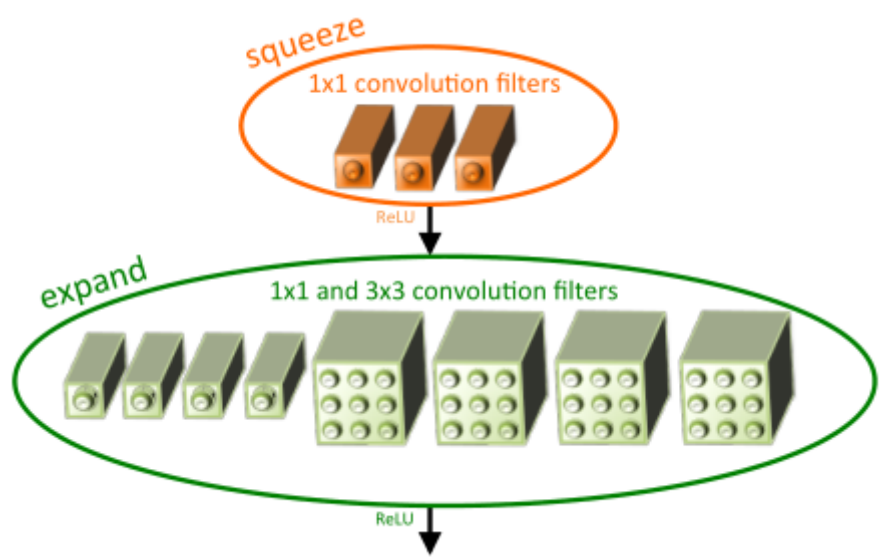


SqueezeNet

- Fire module

组成:

- *squeeze* convolution: 1×1 filters
- *expand* convolution: 1×1 and 3×3 filters



We expose three tunable dimensions (hyperparameters) in a Fire module: $s_{1 \times 1}$, $e_{1 \times 1}$, and $e_{3 \times 3}$. In a Fire module, $s_{1 \times 1}$ is the number of filters in the squeeze layer

(all 1×1), $e_{1 \times 1}$ is the number of 1×1 filters in the expand layer, and $e_{3 \times 3}$ is the number of 3×3 filters

in the expand layer. When we use Fire modules we set $s_{1 \times 1}$ to be less than $(e_{1 \times 1} + e_{3 \times 3})$, so the

squeeze layer helps to limit the number of input channels to the 3×3 filters, as per Strategy 2 from Section 3.1.

- 重构CNN的三个主要策略:
 - 用 1×1 的卷积核代替 3×3 的卷积核
 - 减少输入层的通道数量
 - 将降采样的时间滞后
- Details
 - 我们在输入数据中添加1像素的零填充边界到expand的 3×3 过滤器,以保证产生和 1×1 过滤器相同效果的高度和宽度。
 - 不使用全连接层
- 总结: 在本文中, 我们将ImageNet作为一个目标数据集。然而, 将imagenet训练的CNN表示应用于各种应用程序, 如细粒度对象识别、图像中的标识识别和生成关于图像的句子, 已经成为一种常见的做法。经过ImageNet训练的cnn也被应用于许多与自动驾驶相关的应用, 包括图像和视频中的行人和车辆检测, 以及道路形状的分割。我们认为, SqueezeNet将是CNN架构在各种应用中的一个很好的候选, 特别是在那些模型尺寸较小的应用中。

