

# 생성형 AI 의 계보 및 학습 로드맵

---

## A. 생성형 AI 는 어떻게 진화했는가?

지금 우리가 쓰는 **생성형 AI(Generative AI)** 는 번역 프로그램(특히 신경망 기계번역, Neural Machine Translation: NMT)에서 발전한 기술적 흐름 속에서 태어났습니다. 진화 과정을 차근차근 정리해보면 다음과 같아요:

### 1. 통계적 기계번역 (SMT, Statistical Machine Translation)

- 시기: 1990 년대~2010 년 초반
- 특징: 문장을 단어 단위, 구문 단위로 쪼개고 확률 모델을 통해 가장 가능성 높은 번역을 고르는 방식
- 대표 예시: IBM Model, Moses
- 한계: 문맥 이해 부족, 어색한 문장 다수 생성

### 2. 신경망 기계번역 (NMT, Neural Machine Translation)

- 시기: 2014 년경
- 구조: RNN 기반 Seq2Seq (인코더 + 디코더)
- 장점: 문맥을 고려한 번역 가능
- 한계: 긴 문장에서 정보 손실 발생

### 3. 어텐션(Attention)의 도입

- 시기: 2014~2015 년
- 기여: 번역 시 입력 문장의 특정 부분에 집중(attend) 가능
- 장점: 긴 문장 번역 품질 향상
- 의의: 생성형 AI 의 핵심 아이디어 (출력 시 입력의 어느 부분을 참고할지 동적으로 결정)

## 4. 트랜스포머(Transformer)의 등장

- 시기: 2017 년
- 논문: Attention Is All You Need (Google)
- 구조: Self-Attention 만으로 문장 전체 관계 학습 (RNN 불필요)
- 장점: 번역 성능에서 기존 모델 압도
- 영향: BERT, GPT, T5 등 현대 생성형 AI 의 기반 구조

## 5. 사전학습 언어모델 (Pre-trained Language Models)

- 시기: 2018 년 이후
- 방법: 트랜스포머 활용, 대규모 코퍼스 학습 후 다양한 작업에 활용
- 대표 모델:
  - BERT (2018): 문맥 이해, 인코더 중심
  - GPT (2018~): 텍스트 생성, 디코더 중심
  - mBART, mT5: 다국어 번역과 생성 가능

## 6. 생성형 AI 로의 확장

- 번역은 결국 입력 문장을 다른 언어로 '생성'하는 과정
- 이 개념을 확장하면 → 요약, 질의응답, 텍스트 생성 등 다양한 작업에 적용 가능
- 대규모 데이터와 연산 자원을 활용해 GPT-4, Claude, Gemini, LLaMA 같은 거대 생성형 AI 로 발전

## 정리

통계 번역 → 신경망 번역(Seq2Seq) → 어텐션 → 트랜스포머 → 사전학습 언어모델 → 범용 생성형 AI

이 흐름이 바로 번역 프로그램이 발전하다가 지금의 생성형 AI 로 이어진 과정이다.

## B. 생성형 AI의 진화 연대표

시기	주요 기술	특징	한계/영향
1990년대~2010년 초반	통계적 기계번역 (SMT)	단어/구 단위 확률 기반 번역	문맥 이해 부족, 어색한 번역
2014년	Seq2Seq (RNN 기반)	인코더-디코더 구조, 문맥 고려 가능	긴 문장에서 정보 손실
2015년	어텐션 (Attention)	문장 특정 부분에 집중 가능	계산량 증가
2017년	트랜스포머 (Transformer)	Self-Attention, 문장 전체 관계 학습	대규모 자원 필요
2018년	사전학습 언어모델 (BERT, GPT)	대규모 데이터로 사전학습 후 다양한 작업 수행	특정 작업 특화 부족
2019~2020년	멀티태스크/멀티링구얼 모델 (mBART, mT5)	번역+요약+QA 가능	데이터 의존적
2020년 이후	대규모 언어모델 (GPT-3/4, Claude, LLaMA)	범용 생성형 AI	운영 비용, 환각 문제

## C. 생성형 AI 학습 로드맵

### 1 단계. 기초 다지기

- 수학: 선형대수, 확률통계, 미적분
- 프로그래밍: Python, Numpy, Pandas, Matplotlib

## 2 단계. 머신러닝 기본

- 지도학습 / 비지도학습 / 강화학습 개념
- 회귀, 분류, 클러스터링
- Scikit-learn 활용

## 3 단계. 자연어 처리(NLP)

- 토큰화, 임베딩(Word2Vec, GloVe, FastText)
- RNN, LSTM, GRU (순환 신경망)
- Seq2Seq 구조와 Attention 메커니즘
- 간단한 번역기 구현 실습

## 4 단계. 트랜스포머와 현대 NLP

- Self-Attention, Multi-Head Attention
- 인코더/디코더 구조 이해
- Transformer 논문(Attention Is All You Need) 학습
- BERT, GPT, T5, BART 모델 학습