굴착공사장 관측공의 보조수위측정망 전환을 위한 AI 기반 존치 가치 평가 프레임워크 제안

김경도, 김수진
서울연구원 지속가능연구실
e-mail: sujinkim@si.re.kr

An AI-Driven Decision Support Framework for Evaluating the Retention Value of Monitoring Wells in Excavation Sites for Integration into Groundwater Networks

Kyung Do Kim, Sujin Kim
Urban Environment and Climate Change Research Division, The Seoul Institute

서울시는 대규모 도심 개발과 굴착공사의 증가로 지하수위 변동과 유출지하수 발생이 확대되는 복합적 지하환경 변화에 직면해 있다. 지하수위의 급격한 변동은 지반 내 물리적 구조의 불안정성을 조기에 표출하는 핵심 조기 경보 지표(early warning indicator)로, 이를 정밀하게 감시하기 위한 보조수위측정망의 역할이 중요하다. 서울시는 현재 1㎢당 0.44대의 보조측정망 밀도로 해외 주요 도시를 상회하는 수준을 유지하고 있으나, 현행 배치 기준이 도심형 위험 환경의 정밀 감시에 한계를 지니며 특히 대규모 굴착공사 구간에서의 관측 공백 문제가 지속되고 있다. 이를 보완하기 위해 굴착공사 종료 후 관측공을 보조수위측정망으로 전환·존치하는 방안이 제안되고 있으나, 전환 여부를 판단하기 위한 객관적 선정 기준은 아직 마련되어 있지 않다. 이 연구는 이러한 문제의식에서 출발하여, 존치 가치가 높은 관측공을 과학적으로 선별하기 위한 인공지능(AI) 기반 의사결정 프레임워크를 제안하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 기술적·공간적·지질학적 취약성의 세 범주로 구성된 다차원 지표 체계를 이론적으로 설계하고, AHP와 Entropy Weight 기법을 결합한 통합 가중치 산정 방법론을 제시하였다. 가중치가 반영된 지표값 벡터를 입력으로 K-means 군집화를 수행하여 관측공을 '존치', '조건부 존치', '존치 불필요'의 3등급으로 분류하는 프레임워크를 설계하였다. 또한 프레임워크가 향후 충분한 현장 데이터 축적 시 지도학습 기반 분류 모델(Random Forest, XGBoost)로 고도화될 수 있는 확장 구조를 내재하고 있음을 제시하였다.

1. 서론

서울시는 대규모 도심 개발과 굴착공사의 증가로 지하수위 변동과 유출지하수 발생이 확대되는 복합적 지하 환경 변화에 직면해 있다. 지반침하나 싱크홀은 노후 관로 손상, 다짐 불량, 지질학적 특성 등 인위적·자연적 요인이 복합적으로 작용하여 발생한다. 따라서 지하수위 강하만을 단일한 직접 원인으로 단정하기는 어렵다. 그러나 지하수위의 급격한 변동은 지반 내 물리적 구조의 불안정성을 조기에 표출하는 핵심 지표이자, 구조물 손상이 가시화되기 이전에 포착가능한 유효한 조기 경보 지표(early warning indicator)라는 점에서 중요한 의미를 갖는다. 특히 불투수면 확대와 유출지하수 증가가 지속되는 서울에서는, 지역 단위의 수위 변동을 정밀하게 감시하고 이상 징후를 조기에 포착할 수 있는 보조수위측정망의 역할이 더욱 중요하다.

서울 도심의 대규모·대심도 굴착공사는 주변 지하수의 유출을 가속화하고 수위의 급격한 변동을 야기하는 주요 동인으로 작용한다. 광역 철도망 구축 및 빗물저류배수시설 터널 공사 등 대형 토목 사업이 지하수위 이상변동의 핵심 영향 요인으로 보고된 바 있다(김수진, 2026). 이에 서울시는 굴착공사 현장의 관측공을 공사 종료 후 폐기하지 않고 보조수위측정망으로 체계적으로 편입·존치하여 지하 안전 모니터링을 위한 실질적 정책 수단으로 활용하고자 하고 있다. 그러나 현재 존치 여부를 판단하기 위한 구체적 선정 기준은 아직 마련되지 않은 실정이며, 이러한 기준의 부재는 보조수위측정망으로 편입·존치될 관측공의 위치가 공정상 편의 또는 현장 책임자의 임의에 따라 결정되는 문제로 이어질 수 있다. 이는 지하수위 모니터링의 대표성과 안전 관리 효과를 저하시키는 요인이 된다.

따라서 지하수의 지속적 관측 필요성, 지반 안정성과의 연계성, 인근 지하 인프라 취약도 등 현장의 다차원적 조건을 체계적으로 반영하여 존치 우선순위를 결정하는 객관적·정량적 선별 기준의 수립이 요구된다. 그러나 이들 변수는 상호 복잡하게 연관되어 있어 전문가의 경험적 판단이나 단일 지표 중심의 정성적 평가 방식만으로는 일관되고 신뢰할 수 있는 기준을 도출하기 어렵다. 이에 이 연구에서는 한정된 행정 자원 내에서 존치 가치가 높은 관측공을 과학적으로 선별하기 위한 인공지능(AI) 기반의 의사결정 프레임워크를 제안하고자 한다.

2. 보조수위측정망의 운영 현황과 AI 기반 의사결정 지원 기술의 적용 동향

2.1 서울시 보조수위측정망의 현황과 한계

서울시는 「서울시 보조측정망 관리개선 용역」을 통해 측정망 수를 지속적으로 확충하고 질적 개선을 추진해 왔다. 그러나 높은 관측 밀도에도 불구하고, 현행 보조수위측정망의 배치 기준은 지반침하 등 안전 취약지역의 관측 공백을 해소하는 데 구조적 한계를 내포하고 있다. 특히 「지하안전관리에 관한 특별법」은 굴착공사 구간 인근의 국가측정망 1개소와 보조수위측정망 3개소를 활용하여 지하수위 최대 변동 폭을 산정하도록 규정하고 있다. 그러나 해당 지역에 보조수위측정망이 부재하거나, 측정망이 존재하더라도 미계측치 오류 및 인근 양수 등 인위적 요인으로 인해 실질적인 수위 변동 확인에 어려움이 발생하는 사례가 보고되고 있다. 결과적으로 법령이 요구하는 감시 체계가 현장에서 실효적으로 작동하지 않는 구조적 공백이 존재하는 것이다.
이러한 한계를 보완하는 방안의 하나로, 굴착공사 현장에 설치된 관측공을 공사 종료 후 보조수위측정망으로 전환·존치하는 방식이 제안되고 있다. 그러나 전환 여부를 판단하기 위한 제도적·기술적 선정 기준은 마련되어 있지 않은 실정이다.

2.2 AI 기반 의사결정 지원 기술 활용 사례

인공지능 기술, 특히 머신러닝 기반의 의사결정 지원 도구는 수자원 및 지반공학 분야에서 빠르게 확산되고 있다.
지하수위 예측 분야에서는 딥러닝 기반의 시계열 모델이 광범위하게 활용되고 있다. Wunsch et al.(2021)은 LSTM, CNN, NARX 모델을 비교하여 강수·증발산 등 기상 변수로부터 지하수위를 예측하는 연구를 수행하였으며, Hydrology and Earth System Sciences에 발표된 이 연구는 딥러닝 기법과 전통적 신경망 기법의 성능을 직접 비교한 선구적 연구로 평가된다.
다기준 의사결정(MCDA, Multi-Criteria Decision Analysis) 측면에서는 AHP(Analytic Hierarchy Process)와 Entropy Weight 기법의 결합이 수자원 분야의 다양한 우선순위 결정 문제에 활용되고 있다. AHP는 전문가의 쌍대비교를 통해 지표 간 상대적 중요도를 산정하는 방법으로, 수자원 취약성 평가, 지하수 잠재량 평가 등의 분야에서 GIS 기반 공간 분석과 결합하여 널리 활용된다(Elham Forootan & Fakhrossadat Seyedi, 2021).
지하수 모니터링망 설계에 군집화 기법을 도입한 사례도 확인된다. 최근 지하수 모니터링망 최적화 연구에서 K-means 군집화, 관련성 벡터 머신, 인공신경망 등 데이터 기반 머신러닝 접근법도 적용되고 있다(G.M. Kartick et al., 2024). 이는 비지도 학습 기반의 군집화 기법이 모니터링망 입지 결정 문제에 적용 가능한 방법론적 근거를 제공한다.

2.3 시사점

선행 연구들은 머신러닝 기반 예측·분류 모델과 AHP·Entropy Weight 결합 방식의 MCDA 기법이 지하수위 분석, 지반 안전성 평가, 모니터링망 입지 선정 문제에 효과적으로 적용될 수 있음을 뒷받침하고 있다. 그러나 기존 연구는 대부분 이미 구축된 측정망 데이터를 활용한 예측·분류 문제에 집중하고 있으며, 굴착공사 종료 후 관측공의 존치 여부를 판단하는 의사결정 문제에 이러한 기법을 적용한 사례는 확인되지 않는다. 본 연구는 이러한 연구 공백을 채우기 위해 AHP·Entropy Weight 기반 가중치 산정과 K-means 군집화를 결합한 프레임워크를 설계하고, 이를 서울시 굴착공사 관측공의 보조수위측정망 편입 선정 문제에 적용하는 방안을 제안하고자 한다.

3. 관측공 존치 가치 평가를 위한 지표 체계 제안

관측공의 존치 가치를 평가하기 위해서는 무엇을 기준으로 판단할 것인가를 먼저 이론적으로 정립할 필요가 있다. 그러나 현재 서울시에는 관측공을 보조수위측정망으로 전환한 사례가 적으며, 전환 판단을 위한 선정 기준에 관한 실증적 데이터가 축적되어 있지 않다. 이러한 조건에서 지표를 경험적 데이터로부터 귀납적으로 도출하는 것은 현실적으로 불가능하다. 따라서 이 연구에서는 지하수 모니터링, 지반공학, 도시 인프라 관리 분야의 관련 문헌과 전문가적 이론 근거를 바탕으로 존치 가치 평가에 유효할 것으로 판단되는 지표 후보를 연역적으로 도출하고, 이를 기술적·공간적·지질학적 취약성의 세 범주로 체계화하는 이론적 지표 설계를 수행한다. 이는 실증 데이터가 부재한 초기 연구 단계에서 평가 체계의 개념적 틀을 확립하기 위한 선행 작업으로, 이후 전문가 검증과 현장 데이터 수집을 통해 구체화될 기반을 제공하는 데 목적이 있다.

3.1 기술적 지표

기술적 지표는 관측공 자체의 데이터 생산 역량과 신뢰도를 평가한다. 구체적으로는 관측공의 심도, 설치 센서의 정밀도 등급, 굴착 기간 중 수집된 수위 데이터의 연속성(결측률), 그리고 인근 관측공 또는 기준 데이터와의 상관계수를 통해 산정한 데이터 신뢰도 지수를 포함한다. 데이터 연속성과 신뢰도가 높은 관측공일수록 존치 이후에도 안정적인 장기 모니터링 기반을 제공할 수 있다.

3.2 공간적 지표

공간적 지표는 해당 관측공이 기존 측정망 내에서 갖는 위치적 가치를 평가한다. 기존 보조수위측정망 관측소와의 최근린 거리를 기반으로 산정한 관측 공백도(Spatial Gap Index), 그리고 반경 내 노후 상하수도 관로 및 지하 인프라 밀집도가 주요 지표로 활용된다. 기존망과 거리가 멀고 지하 시설물 밀집도가 높은 지점은 공간적 대표성과 안전 관리 필요성이 동시에 높은 것으로 평가된다.

3.3 지질학적 취약성 지표

지질학적 취약성 지표는 관측공 주변 지반 환경의 위험도를 정량화한다. 해당 지점의 투수계수, 매립층 두께, 과거 지반침하 발생 이력(Hotspot)과의 인접성, 그리고 굴착 공사 기간 중 실측된 지하수위 변화 폭이 이에 해당한다. 지질학적 취약성이 높은 지점에 위치한 관측공은 공사 종료 이후에도 잠재적 위험의 조기 경보 지표로서 높은 존치 필요성을 갖는다.

[표 1] 관측공 존치 가치 평가를 위한 지표 체계

범주	세부지표
기술적	관측공 심도, 센서 정밀도, 데이터 연속성, 신뢰도 지수
공간적	관측 공백도, 지하 인프라 밀집도
지질학적	투수계수, 매립층 두께, 침하 이력 인접성, 수위 변화 폭

이 장에서 제안한 세 범주의 지표 후보는 관련 이론과 문헌에 근거한 연역적 설계의 결과물로, 향후 실제 적용을 위해서는 전문가 집단을 대상으로 한 AHP(Analytic Hierarchy Process) 설문을 통한 체계적 검증이 반드시 수반되어야 한다. 지하수·지반·도시 인프라 분야 전문가를 대상으로 지표 간 상대적 중요도에 관한 쌍대비교 설문을 실시하고, 일관성 비율(Consistency Ratio, CR) 검증을 통해 응답의 논리적 일관성을 확보하는 절차가 필요하다. 이를 통해 각 지표의 포함 여부를 최종 확정함으로써, 이 연구에서 제안하는 프레임워크의 지표로 활용할 수 있다.

4. 존치 가치 평가 프레임워크 설계

4.1 프레임워크 개요

이 장에서는 3장에서 제안한 지표 체계를 실제 의사결정에 활용할 수 있도록 운영 절차와 분석 방법론을 통합한 프레임워크를 설계한다. 프레임워크는 데이터 수집 및 전처리 → 가중치 산정 및 가중 정규화 → K-means 기반 군집화 및 등급 부여의 3단계로 구성되며, 향후 지도학습 기반 모델로의 고도화 경로를 내재한다.

4.2 프레임워크 단계

4.2.1 1단계: 데이터 수집 및 전처리

데이터 수집 단계에서는 3장에서 설정한 세 범주의 지표값을 굴착공사 인허가 자료, 지반조사 보고서, GIS 공간 데이터, 굴착 중 실측 수위 데이터 등 다양한 출처로부터 취합한다.

전처리 단계에서는 세 가지 작업을 수행한다. 첫째, 결측값은 동일 범주 내 유사 지점의 평균값으로 대체하거나 선형 보간법을 적용하여 보완한다. 둘째, IQR(사분위 범위) 기준을 적용하여 이상치를 탐지하고 제거한다. 셋째, 지표 간 단위와 측정 스케일의 차이를 해소하기 위해 Min-Max 정규화를 적용하여 모든 지표값을 0~1 범위로 변환한다.

4.2.2 2단계: 가중치 산정 및 가중 평균화

가중치 산정은 전문가 판단에 기반한 AHP와 데이터 분포에 기반한 Entropy Weight 기법을 병행 적용하여 두 결과를 통합하는 방식으로 수행된다.

AHP 단계에서는 지하수·지반·도시 인프라 분야 전문가를 대상으로 지표 간 쌍대비교 설문을 실시하고, 고유벡터(Eigenvector) 방법으로 가중치를 산출한다. 일관성 비율(CR)이 0.1 이하인 경우에 한하여 결과를 유효한 것으로 처리한다.

Entropy Weight 단계에서는 각 지표의 관측값 분포로부터 정보 엔트로피를 산출하고, 엔트로피가 낮을수록(변별력이 클수록) 높

[표 2] 존치 가치 평가 프레임워크

[1단계] 데이터 수집 및 전처리	→	[2단계] 가중치 산정 및 가중 평균화	→	[3단계] K-means 기반 군집화 및 등급 부여
[데이터 수집] - 지표값을 굴착공사 인허가 자료, 지반조사 보고서, GIS 공간 데이터, 굴착 중 실측 수위 데이터 등 다양한 출처로부터 취합 [데이터 전처리] - 결측값 보완, 이상치 제거, 정규화를 통해 데이터 전처리		[가중치 산정] - 지하수·지반·도시 인프라 분야 전문가를 대상으로 지표 간 쌍대비교 설문을 통해 가중치 산출 [가중 평균화] - 군집화 수행 전 각 지표의 정규화된 값에 통합 가중치를 곱하는 가중 정규화		[K-means 기반 군집화] - 유클리드 거리를 기반으로 유사한 특성을 가진 관측공을 3개 등급으로 군집화 [K-means 기반 군집화] - 각 군집의 지표별 평균 프로파일을 분석하여, '존치(High)', '조건부 존치(Medium)', '존치 불필요(Low)'로 등급 부여

은 가중치를 부여하는 방식으로 객관적 가중치를 산정한다. K-means 군집화는 지표 간 가중치를 자체적으로 반영하지 않으므로, 군집화 수행 전 각 지표의 정규화된 값에 통합 가중치를 곱하는 가중 정규화 과정이 필요하다. 이 단계에서 각 관측공은 가중치가 반영된 지표값 벡터로 변환되며, 이 벡터가 군집화 모델의 실질적 입력값이 된다.

4.2.3 3단계: K-means 기반 군집화 및 등급 부여

K-means는 데이터 포인트 간 유클리드 거리를 기반으로 유사한 특성을 가진 관측공을 동일 군집으로 묶는 비지도 학습 알고리즘으로, 정답 레이블 없이 입력 변수만으로 작동하므로 현재의 데이터 환경에서 적용 가능하다.

이 연구에서는 '존치·조건부 존치·존치 불필요'의 3등급 분류를 목표로 하므로 k=3을 기본값으로 설정하되, 데이터 분포에 따라 조정한다.

군집화 결과는 각 군집의 지표별 평균 프로파일을 분석하여, 지질학적 취약성과 공간적 대표성이 높은 군집을 '존치(High)', 기술적 데이터 품질이 높으나 공간적 중복성이 있는 군집을 '조건부 존치(Medium)', 전반적으로 낮은 값을 보이는 군집을 '존치 불필요(Low)'로 등급을 부여한다.

4.3 향후 고도화 경로: 지도학습 기반 분류 모델로의 전환

프레임워크는 충분한 현장 데이터가 축적되는 시점에 지도학습 기반 분류 모델로 고도화될 수 있도록 설계되었다. 구체적으로는 K-means 군집화 결과로 부여된 등급을 정답 레이블로 활용하여 Random Forest 또는 XGBoost 분류 모델을 학습시키는 방식으로 전환이 가능하다. 지도학습 모델은 변수 중요도 분석을 통해 존치 결정에 실질적으로 영향을 미치는 지표를 사후적으로 검증하는 기능도 수행할 수 있어, 3장에서 이론적으로 설계한 지표 체계의 타당성을 데이터 기반으로 재검토하는 피드백 구조를 형성한다.

5. 결론 및 기대효과

이 연구는 존치 가치가 높은 관측공을 과학적으로 선별하기 위한 인공지능(AI) 기반 의사결정 프레임워크를 제안하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 기술적·공간적·지질학적 취약성의 세 범주로 구성된 다차원 지표 체계를 이론적으로 설계하고, AHP(Analytic Hierarchy Process)와 Entropy Weight 기법을 결합한 통합 가중치 산정 방법론을 제시하였다. 가중치가 반영된 지표값 벡터를 입력으로 K-means 군집화를 수행하여 관측공을 '존치', '조건부 존치', '존치 불필요'의 3등급으로 분류하는 프레임워크를 설계하였다.

본 연구에서 제안하는 프레임워크는 두 가지 측면에서 실질적인 행정적 효과를 기대할 수 있다.

첫째, 비용 효율적인 측정망 확충이 가능하다. 신규 보조수위측정망을 구축하기 위해서는 부지 확보, 굴착, 장비 설치, 인허가 절차 등 상당한 비용과 행정 자원이 소요된다. 반면 굴착공사 종료 후 기존 관측공을 존치하는 방식은 이미 설치된 인프라를 활용하므로 추가 비용이 최소화된다. 본 프레임워크는 한정된 예산 내에서 존치 가치가 높은 관측공을 체계적으로 선별함으로써, 신규 구축 대비 비용 효율적인 방식으로 보조수위측정망의 밀도와 공간적 대표성을 동시에 향상시키는 수단이 된다.

둘째, 데이터 연속성 확보를 통한 지능형 재난 관리 기반 조성이 가능하다. 존치 관측공은 굴착 이전부터 공사 중·후에 이르는 연속적인 수위 이력을 보유한다. 이 시계열 데이터는 지반 환경의 변화를 장기적으로 추적하는 데 필수적이며, 향후 AI 기반 이상 감지 시스템이나 지반침하 예측 모델과 연계될 경우 도시 지하 안전 관리의 실질적 정책 인프라로 기능할 수 있다. 특히 「지하안전관리에 관한 특별법」 이 요구하는 굴착공사 주변 수위 모니터링 의무를 실효적으로 이행하기 위한 제도적 보완 수단으로도 활용될 수 있다.

감사의 글

이 연구는 서울특별시의 지원을 받아 서울연구원에서 수행하는 연구과제임. (과제번호 2026-ER-20)

참고문헌

[1] 김수진, 김정옥, 송민영, 조가영, 이주형. 서울시 보조수위측정망 현황 진단과 개선방안. 서울연구원. 2026

[2] Wunsch, A., Liesch, T., and Broda, S. Groundwater level forecasting with artificial neural networks: a comparison of long short-term memory (LSTM), convolutional neural networks (CNNs), and non-linear autoregressive networks with exogenous input (NARX). Hydrol. Earth Syst. Sci., 25, 1671-1687, 2021.

[3] Forootan, E., Seyedi, F. GIS-based multi-criteria decision making and entropy approaches for groundwater potential zones delineation. Earth Sci Inform 14, 333-347, 2021

[4] G.M. Kartick, Suraj Jena, Meenu Ramadas, Jyotiprakash Padhi, Deba Prakash Satapathy. Streamflow prediction model for agriculture dominated tropical watershed using machine learning and hierarchical predictor selection algorithms. Journal of Hydrology: Regional Studies. Volume 54, August 2024, 101895