

시간적 일치성 탐지 시스템

사용자의 얼굴 미세표정·음성 운율·텍스트 의미 사이의 시간적 정렬 패턴을 다중 모달리티로 분석하여, 의식적 보고에서는 드러나지 않는 잠재 임상 상태(가면 우울, 억압된 분노, 부조화 자기보고 등)를 자동 탐지하는 컴퓨터 구현 방법.

출원인

Boston Neuromind, LLC

발명자

[발명자명] (BCN, PhD)

상태

USPTO 가출원 준비

분류

G06V 40/16 / G10L 25/63 / G16H 50/20

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 사용자의 동기화된 비디오·오디오·텍스트 입력으로부터 (i) 얼굴 동작 단위(Facial Action Units, FAU), (ii) 음성 운율 특징(Prosodic Features, F0-shimmer-jitter-pitch contour), (iii) 텍스트 정서 극성(Sentiment Polarity)을 시계열로 추출하고, 세 모달리티 간 시간 지연(lag) 및 부조화 점수를 교차상관(cross-correlation)·코히런스(coherence)·동적 시간 워핑(DTW)으로 산출하여, 표현 채널 간의 시간적 불일치 패턴(예: 미소 직후 음성 떨림, 긍정적 텍스트 직전 분노 미세표정 0.4초 선행)을 임상 시그널로 변환하고, 임상 정상 모집단 대비 Z-점수화하여 가면 우울·억압된 분노·해리적 자기보고 등 8개 잠재 상태를 분류·경고하는 컴퓨터 구현 방법 및 시스템에 관한 것이다.

02 발명 분야

본 발명은 다중 모달 정서 컴퓨팅(Multi-Modal Affective Computing), 임상 심리진단 보조(Clinical Diagnostic Aid), 인공지능 대화 시스템 분야에 속한다. 더욱 구체적으로는, 얼굴·음성·텍스트의 시간적 정합성을 분석하여 잠재 임상 상태를 탐지하는 시스템에 관한 것이다.

관련 기술 분야

- **FACS (Facial Action Coding System):** Ekman의 표정 분류 체계, 44개 동작 단위 (AU)
- **Speech Prosody Analysis:** F0 (기본주파수), Jitter, Shimmer, Energy contour
- **Sentiment Analysis:** 텍스트 극성·강도 분석 (Transformer 기반 BERT, RoBERTa)
- **Time Series Analysis:** Cross-correlation, Coherence, Dynamic Time Warping (DTW)
- **Clinical Psychology:** 가면 우울 (masked depression), 알렉시티미아, 해리, 정서 부조화

03 배경 기술

3.1 자기보고의 한계와 잠재 상태

임상 심리학에서 가장 오래된 문제 중 하나는 "환자가 보고하는 것"과 "실제 상태" 간의 괴리이다. 다음은 임상 문헌이 일관되게 보고하는 자기보고 한계 사례:

- **가면 우울 (Masked Depression):** "괜찮아요"라고 말하지만 미세 표정과 음성에서 우울 시그널 (Goldney 1989)
- **알렉시티미아:** 자신의 정서를 언어화하지 못하는 상태 (Sifneos 1973)
- **억압된 분노:** 미소나 긍정 표현 직후/직전에 0.2-0.5초의 분노 AU (Ekman 2003)
- **해리적 자기보고:** 외상 환자가 사건을 무감정·"제3자 시점"으로 서술 (van der Kolk 2014)
- **사회적 기대 편향:** 치료자에게 "잘 지낸다"고 답하는 동조 행동 (Edwards 1957)

3.2 Ekman 미세표정 연구

Paul Ekman 박사(1969-2003)의 일련의 연구는 인간이 의식적으로 통제하기 어려운 0.04-0.2초 길이의 미세표정이 진정한 정서를 드러낸다는 것을 입증했다. FACS(Facial Action Coding System)는 44개의 동작 단위(AU)로 표정을 분해하며, 특정 AU 조합은 진정·가짜 정서를 구분할 수 있다.

AU	근육 움직임	정서 시그널
AU1	내측 눈썹 올림	슬픔, 두려움
AU4	눈썹 모음	분노, 집중
AU6	볼 올림 (Duchenne)	진정 미소
AU12	입꼬리 올림	미소
AU15	입꼬리 내림	슬픔

AU	근육 움직임	정서 시그널
AU17	턱 올림	의심, 분노
AU23	입술 누름	억압된 분노
AU45	눈 깜박임 빈도	불안, 인지부하

3.3 단일 모달리티 분석의 한계

기존 정서 컴퓨팅 시스템(Affectiva, RealEyes, iMotions 등)은 다음 한계를 가진다:

1. **단일 모달리티 분석:** 얼굴만, 음성만, 텍스트만 — 다중 모달리티 통합 부재
2. **순간 분류:** 시점별 정서 분류만, 시간적 정합성·지연 분석 부재
3. **비임상 모집단:** 광고·소비자 반응 분석에 최적화, 임상 정상 모집단 정규화 부재
4. **잠재 상태 추론 부재:** 의식적 표현만 분류, 잠재 상태 추론 불가

04 해결 과제

1. **시간적 정합성 분석 부재.** 얼굴·음성·텍스트 간 시간 지연을 분석하여 잠재 상태를 추론하는 시스템이 존재하지 않는다.
2. **3 모달리티 동시 통합 부재.** 기존 시스템은 2개 모달리티 결합까지만, 3개 동시 시간적 정합성 분석이 없다.
3. **임상 잠재 상태 매핑 부재.** 시간적 부조화 패턴을 임상 잠재 상태(가면 우울, 억압된 분노 등)로 매핑하는 기준이 없다.
4. **실시간 처리 부재.** 기존 다중 모달리티 시스템은 사후 분석만, 실시간 대화 중 탐지 불가능.
5. **자기보고 검증 도구 부재.** 환자의 자기보고가 비언어 시그널과 일치하는지 객관 검증하는 시스템이 없다.

05 발명 요약

5.1 시스템 구성 요소

1. **3-Channel 시계열 추출기 (TSE):** 동기화된 비디오·오디오·텍스트로부터 FAU·운율·정서 극성 시계열 산출
2. **교차 모달 정렬기 (CMA):** 교차상관·코히런스·DTW로 모달리티 쌍 간 시간 지연 산출
3. **부조화 점수 계산기 (ISC):** 3 모달리티 간 부조화 종합 점수 산출 (0-100)
4. **잠재 상태 분류기 (LSC):** 8개 잠재 상태 클래스로 분류
5. **임상 정규화 모듈 (CNM):** 임상 정상 모집단 대비 Z-점수화
6. **실시간 경고 모듈 (RTA):** 임계치 초과 시 임상 경고 발송

5.2 핵심 차별점

- **3 모달리티 동시 시간적 정합성:** 최초의 3채널 통합 시간 분석
- **잠재 상태 매핑 알고리즘:** 시간적 부조화 패턴 → 8개 임상 클래스 변환
- **임상 정상 모집단 정규화:** 건강한 모집단 대비 Z-점수화로 임계치 결정
- **실시간 처리:** 스트리밍 입력에서 5초 이내 잠재 상태 탐지

06 상세 설명

6.1 입력 데이터 동기화

3 채널이 시간적으로 정합된 입력으로 결합된다:

- **Video:** 30 fps, 720p+ resolution, 얼굴 영역 검출 + 정렬 (face detection + alignment)

- **Audio:** 44.1 kHz sampling, mono PCM, 잡음 제거 + 화자 분리
- **Text:** ASR(Automatic Speech Recognition) 또는 사용자 직접 입력, 단어 수준 타임스탬프

3 채널은 공통 시간축(timestamp) 위에 정렬되어 매 100ms 마다 동기 샘플을 생성한다.

6.2 모달리티별 시계열 특징 추출

(a) 얼굴 채널 (Facial Action Units)

OpenFace 또는 동등 라이브러리로 매 프레임마다 17개 핵심 AU 강도(0-5) 산출:

$F(t) = [AU1, AU2, AU4, AU5, AU6, AU7, AU9, AU10, AU12, AU14, AU15, AU17, AU20, AU23, AU25, AU26, AU45]$ at time t (sampled @ 30 fps)

(b) 음성 채널 (Prosodic Features)

10ms 윈도우 분석 + 100ms 다운샘플링:

$V(t) = [F0_mean, F0_variance, F0_slope, Jitter, Shimmer, Energy, Pitch_contour, Speech_rate, Pause_ratio]$

(c) 텍스트 채널 (Sentiment + Semantics)

Transformer 기반 (BERT/RoBERTa) 단어 수준 분석, 단어 타임스탬프에 매핑:

$T(t) = [Sentiment_polarity (-1..+1), Sentiment_intensity (0..1), Emotion_anger, Emotion_sadness, Emotion_joy, Emotion_fear, Word_negation, Self_reference]$

6.3 교차 모달 시간 지연 산출

3 채널 쌍(F-V, F-T, V-T)에 대해 교차상관함수(cross-correlation)를 계산하고, 최댓값 위치(lag)를 추출한다:

수식 1: 교차 상관

$$R_{xy}(\tau) = \sum_t [x(t) \cdot y(t+\tau)] / \sqrt{(\sum x^2 \cdot \sum y^2)} \quad \text{lag}_{xy} = \underset{\tau}{\operatorname{argmax}} |R_{xy}(\tau)|, \text{ where } \tau \in [-2.0s, +2.0s]$$

정상 정합 상태에서는 모달리티 간 lag가 $\pm 200\text{ms}$ 이내. 잠재 상태에서는 lag가 $\pm 200\text{ms}$ 를 초과하거나, 부호가 반대로 나타난다 (예: 텍스트 양성 + 얼굴 음성 0.4초 선행 $\rightarrow$ 억압).

6.4 부조화 종합 점수 (ICS: Incongruence Composite Score)

수식 2: 부조화 점수

$$\text{ICS} = w_{FV} \cdot |1 - R_{FV}(0)| \cdot \exp(|\text{lag}_{FV}|/\tau_0) + w_{FT} \cdot |1 - R_{FT}(0)| \cdot \exp(|\text{lag}_{FT}|/\tau_0) + w_{VT} \cdot |1 - R_{VT}(0)| \cdot \exp(|\text{lag}_{VT}|/\tau_0)$$
 where:
 $R_{xy}(0)$ = correlation at zero lag (synchronicity) lag_{xy} = optimal lag from Equation 1 τ_0 = scale (200 ms = normal congruence threshold) w_* = empirically calibrated weights, sum = 1 ICS range: 0 (perfect congruence) - 100 (extreme incongruence)

6.5 8 잠재 상태 분류

#	잠재 상태	탐지 패턴	ICS
L1	가면 우울	텍스트 (+) + 얼굴 AU1+AU15 + 음성 F0 ↓ · Energy ↓	≥ 45
L2	억압된 분노	텍스트 중립 + AU4·AU23 $\geq 200\text{ms}$ 선행	≥ 40
L3	해리적 자기보고	감정 단어 + 음성 단조·얼굴 무표정 (Flat Affect)	≥ 50
L4	알렉시티미아	강한 얼굴/음성 정서 + 텍스트 정서 어휘 부재	≥ 35
L5	사회적 동조	텍스트 (+) + AU14 (deceptive smile) + 음성 부조화	≥ 30
L6	불안 위장	텍스트 중립 + AU45 ↑ + 음성 jitter ↑	≥ 30
L7	의도적 거짓말	F-T lag > 500ms + 음성 휴지 ↑	≥ 55

#	잠재 상태	탐지 패턴	ICS
L8	자살 위험 시그널	텍스트 평온 + AU15+AU17 강함 + 음성 F0 dramatic drop	≥60

⚠ L8 자살 위험 시그널 - 임상적 책임

L8 클래스 탐지 시 본 시스템은 자동으로 임상 슈퍼바이저에게 즉시 경고를 발송하며, 환자 안전 프로토콜을 활성화한다. 이는 자가보고 기반 시스템이 놓치기 쉬운 위장된 자살 위험을 객관적으로 포착하는 핵심 임상 가치이다.

6.6 임상 정상 모집단 정규화

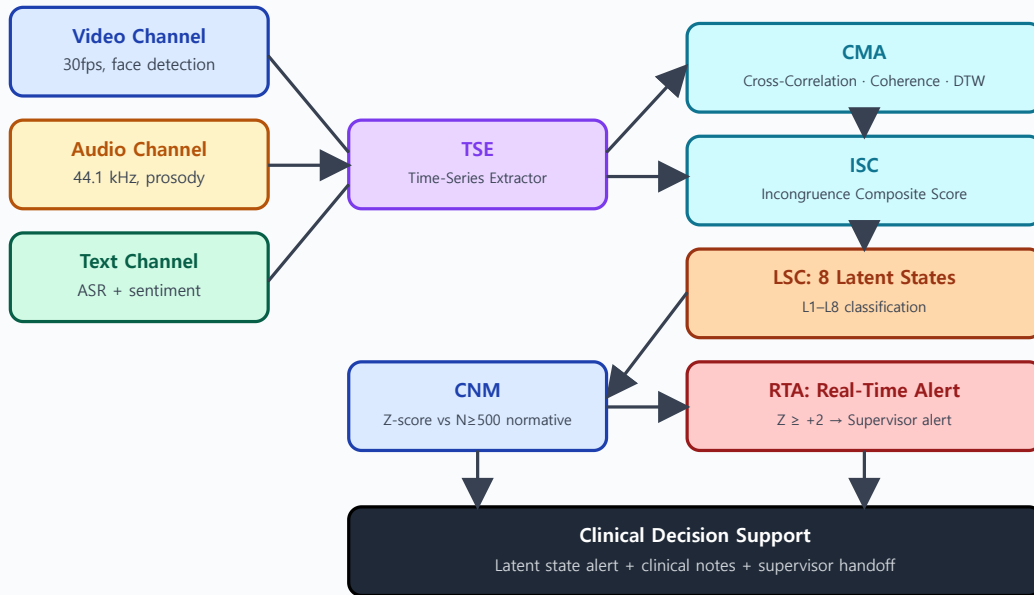
Boston Neuromind 임상 데이터셋 (N≥500)으로 산출한 ICS 정상 분포에 대해 Z-점수화한다:

$Z_{ICS} = (ICS_{observed} - \mu_{normal}) / \sigma_{normal}$ Threshold: $Z < +1.0 \rightarrow$ Normal congruence $+1.0 \leq Z < +2.0 \rightarrow$ Mild incongruence $+2.0 \leq Z < +3.0 \rightarrow$ Moderate incongruence (alert) $Z \geq +3.0 \rightarrow$ Severe incongruence (immediate alert + supervisor)

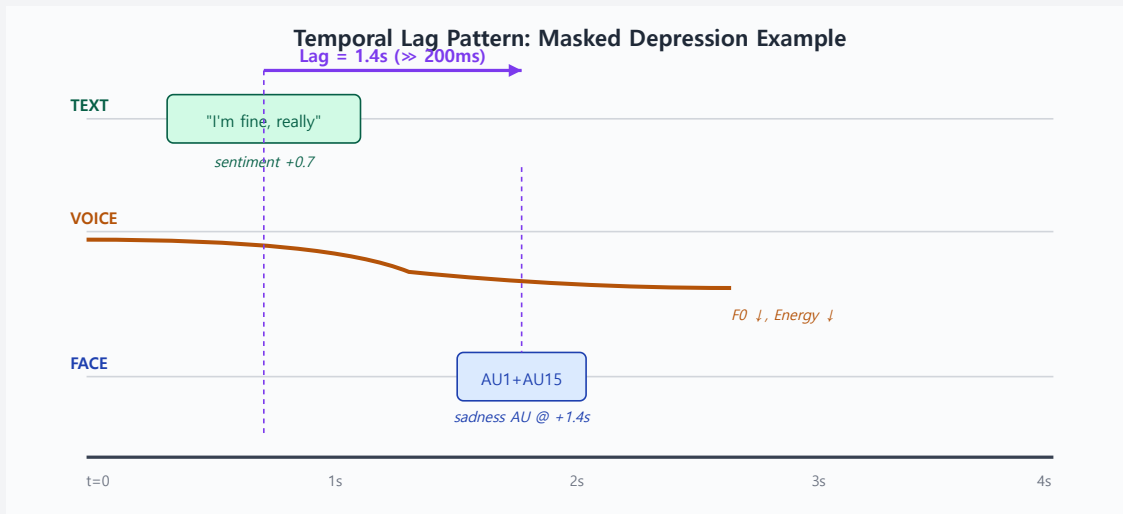
6.7 실시간 처리 파이프라인

1. 스트리밍 입력 수신 (video/audio/ASR text)
2. 3 채널 100ms 단위 동기 샘플링
3. 5초 슬라이딩 윈도우(50 샘플)에서 특징 추출
4. 매 1초마다 ICS 갱신, 잠재 상태 분류
5. 임계치 초과 시 임상 경고 발송 (5초 이내)

07 도면 설명



도 1. 3채널 입력 (Video/Audio/Text) → TSE → CMA → ISC → LSC → CNM → RTA → 임상 의사결정 지원.



도 2. 가면 우울(L1) 탐지 예시. "괜찮아요" (텍스트 +0.7) 직후 음성 F0 강하 + 1.4초 후 슬픔 AU 등장 → ICS ≥ 50, Z ≥ 2.5 → 가면 우울 클래스로 분류.

08 청구항

청구항 1 (독립항)

사용자의 비언어적 잠재 임상 상태를 자동 탐지하는, 컴퓨터 구현 방법으로서:

- (a) 사용자로부터 시간적으로 동기화된 비디오, 오디오 및 텍스트의 3 입력 채널을 수신하는 단계;
 - (b) 비디오 채널로부터 복수의 얼굴 동작 단위(Facial Action Units, FAUs)의 강도를 시계열로 추출하고, 오디오 채널로부터 복수의 운율 특징(F0, jitter, shimmer, energy)을 시계열로 추출하며, 텍스트 채널로부터 정서 극성·강도 시계열을 추출하는 단계;
 - (c) 추출된 3 채널의 시계열에 대해 채널 쌍 별로 교차상관함수(cross-correlation)를 계산하고 최대 상관값에 해당하는 시간 지연(lag)을 산출하는 단계;
 - (d) 산출된 채널 쌍 별 시간 지연 및 상관값을 종합하여 부조화 종합 점수(Incongruence Composite Score, ICS)를 0 내지 100 범위로 산출하는 단계;
 - (e) 산출된 ICS 및 채널별 시계열 패턴을 가면 우울, 억압된 분노, 해리적 자기보고, 알렉시티미아, 사회적 동조, 불안 위장, 의도적 거짓말 및 자살 위험 시그널을 포함하는 8개 잠재 상태 클래스 중 하나로 분류하는 단계; 및
 - (f) 분류된 잠재 상태가 임상 정상 모집단 대비 Z-점수 $\geq +2.0$ 인 경우 임상 경고를 발송하는 단계;
- 를 포함하는 방법.

청구항 2 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (b)의 얼굴 동작 단위는 적어도 AU1, AU4, AU6, AU12, AU15, AU17, AU23 및 AU45를 포함하는 17개 핵심 AU의 강도(0-5)를 30 fps 이상으로 추출하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 3 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (c)의 시간 지연은 -2.0초 내지 +2.0초 범위 내에서 산출되며, 정상 정합 임계치는 $\pm 200\text{ms}$ 이고, 절대값 200ms 를 초과하는 시간 지연은 부조화 시그널로 분류되는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 4 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (d)의 부조화 종합 점수는 다음 식에 의해 산출되는 것을 특징으로 하는 방법: $ICS = \sum_{p \in \{FV, FT, VT\}} w_p \cdot |1 - R_p(0)| \cdot \exp(|\text{lag}_p|/\tau_0)$, 여기서 $R_p(0)$ 는 0 지연에서의 상관값, lag_p 는 채널 쌍 p 의 최적 시간 지연, τ_0 는 200ms 스케일, w_p 는 합이 1인 경험적 가중치임.

청구항 5 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (e)의 분류 중 자살 위험 시그널 클래스는 텍스트 채널의 평온한 정서 표현, 얼굴 채널의 AU15 및 AU17의 강한 동시 발현, 그리고 음성 채널의 F0 급강하의 결합 패턴에 의해 식별되는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 6 (종속항)

청구항 1에 있어서, 5초 슬라이딩 윈도우에서 매 1초마다 단계 (b) 내지 (e)를 반복하여 실시간 처리를 수행하고, 임계치 초과 후 5초 이내에 단계 (f)의 임상 경고가 발송되는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 7 (종속항)

청구항 1에 있어서, 단계 (f)의 Z-점수 산출에 사용되는 임상 정상 모집단은 적어도 500명의 임상적 비병리 대조군으로부터 수집된 ICS 분포의 평균 및 표준편차에 기반하는 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 8 (독립항 — 시스템)

청구항 1 내지 7 중 어느 한 항의 방법을 수행하기 위한, 적어도 하나의 프로세서, 비디오·오디오·텍스트 입력을 수신하는 다중 모달 인터페이스, 및 상기 프로

세서에 의해 실행되는 명령어를 저장하는 비밀시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체를 포함하는 다중 모달 잠재 상태 탐지 시스템.

청구항 9 (독립항 — 매체)

컴퓨터에 의해 실행될 때 청구항 1 내지 7 중 어느 한 항의 방법을 수행하도록 하는 명령어를 저장하는 비밀시적 컴퓨터 판독 가능 저장 매체.

09 선행 기술 비교

선행 기술	접근 방식	한계	본 발명과의 차이
Affectiva (Smart Eye)	얼굴만, 단일 모달	음성·텍스트 미통합	3 채널 시간 정합성 통합
iMotions	생체+표정 동시 측정	시간 지연 분석 부재	교차상관 + DTW로 lag 정량
RealEyes / FacePlusPlus	얼굴 정서 분류	광고용, 임상 비검증	임상 정상 모집단 정규화
Cogito (call-center voice)	음성만 분석	얼굴·텍스트 미사용	3 모달 동시 시간 정합성
Ginger.io / Mindstrong	스마트폰 키보드 패턴	표정·음성 미사용	실시간 비디오·오디오·텍스트
Ekman Group / METT	미세표정 훈련	사람이 분석, 자동화 부재	완전 자동, 실시간, 알고리즘화

본 발명은 (1) 얼굴·음성·텍스트 3채널을 동시에 시간적 정합성으로 분석하는 최초의 시스템이며, (2) 시간적 부조화 패턴을 8개 임상 잠재 상태로 매핑하고, (3) 임상 정상 모집단 정규화로 객관적 임계치를 설정하며, (4) 5초 이내 실시간 경고를 발송한다. 특히 자살 위험 시그널(L8)의 객관적 탐지는 자가보고 의존 시스템이 놓치는 위장된 위험을 포착하는 임상적·법적·윤리적 가치를 가진다.

10 산업상 이용 가능성

10.1 적용 시장

- **임상 진단 보조:** 치료사 세션 중 잠재 상태 탐지 (특히 자살 위험)
- **디지털 정신건강 SaaS:** Talkspace, BetterHelp 등에 통합되는 안전 모니터링 모듈
- **컴패니언 봇:** TalkCatcher 등 AI 동반자가 위험 상태를 객관 탐지
- **법심리학:** 신뢰성 평가, 법정 증언 분석
- **원격 의료:** 화상 진료 중 비언어 위험 시그널 자동 탐지
- **학교·직장 정신건강:** 상담사 보조 도구

10.2 윤리적 안전장치

본 발명은 다음 윤리 원칙을 준수한다: (1) 사용자 동의 후 작동, (2) 데이터는 단대단 (end-to-end) 암호화, (3) 임상 결과는 자격 있는 임상가에게만 공개, (4) 알고리즘 결정은 항상 임상가 검토를 거침, (5) 사용자가 데이터 삭제·탈퇴 권리 보유. 특히 L7(의도적 거짓말) 클래스는 임상 환경 외 적용을 권장하지 않으며, 법심리학적 응용은 자격 있는 전문가의 감독하에서만 사용된다.

10.3 규제 경로

FDA 510(k) Class II 의료기기 또는 De Novo 디지털 치료제(DTx) 경로 검토 가능. 임상 시험을 통한 PMA(Premarket Approval) 승인 후 진단 보조 도구로서 임상 사용 가능.

11 관련 논문

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

A. 얼굴 동작 단위 (FACS) 및 미세표정

A1 Ekman P, Friesen WV. *Facial Action Coding System (FACS): A Technique for the Measurement of Facial Movement.* Consulting Psychologists Press, 1978.

A2 Ekman P. *Emotions Revealed: Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life.* Henry Holt, 2003.

A3 Ekman P, Friesen WV. Nonverbal leakage and clues to deception. *Psychiatry*, 1969; 32(1):88-106. [DOI ↗](#)

A4 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 ↗](#)

A5 Yan WJ, Wu Q, Liang J, et al. CASME II: An improved spontaneous micro-expression database and the baseline evaluation. *PLOS ONE*, 2014; 9(1):e86041.

[DOI ↗](#)

B. 음성 운율 및 임상 음성 분석

B1 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 ↗

B2 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 ↗

B3 Scherer KR. Vocal communication of emotion: A review of research paradigms. *Speech Communication*, 2003; 40(1-2):227-256.

DOI ↗

B4 Patel S, Scherer KR, Björkner E, Sundberg J. Mapping emotions into acoustic space: The role of voice production. *Biological Psychology*, 2011; 87(1):93-98.

DOI ↗

C. 텍스트 정서 분석 및 NLP

C1 Devlin J, Chang MW, Lee K, Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *NAACL 2019*.

arXiv ↗

C2 Liu Y, Ott M, Goyal N, et al. RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach. *arXiv:1907.11692*, 2019.

arXiv ↗

C3 Pennebaker JW, Boyd RL, Jordan K, Blackburn K. The development and psychometric properties of LIWC2015. University of Texas at Austin, 2015.

D. 다중 모달 정서 융합

D1 Poria S, Cambria E, Bajpai R, Hussain A. A review of affective computing: From unimodal analysis to multimodal fusion. *Information Fusion*, 2017; 37:98-125.

DOI ↗

D2 Baltrušaitis T, Ahuja C, Morency LP. Multimodal Machine Learning: A Survey and Taxonomy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019; 41(2):423-443. [DOI ↗](#)

D3 Calvo RA, D'Mello SK. Affect detection: An interdisciplinary review of models, methods, and their applications. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2010; 1(1):18-37. [DOI ↗](#)

E. 시간 정합성 및 동적 시간 워핑 (DTW)

E1 Sakoe H, Chiba S. Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1978; 26(1):43-49. [DOI ↗](#)

E2 Berndt DJ, Clifford J. Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series. *KDD Workshop*, 1994; 359-370.

E3 Chatfield C. *The Analysis of Time Series: An Introduction, 6th ed.* Chapman & Hall/CRC, 2003.

F. 가면 우울 및 자기보고의 한계

F1 Goldney RD. Suicide and depression: An overview. *Australasian Psychiatry*, 1989; 23(4):529-538. [DOI ↗](#)

F2 Sifneos PE. The prevalence of 'alexithymic' characteristics in psychosomatic patients. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 1973; 22(2-6):255-262. [DOI ↗](#)

F3 Edwards AL. The social desirability variable in personality assessment and research. *Holt*, 1957.

F4 van der Kolk BA. *The Body Keeps the Score: Brain, Mind, and Body in the Healing of Trauma.* Viking, 2014.

F5 **Bagby RM, Parker JDA, Taylor GJ.** The twenty-item Toronto Alexithymia Scale-I. *Journal of Psychosomatic Research*, 1994; 38(1):23-32. [DOI ↗](#)

G. 자살 위험 평가 및 안전 모니터링

G1 **Posner K, Brown GK, Stanley B, et al.** The Columbia–Suicide Severity Rating Scale (C-SSRS): Initial Validity and Internal Consistency Findings. *American Journal of Psychiatry*, 2011; 168(12):1266-1277. [DOI ↗](#)

G2 **Franklin JC, Ribeiro JD, Fox KR, et al.** Risk factors for suicidal thoughts and behaviors: A meta-analysis of 50 years of research. *Psychological Bulletin*, 2017; 143(2):187-232. [DOI ↗](#)

H. 윤리 및 법심리학

H1 **National Research Council.** *The Polygraph and Lie Detection*. National Academies Press, 2003. [DOI ↗](#)

H2 **U.S. Food and Drug Administration.** Software as a Medical Device (SaMD): Clinical Evaluation. FDA Guidance, 2017. [FDA ↗](#)