

03 시계열 데이터

AI 에이전트 개발

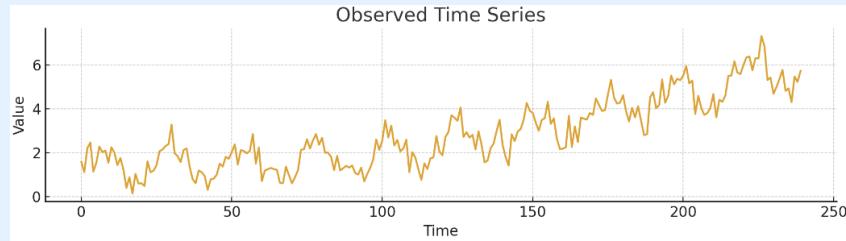
03 시계열 데이터

원티드랩

- [1. Prophet](#)
- [3. 딥러닝 모델의 발전: RNN → LSTM](#)
 - [1\) RNN \(Recurrent Neural Network\)](#)
 - [2\) LSTM \(Long Short-Term Memory\)](#)

1. Prophet

① 시계열 데이터



$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + e_t$$

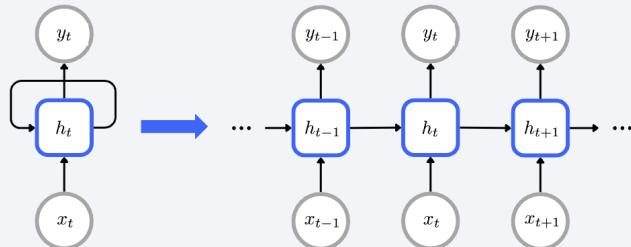
- $g(t)$: 추세(Trend)
- $s(t)$: 계절성(Seasonality)
- $h(t)$: 휴일효과(Holiday effect)
- e_t : 불규칙성(Noise)

- Meta(페이스북)에서 만든 실무 친화적 시계열 예측 도구
- 가법(또는 승법) 모델:
관측값 = 추세 + 계절성(연/월/주/일) + 휴일·이벤트 + 오차
- 활용
 - 빠르게 베이스라인을 만들 때
 - 휴일/프로모션 같은 달력 효과가 큰 비즈니스 데이터
 - 해석(어느 요인이 얼마만큼?)이 중요한 리포팅
- 한계: 긴 문맥(복잡한 의존성)·비선형 상호작용은 제한 → 딥러닝 모델로 확장

3. 딥러닝 모델의 발전: RNN → LSTM

1) RNN (Recurrent Neural Network)

RNN(Recurrent Neural Network)



$$y_{t-1} = f(W_y h_{t-1} + b_y)$$

$$h_{t-1} = \tanh(W_x x_{t-1} + W_h h_{t-1} + b_h)$$

$$y_t = f(W_y h_t + b_y)$$

$$h_t = \tanh(W_x x_t + W_h h_{t-1} + b_h)$$

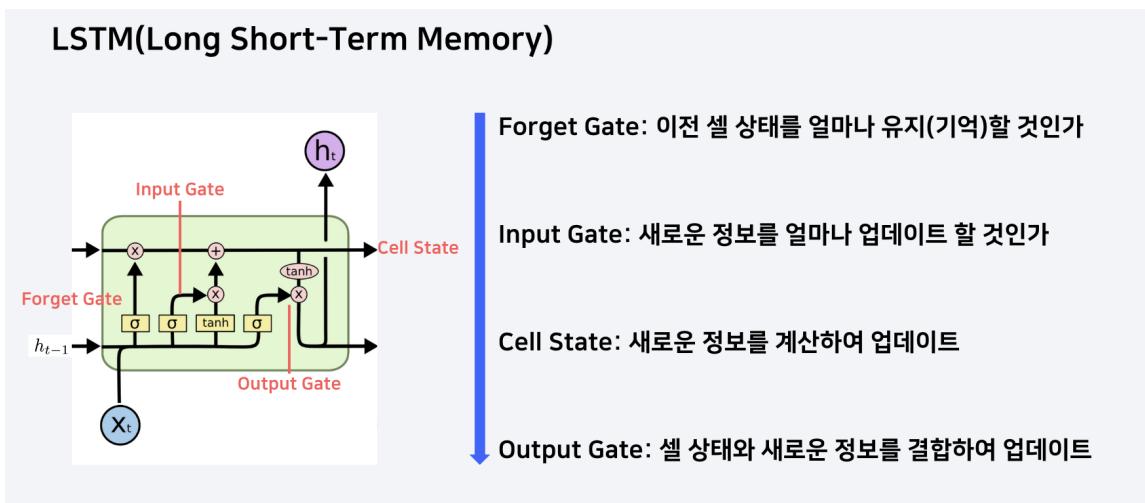
$$y_{t+1} = f(W_y h_{t+1} + b_y)$$

$$h_{t+1} = \tanh(W_x x_{t+1} + W_h h_{t+1} + b_h)$$

- 연결된 작은 셀들이 시간축을 따라 줄지어 있음
- 매 시점 t 에서 현재 입력 x_t 와 이전의 기억 h_{t-1} 을 합쳐 새 기억 h_t 를 만듦
- 그래서 과거의 정보가 다음 예측에 흘러 들어감
- 장점: 순차 데이터의 맥락을 반영

- 단점: 긴 문장/긴 시계열에서 과거 정보가 사라지거나(**Vanishing**), 기울기가 폭주(**Exploding**)

2) LSTM (Long Short-Term Memory)



1. Forget Gate (망각 게이트)

- 과거 셀 상태에서 어떤 정보를 버릴지 결정합니다.
- 불필요한 기억은 0에 가깝게, 중요한 기억은 1에 가깝게 남겨둡니다.

2. Input Gate (입력 게이트)

- 현재 입력에서 어떤 정보를 새로 기억할지 선택합니다.
- 유용한 특징만 필터링해 셀 상태에 추가할 준비를 합니다.

3. Cell State (셀 상태, 후보)

- 입력 게이트가 선택한 정보와 과거 셀 상태가 합쳐져 새로운 기억을 만듭니다.
- 이 과정에서 중요한 건 장기적으로 이어질 정보는 남기고, 필요 없는 건 버리는 것입니다.

4. Output Gate (출력 게이트)

- 최종적으로 어떤 정보를 은닉 상태(**hidden state**)로 내보낼지 결정합니다.
- 이렇게 선택된 정보가 다음 시점 예측과 다른 게이트 계산에 쓰입니다.

- 장점: 긴 시퀀스에서도 중요한 정보를 오래 기억할 수 있어 RNN보다 안정적이다.

- 단점: 순차적 구조라 병렬화가 어렵고, 아주 긴 시퀀스 처리에는 여전히 한계가 있다.