

Nova Abordagem de Redes Neurais de Função de Base Radial de Valores Complexos para Modelagem Comportamental de Amplificadores de Potência

Walter Bastos Pfeffer e Eduardo Gonçalves de Lima

Resumo—Este artigo trata da modelagem comportamental de amplificadores de potência para sistemas de comunicações sem fio baseada em redes neurais de função de base radial de valores complexos (RNFBRVC). Neste trabalho, modificações nas entradas e na saída da RNFBRVC são propostas com o intuito de otimizá-la para a modelagem equivalente passa-baixas. Em comparação com uma abordagem anterior de mesma complexidade computacional, resultados de um estudo de caso ilustram uma melhoria na precisão da modelagem de até 8,74 dB em erro quadrático médio normalizado pelo uso da configuração proposta.

Palavras-Chave—Amplificador de potência, modelagem, rádio frequência, redes neurais, sistemas de comunicações sem fio.

Abstract—This work deals with the behavioral modeling of power amplifiers for wireless communication systems based on complex-valued radial basis function neural network (CVRBFNN). In this work, modifications on the CVRBFNN input and output are proposed with the purpose of optimizing its usage for low-pass equivalent modeling. In comparison with a previous approach of same computational complexity, results from a case study show an improvement in modeling accuracy of up to 8.74 dB in normalized mean square error by the adoption of the proposed configuration.

Keywords—Modeling, neural networks, power amplifier, radio frequency, wireless communication systems.

I. INTRODUÇÃO

Amplificadores de potência de rádio frequência (APRFs) desempenham um papel fundamental em sistemas de comunicações sem fio [1]-[2]. O APRF é o elemento que mais consome energia na cadeia de transmissão e, dessa forma, maximizar a sua eficiência contribui significativamente para aumentar a autonomia dos dispositivos portáteis e reduzir os custos associados à dissipação de calor em estações rádio base. Na operação com eficiência máxima, um APRF apresenta comportamento fortemente não linear [3]. Entretanto, agências reguladoras impõem exigências rigorosas de linearidade na cadeia de transmissão para evitar a interferência entre usuários alocados em canais vizinhos [4]. Sendo assim, para explorar a operação eficiente do APRF sem comprometer a linearidade é necessário linearizá-lo [5]. Uma técnica de linearização amplamente utilizada na literatura é a pré-distorção digital (PDD) em banda base. A PDD consiste em distorcer o sinal de informação de maneira inversa ao APRF, sempre em uma etapa anterior à amplificação. Para o projeto de um esquema de PDD, é necessário o conhecimento

de um modelo de baixo custo computacional e capaz de reproduzir fielmente o comportamento de um APRF.

Para fins de linearização a modelagem comportamental equivalente passa-baixas é a mais adequada [6]. Nessa modelagem, APRFs são tratados como sistemas caixa-preta, não lineares, com memória e que relacionam sinais de entrada e saída que possuem valores complexos. Séries de Volterra e redes neurais podem ser utilizadas para a modelagem comportamental de sistemas não lineares dinâmicos [6]. As redes neurais, quando comparadas com as séries de Volterra, possuem a vantagem de utilizar um conjunto menor de coeficientes em caso de operação do APRF em regimes fortemente não lineares e de apresentar um melhor comportamento em cenários de extrapolação. Dessa forma, este trabalho dedica-se ao uso de redes neurais, em particular as redes neurais de função de base radial de valores complexos (RNFBRVC) [7]. O uso de RNFBRVC para a modelagem comportamental equivalente passa-baixas de APRFs foi reportado em [8]. Em [8], os valores instantâneos e passados da envoltória complexa de entrada do APRF são aplicados como entradas da RNFBRVC, enquanto que a única saída da RNFBRVC estima o valor instantâneo da envoltória complexa de saída do APRF.

Neste trabalho, inicialmente é apresentada uma análise teórica para mostrar que a abordagem de [8] não é a mais otimizada para a modelagem equivalente passa-baixas de APRFs. A justificativa é a seguinte. No projeto de APRFs são utilizadas redes de casamento de impedâncias de saída que atenuam drasticamente as distorções localizadas em zonas harmônicas. Além disso, para fins de modelagem comportamental, o sinal na saída do APRF é medido através de um analisador de sinais vetorial (ASV) que primeiramente aplica um filtro passa-faixa para atenuar ainda mais as distorções localizadas fora da zona fundamental. Dessa forma, o sinal a ser estimado na saída do modelo apresenta níveis desprezíveis de distorções localizadas em zonas harmônicas. Contudo, a abordagem de [8] também gera contribuições em torno de zonas harmônicas que, portanto, oferecem um auxílio insignificante para a melhoria da precisão de modelagem, porém contribuem de maneira significativa para aumentar a complexidade computacional do modelo. Na sequência, é apresentada uma nova abordagem para a modelagem comportamental equivalente passa-baixas de APRFs através de RNFBRVC. Em comparação com a abordagem de [8], na nova abordagem as $(M+1)$ entradas, sendo M a duração da memória, e a única saída da RNFBRVC são modificadas de tal

Walter Bastos Pfeffer e Eduardo Gonçalves de Lima, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PR, Brasil, E-mails: walterpfeffer@ufpr.br, elima@eletrica.ufpr.br.

forma a garantir que apenas contribuições em torno da zona da frequência fundamental sejam estimadas pela rede.

Este artigo está organizado da seguinte forma. A Seção II trata da modelagem comportamental equivalente passa-baixas de APRFs. A Seção III aborda RNFBVRVC. A Seção IV endereça a abordagem anterior, enquanto que a Seção V apresenta a abordagem proposta neste trabalho. A Seção VI apresenta um estudo de caso que compara os resultados das duas abordagens. Conclusões são reportadas na Seção VII.

II. MODELAGEM COMPORTAMENTAL EQUIVALENTE PASSA-BAIXAS DE APRFS

APRFs para sistemas de comunicações sem fio são estimulados pelo sinal:

$$x_n = \text{Re}[\tilde{x}_n | \exp j(\omega_c t + \angle \tilde{x}_n)], \quad (1)$$

onde x_n é o sinal de valor real em rádio frequência, \tilde{x}_n é a envoltória de valor complexo em banda base, ω_c é a frequência angular da portadora e n indica o instante de tempo atual. A presença de não linearidades dentro do circuito do APRF, associadas à compressão e a saturação do ganho de potência de transistores, faz com que o sinal na saída do APRF seja uma função não linear (f_{NL}) do sinal na entrada do APRF. Além disso, efeitos dinâmicos atribuídos às redes de casamento de impedância e aos circuitos de polarização são também observados em APRFs. Dessa forma, a saída no instante atual torna-se dependente tanto da entrada aplicada no instante atual, quanto da entrada aplicada em instantes anteriores. O sinal de valor real em rádio frequência na saída de um APRF pode ser descrito por:

$$y_n = \text{Re}[\tilde{y}_n | \exp j(\omega_c t + \angle \tilde{y}_n)], \quad (2)$$

onde \tilde{y}_n é a envoltória de valor complexo em banda base. De acordo com (2), apenas as distorções não lineares ao redor da zona fundamental, chamadas de produtos de intermodulação, devem ser representadas pelo operador não linear f_{NL} , uma vez que as distorções localizadas em zonas harmônicas são praticamente eliminadas devido às características construtivas do circuito do APRF e do instrumento de medição ASV. Portanto, em um modelo comportamental equivalente passa-baixas de duração de memória M , as envoltórias de valores complexos de entrada e saída se relacionam através de:

$$\tilde{y}_n = f_{NL}[\tilde{x}_n, \tilde{x}_{n-1}, \dots, \tilde{x}_{n-M}]. \quad (3)$$

III. REDE NEURAL DE FUNÇÃO DE BASE RADIAL DE VALORES COMPLEXOS

Seja uma RNFBVRVC com E entradas (designadas \tilde{w}_e , onde e é um inteiro positivo entre 1 e E) e R neurônios na camada escondida. Associados a cada entrada e a cada neurônio definem-se parâmetros complexos chamados de centros (designados $\tilde{c}_{e,r}$, onde e é um inteiro positivo entre 1 e E , enquanto que r é um inteiro positivo entre 1 e R). A camada de entrada da RNFBVRVC realiza a seguinte operação:

$$\begin{aligned} \tilde{z}_r &= \sum_{e=1}^E [\text{Re}(\tilde{w}_e - \tilde{c}_{e,r})]^2 + j[\text{Im}(\tilde{w}_e - \tilde{c}_{e,r})]^2 \\ &= \sum_{e=1}^E [w_e^{real} - c_{e,r}^{real}]^2 + j[w_e^{imag} - c_{e,r}^{imag}]^2, \end{aligned} \quad (4)$$

para cada valor inteiro de r entre 1 e R , onde $\tilde{w}_e = w_e^{real} + jw_e^{imag}$ e $\tilde{c}_{e,r} = c_{e,r}^{real} + jc_{e,r}^{imag}$. Portanto, na camada de entrada, são necessárias $2ER$ subtrações e multiplicações entre dois números reais. Na camada escondida, a seguinte função Gaussiana é realizada:

$$\tilde{v}_r = \exp[-\text{Re}(\tilde{z}_r)] + j \exp[-\text{Im}(\tilde{z}_r)], \quad (5)$$

novamente para cada valor inteiro de r entre 1 e R . Finalmente, para uma RNFBVRVC com S saídas, na camada de saída são realizadas S combinações lineares de acordo com:

$$\tilde{u}_s = \sum_{r=1}^R \tilde{h}_{r,s} \tilde{v}_r + \tilde{b}_s, \quad (6)$$

onde definem-se os coeficientes de valores complexos $\tilde{h}_{r,s}$ (para r um inteiro positivo entre 1 e R , e para s um inteiro positivo entre 1 e S) e \tilde{b}_s (para s um inteiro positivo entre 1 e S). Portanto, na camada de saída são necessárias RS multiplicações entre dois números complexos e S somas entre dois números complexos.

IV. ABORDAGEM TRADICIONAL PARA A MODELAGEM COMPORTAMENTAL DE APRFS USANDO RNFBVRVC

Na abordagem tradicional [8], conforme ilustra a Fig. 1, as envoltórias de entrada e de saída são aplicadas diretamente na entrada e na saída da RNFBVRVC. Em particular, a única saída calcula a envoltória de saída no instante atual, tendo como entradas as envoltórias nos instantes atual e passados, até a duração de memória M .

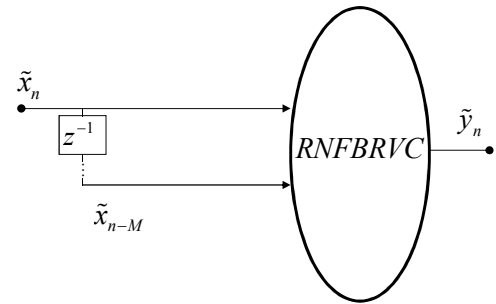


Fig. 1. Diagrama de blocos da abordagem tradicional para a modelagem comportamental equivalente passa-baixas usando RNFBVRVC.

De acordo com (2), o sinal na saída de um APRF só possui níveis significativos de energia em frequências em torno da portadora, ou seja, na zona fundamental ($1\omega_c$). Um modelo otimizado para estimar o sinal na saída do APRF deve, portanto, gerar apenas contribuições na zona fundamental. Em outras palavras, qualquer termo gerado pelo modelo que represente informação em zonas harmônicas da fundamental ($k\omega_c$, para k igual a um inteiro diferente de 1) não auxilia na precisão da modelagem. Em modelos equivalente passa-baixas, não se trabalha diretamente com a informação da portadora ω_c . Dessa forma, torna-se necessária uma maneira indireta de verificar se um determinado termo do modelo gera ou não contribuição na zona fundamental [9]. De acordo com (1), verifica-se que o ângulo polar da envoltória de entrada ($\angle \tilde{x}_n$) relaciona-se com ω_c através de $(\omega_c t + \angle \tilde{x}_n)$. Uma vez que essa relação mantém-se intacta em APRFs, para garantir que uma determinada contribuição esteja localizada na zona fundamental é necessário e suficiente que o número inteiro

multiplicando o ângulo polar da envoltória de entrada seja mantido em 1, ou seja,

$$1(\omega_C t + \angle \tilde{x}_n) = (1\omega_C t + 1\angle \tilde{x}_n) \rightarrow 1\angle \tilde{x}_n. \quad (7)$$

Com o objetivo de verificar se a abordagem tradicional mostrada na Fig.1 gera somente contribuições dentro da zona fundamental, deve-se analisar as operações não lineares realizadas pela RNFBFVC, descritas pelo operador que eleva ao quadrado de (4) e pelo operador exponencial em (5). Observe que, na abordagem tradicional, as envoltórias complexas de entrada são aplicadas diretamente como entradas da RNFBFVC. Assim, no que diz respeito ao operador que eleva ao quadrado, observa-se:

$$(\tilde{x}_n - \tilde{c}_{1,1})^2 = \tilde{x}_n^2 - 2\tilde{c}_{1,1}\tilde{x}_n + \tilde{c}_{1,1}^2 = |\tilde{x}_n|^2 \angle 2\tilde{x}_n - 2\tilde{c}_{1,1}|\tilde{x}_n| \angle 1\tilde{x}_n + \tilde{c}_{1,1}^2 |\tilde{x}_n|^0 \angle 0\tilde{x}_n. \quad (8)$$

No que diz respeito ao operador exponencial, observa-se:

$$\begin{aligned} \exp(-\tilde{x}_n) &= \sum_{p=0}^{\infty} \frac{(-1)^p (\tilde{x}_n)^p}{p!} = 1 - \tilde{x}_n + \frac{\tilde{x}_n^2}{2} + \dots = \\ &= 1 |\tilde{x}_n|^0 \angle 0\tilde{x}_n - |\tilde{x}_n| \angle 1\tilde{x}_n + \frac{|\tilde{x}_n|^2 \angle 2\tilde{x}_n}{2} + \dots \end{aligned} \quad (9)$$

De acordo com (8) e (9), ambos operadores, quando aplicados diretamente sobre a envoltória complexa de entrada, não são capazes de manter o número inteiro 1 multiplicando o ângulo polar ($1\angle \tilde{x}_n$). Portanto, a abordagem tradicional da Fig. 1 também gera contribuições fora da zona fundamental que apenas aumentam a complexidade do modelo.

V. ABORDAGEM PROPOSTA PARA A MODELAGEM COMPORTAMENTAL DE APRFS USANDO RNFBFVC

Na abordagem proposta aqui, conforme ilustra a Fig. 2, as envoltórias de entrada e de saída são não aplicadas diretamente na entrada e na saída da RNFBFVC. Conforme ilustra a Fig. 2, as $(M+1)$ envoltórias de entrada (\tilde{x}_{n-m} , com m variando de 0 a M) são primeiramente multiplicadas por $\exp(-j\angle \tilde{x}_n)$, para então serem utilizadas como entradas da RNFBFVC. De maneira similar, a envoltória de saída no instante atual (\tilde{y}_n) é também multiplicada por $\exp(-j\angle \tilde{x}_n)$, antes de ser usada como saída da RNFBFVC.

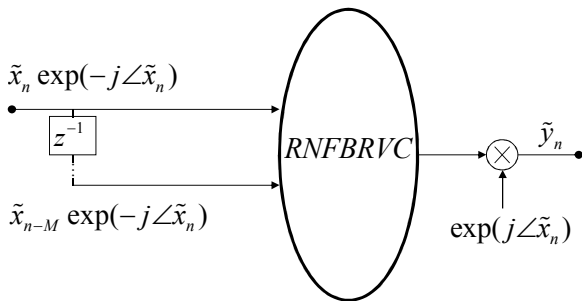


Fig. 2. Diagrama de blocos da abordagem proposta para a modelagem comportamental equivalente passa-baixas usando RNFBFVC.

A abordagem proposta, mostrada na Fig. 2 gera somente contribuições na zona fundamental ($1\omega_C$). A justificativa é a seguinte. Ao multiplicar-se cada envoltória de entrada \tilde{x}_{n-m} (com m variando de 0 a M) por $\exp(-j\angle \tilde{x}_n)$, realiza-se a diferença entre dois ângulos polares, de acordo com:

$$\tilde{x}_{n-m} \exp(-j\angle \tilde{x}_n) = |\tilde{x}_{n-m}| \exp(j(\angle \tilde{x}_{n-m} - \angle \tilde{x}_n)). \quad (10)$$

Uma vez que cada ângulo polar está relacionado com ω_C através de $(\omega_C t + \angle \tilde{x}_n)$, a realização de uma diferença entre dois ângulos polares elimina qualquer vínculo entre ω_C e ângulo polar, de acordo com:

$$\begin{aligned} \exp(j(\omega_C t - \angle \tilde{x}_{n-m})) \exp(j[-(\omega_C t - \angle \tilde{x}_n)]) &= \\ \exp(j[(\omega_C - \omega_C)t - (\angle \tilde{x}_{n-m} - \angle \tilde{x}_n)]). \end{aligned} \quad (11)$$

Em outras palavras, cada uma das entradas da RNFBFVC da Fig. 2 é, de fato, uma informação localizada na zona em torno da frequência nula ($0\omega_C$). Dessa forma, nenhuma operação que venha a ser executada dentro das camadas da RNFBFVC, seja ela linear ou não, é capaz de deslocar essas informações para uma zona diferente de $0\omega_C$. Ou seja, o sinal na saída da RNFBFVC da Fig. 2 é composto exclusivamente por contribuições localizadas na zona $0\omega_C$. Ao multiplicar-se a única saída da RNFBFVC da Fig. 2 por $\exp(j\angle \tilde{x}_n)$, todas as contribuições são deslocadas para a zona fundamental ($1\omega_C$), uma vez que, para qualquer k ,

$$\begin{aligned} \exp(j[k(\angle \tilde{x}_{n-m} - \angle \tilde{x}_n)]) \exp(j(\angle \tilde{x}_n)) &= \\ \exp(j[k(0\omega_C)t - k(\angle \tilde{x}_{n-m} - \angle \tilde{x}_n) + (\omega_C t - \angle \tilde{x}_n)]) &= \\ = \exp(j[1(\omega_C)t + (k-1)\angle \tilde{x}_n - k\angle \tilde{x}_{n-m}]). \end{aligned} \quad (12)$$

Uma vez que a RNFBFVC da Fig. 2 gera somente contribuições úteis para a estimativa da envoltória complexa na saída do APRF, espera-se que, em comparação com a abordagem da Fig. 1 em um cenário de mesma complexidade computacional, seja obtida uma estimativa mais precisa.

VI. ESTUDO COMPARATIVO

Nessa seção, é apresentado um estudo comparativo entre as abordagens tradicional da Fig. 1 e proposta da Fig. 2. Esse estudo de caso utiliza dados de entrada e saída medidos em um APRF fabricado em tecnologia Si LDMOS e operando em classe AB. A medição foi realizada através de um ASV Agilent MXA N9020A com uma frequência de amostragem de 30,72 MHz. O APRF foi estimulado por uma portadora de 2 GHz, modulada por um sinal 3GPP WCDMA de largura de banda igual a 3,84 MHz. A potência média de saída do APRF foi de 31,5 dBm. O conjunto de dados foi dividido em dois subconjuntos: um para o treinamento e o outro para a validação das RNFBFVCs. Ambas as etapas de identificação e validação foram realizadas em ambiente Matlab, usando aritmética de vírgula flutuante e precisão dupla.

A quantidade de coeficientes de valores complexos a serem ajustados ($\tilde{c}_{e,r}$, \tilde{b}_s , $\tilde{h}_{r,s}$) durante o treinamento de uma RNFBFVC é $(E+S)R+S$. Diferentes realizações das RNFBFVCs mostradas nas Figs. 1 e 2 foram treinadas utilizando-se uma ferramenta de otimização não linear baseada no algoritmo de Gauss-Newton [10]. Inicialmente, todas as realizações utilizaram uma duração de memória igual a 1 ($M=1$). Contudo, o número de neurônios na camada escondida (R) foi variado de 1 a 8. A quantidade máxima de iterações foi fixada em 3000. Sequências de valores aleatórios entre 0 e 1 foram utilizadas para a inicialização das partes real e

imaginária dos coeficientes de centro ($\tilde{c}_{e,r}$). Uma vez conhecidos os centros, a RNFBVC se torna linear nos demais coeficientes. Dessa forma, a inicialização dos demais coeficientes ($\tilde{b}_s, \tilde{h}_{r,s}$) foi feita por meio do algoritmo dos mínimos quadrados. Para evitar que o conjunto de valores iniciais aleatórios favorecesse algum caso em particular, cada realização da RNFBVC foi treinada com 10 conjuntos aleatórios distintos e os valores dos coeficientes foram escolhidos de acordo com o treinamento de melhor desempenho.

Para a validação das RNFBVCs, a precisão da modelagem é avaliada através do erro quadrático médio normalizado (NMSE), definido por [11]:

$$NMSE = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=1}^N |\tilde{y}_n^{med} - \tilde{y}_n^{est}|^2}{\sum_{n=1}^N |\tilde{y}_n^{med}|^2} \right), \quad (13)$$

onde N é o número total de amostras, o sobrescrito *med* se refere ao sinal medido na saída do RFPA e o sobrescrito *est* é o sinal estimado na saída da RNFBVC. A Tabela I apresenta os resultados de NMSE obtidos para as diferentes realizações de RNFBVCs, enquanto que a Fig. 3 mostra os resultados de NMSE em função da quantidade de coeficientes.

TABELA I. RESULTADOS DE VALIDAÇÃO PARA $M = 1$

Nº Coeficientes	NMSE (dB)	
	Tradicional (Fig. 1)	Proposta (Fig. 2)
4	-18,09	-19,33
7	-27,20	-29,84
10	-28,55	-30,17
13	-28,93	-33,22
16	-29,33	-33,30
19	-29,78	-34,35
22	-30,13	-35,00
25	-30,17	-35,53

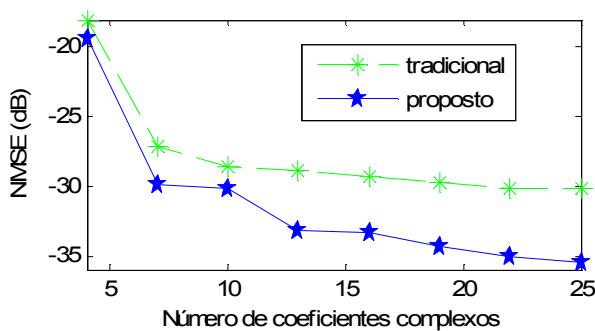


Fig. 3. NMSE em função do número de coeficientes complexos usando abordagens tradicional (Fig. 1) e proposta (Fig. 2).

Observa-se que, para uma mesma quantidade de neurônios na camada escondida, a abordagem proposta tem um desempenho sempre superior a abordagem tradicional. Esse melhor desempenho é quantificado por melhorias de NMSE entre 1,24 dB (caso com 1 neurônio) e 5,36 dB (caso com 8 neurônios). É também possível comparar as abordagens tradicional e proposta em um cenário onde a precisão de modelagem é a mesma. Em particular, para obter um NMSE

de -30,17 dB, a abordagem tradicional necessita de 25 coeficientes, o que corresponde a $R = 9$, enquanto que a abordagem proposta utiliza apenas 10 coeficientes, o que corresponde a $R = 4$. Ao reduzir-se a quantidade de neurônios de 9 para 4, a quantidade de subtrações e multiplicações entre 2 números reais, realizada na camada de entrada, reduz-se de 55,6% (de 36 para 16) e a quantidade de multiplicações entre 2 números complexos, realizada na camada de saída, também reduz-se de 55% (de 9 para 4). Portanto, para este estudo de caso, fica evidente que trabalhar com uma RNFBVC que gera apenas contribuições na zona fundamental é mais vantajoso do que trabalhar com uma RNFBVC que também gera contribuições fora da zona fundamental. Especificamente para o caso com 8 neurônios, as Figs. 4, 5 e 6 oferecem diferentes comparações visuais entre as duas abordagens.

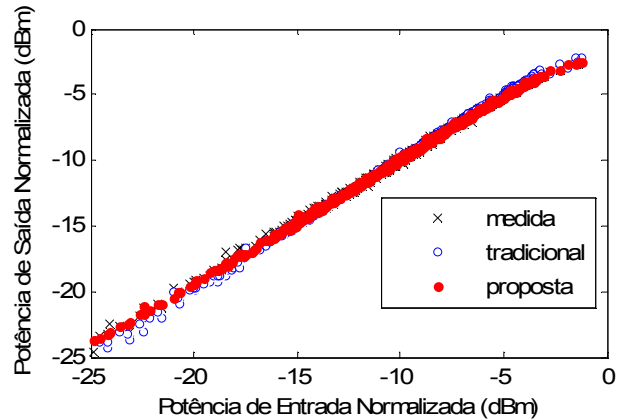


Fig. 4. Potência de saída normalizada em função da potência de entrada normalizada: medida e simulada usando abordagens tradicional e proposta com $R = 8$ e $M = 1$.

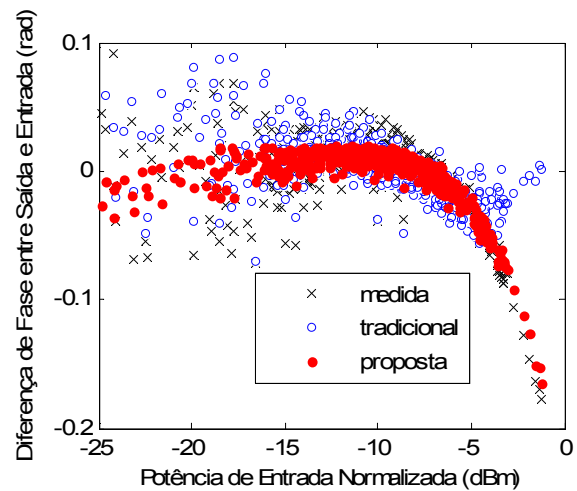


Fig. 5. Diferença de fase entre saída e entrada em função da potência de entrada normalizada: medida e simulada usando abordagens tradicional e proposta com $R = 8$ e $M = 1$.

Pelas características de transferência, descritas pelas conversões AM-AM (modulação em amplitude - modulação em amplitude) e AM-PM (modulação em amplitude - modulação em fase) nas Figs. 4 e 5, respectivamente, verifica-se que a abordagem proposta é mais fiel na reprodução dos dados medidos. No domínio da frequência, a Fig. 6 evidencia que a densidade espectral de potência do erro obtido usando a abordagem proposta é substancialmente menor em relação à abordagem tradicional, sobretudo nos canais principal e adjacentes.

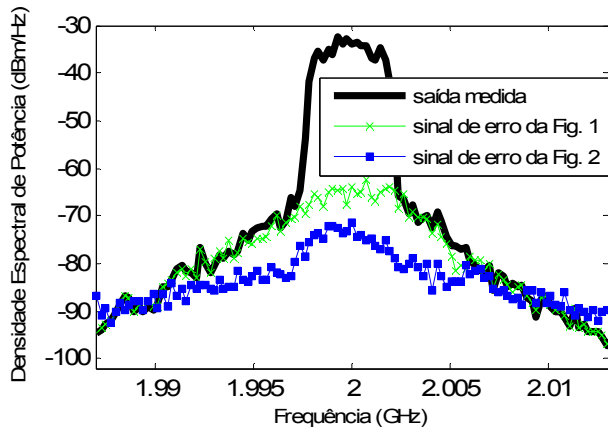


Fig. 6. Densidade Espectral de Potência da saída medida e dos sinais de erro usando abordagens tradicional (Fig. 1) e proposta (Fig. 2) com $R = 8$.

Nesse momento, são investigados os comportamentos das RNFBVRVCs quando são utilizadas outras durações de memória. Para tal fim, M é variado de 0 a 3. Para a topologia tradicional, os melhores resultados foram obtidos para $M = 1$. Já para a topologia proposta, os melhores resultados foram obtidos através do uso de $M = 2$. A Fig. 7 mostra os melhores resultados de NMSE em função do número de coeficientes.

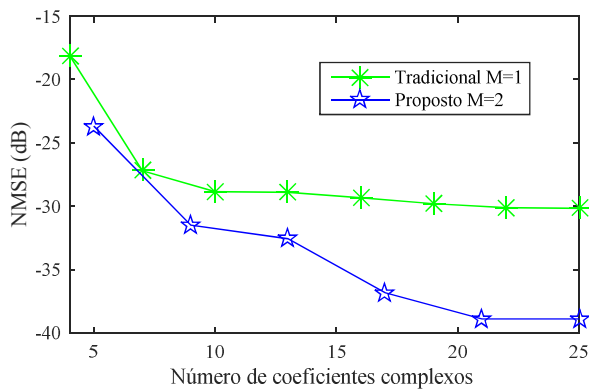


Fig. 7. NMSE em função do número de coeficientes complexos usando abordagens tradicional e proposta para diferentes valores de M .

Observa-se pela Fig. 7 que a abordagem proposta tem um desempenho sempre superior à abordagem tradicional. Esse melhor desempenho é quantificado por reduções de NMSE entre 5,59 dB (caso com 1 neurônio) e 8,74 dB (caso com 25 coeficientes).

VII. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um novo conjunto de entradas, assim como uma nova saída, que garantem que uma

RNFBVRVC gere somente contribuições localizadas na zona fundamental. Em comparação com a abordagem tradicional, através da aplicação desta técnica proposta foi possível uma redução na quantidade de coeficientes de até 60% para $M = 1$ e uma mesma precisão na modelagem. Em particular, para $M = 1$ e $NMSE = -30,17$ dB, a quantidade de coeficientes foi reduzida de 25 para 10 através do uso da topologia proposta. Alternativamente, para mesma quantidade de coeficientes, observou-se uma melhoria significativa de até 8,74 dB em NMSE. Dada a facilidade de realizar a mudança proposta pode-se concluir que é extremamente interessante a aplicação da topologia proposta.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Fundação Araucária de Apoio ao Desenvolvimento Científico e Tecnológico do Estado do Paraná pelo apoio financeiro.

REFERÊNCIAS

- [1] D. Raychaudhuri and N. B. Mandayam, "Frontiers of Wireless and Mobile Communications," *Proc. IEEE*, vol.100, no.4, pp.824-840, Apr. 2012.
- [2] N. Bhushan, J. Li, D. Malladi, -R. Gilmore, D. Brenner, A. Damnjanovic, R. Sukhvasi, C. Patel, and S. Geirhofer, "Network densification: the dominant theme for wireless evolution into 5G," *IEEE Commun. Mag.*, vol.52, no.2, pp.82,89, Feb. 2014.
- [3] S. Cripps, *RF Power Amplifiers for Wireless Communications*, 2nd edition. Norwood, MA: Artech House, 2006.
- [4] F. H. Raab, P. Asbeck, S. Cripps, P. B. Kenington, Z. B. Popovic, N. Potheary, J. F. Sevic, and N. O. Sokal, "Power amplifiers and transmitters for RF and microwave," *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.50, no.3, pp.814-826, Mar. 2002.
- [5] P. B. Kenington, *High Linearity RF Amplifier Design*. Norwood, MA: Artech House, 2000.
- [6] J. C. Pedro and S. A. Maas, "A comparative overview of microwave and wireless power-amplifier behavioral modeling approaches," *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol. 53, no. 4, pp. 1150-1163, Apr. 2005.
- [7] S. Chen, S. McLaughlin and B. Mulgrew, "Complex-valued radial basis function network, Part I: Network architecture and learning algorithms", *Signal Processing*, vol. 35, no. 1, pp. 19-31, Jan. 1994.
- [8] M. Li, S. He, and X. Li, "Complex Radial Basis Function Networks Trained by QR-Decomposition Recursive Least Square Algorithms Applied in Behavioral Modeling of Nonlinear Power Amplifiers", *INT J RF MICROW C E*, vol. 19, no. 6, pp. 634-646, Nov. 2009.
- [9] E. G. Lima, T. R. Cunha, and J. C. Pedro, "A Physically Meaningful Neural Network Behavioral Model for Wireless Transmitters Exhibiting PM-AM/PM-PM Distortions", *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol. 59, no. 12, pp. 3512-3521, Dec. 2011.
- [10] J. Dennis Jr., "Nonlinear least-squares," in *State of the Art in Numerical Analysis: Conference Proceedings*, D. A. H. Jacobs, Ed. London: Academic Press, 1977, pp. 269-312.
- [11] M. S. Muha, C. J. Clark, A. Moulthrop, and C. P. Silva, "Validation of power amplifier nonlinear block models," in *IEEE MTT-S Int. Microwave Symp. Dig.*, Anaheim, CA, Jun. 1999, pp. 759-762.