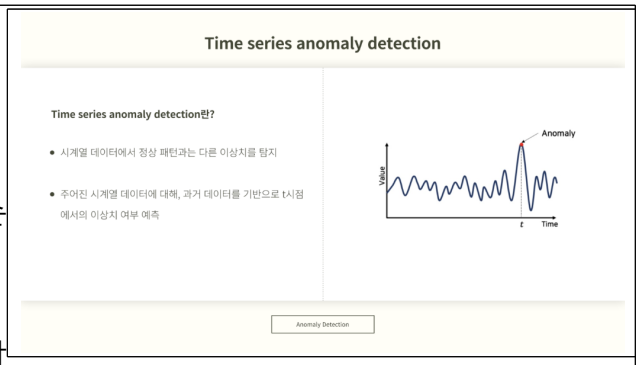
시계열 데이터란?
관측치가 시간적 순서를 가진 데이터 셋의 집합

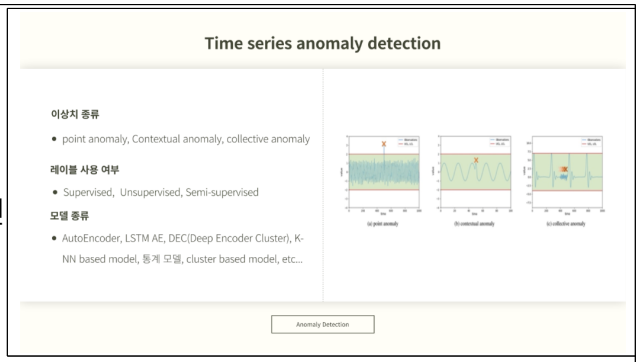


- 단변량 시계열 : 동일한 간격의 시간의 증가에 대해 순차적으로 기록된 한 개의 변수 관측치로 구성된 시계열

- 다변량 시계열 동일한 간격의 시간의 증가에 대해 수차적으로 기록된 두 개 이상의 변수 관측치로 구성된 시계열

- 시계열 데이터에 대한 이상 탐지의 어려움
  1. 이상 유형이 다양함
  2. 정상 비정상 데이터를 정확히 구분하여 라벨링하기가 어려움
  3. 정상 데이터에 비해 비정상 데이터가 적기 때문에 데이터 불균형 문제 발생

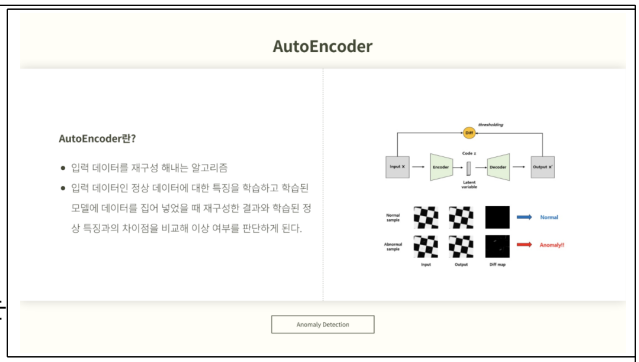
- 시계열 데이터의 이상 현상 정의
시스템이 비정상적으로 작동하는 시점 또는 기간으로 정의



1. 시점 이상 : 비정상적인 값에 도달한 단일 시점 또는 연속적인 시점의 집합
2. 기간 이상 : 특정 구간에서 이상 현상 발견

시점 이상 : Point Anomaly
구간 이상 : Contextual Anomaly, Collective Anomaly

- AutoEncoder 개념
입력 데이터를 재복원하는 비지도학습 방법론
입력된 값과 비슷하게 출력되도록 재구성하는 것이 목표
두 대의 구조로 구성 : Encoder + Decoder

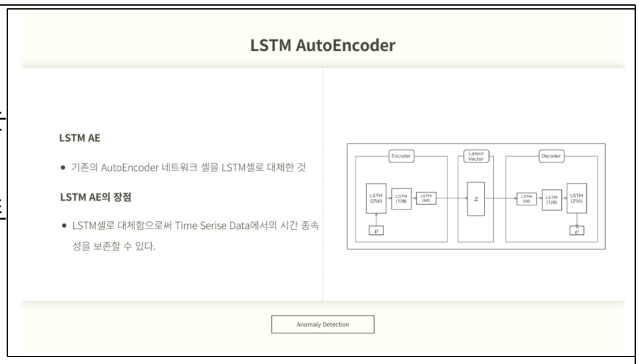


Encoder : 데이터를 압축하여 중요한 정보만 살리는 feature로 변환

Decoder : 압축된 feature를 이용하여 입력 데이터를 최대한 원본과 가깝게 복원

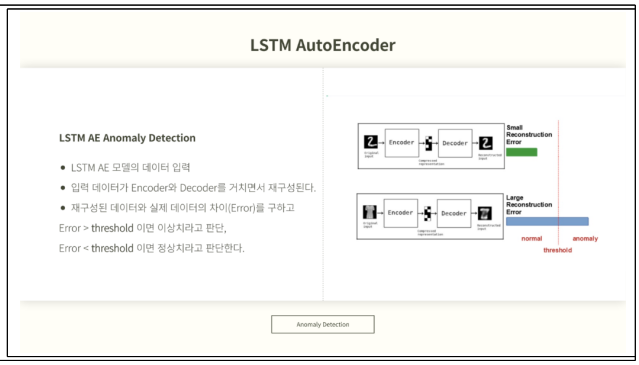
- 비정상 데이터는 학습되지 않았기에 복원된 데이터가 입력과 많은 차이 발생
- 복원 에러 = 입력 데이터 - 복원 데이터
- 임계치를 정하고, 복원 에러가 입계치를 넘게 되면 이상 탐지

- LSTM-AutoEncoder
sequence 데이터를 위한 LSTM 구조를 사용하는 Autoencoder
시간적인 특성을 고려, 이전 정보를 활용하는 LSTM 네트워크 사용



- AutoEncoder 모델의 한계
정상데이터만으로 학습하기 때문에, 다른 데이터가 들어와도 Training set과 비슷하게 만드는 과적합 문제 발생

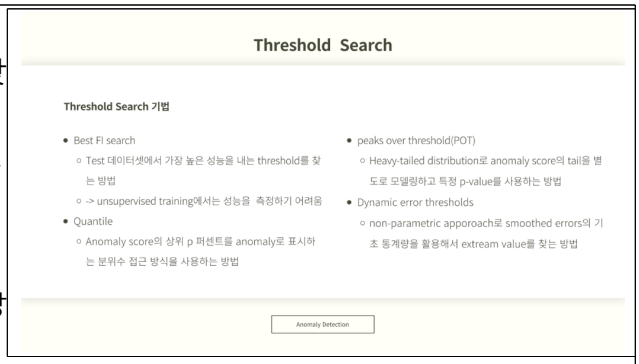
Error > threshold 이면 이상치라고 판단,
Error < threshold 이면 정상치라고 판단한다.



- Best FI search

Test 데이터셋에서 가장 높은 성능을 내는 threshold를 찾는 방법

-> unsupervised training에서는 성능을 측정하기 어려움



- Quantile

데이터의 분포에서 특정 백분위수(quantile) 값을 기준으로 이상치를 탐지하는 것을 목표로 한다.

- peaks over threshold(POT)

1. 임계값 설정: POT 방법에서는 분석하려는 데이터에서 임계값을 설정합니다. 이 임계값은 데이터의 특성과 목적에 따라 결정됩니다.

2. 극값 탐지: 임계값을 초과하는 극값들을 탐지합니다. 극값은 데이터의 꼬리 부분에 위치한 값으로, 데이터 분포의 극단적인 값들을 의미합니다.

3. 극값 모델링: 탐지한 극값들을 활용하여 확률 분포를 모델링합니다. 주로 극값들은 일반적인 분포 가정을 만족하지 않으므로, 극단값 모델링에 적합한 통계 모델을 사용합니다.

4. 극단값 분석: 모델링된 분포를 기반으로 극단값의 특성을 분석합니다. 이를 통해 극단값의 빈도, 확률, 특정 사건의 발생 가능성 등을 추정할 수 있습니다.

- Dynamic error thresholds

threshold ϵ selected from the set:

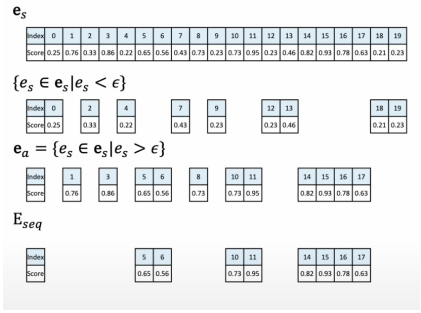
$$\epsilon = \mu(\mathbf{e}_s) + \mathbf{z}\sigma(\mathbf{e}_s)$$

Where ϵ is determined by:

$$\epsilon = argmax(\epsilon) = \frac{\Delta\mu(\mathbf{e}_s)/\mu(\mathbf{e}_s)) + (\Delta\sigma(\mathbf{e}_s)/\sigma(\mathbf{e}_s)}{|\mathbf{e}_a| + |\mathbf{E}_{seq}|^2}$$

Such that:

$$\Delta\mu(\mathbf{e}_s) = \mu(\mathbf{e}_s) - \mu(\{e_s \in \mathbf{e}_s | e_s < \epsilon\})$$
$$\Delta\sigma(\mathbf{e}_s) = \sigma(\mathbf{e}_s) - \sigma(\{e_s \in \mathbf{e}_s | e_s < \epsilon\})$$
$$\mathbf{e}_a = \{e_s \in \mathbf{e}_s | e_s > \epsilon\}$$
$$\mathbf{E}_{seq} = \text{continuous sequences of } e_a \in \mathbf{e}_a$$



입실론의 값을 z값을 변형해가면서 가장 best의 입실론값(threshold)를 찾는 방법론

예시) 2번째 그림

초기 threshold의 값을 0.5로 했을때의 예시이다.

e(a) 집합은 threshold 보다 큰 error들의 집합이다.

E(seq)는 e(a) 집합에서 길이가 2이상인 연속된 e(a)인 집합이다. 하지만 본 논문에서는 E(seq)집합은 원소의 갯수로 보며, 해당 예시에서 E(seq)는 3이다.

error의 표준편차와 평균을 구해서 z값에 따른 입실론중에서 가장 큰 입실론이 최종 입실론이 된다.
그리고 본 논문 저자의 말에 따르면 z값은 2.5에서 10사이에서 가장높은 성능을 보인다고 언급하였다.

dynamic threshold 논문에서는 Exponential weight average smoothing된 error값을 요구한다.

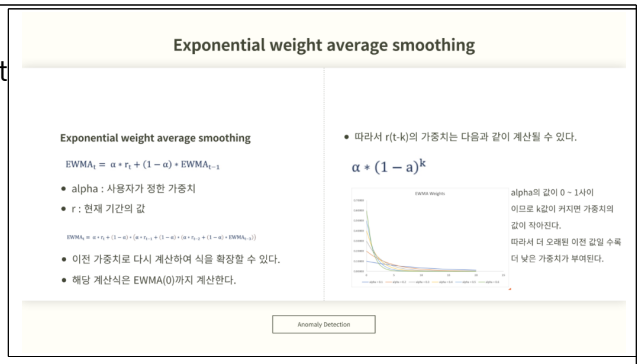
- Exponential weight average smoothing

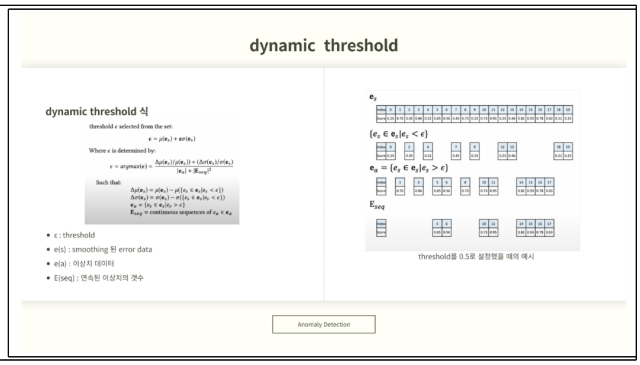
$$EWMA_t = \alpha * r_t + (1 - \alpha) * EWMA_{t-1}$$

alpha : 사용자가 정한 가중치값
r : 현재 기간의 값

본 논문의 official code에서는 alpha의 값을 pandas ewm의 default 값인 0.5를 사용한것을 확인했다.

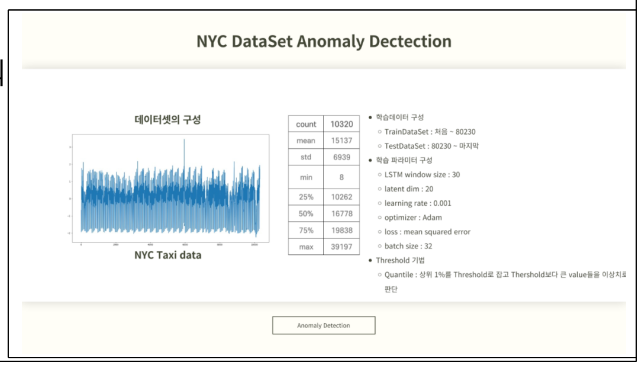
Exponential weight average smoothing은 이전 시점에 가중치는 덜 부여하기 위해 고안된 방법이다.

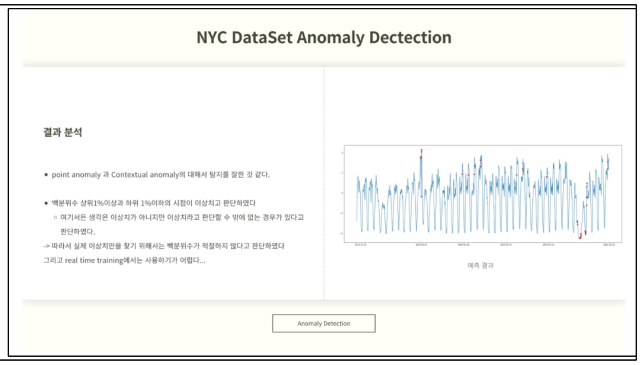




해당 모델의 구성은
구본근 외 (2022) LSTM 오토인코더를 이용한 이상 탐지의 임계치 결정 방법

논문의 모델 테스트 환경을 참고하여 구현하였습니다.

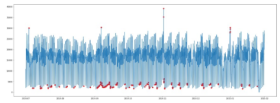




Real Time Training Simulation

결과

- Real Time에서도 백분위수를 사용하여 예측
  - 데이터가 추가됨으로 백분위수, 즉 Threshold를 계속해서 업데이트함
- error에 절대값을 취하고 상위 1%의 값만 이상치로 판단했음에도 많은 이상치가 탐지됨
- 해결책
  - dynamic threshold를 사용하여 상황마다 동적으로 threshold를 변환하여 상황에 맞는 anomaly를 찾아내자



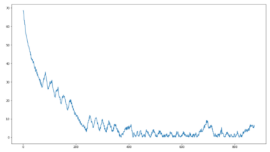
예측 결과

Anomaly Detection

Real Time Training Simulation

Real Time에서 dynamic threshold의 문제점

- 학습 초기에 학습이 덜 된 모델의 error가 너무 크다
  - dynamic threshold 계산식에는 전체 error의 평균값과 표준편차를 사용하므로 초반에 큰 error값은 이후 이상치를 판별할 수 없게 만드는 요소가 된다.
  - 해결책 : dynamic threshold를 계산할 때 전체 error를 계산하는 것이 아닌 t - window size ~ t 까지의 데이터를 가지고 계산한다.
    단, window size는 한 주기의 길이로 가정한다.



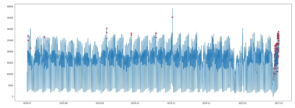
error(실제값 - 예측값) 곡선

Anomaly Detection

Real Time Training Simulation

결과 분석

- Quantile 보다는 더 정확한 Point Anomaly 탐지
- Contextual anomaly 패턴에서의 심각한 문제
  - 이전 window size 데이터만으로 threshold를 구하므로 Point 패턴이 아닌 급격한 COntextual 패턴에서는 모델이 망가져버린다.
- 해결책
  - error가 큰 구간인 초반에만 사용하고 그 이후에는 사용하지 않는다.
  - error가 안정화되는 구간에서 사용 종료
- 하지만 여러가 안정화 되는 시점을 어떻게 찾을 것인가?



error(실제값 - 예측값) 곡선

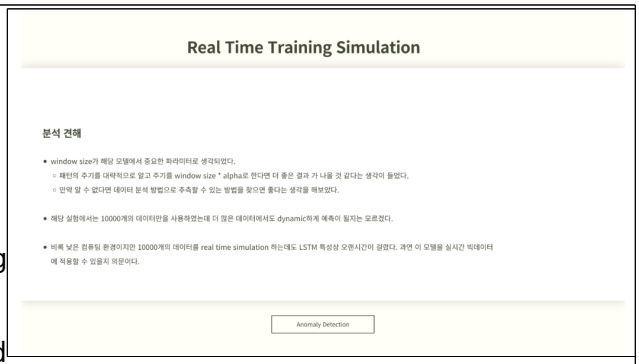
Anomaly Detection

Real Time Training Simulation

분석 견해

- window size가 해당 모델에서 중요한 하라미터로 생각되었다.
  - 패턴의 주기를 대략적으로 알고 주기를 window size * alpha로 한다면 더 좋은 결과 가 나올 것 같다는 생각이 들었다.
  - 만약 알 수 없다면 데이터 분석 방법으로 추측할 수 있는 방법을 찾으면 좋다는 생각을 해보았다.
- 해당 실험에서는 10000개의 데이터만을 사용하였는데 더 많은 데이터에서도 dynamic하게 예측이 될지는 모르겠다.
- 비록 낮은 컴퓨팅 환경이지만 10000개의 데이터를 real time simulation 하는데도 LSTM 특성상 오랜시간이 걸렸다. 과연 이 모델을 실시간 빅데이터에 적용할 수 있을지 의문이다.

Anomaly Detection



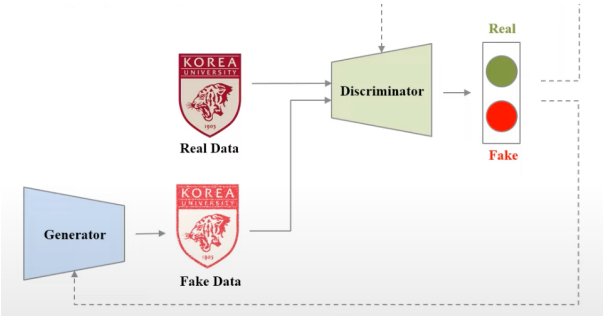
Autoencoder 모델의 한계가 명확하기 때문에 더 발전된 모델이 필요하다고 느낌

- AutoEncoder에서 더 향상된 모델 제시
AutoEncoder within An Adversarial Training Framework
AUDIBERT, Julien, et al. (2020) USAD : unsupervised anomaly detection on multivariate time series

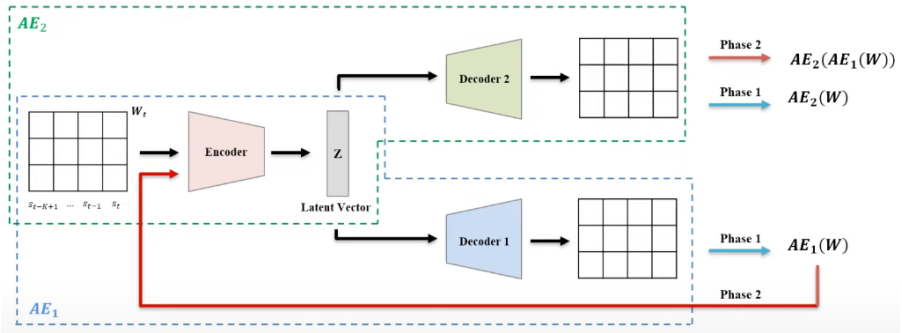
- GAN 기본 구조 : 생성기 + 판별기

생성기 : 원본 데이터와 유사한 가짜 데이터 생성
판별기 : 원본 데이터와 가짜 데이터를 구별

두 네트워크가 경쟁하며 서로의 역할을 발전시킴



- 제안 모델의 이점
AutoEncoder 한계 극복



AE1을 학습하여 AE2를 속일 수 있는 데이터 생성, 즉 실제와 비슷한 데이터를 생성하도록 학습
AE2을 학습하기 위해 입력값으로 AE1의 output을 사용 -> AE2가 실제 데이터와 가상 데이터인 AE1을 구분하도록 학습

AE1는 생성기, AE2는 판별기 역할을 수행한다.

- AE1
실제 데이터와 AE1의 생성데이터의 error를 최소화하도록 학습을 진행
- AE2
실제 데이터와 가상 데이터를 이용한 AE2의 생성 데이터의 error가 되도록 학습을 진행