

## CCTV-Based Behavioral Indicator Analysis System for Mental Health Evaluation in Protective Wards

Hee-Cheol Kim\*, Kang-Hee Lee\*\*, Yourack Lee\*\*\*, Hyun-Ghang Jeong\*\*\*\*, Hyun-Soo Choi\*\*\*\*\*

\*Researcher, ZIOVISION, Chuncheon, Korea

\*\*PhD Student, Dept. of Computer Science and Engineering, Kangwon National University, Chuncheon, Korea

\*\*\*Research Professor, Medical Device Usability Test Center, Korea University College of Medicine, Korea University Guro Hospital, Seoul, Korea

\*\*\*\*Professor, Department of Psychiatry, Korea University College of Medicine, Korea University Guro Hospital, Seoul, Korea

\*\*\*\*\*Assistant Professor, Dept. of Computer Engineering, Seoul National University of Science and Technology, Seoul, Korea

### [Abstract]

This study proposes a non-invasive system that collects patients' daily behavioral indicators to evaluate and predict mental health status. By extracting indicators such as travel distance, activity radius, time spent alone, and duration of contact with others, the system aims to detect changes in psychological states, including depression, anxiety, and suicide risk. To collect these behavioral indicators, the system utilizes object identification and tracking based on the Bird's Eye View method to ensure consistent tracking and obtain location information across multiple camera perspectives. Based on the extracted location information, we generated behavioral indicators and analyzed their correlations with suicide risk and mental health measures. Our analysis revealed statistically significant relationships between the behavioral indicators and mental health measures. This indicates that behavioral indicators can objectively assess patients' mental health status. By enabling the evaluation of patients' mental health through this system, we expect to contribute to regular patient management and improvements in mental health care.

▶ **Key words:** Mental Health Prediction, Biomarker, Bird's Eye View, Object Identification and Tracking, Behavioral Indicators, Suicide Risk and Behavior Assessment Metrics, Multi-camera Tracking

• First Author: Hee-Cheol Kim, Corresponding Author: Hyun-Soo Choi, Hyun-Ghang Jeong

\*Hee-Cheol Kim (heefe92@ziovision.co.kr), ZIOVISION

\*\*Kang-Hee Lee (kanghee@ziovision.co.kr), Dept. of Computer Science and Engineering, Kangwon National University

\*\*\*Yourack Lee (dlbfr@korea.ac.kr), Medical Device Usability Test Center, Korea University College of Medicine, Korea University Guro Hospital

\*\*\*\*Hyun-Ghang Jeong (jeonghg@korea.ac.kr), Department of Psychiatry, Korea University College of Medicine, Korea University Guro Hospital

\*\*\*\*\*Hyun-Soo Choi (choi.hyunsoo@seoultech.ac.kr), Dept. of Computer Engineering, Seoul National University of Science and Technology

• Received: 2024. 11. 14, Revised: 2024. 11. 29, Accepted: 2024. 12. 05.

## [요 약]

본 연구는 환자의 일상적인 행동 지표를 활용하여 정신 건강 상태를 평가하고 예측하는 비침습적 시스템을 제안한다. 환자의 이동 거리, 활동 반경, 혼자 있는 시간, 타인과의 접촉 시간 등 다양한 행동 지표를 추출하여 심리적 상태 변화, 우울증, 불안증 등의 정신적 문제를 감지하고자 한다. 특히, 행동 지표와 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 상관관계를 분석하여 행동 지표가 정신 건강 상태를 예측하는 중요한 바이오마커로 활용될 수 있음을 입증하였다. 행동 지표 추출을 위해 객체 식별과 추적을 기반으로 한 영상 분석 기법과 조감도 방식을 적용하여 여러 카메라 시점에서 일관된 추적과 위치 정보를 확보하였다. 통계 분석 결과, 활동 반경, 혼자 있는 시간, 야간 이동 거리 등의 행동 지표가 자살 위험 및 행동 평가 척도와 유의미한 상관관계를 보여주었으며, 이는 환자의 정신 건강 상태를 객관적으로 평가하는 데 활용 가능성을 확인하였다. 본 시스템은 환자의 일상 행동 데이터를 기반으로 매일 행동 지표를 수집하여 정신 건강 상태를 평가하는 것을 목표로 한다. 이를 통해 정기적인 환자 관리 및 정신 건강 증진에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

▶ **주제어:** 정신 건강 예측, 바이오마커, 조감도 방식, 객체 식별 및 추적, 행동 지표, 자살 위험 평가 척도, 다중 카메라 추적

## I. Introduction

정신 건강 문제는 전 세계적으로 심각한 사회적 이슈로 대두되고 있으며, 우울증, 불안증, 자살 등의 정신 질환은 개인의 삶의 질을 저하시킬 뿐만 아니라 사회 전체에 부정적인 영향을 미치고 있다[1]. 이러한 정신 건강 문제를 조기에 발견하고 적절히 대응하는 것은 매우 중요하지만, 현재의 정신 건강 평가 방법은 주로 설문 조사를 기반으로 하며, 이는 평가 주기가 길고 평가 산출에 많은 노동력이 필요하다.

특히, 보호 병동과 같은 안전 관리가 필요한 환경에서는 정신 건강 상태의 지속적인 모니터링과 위험군의 신속한 식별이 필수적이다. 보호 병동에서는 자살 시도나 자해 행동과 같은 급격한 정신 상태 변화를 보이는 환자들이 집중적으로 관리되기 때문에, 저위험군과 고위험군을 정확하게 구분하여 각 그룹에 맞는 개별적인 관리와 개입이 필요하다. 고위험군으로 분류된 환자들은 더욱 세심한 주의와 빈번한 모니터링이 요구되며, 이를 통해 예기치 못한 사고를 예방하고 환자의 안전을 보장할 수 있다. 따라서 보호 병동에서의 정신 건강 평가는 단순한 상태 평가를 넘어, 환자의 위험 수준을 신속하고 정확하게 판단하여 적절한 대응을 가능하게 하는 중요한 역할을 한다[2].

최근에는 환자의 일상적인 행동 패턴이 정신적, 심리적 상태를 반영하는 중요한 신호로 주목받고 있다[3]. 스마트폰이나 웨어러블 기기를 통한 행동 데이터 수집이 가능해지면서, 행동 지표를 활용한 정신 건강 평가에 대한 연구

가 활발히 진행되고 있다[4]. 그러나 이러한 방법들은 주로 개인의 적극적인 참여가 필요하거나, 데이터 수집 과정에서 개인정보 침해의 우려가 있다.

본 연구는 폐쇄병동 내 환자들의 행동 지표를 자동으로 추출하여 정신 건강 상태를 평가하고자 한다. 이를 위해 CCTV 영상에서 객체 식별과 추적을 기반으로 환자의 이동 거리, 활동 반경, 혼자 있는 시간, 타인과의 접촉 시간 등의 다양한 행동 지표를 일별로 추출하는 시스템을 제안한다. 특히, 조감도(BEV, Bird's Eye View) 방식을 적용하여 여러 카메라 시점에서의 일관된 추적과 위치 정보를 확보함으로써, 환자의 행동 패턴을 정밀하게 분석할 수 있다.

본 시스템의 유효성을 검증하기 위해 행동 지표와 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 상관관계를 분석하였다. 그 결과, 일부 행동 지표가 자살 위험 및 행동 평가 척도와 유의미한 상관관계를 나타내어, 행동 지표가 정신 건강 상태를 예측하는 바이오마커로서 활용될 수 있음을 확인하였다. 이는 환자의 일상 행동 데이터를 기반으로 한 객관적인 정신 건강 평가의 가능성을 제시하며, 장기적으로는 자살 위험 및 행동 평가 척도 없이도 환자의 정신 건강 상태를 모니터링할 수 있는 기반을 마련한다.

본 연구는 다음과 같은 구성으로 이루어져 있다. 2장에서는 관련 연구를 검토하고, 3장에서는 제안하는 행동 지표 추출 시스템의 방법론을 상세히 설명한다. 4장에서는 행동 지표와 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 상관관계

분석 결과를 제시한다. 5장에서는 본 연구의 의의와 한계점 및 향후 연구 방향을 논의하고, 6장에서 본 연구의 결론을 제시한다.

## II. Related works

### 1. Assessment of Mental Health Status

정신 건강 상태 평가는 개인의 심리적 안녕과 정신적 기능 수준을 이해하고, 필요한 치료나 지원을 제공하기 위해 필수적이다. 기존의 정신 건강 상태 평가는 주로 임상적 인터뷰, 자기보고식 설문지, 심리 검사 등을 통해 이루어져 왔다. 이러한 전통적인 평가 방법들은 전문가의 판단과 환자의 주관적인 응답에 크게 의존하며, 평가 주기가 길어 즉각적인 상태 변화를 포착하기 어렵다는 한계가 있다[5].

#### 1.1 Suicide Risk and Behavior Assessment Scale

자살 위험 및 행동 평가 척도는 환자의 정신 건강 상태를 평가하는 데 중요한 도구로 활용된다. 콜롬비아 자살 심각도 평가 척도(CSSRS, COLUMBIA-SUICIDE SEVERITY RATING SCALE)는 자살 위험성을 평가하기 위한 표준화된 도구로, 자살 생각과 행동의 심각도 및 빈도를 측정한다[6]. CSSRS는 자살 위험 평가에 대한 신뢰성과 타당성이 입증되어 임상 및 연구 환경에서 널리 사용되고 있으며, 환자의 자살 의도를 객관적으로 평가하여 적절한 개입을 가능하게 한다[7].

바렛 충동성 척도(BIS, BARRATT IMPULSIVITY SCALE)는 개인의 충동성을 측정하기 위한 자기보고식 설문지로, 인지적 충동성, 운동적 충동성, 비계획적 충동성의 세 가지 하위 요인으로 구성된다[8]. 충동성은 주의력 결핍 과잉 행동 장애(ADHD, Attention Deficit/Hyperactivity Disorder), 양극성 장애, 경계선 인격 장애 등 다양한 정신 질환과 연관되어 있으며, 특히 자살 행동과도 밀접한 관계가 있다.

자살행동 질문지 개정판(SBQ-R, SUICIDAL BEHAVIOR QUESTIONNAIRE-REVISED)은 자살 생각과 행동의 위험성을 평가하는 자기보고식 척도로, 과거 자살 시도, 현재 자살 생각의 빈도, 자살 행위의 위험성 등을 측정한다[9]. SBQ-R은 다양한 인구 집단에서 사용 가능하며, 자살 위험이 있는 개인을 식별하는 데 유용한 도구로 인정받고 있다.

### 1.2 Biosignal-Based Mental Health Assessment

웨어러블 기기를 활용한 생체 신호 수집은 정신 건강 상태 평가에 새로운 가능성을 열어주고 있다. 스마트워치와 같은 웨어러블 기기는 심박수, 심박 변이도(HRV, Heart Rate Variability), 피부 전도도(GSR, Galvanic Skin Response), 체온, 수면 패턴 등의 생체 신호를 실시간으로 모니터링할 수 있다. 이러한 생체 신호는 스트레스, 우울증, 불안 등 정신 건강 상태와 밀접한 관련이 있으며, 비침습적이고 지속적인 데이터 수집이 가능하다는 장점이 있다.

스트레스 수준 예측 연구에서는 Gjoreski 등이 웨어러블 기기를 통해 수집된 심박 변이도, 피부 전도도 등의 데이터를 기반으로 스트레스 수준을 예측하는 알고리즘을 개발하였다[10]. 이 연구에서는 기계 학습 기법을 활용하여 개인의 스트레스 상태를 높은 정확도로 분류하였다. 또한, Smets 등은 심박 변이도와 수면 패턴을 분석하여 우울증 환자와 건강한 개인을 구분하는 연구를 진행하였으며, 우울증 환자는 심박 변이도 지표에서 유의미한 차이를 보였다[11]. Kim 등은 스마트워치를 통해 수집한 심박수 데이터를 활용하여 불안 장애 환자의 생체 신호 패턴을 분석하였고, 불안 상태에서의 심박수 변동성이 증가하는 경향을 확인하여 불안 수준을 모니터링하는 데 활용할 수 있음을 보여주었다[12].

그러나 생체 신호 기반 평가는 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 생체 신호는 운동, 카페인 섭취, 주변 온도 등 다양한 외부 요인의 영향을 받을 수 있어 정신 건강 상태를 정확히 반영하지 못할 수 있다. 또한, 웨어러블 기기의 지속적인 착용이 필요하며, 사용자에게 따라 착용 시간이 불규칙할 수 있다. 개인마다 생체 신호의 기초 수준이 다르기 때문에 개별화된 기준 설정이 필요하다는 점도 한계로 작용한다.

### 1.3 Behavioral Data-Based Mental Health Assessment

행동 데이터를 활용한 정신 건강 평가는 스마트폰 사용 패턴 분석과 비디오 분석을 포함한다. 스마트폰은 위치 정보, 통화 및 메시지 기록, 앱 사용 시간 등 다양한 행동 데이터를 수집할 수 있어 정신 건강 상태 평가에 활용되고 있다. Saeb 등은 스마트폰의 GPS 데이터를 분석하여 이동성 패턴과 우울증 간의 상관관계를 연구하였으며, 우울증 환자는 활동 반경이 좁고 이동 거리가 감소하는 경향을 보였다[4]. Moshe 등은 스마트폰 사용 시간과 빈도를 모니터링하여 이러한 데이터가 우울증 및 불안 증상과 연관이 있음을 확인하였다[13].

영상 분석을 통한 행동 지표 추출은 CCTV나 카메라를 활용하여 개인의 행동을 분석하는 연구가 활발히 진행되

고 있다. 다중 객체 추적(MOT, Multi Object Tracking) 알고리즘을 통해 사람의 위치와 이동 경로를 추적함으로써 환자의 활동량과 이동 패턴을 파악할 수 있다. 또한, 영상 내에서 개인들 간의 거리와 상호작용을 분석하여 사회적 고립이나 과도한 밀집 상태를 감지할 수 있다[14].

행동 데이터 활용의 장점은 별도의 기기 착용이나 환자의 적극적인 참여 없이 데이터 수집이 가능하다는 점과 주관적인 응답에 의존하지 않고 행동의 객관적인 지표를 활용할 수 있다는 점이다. 그러나 대용량의 영상 데이터를 실시간으로 처리하기 위한 기술적 요구 사항이 높다는 한계가 존재한다.

#### 1.4 Limitations of Previous Research and Contributions of This Study

기존의 정신 건강 상태 평가 방법들은 각기 장점이 있으나 몇 가지 한계를 가지고 있다. 자살 위험 및 행동 평가 척도는 환자의 주관적인 응답과 전문가의 판단에 의존하므로 정확성이 떨어질 수 있으며, 웨어러블 기기나 스마트폰 기반 데이터 수집은 지속적인 사용이 필요하고 사용자 협조도가 낮을 경우 데이터 수집이 어려워진다. 또한, 개인의 위치 정보나 통화 기록 수집은 개인정보 보호와 관련된 법적, 윤리적 문제를 야기할 수 있다.

본 연구는 이러한 한계를 극복하고자 비침습적이고 지속적인 데이터 수집 방식을 도입하였다. 객체 식별 및 추적과 조감도 방식을 활용하여 환자의 일상 행동 데이터를 비침습적으로 수집하고, 이동 거리, 활동 반경, 혼자 있는 시간 등 객관적인 행동 지표를 추출하여 정신 건강 상태를 평가한다. 또한, 행동 지표와 CSSRS, BIS, SBQ-R 등의 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 상관관계를 분석하여 행동 지표의 바이오마커로서의 가능성을 검증하였다.

## 2. Multi-Camera Object Tracking

다중 카메라 객체 추적은 복잡한 환경에서 객체를 지속적으로 추적하기 위한 핵심 기술로, 특히 객체가 카메라 간에 이동하는 경우 일관된 추적을 보장하기 위해 필요하다. 이는 환자의 행동 지표를 정확하게 추출하기 위해 필수적이다.

### 2.1 Structure from Motion

SfM(Structure from Motion)은 다수의 2D 이미지로부터 3D 구조와 카메라 움직임을 복원하는 기법이다[15]. SfM은 서로 다른 시점에서 촬영된 이미지 간의 특징점을 매칭하고, 이 정보를 바탕으로 3D 공간에서의 점들과 카메라 위치

를 추정한다. 특징점 추출 및 매칭 단계에서는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform), SURF(Speeded-Up Robust Features) 등의 알고리즘을 사용하여 이미지 내에서 특징점을 추출하고, 인접 이미지 간의 특징점을 매칭한다. 에피폴라 기하학을 활용하여 각 이미지의 카메라 내부 및 외부 파라미터를 계산하고, 이를 통해 3D 점군을 생성한다. 그러나 SfM은 다수의 카메라와 충분한 겹치는 시야가 필요하며, 카메라 수가 적거나 겹치는 영역이 부족한 경우 정확한 3D 복원이 어렵다는 한계가 있다.

### 2.2 Limitations Arising from a Limited Number of Cameras

카메라 수가 적을 경우 깊이 정보 부족, 객체 추적의 불안정성, 3D 복원의 부정확성 등의 문제가 발생한다. 스테레오 비전이나 SfM은 다수의 카메라 간의 시차(parallax)를 활용하여 깊이 정보를 추정하므로, 카메라 수가 적으면 정확한 깊이 추정이 어렵다. 또한, 제한된 시야로 인해 객체가 카메라의 시야에서 벗어나면 추적이 중단될 수 있으며, 충분한 겹치는 시야와 다양한 각도의 영상이 없으면 3D 구조 재구성이 부정확해진다.

### 2.3 Monocular Depth Estimation

이러한 한계를 극복하기 위해 단안 깊이 추정(Monocular Depth Estimation) 기술이 주목받고 있다. 단일 이미지로부터 심층 신경망을 활용하여 각 픽셀의 깊이 정보를 예측하는 이 방법은 카메라 수의 제한으로 인한 깊이 정보 부족 문제를 해결할 수 있다.

### 2.4 Bird's-Eye View Tracking

조감도(BEV, Bird's Eye View) 추적은 2D 이미지에서 추출한 객체 정보를 지면 평면에 투영하여 객체의 위치를 추적하는 방법이다. 조감도의 주요 장점은 여러 카메라에서 얻은 데이터를 공통의 지면 좌표계로 변환하여 객체의 위치를 통합적으로 관리할 수 있다는 점과, 객체들 간의 실제 거리를 직접 계산할 수 있어 사회적 상호작용 분석 등에 유용하다는 점이다. 본 연구에서는 카메라의 위치와 각도, 깊이 정보를 활용하여 객체의 좌표를 조감도 좌표계로 변환하였으며, 이를 통해 여러 카메라에서 얻은 데이터를 동일한 좌표계에서 분석할 수 있게 하였다.

### 2.5 Need for Multi-Camera Object Tracking

다중 카메라 객체 추적의 필요성은 환자가 여러 카메라의 시야를 이동할 때도 동일한 객체로 인식하여 행동 지표

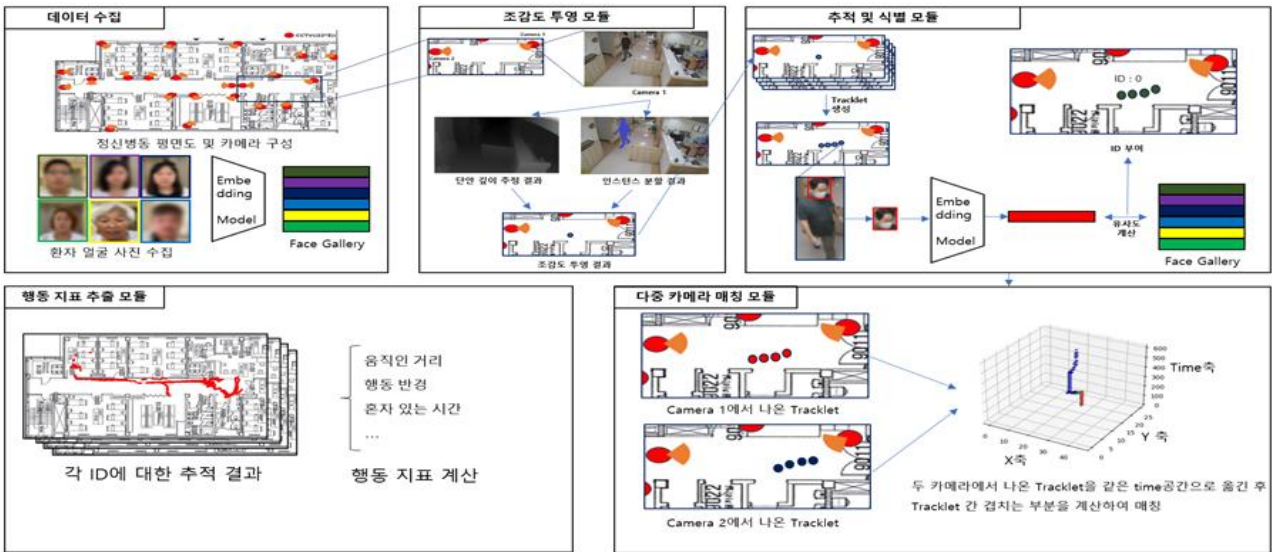


Fig. 1. Overall System Architecture and Data Flow by Module

를 정확하게 산출할 수 있다는 점에서 비롯된다. 단일 카메라로는 모든 영역을 커버할 수 없기 때문에, 다중 카메라를 활용하여 사각지대를 최소화하고, 여러 시점에서의 데이터를 통합하여 이동 거리와 활동 반경 등의 지표를 신뢰성 있게 계산할 수 있다.

**2.6 Approach of This Study**

본 연구에서는 카메라 수가 적은 환경에서도 정확한 객체 추적과 행동 지표 추출을 위해 다음과 같은 방법을 제안한다. 먼저, 최신 딥러닝 모델인 Depth Anything v2 small을 사용하여 단일 이미지로부터 정확한 깊이 정보를 추정하였다[16]. 이를 통해 카메라 수의 제한으로 인한 깊이 정보 부족 문제를 해결하였다. 추정된 깊이 정보를 활용하여 객체의 위치를 조감도로 변환하고, 여러 카메라의 데이터를 공통의 좌표계로 통합하였다. 마지막으로, 조감도 좌표 상에서 SORT(Simple Online and Realtime Tracking) 알고리즘을 적용하여 객체를 지속적으로 추적하고[17], 시간과 공간 상에서 객체의 이동 패턴을 기반으로 다중 카메라 간 객체를 매칭하여 추적의 일관성을 유지하였다.

**III. Method**

본 장에서는 환자의 일상 행동 데이터를 활용하여 정신 건강 상태를 평가하기 위한 제안 시스템의 구현 방법을 모듈별로 설명한다. 시스템은 데이터 수집 모듈, 조감도 투영 모듈, 추적 및 식별 모듈, 다중 카메라 매칭 모듈, 행동

지표 추출 모듈로 구성된다. 각 모듈은 데이터를 수집, 처리, 분석하며 최종적으로 행동 지표를 추출하여 정신 건강 상태를 평가하는 데 필요한 정보를 제공한다. 그림 1은 전체적인 시스템 구성과 모듈별 데이터 흐름을 시각적으로 나타낸다.

추출된 행동 지표의 유의미성을 검토하기 위해 CSSRS, SBQ-R, BIS와의 상관관계 분석을 수행하였다. 이를 통해 제안 시스템이 추출한 행동지표가 환자의 정신 건강 상태를 객관적으로 평가하는 데 유용한지 확인하였다.

**1. Data Collection**

**1.1 Hardware Configuration**

환자의 움직임을 모니터링하기 위해 병동 내에 총 22대의 카메라를 설치하였다. 모든 카메라는 초당 30프레임의 FHD 해상도로 영상을 촬영하였으며, 모든 영상 데이터는 NVR(Network Video Recorder) 서버에 암호화되어 저장된다. 병실 내부에는 사각지대를 최소화하기 위해 각 방마다 앞뒤로 두 대의 카메라를 배치하였고, 면담실과 집중 관찰실에는 한 대의 카메라를 설치했다. 복도와 공용 공간에는 시야가 겹치도록 다섯 대의 카메라를 설치하여 환자의 이동 경로를 추적하였다. 프라이버시를 고려하여 화장실 내부에는 카메라를 설치하지 않았으며, 화장실 앞에 한 대의 카메라를 설치하여 출입 여부를 감지하였다. 또한, 작업 치료실에는 세 대의 카메라를 설치하여 환자 간의 상호작용을 모니터링하였다.

**1.2 Face Gallery Generation**

환자의 동의를 받아 얼굴 이미지를 수집하여 환자 식별을 위한 얼굴 갤러리를 생성하였다. 수집된 얼굴 이미지를

기반으로 InsightFace 모델을 사용하여 각 환자의 얼굴 임베딩 벡터를 생성하였고, 이를 갤러리에 저장하여 환자 식별에 활용하였다. 새로운 환자가 추가되거나 기존 환자의 정보가 변경될 경우 갤러리가 업데이트된다.

## 2. Bird's-Eye View Projection Module

조감도 투영 모듈에서는 각 카메라에서 얻은 2D 영상으로 객체를 검출한 후, 검출된 객체의 위치를 조감도 좌표계로 매핑한다. 이 과정은 사전 준비 단계와 실시간 단계로 나누어진다.

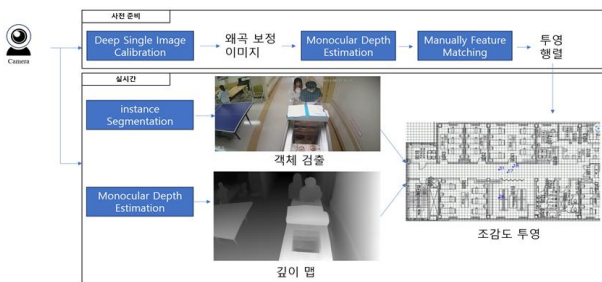


Fig. 2. Projection Process of the Bird's-Eye View

### 2.1 Preparation Stage

사전 준비 단계에서는 각 카메라에 대해 캘리브레이션을 통해 왜곡 계수를 구하고, 조감도 투영을 위한 프로젝션 매트릭스를 생성한다. 구체적인 과정은 다음과 같다.

#### 2.1.1 Camera Calibration and Distortion Correction

카메라의 렌즈 왜곡을 보정하기 위해 Deep Single Image Calibration 기법을 적용하였다[18]. 이 방법은 단일 이미지에서 카메라의 내부 파라미터와 왜곡 계수를 추정하여 방사 왜곡(radial distortion)을 효과적으로 제거한다. 사전 준비 단계에서는 왜곡 계수를 구해두어 실시간 단계에서 이미지 왜곡을 신속하게 보정할 수 있도록 준비하였다. 그림 3은 왜곡 보정 전후의 차이를 보여준다.

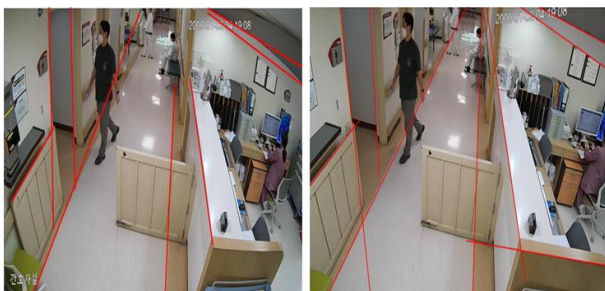


Fig. 3. Left) Before Distortion Correction, Right) After Distortion Correction

#### 2.1.2 Projection Matrix Generation

각 카메라의 2D 영상에서 조감도 좌표계로 정확하게 객체를 투영하기 위해 프로젝션 매트릭스를 생성하였다. 이 과정에서는 왜곡이 보정된 이미지 상의 특정 지점과 조감도 지도상의 대응 지점을 매뉴얼하게 매칭하여 변환 관계를 설정하였다. 이 매칭 포인트들은 카메라에서 관찰되는 특징적인 지점들을 기준으로 수동으로 설정되었으며, 이를 통해 두 좌표계 간의 정확한 변환이 가능해진다. 그림 4는 이미지와 조감도 지도 간의 매칭 포인트 설정 과정을 시각적으로 나타낸다.

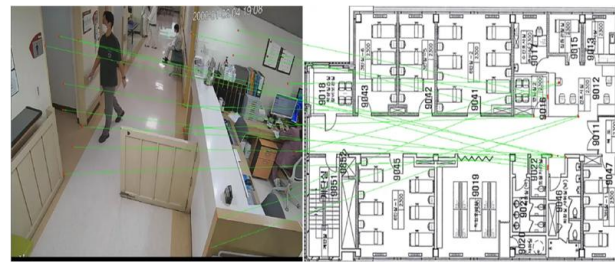


Fig. 4. Setting of Matching Points Between the Image and the Bird's-Eye View Map

### 2.2 Real-Time Processing Stage

실시간 처리 단계에서는 각 카메라로부터 실시간으로 들어오는 2D 영상에서 객체를 검출하고, 이 객체를 조감도 좌표계로 투영하여 위치를 매핑한다.

#### 2.2.1 Real-Time Distortion Correction

사전 준비 단계에서 구한 왜곡 계수를 이용하여 실시간으로 왜곡 보정을 수행한다. 이렇게 보정된 이미지는 조감도 투영의 정확도를 높이는 데 기여하며, 후속 처리 단계를 위한 정확한 좌표 정보를 제공한다.

#### 2.2.2 Object Detection

왜곡 보정된 이미지에서 YOLOv8 인스턴스 세그멘테이션 모델을 사용하여 사람 객체를 실시간으로 검출한다. 이 모델은 객체의 경계를 정확히 식별하여 개별 환자의 위치와 영역을 추출할 수 있다. 검출된 객체의 좌표는 이후 조감도 변환에 필요한 위치 정보로 활용된다.

#### 2.2.3 Monocular Depth Estimation

검출된 객체의 깊이 정보를 추정하기 위해 Depth Anything v2 small 모델을 사용하였다[16]. 이 모델은 각 픽셀의 깊이 값을 예측하여 2D 이미지의 객체를 3D 공간으로 투영하는 데 필요한 깊이 정보를 제공한다.

### 2.2.4 Projection into the Bird's-Eye View

#### Coordinate System

객체의 2D 위치값과 추정된 깊이 값을 사전 준비 단계에서 생성한 프로젝션 매트릭스를 통해 조감도 좌표계로 변환한다. 이를 통해 2D 이미지 상의 객체가 병동의 실제 평면도에 대응되는 조감도 좌표계로 매핑되며, 이후 객체의 이동 경로와 위치가 조감도 상에서 추적된다.

## 3. Tracking and Identification Module

이 모듈에서는 검출된 객체를 조감도 좌표계에서 추적하고, 환자의 얼굴이 보일 때 식별을 통해 고유 ID를 부여하는 방식으로 신뢰성을 높였다. 이는 CCTV 환경에서 환자의 얼굴이 지속적으로 노출되지 않는 한계를 고려한 접근 방식이다.

### 3.1 Patient Identification

검출된 객체는 InsightFace 모델을 사용하여 얼굴이 보이는 순간 얼굴 영역을 추출하고 임베딩 벡터를 생성하였다. 생성된 임베딩 벡터는 얼굴 갤러리의 벡터들과 코사인 유사도를 비교하여 환자 ID를 식별하였다. 유사도가 임계값 이상인 경우 해당 환자의 ID가 할당되며, ID가 부여된 객체는 추적 과정에서 해당 ID를 유지하게 된다. 얼굴이 식별되지 않는 경우에는 기존의 추적 ID가 사용되지만, 얼굴이 다시 보일 때마다 재식별을 통해 정확한 ID로 업데이트된다. 갤러리에 없는 경우에는 미등록자로 처리된다.

### 3.2 Object Tracking

조감도 좌표계에서 SORT(Simple Online and Realtime Tracking) 알고리즘을 적용하여 객체를 실시간으로 추적하였다. 객체는 칼만 필터를 사용하여 예측되고, 데이터 연관 알고리즘을 통해 추적이 갱신된다.

## 4. Multi-Camera Matching Module

다중 카메라 매칭 모듈은 여러 카메라에서 검출된 객체가 동일한 객체인지 확인하여 일관된 ID를 유지하도록 한다. 이를 위해 각 카메라에서 얻어진 객체의 조감도 좌표를 시간 축까지 포함하여 동기화한 후, 겹치는 영역을 기반으로 매칭을 수행한다.

각 카메라에서 추적된 객체는 조감도 상의 x, y 좌표와 함께 time 축을 포함하여 3D 공간에서 표현된다. 시간 축을 포함함으로써, 동일한 시간대에 두 카메라에 등장한 객체들이 time 축을 포함한 조감도 상에서 어느 정도 겹치는지를 계산할 수 있다. 각 카메라에서 검출된 객체의 시간

대를 동기화된 후, time 축까지 포함한 3D IOU (Intersection over Union)를 계산하여 두 객체가 동일한 객체일 가능성을 평가한다.

계산된 IOU 값이 설정된 임계값을 초과하는 경우, 두 카메라에서 검출된 객체는 동일한 객체로 간주되어 매칭되고, 동일한 ID가 부여된다. 이 과정을 통해 환자가 카메라 간 이동할 때도 동일한 ID로 추적할 수 있도록 하였다.

## 5. Behavioral Indicator Extraction Module

이 모듈에서는 추적된 환자의 위치 정보를 바탕으로 다양한 행동 지표를 추출한다.

### 5.1 Calculation of Travel Distance and Activity

#### Radius

환자의 활동 수준을 파악하기 위해 이동 거리와 활동 반경을 계산하였다. 조감도 좌표계에서 시간 순서대로 정렬된 각 환자의 위치 좌표를 사용하여 이동 거리를 계산하였으며, 공식은 다음과 같다:

$$Distance = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} / (n - 1)$$

여기서 n은 위치 좌표의 총 개수이다. 총 이동 거리를 n으로 나누어 평균 이동 거리(Average Distance)를 구함으로써, 객체의 시간당 이동량을 나타내었다. 이는 객체의 식별이 끊길 수 있는 상황에서도 시간 단위로 일관된 이동 패턴을 분석할 수 있게 한다.

활동 반경은 하루 동안의 모든 위치 좌표를 정량화된 맵(quantized map)에 투영하여 계산하였다. 정량화된 맵의 그리드는 일정한 공간 단위를 대표하게 하였다. 환자의 위치를 정량화하여 환자가 방문한 그리드의 수를 합산하여 활동 반경을 산출하였다. 활동 반경이 넓을수록 환자가 활동하는 공간이 크다는 것을 의미한다.

### 5.2 Extraction of Social Interaction Indicators

환자의 사회적 고립감이나 상호작용 변화를 모니터링하기 위해 혼자 있는 시간과 타인과의 접촉 시간을 계산하였다. 동일한 시간대의 다른 환자들의 위치 좌표를 수집하여 각 시간 프레임에서 대상 환자와 다른 환자 간의 거리를 계산하였다. 임계 거리는 2미터로 설정하였으며, 모든 거리 값이 임계 거리보다 큰 경우 해당 프레임을 혼자 있는 상태로 간주하였다. 이러한 프레임의 시간을 합산하여 일별 혼자 있는 시간을 계산하였다.

타인과의 접촉 시간은 최소 하나의 거리 값이 임계 거리 이하인 경우 해당 프레임을 타인과 접촉한 상태로 간주하

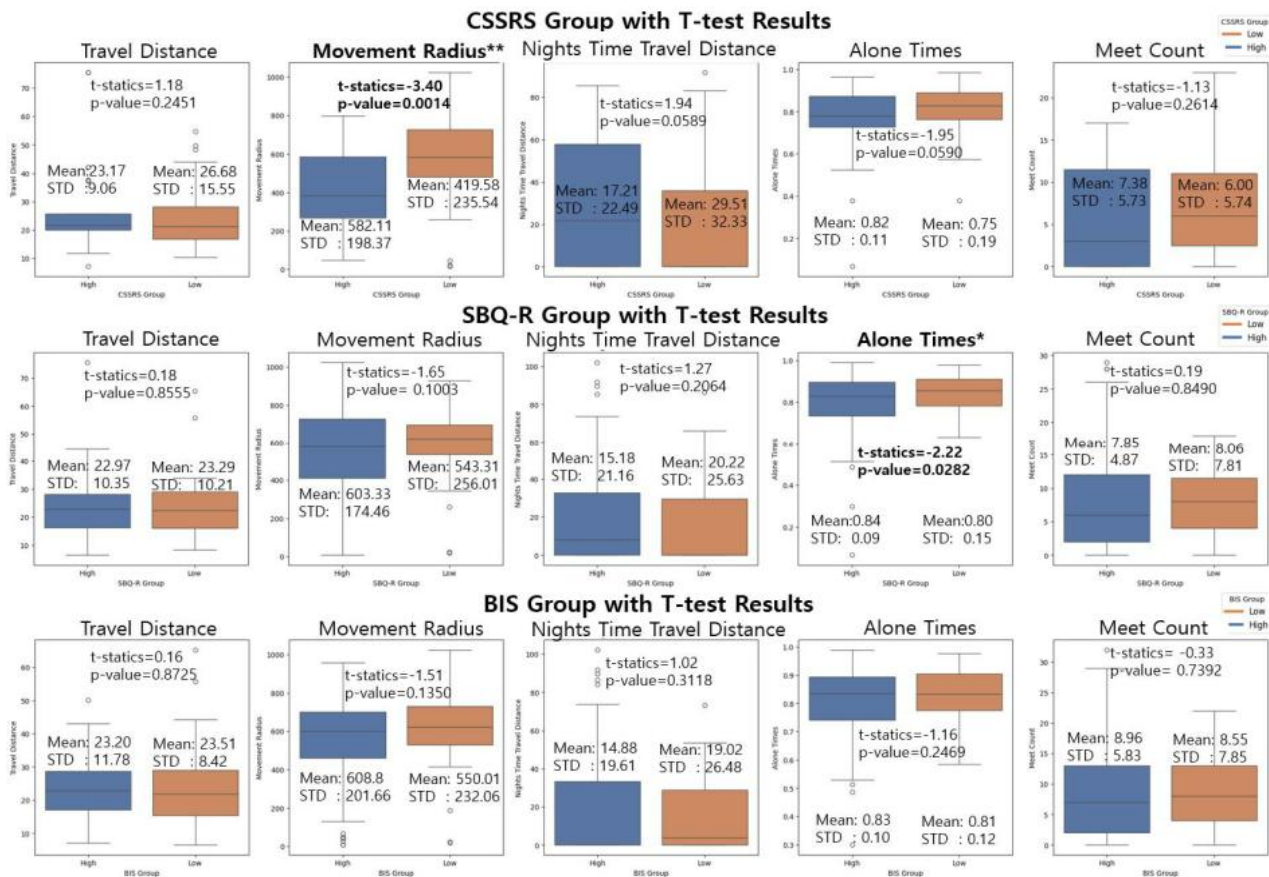


Fig. 5. Box Plot Results and T-Test Outcomes by Behavioral Indicators ( \* : p-value<=0.05, \*\* : p-value <=0.01 )

였다. 이러한 프레임의 시간을 합산하여 일별 타인과의 접촉 시간을 계산하였다. 또한, 타인과의 접촉 상태로 전환되는 순간을 감지하여 일별 접촉 횟수를 카운트하였다.

### 5.3 Calculation of Nighttime Activity Indicators

수면 패턴과 관련된 정보를 제공하기 위해 야간 활동 지표를 계산하였다. 야간 시간대는 밤 10시부터 오전 6시까지로 정의하였으며, 해당 시간대의 위치 좌표만 선택하여 이동 거리를 계산하였다. 일정 거리 이상 이동한 경우를 하나의 활동 이벤트로 정의하고, 야간 시간대에 발생한 활동 이벤트의 수를 카운트하여 야간 활동 빈도를 계산하였다.

## 6. Mental Health Status Assessment

### 6.1 Correlation Analysis of Behavioral Indicators with Suicide Risk and Behavior Scale

행동 지표가 정신 건강 상태를 평가하는 데 유의미한 지표로 활용될 수 있는지 확인하기 위해 CSSRS, SBQ-R, BIS와의 상관관계 분석을 수행하였다. 피어슨 상관 계수를 사용하여 각 행동 지표와 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 선형 상관관계를 분석하였다. 통계적 유의성을 확인하여 행동 지표의 타당성을 평가하였다.

## IV. Results

본 장에서는 제안된 시스템을 통해 추출된 행동 지표와 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 상관관계 분석 결과를 제시한다. 본 연구는 고려대학교 구로병원 정신과 병동에서 취득한 데이터와 검사 결과를 바탕으로 진행되었으며, 총 75일 치의 영상 데이터와 함께 52명의 환자를 대상으로 진행한 CSSRS 검사 결과 143개, BIS 검사 결과 132개, SBQ-R 검사 결과 141개를 사용하였다. 본 연구는 고려대학교 기관윤리심의위원회(IRB)의 승인(승인 번호: 2022GR0511)을 받아 진행되었으며, 모든 데이터는 연구 참여자들의 동의하에 수집되었다.

통계적 분석을 통해 각 자살 위험 및 행동 평가 척도와 행동 지표 간의 유의미한 관계를 확인하고, 이를 바탕으로 정신 건강 상태 평가의 신뢰성을 검증하였다.

### 1. Statistical Analysis Results

분석 결과, 다음과 같은 유의미한 상관관계를 확인할 수 있었다.

CSSRS: 활동 반경과 혼자 있는 시간이 CSSRS 점수와 유의미한 음의 상관관계를 나타냈으며, 야간에 움직이는

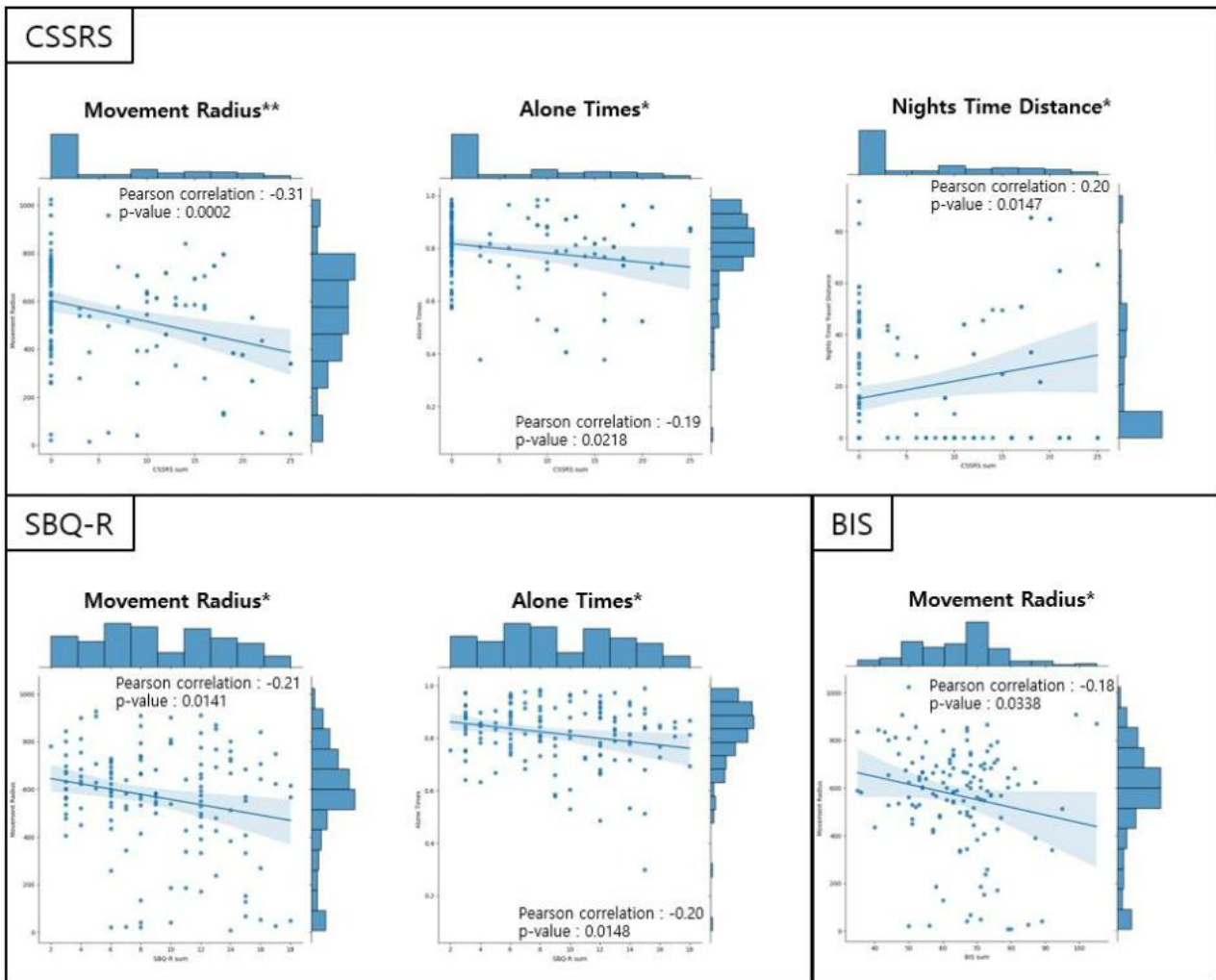


Fig. 6. Scatter Plot Results and Pearson Correlation Outcomes by Behavioral Indicators ( \* : p-value<=0.05, \*\* : p-value <=0.01 )

거리는 유의미한 양의 상관관계를 나타냈다. 이는 자살 위험성이 높은 그룹일수록 밤에 많이 돌아다니며, 활동 반경이 좁고 혼자 있는 시간이 짧다는 것을 의미한다. 보호 병동에서는 이러한 지표들을 활용하여 자살 위험이 높은 환자들을 조기에 발견하고, 이들에게 필요한 정신적 지원과 개입을 신속하게 제공할 수 있는 기반을 마련할 수 있다.

SBQ-R: 혼자 있는 시간과 활동 반경이 SBQ-R 점수와 유의미한 음의 상관관계를 나타냈으며, 이는 자살 위험성이 높은 그룹일수록 혼자 있는 시간이 짧고 활동 반경이 좁다는 것을 의미한다. 보호 병동에서는 이러한 결과를 통해 고위험군 환자를 신속하게 식별하고, 이들에게 더욱 집중적인 모니터링과 지원을 제공할 수 있는 근거를 마련할 수 있다.

BIS: 활동 반경이 BIS 점수와 유의미한 음의 상관관계를 보였으며, 이는 충동성이 높은 그룹일수록 활동 반경이 좁다는 것을 시사한다. 보호 병동에서는 충동성이 높은 환자들을 정확하게 구분함으로써, 이들에게 맞춤형 행동 관

리 프로그램을 적용하여 안전사고를 예방하고 치료 효과를 극대화할 수 있다.

## 2. Interpretation of Results

본 연구의 결과는 환자의 일상 행동 지표가 SBQ-R, BIS, CSSRS와 유의미한 상관관계를 보임을 확인하였다. 특히, SBQ-R과 CSSRS 점수가 높을수록 혼자 있는 시간이 짧고 활동 반경이 좁은 것으로 나타났다. 이는 활동성이 낮은 상태가 정신 건강에 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 보여준다. BIS 점수와 활동 반경 간의 음의 상관관계는 충동성이 높은 환자가 활동 반경이 좁다는 것을 나타내며, 이는 충동적 행동과 제한된 활동 공간 간의 연관성을 시사한다.

이러한 결과는 행동 지표가 정신 건강 상태를 평가하는데 중요한 역할을 할 수 있음을 입증하며, 지속적인 데이터 수집을 통해 환자의 정신 건강 상태를 객관적으로 모니터링할 수 있는 가능성을 보여준다. 특히, 혼자 있는 시간

과 활동 반경은 자살 위험성 및 충동성과 밀접한 관련이 있어, 임상적 개입의 중요한 지표로 활용될 수 있다.

## V. Discussion

본 연구에서는 환자의 일상적인 행동 데이터를 비침습적으로 수집하고 분석하여 정신 건강 상태를 평가하고 예측하는 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 다중 카메라 설치와 딥러닝 기반의 객체 검출 및 추적 기법을 활용하여 이동 거리, 활동 반경, 혼자 있는 시간, 타인과의 접촉 시간, 야간 활동 거리 등의 다양한 행동 지표를 추출하였다. 이러한 행동 지표는 자살 위험 및 행동 평가 척도인 콜롬비아 자살 심각도 평가 척도(CSSRS), 자살행동 질문지 개정판(SBQ-R), 바렛 충동성 척도(BIS)와의 유의미한 상관관계를 보였으며, 이는 행동 지표가 보호 병동에서 고위험군 환자를 효과적으로 식별하고 관리하는 데 중요한 바이오마커로 활용될 수 있음을 보여주었다.

### 1. Key Research Findings

비침습적 데이터 수집의 실현: 다중 카메라 시스템과 비식별화된 영상 데이터를 활용하여 환자의 일상 행동을 방해하지 않으면서도 지속적으로 모니터링할 수 있는 방법을 제시하였다.

정확한 객체 추적 및 식별: InsightFace의 얼굴 검출 및 인식 모델을 통해 환자의 고유 ID를 정확하게 부여하고, SORT 알고리즘을 조감도 좌표계에서 적용함으로써 다중 카메라 간의 일관된 객체 추적을 실현하였다.

행동 지표와 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 유의미한 상관관계 확인: 이동 거리, 활동 반경, 혼자 있는 시간, 타인과의 접촉 시간, 야간 이동 거리 등의 행동 지표가 CSSRS, SBQ-R, BIS와 유의미한 상관관계를 나타내어, 이러한 지표들이 정신 건강 상태를 평가하는 데 중요한 역할을 할 수 있음을 입증하였다.

### 2. Significance of the Study

본 연구는 비침습적이고 지속적인 방식으로 환자의 행동 데이터를 수집하고 분석함으로써, 기존의 주관적이고 간헐적인 정신 건강 평가 방법의 한계를 극복할 수 있는 대안을 제시하였다. 특히, 행동 지표를 통해 정신 건강 상태를 객관적으로 평가할 수 있는 가능성을 확인함으로써, 임상 현장에서의 지속적인 모니터링과 조기 개입을 지원할 수 있는 기반을 마련하였다.

### 3. Limitations

데이터 수집 환경의 제한성: 본 연구는 특정 보호 병동 환경에서만 데이터를 수집하였기 때문에, 다양한 환경에서의 일반화 가능성은 제한될 수 있다. 다른 의료 기관이나 일반 병동에서의 적용 가능성을 검증하기 위해 추가적인 연구가 필요하다.

행동 지표의 다양성과 정확성 부족: 본 연구에서는 제한된 행동 지표만을 활용하였으며, 특히 상호작용을 정확하게 검출하지 않고 거리 기반으로 추정하였다. 이는 실제 상호작용의 빈도나 질을 정확하게 반영하지 못할 수 있다. 또한, 혼자 책을 읽거나 운동을 하는 등의 개별 활동을 인식하지 못하여 이러한 행동과 정신 건강 상태 간의 연관성을 파악하지 못했다.

상호작용 유형의 구분 미흡: 현재 환자 간의 상호작용과 환자와 의료진(의사, 간호사 등) 간의 상호작용을 구분하지 못한 것이 한계점이다. 각 상호작용 유형이 환자의 정신 건강에 미치는 영향이 다를 수 있으므로, 이를 구분하여 분석하는 것이 중요하다.

정서적 상태와 행동 간의 복잡한 관계 미고려: 본 연구는 행동 패턴과 정신 건강 상태 간의 상관관계를 중심으로 분석하였으나, 정서적 상태와 행동 간의 복잡한 인과 관계를 충분히 고려하지 못하였다. 향후 연구에서는 이러한 복잡한 상호 작용을 고려한 종합적인 분석이 필요하다.

### 4. Future Research Directions

다양한 환경에서의 시스템 적용 및 검증: 본 시스템을 다른 병동이나 다양한 환경에 적용하여 일반화 가능성을 검증하고, 환경에 따른 시스템 성능을 평가할 필요가 있다. 이를 통해 시스템의 활용 범위를 확대하고, 다양한 환경에서의 효과성을 입증할 수 있을 것이다.

행동 지표의 확장 및 정교화: 추가적인 행동 지표를 탐색하고, 기존 지표들의 정교화를 통해 정신 건강 상태 평가의 정확성을 높일 수 있다. 현재 연구에서는 거리 기반으로 상호작용을 추정하였기 때문에 실제 상호작용의 빈도나 질을 정확하게 반영하지 못하는 한계가 있었다. 따라서, 상호작용을 정확하게 검출할 수 있는 기술을 개발하고, 환자 간 상호작용과 환자-의료진(의사, 간호사 등) 간의 상호작용을 구분하여 분석하는 것이 중요하다.

개별 활동 인식 기술의 도입: 혼자 책을 읽거나 운동을 하는 등의 개별 행동을 인식하고 분석할 수 있는 기술을 도입하여, 다양한 행동 패턴과 정신 건강 상태 간의 연관성을 파악할 수 있다. 이를 통해 환자들의 일상 활동이 정신 건강에 미치는 영향을 보다 정확하게 평가할 수 있을 것이다.

장기적 데이터 수집 및 분석: 장기적으로 데이터를 수집하여 행동 지표의 변화 패턴을 분석하고, 이를 통해 정신 건강 상태의 추세를 예측하는 모델을 개발할 수 있다. 장기적인 데이터는 단기적인 변동이 아닌 지속적인 경향성을 파악하는 데 필수적이다.

정밀한 임상적 유의성 검증: 본 시스템의 임상적 유의성을 더욱 높이기 위해, 환자의 특성에 따른 Subgroup Analysis를 통해 각 그룹에 맞는 행동 지표의 효과성을 검증하는 연구가 필요하다. 또한, 입원 직후(치료 전)와 퇴실 직전(치료 후) 시점에서의 행동 변화를 분석하여 치료의 영향을 확인하고, 다양한 시나리오에서 시스템의 효과를 검증함으로써 임상적 활용성을 높일 수 있을 것이다. 이러한 분석을 통해 개별 환자의 상태에 맞춘 정밀한 정신 건강 관리가 가능해질 것이다.

## VI. Conclusion

본 연구는 다중 카메라 시스템과 딥러닝 기반의 영상 분석 기술을 활용하여 환자의 행동 지표를 추출하고, 이를 통해 정신 건강 상태를 평가하는 방법을 제시하였다. 행동 지표와 자살 위험 및 행동 평가 척도 간의 유의미한 상관관계 분석 결과는 행동 지표가 정신 건강 상태를 객관적으로 평가하는 데 중요한 역할을 할 수 있음을 입증하였다. 이러한 결과는 비침습적이고 지속적인 방식으로 환자의 정신 건강 상태를 모니터링하고, 조기 개입을 통해 치료 효과를 높일 수 있는 가능성을 제시하며, 향후 임상 현장에서의 적용을 위한 중요한 기반을 마련하였다.

## ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Police-Lab 2.0 Program(www.kipot.or.kr) funded by the Ministry of Science and ICT(MSIT, Korea) & Korean National Police Agency(KNPA, Korea)[Project: Video Analysis and Summary System Using Artificial Intelligence-Based Child Abuse Detection Technology / Project Number: 220122M0101]

This research was supported by a grant of the Korea Health Technology R&D Project through the Korea Health Industry Development Institute(KHIDI), funded by the Ministry of Health & Welfare, Republic of Korea(grant number: HI22C145300)

## REFERENCES

- [1] World Health Organization, "World Mental Health Report: Transforming Mental Health for All," World Health Organization, pp. 1-200, 2022.
- [2] Cutcliffe, J. R., & Stevenson, C. "Feeling our way in the dark: The psychiatric nursing care of suicidal people—A literature review." *International Journal of Nursing Studies*, vol. 45, no. 6, pp. 942-953, 2008. DOI: 10.1016/j.ijnurstu.2007.02.002
- [3] Sheikh, Mahsa, Meha Qassem, and Panicos A. Kyriacou. "Wearable, environmental, and smartphone-based passive sensing for mental health monitoring." *Frontiers in digital health* 3, 2021. DOI: 10.3389/fgth.2021.662811
- [4] Saeb, Sohrab, et al. "Mobile phone sensor correlates of depressive symptom severity in daily-life behavior: an exploratory study." *Journal of medical Internet research* 17.7 ,2015. DOI:10.2196/jmir.4273
- [5] Kaplan, Robert M., and Dennis P. Saccuzzo. "Psychological testing: Principles, applications, and issues." Wadsworth/Thomson Learning, 2001.
- [6] Posner, Kelly, et al. "The Columbia-Suicide Severity Rating Scale: initial validity and internal consistency findings from three multisite studies with adolescents and adults." *American journal of psychiatry* 168.12, 2011. DOI: 10.1176/appi.ajp.2011.10111704
- [7] Nam, Sojeong, et al. "Score Reliability Generalization of the Columbia-Suicide Severity Rating Scale (C-SSRS): A Meta-Analysis." *Measurement and Evaluation in Counseling and Development* 57.2, 2024. DOI: 10.1080/07481756.2023.2301285
- [8] Patton, Jim H., Matthew S. Stanford, and Ernest S. Barratt. "Factor structure of the Barratt impulsiveness scale." *Journal of clinical psychology* 51.6, 1995. DOI: 10.1002/1097-4679
- [9] Osman, Augustine, et al. "The Suicidal Behaviors Questionnaire-Revised (SBQ-R): validation with clinical and nonclinical samples." *Assessment* 8.4, 2001. DOI: 10.1177/107319110100800409
- [10] Gjoreski, Martin, et al. "Continuous stress detection using a wrist device: in laboratory and real life." *proceedings of the 2016 ACM international joint conference on pervasive and ubiquitous computing: Adjunct*. 2016. DOI: 10.1145/2968219.2968306
- [11] Smets, Elena, et al. "Large-scale wearable data reveal digital phenotypes for daily-life stress detection." *NPJ digital medicine* 1.1, 2018. DOI: 10.1038/s41746-018-0074-9
- [12] Hickey, Blake Anthony, et al. "Smart devices and wearable technologies to detect and monitor mental health conditions and stress: A systematic review." *Sensors* 21.10, 2021. DOI: 10.3390/s21103461
- [13] Moshe, Isaac, et al. "Predicting symptoms of depression and anxiety using smartphone and wearable data." *Frontiers in psychiatry* 12, 2021. DOI: 10.3389/fpsy.2021.625247
- [14] Cristani, Marco, et al. "Social interaction discovery by statistical

analysis of f-formations." *BMVC*. Vol. 2. No. 4. 2011.

- [15] Schonberger, Johannes L., and Jan-Michael Frahm. "Structure-from-motion revisited." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016.
- [16] Yang, Lihe, et al. "Depth Anything V2." *arXiv preprint arXiv:2406.09414*, 2024.
- [17] Bewley, Alex, et al. "Simple online and realtime tracking." 2016 *IEEE international conference on image processing (ICIP)*. IEEE, 2016. DOI: 10.1109/ICIP.2016.7533003
- [18] Lopez, Manuel, et al. "Deep single image camera calibration with radial distortion." *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2019.

## Authors



Hee-Cheol Kim received the B.S and M.S. degree in Computer Science and Engineering from Kangwon National University, Korea in 2018 and 2020, respectively. Mr. Lee joined ZIOVISION Co., Ltd. at Chuncheon in 2018.

He currently works as a researcher at ZIOVISION.



Kang-Hee Lee received the B.S and M.S. degree in Computer Science and Engineering from Kangwon National University, Korea in 2009 and 2011, respectively. Mr. Lee is currently a Research Engineer at ZIOVISION

and is pursuing a PhD in Computer Science and Engineering at Kangwon National University. He has a strong interest in computer vision and has gained extensive experience in this field through positions at Intel and NCSOFT.



Yourack Lee received the B.S. degree in Statistics from Korea University, Korea, in 2014, and the Integrated M.S. and Ph.D. degrees in Energy Science from Sungkyunkwan University, Korea, in 2019.

Dr. Lee joined Korea University College of Medicine in 2023 as a Research Professor. He is currently conducting research at Korea University Guro Hospital. He is interested in wearable devices, the application of computer vision techniques.



Hyun-Ghang Jeong received the M.D., M.S. and Ph.D. degree in Medical Science from Korea University, Korea in 2002, 2006 and 2011, respectively. Dr. Jeong joined the faculty of the Department of Psychiatry,

Korea University College of Medicine, Korea University Guro Hospital, Seoul, Korea, in 2011. He is currently a Professor in the Department of Psychiatry, Korea University. He is interested in cognitive and affective disorders, and digital health.



Hyun-Soo Choi received the B.S. degree in computer and communication engineering for the first major and brain and cognitive science for the second major from Korea University, in 2013. In 2020, he received the

integrated M.S./Ph.D. degree in electrical and computer engineering from Seoul National University, South Korea. From 2020 to 2021, he was a senior researcher in Vision AI Labs of SK Telecom. From 2021 to 2021, he was an assistant professor at Kangwon National University in South Korea. Since October 2021, he has joined Ziovision as chief technical officer. Since 2023, he has been an assistant professor at the Seoul National University of Science and Technology.