



딥러닝의 기저, 함수 근사 화. 그리고 그 활용

임도형 dh-rim@hanmail.net

Agenda

- AL, ML, DL
- 함수 근사화 능력
- 활용 예
 - 구글 데이터 센터
 - 순간정지 추출
 - 순간정지 원인 탐지
 - 이상탐지



AI, ML, DL

인공지능(AI; Artificial Intelligence)

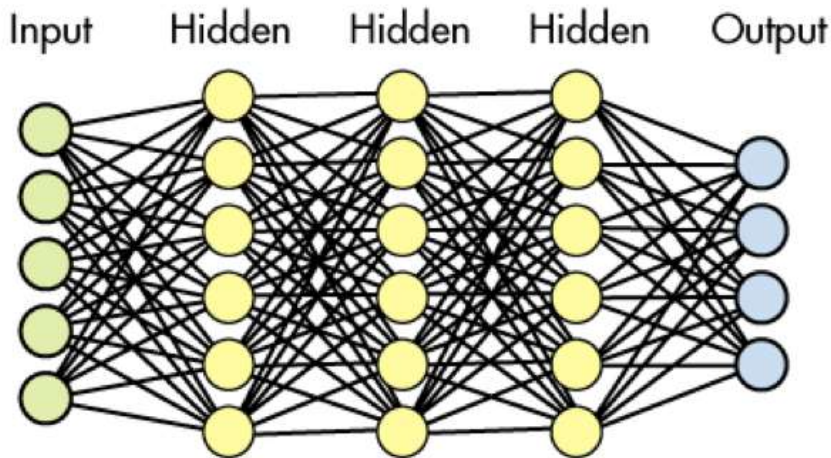
- 사람의 손이 아닌 기계가 알아서 하면 인공지능이다.
- 전문가의 지식을 하드코딩 할 수도 있고(전문가 시스템)
- 데이터에서 로직을 찾을 수도 있다(머신 러닝)

머신(ML; Machine Learning)

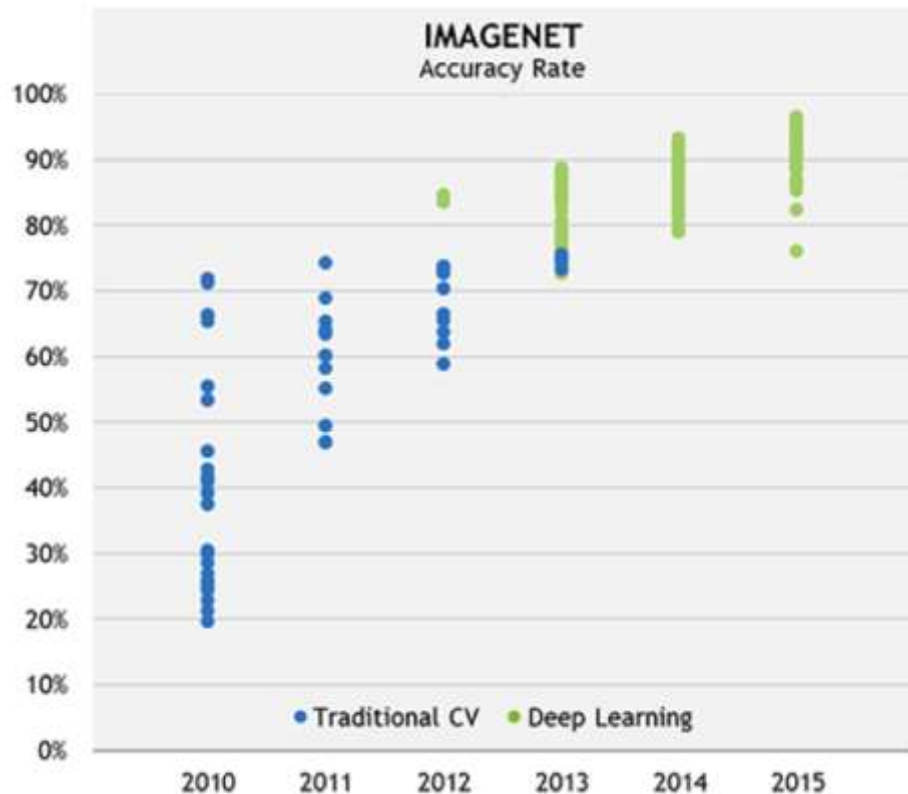
- 인공지능의 한 분야
- 데이터 에서 가치를 찾아내는 것
- 아주 다양한 방법이 있다.
 - SVM, 의사결정트리, Random Forest, Bayesian, K-Means Clustering, K-NN, Neural Network

딥러닝(DL; Deep Learning)

- 신경망(NN; Neural Network)을 사용한 머신러닝 방법
- 신경망의 은닉층이 많아서(deep) DNN(Deep NN)라 칭함.



2012년 AI 부활



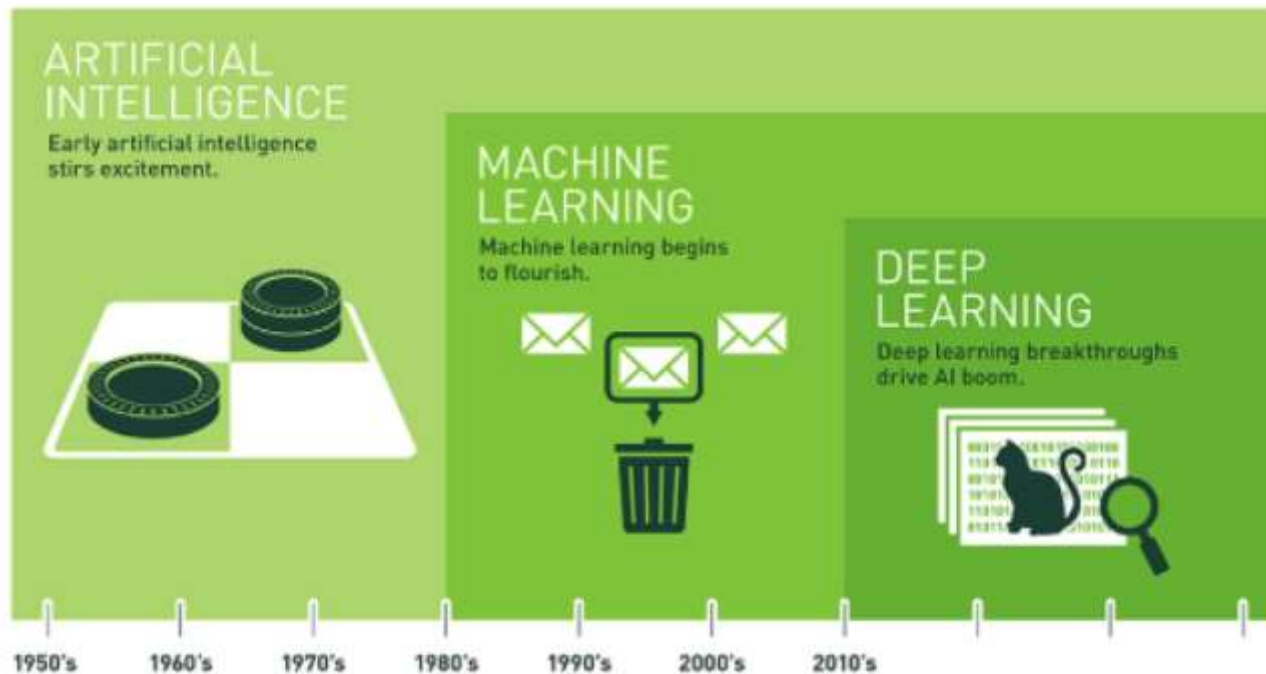
신경망과 심층 신경망

- DNN은 NN과 별 차이 없다.
- AI에 대한 엄청난 기대와 그만큼의 실망
- 최근 뚜렷한 성과를 보이면서 다시 크게 관심.
- 실망했던 용어를 대신하여 붐을 일으키기 위한 용어

AI, ML, DL

- 인간이 고안한 알고리즘이건, 기계가 학습한 알고리즘이건, 기계가 스스로 처리하면 AI
- 기계가 학습하는 경우가 ML
- 그중 신경망을 사용하는 것이 DL
- 서로 다르지만, 그냥 $AI=ML=DL$ 이라 부른다.

AI, ML, DL





함수 근사화 능력

DNN의 능력

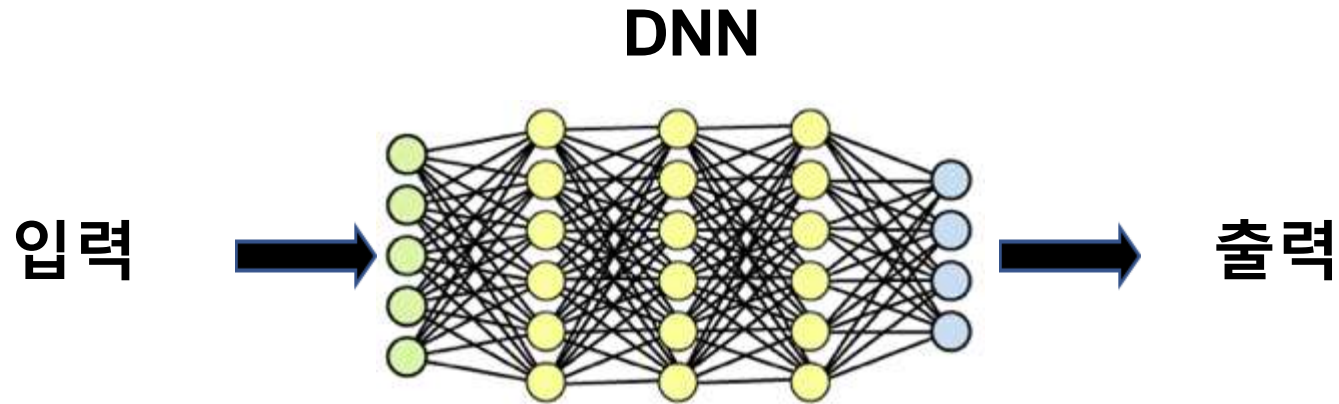
Universal Approximator

어떠한 함수도 근사화 할 수 있다.

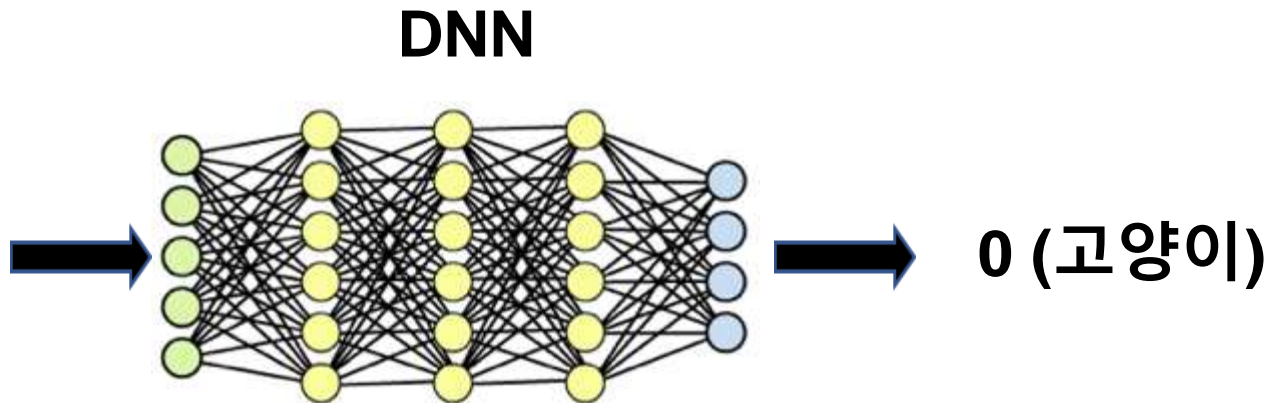
DNN의 함수 근사화 능력

- DNN은 임의의 함수를 근사화 할 수 있다.
- 함수의 내부를 모르더라도.
- 입력과 출력 데이터로.

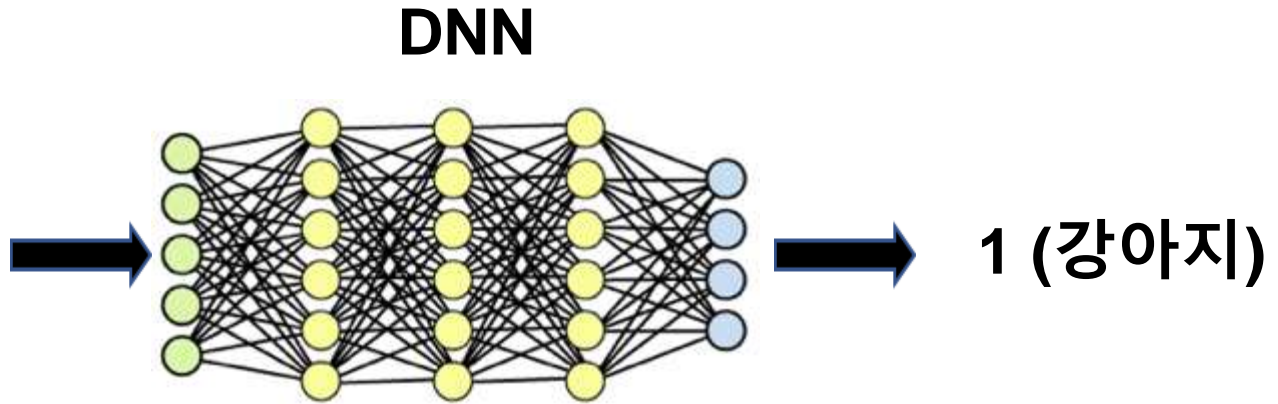
함수



학습

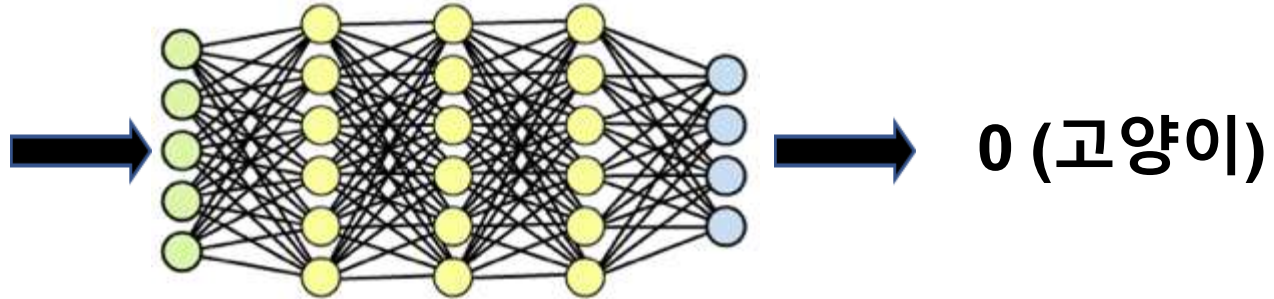


학습



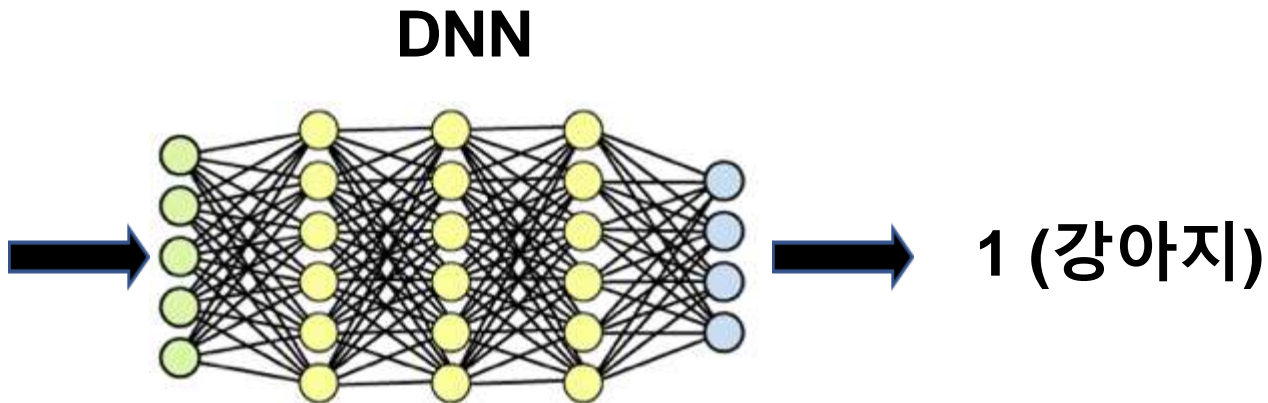
학습

DNN

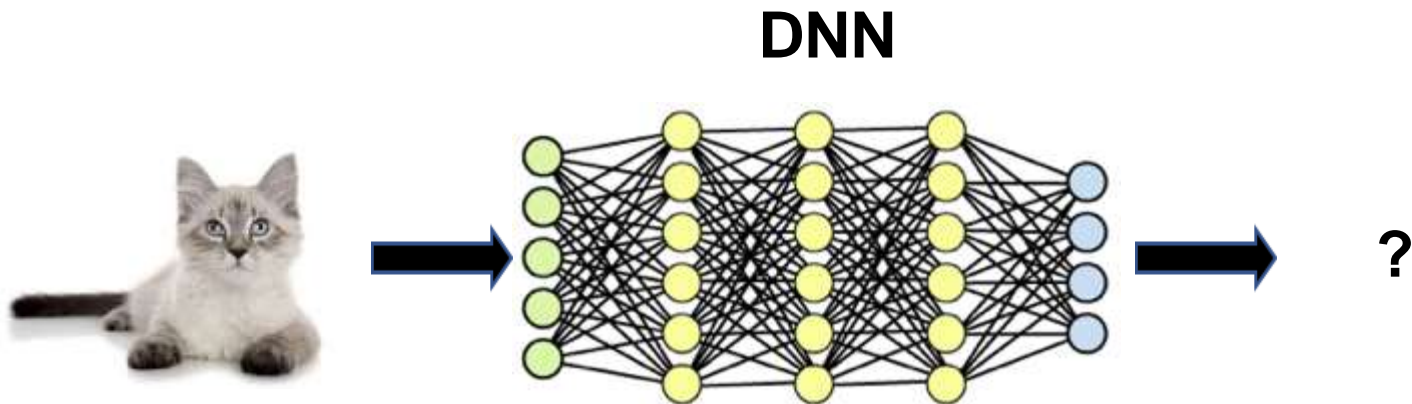


0 (고양이)

학습



학습된 후에는?



처음 보는 입력이라도 출력을 낸다. 의미 있는.

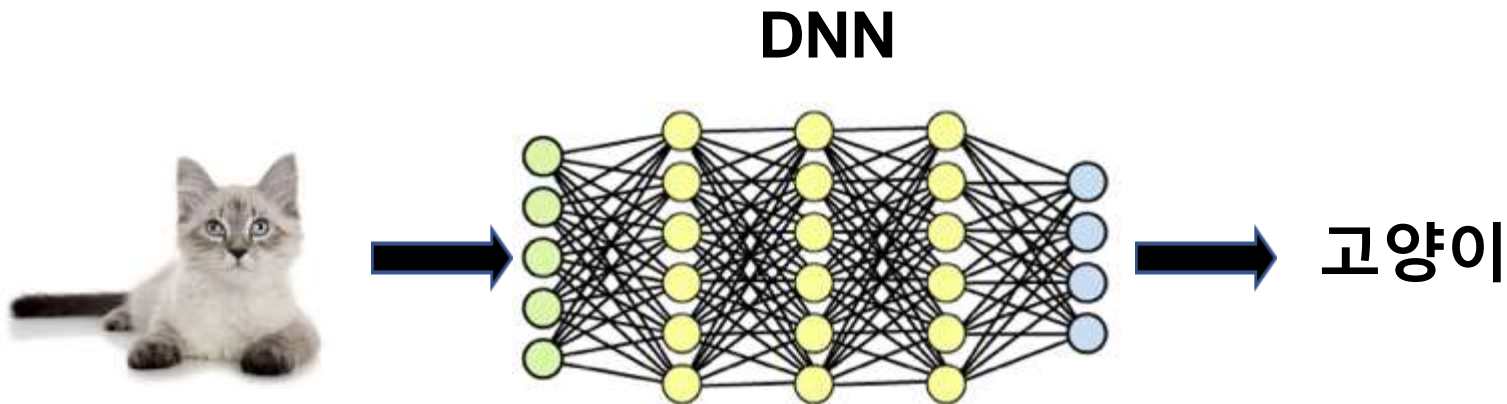
함수를 근사화 한 것이다

- 고양이, 강아지 구분 함수
- 어떻게 구분하는 지 정의하지 않았다.
- 정의하기는 힘들어도, 그런 함수는 존재 한다.
- 단순한 입출력 데이터로 그 함수를 근사화 하였다.

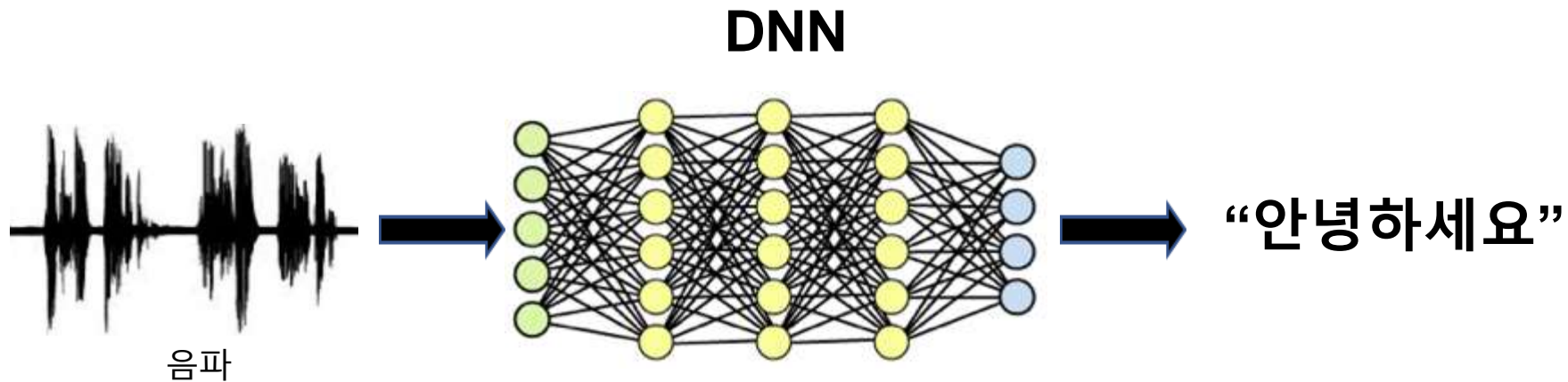
단순, 하지만 강력한 방법

- 단순히 입출력 쌍을 반복하여 학습시킨다.
- 하지만 로직을 찾아내기 어려운 문제에는 아주 효과적이다.
- 얼굴 인식, 물체 인식 같은

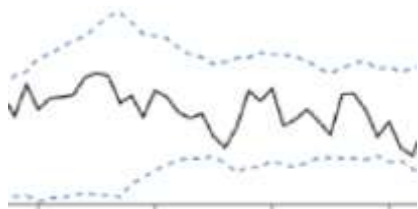
함수 예



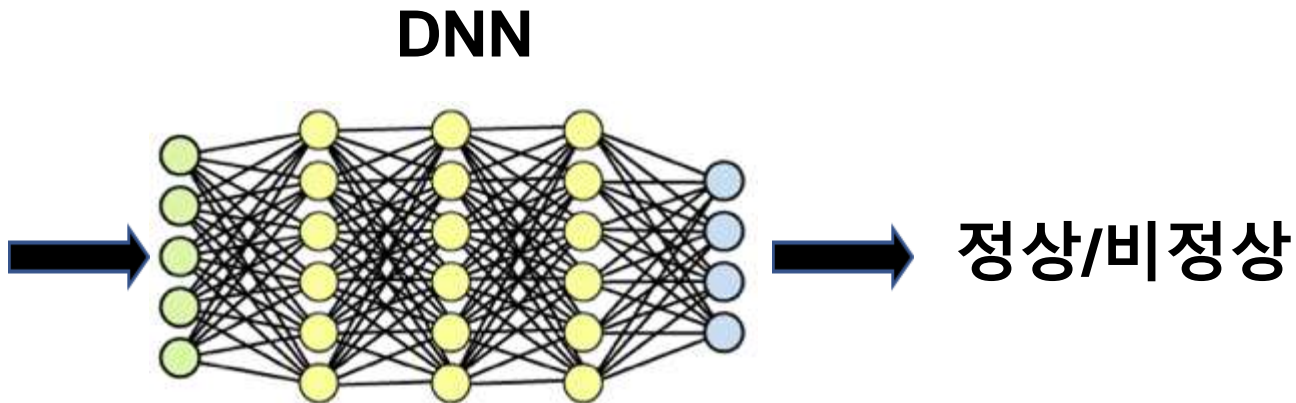
함수 예



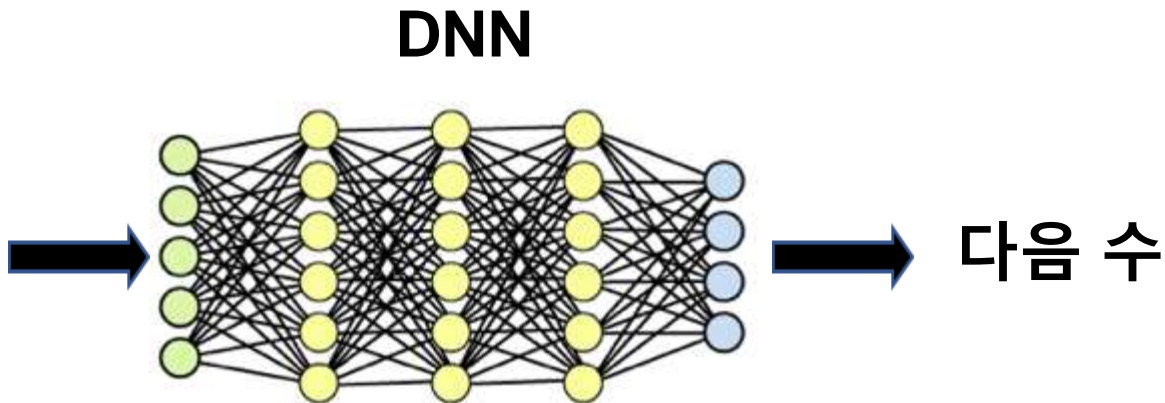
함수 예



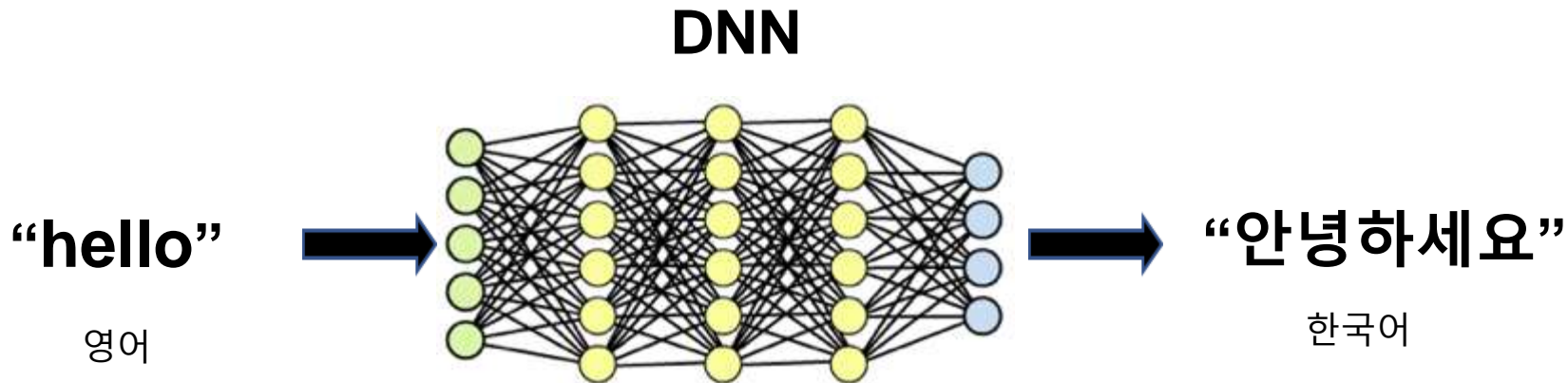
시스템 데이터



함수 예



함수 예



딥러닝

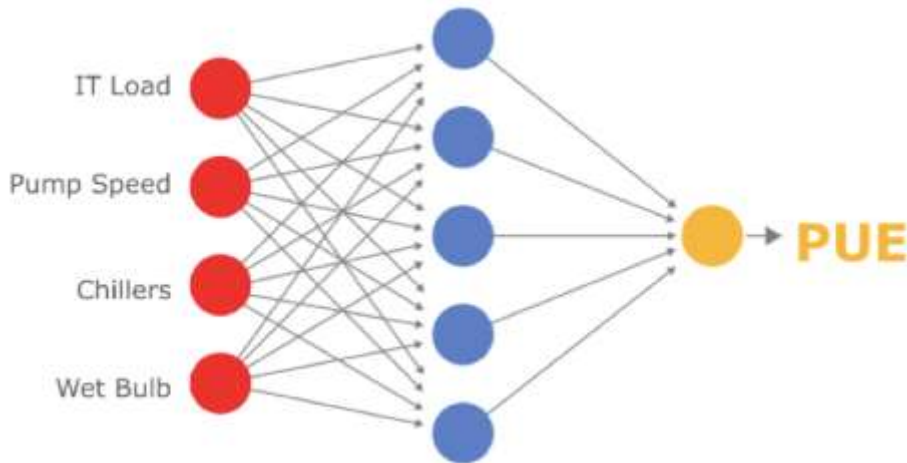
- DNN은 함수 근사화 능력이 있다.
- 입출력 쌍을 반복적으로 제공하여 내부를 업데이트 한다.
- 충분한 입출력 데이터와 컴퓨팅 파워를 필요.
- DNN으로 특정 함수 근사화 하는 것을 이를 딥러닝이라 한다.



구글 데이터 센터

DNN 적용

- 제어값을 입력으로 하고, PUE*를 출력으로 하여 학습
- 실제 데이터 사용

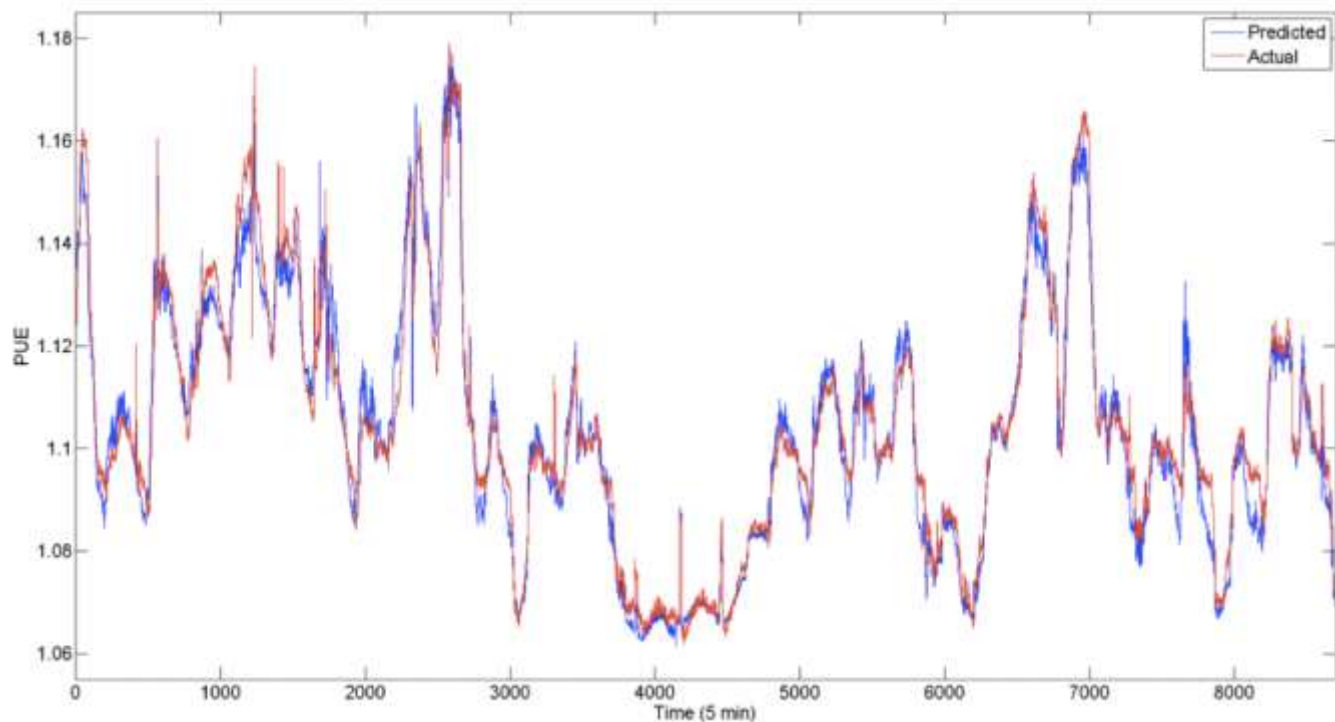


*PUE(Power Usage Effectiveness) : 에너지 사용 효율도

입력

1. Total server IT load [kW]
2. Total Campus Core Network Room (CCNR) IT load [kW]
3. Total number of process water pumps (PWP) running
4. Mean PWP variable frequency drive (VFD) speed [%]
5. Total number of condenser water pumps (CWP) running
6. Mean CWP variable frequency drive (VFD) speed [%]
7. Total number of cooling towers running
8. Mean cooling tower leaving water temperature (LWT) setpoint [F]
9. Total number of chillers running
10. Total number of drycoolers running
11. Total number of chilled water injection pumps running
12. Mean chilled water injection pump setpoint temperature [F]
13. Mean heat exchanger approach temperature [F]
14. Outside air wet bulb (WB) temperature [F]
15. Outside air dry bulb (DB) temperature [F]
16. Outside air enthalpy [kJ/kg]
17. Outside air relative humidity (RH) [%]
18. Outdoor wind speed [mph]
19. Outdoor wind direction [deg]

예측 결과



학습된 DNN

- 제어값과 PUE의 관계를 학습
- 임의의 입력값에 대한 PUE를 알 수 있다.
- 학습된 DNN은 시뮬레이터로 사용할 수 있다.

시뮬레이션이 가능하면

- 임의의 제어값에 대한 PUE를 미리 알 수 있다.
- 최적의 PUE를 위한 제어값을 찾는데 사용 가능.

제조 설비 예

- 순간 정지 추출



순간 정지

- 제조 설비에서 발생
- 발생 원인을 모름. 조치만 가능. 예방 불가

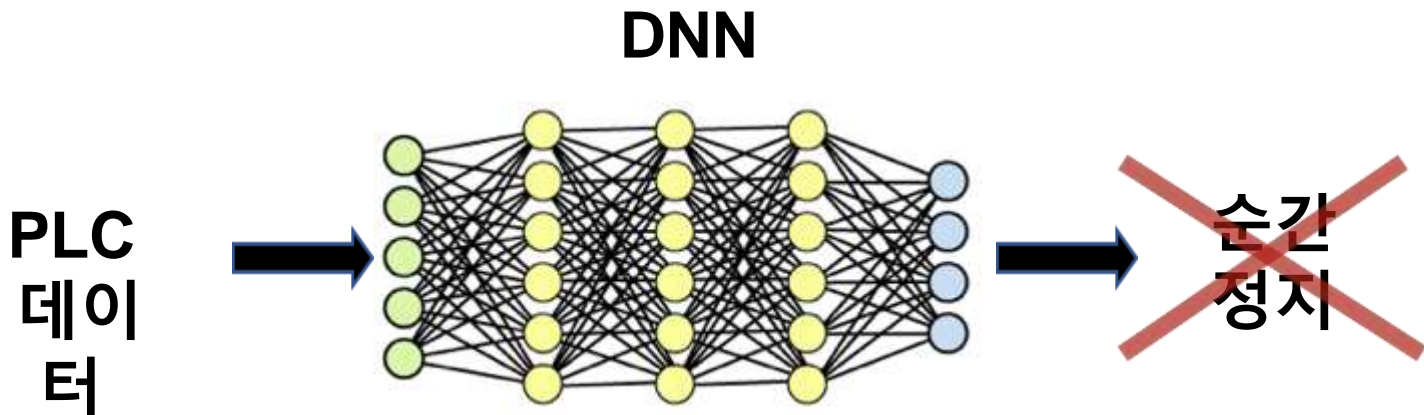
PLC 센서 데이터

- on/off의 binary 데이터
- 반복된 공정이고, 이로 인해 주기성이 있다.
- 다른 센서 사이에 순서가 있고, 의존성이 있다.



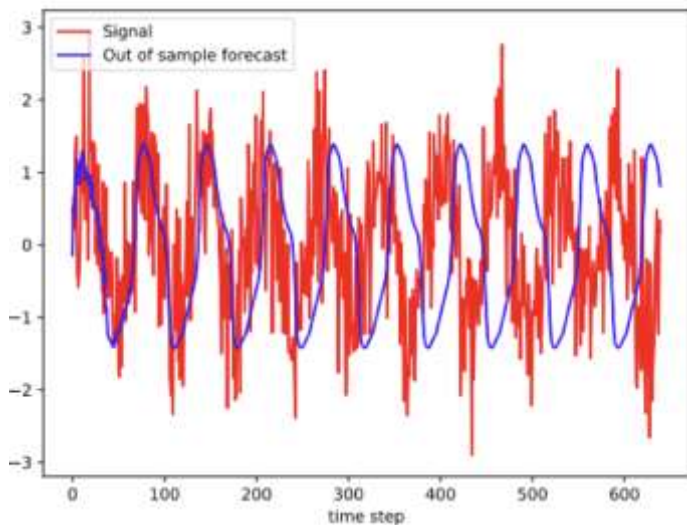
순간 정지 데이터의 부재

- 딥러닝으로 순간정지를 예측하고 싶다
- 그런데 데이터가 없다.



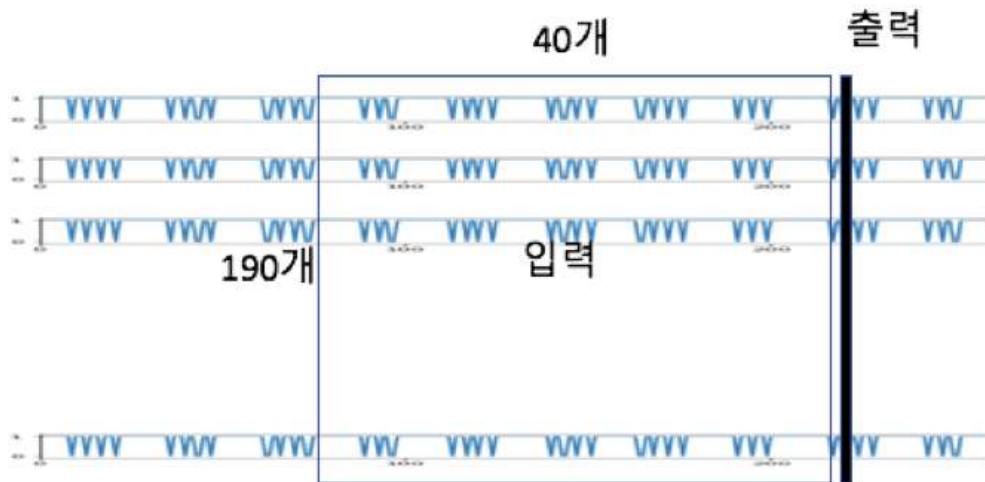
노이즈 섞인 주기성 데이터 학습

- 주기성 데이터는 신경망으로 학습이 잘된다.
- 노이즈가 섞였어도



주기성 데이터 학습

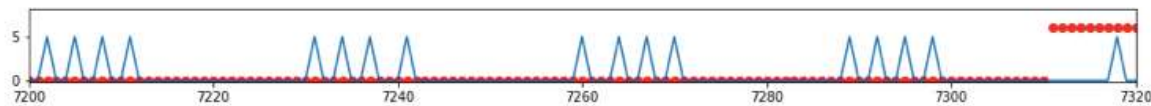
- 실제 데이터는 노이즈(순간정지)가 많이 섞여 있다.
20%이상
- 과거 40개를



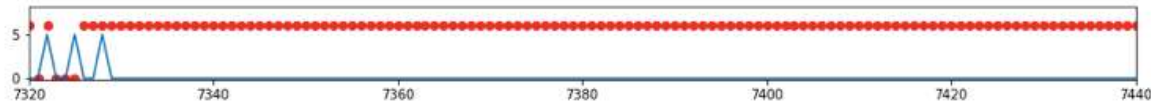
학습된 네트워크

- 1개 뒤의 데이터를 예측할 수 있다.
- 실제 데이터와 예측된 값이 다르면 순간정지 발생

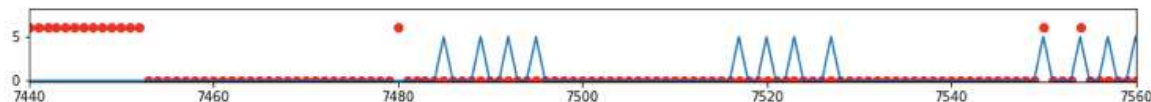
2017-08-30 02:03:30



2017-08-30 02:05:34



2017-08-30 02:07:37



제조 설비 예

- 순간정지 원인 탐지



순간 정지 원인 탐지

- 수많은 센서들. 4000개 이상
- 어떤 센서가 순간정지에 영향을 끼쳤는지 모른다.
- 해당 센서를 탐지 가능하면, 미리 조치하고 발생을 방지할 수 있다.

신호와 노이즈

- 신호(출력과 관계를 갖는 입력 부분)이 동일하다면, 학습된 DNN의 출력은 모두 동일할 것이다.
- 다음 이미지는 모두 동일한 고양이. 노이즈(배경)만 다른.



- 출력이 동일하도록 유지하면서 입력을 억제할 경우, 신호 부분만 추릴 수 있다.

방법

- 학습이 완료된 후 cost function에 입력을 억제하는 항목을 추가

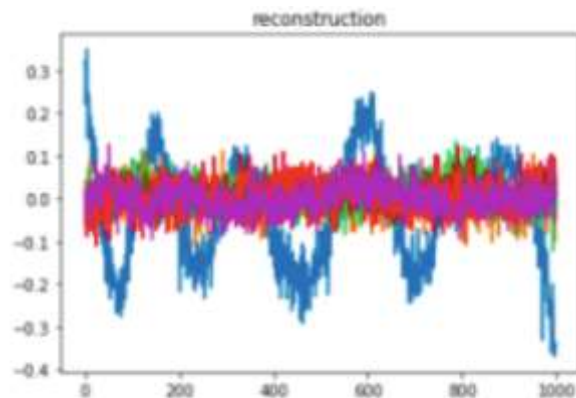
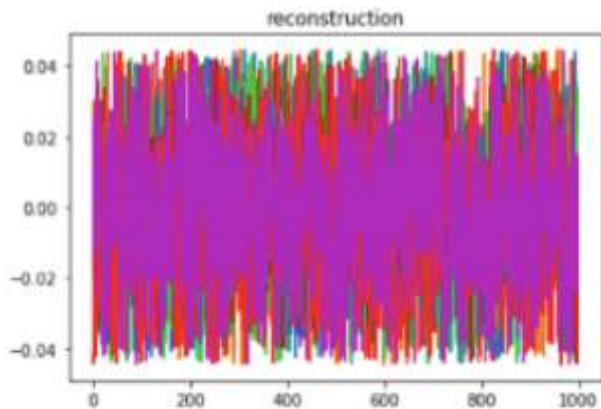
$$\|A\|_{2,1} = \sum_{j=1}^n \|a_j\|_2 = \sum_{j=1}^n \left(\sum_{i=1}^m |a_{ij}|^2 \right)^{1/2}$$



- 그리고 DNN이 아닌 입력을 업데이트

실험 결과

- 특정 패턴의 존재여부를 학습
- 학습이 완료된후 많은 패턴들 중 대상만 추릴 수 있다.



제조 설비 예 - 이상 탐지



제조 설비 센서 데이터

- 센서 데이터 : 온도, 진동, 압력, 서보 모터의 전류값, 각도
- 제어 데이터 : PID ON/OFF 데이터



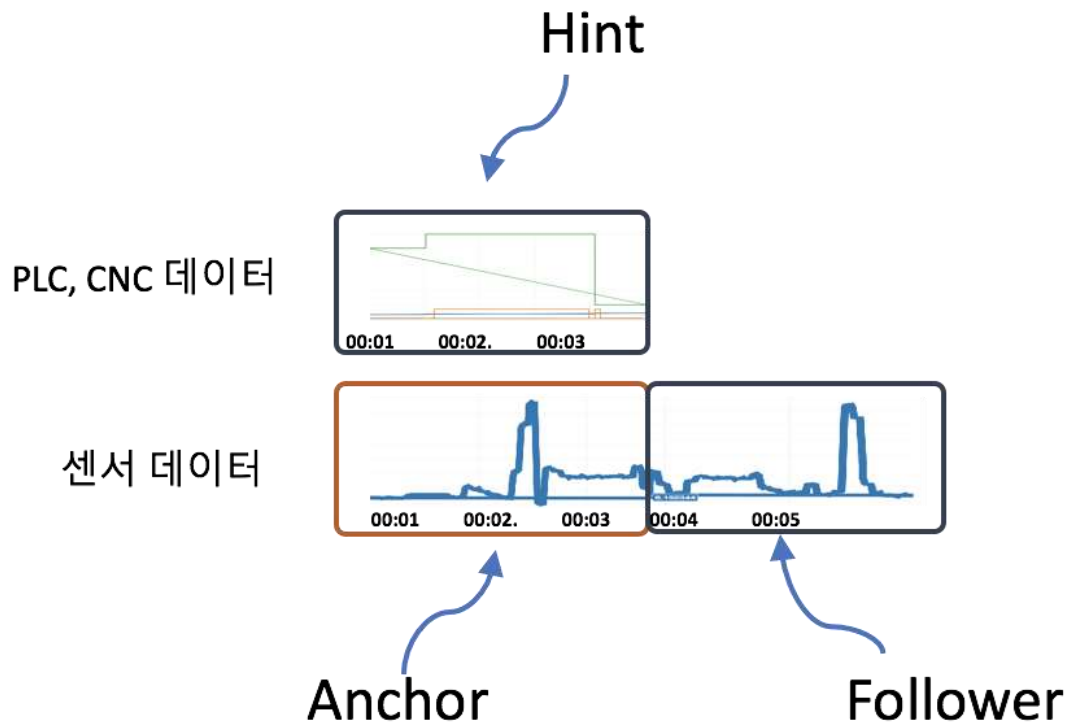
제조 설비의 이상 동작

- 물리적 장치의 미지의 내적 값이 시간이 지나면 증가
- 특정 한계를 넘으면 외적인 현상이 나타난다.
 - 부러짐, 깨짐
- 이로 인해 장애나 불량품이 발생

이상 탐지의 어려움

- 평소와 다른 미묘한 변화를 사람이 탐지하기 무척 어렵다.
- 기존 통계적 방법이나 기타 ML 방법으로도 어렵다.

데이터 구성



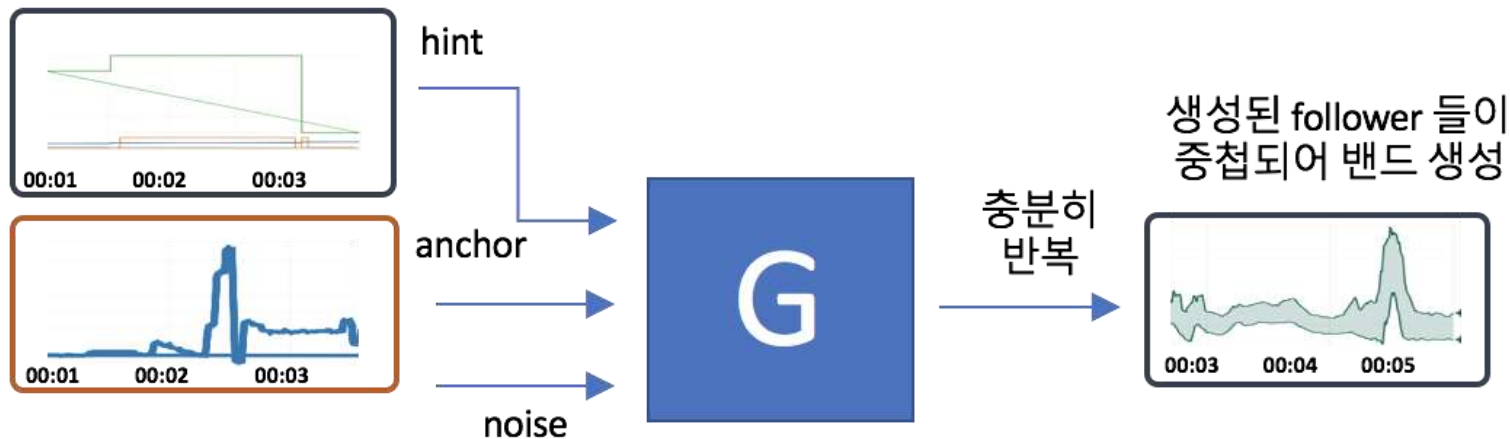
Conditional GAN을 사용



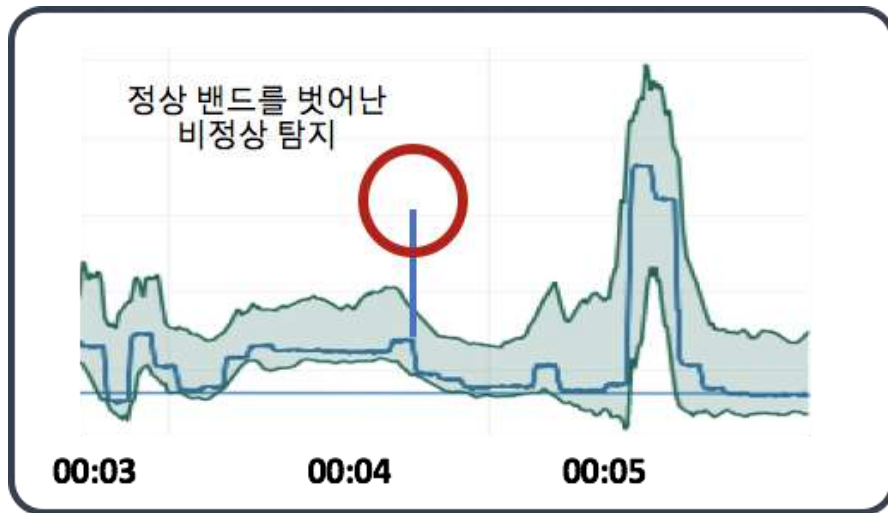
학습된 생성기(G)

- hint, anchor는 과거의 데이터
- hint, anchor에 맞는 follower를 생성
- 과거의 데이터에 대한 그럴듯한, 정상이라 볼 수 있는 follower를 생성.
- 랜덤한 noise로 인해 다수의 follower가 가능

정상 밴드 생성



이상 탐지



평소 데이터 학습



현재 데이터로
미래 데이터 예측



여러 개 예측



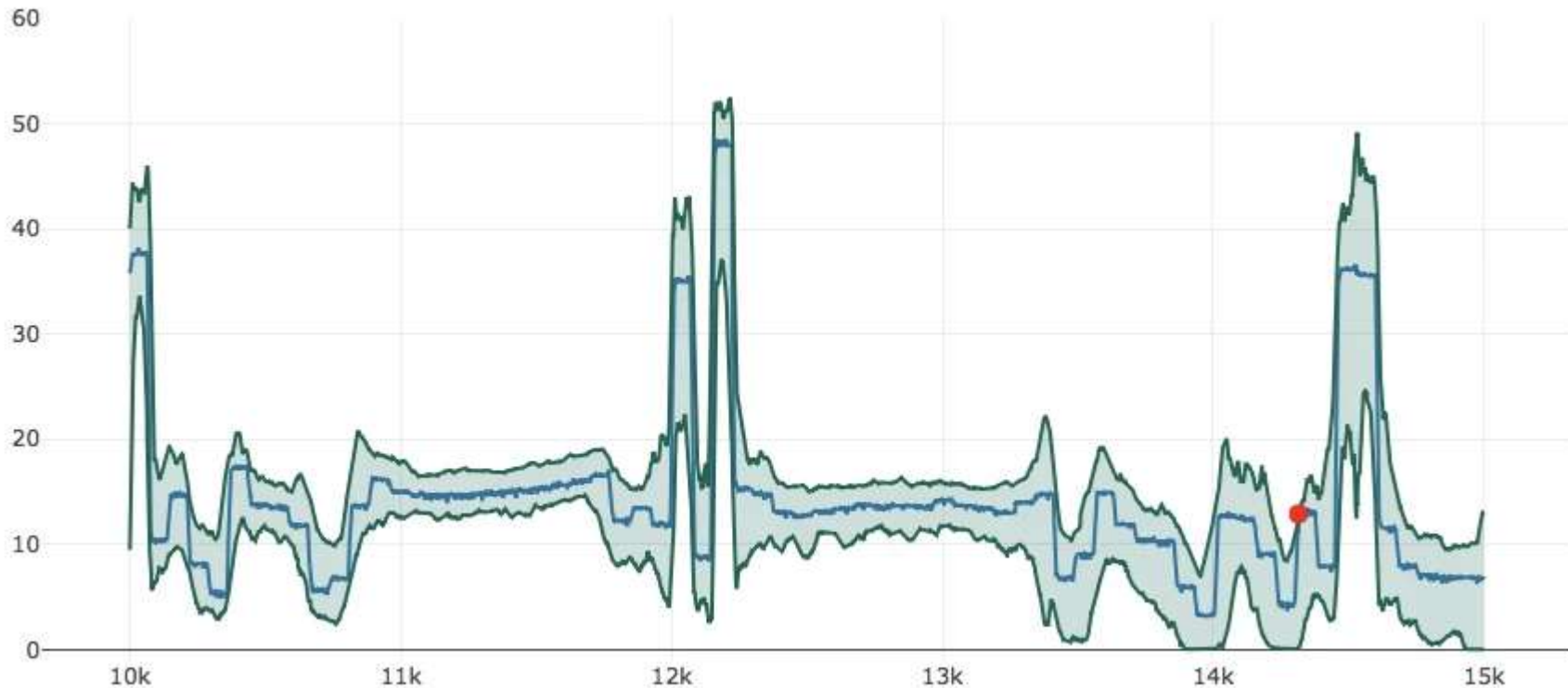
중첩하여 밴드 생성



밴드에서 벗어난 것이
비정상



이상 탐지 결과



의미

- 비싼 레이블링 데이터가 필요치 않다.
- 타 제어 데이터도 사용.
- 복수의 센서 데이터가 동시에 사용