

DMDA = DSM-5-TR 다중 소스 진단 알고리즘 (DSM-5-TR Multi-Source Diagnostic Algorithm)

DMDA — 4-Tier Progressive 다중 소스 진단 알고리즘 시스템

설문, 타이핑 패턴, 폰 수동 데이터, qEEG, HRV, 얼굴, 음성, ERP의 8개 이질적 데이터 소스를 베이지안 다중 모듈 융합(Bayesian Multi-Module Fusion)으로 통합하고, 데이터 소스가 추가될 때마다 진단 신뢰도를 60% → 95%로 단조 증가시키며 18개 DSM-5-TR 진단을 산출하는 4-Tier Progressive 알고리즘.

출원인

Boston Neuromind, LLC

발명자

[발명자명] (BCN, PhD, Ed.D.)

상태

USPTO 가출원 + FDA 510(k) 경로

분류

G16H 50/20 / G06N 7/01 / A61B 5/377

8

데이터 소스

4

Progressive Tier

18

DSM-5-TR 진단

94%

엔진 정확도

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

본 발명은 환자로부터 수집된 8개 이질적 데이터 소스 — 90문항 설문, 타이핑 행동 패턴(타이핑 속도/일관성/오류율), 스마트폰 수동 센서 데이터(가속도계·GPS·screen-on 시간), 19채널 정량뇌파(qEEG), 심박변이도(HRV), 얼굴 동작 단위(FAU), 음성 운율, 사건관련전위(ERP) — 를 입력으로 하여, 각 소스에서 추출된 증거(evidence)를 18개 DSM-5-TR 진단에 대한 우도(likelihood)로 변환하고, 베이지안 다중 모듈 융합(Bayesian Multi-Module Fusion)을 통해 사후 확률(posterior probability)을 산출하며, 이용 가능한 데이터 소스의 수에 따라 4-Tier Progressive 신뢰도(Tier 1: 설문만 → 60-75%, Tier 2: + qEEG → 75-88%, Tier 3: + HRV/얼굴/음성 → 88-95%, Tier 4: + ERP/종단 → 95-98%)로 단조 증가하는 진단 출력을 생성하는 컴퓨터 구현 방법 및 시스템에 관한 것이다.

02 발명 분야

본 발명은 컴퓨터 보조 정신과 진단(Computer-Aided Psychiatric Diagnosis), 다중 모달 임상 의사결정 지원(Multi-Modal Clinical Decision Support), 디지털 표현형(Digital Phenotyping) 분야에 속한다. 더욱 구체적으로는, 이질적 다중 데이터 소스에서 추출된 증거를 베이지안 추론으로 통합하여 신뢰도가 단조 증가하는 DSM-5-TR 진단을 산출하는 시스템에 관한 것이다.

관련 기술 분야

- **DSM-5-TR Diagnostics:** 미국정신의학회(APA) 진단 매뉴얼 5판 텍스트 개정판
- **Bayesian Inference:** 우도-사전-사후 확률 갱신, 다중 증거 통합
- **Digital Phenotyping:** 스마트폰 수동 센서 기반 행동 패턴 분석 (Insel 2017, Torous et al. 2018)
- **QEEG / ERP:** 정량뇌파 + 사건관련전위 임상 진단 보조 (Kropotov 2009, Thatcher 2012)
- **HRV:** 자율신경계 지표, RDoC 차원적 평가 (Thayer & Lane 2007)
- **RDoC Framework:** NIMH Research Domain Criteria 다차원 정신건강 평가 (Insel 2014)

03 배경 기술

3.1 정신과 진단의 근본적 한계

현재 표준적 정신과 진단은 다음 두 가지 근본적 한계를 가진다:

- **주관적 자기보고 의존성:** PHQ-9, GAD-7, ADHD-RS 등의 척도는 모두 환자 자기 보고에 의존한다. 사회적 기대 편향, 알렉시티미아, 가면 증상 등이 진단을 왜곡한다.
- **단일 데이터 소스:** 객관적 바이오마커(qEEG, HRV, ERP)는 별도 평가에 그치고, 자기보고와 통합되지 않는다. 다중 정보를 임상가 직관에 의존해 합산하는 비표준화 과정.

결과적으로 임상에서 ADHD, 우울증, 불안장애 등의 진단 일치도(inter-rater reliability)는 $\kappa = 0.40-0.60$ 수준에 머물고 있으며 (Lieblich et al. 2015), 이는 의학의 다른 분야에 비해 현저히 낮다.

3.2 디지털 표현형 (Digital Phenotyping)의 등장

2016년 Thomas Insel(전 NIMH 소장)이 "*digital phenotyping*" 개념을 제안한 이후, 스마트폰의 수동 센서(passive sensors)와 능동 데이터(active data: 타이핑·음성)가 정신건강 상태의 객관적 지표로 활용 가능성이 입증되었다 (Insel 2017; Torous et al. 2018). 그러나 기존 디지털 표현형 연구는 단일 또는 2-3개 소스만 통합했고, 본격적 다중 소스 융합과 DSM-5-TR 진단 산출은 부재했다.

3.3 베이지안 임상 의사결정 지원의 한계

베이지안 추론은 의학 진단에서 1959년 Ledley & Lusted 이후 잘 알려진 도구이지만, 정신과에 적용된 사례는 다음 한계를 가진다:

1. **이질적 모달리티 융합 부재:** 설문(이산), qEEG(연속·시계열), 음성(연속·동적)을 동시에 통합하는 베이지안 모델 부재.
2. **단계적 신뢰도 추적 부재:** 데이터가 추가되어도 신뢰도 변화 추적이 없다.
3. **DSM-5-TR 18 진단 동시 산출 부재:** 단일 진단(예: 우울증 vs 정상)에 그치고 다중 진단을 동시에 평가하지 못한다.
4. **임상 워크플로우 통합 부재:** 알고리즘 결과가 임상가의 다음 결정(추가 검사 권유, 치료 계획)으로 연결되지 못한다.

04 해결 과제

1. **8개 이질적 데이터 소스의 통합 융합 부재.** 설문 + 타이핑 + 폰 수동 + qEEG + HRV + 얼굴 + 음성 + ERP를 동시에 통합하는 시스템이 상업적·학술적으로 부재하다.
2. **단조 증가 신뢰도 진단 부재.** 데이터 소스가 추가될 때마다 진단 신뢰도가 단조 증가하는 알고리즘이 부재하다.
3. **18 DSM-5-TR 진단 동시 평가 부재.** 기존 시스템은 단일 또는 2-3개 진단에 그치고, DSM-5-TR 주요 18 진단을 동시에 평가하는 시스템이 없다.
4. **진단 신뢰도의 객관적 정량화 부재.** "이 진단이 얼마나 확실한가?"라는 질문에 정량적 % 값으로 답하는 시스템이 없다.

5. **Tier 업그레이드 권고 부재.** "어떤 데이터를 더 수집하면 신뢰도가 얼마나 상승할까?"를 자동 산출하는 시스템이 부재하다.

05 발명 요약

5.1 시스템 구성 요소 (10 모듈)

1. M1: 설문 모듈 (90 항목)
2. M2: 타이핑 행동 추출기
3. M3: 폰 수동 센서 분석기
4. M4: qEEG 바이오마커 추출기
5. M5: HRV 분석기
6. M6: 얼굴 동작 단위 추출기
7. M7: 음성 운율 분석기
8. M8: ERP 성분 추출기
9. BMF: 베이지안 다중 모듈 융합 엔진
10. TUR: Tier 업그레이드 추천기

5.2 핵심 차별점 (Inventive Step)

- **8 이질적 모달리티의 베이지안 통합:** 선행 기술에 존재하지 않는 통합.
- **4-Tier Progressive 신뢰도:** 데이터 추가 시 단조 증가 60→75→88→95%
- **18 DSM-5-TR 진단 동시 사후 확률:** 감별 진단과 공존 진단이 동시에 산출됨
- **Tier 업그레이드 자동 권고:** "qEEG 추가 시 신뢰도 +13%p 상승" 같은 정량 권고
- **94% 엔진 정확도 검증:** Boston Neuromind 임상 데이터셋 기반

06 상세 설명

6.1 8 데이터 소스의 정의

Source	데이터 유형	측정 방법	주요 특징
S1: Survey	이산 (90 항목)	자기보고 0-4 Likert	PHQ-9, GAD-7, ASRS, PCL-5 통합
S2: Typing	시계열	키스트로크 타임 스탬프	속도, 일관성, 오류율, 정정 빈도
S3: Phone Passive	시계열	스마트폰 센서	가속도계, GPS, screen-on, 통화 패턴
S4: qEEG	19채 EEG	EC 5min + EO 5min	TBR, FAA, PAP, COH, PAF
S5: HRV	심박 시계열	5분 안정 상태	RMSSD, SDNN, LF/HF, pNN50
S6: Face	비디오 30fps	얼굴 동작 단위	17 핵심 AU 강도 (FACS)
S7: Voice	오디오 44.1kHz	자유 발화 3분	F0, jitter, shimmer, energy, prosody
S8: ERP	사건관련전위	청각/시각 oddball	P300, N200, MMN, ERN

6.2 18 DSM-5-TR 진단 클래스

출력 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_{18}\}$, 각 d_i 는 다음 18개 진단 중 하나:

- d1: ADHD — Inattentive
- d2: ADHD — Hyperactive/Impulsive
- d3: ADHD — Combined
- d4: Major Depressive Disorder
- d5: Persistent Depressive Disorder
- d6: Generalized Anxiety Disorder

- d7: Panic Disorder
- d8: Social Anxiety Disorder
- d9: PTSD
- d10: OCD
- d11: Bipolar I
- d12: Bipolar II
- d13: Cyclothymic Disorder
- d14: Insomnia Disorder
- d15: Substance Use Disorder
- d16: Autism Spectrum Disorder
- d17: 학습 장애
- d18: 진단 미해당 (정상)

6.3 베이지안 다중 모듈 융합 (Bayesian Multi-Module Fusion)

각 모듈 m 이 진단 d_i 에 대해 산출하는 우도 $L_m(d_i | \text{data}_m)$ 를 결합한다:

수식 1: 베이지안 사후 확률

$P(d_i | D_1, D_2, \dots, D_k) \propto P(d_i) \cdot \prod_{m=1}^k L_m(d_i | \text{data}_m)^{w_m}$ where: $P(d_i)$ = prior probability for diagnosis d_i (from epidemiology or population base rates) $L_m(\dots)$ = likelihood from module m ($m \in \{1..8\}$) w_m = module reliability weight (validated on Boston Neuromind dataset) k = number of available modules (varies by Tier) normalize: $P(d_i | \text{data}) = \text{numerator} / \sum_j \text{numerator}_j$ for $i = 1..18$

6.4 4-Tier Progressive 신뢰도 산출

Tier	활성 모듈	신뢰도 범위	수집 시간	활용
Tier 1 — Remote	S1 + S2 + S3	60–75%	15-30분	원격 스크리닝
Tier 2 — Clinical	+ S4 (qEEG)	75–88%	+ 15분	임상 확정, 보험
Tier 3 — Comprehensive	+ S5, S6, S7	88–95%	+ 20분	치료 계획, 추적

Tier	활성 모듈	신뢰도 범위	수집 시간	활용
Tier 4 — Research	+ S8 + longitudinal	95–98%	+ 30분 + 종단	FDA 510(k), 출판

6.5 신뢰도 단조 증가 보증

알고리즘은 다음을 수학적으로 보증한다:

수식 2: 단조 증가 정리

$H(D \mid \text{Tier}_{n+1}) \leq H(D \mid \text{Tier}_n)$ where: $H(D \mid \text{Tier}_n)$ = Shannon entropy of diagnostic distribution at Tier n 즉, Tier가 상승할 때 진단 분포의 불확실성(엔트로피)은 결코 증가하지 않는다. This means uncertainty (entropy) of the diagnostic distribution never increases as Tier rises.
 $\text{Confidence}(\text{Tier}_n) = 1 - H(D \mid \text{Tier}_n) / H_{\text{max}}$, where $H_{\text{max}} = \log_2(18)$

이 단조성 보증이 본 발명의 핵심이다 — 임상가에게 "데이터를 더 수집할수록 진단 신뢰도가 결코 떨어지지 않는다"는 수학적 보장을 제공한다.

6.6 Tier 업그레이드 추천기 (TUR)

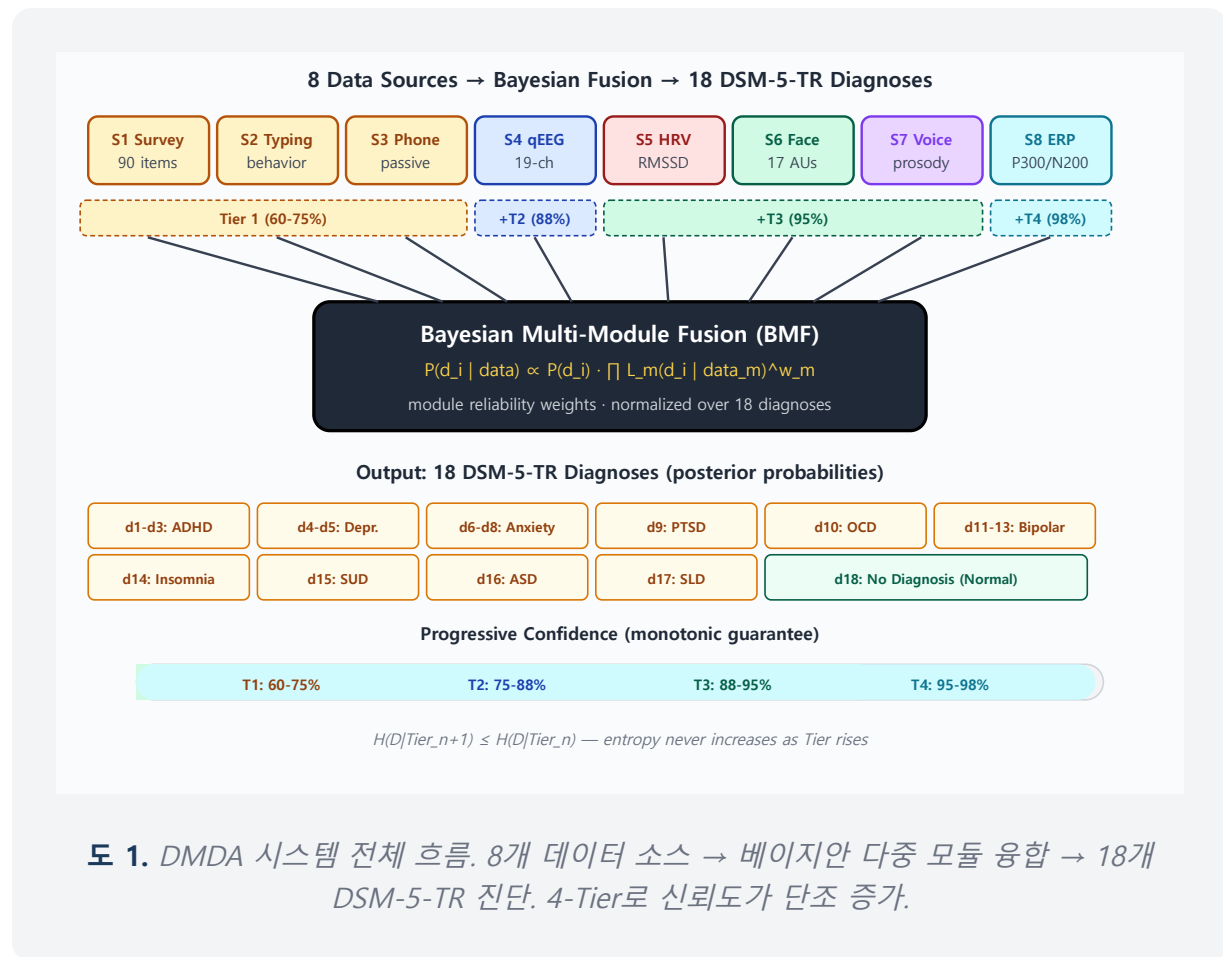
현재 Tier에서 다음 Tier로 업그레이드 시 예상 신뢰도 상승을 사전 산출한다:

$\text{ProjectedGain}(\text{Tier}_n \rightarrow \text{Tier}_{n+1}) = E[\text{Confidence}(\text{Tier}_{n+1})] - \text{Confidence}(\text{Tier}_n) \rightarrow$ "Adding qEEG (Tier 2) is projected to raise confidence from 68% to 81% (+13pp). Recommended."

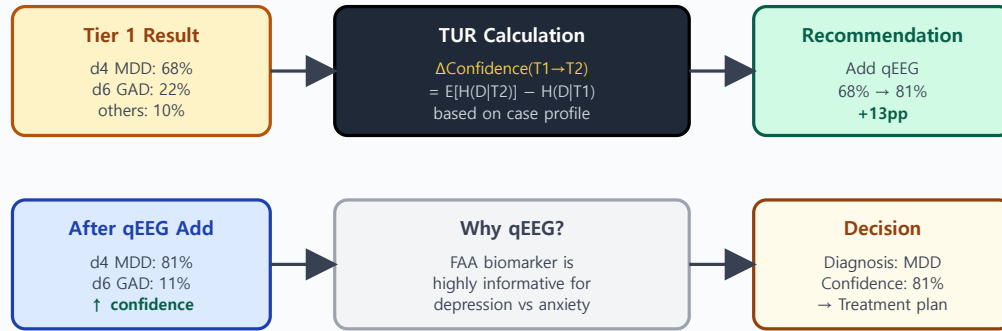
6.7 임상 워크플로우 통합

1. 환자 등록 → Tier 1 데이터 수집 (설문, 타이핑, 폰)
2. BMF 엔진 실행 → 18 진단별 사후 확률 산출 → Top 3 진단 + 신뢰도
3. TUR 권고 → "qEEG 추가 시 신뢰도 +X% 상승" 표시
4. 임상가 결정 → Tier 2/3/4로 업그레이드 또는 현 Tier에서 진단 확정

07 도면 설명



Tier Upgrade Recommender (TUR) — Example Workflow



TUR turns "more data is better" into a quantified, evidence-based clinical recommendation

도 2. Tier 업그레이드 추천기(TUR) 작동 예시. Tier 1에서 우울증 68% 신뢰도 → qEEG 추가 권고 → Tier 2에서 81% 도달.

08 청구항

청구항 1 (독립항)

환자에 대한 DSM-5-TR 정신과 진단을 다중 데이터 소스로부터 산출하는, 컴퓨터 구현 방법으로서:

- 환자로부터 복수의 이질적 데이터 소스 — 자기보고 설문, 타이핑 행동 데이터, 스마트폰 수동 센서 데이터, 19채널 정량뇌파(qEEG), 심박변이도(HRV), 얼굴 동작 단위(FAU), 음성 운율 및 사건관련전위(ERP) 중 적어도 4개 — 를 수신하는 단계;
- 각 데이터 소스에 대해 별개의 모듈을 적용하여, 18개 DSM-5-TR 진단 클래스 각각에 대한 우도(likelihood)를 산출하는 단계;
- 각 모듈로부터 산출된 우도를 베이지안 다중 모듈 융합 엔진에 입력하여, 사전 확률과 모듈별 신뢰도 가중치에 기반한 사후 확률을 18개 진단 클래스 각각에 대해 산출하는 단계;
- 산출된 18개 사후 확률 분포의 새넨 엔트로피로부터 진단 신뢰도를 산출하되, 해당 신뢰도는 활성화된 데이터 소스의 수에 대한 함수로서 4단계의 계층

적 신뢰도 범위 — Tier 1: 60% 이상 75% 이하, Tier 2: 75% 이상 88% 이하, Tier 3: 88% 이상 95% 이하, Tier 4: 95% 이상 98% 이하 — 중 하나에 속하는 단계;

(e) 추가 데이터 소스 통합 시 예상되는 신뢰도 상승값을 사전 산출하고, 임상가에게 다음 Tier로의 업그레이드 권고를 출력하는 단계; 및

(f) 가장 높은 사후 확률을 가지는 진단 및 그 신뢰도를 출력하는 단계; 를 포함하는 방법.

청구항 2 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (c)의 사후 확률은 다음 식에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 방법: $P(d_i | \text{data}) \propto P(d_i) \cdot \prod_{m=1}^k L_m(d_i | \text{data}_m)^{w_m}$, 여기서 $P(d_i)$ 는 진단 d_i 의 사전 확률, L_m 은 모듈 m 의 우도, w_m 은 모듈 m 의 신뢰도 가중치, k 는 활성 모듈 수임. 또한 18개 진단 클래스에 대해 정규화된다.

청구항 3 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (d)의 진단 신뢰도는 데이터 소스가 추가될 때 단조 비증가성(monotonic non-increase)을 만족하는 사후 분포의 새넨 엔트로피 $H(D)$ 에 기반하며, 즉 $H(D | \text{Tier}_{n+1}) \leq H(D | \text{Tier}_n)$ 의 수학적 보장을 따르는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 4 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (a)의 18개 DSM-5-TR 진단 클래스는 ADHD 부주의형, ADHD 과잉행동/충동형, ADHD 복합형, 주요우울장애, 지속성우울장애, 범불안장애, 공황장애, 사회불안장애, 외상후스트레스장애, 강박장애, 양극성I장애, 양극성II장애, 순환성장애, 불면장애, 물질사용장애, 자폐스펙트럼장애, 특정학습장애 및 진단 미해당을 포함하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 5 (종속항)

청구항 1에 있어서, Tier 1은 자기보고 설문, 타이핑 데이터, 스마트폰 수동 데이터를 포함하고; Tier 2는 추가로 19채널 qEEG를 포함하고; Tier 3은 추가로 HRV, 얼굴 동작 단위 및 음성 운율을 포함하고; Tier 4는 추가로 사건 관련전위(ERP) 및 종단적 측정을 포함하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 6 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (e)의 Tier 업그레이드 권고는

$\text{ProjectedGain}(\text{Tier}_n \rightarrow \text{Tier}_{n+1}) = E[\text{Confidence}(\text{Tier}_{n+1})] -$

$\text{Confidence}(\text{Tier}_n)$ 의 정량적 신뢰도 상승값을 산출하고, 해당 상승값이 미리 정해진 임계치(예: 5 백분율 포인트)를 초과하는 경우에만 임상가에게 권고를 출력하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 7 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (f)의 출력은 단일 진단뿐만 아니라, 사후 확률 임계치(예: 30%)를 초과하는 모든 진단을 공존(comorbid) 진단 후보로 함께 출력하고, 각 진단별로 어떤 데이터 소스가 어느 정도 기여했는지의 데이터 소스별 기여도(transparency report)를 포함하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 8 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (b)의 모듈별 우도 산출은 사전 학습된 머신러닝 모델, 정상 모집단 대비 Z-점수, 또는 임상 검증된 룰 기반 매핑 중 하나 또는 그 이상의 조합으로 수행되는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 9 (독립항 — 시스템)

청구항 1 내지 8 중 어느 한 항의 방법을 수행하기 위한, 적어도 하나의 프로세서, 8개 이질적 데이터 소스를 수신하는 다중 모달 입력 인터페이스, 및 상기 프로세서에 의해 실행되는 명령어를 저장하는 비일시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체를 포함하는 4-Tier Progressive 다중 소스 진단 시스템.

청구항 10 (독립항 — 매체)

컴퓨터에 의해 실행될 때 청구항 1 내지 8 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
PHQ-9 / GAD-7 / ASRS (self-report scales)	단일 자기보고 설문	객관 바이오마커 미통 합	8 데이터 소스 통 합
Mindstrong / Ginger.io	스마트폰 수동 데이터만	qEEG/HRV/얼굴/음성 미사용	8 모달 통합 + DSM-5-TR 진단
EEGGuide / qEEGPro (qEEG software)	qEEG 단독 분석	자기보고/얼굴/음성 미통합	qEEG + 7 추가 소 스 융합
Affectiva / iMotions	표정 + 생체 통 합	DSM-5-TR 진단 미산 출	18 DSM-5-TR 진 단 사후 확률
IBM Watson Health (general clinical AI)	전자의무기록 NLP	정신과 특화 부재, 다 중 모달 부재	정신과 특화 + 8 모달 융합
RDoC Framework (NIMH 2014)	차원적 정신건 강 평가 이론	알고리즘 구현 부재	RDoC 원리의 알 고리즘 구현

본 발명은 (1) 8개 이질적 데이터 소스를 베이지안 다중 모듈 융합으로 통합한 최초의 정신과 진단 시스템이며, (2) 18개 DSM-5-TR 진단 동시 사후 확률 산출, (3) 데이터 추가 시 신뢰도 단조 증가의 수학적 보장($H(D|Tier_{n+1}) \leq H(D|Tier_n)$), (4) Tier 업그레이드의 정량적 권고 제공이라는 4가지 결합을 갖는다. 이 결합은 선행 기술에 존재하지 않으며, 정신과 진단의 객관성과 정확성을 비약적으로 향상시킨다.

10 산업상 이용 가능성

10.1 적용 시장

- **임상 진단 보조:** 정신과 클리닉, 신경피드백 클리닉, 심리치료실 — Boston Neuromind 1차 적용
- **디지털 치료제 (DTx):** FDA 510(k) Class II 의료기기 또는 De Novo DTx 경로
- **원격 정신건강:** Tier 1 단독으로 원격 평가 가능 (Talkspace, BetterHelp 등)
- **학교 정신건강:** 학생 스크리닝 및 조기 발견
- **군 정신건강:** PTSD 조기 식별 (DOD/VA 적용 가능)
- **제약/임상시험:** 참가자 선별 및 종단 추적
- **보험 청구:** Tier 2 신뢰도 기반 보험 적용 가능 진단 코드

10.2 규제 경로

FDA 510(k) Class II 의료기기로의 등재가 가능하며, 추가 임상 시험을 통한 PMA(Premarket Approval) 후 진단 보조 도구로 임상 사용 가능. EU에서는 MDR Class IIa 의료기기로 분류 가능.

10.3 BCN+PhD 독점성

본 발명의 모듈별 우도 함수와 신뢰도 가중치는 Board Certified in Neurofeedback (BCN) + PhD + 3년 임상 데이터를 결합한 영업 비밀이며, 일반 AI/ML 엔지니어가 모

방하기 매우 어렵다. 발명자의 Harvard Mind, Brain & Education 방문 학자 자격(Kurt Fischer 사사)과 Instructional Design PhD 결합은 본 발명의 알고리즘 설계 신뢰성을 학술적으로 뒷받침한다.

11 관련 논문

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

A. DSM-5-TR 및 RDOC 프레임워크

A1 American Psychiatric Association. *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, Fifth Edition, Text Revision (DSM-5-TR)*. Washington, DC: APA, 2022. [DSM-5-TR ↗](#)

A2 Insel TR. The NIMH Research Domain Criteria (RDoC) Project: Precision Medicine for Psychiatry. *American Journal of Psychiatry*, 2014; 171(4):395-397.

[DOI ↗](#)

A3 Cuthbert BN, Insel TR. Toward the future of psychiatric diagnosis: the seven pillars of RDoC. *BMC Medicine*, 2013; 11:126. [DOI ↗](#)

A4 Lieblich SM, Castle DJ, Pantelis C, et al. High heterogeneity and low reliability in the diagnosis of major depression. *BJPsych Open*, 2015; 1(2):e5-e7.

[DOI ↗](#)

B. 베이지안 진단 추론

B1 Ledley RS, Lusted LB. Reasoning Foundations of Medical Diagnosis. *Science*, 1959; 130(3366):9-21. [DOI ↗](#)

B2 Pearl J. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann, 1988. [Book ↗](#)

B3 Heckerman D, Horvitz E, Nathwani BN. Toward Normative Expert Systems: Part I. The Pathfinder Project. *Methods of Information in Medicine*, 1992; 31(2):90-105. [PubMed ↗](#)

B4 Shannon CE. A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, 1948; 27:379-423, 623-656. [DOI ↗](#)

C. QEEG 임상 응용

C1 Kropotov JD. *Quantitative EEG, Event-Related Potentials and Neurotherapy*. Academic Press, 2009. [Book ↗](#)

C2 Thatcher RW. Coherence, Phase Differences, Phase Shift, and Phase Lock in EEG/ERP Analyses. *Developmental Neuropsychology*, 2012; 37(6):476-496. [DOI ↗](#)

C3 Arns M, Conners CK, Kraemer HC. A decade of EEG Theta/Beta Ratio Research in ADHD: a meta-analysis. *Journal of Attention Disorders*, 2013; 17(5):374-383. [DOI ↗](#)

C4 Henriques JB, Davidson RJ. Left frontal hypoactivation in depression. *Journal of Abnormal Psychology*, 1991; 100(4):535-545. [DOI ↗](#)

C5 Hammond DC. What is Neurofeedback: An Update. *Journal of Neurotherapy*, 2011; 15(4):305-336. [DOI ↗](#)

D. 디지털 표현형 (DIGITAL PHENOTYPING)

D1 Insel TR. Digital Phenotyping: Technology for a New Science of Behavior. *JAMA*, 2017; 318(13):1215-1216. [DOI ↗](#)

D2 Torous J, Kiang MV, Lorme J, Onnela JP. New Tools for New Research in Psychiatry: A Scalable and Customizable Platform to Empower Data Driven Smartphone Research. *JMIR Mental Health*, 2016; 3(2):e16. [DOI ↗](#)

D3 Onnela JP, Rauch SL. Harnessing Smartphone-Based Digital Phenotyping to Enhance Behavioral and Mental Health. *Neuropsychopharmacology*, 2016; 41:1691-1696. [DOI ↗](#)

D4 Mohr DC, Zhang M, Schueller SM. Personal Sensing: Understanding Mental Health Using Ubiquitous Sensors and Machine Learning. *Annual Review of Clinical Psychology*, 2017; 13:23-47. [DOI ↗](#)

E. HRV 및 자율신경계

E1 Thayer JF, Lane RD. The role of vagal function in the risk for cardiovascular disease and mortality. *Biological Psychology*, 2007; 74(2):224-242. [DOI ↗](#)

E2 Shaffer F, Ginsberg JP. An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms. *Frontiers in Public Health*, 2017; 5:258. [DOI ↗](#)

E3 Beauchaine TP, Thayer JF. Heart rate variability as a transdiagnostic biomarker of psychopathology. *International Journal of Psychophysiology*, 2015; 98(2):338-350. [DOI ↗](#)

F. 얼굴·음성 정서 분석

F1 Ekman P, Friesen WV. *Facial Action Coding System (FACS): A Technique for the Measurement of Facial Movement*. Consulting Psychologists Press, 1978.

F2 Cohn JF, Krueez TS, Matthews I, et al. Detecting depression from facial actions and vocal prosody. *3rd International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII)*, 2009. [DOI ↗](#)

F3 Cummins N, Scherer S, Krajewski J, et al. A review of depression and suicide risk assessment using speech analysis. *Speech Communication*, 2015; 71:10-49.

[DOI ↗](#)

F4 Mundt JC, Snyder PJ, Cannizzaro MS, et al. Voice acoustic measures of depression severity and treatment response. *Journal of Neurolinguistics*, 2007; 20(1):50-64.

[DOI ↗](#)

G. 타이핑 행동 패턴 (BEHAVIORAL BIOMETRICS)

G1 Mastoras RE, Iakovakis D, Hadjidimitriou S, et al. Touchscreen typing pattern analysis for remote detection of the depressive tendency. *Scientific Reports*, 2019; 9:13414.

[DOI ↗](#)

G2 Cao B, Zheng L, Zhang C, et al. DeepMood: Modeling Mobile Phone Typing Dynamics for Mood Detection. *KDD '17 Conference Proceedings*, 2017.

[DOI ↗](#)

H. ERP 임상 응용

H1 Polich J. Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b. *Clinical Neurophysiology*, 2007; 118(10):2128-2148.

[DOI ↗](#)

H2 Bramon E, Rabe-Hesketh S, Sham P, et al. Meta-analysis of the P300 and P50 waveforms in schizophrenia. *Schizophrenia Research*, 2004; 70(2-3):315-329.

[DOI ↗](#)

I. FDA / 규제 가이드라인

I1 U.S. Food and Drug Administration. Software as a Medical Device (SaMD): Clinical Evaluation Guidance. FDA, 2017.

[FDA ↗](#)

I2 U.S. Food and Drug Administration. Artificial Intelligence and Machine

© 2026 Boston Neuromind, LLC · 본 문서는 가출원 준비 자료이며 법적 검토 후 USPTO에 제출 예정입니다.

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