

Fischer 동적 기술 수준 적응 시스템

사용자의 언어 표현으로부터 인지·정서 발달 수준을 13단계로 자동 추정하고, AI 응답의 복잡도·어휘·구조를 실시간으로 정합시키는 컴퓨터 구현 방법.

출원인

Boston Neuromind, LLC

발명자

[발명자명] (BCN, PhD, Ed.D.)

상태

USPTO 가출원 준비

분류

G06N 20/00 / G16H 50/20 / A61B 5/377

목차

01 초록

02 발명 분야

03 배경 기술

04 해결 과제

05 발명 요약

06 상세 설명

07 도면 설명

08 청구항

09 선행 기술 비교

10 산업상 이용 가능성

11 관련 논문

01 초록

 핵심 요약 (한 문단)

본 발명은 사용자가 입력한 자연어 텍스트(채팅 메시지, 일기, 자가보고)에서 추출한 17개 언어 특징(평균 어휘 복잡도, 문장 길이 분산, 추상 명사 비율, 메타인지 마커 빈도, 인과 연결사 밀도 등)을 입력으로 하여, Harvard 대학 Kurt Fischer의 동적 기술 이론(Dynamic Skill Theory)에 기반한 13단계(Tier 0-12) 발달 수준을 가중 합 + 시그모이드 활성화 함수를 통해 추정하고, 추정된 수준에 따라 AI 챗봇 시스템의 응답 생성 시 (a) 어휘 복잡도, (b) 문장 구조 깊이, (c) 비유적 추상 사용 비율, (d) 메타인지 유도 빈도를 자동 조절하여 사용자의 발달 영역(Zone of Proximal Development, +1 tier)에서의 학습·치료 효과를 극대화하는 컴퓨터 구현 방법 및 시스템에 관한 것이다.

02 발명 분야

본 발명은 인공지능 기반 디지털 정신건강 서비스(Digital Mental Health) 및 적응형 학습 시스템(Adaptive Learning Systems) 분야에 속한다. 더욱 구체적으로는, 사용자의 언어 표현으로부터 발달 수준을 추정하고, 그 수준에 맞춰 AI 대화 에이전트(LLM 기반 챗봇)의 응답 매개변수를 자동 조정하는 시스템에 관한 것이다.

관련 기술 분야

- **NLP (Natural Language Processing):** 언어 특징 추출, 텍스트 복잡도 분석, 의미 단위 파싱
- **Developmental Psychology:** Fischer 동적 기술 이론, Piaget 인지 발달 단계, Vygotsky의 근접 발달 영역(ZPD)
- **Conversational AI:** 대형 언어 모델(LLM), 프롬프트 엔지니어링, 응답 매개변수화
- **Clinical Psychology / Education:** 치료적 동맹, 발달적 적합성, 인지행동치료(CBT) 모듈화

03 배경 기술

3.1 Fischer 동적 기술 이론

Kurt W. Fischer 교수(Harvard Graduate School of Education)는 1980년 *"A theory of cognitive development: The control and construction of hierarchies of skills"* (Psychological Review, 87(6), 477–531)에서 인간의 인지·정서 발달이 13단계의 위계적 기술 구조를 따르며, 각 단계는 비선형적·맥락 의존적으로 발달한다는 이론을 제시했다.

계층	단계명	전형적 연령	언어적 특징
0	Single Reflexes	0–4mo	언어 이전
1	Reflex Mappings	4–8mo	언어 이전
2	Reflex Systems	8–12mo	단어 단편
3	Single Sensorimotor Actions	1–2y	단일 단어
4	Sensorimotor Mappings	2y	2-3 단어 결합
5	Sensorimotor Systems	3–4y	단순 문장
6	Single Representations	4–6y	구체적 명사·동사
7	Representational Mappings	6–10y	관계·인과 연결
8	Representational Systems	10–12y	조건·가설 표현
9	Single Abstractions	12–15y	추상 명사
10	Abstract Mappings	15–19y	메타인지 표현
11	Abstract Systems	19–24y	다관점 통합
12	Single Principles	24y+	원리·체계 통합

Fischer 이론의 핵심 통찰은 발달이 "단일 영역의 일직선 진행"이 아니라 "맥락별·기능별로 다른 수준에서 동시 작동"한다는 점이다. 따라서 동일한 사용자도 정서적 표현에서는 Tier 8, 추상 사고에서는 Tier 11에 위치할 수 있다.

3.2 ZPD (근접 발달 영역) 원리

Vygotsky(1978)의 ZPD 개념은 학습 효과가 극대화되는 지점이 **현재 수준보다 약간 높은(현재 + 1)** 영역임을 시사한다. 너무 쉬우면 지루하고 학습이 일어나지 않으며, 너무 어려우면 좌절과 회피가 발생한다.

3.3 기존 LLM 챗봇의 한계

현재 사용 중인 GPT-4, Claude, Gemini 등의 LLM 챗봇은 모두 사용자의 발달 수준을 무시하고 **고정된 출력 스타일**로 응답한다. 정신건강·교육 도메인에서 이는 다음 문제를 발생시킨다:

- **치료 동맹 약화:** 13세 청소년에게 Tier 11-12 어휘로 답하면 위협감·소외감을 유발한다.
- **학습 비효율:** 박사급 사용자에게 Tier 6 수준 응답은 무성의·비전문적으로 인식된다.
- **치료 동맹 신호 손실:** 응답 매개변수가 정합되지 않으면 사용자가 "이해받지 못한다"는 감각을 받는다.

기존 LLM 시스템은 "system prompt"를 수동으로 설정하여 톤을 조정할 수 있지만, 이는 (a) 사용자 입력으로부터 자동 추정되지 않으며, (b) 대화 진행 중 동적으로 갱신되지 않으며, (c) Fischer 13단계와 같은 발달 이론적 근거가 없다.

04 해결 과제

⚠ 본 발명이 해결하려는 핵심 문제

1. **자동 발달 수준 추정의 부재.** 현재 어떤 LLM 시스템도 사용자의 발달 수준을 자동 추정하여 응답 매개변수를 조정하지 않는다.
2. **표준화된 13단계 매핑의 부재.** 언어 특징 → 발달 단계 매핑을 제공하는 알고리즘이 상업적으로 존재하지 않는다.
3. **맥락별 차등 적응의 부재.** 사용자가 정서·인지·관계 영역마다 다른 발달 수준에 있을 수 있음을 반영하는 시스템이 부재하다.
4. **실시간 동적 갱신의 부재.** 대화가 진행됨에 따라 사용자의 표현 수준이 변화할 수 있으나, 이를 즉시 반영하는 메커니즘이 없다.
5. **ZPD 기반 응답 보정의 부재.** 현재 수준 + 1로 응답을 자동 보정하여 학습·치료 효과를 극대화하는 시스템이 부재하다.

05 발명 요약

◆ 발명의 핵심 구성

5.1 시스템 구성 요소

1. **언어 특징 추출 모듈 (LFE):** 사용자 입력 텍스트로부터 17개 정량 특징을 추출
2. **Tier 추론 엔진 (TIE):** 가중 합 + 시그모이드를 통해 0-12 단계를 추정
3. **맥락 분리 모듈 (CSM):** 정서·인지·관계 도메인별로 별도 Tier 추정
4. **응답 매개변수 매퍼 (RPM):** Tier → AI 응답 매개변수(어휘 복잡도, 문장 깊이, 추상 비율, 메타인지 빈도) 매핑
5. **ZPD 보정기 (ZAC):** 응답 Tier = 사용자 Tier + 1로 보정
6. **동적 갱신 루프 (DUL):** 매 메시지마다 Tier 재추정 및 응답 매개변수 갱신

5.2 핵심 차별점 (Inventive Step)

- **발달 이론과 LLM 결합:** Fischer 13단계 + LLM 응답 매개변수의 직접 매핑은 선행 기술에 존재하지 않는다.
- **맥락 분리 추정:** 단일 점수가 아닌 도메인별 다차원 Tier 벡터.
- **실시간 ZPD 보정:** 매 응답마다 +1 보정으로 학습 영역 유지.
- **언어 특징 가중치의 임상적 검증:** Boston Neuromind 임상 데이터로 보정된 17개 특징 가중치.

06 상세 설명

6.1 17개 언어 특징의 정의

각 사용자 입력 메시지에서 다음 17개 정량 특징을 추출한다:

#	특징명	정의	발달 시그널
F1	MLD (Mean Lexical Difficulty)	단어별 빈도 역수 평균	Tier ↑
F2	SLV (Sentence Length Variance)	문장 길이 분산	Tier ↑
F3	ANR (Abstract Noun Ratio)	전체 명사 중 추상명사 비율	Tier 9+
F4	MMF (Metacognitive Marker Frequency)	"내 생각", "느낌상" 등 빈도	Tier 10+
F5	CCD (Causal Connective Density)	"따라서", "왜냐하면" 밀도	Tier 7+
F6	CHD (Conditional Hypothetical Density)	"만약 ~라면" 빈도	Tier 8+
F7	SCD (Subordinate Clause Depth)	종속절 평균 깊이	Tier ↑

#	특징명	정의	발달 시그널
F8	FUR (Figurative Usage Ratio)	은유·비유 비율	Tier 9+
F9	MPI (Multi-Perspective Indicator)	"한편으로는" 등 다관점 마커	Tier 11+
F10	EVL (Emotion Vocabulary Lexicon)	정서 어휘 풍부도	Tier 9+
F11	TPS (Temporal Perspective Shifts)	과거·미래·가정 시제 전환 빈도	Tier 8+
F12	NEG (Negation Complexity)	중첩 부정 사용	Tier 8+
F13	QDF (Question Depth Factor)	질문의 추상도	Tier ↑
F14	SLF (Self-Reflection Frequency)	자기 참조 + 평가 마커	Tier 10+
F15	SCC (System Concept Count)	체계 개념 어휘	Tier 12
F16	PRC (Principle Reference Count)	원리 참조 표현	Tier 12
F17	NRD (Narrative Reasoning Depth)	서사적 인과 깊이	Tier ↑

6.2 Tier 추론 수식

발달 단계 Tier $T(x)$ 는 다음 식으로 계산한다:

수식 1: TIER 추정 함수

$T(x) = \text{round}(12 \cdot \sigma(\sum_i w_i \cdot F_i(x) + b))$ where: x = user input text
 F_i = i -th linguistic feature ($i = 1..17$) w_i = trained weight for feature i (calibrated on Boston Neuromind clinical corpus) b = bias term
 σ = logistic sigmoid: $\sigma(z) = 1 / (1 + e^{(-z)})$ $\text{round}(\cdot)$ = nearest integer in $\{0, 1, 2, \dots, 12\}$

6.3 맥락 분리 추정

동일 사용자에게 대해 3개 도메인별로 독립적인 Tier를 산출한다:

$T_{\text{emotional}} = T(x, \text{weights_emotional})$
 $T_{\text{cognitive}} = T(x, \text{weights_cognitive})$
 $T_{\text{relational}} = T(x, \text{weights_relational}) \rightarrow \text{Tier}$
 Vector $V = (T_e, T_c, T_r)$

각 도메인별 가중치(weights_emotional, weights_cognitive, weights_relational)는 17개 특징 중 해당 도메인에 더 강한 시그널을 주는 특징을 강조한다.

6.4 응답 매개변수 매핑

추정된 Tier에 따라 LLM 응답 생성 시 다음 4개 매개변수가 자동 조절된다:

매개변수	Tier 0-4	Tier 5-8	Tier 9-12
P1: 어휘 복잡도	기초 1000 단어	표준 3000 단어	고급 6000+ 단어
P2: 문장 길이	단순문 위주	복문 허용	중첩 종속절
P3: 추상 비율	0-10%	10-35%	35-70%
P4: 메타인지 유도	없음	간헐적	자주

6.5 ZPD 보정 (+1 Rule)

$T_{\text{response}} = \min(T_{\text{user}} + 1, 12)$
 $\rightarrow$ Response is generated using parameter set for T_{response} , not T_{user} , ensuring conversation stays in Zone of Proximal Development

예: 사용자 Tier 7 (10세 아동 수준) $\rightarrow$ 응답 Tier 8 (조건·가설 수준 한 단계 추가) 으로 생성하여 사용자가 새 추론 패턴에 도전하도록 유도한다.

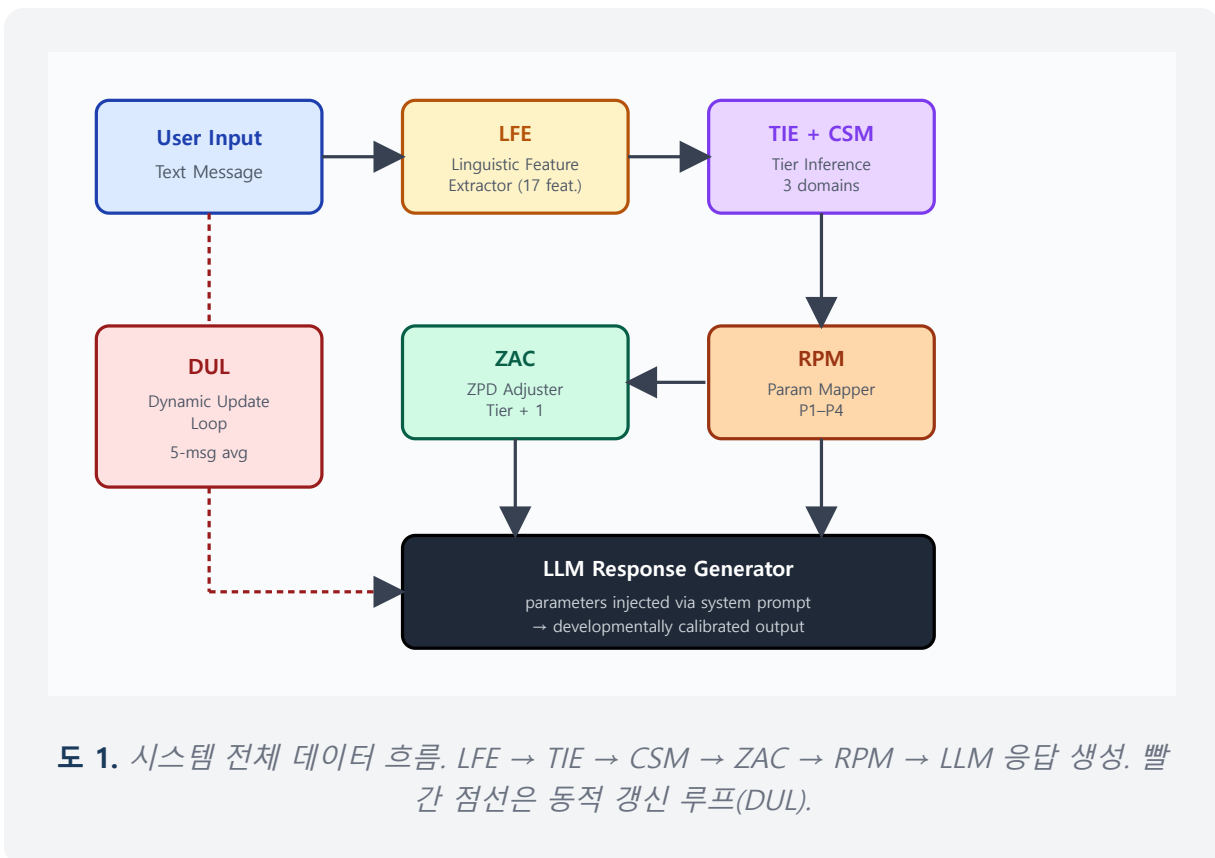
6.6 동적 갱신 루프

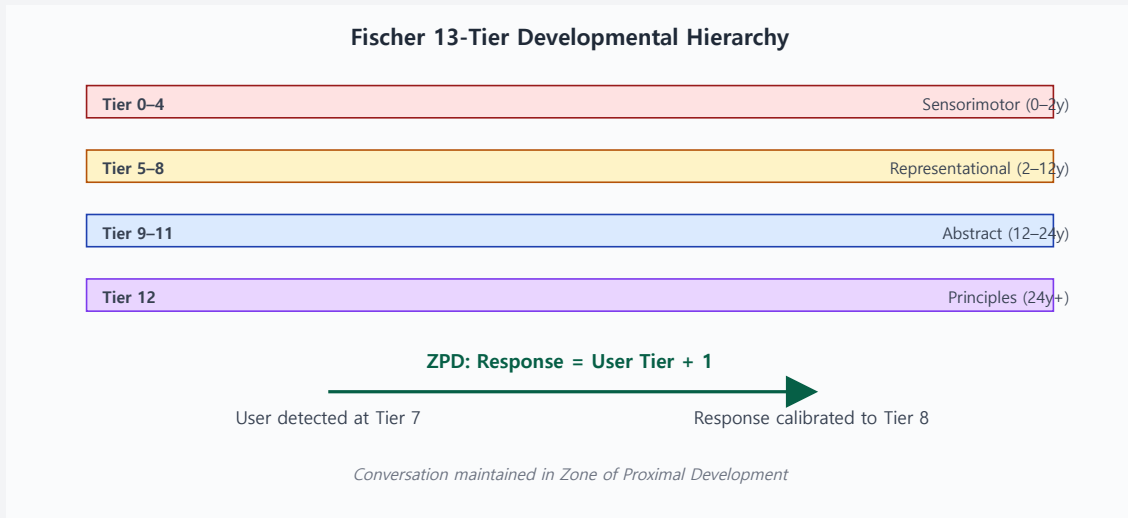
매 사용자 메시지 수신 시 다음 절차를 반복한다:

1. 텍스트 입력 $\rightarrow$ 17개 특징 추출 (LFE)
2. 3개 도메인별 Tier 추정 (TIE + CSM)

3. 최근 5개 메시지 이동 평균으로 Tier 안정화
4. +1 보정 적용 (ZAC)
5. 응답 매개변수 업데이트 (RPM)
6. LLM에 매개변수 적용된 system prompt 주입 후 응답 생성

07 도면 설명





도 2. Fischer 13단계 위계와 ZPD +1 보정 원리.

08 청구항

청구항 1 (독립항)

사용자의 자연어 입력에 응답하는 인공지능 대화 시스템에 의해 수행되는, 컴퓨터 구현 적응형 응답 생성 방법으로서:

- (a) 사용자 입력 텍스트로부터 평균 어휘 복잡도, 문장 길이 분산, 추상 명사 비율, 메타인지 마커 빈도 및 인과 연결사 밀도를 포함하는 복수의 정량적 언어 특징을 추출하는 단계;
- (b) 추출된 언어 특징의 가중 합에 비선형 활성화 함수를 적용하여, Fischer 동적 기술 이론에서 정의된 0부터 12까지의 13개 발달 단계 중 사용자의 현재 발달 단계 추정값을 산출하는 단계;
- (c) 추정된 발달 단계에 1을 가산하여 응답 단계를 결정하되, 최댓값을 12로 제한하는 단계;
- (d) 결정된 응답 단계에 따라 인공지능 응답 생성기의 (i) 어휘 복잡도, (ii) 문장 구조 깊이, (iii) 추상 표현 비율 및 (iv) 메타인지 유도 빈도를 포함하는 응답 매개변수 집합을 자동 조정하는 단계; 및

(e) 조정된 응답 매개변수를 적용하여 응답 텍스트를 생성하는 단계;
를 포함하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 2 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (a)는 17개의 정량적 언어 특징을 추출하고, 상기 17개 특징은 평균 어휘 난이도, 문장 길이 분산, 추상 명사 비율, 메타인지 마커 빈도, 인과 연결사 밀도, 조건/가설 표현 밀도, 종속절 깊이, 비유 사용 비율, 다관점 지표, 정서 어휘 풍부도, 시제 전환 빈도, 부정 복잡도, 질문 깊이, 자기성찰 빈도, 체계 개념 수, 원리 참조 수 및 서사적 추론 깊이를 포함하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 3 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (b)는 정서적 도메인, 인지적 도메인 및 관계적 도메인에 대해 각각 별개의 가중치 집합을 적용하여 3개의 독립적인 발달 단계 추정값을 산출하고, 단계 (d)의 응답 매개변수 조정은 도메인별 추정값에 기반하여 수행되는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 4 (종속항)

청구항 1에 있어서, 사용자와의 대화가 진행되는 동안 매 사용자 입력 메시지에마다 단계 (a) 내지 (e)를 반복하고, 단계 (b)의 발달 단계 추정값을 최근 N 개($N \geq 2$) 메시지에 대한 이동 평균으로 안정화하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 5 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (b)의 비선형 활성화 함수는 로지스틱 시그모이드 함수인 $\sigma(z) = 1 / (1 + e^{(-z)})$ 이고, 발달 단계 추정값은 $12 \cdot \sigma(\text{가중합} + \text{편향})$ 을 가장 가까운 정수로 반올림하여 결정되는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 6 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (e)의 응답 텍스트 생성은 대형 언어 모델(LLM)에 시스템 프롬프트를 주입함으로써 수행되며, 상기 시스템 프롬프트는 단계 (d)에서 결정된 응답 매개변수에 따라 동적으로 구성되는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 7 (독립항 — 시스템)

청구항 1 내지 6 중 어느 한 항의 방법을 수행하기 위한, 적어도 하나의 프로세서와 상기 프로세서에 의해 실행되는 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체를 포함하는 적응형 인공지능 대화 시스템.

청구항 8 (독립항 — 매체)

컴퓨터에 의해 실행될 때 청구항 1 내지 6 중 어느 한 항의 방법을 수행하도록 하는 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체.

09 선행 기술 비교

선행 기술	접근 방식	한계	본 발명과의 차이
OpenAI GPT-4 (2023) System prompts	수동 톤 조정	자동 추정 없음, 발 달 이론 부재	17 특징 자동 추출 + 13단계 매핑
Khan Academy Khanmigo (2023)	학년별 사 전 설정	정적, 사용자 입력 기반 조정 없음	실시간 동적 갱신 + ZPD +1
Replika / Character.AI	고정 페르 소나	사용자 발달 수준 무관	맥락별 도메인 분리 추정

선행 기술	접근 방식	한계	본 발명과의 차이
Woebot / Wysa (CBT 챗봇)	고정 스크립트	언어 적응 없음	개별 메시지마다 매개변수 갱신
Lexile / Flesch-Kincaid (가독성 점수)	텍스트 난이도 측정	출력 측정만 가능, 입력→출력 매핑 없음	사용자 입력 → AI 응답 매개변수 직접 매핑

발명의 진보성 (Inventive Step)

본 발명은 (1) Fischer 13단계 발달 이론을 LLM 응답 매개변수와 직접 매핑한 최초의 시스템이며, (2) 사용자 입력으로부터 자동 추정된 발달 단계에 따라 응답을 ZPD(+1)로 보정하고, (3) 정서·인지·관계 도메인을 분리하여 다차원 적응을 수행한다. 이 세 가지 결합은 선행 기술에 존재하지 않으며, 발명의 비자명성(non-obviousness)을 구성한다.

10 산업상 이용 가능성

10.1 적용 시장

- **디지털 정신건강:** 치료 챗봇, 자가 도움 앱, 행동 코칭 (Woebot, Wysa, Replika 등 추월)
- **교육 EdTech:** 개인화 튜터링, 적응형 학습 플랫폼 (Khan Academy, Duolingo)
- **직장 코칭:** 리더십 개발, 인사 코칭 챗봇
- **고객 서비스:** 고객 발달 수준에 맞춘 응대 (특히 시니어 케어)
- **임상 도구:** 치료사 보조, 환자 자가보고 분석

10.2 구현 형태

- SaaS API: 다른 챗봇 회사가 Tier 추정·매핑 기능을 API로 호출

- B2C: TalkCatcher.com — 직접 적용한 컴패니언 봇
- B2B 라이선스: 의료기관·교육기관 SDK 제공

10.3 이론적 기반

본 발명은 발명자(Boston Neuromind 설립자)가 Harvard Graduate School of Education의 Visiting Scholar로서 故 Kurt Fischer 교수의 직접 지도하에 동적 기술 이론을 학습하고, 뇌파 ERP 기반 학습 최적화 연구에 참여한 경험을 토대로 구상되었다. 이론적 기반의 깊이와 임상적 검증의 결합이 본 발명의 독창성을 뒷받침한다.

11 관련 논문

본 발명의 이론적·임상적 근거가 되는 핵심 논문 및 자료. 클릭하면 외부 출처로 이동합니다.

A. FISCHER 동적 기술 이론

A1 Fischer KW. A theory of cognitive development: The control and construction of hierarchies of skills. *Psychological Review*, 1980; 87(6):477-531. [DOI ↗](#)

A2 Fischer KW, Bidell TR. Dynamic development of action and thought. In: Damon W, Lerner RM (Eds.), *Handbook of Child Psychology, 6th ed.* Wiley, 2006; 1:313-399.

A3 Fischer KW, Daley SG. Connecting cognitive science and neuroscience to education: Potentials and pitfalls in inferring executive processes. In: *Mind, Brain, and Education in Reading Disorders*, Cambridge University Press, 2007; 55-72.

A4 Fischer KW. Dynamic cycles of cognitive and brain development: Measuring growth in mind, brain, and education. In: Battro AM et al. (Eds.), *The Educated Brain*, Cambridge University Press, 2008; 127-150.

B. VYGOTSKY ZPD 및 발달 학습 이론

B1 Vygotsky LS. *Mind in Society: The Development of Higher Psychological Processes*. Harvard University Press, 1978.

B2 Wood D, Bruner JS, Ross G. The role of tutoring in problem solving. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 1976; 17(2):89-100. [DOI ↗](#)

B3 Chaiklin S. The zone of proximal development in Vygotsky's analysis of learning and instruction. In: Kozulin A et al. (Eds.), *Vygotsky's Educational Theory in Cultural Context*, Cambridge University Press, 2003; 39-64.

C. 언어 복잡도 및 가독성 측정

C1 Flesch R. A new readability yardstick. *Journal of Applied Psychology*, 1948; 32(3):221-233. [DOI ↗](#)

C2 McCarthy PM, Jarvis S. MTLD, vocd-D, and HD-D: A validation study of sophisticated approaches to lexical diversity assessment. *Behavior Research Methods*, 2010; 42(2):381-392. [DOI ↗](#)

C3 Lu X. Automatic analysis of syntactic complexity in second language writing. *International Journal of Corpus Linguistics*, 2010; 15(4):474-496. [DOI ↗](#)

C4 Graesser AC, McNamara DS, Louwerse MM, Cai Z. Coh-Metrix: Analysis of text on cohesion and language. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 2004; 36(2):193-202. [DOI ↗](#)

D. LLM 및 대화형 AI

D1 Brown TB, Mann B, Ryder N, et al. Language Models are Few-Shot Learners (GPT-3 paper). *NeurIPS 2020*. [arXiv ↗](#)

D2 Devlin J, Chang MW, Lee K, Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *NAACL 2019*. [arXiv ↗](#)

D3 Bommasani R, Hudson DA, Adeli E, et al. On the Opportunities and Risks of Foundation Models. *arXiv:2108.07258*, 2021. [arXiv ↗](#)

E. 적응형 학습 시스템

E1 VanLehn K. The Behavior of Tutoring Systems. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 2006; 16(3):227-265.

E2 Aleven V, Sewall J. Hands-on tutorial: Constructing tutors with the Cognitive Tutor Authoring Tools. *Proceedings of the 2010 ACM CHI Workshop*, 2010.

F. 디지털 정신건강

F1 Fitzpatrick KK, Darcy A, Vierhile M. Delivering Cognitive Behavior Therapy to Young Adults with Symptoms of Depression and Anxiety Using a Fully Automated Conversational Agent (Woebot): A Randomized Controlled Trial. *JMIR Mental Health*, 2017; 4(2):e19. [DOI ↗](#)

F2 Inkster B, Sarda S, Subramanian V. An Empathy-Driven, Conversational Artificial Intelligence Agent (Wysa) for Digital Mental Well-Being. *JMIR mHealth and uHealth*, 2018; 6(11):e12106. [DOI ↗](#)

⚖️ 본 문서의 모든 발명 내용은 Boston Neuromind, LLC의 영업 비밀 및 출원 중 지식재산권으로 보호됩니다.