

이상치 및 특징 추출을 통한 전이중 실시간 비선형 재밍 신호 간섭 제거

이 현 휘*, 조 상 왕*, 김 성 민*,
김 빛 찬*, 김 동 구**, 채 찬 병°

Real-time Nonlinear Jamming Signal Interference Cancellation in Full-Duplex Systems through Outlier and Feature Extraction

Hyeon Hwi Lee*, Sang Wang Cho*,
Sung Min kim*, Bit Chan Kim*,
Dong Ku Kim**, Chan-Byoung Chae°

요 약

이 연구는 재밍 신호의 높은 출력과 전장 환경 변화로 인해 실시간 학습이 필요한 상황에서, 기존 Neural Network는 학습 및 추론 시간이 길어 적합하지 않고, SVR은 복잡성에 비해 간섭 제거 성능이 부족한 문제를 해결하기 위한 기법을 제안한다. 이를 해결하기 위해, F-Regression으로 주요 특징을 추출하고, Isolation Forest로 이상치를 제거한 후, NuSVR을 활용하여 실시간 간섭 제거를 수행하는 방식을 제시한다.

Key Words : Jamming Interference Cancellation

ABSTRACT

This study proposes a method to address the need for real-time learning due to the high power of jamming signals and environmental variability, where

traditional neural networks are unsuitable because of their long training and inference times, and SVR lacks sufficient interference cancellation performance relative to its complexity. To address these issues, this study extracts key features using F-Regression, removes outliers with Isolation Forest, and employs NuSVR to achieve real-time interference cancellation.

I. 서 론

전이중 통신 연구는 송신 신호로 인한 자기 간섭 문제를 해결하기 위해 다양한 접근법을 제안해 왔으며, 특히 높은 출력 환경에서의 간섭 제거가 주요 과제로 다뤄지고 있다¹⁾. 재밍 신호는 더 높은 출력으로 인해 간섭의 비선형성이 증가하고 전장 환경 변화로 신호 변동성이 커져 채널 추정 및 간섭 제거가 어려워진다^{2,3)}.

그림 1은 전이중 통신에서 재밍 간섭 제거를 위한 시스템 모델을 보여준다. 본 연구는 Digital Cancellor에 F-Regression과 Isolation Forest를 결합하여 특징을 추출하고 이상치를 제거한 후, NuSVR을 활용하여 실시간 간섭 제거를 수행하는 방식을 제안한다.

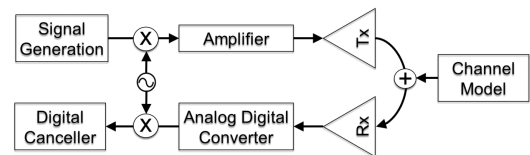


그림 1. 전이중 재밍 간섭 제거를 위한 시스템 모델
Fig. 1. System Model for Full-Duplex Jamming Interference Cancellation

II. 본 론

그림 2에서 음영 처리된 영역인 Model Training과 Model Inference는 각각 제안된 알고리즘의 학습 및 추론 과정이다. Model Training 단계에서는 특징추출, 이상치 탐지를 이용하여 NuSVR 기반의 모델 학습이 수행된다. Model Inference 단계에서는 학습된 NuSVR 모델을 기반으로 실시간 간섭 제거가 이루어진다.

※ 이 논문은 2022년 정부(방위사업청)의 재원으로 국방기술진흥연구소의 지원을 받아 수행된 연구임(KRIT-CT-22-048)

• First Author : (0000-0001-5315-0625) School of Integrated Technology, Yonsei University, hynissi@yonsei.ac.kr, 학생(석사과정), 학생회원

° Corresponding Author : (ORCID:0000-0001-9561-3341) School of Integrated Technology, Yonsei University, cbchae@yonsei.ac.kr, 정교수, 종신회원

* LIGNex1, Electronic Warfare R&D, {sangwang.cho2, sungmin.kim2, bitchan.kim}@lignex1.com

** (ORCID:0000-0002-5226-6463) School of Electrical and Electronic Engineering, Yonsei University, dkkim@yonsei.ac.kr, 종신회원
논문번호 : 202410-263-B-LU, Received October 30, 2024; Revised November 17, 2024; Accepted November 17, 2024

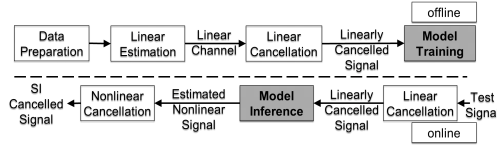


그림 2. 제안된 간섭 제거 시스템의 블록 다이어그램
Fig. 2. Block Diagram of the Proposed Interference Cancellation System

2.1 특징 추출(F-Regression)

첫 번째 단계에서는 F-Regression 기법을 활용해 주요 특징을 추출하고 데이터 차원을 줄였다. F-Regression은 F-통계량을 기반으로 목표 변수와 가장 관련성 높은 특징을 선별하며, 이를 통해 훈련 및 추론 시간을 단축하고 모델 성능을 향상시킬 수 있었다. 본 연구에서는 수식 (1)과 (2)에 따라 상위 30개 특징을 선택해 MSR을 최소화하고 MSE를 최소화하였다. MSR은 모델이 설명하는 변동의 평균 제곱을, MSE는 예측 오차의 평균 제곱을 나타낸다.

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

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

수식 (1), (2)에서 y_i 는 실제 관측된 값, \hat{y}_i 는 예측된 값, \bar{y} 는 실제 값의 평균, 그리고 p 는 모델의 자유도, N 은 데이터 포인트의 총 개수를 의미한다.

2.2 이상치 탐지(Isolation Forest)

특징 추출 이후에는 Isolation Forest^[4]를 활용해 이상치를 탐지하고 제거하는 작업이 이루어진다. Isolation Forest는 비지도 학습 알고리즘으로, 데이터 분포에서 벗어난 이상치를 효과적으로 식별할 수 있다. 이 알고리즘은 특이한 데이터를 빠르게 추출하며, 선형 시간 복잡도와 낮은 메모리 요구로 효율적으로 작동한다.

Isolation Forest의 핵심 아이디어는 이상치가 정상치보다 상대적으로 적고, 분포의 경계에서 분리될 가능성이 높다는 점이다. 본 연구에서는 수식 (3)과 (4)의 이상치 점수 기반으로 전체 데이터의 10%를 이상치로 간주해 제거하였다. 이는 모델 학습 과정에서 노이즈의 영향을 줄이고, 학습 데이터의 품질을 개선하기 위한 것이다.

$$S(x, n) = 2^{-\frac{h(x)}{c(n)}} \quad (3)$$

$$c(n) = 2H(n-1) - \frac{2(n-1)}{n} \quad (4)$$

$S(x, n)$ 은 각 데이터 포인트 x 의 이상치 점수, $h(x)$ 는 해당 포인트가 분리될 때까지의 경로 길이, $c(n)$ 은 샘플 크기 n 에 대한 조정 상수, $H(n)$ 은 조화수(Harmonic number)이다. 이상치 점수는 1에 가까울수록 이상치일 가능성이 높다.

이상치는 모델 학습 과정에서 과도한 영향을 미치는 데이터를 줄여 모델의 일반화 성능을 향상시킬 수 있다.

2.3 NuSVR

NuSVR은 회귀 분석 기법으로, ν 파라미터를 통해 허용 오차 범위와 서포트 벡터의 비율을 동시에 제어하여 모델 복잡성과 일반화 성능 간의 균형을 맞춘다. 본 연구에서는 수식 (5)의 목표 함수에 따라 $\nu=0.2$ 를 적용해 허용 오차와 서포트 벡터 비율을 조정하고, 실시간 간섭 제거에 NuSVR을 적용하였다. 이는 복잡한 신호 환경에서 유연성과 실시간 처리 능력을 제공하며, 노이즈와 이상치에 강한 특성을 보였다.

$$\min_{w, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \|w\|^2 + \nu \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \xi_i^* \right) \quad (5)$$

수식 (5)에서 w 는 모델의 가중치 벡터, ν 는 조정 파라미터, ξ, ξ^* 는 슬랙 변수로 허용 가능한 오류의 범위를 정의한다. 이 함수는 모델의 복잡성을 최소화하면서 예측 오류를 줄이는 것을 목표로 한다. 이를 통해 NuSVR은 고차원 비선형 데이터에서도 효율적으로 작동하며, 간섭 제거 성능을 극대화할 수 있었다.

III. 실험 결과

그림 3은 10 dBm 송신 전력과 20 MHz 샘플링 주파수를 사용한 신호^[5]의 실험 결과를 보여준다. 기존 방식^[6](Conventional)은 SVR 기반으로 설계되었으나, 성능 개선을 위해 데이터 전처리에서 기여도가 낮은 Feature를 제거하였다. 이는 데이터 전처리를 제안하는 알고리즘과 동일한 전처리를 적용하여 객관적인 비교가 가능하도록 하기 위함이며, 이를 통해 제안 방식의 성능 우수성을 명확히 평가할 수 있었다. 기존 방식은 Training Sample Size가 5000일 경우 간섭 제거 성능이 39.1dB

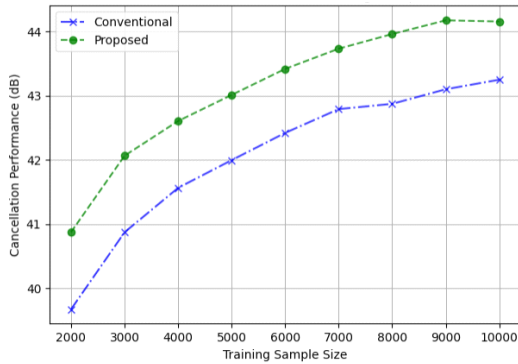


그림 3. 간섭 제거 성능
Fig. 3. Interference Cancellation Performance

에 그쳤다. 본 연구에서는 제안된 방식(Proposed)에서 동일한 전처리된 학습 데이터를 사용하여 실험을 진행한 결과, 42dB로 성능이 향상되었다. 이 비교는 제안된 방식의 성능 차이를 평가하기 위함이다. 그 결과, 제안된 방식은 동일한 학습 조건에서 약 43dB의 성능을 기록하며, 기존 방식보다 약 1dB 더 우수한 성능을 보였다.

그림 4는 제안된 방식과 기존 방식의 학습 시간을 샘플 크기에 따라 비교한 결과를 보여준다. 제안된 방식에는 F-Regression과 Isolation Forest의 소요 시간이 포함되었지만, 기존 방식에는 포함되지 않았다. 기존 방식은 학습 시간이 제안된 방식보다 더 오래 걸렸으며, 제안된 방식은 평균적으로 약 64.02%의 학습 시간 감소를 기록하였다.

그림 5는 두 방식의 추론 시간을 비교한 결과로, 제안된 방식이 기존 방식보다 평균적으로 약 59.46%의 추론 시간 감소를 보였다.

특히, F-Regression과 Isolation Forest는 각각 0.0145초와 0.012초의 처리 시간을 기록하며, 감소된 학습 및 추론 시간이 제안 방식의 효율성을 더욱 강조한다.

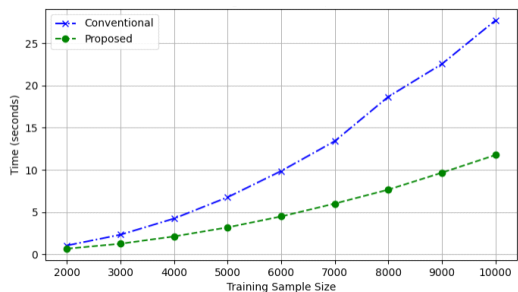


그림 4. SVR과 NuSVR 학습 시간
Fig. 4. SVR and NuSVR Training Time

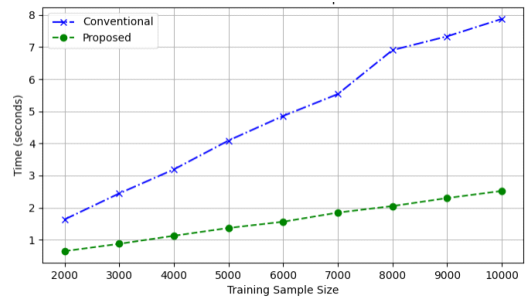


그림 5. SVR과 NuSVR 추론 시간
Fig. 5. SVR and NuSVR Inference Time

IV. 결 론

본 연구에서 제안된 방식은 모델의 복잡성을 줄이면서도 우수한 간섭 제거 성능을 유지할 수 있었다. 중요 특징만을 추출하고 이상치를 제거하여 데이터 차원을 줄임으로써, 적은 데이터로도 효율적으로 학습할 수 있었기 때문에 모델의 오버헤드가 낮아지면서도 간섭 제거 성능이 향상될 수 있었다. 반면, 기존 방식에서는 최적화된 하이퍼파라미터로 인해 과도하게 많은 Support Vector가 학습되었으나, 모든 Support Vector가 간섭 제거 성능에 큰 영향을 미치지 않았다.

향후 연구에서는 제안된 방법에 대한 수학적 검증과 다양한 환경에서 성능 분석을 진행할 계획이다. 이를 통해 복잡한 비선형 간섭 신호를 효율적으로 처리할 수 있는 기법을 연구할 예정이다.

References

- [1] B. Smida, A. Sabharwal, G. Fodor, G. C. Alexandropoulos, H. A. Suraweera, and C. -B. Chae, "Full-duplex wireless for 6G: Progress brings new opportunities and challenges," *IEEE J. Sel. Areas in Commun.*, vol. 41, no. 9, pp. 2729-2750, Sep. 2023. (<https://doi.org/10.1109/JSAC.2023.3287612>)
- [2] Y. Kim, H.-J. Moon, H. Yoo, B. Kim, K.-K. Wong, and C.-B. Chae, "A state-of-the-art survey on full-duplex network design," in *Proc. IEEE*, vol. 112, no. 5, pp. 463-486, May 2024. (<https://doi.org/10.1109/JPROC.2024.3363218>)
- [3] S.-H. Kim and J. Kang, "Full-Duplex jamming and interception algorithm using blind channel

- estimation,” *J. KICS*, vol. 46, no. 10, pp. 1578-1587, Oct. 2021.
(<https://doi.org/10.7840/kics.2021.46.10.1578>)
- [4] F. T. Liu, K. M. Ting, and Z.-H. Zhou, “Isolation forest,” in *Proc. IEEE ICDM*, pp. 413-422, Dec. 2008.
(<https://doi.org/10.1109/ICDM.2008.17>)
- [5] A. Balatsoukas-Stimming, “Non-linear digital self-interference cancellation for in-band full-duplex radios using neural networks,” in *Proc. IEEE Int. Wkshp. Signal Process. Advances in Wireless Commun.*, pp. 1-5, Jun. 2018.
(<https://doi.org/10.1109/SPAWC.2018.8445987>)
- [6] M. Yilan, O. Gurbuz, and H. Ozkan, “Integrated linear and nonlinear digital cancellation for full duplex communication,” *IEEE Wireless Commun.*, vol. 28, no. 1, pp. 20-27, Feb. 2021.
(<https://doi.org/10.1109/MWC.001.2000234>)
- [7] M. Elsayed, A. A. A. El-Banna, O. A. Dobre, W. Y. Shiu, and P. Wang, “Machine learning-based self-interference cancellation for full-duplex radio: Approaches, open challenges, and future research directions,” *IEEE Open J. Veh. Technol.*, vol. 5, pp. 21-47, 2024.
(<https://doi.org/10.1109/OJVT.2023.3331185>)