

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

RICARDO AUGUSTO DA SILVA CAVALHEIRO

SÉRIES DE VOLTERRA COM TRUNCAMENTOS
INDEPENDENTES PARA DINÂMICAS E NÃO LINEARIDADES EM
AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA

CURITIBA
2018

RICARDO AUGUSTO DA SILVA CAVALHEIRO

SÉRIES DE VOLTERRA COM TRUNCAMENTOS
INDEPENDENTES PARA DINÂMICAS E NÃO LINEARIDADES EM
AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, Área de Concentração em Telecomunicações, Departamento de Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como parte das exigências para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Eduardo Gonçalves de Lima

CURITIBA
2018

Catálogo na Fonte: Sistema de Bibliotecas, UFPR
Biblioteca de Ciência e Tecnologia

C376s

Cavalheiro, Ricardo Augusto da Silva

Séries de Volterra com truncamentos independentes para dinâmicas e não linearidades em amplificadores de potência [recurso eletrônico] / Ricardo Augusto da Silva Cavalheiro. – Curitiba, 2018.

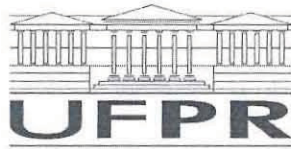
Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2018.

Orientador: Eduardo Gonçalves de Lima .

1. Amplificadores de potência. 2. Sistemas de comunicações sem fio. 3. Volterra, Séries de. I. Universidade Federal do Paraná. II. Lima, Eduardo Gonçalves de. III. Título.

CDD: 621.395

Bibliotecário: Elias Barbosa da Silva CRB-9/1894



TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em ENGENHARIA ELÉTRICA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **RICARDO AUGUSTO DA SILVA CAVALHEIRO** intitulada: **SÉRIES DE VOLTERRA COM TRUNCAMENTOS INDEPENDENTES PARA DINÂMICAS E NÃO LINEARIDADES EM AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA**, após terem inquirido o aluno e realizado a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua APROVAÇÃO no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 24 de Outubro de 2018.

Eduardo Gonçalves de Lima
EDUARDO GONÇALVES DE LIMA

Presidente da Banca Examinadora (UFPR)

André Augusto Mariano
ANDRÉ AUGUSTO MARIANO

Avaliador Interno (UFPR)

Guilherme de S. Peron
GUILHERME DE SANTI PERON

Avaliador Externo (UTFPR)

Bernardo Rego Barros de Almeida Leite
BERNARDO REGO BARROS DE ALMEIDA LEITE

Avaliador Interno (UFPR)

RESUMO

A pré-distorção digital (DPD) em banda base é uma solução reconhecida para melhorar a eficiência energética de amplificadores de potência (PAs) para sistemas de comunicação sem fio. A série de Volterra polar completa composta por quatro fatores de truncamento é frequentemente selecionada como o modelo para pré-distorcedor (PD). Este trabalho aborda uma nova abordagem à modelagem de PAs baseada em séries de Volterra para reduzir consideravelmente o número de coeficientes gerados. Técnicas já existentes na literatura foram abordadas concorrentemente e aliadamente, como as séries de Volterra polar completa e reduções unidimensionais e bidimensionais difundidas na literatura. A abordagem proposta é baseada na manipulação dos efeitos e distorções observados no PA dividindo a fase de modelagem do PA em quatro sub-modelos, cada um desses replicando a série de Volterra polar. Com isto, cada efeito presente nos PAs pode ser abordado individualmente. O conjunto resultante de 16 fatores de truncamento é então reduzido para dez após forçar seis deles a serem fixados em seus valores mínimos. Para validar a abordagem proposta, as simulações de Matlab são realizadas usando dados experimentais medidos em um PA GaN em classe AB, estimulado por uma onda portadora de 900 MHz modulada por uma envoltória com largura de banda de 3,84 MHz. Uma comparação entre todos os resultados adquiridos ilustra que a técnica aplicada à série de Volterra pode melhorar a precisão de modelos mais simples, com resultados satisfatórios ao fornecer uma redução de 84% do número de coeficientes sem perder grande precisão de modelagem. Foram investigados os aspectos relativos à estrutura de modelagem, de modo a se orientar a melhor seleção de fatores de truncamento que levam à maior redução no número de parâmetros gerados. Foi constatado também que os efeitos de dependência não linear da fase de entrada devem ser investigados, de modo a se determinar a real necessidade de se modelar tais efeitos em cada cenário. Visto que é o efeito mais custoso de se modelar, a omissão deste sub-modelo pode tornar o esforço computacional muito menor sem prejudicar os ganhos gerados pelos outros sub-modelos.

Palavras-chaves: Amplificadores de potência, comunicações sem fio, linearização, modelagem, pré-distorção, Volterra polar.

ABSTRACT

Digital Baseband Pre-distortion (DPD) is a recognized solution to improve the energetic efficiency of power amplifiers (PAs) for wireless communication systems. The complete polar Volterra series composed of four truncation factors is often selected as the pre-distorter (PD) model. This work presents a new approach to PA modeling based on Volterra series to reduce considerably the number of generated coefficients. Some techniques found in the literature were addressed concurrently and in addition, such as the complete Volterra polar series and one-dimensional and two-dimensional reductions. The proposed approach is based on manipulating the effects and distortions observed in the PA by dividing the modeling phase of the amplifier into four sub-models, each of which replicates the polar Volterra series. By doing so, each effect present in the power amplifiers can be modeled individually. The resulting set of 16 truncation factors is then reduced to ten after forcing six of them to be set to their minimum values. To validate the proposed approach, the Matlab simulations are performed using experimental data from a GaN class AB PA, stimulated by a carrier wave of 900 MHz modulated by an envelope with a bandwidth of 3.84 MHz. A comparison of all the acquired results illustrates that the technique applied to the Volterra series can improve the accuracy of simpler models with satisfactory results by providing a reduction of 84 % of the number of coefficients without losing great modeling accuracy. The aspects related to the modeling structure were investigated, in order to guide the best selection of truncation factors that leads to the greatest reduction in the number of generated parameters. It was also verified that the nonlinear effects generated by the PA must be investigated, in order to determine the real need to model such effects in each scenario. Since this is the most costly effect of modeling, omission of this sub-model can make the computational effort much smaller without damaging the gains generated by the other sub-models.

Key-words: Linearization, modeling, polar Volterra, power amplifiers, pre-distortion, wireless communications.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	– DIAGRAMA DE POTÊNCIAS DO PA [1]	12
Figura 2	– CARACTERÍSTICA DE TRANSFERÊNCIA DE UM PA [1]	13
Figura 3	– EFICIÊNCIA DO AMPLIFICADOR DE POTÊNCIA [1]	14
Figura 4	– CURVAS DO PA, PD E A COMBINAÇÃO DOS DOIS DISPOSITIVOS EM SÉRIE	15
Figura 5	– DIAGRAMA DE BLOCOS COM PA E PD EM SÉRIE	15
Figura 6	– DIAGRAMA DE IDENTIFICAÇÃO DO PD ATRAVÉS DE APRENDIZAGEM INDIRETA (PD)	16
Figura 7	– MODELAGEM CAIXA-PRETA DE AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA	17
Figura 8	– ESPALHAMENTO DO ESPECTRO RF	18
Figura 9	– EXEMPLO PASSA-BANDA (A) E PASSA-BAIXAS (B)	19
Figura 10	– EFEITO NÃO LINEAR OBSERVADO NO GANHO DE POTÊNCIA DO PA	20
Figura 11	– DIAGRAMA DE BLOCOS DO EFEITO NÃO LINEAR OBSERVADO NA MEMÓRIA PARA A AMPLITUDE	21
Figura 12	– DIAGRAMA DE BLOCOS DO EFEITO LINEAR OBSERVADO NA MEMÓRIA PARA A FASE E AMPLITUDE SIMULTANEAMENTE	22
Figura 13	– DIAGRAMA DE BLOCOS PARA O PRIMEIRO SUB-MODELO	28
Figura 14	– DIAGRAMA DE BLOCOS PARA O SEGUNDO SUB-MODELO	28
Figura 15	– DIAGRAMA DE BLOCOS PARA O TERCEIRO E QUARTO SUB-MODELOS	29
Figura 16	– MODELAGEM DIRETA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES	37
Figura 17	– PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM DIRETA COM 9 COEFICIENTES	38
Figura 18	– AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 9 COEFICIENTES	38
Figura 19	– CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM DIRETA COM 9 COEFICIENTES	39
Figura 20	– MODELAGEM INVERSA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES	40
Figura 21	– PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM INVERSA COM 8 COEFICIENTES	40
Figura 22	– AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM INVERSA COM 8 COEFICIENTES	41
Figura 23	– CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM INVERSA COM 8 COEFICIENTES	41
Figura 24	– MODELAGEM DIRETA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES	43
Figura 25	– PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES	44
Figura 26	– AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES	44

Figura 27	– CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES	45
Figura 28	– MODELAGEM INVERSA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES.....	46
Figura 29	– PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM INVERSA COM 68 COEFICIENTES	46
Figura 30	– AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM INVERSA COM 68 COEFICIENTES.....	47
Figura 31	– CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM INVERSA COM 68 COEFICIENTES	47
Figura 32	– MODELAGEM DIRETA DE VOLTERRA 2D: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES	49
Figura 33	– MODELAGEM DIRETA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA O MODELO COM 14 COEFICIENTES	50
Figura 34	– MODELAGEM DIRETA VOLTERRA 2D MODIFICADO: AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA O MODELO COM 14 COEFICIENTES	51
Figura 35	– MODELAGEM DIRETA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: CONVERSÃO AM-PM PARA O MODELO COM 14 COEFICIENTES	51
Figura 36	– PARTE REAL DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES.....	52
Figura 37	– PARTE IMAGINÁRIA DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES	52
Figura 38	– MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES	53
Figura 39	– MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES	54
Figura 40	– MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES	55
Figura 41	– MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES	55
Figura 42	– MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PARTE REAL DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES	56
Figura 43	– MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PARTE IMAGINÁRIA DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES	56
Figura 44	– MODELAGEM DIRETA PARA A SÉRIE DE VOLTERRA 2D DIVIDIDA	58

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	– NMSE da modelagem direta do PA: Volterra 4 divisões de (3.2) vs Volterra polar completa de (2.15)	37
Tabela 2	– NMSE da modelagem inversa do PA: Volterra 4 divisões de (3.2) vs Volterra polar completo de (2.15)	39
Tabela 3	– NMSE da modelagem direta do PA: Volterra polar completo de (2.15) vs Volterra 2D de (2.16)	43
Tabela 4	– NMSE da modelagem inversa do PA: Volterra polar completo de (2.15) vs Volterra 2D de (2.16)	45
Tabela 5	– NMSE da modelagem direta do PA: Volterra 2D de (2.16) vs Volterra 2D 4 divisões de (3.5)	49
Tabela 6	– NMSE da modelagem inversa do PA: Volterra 2D de (2.16) vs Volterra 2D 4 Divisões de (3.5)	53
Tabela 7	– NMSE da modelagem direta do PA para todos os modelos	57

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	9
1.1 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA	9
1.2 OBJETIVOS	10
1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	10
2 EMBASAMENTO TEÓRICO	11
2.1 AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA DE RÁDIO FREQUÊNCIA	11
2.2 LINEARIDADE E EFICIÊNCIA	11
2.3 LINEARIZAÇÃO DE PAs RF	14
2.4 MODELAGEM DE AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA	16
2.5 O COMPORTAMENTO PASSA-BANDA E O EQUIVALENTE PASSA- BAIXAS	17
2.6 A SÉRIE DE VOLTERRA	22
2.6.1 VOLTERRA 2D	23
2.6.2 Polinômio com memória	24
2.6.3 Polinômio com memória de termos unidimensionais e bidimensionais	24
2.6.4 Polinômio com memória generalizado	25
2.6.5 Discussão	25
3 ABORDAGEM PROPOSTA	26
3.1 DESCRIÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA	26
3.2 APLICAÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR COMPLETO	27
3.3 APLICAÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR 2D	31
4 VALIDAÇÃO DA TÉCNICA	33
4.1 DEFINIÇÃO DE CENÁRIO DE COMPARAÇÃO	33
4.2 AVALIAÇÃO DA PRECISÃO DOS RESULTADOS	33
4.3 IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS	34
4.4 COMPARAÇÃO ENTRE ABORDAGENS DA LITERATURA E PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR COMPLETO	35
4.5 COMPARAÇÃO ENTRE ABORDAGENS DA LITERATURA PARA VOL- TERRA POLAR COMPLETA E 2D	42
4.6 COMPARAÇÃO ENTRE ABORDAGENS DA LITERATURA E PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR 2D	48
4.7 COMPARAÇÃO ENTRE TODOS OS MODELOS APRESENTADOS	57
4.8 COMPARAÇÃO ENTRE SUB-MODELOS	57
5 CONCLUSÃO	59
REFERÊNCIAS	60

1 INTRODUÇÃO

À medida que o mundo evolui para as tecnologias sem fio e seus esquemas de modulação de alta complexidade, como 4G / 5G como padrão para comunicação, há a necessidade de superar uma alta taxa de transferência de dados no espectro de frequência congestionado e reduzir a perda de energia nas estações rádio-base [1],[2]. Porém, o espectro eletromagnético já lotado reduz a banda de aplicação disponível e impõe limites aos geradores de sinal. Assim, manter a linearidade do sinal transmitido é um requisito para os transmissores de rádio frequência (RF) [2],[3],[4], para evitar interferências entre os usuários vizinhos devido à modulação da fase e da amplitude da portadora [2],[5]. O dispositivo com efeito mais decisivo para a cadeia de comunicação sem fio é o chamado amplificador de potência (PA), que é responsável por garantir a potência de transmissão desejada no sinal transmitido. Independente da classe de operação, o PA exhibe um compromisso entre linearidade e eficiência [4],[6]. Além disso, à medida que a comunicação sem fio se desdobra em dispositivos movidos à bateria, transmissores mais eficientes reduzem um gasto energético excessivo [1].

1.1 MOTIVAÇÃO E JUSTIFICATIVA

O PA também é o dispositivo que mais consome energia na cadeia de transmissão e o que mais gera distorções no sinal, devido às suas características não lineares [1]. Independentemente da classe de operação, os PAs exibem um compromisso entre linearidade e eficiência. Não obstante, o consumo de bateria pelos usuários de dispositivos móveis e as condições ambientais atuais também preocupam na transmissão do sinal [1], sendo necessários transmissores mais eficientes.

Para que o PA exiba a maior eficiência possível, é necessário que sua característica de transferência esteja limitada à sua zona não linear. Linearizadores são comumente encontrados na literatura como solução para este problema [4],[6],[7],[8]. Mas para que a técnica de linearização utilizada melhore a transmissão do sinal, o PA utilizado deve ser estudado e modelado.

Por outro lado, este modelo, quando baseado em séries de Volterra polar, pode apresentar uma enorme quantidade de parâmetros gerados de acordo com a precisão desejada, o que faz aumentar da mesma forma a complexidade computacional. Por isso, diversos pesquisadores propuseram estratégias para reduzir a quantidade de parâmetros, e a complexidade do modelo, sem diminuir sua precisão. A precisão do modelo pode ser medida e calculada através do erro quadrático médio normalizado ou *Normalized Mean Square Error* (NMSE).

Apesar dos avanços já existentes na literatura, ainda há campo para busca da melhoria do compromisso entre precisão (NMSE) e complexidade (número de coeficientes) do modelo. Assim, para melhorar esse compromisso, serão exploradas neste trabalho novas técnicas que podem ser usadas em combinação com as propostas anteriormente na literatura para se chegar na melhoria esperada.

1.2 OBJETIVOS

O objetivo geral deste projeto é melhorar o compromisso entre precisão e complexidade de modelos baseados em séries de Volterra polar com a introdução de uma nova abordagem que pode ser usada em combinação com técnicas de redução propostas anteriormente na literatura. Para tanto, os objetivos específicos do trabalho são:

- propor uma nova técnica para reduzir a quantidade de coeficientes que pode ser usada em combinação com outras técnicas, baseada na divisão em 4 sub-modelos:
 - sub-modelo sem memória;
 - sub-modelo contendo memória observada apenas na operação não linear;
 - sub-modelo incluindo também memória observada na operação linear do circuito, e mantendo os anteriores;
 - sub-modelo geral com todos os tipos de distorção citados e não linearidade na fase;
- combinar esta técnica com uma técnica de redução proposta na literatura.

1.3 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho é organizado do seguinte modo. O capítulo 2 apresenta os conceitos básicos em PAs e DPDs. O capítulo 3 descreve a nova série de Volterra polar e a modelagem do PA com a nova abordagem. Baseado em simulações numéricas de um modelo comportamental de um PA GaN classe AB e comparações com outros modelos, no capítulo 4, a precisão do modelo proposto é validada. Finalmente, no capítulo 5, os resultados do trabalho são concluídos.

2 EMBASAMENTO TEÓRICO

Neste capítulo serão discutidas as principais características do funcionamento de um PA, sua modelagem comportamental e técnicas de linearização, que tornam a cadeia de transmissão do sinal mais eficiente.

2.1 AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA DE RÁDIO FREQUÊNCIA

O PA é um dispositivo que atua aumentando a energia do sinal de entrada, tornando possível a propagação de sinais de rádio frequência fortes o bastante para serem transmitidos por grandes distâncias. Esses PAs são utilizados nos mais variados sistemas, como radares, geração de imagens de ressonância magnética e raios laser. Porém, quando as modulações de fase e amplitude estão presentes na transmissão do sinal, como acontece em sistemas de TV de alta definição (HDTV), telefonia móvel (WCDMA, OFDMA, etc) e satélites repetidores, a linearidade no sinal transmitido torna-se importante.

2.2 LINEARIDADE E EFICIÊNCIA

O principal componente em um circuito de PA é o transistor, que tem a função de amplificar a potência do sinal de entrada do circuito [9]. No PA existem duas redes de casamento de impedância, uma na entrada e outra na saída, que permitem filtrar o sinal na frequência, deixando passar somente as frequências interessantes para a aplicação. Existe também um circuito de polarização, que fornece a corrente e a tensão necessária para o transistor atuar. Estes dois circuitos são construídos com capacitores e indutores, dispositivos que apresentam efeitos de memória [5]. Desta forma, pode-se desenhar o diagrama de potências do PA conforme na Figura 1.

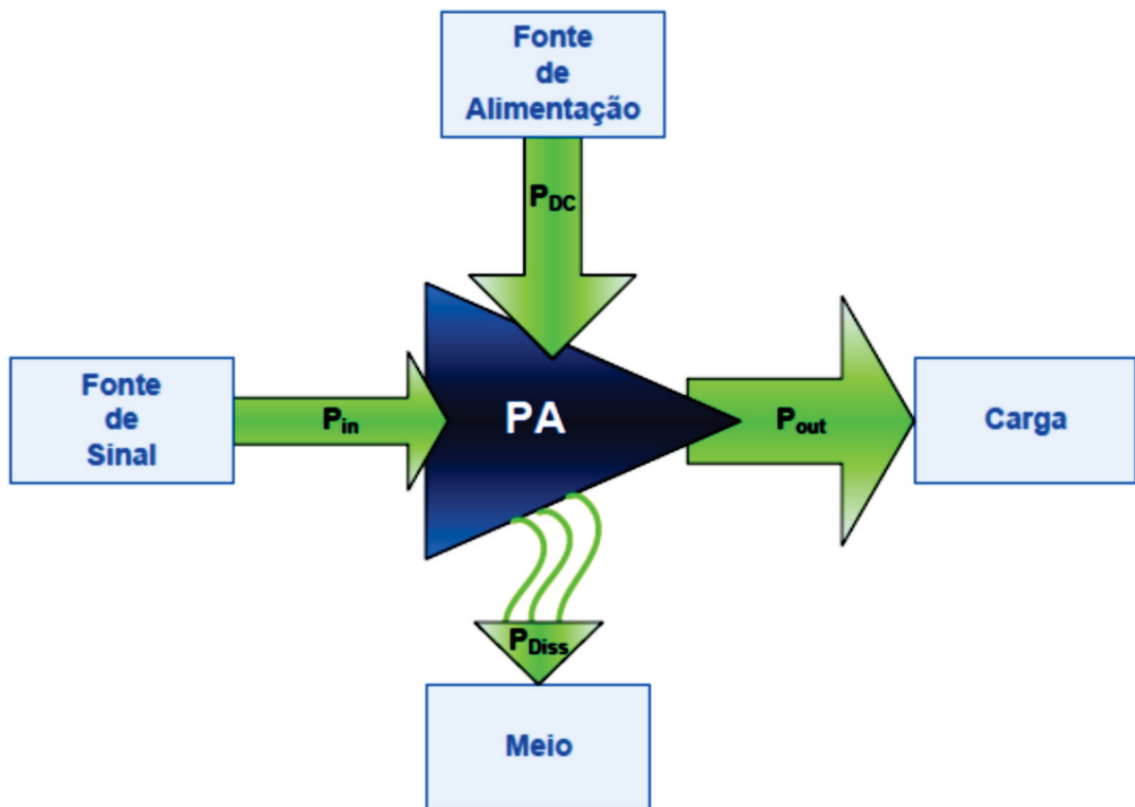


Figura 1 – DIAGRAMA DE POTÊNCIAS DO PA [1]

Da Figura 1, pode-se escrever a equação que rege o equilíbrio de potência no PA,

$$P_{DC} + P_{in} = P_{out} + P_{Diss}, \quad (2.1)$$

onde P_{DC} é a potência fornecida pelo circuito de polarização, P_{in} é a potência atrelada ao sinal de entrada, P_{out} é a potência verificada no sinal de saída e P_{Diss} é a potência perdida pelo aquecimento dos componentes.

A linearidade na amplificação do sinal só é possível com grande dissipação de energia, atrelada principalmente à razão de potência de pico e potência média (do inglês *peak-to-average power ratio*, ou PAPR) do sinal a ser amplificado [6]. O gasto de energia na amplificação de potência pelo PA encarece o processo de transmissão de um sinal quando estações rádio-base se obrigam a investir em resfriadores e também reduz o tempo de vida de dispositivos movidos a bateria. Sendo assim, o desempenho de um sistema de telecomunicação depende diretamente dos equipamentos de transmissão sem fio [11],[12].

A Figura 2 ilustra a característica de transferência de um PA. Nesta figura, podem ser ressaltados alguns pontos importantes do funcionamento do dispositivo. O PA apresenta uma característica linear até o ponto de inflexão da curva. Este é o ponto de compressão de 1 dB, chamado desta forma pois é o momento em que o ganho fornecido pelo PA exibe uma redução em 1 dB [9]. A partir deste ponto, a potência de saída não

sofre grandes aumentos, até que o PA atinja seu ponto de saturação. Uma vez na fase de saturação, a potência exibida na saída é o valor máximo de amplificação.

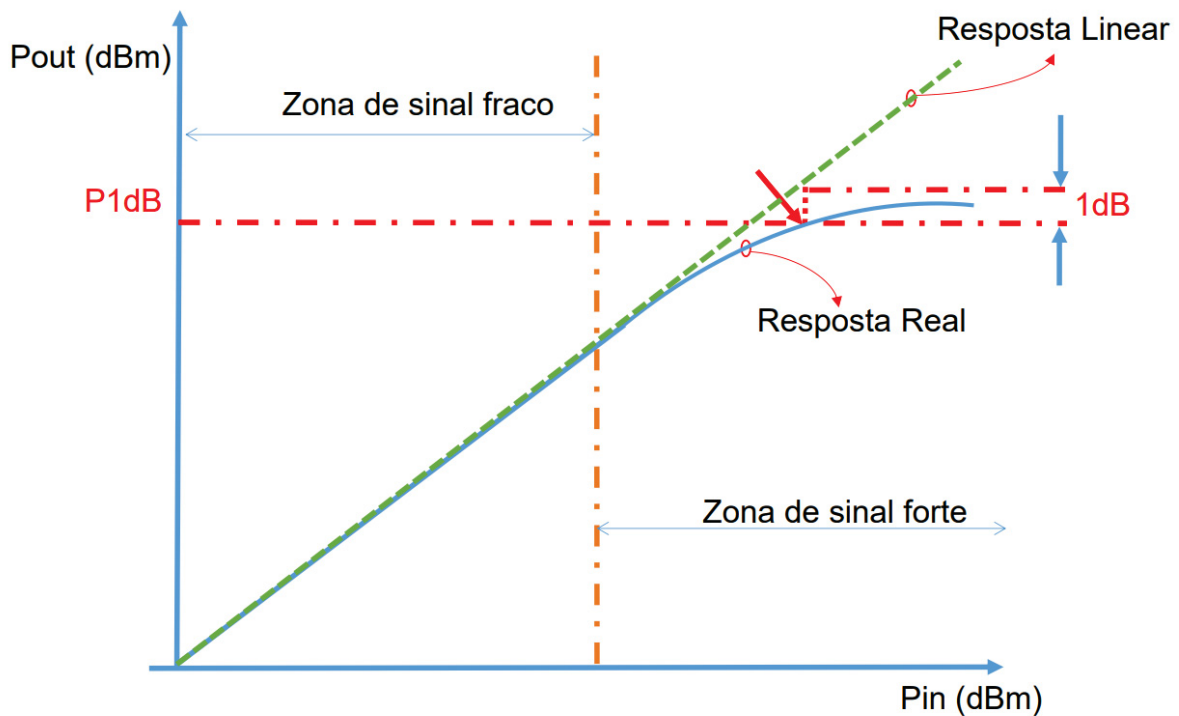


Figura 2 – CARACTERÍSTICA DE TRANSFERÊNCIA DE UM PA [1]

A capacidade do PA de fornecer energia ao sinal propagado sem o distorcer tem relação direta com a região de resposta linear. Ao amplificar a potência do sinal de entrada, é desejado o aumento da amplitude do sinal de saída. Assim, deve exibir amplitude instantânea proporcional à entrada, enquanto a fase do sinal de entrada e saída devem ser idênticas.

Neste processo, é desejável que o PA tenha alta eficiência. Esta conversão de energia é expressa como uma razão entre a potência que é entregue à carga pelo PA P_{out} e a potência fornecida pela fonte de alimentação de corrente contínua P_{DC} :

$$\eta = \frac{P_{out}}{P_{DC}}. \quad (2.2)$$

O resultado da equação 2.2 nunca atingirá o valor 1. Ou seja, a eficiência nunca será 100%. Isto é explicado pela não idealidade de seus componentes internos e a variação de temperatura ambiente.

A Figura 3 mostra o comportamento do PA em termos de potência e eficiência. A partir desta figura, podemos depreender que para o PA fornecer alta eficiência, a sua operação deve se dar em região de alta não linearidade. De modo similar, ao exibir uma alta linearidade em sua saída, a eficiência do PA é comprometida.

Este é o grande desafio de se trabalhar com PAs de RF. Existe um compromisso entre linearidade e eficiência que se deseja melhorar. Enquanto deve-se manter o PA

operando em sua região linear para evitar o espalhamento espectral e distorções em canais adjacentes, deve-se também ter um cuidado com o desperdício de energia.

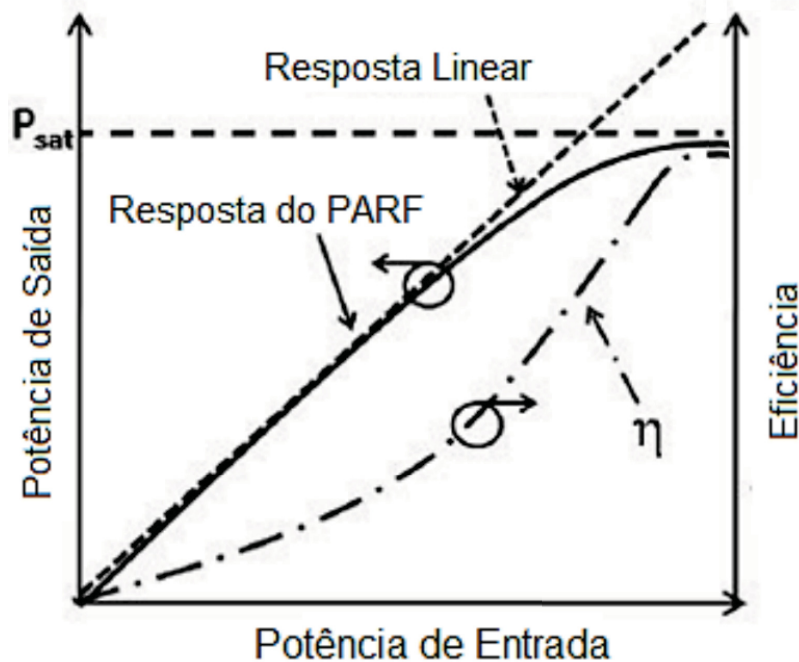


Figura 3 – EFICIÊNCIA DO AMPLIFICADOR DE POTÊNCIA [1]

Para se atingir altos níveis de eficiência e linearidade para a operação do PA, um linearizador na cadeia de transmissão é necessário.

2.3 LINEARIZAÇÃO DE PAs RF

Os processos para se linearizar a saída do PA são diversos, entre eles destacam-se a linearização por realimentação, a pré-distorção e a pré-distorção digital (DPD) [10]. A linearização por realimentação força que uma saída acompanhe o sinal de entrada. Esta alternativa é interessante somente para algumas baixas frequências como UHF e VHF. A linearização por realimentação consiste em dois amplificadores, um destes amplificadores é responsável por prever o erro gerado pelo PA, mas com um desempenho ruim em termos de eficiência.

Dentre as técnicas de linearização disponíveis, a pré-distorção digital é considerada extremamente eficiente [4],[6],[7],[8]. Um pré-distorcedor (PD) atua gerando uma função não linear com característica inversa a do amplificador. Ao se combinarem o PD e o PA em série, atinge-se uma função linear [6], como ilustra a Figura 4. Deste modo, a linearização e a alta eficiência do sinal propagado tornam-se possíveis.

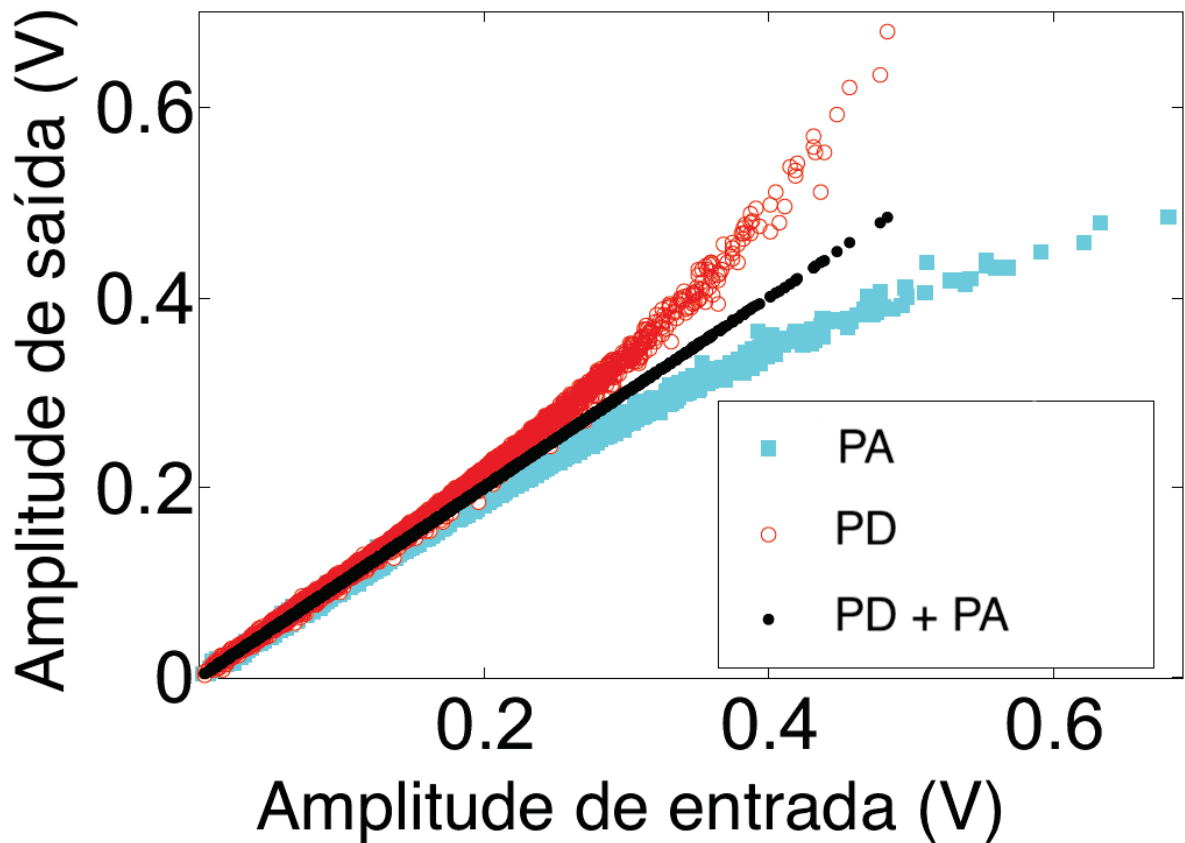


Figura 4 – CURVAS DO PA, PD E A COMBINAÇÃO DOS DOIS DISPOSITIVOS EM SÉRIE

Diversos algoritmos corretivos, que relacionam os sinais de entrada e saída do PA, podem ser implementados em um PD para atenuar as distorções causadas pelo PA. Como a potência de entrada do PA é muito mais baixa do que a de saída, o circuito do PD está sempre localizado antes do PA [13],[14]. Desta forma, o sinal de saída do PD é o sinal de entrada do PA. A Figura 5 ilustra o diagrama de blocos do sistema completo, incluindo o pré-distorcedor e o PA RF.

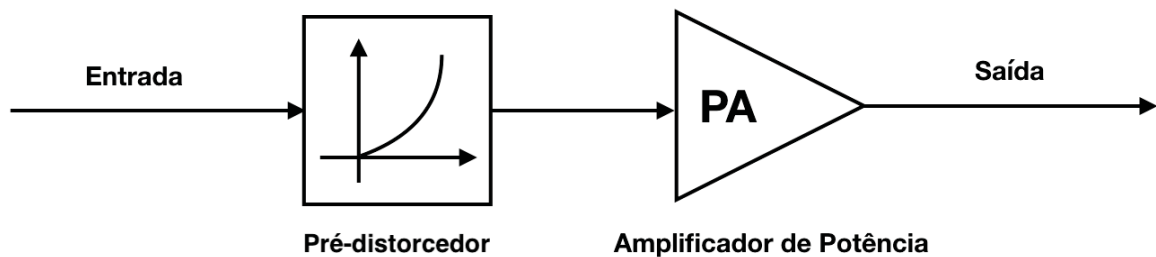


Figura 5 – DIAGRAMA DE BLOCOS COM PA E PD EM SÉRIE

Alguns pesquisadores sugeriram implementar um PD digitalmente em dispositivos de baixo custo para PAs e obtiveram bons resultados usando a série de Volterra para

gerar o polinômio recursivo de linearização [6],[15].

Um PD efetivo deve também ser capaz de compensar mudanças mais lentas (da ordem de segundos) causadas pelo efeito da temperatura. Para isso, é utilizada uma estratégia indireta [16],[17] em que a adaptação dos coeficientes do PD causada pelas mudanças físicas no PA pode ser feita separadamente. Esta estratégia contém a adição de um novo dispositivo, chamado *post-distorter* (PoD), que nada mais é que uma cópia do PD utilizado para a atualização de parâmetros. Com tudo isto dito, um passo de suma importância no projeto do PD é a seleção do modelo de PA. Um diagrama de blocos explicativo se encontra na Figura 6.

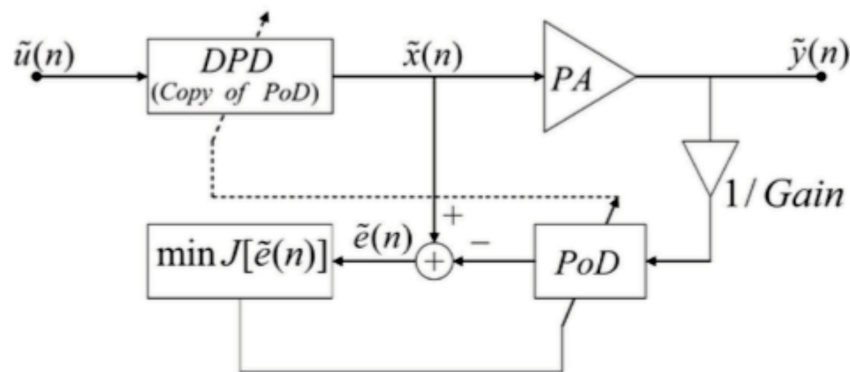


Figura 6 – DIAGRAMA DE IDENTIFICAÇÃO DO PD ATRAVÉS DE APRENDIZAGEM INDIRETA (PD)

2.4 MODELAGEM DE AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA

A curva característica de um PD tem o objetivo de ser uma réplica inversa à curva do PA. Desta forma, um sistema formado pelo PD e PA em série teria relação entre saída e entrada esperada idealmente linear. Em um cenário real, cada PA apresenta diferentes características internas. Não obstante, devido às altas taxas de velocidade de transmissão de dados presentes nos sistemas de telecomunicações e a característica dos sinais a serem amplificados, o modelo criado deve ser capaz de estimar com precisão:

- efeitos não lineares do PA relacionados aos mecanismos de compressão e saturação;
- efeitos de memória creditados a respostas de frequência nos capacitores e indutores, que distorcem o sinal amplificado.

Partindo das características a serem estimadas, para modelar este dispositivo será utilizada a modelagem comportamental, pois contrariamente a uma modelagem física, esta não exige conhecimento prévio sobre a composição física do PA, baseando-se assim somente em medições na entrada e saída do circuito, restando apenas a resolução

de equações matemáticas para simular o comportamento observado. A vantagem desta técnica, também comumente chamada de modelagem caixa-preta em teoria de sistemas, é a redução da complexidade de simulação.

Ainda levando em consideração os requisitos da modelagem, pode-se classificar o PA em um sistema com memória, onde o sinal de saída instantâneo desse sistema é função não somente do sinal de entrada instantâneo, mas também do sinal de entrada de instantes passados. Assim, não se pode negligenciar a influência de amostras passadas na alteração da resposta instantânea deste sistema.

A Figura 7 exemplifica a técnica de modelagem caixa-preta aplicada para a modelagem do PA. Um conjunto de equações matemáticas representadas pelo modelo é submetido ao mesmo sinal de entrada do PA. Com a saída medida no PA, calcula-se o erro com a saída real exibida pelo modelo matemático. Os parâmetros do modelo são atualizados até que o erro seja minimizado ao ponto em que o modelo exiba uma resposta com a precisão desejada. Neste momento, a característica inversa do modelo está pronta para ser utilizada para fins de pré-distorção.

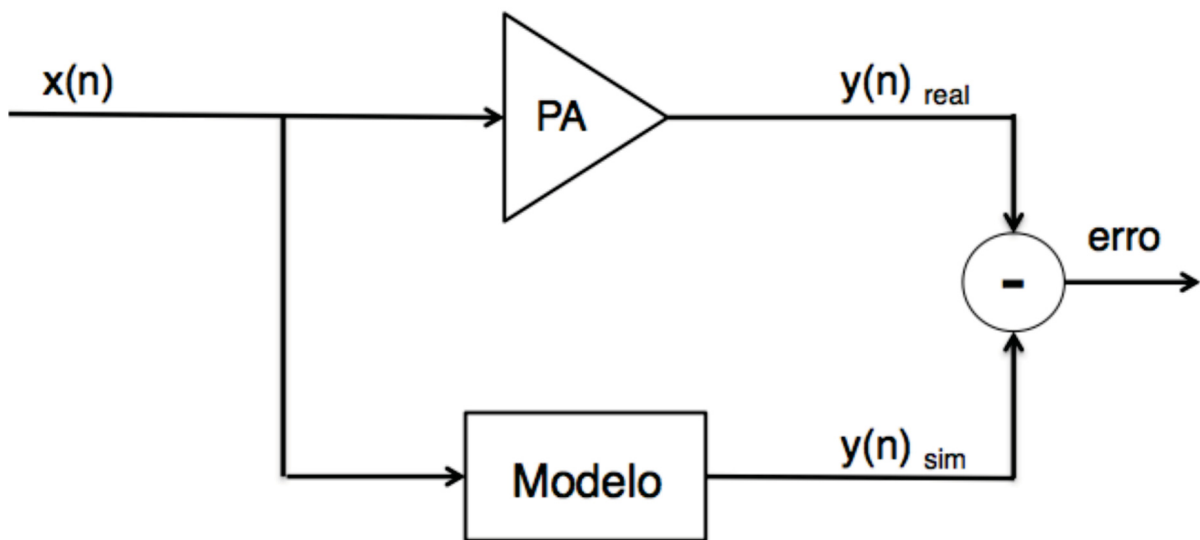


Figura 7 – MODELAGEM CAIXA-PRETA DE AMPLIFICADORES DE POTÊNCIA

2.5 O COMPORTAMENTO PASSA-BANDA E O EQUIVALENTE PASSA-BAIXAS

Nos PAs de RF, os sinais de entrada $x(n)$ e saída $y(n)$ podem ser expressados por:

$$x(n) = \Re[\tilde{x}(n)\exp(j\omega_c n)] = a(n)\cos[\omega_c n + \theta_n], \quad (2.3)$$

$$y(n) = \Re[\tilde{y}(n)\exp(j\omega_c n)] = b(n)\cos[\omega_c n + \phi_n + \theta_n], \quad (2.4)$$

onde ω é a frequência da onda portadora em GHz, e $\tilde{x}(n)$ e $\tilde{y}(n)$ são envoltórias de valores complexos da ordem de MHz. Além disso, $a(n)$ e $b(n)$ representam as amplitudes das envoltórias de entrada e saída, respectivamente, θ é a fase da envoltória de entrada e $(\phi_n + \theta_n)$ é a fase da envoltória de saída.

Estas envoltórias complexas são descritas em coordenadas polares:

$$\tilde{x}(n) = x_I(n) + jx_Q(n) = a(n)\exp(j\theta_n), \quad (2.5)$$

$$\tilde{y}(n) = y_I(n) + jy_Q(n) = b(n)\exp(j(\theta_n + \phi_n)). \quad (2.6)$$

Assim, os PAs estudados são excitados por sinais RF em que a frequência central da onda portadora é muito maior que a largura de banda da envoltória complexa.

A Figura 8 apresenta os sinais de entrada e saída de um modelo passa-banda do PA. Observe que as não linearidades do circuito do PA distorcem o sinal em forma de espalhamento de espectro.

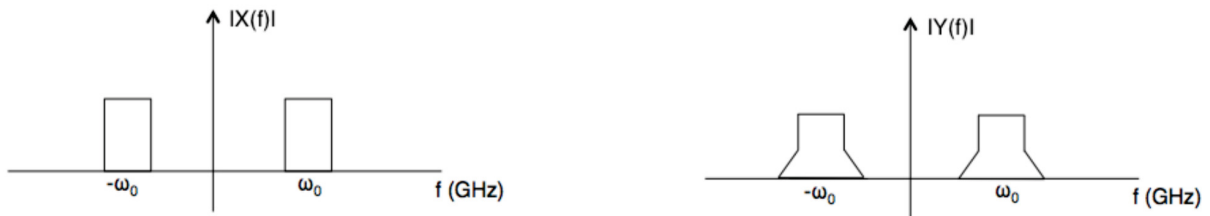


Figura 8 – ESPALHAMENTO DO ESPECTRO RF

Para modelos discretos no tempo baseados em circuitos analógicos, deve ser respeitado o teorema da amostragem de Nyquist [9],[18],[19]. Este teorema prova que um sinal qualquer analisado pode ser inteiramente recuperado a partir de um número de amostras igualmente espaçadas no tempo se a taxa de amostragem for maior que duas vezes a frequência máxima do sinal. Ou seja, para um sinal de frequência máxima F , a aquisição do sinal deve ser feita em $2F$. Traduzindo para o cenário de PAs, o modelo passa-banda deve ter uma frequência de amostragem mais alta que a frequência da portadora. Não obstante, para se modelar efeitos de memória de longa duração em baixas frequências, o modelo deve ainda estimar uma saída como função de uma grande quantidade de amostras passadas de entrada. Tudo isto torna a complexidade computacional de um algoritmo de linearização muito alta quando aplicado às rádio frequências.

Para simplificar este modelo, comumente adota-se o modelo equivalente passa-baixas do PA[20],[5]. Neste tipo de modelagem, relacionam-se apenas envoltórias com

frequências centrais nulas e largura de banda de alguns MHz. Este tipo de construção permite que a saída possa ser estimada levando em conta efeitos de memória mais lentos com base em apenas alguns instantes de tempo passados. Isto deve-se ao fato do modelo passa-baixas ser insensível à informação da frequência central da portadora, como pode ser compreendido através do seguinte exemplo. Considere que um PA possa ser representado por um polinômio do tipo:

$$y(n) = \sum_{p=0}^P h_p x^p(n), \quad (2.7)$$

onde x é o valor real RF de entrada e y é o valor real de RF de saída, e h é um parâmetro de modelagem.

Se $P=3$ e utilizar-se $x(n)$ igual à expressão (2.3), o PA será representado por:

$$y(n) = h_0 + \frac{1}{2}h_2a^2(n) + [h_1a(n) + \frac{3}{4}h_3a^3(n)] \cdot \cos[\omega_c n + \theta_n] + \frac{1}{2}h_2a^2(n) \cdot \cos[2\omega_c n + 2\theta_n] + \frac{1}{4}h_3a^3(n) \cdot \cos[3\omega_c n + 3\theta_n]. \quad (2.8)$$

Devido às características internas do PA, a componente CC do sinal bem como as segunda e terceira harmônicas são praticamente anuladas pelas redes de casamento de impedância. Desta forma, o sinal de saída é reduzido a:

$$y(n) = [h_1a(n) + \frac{3}{4}h_3a^3(n)] \cdot \cos[\omega_c n + \theta_n], \quad (2.9)$$

ou ainda,

$$\tilde{y}(n) = [h_1a(n) + \frac{3}{4}h_3a^3(n)] \cdot \exp(j\theta_n). \quad (2.10)$$

A Figura 9 mostra a diferença entre sinais passa-banda e sinais passa-baixas.

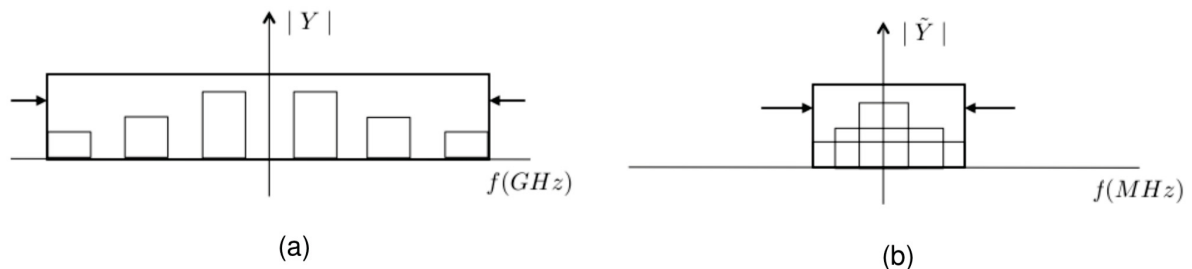


Figura 9 – EXEMPLO PASSA-BANDA (A) E PASSA-BAIXAS (B)

O modelo passa-baixas é capaz de representar as seguintes distorções [5]:

- AM-AM (conversão modulação em amplitude para modulação em amplitude): determina como a amplitude da envoltória de saída se altera em função da amplitude da envoltória de entrada;

- AM-PM (conversão modulação em amplitude para modulação em fase): indica alterações na diferença entre as fases das envoltórias de saída e de entrada como função da amplitude da envoltória de entrada.

A distorção AM-AM pode ser explicada pela compressão e saturação do ganho de potência, que podem ser visualizadas na Figura 10. Matematicamente a dependência não linear observada na amplitude é representada por:

$$\tilde{y}(n) = \text{fnl}[a(n)]\exp(j\theta_n). \quad (2.11)$$

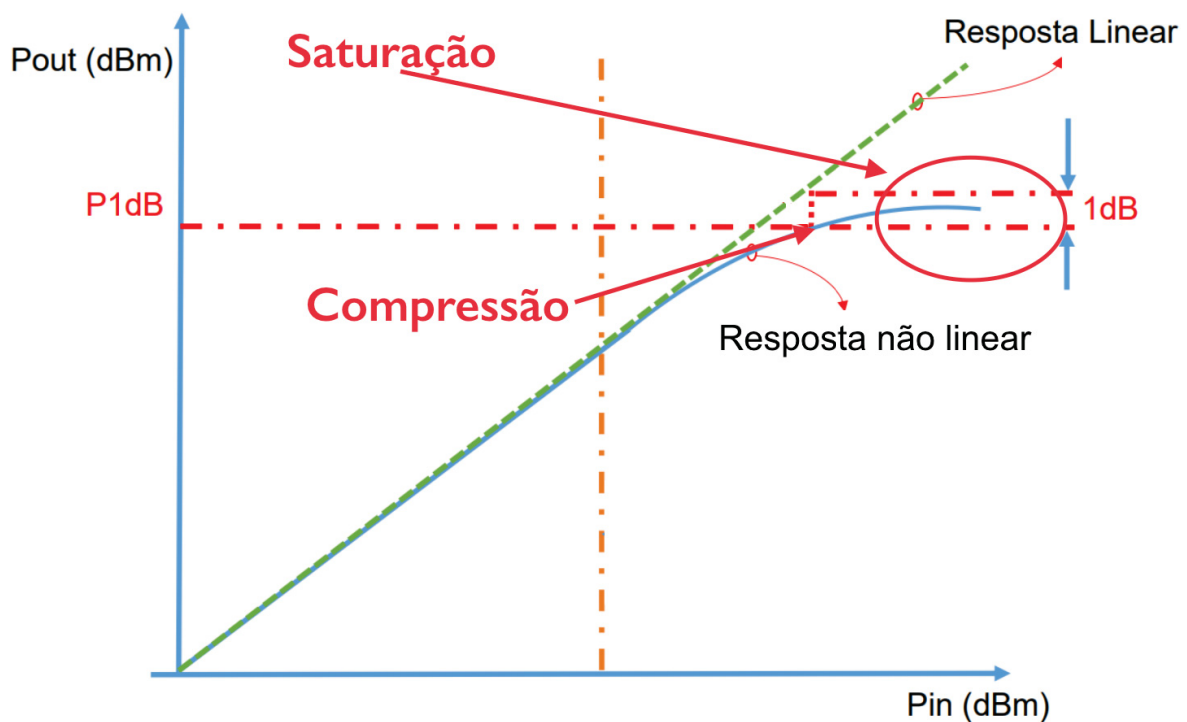


Figura 10 – EFEITO NÃO LINEAR OBSERVADO NO GANHO DE POTÊNCIA DO PA

A distorção AM-PM pode ser modelada utilizando-se uma função não linear de valores complexos em 2.11. Já a dependência de amostras passadas da amplitude pode ser explicada pela distorção causada pelo circuito de polarização presente no PA. Durante a manipulação do sinal, uma operação não linear desloca o sinal em frequência para a banda base. Como o circuito de polarização atua somente em torno da frequência zero, ao se deslocar novamente o sinal para a frequência da portadora, observam-se algumas distorções. A Figura 11 apresenta um diagrama de blocos simplificado ilustrando a explicação. Matematicamente a dependência de amostras passadas observada na amplitude é representada por:

$$\tilde{y}(n) = \text{fnl}[a(n), \dots, a(n - M)]\exp(j\theta_n). \quad (2.12)$$

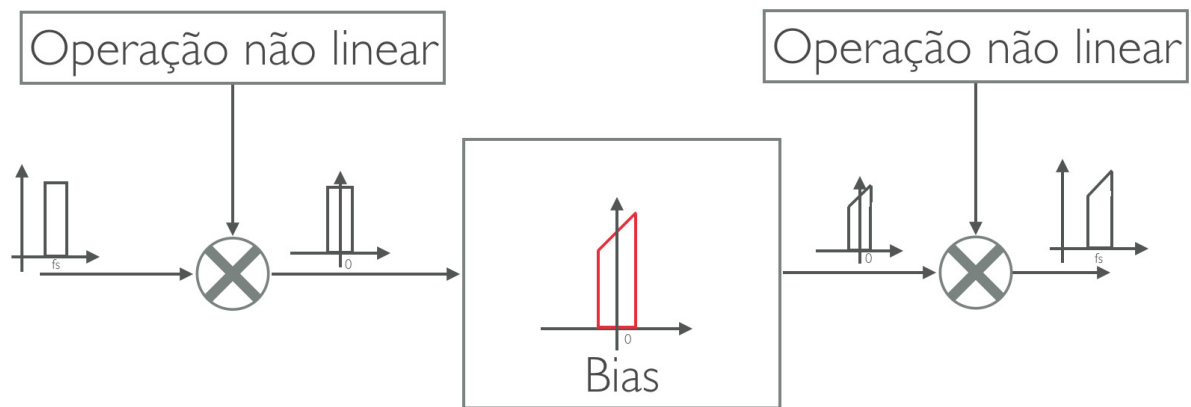


Figura 11 – DIAGRAMA DE BLOCOS DO EFEITO NÃO LINEAR OBSERVADO NA MEMÓRIA PARA A AMPLITUDE

A equação 2.12 permite modelar apenas efeitos de memória em baixa frequência. Se for necessário também modelar efeitos em alta frequência [20], as seguintes distorções devem ser analisadas:

- PM-AM (conversão modulação em fase para modulação em amplitude): indica alterações na amplitude da envoltória de saída como função da variação da fase da envoltória de entrada;
- PM-PM (conversão modulação em fase para modulação em fase): indica alterações na diferença entre as fases das envoltórias de saída e de entrada como função da variação da fase da envoltória de entrada.

As distorções PM-AM e PM-PM podem ser explicadas pela distorção causada pelos circuitos de casamento de impedância presentes no PA. Durante a manipulação do sinal, o circuito de casamento de impedância utilizado como filtro passa-banda distorce o sinal sem deslocar em frequência. A Figura 12 apresenta um diagrama de blocos simplificado ilustrando a explicação. Matematicamente a dependência de amostras passadas tanto da amplitude quanto da fase é representada por:

$$\tilde{y}(n) = G(g_{nl}(a_n), f_{lin}(\theta_n, \dots, \theta_{n-1}))\exp(j\theta_n). \quad (2.13)$$

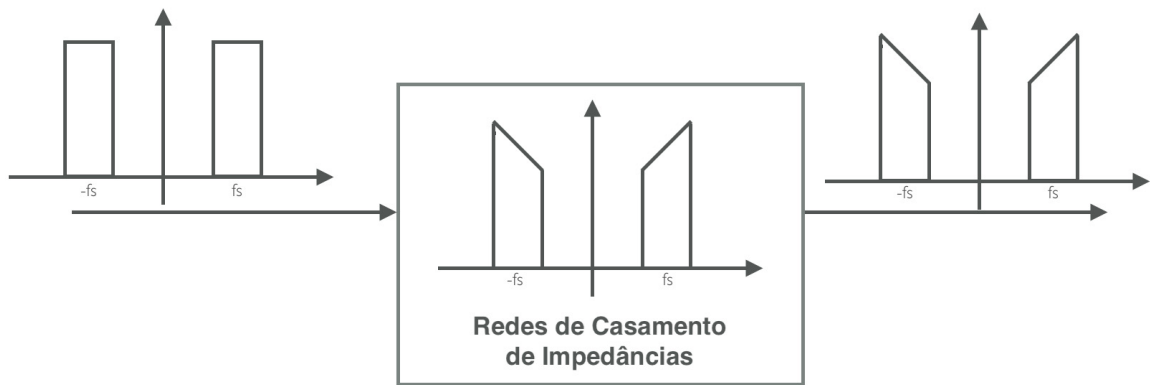


Figura 12 – DIAGRAMA DE BLOCOS DO EFEITO LINEAR OBSERVADO NA MEMÓRIA PARA A FASE E AMPLITUDE SIMULTANEAMENTE

A dependência não linear da fase não pode ser explicada teoricamente [21]. Matematicamente a dependência não linear da fase é representada por:

$$\tilde{y}(n) = f_{nl}[a(n), \dots, a(n - M), \theta_n - \theta_{n-1}, \theta_{n-M+1} - \theta_{n-M}] \exp(j\theta_n). \quad (2.14)$$

Desta forma, a saída do modelo depende também de maneira não linear da variação de fase entre duas amostras de instantes tempos distintos, satisfazendo também o comportamento passa-banda do PA [22].

2.6 A SÉRIE DE VOLTERRA

A característica de transferência não linear dos PAs pode ser modelada pela série de Volterra [5],[22]. A série de Volterra é um modelo não linear dinâmico. A característica não linear deve-se ao fato da saída ser formulada através de uma função polinomial e, portanto, não linear da entrada, e dinâmico, pois a saída instantânea depende não somente da entrada instantânea, mas também de amostras de entradas em instantes passados. Assim, todas as distorções citadas na seção 2.5 podem ser modeladas.

Um modelo baseado em séries de Volterra pode estimar mecanismos não lineares como o PA através de uma função polinomial em que a saída complexa $\tilde{y}(n)$ é proporcional a uma entrada complexa.

A série de Volterra em coordenadas polares é dada por:

$$\begin{aligned} \tilde{y}(n) = & \sum_{p_1=1}^{P_1} \sum_{p_2=1}^{P_2} \sum_{m_1=0}^M \dots \sum_{m_{p_1}=m_{p_1-1}}^M \sum_{l_1=0}^L \dots \sum_{l_{p_2}=l_{p_2-1}}^L \sum_{l_{p_2+1}=0}^L \dots \sum_{l_{2p_2-1}=l_{2p_2-2}}^L \\ & \tilde{h}_{p_1, 2p_2-1}(m_1, \dots, m_{p_1}, l_1, \dots, l_{2p_2-1}) \prod_{x=1}^{p_1} a(n - m_x) \prod_{y=1}^{p_2} e^{j\phi(n-l_y)} \prod_{z=p_2+1}^{2p_2-1} e^{-j\phi(n-l_z)}, \end{aligned} \quad (2.15)$$

onde $\tilde{h}(\cdot)$ são coeficientes complexos, $a(\cdot)$ representa a amplitude de entrada e $e^{j\phi}$ é a fase de entrada. P_1 é o truncamento polinomial para a amplitude, M é a duração de memória para a amplitude, P_2 é a ordem de truncamento polinomial para a fase e L é a duração de memória para a fase do sinal.

Por outro lado, quanto maior a precisão do modelo, maior é a quantidade de parâmetros gerada. Uma implementação de um modelo de PD em *hardware* consumirá uma quantidade de energia que aumenta com o número de adições e multiplicações exigidas [15]. Não obstante, o consumo de energia do conjunto PA e PD deve ser menor do que o consumo de energia do PA atuando sozinho.

Pesquisadores propuseram estratégias para reduzir a quantidade de parâmetros gerada, sem diminuir sua precisão e, conseqüentemente, o esforço computacional para a identificação do modelo de PA [2],[7]. Algumas destas estratégias envolvem a simplificação de termos em truncamento polinomial ou diminuição da influência de instantes de tempo passados.

2.6.1 VOLTERRA 2D

Esta técnica de simplificação da série de Volterra de termos polares descrita na literatura reduz o número de coeficientes gerados ao se levar em conta somente termos unidimensionais e bidimensionais. Assim, para se levar em conta somente estes termos, a equação 2.15 é reescrita da seguinte forma em coordenadas polares:

$$\begin{aligned} \tilde{y}(n) = & \sum_{p_1=1}^{P_1} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^M \sum_{m_2=m_1+1}^M \sum_{p_3=1}^{P_3} \sum_{p_4=0}^{p_3-1} \sum_{l_1=0}^L \sum_{l_2=l_1+1}^L \sum_{p_5=1}^{p_3-1} \sum_{p_6=0}^{p_5-1} \sum_{l_3=0}^L \sum_{l_4=l_3+1}^L \\ & [\tilde{h}_{p_1, p_2, p_3, p_4}(m_1, m_2, l_1, l_2, l_3, l_4)] \times [a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \times a^{p_2}(n - m_2)] \times \\ & [(e^{j\phi(n-l_1)})^{p_3-p_4} \times (e^{j\phi(n-l_2)})^{p_4}] \times [(e^{-j\phi(n-l_3)})^{p_5-p_6} \times (e^{-j\phi(n-l_4)})^{p_6}]. \end{aligned} \quad (2.16)$$

Aqui, termos unidimensionais referem-se a contribuições que dependem da entrada aplicada em uma única amostra de tempo, por exemplo $a(n-4)e^{j\phi(n-4)}$, $a^3(n-4)e^{j\phi(n-4)}$. E, termos bidimensionais, referem-se a contribuições que dependem da entrada aplicada em amostras em exatamente dois instantes de tempo diferentes, por exemplo

$a(n-4)e^{j\phi(n-3)}$, $a(n-4)e^{j\phi(n-1)}$, $a(n-4)a(n-3)e^{j\phi(n-4)}$. Em outras palavras, os termos tridimensionais, como $a(n-1)a(n-2)e^{j\phi(n-3)}$, são desprezados, bem como os termos que dependem da entrada aplicada em mais de três amostras de tempo.

Na literatura existem três casos particulares da série de Volterra 2D muito utilizados:

- polinômio com memória [7];
- polinômio com memória de termos unidimensionais e bidimensionais [2];
- polinômio com memória generalizado [2].

Nestes três modelos, não há truncamento polinomial para a evolução de amostras de fase. Esses modelos obrigam também que a fase de qualquer amostra esteja no mesmo instante de tempo de uma das amostras de amplitude. Como é feito comumente em trabalhos desta natureza, as técnicas propostas são validadas ao apresentar uma melhora significativa ao se calcular o erro entre a saída desejada e a saída calculada.

2.6.2 Polinômio com memória

O polinômio com memória (MP, do inglês *Memory Polynomial*) é um caso particular da série de Volterra descrito em [7] que considera somente produtos entre amostras obtidas no mesmo instante de tempo. O MP reduz (2.15) na seguinte equação:

$$\tilde{y}(n) = \sum_{p=1}^P \sum_{m=0}^M \tilde{h}_{m,p} \times a^{(p)}(n-m) \times e^{j\phi(n-m)}. \quad (2.17)$$

De maneira mais específica, os parâmetros gerados pelo modelo MP baseiam-se somente em multiplicações de sinais em um único instante de tempo, por exemplo, $a(n)e^{j\phi(n)}$, $a(n-4)e^{j\phi(n-4)}$. Mas, apesar disto, este modelo pode modelar fenômenos de variação de fase do sinal de envoltória, conversão PM-AM e conversão PM-PM.

2.6.3 Polinômio com memória de termos unidimensionais e bidimensionais

A simplificação da série de Volterra chamada polinômio com memória de termos unidimensionais e bidimensionais reduz o número de parâmetros restringindo o modelo apresentado por (2.16) em não apenas termos unidimensionais, como também termos bidimensionais. Ou seja, este modelo é capaz de modelar efeitos de memória não linear e linear do sinal com base em amostras passadas de amplitude e fase.

Esta redução da série de Volterra pode ser escrita da seguinte forma:

$$\tilde{y}(n) = \sum_{p=0}^{P-1} \sum_{s=0}^S \sum_{m_1=0}^M \sum_{m_2=0}^M \tilde{h}_{p,s,m_1,m_2} \times a^p(n - m_1) \times a^s(n - m_2) \times e^{j\phi(n-m_2)} \quad (2.18)$$

2.6.4 Polinômio com memória generalizado

O modelo denotado pelo polinômio com memória generalizado (do inglês *Generalized Memory Polynomial Model*, GMP) elimina algumas contribuições unidimensionais e bidimensionais geradas pela série de Volterra devido ao espalhamento espectral gerado, levando em consideração apenas os termos dispostos na frequência central dentro da largura de banda analisada [2]. Este modelo nada mais é do que um caso particular do polinômio com memória de termos unidimensionais e bidimensionais citado anteriormente. Ao se levar o truncamento polinomial S ao seu valor mínimo igual a zero, o modelo de (2.18) é reduzido a:

$$\tilde{y}(n) = \sum_{p=1}^P \sum_{m_1=0}^M \sum_{m_2=0}^M \tilde{h}_{p,s,m_1,m_2} \times a^p(n - m_1) \times e^{j\phi(n-m_2)}. \quad (2.19)$$

Assim, quaisquer termos que envolvem o produto de amplitudes em diferentes instantes de tempo, como $a^2(n-1)a^2(n-2)e^{j\phi(n-1)}$ ou $a^2(n-1)a^2(n)e^{j\phi(n)}$ são desprezados.

2.6.5 Discussão

Ainda há interesse em se melhorar o compromisso entre linearidade e eficiência. Nos próximos capítulos, será descrita uma nova técnica de simplificação que pode ser aplicada em qualquer caso de simplificação da série de Volterra encontrada na literatura. No capítulo 4 é feita uma comparação entre a nova abordagem proposta e as técnicas anteriormente descritas na literatura.

3 ABORDAGEM PROPOSTA

Neste capítulo, são apresentadas as principais contribuições deste trabalho. No subcapítulo 3.1 é abordada a nova estratégia de divisão de truncamentos para séries de Volterra para modelagem comportamental de PAs de RF. No subcapítulo 3.2 é proposto um primeiro modelo composto por quatro subconjuntos, baseado em séries de Volterra, que modela todos os fenômenos presentes nos PAs utilizando todos os termos gerados. No subcapítulo 3.3 é apresentada uma nova abordagem ao já conhecido modelo de termos unidimensionais e bidimensionais.

3.1 DESCRIÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA

A série de Volterra polar de (2.15) pode gerar um grande número de coeficientes de acordo com o aumento dos valores de truncamento polinomial e duração de memória. Conforme o número de coeficientes gerados aumenta, o esforço computacional para prever a saída do modelo aumenta de forma exponencial, tornando difícil a tarefa de se aliar a precisão com esforço computacional. A contribuição deste trabalho é introduzir uma nova abordagem para reduzir substancialmente a quantidade de coeficientes do modelo polar Volterra com pouca ou nenhuma deterioração na precisão da modelagem. A estratégia seguida aqui é dividir ainda mais a maneira pela qual o modelo manipula as entradas complexas, adicionando tanto quanto necessário novos fatores de truncamento independentes. Exatamente quatro novas divisões de modelo são adotadas, de forma resumida:

- a primeira divisão assume que a saída atual é uma função apenas da entrada atual e, portanto, é capaz de modelar apenas efeitos sem memória;
- a segunda divisão acrescenta à primeira a capacidade de lidar com efeitos de memória não linear relacionados a amostras de amplitude de entrada anteriores;
- a terceira divisão amplia a anterior, manipulando também informações passadas de fase de entrada, o que lhe dá a capacidade de levar em conta não apenas os efeitos de memória e não linearidade para amplitude, como também os efeitos de memória para a fase de maneira linear;
- ao contrário das três anteriores, a quarta divisão formula a saída complexa como uma função não linear da informação da fase de entrada.

Por uma seleção adequada de valores para o conjunto de fatores de truncamento oferecidos pela nova abordagem, a precisão da modelagem pode ser mantida, mantendo o número de coeficientes do modelo em um valor viável mais baixo.

3.2 APLICAÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR COMPLETO

Ao sugerir a replicação de quatro vezes a equação 2.15, alguns dos fatores de truncamento (exatamente 6 de 16) são restritos a serem ajustados para seus valores mínimos (0 ou 1). Assim, seguindo esta lógica, a equação constitutiva da série de Volterra polar proposta é dada por:

$$\begin{aligned}
\tilde{y}(n) = & \sum_{p_1=1}^{P_{11}} \sum_{p_2=1}^1 \sum_{m_1=0}^0 \sum_{l_1=0}^0 \tilde{h}_{p_1,1}(0) \cdot a^{p_1}(n) \cdot e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{12}} \sum_{p_2=1}^1 \sum_{m_1=0}^{M_2} \dots \sum_{m_{p_1}=m_{p_1-1}}^{M_2} \sum_{l_1=0}^0 \tilde{h}_{p_1,1}(m_1, \dots, m_{p_1}) \prod_{x=1}^{p_1} a(n - m_x) \cdot e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{13}} \sum_{p_2=1}^1 \sum_{m_1=0}^{M_3} \dots \sum_{m_{p_1}=m_{p_1-1}}^{M_3} \sum_{l_1=0}^{L_3} \tilde{h}_{p_1,1}(m_1, \dots, m_{p_1}, l_1) \prod_{x=1}^{p_1} a(n - m_x) \cdot e^{j\phi(n-l_1)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{14}} \sum_{p_2=1}^{P_{24}} \sum_{m_1=0}^{M_4} \dots \sum_{m_{p_1}=m_{p_1-1}}^{M_4} \sum_{l_1=0}^{L_4} \dots \sum_{l_{p_2}=l_{p_2-1}}^{L_4} \sum_{l_{p_2+1}=0}^{L_4} \dots \sum_{l_{2p_2-1}=l_{2p_2-2}}^{L_4} \\
& \tilde{h}_{p_1,2p_2-1}(m_1, \dots, m_{p_1}, l_1, \dots, l_{2p_2-1}) \prod_{x=1}^{p_1} a(n - m_x) \prod_{y=1}^{p_2} e^{j\phi(n-l_y)} \prod_{z=p_2+1}^{2p_2-1} e^{-j\phi(n-l_z)}.
\end{aligned} \tag{3.1}$$

Eliminando os somatórios inexistentes, a equação 3.1 é reescrita:

$$\begin{aligned}
\tilde{y}(n) = & \sum_{p_1=1}^{P_{11}} \tilde{h}_{p_1,1}(0) \cdot a^{p_1}(n) \cdot e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{12}} \sum_{m_1=0}^{M_2} \dots \sum_{m_{p_1}=m_{p_1-1}}^{M_2} \tilde{h}_{p_1,1}(m_1, \dots, m_{p_1}) \prod_{x=1}^{p_1} a(n - m_x) \cdot e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{13}} \sum_{m_1=0}^{M_3} \dots \sum_{m_{p_1}=m_{p_1-1}}^{M_3} \sum_{l_1=0}^{L_3} \tilde{h}_{p_1,1}(m_1, \dots, m_{p_1}, l_1) \prod_{x=1}^{p_1} a(n - m_x) \cdot e^{j\phi(n-l_1)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{14}} \sum_{p_2=1}^{P_{24}} \sum_{m_1=0}^{M_4} \dots \sum_{m_{p_1}=m_{p_1-1}}^{M_4} \sum_{l_1=0}^{L_4} \dots \sum_{l_{p_2}=l_{p_2-1}}^{L_4} \sum_{l_{p_2+1}=0}^{L_4} \dots \sum_{l_{2p_2-1}=l_{2p_2-2}}^{L_4} \\
& \tilde{h}_{p_1,2p_2-1}(m_1, \dots, m_{p_1}, l_1, \dots, l_{2p_2-1}) \prod_{x=1}^{p_1} a(n - m_x) \prod_{y=1}^{p_2} e^{j\phi(n-l_y)} \prod_{z=p_2+1}^{2p_2-1} e^{-j\phi(n-l_z)}.
\end{aligned} \tag{3.2}$$

A primeira parte do modelo proposto assume que a saída complexa instantânea é uma função não linear da amplitude de entrada instantânea e uma função linear da fase de entrada instantânea. Esta primeira parte do modelo proposto possui um único fator de truncamento a ser determinado, ou seja, a ordem polinomial de amplitude P_{11} . Esta parte é capaz de levar em conta apenas efeitos estáticos não lineares associados à compressão de ganho de potência e saturação de saída, que são conhecidos na literatura como conversão

AM-AM e conversão AM-PM [5]. A Figura 13 ilustra um diagrama de blocos do efeito modelado.

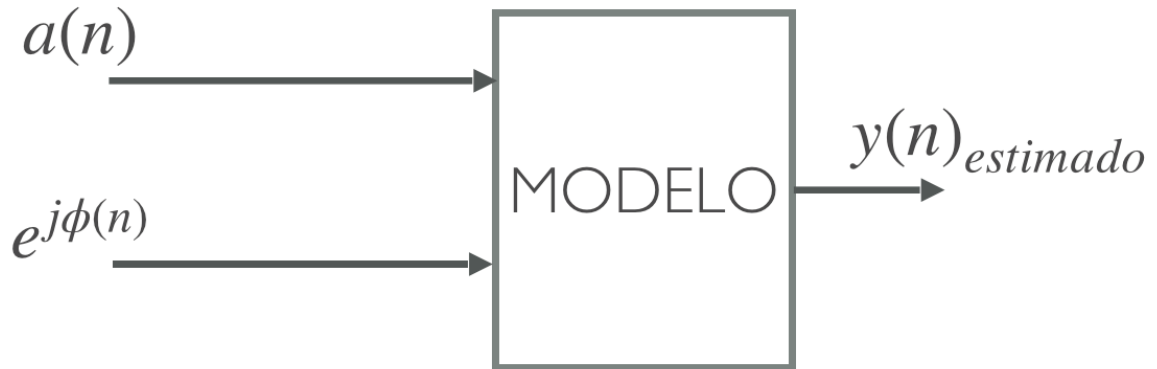


Figura 13 – DIAGRAMA DE BLOCOS PARA O PRIMEIRO SUB-MODELO

A segunda parte do modelo proposto assume que a saída complexa instantânea é uma função não linear das amplitudes de entrada instantânea e anteriores e uma função linear da fase de entrada instantânea. Esta parte possui dois fatores de truncamento a serem determinados, dados pela ordem polinomial de amplitude P_{12} e pela duração da memória de amplitude M_2 . Esta segunda parte é também capaz de reproduzir efeitos de memória não linear atribuídos à resposta em frequência não plana do circuito de polarização em torno da frequência zero. A Figura 14 ilustra um diagrama de blocos do efeito modelado.

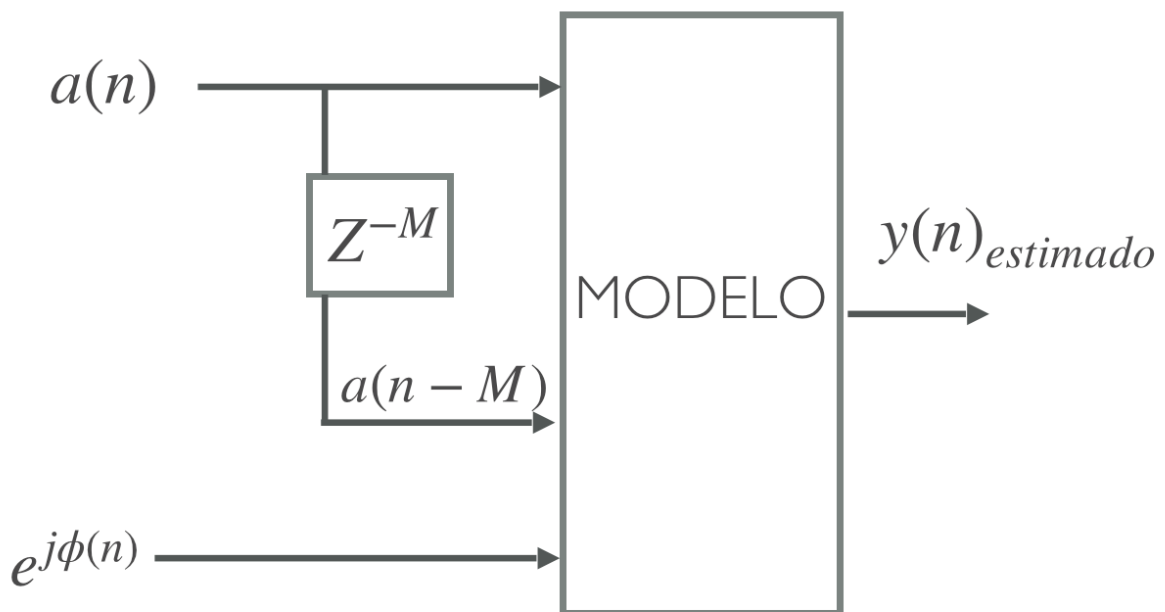


Figura 14 – DIAGRAMA DE BLOCOS PARA O SEGUNDO SUB-MODELO

A terceira parte do modelo proposto assume que a saída complexa instantânea é uma função não linear das amplitudes de entrada instantânea e anteriores e uma função linear das fases de entrada instantânea e anteriores. Esta terceira parte requer a determinação dos seguintes três fatores de truncamento: a ordem polinomial de amplitude P_{13} , o comprimento de memória de amplitude M_3 e o comprimento de memória de fase L_3 . Esta terceira parte, além de ser capaz de reproduzir os mesmos mecanismos da segunda parte, é também adequada para modelar efeitos de memória linear originados por uma resposta em frequência não uniforme das redes de casamento de impedância em torno da frequência da portadora. Tais efeitos de memória são chamados lineares porque estão presentes na saída ao redor da frequência da portadora, mesmo em regimes de operação linear [1]. Os novos mecanismos que podem ser manipulados pela terceira parte são conhecidos na literatura como conversão PM-AM e conversão PM-PM [20]. A Figura 15 ilustra um diagrama de blocos do efeito modelado.

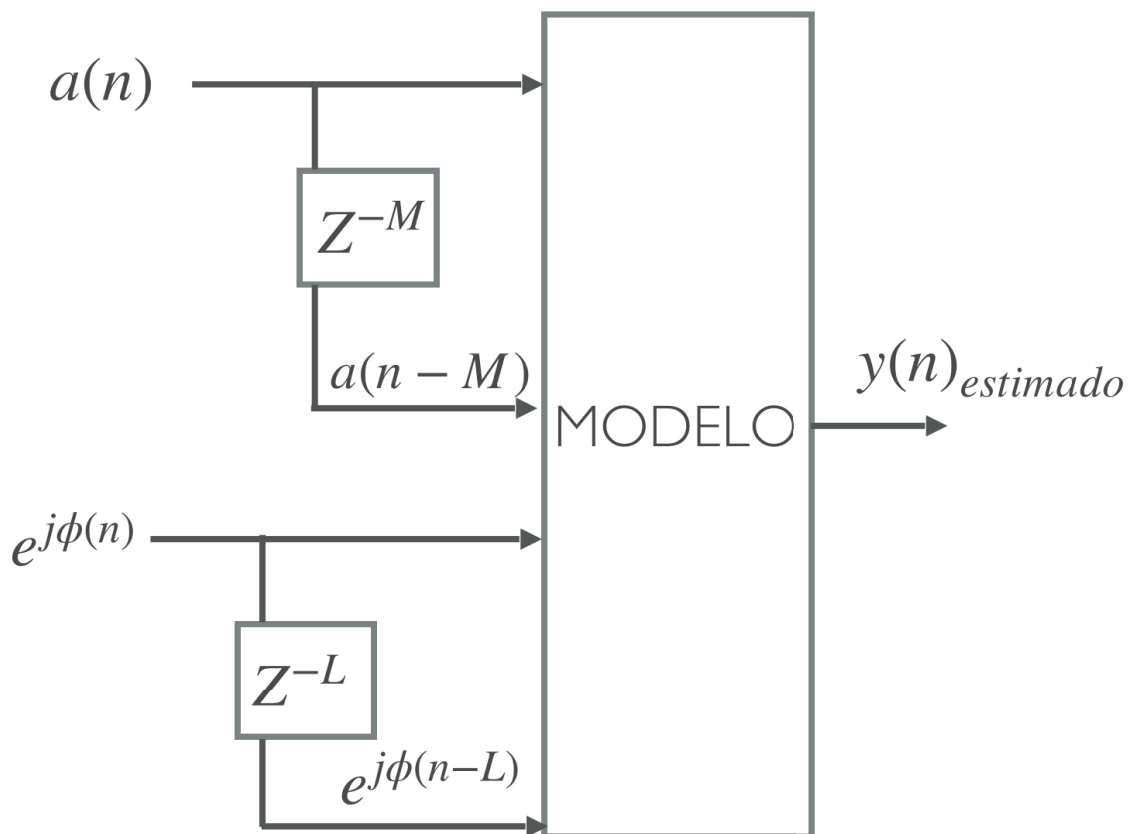


Figura 15 – DIAGRAMA DE BLOCOS PARA O TERCEIRO E QUARTO SUB-MODELOS

A quarta parte do modelo proposto assume que a saída complexa instantânea é uma função não linear das amplitudes de entrada instantânea e anteriores e uma função não linear das fases de entrada instantânea e anteriores. Os quatro fatores de truncamento da quarta parte devem ser selecionados: a ordem polinomial de amplitude P_{14} , o compri-

mento de memória de amplitude M_4 , a ordem polinomial de fase P_{24} e o comprimento de memória de fase L_4 . Esta quarta parte é a única que pode imitar a dependência de fase não linear que pode ocorrer dentro do circuito interno do PA. A Figura 15 ilustra um diagrama de blocos do efeito modelado.

O modelo proposto de (3.2) possui, portanto, 10 fatores de truncamento a serem determinados. Para cada combinação particular de valores para esses fatores de truncamento, uma realização de modelo distinta é obtida. A seleção de cada valor de truncamento é, a princípio, independente. No entanto, ao permitir que esses valores sejam atribuídos livremente, o número de realizações de modelo a serem investigadas pode se tornar extremamente alto. Para reduzir a quantidade de candidatos a modelo, recomenda-se o cumprimento das seguintes condições:

$$\begin{aligned} P_{11} &\geq P_{12} \geq P_{13} \geq P_{14} \\ M_2 &\geq M_3 \geq M_4 \\ L_3 &\geq L_4. \end{aligned} \tag{3.3}$$

A primeira condição é imposta aos quatro truncamentos destinados a modelar a não linearidade de amplitude (P_{11} , P_{12} , P_{13} e P_{14}). O segundo diz respeito aos três truncamentos de memória de amplitude (M_2 , M_3 e M_4). O terceiro está relacionado aos dois truncamentos para memória de fase (L_3 e L_4).

A justificativa para as condições em (3.3) é a seguinte. Existem quatro comportamentos distintos sendo abordados: não linearidade de amplitude, memória de amplitude, não linearidade de fase e memória de fase. Suponha que para uma representação precisa para cada um desses comportamentos específicos exija-se um fator de truncamento igual a Q . Em teoria, o valor de apenas um fator destinado a modelar tal comportamento deve ser definido como Q . Em outras palavras, os valores para os outros fatores relativos a tal comportamento podem ser definidos para valores inferiores a Q sem comprometer a precisão da modelagem. Ao escolher entre todas as alternativas onde colocar o maior valor, a condição (3.3) fornece a solução que melhor contribui para reduzir ao máximo o número de parâmetros. Por exemplo, se o mesmo valor é adotado para todos os fatores de não linearidade de amplitude, o número de parâmetros da quarta parte é maior que o número de parâmetros da terceira parte, que por sua vez é maior que o número correspondente da segunda parte e a primeira parte é aquela com o menor número de parâmetros. Comportamentos semelhantes ocorrem para os fatores de memória de amplitude e fase.

Os resultados que comprovam a validade desta nova abordagem proposta encontram-se no próximo capítulo.

3.3 APLICAÇÃO DA ABORDAGEM PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR 2D

A técnica de replicação apresentada na seção 3.1 pode também ser aplicada em conjunto com outras técnicas de simplificações disponíveis na literatura. Nesta seção, a técnica proposta é aplicada no modelo polar Volterra com termos unidimensionais e bidimensionais de (2.16). Os mesmos fatores de truncamento anteriormente definidos em (3.1) (exatamente 6 de 16) são restritos a serem ajustados para seus valores mínimos (0 ou 1). Assim, seguindo esta lógica, a aplicação da técnica proposta para equação constitutiva da série de Volterra polar unidimensional e bidimensional é dada por:

$$\begin{aligned}
\tilde{y}(n) = & \sum_{p_1=1}^{P_{11}} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^0 \sum_{p_3=1}^1 \sum_{l_1=0}^0 \tilde{h}_{p_1,p_2,p_3}(m_1, l_1) \times a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \times e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{12}} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^{M_2} \sum_{m_2=m_1+1}^{M_2} \sum_{p_3=1}^1 \sum_{l_1=0}^0 \tilde{h}_{p_1,p_2,p_3}(m_1, m_2, l_1) \times a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \\
& \times a^{p_2}(n - m_2) \times e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{13}} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^{M_3} \sum_{m_2=m_1+1}^{M_3} \sum_{p_3=1}^1 \sum_{l_1=0}^{L_3} \sum_{l_2=l_1+1}^0 \tilde{h}_{p_1,p_2,p_3}(m_1, m_2, l_1, l_2) \times a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \times \\
& a^{p_2}(n - m_2) \times (e^{j\phi(n-l_1)}) + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{14}} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^{M_4} \sum_{m_2=m_1+1}^{M_4} \sum_{p_3=1}^{P_{24}} \sum_{p_4=0}^{p_3-1} \sum_{l_1=0}^{L_4} \sum_{l_2=l_1+1}^{L_4} \sum_{p_5=1}^{p_3-1} \sum_{p_6=0}^{p_5-1} \sum_{l_3=0}^{L_4} \sum_{l_4=l_3+1}^{L_4} \\
& [\tilde{h}_{p_1,p_2,p_3,p_4}(m_1, m_2, l_1, l_2, l_3, l_4)] \times [a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \times a^{p_2}(n - m_2)] \times \\
& [(e^{j\phi(n-l_1)})^{p_3-p_4} \times (e^{j\phi(n-l_2)})^{p_4}] \times [(e^{-j\phi(n-l_3)})^{p_5-p_6} \times (e^{-j\phi(n-l_4)})^{p_6}].
\end{aligned} \tag{3.4}$$

Eliminando a representação de somatórios nulos, tem-se o modelo que compreende todas as influências possíveis em termos unidimensionais e bidimensionais escrito na sua

forma completa:

$$\begin{aligned}
\tilde{y}(n) = & \sum_{p_1=1}^{P_{11}} \tilde{h}_{p_1,1}(0) \times a^{p_1}(n) \times e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{12}} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^{M_2} \sum_{m_2=m_1+1}^{M_2} \tilde{h}_{p_1,p_2,1}(m_1, m_2) \times a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \times \\
& a^{p_2}(n - m_2) e^{j\phi(n)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{13}} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^{M_3} \sum_{m_2=m_1+1}^{M_3} \sum_{l_1=0}^{L_3} \tilde{h}_{p_1,p_2,1}(m_1, m_2, l_1) \times a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \times \\
& a^{p_2}(n - m_2) \times e^{j\phi(n-l_1)} + \\
& \sum_{p_1=1}^{P_{14}} \sum_{p_2=0}^{p_1-1} \sum_{m_1=0}^{M_4} \sum_{m_2=m_1+1}^{M_4} \sum_{p_3=1}^{P_{24}} \sum_{p_4=0}^{p_3-1} \sum_{l_1=0}^{L_4} \sum_{l_2=l_1+1}^{L_4} \sum_{p_5=1}^{p_3-1} \sum_{p_6=0}^{p_5-1} \sum_{l_3=0}^{L_4} \sum_{l_4=l_3+1}^{L_4} \\
& [\tilde{h}_{p_1,p_2,p_3,p_4}(m_1, m_2, l_1, l_2, l_3, l_4)] \times [a^{(p_1-p_2)}(n - m_1) \times a^{p_2}(n - m_2)] \times \\
& [(e^{j\phi(n-l_1)})^{p_3-p_4} \times (e^{j\phi(n-l_2)})^{p_4}] \times [(e^{-j\phi(n-l_3)})^{p_5-p_6} \times (e^{-j\phi(n-l_4)})^{p_6}].
\end{aligned} \tag{3.5}$$

A validação da técnica de redução em termos unidimensionais e bidimensionais bem como a aplicação da nova abordagem proposta em conjunto também com esta técnica é descrita no próximo capítulo.

4 VALIDAÇÃO DA TÉCNICA

Nas subseções 4.1, 4.2 e 4.3, o cenário de validação, as ferramentas e os dados utilizados são descritos. À partir destes dados experimentais, nas subseções 4.4, 4.5 e 4.6, as técnicas apresentadas no capítulo 3 são avaliadas através de simulações e análises de desempenho. A subseção 4.7 exibe uma comparação geral dos modelos apresentados. Por fim, a subseção 4.8 verifica a contribuição individual de cada tipo de efeito observado no PA.

4.1 DEFINIÇÃO DE CENÁRIO DE COMPARAÇÃO

O dispositivo sob análise (DUT) é um PA GaN classe AB, estimulado por uma onda portadora de 900 MHz modulada por uma envoltória 3GPP WCDMA de 3,84 MHz de largura de banda. Para a obtenção dos resultados apresentados neste capítulo, os dados de entrada e saída foram medidos usando um analisador vetorial de sinais Rohde & Schwarz FSQ VSA, com frequência de amostragem de 61,44 MHz. 29550 pontos medidos experimentalmente foram fornecidos previamente e utilizados para se calcular os coeficientes do modelo.

Os novos modelos propostos criados à partir da nova abordagem e os modelos anteriores (com intuito de comparação), Volterra polar completo e Volterra polar de termos unidimensionais e bidimensionais, foram utilizados para modelar as características de transferência direta e inversa do PA sob análise. Estas etapas são executadas no *software* MATLAB [23], usando aritmética de vírgula flutuante de precisão dupla. A identificação do modelo é realizada pela aproximação de mínimos quadrados.

4.2 AVALIAÇÃO DA PRECISÃO DOS RESULTADOS

A métrica NMSE [24] é usada comumente na literatura para medir a precisão dos modelos comportamentais baseados em séries de Volterra à partir das estimativas fornecidas pelo dispositivo em teste. Nesta métrica, o erro é obtido pela subtração entre os resultados medidos e estimados complexos da seguinte forma:

$$NMSE = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{i=1}^N |y_{medido}(i) - y_{estimado}(i)|^2}{\sum_{i=1}^N |y_{medido}(i)|^2} \right], \quad (4.1)$$

onde N é o número de amostras analisadas e i identifica a amostra analisada. $y_{medido}(i)$ é sinal de saída medido experimentalmente no instante i . $y_{estimado}(i)$ é o sinal de saída calculado pelo modelo do PA no instante i . Assim, o erro entre o sinal medido e o calculado

é dado por $y_{medido}(i) - y_{estimado}(i)$.

Para ajudar a compreender uma melhora visível exibida pela nova abordagem, algumas figuras também serão construídas. Estas figuras são densidade espectral de potência (PSD), conversões AM-AM e AM-PM e as formas de onda no domínio do tempo.

Para a comparação de resultados, o critério seguido é de se selecionar aqueles modelos gerados por um mesmo número de parâmetros que apresentam a maior diferença entre os seus NMSEs. Por exemplo, os modelos A e B são comparados. Para uma combinação de fatores de truncamento qualquer, ambos os modelos geram 8 coeficientes, os NMSEs calculados para eles é de -40,00 dB e -50,00 dB, respectivamente. Os mesmos modelos A e B atingem NMSEs de -50,00 dB e -51,00 dB para 180 parâmetros através de uma outra combinação de fatores de truncamento, mas não são utilizados para a comparação pois a diferença entre seus NMSEs não é tão significativa quanto no caso anterior.

4.3 IDENTIFICAÇÃO DOS PARÂMETROS

O método de identificação dos parâmetros do modelo utilizado aqui é o método indireto [25]. Todos os coeficientes $h_{m,p}$ dos modelos de funções polinomiais propostos são identificados pelo método dos mínimos quadrados (MMQ) [26], que ajusta os valores para o menor valor entre os quadrados da diferença entre o valor real e o valor estimado.

Qualquer uma das séries de Volterra descritas aqui, como a equação (2.17), pode ser representada da seguinte forma:

$$Y = XH, \quad (4.2)$$

onde X é uma matriz de Q colunas e $n-M$ linhas correspondentes a instantes de tempo diferentes, Y é o vetor de saída esperada do modelo com $n-M$ linhas correspondentes a instantes de tempo diferentes e H é o vetor de Q linhas contendo os parâmetros a serem identificados. Dependendo do modelo utilizado, a matriz X pode ser representada de maneira similar à:

$$X = \begin{bmatrix} a^1(M+1)e^{j\phi(n-M)} & \dots & a^P(1)e^{j\phi(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a^1(n)e^{j\phi(n)} & \dots & a^P(n-M)e^{j\phi(n-M)} \end{bmatrix}. \quad (4.3)$$

O vetor H é descrito por:

$$H = \begin{bmatrix} h_{01} \\ \vdots \\ h_{0P} \\ \vdots \\ h_{M1} \\ \vdots \\ h_{MP} \end{bmatrix}, \quad (4.4)$$

e o vetor Y é descrito por:

$$Y = \begin{bmatrix} y(1+M) \\ \vdots \\ y(n) \end{bmatrix}. \quad (4.5)$$

Finalmente, H pode ser calculado através de:

$$H = (X^*X)^{-1}X^*Y, \quad (4.6)$$

onde $(.)^*$ indica o operador complexo conjugado transposto.

Durante as simulações, a quantidade de parâmetros gerada foi limitada em 200 coeficientes de modo a se reduzir a quantidade de cálculos, e só foram considerados resultados de modelos que respeitassem esta condição.

4.4 COMPARAÇÃO ENTRE ABORDAGENS DA LITERATURA E PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR COMPLETO

A Volterra polar modificada de (3.2) tem um conjunto maior de fatores de truncamento do que a Volterra polar de (2.15). Especificamente:

- (2.15) tem um truncamento para o polinômio de amplitude (P_1), enquanto (3.2) tem quatro truncamentos para o mesmo propósito (P_{11} , P_{12} , P_{13} e P_{14});
- (2.15) possui um truncamento para a memória de amplitude (M), enquanto (3.2) possui três truncamentos para o mesmo propósito (M_2 , M_3 e M_4);
- (2.15) possui um truncamento para a memória de fase (L), enquanto (3.2) possui dois truncamentos para o mesmo propósito (L_3 e L_4);
- (2.15) e (3.2) possuem apenas um truncamento para o polinômio de fase P_2 e P_{24} , respectivamente.

Se $P_{11} = P_{12} = P_{13} = P_{14} = P_1$, $M_2 = M_3 = M_4 = M$, $L_3 = L_4 = L$ e $P_{24} = P_2$, após remover os núcleos redundantes, os modelos de (2.15) e (3.2) são exatamente os mesmos. No entanto, conforme discutido no capítulo 3, espera-se que os valores de alguns fatores de truncamento de (3.2) possam ser reduzidos sem comprometer a precisão da modelagem. Para certificar a validade de tal expectativa, a seguinte análise comparativa é realizada agora.

Várias instâncias da série de Volterra polar de (2.15) são implementadas. Seus valores de truncamento variam entre o seu valor mínimo e máximo. Especificamente, os valores máximos para os fatores de truncamento de (2.15) são definidos como $P_1 = 4$, $P_2 = 3$, $M = 2$ e $L = 1$, o que corresponde a um total de 204 parâmetros quando todos os valores de truncamento atingem os seus máximos.

Várias instâncias da série de Volterra polar modificada de (3.2) são então implementadas. Cumprindo as exigências de (3.3), cada um dos 10 fatores de truncamento de (3.2) é variado entre seu valor mínimo e um valor máximo igual à escolha anterior para a série polar de Volterra de (2.15). Em outras palavras, os valores máximos para P_{11} , P_{12} , P_{13} e P_{14} são assumidos iguais a 4, o valor máximo para P_{24} é assumido igual a 3, os valores máximos para M_2 , M_3 e M_4 são assumidos iguais a 2, e os valores máximos para L_3 e L_4 são assumidos iguais a 1.

Em um primeiro cenário, os diferentes modelos baseados em séries de Volterra são aplicados à representação da característica de transferência direta de PA.

Para modelar a característica direta do PA, os sinais de entrada usados nos modelos simulados desta subseção são os sinais de envoltória complexa aplicados à entrada do PA. O sinal de saída utilizado para calcular os coeficientes de cada modelo é o sinal medido experimentalmente na saída do DUT.

A Tabela 1 e a Figura 16 mostram os resultados obtidos do NMSE em função do número de parâmetros.

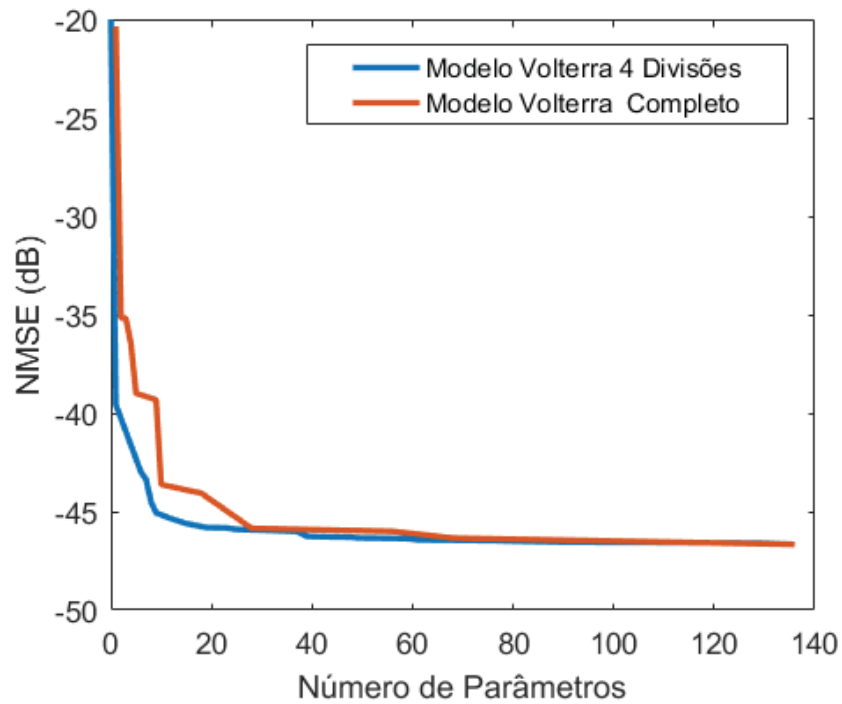


Figura 16 – MODELAGEM DIRETA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES

Tabela 1 – NMSE da modelagem direta do PA: Volterra 4 divisões de (3.2) vs Volterra polar completa de (2.15)

Volterra 4 divisões de (3.2)		Volterra polar completa de (2.15)	
NMSE[dB]	Parâmetros	NMSE[dB]	Parâmetros
-46,66	136	-46,75	204
-46,33	49	-46,34	68
-46,25	39	-46,00	56
-45,83	23	-45,85	28
-45,07	9	-44,07	18
-43,37	7	-39,32	9

Em qualquer um dos cenários, o modelo Volterra 4 divisões de (3.2) atinge uma boa precisão para um menor número de parâmetros. Uma análise mais funda pode ser feita a partir dos valores de NMSE para os dois modelos com 9 parâmetros. Ambos os modelos compostos por 9 coeficientes obtidos foram utilizados para se construir as PSDs conforme ilustra a Figura 17. Note que para o modelo Volterra completo, a PSD do erro obtido é menor, sobretudo na faixa de frequência central de 900 MHz.

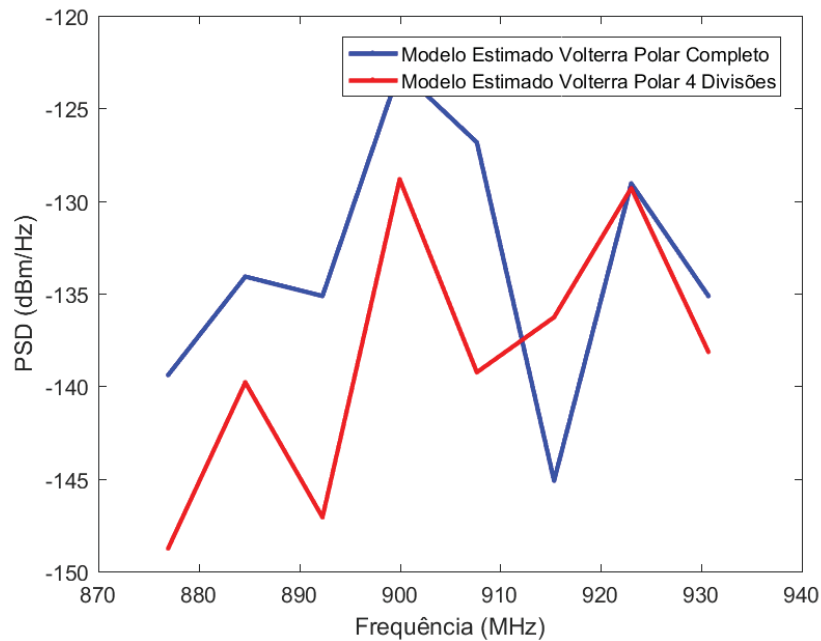


Figura 17 – PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM DIRETA COM 9 COEFICIENTES

Para compreender ainda melhor o valor agregado pelo modelo proposto, as Figuras 18 e 19 apresentam, respectivamente, as conversões AM-AM e AM-PM dos valores medidos no DUT e calculados pelo modelo. Note que, em ambas as imagens, não há diferenças perceptíveis entre o modelo proposto e os dados medidos, validando a precisão do modelo proposto.

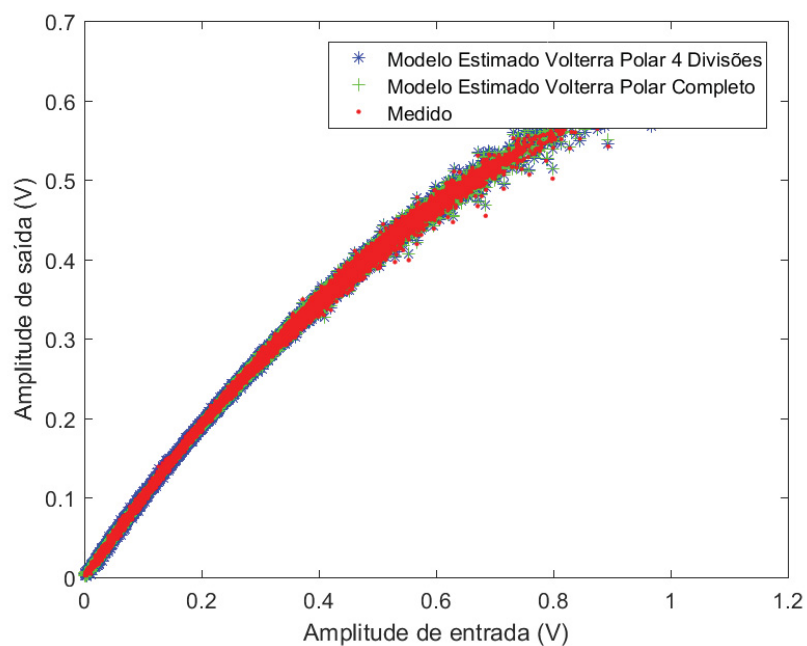


Figura 18 – AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 9 COEFICIENTES

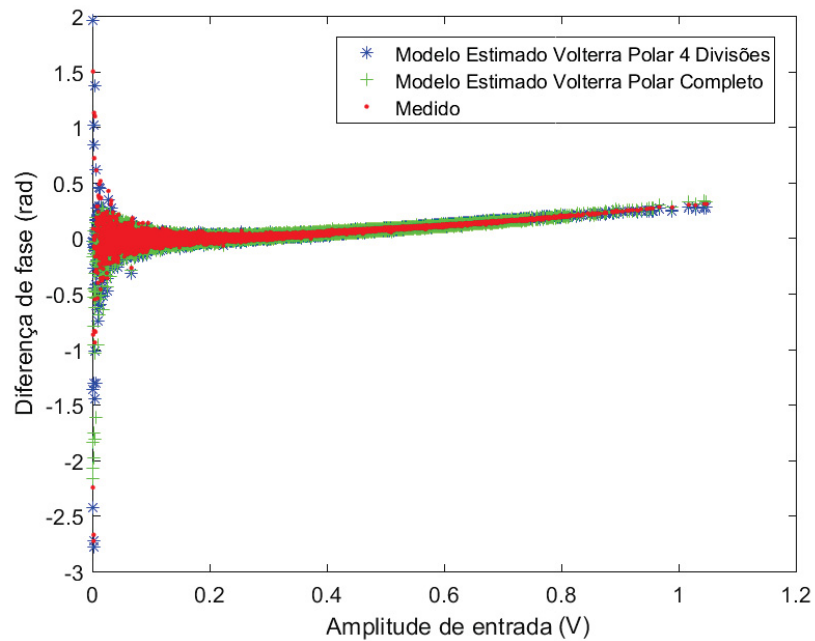


Figura 19 – CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM DIRETA COM 9 COEFICIENTES

Em um segundo cenário, o objetivo é a representação da característica de transferência inversa de PA. Para modelar a característica inversa do PA, os sinais de entrada usados nos modelos simulados desta subseção são os sinais de envoltória complexa medidos na saída do PA. O sinal de saída utilizado para calcular os coeficientes de cada modelo é o sinal medido experimentalmente na entrada do DUT.

A Tabela 2 e a Figura 20 mostram os resultados obtidos do NMSE em função do número de parâmetros.

Tabela 2 – NMSE da modelagem inversa do PA: Volterra 4 divisões de (3.2) vs Volterra polar completo de (2.15)

Volterra 4 divisões de (3.2)		Volterra polar completo de (2.15)	
NMSE[dB]	Parâmetros	NMSE[dB]	Parâmetros
-43,18	204	-43,18	204
-43,08	136	-43,08	136
-42,69	59	-42,71	68
-42,56	39	-42,52	56
-42,04	16	-39,79	18
-38,85	8	-34,26	8

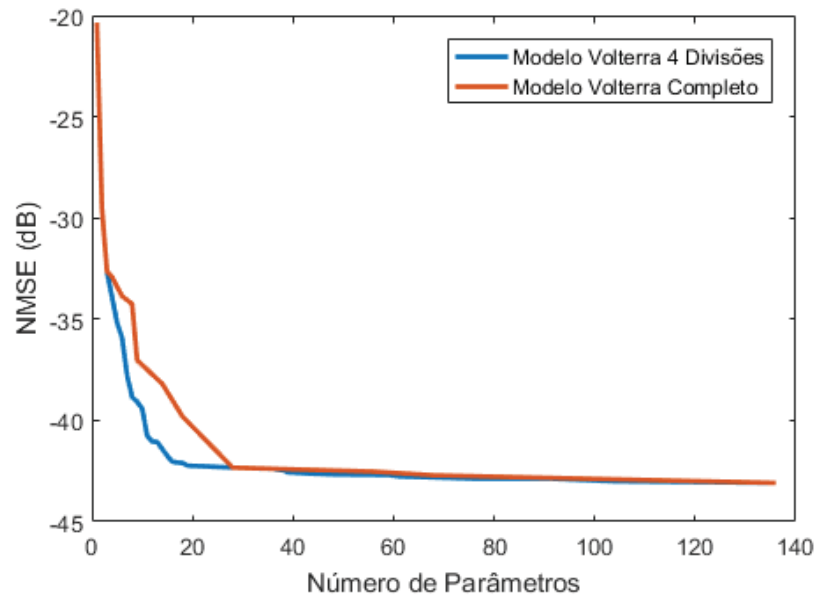


Figura 20 – MODELAGEM INVERSA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES

Em qualquer um dos cenários, o modelo Volterra 4 divisões de (3.2) atinge melhor precisão com um menor número de parâmetros. Uma análise mais funda pode ser feita a partir dos valores de NMSE para os dois modelos com 8 parâmetros. Ambos os modelos compostos por 8 coeficientes foram utilizados para se construir as PSDs conforme ilustra a Figura 21. Note que para o modelo Volterra completo, a PSD do erro obtido é menor ou igual quando analisado na faixa de frequência central de 900 MHz.

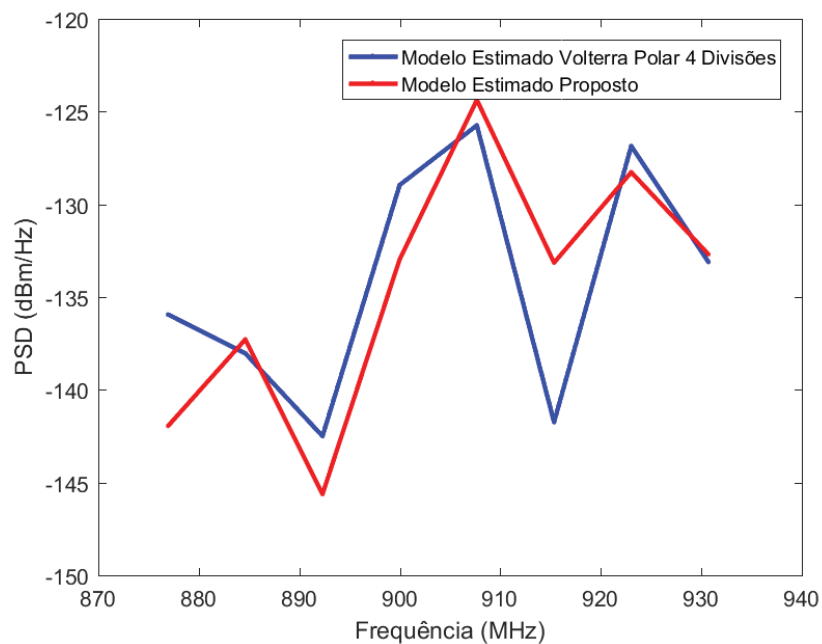


Figura 21 – PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM INVERSA COM 8 COEFICIENTES

Para compreender ainda melhor o valor agregado pelo modelo proposto, as Figuras 22 e 23 apresentam, respectivamente, as conversões AM-AM e AM-PM dos valores medidos no DUT e calculados pelo modelo. Note que, em ambas as imagens, não há diferenças perceptíveis entre o modelo proposto e os dados medidos, validando a precisão do modelo proposto.

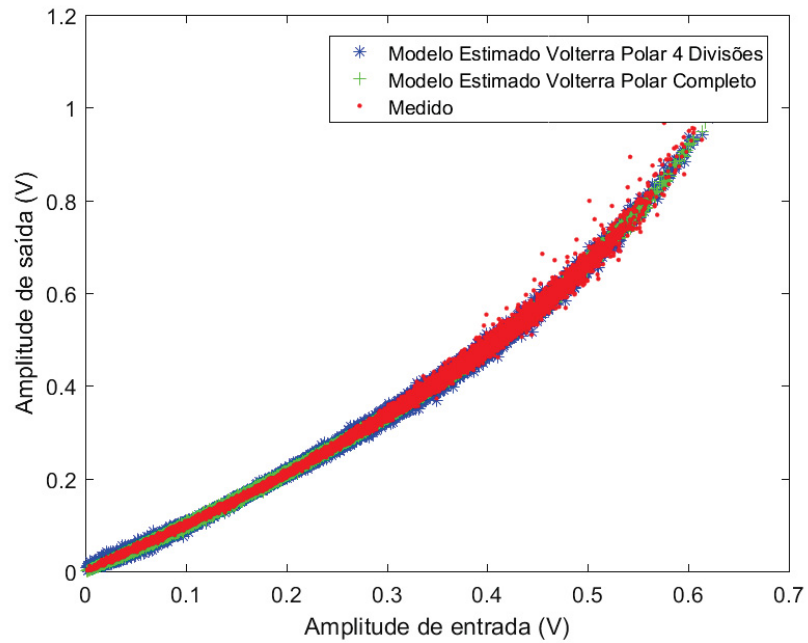


Figura 22 – AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM INVERSA COM 8 COEFICIENTES

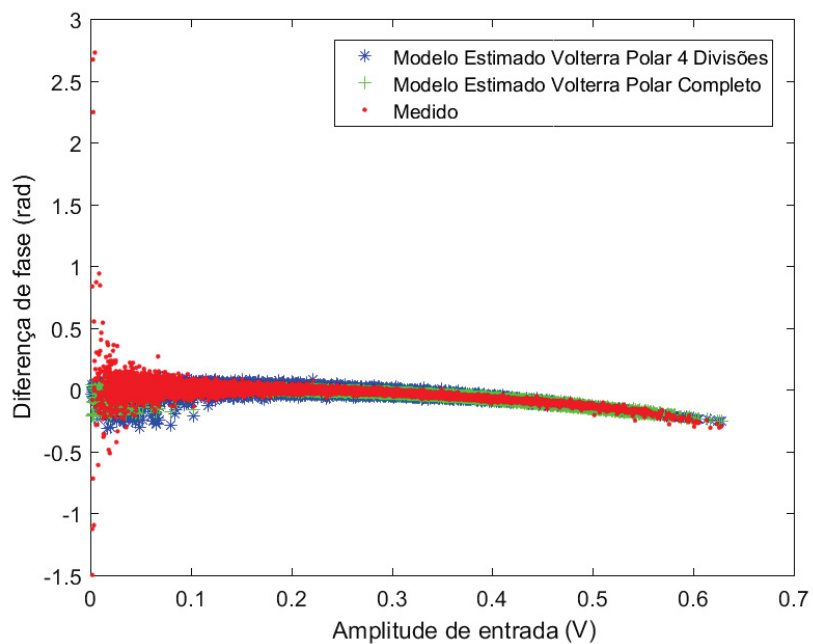


Figura 23 – CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM INVERSA COM 8 COEFICIENTES

Como esperado, o Volterra 4 divisões de (3.2) é capaz de reduzir significativamente o número de coeficientes, validando assim a abordagem apresentada. Em particular, para as representações das características de transferência direta e inversa de PA, existem ganhos na precisão, e diferenças de 5,75 dB e 4,59 dB em NMSE, respectivamente, são obtidas por um modelo de (3.2) que emprega a mesma quantidade de parâmetros de (2.15).

4.5 COMPARAÇÃO ENTRE ABORDAGENS DA LITERATURA PARA VOLTERRA POLAR COMPLETA E 2D

Para validar a nova abordagem proposta em combinação com outras técnicas de redução, o mesmo cenário utilizado para validar a abordagem proposta na seção 4.4 é feito para a combinação das técnicas Volterra polar completa e simplificada em termos unidimensionais e bidimensionais.

Aqui, foram simuladas diversas combinações de truncamento para o modelo Volterra polar completo e Volterra polar 2D completo afim de se encontrar o modelo que melhor concilia maior precisão e menor esforço computacional.

Para modelar a característica direta do PA, os sinais de entrada usados nos modelos simulados desta subseção são os sinais de envoltória complexa aplicados à entrada do PA. O sinal de saída utilizado para calcular os coeficientes de cada modelo é o sinal medido experimentalmente na saída do DUT.

Para modelar a característica inversa do PA, os sinais de entrada usados nos modelos simulados desta subseção são os sinais de envoltória complexa medidos na saída do PA. O sinal de saída utilizado para calcular os coeficientes de cada modelo é o sinal medido experimentalmente na entrada do DUT.

Assim, repetindo o cenário anterior, várias instâncias da série de Volterra polar completa de (2.15) são implementadas. Especificamente, os fatores de truncamento de (2.15) são variados entre seus valores mínimos e seus valores máximos como $P_1 = 4$, $P_2 = 3$, $M = 2$ e $L = 1$.

De modo a se reproduzir o mesmo cenário, várias instâncias da série de Volterra 2D de (2.16) são implementadas. Especificamente, os fatores de truncamento de (2.16) são variados entre seus valores mínimos e seus valores máximos como $P_1 = 4$, $P_3 = 3$, $M = 2$ e $L = 1$.

Em um primeiro cenário, os diferentes modelos baseados em Volterra são aplicados à representação da característica de transferência direta de PA. A Tabela 3 e a Figura 24 mostram os resultados obtidos do NMSE em função do número de parâmetros.

Tabela 3 – NMSE da modelagem direta do PA: Volterra polar completo de (2.15) vs Volterra 2D de (2.16)

Volterra polar completo de (2.15)		Volterra 2D de (2.16)	
NMSE[dB]	Parâmetros	NMSE[dB]	Parâmetros
-46,75	204	-49,53	128
-46,66	136	-49,23	68
-46,47	76	-47,61	37
-46,35	68	-47,39	23
-46,33	49	-46,29	21
-46,25	39	-45,23	19

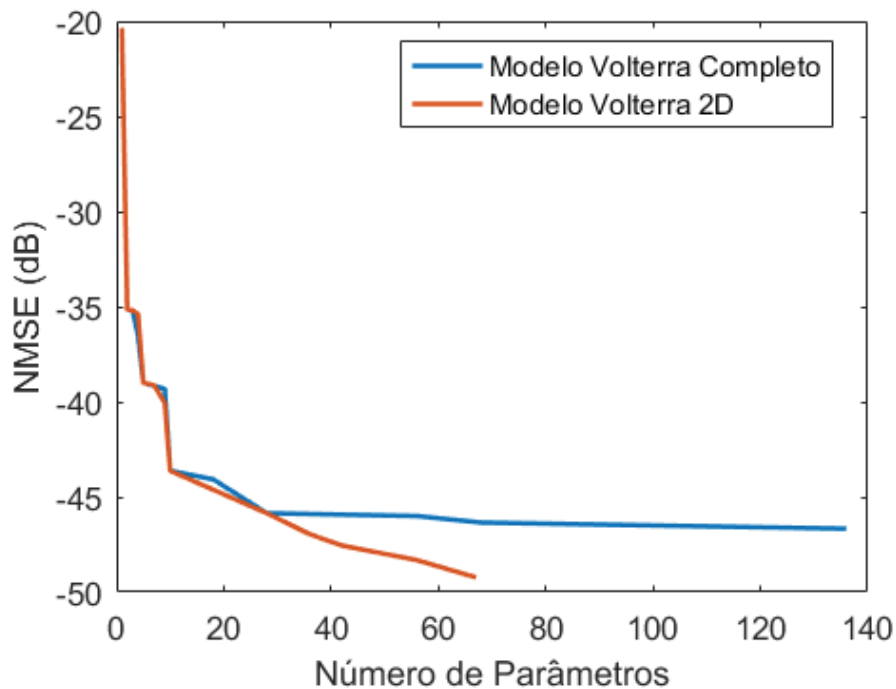


Figura 24 – MODELAGEM DIRETA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES

A partir destes resultados, pode-se dizer que o modelo Volterra 2D é mais preciso que o modelo Volterra polar completo para mesma quantidade de coeficientes, conseguindo atingir melhores resultados para o NMSE. Em particular, para o caso onde o número parâmetros é o mesmo e a diferença entre os seus NMSE são maiores, os modelos compostos por 68 coeficientes foram utilizados para se construir as PSDs conforme ilustra a Figura 25. Note que para o modelo 2D, a PSD do erro obtido é menor.

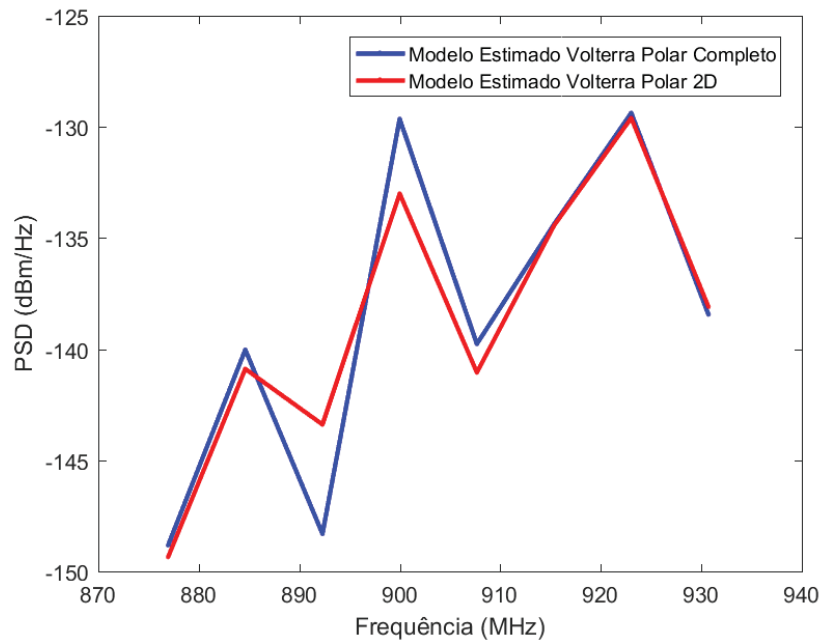


Figura 25 – PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES

Para compreender ainda melhor o valor agregado pelo modelo proposto, as Figuras 26 e 27 apresentam, respectivamente, as conversões AM-AM e AM-PM dos valores medidos no DUT e calculados pelo modelo. Note que, em ambas as imagens, não há diferenças perceptíveis entre o modelo proposto e os dados medidos.

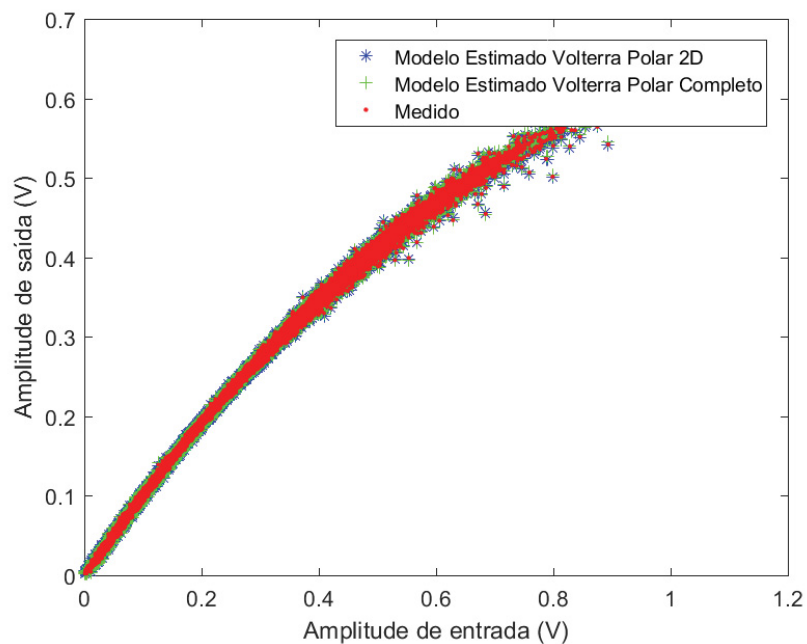


Figura 26 – AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES

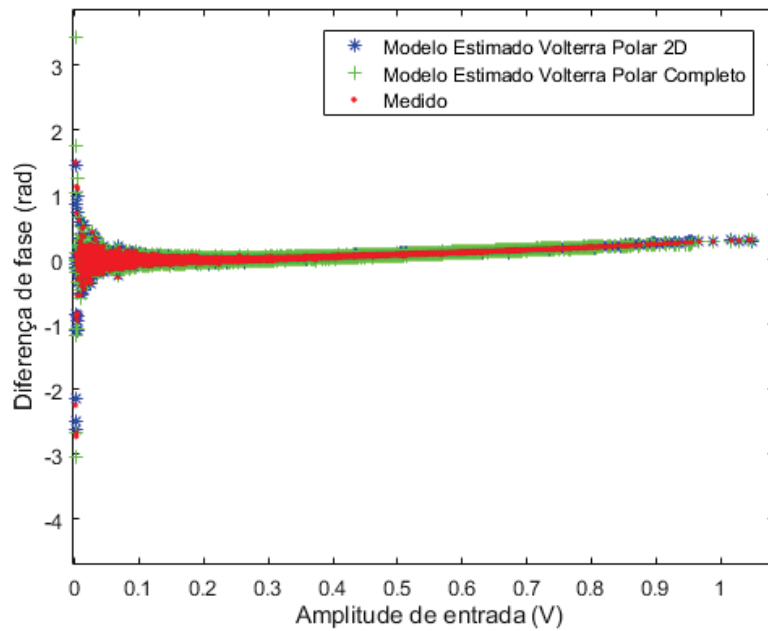


Figura 27 – CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES

Em um segundo cenário, o objetivo é a representação da característica de transferência inversa de PA. A Tabela 4 e a Figura 28 mostram os resultados obtidos do NMSE em função do número de parâmetros.

Tabela 4 – NMSE da modelagem inversa do PA: Volterra polar completo de (2.15) vs Volterra 2D de (2.16)

Volterra polar completo de (2.15)		Volterra 2D de (2.16)	
NMSE[dB]	Parâmetros	NMSE[dB]	Parâmetros
-43,18	204	-46,71	104
-43,00	104	-46,67	68
-42,76	76	-45,49	54
-42,71	68	-43,56	38
-42,56	48	-43,43	23
-42,33	39	-42,84	21

A partir destes resultados, pode-se dizer que o modelo Volterra 2D é mais preciso que o modelo Volterra polar completo para mesma quantidade de coeficientes. Em particular, para o caso onde seus valores de NMSE apresentam a maior diferença, que corresponde a uma quantidade de parâmetros igual a 68, os modelos foram utilizados para se construir as PSDs conforme ilustra a Figura 29. Note que para o modelo proposto, a PSD do erro obtido é menor ou igual, sobretudo na faixa de frequência central de 900 MHz.

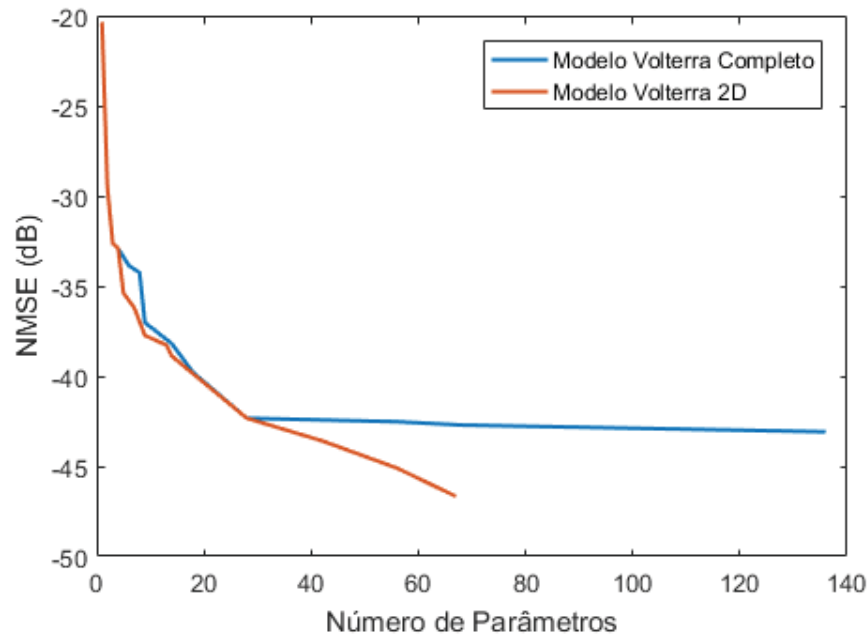


Figura 28 – MODELAGEM INVERSA DO PA: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES

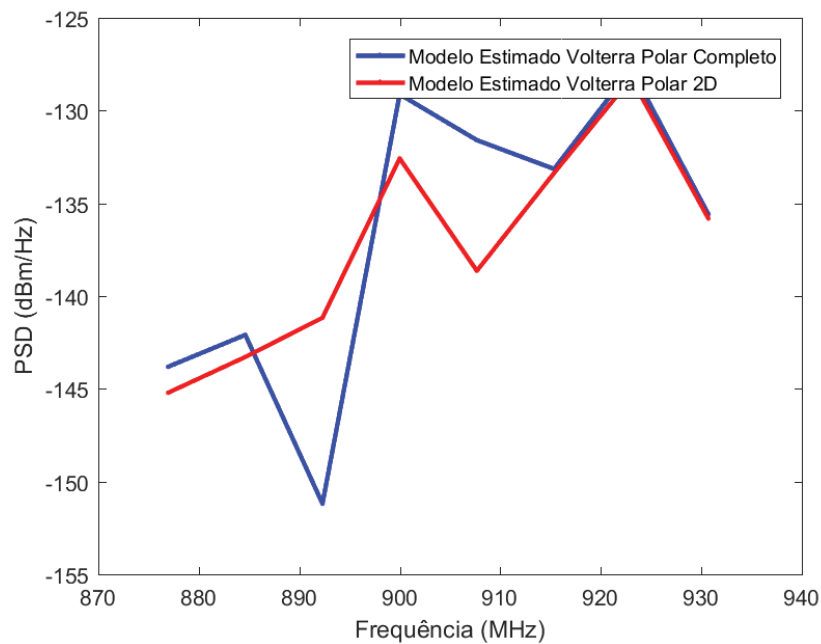


Figura 29 – PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELAGEM INVERSA COM 68 COEFICIENTES

Para compreender ainda melhor o valor agregado pelo modelo proposto, as Figuras 30 e 31 apresentam, respectivamente, as conversões AM-AM e AM-PM dos valores medidos no DUT e calculados pelo modelo. Note que, em ambas as imagens, não há diferenças perceptíveis entre o modelo 2D e os dados medidos, validando a precisão do modelo proposto.

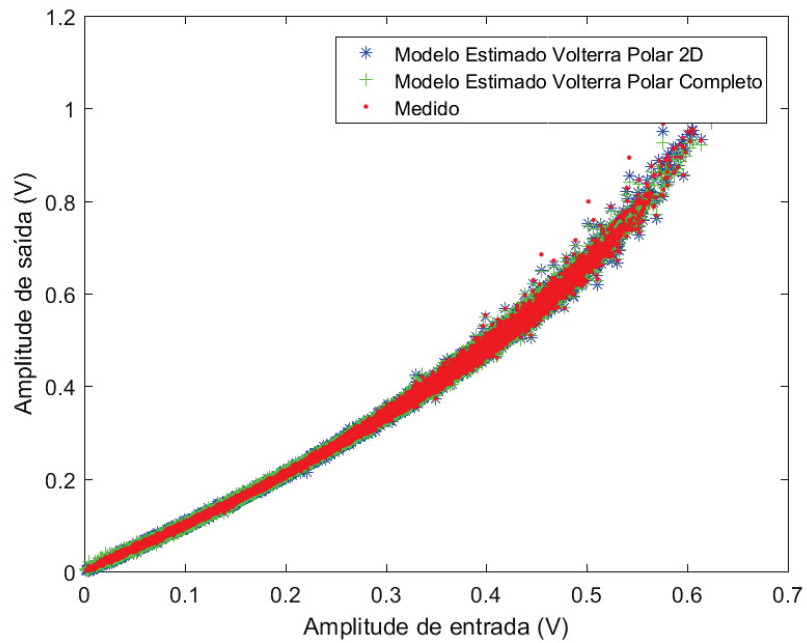


Figura 30 – AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELAGEM INVERSA COM 68 COEFICIENTES

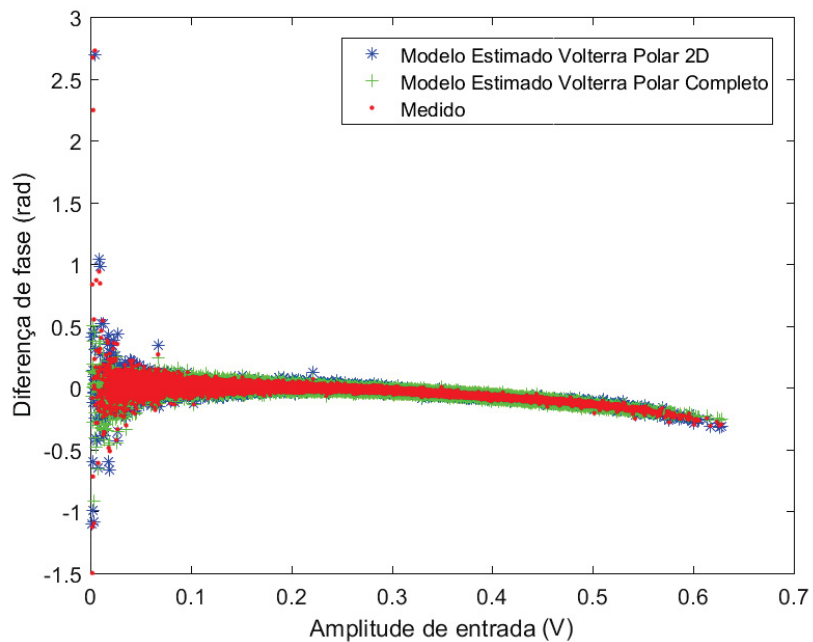


Figura 31 – CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELAGEM INVERSA COM 68 COEFICIENTES

Com estes resultados pode-se dizer que o caso particular da série de Volterra de (2.16), em que somente termos unidimensionais e bidimensionais são levados em conta, apresenta melhores resultados utilizando ainda menos coeficientes quando comparado ao modelo Volterra polar completo de (2.15).

Este resultado é explicado por um fenômeno chamado *overfitting*. *Overfitting* é um erro de modelagem que ocorre quando uma função está muito bem delimitada por um conjunto de dados. O modelo passa a ser tão complexo que pode explicar singularidades presentes naquele conjunto de dados, como por exemplo ruídos. Assim, modelar um sinal muito próximo da realidade afeta o modelo negativamente ao modelar também erros, diminuindo sua previsibilidade.

Por isto, o modelo de (3.5) foi escolhido para uma análise mais profunda na próxima seção.

4.6 COMPARAÇÃO ENTRE ABORDAGENS DA LITERATURA E PROPOSTA PARA VOLTERRA POLAR 2D

Várias instâncias de Volterra 2D de (2.16) foram implementadas. Especificamente, os fatores de truncamento de (2.16) foram variados entre seus valores mínimos e valores máximos definidos como $P_1 = 5$, $P_2 = 5$, $M = 5$ e $L = 5$.

A série de Volterra modificada de (2.16) em termos unidimensionais e bidimensionais é replicada quatro vezes criando o modelo Volterra 2D 4 divisões de (3.5). Várias instâncias da série de Volterra 2D 4 divisões de (3.5) são então implementadas. Cumprindo as exigências de (3.3), cada um dos 10 fatores de truncamento de (3.5) é variado entre seu valor mínimo e os seguintes valores máximos: para P_{11} , P_{12} , P_{13} e P_{14} são assumidos iguais a 5, o valor máximo para P_{24} é assumido igual a 5, os valores máximos para M_2 , M_3 e M_4 são assumidos iguais a 5, e os máximos valores para L_3 e L_4 são assumidos iguais a 5.

Especificamente:

- (3.5) tem quatro truncamentos para o polinômio de amplitude (P_{11} , P_{12} , P_{13} e P_{14}), enquanto (2.16) tem um;
- (3.5) possui três truncamentos para a memória de amplitude (M_2 , M_3 e M_4), enquanto (2.16) tem um;
- (3.5) possui dois truncamentos para memória de fase (L_3 e L_4), enquanto (2.16) tem um;
- (3.5) possui apenas um truncamento para o polinômio de fase P_{24} , assim como (2.16).

Se $P_{11} = P_{12} = P_{13} = P_{14} = P_1$, $M_2 = M_3 = M_4 = M$, $L_3 = L_4 = L$ e $P_{24} = P_2$, após remover os núcleos redundantes, os modelos de (2.16) e (3.5) são exatamente os mesmos. No entanto, espera-se que os valores de alguns fatores de truncamento de (3.5) possam ser reduzidos ainda mais sem comprometer a precisão da modelagem.

Em um primeiro cenário, os diferentes modelos baseados em Volterra são aplicados à representação da característica de transferência direta de PA. A Tabela 5 e a Figura 32 mostram os resultados obtidos do NMSE em função do número de parâmetros.

Tabela 5 – NMSE da modelagem direta do PA: Volterra 2D de (2.16) vs Volterra 2D 4 divisões de (3.5)

Volterra 2D completo de (2.16)		Volterra 2D 4 divisões de (3.5)	
NMSE[dB]	Parâmetros	NMSE[dB]	Parâmetros
-51,99	164	-51,93	129
-51,78	120	-51,86	112
-50,66	109	-51,55	100
-50,09	81	-50,99	72
-49,22	67	-48,51	22
-40,31	14	-46,77	14

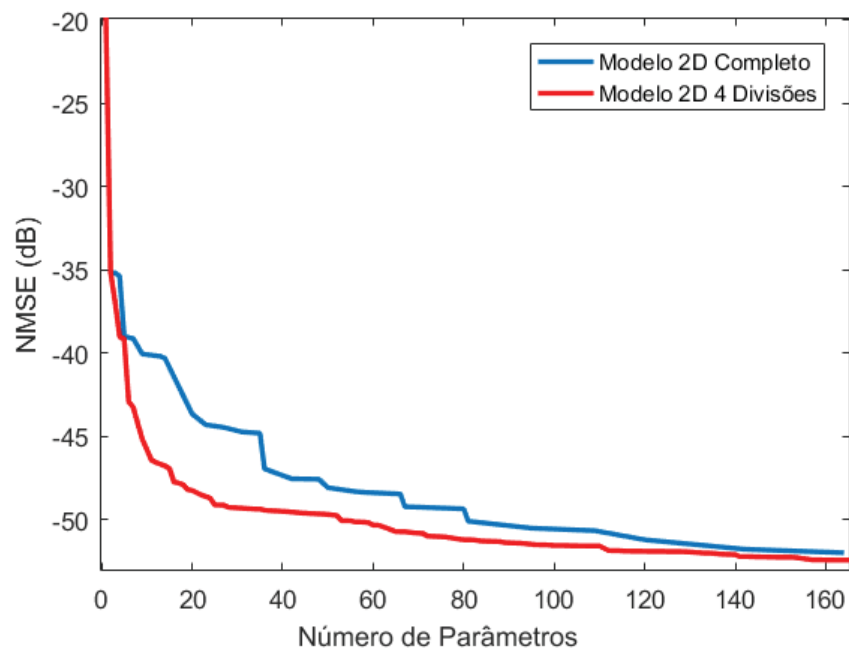


Figura 32 – MODELAGEM DIRETA DE VOLTERRA 2D: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES

Foram escolhidos os modelos compostos por 14 parâmetros para uma análise mais profunda. Em particular, a diferença de seus valores de NMSE atinge pouco mais de 6 dB. Estes modelos com 14 coeficientes foram utilizados para se construir as PSDs conforme ilustra a Figura 33. Note que para o modelo 2D 4 Divisões, a PSD do erro obtido é bastante menor.

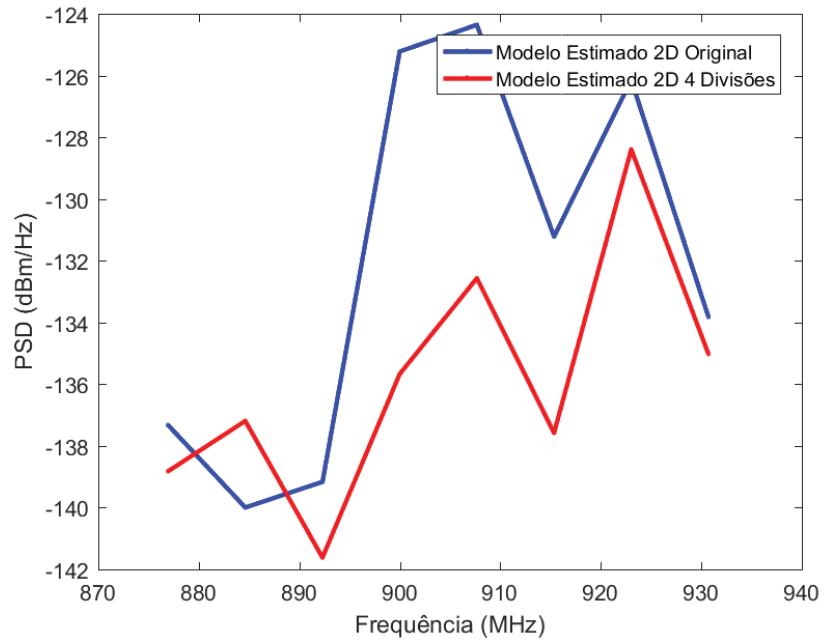


Figura 33 – MODELAGEM DIRETA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA O MODELO COM 14 COEFICIENTES

Para compreender ainda melhor o valor agregado pelo modelo proposto, as Figuras 34 e 35 apresentam, respectivamente, as conversões AM-AM e AM-PM dos valores medidos no DUT e calculados pelo modelo. Note que, em ambas as imagens, não há diferenças perceptíveis entre o modelo proposto e os dados medidos, validando a precisão do modelo proposto.

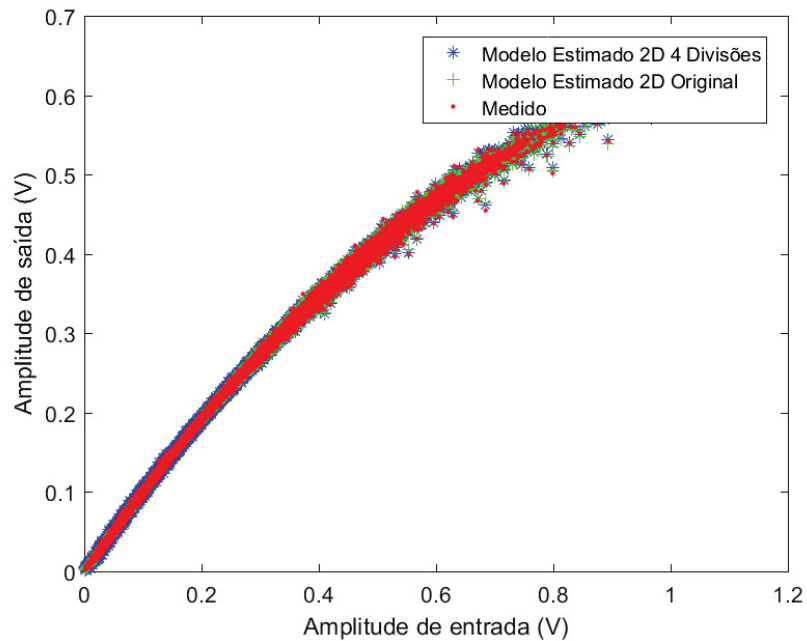


Figura 34 – MODELAGEM DIRETA VOLTERRA 2D MODIFICADO: AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA O MODELO COM 14 COEFICIENTES

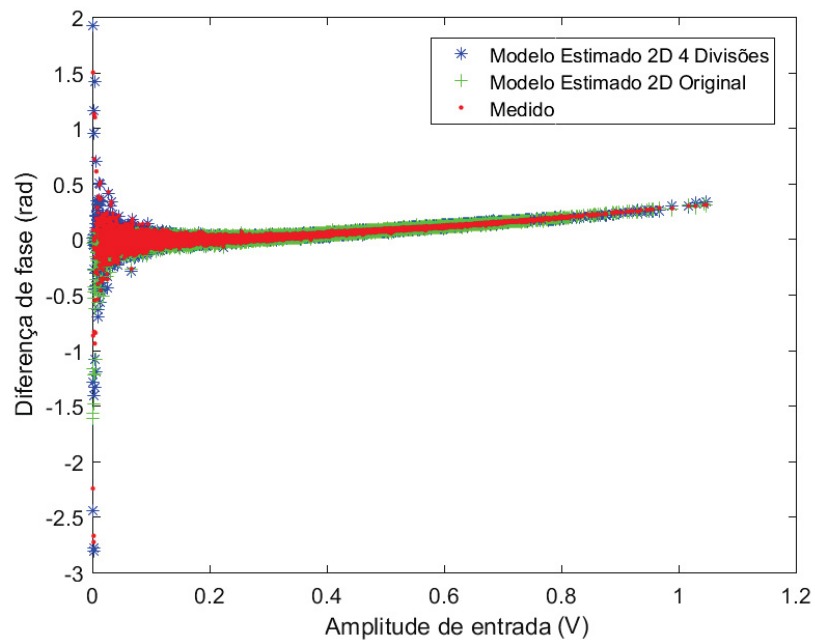


Figura 35 – MODELAGEM DIRETA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: CONVERSÃO AM-PM PARA O MODELO COM 14 COEFICIENTES

Por último, as Figuras 36 e 37 ilustram, respectivamente, as formas de onda das partes real e imaginária em função do tempo para a modelagem direta com 14 coeficientes. Assim como nas imagens anteriores, é imperceptível a diferença entre as medições no DUT e o modelo calculado. Contudo, existem alguns desvios observados no modelo estimado

2D original, sobretudo na parte imaginária do sinal . Desta forma, mais uma evidência prova a validade do algoritmo proposto.

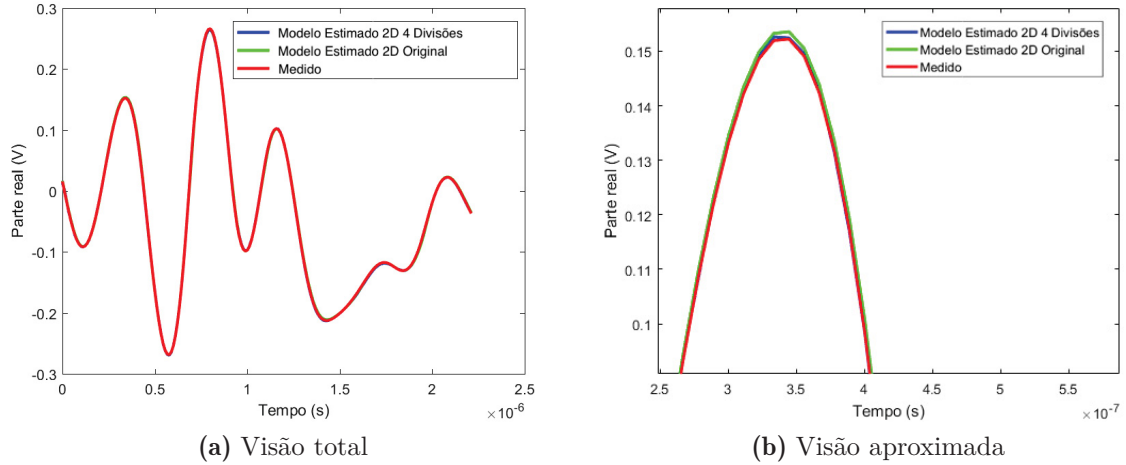


Figura 36 – PARTE REAL DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES

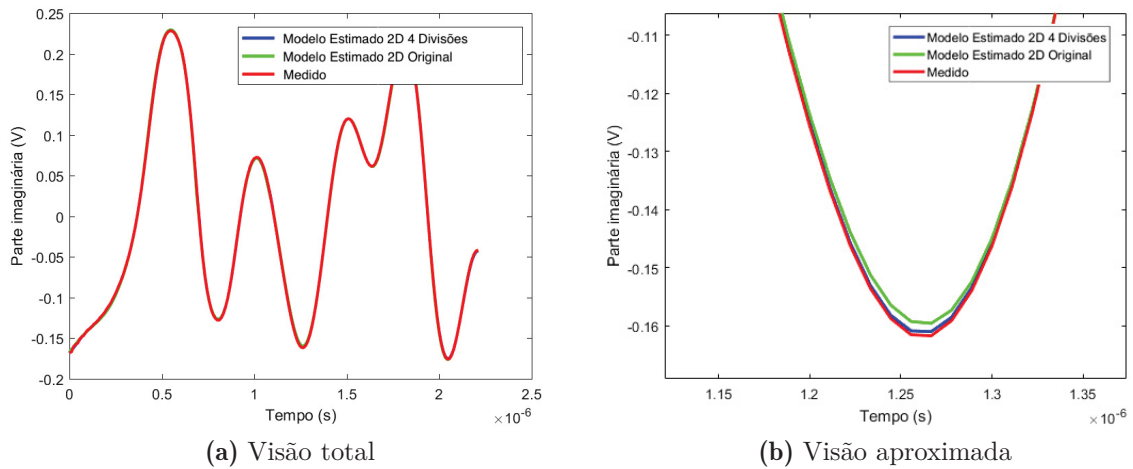


Figura 37 – PARTE IMAGINÁRIA DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELAGEM DIRETA COM 68 COEFICIENTES

Em um segundo cenário, o objetivo é a representação da característica de transferência inversa de PA. A Tabela 6 e a Figura 38 mostram os resultados obtidos do NMSE em função do número de parâmetros.

Tabela 6 – NMSE da modelagem inversa do PA: Volterra 2D de (2.16) vs Volterra 2D 4 Divisões de (3.5)

Volterra 2D Completo de (2.16)		Volterra 2D 4 Divisões de (3.5)	
NMSE[dB]	Parâmetros	NMSE[dB]	Parâmetros
-50,85	164	-50,85	164
-50,27	142	-50,27	139
-49,16	120	-50,04	122
-48,39	95	-49,86	93
-47,50	81	-48,40	69
-39,81	35	-46,32	35

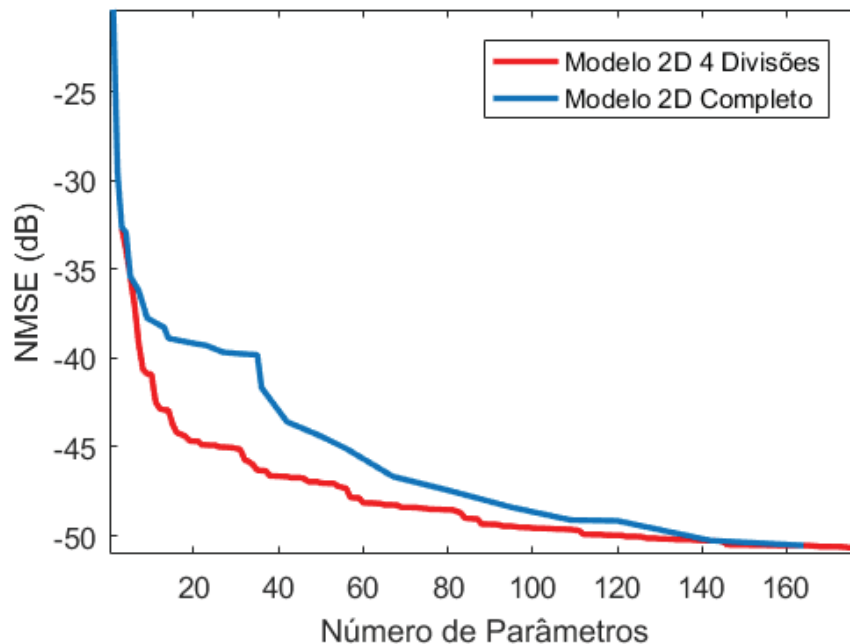


Figura 38 – MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: NMSE EM FUNÇÃO DO NÚMERO DE COEFICIENTES

Foram escolhidos os modelos compostos por 35 parâmetros para uma análise mais profunda. Em particular, a diferença de seus valores de NMSE atinge pouco mais de 6 dB. Estes modelos com 35 coeficientes foram utilizados para se construir as PSDs conforme ilustra a Figura 39. Note que para o modelo 2D 4 divisões, a PSD do erro obtido é semelhante.

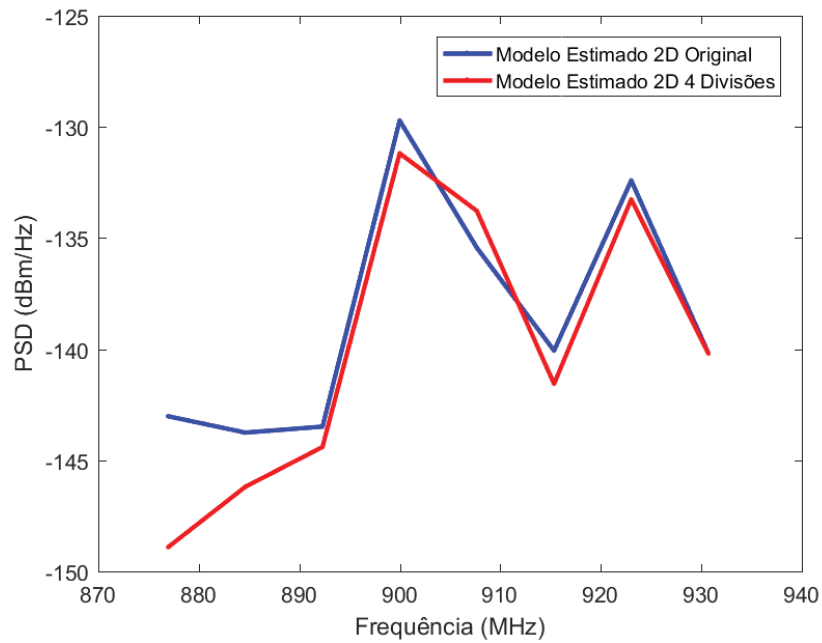


Figura 39 – MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PSD DOS SINAIS DE ERRO PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES

Para compreender ainda melhor o valor agregado pelo modelo proposto, as Figuras 40 e 41 apresentam, respectivamente, as conversões AM-AM e AM-PM dos valores medidos no DUT e calculados pelo modelo. Note que, em ambas as imagens, não há diferenças perceptíveis entre o modelo proposto e os dados medidos, validando a precisão do modelo proposto.

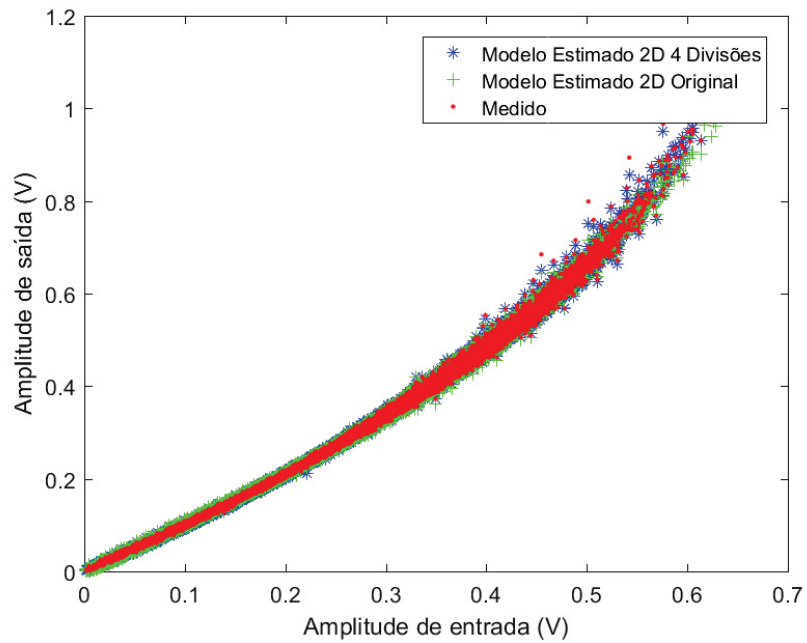


Figura 40 – MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: AMPLITUDE DE SAÍDA EM FUNÇÃO DA AMPLITUDE DE ENTRADA PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES

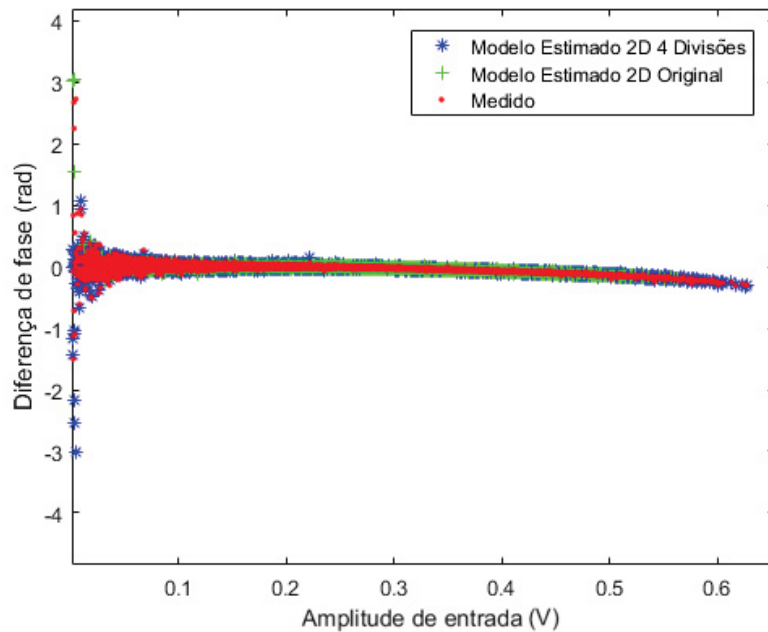


Figura 41 – MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: CONVERSÃO AM-PM PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES

Por último, as Figuras 42 e 43 ilustram, respectivamente, as formas de onda das partes real e imaginária em função do tempo para a modelagem inversa com 35 coeficientes. Assim como nas imagens anteriores, é imperceptível a diferença entre as medições no

DUT e o modelo calculado, contudo existem algumas variações pouco perceptíveis para o modelo estimado 2D original.

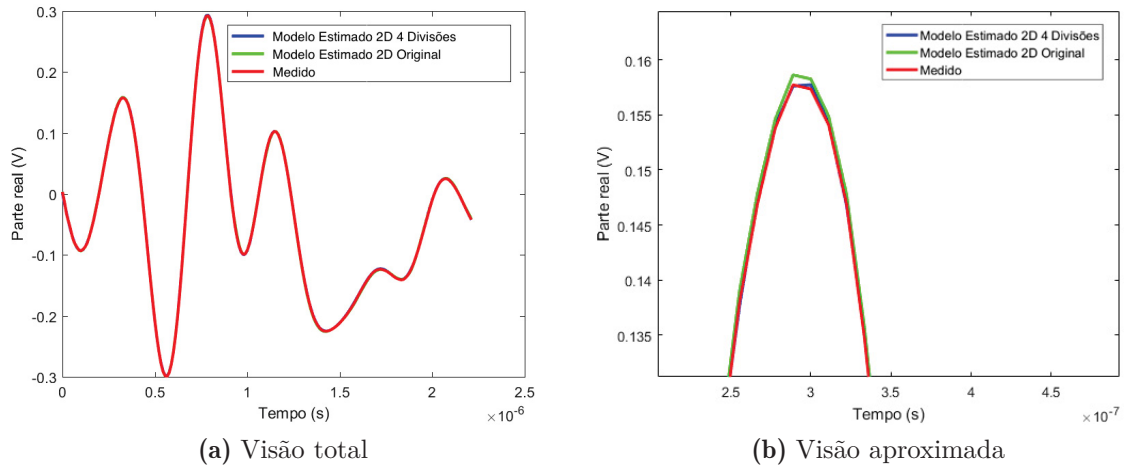


Figura 42 – MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PARTE REAL DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES

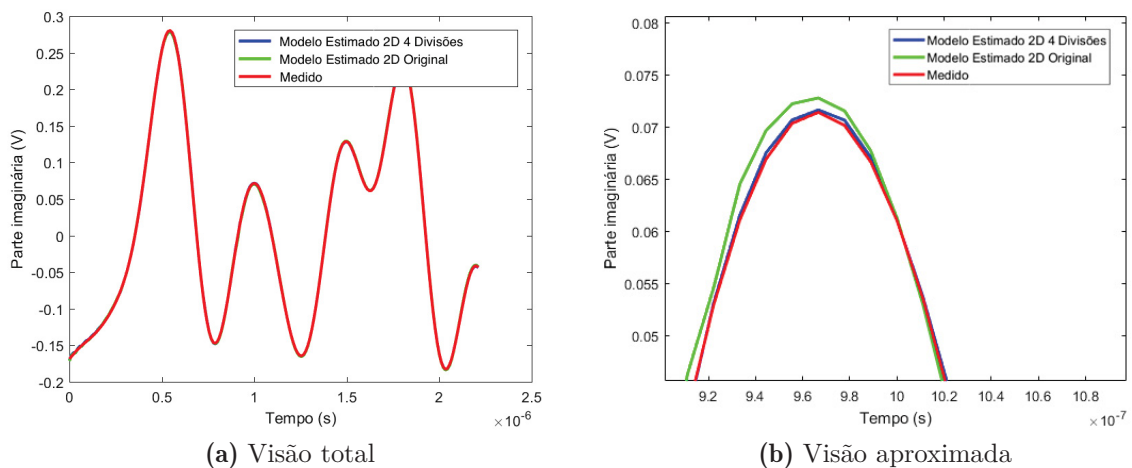


Figura 43 – MODELAGEM INVERSA DE VOLTERRA 2D 4 DIVISÕES: PARTE IMAGINÁRIA DOS SINAIS DE SAÍDA PARA A MODELO COM 35 COEFICIENTES

A Volterra 2D 4 divisões consegue atingir bons valores para o NMSE, validando a técnica de redução. Mais ainda, note que, como esperado, o Volterra modificado de (3.5) é capaz de reduzir significativamente o número de coeficientes, validando a abordagem apresentada. Em particular, para as representações das características de transferência direta e inversa de PA, há um ganho do NMSE obtido por um modelo de (3.5) que emprega a mesma quantidade total de parâmetros de (2.16) na maioria dos cenários simulados.

4.7 COMPARAÇÃO ENTRE TODOS OS MODELOS APRESENTADOS

Para compreender ainda melhor o potencial da abordagem para PAs em 4 divisões, a Tabela 7 reúne todos os resultados para a modelagem direta. Pode se reforçar que os modelos baseados em série de Volterra 4 divisões atingem bons resultados para uma menor quantidade de coeficientes. Uma comparação pertinente é a capacidade de se obter um NMSE de -46,42 dB para apenas 11 coeficientes no modelo Volterra 2D de 4 divisões enquanto a série de Volterra polar completa atinge um valor similar com 68 coeficientes. Em outras palavras, a abordagem proposta obteve bons resultados empregando menos coeficientes necessários para atingir o mesmo valor com a série de Volterra polar completa.

Tabela 7 – NMSE da modelagem direta do PA para todos os modelos

Volterra polar		Volterra 2D		Volterra polar 4 div.		Volterra 2D 4 div.	
NMSE [dB]	Coef.	NMSE [dB]	Coef.	NMSE [dB]	Coef.	NMSE [dB]	Coef.
-46,75	204	-49,53	128	-46,66	136	-51,93	129
-46,34	68	-49,21	55	-46,33	49	-51,86	112
-46,00	56	-47,61	37	-46,25	39	-51,55	100
-45,85	28	-47,39	23	-45,83	23	-50,99	72
-44,07	18	-46,29	21	-44,51	8	-48,51	22
-43,62	10	-45,23	19	-43,37	7	-46,42	11

4.8 COMPARAÇÃO ENTRE SUB-MODELOS

Por fim, deve-se analisar a influência individual de cada sub-modelo proposto. Ou, em outras palavras, a influência de cada efeito modelado independentemente. Para o mesmo cenário descrito na seção 4.6, onde a série de Volterra 2D 4 divisões tem seus valores de truncamento variados entre seus mínimos e um valor máximo igual a cinco, os resultados foram analisados separadamente para cada candidato a modelo gerado.

Todos os modelos resultantes de truncamento polinomial para a amplitude (P_1) contendo apenas não linearidade para a amplitude foram armazenados e chamados de Sub-Modelo Truncamento P_1 . Os modelos em que existe não só a não linearidade para a amplitude, como também memória para a amplitude, foram armazenados e chamados de Sub-Modelo Truncamento P_1 e M . Os modelos resultantes da influência conjunta da não linearidade para a amplitude, memória para a amplitude e memória para a fase, foram armazenados e chamados de Sub-Modelo Truncamento P_1 , M e L . Por fim, os resultados do modelo completo contendo não linearidade para fase através de truncamento polinomial foram armazenados e chamados de Sub-Modelo Truncamento P_1 , P_2 , M e L . A Figura 44 mostra as curvas geradas por essas simulações.

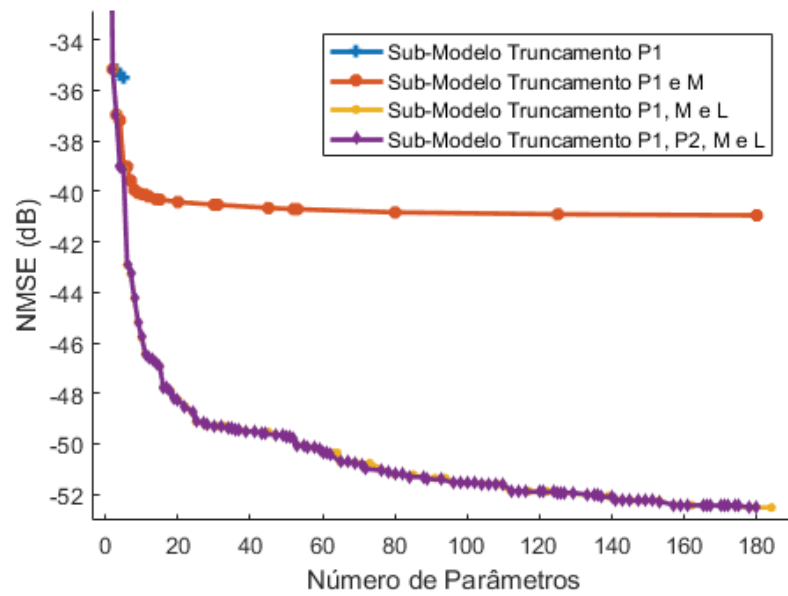


Figura 44 – MODELAGEM DIRETA PARA A SÉRIE DE VOLTERRA 2D DIVIDIDA

Pode-se notar que somente a não linearidade para a amplitude não é capaz de modelar sozinha a característica de maneira satisfatória. A não linearidade para a amplitude em conjunto com a memória para a amplitude consegue gerar melhores resultados. Já a inclusão da memória para a fase agrega grandes ganhos para a modelagem de PA. Por último, a inclusão da não linearidade para a fase não gera grandes ganhos para a modelagem de PAs. Ainda que seja um efeito presente no PA, a complexidade para se modelar estes efeitos não justifica os seus ganhos.

5 CONCLUSÃO

Neste trabalho foi apresentada uma abordagem para modificar a bem conhecida série de Volterra polar. Os modelos propostos envolvem a modelagem de efeitos de memória e não linearidades do PA durante a transmissão de sinais de rádio frequência. Modelos foram comparados e simulados para fornecer resultados sólidos para a validação da abordagem proposta. A técnica de redução bi-dimensional existente na literatura foi abordada ao se aliar com a técnica proposta. A série de Volterra polar e reduções unidimensionais e bidimensionais foram estudadas juntamente com a técnica de independência de truncamentos, um para cada tipo de efeito analisado. Estes modelos foram aplicados à modelagem direta e inversa de 29550 pontos medidos em um PA classe AB tipo GaN estimulado por uma onda portadora de 900 MHz modulada por uma envoltória com largura de banda de 3,84 MHz.

Em uma primeira comparação, o conjunto de dados previamente fornecidos foi utilizado para se modelar a característica direta e inversa do PA através de um modelo baseado na série Volterra polar completa e através de um modelo construído pela aplicação da técnica de 4 divisões para a série de Volterra polar completa. Foram obtidos diversos candidatos a modelos através de simulações computacionais com a variação dos 4 truncamentos disponíveis para a série de Volterra polar completa e 10 para o modelo Volterra polar de 4 divisões. A técnica proposta consegue alcançar um melhor compromisso entre complexidade e precisão do que a série polar original de Volterra. Para uma mesma quantidade de coeficientes necessários para se criar um modelo, a técnica aqui apresentada foi capaz de fornecer melhores resultados para o NMSE.

Em nova comparação, a técnica de redução para a série de Volterra polar completa de termos unidimensionais e bidimensionais se mostrou mais precisa pelo fato de conseguir modelar com precisão as características do PA sem modelar com precisão ruídos intrínsecos aos dados medidos no DUT.

A última comparação feita foi entre a série de Volterra 2D e a aplicação da técnica de 4 divisões para esta. Os resultados foram satisfatórios ao exibir ganhos de cerca de 6 dB, valores muito superiores para uma mesma quantidade de parâmetros.

Uma comparação entre todos os resultados adquiridos ilustra que um modelo separado em 4 sub-modelos contendo uma quantidade maior de truncamentos pode fornecer uma redução de 84% do número de coeficientes sem perder grande precisão de modelagem. Este método pode fornecer resultados ainda melhores quando combinado com outras reduções de modelos encontradas na literatura. Os aspectos mais importantes relativos à sua estrutura de modelagem foram investigados para orientar a seleção de seu melhor conjunto de fatores de truncamento, com o objetivo de se reduzir ao máximo a quantidade de coeficientes gerados.

Pode-se dizer ainda que a necessidade de se modelar o comportamento não linear observado na fase do sinal deve ser melhor estudada para cada PA e cenário modelado, visto que a mesma aumenta o esforço computacional de geração de parâmetros. Para cada PA, este efeito pode ser modelado sem fornecer grandes ganhos.

Como trabalhos futuros, existe a possibilidade de explorar a modelagem comportamental de outros modelos de redução existentes na literatura baseados em série de Volterra em conjunto com a técnica aqui descrita. Deve-se também investigar em que tipos de cenários seria importante prever a dependência não linear da fase em um PA. Assim, pode-se investigar o potencial da técnica para reduzir ainda mais o número de coeficientes de modelos comportamentais baseados em séries de Volterra, aliando melhor a precisão e complexidade. É pertinente, ainda, utilizar o modelo proposto como pré-distorcedor digital afim de se verificar a sua aplicabilidade para dispositivos de baixo custo em termos de memória e tempo de cálculo. Uma vez aplicado como PD à cadeia de comunicação, pode-se avaliar o seu consumo energético e eficiência.

REFERÊNCIAS

- [1] E. J. Bonfim, E. G. Lima, "A modified two dimensional Volterra based series for the low-pass equivalent behavioral modeling of RF power amplifiers", *Progress In Electromagnetics Research M*, v. 47, 2016.
- [2] D.R Morgan, Z. MA, J. Kim, "A Generalized Memory Polynomial Model for Digital Predistortion of RF Power Amplifiers," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 54, no. 10, 2006.
- [3] G. Sun, C. Yu, Y. Liu, S. Li, and J. Li, "An accurate complexity-reduced simplified volterra series for rf power amplifiers," *Progress In Electromagnetics Research C*, vol. 47, 157-166, 2014.
- [4] Y. J. Liu, J. Zhou, W. Chen and B. H. Zhou, "A Robust Augmented Complexity-Reduced Generalized Memory Polynomial for Wideband RF Power Amplifiers," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 61, no. 5, pp. 2389-2401, 2014.
- [5] 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, 2005.
- [6] L. Guan, A. Zhu, "Low-Cost FPGA Implementation of Volterra Series- Based Digital Predistorter for RF Power Amplifiers", *IEEE transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 58, no. 4, pp. 866-872, 2010.
- [7] 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, 2001.
- [8] T. R. Cunha, E. G. Lima and J. C. Pedro, "Validation and Physical Interpretation of the Power-Amplifier Polar Volterra Model," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 58, no. 12, pp. 4012-4021, 2010.
- [9] Steve C Cripps. *RF Power Amplifiers for Wireless Communications*. Artech House, Inc., 2006.
- [10] F. H. Raab; A. PETER; ET AL. "Power Amplifiers and Transmitters for RF and Microwave". *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 50, n. 3, pp. 814–826, 2002.
- [11] E.G. Lima; T.R. Cunha; H.M. Teixeira; M. Pirola; J.C. PEDRO. "Base-band derived Volterra series for power amplifier modeling". In *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, pp. 1361-1364, 2009.
- [12] E. G. Lima. "Behavioral modeling and digital base band predistortion of RF power amplifiers". Master's thesis, Politecnico de Torino, 2009.
- [13] P.L. Gilalbert; A. Cesari; G. Montoro; E. Bertran; J. Dilhac. "Multi-Lookup Table FPGA Implementation of an Adaptive Digital Predistorter for Linearizing RF

Power Amplifiers With Memory Effects". IEE TRANSACTIONS ON MICROWAVE THEORY AND TECHNIQUES, v. 56, n. 2, 2008.

[14] Cui, Xian. "Efficient radio frequency power amplifiers for wireless communications." Electronic Thesis or Dissertation. Ohio State University, 2007. OhioLINK Electronic Theses and Dissertations Center. 03 Sep 2018.

[15] R. A. S. Cavaleiro; E. D. Weber; E. G. Lima. "FPGA/DSP Implementation of a Fixed-Point Adaptive Algorithm for Predistortion of Wireless Transmitters". In: Simpósio Sul de Microeletrônica, 2014, Alegrete. Anais do 29o SIM, 2014. p. 1-4.

[16] D. R. L. Gonzalez. "Automatic Design-Space Exploration of Integrated Multi-Standard Wireless Radio Receivers". Stockolm, 2006. Tese (Licenciatura) – KTH Information and Communication Technology.

[17] M. Venkataramani. "Efficiency Improvement of WCDMA Base Station Transmitters using Class-F power amplifiers". Virginia, 2004. Tese (Mestradoem Engenharia Elétrica) - Virginia Polytechnic Institute and State University.

[18] J. C. Silva. "Modelagem comportamental de amplificadores de potência de RF utilizando redes neurais de ligação funcional com polinômio de Chebyshev". Dissertação de mestrado- Programa de pós graduação em engenharia elétrica - PPGEE, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2014.

[19] J. C. Pedro; N. B. Carvalho. "Intermodulation distortion in microwave and wireless circuits". Artech House, 2002.

[20] E. G. Lima; T. R. Cunha; J. C. Pedro. "A Physically Meaningful Neural Network Behavioral Model for Wireless Transmitters Exhibiting PM–AM/PM–PM Distortions". IEEE Trans. Microw. Theory Tech., v. 59, n. 12, p. 3512-3521, 2011.

[21] Michel C. Jeruchim , Philip Balaban , K. Sam Shanmugan, Simulation of Communication Systems: Modeling, Methodology and Techniques, Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 2000

[22] D. D. Silveira; T. V. N. Coelho; A. B. Santos. "Evolution of Black-Box Models Based on Volterra Series", Journal of Applied Mathematics, v. 2015, p. 1-8, 2015

[23] MATLAB. The MathWorks Inc., Natick, MA. <http://www.mathworks.com/help/matlab/>

[24] M. S. Muha; C. J. Clark; A. Moulthrop; 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.

[25] 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.

[26] V. J. Mathews; L. G. Sicuranza. "Polynomial Signal Processing". New York: Wiley, 2000.