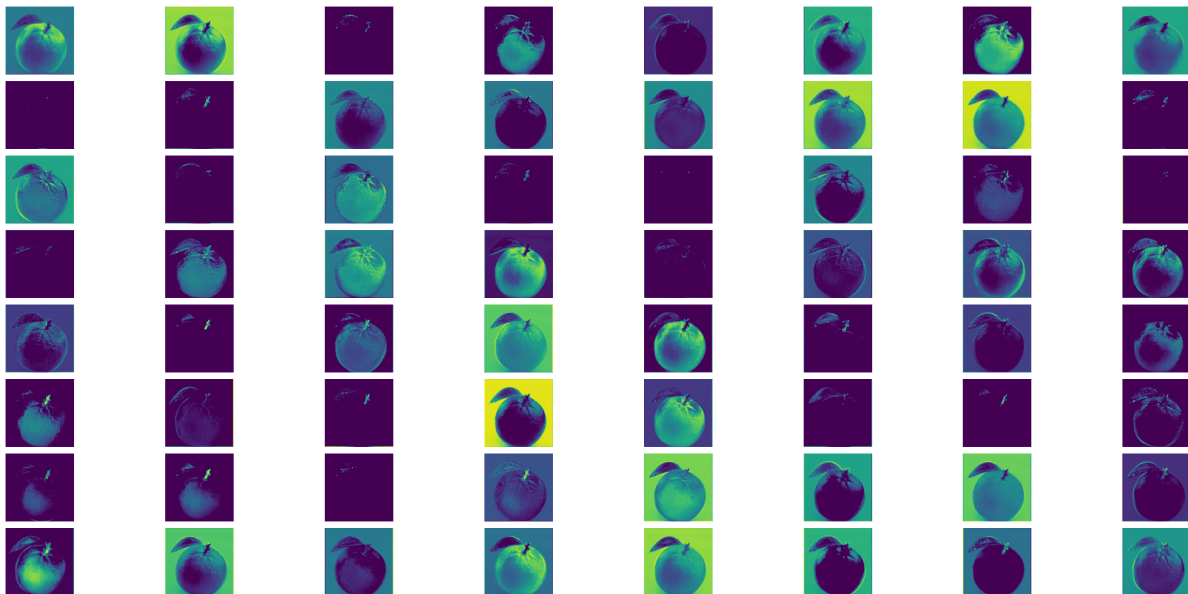


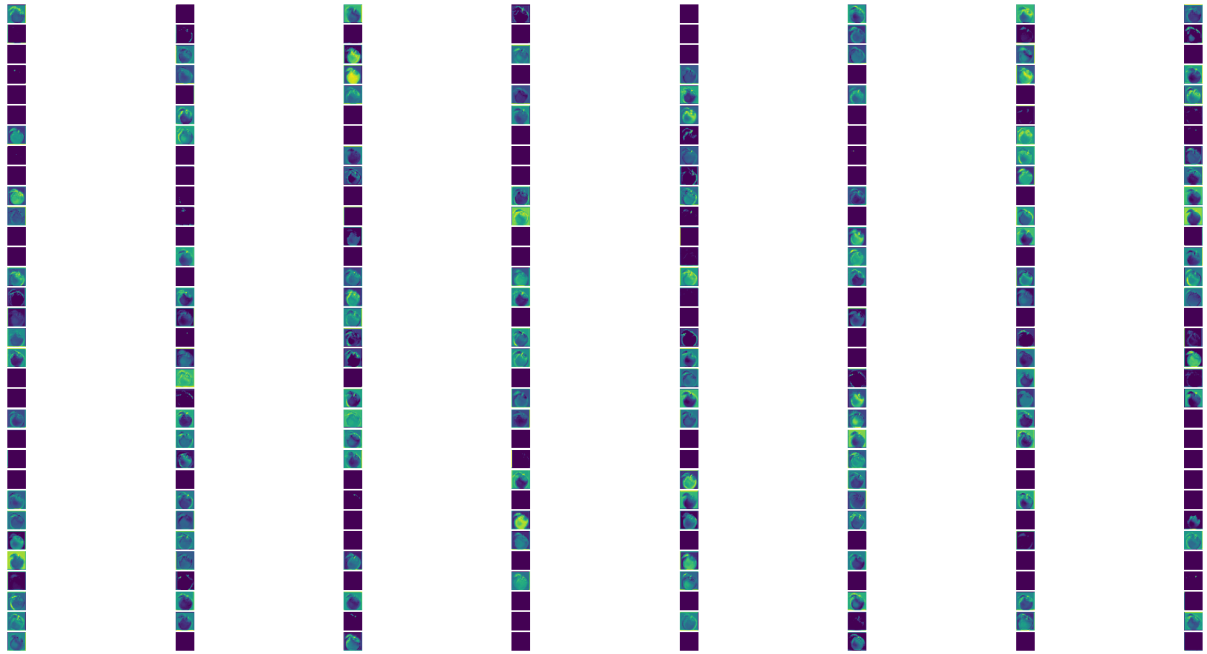
# Result

- features\_conv2와 features\_conv3을 시각화
- Orange 데이터 중 하나를 차원축소하며 VGG가 학습하는 방식을 시각화



```
nn.Conv2d(64, 64, kernel_size=3, padding=1)
```

- features\_conv2층 첫번째 블록에서 64개의 이미지로 차원을 축소하여 특징을 분석



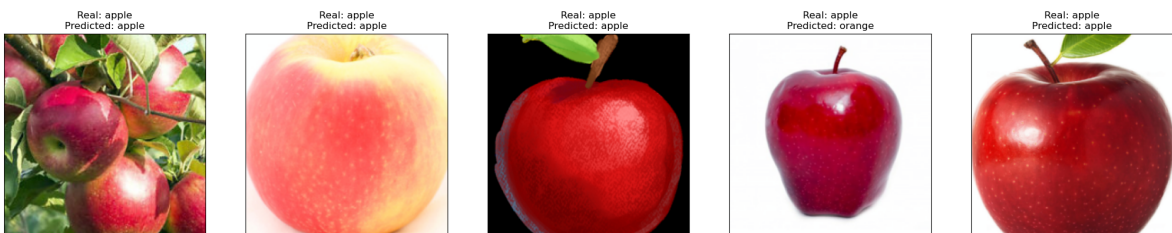
```
nn.Conv2d(256, 256, kernel_size=3, padding=1)
```

- features\_conv3층 세번째 블록에서는 256개의 이미지로 차원을 축소하여 특징을 분석
- features\_conv2
  - 시각화에서 각각의 작은 사각형은 첫 번째 컨볼루션을 거친 후의 feature map 중 하나를 나타냄
  - 이미지는 상당히 높은 해상도를 유지하고 있으며, 각각의 feature map은 입력 이미지의 구체적인 영역에 대한 정보를 포함함
  - 초기 단계에서의 feature maps는 보통 엣지, 코너, 색상과 같은 기본적인 시각적 요소를 포착
- features\_conv3
  - 시각화에서 각각의 작은 사각형은 세 번째 컨볼루션을 거친 후의 feature map 중 하나를 나타냄
  - 네트워크가 더 깊어지면서 feature maps의 해상도가 낮아짐
  - 해당 단계에서는 각 feature map은 더 넓은 영역의 정보를 포함하게 되며, 더 추상적이고 복잡한 특징을 나타냄

- 더 깊은 레이어의 feature maps는 종종 객체의 부분, 패턴, 구조와 같은 고수준의 개념을 감지함

## Receptive field

- receptive field는 컨볼루션 네트워크에서 각 유닛의 입력으로부터의 영역의 크기를 의미
  - 네트워크의 초기 단계에서는 receptive field가 작기 때문에 각 feature map은 입력 이미지의 작은 부분만을 보게됨
- 네트워크가 깊어질수록, 연속적인 컨볼루션과 풀링 레이어를 통과함으로써 receptive field가 점차 확장
  - 이는 각 유닛이 입력 이미지의 더 넓은 영역을 '보게' 되며, 결과적으로 더 추상적인 정보를 포착할 수 있게 됨을 의미
- 3개의 연속된 3x3 컨볼루션 레이어를 거치면, 처음의 3x3 receptive field가 점차적으로 확장되어 최종적으로는 7x7 크기의 영역의 정보를 처리할 수 있게됨
  - 이 확장된 receptive field 덕분에 네트워크는 이미지의 더 넓은 부분에 대한 더 복잡한 패턴과 구조를 학습
- 위에서 보여준 시각화를 통해 receptive field의 확장을 이해할 수 있음
  - 초기 레이어의 feature maps는 작은 receptive field로 인해 구체적인 특징을 포착하는 반면, 깊은 레이어의 feature maps는 확장된 receptive field를 통해 더 넓은 영역의 추상적인 특징을 포착



- 결과적으로 Test 이미지에서도 Train과 같은 방식으로 이미지를 축소하며 마지막 SoftMax층에서 class를 분류함