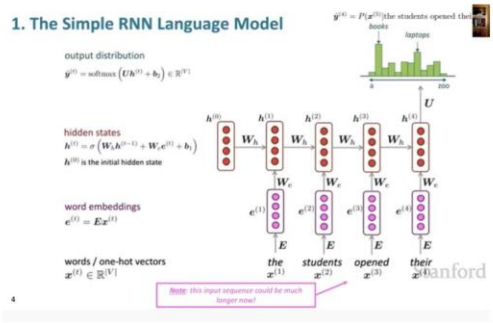
▼ *6주차 예습과제*

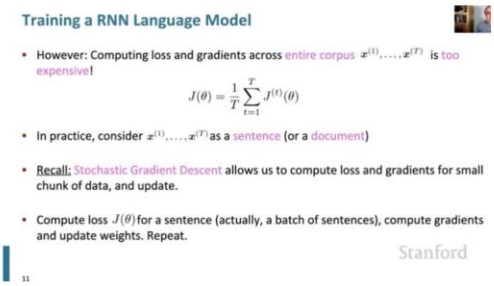
RNN

input sequence 의 각 word embeddings과 hidden states 을 입력으로 사용하고 output vector를 softmax에 통과하여 다음 단어 예측

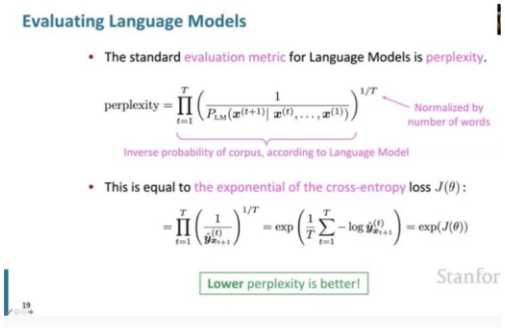
다음과 같이 t가 4일 때, output distribution은 다음과 같이 산출된다.



RNN language model이 특정 t시점일 때 loss function은 다음과 같이 나타낼 수 있다.



하지만, 전체 corpus를 분석하기 위해 loss와 gradients를 따로 계산하는 것은 많은 시간이 소요되기 때문에 문장이나 문서 등의 큰 단위로 나누어 입력



RNN의 장점

-입력의 길이에 제한이 없음

-입력에 따른 모델 크기에 변화가 없음

-각 과정에서 동일한 가중치를 적용하므로 대칭적임

RNN의 단점

-단계의 진행을 위해서 해당 단계의 전 단계의 계산이 완료되어야 하므로 최종 계산까지 시간이 많이 소요

-vanishing gradient problem의 문제로 context가 모두 반영되지 않는 문제

-장기 메모리 불가, 초기 데이터 유지가 어려기 때문

LSTR(Long Short-Term Memory RNNs)

텍스트 초기 부분의 정보를 유지할 수 있기 때문에 RNN의 short term memory 문제 해결이 가능하다.

LSTR은 각 t마다 다음 cell로 정보를 보내기 전에 정보들을 유지할지 제거할지 결정한다. 필요없다고 여겨지는 정보는 longtermmemory로 가져가지 않기 위함이다. 이때 필요성에 대한 판단의 정확도를 높이기 위해 training이 필요하다.

input

새로운 정보를 long term memory에 저장할지 결정

첫번째 layer: 새로운 정보의 통과여부 필터링

두번째 layer: short-term memory와 input을 tanh 활성 함수에 필터링

output

output에서는 다음 cell에 전달될 short term memory와 hidden state를 만들 input 값을 생성한다.

[절차]

forget layer 를 지날 때 이전 특징 별로 통과 여부 결정→ input gate를 통해 해당 t 시점에서의 중요성을 판단 → 중요성을 바탕으로 업데이터할 정보 결정→ cell state에 저장→ t 시점의 forget gate, input gate에 의해 결정되어진 현시점의 cell state 값을 다음 layer로의 출력 여부 결정