## Enko Translation

자연어 처리를 이용한 번역기

지도교수: 양희경 교수님

팀장: 서현수

팀원: 김부용, 김현중, 최다경

#### 목차믳발표순서

- 주제 자연어 처리를 이용한 번역기
- 필요성
- 기술조사 RNN, Attention, Transformer 기술과 오픈소스
- 특정회사의 관심기술 네이버의 파파고 API
- 기술시연
- 사업화전략
- 향후 발전계획
- 역할 및 일정

## 

자연어를 컴퓨터가 이해할 수 있도록 처리하는 일

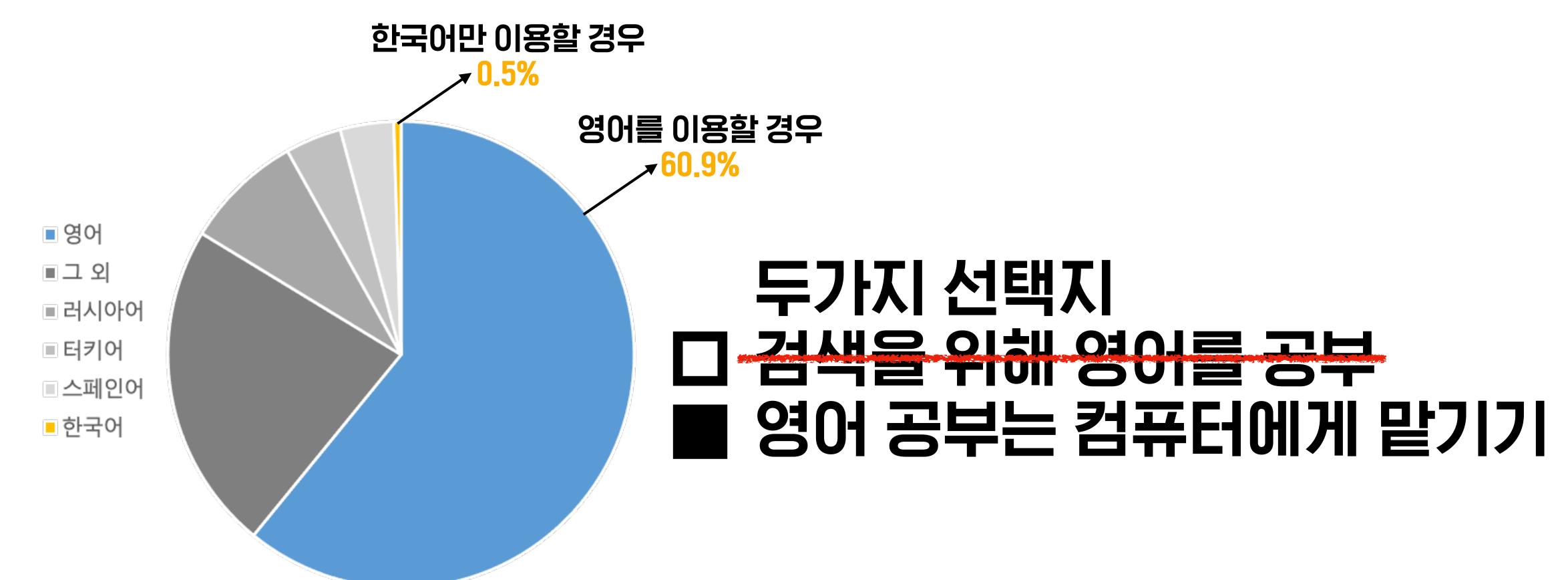
## 자연에 처리를 이용한 번역서비스

인간이 일상 속에서 ◀자연스럽게 사용하는 언어 자연어 데이터 = 말뭉치 or 코퍼스 (Corpus)

#### **■NMT**

- 딥러닝 기반 영역
- 전체 문장을 하나의 번역단위로 간주 모든 정보, 네트워크 통째로 학습
- 한번도 학습되지 않은 문장도 번역가능

## 밀요성



언어별 웹사이트 정보량

출처: W3Techs.com, 2021 년 4 월 8 일 기준

## 

- RNN, ATTENTION, TRANSFORMER

#### RNN JIEL 좋은 아침 <eos> FC FC FC RNN RNN **RNN** RNN RNN RNN RNN 고정된 크기 임베딩 임베딩 임베딩 임베딩 임베딩 임베딩 임베딩 context vector 좋은 아침 good morning <sos> <sos> <eos>

Encoder: 입력 문장을 RNN을 이용하여 context vector로 변환시켜 정보를 압축 Decoder: context vector로부터 번역 결과를 추론

한계점: context vector가 고정된 크기를 가지기 때문에

많은 정보 -> 정보손실, 성능 저하

#### ATTENTION 71 Et 좋은 FC W $h_4$ **RNN** RNN **RNN** RNN RNN 고정된 크기 임베딩 임베딩 임베딩 임베딩 임베딩 context vector

morning

Decoder에서 출력 단어를 예측하는 매 시점(time stamp)마다 Encoder의 입력 문장의 hidden states를 참고

<eos>

<sos>

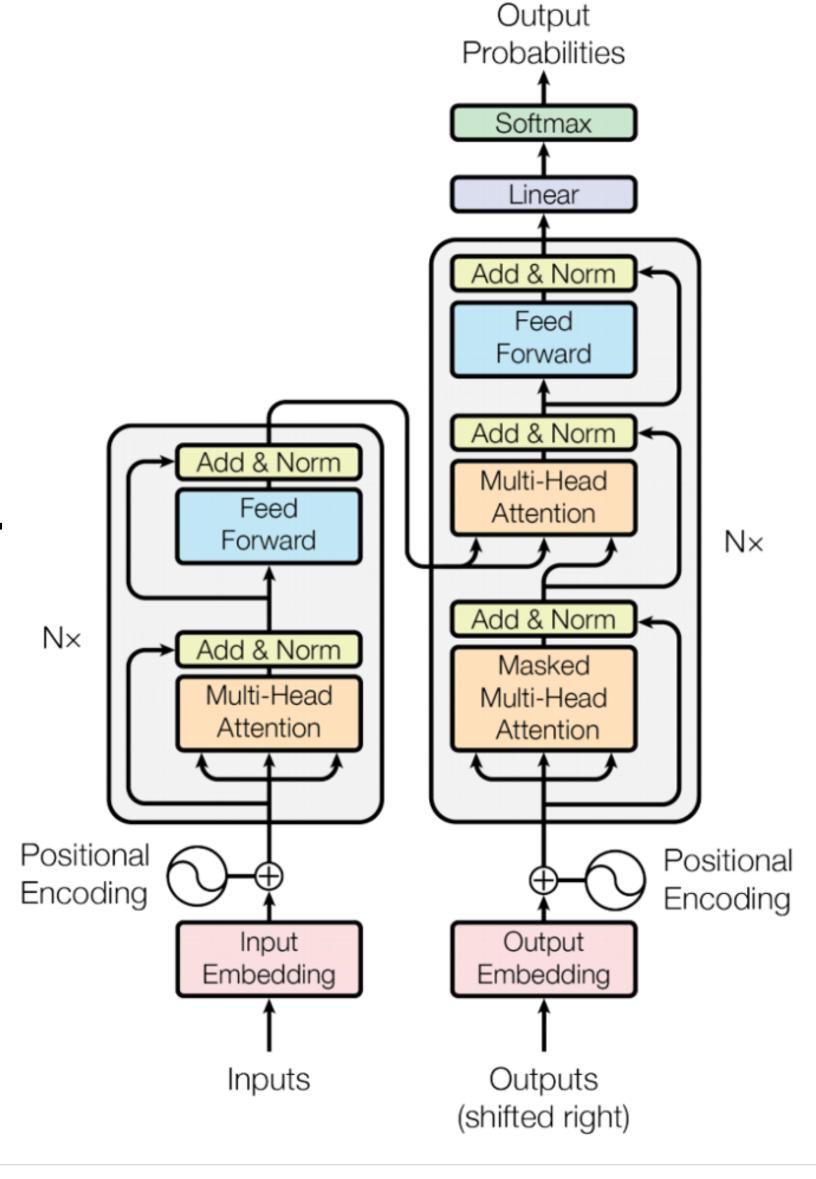
단, 전체 입력 문장을 전부 동일한 비율로 참고하는 것이 아닌 해당 시점에서 예측해야 할 단어와 연관이 있는 입력 단어 부분에 가중치를 높여 참고

good

<sos>

### TRANSFORMER 71 H

기존의 seq2seq의 구조인 Encoder - Decoder구조를 따르지만 RNN, CNN을 사용하지 않고 Attention만으로 구현한 모델



 Self Attention, Multi Head Attention Encoder, Decoder, Positional Encoding Transformer

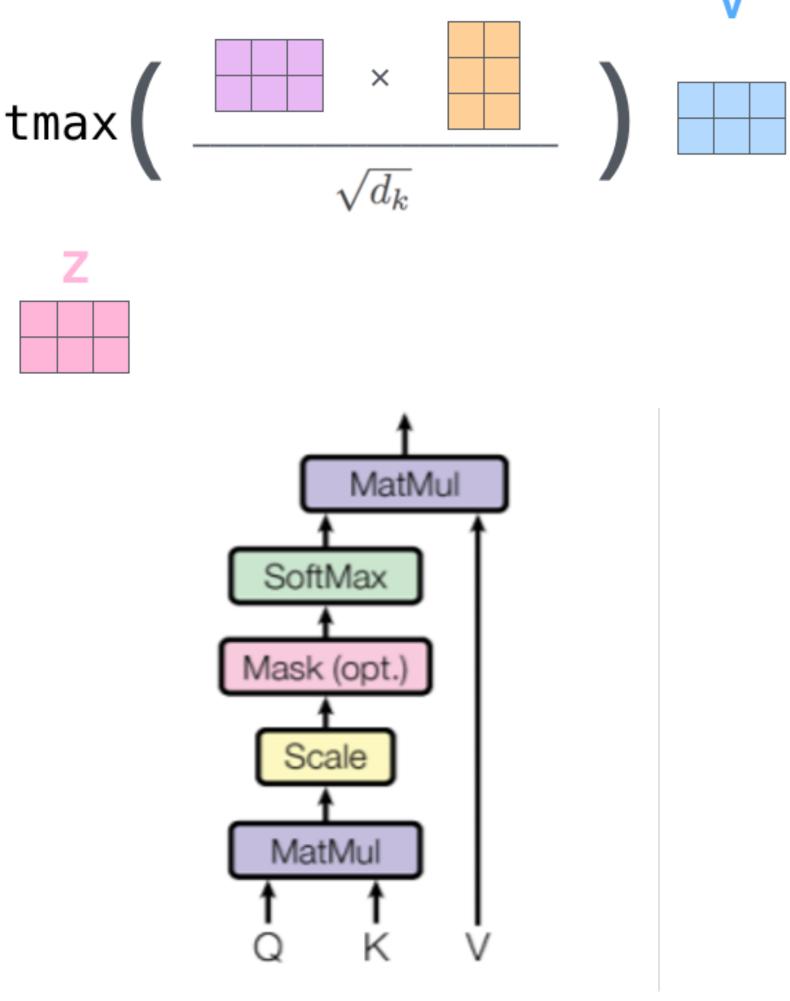
#### Self Attention

```
class SelfAttention(nn.Module):
  def __init__(self):
   super(SelfAttention,self).__init__()
   self.matmul = torch.matmul
                                                                                                    softmax
   self.softmax = torch.softmax
  def forward(self query, key, value, mask=None):
    key_transpose = torch.transpose(key,-2,-1)
                                                    # (bath, head num, d k, token )
   matmul_result = self.matmul(query,key_transpose)
                                                    Query 벡터와 Key 벡터의 행렬곱
   d_k = key.size()[-1]
   attention_score = matmul_result/math.sqrt(d_k)
                                                   Scale: key의 제곱근으로 나눠줌
   if mask is not None:
     attention_score = attention_score.masked_fill(mask == 0, -1e20)
                                                                                                                                 MatMu
   softmax_attention_score = self.softmax(attention_score,dim=-1)
                                                                확률값과 value 벡터를 가중합
   result = self.matmul(softmax_attention_score,value)
                                                                                                                           SoftMax
   return result, softmax_attention_score
                                                                                                                          Mask (opt.)
```

Q: Query, 현재 시점의 token을 의미

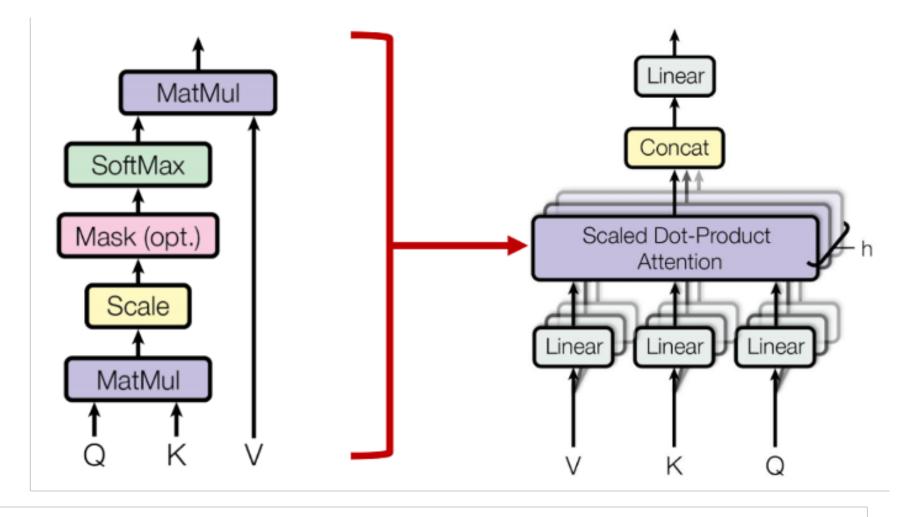
K: Key, Attention을 구하고자 하는 대상 token을 의미

V: Value, Attention을 구하고자 하는 대상 token을 의미



#### Multi Head Attention

```
class MultiHeadAttention(nn.Module):
 def __init__(self, head_num =8 , d_model = 512,dropout = 0.1):
    super(MultiHeadAttention,self).__init__()
    # print(d_model % head_num)
    # assert d_model % head_num != 0 # d_model % head_num == 0 이 아닌경우 에러메세지 발생
    self.head_num = head_num
    self.d_model = d_model
    self.d_k = self.d_v = d_model // head_num
    self.w_q = nn.Linear(d_model,d_model)
    self.w_k = nn.Linear(d_model,d_model)
    self.w_v = nn.Linear(d_model,d_model)
    self.w_o = nn.Linear(d_model,d_model)
    self.self_attention = SelfAttention()
    self.dropout = nn.Dropout(p=dropout)
     def forward(self, query, key, value, mask = None):
       if mask is not None:
         # Same mask applied to all h heads.
         mask = mask.unsqueeze(1)
       batche_num = query.size(0)
       query = self.w_q(query).view(batche_num, -1, self.head_num, self.d_k).transpose(1, 2)
        key = self.w_k(key).view(batche_num, -1, self.head_num, self.d_k).transpose(1, 2)
       value = self.w_v(value).view(batche_num, -1, self.head_num, self.d_k).transpose(1, 2)
        attention_result, attention_score = self.self_attention(query, key, value, mask)
        attention_result = attention_result.transpose(1,2).contiguous().view(batche_num, -1, self.head_num * self.d_k)
        return self.w_o(attention_result)
```

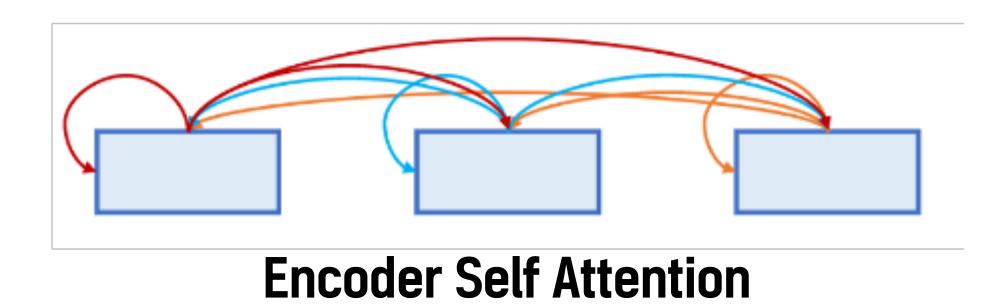


Scaled Dot-Product Attention

**Multi-Head Attention** 

#### Self-Attention을 8번 진행하여 각각 다르게 표현된 8개의 행렬을 하나의 행렬로 합침

## Encoder, Decoder



```
class Decoder(nn.Module):
    def __init__(self, d_model,head_num, dropout):
        super(Decoder,self).__init__()
        self.masked_multi_head_attention = MultiHeadAttention(d_model = d_model, head_num= head_num)
        self.residual_1 = ResidualConnection(d_model,dropout=dropout)

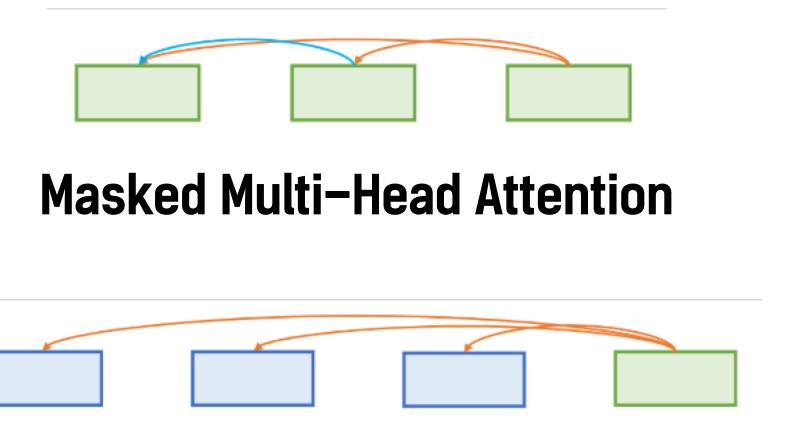
        self.encoder_decoder_attention = MultiHeadAttention(d_model = d_model, head_num= head_num)
        self.residual_2 = ResidualConnection(d_model,dropout=dropout)

        self.feed_forward= FeedForward(d_model)
        self.residual_3 = ResidualConnection(d_model,dropout=dropout)

def forward(self, target, encoder_output, target_mask, encoder_mask):
    # target, x, target_mask, input_mask

        x = self.residual_1(target, lambda x: self.masked_multi_head_attention(x, x, x, target_mask))
        x = self.residual_2(x, lambda x: self.encoder_decoder_attention(x, encoder_output, encoder_output, encoder_mask))
        x = self.residual_3(x, self.feed_forward)

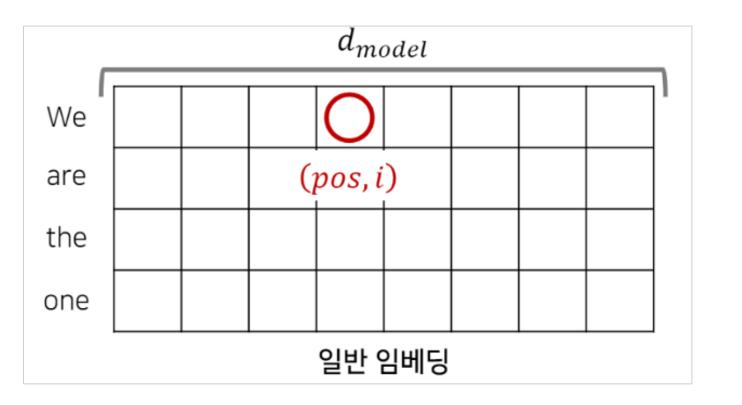
return x
```

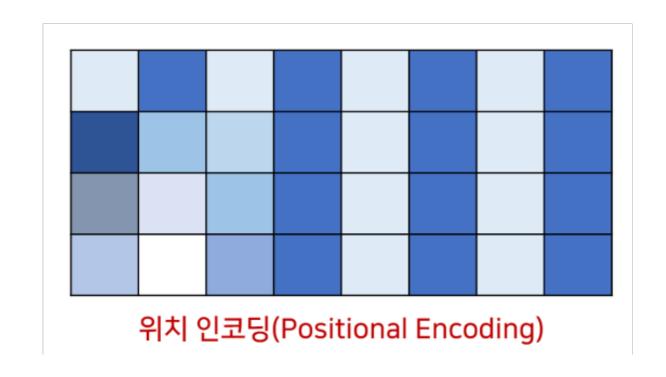


**Encoder – Decoder Attention** 

## Positional Encoding

```
class Embeddings(nn.Module):
 def __init__(self, vocab_num, d_model):
   super(Embeddings,self).__init__()
   self.emb = nn.Embedding(vocab_num,d_model)
   self.d_model = d_model
 def forward(self, x):
    return self.emb(x) * math.sqrt(self.d_model)
class PositionalEncoding(nn.Module):
 def __init__(self, max_seq_len, d_model,dropout=0.1):
   super(PositionalEncoding,self).__init__()
    self.dropout = nn.Dropout(p=dropout)
   pe = torch.zeros(max_seq_len, d_model)
   position = torch.arange(0, max_seq_len).unsqueeze(1)
   base = torch.ones(d_model//2).fill_(10000)
   pow_term = torch.arange(0, d_model, 2) / torch.tensor(d_model,dtype=torch.float32)
   div_term = torch.pow(base,pow_term)
   pe[:, 0::2] = torch.sin(position / div_term)
   pe[:, 1::2] = torch.cos(position / div_term)
   pe = pe.unsqueeze(0)
    # pe를 학습되지 않는 변수로 등록
   self.register_buffer('positional_encoding', pe)
 def forward(self, x):
   x = x + Variable(self.positional_encoding[:, :x.size(1)], requires_grad=False)
   return self.dropout(x)
```





#### 각 단어의 위치와 시퀀스 내의 다른 단어 간의 위치 차이에 대한 정보를 포함하고 있는 positional encoding을 사용해 정규화

#### Transformer

```
class Transformer(nn.Module):
  def __init__(self,vocab_num, d_model, max_seq_len, head_num, dropout, N):
    super(Transformer,self).__init__()
    self.embedding = Embeddings(vocab_num, d_model)
    self.positional_encoding = PositionalEncoding(max_seq_len,d_model)
    self.encoders = clones(Encoder(d_model=d_model, head_num=head_num, dropout=dropout), N)
    self.decoders = clones(Decoder(d_model=d_model, head_num=head_num, dropout=dropout), N)
    self.generator = Generator(d_model, vocab_num)
  def forward(self, input, target, input_mask, target_mask, labels=None):
      x = self.positional_encoding(self.embedding(input))
      for encoder in self.encoders:
        x = encoder(x, input_mask)
      target = self.positional_encoding(self.embedding(target))
      for decoder in self.decoders:
        # target, encoder_output, target_mask, encoder_mask)
        target = decoder(target, x, target_mask, input_mask)
      Im_logits = self.generator(target)
      loss = None
     if labels is not None:
       # Shift so that tokens < n predict n
       shift_logits = Im_logits[..., :-1, :].contiguous()
       shift_labels = labels[..., 1:].contiguous()
       # Flatten the tokens
        loss_fct = CrossEntropyLoss(ignore_index=0)
        loss = loss_fct(shift_logits.view(-1, shift_logits.size(-1)), shift_labe(s.view(-1))
     return Im_logits, loss
```

```
def encode(self,input, input_mask):
    x = self.positional_encoding(self.embedding(input))
    for encoder in self.encoders:
        x = encoder(x, input_mask)
    return x

def decode(self, encode_output, encoder_mask, target, target_mask):
    target = self.positional_encoding(self.embedding(target))
    for decoder in self.decoders:
        #target, encoder_output, target_mask, encoder_mask
        target = decoder(target, encode_output, target_mask, encoder_mask)

Im_logits = self.generator(target)

return Im_logits
```

### 특정 회사의 관심기술 - 네이버의 파파고 API

파파고: 국내 대표 AI 통번역 서비스

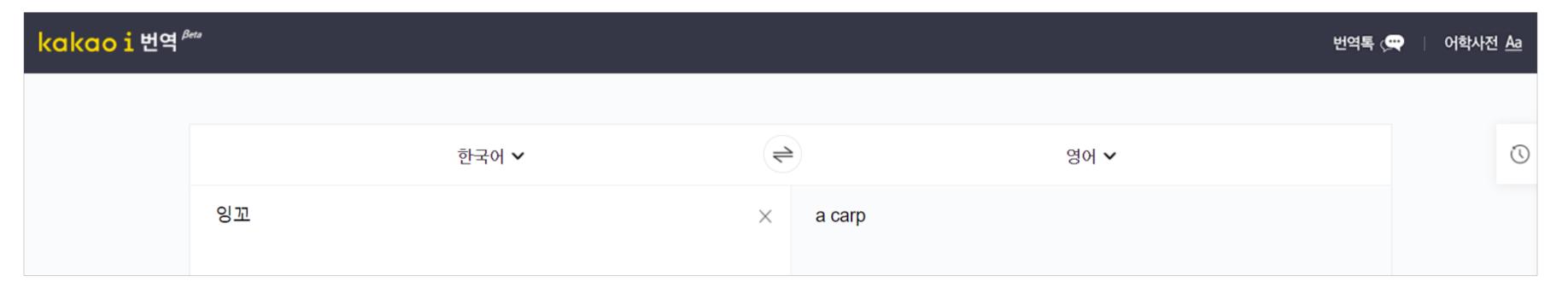
#### 선택 이유

네이버는 개발자 컨퍼런스인 'DEVIEW'를 정기적으로 개최해 현황을 발표, 접근 자료가 많음

학습자를 타겟으로 개발되기 시작한 번역기

그러고 나스 그 기르되기 시작한 단국기 네이버의 방대한 데이터셋, 오픈소스가 아닌 자체 개발 모델(Transformer 사용)

4. 국내 다른 번역 서비스와 비교해봤을 때 좋은 성능



https://translate.kakao.com/ https://www.itbiznews.com/news/articleView.html?idxno=18856 https://blog.naver.com/naver\_diary/222018866187 포켓몬스터

## 

#### En&Ko Translation

#### 펭귄에 대한 검색 결과

펭귄 - 나무위키

7 days ago — 조강 펭귄목의 새. 한자로는 '인조(人鳥)'라고 한다. 키는 40~120cm이고, 몸은 뚠뚠한 방추형이고 날개는 지느러미 모양으로 짧고 작게 변화하여 ...

<u>아델리펭귄 - 나무워키</u> 10 May 2021

펭귄 - 위키백과, 우리 모두의 백과사전

구글에서 더 보기



#### Penguin에 대한 검색 결과

Penguin Random House India: Home Home of (almost) all your favourite books. Penguin - Wikipedia

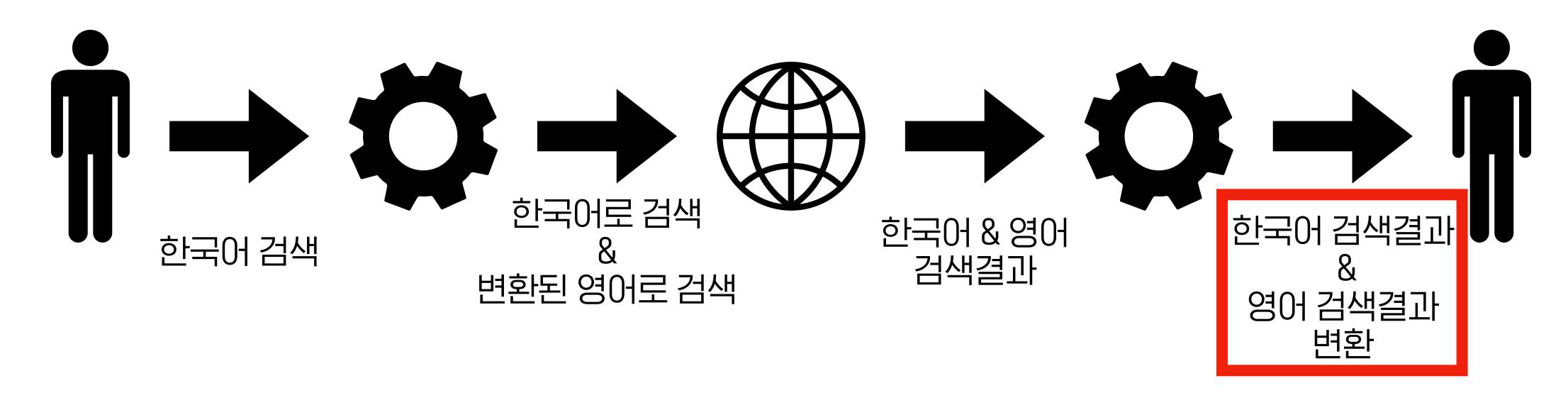
Penguins are a group of aquatic flightless birds. They live almost exclusively in the Southern Hemisphere, with only one species, the Galápagos penguin, found ... Google Penguin - Wikipedia

구글에서 더 보기

한글 검색어를 입력해주세요.

clear

### 사업화전략-베너광고



일반 웹사이트: 한국어 검색결과만 사용자에게 제공 -> 해외광고주가 해당 웹사이트를 이용한 배너광고를 할 이유가 없음

**BUT !!!** 

한국어 & 영어 검색결과(한국어로 변환된) 사용자에게 제공 -> 해외광고주가 해당 웹사이트를 이용한 배너광고를 할 이유 충분 -> N x 본래 수익

## 향후 발전 계획

영어가 아닌 다른 언어로의 확장

자체모델을 커스텀한다면 사용자가 원하는 주제에 맞는 학습데이터를 사용한 맞춤형 모델로 제공해 만족도 상승

쓸모 없는 검색결과를 분류해 번역처리 되지 않도록 필터링

. . . . . . . . .

## 역할및일정계획

역할	담당	
Light Survey	공통	
기술 조사 및 코드 분석	서현수, 최다경	
PPT 제작, 발표	김현중	
웹 사이트 구현	김부용	

	1회차	2회차	3회차	4회차
프로젝트 계획 & 팀 역할 분배				
기업 조사 & 사업화 전략 구상				
데이터 수집 & 기술 조사				
기술 구현 & 프로토타입 제작				

#