



19.1 PyTorch简介

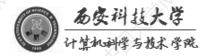


PyTorch

- □ 由Facebook开发的开源神经网络框架
- □ 动态计算图,可根据计算需要实时改变计算图
- □ 对多维数组进行操作
- □ 可快速、简洁实现机器学习和深度学习

■ PyTorch特点

- □ 简洁——设计追求最少的封装,避免重复造轮子
- □ 快速——执行速度快
- □ 易用——设计更符合人类思维,无需过多考虑框架本身约束





■ PyTorch与TensorFlow的差异

□ 可视化工具

TensorFlow 内置可视化工具**Tensorboard**,可展示模型图形、绘制标量变量、可视化分布等 PyTorch暂无独立可视化工具,但Tensorboard 也可用于PyTorch

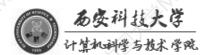
□ 计算图

TensorFlow1.X: 静态计算图,

TensorFlow2.X: 动态计算图, 静态计算图

PyTorch: 仅支持动态计算图

计算图的正向传播是立即执行的,计算图在反向传播后立即销毁





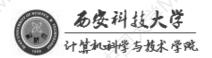
■ PyTorch与TensorFlow的差异

□ 自动求导机制的差异

Pytorch 自动求导	TensorFlow 求导
计算梯度的两种方法	创建 Variable 可训练变量,
torch.autograd.backward()	with GradientTape() as tape:
torch.autograd.grad()	函数表达式
	grad=tape.gradient(函数,自变量)

PyTorch: 通过反向传播 backward 方法实现求梯度计算,求得的梯度将存在对应自变量张量的grad属性中

TensorFlow:使用梯度磁带tf.GradientTape记录正向运算过程,然后反播磁带自动得到梯度值

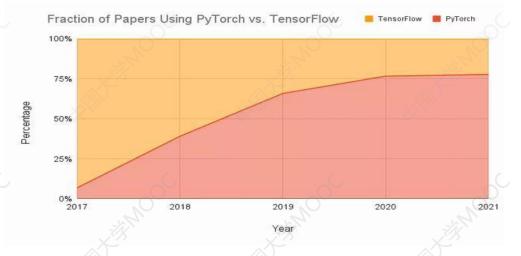


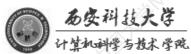


PyTorch VS TensorFlow

□ 模型可用性

两者均有成熟的官方模型存储库,但在学术研究领域,PyTorch应用越来越普遍, 在近几年在学术论文中的使用率从大约 7% 增长到近80%



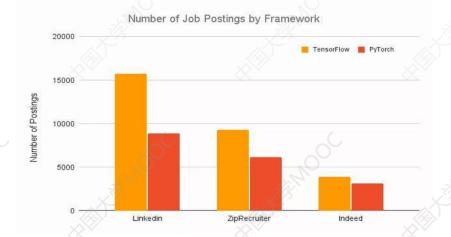


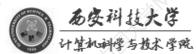


□模型部署

TensorFlow 仍然是面向部署的应用程序的首选框架, TensorFlow Serving和 TensorFlow Lite可让用户轻松地在云、服务器、移动设备和 IoT 设备上进行部署。各大公司在招聘深度学习工程师时,大部分都要求掌握TensorFlow框架。

PyTorch 近年来接连推出TorchServe和PyTorch Live提供了本地部署工具,但仍然只针对移动端,并且许多部署工具还处于起步阶段。





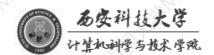


□生态系统

PyTorch和TensorFlow的相关生态都做得很好。如PyTorch中的TorchX是一个用于快速构建和部署机器学习应用程序的 SDK, TorchX 包括 Training Session Manager API, 可将分布式 PyTorch 应用程序启动到受支持的调度程序上; TensorFlow Hub是一个经过训练的机器学习模型库可以进行微调, 用户只需几行代码就可以使用像 BERT 这样的语言模型等等。







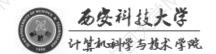
□对比总结

近年来,PyTorch和TensorFlow都在各方面不断完善,两者各有特色,无分好坏,可根据用户当下的项目技术需要或研究需求进行选择。



VS

O PyTorch

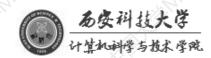




■ TensorFlow

强大而成熟的深度学习库,有强大的可视化性能,以及用于高水平模型开发和部署的多个选项。如果你符合以下情况, TensorFlow对你而言会是个很好的选择:

- 开发用于生产的模型
- 开发需要在移动平台上部署的模型
- 想要非常好的社区支持和较为全面的帮助文档
- 想要丰富的多种形式的学习资源
- 想要或需要使用 Tensorboard
- 需要用到大规模的分布式模型训练





■ PyTorch

PyTorch虽发展迅速,但仍然是个比较年轻的框架。如果符合以下情况,PyTorch对你而言会是个很好的选择:

- 正在做机器学习、深度学习的学术研究
- 开发的产品在非功能性需求方面要求不高
- 想要获得更好的开发和调试经验
- 喜欢更具Python形式的编程风格

