토목학회 세미나 — 2026-10-23

토목학회 요약

교량 열화 예측

현재 상태·시간 이력·환경 이력을 함께 사용한다. 첫 발표는 약 5년까지의 단기 예측과 그 이후의 장기 생존분석을 결합했다.

- **결함도지수와 등급:** 연속적인 결함도지수(DI)는 열화 추세를 표현하고, 등급은 이를 구간으로 나눈 상태 표현이다. 생존확률 50%와 DI의 수명 임계값은 서로 다른 양이다.
- **현황 반영 FE 모델:** IFC의 단면·재료·관계 정보와 UAV 포인트 클라우드의 실제 형상을 결합한다. 중심선의 접합 편차는 **편심**으로 보존한다.
- **능동 샘플링:** GPR이라는 약어는 여기서 혼동하기 쉽다. 가우시안 프로세스 회귀는 예측 평균과 불확실성을 제공하고, 지표투과레이더는 내부 상태를 계측한다. 세 번째 발표는 전자, 네 번째 발표는 후자를 사용했다.
- **거리 고려 취득함수:** 정보 획득, 이동거리 페널티, 미측정 공간의 커버리지를 함께 고려한다. 거리만 줄이면 손상 탐지와 예측 정확도가 나빠질 수 있다.
- **UGV 계측:** GPR을 내리고 지면 접촉 상태로 계측한 뒤, 비계측 이동·회전 시에는 올린다. RTK GPS·LiDAR·IMU·ROS 2를 연결하고 계측 채널의 위치 편차도 보정한다.
- **설명 가능한 예측:** 전역 SHAP 중요도, 개별 SHAP 기여도, iBreakDown의 결합 효과를 함께 읽는다. 전역 중요도가 작아도 다른 변수와의 상호작용은 중요할 수 있다.

교량의 시간·환경 이력을 반영한 단기·장기 열화 예측

데이터의 구성과 편중

교량은 제설제와 동결융해에 노출되며, 그 정도가 위치와 교량마다 다르다. 따라서 공용 연수만으로 열화를 설명하기보다 **어떤 환경에서 얼마나 사용했는가**를 함께 반영하는 모델을 목표로 했다.

국토안전관리원이 운영하는 **시설물통합정보관리시스템(FMS)**에서 교량 5,865개의 데이터를 수집했다. FMS 운영기관 안내

데이터 구분	수집 내용	예측에서의 역할
교량 상세 제원	위치, 준공 연도, 공용 연수, 교장, 교폭, 교량·상부구조 형식 등	구조물의 기본 특성
점검·진단 이력	부재별 결함도지수와 등급	상태와 시간에 따른 변화
환경·기후	교량 위치에 대응되는 환경 정보	교량별 노출 조건의 차이

공용 연수 분포는 **15~20년 구간의 비중이 높고, 평균 약 17년, 표준편차 약 10년**이었다. 교량 형식이나 등급 등도 일부 항목에 편중되어 있었다. 부재별 등급 분포에서는 난간·신축이음·하부구조 등의 취약성이 언급되었으며, 이러한 상태 분포의 차이를 데이터 활용 시 고려했다. 이는 발표에서 관찰한 분포에 대한 해석으로, 모든 교량에서 같은 열화 속도 순서가 성립한다는 뜻은 아니다.

전처리와 단기 모델 선정

전처리는 다음 순서로 설명되었다.

1. **원핫 인코딩:** 신축이음·받침 종류 등 범주형 정보를 수치 벡터로 표현한다.
2. **StandardScaler:** 교량 길이·폭처럼 범위가 다른 수치 변수를 평균 0, 표준편차 1이 되도록 표준화한다.
3. **SMOTE:** 특정 종류나 등급에 치우친 데이터의 불균형을 완화하기 위해 소수 집단의 표본을 보강한다.

단기 예측에는 여덟 모델을 비교했다.

계열	비교한 모델
트리 기반	Random Forest, XGBoost, LightGBM
신경망	LSTM, GRU, ANN
이웃·서포트벡터 기반	KNN, SVM

LSTM은 과거 정보를 순환적으로 전달하는 신경망으로 소개되었다. 예측 결과를 눈으로만 보면 큰 차이가 없어 **다섯 성능지표를 종합하여 LightGBM을 적합한 단기 모델로 선정**했다. 발표에서 연구진이 판단한 단기 적용 범위는 약 5년이었다. 이 기간은 해당 데이터와 모델에서 정한 범위이며 모든 머신러닝 모델에 공통인 한계는 아니다.

학습 데이터베이스에 포함되지 않은 별도 교량 데이터에도 모델을 적용했다. 이후 구간은 단기 모델을 그대로 외삽하지 않고 장기 모델로 연결했다.

Q. ANN과 LSTM의 성능이 비슷하면 무엇으로 모델을 선택하는가?

A. 한 개의 R^2만으로 고르지 않고 다섯 지표를 종합해서 판단했다. 질의에는 LSTM 선택에 관한 표현이 있었지만, 발표 본문에서 명시한 최종 단기 모델은 LightGBM이다.

Q. 강교와 콘크리트 거더교는 별도 모델로 나누었는가?

A. 교량 형식 자체를 입력 변수에 포함했기 때문에 따로 분리하지 않았다. 질의자는 집단별 특성이 다를 가능성을 제기했다.

장기 생존분석과 열화곡선 연결

장기 모델은 **Weibull, Lasso-Cox, Cox PH, PINN-Cox**의 네 가지를 비교했다. Weibull은 시간에 따른 수명 분포를 표현하는 모델, 나머지는 Cox 계열 모델로 소개되었다.

장기 평가 지표	발표에서 제시한 좋은 방향
C-index	높을수록 좋음
R^2	높을수록 좋음

장기 평가 지표	발표에서 제시한 좋은 방향
IBS	낮을수록 좋음
IMAE	낮을수록 좋음

생존곡선에서 생존확률이 50%가 되는 시점을 대표 수명으로 읽었으며, 발표에서 제시한 수명은 다음과 같다. 이 숫자는 모델별 발표 결과이며, 원시 데이터와 모수로 다시 산출한 값은 아니다.

장기 모델	제시된 수명 (년)
Weibull	약 43
Lasso-Cox	약 80
Cox PH	약 46
PINN-Cox	약 80

단기 예측 이후의 열화 경로를 구성하기 위해 기존 데이터를 연도별로 평균하고, 그 점들에 **평균 열화곡선을 피팅**했다. 발표 그림의 색 구분은 파란색이 측정 데이터, 노란색이 단기 예측, 빨간색이 장기 모델을 통합한 이후의 예측이었다. 장기 결과는 확률적인 전망이므로 장기 유지관리 계획 수립에 활용하는 방향으로 설명되었다.

Q. 왜 A·B·C 같은 등급 대신 결함도지수를 예측하는가?

A. 등급은 경계를 넘을 때 계단식으로 바뀐다. 연구 목적은 장기적인 상태 변화를 연속적으로 파악하는 것이므로 결함도지수를 사용했다. 등급이 필요하면 예측 지수에 등급 기준을 적용할 수 있다.

보충설명

열화 예측의 기호와 수명 해석

AI 보충 설명: 결함도지수를 $D(t)$, 연구에서 수명 종료로 정의한 임계값을 D_c라고 두면, 해당 임계값에 처음 도달하는 시간을 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$T = \inf\{t : D(t) \geq D_c\}, \qquad S(t) = P(T > t).$$

t와 T의 단위는 년이며, D와 S는 무차원이다. $S(t) = 0.5$**는 중앙수명 기준**이고, $D(t) = D_c$는 개별 상태지수의 임계 도달 조건이다. 생존확률이 50%라는 이유만으로 특정 교량의 물리적 수명이 확정되는 것은 아니다. 발표에서는 DI 임계값이 앞에서는 0.6, 뒤에서는 0.65로 나타나므로 하나로 고정하지 않는다. 위 수명 표는 발표값으로 보존하되 이를 특정 임계값으로 재계산한 결과라고 해석하지 않는다.

C-index는 위험 순위의 구분 능력, IBS는 시간에 걸친 생존확률 예측오차를 평가한다. R^2는 C-index와 같은 순위 지표가 아니며, 발표의 생존모델별 R^2·IMAE 세부 계산식은 제공되지 않았다. 생존모델 평가 문서

전처리와 회귀모델의 적용 조건

AI 보충 설명: 표준화는 학습 데이터에서 얻은 평균 μ와 표준편차 s를 사용해

$$z = \frac{x - \mu}{s}$$

로 변환하는 것이다. 평가·새 입력에도 같은 μ, s를 적용한다. 표준화가 데이터를 정규분포로 바꾸는 것은 아니다. StandardScaler 공식 문서

SMOTE는 단순 복제가 아니라 이웃 표본 사이에서 합성 표본을 만드는 방법이다. 범주형·연속형 변수가 섞인 데이터에서는 범주형 처리 방식과 합성 표본의 의미를 따져야 한다. 발표에서 사용한 세부 구현을 특정할 수는 없다. SMOTE 공식 해설

KNN과 SVM은 분류에만 쓰이는 방법이 아니다. 연속 DI를 예측하는 **KNN 회귀와 서포트벡터 회귀(SVR)**도 있다. 발표에서 등급 구분에 유용하다고 소개한 것과 회귀 적용 가능성은 구분한다. KNN 회귀, SVR

IFC와 UAV 포인트 클라우드를 결합한 현황 반영 디지털 트윈

설계 정보와 실제 형상을 결합하는 이유

대상은 캠퍼스 내 보행 트러스교였다. 설계 도면으로 Revit 모델을 만들고 IFC로 변환해 **as-designed 모델**로 사용했다. 목표는 실제 형상과 접합 위치를 반영한 **as-built 유한요소(FE) 모델**을 만들고, 이를 정적·동적 평가의 공통 기반으로 활용하는 것이다.

정보원	장점	이 연구에서 다룬 한계
설계 BIM·IFC	단면, 재료, 구조 연결 정보	실제 시공 편차가 반영되지 않음; 부재 정보가 여러 엔티티에 분산
UAV·LiDAR 포인트 클라우드	관측한 실제 형상	가림에 따른 결손; 부재의 의미·속성 정보 부족

프레임워크는 **LLM 기반 IFC 정보 추출 → 가림에 강건한 중심선·위상 복원 → 편심을 반영한 IFC 갱신과 FE 모델 생성**으로 구성된다.

LLM의 정보 정리와 결정론적 계산 분리

LLM에 모든 좌표 계산을 맡기지 않고, 복잡한 관계에서 필요한 정보를 찾는 역할과 수치를 계산하는 역할을 분리했다.

시스템 프롬프트에는 다음 세 부분을 넣었다.

1. 수행 범위와 금지 규칙: 좌표를 추측하지 않고 관련 **ID를 보고**하도록 제한한다.
2. 참조 데이터베이스: 표준 단면표와 해석 대상 부재 목록을 제공한다.
3. 고정된 출력 형식: 후속 계산에서 일관되게 읽을 수 있도록 한다.

후속 **결정론적 해석(deterministic resolution)**에서는 ID가 가리키는 관계를 따라 끝점을 계산하고, 단면 회전을 정리하며, 단면·재료 정보를 부재별 레코드로 묶었다.

모든 과정을 LLM에 맡긴 비교에서는 단면 약칭을 해석하지 못하고 좌표 계산에 평균 약 **36 cm**의 오차가 나타났으며, 세 번 실행한 결과도 달랐다. 역할을 제한한 방식에서는 실험한 부재들의 좌표·이름을 일관되게 정리했고 세 번 동일한 결과를 얻었다. 이는 해당 비교 실험의 결과다.

Q. 3차원 모델을 그대로 LLM에 입력했는가?

A. 화면의 3D 형상을 직접 입력한 것이 아니라 **텍스트 형식의 IFC 파일**을 입력했다. 파일 안의 엔티티와 관계를 해석해 해석모델에 필요한 정보를 정리했다.

가림으로 손실된 포인트 클라우드에서 중심선 복원

드론으로 얻은 포인트 클라우드에서 대상 구조물 주변 ROI를 잘라내고, Point-SAM을 이용해 부재를 분할했다. 직선 부재에 두 개의 프롬프트 점을 지정하고 그 주변으로 입력 범위를 제한해 인접 부재로 분할 마스크가 번지는 것을 억제했다.

장애물, 촬영 시점 부족, 부재끼리의 자기 가림 때문에 한쪽 면에 점이 몰릴 수 있다. 이 점들만으로 중심선을 추정하면 **보이는 면이나 점밀도가 높은 쪽으로 중심이 치우쳐 절점 위치도 어긋난다.**

보정은 각도와 위치를 나누어 진행했다.

1. 전체 부재 점군으로 초기 축을 잡는다.
2. 점밀도가 높은 구간을 선택한다.
3. 외곽 형상을 이용해 단면의 각도를 보정한다.
4. IFC의 단면 템플릿을 정합해 단면 중심의 위치를 보정한다.

먼저 점군과 IFC를 초기·정밀 정합하여 같은 부재끼리 대응시킨다. 이후 해당 IFC 객체의 단면 템플릿을 가져와 손실함수를 최소화한다. 손실함수는 **스캔 점에 템플릿을 맞추는 항**과 **비현실적인 회전·이동을 억제하는 자세 제약 항**으로 설명되었다.

위상 복원과 편심 보존

복원한 중심선을 방향 규칙에 따라 연장하고, 만나는 지점을 구조물의 절점으로 구성했다. 이때 사재 중심선 끝점이 기준 절점에 정확히 일치하지 않는 편차를 **편심**으로 남겼다.

갱신 IFC에서는 끝점을 강제로 같은 점에 합치지 않고 **강체 링크(rigid link)**로 연결했다. 갱신 IFC에서 Abaqus FE 모델을 자동 생성하고 실제 지지·경계조건을 반영했다.

형상 복원과 구조응답 검증

실제 구조물에서는 가려진 중심선의 참값을 알기 어렵기 때문에, 형상 복원 정확도는 가상 데이터로 검증했다. 부재 점군 결손을 세 단계로 주고 구조물 단위의 절점도 비교했다.

검증 대상	비교 방법	제안 방법
심한 결손 조건의 부재 중심 복원	ICP·CPD·Chamfer 기반 비교: 오차 27~36 mm	11.8 mm
구조물의 대표 절점 6개	N3에서 PCA 약 70 mm, ICP 약 50 mm의 위치 오차	위치 오차 12.2 mm 이내

현장에서는 가속도계로 다음 모드를 식별해 해석모델과 비교했다.

모드	계측 고유진동수 (Hz)
1차 횡방향	약 5.9
1차 수직	약 6.8
1차 비틀림	약 17.6

1차 수직 모드의 고유진동수 오차는 설계 모델의 10.6%에서 as-built 모델의 2.9%로 감소했다. 실제 접합 위치와 편심을 반영한 모델이 이 비교에서는 계측 응답에 더 가까웠다.

정적 평가에서는 두 모델에 동일한 경간 중앙 하중을 주었다. 전체 하중 경로는 비슷하지만 편심 절점 주변에서 as-built 모델의 부재력 응답이 약 **12% 크게** 나타났다고 보고했다. 편심을 생략하면 해당 부재의 요구 성능을 과소평가할 가능성이 있다는 해석이다.

UAV 영상 기반 동적 변위 계측으로의 확장

현재 가속도계로 확인한 응답을 향후 **별도 타깃 없는 단일 카메라의 드론 영상**으로 얻으려는 연구다. 영상상의 움직임에는 구조물 변위와 카메라 움직임이 함께 들어가므로, 매 프레임의 카메라 **위치 3자유도와 회전 3자유도**를 추정해야 한다.

3D 템플릿과 영상의 대응점을 FoundationPose·DINO 기반으로 찾고, PnP와 추가 정밀 보정을 적용하는 흐름으로 설명되었다. 키프레임과 이전 프레임 정보를 다음 프레임에 전달하여 자세 추정의 큰 튐을 줄였다.

자세 추정 지표	비교 기준 방법	제안한 시간 연계 방식
위치 오차 (m)	1.36	0.8
회전 오차 (°)	12.6	5.4

이 결과는 **디지털 모델에서의 시뮬레이션**이다. 실제 UAV 영상으로 변위를 검증한 결과와는 구분해야 한다. 향후 현장 영상·3D 모델 검증, 계측 모드에 의한 FE 파라미터 갱신, 변위 추정으로 확장할 계획이었다.

Q. 형상을 갱신하면 구조모델이 완전히 보정된 것인가?

A. 현재 내부 강성 등에는 기본값이 사용되므로, 계측 동적 응답을 이용한 세부 파라미터 갱신이 추가로 필요하다.

Q. 교량 전체 모드를 보려면 드론이 멀어져 영상 해상도가 낮아지지 않는가?

A. 전체 구조물의 시야 확보와 변위 계측 해상도 사이의 문제가 제기되었다. 발표 당시에는 이 문제까지 해결한 단계가 아니며 향후 고려할 과제로 남겼다.

보충설명

IFC·부재 분할·자세 추정 용어

AI 보충 설명: IFC는 buildingSMART의 개방형 정보 스키마다. 이 연구에서 사용한 STEP 형식 파일은 텍스트로 객체·속성·참조 관계를 담으므로, 화면의 3D 영상을 직접 이해시키는 작업과 구분된다. IFC 자체가 설계 전용인 것은 아니며 이 연구의 입력 IFC가 설계 모델이었다. buildingSMART IFC 안내

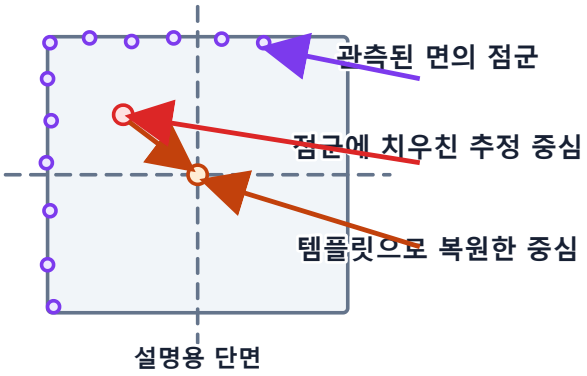
Point-SAM의 '학습이 필요 없다'는 설명은 이 연구의 대상 교량을 위해 별도 학습하지 않고 사전학습된 점 프롬프트 모델을 적용했다는 뜻으로 이해한다. 모델 자체가 학습 없이 만들어졌다는 의미는 아니다. Point-SAM 원 논문

FoundationPose는 6자유도 자세 추정·추적 모델이고, PnP는 3D 점과 2D 영상점의 대응으로 자세를 구하는 문제다. 전사의 해당 명칭은 이 역할과 발음에 근거해 복원했으며, 추가 정밀 보정 알고리즘의 정확한 이름까지 특정하지는 않는다. FoundationPose 원 논문, OpenCV 자세 추정 문서

중심선 편향·편심·영상 움직임의 관계

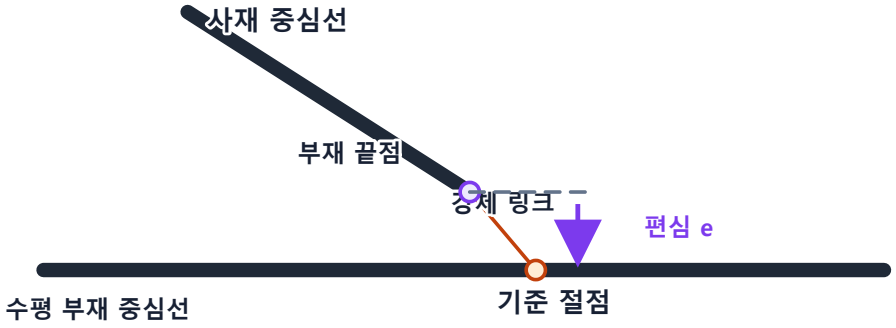
AI 보충 설명: 아래 그림은 발표에서 설명한 관계를 다시 그린 것이다. 단면은 설명용 형상이며 실제 교량의 단면 치수나 점군 분포를 재현한 것이 아니다.

가림에 따른 중심 편향과 단면 템플릿 정합



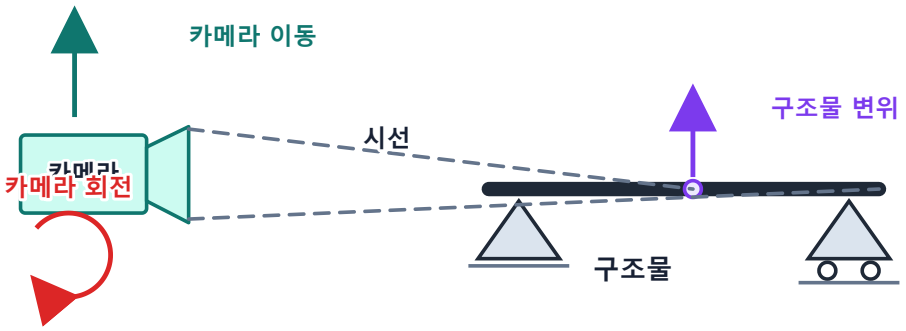
편심을 설명할 때 기준 절점과 부재 끝점을 연결하는 벡터를 e로 둘 수 있다. 강체 링크는 이 거리와 연결 관계를 유지하면서 힘을 전달하는 모델링 수단이다.

사재 끝점의 편심을 강체 링크로 보존



카메라 움직임을 제거하려면 구조물 영상점의 이동을 그대로 구조물 변위로 읽지 않고, 같은 프레임의 카메라 자세를 함께 고려해야 한다.

영상의 움직임에 함께 들어가는 두 원인



정적 하중은 전사에 '10km/h 하중'으로 남아 있으나 이는 힘의 단위와 맞지 않는다. 정적 집중하중 문맥에서는 '10 kN'이 가능한 복원 후보지만, 하중 종류와 원자료가 없어 크기를 확정하지 않고 본문에는 **동일한 중앙 하중**이라는 비교 조건을 보존했다. 약 12% 차이를 특정 힘 성분의 값으로 환산하지 않는다.

임팩트에코 검사의 이동거리를 줄이는 능동 샘플링

손상 지도를 얻는 과정과 격자 샘플링의 한계

임팩트에코(Impact-Echo, IE)는 콘크리트 표면을 타격하고 응답의 주파수 특성을 분석해 내부 공극·박리(delamination) 등을 조사한다. 발표에서는 타격점별 응답에서 대표 주파수를 추출하고, 이를 공간적으로 연결한 **주파수 지도와 손상 지도**를 설명했다.

손상의 위치·개수·형상은 검사 전에 알 수 없다. 일정 격자로 측정하면 격자 간격을 사람이 정해야 한다. **성긴 격자는 점 사이의 손상을 놓칠 수 있고, 촘촘한 격자는 측정 횟수와 시간이 증가**한다. 전사에서 '촘촘할 때 놓친다'고 된 대목은 이 공간 해상도와 검사량의 상충관계로 복원한다.

연구의 초점은 타격 장비를 바꾸는 것이 아니라 **이미 얻은 응답을 바탕으로 다음 측정 위치를 선택**하는 데 있다.

가우시안 프로세스 회귀와 순차 측정

가우시안 프로세스 회귀(Gaussian Process Regression)는 미측정 위치에서 하나의 예측값만 내는 대신 예측 분포를 제공한다. 발표 그림의 빨간 점은 관측, 파란 실선은 **사후 예측 평균**, 그 주변 띠는 예측 불확실성을 나타냈다. 관측점 주변에서는 띠가 좁고 관측이 부족한 곳에서는 넓어지는 모습으로 설명했다.

능동 샘플링의 절차는 다음과 같다.

1. 초기 위치에서 응답을 계측한다.
2. 현재 관측으로 가우시안 프로세스를 피팅한다.
3. 예측 평균·불확실성 등을 이용한 **취득함수(acquisition function)**로 다음 위치의 유망도를 평가한다.
4. 선택한 점으로 이동해 측정하고 관측을 추가한다.
5. 모델을 갱신하며 정해진 측정 예산까지 반복한다.

예를 들어 총 50점을 측정한다면 초기 10점으로 시작해 나머지 40점을 순차적으로 추가한다. 이는 발표에서 절차를 설명하기 위해 든 예다.

정보·거리·공간 커버리지의 결합

기존 **EIGF(Expected Improvement for Global Fit)**는 전체 응답면을 잘 복원할 수 있는 점을 선택한다. 그러나 정보만 보면 현재 위치에서 멀리 떨어진 점을 연속해서 선택할 수 있다. 전산실험에서는 큰 문제가 아니어도 사람이나 로봇이 실제로 이동하는 검사에서는 누적 이동거리가 커진다.

거리 고려 취득함수는 세 요소를 함께 사용했다.

요소	역할	한쪽으로 치우칠 때의 문제
EIGF의 정보 항	현재 예측모델의 전역 복원에 유망한 점 선호	먼 점으로 반복 이동 가능
거리 페널티	현재 위치에서 먼 후보의 점수를 낮춤	가까운 곳에만 머물 수 있음
공간 채움·커버리지 항	기존 표본 사이의 빈 영역 탐색	정보 획득·이동비용과 균형 필요

발표에서는 거리 항을 **분모에 넣어** 먼 후보의 정보 점수를 줄이는 구조를 설명했다. 거리 페널티의 세기가 커지면 먼 점 선택이 더 억제된다. 공간 채움 항은 주변에서 얻은 정보만으로 만족하지 않고 빈 영역도 조사하도록 유도한다.

하이퍼파라미터는 거리·커버리지 등의 비중을 조정한다. 원래 계획한 **멀티암드 밴디트로 매개변수를 학습하는 방법은 이번 결과가 아니다.** 실제 발표한 방법은 코사인 어닐링과 유사한 **주기적 스케줄링**을 적용했다. 공간 커버리지도 처음부터 항상 강하게 주는 대신 진행 중 주기적으로 강조했다.

Q. 거리 페널티를 빼지 않고 분모에 넣은 이유는 무엇인가?

A. 정보 항과 공간 항의 스케일 차이를 다루면서 거리 효과를 상대적으로 반영하려는 설계였다. 여러 취득함수 형태를 시험한 뒤 해당 데이터에서 유망한 형태를 채택한 것이며, 항상 분모 형태를 써야 한다는 일반 법칙으로 제시하지 않았다.

검증 조건과 결과

검증은 **1차원 합성 데이터, 2차원 합성 데이터, 실제 콘크리트 슬래브**에서 수행했다. 합성 데이터에는 무손상, 얕은 결함, 깊은 결함, 복수 결함, 테이퍼에 따른 추세의 다섯 경우를 포함했다. 초기 위치가 우연히 유리한 영향을 주지 않도록 초기 표본을 달리한 **20회 반복**으로 비교했다.

검증 구분	초기 표본 수	비교 방식
1D 합성 데이터	10	다섯 경우, 초기 표본을 바꾸어 반복
2D 합성 데이터	20	다섯 경우, 초기 표본을 바꾸어 반복
실제 슬래브	20	조밀한 기준 측정 지도의 응답과 비교

평가 기준은 **RMSE와 누적 이동거리**였다. 같은 표본 수에서 오차와 이동거리가 함께 작아지는지를 보았다. 반복 결과 그림의 음영은 초기 표본을 바꾼 20회 결과의 최대·최소 범위로 설명되었으며, 신뢰구간으로 설명한 것은 아니다.

검증 구분	기존 EIGF 대비 RMSE 감소	누적 이동거리 감소
1D 합성 데이터	약 8.3%	약 47%
2D 합성 데이터	약 34.4%	약 40%
실제 콘크리트 슬래브	약 11%	약 55%

실제 슬래브의 기준 지도에서는 손상 구역을 파란색·빨간색, 무손상 구역을 초록색으로 설명했다. 기존 EIGF 지도에서 놓친 일부 손상 영역을 제안 방법은 전반적으로 포착했다고 보고했다. 이 색은 해당 결과의 범례이며 주파수 지도 전반에 공통인 색 기준은 아니다.

절제 실험(ablation study)에서는 거리 페널티만 넣으면 이동거리는 감소하지만 RMSE가 악화될 수 있었다. 정보 항·거리 페널티·공간 채움 항을 결합한 제안 방법은 두 지표를 함께 개선했다. 향후 로봇 기반의 넓은 영역 검사와 하드웨어 실증으로 확장할 계획이었다.

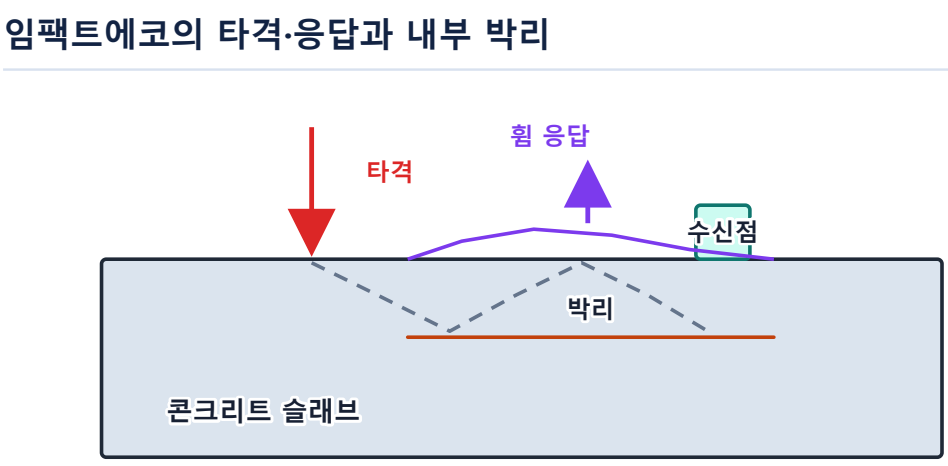
Q. 총 측정 예산을 정한 이유는 무엇인가?

A. 합성 검증 격자와 실제 슬래브 조건을 기준으로 비교 예산을 정했다. 제시한 예산이 모든 검사 대상의 최적 측정 횟수라는 뜻은 아니다.

보충설명

주파수 저하와 박리의 해석

AI 보충 설명: 큰 얕은 박리 위의 얇은 콘크리트층에서는 휨 진동이 발생하여 무손상부의 두께 모드보다 낮은 주파수가 지배적일 수 있다. 따라서 **낮은 주파수라는 이유만으로 깊은 박리라고 단정하지 않는다.** 발표의 핵심은 위치별 주파수 변화를 이용한 손상 지도이며, 전사의 '7에서 5'는 주파수 단위·시편 조건이 없어 실제 진동수 데이터로 사용하지 않는다. 미 연방도로청 임팩트에코 해설



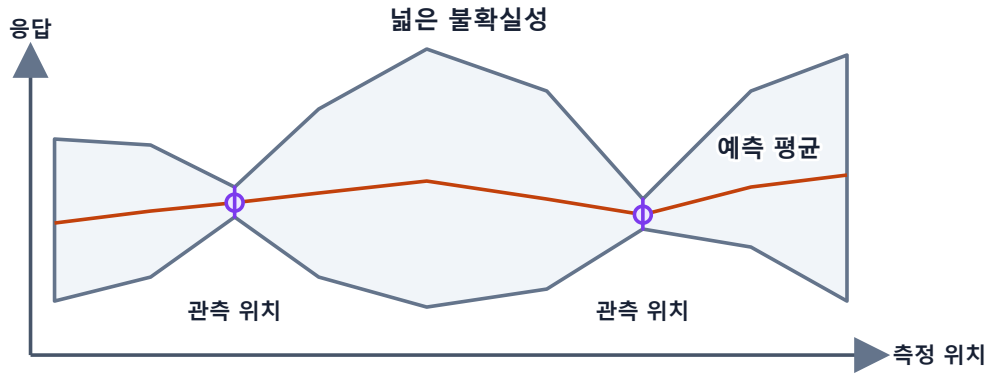
예측 분포와 취득함수의 수식 표현

AI 보충 설명: 현재까지 얻은 관측을 $\mathcal{D}_t$라 하면, 한 위치 x의 잠재 응답에 대한 예측을

$$f(x) \mid \mathcal{D}_t \sim \mathcal{N}\left(\mu_t(x), \sigma_t^2(x)\right)$$

로 표현할 수 있다. μ_t는 예측 평균, σ_t는 표준편차이며 응답과 같은 단위를 갖는다. '사후 최소값'으로 남은 발언은 그래프 설명상 **사후 평균값(posterior mean)**이다. 실제로 관측점의 불확실성이 얼마나 줄어드는지는 잡음 모형에도 영향을 받는다. 가우시안 프로세스 공식 문서

예측 평균과 불확실성의 정성적 관계

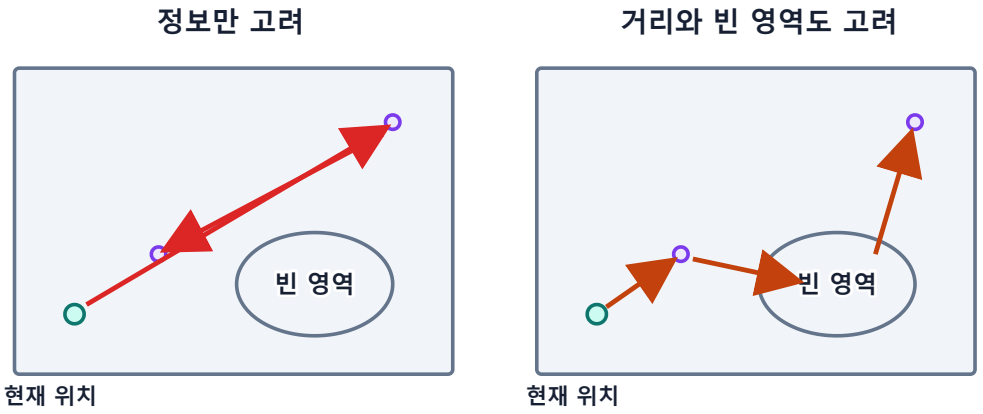


EIGF의 표준적인 한 형태는 후보 x에서의 예측과 가장 가까운 관측점 x_{near}의 응답 차이, 예측분산을 결합한다.

$$\text{EIGF}(x) = \mu_t(x) - f(x_{\text{near}})^2 + \sigma_t^2(x).$$

이는 약어의 의미와 정보 항을 이해하기 위한 식이며, 발표자가 구현한 거리·공간 항까지 포함한 전체 식을 재현한 것은 아니다. 발표만으로 분모의 상수, 정규화, 스케줄 계수의 정확한 결합식을 정할 수 없으므로 임의의 완성식을 만들지 않는다. 미 아이다호국립연구소 EIGF 문서

정보·이동거리·빈 영역을 함께 고려하는 위치 선택



예산·이동거리·오차를 읽는 기준

AI 보충 설명: 검증 위치 x_j에서의 실제 응답을 y_j, 예측을 $\hat{y}_j$라 하면

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(\hat{y}_j - y_j)^2}, \qquad L_{\text{travel}} = \sum_{i=1}^{m-1} \lVert x_{i+1} - x_i \rVert$$

RMSE는 응답의 단위, 이동거리는 좌표의 단위를 따른다. 발표의 격자 거리 예시를 m로 바꾸려면 실제 격자 간격이 필요하다.

1D 예산은 초기 10점에 111점을 추가해 총 121점으로 설명되었다. 2D 예산은 본문에서 192, 질의에서 196으로 나타나 한 숫자로 고정하지 않는다. 별도의 총 100점 예시에서는 초기 20점에 80점을 추가했고, 정보만 고려한 이동거리는 약 430~437 격자거리, 거리 고려 방식은 약 272 격자거리로 언급되었다. 이는 위의 여러 조건을 집계한 감소율 표와 구분되는 개별 예시다.

교량 바닥판 비파괴검사를 위한 UGV 로봇 시스템

인력 계측의 제약과 자동화 목표

발표에서는 노후 교량 증가와 유지관리비 상승을 배경으로 제시했다. 2030년에는 30년 이상 교량이 51.3%에 이를 것이라는 전망을 인용했으며, 다음과 같은 현장 계측 경험을 설명했다. 이 비율은 발표에서 제시한 전망값이다.

현장	계측 영역	사용 기법	투입 인원	소요 시간
A교량	약 $2\,\text{m} \times 2\,\text{m}$ 영역 3개	IE, UT, GPR	총 6명	약 6시간
B교량	약 $2\,\text{m} \times 2\,\text{m}$ 그리드 영역	IE, UT, GPR	5명	약 8시간

운용 중인 교량에서는 차량 통제 시간 안에 계측과 철수를 마쳐야 한다. 인력 기반 방식은 전문 장비 운용에 의존하고, 작업자가 교통 환경에 노출되며, 데이터를 연구실로 가져가 후처리하기 때문에 현장 의사결정까지 시간이 걸린다.

목표는 비파괴검사 장비를 **무인지상차량(UGV)**에 탑재하여 계측을 자동화하고, 일관된 데이터 획득·실시간 처리·의사결정을 연결하는 것이다. 이번 구현은 GPR 탑재와 주행·위치 정합을 중심으로 한 기초 단계다.

지면 접촉 GPR과 승강형 탑재 구조

정밀 검사를 목표로 지면 접촉형(ground-coupled) GPR을 선택했다. 장비는 바퀴의 이동량을 이용하는 **오도메트리 기반 거리 트리거**로 계측한다. 따라서 계측 경로에서 GPR 바퀴가 지면을 따라 굴러야 한다.

승강형 연결부를 사용해 두 상태를 구분했다.

- **계측 주행:** GPR을 내려 지면과 접촉시키고 바퀴가 구르도록 한다.
- **비계측 이동·회전:** GPR을 올려 장비 접촉과 불필요한 거리 트리거를 피한다.

주행 플랫폼은 다음 계측 라인으로 넘어갈 때 큰 회전 공간을 요구하지 않도록 **제자리 회전(tank turn)**을 구현했다. 전륜에는 주변 소형 롤러가 있는 옴니휠을 적용해 회전을 원활하게 하고, 후륜에는 일반 바퀴를 사용해 직진성과 노면 대응을 확보했다. 상부에는 LiDAR·RTK GPS 등 센서 탑재 공간을 남겼다.

실내 영상에서는 GPR을 견인한 주행, 제자리 회전, GPR 승강 동작을 시연했다. 이후 소프트웨어에서 계측 경로와 승강 상태를 함께 제어했다.

센서 융합·지도·ROS 2 제어

구성	역할과 발표 결과
RTK GPS	보정된 야외 위치 추적; 발표에서 위치 오차 약 0.04 m 제시
Ouster 128채널 LiDAR	주변 점군과 야외 지도 획득
IMU	자세·헤딩 및 관성 정보
제어 PC·ROS 2	센서·계획 경로를 연결하고 플랫폼 주행 명령 전송
대시보드	궤적·상태 표시, 비상 정지, PC·컨트롤러 전환, 승강 지그 조작

교량처럼 개방된 야외에서는 주변 특징점이 부족할 수 있다. LiDAR와 IMU를 결합하는 **FAST-LIO2** 및 **RTAB-Map**을 활용해 지도를 구축했다. 교내 약 **1.1 km** 구간을 평균 약 **3 km/h**로 주행하며 실시간 지도 생성 결과를 제시했다.

RTK GPS 위치를 LiDAR 지도와 정합하여 지도 안에서 로봇이 어디에 있는지 추적했다. ROS 2 드라이버는 로봇 제작사가 제공한 주행 명령 프로토콜을 기반으로 개발했다. GPS·LiDAR·IMU와 계획 경로를 제어 시스템에 연결해 로봇 명령으로 전달했다.

시뮬레이션과 자동 계측 시연의 범위

실제 교량 운용 전에 **직선 도로·곡선 도로·합류 구간**의 시뮬레이션 환경을 구성했다. 라이다가 환경과 라바콘을 인식하는지, 로봇이 통제 구역 안에서 왕복 계측 경로를 따라가는지 확인했다.

> ⚠ **현장 운용의 핵심 조건**
>
> 차량 통행 차선으로 나가지 않는 것이 중요하다. 발표에서 보인 교량 환경의 경로·콘 인식 결과는 시뮬레이션 검증이며, 모든 실교량 조건에서의 자율 운용 성능을 입증한 것은 아니다.

자동 계측 시연에서는 **GPR 하강 → 10 m 자동 주행·계측 → GPR 상승**의 계획 경로를 구성했다. 야외 위치 추적과 지도 정합도 수행했으며, 이를 완전한 현장 자율검사 시스템의 완성으로 확대하지 않는다.

GPR 계측값을 지도상의 위치·깊이에 연결

취득 자료는 단순 B-scan 대신 공간 매핑에 용이한 **마이그레이션 처리 GPR 데이터**를 사용했다. 단채널 자료를 위치에 대응시키고, 이를 6채널 및 세 개 주행 라인으로 확장해 지도에 매핑했다.

기능에는 관심 깊이 선택, 실시간 주행 궤적 표시, GPR 채널별 위치 보정이 포함된다. GPS 기준점은 로봇 중앙에 있지만 각 GPR 안테나는 다른 위치에 있으므로 **로봇 위치를 모든 채널의 계측 위치로 그대로 쓰면 안 된다.** 발표에서는 5 cm·10 cm처럼 기준점에서 떨어진 위치를 예로 들며 자동 보정을 설명했다.

향후에는 임팩트에코·열화상·비전 카메라 등의 비파괴검사를 결합한 다중 모달 상태평가를 목표로 했다.

보충설명

GPR 장비와 위치 센서 명칭의 복원

AI 보충 설명: 전사 후반의 ‘GPS 하드웨어 승강’, ‘GPS 마이그레이션’, ‘GPS의 내부 깊이’는 모두 문맥상 **GPR**이다. GPS는 로봇의 위치를 제공하고, GPR은 콘크리트 내부 반사응답을 얻는다. 따라서 이 연구의 매핑은 **GPS 위치와 GPR 계측 데이터의 결합**으로 읽는다.

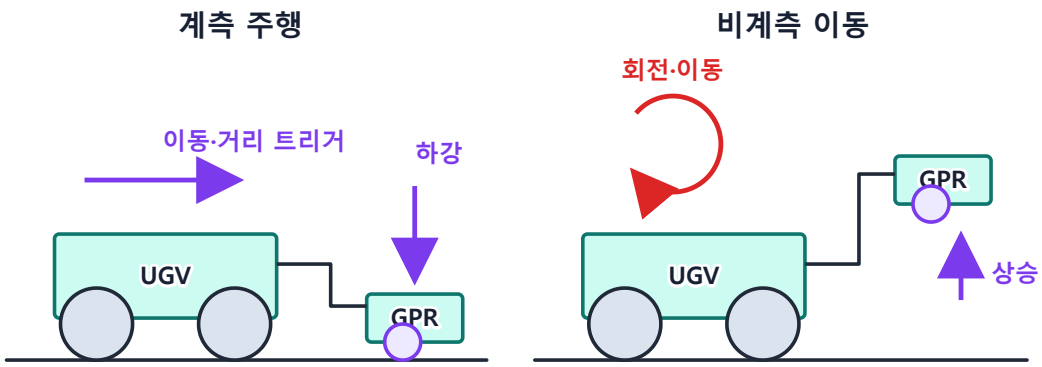
구매 장비명은 전사에 GP8000으로 남아 있으나, 뒤의 **6채널 다채널 계측** 설명은 제조사가 제시한 **GP8100의 6개 평행 측선**과 부합한다. 본문은 기능이 일관되는 6채널 배열 GPR로 정리하고 모델명 차이는 구분해 둔다. 제조사 공식 사용설명서

FAST-LIO2는 LiDAR와 관성 정보를 결합하는 오도메트리 방법이다. RTK 위치 보정과 지도 정합을 함께 쓴다는 발표 흐름은 단순 GPS 궤적 표시보다 넓은 센서 융합 과정으로 이해해야 한다. FAST-LIO 공식 저장소

승강 상태와 채널 위치의 공간 관계

AI 보충 설명: 아래는 실제 장비 사진 대신 승강 동작의 관계만 나타낸 그림이다.

GPR 하강 계측과 상승 이동의 구분

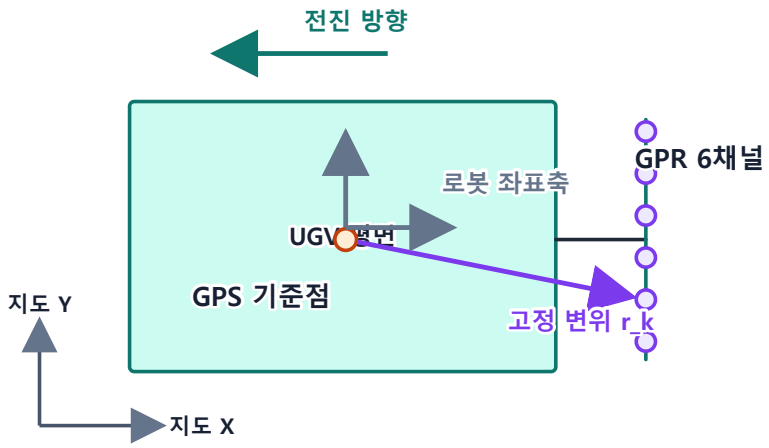


채널 위치 보정은 평면 주행에서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\mathbf{p}_{h,k} = \mathbf{p}_{GPS} + R(\psi_h)\,\mathbf{r}_k.$$

$\mathbf{p}_{GPS}$는 지도 좌표계의 GPS 기준점, $\mathbf{r}_k$는 기준점에서 k번째 GPR 채널까지의 로봇 좌표계 고정 변위, $R(\psi_h)$는 로봇 헤딩 ψ_h에 따른 회전행렬이다. 위치·변위의 단위는 m이다. 이는 발표의 채널 위치 보정을 이해하기 위한 평면 강체 관계식이며, 실제 구현 코드의 좌표계나 보정값을 재현한 것은 아니다.

GPS 기준점과 GPR 채널의 위치 차이



강박스거더교의 다음 점검 DI 예측과 설명 가능한 해석

입력 변수와 점검 전이 데이터

마지막 발표는 **1종 강박스거더교의 다음 점검 시점 결함도지수**를 예측하고, 그 근거를 SHAP과 iBreakDown으로 설명하는 연구다. 첫 발표의 단기·장기 통합 모델과는 별개의 데이터·모델이다.

입력은 총 **10개 변수**를 세 범주로 구성했다. 전사에서 구체적으로 드러나는 변수와 자료원은 다음과 같다.

범주	언급된 변수	자료원·설정
교량 제원	연장, 경간수, 교폭 등	FMS 시설물 관리대장
환경·교통량	동결융해 지표, 염해 노출 대리 지표, AADT	인접 기상관측소의 장기 기후자료와 교통량 자료
점검·시간 이력	현재 DI, 공용 연수, 다음 점검까지의 간격	점검·성능평가 이력

환경 변수는 교량에 가장 가까운 기상청 관측소의 **최근 30년 자료**, 겨울 3개월의 동결융해 반복 일수, **11월~이듬해 2월 강수량** 등을 이용해 구성했다. 직접적인 염화물 노출과 중차량 통과량을 얻기 어려워 대리 지표와 연평균 일교통량(AADT)을 사용했다.

대상은 **세 번 이상 점검·성능평가 기록이 있는 교량 174개**다. 보수·보강의 영향을 줄이려는 목적으로 점검에 따라 DI가 계속 증가하는 이력을 골랐다. 연구진의 논리는 'DI가 감소하지 않은 이력은 보수·보강 영향이 상대적으로 적을 가능성이 있다'는 것이다.

예제: 점검 세 번에서 학습자료 만들기

시간순으로 점검 1·2·3이 있으면 다음의 세 쌍을 만든다.

현재 상태에 해당하는 점검	예측 대상 점검	학습자료의 의미
1	2	점검 1의 상태와 시간 간격으로 점검 2의 DI 예측

현재 상태에 해당하는 점검	예측 대상 점검	학습자료의 의미
1	3	점검 1의 상태와 더 긴 간격으로 점검 3의 DI 예측
2	3	점검 2의 상태와 시간 간격으로 점검 3의 DI 예측

즉 한 교량에서 여러 시간 전이 자료를 구성했고, 전체적으로 **1,066개 학습용 전이 자료**를 만들었다. 현재 DI와 공용 연수뿐 아니라 **예측까지 남은 기간**도 입력해야 같은 교량의 서로 다른 미래 시점을 구별할 수 있다.

회귀모델 비교와 선정

아홉 가지 회귀모델을 비교하고 **Optuna와 5-fold 교차검증**으로 하이퍼파라미터를 조정했다. 별도의 테스트 세트에서 RMSE와 R^2를 비교했다.

상위 모델은 **XGBoost·LightGBM·CatBoost**였고, 이 가운데 **가장 낮은 RMSE와 가장 높은 R^2를 보인 XGBoost**를 최종 선정했다. 정확한 지표 수치는 전사에 제시되지 않았다. 높은 DI 구간에는 데이터가 적어 예측 편차가 컸고, 해당 교량은 개별 설명 결과와 함께 검토할 필요가 있다고 했다.

SHAP의 전역 중요도와 개별 기여도

전역 SHAP 분석에서 주요 변수는 **현재 DI, 점검 간격, 공용 연수**였다. 연구 결과에서는 현재 DI가 높고, 다음 점검까지 간격이 길고, 공용 연수가 많을수록 미래 DI를 높게 예측하는 방향이 나타났다.

개별 설명에서는 같은 변수라도 한 교량의 입력 조건에 따라 기여 순서와 방향이 달라질 수 있다. 발표의 개별 사례에서는 **5년의 점검 간격이 예측 DI를 높이는 방향**, **평균보다 적은 동결융해 지표 32.2가 낮추는 방향**으로 기여했다고 설명했다. 32.2를 전체 자료의 평균으로 읽는 것이 아니라 해당 사례에 입력된, 평균보다 낮은 값으로 읽는다.

발표 그림의 빨간색은 예측 DI를 높이는 방향, 파란색은 낮추는 방향이었다. 이는 **그 교량의 예측에 대한 기여 방향**이며, 해당 변수가 물리적으로 열화를 되돌린다는 뜻은 아니다.

iBreakDown으로 결합 효과 읽기

이 연구에서는 SHAP의 변수별 기여와 iBreakDown의 **비가산적 결합 효과**를 함께 보았다. 한 사례에서는 교폭과 염해 노출 지표의 결합이 예측 DI를 낮추는 방향으로 설명되었다.

전체 자료에서 결합 효과가 자주 나타난 쌍은 다음과 같다.

변수 쌍	발표에서의 해석
교통량–경간수	반복적으로 나타난 결합 효과
염해 노출–경간수	반복적으로 나타난 결합 효과
염해 노출–교폭	개별 사례 및 전체 분석에서 결합 효과
염해 노출–연장	반복적으로 나타난 결합 효과

이 변수들은 전역 SHAP 중요도에서 상대적으로 낮게 나타난 변수들이기도 했다. 따라서 **개별 기여도가 작다는 이유만으로 중요하지 않은 변수라고 제외해서는 안 된다.**

의존도 그림에서는 가로축이 염해 노출 지표, 세로축이 해당 변수의 SHAP 값, 점의 색이 경간수였다. 염해 노출이 커지는 구간에서 SHAP 값의 퍼짐이 커지는 양상을 제시하며, 염해 노출과 경간수 등 다른 조건의 상호작용을 함께 살펴야 한다고 설명했다.

예제: 별도 교량의 다음 점검 계획에 적용

학습·테스트에 포함되지 않은 별도 교량에 적용해 유지관리 지원 가능성을 보였다.

개별 적용 사례	예측·설명 내용
공용 연수 27년 교량	2년 후 DI를 예측; 높은 공용 연수와 현재 DI가 예측을 높이는 방향으로 기여
공용 연수 3년 교량	짧은 공용 연수가 예측 DI를 낮추는 방향으로 기여

이 사례들은 예측값의 원인을 함께 읽어 **다음 점검 계획과 유지관리 우선순위 검토를 지원**하는 용도다. 실제 미래 DI를 이미 관측해 예측 정확도를 확정한 결과로 설명되지는 않았다.

보충설명

대리 지표·전이자료·회귀 지표의 의미

AI 보충 설명: **AADT는 교폭이 아니라 연평균 일교통량**이다. 단위는 대/일이며, 중차량 통과량이나 축하중을 직접 나타내지는 않는다. 전사의 'AADT, 즉 교폭'은 서로 다른 변수를 섞은 표현이므로 본문에서 분리했다. 미 연방도로청 AADT 정의

기후자료로 만든 노출 지표도 실제 염화물량·탄산화 깊이의 직접 측정값은 아니다. 최근 30년이라는 집계 기간과 겨울철 조건은 보존하되, 원래 지표의 산식이 없어 대리 지표를 직접적인 열화량으로 환산하지 않는다. 제원의 네 번째 변수명도 임의로 채우지 않는다.

DI 증가 이력을 고르는 것은 보수·보강 영향을 줄이려는 **표본 선정 가정**이며, 증가했다는 사실만으로 보수·보강이 전혀 없었다고 증명되지는 않는다. 같은 교량에서 만든 여러 전이 쌍은 독립된 교량이 아니다. 새 교량에 대한 일반화 성능을 평가할 때는 같은 교량의 쌍이 학습·평가에 섞이는지도 고려해야 한다. 발표에서 사용한 분할이 교량 단위였는지까지는 제시되지 않았다.

점검이 n번일 때 모든 시간순 쌍을 쓰면 자료 수는 $n(n-1)/2$개이며, $n=3$일 때 $3\times 2/2=3$쌍으로 위 예와 일치한다. 1,066개는 실제 이력을 집계한 발표값이므로 교량당 점검 횟수를 모른 채 174×3으로 재산출하지 않는다.

Optuna는 하이퍼파라미터 탐색 도구이며, 5-fold 교차검증은 학습자료를 다섯 부분으로 나누어 검증을 반복하는 절차다. Optuna 공식 문서

일반적인 회귀 결정계수는 실제값 y_i, 예측값 $\hat{y}_i$, 실제값 평균 $\bar{y}$에 대해

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}$$

로 정의한다. 분모가 0이 아닌 경우를 전제로 하며, 임의의 예측에서는 상관계수의 제곱과 같지 않고 음수가 될 수도 있다. 첫 발표 질의의 상관관계 언급과 이 지표를 혼동하지 않는다. 회귀 결정계수 공식 문서

SHAP과 상호작용 해석의 범위

AI 보충 설명: SHAP의 개별 기여는 설명하는 출력 척도에서 기준 예측과 변수별 기여의 합으로 정리된다.

$$f(x) = \phi_0 + \sum_{j=1}^{p} \phi_j(x).$$

ϕ_0는 기준값, ϕ_j는 해당 입력에서의 기여다. **가산 형태의 설명을 쓴다는 사실이 원래 예측모델에 상호작용이 없다는 뜻은 아니다.** SHAP에도 상호작용 값·색을 이용한 의존도 그림 등 분석 수단이 있다. 이 연구에서 iBreakDown을 병용한 것은 결합 효과를 별도로 읽기 위한 선택이다. SHAP 상호작용 예시, iBreakDown 원 논문

SHAP 의존도 그림의 세로 퍼짐은 다른 변수와 상호작용할 가능성을 살피는 단서다. 퍼짐만으로 특정 변수의 인과효과를 확정하지 않으며, 점 색으로 표시한 변수와 다른 입력 조건을 함께 해석한다. SHAP 의존도 그림 공식 해설