

Q)

● MobileNetのアーキテクチャ

- Depthwise Separable Convolutionという手法を用いて計算量を削減している。通常の畳込みが空間方向とチャンネル方向の計算を同時に行うのに対して、Depthwise Separable ConvolutionではそれらをDepthwise ConvolutionとPointwise Convolutionと呼ばれる演算によって個別に行う。
- Depthwise Convolutionはチャンネル毎に空間方向へ畳み込む。すなわち、チャンネル毎に $D_k \times D_k \times 1$ のサイズのフィルターをそれぞれ用いて計算を行うため、その計算量は(い)となる。
- 次にDepthwise Convolutionの出力をPointwise Convolutionによってチャンネル方向に畳み込む。すなわち、出力チャンネル毎に $1 \times 1 \times M$ サイズのフィルターをそれぞれ用いて計算を行うため、その計算量は(う)となる。

00-51 |

- A) (い)  $H \times W \times C \times K \times K$   
(う)  $H \times W \times C \times M$

Q)

Wavenet

- 深層学習を用いて結合確率を学習する際に、効率的に学習が行えるアーキテクチャを提案したことが WaveNet の大きな貢献の1つである。  
提案された新しい Convolution 型アーキテクチャは(あ)と呼ばれ、結合確率を効率的に学習できるようになっている。
  - Dilated causal convolution
  - Depthwise separable convolution
  - Pointwise convolution
  - Deconvolution

- A) (あ) Dilated causal convolution

Q)

Wavenet

- (あ)を用いた際の大きな利点は、単純な Convolution layer と比べて (い) ことである。
  - **パラメータ数に対する受容野が広い**
  - 受容野あたりのパラメータ数が多い
  - 学習時に並列計算が行える
  - 推論時に並列計算が行える

A) (い) パラメータ数に対する受容野が広い