Journal of Radiation Industry 15 (4) : 289 ~ 299 (2021) https://doi.org/10.23042/radin.2021.15.4.289

방사능재난 시 작업자 선량평가에 신속 활용 가능한 AI 기반 내부피폭선량평가체계 개발

이장희[1] · 유재룡[2] · 박민석[2] · 김송현[3,*]

[1]포항공과대학교 첨단원자력공학부, [2]한국원자력의학원 국가방사선비상진료센터
[3]한국전력 국제원자력대학원대학교 에너지정책학과

Development of a System for Estimating Internal Dosimetry Based on Artificial Intelligence Rapidly Applicable to Dosimetry of Workers Under Radiological Emergency

Jang Hee Lee[1], Jaeryong Yoo[2], Min Seok Park[2] and Song Hyun Kim[3,*]

[1]*Division of Advanced Nuclear Engineering, Pohang University of Science and Technology, 77 Cheongam-ro, Nam-gu, Pohang, Gyeongbuk 37673, Republic of Korea*
[2]*National Radiation Emergency Medical Center, Korea Institute of Radiological & Medical Sciences, 75 Nowon-gil, Nowon-gu, Seoul 01812, Republic of Korea*
[3]*Department of Energy Policy & Engineering, KEPCO International Nuclear Graduate School, 658-91 Haemaji-ro, Seosaneng-myeon, Ulju-gun, Ulsan 45014, Republic of Korea*

Abstract - An increase of frequencies occurring the internal exposure situations of radiation workers is concerned due to the environmental change, which are the enlargement of using radiation sources and the introduction of decommissioning of nuclear power reactor, of nuclear industries in Korea. This paper aims at developing a system, which can be impossible for the present commercial codes, for internal dosimetry based on artificial intelligence capable for rapidly estimating and processing much measurement information into a bundle under the radiological emergency situations. For defining the assesment model using artificial intelligence, an automatic system for generating database for intake scenarios and input values applicable to the artificial neural network learning has been constructed by applying with the recommendation of ICRP, OIR and IDEAS. The artificial neural networks have been classified with two model, that is, the case of knowing intake time and unknowing it. And, architectures for these models have been constructed for assessing the committed effective dose, and committed effective dose and intake time, respectively. Loss functions for two models have converged and their over-fitting has not occurred, and a validity of the system for internal dosimery based on artificial intelligence has been achieved. And, the validity of the program for internal dosimetry has been also performed by using learning results of the artificial neural network. The accuracy of R2 score is to be about 0.998 and this system based on artificial intelligency can be then reliable for internal dosimetry.

Key words : Internal dosimetry, Bio-kinetic model, Artificial neural network, Machine learning, Automatic data generation, Loss function, R2 score

* Corresponding author: Song Hyun Kim, Tel. +82-52-712-7367, Fax. +82-52-712-7154, E-mail. kimsh@kings.ac.kr

서 론

의료, 생산, 교육, 연구시설 등 비원전 분야에서 개봉 선원 취급 빈도 증가와 더불어 원전 해체 과정 중 절단, 분쇄 등 해체공정에서 발생하는 방사성 에어로졸 흡입 문제 등으로 인한 내부피폭 관리문제가 급격히 대두되고 있다. 방사성핵종의 섭취로 인해 인체가 받는 선량은 인체 장기의 흡수선량을 직접 측정할 수 없기 때문에 생체시료(Bioassay data)나 환경시료(Environmental data)의 측정을 통해서 간접적으로 평가된다. 따라서, 섭취된 방사성핵종의 체내 거동에 따라 각 장기에 전달하는 흡수선량을 평가하기 위해서는 방사성핵종의 생리 거동을 묘사하는 수학적 모델과 선량계산을 위한 여러 인자들이 사용된다.

하지만, 이러한 내부피폭선량평가를 위해 주어진 모델들과 인자들은 실제 현상을 가상적으로 묘사하는 근사치일 뿐만 아니라 희박한 자료 또는 부분적으로 신뢰할 수 있는 자료를 기반으로 구축되기도 한다. 또한, 선량평가에 관련된 인자들은 개인에 따른 차이가 있음에도 불구하고 특정한 집단의 중심이 되는 단일 기준 값으로 주어진다. 따라서, 내부피폭 선량평가에 사용되는 기준(Reference) 모델과 인자들에는 정보의 결핍으로부터의 불확실성(Lack of knowledge)과 개인 간의 가변성(Inter-individual variability)으로부터의 불확실성이 존재하며 이를 사용하여 산출한 특정 개인의 단일 내부피폭선량은 필연적으로 큰 불확도를 내포하게 된다.

내부피폭선량평가는 잔류량 또는 배설량과 같은 시료 측정과 더불어 방사성물질의 인체 내 전이, 분포 및 제거 등의 거동을 예측하는 생리역동학 모델을 적용하여 섭취량을 우선 추정해야 한다. 따라서, 외부피폭과는 달리 측정의 어려움, 섭취물질의 화학적 형태, 흡입한 입자 크기의 불확실성 등 다양한 문제가 존재하게 되며, 이에 따라, 평가결과의 불확실성과 평가 오류를 최소화하는 것이 중요한 문제로 부각되고 있다. 이러한 불확실성 내지는 평가오류를 줄이기 위한 표준절차 개발을 위해 유럽위원회(EC)와 국제원자력기구(IAEA)가 공동연구를 수행하여 IDEAS 일반지침(EURADOS 2013)을 개발하였으며, 국제방사선방호위원회(ICRP)도 감시량-섭취량-선량 3단계로 평가하는 기존 접근을 단순화하여 감시량으로부터 직접 예탁선량을 얻는 접근을 시도한 바 있다.

이상의 내부피폭선량평가 기술현안 검토를 기반으로 본 논문은 내부피폭선량평가의 정확도 향상과 기존 평가절차에서 내재하는 기술적 한계를 극복하기 위해 인공지능(AI) 기술 기반의 내부피폭선량평가에 관한 가능성을 검토하여, 내부피폭감시 실무에서 생성된 데이터와 섭취량 추정 등과 같은 기존 평가절차를 인공지능 기술과 융합하는 AI 기반 내부피폭선량평가 방법론을 제안하는데 그 목적이 있다.

인공신경망(Artificial Neural Networks) 모델은 입력 데이터 간에 정답이 주어지며, 이들의 관계를 하나의 함수로 유추하는 지도학습의 대표적인 방법이다. 뿐만 아니라, 수학적으로 복잡한 문제에 대하여 분석이 용이하고 분석시간이 비교적 짧은 특징을 지니고 있어 비상상황 발생 시 신속·정확한 평가·의사결정을 위한 체제로 매우 유망하다. 최근 구글 딥마인드에서 개발한 알파고를 기점으로 하여 인공지능기술은 과학·공학 전 분야에서 널리 활용되고 있으며(GOOGLE 2017), 원자력 분야에서도 인공신경망 및 인공지능을 활용한 다양한 연구가 진행 중에 있다. 이에, 본 논문에서는 비상상황 시 급성섭취 상황을 가정하였을 때 발생할 수 있는 데이터베이스를 구축·수집·학습하고, 기존 내부피폭선량평가용 전산코드가 제공하는 알고리즘의 학습결과를 기반으로 하는 인공신경망 활용 프로그램을 개발하여 섭취시점 예측 및 예탁유효선량(Committed effective dose) 평가하는 것을 목표로 한다.

재료 및 방법

1. 내부피폭선량평가 기술 개발 현황

내부피폭에 대한 감시는 세 단계를 통하여 이루어지는데 첫 번째 단계는 측정이다. 이 단계에서는 잔류량, 배설량 또는 작업장 시료를 측정한다. 측정 대상의 선택은 방사성핵종으로부터 방출되는 방사선의 종류와 측정기의 민감도, 유용성 및 편리성에 의존한다. 두 번째 단계는 방사성핵종의 인체 내에서의 전이, 분포 및 제거를 묘사하는 생리역동학 모델을 사용하여 측정값을 섭취량으로 평가하는 과정이며, 마지막 단계는 선량평가 모델을 사용하여 섭취량을 예탁유효선량으로 평가하는 과정이다. 이러한 일련의 과정 중 측정에 대한 국내 기술수준은 국제수준에 이르러 있지만, 이후의 과정은 아직 미진한 상태에 머무르고 있다.

내부피폭선량평가체계는 섭취모델, 생리모델, 기준인, 핵종 정보 등의 조합으로 이루어진다. 섭취모델 중 호흡기 섭취모델은 이미 1994년에 ICRP 66 (ICRP 1994)에서 비교적 정교하게 구축되었으나 소화기 섭취모델은 매우 단순한 ICRP 30 (ICRP 1979) 모델을 계속 사용해 오다 2006년에 업데이트하여 ICRP 100 (ICRP 2006)으로 발간하였다. 그러나, 아직 방사선방호 현장에서 사용되는 내부피폭 해석 및 평가 코드들은 여전히 ICRP 보고서 30 모델을 바탕으로 구축되어 있다. 그리고, 체내에 섭취된 방사성핵종의 전신 생리거동을 해석하는 생리역동학 모델도 꾸준히 개발되거나 보완되어 왔다.

인체의 선량계측에 관련하여 또 다른 중요한 변화로써 ICRP 103 (ICRP 2007)에서 방사선가중치와 조직가중치가 부분적으로 수정되었는가 하면 ICRP 보고서 110 (ICRP 2009)에서는 인체 선량을 산출하는 인체모델인 모의체로서

Table 1. Material type by 10 radionuclides provided in OIR guideline

Radio-nuclides	Intake route	Material
^{3}H	Inhalation	Aerosols Type F, LaNiAl tritide
		Aerosols Type M, All unspecified compounds, glass fragments, luminous paint, titanium tritide, zirconium tritide
		Aerosols Type S, Carbon tritide, hafnium tritide
		Aerosols Biogenic organic compounds
		Gas or Vapour Type F, Unspecified
		Gas or vapour Type V, Tritium gas
		Gas or vapour Type V, Tritiated water
		Gas or vapour Type V, Tritiated methane
	Ingestion	Biogenic forms
		Relatively insoluble forms
		Soluble forms
^{14}C	Inhalation	Aerosols Biogenic organic compounds
		Aerosols Type M, All unspecified forms
		Aerosols Type S, Elemental carbon, carbon tritide
		Gas or vapour Type V, Methane
		Gas or vapour Type V, Carbon dioxide
		Gas or Vapour Type F, Unspecified
	Ingestion	All chemical forms
^{57}Co / ^{60}Co	Inhalation	Aerosols Type F, cobalt nitrate, chloride
		Aerosols Type M, All unspecified forms
		Aerosols Type S, Cobalt oxide, FAP, PSL
	Ingestion	All chemical forms
		Insoluble oxides
^{89}Sr / ^{90}Sr	Inhalation	Aerosols Type F, Strontium chloride, sulphate and carbonate
		Aerosols Type M, Fuel fragments, All unspecified forms
		Aerosols Type S, FAP, PSL
	Ingestion	Strontium titanate
		All other chemical forms
^{125}I / ^{131}I	Inhalation	Aerosols Type F, Sodium iodide, caesium chloride vector, silver iodide, all unspecified forms
		Gas or vapour Type V, Methyl iodide, ethyl iodide
		Gas or vapour Type V, Elemental iodine and unspecified forms
	Ingestion	All unspecified forms
^{134}Cs / ^{137}Cs	Inhalation	Aerosols Type F, Caesium chloride, nitrate, sulphate
		Aerosols Type M, Irradiated fuel fragments, All unspecified forms
	Ingestion	Relatively insoluble forms, irradiated fuel fragments
		Caesium chloride nitrate, sulphate; All other chemical forms

체적소형 기준모의체가 개발되어 과거의 MIRD형 기하학적 모델을 대체했다. 호흡기 모델 또한 ICRP 보고서 66의 호흡기 모델을 일부 수정, 보완한 모델들이 소개되고 있다.

2. AI 기반 내부피폭선량평가 프로그램 개발

내부피폭 결과의 불확도 유발요인에서 평가자별 역량차이로 인한 인적요인을 제외하면 결국 입력인자의 정확성 및

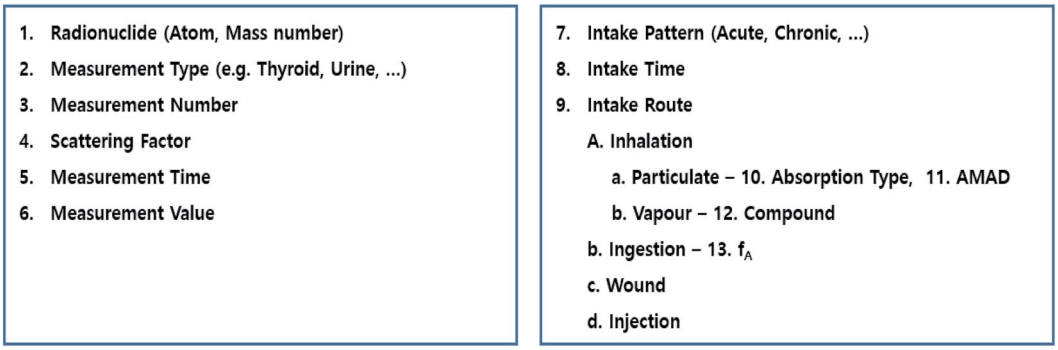

Fig. 1. Categorization of inputs for artificial intelligence learning.

빅데이터화가 불확도 개선에 중요한 기여를 할 수 있다. 그러나, 기존의 평가절차로는 입력인자 빅데이터 생산이 사실상 불가능하며, 확률론적 추론기법에 의한 평가방식도 결국 입력인자의 데이터 베이스가 구축되어야 하는 전제조건을 가지게 된다. 따라서, 본 논문에서는 최신 ICRP 보고서 및 IDEAS 지침으로 하는 데이터베이스를 생산한 후 피폭선량평가 시 중요 인자인 유효예탁선량과 섭취시점에 관한 인공지능 학습모델을 활용하는 내부피폭선량평가 전산코드를 개발하는 것이다.

3. 선량평가모델 결정

현재 내부피폭선량평가 전산코드인 IMBA 또는 BiDAS는 최신 ICRP 생리역동학 모델이 적용되지 않았다 (HPA 2005; Lee *et al*. 2004). 호흡기 모델은 ICRP 66, 소화기 모델은 ICRP 30, 전신생리모델은 핵종에 따라 ICRP 30, 56 (ICRP 1990), 67 (ICRP 1993), 69 (ICRP 1995), 78 (ICRP 1997)에서 제시한 자료를 사용하고 있다. 그러나, 최근 ICRP에서 OIR (Occupational Intakes of Radionuclides) 간행물들을 발간하면서 새로운 생리역동학 모델을 권고하였다. 호흡기 모델은 ICRP 130 (ICRP 2015), 소화기 모델은 ICRP 100, 전신생리모델은 핵종에 따라 ICRP 134 (ICRP 2016), 137 (ICRP 2017), 141 (ICRP 2019a)에 제시된 자료를 사용하였다.

이에, 본 논문에서는 OIR에서 제공하는 변경된 호흡기 모델과 소화기 모델을 사용하였으며, 평가 대상 방사성핵종은 ^{3}H, ^{14}C, ^{57}Co, ^{60}Co, ^{89}Sr, ^{90}Sr, ^{125}I, ^{131}I, ^{134}Cs, ^{137}Cs의 10가지로 결정하였다. Table 1에 평가 핵종에서 흡입 (inhalation) 및 취식 (ingestion) 시 OIR 보고서에서 제공하는 물질의 유형을 요약하였다. 아울러, ICRP, IDEAS 등에서 제공하는 지침 및 보고서를 검토하여 인공지능 학습 기반의 선량평가 시 핵심 입력인자를 확인하는 과정을 수행하여 생물검정시료 측정 및 잔류/배설함수 산출에 관한 인자를 Fig. 1에 요약하였다.

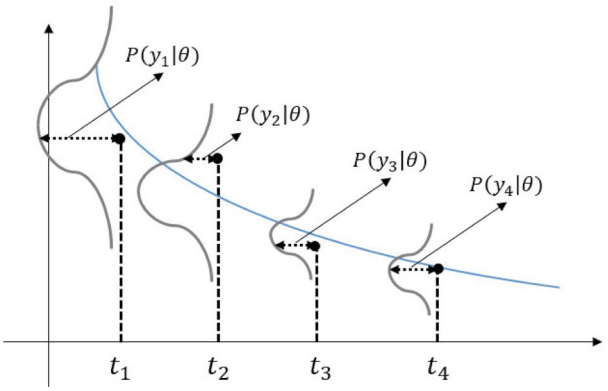

Fig. 2. Application of maximum likelihood function. The measured values are adjusted by the maximum likelihood estimation method. The curve means the estimation for intake value of the biokinetic model.

4. 섭취량 추정을 위한 통계적 방법

ICRP 130에서 계산되는 섭취 잔류/배설함수와 시료 측정값을 이용하여 섭취량을 추정할 수 있다. 만약 선량이 비특이적으로 높게 평가될 경우 반드시 다수 측정을 이용하여 통계적 방법을 이용한 섭취량 추정을 수행해야 한다. 통계적 추정방법은 최대우도추정법 (Maximum Likelihood Estimation), 베이지안 추정법 (Bayesian Estimation), 최소자승법 (Least Square) 방법론 등이 있으며, IDEAS 지침에 따라 시료 측정값이 대수정규분포임을 가정하여 Fig. 2와 같이 최대우도추정법을 적용한다. t_i는 섭취 경과시간, y_i는 시료측정값, θ는 섭취 잔류/배설함수를 통한 방사능 섭취 추정량이다.

통계 기반의 섭취량 추정 시 반드시 추정결과에 대한 통계적 유의성 검증을 수행해야 하며, 검증방법으로는 카이제곱시험을 통한 가설검정 방법을 사용한다. 카이제곱시험은 통계적 유의성 판단을 위해 p-value를 사용하며 산출된 p-value가 0.05보다 크면, 추정된 섭취량이 95% 유의수준에서 통계적 유의성이 있다고 판단한다.

Table 2. Scenarios for intake and bioassay by 10 radionuclides

Radionuclide	^{3}H	^{14}C	^{57}Co ^{60}Co	^{89}Sr ^{90}Sr	^{125}I ^{131}I	^{134}Cs ^{137}Cs
Intake type	Acute					
Intake route	Inhalation / Ingestion					
Material rorm	Particulate / Vapour	Particulate / Vapour	Particulate	Particulate	Particulate / Vapour	Particulate
AMAD (for particulate)	0.001 / 0.003 / 0.01 / 0.03 / 0.1 / 0.3 / 1 / 3 / 5 / 10 / 20					
Absorption type (for particulate)	F / M / S	M / S / $BaCO_3$	F / M / S	F / M / S	F	F / M
Compound (for vapour)	HTO / HT / CH_4 / unspecified	CO_2 / CH_4 / unspecified	–	–	Elemental / metyhl	–
f_A*	1 / 0.1	1	0.1 / 0.05	0.01 / 0.25	1	1 / 0.1
Measurement type	Urine	Urine	Wholebody / Urine	Urine	Thyroid / Urine	Wholebody / Urine
The number of measurement	2 / 3 / 4					
Scattering factor	Wholebody, thyroid: 1.2 / urine: 2.0					
Maximum monitoring time	20 days	14 days	60 days	60 days	14 days	60 days

*f_A: absorption from the alimentary tract

5. 내부선량계수

방사성핵종 섭취에 따른 유효선량은 종사자의 섭취량과 내부선량계수에 근거하여 평가된다. 특정 방사성핵종에 대한 선량계수($Sv \cdot Bq^{-1}$) 계산은 규정된 생리역동학과 선량계측 모델 및 다양한 화학적 형태의 방사성핵종이 체내로 들어와 혈액으로 흡수된 후 분포와 잔류를 설명하기 위한 모델들이 사용된다. 본 논문에서는 결정된 10개 핵종의 내부선량계수 DB 구축을 위해 ICRP에서 제공하는 OIR Data Viewer (ICRP 2019b)를 활용하였다.

6. 딥러닝 학습을 위한 자동생산 데이터베이스 구축

내부피폭선량평가 시 생물검정 시료측정에 관한 주요 인자는 핵종(질량수), 시료측정방법(갑상선, 소변, 전신계수 등), 시료측정횟수, 측정 불확도, 시료측정시점, 시료 측정값(시료 내 방사능)으로 구성되며, 잔류/배설함수 산출을 위한 생리역동학 모델 구축에 관한 주요 인자는 섭취유형(급성·만성섭취 등), 섭취시점, 섭취경로(흡입, 취식, 상처, 주입)로 정의된다. 섭취경로만 보더라도 흡입은 입자흡입과 증기흡입으로 구분되며, 입자흡입의 경우 입자흡수유형 및 입자크기, 증기흡입의 경우 화학형이 정의되어야 한다. 취식의 경우에는 흡수분율의 정의가 필요하며, 상처 또한 물질형태 및 잔류속도의 정의가 필요하다. 이렇게 정의가 필요한 입력인자를 고려했을 때, 인공지능 학습을 위하여 이들을 조합하여 데이터베이스를 구축하면 무수히 많은 경우의 수가 생성되므로 인공지능 학습에 애로가 발생할 수 있다.

따라서, 효율적인 인공지능 학습을 위해서는 입력인자를 항목화하거나 연속 값을 지닌 시료 측정량 또는 시료 측정 시점의 경우 범위를 제한할 필요가 있다. 한편 핵종 내 물질은 OIR 보고서에 의하여 구체적으로 섭취경로, 입자흡입의 경우 흡수유형, 증기흡입 시 화학형, 취식 시 흡수분율을 얻을 수 있다. 본 논문에서는 IDEAS 지침 및 OIR 보고서에 따라 생물검정 시료측정 및 생리역동학 모델 구축에 관한 인자의 모든 경우의 수를 조합하여, 연속 값을 지니고 있는 데이터 셋은 최대값, 최소값을 선정하여 연속균등분포를 가지는 데이터를 검토하여 Table 2와 같이 요약하였다. 섭취경과시간 및 측정값을 제외 하고, Table 2를 통해 조합할 수 있는 모든 경우의 수는 1,350개로 도출되었다.

아울러, IDEAS 지침에 의하면 카이제곱 검정법에 의한 통계적 유의검정 시 p-value가 가장 높은 값을 산출하는 것

이 가장 선호되는 방법임에 따라, 주어진 핵종 10종과 관련하여 고려할 수 있는 조합 중 p-value가 1에 가장 가까운 입력인자 값을 선별하여 인공지능을 학습하는 것을 목표로 한다. 따라서 인공지능 평가를 위한 자동 데이터 생산 시, p-value 0.99를 임계값으로 하여 데이터 생산을 하도록 하며, 도시된 데이터 생산 알고리즘은 Fig. 3과 같으며, 과정별 상세한 설명을 추가하였다.

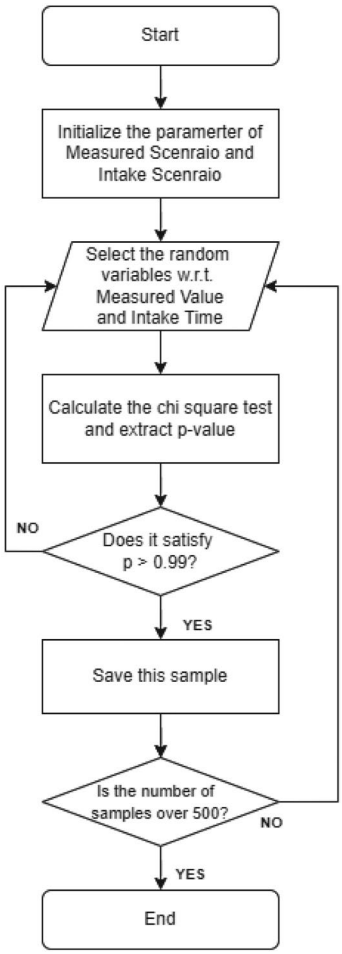

Fig. 3. Algorithm for automatic generation of data.

과정 1은 "생물검정시료 측정" 입력 인자와 "잔류/배설함수 산출" 입력인자를 생성한다. 예를 들면, 핵종: ^{137}Cs, 시료측정방법: 전신측정, 시료측정횟수: 2번, 측정 불확도: 1.2 / 1.2, 섭취 유형: 급성단일섭취, 섭취경로: 입자흡입, 입자흡수 유형: F, 입자크기 (AMAD): 0.001을 가정한다. 참고로, 측정 불확도는 시료 측정값이 대수정규분포를 가정하여 기하표준편차를, 입자 크기는 μm를 사용하였다.

과정 2는 시료 검출량, 시료측정 경과시간에 관하여 난수를 생성한다. 이때, 선량이 작은 경우부터 높은 경우까지 모두 고려하기 위하여 난수는 제한된 범위에서 연속균등분포를 가지는 조건으로 값을 임의로 생성한다. 예를 들면, ^{137}Cs에서 최대 경과시간이 60일까지임을 감안하여 섭취 경과시간을 11.4903일, 27.6383일로 임의로 생성하고, 시료 측정값에서 각 2,352,860 Bq, 2,079,980 Bq를 임의로 생성하는 경우이다.

과정 3은 섭취량 추정 시 p-value가 임계값(0.99) 이상 여부를 확인한다. Fig. 3의 과정 1과 과정 2의 예시에 의하면, 섭취량은 3,333,200 Bq, p-value는 0.991273, 예탁유효선량은 36.6651 mSv가 산출된다. 따라서, p-value가 0.99 이상 충족되어 앞서 언급된 입력인자와 출력 값을 저장한다. 반면, p-value가 임계값 이하로 계산되면 과정 2를 반복 수행하여 새로운 시료 측정값 및 측정 경과시간에 관한 난수에 의하여 p-value가 0.99 이상으로 산출될 때까지 반복한다.

과정 4 및 과정 5는 과정 1에서 가정한 입력인자를 기준으로 5번 시료 검출량 및 6번 시료 측정시점에서 난수 생성 시 p-value가 0.99개 이상인 샘플을 500개 이상 추출한다. 이때, 500개 이상 샘플을 추출하는 이유는 항목화된 입력인자 특성 이외에도 연속 값을 가지는 시료 측정값 및 측정 경과시간의 특성을 충분히 반영하여 인공신경망을 학습

1	atom(mas	measurem	measurem	intake_rou	material_fi	absorptior	AMAD	compoun(	f1	day1	value1	error1	day2	value2	error2	day3	value3	error3	day4	value4	error4	intake	p_value	ced
81083	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	21.3104	331373	1.2	33.6475	272590	1.2	36.3552	258367	1.2	46.1598	222776	1.2	2.83E+06	0.999978	14.1518
81084	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	36.0524	307050	1.2	38.6576	306786	1.2	41.1548	305286	1.2	51.8303	255449	1.2	3.48E+06	0.992408	17.4085
81085	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	25.0993	273977	1.2	26.5232	262601	1.2	28.7125	251018	1.2	43.567	195099	1.2	2.44E+06	0.998402	12.1798
81086	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	17.4632	333737	1.2	27.6295	259309	1.2	33.0224	248590	1.2	49.7696	186906	1.2	2.55E+06	0.993	12.7344
81087	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	17.5864	332257	1.2	39.8268	238686	1.2	46.474	216938	1.2	48.3314	210487	1.2	2.73E+06	0.997519	13.6555
81088	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	29.7846	381723	1.2	33.7157	349775	1.2	36.8709	335730	1.2	56.3054	254627	1.2	3.72E+06	0.999189	18.6032
81089	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	14.8326	327959	1.2	22.7147	271417	1.2	24.4908	254612	1.2	53.3854	168229	1.2	2.38E+06	0.994583	11.8924
81090	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	21.4663	370264	1.2	24.9285	338935	1.2	45.5908	239961	1.2	55.2684	217003	1.2	3.11E+06	0.997025	15.5442
81091	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	3.99429	162955	1.2	20.2123	86558.1	1.2	24.9725	83694	1.2	34.5426	68083.7	1.2	734988	0.996943	3.67494
81092	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	7.54267	209726	1.2	11.7963	181565	1.2	16.5287	175018	1.2	56.6758	86103	1.2	1.29E+06	0.990013	6.46763
81093	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	4.80216	286039	1.2	25.4366	159667	1.2	27.3516	145632	1.2	53.6251	96894.6	1.2	1.42E+06	0.992601	7.08758
81094	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	4.24276	309106	1.2	9.43624	231479	1.2	29.0582	162715	1.2	34.2909	141496	1.2	1.51E+06	0.991444	7.53461
81095	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	16.503	352516	1.2	29.7227	293141	1.2	35.2114	262581	1.2	44.4722	234933	1.2	2.83E+06	0.996075	14.1711
81096	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	9.35612	356752	1.2	32.681	215227	1.2	35.0212	201627	1.2	41.6722	194197	1.2	2.24E+06	0.992294	11.2101
81097	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	7.52473	387755	1.2	17.3195	299115	1.2	37.1756	206780	1.2	49.6267	171347	1.2	2.32E+06	0.999063	11.6018
81098	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	5.03736	357104	1.2	29.8486	203806	1.2	30.8428	190760	1.2	48.1998	144184	1.2	1.91E+06	0.99239	9.57084
81099	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	31.7384	223159	1.2	36.3638	208796	1.2	54.486	159985	1.2	59.8918	136173	1.2	2.25E+06	0.991274	11.2325
81100	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	8.87157	383438	1.2	16.6047	291367	1.2	21.884	283337	1.2	42.5985	194344	1.2	2.37E+06	0.990972	11.8474
81101	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	16.0034	239966	1.2	26.1092	208003	1.2	27.3266	201615	1.2	47.1729	152988	1.2	1.91E+06	0.995309	9.56051
81102	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	36.4527	382750	1.2	38.2143	356669	1.2	51.1519	287937	1.2	57.1706	275555	1.2	4.07E+06	0.995512	20.3532
81103	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	12.7215	240551	1.2	15.0444	228746	1.2	22.0261	197779	1.2	48.0638	123107	1.2	1.69E+06	0.992854	8.44584
81104	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	9.91599	319125	1.2	15.3681	262819	1.2	44.0392	168630	1.2	45.085	168432	1.2	2.07E+06	0.996709	10.3385
81105	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	12.5847	395948	1.2	14.8466	392454	1.2	16.111	386092	1.2	24.8849	313797	1.2	2.90E+06	0.995462	14.4766
81106	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	35.5228	148692	1.2	39.3043	138963	1.2	53.0388	110878	1.2	57.0318	110090	1.2	1.60E+06	0.997171	8.00944
81107	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	M	0.001	X	0.2	6.76462	386789	1.2	10.5277	345562	1.2	11.9393	333736	1.2	38.1803	197847	1.2	2.28E+06	0.997129	11.3961

Fig. 4. Example of database automatic generated for assessing internal dosimetry (p-value ≥ 0.99).

Table 3. Definition of generated database for learning

No.	Attribute Name	Description
1	Radionuclide	^{3}H, ^{14}C, ^{57}Co, ^{60}Co, ^{89}Sr, ^{90}Sr, ^{125}I, ^{131}I, ^{134}Cs, ^{137}Cs
2	Measurement_type	Thyroid, Urine, Whole-body
3	Intake_route	Inhalation, Ingestion, Injection
4	Material_form	Particulate, Vapour, The others
5	Absorption_type	F, M, S, OBT, The others
6	Compound	CH_4, CO_2, unspecified, HTO, HTO, elemental, methyl, the others
7	f_A	absorption from the alimentray tract : 0~1
8	AMAD	0.001, 0.003, 0.01, 0.03, 0.1, 0.3, 1, 3, 5, 10, 20, The others (0)
9~12	Day 1~Day 4	The lapse from last intake (Acute) to each measurement, Unit: day
13~16	Measurement_value1~Measurement_value4	The measured value (when each sample is colltected), Unit: Bq if whole-body or thyroid, Bq day^{-1} if urine
17~20	Scattering_factor1~Scattering_factor4	1.2 if whole-body or thyroid 2.0 if urine
21	Intake_value	Total intake value, Unit: Bq
22	CED	Committed effective dose, Unit: mSv

할 수 있도록 위해서이다. 따라서, 임의로 선별된 핵종과 관련된 섭취 시나리오 / 생체 검정 시나리오 하나가 가정되어 p-value가 1에 가까운 데이터 셋이 500개 이상 추출되면 해당 평가 시나리오와 관련된 데이터 샘플 추출은 중단된다. 총 10개의 핵종을 가정하였을 때, 해당 알고리즘에서 추출할 수 있는 총 데이터 샘플의 수는 Fig. 4와 같이 1,350개의 시나리오별로 500개의 샘플이 추출된 675,000개의 샘플을 추출할 수 있다.

상기의 절차로 생성된 데이터베이스의 구성을 Table 3에 요약하였다.

결 과

1. 인공신경망 설계

인공신경망 (Artificial Neural Network, ANN)은 기계학습 (Machine Learning)의 일종으로 동물의 뇌 신경계를 모방하여 예측 또는 분류를 위해서 만들어진 수학모델이다. 다른 기계학습모델과 달리 인공신경망은 수학적으로 복잡한 문제에 대하여 분석이 용이하고, 분석시간이 비교적 짧은 특징을 지니고 있으며, 기존 모델에서 새로운 데이터를 추가하여 학습이 가능하다는 장점이 있다.

이에 본 논문에서는 AI 기반 내부피폭선량평가를 위해 인공신경망 모델을 선정하였으며, 주어진 생체검정 시나리오와 섭취 시나리오를 조합한 값을 입력하게 되면 유효예탁선량을 출력하는 과정으로 진행하도록 설계하였다. 설계모델은 섭취시점을 아는 경우 예탁유효선량을 평가하는 모델과 섭취시점을 모르는 경우 섭취시점과 예탁유효선량을 평가

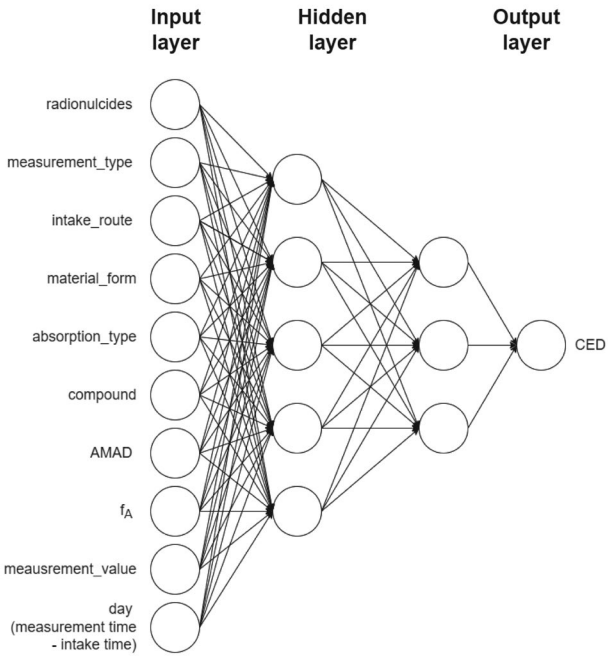

Fig. 5. Artificial neural network model for assessing committed effective dose (Knowing intake time).

하는 2가지 모델로 설계하였다. Fig. 5 및 Fig. 6에 섭취시점을 아는 경우 예탁유효선량만을 예측하는 인공신경망 구조, 섭취시점을 모르는 경우 예탁유효선량과 섭취시점을 예측하는 인공신경망 구조를 도시하였다.

2. 인공신경망 기계학습 수행 및 하이퍼 파라미터 최적화

Fig. 7 및 Fig. 8의 인공신경망 설계모델에서 공통 활용하

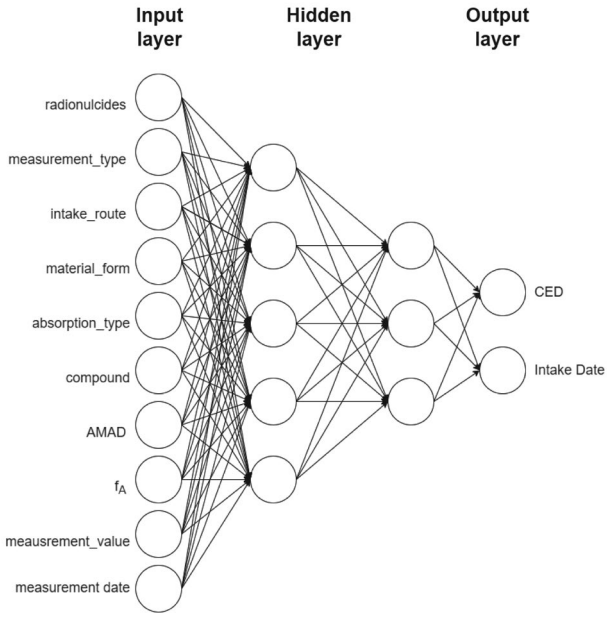

Fig. 6. Artificial neural network model for assessing committed effective dose and intake time (Unknowing intake time).

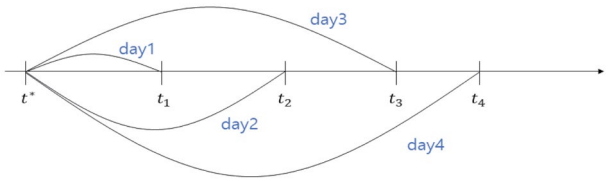

Fig. 7. Strategy for using 'day' information (Knowing intake time).

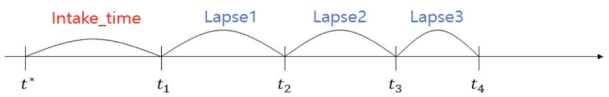

Fig. 8. Strategy for using t_i information (Unknowing intake time).

는 핵종 (atom/mass), 측정유형 (measurement_type; 갑상선, 전신, 소변 등), intake_route (섭취경로), absorption_type (흡수유형), compound (화학형) 등의 데이터 전처리 및 수치화를 수행하여 Table 4에 요약하였다.

두 신경망 모두 입력값 모두 Table 3의 데이터베이스에 있는 1번 'radionuclide' 정보부터 16번 'measurement_value4' 정보를 활용하였다. 한편, 두 인공신경망 설계모델은 섭취시점을 아는 경우와 모르는 경우로 구분하였으므로 이를 고려하여 데이터베이스의 'day' 정보를 적절히 활용할 필요가 있다. 먼저, 섭취시점을 아는 경우 데이터베이스 9~12번의 'day'에서 Fig. 7과 같이 다음 정보를 고려할 수 있다.

여기서, t^*는 섭취시점 (급성 단일섭취 기준으로 마지막

Table 4. Digitization of the common data in two models for learning artificial neural network

Attributes	Value	Category
Atom (mass) or Radionuclide	^{3}H	0
	^{14}C	1
	^{57}Co	2
	^{60}Co	3
	^{89}Sr	4
	^{90}Sr	5
	^{127}I	6
	^{131}I	7
	^{134}Cs	8
	^{137}Cs	9
Measurement_type	Thyroid	0
	Urine	1
	Whole body	2
Intake_route	Ingestion	0
	Inhalation	1
	Injection	2
Material_form	X (The others)	0
	Particulate	1
	Vapour	2
Absorption_type	$BaCO_3$	0
	F	1
	M	2
	OBT	3
	S	4
	X	5
Compound	CH_4	0
	CO_2	1
	C_unspecified	2
	HT	3
	HTO	4
	H_unspecified	5
	X (The others)	6
	Elemental	7
	Methyl	8

섭취시점), t_i는 시료를 측정한 시점을 의미 (최대 4번까지 가능)하며, 데이터베이스에서는 섭취시점을 이미 알고 있는 상태로 볼 수 있다. day_i ($t_i - t^*$)와 같은 식으로 표현 가능하며, 따라서, 인공지능 학습 시 데이터베이스에 있는 'day' 정보 특징을 그대로 학습시켜 예탁유효선량 평가가 가능하다.

한편, 섭취시점을 모르는 경우에는 데이터베이스의 섭취시점이 활용된 'day' 정보를 그대로 사용하기 어렵기 때문에, Fig. 8과 같이 측정시점인 t_i 정보를 이용하여 섭취시점 t^*를 예측하는 것이 필요하다.

Table 5. Hyper-parameters applied to learning the models of artificial neural network

	Knowing intake time	Unknowing intake time
The number of nodes in input layer	15	14
The number of nodes in hidden layer	(Totally 5 layers) 24, 36, 24, 12, 8	
The number of nodes in output layer	1	2
Optimizer	Adam	
Loss function	CED : RMSLE	CED : RMSLE Intake time : MSE
Epochs	1000	
Learning rate	0.001	

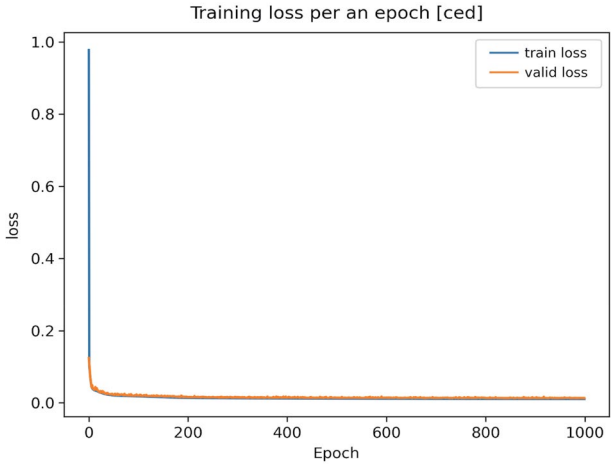

Fig. 9. Loss function per one epoch of artificial neural network assessing committed effective dose (Knowing intake time).

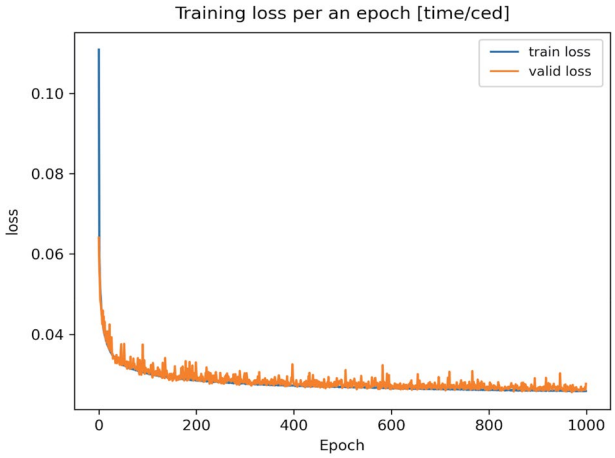

Fig. 10. Loss function per one epoch of artificial neural network assessing committed effective dose and intake time (Unknowing intake time).

우선 측정시점의 정보는 t_i로써 주어져 있기 때문에 측정된 시간간격인 데이터베이스의 $t_{i+1}-t_i$ 정보를 고려하여 새로운 변수인 Lapse$_i$를 생성하여 입력값을 활용할 수 있다. 한편, t_i 정보는 첫 번째 측정시점에서 섭취시점을 뺀 섭취경과시간을 알 수 있기 때문에 t_1의 정보를 'Intake_time'라는 새로운 변수를 만들어 이를 정답값으로 활용한다. 측정횟수는 4회 미만일 시 데이터베이스의 9~16번에 미입력되는 'day' 정보와 'measurement_value' 정보는 모두 0으로 값을 할당한다. 이상에 따라, t*에 관한 정보를 배제하고 인공지능 학습 및 Lapse$_i$의 정보 재구성이 가능해지며, 이러한 과정을 거쳐 인공지능 모델 훈련 시 하이퍼 파라미터의 적용을 Table 5에 요약하였다.

고 찰

인공신경망 학습에 사용되는 훈련평가지표의 경우 예탁유효선량은 변형된 RMSLE (Root Mean Square Log Error) 함수를 사용하였다. y_i를 예탁유효선량의 정답 값이라고 하고, $\hat{y}_i$를 예탁유효선량의 예측 값이라고 가정하면, N개의 평가 데이터에 대한 예탁유효선량의 손실함수(loss function) l_{ced}는 식 1로 나타낼 수 있다.

$$l_{ced} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\{\log(y_i) - \log(\hat{y}_i)\right\}^2}, \quad (1)$$

만약 예탁유효선량의 값을 로그 스케일로 변환하여 평가를 하면 얻는 이점은 다음과 같다. 첫째, 정답 값보다 예측 값을 더 낮게 평가하는 선량의 저평가의 경우 큰 패널티를 주어 설계하기 때문에, 실제로 예탁선량평가 시 선량의 저평가를 지양할 수 있다. 둘째, 두 로그 값의 차이는 실제로 비율에 의한 값에 반영을 할 수 있기 때문에 0.01 mSv부터 100 Sv까지 다양한 스케일의 선량 평가를 효율적으로 학습이 가능하다. 이 모두를 고려하는 평가의 경우 변형된 RMSLE의 지표가 중요하다고 할 수 있다.

한편 섭취시점을 모를 때 추정해야 하는 섭취 경과시간의 훈련평가지표의 경우, 일반적으로 채택되는 MSE (Mean Squared Error)의 지표를 사용하였다. 따라서, N개의 평가

1	atom(mas	measurem	measurem	intake_rou	material_fo	absorptior	AMAD	compoun	f1	day1	value1	error1	day2	value2	error2	day3	value3	error3	day4	value4	error4	ced	ced_pred
3966	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	7.23436	9871630	1.2	13.5143	9571550	1.2	14.0415	8832240	1.2	28.7989	8317480	1.2	151.222	146.7719
3967	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	13.5428	9740190	1.2	36.7116	8738370	1.2	50.9288	7599800	1.2	57.9611	6928580	1.2	161.02	157.1468
3968	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	33.8608	7784080	1.2	36.8309	7392980	1.2	45.2097	7070100	1.2	52.7433	6369910	1.2	142.883	140.1308
3969	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	8.72243	7157720	1.2	17.2095	7104920	1.2	37.6167	6205740	1.2	42.4496	5939280	1.2	117.694	117.9756
3970	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	4.33189	7273910	1.2	12.353	7044190	1.2	54.9628	4908660	1.2	56.8547	4792370	1.2	109.434	105.6364
3971	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	11.796	9219880	1.2	28.7242	8387440	1.2	38.1131	7378020	1.2	55.4266	6638640	1.2	147.614	143.6186
3972	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	1.5509	3819440	1.2	31.8436	2954980	1.2	41.6825	2693320	1.2	55.1812	2434320	1.2	54.2216	53.94044
3973	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	10.4683	5789970	1.2	30.8425	4869320	1.2	51.5555	4267890	1.2	59.8322	3968760	1.2	90.9142	90.0225
3974	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	8.99277	8720550	1.2	16.2265	8216610	1.2	29.0999	7798420	1.2	40.6051	7337180	1.2	140.33	140.7789
3975	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	4.78473	8940440	1.2	25.7692	7653430	1.2	48.8593	6634320	1.2	57.338	5817970	1.2	135.24	131.8288
3976	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	12.0854	9126630	1.2	20.6625	8852320	1.2	31.2962	7943620	1.2	37.4623	7709630	1.2	148.905	146.5565
3977	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	1.20801	7040630	1.2	30.6619	5188200	1.2	43.7587	4912620	1.2	59.391	4073940	1.2	96.5875	94.34459
3978	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	30.7809	9988590	1.2	35.4815	9205500	1.2	47.7888	8764480	1.2	59.6065	8410660	1.2	183.32	184.5885
3979	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	3	X	1	14.8043	8246060	1.2	27.4925	7084020	1.2	35.525	7072140	1.2	38.1191	6811260	1.2	132.722	131.7388
3980	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	5	X	1	25.2902	9675350	1.2	34.241	8858420	1.2	41.5572	8347010	1.2	55.9213	8062790	1.2	171.45	170.4851
3981	Cs_137	4	wholebod	inhalation	particulate	F	5	X	1	16.6586	9381580	1.2	24.0164	8587620	1.2	30.4495	7881770	1.2	44.4066	7351030	1.2	150.984	145.8177

Fig. 11. Comparison of committed effective doses.

데이터에 대한 섭취 경과시간의 손실함수(loss function) $l_{intake-time}$는 식 2로 나타낼 수 있다.

$$l_{intake-time} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\{t_i - \hat{t_i}\right\}^2}\ , \tag{2}$$

한편, 인공신경망 회귀모델이 주어진 자료에 얼마나 적합한지 평가하는 가장 기본적인 지표로써 결정계수(R2 Score)를 사용하였다. 이 계수는 0에서 1 사이의 값을 가지며 상관관계가 높을수록 1에 가까워지는 효과를 지니고 있다. 특히 R2 Score의 장점으로는 주어진 선량의 정답 분포가 수 mSv부터 수 Sv까지 다양한 스케일로 평가되는 경우, 정답 값 간의 분산을 고려하기 때문에 정확한 평가를 할 수 있다. 따라서, 검증 시에 R2 Score를 이용하여 정확성 여부를 판단하는 것으로 채택하였다. 참고로, R2 Score가 0.3인 경우 약 30%의 설명력을 가진다고 해석이 가능하다.

인공신경망 설계 및 기계학습은 Python 프로그램 언어를 사용하였으며, 인공신경망 라이브러리는 Tensorflow 2.0을 사용하였다. 인공신경망의 훈련 결과, 섭취시점을 아는 경우에는 예탁유효선량만을 예측하였으며, Fig. 9에서도 알 수 있듯이 loss 값의 큰 변동 없이 수렴하였으며 과적합(overfitting) 현상 또한 일어나지 않았다. 섭취시점을 모르는 경우에는 예탁유효선량과 섭취시점을 예측하였으며, 마찬가지로 Fig. 10과 같이 loss 값의 큰 변동 없이 수렴하였으며, 과적합 현상 또한 일어나지 않았다.

또한, 학습된 인공신경망을 토대로 R2 Score를 활용한 기계학습에 사용되지 않은 독립 데이터 샘플을 이용한 정확성 평가를 수행하였으며, 약 0.998 정도로 약 99.8%의 정확도를 가지는 결과를 도출하는 것으로 나타났다. 위의 결과를 토대로 실제 예탁선량과 예탁선량 예측결과를 비교했을 때 큰 오차없이 선량평가가 가능함을 확인하였다.

결 론

내부피폭이 우려되는 방사능재난 등 피폭상황에서 작업자 방사선방호를 위한 의사결정 체계로써 인공지능 기반의 내부피폭선량평가체제를 구축·개발하였다. 내부피폭평가를 위한 OIR 보고서 및 IDEAS 지침서, 상용 전산코드 등을 조사·분석하여 딥러닝 학습을 위한 섭취 시나리오 및 입력인자에 관한 데이터베이스의 자동생산 시스템을 구축하였다. 단일 측정 및 다수 측정에 대한 섭취량 추정을 위하여 기존의 선량평가 방법을 통해 계산된 내부피폭선량평가 결과를 도출하는 인공신경망 활용 기계학습을 수행하였다. 인공신경망 기반의 아키텍처는 방사성물질의 섭취시점을 아는 경우와 모르는 경우의 두 가지 모델로 구분하여 각각 예탁유효선량, 섭취시점과 예탁유효선량을 추정하는 모델로 구성하였다. 평가결과 두 개의 모델에 대한 loss값은 큰 변동이 없이 수렴하였으며, 과적합 현상 또한 발생하지 않아, 구축 방법론에 대한 타당성이 확보되었다. 아울러, 개발된 인공지능 기반 내부피폭평가 프로그램의 검증을 위해 학습된 인공신경망을 토대로 R2 Score를 평가한 결과 약 0.998의 정확도를 가지는 것으로 나타났다. 상기의 결과를 종합하여 실제 예탁유효선량과 예탁유효선량의 예측결과를 비교했을 때 큰 오차가 없는 것으로 나타난 바, 본 논문에서 제안한 인공지능 기반 내부피폭선량평가체제는 방사능재난 등 비상상황에서 실무 활용도가 높고 다수의 측정정보를 일괄 처리할 수 있어 신속·정확한 평가 및 기존 상용코드와 연계한 활용 극대화에 기여할 것으로 판단된다.

사 사

이 연구는 과학기술정보통신부 한국원자력의학원 연구운영비 지원사업의 지원을 받아 수행하였음(No. 50445-2021).

참 고 문 헌

EURADOS, IDEAS Guidelines for the estimation of Committed Doses from Incorporation Monitoring Data, EURADOS Report 2013-01, 2013.

Google. Alphago. 2017. Retrieved from https://deepmind.com/research/alphago

Health Protection Agency (HPA). User manual for IMBA Professional Plus (version 4.0). 2005. Available online at https://www.phe-protectionservices.org.uk/imba/

ICRP. 1979. Limits for intakes of radionuclides by workers. ICRP publication 30 Part 1. Oxford: Pergamon Press.

ICRP. 1990. Age-dependent Doses to Members of the Public from Intake of Radionuclides Part 1. ICRP publication 56. Oxford: Pergamon Press.

ICRP. 1993. Age-dependent Doses to Members of the Public from Intake of Radionuclides Part 2 Ingestion Dose Coefficients. ICRP publication 67. Oxford: Pergamon Press.

ICRP. 1994. Human Respiratory Tract Model for Radiological Protection. ICRP publication 66. Oxford: Pergamon Press.

ICRP. 1995. Age-dependent Doses to Members of the Public from Intake of Radionuclides Part 3 Ingestion Dose Coefficients. ICRP publication 69. Oxford: Pergamon Press.

ICRP. 1997. Individual monitoring for internal exposure of workers. ICRP publication 78. Oxford: Pergamon Press.

ICRP. 2006. Human Alimentary Tract Model for Radiological Protection. ICRP publication 100. Orlando: Elsevier Ltd.

ICRP. 2007. The 2007 Recommendations of the International Commission on Radiological Protection. ICRP Publication 103. Orlando: Elsevier Ltd.

ICRP. 2009. Adult Reference Computational Phantoms. ICRP Publication 110. Orlando: Elsevier Ltd.

ICRP. 2015. Occupational Intakes of Radionuclides Part 1. ICRP publication 130. London: SAGE Publications Ltd.

ICRP. 2016. Occupational Intakes of Radionuclides Part 2. ICRP publication 134. London: SAGE Publications Ltd.

ICRP. 2017. Occupational Intakes of Radionuclides Part 3. ICRP publication 137. London: SAGE Publications Ltd.

ICRP. 2019a. Occupational Intakes of Radionuclides Part 4. ICRP publication 141. London: SAGE Publications Ltd.

ICRP. 2019b. OIR (Occupational Intakes of Radionuclides) Data Viewer for P134, P137 and P141. Available online at https://journals.sagepub.com/doi/suppl/10.1177/ANIB_48_2-3

Lee TY, Kim JK, Lee JI and Chang SY. 2004. The BiDAS program: bioassay data analysis software for evaluating radionuclide intake and dose. *J. Korean Radioactive Waste Soc.* **2**(2):113-124.

Received: 9 December 2021
Revised: 28 December 2021
Revision accepted: 28 December 2021