

채프 다이내믹 RCS의 빠른 추정을 위한 Multi-Layer Perceptron을 이용한 대리모델

Surrogate Model Using a Multilayer Perceptron for the Fast Estimation of Chaff Dynamic RCS

박 수 흥 · 김 준 선 · 서 동 욱

Su Hong Park · Jun-Seon Kim · Dong-Wook Seo

요 약

채프는 상대방의 레이더를 기만하여 표적을 보호하는 역할을 하는 레이더 역대항책으로 주파수, 발사 조건 및 환경변수에 따라서 방사된 채프운의 위치, 방향, 밀도가 변화한다. 이로 인해 채프운의 레이더 반사단면적 (RCS, radar cross section) 역시 시간에 따라 변화하는 특성이 있다. 기존의 연구를 통하여 채프의 동특성은 CFD-DEM 기법을 사용하여 예측하고, 이로부터 근사화 기법의 하나인 GEC(generalized equivalent conductor) 방법을 이용하여 빠른 계산 시간으로 다이내믹 RCS를 예측하는 모델을 구현하였다. 본 논문에서는 수치 해석 기법들을 사용하는 대신 기존 방법으로 얻어낸 결과와 환경변수들을 MLP(multi-layer perceptron)로 학습해 성능지표 MSE(mean-square error)가 0.0016, R2 score가 0.9307로 기존보다 약 8.59초 더 빠르게 결과를 얻었다.

Abstract

Chaffs, as radar countermeasures, are widely used to protect targets by deceiving enemy radar systems. The position, orientation, and density of the deployed chaff clouds vary depending on the frequency, launch conditions, and environmental variables. Consequently, the radar cross-section (RCS) of the chaff cloud exhibits time-varying characteristics. In prior studies, the dynamic behavior of chaff was predicted using the computational fluid dynamics-discrete element method, and a model for predicting dynamic RCS was implemented using the generalized equivalent conductor method, an approximation technique. In this study, instead of relying on numerical analysis methods, we developed a surrogate model capable of real-time prediction of the dynamic RCS by training a multilayer perceptron on the results and environmental variables obtained from existing methods. The proposed surrogate model achieved a mean square error of 0.0016 and an R2 score of 0.9307 and obtained results approximately 8.59 s faster than the existing methods.

Key words: Artificial Intelligence, Chaff Clouds, Generalized Equivalent Conductor, Multi-Layer Perceptron, Radar Cross-Section

「이 연구는 광역방어 특화연구센터 프로그램의 일환으로 국방과학연구소와 방위사업청의 지원으로 수행되었음(UD240002SD).」

국립한국해양대학교 전파공학과/해양인공지능융합전공(Department of Radio Communications Engineering/Interdisciplinary Major of Maritime AI Convergence, National Korea Maritime & Ocean University)

· Manuscript received July 4, 2025 ; Revised July 26, 2025 ; Accepted August 18, 2025. (ID No. 20250704-022S)

· Corresponding Author: Dong-Wook Seo (e-mail: dwseo@kmou.ac.kr)

I. 서론

현대 전장에서 다양한 위협으로부터 자산을 보호하는 레이더 대응 방법의 연구는 필수적이다. 대표적으로 채프, Flare, Nixie, 그리고 Decoy가 있다^[1]. 이 중 채프는 세계 2차 대전부터 전통적으로 레이더의 추적 및 식별을 방해하기 위한 레이더 전자방해책으로 가장 일반적으로 사용되었으며^{[2],[3]}, 금속성 물질로 코팅된 섬유 다발을 다량으로 공중에 투하/발사하여 전자기 산란으로 상대방을 기만하는 데 사용된다.

하지만 실제 환경에서 채프의 레이더 반사단면적(RCS, radar cross-section)을 측정할 경우 수 많은 미세한 입자를 공중에 뿌리기 때문에 회수하여 재실험이 어렵고 환경문제 등이 발생한다. 이러한 문제로 채프 실시험이 제한적으로 실시되며 그 결과 역시 접근이 제한되어, 그동안 채프에 대한 연구는 수치해석 기법을 이용하는 경우가 대부분이다. 또한 AI를 활용한 채프의 연구는 채프를 방사하는 위치에 따른 기만 효율을 연구하는 것이 전부였다^{[4],[5]}.

기존의 연구에서 채프운의 다이내믹 RCS는 채프의 동특성을 해석하고 그에 따른 전자기 특성을 계산하여 얻었다. 이때 동특성은 실제 환경과의 유사성을 위해서 환경에 따른 채프의 움직임 변화와 채프 간의 충돌을 반영한 CFD-DEM^[6]을 통해 해석하였고 이런 동특성을 반영한 채프들의 전자기 특성을 근사화 기법인 GEC(generalized equivalent conductor)를 통하여 계산하였다^[7].

GEC는 근사화 기법이기에 때문에 비교적 짧은 계산 시간으로 RCS를 계산할 수 있지만, CFD-DEM은 수치해석 기법 중 하나로 매우 많은 계산 시간과 리소스가 요구된다. 본 논문에서는 CFD-DEM과 GEC를 통해서 얻은 다이내믹 RCS와 환경변수를 인공지능 모델로 학습하여 일련의 수치해석 기법들의 적용 없이 빠르게 다이내믹 RCS를 얻을 수 있도록 한다. 이때 학습에 사용하는 모델은 인공지능 회귀 기법^{[8],[9]} 중 하나인 MLP(multi-layer perceptron)를 사용한다.

II. 기존의 채프운 동특성 및 RCS 예측 기법^{[10],[11]}

CFD-DEM은 CFDs(computational fluid dynamics)와 DEM(discrete element method)을 결합한 방법이다. 먼저, CFDs를

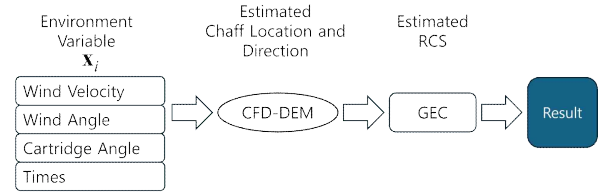


그림 1. 기존 RCS 추정 방법
Fig. 1. Previous RCS estimation method.

이용하여 채프 섬유 사이의 유체역학을 고려한 채프에 대한 동적 방정식을 계산하고, DEM을 이용하여 채프를 6개의 자유도를 가지는 노드로 설정하여 채프 간의 충돌에 따라 움직임을 계산한다. 위 두 가지 방법의 결합으로 채프들의 위치와 방향을 계산할 수 있다.

GEC는 채프들이 균일한 방향과 분포라고 가정한 EC(equivalent conductor)의 발전된 형태로, 임의의 방향을 가정하여 채프운을 유효 물질로 채프의 분포를 대체하여 표현한 것이다. 채프운을 유효 물질로 대체함으로써 유효 유전율, 부피, 계산 구역을 얻게 되므로 채프운의 RCS를 추정할 수 있다. 그림 1과 같이 기존에는 파라미터 풍향, 풍속, 초기 각도, 시간에 따른 채프운의 위치와 방향을 구하고 운용 주파수, 채프운의 거리, 채프의 수, 채프의 직경에 따른 채프운의 RCS를 GEC로 추정한다.

III. 제안하는 다이내믹 RCS 대리모델

3-1 MLP 기본 개념^[12]

MLP는 기본적으로 입력, 은닉, 그리고 출력 계층으로 이루어져 있고 이 장에서 MLP는 그림 2와 같이 은닉 계층이 하나의 층을 가진다고 가정한다. 각 계층은 노드로 이루어져 있으며, 각 노드는 다음 계층의 모든 노드와 연결되어 있다. MLP의 가장 큰 특징은 모든 연속함수를 근사화가 가능하다는 점이다.

i 개의 훈련 패턴(x_i, t_i)을 가지고 있다고 가정한다. 여기서 i 는 패턴 수를 뜻하고, x_i 는 i 번째 훈련 패턴의 N 차원 입력 벡터이고, t_i 는 실제 측정된 값을 말한다. 여기서 입력 벡터 x_i 를 입력했을 때, 입력 벡터에 따른 MLP의 예측 값을 y_i 라 한다. 입력 계층에서 은닉 계층으로 전달되는

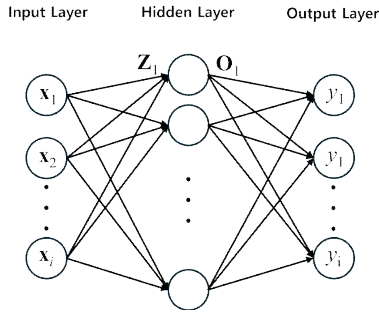


그림 2. MLP 계층구조
Fig. 2. MLP architecture.

은닉 계층의 입력은 식 (1)과 같다.

$$Z_i(l) = \sum_{k=1}^{N+1} w_i^{(l)}(l, k) \cdot \mathbf{x}_i(k) \quad (1)$$

여기서 l 은 은닉 계층의 노드 수, k 는 입력 계층의 노드 수 그리고 $w_i^{(l)}(l, k)$ 는 입력 계층에서 출력 계층 사이의 가중치를 나타낸다. 은닉 계층에서 출력되는 값들은 비선형 활성화 함수를 거쳐 식 (2)와 같다.

$$O_j(l) = f(Z_i(j)) \quad (2)$$

여기서 j 는 다음 계층의 노드 수, 함수 f 는 활성화 함수를 나타낸다. 출력 계층에서는 입력에 대한 직접적인 연관성과 학습 데이터의 비선형성을 모두 학습하기 위해 입력 계층의 출력과 은닉 계층 출력의 합으로 식 (3)과 같이 표현된다.

$$y_i(m) = \sum_{k=1}^{N+1} w_i^{(h)}(m) \times \mathbf{x}_i(k) + \sum_{j=1}^L w_i^{(out)}(m, j) \times O_j(j) \quad (3)$$

여기서 m 은 다음 계층의 노드 수, L 은 출력의 차원 그리고 $w_i^{(out)}(m, j)$ 은 은닉과 출력 계층 사이의 가중치이다. MLP에서 학습은 역전파^[13]를 통해서 가중치와 threshold를 업데이트하여 출력되는 결과를 수정한다.

3-2 MLP를 이용한 개선된 방법

앞서 언급했던 것처럼 기존 RCS 추정은 CFD-DEM으로 계산된 채프운의 동특성에 따라 근사화 기법인 GEC로 RCS를 추정하는 방식이다. 본 논문에서 그림 3과 같은 새로운 접근 방법을 제안한다. 동특성에 따른 채프운을 얻

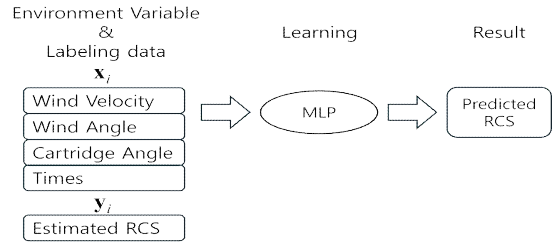


그림 3. 제안된 RCS 예측 방법
Fig. 3. Proposed RCS prediction method.

은 후 GEC로 추정된 RCS 결과를 환경변수와 함께 MLP를 이용하여 학습한다. 이때 환경변수는 표 1과 같고, 채프운을 얻을 때와 같은 파라미터를 사용하였다. 훈련에 사용하는 라벨링 데이터의 경우 파라미터와 시간에 따라 RCS를 예측해야 하므로 (case×time)의 데이터를 가진다.

따라서 수치적인 해석방법 없이 RCS를 예측함으로써 시간 단축을 이루고자 한다. 한편, 본 연구에 적용한 MLP 모델의 은닉 계층구조는 그림 4와 같다. 설정한 데이터셋 중에서 학습에는 90%, 검증에는 10%로 설정하여 예측하였다. 모델의 성능은 다음의 MSE(mean square error)와 R2 Score를 통해 평가하였다. MSE는 예측값과 라벨링 데이터 사이의 이상치를 설명할 수 있고, R2 score는 예측값이 라벨링 데이터를 얼마나 설명할 수 있는지를 측정할 수 있다.

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

$$R2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y)^2}{\sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

표 1. 입력 데이터셋과 출력 데이터셋
Table 1. Input dataset and output dataset.

Parameter	Dataset	Steps
Wind velocity (m/s)	0~10	1
Wind angle (°)	0~90	45
Cartridge angle (°)	0~45	1
Time (s)	0~5	0.1
Total	1,518×50 (case×time)	

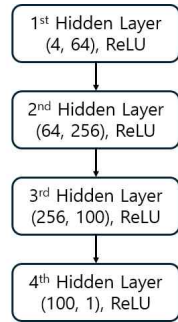


그림 4. 은닉 계층구조
Fig. 4. Architecture of the hidden layers.

여기서 y 는 라벨링 데이터, \bar{y} 는 라벨링 데이터의 평균, \hat{y}_i 는 예측값이다.

3-3 MLP 예측 결과

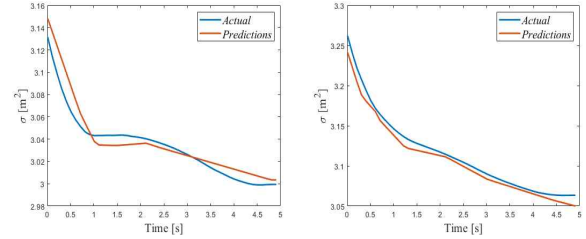
앞에서 제안된 방법에 대한 성능 MSE, R2 score와 걸린 시간을 표 2에 나타내었다. 그리고 그림 5는 풍속(WV, wind velocity), 풍향(WA, wind angle), 카트리지 초기 각도(CA, cartridge angle)에 대한 시간에 따른 RCS 예측 그래프이다. 빨간색 곡선의 Actual은 CFD-DEM & GEC를 통해 계산된 RCS를 나타낸 것이며, 파란색 곡선의 Prediction은 MLP를 통해 추론한 RCS이다. 표 2와 같이 기존의 CFD-DEM & GEC 모델보다 본 논문에서 제안된 MLP를 이용한 모델이 기존보다 약 44 % 더 빠르며, 높은 정확도를 보여주는 것을 알 수 있다.

IV. 결 론

기존에는 수치해석 기법인 CFD-DEM과 근사화 기법인 GEC를 통해 RCS를 얻음으로써 시간을 단축하였다. 채프운의 동특성에 따라 위치와 방향을 계산하는데 많은 컴퓨터 리소스와 계산 시간이 필요하다. 그래서 본 논문에서

표 2. 모델의 성능 평가 및 소요 시간
Table 2. Model performance and computation time.

Model	MSE	R2 score	Time (s)
MLP	0.0016	0.9307	10.69
Preprose model	-	-	19.28



(a) WV=8, WA=0, CA=39 (b) WV=9, WA=45, CA=24

그림 5. MLP를 이용한 RCS 예측
Fig. 5. Predicted RCS using MLP.

는 수치해석 기법을 사용하지 않고 인공지능 회귀 기법인 MLP를 사용하여 새로운 채프운의 RCS 추정 방법을 제안하였다. 또한 본 논문에서는 AI를 통해 해석 시간을 단축하게 되었고 이로써 RCS를 추정할 수 있는 가능성을 확인하였다. 제안한 방법으로 해석할 경우 MSE=0.0016, R2 score=0.9307의 성능을 가지며, 해석시간은 약 44 % 향상되었다. 추후 연구를 통해서 활성화 함수에 따른 성능 비교와 모델에 따른 성능 비교를 통해서 정확도를 증가시킬 예정이다. 또한, 주파수와 같은 파라미터를 가변하여 다양한 경우에서 RCS 예측을 진행할 예정이다.

References

- [1] J. S. Kim, D. Y. Lee, T. H. Kim, and D. W. Seo, "Chaff cloud modeling and electromagnetic scattering properties estimation," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 58835-58849, Jun. 2023.
- [2] M. Kim, M. J. Lee, S. H. Lee, S. Park, Y. J. Kong, and S. K. Woo, "Comparative analysis of effective RCS prediction methods for chaff clouds," *The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science*, vol. 29, no. 3, pp. 233-240, Mar. 2018.
- [3] J. S. Kim, D. W. Seo, "Applying vector radiative transfer for real-time RCS estimation of chaff cloud," *International Journal of Control Automation and Systems* vol. 29, no. 8, pp. 636-640, Aug. 2023.
- [4] Y. Zuo, L. Guo, W. Liu, and J. Ding, "Jamming efficiency analysis based on the range profile of target with chaff," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 13573-13589, Jan. 2021.

- [5] N. Arya, E. Chand, A. Mathur, U. Kumar, V. Kumar, and A. Basita, "Jamming efficacy analysis of chaff using AI/ML," in *2024 Second International Conference on Microwave, Antenna and Communication(MAC)*, Dehradun, Oct. 2024.
- [6] U. J. Jung, M. Kim, and D. Sohn. "Numerical simulation of spatiotemporal distribution of chaff clouds for warship defense using CFD-DEM coupling," *Journal of the Computational Structural Engineering Institute of Korea*, vol. 36, no. 2, pp. 93-103, Apr. 2023.
- [7] J. S. Kim, U. J. Jung, S. H. Park, D. Y. Lee, M. Kim, and D. Sohn, et al., "Modeling and dynamic radar cross-section estimation of chaff clouds for real-time simulation," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 14, p. 3587, Jul. 2023.
- [8] J. S. Lee, S. B. Jeong, Y. J. Shin, and D. H. Seo, "Target-Centered context-detection technique using dual R-CNN," *Journal of Advanced Marine Engineering and Technology*, vol. 47, no. 6, pp. 405-410, Dec. 2023.
- [9] J. S. Lee, K. W. Han, H. I. Seo, and D. H. Seo, "A study on automated invoice recognition and text correction," *Journal of Advanced Marine Engineering and Technology*, vol. 48, no. 6, pp. 516-523, Dec. 2024.
- [10] D. Y. Lee, J. S. Kim, and D. W. Seo, "Analysis of effect of coherent and incoherent components on RCS of chaff cloud," *Journal of Advanced Marine Engineering and Technology(JAMET)*, vol. 46, no. 3 pp. 128-134, Jun. 2022.
- [11] D. W. Seo, H. J. Nam, O. J. Kwon, and N. H. Myung, "Dynamic RCS estimation of chaff clouds," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 48, no. 3, pp. 2114-2127, Jul. 2012.
- [12] W. H. Delashmit, T. M. Michael, "Recent developments in multilayer perceptron neural networks," in *Proceedings of the 7th Annual Memphis Area Engineering and Science Conference MAESC*, Memphis, TN, May 2005.
- [13] E. M. Johansson, F. U. Dowla, and D. M. Goodman, "Backpropagation learning for multilayer feed-forward neural networks using the conjugate gradient method," *International Journal of Neural Systems*, vol. 2, no. 4, pp. 291-301, Jan. 1991.

박 수 흥 [국립한국해양대학교/석사과정]

<https://orcid.org/0009-0009-4448-0775>



2024년 2월: 국립한국해양대학교 전파공학
학과 (공학사)

2024년 3월~현재: 국립한국해양대학교
전파공학과 석사과정

[주 관심분야] RF, Radar, 레이다 신호 처
리 등

김 준 선 [국립한국해양대학교/박사과정]

<https://orcid.org/0000-0002-2102-6264>



2022년 2월: 한국해양대학교 전파공학과
(공학사)

2024년 2월: 국립한국해양대학교 전파공
학과 (공학석사)

2024년 3월~현재: 국립한국해양대학교
전파공학과 박사과정

[주 관심분야] RCS 해석, 전자파 수치해석

서 동 욱 [국립한국해양대학교/교수]

<https://orcid.org/0000-0001-9449-7772>



2003년 2월: 경북대학교 전자전기공학부
(공학사)

2005년 8월: 한국과학기술원 전기및전자공
학 (공학석사)

2011년 2월: 한국과학기술원 전기및전자
공학 (공학박사)

2011년 1월~2012년 9월: 국방기술품질원

선임연구원

2012년 10월~2017년 8월: 한국전자통신연구원 선임연구원

2017년 9월~현재: 국립한국해양대학교 전자전기정보공학부
교수

[주 관심분야] 전자파 수치해석, RCS 해석, 레이더 시스템, 레
이다 신호처리, 무선전력전송