一 motivation：

Mobilenet 从 width 出发 scale 模型大小，resnet 从 depth 出发 scale 模型大小，通过这样的方式来得到一个精度更高，size 更大的模型或者精度较低但是 size 小的模型，这些都是单独从一个维度来调整模型，作者希望研究联合 width、depth、input resolution 三个维度联合搜索来调整一个网络。

二 method：

作者将问题定义为

$$\begin{aligned}
\max_{d,w,r} \quad & Accuracy\big(\mathcal{N}(d,w,r)\big) \\
s.t. \quad & \mathcal{N}(d,w,r) = \bigodot_{i=1\ldots s} \hat{\mathcal{F}}_i^{d\cdot\hat{L}_i}\big(X_{\langle r\cdot\hat{H}_i, r\cdot\hat{W}_i, w\cdot\hat{C}_i\rangle}\big) \\
& \text{Memory}(\mathcal{N}) \leq \text{target_memory} \\
& \text{FLOPS}(\mathcal{N}) \leq \text{target_flops}
\end{aligned} \tag{2}$$

d,w,r 分别控制网络的 depth, width, resolution 来调整网络大小满足限制条件下优化 acc。

Dwr 分别用以下公式表示：

$$\begin{aligned}
\text{depth: } & d = \alpha^{\phi} \\
\text{width: } & w = \beta^{\phi} \\
\text{resolution: } & r = \gamma^{\phi} \\
\text{s.t. } & \alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2 \approx 2 \\
& \alpha \geq 1, \beta \geq 1, \gamma \geq 1
\end{aligned} \tag{3}$$

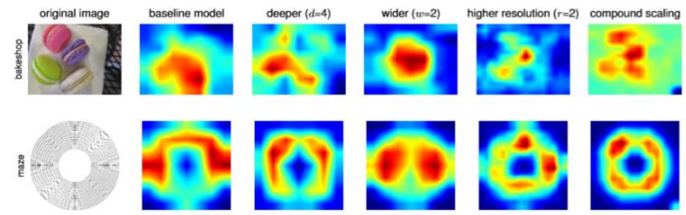
Φ 表示有多少更多的计算资源来扩展一个模型，a,β，γ决定怎么再三个维度上分配这些资源，其中β的平方和网络的 flops 成正比，gama 同样。通过公式 3 来调整网络，相应的网络就会增加$(\alpha \cdot \beta^2 \cdot \gamma^2)^{\phi}$，也就是 2^{φ}。作者将 mnasnet 的搜索方法来搜索一个 baseline 网络，称之为 EfficientNet-B0。用这个网络作为 baseline 网络，用 a,β，γ来调整网络，作者通过网格搜索得到了一组最优的参数：α = 1.2,β = 1.1,γ = 1.15.

三 result：

Model	Top-1 Acc.	Top-5 Acc.	#Params	Ratio-to-EfficientNet	#FLOPS	Ratio-to-EfficientNet
EfficientNet-B0	**77.3%**	**93.5%**	**5.3M**	**1x**	**0.39B**	**1x**
ResNet-50 (He et al., 2016)	76.0%	93.0%	26M	4.9x	4.1B	11x
DenseNet-169 (Huang et al., 2017)	76.2%	93.2%	14M	2.6x	3.5B	8.9x
EfficientNet-B1	**79.2%**	**94.5%**	**7.8M**	**1x**	**0.70B**	**1x**
ResNet-152 (He et al., 2016)	77.8%	93.8%	60M	7.6x	11B	16x
DenseNet-264 (Huang et al., 2017)	77.9%	93.9%	34M	4.3x	6.0B	8.6x
Inception-v3 (Szegedy et al., 2016)	78.8%	94.4%	24M	3.0x	5.7B	8.1x
Xception (Chollet, 2017)	79.0%	94.5%	23M	3.0x	8.4B	12x
EfficientNet-B2	**80.3%**	**95.0%**	**9.2M**	**1x**	**1.0B**	**1x**
Inception-v4 (Szegedy et al., 2017)	80.0%	95.0%	48M	5.2x	13B	13x
Inception-resnet-v2 (Szegedy et al., 2017)	80.1%	95.1%	56M	6.1x	13B	13x
EfficientNet-B3	**81.7%**	**95.6%**	**12M**	**1x**	**1.8B**	**1x**
ResNeXt-101 (Xie et al., 2017)	80.9%	95.6%	84M	7.0x	32B	18x
PolyNet (Zhang et al., 2017)	81.3%	95.8%	92M	7.7x	35B	19x
EfficientNet-B4	**83.0%**	**96.3%**	**19M**	**1x**	**4.2B**	**1x**
SENet (Hu et al., 2018)	82.7%	96.2%	146M	7.7x	42B	10x
NASNet-A (Zoph et al., 2018)	82.7%	96.2%	89M	4.7x	24B	5.7x
AmoebaNet-A (Real et al., 2019)	82.8%	96.1%	87M	4.6x	23B	5.5x
PNASNet (Liu et al., 2018)	82.9%	96.2%	86M	4.5x	23B	6.0x
EfficientNet-B5	**83.7%**	**96.7%**	**30M**	**1x**	**9.9B**	**1x**
AmoebaNet-C (Cubuk et al., 2019)	83.5%	96.5%	155M	5.2x	41B	4.1x
EfficientNet-B6	**84.2%**	**96.8%**	**43M**	**1x**	**19B**	**1x**
EfficientNet-B7	**84.4%**	**97.1%**	**66M**	**1x**	**37B**	**1x**
GPipe (Huang et al., 2018)	84.3%	97.0%	557M	8.4x	-	-

We omit ensemble and multi-crop models (Hu et al., 2018), or models pretrained on 3.5B Instagram images (Mahajan et al., 2018).

imagenet 上的实验，不同级别调整优于相应的网络。除了 facebook 用 insgram 增强的那个网络之外，应该是最高的 acc 了。最后作者还做了激活最大化的实验来解释自己的联合搜索方法为什么优于单独在一个维度搜索的:



联合搜索的网络在更关注图中目标相关的区域。