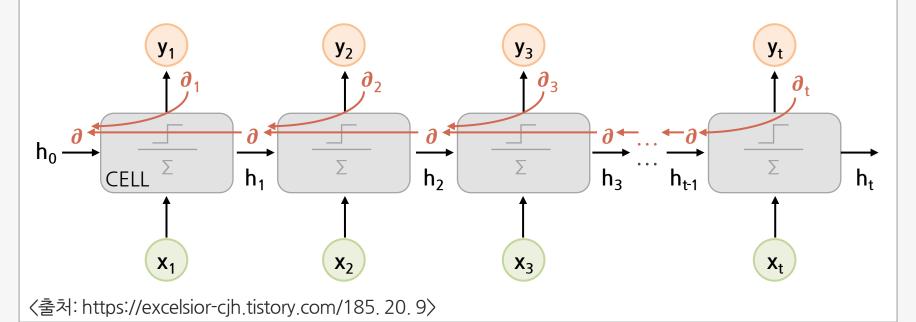
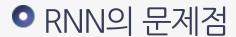


# RNN의 역전파 BPTT와 Gradient Vashing RNN에서의 역전파 방법인 BPTT(Back Propagation Through Time)는 Timstep의 마지막 단계에서 시작 단계까지 역전파 진행

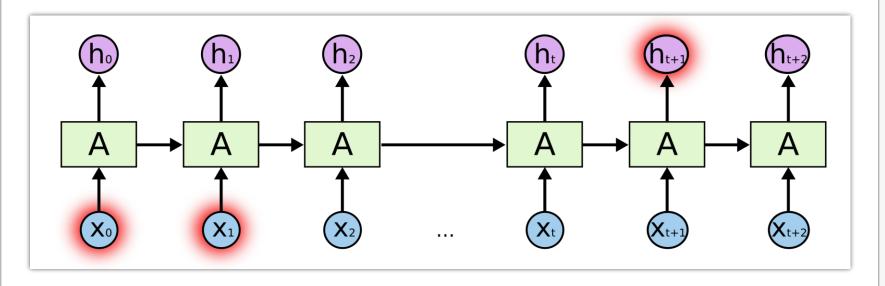
#### 역전파 진행 과정에서 Gradient Vanishing 발생 가능





#### 장기 의존성 문제(The Problem of Long-Term Dependencies)

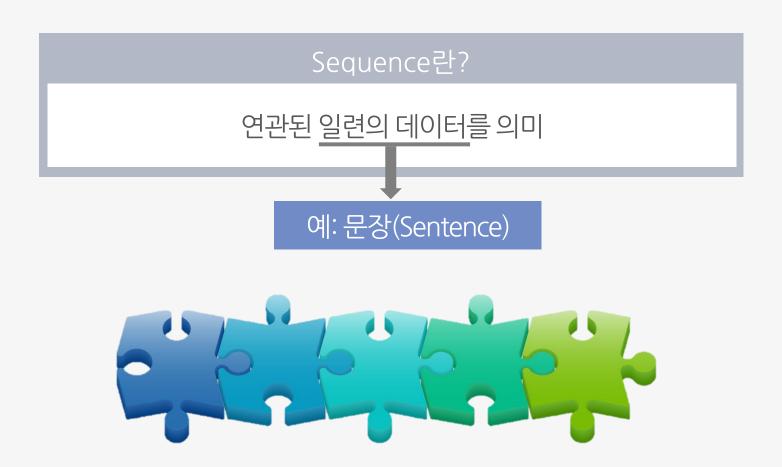
- 관련 정보와 그 정보가 필요한 곳의 거리가 먼 경우, 장기 Memory에 대한 학습능력 저하
- Time step의 크기가 큰 경우, Vanilla RNN은 성능 저하



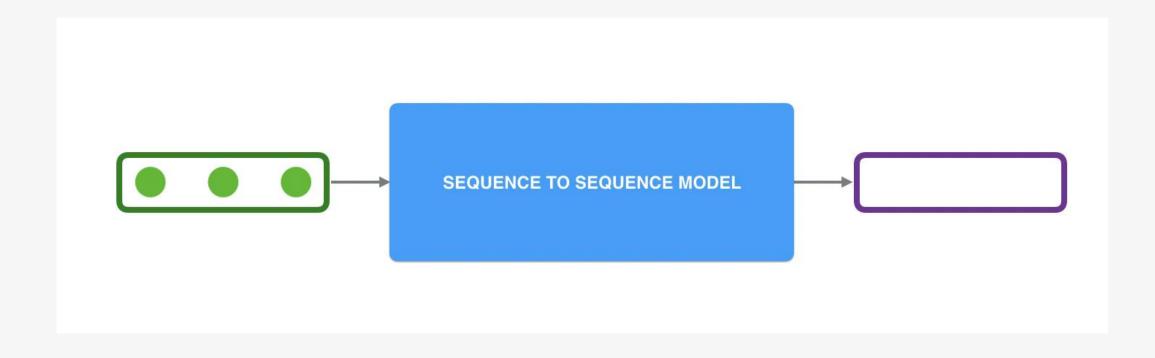
〈출처: http://colah.github.io. 20. 9〉



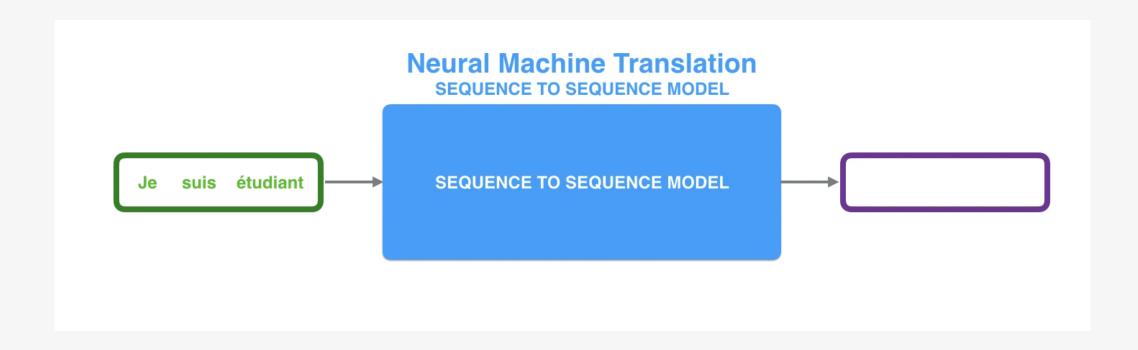
• Seq2Seq 개요



- Seq2Seq 매커니즘
- T Seq2Seq 개요

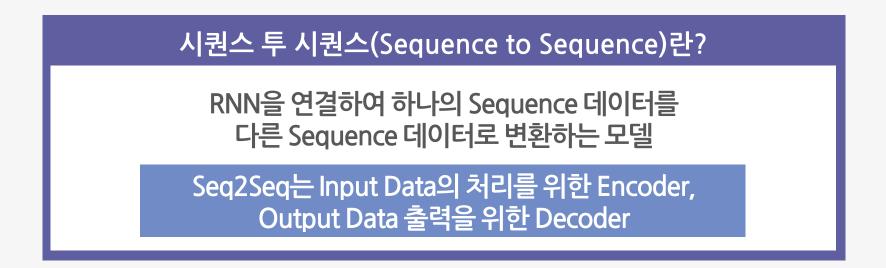


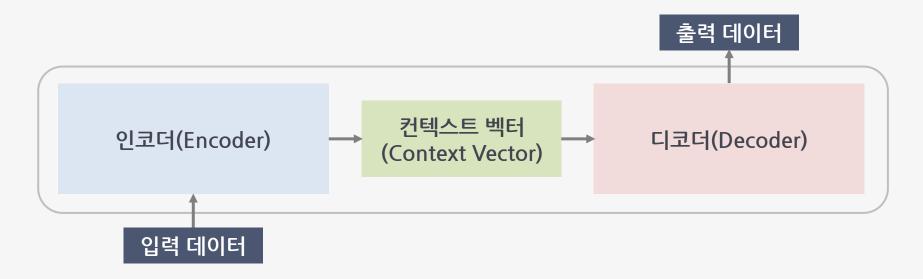
- Seq2Seq 매커니즘
- Seq2Seq 활용(NMT)





• Seq2Seq 개요





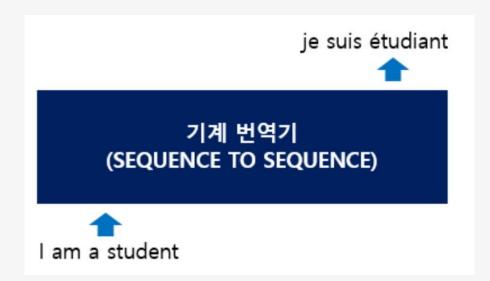


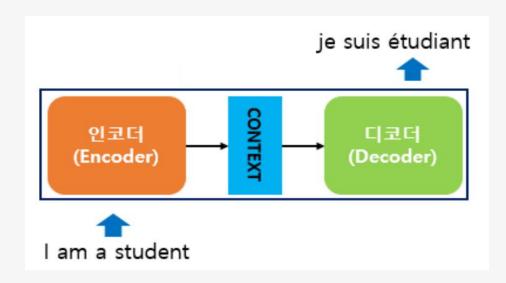
O Seq2Seq 개요

#### 시퀀스 투 시퀀스(Sequence to Sequence)의 활용

seq2seq 모델 기반의 번역기가 'I am a student'라는 영어 문장을 'je suis étudiant'라는 프랑스 문장으로 번역하여 출력









# ○ Seq2Seq의 구성

#### 인코더(Encoder)란?

순차적으로 입력된 문장의 모든 단어들을 압축하여 컨텍스트 벡터(Context Vector) 생성

#### 컨텍스트 벡터(Context Vector)란?

순차적으로 입력된 문장의 모든 단어들의 정보를 압축한 벡터

잠재 벡터(Latent Vector)라고도 함

#### 디코더(Decoder)란?

입력된 컨텍스트 벡터(Context Vector)를 이용하여 출력 시퀀스 생성 및 출력



○ Seq2Seq의 구조

Seq2Seq는 인코더(Encoder)와 디코더(Decoder)로 구성

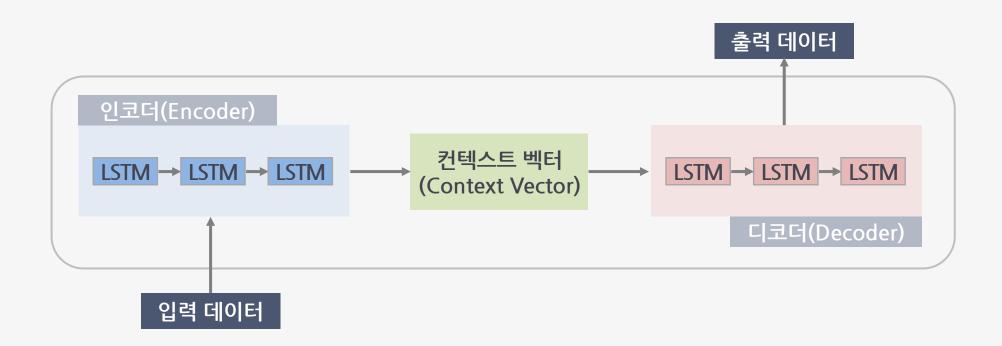


인코더(Encoder)는 여러 개의 LSTM이나 GRU Cell들로 구성 <u>디코더(Decoder)</u>도 여러 개의 LSTM이나 GRU Cell들로 구성

- Decoder는 전형적인 RNNLM(RNN Language Model)

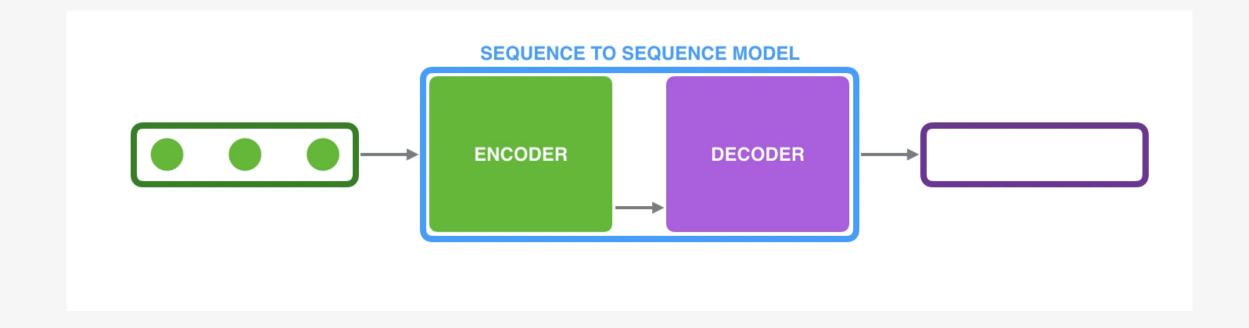


○ Seq2Seq의 구조



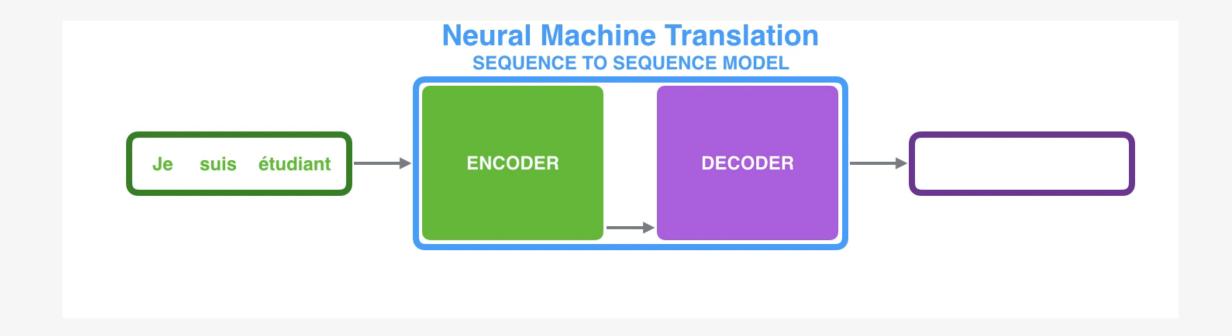
-

- Seq2Seq 매커니즘
- Context Vector



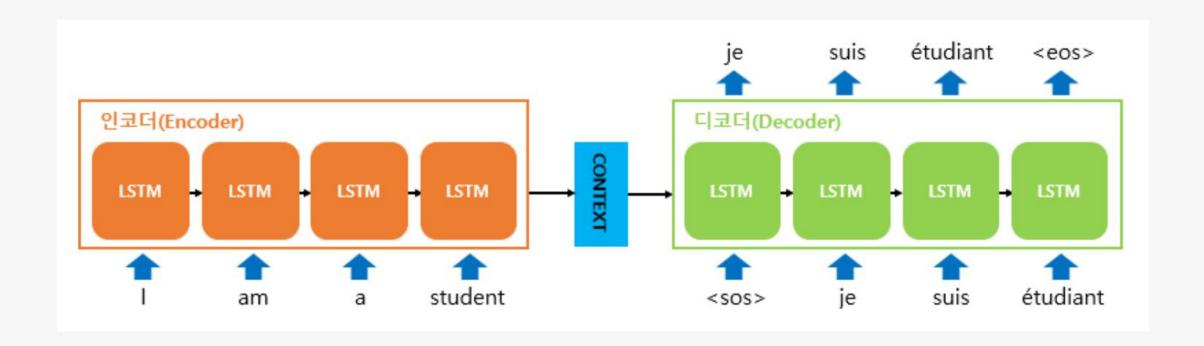
-

- Seq2Seq 매커니즘
- Context Vector(NMT)

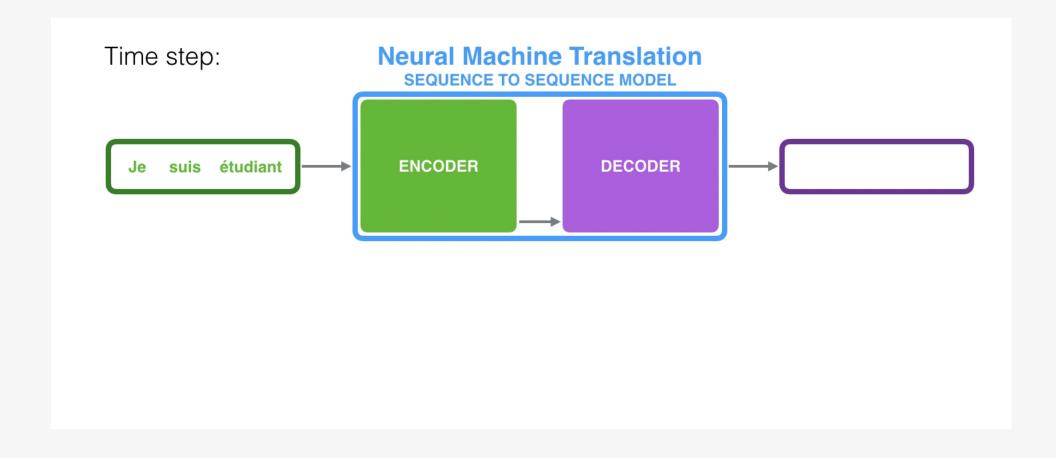




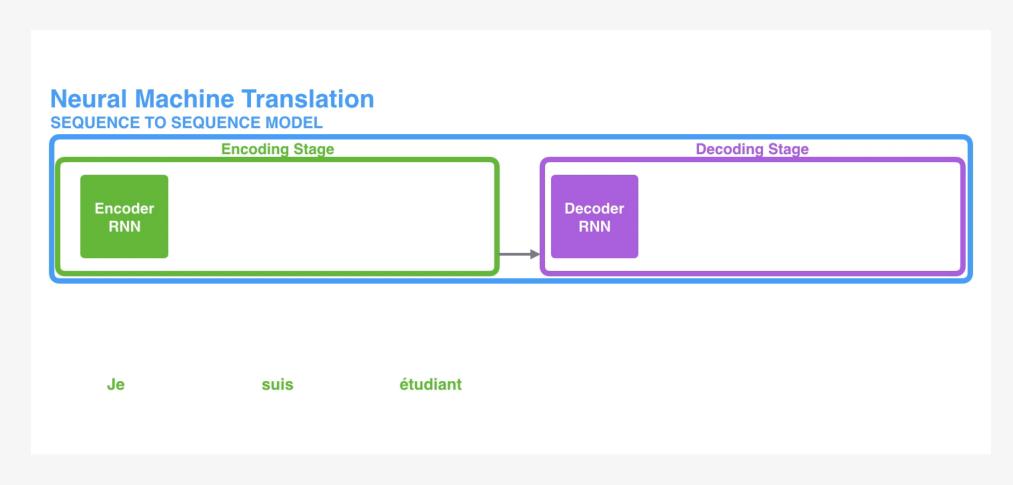
○ Seq2Seq의 구조



- Seq2Seq 매커니즘
- **Encoder**와 Decoder



- Seq2Seq 매커니즘
- Encoder와 Decoder의 RNN



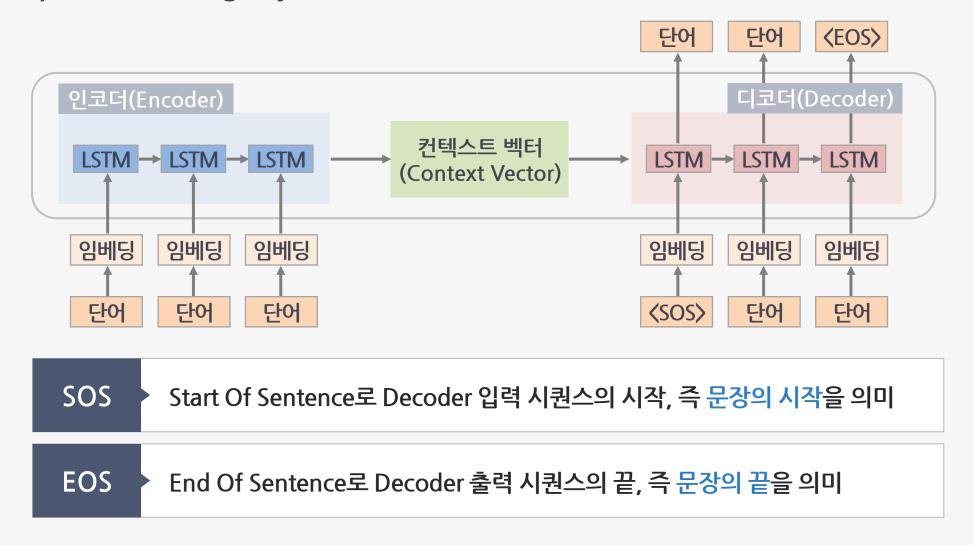
- Seq2Seq의 구조
- Seq2Seq의 Embedding Layer

입력된 단어들은 워드 임베딩 후 인코더(Encoder)의 각 LSTM에 입력으로 제공

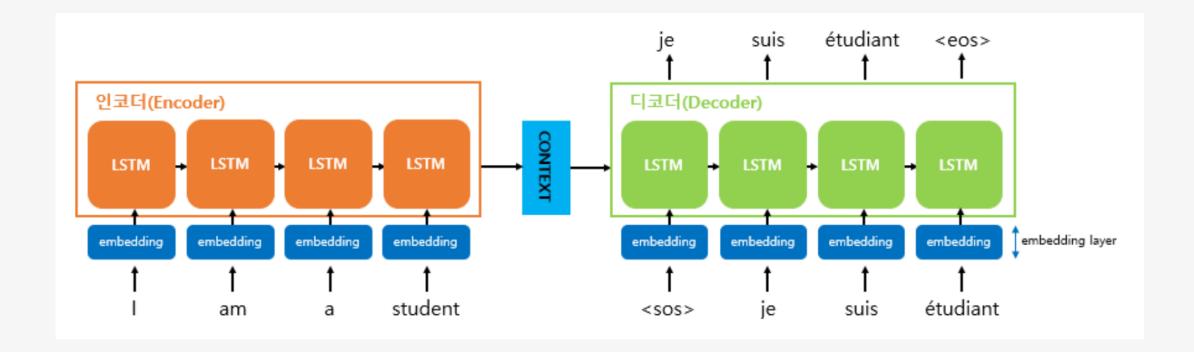


디코더(Decoder)에는 컨텍스트 벡터(Context Vector)와 입력 단어와 매핑된 단어들의 임베딩이 LSTM에 입력으로 제공

- Seq2Seq의 구조
- Seq2Seq<sup>△</sup> Embedding Layer



- Seq2Seq의 구조
- Seq2Seq의 Embedding Layer

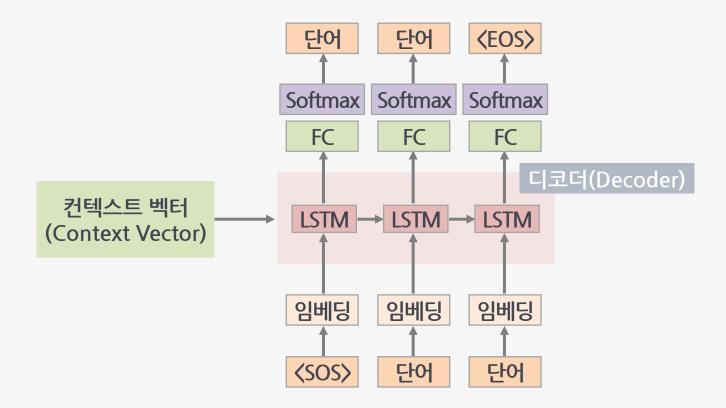


- Seq2Seq의 구조
- 디코더(Decoder)의 출력

Fully Connected Layer를 이용하여 Flat한 벡터로 변환



Softmax 함수를 통해 확률적으로 해석할 수 있도록 변환하여 출력



# • Seq2Seq 실습

# ■ Al Hub: 한국어-영어 번역 말뭉치

ko	en
나는 네가 한국 언어를 배워서 한국어로 대화했으면 좋겠어.	I want you to learn Korean so that we can talk to each other in Korean.
나는 대략 한 시간 정도 이 창고를 돌아 보기를 원합니다.	I want to look around this warehouse for about an hour.
때를 미는 한국의 목욕법을 체험해보고 싶은데 가능할까요?	I want to experience a Korean skin peeling bath, but would it be possible?
우리들 또한 당신들과 함께 한다면 큰 영광일 것입니다.	It will be truly honored for us to work with you.
나는 네가 한국의 감탄사를 사용한다는 말에 놀랐다.	I was surprised to hear that you are using Korean exclamation.
그때 어리숙한 영어실력으로 혹시나 주문을 잘못할까봐 걱정했었다.	At that time, I was worried that I might make a wrong order with my poor English skills.
너랑 나랑 한국 식품 인터넷 사이트 하나 만들자.	Let's make a Korean food website together, you and me.
만약 네가 한국에 오면 막걸리를 많이 사 줄게.	I will buy you a lot of Makgeolli when you come to Korea.
나는 네가 한국에 오는 첫 번째 이유가 나였으면 좋겠어.	I want to be the first reason that you want to come to Korea.
당신이 코멘트한 것처럼 코멘트가 달린 문서를 내게 주십시오.	Give me the document with comments as you have commented.
한국 오면 한국 휴대 전화기 번호는 꼭 가르쳐 주세요.	Please tell me your Korean phone number when you come to Korea.
내가 언제 한 번 악플러들 싹 다 고소할 거야.	I will sue all the online haters someday.
돈을 내고 한복을 대여하여 스티커 사진도 찍으실 수 있습니다.	You can also take sticker pictures when you lend Hanbok.
너는 그럴듯한 이유를 대고 나에게 돈을 요구했었다.	You asked me for money giving me some plausible reasons.
직접 로스팅한 원두로 만든 커피, 브런치를 즐길 수 있다.	You can enjoy house-roasted coffee and brunch in here.
경기 시작 한 시간 전까지는 오셔야 하는데 가능하신가요?	Would it be possible for you to come an hour earlier before the game starts?
이후 그는 한국에 와서 국회 의원으로 활동을 했어요.	After that, he came to Korea and worked as a congressman.
형의 꿈 또한 비행기 조종사라는 것을 알고난 후에, 형과 같이 공부하기로 결정했어요.	After I found out that my brother's dream was also a pilot, I decided to study with him.



- Seq2Seq<sup>△</sup> Teacher Forcing
- Teacher Forcing 개요

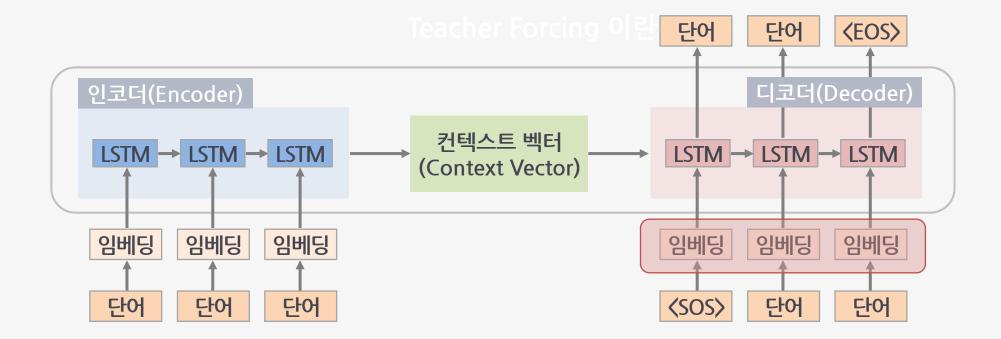
#### Teacher Forcing 이란?

디코더가 시퀀스를 생성하는 과정에서 모델이 예측한 출력 대신 실제 타겟 시퀀스(정답 데이터)를 다음 입력으로 사용하는 학습 방법



디코더의 학습 초기 잘못된 예측으로 인한 오류를 증폭시키는 문제를 방지하고, 더 빠르고 안정적으로 수렴하도록 하기 위한 기법

- Seq2Seq<sup>△</sup> Teacher Forcing
- Teacher Forcing 적용



# Seq2Seq의 한계



#### 인코더가 입력 시퀀스를 하나의 벡터로 압축하는 과정에서 입력 시퀀스의 정보가 일부 손실

#### RNN 구조의 근본적인 문제점

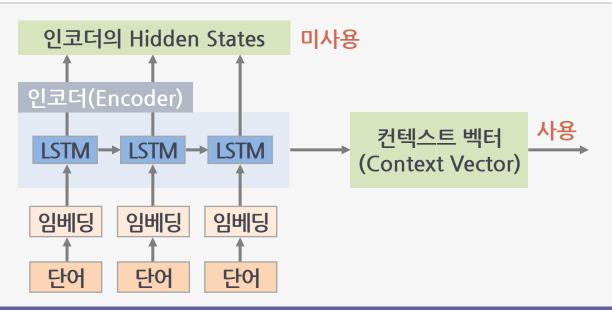
- Vanishing Gradient 발생 가능
- 입력 데이터의 길이가 길어지면 성능이 저하되는 현상 발생 가능



입력 데이터의 길이가 길어지더라도 성능이 저하되는 것을 방지하기 위해 <u>어텐션(Attention)</u> 메커니즘의 등장

# Seq2Seq의 한계

- Seq2Seq의 문제점
  - 인코더의 Time step마다 출력하는 Hidden States는 미사용
  - 인코더의 마지막 Hidden State인 컨텍스트 벡터만 디코더에서 사용, 어텐션 메커니즘(Attention Mechanism)은 미사용 Hidden State를 활용



어텐션의 기본 아이디어는 디코더의 출력 결과를 예측하는 매 시점(Time step)마다, 인코더의 Hidden State를 입력으로 전달하여 참고

# (참고) Softmax 함수



#### Softmax 함수란?

결과 값을 확률적으로 해석할 수 있도록 변환하는 함수

	0.01 0.7 0.0	-0.05 0.2 -0.45	0.05	0.05 0.16 0.03	*	-15 22 -44 56	+	0.0 0.2 -0.3	=	-2.85 0.86 0.28	
Input			V	Weight		Bias		Outpu	t		

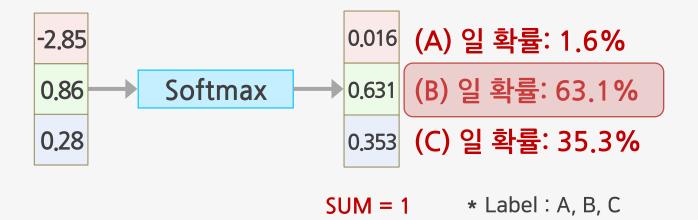
?

# (참고) Softmax 함수



#### Softmax 함수란?

결과 값(Output)을 확률적으로 해석할 수 있도록 변환하는 함수



# (참고) Variational Auto-Encoder



# VAE(Variational Auto-Encoder)

