KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

빠르고 똑똑하면서 "신뢰가능한" 안전해석 AI 조교

2026. 05. 06
2026 한국원자력학회 춘계학술발표회
원자력 인공지능 강습회

Kyung Mo Kim, Ph.D.

Korea Institute of Energy Technology (KENTECH)
Department of Energy Engineering

kmokim@kentech.ac.kr

AI in Everywhere

Photonic chips

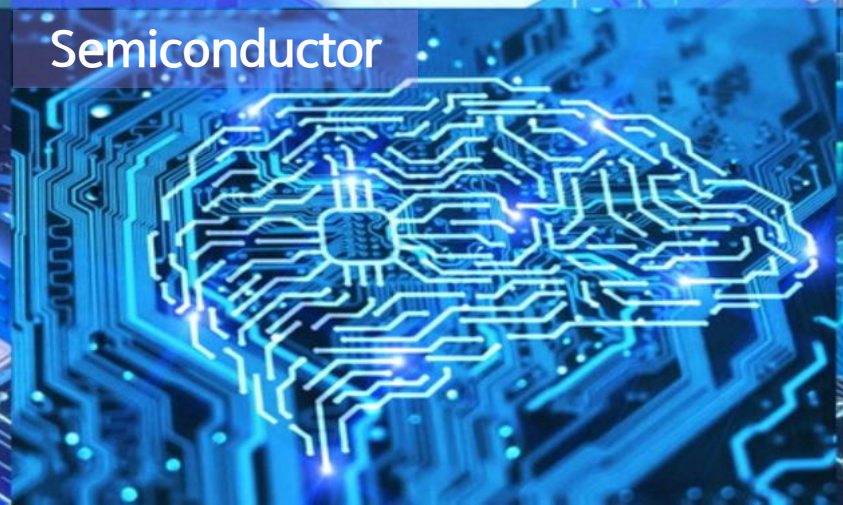
XR

Energy

Perceptive soft robotics

Integrated computing

Semiconductor



High-precision medicine

인공지능 기술 발전

❑ Artificial general intelligence (AGI) – 초지능 개발

nature

View all journals | Search | Log in

Explore content | About the journal | Publish with us | Subscribe | Sign up for alerts | RSS feed

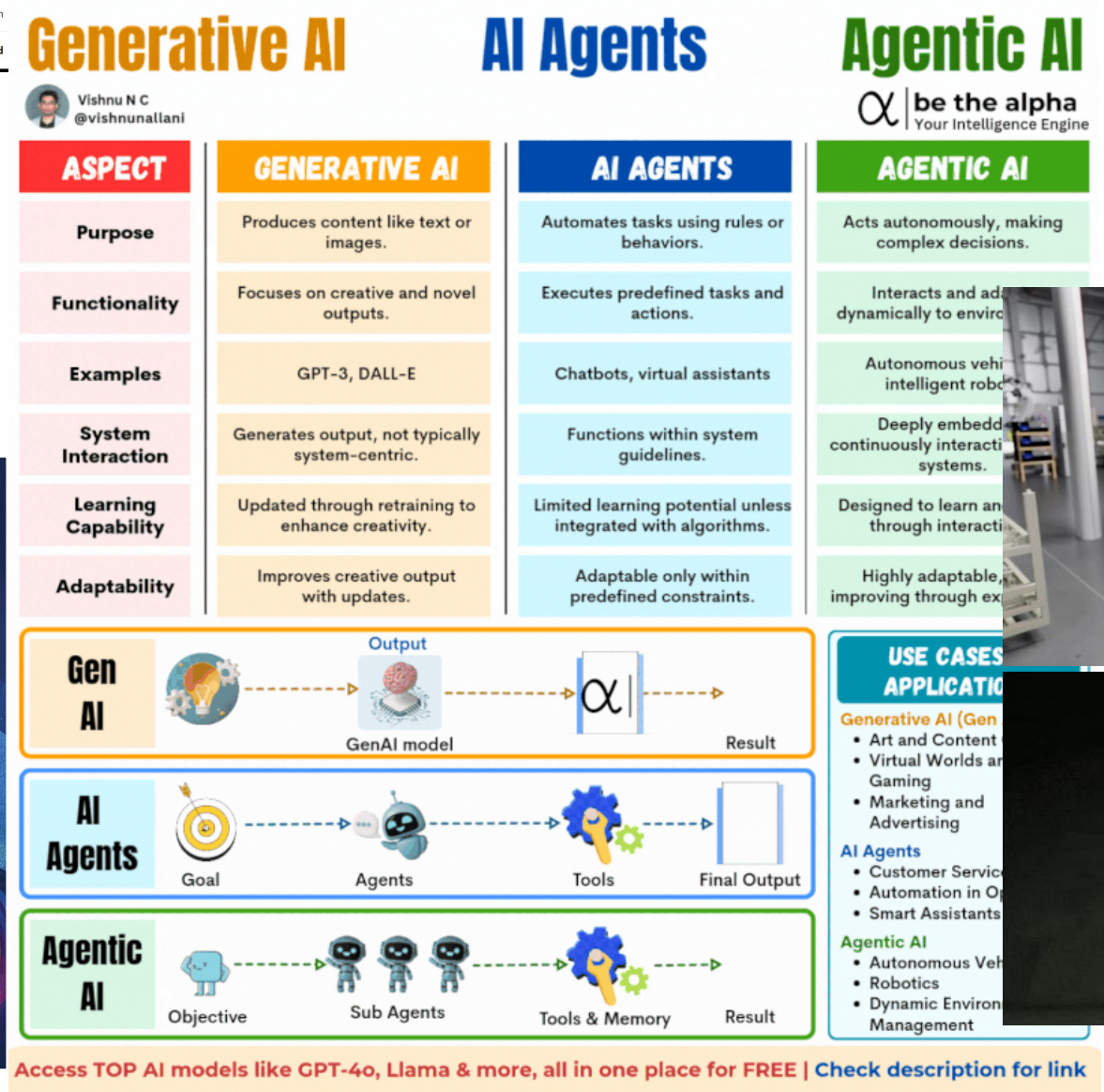
nature › news feature › article

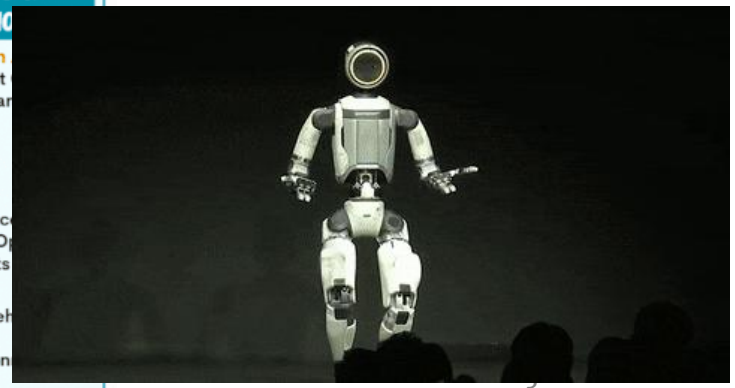
NEWS FEATURE | 30 December 2025

Science in 2050: the future breakthroughs that will shape our world – and beyond

Nuclear fusion. People on Mars. Artificial general intelligence. These are just some of the advances that could come by the mid-century mark.

By David Adam





인공지능에게 기대하는 바

❑ 기존 계산/해석/예측의 한계를 극복할 수 있는 “정확성”

상관식/모델 한계

Bowring (1972)

$$q_c'' = \frac{A + B(h_f - h_{in})}{C + L}$$

Biasi (1967)

$$q''_{CHF} = \frac{1.883 \times 10^7}{G^{1/6} D_h^n}\left[\frac{f_p}{G^{1/6}} - X_e\right]$$

Katto & Ohno (1984)

$$q_c'' = q_{co}''\left(1 + K\frac{h_f - h_{in}}{h_{fg}}\right)$$

$$q''_{CHF} = \frac{3.78 \times 10^7}{G^{0.6} D_h^n} h_p[1 - X_e]$$

PG-CHF (1986)

$$R = \frac{k_1 F_g}{f(P_r)(dT_r)^{k_2}} \frac{f(P_r, G) f(P_r, X_i)}{f_a} = f(P_r, G, X_i, X, q'', dT_r, F_g)$$

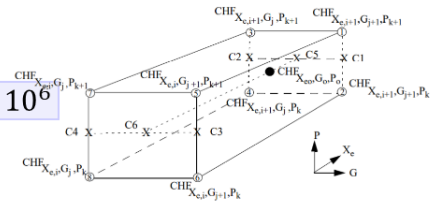
Shah (1987)

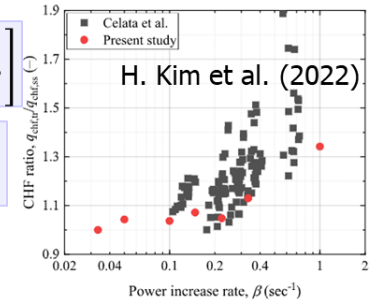
$$Bo = Bo_{UCC} \quad for \quad Y \le 10^6$$

$$Bo = \min\{Bo_{UCC}, Bo_{LCC}\} \quad for \quad Y > 10^6$$

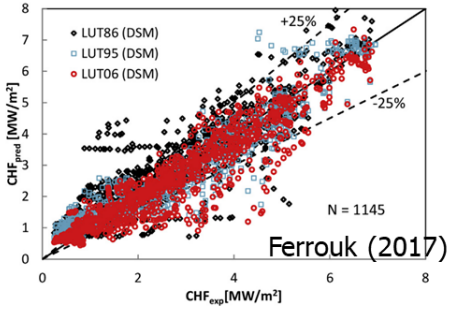
$$q_c'' = Bo \cdot G \cdot h_{fg}$$

LUT (2006)



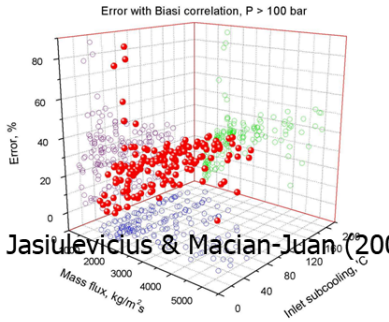


H. Kim et al. (2022)

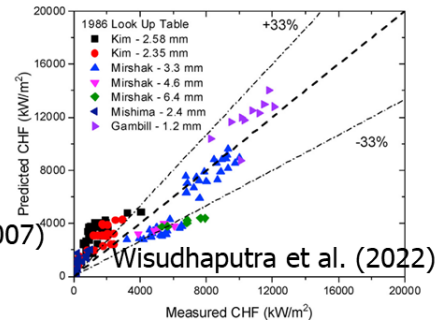


Ferrouk (2017)

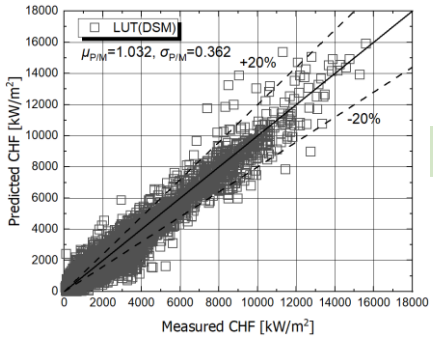
Geometry, i.e., Bundle, rectangular, etc.

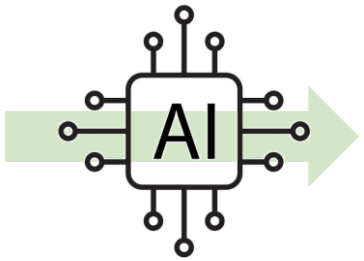


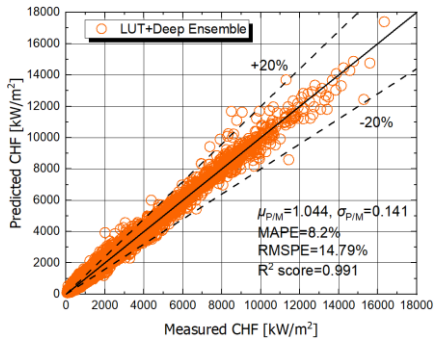
Jasiulevicius & Macian-Juan (2007)



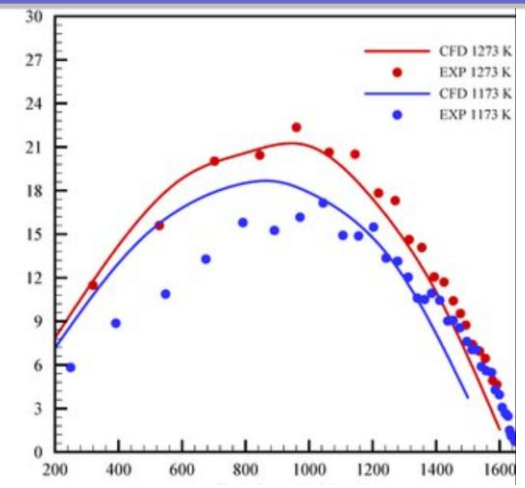
Wisudhaputra et al. (2022)

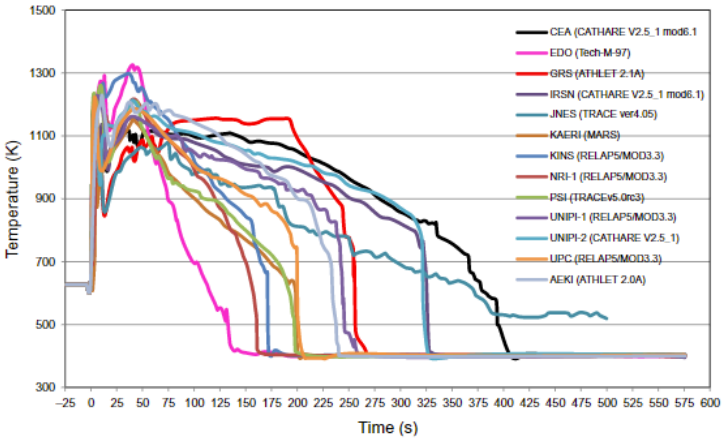






수치해석 한계

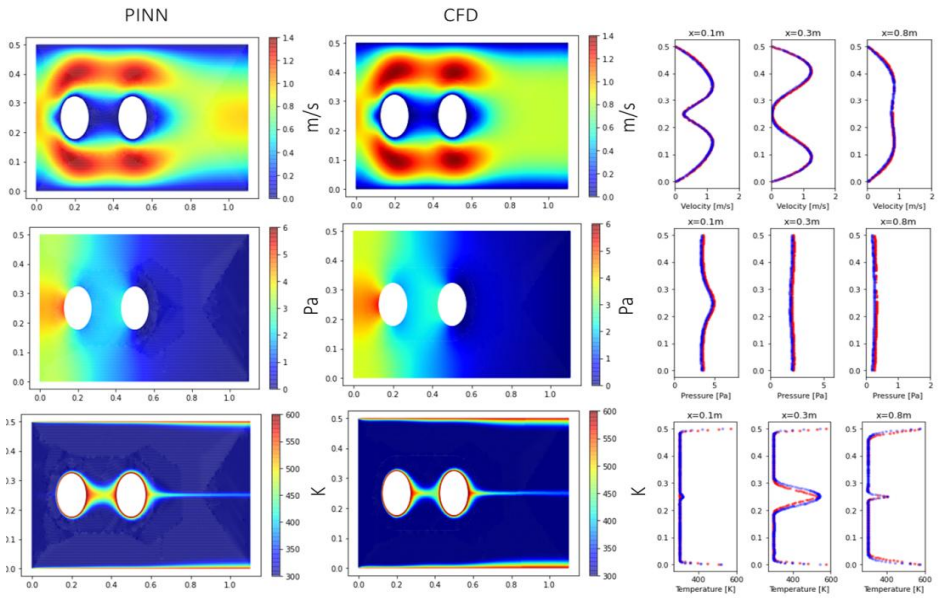


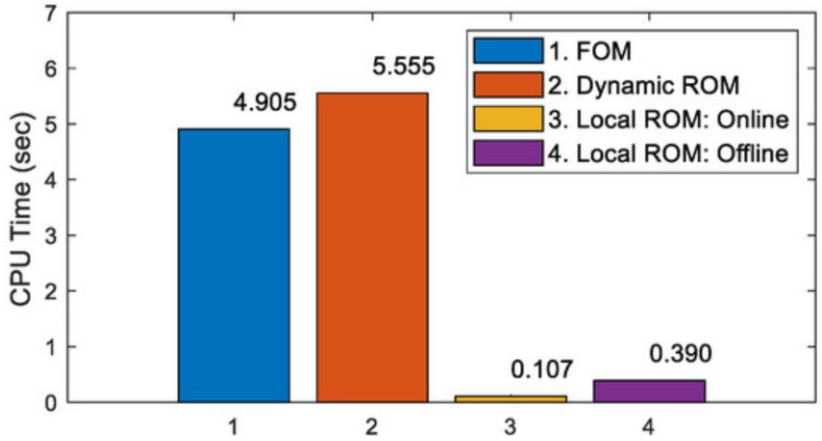


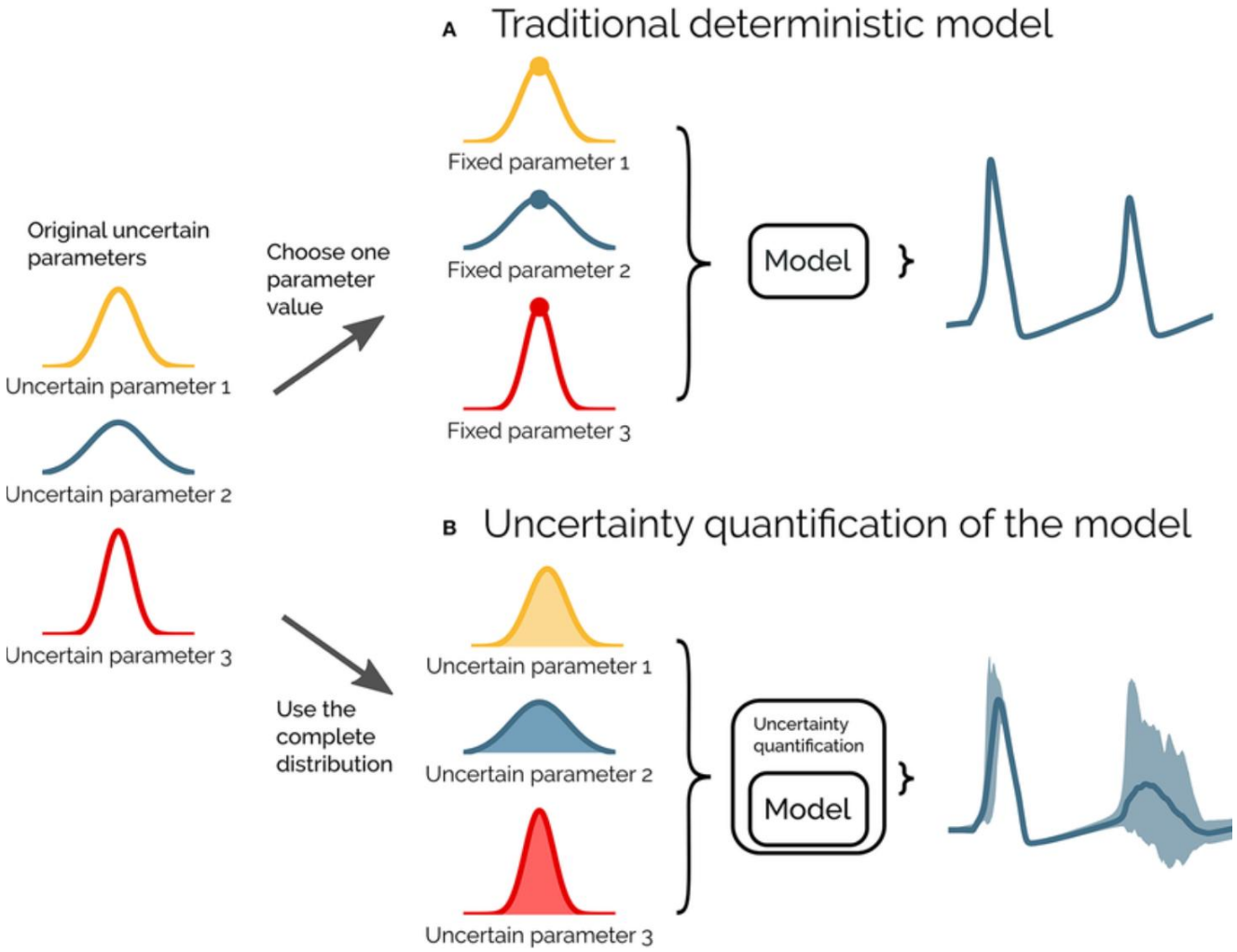
KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

인공지능에게 기대하는 바

❑ 기존의 계산 시간을 극복할 수 있는 “효율성” (대리모델)





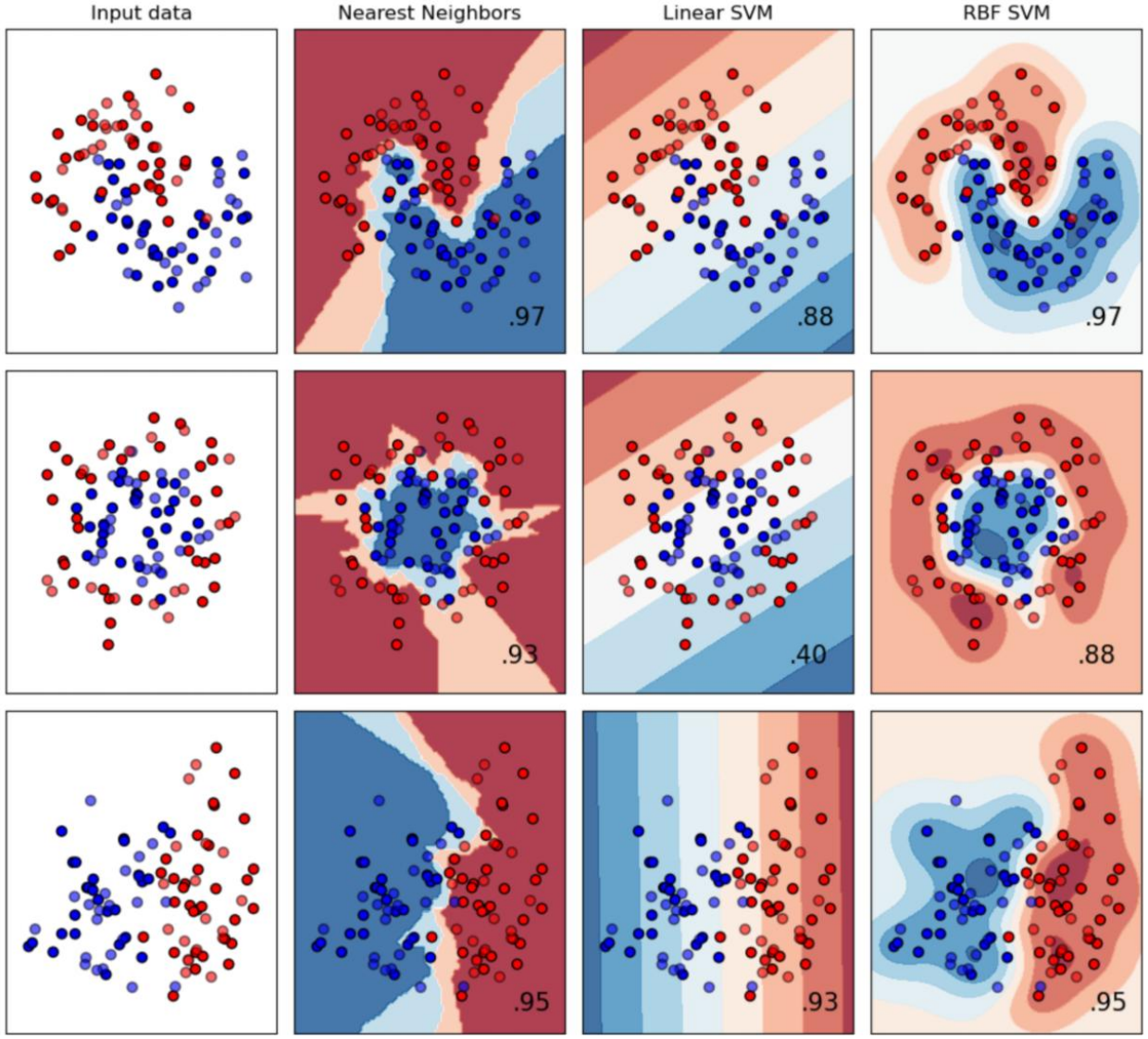


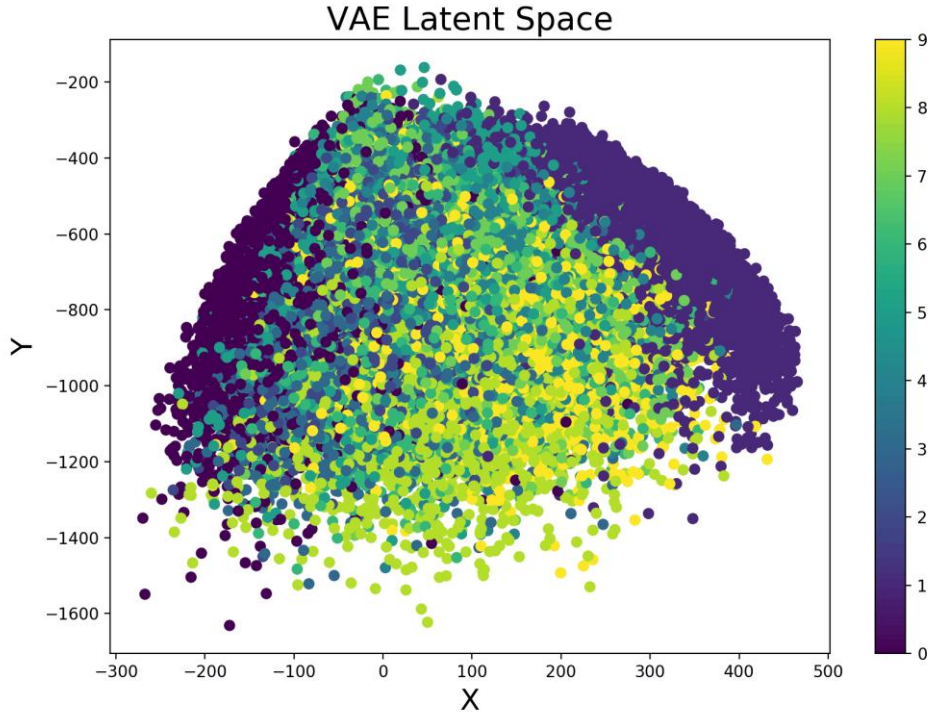
다수의 시나리오를 빠르게 탐색할 수도 있음

KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

인공지능에게 기대하는 바

❑ 인간이 인식하지 못하는 패턴, 현상, 의미 “포착”





Katto & Ohno (1984)

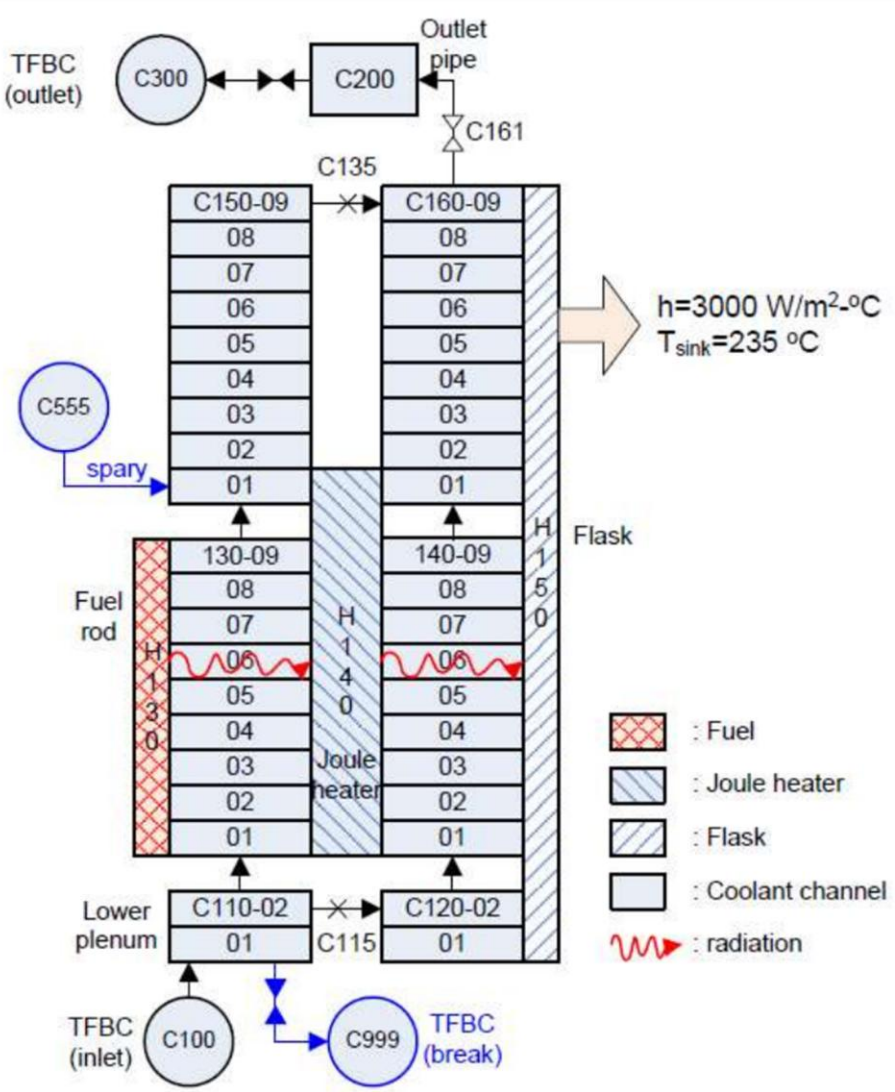
$$q_c'' = q_{co}'' \left(1 + K \frac{h_f - h_{in}}{h_{fg}}\right)$$

PG-CHF (1986)

$$R = \frac{k_1 F_g}{f(P_r)(dT_r)^{k_2}} \frac{f(P_r, G) f(P_r, X_i)}{f_a} = f\left(P_r, G, X_i, X, q'', dT_r, F_g\right)$$

원자로 안전해석 기술 현황

❑ 1차원 지배방정식 + 구성 모델(상관식) + (3차원 모듈)



지배방정식

질량보존(연속방정식)

$$\frac{\partial[(1-\alpha)\rho_l]}{\partial t}+\frac{1}{A}\nabla\cdot[(1-\alpha)\rho_l v_l A]=-\Gamma \qquad \frac{\partial[\alpha\rho_g]}{\partial t}+\frac{1}{A}\nabla\cdot[\alpha\rho_g v_g A]=\Gamma$$

운동량 보존 방정식

$$\frac{\partial v_l}{\partial t}+v_l\nabla\cdot v_l=-\frac{1}{\rho_l}\nabla P+\frac{[f_i-\Gamma(v_i-v_l)+f_{wl}]}{\alpha\rho_g}+B_x-C\alpha\frac{\rho_m}{\rho_l}\left[\frac{\partial(v_l-v_g)}{\partial t}+v_g\nabla\cdot v_l-v_l\nabla\cdot v_g\right]$$

$$\frac{\partial v_g}{\partial t}+v_g\nabla\cdot v_g=-\frac{1}{\rho_g}\nabla P+\frac{[f_{wg}-f_i+\Gamma(v_i-v_l)]}{\alpha\rho_g}+B_x-C(1-\alpha)\frac{\rho_m}{\rho_g}\left[\frac{\partial(v_g-v_l)}{\partial t}+v_l\nabla\cdot v_g-v_g\nabla\cdot v_l\right]$$

에너지 보존 방정식

$$\frac{\partial[(1-\alpha)\rho_l e_l]}{\partial t}+\frac{1}{A}\nabla\cdot[(1-\alpha)\rho_l e_l v_l A]=-P\frac{\partial(1-\alpha)}{\partial t}-\frac{P}{A}\nabla\cdot[(1-\alpha)v_l A]+q_{wl}+q_{il}-\Gamma_{ig}h_l^*-\Gamma_w h_l^*+Diss_l$$

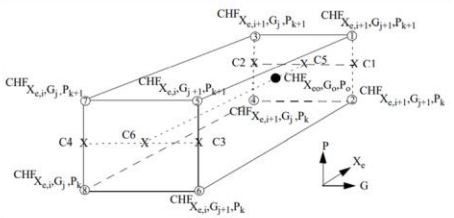
$$\frac{\partial[\alpha\rho_g e_g]}{\partial t}+\frac{1}{A}\nabla\cdot[\alpha\rho_g e_g v_g A]=-P\frac{\partial\alpha}{\partial t}-\frac{P}{A}\nabla\cdot[\alpha v_l A]+q_{wg}+q_{ig}-\Gamma_{ig}h_g^*-\Gamma_w h_g^*+Diss_g$$

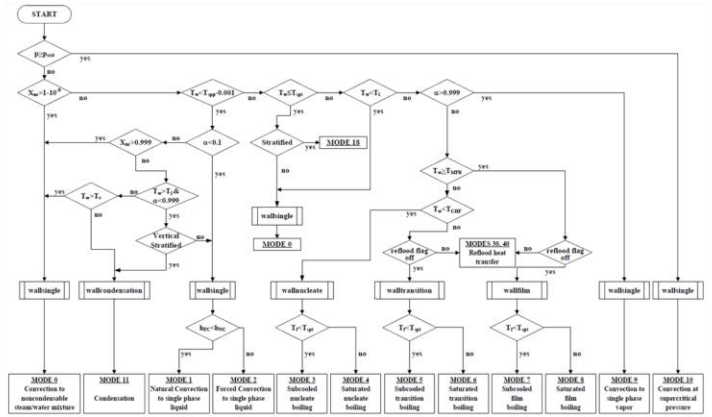
구성 방정식 (벽면 마찰, 벽면 열전달, 계면 질량 전달 등)

$$Nu=0.023Re^{0.8}Pr^{0.4}$$

$$h_{il}=\frac{C\Phi h_{fg}d}{2\left(\frac{1}{\rho_g}+\frac{1}{\rho_l}\right)}$$

$$h_{iv}=10^4(1+\psi(100+25\psi))$$





원자로 안전해석 기술 현황

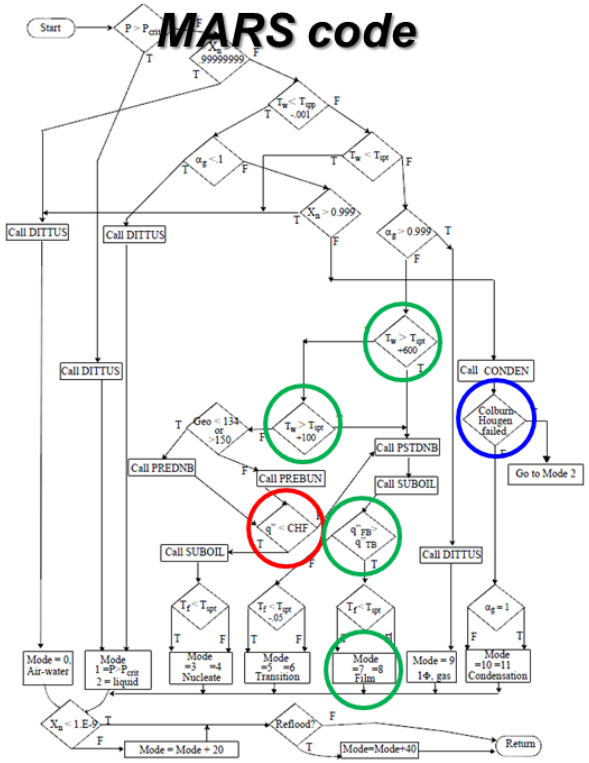
❑ 구성 모델(상관식)의 불확실도로 인한 코드 구조 및 예측 거동 상이

- 구성 모델, 열/유동 양식 판별 논리 및 기준이 다름

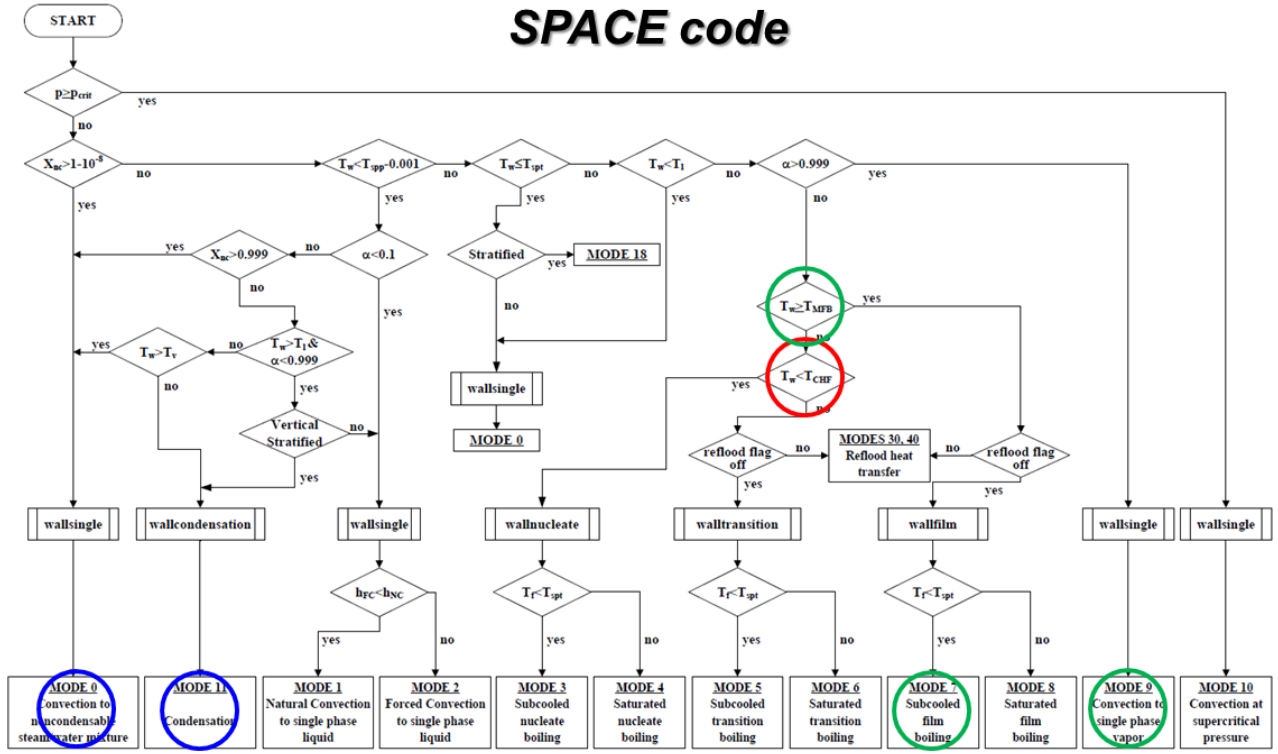
→ 동일 사고 시나리오 및 실험에 대해서 상이한 거동

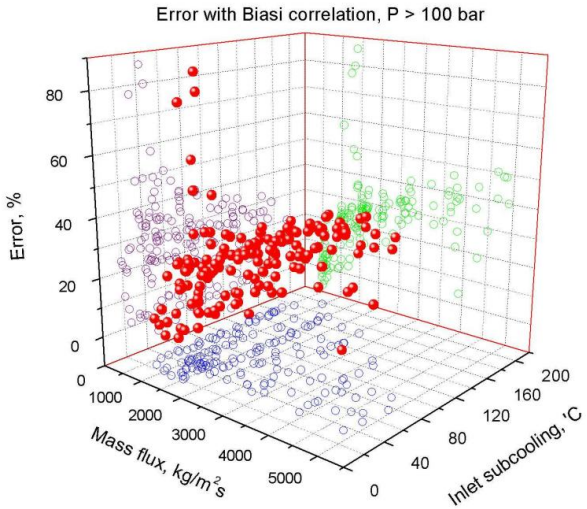
→ “보수적 접근”

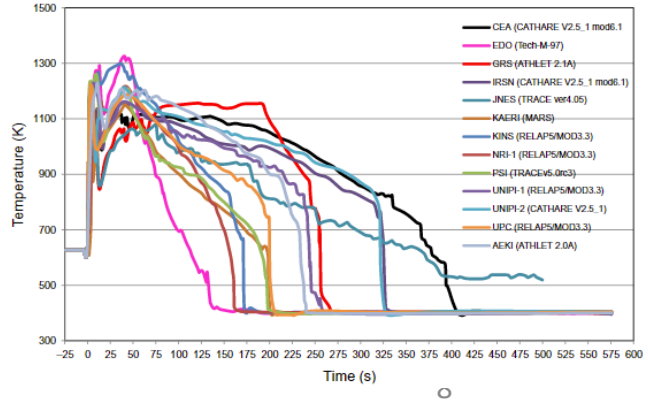
MARS code



SPACE code



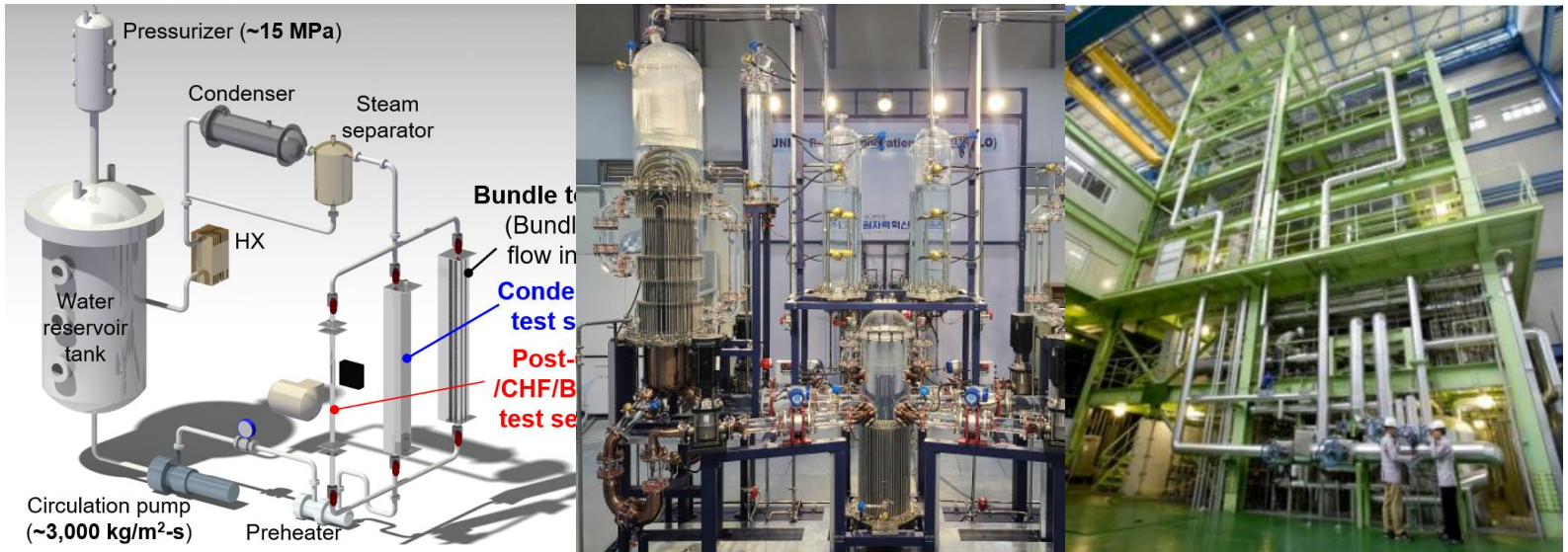


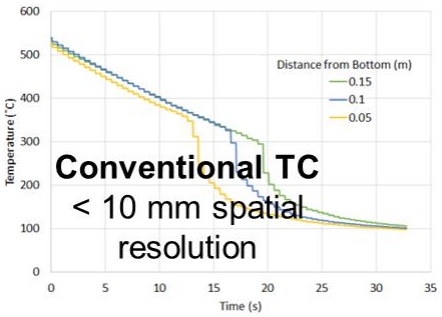


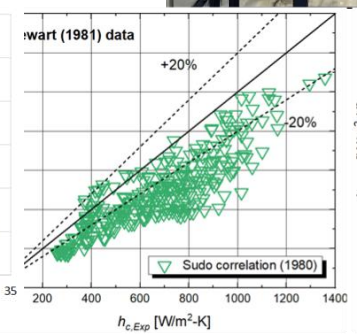
원자로 안전해석 기술 현황

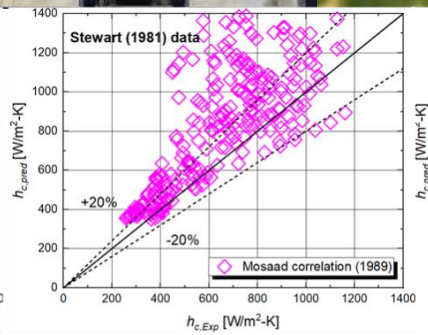
❑구성 모델(상관식)을 개발하기 위한 연구

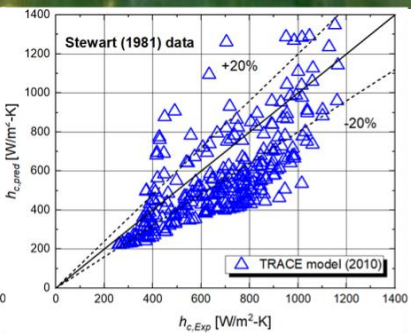
열수력 실험 (SET, IET)



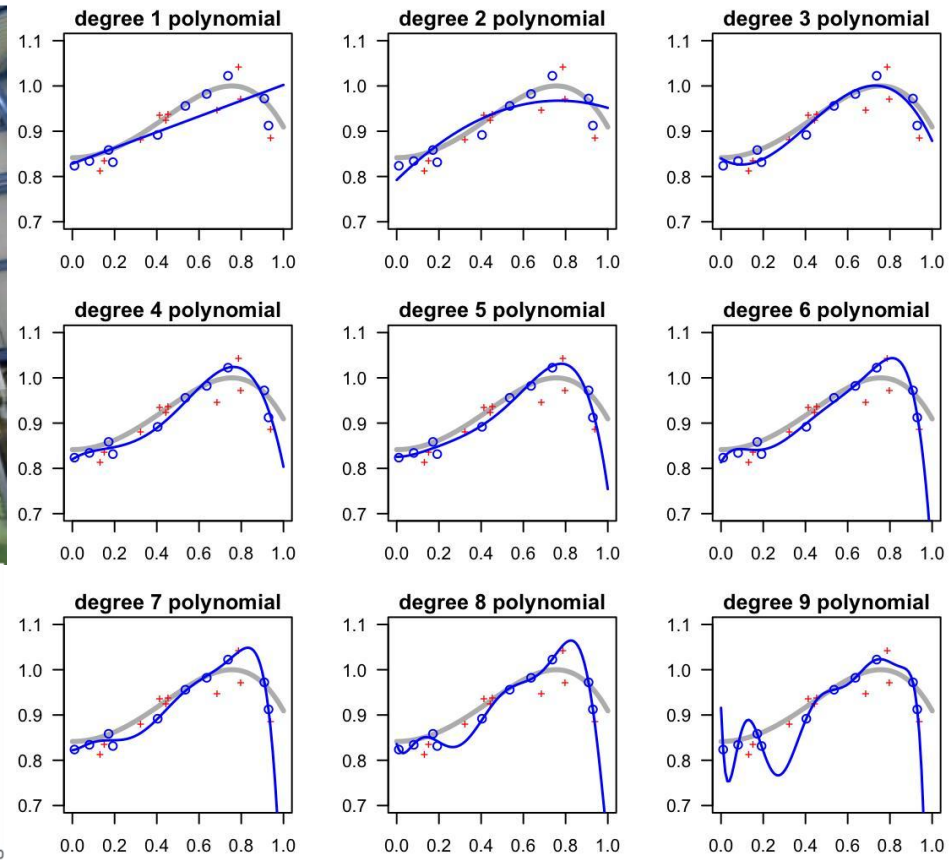








실험데이터 회귀



실험 데이터 한계 (개수, 제한적 계측 데이터) 및 불확실성

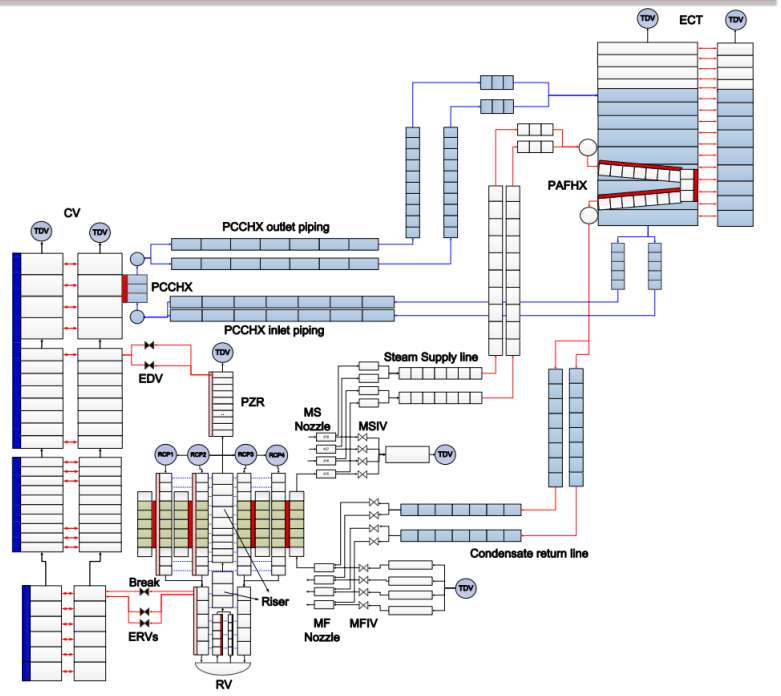
제한적 회귀 모형

KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

원자로 안전해석 기술 현황

❑구성 모델(상관식)의 한계에 따른 추가 연구

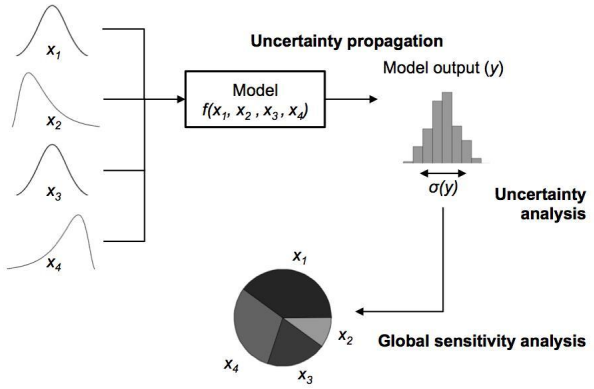
1D System codes

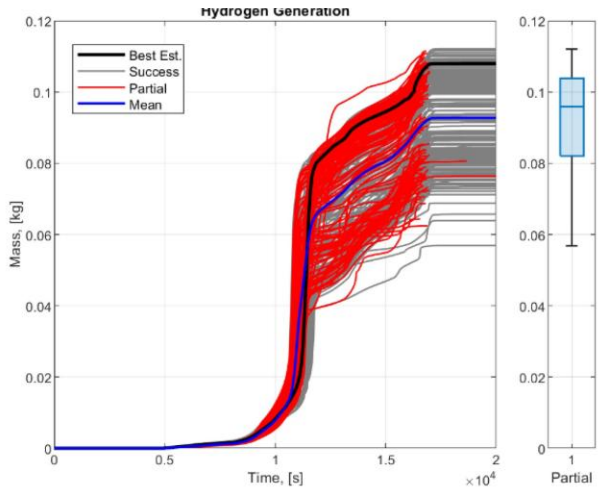


Empirical correlation
→ Limited Predictability

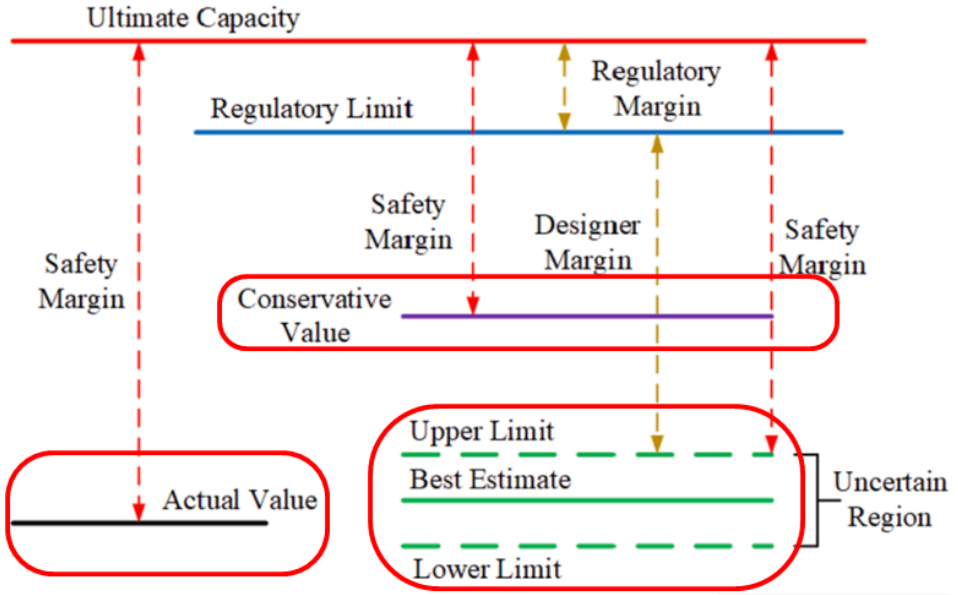
상관식 개선 및 신규 개발
+ 예측 성능 및 불확도 재평가

불확실도 평가 (BEPU 등)

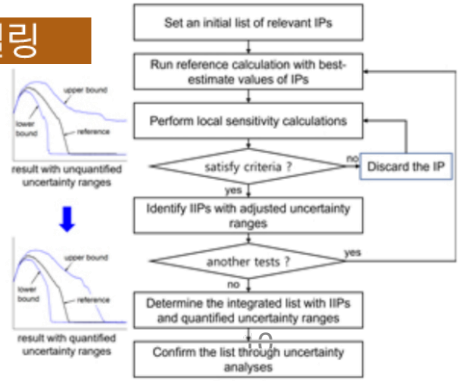




안전여유도 및 허용기준 수립 방법론



실험데이터 모델링

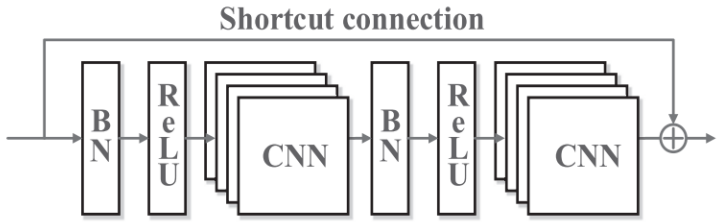


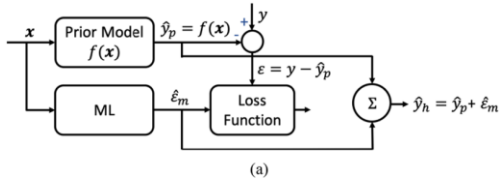
추가적 연구 제원 소요 및 “보수성”

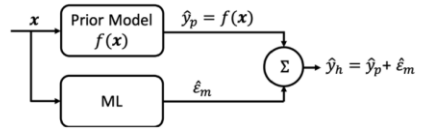
KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

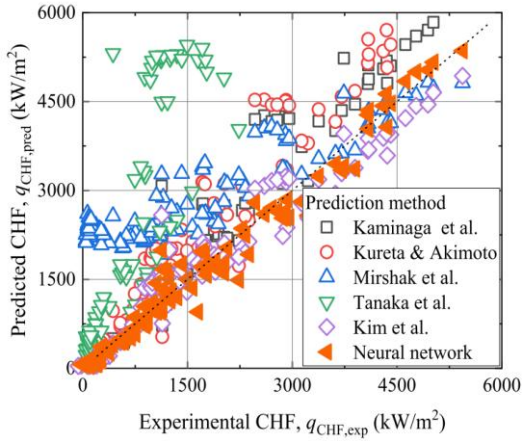
원자로 안전해석 보조 AI

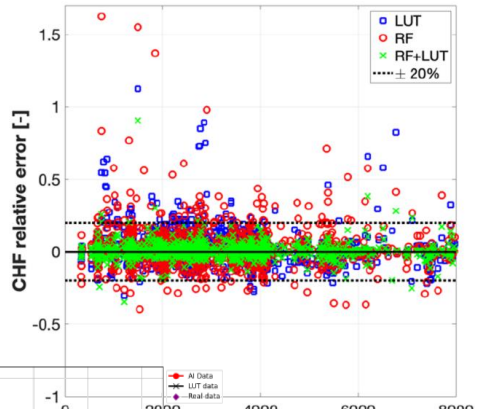
❑ 구성 모델(상관식)을 AI 모델로 대체

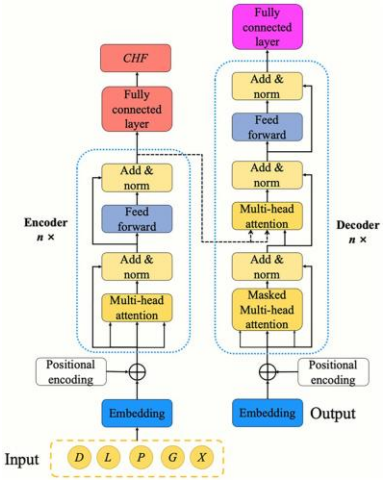


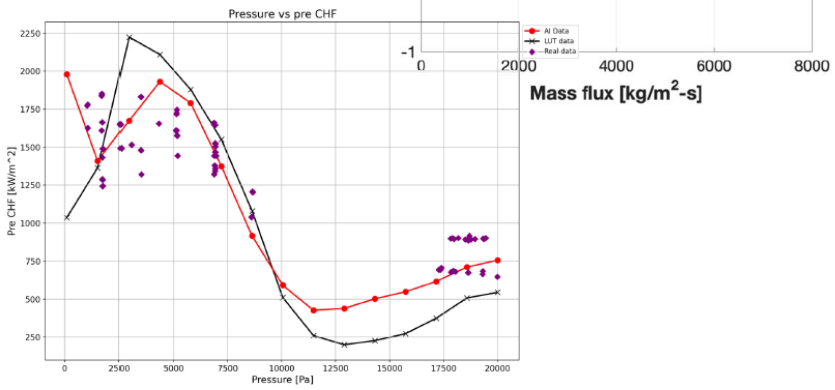


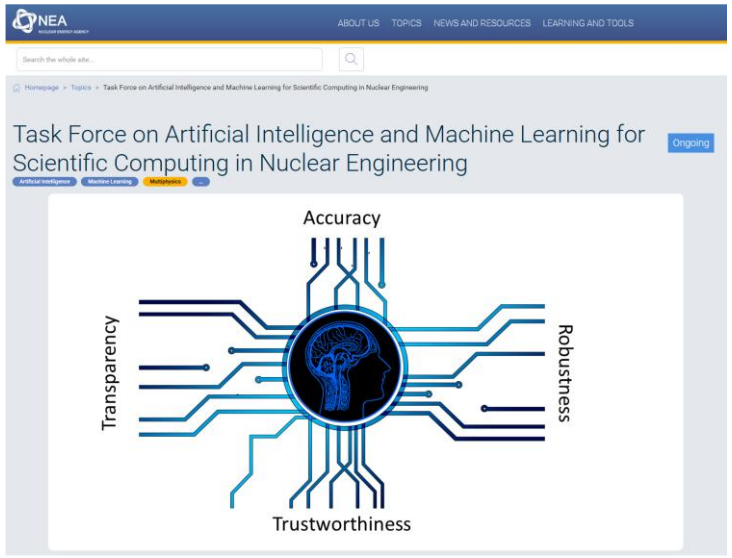


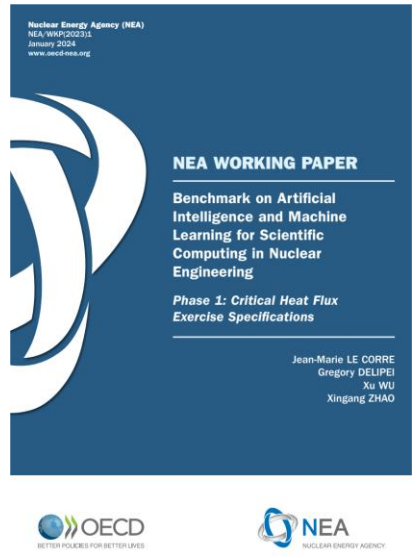










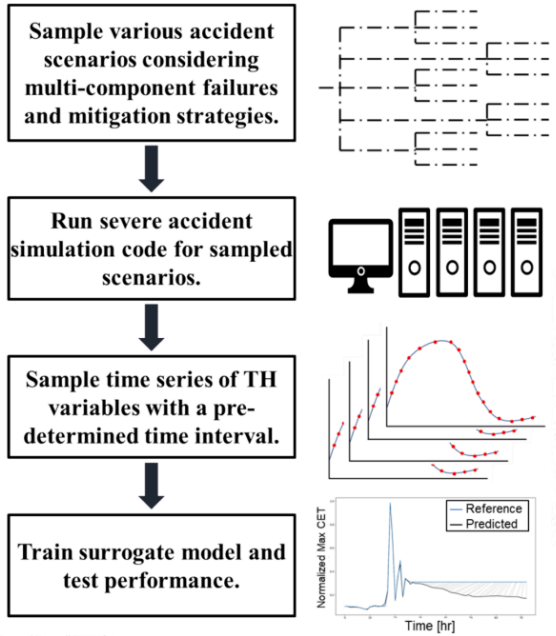


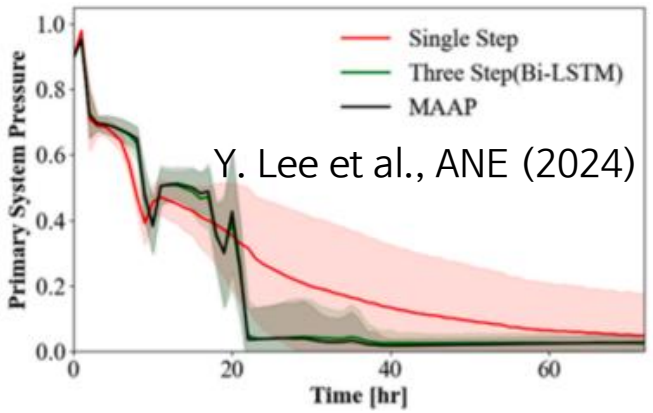
구성모델(현상)	2021년	2022년	2023년	2024년	2025년	합계
CHF/DNB	8	10	9	14	25	66
2상유동 압력강하	6	8	10	12	12	48
막비등 관련	6	6	7	7	7	33
Net vapor generation	3	5	5	5	5	23
기포율	6	8	9	10	12	45
비등열전달	10	12	12	16	16	66
총합	39	49	52	64	77	281

기존 상관식의 제한적 회귀 성능을 극복

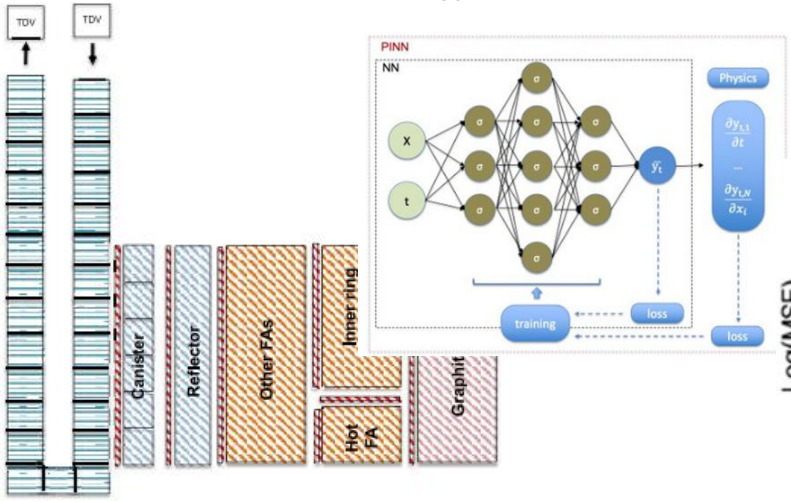
원자로 안전해석 보조 AI

❑ 시스템 해석 코드 및 구성모델 Surrogate

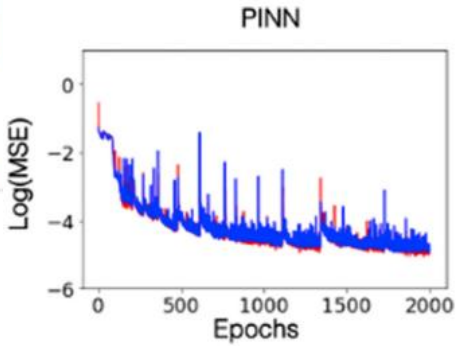




Y. Lee et al., ANE (2024)



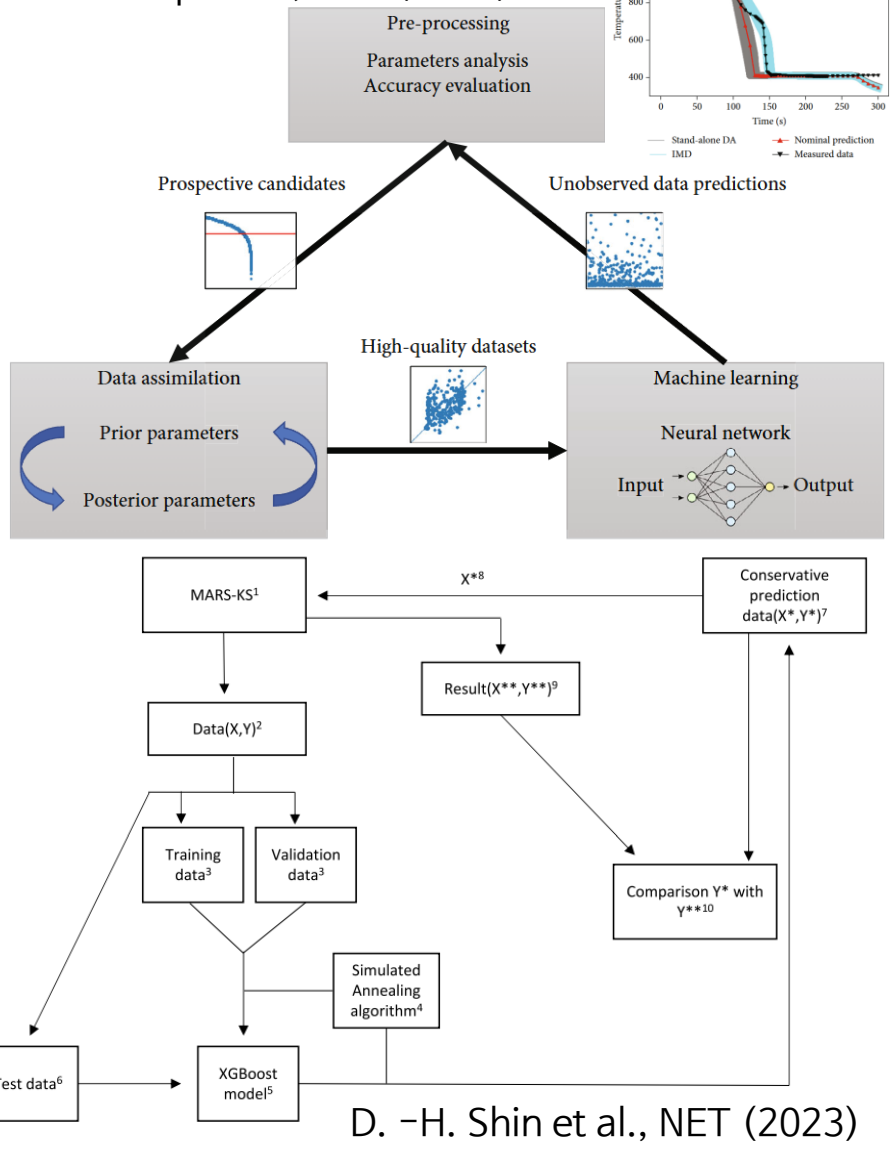
F. Antonello et al. (2023)



시스템 코드 해석
↓
데이터 생성
↓
ML surrogate
↓
불확실도 기반 데이터 선택
↓
"데이터 보강"
↓
반복 학습을 통한 예측 성능 향상

시스템 코드 해석
↓
데이터 생성
↓
ML 학습
↓
최적화 기반 입력 탐색
↓
"보수적 예측 생성"
↓
예측 결과 비교 및 검증

N. H. Tiep et al., IJER (2024)



D. -H. Shin et al., NET (2023)

원자로 안전해석 보조 AI

❑ 시스템 해석 코드 기반 신속 BEPU를 위한 대리 모델

입력 변수 불확실도

↓

시스템 코드 해석

↓

데이터 생성

↓

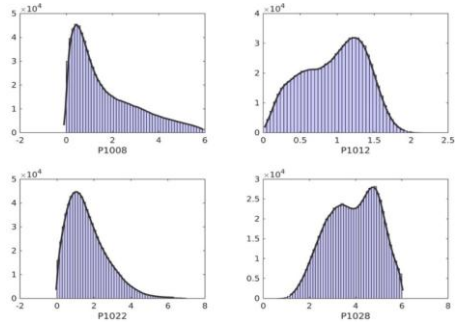
ML surrogate

↓

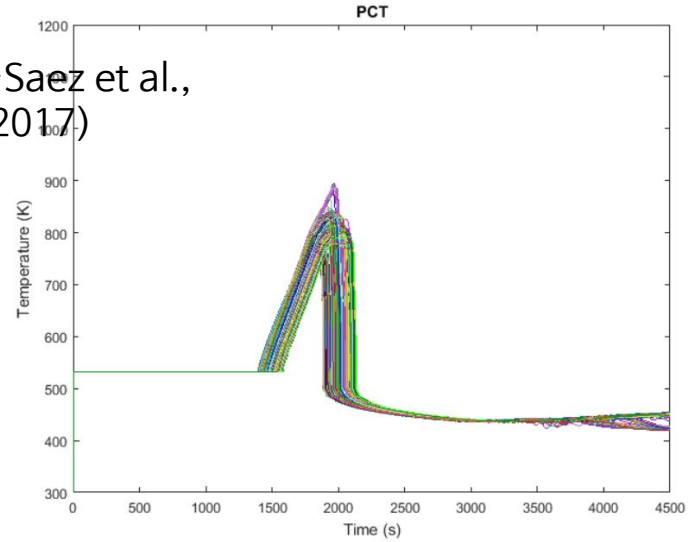
Fast Monte Carlo

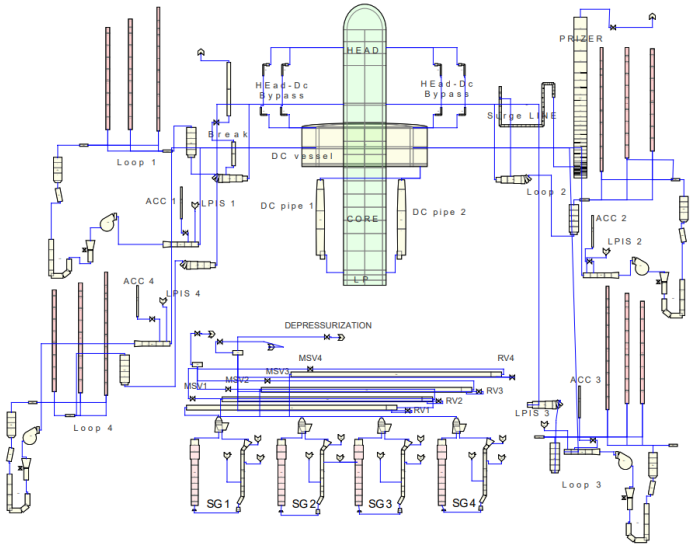
↓

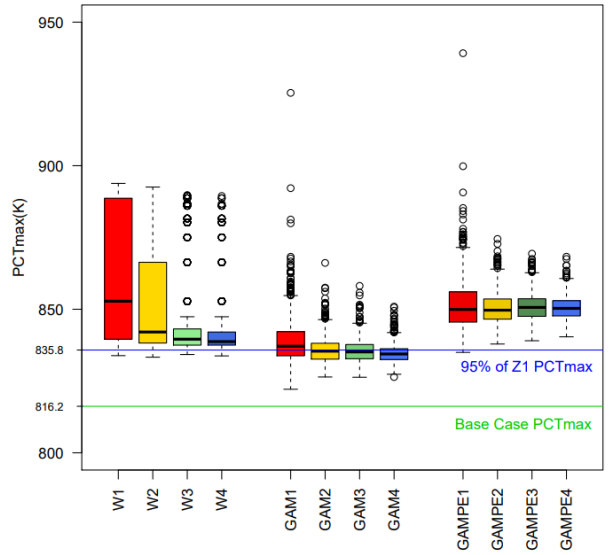
Output distribution (BEPU)



F. Sanchez-Saez et al.,
NED(2017)





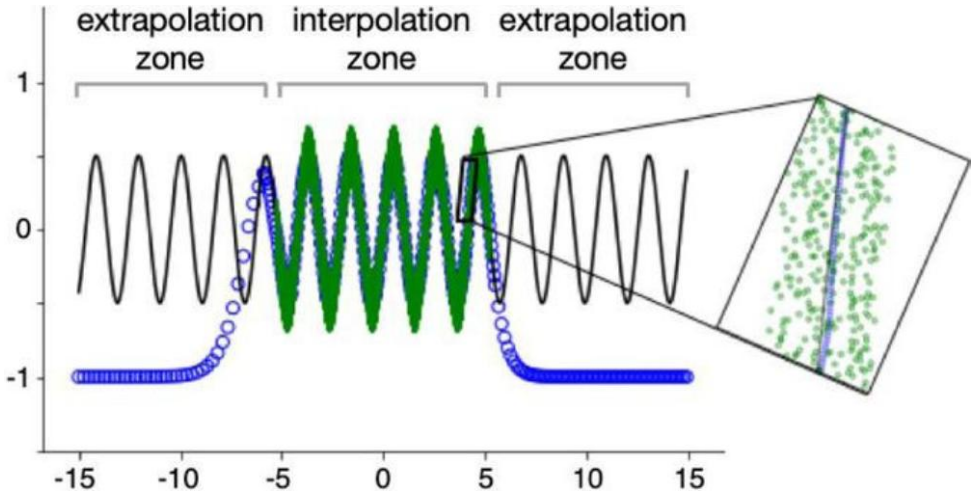


빠른 탐색 → 빠른 BEPU 수행

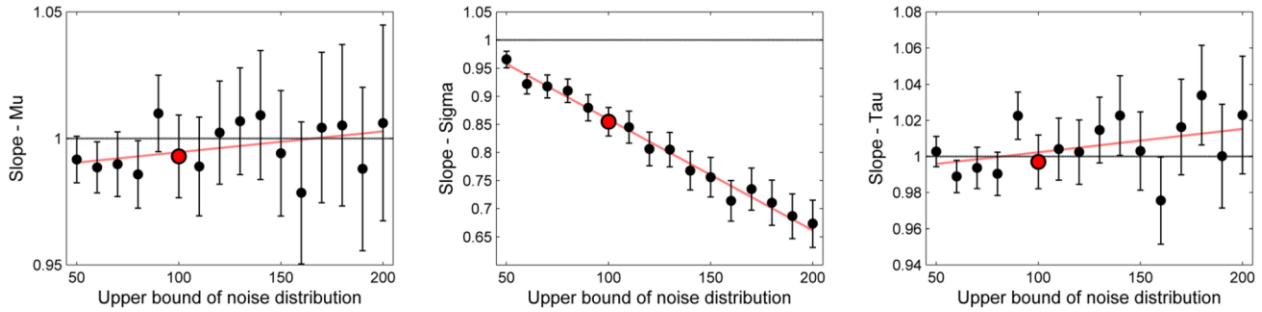
기존 원자로 안전해석 보조 AI 한계

❑ 신뢰도를 평가하기 어려움 & 변화에 취약

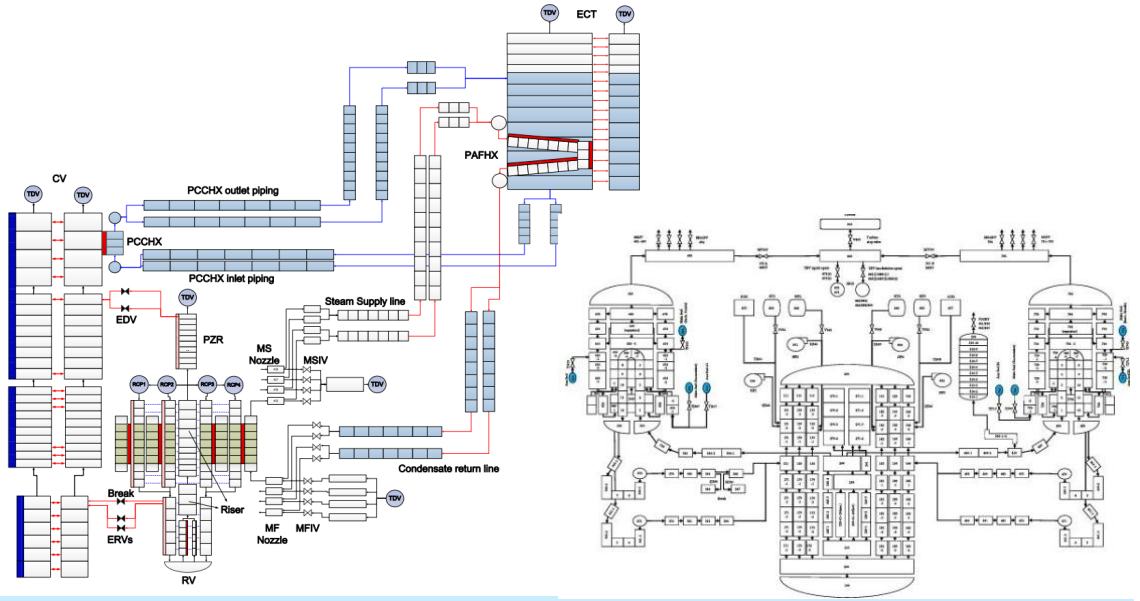
일반화 (외삽) 성능



불확실도 (신뢰도) 정량화



시계열 데이터 및
대표 변수 데이터 기반탐색



시계열 데이터 추출 위치, 변수 조합 등에 따른 민감도
→ 최적 조합 탐색 필요

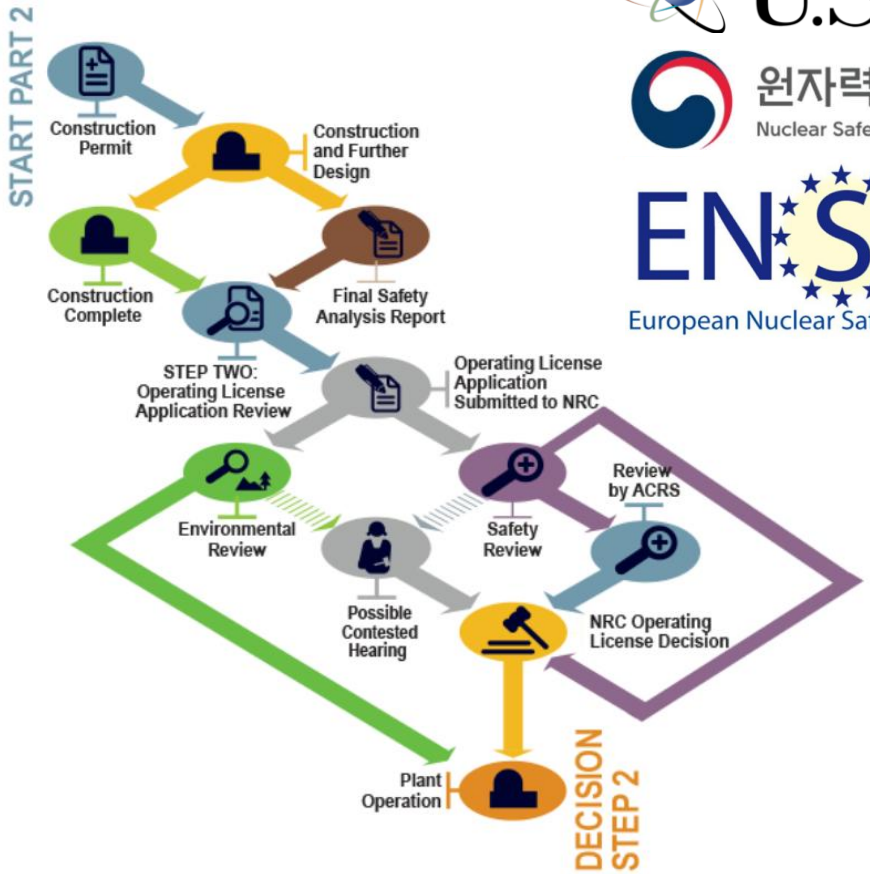
공간에 대한 분해능 없음
(HL, CL, PRZ 등 위치 labeling 필요)

KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

기존 원자로 안전해석 보조 AI 한계

❑ (진입 장벽)인공지능 기반 기술 또한 설계 인가 및 상업운전 시 적용을 위해서는, **원자력규제기관의 허가를 취득**해야함

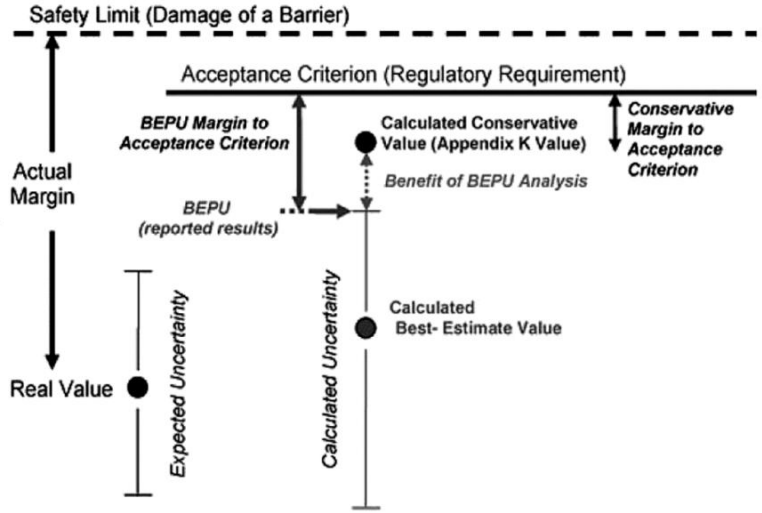
원자력 발전소 운영을 위한 인허가 절차



U.S.NRC

원자력안전위원회
Nuclear Safety and Security Commission

ENSREG
European Nuclear Safety Regulators Group

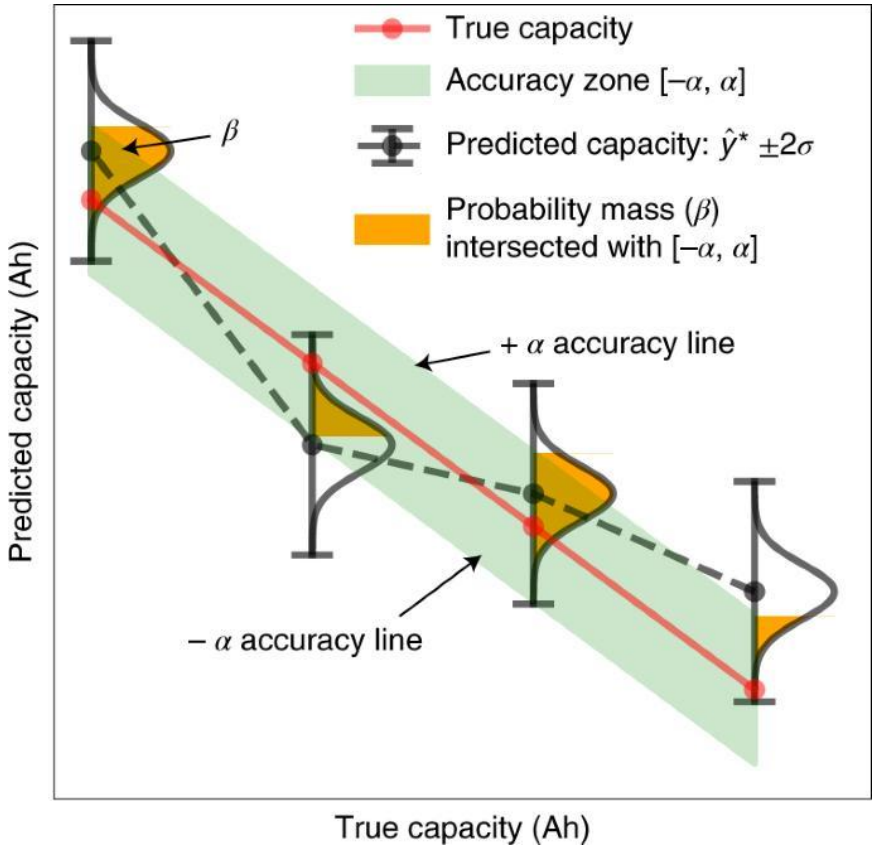


원자로 안전해석 보조 AI를 신뢰할까? 방법은 무엇일까?

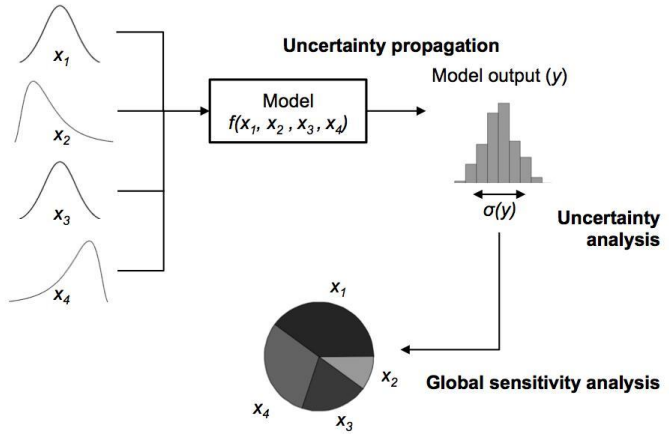
원자로 안전해석 보조 AI 한계 극복 방법

❑ AI 모델 예측에 대한 불확실도 정보 제공 & 불확실도의 신뢰도 평가

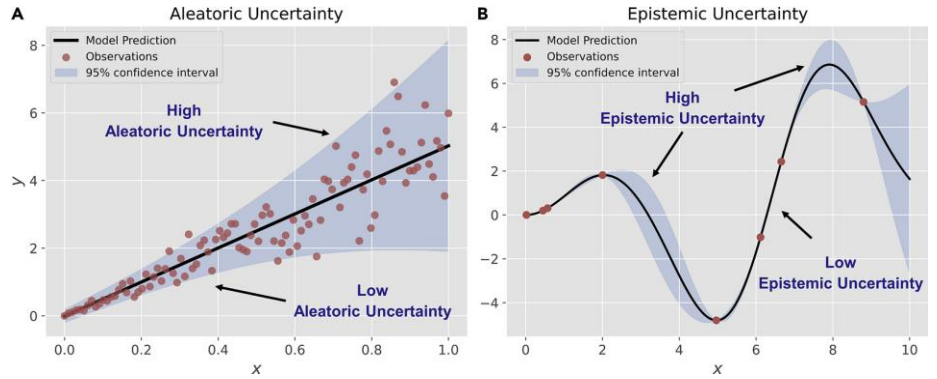
예측에 대한 불확실도 (신뢰구간) 정량화

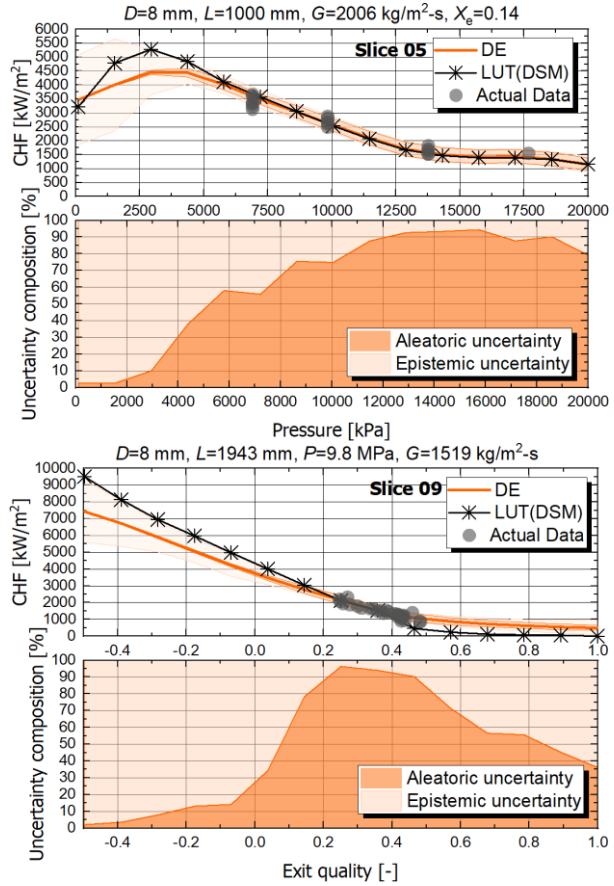


예측 및 불확실도에 대한 인자별 영향성



불확실도 원인 분석



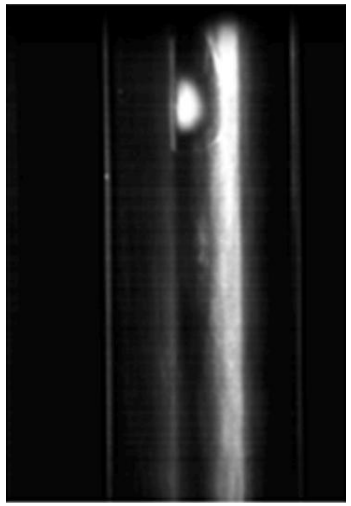


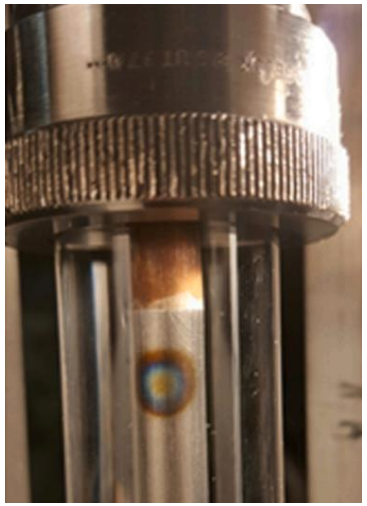
예측에 대한 불확실도(신뢰구간) 전주기 정보 제공

불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑불확도 정량화 가능 AI 모델 – 임계열유속(CHF) case

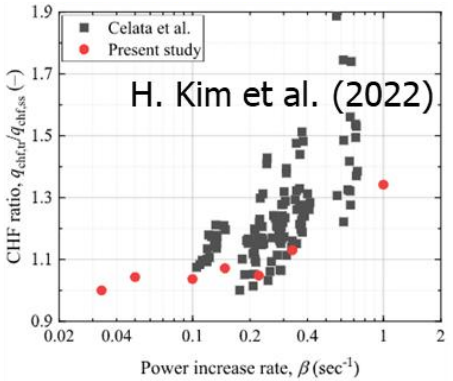
- 임계열유속은 경수로의 대표적인 안전지표(FOM)
  - 그러나 현재 원자로 시스템 안전해석 코드 내 CHF 예측 불확실도 존재



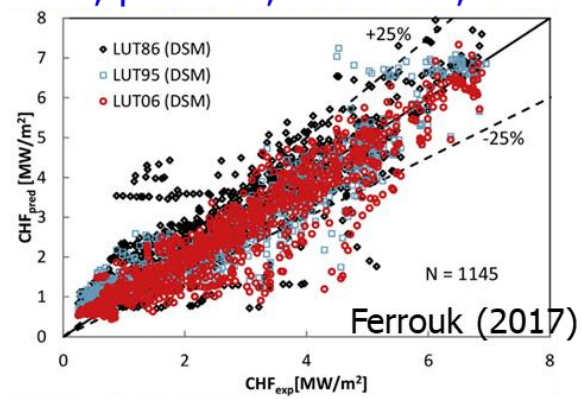


Moreira et al. (2022)

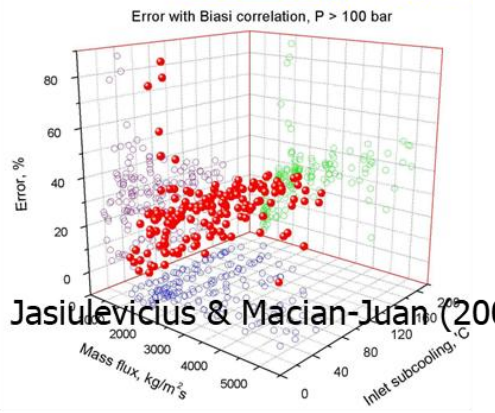
Transient
i.e., RIA, Reflood, etc.

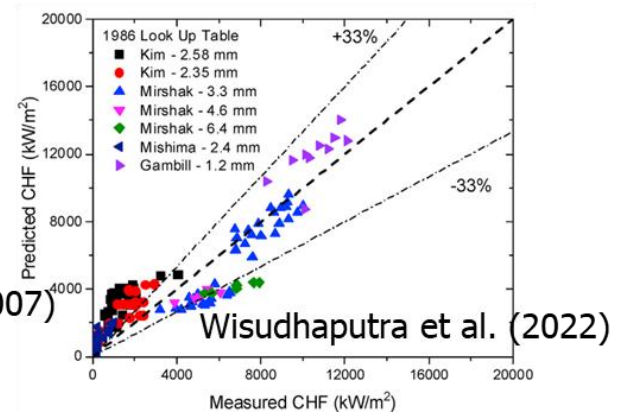


TH condition
i.e., pressure, mass flux, etc.



Geometry, i.e., Bundle, rectangular, etc.



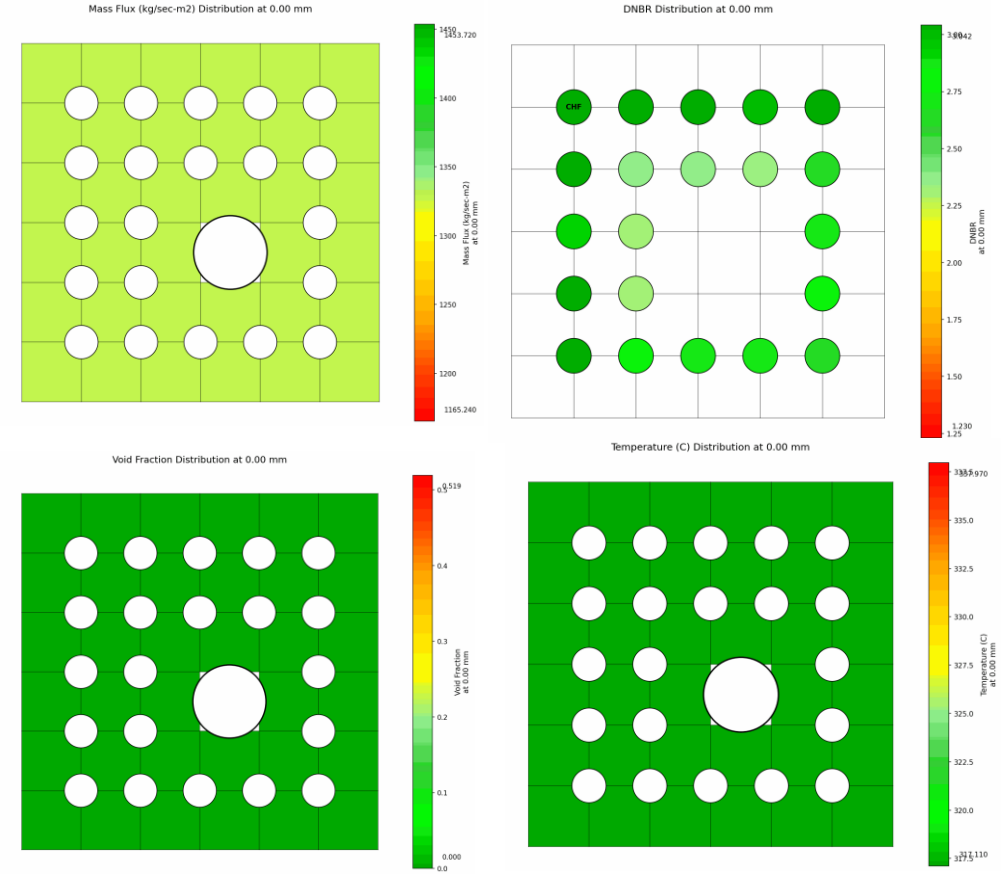


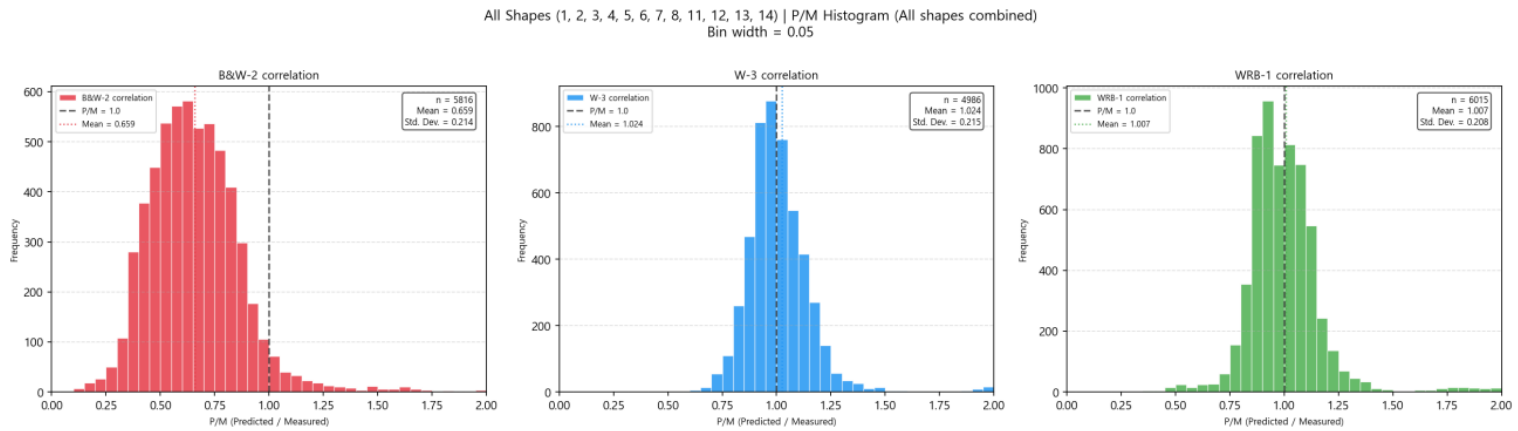
불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

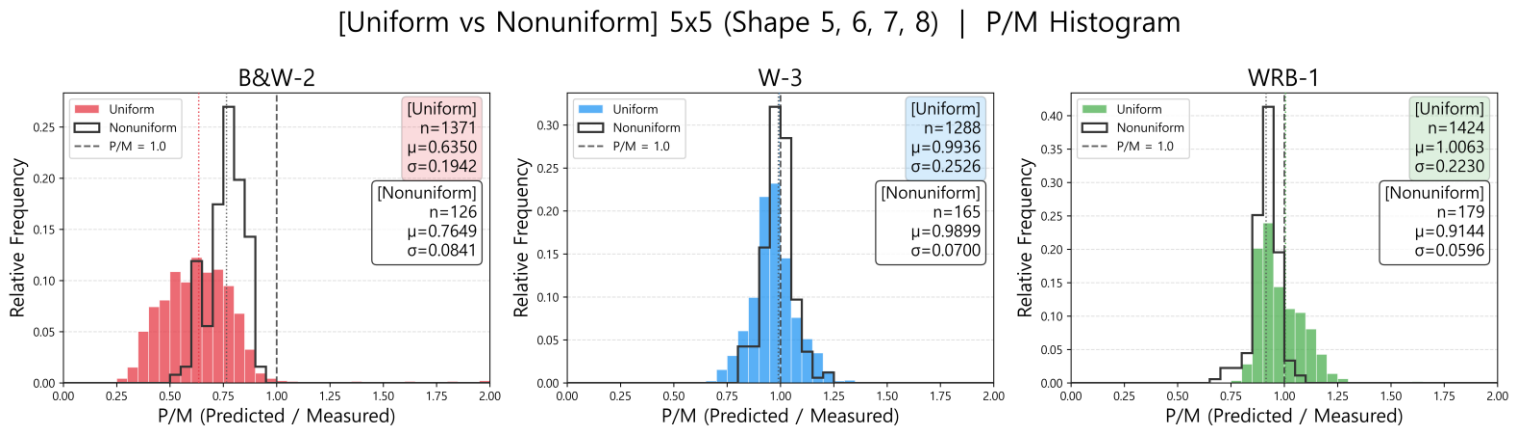
❑기존 구성 모델(상관식) 및 시스템/부수로 해석 코드 예측 성능 한계

- 현재 원자로 시스템 안전해석 코드 내 CHF 예측 불확실도 존재

→ 보수적인 평가 방법론







KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

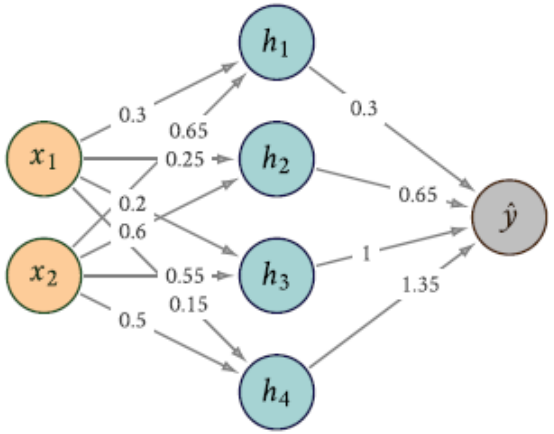
불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

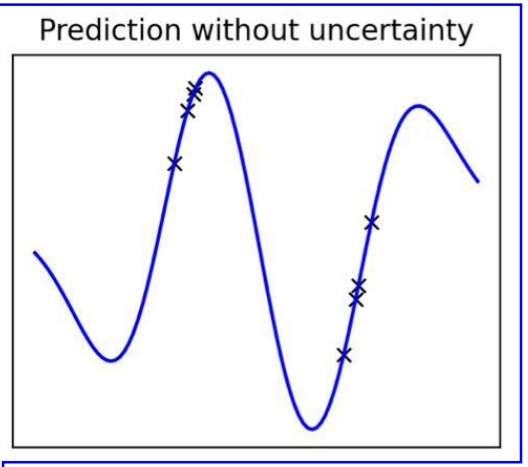
❑불확도 정량화 가능 AI 모델 – 임계열유속(CHF) case

- 확률론적 모델(BNN, MCD, DE, GP 등) 기반 CHF 예측 프레임워크 개발

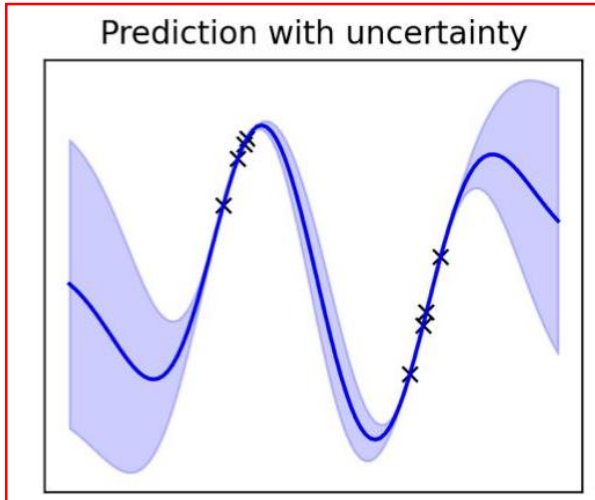
→ 예측 + 불확실도

Deterministic NN

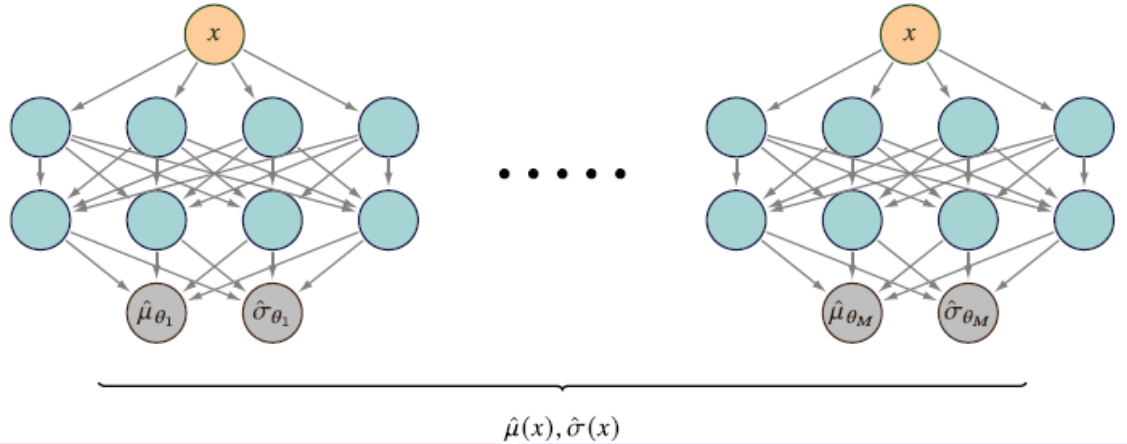




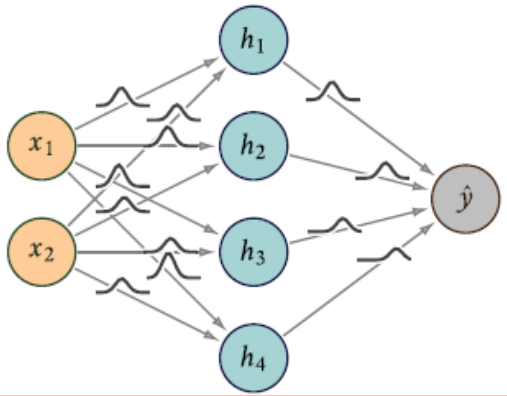
VS



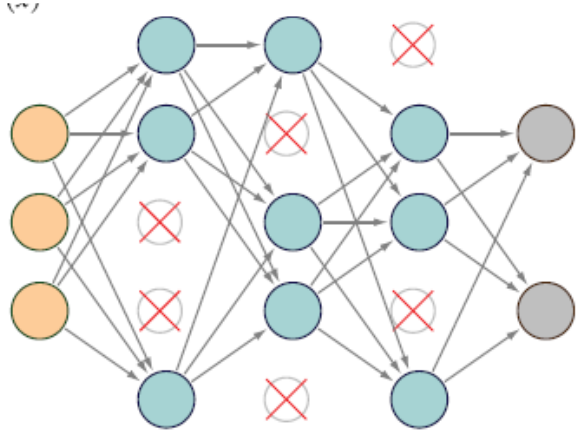
Deep Ensemble (Heterogeneous)



Bayesian Neural Network (BNN)



Monte Carlo Dropout (MCD)

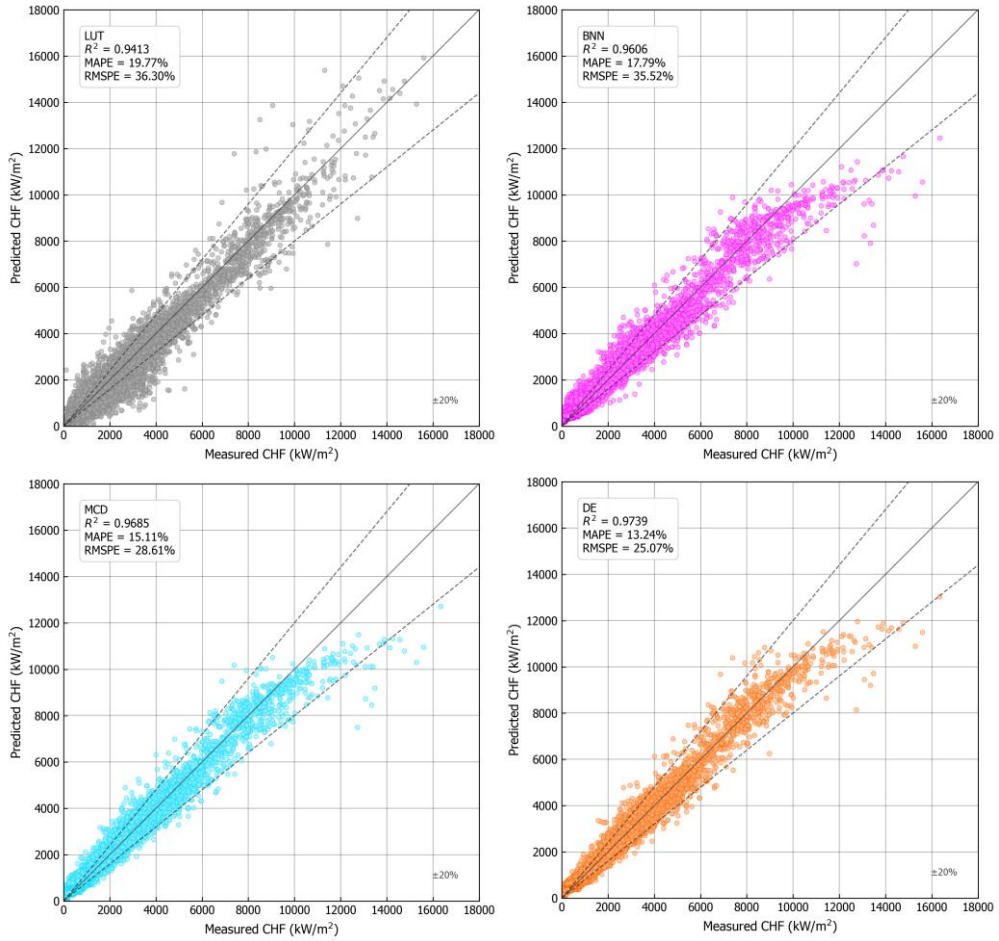


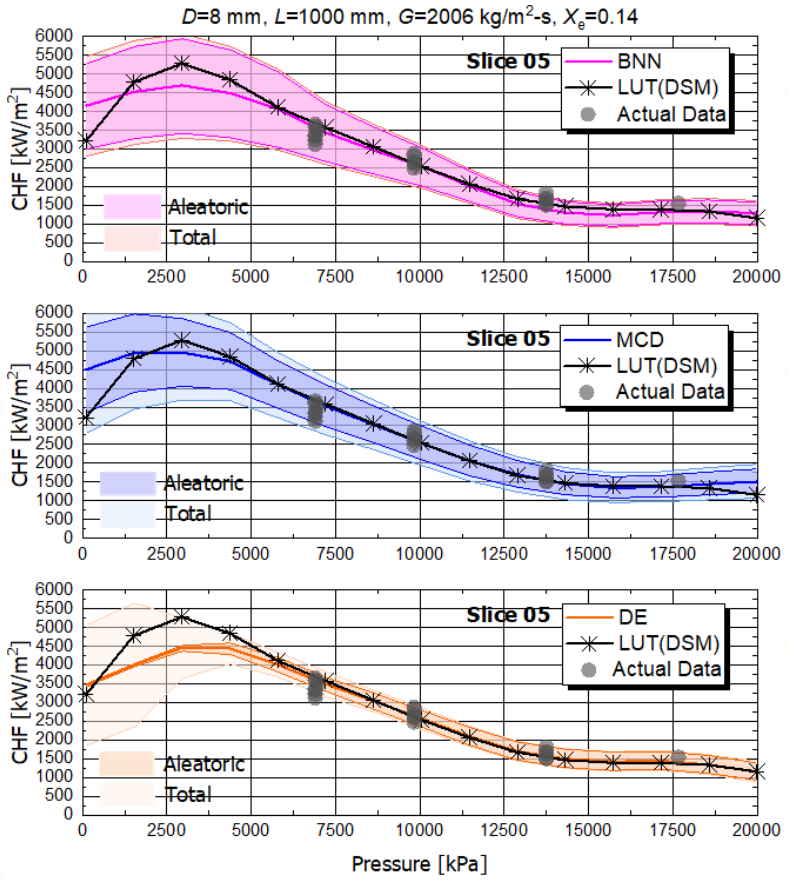
KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

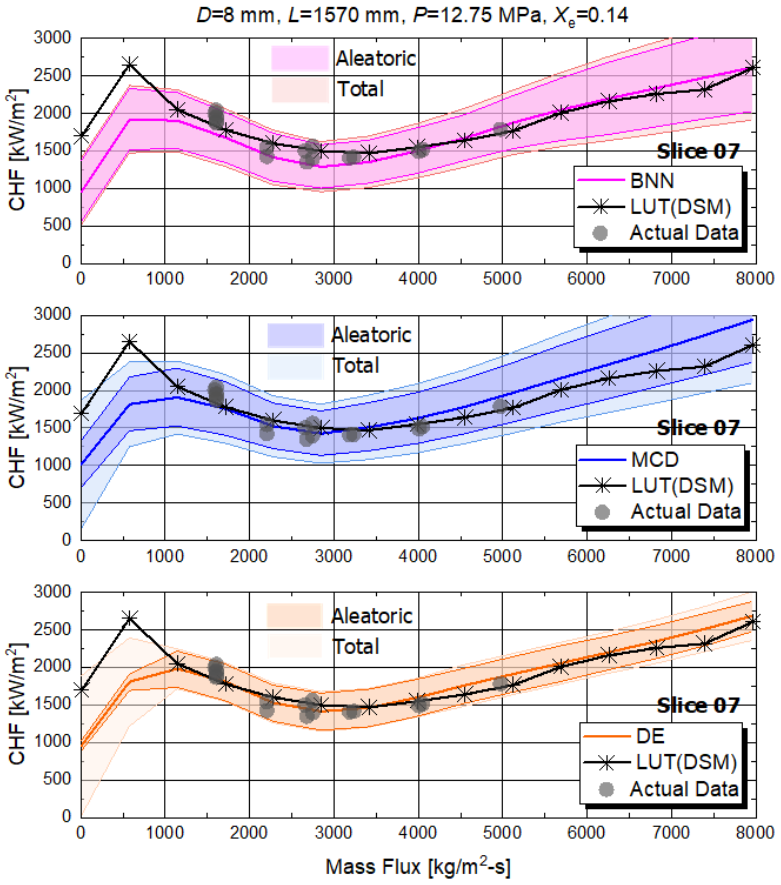
불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑임계열유속(CHF) case – **회귀 성능 및 불확실도 정보 제공**

- 기존 상관식 대비 우수한 예측 성능 + Deterministic NN 대비 불확실도 정보 제공 → 그러나, 모델이 제공하는 불확실도(신뢰구간) 정보를 신뢰 가능한가?







불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

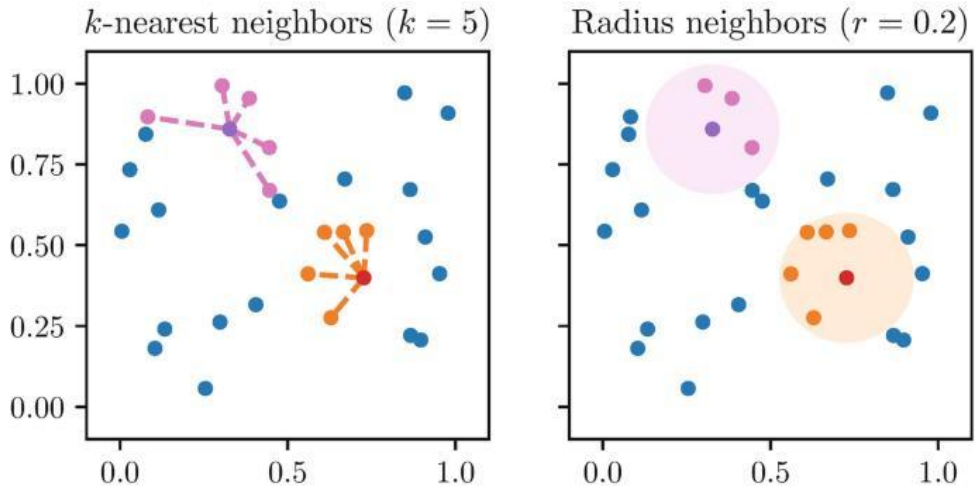
❑불확실도(신뢰구간) 정보 신뢰 평가 방법 (외삽 영역)

- Epistemic uncertainty는 데이터 수와 반비례해야 함.

→ KNN_{100} 거리, Mahalanobis 거리, N_{nearby}와 Epistemic uncertainty 비교

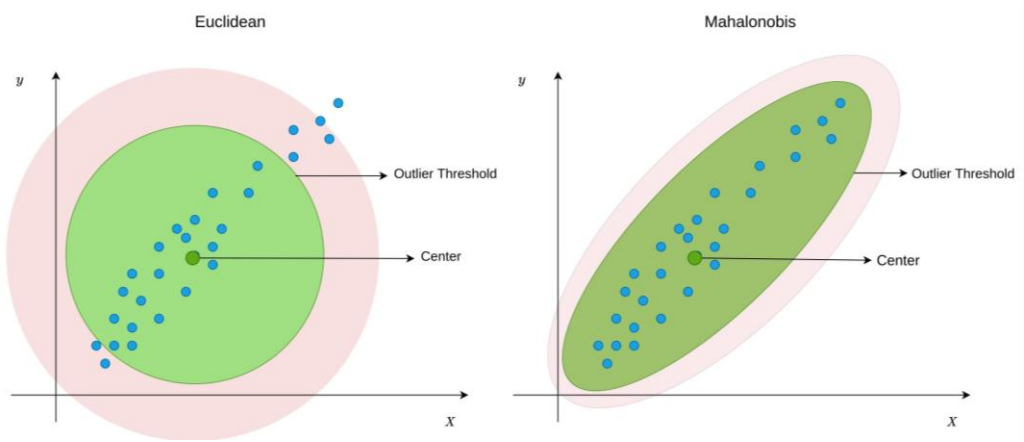
주변 100개 데이터까지의 KNN 거리 (Local)

$$d_{KNN}(x) = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} |x - x_{(k)}|_2$$



Mahalanobis 거리 (global)

$$d_{Mahal}(\boldsymbol{x}) = \sqrt{(x-\mu)^{\top}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(x-\mu)}$$



KNN/Mahalanobis와 epistemic 불확실도간 상관관계 (Spearman rank correlation coefficient)

$$\rho_{KNN} = \rho_s(\sigma^2, d_{KNN}) \qquad \rho_{Mahal} = \rho_s(\sigma^2, d_{Mahal})$$

불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑불확실도(신뢰구간) 정보 신뢰 평가 방법 (외삽 영역)

- KNN_{100} 거리, Mahalanobis 거리, N_{nearby}와 Epistemic uncertainty 비교

→ $N_{nearby(r=1.5)}$가 증가함에도 Epistemic 감소, d_{KNN100} 이 감소함에도 변화 미비

주변 100개 데이터까지의 KNN 거리

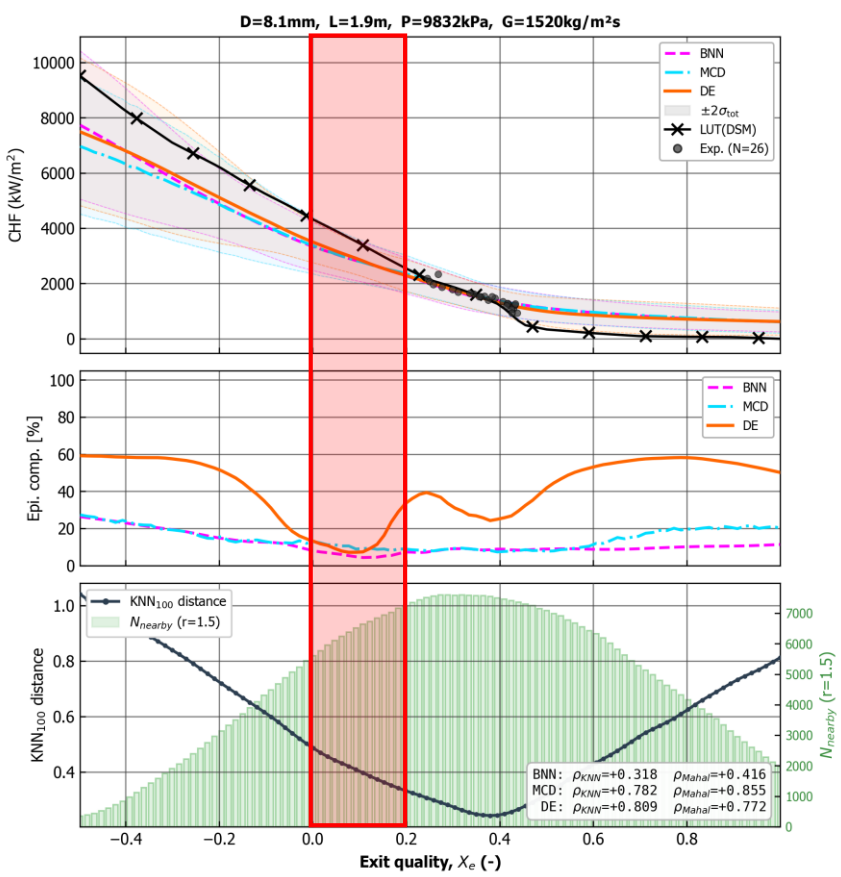
$$d_{KNN}(x) = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} |x - x_{(k)}|_2$$

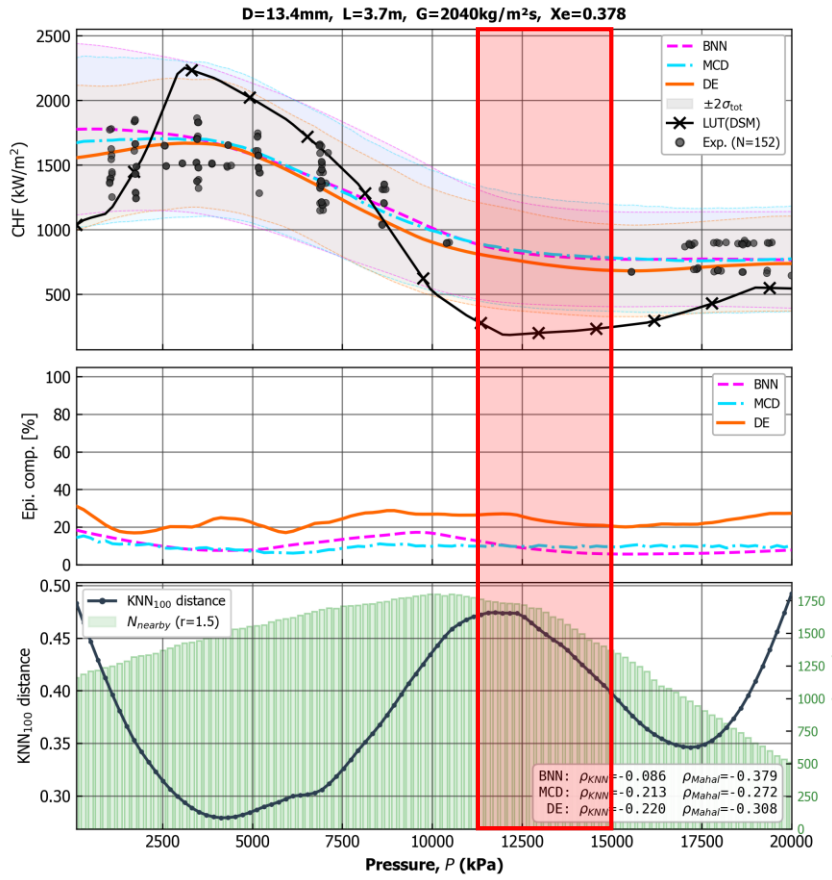
Mahalanobis 거리

$$d_{Mahal}(\boldsymbol{x}) = \sqrt{(x-\mu)^{\top}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}(x-\mu)}$$

KNN와 epistemic 불확실도간 상관관계 (Spearman rank correlation coefficient, Pearson correlation)

$$\rho_{KNN} = \rho_s(\sigma^2, d_{KNN})$$





KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

외삽 영역에서의 epistemic uncertainty 거동 설명 한계

불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑불확실도(신뢰구간) 정보 신뢰 평가 방법 (내삽 영역)

- AUSE와 ECE

→ 실제 error와 uncertainty간 관계성 평가

Area Under the Sparsification Error (AUSE)

$$AUSE(S) = \int_0^1 \frac{MAE\left(S_V^U(\alpha)\right)}{MAE(S)} - \frac{MAE\left(S_V^{AE}(\alpha)\right)}{MAE(S)}\, d\alpha$$

"Uncertainty가 높은" 데이터 제거 시 데이터 subset에 대한 MAE

"실제 error가 큰" 데이터 제거 시 데이터 subset에 대한 MAE

Uncertainty가 높은 데이터부터 제거
→ 남은 데이터 error 계산
→ AUSE 낮을수록 uncertainty 신뢰 가능
※ 순서 기반 → Epistemic 검증

Expected Calibration Error (ECE)

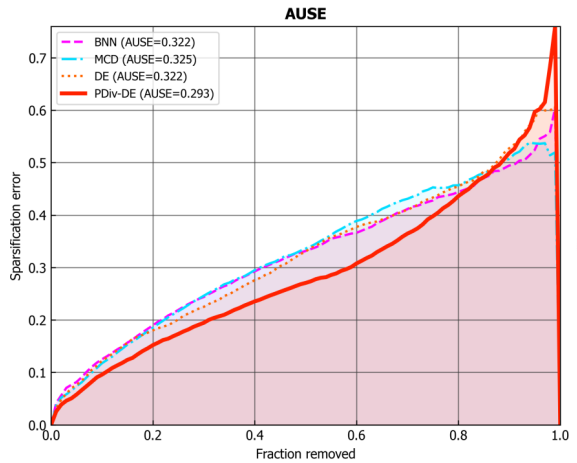
$$ECE = \sum_{k=1}^{K} \frac{|B_k|}{N} |err(B_k) - unc(B_k)|$$

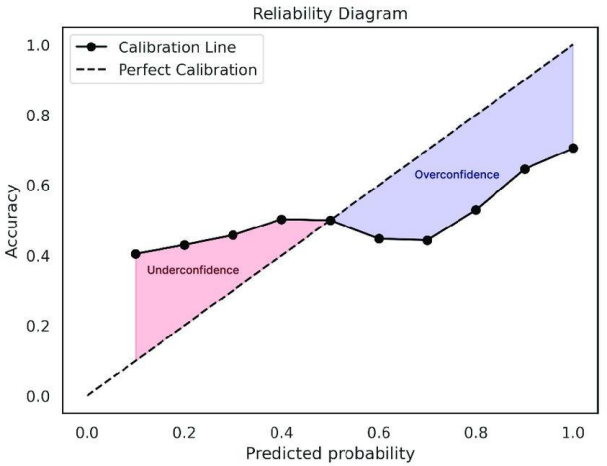
$$err(B_k) = \frac{1}{|B_k|} \sum_{i \in B_k} |y_i - \mu(x_i)|$$

실제 error 평균

$$unc(B_k) = \frac{1}{|B_k|} \sum_{i \in B_k} \sigma(x_i)$$

예측 uncertainty 평균





불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑ 일반적 Probabilistic model의 불확실도 정보 신뢰 한계 원인

- 불확실도 자체가 예측 결과에도 비례하는 구조

$y^{(t)}(x) = f(x; \tilde{W}^{(t)})$ Dropout이 적용된 weight

$\tilde{W} = W \cdot z$

$z \sim Bernoulli(1 - p_D)$

1차원 가정 시

$y = wx$

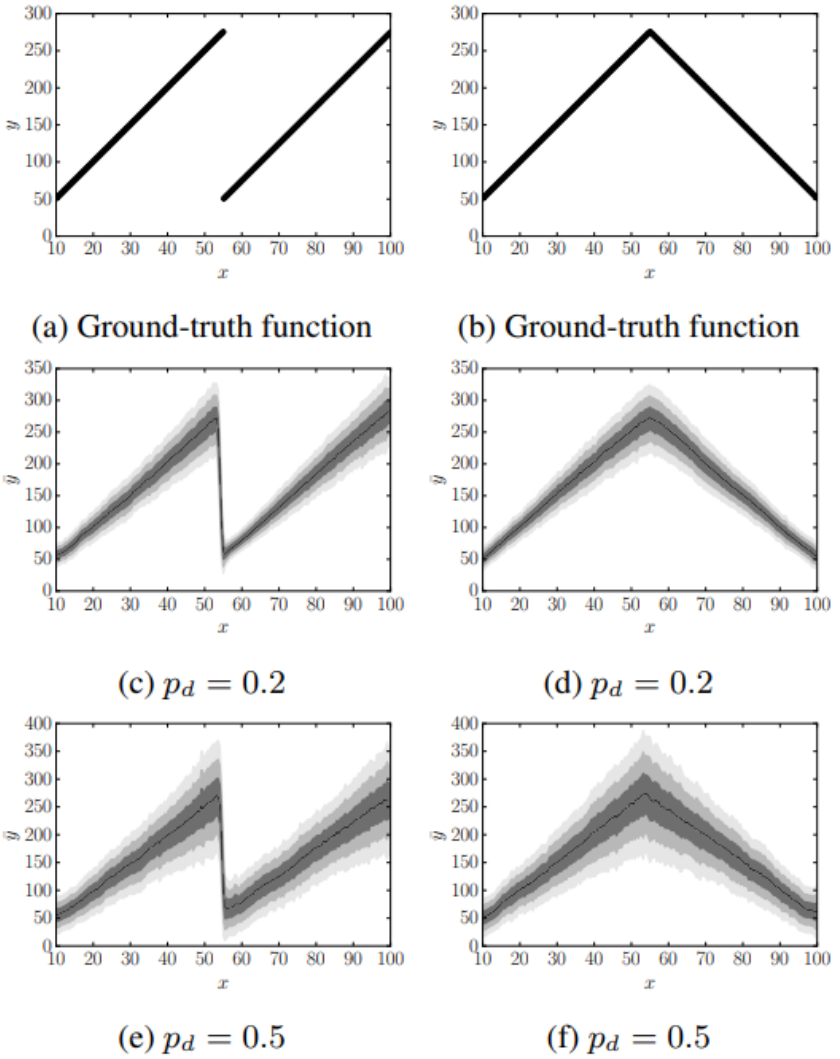
$y^{(t)} = (wz)x = z \cdot (wx) = z \cdot y$

기대값 및 분산

$\mathbb{E}[y^{(t)}] = \mathbb{E}[z] \cdot y = (1 - p_D)y$

$\mathrm{Var}(y^{(t)}) = \mathrm{Var}(z \cdot y) = y^2 \cdot \mathrm{Var}(z)$ 상수 분리

$\mathrm{Var}(y^{(t)}) = y^2 \cdot p_D(1 - p_D)$ $\because \mathrm{Var}(z) = p_D(1 - p_D)$



불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑불확실도 정보가 해석 가능하며 타당한 AI 프레임워크

- Pruned Diverse Deep Ensemble (Pdiv-DE)
  - Pruning (비슷한 모델 제거) + Diversification (서로 다른 모델)

기존 Deep Ensemble

$$U_{epi}(x) = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\left(\mu_m(x) - \bar{\mu}(x)\right)^2 \quad ※\ \bar{\mu}(x) = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\mu_m(x)$$

Submodel들은 유사한 예측함수를 가질 수 있음.

$$\boldsymbol{\varepsilon} = \{\mu_1, \mu_2, \ldots, \mu_M\}$$

$$\mu_i(x) \approx \mu_j(x)$$

$$\mu_m(x) = w^T h(x) \qquad \bar{\mu}(x) = \bar{w}^T h(x)$$

$$\boldsymbol{\mu_m(x) - \bar{\mu}(x) = \left(w^T - \bar{w}^T\right)h(x)}$$

비슷한 모델로 data sparsity에 반응하지 않을 수 있음 + 예측 값 크기에 비례

$$\boldsymbol{U_{epi}^{DE}(x) \sim \mu(x)^2}$$

Pruning (예측 값간 차이 유도)

$$\boldsymbol{\varepsilon_p = \{\mu_m \in \varepsilon | D(\mu_M, \varepsilon) > \tau\}}$$

Ensemble member간 차이 Pruning threshold

$$U_{epi}^{p}(x) = \frac{1}{M_p}\sum_{m=1}^{M_p}\left(\mu_m^p(x) - \bar{\mu}^p(x)\right)^2$$

Diversification (다른 예측 함수 – 활성화함수)

$$\mu_i^p(x) \not\approx \mu_i^p(x)$$

Data-rich $\quad x \in \boldsymbol{D}_{\text{dense}} \Rightarrow \mu_i(x) \approx \mu_j(x) \Rightarrow U_{epi}(x) \downarrow$

Data-sparse $\quad x \in \boldsymbol{D}_{\text{sparse}} \Rightarrow \mu_i(x) \not\approx \mu_j(x) \Rightarrow U_{epi}(x) \uparrow$

$$\boldsymbol{U_{epi}^{PDiv-DE}(x) \sim \text{Disagreement}(\mu_1(x), \ldots, \mu_M(x))}$$

KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑불확실도 정보가 해석 가능하며 타당한 AI 프레임워크

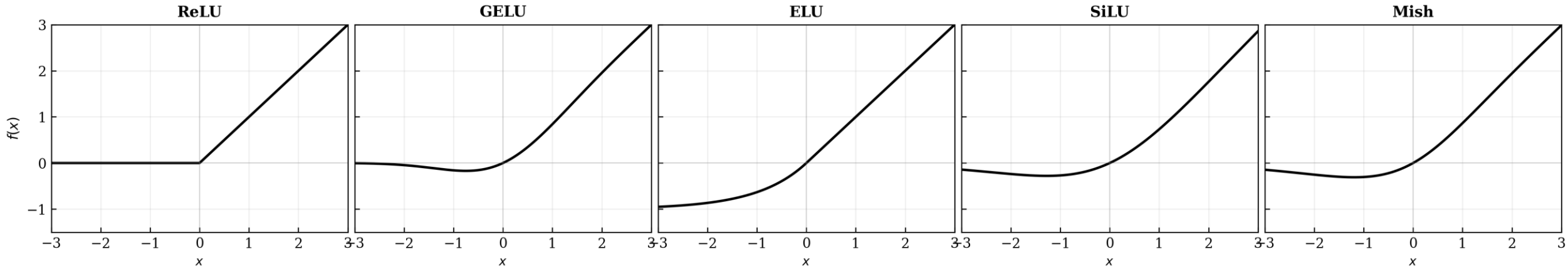
- Pruned Diverse Deep Ensemble (PDiv-DE)

- Pruning (비슷한 모델 제거) + Diversification (서로 다른 모델)

→ 회귀 feature가 일반적 DE보다 더욱 다양함

→ 불확실도의 예측 결과에 대한 의존성 완화

Activation	Extrapolation Behavior	Boundary Characteristic
ReLU	Linear (unbounded)	Sharp transition at zero
GELU	Smooth approximation of ReLU	Gradual transition
ELU	Saturates to −α for negative inputs	Bounded below
SiLU (Swish)	Non-monotonic near zero	Smooth, slight dip
Mish	Similar to SiLU, smoother	Self-regularizing



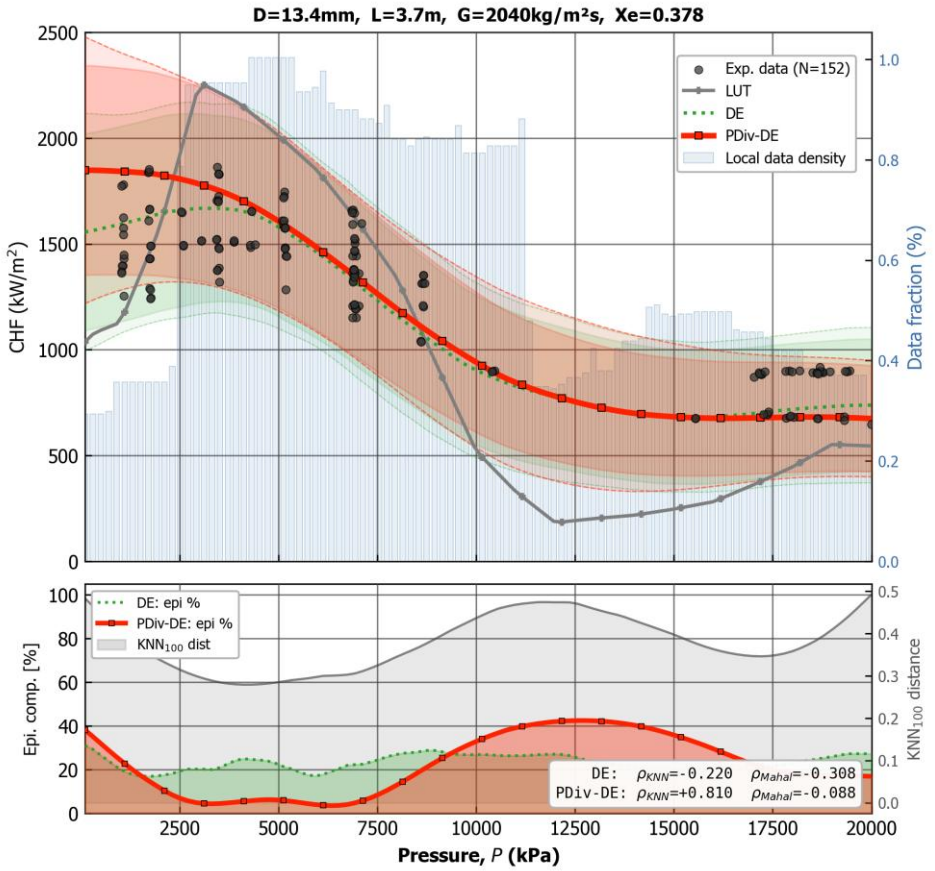
불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

❑불확실도 정보가 해석 가능하며 타당한 AI 프레임워크

- Pruned Diverse Deep Ensemble (PDiv-DE)
  - 회귀 성능은 Standalone 모델 대비 떨어지지만 기존 예측 방법론보다 우수
  - **Data sparsity와 Epistemic uncertainty간 비례 (정합한 결과)**

Indices	LUT (DSM)	BNN	MCD	DE	PDiv-DE
Mean P/M [-]	1.032	1.102	1.080	1.050	1.088
Std. P/M [-]	0.362	0.341	0.275	0.246	0.325
MAPE [%]	19.77	17.82	15.11	13.24	17.63
RMSPE [%]	36.30	35.59	28.61	25.07	33.71
R^2 [-]	0.941	0.961	0.969	0.974	0.959

Indices	Mean ρ_{KNN} for each slice	$N_{slice}(\rho_{KNN} > 0) / N_{total}$	Mean ρ_{Mahal} for each slice	$N_{slice}(\rho_{Mahal} > 0) / N_{total}$
BNN	+0.076	5/10	+0.142	5/10
MCD	+0.417	7/10	+0.540	9/10
DE	+0.328	8/10	0.368	8/10
PDiv-DE	+0.669	10/10	+0.592	9/10



KENTECH
Korea Institute of Energy Technology

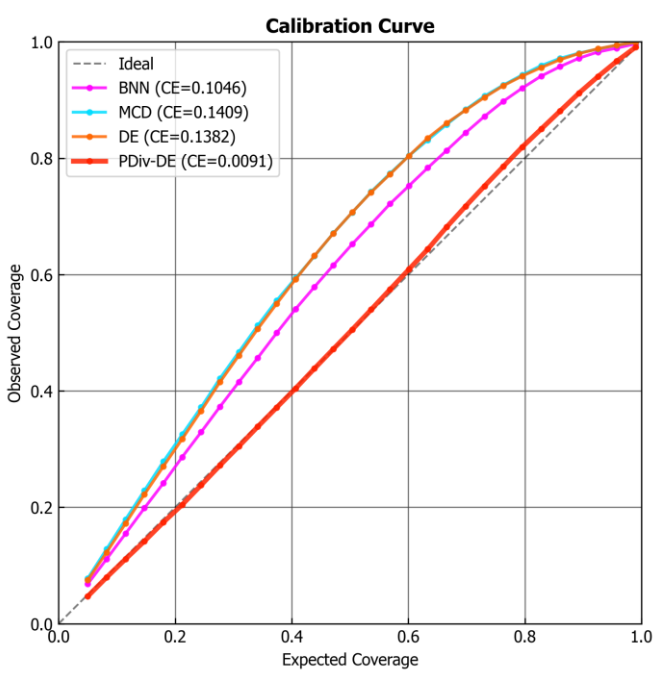
불확실도 측면 Trustworthy 구성 모델 대체 AI 모델 개발

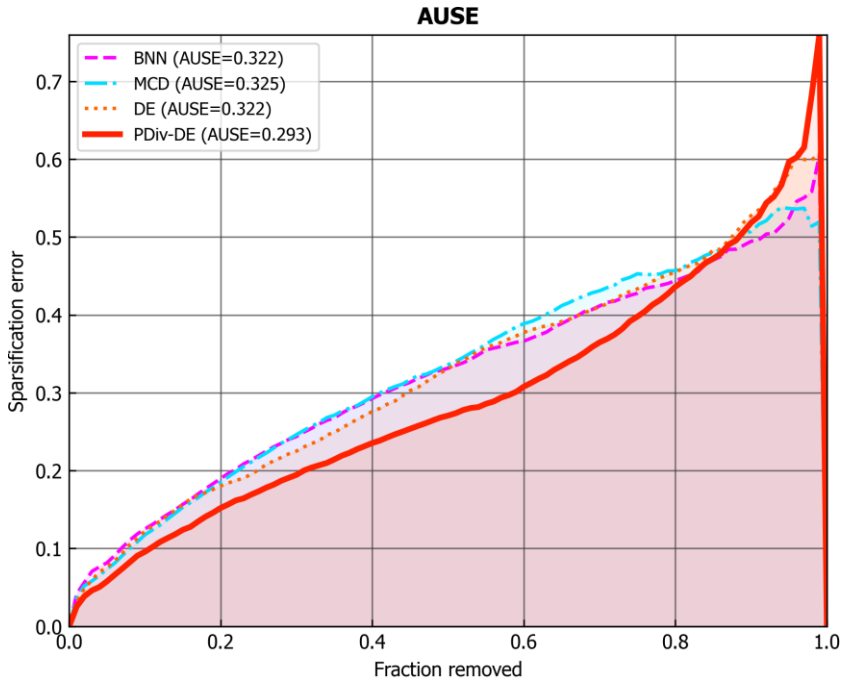
❑불확실도 정보가 해석 가능하며 타당한 AI 프레임워크

- Pruned Diverse Deep Ensemble (PDiv-DE)

- ECE가 이상적인 결과에 근접함 (예측 uncertainty가 실제 error에 근접)
- 낮은 AUSE → Uncertainty에 기여하는 인자를 적절히 반영하고 있음

Indices	BNN	MCD	DE	PDiv-DE
CE	0.104	0.141	0.138	0.009
AUSE	0.322	0.325	0.322	0.293





결론 및 제언

- **인공지능의 정확성, 효율성, 포착 성능에 기반하여 원자로 안전해석에 대한 적용 연구가 증가하고 있음.**
- **그러나, 실제 활용을 위해서는 AI의 불확실도에 대해 정량적으로 평가 및 설명할 필요가 있음.**
  - 기존 결정론적 모델에서 벗어나 예측과 “불확실도” 정보를 제공가능한 확률론적 모델의 활용이 필요.
  - 확률론적 모델의 불확실도 정보에 대한 신뢰도는 AUSE, ECE (내삽영역), KNN 거리-Mahal 거리와 불확실도간 상관계수(외삽영역)로 평가 가능함.
  - 일반적 확률론적 모델이 제공하는 불확실도 정보는 데이터의 sparsity 및 데이터 자체 분산과의 관계성을 직접적으로 설명하기 어려움.
- **실제 안전해석에 대한 AI 적용을 위해 불확실도와 데이터간 상관관계를 강건하게 설명할 수 있는 확률론적 모델(ex. PDiv-DE) 개발이 필요함.**