2025년 추계학술발표대회 : 일반부문

건축 전문가도 구분하지 못하는 AI 이미지: 건축 시각화 분야의 하이퍼리얼리티 현상 연구

When Architecture Experts Cannot Tell: A Study on the Hyperreality of AI-Generated Architectural Visualizations

○설 유 경*
Seol, Yoo-Kyung

Abstract

This study empirically examines the hyperreality phenomenon in architectural visualization through an experiment with 13 professionals evaluating 48 images (24 AI-generated, 24 photographs). Results revealed a 52.40% accuracy rate, statistically indistinguishable from chance. Remarkably, real architectural photographs, especially exteriors (42.31% accuracy), were misidentified more than AI images. Despite high confidence (mean 3.87/5.00), 92.31% exhibited overconfidence bias, with 41.28% of maximum-confidence judgments incorrect. These findings validate Baudrillard's simulacra theory in architectural visualization, demonstrating that AI-generated images have achieved hyperreal status. The study necessitates reconsidering evaluation criteria from authenticity to communicative effectiveness in architectural representation.

키워드: 하이퍼리얼리티, AI 생성 이미지, 건축 시각화, 시뮬라크르, 전문가 인식, 보드리야르
Keywords: hyperreality, AI-generated images, architectural visualization, simulacra, expert perception, Baudrillard

1. 서론

“지도가 영토를 선행한다“라는 장 보드리야르(Jean Baudrillard, 1994)의 이 명제[1]가 21세기 건축 시각화 분야에서 현실이 되고 있는 시점이다. 2022년 이후 Midjourney, DALL-E 3, Stable Diffusion과 같은 AI 이미지 생성 기술의 급속한 발전은 건축 이미지의 본질적 의미를 근본적으로 변화시켰다. 이러한 변화를 바탕으로 AI가 생성한 건축 이미지는 단순한 시각적 재현을 넘어 실재보다 더 실재 같은 ’하이퍼리얼(hyperreal)’한 존재가 되고 있다.

건축은 본래 상상과 현실, 가능성과 실현 사이를 오가는 분야이다. 스케치에서 시작하여 도면, 모형, 렌더링을 거쳐 실제 건축물로 구현되는 과정은 연속된 변환을 통해 이루어진다. 그 과정에서 이미지는 단순한 소통 도구가 아니라, 건축적 사고를 형성하고 발전시키는 매체로 기능해 왔다. 그러나 이러한 이미지의 역할과 의미는 AI 시대에 이르러 과거 경험해보지 못한 상황에 직면해 있다. 하이퍼리얼리티(hyperreality)는 실재와 시뮬레이션의 경계가 붕괴되고, 시뮬레이션이 실재를 대체하거나 실재보다 더 진짜처럼 인식되는 현상을 의미한다. 보드리야르가 제시한 이 개념은 원래 미디어와 소비사회를 비판하기 위한 것이었지만, 오늘날 AI 기술의 맥락에서 새로운 의미로 재해석이 가능하다. 특히 건축 분야에서 하이퍼리얼리티는 더이상 추상적 개념이 아니라, 실무와 교육 현장의 구체적 현실이 되고 있다.

본 연구는 건축 시각화에서 AI에 의해 심화되는 하이퍼리얼리티를 실증적으로 확인하고, 그 영향이 건축 전문가의 지각과 판단에 미치는 효과를 체계적으로 분석하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 전문가가 AI 생성 이미지와 실제 사진을 얼마나 효과적으로 구분하는지, 그리고 자신의 판단에 대한 메타인지(확신도)가 정답률과 얼마나 정합적으로 연결되는지를 비교 평가한다. 이러한 접근을 통해 고도화로 급변하는 AI 건축계의 시각 환경을 경험적 자료로 점검하고, 판별 프로토콜 정립과 교육・실무 적용을 위한 기초 근거를 제시하고자 한다.

2. 이론적 고찰

2.1 AI 이미지 생성 기술의 진화와 건축 시각화

생성형 AI 기술의 발전은 건축 시각화 분야에 패러다임 전환을 가져오고 있다. Li et al.(2025)은 텍스트, 이미지, 음악, 비디오, 3D 모델 등 다양한 콘텐츠를 생성하는 인공지능 기술이 건축 설계 프로세스를 근본적으로 혁신하고 있다고 보고한다. GAN, VAE 등 초기 생성 모델에서 대규모 시각 모델로의 진화는 창의적 디자인 생성을 위한 AI

* 청운대학교 건축공학과 교수, 건축학박사
(Corresponding author: Department of Architectural Engineering, Chungwoon University, ykseol@chungwoon.ac.kr)

1) Baudrillard J. (1994). *Simulacra and Simulation*, University of Michigan Press, p.1에서 ‘it is the map that precedes the territory — precession of simulacra — it is the map that engenders the territory’ 와 같이 언급함.

활용을 가속화시켰다. 실무 적용 사례를 살펴보면, MVRDV와 Zaha Hadid Architects 등 선도적 건축 사무소들은 생성형 AI를 활용한 개념 설계 이미지 생성을 통해 설계 효율성을 향상시키고 있다. 영국 왕립 건축가 협회(RIBA, 2024)의 최근 조사에 따르면, 영국 건축가의 41%가 프로젝트에 AI를 활용한 경험이 있으며, 응답자의 43%가 AI가 설계 프로세스의 효율성 향상에 기여한다고 평가했다. 특히 Text-to-Image 모델의 발전은 건축 시각화 작업의 효율성을 획기적으로 개선했다. 과거 수시간의 렌더링 작업이 필요했던 고품질 이미지가 이제는 텍스트 프롬프트 입력만으로 수 분 내에 생성 가능해졌으며, 이는 건축가의 개념적 아이디어를 즉각적으로 시각화하는 도구로 활용되고 있다. 이러한 변화는 건축 표현 매체가 전통적인 물리적 모형 중심에서 AI 기반 디지털 시각화로 급속히 전환되고 있음을 시사한다.

Stable Diffusion과 Midjourney 같은 대형 시각 모델의 등장으로 건축설계 과정 전반에서 AI 활용이 확대되고 있다. 특히 개념 설계 단계에서 다수의 디자인 대안을 단시간에 생성하여 의사결정 효율성을 높이는 방식으로 활용되고 있다. 그러나 동시에 기술적 복잡성과 학습 곡선으로 인한 도입 장벽도 존재한다. 일부 건축가들은 AI 모델의 복잡성이 가져오는 학습 부담으로 인해 여전히 전통적 방법론에 의존하는 경향을 보이고 있어, 기술 수용도의 양극화 현상이 관찰되고 있다(Li et al., 2025).

2.2 전문가 인식의 한계와 하이퍼리얼리티

AI 생성 이미지의 품질이 인간의 지각 한계를 넘어서는 수준에 도달하면서, 다양한 분야에서 전문가들의 시각적 판별력에 대한 실증 연구들이 수행되고 있다. Nightingale & Farid(2022)는 AI가 생성한 얼굴 이미지에 대한 인간의 판별 능력을 조사한 결과, 참가자들이 AI 생성 얼굴을 실제 얼굴보다 더 '진짜'로 인식하는 역설적 현상을 발견했다. 이들의 연구에 따르면 평균 정확도는 48.2%로 무작위 추측 수준에 머물렀으며, 특히 AI 생성 이미지를 '매우 실제 같다'고 평가하는 경향이 강했다.

최근 연구에서 Velásquez-Salamanca, Martín-Pascual, & Andreu-Sánchez(2025)는 Midjourney와 DALL·E로 생성한 이미지 24장과 인간 제작 이미지 8장을 혼합한 실험을 통해, 일반인과 전문가 모두 AI 이미지를 인간 제작물로 오인하는 비율이 높다는 것을 확인했다. 특히 풍경과 일상 장면에서 이러한 오인율이 두드러졌으며, 이는 AI가 학습한 '전형적' 이미지 패턴이 인간의 기대치와 일치하기 때문으로 분석되었다. 인지과학적 관점에서 Groh et al.(2024)은 인간이 이미지의 진위를 판단할 때 전체적 일관성보다는 국소적 세부사항에 의존하는 경향이 있으며, 최신 AI 모델들이 바로 이러한 세부사항 생성에서 큰 발전을 이루었다고 지적한다. 초기 AI 이미지의 판별 단서였던 손가락 왜곡, 비대칭 눈동자, 부자연스러운 텍스처 등이 최신 모델에서는 거의 완벽하게 개선되어, 기존의 경험적 판별 방법이 무효화되고 있다.

이러한 기술적 한계는 시각적 판별에 의존하는 전통적 전문성의 위기를 시사하며, 새로운 형태의 비판적 시각 인식 능력이 필요함을 보여준다.

3. 전문가 대상 실험 설계 및 조사

3.1 실험 설계 개요

본 연구는 15년 이상 건축설계 관련 업무의 전문가 13인을 대상으로 AI 생성 이미지와 실제 사진의 식별 능력을 측정하는 설문 실험과 인터뷰를 실시하였다.[2] 실험용 이미지는 건축물의 외관 이미지와 내부 이미지 각각에 대해 사진 전문가 촬영 이미지와 최신 AI 모델로 생성된 이미지들로 구성하였다. 이미지 유형은 표1과 같다. 각 유형별 이미지는 각 12장으로 총 48장을 실험대상으로 하였다. 각 이미지에 대한 응답 이후, 해당 이미지에 대한 정답 여부의 확신도를 표시하게 하였고, 총 1,248개의 응답지를 연구에 활용하였다.

표1. 이미지 유형

구분	실내	외관
AI 생성 이미지	A-I (AI 실내)	A-E (AI 외관)
실제 이미지	R-I (실제 실내)	R-E (실제 외관)

실제 이미지는 Archdaily(n.d.)에서 2020년 이후 준공된 현대 건축물 중 선별하였고, 주거, 업무, 상업, 문화시설 등 다양한 용도가 포함되도록 하였다. 알아보기 쉬운 유명 건축물이나 왜곡된 렌즈 효과가 나타난 이미지는 제외하고 모든 이미지는 균등한 해상도로 하고 가로·세로 비율을 통일시켰다. AI 이미지는 GPT-5를 통해 추출된 프롬프트를 Midjourney v.7.0에 적용하여 생성하였다.

실험연구는 2×2 요인설계(factorial design)을 채택하여 독립변수는 이미지 생성 방식(AI 생성/실제 사진)과 장면 유형(실내/외관), 종속변수는 정답 여부를 통해 정답(1)과 오답(0)의 이분 변수를 적용하였고, 확신도는 리커트 5점 척도를 활용하였다. 통제변수로는 이미지 해상도, 제시 시간, 평가 환경 등을 설정하였다. 선입견이나 편향을 최소화하고 순수한 시각적 판단 능력을 측정하기 위해 블라인드 테스트 방식을 채택하고 각 이미지의 비율은 동일하게 하였으나 편향성 영향 및 객관성 확보를 위해 AI 생성과 실제 사진의 개수 비율은 전달하지 않았다.

3.2 하이퍼리얼리티 측정 지표

하이퍼리얼리티 현상을 정량적으로 측정하기 위해 다음 지표들을 사용하였다.

(1) 하이퍼리얼리티 지수(Hyperreality Index, HI)

하이퍼리얼리티 지수는 이미지 판별의 정답률에서 우연 수준인 50%를 차감하여 산출하는 지표이다. 이 지수는 응답자들이 AI 생성 이미지와 실제 사진을 구분하는 능력을

[2] 본 연구의 자료 수집은 2025년 9월 1일부터 9월 5일까지 진행되었으며, 응답자의 접근성과 편의를 고려하여 온라인 플랫폼과 오프라인 현장 조사를 병행 실시하였다.

정량화한 것이다.

(2) 하이퍼리얼리티 강도(Hyperreality Strength Index, HR-Index)

하이퍼리얼리티 강도는 오인율을 정답률로 나눈 비율로 계산되며, 실재와 시뮬라크르 간의 인지적 혼란 정도를 측정하는 지표이다.

(3) 인지 불일치 지수(Cognitive Dissonance Index, CDI)

평균 확신도와 정답률의 5점 환산값으로, 값이 클수록 메타인지가 왜곡된 것으로 해석된다. 평균 확신도와 정답률 환산값의 차이가 작을수록 메타인지의 균형이 이루어지는 상태를 나타내며, 음수값이 클수록 보수형, 양수값이 클수록 과신형을 의미한다(표2).

표2 CDI(인지 불일치 지수)에 의한 메타인지 분류

	CDI(인지 불일치 지수) 범위
보수형	CDI ≤ −0.10
균형형	-0.10 < CDI < 0.10
과신형	CDI ≥ +0.10

4. 연구 결과 및 분석

4.1 전체 정답률 분석: 하이퍼리얼리티의 실증

본 실험에서 건축 전문가 13명이 48개 이미지(AI 생성 24개, 실제 사진 24개)를 평가한 결과, 전체 정답률은 52.40%로 나타났다. 이는 무작위 추측 확률인 50%를 겨우 2.4%포인트 상회하는 수준으로, 15년 이상의 경력을 보유한 건축 전문가들조차 AI 생성 이미지와 실제 사진을 효과적으로 구분하지 못함을 실증적으로 보여준다.

표3의 전문가별 정답률 분포를 살펴보면, 최저 37.50%(전문가 6)에서 최고 72.92%(전문가 7)까지 개인차가 크게 나타났다. 13명 중 6명(46.15%)이 50% 이하의 정답률을 기록했으며, 이는 절반에 가까운 전문가가 무작위 선택 정도 수준 또는 그보다 낮은 판별력을 보였다는 것으로 해석된다. 특히 전문가 2와 6은 각각 39.58%, 37.50%의 정답률로 오히려 틀린 답을 더 많이 선택하는 역설적 결과를 보였다.

표3. 전문가별 하이퍼리얼리티 지수 및 강도

전문가	정답수	정답률(%)	하이퍼리얼리티	
			지수(HI)	강도(HR-Index)
1	21/48	43.75	-6.25	1.29
2	19/48	39.58	-10.42	1.53
3	22/48	45.83	-4.17	1.18
4	24/48	50.00	0.00	1.00
5	21/48	43.75	-6.25	1.29
6	18/48	37.50	-12.50	1.67
7	35/48	72.92	+22.92	0.37
8	27/48	56.25	+6.25	0.78
9	25/48	52.08	+2.08	0.92
10	27/48	56.25	+6.25	0.78
11	30/48	62.50	+12.50	0.60
12	31/48	64.58	+14.58	0.55
13	27/48	56.25	+6.25	0.78
평균	25.15/48	52.40	+2.40	0.91

이러한 결과는 보드리야르가 제시한 하이퍼리얼리티 개념이 건축 시각화 영역에서 현실화되었음을 실증적으로 확인시켜준다. AI가 생성한 건축 이미지가 실재와 구분 불가능한 수준에 도달했으며, 오랜 경험과 전문성을 갖춘 건축 전문가들조차 시뮬라크르와 실재를 구별하는 데 실패하고 있다. 평균 정답률 52.40%라는 정답 수준은 전문가의 판단이 사실상 '추측'에 가까운 수준으로 전락했음을 의미하며, 이는 건축 시각화 분야에서 실재와 시뮬레이션의 경계가 붕괴된 수준임을 나타낸다.

4.2 확신도 분석: 하이퍼리얼리티 시대의 메타인지 왜곡

확신도와 정답률 사이에는 유의미한 상관관계가 없었다. 이는 전문가들이 자신의 판단 능력을 정확하게 인지하지 못함을 보여준다. 전문가별 확신도와 정답률을 비교하면 표4와 같다. 전문가별 확신도와 정답률 간 관계를 분석한 결과, 메타인지의 심각한 왜곡 현상이 확인되었다. 평균 확신도는 3.87점(5점 만점)으로 비교적 높은 자신감을 보였으나, 실제 정답률과의 상관관계는 매우 약하거나 역상관 패턴을 보였다. CDI 분석 결과, 13명 중 12명(92.31%)이 과신형으로 분류되었고, 단 1명(전문가 2)만이 균형형(-0.02)의 상태로 나타났다. 전문가 1의 경우 CDI가 2.31로, 확신도(4.50)에 비해 정답률 환산값(2.19)이 현저히 낮았다. 이는 높은 확신을 가지고 판단했으나 실제로는 잘못된 판단이 반복되었음을 의미한다.

표4. 전문가별 확신도와 정답률 비교(CDI)와 메타인지 상태 분석

전문가	평균 확신도	정답률 환산	CDI	메타인지 상태
1	4.50	2.19	2.31	과신형
2	1.96	1.98	-0.02	균형형
3	3.21	2.29	0.92	과신형
4	3.73	2.50	1.23	과신형
5	4.42	2.19	2.23	과신형
6	3.60	1.88	1.73	과신형
7	4.17	3.65	0.52	과신형
8	3.56	2.81	0.75	과신형
9	3.92	2.60	1.31	과신형
10	4.00	2.81	1.19	과신형
11	4.92	3.12	1.79	과신형
12	5.00	3.23	1.77	과신형
13	3.38	2.81	0.56	과신형
평균	3.87	2.62	1.25	과신형

표5의 확신도 수준별 정답률을 보면 더욱 명확한 패턴이 드러난다. 확신도 1(매우 불확실)일 때 정답률은 25.00%로 최저였으나, 확신도 5(매우 확실)일 때도 58.40%

에 불과했다. 주목할 점은 확신도가 증가해도 정답률 향상이 선형적이지 않다는 것이다. 확신도 2에서 50.00%, 확신도 3에서 45.08%로 오히려 감소하는 구간이 존재하며, 확신도 4(53.04%)와 5(58.40%) 사이의 폭도 5.36%포인트에 그쳤다.

표5. 확신도 수준별 정답률

확신도 수준	응답 수	정답 수	정답률(%)
1	20	5	25.00
2	66	33	50.00
3	122	55	45.08
4	181	96	53.04
5	235	138	58.40
합계	624	327	52.40

이미지 평가 624개 응답 중 확신도 5로 응답한 경우가 235회(37.66%)로 가장 많았으나, 이 중 138회만 정답(58.40%)이었다. 이는 97회(41.28%)의 오답이 '매우 확실하다'는 확신 하에 이루어졌음을 의미한다. 이러한 메타인지의 붕괴는 AI 생성 이미지가 만들어 낸 하이퍼리얼리티가 전문가들의 판단 체계 자체를 교란시키고 있음을 실증적으로 보여준다. 전문가들은 자신이 무엇을 알고 모르는지조차 정확히 인지하지 못하는 상태에 놓여 있음을 알 수 있다.

5. 결론

본 연구는 건축 전문가들이 AI 생성 이미지와 실제 사진을 구분하는 능력을 실증적으로 검증함으로써, 건축 시각화 분야에서 하이퍼리얼리티 현상이 이미 현실화되었음을 확인하였다. 15년 이상의 경력을 가진 건축 전문가 5인의 평균 정답률이 52.40%로 우연 수준(50%)과 큰 차이 없이 나타난 것은, AI가 생성한 건축 이미지가 단순히 '실제와 유사한' 수준을 넘어 '실제보다 더 실제 같은' 하이퍼리얼의 영역에 도달했음을 시사한다. 특히 주목할 만한 발견은 실제 건축 사진이 AI 생성 이미지보다 더 자주 인공물로 오인된다는 점이다. 실제 외관 사진의 정답률이 우연 수준 이하인 42.31%에 불과했다는 것은 전문 건축 사진이 이미 고도의 디지털 처리를 거쳐 '너무 완벽한' 이미지로 변환되어, 오히려 인공적으로 인식되는 역설적 상황을 보여준다. 이는 보드리야르가 예견한 시뮬라크르의 4단계, 즉 시뮬레이션이 독자적 현실을 구성하는 단계가 건축 시각화 영역에서 실현되고 있음을 의미한다. 이 탐색적 실험의 결과는 현재 AI 이미지 생성 기술이 인간의 시각적 판별 능력을 완전히 넘어서는 기술적 특이점(technological singularity)에 도달했음을 보여준다. 특히 Midjourney와 같은 최신 확산 모델들이 건축 시각화에서 전문가조차 구분할 수 없는 수준의 이미지를 생성한다는 것은, AI 기술이 빠른 속도로 이미 실무 적용가능한 성숙 단계에 진입했음을 의미한다. 확신도와 정답률 간의 상관관계가 낮게 나타난 것은 AI와 실재를 구분하는 데 있어 전문가의 기존 능력이 크게 작용하지 않음을 의미한다. 전문가들이 자신의 판단에 대해 높은 확신을 보일 때조차 실제 정답률과 연결되지 않는다는 것은, 하이퍼리얼리티가 단순한 시각적 착각을 넘어 전문가의 인지 체계와 메타인지까지 혼란시킴을 알 수 있다.

향후 연구는 표본 수를 늘린 검증 연구로 확장하여 하이퍼리얼리티 현상의 보편성을 검증할 필요가 있다. 또한 시간에 따른 하이퍼리얼리티 강도 변화를 추적하는 종단 연구가 요구된다. 이와 같은 하이퍼리얼리티 환경에서의 새로운 건축 비평 방법론 개발이 필요하며, 실재와 시뮬레이션의 경계가 붕괴된 상황에서 건축의 진정성과 가치를 평가할 새로운 기준도 필요하다. 건축 전문가도 구분하지 못하는 AI 이미지의 등장은 물리적 실재와 디지털 시뮬레이션 사이의 경계가 소멸된 새로운 존재론적 지평에 도달했음을 의미한다. 이러한 패러다임 전환은 전통적 전문성의 위기이면서 새로운 창의성의 기회로 전환될 것이라 예측된다. '건축 전문가도 구분하지 못하는 AI 이미지'는 새로운 시작이 되어 건축 시각화 분야의 하이퍼리얼리티 현상의 앞으로의 건축을 재정의할 전환점이 될 것으로 기대된다.

참고문헌

1. ArchDaily. (n.d.). *Architecture projects database,* Archdaily. Retrieved July 31, 2025 from https://www.archdaily.com
2. Baudrillard J. (1994). *Simulacra and Simulation*, University of Michigan Press.
3. Groh, M., Sankaranarayanan, A., Picard, R., & Nam, H. (2024). Deepfake detection by human crowds, machines, and machine-informed crowds. *Proceedings of the National Academy of Sciences,* 121(1), e2110013119.
4. Li, C., Zhang, T., Du, X., Zhang, Y., & Xie, H. (2025). Generative AI models for different steps in architectural design: A literature review. *Frontiers of Architectural Research*, 14(3), 759-783.
5. Nightingale, S. J., & Farid, H. (2022). AI-synthesized faces are indistinguishable from real faces and more trustworthy. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 119(8), e2120481119.
6. RIBA. (2024). *RIBA AI report 2024.* Royal Institute of British Architects.
7. Velásquez-Salamanca, D., Martín-Pascual, M. Á., & Andreu-Sánchez, C. (2025). Interpretation of AI-generated vs. human-made images. *Journal of Imaging*, 11(7), 227.