KUGGLE

NLP 자연어 처리

KUGGLE 11기 조동현 김영진

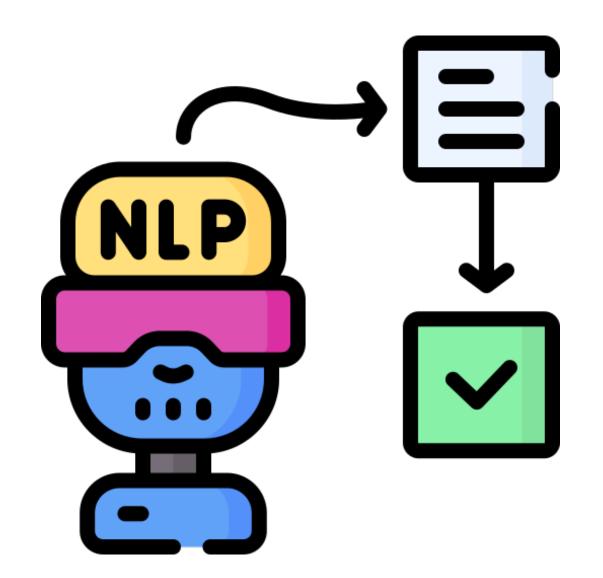
목차

1	자연어 처리란?
2	자연어 처리의 중요성
3	자연어 처리 사용 사례
4	자연어 처리 과정
5	기본 예제: 코사인 유사도
6	최신 동향 소개: LLM - GPT
7	정리

KUGGLE

1. 자연어 처리(NLP)란?

자연어 처리(NLP)란 컴퓨터가 인간의 언어를 이해하고 해석할 수 있도록 하는 기술 및 연구 분야로 감정 분석, 음석 인식, 문장 분류, 기계 번역 등의 활용 분야가 있음



2. 자연어 처리(NLP)의 중요성

자연어 처리(NLP)는 인간 언어인 텍스트 데이터를 기계가 이해하도록 하는 기술로, 정보 분석, 인공지능 등에서 핵심적 인 역할을 하며, 디지털 사회의 소통과 자동화를 이끄는 핵심 기술임

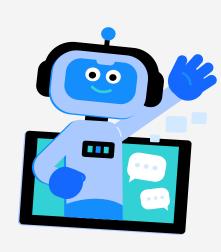


3. 자연어 처리(NLP)의 활용



요약

긴 텍스트나 문서에서 핵심 내용을 추출하 여 **간결하게 요약**해 주는 기술



챗봇

사람과 기계 간의 대화를 자연스럽게 처리, 사용자의 질문이나 요청에 **적절한 응답 제** 공해주는 기술



기계 번역

하나의 언어로 작성된 텍스트를 자동으로 **다른 언어로 변환**하는 과정



감정 분석

텍스트에서 **감정이나 의견**을 자동으로 **식별하고 분류**하는 기술

4. 자연어 처리(NLP) 과정

1



텍스트 수집 (Data collection)

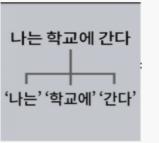
분석할 데이터 수집 예: 뉴스 기사, 리뷰, 문서 등 2



데이터 전처리 (Preprocessing)

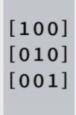
- 단어들을 어근 형태로 축소
- 불필요 단어 제거

3)



토큰화 (Tokenization)

기계는 텍스트를 직접 이해하지 못하므로, 수치적 표현(벡터)으 로 변환 4



벡터화 (Vectorization)

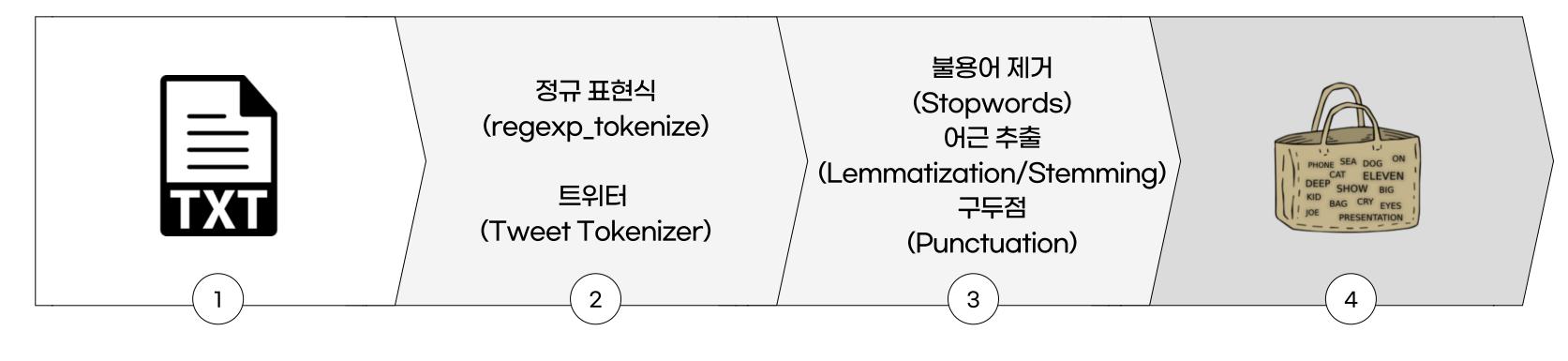
변환된 텍스트 벡터를 활용해 분류, 요약, 생성, 추론 등 다양 한 task 수행



Task 적용 (Modeling)

변환된 텍스트를 활용하여 감정 분석, 자동 요약, 주제별 분 류 등의 다양한 작업을 수행함

데이터 전처리



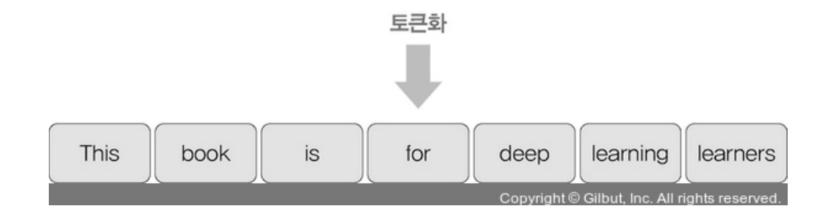
문서 (Document)

토큰화 (Tokenization) 텍스트 전처리 (Preprocessing)

단어 주머니 (Bag of Words)

토큰화(Tokenization)

"This book is for deep learning learners"



텍스트 조각을 토큰이라고 하는 더 작은 단위로 분리하는 방법으로 띄어쓰기, 글자, 형태소 등 다양한 방식으로 처리

불용어제거

불용어: 문장에서 자주 등장하지만 실제 의미분석에 도움 되지 않는 조사나 접미사 ('그리고','이','그','에서' 등)

```
stopwords = ['가입', '기여', '역대','오리지널','회사','최신','소개','관련', '이', '시간', '나오', '있', '가지'되', '생각하', '수', '그러', '이', '속', '생각', '보', '하나', '않', '집', '없', '살', '나', '모르', '사람', '적', '주', '월', '아니', '데', '등', '자신', '같', '안', '우리', '어떤', '때', '내', '년', '가', '경우', '한', '명', '지', '생각', '대하', '시간', '오', '그녀', '말', '그녀', '말', '다시', '일', '이런', '그렇', '앞', '위하', '보이', '때문', '번', '그것', '나', '두', '다른', '특징', '말하', '어떻', '알', '여자', '남자', '그러나', '개', '받', '전', '못하', '들', '일', '사실', '그런', '이렇', '또', '점', '문제', '싶', '더', '말', '사회', '정도', '많', '좀', '그리고', '원', '종', '잘', '토하', '따르', '소리', '중', '놓']
```

불용어를 포함한 채로 모델 학습 시키면 불필요한 패턴을 학습한 위험이 있어 이를 제거해야함

형태소 분석을 통한 불용어 파악 및 제거

형태소 분석기인 KoNLPy의 Okt 형태소 분석 기를 사용하여 단어를 형태소 단위로 분리하고, 문장 에서 조사, 접미사, 대명사, 감탄사 등을 파악 및 제거 가능함

Sim Gwangsub																						
Sejong project (ntags=42)		project (ntags=26)		Twitter Korean Text (ntags=19)		Komoran (ntags=42)		Mecab-ko (ntags=43)		Kkma (ntags=10)	Kkma (ntags=30)		ma s=56)	Hann (nta)	anum es=9)	Hann (ntag	anum s=22)	Hannanum (ntags=26)		Hannanum (ntags=69)		Example
	Descriptio		Descriptio				Descriptio		Descriptio				Descriptio		Descriptio		Descriptio		Descriptio		Descriptio	Example
Tag	n	Tag	n	Tag	Description	Tag	n	Tag	n	Tag	Tag	Tag	n	Tag	n	Tag	n	Tag NCP	n 서술성명사	Tag NCPA	n 동작성 명사	
NNG	일반 명사				명사 (Nouns, Pronouns, Company Names, Proper Noun, Person Names, Numerals, Standalone , Dependent)	NNG	일반 명사	NNG	일반 명사		NN NN	NNG	보통명사	병사		NC	보통명사	No.	시골경성시	NCPS	상태성 명사 비서술성	\square
		NN	명사															NCN	비서술성명 사	NCN NCR	명사 비서술성- 직위 명사	어린이집
NNP	고유 명사					NNP	고유 명사	NNP	고유 명사	1		NND	고유명사	N 체연		NQ	고유명사	NQ	고유명사	NQPA NQPB	성 이름	손 예진
	TH 64			Noun			TH 84		±11 84	Ļ			21184							NQPC NQQ	성+이름 기타-일반	손예진 대한민국
NNB	의존 명사	NX	의존 명사	Noun		NNB	의존 명사	NNB	의존 명사	1 F		NNB	일반 의존 명사		세인	NB 의존당	의존명사	NB	의존명사	NBN NBS	비단위성 의존명사 비단위성 의존명사 하다 붙는	때문
		им	단위 명사					NNBC	단위를 나타내는 명사			NNM	단위 의존 명사							NBU	전 단위성 의존명사	퍼센트
NR	수사	NU	수사]		NR	수사	NR	수사		NR	NR	수사			NN	수사	NN	수사	NNC NNO	양수사 서수사	백만 첫째
NP	대명사	NP	대명사			NP	대명사	NP	대명사		NP	NP	대명사			NP	대명사	NP	대명사	NPP NPD	지시대명사	자기
vv	동사	w	동사	Verb	동사	w	동사	vv	동사		vv	vv	동사			PV	동사	PV	동사	PVD PVG	지시 동사 일반 동사 지시	H
VA	형용사	VA	형용사	Adjective	형용사	VA	형용사	VA	형용사		VA	VA	형용사			PA	형용사	PA	형용사	PAD PAA	형용사 성상 형용사	$\vdash\vdash$
vx	보조 용먼	VX AX	보조 동사 보조 형용사			vx	보조 용연	vx	보조 용연	v	vx	VXV VXA	보조 동사 보조 형용사	Р	용연	PX	보조 용언	PX	보조 용언	PX	보조 용언	아니하
VCP	금정 지정사	СР	서술격 조사 '이다'			VCP	긍정 지정사	VCP	긍정 지정사			VCP	긍정 기정사, 서숨격									
VCN	부정 지정사	C.F	24 94				부정 지정사	VCN	부정 지정사		vc	VCN	부정 지정사, 형용사									아니
7014	10.1	DN	수 관형사		관형사 (exc	VCN	1,01	시장사	14014	-		-	수 관형사									-1-1
мм	관형사	рτ	일반 관형사	Determine r		мм	관형사	мм	관형사		MD	MDT	일반 관형사			мм	관형사	мм	관형사	MMD	지시 관형사 성상	다른 (분들은)
\vdash					무사 (ex: 잘, 매우,		+++	м	м				м	수식연					ММА	관형사		
MAG	일반 부사	AD	부사	Adverb Conjuncti	빨리, 반드시,	MAG	일반 부사		일반 부사	7	MA	MAG	일반 부사	-		MA 부	부사	ма	부사	MAG	일반 부사	전부, 직접, 미리
MAJ	접속 부사			on	접속사 감탄사 (exc	MAJ	접속 부사	MAJ	접속 부사			MAC	접속 부사							MAD	접속 부사 지시 부사	또는, 다만
ıc	감탄사	EX	감탄사	Exclamati on	헐, 어머나, 얼씨구)	IC	감탄사	IC	감탄사	ı	ıc	ıc	감탄사	ı	독립연	п	감탄사	п	감탄사	п	감탄사	어머나
JKS JKC	주격 조사 보격 조사					JKS JKC	주격 조사 보격 조사	JKS JKC	주격 조사 보격 조사	-		JKS JKC	주격 조사 보격 조사				격조사	JC	격조사	JCS	주격 조사 보격 조사	$\vdash\vdash\vdash$
JKG	관형격 조사 목적격					JKG	관형격 조사 목적격	JKG	관형격			JKG	관형격 조사 목적격							JCM	관형격 조사 목적격	口
JKO JKB	조사 부사격 조사	JO 조사				JKO JKB	조사 부사격 조사	JKO JKB	조사 부사격 조사		JK JKO		즉식식 조사 부사격 조사	J 관계인		JC				JCO	조사	으로, 에서, 에게
JKV	호격 조사 인용격		조사	Josa	조사 (exc 의, 에, 에서)	JKV	호격 조사 민용격	사 JKV	호격 조사 인용격			JKI	호격 조사 인용격							JCV	호격 조사 인용격	-171
JKQ JC	조사 접속 조사					JKQ JC	조사 접속 조사	JC JKQ	조사 접속 조사		JC	JKQ JC	조사 접속 조사		-42					JCJ	조사 접속격 조사	이나
																				JGT	공동격 조사 통용	
JX	보조사					JX	보조사	JX	보조사		JX	JX	보조사			JX		JX	보조사	JXF	보조사 종결 보조사	부터, 까지 (좋습니다) 그려.
													존칭			JP	서술격 조사	JP	서술격 조사	JP	서술격 조사	
EP	선어말이미	EP	선어말이미	PreEomi	선어말어미 (ex: 었)	EP	선어말어미	EP	선어달어미		EP	EPH EPT	선어달 시제 선어달			EP	선어말이미	EP	선어말어미	EP	선어말어미	
												EPP	공슨 선어달 평서형									
												EFN	중결 어미 의문형									$\vdash \vdash$

BOW: Bag of Words

텍스트를 담는 가방

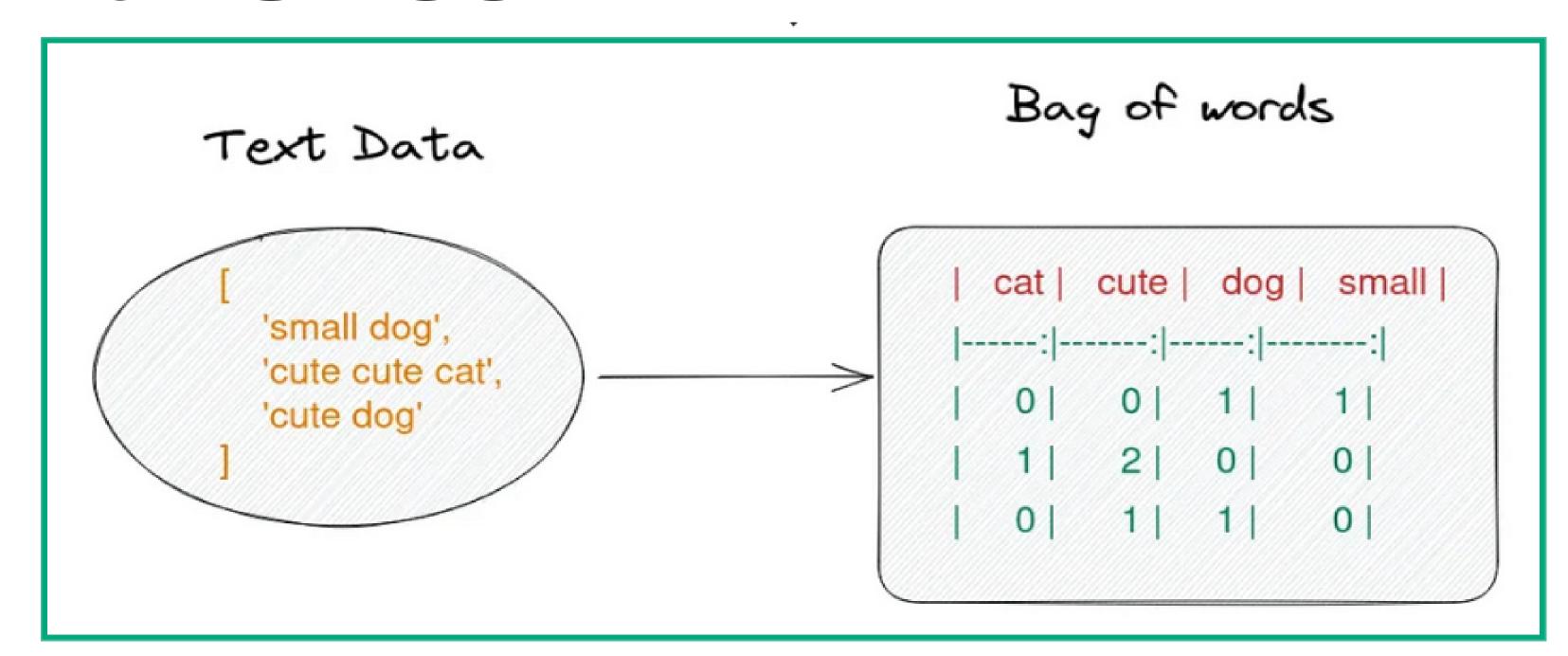
단어들의 순서는 고려하지 않고, 단어들의 출현 빈도에만 집중하는 텍스트 데이터의 수치화 표현 방법 I love this movie! It's sweet, but with satirical humor. The dialogue is great and the adventure scenes are fun... It manages to be whimsical and romantic while laughing at the conventions of the fairy tale genre. I would recommend it to just about anyone. I've seen it several times, and I'm always happy to see it again whenever I have a friend who hasn't seen it yet!



it 6
I 5
the 4
to 3
and 3
seen 2
yet 1
would 1
whimsical 1
times 1
sweet 1
satirical 1
adventure 1
genre 1
fairy 1
humor 1
have 1
great 1

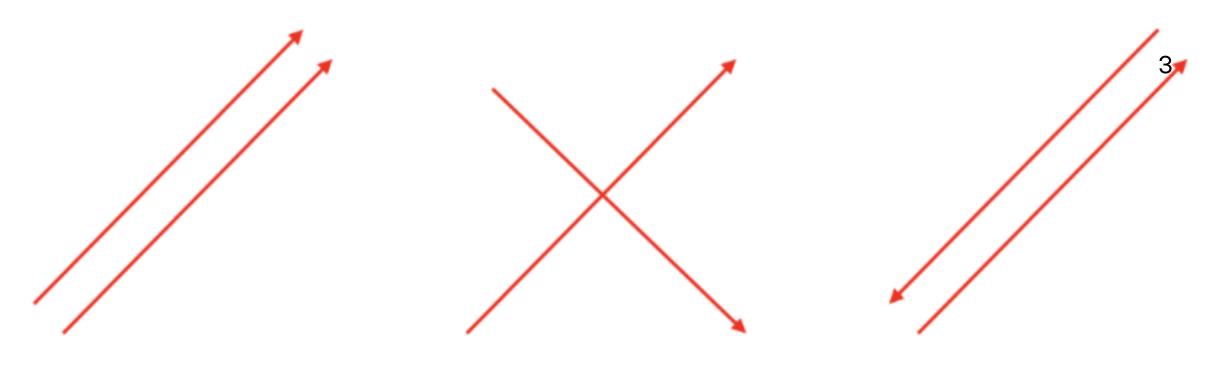
KUGGLE

BOW행렬 생성



12

5. 코사인 유사도



코사인 유사도: 1 코사인 유사도: 0

코사인 유사도: -1

두 문서 벡터의 방향이 얼마나 유사한지를 측정

코사인 유사도 정의

$$\cos(\theta) = rac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|}$$

A·B : 두 벡터의 내적

∥A∥: 벡터 A의 크기

| B | ∶ 벡터 B의 크기

두 벡터의 내적을 각 벡터의 크기의 곱으로 나눈 값

[-1,1] 범위를 가지며, 일반적인 문서 벡터에서는 0~1 사이의 다음 가짐

코사인 유사도 특징

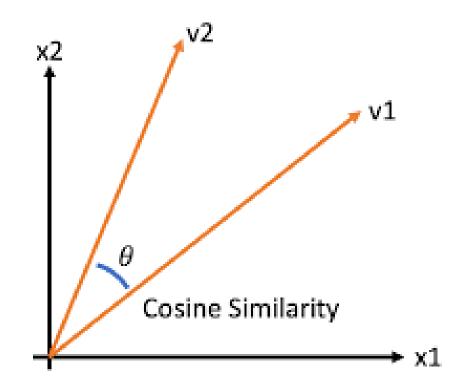
1. 크기가 아닌 방향으로 유사도 측정

: 문장의 길이가 다르더라도 내용이 비슷할 경우, 높은 유사도 가

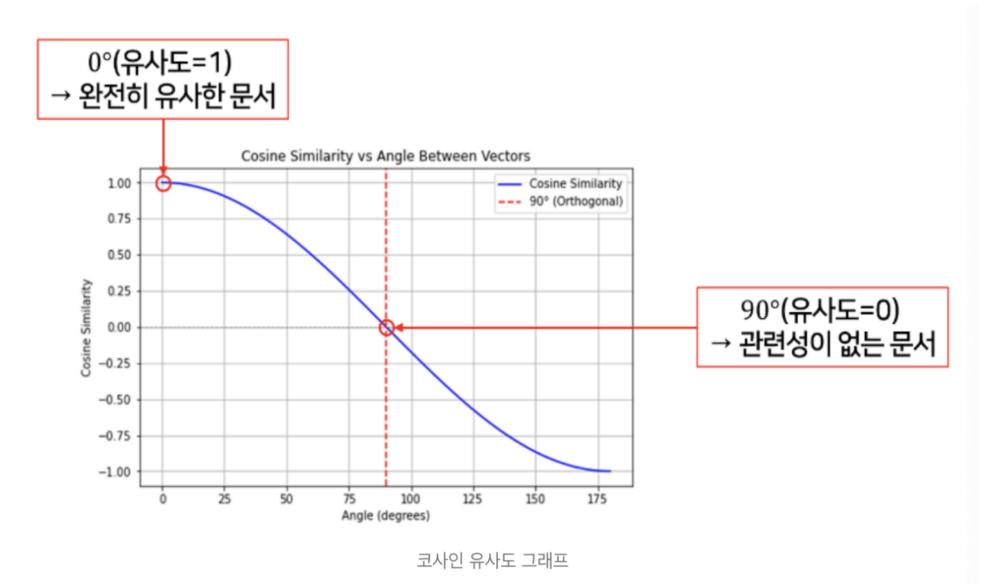
질 수 있음

2. 코사인 유사도는 0에서 1 사이의 값을 가짐

: 1에 가까울수록 두 문장은 비슷하고, 0에 가까울수록 다름



두 벡터가 이루는 각도에 따른 코사인 유사도



16

X축: 두 벡터가 이루는 각도

Y축: 코사인 유사도 값

• 각도가 Oo: 두 벡터가 완전히 유사

● 각도가 90°: 관련성 x

예제

문장 A: "나는 파이썬을 좋아합니다."

문장 B: "나는 파이썬과 자바를 공부합니다."

벡터화(Vectorization)

- 단어 출현 수 CountVectorizer 사용

단어	나는	파이썬	좋아합니다	자바	공부합니다
문장 A	1	1	1	0	0
문장 B	1	1	0	1	1

벡터 A = (1, 1, 1, 0, 0) / 벡터 B = (1, 1, 0, 1, 1)

코사인 유사도 계산

(1) 내적

$$\rightarrow$$
 $(1\times1)+(1\times1)+(1\times0)+(0\times1)+(0\times1)=1+1+0+0+0=2$

(2) 벡터의 크기(norm)

$$\|\mathbf{A}\| = \sqrt{(1^2 + 1^2 + 1^2 + 0^2 + 0^2)} = \sqrt{3} \approx 1.732$$

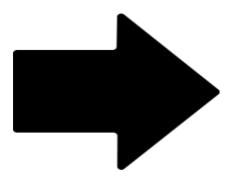
 $\|\mathbf{B}\| = \sqrt{(1^2+1^2+0^2+1^2+1^2)} = \sqrt{4} = 2$

3 코사인 유사도 계산

$$\rightarrow \cos(\theta) = \frac{1.732 \times 2}{2 \times 2} = \frac{3.464}{4} \approx 0.577$$

6. 자연어 처리(NLP) 최신 동향





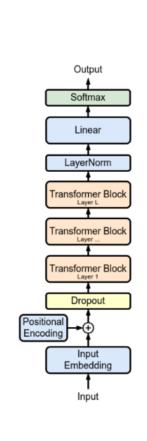


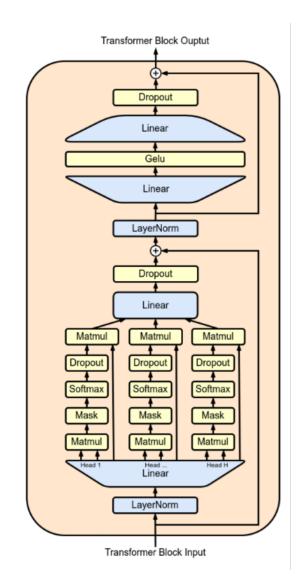
LLM (Large Langauge Model)

Chat GPT

LLM (Large Language Models)

대량의 텍스트 데이터를 기반으로 학습한 매우 큰 인공신경망 기반의 언어 모델





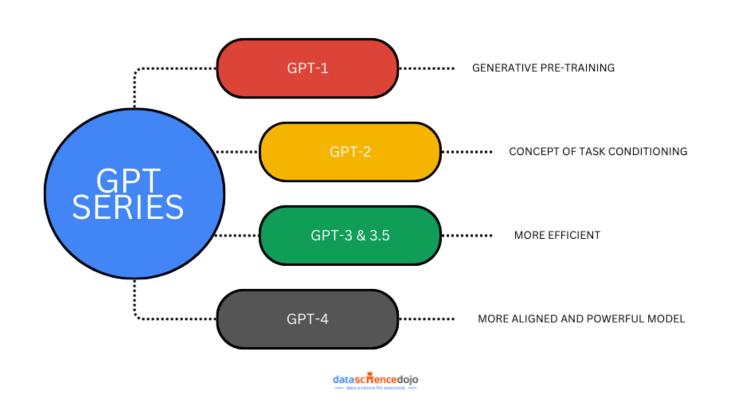
특징) 수많은 파라미터를 가지고 다양한 언어 작업을 하나의 모델로 수행

기술기반) Transformer 아키텍처(Vaswani et al., 2017)

GPT (Generative Pre-trainedTransformer)

최근 자연어 처리(NLP)의 발전은 LLM중심으로 빠르게 전개되고 있음

특히 GPT(Generative Pre-trained Transformer) 계열의 모델이 등장하면서 언어 생성, 이해, 요약, 번역, 질의응답 등 거의 모든 NLP 작업을 하나의 모델로 통합 수행할 수 있게 됨



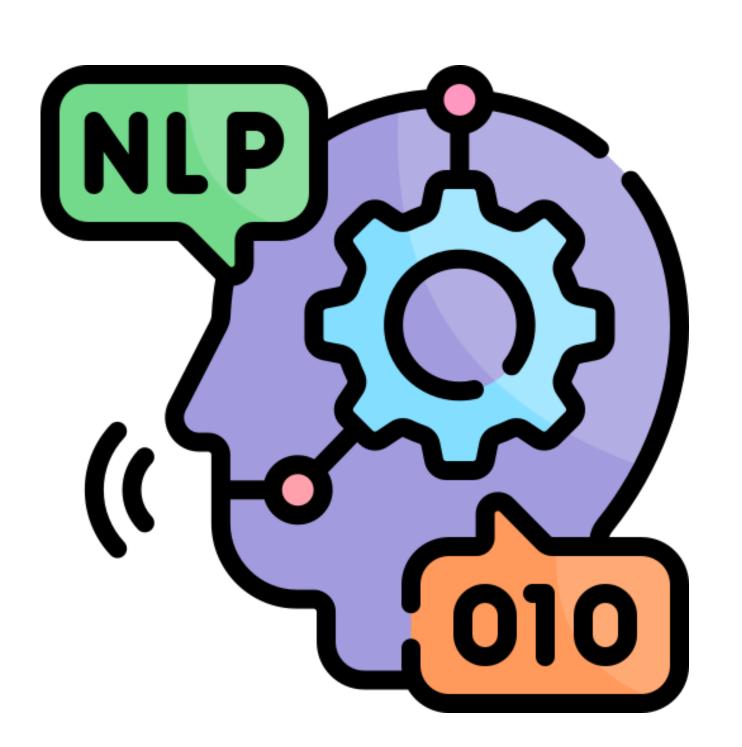
7. 정리

자연어 처리

텍스트 전처리

NLP 기본 예제: 코사인 유사도

활용예시



KUGGLE

감사합니다