ubuntu下如何安装多版本的python之python3.6.1安装numpy, scipy等依赖包

NASNet学习笔记

SENet学习笔记

Densenet学习笔记

YOLO论文学习笔记

|--|

图割	1篇
C++	2篇
双线插值算法	1篇
caffe	5篇
caffe学习笔记	14篇

展开

归档	
2018年1月	5篇
2017年4月	1篇
2017年3月	3篇
2017年2月	1篇
2017年1月	2篇





收藏







# 微信

#### 热门文章

### 双线性插值算法的详细总结

阅读量:36850

caffe多任务学习之多标签分类

阅读量:10375

Caffe学习笔记2:Windows下安装和搭建ca

ffe框架 阅读量:9720 SPPnet论文总结 阅读量:9512

Yolo的搭建和在Windows下封装以及工程应

阅读量:7796

#### 最新评论

### Yolo的搭建和在Windows下...

u011626960: 求问怎么改CPU版本啊, 渣渣显卡 显示内存不够

### Yolo的搭建和在Windows下...

pdf1978:楼主您好,我自己编了下v3版的DLL, ModleInitial报错,能把源码发一份到我邮箱吗 pd...

#### caffe多任务学习之多标签分类

wowflowow:能否直接上传exe给我们下载下,编

译不成功

### caffe多任务学习之多标签分类

wowfiowow:关于如何让caffe的Imdb支持多标 签??修改 应该改哪几个文件?? image\_data\_la...

### Yolo的搭建和在Windows下...

nienelong3319:博主我现在使用yolov3 fps大概 在16左右能发一下您的优化方法吗



### 联系我们



请扫描二维码联系客服

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

**□ 7 ■ 57.7.** ■ QQ各版 ♥各版比坛

关于 招聘 广告服务 📸 百度 ©1999-2018 CSDN版权所有 京ICP证09002463号

经营性网站备案信息

网络110报警服务

中国互联网举报中心

北京互联网违法和不良信息举报中心

注册

登录



凸





# Neural Architecture Search with Reinforcement Learning论文总结

4 微信

阅读数:667

6 微博



Neural Architecture Search with Reinforcement Learning论文总结

论文:《Neural Architecture Search with Reinforcement Learning》 网站链接(开源代码): https://qithub.com/tensorflow/models

### 1. 概述

2018年01月16日 20:30:15

此论文出自google Brain并发表与ICLR2017,看这篇论文主要是google Brain在cvpr2017上发表了一篇NASnet论文(论文厉害 之处是自动生成CNN结构并利用迁移学习可用于大规模图像分类和物体检测,并取得目前最好的效果),NASNet论文中的核心是 延续了本篇论核心思想,我一开始看NASNet论文时还是有很多困惑和不理解,所以很有必要看看本篇论文。

此篇论文中的核心是:利用Reinforcement Learning(强化学习)机制训练一个RNN(循环神经网路)controller(控制器)去 自动产生一个神经网络,无需人为手动设计网络,设计出的网络在相关有权威的数据集上都取得了很好的成绩。看完论文后发现没 有硬件资源根本是无法使得训练跑起来的,有钱就是任性,论文用了800个GPU跑起来的。

# 2. 预备知识

由于一直在研究CNN很少接触过RNN,所以第一遍看论文看的很吃力,不理解里面好多原理,所以查了RNN的一些基本理论 知识,这里也介绍一下RNN的理论知识方便对于论文后续的理解。

RNN: Recurrent Neural Networks—循环神经网络

作为深度学习的两大(RNN,CNN)分支之一,RNN最近几年已经在自然语言处理和语音处理中取得了巨大成功以及广泛应 用。先贴出一个RNN的网络结构图如图1所示。

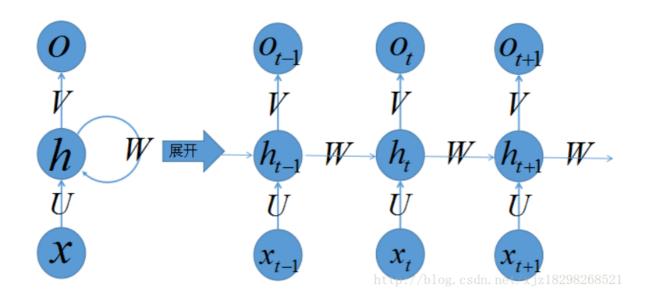


图1 RNN网络结构

图1左侧是RNN的原始结构,如果先抛弃中间那个闭环,其实就是简单"输入层=>隐藏层=>输出层"的三层结构,这种结构是多

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

顺序,做到有条不紊,于是实际上会将这样带环的结构展开成一个序列网络,也就是上图右侧被"unfold"之后的结构。 这里先介绍这样的序列化网络结构包含的参数记号的含义:



注册

- 微博 ② QQ
- 》  $x_t$ : 网络某一时刻的输入, $x_t$ 是一个 n 维向量,RNN 中的输入将是一整个序列,也就是  $x=[x\ 1,...,x\ t-1,x\ t,x\ t+1,...x\ T]$  ,对于语言模型,每一个 $x_t$ 将代表一个词向量,一整个序列就代表一句话;
- $h_t$ : 代表时刻 t 的隐藏状态;
- ▶ o,: 代表时刻t 的输出; •
- ▶ U:表示输入层到隐藏层直接的权重,它将我们的原始输入进行抽象作为隐藏层的输入: -
- ▶ W:表示隐藏层到隐藏层的权重,它是网络的记忆控制者,负责调度记忆; ⊌
- ▶ V:表示隐藏层到输出层的权重,从隐藏层学习到的表示将通过它再一次抽象,并作为最终输出。→

http://blog.csdn.net/xjz1829826852

### RNN的Forward阶段

介绍完网络序列的必要参数,这里介绍网络的结构以及它具体的运作过程了。首先在t=0的时刻,U、V、W都被随机初始化好, $h_0$ 通常初始化为0,然后进行如下计算:

$$s_1 = Ux_1 + Wh_0$$

$$h_1 = f(s_1)$$

$$o_1 = g(Vh_1)$$
(1)

这样时间就向前推进,此时的状态  $h_1$  作为时刻 0 的记忆状态将参与下一次的预测活动,也就是:  $_{\circ}$ 

$$s_2 = Ux_2 + Wh_1$$

$$h_2 = f(s_2)$$
(2)

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

登录 注册 ×

以此类推得到: 』

$$S_t = Ux_t + Wh_{t-1}$$

$$h_t = f(S_t)$$

$$o_t = g(Vh_t)$$
(3)

其中f可以是tanh、relu、logistic任意一种,g通常是softmax也可以是其他。。

值得注意的是,一般说递归神经网络拥有记忆能力,而这种能力就是通过 W 将以往的 输入状态进行总结,而作为下次输入的辅助。可以这样理解隐藏状态:。

$$h = f(现有的输入 + 过去记忆总结)$$

# RNN 的 Backward 阶段。

上述说到了 RNN 如何做序列化预测,也就是如何一步步预测出 $o_1$ , $o_2$ ,…. $o_{t-1}$ , $o_t$ ,

 $o_{t+1}$ ......,这里介绍网络的 U、V、W 是如何优化生成的。  $\omega$ 

其实没有多大新意,还是利用在之前讲解多层感知器和卷积神经网络用到的 backpropagation 方法。也就是将输出层的误差 Cost, 求解各个权重的梯度∇U、∇V、∇W, 然 后利用梯度下降法更新各个权重。。

由于是序列化预测,那么对于每一时刻t,网络的输出o,都会产生一定误差 $e^t$ ,误差 的选择可以是 cross entropy 也可以是平方误差等等。那么总的误差为 $E = \sum e_t$ ,最后的目 标就是要求取:

$$\nabla U = \frac{\partial E}{\partial U} = \sum_{t} \frac{\partial e_{t}}{\partial U}$$

$$\nabla V = \frac{\partial E}{\partial V} = \sum_{t} \frac{\partial e_{t}}{\partial V}$$

$$\partial E = \frac{\partial e_{t}}{\partial V}$$
(4)

登录

注册

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

# 3. 论文核心

先看看论文核心思想的一个图解如图2所示,这个就是利用了Reinforcement Learning(强化学习)思量:controller控制器给出 个action, action去环境中做出动作并得到一个结果result, 最后将result作为反馈信号反馈给controller控制器, controller控制器根据 反馈值进行修改,然后一直迭代这个过程直到到达目标。

本论文的思想是:通过一个controllerRNN在搜索空间(search space)中得到一个网络结构(论文中称为child network),然 后用这个网络结构在数据集上训练,在验证集上测试得到准确率R,再将这个准确率回传给controller,controller继续优化得到另一



微信





个网络结构,如此反复进行直到得到最佳的结果,整个过程称为Neural Architecture Search。后面讲详细介绍整个流程,本总结主要是围绕生成CNN来介绍,论文中也可以生成RNN(这里就不叙述了)。



が 微博





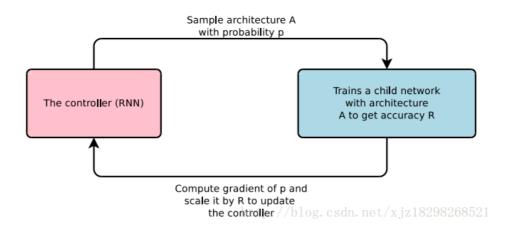


图2 Neural Architecture Search的流程图

### 3.1 如何生成模型

论文是利用RNN作为controller生成child netw 论文有解释这一点:

Our work is based on the observation that the e-length string. It is therefore possible to use a red

个人理解是:通过观察发现目前的神经网络 此的可变长度的网络结构。 RNN结构? **进入阅读模式纯净浏览** 

立即进入

今日已有 1 1 6 0 7 8 人使用

network can be typically specified by a variabl nerate such string

string来指定的,所以可以使用RNN去产生如

首先看看论文的第二个核心图如图2所示,图中预测的网络只包含conv层,使用RNN去预测生成conv层的超参数,这些超参数如图2所示,包括:卷积核的Height、卷积核的Width、卷积核滑动stride的Height、卷积核滑动stride的Width、卷积核数量(cnn中的channel)。如图2所示RNN中每一softmax预测的输出作为下一个的输入。

Controller生成一个网络结构后,用训练数据进行训练直到收敛,然后在验证集上进行测试得到一个准确率。论文中提到生成网络结构的终止条件是当网络层数达到一个值时就会停止。

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

登录 注册

4

微信

优化控制器 RNN 中一个参数  $\theta_c$  使得产生的网络结构能够在验证集上取得比较好的准 确率,后面介绍如何优化更新参数  $\theta_c$ 。 $\phi$ 

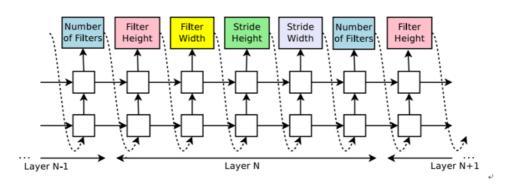


图 2 RNN 控制器预测结构流程图。

# 3.2 Reinforcement Learning 训练 RNN 控制器。

上述介绍了 RNN 控制器如何产生网络结构,下面介绍如何使用 Reinforcement Learning 训练 RNN 控制器。将 RNN 控制器预测一系列结果对应为一系列的 actions  $a_{1:T}$  去设计 child network。生成的网络在验证集上测试得到一个准确率 R,将 R 作为 reward 信号并使用 Reinforcement Learning 学习机制去训练这个控制器。论文中提出为了优化网络结构,要求控 制器最大化它的期望, 计算公式如下: 4



QQ

$$J(\theta_c) = E_{P(a_{1:T};\theta_c)}[R] \tag{5}$$

由于 reward 信号 R 是不可微分的,所以论文使用 policy 梯度算法去迭代更新  $\theta_c$  ,计算公式如下: $\epsilon$ 

$$\nabla \theta_c J(\theta_c) = \sum_{t=1}^{T} E_{P(a_{1:T};\theta_c)} [\nabla \theta_c \log P(a_t \mid a_{(t-1):1};\theta_c) R]$$
 (6)

上面的近似计算如下公式: 4

$$\frac{1}{m} \sum_{k=1}^{m} \sum_{t=1}^{T} \nabla \theta_{c} \log P(a_{t} \mid a_{(t-1):1}; \theta_{c}) R_{k}$$
 (7)

这里的 m 是控制器在训练过程中一个 batch 中不同神经网络结构的数量,T 是控制器设计网络结构中预测的超参数的数量, $R_k$  是第 k 个神经网络训练完后在验证集上测试的准确率。感觉公式好复杂(这里主要是关注论文的核心思想,所以就没有一步步推导公式了)。最最后还剩一个公式就结束了,论文提到对于梯度上诉的更新是无偏估计,会有很高的方http://blog.csdn.net/xjz18298268521

差。为了降低方差,论文引入 baseline function (添加了 b,最后还是无偏估计): -

$$\frac{1}{m} \sum_{k=1}^{m} \sum_{t=1}^{T} \nabla \theta_{c} \log P(a_{t} \mid a_{(t-1):1}; \theta_{c}) (R_{k} - b)$$
(8)

到此本论文关于产生 CNN 结构的核心思想到此介绍完了,论文后面章节中针对产生的 网络结构只有 conv 比较单一,为了使得网络结构的模型更加复杂(这里的复杂是指模型内部结构复杂从而提取更加复杂的 feature)论文使用 anchor 机制使得网络可以添加类似 BN、resnet、googlenet 等的 skip connections 层以及 branching 层等,这里就不详细添加策略的细节。4

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

登录 注册

口收藏





# 微博

QQ

# 深度增强学习方向论文整理

from: https://zhuanlan.zhihu.com/p/23600620 作者: Alex-zhai 链接: https://zhuanlan.zhihu.com/p/23600620 来源...

Real Myth 2016-11-30 21:40:16 阅读数:3596

# 自学网络结构(一): Neural Architecture Search With Reinforcement Learning

论文: Neural Architecture Search With Reinforcement Learning 链接: https://arxiv.org/abs/1611.01578 代码链接...

**a** u014380165 2017-11-13 22:18:54 阅读数:1194

# 区块链概念股大揭秘!这些股值得入手!

【网易官方股票交流群】添加微信好友,进群免费领牛股→

广告



# 集成人工生命和遗传算法自动发现神经网络最优结构 ~ NeuralFinder

/\* 版权声明:可以任意转载,转载时请标明文章原始出处和作者信息.\*/

张俊林 黄通文 马柏樟 薛会萍

登录

注册

# 《Neural Architecture Search with Reinforcement Learning》翻译

原文: https://arxiv.org/abs/1611.01578Neural Architecture Search with Reinforcement LearningABSTRACTNeu...

ShaneneD 2018-04-14 13:26:59 阅读数:81

# Neural Architecture Search with Reinforcement Learning论文总结

Neural Architecture Search with Reinforcement Learning论文总结论文:《Neural Architecture Search with Rein...

xjz18298268521 2018-01-16 20:30:15 阅读数:667

# Learning both Weights and Connections for Efficient Neural Network -- 论文笔记

这是2015年斯坦福和英伟达的一篇论文。1.简介:通过修剪训练后网络中的不重要连接(connections),来减少网络所需要的参数,减少内存和cpu 的消耗,使网络更加适应在移动设备上运行。2.ide...

♀ meanme 2015-09-25 17:35:21 阅读数:3603

# 新出的微赚钱方式,第一批人已经赚翻了!

舒思美·顶新

### NASNet学习笔记

NASNet总结 论文:《Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition》注 先啥都不说,看看论文的实...

# 加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

以下内容和图片均来自台湾大学深度学习课程。 课程地址:https://www.csie.ntu.edu.tw/~yvchen/f106-adl/syllabus.html Review首先复习...

sscc\_learning 2018-01-10 14:18:06 阅读数:258

# 深度强化学习的18个关键问题

深度强化学习的问题在哪里?未来怎么走?哪些方面可以突破? 这两天我阅读了一篇猛文Deep Reinforcement Learning: An Overview ,作者排山 倒海的引用了200多篇...

凸 2







# 为你分享73篇论文解决深度强化学习的18个关键问题



本文共2434字,建议阅读5分钟。本文为大家分享了73篇论文,介绍深度学习的方法策略以及关键问题分析。这两天我阅读了两篇篇猛文 A Brief Sur vey of Deep Reinforcement...



● sfM06sqVW55DFt1 2017-12-27 00:00:00 阅读数:98



# 干货 | 目标检测入门,看这篇就够了(下)

作者 | 李家丞 (同济大学数学系本科在读,现格灵深瞳算法部实习生)近年来,深度学习模型逐渐取代传统机器视觉方法而成为目标检测领域的主流 算法,本系列文章将回顾早期的经典工作,并对较新的趋势做一个全景式...

p23onzq 2018-03-18 00:00:00 阅读数:219

# 论文笔记--ConvNet Architecture Search for Spatiotemporal Feature Learning

这是Du Tran在Learning Spatiotemporal Features with 3D Convolutional Networks之后发表的续篇,相当于C3D的第二个版本,C3D-re...

### Reinforcement Learning for Robots using Neural Networks

2015年06月07日 8.76MB 下载



### 网易教你玩转股票赚钱!程序猿福利

免费送您3支牛股!添加微信好友,进群领取!



# Deep Reinforcement Learning Papers 强化学习论文集

Deep Reinforcement Learning Papers A list of recent papers regarding deep reinforcement learning. ...

2016-03-20 11:38:20 suluoyuqing 阅读数:2410

# 本周不容错过的的9篇NLP论文 | PaperDaily #21

在碎片化阅读充斥眼球的时代,越来越少的人会去关注每篇论文背后的探索和思考。 在这个栏目里,你会快速 get 每篇精选论文的亮点和痛点,时刻 紧跟 AI 前沿成果。 点击本文底部的...

© c9Yv2cf9l06K2A9E 2017-12-01 00:00:00 阅读数:616

# <GPS> Learning Neural Network Policies with Guided Policy Search under Unknown Dynamics

未知动态下的约束GPS算法,由Levine在14年论文中提出.应对轨迹分布的学习需要动态已知的问题,提出通过迭代的拟合局部动态模型,在局部动态 模型的前提下, 学习到时变线性高斯控制器. 有效...

# <纯干货-5>Deep Reinforcement Learning深度强化学习\_论文大集合

本文罗列了最近放出来的关于深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)的一些论文。文章采用人工定义的方式来进行组织,按照时间 的先后进行排序,越新的论文,排在越前面。希...

🥟 lqfarmer 2017-06-05 16:22:49 阅读数:3413

### 加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

出丁纽里利内子进术,需要市有他人IJKL,还凭从Silver的保住开始。 对丁找日口,培加一个竹细阅读《leimorcement learning . an introduction》 的要求。 因为之前读...

mmc2015 2017-07-18 09:53:47 阅读数:504

# Win7集成SP1微软原版光盘镜像下载

win7旗舰版iso

百度广告



注册

登录







# Paper Reading 4:Massively Parallel Methods for Deep Reinforcement Learning

来源:ICML 2015 Deep Learning Workshop作者:Google DeepMind创新点:构建第一个用于深度增强学习的大规模分布式结构该结构由四部分组 成: 并行的行动器:用于产...



•

微博



QQ

# 论文引介 | Deep Reinforcement Learning for Dialogue Generation

文章原名:Deep Reinforcement Learning for Dialogue Generation 作者:Jiwei Li, Will Monroe, Alan Ritter an...

 **AMDS123** 2017-04-09 15:38:11 阅读数:6664

加入CSDN,享受更精准的内容推荐,与500万程序员共同成长!

登录

注册

