

원자력의 AI Transformation을 위한 산학연 협력 원자력 산업 분야 AI 활용을 위한 전략

박동규

2023. 10. 26.



|주|미래와도전
FNC Technology Co., Ltd.

- **인공지능에 대한 명확한 이해**
- **원자력 인공지능에 대한 객관적 분석**
 - 어디까지 와 있나?
 - 걸림돌은 무엇인가?
 - 해결방법은 무엇인가?
- **개인, 기업, 국가의 역할 정의 및 이행**

인공지능(人工知能)?

추상적 개념
VS
구체적 기술



인공지능(人工知能)?

인간의 지능이 가지는 학습, 추리, 적응, 논증 따위의 기능을 갖춘 컴퓨터시스템. 전문가 시스템, 자연 언어의 이해, 음성 번역, 로봇 공학, 인공 시각, 문제 해결, 학습과 지식 획득, 인지 과학 따위에 응용한다.

-표준국어대사전-

원자력 분야에 인공지능 적용이 정말 필요한가?

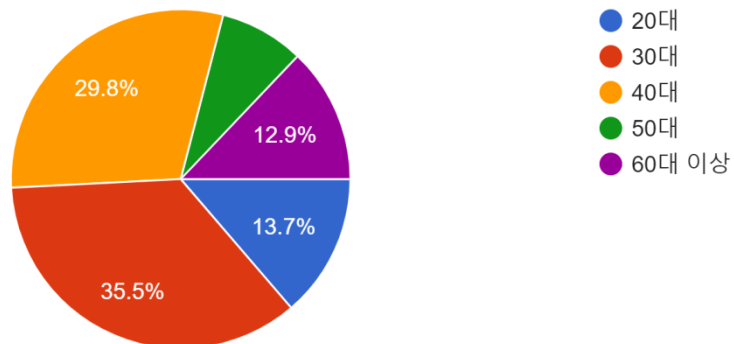


인공지능에 대한 인식 조사

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

1-2. 연령대

응답 124개



1-3. 본인의 업무 유형을 알려주시기 바랍니다.

응답 124개

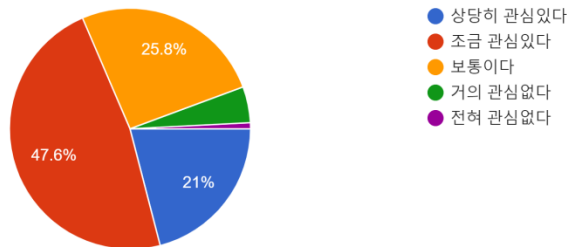


인공지능에 대한 인식 조사

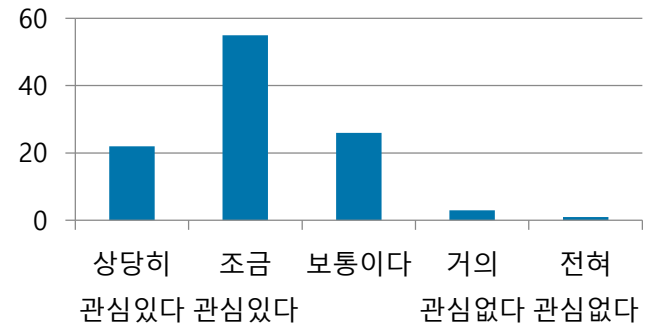
설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

2-1. 인공지능 기술에 대하여 어느 정도 관심이 있으십니까? * 뉴스, 기술 동향, 활용 사례, 관련 기업 등의 파악여부를 참고해 주세요.

응답 124개

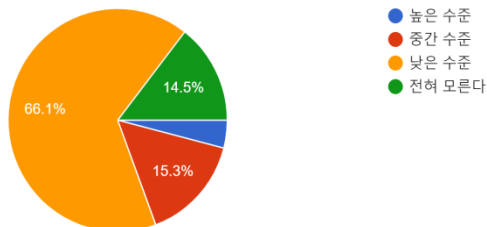


원자력 및 디지털 엔지니어 대상



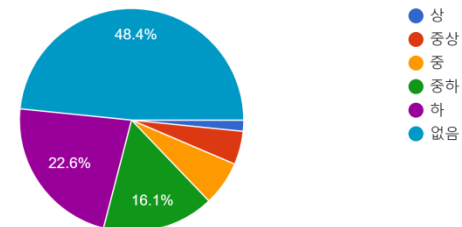
2-2. 인공지능 기술에 대한 본인의 이해도는 어느 수준이라고 생각하십니까? *작동 원리, 모델 및 프레임 워크, 사용 경험, 적용 사례 등의 여부를 참고해주세요.

응답 124개



2-3. 본인의 인공지능 개발 능력은 어느 정도라고 생각하십니까? *필요한 업무에 맞게 개발 가능: '상', 개발 경험이 있음: '중상 ~ 중', 개발 방법을 안다: '중하 ~ 하'

응답 124개

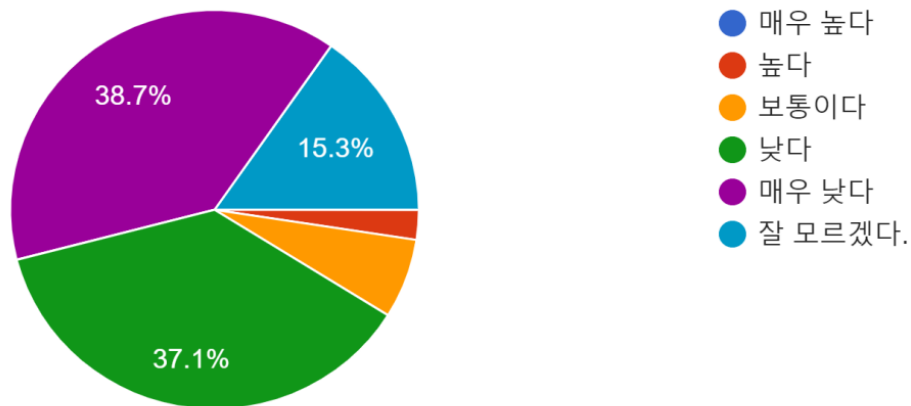


인공지능에 대한 인식 조사

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

4-3. 타 산업과 비교하였을 때 현재 원자력 산업 내 인공지능 적용 수준은 어느 정도라고 생각하십니까?

응답 124개

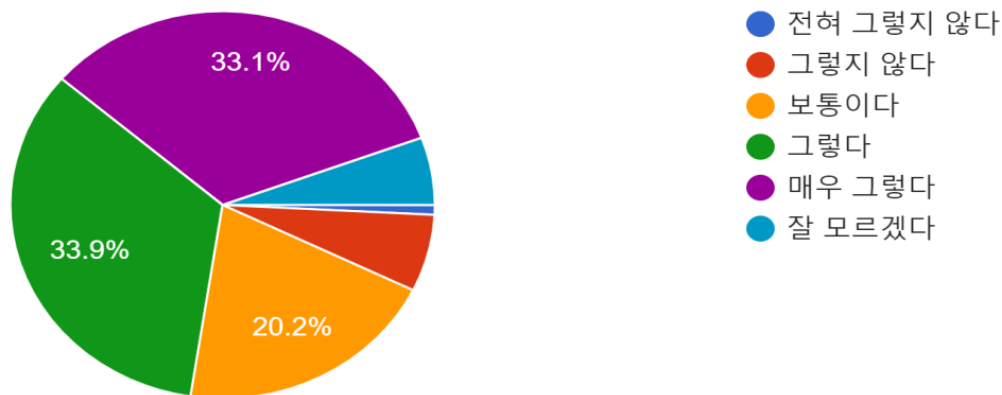


인공지능에 대한 인식 조사

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

6-1. 원자력 산업 내 인공지능의 활용은 반드시 필요하다고 생각하십니까? *인공지능의 유용성, 불완전한 신뢰성, 원자력 산업 내 안전의 중요성 등을 고려해 주세요.

응답 124개

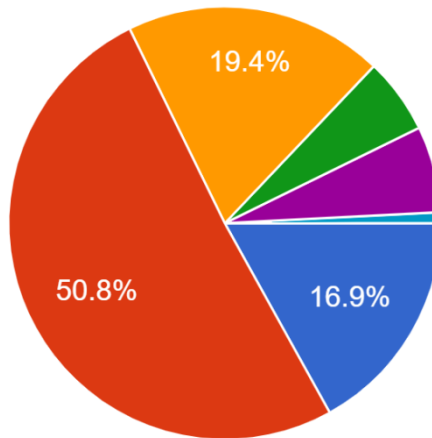


인공지능에 대한 인식 조사

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

6-3. "10년 후 원자력 산업의 많은 부분을 인공지능이 대체할 것이다." 라는 문구에 대하여 얼마나 동의하시는 편입니까?

응답 124개



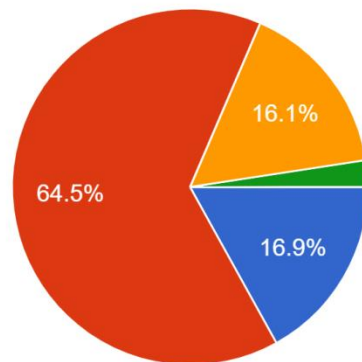
- 매우 동의한다
- 조금 동의한다
- 거의 동의하지 않는다
- 전혀 동의하지 않는다
- 잘 모르겠다
- 동의하지만 많은 부분이 아니고 일부분 일 것으로 예상함.

인공지능에 대한 인식 조사

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

7. 본인의 업무를 인공지능이 어느 정도 대체 할 수 있다고 생각하십니까?

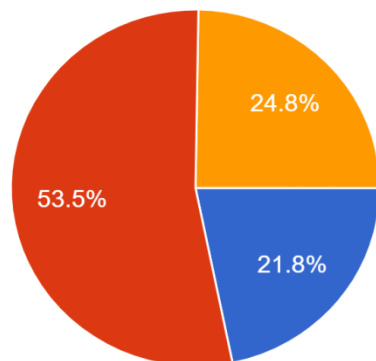
응답 124개



- 상당 부분 대체 가능하다.
- 일부분 대체 가능하다.
- 거의 대체하지 못한다.
- 전혀 대체하지 못한다.

7a-2. 인공지능이 해당 업무를 대체할 시기는 언제라고 생각하십니까?

응답 101개



- 5년 이내
- 10년 이내
- 10년 이상

인공지능에 대한 인식 조사

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

본인 업무에 인공지능 적용이 불가능한 이유?

진단기술 신뢰도

발전소자료를 확인하고 검토하여 보고서를 작성해야 하기 때문

경험과 창의성

학습을 통한 패턴화가 어렵고 사람의 판단이 중요하게 개입되어야 하기 때문

다양한 종류의 방대한 정보를 선별 분석 및 다양한 종류의 결과물을 생성

판단과 의사결정이 필요한 사항에 대해서 인공지능에게 판단을 맡길 수 있지만 책임 소재는 여전히 본인에게 있다고 생각하기 때문입니다.

학습할 수 있는 데이터의 양이 적음

단순/반복되는 업무가 없음

인공지능의 발전 수준을 아직 신뢰하지 못한다

업무 수행 시 인공지능을 활용할 수 있으나, 이에 대한 인허가 시현성이 낮을 것으로 예상됨. 따라서 발전사업자도 쉽게 받아들이기 어려울 듯.

현재 업무에서 인공지능이 활용될 만한 것이 거의 없다고 생각합니다.

현재 수행중인 업무가 R&D이며, 모든 산업에서 R&D 분야는 인공지능의 도움을 받을 수 있지만 완전대체는 불가능하다고 생각함

기타 사무실 업무를 제외하면, 핵심 업무는 실험이기 때문입니다.

창의적 업무(경험하지 못한)에 대한 안전검증

R&D 역무이기 때문에 창의성이 필요함.

인간이 살아갈 환경에 대한 결정 및 판단은 인간이 해야 한다고 생각하기 때문이다.

업무가 비정형적이며 database화 하기도 어려움.

사업개발 커뮤니케이션등 데이터 기반 역무가 아님

직접 몸으로 하는 일이 필요하여 대체하기 어렵다 판단했습니다.

다량의 학습 데이터 부족

원자력 산업 속 인공지능 활용 사례

Table 1
Summary of previous application of AI in nuclear reactor design optimisation.

Application	Method	Findings	References
In-Core fuel management	GA	GA shows the advantage of global search and is more suitable for parallel computing in comparison with simulated annealing algorithm	[35]
Fuel loading pattern	GA	A program based on GAs and a code-independent interface was developed to optimize nuclear reactor loading patterns	[36]
Fuel loading pattern	GA (constrained optimization with penalty function)	A program based on the proposed methods was developed for BWR fuel assembly axial optimization	[37]
Core design	Multi Objective GA	Advantages of the proposed approach over the single-objective GAs in a multi-criteria and multi-constraint optimization problem were found	[38]
Fuel loading pattern	Multi Objective GA	Design parameters of the fast breeder were improved properly	[39]
Core design	Parallel GA	Parallel GA provides gains in both computational efficiency and optimization outcome	[40]
Fuel lattice design	Ant colony	Ant colony algorithm was proven to be an effective tool for BWR fuel lattice arrangement	[41]
Fuel loading pattern	Ant colony	An automatic PWR core reload design tool was developed	[42]
In-Core fuel management	Artificial bee colony	The proposed approach can reduce the computational cost by employing significantly fewer control parameters compared to other population-based algorithms	[43]
Fuel management	HANN	A set of two basic parameters: Power peaking factor and Reactivity coefficient, was obtained appropriately	[44]
Fuel loading pattern	HANN	Best axial variation distributions of enrichment were determined in order to reach the flattening neutronic flux	[45]
Nuclear assembly design	RL	RL shows better computational efficiency than traditional stochastic optimization algorithms in addressing high-dimensional problems	[46]
Nuclear assembly design	RL-guided EA	RL-guided EA outperforms standalone algorithms by a wide margin in exploration capabilities and computational efficiency	[47]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	Deep neural network	Developed model can achieve rapid and accurate prediction of key thermal-hydraulic parameters	[48]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	A physical simulation and deep learning coupled framework	Capable of accelerating the convergence of RANS simulations	[51]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	Deep neural network	A surrogate model to predict turbulent eddy viscosity in RANS simulation	[52]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	A neural network model introducing the FVM with unique architecture	Significantly improved accuracy of multistep time series prediction with much faster speed	[53]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	A model combines modal decompositions with DL architectures	The speed-up factor in the numerical simulations using this ROM is remarkably high	[55]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	A deep 3D-convolutional neural network	A novel architecture based on 3D convolutional layers was proposed, showing good performance in predicting future velocity fields of a complex fluid flow	[54]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	DL-based ROMs	A method to avoid the expensive training stage of the model was proposed, and tested on several examples, showing the good generality	[56]
Thermal-hydraulic simulation computation acceleration	DL-based ROMs	Computational runtime of iterative solvers was reduced by nearly two orders of magnitude with an acceptable error threshold	[57]
Data-driven-based key parameters prediction	BPNN	Capable of accurately estimating supercritical water heat transfer coefficient	[58]
Data-driven-based key parameters prediction	A multitask-based temporal-channelwise CNN	A novel DL based soft measure technique to predict the gas void fraction	[59]
Data-driven-based key parameters prediction	Lasso regression, SVM, RF, BPNN	RF performs more prominently than other ML paradigms on tabular data prediction tasks	[60]
CHF prediction	ANN	The network architecture is general and can be used for continuous learning beyond the training data range	[63]
Wall temperature prediction at CHF	ANN	Highly enhanced the calculation speed corresponding to a maximum 86%-time reduction	[62]
CHF prediction	ANN	The effects of main parameters such as pressure, mass flow rate and equilibrium quality on CHF were analyzed	[64]
CHF prediction	PIMIAF	The proposed framework takes advantage domain knowledge and uses machine learning (ML) to capture undiscovered information from the mismatch, achieving superior predictive capabilities.	[61]
Radiation shielding design	GA	The multi-objective optimization design method can be used to find a better scheme more comprehensively.	[70]
Radiation shielding design	MACNOS	Able to seek for the shielding design that minimizes the total weight by changing the thickness and the material of the shield with constraints satisfied	[71]
Mass attenuation coefficient prediction for shielding material	ANN	A high determination coefficient of 1 and a root mean square error of 0.0033	[72]
Radiation shielding design	BPNN and GA	Significantly reducing the computational cost of shielding structure design optimization for marine reactors	[73]
Radiation shielding design	PSO	An automatic optimization program was developed and proved effective on marine reactors	[74]

Table 2
Summary of previous application of AI in nuclear reactor O&M.

Application	Method	Findings	References
Transient detection, classification, and prediction	Dynamic neural network aggregation model	A two-level classifier architecture was adopted, to obtain the type, severity, and location of transients individually	[79]
OLM and verification	AANN	The input and output of AANN are the same set of nuclear power plant operating parameters with certain interrelationships, thus it can be used for nuclear reactor online sensor verification	[80]
OLM and verification	AANN	Developed model can be used for simultaneous failures of multiple measuring instruments	[82]
Online sensor calibration and fault classification	AANN	Developed model can be used to distinguish fault components and intensity, and to reconstruct unmeasured signals	[83]
Online sensor calibration and fault classification	AANN	sensor error verification of the UTSG	[84]
OLM and FD	RNN	High performance of the developed model was shown by means of two different applications: OLM and diagnosis in a high-temperature gas cooled nuclear reactor and rotating machinery	[85]
Control rod position monitoring	RBFNN, GMDH and LM	All methods can be utilized separately to unfold the control rod position from the in-core neutron flux measurements	[86]
Trend prediction of operating parameters	Neuro-fuzzy technique	Possible to detect the failure of the equipment or the corresponding measurement sensor when the prediction results deviate from the actual measurement results	[87]
OLM	Probabilistic SVM	A single-step interval prediction was performed to show the feasibility of the model	[88]
Trend prediction of operating parameters	Dynamic BPNN	Developed model has achieved more accurate and stable prediction results. However, since the online BPNN still relies on time-consuming gradient descent iterative training, in order to ensure the computation speed, the number of training steps is greatly limited.	[89]
Online sequential condition prediction	EOS-ELM	Fast learning speeding without obvious overfitting problems	[90]
Water level prediction	DNN-GA	DNN model has better performance than cascaded fuzzy neural network	[91]
Operating parameters prediction during LOCA	DNN/LSTM	Proposed methods are 100,000 times faster than the original simulation tool with satisfying accuracy	[92]
Prediction of neutron flux and power distributions	ROM-ML	Able to predict high-dimensional outputs with physics-informed digital twins framework	[94]
Compensation for low-precision model deviation	K-means and ANN	A digital twin model consisting of offline and online stages is proposed, and its calibration results are shown to have good agreement with the ground truth	[95]
System-level FD	ANN	8 operating conditions can be accurately diagnosed and classified	[98]
System-level FD	ANN	A dynamic architecture was proposed, in which the first network is used to judge whether the system is in an abnormal state, and the second network is used for classification of abnormal conditions	[99]
System-level FD	PCA	PCA enables fast compression of multiple dimensions for transient identification	[100]
System-level FD	RBFNN	Able to recognize the three accidents, even with a noise level up to 10%	[101]
System-level FD	CNN	Developed model outperforms other classification models in terms of accuracy robustness, and reliability	[102]
System-level FD	DL	Identification of NPP accidents with 99.82% accuracy and unknown situations with 100%	[103]
System-level FD	KPCA and similarity clustering	Able to detect both the type and the degree of faults	[104]
FD of the pressurizer	Unsupervised clustering	Efficient fault classification on unlabeled datasets	[111]
FD of the RCP	AAKR	A strategy that can balance false and missed alarms	[112]
FD of the rotating machinery	LSTM	A novel weakly supervised training method was proposed to detect, identify, and localize anomalies from time-series data automatically	[113]
FD of CEDM	Digital twin technology	Feasibility of using digital twin technology for CEDM health monitoring and FD is demonstrated	[114]
FD of screen cleaners	XGB	Robustness of ensemble learning methods to uninformative features is more advantageous than other ML methods	[115]
FD of rotating machines	DL	CRNN shows better small sample learning capability and anti-noise robustness compared to other models	[116]
Identification of an accidental drop of control rods	RBFNN	Impact of the lack of experimental data on the model performance is highlighted	[117]
FD of sensors	RNN	A robust system based on RNN that can tolerate sensor failures is developed	[118]
FD of sensors	PCA	Improving the ability of data reconstruction and detection of multiple sensor failures	[120]
FD of sensors	PCA	Moving average filtering method is adopted to reduce false alarms	[119]
FD of a steam generator	Neuro-fuzzy network	Methodology is applied successfully for FD and isolation	[122]
FD of a steam generator	PCA	Different fault directions are obtained using singular value decomposition of the prediction errors, and used for fault isolation from new projections	[123]
Incipient SGTR diagnosis	SVM	Able to estimate uncertain parameters that are sensitive to certain faults	[124]
FD of a steam generator	ANFIS	Highly capable of diagnosing SGTR transient	[125]
RUL prediction of IGBT	ANN, ANFIS	Capable of predicting RUL of the IGBT device under varying loads	[132]

원자력 산업 속 인공지능 활용 사례

Table 1
Summary of previous application of AI in nuclear reactor design optimisation.

Application	Method	Findings	References
In-Core fuel management	GA	GA shows the advantage of global search and is more suitable for parallel computing in comparison with simulated annealing algorithm	[35]
Fuel loading pattern	GA	A program based on GAs and a code-independent interface was developed to optimize nuclear reactor loading patterns	[36]
Fuel loading pattern	GA (constrained optimization with penalty function)	A program based on the proposed methods was developed for BWR fuel assembly axial optimization	[37]
Core design	Multi Objective GA	Advantages of the proposed approach over the single-objective GAs in a multi-criteria and multi-constraint optimization problem were found	[38]
Fuel loading pattern	Multi Objective GA	Design parameters of the fast breeder were improved properly	[39]
Core design	Parallel GA	Parallel GA provides gains in both computational efficiency and optimization outcome	[40]
Fuel lattice design	Ant colony	Ant colony algorithm was proven to be an effective tool for BWR fuel lattice arrangement	[41]
Fuel loading pattern	Ant colony	An automatic PWR core reload design tool was developed	[42]
In-Core fuel management	Artificial bee colony	The proposed approach can reduce the computational cost by employing significantly fewer control parameters compared to other population-based algorithms	[43]
Fuel management	HANN	A set of two basic parameters: Power peaking factor and Reactivity coefficient, was obtained appropriately	[44]
Fuel loading pattern	HANN	Best axial variation distributions of enrichment were determined in order to reach the flattening neutronic flux	[45]
Nuclear assembly design	RL	RL shows better computational efficiency than traditional stochastic optimization algorithms in addressing high-dimensional problems	[46]
Nuclear assembly design	RL-guided EA	RL-guided EA outperforms standalone algorithms by a wide margin in exploration capabilities and computational efficiency	[47]
Thermal-hydraulic simulation	Deep neural network	Developed model can achieve rapid and accurate prediction of thermal-hydraulic parameters	[48]
Thermal-hydraulic simulation	A physical simulation and deep learning coupled framework	Capable of accelerating the computation	[49]
Thermal-hydraulic simulation	Deep neural network	A surrogate model for thermal-hydraulic simulation	[50]
Thermal-hydraulic simulation	A neural network model introducing the FVM with unique architecture	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[51]
Thermal-hydraulic simulation	A model combines modal decompositions with DL architectures	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[52]
Thermal-hydraulic simulation	A deep 3D convolutional neural network	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[53]
Thermal-hydraulic simulation	DL-based model	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[54]
Thermal-hydraulic simulation	DL-based RO	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[55]
Data-driven-based key parameters prediction	BPNN	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[56]
Data-driven-based key parameters prediction	A multitask-based channelwise CNN	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[57]
Data-driven-based key parameters prediction	Lasso regression, SVM	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[58]
CHF prediction	ANN	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[59]
Wall temperature prediction at CHF	ANN	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[60]
CHF prediction	ANN	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[61]
CHF prediction	PIMIAF	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[62]
Radiation shielding design	GA	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[63]
Radiation shielding design	MACNOS	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[64]
Mass attenuation coefficient prediction for shielding material	ANN	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[65]
Radiation shielding design	BPNN and GA	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[66]
Radiation shielding design	PSO	Simulation results are in good agreement with the ground truth	[67]

Table 2
Summary of previous application of AI in nuclear reactor O&M.

Application	Method	Findings	References
Transient detection, classification, and prediction	Dynamic neural network aggregation model	A two-level classifier architecture was adopted, to obtain the type, severity, and location of transients individually	[79]
OLM and verification	AANN	The input and output of AANN are the same set of nuclear power plant operating parameters with certain relationships, thus it can be used for nuclear reactor online sensor failure diagnosis	[80]
OLM and verification	AANN	Developed model can detect simultaneous failures of multiple measuring instruments	[82]
Online sensor calibration and fault classification	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[83]
Online sensor calibration and fault classification	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[84]
OLM and FD	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[85]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[86]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[87]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[88]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[89]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[90]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[91]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[92]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[93]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[94]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[95]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[96]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[97]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[98]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[99]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[100]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[101]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[102]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[103]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[104]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[105]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[106]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[107]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[108]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[109]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[110]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[111]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[112]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[113]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[114]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[115]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[116]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[117]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[118]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[119]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[120]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[121]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[122]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[123]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[124]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[125]
Control rod position prediction	AANN	Developed model can distinguish fault components and intensity, and to detect sensor failures	[126]

원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

원자력 수명주기별 인공지능 기술 적용 가능 아이템 도출 : 내가 하고 싶은 것

	설계 분야	운영 분야	유지보수 분야	해체 분야	규제 분야
전문가 시스템	노심 최적 설계	사용후핵연료 핵종분포 예측	사고 진단	최적 해체 공정	규제 공개자료 수집/분석
자연어 처리	설계요건 관리, 설계문서 관리	운영절차서 관리	유지보수 절차서 관리	해체서류 관리	인허가 문서 관리
음성 인식	-	운영절차서 음성검색	-	-	-
지능 로봇	-	-	-	고방사선 구역 제염 및 철거	-
컴퓨터 비전	도면 자동분석	실시간 모니터링	배관 감육상태 진단	-	-

원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

원자력 수명주기별 인공지능 기술 적용 가능 아이템 도출 : 내가 쉽게 할 수 있다고 생각되는 것

	설계 분야	운영 분야	유지보수 분야	해체 분야	규제 분야
전문가 시스템	노심 최적 설계 (후보1)	사용후핵연료 핵종분포 예측 (후보3)	사고 진단	최적 해체 공정 (후보4)	규제 공개자료 수집/분석 (후보5)
자연어 처리	설계요건 관리, 설계문서 관리 (후보2)	운영절차서 관리	유지보수 절차서 관리	해체서류 관리	인허가 문서 관리
음성 인식	-	운영절차서 음성검색	-	-	-
지능 로봇	-	-	-	고방사선 구역 제염 및 철거	-
컴퓨터 비전	도면 자동분석	실시간 모니터링	배관 감육상태 진단	-	-

원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

원자력 수명주기별 인공지능 기술 적용 가능 아이템 도출 : 내가 '진짜 제대로' 해본 것

	설계 분야	운영 분야	유지보수 분야	해체 분야	규제 분야
전문가 시스템	노심 최적 설계 (후보1)	사용후핵연료 핵종분포 예측 (후보3)	사고 진단	최적 해체 공정 (후보4)	규제 공개자료 수집/분석 (후보5)
자연어 처리	설계요건 관리, 설계문서 관리 (후보2)	운영절차서 관리	유지보수 절차서 관리	해체서류 관리	인허가 문서 관리
음성 인식	-	운영절차서 음성검색	-	-	-
지능 로봇	-	-	-	고방사선 구역 제염 및 철거	-
컴퓨터 비전	도면 자동분석	실시간 모니터링	배관 감육상태 진단	-	-

원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보1 : 원자로 노심 핵연료집합체 장전모형 선정 문제 정의

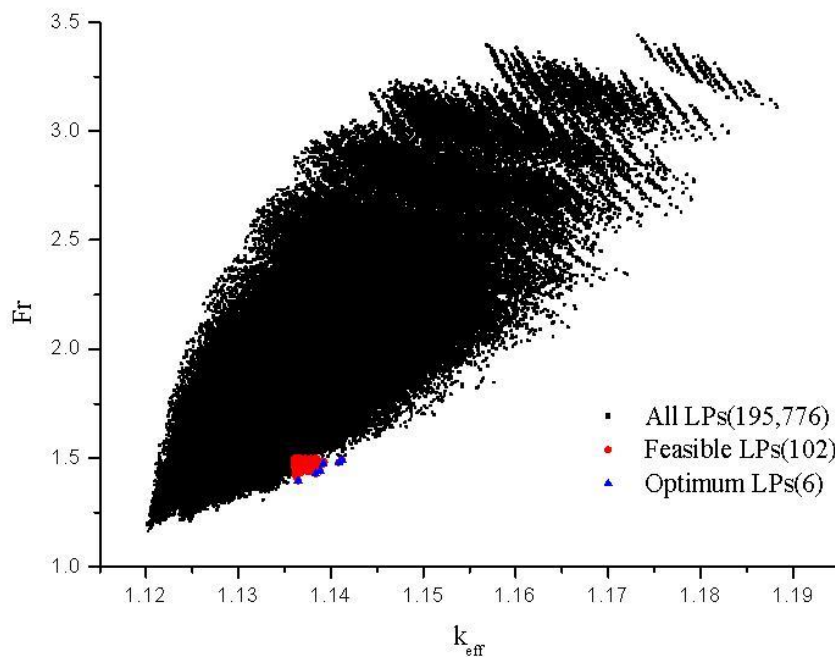
➤ 다주기 다목표 최적화 문제

- 다주기 최적화 : 현 주기에서 사용된 핵연료집합체의 2/3 가량이 후속 주기에 재장전
- 다목표 최적화 : 최적화 대상 변수(안전성 극대화, 경제성 극대화)가 여러 개 [최적화 측면에서 상호 경쟁적]
- 상용 PWR의 경우 주어진 핵연료집합체를 통해 구성할 수 있는 장전모형은 $10^{10} \sim 10^{100}$ 개
 - 그 중 모든 제한조건을 만족하는 장전모형은 그 수가 매우 적음
 - 현 프로세스 : 기존의 설계 경험을 바탕으로 노심 장전모형 선정 (설계 과정에서 수 십 ~ 수 백 개 이상의 장전모형 평가 진행)

3	3	2	3	3	1	2
	2	3	2	3	1	2
		2	3	2	1	
			3	1	1	
				1		

3-batch reference LP

Type	3-batch problem
Limitation on k-eff	>1.136
Limitation on Fr	<1.50
Total possible LPs	195,776
Feasible LPs	102
True optimum LPs	6



원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보1 : 전산 프로그램의 필요성

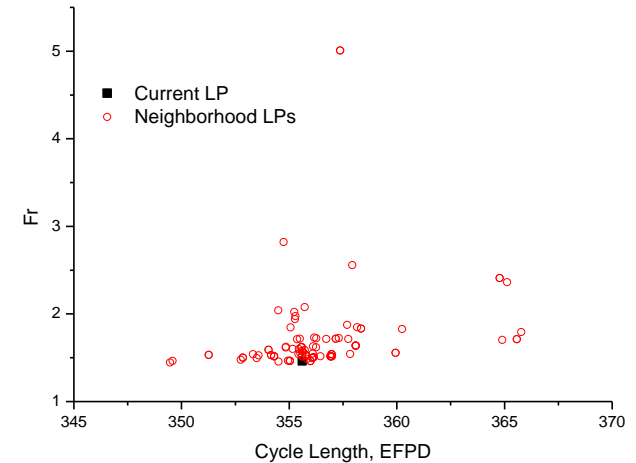
➤ 최적화 기법 적용 장전모형 자동 선정 전산 프로그램 필요성 : 미세한 변경이라도 특성차이가 클 수 있음

A0	B1	B2	A0	B2	B1	C1	D0
	B0	A0	B2	A0	D2	C1	C0
		C1	A0	C1	A0	D2	B0
			C1	A0	D2	D0	
				C1	D1	B0	
					C0		

LP generation method 1
with **binary(ternary)**
exchanges

A0	B1	B2	A0	B2	B1	C1	D0
	B0	A0	D2	A0	B2	C1	C0
		C1	A0	C1	A0	D2	B0
			C1	A0	D2	D0	
				C1	D1	B0	
					C0		

LP generation method 4 of
target batch enrichment
change



A0	B1	B2	A0	B2	B1	C1	D0
	B0	A0	D0	A0	B2	C1	C0
		C1	A0	C1	A0	D2	B0
			C1	A0	D2	D0	
				C1	D1	B0	
					C0		

LP generation method 2 of
addition or subtraction of
BPRs

A0	B1	B2	A0	B2	B1	C1	D0
	B0	A0	D2	A0	B2	C1	C0
		C1	A0	C1	A0	D2	B0
			C1	A0	D2	D0	
				C1	D1	B0	
					C0		

Current LP

A0	B1	B2	A0	B2	B1	C1	D0
	B0	A0	D2	A0	B2	C1	C0
		C1	A0	C1	A0	D2	B0
			C1	A0	D2	D0	
				C1	D1	B0	
					C0		

LP generation method 3 of
assembly rotation

원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보1 : 모의냉각법 (Simulated Annealing)

➤ Annealing (풀림)

- 낮은 내부 에너지를 갖는 원자 배열 상태의 고체 재료를 얻기 위해 재료과학 분야에서 사용하는 가공 기법

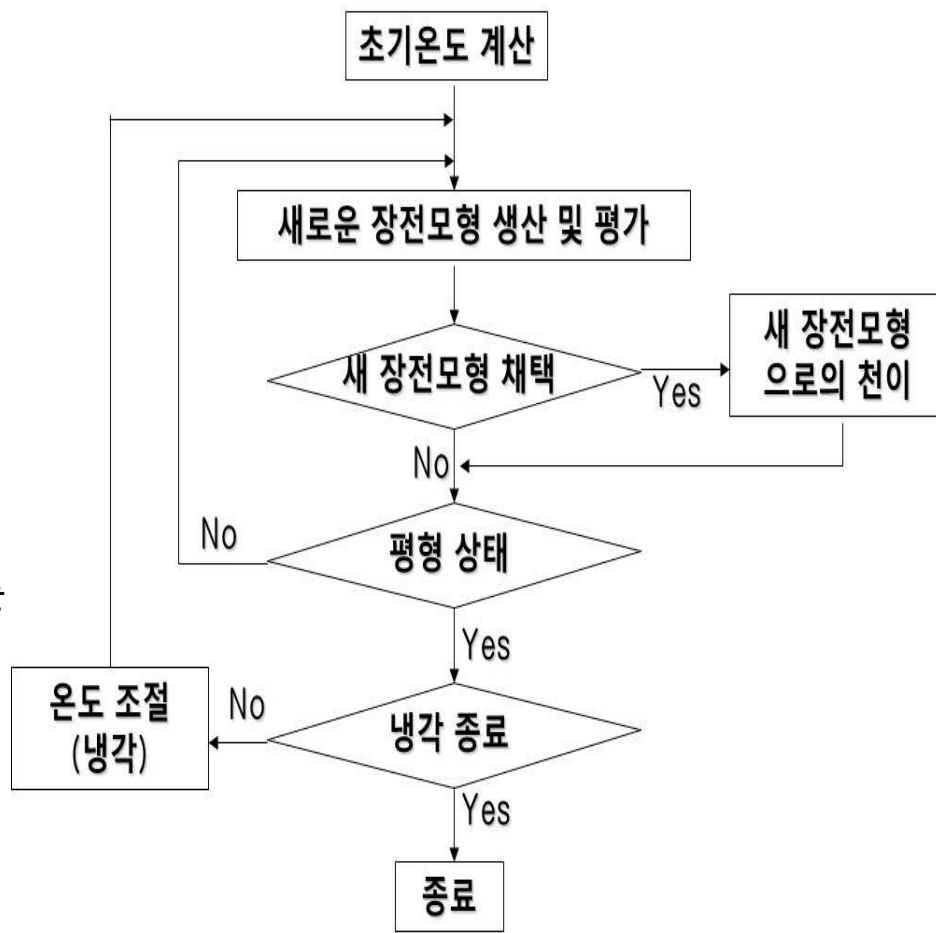
➤ Simulated Annealing (모의냉각법)

- Annealing 과정을 최적화 문제에 도입
- 원자 배열 상태 - 최적화 변수 (장전모형)
- 내부 에너지 - 목표 함수 값

➤ Metropolis 알고리즘

- 온도 T 일때 상태 (X_i, E_i) 에서 상태 (X_j, E_j) 로의 천이를 다음과 같이 허용하면서 다른 상태로의 천이를 계속 시도하면 그 시스템의 에너지 분포는 열평형 상태인 Boltzmann 분포를 이룬다.
- $E_j < E_i$: 천이 허용
- $E_j > E_i$: 다음과 같은 확률로 천이 허용

$$P = \exp\left(-\frac{(E_j - E_i)}{k_b T}\right)$$



원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보1 : 스크리닝 기법 (Screening Technique)

➤ 모의냉각법의 특징

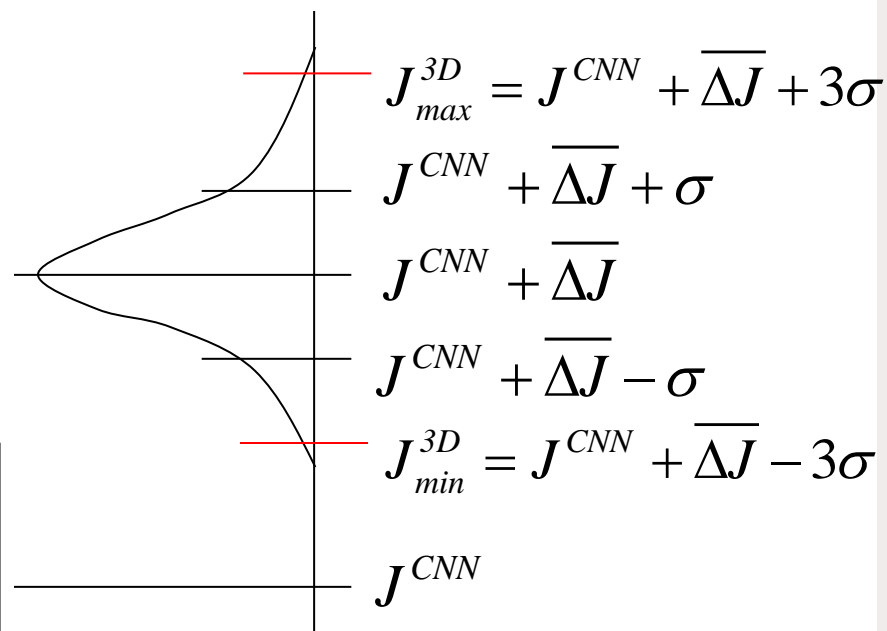
- 장점 : 결정론적 기법, 유전자 기법 등 다른 방법에 비해 최적화 성능이 우수하고 알고리즘이 단순함
- 단점 : 많은 장전모형을 평가해야 하므로 과도한 전산시간 소요

➤ 모의냉각법의 단점을 보완하려는 노력

- 간단한 노심평가 모형 채택 : 2차원 노심 평가 모형, 인공지능을 활용한 노심 평가 모형, 병렬 계산

➤ 스크리닝 기법

- 3차원 노심 평가 전 간단한 평가 모형으로 Screening 수행하여 정확한 노심 평가, 짧은 전산시간 추구
- $J^{3D}(X)$: 3D 모델을 사용하여 평가한 값
- $J^{CNN}(X)$: 인공지능을 사용하여 예측한 값
- $\Delta J(X) = J^{3D}(X) - J^{CNN}(X)$ 로 정의할 경우 $J^{CNN}(X)$ 로 $J^{3D}(X)$ 의 존재 범위 예측 가능



➡ 모의냉각법은 **Random Number Sampling**에 의해 천이가 결정됨.
Screening Technique은 모의냉각법에 특화된 기법

원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보1 : 해석 결과

주요 노심특성인자 평가 CNN 결과

■ Train : 50,000 / Test : 5,000

구분		평균오차	최대오차	3% 초과	1% 초과
2D-CNN	Fr	0.43%	3.91%	0.06%	6.40%
	주기길이*	0.96%	3.41%	0.70%	41.30%
	초기 붕산농도	0.61%	5.98%	0.02%	14.20%
	MTC	0.52%	4.33%	0.04%	10.05%
3D-CNN	Fq*	1.73%	10.92%	1.34%	28.4%

* TRAIN : 10,000개 / TEST : 1,000개

■ 상세 분석

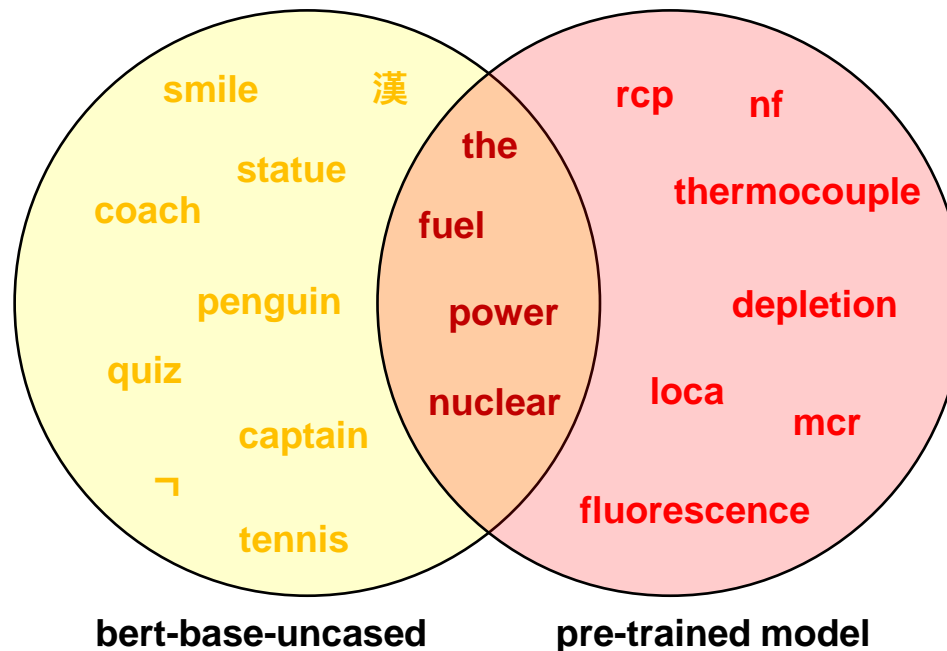
Fr 차이값 분석	평균	표준편차(σ)	+2 σ 초과 비율	-2 σ 미만 비율
	-0.0081	0.0096	2.54%	2.34%
			+3 σ 초과 비율	-3 σ 미만 비율
			0.26%	0.44%

원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보2 : 자연어 처리를 통한 지능형 검색 시스템

■ vocab 데이터

- ✓ Bert-base-uncased : 일반적인 단어와 한자, 한글 등의 토큰 포함(총 30,522개의 토큰)
- ✓ 원전설계 분야 pre-trained 모델 : 원자력 분야에서 사용하는 약어 포함(총 30,522개의 토큰)
- ✓ 'the', 'of', 'and' 나 'fuel', 'power', 'nuclear'와 같은 일반적인 단어는 두 모델에 포함 (약 13,000개 토큰)



후보2 : 자연어 처리를 통한 지능형 검색 시스템

단어임베딩 방법론 등 : BERT, GNN, Word2Vec, FastText, Glove 등



후보2 : 자연어 처리를 통한 지능형 검색 시스템

© 2022 - NIRAS (Intelligent Retrieval and Analysis System)

Lucene 검색기

Lucene 인덱서

BERT 유사도 검색기

BERT 연관검색어

BERT 모델 학습

BERT 문서 임베딩

시스템 설정

요약문 생성기

토픽 모델링

BERT 유사도 검색기

Nuclear BERT

Nuclear BERT Adaptive

Original BERT

문서 기반 검색

문단 기반 검색

임베딩 모델 선택

embed_original

결과 갯수

100

검색어

containment failure

검색

Arguments

```
"__main__.py" -s -sbo -svec "/home/tester/seedsearch/bert-embed/embed_original" -sk "containment failure" -sl 100 -sm "sent"
```

Copy

CSV

Excel

PDF

Print

Search:

File Name

Similarity

ML13220B007.txt

0.637

...

L2PH PF-VF NO-CBV=N Level 2 phenomena. Pit overpressure failure (not CBV case)

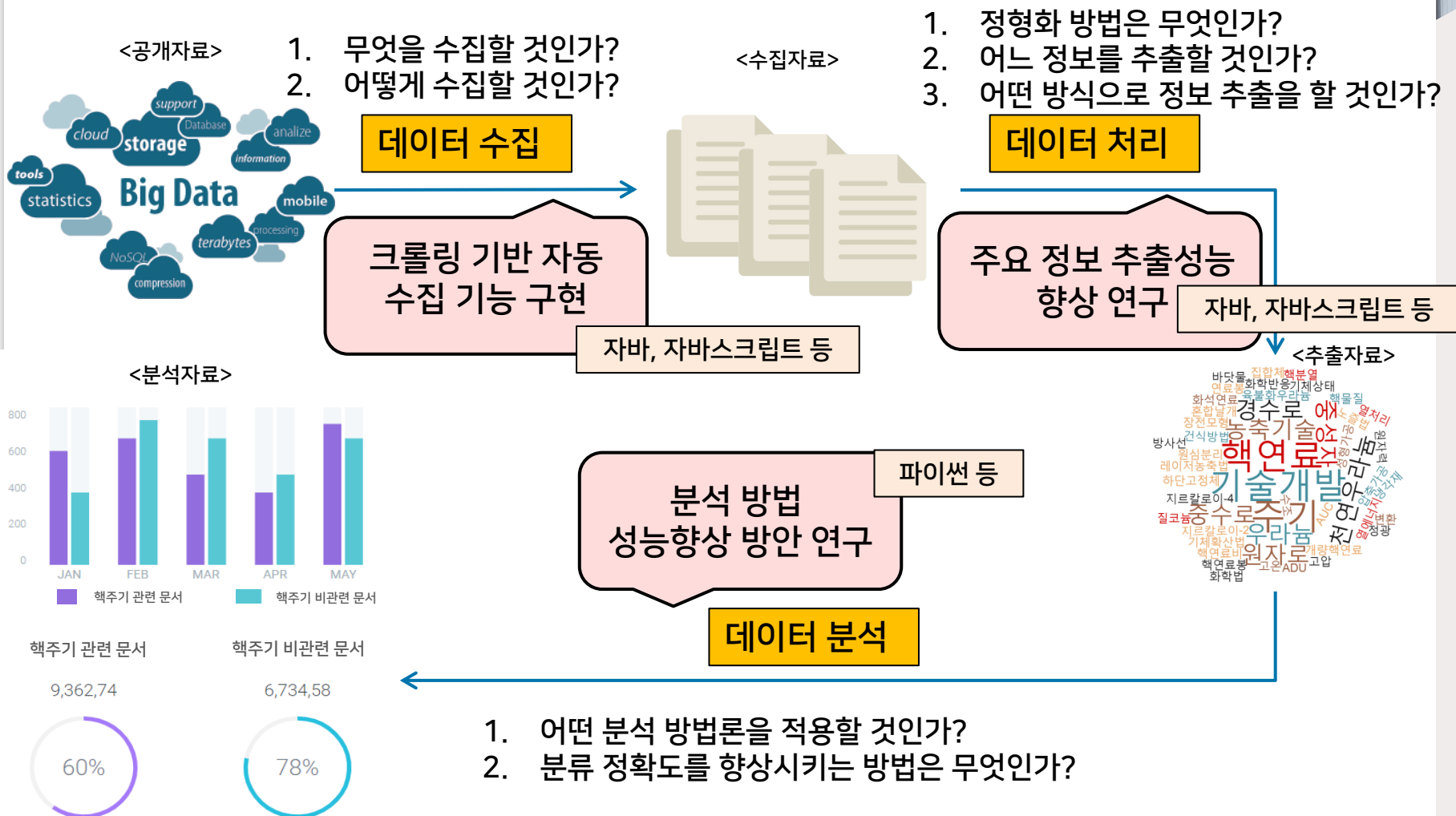
failure because the leak off system lines are open and fail to close due to loss of outboard containment isolation valves (fuel building) following the flooding initiator

P JMM23 01/02 OP-P Probability that Leak Off System Line -no pit overpressure failure in case

...

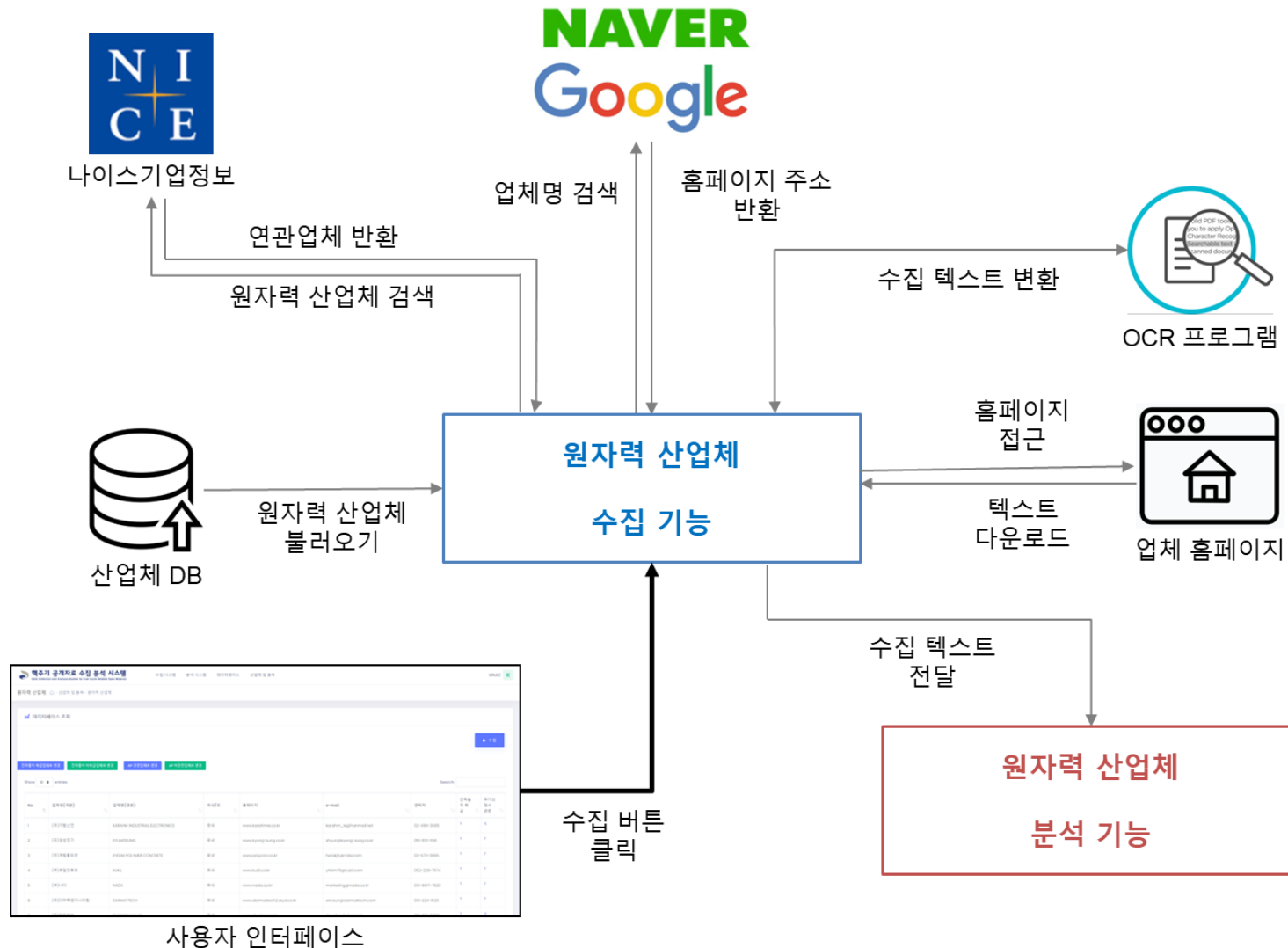
원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보5 : 핵연료주기 관련 문서, 원자력전용품품 취급 업체 수집 및 분석



원자력 산업 속 인공지능 활용 아이템 도출 사례

후보5 : 핵연료주기 관련 문서, 원자력전용품품 취급 업체 수집 및 분석



원자력 엔지니어를 위한 제언

- **(적용성) 인간의 지적능력이 발현되는 모든 원자력 분야는 학습 및 추론을 위한 정보가 충분히 존재한다면 기능 측면에서 반드시/언젠가는 인공지능이 적용될 수 있음.**
 - 인간의 지적 능력은 정보 인지/처리, 주의/집중, 정보 기억/상기, 추론을 통한 문제해결 능력 등으로 구분할 수 있으며, 각 능력을 모의하는 인공지능 기술 및 방법론이 지속적으로 제안되고, 개선되며, 구체적인 형상으로 구현되고 있음.
- **(정보? 정보!) 인공지능 기술 구현 시 최초 데이터 편견을 가질 필요가 없음.**
 - 인공지능 학습을 위하여 정보(Data)를 정보(Information)로 반드시 변경할 필요는 없음. 오히려 정보(Data)가 인간의 편견으로 인하여, 정보(Information)에 반영되지 못한 핵심내용을 포함하고 있을 수 있음.
 - 다양한 정보(Data) 속에서 특정 정보를 배제하거나 특정 정보만 취사선택하여 인공지능 학습을 시켜서는 안 됨.
- **(인공지능의 역할론) 인공지능 기술은 해당 문제를 해결하는 여러 가지 방법 중 하나일 뿐이라는 것을 인식하여야 함.**
 - 인공지능이 전통적인 문제해결 방법보다 항상 우수하며, 인공지능으로 모든 문제를 해결하고자 하는 생각은 지양(止揚)해야 함.
- **(해석 결과 검증) 인공지능 해석 결과에 대해 끊임없이 의심해야 함.**
 - 학습을 통해 구축된 인공지능은 저품질의 학습데이터 사용, 학습데이터의 부족, 구축모델의 오류 등 다양한 원인에 의해 의도치 않은 결과를 생산할 수 있음.

원자력 엔지니어와 인공지능 엔지니어의 협력

원자력 수명주기별 인공지능 기술 적용 가능 아이템 도출 : 내가 '진짜 제대로' 해본 것

	설계 분야	운영 분야	유지보수 분야	해체 분야	규제 분야
전문가 시스템	노심 최적 설계 (후보1)	사용 후 핵연료 핵종 분포 예측 (후보3)	사고 진단	최적 해체 공정 (후보4)	규제 공개자료 수집/분석 (후보5)
자연어 처리	설계요건 관리, 설계문서 관리 (후보2)	운영절차서 관리	유지보수 절차서 관리	해체서류 관리	인허가 문서 관리
음성 인식	-	운영절차서 음성검색	-	-	-
지능 로봇	-	-	-	고방사선 구역 제염 및 철거	-
컴퓨터 비전	도면 자동분석	실시간 모니터링	배관 감육상태 진단	-	-

원자력 엔지니어와 인공지능 엔지니어의 협력

원자력 수명주기별 인공지능 기술 적용 가능 아이템 도출 : 내가 '진짜 제대로' 해본 것

	설계 분야	운영 분야	유지보수 분야	해체 분야	규제 분야
전문가 시스템	노심 최적 설계 (후보1)	사용후핵연료 핵종분포 예측 (후보3)	사고 진단	최적 해체 공정 (후보4)	규제 공개자료 수집/분석 (후보5)
자연어 처리	설계요건 관리, 설계문서 관리 (후보2)	운영절차서 관리	유지보수 절차서 관리	해체서류 관리	인허가 문서 관리
음성 인식	인공지능 엔지니어 역할 중요				-
지능 로봇					-
컴퓨터 비전	도면 자동분석	실시간 모니터링	배관 감육상태 진단	-	-

원자력 인공지능!

추상적 개념 : 원자력 엔지니어

+

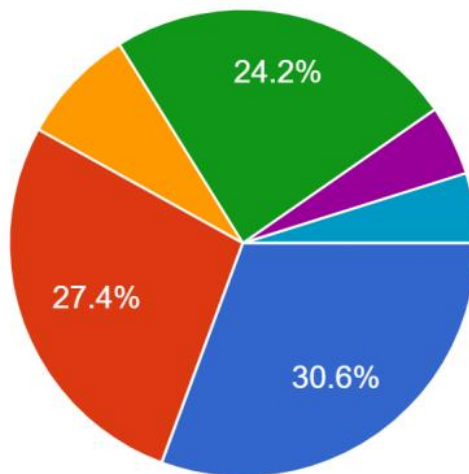
구체적 기술 : 인공지능 엔지니어

(무엇을 할까?)
원자력 엔지니어

(어떻게 할까?)
인공지능 엔지니어

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

8-1. 다음 중 원자력산업에서 인공지능이 적용되는데 가장 큰 걸림돌은 무엇이라고 생각하십니까?
응답 124개

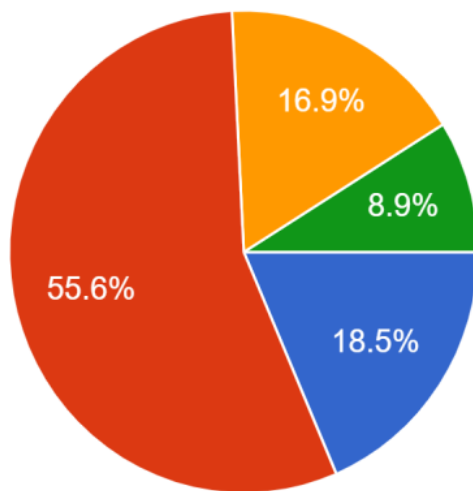


- 고유한 인허가 제도
- (원자력은 위험하다는) 사회적 인식
- 정보의 독점
- 폐쇄적 환경
- 정책의 부재
- 예산 부족

설문응답 조사 : (주)미래와도전 전직원 대상, 응답률 84.3%

8-2. 원자력 산업 내 인공지능 활용을 위해 우선시 되어야 하는 것은 무엇이라고 생각하십니까?

응답 124개



- 인공지능과 관련된 인허가 제도 변경
- 인공지능 기술 적용 시 발생가능한 위험에 대한 안전성 입증
- 인공지능 기술의 습득 및 인력양성
- 원자력계 공통의 정책 수립

- 원자력 산업은 안전에 대한 사회적 우려, 인허가 제도 등 고유 특성으로 인해 확인 및 검증이 까다로운 인공지능 **기술 적용에 대한 제약**이 분명히 존재함.
- 그러나 시대적 흐름에 따른 인공지능 기술의 유입을 원천적으로 배제할 수는 없기에, 고유 특성을 고려하여, 단계적으로 구체적인 인공지능 **적용 가능 분야를 도출**하고 **정책적으로 적용을 추진**해야 하는 시기임.

➤ 원자력 산업 분야 AI 활용을 위하여, FNC는

■ AI·데이터 기획위원회 발족

■ 원자력 인공지능 역할 정의 및 지향점(목표) 수립

■ 원자력, 인공지능 엔지니어 협업 기반 구축

■ 단계적이며 체계적인 이행 준비

➤ 원자력계는 **통일된 정책과 목표**를 수립하고, 단계적이며 구체적 적용을 위한 **협력 체계**를 갖추어야 함.

THANK YOU



FNC TECHNOLOGY CO., LTD.