Adam(Adaptive Moment Estimation)和 AdamW 是深度学习中两种非常流行的优化器,它们都基于自适应学习率的概念。它们的主要区别在于如何处理 权重衰减(Weight Decay),这是一种常用的正则化技术。

Adam 优化器

Adam 是一种将 AdaGrad 和 RMSProp 优点结合起来的优化算法。它能够为每个模型参数计算独立的自适应学习率。

Adam 的主要特点:

自适应学习率: Adam 为每个参数维护两个指数移动平均值:

一阶矩(m): 梯度的指数移动平均值(类似于动量)。

二阶矩(v): 梯度平方的指数移动平均值。

这些矩用于调整每个参数的学习率,使得对于稀疏梯度(不经常出现的特征),学习率更大;对于常见特征,学习率更小。

动量: 结合了动量的思想,利用过去梯度的信息来加速收敛并减少震荡。

偏差修正: 在初始迭代中,一阶矩和二阶矩的估计值会偏向于零。Adam 包含偏差修正步骤来抵消这种早期偏差,使其在训练初期更稳定。

默认选择: 由于其出色的性能和较少的超参数调整需求,Adam 经常被推荐为深度学习模型的默认优化器。

Adam 中权重衰减的实现方式(经典方式):

在标准的 Adam 实现中,L2 正则化(即权重衰减)通常是通过向梯度中添加一个与权重成比例的项来实现的。其数学形式类似于:

 $g_t = \nabla L(\theta t) + \lambda \theta t$

其中:

g_t 是调整后的梯度。

 $\nabla L(\theta t)$ *是原始损失函数对参数 \theta t* 的梯度。

λ是权重衰减系数。

这意味着,权重衰减的影响被耦合到了梯度更新中,并且会受到 Adam 自身自适应学习率的影响。

AdamW 优化器

AdamW 是 Adam 优化器的一个变体,由 Ilya Loshchilov 和 Frank Hutter 在 2017 年的论文 "Decoupled Weight Decay Regularization" 中提出。它解决了 Adam 在处理权重衰减时的一个问题。

AdamW 的核心改进:解耦的权重衰减

AdamW 的主要区别在于它解耦(decouples)了权重衰减和梯度更新。这意味着权重衰减不再通过修改梯度来实现,而是作为一个独立的步骤直接应用于权重。

AdamW 的更新规则大致如下:

计算自适应学习率更新:像 Adam 一样,根据一阶和二阶矩计算参数的自适应学习率更新。

应用权重衰减: 在应用上述更新之后,独立地将权重衰减项从权重中减去: $\theta(t+1) = \theta$ t – learning_rate · Adam_update_term – weight_decay · θ _t

为什么解耦很重要?

Adam 的问题: 在 Adam 中,由于权重衰减被添加到梯度中,它会与 Adam 的自适应学习率机制相互作用。对于那些具有大梯度移动平均值(大 m)或小梯度平方移动平均值(小 v)的参数,自适应学习率可能会显著降低权重衰减的效果,或者导致权重衰减失效。这使得权重衰减的正则化效果变得不一致且不可靠。

AdamW 的优势: 通过将权重衰减从梯度更新中分离出来, AdamW 确保了权重衰减能够独立且一致地应用于每个权重, 无论其自适应学习率如何。

这使得正则化效果更稳定,提高了模型的泛化能力,尤其是在大型模型和数据 集上。

在训练 Transformer 模型、大型语言模型(LLMs)以及图像分类等任务中,

AdamW 常常表现出比标准 Adam 更好的性能。

核心区别总结 🦻

特征 Adam 优化器 AdamW 优化器

权重衰减处理 耦合到梯度更新中(L2 正则化项加到梯度上) 解耦的权重衰减 (直接从权重中减去)

正则化效果 在自适应学习率下可能不一致或减弱 更一致、更稳定、更有效 泛化能力 良好,但在某些情况下不如 AdamW 通常更好,尤其在大型模型和 Transformer 中

应用场景 广泛适用,作为默认优化器 大型模型、Transformer、SOTA 模型训练的首选

匯出到試算表

实践中的选择 🤔

在现代深度学习实践中,AdamW 通常是带有权重衰减时的首选优化器,因为它能提供更可靠和有效的正则化,从而带来更好的模型泛化能力。如果你发现 Adam 模型的泛化能力不如预期,或者在训练大型模型时遇到困难,那么切换到 AdamW 往往是一个很好的尝试。

几乎所有主流的深度学习框架(如 PyTorch 和 TensorFlow)都提供了 AdamW 的实现。例如,在 PyTorch 中,torch.optim.Adam 和 torch.optim.AdamW 是 两个不同的类。