한국원자력학회 2026 추계 학술발표회 | 구조해석 분과

축적된 응력해석 데이터를 활용한 원자력 배관 열팽창 응력 예측 및 최적 라우팅 추천 기계학습 대리모델 개발

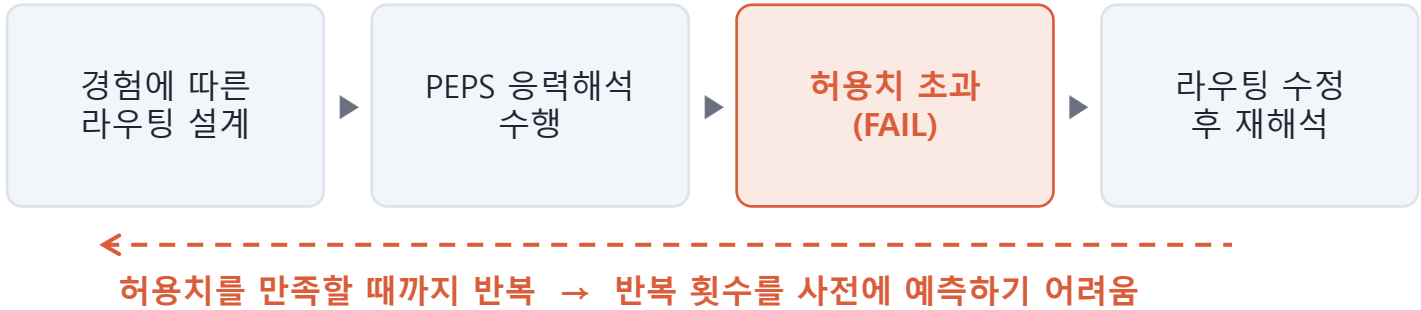
Machine Learning Surrogate for Thermal Expansion Stress Prediction and Optimal Routing Recommendation of Nuclear Piping Using Accumulated Stress Analysis Data

발표자 송연지

한국전력기술(주) AI융합설계팀 | julia@kepco-enc.com

배관 열팽창 응력 검토 업무의 반복 재해석 문제

현행 검토 절차 (ASME Sec. III NC-3653.2, 식 10a 기준)



10회 이상
난이도가 높은 계통의 재해석 횟수

최대 2주
라우팅 1건 확정에 소요되는 기간

약 600건
호기당 배관 응력 계산서 발행 건수

기존 해석 자료의 활용 현황

- 과거 수행한 해석의 입력파일(FRE)과 결과파일(PRC)이 수백 건 단위로 축적되어 있음
- 인허가 근거 자료로 보관될 뿐, 신규 설계에는 전혀 활용되지 않고 있음
- 형상·운전조건·응력 결과가 쌍으로 갖추어진 양질의 데이터 → 기계학습에 적합

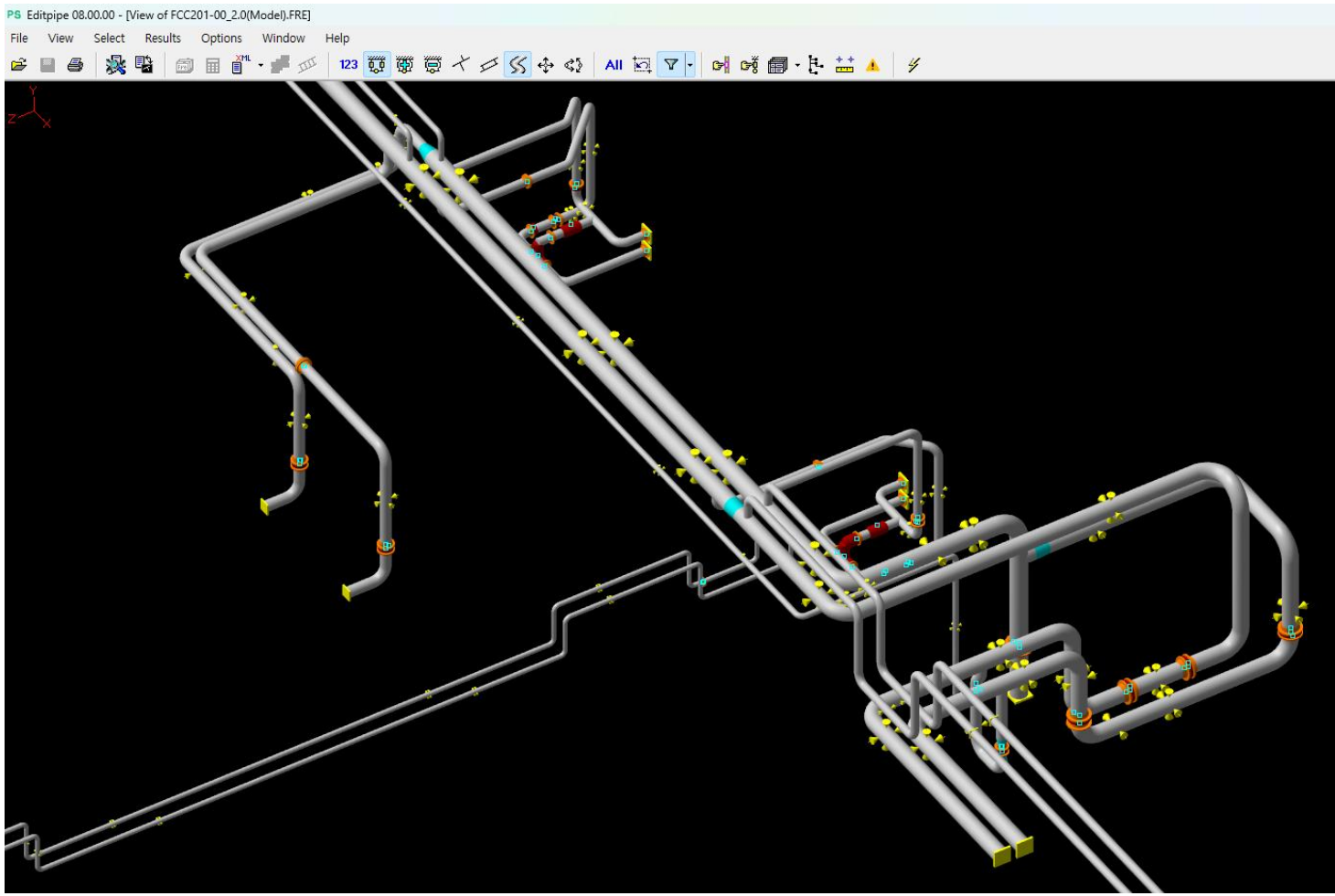
연구 목표 축적된 해석 자료를 학습하여, 응력해석을 수행하기 전에 후보 라우팅의 열팽창 응력 우열을 판별하는 대리모델 구축

배관 열팽창 응력 검토 업무의 반복 재해석 문제

현행 검토 절차 (ASME Sec. III NC-3653.2, 식 10a 기준)

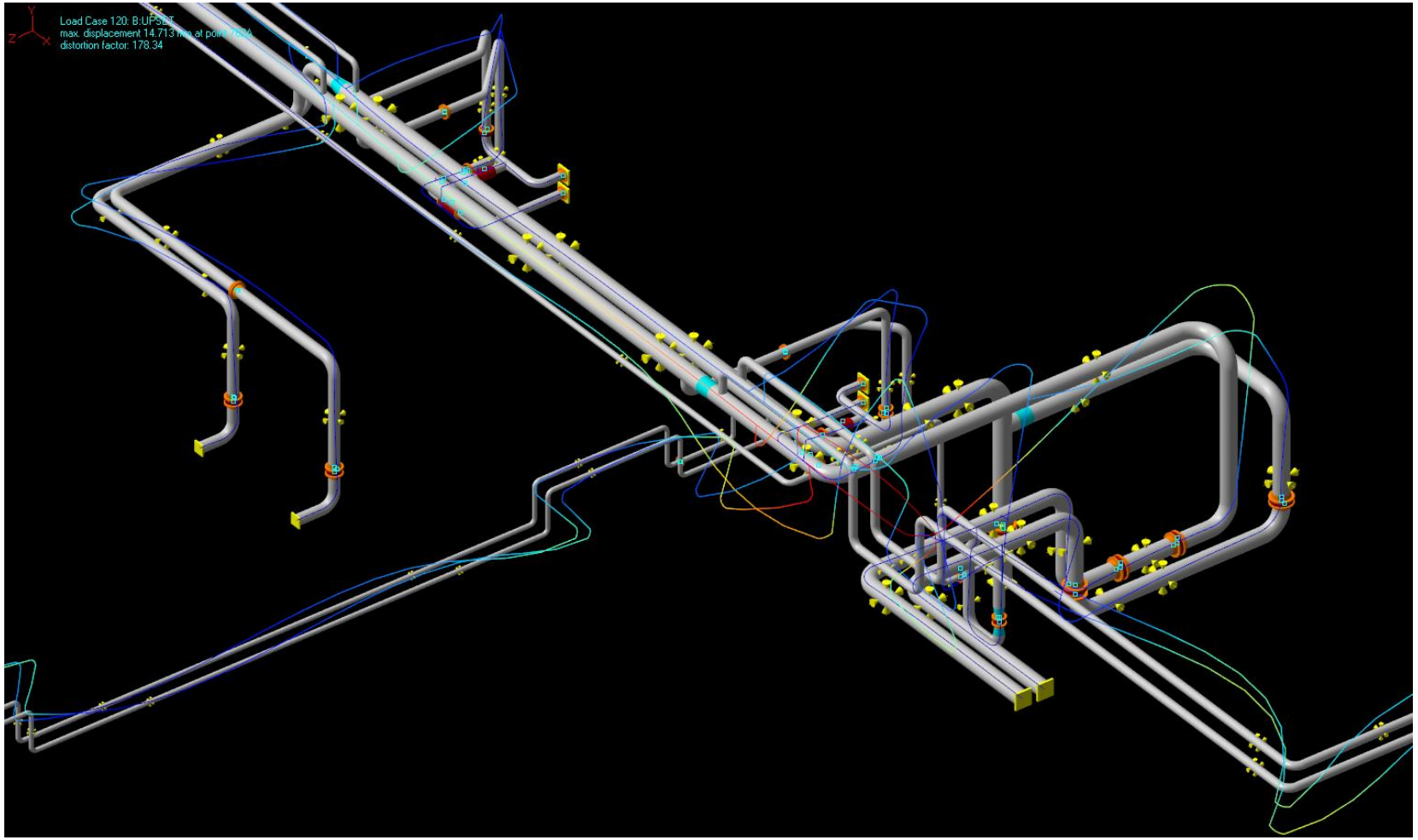
RANK	--POINTS-- FROM	AT	ELEMENT
1	346	340	LR ELBOW
2	Z064	320	BRANCH CONN
3	85	70	BRANCH CONN
4	800	801	TANGENT
5	60	61	BRANCH CONN
6	895	305	BRANCH CONN
7	750	751	LR ELBOW

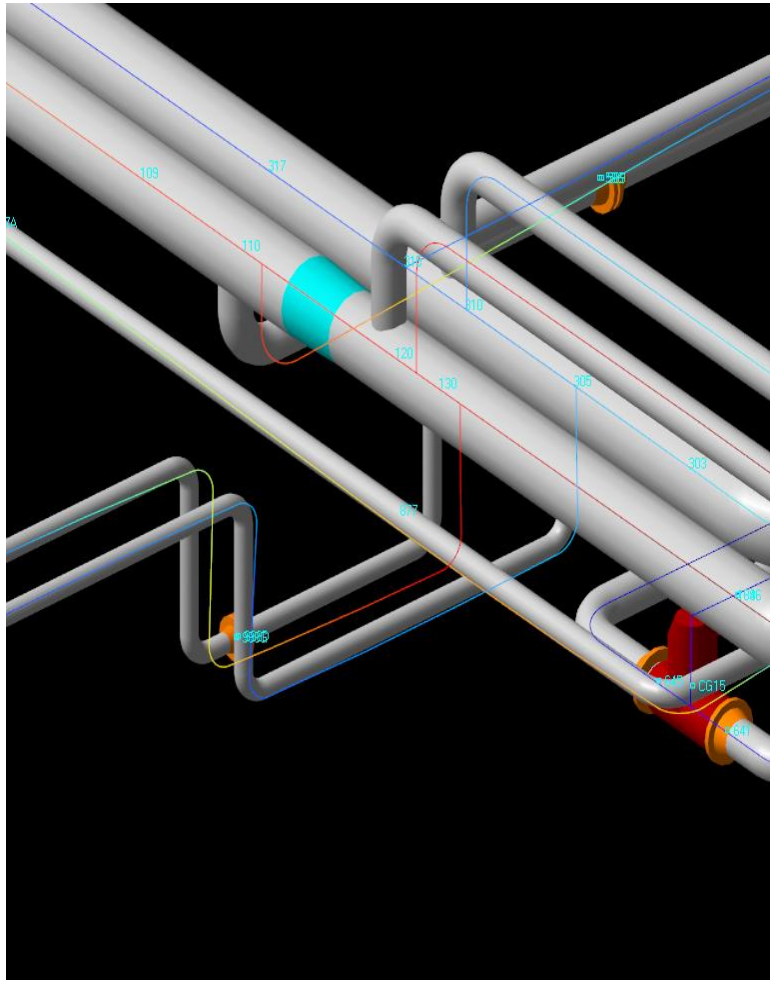
SIF	PRESSURE STRESS N/MM**2	MOMENT STRESS N/MM**2	STRESS RATIO	
2.465	0.00	185.73	1.050	*
5.053	0.00	182.73	1.033	*
3.469	0.00	160.15	0.906	
1.725+	0.00	159.25	0.900	
6.684	0.00	151.42	0.856	
2.750	0.00	151.15	0.855	
2.291	0.00	149.72	0.847	



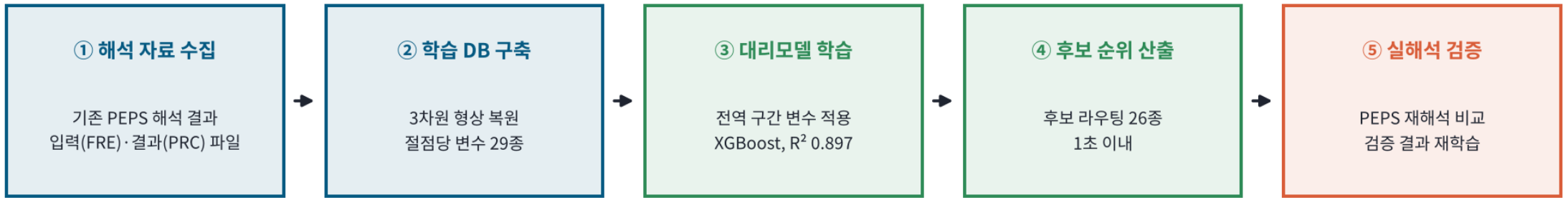
배관 열팽창 응력 검토 업무의 반복 재해석 문제

현행 검토 절차 (ASME Sec. III NC-3653.2, 식 10a 기준)





전체 연구 절차



축적된 해석 자료 → 학습 자산화 → 해석 수행 전 설계 검토

학습 데이터

201 케이스
절점 14,845개

예측 대상

절점별 열팽창 응력비
SE/SA (식 10a)

학습 모델

XGBoost 회귀
케이스 단위 교차검증

산출 결과

후보 라우팅 26종의 순위
1초 이내 산출

※ PEPS : 사내 배관 응력해석 프로그램 (DST PIPESTRESS)

학습 데이터베이스 구축

대상 계통	6개 계통, 3개 재질군 (탄소강 SA106-B, 합금강 SA335-P91, 스테인리스강 SA312-TP304)
운전 온도차	33 ~ 185 ℃
배관 구경	DN40 ~ DN200
해석 케이스	201건 (194건 + 검증용 7건) — 원형상에 축별 배율을 적용한 변형 형상을 자동 생성하여 PEPS로 해석
데이터 규모	절점 14,845개 × 변수 29종
목표 변수	PRC 파일의 절점별 열팽창 응력비 (식 10a)

데이터 구축 과정에서 확인한 누락 문제

PEPS 결과파일은 일부 응력값 뒤에 부호 문자(+, *, #)를 붙여 출력하며, 이를 고려하지 않은 파서는 해당 행을 오류 없이 누락시킴. 결과파일에 기재된 최대 응력비와 파싱 결과를 대조하여 절점 424개(3.0%)를 복구 — 대부분 응력집중부 절점

시사점

누락된 데이터로 학습하고 같은 데이터로 검증하면 성능 지표는 정상으로 나타남. 파이프라인 내부 지표만으로는 결함을 발견할 수 없으므로, 원본 파일에 기재된 요약값과 대조하는 검증 절차를 파이프라인에 포함시킴

1차 모델 — 예측 정확도는 높으나 순위 판별에 실패

절점 국소 변수 23종 사용 (벤드·밸브 여부, 응력집중계수, 구속점까지의 거리, 열하중 지표 등)

교차검증 결정계수 (R^2)

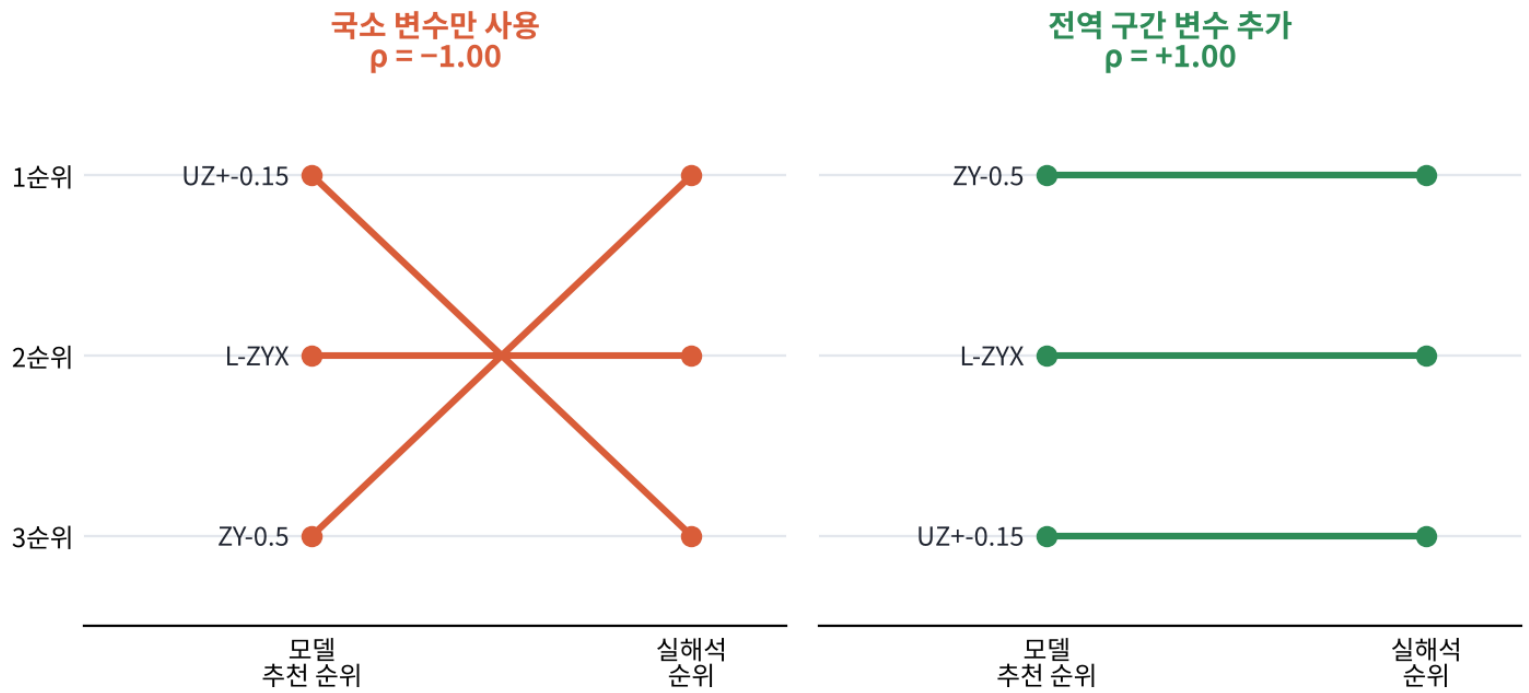
0.95

절점 응력 예측 정확도는 우수

신규 후보 3건 실해석 비교

ρ = −1.00

추천 순위가 실제와 정반대



절점별 응력 예측이 정확하다고 해서 형상 간 우열을 가릴 수 있는 것은 아님 — 설계 단계에서 필요한 것은 응력값 자체가 아니라 「어느 라우팅이 유리한가」에 대한 판단

원인 분석 — 절점 국소 변수의 한계

데이터 관점

- 후보 3건 모두 최대응력 절점의 국소 변수가 동일
- 벤드 여부·응력집중계수·앵커 거리·국소 굴곡도 모두 일치
- 후보 간 차이는 구속점 사이 경로 전체의 형상에만 존재
- → 이를 나타내는 변수가 없어 모델이 구별 불가

역학적 관점

- 열팽창 응력은 구속된 팽창 변형에 의한 2차 응력
- 구속점 사이 배관 구간이 굽힘 변형으로 팽창을 흡수
- 응력 크기는 구간 전체가 구속점 간 직선에서 벗어난 정도에 좌우
- → 한 절점의 형상이 아닌 구간 단위의 형상 정보가 필요

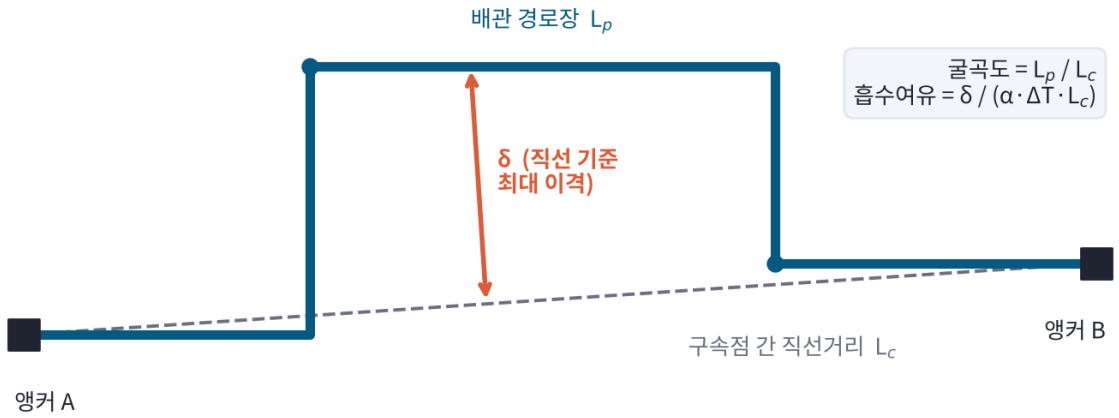
계통 데이터에서 문제가 드러나지 않았던 이유

- 계통 194 케이스는 중간 지지점이 촘촘하여 구간이 짧고, 국소 변수만으로도 응력 예측이 가능했음 (R^2 0.956)
- 신규 앵커-앵커 라우팅은 중간 지지점이 없어 구간 전체의 유연성이 응력을 지배 → 국소 변수 모델이 대응하지 못함

개선 방향 구속점 사이의 배관 구간(유연구간)을 분석 단위로 정의하고, 구간 전체의 형상을 나타내는 변수를 신설하여 기존 국소 변수와 함께 학습

전역 구간 형상 변수 6종 신설

유연구간의 정의 : 앵커·지지점 등 구속점 사이의 배관 구간. 각 절점에서 배관을 따라 양방향으로 추적하여 구속점, 분기점 또는 배관 끝단에서 종료



구간 경로장 Lp	구간을 따라 측정한 배관 길이의 합
구간 직선거리 Lc	구간 양 끝 구속점 사이의 직선거리
굴곡도	Lp / Lc (경로의 우회 정도)
수직 이격 δ	구간 내 절점과 구속점 간 직선 사이의 최대 수직거리
수직성분 비율	직선에 수직인 방향의 배관 길이 비율
열팽창 흡수여유	δ / (α·ΔT·Lc) — 흡수 가능량 대비 열팽창량의 비

도입 효과 (동일 후보 3건 기준)

- 국소 변수만 사용 : 변수 가중치를 1~60배로 조정해도 ρ = −1.00 유지 → 구간 변수 추가 후 ρ = +1.00으로 반전
- 추가 신규 형상 4건에 대한 검증 ρ = +0.80, 구간 변수 6종만으로도 실측 7건을 ρ = +0.89로 정렬

모델 학습 및 성능 평가

학습 모델	결정계수 (R^2)	표준편차	평균절대오차
XGBoost (채택)	**0.897**	**± 0.006**	**0.0297**
Random Forest	0.828	± 0.003	0.0380

※ 최종 입력 변수 13종 : 전역 구간 변수 6종 + 배관 외경·두께·응력집중계수·벤드 여부 + 온도차·열하중 지표·열팽창량

1. **케이스 단위 교차검증 (GroupKFold)**
   동일 케이스의 절점을 학습·검증에 분리 배정하지 않음 → 학습하지 않은 새 형상에 대한 일반화 성능을 평가

2. **케이스별 최대 응력비 순위상관 0.938**
   201 케이스의 예측 최대 응력비가 실제 순서를 거의 재현 (n = 201)

3. **학습·추천 간 변수 산출 일원화**
   후보 라우팅을 학습 데이터와 동일한 요소 길이(0.4 m)로 분할하고 동일한 함수로 변수를 산출 → 학습-추천 불일치 제거

변수 구성 변경에 따른 성능 변화

국소 변수 23종
R^2 0.956 · 순위상관 $\rho = -1.00$

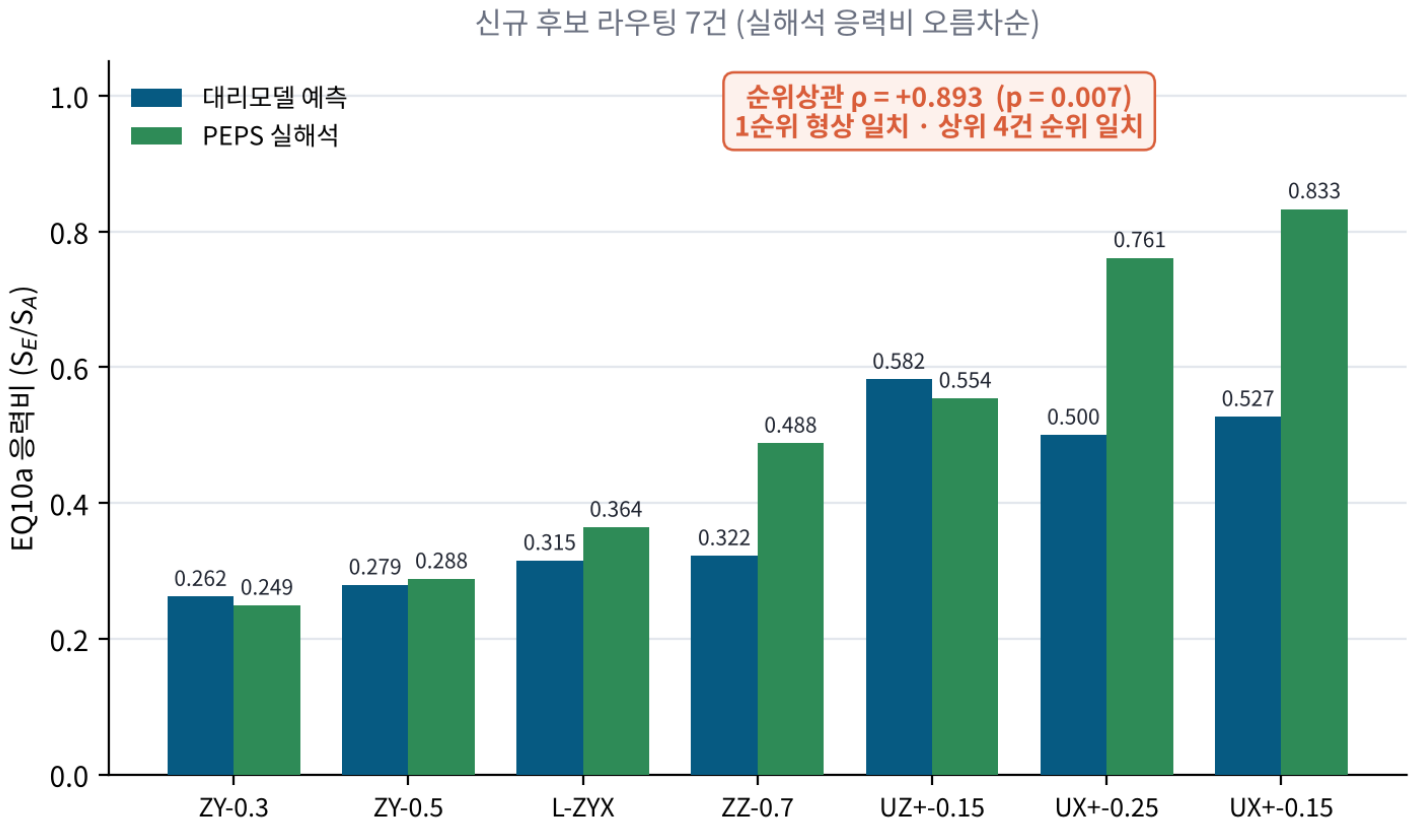
▼

전역 구간 변수 중심 13종
R^2 0.897 · 순위상관 $\rho = +0.893$

절점 응력 예측 정확도는 소폭 낮아졌으나, 설계에서 실제로 필요한 형상 간 순위 판별 성능을 확보함

실해석 검증 결과

동일 앵커 쌍을 연결하는 신규 후보 라우팅 7건(ΔT = 150 ℃)을 PEPS로 재해석하여 추천 순위와 비교 — 검증 케이스를 학습에 편입한 후 단일 제외 교차검증(LOO)으로 평가



ρ = +0.893

순위상관계수 (Spearman), p = 0.007

상위 4건 순위 일치

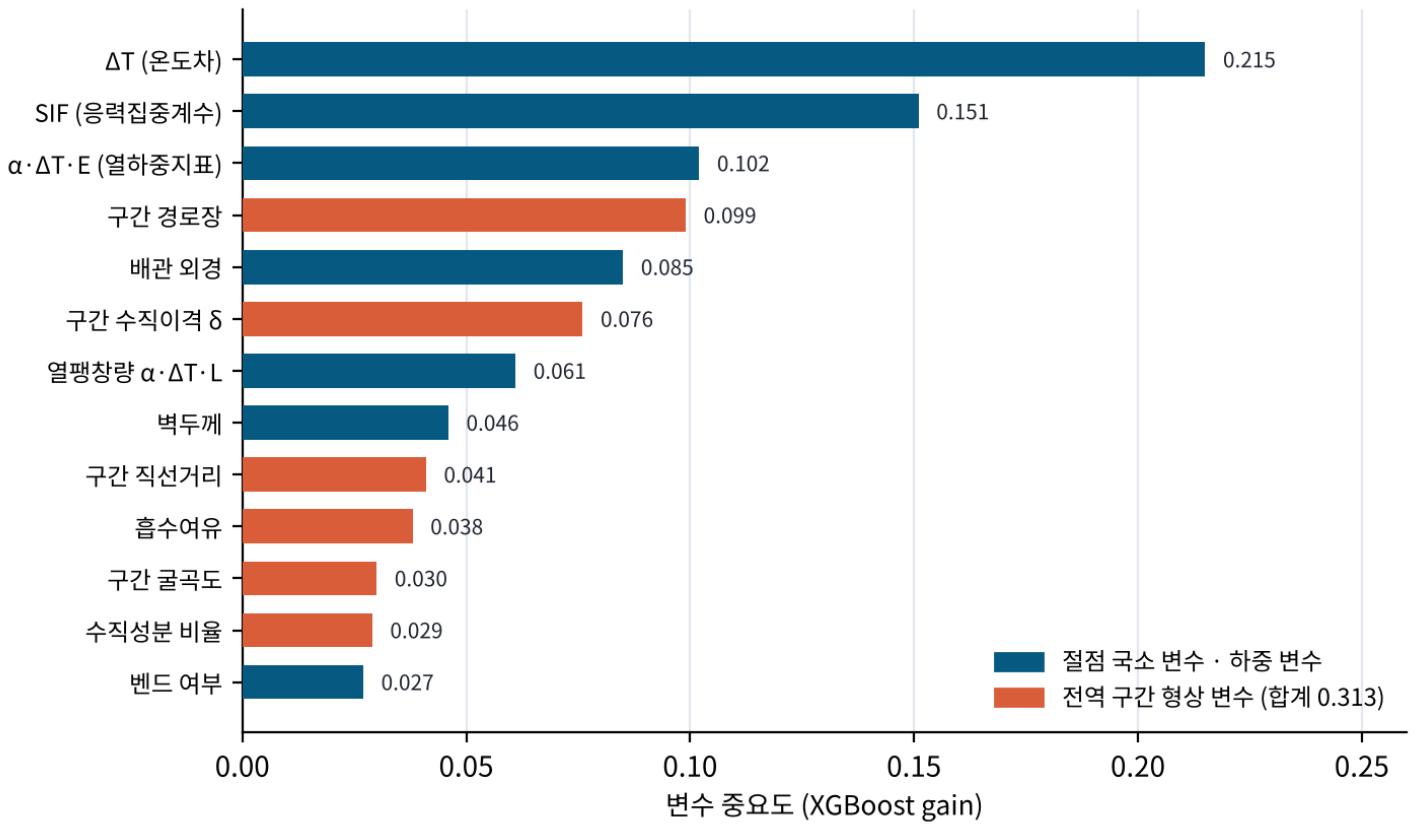
1순위 형상을 정확히 판별

검증 결과의 재학습

실해석 완료 케이스를 학습 DB에 편입 — 해석이 누적될수록 모델 성능 향상

※ ΔT = 150 ℃ 조건을 택한 이유 : 저온 조건에서는 7건 모두 응력비 0.046~0.048로 사실상 동일하여 순위 비교 자체가 성립하지 않음(이 경우 「전부 안전, 최단 경로 선택」이 타당). 실측 차이가 모델 오차보다 큰 조건에서만 순위 평가가 의미를 가짐

변수 중요도 분석



전역 구간 변수의 기여도 0.313

순위 역전 문제를 계기로 신설한 6종이 모델 판단의 약 1/3을 담당 — 실질적인 판단 근거로 작동

배관 역학 지식과의 정합성

식 10a의 구성대로 온도차와 응력집중계수가 가장 큰 영향. 그 다음이 구간 경로장과 수직 이격으로, 설계자가 배관 유연성을 판단할 때 고려하는 기하량과 일치

설계 업무 적용 — 해석 수행 전 라우팅 검토 도구

입력 조건

앵커 좌표
운전온도·압력
배관 사양

▶

후보 생성

L형·Z형·U형 계열
후보 26종 자동 생성
시공성 조건 검토

▶

응력 예측

후보별 절점 응력비 예측
(학습과 동일한
변수 산출 함수 적용)

▶

순위 산출

최대 응력비 기준 정렬
1순위·최하위 형상 3D 비교
결과 파일 출력

적용 전후 업무 흐름 비교

적용 전 경험에 따른 설계 → PEPS 해석 → FAIL → 수정 → 재해석 … (횟수 예측 불가)

적용 후 도구로 후보 26종 사전 검토(1초) → 유리한 형상으로 설계 → PEPS 해석 1~2회로 확정

적용 원칙 정식 응력해석을 대체하지 않고 그 앞 단계의 사전 검토 수단으로만 활용. 모든 설계는 기존과 동일하게 PEPS 해석을 거치므로 인허가 근거에 변동 없음

결론 및 향후 계획

1 축적된 PEPS 해석 자료를 학습 자산으로 전환

201 케이스, 절점 14,845개를 자동 파싱하여 학습 DB 구축. 원본 파일 대조 검증 절차를 파이프라인에 포함

2 라우팅 우열 판별에는 구간 단위 형상 변수가 필수

절점 국소 변수만으로는 R^2 0.95에도 순위가 역전($\rho = -1.00$). 전역 구간 변수 6종 신설로 해결 — 예측 정확도와 무관하게 이 변수 없이는 순위 판별 불가

3 실해석 검증 및 설계 도구 구현

신규 라우팅 7건에서 순위상관 +0.893($p = 0.007$), 1순위 형상 일치. 후보 26종을 1초 이내에 검토하는 도구로 구현

향후 계획

- 대상 계통·재질 확대 및 지진 등 동하중 조건으로 적용 범위 확장
- 배관 연결 구조를 직접 학습하는 그래프 신경망(GNN) 적용 — 현 DB가 절점 좌표와 요소 연결 정보를 보존하고 있어 전환 가능

감사합니다

송연지 | 한국전력기술(주) AI융합설계팀
julia@kepco-enc.com