

경험표집법을 통해 수집한 감정 데이터 가변성에 대한 이해

Understanding Variability of Mood Collected by Experience Sampling Method

강수원

Soowon Kang

한국과학기술원

KAIST

sw.kang@kaist.ac.kr

차나래

Narae Cha

한국과학기술원

KAIST

nr.cha@kaist.ac.kr

박철영

Cheul Young Park

한국과학기술원

KAIST

cheulyop@kaist.ac.kr

김아욱

Auk Kim

한국과학기술원

KAIST

kimauk@kaist.ac.kr

이의진

Uichin Lee

한국과학기술원

KAIST

uclee@kaist.ac.kr

요약문

경험표집법(ESM; Experience Sampling Method)은 일상생활 중 임의의 시각에 설문알림을 전달하여 설문에 실시간 응답하게 하는 방법으로 일상생활 중 사람들의 심리 상태를 수집하기 위해 널리 활용되고 있다. 하지만, 기존의 멀티태스킹 관련 연구 결과를 고려하면 진행중인 일에 방해가 주는 ESM 알림 및 설문 행동은 사람들에게 스트레스를 유발하는 등 심리 상태에 변화를 줄 수 있다. 따라서 ESM 으로 수집된 심리상태는 실제와 차이가 있을 수 있다. 본 연구는 ESM 알림 및 설문 행위에 의해 발생하는 감정 변화 문제를 집중적으로 알아보고자 한다. 구체적으로 (1) ESM 이 감정상태에 미치는 영향과 (2) 이와 연관된 요인을 분석하고자 한다. 이를 위해, 일주일 간 76 명의 일상 생활 속 감정 상태 표본(N=6173)을 수집하여 통계 분석을 진행하였다. 참여자들의 감정 표본 중 37 퍼센트 이상이 감정 변화를 보였으며, 이들 변화는 당시 감정 상태와 높은 연관성을 보였다.

주제어

모바일 경험표집법, 사용자 연구

1. 서론

근래에 다양한 모바일 기기들이 널리 보급되면서 연구실과 같은 조작된 환경이 아닌 실제 자연스러운 일상생활에서 데이터를 수집하려는 시도가 늘어나고 있다 [1, 2]. 이러한 대표적인 데이터 수집방법론으로 경험표집법(ESM; Experience Sampling Method)이 있다 [3]. ESM 은 휴대폰과 같은 통신기기를 통해 일상 생활 중 임의의 시각에 알림을 전달 한 후 행동 및 심리 상태 (예: 감정, 스트레스)와 같은 경험에 대한 설문 문항을 사용자에게 보여주고 실시간 응답을 기록하도록 하는 데이터 수집 방법론이다.

연구자가 피험자를 직접 관찰하고 기록하는 기존 방법론은 타인의 행동을 이해하는 데에 있어 한계가 있다. 그러나, ESM 을 활용하면 피험자가 자가 보고

방식으로 직접 기록하기 때문에 스스로의 활동에 대해 깊은 이해를 데이터에 반영할 수 있는 장점이 있다. 또한, ESM 알림을 통해 즉각적인 응답 표본을 얻어낼 수 있으므로, 회상 인지 오류 (retrospective recall bias)를 줄일 수 있는 것도 장점이다 [4, 5]. 하지만, 적절하지 못한 시점에 전달되는 ESM 알림 및 설문 요구는 피험자의 진행중이던 일상생활 속의 일을 방해할 수 있다는 단점이 있다.

모바일 알림 중재와 관련된 기존 연구에 따르면, 일상 생활에서의 예상치 못한 알림은 사람들의 작업을 방해할 가능성이 높다고 한다 [6]. 기존 연구에서 보면 모바일 기기를 활용하여 작업 방해 유도하기 위하여 일정 알림 [7] 및 메시지 알림 [9, 11]이 대표적으로 사용되었다. ESM 알림도 이러한 알림과 유사하기에 사람들의 작업을 방해할 수 있다. 작업 방해는 사람들의 작업 능력을 감소시키며 감정 상태에 악영향이 준다[12]. 이를 종합하면, ESM 을 활용한 감정 상태 측정의 경우 ESM 알림으로 인해 감정 상태 변화를 동반할 수 있기에 부정확한 데이터를 수집할 가능성이 대두된다.

본 연구에서는 ESM 방식을 활용한 감정 상태 수집에 있어 ESM 알림에 의해 발생하는 감정 변화 문제를 집중적으로 알아보고자 한다. 첫 번째로, ESM 알림이 사람들의 감정 변화에 얼마나 영향이 있는지 알아보았다 (RQ1). 이를 위해 ESM 알림으로 인해 감정 변화를 발생할 것을 고려하여 재구성한 ESM 설문 문항을 새로 개발하였으며, 이를 활용하여 수집한 설문 응답을 분석하였다. 두 번째로, ESM 알림으로 인한 감정 변화 현상과 연관된 요인을 알아보았다 (RQ2). 이를 위해 기존 모바일 알림 및 사용 중재 문제를 다룬 연구들에서 감정과의 연관성 분석에 활용된 데이터 (예: 감정, 스트레스, 작업 집중도, 개인 성격 유형, 나이, 성별)를 함께 수집하여 요인 분석을 진행하였다.

본 연구는 총 76 명의 피험자에게 1 일 16 회의 ESM 알림을 통해 ESM 설문 문항에 응답하게끔 안내하였다. 최종 데이터 수집 단계에서 일주일 단위의 일상 생활 중 발생한 감정 상태 표본 데이터 (N=6173)를 수집하였다. 이들 응답 표본을 활용하여 기술통계 분석을 진행하였으며, 37.9%의 표본에서 감정 변화가 발생함을 확인하였다. 감정 변화 현상과 연관된 맥락 요인을 알아보기 위해 진행한 다층 회귀분석 (Multilevel regression)에서는 총 다섯 가지 요인 (Valence, Arousal, Attention, Stress, Disturbance level)이 연관됨을 확인하였다.

피험자의 감정 상태 포집을 위한 ESM 알림이 감정 변화와 연관됨을 보인 결과에 따라, 향후 연구에서 모바일 ESM 을 활용한 데이터 수집에서는 이러한 변화에 충분히 유의하여야 할 것이다. 본 연구에서는 ESM 알림으로 인해 바뀌는 감정 변화를 배제하기 위해 ESM 설문 문항을 수정하여 ESM 알림으로 인해 바뀌기 이전의 감정을 응답할 수 있게 유도하였다. 또한, 본 연구에서 밝힌 감정 변화와 연관된 맥락 요인을 활용하여 감정 변화가 최소화되는 최적 알림 시점을 찾는 연구를 기대해볼 수 있을 것이다.

2. 이론적 배경

경험표집법: 경험표집법(ESM: Experience Sampling Method)은 자연스러운 일상생활에서 사용자의 행동 및 심리 상태 (예: 감정, 스트레스)와 같은 경험 데이터를 수집하기 위해 널리 쓰이고 있다 [3, 5, 10, 18]. ESM 은 알림을 통해 전달한 설문 문항을 피험자가 실시간으로 응답하게끔 만든 데이터 수집 방법론이다.

ESM 을 활용하여 수집된 대표적인 심리상태 정보는 감정 벡터(예: Valence, Arousal), 기본 감정 (예: Happiness, surprise, anger, disgust, sadness, fear, neutral), 스트레스 지수, 우울 증세 등이다. 감정 상태의 경우 Russell 의 감정 벡터 [15] 기준 혹은 Ekman 의 기본 감정 모델 [16] 의 분류 기준에 기반한 설문 문항이 대표적으로 사용되었다. 스트레스 지수는 주로 스트레스 자각 척도(Perceived Stress Scale, PSS)의 문항 수를 축약하여 측정하였다. 본 연구에서는 이와 같은 설문 문항들에 기초하여 일상 생활에서 표집할 수 있는 감정과 스트레스 수치화 자료를 수집하기 위한 ESM 설문지를 제작성하였다.

ESM 을 활용한 연구는 피험자들에게 반복적인 설문 응답을 요구하기 때문에 피험자들은 응답 부담 (Response burden)을 느낄 가능성이 있다 [6]. 또한, 적절하지 않은 시점에서의 ESM 알림 및 설문 요구

행위는 알림 당시 진행 중이던 작업을 방해하여 피험자의 작업 능률과 감정 상태에 악영향을 준다[19]. 이와 같은 영향은 ESM 알림 당시 피험자의 인지 부하, 개인 성격 유형 (personality traits)에 따라 달라질 수 있다 [8, 12].

기존 연구 결과를 고려하면 ESM 알림으로 인해 작업 방해 받은 피험자의 감정 상태는 ESM 알림을 받기 전과 비교하여 달라질 수 있는 가능성이 있다. ESM 을 활용하여 심리 상태 데이터를 수집한 연구는 많이 있었으나, ESM 알림으로 인해 감정이 변화할 것을 고려한 연구는 없었다. 따라서, 본 연구는 ESM 알림으로 인해 생기는 감정 변화 현상과 영향을 주는 요인을 밝히고자 한다. 구체적으로, (1) RQ1: ESM 알림으로 인해 감정 변화가 얼마나 발생하는가에 대해 알아보고, (2) RQ2: 감정 변화와 연관된 요인을 통계분석하였다.

3. 연구 방법론

이번 절에서는 우리 연구의 데이터 수집 방법에 대해 알아본다. ESM 알림이 사람들의 감정에 어떤 영향을 미치는지 알아보기 위해 일상 생활을 하면서 일반적으로 겪는 다양한 경험 및 환경 정보를 수집하였다. 구체적으로 이번 절은 (1) ESM 설문 디자인 과정, (2) 개인 성격 유형(personality traits) 분류 방법, (3) 최종 데이터 수집 방법에 대해 소개한다.

ESM 설문 및 알림 매커니즘

ESM 설문 문항: 설문 문항은 기존 멀티태스킹 연구 [6, 12]에서 주로 활용된 설문 문항에 ESM 알림으로 인해 바뀌는 감정을 응답 받기 위한 질문을 추가하여 구성하였다. 전체 설문 문항은 그림 1 과 같으며 세부 문항은 Q1: Valence, Q2: Arousal, Q3: Attention level, Q4: Stress level, Q5: Emotion duration, Q6: Disturbance level, Q7: Emotion change 으로 구성되어 있다. 문항 응답은 7 점 리커트 스케일 (7-point Likert scale)로 받았다.

감정 측정은 벡터 축에서 등급을 고르는 방법 [15]을 사용하였다. 감정 벡터는 2 가지 벡터(Valence 와 Arousal)를 고려하였다. 이중 Arousal 벡터를 세분화하여 Energetic arousal 과 Tense arousal 로 구분 지은 연구 [23]를 토대로, Energetic arousal 을 Q2: Arousal 항목으로, Tense arousal 을 Q4: Stress 항목으로 구분짓고, Q1: Valence 까지 총 3 가지 축으로 감정 상태 설문지를 구성하였다.

My emotion right before doing this survey was

Q1: very negative (-3) ~ very positive (+3)

Q2: very calm (-3) ~ very excited (+3)

<i>My attention level right before doing this survey could be rated as</i>
Q3: very bored (-3) ~ very engaged (+3)
<i>My stress level right before doing this survey was</i>
Q4: not stressed at all (-3) ~ very stressed (+3)
<i>My emotion that I answered above has not changed for recent _____ minutes.</i>
Q5: 5, 10, 15, 20, 30 60 min / I am not sure
<i>Answering this survey disturbed my current activity</i>
Q6: entirely disagree (-3) ~ entirely agree (+3)
<i>How did your emotions change while you are answering the survey now?</i>
Q7: I felt more negative (-3) ~ I felt more positive (+3)

그림 1. 데이터 수집에 활용한 최종 ESM 설문 문항

Q7: Emotion change 항목을 추가하여 피험자들이 ESM 응답을 하면서 바뀌는 감정 상태를 기록할 수 있도록 하였다. 더불어, 기존 멀티태스킹 연구 [12]에 기초하여 ESM 알림으로 인한 작업 방해와 연관된 요인으로써 Q3: Attention, Q6: Disturbance level 을 활용하여 설문을 구성하였다. 끝으로, 감정 설문 응답과 함께 수집할 센서 데이터 분석에 활용하기 위해 감정 유지 시간 Q5: Emotion duration 항목을 설문지에 추가하였다.

ESM 알림 매커니즘: 피험자 개개인으로부터 풍부한 감정 상태 표본을 수집하기 위해 1 인당 하루 10 회 이상의 ESM 응답을 받는 것을 목표로 하였다. 무분별하게 자주 올리는 ESM 알림은 피험자들의 응답 부담을 증가시키기 때문에 알림 매커니즘을 적절하게 설계하는 것이 중요하다. [24]를 참고하여 알림 매커니즘 설계 시 다음 사항을 고려하였다: (1) 알림 동작 시간, (2) 알림 주기, (3) 알림 간 최소 시간 간격, (4) 알림 후 응답 제한 시간, (5) 응답 제한 횟수.

알림 동작 시간은 기존 모바일 ESM 연구를 참고하여 일상 활동 12 시간(10am~10pm) 동안 작동하게 설정하였다. 알림 주기는 약 45 분 주기로 설정하여 일평균 16 회의 ESM 알림이 전달되게끔 설정하였다. 기존 연구 결과에 의하면 모바일 ESM은 약 70%의 응답률을 보인다[20]. 일평균 16 회의 ESM 알림이 전달되면 일평균 11(=16×0.7)회의 응답이 예상되므로, 상기 설정한 1 인당 표본 목표치인 하루 10 회 이상을 만족할 것이라 예상하였다. 알림 간 최소 간격은 30 분으로 설정하고, 10 분 이내에 응답하지 않은 ESM 알림은 만료되게끔 제한하였다. 또한, ESM 응답은 2 분 이내로 설정하는 것이 바람직하다는 제안 [13]을 고려하여 1 분 내로 응답할 수 있게끔 설계하였다.

ESM 설문 및 알림 매커니즘 개발 과정: 실제 데이터 수집 실험 중 파일럿 실험을 진행하여 설문 및 알림 매커니즘 수정, 검증하였다. 파일럿 실험은 총 4 회에 걸쳐 진행되었다. 개별 실험 마다 2~4 명의 피험자가

참여하였다. 모집된 피험자에게 설문지를 사용하게 한 후 인터뷰를 통해 개선점을 응답 받았다. 중점적으로 살펴본 내용은 다음과 같다. (1) 설문지 문장을 자연스럽게 이해할 수 있는가? (2) ESM 설문 문항의 보조 단어는 적절한가? (3) 알림 매커니즘은 적절한가?

개인 성격 유형 (Personality traits)

개인성격 유형을 측정하기 위해 한국형 BFI (Big Five Inventory) 을 사용하였다[28]. BFI 는 성격특성 5 요인인 개방성, 성실성, 신경증, 외향성, 친화성을 측정하는 설문이다. 한국형 BFI 는 44 문항의 기존 설문[26]을 15 문항으로 축약한 버전으로 짧은 시간 안에 성격특성을 측정하기에 적합하다.

최종 데이터 수집 방법

최종 데이터 수집을 위해, 학내 커뮤니티 웹 Ara 에서 Android 6.0 버전 이상의 스마트폰 사용자 80 명을 모집하였다. 피험자들은 일주일 간 데이터 수집에 데이터 수집에 참여하였으며, 데이터 수집 참여 보상으로 7 만원을 지급받았다. 이들은 수집 시작일 전 예비 교육에 참여하여 데이터 수집에 대한 안내를 받고 성격 유형 설문지 (한국형 BFI) 및 인적사항 (예: 성별, 나이) 질문에 응답하였다. 이후 배포받은 안내문을 따라 데이터 수집 전용 스마트폰 앱 (예: PACO, Polar Beat, Dropsync)을 설치하고, 함께 받은 웨어러블 기기 (Microsoft Band 2, Polar H10) 사용법을 익히는 시간을 가졌다.

4. 연구 결과

이번 절에서는 수집한 데이터셋의 특징들에 대해 살펴보고, 앞선 절에서 제시한 연구 질의(RQ1, RQ2)에 대한 결론을 제시한다. 구체적으로, (1) ESM 설문 응답 데이터셋의 개요를 정리한 후, (2) ESM 알림으로 인해 감정 변화가 얼마나 발생하는지, (3) ESM 알림으로 인한 감정 변화와 관련이 있는 요인들이 무엇인지 알아본다.

ESM 설문 응답 데이터셋 개요

최종 데이터 수집 단계에서 모집한 피험자수는 80 명이었으나, 장비 사용 미숙으로 인해 데이터가 누락된 자, 데이터 수집을 중도 포기한 자 4 명을 제외하여 본 연구에서는 총 76 명(남:여=52:24)의 데이터를 수집하였다. 피험자들은 대학(원)생으로 구성되었으며, 평균 나이는 만 23.3 세(표준편차 3.6 세, 최고 40 세, 최저 19 세)였다. 이들로부터 ESM 설문 응답 표본을 총 6173 개 수집하였으며, 1 인당 일평균 11 회 이상의 표본 목표치를 달성하였다.

RQ1: ESM 알림으로 인해 감정 변화가 얼마나 발생하는가

RQ1에 답변하기 위하여 Q7: Emotion change 항목 응답의 기술 통계 결과를 분석하였다. 직관적인 분석을 위하여 표본을 세 그룹(부정 감정, 긍정 감정, 중도 감정)으로 구분 한 후 기술 통계 결과를 구하였다. 기술 통계 결과는 표 3과 같다.

표 1. Q7 항목의 1인당 응답 표본 기술 통계 요약

	부정 감정	중도 감정	긍정 감정
발생 빈도	14.5	46.9	14.0
발생 비율	19.0%	62.1%	18.9%
표준 편차	16.3%	23.6%	19.1%
최고	76.7%	97.8%	72.9%
최저	0.0%	10.6%	0.0%

피험자 개개인의 응답 표본을 살펴본 결과, 개인 당 평균 37.9%의 응답 표본에서 감정 변화 현상을 보고하였다. 이는 상당한 수치의 표본에서 ESM 알림으로 인해 감정 변화가 발생할 수 있다는 의미이다. 즉, ESM 알림으로 인해 변화한 감정을 정확히 구분짓지 못하면 감정을 수집한 ESM 설문 응답이 부정확한 데이터 수집으로 이어질 수 있다는 것을 의미한다.

감정 변화 현상은 개개인에 따라 차이가 있었다. 긍정/부정 감정이 최대 70%를 넘는 개인도 있고, 0%인 개인도 있다는 것을 알 수 있다. 또한, 표준 편차가 15% 이상으로써 통계적으로 고르지 못한 분포이므로, Q7 항목 응답 표본을 분석할 때 개개인의 차이가 중요한 요소로 고려되어야 한다는 것을 의미한다.

RQ2: 감정 변화와 연관된 요인은 무엇인가

감정변화와 연관된 요인을 분석하기 위하여 다층 회귀 분석을 진행하였다. 회귀 분석에 사용한 종속 변수는 감정 변화(Q7: Emotion change)이며, 독립 변수는 감정 상태(Q1: Valence, Q2: Arousal), 스트레스(Q4: Stress level), 작업 집중도(Q3: Attention level), 작업 방해도(Q6: Disturbance level), 개인 성격 유형 다섯 요인(개방성, 성실성, 신경증, 외향성, 친화성), 나이, 성별이었다. 또한, 임의 효과는 독립 변수 사이의 차이를 나타낼 수 있게 피험자 개인고유번호를 활용하였다. 분석결과는 표 4와 같다.

표 2. GLMM 분석 결과. (***: $p < .001$) (A/G: 나이 및 성별, BFI: 개인 성격 유형 다섯 요인, EASD: 감정

상태/작업 집중도/스트레스/작업 방해도, adj. R^2 : adjusted R-squared)

변수	A/G	BFI	EASD	All
나이	-.014			-.009
성별	.021			-.059
개방성		.012		.008
성실성		.006		-.006
신경증		-.013		.005
외향성		.006		-.011
친화성		.004		-.020
Q1			.124***	.123***
Q2			.026***	.025***
Q3			.027***	.027***
Q4			-.082***	-.084***
Q6			-.124***	-.127***
adj. R^2	.19	.196	.314	.329

피험자의 감정 변화(Q7)를 예측함에 있어 피험자 개개인의 특성을 나타내는 나이, 성별, 개인성격특성 5 요인은 통계적으로 유의미하지 않았다. 이에 반해, 감정 상태(Q1, Q2), 작업 집중도(Q3), 스트레스(Q4), 작업 방해도(Q6)는 유의미하였다, $p < .001$. 이는 감정이 긍정적이고 고조되며, 작업에 집중하면서, 스트레스가 적고, ESM 알림으로 인한 작업 방해를 적게 느낀다면 감정 변화가 긍정적인 방향으로 일어나며, 반대 상황에서는 반대되는 경향을 보임을 뜻한다.

6. 결론 및 향후 연구

ESM은 일상에서 반복적으로 관찰되는 현상을 측정하는 도구로 널리 쓰이고 있다. 본 연구에서는 감정 상태를 측정하고자 새로운 ESM 설문 문항을 디자인하였으며, 76 명의 피험자로부터 일주일 간 6173 개의 응답 표본을 수집하였다. 통계 분석을 통해 1인당 평균 37.9%의 표본에서 감정 변화가 발생함을 확인하였으며, 이들 감정 변화와 연관된 다섯 가지 요인(Valence, Arousal, Attention level, Stress level, Disturbance level)을 밝혔다.

향후 ESM을 활용하여 피험자의 심리 상태를 수집하고자 하는 연구에서는 ESM 알림으로 인해 피험자의 심리 상태가 변화되는 효과에 특별한 주의를 기울여야 할 것이다. 본 연구에서는 ESM 설문지 문장을 수정하여 감정 포집 시점과 ESM 알림 시점을

구분지었으며, 피험자들이 ESM 알람으로 인해 바뀌기 이전의 심리 상태를 응답할 수 있게 유도하였다. 이와 같이 감정 상태 변화 효과를 배제한 데이터 수집 방법을 추가로 개발하기 위해 노력해야 할 것이다.

사사

이 논문은 2019 년도 KK-JRC Smart Project 의 지원을 받아 수행된 연구임

참고 문헌

1. Fox, S., & Duggan, M. (2012). Mobile health 2012. Washington, DC: Pew Internet & American Life Project.
2. Caddy, B. (June 22, 2018). Stress tracking tech: Heart rate monitoring and guided breathing devices, WAREABLE.
3. Larson, R. & Csikszentmihalyi, M. (1983). The Experience Sampling Method. *New Directions for Methodology of Social & Behavioral Science* 15: 41 – 56.
4. Plarre, K., Raij, A., Hossain, S. M., Ali, A. A., Nakajima, M., Al'Absi, M., ... & Siewiorek, D. (2011). Continuous inference of psychological stress from sensory measurements collected in the natural environment. In *Proc. of IPSN. IEEE*.
5. Hovsepian, K., Al'Absi, M., Ertin, E., Kamarck, T., Nakajima, M., & Kumar, S. (2015). cStress: towards a gold standard for continuous stress assessment in the mobile environment. In *Proc. of the 2015 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing* (pp. 493–504). ACM.
6. Iqbal, S. T., & Bailey, B. P. (2005, April). Investigating the effectiveness of mental workload as a predictor of opportune moments for interruption. In *CHI* (pp. 1489–1492). ACM.
7. Siewiorek, D. P., Smailagic, A., Furukawa, J., Krause, A., Moraveji, N., Reiger, K., ... & Wong, F. L. (2003, October). SenSay: A Context-Aware Mobile Phone. In *ISWC* (Vol. 3, p. 248).
8. Mehrotra, A., Pejovic, V., Vermeulen, J., Hendley, R., & Musolesi, M. (2016, May). My phone and me: understanding people's receptivity to mobile notifications. In *Proc. of the CHI* (pp. 1021–1032). ACM.
9. Mehrotra, A., Musolesi, M., Hendley, R., & Pejovic, V. (2015, September). Designing content-driven intelligent notification mechanisms for mobile applications. In *Proc. of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing* (pp. 813–824). ACM.
10. Mehrotra, A., Tsapeli, F., Hendley, R., & Musolesi, M. (2017). MyTraces: Investigating correlation and causation between users' emotional states and mobile phone interaction. In *Proc. of IMWUT*, 1(3), 83. ACM.
11. Stohart, C., Mitchum, A., & Yehnert, C. (2015). The attentional cost of receiving a cell phone notification. *Journal of experimental psychology: human perception and performance*, 41(4), 893.
12. Bailey, B. P., Konstan, J. A., & Carlis, J. V. (2001, July). The Effects of Interruptions on Task Performance, Annoyance, and Anxiety in the User Interface. In *Interact* (Vol. 1, pp. 593–601).
13. Consolvo, S., & Walker, M. (2003). Using the experience sampling method to evaluate ubicomp applications. *IEEE pervasive computing*, 2(2), 24–31.
14. Burgin, C. J., Silvia, P. J., Eddington, K. M., & Kwapil, T. R. (2013). Palm or cell? Comparing personal digital assistants and cell phones for experience sampling research. *Social Science Computer Review*, 31(2), 244–251.
15. Russell, J. A. (1980). A circumplex model of affect. *Journal of personality and social psychology*, 39(6), 1161.
16. Ekman, P. (1999). Basic emotions. *Handbook of cognition and emotion*, 98(45–60), 16.
17. Cohen, S., Kamarck, T., & Mermelstein, R. (1994). Perceived stress scale. *Measuring stress: A guide for health and social scientists*, 10.
18. Shiffman, S. (2009). Ecological momentary assessment (EMA) in studies of substance use. *Psychological assessment*, 21(4), 486.
19. Miyata, Y., & Norman, D. A. (1986). Psychological issues in support of multiple activities. *User centered system design: New*

- perspectives on human-computer interaction, 265–284.
20. Van Berkel, N., Ferreira, D., & Kostakos, V. (2018). The experience sampling method on mobile devices. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 50(6), 93.
21. Ho, J., & Intille, S. S. (2005, April). Using context-aware computing to reduce the perceived burden of interruptions from mobile devices. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems* (pp. 909–918). ACM.
22. Crawford, J. R., & Henry, J. D. (2004). The Positive and Negative Affect Schedule (PANAS): Construct validity, measurement properties and normative data in a large non-clinical sample. *British journal of clinical psychology*, 43(3), 245–265.
23. Pribram, K. H., & McGuinness, D. (1975). Arousal, activation, and effort in the control of attention. *Psychological review*, 82(2), 116.
24. van Berkel, N., Goncalves, J., Koval, P., Hosio, S., Dingler, T., Ferreira, D., & Kostakos, V. (2019, April). Context-Informed Scheduling and Analysis: Improving Accuracy of Mobile Self-Reports. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (p. 51). ACM.
25. Exler, A., Braith, M., Schankin, A., & Beigl, M. (2016, September). Preliminary investigations about interruptibility of smartphone users at specific place types. In *Proceedings of the 2016 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing: Adjunct* (pp. 1590–1595). ACM.
26. John, O. P., & Srivastava, S. (1999). The Big Five trait taxonomy: History, measurement, and theoretical perspectives. *Handbook of personality: Theory and research*, 2(1999), 102–138.
27. Lang, F. R., John, D., Lüdtke, O., Schupp, J., & Wagner, G. G. (2011). Short assessment of the Big Five: Robust across survey methods except telephone interviewing. *Behavior research methods*, 43(2), 548–567.
28. Ji Hyeon Kim, Bok Hwan Kim, Moon Sun Ha. (2011). Validation of A Korean Version of the Big Five Inventory. *인간이해*, 32(1), 47–65.
29. Fitzmaurice, G. M., Laird, N. M., & Ware, J. H. (2012). *Applied longitudinal analysis* (Vol. 998). John Wiley & Sons.
30. He, H., & Garcia, E. A. (2009). Learning from imbalanced data. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 21(9), 1263–1284.