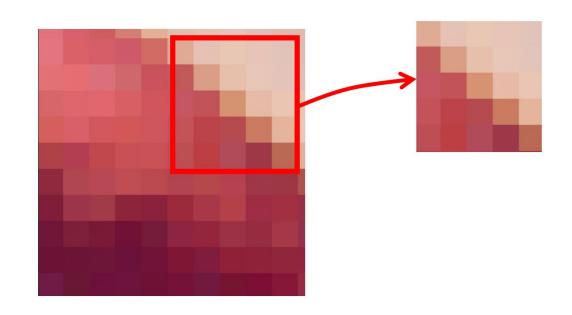


Overview

• 기존의 CNN은 데이터의 공간적인 정보만을 학습함

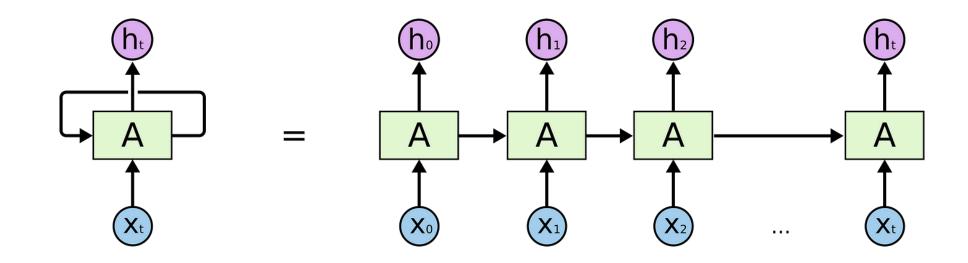


CNN은 이미지 데이터의 공간적 특징을 추출하여 학습



Overview

- 시간 순서가 있는 데이터 (Time Series Data)를 효율적으로 학습하기 위해 등장
- 순환 구조를 통해서 이전 상태의 정보를 함께 사용하여 현재 상태의 정보 학습



순서가 있는 데이터를 순차적으로 입력하여 학습



은닉층 h_1

 W_{xh}

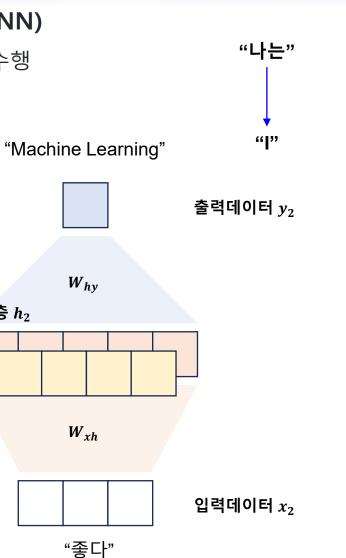
"머신러닝이"

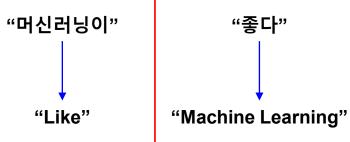
- 순환신경망 (Recurrent Neural Network, RNN)
 - 이전 시점의 정보를 반영하여 더 나은 예측 수행

 W_{hh}

입력데이터 x_1

• 이전 정보들이 순환 (반복)하여 입력





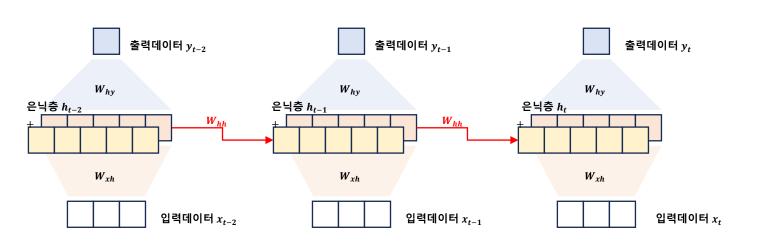
$$h_t = f(W_{xh}x_t + W_{hh}x_{t-1} + bias)$$
$$y_i = f(W_{hy}h_i + bias)$$

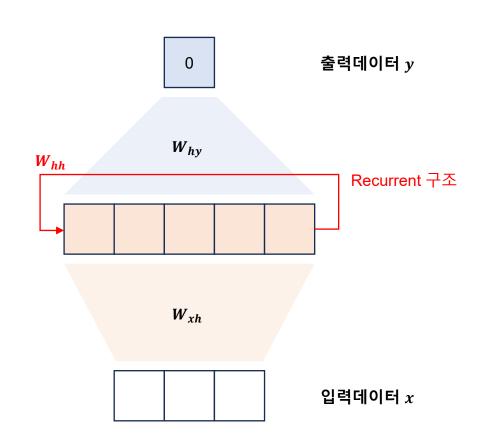
❖ f: activation function



은닉층 h_2

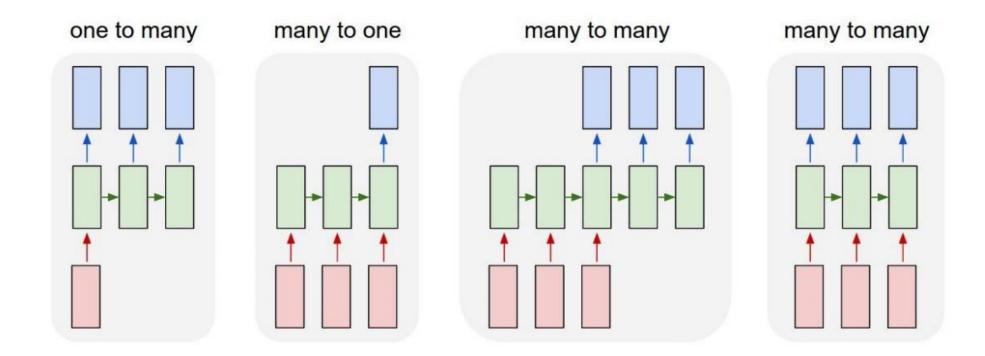
- 순환신경망 (Recurrent Neural Network, RNN)
 - 이전 시점의 정보를 반영하여 더 나은 예측 수행
 - 이전 정보들이 순환 (반복)하여 입력



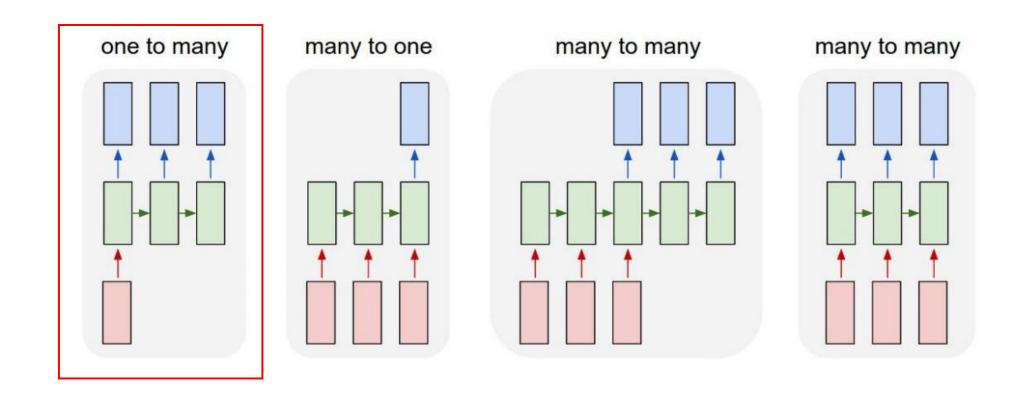




- 순환신경망 구조의 종류
 - 순차적인 입력의 길이, 순차적인 예측의 길이에 따라 다음과 같이 구분 가능



- 순환신경망 구조의 종류
 - 순차적인 입력의 길이, 순차적인 예측의 길이에 따라 다음과 같이 구분 가능



- 훈민정음 서문 예측 모델
 - 훈민정음 서문의 현대어 번역본을 예측하는 RNN 모델 구현
 - 첫 단어를 입력하면 훈민정음 서문이 출력되도록 학습



나라의 말이 중국과 달라 문자와 서로 통하지 아니하니, 이런 까닭으로 어리석은 백성이 이르고자 할 바가 있어도 마침내 제 뜻을 능히 펴지 못할 사람이 많으니라. 내가 이를 위하여 가엾이 여겨 새로 스물여덟 자를 만드노니 사람마다 하여금 쉬이 익혀 날로 쓰는 데 편하게 하고자 할 따름이니라.



- 훈민정음 서문 예측 모델
 - 훈민정음 서문의 현대어 번역본을 예측하는 RNN 모델 구현
 - 첫 단어를 입력하면 훈민정음 서문이 출력되도록 학습



입력 출력

나라의 말이 중국과 달라 문자와 서로 통하지 아니하니, 이런 까닭으로 어리석은 백성이 이르고자 할 바가 있어도 마침내 제 뜻을 능히 펴지 못할 사람이 많으니라. 내가 이를 위하여 가엾이 여겨 새로 스물여덟 자를 만드노니 사람마다 하여금 쉬이 익혀 날로 쓰는 데 편하게 하고자 할 따름이니라.



- 훈민정음 서문 예측 모델
 - 훈민정음 서문의 현대어 번역본을 예측하는 RNN 모델 구현
 - 첫 단어를 입력하면 훈민정음 서문이 출력되도록 학습

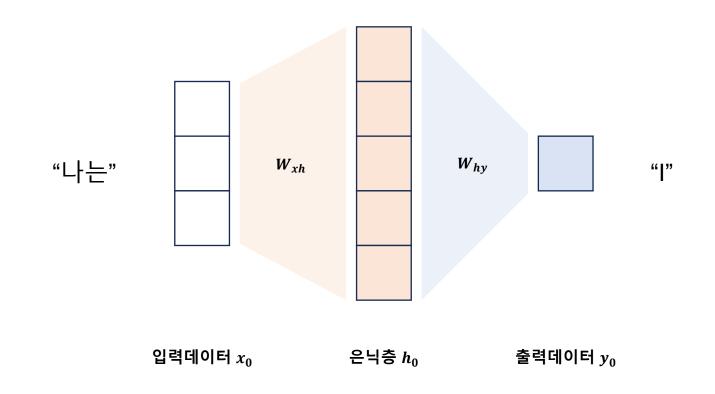


입력 출력

나라의 말이 중국과 달라 문자와 서로 통하지 아니하니, 이런 까닭으로 어리석은 백성이 이르고자 할 바가 있어도 마침내 제 뜻을 능히 펴지 못할 사람이 많으니라. 내가 이를 위하여 가엾이 여겨 새로 스물여덟 자를 만드노니 사람마다 하여금 쉬이 익혀 날로 쓰는 데 편하게 하고자 할 따름이니라.

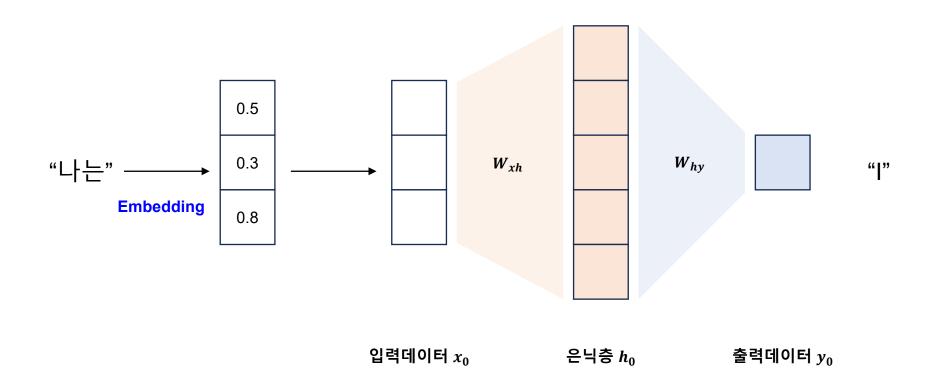


- 자연어 데이터의 벡터 변환 (Embedding)
 - 자연어를 컴퓨터가 이해하지 못하기 때문에 각 단어들을 숫자로 이루어진 벡터로 변환 필요



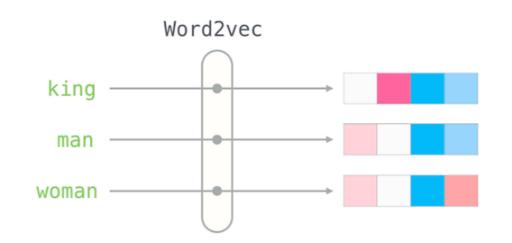


- 자연어 데이터의 벡터 변환 (Embedding)
 - 자연어를 컴퓨터가 이해하지 못하기 때문에 각 단어들을 숫자로 이루어진 벡터로 변환 필요



- 자연어 데이터의 벡터 변환 (Embedding)
 - One-hot Encoding: 단어의 집합 길이의 벡터 중 하나의 요소만 1이고 나머지는 모두 0인 희소 벡터
 - Word2Vec: 주어진 단어들을 벡터로 변환하는 기계 학습 모델

나는 \longrightarrow [1000] x_1 배가 \longrightarrow [0100] x_2 너무 \longrightarrow [0010] x_3 고프다 \longrightarrow [0001] x_4

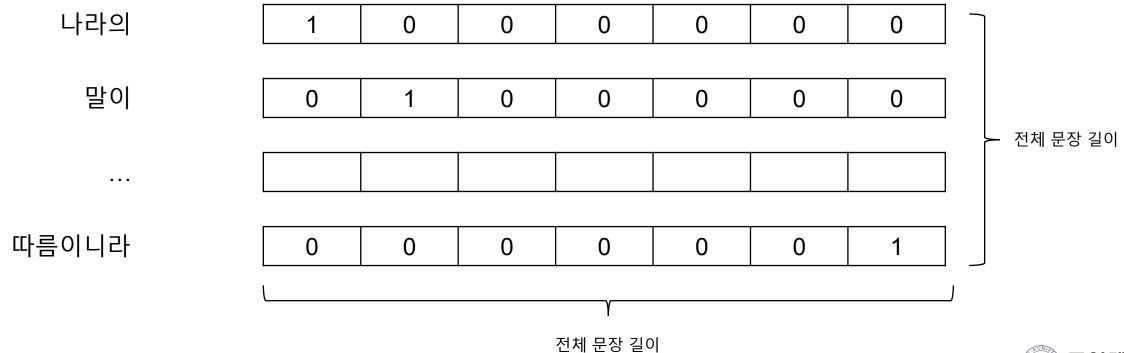


One-hot Encoding

Word2Vec



- 자연어 데이터의 벡터 변환 (Embedding)
 - One-hot Encoding: 단어의 집합 길이의 벡터 중 하나의 요소만 1이고 나머지는 모두 0인 희소 벡터
 - Word2Vec: 주어진 단어들을 벡터로 변환하는 기계 학습 모델



- 자연어 데이터의 벡터 변환 (Embedding)
 - One-hot Encoding: 단어의 집합 길이의 벡터 중 하나의 요소만 1이고 나머지는 모두 0인 희소 벡터
 - Word2Vec: 주어진 단어들을 벡터로 변환하는 기계 학습 모델

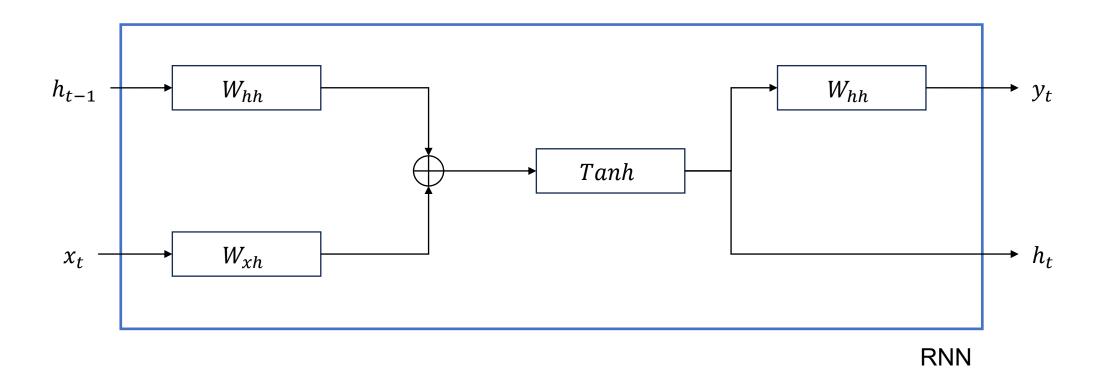
1	0	0	0	0	0	0	0 ──── 나라의
0	1	0	0	0	0	0	1 ───── 말이
]
0	0	0	0	0	0	1	N ────────────────────────────────────

최대값의 index

■ 자연어 데이터의 벡터 변환 (Embedding)

```
1 def embedding(data):
      data = re.sub('[^가-힣]', ' ', data)
      tokens = data.split()
                                                                   데이터의 한글 외 문자 제거 및 리스트로 저장
      vocab = list(set(tokens))
      vocab_size = len(vocab)
      word_2_idx = {word: i for i, word in enumerate(vocab)}
                                                                   데이터와 인덱스 간의 관계 정의
      idx_2_word = {i: word for i, word in enumerate(vocab)}
10
      vector = []
11
      for i in range(vocab_size):
12
          word_vector = one_hot(vocab[i], word_2_idx, vocab_size)
13
         vector.append(word_vector)
                                                                   One-hot encoding
14
15
      vector = torch.cat(vector, dim=0)
16
      vector = vector.unsqueeze(0)
17
      return vector, vocab_size, word_2_idx, idx_2_word
18
1 def one_hot(word, word_2_idx, vocab_size):
     vector = torch.zeros(1, vocab_size)
     index = word_2_idx[word]
     vector[0, index] = 1
     return vector
```

Network architecture





Network architecture

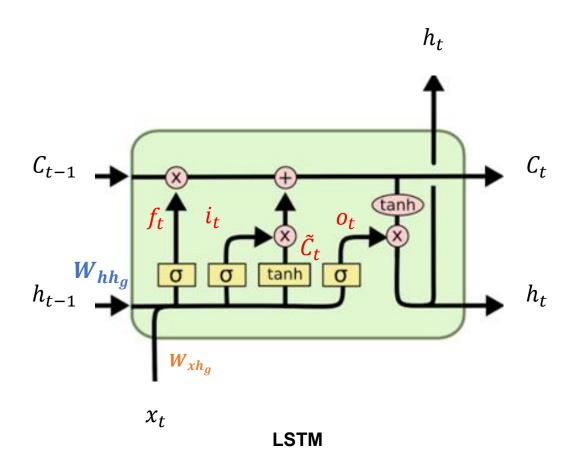
```
1 class RNN(nn.Module):
      def __init__(self, embed_dim, hidden_dim):
                                                          각 MLP layer 정의
          super(RNN, self).__init__()
      def feed_forward(self, x, h):
                                                          입력 값과 t-1 단계의 Hidden states 를 이용하여 출력 및 t 단계의 hidden states 출력
          return out, hidden
10
      def forward(self, x, sequence_len):
11
                                                          반복 구조를 통한 전체 sequence 예측
13
          return outputs
14
```

Training process

```
1 network.train()
2 network = network.to('cuda:0')
5 inputs = '나라의'
6 inputs = one_hot(inputs, word_2_idx, sequence_len)
                                                              초기 입력 값 정의
7 inputs = inputs.unsqueeze(0)
8 inputs = inputs.to('cuda:0')
9 vector = vector.to('cuda:0')
11 for epoch in range(training_epoch):
      avg_cost = 0
13
14
      pred = network(inputs, sequence_len)
                                                              예측한 전체 sequence와 정답 데이터의 loss 계산
15
16
      # loss 계산
      loss = loss_function(pred, vector)
17
18
      # Backpropagation
19
      optimizer.zero_grad()
20
      loss.backward()
21
      optimizer.step()
23
24
      avg_cost += loss
25
      print('Epoch: %d Loss = %f'%(epoch+1, avg_cost))
27 print('Learning finished')
```

[실습] LSTM

Network architecture



$$f_{t} = \sigma(W_{xhf}x_{t} + W_{hhf}h_{t-1} + bias)$$

$$i_{t} = \sigma(W_{xhi}x_{t} + W_{hhi}h_{t-1} + bias)$$

$$\tilde{C}_{t} = tanh(W_{xhc}x_{t} + W_{hhc}h_{t-1} + bias)$$

$$o_{t} = \sigma(W_{xho}x_{t} + W_{hho}h_{t-1} + bias)$$

Questions & Answers

Dongsan Jun (dsjun@dau.ac.kr)

Image Signal Processing Laboratory (www.donga-ispl.kr)

Division of Computer Al Engineering

Dong-A University, Busan, Rep. of Korea