

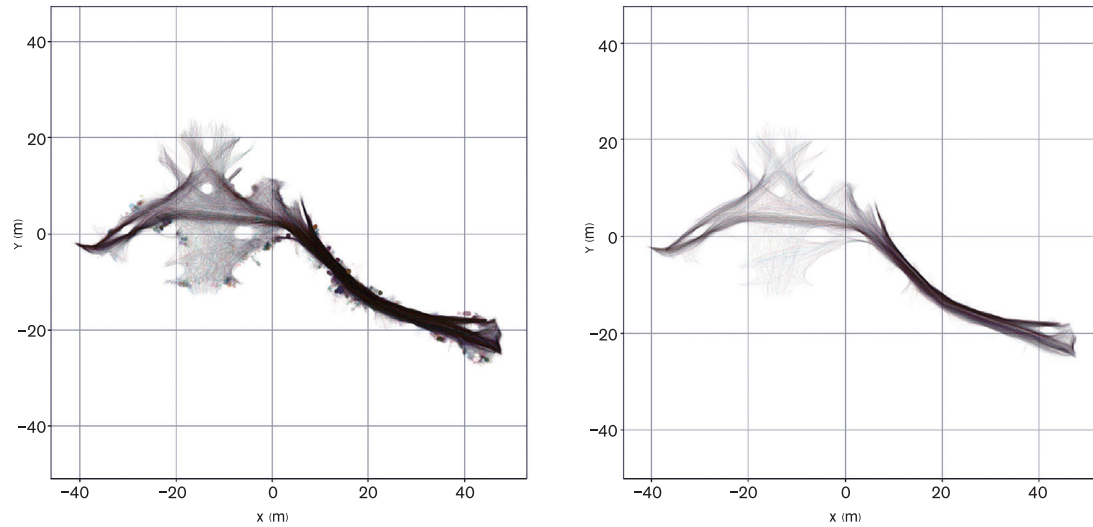
AI 기술 변화의 시대, 보행 행태와 공간을 이해하는 새로운 방법

박훈태
(주)미래 대표

장소의 공간으로 내려오는 기술로서 AI

보행은 도시 경험의 가장 원초적인 수단이다. 걷는 행위는 바깥에서 이루어지며, 몸 외의 다른 매체를 필요로 하지 않는다. 걷는 몸은 경사에서 균형을 잡고 물웅덩이를 능숙하게 피하며 속도를 조절하지만, 정작 그 행위를 좀처럼 의식하지 않고 그렇게 한다. 무의식적으로 걷는 사이 나는 주변의 세세한 것들과 교류한다. 늘 지나치는 가게 안을 엿보거나, 바람에 섞여 온 커피 향에 끌려 멈춰서거나, 건물 사이로 드러난 달을 조금 더 오래 붙잡기 위해 방향을 바꾼다. 그러다 이내 여기가 아닌 과거의 풍경 속으로 흘러들기도 한다. 걷기에 집중하지 않기 때문에 나는 가끔 불편에 처하기도 한다. 어두운 골목 단차에 걸려 넘어질 뻔하거나, 북적이는 길에서 누군가와 어깨를 부딪치기도 하고, 한 뼘 가까이 접근한 차량을 인지하고 식겁한 적도 있다. 이처럼 보행은 언제나 예측 불가능한 ‘부정(不定)’의 상태로 도시 공간을 채운다. 누구의 몸도 같지 않고, 따라서 누구도 똑같이 걷지 않는다. 보행의 실체는 도시의 온갖 디테일만큼이나, 저마다 기억 속 풍경만큼이나 다채롭게 이어진다.

<도시에서 걷기(드 세르토, 2023)>에서 드 세르토는 높은 곳에서 내려다보는 행위와 보행을 대립시켰다. 높은 곳에서 내려다보는 시선은 걷는 몸을 사로잡고 있던 도시를 일종의 가시적인 ‘시물라크르(simulacre)’, 즉 지도 이미지로 변환한다. 보행이 도시의 지도 위로 옮겨질 수는 있다. 하지만 “꺾거나 가는 이 곡선들은 마치 단어들처럼, 지나가 버린 것의 부채를 가



3D 센서를 이용하여 기록한 특정 공간의 보행 흔적(좌)과 이상 행위를 제외한 단순화(우) 예시

출처: 공개 데이터(Bršćić et al., 2013)를 활용하여 제작.

리킬 뿐”이다. 마주 오는 사람을 피하고, 숨을 고르기 위해 섰다 걸었다를 반복하는 행위는 무채색의 점들로 바뀌어 이어진다. 점들의 궤적은 걷는 몸의 흔적일 뿐이다. 흔적은 필연적으로 원본을 망각한다. 드 세르토는 높은 곳에서 내려다보는 시선을 도시 계획가와 건축가의 시선과 동일시하였다. 도시를 계획한다는 것은 실재를 이해하고, 그에 따라 실효성 있는 대응전략을 취하는 일이다. 따라서 계획가와 건축가는 높이 올라갈 수밖에 없다. 이해란 언제나 순간을 붙잡아 ‘고정(固定)’하는 과정을 필요로 하기 때문이다. 높이 올라감으로써 난해하게 주변과 얽힌 채 예측할 수 없는 방향으로 끊임 없이 변하는 ‘원인’들을 일거에 잊어야 한다.

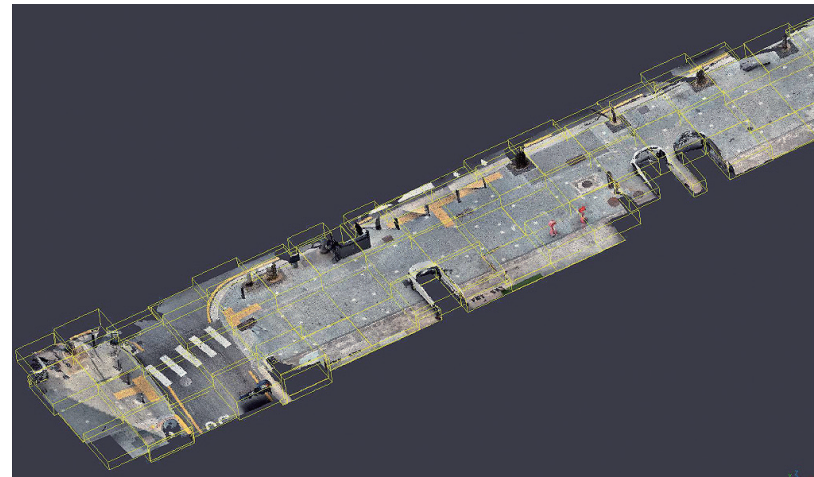
보행과 인공지능(AI) 기술의 관계를 논하는 자리에서 이국의 사상가를 소환하는 것이 결코 한가한 일은 아니다. 바로 그 내려다보는 시선이 걷는 몸의 자리를 자동차에 헌납해 버린 오늘날의 도시를 만들어 냈기 때문이다. 보도와 차도의 분리, 특수 목적의 차선들, 질서정연한 신호체계, 교통섬과 방호울타리 등은 모두 차량 이동의 자유도를 제한함으로써 교통의 흐름을 매끄럽게 만드는 목적에 부합하는 전략들이다. 그 결과 ‘위에서 내려다본 이미지(시물라크르)’와 ‘지상의 경험(원본)’ 사이의 차이는 최소화되고, 계획가와 건축가의 의도는 문자 그대로 투명하게 실현된다. 특히 자율자동

차는 이러한 도시 경험의 궁극적인 수단이다. 출발지와 목적지만 정해지면, 그 사이의 경로는 ‘비장소의 공간(오제, 2017)’으로 변환된다. 그것은 움직이지만 머물러 있는 것과 같으며, 원본이지만 흔적과 다르지 않으며, 명명되지만 실천될 수 없는 공간이다.

지능(intelligence)은 고정된 형태를 이해하는 능력이다. 지능은 움직임 자체를 붙잡을 수 없다. 지능의 이러한 특성은 AI에도 고스란히 적용된다. AI는 고정된 규칙이나 형태를 이해하는 일, 불확실한 상황에서 패턴을 찾아내는 일, 변하는 환경 속에서 의미와 질서를 보존하는 일을 인간보다 더 잘하는 능력으로 인정받고 있다. 하지만 이러한 능력은 움직임 또는 지속적인 변화를 일련의 고정된 상태들로 분할하는 과정을 전제로 작동한다. 따라서 ‘인과성(causality)’을 파악할 수 없다는 AI의 근본적인 한계가 동시에 인정된다. 시간의 순서대로 정렬된 고정된 상태들은 움직임의 흔적일 뿐, 그것들 사이의 ‘필연적 관계’는 망각된다. 저 청년은 ‘왜’ 골목 어귀에 한참을 머물러 있는가? 저 아주머니는 ‘왜’ 같은 곳을 계속 맴도는가? 인과관계가 끊어진 간극은 확률적 상관관계로 채워진다. 그것이 담배 한 대를 눈치껏 피우기 위해서였고, 가로수에 가려진 도로명 현판을 보지 못하였기 때문이었다는 단순한 사실을 확률적으로 관련 짓기 위해 AI는 무수히 많은 주변 정보를 데이터로 공급받아야 한다.

AI 기술을 통해 보행을 이해하려는 욕망이 상승의 방향을 선택하는 것은 따라서 지극히 자연스러운 결과이다. 높은 곳에서 내려다보는 시선은 AI 기술에 쉽게 편승한다. 하지만 내려다보는 시선과 AI 기술의 결합이 만들어 내는 보행 공간은 어떤 모습일까? 위에서도 선명하게 보일 만큼 매끈하게 포장되고 곧게 뻗은 보행자 전용길. 걷는 몸의 주의를 끌 만한 디테일이 제거된 보행자길의 주변. 그 사이를 매끄럽게 스쳐 지나가는, 충분히 예측 가능한 보행자 군중의 흐름. 스마트폰을 맘껏 보면서 세계와 연결되지만 당장의 안전을 걱정할 필요는 없는 이동. 전지적인 거대언어모형(LLM)이 보기에 지상의 움직임은 너무나 단순하여 자기가 학습한 능력의 1%만 발휘해도 쉽게 이해될 수 있는 정도인데... (안전하고 편리한) ‘걷기 좋은 도시’일지는 몰라도 ‘걷고 싶은 도시’는 아닐 것 같다. AI는 이보다는 훨씬 복잡한 일을 할 수 있다.

다시, 드 세르토는 이러한 총체적 도시 시스템을 완전히 부정하지 않았다. 그것은 마치 말을 하는 화자가 자신의 언어를 부정하는 것과 같은 모



스마트폰의 LiDAR 스캐너를 이용하여 취득한 보도 영역 점군 데이터(PCD)

제는 모집단이 되는 모든 보행자길조차 알 수 없다는 사실이다. ‘보행자길 자체가 수시로 변한다.’ 우선 국토지리정보원이 제작하는 국가기본도에는 아파트 단지 같은 사유지 내부의 보행자길은 포함되어 있지 않다. 보도 역시 폭원 3m 이상의 것만 도화 대상이다. 이런 경우 위성영상에서 보행자길을 추출하도록 AI를 학습시켜 어느 정도 보완은 할 수 있다. 하지만 나무 등에 가려 영상에는 잡히지도 않는 작은 샛길들, 시간대에 따라 열렸다 막히는 건물 내부의 통로, 공사 기간 운영되는 우회로 등은 어쩔 도리가 없다. 지역 정보를 잘 아는 주민들이 직접 생산하는 OSM류의 클라우드소싱 기반 지도를 생각해 볼 수 있겠지만, 주민들의 자발적 참여를 유도할 만한 뾰족한 대책도 없다.

이처럼 공공의 시선이 미치지 않는 길들이 보행에서는 가장 결정적인 경로를 구성하는 경우가 많다. 계획적으로 의도한 것은 아니지만, 발걸음들의 반복이 새겨낸 ‘욕망통로(desired path)’와 같은 길들이다. 욕망통로를 정확하게 파악하지 않는 이상, 지하철역을 중심으로 15분 내 도달 가능한 공간적 범위는 현실과 매우 다를 수 있다. AI는 욕망통로를 파악할 수 있을까? 이런 상상을 해 본다. 어떤 지역의 보행자길 네트워크 지도를 확보하고, 지역 내 모든 지점에서 모든 지점을 잇는 경로를 추출하여 평균 이동거리를 측정한다. 이제 AI에게 사회적 최적의 도출, 즉 평균 이동거리 최소화란 목표를 부여한 다음 담벼락이나 건물 따위의 물리적 장애물을 무시하고 직선을 하나 굽도록 한다. 마치 기존의 구조물 위에 그래피티를 그리는 것처럼.

순이 될 것이다. 본래의 의미를 따르지만 다채로운 수사를 구사하는 영리한 화자처럼, 그는 단지 계획가와 건축가가 설정한 시스템의 한계를 벗어나지 않으면서도, 시스템의 규칙을 임기응변적으로 벗어나는 보행자들의 창조적이고 전술적인 실천을 드러내고 싶었을 뿐이다. 그는 자신의 이러한 작업을 ‘일상의 발명’으로 명명하였다. 일상의 발명을 위해 그는 높은 곳에서 내려와 걸어야 하였다. 마치 엔트로피를 거스르는 생명의 움직임처럼 상승에 비해 하강은 훨씬 어렵다. 하지만 내려옴으로써만 회복할 수 있는 세세한 원인들, 보행의 즐거움, ‘걷고 싶은 도시’의 가치가 있다. 역설적이지만, AI의 능력을 십분 발휘시켜 아래로 내려오기 위한 기술로서 AI를 역이용할 수 있을까? 시물라크르와 원본의 관계를 재구성하는 몇 가지 사례를 통해 그 가능성을 살펴보고자 한다.

디지털 트윈: 시물라크르의 생산

첫 번째 사례는 보행자의 행태와 보행 공간을 인간이 할 수 있는 것보다 더 ‘정밀(High Definition)’하게 관찰하는 일이다. 원칙적으로 AI는 인간보다 더 정확하고 일관된 방식으로, 동시에 넓은 범위를 실시간으로 관찰할 수 있다. 12페이지의 그림에서 높은 곳에 설치된 RGB-D 카메라는 1초에 30장의 이미지를 생산하는 속도로 보행자의 위치와 이동 방향을 식별하였다. 하루 평균 보행자 1만 8,000명의 흔적이 기록되었는데, 그중 잠시도 멈추지 않고 보행을 지속한 사람들은 약 5,000명이었다. 반면 (이유는 알 수 없지만) 사람들이 주로 멈추어 서는 특정 영역들이 형성되는 것도 확인할 수 있었다. 다음 페이지의 그림은 스마트폰에 탑재된 LiDAR 센서를 이용해 보행자의 눈높이에서 보도 영역을 스캔하여 취득한 점군 데이터(Point Cloud Data)의 예시이다. 전문 장비가 아님에도 불구하고 점밀도는 1m² 당 470개, 수직 정확도는 0.1m 수준의 정밀 데이터를 얻을 수 있었다. 중형 경사나 유효폭원뿐만 아니라, 의미론적 분할(semantic segmentation) 알고리즘을 적용해 가로등, 가로수, 볼라드 같은 시설물 그리고 10cm 이상의 단차를 식별하기에 충분한 밀도와 정확도로 볼 수 있다.

문제는 보행이 가능한 모든 길을 대상으로 이러한 관찰을 수행하기에는 연산비용이 너무 많이 든다는 것이다. 보행자 관찰의 경우는 개인정보 이슈도 발생한다. 그럼 어떤 길을 우선 관찰해야 하는가? 더 근본적인 문

육망통로는 그 직선과 장애물이 교차하는 지점 근처에 있을 확률이 높다. 만약에 없다면? 바로 그 부재가 육망통로를 뚫어 보려는 동기를 자극할 것이다. 시뮬라크르의 힘이다.

데이터 융합: 시뮬라크르의 활용

두 번째 사례는 AI가 생산한 보행 공간 데이터와 다른 종류의 데이터를 결합하여 새로운 쓸모를 생산하는 일이다. 우선 2007년부터 2023년까지 17년간 전국 보행교통사고 이력 데이터를 도로링크 단위로 결합하였다. 경상 사고에서부터 사망사고까지 발생 건수를 가중 평균하여 단일 위험도 지표로 환산하고 AI가 이를 학습하도록 하였다. 도로 폭원, 경사도, 네트워크 특성, 주변 토지이용, 보도설치 여부, 보호구역 여부, 대중교통 접근성, 시장 접근성 등과 사고위험도의 상관관계 패턴을 파악하는 일이다. 결과는 ‘매우 안전’에서 ‘매우 위험’까지 5등급으로 구분하여 출력하도록 하였다. 그다음은 전국적으로 총 232개소, 총연장 87km의 이면도로에 지정된 보행자 우선도로 데이터를 결합하였다. 지정 도로링크를 1, 미지정 도로링크를 0으로 구분하여 이진분류를 하도록 AI를 학습시켰다. 딥러닝 알고리즘을 활용할 수도 있지만, ‘결과 해석’의 필요를 고려하여 의사결정 나무(decision tree) 계열의 머신러닝 알고리즘을 활용하였다.

주목한 것은 AI가 상관관계 패턴을 얼마나 정확하게 맞추는가가 아니라, 어떤 ‘오류’를 생산하는가였다. 오류에는 두 가지 유형이 있는데, 맞는 것을 틀린다고 하는 α 오류와 틀린 것을 맞다고 하는 β 오류이다. 사고가 한 번도 발생하지 않은 길을 위험하다고 보는 것은 무해하다. 보수적으로 접근

해서 선제적 조치를 강구해 볼 수 있다(16페이지 왼쪽 그림, 간선도로에 직접 연결된 접근로들이 주로 이런 유형에 해당한다). 하지만 사고가 많이 발생한 길을 안전하다고 판단하는 것은 문제가 있다. AI 학습 과정에서 이러한 유형의 오류를 발생시키는 경우 페널티를 부여하였다. 마찬가지로 보행자 우선도로 모형에서는 지정 도로를 미지정으로 보는 경우 페널티를 부여하고, 미지정 도로를 지정 도로로 보는 경우에 주목하였다. AI가 볼 때 이 길은 이미 보행자 우선도로로 지정된 길들과 똑같은 보행환경인데 현실은 미지정 상태인 것이다. 이 결과를 우리는 어떻게 해석해야 할까?

현행 보행자 우선도로 지정 기준은 구조적 기준과 기능적 기준으로 구분될 수 있다. 폭원, 경사도, 대중교통 접근성 등의 구조적 기준은 적용이 어렵지 않다. 하지만 보행량이 많은 길, 차량 교통량이 적은 길, 교통사고가 많은 길, 불법주차차가 많은 길 등 기능적 기준의 충족 여부는 원칙적으로 모든 길을 다 관찰하기 전에는 결정이 어렵다. 일선 지자체 실무자들이 후보 구간 도출 작업을 어려워할 수밖에 없는 이유이다. 그렇다면 β 오류가 발생한 길들을 우선 검토해 보는 방법은 어떨까? 이러한 전제에서 지자체별로 보행자 우선도로 지정 필요구간을 ‘오류가 큰 순으로 우선순위를 부여’해 추출하는 서비스가 탄생하였다(16페이지 오른쪽 그림).

엄밀히 말하면 이러한 방식의 AI 활용은 지식의 픽션이자 시뮬라크르를 강화하는 전략에 해당한다. 반드시 현장으로 내려와 한 걸음 한 걸음으로 원본을 확인해야 한다. 하지만 적어도 직접 조사에 투입될 공공 재원을 크게 줄이고, 현장 확인의 우선순위를 객관화한다는 점에서 그 효용은 분명하다. 더 많은 데이터가 융합될수록 시뮬라크르는 한층 강력해질 것이다. 문제는 그것을 전적으로 무시하지 않으면서, 취할 것을 취하는 우리의 ‘프로네시스(phronesis)’다.



AI 기반 도로 단위 보행 교통사고 예측 모형(좌)과 보행자 우선도로 필요구간 추천 모형(우) 구현 예시

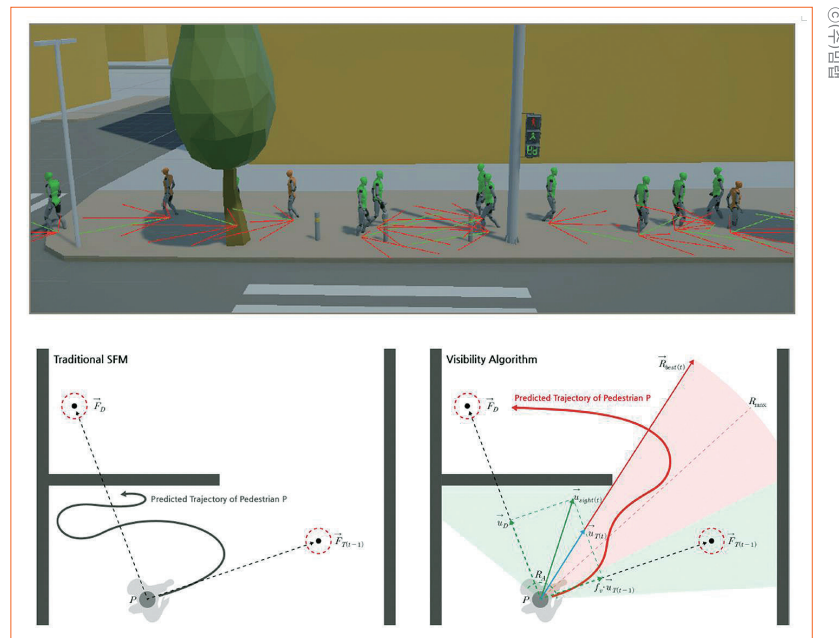
시뮬레이션: 원본의 재생

세 번째 사례는 시뮬레이션을 통해 원본의 보행 행위를 역으로 최대한 복원함으로써 그동안 알 수 없었던 기저의 행태 규칙을 밝히는 일이다. 잘 알려진 행위자 기반 보행 시뮬레이션 프레임인 ‘사회적 힘 모형(Social Force Model: SFM)’을 적용하였다. SFM은 개별 보행자에게 작용하는 가상적 힘들의 합력에 의해 보행이 실현되는 것으로 가정한다.

$$\vec{F} := \vec{F}_{dst} + \sum \vec{F}_{ped} + \sum \vec{F}_{obs} + \sum \vec{F}_{atr}$$

여기서 개별 보행자에게 작용하는 합력 $\vec{F}$ 는 물리적 힘이 되기보다는 개인의 구체적인 '행위 동기(motivation to act)'를 기술하는 양으로 이해할 수 있는데, 목적지를 향하는 인력 $\vec{F}_{dst}$ '일정 범위'에 들어온 다른 보행자들과의 상호작용을 통해 받는 사회적 척력 $\vec{F}_{ped}$ '일정 범위'에 들어온 고정장애물들로부터 받는 물리적 척력 $\vec{F}_{obs}$ '일정 범위'에 들어온 매력요인들(우연히 만난 친구, 거리공연, 윈도 쇼핑 등)에서 받는 인력 $\vec{F}_{atr}$ 으로 구성된다. 이러한 기본적 SFM 구성에 더하여 보행자에게 '시력'을 부여해 목적지를 향하는 추진력이 경로상의 장애요소를 조우함에 따라 실시간 수정될 수 있도록 하였다.

SFM은 선형적 구조와 다수의 '모수(parameter)'를 갖는 모수 모형이다. 걸음마 단계에서부터 걷는 법을 배우는 강화학습(Reinforcement Learning)류의 비모수 모형과 구분된다. 이때 모수는 상호작용이 발생하는 일정 범위, 추진력 대비 사회적 힘과 물리적 힘이 갖는 크기의 상대적 비



SFM과 국지적 가시성 기반 입시 경로 설정 알고리즘을 통합한 실시간 적응형 보행 행태 모델

율, 외부 자극으로 이동 방향이 바뀌었을 때 원래의 목적 방향을 회복하는데 걸리는 시간(노인의 경우 길다) 등을 포함한다. 보행자 관찰을 통해 획득한 지속 보행자 5,000명의 궤적을 AI가 학습하여 선형적 모수값들을 사후적으로 교정하게 하였다. 이로부터 에드워드 홀(Edward T. Hall)이 구분한 '개인적 거리'와 '사회적 거리'의 크기, 보행 밀도에 따른 임계 거리와 선호 속도의 변화 등을 알 수 있게 되었다. 활용적 측면에서는 빈번한 방향 전환과 가감속으로 보행자가 받는 스트레스를 개인 수준과 집합적 수준에서 측정하였으며, 고령 보행자의 비율이 증가함에 따라 이러한 스트레스 수준이 변화하는 양상을 시연할 수 있었다. 현재는 차량뿐만 아니라, 근미래 보행 공간을 공유하게 될 고령자 전동 휠체어와 배달 로봇을 포함하는 방향으로 시뮬레이션 환경의 확장 작업을 진행 중이다.

보행은 마치 말로 하는 대화에서처럼, 움직임의 형식으로 정의된 암목적 '계약'을 보행자들이 물리적 환경 속에서 실현하는 과정이다. 그러한 계약은 보행 밀도, 보행의 물리적 환경(평지와 경사지), 보행자 구성(보행 약자 비율) 등의 맥락에 따라 시시각각 달라진다. 계약이 지켜지지 않는 경우 최소는 '불통'으로 그치겠지만, 최악의 경우 '파국'으로 이어질 수도 있다. 하물며 새로운 계약이 필요한 상황이 도래한다면, 시뮬레이션을 통해 선제적 대책을 마련해야 할 이유는 충분하다. 시뮬레이션은 보행의 실천 중에 작동하는 계약 관계에 관한 암묵지를 형식지로 전환하는 역할을 수행한다. 이러한 전환이 가능할 수 있는 것은 백지 상태가 아니라 선형적으로 구조화된 학습 환경을 AI에게 제공하였기 때문이다. 우리가 보행에 대해 이미 알고 있는 것들을 이러한 관점에서 다시 한번 정리해 볼 필요가 있다.

AI의 전술적 변화

급속한 상승만을 거듭하던 AI 기술의 발전 속도는 이미 변곡점을 통과한 것으로 보인다. 거대언어모형의 씨앗이 된 트랜스포머(Transformer)가 등장한 2017년 이후 사람들은 마스터 알고리즘과 전지적 능력을 지닌 LLM의 도래를 조심스럽게 전망하였었다. 하지만 LLM은 기대만큼 상승 속도를 지속하지 못하였다. 정확도를 10배 높이기 위해 10억 배의 연산 자원을 투입해야 하는 극심한 비효율, 학습량이 많아질수록 무의미한 상관관

계로 인해 오히려 정확도가 떨어지는 역설적 현상이 곳곳에서 목격되고 있다(Coveney & Succi, 2025). 어떻게 모형을 잘 학습시킬 것인가라는 맹목적 질문은 이제 힘을 잃고, AI에게 시킬 특정 과제를 어떻게 잘 정의하고 그 효용을 어떻게 잘 평가할 것인가를 사람들은 묻기 시작하였다. 하나의 거대 모형 대신 특정 역할을 담당하는 작은 모형들의 일시적 협업(Agentic AI), 모든 것을 학습하는 대신 필요할 때마다 외부 자료를 참조하는 RAG, 생각만 하지 않고 필요하면 외부 도구를 동원해 수행력을 강화하는 MCP 등의 기술이 이러한 맥락에서 등장하였다.

AI 기술의 이러한 변화는 내려다보는 시선에 대응하는 보행의 임기응변적 전술과 궤적을 함께하게 되었다. AI의 전술에 조응하기 위해, AI와 건전한 동반자가 되기 위해 이제 우리는 다음과 같은 질문을 던질 수 있다.

첫째, 욕망통로의 발견: (보행이 구체적 맥락에서만 의미를 갖듯) AI를 통해 어디로 가고 싶은가? ‘걷기 좋은 도시’에서 더 나아가 ‘걷고 싶은 도시’라는 비전의 실현을 위해 정확히 어떠한 문제가 해결되어야 하는가?

둘째, 쓸모의 창조적 발굴: (보행이 우연한 교류에서 즐거움을 찾듯) 어떤 데이터의 교차가 새로운 가능성을 열며, 그 학습의 결과는 어떻게 활용할 것인가? 보행을 관리하는 업무의 근원적 어려움을 해소한다는 관점에서 학습 결과는 실제로 쓸모가 있는가?

셋째, 학습 환경의 규정: (보행이 등방적 공간에서 이루어지지 않듯) AI의 학습 환경에 우리가 이미 알고 있는 것들을 어떻게 새겨 넣을 것인가? 우리가 보행에 대해 당연하다고 가정하고 있는 것 또는 편향은 무엇인가?

참고문헌

- 1 마르크 오제. (2017). 비장소: 초근대성의 인류학 입문(이상길, 이윤역 역). 아카넷(원본 출판 1992년).
- 2 미셸 드 세르토. (2023). 일상의 발명: 실행의 기예(신지은 역). 문학동네(원본 출판 1990년).
- 3 Brščić, D., Kanda, T., Ikeda, T., & Miyashita, T. (2013). Person tracking in large public spaces using 3-D range sensors. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 43(6), 522-534.
- 4 Coveney, P. V., & Succi, S. (2025). *The wall confronting large language models*. arXiv preprint arXiv:2507.19703.