

<https://doi.org/10.7236/JIIBC.2022.22.5.37>
JIIBC 2022-5-6

신장 질환 맞춤형 AI 운동요법 제공 시스템 구현

Implementation of AI Exercise Therapy System customized for Kidney Disease

박기조*, 이병훈**, 김경석***

Gijo Park*, Byunghoon Lee**, Kyungseok Kim***

요약 본 논문에서는 신장 질환자를 대상으로 맞춤형 운동요법을 제공하기 위해 딥러닝과 같은 AI 방식을 적용한다. 딥러닝 적용을 위해 신장 질환을 판별할 수 있는 데이터셋을 학습시켜 신장 질환 여부를 판단하고 사용자의 신체정보와 질환여부에 따른 근력량인 1RM 또한 딥러닝을 통해 산출할 수 있도록 구성하였다. 산출된 근력량 1RM은 신체 부위별 산출 식을 통해 부위별 저항성 운동으로 변환하여 사용자의 신체정보에 맞춘 유산소 운동량과 함께 제공되도록 구성하였다. 본 논문에서 제안한 방식으로 지속적인 연구가 진행될 경우 다양한 질환에 대해 맞춤형 운동요법을 제공할 수 있을 것이다.

Abstract In this paper, AI methods such as deep learning are applied to provide customized exercise therapy for patients with kidney disease. In order to apply deep learning, a dataset that can determine kidney disease is trained to determine whether it is a kidney disease, and 1RM, which is the user's physical information and muscle strength according to whether it is a disease, can also be calculated through deep learning. The calculated muscle strength of 1RM was converted into resistant exercise for each part through a calculation equation for each part of the body, and was configured to be provided with an aerobic exercise amount tailored to the user's body information. If continuous research is conducted in the manner proposed in this paper, customized exercise therapy can be provided for various diseases.

Key Words : 1RM, Deep-learning, DNN, Exercise therapy, Kidney disease

1. 서 론

최근 딥러닝(Deep Learning) 기술의 발전으로 인식 오류율이 낮아지고 정확도가 향상되었다. 딥러닝은 숫자의 배열 또는 이미지 식별 등 다양한 분야에서 사람의 개입 없이 컴퓨터가 스스로 특징적 학습을 하여 사람의 작

업을 대신 수행하는 기계학습 기술이다.[1]

딥러닝은 적용할 수 있는 분야에 따라 여러 가지 방식으로 나누어 졌으며 보통 숫자간의 배열에 대한 딥러닝을 적용하기 위해서는 DNN(Deep Neural Network)을, 사진과 같은 이미지 파일에 딥러닝을 적용하기 위해서는 CNN(Convolutional Neural Network)을 적용할

*준회원, 충북대학교 전자통신공학과

**준회원, (주)클레스앤피

***정회원, 충북대학교 정보통신공학과(교신저자)

접수일자 2022년 9월 21일, 수정완료 2022년 10월 3일
게재확정일자 2022년 10월 7일

Received: 21 September, 2022 / Revised: 3 October, 2022 /

Accepted: 7 October, 2022

***Corresponding Author: kseokkim@cbnu.ac.kr

Department of Electrical and Electronic Engineering, Chungbuk National University, Korea

수 있다. 딥러닝을 적용하기 위해서는 일정한 수 이상의 학습데이터가 필요하며 학습 데이터는 실제 데이터의 일부분을 사용하고 나머지 데이터를 통해 학습의 정확도를 확인한다. 본 논문에서는 숫자간의 배열에 대한 딥러닝을 적용하기 때문에 DNN 방식의 딥러닝을 활용한다.[2]

신장 질환은 주로 혈액 검사와 소변 검사 방식으로 나뉜다. 이 중 사용자들이 가정에서 확인할 수 있는 요화학 분석기의 경우 소변 내 성분의 정상 여부만 판단하기 때문에 사용자가 신장 질환 여부를 명확하게 확인하기 어렵다는 문제가 있다.

또한 신장 질환의 치료는 일반적으로 약물치료를 진행하지만 지속적인 관리가 필요한 질환이며 관리를 위해서는 식이요법뿐만 아니라 적합한 운동요법을 진행하여 신장 질환이 재발하지 않도록 하는 것이 중요하다. 하지만 대부분의 신장 질환자들의 경우 어떤 운동요법이 자신에게 가장 적합한지 알 수 없다는 문제가 있다.

질환자에게 적합한 운동요법을 제공하는 방법으로는 유산소 운동량뿐만 아니라 근력 운동인 저항성 운동량을 제공할 수 있다. 저항성 운동량을 산정하는 방식으로는 1 repeated maximum (1RM)이 가장 일반적으로 사용되며 1RM은 최대 관절 가동 강도 범위에 걸쳐 성공적으로 들 수 있는 최대 중량을 의미한다. 1RM은 웨이트 트레이닝에서 운동 강도와 운동량 설정에 유용한 지표이며 1RM의 정확한 측정을 위해서는 직접 측정법을 사용해야 한다. 하지만 1RM 직접 측정을 위해서는 많은 시간이 필요하며, 측정 중에 부상의 위험성이 잠재하고 있어 질환자에게겐 부적합하다는 문제가 있다[3].

이러한 문제들을 해결하기 위해 신장 질환과 관련된 데이터와 신체정보 데이터에 딥러닝 기술을 적용하여 신장 질환 여부를 제공하고 사용자의 신체정보와 질환 여부를 통해 1RM을 기준으로 한 운동요법을 제공하고자 한다.

이하 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 AI 시스템 구성 방안에 대해 설명하고 III장에서는 신장 질환을 판별할 수 있는 데이터 수집 및 활용 방안에 대해 설명하고 IV장에서는 운동요법 제공 방안에 대해 설명하고 V장에서는 딥러닝 학습 결과를 통한 적용 결과를 산출하고 VI장에서 결론을 맺는다.

II. AI 시스템 구성 방안

신장 질환 맞춤형 AI 운동요법을 제공하기 위해 DNN

을 활용한 딥러닝 시스템을 구성하고 사용자의 질환 관련 데이터에 따라 적합한 운동량과 운동방법을 제공하고 자 한다.

딥러닝 방식으로 사용한 DNN은 Deep Neural Network의 약자로 주로 숫자형태의 데이터 셋의 학습을 위해 사용되는 방식이다. DNN 방식을 활용하기 위해서는 그림 1과 같이 입력층과 출력층 사이에 Hidden Layer를 추가해야 하며 각각의 Hidden Layer에는 Sigmoid 또는 Relu와 같은 활성화 함수를 적용하여 데이터의 분류를 진행한다[4].

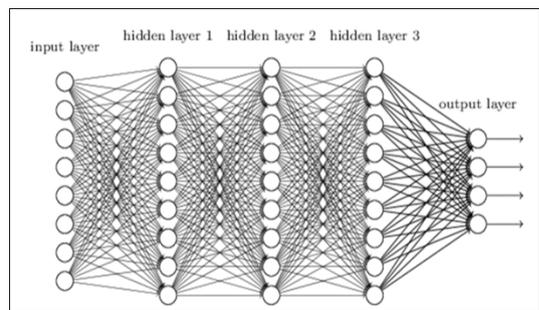


그림 1. DNN 방식 기본 구조
Fig. 1. Basic structure of DNN algorithm

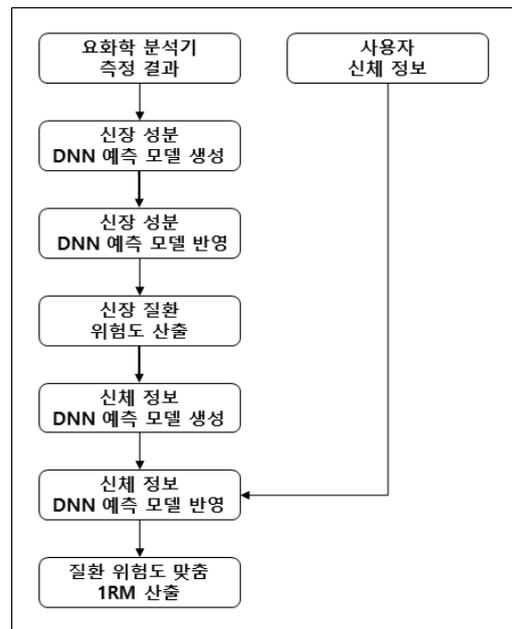


그림 2. 신장 질환 맞춤형 AI 시스템 구조
Fig. 2. Structure of AI system customized for kidney disease

전체 AI 시스템은 그림 2와 같이 구성하였다. 그림 2에서 입력 데이터로는 사용자의 소변 성분을 분석한 요화학 분석기 측정 결과 값과 해당 사용자의 신체 정보를 받아 데이터를 분류 후 각각 DNN 학습 기반의 예측 모델을 생성한다. 생성된 예측 모델은 별도로 저장되며 임의의 사용자가 요화학 분석기 측정 결과와 신체정보를 입력했을 경우 각각 예측 모델을 반영하여 요화학 분석 수치에 따른 질환 위험도 결과를 산출한다. 산출된 질환 위험도는 사용자의 신체 정보 반영 후 신체 부위별 맞춤형 1RM이 포함된 운동요법을 사용자에게 제공한다.

III. 학습 데이터 수집 방안

신장 질환과 관련된 데이터 확보를 위해 시중에 판매 중인 요화학 분석기 데이터 중 신장질환과 관련된 데이터셋 확보를 위해 ㈜메디칼드림의 요화학 분석기에서 산출되는 주요 데이터를 표 1에 정리하였다. 표 1의 데이터 중 신장 질환과 밀접한 관계를 가지는 데이터는 잠혈, 단백질, 포도당 등이 있으며 해당 데이터를 포함한 데이터셋을 확보하기 위해 인도 Alagappa University의 데이터를 활용하였다. 수집된 데이터는 400명에 대해 표 2와 같이 25가지 신장 질환 관련 데이터로 구성되어 있다. 수집된 데이터는 딥러닝 학습이 용이하도록 구성하기 위해 텍스트로 이루어진 데이터는 0 또는 1로 구분지어 학습에 적용하였다.

표 1. 요화학 분석기 산출 데이터
 Table 1. Urechochemical Analyzer Data

성분	[㈜메디칼드림 MD-8000]	
	정상치	이상치
성분	정상치	이상치
잠혈	음성(-)	+1이상
빌리루빈	음성(-)	+1이상
우로빌리노겐	음성(-)	2E.U./dl
케톤체	음성(-)	+1이상
단백질	음성(-)	+1이상
아질산염	음성(-)	양성(+)
포도당	음성(-)	+1이상
산도	음성(-)	4이하 / 9이상
비중	음성(-)	1.010이하/ 1.030이상
백혈구	음성(-)	+1이상

신체 정보를 통한 1RM 산출을 위해 통계청의 인체지수조사 데이터셋을 활용하였다. 해당 데이터셋은 약

6400명에 대한 성별, 나이, 체중, 키, BMI, 제지방량, 각 부위별 치수에 대한 데이터로 구성되어 있으며 해당 데이터 중 제지방량 데이터를 표 3에 적용하여 벤치프레스를 기준으로 한 1RM을 산출한 뒤 학습 결과 데이터로 적용하였다[5].

표 2. 신장 데이터셋 구성 요소 및 분류 결과
 Table 2. Kidney dataset components and classification results

성분	분류 전	분류 후
Specific Gravity	1.005,1.010,1.015,1.020,1.025	1.005,1.010,1.015,1.020,1.025
Albumin	0,1,2,3,4,5	0,1,2,3,4,5
Sugar	0,1,2,3,4,5	0,1,2,3,4,5
Blood Glucose Random	mgs/dl	mgs/dl
Blood Urea	mgs/dl	mgs/dl
Serum Creatinine	mgs/dl	mgs/dl
Sodium	mEq/L	mEq/L
Potassium	mEq/L	mEq/L
Hemoglobin	gms	gms
White Blood Cell	cells/cumm	cells/cumm
Hypertension	yes,no	0,1
Diabetes Mellitus	yes,no	0,1
Appetite	good,poor	0,1
Pedal Edema	yes,no	0,1
Anemia	yes,no	0,1
Class	ckd,notckd	0,1

표 3. 제지방량을 활용한 1RM 산출 식
 Table 3. Calculation equation of 1RM using lean body mass

구분	Trained subjects by Lean body mass	Untrained subjects by Lean body mass
Bench press	$y = 2.22x - 54.3$	$y = 1.152x - 12.05$
Squat	$y = 5.036x - 181.6$	$y = 2.3953x - 45.2$
Supported row	$y = 1.563x - 14.93$	$y = 0.9874x - 4.3$
Leg press	$y = 7.878x - 116.4$	$y = 3.9978x - 6.12$

IV. 운동요법 제공 방안

딥러닝을 통해 산출된 1RM 결과는 그림 3과 같은 과정을 거쳐 사용자에게 적합한 형태로 가공 후 제공된다. 산출된 1RM의 경우 벤치프레스를 기준으로 산출되었기 때문에 다양한 운동요법에 활용하기 위해서는 부위별로 1RM을 산출 할 수 있도록 변환해야 한다. 변환을 위해

그림 4와 같이 운동 종류에 따른 1RM의 비율을 나타낸 자료를 활용하였으며 해당 자료의 운동 종류를 운동 부위로 분류한 뒤 적용하였다[6].

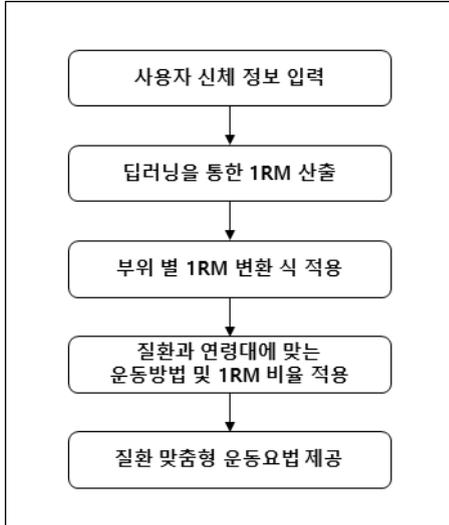


그림 3. 운동요법 제공 과정
Fig. 3. Process of providing exercise therapy

1RM \ 1RM	C.P	S.P	P.D	B.F	A.C	A.B	B.E	R.T	L.E	L.C	L.P
C.P	1.000										
S.P	.729	1.000									
P.D	.644	.645	1.000								
B.F	.707	.667	.607	1.000							
A.C	.545	.513	.658	.603	1.000						
A.B	.583	.538	.607	.533	.508	1.000					
B.E	.555	.548	.608	.554	.510	.644	1.000				
R.T	.503	.464	.631	.529	.533	.635	.584	1.000			
L.E	.499	.452	.575	.520	.434	.510	.604	.510	1.000		
L.C	.544	.521	.633	.563	.577	.604	.596	.599	.604	1.000	
L.P	.496	.429	.500	.405	.374	.565	.502	.531	.463	.475	1.000

C.P : Chest press, S.P : Shoulder press, P.D : Pull down, B.F : Butter fly, A.C : Arm curl, A.B : Abdominal, B.E : Back extension, R.T : Rotary torso, L.E : Leg extension, L.C : Leg curl, L.P : Leg press

그림 4. 운동 부위 별 1RM 비율
Fig. 4. Ratio of 1 RM by exercise area

운동요법에는 기본적으로 걷기, 달리기와 같은 유산소 운동과 벤치프레스, 스쿼트와 같은 저항성 운동으로 나누어지기 때문에 미국의 FITT-VP의 질환별 운동 권고 등 신장질환과 연관된 운동요법을 수집하여 제공한다[6]. 신장질환 보유자의 연령에 따른 운동요법 제공 방법은 표 4와 같다.

표 4. 신장 질환자의 나이 별 운동요법
Table 4. Age-Specific Exercise Therapy for Kidney Patients

질환	적용 대상	운동주기		운동 시간	운동방식
		유산소	저항성	유산소	저항성
신장 질환	청/장년	3~5회	2~3회	20~60분	1RM의 70~75% 15회 반복
	중년	3회	3회	40분 이상	1RM의 50~70% 순환운동 적용
	노년	3회	3회	30분 이상	1RM의 60% 20회 반복

표 4에서 나타내는 운동 주기는 1주일에 몇 회를 해야 하는지에 대한 정보이며 근력 운동인 저항성 운동 외에도 걷기, 달리기와 같은 유산소 운동요법을 활용하여 사용자에게 제공한다. 또한 순환 운동의 경우 1~2분 간격으로 여러 가지 운동을 반복하는 방식으로 부위별 운동요법을 반영하여 제공한다.

V. 덤러닝 구현 결과

수집한 데이터에 기반 한 예측 모델 구현을 위해 표 5의 파라미터로 DNN 학습을 진행하였다. 신장 성분과 신체 정보의 학습 데이터의 수가 상이하여 일부 파라미터를 변경하여 각각 예측 모델을 생성하였다.

생성된 예측 모델은 각각 h5 파일 형태로 저장되게 되며 생성된 예측 모델은 사용자의 임의 데이터를 입력했을 경우 학습된 결과를 기반으로 가장 적합한 결과값을 제공하게 된다.

표 5. DNN 학습 파라미터
Table 5. DNN Learning Parameter

구분	신장 성분	신체 정보
Learning number	400	6400
Input data	24	6
Hidden data	512, 256, 128, 128, 128, 128	
Output data	10	85
Activation	Sigmoid, Softmax	
Optimizer	Adam	
Learning rate	0.00005	0.00015
Loss function	Sparse categorical crossentropy	
Epoch	5000	25000
Batch size	30	30

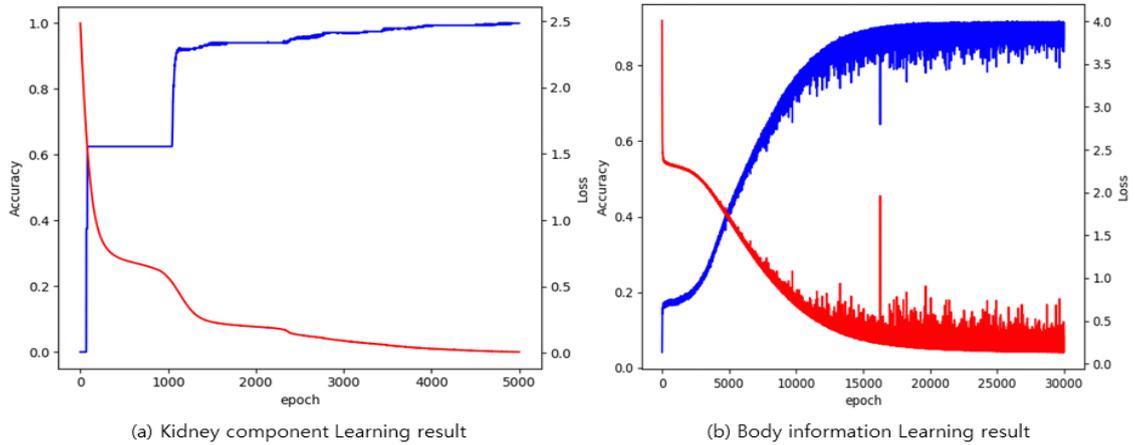


그림 5. 신장 성분 및 신체 정보에 대한 딥러닝 학습 결과
 Fig. 5. Deep learning results on kidney components and body information

```

신장 정보 : 32,90,1.025,1,0,0,0,0,139,89,3,140,4.1,12,37,7900,3.9,1,1,0,0,0,1
질환 위험도 : 1
성별 : 남 , 나이 : 32 , 키 : 170 , 체중 : 70 , BMI : 24
Your LBM is 56
기준 1RM : 52.462
부위 별 1RM
Chest : 48 , Shoulder : 35 , arm : 47 , back : 26 , abdomen : 28 , hip : 26 , thigh : 80 , calf : 73
기준 : 청년, 신장질환 : 유, 유산소 운동 : 주 3회 20분 이상, 저항성 운동 : 주 3회 기준 1RM의 70% 15회
    
```

그림 6. 학습 모델 구성 후 신장 질환에 따른 운동요법 산출 결과
 Fig. 6. Results of calculating exercise therapy according to kidney disease after constructing a learning model

표 5의 파라미터로 예측 모델 구현 결과 신장 성분
 의 경우 98%의 정확도가 산출되었으며 구현된 예측 모델로
 임의의 테스트 데이터를 적용시켜본 결과 97%의 정확도
 가 산출됨을 확인하였다. 또한 신체 정보의 경우 94%의
 정확도가 산출되었으며 동일하게 구현된 예측 모델로 임
 의의 테스트 데이터를 적용시켜본 결과 94%의 정확도가
 산출됨을 확인하였다. 구현된 예측 모델을 기반으로 사
 용자가 임의로 신장 성분과 신체 정보를 입력하였을 때
 신장 질환 위험도와 유산소 횟수, 유산소 시간, 저항성
 운동을 위한 신체 부위별 운동량, 저항성 운동 횟수 등이
 정상적으로 산출됨을 확인할 수 있다.

VI. 결 론

본 논문에서는 신장 질환자를 대상으로 한 맞춤형 운
 동요법을 제공하기 위해 신장 성분과 신체 정보에 대해

DNN 기반의 딥러닝을 통한 예측모델을 생성 한 뒤 임의
 의 사용자에게 대해 질환 위험도에 따른 운동요법을 제공
 하는 시스템을 구성해보았다. 시스템 구성 결과 임의의
 사용자의 신장 성분과 신체 정보 값에 따라 출력 값이 상
 이하게 도출됨을 확인할 수 있었다. 이러한 연구가 지속
 될 경우 신장 질환 외에도 다양한 신체 부위에 대한 운동
 요법 시스템을 구성하고 더 나아가 복합질환에 대한 운
 동요법을 제공할 수 있을 것이다.

References

[1] Lee, So-Young, et al. "Bolt-loosening detection using vision-based deep learning algorithm and image processing method," Journal of the Computational Structural Engineering Institute of Korea, Vol.32, No.4, pp.265-272, 2019.
 [2] Belkin, Mikhail, et al. "Reconciling modern machine

learning practice and the bias-variance trade-off," arXiv preprint arXiv:1812.11118, 2018.

- [3] Kim, Tae-Ho, et al. "Effect of acute resistance exercise with different level of blood flow restriction on acute changes in muscle thickness, blood lactate, CK, and oxidative stress in male adults," Exercise Science, Vol.27, No.1, pp.50-61, 2018.
- [4] Kang, Tae Gyoon, and Nam Soo Kim. "DNN-based voice activity detection with multi-task learning," IEICE TRANSACTIONS on Information and Systems, Vol.99, No..2 pp.550-553, 2016.
- [5] Cadore, Eduardo & Pinto, Ronei & Brentano, Michel & Da Silva, Rodrigo & Marczewski da Silva, Eduardo & Spinelli, Rafael & Correa, Cleiton & Krueh, Luiz. (2012). Prediction of one-repetition maximum load by total and lean body mass in trained and untrained men. Medicina Sportiva. 16. DOI:https://doi.org/10.5604/17342260.1011391.
- [6] Cha jin, "Correlation of maximal voluntary contraction and one repetition maximum and muscular strength grade standard development on men of weight equipment", 2007, Chungnam National University DOI:http://www.riss.kr/link?id=T10915483
- [7] Lee Byung Sik. "A Study of Machine Learning Models to Estimate a Pile Load Capacity," Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society(JKAIS), Vol.22, No.10, pp.268-276, 2021, DOI:https://doi.org/10.5762/JKAIS.2021.22.10.268.
- [8] Eun-Gyu Ham, Chang-Bok Kim, "Model Implementation of Reinforcement Learning for Trading Prediction Using Deep Q Network," The Journal of KIIT, Vol. 17, No. 4, pp. 1-8, 2019.

저 자 소 개

박 기 조(준회원)



- 2022년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 공학사
- 2022년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 전파공학과 석사과정
- 주관심분야 : 재난 시스템 모델링, 전파신호처리, 생체 신호 처리, 딥러닝

이 병 훈(준회원)



- 2017년 2월 : 충북대학교 정보통신공학과 공학사
- 2017년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 전파공학과 통합과정
- 주관심분야 : 재난 시스템 모델링, 전파신호처리, IR-UWB 레이다 신호처리, 생체 신호 처리, 딥러닝

김 경 석(정회원)



- 1989년 1월 ~ 1998년 12월 : 한국전자통신연구원 무선통신연구단 선임연구원
- 1999년 1월 ~ 2002년 3월 : University of Surrey(영국) 전기전자공학과 대학원 졸업(공학박사)
- 2002년 2월 ~ 2004년 8월 : 한국전자통신연구원 이동통신연구단 책임연구원
- 2004년 9월 ~ 2005년 2월 : 전북대학교 생체정보공학부 전임강사
- 2005년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 정보통신공학과 정교수
- 주관심분야 : AI 5G Massive-MIMO, 복합 재난 모델링 기술, 전파채널모델링, 지정맥 알고리즘, AI Healthcare

※ 이 논문은 충북대학교 국립대학육성사업(2022)지원을 받아 작성되었음