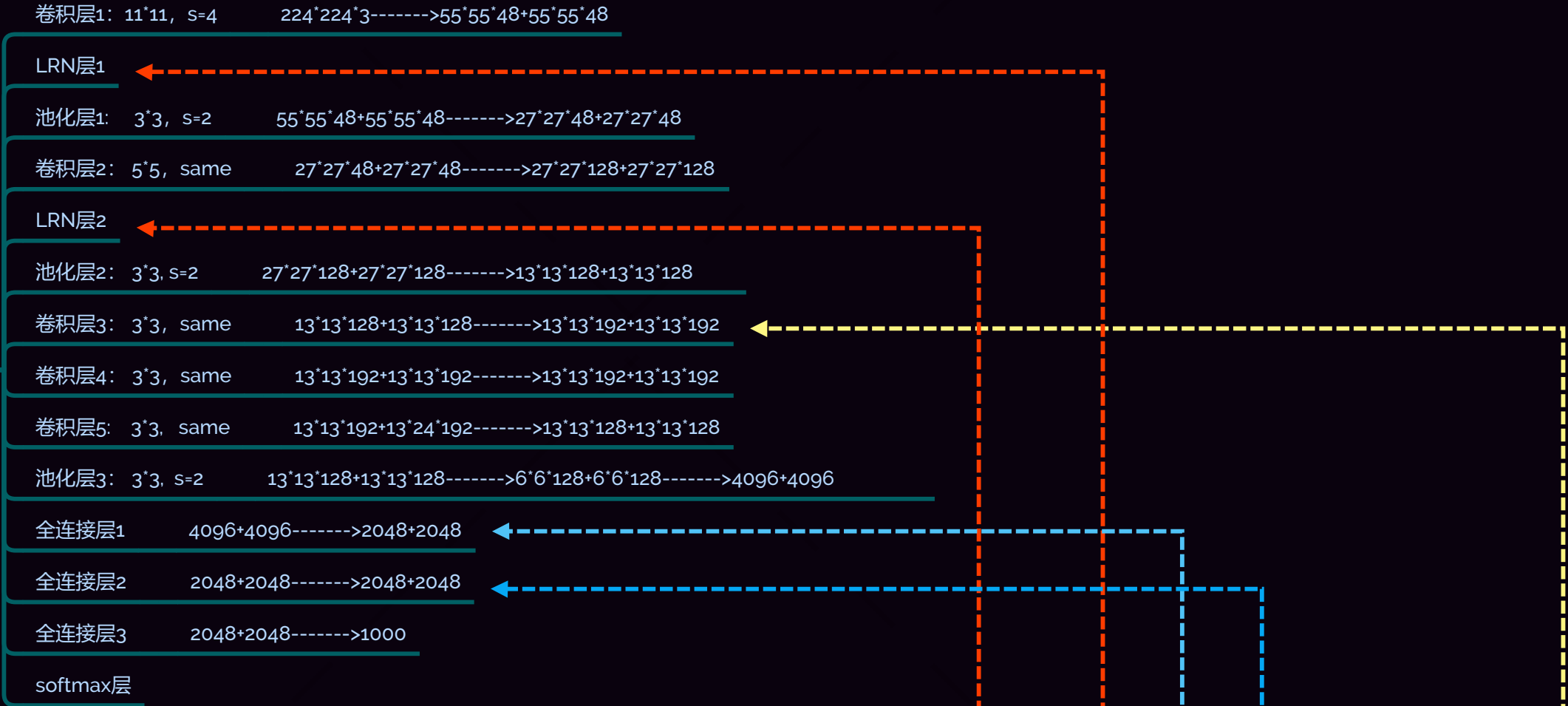


AlexNet

数据集：ImageNet

- 超过1500w的人工标记高分辨率数据集
- 超过22000个类别
- ILSVRC中数据集来源于ImageNet子集，训练集120w，验证集5w，测试集15w
- top-1错误率：预测结果概率最大的类别与实际标注不同的比率
- top-5错误率：预测结果概率最大的前五个类别无实际标注的比率
- ImageNet数据集分辨率不统一，将其转化为256*256大小
 - 缩放图像，使最小边为256大小
 - 取整个图像中间的部分，得到256*256

结构



亮点

- ReLU非线性单元（应用于除softmax层外的所有层）
 - 饱和和激励函数训练速度比非饱和慢
 - 猜测与梯度消失有关
- 双GPU训练
 - 每个GPU上放置一半的卷积核
 - 只在卷积层3处通信交流，共享输入
- 局部响应归一化
 - 有助于泛化
 - 后来有学者证明作用不大
 - 响应归一化层紧接着第一个和第二个卷积层
- 重叠池化
 - 即卷积边长小于步长
 - 有利于抑制过拟合

抑制过拟合

- 数据增强
 - 标签保留转换：从256*256图像中随机提取224*224的图像块及其水平映射以扩充数据集
 - 改变训练图像中RGB通道的灰度：近似地捕捉原始图像的一些重要属性，使得不受光照的强度和颜色变化影响
- Dropout
 - 以50%的概率将隐含层的神经元输出置为0
 - 被置0的神经元不参与网络的前馈和反向传播
 - 减少了神经元的复杂适应性，被迫学习更强大更鲁棒的功能
 - 在前两个全连接层使用此技术

训练细节

- 训练算法
 - 随机梯度下降法
 - 动量（momentum）为0.9
 - 权重衰减（weight decay）为0.0005
- 参数初始化
 - 使用标准差为0.01、均值为0的高斯分布来初始化各层的权重
 - 使用常数1来初始化了网络中的第二个、第四个和第五个卷积层以及全连接层中的隐含层中的所有偏置参数
 - 使用常数0来初始化剩余层中的偏置参数
 - 所有层都使用相同的学习率，初始时设为0.01，启发式方法调整学习率