AiDA Lab.
Artificial Intelligence & Data Analysis Laboratory

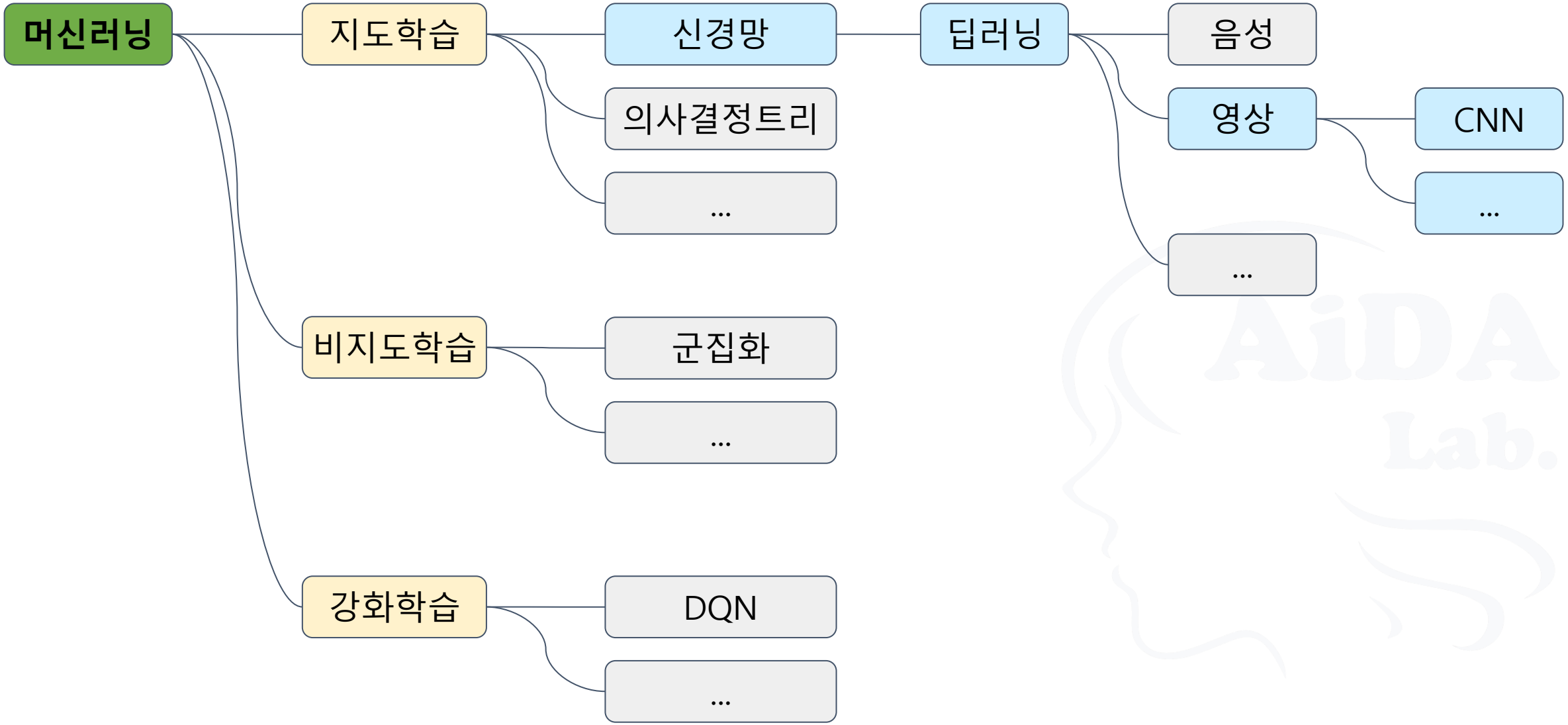
2021 인공지능 소수전공

38~39차시: 생성적 적대 신경망(GAN)

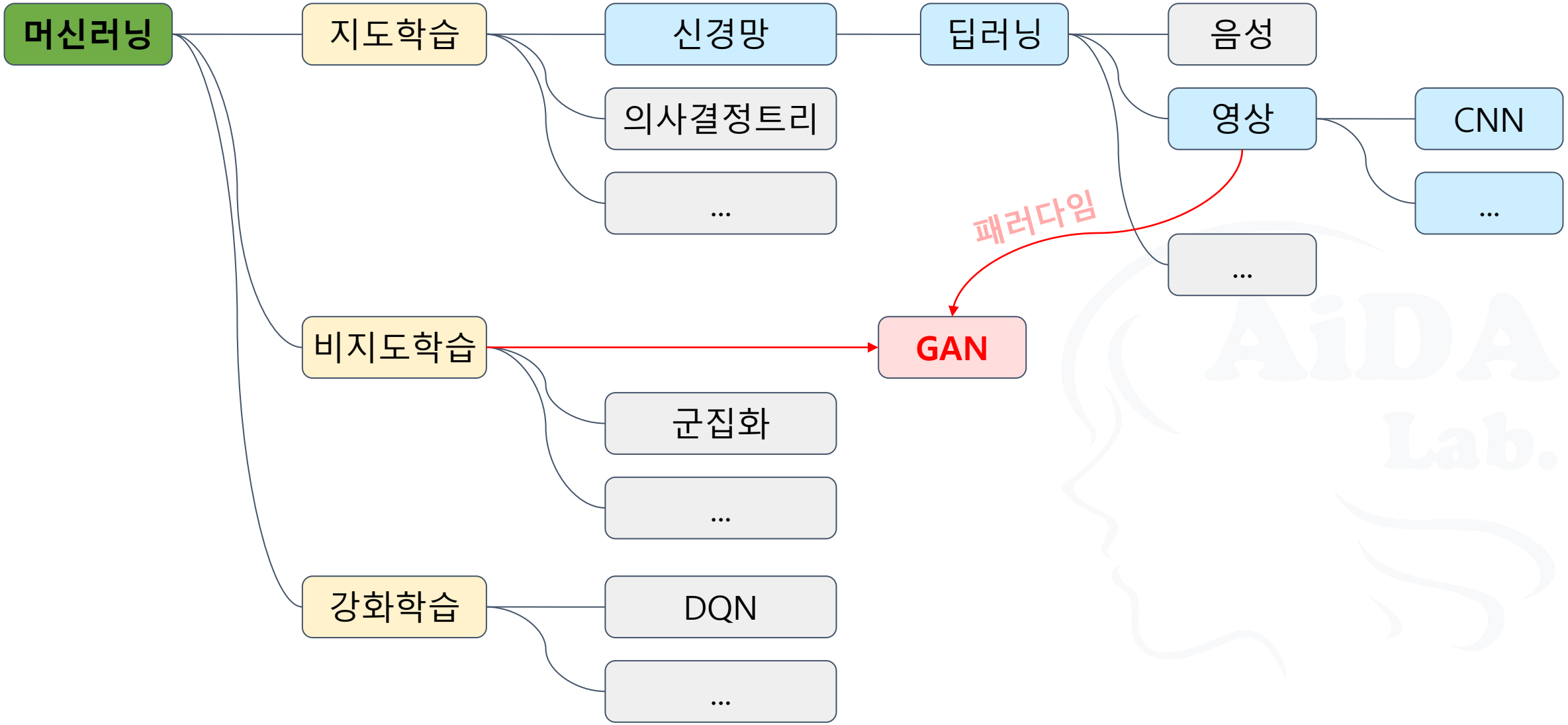
2021.07.30 19:30~21:15

Seokhwan Yang

머신러닝의 종류



GAN의 등장



GAN (Generative Adversarial Networks)

- 동시에 두 개의 모델을 훈련하는 머신 러닝의 한 종류
- GAN : 생성적 적대 신경망 (Generative Adversarial Networks)
  - 2014년, 이안 굿펠로우가 NIPS에서 발표
  - 지도학습 중심의 딥러닝 패러다임을 비지도학습으로 전환시킴
  - 얀 르쿤, 최근 20년간 머신 러닝 연구 중 가장 혁신적인 아이디어로 꼽음
  - NIPS(Neural Information Processing Systems, 2017년 NeurIPS로 약자 변경)

GAN (Generative Adversarial Networks)

- 생성적 (Generative)
  - 모델의 목적 → 새로운 데이터를 생성하는 것
  - 어떤 결과를 생성할 것인가? → 학습을 위한 훈련 데이터 셋에 의해 결정

- 적대 (Adversarial)
  - 적대하는 구도 → 경쟁 구도

- 신경망 (Network)
  - ?

GAN도 신경망인가?

?

일반적인 신경망과는 관계없어 보이지만...

판별자, 생성자 네트워크의 내부 학습구조 /

오류 역전파 – 가중치 수정 모델은

기존의 신경망 모델을 따름

GAN의 핵심 요소

- **두 신경망 모델(생성자, 판별자)의 경쟁을 통해 학습, 결과물 도출**
  - **생성자 (Generator)**
    - 실제 데이터를 학습하고 이를 바탕으로 거짓 데이터 생성
    - 실제에 가까운 거짓 데이터를 생성하는 것이 목적
  - **판별자 (Discriminator)**
    - 생성자가 제시한 데이터가 실제인지 거짓인지 판별하도록 학습
    - 생성자의 거짓 데이터에 속지 않는 것이 목적

GAN의 단계별 핵심

- **훈련 데이터 셋: 목적에 관련된 데이터 셋 선택**

  예: 레오나르도 다빈치의 작품처럼 보이는 그림을 그리고 싶다

  → 다빈치의 작품을 훈련 데이터 셋으로 선택

- **생성자의 목표는?**

  → 실제 데이터와 구분하기 어려울 정도의 유사한 샘플 만들기

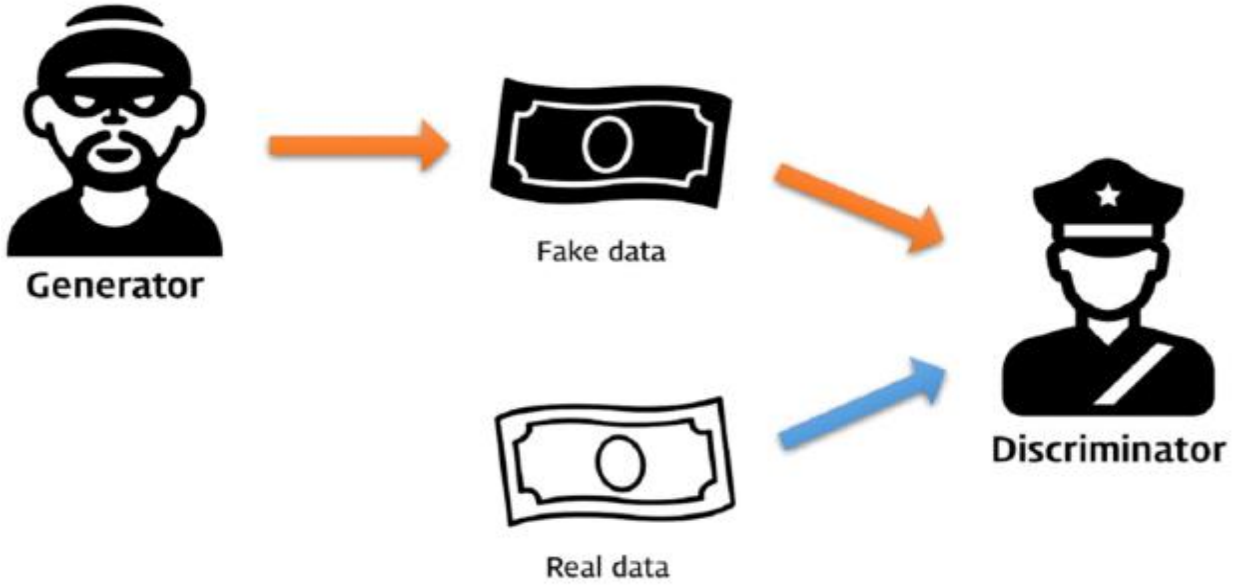
- **판별자의 목표는?**

  → 생성자가 만든 샘플이 훈련 데이터 셋의 실제 데이터와 다르다고 판별하기

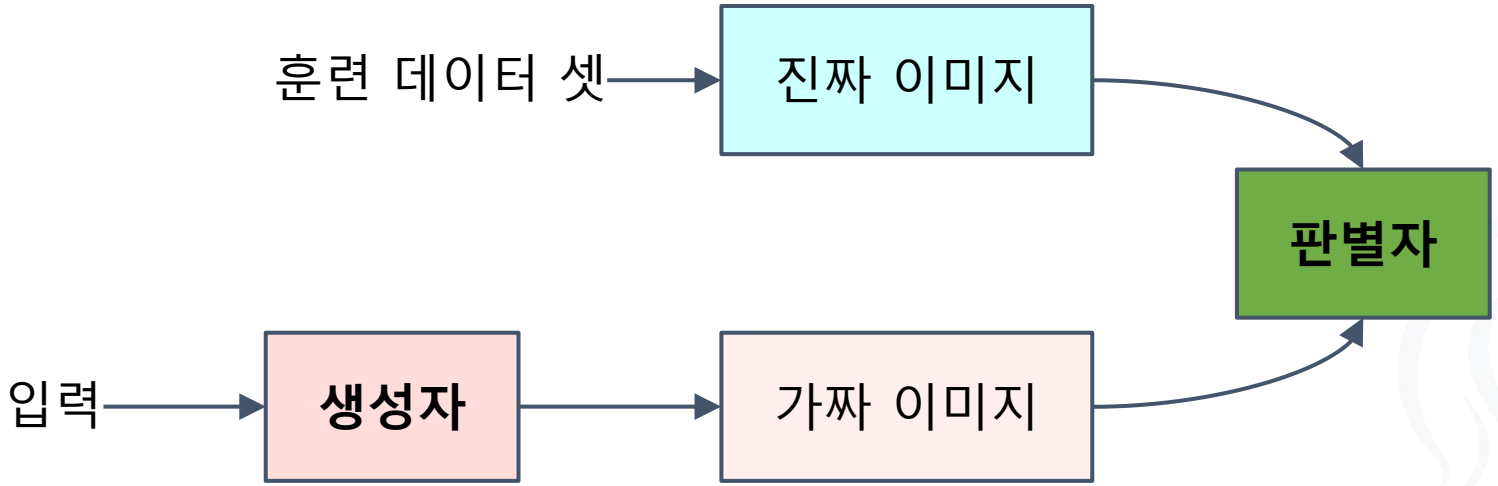
GAN을 고안한 이안 굿펠로우의 비유 설명

- 위조지폐범과 경찰
  - 위조지폐범: 경찰을 속이기 위해 점점 지폐 위조 기술을 발전시킴
  - 경찰: 위조지폐범을 잡기 위해 점점 위폐 판별 기술을 발전시킴

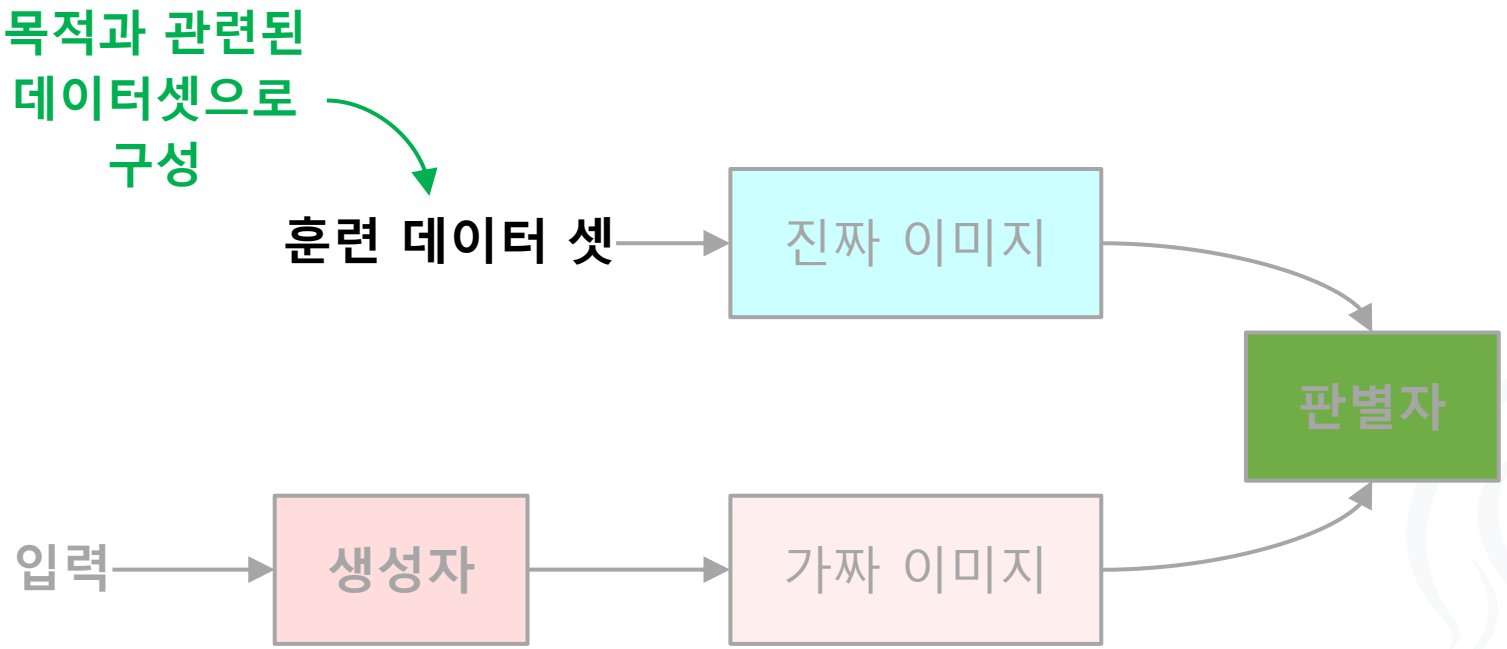
점점 완벽에 가깝게 발전



GAN의 구조



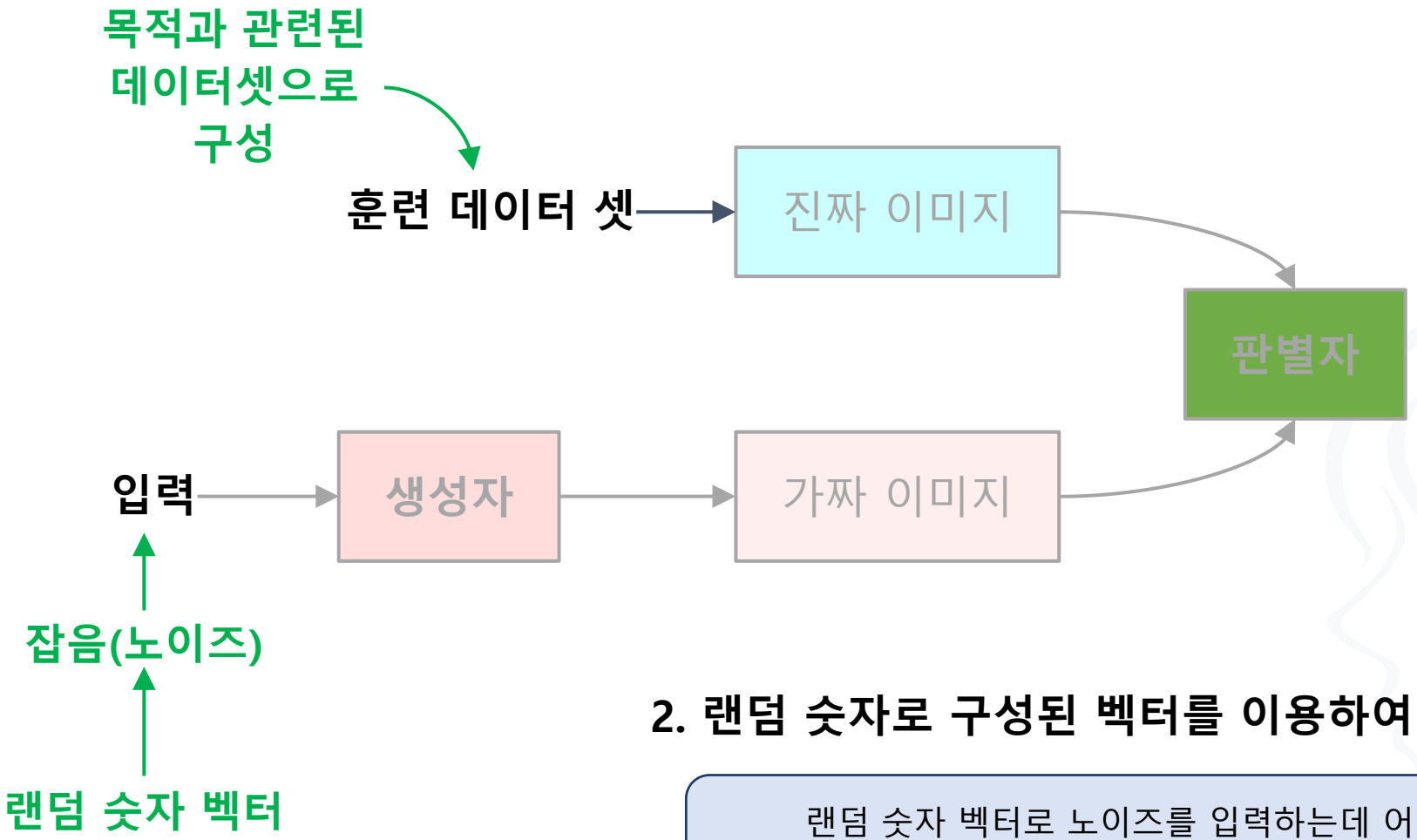
GAN의 단계별 학습 과정



1. 해결하려는 목적과 관련된 데이터 셋을 준비한다.

기본적인 GAN은 범용성보다는 원하는 결과를 생성한다는 정확한 목적이 있으므로
목적에 부합하는 훈련데이터 셋을 준비하여야 함

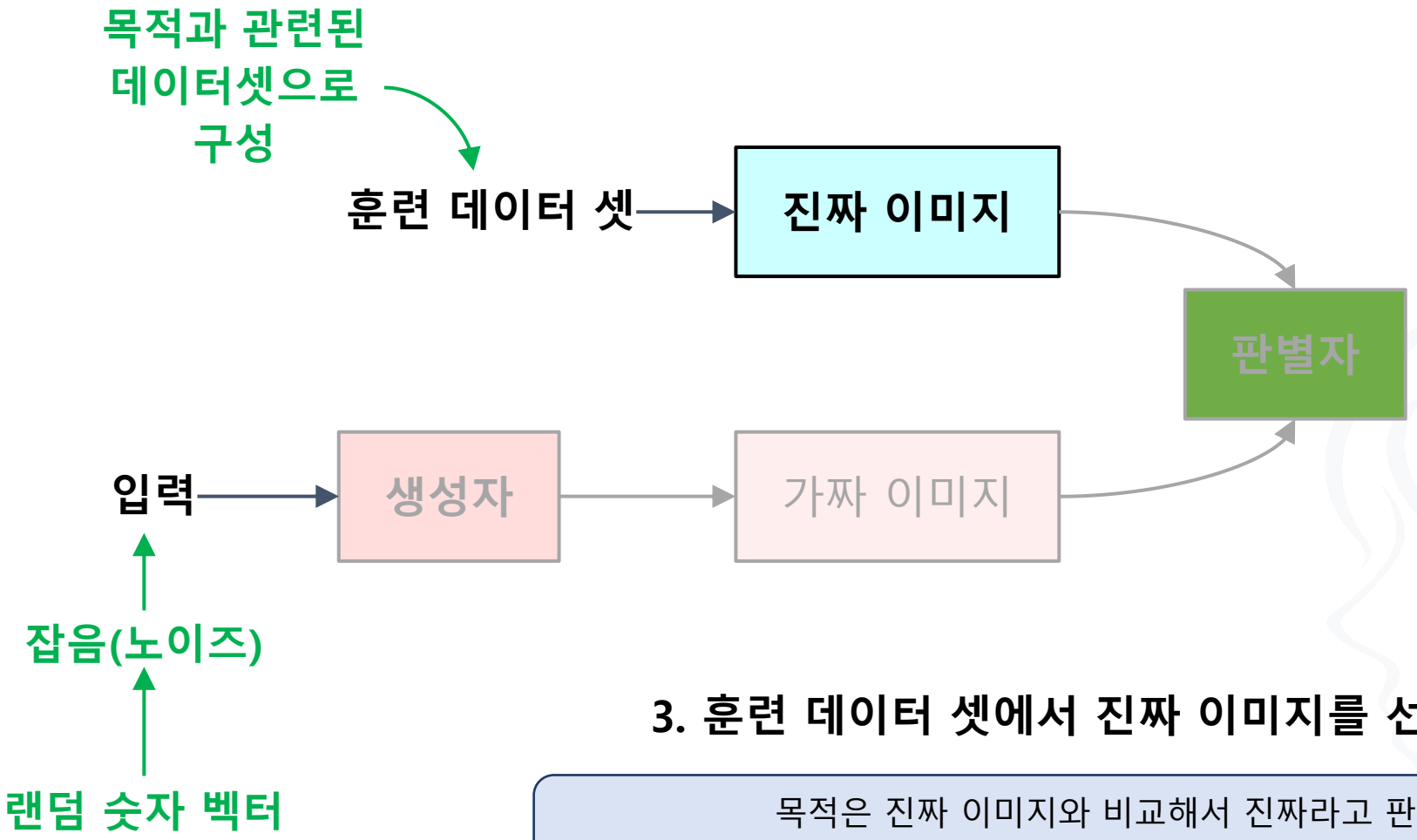
GAN의 단계별 학습 과정



2. 랜덤 숫자로 구성된 벡터를 이용하여 잡음 데이터를 생성한다.

랜덤 숫자 벡터로 노이즈를 입력하는데 어떻게 학습을 진행할 것인가?
: 처음에는 아무런 의미 없는 데이터 → 만들면서 오류가 적어지는 방향을 찾음

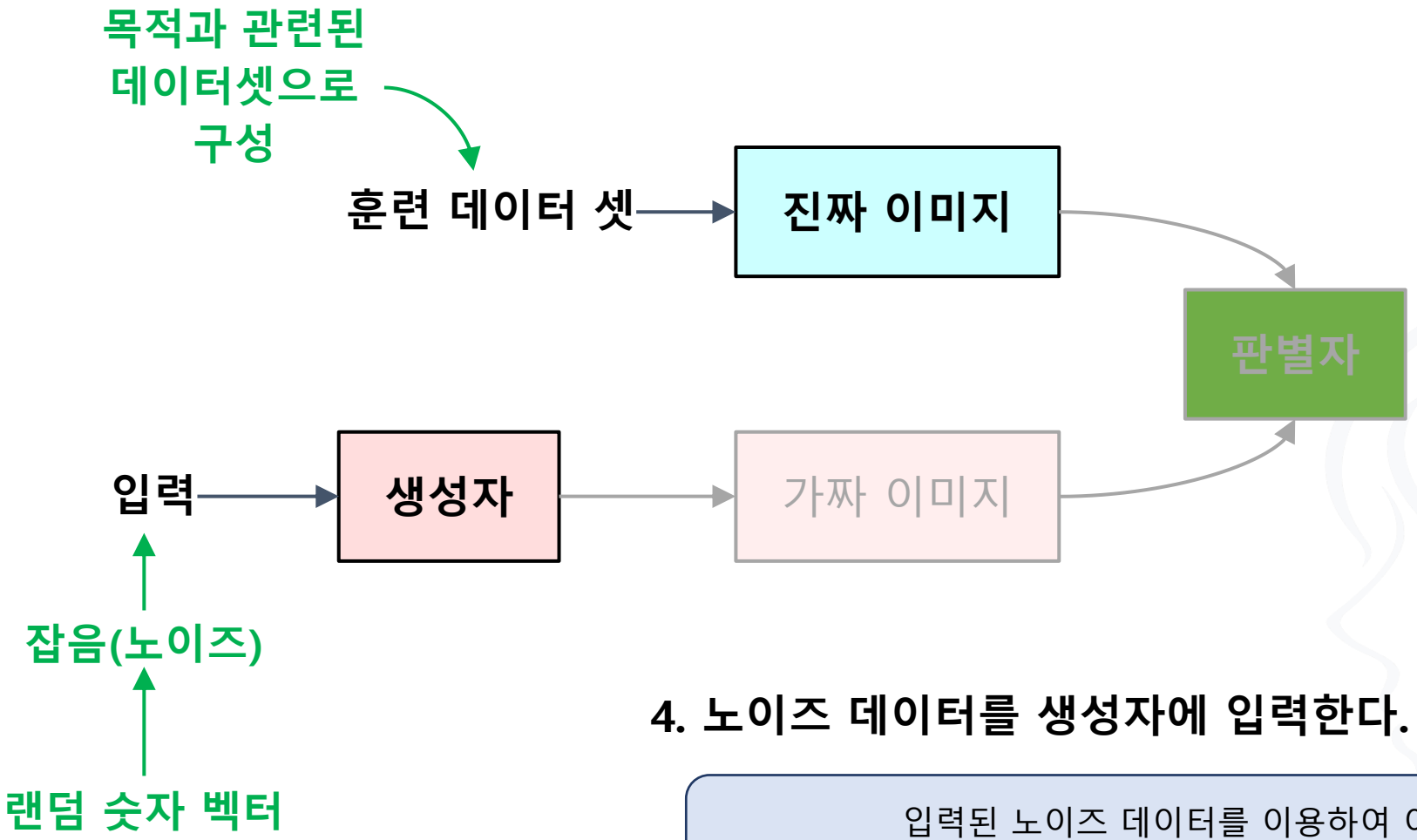
GAN의 단계별 학습 과정



3. 훈련 데이터 셋에서 진짜 이미지를 선택한다.

목적은 진짜 이미지와 비교해서 진짜라고 판별하도록 하는 것임
그러나 완전히 똑같은 이미지일 필요는 없음(단순히 똑같기만 하면 복사와 다른 점이 없음)

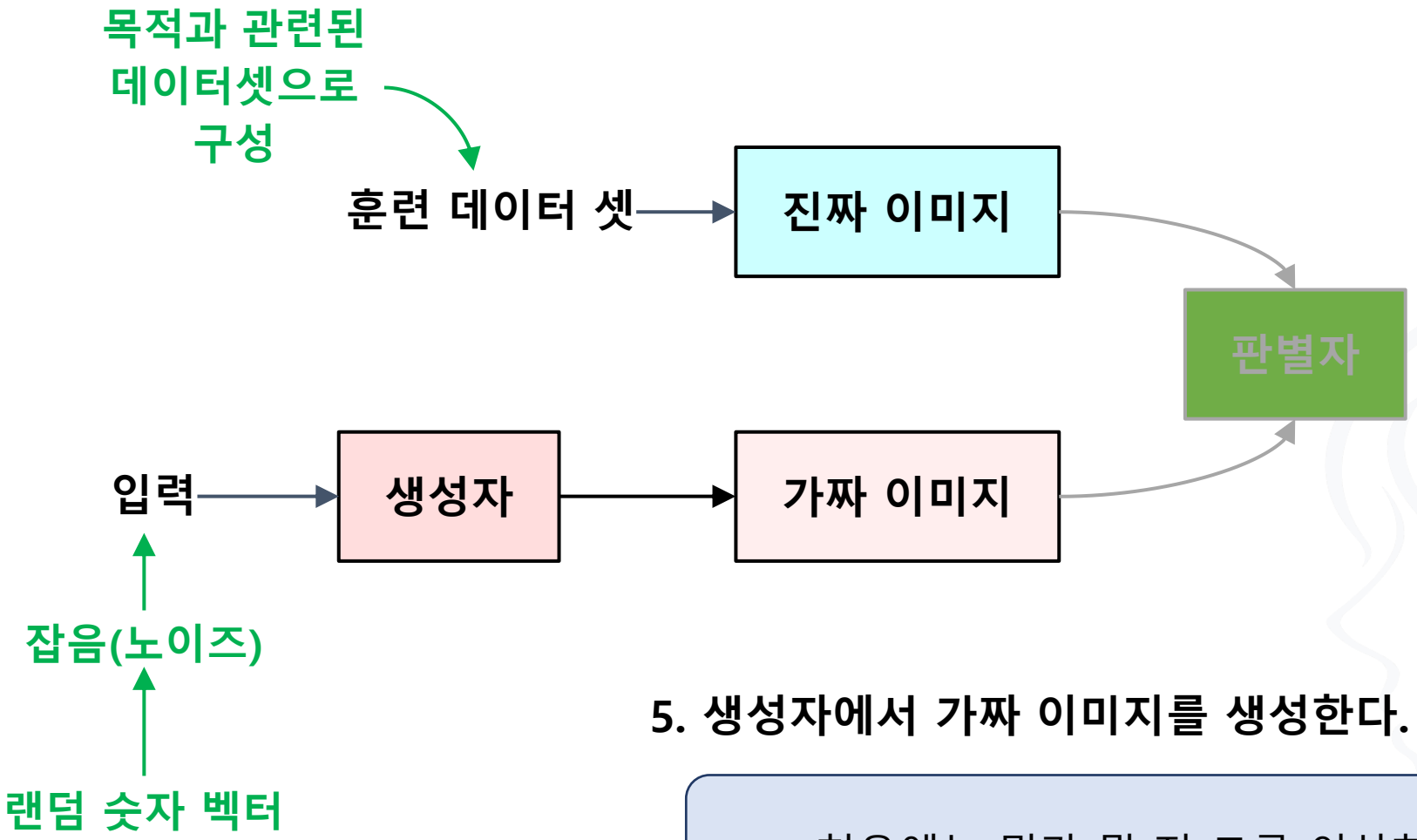
GAN의 단계별 학습 과정



4. 노이즈 데이터를 생성자에 입력한다.

입력된 노이즈 데이터를 이용하여 이미지 생성을 준비함.
후반에 이야기 하겠지만 생성목표가 이미지에 국한되지는 않음.

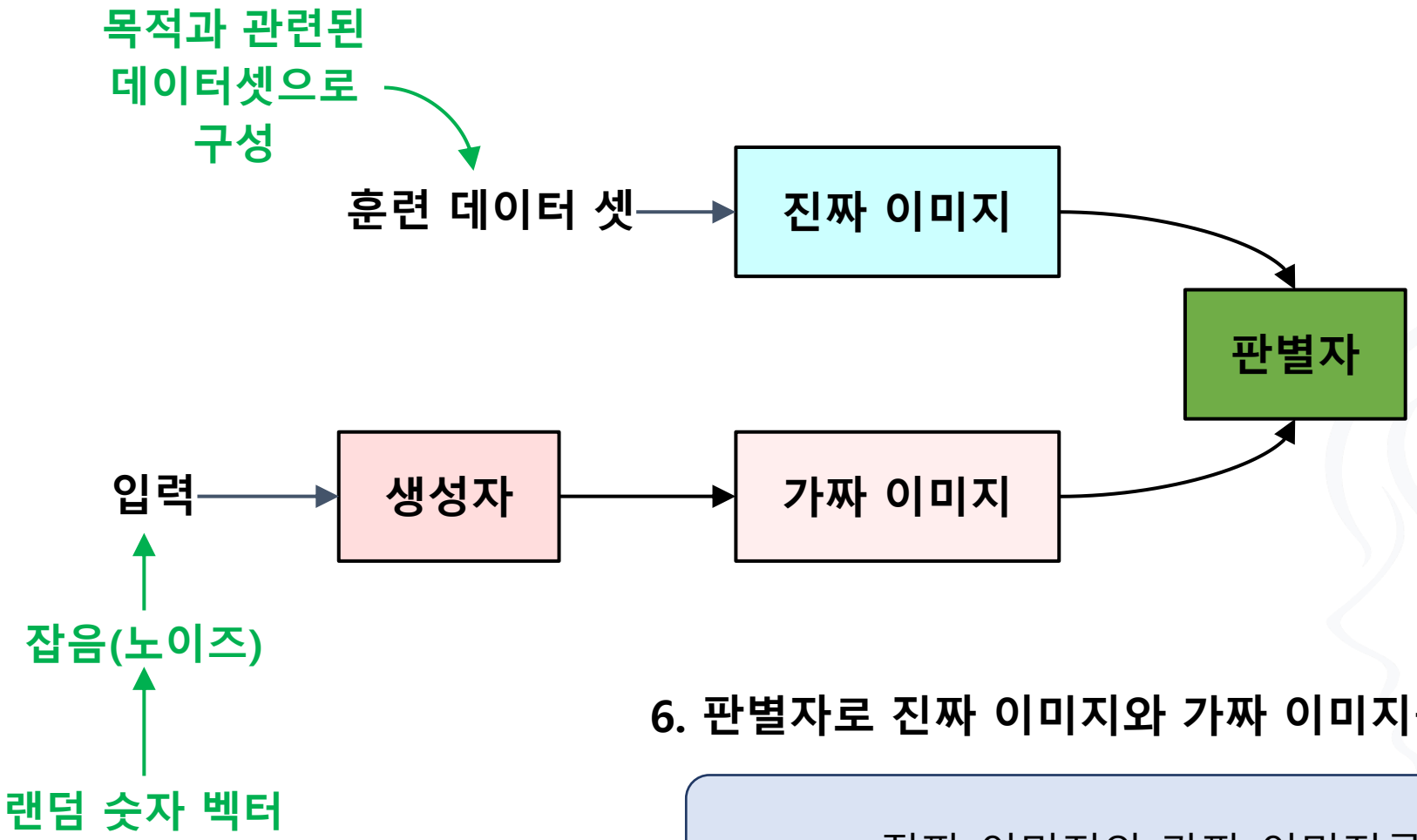
GAN의 단계별 학습 과정



5. 생성자에서 가짜 이미지를 생성한다.

처음에는 뭐가 뭔 지 모를 이상한 것들만 생성될 것임

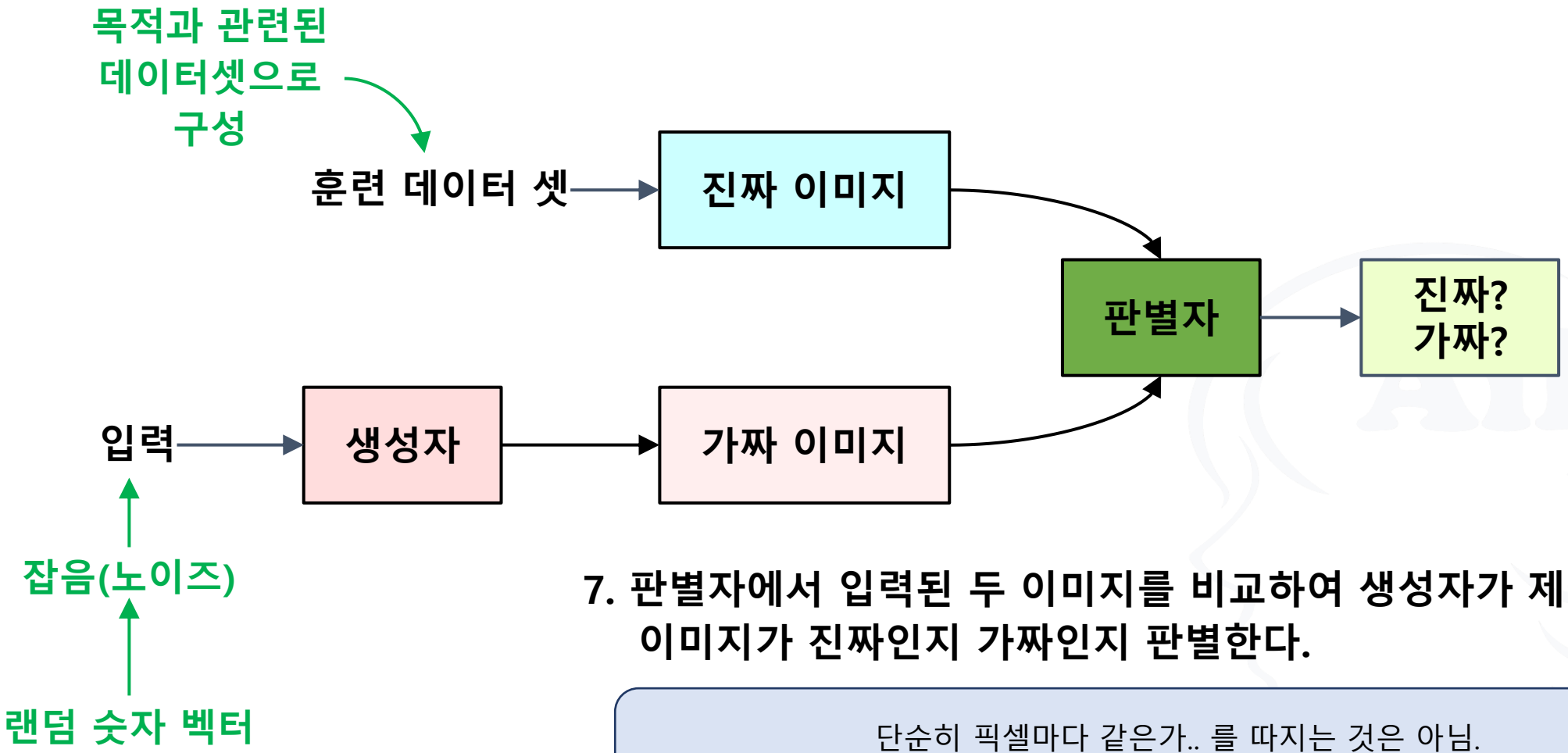
GAN의 단계별 학습 과정



6. 판별자로 진짜 이미지와 가짜 이미지를 전달한다.

진짜 이미지와 가짜 이미지를 비교하여 판별함

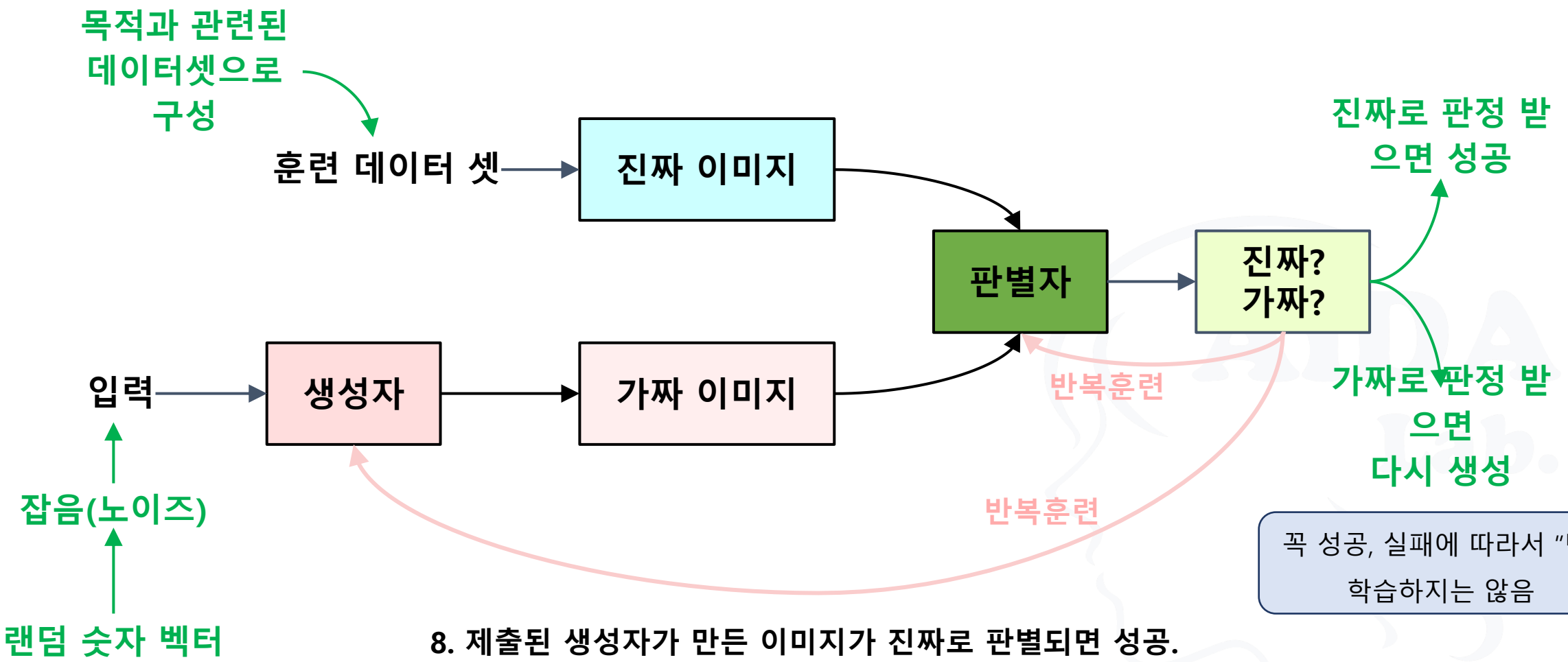
GAN의 단계별 학습 과정



7. 판별자에서 입력된 두 이미지를 비교하여 생성자가 제출한 이미지가 진짜인지 가짜인지 판별한다.

단순히 픽셀마다 같은가.. 를 따지는 것은 아님.
개별 이미지 한 장, 한 장의 비교에는 픽셀 비교가 중요하지만 누적되면...

GAN의 단계별 학습 과정



8. 제출된 생성자가 만든 이미지가 진짜로 판별되면 성공.
성공한 경우에는 판별자에게 더 정확하게 판별하도록 훈련을 지시한다.
가짜로 판별되면(실패) 생성자에게는 다시 생성할 것을 지시한다.

GAN의 단계별 학습 과정

- 판별자는 무엇을 비교하여 판별하는가?
  - 입력: 생성자가 만들어 낸 가짜 이미지, 훈련 데이터셋에서 선택된 진짜 이미지
  - 출력: 입력된 각 이미지가 진짜일 확률을 계산하여 출력 → 예측이라고 볼 수 있음
  - 판별자의 예측이 얼마나 정확한가 평가, 판별
  - 단순히 픽셀의 1:1 비교가 아니라 진짜일 확률을 계산하여 판별하므로
  - 완전히 동일한... 단순한 이미지 복사와는 다르다

GAN의 단계별 학습 과정

- 무엇을 학습하는가?
  - 판별자의 예측에 대한 정확도를 이용하여 성공, 실패 구분
  - 오류 역전파(Error Backpropagation) 방식으로 생성자, 판별자를 구성하는 네트워크의 노드에 대하여 훈련 가능한 파라미터들을 갱신
  - 판별자의 학습: 분류 정확도를 최대화 하도록 가중치와 편향(Bias) 갱신
    (=분류오차 최소화)
  - 생성자의 학습: 분류 오차율(잘못 분류할 확률)을 최대화하도록 가중치와 편향(Bias) 갱신
    (=분류오차 최대화)

GAN은 언제까지 학습하여야 하나?

- 일반적인 신경망
  - 훈련용 데이터 셋, 검증용 데이터 셋을 사용하면서
  - 검증 오류가 향상되다가 떨어지기 시작하는 시점부터 훈련 중단
  - 과적합(Overfitting) 회피

- GAN
  - 두 개의 상반된 목적의 네트워크로 구성
  - 하나의 네트워크가 좋아지면 → 다른 하나의 네트워크는 나빠짐 (Trade Off)
  - 게임 이론(Game Theory)의 내시 균형(Nash Equilibrium)에 도달하면 중단

    → But!!! 실무에서는 현실적으로 불가능!!!

게임 이론과 내시 균형

- **게임 이론**
  - **상호 의존적인 의사 결정에 관한 이론**
  - **내용**
    - 개인 또는 기업이 어떠한 행위를 했을 때,
    - 결과가 게임과 같이 자신 뿐만 아니라 다른 참가자의 행동에 의해서도 결정되는 상황에서,
    - 자신의 최대 이익에 부합하는 행동을 추구한다는 수학적 이론
  - **GAN에서의 생성자, 판별자 간의 학습은 제로섬 게임과 유사**
    - 제로섬 게임에서는 한 사람이 얻는 이득만큼 다른 사람이 손해를 봄

게임 이론과 내시 균형

- **내시 균형(Nash Equilibrium)**
  - 경쟁자 대응에 따라 최선의 선택을 하면 서로가 자신의 선택을 바꾸지 않게 되는 균형상태
  - 상대방이 현재 전략을 유지한다는 전제 하에 나 자신도 현재 전략을 바꿀 유인이 없는 상태
  - 모든 제로섬 게임은 참가자 모두 자신의 상황을 더 이상 개선할 수 없거나, 자신의 행위를 변경함으로써 이익을 얻을 수 없는 시점에서 내시 균형에 도달함
  - GAN에서는 내시 균형에 도달하면 학습을 중단하는 것을 권장함

내시 균형: 미국 경제학자 & 수학자인 **존 포브스 내시**의 이름을 따서 명명된 이론
"뷰티플 마인드" (전기/영화)

게임 이론과 내시 균형

- **GAN은 언제 내시 균형에 도달하는가?**
  - **생성자가 훈련 데이터 셋의 실제 데이터와 구별이 되지 않는 데이터를 생성할 때 내시 균형 도달**
  - **어떻게 확인할 수 있는가?**
    - **판별자**가 할 수 있는 최선의 방법이
    - 특정 샘플이 진짜인지 가짜인지 랜덤으로 추측할 수 밖에 없을 때
    - 이런 경우 **샘플의 진위여부가 50:50의 확률로 추측됨**
  - **GAN이 내시 균형에 도달함 = GAN이 수렴했다**

이 때는 **생성자**를 조금이라도 수정하면 실패하게 되므로 성능은 더 나빠짐

실무에서는 GAN의 수렴이 현실적으로 불가능에 가까움
상세한 설명, 상황의 분류는 수학적으로 매우 어려운..
GAN 연구에서 가장 중요한 미결 문제의 하나 이므로 Pass!!

GAN을 공부해야 하는 이유

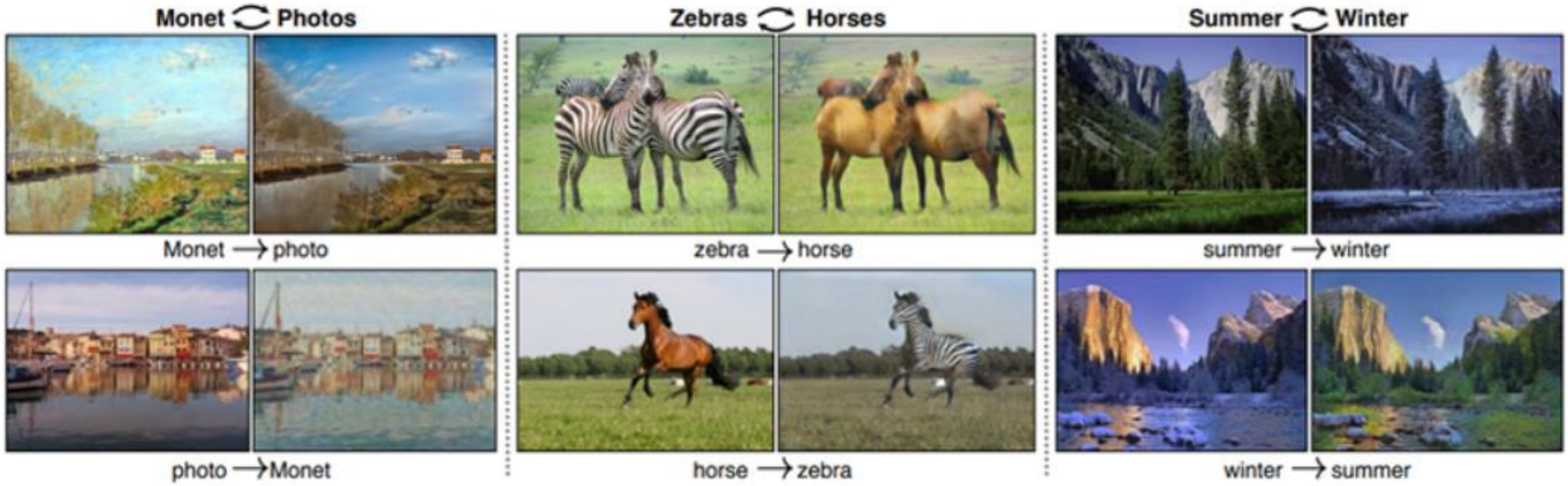
- 얀 르쿤, 최근 20년간 머신 러닝 연구 중 가장 혁신적인 아이디어!!

- GAN의 가장 중요한 능력
  - 초 현실적인 이미지를 생성해 내는 능력
  - Image to Image 변환 능력
  - 일반 인공지능의 완성에 다가가는 중요한 디딤돌로 평가 받음

GAN의 이미지 생성 능력

ProGAN을 통해 유명인 사진을 바탕으로 만들어진 허구의 인물 〈출처: 엔비디아〉

GAN의 이미지 변환 능력



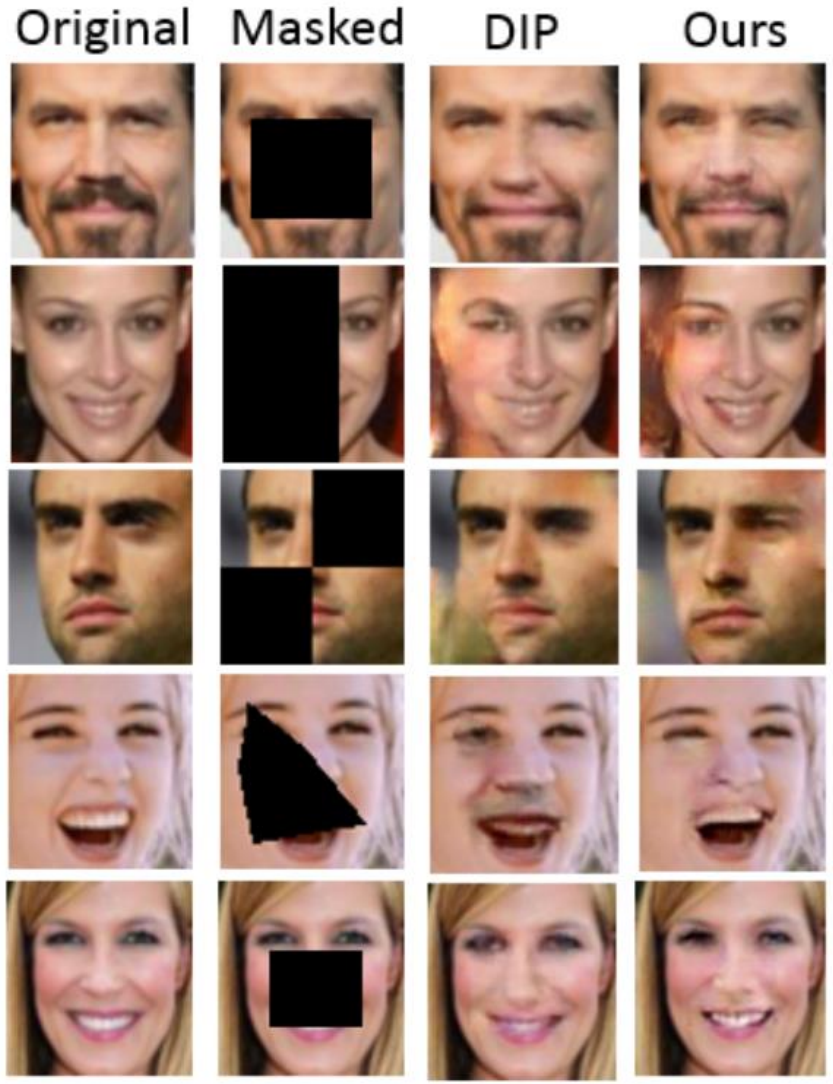
[그림4] cycleGAN을 통한 Image Translation

그림 출처(논문): Unpaired Image-to-Image Translation using Cycle-consistent Adversarial Networks.
Jun-Yan Zhu, Teasung Park, Phillip Isola, Alexei A. Efros.

GAN을 이용하여 유명 화가의 화풍을 흉내 낸 그림 생성

| 캠브리지 컨설턴트가 엔비디아의 기술을 활용해 만든 빈센트 AI 〈출처: 엔비디아〉

GAN을 이용한 손상된 이미지의 복원



이미지의 산술연산 능력

- ‘안경을 쓴 남자’ 이미지를 생성하는 z 에서 ‘안경을 쓰지 않은 남자’ 이미지의 입력인 z 를 빼고 ‘안경을 쓰지 않은 여자’ 이미지에 해당하는 z 를 생성자 G에 넣어주면 ‘안경을 쓴 여자’ 이미지가 아래 그림처럼 생성됨

- GAN 생성자의 결과물을 우리가 원하는 데로 마음껏 조작할 수 있다는 가능성 확인
- 단순한 데이터의 분류로서의 이해가 아닌 새로운 것을 창조할 능력을 가지게 된 것을 의미

GAN 기술 악용의 위험성

- 실제와 구분되지 않는 거짓이 현실 왜곡 가능
  - GAN을 활용한 딥페이크 프로노영상 유통
  - 가짜 뉴스의 범람: 가짜 뉴스에 맞는 영상, 음성 합성 등을 증거자료로 하여 진짜 뉴스처럼 속임

GAN의 이미지 생성 능력과 변환 능력의 위험성

- 영상 합성

| 버락 오바마 전 미국 대통령의 가짜 영상 〈출처: 워싱턴대학교〉

그림출처(논문): Synthesizing Obama: Learning Lip Sync from Audio.
Supasorn Suwajanakorn, Steven M. Seitz, Ira Kemelmacher-Shlizerman

- 가짜 뉴스, 가짜 영상을 이용한 사회적 혼란 야기 가능성
- GAN을 이용한 대규모의 시스템 취약점 악용 범죄 초래 가능성

GAN 악용 위험 해결을 위한 노력

- 미국
  - Microsoft: 2017년 자사 AI 연구인력을 위한 'AI 디자인 원칙', 'AI 윤리 디자인 가이드' 소개
  - AI가 효율성을 극대화하되 인류를 위협하지 않고 인류 발전에 기여해야 하며 투명성을 갖추고 기술이 신뢰에 기반해야 한다는 내용
  - 아실로마 AI 원칙 발표: 2017년 1월, 테슬라 CEO, 알파고 개발자 데미스 허사비스 등
- 한국
  - 카카오: 2018년 1월, 알고리즘 윤리 헌장 발표
- 중국 - 사이버공간청(정부)
  - 2019년 11월, AI로 음성, 영상을 만들 경우 반드시 사실 공개. 미공개 시 형사처벌

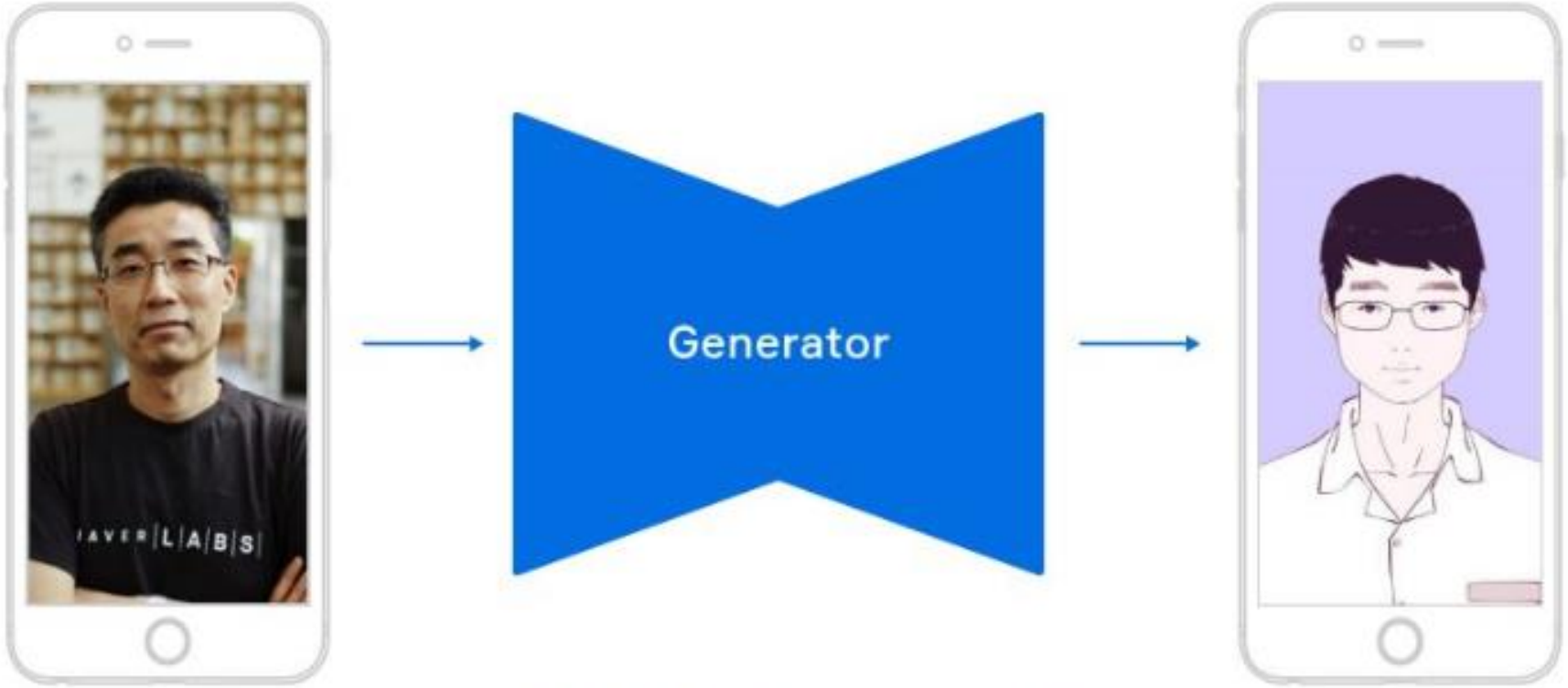
GAN의 활용 사례

- 시제품 디자인 하기

GAN을 활용해 간단한 스케치 만으로 시제품을 디자인 할 수 있다. (출처: Berkerley AI Research(BAIR))

GAN의 활용 사례

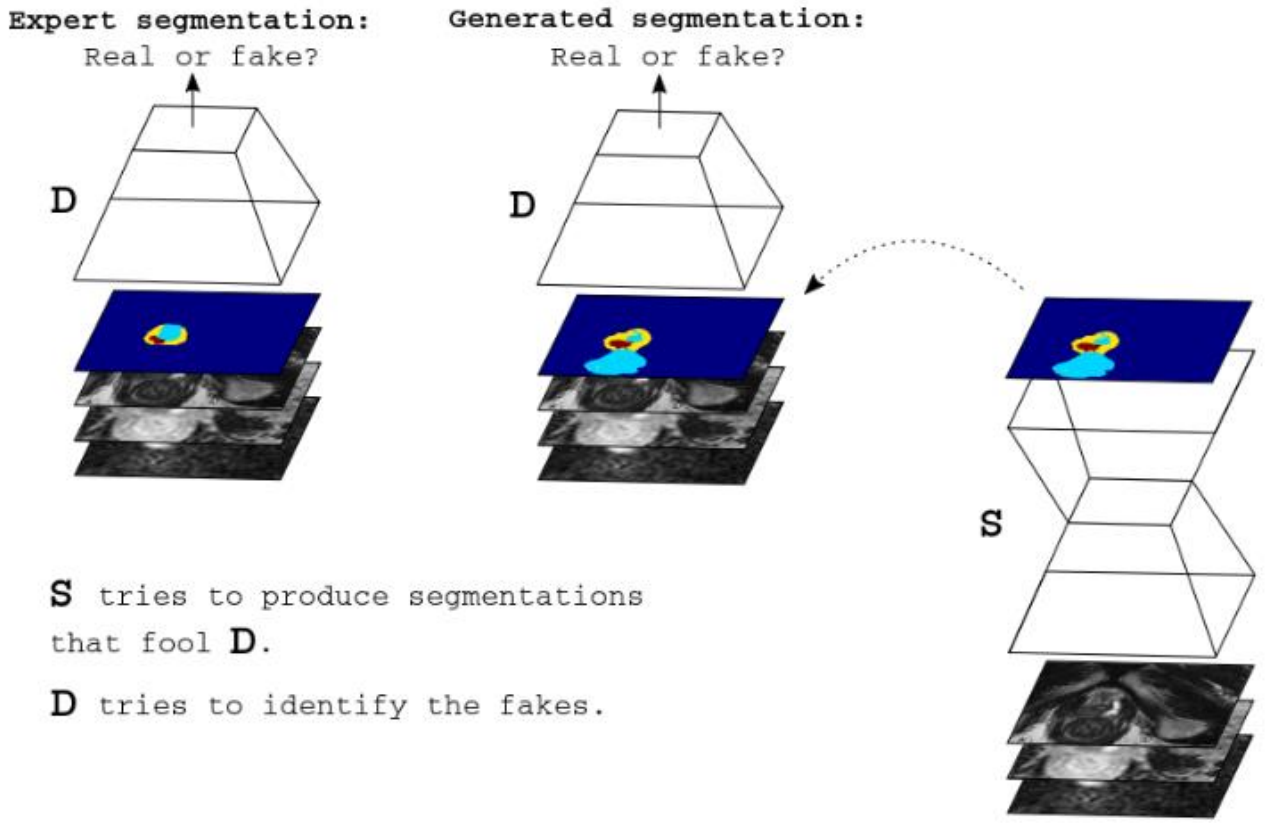
- 몰입형 웹툰 제작
  - 독자의 사진을 웹툰 이미지로 생성하여 독자가 웹툰 속 주인공이 되는 경험을 제공함



| GAN을 활용한 네이버 웹툰 '마주쳤다' (출처: 네이버랩스)

GAN의 활용 사례

- **의료 영상에 응용**
  - 의료 영상의 경우 영상 생성보다는 **병변 분할, 영상 변환** 등에 적용되고 있음
  - 독일 암센터 연구팀
    - 자기공명영상(MRI)에서 진행성 전립선 암 병변 검출을 위한 **GAN 기반 영상 분할 방법** 제안
    - 전문가의 병변 표식과 분할모델이 생성한 병변 표식 구분 모델 학습 후 결과를 다시 분할모델 학습에 반영하는 것을 반복



[그림 4]GAN을 이용한 진행성 전립선암 병변 분할

GAN의 활용 사례

- **텍스트 생성**
  - **MIT 연구진**
    - 수 천개의 이미지와 시를 쌍으로 학습시켜 AI가 이미지를 보고 시를 만들도록 하는 연구
    - 30명의 영문학 전문가를 포함한 500명에게 AI가 만든 시와 인간이 쓴 시를 구별하는 실험
    - 영문학 전문가: 60%만이 AI가 쓴 시를 찾아냄
    - 기타 심사자: 훨씬 못한 결과

GAN의 활용 사례

- **기타 사례**
  - **스타트업 알레시오**
    - 태아의 입체 초음파 사진을 GAN을 응용하여 생후 아기 얼굴로 변환해 주는 서비스 준비
  - **그 외에 음성신호, 자연어 처리 등으로 영역 확대 중**

GAN과 CNN의 차이

- **CNN**
  - **학습: 이미지를 입력받아 확률을 예측하기 위해 입력받은 이미지를 다운 샘플링하는 과정**
  - **판별: 학습된 데이터는 MaxPooling과 같은 다운샘플링 기술로 처리하여 Label에 매칭**

- **GAN**
  - **생성자: 랜덤 노이즈 벡터를 입력받아 이미지를 만드는 업 샘플링 수행 과정**
  - **판별자: 학습(생성)과정에서 생성된 새로운 데이터를 실제 이미지와 비교하여 0~1 사이의 확률값으로 반환**
    - 이미지를 고차원 확률 분포의 샘플로 해석하고 다변량 정규분포 등에 적용하여 확률값 도출

오토 인코더와 생성 학습

- 머신 러닝을 처음 접할 때는 주로 이미지 분류 문제를 학습

  → 직관적이므로!!

- 더욱 AI적인 느낌을 주는 생성 모델은 이해하기 어려워서 GAN 등장 이전에는 크게 주목받지 못함

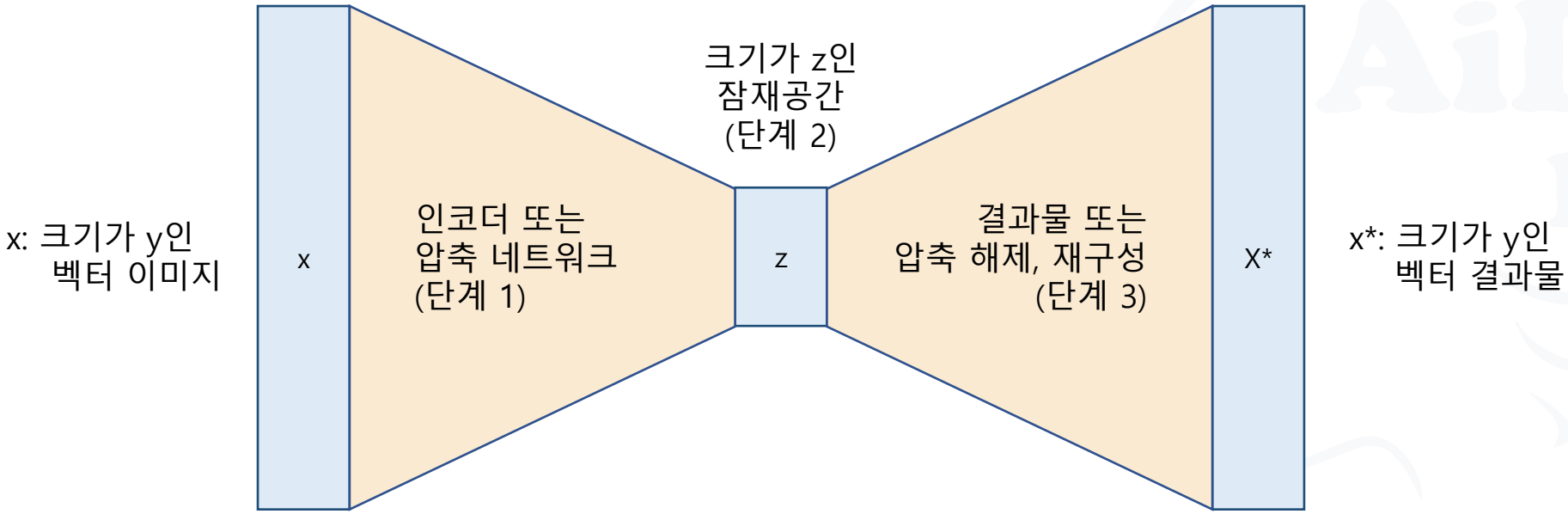
- 오토 인코더 (Auto Encoder)
  - GAN 이전에 제안된 생성 모델, GAN의 원조 격에 가까움
  - 자료와 연구 결과가 풍부함
  - CycleGAN 등 GAN의 연구에도 활용되며 많은 영향을 미침

오토 인코더와 생성 학습

- **사람의 뇌의 동작**
  - **알고 있는 개념 설명에 많은 시간을 투자하지 않기 위하여 데이터, 정보를 압축**
  - **의사 소통의 경우:**
    - 다양한 개념, 지식 등이 자동 압축된 오토 인코더로 가득 차 있음
    - 그러나 실제 대화, 소통은 문맥에 종속적
    - 사용자가 처한 환경에 따라 어떤 내용은 설명이 필요하고 어떤 내용은 불필요한지 다름
      (개발 관련 내용은 개발자에겐 설명이 불필요하지만 일반인에겐 필요한 것처럼)
    - 반복되는 개념 등은 사전에 동의한 추상적인 표현으로 압축, 필요한 내용은 상세하게
      → 정보의 처리량은 증대 시키고 전송을 위한 대역폭은 축소 시킴

오토 인코더와 생성 학습

- 오토 인코더
  - 데이터를 자동으로 인코딩 할 수 있게 도와주는 모델
  - 인코더와 디코더로 구성됨



오토 인코더와 생성 학습

- **오토 인코더의 동작**
  - **이미지 x를 오토 인코더에 입력**
  - **재구성된 이미지 x*를 획득**
  - **x와 x*의 차이인 재구성 손실 측정**
    - x와 x* 의 픽셀 간 거리(예, 평균 제곱 오차)를 함수에 사용
    - 경사 하강법 적용

오토 인코더의 활용

- 축소된 잠재 공간에서 아이템과 타겟 클래스의 유사도를 빠르게 확인할 수 있는 1클래스 분류기에 활용 → 정보 검색, 이상치 탐지(잠재 공간 안에서 거리 비교) 분야 등에 활용
- 데이터의 노이즈 제거
- 흑백 이미지의 채색 (GAN도 좋은 성능을 보임)
- 새로운 이미지의 생성
  - 이미지 데이터 셋을 통해 훈련된 오토 인코더에
  - 입력된 데이터를 기반으로 기존에 저장된 개념(학습된 내용)이 잠재공간에 놓인 위치를 찾아서
  - 이미 본 적이 있는 유사 데이터를 꺼내어 활용 → 생성

오토 인코더의 장점

- 레이블된 데이터가 필요하지 않음 (비지도학습, 자기 훈련)
- 단순한 구조와 이미 보유한 데이터에서 새로운 표현을 찾는 능력

  → 다른 모델에 적용, 활용, 응용이 용이함(예, BEGAN, CycleGAN 등)

다양한 GAN 기반의 모델들

- DCGAN (Deep Convolutional GAN)
  - 2016년 소개됨
  - GAN 모델에서 더욱 강력한 신경망 구조를 적용하면 어떨까? 라는 아이디어로 시작
  - GAN이 보유한 간단한 2개 층(생성자, 판별자)의 순방향 신경망 대신 CNN으로 생성자와 판별자를 구현한 모델
  - GAN과 CNN을 함께 사용하는 많은 연구에서 불안정성, 경사가 너무 작아서 학습이 느려지는 Gradient 포화문제로 GAN의 훈련이 어려움을 겪음
  - 각 층의 입력을 정규화하여 안정적으로 훈련하게 도와주는 배치 정규화 기법을 적용, CNN으로 생성자, 판별자를 구현하여 GAN과 CNN을 완전하게 통합시킴

다양한 GAN 기반의 모델들

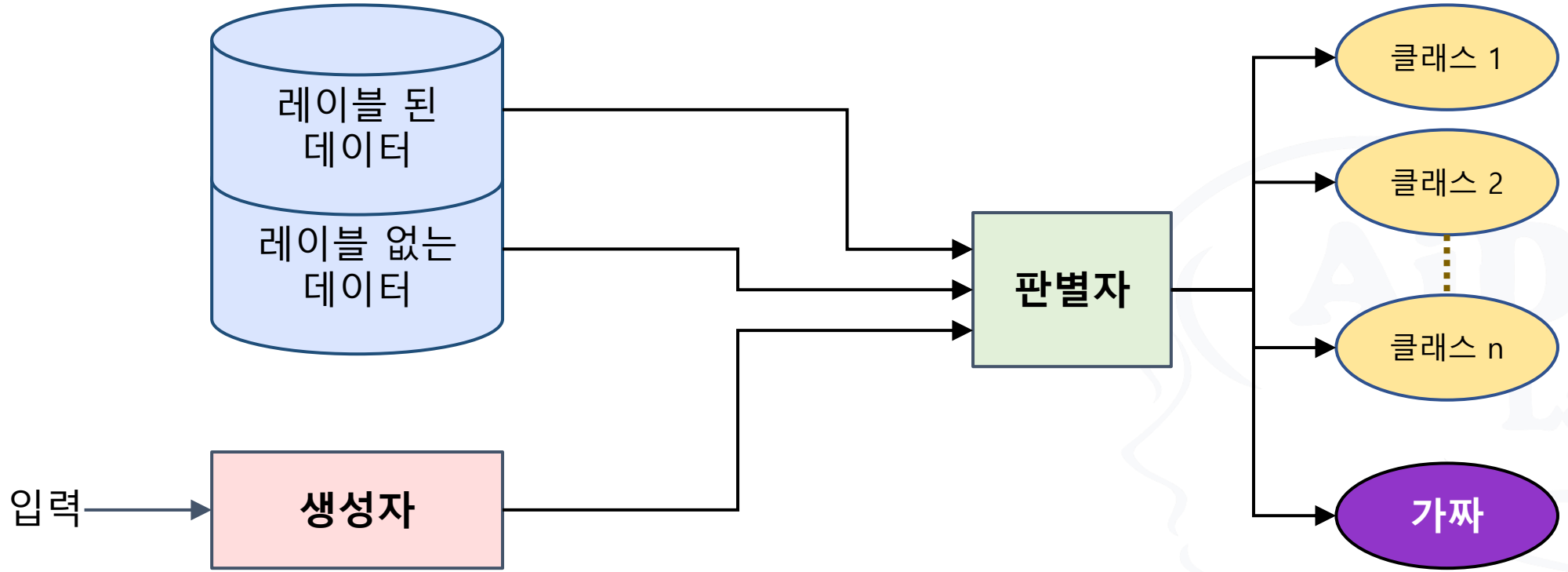
- **ProGAN**
  - **Full HD 화질로 실제 사진같은 이미지를 생성하는 최신 기법(2018)**
  - **4가지 혁신적인 기법 도입**
    - 고해상도 층으로 점진적 증가와 단계적 도입
    - 미니배치 표준편차
    - 균등 학습률
    - 픽셀별 특성 정규화

다양한 GAN 기반의 모델들

- **SGAN (Semi-supervised GAN)**
  - **GAN은 지도학습인 딥러닝 모델 중심의 패러다임을 비지도학습의 영역으로 끌어당김**
  - **SGAN은 다시 일부 특성을 지도학습의 방향으로 끌어당겨 준지도학습을 기반으로 하는 GAN**
    - 레이블 된 데이터와 레이블이 없는 데이터를 동일한 분포로 수집하여 활용
    - 데이터에 감춰진 내부 구조를 사용하여 레이블 된 데이터 포인트를 일반화
    - 이전에 본 적 없는 새로운 샘플을 분류하는데 활용

다양한 GAN 기반의 모델들

- **SGAN (Semi-supervised GAN)**

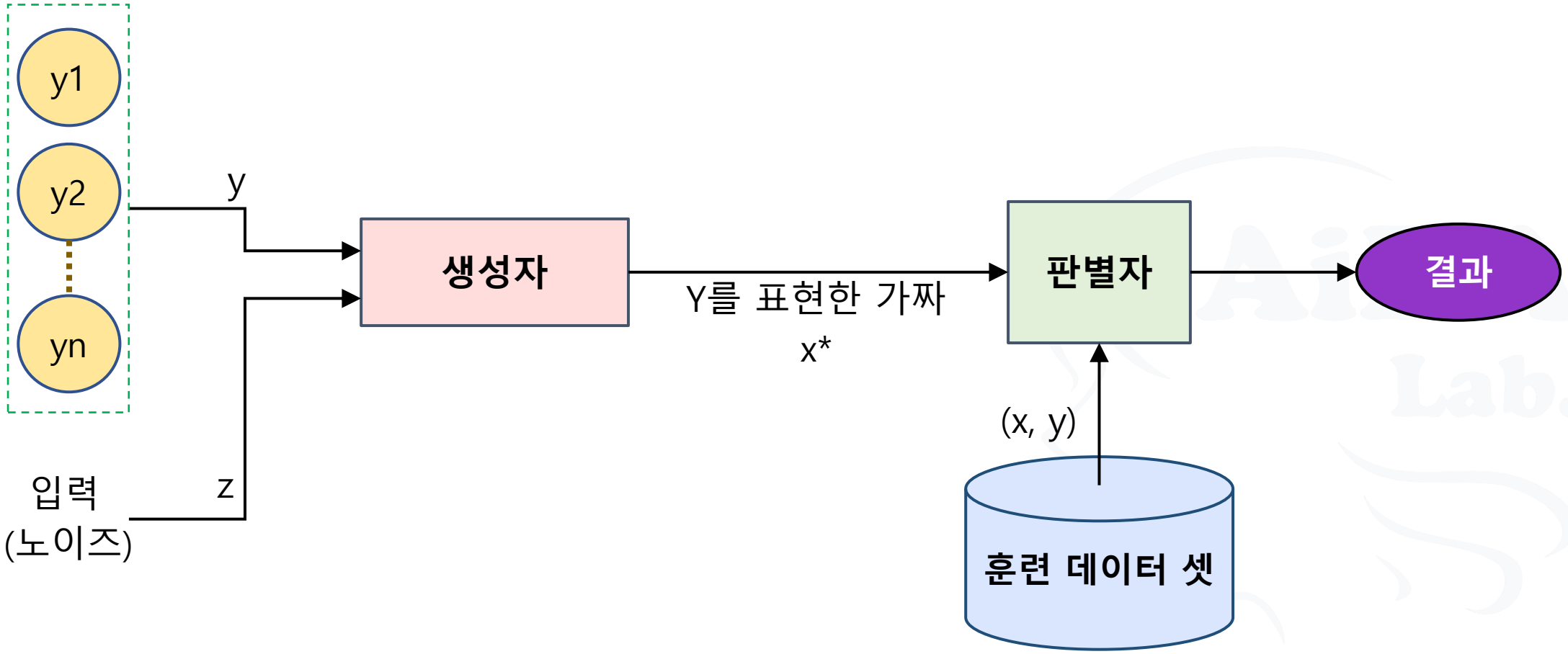


다양한 GAN 기반의 모델들

- **CGAN (Conditional GAN)**
  - **생성자와 판별자를 훈련할 때 모두 레이블을 사용하는 GAN**
  - **생성자는 원하는 가짜 샘플을 합성할 수 있게 됨**
    - 기존의 GAN, DCGAN 등은 훈련 데이터 셋을 바꾸어 학습하는 샘플의 종류는 조정 가능
    - 그러나 생성하는 샘플의 특징은 지정 불가능
      - 예: DCGAN으로 손글씨 숫자를 합성할 수 있음. 그러나 숫자 9가 아니라 숫자 7을 생성하도록 명령할 수 없음

다양한 GAN 기반의 모델들

- **CGAN (Conditional GAN)**



다양한 GAN 기반의 모델들

- CycleGAN
  - 이미지 변환에 강점을 가진 GAN
  - CGAN의 특별한 형태로 보기도 함
  - 입력 이미지 자체에 레이블의 역할을 부여함

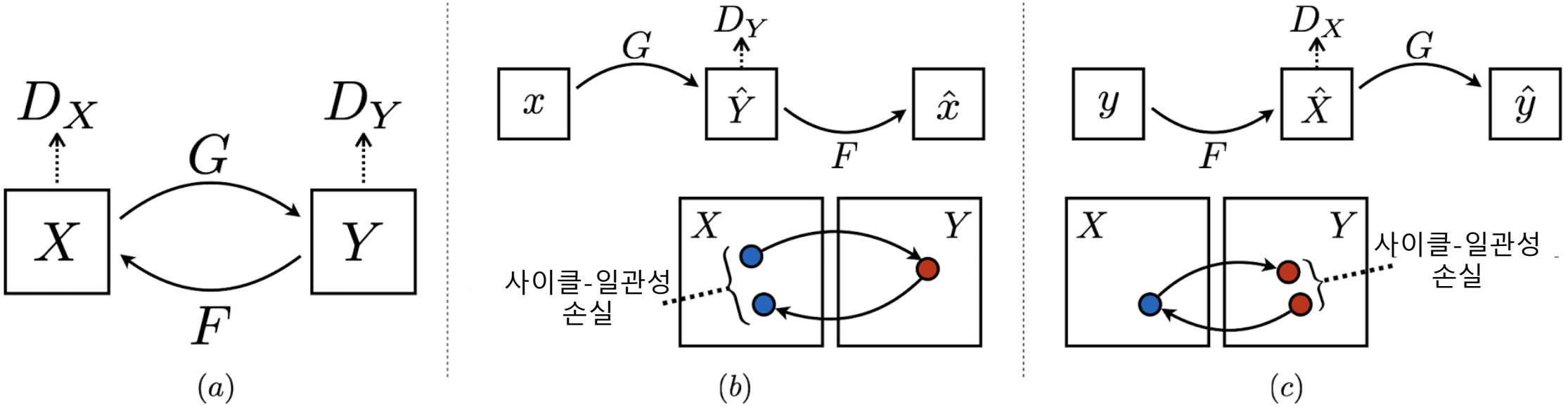
    → 다른 도메인에 정확히 같은 이미지로 매핑해야만 사용 가능

    → 캘리포니아 대학교 버클리 그룹의 연구: Cycle을 구성하면 완벽한 쌍이 아니어도 적용 가능

    → CycleGAN

다양한 GAN 기반의 모델들

- **CycleGAN**

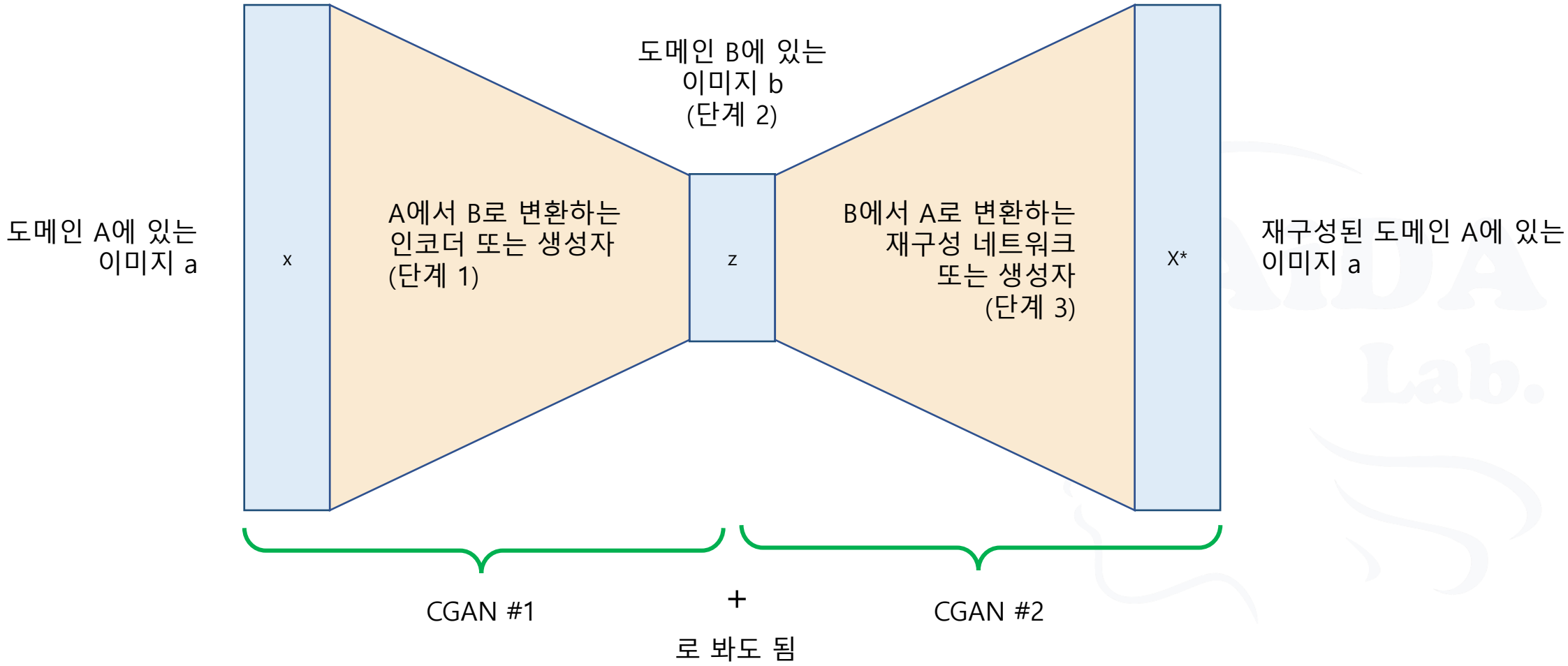


- **손실이 양방향으로 발생 → 양방향으로 변환 가능**

  (예, 여름사진 → 겨울사진 → 여름사진..)

다양한 GAN 기반의 모델들

- **CycleGAN**



GAN의 단점? 어려움?

- **GAN은 훈련이 복잡하고 어렵다**
  - **모드 붕괴**
    - 실제로 제공된 훈련 데이터 셋에 포함되어 있음에도 불구하고 일부 모드(클래스 등)가 생성된 샘플에서 잘 나타나지 않는다
      - 예, 숫자를 생성하는 모델에서 생성된 MNIST 데이터 셋에 "8" 이 존재하지 않음
  - **느린 수렴:**
    - GAN 및 비지도학습에서의 심각한 문제 (훈련 종료 시점 문제)

GAN의 단점? 어려움?

- **GAN은 훈련이 복잡하고 어렵다**
  - **과잉 일반화**
    - 지원할 필요가 없는(존재하지 않는) 모드(잠재적인 데이터 샘플)가 발생한다
      - 신경망 깊이 늘리기
      - 설정 바꾸기
      - 다양한 훈련기법 적용

      } 등으로 보완 가능함

GAN (Generative Adversarial Networks)

- 다양한 문제점에도 불구하고 뛰어난 성능으로 인해 각광받는 모델
- 일반 인공지능으로 가는 디딤돌이라고 평가받을 정도로 전망이 밝음
- GAN은 과학보다 예술에 가깝다는 평가처럼 다양한 가능성을 보유
- 이미지 변환 등의 능력에 따른 위험성에 따라 AI 윤리, 도덕적 가치관에 대한 인식의 필요성이 있음