

Aprendizagens Direta e Indireta para a Identificação de Pré-distorsões de Largura de Banda Limitada

Joel H. Chavez, Luis H. A. Lolis e Eduardo G. Lima

Resumo—Este trabalho aborda a linearização de amplificadores de potência para sistemas de comunicações sem fio através da pré-distorção digital em banda base (DPD) de largura de banda limitada. A contribuição deste trabalho é apresentar um estudo comparativo entre as arquiteturas de aprendizagem direta e indireta para a identificação dos coeficientes de DPDs de largura de banda limitada. Resultados de simulação de um estudo de caso mostram que a aprendizagem indireta oferece uma capacidade de linearização muito próxima em relação à aprendizagem direta, porém exigindo um custo computacional significativamente menor.

Palavras-Chave—Amplificadores de potência, comunicações sem fio, linearização, modelagem, polinômio com memória.

Abstract—This work addresses the linearization of power amplifiers for wireless communication systems through band-limited digital baseband predistortion (DPD). This work contribution is to present a comparative study between the direct and indirect learning architectures for the parameter identification of band-limited DPDs. Simulation results from a case study show that the indirect learning offers a linearization capability very close to the one offered by the direct learning, but demanding for a significantly lower computational cost.

Keywords—Linearization, memory polynomial, modeling, power amplifiers, wireless communications.

I. INTRODUÇÃO

Nos últimos anos há uma demanda crescente pela transmissão de sinais com altas velocidades, o que traz novos desafios na hora de se projetar um sistema de transmissão sem fio [1]. É de particular interesse a etapa que consome mais energia no sistema de transmissão, realizada pelo amplificador de potência (PA) de rádio frequência (RF). O PA apresenta características conflitantes em termos de linearidade e eficiência [2]. O PA deve ser linear para evitar interferências entre usuários alocados em canais adjacentes. Em contrapartida, deve ser energeticamente eficiente, o que geralmente torna o circuito não linear. Dessa forma o PA deve ser submetido a uma técnica de linearização [3]. A técnica da pré-distorção digital em banda base (DPD) é uma ferramenta de linearização de excelente custo-benefício que tem por objetivo gerar distorções, de modo proposital, em ambiente digital e em banda base, capazes de anular as distorções a serem posteriormente inseridas pelo PA [3].

Para o projeto da DPD procura-se um modelo de baixa complexidade computacional, capaz de reproduzir de maneira fiel o comportamento inverso de um PA. É comum o emprego de modelos descritos por equações matemáticas que possuem coeficientes ajustáveis. Nesse caso, o ajuste dos coeficientes é

feito por um algoritmo de treinamento supervisionado, que necessita de um conjunto de medidas discretas no tempo das envoltórias complexas na entrada e na saída do PA [4]. Na literatura, há duas abordagens para a identificação dos coeficientes do modelo de uma DPD [5]-[6]. Na arquitetura de aprendizagem direta, obtêm-se os coeficientes da pré-inversa (ou seja, da inversa que está localizada antes do PA na conexão em cascata) [5]. Na arquitetura de aprendizagem indireta, os coeficientes da pós-inversa (ou seja, da inversa que está localizada após o PA na conexão em cascata) são primeiramente obtidos e então copiados para uma pré-inversa de mesma topologia [6].

Para o uso efetivo de uma DPD são empregados tanto conversores digitais-analógicos (DACs), para que sequências digitais pré-distorcidas fornecidas pela DPD sejam usadas para alimentar o PA analógico, quanto conversores analógico-digitais (ADCs), para que saídas analógicas do PA possam ser usadas de maneira adequada para a identificação da DPD. O consumo de energia dos circuitos adicionais necessários para a correta implementação da DPD deve ser inferior à redução do consumo de energia do PA proporcionada para inclusão da DPD. O consumo de energia de ADCs e DACs é fortemente dependente da quantidade de *bits* de resolução e da frequência de amostragem. Para uma mesma quantidade de *bits* de resolução, a energia consumida por ADCs e DACs aumenta significativamente com o aumento da frequência de amostragem [7]. Para respeitar o critério de Nyquist, uma envoltória complexa deve ser amostrada em quadratura a uma frequência igual ou superior a sua largura de banda. Contudo, a presença de não linearidades no circuito do PA faz com que a largura de banda da envoltória complexa seja aumentada ao passar pelo PA. Dessa forma, quando efeitos não lineares estão fortemente presentes e a largura de banda da envoltória complexa é grande, o consumo de energia de ADCs e DACs pode tornar-se grande o suficiente para que o emprego da DPD seja inviável.

Em [8] foi proposta uma DPD de largura de banda limitada que permite aliviar as especificações de ADCs e DACs. Esta técnica atenua as distorções apenas ao redor do canal principal e que estão localizadas dentro de uma largura de banda definida pela frequência de amostragem dos conversores ADCs e DACs. As demais distorções, mais distantes do canal principal, são atenuadas através de um processo de filtragem linear. Na abordagem de [8], o modelo comportamental que implementa a DPD deve ser alterado através do uso de funções que limitem a largura de banda dos sinais pré-distorcidos. A contribuição deste artigo é apresentar um estudo comparativo entre as abordagens de aprendizagem direta e indireta nesse contexto de DPDs de largura de banda limitada. Destaca-se que

Joel H. Chavez, Luis H. A. Lolis e Eduardo G. Lima, Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Paraná, Curitiba-PR, Brasil, E-mails: erijoe14@gmail.com, luis.lolis@eletrica.ufpr.br, elima@eletrica.ufpr.br.

em [9] as abordagens de aprendizagem direta e indireta foram comparadas, porém em cenários onde empregava-se a DPD convencional, ou seja, sem limitação de largura de banda.

Este artigo está organizado da seguinte forma. A Seção II introduz os conceitos de DPD convencional e de largura de banda limitada. A Seção III detalha a identificação dos parâmetros através das arquiteturas de aprendizagem direta e indireta em banda limitada. Resultados de simulação de um estudo de caso em MatLab são relatados na Seção IV. Na Seção V são descritas as conclusões deste trabalho.

II. PRÉ-DISTORÇÃO DIGITAL EM BANDA BASE

A. DPD convencional

Para compensar o comportamento não linear do PA, o bloco que implementa a DPD é conectado em cascata com o PA, conforme ilustra a Fig. 1a). A DPD apresenta uma característica de transferência inversa em relação ao PA, como ilustra a Fig. 1b). Para uma entrada não distorcida $x[n]$, a DPD produz um sinal distorcido com alargamento de banda $u[n]$ devido à sua característica expansiva. Em contraste, a característica de compressão do PA anula as distorções inseridas pela DPD, fornecendo um sinal não distorcido $y[n]$ na saída do PA.

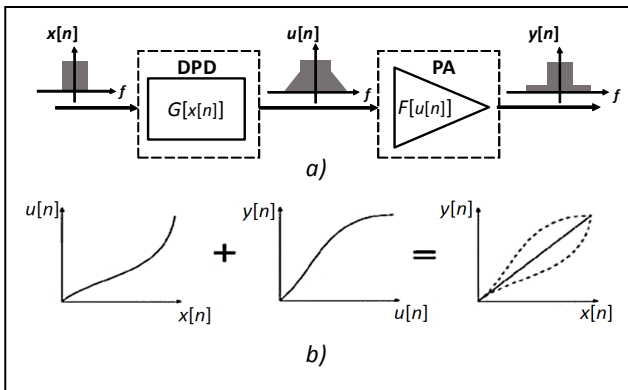


Fig. 1. DPD convencional: a) Diagrama de blocos. b) Características de transferência.

O modelo comportamental que implementa a DPD deve levar em conta os efeitos de memória (atribuídos às respostas em frequência não ideais do circuito de polarização e das redes de casamento de impedâncias) e as não linearidades (associadas à compressão e saturação do ganho de potência dos transistores) observados em PAs. Entre as topologias disponíveis, em particular redes neurais artificiais e séries de Volterra [4], neste trabalho utiliza-se o modelo baseado em simplificações da série de Volterra conhecido como polinômio de memória (MP) [10], uma vez que o MP apresenta uma boa relação entre precisão de modelagem e complexidade computacional. O MP relaciona os sinais de entrada $x[n]$ e saída $u[n]$ da seguinte forma

$$u[n] = \sum_{p=1}^P \sum_{m=0}^M h_{2p-1,m} |x[n-m]|^{2p-2} x[n-m], \quad (1)$$

em que $h_{2p-1,m}$ são coeficientes complexos, P é a ordem de truncamento polinomial e M é a duração da memória. O MP é um modelo comportamental linear nos parâmetros $h_{2p-1,m}$, o que permite a extração de seus coeficientes através dos mínimos quadrados.

B. DPD de largura de banda limitada

A Fig. 2a) apresenta o diagrama de blocos da DPD de largura de banda limitada proposta em [8]. Assim como na abordagem convencional, é realizada uma conexão em cascata de uma DPD seguida pelo PA. Contudo, agora é inserido um filtro na saída do PA, que deixa passar apenas as componentes em frequências localizadas dentro da largura de banda BW. O valor de BW é definido pela frequência de amostragem dos ADCs e DACs. Além disso, o sinal pré-distorcido fornecido na saída da DPD deve possuir um conteúdo espectral localizado inteiramente dentro de BW.

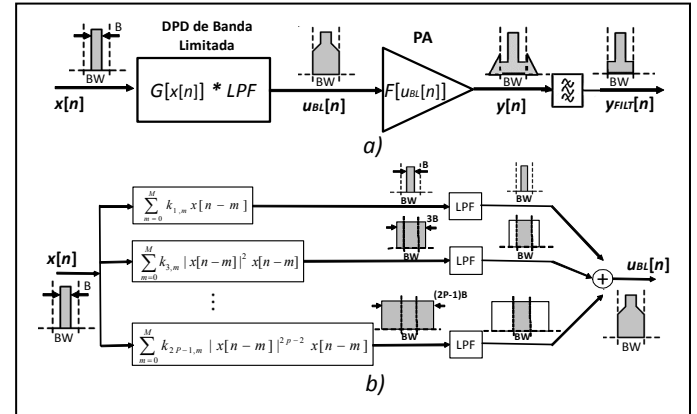


Fig. 2. DPD de largura de banda limitada: a) Diagrama de blocos. b) Modelo MP de largura de banda limitada.

No modelo polinomial descrito por (1), a saída é dada por uma somatória de termos de diferentes ordens. Termos de primeira ordem, que envolvem apenas uma informação de entrada, por exemplo $h_{1,m}x(n-m)$, possuem uma largura de banda idêntica à da envoltória de entrada (ou seja, B). Termos de terceira ordem, que envolvem o produto de três informações de entrada, por exemplo $h_{3,m}x(n-m)x(n-m)^2$, possuem uma largura de banda três vezes maior que a da envoltória de entrada (ou seja, $3B$). Em geral, termos de $(2P-1)$ -ésima ordem, que envolvem o produto de $(2P-1)$ informações de entrada, por exemplo $h_{2p-1,m}x(n-m)|x(n-m)|^{2p-2}$, possuem uma largura de banda $(2P-1)$ vezes maior que a da envoltória de entrada, ou seja, $(2P-1)B$. Dessa forma, é necessário modificar (1) de tal forma a garantir que as suas contribuições estejam totalmente localizadas dentro de BW. Conforme apresentado em [8], para obter-se um sinal em banda limitada $u_{BL}[n]$ na saída da DPD, é suficiente realizar a convolução entre o sinal completo $u[n]$ na saída da DPD e um filtro passa-baixas (LPF), ou seja

$$u_{BL}[n] = \left\{ \sum_{p=1}^P \sum_{m=0}^M k_{2p-1,m} |x[n-m]|^{2p-2} x[n-m] \right\} * LPF, \quad (2)$$

em que $*$ indica o operador convolução e $k_{2p-1,m}$ são os coeficientes complexos. Considerando que o operador convolução é um operador linear, é possível aplicar a propriedade distributiva, ou seja, substituir uma única convolução envolvendo uma somatória de várias parcelas por um conjunto de convoluções, cada uma sobre uma determinada parcela dessa soma, conforme mostra a Fig. 2b). Ressalta-se que o modelo MP de largura de banda limitada de (2) também é linear nos seus coeficientes $k_{2p-1,m}$.

III. IDENTIFICAÇÃO DE PARÂMETROS

Esta seção detalha duas técnicas para a identificação dos coeficientes ajustáveis presentes no modelo que implementa a DPD: a aprendizagem indireta [6] e a aprendizagem direta [5].

A. Arquitetura de aprendizagem indireta

A aprendizagem indireta [6] é uma arquitetura na qual são identificados os coeficientes de um pós-distorcor (PoD), ou seja, de uma inversa localizada após o PA na conexão em cascata, como mostra a Fig. 3a). A entrada do PoD é igual à saída do PA (dividida por um ganho linear g), enquanto que a saída desejada do PoD é igual à entrada do PA. Uma vez identificados os parâmetros do PoD, esses valores são copiados para uma DPD de mesma topologia, ou seja, para uma inversa de mesma topologia, porém localizada antes do PA na conexão em cascata. De fato, para modelos baseados em aproximações polinomiais truncadas na P -ésima ordem, ambas inversas (DPD e PoD) são idênticas [11].

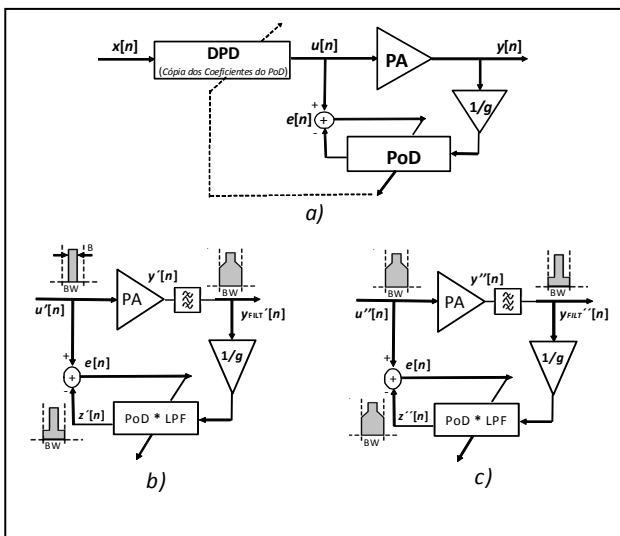


Fig. 3. Arquitetura de aprendizagem indireta: a) Diagrama de blocos. b) Primeira identificação de PoD. c) Segunda identificação de PoD.

A aprendizagem indireta é realizada em malha aberta, já que o bloco da DPD não é envolvido na estimativa dos coeficientes. Além disso, não é necessário o conhecimento de nenhum modelo para o PA. A identificação é baseada nos sinais de entrada $u[n]$ e saída do PA $y[n]$. Assumindo que o modelo MP de largura de banda limitada descrito por (2) seja empregado como topologia para o PoD e, para a DPD, a identificação é realizada através do algoritmo dos mínimos quadrados. Em uma primeira identificação do PoD, conforme Fig. 3b), o PA é excitado por uma entrada sem distorção $u'[n]$. O sinal distorcido na saída do PA $y[n]$ é então filtrado de tal forma a deixar passar apenas as componentes em frequências localizadas dentro de BW. A saída filtrada do PA $y_{FILT}'[n]$, dividida por um ganho linear g , é aplicada como entrada do PoD. Minimiza-se então o erro quadrático médio descrito pela diferença entre a saída estimada pelo PoD $z'[n]$ e o sinal não distorcido $u'[n]$. Os parâmetros obtidos são copiados como parâmetros de uma DPD de mesma topologia. Conforme ilustra a Fig. 1a), a entrada da DPD é sempre um sinal sem distorção $x[n]$, enquanto que o sinal na saída da DPD é sempre uma sequência distorcida $u[n]$. Portanto, nessa primeira extração de coeficientes, a natureza dos sinais de entrada e saída para identificação e aplicação são completamente diferentes. O modelo exato da inversa possui ordem

polinomial infinita. Na prática, o modelo da inversa é truncado na ordem P . Dessa forma, o sinal na saída da cascata da DPD com o PA apresenta não linearidades (do sinal aplicado na entrada da cascata) de ordem superior a P . Essas distorções de ordem superior a P estão intimamente relacionadas à natureza dos sinais usados na identificação. Por consequência, é esperada uma deterioração na capacidade de linearização da DPD quando os níveis de distorção presentes nos sinais de entrada e saída usados para identificação são bastante distintos dos usados para a validação do modelo.

Para melhorar a precisão na modelagem da inversa, é recomendável a realização de outras identificações de PoD, em cenários mais próximos à aplicação da DPD da forma detalhada na sequência. Um sinal pré-distorcido $u''[n]$, obtido a partir dos coeficientes identificados na primeira extração do PoD, é agora usado para excitar o PA. Mede-se novamente a saída filtrada do PA $y_{FILT}''[n]$, conforme Fig. 3c), para então aplicá-la (dividida por g) como entrada do PoD. Um segundo PoD é então identificado, porém agora operando em uma situação semelhante ao funcionamento da DPD, ou seja, com entrada não distorcida e com saída distorcida. Tal procedimento pode ser repetido de maneira iterativa, até o ponto em que o erro de modelagem se estabilize em um valor mínimo. Em cada iteração, parte-se sempre da excitação do PA por meio de uma sequência pré-distorcida obtida a partir dos coeficientes identificados na iteração anterior. Ou seja, esse procedimento não altera a quantidade de blocos presentes na conexão em cascata. Portanto, usa-se sempre um único bloco para a DPD, porém os valores numéricos dos coeficientes do modelo da DPD são atualizados a cada iteração.

B. Arquitetura de aprendizagem direta

A aprendizagem direta, conforme mostra a Fig. 4, é realizada em uma malha fechada que envolve tanto a DPD como o PA [5]. Na aprendizagem direta, os coeficientes da DPD são obtidos através da minimização do erro quadrático médio definido pela diferença entre os sinais na entrada $x[n]$ e na saída $y[n]$, multiplicada pelo ganho linear $1/g$, da conexão em cascata da DPD seguida pelo PA.

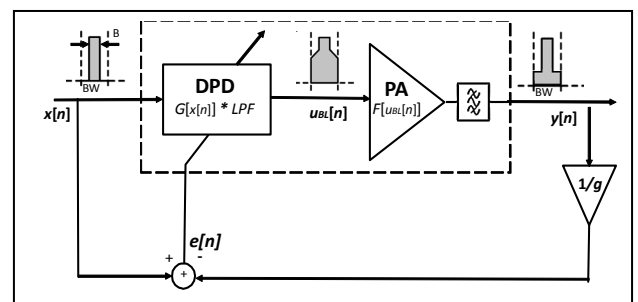


Fig. 4. Arquitetura de aprendizagem direta.

Mesmo assumindo que o modelo MP de largura de banda limitada descrito por (2) seja empregado como topologia para a DPD, a arquitetura de aprendizagem direta consiste em um problema de otimização não linear. Isso ocorre pois, para a obtenção do sinal de erro a ser minimizado, os coeficientes da DPD são manipulados de maneira não linear pelo PA. Dessa forma, a aprendizagem direta sempre requer o uso de uma ferramenta de otimização não linear (por exemplo, Gauss-Newton, Levenberg-Marquardt, entre outros), que está sujeita a ficar presa em mínimos locais, dependendo das estimativas iniciais [12]. Além disso, a aprendizagem direta exige o

conhecimento prévio de um modelo para o PA, uma vez que a cada nova escolha de valores para os coeficientes da DPD, novos sinais são usados para excitar o PA. Por outro lado, a aprendizagem direta não se utiliza de um PoD e, dessa forma, a qualidade dos coeficientes por ela extraídos não é afetada pela troca de posição da inversa durante as etapas de extração e aplicação.

IV. ESTUDO DE CASO

Nesta seção, são apresentados os resultados de simulação em MatLab de um estudo de caso que investiga a capacidade de linearização de diferentes DPDs. Na DPD convencional, utiliza-se o modelo MP de (1) com $M = 1$ e $P = 5$. Na DPD de banda limitada é utilizado o modelo MP de (2) com $M = 1$, $P = 5$ e um filtro passa-baixas com $BW = 38,4$ MHz, descrito por uma sequência idealizada no domínio da frequência, ou seja, composta de uns e zeros para frequências desejadas e indesejadas, respectivamente. O PA a ser linearizado é descrito por (1), trocando-se os papéis da entrada e saída, com os valores dos coeficientes mostrados na Tabela I.

TABELA I. VALORES NUMÉRICOS DOS COEFICIENTES DO PA

$h_{1,0} = -0,0515 - j0,0831$	$h_{1,1} = 1,0538 + j0,0612$
$h_{3,0} = 0,5407 + j0,0729$	$h_{3,1} = -1,6840 + j0,3680$
$h_{5,0} = -0,5777 + j0,0293$	$h_{5,1} = 2,9292 - j0,4123$
$h_{7,0} = 0,2852 - j0,1514$	$h_{7,1} = -3,2223 + j0,2051$
$h_{9,0} = -0,0218 + j0,1011$	$h_{9,1} = 1,3383 - j0,0130$

Para a abordagem de banda limitada, o sinal na saída do PA é filtrado por um filtro idêntico ao descrito anteriormente para o modelo da DPD em (2). A envoltória complexa utilizada consiste em um sinal *Long Term Evolution* (LTE) *Orthogonal Frequency Division Multiple Access* (OFDMA) com largura de banda $B = 20$ MHz. Para a coleta dos dados de entrada e saída do PA sob análise, adota-se uma frequência de amostragem de 153,6 MHz, que é aproximadamente 7,5 vezes maior que B .

Os coeficientes $h_{2p-1,m}$ de (1) e $k_{2p-1,m}$ de (2) são então identificados através das duas arquiteturas de aprendizagem descritas na Seção III. Para a arquitetura indireta, utiliza-se o algoritmo dos mínimos quadrados. Para a arquitetura direta, emprega-se uma ferramenta de otimização não linear que implementa um algoritmo de mínimos quadrados não lineares usando o método de Levenberg-Marquardt.

Para avaliar a capacidade de linearização das diferentes DPDs, utiliza-se o erro quadrático médio normalizado (NMSE), definido por [13]

$$NMSE = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{n=1}^N |y[n]/g - x[n]|^2}{\sum_{n=1}^N |y[n]/g|^2} \right], \quad (3)$$

em que N indica a quantidade total de amostras utilizadas no cálculo. Outra métrica de avaliação é a razão entre as potências nos canais adjacentes e principal (ACPR), definida como a razão entre a densidade espectral de potência (PSD) do sinal em um canal adjacente e a PSD do sinal no canal principal

$$ACPR = 10 \log_{10} \left[\frac{\int_{adj} |Y(f)|^2 df}{\int_{ch} |Y(f)|^2 df} \right], \quad (4)$$

em que $Y(f)$ indica a transformada de Fourier do sinal $y[n]$. A Tabela II apresenta os resultados de quatro iterações da estratégia de aprendizagem indireta, conforme descrito na Subseção III.B, e os resultados da aprendizagem direta usando como estimativa inicial os parâmetros obtidos na quarta iteração da aprendizagem indireta. Para o cálculo da ACPR, utilizou-se uma largura de banda igual a 18 MHz para o canal principal e 9 MHz para os canais adjacentes superior e inferior, com uma separação de 14,7 MHz entre as frequências centrais dos canais principal e adjacentes.

A Tabela II mostra que os valores de NMSE obtidos com as DPDs convencionais são melhores em aproximadamente 3,5 dB com relação aos valores obtidos com as DPDs de largura de banda limitada. Por outro lado, há uma redução de cerca de 3,8 dB nos valores de ACPR obtidos com as DPDs de largura de banda limitada, quando comparados com os valores obtidos com as DPDs convencionais. No caso da aprendizagem indireta, verifica-se uma melhora bastante significativa ao se utilizar duas iterações ao invés de apenas uma iteração. Isso se justifica pelo fato de que o PoD extraído na segunda iteração trabalha em um cenário muito mais próximo da operação da DPD, ou seja, com entrada não distorcida e saída distorcida. Ao incrementar-se ainda mais a quantidade de iterações da abordagem indireta, os resultados mantêm-se bastante próximos do resultado obtido na segunda iteração. Ainda de acordo com a Tabela II, a aprendizagem direta, partindo de estimativas iniciais iguais aos valores fornecidos pela abordagem indireta, é capaz de produzir apenas uma ligeira melhoria na capacidade de linearização, quantificada por reduções de no máximo 0,4 dB e 0,2 dB em termos de NMSE e ACPR, respectivamente. Para fins de comparação, pode-se considerar que cada iteração do algoritmo não linear que realiza a aprendizagem direta tem um custo computacional semelhante ao custo de uma iteração da aprendizagem indireta, uma vez que ambas iterações necessitam da resolução de um sistema algébrico linear de mesma ordem. Considerando o elevado custo computacional adicional exigido pela aprendizagem direta, seu uso não se justifica no estudo de caso aqui reportado. Destaca-se que, na prática, o modelo de PA, exigido apenas na abordagem direta, não será perfeito, o que pode, por sua vez, reduzir a capacidade de linearização da DPD identificada pela abordagem direta. A Fig. 5 mostra as PSDs de diferentes sinais na saída do PA.

TABELA II. RESULTADOS DE NMSE E ACPR

Arquitetura	Casos	Convencional		Banda Limitada		
		Iterações	NMSE [dB]	ACPR [dB]	NMSE [dB]	ACPR [dB]
Aprendizagem Indireta	1ª		-44,394	-51,023	-41,713	-53,503
	2ª		-47,152	-54,474	-43,569	-58,168
	3ª		-46,903	-54,063	-43,597	-58,223
	4ª		-47,279	-54,554	-43,598	-58,232
Aprendizagem Direta	12 a 14		-47,700	-54,743	-43,661	-57,998

V. CONCLUSÕES

Para relaxar as especificações de conversores analógicos-digitais e conversores digitais-analógicos, neste trabalho abordou-se a DPD de largura de banda limitada. As arquiteturas de aprendizagem direta e indireta foram aplicadas para a identificação dos coeficientes de um modelo MP de largura de banda limitada. Resultados de simulação de um estudo de caso, que utilizou um modelo exato para o PA, ilustraram uma precisão na linearização ligeiramente maior para o caso onde a extração é realizada pela aprendizagem direta. Essa pequena redução na precisão, observada quando a abordagem indireta é empregada, pode ser atribuída ao deslocamento da inversa durante as etapas de identificação e aplicação. Apesar disso, justifica-se a adoção da abordagem indireta, pois ela exige uma quantidade de cálculos (ou seja, número de iterações) significativamente menor em comparação com a abordagem direta.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) e Organização dos Estados Americanos (OEA) pelo apoio financeiro.

REFERÊNCIAS

- [1] D. Raychaudhuri, N.B. Mandayam, "Frontiers of Wireless and Mobile Communications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 100, no. 4, pp. 824-840, Apr. 2012.
- [2] S. Cripps, *RF Power Amplifiers for Wireless Communications*, 2nd edition. Norwood, MA: Artech House, 2006.
- [3] P. B. Kenington, *High Linearity RF Amplifier Design*. Norwood, MA: Artech House, 2000.
- [4] 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.
- [5] G. Baudoin and P. Jardin, "Adaptive polynomial pre-distortion for linearization of power amplifiers in wireless communications and WLAN," in *Proc. IEEE International Conference on Trends in Communications*, Bratislava, Slovakia, Jul. 2001, pp. 157-160.
- [6] C. Eun and E. J. Powers, "A new volterra predistorter based on the indirect learning architecture," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 45, no. 1, pp. 223-227, Jan. 1997.
- [7] B. Murmann, "ADC Performance Survey 1997-2016," [Online]. Available: <http://web.stanford.edu/~murmann/adcsurvey.html>.
- [8] C. Yu, L. Guan, E. Zhu, and A. Zhu, "Band-Limited Volterra Series-Based Digital Predistortion for Wideband RF Power Amplifiers," *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol. 60, no. 12, pp. 4198-4208, Dec. 2012.
- [9] J. H. Chavez and E. G. Lima, "Comparison between Direct and Indirect Learning for the Identification of Digital Baseband Predistorters," in *XXIII Iberchip Workshop*, Feb. 2017, pp. 25-28.
- [10] J. Kim and K. Konstantinou, "Digital predistortion of wideband signals based on power amplifier model with memory," *Electron. Lett.*, vol. 37, no. 23, pp. 1417-1418, Nov. 2001.
- [11] M. Schetzeh, "Theory of pth-order inverses of nonlinear systems," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, vol. 23, no. 5, pp. 285-291, May 1976.
- [12] 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.
- [13] 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, Jun. 1999, pp. 759-762.

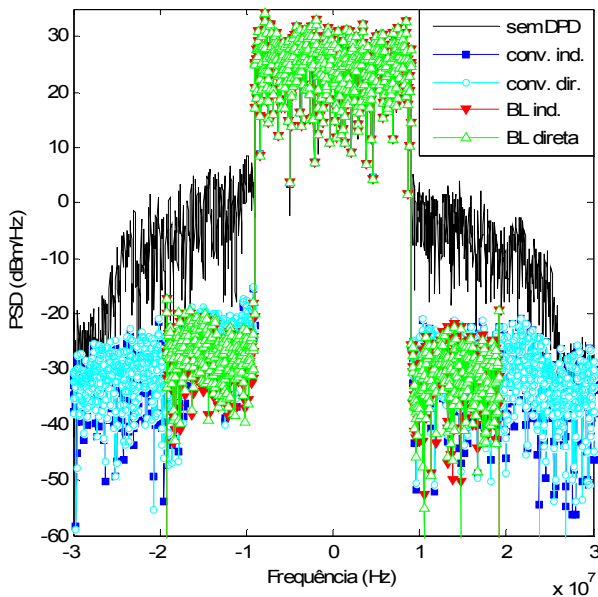


Fig. 5. PSDs dos sinais de saída do PA, em que: conv. indica presença da DPD convencional; ind. e dir. referem-se às aprendizagens indireta e direta, respectivamente; BL indica largura de banda limitada.

Sem a presença da DPD, há níveis significativos de distorção nos canais adjacentes. Na presença das DPDs convencionais, as distorções são fortemente atenuadas em todo o espectro de frequências. Já as DPDs de largura de banda limitada atenuam apenas as distorções localizadas dentro de uma faixa de frequências igual a BW. Fora desta faixa, a atenuação das distorções é realizada pelo filtro linear (ideal neste caso), conforme ilustra a Fig. 5.

A Fig. 6 mostra a amplitude de saída em função da amplitude de entrada para o PA, a DPD de largura de banda limitada e a conexão em cascata da DPD seguida pelo PA. A expansão de ganho gerada pela DPD cancela, quase que completamente, a compressão de ganho produzida pelo PA.

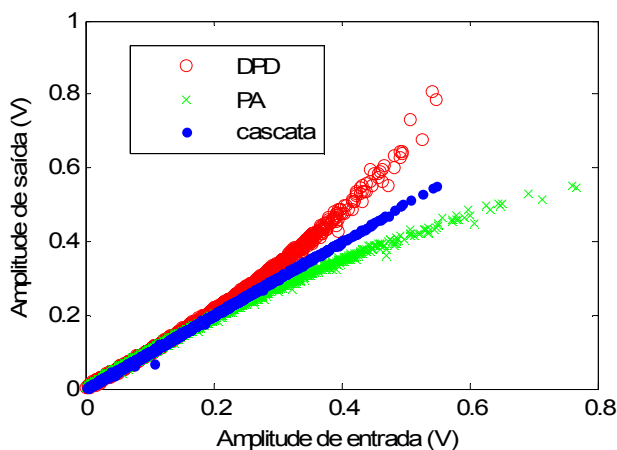


Fig. 6. Características de transferência para: PA, DPD de largura de banda limitada usando aprendizagem indireta e conexão em cascata DPD+PA.