

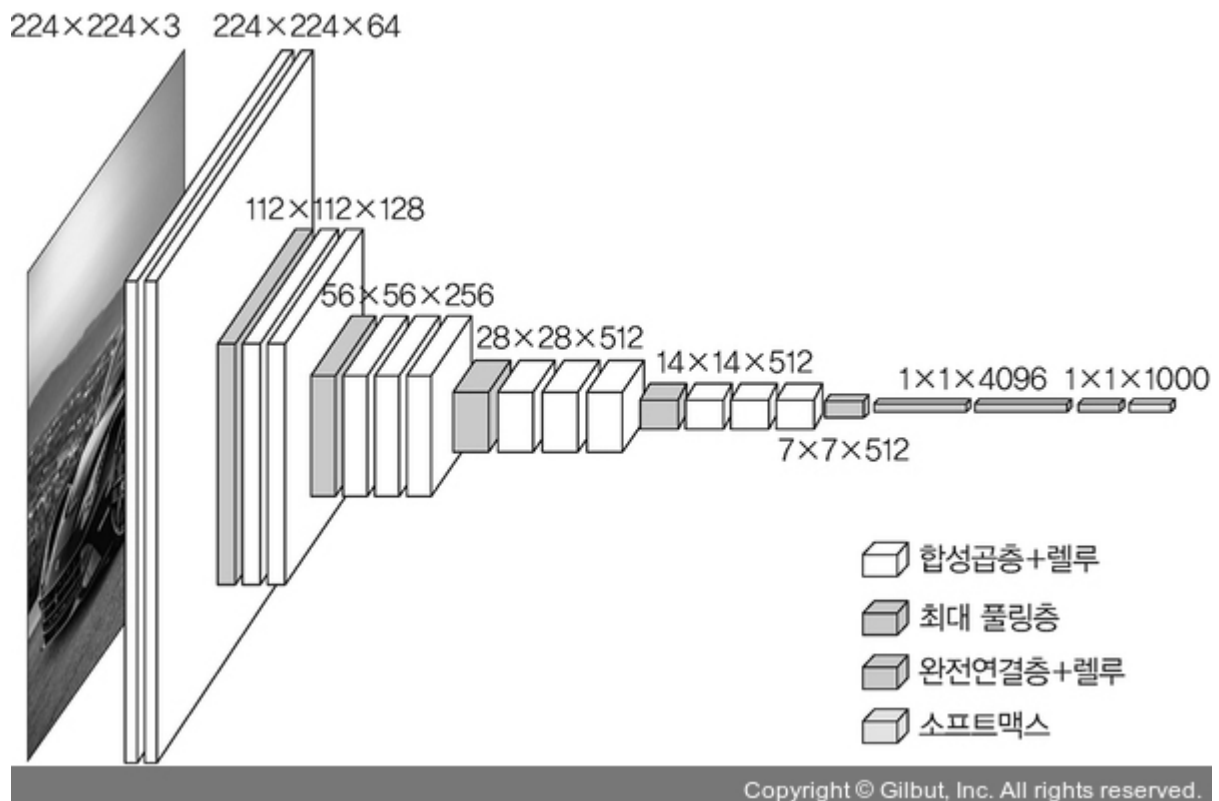


6.1.3 - 6.1.4

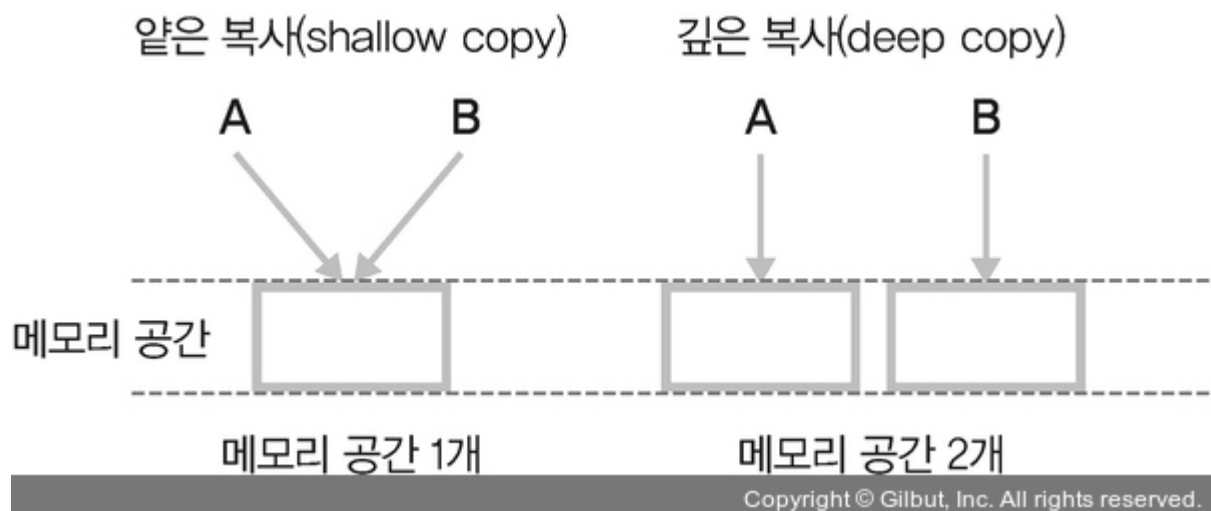
6.1.3 VGGNet

VGGNet

- 합성곱층의 파라미터 수를 줄이고 훈련 시간을 개선하려고 탄생
- 네트워크를 깊게 만드는 것이 성능에 어떤 영향을 미치는지 확인하고자 나온 것
- VGG 연구 팀은 깊이의 영향만 최대한 확인하고자 합성곱층에서 사용하는 필터/커널의 크기를 가장 작은 3×3 으로 고정
- 총 1억 3300만개 파라미터 존재, 모든 합성곱 커널의 크기는 3×3 , 최대 풀링 커널의 크기는 2×2 이며, 스트라이드는 2
 - 결과적으로 64개의 224×224 특성 맵 생성 ($224 \times 224 \times 64$), 마지막 16번째 계층 제외 모두 ReLU 활성화 함수 적용



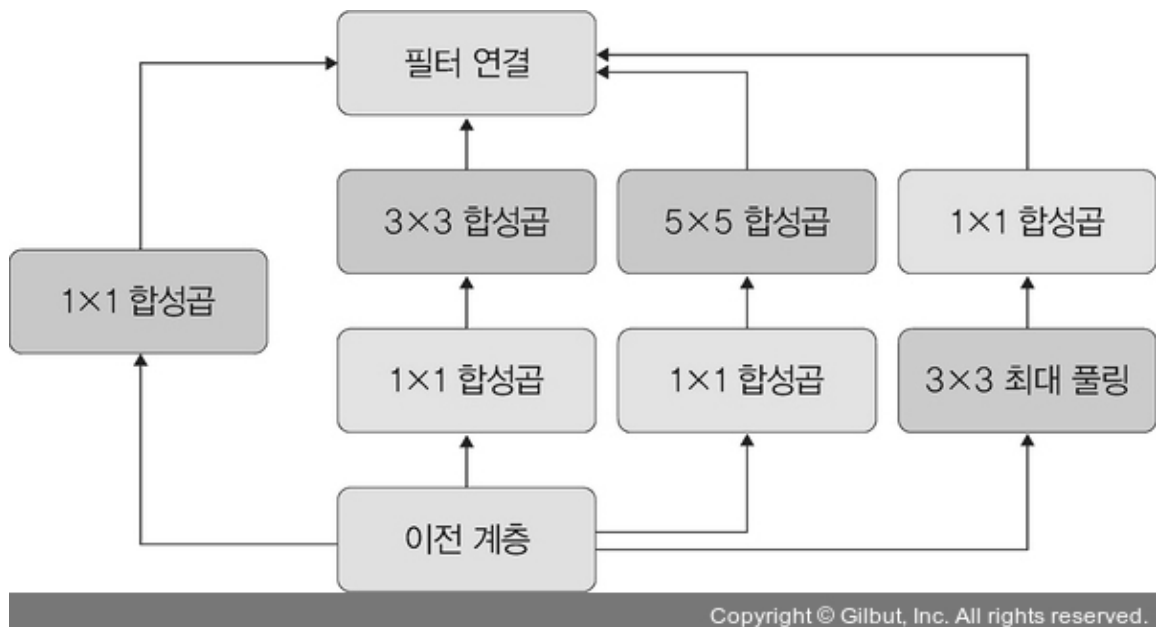
얕은 복사와 깊은 복사



6.1.4 GoogLeNet

GoogLeNet

- 주어진 하드웨어 자원을 최대한 효율적으로 이용하면서 학습 능력은 극대화할 수 있는 깊고 넓은 신경망
- 깊고 넓은 신경망을 위해 인셉션 모듈 추가
 - 특징을 효율적으로 추출하기 위해 1×1, 3×3, 5×5의 합성곱 연산을 각각 수행
 - 3×3 최대 풀링은 입력과 출력의 높이와 너비가 같아야 하므로 풀링 연산에서는 드물게 패딩을 추가
- 희소 연결 적용
 - 희소 연결: 뾰뾰하게 연결된 신경망 대신 관련성(correlation)이 높은 노드끼리만 연결하는 방법 → 연산량 감소 및 과적합 해결



인셉션 모듈의 네 가지 연산

- 1×1 합성곱
- 1×1 합성곱 + 3×3 합성곱
- 1×1 합성곱 + 5×5 합성곱
- 3×3 최대 풀링(maxpooling) + 1×1 합성곱(convolutional)

→ 딥러닝을 이용하여 ImageNet과 같은 대회에 참여하거나 서비스를 제공하려면 대용량 데이터를 학습해야 함. 심층 신경망의 아키텍처에서 계층이 넓고(뉴런이 많고) 깊으면(계층이 많으면) 인식률은 좋아지지만, 과적합이나 기울기 소멸 문제(vanishing gradient

problem)를 비롯한 학습 시간 지연과 연산 속도 등의 문제가 있음. 특히 합성곱 신경망에서 이러한 문제들이 자주 나타나는데, GoogLeNet(혹은 인셉션이라고도 불림)으로 이러한 문제를 해결할 수 있음.