

디지털 트윈 기반 군중 시뮬레이션 모델을 통한 혼잡 예측 및 통제 전략 최적화 프레임워크 개발

오제형*, 이상화, 박태영, 최민상, 배장원†

한국시뮬레이션학회 2025년 추계학술대회

| 목차

1. 연구 배경 및 목적
2. 시스템 아키텍처
3. 핵심 방법론
4. 검증 및 시나리오 분석
5. 결론 및 향후 과제

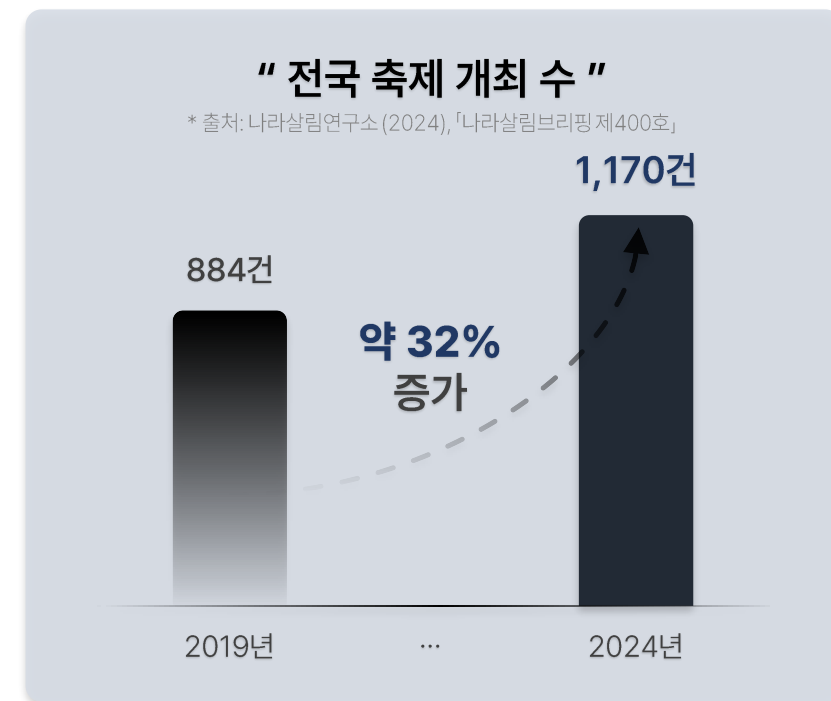
| 1. 연구 배경 및 목적

1.1 연구 배경

도시 공간의 고밀도화와 대규모 행사 증가로 인해 도시 공간에서 군중 밀집 현상이 일상화 되고 있음
특히 좁은 골목, 복잡한 교차로, 시야 확보가 어려운 공간은 보행 흐름을 방해하며 국지적 혼잡을 유발

Problem

한정된 공간에 예측 범위를 넘어서는 인파가 급격히 몰리며 물리적 수용
한계를 초과하는 사례가 빈번해지고 있음



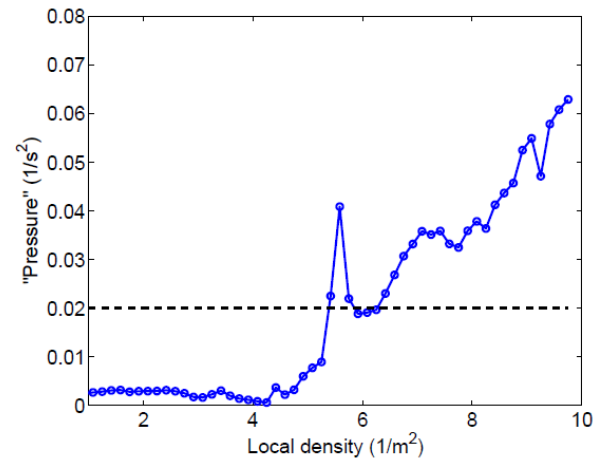
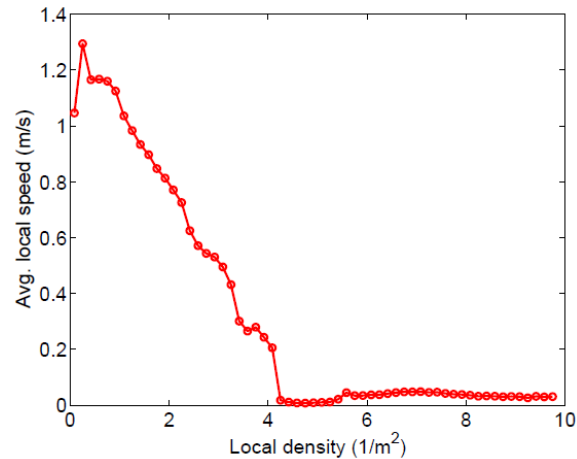
1. 연구 배경 및 목적

1.2 군중 터블런스 현상

“밀집한 군중이 하나의 유체처럼 비정상적으로 움직이는 현상”

개인의 의지와 상관없이 외부 압력에 의해 휩쓸리는 통제 불능 상태

* 출처: Helbing, Johansson & Al-Abideen (2007), 「Crowd turbulence: the physics of crowd disasters」, ICNM-V



* 출처: Golas, A., Narain, R., & Lin, M. C. (2014), 「Continuum modeling of crowd turbulence」, IEEE TVCG

밀집도 5~6명/m²에서 속도가 급락하는 임계점 도달 → 개인의 통행 능력이 완전히 상실되는 순간”

“밀집도가 1명/m² 증가할 때마다 물리적 압박은 3배 이상 증가 → 터블런스 발생의 가장 직접적인 원인”

| 1. 연구 배경 및 목적

1.3 문제정의

이태원 참사 사례 분석 (2022)

군중 터블런스부터 사고 발생까지 소요 시간:단 11분

군중 난류 발생 시 물리적 개입이 불가능한 통제 불능(Out of Control) 상태 도달

기존 CCTV 모니터링 후 사람이 판단하여 대응하는 사후 대응 방식으로는 골든타임 확보 불가능



위험이 **최고조에 도달하기까지**
불과 11분 소요

* 출처: Golas, A, Narain, R, & Lin, M. C. (2014), 「Continuum modeling of crowd turbulence」, IEEE TVCG

| 1. 연구 배경 및 목적

1.4 기존 연구의 한계

- 기존 군중 시뮬레이션 연구는 군중 전체를 연속적인 흐름으로 보고 밀도와 유량을 분석하는
1) 거시적 흐름 모델을 활용 (Hughes, 2003)
- 보행자 간 상호작용과 개별 행태를 재현하기 위해 2) 행위자 기반 모델과 3) 사회적 힘 모델을 사용하는 방식이 주를 이룸 (Pan et al., 2007; Helbing et al., 2000)
- 최근에는 **군중 밀집 위험을 예측하거나 이태원 참사를 가상으로 재현한 연구도 일부 진행되었으나, 군중 통제 전략의 효과를 비교·분석하는 연구는 거의 없는 상황** (박찬호, 2024; 황주이 외, 2023)

1) 거시적 흐름 모델 (Macroscopic Flow Model):

보행자 개개인이 아닌 군중 전체를 하나의 유체처럼 보고, 밀도·속도·유량의 변화를 연속체 방정식으로 분석하는 방식

2) 행위자 기반 모델 (Agent-Based Model):

각 보행자를 독립적인 '에이전트'로 모델링하여, 주변 상황에 따라 자율적으로 이동·반응하도록 시뮬레이션하는 방식

3) 사회적 힘 (Social Force Model):

'보행자가 목적지로 이동하려는 힘'과 '다른 보행자나 장애물에 의해 받는 힘' 간의 상호작용을 수식으로 표현한 모델

| 1. 연구 배경

1.6 연구 목적

“통합 군중 안전 관리 프레임워크”

Computer Vision

- 객체 인식 및 다중 속성 추출

Digital Twin

- 현실 공간 가상화 및 동기화

DEVS Simulation

- 이산 사건 기반 위험 예측

Reinforcement Learning

- 강화학습 기반 최적 전략 도출

CCTV로 상황을 읽고, 가상의 공간에서 미래의 위험을 예측하며, 최적의 대응 방안을 도출

① 컴퓨터비전

② 디지털 트윈

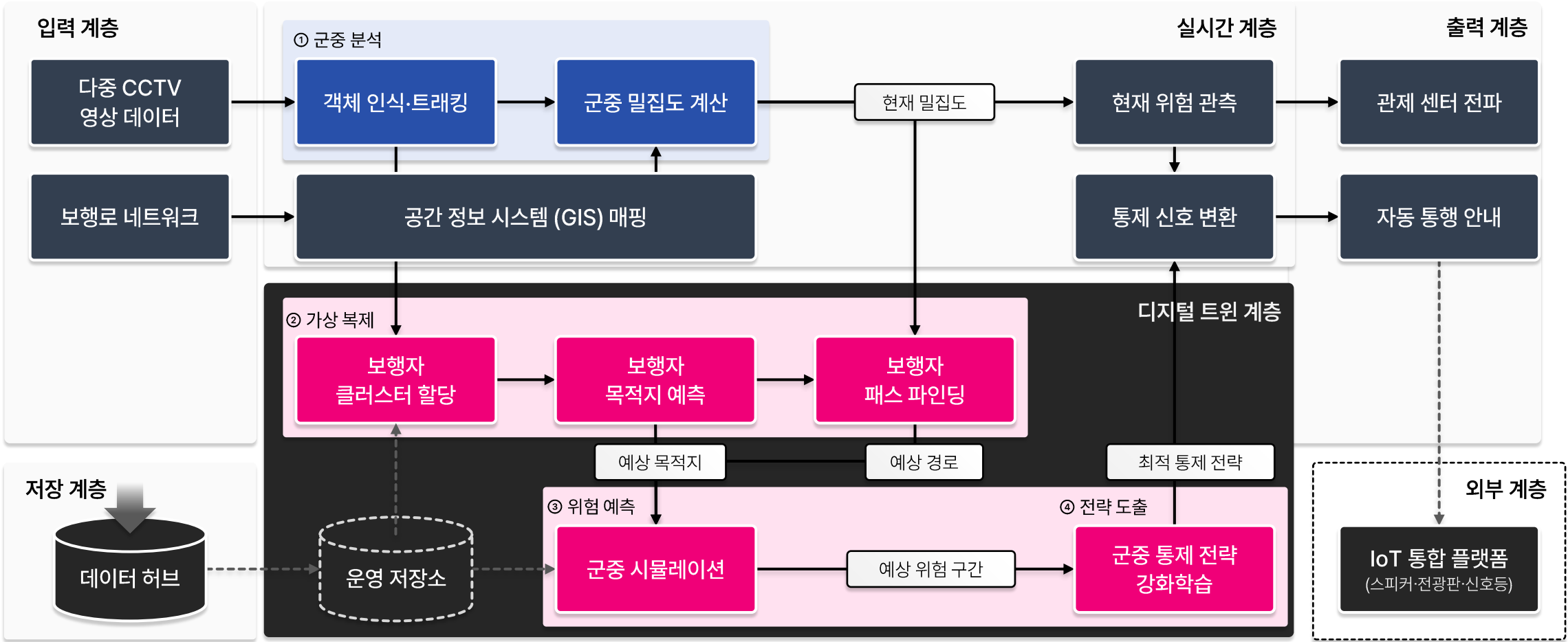
③ 시뮬레이션

④ 강화학습

→ 이후 실시간 자동 개입까지 연결되는 ‘End-to-End’ 사전 인파 관리 시스템

2. 시스템 아키텍처

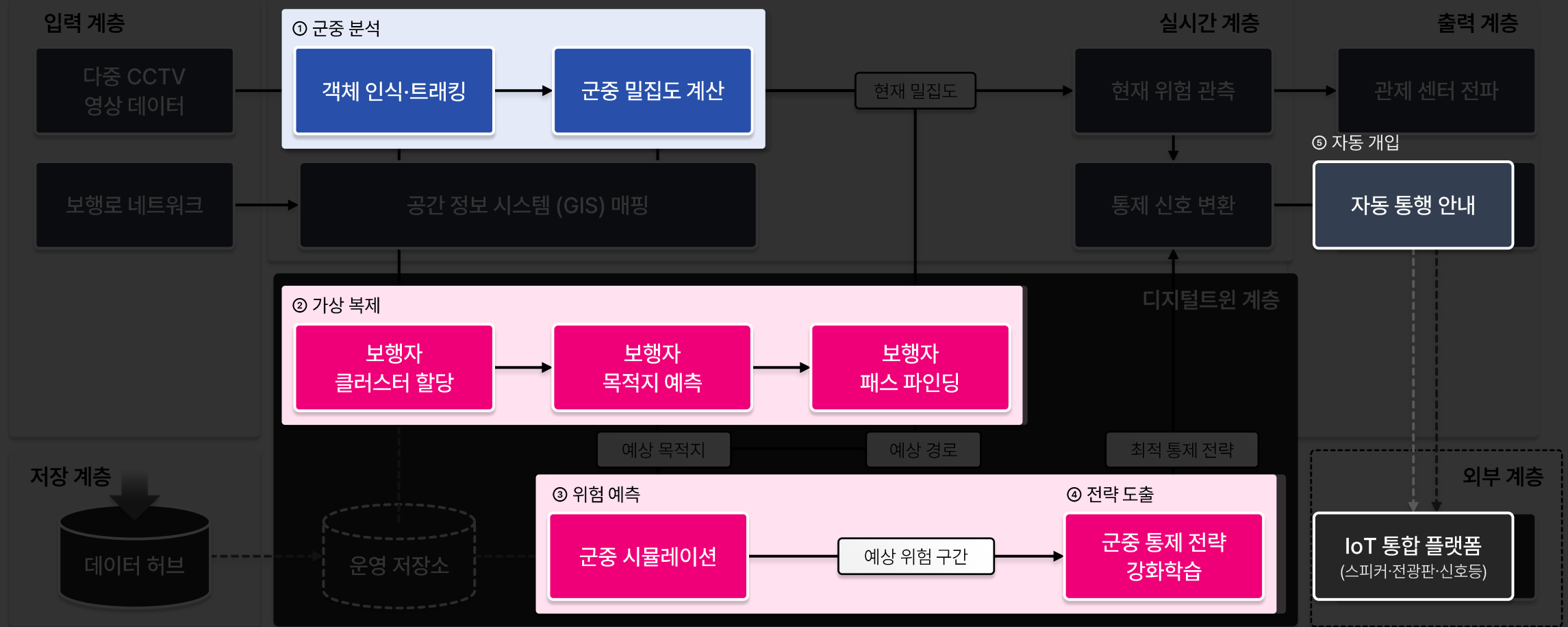
2.1 전체 시스템 아키텍처



※ 데이터 흐름: 모든 입력 데이터, 분석·예측 결과, 출력 로그는 데이터 허브에 통합 저장되며, 실시간 분석 결과는 운영 저장소를 거쳐 디지털 트윈에 즉시 반영되고, 필요한 제어 신호는 외부 IoT 통합 플랫폼으로 전송됨

2. 시스템 아키텍처

2.1 전체 시스템 아키텍처



※ 데이터 흐름: 모든 입력 데이터, 분석·예측 결과, 출력 로그는 데이터 허브에 통합 저장되며, 실시간 분석 결과는 운영 저장소를 거쳐 디지털트윈에 즉시 반영되고, 필요한 제어 신호는 외부 IoT 통합 플랫폼으로 전송됨

3. 핵심 방법론

3.1 CV(Computer Vision)

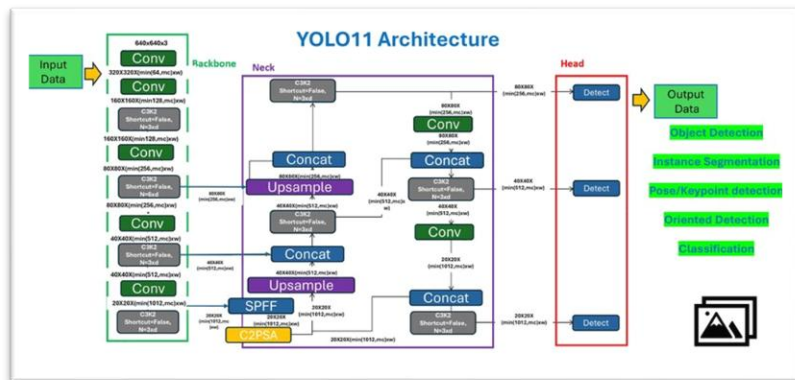
▶ YOLOv11

- 최신 딥러닝 기반 객체 인식 모델 → 이미지 내 모든 객체(보행자)를 빠르고 정확하게 검출
- 영상의 각 프레임에서 보행자를 자동으로 인식해, 위치(좌표) 정보와 Crop 이미지를 추출

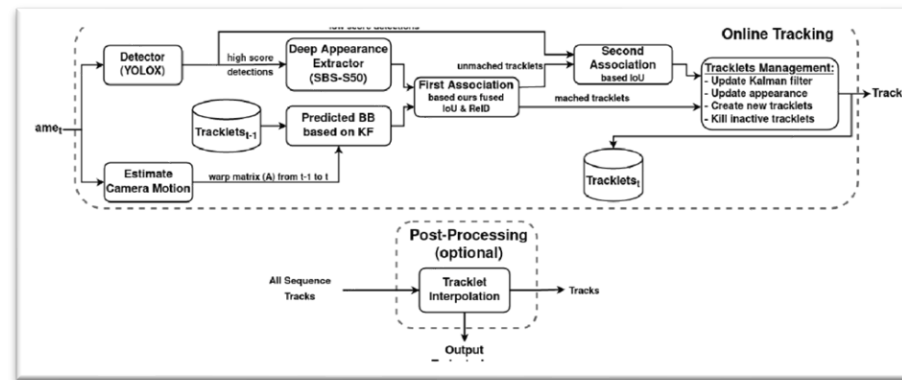
▶ BoT-SORT

- 칼만필터(Kalman Filter) + 카메라 이동 보정(CMC) + Re-ID 특징을 결합한 객체 추적(Tracking) 알고리즘
→ 빠른 이동, 가림(occlusion), 군집 상황에서도 안정적으로 동일 보행자 Track.ID 유지
- 각 프레임에서 인식된 보행자에게 고유 Track.ID를 부여하고, 연속된 프레임에서도 동일 보행자를 추적하여 보행자별 이동 궤적 (시계열 데이터)을 생성

<YOLOv11 Architecture>



<BoT-SORT Architecture>

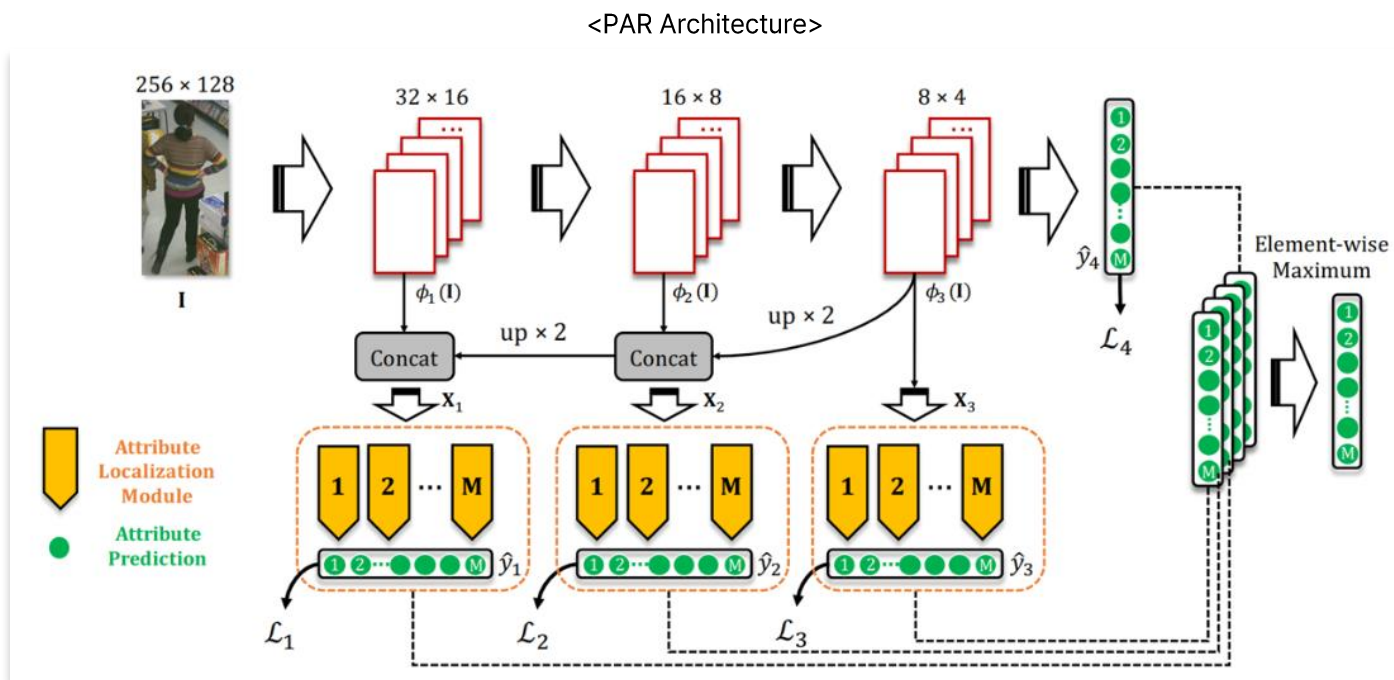


3. 핵심 방법론

3.2 CV(Computer Vision)

▶ PAR(Pedestrian-Attribute-Recognition)

- 복수의 속성을 동시 예측하는 멀티레이블 분류 모델 → 다양한 실제 환경(조명, 자세 변화, 혼잡, 부분 가림 등)에서도 높은 성능
- 단일 보행자 Crop 이미지로부터 43개의 외형 및 소지품 속성(성별, 연령대, 의류 색상, 가방/우산 여부 등)을 자동 추출

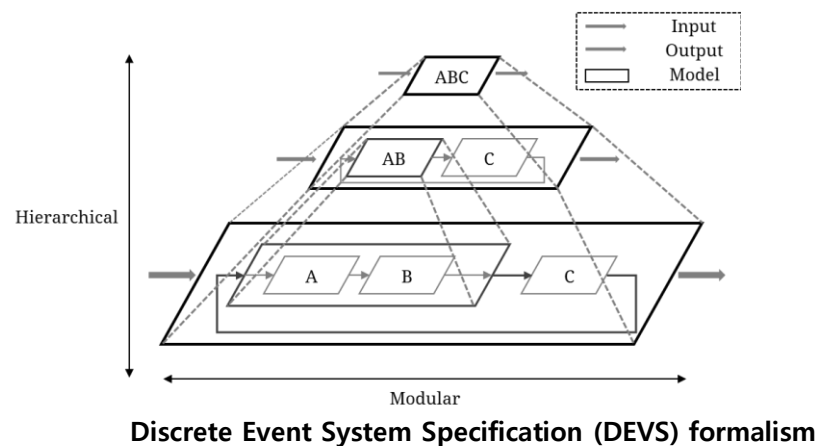


4. 핵심 방법론

5.1 DEVS Simulation

▶ DEVS 형식론(Discrete Event System Specification)

- 이산사건 기반 복잡 시스템을 계층적(Hierarchical)·모듈식(Modular) 구조로 표현하는 수학적 모델링 프레임워크
- 시스템을 원자 모델과 결합 모델로 구성
- 시간 기반 동작, 이벤트 발생, 상태 전이를 명확히 정의하여
 - > 대규모 복합 시스템(교통·군중·물류) 모델링에 탁월한 구조적 확장성 제공



▶ CrowdSim

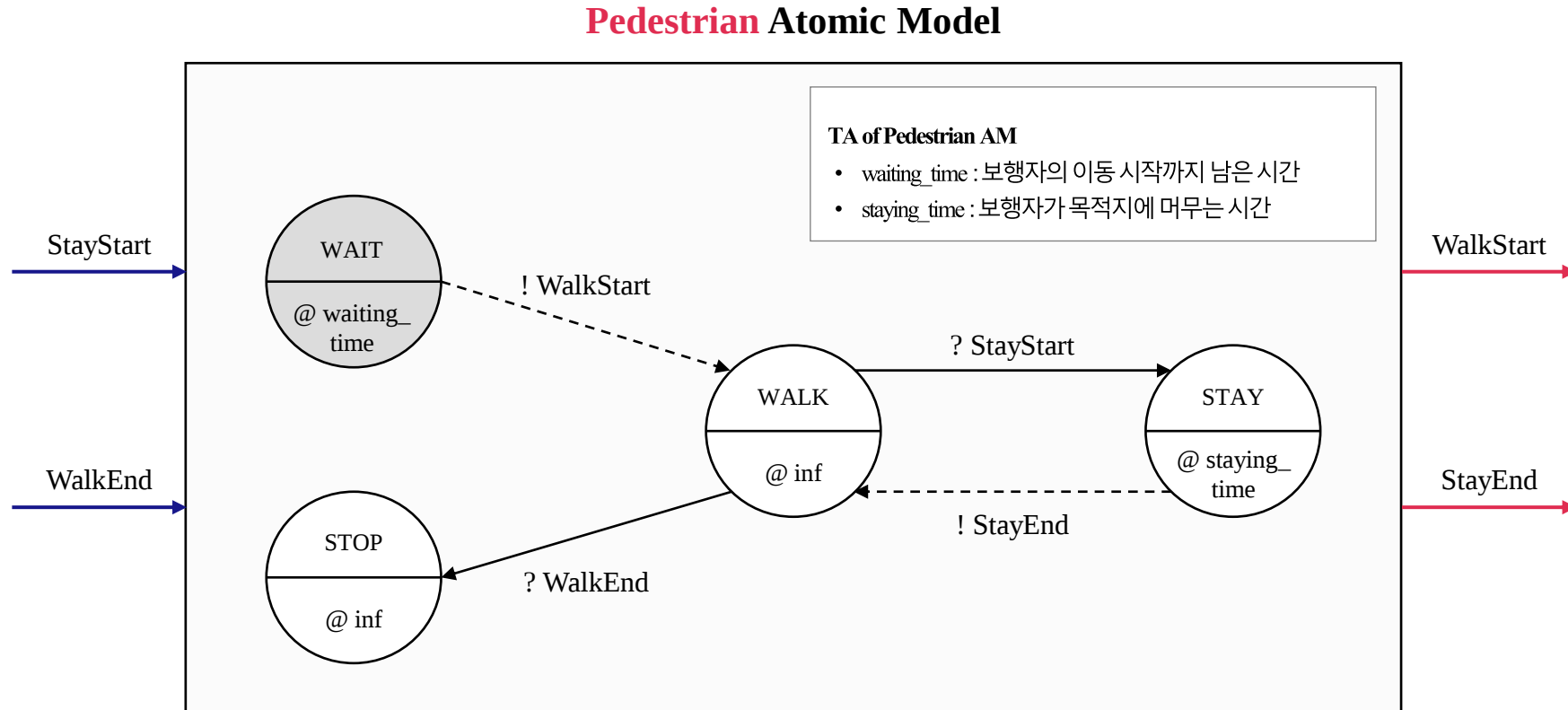
- 군중 이동·체류·복귀 과정에서 발생하는 이산 사건(event) 을 기반으로 상태 전이를 정밀하게 표현
- 보행자(Pedestrian)와 보행로(Walkway) 모델이 입·출력 이벤트로 상호작용하도록 설계되어 실제 흐름을 체계적으로 재현
- 각 보행자의 이동 시간, 체류 시간, 복귀 시간 등이 time advance 함수로 구체적 계산되어 동적 변화가 정확하게 반영
 - 혼잡 발생, 속도 저하, 병목 현상 등 군중의 시간적·공간적 변화를 예측할 수 있는 구조적 시뮬레이션 엔진 제공

4. 핵심 방법론

5.2 DEVS Simulation

▶ 원자모델(Atomic model) - Pedestrian Model

- 각 보행자 객체를 의미
 - > 보행자의 대기, 보행, 체류,소멸 상태를 이산 이벤트 단위로 정의



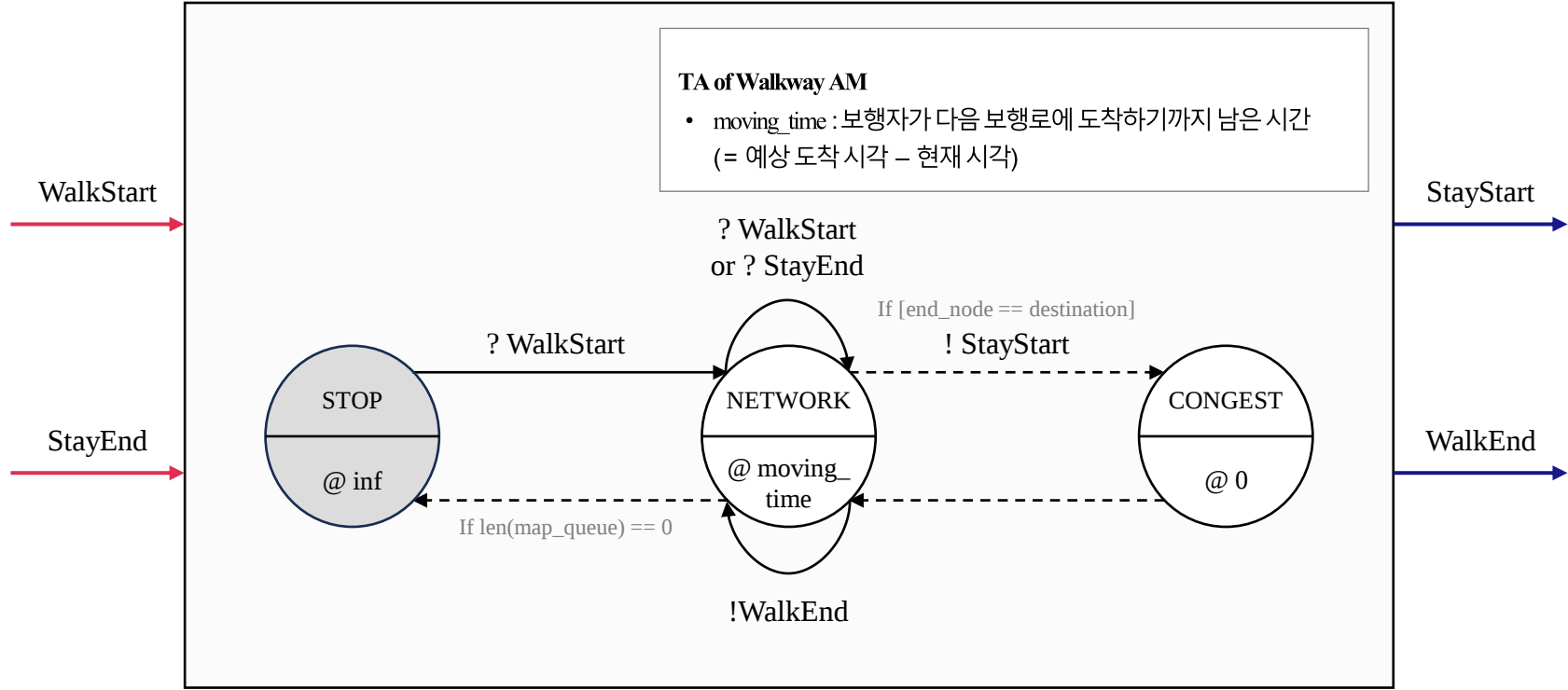
4. 핵심 방법론

5.3 DEVS Simulation

▶ 원자모델(Atomic model) – Walkway model

- 전제 보행로 네트워크를 의미
 - > 각 보행자의 구간 진입/이탈을 처리하며, 구간별 보행자 수, 밀집도, 통과 시간 계산

Walkway Atomic Model



4. 핵심 방법론

5.4 DEVS Simulation

▶ 선형 보행 속도-밀도 모델

▪ 수식:

$$v(N, L, W) = \begin{cases} v_0 \left(1 - \alpha_{eff} \frac{N}{LW p_{max}} \right), & \text{if } v \geq v_{min} \\ v_{min} & \text{otherwise} \end{cases}$$

표. 선형 보행 속도-밀도 모델의 주요 변수 정의

기호	설명	단위	값 (본 연구)
N	구간 내 보행자 수	명	입력 값
L	보행로 길이	m	보행로별 상이
W	보행로 폭	m	보행로별 상이
p_{max}	최대(정체) 밀집도	$\text{명}/m^2$	6.0
α_{eff}	유효 민감도 계수 (effective)	—	단방향=1, 양방향=1.3
v_0	자유 보행 속도	m/s	1.3
v_{min}	최소 속도 하한	m/s	0.1
v	보행 속도 (최종)	m/s	계산 값

※ 참고: Greenshields (1935), Blue & Adler (2001), Helbing et al. (2005)

4. 핵심 방법론

4.1 Network-based Digital Twin

- 이태원역 주변 실제 보행 환경을 QGIS 기반 공간 정보로 정밀 복제
- 도로·골목 폭, 경사, 보행 가능 경로를 활용해 **62개 노드, 158개 엣지**의 보행 네트워크 구축
- 실제 지형·출입구·목적지 위치를 반영하여 **현실과 동일한 가상의 군중 흐름 환경** 구성
→ 이후 시뮬레이션에서 혼잡 발생 위치·시간을 재현하고 위험을 정량적으로 예측하는 기반이 됨

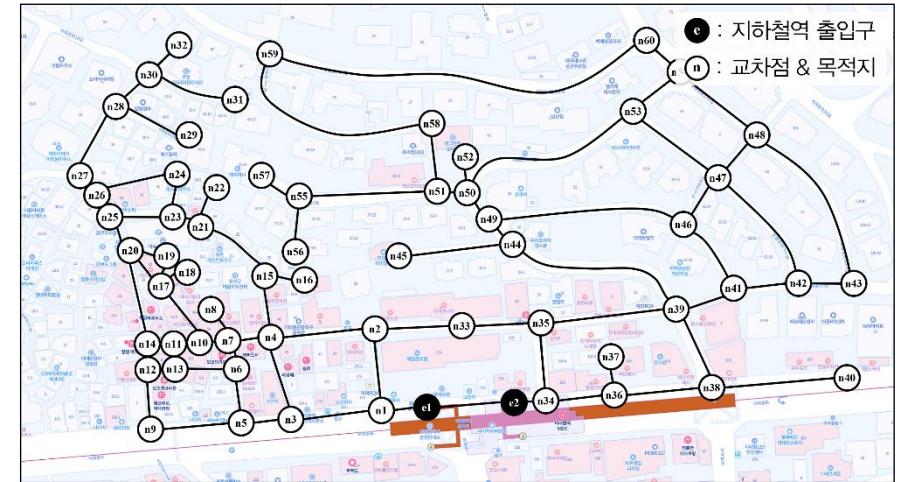
QGIS 기반 공간 네트워크 구축



모델링 과정

공간 폴리라인 구축
→ 노드·엣지 그래프 변환

이태원역 인근 보행로 네트워크

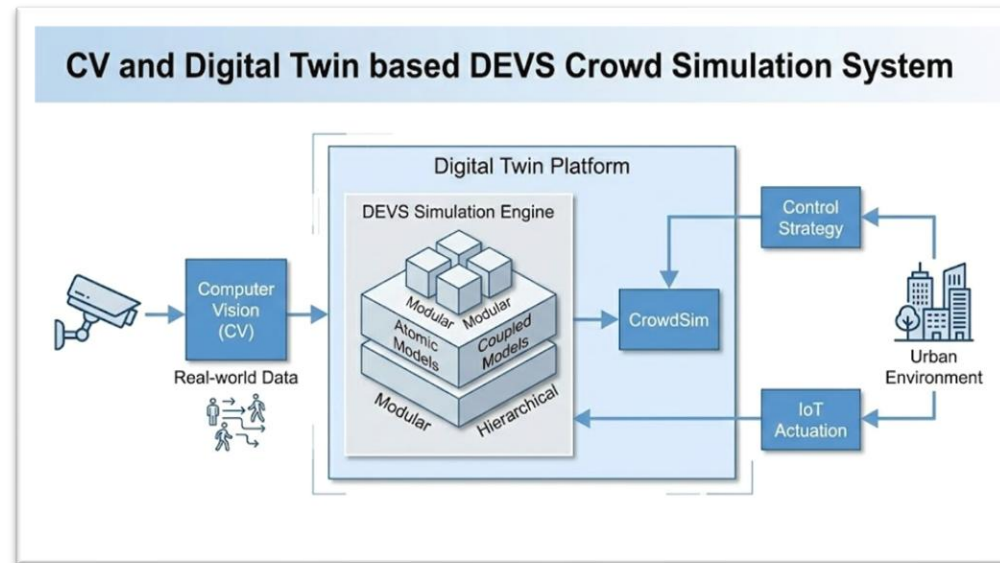


※ 활용 데이터셋: ① 국토교통부 국토지리정보원 (NGII), 「수치표고모델 (DEM, 해상도 90m × 90m)」 | ② 한국지질자원연구원 (KIGAM), 「수치표고모델 (DEM) 기반 지형 경사도 (해상도 30m × 30m)」

4. 핵심 방법론

4.1 Digital Twin

- CV 알고리즘으로부터 좌표·속도·이동 궤적을 추출
- 이를 DEVS 기반 시뮬레이터 입력 파라미터(보행자 위치, 이동 속도, 속성)로 변환
- 데이터 파이프라인 로직 구축
 - 실제 군중 흐름을 링크-노드 네트워크 모델에 매핑하여 시뮬레이션 시작 상태 자동 설정
- 디지털 트윈 구동을 위한 데이터 연결성(Connectivity) 확보
 - 비전 데이터 -> 시뮬레이터 파라미터 변환 검증을 통해 실시간 디지털 트윈 구현 기반 마련



4. 핵심 방법론

6.1 Reinforcement Learning(강화학습)

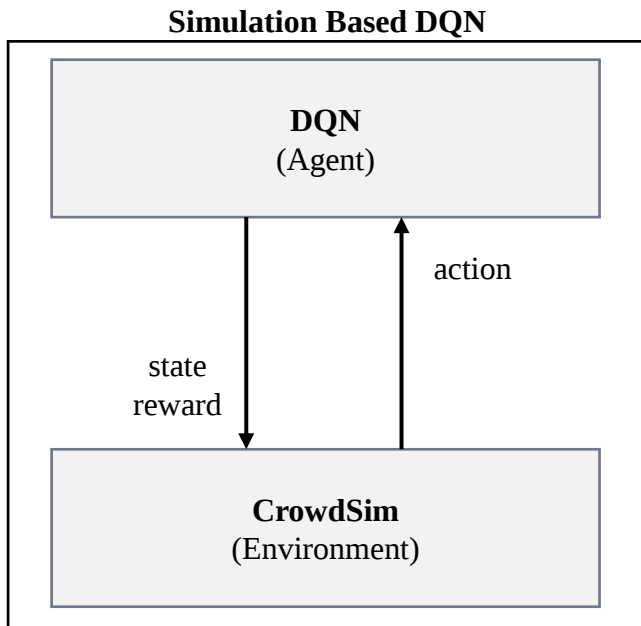
▶ DQN(Deep Q-Network)

- RL Components:

State(S_t): 각 구간별 현재 밀집도 분포

Action(A_t): 통제 전략(일반통행, 우측통행, 진입 허용/차단, 우회 유도)

Reward(R_t): 최대 밀집도 최소화



- 강화 학습 에이전트가 상황(state)을 인식하고, 특정구간을 통제하거나 우회시키는 행동(Action)을 취함
-> 네트워크의 혼잡도가 낮아지면 보상(Reward)을 받고 최적의 통제 정책 스스로 학습

5. 검증 및 시나리오 분석

CV 검증 개요

▶ YOLOv11 + BoT-SORT 기반 보행자 객체 인식·트래킹 & PAR 기반 속성 추출 결과

- AI Hub, CCTV 영상 데이터 활용
- > 보행자 총 7,217명 대상 62개 속성 추출

YOLOv11 + BoT-SORT: 보행자 객체 인식·트래킹

	보행로 (Walkway)
결과	
속성	보행자 수, 밀집도(= $\frac{\text{보행자 수}}{\text{공간 면적}(m^2)} \times 100$), 보행자별 이동 궤적 등

분석 과정
보행자·보행로 정보 추출
→ 속성 분석 모듈로 연계

PAR: 보행자 및 상점별 속성 추출

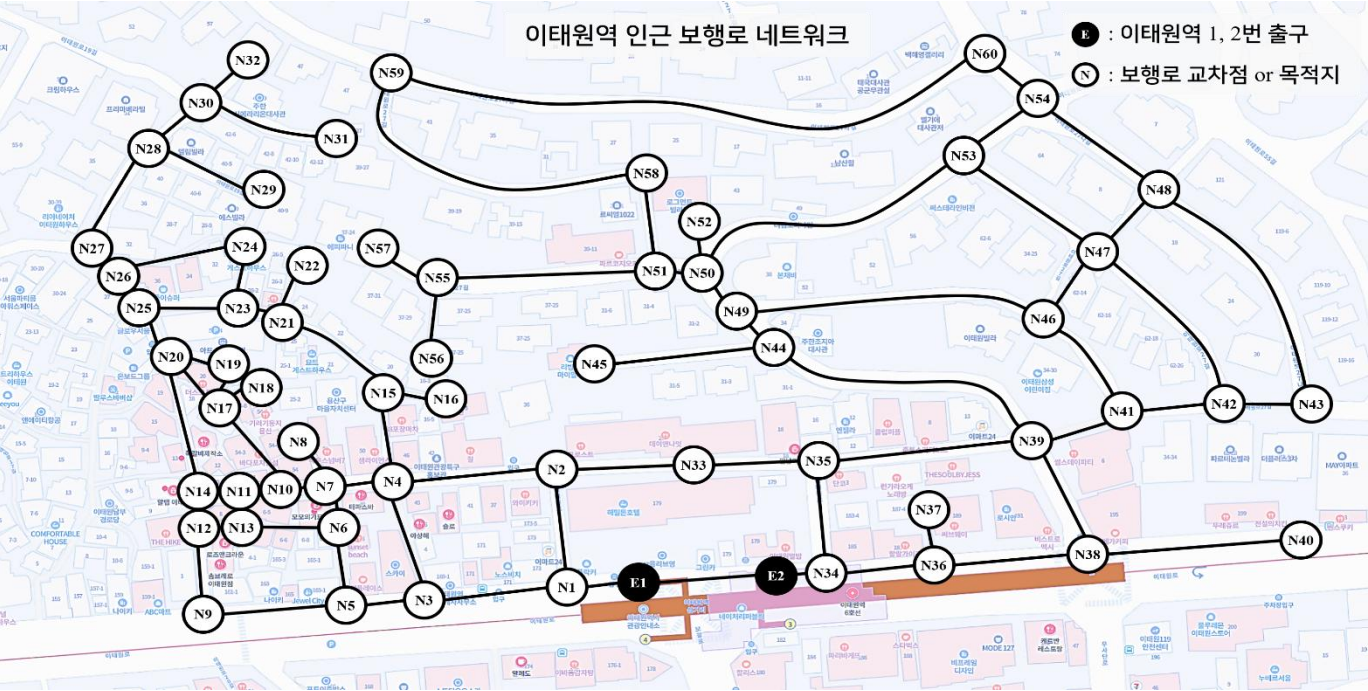
	보행자 (Pedestrian)	상점 (Shop)
결과		
속성	성별, 연령대, 상하의 유형 및 색상, 소지품, 보행 진행 방향 등	공실, 주차장, 층수, 엘리베이터, 화장실 유무 등

※ 활용 데이터셋: AI Hub (2021), 「유동 인구 분석을 위한 CCTV 영상 데이터 (부산 해운대구, 378.53GB)」

5. 검증 및 시나리오 분석

Simulation 기본 설정

- 대상 시나리오: 2022년 10월 29일, 이태원역 1·2번 출구 상단 집계구
- 시뮬레이션 시간: 총 240분 (18-22시)
- 유동 인구(보행자) 수: 21,786명
- 고정 체류 인구 수: 11,361명

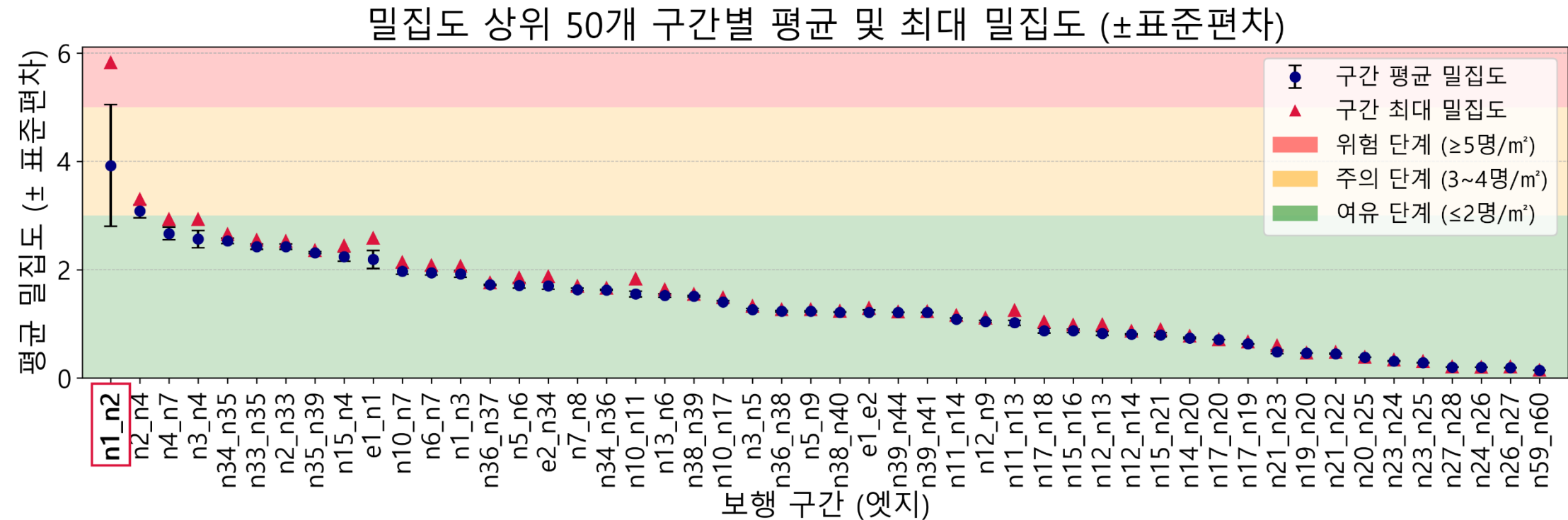


id	origin	destination	waiting_tir	staying_tin	time_slot	train_idx
1	e1	n20	0.048586	63	18-19시	0
2	e2	n9	2.851975	48	18-19시	0
3	e1	n1	2.867003	20	18-19시	0
4	e2	n1	2.58418	20	18-19시	0
5	e1	n33	2.445355	20	18-19시	0
6	e2	n37	0.294866	94	18-19시	0
7	e2	n20	0.985624	52	18-19시	0
8	e1	n33	2.297512	20	18-19시	0
9	e2	n17	1.576747	59	18-19시	0
10	e1	n38	3.968093	30	18-19시	0
11	e1	n33	3.694981	20	18-19시	0
12	e1	n1	0.608032	20	18-19시	0
13	e2	n35	2.359842	66	18-19시	0
14	e2	n1	2.78486	20	18-19시	0
15	e2	n33	0.546174	25	18-19시	0
16	e2	n6	1.250383	98	18-19시	0
17	e2	n35	2.863671	103	18-19시	0
18	e1	n17	3.604432	81	18-19시	0
19	e1	n10	1.366971	42	18-19시	0

5. 검증 및 시나리오 분석

▶ Baseline 결과

- 밀집도 상위 50개 구간 분포
 - 최대 밀집도를 기준으로 각 구간을 위험/주의/여유 단계로 구분 (행전안전부, 2024)



5. 검증 및 시나리오 분석

▶ Baseline 결과

- 위험 구간 유입 상위 3개 구간
 - 위험 구간(n1_n2)에 총 **5,834명**의 보행자를 유입시킨 **n4_n2 구간** → **인접 구간**(최대 유입)으로 식별

표 7. 위험 구간(n1_n2) 유입 상위 3개 구간 및 보행자 수

구분	엣지 ID	유입 보행자 수	통제 가능 여부
인접 구간	e1_n1	8,823	통제 불가 (지하철역 출구 포함)
인접 구간	n4_n2	5,834	통제 가능
인접 구간	n33_n2	3,812	통제 가능

5. 검증 및 시나리오 분석

▶ 통제 전략 수립

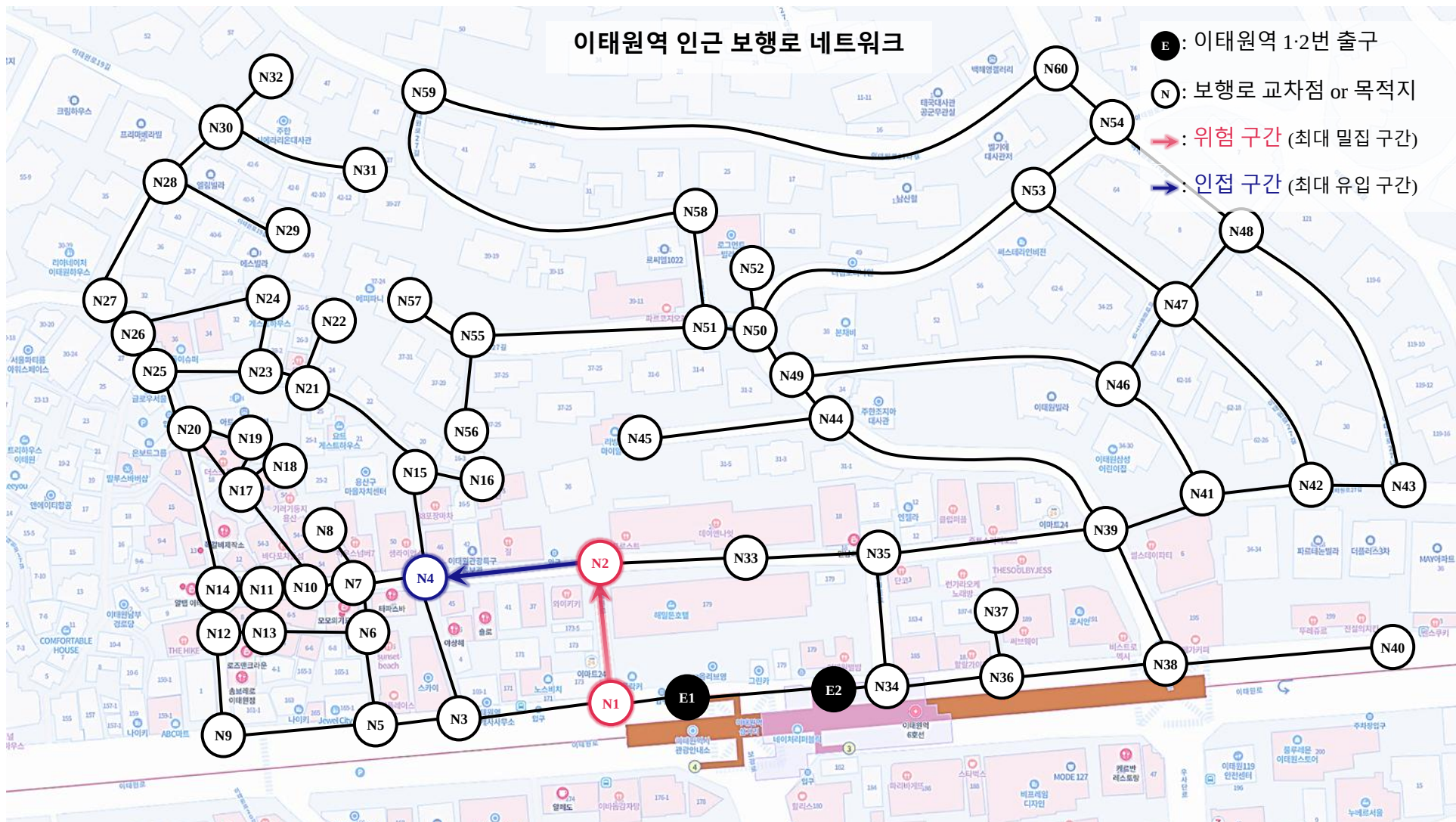
- 식별된 **위험 구간** 및 **인접 구간**에 대해 각각 **일방통행을 실시**하여 통제 전략간 효과를 비교
 - **위험 구간** (n1_n2) — 평균 밀집도 3.92명/ m^2 , 최대 밀집도 5.82명/ m^2
 - **인접 구간** (n2_n4) — 평균 밀집도 3.08명/ m^2 , 최대 밀집도 3.30명/ m^2 , 유입 수 5,834명

표 8. 통제 전략 유형 구분 및 적용 내용

구분	전략 유형	적용 내용
-	Baseline	모든 구간 통제 없음
전략 1	위험 구간 통제	구간 밀집도가 가장 높은 위험 구간(n1_n2) 에 일방통행 적용
전략 2	유입 구간 통제	위험 구간으로 가장 많은 보행자를 유입시키는 인접 구간(n2_n4) 에 일방통행 적용

5. 검증 및 시나리오 분석

▶ 위험 구간 및 인접 구간 시각화

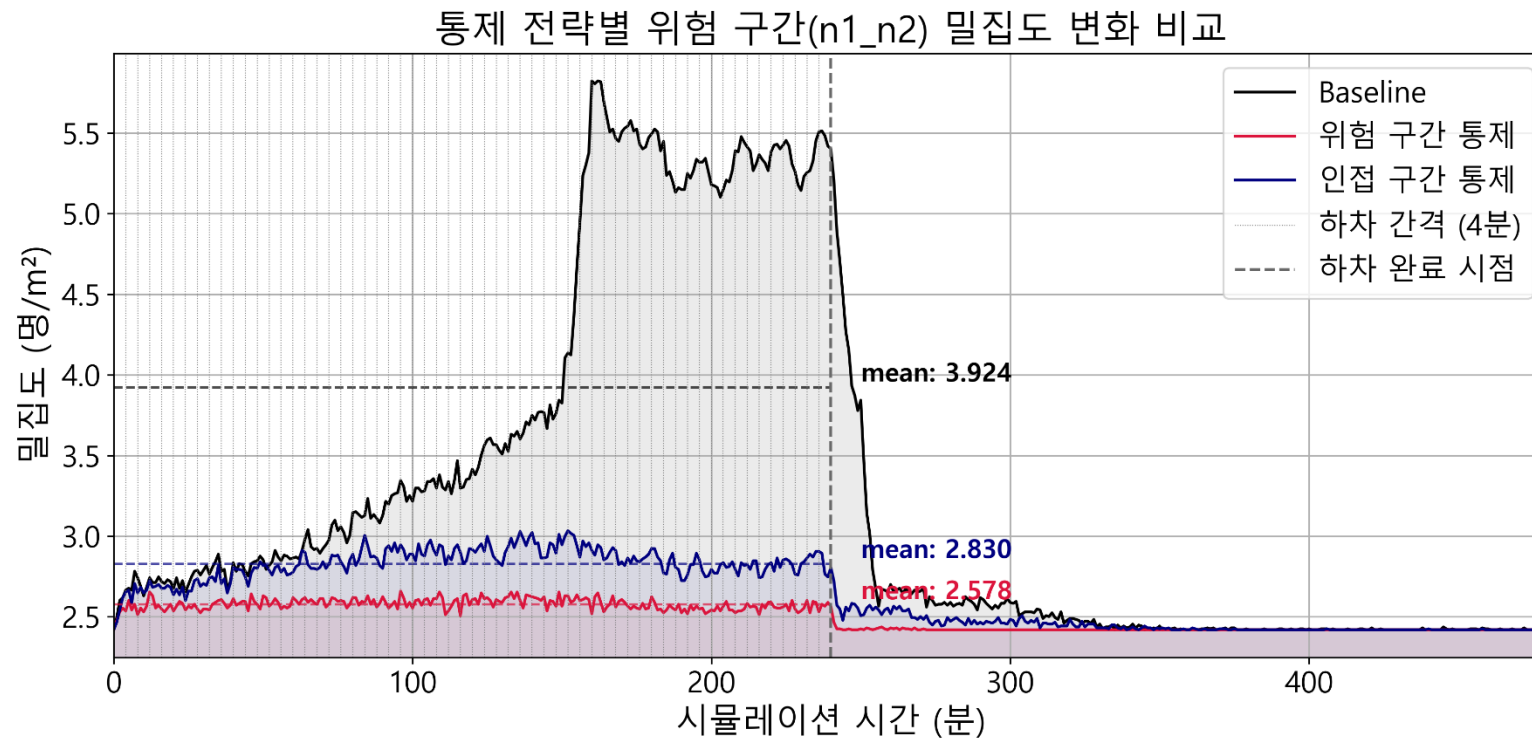


5. 검증 및 시나리오 분석

▶ 통제 전략별 결과 비교

■ 통제 전략별 위험 구간 밀집도 비교

- 위험 구간 (n1_n2) — 일방통행 시 평균 밀집도: $2.578 \text{명}/\text{m}^2$
- 인접 구간 (n2_n4) — 일방통행 시 평균 밀집도: $2.830 \text{명}/\text{m}^2$

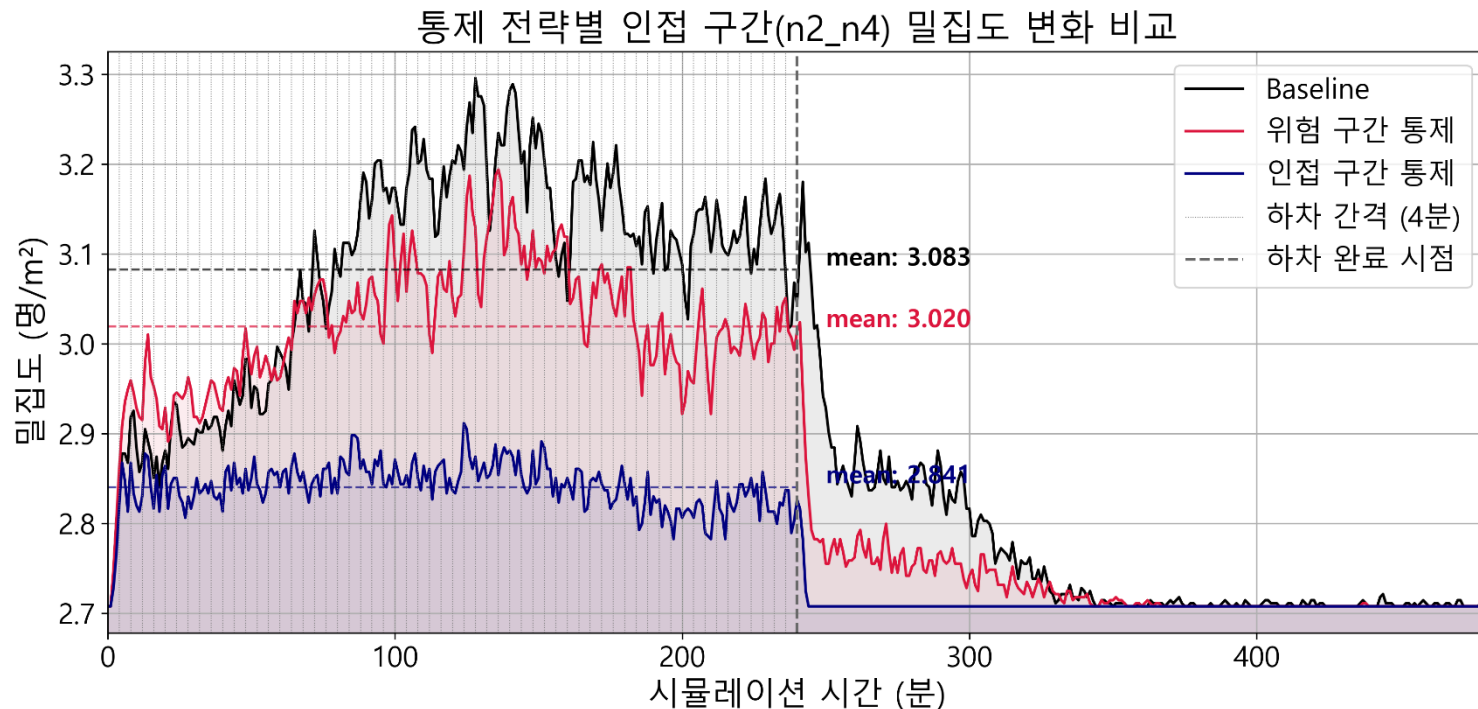


5. 검증 및 시나리오 분석

▶ 통제 전략별 결과 비교

■ 통제 전략별 인접구간 밀집도 비교

- **위험 구간** (n1_n2) — 일방통행 시 평균 밀집도: $3.020\text{명}/\text{m}^2$
- **인접 구간** (n2_n4) — 일방통행 시 평균 밀집도: $2.841\text{명}/\text{m}^2$



5. 검증 및 시나리오 분석

▶ 통제 전략별 종합 평가

- **위험 구간**(n1_n2) 통제:
 - 해당 구간의 밀집도는 뚜렷하게 완화되었으나, 인접 구간에서의 효과는 상대적으로 미비
 - 전체 평균 밀집도에서 가장 낮은 수치를 보였으나, 이는 위험 구간에 집중된 국지적 효과로 확인
- **인접 구간**(n4_n2) 통제:
 - 위험 구간 및 인접 구간 모두에서 밀집도 완화 효과 확인
 - 전체 최대 밀집도 기준, Baseline 대비 약 47.9%의 높은 저감 효과

표 7. 통제 전략별 평균 및 최대 밀집도 결과 비교

구분	전략 유형	전체 구간 평균 밀집도	위험 구간 평균 밀집도	인접 구간 평균 밀집도	전체 구간 최대 밀집도
-	Baseline	0.912 (명/m2)	3.924 (명/m2)	3.093 (명/m2)	5.823 (명/m2)
전략 1	위험 구간 통제	0.903 (명/m2)	2.578 (명/m2)	3.020 (명/m2)	3.296 (명/m2)
전략 2	인접 구간 통제	0.905 (명/m2)	2.830 (명/m2)	2.841 (명/m2)	3.034 (명/m2)

결론 및 향후 연구 방향

▶ 결론

- CV 기반 군중 인식, DEVS 기반 시뮬레이션, 링크-노드 디지털 트윈 모델을 결합하여 혼잡 예측 및 군중 흐름 분석이 가능한 통합 프레임워크를 제시
- 보행자의 좌표·속도·이동 궤적 데이터를 시뮬레이션 입력으로 매핑하여 **현장 데이터를 반영한 현실성 높은 군중 재현**
- DEVS 기반 모듈화 구조를 통해 Pedestrian-Walkway 간 상호작용을 체계적으로 표현하며 **혼잡 발생 과정과 병목 패턴을 정량적으로 분석할 수 있었음**

▶ 향후 연구방향

- **시뮬레이션 고도화 – 강화학습 적용 – CV – 디지털 트윈의 실시간 통합**
-> 현재 분리된 모듈을 단일 파이프라인으로 연결하여 실시간 업데이트 기반의 Digital Twin 구현
- **강화학습 기반 혼잡 제어 전략 탐색**
-> 군중 흐름의 비선형 특성 및 복잡성을 고려하여 **제어의 한계를 보완하는 강화학습 기반 최적 전략 학습 필요**
- **대규모 이벤트 및 다양한 환경으로의 일반화**
-> 다중 출입구, 다중 목적지, 복수의 군집이 존재하는 상황으로 확장