시계열을 기반으로 한 LSTM 자동 인코더의 부정맥 분류 이상 탐지

anomaly detection system의 동작 원리

LSTM과 오토 인코더란 무엇인가?

LSTM을 기반으로 한 오토 인코더를 설계하고 새로운 네트워크 계층 설계 최적화

비교 실험을 통해 최적화된 분류 알고리즘의 최적의 구조를 찾아냈다.

-> 더 나은 부정맥 분류성능

오토 인코더)

오토 인코더는 비지도 방식으로 훈련된 인공 신경망.

데이터에 인코딩 된 표현을 학습 후 학습된 인코딩 표현에서 입력 데이터를 가능한 가깝게 생성하는 것이 목표. ‘오토 인코더의 출력 = 입력에 대한 예측’ 일 때 이상적인 상황

오토 인코더는 단순히 입력을 출력으로 복사하는 것이지만, 그 과정에서 여러 제약을 건다. 내부 크기 표현이나 입력에 잡을 주거나… 그래서 오토 인코더가 단순히 입력을 바로 출력으로 복사하지 못하게 막고, 데이터를 효율적으로 재 표현하는 방법을 학습하도록 제어한다.

인코더: 인지 네트워크, 입력을 내부 표현으로 바꿈

디코더: 생성 네트워크, 내부 표현을 출력으로 변환

입력과 재구성된 출력의 차이: 재구성 손실(Reconstruction Loss)

LSTM Auto Encoder)

오토 인코더의 네트워크의 셀을 LSTM셀로 대체한 것. LSTM은 Long-Short Term Memory의 약자로 RNN의 한 종류이다. 먼저 RNN은 무엇인가? RNN은 Recurrent Neural Network의 약자로 스스로를 반복하면서 이전 단계에서 얻은 정보가 지속되도록 하는 모델이다 (RNN의 체인처럼 이어지는 성질은 Sequence 데이터에 적합하다). 그러나 RNN은 상황에 따라 그 성능이 그때 그때 다르다. 최근의 데이터가 아닌 오래전의 데이터를 필요로 하는 ‘Long -term Dependencies’ (긴 기간 의존성)문제에 좋지 않다.

LSTM은 긴 의존 기간을 필요로 하는 학습에서 기존의 RNN보다 뛰어나다.

LSTM의 구조를 살펴보면 내부적으로 3개의 Gate가 존재

첫번째로 Forget gate: 과거의 정보를 잊기 위한 게이트. 이전 셀에서의 상태인 Ht-1와 Xt를 받아 Sigmoid를 취한 값이 forget gate가 내보내는 값이다.

두번째는 Input gate: 현재 시간 t에서 들어오는 새로운 정보 중 어떤 것을 Cell state에 저장할 것인지 정한다. 현재 시점의 x값과 이전 시점의 hidden state값을 각각 tanh와 sigmoid 함수에 넣어 값을 구한다. 이전 state에 Ft를 곱해서 가장 첫 단계(forget gate)에서 잊어버리기로 정한 것을 진짜로 잊는다. 그 후 It \* C~t값(새로 바뀔 cell state의 후보 vector)을 더한다(이 더하는 값은 두번째 단계(input gate)에서 업데이트 하기로 한 값을 얼마나 업데이트할 지 정한만큼 scale한 값이다).

마지막으로 Output gate: Sigmoid layer에서 어떤 값을 업데이트 할지 정하고, tanh layer에서 -1~1 사이의 값이 되고, 두 값이 연산 되어 hidden state를 내보낸다.

Anomaly Detection)

센서를 통해 비정상 신호를 탐지하고자 한다면, 오토 인코더를 LSTM 레이어로 구성한다면 시퀀스 학습이 가능하다. 정상 신호만을 이용해서 모델을 학습시켜 추후에 비정상 신호가 모델에 입력되면 높은 Reconstruction error를 나타내게 되므로, 이를 비정상 신호로 판단할 수 있게 된다.

따라서 LSTM Autoencoder에 정상 신호의 시퀀스 데이터만 넣어 학습을 시킨다. Encoder와 decoder는 학습이 진행될 수 록 정상 신호를 정상 신호 답게 표현하는 방법을 학습하게 될 것이다. 최종적으로는 Reconstructed 된 결과도 정상신호와 매우 유사한 분포를 가지는 데이터가 될 것이다. 따라서 비정상 신호는 높은 Reconstruction Error를 보일 것이다.

LSTM 기반의 새로운 오토 인코더)