THE JOURNAL OF KOREAN INSTITUTE OF ELECTROMAGNETIC ENGINEERING AND SCIENCE. 2025 August; 36(8), 806～813.

http://dx.doi.org/10.5515/KJKIEES.2025.36.8.806
ISSN 1226-3133 (Print) · ISSN 2288-226X (Online)

비정형 형상 유전체의 도파관 방식 X-Band 유전율 측정을 위한 딥러닝 모델 연구

Deep Learning Approaches for Permittivity Estimation of Irregular-Shaped Dielectric Materials in X-Band Waveguide Measurement

권성욱 · 서정빈 · 서한동 · 양혜민 · 박영철

Seonguk Kwon · Jungbin Seo · Handong Seo · Hyemin Yang · Youngcheol Park

요 약

본 논문에서는 X-band(8～12GHz)에서 도파관 방식으로 유전율을 측정하는 데 있어, 비정형 형상을 갖는 유전체의 유전율을 추정하는 딥러닝 모델을 제안한다. 제안 모델은 도파관 측정을 통해 얻은 산란계수(*S*-parameter)로부터 유전율을 구하는 NRW(nicolson-ross-weir) 방법을 확장하여 유전체의 형상이 도파관에 정확히 일치하지 않을 때도 정교한 유전율을 제시할 수 있는 딥러닝 알고리즘을 도입한다. 특히 본 연구는 실제 측정 환경에서 발생할 수 있는 문제점을 해결하기 위해, 도파관과 유전체 시료 사이에 air-gap이 존재하거나 도파관보다 시료가 큰 oversized 조건의 비정형 형상을 갖는 조건에서 획득된 산란계수 데이터를 통해 학습한 모델을 이용하여 비정형 형상을 갖는 실제 유전체 재료의 유전율을 추정하였다. 또한 NRW 방법의 한계인 유전체 두께 변화에 따른 정확도 저하를 해결하기 위해 두께 변화에 따른 산란계수를 학습시켜 주었다. 아울러, 모델의 성능 검증을 위해 실제 FR-4 기판에 대해 CNN 모델이 추정한 유전율 값과 기존의 NRW 방법으로 계산된 값을 비교 분석한 결과 시료의 air-gap이 5 % 이하로 존재할 때도 편차율 1.2 % 이내로 매우 정교한 유전율을 측정할 수 있었으며, 시료의 크기가 waveguide보다 큰 경우에도 편차율 5 % 이내로 유전율을 측정할 수 있음을 확인하였다.

Abstract

This study proposes a deep-learning model for estimating the permittivity of irregularly shaped dielectric materials employing X-band (8～12 GHz) waveguide measurements. The proposed convolutional neural network (CNN) extends the conventional Nicolson-Ross-Weir (NRW) method to deliver accurate permittivity values, even when the dielectric samples deviate from the waveguide geometry. The model was trained on *S*-parameter data acquired under non-ideal conditions, including air gaps between the waveguide and sample as wells as oversized samples that exceed the waveguide aperture dimensions. To address the limitations of the NRW method with respect to thickness variations, the model incorporated *S*-parameter data with varying sample thicknesses. Performance validation utilizing FR-4 substrates demonstrated that the CNN model achieved highly accurate permittivity measurements with error rates within 1.2 % for samples with air gaps of up to 5 % and within 5 % error rates for oversized samples. These findings confirm that the proposed approach offers a robust and reliable solution for permittivity measurement of irregularly shaped dielectric materials in practical applications.

Key words: Waveguide, Permittivity, Deep Learning, Convolutional Neural Network

「이 논문은 한국외국어대학교 교내 연구비와 정부(방위사업청)의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원(KRIT-CT- 23-005)과 과학기술정보통신부의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(No. RS-2024-00340504)을 받아 수행된 연구임.」

한국외국어대학교 전자공학과(Department of Electronic Engineering, Hankuk University of Foreign Studies)

· Manuscript received June 25, 2025 ; Revised July 15, 2025 ; Accepted August 6, 2025. (ID No. 20250625-063)

· Corresponding Author: Youngcheol Park (e-mail: ycpark@hufs.ac.kr)

ⓒ Copyright The Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science. This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Ⅰ. 서 론

전자기 재료의 특성을 정확하게 측정하는 것은 현대 전자기기 설계 및 개발에 있어 핵심적인 요소이다. 특히 유전율(permittivity)은 재료의 전기적 특성을 나타내는 중요한 지표로, 통신 시스템, 레이다 기술, 의료 기기 등 다양한 산업 분야에서 정확한 유전율 측정이 요구된다.

유전율 측정 방법에는 공진법(resonant method)과 자유공간법(free-space method), 동축 프로브법(coaxial probe method), 도파관법(waveguide method)이 존재한다.

그 중 공진법은 높은 측정 정확도를 제공하며 낮은 손실 물질 측정에 적합하다는 장점이 존재하지만, 정확한 시료 가공이 필요하고 광대역 특성 측정이 어렵다는 단점이 있다. 자유공간법은 넓은 면적의 시료 측정이 가능하다는 장점이 있다. 그러나 회절 현상으로 인한 측정 오차가 발생할 수 있고, 대형 시료가 필요하다는 단점이 있다. 동축 프로브법은 시료 준비가 간단하다는 장점이 있다. 그러나 측정 정확도가 다소 떨어진다는 단점이 있다. 마지막으로 도파관법은 넓은 주파수 대역에서 측정이 가능하고, 보다 정확한 유전율 측정이 가능하다는 장점이 있는 반면, 시료를 도파관의 크기에 맞게 정밀하게 가공해야 한다는 단점이 있다. 특히 실제 환경에서 유전체 시료와 도파관 간의 air-gap을 완전히 제거하기가 매우 어려우며, 이로 인한 측정오차가 발생할 수 있다[1].

최근 인공지능과 머신러닝 기술의 발전으로 RF 및 마이크로파 분야에서도 신경망을 이용한 복잡한 비선형 관계 모델링이 활발히 연구되고 있다[2]. 이러한 딥러닝 기술을 전자기 특성 측정 분야에 적용하면 기존 방법의 한계를 극복할 수 있을 것으로 보인다.

따라서, 본 연구에서는 X-band 대역에서 도파관 기반 유전율 측정 방법에 있어, 비정형 형상 유전체의 상황에도 정확한 유전율을 추정하기 위한 CNN(convolutional neural network) 모델을 제안한다.

Ⅱ. 유전율 측정 방법

도파관 측정법은 도파관에 삽입한 시료의 산란계수를 측정하고 이를 NRW(Nicolson-Ross-Weir) 방법을 통해 유전율로 변환하는 과정으로, 넓은 대역에서 정확한 유전율과 투자율을 측정하는 데 활용되고 있다[3].

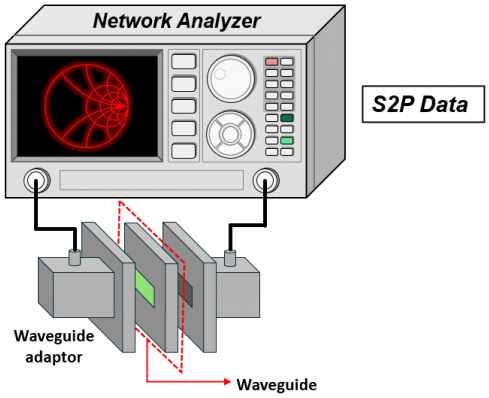


그림 1. 도파관 측정법 유전율 측정
Fig. 1. Waveguide method.

NRW 방법은 도파관 내 유전체 시료의 산란계수를 측정하여 유전율을 계산하는 핵심 알고리즘이다. 그림 1과 같이 VNA(vector-network-analyzer)를 사용하여 S_{11}과 S_{21}을 측정한 후, 측정된 산란계수를 이용하여 전파상수(P, propagation constant)와 반사계수(Γ, reflection coefficient)를 계산한다. 최종적으로 계산된 P와 Γ를 통해 시료의 복소 유전율(ε)과 복소 투자율(μ)을 구할 수 있다[3].

NRW 방법은 이론적으로 견고하고 넓은 주파수 대역에서 유전율을 측정할 수 있다는 장점이 있다. 하지만 시료의 크기가 도파관과 맞지 않는 경우 측정 오차가 증가하는 한계가 존재하며 유전체의 두께가 λ/2의 정수배일 때 발생하는 두께 공명 문제가 존재한다. 이때 반사계수가 0에 가까워져 계산이 불안정해지며, 특정 주파수에서 측정할 수 없게 된다[4].

따라서 본 연구에서는 이러한 도파관 측정법과 NRW 방법의 한계를 딥러닝 기술을 통해 극복하고자 한다.

Ⅲ. CNN을 이용한 유전율 추정 모델

본 연구에서는 측정된 산란계수를 활용하여 임의 유전체의 유전율을 추정하기 위해 CNN을 적용하였다. 기계학습 구조는 학습 과정과 유전율 추정 과정으로 구성되며, 그림 2는 CNN을 이용한 유전율 추정 개념을 나타낸다.

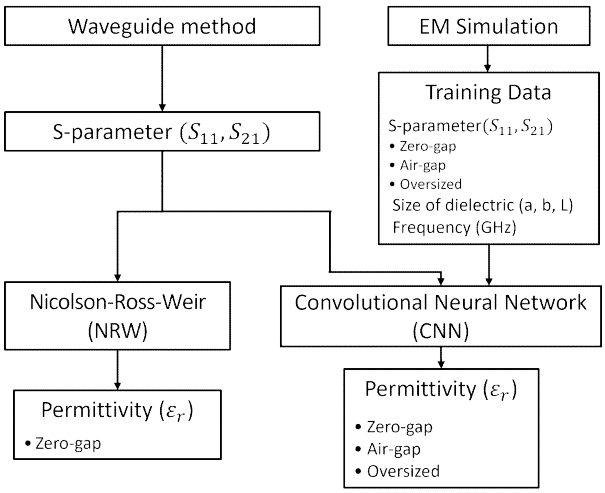


그림 2. CNN을 이용한 유전율 추정 개념도
Fig. 2. Concept diagram of permittivity prediction using CNN.

CNN 모델의 학습 과정에서는 지도학습을 수행한다. 학습 데이터는 표 1과 같이 측정 시료의 크기(a, b), 시료 두께(L), 주파수(Freq) 및 산란계수(S_{11}, S_{21}의 실수부와 허수부)로 구성되며, 레이블은 유전체의 유전율이다. EM 시뮬레이터(HFSS)를 통해 유전율이 3.5에서 9.5 사이인 다양한 물질에 대해 산란계수를 추출하였다. 학습 데이터는 그림 3과 같이, 측정 시료가 도파관의 개구면과 정확히 일치하는 zero-gap 조건, 시료의 가로(a)와 세로(b)를 각각 1 %에서 5 %까지 선형적으로 감소시킨 air-gap 조건, 그리고 시료의 가로와 세로를 각각 40 mm에서 130 mm까지 선형적으로 증가시킨 oversized 조건의 다양한 비정형 형상의 유전체 데이터를 포함하였다. 또한 NRW 방법의 한계를 극복하기 위해 유전체의 두께를 변화시키며 데이터를 생성하였다.

표 1. 이상적/비이상적 측정 환경에서의 딥러닝 학습데이터
Table 1. Deep learning training data for ideal and non-ideal measurement conditions.

Measurement Conditions	Training data		
	a (mm)	b (mm)	L (mm)
Zero-gap	10.2	22.8	4.7
Air-gap	9.69～10.098	21.66～22.575	1.175～4.7
Oversized	40～130	40～130	1.175～4.7

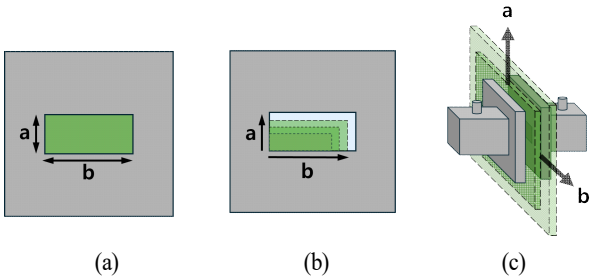


그림 3. (a) Zero-gap, (b) air-gap, (c) oversized 조건
Fig. 3. (a) Zero-gap, (b) air-gap, (c) oversized.

제안된 CNN 모델은 입력층, 5개의 합성곱층, 2개의 풀링층, 전역 평균 풀링층, 3개의 완전 연결층, 출력층으로 구성된다. 입력층은 8개의 특성을 입력받으며, 이는 유전율 추정에 필요한 전자기적 특성을 충분히 반영한다.

CNN 모델의 합성곱층은 1차원 합성곱 연산을 통해 입력 데이터의 특징을 추출하며 식 (1)과 같이 표현할 수 있다.

$$(F * g)(t) = \sum_{i=-k}^{k} g(i) \times F(t-i) \tag{1}$$

여기서, F는 입력 데이터, g는 커널, k는 커널 크기의 절반이다. 커널 크기는 입력 데이터의 지역적 특징을 효과적으로 추출하면서 계산 효율성을 유지하기 위해 3으로 설정하였다.

네트워크는 여러 개의 합성곱 층으로 구성되며, 각 층마다 필터 수가 점진적으로 증가한다. 중간에 최대 풀링을 통해 특징맵 크기를 축소하고, 마지막에는 전역 평균 풀링으로 특징을 압축한다. 모든 합성곱층에서 ReLU 활성화 함수를 사용하며, 이는 식 (2)와 같이 표현된다.

$$f(x) = \max(0, x) \tag{2}$$

추출된 특징은 완전 연결층을 통해 처리된다. n번째 완전 연결층의 출력은 식 (3)과 같이 계산된다.

$$y^{(n)} = f(W^{(n)} \cdot y^{(n-1)} + b^{(n)}) \tag{3}$$

여기서, W는 가중치 행렬, b는 편향 벡터, f는 활성화 함수이다. 256개, 128개, 64개의 뉴런을 가진 세 개의 완전 연결층을 통해 특징을 고수준으로 분석하고, 최종적으로 단일 뉴런을 가진 출력층에서 유전율을 추정한다.

모델 학습에는 Adam 최적화 알고리즘을 사용하였으며, 손실 함수로는 평균 제곱 오차(MSE)를 적용하였다[5]. MSE는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \tilde{y}_i)^2 \quad (4)$$

여기서, N은 데이터 샘플 수, y_i는 실제 유전율, $\tilde{y}_i$는 추정된 유전율이다.

모델 학습을 위해 적절한 배치 크기와 최대 학습 횟수를 설정해 주었으며 과적합을 방지하기 위해 검증 손실이 일정 기간 개선되지 않으면 학습을 조기 종료하는 기법을 적용하였고, 학습률도 점진적으로 감소시켰다. 학습 데이터는 훈련용과 검증용으로 분할하였으며, 모든 입력 특성은 정규화하여 스케일 차이로 인한 학습 영향을 최소화하였다.

본 연구에서는 제안된 CNN 모델의 성능을 평가하기 위해 기준값에 대한 편차율을 정의하여 사용하였다. 실제 측정 환경에서는 절대적인 참값을 알 수 없으므로, zero-gap 조건에서의 NRW 방법 유전율 계산 결과를 기준값으로 설정하였다. 편차율은 식 (5)과 같이 정의된다.

$$\text{편차율}(\%) = \frac{|CNN\text{추정값} - \text{기준값}|}{\text{기준값}} \times 100 \quad (5)$$

Ⅳ. 이상적 크기를 갖는 시료의 CNN 모델 검증

구현한 CNN 모델의 유효성을 검증하기 위해 이상적인 zero-gap 조건에서 실험을 진행하였다. 학습 데이터에 포함되지 않은 FR-4 (ε=4.4)와 RF-60 (ε=6.15)를 대상으로 X-band 전체 주파수 대역에서 산란계수를 추출한 후, NRW 방법과 제안된 CNN 모델의 유전율 추정 결과를 비교하였다. 그림 4에서 확인할 수 있듯이, 8~12 GHz 주파수 대역에서 CNN 모델은 FR-4 재료의 경우 1.97±0.308 %, RF-60 재료의 경우 1.84±0.79 %의 평균 편차율을 보였다. 이는 제안된 CNN 모델이 기존 NRW 방법과 동등한 수준의 유전율 추정 정확도를 달성할 수 있음을 입증한다.

본 연구에서 평균 편차율 표기는 전 주파수 대역에서의 편차율의 평균 ± 편차율의 표준편차를 의미한다. 이는 주파수에 따른 성능 변화의 안정성을 보여주는 지표로 활용된다.

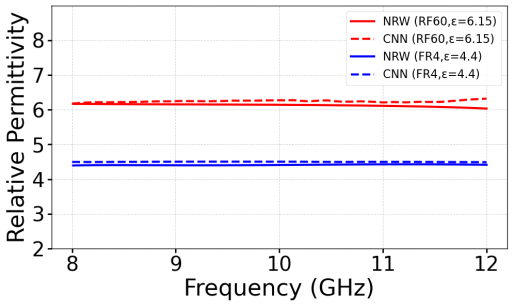


그림 4. Zero-gap시 FR-4와 RF-60 시료의 NRW, CNN 모델 유전율 결과 비교(시뮬레이션)

Fig 4. Comparison of NRW and CNN permittivity results for Zero-gap FR-4 and RF-60 (simulation).

Ⅴ. Air-Gap 과 Oversized 시료의 CNN 모델 유전율 추정 결과 (시뮬레이션)

5-1 Air-Gap 존재 시 추정 정확도 분석

실제 측정 환경에서는 가공이 어려운 유전체와 도파관 사이에 air-gap이 발생할 가능성이 크다. 본 연구에서 air-gap은 (도파관 내부 치수 - 시료 치수) / 도파관 내부 치수×100으로 나타내 주었다.

이러한 비이상적 조건에서 CNN 모델의 성능을 평가하기 위해 그림 5와 같이 시뮬레이션을 통해 다양한 크기의 air-gap을 생성하여 FR-4의 산란계수를 측정하였다. 그림 6은 air-gap 조건에서 NRW 방법과 CNN 모델의 유전율 추정 결과를 보여준다. NRW 방법의 경우 air-gap 증가에 따라 정확도가 현저히 저하되었으나, CNN 모델은 모든 air-gap 조건에서 1.95±0.26 %의 낮은 평균 편차율을 보였다.

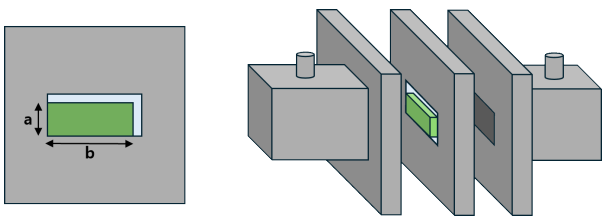


그림 5. Air-gap이 존재하는 경우 산란계수 측정 환경(시뮬레이션)

Fig. 5. *S*-parameter measurement environment with air-gap (simulation).

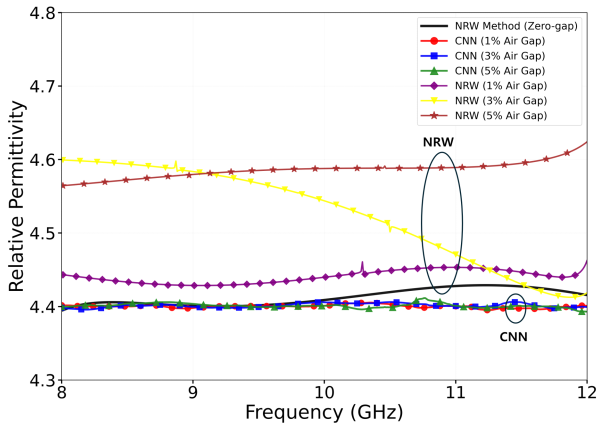


그림 6. Air-gap 변화에 따른 FR-4(ε=4.4)의 NRW, CNN 모델 유전율 결과 비교(시뮬레이션)

Fig 6. Comparison of NRW and CNN model permittivity results for FR-4 (ε=4.4) according to air-gap variation (simulation).

5-2 비정형 형상 유전율 측정 CNN 모델 유효성 검증

Oversized 유전체의 유전율을 CNN 모델을 통해 추정하기 위해, 시뮬레이션에서 λ/32 두께의 FR-4를 그림 7과 같이 도파관 대비 14.8 %, 71.5 %, 140 %의 크기로 제작하여 산란계수 측정을 진행하였다. 이 과정에서 측정 유전체를 도파관에 결합하기 위해 구멍을 뚫어 주었기 때문에 이 상황에서 유효한 주파수 대역인 9.2～10.2 GHz에서 측정을 진행해 주었다. 이를 바탕으로 그림 8의 결과를 보면 oversized 시료의 NRW 계산값의 경우 zero-gap FR-4의 NRW 계산값 대비 최대 11.64 %의 편차율을 보였지만 CNN 모델로 추정한 결과 모든 크기에서 1.93±0.23 %의

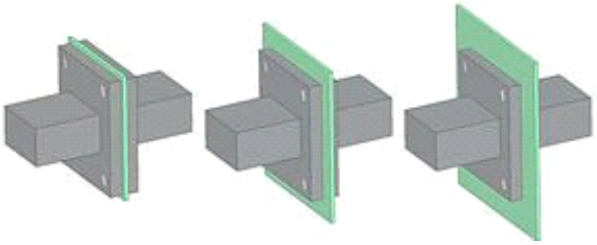


그림 7. Oversized 비정형 형상 유전체 산란계수 측정 환경 (시뮬레이션)

Fig. 7. *S*-parameter measurement environment with oversized material (simulation).

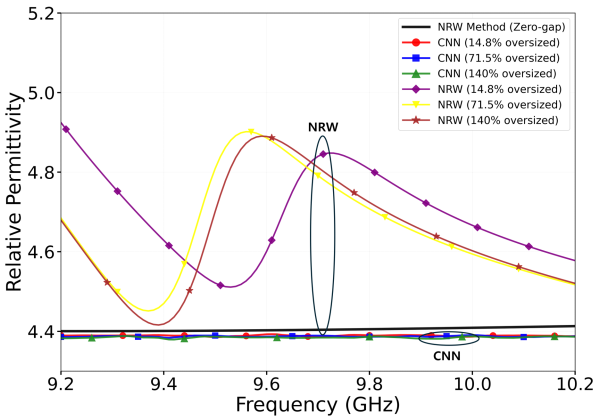


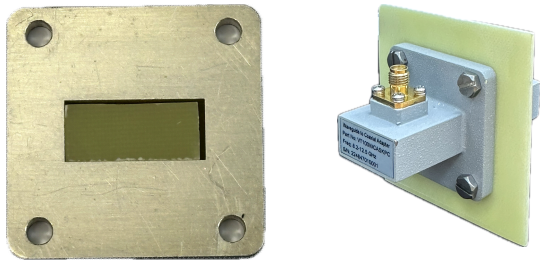
그림 8. Oversized 조건 FR-4(ε=4.4)의 NRW, CNN 모델 유전율 결과 비교(시뮬레이션)

Fig. 8. Comparison of NRW and CNN model permittivity results for FR-4 (ε=4.4) under oversized conditions (simulation).

평균 편차율을 보였다.

Ⅵ. Air Gap과 Oversized 시료의 CNN 모델 유전율 추정 결과(측정)

시뮬레이션을 통해 검증된 CNN 모델의 실제 적용 가능성을 확인하기 위해 그림 9와 같이 시료를 제작한 다음 VNA를 사용하여 air-gap이 존재하는 조건과 oversized 조건에서 λ/32 두께 FR-4 시료의 실제 산란계수를 측정하였다. 측정에 사용된 FR-4 시료는 air-gap이 3 %인 경우, oversized 조건 같은 경우 앞선 시뮬레이션과 같은 조건으로 제작하였다.



(a) (b)

그림 9. 산란계수 측정 환경 (a) air-gap setup, (b) oversized setup

Fig. 9. *S*-parameter measurement configurations: (a) air-gap setup (b) oversized setup.

그림 10과 그림 11은 실제 측정된 산란계수 데이터를 바탕으로 NRW 방법과 CNN 모델을 통해 추정한 유전율 결과를 비교한 것이다. air-gap 3 %인 조건에서 CNN 모델 유전율 추정 결과는 zero-gap 조건의 NRW 계산값 대비 2.23±2.31 %의 평균 편차율을 보였다. oversized 조건에서 NRW 방법은 zero-gap 조건의 NRW 계산값에 비해 최대 18 %의 편차율을 보인 반면, CNN 모델은 모든 크기에서 2.34±2.69 %의 평균 편차율을 보였다. 결과적으로 표 2를 통해 제안된 CNN 기반 유전율 추정 방법이 실제 측정 환

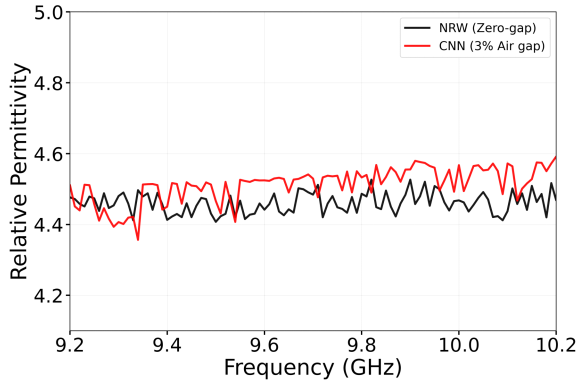


그림 10. Air-gap 3 % FR-4(ε=4.4)의 NRW, CNN 모델 유전율 결과 비교(측정)

Fig. 10. Comparison of NRW and CNN model permittivity results for 3 % air-gap FR-4 (ε=4.4) (measurement).

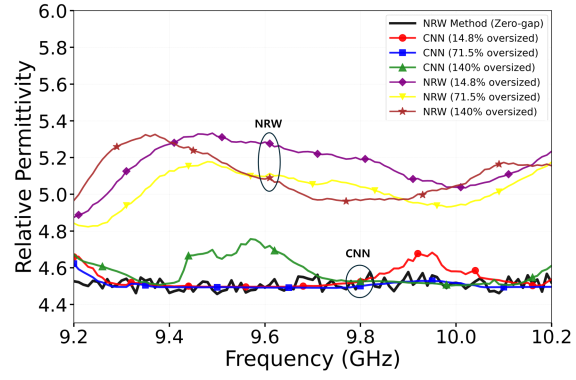


그림 11. Oversized 조건 FR-4(ε=4.4)의 NRW, CNN 모델 유전율 결과 비교(측정)

Fig. 11. Comparison of NRW and CNN model permittivity results for FR-4 (ε=4.4) under oversized conditions (measurement).

표 2. CNN과 NRW를 이용한 유전율 추정 결과 비교 (시뮬레이션 및 측정)

Table 2. Comparison of permittivity estimation performance between CNN and NRW under various measurement conditions.

	FR-4 type (%)	Average deviation rate (%)	
		CNN	NRW
Simulation	Zero-gap	1.97±0.31	0
	Air-gap (1~5)	1.95±0.26	3.27±2.62
	Oversize (16~141)	1.93±0.23	6.82±4.74
Measurement	Zero-gap	2.17±0.61	0
	Air-gap (3)	2.23±2.31	17.62±5.31
	Oversize (16~141)	2.34±2.69	13.62±4.41

경에서도 기존 방법보다 우수한 성능을 제공함을 확인할 수 있다.

Ⅶ. 결 론

본 연구에서는 X-band 주파수 대역에서 air-gap이 존재하거나 시료가 도파관보다 큰 oversized 조건의 비정형 형상 유전체의 유전율을 정확히 추정할 수 있는 CNN 기반 딥러닝 모델을 제안하였다. 기존의 도파관 측정법과 NRW 방식은 시료와 도파관 사이의 air-gap 등의 비정형 형상과 두께 변화에 따른 측정 한계가 있었으나, 제안된 CNN 모델은 이러한 제약이 있는 상황에서도 우수한 성능을 제공했다.

실험 결과, 개발된 CNN 모델은 이상적인 zero-gap 조건에서 기존 NRW 방법과 동등한 수준의 정확도를 보여주었을 뿐만 아니라, 비이상적 조건에서 더욱 우수한 성능을 나타냈다. 특히 air-gap이 5 % 이하로 존재하는 상황에서도 2.23±2.31%의 평균 편차율을 보이며 안정적인 유전율 추정 성능을 유지하였으며, oversized 조건의 FR-4 시료에 대해서도 2.34±2.69 %의 평균 편차율을 보였다. 반면 NRW 방법은 동일 조건에서 최대 11.64 %의 편차율

을 보여 제안 방법의 우수성을 확인하였다.

본 연구에서 제안한 CNN 기반 유전율 추정 방법은 정밀 가공이 어려운 비정형 유전체의 전기적 특성을 파악하는 데 효과적으로 활용될 수 있으며, 기존 NRW 방법의 한계를 극복하는 실용적인 대안이 될 수 있음을 확인하였다.

한편, 본 연구에서는 air-gap과 같은 비정형 구조에서 제안된 CNN 모델의 보정 성능을 우선적으로 검증하기 위하여 복소 상대 유전율 중 실수부(ε')에 대한 추정 성능만을 다루었다. 측정된 *S*-파라미터에는 NRW 방법과 마찬가지로 유전 손실에 대한 정보 또한 포함되어 있으므로, 제안된 CNN 모델은 원리적으로 허수부 추정에도 충분히 적용될 수 있다. 향후 연구에서는 모델의 출력단을 확장하여 실수부와 허수부를 동시에 예측하도록 개발함으로써, 단일 측정을 통해 비정형 시료의 복소 유전율 전체를 정확하게 추정하는 연구를 진행할 것이다.

References

[1] J. Baker-Jarvis, E. J. Vanzura, and W. A. Kissick, "Improved technique for determining complex permittivity with the transmission/reflection method," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 38, no. 8, pp. 1096-1103, Aug. 1990.

[2] H. Le, V. P. Hoang, V. S. Doan, and D. P. Le, "Dop-DenseNet: Densely convolutional neural network-based gesture recognition using a micro-Doppler radar," *Journal of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 22, no. 3, pp. 335-343, May 2022.

[3] W. B. Weir, "Automatic measurement of complex dielectric constant and permeability at microwave frequencies," *Proceedings of the IEEE*, vol. 62, no. 1, pp. 33-36, Jan. 1974.

[4] E. J. Rothwell, J. L. Frasch, S. M. Ellison, P. Chahal, and R. O. Ouedraogo, "Analysis of the Nicolson-Ross-Weir method for characterizing the electromagnetic properties of engineered materials," *Progress in Electromagnetics Research*, vol. 157, pp. 31-47, Oct. 2016.

[5] D. P. Kingma, J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," in *3rd International Conference for Learning Representations(ICLR)*, San Diego, CA, Jul. 2015, p. 6980.

권 성 욱 [한국외국어대학교/석사과정]
https://orcid.org/0009-0001-1282-5873

2024년 2월: 한국외국어대학교 전자공학과 (공학사)
2024년 3월～현재: 한국외국어대학교 전자공학과 석사과정
[주 관심분야] 딥러닝 기반 물질상수 측정 모델링, 전자장 수치해석 등

서 정 빈 [한국외국어대학교/석사과정]
https://orcid.org/0009-0009-1435-206X

2024년 2월: 한국외국어대학교 전자공학과 (공학사)
2024년 3월～현재: 한국외국어대학교 전자공학과 석사과정
[주 관심분야] RF 전력증폭기 설계, 전자장 수치해석, 물질상수 측정 등

서 한 동 [한국외국어대학교/석사과정]
https://orcid.org/0009-0009-0212-8044

2025년 2월: 한국외국어대학교 전자공학과 (공학사)
2025년 3월～현재: 한국외국어대학교 전자공학과 석사과정
[주 관심분야] 알고리즘 기반 통신 최적화, RFIC 설계, RF 전력증폭기 설계 및 모델링 등

양 혜 민 [한국외국어대학교/석사과정]
https://orcid.org/0009-0004-2492-5582

2025년 2월: 한국외국어대학교 전자공학과(공학사)
2025년 3월～현재: 한국외국어대학교 전자공학과 석사과정
[주 관심분야] 마이크로파 및 무선회로 설계, 자기 유도 통신 등

박 영 철 [한국외국어대학교/교수]
https://orcid.org/0000-0001-6275-4957

1992년 2월: 연세대학교 전기공학과 (공학사)
1994년 2월: 연세대학교 전기공학과 (공학석사)
2004년 2월: 미국 Georgia Institute of Tech.ECE (공학박사)
1994년~2007년: 삼성전자 정보통신팔
2007년~현재: 한국외국어대학교 전자공학과 교수
[주 관심분야] 인공지능 기반 초고주파 회로 설계, 고효율 전력 증폭기, 물질상수 정밀측정, 후방산란 시스템 등