

# 基于BYOL的预训练方法

## 参考文献

Grill, J.-B., Strub, F., Altché, F., Tallec, C., Richemond, P. H., Buchatskaya, E., ... Valko, M. (2020). Bootstrap your own latent: A new approach to self-supervised Learning. arXiv preprint arXiv:2006.07733.

## 数据准备

在这个基于BYOL的预训练方法中，我们首先需要准备大量的无标签图片数据，可以从ImageNet等较大的数据集中获取。这些无标签图片数据将用于自监督学习。

## 超参设置

- 训练时长：1000个epoch，其中包括一个为期10个epoch的热身期（warm-up period）。
- 基础学习率（base learning rate）：设置为0.2，并且与批量大小按线性比例进行缩放（ $\text{LearningRate} = 0.2 \times \text{BatchSize}/256$ ）。
- 全局权重衰减（global weight decay）：设定为 $1.5 \times 10^{-6}$ 。
- LARS优化器：使用LARS优化器，并且在LARS适应和权重衰减中排除偏置项和批量归一化参数。
- 目标网络（target network）动量 $\tau$ ：起始值 $\tau_{\text{base}}$ 为0.996，并且在训练过程中逐渐增加到1。具体地，根据当前的训练步数 $k$ 和最大训练步数 $K$ 设置 $\tau$ ，公式为 $\tau = 1 - (1 - \tau_{\text{base}}) \times (\cos(\pi k/K) + 1)/2$ 。
- 批量大小：4096

## 模型结构

- BYOL模型由一个在线网络（online network）、一个目标网络（target network）和一个预测器（predictor）组成。
- 在线网络使用梯度回传，目标网络使用动量更新，它们都是深度卷积神经网络。
- 预测器是一个小型的MLP网络，用于预测latent表示。

## 训练目标函数

BYOL的训练目标是最小化预测器输出和目标网络的latent表示之间的差异。我们使用cosine similarity来衡量两个向量之间的相似度，然后通过最小化差异来训练模型。

## 评估

- - 微调适应下游任务，例如在不同数据集上的分类任务
  - 把上述任务的结果与传统CNN、ViT在相同任务的结果进行比较

- 冻住主体的online networ（不改变特征提取能力），只学习最后的全连接层，在下游任务上测试效果