

Técnicas de Pré-Distorção Digital em Sistemas de Rádio Frequência de Uso Militar

Isaac Macario da Silva de Gouveia¹, Gustavo Lima Loss², Cláudio Augusto Barreto Saunders Filho¹, Humberto Rodrigues Menezes Júnior² e José Antonio Apolinário Júnior¹

¹Instituto Militar de Engenharia, Rio de Janeiro/RJ - Brasil

²Indústria de Material Bélico - Fábrica de Material de Comunicações e Eletrônica, Rio de Janeiro/RJ - Brasil

Resumo— Este trabalho avalia a aplicação de técnicas de pré-distorção digital em amplificadores de potência, com foco em transmissões de rádio para uso militar. São analisados diferentes algoritmos de filtragem adaptativa e modelos de não linearidade em um sistema real, considerando tanto os ganhos energéticos decorrentes da atenuação de harmônicos quanto o custo computacional da implementação. Além da eficiência energética, o estudo investiga o comportamento espectral da transmissão. Esses aspectos são fundamentais para rádios militares, que demandam alto desempenho e robustez em cenários exigentes. Resultados iniciais indicam uma redução superior a 1% do consumo de energia do transmissor com o uso de DPD.

Palavras-Chave— Rádio Definido por Software (RDS) em Aplicações Militares, Pré-distorção Digital, Filtragem Adaptativa.

I. INTRODUÇÃO

Com o advento de tecnologias como o rádio definido por software (RDS) e o rádio cognitivo, a demanda por meios de comunicação eficientes e com alta qualidade de sinal tem se tornado cada vez maior, especialmente no meio militar, onde o desenvolvimento de sistemas capazes de operar de forma segura, robusta e eficaz em diferentes cenários e condições é um dos principais objetivos das Forças Armadas. Nesse contexto, o aperfeiçoamento de técnicas de transmissão é fundamental para atender às exigências das redes de comunicação modernas [1].

Entre os diversos componentes de um sistema de comunicação sem fio, destaca-se o amplificador de potência (PA – *power amplifier*). Esse componente é responsável por elevar o nível de potência do sinal de radiofrequência (RF – *radio frequency*), permitindo maior alcance dos enlaces. Idealmente, essa amplificação deve ocorrer de forma linear, a fim de evitar distorções que degradam a qualidade do sinal [2].

No entanto, os amplificadores apresentam uma resposta linear apenas até certo ponto, quando atingem a saturação. A partir daí, o desempenho se deteriora devido à operação fora da região ativa de seus componentes. Isso acarreta a distorção do sinal amplificado, no domínio do tempo, e no aparecimento de harmônicos no espectro de frequência do sinal amplificado.

Como consequência dessa distorção, o sinal é transmitido com uma potência abaixo do esperado e com qualidade

reduzida. Além desses fatores, a operação de um amplificador fora da faixa linear gera uma maior dissipação de calor e, assim, o aumento do consumo de energia e um maior desgaste de seus componentes eletrônicos.

A não linearidade gera harmônicos indesejáveis e, com ela, a necessidade de se ter filtros que evitem emissões fora da faixa de frequência designada àquele equipamento. Esses filtros, se bem projetados, fazem com que a resposta dos sistemas de rádios fique perto da linearidade. Um método comum para essa filtragem é o banco de filtros analógicos, que é um conjunto de filtros passa-faixa que decompõem o sinal em diversas componentes, cada uma carregando apenas uma sub-banda de frequência do sinal original [3]. Apesar de simples, essa técnica pode não ser suficiente para tecnologias que demandam uma alta qualidade do sinal, além de ocupar um grande volume no transmissor e da dissipação de calor, que gera uma perda na eficiência energética do transmissor.

A técnica adotada neste trabalho é a pré-distorção digital (DPD – *digital predistortion*), que consiste na estimativa da distorção provocada pelo PA e na modificação do sinal de entrada com o objetivo de compensar as não linearidades introduzidas. Neste estudo, a estimativa da não linearidade é realizada por meio de filtros adaptativos.

Embora a técnica de DPD seja bastante precisa, a estimação do sinal de saída do PA pode demandar um elevado esforço computacional, especialmente devido ao fato de que o tipo e o grau de não linearidade introduzidos pelo amplificador são, em geral, desconhecidos [4].

Este trabalho tem como objetivo destacar os benefícios da aplicação de técnicas de pré-distorção digital (DPD) em sistemas de rádio voltados a aplicações militares. A análise será conduzida considerando, entre outros fatores, o ganho energético proporcionado por diferentes algoritmos de filtragem adaptativa, conforme apresentado em [5], bem como por distintos modelos de não linearidade, conforme discutido em [6] e [7]. O principal intuito é identificar uma relação entre a atenuação dos harmônicos gerados pelo amplificador de potência e o aumento de sua eficiência energética.

Neste artigo, apresenta-se na Seção II um resumo teórico dos principais conceitos abordados. Uma explicação da métrica utilizada encontra-se na Seção III e, na Seção IV, mostra-se como o experimento foi montado; uma previsão dos resultados é apresentada na Seção V. Por fim, na Seção VI são feitas conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

Isaac Macario da Silva de Gouveia, macario.isaac@ime.eb.br; Gustavo Lima Loss, loss.fmce@imbel.gov.br; Cláudio Augusto Barreto Saunders Filho, saunders@ime.eb.br; Humberto Rodrigues Menezes Júnior, humber-torm@gmail.com; José Antonio Apolinário Júnior, apolin@ime.eb.br. Este trabalho foi parcialmente financiado pelo Exército Brasileiro e pela Indústria de Material Bélico - Fábrica de Material de Comunicações e Eletrônica (IMBEL-FMCE).

II. FUNDAMENTOS DA PRÉ-DISTORÇÃO DIGITAL COM FILTRAGEM ADAPTATIVA

A resposta de um amplificador pode ser modelada utilizando-se diversas arquiteturas de aprendizagem, séries com memória e algoritmos de filtragem adaptativa, a fim de permitir a compensação de seus efeitos não lineares por meio de técnicas de pré-distorção digital. Essas diversas técnicas de estimação do comportamento do PA serão apresentadas nesta seção.

A. Arquitetura de Aprendizagem

Para a realização da pré-distorção digital, é necessário empregar uma estrutura que permita a filtragem adaptativa contínua do sinal de entrada, possibilitando a correção em tempo real das distorções introduzidas pelo amplificador. Esse ajuste é viabilizado por meio de uma arquitetura de aprendizagem, cuja função é estimar os coeficientes do modelo de pré-distorção. Existem diversas arquiteturas disponíveis na literatura, sendo as mais comuns a arquitetura de aprendizado direto (*Direct Learning Architecture – DLA*) e a arquitetura de aprendizado indireto (*Indirect Learning Architecture – ILA*) [8]. A escolha entre essas arquiteturas depende das características específicas do algoritmo utilizado e das exigências do sistema.

A arquitetura de aprendizado direto representada pela Fig. 1 utiliza o sinal de saída do amplificador como referência para estimar as não linearidades do sistema. Após essa etapa, o sinal é processado pelo bloco de cálculo de pré-distorção, responsável por ajustar iterativamente os coeficientes do modelo, de modo a compensar os efeitos não lineares observados na saída. Embora a DLA ofereça maior precisão na estimação, ela apresenta uma maior complexidade computacional em relação à ILA [9].

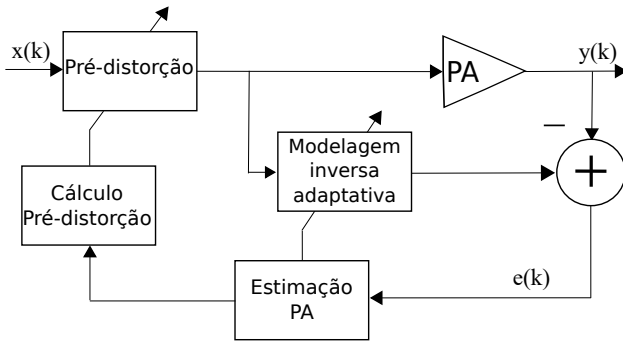


Fig. 1. Diagrama da Arquitetura de Aprendizado Direto.

Considerando que este trabalho tem como foco principal a análise energética, optou-se pela adoção da arquitetura de aprendizado indireto, que apresenta menor custo computacional. O objetivo principal dessa arquitetura é estimar os coeficientes que invertam as não linearidades e os efeitos de memória do amplificador de potência, utilizando como referência o sinal à saída do PA. Para isso, realiza-se a atualização dos coeficientes com base no erro entre os sinais de saída dos blocos de pós-distorção e pré-distorção. Esse processo de realimentação garante que o modelo de pré-distorção se aproxime da resposta inversa ideal do PA. A Fig. 2 apresenta o diagrama de blocos dessa arquitetura.

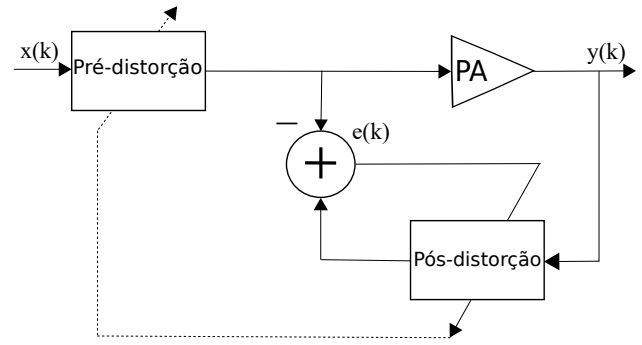


Fig. 2. Diagrama da Arquitetura de Aprendizado Indireto.

B. Algoritmos de Filtragem Adaptativa

Como mencionado anteriormente, a realização da pré-distorção digital requer a estimação de coeficientes que permitam a filtragem adequada do sinal de entrada do filtro, de modo a compensar as distorções introduzidas pelo amplificador de potência. Essa estimação é geralmente conduzida por meio de algoritmos de filtragem adaptativa, os quais ajustam iterativamente os coeficientes do modelo com base em critérios de erro.

Dentre os diversos algoritmos disponíveis, podemos destacar, no contexto de DPD, os seguintes três algoritmos: o algoritmo dos mínimos quadrados médios (*Least Mean Squares – LMS*), o algoritmo dos mínimos quadrados recursivos (*Recursive Least Squares – RLS*) e sua versão baseada em filtro de Kalman no domínio de kernel e com quantização, conhecida como EX-QKRLS (*Extended Quantized Kernel Recursive Least Squares*). Cada um desses algoritmos apresenta vantagens e desvantagens em termos de desempenho, custo computacional e capacidade de modelar não linearidades com memória.

1) *LMS*: O algoritmo de filtragem adaptativa mais conhecido é o LMS, que atualiza o vetor de coeficientes com base no gradiente instantâneo do erro quadrático [10] [11]. A cada iteração, os coeficientes são ajustados na direção oposta ao gradiente, com uma magnitude proporcional a uma constante chamada fator de convergência, μ . Esse procedimento é representado pela seguinte equação de atualização:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu e^*(k) \mathbf{x}(k), \quad (1)$$

onde $\mathbf{w}(k)$ é o vetor de coeficientes no instante k , e o erro e $\mathbf{x}(k)$ representa o vetor de entrada no instante k , composto por amostras passadas do sinal de entrada x .

O algoritmo LMS tem por característica a simplicidade computacional, porém apresenta uma convergência mais lenta do que outros tipos de algoritmo.

2) *RLS*: O algoritmo dos mínimos quadrados recursivos é um dos principais algoritmos de filtragem adaptativa por apresentar uma rápida convergência para o vetor de coeficientes ótimo.

Esse algoritmo se baseia na atualização recursiva da matriz de correlação [12], conforme a Equação (2).

$$\mathbf{w}(k) = \left[\sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^H(i) \right]^{-1} \sum_{i=0}^k \lambda^{k-i} \mathbf{x}(i) d(i) = \mathbf{R}_D^{-1}(k) \mathbf{p}_D(k), \quad (2)$$

onde $\mathbf{R}_D$ e $\mathbf{p}_D$ são chamados de matriz de correlação determinística e vetor de correlação cruzada determinístico, $d(i)$ é

o valor desejado no instante i e λ é o fator de esquecimento que está no intervalo $0 \ll \lambda \leq 1$.

Em contrapartida à velocidade de convergência, o algoritmo RLS apresenta um esforço computacional muito elevado, devido ao cálculo da inversa da matriz $\mathbf{R}_D$ [13]. Além disso, dependendo de sua implementação e de seus dados de entrada e desejado, ele pode apresentar instabilidade [14].

3) *EX-QKRLS*: O EX-QKRLS é uma extensão do algoritmo EX-KRLS, apresentado em [15], com a incorporação de uma técnica de quantização para redução da complexidade computacional. O EX-KRLS, por sua vez, deriva do EX-RLS (ou *Extended RLS*) [16], que é uma generalização do algoritmo RLS, formulada de modo a torná-lo equivalente a um filtro de Kalman. Quando aplicado em um contexto de filtragem baseada em kernel, o EX-RLS dá origem ao EX-KRLS. Este algoritmo segue as equações em espaço de estados apresentadas na seção anterior, com a diferença de que utiliza o vetor $\varphi(k)$ como sinal de entrada, onde $\varphi(k)$ está definido em um espaço de Hilbert reproduzível (*reproducing kernel Hilbert space* - RKHS) e satisfaz a relação $\kappa(\mathbf{u}, \mathbf{u}') = \varphi^T(\mathbf{u})\varphi(\mathbf{u}')$.

Essa modificação permite ao EX-KRLS apresentar desempenho superior em comparação a algoritmos adaptativos baseados em kernel mais simples e em relação a algoritmos tradicionais como o LMS e RLS, especialmente em aplicações que envolvem rastreamento de sistemas dinâmicos, nos quais os parâmetros ou características do ambiente variam ao longo do tempo [17]. Nesses cenários, a capacidade de adaptação rápida é essencial para garantir que o modelo acompanhe com precisão tais variações.

Entretanto, o EX-KRLS possui alta complexidade computacional, típica de algoritmos da classe RLS, devido à necessidade de realizar operações de inversão matricial a cada iteração. Para mitigar esse custo, introduz-se a quantização [18], que consiste na seleção de subconjuntos representativos de amostras com base em sua redundância ou correlação. As amostras menos relevantes são descartadas, e os coeficientes são ajustados de forma a priorizar as amostras informativas, reduzindo assim o custo computacional com mínima perda de desempenho.

C. Estruturas Polinomiais

O tratamento de sinais não lineares requer técnicas específicas de modelagem que possibilitem a aplicação eficaz de algoritmos de filtragem adaptativa. No contexto da amplificação de sinais, a não linearidade introduzida pelo PA pode ser representada por expressões polinomiais. Entre os modelos disponíveis, destaca-se o modelo baseado na série de Volterra [19], amplamente investigado devido à sua capacidade de representar sistemas não lineares com memória. Essa série pode ser interpretada como uma extensão da série de Taylor, incorporando efeitos de memória ao longo do tempo [12], e é formalmente descrita pela Equação (3).

$$y(k) = \sum_{l_1=0}^{\infty} w_1(l_1)x(k-l_1) + \sum_{l_1=0}^{\infty} \sum_{l_2=0}^{\infty} w_2(l_1, l_2)x(k-l_1)x(k-l_2) + \dots + \sum_{l_1=0}^{\infty} \sum_{l_2=0}^{\infty} \dots \sum_{l_i=0}^{\infty} w_i(l_1, l_2, \dots, l_i)x(k-l_1)\dots x(k-l_i), \quad (3)$$

onde $w_i(l_1, l_2, \dots, l_i)$ são os coeficientes do filtro não linear baseado no modelo de Volterra, $y(k)$ representa a saída do sistema sem ruído e $x(k-l_i)$ o sinal de entrada.

O principal desafio associado à utilização da série de Volterra está no rápido crescimento do número de coeficientes à medida que se aumenta a ordem não linear e a profundidade de memória do modelo. Esse crescimento pode resultar em uma complexidade computacional excessiva, tornando inviável sua aplicação em tempo real em alguns cenários.

Para mitigar esse problema, é comum realizar o truncamento da série até uma determinada ordem ou eliminar termos específicos considerados menos relevantes. Diversas estratégias de redução têm sido propostas com base na série de Volterra, sendo a mais amplamente adotada no contexto de pré-distorção digital o modelo de polinômio de memória (MP – *memory polynomial*) [20], descrito na Equação (4).

$$y_{MP}(k) = \sum_{p=1}^{P-1} \sum_{m=0}^{M-1} w_{p,m} x(k-m) |x(k-m)|^p \quad (4)$$

Em aplicações nas quais os efeitos de memória do amplificador de potência se estendem por um maior número de amostras, a representação por um polinômio de memória simples pode se tornar insuficiente. Nesses casos, torna-se necessário incluir termos adicionais na modelagem para capturar interações mais profundas ao longo do tempo. Uma extensão do modelo de polinômio de memória consiste no modelo de termos cruzados de memória (CT – *cross-term memory*), e segue a Equação (5).

$$y_{CT}(k) = \sum_{p=1}^{P-1} \sum_{m=0}^{M-1} w_{p,m} x(k-m) |x(k-m)|^p + \sum_{p=1}^{P-1} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{l=1}^{L-1} w_{p,m,l} x(k-m) |x(k-m-l)|^p \quad (5)$$

III. BALANÇO ENERGÉTICO

A energia consumida em um sistema de transmissão pode ser proveniente tanto da potência entregue ao PA para seu funcionamento quanto do processamento digital do sinal. Nesse contexto, algoritmo de DPD será analisado sob duas perspectivas complementares: o custo computacional envolvido em sua execução e a economia gerada na demanda energética do PA, decorrente da atenuação dos harmônicos e melhoria da eficiência de amplificação. Para fins de comparação, será considerado que o tempo de operação do algoritmo e do PA é o mesmo. Dessa forma, a avaliação do consumo energético poderá ser realizada com base apenas no cálculo da potência consumida por cada componente.

A. Consumo do Amplificador de Potência

Para avaliar o impacto da atenuação dos harmônicos na energia consumida pelo sistema, pode-se analisar a distribuição espectral da potência do sinal. Em um sinal discreto, a potência total pode ser calculada no domínio do tempo como [21]:

$$P = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|^2, \quad (6)$$

onde N é o número de amostras e $x(n)$ representa o sinal no tempo discreto. No domínio da frequência, seguindo o Teorema de Parseval, essa potência corresponde à área da densidade espectral de potência [21]. Assim, a presença de harmônicos aumenta essa área total, refletindo a energia que é dissipada fora da banda útil. Ao aplicar técnicas de DPD e reduzir os harmônicos, essa energia espectral indesejada é minimizada, o que representa uma economia real de potência anteriormente desperdiçada com componentes não lineares. Desta forma, a economia de potência pode ser visualizada diretamente pela diminuição da área espectral correspondente aos harmônicos, indicando uma melhoria na eficiência energética do sistema.

Cabe ressaltar que um indicativo prático da redução no consumo de energia do sistema é a temperatura medida no amplificador de potência com e sem o uso da DPD. Essa diferença de temperatura evidencia a quantidade de energia que seria dissipada na forma de calor devido à presença de harmônicos, os quais são significativamente atenuados pela ação da pré-distorção digital.

B. Consumo do Algoritmo

Para complementar o balanço energético do sistema, é estimado o custo energético associado à implementação do algoritmo de pré-distorção digital. Na ausência de medições experimentais diretas, esse custo pode ser aproximado na ordem de 10 mW segundo os estudos feitos em [6] e [7].

Cabe ressaltar que esse consumo depende diretamente do tipo de processador utilizado no sistema, podendo variar significativamente entre diferentes arquiteturas e plataformas de implementação. Além disso, é importante destacar que o algoritmo de DPD é executado de forma *online*, ou seja, em tempo real, o que faz com que seu custo computacional impacte diretamente o consumo energético do sistema. Por outro lado, algoritmos implementados de forma *offline*, utilizados apenas durante a fase de treinamento ou calibração, não contribuem para o consumo durante a operação contínua, portanto, não afetam o balanço energético do sistema em tempo de execução.

IV. CONFIGURAÇÃO EXPERIMENTAL

Para a realização do experimento, foi utilizado um sistema de bancada composto por um Gerador de Sinais Vetoriais Keysight MXG N5182A, responsável por sintetizar os sinais definidos em um código desenvolvido no *software* MATLAB®. Na saída do gerador, o sinal foi amplificado por um amplificador de potência linear Mini-Circuits TIA-1000-1R8, com ganho nominal de 35 dB, de modo a garantir que a excitação alcançasse a região de operação adequada do dispositivo em teste, um amplificador de potência baseado em transistor LDMOS, projetado para apresentar alta linearidade.

A alimentação do transistor foi realizada por uma fonte Agilent Technologies N5767A, configurada para fornecer 40 V ao terminal de *drain*. Para o terminal de *gate* e circuitos auxiliares, foi utilizada uma fonte Keysight E36313A, ajustada para fornecer 5,5 V e 3,3 V, respectivamente.

O sinal amplificado pelo PA foi então atenuado por um atenuador de potência de 30 dB, com o objetivo de proteger o equipamento de medição e manter o sinal dentro da faixa dinâmica segura. Em seguida, o sinal foi analisado por um

analisador de espectro Agilent Technologies EXA N9010A, que realizou a digitalização dos dados.

Por fim, os dados digitalizados foram capturados por meio de um código em MATLAB®, que realiza o processamento e análise dos sinais adquiridos. A configuração completa do sistema pode ser observada na Fig. 3.



Fig. 3. Sistema laboratorial com os seguintes equipamentos: gerador de sinais (amarelo), amplificador de potência linear (preto), fonte Agilent Technologies N5767A (laranja), fonte Keysight E36313A (azul), amplificador de potência em teste (vermelho), atenuador de potência (branco) e analisador de espectro (verde).

Para fins de comparação, foram realizados testes com as seguintes combinações: LMS com modelo MP, LMS com modelo CT, RLS com MP, RLS com CT e EX-QKRLS. Todos os experimentos consideraram apenas um único loop de pré-distorção, com os algoritmos implementados no modo amostra por amostra.

O sinal de entrada utilizado foi modulado em QAM e estruturado em um padrão OFDM com largura de banda de 3 MHz e 1024 subportadoras. A taxa de amostragem foi de 15 MHz, com fator de sobreamostragem igual a 4, resultando em 81.925 amostras. A potência do sinal no gerador de sinais foi definida para -19 dBm, com a portadora centrada em 60 MHz.

Nos testes com algoritmos RLS, utilizou-se um fator de esquecimento de 0,99999. Já no caso do LMS, o fator de aprendizado foi definido como 0,1. A partir de medições empíricas do sistema, verificou-se que um polinômio de grau 5 e profundidade de memória 5 são suficientes para modelar as não linearidades do amplificador usado em nosso experimento.

Para o algoritmo EX-QKRLS, foram utilizados os seguintes parâmetros: largura de banda do kernel igual a 0,9; critério de inserção no dicionário igual a 0,2; fator de escala da matriz de transição igual a 1; parâmetro de regularização igual a 0,01; e razão entre variâncias dos ruídos igual a 10^{-4} .

V. RESULTADOS

Como resultado preliminar, a Fig. 4 mostra a diminuição da área sob a curva espectral do sinal capturado pelo analisador de espectro, obtida com a aplicação do algoritmo RLS com modelo CT. A área da redução observada foi de aproximadamente 1,17%. Considerando que a potência de saída medida na saída do PA neste sistema é de cerca de 39,8 Watts, essa redução corresponde a uma economia de aproximadamente 465,66 mW.

Levando em conta que a estimativa de consumo computacional do algoritmo, apresentada na Seção III, é da ordem de 10 mW, conclui-se que a economia proporcionada pela DPD supera o custo energético de sua execução.

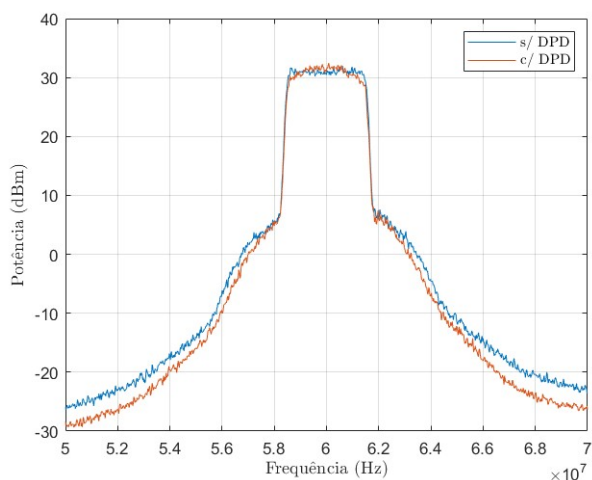


Fig. 4. Comparação dos espectros, com e sem o uso de DPD (usando o algoritmo RLS com CT).

Com base no conhecimento teórico e testes preliminares, é esperado que, com o aprimoramento dos experimentos, a redução da área ainda seja maior, e dado um número elevado de amostras, ambos algoritmos, LMS e RLS, convirjam para o erro mínimo, ou seja, que em longo tempo seus comportamentos sejam similares. Por outro lado, o algoritmo EX-QKRLS, por adotar um processo de modelagem mais generalista, que não requer a definição explícita da ordem nem da profundidade de memória do PA, tende a apresentar uma atenuação dos harmônicos ligeiramente menos precisa. Esse comportamento também é influenciado pela quantização inerente à estrutura do algoritmo, que visa reduzir o custo computacional. Cabe ressaltar que essa perda de precisão está diretamente relacionada ao valor do critério de inserção no dicionário, o qual controla o equilíbrio entre velocidade de execução e desempenho na modelagem.

VI. CONCLUSÕES

Este trabalho evidenciou que a pré-distorção digital pode ser uma solução eficiente e energeticamente vantajosa para sistemas de transmissão em radiofrequência, mesmo em amplificadores projetados para apresentar alta linearidade. Os resultados indicam que o custo computacional associado à implementação da DPD é significativamente inferior à energia que seria desperdiçada na forma de harmônicos indesejados, os quais são atenuados pela técnica.

Como consequência dessa redução de energia dissipada, a técnica contribui para menor estresse térmico sobre os componentes eletrônicos, além de reduzir a necessidade de dissipação de calor, especialmente quando comparada ao uso de filtros analógicos passivos.

Outro ponto a ser destacado é que uma melhora na relação sinal-ruído, proporcionada pela técnica de pré-distorção digital, contribui para o aumento do alcance da transmissão e para um comportamento espectral mais favorável, reduzindo interferências em frequências adjacentes. Esses fatores são

críticos em aplicações militares, onde a área de atuação, a confiabilidade das comunicações, a discriminação espectral e a convivência com outros sistemas operando no mesmo ambiente eletromagnético são requisitos estratégicos.

Cabe ressaltar que o EX-QKRLS, por apresentar essa característica de adaptabilidade para qualquer tipo de não linearidade, torna-se um fator essencial para sistemas como rádio definido por software e rádio cognitivo, onde é necessária a operabilidade em diversas formas de onda. Porém, os algoritmos baseados em kernel, mais efetivos em modelar a ordem do polinômio, apresentam melhor desempenho na modelagem da não linearidade de amplificadores de potência que possuem pouco atraso de memória, como é o caso do PA utilizado.

Como proposta para trabalhos futuros, está em desenvolvimento um novo algoritmo derivado do EX-KRLS, que incorpora técnicas de decomposição QR utilizando refletores de Householder e rotações de Givens. O objetivo é aumentar a estabilidade numérica do EX-KRLS, tornando-o mais robusto em cenários numericamente instáveis e, portanto, mais adequado para aplicações de pré-distorção digital. Essa melhoria na estabilidade pode viabilizar implementações em tempo real, especialmente em sistemas de uso militar onde a transmissão está exposta a situações adversas.

REFERÊNCIAS

- [1] ITU, "Recommendation ITU-R SM.329-13. unwanted emissions in the spurious domain," 2024, 05/03/2025. [Online]. Available: https://www.itu.int/dms_pubrec/itu-r-rec/sm/R-REC-SM.329-13-202409-1!!PDF-E.pdf
- [2] A. S. Sedra and K. C. Smith, *Circuitos Microeletrônicos*, 8th ed. LTC, 2023.
- [3] J. Carvalho, "Estimação de harmônicos/inter-harmônicos: Uma abordagem multitaxa," Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, jan. 2008.
- [4] D. R. Morgan, Z. Ma, J. Kim, M. G. Zierdt, and J. Pastalan, "A generalized memory polynomial model for digital predistortion of RF power amplifiers," *IEEE Transactions on Signal Processing*, pp. 3852–3860, 2006.
- [5] X. Cheng, Z. Zhu, S. Yao, and H. Qian, "FPGA implementation of an efficient adaptive predistortion algorithm," in *2015 IEEE Workshop on Signal Processing Systems (SiPS)*, 2015, pp. 1–5.
- [6] S. Boumard, M. Lasanen, O. Apilo, A. Hekkala, C. Cassan, J.-P. Verdeil, J. David, and L. Pichon, "Power consumption trade-off between power amplifier OBO, DPD, and clipping and filtering," in *2014 26th International Teletraffic Congress (ITC)*, 2014, pp. 1–5.
- [7] J. Zanen, E. Klumperink, and B. Nauta, "Power efficiency model for MIMO transmitters including memory polynomial digital predistortion," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 68, no. 4, pp. 1183–1187, 2021.
- [8] H. Paaso and Mammela, "A comparison of direct learning and indirect learning predistortion architectures," *2008 IEEE International Symposium on Wireless Communication Systems*, pp. 309–313, 2008.
- [9] S.-H. Javid-Hosseini, P. Ghazanfarianpoor, V. Nayyeri, and P. Colantoni, "A unified neural network-based approach to nonlinear modeling and digital predistortion of RF power amplifier," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 72, no. 9, pp. 5031–5038, 2024.
- [10] B. Widrow, "Adaptive filters I: Fundamentals," *Stanford Electronics Laboratories Technical Report*, 1966.
- [11] P. S. R. Diniz, M. L. R. de Campos, W. A. Martins, M. V. S. Lima, and J. A. Apolinário Jr., *Online Learning and Adaptive Filters*, 1st ed. Nova York: Wiley, 2023.
- [12] P. S. R. Diniz, *Adaptive Filtering: Algorithms and practical implementation*, 4th ed. New York: Springer, 2013.
- [13] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, 1st ed. New Jersey: Prentice Hall, 1986.
- [14] J. A. Apolinário Jr., *QRD-RLS Adaptive Filtering*, 1st ed. New York: Springer, 2009.
- [15] W. Liu, I. Park, Y. Wang, and J. C. Principe, "Extended kernel recursive least squares algorithm," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, pp. 3801–3814, 2009.

- [16] S. Haykin, A. H. Sayed, J. R. Zeidler, P. Yee, and P. C. Wei, "Adaptive tracking of linear time-variant systems by extended RLS algorithms," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 45, pp. 1118–1128, 1997.
- [17] W. Liu, J. C. Príncipe, and S. Haykin, *Kernel Adaptive Filtering: A comprehensive introduction*, 1st ed. New Jersey: Wiley, 2010.
- [18] B. Chen, S. Zhao, P. Zhu, and J. C. Príncipe, "Quantized kernel recursive least squares algorithm," *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, vol. 24, pp. 1484–1491, 2013.
- [19] M. Schetzen, *The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems*, 1st ed. New York: Wiley, 1980.
- [20] Gan, Li, and E. Abd-Elrady, "Digital predistortion of memory polynomial systems using direct and indirect learning architectures," *Proceedings of the Eleventh IASTED International Conference on Signal and Image Processing (SIP)*, pp. 654–802, 2009.
- [21] A. V. Oppenheim and A. Willsky, *Sinais e Sistemas*, 2010th ed. São Paulo: Pearson, 2012.