

研究经历

目前主要领域在计算机视觉和深度学习:

- 基于学习率变化的深度学习优化算法的研究(毕业论文)(Paper Name: k-Decay :A New Method For Learning Rate Schedule) [附录 I]

这项研究提出了一种对任意可导的衰减函数都适用学习率衰减方法(k-Decay 方法), 通过 k-Decay 方法我们可以对原衰变函数的衰减变化率进行了更为精细的调控并导出新的衰变函数。新的衰变函数的衰变曲线随着新引入的超参数 k 的变化而变化, 原衰变函数是 k=1 时的特例。模型的性能也随着超参数 k 的增大而提升, 在 ResNet, Wide ResNet 和 DenseNet 上的实验表明, 在 CIFAR 数据集上这种方法最多能使模型提升 1.69% 的性能, 优于其它同类方法(如 SGDR), 效果显著。

- 参数共享网络 (Weight Net: A New Share Method To Compression Model) [附录 II]

这项研究提出了一种模型压缩的新方法, 其中的 Weight Block 结构不仅可以大幅度缩减原始模型的参数量还能保持模型性能不变, 如对于 3×3 的卷积核网络最多可以缩减 $9 \times C$ (输出通道数) 倍的参数量, 其引入的计算量只占整个模型计算量的 $1/20$ 。Weight Net 也可作为搜索框架使用找到最佳的参数集, 随着引入的压缩比 u 的增大, 模型的性能也在不断提升, 而且不论 u 有多大我们的方法总能保证其参数量小于或等于原始模型, 相比于其它搜索框架这种方法需要的计算量是很少的而且实现更为简便。这项研究是完整的, 预计将于今年上半年完成写作。

- 卷积填充网络 (Pad Net: Padding Layer For Convolution Network To Padding)

这项研究完善了卷积层的填充 (Padding) 机制, 不同于 Nvidia 提出的利用空洞卷积的方式自动优化输入特征的边界填充, 我们提出了一种新的结构 Padding Layer, 这种方法在获得更优的特征边界的同时也提升了模型的泛化性能。目前在 ResNet 上的实验表明它能提升模型 0.5% 左右的潜力, 同时新引入的参数量和计算量也是相当少的, 下一步我们打算将这一方法推广到图像修复领域。

专业技能

- Linux 系统/ Emacs (7 年左右的使用经历)
- Python/ C++ 语言
- Tensorflow/ Pytorch 框架

兴趣爱好

- 物理学/篮球/计算机

个人介绍

我深信科学技术是第一生产力, 但只有把纯粹的科学转变为实用的技术才能真正的改变世界, 而物理学是认识世界和改造世界最为根本的学科之一, 立足于这片土壤让我掌握了科学也懂得了技术。处在这样一个科技不断日新月异的新时代, 我也将视角转向了人工智能领域, 物理学的背景给我以不同的视角审视和理解并迅速进入该领域, 在研究出更有潜力的神经网络算法和技术的同时也努力使人工智能成为更为友好, 基础, 通用的生产力工具。比较擅长于具有挑战性的事物, 平时喜爱篮球运动。研究生期间主要的研究方向为深度学习和计算机视觉, 毕业打算从事人工智能方面的研发工作, 希望你司一道为这个世界增添一抹新的朝阳和动力。

教育经历

2010-2014 阜阳师范大学 物理学 学士

2016-2020 华中师范大学 理论物理 硕士 研究方向: 机器学习

适合职位

人工智能 机器学习 深度学习 算法工程师 通用智能技术 计算机视觉

附录 I：「由于论文未公开只能展示部分实验结果」

表 5-2: 展示了我们的方法和原始方法在 CIFAR-100 数据集使用不同的模型的错误率 (%), 数值越低说明模型的性能越好。为了方便展示结果这里使用了不规范的记法, 如 $[5.00_{3.5}]:5.00$ 表示我们的方法取得的结果, 下标 3.5 表示 $k = 3.5$ 时的学习率衰减方法 (其满足 5.6 式关系)。

Model	depth	params(Mb)	original err.	ours err.
ResNet (pre-activation) [33]	110	1.0	6.37	5.26 _{2.0}
	164	1.7	5.46	5.03 _{5.0}
Wide ResNet [31]	16-8	11.0	4.81	3.73 _{3.0}
	28-10	36.5	4.17	3.59 _{1.5}
Wide ResNet With SGDR [21]	28-10	36.5	3.86	3.59 _{1.5}
DenseNet(growth-k=12) [45]	100	0.8	4.51	4.19 _{1.5}

Model	depth	params(Mb)	original err.	ours err.
ResNet (pre-activation) [33]	110	1.0	25.21*	24.48 _{2.0}
	164	1.7	24.33	23.54 _{3.5}
Wide ResNet [31]	16-8	11.0	22.07	20.18 _{1.5}
	28-10	36.5	20.50	18.81 _{1.5}
Wide ResNet With SGDR [21]	28-10	36.5	19.58	18.81 _{1.5}
DenseNet(growth-k=12) [45]	100	0.8	22.27	22.08 _{1.5}
DenseNet(growth-k=24)	250	15.3	17.60	17.07 _{2.0}

附录 II：

