TIME SERIES DATA ANALYSIS RNN · seq2seq · Transformer

PART I

TIME SERIES DATA ANALYSIS

◆ 전통 통계 기반 시계열 데이터 분석 방법론

- 이동평균법(Moving Average) : 구간을 정하고 구간 이동하며 구간다마 평균 구해서 미래 예측
- 지수평활법(Exponential Smoothinng) : 이동평균법+가중치(최신 데이터 가중치 ▲, 과거 데이터 ▼)
- ARIMA Model (Autoregressive Integrated Moving Average) : 단별량 시계열 예측, 과거 정보 이용 미래예측
- SARIMA Model (Seasonal ARIMA) : 계절적 특성을 반영한 ARIMA 모델
- Binary Variable Model (해당 시점당 1, 나머지 0 변환) : 각 변수를 0과 1로 표현한 모델

◆ 전통 통계 기반 시계열 데이터 분석 방법론

- Trigonometric Model (sine과 cosin함수 조합으로 표현)
 - 계절적 변동을 sine()+cosin() 조합해서 표현하는 모델
- Growth Curve Mode
- Time Series Regression With Autocorreation (에러항이 시점별 correlation이 있다는 가정하에)
 - 에러항이 서로 독립이다 =→ 시계열은 서로 연관이 있음 → 에러항은 서로 관계 있음
- Autoregressive Integrated Moving Average Exogenous(ARIMAX) (x변수 이용하여 시계열 Y예측)

◆ 머신러닝 기반 시계열 데이터 분석 방법론

- Support Vector Machine/Regression
- Random Forest
- Boosting
- Gaussian Process
- Hidden Markov Model (HMM)

◆ 인공지능 기반 시계열 데이터 분석 방법론

- RNN (1986)
- LSTM (1997)
- GRU (2014)
- Seq2Seq (NIPS 2014)
- Seq2Seq with attention (ICIR 2015)
- CNN and Variants (2016)
- Transformer (NIPS 2017)
- GPT-1(2018), BERT(2019), GPT-3(2020), GPT-4(2023)

◆ 시계열 데이터(Time Series Data)

■ 시간의 흐름에 따라 순서대로 관측되어 시간의 영향을 받게 되는 데이터

Time

X1

| Time | Х | Υ | |
|-------|---|----|--|
| 09:00 | 1 | 1 | |
| 10:00 | 2 | 3 | |
| 11:00 | 3 | 6 | |
| 12:00 | 4 | 10 | |
| 13:00 | 5 | 15 | |

| 09:00 | 1 | 98 | 2 | 1 |
|-------|---|----|---|----|
| 10:00 | 2 | 71 | 4 | 3 |
| 11:00 | 3 | 93 | 7 | 6 |
| 12:00 | 4 | 80 | 5 | 10 |
| 13:00 | 5 | 95 | 9 | 15 |

X2

X3

Υ

시계열 단변량 데이터

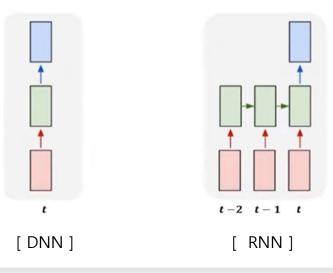
시계열 다변량 데이터

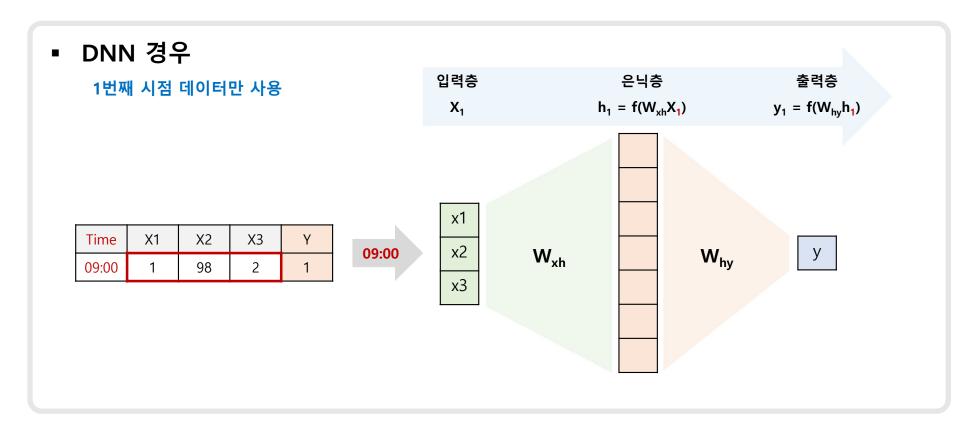
시계열 이미지 데이터

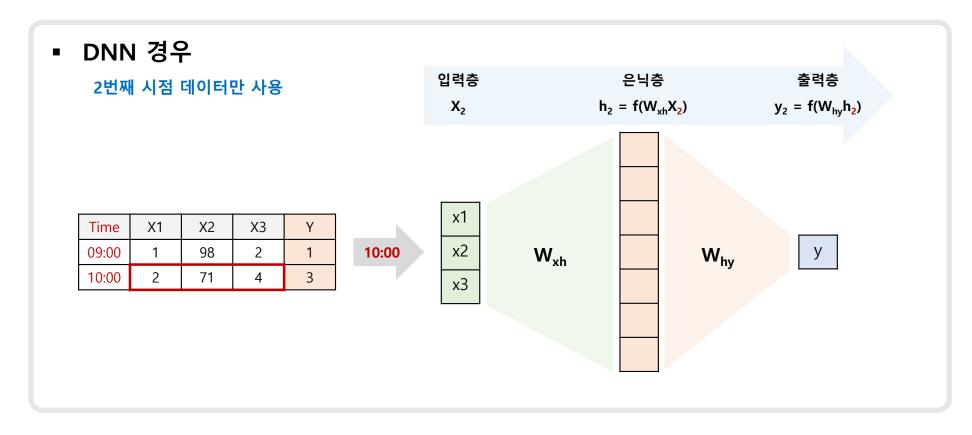
◆ 인공지능 기반 시계열 데이터 분석 방법론 - RNN

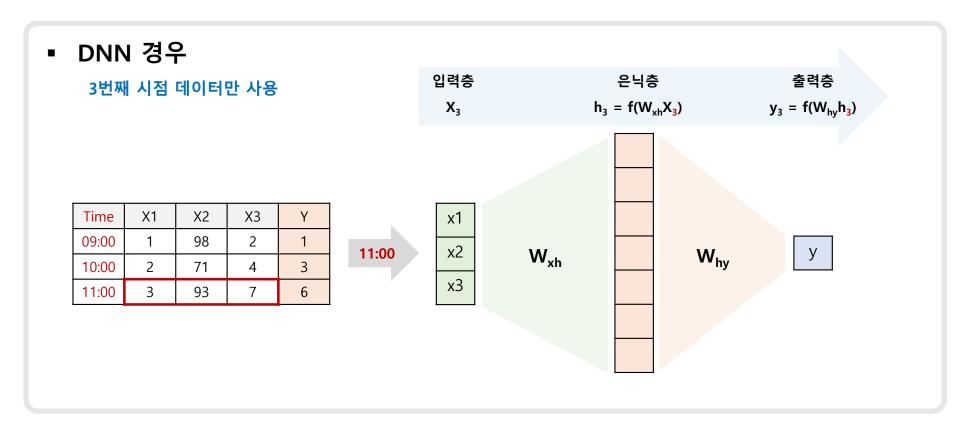


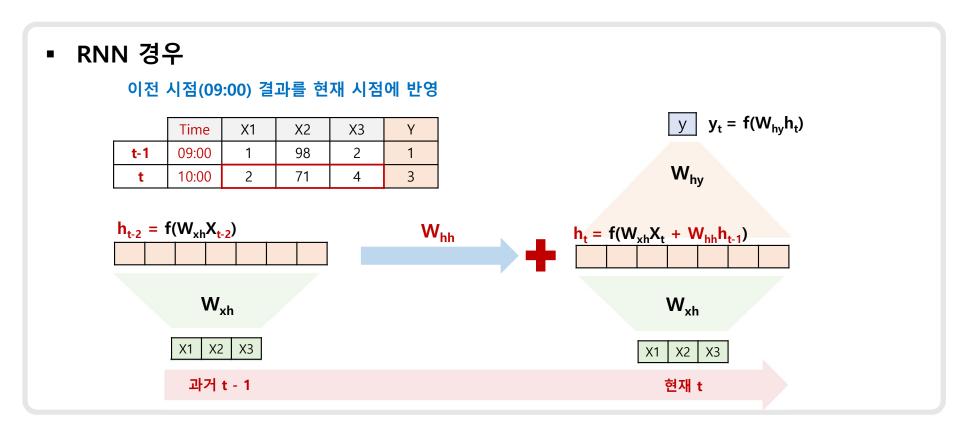
• 이전 시점 정보들을 반영하여 시계열 데이터 모델링에 적합한 인공시경망 모델

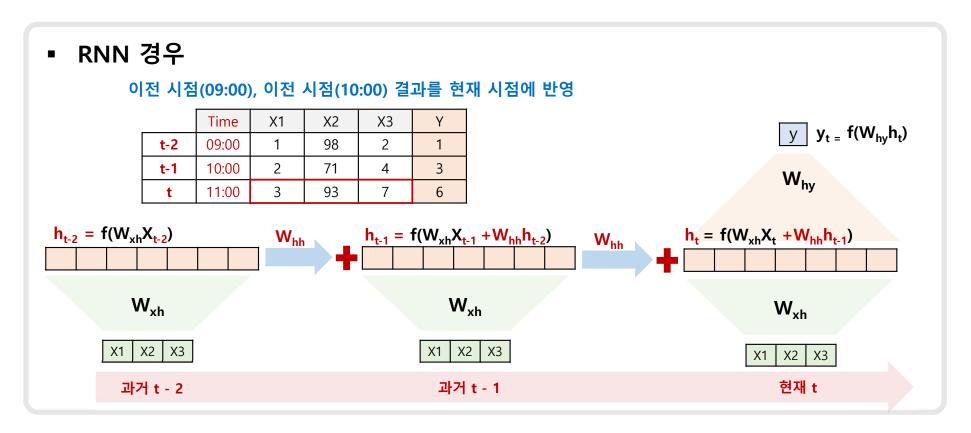












◆ 인공지능 기반 시계열 데이터 분석 방법론 - RNN

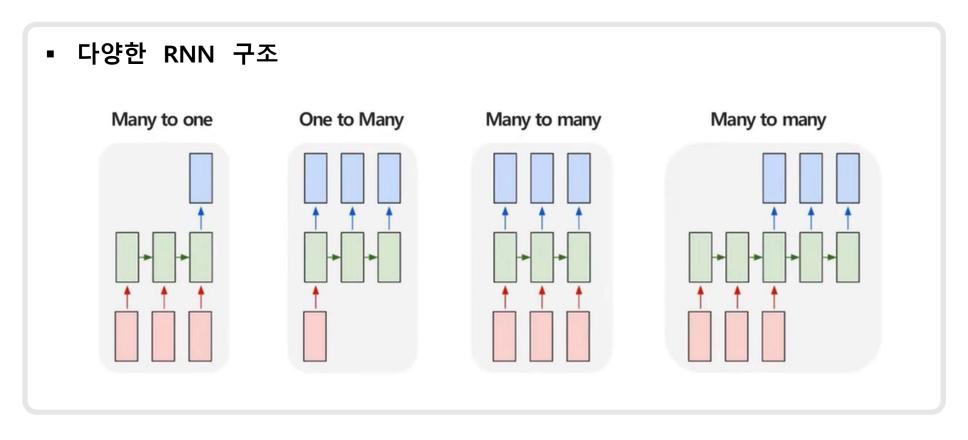
■ RNN 경우

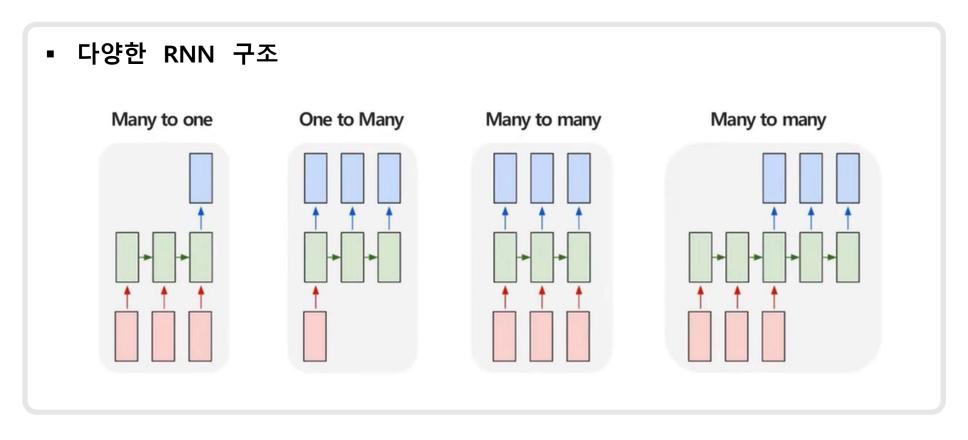
이전 시점 결과 저장 한 것 → Hidden State

| | Time | X1 | X2 | Х3 | Hidden State |
|-----|-------|----|----|----|--|
| t-2 | 09:00 | 1 | 98 | 2 | $h_{t-2} = f(W_{xh}X_{t-2})$ |
| t-1 | 10:00 | 2 | 71 | 4 | $h_{t-1} = f(W_{xh}X_{t-1} + W_{hh}h_{t-2})$ |
| t | 11:00 | 3 | 93 | 7 | $h_t = f(W_{xh}X_t + W_{hh}h_{t-1})$ |

가중치 파라미터 W_{xh} , W_{hh} 모든 시점에서 동일

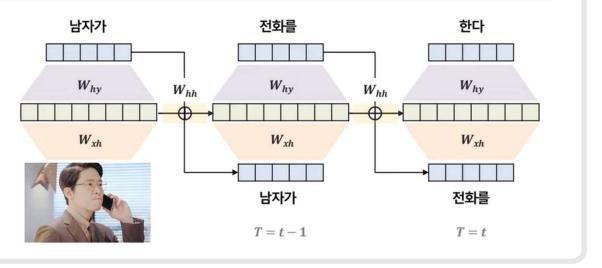




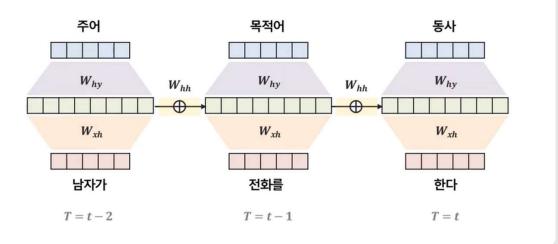


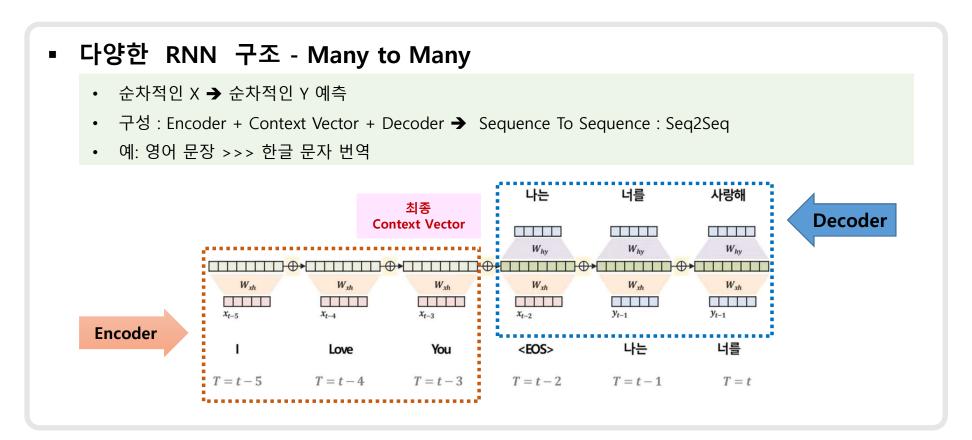


- 단일 시점 X → 순차적인 Y 예측
- 예: 이미지 데이터 >>> 이미지에 대한 정보 글 생성 : 이미지 캡셔닝



- ◆ 인공지능 기반 시계열 데이터 분석 방법론 RNN
 - 다양한 RNN 구조 Many to Many
 - 순차적인 X → 순차적인 Y 예측
 - 예: 문장에서 각 단어의 품사 예측 POS(Part Of Speech) Tagging





- ◆ 인공지능 기반 시계열 데이터 분석 방법론 RNN
 - 다양한 RNN 구조 Many to Many : seq2seq
 - Encoder 역할: 입력 시퀀스를 하나의 벡터 표현으로 압축 즉, Context Vector
 - Context Vector 역할: 입력 시퀀스의 함축 데이터
 - Decoder 역할: 벡터 표현을 통해서 출력 시퀀스 생성
 - ❖ 입력과 출력의 시퀀스 길이는 다를 수 있음
 - 문제점 : 입력 시퀀스를 하나의 벡터로 압축하는 과정에서 **입력 시퀀스의 정보가 일부 손실**