

AI 에이전트 시뮬레이션 기반 사용자 맞춤형 인터랙티브 공간 설계 시스템

An AI Agent Simulation-Based System for Personalized Interactive Space Design

○강 지 수* 조 경 현** 차 승 현***
Kang, Jisoo Cho, Kyunghyun Cha, Seung Hyun

Abstract

This study proposes an AI agent simulation-based system architecture for interactive space design that incorporates individual differences. The Generative Agent represents diverse user types through persona conditioning, while the ML Agent generates spatial trajectories that reflect social navigation norms and motion legibility. Through an interaction loop between the two agents, the ML Agent incrementally learns a personalized reward model, enabling dynamic spatial responses that account for individual differences without requiring large-scale user data collection. This approach establishes a theoretical foundation for next-generation, user-centered interactive architecture and provides a basis for future research to verify its applicability in real-world architectural contexts.

키워드 : 인터랙티브 건축, 생성형 에이전트, ML 에이전트, AI 에이전트 기반 시뮬레이션, 사용자 중심 디자인

Keywords : Interactive Architecture, Generative Agent, ML Agent, AI Agent-Based Simulation, User-Centered Design

1. 연구의 배경

현대의 건축 환경에서는 하나의 물리적 공간이 다수의 사용자와 이질적인 활동 맥락을 동시에 수용해야 하는 경우가 늘어나고 있으며, 공간은 더 이상 고정적 기능 수행에 머물지 않고 능동적으로 재구성되기를 요구받고 있다(Boychenko, 2017). 첨단 기술 발전을 통해 공간이 사용자의 행동 및 요구에 실시간으로 반응할 수 있는 지능형 건축 환경의 구현이 가능해짐에 따라, 사용자의 의도와 행동을 적극적으로 해석하고 예측하여 맞춤형 공간을 제공하는 “인터랙티브 건축(Interactive Architecture)”이 미래 공간 설계의 핵심 방향으로 부상하고 있다.

인터랙티브 건축은 임베디드 컴퓨테이션과 물리적 행위를 결합해, 사람과 공간 간 양방향 상호작용을 통해 실시간으로 공간이 변화 및 재구성되는 건축이다(Haque 2006; Achten 2019). 인터랙티브 공간의 효과적 구현과 사용성 향상을 위해 지금까지 사용자와 공간 간 상호작용에 관한 이론 및 실험 연구가 꾸준히 진행되어 왔다. 그러나 기존 접근은 대부분 평균 사용자 가정과 규칙 기반 휴리스틱에 의존하고 있어 개인적 선호나 취향, 공간 사용 패턴, 습관 등을 반영한 공간 인터랙션 연구는 매우 희소하다(Schnädelbach, 2010; Nguyen, Han, & Vande Moere, 2022). 이로 인해 동일한 공간 반응도 사용자마다 상반된 경험을 유발하고, 이는 곧 의도 가독성(legibility) 저하로 이어져 사용자가 시스템의 동작 원리를 잘못 해석하거나 신뢰하지 않게 만든다. 또한 사회적 거리 규범과 같은 프록시믹스(proxemics)는 개인·문화·상황에 따라 크게 달라지는데, 이를 고려하지 않은 공간 반응은 불편감·회피 행동을 촉발할 수 있다(Clavero et al., 2020). 나아가 평균적 모델에 의존한 설계는 실제 적용 단계에서 과도한 현장 튜닝 비용을 초래하며, 결과적으로 인터랙티브 공간의 사용성과 활용도를 제한한다.

따라서 본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해, 최근 건축 현장에서 활발하게 도입되고 있는 AI 에이전트 기반 시뮬레이션을 사용한 새로운 접근을 제시하고자 한다. 이를 위해 에이전트 기술의 개념과 건축적 적용에 관한 선행 연구를 살펴보고, 이에 기반하여 인터랙티브 공간에서 개인차를 반영한 공간 궤적 최적화를 위한 시스템 아키텍처를 제시하고자 한다.

따라서 본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해, 최근 건축 현장에서 활발하게 도입되고 있는 AI 에이전트 기반 시뮬레이션을 사용한 새로운 접근을 제시하고자 한다. 이를 위해 에이전트 기술의 개념과 건축적 적용에 관한 선행 연구를 살펴보고, 이에 기반하여 인터랙티브 공간에서 개인차를 반영한 공간 궤적 최적화를 위한 시스템 아키텍처를 제시하고자 한다.

2. 선행 연구 분석

2.1 생성형 에이전트(Generative Agent)의 개념

Park et al.(2023)의 연구에서 처음 제안된 생성형 에이전트는 대규모 언어모델(LLM)을 기반으로 인간과 유사한 행동과 의사결정을 시뮬레이션하는 소프트웨어 에이전트

* 한국과학기술원 문화기술대학원 석사과정

** 한국과학기술원 문화기술대학원 박사과정

*** 한국과학기술원 문화기술대학원 부교수, 건축학박사

(Corresponding author : Graduate School of Culture Technology, Korea Advanced Institute of Science & Technology, shcha@kaist.ac.kr)

본 연구는 국토교통부/국토교통과학기술진흥원의 2025년도 지원으로 수행되었음(과제번호 :RS-2025-02532980)

이다. 이들은 단순히 규칙 기반 반응을 생성하는 것이 아니라, 페르소나와 메모리 구조를 갖추고 있어 장기간의 경험을 반영하며 일관된 행동을 보인다(Park et al., 2023; Shinn et al., 2023). 기존의 스크립트 기반 봇과 달리, 생성형 에이전트는 다양한 개인의 페르소나와 집단적 상호작용을 모방할 수 있으며, 페르소나, 환경, 축적된 기억에 따라 행동이 달라진다(Park et al., 2023). 풍부한 페르소나 조건화는 다양한 사용자 유형을 대리할 수 있으며, 특정 상황에서 개별 사용자의 반응 모델링의 기반이 된다.

실증적으로, Park et al. (2023)이 제안한 “Smallville” 실험에서는 25명의 생성형 에이전트가 각각의 전기적 페르소나를 기반으로 일상 활동을 수행하며, 자율적으로 사회적 상호작용과 이벤트(예: 발렌타인데이 파티)를 기획하고 참여하는 모습이 관찰되었다. 이는 페르소나 조건화가 사용자 집단의 다양성을 모델링하는 강력한 수단임을 보여준다. 또한 역할 기반 롤플레이팅과 개인화 기법을 체계화하여, 생성형 에이전트가 사용자 개인차를 모사하는 시뮬레이션 프로시로 활용될 수 있음을 입증한 연구도 존재한다(Tseng et al., 2024).

이러한 특성은 생성형 에이전트를 특정 선호와 특성을 지닌 가상 사용자로 활용할 수 있게 한다. 서로 다른 페르소나가 동일한 공간 반응도 상반되게 평가하여, 대규모 사용자 데이터 수집 없이도 다양한 사용자 행동 패턴과 선호를 시뮬레이션할 수 있다. 실제로 사회적 상호작용에서의 개인적 선호, 예를 들어 편안한 대인 거리는 문화와 경험에 따라 크게 달라지며, 내부 모델을 가진 시뮬레이션 에이전트가 이를 포착하는 데 도움이 된다고 보고된다(Millán-Arias et al., 2023). 생성형 에이전트는 페르소나 기반 메모리 구조를 통해 이러한 차이를 AI가 상호작용할 수 있는 형태로 캡슐화할 수 있다. 따라서 생성형 에이전트는 다양한 사용자 유형을 대리하는 평가자로서, ML 에이전트가 생성한 궤적이나 상호작용 방식을 쾌적성, 의도 가독성, 프록시믹스 규범 준수 등의 관점에서 평가하고, 이를 보상 신호로 제공하는 역할을 수행할 수 있다.

2.2 ML 에이전트(ML Agent)의 개념

ML 에이전트는 환경과의 상호작용을 통해 보상 신호를 학습하여 최적 행동 정책을 도출하는 강화학습 기반의 에이전트이다(Millán-Arias et al., 2023). 이들은 관찰을 통해 환경 상태를 인식하고, 행동을 취하며, 결과에 대한 보상을 통해 정책을 점진적으로 개선한다. 현대의 ML 에이전트는 물리 기반 가상환경에서 대규모 시뮬레이션을 수행할 수 있어, 현실에서 수집하기 어려운 방대한 상호작용 데이터를 대체할 수 있다.

특히 사회적 상호작용 및 인간 중심 환경에서는 안전성, 편안함, 의도 가독성이 핵심 지표로 제시된다(Dragan, Lee, & Srinivasa, 2013). Millán-Arias et al. (2023)의 연구에서는 강화학습을 통해 에이전트가 개인 공간 침범 여부에 따른 불편감 피드백을 학습하여, 사람에게 불편함을 주지 않는 최적 접근 경로를 발견하였다. 이와 같이 ML 에이전트는 보상 함수를 통해 프록시믹스 규범 준수나 사회적 내비게이션 원칙을 내재화할 수 있다.

제안 시스템에서 ML 에이전트는 인터랙티브 공간의 물리적 행위자로서, 공간 요소의 움직임 궤적을 생성한다. 고충실도의 가상환경에서 강화학습을 수행하여, 다양한 사용자 시나리오를 모의 실험하며 사회적 내비게이션 규범을 학습할 수 있다. 보상 함수에 “의도 가독성 유지, 개인 공간 침범 금지, 과업 목표 달성” 같은 목표를 정의하면, ML 에이전트는 다양한 상황에서 이를 균형 있게 달성하는 정책을 학습한다. 결국 ML 에이전트는 효과적인 상호작용 전략을 자율적으로 발견할 수 있으며, 이는 하드코딩된 시스템보다 사용자 친화적이고 적응적이다. 나아가 생성형 에이전트의 피드백과 결합하면, 페르소나별 보상 신호를 반영한 개인화된 정책을 학습할 수 있다.

2.3 건축 현장에서 AI 에이전트 기반 시뮬레이션의 활용

생성형 에이전트와 ML 에이전트는 모두 건축 및 공간 설계 맥락에서 큰 잠재력을 지닌다. 전통적으로 건축가는 평균적 가정이나 소규모 사용자 연구에 의존했지만, 최근에는 에이전트 기반 시뮬레이션이 도입됨으로써 건축 설계 및 평가 단계에서의 사용자 공간 경험에 대한 이해도를 높이고 있다.

Rajus et al. (2021)는 페르소나 기반 거주자 모델링을 건물 성능 평가에 접목하여, 서로 다른 생활 패턴과 선호를 반영한 가상 거주자를 설정하고 에너지 사용과 쾌적성 변화를 분석하였다. 그 결과 에너지 소비가 $\pm 10\%$ 차이를 보이며, 사용자 특성이 설계 성능에 직접적인 영향을 미친다는 사실을 입증하였다(Rajus et al., 2021). 또한 에이전트 기반 모델링에 관한 연구에서, 건축가는 에이전트 기반 접근을 통해 사용자 행동과 요구를 설계 및 리모델링 과정에 반영할 수 있다고 강조된 바 있다(Malik et al., 2022).

최근 Noyman et al. (2024)가 진행한 TravelAgent 연구에서는 생성형 에이전트를 건축·도시 설계 맥락에 직접 적용하였다. 해당 연구는 보행자 내비게이션과 활동 시뮬레이션을 목표로, 생성형 에이전트를 3D 가상환경에 통합하여 다양한 사용자 아키타입의 행동을 모델링하였다(Noyman et al., 2024). 실험 결과, TravelAgent는 약 76%의 과업 완수율을 달성했으며, 이는 공간 배치와 페르소나 차이에 따른 상호작용 효과를 정량적으로 입증한 바 있다(Noyman et al., 2024).

한편, 건축 현장 운영 측면에서도 다중 에이전트 시뮬레이션이 활용되고 있다. 복잡한 모듈 운송 및 건설 물류 관리 연구에서는 AnyLogic 기반 다중 에이전트 시뮬레이션으로 비용 최적화와 효율적 자원 배분을 입증하였으며(Attajer & Mecheri, 2024), 이는 다중 에이전트 모델이 현장의 복잡성과 불확실성을 탐구하는 효과적 도구임을 보여준다. 나아가, ML 에이전트는 자원 분배 및 경로 학습에 활용될 수 있고, 생성형 에이전트는 작업자나 관리자의 의사결정 시나리오를 모사하는 방식으로 확장될 수 있다.

이렇듯 생성형, ML 에이전트 기반 기술들이 건축 현장에 활발히 적용되고 있지만, 기존 연구들은 주로 에너지 시뮬레이션이나 물류 최적화 등 정량적 성능 분석에 집중되어 있으며, 동적 공간 구성 자체를 다루거나, 생성형 에

이전트와 ML 에이전트의 상호작용을 결합하여 개인차 반영형 인터랙티브 공간을 모색한 사례는 아직 없다. 따라서 본 연구는 두 기술의 상보적 강점을 통합하여, ML 에이전트가 사회적 내비게이션 규범과 의도 가독성을 반영한 궤적을 생성하고, 생성형 에이전트가 페르소나 기반으로 이를 평가하는 시스템적 접근을 제시하고자 한다. 이러한 통합 구조는 기존 연구가 다루지 못한 개인화된 인터랙티브 공간 설계의 가능성을 새롭게 제시한다.

3. AI 에이전트 기반 보상 학습 시스템

본 연구는 생성형 에이전트와 ML 에이전트 간 상호작용을 기반으로 한 보상 학습 구조를 제안한다(그림 1). 생성형 에이전트는 사용자를 대리하는 주체로서 다양한 페르소나와 행동 패턴을 구현하며, ML 에이전트는 공간 구성 요소로서 동적 움직임과 공간적 변화를 학습·제어하는 역할을 수행한다.

제안하는 시스템은 AI 에이전트 기반 시뮬레이션에서의 보상 학습을 통한 최적의 궤적 생성을 목표로 한다. ML 에이전트는 사회적 내비게이션 규범과 의도 가독성을 준수하면서 궤적을 산출하고, 생성형 에이전트는 개별 페르소나로 조건화되어 이를 사용자 관점에서 평가한다. 동일한 공간 반응이라도 에이전트가 페르소나의 유형에 따라 서로 다른 제스처로 받아들일 수 있다. 따라서 생성형 에이전트는 선호도, 편안함, 각성 수준과 같은 지표를 활용해 ML 에이전트의 행위를 평가하며, 이 과정에서 개인화된 보상 신호가 형성된다.

시스템은 물리 기반 가상환경을 기반으로 하며, 여기에 페르소나 조건화가 결합된다. 시뮬레이션 내에서 ML 에이전트가 다양한 궤적을 탐색하면, 생성형 에이전트는 이를 사용자 경험 차원에서 해석하고 피드백을 제공한다. 이러한 상호작용 루프가 반복되면서 ML 에이전트는 점진적으로 개인화된 보상 모델을 학습한다. 이를 통해 대규모 사용자 데이터를 직접 수집하지 않고도, 다양한 개인차(선호, 사회적 거리 규범, 문화적 차이 등)를 반영한 맞춤형 인터랙티브 공간 반응을 구현할 수 있다.

궁극적으로 본 구조는 사용자와 공간 간의 양방향 학습 관계를 제시한다. 생성형 에이전트는 인간의 다양성을 시뮬레이션하고, ML 에이전트는 그 다양성을 정책에 내재화하여 사용자 친화적이고 수용 가능한 동적 공간 구성을 가능하게 한다. 이는 기존 연구가 전제해 왔던 평균적 사용자 가정을 넘어, 개별적·맥락적 적응을 지향하는 차세대 인터랙티브 건축 설계의 기반을 마련한다.

4. 결론

본 연구는 인터랙티브 건축에서 제기되는 핵심 과제인 개인차 반영의 부족을 해결하기 위해, 생성형 에이전트와 ML 에이전트 간 상호작용을 기반으로 한 새로운 시스템 구조를 제안하였다. 기존 연구들이 평균적 사용자 가정이나 규칙 기반 접근에 머물러 있어, 실제 사용자의 다양한 선호와 사회적 규범

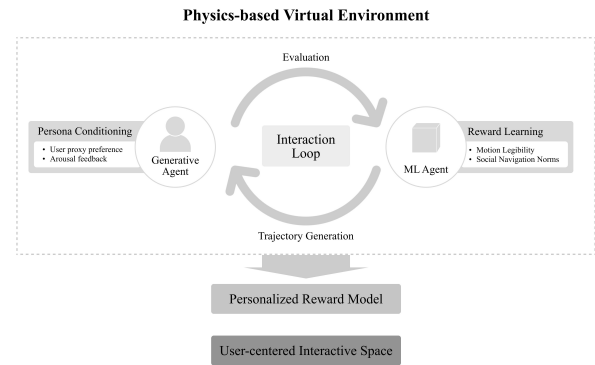


그림 1. AI 에이전트 시뮬레이션 기반 사용자 맞춤형 인터랙티브 공간 설계 시스템을 포착하지 못한다는 한계를 보였던 것과 달리, 본 연구는 에이전트 시뮬레이션을 통한 대규모 가상 사용자 데이터 생성과 학습을 통해 이러한 문제를 완화하고자 하였다.

생성형 에이전트는 페르소나 조건화를 통해 다양한 사용자 유형을 대리하며, ML 에이전트는 사회적 내비게이션 규범과 의도 가독성을 반영한 공간 궤적을 생성한다. 두 에이전트 간 상호작용 루프를 통해 ML 에이전트는 점진적으로 개인화된 보상 모델을 학습하고, 결과적으로 사용자 친화적이고 수용 가능한 동적 공간 반응을 구현할 수 있다. 이는 대규모 사용자 데이터를 실제로 수집하지 않고도, 다양한 사회적 거리 규범과 문화적 차이를 고려한 인터랙티브 공간 설계를 가능하게 한다는 점에서 학술적·실무적 기여가 크다.

또한 Rajus et al. (2021)의 페르소나 기반 거주자 모델링 연구, Noyman et al. (2024)의 TravelAgent 사례, 건축 현장의 다중 에이전트 시뮬레이션 연구 등과 비교할 때, 본 연구는 기존의 정량적 성능 분석 중심의 시뮬레이션을 넘어 개인차 기반 보상 학습 구조를 구체적으로 제시했다는 점에서 차별성을 가진다. 이를 통해 평균 사용자 모델을 대체하는 새로운 설계 프레임워크로서, 차세대 인터랙티브 건축 환경 구현을 위한 이론적 토대를 마련한다.

다만, 본 연구는 개념적 구조 제안 단계에 머물러 있으며, 실제 건축 환경에서의 적용 가능성을 검증하기 위해서는 실제 시스템 프로토타입 구현 및 사용자 평가에 관한 후속 연구가 필요하다. 생성형 에이전트와 실제 사용자의 평가 간 일치성의 검토가 필요하며, ML 에이전트, 또한, 사용자 페르소나 정의의 범위와 정밀도를 높이기 위해 인지과학, 사회학, 문화연구와 같은 학제적 통합이 요구된다.

종합적으로, 본 연구는 생성형 에이전트와 ML 에이전트를 결합한 시뮬레이션 기반 보상 학습 구조를 통해 개인차 반영형 인터랙티브 건축 설계의 새로운 가능성을 제시하였다. 이는 사용자 경험 중심의 공간 설계로의 전환을 촉진하며, 향후 인간-공간-에이전트의 동적 상호작용을 탐구하는 연구로 확장될 수 있을 것이다.

참고문헌

1. Achten, H. (2019). Interaction narratives for responsive architecture. *Buildings*, 9(3), 66.

2. Attajer, A., & Mecheri, B. (2024). Multi-Agent Simulation Approach for Modular Integrated Construction Supply Chain. *Applied Sciences*, 14(12), 5286.
3. Boychenko, K. (2017). Interactive Architecture: development and implementation into the built environment. *European Journal of Technology and Design*, (5-1), 20-25.
4. Dragan, A. D., Lee, K. C., & Srinivasa, S. S. (2013, March). Legibility and predictability of robot motion. In *2013 8th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)* (pp. 301-308). IEEE.
5. Francis, A., Pérez-d'Arpino, C., Li, C., Xia, F., Alahi, A., Alami, R., ... & Martín-Martín, R. (2025). Principles and guidelines for evaluating social robot navigation algorithms. *ACM Transactions on Human-Robot Interaction*, 14(2), 1-65.
6. Ginés Clavero, J., Martín Rico, F., Rodríguez-Lera, F. J., Guerrero Hernández, J. M., & Matellán Olivera, V. (2020, November). Defining adaptive proxemic zones for activity-aware navigation. In *Workshop of Physical Agents* (pp. 3-17). Cham: Springer International Publishing.
7. Haque, U. (2006). Architecture, interaction, systems. *AU: Arquitetura & Urbanismo*, 149(5).
8. Millán-Arias, C., Fernandes, B., & Cruz, F. (2023). Proxemic behavior in navigation tasks using reinforcement learning. *Neural Computing and Applications*, 35(23), 16723-16738.
9. Malik, J., Mahdavi, A., Azar, E., Putra, H. C., Berger, C., Andrews, C., & Hong, T. (2022). Ten questions concerning agent-based modeling of occupant behavior for energy and environmental performance of buildings. *Building and Environment*, 217, 109016.
10. Nguyen, B. V. D., Han, J., & Vande Moere, A. (2022). Towards responsive architecture that mediates place. *Proc. ACM Hum. Comput. Interact.*, 6(CSCW2), 1-27.
11. Noyman, A., Hu, K., & Larson, K. (2024). TravelAgent: Generative agents in the built environment. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 23998083251360458.
12. Park, J. S., O'Brien, J., Cai, C. J., Morris, M. R., Liang, P., & Bernstein, M. S. (2023, October). Generative agents: Interactive simulacra of human behavior. In *Proceedings of the 36th annual acm symposium on user interface software and technology* (pp. 1-22).
13. Schnädelbach, H. (2010). Adaptive architecture-a conceptual framework. *proceedings of Media City*, 197, 522-538.
14. Shinn, N., Cassano, F., Gopinath, A., Narasimhan, K., & Yao, S. (2023). Reflexion: Language agents with verbal reinforcement learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 36, 8634-8652.
15. Subashini Rajus, V., O'Brien, W., & Wainer, G. (2021, September). Personas to understand occupant behavior and energy usage. In *Building Simulation 2021* (Vol. 17, pp. 3720-3727). IBPSA.
16. Tseng, Y. M., Huang, Y. C., Hsiao, T. Y., Chen, W. L., Huang, C. W., Meng, Y., & Chen, Y. N. (2024). Two tales of persona in llms: A survey of role-playing and personalization. *arXiv preprint arXiv:2406.01171*.