

전력 증폭기의 Behavioral 모델링을 위한 E-TDLNN 방식에 관한 연구

A Study on the E-TDLNN Method for the Behavioral Modeling of Power Amplifiers

조숙희 · 이종락* · 조경래* · 서태환* · 김병철*

Suk-Hui Cho · Jong-Rak Lee* · Kyung-Rae Cho* · Tae-Hwan Seo* · Byung-Chul Kim*

요 약

본 논문에서는 전력 증폭기를 효과적으로 모델링하기 위한 E-TDLNN(Expanded-Tapped Delay Line Neural Network) 방식을 제안하였다. 이 방식은 전력 증폭기의 메모리 효과를 효과적으로 제시한 TDLNN 방식에 외부 변화 인자인 게이트 바이어스를 불변(invariant) 입력으로 추가한 후 측정된 전력 증폭기의 출력 스펙트럼을 목표 치로 신경망을 통해 학습시킴으로써 전력 증폭기를 모델링하는 방식이다. 제안한 방식의 타당성을 증명하기 위해 주 증폭기의 게이트 바이어스를 3.4~3.6 V 범위에서 0.01 V 스텝으로 변화시키며 측정한 여러 데이터 중 3.45 V와 3.50 V에 대해 학습시킨 후, 게이트 바이어스가 3.40 V, 3.48 V, 3.53 V, 3.60 V인 경우에 대하여 출력을 예측한 결과 실제 출력과 거의 동일한 신호를 예측할 수 있었다.

Abstract

In this paper, E-TDLNN(Expanded-Tapped Delay Line Neural Network) method is suggested to make the model of power amplifier effectively. This method is the one for making the model of power amplifier through the study in neural network to the target value, the measured output spectrum of power amplifier, after adding the external value factor, gate bias, as an invariant input to the TDLNN method which suggested the memory effect of power amplifier effectively. To prove the validity of suggested method, the data at 2 points, 3.45 V and 3.50 V of gate bias range 3.4~3.6 V with the 0.01 V step change, are studied and the predicted results at the gate bias 3.40 V, 3.48 V, 3.53 V and 3.60 V shows good coincidence with the measured values.

Key words : Neural Network, E-TDLNN, Power Amplifiers, Modeling

I. 서 론

이동 통신용 RF 부품들은 시스템 변화에 따라 요구되는 특성이 달라지는데, 송신 기지국의 최종단에 위치한 고출력 전력 증폭기의 경우 반송파의 진폭과 위상이 동시에 변하는 2세대 시스템의 입력 신호를

왜곡 없이 증폭하기 위해서는 높은 선형성이 필요하게 되었다.

이에 따라 지금까지 선형화기에 관한 연구가 많이 진행되고 있으며, 이러한 선형화기를 정확하게 설계하기 위해서는 전력 증폭기에 대한 모델링이 필요하다. 이런 비선형 소자를 모델링하는 방법에는

「이 연구는 2005학년도 금오공과대학교 학술지원연구비로 연구되었음.」.

(주)디엔알(DNR Inc.)

*금오공과대학교 전파통신공학과(Dept. of Radio Communication Engineering, Kumoh National Institute of Technology)

· 논문 번호 : 20070801-080

· 수정완료일자 : 2007년 9월 18일

등과 회로에 기초한 소자 모델링 방법, 비선형 왜곡 예측을 통한 전자 소자 모델링 방법 그리고 시스템 수준의 시뮬레이션을 위한 Behavioral 모델링 방법 등이 있는데, 그 중에서도 Behavioral 모델링 방법은 비선형 소자가 동작하고 있는 상태에서 측정된 데이터를 바탕으로 모델링을 수행함으로써 모델의 정확성을 높일 수 있다. 이와 같은 Behavioral 모델링 방법에는 볼테라(Volterra) 방식, 복소 포락선 기반 모델링 방식, 시간 도메인과 주파수 도메인이 혼합된 모델링 방식, 산란(scattering) 함수 기반 모델링 방식, 신경망 방식 등이 있는데^[1], 본 논문에서는 최근 들어 연구되어지는 신경망 방식을 이용하여 모델링을 하고자 한다.

신경망의 개념은 원래 인간 뇌의 생물학적인 신경회로망에서 영감을 얻은 것으로 1950년대에 소개된 이후에, 전자공학 분야에서는 고속 VLSI 내부 연결의 모델링과 최적화, EM에 기초된 모델링과 최적화, 소자 모델링, yield 최적화, 회로 합성 등과 같은 마이크로파 CAD 문제에 다양하게 응용되어지고 있다^{[2]-[5]}. 최근 들어 RF와 초고주파 회로의 컴퓨터 이용 설계에서 모델링과 디자인 최적화 문제에도 유용한 도구로 알려지고 있으며^[6], 측정하거나 시뮬레이션한 수동 소자에서의 EM 데이터나 능동 소자의 물리적인 데이터를 사용하여 신경망을 학습시킬 수 있고, 학습한 신경망은 마이크로파 소자/회로의 모델이 된다.

전력 증폭기의 Behavioral 모델링에서 신경망을 이용하게 된 것은 학습 능력과 보편적으로 잘 맞는 근사 특성 때문이다. 신경망을 이용하여 RF 회로 모델을 설계하면 복잡한 회로 방정식과 이에 따른 등가회로를 구할 필요 없이, 측정하거나 시뮬레이션한 입출력 데이터로부터 마이크로파 회로의 비선형 동작을 학습하고 신경망의 우수한 근사 특성을 이용하므로 전통적인 경험적(empirical) Behavioral 모델이 갖고 있는 부정확성을 개선할 수 있다. 또한, 신경망의 계산은 단순한 뉴론 처리 공식을 통해 이뤄지므로 신경망 Behavior 모델에 대한 평가를 매우 빠르게 할 수 있다. 신경망 방식에 기초된 Behavioral 모델링은 소자나 회로 수준에서 다양하게 사용되고 있으며, 신경망 Behavioral 모델은 주파수 도메인과 시간 도메인 형태를 모두 실현할 수 있다.

본 논문에서는 신경망을 이용한 RF 회로 모델링 방법 중, 단순히 메모리 효과만을 고려하여 임의의 입력 신호에 대한 증폭기의 출력을 구할 수 있는 기존의 TDLNN(Tapped Delay Neural Network) 방식에서 나아가 전력 증폭기의 메모리 효과뿐만 아니라 외부 요인 변화에 따른 전력 증폭기의 출력 변화 또한 모델링할 수 있음을 보이고자 한다. 그 방법으로는 기존의 TDLNN 방식에 여러 값으로 변화시킨 게이트 바이어스를 별도의 입력으로 추가하고, 실제 측정된 전력 증폭기의 출력 스펙트럼을 목표치로 넣어 신경망을 학습시킴으로써 전력 증폭기의 외부 요인 변화까지 고려하여 모델링한 E-TDLNN(Expanded-Tapped Delay Line Neural Network) 방식을 이용하여 전력 증폭기의 Behavioral 모델을 제안한다.

II. TDLNN 방식과 E-TDLNN 방식^{[7],[8]}

각 패턴에 대한 정보를 미리 입력하여 학습이 되어 있는 상태에서 출력하는 형태인 흡필드 네트이나 해밍 네트과 같은 신경망 방식은 문자나 음성 인식에 많이 사용되고 있으나, RF 전력 증폭기에는 적용하기 힘든 면이 있다. 특히, 전력 증폭기에 존재하는 메모리 효과를 효과적으로 나타내기 위해서는 tapped delay line 방식이 필요하게 된다.

TDLNN(Tapped Delay Line Neural Network) 방식에서는 RF 입력 신호를 컴퓨터에 변환을 하여 실수와 허수 부분으로 나누고, 각각은 탭 지연을 하여 신경망의 입력 데이터로 사용되는데, 이를 그림 1에

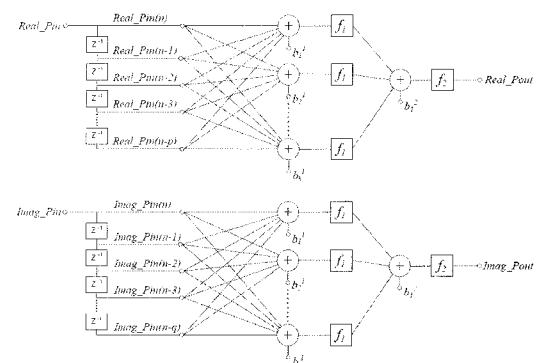


그림 1. TDLNN 방식의 구조

Fig. 1. Structure of TDLNN method.

나타내었다.

TDLNN 모델링은 입력 데이터의 실수부와 허수부를 각각 모델링하는 방식이며, P_{out} 은 다음 식과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} Real_P_{out} &= f_2 \left(\sum_{j=1}^k w_j f_1 \cdot \right. \\ &\quad \left. \left(\sum_{l=0}^p w_l (l) Real_P_{in}(n-l) + b_l^1 \right) + b_l^2 \right) \quad (1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Imag_P_{out} &= f_2 \left(\sum_{j=1}^q w_j f_1 \cdot \right. \\ &\quad \left. \left(\sum_{l=0}^q w_l (l) Imag_P_{in}(n-l) + b_l^1 \right) + b_l^2 \right) \quad (2) \end{aligned}$$

위 식에서 f_1 과 f_2 는 각각 첫 번째 은닉층과 두 번째 은닉층에 사용된 전달 함수이다. f_1 함수는 Hyperbolic tangent sigmoid 함수이고 f_2 함수는 선형 전달함수로서 다음 식과 같이 표현된다.

$$f_1(x) = \tanh(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (3)$$

$$f_2(x) = x \quad (4)$$

본 논문에서 제시하고자 하는 E-TDLNN의 블록 다이어그램을 그림 2에 제시하였다. RF 입력 신호를 역프리에 변환을 하여 실수부와 허수부로 나누고, 각각에 지연 탭을 두어 데이터량을 늘려주는 부분은 기존의 TDLNN 방식과 동일하나 TDLNN 방식은 단순히 인가된 입력 신호에 대한 출력 신호의 크기나 혼변조 성분을 알 수 있는데 반해, 본 논문에서 제시한 방식은 여러 값으로 변화시킨 게이트 바이어스를

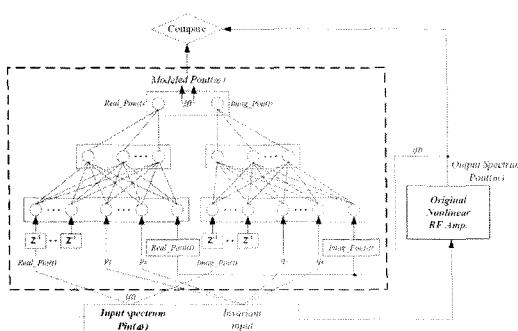


그림 2. E-TDLNN 방식의 블록 다이어그램
Fig. 2. Block diagram of E-TDLNN method.

별도의 입력으로 추가함으로써, 단순히 인가된 입력 신호에 대한 출력 특성을 구하는데서 나아가 게이트 바이어스와 같은 외부 변화 요인을 고려한 출력에 대해서도 예측이 가능하도록 확장된 TDLNN 방식을 E-TDLNN(Expanded-Tapped Delay Line Neural Network) 방식이라 하였다.

그림 2에 제시된 바와 같은 E-TDLNN 방식에서는 입력 신호와 게이트 바이어스를 동시에 신경망의 입력으로 인가하고, 몇 개의 바이어스값에 대해 측정한 출력 스펙트럼을 역시 신경망의 입력에 목표치로 인가한 후, 학습을 시켜서 학습한 결과가 목표치와 일치하도록 한다. 이와 같이 학습한 결과를 토대로 학습하지 않은 다른 개의 게이트 바이어스에 대한 출력을 예측하도록 하고 실제 측정된 출력 스펙트럼과 비교하는 방식인데, 입·출력 신호의 위상 성분은 고려하지 않고 크기성분만을 역프리에 변환하는 형태로 시뮬레이션 해도 그 결과가 스펙트럼의 크기만을 비교하므로 실제의 증폭기에 충분히 적용할 수 있다.

III. 시뮬레이션 과정 및 제작한 전력 증폭기 특성

3-1 전력 증폭기의 구성도

E-TDLNN 방식을 구현하기 위해서 MATLAB을 사용하였으며, 시뮬레이션을 위한 입출력 데이터 추출을 위해 구성한 시스템을 그림 3에 제시하였는데, 증폭기의 출력은 33 dBm(2 W)이 되도록 제작하였다. 애질런트사의 E4437B를 사용하여 2-톤 신호를 만들어서 증폭기의 입력으로 인가하였으며, 구동단과 메인단 증폭기를 거친 신호는 20 dB 감쇄기를 통하여 애질런트사의 E4407B 스펙트럼 분석기에 인

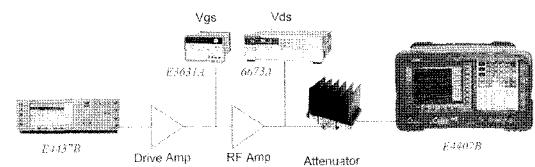


그림 3. 입출력 데이터 추출을 위한 시스템의 구성
Fig. 3. Structure of system for the input-output data extraction.

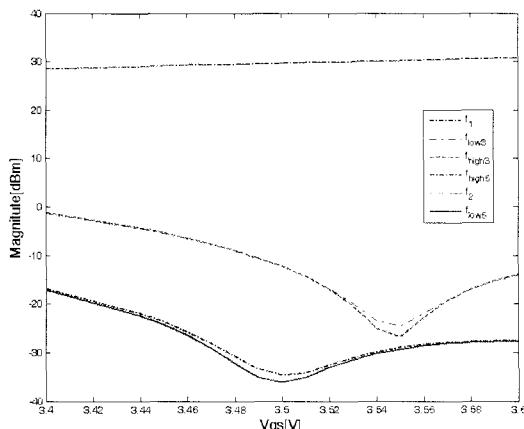


그림 4. 상온에서의 주신호, 3차, 5차 혼변조 특성
Fig. 4. Characteristic of main signal, 3rd and 5th IMD at normal temperature.

가되도록 하였다. 전력 증폭기의 출력 신호는 스펙트럼 분석기에서 csv 파일 형식으로 데이터 저장하여 시뮬레이션 데이터로 사용하였는데, 데이터는 401 포인트로 저장되었다.

3-2 설계된 전력 증폭기의 상온 특성

앞 결과 같이 전력 증폭기를 설계·제작하고 측정한 ω_1 , ω_2 신호, 그리고 3차 혼변조 신호와 5차 혼변조 신호의 크기를 그림 4와 같이 그래프로 나타내었다.

그림 4에 제시된 바와 같이 상온에서의 출력 특성 중 3차 혼변조 신호 성분이 가장 작은 지점은 게이트 전압이 3.55 V인 지점이고, 5차 혼변조 신호 성분이 가장 작은 지점은 게이트 전압이 3.5 V인 지점인데, 3차 혼변조 신호와 5차 혼변조 신호가 동시에 좋은 특성을 보이는 게이트 전압은 3.55 V임을 알 수 있다.

IV. 시뮬레이션 결과 및 검토

게이트 바이어스의 범위를 3.4~3.6 V로 하여 0.01 V 단위로 변화시킨 데이터 중 2개 포인트를 학습시켜 그 결과를 보았다. 그 중 게이트 바이어스가 3.45 V와 3.50 V일 때 학습시켜서 학습된 포인트에서의 시뮬레이션 결과를 실제의 측정값과 비교한 데이터를 그림 5에 제시하였다. 지연 템은 20개일 경우와

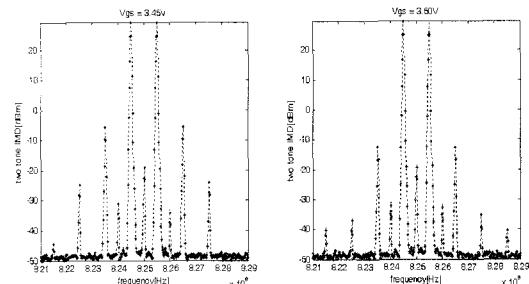


그림 5. 3.45 V와 3.50 V를 학습 후 결과 데이터(점선: 실측 데이터, 점: 예측 데이터)

Fig. 5. Results after are studied with 3.45 V and 3.50 V(line: measured data, point: predicted data).

30개일 경우, 그리고 학습 횟수는 300회와 500회로 설정하여 각각 측정하였는데, 그 중 지연 템 30개, 학습 횟수 500회일 때가 실제 출력 신호와 거의 동일한 신호를 예측할 수 있음을 알 수 있었다.

이렇게 게이트 바이어스가 3.45 V와 3.50 V인 경우를 학습시킨 후, 게이트 바이어스가 3.40 V, 3.48 V, 3.53 V, 3.60 V일 때의 출력 특성을 예측한 결과

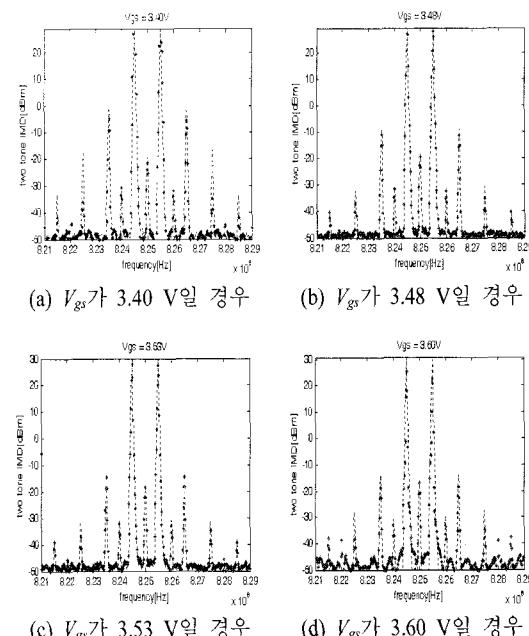


그림 6. V_{gs} 를 3.45 V, 3.50 V로 학습시킨 후 예측한 결과(템=30, 학습 횟수=500) (점선: 실측 데이터, 점: 예측 데이터)

Fig. 6. Predicted results after are studied with 3.45 V and 3.50 V(line: measured data, point: predicted data).

를 그림 6에 제시하였다. 그림 6에 나타나 있듯이 게이트 바이어스 3.45 V와 3.50 V에서 학습을 시키고 3.40 V 등 다른 게이트 바이어스일 때의 출력 측성을 예측해도 예측 결과가 실제의 출력 신호와 잘 일치함을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 신경망을 이용한 RF 회로 모델링 방법 중, 단순히 메모리 효과만을 고려하여 임의의 입력 신호에 대한 증폭기의 출력을 구할 수 있는 기존의 TDLNN 방식에서 더 나아가 전력 증폭기의 메모리 효과뿐만 아니라 외부 요인 변화에 따른 전력 증폭기의 출력 변화 또한 모델링할 수 있는 E-TDLNN(Expanded-Tapped Delay Line Neural Network) 방식을 제안하였다. 기존의 TDLNN 방식에 여러 값으로 변화시킨 게이트 바이어스를 별도의 입력으로 추가하고, 실제 측정된 전력 증폭기의 출력 스펙트럼을 목표치로 넣어 신경망을 통해 학습시킴으로써 전력 증폭기의 외부 변화 요인까지 고려하여 전력 증폭기를 모델링할 수 있음을 보였다.

본 논문에서 제시한 E-TDLNN 방식의 타당성을 증명하기 위해 게이트 바이어스 범위를 3.4~3.6 V로 하여, 0.01 V 단위로 2개 포인트씩 학습을 시켜 그 결과를 임의 게이트 바이어스인 3.4 V, 3.48 V, 3.53 V, 3.6 V에서 예측한 값과 비교한 결과 잘 일치함을 확인할 수 있었다.

본 논문에서 제시한 방법의 장점은 복잡한 회로 방정식과 이에 따른 등가 회로를 구할 필요가 없음에 따라 모델링 시스템이나 IC-CAP과 같은 고가의 장비가 필요없다는 장점이 있다. 하지만 학습 횟수가 많아지고 지연 템퍼이 많아짐에 따라 시간이 오래 걸린다는 단점이 있다.

앞으로 본 논문에서 제시한 알고리즘에 적응형을 더한다면 오차율을 더욱 낮출 수 있으리라 기대되며, 신경망뿐만 아니라 퍼지 이론과 유전자 알고리

즘을 접목한다면 학습 시간을 현저히 줄일 수 있으리라 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] John Wood, David E. Root, *Fundamentals of Nonlinear Behavioral Modeling for RF and Microwave Design*, Artech House, 2005.
- [2] A. H. Zaabab, Q. J. Zhang, and M. S. Nakhla, "A neural network approach to circuit optimization and statistical design", *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, vol. MTT-43, 1995, pp. 1349-1358.
- [3] F. Wang, Q. J. Zhang, "Knowledge based neural models for microwave design", *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, vol. MTT-45, 1997, pp. 2333-2342.
- [4] M. Vai, S. Wu, B. Li, and S. Prasad, "Reverse modeling of microwave circuits with bidirectional neural network models", *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, vol. MTT-46, pp. 1492-1494, 1998.
- [5] J. W. Bandler, M. A. Ismail, J. E. Rayas-Sánchez, and Q. J. Zhang, "Neuromodeling of microwave circuits exploiting space mapping technology", *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, vol. MTT-47, pp. 2417-2427, 1999.
- [6] Q. J. Zhang, K. C. Gupta, *Neural Networks for RF and Microwave Design*, Norwood, Artech House, 2000.
- [7] Martin T. Hagan, *Neural Network Design*, PWS Publishing Company, 1995.
- [8] 황보훈, 김원호, 나완수, 김병성, 박천석, 양영구, "Two-Tone 입력을 위용한 RF 전력 증폭기 메모리 특성의 신경망 모델링", 한국전자파학회논문지, 16(10), 2005년 10월.

조숙희



1999년 2월: 금오공과대학교 전자
통신공학과 (공학사)
2001년 2월: 금오공과대학교 전자
통신공학과 (공학석사)
2007년 2월: 금오공과대학교 전자
통신공학과 (공학박사)
2007년 2월~현재: (주)디엔알 대표
[주 관심분야] RF & Microwave 회로설계, 전력 증폭기 설
계 및 모델링

이종락



2006년 2월: 금오공과대학교 전자공
학부 (공학사)
2006년 3월~현재: 금오공과대학교
전파통신공학과 석사과정
[주 관심분야] RF 및 Microwave 회
로 설계, 전력 증폭기 및 선형화
기 설계

조경래



2004년 2월: 경운대학교 전자공학
과 (공학사)
2006년 2월: 금오공과대학교 전파
통신공학과 (공학석사)
2006년 3월~현재: 금오공과대학교
전파통신공학과 박사과정
2007년 2월~현재: (주)디엔알 선임
연구원

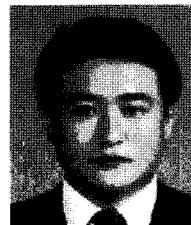
[주 관심분야] RF 및 Microwave 회로 설계, 전력 증폭기
및 선형화기 설계

서태환



1990년 2월: 금오공과대학교 전자
통신공학과 (공학석사)
2003년 8월: 금오공과대학교 전파
통신공학과 박사수료
2003년 4월~현재: (주)유텔 이사
[주 관심분야] RF 회로 설계, Linear
Power Amplifier 설계, M/W Trans-
ceiver

김병철



1980년 2월: 서강대학교 전자공학
과 (공학사)
1982년 2월: 서강대학교 전자공학
과 (공학석사)
1991년 2월: 서강대학교 전자공학
과 (공학박사)
1982년~현재: 금오공과대학교 전
자공학부 교수
[주 관심분야] Microwave & RF 회로설계, Linaer Power
Amplifier 설계, Microwave Filter 설계