# 提高准确率的方法

## 1. 深度微调（Fine‑tuning）与网络解冻

**思路**：只训练最后一层往往无法充分利用预训练模型在低／中层学到的通用特征。建议逐步“解冻”（unfreeze）更多层，使得模型在目标域上进行端到端微调，从而获得更贴合岩石纹理和色彩分布的表征。

* 在岩石分类领域已有工作表明，基于 ResNet34 的端到端微调即可将七类岩石的分类准确率提升至约 90% 以上【([Frontiers](https://www.frontiersin.org/journals/earth-science/articles/10.3389/feart.2022.1079447/full?utm_source=chatgpt.com))】。
* 可参考 Yosinski 等人的迁移学习研究，了解不同层对特征迁移的影响。

**推荐阅读**：

| **论文** | **链接** | **核心贡献** |
| --- | --- | --- |
| Deep Residual Network Transfer Learning for Rock Classification | <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/feart.2022.1079447/full> | ResNet34 端到端微调在 7 类岩石上的应用与效果详解 ([Frontiers](https://www.frontiersin.org/journals/earth-science/articles/10.3389/feart.2022.1079447/full?utm_source=chatgpt.com)) |

## 2. 强化数据增广（Advanced Data Augmentation）

**思路**：在原有的几何／颜色增广基础上，引入 mixup、CutMix、AutoAugment 等策略，可进一步丰富样本空间并抑制过拟合。

* **mixup**：在训练样本及其标签上做线性插值，能有效平滑决策边界，提高泛化性能【([arXiv](https://arxiv.org/abs/1710.09412?utm_source=chatgpt.com))】。
* **CutMix**：随机裁切并拼接不同图像区域，同时混合标签，有助于模型关注局部纹理而非全图特征冗余【([arXiv](https://arxiv.org/abs/1905.04899?utm_source=chatgpt.com))】。
* **AutoAugment / RandAugment**：自动搜索最优增广策略或使用随机策略，已在 ImageNet 等大规模数据集上证明能带来 1–2% 的额外提升。

**推荐阅读**：

| **方法** | **论文** | **链接** |
| --- | --- | --- |
| mixup | Zhang et al., 2018, Beyond Empirical Risk Minimization | <https://arxiv.org/abs/1710.09412> ([arXiv](https://arxiv.org/abs/1710.09412?utm_source=chatgpt.com)) |
| CutMix | Yun et al., 2019, Regularization Strategy to Train Strong Classifiers | <https://arxiv.org/abs/1905.04899> ([arXiv](https://arxiv.org/abs/1905.04899?utm_source=chatgpt.com)) |
| Region Mixup（mixup 变体） | Saha & Garain, 2024 | <https://arxiv.org/abs/2409.15028> ([arXiv](https://arxiv.org/abs/2409.15028?utm_source=chatgpt.com)) |

## 3. 采用更高效的网络结构

**思路**：在保持或减少计算量的前提下，借助网络结构搜索（NAS）或精心设计的复合缩放策略，能够同时提升准确率和效率。

* **EfficientNet**：通过统一地缩放深度、宽度、分辨率，实现在 FLOPs 不变情况下的最优精度–效率权衡【([arXiv](https://arxiv.org/abs/1905.11946?utm_source=chatgpt.com))】。
* **EfficientNetV2**：在训练速度和参数效率上进一步优化，适合资源受限环境下的快速迭代【([arXiv](https://arxiv.org/pdf/2104.00298?utm_source=chatgpt.com))】。

**推荐阅读**：

| **论文** | **链接** |
| --- | --- |
| EfficientNet: Rethinking Model Scaling for ConvNets | <https://arxiv.org/abs/1905.11946> ([arXiv](https://arxiv.org/abs/1905.11946?utm_source=chatgpt.com)) |
| EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training | <https://arxiv.org/pdf/2104.00298> ([arXiv](https://arxiv.org/pdf/2104.00298?utm_source=chatgpt.com)) |

## 4. 学习率调度（Learning Rate Scheduling）

**思路**：固定学习率难以兼顾收敛速度和最终精度。采用周期性学习率（Cyclical LR）、余弦退火（Cosine Annealing）等动态调度，有助于跳出局部最优、获得更好泛化。

* **Cyclical Learning Rates**：在训练过程中周期性地改变学习率，无需繁琐的超参搜索即可提升 1–3% 精度【([SANDS Lab](https://sands.kaust.edu.sa/classes/CS290E/F19/papers/clr.pdf?utm_source=chatgpt.com))】。

**推荐阅读**：

| **论文／教程** | **链接** |
| --- | --- |
| Cyclical Learning Rates for Training Neural Networks | <https://sands.kaust.edu.sa/classes/CS290E/F19/papers/clr.pdf> ([SANDS Lab](https://sands.kaust.edu.sa/classes/CS290E/F19/papers/clr.pdf?utm_source=chatgpt.com)) |
| Cyclical Learning Rates with Keras and Deep Learning（实用教程） | <https://pyimagesearch.com/2019/07/29/cyclical-learning-rates-with-keras-and-deep-learning/> ([PyImageSearch](https://pyimagesearch.com/2019/07/29/cyclical-learning-rates-with-keras-and-deep-learning/?utm_source=chatgpt.com)) |

## 5. 自监督预训练（Self‑Supervised Pretraining）

**思路**：利用未标注岩石图像进行对比学习（Contrastive Learning），先行预训练特征提取器，再在少量有标签数据上微调，可显著提升数据稀缺场景下的分类性能。

* **SimCLR**：简化对比学习框架，通过多样化增广和非线性投影头学得优质表征，线性分类器上可达 76.5% ImageNet 准确率【([arXiv](https://arxiv.org/abs/2002.05709?utm_source=chatgpt.com))】。
* 在你自己的岩石数据上，可先用 SimCLR 进行无监督预训练，再进行有监督微调。

**推荐阅读**：

| **论文** | **链接** |
| --- | --- |
| A Simple Framework for Contrastive Learning of Visual Representations (SimCLR) | <https://arxiv.org/abs/2002.05709> ([arXiv](https://arxiv.org/abs/2002.05709?utm_source=chatgpt.com)) |
| Big Self‑Supervised Models are Strong Semi‑Supervised Learners (SimCLRv2) | <https://arxiv.org/abs/2006.10029> ([arXiv](https://arxiv.org/abs/2006.10029?utm_source=chatgpt.com)) |

## 6. 专门面向岩石的网络设计

**思路**：结合领域知识设计或选用能够同时提取局部微观结构与整体宏观纹理的网络。

* **RockS2Net**：双分支 Siamese 结构，一支捕捉局部关键区特征，另一支提取全局特征，在显微岩石切片分类上表现优异【([科学直达](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0098300424000438?utm_source=chatgpt.com))】。

**推荐阅读**：

| **论文** | **链接** |
| --- | --- |
| Rock image classification via a spatial localization siamese network (RockS2Net) | <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0098300424000438> ([科学直达](https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0098300424000438?utm_source=chatgpt.com)) |

## 7. 集成与模型融合（Ensemble）

**思路**：将多个网络（如 ResNet、EfficientNet、ViT）在验证集上表现最好的若干个模型输出做平均或加权投票，通常可再带来 1–2% 的提升。

* 可将上述不同结构或同结构不同超参训练出的若干模型进行软投票（soft‑voting）或堆叠（stacking）。