

メモリ多項式モデルを用いた電力増幅器の
非線形歪み補償に関する研究

Non-linear Distortion Compensation for Power Amplifiers
Using Memory Polynomial Model

京都大学大学院 情報学研究科
通信情報システム専攻

中村道春
2022(令和4)年3月

内容梗概

ワイヤレス移動通信システムが扱う通信トラフィックは指数的に増加しており、これを扱うために必要なエネルギー消費の増加を抑えることが急務である。ワイヤレス移動通信システムの中で最も多く電力を消費しているのは無線基地局における電力増幅器であるため、電力増幅器の省電力化技術の研究開発が非常に重要である。電力増幅器における消費電力を抑制するためには、大きく分けて、高利得アンテナの適用や送受信点間の距離を短くすることなどにより無線基地局が送信する電波の電力を減らすシステム的な方策と、個々の電力増幅器の電力効率を向上する方策の二つが考えられる。本論文では、このうち後者の方策に属する、電力増幅器を高効率で動作させる際に発生する非線形歪みを抑制するために必要な非線形歪み補償技術に関する研究に取り組む。特に非線形歪み補償の信号処理において比較的簡単な構成で非線形特性を扱うことのできるメモリ多項式モデルの適用性を拡大することを目的とする。

電力増幅器における非線形歪み補償技術として、電力増幅器単体の非線形特性の逆特性を電力増幅器の入力に施すプリディストーション処理を、デジタル信号処理により行うデジタルプリディスタータ (Digital Pre-distorter: DPD) が、アナログ的な歪み補償技術に比べ、扱いやすく、高精度で消費電力オーバーヘッドの少ない歪み補償を実現できることから広く実用化されている。DPD では、電力増幅器の非線形特性、あるいはその逆特性を、ビヘイビオラルモデルと呼ばれる数式化したモデルで扱う。これまで多くの種類のビヘイビオラルモデルが提案されているが、一般的に、非線形特性を高精度に表現可能なビヘイビオラルモデルは構成が複雑となる中で、メモリ多項式モデルは比較的簡単な構成のビヘイビオラルモデルとして知られている。そのため、所望の非線形特性が複雑な構成のビヘイビオラルモデルで表現されている場合は、歪み補償動作の要求性能に照らして精度劣化が許容できる範囲の非線形特性を持つメモリ多項式モデルに変換してから DPD に適用できることが望ましい。そのためには、複雑な構成のビヘイビオラルモデルをメモリ多項式に変換する方法が必要となる。この変換は、複雑な構成のビヘイビオラルモデルにおける入出力データが与えられた場合、メモリ多項式モデルのパラメータを抽出する同定問題として取り扱うことができる。しかし、最小二乗法を用いる従来のパラメータ抽出法では、係数行列が特異行列に近い正規方程式を解く必要があるため数値安定性に問題があった。そこで、変換に伴う精度劣化が小さく、かつリーズナブルな計算負荷で変換可能なメモリ多項式モデルのパラメータ抽出方法の確立が必要とされている。また、メモリ多項式モデルのパラメータ抽出方法が確立できれば、当該方法は、数値安定性と計算負荷の観点で同様の問題を抱える、実デバイスの入出力データからメモリ多項式モデルを同定する計算の実現手段としても応用でき

ることが期待できる。

本論文では、非線形歪み補償を行う DPD へのメモリ多項式モデルの適用範囲を拡大するため、周波数ドメイン演算によるメモリ多項式モデルのパラメータ抽出方法を提案し、計算機シミュレーションにより評価し、その有効性を示す。提案方法は、メモリレス非線形要素と線形時不変要素で構成されるメモリ多項式モデルが、線形時不変要素の周波数特性により特定できることに基づいて導出する。従来のパラメータ抽出法に比べ少ない計算量で実現でき、さらに特異行列に近い係数行列による正規方程式を解く必要がないため、数値安定性に優れたパラメータ抽出を実現できる。本提案手法の確立にあたり、本論文では三つの課題に取り組む。第一の課題では、提案するパラメータ抽出方法の具体的な計算方法を確立する。第二の課題では、確立した計算方法を更に展開し、変換対象の非線形特性の入出力データを用いずに、変換の対象とする非線形特性を表すビヘイビオラルモデルのパラメータから変換先のメモリ多項式のパラメータを決定論的に導出するモデル変換を実現する。第三の課題では、第二の課題とは異なり、実デバイスでの実測値など非線形次数ごとに分離されない形で変換対象の非線形特性の入出力データが与えられる場合に、提案する周波数ドメイン演算によるメモリ多項式のパラメータ抽出が可能となる様、第一の課題で確立した計算方法を拡張する。これらの課題各々において、提案方法で算出したメモリ多項式が示す非線形特性と元の非線形特性との間の変換誤差、DPD に適用した場合の歪み補償の特性差、パラメータ抽出に伴う計算の数値安定性、および計算負荷の評価を通して、提案するメモリ多項式モデルのパラメータ抽出方法の有効性について論じる。

第 1 章では、研究の背景として、ワイヤレス移動通信システムとその消費エネルギー増加の傾向、無線基地局の低消費電力化における非線形歪み補償技術の位置づけ、および本論文の構成について述べる。

第 2 章では、電力増幅器の非線形歪み補償技術、特に、DPD において非線形特性を扱うビヘイビオラルモデルやプリディストーション処理に適用する逆特性モデルの導出について既存研究内容を中心に概説する。

第 3 章では、周波数ドメイン演算によるメモリ多項式モデルのパラメータ抽出方法の具体的な計算方法を確立する。メモリ多項式モデルは、その構成要素である線形時不変要素が持つ周波数特性により特定できることに着目し、その周波数特性を決定するステップと、決定した周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタを設計するステップの 2 ステップから構成される計算方法を導く。そして逆特性モデルの導出で複雑化した 5 次インバースモデルを、構成が簡単なメモリ多項式モデルに変換して DPD に適用するシナリオを想定し、導出した提案計算方法により 5 次インバースモデルから変換したメモリ多項式モデルと、最小二乗法に基づく従来計算方法を用いて変換したメモリ多項式モデルとで、モデル変換誤差

や、実際に DPD に適用した際の歪み補償特性について計算機シミュレーションにより比較評価する。また、各方法において変換に必要な計算量の評価も実施する。これらの評価結果と考察により、提案する周波数ドメイン演算によるメモリ多項式モデルのパラメータ抽出方法の優位性、有効性を検証する。

第 4 章では、前章で提案したパラメータ抽出のための計算方法において用いた周波数特性について、変換対象の 5 次インバースモデルのパラメータに由来する部分と、増幅する信号に由来する部分とに分けて考えたとき、増幅する信号に由来する部分はその周波数成分に関する統計情報として与えられれば十分であり、変換対象の 5 次インバースモデルの入出力データを用いずに算出できることを示す。これにより、その統計的情報があらかじめ与えられていれば、変換対象のビヘイビオラルモデルのパラメータを用いて、変換先のメモリ多項式モデルのパラメータを決定論的に求めるモデル変換が可能となる。計算機シミュレーションにより、モデル変換誤差特性や、得られたメモリ多項式モデルを DPD に適用したときの歪み補償特性を評価し、導出したモデル変換方法の有効性を検証する。

第 5 章では、非線形次数ごとに分離されていない入出力データが、変換対象の非線形特性として与えられる場合のパラメータ抽出方法を提案する。異なる次数の線形、非線形ベース関数間の相関による影響を避けるため、第 3 章で確立した計算方法に対し、直交多項式の適用とパラメータ抽出を段階的に行う拡張を行う。段階的に行うパラメータ抽出は、低次のブランチから開始し、それまでに抽出したパラメータによって計算される非線形特性の成分を変換の対象から取り除いた非線形特性を対象にパラメータ抽出を行う。拡張した計算方法を適用した周波数ドメイン演算によるメモリ多項式モデルのパラメータ抽出方法は、従来方式である最小二乗法によるパラメータ抽出方法に比べて計算量をおよそ半分にできる。また、電力増幅器の入出力データからプリディストーションに必要な逆特性を有するビヘイビオラルモデルを求めて歪み補償を行うインダイレクトレーニング方式の DPD に適用した場合に、実用上十分な歪み補償特性を確保できることを計算機シミュレーションによって示す。

最後に第 6 章で、本論文のまとめとして、本論文の主たる成果と今後の展望について述べる。

目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究の背景と目的	1
1.2	本論文の概要と構成	5
第 2 章	電力増幅器の歪み補償技術	8
2.1	はじめに	8
2.2	電力増幅器とその課題	9
2.3	電力増幅器の非線形歪み補償	11
2.4	DPD におけるビヘイビオラルモデルの活用	12
2.5	逆特性ビヘイビオラルモデルの算出方法	13
2.5.1.	ビヘイビオラルモデルの p 次インバース	13
2.5.2.	インダイレクトラーニング	16
2.5.3.	ダイレクトラーニング	18
2.6	メモリ効果の分類と要因	21
2.7	ビヘイビオラルモデル	22
2.7.1.	Look-Up Table (LUT) モデル	22
2.7.2.	メモリレス多項式モデル	23
2.7.3.	ウィーナーモデルとハマーシュタインモデル	24
2.7.4.	パラレルウィーナーモデルとパラレルハマーシュタインモデル	24
2.7.5.	ボルテラ級数モデル	27
2.7.6.	メモリ多項式モデル	27
2.8	p 次インバースモデルの導出	28
2.8.1.	PRW モデルの 5 次インバースモデル	29
2.8.2.	PRH モデルの 5 次インバースモデル	32
第 3 章	周波数ドメイン演算によるパラメータ抽出	36
3.1	はじめに	36
3.2	プリディストータ検討シナリオの定義	38
3.3	時間ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出	39
3.4	周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出	41
3.4.1.	各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性	42
3.4.2.	周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタの設計	44
3.5	計算機シミュレーションによる検証	46

3.5.1.	評価方法	46
3.5.2.	シミュレーションで適用するパラメータ	48
3.5.3.	評価結果	54
3.6	線形ブランチの扱い	58
3.7	演算規模に関する考察	60
3.8	むすび	64
第 4 章	統計情報を利用したモデル変換	65
4.1	はじめに	65
4.2	検討シナリオ	65
4.3	周波数ドメインの変数やパラメータによるモデル出力の表記	67
4.4	MP モデルの各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性	74
4.4.1.	線形ブランチ	74
4.4.2.	非線形ブランチ	74
4.4.3.	増幅信号の変数と 5 次インバースモデルパラメータの分離	75
4.5	周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタの設計	77
4.6	増幅する信号の統計情報	77
4.7	計算機シミュレーション	80
4.7.1.	評価結果	80
4.8	むすび	83
第 5 章	直交多項式の適用と段階的パラメータ抽出	85
5.1	はじめに	85
5.2	直交多項式と MP モデル	85
5.2.1.	メモリレス非線形要素に用いる直交多項式	85
5.2.2.	直交多項式を用いた MP モデルとその周波数ドメインの同定	88
5.3	段階的パラメータ抽出	91
5.4	インダイレクトラーニング方式への適用	95
5.5	演算規模に関する考察	100
5.6	むすび	105
第 6 章	結論	106
6.1	本論文の主たる成果	106
6.2	今後の課題と展望	107
付録	109
謝辞	112

参考文献	113
発表論文	123

図目次

図 1-1	ワイヤレス移動通信システムの基本的な構成	2
図 1-2	無線基地局の構成例	3
図 1-3	世界の移動通信トラフィックの推移(予測)	4
図 1-4	無線基地局の消費エネルギーあたりの通信のエネルギー効率	5
図 1-5	本論文の構成	7
図 2-1	OFDM 信号の瞬時振幅の分布	8
図 2-2	無線基地局送信部の構成例	9
図 2-3	電力増幅器の入出力特性	10
図 2-4	電力増幅器の典型的な入出力特性と電力効率	10
図 2-5	プリディストータ (PD)	11
図 2-6	DPD を実装した RRH あるいは RU の送信部の構成例 (1)	12
図 2-7	DPD を実装した RRH あるいは RU の送信部の構成例 (2)	13
図 2-8	非線形電力増幅器のビヘイビオラルモデルから逆特性モデルの算出	14
図 2-9	インダイレクトラーニング	17
図 2-10	線形・非線形ベース関数の線形一次結合によるビヘイビオラルモデル	17
図 2-11	ダイレクトラーニング	19
図 2-12	メモリ効果の主な要因と継続時間	21
図 2-13	Look-Up Table (LUT)モデル	22
図 2-14	メモリレス多項式モデル	23
図 2-15	ウィーナーモデルとハマースタインモデル	24
図 2-16	PRW モデルと PRH モデル	25
図 2-17	メモリ多項式 (MP)モデル	28
図 2-18	PRW モデルの 5 次インバースモデル	33
図 2-19	PRH モデルの 5 次インバースモデル	35
図 3-1	歪補償システムとプリディストータの検討シナリオ	36
図 3-2	5 次インバースモデルの非線形特性の MP モデルによる同定	37
図 3-3	変換先 MP モデル	39
図 3-4	MP モデルの LTI 要素の周波数特性を求める処理の流れ	44
図 3-5	変換誤差の評価	46
図 3-6	残留歪みおよび電力スペクトル密度の評価	47
図 3-7	$G_k(\omega)$ の特性例	49

図 3-8 インパルス応答長とブランチごとの変換誤差.....	50
図 3-9 DFT サイズとブランチごとの変換誤差	51
図 3-10 周波数ドメイン演算における丸め桁数とブランチごとの変換誤差.....	52
図 3-11 5次インバースモデルから MP モデルへの変換誤差.....	54
図 3-12 電力増幅器出力の残留歪み	56
図 3-13 電力増幅器出力の電力スペクトル密度	57
図 3-14 DFT で線形ブランチの周波数特性を決定した MP モデルの変換誤差	59
図 3-15 DFT で線形ブランチの周波数特性を決定した MP モデルをプリディストータに 適用した場合の非線形電力増幅器出力の残留歪み	59
図 3-16 DFT で線形ブランチの周波数特性を決定した MP モデルをプリディストータに 適用した場合の非線形電力増幅器出力の電力スペクトル密度	60
図 3-17 メモリレス非線形要素の計算のブロック図と必要な計算量.....	61
図 3-18 最小二乗法で MP モデルのパラメータ抽出を行う計算のブロック図と計算量	62
図 3-19 周波数ドメイン演算で MP モデルパラメータ抽出を行う計算のブロック図と計 算量.....	62
図 3-20 MP モデルのパラメータ抽出に必要な計算量の比較	63
図 4-1 MP モデルのパラメータを求めるアプローチ	66
図 4-2 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の数値計算値 $\tilde{\rho}_1$	78
図 4-3 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の近似式 $\bar{\rho}_1$ の値.....	80
図 4-4 5次インバースモデルから MP モデルへの変換誤差	81
図 4-5 電力増幅器出力の残留歪み	82
図 4-6 電力増幅器出力の電力スペクトル密度	83
図 5-1 直交多項式による線形・非線形関数	87
図 5-2 直交多項式を用いる MP モデル	89
図 5-3 直交多項式を用いた MP モデル同定における信号レベルの正規化.....	89
図 5-4 5次インバースモデルの非線形特性を同定してプリディストータに適用した場 合の電力増幅器出力の電力スペクトル密度	91
図 5-5 5次インバースモデル出力のブランチごとの電力(出力≒7 dBm のとき)	92
図 5-6 線形・非線形次数ごとに同定した場合に抽出されるパラメータ	92
図 5-7 次数ごとに分離されていない対象に対する段階的パラメータ抽出.....	93
図 5-8 段階的パラメータ抽出を行った MP モデルをプリディストータに適用したとき の電力増幅器出力の電力スペクトル密度.....	95

図 5-9 インダイレクトラーニングによる非線形電力増幅器の逆特性の同定	96
図 5-10 インダイレクトラーニングによる逆特性モデルをプリディストータに適用したときの非線形電力増幅器出力の残留歪み	98
図 5-11 インダイレクトラーニングによる逆特性モデルをプリディストータに適用したときの非線形電力増幅器出力の電力スペクトル密度	99
図 5-12 直交多項式の計算のブロック図と必要な計算量	101
図 5-13 最小二乗法によるパラメータ抽出の計算のブロック図と計算量	101
図 5-14 周波数ドメイン段階的パラメータ抽出の計算のブロック図と計算量	102
図 5-15 周波数ドメイン段階的パラメータ抽出の計算のブロック図と計算量	103
図 5-16 周波数ドメイン段階的パラメータ抽出の計算のブロック図と計算量	103
図 5-17 インダイレクトラーニングでの MP モデル同定に必要な計算量の比較	104

表目次

表 2-1 図 2-4 の測定データより抽出されたメモリレス多項式モデルの係数	24
表 2-2 L. Ding [62] の PRW モデルのパラメータ	26
表 2-3 M. Nakamura [89] のパラレルウィーナーモデルのパラメータ	26
表 3-1 検証シミュレーションの主な諸元	53
表 5-1 $E[\psi_k(n)\psi_l^*(n)]$ の計算例	88
表 5-2 累乗による線形・非線形ベース関数および直交多項式による線形・非線形関数を用いた MP モデルによる同定の変換誤差	90
表 5-3 直交多項式を用いた MP モデルの段階的同定の変換誤差	94
表 5-4 MP モデルのパラメータ抽出の計算量(まとめ)	104

第1章 序論

1.1 研究の背景と目的

人々を電話線から解放し、どこにでも移動しながら通信することを可能にしたワイヤレス移動通信システムは、1979年から1980年代前半に日米欧の各国で導入され、アナログ Frequency Modulation (FM) 方式による音声通話サービスを提供した第1世代に始まる。第1世代のサービス開始当初、ユーザーが使用する端末は形状が大きく重量もあり主に自動車に設置して使用されたため“自動車電話”とも呼ばれた。1990年ごろには片手で持ち運びできる端末も登場し、“携帯電話”の呼称が生まれた。続いて、1992年から各国で導入され始めた第2世代では、音声コーデックとデジタル変復調が採用されて電波干渉に対するマージン要件が改善し、システムが収容できる通話呼数が増大した。また、10~30 kbps以下の簡単なデータ通信サービスも提供されるようになった。端末や通信サービス提供の価格が下がったこともあり、普及率が大幅に伸びた。2000年代に入ると、広帯域に符号拡散を行う第3世代が導入され、電波の周波数利用効率が更に改善し、10 Mbpsを超える速度のデータ通信サービスも提供されるようになった。これにより、ユーザー端末の利用目的が音声通話やテキストメッセージの送受信だけでなく、インターネット Web コンテンツの利用へと広がり、単なるデータ通信機能付き携帯電話から、“スマートフォン(スマホ)”と呼ばれる高度な情報通信端末へと進化していく契機となった。2010年ごろから導入された第4世代では、直交周波数分割多元接続 (Orthogonal Frequency Division Multiple Access: OFDMA) 方式と、高度な無線リソース管理、多入力多出力 (Multiple Input Multiple Output: MIMO) アンテナによる空間多重や、システムの使用帯域幅の広帯域化により、提供されるデータ通信速度が 100 Mbps を超え、ソーシャルネットワーキング、動画コンテンツの視聴、支払い決済、オンラインゲーム、地図ナビゲーションなど様々なアプリケーションがスマホ上で使用されるようになった。2019年から導入が始まった第5世代は、更に広い帯域幅や多重度の高い空間多重を用いて 1 Gbps を超えるデータ通信速度を実現しており、臨場感のある動画等、データリッチなアプリケーションが利用可能になることが期待されている。また、第5世代では通信信頼性の向上、低遅延化、同時接続可能デバイス数の増加も図られており、これらにより、遠隔医療、産業機械の遠隔操作、自動車の自動運転、大規模センサーによる情報収集等、産業上の利用が広がり始めている。このように、ワイヤレス移動通信システムは、第4世代から第5世代に移行しつつある現在、既に世界中に拡充された巨大な通信インフラであり、今後、社会・生活・産業のあらゆる場面で情報通信技術を高度に活用するデジタルトランスフォーメーション時代の通信を支える基幹インフラとしてますます発展し、重要な役割を果たすことは間違いないと考えられる [1]-[4]。

ワイヤレス移動通信システムの基本的な構成を図 1-1 に示す。ワイヤレス移動通信システムは、ユーザー端末、およびユーザー端末と直接通信を行う無線基地局の他、ユーザー端末の位置を管理する機能や、認証、課金を行う機能を司るコアネットワーク装置、無線基地局とコアネットワーク装置を接続するバックボーン通信網によりシステム全体が構成される [5]。ワイヤレス移動通信システムでは、ユーザー端末はセルと呼ばれる一定のエリアごとに配置された無線基地局と通信を行う。隣接するセルのセル端エリアは重複するように設計され、ユーザー端末がセルをまたいで移動する場合、通信する無線基地局を切り替える制御（ハンドオーバー）を実施することで継続的な通信を実現する。無線基地局は、人間が活動する地域を隈なくセルがカバーするように設置される。日本国内だけでも 2019 年時点において主要 5 事業者合計で約 100 万台の無線基地局が設置されている [6]。

無線基地局の構成を更に詳しく見ると、図 1-2 に示すように無線アクセス制御や送信データの符号化・復号化や変復調等の処理を行う Baseband Unit (BBU) と、高周波無線信号への変換、送信部で必要な電力レベルに増幅する電力増幅器、受信部で微弱な受信信号を信号対雑音電力比 (S/N) を劣化させることなく信号処理に必要なレベルまで増幅する低雑音増幅器、およびアンテナ端子の入出力ポートで送信信号と受信信号を分離するデュプレクサ等から構成される Remote Radio Head (RRH) から構成される。第 3 世代の初期までは、BBU の機能と RRH の機能が装置に一体的に実装され、局舎内に設置されるのが一般的であった。しかし第 3 世代の後半以降、両者を物理的に分離して RRH をアンテナに近い

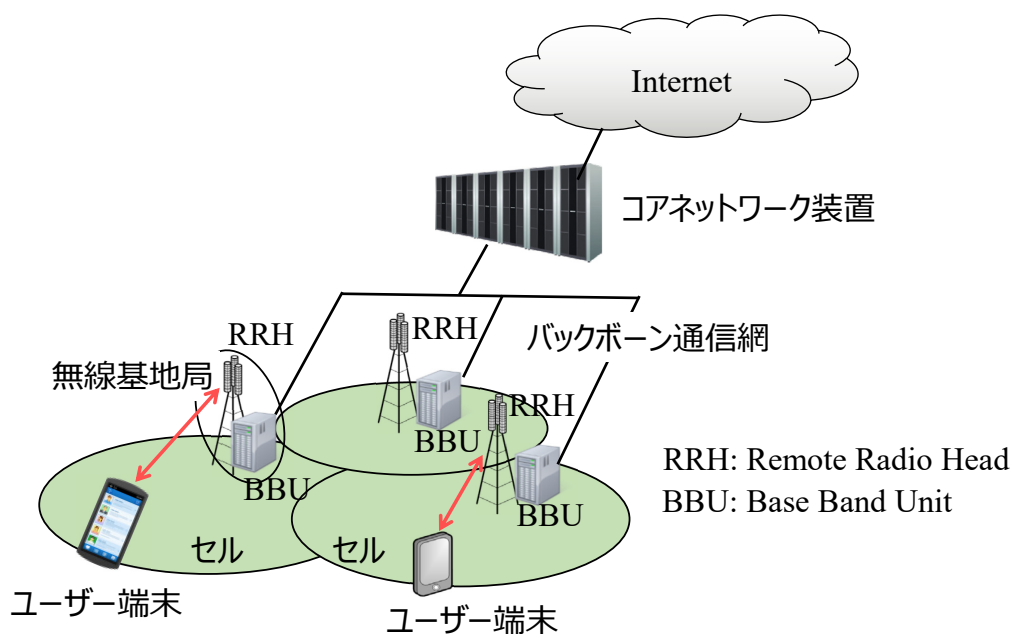


図 1-1 ワイヤレス移動通信システムの基本的な構成

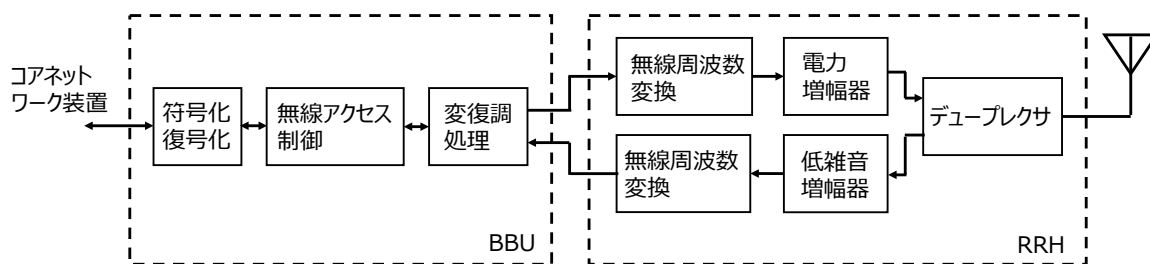


図 1-2 無線基地局の構成例

屋外に設置する形態が一般的となった。更には複数セルの BBU 機能を収容する Centralized BBU (C-BBU) 装置も開発されている [7]。第 5 世代では従来の BBU の機能のうち、集中処理に適したプロトコル的に上位の処理を担う装置を Central Unit (CU)、中位の処理を担う装置を Distributed Unit (DU)、最下位の処理を従来の RRH 機能と合わせて担う装置を Radio Unit (RU) として整理され、CU の機能をクラウドコンピューティング上の計算リソースを利用して実装することや、アンテナと一体型になった RU 装置が開発されている [5],[8]。無線基地局の構成に変遷はあるものの、電力増幅器は通信に必要な電力を持った信号をアンテナへ送り出す重要な構成要素である。

前述したように、ワイヤレス移動通信システムは既に巨大な通信インフラであり、2012 年時点で既にワイヤレス移動通信システム事業者が消費するエネルギーは全情報通信関連の消費エネルギーの約 10% に達している [9]。ワイヤレス移動通信システムが扱う通信トラフィック量は毎年 140~150% の割合で指数的に増加してきており、2020 年には毎月 40 エクサバイトの通信トラフィックが扱われている(図 1-3)。この様な指数的に増加する通信トラフィック量に対応するために、これまで全世界でワイヤレス移動通信システムの設備増強が行われてきており、今後もこの設備規模拡大の状況が続くと予測されている [10]–[12]。増加する通信トラフィックに対し単純に設備の増強で応えることは、エネルギー消費を指数的に増大させることにつながる。ワイヤレス移動通信システムの消費エネルギー増加を抑制することは、ワイヤレス移動通信システム事業者のエネルギーコスト削減のためだけでなく、昨今の低炭素社会実現への強い要請に鑑みても急務となっている [13],[14]。中でも、無線基地局の消費する電力がワイヤレス移動通信システム全体の約 60% を占めていること、更にその 50~80% が電力増幅器によるものであることが報告されており [15]–[18]、無線基地局の電力増幅器がワイヤレス移動通信システムの中で最も多くの電力を消費する構成要素となっている。従って、ワイヤレス移動通信システム全体のエネルギー消費の増加を抑制するため、無線基地局で必要な送信電力そのものの低減や、高効率な電力増幅を可能にするデバイス技術、電力増幅器が高効率で動作する際に発生する非線形歪みを補償する非線形歪み補償

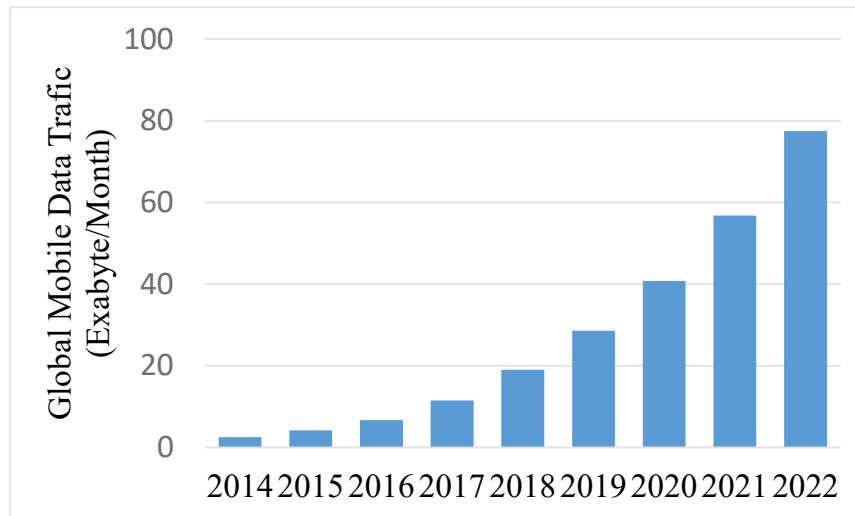


図 1-3 世界の移動通信トラフィックの推移(予測)

(Cisco Visual Networking Index 2014-2019 および 2017-2022 を合成して作成)

回路の低消費電力化等、電力増幅器に関する省電力化技術の研究開発が必要不可欠である。

ここで、Shannon による通信路容量 C は、端末における無線信号の受信電力を P_r (単位: W) とすると

$$C = W \log_2 \left(1 + \frac{P_r}{WN_0} \right) \text{ [bit/s]} \quad (1)$$

で表される [19]–[21]。 W , N_0 はそれぞれ、信号の帯域幅 (単位: Hz)、ノイズスペクトル密度 (単位: W/Hz) である。通信路のパスロス を L_{Path} とすると、無線基地局が送信する電力は $L_{\text{Path}}P_r$ であり、電力増幅器の電力効率を η_{PA} 、電力増幅器以外の消費電力を P_c (単位: W) とすると、無線基地局の消費電力は

$$P_{\text{BS}} = \frac{L_{\text{Path}}P_r}{\eta_{\text{PA}}} + P_c \quad (2)$$

となる。無線基地局の消費電力あたりの通信路容量で通信のエネルギー効率を定義すると、

$$\eta_{\text{EE}} = \frac{\eta_{\text{SE}}}{\frac{(2^{\eta_{\text{SE}}} - 1)L_{\text{Path}}N_0}{\eta_{\text{PA}}} + \frac{P_c}{W}} \text{ [bit/s/W]} \quad (3)$$

である [22]–[25]。ただし、 η_{SE} は、帯域幅あたりの通信路容量、つまり通信のスペクトル効率であり、以下で与えられる。

$$\eta_{SE} = \frac{C}{W} = \log_2 \left(1 + \frac{P_r}{WN_0} \right) \text{ [bit/s/Hz]} \quad (4)$$

η_{EE} の算出例を図 1-4 に示す。 η_{EE} は、電力増幅器以外の消費電力によるオーバーヘッド要因を除けば η_{SE} に対して単調減少関数であり、両者はトレードオフの関係にある。また、 η_{EE} はいずれの η_{SE} の下でも有限値であり、無線基地局の消費電力の増加を抑制しつつ通信路容量の絶対値を増大させるためには η_{EE} を増大させる必要がある。その方策として、指向性利得を持つアンテナの適用や、高密度小セル化が提唱されている [14],[26]。これらは、システム的にパスロス L_{Path} を減らすことによって無線基地局が送信する電波の電力を低減し、その結果 η_{EE} を増大させる方策である。一方で、無線基地局の送信する電波の電力が維持あるいは増大する場合でも、付属回路の消費電力 P_c を抑えつつ電力増幅器の効率 η_{PA} の改善が図られれば、無線基地局の消費電力 P_{BS} が減り、 η_{EE} を増大させることができる。本論文は、特に後者の観点でワイヤレス移動通信システムの消費エネルギーの低減を狙い、電力増幅器の高効率動作に寄与する歪み補償に関する信号処理技術について論ずる。

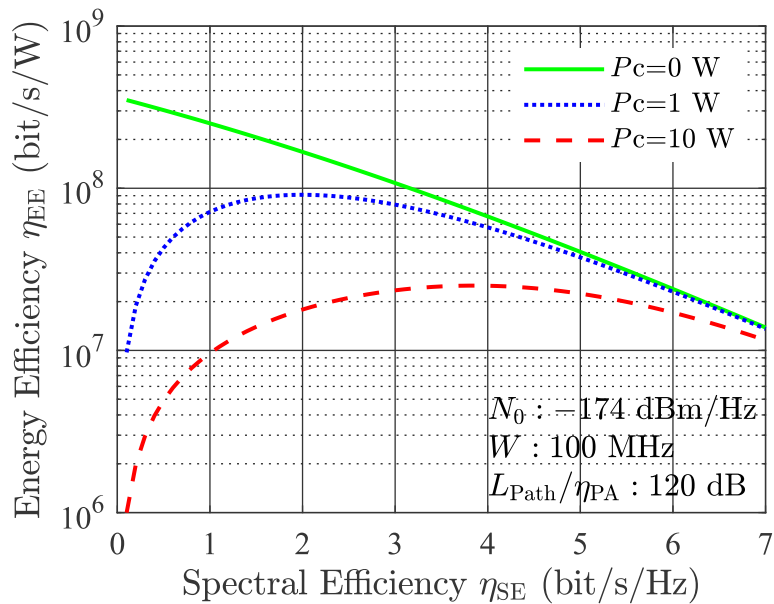


図 1-4 無線基地局の消費エネルギーあたりの通信のエネルギー効率

1.2 本論文の概要と構成

本論文は、ワイヤレス移動通信システムの無線基地局の電力増幅器で発生する非線形特性の逆特性を電力増幅器入力に施すプリディストーション処理をデジタル信号処理により

行うデジタルプリディストータ (Digital Pre-distorter: DPD) において、非線形特性を扱うビヘイビオラルモデルとして最も多用されているメモリ多項式 (Memory Polynomial: MP) モデルのパラメータ抽出を周波数ドメインの演算により行う計算方法を提案し、その有効性を検討する。提案する計算方法は、MP モデルがその構成要素である線形時不変要素の周波数特性から決定できる特徴に着目して考案したもので、解くべき正規方程式の係数行列が特異行列に近く数値安定性に問題があった最小二乗法を用いる従来の計算方法に比べて、高い演算精度を必要とせず、かつより少ない計算量で目的とする MP モデルのパラメータを決定することが可能になる。以下の 3 点を主な研究課題として、それぞれ計算機シミュレーションにより有効性を検証しながら論じる。

- ① 周波数ドメインの演算により MP モデルのパラメータを抽出する具体的な計算方法を確立する
- ② ①の計算方法を更に展開し、対象とする非線形特性を表すビヘイビオラルモデルの入出力データではなく、そのパラメータから確定的に目的とする MP モデルのパラメータを決めるモデル変換を実現する
- ③ 非線形次数ごとに分離されていない非線形特性の入出力データが与えられた場合に、周波数ドメインの演算による MP モデルのパラメータ抽出が可能となる様に①の計算方法を拡張する

本論文は以下の 6 章によって構成される。本論文の構成を図 1-5 に示す。

第 1 章(本章)は、研究の背景として、ワイヤレス移動通信システムが消費するエネルギーが増加傾向にありそれを抑えるために無線基地局の電力増幅器の非線形歪み補償技術が有効であること、および、本論文の構成について述べる。

第 2 章では、電力増幅器の非線形歪み補償技術について概説する。主に、非線形歪み補償の主要技術である DPD において非線形特性を扱うために用いられるビヘイビオラルモデルやプリディストーションに必要な逆特性の導出について述べる。

第 3 章では、周波数ドメインの演算で MP モデルのパラメータ抽出を行う計算方法として、MP モデルを構成する線形時不変要素の周波数特性から MP モデルのパラメータを決定する計算方法を導く。この計算方法により、プリディストータに適用するために導き複雑な構成となった逆特性のビヘイビオラルモデルを構成が単純である MP モデルに変換する計算が、従来の最小二乗法による計算より数値安定性に優れ、かつ計算量が少なく、また得られた MP モデルが元の逆特性のビヘイビオラルモデルをよく近似し、プリディストータとして元の逆特性のビヘイビオラルモデルに代えて適用可能であることを計算機シミュレーションにより示す。

第4章では、第3章で導いた計算方法による計算が、変換対象である逆特性のビヘイビオラルモデルのパラメータに由来する部分と増幅する信号に由来する部分に分離でき、そのうち増幅する信号に由来する部分は統計情報として与えることができ、逆特性のビヘイビオラルモデルの入出力データを必要とせずにそのパラメータから確定的にMPモデルのパラメータの算出を行うモデル変換として利用できることを示す。得られたMPモデルが元の逆特性のビヘイビオラルモデルをよく近似し、プリディストータとして元の逆特性のビヘイビオラルモデルに代えて適用可能であることを計算機シミュレーションにより示す。

第5章では、非線形次数ごとに分離されていない入出力データが変換対象の非線形特性として与えられる場合のパラメータ抽出を扱う。異なる次数の線形・非線形ベース関数間の相関による影響を避けるため、第3章で確立した計算方法に対し、直交多項式の適用とパラメータ抽出を低次のブランチから段階的に行う拡張を行う。拡張した計算方法を適用して電力増幅器の入出力データからプリディストーションに必要な逆特性を有するMPモデルを導くインダイレクトラーニング方式のDPDが、最小二乗法を用いる従来方法より少ない計算量で実現でき、また、実用上十分な歪み補償特性を確保できることを計算機シミュレーションによって示す。

最後に第6章で、本論文の主たる成果と今後の展望について議論し、本論文のまとめとする。

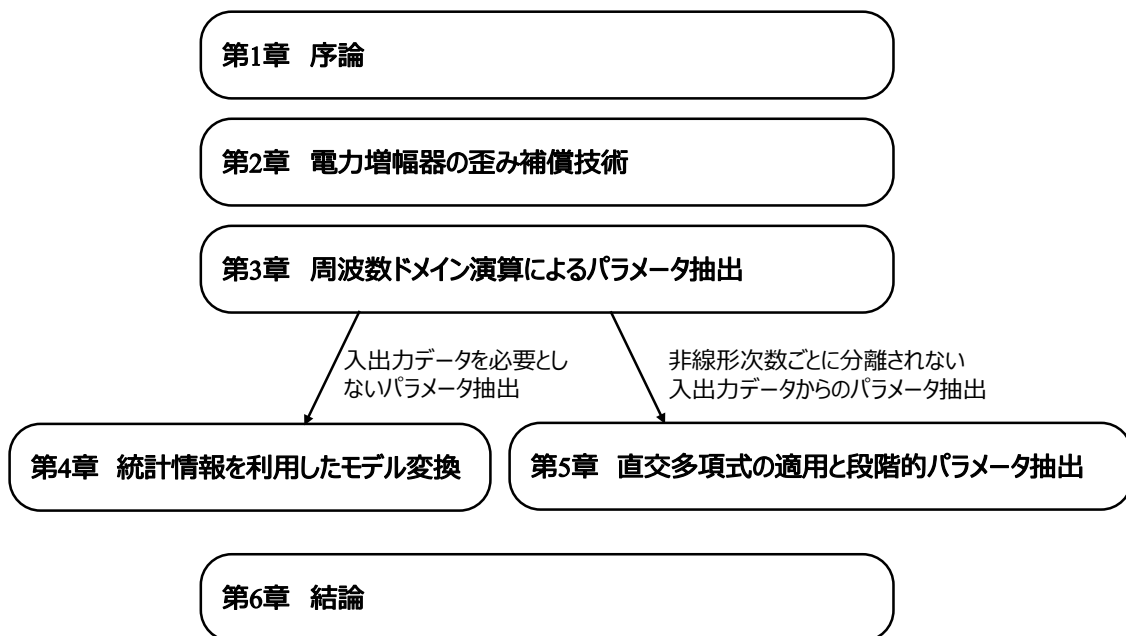


図 1-5 本論文の構成

第2章 電力増幅器の歪み補償技術

2.1 はじめに

第1章で述べたように、ワイヤレス移動通信システムは世代とともに活用範囲が広がり、それに従い通信の大容量化が図られてきた。周波数利用効率の優れた変調方式として、WLAN (Wireless Local Area Network) [27] や WiMAX (Worldwide Interoperability for Microwave Access) [28]–[30] でも採用されていた OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) が第4世代で採用され、更に第5世代でも継続して OFDM が採用されている [31],[32]。OFDM 信号は、平均電力を基準とした瞬時振幅の出現確率を図 2-1 に示すように瞬時の振幅が大きく変化する特徴があり、平均電力に相当する振幅を 10dB 以上下回る振幅や逆に 10dB 以上上回る振幅も出現する。信号品質の劣化とのトレードオフにより振幅ピークの発生をある程度抑えることができるものの [33],[34]、OFDM 信号の瞬時振幅が広範囲で変化することは避けられず、OFDM 信号を扱う変調器や増幅器などに高い線形性が要求される。それらに非線形歪みが存在し線形性が確保できない場合、信号品質が劣化するだけでなく、周波数スペクトルの広がりにより隣接チャネルを利用するシステムに干渉(妨害)を与える。この干渉を避けるためにシステム間にガードバンドを設けることは周波数利用効率の低下につながる。このため、伝送信号に含まれる誤差や隣接チャネル漏洩電力についての上限値がシステム標準や法規制により定められており [35]、それらの規定を満たすため、特に非線形歪みの発生しやすい無線基地局の電力増幅器で非線形歪みを抑制す

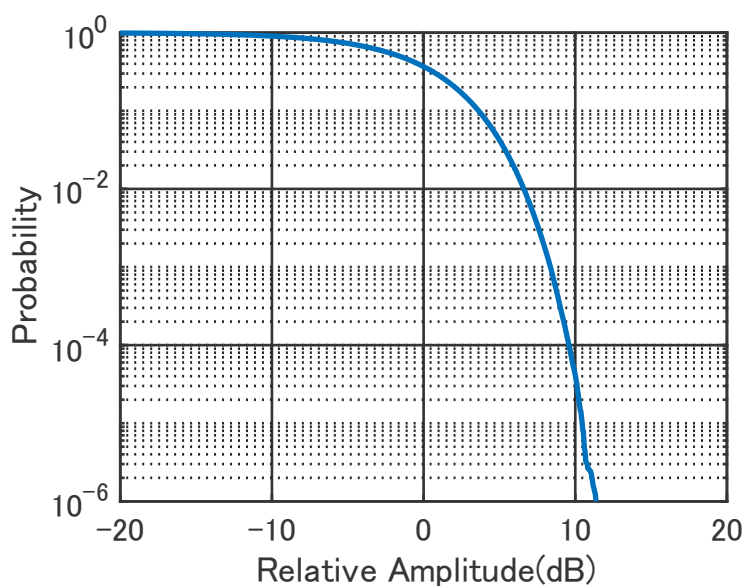


図 2-1 OFDM 信号の瞬時振幅の分布

る必要がある。

本章では、非線形歪みを中心とした電力増幅器における課題、発生要因による非線形歪みの分類、および非線形歪みを補償する信号処理技術について概要を述べる。

2.2 電力増幅器とその課題

ワイヤレス移動通信システムの無線基地局送信部の構成を図 2-2 に示す。送信信号のデータを光インターフェースで受け取り、D/A コンバータにより送信ベースバンド信号を得る。それを直交変調部で無線周波数の信号に変換し、周波数変換部で所定の周波数に変換した後、電力増幅器によりアンテナから空間に放射するために必要な電力レベルまで増幅する。直交変調部で直接所望の周波数の無線信号を得る場合、周波数変換部は省略される。この他、第 5 世代の RU ではベースバンド信号処理の一部を含む場合もあるなど多少の違いはあるが、最終段で電力増幅器により必要な電力レベルに増幅する点はどの世代のどのような装置構成であっても共通である。

電力増幅器の一般的な入出力特性の概略を図 2-3 に示す。電力増幅器の出力電力には、使用する半導体素子に依存する飽和出力レベルがあり、入力電力を増加させても出力電力はそれ以上に増大しない。また、出力電力が飽和出力レベルに近づくと、非線形歪みが発生し出力電力が入力電力に対して比例的に増加しなくなる。この特性により信号の品質が劣化し、周波数スペクトルが隣接周波数に広がる。増幅する信号の振幅の最大値においても線形動作領域に入る様に動作点をバックオフすると線形動作をさせることが可能であるが、飽和電力が十分に高い大型の電力増幅器を用いる必要がある。一方、電力効率(電源から電力増幅器に供給する電力のうち高周波出力となる電力の比)は、典型的な電力増幅器での例を図 2-4 に示す様に、飽和出力レベルで最大となり、それより低い動作レベルでは大きく劣化する。つまり、線形性と電力効率は相反する関係にある。装置規模および電力効率の観点により電力増幅器が持つ飽和出力レベル近くまで活用するには、所定の信号品質が確保される様、発生する非線形歪みを補償する必要がある [36]-[38]。

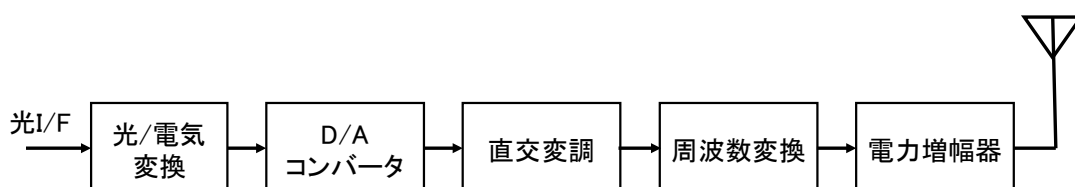


図 2-2 無線基地局送信部の構成例

ここで、図 2-4 の様な入出力特性は、通常、増幅する信号の中心周波数における連続波で測定されるものであるが、一般的には電力増幅器の入出力特性は変調信号の帯域幅にわたって一定ではない。これは、電力増幅器の出力が入力の現在値にのみに依存するものではなく、過去の信号入力にも依存するメモリ効果 [37],[39],[40] を持ち、非線形歪みが周波数特性を有する [41] ということである。電力増幅器の扱う信号が狭帯域で自己相関の持続時間がメモリ効果の継続時間より十分に長ければメモリ効果は無視しうるが、ワイヤレス移動通信システムの使用する信号が通信の高速化の要求に応じて広帯域化することにより自己相関の持続時間が短くなると、メモリ効果の影響が無視できなくなり、非線形歪みの補償にもメモリ効果を考慮した方式が必要となる。

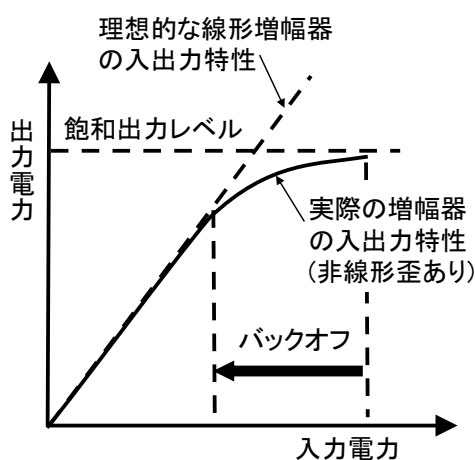


図 2-3 電力増幅器の入出力特性

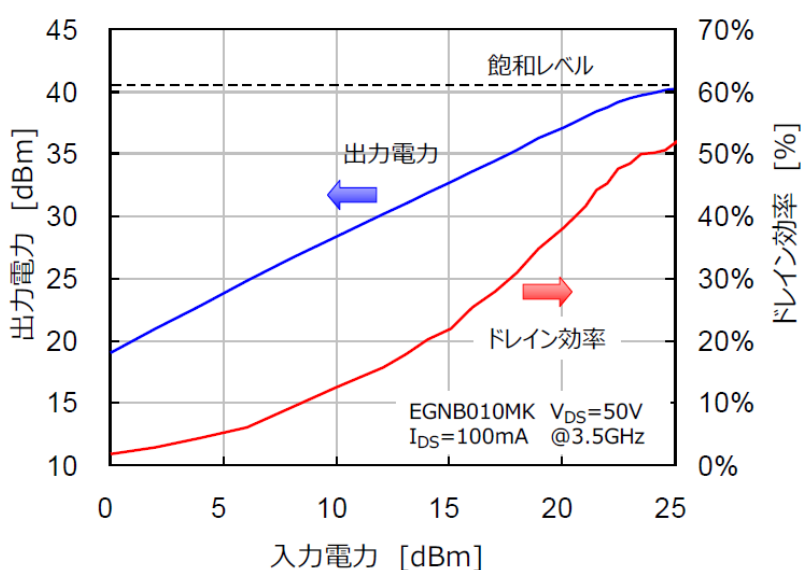


図 2-4 電力増幅器の典型的な入出力特性と電力効率

2.3 電力増幅器の非線形歪み補償

非線形歪みを補償する方式として、古くには、フィードフォワード増幅器 [42],[43] やフィードバック増幅器 [44],[45] が考えられてきた。フィードフォワード増幅器は、主信号増幅器出力と歪みのない元の信号との差分、つまり歪み成分を検出してそれを歪み増幅器で増幅し、主信号増幅器の出力と合成して歪み成分をキャンセルする方式である。主信号増幅器出力に大電力用の遅延線が必要であることと、高い線形性動作の必要な歪み増幅器のため、小型化・高効率化に限界があった。フィードバック増幅器は、増幅器出力の一部を負帰還（ネガティブフィードバック）させる方式で、得られる増幅器利得が制限される他、ループ遅延のため広帯域化が難しく、第3世代以降の広帯域信号ではほとんど実用されていない。

プリディスタータは、図 2-5 に示す様に電力増幅器の非線形特性の逆特性をあらかじめ入力信号に付加するプリディスターション処理を行うことにより歪み補償を行う方式である [36]–[38]。1980年代ごろから、周波数利用効率の高い多値変調を用いるため高い線形性を必要とした衛星通信用の電力増幅器で採用されていた [46],[47]。1990年代に入ってワイヤレス移動通信システムのデジタル化が始まると同時に、デジタル信号処理プロセッサ (Digital Signal Processor: DSP) やフィールドプログラマブルゲートアレイ (Field Programmable Gate Array: FPGA) を用いてデジタル領域のベースバンド信号においてプリディスターション処理を行う DPD の研究が進んだ。図 2-6 に DPD を採用した RRH あるいは RU の送信部の構成例を示す。この例では、電力増幅器の非線形特性の逆特性をルックアップテーブル (Look-Up Table: LUT) [48] としてプリディスターション係数メモリに保存し、それを読み出してベースバンド信号に掛け算する構成となっている。この方式の DPD で適用されるプリディスターション係数は瞬時の入力レベルに対応するので、電力増幅器の非線形特性がメモリ効果を持つ場合、実現できる歪み補償特性に限界がある。メモリ効果を考慮した LUT [49],[50] も考えられているが、考慮するメモリ効果の遅延量に従って LUT に必要なメモリ量が指数的に大きくなる。一方、後述するビヘイビオラルモデルを用いたプリディ

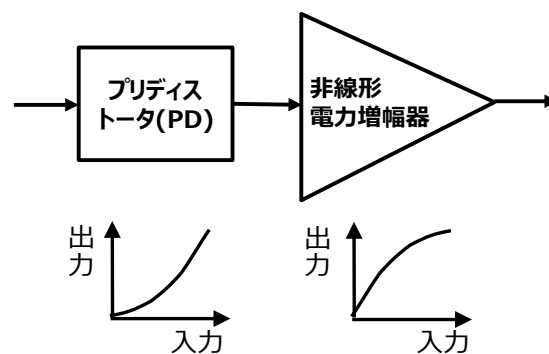


図 2-5 プリディスタータ (PD)

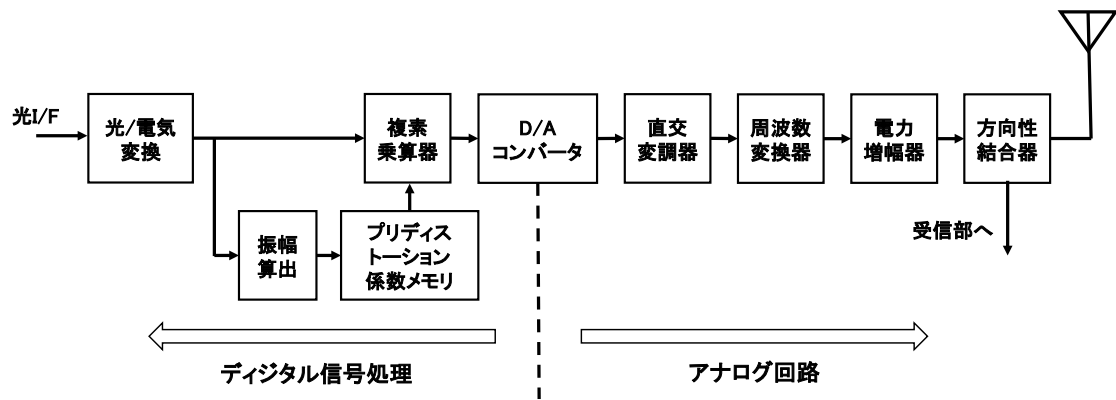


図 2-6 DPD を実装した RRH あるいは RU の送信部の構成例 (1)

ステーション処理では、メモリ効果を含む電力増幅器のより複雑な非線形特性に対応する逆特性が生成可能となり、より高精度な歪み補償を行うことができる。2000 年代以降、多くの第 3 世代・第 4 世代のワイヤレス移動通信システムの無線基地局でビヘイビオラルモデルを活用した DPD を搭載する電力増幅器が実用化された [51]–[54]。

2.4 DPD におけるビヘイビオラルモデルの活用

電力増幅器の非線形特性は、デバイスの内部の等価回路を含む回路シミュレーションにより得ることができるが、計算負荷が重い、プリディストーション処理に必要な逆特性を求めにくい、などの理由で DPD の設計や実装には活用しにくい。一方、電力増幅器の回路をブラックボックスとみなしてその入出力のみに着目し、入出力の関係を多項式等の数学的な式で表したビヘイビオラルモデルが DPD の設計や実装のツールとして重要な役割を果たす [53],[55]–[57]。DPD の研究は、ビヘイビオラルモデルの研究あるいはビヘイビオラルモデルの活用の研究と言っても過言ではない。電力増幅器の非線形特性が、それを発生させる物理的メカニズムとは分離された数学的な式で表されることにより、逆特性を表す別のビヘイビオラルモデルを比較的容易に導出することが可能となる。ビヘイビオラルモデルの活用は、プリディストーション処理だけでなく、パラメータをアップデートし最適値に保つデジタル信号処理にも親和性が高い。図 2-7 にビヘイビオラルモデルを用いたプリディストーション処理を行う DPD を実装した RRH あるいは RU の送信部の構成例を示す。プリディストーション処理に使用するビヘイビオラルモデルのパラメータは、フィードバックした電力増幅器の出力とプリディストーション前あるいは後の電力増幅器入力により算出する。その算出方法について次節で述べる。また、具体的なビヘイビオラルモデルの代表例について 2.7 節で述べる。

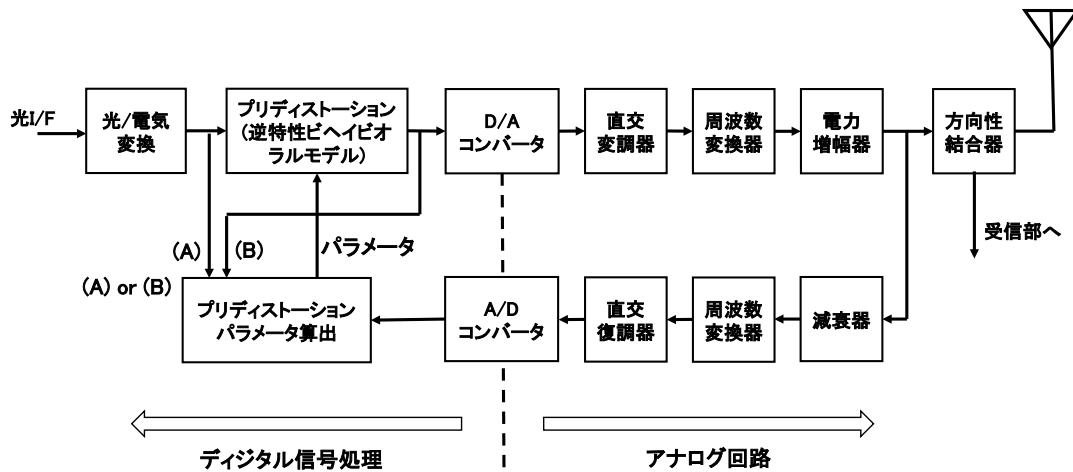


図 2-7 DPD を実装した RRH あるいは RU の送信部の構成例 (2)

2.5 逆特性ビヘイビオラルモデルの算出方法

プリディストーション処理に適用する非線形特性を実現するビヘイビオラルモデルのパラメータを算出する方法として複数提案されている [53],[58]。それらの代表的なものとして、(a) 電力増幅器の非線形特性を表すビヘイビオラルモデルから解析的に逆特性を表すビヘイビオラルモデルを算出する方法、(b) 電力増幅器に後置して非線形歪みが解消されるような非線形特性を表すビヘイビオラルモデル(ポストディストータ)を求める方法、(c) 電力増幅器出力と増幅する元の信号との差分(誤差)が最小となる様、プリディストーションに適用するビヘイビオラルモデルのパラメータを適応的に制御して求める方法、がある。(b) は多くの文献でインダイレクトラーニング、(c) はダイレクトラーニングと呼ばれている。本節ではそれら三方式について概略を述べる。

2.5.1. ビヘイビオラルモデルの p 次インバース

電力増幅器の非線形特性を表すビヘイビオラルモデルがあらかじめ特定されている場合には、図 2-8 に示す様に、そのビヘイビオラルモデルから解析的にプリディストーションに適用する逆特性のビヘイビオラルモデルを導出することが考えられる。Schetzen は、最も汎用的な非線形ビヘイビオラルモデルであるボルテラ級数により表現された非線形特性に対し、 p 次以下の非線形成分に関する逆特性である p 次インバース (p -th order inverse) を導いている [59],[60]。以下に Schetzen の p 次インバースの導出の概略を示す。

電力増幅器の非線形特性がボルテラ級数によって

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} H_n[v(t)] \quad (5)$$

と表記されているものとする。 $v(t)$, $y(t)$ は電力増幅器の入力および出力、 $H_n[\cdot]$ は n 次のボルテラオペレータであり

$$H_n[v(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \dots, \tau_n) v(t - \tau_1) \cdots v(t - \tau_n) d\tau_1 \cdots d\tau_n \quad (6)$$

である。 $h_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ はボルテラオペレータ $H_n[\cdot]$ の非線形特性を表すパラメータで、ボルテラカーネルと呼ばれる。更に、電力増幅器の入力 $v(t)$ は、電力増幅器に対して前置する最大次数が p 次の非線形システムの出力であり、増幅する元の信号 $x(t)$ を入力とするボルテラ級数により

$$v(t) = \sum_{m=1}^p K_m[x(t)] \quad (7)$$

と表されるものとする。 $K_m[\cdot]$ は、電力増幅器に前置する非線形システムの m 次のボルテラオペレータであり、

$$K_m[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} k_m(\tau_1, \dots, \tau_m) x(t - \tau_1) \cdots x(t - \tau_m) d\tau_1 \cdots d\tau_m \quad (8)$$

である。 $k_m(\tau_1, \dots, \tau_m)$ はそのボルテラカーネルである。式(8)により入力が $cx(t)$ のとき

$$v(t) = \sum_{m=1}^p c^m K_m[x(t)] \quad (9)$$

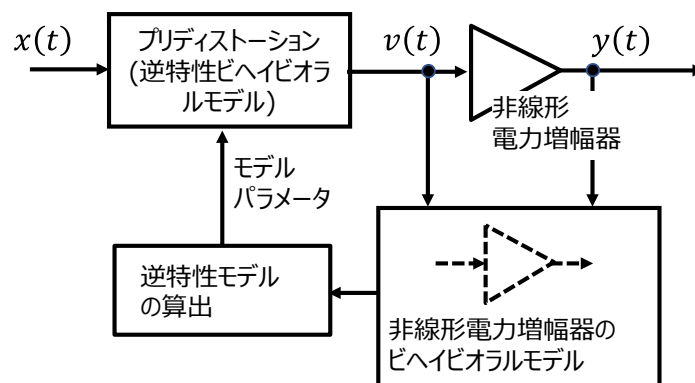


図 2-8 非線形電力増幅器のビヘイオラルモデルから逆特性モデルの算出

となる。前置する非線形システムと電力増幅器を合わせると、入力が $x(t)$ 、出力が $y(t)$ である一つの非線形システムとみることができ、

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} Q_n[x(t)] \quad (10)$$

と書くことができる。 $Q_n[\cdot]$ は合成した非線形システムの n 次のボルテラオペレータであり、

$$Q_n[x(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} q_n(\tau_1, \dots, \tau_n) x(t - \tau_1) \cdots x(t - \tau_n) d\tau_1 \cdots d\tau_n \quad (11)$$

である。 $q_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ はそのボルテラカーネルである。合成した非線形システムについても入力が $cx(t)$ のとき

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} c^n Q_n[x(t)] \quad (12)$$

と書ける。ここで、

$$Q_n[x(t)] = \begin{cases} \gamma_0 x(t) & n = 1 \\ 0 & n = 2, \dots, p \end{cases} \quad (13)$$

であれば、合成した非線形システムは、 p 次以下の成分に関して線形な応答であり、電力増幅器に前置した非線形システムは、電力増幅器の非線形特性に対し、 p 次インバースであると言うことができる。 γ_0 は、合成した非線形システムの線形成分に関する利得である。

ここで式(9)を式(5)に代入すると

$$y(t) = \sum_{n=1}^{\infty} H_n \left[\sum_{m=1}^p c^m K_m[x(t)] \right] \quad (14)$$

となり、式(6)により

$$\begin{aligned} & H_n \left[\sum_{m=1}^p c^m K_m[x(t)] \right] \\ &= \sum_{m_1=1}^p \cdots \sum_{m_n=1}^p c^{m_1 + \cdots + m_n} \\ & \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} h_n(\tau_1, \dots, \tau_n) K_{m_1}[x(t - \tau_1)] \cdots K_{m_n}[x(t - \tau_n)] d\tau_1 \cdots d\tau_n \end{aligned} \quad (15)$$

である。式(15)を考慮して式(14)を c の次数ごとに整理すると、 c^1 の項は、 $n = 1, m_1 = 1$ のときに限られるので、

$$Q_1[x(t)] = H_1[K_1[x(t)]] \quad (16)$$

となる。 c^2 の項は $n = 1, m_1 = 2$ および $n = 2, m_1 = m_2 = 1$ のときに限られるので、

$$Q_2[x(t)] = H_1[K_2[x(t)]] + H_2[K_1[x(t)]] \quad (17)$$

となる。以下、詳細を省略するが、

$$Q_n[x(t)] = H_1[K_n[x(t)]] + Q'_n[x(t)] + H_n[K_1[x(t)]] \quad (18)$$

の形に整理することができる。 $Q'_n[x(t)]$ は、 $(n - 1)$ 次以下の $H_j[\cdot], K_j[\cdot]$ の組み合わせによるオペレータである。ここで、 $H_1[\cdot]$ の逆特性を与えるオペレータ $H_1^{-1}[\cdot]$ を用いて

$$K_1[x(t)] = \gamma_0 H_1^{-1}[x(t)] \quad (19)$$

と決定すれば、式(16)に代入して $Q_1[x(t)] = \gamma_0 x(t)$ となる。更に、

$$K_2[x(t)] = H_1^{-1}[-H_2[K_1[x(t)]]] \quad (20)$$

と決定すれば、式(17)に代入して $Q_2[x(t)] = 0$ となる。 $n = 3$ 以上についても

$$K_n[x(t)] = H_1^{-1}[-Q'_n[x(t)] - H_n[K_1[x(t)]]] \quad (21)$$

と決定すれば、 $Q_n[x(t)] = 0$ とすることができる。このようにして p 次までの $K_n[\cdot]$ を決めれば、それによる式(7)が、ボルテラ級数である式(5)で表された電力増幅器の非線形特性の p 次インバースとなる。

2.5.2. インダイレクトラーニング

インダイレクトラーニング方式 [61],[62] は、図 2-9 (a) に示す様に、電力増幅器の非線形特性をビヘイビオラルモデルにより同定する際に入出力を逆にして逆特性の同定を行い、それをコピーしてプリディストータとして使用する。同定された逆特性のビヘイビオラルモデルは、電力増幅器の非線形特性に後置して元の信号を復元するポストディストータとなっている。ポストディストータとプリディストータは異なるものであるが、Schetzen は、[59],[60] でポストディストータとして動作する p 次インバースとプリディストータとして動作する p 次インバースが等価であることを示している。インダイレクトラーニング方式の多くの実装では、図 2-9 (b) に示す様に適応アルゴリズム [58],[63] を使用したモデル同定が行われる。扱う非線形ビヘイビオラルモデルが図 2-10 に示すような線形・非線形ベース関数の線形一次結合で表される形式であれば、同定に線形システムにおける適応アルゴリズム理論を適用すること

ができる。後述するボルテラ級数モデルやメモリ多項式 (MP) モデルは、そのような形式のビヘイビオラルモデルである。インダイレクトラーニングでは、電力増幅器の出力の観測値を元にして線形・非線形ベース関数の値を計算するので、観測誤差の影響を受けやすいとされている [37],[54],[64]。

ここでは、非線形電力増幅器の出力 $y(t)$ を入力とし、その入力 $v(t)$ を復元するポストディストータを同定すると想定する。求めるポストディストータの非線形ビヘイビオラルモデルが、 $y(t)$ の関数である線形・非線形ベース関数 $\varphi_i\{y(t)\}$, ($i = 1, \dots, N$) の線形一次結合として

$$v'(t) = \boldsymbol{\varphi}\{y(t)\}\mathbf{h} \quad (22)$$

で表されるとする。 $\boldsymbol{\varphi}\{y(t)\} = [\varphi_1\{y(t)\}, \varphi_2\{y(t)\}, \dots, \varphi_N\{y(t)\}]$ であり、 $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_N]^T$ は線形一次結合の係数である。 $[\cdot]^T$ は転置を表す。コスト関数

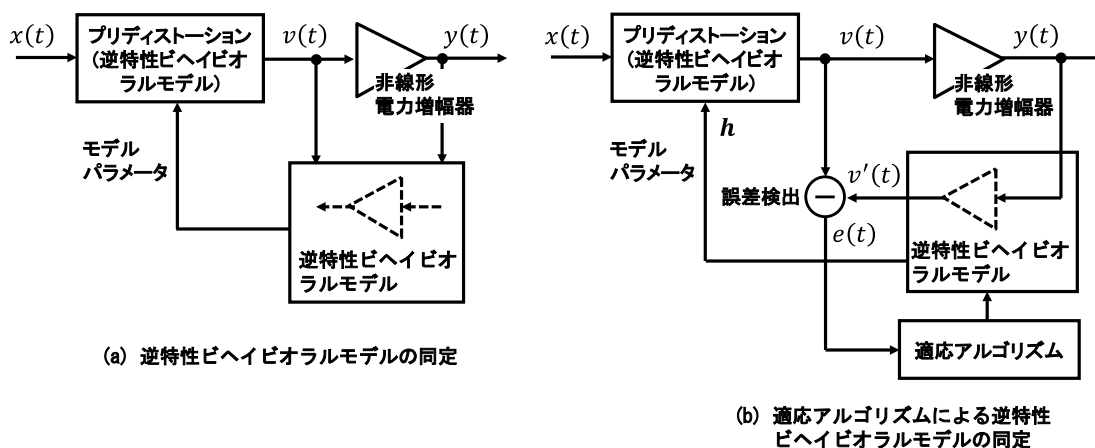


図 2-9 インダイレクトラーニング

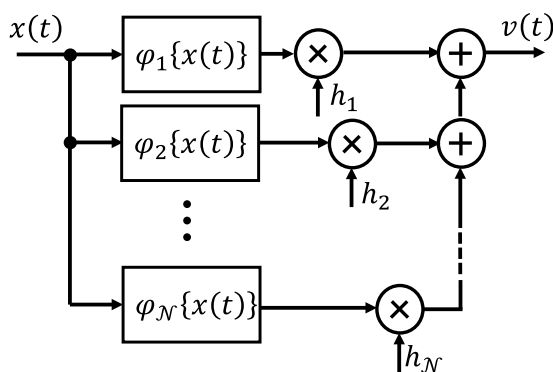


図 2-10 線形・非線形ベース関数の線形一次結合によるビヘイビオラルモデル

$$J_{\text{WI}} = E[|e(t)|^2], \quad e(t) = v'(t) - v(t) \quad (23)$$

を最小にする係数 $\mathbf{h}_{0,\text{WI}}$ が、線形システムにおける適応アルゴリズム理論のウィーナー解として

$$\mathbf{h}_{0,\text{WI}} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r} \quad (24)$$

と求められる。ただし、 $\mathbf{R} = E[\boldsymbol{\varphi}^H\{y(t)\}\boldsymbol{\varphi}\{y(t)\}]$, $\mathbf{r} = E[\boldsymbol{\varphi}^H\{y(t)\}v(t)]$ である。 $E[\cdot]$ は多数の観測値による統計平均を表す。あるいは、 $t = t_1, \dots, t_L$ での L 個の観測値により定義されたコスト関数

$$J_{\text{LS}} = \sum_{l=1}^L |e(t_l)|^2, \quad e(t_l) = v'(t_l) - v(t_l) \quad (25)$$

を最小にする係数 $\mathbf{h}_{0,\text{LS}}$ が最小二乗法により

$$\mathbf{h}_{0,\text{LS}} = (\mathbf{Q}^H\mathbf{Q})^{-1}\mathbf{Q}^H\mathbf{v} \quad (26)$$

と求められる。ただし、 \mathbf{Q} は、 L 個の観測値による線形・非線形ベース関数を並べた行列であり、 $\mathbf{Q} = [\boldsymbol{\varphi}^T\{y(t_1)\}, \boldsymbol{\varphi}^T\{y(t_2)\}, \dots, \boldsymbol{\varphi}^T\{y(t_L)\}]^T$ である。また、 $\mathbf{v} = [v(t_1), v(t_2), \dots, v(t_L)]^T$ である。このほか、Least-Mean-Squares (LMS) や Recursive Least-Squares (RLS) などの適応アルゴリズム [63] も適用可能である。 $\mathbf{h}_{0,\text{WI}}$ あるいは $\mathbf{h}_{0,\text{LS}}$ が求められれば、 $y(t)$ に代えて $x(t)$ を $\varphi_i\{\cdot\}$ に適用した $\boldsymbol{\varphi}\{x(t)\} = [\varphi_1\{x(t)\}, \varphi_2\{x(t)\}, \dots, \varphi_N\{x(t)\}]$ と、得られた $\mathbf{h}_{0,\text{WI}}$ あるいは $\mathbf{h}_{0,\text{LS}}$ による

$$v(t) = \boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\mathbf{h}_{0,\text{WI}} \quad \text{あるいは} \quad \boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\mathbf{h}_{0,\text{LS}} \quad (27)$$

をプリディストーションに適用するビヘイビオラルモデルとする。

2.5.3. ダイレクトラーニング

ダイレクトラーニングは、図 2-11 に示す様に、電力増幅器の線形ゲイン γ_0 で除した増幅器出力 $y(t)$ と増幅する信号 $x(t)$ の差分

$$e(t) = \frac{1}{\gamma_0}y(t) - x(t) \quad (28)$$

を検出しそれが最小になる様にプリディストーションに適用する非線形ビヘイビオラルモデルのパラメータを求める [64]–[66]。プリディストーションに適用する非線形ビヘイビオラルモデルが線形・非線形ベース関数の線形一次結合で表される場合でも、電力増幅器出力で

は係数に関する線形性が失われるため、線形システムにおける適応アルゴリズム理論を直接適用することができない。しかしながら、線形成分が支配的であることを用いた近似の下で、線形システムにおける適応アルゴリズム理論をベースに非線形ビヘイオラルモデルのパラメータを制御する適応アルゴリズムが構築可能である。このため、求める非線形ビヘイオラルモデルのパラメータの初期値として所望解にある程度近い値が必要になるなどの制約が生じる [54],[58]。ダイレクトラーニングによりプリディストータの非線形ビヘイオラルモデルを得る演算方法の一例として、Braithwaite らによる演算アルゴリズム [66] を概説する。

まず、プリディストータの非線形ビヘイオラルモデルが

$$v(t) = \boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\mathbf{h}^{(s)} \quad (29)$$

で表されるとする。 $\boldsymbol{\varphi}\{x(t)\} = [\varphi_1\{x(t)\}, \varphi_2\{x(t)\}, \dots, \varphi_N\{x(t)\}]$ であり、 $\varphi_i\{x(t)\}$, ($i = 1, \dots, N$) は線形・非線形ベース関数で、 $x(t)$ の関数である。 $\mathbf{h}^{(s)}$ は、ステップ s における係数ベクトルで、 $\mathbf{h}^{(s)} = [h_1^{(s)}, h_2^{(s)}, \dots, h_N^{(s)}]^T$ である。ここで、 $\mathbf{h}^{(s)}$ が、最適値 \mathbf{h}_0 からオフセット $\Delta\mathbf{h}^{(s)}$ を持っているとする。つまり

$$\mathbf{h}^{(s)} = \mathbf{h}_0 + \Delta\mathbf{h}^{(s)} \quad (30)$$

である。従って、式(29) より

$$v(t) = \boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\mathbf{h}_0 + \boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\Delta\mathbf{h}^{(s)} = v_0(t) + \Delta v(t) \quad (31)$$

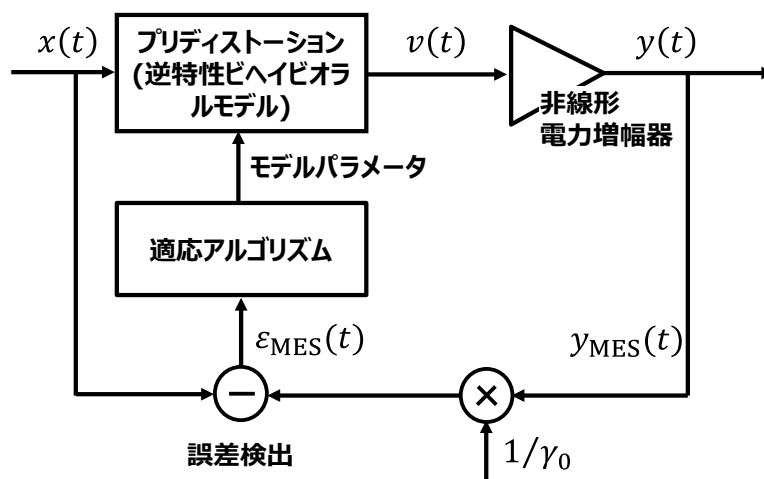


図 2-11 ダイレクトラーニング

となる。ここで、 $\boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\mathbf{h}_0 = v_0(t)$, $\boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\Delta\mathbf{h}^{(s)} = \Delta v(t)$ と置いた。 \mathbf{h}_0 が最適解であるとしたので、

$$y\{v_0(t)\} = \gamma_0(x(t) + \varepsilon_r(t)) \quad (32)$$

である。 $\varepsilon_r(t)$ は、電力増幅器入力に換算した逆特性の残留誤差であり、 $\boldsymbol{\varphi}_i\{x(t)\}$, ($i = 1, \dots, N$) と直交する。つまり、 $E[\boldsymbol{\varphi}^H\{x(t)\}\varepsilon_r(t)] = \mathbf{0}$ である。 $\mathbf{0}$ は全ての要素がゼロであるゼロベクトルである。電力増幅器に式(31) の $v(t)$ を入力したときの出力は、

$$\begin{aligned} y\{v(t)\} &\simeq y\{v_0(t)\} + \frac{dy}{dv}\{v(t)\}\Delta v(t) \\ &= \gamma_0\left(x(t) + \boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\Delta\mathbf{h}^{(s)} + \varepsilon_r(t)\right) \end{aligned} \quad (33)$$

となる。ここでは、電力増幅器は非線形特性を持つものの線形成分がドミナントであるとして、 $\frac{dy}{dv}\{v(t)\} = \gamma_0$ と近似している。これにより電力増幅器入力換算の残留歪みは

$$\frac{1}{\gamma_0}y\{v(t)\} - x(t) \simeq \boldsymbol{\varphi}\{x(t)\}\Delta\mathbf{h}^{(s)} + \varepsilon_r(t) \quad (34)$$

と近似される。一方、 $y(t)$ の観測値 $y_{\text{MES}}(t)$ から得られる電力増幅器入力換算の残留歪みは、

$$\varepsilon_{\text{MES}}(t) = \frac{1}{\gamma_0}y_{\text{MES}}(t) - x(t) \quad (35)$$

であり、これがプリディストータの非線形ビヘイビオラルモデルの係数 $\mathbf{h}^{(s)}$ が最適値 \mathbf{h}_0 より $\Delta\mathbf{h}^{(s)}$ だけオフセットしているために生じたものと考え、ステップ s において、 $t = t_1, \dots, t_L$ の L 個の時点における式(34) と式(35) の差分によるコスト関数

$$J(\Delta\mathbf{h}^{(s)}) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \left(|\boldsymbol{\varphi}\{x(t_l)\}\Delta\mathbf{h}^{(s)} + \varepsilon_r(t_l) - \varepsilon_{\text{MES}}(t_l)|^2 \right) \quad (36)$$

を最小化する $\Delta\mathbf{h}^{(s)}$ が最小二乗法により

$$\Delta\hat{\mathbf{h}}^{(s)} = (\mathbf{Q}^H\mathbf{Q})^{-1}\mathbf{Q}^H\varepsilon_{\text{MES}} \quad (37)$$

として得られる。ここで \mathbf{Q} は各時点での線形・非線形ベース関数の値を並べた行列 $\mathbf{Q} = [\boldsymbol{\varphi}^T\{x(t_1)\}, \boldsymbol{\varphi}^T\{x(t_2)\}, \dots, \boldsymbol{\varphi}^T\{x(t_L)\}]^T$ であり、 ε_{MES} は、電力増幅器出力の観測値による入力換算残留歪みを並べたベクトル $\varepsilon_{\text{MES}} = [\varepsilon_{\text{MES}}(t_1), \varepsilon_{\text{MES}}(t_2), \dots, \varepsilon_{\text{MES}}(t_L)]^T$ である。得られた $\Delta\hat{\mathbf{h}}^{(s)}$ を用いて

$$\mathbf{h}^{(s+1)} = \mathbf{h}^{(s)} - \mu\Delta\hat{\mathbf{w}}^{(s)} \quad (38)$$

によりプリディストーション係数 $\mathbf{h}^{(s)}$ をアップデートする。 μ は、アップデートの強弱を制御するパラメータである。一連の演算を繰り返し、 $\mathbf{h}^{(s)}$ を \mathbf{h}_0 に収束させる。ステップ s で得られている $\mathbf{h}^{(s)}$ による式(29) がプリディストーションに適用するビヘイビオラルモデルとなる。

2.6 メモリ効果の分類と要因

2.2 節で、電力増幅器の入出力特性がメモリ効果を持ち、非線形歪み補償にもメモリ効果を考慮した方式が必要であることを述べた。メモリ効果は、図 2-12 に示す様に、効果の持続時間により短期のものと長期のものに分けられる [37],[40],[57]。短期のメモリ効果としては、主として LC で構成される電力増幅器の整合回路の応答特性に起因するメモリ効果がある。このメモリ効果は、ほぼ線形と考えられ、その持続時間は高周波の周期と同程度か数倍程度の短いものである。一方、長期のメモリ効果としては、バイアス回路のインピーダンスに起因するもの [67],[68]、熱によってデバイスの動作パラメータが変動することに起因するもの [69],[70]、デバイス内でトラップされたキャリア(電子や正孔)が復帰するのに一定の時間がかかるために生じるもの [71],[72]、などがある。これら長期のメモリ効果は、増幅する信号のフレームフォーマット上でのパイロットシンボルやデータシンボルの配置、信号多重の状態、パワーコントロール等に従って発生するエンベロップの変化に対する応答遅れとして現れ、変調信号の周期かそれ以上の長い継続時間を持つ。バイアス回路のインピーダンスによるメモリ効果は、偶数次歪みによりデバイス端子に流れるエンベロップ成分の電流がバイアス回路のインピーダンスにより電圧変化となり増幅する信号を再変調するために生じていることが知られている [37],[73],[74]。一方、熱による動作パラメータの変動やキャリアのトラップ

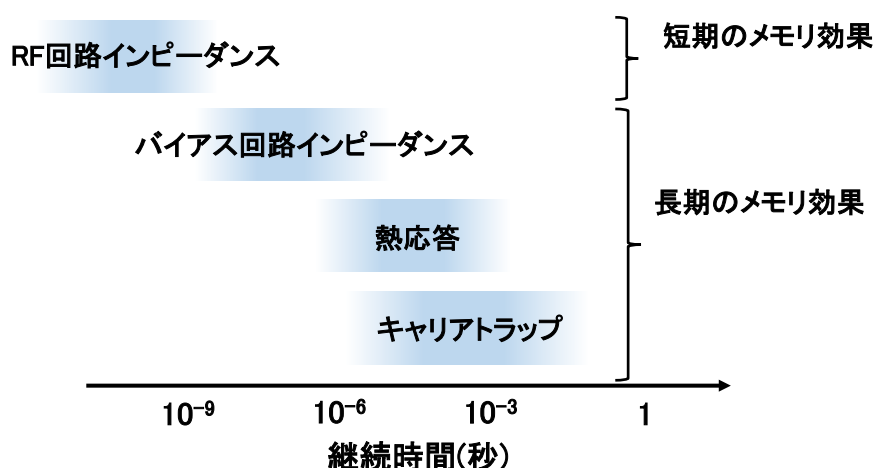


図 2-12 メモリ効果の主な要因と継続時間

グによるメモリ効果は、材質 (GaN, SiC, 等) や構造 (MOSFET, HEMT, 等) によって異なるデバイスの特性に起因して発生し、バイアス回路のインピーダンスによるメモリ効果に比べてより長い持続時間を持つ。

本研究では、デバイスの特性に起因して発生するメモリ効果はデバイスの特性改善により軽減されることを期待すると同時に、必要な場合には、特別に長いメモリを考慮した歪み補償方式 [70],[75],[76] の併用も可能であるとして、主にバイアス回路インピーダンス起因のメモリ効果を想定し、増幅する信号の帯域幅の逆数と同程度までの持続時間に対応するビヘイビオラルモデルおよびそれを用いたプリディストータを考えることとする。

2.7 ビヘイビオラルモデル

2.4 節で、ビヘイビオラルモデルは、電力増幅器の非線形特性やプリディストータに適用する逆特性の入出力の関係を多項式等の数学的な式で表したものであり、DPD の設計や実装のツールとして重要な役割を果たすことを述べた。本節では、本研究に関連するいくつかの代表的なビヘイビオラルモデル [53],[55]–[57] について概説する。ビヘイビオラルモデルを用いた非線形歪み補償の信号処理は通常、離散時間系でのデジタル信号処理で行われるので、本論文では以後、ビヘイビオラルモデル及びそれを用いた信号処理で扱う時間ドメインの信号について、サンプル時刻 $t = nT_S$ を示すインデックス (n) を用いて表す。 T_S はサンプリング周期である。

2.7.1. Look-Up Table (LUT) モデル

LUT モデルは、図 2-13 に示す様に、入力信号 $x(n)$ の振幅に応じた係数を Look-Up Table (LUT) から読み出して入力信号に乗じて出力 $v(n)$ とするモデルである。図 2-6 に示した構成例の DPD で採用している。図 2-13 による LUT モデルは、出力が入力信号の過去値に依存しないメモリレスな非線形モデルであるが、過去の振幅も考慮した LUT を構成

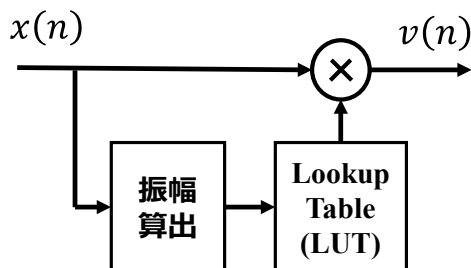


図 2-13 Look-Up Table (LUT)モデル

することによりメモリ効果を持たせることも可能である [49],[50]。ただし考慮する遅延量に対して必要な LUT のサイズが指数的に大きくなってしまふ。また、メモリレスな非線形要素とメモリ効果のある線形要素を組み合わせる構成するビヘイビオラルモデルのメモリレスな非線形要素部分にメモリレスな LUT モデルを用いる例もある [77],[78]。

2.7.2. メモリレス多項式モデル

メモリレス多項式モデルは、LUT モデルで LUT から読み出していた入力信号に乗ずる係数を、入力信号の振幅 $|x(n)|$ の多項式 $\sum_{k=0}^K A_k |x(n)|^k$ で生成するモデルである。メモリレス多項式モデルのブロック図を図 2-14 に示す。入出力の関係は

$$v(n) = \sum_{k=0}^K A_k |x(n)|^k x(n) \quad (39)$$

で表される。 k, K は多項式の次数のインデックスおよびその最大値、 A_k は各次数における係数であり一般的には複素数である。ある帯域幅の RF 信号を等価低域系で扱う場合で、奇数次のみの非線形歪みを考慮する場合 [79] には

$$v(n) = \sum_{k=0}^K A_k |x(n)|^{2k} x(n) \quad (40)$$

が用いられることもある。出力が入力信号の過去値に依存しないメモリレスな非線形モデルであるのは基本的な LUT モデルと同様であるが、メモリレス多項式モデルは入力信号に乗ずる係数を式により算出するので、LUT を格納するためのメモリ領域が不要となる。表 2-1

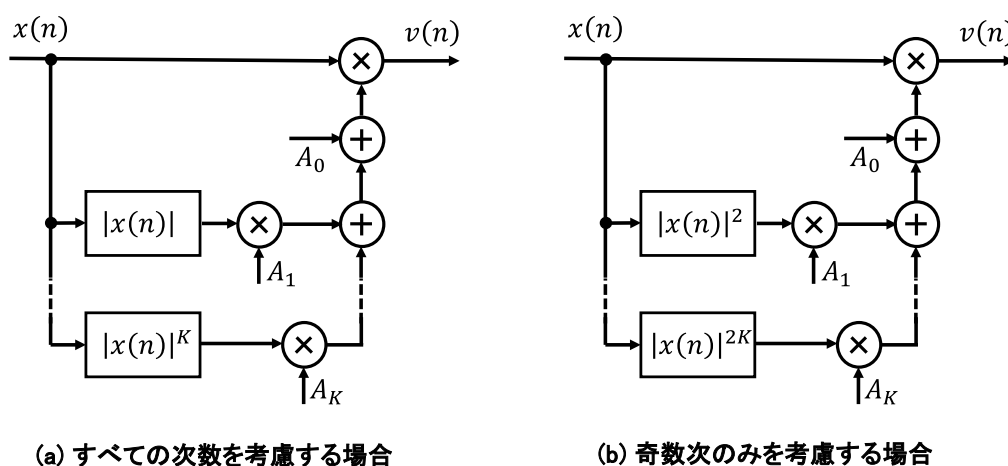


図 2-14 メモリレス多項式モデル

に、図 2-4 で示した測定された電力増幅器の入出力特性に対して、19 次までの奇数次のみのメモリレス多項式モデルを抽出した際の係数 A_k を示す。表中の j は、虚数単位 ($j^2 = -1$) である。図 2-4 には電力の入出力関係が示されているが、入出力間の伝達係数が複素数で測定されており、それを近似する多項式を求めている。メモリレス多項式モデルは、後述するウィーナー (Wiener) モデルやハマースシュタイン (Hammerstein) モデルにおけるメモリレス非線形要素として用いられることがある。

表 2-1 図 2-4 の測定データより抽出されたメモリレス多項式モデルの係数

A_0	$10.1 + 1.29j$	A_1	$(-4.30 - 2.58j) \times 10^{-2}$
A_2	$(3.48 + 2.81j) \times 10^{-4}$	A_3	$(-1.87 - 1.51j) \times 10^{-6}$
A_4	$(5.72 + 4.51j) \times 10^{-9}$	A_5	$(-1.04 - 0.804j) \times 10^{-11}$
A_6	$(1.14 + 0.876j) \times 10^{-14}$	A_7	$(-7.47 - 0.572j) \times 10^{-18}$
A_8	$(2.69 + 2.06j) \times 10^{-21}$	A_9	$(-4.09 - 3.12j) \times 10^{-25}$

2.7.3. ウィーナーモデルとハマースシュタインモデル

ウィーナー (Wiener) モデル [80],[81] とハマースシュタイン (Hammerstein) モデル [82],[83] は、図 2-15 に示す様に、線形時不変 (Linear Time-Invariant: LTI) 要素とメモリレス非線形要素を縦続接続することで構成される。メモリ効果を取り込んだ非線形ビヘイオラルモデルの中で最も単純なモデルである。ウィーナーモデルは、LTI 要素にメモリレス非線形要素を後置し、ハマースシュタインモデルはその逆である。

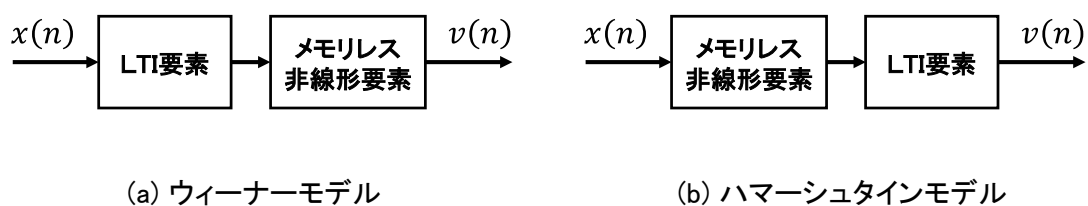


図 2-15 ウィーナーモデルとハマースシュタインモデル

2.7.4. パラレルウィーナーモデルとパラレルハマースシュタインモデル

図 2-16 に示すパラレルウィーナーモデル (以下、PRW モデル) [84],[85] とパラレルハマースシュタインモデル (以下、PRH モデル) [86],[87] は、ウィーナーモデルあるいはハマースシュタインモデルにおける LTI 要素とメモリレス非線形要素の組を複数個パラレルに接続して

より複雑なメモリ効果のある非線形特性を表現できるようにしたモデルである。PRW モデルを使用した例として、L. Ding は、 $H_k(z) = \frac{1+a_k z^{-1}}{1-b_k z^{-1}}$ の伝達関数を持つ LTI 要素と、メモリレス多項式によるメモリレス非線形要素を用いた 3 ブランチの PRW モデルを電力増幅器の非線形特性モデルとして使用している [62]。また、E. Fukuda や M. Nakamura は、L. Ding と同じく $H_k(z) = \frac{1+a_k z^{-1}}{1-b_k z^{-1}}$ の伝達関数を持つ LTI 要素と、測定された電力増幅器の静特性から抽出されたメモリレス多項式モデルのそれぞれの項をそれぞれのブランチのメモリレス非線形要素とした PRW モデルを使用している [88]–[90]。双方の LTI 要素で使用されている $H_k(z) = \frac{1+a_k z^{-1}}{1-b_k z^{-1}}$ の伝達関数は、メモリ効果が主にバイアス回路のインピーダンスに起因するとすれば、極やゼロ点を多数有する複雑な伝達メカニズムは生じにくいとの考え方に基づいている。また高速通信の要求に伴い、増幅する信号が広帯域化すると、信号処理系で使用されるサンプリング周波数が高くなりサンプリング間隔を基準にしたメモリ効果の持続時間が相対的に長くなるが、増幅器のバイアス回路の設計が広帯域化し、その結果、サンプリング間隔で正規化されている $H_k(z)$ があまり変わらないのであれば、サンプリング間隔を基準にして表したメモリ効果の持続時間も大きく変わるものではないと考えられる。表 2-2、表 2-3 のそれぞれに、L. Ding と M. Nakamura が用いた PRW モデルのパラメータを示す。図・表中の $x_k(n)$ 、 $v_k(n)$ は、第 k ブランチにおけるメモリレス非線形要素の入出力を示す。

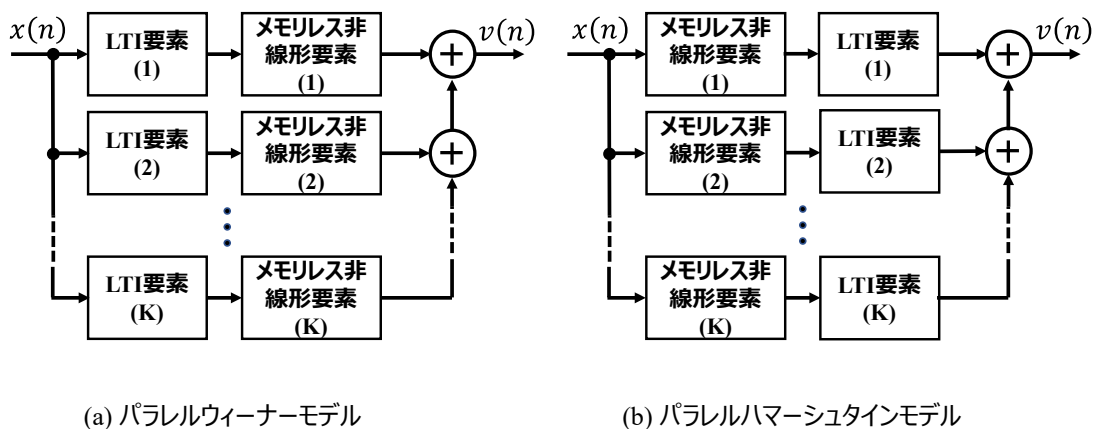


図 2-16 PRW モデルと PRH モデル

表 2-2 L. Ding の PRW モデルのパラメータ[62]

ブランチ (k)	LTI 要素 $H_k(z) = \frac{1 + a_k z^{-1}}{1 - b_k z^{-1}}$	メモリス非線形要素 $v_k(n) = \sum_{i=0}^2 d_{ik} x_k(n) ^{2i} x_k(n)$
0	$a_0 = 0, b_0 = 0$	$d_{00} = 1.0108 + 0.0858j$ $d_{01} = 0.0879 - 0.1583j$ $d_{02} = -1.0992 - 0.8891j$
1	$a_1 = 0.3, b_1 = 0.1$	$d_{10} = 0.1179 + 0.0004j$ $d_{11} = -0.1818 + 0.0391j$ $d_{12} = 0.1684 + 0.0034j$
2	$a_2 = -0.2, b_2 = 0.4$	$d_{20} = 0.0473 - 0.0058j$ $d_{21} = 0.0395 + 0.0283j$ $d_{22} = -0.1015 - 0.0196j$

表 2-3 M. Nakamura のパラレルウィーナーモデルのパラメータ[89]

ブランチ (k)	LTI 要素 $H_k(z) = \frac{1 + a_k z^{-1}}{1 - b_k z^{-1}}$	メモリス非線形要素 $v_k(n) = A_k x(n) ^{2k} x(n)$
0	$a_0 = 0.152, b_0 = 0.228$	$A_0 = 10.1 + 1.29j$
1	$a_1 = 0.192, b_1 = 0.192$	$A_1 = (-4.30 - 2.58j) \times 10^{-2}$
2	$a_2 = 0.172, b_2 = 0.184$	$A_2 = (3.48 + 2.81j) \times 10^{-4}$
3	$a_3 = 0.160, b_3 = 0.152$	$A_3 = (-1.87 - 1.51j) \times 10^{-6}$
4	$a_4 = 0.204, b_4 = 0.148$	$A_4 = (5.72 + 4.51j) \times 10^{-9}$
5	$a_5 = 0.194, b_5 = 0.120$	$A_5 = (-1.04 - 0.804j) \times 10^{-11}$
6	$a_6 = 0.166, b_6 = 0.124$	$A_6 = (1.14 + 0.876j) \times 10^{-14}$
7	$a_7 = 0.183, b_7 = 0.163$	$A_7 = (-7.47 - 0.572j) \times 10^{-18}$
8	$a_8 = 0.156, b_8 = 0.178$	$A_8 = (2.69 + 2.06j) \times 10^{-21}$
9	$a_9 = 0.131, b_9 = 0.181$	$A_9 = (-4.09 - 3.12j) \times 10^{-25}$

2.7.5. ボルテラ級数モデル

ボルテラ級数 (Volterra Series: VS) モデルは、入出力の微分による状態方程式から導かれる非線形モデルで、離散系での一般形は

$$v(n) = \sum_{k=0}^K \sum_{d_1=0}^{D_k} \sum_{d_2=0}^{D_k} \cdots \sum_{d_{2k+1}=0}^{D_k} \left\{ h_k(d_1, d_2, \dots, d_{2k+1}) \prod_{j=1}^{2k+1} x(n-d_j) \right\} \quad (41)$$

で表される [55],[57],[60]。 k は線形/非線形の次数を表すインデックスで、 $k=0$ は線形項を、 $k \geq 1$ は $(2k+1)$ 次の非線形項を表す。 K は考慮する最大の非線形次数に対応するインデックスである。 D_k はメモリの深さを表すパラメータであり、入力 of 現在値 $x(n)$ から最大で D_k ステップ過去の値 $x(n), x(n-1), \dots, x(n-D_k)$ の中から重複を許した $(2k+1)$ 個の積 $\prod_{j=1}^{2k+1} x(n-d_j)$ に係数 $h_k(d_1, d_2, \dots, d_{2k+1})$ をかけ、それを全ての組み合わせについて足し合わせたものが $(2k+1)$ 次の非線形項となる。 $h_k(d_1, d_2, \dots, d_{2k+1})$ はボルテラカーネルと呼ばれている。複雑な非線形特性を表すことができる最も一般的なモデルであるが、考慮する非線形次数やメモリの深さに応じて項数、したがって係数 $h_k(d_1, d_2, \dots, d_{2k+1})$ の数が爆発的に増大してしまう。式(41) で示した一般形のまま電力増幅器の非線形特性の抽出やプリディストータのためのビヘイビオラルモデルに適用するには限界があり、パラメータ数を縮減する検討が多く行われている [91]-[93]。

2.7.6. メモリ多項式モデル

メモリ多項式 (Memory Polynomial: MP) モデル (以下、MP モデル) [52],[62] は、図 2-17 (a) に示す様に、遅延した入力信号ごとに多項式による非線形を適用するモデルである。項を整理すると、同図 (b) に示す様に、多項式を構成する位相角を保った累乗 $(|x(n)|^{2k}x(n))$ の各項を各ブランチのメモリレス非線形要素とし、それぞれにトランバーサルフィルタによる LTI 要素を適用する PRH モデル形式で書くことができる。つまり MP モデルは、PRH モデルの特殊なケースであると言える。MP モデルの入出力の関係は

$$v(n) = \sum_{k=0}^K \sum_{d=0}^{D_k} h_k(d) |x(n-d)|^{2k} x(n-d) \quad (42)$$

で表される。 k は線形/非線形の次数を表すインデックス、 K は考慮する最大の非線形次数のインデックス、 d は遅延サンプル数、 D_k は考慮する最大の遅延サンプル数を表す。この式からもわかる様に、MP モデルは、異なる k や d に対する $|x(n-d)|^{2k}x(n-d)$ を線形・非線形ベース関数として、それらの線形一次結合で表されるモデルとなっている。

数多くのビヘイビオラルモデルが提案され研究されている中で MP モデルは、

- 非線形を表現するベース関数は、現在あるいは過去の入力信号の位相角を保った累乗を使って表され、異なる時間の入力信号の積を使用しないので、モデル全体が比較的簡略である。
- モデル出力が線形・非線形ベース関数の線形一次結合で表されるので、モデルパラメータである線形一次結合の係数が、最小二乗法などの線形システムにおける適応アルゴリズム理論 [63] を適用して決定することができる。
- 実用レベルの性能が得られ、実用例も数多く報告されている。

の理由から最も多用されているビヘイビオラルモデルの一つであり [94]–[97]、本論文の研究も MP モデルに着目している。なお、MP モデルは 5 次までの成分を考慮すれば実用的な性能を得ることができることが報告されており [94],[98]、本論文においても、主に 5 次までの MP モデルを扱う。

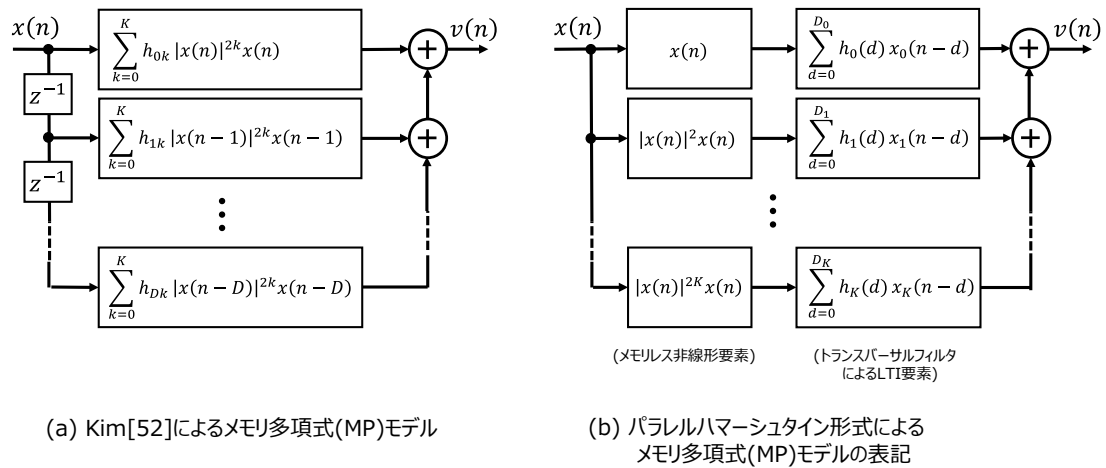


図 2-17 メモリ多項式 (MP)モデル

2.8 p 次インバースモデルの導出

ここでは、2.7.4 節で述べた PRW モデルおよび PRH モデルについて、2.5.1 節で述べた p 次インバースに従い、5 次インバースモデルを求める。2.7.4 節で述べた PRW モデルと PRH モデルはともに各ブランチのメモリレス非線形要素が、 $|x(n)|^{2k+1}x(n)$ の形式の単一项であるモデルであるが、各ブランチのメモリレス非線形要素が次数の異なる複数の項からなる場合は、次数ごとに別のブランチとすることで本節の導出を適用することができる。また、2.7.6 節で述べた MP モデルは、項の並べ替えにより PRH モデルとして書けるので、MP モデルの 5 次インバースモデルは PRH モデルの 5 次インバースとして求めることができる。ここで導出した 5 次インバースモデルに限らず p 次インバースモデル一般に言えることは、 p

次インバースモデルのある非線形次数の成分は、その非線形次数より低次の非線形歪みを抑制するために電力増幅器に与えた低次の成分によってその非線形次数に新たに生じる非線形歪みを抑制しなければならないため、 p 次インバースモデルの高次の成分は低次の成分に依存して逐次的に生成されることになり、元のビヘイビオラルモデルより複雑度が増すということである。

2.8.1. PRW モデルの 5 次インバースモデル

PRW モデルは、LTI 要素のインパルス応答を $g_k(p)$ 、メモリス非線形要素の係数を A_k として

$$y_{\text{PRW}}(n) = \sum_{k=0}^K A_k |V_k(n)|^{2k} V_k(n) \quad (43)$$

$$V_k(n) = \sum_{p=0}^{P_k-1} g_k(p) v(n-p) \quad (44)$$

により表される。この PRW モデルの 5 次インバースモデルは、以下の手順で求めることができる。

まず、求める 5 次インバースモデル出力 $v_{\text{IM}}(n)$ を、線形成分 $v_{\text{IM},0}(n)$ 、3 次非線形成分 $v_{\text{IM},1}(n)$ 、5 次非線形成分 $v_{\text{IM},2}(n)$ の和として表す。ここで、入力 x に対して非線形の応答 $F[x]$ が対応する関係において定数倍した入力 cx に対して $F[cx] = c^k F[x]$ であるとき、 $F[x]$ は k 次の応答であるとする。

$$v_{\text{IM}}(n) = \sum_{i=0}^2 v_{\text{IM},i}(n) \quad (45)$$

これを式(44) の $v(n)$ として代入すると、 $V_k(n)$ も $(2i+1)$ 次の成分 $V_{ki}(n)$ の和として表わされる。

$$V_k(n) = \sum_{i=0}^2 V_{ki}(n) \quad (46)$$

$$V_{ki}(n) = \sum_{p=0}^{P_k-1} g_k(p) v_{\text{IM},i}(n-p)$$

これを更に式(43) に代入して整理すると、

$$y(n) = \sum_{i=0}^2 y_i(n) + y_{3+}(n)$$

$$y_0(n) = A_0 V_{00}(n) \quad (47)$$

$$y_1(n) = A_0 V_{01}(n) + A_1 |V_{10}(n)|^2 V_{10}(n)$$

$$y_2(n) = A_0 V_{02}(n) + A_1 \{2|V_{10}(n)|^2 V_{11}(n) + V_{10}^2(n) V_{11}^*(n)\} \\ + A_2 |V_{20}(n)|^4 V_{20}(n)$$

が得られる。 $y_0(n)$ は線形成分、 $y_1(n)$ は 3 次非線形成分、 $y_2(n)$ は 5 次非線形成分、 $y_{3+}(n)$ は 7 次以上の非線形成分である。ここで、

$$\begin{aligned} y_0(n) &= A_0 x(n) \\ y_1(n) &= 0 \\ y_2(n) &= 0 \end{aligned} \quad (48)$$

であるならば、 $y(n) = A_0 x(n) + y_{3+}(n)$ となり、 $y(n)$ は、7 次以上の成分を除いて $x(n)$ を線形に増幅したものとなる。つまり、 $v(n)$ が式(43)、式(44) による PRW モデルの 5 次インバーサになる。

線形成分については、式(47)、式(48) より $V_{00}(n) = x(n)$ となる様に $V_{00}(n)$ を決定すれば良い。式(46) より $V_{00}(n)$ は、 $g_0(p)$ をインパルス応答の係数とする LTI 要素による $v_{\text{IM},0}(n)$ の応答であるので、その逆特性を与える LTI 要素による $x(n)$ の応答として $v_{\text{IM},0}(n)$ を生成すると、 $V_{00}(n) = x(n)$ となる。つまり、式(49) を満たすように決めた $g_0^{-1}(r)$ を用いて式(50) により $v_{\text{IM},0}(n)$ を与えると、 $V_{00}(n) = x(n)$ となる。ここで、 $g_0(p)$ が p とともに値が小さくなり $p = P_0$ で十分小さな値であるならば、 $r = R_0$ で値が十分小さくなる $g_0^{-1}(r)$ を決定することが可能である。

$$\sum_{r=0}^p g_0(r) g_0^{-1}(p-r) = \begin{cases} 1 & , p = 0 \\ 0 & , p = 1, \dots, P_0 - 1 \end{cases} \quad (49)$$

$$v_{\text{IM},0}(n) = \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) x(n-r) \quad (50)$$

3 次の成分については、式(47)、式(48) より、 $A_0 V_{01}(n) + A_1 |V_{10}(n)|^2 V_{10}(n) = 0$ となる様に $V_{01}(n)$ を決める。 $v_{\text{IM},1}(n)$ により決まる $V_{01}(n)$ が、既に決定した $v_{\text{IM},0}(n)$ により決まる $V_{10}(n)$ によって、

$$V_{01}(n) = -\frac{A_1}{A_0} |V_{10}(n)|^2 V_{10}(n) \quad (51)$$

で与えられれば $A_0 V_{01}(n) + A_1 |V_{10}(n)|^2 V_{10}(n) = 0$ であり、 $y_1(n) = 0$ となる。線形成分と同様に、式(46)より、 $V_{01}(n)$ は、 $g_0(p)$ をインパルス応答の係数とする LTI 要素による $v_{IM,1}(n)$ の応答であるので、式(49)で決定した係数 $g_0^{-1}(r)$ をインパルス応答とする LTI 要素に適用すると

$$\sum_{r=0}^{R_0-1} g_0(r) V_{01}(n-r) = \sum_{r=0}^{R_0-1} \sum_{p=0}^{P_0-1} g_0^{-1}(r) g_0(p) v_{IM,1}(n-p-r) = v_{IM,1}(n) \quad (52)$$

である。従って、式(51)の右辺について係数 $g_0^{-1}(r)$ をインパルス応答とする LTI 要素に適用することにより

$$v_{IM,1}(n) = -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{|V_{10}(n-r)|^2 V_{10}(n-r)\} \quad (53)$$

が得られる。

5 次の成分についても 3 次と同様に、 $v_{IM,2}(n)$ により決まる $V_{02}(n)$ が、既に決定した $v_{IM,0}(n), v_{IM,1}(n)$ により決まる $V_{10}(n), V_{11}(n), V_{20}(n)$ によって、

$$V_{02}(n) = -\frac{A_1}{A_0} \{2|V_{10}(n)|^2 V_{11}(n) + V_{10}^2(n) V_{11}^*(n)\} - \frac{A_2}{A_0} |V_{20}(n)|^4 V_{20}(n) \quad (54)$$

で与えられれば $y_2(n) = 0$ となる。 $V_{02}(n)$ は、 $g_0(p)$ をインパルス応答の係数とする LTI 要素による $v_{IM,2}(n)$ の応答であるので、式(54)の右辺に式(49)で決めた係数 $g_0^{-1}(r)$ をインパルス応答とする LTI 要素を適用することにより、

$$\begin{aligned} v_{IM,2}(n) &= v_{IM,21}(n) + v_{IM,22}(n) + v_{IM,23}(n) \\ v_{IM,21}(n) &= -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{2|V_{10}(n-r)|^2 V_{11}(n-r)\} \\ v_{IM,22}(n) &= -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{V_{10}^2(n-r) V_{11}^*(n-r)\} \\ v_{IM,23}(n) &= -\frac{A_2}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{|V_{20}(n-r)|^4 V_{20}(n-r)\} \end{aligned} \quad (55)$$

が得られる。これらをまとめると、

$$\begin{aligned}
v_{\text{IMPRW}}(n) &= \sum_{k=0}^2 v_{\text{IM},k}(n) \\
v_{\text{IM},0}(n) &= \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r)x(n-r) \\
v_{\text{IM},1}(n) &= -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{|V_{10}(n-r)|^2 V_{10}(n-r)\} \\
v_{\text{IM},2}(n) &= v_{\text{IM},21}(n) + v_{\text{IM},22}(n) + v_{\text{IM},23}(n) \\
v_{\text{IM},21}(n) &= -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{2|V_{10}(n-r)|^2 V_{11}(n-r)\} \\
v_{\text{IM},22}(n) &= -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{V_{10}^2(n-r) V_{11}^*(n-r)\} \\
v_{\text{IM},23}(n) &= -\frac{A_2}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \{|V_{20}(n-r)|^4 V_{20}(n-r)\} \\
V_{ki}(n) &= \sum_{p=0}^{P_k-1} g_k(p) v_{\text{IM},i}(n-p)
\end{aligned} \tag{56}$$

である。図 2-18 に、得られた PRW モデルの 5 次インバースモデルのブロック図を示す。

2.8.2. PRH モデルの 5 次インバースモデル

PRH モデルは、各ブランチの LTI 要素のインパルス応答を $g_k(p)$ 、メモリレス非線形要素の係数を A_k とすると、

$$y_{\text{PRH}}(n) = \sum_{k=0}^K \sum_{p=0}^{P_k-1} g_k(p) |v(n-p)|^{2k} v(n-p) \tag{57}$$

で表される。PRH モデルの 5 次インバースモデルも、PRW モデルと同様な手順で求めることができる。求める 5 次インバースモデル出力 $v_{\text{IM}}(n)$ が式(45) により線形成分 $v_{\text{IM},0}(n)$ 、3 次非線形成分 $v_{\text{IM},1}(n)$ 、5 次非線形成分 $v_{\text{IM},2}(n)$ の和で表されるとしてこれを式(57) に代入して次数ごとに整理すると、

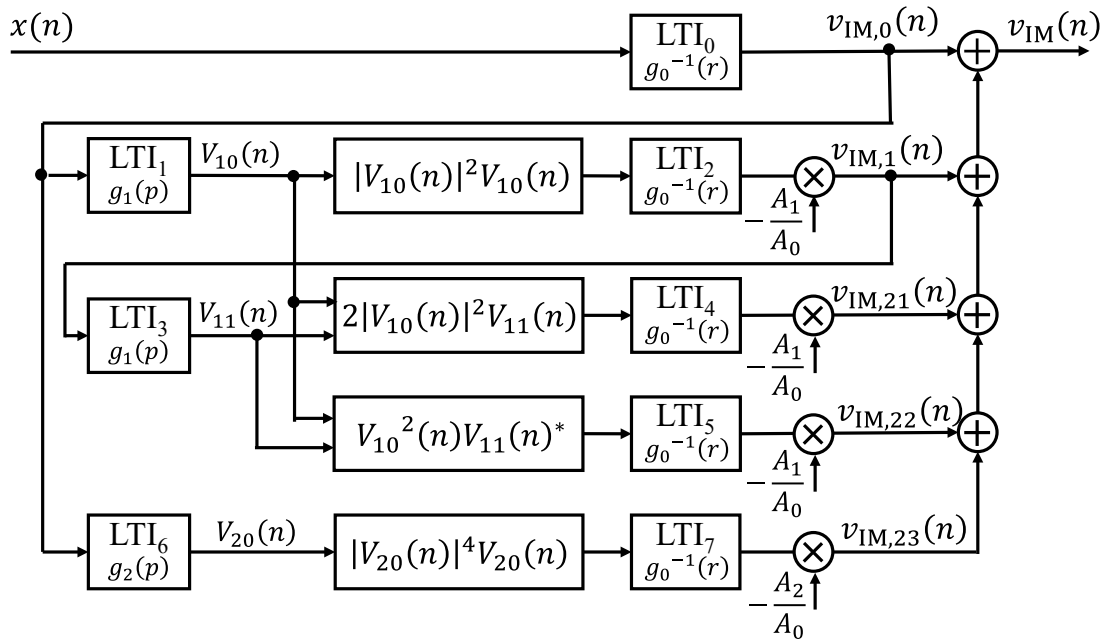


図 2-18 PRW モデルの 5 次インバースモデル

Copyright (c)2019 IEICE

$$y(n) = \sum_{i=0}^2 y_i(n) + y_{3+}(n)$$

$$\begin{aligned}
 y_0(n) &= A_0 \sum_{p=0}^{P_0-1} g_0(p) v_{\text{IM},0}(n-p) \\
 y_1(n) &= A_0 \sum_{p=0}^{P_0-1} g_0(p) v_{\text{IM},1}(n-p) + A_1 \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) |v_{\text{IM},0}(n-p)|^2 v_{\text{IM},0}(n-p) \\
 y_2(n) &= A_0 \sum_{p=0}^{P_0-1} g_0(p) v_{\text{IM},2}(n-p) \\
 &\quad + A_1 \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) \left[2|v_{\text{IM},0}(n-p)|^2 v_{\text{IM},1}(n-p) + \{v_{\text{IM},0}(n-p)\}^2 v_{\text{IM},1}^*(n-p) \right] \\
 &\quad + A_2 \sum_{p=0}^{P_2-1} g_2(p) |v_{\text{IM},0}(n-p)|^4 v_{\text{IM},0}(n-p)
 \end{aligned} \tag{58}$$

となる。 $y_0(n)$, $y_1(n)$, $y_2(n)$, $y_{3+}(n)$ はそれぞれ線形成分、3 次非線形成分、5 次非線形成分、7 次以上の非線形成分である。 $y_0(n)$, $y_1(n)$, $y_2(n)$ について、

$$\begin{aligned}
y_0(n) &= A_0 x(n) \\
y_1(n) &= 0 \\
y_2(n) &= 0
\end{aligned} \tag{59}$$

であれば、式(58) は式(57) の 5 次インバースになる。線形成分については PRW モデルの場合と同形であり、式(50) と同じ結果

$$v_{\text{IM},0}(n) = \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) x(n-r) \tag{60}$$

となる。3 次成分、5 次成分については、

$$\sum_{p=0}^{P_0-1} g_0(p) v_{\text{IM},1}(n-p) = -\frac{A_1}{A_0} \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) |v_{\text{IM},0}(n-p)|^2 v_{\text{IM},0}(n-p) \tag{61}$$

$$\begin{aligned}
&\sum_{p=0}^{P_0-1} g_0(p) v_{\text{IM},2}(n-p) = \\
&-\frac{A_1}{A_0} \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) \left[2|v_{\text{IM},0}(n-p)|^2 v_{\text{IM},1}(n-p) + \{v_{\text{IM},0}(n-p)\}^2 v_{\text{IM},1}^*(n-p) \right] \\
&-\frac{A_2}{A_0} \sum_{p=0}^{P_2-1} g_2(p) |v_{\text{IM},0}(n-p)|^4 v_{\text{IM},0}(n-p)
\end{aligned} \tag{62}$$

が式(59) を満たす条件となり、それぞれ両辺について式(49) で決めた係数 $g_0^{-1}(r)$ をインパルス応答とする LTI 要素を適用することにより、

$$v_{\text{IM},1}(n) = -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \left\{ \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) |v_0(n-p-r)|^2 v_0(n-p-r) \right\} \tag{63}$$

$$\begin{aligned}
v_{\text{IM},2}(n) = -\frac{1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \left\{ A_1 \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) (2|v_0(n-p-r)|^2 v_1(n-p-r) \right. \\
\left. + v_0^2(n-p-r) v_1^*(n-p-r)) \right. \\
\left. + A_2 \sum_{p=0}^{P_2-1} g_2(p) |v_0(n-p-r)|^4 v_0(n-p-r) \right\}
\end{aligned} \tag{64}$$

が得られる。これらをまとめると、

$$v_{\text{IM,PRH}}(n) = \sum_{k=0}^2 v_{\text{IM},k}(n)$$

$$v_{\text{IM},0}(n) = \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r)x(n-r)$$

$$v_{\text{IM},1}(n) = -\frac{A_1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \left\{ \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) |v_0(n-p-r)|^2 v_0(n-p-r) \right\} \quad (65)$$

$$v_{\text{IM},2}(n) = -\frac{1}{A_0} \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) \left\{ A_1 \sum_{p=0}^{P_1-1} g_1(p) (2|v_0(n-p-r)|^2 v_1(n-p-r) + v_0^2(n-p-r)v_1^*(n-p-r)) + A_2 \sum_{p=0}^{P_2-1} g_2(p) |v_0(n-p-r)|^4 v_0(n-p-r) \right\}$$

である。図 2-19 に得られた PRH モデルの 5 次インバースモデルのブロック図を示す。

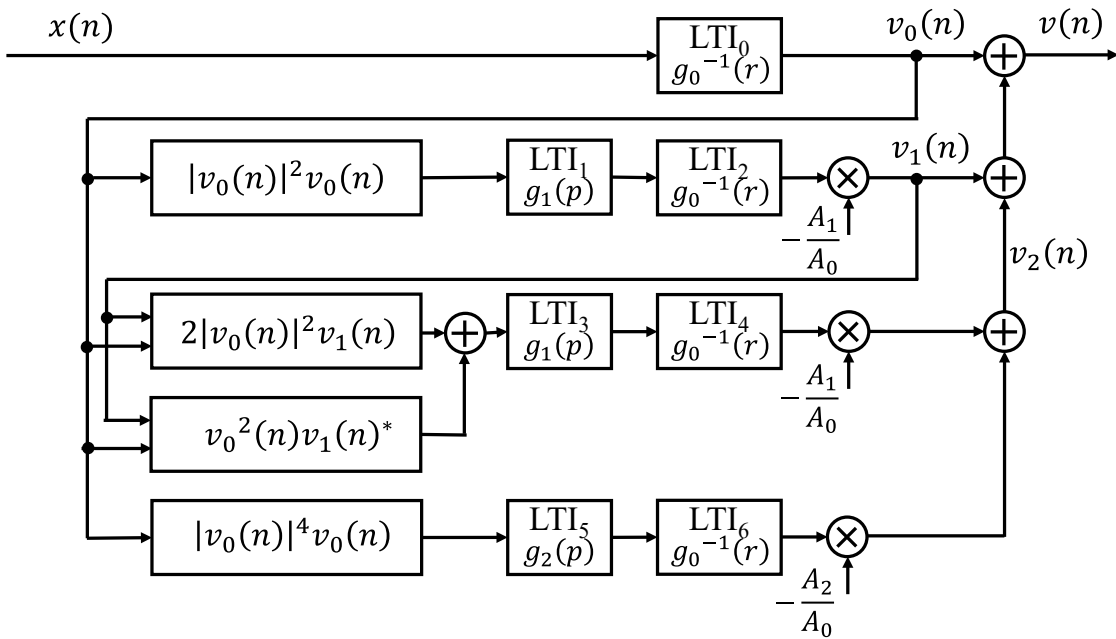


図 2-19 PRH モデルの 5 次インバースモデル

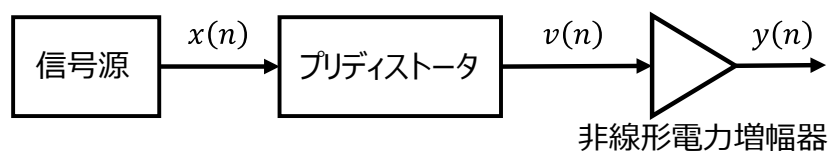
第3章 周波数ドメイン演算によるパラメータ抽出

3.1 はじめに

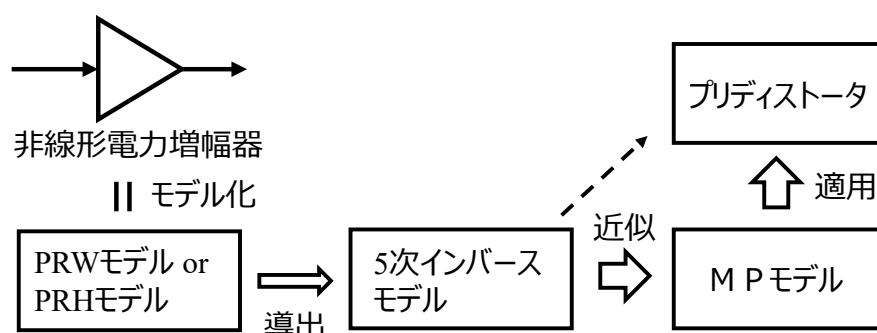
第1章、および第2章で、ワイヤレス移動通信システムが消費するエネルギーの増加を抑制するために電力増幅器の電力効率を向上する技術が必要であること、電力増幅器の非線形特性を補償する歪み補償技術が重要な役割を果たすことを述べた。そして、電力増幅器の非線形特性を補償するプリディストータに適用する逆特性をビヘイビオラルモデルで扱い、デジタル信号処理により非線形歪み補償を実現する DPD が数多く研究・実用化されていることについても述べ、そこで使用されている代表的なビヘイビオラルモデルも概説した。

2.8 節で導いた PRW モデルや PRH モデルの 5 次インバースモデルは、そのままプリディストータとして適用可能である一方、5 次非線形成分 $v_{IM,2}(n)$ が 3 次非線形成分 $v_{IM,1}(n)$ を元に生成されるなど、LTI 要素と非線形要素が多段に縦続接続され、元の PRH モデルや PRW モデルより複雑な構成となる問題がある。等価な非線形特性を持つ MP モデルに変換してプリディストータに適用することができれば、プリディストータを実行する際の演算が削減可能であると期待できる。

図 3-1 にプリディストータを用いた非線形電力増幅器の歪み補償システムと、本章におけるプリディストータの検討シナリオを示す。非線形電力増幅器の歪み補償システムは、信号



(a) プリディストータを用いた非線形電力増幅器の歪み補償システム



(b) プリディストータの検討シナリオ

図 3-1 歪補償システムとプリディストータの検討シナリオ

源からの信号 $x(n)$ にプリディストーション処理を施した信号 $v(n)$ を非線形電力増幅器に入力して歪み補償された増幅器出力 $y(n)$ を得るものであるとする。この歪み補償システムにおけるプリディストータの検討シナリオとして、歪み補償の対象となる電力増幅器の非線形特性が PRW モデルあるいは PRH モデルによりモデル化され、その 5 次インバースモデルが導かれているとし、これを等価な非線形特性を持つ MP モデルに変換してプリディストータに適用することを考える。

5 次インバースモデルをそれと等価な非線形特性を持つ MP モデルに変換するには、単純には、図 3-2 に示す様に 5 次インバースモデルとの差を最小化する MP モデルを求めれば良い。つまり、5 次インバースモデルが示す非線形特性を MP モデルで同定すれば良い。従来手法では、MP モデルが線形・非線形ベース関数の線形一次結合で表わされるモデルであることから、5 次インバースモデルの入出力値を用いた最小二乗法によりその線形一次結合の係数を求めることで実現できる。しかしながら、MP モデルを構成する線形・非線形ベース関数の中には寄与の小さい関数が含まれることから、最小二乗法の演算中で逆行列を求める必要のある行列が特異行列に近くなり、大きな演算桁数で演算しなければ求めた MP モデルと元の 5 次インバースモデルとの誤差が大きくなってしまう [54],[57],[94]。

そこで本章では、MP モデルがその構成要素である LTI 要素のパラメータ(つまりインパルス応答)により特定される [88],[89],[99] ことに着目し、その周波数特性を決定するステップと決定した周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタを設計するステップの 2 ステップからなる計算方法を導き、計算機シミュレーションによってその有効性を検証する。LTI 要素の周波数特性を決める演算により、特異行列に近い行列を扱う必要がなくなり計算の数値安定性が増すとともに変換に要する計算量を減らすことができる。トランスバーサルフィルタのタップ係数を求める計算は、逆離散フーリエ変換 (Inverse Discrete Fourier Transform: IDFT) と窓関数 [100] による一般的なデジタルフィルタ設計法と異なり、扱う信号の周波数

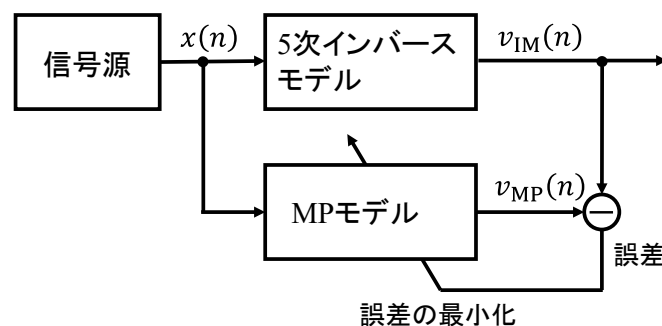


図 3-2 5 次インバースモデルの非線形特性の MP モデルによる同定

成分が存在する周波数での周波数特性を限られたタップ数のトランスバーサルフィルタで実現するものである。なお、本章では、PRW モデルあるいは PRH モデルの 5 次インバースモデルを題材としているが、線形成分、3 次非線形成分、5 次非線形成分が分離された非線形特性であれば、本章で提案する手法を適用して等価な非線形特性を有する MP モデルを求めることが可能である。また、7 次以上の成分を含む場合にも拡張は容易である。

3.2 プリディストータ検討シナリオの定義

図 3-1 に示した歪補償システムでのプリディストータの検討を、考慮する帯域幅に対するナイキストレートでサンプリングされた等価低域系で行う。信号源からの信号 $x(n)$ 、プリディストーションを施した信号 $v(n)$ 、非線形電力増幅器の出力 $y(n)$ をはじめ時間ドメイン信号は、サンプリング時刻を表すインデックスを用いて表す。インデックス (n) は、時刻 $t = nT_s$ におけるサンプルであることを示す。 T_s はサンプリング周期である。また、等価低域系が対応する高周波の帯域内では、奇数次の非線形による歪みが生じるものとして、非線形歪みは奇数次のみを扱う。 $(2k + 1)$ 次の非線形を扱うには、 $(2k + 1)$ 倍の帯域幅が必要であるので、等価低域系は、そのための十分な帯域幅を考慮するものとする。

非線形電力増幅器の非線形特性は PRW モデルあるいは PRH モデルによって

$$y_{\text{PRW}}(n) = \sum_{k=0}^K A_k |V_k(n)|^{2k} V_k(n) \quad (66)$$

$$V_k(n) = \sum_{p=0}^{P_k-1} g_k(p) v(n-p) \quad (67)$$

あるいは

$$y_{\text{PRH}}(n) = \sum_{k=0}^K \sum_{p=0}^{P_k-1} g_k(p) |v(n-p)|^{2k} v(n-p) \quad (68)$$

として同定されているものとする。 k は線形・非線形の次数を表すインデックスであり、式(66)や式(68)の右辺の和の $k = 0, 1, 2, \dots, K$ は、それぞれのモデルで $(2k + 1)$ 次のブランチに相当する。 K は非線形特性モデルで考慮する最大の非線形次数のインデックスであり、5 次インバースモデルを考えるため、5 次以上のモデル同定が行われている、つまり $K \geq 2$ であるとする。 $g_k(p)$ は各次数のブランチにおける LTI 要素のインパルス応答であり、 P_k はその応答長である。それらのモデルに対する 5 次インバースモデル $v_{\text{IM}}(n)$ が 2.8 節で示した方法により導かれ、PRW モデルに対しては式(56)、PRH モデルに対しては式(65) で与えられ

る。

5 次インバースモデルは、そのままプリディストータに適用することが可能であるが、プリディストータの実装を簡略化するため、

$$v_{\text{MP}}(n) = \sum_{k=0}^2 \sum_{d=0}^{D_k-1} h_k(d) |x(n-d)|^{2k} x(n-d) \quad (69)$$

によって表される MP モデルに変換することを考える。 $h_k(d)$, D_k は変換先の MP モデルにおける各ブランチの LTI 要素のインパルス応答およびその応答長である。図 3-3 に変換先の MP モデルのブロック図を示す。

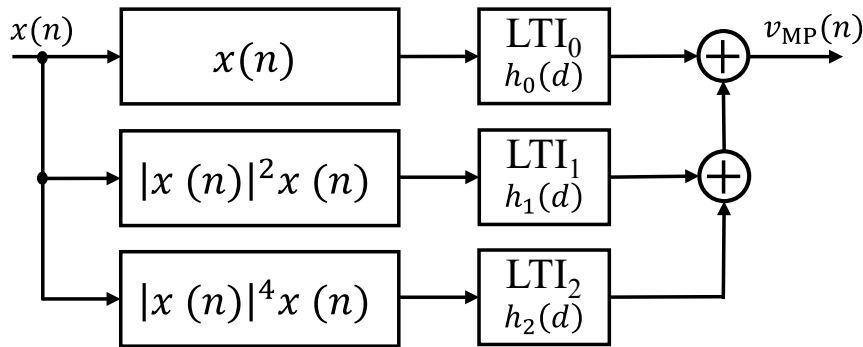


図 3-3 変換先 MP モデル

3.3 時間ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出

5 次インバースモデルが示す非線形特性を MP モデルで同定することは、従来手法的には、MP モデルがモデルパラメータに関して線形である性質により最小二乗法で行うことができる。5 次インバースモデルと MP モデルに同じ信号 $x(n)$ を与えて、両者の出力の差の二乗平均値を最小にする MP モデルパラメータを決定すれば、決定したパラメータにより定義された MP モデルが 5 次インバースモデルの非線形特性を同定したモデルとして得られる。以下にその方法を示す。

変換先の MP モデルを表す式(69) は、異なる k や d に対する $|x(n-d)|^{2k} x(n-d)$ のそれぞれを線形・非線形ベース関数として並べたベクトル

$$\mathbf{u}(n) = \begin{bmatrix} x(n), x(n-1), \dots, x(n-(D_0-1)), \\ |x(n)|^2 x(n), \dots, |x(n-(D_1-1))|^2 x(n-(D_1-1)), \\ |x(n)|^4 x(n), \dots, |x(n-(D_2-1))|^4 x(n-(D_2-1)) \end{bmatrix} \quad (70)$$

および線形一次結合の係数を並べたベクトル

$$\mathbf{h} = [h_0(0), \dots, h_0(D_0-1), h_1(0), \dots, h_1(D_1-1), h_2(0), \dots, h_2(D_2-1)]^T \quad (71)$$

により

$$v_{\text{MP}}(n) = \mathbf{u}(n)\mathbf{h} \quad (72)$$

と書ける。ただし $[\cdot]^T$ は転置を表す。 \mathbf{h} の要素の数、つまりMPモデルのパラメータの数より十分大きい L について、 L 個の異なる $\mathbf{u}(n)$ および $v_{\text{IM}}(n)$ の事象を並べた行列 \mathbf{U} およびベクトル \mathbf{v}_{IM} を

$$\mathbf{U} = [[\mathbf{u}(n_1)]^T, [\mathbf{u}(n_2)]^T, \dots, [\mathbf{u}(n_L)]^T]^T \quad (73)$$

$$\mathbf{v}_{\text{IM}} = [v_{\text{IM}}(n_1), v_{\text{IM}}(n_2), \dots, v_{\text{IM}}(n_L)]^T \quad (74)$$

とすると、それぞれの事象における5次インバースモデル出力 $v_{\text{IM}}(n)$ とMPモデル出力 $v_{\text{MP}}(n)$ との差の二乗平均値

$$\sum_{l=1}^L |v_{\text{MP}}(n_l) - v_{\text{IM}}(n_l)|^2 / L \quad (75)$$

を最小にするMPモデルのパラメータのベクトル $\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}}$ が、最小二乗法により

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}} = (\mathbf{U}^H \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^H \mathbf{v}_{\text{IM}} \quad (76)$$

で与えられる。 $(\cdot)^H$ は行列のエルミート転置を表す。式(76)の $\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}}$ と式(70)の $\mathbf{u}(n)$ によって定義されるMPモデル

$$v_{\text{MP_LS}}(n) = \mathbf{u}(n)\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}} \quad (77)$$

が、5次インバースモデルの非線形特性を近似するMPモデルとして得られる。

なお、式(56)あるいは式(65)では、変換元の5次インバースモデルが、線形・非線形次数ごとに分離して与えられているので、変換先のMPモデルも

$$v_{\text{MP},k}(n) = \sum_{d=0}^{D_k-1} h_k(d) |x(n-d)|^{2k} x(n-d), \quad k = 0,1,2 \quad (78)$$

と次数ごとに分離し、次数ごとに 5 次インバースモデル出力との差の二乗平均値

$$\sum_{l=1}^L |v_{\text{MP},k}(n_l) - v_{\text{IM},k}(n_l)|^2 / L, \quad k = 0,1,2 \quad (79)$$

を最小にする様に MP モデルのパラメータを決めることができる。各次数 ($k = 0,1,2$) ごとの、線形・非線形ベース関数、MP モデルの係数ベクトル、および、それらを L 個の異なる事象について並べた行列、ベクトル

$$\mathbf{u}_k(n) = [|x(n)|^{2k} x(n), \dots, |x(n - (D_k - 1))|^{2k} x(n - (D_k - 1))] \quad (80)$$

$$\mathbf{h}_k = [h_k(0), \dots, h_k(D_k - 1)]^T \quad (81)$$

$$\mathbf{U}_k = [[\mathbf{u}_k(n_1)]^T, [\mathbf{u}_k(n_2)]^T, \dots, [\mathbf{u}_k(n_L)]^T]^T \quad (82)$$

$$\mathbf{v}_{\text{IM},k} = [v_{\text{IM},k}(n_1), v_{\text{IM},k}(n_2), \dots, v_{\text{IM},k}(n_L)]^T \quad (83)$$

により各次数の MP モデルのパラメータの推定値

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS},k} = (\mathbf{U}_k^H \mathbf{U}_k)^{-1} \mathbf{U}_k^H \mathbf{v}_{\text{IM},k} \quad (84)$$

が得られ、それらを並べた係数ベクトル

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}} = [[\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS},0}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS},1}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS},2}]^T]^T \quad (85)$$

を使って式(77) により定義される MP モデルを 5 次インバースモデルの非線形特性を近似するモデルとして得ることができる。

3.4 周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出

本節では、周波数ドメインの演算により MP モデルのパラメータを抽出する方法について述べる。周波数ドメインで演算を行うことにより、線形時不変システムにおいて時間ドメインの畳み込み演算が周波数ごとの積演算にできることに相当して MP モデルの周波数特性を周波数ごとに独立に計算でき、時間ドメインの演算、式(76) あるいは式(84) で必要であった特異行列に近い行列の逆行列を求める計算がそれぞれの周波数成分の大きさによる除算に

置き換わり、比較的少ない桁数の演算で MP モデルのパラメータ抽出を行うことが可能となる。周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出は、(a) 各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性を求める、(b) その周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタのタップ係数を求める、の 2 ステップで行う。

3.4.1. 各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性

周波数ドメインで MP モデルの各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性を求めるため、MP モデルおよび 5 次インバースモデルの双方を周波数ドメインで記述する。そして、非線形次数ごとの両者の差の二乗平均値である式(79) を最小化する MP モデルの LTI 要素の周波数特性を決定する。まず、MP モデルおよび 5 次インバースモデルの双方について、時間インデックス $(n - M + 1)$ から (n) までの M 個のサンプル値の離散フーリエ変換 (Discrete Fourier Transform: DFT) を

$$V_{\text{MP},k}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} v_{\text{MP},k}(n-m) e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (86)$$

$$V_{\text{IM},k}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} v_{\text{IM},k}(n-m) e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (87)$$

で定義する。 $\alpha \left(\in \left\{ -\frac{M}{2}, \dots, -1, 0, 1, \dots, \frac{M}{2} - 1 \right\} \right)$ は周波数を表すインデックスであり、等価低域系での周波数 $\frac{\alpha}{M} \cdot \frac{1}{T_s}$ に相当する。DFT の点数 M は、MP モデルおよび 5 次インバースモデル全体の応答長より十分大きいものとする。式(86)、式(87) は、一般的な DFT の定義式と異なるが、インデックスの取り方の違いによるものであり、一般的な DFT の定義式と等価なものである。 $v_{\text{MP},k}(n)$ および $v_{\text{IM},k}(n)$ は、 $V_{\text{MP},k}(\alpha)$ および $V_{\text{IM},k}(\alpha)$ の IDFT として

$$v_{\text{MP},k}(n) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=-M/2}^{M/2-1} V_{\text{MP},k}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha n/M} \quad (88)$$

$$v_{\text{IM},k}(n) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=-M/2}^{M/2-1} V_{\text{IM},k}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha n/M} \quad (89)$$

と書ける。また、 $V_{\text{MP},k}(\alpha)$ については、式(78) の両辺の DFT により、

$$V_{\text{MP},k}(\alpha) = H_k(\alpha) X_k(\alpha) \quad (90)$$

である。ここで、 $H_k(\alpha)$ 、 $X_k(\alpha)$ はそれぞれ、MP モデルの k 番目のブランチの LTI 要素の周

波数応答、および、 $|x(n)|^{2k}x(n)$ の DFT

$$H_k(\alpha) = \sum_{d=0}^{D_k-1} h_k(d)e^{-j2\pi\alpha d/M} \quad (91)$$

$$X_k(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} |x(n-m)|^{2k}x(n-m)e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (92)$$

である。式(90)を式(88)に代入することにより

$$v_{MP,k}(n) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=-M/2}^{M/2-1} H_k(\alpha)X_k(\alpha)e^{-j2\pi\alpha/M} \quad (93)$$

と書ける。 l 番目の事象に対応する $X_k(\alpha)$, $V_{IM,k}(\alpha)$ を $X_{k,l}(\alpha)$, $V_{IM,k,l}(\alpha)$ と表記して式(89)、式(93)を式(79)に代入すると、

$$\sum_{l=1}^L \left| \sum_{\alpha=-M/2}^{M/2-1} (H_k(\alpha)X_{k,l}(\alpha) - V_{IM,k,l}(\alpha))e^{-j2\pi\alpha/M} \right|^2 / L \quad (94)$$

となる。十分大きな L に対して

$$\sum_{l=1}^L (H_k(\alpha)X_{k,l}(\alpha) - V_{IM,k,l}(\alpha)) (H_k(\beta)X_{k,l}(\beta) - V_{IM,k,l}(\beta))^* e^{-\frac{j2\pi(\alpha-\beta)}{M}} / L = 0, \quad (95)$$

$$\alpha \neq \beta$$

であるので、式(94)は、

$$\sum_{\alpha=-M/2}^{M/2-1} \left\{ \sum_{l=1}^L |H_k(\alpha)X_{k,l}(\alpha) - V_{IM,k,l}(\alpha)|^2 \right\} / L \quad (96)$$

と書ける。 $(\cdot)^*$ は複素共役を表す。式(96)を最小化するには、それぞれの周波数で

$$\sum_{l=1}^L |H_k(\alpha)X_{k,l}(\alpha) - V_{IM,k,l}(\alpha)|^2 \quad (97)$$

を最小化すればよい。また、式(97)を最小化する $H_k(\alpha)$ の必要十分条件は

$$\hat{H}_k(\alpha) = \frac{\sum_{l=1}^L X_{k,l}^*(\alpha)V_{IM,k,l}(\alpha)}{\sum_{l=1}^L |X_{k,l}(\alpha)|^2} \quad (98)$$

である。多数の $x(n - M + 1), \dots, x(n)$ の事象について $X_{k,l}(\alpha)$, $V_{1M,k,l}(\alpha)$ を計算し、式(98)により $\hat{H}_k(\alpha)$ を求めれば、それが 5 次インバースモデルの非線形特性を近似する MP モデルの各ブランチの LTI 要素の周波数特性となる。なお、信号 $x(n)$ あるいはその位相角を保った累乗 $|x(n)|^{2k}x(n)$ のスペクトルが存在する帯域の外では、 $X_{k,l}(\alpha)$ の大きさがゼロになるので、 $\hat{H}_k(\alpha)$ の値が求められなくなるが、次節で述べる周波数特性からトランスバーサルフィルタのタップ係数を求める計算ではそのような周波数 α に対応する $\hat{H}_k(\alpha)$ を使用しないので、式(98) では、分母が非ゼロである周波数 α についてのみ $\hat{H}_k(\alpha)$ を計算すればよい。周波数ドメインで $\hat{H}_k(\alpha)$ を求める処理の流れを図 3-4 に示す。

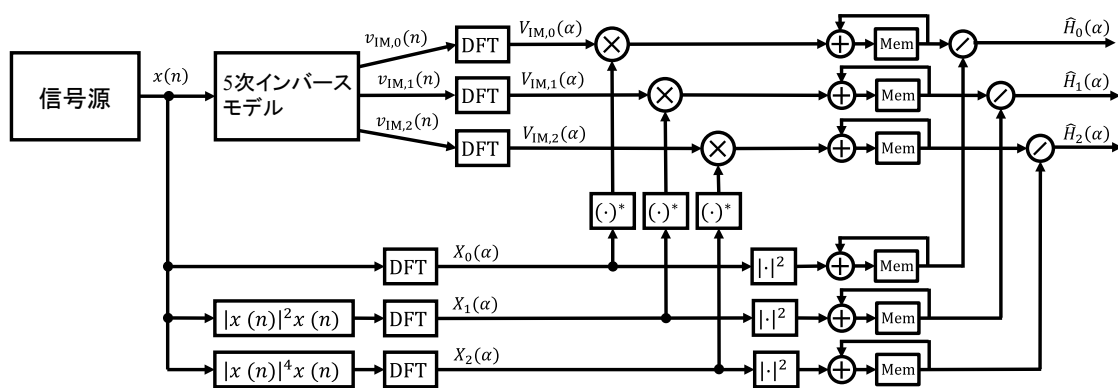


図 3-4 MP モデルの LTI 要素の周波数特性を求める処理の流れ

3.4.2. 周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタの設計

前節の式(98)により、5 次インバースモデルの非線形特性を近似する MP モデルの各ブランチの LTI 要素の周波数特性が求められるが、これを実装するためには、その周波数特性を実現する時間ドメインのデジタルフィルタを設計する必要がある [100]。ここでは、トランスバーサルフィルタで実現するものとする。単純には、得られた周波数特性の IDFT によりインパルス応答を求めれば、それをトランスバーサルフィルタのタップ係数とすることができる。ところが、これには大きく二つの問題が生じる。ひとつは、増幅する信号の帯域幅が限られているため、系の全ての帯域にわたって周波数特性 $\hat{H}_k(\alpha)$ が求められないこと。ふたつ目には、求めることができない周波数における $\hat{H}_k(\alpha)$ の値を仮にゼロ等の固定の値にして IDFT すると、応答長の長いインパルス応答となって実装に適さず、得られたインパルス応答に窓関数を使用すると実現すべき周波数特性を変えてしまうことである。

ここで、MP モデルを構成する各ブランチの LTI 要素に加わる信号のスペクトルが存在する周波数帯域について考えると、線形ブランチでは増幅する信号 $x(n)$ の帯域幅に限られ、

$|x(n)|^2x(n)$ が係る 3 次の非線形ブランチの LTI 要素では信号 $x(n)$ の帯域幅の 3 倍、5 次の非線形ブランチの LTI 要素では信号 $x(n)$ の帯域幅の 5 倍の帯域幅に限られることがわかる。そこで、式(91) で与えられる MP モデルの各ブランチの LTI 要素の周波数特性が、それぞれのブランチで加わる信号の帯域幅において式(98) で求めた周波数特性に近くなるように MP モデルのパラメータ、つまり各ブランチの LTI 要素となるトランスバーサルフィルタのタップ係数を定める [89],[90]。言い換えると、

$$e_k = \sum_{\alpha=-(2k+1)\alpha_S}^{(2k+1)\alpha_S} |H_k(\alpha) - \hat{H}_k(\alpha)|^2 \quad (99)$$

を最小化するインパルス応答の係数 $h_k(d)$ を求める。ここで、 α_S は、増幅する信号 $x(n)$ のスペクトルが存在する最大の周波数を示す周波数インデックスである。増幅する信号がある帯域幅の矩形スペクトルを有するものであれば、 α_S はその帯域幅の 1/2 に等しい。これは式(98) で求めることができなかった周波数における周波数応答をゼロ等の値で拘束するのではなく、むしろその周波数における周波数応答に自由度を持たせ、その代わりに $d \geq D_k$ に対して $h_k(d)$ をゼロに拘束する決め方になっている。

$$\mathbf{h}_k = [h_k(0), \dots, h_k(D_k - 1)]^T \quad (100)$$

$$\mathbf{w}_{k,\alpha} = [1, e^{-j\frac{2\pi\alpha}{M}}, \dots, e^{-j\frac{2\pi\alpha(D_k-1)}{M}}] \quad (101)$$

と置くと、式(91) は、

$$H_k(\alpha) = \mathbf{w}_{k,\alpha} \mathbf{h}_k \quad (102)$$

と書ける。更に

$$\mathbf{W}_k = [\mathbf{w}_{k,-(2k+1)\alpha_S}^T, \dots, \mathbf{w}_{k,(2k+1)\alpha_S}^T]^T \quad (103)$$

$$\hat{\mathbf{H}}_k = [\hat{H}_k(-(2k+1)\alpha_S), \dots, \hat{H}_k((2k+1)\alpha_S)]^T \quad (104)$$

と置くと、式(99) は、

$$e_k = (\mathbf{W}_k \mathbf{h}_k - \hat{\mathbf{H}}_k)^H (\mathbf{W}_k \mathbf{h}_k - \hat{\mathbf{H}}_k) \quad (105)$$

と書け、これを最小にする \mathbf{h}_k として

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},k} = (\mathbf{W}_k^H \mathbf{W}_k)^{-1} \mathbf{W}_k^H \hat{\mathbf{H}}_k \quad (106)$$

が得られる。ここで、 \mathbf{W}_k は行列を使って DFT を表記するときの行列の一部を切り出した行列であり、行の数(周波数要素の数)が列の数(インパルス応答長)より多ければ特異行列になることはなく、式(106) の計算を行うことが可能である。この条件は、インパルス応答長より十分に長い M を選ぶことにより満たされる。

線形ブランチ ($k = 0$)、3 次非線形ブランチ ($k = 1$)、5 次非線形ブランチ ($k = 2$) のそれぞれについて $\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},k}$ を得れば、

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD}} = \left[[\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},0}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},1}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},2}]^T \right]^T \quad (107)$$

により係数を一つのベクトルにまとめ、

$$v_{\text{MP_FD}}(n) = \mathbf{u}(n)\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD}} \quad (108)$$

により定義される MP モデルが、5 次インバースモデルの非線形特性を近似する MP モデルとして得られる。なお、 $\mathbf{u}(n)$ は式(70) により与えられる。

3.5 計算機シミュレーションによる検証

ここでは、3.4 節で述べた周波数ドメインの演算による MP モデルのパラメータ抽出が、3.3 節で述べた従来手法である時間ドメインの計算による MP モデル抽出に比べ、少ない桁数の演算で元の 5 次インバースモデルと等価な非線形特性を持つ MP モデルを決定することができること、そして、求めた MP モデルがプリディクタとして元の 5 次インバースモデルと等価に働くことを計算機シミュレーションによって確かめる。

3.5.1. 評価方法

(a) 変換誤差

得られた MP モデルと 5 次インバースモデルの差分を示す指標として、図 3-5 に示すよう

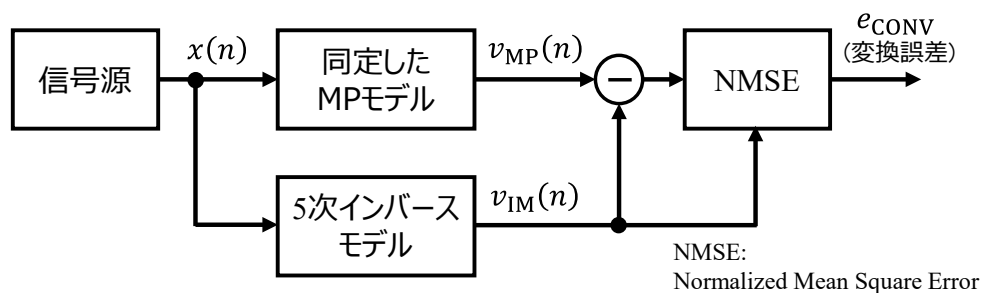


図 3-5 変換誤差の評価

に、信号 $x(n)$ を発生させて、それを得られた MP モデルおよび 5 次インバースモデルに適用した際の両者の出力間の正規化二乗平均誤差 (Normalized Mean Square Error: NMSE)

$$e_{\text{CONV}} = \frac{E[|v_{\text{MP}}(n) - v_{\text{IM}}(n)|^2]}{E[|v_{\text{IM}}(n)|^2]} \quad (109)$$

を変換誤差として定義し、時間ドメインの演算で同定した MP モデルである式(77) と、提案方式である周波数ドメインの演算で同定した MP モデルである式(108) とで比較する。ここで、 $E[\cdot]$ は多くの事象に関するアンサンブル平均を表す。

(b) 残留歪みと電力スペクトル密度

図 3-6 に示す構成により、5 次インバースモデルと等価な非線形特性を有するように同定した MP モデルがプリディストータとして 5 次インバースモデルと同等に機能することを、残留歪みと電力スペクトル密度によって評価する。変換誤差と同様に、信号 $x(n)$ を発生させ、それをそれぞれの計算方法で得られた MP モデルに適用した出力をプリディストーション信号 $v(n)$ とし、これを非線形電力増幅器の入力したときの非線形電力増幅器出力 $y(n)$ について、以下で定義する残留歪み(Residual Distortion: RD) および 電力スペクトル密度 (Power Spectrum Density: PSD)

$$RD = \frac{E[|y(n) - \gamma_0 x(n)|^2]}{E[|\gamma_0 x(n)|^2]} \quad (110)$$

$$PSD = E[|Y(\alpha)|^2] \quad (111)$$

を比較する。 γ_0 は、電力増幅器の線形ゲインで、小信号時の $y(n)/x(n)$ である。 $Y(\alpha)$ は、 $y(n)$ の DFT で、連続した M_{PSD} 個の非線形電力増幅器出力系列 $y(n - M_{\text{PSD}} + 1), \dots, y(n)$

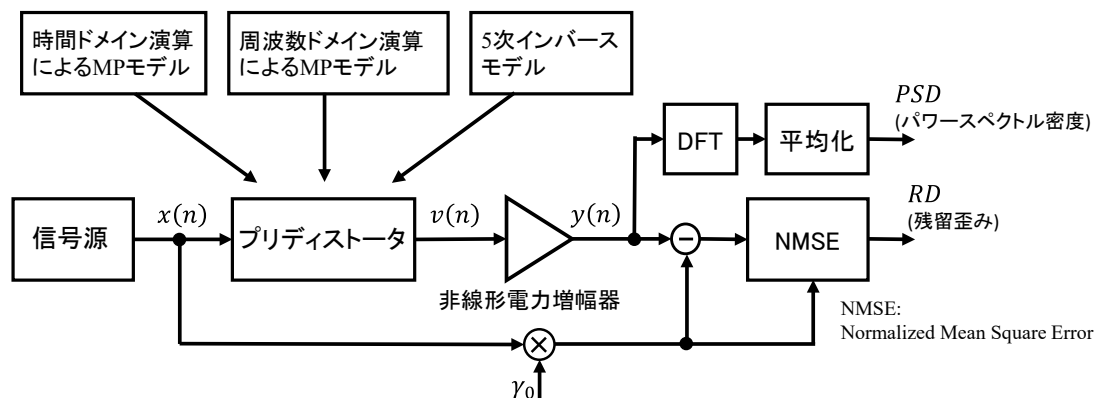


図 3-6 残留歪みおよび電力スペクトル密度の評価

により

$$Y(\alpha) = \sum_{m=0}^{M_{\text{PSD}}-1} w(m)y(n-m)e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (112)$$

で計算する。 $w(m)$ は窓関数であり、本章のシミュレーション検証ではハニングウィンドウ [100] を用いる。

3.5.2. シミュレーションで適用するパラメータ

(a) 信号源

信号源から発生させる $x(n)$ は、第 4 世代・第 5 世代のワイヤレス移動通信システム等で採用されている OFDM 信号を近似する信号として、帯域制限した複素ガウス過程を用いる [101]。具体的には、サンプルごとに独立で同じ分布に従う 2 つのガウス変数 x_I, x_Q を発生させて $x_I + jx_Q$ の複素ガウス変数とし、これにサンプル系の帯域に対して 1/8 の帯域を持つローパスフィルタを適用したものを $x(n)$ とする。これにより、シミュレーション系は、信号の帯域幅に対し 8 倍のレートでオーバーサンプリングしていることになり、信号の帯域幅に対して 8 倍の帯域幅を考慮できる。また、このようにして得た $x(n)$ の平均電力対ピーク電力比 (Peak to Average Power Ratio: PAPR) は約 10 dB である。

(b) 非線形電力増幅器のパラメータ

非線形電力増幅器は、式(66)、式(67) で表される PRW モデルであるとする。式(66) で用いるパラメータ A_k はメモリアレス非線形多項式モデルを形成する係数であり、式(67) で用いている $g_k(p)$ は、伝達関数 $G_k(\omega) = \frac{1+a_k \exp(-j\omega)}{1-b_k \exp(-j\omega)}$, ($-\pi \leq \omega \leq \pi$) を IDFT して得られるインパルス応答である。 A_k および、 $G_k(\omega)$ を決定している a_k, b_k の具体的な値として、表 2-3 に示された値を用いる。 A_k は、GaN デバイスを使用する飽和出力約 40 dBm の電力増幅器の静特性を無変調連続波で測定した結果から抽出したものであり、シミュレーション上で二乗平均値 1 の入出力が 0 dBm に相当する様にスケールリングしてある。 a_k, b_k は、 $G_k(\omega)$ の周波数特性が、図 3-7 に示す様に、中心周波数をピークとして 5 次歪みの帯域の端で 3.5 dB~5 dB 減衰するなだらかな山形をする様に選んだ係数である。 $G_k(\omega)$ を IDFT して得た $g_k(p)$ は、 p とともに単調に減少し、各ブランチとも $p \geq 10$ に対して $|g_k(p)| < |g_k(0)| \times 10^{-6}$ となるので、各ブランチ共通で $P_k = 10$ とする。

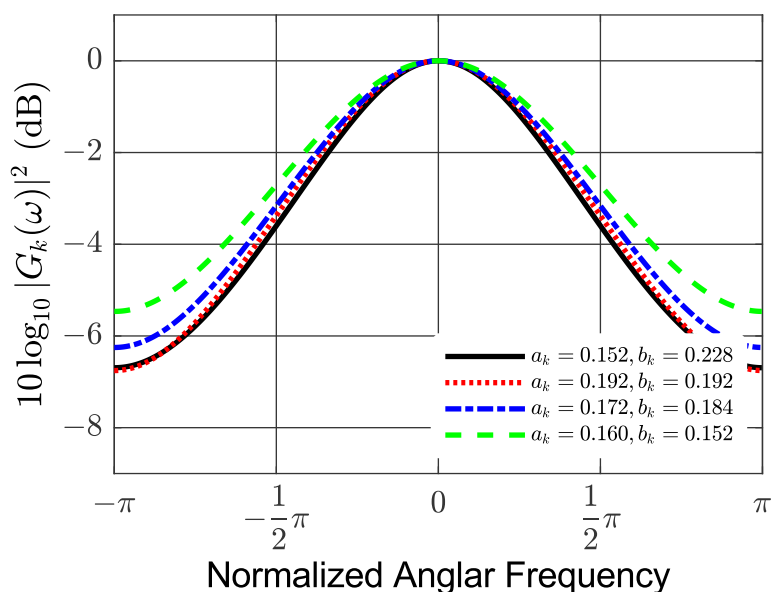


図 3-7 $G_k(\omega)$ の特性例

(c) MP モデルの LTI 要素のインパルス応答長

3.4 節で述べた周波数ドメインの演算による MP モデルのパラメータ抽出は、最初に各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性を定め、その周波数特性をインパルス応答長が D_k のトランスバーサルフィルタで実現するものである。トランスバーサルフィルタは所望のインパルス応答長でデザインできるが、 D_k が小さいと所定の周波数特性を実現できないので変換誤差が増大し、逆に大きいとプリディストータとしての実装時の演算負荷を増大させてしまう。図 3-8 に D_k を変えたときの各ブランチの変換誤差を示す。各ブランチの変換誤差は

$$e_{\text{CONV},k} = \frac{\text{E} \left[|v_{\text{MP_FD},k}(n) - v_{\text{IM},k}(n)|^2 \right]}{\text{E} [|v_{\text{IM}}(n)|^2]} \quad (113)$$

で定義する。 $v_{\text{MP_FD},k}(n)$, $v_{\text{IM},k}(n)$ はそれぞれ、周波数ドメインの演算により求めた MP モデル、元の 5 次インバースモデルの k 番目の $((2k+1)$ 次の) ブランチの出力である。図 3-8 の結果を得るシミュレーションは、DFT のサイズを 4096 とし、平均出力電力が 27.5 dBm の歪み補償された増幅器出力が得られるようなプリディストーション信号を出力する条件で行った。線形ブランチ、非線形ブランチとも D_k とともに変換誤差が改善されるが、線形ブランチに対しては $D_k > 4$ で、非線形ブランチに対しては $D_k > 3$ でそれ以上の改善が見られない。このシミュレーションで使用した 5 次インバースモデルに対して等価な非線形特性を有する MP モデルを構成するには、 $D_0 = 4$, $D_1 = D_2 = 3$ がリーズナブルな選択であると言え

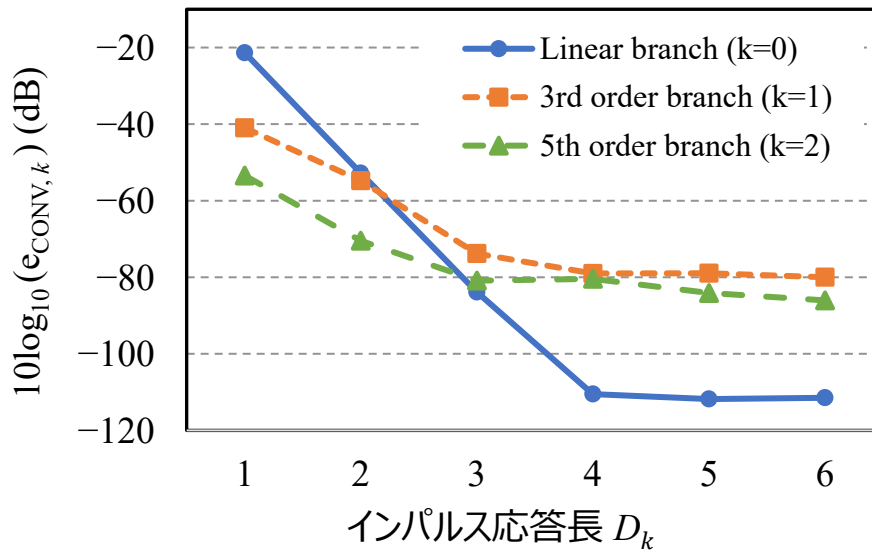


図 3-8 インパルス応答長とブランチごとの変換誤差

る。しかしながら、 D_k の影響を十分排除して周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出法の有効性の検証を行うため、以後のシミュレーションでは、 $D_0 = D_1 = D_2 = 5$ として検証を進めていくこととする。

(d) 周波数ドメイン演算で用いる DFT のサイズ

周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出では、サイズが M の DFT を用いて入力信号 $x(n - M + 1)$ から $x(n)$ およびそれに対応する 5 次インバースモデル出力を表現して、MP モデルの LTI 要素が持つべき周波数特性 $\hat{H}_k(\alpha)$ を求めた。それによりインパルス応答長が D_k のトランスバーサルフィルタを設計するので、少なくとも $M \geq D_k$ である必要がある。また、5 次インバースモデルは非線形要素をはさんでいくつかの LTI 要素が縦続に接続されているので、5 次インバースモデル全体のインパルス応答長は縦続に接続された LTI 要素のそれぞれのインパルス応答長の和となる。周波数ドメインの演算はそれより長い時間ブロックに対応したものである必要があることから、 M は 5 次インバースモデル全体のインパルス応答長より大きい必要がある。本章のシミュレーション検証に用いている PRW モデルの 5 次インバースモデルである式(56) に関して言えば、 $M \geq \max\{2P_1 + 3R_0, P_2 + 2R_0\}$ となる。 $\max\{a, b\}$ は、 a, b のどちらか大きい方を表す。しかしながらそれだけでは十分ではなく、サイズ M の DFT を用いた周波数ドメインの演算は、時間ドメインで M 個の要素で打ち切りそれが周期的に繰り返された信号に対する演算に相当するので、周波数ドメインの演算で対応する M 個の時間ドメインの要素のうち時間的に最初の部分は、本来は、それより前の信号に対する応答であるところ、 M 個の時間ドメインの要素の最後の部分がそこに繰り返

された信号に対する応答を計算していることになってしまう。この影響を避けるためには、結局、 $M \gg \max\{2P_1 + 3R_0, P_2 + 2R_0\}$ である必要がある。ここで、どの程度の M が必要であるかの目安を得るため、DFT のサイズを変えてパラメータ抽出した MP モデルのブランチごとの変換誤差を計算した。その結果を図 3-9 に示す。このシミュレーションではどのブランチでも $D_k = 5$ としている。線形ブランチは、より大きな M により、同定の精度が上がる一方、3 次、および 5 次の非線形ブランチでは $M = 128$ で十分ことがわかる。プリディストータに用いる非線形特性は、3 つのブランチの和であるので、線形ブランチだけ極度に精度を高めることに意味はなく、 $M = 1024$ で十分であると言える。従って、以後の検証シミュレーションは、 $M = 1024$ として進めていくこととする。

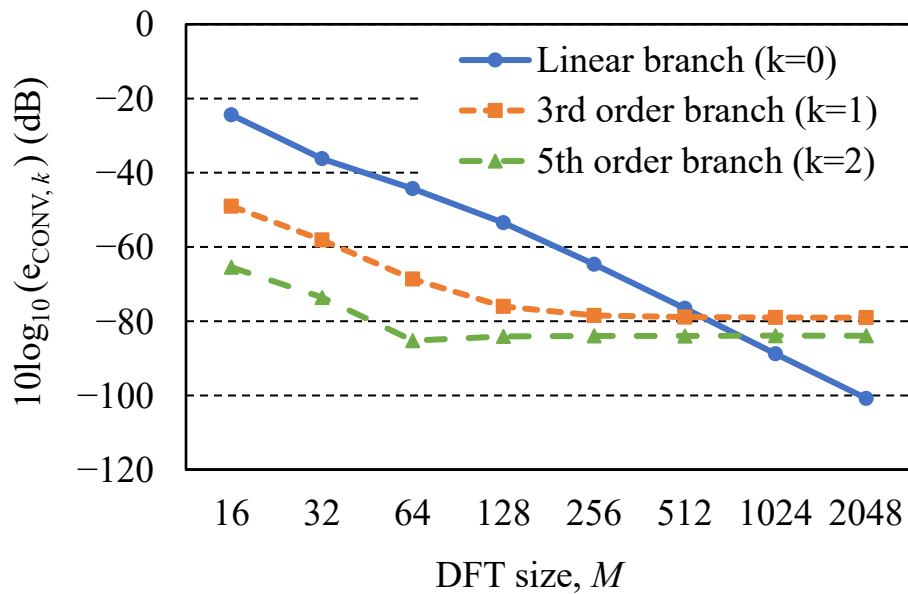


図 3-9 DFT サイズとブランチごとの変換誤差

(e) 演算桁数

時間ドメインで MP モデルのパラメータを取得する式(76) の計算は、 \mathbf{U} の特異値の大きさの広がりに応じた十分な桁数が確保されなければ、丸め誤差の影響を受け計算される $\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}}$ に誤差を生じる [54],[102]。そこで、 \mathbf{U} の一般逆行列 [63],[102] である式(76) の右辺 $(\mathbf{U}^H \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^H$ の代わりに、打ち切り桁数 q を設定したランク拘束一般逆行列 \mathbf{U}_q^+ [102] を用いた

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}} = \mathbf{U}_q^+ \mathbf{v}_{\text{IM}} \quad (114)$$

により MP モデルのパラメータを決定し、変換誤差や残留歪み及び電力スペクトル密度を評

価することによって、式(76)の計算に必要な演算桁数の目安を得る。ランク拘束一般逆行列は、行列 \mathbf{U} が特異値分解 (Singular Value Decomposition: SVD) により直交化行列 \mathbf{X}, \mathbf{Y}^H と \mathbf{U} の特異値を対角に並べた行列 $\mathbf{\Sigma}$ によって $\mathbf{U} = \mathbf{X}\mathbf{\Sigma}\mathbf{Y}^H$ と表されるとき、

$$\mathbf{U}_q^+ = \mathbf{Y}\mathbf{\Sigma}_q^+ \mathbf{X}^H \quad (115)$$

$$(\mathbf{\Sigma}_q^+)_i = \begin{cases} 1/(\mathbf{\Sigma})_i, & (\mathbf{\Sigma})_i \geq \sigma_{th} \\ 0, & (\mathbf{\Sigma})_i < \sigma_{th} \end{cases} \quad (116)$$

で与えられる [54],[102],[103]。ここで $(\cdot)_i$ は対角行列の i 行 i 列要素を表す。 σ_{th} は、 \mathbf{U} の最大の特異値 σ_{max} と打ち切り桁数 q により、 $\sigma_{th} = \sigma_{max} \times 10^{-q}$ とする。 $\mathbf{\Sigma}_q^+$ は、 $\mathbf{\Sigma}$ に並べた \mathbf{U} の特異値が σ_{th} 以上であればその逆数を、 σ_{th} より小さい場合はゼロを対角に並べた行列となる。このランク拘束一般逆行列を用いた計算を行う場合以外の時間ドメイン演算の検証シミュレーションでは特に打ち切りや丸めを行わない。

一方、周波数ドメインの演算でパラメータ抽出する MP モデルは、周波数特性を求める演算である式(98)に、有効桁数 q 桁の丸めを考慮した

$$\hat{H}_k(\alpha) = \frac{\sum_{l=1}^L \text{Round}(|X_{k,l}(\alpha)V_{IM,k,l}^*(\alpha)|, q)}{\sum_{l=1}^L \text{Round}(|X_{k,l}(\alpha)|^2, q)} \quad (117)$$

をシミュレーション検討での計算に組み込む。 $\text{Round}(x, q)$ は、有効桁数 q 桁の丸めを行う演算で、 $|x| \times 10^{q_0} < 1$ となる最大の整数 q_0 を求め、 $x \times 10^{q_0+q}$ を最も近い整数に丸めた後に $10^{-(q_0+q)}$ 倍する演算を行う。図 3-10 に、式(117)の丸めを組み込んだ演算で求めた

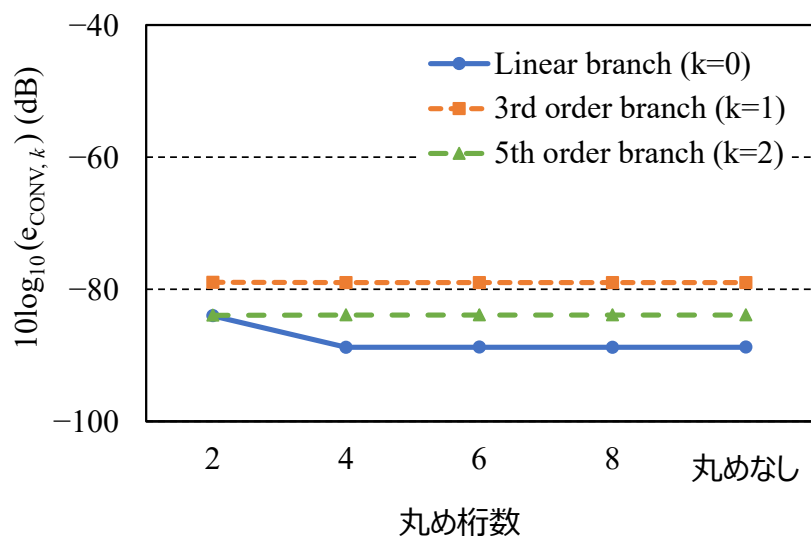


図 3-10 周波数ドメイン演算における丸め桁数とブランチごとの変換誤差

MP モデルのブランチごとの変換誤差を示す。この計算は、平均出力電力が 27.5 dBm の増幅器出力が得られるプリディストーション信号を出力する条件で行い、全てのブランチで $D_k = 5$, DFT サイズ $M = 1024$ とした。式(117) の計算で多数の事象による値が平均化されるため、 $X_{k,l}(\alpha)$, $V_{IM,k,l}^*(\alpha)$ に求められる精度は高くなく、4 桁に丸めた演算を行っても、丸めなしと同等の結果が得られている。

上記(a)～(e) で述べたシミュレーション検証に用いるパラメータ、およびその他のシミュレーション検証で用いる諸元を表 3-1 に示す。

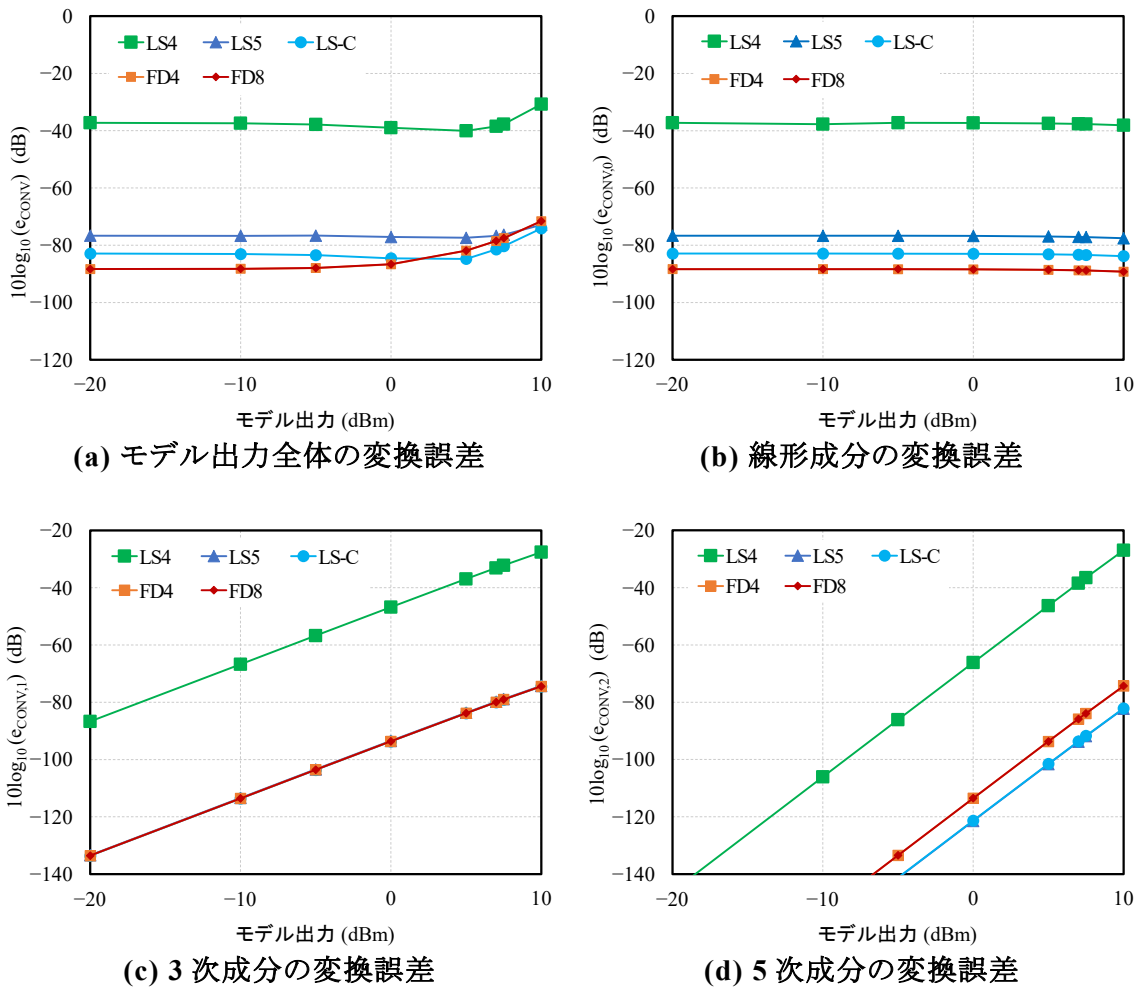
表 3-1 検証シミュレーションの主な諸元

項目	表記	概要
等価低域系		サンプリング周期 T_S でサンプリングした離散系
時間軸インデックス	(n)	時刻 $t = nT_S$ を表す
周波数ドメイン演算に用いる DFT のサイズ	M	特に断らない限り $M = 1024$
周波数軸インデックス	α	$\left\{-\frac{M}{2}, \dots, -1, 0, 1, \dots, \frac{M}{2} - 1\right\}$
信号源	$x(n)$	帯域制限複素ガウス過程 帯域は、 $-\frac{M}{16} \sim \frac{M}{16}$
電力増幅器のモデル	$y_{PRW}(n)$	式(66),(67)による PRW モデル A_k, a_k, b_k は表 2-3 に従う
同定対象の非線形モデル	$v_{IM_PRW}(n)$	上記電力増幅器のモデルの 5 次インバースモデル
同定する MP モデル	$v_{MP}(n)$	線形/3 次/5 次の 3 ブランチ、 $D_0 = D_1 = D_2 = 5$
時間ドメイン演算における逆行列演算		打ち切り桁数 q を設定したランク拘束一般逆行列 ($q = 4, 5$)、あるいは Cholesky 分解による演算
周波数ドメイン演算における丸め		q 桁の丸めを設定 特に断らない限り $q = 4, 8$
同定に用いる信号サンプル数	N	約 5M サンプル。8 倍オーバーサンプルで、FFT サイズが 4096 の OFDM シンボル 140 シンボル相当。
電力スペクトル密度を計算する際の DFT のサイズ	M_{PSD}	1024
電力スペクトル密度を計算する際のウィンドウ関数	$w(m)$	ハニングウィンドウ

3.5.3. 評価結果

(a) 変換誤差

図 3-11 に、5 次インバースモデルから MP モデルへの変換誤差を示す。変換誤差は、式 (109) によるモデル全体の変換誤差と、式(113) によるブランチごとの変換誤差を合わせて示す。式(113) は、周波数ドメイン演算でパラメータ抽出を行った MP モデルについて定義したものであるが、時間ドメイン演算でパラメータ抽出を行った MP モデルにも拡張して使用している。横軸は、それぞれの MP モデルの出力レベル、つまりプリディストータとして適用



- LS4 時間ドメイン演算:ランク拘束一般逆行列(打ち切り桁数 4)
- ▲ LS5 時間ドメイン演算:ランク拘束一般逆行列(打ち切り桁数 5)
- LSC 時間ドメイン演算: Cholesky 分解
- FD4 周波数ドメイン演算: 4 桁丸め
- FD8 周波数ドメイン演算: 8 桁丸め

図 3-11 5 次インバースモデルから MP モデルへの変換誤差

したときの電力増幅器への入力レベルである。結果は、打ち切り桁数 4 桁あるいは 5 桁を設定したランク拘束一般逆行列を用いる場合と打ち切り桁数を設定せず倍精度 (64bit) で Cholesky 分解 [103] により逆行列演算を行った時間ドメイン演算によるもの、および、提案方式である周波数ドメインの演算によるものを示している。周波数ドメインの演算では、式 (117) で、 $q = 4$ あるいは $q = 8$ として有効桁数 4 桁あるいは 8 桁の丸め演算を行っている。

全般的に、MP モデル出力が小さい領域(おおむね、MP モデル出力 ≤ 0 dBm の領域)では、非線形ブランチの寄与が小さく、変換誤差は線形ブランチで生じているものが支配的となる。一方、MP モデル出力が大きくなると(おおむね、MP モデル出力 ≥ 5 dBm の領域)、3 次非線形ブランチの変換誤差が線形ブランチの変換誤差を上回るようになり、MP モデル出力全体の変換誤差が出力レベルとともに増大する。周波数ドメインの演算により求めた MP モデルは、モデル出力が大きい一部の部分と 5 次成分を除き、時間ドメインの演算により求めたいずれの MP モデルより良好かあるいは同等な変換誤差特性を有する。時間ドメインの演算は、4 桁ないし 5 桁の打ち切り桁数を設定したランク拘束一般逆行列を用いた場合、打ち切り桁数を設定しない逆行列演算を用いる場合に比べて変換誤差の劣化が見られ、少なくとも 5 桁より大きい演算精度を確保しなければ同等な変換誤差の MP モデルが得られない。一方、周波数ドメインの演算では、有効数字 4 桁であっても丸めに関して鈍感であり、時間ドメインでの最小二乗法によるパラメータ抽出に比べ、演算精度に関してロバストであると言える。

(b) 残留歪み

図 3-12 は、4 桁および 5 桁の打ち切り桁数を設定したランク拘束一般逆行列を用いた時間ドメイン演算による MP モデル (LS4, LS5)、打ち切り桁数を設定しない Cholesky 分解による逆行列計算を用いた時間ドメイン演算による MP モデル (LS-C)、有効桁数 8 桁の丸めを設定した周波数ドメイン演算による MP モデル (FD8)、のそれぞれをプリディストータに適用した場合の非線形電力増幅器出力中の残留歪みを示す。更に、比較対象として元の 5 次インバースモデルをプリディストータに適用したとき (IM5) の残留歪みも示している。

周波数ドメイン演算による MP モデルをプリディストータに適用したときの残留歪みは、時間ドメインの演算を行うどの MP モデルより小さいか同等である。一方、時間ドメイン演算による MP モデルは、4 桁の打ち切り桁数を設定したランク拘束一般逆行列を用いる場合の劣化が大きい。このことから、周波数ドメイン演算による MP モデルの同定は、時間ドメインの最小二乗法による MP モデルのパラメータ抽出を少ない桁数の演算で計算できる代替計算方法として有効であると言える。なお、出力が大きい領域(おおむね、電力増幅器出力 ≥ 25 dBm の領域)で各方式の残留歪み特性に差がなくなるのは、元の 5 次インバースモデ

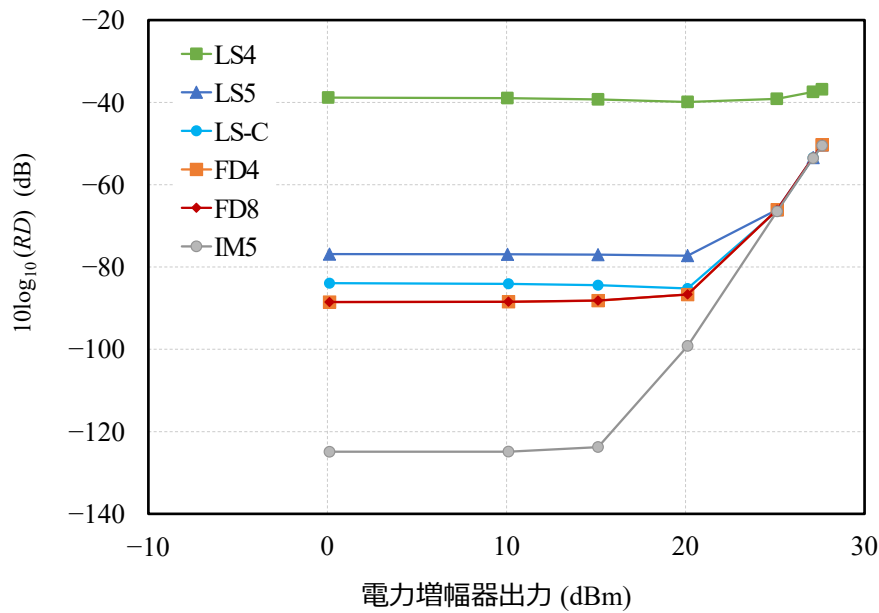


図 3-12 電力増幅器出力の残留歪み

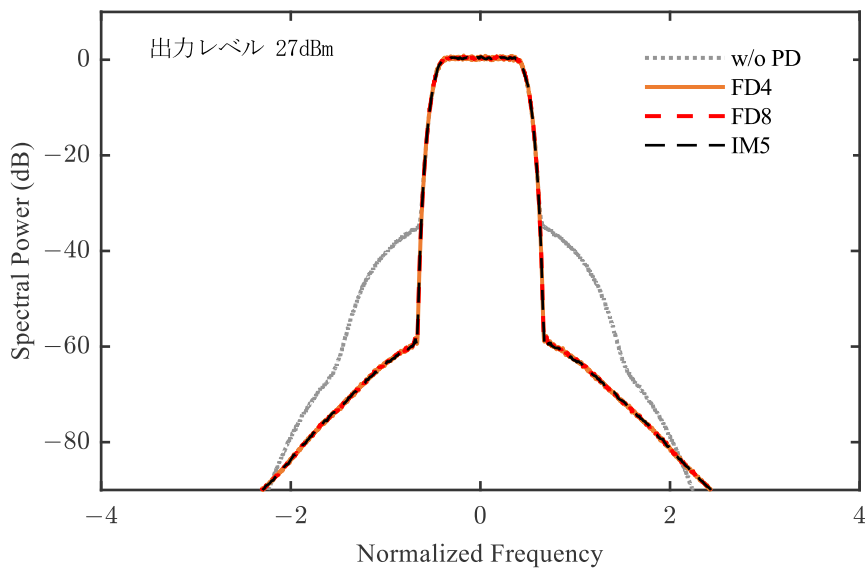
ルによるプリディストーションでも補償されない 7 次以上の歪みが、いずれの方法で変換した MP モデルにおいても支配的となるためである。

(c) 電力スペクトル密度

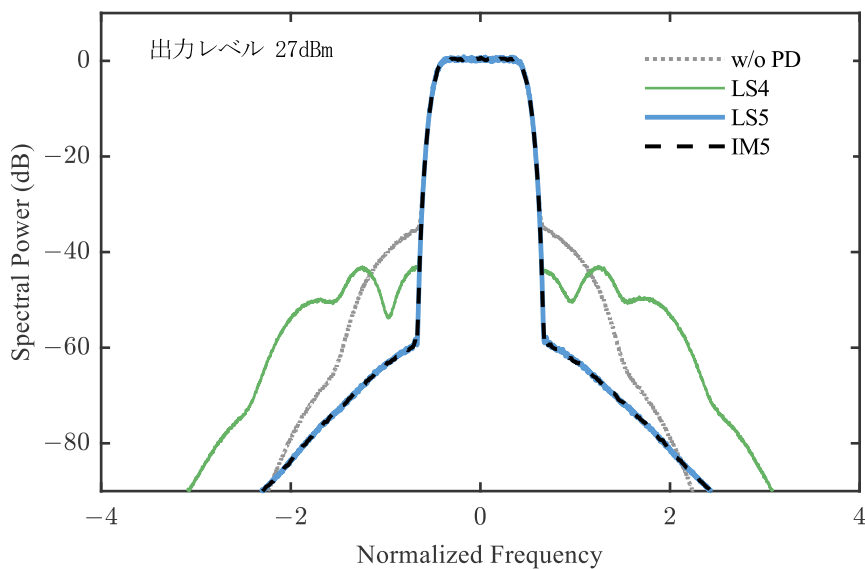
図 3-13 (a) (b) に、有効桁数 4 桁および 8 桁の丸めを設定した周波数ドメイン演算による MP モデル (FD4, FD8)、および、4 桁および 5 桁の打ち切り桁数を設定したランク拘束一般逆行列を用いた時間ドメイン演算による MP モデル (LS4, LS5)、のそれぞれをプリディストータに適用したときの非線形電力増幅器出力の電力スペクトル密度を示す。比較対象として、プリディストータを使用しない場合 (w/o PD)、および、変換元の 5 次インバースモデルをプリディストータとして適用した場合 (IM5) をどちらにも示している。非線形電力増幅器の出力レベルは PAPR を考慮した最大出力レベルに近い 27 dBm とし、縦軸は増幅信号の帯域内の電力スペクトル密度に対する相対値で表し、横軸はその帯域幅を基準に正規化した周波数で示している。

周波数ドメイン演算により求めた MP モデルをプリディストータに適用したときの非線形電力増幅器出力の電力スペクトル密度を示す図 3-13 (a) では、4 桁で丸めを行った場合と 8 桁で丸めを行った場合の両方が元の 5 次インバースモデルをプリディストータに適用したときの電力スペクトル密度とほぼ重なっており、差が認められない。つまり、どちらもプリディストータとして 5 次インバースモデルと等価に動作していると言える。一方、時間ドメイン演算により求めた MP モデルをプリディストータに適用したときの電力スペクトル密度を示した図

3-13 (b) では、打ち切り桁数に 5 桁を設定したランク拘束一般逆行列を用いる場合は 5 次インバースモデルの結果とほぼ重なっており、プリディストータとして有効に機能していると言えるが、打ち切り桁数 4 桁で求めた MP モデルによる電力スペクトル密度は大きく劣化しており、もはやプリディストータとして機能していないと言える。これらの結果を比べても、周波数ドメイン演算による MP モデル同定は、桁数の少ない演算で有効な MP モデルのパラメータ抽出が行われていると言える。



(a) 周波数ドメイン演算 MP モデルによるプリディストータ



(b) 時間ドメイン演算 MP モデルによるプリディストータ

図 3-13 電力増幅器出力の電力スペクトル密度

3.6 線形ブランチの扱い

3.5 節の計算機シミュレーションでは、周波数ドメイン演算による MP モデル同定法を検証するため、線形ブランチ、3 次非線形ブランチ、5 次非線形ブランチの全てのブランチで、3.3、3.4 節に従った時間ドメイン演算および周波数ドメイン演算を行う場合について比較し、周波数ドメインの演算が時間ドメインの演算に比して低い演算精度で有効な MP モデル同定ができていることを確認した。

ここで、線形ブランチ ($k = 0$) について述べると、入力信号の積の項がなく、係数を除いて LTI 要素のみで表されるので、3.3、3.4 節に従った時間ドメイン演算あるいは周波数ドメイン演算による同定を行わずとも、そのまま MP モデルの線形ブランチとすることができる。ただしこの場合、インパルス応答長が 5 次インバースモデルの線形ブランチの LTI 要素のインパルス応答長である R_0 となる。これが長すぎると、5 次インバースモデルを代替する単純な構成の非線形モデルを求める当初の目的に反し好ましくない。これを許容できるインパルス応答長で打ち切ると、増幅する信号の帯域内で周波数特性のあばれを生じてしまう。そこで、周波数ドメインの演算において、LTI 要素が持つべき周波数特性を 3.4.1 節の方法に代えて、元の 5 次インバースモデルの線形ブランチの LTI 要素のインパルス応答の DFT により

$$\hat{H}_0(\alpha) = \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) e^{-j2\pi\alpha r/M} \quad (118)$$

として求める。そして 3.4.2 節に従い所望のタップ数のトランスバーサルフィルタを設計することができる。3.4.1 節の方法では、多数の信号の事象を発生させて統計的に周波数特性を求めていたが、式(118) はその必要がなく元の 5 次インバースモデルのインパルス応答のパラメータから直接周波数特性を求めている。多数の信号の事象を発生させて計算する必要がないという点では、3.3 節の時間ドメインの演算に対しても言えるメリットである。

図 3-14、図 3-15、図 3-16 に、線形ブランチについて式(118) により周波数特性を決定して同定した MP モデルの変換誤差、それをプリディストータに適用したときの増幅器出力の残留歪みと電力スペクトル密度を“FD8+”と表記する。また図中の“FD8”は、線形ブランチの周波数特性を 3.4.1 節に従って決定した MP モデルの場合を示す。式(118) により線形ブランチの周波数特性を決定して求めた MP モデルは、3.4.1 節に従って周波数特性を決定した MP モデルよりも更に変換誤差を改善できている。ただし、モデル出力が大きくなると非線形ブランチでの変換誤差が支配的になるため両者の差は小さくなる。図 3-16 に示した電力増幅器出力のスペクトル密度も、元の 5 次インバースモデルをプリディストータに適用したときと比べ、ほとんど差のない結果となっている。

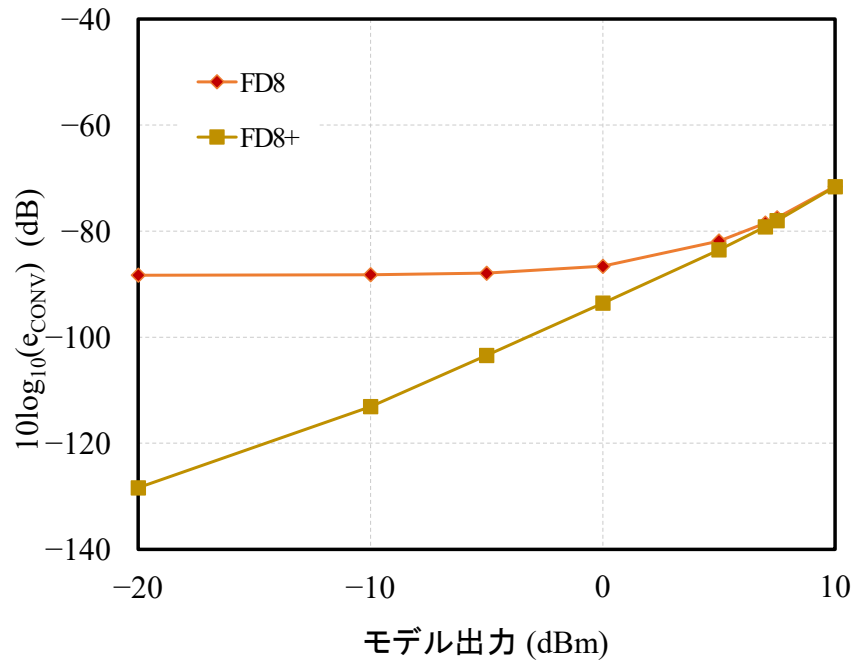


図 3-14 DFT で線形ブランチの周波数特性を決定した MP モデルの変換誤差

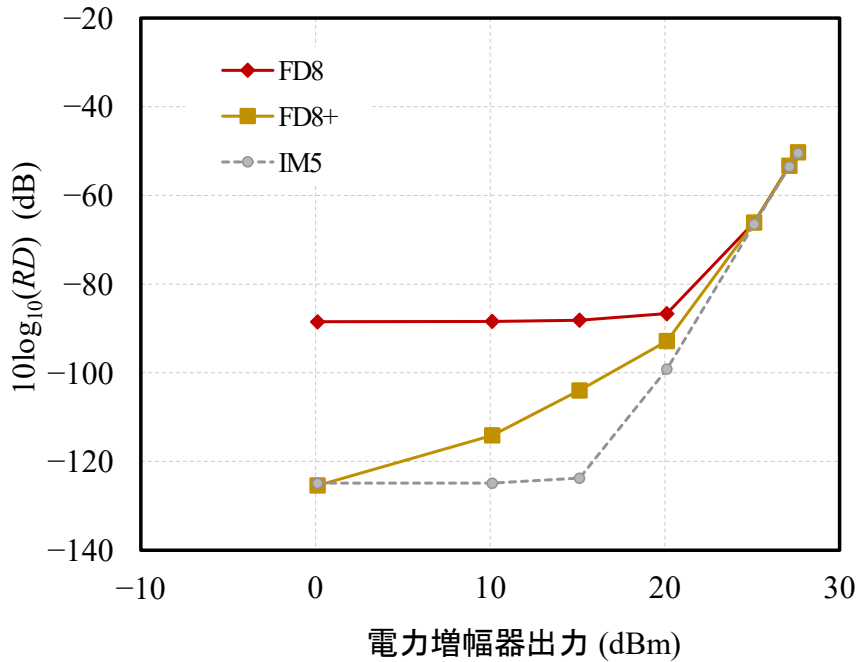


図 3-15 DFT で線形ブランチの周波数特性を決定した MP モデルをプリディストータに適用した場合の非線形電力増幅器出力の残留歪み

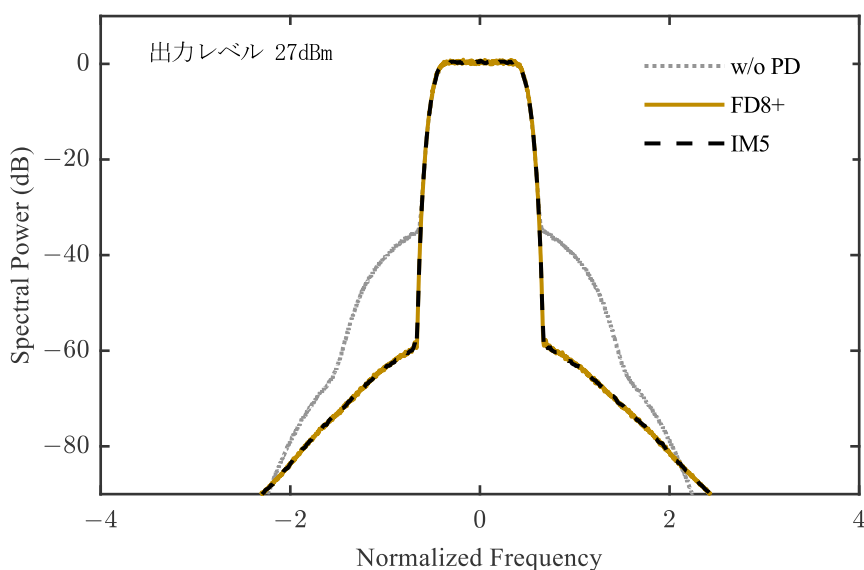


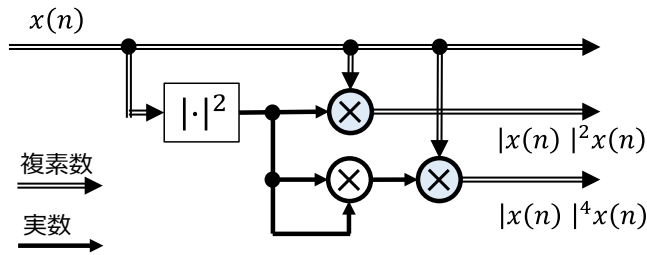
図 3-16 DFT で線形ブランチの周波数特性を決定した MP モデルをプリディストータに適用した場合の非線形電力増幅器出力の電力スペクトル密度

3.7 演算規模に関する考察

ここでは、時間ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出と周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出の演算規模を評価する。評価は、メモリへの格納や読み出しに係る負荷は考慮せず、実数の乗除算および加減算の回数を数えるものとする。まず、両方に共通であるメモリス非線形要素の計算に必要な計算量を求め、次に最小二乗法による時間ドメイン演算と周波数ドメイン演算のそれぞれでパラメータ抽出に必要な計算量を求める。計算量の算定は、信号源の信号 $x(n)$ と 5 次インバースモデルの各ブランチの値 $v_{IM,k}(n)$ について N サンプルのデータが与えられ、線形、3 次非線形、5 次非線形の 3 ブランチでそれぞれ 5 タップのトランスバーサルフィルタによる LTI 要素からなる MP モデルのパラメータを抽出する場合について算出する。

(a) メモリス非線形要素

図 3-17 に、メモリス非線形要素を計算するためのブロック図とそれに必要な計算量を示す。メモリス非線形要素は、信号源の信号 $x(n)$ のサンプルごとに $|x(n)|^{2k+1}x(n)$ を計算する要素であり、最小二乗法による時間ドメイン演算と周波数ドメイン演算の両方で共通に用いられる。



演算の種類	乗除算数	加減算数	個数	実数乗除算数	実数加減算数
$ \cdot ^2$ 複素数の大きさの2乗	2	1	1	2	1
\otimes 実数どうしの掛け算	1		1	1	
\otimes 実数と複素数の掛け算	2		2	4	
計				7	1

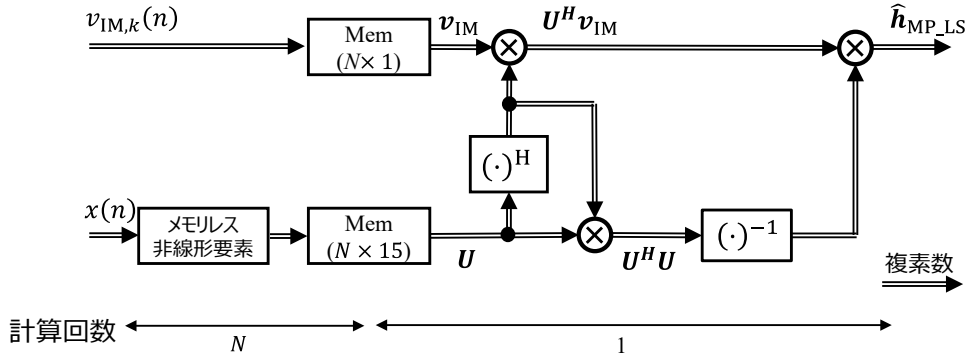
図 3-17 メモリレス非線形要素の計算のブロック図と必要な計算量

(b) 最小二乗法による時間ドメイン演算

図 3-18 に、最小二乗法で時間ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出を行うための計算のブロック図と、その計算量を示す。信号源の信号 $x(n)$ とメモリレス非線形要素で計算した $|x(n)|^{2k+1}x(n)$ の N サンプルをいったん全てメモリに格納し、式(76) の計算を行う。 $U^H U$ がエルミート行列であることを考慮し、対角要素および上三角部分のみ計算する計算量を算出している。また、逆行列の計算は行わず、LU 分解 [103] を利用して $U^H U$ を係数とする連立一次方程式を解く場合の計算量を算出している。特異値分解を使用して打ち切り桁数を設定した疑似逆行列による計算を行う場合は、これよりも多くの計算量が必要になるが、計算量の大部分は、 $U^H U$ や $U^H v_{IM}$ を計算する部分が占める。

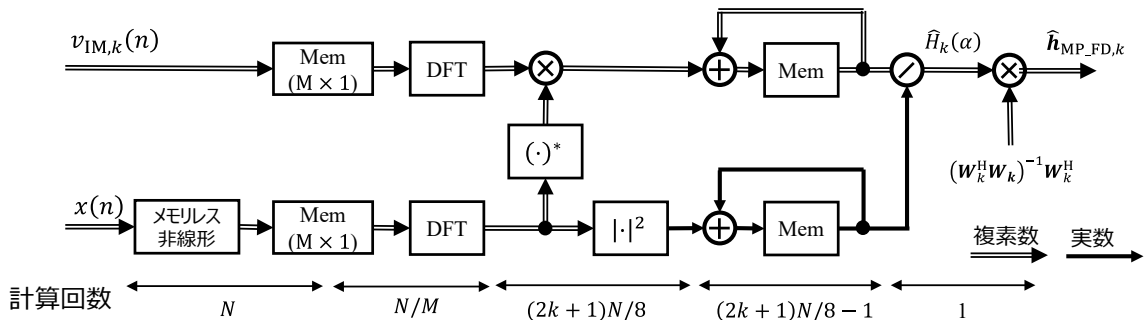
(c) 周波数ドメイン演算

図 3-19 に、周波数ドメイン演算で MP モデルのパラメータ抽出を行うための計算のブロック図と、その計算量を示す。計算ブロック図は一つのブランチについて示してあり、実際は線形ブランチ ($k = 0$)、3 次非線形ブランチ ($k = 1$)、5 次非線形ブランチ ($k = 2$) のそれぞれで計算を行う。計算量は全ブランチ合計のものを示している。信号源の信号 $x(n)$ とメモリレス非線形要素で計算した $|x(n)|^{2k+1}x(n)$ の N サンプルを用いて計算する点は最小二乗法による時間ドメイン演算と同じであるが、周波数ドメイン演算の場合は、 M サンプルごとに区切って N/M 組のデータとし、それにサイズ M の DFT を施して式(98) および式(106) の計算を行う。DFT の計算量は、サイズ M が 2 のべき乗であるときに利用できる Radix-2 FFT ア



演算の種類	1回あたり演算数		計算回数	合計演算数	
	実数乗除算	実数加減算		実数乗除算	実数加減算
メモリス非線形	7	1	N	$7N$	N
$(15 \times N)$ 行列と $(N \times 1)$ ベクトルの積	$60N$	$60N - 30$	1	$60N$	$60N - 30$
$(15 \times N)$ 行列と $(N \times 15)$ 行列の積	$450N$	$450N - 15$	1	$450N$	$450N - 15$
(15×15) 行列の逆行列と (15×1) ベクトルの積	5346	5178	1	5346	5178
計				$517N + 5346$	$511N + 5133$

図 3-18 最小二乗法で MP モデルのパラメータ抽出を行う計算のブロック図と計算量



演算の種類	1回あたり演算数		計算回数 (3ブランチ合計)	合計演算数	
	実数乗除算	実数加減算		実数乗除算	実数加減算
メモリス非線形	7	1	N	$7N$	N
DFT	$2M \log_2 M$	$3M \log_2 M$	$6N/M$	$12N \log_2 M$	$18N \log_2 M$
複素数の大きさの2乗	2	1	$9N/8$	$9N/4$	$9N/8$
複素数と複素数の乗除算	4	2	$9N/8$	$9N/2$	$9N/4$
複素数と複素数の加減算		2	$9N/8 - 3$		$9N/4 - 6$
実数と実数の加減算		1	$9N/8 - 3$		$9N/8 - 3$
複素数と実数の乗除算	2		3	6	
$(5 \times (2k+1)M/8)$ 行列と $((2k+1)M/8 \times 1)$ ベクトル の掛け算	$5M/2$ $15M/2$ $25M/2$	$5M/2 - 10$ $15M/2 - 10$ $25M/2 - 10$	それぞれ1	$45M/2$	$45M/2 - 30$
計				$55N/4 + 12N \log_2 M + 45M/2 + 6$	$31N/4 + 18N \log_2 M + 45M/2 - 39$

図 3-19 周波数ドメイン演算で MP モデルパラメータ抽出を行う計算のブロック図と計算量

ルゴリズム [100],[103] に従う。DFT 後は、8 倍オーバーサンプリングを前提に、 M 個の周波数のうち、扱う信号の帯域幅に従い、線形ブランチでは $M/8$ 個の周波数、3 次非線形ブランチでは $3M/8$ 個の周波数、5 次非線形ブランチでは $5M/8$ 個の周波数について演算を行うものとした。

(d) MP モデルのパラメータ抽出に必要な計算量の比較

図 3-20 に、上記 (b) (c) で算出した計算量を、同定に用いるサンプル数に対してプロットした結果を示す。周波数ドメイン演算で用いる DFT のサイズ M は 1024 とした。図 3-20 から、乗除算や加減算の数はいずれの演算方式においても N に対して比例的に増加し、周波数ドメインの演算は、最小二乗法を用いる時間ドメインの演算に比べ、計算量が約 1/3 になることがわかる。

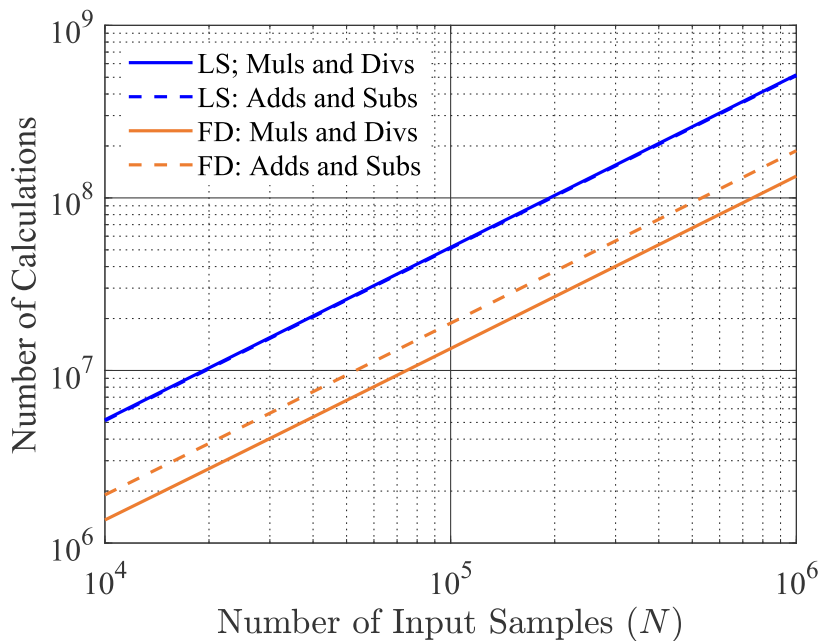


図 3-20 MP モデルのパラメータ抽出に必要な計算量の比較

3.8 むすび

本章では、入力信号の異なる遅延時間の積を含みやや複雑な構成になった 5 次インバースモデルをより単純な構成で等価な非線形特性を実現する MP モデルでの同定について、周波数ドメインで演算するパラメータ抽出の計算方法を提案した。提案した MP モデルのパラメータ抽出法により、最小二乗法が用いられる従来のパラメータ抽出法で必要であった高い演算精度を要することなく、かつ 1/3 程度の計算量で、変換誤差の小さい同定が可能であること、および、同定した MP モデルをプリディストータとして適用したときの非線形電力増幅器出力中の残留歪みと電力スペクトル密度において、元の逆特性モデルの代替として有効に機能することを確認した。なお、ハードウェア化あるいはソフトウェアでの実現に際しては、十分な結果を得るために必要なサンプル数や各演算の有効桁数、データ転送のオーバーヘッド等も影響するので、これらも考慮した更なる検討が必要となる。

非線形モデルを周波数ドメインで扱って同定を行う試みは、E. Fukuda [88][99]、T. Wang [104]、N. Hammler [105] などに例が見られる。E. Fukuda は、式(98)に相当する式を導いているが、DFT ではなく、時間ドメイン信号の自己相関・相互相関を用いて定義しており演算規模を削減する効果が得られていない。T. Wang は、周波数ごとの割り算に帰する演算ではなく、周波数次元のパラメータのベクトルを最小二乗法により求めている。演算精度に関する考察がないので不明だがある程度の高い演算精度を要している可能性がある。N. Hammler は、DFT で周波数ドメインに置き換えた演算が、対応する時間ブロックが周期的に繰り返された信号に対する演算になっていることに対する対策にフォーカスしている。本章で示した演算は DFT のサイズを十分大きくすることでその影響を避けているが、より小さな変換誤差を求めるときは併用しうる対策である。また、E. Fukuda、T. Wang、N. Hammler のいずれも、得られた周波数ドメインのパラメータからトランスバーサルフィルタのタップ係数を求める演算に IDFT を使用しており、3.4.2 節で述べた所望のインパルス応答長の LTI 要素をデザインする手法は取り入れられていない。

第4章 統計情報を利用したモデル変換

4.1 はじめに

第3章では、周波数ドメインの演算によってMPモデルのパラメータ抽出が可能であり、時間ドメインで最小二乗法を用いる従来の方法に比べて数値的に安定でかつ少ない計算量でパラメータの抽出ができることを示した。周波数ドメインの演算によるMPモデルのパラメータ抽出は、まず、MPモデルの各ブランチのLTI要素が持つ周波数特性を定め、次にその周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタを設計する2つのステップで行った。このパラメータ抽出の計算で、対象の非線形特性について多数の入出力データのサンプルを必要とした点については、3.6節で述べた線形ブランチの扱いを除いて、時間ドメインで最小二乗法によりパラメータ抽出を行う従来の計算方法と同様であった。

実際の非線形電力増幅器の非線形特性についてビヘイビオラルモデルの同定を行う場合であれば、非線形電力増幅器の入出力を測定し、それによりビヘイビオラルモデルのパラメータ抽出を行うことになるが、第3章で想定した様に、複雑な構成をしたビヘイビオラルモデルを実装に適したより簡単なビヘイビオラルモデルに変換することが目的の場合、変換元のビヘイビオラルモデルのパラメータから変換先のビヘイビオラルモデルのパラメータを直接算出し得るのではないかと考えられる。A. TehraniらやM. Masoodらは、複雑度の異なるいくつかのビヘイビオラルモデルの比較を行い、増幅する信号の帯域幅等の条件によっては、複雑度の高いボルテラ級数モデルでなく、簡単な構成のMPモデルで十分な歪み補償の性能が得られることを示している [106],[107]。あるビヘイビオラルモデルのパラメータから構成が簡単な別のビヘイビオラルモデルのパラメータを計算する方法が確立されていれば、例えば、多様なシステム形態や使用環境での非線形歪み補償の動作要件に広く対応するために、複雑ではあるがより精密に非線形特性を表現するビヘイビオラルモデルが与えられているときに、使用時の要求条件に応じた複雑度のビヘイビオラルモデルを自動的に導出して適用することができるようになると期待される。

本章では、第3章で導いた周波数ドメインの演算により抽出されるMPモデルのパラメータについて、増幅する信号に依存する部分と、変換元のビヘイビオラルモデルのパラメータにより算出できる部分に分離し、増幅する信号についてその統計的性質が与えられれば、シミュレーションを行って変換元のビヘイビオラルモデルの入出力データを計算することなく、MPモデルのパラメータを求めることができることを示す。

4.2 検討シナリオ

第3章と同様に、PRWモデルの5次インバースモデル $v_{IM_PRW}(n)$ と等価な非線形特性

を有する MP モデル $v_{MP}(n)$ を求めるケースを考えていく。 $v_{IM_PRW}(n)$ が題材ではあるが、本章で展開する演算は、LTI 要素と積演算によるメモリレス非線形要素を組み合わせた非線形ビヘイビオラルモデルに対して適用できる。例えば、2.8.2 節で述べた PRH モデルの 5 次インバースモデル $v_{IM_PRH}(n)$ に対しても同様に扱っていくことができる。

図 4-1 に、5 次インバースモデルの入出力データを計算することなく、そのパラメータから等価な非線形特性を有する MP モデルのパラメータを求めるためのアプローチを示す。MP モデルの各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性を求め、その周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタを設計する点は第 3 章で行った演算と共通であり、トランスバーサルフィルタの設計は、3.4.2 節で述べた手順を利用する。LTI 要素が持つべき周波数特性を求める部分については、線形ブランチと非線形ブランチで異なるアプローチを用いる。線形ブランチでは、3.6 節で述べた様に、5 次インバースモデルの LTI 要素のインパルス応答の DFT を MP モデルにおける所望の周波数特性とする。非線形ブランチについては、5 次インバースモデル出力および MP モデル出力の周波数ドメインでの差の二乗平均について、増幅信号に由来する部分と 5 次インバースモデルのパラメータに由来する部分とに分離し、増幅信号に由来する部分のある統計情報として与えれば、5 次インバースモデルの入出力データを必要とせずに MP モデルの LTI 要素が持つべき周波数特性が決定できるようにす

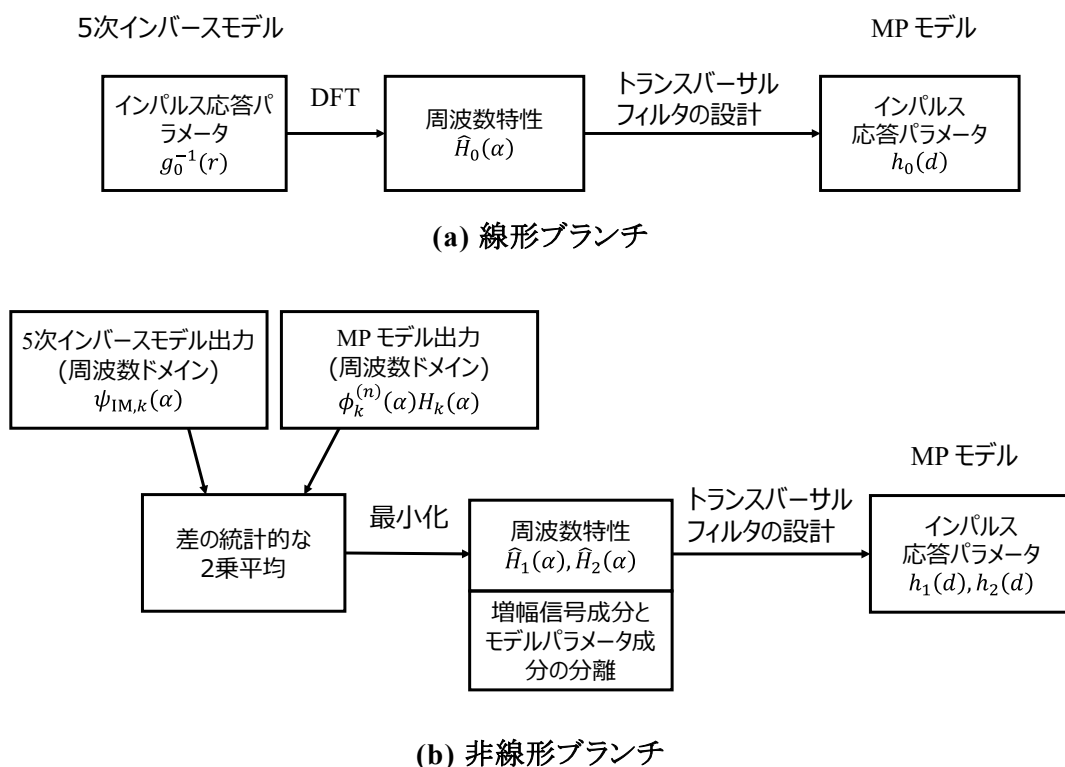


図 4-1 MP モデルのパラメータを求めるアプローチ

る。二乗平均について、第 3 章では L 個の独立な事象に関する平均を扱ったが、本章では、統計的な平均を扱う。

4.3 周波数ドメインの変数やパラメータによるモデル出力の表記

(a) 増幅信号

時間インデックス (n) 、つまり $t = nT_s$ を現在時刻として、増幅信号の現在および過去の M 個のサンプル値の離散フーリエ変換 (Discrete Fourier Transform: DFT) が

$$c_{\alpha}^{(n)} = \sum_{m=0}^{M-1} x(n-m)e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (119)$$

で定義できる。 $\alpha \left(\in \left\{ -\frac{M}{2}, \dots, -1, 0, 1, \dots, \frac{M}{2} - 1 \right\} \right)$ は、第 3 章と同様に、周波数を表すインデックスであり、等価低域系での周波数 $\frac{\alpha}{M} \cdot \frac{1}{T_s}$ に相当する。時間インデックス、および周波数インデックスの使い方が一般的な DFT の定義と異なるが DFT として等価なものであることも第 3 章と同様である。検討を行う等価低域系は、非線形歪みを扱うために十分広帯域であるとする。従って、増幅する信号 $x(n)$ は等価低域系の帯域幅に対して狭帯域であり、

$$c_{\alpha}^{(n)} = 0, \quad |\alpha| > \alpha_s \quad (120)$$

である。 α_s は、増幅信号 $x(n)$ のスペクトルが存在する最大の周波数を表す周波数インデックスである。式(119)に対応する IDFT が

$$x(n-m) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=-\alpha_s}^{\alpha_s} c_{\alpha}^{(n)} e^{-j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (121)$$

と書け、時間ドメインの増幅信号が周波数ドメインの変数 $c_{\alpha}^{(n)}$ で表される。

(b) 5 次インバースモデル出力

図 2-18 あるいは式(56) に示す 5 次インバースモデルの各 LTI 要素は、 $g_k(p)$ あるいは $g_0^{-1}(r)$ をインパルス応答としている。それらに式(119) と同等な定義の DFT を施すことによりそれぞれの LTI 要素の周波数ドメインのパラメータを得る。

$$G_k(\alpha) = \sum_{p=0}^{P_k-1} g_k(p)e^{-j2\pi\alpha p/M} \quad (122)$$

$$G_0^{-1}(\alpha) = \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) e^{-j2\pi\alpha r/M} \quad (123)$$

$g_0^{-1}(r)$ は、 $g_0(p)$ をインパルス応答とする LTI 要素の逆特性を与える LTI 要素のインパルス応答であり、式(49) の関係があるとしたので、周波数ドメインの $G_0(\alpha)$ と $G_0^{-1}(\alpha)$ の間には

$$G_0^{-1}(\alpha) = \frac{1}{G_0(\alpha)} \quad (124)$$

の関係が成り立つ。

周波数ドメインの変数で表した増幅信号である式(121) を式(50) に代入して、式(123)、および式(124) を使えば、

$$v_{1M,0}(n-r) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=-\alpha_s}^{\alpha_s} \frac{c_\alpha^{(n)}}{G_0(\alpha)} e^{-j2\pi\alpha(1+r)/M} \quad (125)$$

と書ける。これを式(46) の $V_{ki}(n)$ の式の $k=1, i=0$ のケースに代入して式(122) を使えば、

$$V_{10}(n-r) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=-\alpha_s}^{\alpha_s} c_\alpha^{(n)} \frac{G_1(\alpha)}{G_0(\alpha)} e^{-j2\pi\alpha(1+r)/M} \quad (126)$$

となる。これを使って 3 次の積 $|V_{10}(n-r)|^2 V_{10}(n-r)$ を計算すると、 $|V_{10}(n-r)|^2 = V_{10}(n-r) \cdot V_{10}^*(n-r)$ であるから、式(126) の右辺の和の中の、 $\alpha = \kappa$ の項、 $\alpha = \lambda$ の項、 $\alpha = \mu$ の項の複素共役が掛け合わされた項

$$c_\kappa^{(n)} c_\lambda^{(n)} c_\mu^{*(n)} \frac{G_1(\kappa) G_1(\lambda) G_1^*(\mu)}{G_0(\kappa) G_0(\lambda) G_0^*(\mu)} e^{-j2\pi(\kappa+\lambda-\mu)(1+r)/M} \quad (127)$$

を全ての κ, λ, μ の組み合わせについて足し合わせたものとなる。式(127) は周波数が $\kappa + \lambda - \mu$ の成分であり、 $\kappa + \lambda - \mu$ を改めて α と表記して整理すると、

$$|V_{10}(n-r)|^2 V_{10}(n-r) = \frac{1}{M^3} \sum_{\alpha=-3\alpha_s}^{3\alpha_s} \chi_1^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha(1+r)/M} \quad (128)$$

と書ける。 $\chi_1^{(n)}(\alpha)$ は、同じ α になる κ, λ, μ の組み合わせについて

$c_\kappa^{(n)} c_\lambda^{(n)} c_\mu^{*(n)} \frac{G_1(\kappa) G_1(\lambda) G_1^*(\mu)}{G_0(\kappa) G_0(\lambda) G_0^*(\mu)}$ をまとめたものであり、Algorithm 1 で計算される。 κ, λ, μ のそれぞれが $-\alpha_s$ から α_s の範囲の値をとるので、周波数 $\alpha = \kappa + \lambda - \mu$ は、 $-3\alpha_s$ から $3\alpha_s$ の範囲の値となる。そして、式(128) を式(53) に代入することによって、5 次インバースモデルの

Algorithm 1 Calculation of $\chi_1^{(n)}(\alpha)$

```

1: for  $\alpha = -3\alpha_s$  to  $3\alpha_s$ 
2:    $\chi_1^{(n)}(\alpha) = 0$ 
3: end for
4: for  $\kappa = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
5:   for  $\lambda = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
6:     for  $\mu = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
7:        $\alpha = \kappa + \lambda - \mu$ 
8:        $\chi_1^{(n)}(\alpha) = \chi_1^{(n)}(\alpha) + \theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu) \mathcal{G}_1(\kappa, \lambda, \mu)$ 
9:     end for
10:   end for
11: end for

```

$$\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu) = c_\kappa^{(n)} c_\lambda^{(n)} c_\mu^{*(n)}$$

$$\mathcal{G}_1(\kappa, \lambda, \mu) = \frac{G_1(\kappa) G_1(\lambda) G_1^*(\mu)}{G_0(\kappa) G_0(\lambda) G_0^*(\mu)}$$

3 次非線形ブランチの成分が、以下の様に周波数ドメインのパラメータおよび変数で表記できる。

$$v_{\text{IM},1}(n) = \frac{1}{M^3} \sum_{\alpha=-3\alpha_s}^{3\alpha_s} \Psi_{\text{IM},1}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha/M} \quad (129)$$

ただし、

$$\Psi_{\text{IM},1}^{(n)}(\alpha) = -\frac{A_1}{A_0} \frac{1}{G_0(\alpha)} \chi_1^{(n)}(\alpha) \quad (130)$$

である。

次に、式(129)を時間インデックス $(n-r)$ について書くと

$$v_{\text{IM},1}(n-r) = \frac{1}{M^3} \sum_{\alpha=-3\alpha_s}^{3\alpha_s} \Psi_{\text{IM},1}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha(1+r)/M} \quad (131)$$

であり、これを式(46)の $V_{ki}(n)$ の式の $k=1, i=1$ のケースに代入して式(122)を使えば、

$$V_{11}(n-r) = \frac{1}{M^3} \sum_{\alpha=-3\alpha_s}^{3\alpha_s} G_1(\alpha) \Psi_{\text{IM},1}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha(1+r)/M} \quad (132)$$

が導かれる。そして、式(125)を式(46)の $V_{ki}(n)$ の式の $k=2, i=0$ のケースに代入して式

(122) を使うことにより

$$V_{20}(n-r) = \frac{1}{M} \sum_{\alpha=-\alpha_s}^{\alpha_s} c_{\alpha}^{(n)} \frac{G_2(\alpha)}{G_0(\alpha)} e^{-j2\pi\alpha(1+r)/M} \quad (133)$$

が導かれる。式(126)、および式(132)より積 $|V_{10}(n-r)|^2 V_{11}(n-r)$ を計算すると、

$$|V_{10}(n-r)|^2 V_{11}(n-r) = \frac{1}{M^5} \quad (134)$$

$$\sum \left(c_{\kappa}^{(n)} \frac{G_1(\kappa)}{G_0(\kappa)} e^{-\frac{j2\pi\kappa(1+r)}{M}} \cdot c_{\lambda}^{*(n)} \frac{G_1^*(\lambda)}{G_0^*(\lambda)} e^{\frac{j2\pi\lambda(1+r)}{M}} \cdot G_1(\alpha) \Psi_{1M,1}^{(n)}(\alpha) e^{-\frac{j2\pi\alpha(1+r)}{M}} \right)$$

となる。右辺の $\sum(\cdot)$ は、 $-\alpha_s \leq \kappa, \lambda \leq \alpha_s$ である κ, λ と $-3\alpha_s \leq \alpha \leq 3\alpha_s$ である α の全ての組み合わせについての和である。 $\Psi_{1M,1}^{(n)}(\alpha)$ は、Algorithm 1 と、式(130)により、 $-\alpha_s \leq \mu, \nu, \xi \leq \alpha_s$ かつ $\mu + \nu - \xi = \alpha$ である全ての μ, ν, ξ の組み合わせによる積

$c_{\mu}^{(n)} c_{\nu}^{(n)} c_{\xi}^{*(n)} \frac{G_1(\mu) G_1(\nu) G_1^*(\xi)}{G_0(\mu) G_0(\nu) G_0^*(\xi)}$ の和の $-\frac{A_1}{A_0} \frac{1}{G_0(\alpha)}$ 倍であるので、積 $|V_{10}(n-r)|^2 V_{11}(n-r)$ は、

$$|V_{10}(n-r)|^2 V_{11}(n-r) = -\frac{A_1}{A_0} \frac{1}{M^5} \quad (135)$$

$$\sum \left(c_{\kappa}^{(n)} c_{\lambda}^{*(n)} c_{\mu}^{(n)} c_{\nu}^{(n)} c_{\xi}^{*(n)} \frac{G_1(\kappa)}{G_0(\kappa)} \cdot \frac{G_1^*(\lambda) G_1(\mu + \nu - \xi) G_1(\mu) G_1(\nu) G_1^*(\xi)}{G_0^*(\lambda) G_0(\mu + \nu - \xi) G_0(\mu) G_0(\nu) G_0^*(\xi)} e^{-\frac{j2\pi(\kappa - \lambda + \mu + \nu - \xi)(1+r)}{M}} \right)$$

となる。右辺の $\sum(\cdot)$ は、 $-\alpha_s \leq \kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi \leq \alpha_s$ である全ての $\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi$ の組み合わせについての和となる。 $\kappa - \lambda + \mu + \nu - \xi$ を改めて α と置いて同じ α になる $\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi$ の組み合わせ

による $c_{\kappa}^{(n)} c_{\lambda}^{*(n)} c_{\mu}^{(n)} c_{\nu}^{(n)} c_{\xi}^{*(n)} \frac{G_1(\kappa)}{G_0(\kappa)} \cdot \frac{G_1^*(\lambda) G_1(\mu + \nu - \xi) G_1(\mu) G_1(\nu) G_1^*(\xi)}{G_0^*(\lambda) G_0(\mu + \nu - \xi) G_0(\mu) G_0(\nu) G_0^*(\xi)}$ の和をまとめて $\chi_{21}^{(n)}(\alpha)$ と

置くと、式(135)は、

$$|V_{10}(n-r)|^2 V_{11}(n-r) = -\frac{A_1}{A_0} \frac{1}{M^5} \sum_{\alpha=-5\alpha_s}^{5\alpha_s} \chi_{21}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha(1+r)/M} \quad (136)$$

と書ける。 $\chi_{21}^{(n)}(\alpha)$ は、Algorithm 2 によって計算できる。ただし、Algorithm 2 では、 $\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi$ の文字の入れ替えを適宜行っている。式(136)での周波数 α は、 $-5\alpha_s$ から $5\alpha_s$ の範囲の値となる。式(136)を式(55)の第2式に代入して、 r に関する $\sum(\cdot)$ を、 α に関する $\sum(\cdot)$ の内側に入れると、

$$v_{1M,21}(n) = 2 \left(\frac{A_1}{A_0} \right)^2 \frac{1}{M^5} \sum_{\alpha=-5\alpha_s}^{5\alpha_s} \chi_{21}^{(n)}(\alpha) \cdot \left(\sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) e^{-j2\pi\alpha r/M} \right) \cdot e^{-j2\pi\alpha/M} \quad (137)$$

Algorithm 2 Calculation of $\chi_{21}^{(n)}(\alpha)$, $\chi_{22}^{(n)}(\alpha)$ and $\chi_{23}^{(n)}(\alpha)$

```

1: for  $\alpha = -5\alpha_s$  to  $5\alpha_s$ 
2:    $\chi_{21}^{(n)}(\alpha) = 0$ 
3:    $\chi_{22}^{(n)}(\alpha) = 0$ 
4:    $\chi_{23}^{(n)}(\alpha) = 0$ 
5: end for
6: for  $\kappa = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
7:   for  $\lambda = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
8:     for  $\mu = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
9:       for  $\nu = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
10:        for  $\xi = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
11:           $\alpha = \kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi$ 
12:           $\chi_{21}^{(n)}(\alpha) = \chi_{21}^{(n)}(\alpha) + \theta_2^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) \mathcal{G}_{21}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ 
13:           $\chi_{22}^{(n)}(\alpha) = \chi_{22}^{(n)}(\alpha) + \theta_2^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) \mathcal{G}_{22}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ 
14:           $\chi_{23}^{(n)}(\alpha) = \chi_{23}^{(n)}(\alpha) + \theta_2^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) \mathcal{G}_{23}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ 
15:        end for
16:      end for
17:    end for
18:  end for
19: end for

```

$$\begin{aligned}
\theta_2^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) &= c_\kappa^{(n)} c_\lambda^{(n)} c_\mu^{(n)} c_\nu^{*(n)} c_\xi^{*(n)} \\
\mathcal{G}_{21}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) &= \frac{G_1(\kappa) G_1(\lambda) G_1(\mu) G_1^*(\nu) G_1^*(\xi) G_1(\kappa + \lambda - \nu)}{G_0(\kappa) G_0(\lambda) G_0(\mu) G_0^*(\nu) G_0^*(\xi) G_0(\kappa + \lambda - \nu)} \\
\mathcal{G}_{22}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) &= \frac{G_1(\kappa) G_1(\lambda) G_1(\mu) G_1^*(\nu) G_1^*(\xi) G_1^*(-\kappa + \nu + \xi)}{G_0(\kappa) G_0(\lambda) G_0(\mu) G_0^*(\nu) G_0^*(\xi) G_0^*(-\kappa + \nu + \xi)} \\
\mathcal{G}_{23}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) &= \frac{G_2(\kappa) G_2(\lambda) G_2(\mu) G_2^*(\nu) G_2^*(\xi)}{G_0(\kappa) G_0(\lambda) G_0(\mu) G_0^*(\nu) G_0^*(\xi)}
\end{aligned}$$

となる。ここで、式(123)、式(124)により、 r に関する $\Sigma(\cdot)$ は $\frac{1}{G_0(\alpha)}$ に等しいので、式(137)は更に、

$$v_{\text{IM},21}(n) = 2 \left(\frac{A_1}{A_0} \right)^2 \frac{1}{M^5} \sum_{\alpha=-5\alpha_s}^{5\alpha_s} \frac{1}{G_0(\alpha)} \chi_{21}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha/M} \quad (138)$$

と書ける。積 $V_{10}^2(n-r)V_{11}^*(n-r)$ についても同様な展開を行って式(55)の第3式に代入することにより、

$$v_{IM,22}(n) = \left| \frac{A_1}{A_0} \right|^2 \frac{1}{M^5} \sum_{\alpha=-5\alpha_s}^{5\alpha_s} \frac{1}{G_0(\alpha)} \chi_{22}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha/M} \quad (139)$$

が得られる。 $\chi_{22}^{(n)}(\alpha)$ は Algorithm 2 で $\chi_{21}^{(n)}(\alpha)$ とともに計算できる。更に、式(133) と式(55) の第 4 式からは、

$$v_{IM,23}(n) = -\frac{A_2}{A_0} \frac{1}{M^5} \sum_{\alpha=-5\alpha_s}^{5\alpha_s} \frac{1}{G_0(\alpha)} \chi_{23}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha/M} \quad (140)$$

が得られる。 $\chi_{23}^{(n)}(\alpha)$ も Algorithm 2 によって計算できる。得られた式(138)、式(139)、および式(140) を式(55) の第 1 式に代入することによって、5 次インバースモデルの 5 次非線形ブランチの成分が、以下の様に周波数ドメインのパラメータおよび変数で表記できる。

$$v_{IM,2}(n) = \frac{1}{M^5} \sum_{\alpha=-5\alpha_s}^{5\alpha_s} \Psi_{IM,2}^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha/M} \quad (141)$$

ただし、

$$\Psi_{IM,2}^{(n)}(\alpha) = 2 \left(\frac{A_1}{A_0} \right)^2 \frac{1}{G_0(\alpha)} \chi_{21}^{(n)}(\alpha) + \left| \frac{A_1}{A_0} \right|^2 \frac{1}{G_0(\alpha)} \chi_{22}^{(n)}(\alpha) - \frac{A_2}{A_0} \frac{1}{G_0(\alpha)} \chi_{23}^{(n)}(\alpha) \quad (142)$$

である。

(d) MP モデル出力

周波数ドメインの変数で表した増幅信号である式(121) を使って $|x(n-d)|^{2k} x(n-d)$ を計算すると、 $-\alpha_s \leq \alpha_1, \dots, \alpha_{k+1}, \beta_1, \dots, \beta_k \leq \alpha_s$ である全ての $\alpha_1, \dots, \alpha_{k+1}, \beta_1, \dots, \beta_k$ の組み合わせについて、 $\frac{1}{M^{(2k+1)}}$ と、 $c_{\alpha_1}^{(n)} e^{-j2\pi\alpha_1(1+d)/M}, \dots, c_{\alpha_{k+1}}^{(n)} e^{-j2\pi\alpha_{k+1}(1+d)/M}$ および $c_{\beta_1}^{*(n)} e^{j2\pi\beta_1(1+d)/M}, \dots, c_{\beta_k}^{*(n)} e^{j2\pi\beta_k(1+d)/M}$ を掛け合わせたものの和となる。

$$|x(n-d)|^{2k} x(n-d) = \frac{1}{M^{(2k+1)}} \sum c_{\alpha_1}^{(n)} \dots c_{\alpha_{k+1}}^{(n)} c_{\beta_1}^{*(n)} \dots c_{\beta_k}^{*(n)} e^{-j2\pi(\alpha_1 + \dots + \alpha_{k+1} - \beta_1 - \dots - \beta_k)(1+d)/M} \quad (143)$$

ここで、 $\alpha_1 + \dots + \alpha_{k+1} - \beta_1 - \dots - \beta_k$ を改めて α と置いて、同一の α となる $\alpha_1, \dots, \alpha_{k+1}, \beta_1, \dots, \beta_k$ の組み合わせによる積 $c_{\alpha_1}^{(n)} \dots c_{\alpha_{k+1}}^{(n)} c_{\beta_1}^{*(n)} \dots c_{\beta_k}^{*(n)}$ の和を $\theta_k^{(n)}(\alpha)$ と書くと、

Algorithm 3 Calculation of $\theta_k^{(n)}(\alpha)$

```

1: for  $\alpha = -3\alpha_s$  to  $3\alpha_s$ 
2:    $\theta_1^{(n)}(\alpha) = 0$ 
3: end for
4: for  $\alpha = -5\alpha_s$  to  $5\alpha_s$ 
5:    $\theta_2^{(n)}(\alpha) = 0$ 
6: end for
7: for  $\kappa = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
8:   for  $\lambda = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
9:     for  $\mu = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
10:       $\alpha = \kappa + \lambda - \mu$ 
11:       $\theta_1^{(n)}(\alpha) = \theta_1^{(n)}(\alpha) + \theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)$ 
12:     for  $\nu = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
13:       for  $\xi = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
14:         $\alpha = \kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi$ 
15:         $\theta_2^{(n)}(\alpha) = \theta_2^{(n)}(\alpha) + \theta_2^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ 
16:       end for
17:     end for
18:   end for
19: end for
20: end for

```

$$\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu) = c_\kappa^{(n)} c_\lambda^{(n)} c_\mu^{*(n)}$$

$$\theta_2^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) = c_\kappa^{(n)} c_\lambda^{(n)} c_\mu^{(n)} c_\nu^{*(n)} c_\xi^{*(n)}$$

$$|x(n-d)|^{2k} x(n-d) = \frac{1}{M^{(2k+1)}} \sum_{\alpha=-(2k+1)\alpha_s}^{(2k+1)\alpha_s} \theta_k^{(n)}(\alpha) e^{-j2\pi\alpha(1+d)/M} \quad (144)$$

となる。線形ブランチ ($k=0$) については $\theta_0^{(n)}(\alpha) = c_\alpha^{(n)}$ であり、3次・5次非線形ブランチ ($k=1,2$) について $\theta_k^{(n)}(\alpha)$ は Algorithm 3 で計算される。式(69)を次数ごとに分解した

$$v_{\text{MP},k}(n) = \sum_{d=0}^{D_k-1} h_k(d) |x(n-d)|^{2k} x(n-d) \quad (145)$$

に式(144)を代入して、 $h_k(d)$ のDFTが

$$H_k(\alpha) = \sum_{d=0}^{D_k-1} h_k(d) e^{-j2\pi\alpha d/M} \quad (146)$$

と書けることにより、

$$v_{\text{MP},k}(n) = \frac{1}{M^{(2k+1)}} \sum_{\alpha=-(2k+1)\alpha_s}^{(2k+1)\alpha_s} \theta_k^{(n)}(\alpha) H_k(\alpha) e^{-j2\pi\alpha n/M} \quad (147)$$

となる。これは、図 3-3 に示した MP モデルの出力を周波数ドメインのパラメータおよび変数で表記したものとなっている。

4.4 MP モデルの各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性

4.4.1. 線形ブランチ

線形ブランチについては、4.2 の検討シナリオで述べた様に、5 次インバースモデルの線形ブランチを構成する LTI 要素のインパルス応答を DFT することによって、MP モデルの線形ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性とする。これは、3.6 節で述べたものと同一である。

$$\hat{H}_0(\alpha) = \sum_{r=0}^{R_0-1} g_0^{-1}(r) e^{-j2\pi\alpha r/M} \quad (148)$$

線形ブランチでは、信号のスペクトル成分が $|\alpha| \leq \alpha_s$ の周波数に限られるので、その周波数において $\hat{H}_0(\alpha)$ が与えられれば十分である。

4.4.2. 非線形ブランチ

3 次、および 5 次の非線形ブランチについては、周波数ドメインのパラメータおよび変数で表記した 5 次インバースモデル出力と MP モデル出力の差の二乗平均

$$\epsilon_k = E \left[|v_{\text{MP},k}(n) - v_{\text{IM},k}(n)|^2 \right] \quad (149)$$

を最小化する MP モデルのパラメータ $\hat{H}_k(\alpha)$ ($k = 1, 2$) を求めることを考える。E[·] は増幅する信号に関する統計的な平均を示す。式(129) あるいは式(141) と式(147) を式(149) に代入して、

$$\begin{aligned} \mathbb{E} \left[\left(\theta_k^{(n)}(\alpha) H_k(\alpha) - \Psi_{\text{IM},k}^{(n)}(\alpha) \right) \left(\theta_k^{(n)}(\beta) H_k(\beta) - \Psi_{\text{IM},k}^{(n)}(\beta) \right)^* e^{-\frac{j2\pi(\alpha-\beta)}{M}} \right] = 0, \\ \alpha \neq \beta \end{aligned} \quad (150)$$

であると考えられることを考慮すると、結局、周波数ごとに

$$\epsilon_{k,\alpha} = \mathbb{E} \left[\left| \theta_k^{(n)}(\alpha) H_k(\alpha) - \Psi_{\text{IM},k}^{(n)}(\alpha) \right|^2 \right], \quad k = 1, 2, \quad |\alpha| \leq (2k+1)\alpha_s \quad (151)$$

を最小化する問題に帰着される。ここで、係数 $\frac{1}{M(2k+1)}$ は最小化に関係がないので省略した。式(151)の $H_k(\alpha)$ に関する偏微分がゼロである条件により、

$$\hat{H}_k(\alpha) = \frac{\mathbb{E} \left[\theta_k^{*(n)}(\alpha) \Psi_{\text{IM},k}^{(n)}(\alpha) \right]}{\mathbb{E} \left[\left| \theta_k^{(n)}(\alpha) \right|^2 \right]}, \quad k = 1, 2, \quad |\alpha| \leq (2k+1)\alpha_s \quad (152)$$

が MP モデルの 3 次、および 5 次非線形ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性となる。

4.4.3. 増幅信号の変数と 5 次インバースモデルパラメータの分離

MP モデルの LTI 要素が持つべき周波数特性のうち、4.4.1 節で求めた線形ブランチの式(148)については、5 次インバースモデルのパラメータである $g_0^{-1}(\mathbf{r})$ による式であり、増幅する信号には依存しない。一方、4.4.2 節で求めた 3 次・5 次非線形ブランチの式(152)は、5 次インバースモデルのパラメータと増幅する信号の両方に依存する。例えば、3 次非線形の $\Psi_{\text{IM},1}^{(n)}(\alpha)$ で使われている $\chi_1^{(n)}(\alpha)$ は Algorithm 1 で、 $\kappa + \lambda - \mu = \alpha$ となる全ての κ, λ, μ の組み合わせについて $\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu) g_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の和として表されているが、 $\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)$ は増幅する信号の DFT $c_\kappa^{(n)}, c_\lambda^{(n)}, c_\mu^{(n)}$ による変数であり、 $g_1(\kappa, \lambda, \mu)$ は 5 次インバースモデルのパラメータによる数である。また、分母で使われている $\theta_k^{(n)}(\alpha)$ は増幅する信号の DFT $c_\kappa^{(n)}, c_\lambda^{(n)}, c_\mu^{(n)}$ による変数である。式(130)を式(152)に代入し、統計平均のオペレータ $\mathbb{E}[\cdot]$ は 5 次インバースモデルのパラメータに関して定数であることを考慮して和と統計平均の順序を入れ替えると、

$$\hat{H}_1(\alpha) = -\frac{A_1}{A_0} \frac{1}{G_0(\alpha)} \sum \rho_1(\kappa, \lambda, \mu) g_1(\kappa, \lambda, \mu) \quad (153)$$

$$\rho_1(\kappa, \lambda, \mu) = \frac{\mathbb{E} \left[\theta_1^{*(n)}(\alpha) \theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu) \right]}{\mathbb{E} \left[\left| \theta_1^{(n)}(\alpha) \right|^2 \right]}, \quad \alpha = \kappa + \lambda - \mu, \quad |\alpha| \leq 3\alpha_s \quad (154)$$

と書ける。ただし、式(153)の $\sum(\cdot)$ が表す和は、 $\kappa + \lambda - \mu = \alpha$ となる全ての κ, λ, μ の組み合わせについての和であり、 $\hat{H}_1(\alpha)$ は、正確には Algorithm 4 で記述される。5 次非線形につ

Algorithm 4 Calculation of $\hat{H}_1(\alpha)$ and $\hat{H}_2(\alpha)$

```

1: for  $\alpha = -3\alpha_s$  to  $3\alpha_s$ 
2:    $\hat{H}_1(\alpha) = 0$ 
3: end for
4: for  $\alpha = -5\alpha_s$  to  $5\alpha_s$ 
5:    $\hat{H}_2(\alpha) = 0$ 
6: end for
7: for  $\kappa = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
8:   for  $\lambda = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
9:     for  $\mu = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
10:       $\alpha = \kappa + \lambda - \mu$ 
11:       $\hat{H}_1(\alpha) = \hat{H}_1(\alpha) - \rho_1(\kappa, \lambda, \mu) \frac{A_1 \mathcal{G}_1(\kappa, \lambda, \mu)}{A_0 G_0(\alpha)}$ 
12:      for  $\nu = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
13:        for  $\xi = -\alpha_s$  to  $\alpha_s$ 
14:           $\alpha = \kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi$ 
15:           $\hat{H}_2(\alpha) = \hat{H}_2(\alpha) + \rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) \left\{ 2 \left( \frac{A_1}{A_0} \right)^2 \frac{\mathcal{G}_{21}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)}{G_0(\alpha)} \right.$ 
               $\left. + \left| \frac{A_1}{A_0} \right|^2 \frac{\mathcal{G}_{22}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)}{G_0(\alpha)} - \frac{A_2}{A_0} \frac{\mathcal{G}_{23}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)}{G_0(\alpha)} \right\}$ 
16:        end for
17:      end for
18:    end for
19:  end for
20: end for

```

いても同様な操作で、

$$\hat{H}_2(\alpha) = \sum \left\{ \rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) \left(2 \left(\frac{A_1}{A_0} \right)^2 \frac{\mathcal{G}_{21}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)}{G_0(\alpha)} + \left| \frac{A_1}{A_0} \right|^2 \frac{\mathcal{G}_{22}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)}{G_0(\alpha)} - \frac{A_2}{A_0} \frac{\mathcal{G}_{23}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)}{G_0(\alpha)} \right) \right\} \quad (155)$$

$$\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) = \frac{\mathbb{E} \left[\theta_2^{*(n)}(\alpha) \theta_2^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) \right]}{\mathbb{E} \left[\left| \theta_2^{(n)}(\alpha) \right|^2 \right]}, \quad (156)$$

$$\alpha = \kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi, \quad |\alpha| \leq 5\alpha_s$$

と書ける。式(155)の右辺の $\sum(\cdot)$ は、 $\kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi = \alpha$ となる全ての $\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi$ の組み合わせについての和であり、 $\hat{H}_2(\alpha)$ は、正確には 3 次の $\hat{H}_1(\alpha)$ と合わせて Algorithm 4 で記述される。 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ と $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ は、増幅する信号に関する周波数ドメインの統計情

報であり、あらかじめ計算しておくことができる。

4.5 周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタの設計

MP モデルの各ブランチの LTI 要素が持つべき周波数特性が定めれば、3.4.2 節で述べた計算を適用してその周波数特性を実現するトランスバーサルフィルタの設計ができる。つまり、式(148)、式(153)、および式(155) による $\hat{H}_k(\alpha)$, ($k = 0,1,2$) に対し、

$$\hat{\mathbf{H}}_k = [\hat{H}_k(-(2k+1)\alpha_S), \dots, \hat{H}_k((2k+1)\alpha_S)]^T \quad (157)$$

として式(106) に代入する。ここに、式(106) を再掲すると、

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},k} = (\mathbf{W}_k^H \mathbf{W}_k)^{-1} \mathbf{W}_k^H \hat{\mathbf{H}}_k \quad (158)$$

である。 \mathbf{W}_k は式(101) および式(103) によって定義される行列であり、行列を使って DFT を表記するときの行列から、線形ブランチは増幅する信号の帯域幅、また 3 次および 5 次の非線形ブランチはその 3 倍および 5 倍の帯域幅内の周波数に相当する行を抜き出した行列である。式(158) による各ブランチの LTI 要素を実現するトランスバーサルフィルタのタップ係数を式(107) によって一つにまとめ、式(108) に代入すると、位相角を保った信号の累乗とトランスバーサルフィルタによる時間ドメインで実現可能な MP モデルが得られる。ここに、式(107)、式(108)、および使用されている $\mathbf{u}(n)$ を与える式(70) を再掲すると、

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD}} = [\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},0}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},1}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},2}]^T]^T \quad (159)$$

$$\mathbf{v}_{\text{MP_FD}}(n) = \mathbf{u}(n) \hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD}} \quad (160)$$

$$\mathbf{u}(n) = \left[\begin{array}{l} x(n), x(n-1), \dots, x(n-(D_0-1)), \\ |x(n)|^2 x(n), \dots, |x(n-(D_1-1))|^2 x(n-(D_1-1)), \\ |x(n)|^4 x(n), \dots, |x(n-(D_2-1))|^4 x(n-(D_2-1)) \end{array} \right] \quad (161)$$

である。

4.6 増幅する信号の統計情報

式(154) および式(156) で計算される $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ および $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ は、増幅する信号の DFT である $c_\alpha^{(n)}$ に関する統計平均であり、つまりは増幅する信号に関する統計情報である。それらは、式(153) および式(155) において MP モデルの LTI 要素が持つべき周波数特性を決める際に、5 次インバースモデルのパラメータに由来する数(例えば $g_1(\kappa, \lambda, \mu)$) を重

みづけ平均する重み係数の役割を果たしており、3次非線形であれば、 κ, λ, μ の3つの周波数の組み合わせが3次非線形を生じたとき新しい周波数 $\alpha = \kappa + \lambda - \mu$ にどれだけ寄与するかを表している。5次非線形も同様に、 $\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi$ の5つの周波数の組み合わせが新しい周波数 $\alpha = \kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi$ にどれだけ寄与するかを表している。

式(154) や式(156) の計算で用いている $\theta_1^{(n)}(\alpha)$ や $\theta_2^{(n)}(\alpha)$ は Algorithm 3 で与えられ、 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ および $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ を解析的に求めることはやや難しい。ここでは、増幅する信号が帯域幅内で白色スペクトルを持つ場合について数値計算を行う。3.5 節と同じ条件の信号源で $x(n-M+1), \dots, x(n)$ を発生させ、その DFT として得られる $c_\alpha^{(n)}$, ($-\alpha_s \leq \alpha \leq \alpha_s$) を Algorithm 3 に適用して $\theta_1^{(n)}(\alpha)$ を計算する。これを十分多数と考えられる 100×10^3 回程度繰り返して、式(154) の $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の数値計算値 $\tilde{\rho}_1$ を得る。なお M は 1024 とした。結果を図 4-2 に示す。 α_e は信号源の信号の帯域幅でサンプル系帯域の 1/8 である。図 4-2 の周波数軸は、 α_e で正規化した周波数で示してある。 $\tilde{\rho}_1$ は、3 つの周波数 κ, λ, μ の関数であるが、 $\alpha = \kappa + \lambda - \mu$ をパラメータとして、2 つの周波数 κ, λ の関数として示している。 $\tilde{\rho}_1$ には平坦部分とピーク部分があり、 $\alpha \leq 0.5\alpha_e$ の場合、平坦部分の中にピーク部分が現れる。ピーク部分は、特定の周波数 $\kappa = \alpha$ あるいは $\lambda = \alpha$ に生じる。これは、特定の周波数以外では、(154) の分子の $E[\theta_1^{*(n)}(\alpha)\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)]$ において、 $\theta_1^{*(n)}(\alpha)$ を構成する和の中の $\theta_1^{*(n)}(\kappa, \lambda, \mu)$ と $\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)$ の積のみが実数 $|\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)|^2 = |c_\kappa^{(n)}|^2 |c_\lambda^{(n)}|^2 |c_\mu^{(n)}|^2$ となりそれ以外の項と $\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)$ の積は少なくとも一組の異なる周波数成分の積を含み、平均後にゼロとなるので、結局、 $E[\theta_1^{*(n)}(\alpha)\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)] = E[|c_\kappa^{(n)}|^2 |c_\lambda^{(n)}|^2 |c_\mu^{(n)}|^2]$ となり、これが $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の平坦部をなす。一方、例えば $\kappa = \alpha$ であるとき $\lambda = \mu$ となるので、

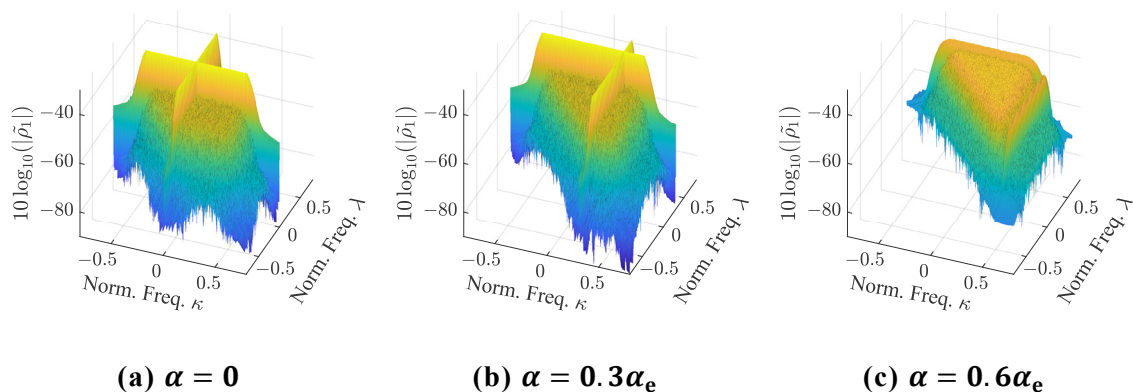


図 4-2 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の数値計算値 $\tilde{\rho}_1$

Copyright (c)2021 IEICE

$\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu) = c_\kappa^{(n)} |c_\lambda^{(n)}|^2$ であり、 $\theta_1^{*(n)}(\alpha)$ を構成する和の中の $\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)$ 以外の項と $\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)$ の積であっても第一周波数あるいは第二周波数が κ で、残りの2つの周波数が同じであれば実数となるので、 $E[\theta_1^{*(n)}(\alpha)\theta_1^{(n)}(\kappa, \lambda, \mu)]$ は、平坦部での値より大きくなる。これがピーク部をなす。5次ブランチの $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ についても、3次ブランチの $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ と同様に平坦部やピーク部のある関数となる。ただし、ピーク部を生じる周波数関係や値は $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ より複雑である。しかしながら、 $\alpha = \kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi$ をパラメータにしても、残り4つの周波数の関数であり、2つの周波数がある値に固定した場合を示す以外は視覚的な図に表現することが困難であるので、ここで $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ の数値計算 $\tilde{\rho}_2$ を図示することは割愛する。

$\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ や $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ の数値計算値をテーブルとして保持するとすると、周波数変数の入れ替えに関する対称性等を利用して削減する余地が大いにあるが、それを行わなければ、一つの周波数軸の要素数を100程度に絞っても、全体で要素数が 10^6 あるいは 10^{10} のテーブルとなり、メモリ搭載量が多くても128GB程度である通常のPCで扱うには限界を超え、ストレージ上にテーブルを構築せざるを得なくなってしまう。そこで、数値計算値をテーブルとして保持する代わりに、計算式で $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ および $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ の値を得ることを考える。 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ および $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ に平坦部とピーク部があるうち、ピーク部は一部の特定の周波数に限られ、要素数においても平坦部が大部分であることと、ある $\alpha = \kappa + \lambda - \mu$ あるいは $\alpha = \kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi$ に着目すると $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ および $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ の値の和が1であることを考慮すると、

$$\bar{\rho}_1(\kappa, \lambda, \mu) = \begin{cases} 1/N_{1,\alpha_e}(\alpha) & -\frac{1}{2}\alpha_e \leq \kappa, \lambda, \mu \leq \frac{1}{2}\alpha_e, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (162)$$

$$\bar{\rho}_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi) = \begin{cases} 1/N_{2,\alpha_e}(\alpha) & -\frac{1}{2}\alpha_e \leq \kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi \leq \frac{1}{2}\alpha_e, \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (163)$$

により $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ および $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ を近似できると考える。 $N_{1,\alpha_e}(\alpha)$, $N_{2,\alpha_e}(\alpha)$ は、 κ, λ, μ あるいは $\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi$ の全てが信号の帯域幅内で、 $\kappa + \lambda - \mu = \alpha$ あるいは $\kappa + \lambda + \mu - \nu - \xi = \alpha$ となる κ, λ, μ あるいは $\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi$ の組み合わせの数である。図4-3に、図4-2で示した $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の数値計算値と同じ条件下での近似式 $\bar{\rho}_1$ による値を示す。次節の計算機シミュレーションで、 $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ に代えて $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ を使用して導いたMPモデルも、元の5次インバーモデルと等価な非線形特性を有していることを確認する。

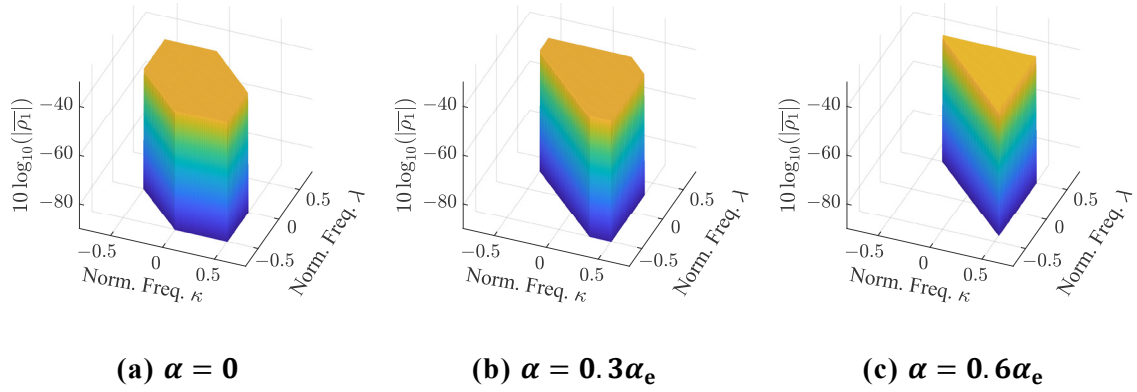


図 4-3 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ の近似式 $\bar{\rho}_1$ の値

Copyright (c)2021 IEICE

4.7 計算機シミュレーション

ここでは、4.3 から 4.5 節で述べた手順に従い 5 次インバースモデルから変換した MP モデルが、元の 5 次インバースモデルと等価な非線形特性を有すること、および、非線形電力増幅器の歪み補償システムのプリディストータとして適用したときに等価な歪み補償特性を有することを確認する。また、モデル変換の際に使用する送信信号の統計情報について、数値計算により得た値 $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ を使用した場合と、近似式による値 $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ を使用した場合との比較も行う。

計算機シミュレーションの条件やパラメータ、評価項目は、3.5 節で行った検証と同じものを適用する。つまり、3.5 節と同様に、帯域制限した複素ガウス過程を信号源の信号 $x(n)$ として発生させて PRW モデルの 5 次インバースモデルとそれを変換した MP モデルのそれぞれに入力し、それらの出力の差の NMSE を変換誤差として評価する。更に、5 次インバースモデルと変換した MP モデルの出力をプリディストータ出力として非線形電力増幅器の非線形特性を表すとして仮定する元の PRW モデルに入力し、PRW モデルの出力について残留歪みや電力スペクトル密度を評価する。元の PRW モデルのパラメータは、3.5.2 (b) で述べた値を用いる。変換する MP モデルの LTI 要素は、線形ブランチ、3 次非線形ブランチ、5 次非線形ブランチともタップ数 $D_k = 5$ のトランスバーサルフィルタで実現するものとした。計算で用いる DFT のサイズ M については、3 次非線形ブランチでは 1024 とし、5 次非線形ブランチでは数値計算による $\tilde{\rho}_2$ を PC のメモリ上に展開できる様にするため 256 とした。

4.7.1. 評価結果

(a) 変換誤差

図 4-4 に、数値計算で得た $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ を送信信号の統計情報として使い MP モデルへの変換を行った場合と、近似式による $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ を使い MP モデルへの変換を行った場合の両方に

ついて、モデル出力全体の変換誤差とブランチごとの変換誤差を示す。モデル出力全体の変換誤差は式(109) で、ブランチごとの変換誤差は式(113) で定義したものを使用する。いずれも、5次インバースモデルと変換したMPモデルに同じ信号 $x(n)$ を入力したときの両者の出力の差の NMSE である。

モデル出力全体の変換誤差は、数値計算による $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ を使用した場合も、近似式による $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ を使用した場合のいずれの場合も、両者にほとんど差がなく、おおむね 8 桁以上の高い精度でモデルの変換ができていることがわかる。ブランチごとの変換誤差のうち線形ブランチについては、変換に送信信号の統計情報を使用しないので、数値計算による $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ を使用した場合と近似式による $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ を使用した場合の結果は同一のものである。変換に送信信号の統計情報を使用する 3 次および 5 次の非線形ブランチにおいても両者はほぼ同一の変換誤差を達成しており、このうち 3 次非線形ブランチで生じている変換誤差がモデル全体の変換誤差を支配している。これらの結果により、近似式による $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ が 5 次インバースモデルを MP モデルに変換する際の送信信号の統計情報として十分使用可能であると言える。

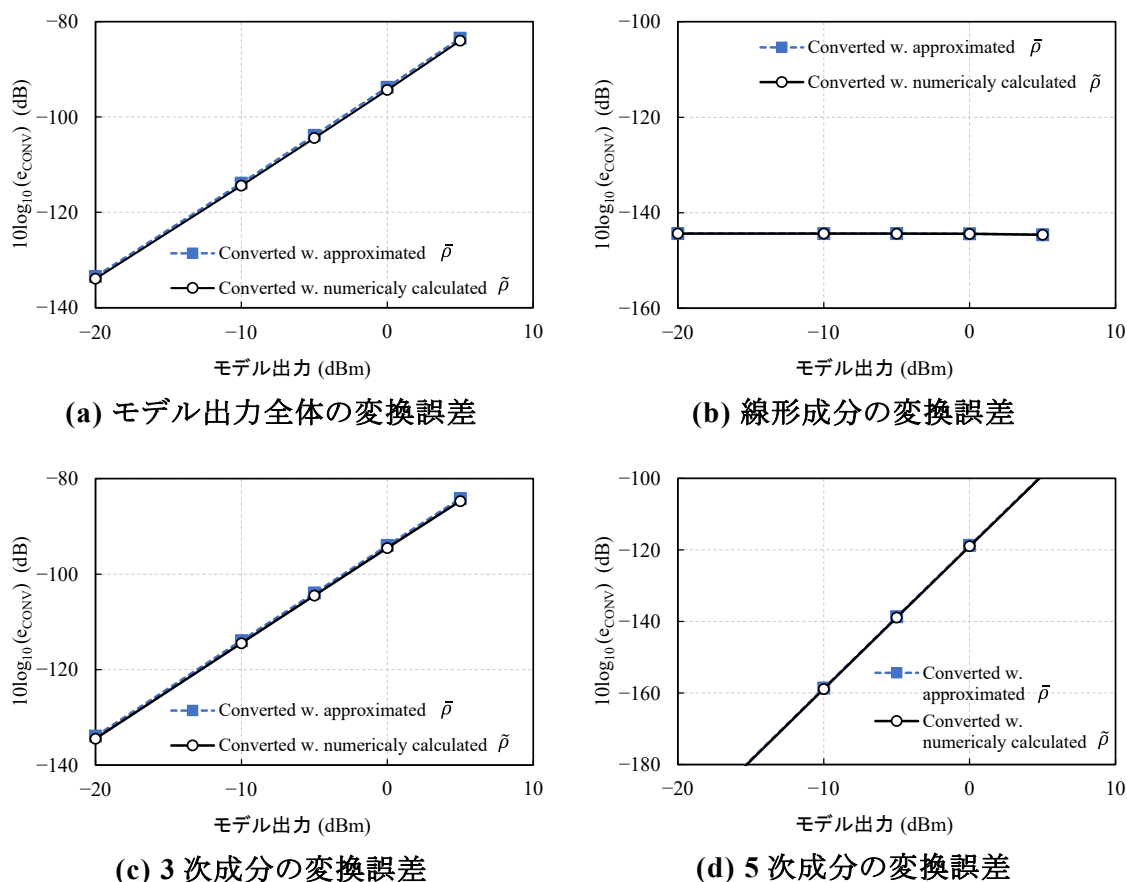


図 4-4 5 次インバースモデルから MP モデルへの変換誤差

(b) 残留歪みと電カスペクトル密度

図 4-5 図 4-6 に、変換した MP モデルをプリディストータとして適用した際の PRW モデル出力中の残留歪みと電カスペクトル密度を示す。残留歪みと電カスペクトル密度は式(110)および式(111) で定義された値を用いる。比較のため、5 次インバースモデルを直接プリディストータとして適用した場合の残留歪みや電カスペクトル密度も示してある。

残留歪み特性は、変換誤差の影響により、出力レベルが 5 dBm ~ 20 dBm の領域で 5 次インバースモデルより劣化するものの、出力レベルが 25 dBm 以上の最大出力レベルでは、もともとの 5 次インバースモデルによるプリディストータの適用時にも生じている残留歪みが支配的となり、変換した MP モデルとの差がなくなる。数値計算による $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ を使用して変換した MP モデルの場合と、近似式による $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ を使用して変換した MP モデルの場合との差は認められない。残留歪みは、最大の場合でも -40 dB 以下であり、256QAM 信号を増幅する増幅器として十分なものである [108]。電カスペクトル密度においても、数値計算による $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ を使用して変換した MP モデルも近似式による $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ を使用して変換した MP モデルも、5 次インバースモデルとの差がなく、いずれも、プリディストータとして 5 次インバースモデルを置き換えて使用して問題ないことが言える。

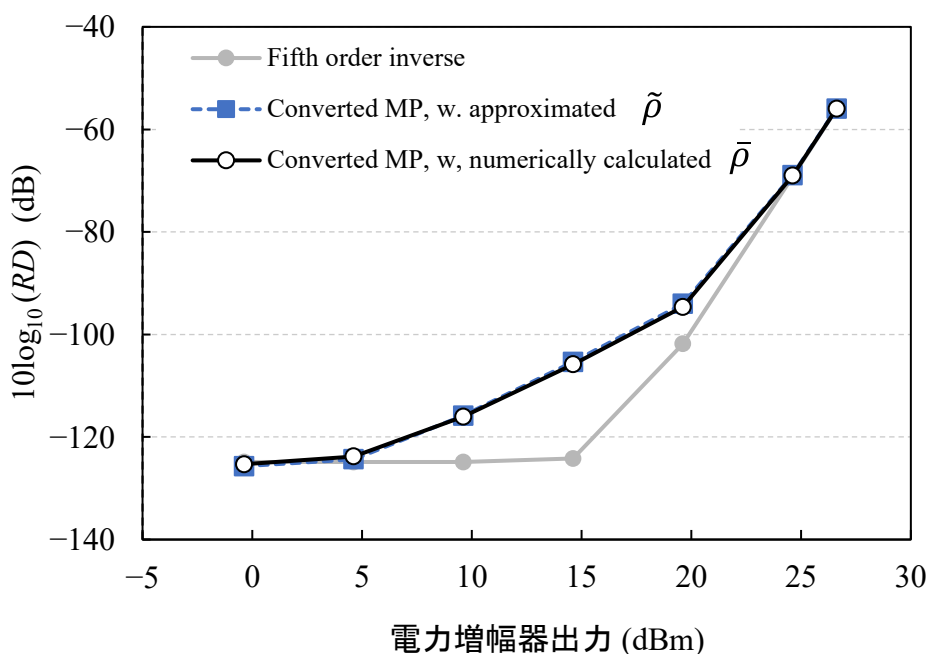


図 4-5 電力増幅器出力の残留歪み

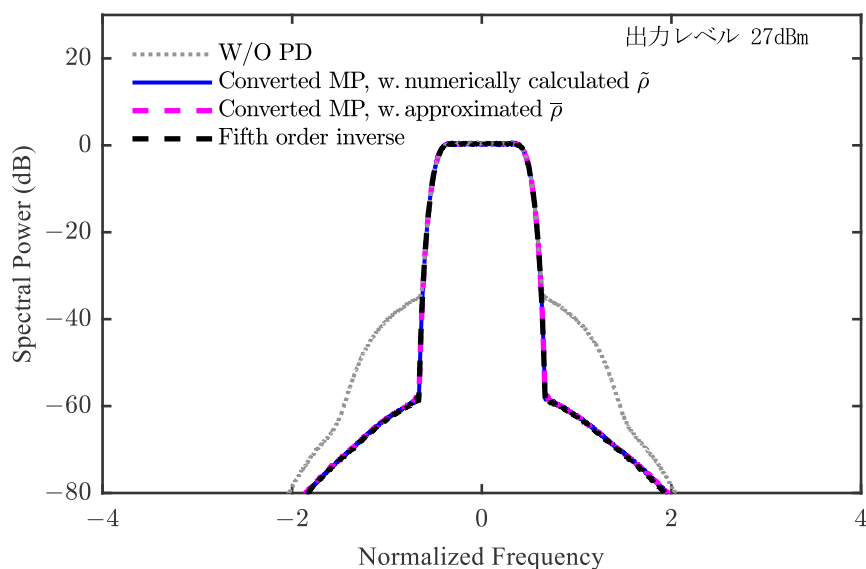


図 4-6 電力増幅器出力の電力スペクトル密度

4.8 むすび

本章では、信号の累乗演算によるメモリレス非線形要素とメモリ効果を表す LTI 要素の組み合わせで構成される非線形ビヘイビオラルモデルについて、増幅する信号の統計情報を用いれば対象の非線形ビヘイビオラルモデルの入出力データを必要とせずにその非線形特性を近似する MP モデルに変換することができることを示した。ある非線形ビヘイビオラルモデルから別のビヘイビオラルモデルへの変換は、単純には実デバイスの非線形特性のモデル同定と同じ問題として、対象の非線形ビヘイビオラルモデルの入出力データから別のビヘイビオラルモデルの同定を行うことにより可能であるが、これには、変換対象のビヘイビオラルモデルの入出力データを多数計算する必要があった。しかしながら、ビヘイビオラルモデルから別のビヘイビオラルモデルへの変換は、実デバイスの非線形特性のモデル同定問題と異なり、変換対象の非線形特性の入出力データによらずとも、その非線形特性を表すビヘイビオラルモデルのパラメータから決定論的な方法で行うことが可能であって、本章では、累乗演算と LTI 要素の組み合わせで表されたビヘイビオラルモデルから MP モデルへの変換、と限られたシナリオであるが、その変換方法を示し、計算機シミュレーションで検証した。

ビヘイビオラルモデルから別のビヘイビオラルモデルへの変換という観点では、福田らが PRW モデルから MP モデルへの変換を行っている [109]。そこでは、時間ドメインの演算が

行われており、増幅信号の統計情報に相当する情報を含む係数による連立一次方程式を導きそれを解いて MP モデルのパラメータを決定している。本研究では、周波数ドメインの演算を採用することにより、連立一次方程式が周波数ごとの除算に置き換わり、より簡易かつ数値計算的に安定なビヘイビオラルモデルの変換が可能になったと考えられる。

ビヘイビオラルモデルから別のビヘイビオラルモデルへの変換は、増幅する信号には無関係でありその統計情報についても本来は不要ではないかとも考えられる。しかしながら、本章で題材とした変換元の 5 次インバースモデルの様に、LTI 要素の後段に累乗演算が配置されたビヘイビオラルモデルでは、異なる遅延時間の信号間の積の項が生じる。一方、変換先の MP モデルは異なる遅延時間の信号間の積の項を排したビヘイビオラルモデルであるので、異なる遅延時間の信号間の積の項に起因する複雑な非線形特性が MP モデルでは完全に表現することができず、MP モデルで近似される際に、増幅する信号の統計情報にも依存してしまうことになる。ビヘイビオラルモデルの入出力データを使用してパラメータ抽出を行う場合は、パラメータ抽出の過程で統計情報が盛り込まれることになる一方で、本章で示したビヘイビオラルモデルから別のビヘイビオラルモデルに変換する演算では、統計情報によりこの情報が変換先のビヘイビオラルモデルのパラメータに取り込まれる。統計情報は事前に準備できる量であるので、それが準備されていれば、ビヘイビオラルモデルから別のビヘイビオラルモデルへ変換する演算自体は、多数の入出力データによりモデル同定を行う演算に比べてはるかに軽いものとなる。

使用した統計情報の数値計算値 $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ は、増幅する信号が所定の帯域幅内で白色スペクトルを持つ条件で計算された値であり、 $\bar{\rho}_1, \bar{\rho}_2$ は、それを近似する式であった。従って、増幅する信号が、例えば周波数を隔てた二つの OFDM キャリアである場合などでは、 $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ が再計算され、近似式はそれを近似するものとして改める必要がある。また、 $\tilde{\rho}_1, \tilde{\rho}_2$ を求める数値計算は、多次元の周波数の組み合わせを網羅して行われるため、その計算量や結果を保持するテーブルのサイズが特に高次で問題となってくる。これらに対応するため、 $\rho_1(\kappa, \lambda, \mu)$ や $\rho_2(\kappa, \lambda, \mu, \nu, \xi)$ が閉形式で表現されることが望まれ、将来の課題となる。

第5章 直交多項式の適用と段階的パラメータ抽出

5.1 はじめに

第3章で確立した周波数ドメインの演算によるMPモデルのパラメータ抽出は、非線形次数ごとに分離されているビヘイビオラルモデルを対象とした。本章では、2つの対策を行い、非線形次数ごとに分離されていないビヘイビオラルモデルあるいは実デバイスで観測した入出力データを対象に周波数ドメインの演算によるMPモデルのパラメータ抽出を行うことを可能にする。対策の一つ目は、直交多項式 [110],[111] の適用であり、二つ目の対策は、パラメータ抽出を低次のブランチから順に行い、高次のブランチのパラメータ抽出を行う際に対象の非線形特性から低次のブランチで抽出済みの成分を取り除く段階的パラメータ抽出である。2.7.6節で紹介し、第3章、第4章を通じて扱ってきた位相角を一定に保った累乗 $|x(n)|^{2k-1}x(n)$, ($k = 0,1,2$) による線形・非線形ベース関数は直交する関数でないため、非線形次数ごとに分離されておらずすべての次数の成分が合算された非線形特性を対象にパラメータ抽出を行うと、直交しない成分に対応するパラメータが複数のブランチで抽出されてしまう。2つの対策によってこの影響を避ける。そして、これらの対策を行った周波数ドメイン演算によるMPモデルのパラメータ抽出方法をインダイレクトラーニング方式による逆特性の導出に適用し、それがプリディストータとして機能することを計算機シミュレーションによって確認する。また、このときの計算量は、時間ドメインの最小二乗法によりインダイレクトラーニング方式を実現する場合の計算量に比べて、半分以下であることも示す。

5.2 直交多項式とMPモデル

5.2.1. メモリレス非線形要素に用いる直交多項式

第3章、第4章を通じて扱ってきたMPモデルのメモリレス線形・非線形要素に用いていた位相角を保った累乗による線形・非線形ベース関数

$$\phi_k(n) = |x(n)|^{2k}x(n), \quad k = 0,1,2 \quad (164)$$

を元にしてグラムシュミットの直交化法 [103],[112] により正規直交する関数群

$$E[\psi_k(n)\psi_l^*(n)] = \begin{cases} 1, & k = l \\ 0, & k \neq l \end{cases}, \quad k, l = 0,1,2 \quad (165)$$

を生成する。まず、

$$\psi'_k(n) = \begin{cases} \phi_0(n), & k = 0 \\ \phi_k(n) - \sum_{l=0}^{k-1} \psi'_{kl} \psi'_l(n), & k = 1, 2 \end{cases} \quad (166)$$

$$\psi'_{kl} = \frac{E[\phi_k(n)\psi'_l(n)^*]}{E[|\psi'_l(n)|^2]}, \quad l \leq k$$

により直交する関数群 $\psi'_k(n)$ を生成し、

$$\psi_k(n) = \frac{\psi'_k(n)}{\sqrt{E[|\psi'_k(n)|^2]}} \quad (167)$$

により正規化する。直交性を決める内積 $E[\psi_k(n)\psi_l(n)^*]$ は、増幅する信号を表す変数の確率分布に依存する。ここでは、増幅する信号 $x(n)$ は、帯域制限した複素ガウス過程であるとする。これは、第3章、第4章で行ったシミュレーション検証で、第4世代・第5世代のワイヤレス移動通信システム等で採用されている OFDM 信号を近似する信号 [101] として使用したものである。式(166)の ψ'_{kl} を求めて、それによって $\psi'_k(n)$ を記述すると

$$\begin{aligned} \psi'_0(n) &= \phi_0(n) \\ \psi'_1(n) &= \phi_1(n) - \frac{E[\phi_1(n)\phi_0(n)^*]}{E[|\phi_0(n)|^2]} \psi'_0(n) \\ \psi'_2(n) &= \phi_2(n) - \frac{E[\phi_2(n)\phi_1(n)^*]E[|\phi_0(n)|^2] - E[\phi_0(n)\phi_1(n)^*]E[\phi_2(n)\phi_0(n)^*]}{E[|\phi_1(n)|^2]E[|\phi_0(n)|^2] - |E[\phi_1(n)\phi_0(n)^*]|^2} \psi'_1(n) \\ &\quad - \frac{E[\phi_2(n)\phi_0(n)^*]}{E[|\phi_0(n)|^2]} \psi'_0(n) \end{aligned} \quad (168)$$

となる。また

$$\begin{aligned} E[|\psi'_0(n)|^2] &= E[|\phi_0(n)|^2] \\ E[|\psi'_1(n)|^2] &= E[|\phi_1(n)|^2] - \frac{|E[\phi_1(n)\phi_0(n)^*]|^2}{E[|\phi_0(n)|^2]} \\ E[|\psi'_2(n)|^2] &= E[|\phi_2(n)|^2] \\ &\quad - \frac{|E[\phi_2(n)\phi_1(n)^*]E[|\phi_0(n)|^2] - E[\phi_0(n)\phi_1(n)^*]E[\phi_2(n)\phi_0(n)^*]|^2}{E[|\phi_0(n)|^2](E[|\phi_1(n)|^2]E[|\phi_0(n)|^2] - |E[\phi_1(n)\phi_0(n)^*]|^2)} \\ &\quad - \frac{|E[\phi_2(n)\phi_0(n)^*]|^2}{E[|\phi_0(n)|^2]} \end{aligned} \quad (169)$$

である。ここで、式(164)より、

$$E[\phi_k(n)\phi_l^*(n)] = E[|x(n)|^{2(k+l+1)}] \quad (170)$$

であり、 $x(n)$ は、実数成分、虚数成分のそれぞれが分散 $\frac{1}{2}\sigma^2$ のガウス分布に従う独立な確率変数であるとする、 $|x(n)|^2$ は指数分布に従う確率変数であり、その n 次モーメントとして

$$E[|x(n)|^{2n}] = \sigma^{2n} \cdot n! \quad (171)$$

と計算できる。なお、 $x(n)$ の実数成分、虚数成分の確率密度関数による式(171) の導出を付録に記載した。式(171) で計算される値を使って、生成した正規直交する関数群を記載すると、

$$\begin{aligned} \psi_0(n) &= \frac{1}{\sigma} x(n) \\ \psi_1(n) &= \frac{1}{\sqrt{2}\sigma^3} |x(n)|^2 x(n) - \frac{\sqrt{2}}{\sigma} x(n) \\ \psi_2(n) &= \frac{1}{2\sqrt{3}\sigma^5} |x(n)|^4 x(n) - \frac{\sqrt{3}}{\sigma^3} |x(n)|^2 x(n) + \frac{\sqrt{3}}{\sigma} x(n) \end{aligned} \quad (172)$$

となる。図 5-1 に、実数の $x(n)$ に対するこれらの関数のプロットを示す。また、表 5-1 に、実数成分、虚数成分のそれぞれが分散 $\frac{1}{2}$ の独立なガウス分布に従う確率変数である $x(n)$ を 10^5 個発生させて計算した $E[\psi_k(n)\psi_l^*(n)]$ の計算例を示す。

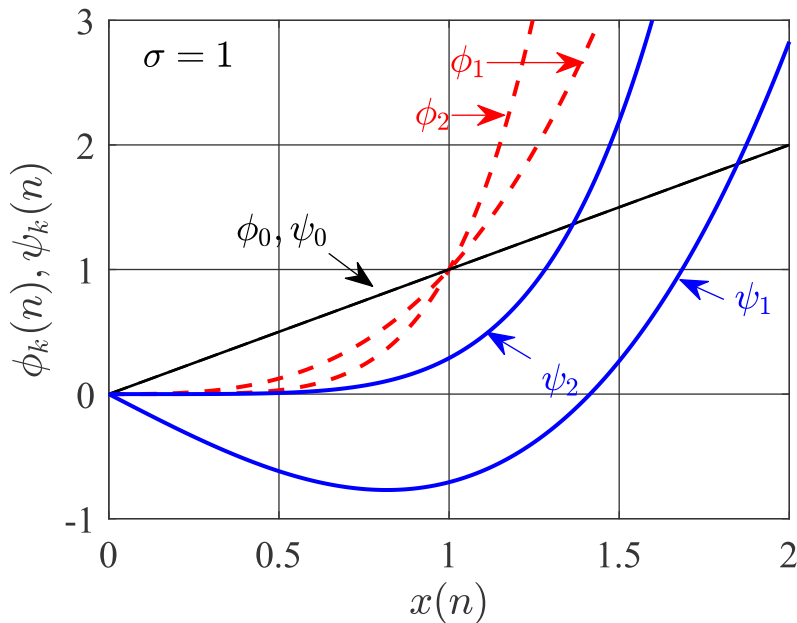


図 5-1 直交多項式による線形・非線形関数

表 5-1 $E[\psi_k(n)\psi_l^*(n)]$ の計算例

$k \setminus l$	0	1	2
0	0.9964	0.00219-j0.00000	0.00897+j0.00000
1		1.0150	0.00902+j0.00000
2			0.9782

5.2.2. 直交多項式を用いた MP モデルとその周波数ドメインの同定
直交多項式である式(172) を線形・非線形ベース関数に用いた MP モデルは、

$$\begin{aligned} \dot{v}_{\text{MP}}(n) &= \sum_{k=0}^2 \dot{v}_{\text{MP},k}(n) \\ \dot{v}_{\text{MP},k}(n) &= \sum_{d=0}^{D_k-1} h_k(d) \psi_k(n-d) \end{aligned} \quad (173)$$

で表される。そのブロック図を図 5-2 に示す。これは式(164) による線形・非線形ベース関数を式(172) による直交多項式に置き換えたものとなっている。非線形ブランチ ($k = 1, 2$) では、定数 c 倍した入力に対し出力 $\dot{v}_{\text{MP},k}(n)$ が元の $c^{(2k+1)}$ 倍とはならないが、最高次の項の次数により $(2k + 1)$ 次の非線形ブランチと呼ぶことにする。

式(172) の直交多項式は、信号源の信号が、実数成分、虚数成分のそれぞれが分散 $\frac{1}{2}\sigma^2$ のガウス分布に従う独立な確率変数であるとして導いたものであり、その分散に依存する式となっている。この直交多項式を用いた MP モデルにより 5 次インバースモデルの非線形特性の同定あるいはインダイレクトラーニングによる電力増幅器の逆特性の同定を行う際、図 5-3 に示す様に、信号レベルの正規化を行って $\sigma = 1$ とした直交多項式による MP モデルを適用する。これに伴い、同定の目標値となる 5 次インバースモデル出力にもレベルの補正を行う。それ以外は、3.4 節に準じた計算により、同定対象との差分が最小化される様に LTI 要素のパラメータを決定する。つまり、

$$\hat{H}_k(\alpha) = \frac{\sum_{l=1}^L \dot{X}_{k,l}^*(\alpha) \bar{V}_{\text{IM},k,l}(\alpha)}{\sum_{l=1}^L |\dot{X}_{k,l}(\alpha)|^2}, \quad -(2k+1)\alpha_S \leq \alpha \leq (2k+1)\alpha_S \quad (174)$$

により各ブランチの LTI 要素の持つべき周波数特性を定め、

$$\hat{\mathbf{H}}_k = [\hat{H}_k(-(2k+1)\alpha_S), \dots, \hat{H}_k((2k+1)\alpha_S)]^T \quad (175)$$

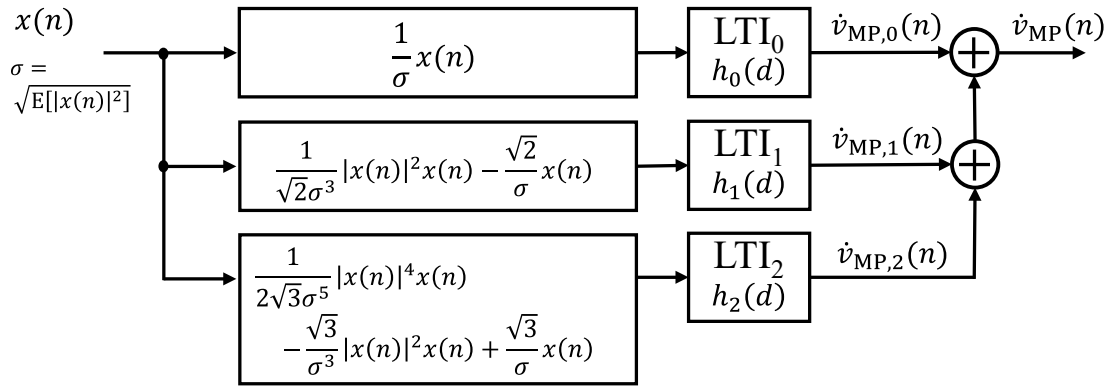


図 5-2 直交多項式を用いる MP モデル

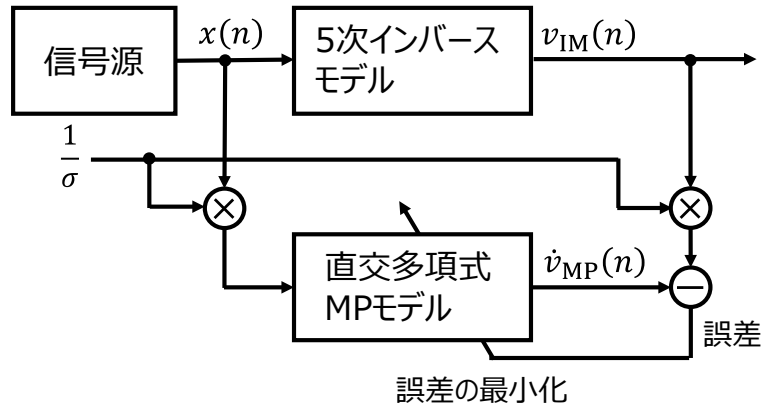


図 5-3 直交多項式を用いた MP モデル同定における信号レベルの正規化

と置いて

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},k} = (\mathbf{W}_k^H \mathbf{W}_k)^{-1} \mathbf{W}_k^H \hat{\mathbf{H}}_k \quad (176)$$

により各ブランチの LTI 要素を時間ドメインで実現するトランスバーサルフィルタのタップ係数 $\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_FD},k} = [\hat{h}_k(0), \dots, \hat{h}_k(D_k - 1)]^T$ を得る。 α_s は増幅する信号が周波数スペクトルを持つ最大周波数のインデックス、 D_k は各ブランチの LTI 要素のインパルス応答長、 \mathbf{W}_k は DFT を定義する行列の部分行列であり、式(103) に従う。式(174) では、式(92) の $X_k(\alpha)$ が、式(172) の ψ_k を使用した

$$\dot{X}_k(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \psi_k(n-m) e^{j2\pi\alpha/M} \quad (177)$$

に置き換わり、式(86) の $V_{MP,k}(\alpha)$ が、信号レベルの正規化に伴う補正を行った 5 次インバースモデル出力

$$\bar{v}_{IM,k}(n) = \frac{1}{\sigma} v_{IM,k}(n) \quad (178)$$

を使った

$$\bar{V}_{IM,k}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \bar{v}_{IM,k}(n-m) e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (179)$$

に置き換わっている。同定により得られる MP モデルは、正規化した信号レベルを元に戻す係数となる σ を乗じ

$$\hat{v}_{MP_FD}(n) = \sigma \hat{\mathbf{u}}(n) \hat{\mathbf{h}}_{MP_FD} \quad (180)$$

となる。ただし、

$$\hat{\mathbf{u}}(n) = \begin{bmatrix} \psi_0(n), \psi_0(n-1), \dots, \psi_0(n-(D_0-1)), \\ \psi_1(n), \psi_1(n-1), \dots, \psi_1(n-(D_1-1)), \\ \psi_2(n), \psi_2(n-1), \dots, \psi_2(n-(D_2-1)) \end{bmatrix} \quad (181)$$

$$\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD} = \left[[\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD,0}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD,1}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD,2}]^T \right]^T \quad (182)$$

である。

累乗による線形・非線形ベース関数を用いた MP モデルと、直交多項式による線形・非線形ベース関数を用いた MP モデルのそれぞれについて、3.5 節と同じ条件により PRW モデルの 5 次インバースモデルによる非線形特性を同定する計算機シミュレーションを行った。周波数特性を計算する際の DFT のサイズは 1024 とした。それぞれの MP モデルによる変換誤差を表 5-2 に、また、得られた MP モデルを元の PRW モデルによる非線形特性を有

表 5-2 累乗による線形・非線形ベース関数および直交多項式による線形・非線形関数を用いた MP モデルによる同定の変換誤差

	1 次(線形) ブランチ	3 次非線形 ブランチ	5 次非線形 ブランチ	全ブランチ 合計
累乗	-88.3dB	-80.0dB	-86.0dB	-78.3dB
直交多項式	-88.3dB	-26.5dB	-44.3dB	-25.8dB

する電力増幅器に対するプリディストータとして適用したときの電力増幅器出力の電力スペクトル密度を図 5-4 に示す。変換誤差は、ブランチごとの結果と、モデル出力全体の結果を示す。電力スペクトル密度には、プリディストータを使用しない場合と 5 次インバースモデルをプリディストータとして適用した場合の結果も併せて示している。線形ブランチは、累乗による線形・非線形ベース関数と直交多項式による線形・非線形ベース関数が同じものであるため、両者の変換誤差は同一となる。一方、3 次および 5 次の非線形ブランチでは、直交多項式が低次の項を含むので、非線形次数ごとには忠実に同定することができず変換誤差が劣化する。しかしながら、プリディストータに適用したときの帯域外歪みの抑圧特性の劣化は限定的である。直交多項式による線形・非線形ベース関数を用いた MP モデルにおいても周波数ドメイン演算による同定が有効に機能していることがわかる。

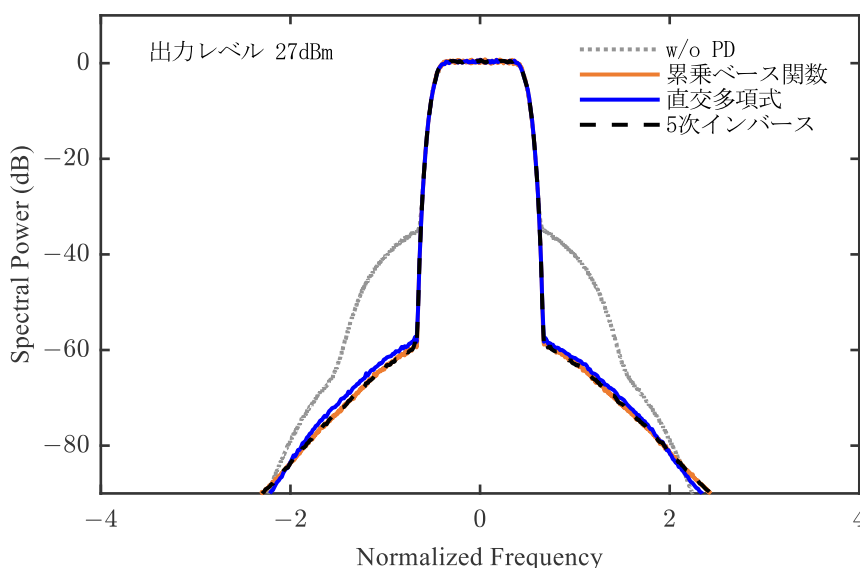


図 5-4 5 次インバースモデルの非線形特性を同定してプリディストータに適用した場合の電力増幅器出力の電力スペクトル密度

5.3 段階的パラメータ抽出

直交多項式による線形・非線形ベース関数を用いた MP モデルであれば、線形・非線形次数ごとに分離されておらず全ての次数の成分が合算された非線形特性を対象にした場合でも、それぞれの次数で正しくパラメータ抽出ができるように思われる。しかしながら、異なる直交多項式間の相関の数値計算例を表 5-1 に示したように、数値計算を行う範囲では異なる直交多項式間の相関が完全にゼロになるわけではない。また、本論文を通じて題材にしている PRW モデルの 5 次インバースモデルは、図 5-5 に示す様に、モデル出力中の高次

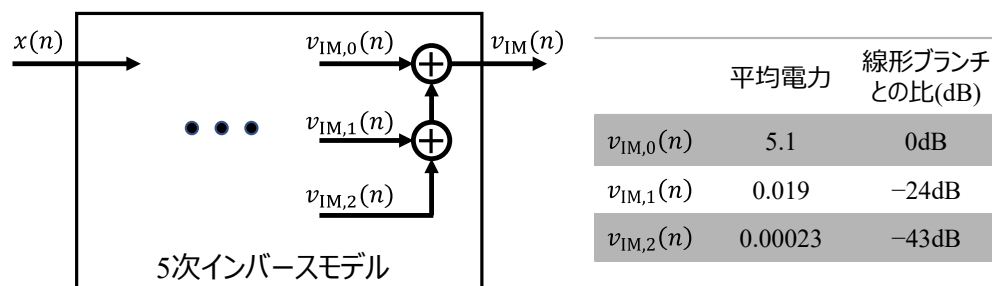


図 5-5 5 次インバースモデル出力のブランチごとの電力 (出力≒7 dBm のとき)

ブランチの成分が低次ブランチの成分に比べて小さく、従って、高次ブランチで抽出されるパラメータは、図 5-6 に示す通り低次ブランチで抽出されるパラメータに比べ 3~5 桁小さいものとなる。これらより、線形・非線形次数ごとに分離されない非線形特性を対象にするパラメータ抽出では、直交多項式間の相関が数値計算上十分小さくないことによるブランチ間の干渉が、特に小さい値のパラメータを抽出する必要のある高次ブランチにおいて問題となる。なお、電力増幅器の非線形歪みを補償する応用において高次ブランチの成分が小さい傾向は、ここで題材にしている PRW モデルの 5 次インバースモデルに限らず一般的であると考えられる。

パラメータ抽出におけるブランチ間の干渉を避けるため、抽出されるべきパラメータの値が大きい低次のブランチから段階的にパラメータ抽出を行い、高次のブランチのパラメータ抽出を行う際に抽出済みの低次のパラメータを用いて計算した低次成分の推定値をパラメータ抽出の対象の非線形特性から減算することを考える。具体的には、まず線形ブランチのパラメータ抽出を行い、抽出されたパラメータによる線形成分の推定値をパラメータ抽出の対象の非線形特性から減算し、線形ブランチでは同定されなかった非線形特性に対して 3 次非線形ブランチのパラメータ抽出を行う。続けて、3 次成分の推定値を更にパラメータ抽出の対象の非線形特性から減算し、線形ブランチ、および 3 次非線形ブランチで同定されなかった非線形特性を対象に 5 次非線形ブランチのパラメータ抽出を行う。図 5-7 にこの手

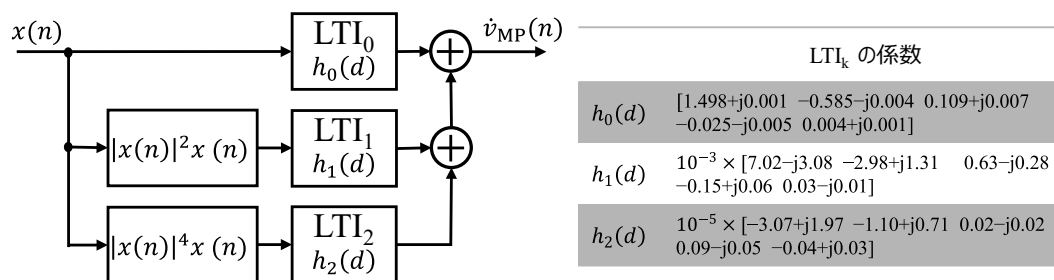


図 5-6 線形・非線形次数ごとに同定した場合に抽出されるパラメータ

順をブロック図で示す。式(174) から式(176) で示した計算において、線形・非線形ベース関数の DFT である $\hat{X}_k(\alpha)$ は式(177) をそのまま使用する一方、パラメータ抽出の対象となる $\bar{V}_{IM,k}(\alpha)$ は、線形ブランチ ($k = 0$) については信号レベルの正規化に伴う補正を行った 5 次インバースモデル出力全体

$$\bar{v}_{IM}(n) = \frac{1}{\sigma} v_{IM}(n) \quad (183)$$

の DFT である

$$\bar{V}_{IM,0}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \bar{v}_{IM}(n-m) e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (184)$$

を用いる。また、3 次非線形ブランチ ($k = 1$) は、式(183) から線形ブランチの推定値

$$\hat{v}_{MP,0}(n) = \sum_{d=0}^{D_0-1} \hat{h}_0(d) \psi_0(n-d) \quad (185)$$

を減じたものを DFT した結果である

$$\bar{V}_{IM,1}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \{\bar{v}_{IM}(n-m) - \hat{v}_{MP,0}(n-m)\} e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (186)$$

を用いる。また、5 次非線形ブランチ ($k = 2$) は、更に 3 次非線形ブランチの推定値

$$\hat{v}_{MP,1}(n) = \sum_{d=0}^{D_1-1} \hat{h}_1(d) \psi_1(n-d) \quad (187)$$

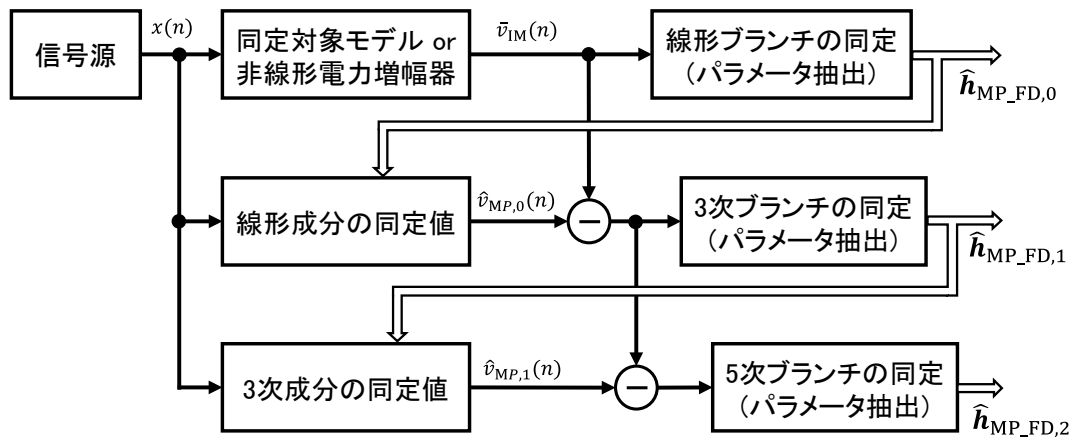


図 5-7 次数ごとに分離されていない対象に対する段階的パラメータ抽出

を減じたものを DFT した結果

$$\bar{V}_{IM,2}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \{v_{IM}(n-m) - \hat{v}_{MP,0}(n-m) - \hat{v}_{MP,1}(n-m)\} e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (188)$$

をそれぞれ用いる。これらを用いて、式(174) から式(176) により線形、3 次非線形、および 5 次非線形の 3 つのブランチで $\hat{h}_{MP,FD,k}$, ($k = 0,1,2$) を計算し、これを用いた式(180) が最終的に得られる MP モデルを表す式となる。

線形・非線形次数ごとに分離されない非線形特性に対し、直交多項式による線形・非線形ベース関数を適用した MP モデルによる段階的なパラメータ抽出が有効であることを確認するための計算機シミュレーションを行った。前節同様、PRW モデルの 5 次インバースモデルによる非線形特性、ただし全ブランチの合算を対象にして MP モデルのパラメータ抽出を行い、元の 5 次インバースモデルからの変換誤差および得られた MP モデルを元の PRW モデルによる非線形特性に対するプリディストータとして適用したときの電力増幅器出力の電力スペクトル密度を評価した。周波数特性を計算する際の DFT のサイズは 1024 とした。パラメータ抽出は、最初の約 5×10^5 個のサンプル値により線形ブランチを、その結果を用いて次の 5×10^5 個のサンプル値で 3 次非線形ブランチを、更にその次の 5×10^5 個のサンプル値を用いて 5 次非線形ブランチのパラメータ抽出を行っている。なお、 5×10^5 個のサンプル数は、8 倍オーバーサンプルで帯域幅約 100 MHz の信号の 0.5 ms 分であり、第 4 世代・第 5 世代ワイヤレス移動通信システム信号の代表的なフォーマットで OFDM 信号 14 シンボル分の 1 スロットに相当する [31]。

表 5-3 に変換誤差、図 5-8 に電力スペクトル密度を示す。電力スペクトル密度には、プリディストータを使用しない場合と 5 次インバースモデルをプリディストータとして適用した場合の結果も併せて示している。段階的パラメータ抽出では、ブランチごとには変換誤差が最小化されないが、全ブランチ合計の変換誤差は十分小さな値となり、得られた MP モデルはプリディストータとして元の 5 次インバースモデルとほぼ等価に働いていることがわかる。

表 5-3 直交多項式を用いた MP モデルの段階的同定の変換誤差

	1 次(線形) ブランチ	3 次非線形 ブランチ	5 次非線形 ブランチ	全ブランチ 合計
変換誤差	-25.9 dB	-26.4 dB	-44.3 dB	-69.5 dB

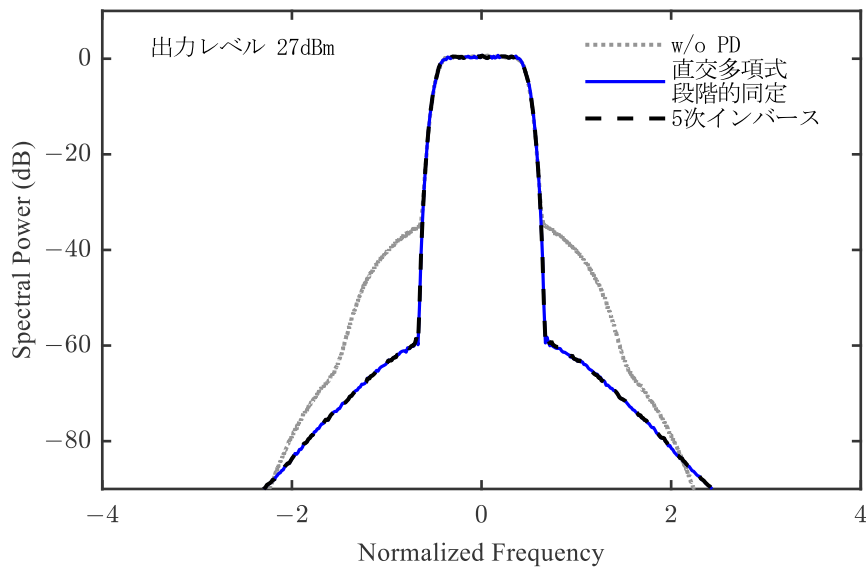


図 5-8 段階的パラメータ抽出を行った MP モデルをプリディストータに適用したときの電力増幅器出力の電力スペクトル密度

5.4 インダイレクトラーニング方式への適用

前節までの結果により、直交多項式による線形・非線形ベース関数と段階的パラメータ抽出を組み合わせることで、次数ごとに分離されていない非線形特性を対象にして周波数ドメインの演算による MP モデルのパラメータ抽出が可能であることが示された。ここではそれを、非線形電力増幅器の入出力を逆にして逆特性のビヘイビオラルモデルを同定しそれをプリディストータとするインダイレクトラーニング方式 [61],[62],[98],[111] へ適用する。

インダイレクトラーニング方式による非線形電力増幅器の非線形特性の逆特性の同定は、図 5-9 に示す様に、非線形電力増幅器の出力を MP モデルへの入力とし、非線形電力増幅器の入力を MP モデル出力の目標値としてそれらの差が最小になる様な MP モデルのパラメータを抽出する。ただし、非線形電力増幅器の出力 $y(n)$ は線形ゲイン γ_0 と入力電力の平方根 $\sigma = \sqrt{E[|x(n)|^2]}$ により $E[|\bar{y}(n)|^2]$ がほぼ 1 となる様に正規化した以下の式を使用する。

$$\bar{y}(n) = y(n)/(\gamma_0 \cdot \sigma) \quad (189)$$

また、目標値である非線形電力増幅器の入力についても正規化された以下の式を使用する。

$$\bar{x}(n) = x(n)/\sigma \quad (190)$$

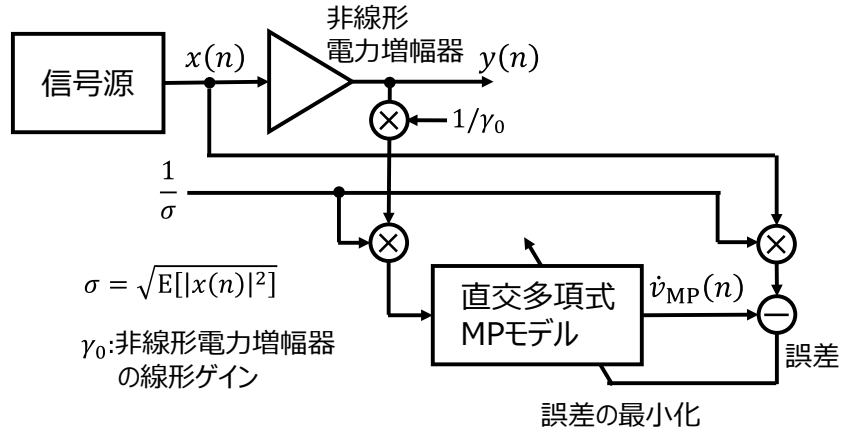


図 5-9 インダイレクトラーニングによる非線形電力増幅器の逆特性の同定

従って、線形・非線形ベース関数となる直交多項式は、

$$\begin{aligned}\bar{\psi}_0(n) &= \bar{y}(n) \\ \bar{\psi}_1(n) &= \frac{1}{\sqrt{2}} |\bar{y}(n)|^2 \bar{y}(n) - \sqrt{2} \bar{y}(n) \\ \bar{\psi}_2(n) &= \frac{1}{2\sqrt{3}} |\bar{y}(n)|^4 \bar{y}(n) - \sqrt{3} |\bar{y}(n)|^2 \bar{y}(n) + \sqrt{3} \bar{y}(n)\end{aligned}\tag{191}$$

となり、図 5-7 および式(174) から式(176) に従って段階的にパラメータ抽出を行う際、式(174) に適用する $\dot{X}_k(\alpha)$ は、(191) による $\bar{\psi}_k(n)$ を用いた

$$\dot{X}_k(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \bar{\psi}_k(n-m) e^{j2\pi\alpha/M}\tag{192}$$

とする。一方、各ブランチのパラメータ抽出において MP モデル出力の目標値の DFT である $\hat{V}_{IM,k}(\alpha)$ は、線形ブランチについては $\bar{x}(n)$ を DFT した

$$\bar{V}_{IM,0}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \bar{x}(n-m) e^{j2\pi\alpha(1+m)/M}\tag{193}$$

とし、3 次および 5 次非線形ブランチについては、 $\bar{x}(n)$ から低次成分の推定値を減じて

$$\bar{V}_{IM,1}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \{\bar{x}(n-m) - \hat{v}_{MP,0}(n-m)\} e^{j2\pi\alpha(1+m)/M}\tag{194}$$

$$\bar{V}_{IM,2}(\alpha) = \sum_{m=0}^{M-1} \{\bar{x}(n-m) - \hat{v}_{MP,0}(n-m) - \hat{v}_{MP,1}(n-m)\} e^{j2\pi\alpha(1+m)/M} \quad (195)$$

とする。低次成分の推定値 $\hat{v}_{MP,0}(n)$, $\hat{v}_{MP,1}(n)$ は、抽出済みの低次ブランチのパラメータ $\hat{h}_0(d)$, $\hat{h}_1(d)$ と式(191) の $\bar{\psi}_k$ により

$$\hat{v}_{MP,0}(n) = \sum_{d=0}^{D_0-1} \hat{h}_0(d) \bar{\psi}_0(n-d) \quad (196)$$

$$\hat{v}_{MP,1}(n) = \sum_{d=0}^{D_1-1} \hat{h}_1(d) \bar{\psi}_1(n-d) \quad (197)$$

で与える。全ブランチでパラメータ抽出が終了すれば

$$\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD} = \left[[\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD,0}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD,1}]^T, [\hat{\mathbf{h}}_{MP_FD,2}]^T \right]^T \quad (198)$$

により抽出したパラメータをひとつにまとめる。このパラメータを使った式(180) がプリディストータに適用する MP モデルを表す式となる。

インダイレクトレーニング方式における直交多項式による線形・非線形ベース関数を適用した MP モデルの段階的パラメータ抽出の有効性を確認するための計算機シミュレーションを行った。計算機シミュレーションでは、第 3 章および第 4 章の計算機シミュレーションで用いた PRW モデルが非線形電力増幅器の非線形特性であることを想定し、帯域制限した複素ガウス過程である信号源の信号 $x(n)$ と、それを入力した PRW モデルの出力 $y(n)$ について、図 5-9 に示すインダイレクトレーニング方式における逆特性の同定の構成に従い、PRW モデルの逆特性を表す MP モデルのパラメータ抽出を行った。周波数特性を計算する際の DFT のサイズは 1024 とした。周波数ドメイン演算のパラメータ抽出を段階的に行って得た MP モデルと、従来方式として最小二乗法を用いてパラメータ抽出を行った場合の 2 つの MP モデルを、PRW モデルで表される非線形特性のプリディストータとして適用し、それぞれの残留歪みと電力スペクトル密度を比較する。ここで、従来方式としての最小二乗法によるパラメータ抽出は、3.3 節に準じ、式(191) の $\bar{\psi}_k(n)$ を線形・非線形ベース関数として

$$\mathbf{u}_{\bar{y}}(n) = \left[\begin{array}{l} \bar{\psi}_0(n), \bar{\psi}_0(n-1), \dots, \bar{\psi}_0(n-(D_0-1)), \\ \bar{\psi}_1(n), \bar{\psi}_1(n-1), \dots, \bar{\psi}_1(n-(D_1-1)), \\ \bar{\psi}_2(n), \bar{\psi}_2(n-1), \dots, \bar{\psi}_2(n-(D_2-1)) \end{array} \right] \quad (199)$$

の L 個の事象を並べた行列

$$\mathbf{U}_{\bar{y}} = \left[[\mathbf{u}_{\bar{y}}(n_1)]^T, [\mathbf{u}_{\bar{y}}(n_2)]^T, \dots, [\mathbf{u}_{\bar{y}}(n_L)]^T \right]^T \quad (200)$$

と、 $\bar{x}(n)$ の事象を L 個並べたベクトル

$$\bar{\mathbf{x}} = [\bar{x}(n_1), \bar{x}(n_2), \dots, \bar{x}(n_L)]^T \quad (201)$$

により

$$\hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}} = (\mathbf{U}_{\bar{y}}^H \mathbf{U}_{\bar{y}})^{-1} \mathbf{U}_{\bar{y}}^H \bar{\mathbf{x}} \quad (202)$$

として計算する。このパラメータにより

$$\hat{v}_{\text{MP_LS}}(n) = \sigma \hat{\mathbf{u}}(n) \hat{\mathbf{h}}_{\text{MP_LS}} \quad (203)$$

で表される MP モデルをプリディストータとして適用する。 $\sigma = \sqrt{\mathbf{E}[|x(n)|^2]}$ であり、 $\hat{\mathbf{u}}(n)$ は式 (181) で与えられる。式(202) の右辺の逆行列の演算は Cholesky 分解による計算を倍精度 (64 bit) の浮動小数点演算で行った。各ブランチの LTI 要素のインパルス応答長 D_k 、つまりトランスバーサルフィルタで実現する際のタップ数は、周波数ドメイン演算の段階的パラメータ抽出、および最小二乗法によるパラメータ抽出のいずれの場合も全て 5 とした。

図 5-10、図 5-11 に、それぞれの MP モデルを PRW モデルによる非線形特性のプリディ

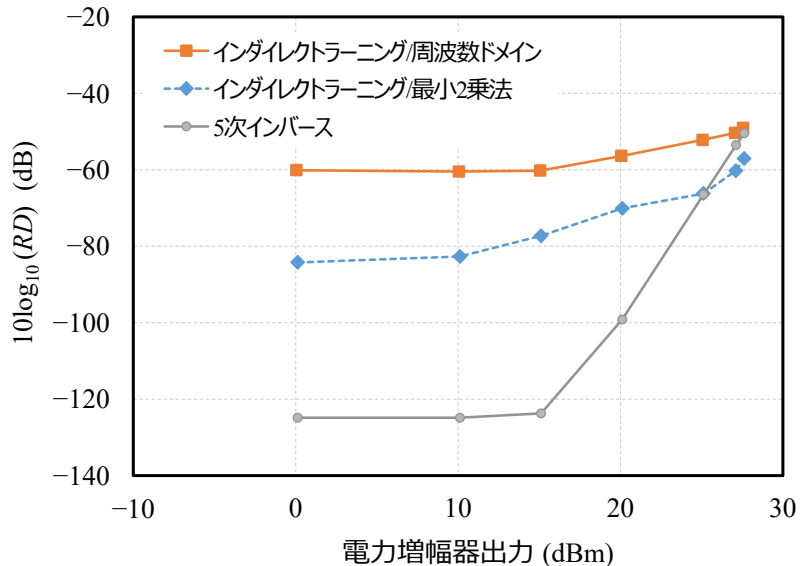


図 5-10 インダイレクトレーシングによる逆特性モデルをプリディストータに適用したときの非線形電力増幅器出力の残留歪み

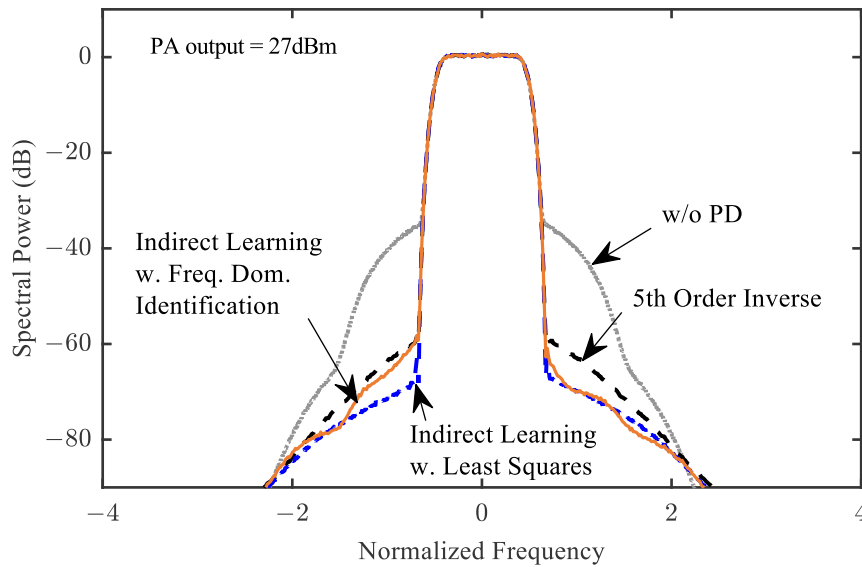


図 5-11 インダイレクトラーニングによる逆特性モデルをプリディストータに適用したときの非線形電力増幅器出力の電力スペクトル密度

ストータとして適用したときの PRW モデル出力の残留歪みおよび電力スペクトル密度を示す。これらには、5 次インバースモデルをプリディストータに適用した場合の結果と、電力スペクトル密度においてはプリディストータを適用しない場合の結果も併せて示している。残留歪みの観点では、PRW モデル出力が最大に近い一部の領域を除いて、インダイレクトラーニング方式で得た両 MP モデルは 5 次インバースモデルに比べ大きく劣化している。これは、線形成分における残留歪みが支配的となる領域において、インダイレクトラーニング方式の両 MP モデルの各ブランチの線形成分の合計が、5 次インバースモデルにおける線形成分を忠実に再現できていないためである。周波数ドメイン演算で段階的にパラメータ抽出した場合と最小二乗法でパラメータ抽出した場合を比べると、周波数ドメイン演算で段階的にパラメータ抽出した場合の残留誤差が大きい結果となっているが、残留歪みが最も大きくなる最大出力レベルにおいても 256QAM 信号を増幅する増幅器として十分な値 [108] と考えられる -40 dB 以下である。また、電力スペクトル密度においても最小二乗法でパラメータ抽出した MP モデルに及ばないものの 5 次インバースモデルより良好な帯域外歪みの抑圧ができており、実用上十分な歪み補償特性を有していると言える。なお、インダイレクトラーニング方式による MP モデルが、周波数ドメイン演算で段階的にパラメータ抽出した場合と最小二乗法でパラメータ抽出した場合のどちらの場合も 5 次インバースモデルよりプリディストータとして良好な特性を示す理由は、5 次インバースモデルが非線形電力増幅器出力中の 5 次以下の非線形歪みをキャンセルする様に 3 次および 5 次の非線形成分を生成する際、それに

よって追加的に生じる 7 次以上の歪みが考慮されない一方で、インダイレクトラーニング方式では、7 次以上の歪みを含めて非線形歪みを最小化する様に逆特性が導出されるためである。

5.5 演算規模に関する考察

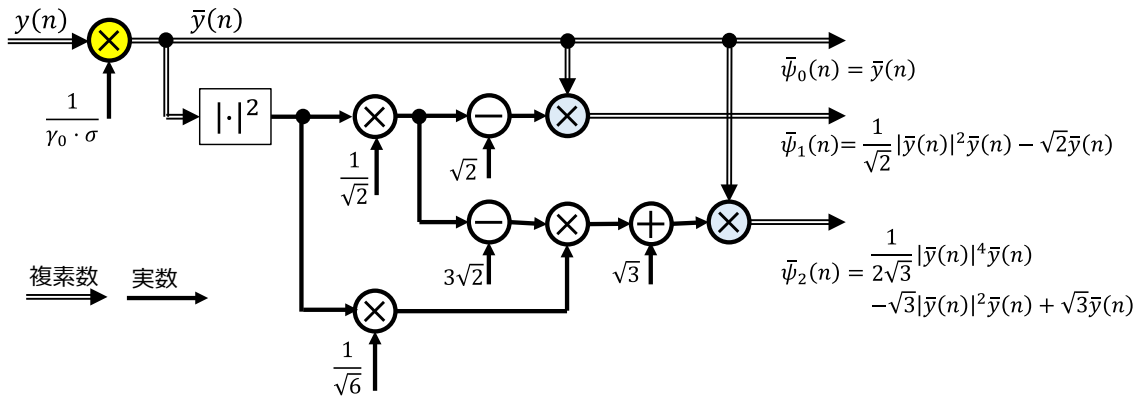
ここでは、インダイレクトラーニング方式での MP モデルのパラメータ抽出に必要な演算規模を、最小二乗法を用いた従来手法と、提案方式である周波数ドメイン演算の段階的パラメータ抽出とで比較する。演算規模の評価は、3.7 節と同様に、非線形電力増幅器の入出力 $x(n), y(n)$ の N 個のサンプルを用いてパラメータ抽出を行う場合の実数の乗除算および加減算の回数を数えるものとし、メモリへの格納や読み出しに係る負荷は考慮しない。提案方式である周波数ドメイン演算の段階的パラメータ抽出は、各ブランチでは N 個のサンプルを用いてパラメータ抽出を行うが、高次ブランチのパラメータ抽出に低次ブランチで抽出したパラメータを使用するので、全ブランチでパラメータ抽出を完了するには $3N$ 個のサンプルを使用する。以下、3.7 節と同様に、最初に、両方に共通である直交多項式の計算に必要な計算量を求め、次に最小二乗法によるパラメータ抽出と周波数ドメイン演算の段階的パラメータ抽出のそれぞれに必要な計算量を求める。

(a) 直交多項式

インダイレクトラーニング方式において直交多項式を適用した MP モデルのパラメータ抽出を行う際の直交多項式である式(191) は、図 5-12 のブロック図に従って計算可能であり、この計算に必要な実数の乗算数および加減算数を同図中に示す。高次の多項式の計算に低次の多項式の計算の途中結果を利用するので、低次と高次の多項式を同時に計算する際の計算量は、個別に計算する際の演算数より少なくなる。

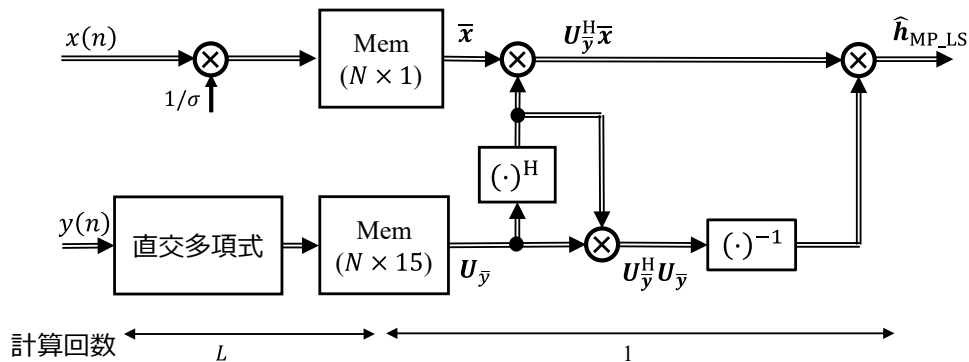
(b) 最小二乗法によるパラメータ抽出

図 5-13 に、最小二乗法により MP モデルのパラメータ抽出を行う計算のブロック図と、その計算量を示す。インダイレクトラーニング方式に適用するため非線形電力増幅器の入出力信号を使用する点、メモリレス非線形要素に直交多項式を適用している点、パラメータ抽出の対象の信号の正規化を行う点、の 3 点を除いて 3.7 節の図 3-18 で示した計算ブロックと同じである。



演算の種類	$\bar{\psi}_0$ 計算時			$\bar{\psi}_0, \bar{\psi}_1$ 計算時			$\bar{\psi}_0, \bar{\psi}_1, \bar{\psi}_2$ 計算時		
	個数	乗算数	加減算数	個数	乗算数	加減算数	個数	乗算数	加減算数
$ \cdot ^2$ 複素数の大きさの2乗				1	2	1	1	2	1
\otimes 実数どうしの掛け算				1	1		3	3	
$\oplus \ominus$ 実数どうしの加減算				1		1	3		3
\otimes 実数と複素数の掛け算				1	2		2	4	
\otimes 複素数どうしの掛け算	1	4	2	1	4	2	1	4	2
計		4	2		9	4		13	6

図 5-12 直交多項式の計算のブロック図と必要な計算量

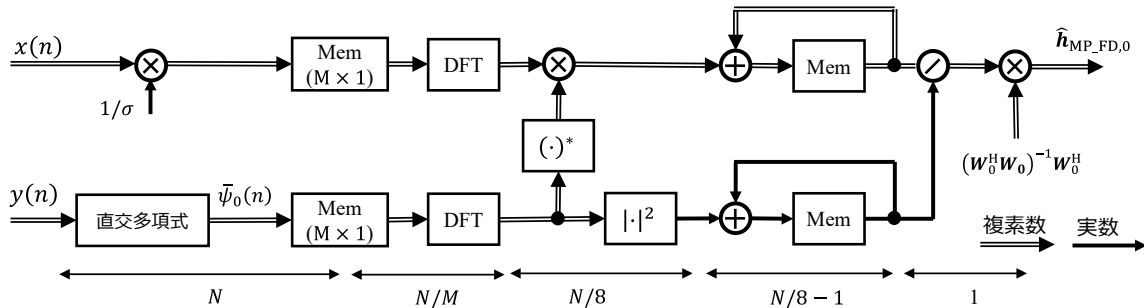


演算の種類	1回あたり演算数		計算回数	合計演算数	
	実数乗除算	実数加減算		実数乗除算	実数加減算
直交多項式	13	6	N	$13N$	$6N$
複素数と実数の乗除算	2		N	$2N$	
$(15 \times N)$ 行列と $(N \times 1)$ ベクトルの積	$60N$	$60N - 30$	1	$60N$	$60N - 30$
$(15 \times N)$ 行列と $(N \times 15)$ 行列の積	$450N$	$450N - 15$	1	$450N$	$450N - 15$
(15×15) 行列の逆行列と (15×1) ベクトルの積	5346	5178	1	5346	5178
計				$525N + 5346$	$516N + 5133$

図 5-13 最小二乗法によるパラメータ抽出の計算のブロック図と計算量

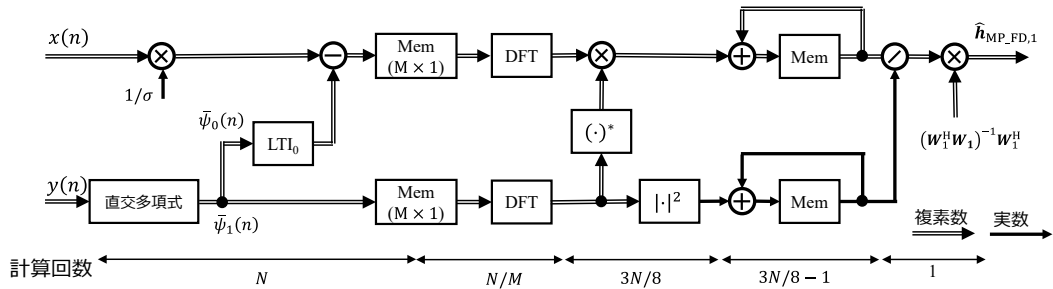
(c) 周波数ドメイン演算の段階的パラメータ抽出

図 5-14 から図 5-16 に、線形ブランチ、3 次非線形ブランチ、および 5 次非線形ブランチのそれぞれで、周波数ドメイン演算で段階的に MP モデルのパラメータ抽出を行う計算のブロック図と計算量を示す。インダイレクトラーニング方式に適用するため非線形電力増幅器の入出力信号を使用する点、メモリレス非線形要素に直交多項式を適用している点、パラメータ抽出の対象の信号の正規化を行う点、その他、3 次非線形ブランチおよび 5 次非線形ブランチの計算で、抽出済みのパラメータを使用した低次ブランチの推定値をパラメータ抽出の対象の非線形特性から減算するブロックが追加されている。それ以外のブロックは 3.7 節の図 3-19 と同じである。



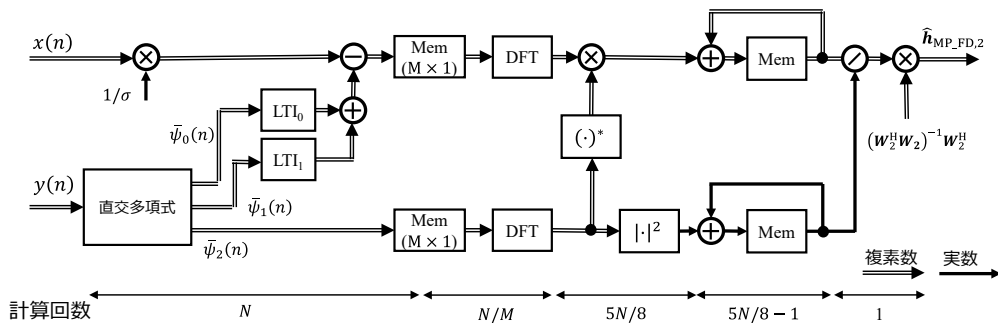
演算の種類	1回あたり演算数		計算回数	合計演算数	
	実数乗除算	実数加減算		実数乗除算	実数加減算
直交多項式	4	2	N	$4N$	$2N$
5タップ LTI	20	18			
DFT	$2M \log_2 M$	$3M \log_2 M$	$2N/M$	$4N \log_2 M$	$6N \log_2 M$
複素数の大きさの2乗	2	1	$N/8$	$N/4$	$N/8$
複素数と複素数の乗除算	4	2	$N/8$	$N/2$	$N/4$
複素数と複素数の加減算		2	$N/8 - 1$		$N/4 - 2$
実数と実数の加減算		1	$N/8 - 1$		$N/8 - 1$
複素数と実数の乗除算	2		$N + 1$	$2N + 2$	
$(5 \times M/8)$ 行列と $(M/8 \times 1)$ ベクトルの掛け算	$5M/2$	$5M/2 - 10$	1	$5M/2$	$5M/2 - 10$
計				$27N/4 + 4N \log_2 M + 5M/2 + 2$	$11N/4 + 6N \log_2 M + 5M/2 - 13$

図 5-14 周波数ドメイン段階的パラメータ抽出の計算のブロック図と計算量
(線形ブランチ)



演算の種類	1回あたり演算数		計算回数	合計演算数	
	実数乗除算	実数加減算		実数乗除算	実数加減算
直交多項式	9	4	N	$9N$	$4N$
5タップ LTI	20	18	N	$20N$	$18N$
DFT	$2M \log_2 M$	$3M \log_2 M$	$2N/M$	$4N \log_2 M$	$6N \log_2 M$
複素数の大きさの2乗	2	1	$3N/8$	$3N/4$	$3N/8$
複素数と複素数の乗除算	4	2	$3N/8$	$3N/2$	$3N/4$
複素数と複素数の加減算		2	$11N/8 - 1$		$11N/4 - 2$
実数と実数の加減算		1	$3N/8 - 1$		$3N/8 - 1$
複素数と実数の乗除算	2		$N + 1$	$2N + 2$	
$(5 \times 3M/8)$ 行列と $(3M/8 \times 1)$ ベクトルの掛け算	$15M/2$	$15M/2 - 10$	1	$15M/2$	$15M/2 - 10$
計				$133N/4 + 4N \log_2 M + 15M/2 + 2$	$105N/4 + 6N \log_2 M + 15M/2 - 13$

図 5-15 周波数ドメイン段階的パラメータ抽出の計算のブロック図と計算量 (3次非線形ブランチ)



演算の種類	1回あたり演算数		計算回数	合計演算数	
	実数乗除算	実数加減算		実数乗除算	実数加減算
直交多項式	13	6	N	$13N$	$6N$
5タップ LTI	20	18	$2N$	$40N$	$36N$
DFT	$2M \log_2 M$	$3M \log_2 M$	$2N/M$	$4N \log_2 M$	$6N \log_2 M$
複素数の大きさの2乗	2	1	$5N/8$	$5N/4$	$5N/8$
複素数と複素数の乗除算	4	2	$5N/8$	$5N/2$	$5N/4$
複素数と複素数の加減算		2	$21N/8 - 1$		$21N/4 - 2$
実数と実数の加減算		1	$5N/8 - 1$		$5N/8 - 1$
複素数と実数の乗除算	2		$N + 1$	$2N + 2$	
$(5 \times 5M/8)$ 行列と $(5M/8 \times 1)$ ベクトルの掛け算	$25M/2$	$25M/2 - 10$	1	$25M/2$	$25M/2 - 10$
計				$235N/4 + 4N \log_2 M + 25M/2 + 2$	$199N/4 + 6N \log_2 M + 25M/2 - 13$

図 5-16 周波数ドメイン段階的パラメータ抽出の計算のブロック図と計算量 (5次非線形ブランチ)

(d) MP モデルのパラメータ抽出に必要な計算量(まとめ)

表 5-4 に、上記 (b) (c) で算出した計算量のまとめと、図 5-17 に、それぞれの計算量を、パラメータ抽出に用いるデータサンプル数に対してプロットした結果を示す。周波数ドメイン演算で用いる DFT のサイズ M は 1024 とした。最小二乗法によるパラメータ抽出は、3.7 節で示した結果に比べて正規化と直交多項式の適用を行う分だけ微増であるのに対し、周波数ドメイン演算の段階的パラメータ抽出は、それらに加え、高次ブランチのパラメータ抽出で低次ブランチの推定値を計算して減算する演算が追加されるために合計の計算量がほぼ倍増している。しかしそれでも最小二乗法による時間ドメイン演算に比べれば約 40% の計算量となっている。

表 5-4 MP モデルのパラメータ抽出の計算量(まとめ)

	計算量	
	実数乗除算	実数加減算
最小二乗法によるパラメータ抽出	$525N + 5346$	$516N + 5133$
周波数ドメイン演算による段階的パラメータ抽出	$395N/4 + 12N\log_2 M + 45M/2 + 6$	$315N/4 + 18N\log_2 M + 45M/2 - 39$

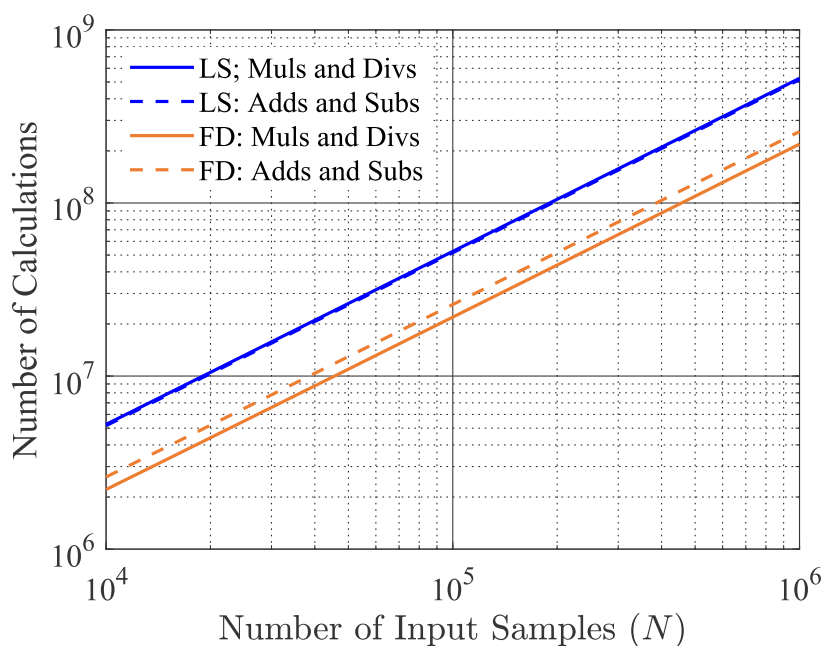


図 5-17 インダイレクトラーニングでの MP モデル同定に必要な計算量の比較

5.6 むすび

本章では、MP モデルのメモリレス非線形要素に直交多項式を適用し、かつ、高次ブランチのパラメータ抽出の際に抽出済みの低次ブランチのパラメータを使用した非線形特性の低次成分の推定値をパラメータ抽出の対象の非線形特性から除去する段階的パラメータ抽出法を提案した。これにより非線形次数ごとに分離されていない非線形特性を対象にしても周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出が可能となった。そしてこれを非線形電力増幅器の入出信号を逆に用いてプリディストータに適用する逆特性の MP モデルを同定するインダイレクトラーニング方式に適用し、得られた MP モデルがプリディストータとして働くことを確認した。直交多項式を適用することにより、最小二乗法の演算での特異行列に近い行列の状態も改善する [110],[111] ので、演算精度に関する周波数ドメイン演算のメリットは縮小すると考えられるが、パラメータ抽出に必要な乗除算や加減算の計算量では、周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出は、最小二乗法でのパラメータ抽出に比して約 40% に縮減できるメリットをなお有している。

本章の検討で用いた直交多項式は、位相角を保った累乗 ($|x(n)|^{2k+1}x(n)$) による線形・非線形ベース関数を元にしてグラムシュミットの直交化法により導いた。アンサンブル平均による線形・非線形ベース関数間の相互相関を、直交性を決める内積に用いており、この直交性は増幅する信号を表す確率変数の確率分布に依存する。本章の検討では、第 4 世代・第 5 世代ワイヤレス移動通信システムで採用されている OFDM 信号の確率的性質がガウス分布で近似されるとして、増幅する信号 $x(n)$ がガウス分布に従う確率変数であるときに直交化される多項式を導いた。R. Raich [111] は異なるアプローチでガウス分布する信号に対する直交多項式を導いているが、同じ直交多項式を得ている。 $x(n)$ がガウス分布から外れる場合直交性が崩れるが、段階的パラメータ抽出も併用しているので、異なる線形・非線形ベース関数間の相互相関の値が十分小さい範囲内で本章で述べた MP モデルのパラメータ抽出法が有効に機能すると考えられる。また、S. Koike [110] や R. Raich [111] では、増幅する信号が元の分布から外れてもそれに近い範囲内であれば、固有値広がり急激に劣化するものではなく、直交多項式の有効性はある程度保たれるとしている。

また、本章で検討した段階的パラメータ抽出は、線形ブランチ、3 次非線形ブランチ、5 次非線形ブランチの順に逐次的にパラメータ抽出を行っている。更にこれを繰り返すことでパラメータ抽出の精度を向上できる可能性があり、かつ変動に対する追従性を持たせることもできると考えられる [88]。繰り返し演算の採用の他にも、ハードウェアで利用可能な A/D 変換器や D/A 変換器の分解能やそれに応じた演算精度の設定等、要求される歪補償の性能に応じた歪補償システムとしての設計は別途必要であり、それらは提案方式を実現するには更なる検討を要する課題となる。

第6章 結論

6.1 本論文の主たる成果

本論文は、ワイヤレス移動通信システムの低消費電力化に貢献する電力増幅器の非線形歪み補償技術に関する研究について述べた。現在、第5世代の実用が始まっているワイヤレス移動通信システムは、今後、接続の対象が人からあらゆるモノへと広がり、デジタルトランスフォーメーション時代の通信を支える基幹インフラとしてますます重要な役割を果たすと考えられる。増え続ける通信トラフィックに応えるシステム増強にともなうエネルギー消費の増加を抑制するための低消費電力化技術が必要であり、特に、ワイヤレス移動通信システムの中で最も多くの電力を消費する無線基地局の電力増幅器で、高効率動作と信号品質の維持を両立させるために用いられる非線形歪み補償技術に対する期待は高い。本論文は、デジタル信号処理により非線形歪み補償を行う DPD で非線形電力増幅器の非線形特性やその逆特性を扱うために使用されるビヘイビオラルモデルに関し、比較的単純な構成で良好な性能の DPD が実現できるとされる MP モデルに注目し、そのパラメータ抽出法を中心に論じた。

従来から各種多様なビヘイビオラルモデルが提唱されている中で、一般的には、複雑なビヘイビオラルモデルほど非線形特性を忠実に表しうる。しかしながら、パラメータ数が多くなるなど実装観点では好ましくない面もあり、システムの要求条件や電力増幅器の動作時の条件によっては MP モデルのような比較的簡単な構成のモデルに置き換えて DPD を実現する方が好ましい。この様なシナリオに応えるため、複雑なビヘイビオラルモデルが表す非線形特性と等価な非線形特性あるいは近似する非線形特性を有する MP モデルのパラメータ抽出方法の確立が望まれた。

本論文で扱った研究の一つ目の成果として、

- MP モデルがその構成要素である LTI 要素の周波数特性により決定できることに着目した数値安定性に優れたパラメータの抽出の計算方法の確立(第3章)

があげられる。MP モデルは出力がそのパラメータに関して線形であるという特徴を持ったビヘイビオラルモデルであるので、従来手法的には最小二乗法を用いたパラメータの抽出が可能である。しかしながら、非線形歪み補償を行う用途においては、係数行列が特異行列に近い正規方程式を解くことになり計算の数値安定性に課題があった。そこで、MP モデルがその構成要素である LTI 要素の周波数特性によって特定されることに着目し、LTI 要素の周波数特性を決定するステップと、その周波数特性から所望のタップ数のトランスバーサルフィルタを設計するステップによる MP モデルのパラメータ抽出方法を提唱し、有効性を検証した。提唱した MP モデルのパラメータ抽出方法は、周波数ごとの演算になることで数

値安定性が確保される。トランスバーサルフィルタの設計は、信号のスペクトルが存在する限られた周波数範囲での周波数特性に特化したものとなっている。また、最小二乗法を用いる従来方式に比べ計算量がおよそ 1/3 であることも示した。

第二の成果は、

- 変換元モデルの入出力データを必要としないモデル変換の実現(第4章)

である。第3章で提唱した MP モデルのパラメータ抽出法を更に展開すると、変換元モデルパラメータに由来する部分と増幅する信号に由来する部分に分離することが可能であり、増幅する信号に由来する部分があらかじめ計算可能な統計情報として与えられれば、変換元モデルの入出力データを用意する必要なく、変換元モデルのパラメータから確定的に MP モデルのパラメータが決定できることを示した。これにより、システムの要求条件や電力増幅器の動作時の条件により適したパラメータの MP モデルを導くことが容易に行えるようになる。

第三の成果は、

- 直交多項式と段階的処理の適用による、非線形次数ごとに分離されていない非線形特性の入出力データを対象とした MP モデルのパラメータ抽出(第5章)

である。第3章で提唱した MP モデルのパラメータ抽出法は、非線形次数ごとに分離されたビヘイビオラルモデルで表現された非線形特性を対象としており、そのままでは、非線形電力増幅器の入出力の観測データなど非線形次数ごとに分離されていない非線形特性を対象にしたパラメータ抽出に用いることができなかった。そこで、線形・非線形ベース関数に直交多項式を用いることと、パラメータ抽出を低次のブランチから順に行い高次ブランチでは抽出済みの低次パラメータによる非線形特性の推定値をパラメータ抽出の対象の非線形特性から減算してパラメータ抽出を行う段階的処理を行うことを併用し、非線形次数ごとに分離されていない非線形特性を対象にした場合にも、周波数ドメイン演算による MP モデルのパラメータ抽出を可能にした。電力増幅器の入出力データからプリディストーションに必要な逆特性を有する MP モデルを導くインダイレクトレーニング方式の DPD へ適用した場合、従来方式の約 40% の計算量で、実用上十分な歪み補償特性を確保できることを示した。

以上の成果は、ワイヤレス移動通信システムの中で最も多くの電力を消費している無線基地局の電力増幅器の高効率動作を可能にする非線形歪み補償において、多様なビヘイビオラルモデルの中で、比較的単純な構成の DPD を実現できる MP モデルの適用範囲を広げるものであり、ワイヤレス移動通信システムのエコロジカルな発展に大きく資するものであると考えられる。

6.2 今後の課題と展望

本論文の研究では、周波数ドメイン演算により MP モデルのパラメータ抽出を行う方法を

確立した。今後さらなる実用性、実現性を高めるための検討課題として、PRW モデルとその 5 次インバースモデルを題材とした本論文の検討が、より高次のブランチや偶数次ブランチ [113] を考慮した場合、あるいは、その他の非線形特性モデルを対象にしてより一般的に有効であるかの検討や、第 4 章のモデル変換で使用する信号の統計情報のより簡易な計算方法の検討、経年変化に対応できるパラメータ追従方法の追加検討、ならびにプロトタイプによる実機での検証検討、などが考えられる。

本論文の研究は、第 4 世代から第 5 世代のワイヤレス移動通信システムで、特に通信事業者が面的な通信サービスを提供するためにセルごとに設置する無線基地局で使用される電力増幅器で用いる非線形歪み補償を想定している。一方、第 5 世代以降では、Massive MIMO [114] やミリ波帯の利用 [115]、それらを適用した無線基地局がカバーする通信範囲の設計、ローカル 5G に代表される通信事業者以外のシステム運用形態等、システム要件が多様化し、それに応えるため装置のソフトウェア化や装置設定の自動化が必要になることが予想される。本論文の研究成果は、多様な要件下においてそれぞれに適切なパラメータの MP モデルを供することを可能にするため、第 5 世代以降のワイヤレス移動通信システムにおける装置構成のソフトウェア化や装置設定自動化に大きく貢献することが期待できる。

付録

[1] 略語・記号

BBU	Baseband Unit
C-BBU	Centralized BBU
CU	Central Unit
DFT	Discrete Fourier Transform
DPD	Digital Pre-distorter
DSP	Digital Signal Processor
DU	Distributed Unit
FIR	Finite Impulse Response
FM	Frequency Modulation
FPGA	Field Programmable Gate Array
GaN	Gallium Nitride
HEMT	High Electron Mobility Transistor
IDFT	Inverse Discrete Fourier Transform
IIR	Infinite Impulse Response
LMS	Least Mean Squares
LTI	Linear Time-Invariant
LUT	Look-Up Table
MIMO	Multiple Input Multiple Output
MOSFET	Metal Oxide Semiconductor Field Effective Transistor
MP	Memory Polynomial
NMSE	Normalized Mean Square Error
OFDM	Orthogonal Frequency Division Multiplexing
OFDMA	Orthogonal Frequency Division Multiple Access
PAPR	Peak to Average Power Ratio
PD	Pre-distorter
PRH	Parallel Hammerstein
PRW	Parallel Wiener
PSD	Power Spectrum Density
QAM	Quadrature Amplitude Modulation

RD	Residual Distortion
RF	Radio Frequency
RLS	Recursive Least Squares
RRH	Remote Radio Head
RU	Remote Unit
SiC	Silicon Carbide
SVD	Singular Value Decomposition
VS	Volterra Series
WiMAX	Worldwide Interoperability for Microwave Access
WLAN	Wireless Local Area Network

[2] 式の導出

[2-1] $E[|x(n)|^{2n}] = \sigma^{2n} \cdot n!$ の導出

$x(n)$ は、実数成分、虚数成分のそれぞれが平均 0、分散 $\frac{1}{2}\sigma^2$ のガウス分布に従う独立な確率変数 w_i, w_q によって

$$x(n) = w_i + jw_q \quad (\text{付 1})$$

と表される確率変数であるとする。 $|x(n)|^{2n} = (w_i^2 + w_q^2)^n$ であるから、 $E[|x(n)|^{2n}]$ は、 w_i, w_q の結合確率密度関数により

$$E[|x(n)|^{2n}] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{(w_i^2 + w_q^2)^n}{\pi\sigma^2} e^{-\frac{w_i^2 + w_q^2}{\sigma^2}} dw_i dw_q \quad (\text{付 2})$$

と書ける。極座標変換

$$r = \sqrt{w_i^2 + w_q^2}, \quad \theta = \arg(w_i + jw_q) \quad (\text{付 3})$$

により、式(付 2) は、

$$E[|x(n)|^{2n}] = \int_0^{\infty} \int_0^{2\pi} \frac{r^{2n}}{\pi\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}} r dr d\theta \quad (\text{付 4})$$

と書ける。 θ についての積分を実行して、

$$E[|x(n)|^{2n}] = \int_0^{\infty} \frac{2r^{2n+1}}{\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}} dr \quad (\text{付 5})$$

部分積分の公式 [116] を使って、

$$E[|x(n)|^{2n}] = \left[-r^{2n} e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}} \right]_0^{\infty} + n\sigma^2 \int_0^{\infty} \frac{2r^{2n-1}}{\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}} dr \quad (\text{付 6})$$

$\left[-r^{2n} e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}} \right]_0^{\infty} = 0$ であること、および右辺第 2 項の積分は $E[|x(n)|^{2(n-1)}]$ であるので、

$$E[|x(n)|^{2n}] = n\sigma^2 E[|x(n)|^{2(n-1)}] \quad (\text{付 7})$$

$\int_0^{\infty} \frac{2r}{\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{\sigma^2}} dr = 1$ であるから、 $n = 1$ について、 $E[|x(n)|^2] = \sigma^2$ である。よって、

$$E[|x(n)|^{2n}] = \sigma^{2n} \cdot n! \quad (\text{付 8})$$

となる。

謝辞

本論文を結ぶにあたり、懇切なるご指導とご鞭撻を賜りました京都大学大学院情報学研究科 原田博司教授に深く感謝の意を表します。また、本研究の審査にあたり、副査をお引き受けいただくとともに、大変貴重なご助言をいただきました京都大学大学院情報学研究科 大木英司教授、山本高至准教授に厚く御礼申し上げます。

本研究の遂行にあたり、有益なるご討論、ご助言をいただきました水谷圭一特定准教授、松村武研究員に深く感謝いたします。また、周波数ドメインで非線形を扱う本研究についてご示唆および理論的なご指導をいただきました元金沢工業大学工学系教授 大洞喜正氏にも深く感謝いたします。

京都大学にて研究活動を進めるにあたり、ご理解・ご支援および研究内容についても多大なご助言をいただいた東京工業大学 福田英輔特任教授(元富士通研究所モバイルコミュニケーション開発研究所副所長)、高野健氏(元富士通研究所フェロー)、大石泰之特任研究員はじめ富士通研究所関係者の皆様に深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 情報通信白書令和2年版, 総務省, 2020年8月.
- [2] “5G Mobile Communications Systems for 2020 and beyond,” 5GMF White Paper, Ver.1.1, September 29, 2017, <https://5gmf.jp/en/whitepaper/5gmf-white-paper-1-1/>
- [3] 服部武, “第1世代・第2世代移動通信方式—パーソナル通信の実現—”, 電子情報通信学会誌, vol.103, no.2, pp.117–129, 2020年2月.
- [4] 五十嵐大和, “第3世代携帯電話の普及で社会はどう変わったか”, 電子情報通信学会, 通信ソサイエティマガジン, no.30, pp.86–90, 2014年9月.
- [5] 寒河江佑太, 澤向信輔, 大渡裕介, 清嶋耕平, 神原恵一, 高橋匠, “5G ネットワーク”, NTT DoCoMo テクニカルジャーナル, vol.28, no.2, pp.24–38, Jul. 2020.
- [6] 令和元年度携帯電話及び全国 BWA に係る電波の利用状況調査の評価結果, 総務省, 2019年12月.
- [7] 伊達木隆, 関宏之, 箕輪守彦, “LTE-Advanced から 5G へ向かうモバイルアクセスシステム”, 雑誌富士通, vol.66, no.6, pp.104–109, Nov. 2015.
- [8] 第5世代移動体通信システムのフロントホールにおける光アクセスに関する技術報告書, TTC 技術レポート, TR-1079, 2019年5月30日.
- [9] 青木忠一編, “エネルギー／温暖化”, 電子情報通信学会, 知識の森, S4 群 4 編, 2018年3月, <http://www.ieice-hbkb.org/portal/>
- [10] Cisco Visual Networking Index: 全世界のモバイルトラフィックに関する最新予測, 2014–2019年.
- [11] Cisco Visual Networking Index: 全世界のモバイルトラフィックに関する最新予測, 2017–2022年.
- [12] IMT traffic estimates for the years 2020 to 2030, Report ITU-R M.2370-0, Jul. 2015, <https://www.itu.int/pub/r-rep-m.2370>
- [13] Beyond 5G 推進戦略 —6G へのロードマップ—, 総務省, Beyond 5G 推進戦略懇談会, 2020年6月, https://www.soumu.go.jp/menu_news/s-news/01kiban09_02000364.html
- [14] A. Abrol and R. K. Jha, “Power Optimization in 5G Networks: A Step Towards GrEEen Communication,” IEEE Access, vol.4, pp.1355–1374, Apr. 2016.
- [15] S. Vadgama, “Trends in green wireless access,” FUJITSU Sci. Tech. J. (FSTJ), vol.45, no.4, pp.404–408, Oct. 2009.
- [16] L. Correia, “Challenges and enabling technologies for energy aware mobile radio

- networks”, IEEE Commun. Mag., vol.48, no.11, pp.66–72, Nov. 2010.
- [17] C. Han et al., “Green radio: Radio techniques to enable energy-efficient wireless networks”, IEEE Commun. Mag., vol.49, no.6, pp.46–54, Jun. 2011.
- [18] V. Chamola and B. Sikdar, “Solar powered cellular base stations: current scenario, issues and proposed solutions,” IEEE Commun. Mag., vol.54, no.5, pp.108–114, May 2016.
- [19] J.G Proakis and M Salehi, “Communication Systems Engineering,” Prentice Hall, 1994.
- [20] S. Verdu, “Spectral efficiency in the wideband regime,” IEEE Transactions on Information Theory, vol.48, no.6, pp.1319–1343, Jun. 2002.
- [21] T. G. Cover and J. A. Thomas, “Elements of Information Theory,” John Wiley & Sons, 2006.
- [22] Y. Chen, S. Zhang, S. Xu and G. Y. Li, “Fundamental trade-offs on green wireless networks,” IEEE Commun. Mag., vol.49, no.6, pp.30–37, Jun. 2011.
- [23] C. I, C. Rowell, S. Han, Z. Xu, G. Li and Z. Pan, “Toward green and soft: a 5G perspective,” IEEE Commun. Mag., vol.52, no.2, pp.66–73, Feb. 2014.
- [24] G. Y. Li et al., “Energy-efficient wireless communications: tutorial, survey, and open issues,” IEEE Wireless Communications, vol.18, no.6, pp.28–35, Dec. 2011.
- [25] S. Zhang, X. Cai, W. Zhou and Y. Wang, “Green 5G enabling technologies: an overview,” IET Communications, vol.13, no.2, pp.135–143, Jan. 2019.
- [26] S. Buzzi, C. I, T. E. Klein, H. V. Poor, C. Yang and A. Zappone, “A Survey of Energy-Efficient Techniques for 5G Networks and Challenges Ahead,” IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol.34, no.4, pp.697–709, Apr. 2016.
- [27] G. Hiertz, D. Denteneer, L. Stibor, Y. Zang, X. P. Costa and B. Walke, “The IEEE 802.11 universe,” IEEE Commun. Mag., vol.48, no.1, pp.62–70, Jan. 2010.
- [28] K. Etemad, “Overview of Mobile WiMAX Technology and Evolution”, IEEE Commun. Mag., vol.46, no.10, pp.31–40, Oct. 2008.
- [29] S. Srikanth, P. A. Murugesu and X. Fernando, “Orthogonal frequency division multiple access in WiMAX and LTE: A comparison,” IEEE Commun. Mag., vol.50, no.9, pp.153–161, Sep. 2012.
- [30] 庄納崇、編、“WiMAX 教科書”, インプレス R&D, 2008 年.
- [31] Technical Specification Group Radio Access Network; NR; Physical channels and modulation (Release 16), 3GPP TS38.211, V16.3.0, Sep. 2020.

- [32] M. Shafi et al., “5G: A Tutorial Overview of Standards, Trials, Challenges, Deployment, and Practice,” *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol.35, no.6, pp.1201–1221, Jun. 2017.
- [33] T. Jiang and Y. Wu, “An Overview: Peak-to-Average Power Ratio Reduction Techniques for OFDM Signals,” *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol.54, no.2, pp.257–268, Jun. 2008.
- [34] O. Hammi, “Efficient Linear Amplification Using Digitally Predistorted Overdriven Power Amplifiers,” *IEEE Transactions on Broadcasting*, vol.61, no.3, pp.398–406, Sep. 2015.
- [35] Technical Specification Group Radio Access Network; NR; Base Station (BS) radio transmission and reception (Release 16), 3GPP TS38.104, V16.5.0, Sep. 2020.
- [36] F. H. Raab, P. Asbeck, S. Cripps, P. B. Kenington, Z. B. Popovic, N. Pothecary, J. F. Sevic and N. O. Sokal, “Power amplifiers and transmitters for RF and microwave,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.50, no.3, pp.814–826, Mar. 2002.
- [37] A. Katz, J. Wood and D. Chokola, “The evolution of PA linearization,” *IEEE Microw. Mag.*, vol. 17, no.2, pp.32–40, Feb. 2016.
- [38] M. L. Pedro, T. R. Cunha, M. C. Pedro and J. C. Pedro, “The Linearity-Efficiency Compromise,” *IEEE Microw. Mag.*, vol.11, no.5, pp.44–58, Aug. 2010.
- [39] W. Bosch and G. Gatti, “Measurement and simulation of memory effects in predistortion linearizers,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.37, no.12, pp. 1885–1890, Dec. 1989.
- [40] P. Roblin, D. E. Root, J. Verspecht, Y. Ko and J. P. Teyssier, “New trends for the nonlinear measurement and modeling of high-power RF transistors and amplifiers with memory effects,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.60, no.6, pp.1964–1978, May 2012.
- [41] Y. Suzuki and S. Narahashi, “Linearization Technologies for High Efficiency Power Amplifier of Cellular Base Stations,” *IEICE Trans. Electron.*, vol.E104-C, no.10, pp.534–542, Oct. 2021.
- [42] H. S. Black, “Inventing the negative feedback amplifier: Six years of persistent search helped the author conceive the idea “in a flash” aboard the old Lackawanna Ferry,” *IEEE Spectrum*, vol.14, no.12, pp.55–60, Dec. 1977.
- [43] S. Narahashi and T. Nojima, “Extremely low-distortion multi-carrier amplifier-self-adjusting feed-forward (SAFF) amplifier,” *International Conference on*

- Communications Conference (ICC 91), vol.3, pp.1485–1490, Jun. 1991.
- [44] Y. Ohishi, M. Minowa, E. Fukuda and T. Takano, “Cartesian feedback amplifier with soft landing,” IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC 92), pp.402–406, Oct. 1992.
- [45] M. Jooansson and L. Sundström, “Linearization of RF multicarrier amplifiers using Cartesian feedback”, IET Electron. Lett., vol.30, no.14, pp.1110–1112, Jul. 1994.
- [46] R. Inada, H. Ogawa, S. Kitazume and P. Desantis, “A Compact 4-GHz Linearize for Space Use,” IEEE Trans. Microw. Theory Tech., vol.34, no.12, pp.1327–1332, Dec. 1986.
- [47] K. Feher, “A new generation of 90 Mb/s systems: bandwidth efficient, field tested 16-QAM,” IEEE Transactions on Broadcasting, vol.35, no.1, pp.23–30, Mar. 1989.
- [48] J. K. Cavers, “Amplifier linearization using a digital predistorter with fast adaptation and low memory requirements,” IEEE Trans. Veh. Technol., vol.39, no.4, pp.374–382, Nov. 1990.
- [49] O. Hammi, F. M. Ghannouchi, S. Boumaiza and B. Vassilakis, “A data-based nested LUT model for RF power amplifiers exhibiting memory effects,” IEEE Microw. Wireless Compon. Lett., vol.17, no.10, pp.712–714, Oct. 2007.
- [50] P. L. Gilabert, A. Cesari, G. Montoro, E. Bertran and J. Dilhac, “Multi-Lookup Table FPGA Implementation of an Adaptive Digital Predistorter for Linearizing RF Power Amplifiers With Memory Effects,” IEEE Trans. Microw. Theory Tech., vol.56, no.2, pp.372–384, Feb. 2008.
- [51] Y. Oishi, N. Tozawa and H. Suzuki, “Highly Efficient Power Amplifier for IMT-2000BTS Equipment,” FUJITSU Sci. Tech. J., vol.38, no.2, pp.201–208, Dec. 2002.
- [52] J. Kim and K. Konstantinou, “Digital predistortion of wideband signals based on power amplifier model with memory,” IET Electron. Lett., vol.37, no.23, pp.1417–1418, Nov. 2001.
- [53] L. Guan and A. Zhu, “Green Communications: Digital Predistortion for Wideband RF Power Amplifiers,” IEEE Microw. Mag., vol.15, no.7, pp.84–99, Nov/Dec. 2014.
- [54] J. Wood, “System-level design considerations for digital pre-distortion of wireless base station transmitters,” IEEE Trans. Microw. Theory Tech., vol.65, no.5, pp.1880–1890, May 2017.
- [55] J. C. Pedro and S. A. Maas, “A comparative overview of microwave and wireless

- power-amplifier behavioral modeling approaches,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.53, no.4, pp.1150–1163, Apr. 2005.
- [56] F. M. Ghannouchi and O. Hammi, “Behavioral Modeling and Predistortion,” *IEEE Microw. Mag.*, vol.10, no.7, pp.52–64, Dec. 2009.
- [57] E. Ngoya and S. Mons, “Progress for behavioral challenges,” *IEEE Microw. Mag.*, vol.15, no.6, pp.91–105, Sep./Oct. 2014.
- [58] P. L. Gilabert, R. N. Braithwaite and G. Montoro, “Beyond the Moore-Penrose Inverse: Strategies for the Estimation of Digital Predistortion Linearization Parameters,” *IEEE Microw. Mag.*, vol.21, no.12, pp.34–46, Dec. 2020
- [59] M. Schetzen, “Theory of pth-order Inverse of Nonlinear Systems”, *IEEE Trans. on Circuits and Systems*, vol.23, no.5, pp.285–291, May 1976.
- [60] M. Schetzen, “The Volterra and Wiener Theories of Nonlinear Systems,” Wiley, 1980.
- [61] 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.
- [62] L. Ding, G. T. Zhou, D. R. Morgan, Z. Ma, J. S. Kenney, J. Kim and C. R. Giardina, “A robust digital baseband predistorter constructed using memory polynomials,” *IEEE Trans. Commun.*, vol.52, no.1, pp.159–165, Jan. 2004.
- [63] S. Haykin, “Adaptive Filter Theory 4th Edition,” Prentice Hall, 2002.
- [64] L. Ding, F. Mujica and Z. Yang, “Digital predistortion using direct learning with reduced bandwidth feedback,” *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, Seattle, WA, pp.1–3, Jun. 2013.
- [65] D. Zhou and V. E. DeBrunner, “Novel Adaptive Nonlinear Predistorters Based on the Direct Learning Algorithm,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol.55, no.1, pp.120–133, Jan. 2007.
- [66] R. N. Braithwaite, “Closed-loop digital pre-distortion (DPD) using an observation path with limited bandwidth,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.63, no.2, pp.726–736, Feb. 2015.
- [67] J. Vuolevi, T. Rahkonen and J. Manninen, “Measurement technique for characterizing memory effects in RF power amplifiers,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.49, no.8, pp.1383–1389, Aug. 2001.
- [68] 川口寛子、赤岩芳彦、“偶数次ひずみの影響を受ける増幅器に対する適応プレディ

ストータ型歪補償”, 電子情報通信学会論文誌 C, vol.J87-C, no.1, pp.49–53, 2004年1月.

- [69] J. Mazeau, R. Sommet, D. Caban-Chastas, E. Gatard, R. Quere and Y. Mancuso, “Behavioral Thermal Modeling for Microwave Power Amplifier Design,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.55, no.11, pp.2290–2297, Nov. 2007.
- [70] F. M. Barradas, L. C. Nunes, T. R. Cunha, P. M. Lavrador, P. M. Cabral and J. C. Pedro, “Compensation of Long-Term Memory Effects on GaN HEMT-Based Power Amplifiers,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.65, no.9, pp.3379–3388, Sep. 2017.
- [71] K. Yuk, G. R. Branner and D. McQuate, “An improved empirical large-signal model for high-power GaN HEMTs including self-heating and charge-trapping effects,” *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, Boston, MA, USA, pp.753–756, Jun. 2009.
- [72] J. B. King and T. J. Brazil, “Nonlinear Electrothermal GaN HEMT Model Applied to High-Efficiency Power Amplifier Design,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.61, no.1, pp.444–454, Jan. 2013.
- [73] I. Takenaka, H. Takahashi, K. Asano, K. Ishikura, J. Morikawa, H. Tsutsui and M. Kuzuhara, “Improved IMD Characteristics in L/S-Band GaAs FET Power Amplifiers by Lowering Drain Bias Circuit Impedance,” *IEICE Trans. Electron.*, vol.E82-C, no.5, pp.730–736, May 1999.
- [74] T. Takano, Y. Ohishi, S. Kimura, M. Nakamura, K. Nagatani, E. Fukuda, Y. Daido and K. Araki, “Efficient Method to Measure IMD of Power Amplifier with Simplified Phase Determination Procedure to Clarify Memory Effect Origins,” *IEICE Trans. Electron.*, vol.E93-C, no.7, pp.991–999, Jul. 2010.
- [75] C. Crespo-Cadenas, J. Reina-Tosina and M. J. Madero-Ayora “Study of a power amplifier behavioral model with nonlinear thermal effects,” *European Microwave Conference (EuMC)*, pp.1138–1141, Sep. 2010.
- [76] H. Ku and J. S. Kenney, “Behavioral modeling of nonlinear RF power amplifiers considering memory effects,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.51, no.12, pp.2495–2504, Dec. 2003.
- [77] O. Hammi and F. M. Ghannouchi, “Twin nonlinear two-box models for power amplifiers and transmitters exhibiting memory effects with application to digital predistortion,” *IEEE Microw. Wireless Compon. Lett.*, vol.19, no.8, pp.530–532,

Aug. 2009.

- [78] M. Younes, O. Hammi, A. Kwan and F. M. Ghannouchi, "An Accurate Complexity-Reduced "PLUME" Model for Behavioral Modeling and Digital Predistortion of RF Power Amplifiers," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol.58, no.4, pp.1397–1405, Apr. 2011.
- [79] S. Benedetto, E. Biglieri and R. Daffara, "Modeling and performance evaluation of nonlinear satellite links-A Volterra series approach," *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol.AES-15, no.4, pp.494–507, Jul. 1979.
- [80] C. J. Clark, G. Chrisikos, M. S. Muha, A. A. Moulthrop and C. P. Silva, "Time-domain envelope measurement technique with application to wideband power amplifier modeling," *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.46, no.12, pp.2531–2540, Dec. 1998.
- [81] H. W. Kang, Y. S. Cho and D. H. Youn, "Adaptive precompensation of Wiener systems," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol.46, no.10, pp.2825–2829, Oct. 1998.
- [82] P. Gilabert, G. Montoro and E. Bertran, "On the Wiener and Hammerstein models for power amplifier predistortion," *Asia-Pacific Microwave Conference (APMC2005)*, Suzhou, China, Dec. 2005.
- [83] D. D. Silveira, H. Arthaber, P. L. Gilabert, G. Magerl and E. Bertran, "Application of optimal delays selection on parallel cascade hammerstein models for the prediction of RF-power amplifier behavior," *Asia-Pacific Microwave Conference (APMC2006)*, Yokohama, Japan, pp.283–286, Dec. 2006.
- [84] H. Ku, M. Mckinley and J. S. Kenney, "Quantifying memory effects in RF power amplifiers," *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.50, no.12, pp.2843–2849, Dec. 2002.
- [85] D. Silveira, M. Gadringer, H. Arthaber and G. Magerl, "RF-power amplifier characteristics determination using parallel cascade Wiener models and pseudo-inverse techniques," *Asia-Pacific Microwave Conference (APMC2005)*, Suzhou, China, Dec. 2005.
- [86] K. Narendra and P. Gallman, "An iterative method for the identification of nonlinear systems using a Hammerstein model," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol.11, no.3, pp.546–550, Jul. 1966.
- [87] M. E. Gadringer, D. Silveira and G. Magerl, "Efficient Power Amplifier Identification Using Modified Parallel Cascade Hammerstein Models," *IEEE Radio*

- and Wireless Symposium, Long Beach, CA, USA, pp.305–308, Jan. 2007.
- [88] E. Fukuda, Y. Oishi, T. Takano, D. Takago, Y. Daido and M. Morikawa, “Method of determining delay dependence of the memory effect in power amplifiers and derivation of inverse to cancel the nonlinear distortions,” *IEICE Trans. Fundamentals*, vol.E97-A, no.3, pp.749–758, Mar. 2014.
- [89] 中村道春、大石泰之、福田英輔、大洞喜正、水谷圭一、松村武、原田博司、“LTI 部のパラメータ数を制限して簡略化した Memory Polynomial プリディストータ”, *IEICE Trans. Electron.*, vol.J102-C, no.12, pp.356–365, Dec. 2019.
- [90] M. Nakamura, E. Fukuda, Y. Daido, K. Mizutani, T. Matsumura and H. Harada, “Determining Memory Polynomial Model Parameters from Those of Complex p -th Order Inverse for Digital Predistorter,” *IEICE Trans. Commun.*, vol.E104-B, no.11, pp.1429–1440, Nov. 2021.
- [91] A. Zhu and T. J. Brazil, “Behavioral modeling of RF power amplifiers based on pruned volterra series,” *IEEE Microw. Wireless Compon. Lett.*, vol.14, no.12, pp.563–565, Dec. 2004.
- [92] A. Zhu, J. C. Pedro and T. J. Brazil, “Dynamic deviation reduction based Volterra behavioral modeling of RF power amplifiers,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.54, no.12, pp.4323–4332, Dec. 2006.
- [93] J. Staudinger, J. Nanan and J. Wood, “Memory fading Volterra series model for high power infrastructure amplifiers,” *IEEE Radio and Wireless Symposium (RWS)*, New Orleans, LA, pp.184–187, Jan. 2010.
- [94] R. N. Braithwaite, “Wide bandwidth adaptive digital predistortion of power amplifiers using reduced order memory correction,” *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, pp.1517–1520, Jun. 2008.
- [95] N. Messaoudi, M. Fares, S. Boumaiza and J. Wood, “Complexity reduced odd-order memory polynomial pre-distorter for 400-watt multi-carrier Doherty amplifier linearization,” *IEEE MTT-S International Microwave Symposium Digest*, Atlanta, GA, USA, Jun. 2008.
- [96] W. Chen, S. Zhang, Y. Liu, F. M. Ghannouchi, Z. Feng and Y. Liu, “Efficient Pruning Technique of Memory Polynomial Models Suitable for PA Behavioral Modeling and Digital Predistortion,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.62, no.10, pp.2290–2299, Oct. 2014.
- [97] O. Hammi, A. M. Kedir and F. M. Ghannouchi, “Nonuniform memory polynomial

- behavioral model for wireless transmitters and power amplifiers,” Asia Pacific Microwave Conference (APMC2012), Kaohsiung, Taiwan, pp.836–838, Dec. 2012.
- [98] D. R. Morgan, Z. Ma, J. Kim, M. G. Zierdt and J. Pastalan, “A Generalized Memory Polynomial Model for Digital Predistortion of RF Power Amplifiers,” *IEEE Trans. Signal Process.*, vol.54, no.10, pp.3852–3860, Oct. 2006.
- [99] E. Fukuda, Y. Oishi, T. Takano, D. Takago and Y. Daido, “Determination Method for Complex Valued LTI Transfer Functions Causing Memory Effect of Power Amplifier,” *IEEE International Conference on Communication Systems (ICCS)*, pp.105–109, Nov. 2012.
- [100] J.G Proakis and D.G. Manolakis, “Digital Signal Processing 3rd Edition,” Prentice Hall, 1996.
- [101] H. Ochiai and H. Imai, “On the distribution of the peak-to-average power ratio in OFDM signals,” *IEEE Trans. Commun.*, vol.49, no.2, pp.282–289, Feb. 2001.
- [102] 金谷健一、“線形代数セミナー”, 共立出版, 2018 年.
- [103] W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling and B. P. Flannery, “Numerical Recipes in C 2nd Edition,” Cambridge univ. Press, 1992.
- [104] T. Wang and T. J. Brazil, “A Mixed-Domain Modeling Method for Microwave Nonlinear Systems and Semiconductor Devices in High-Frequency Applications,” *European Microwave Conference (EuMC)*, Amsterdam, Netherlands, pp.129–134, Oct. 1998.
- [105] N. Hammler, Y. C. Eldar and B. Murmann, “Low-rate identification of memory polynomials,” *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, Melbourne VIC, pp.1034–1037, Jun. 2014.
- [106] A. S. Tehrani, H. Cao, S. Afsardoost, T. Eriksson, M. Isaksson and C. Fager, “A comparative analysis of the complexity/accuracy trade off in power amplifier behavioral models,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol.58, no.6, pp.1510–1520, Jun. 2010.
- [107] M. Masood, J. Staudinger, J. Wood, M. Bokatius and J. S. Kenney, “Linearity considerations for a high power Doherty amplifier,” *IEEE Topical Conference on Power Amplifiers for Wireless and Radio Applications*, Santa Clara, CA, pp. 77–80, Jan. 2012.
- [108] Y. Wang and R. Naylor, “Challenges in designing 5 GHz 802.11ac WiFi power amplifiers,” *IEEE Topical Conference on Power Amplifiers for Wireless and Radio*

Applications, pp.16–18, Jan. 2014.

- [109] 福田英輔、大石泰之、大洞喜正、森川博之、“次世代移動通信システム用広帯域電力増幅器のビヘイビアル・モデルの考察 — メモリー多項式モデルとパラレル・ウィーナ・モデルの等価性について —”, 電子情報通信学会論文誌 A, vol.J98-A, no.8, pp.484–495, 2015年8月.
- [110] S. Koike, “A set of orthogonal polynomials for use in approximation of nonlinearities in digital QAM systems,” IEICE Trans. Fundamentals, vol.E86-A, no.3, pp.661–666, Mar. 2003.
- [111] R. Raich and G. T. Zhou, “Orthogonal polynomials for complex Gaussian processes,” IEEE Trans. Signal Process., vol.52, no.10, pp.2788–2797, Oct. 2004.
- [112] 笠原皓司、“線形代数学”, サイエンス社, 1982年.
- [113] L. Ding and G. Zhou, “Effects of even-order nonlinear terms on power amplifier modeling and predistortion linearization,” IEEE Trans. Veh. Technol., vol.53, no.1, pp.156–162, Jan. 2004.
- [114] A. Yazdan, J. Park, S. Park, T. A. Khan and R. W. Heath, “Energy-Efficient Massive MIMO: Wireless-Powered Communication, Multiuser MIMO with Hybrid Precoding, and Cloud Radio Access Network with Variable-Resolution ADCs,” IEEE Microw. Mag., vol.18, no.5, pp.18–30, Jul.–Aug. 2017.
- [115] K. Sakaguchi et al., “Millimeter-Wave Evolution for 5G Cellular Networks,” IEICE Trans. Commun., vol.E98-B, no.3, pp.388–402, Mar. 2015.
- [116] 森口繁一、宇田川銈久、一松信、“岩波数学公式 微分積分・平面曲線”, 岩波書店, 1956年.

発表論文

本研究に関連する発表

[学術論文誌]

- [1] 中村道春、大石泰之、福田英輔、大洞喜正、水谷圭一、松村武、原田博司、“LTI 部のパラメータ数を制限して簡略化した Memory Polynomial プリディストータ”, IEICE Trans. Electron., vol.J102-C, no.12, pp.356–365, Dec. 2019.
- [2] M. Nakamura, E. Fukuda, Y. Daido, K. Mizutani, T. Matsumura and H. Harada, “Determining Memory Polynomial Model Parameters from Those of Complex p-th Order Inverse for Digital Predistorter,” IEICE Trans. Commun., vol.E104-B, no.11, pp.1429–1440, Nov. 2021.
- [3] T. Takano, Y. Ohishi, S. Kimura, M. Nakamura, K. Nagatani, E. Fukuda, Y. Daido and K. Araki, “Efficient Method to Measure IMD of Power Amplifier with Simplified Phase Determination Procedure to Clarify Memory Effect Origins,” IEICE Trans. Electron., vol.E93-C, no.7, pp.991–999, Jul. 2010.

[国際会議論文(査読あり)]

- [4] A. N. Lozhkin and M. Nakamura, “A new digital predistorter linearizer for wide band signals,” IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC 2011), pp. 1376–1380, Sep. 2011.
- [5] A. N. Lozhkin and M. Nakamura, “Adaptive Linearization through Narrowband Feedback,” IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring), pp.1–6, May 2012.
- [6] A. N. Lozhkin and M. Nakamura, “New Digital Predistorter Architecture for Signals with High Peak-to-Average Power Ratios,” IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Spring), pp.1–6, Jun. 2013.

[国内口頭発表]

- [7] 宮下工、中村道春、“マイクロ波パワーアンプのメモリー歪モデル,” 電子情報通信学会 2010 年総合大会, A-1-11, 2010 年 3 月.
- [8] 久保徳郎, 長谷和男, 馬庭透, 中村道春, 吉川俊英, “デジタルプリディストーション技術による高効率電力増幅装置の開発”, MWE 2011, WS17-01, Nov./Dec. 2011.

その他の発表

[国際会議論文(査読あり)]

- [9] S. Yoshida, T. Takeuchi, M. Nakamura and F. Ikegami, “High bit-rate field transmission of an anti-multipath modulation technique PSK-RZ,” IEEE Vehicular Technology Conference (VTC), pp.527–532, May 1990.
- [10] M. Nakamura, Y. Ohishi and Y. Asano, “Adaptive array for wideband DS-CDMA with decision feedback channel estimation,” IEEE International Conference on Universal Personal Communications (ICUPC '98), vol.1, pp.567–571, Oct. 1998.
- [11] H. Hamada, M. Nakamura, T. Kubo, M. Minowa and Y. Oishi, “Performance evaluation of the path search process for the W-CDMA system,” IEEE Vehicular Technology Conference (VTC), vol.2, pp.980–984, May 1999.
- [12] A. Mihovska, C. Wijting, R. Prasad, S. Ponnekanti, Y. Awad and M. Nakamura, “A novel flexible technology for intelligent base station architecture support for 4G systems,” International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC'02), vol.2, pp.601–605 Oct. 2002.
- [13] M. Nakamura, Y. Awad and S. Vadgama, “Adaptive control of link adaptation for high speed downlink packet access (HSDPA) in W-CDMA,” International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC'02), vol.2, pp.382–386, Oct. 2002.
- [14] W. Bocquet and M. Nakamura, “Novel Frame Structure and Equalizer Processing for Zero Padded OFDM Transmission,” International Symposium on Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC'04), vol.2, pp.1–5, Sep. 2004.
- [15] L. Zhou and M. Nakamura, “Channel estimation of multiple transmit antennas for OFDM systems with cyclic delay preamble,” IEEE Vehicular Technology Conference (VTC-2005-Fall), pp.583–587, Sep. 2005.
- [16] W. Bocquet, Yunjian Jia, S. Hara and M. Nakamura, “VISA MIMO OFDM transmit scheme for wireless communications,” IEEE Vehicular Technology Conference (VTC-2005-Spring), vol.2, pp.1240–1244, May 2005.
- [17] L. Zhou and M. Nakamura, “Performance of Channel Estimation for MIMO-OFDM Systems with Cyclic Delay Preamble,” IWS2005/WPMC'05, pp.552–556, Sep. 2005.
- [18] L. Zhou and M. Nakamura, “Weighted Viterbi decoding for MIMO-OFDM systems with linear precoding,” IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS),

vol.4, pp.1362–1365, May 2006.

- [19] L. Zhou and M. Nakamura, “High Performance Space Frequency Interleaved MIMO-OFDM Eigenmode Transmission Systems,” IEEE Vehicular Technology Conference (VTC), pp.1–5, Sep. 2006.
- [20] Y. Ohta, M. Nakamura, S. Aikawa and T. Ode, “Link layer structure for LTE-WLAN aggregation in LTE-Advanced and 5G network,” IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN), pp.83–88, Oct. 2015.
- [21] Y. Ohta, M. Nakamura, Y. Kawasaki and T. Ode, “Controlling TCP ACK transmission for throughput improvement in LTE-Advanced Pro,” IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN), pp.1–6, Oct. 2016.
- [22] Y. Ohta, M. Nakamura, Y. Kawasaki and T. Ode, “Controlling TCP ACK transmission: Impact of discard ratio on performance in LTE-Advanced Pro,” IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN), pp.227–232, Sep. 2017.
- [23] Y. Ohta, M. Nakamura, Y. Kawasaki and T. Ode, “Controlling TCP ACK Transmission: Suitable Value of Discard Ratio in LTE-Advanced Pro,” IEEE Conference on Standards for Communications and Networking (CSCN), pp.1–5, Oct. 2018.

[国内口頭発表]

- [24] 中村道春、竹内勉、吉田進、“京大周辺における耐多重波変復調方式 PSK-RZ の伝送実験,” 平成元年電気関係学会関西支部連合大会, G7-8, 1988 年.
- [25] 中村道春、“多重波遅延シミュレータによる DSK ビット誤り率特性の実験的検討,” 電子情報通信学会信学技報, IT88-19, 1988 年.
- [26] 中村道春、吉田進、竹内勉、池上文夫。“京大周辺における PSK-RZ の高速伝送移動実験,” 電子情報通信学会信学技報, RCS89-27, 1989 年 10 月.
- [27] 中村道春、吉田進、竹内勉、“耐多重波変復調方式 PSK-RZ の野外伝送実験,” 第 12 回情報理論とその応用シンポジウム, pp.193-198, 1989 年 12 月.
- [28] 藤井正明、中村道春、川口紀幸、“フィードフォワード/フィードバック複合制御形 AGC の実験検討,” 電子情報通信学会 1995 年ソサイエティ大会, B-194, 1995 年 9 月.
- [29] 藤井正明、川口紀幸、中村道春、大澤達之、“判定帰還形多重遅延検波方式の実験的検討,” 電子情報通信学会 1995 年ソサイエティ大会, B-289, 1995 年 9 月.
- [30] 中村道春、筒井正文、中村隆治、“LMS アダプティブアレーの TDMA セルラー無線への適用の一検討,” 電子情報通信学会 1996 年総合大会, B-496, 1996 年 3 月.

- [31] 筒井正文、中村道春、中村隆治、“CMA アダプティブアレーを用いたスロットッドアロハ方式のスループット特性,” 電子情報通信学会 1996 年総合大会, B-497, 1996 年 3 月.
- [32] 筒井正文、中村道春、中村隆治、“CMA アダプティブアレーを用いたスロットッドアロハ方式の遅延時間特性,” 電子情報通信学会 1996 年ソサイエティ大会, B-399, 1996 年 9 月.
- [33] 中村道春、浜田一、長谷和男、大石泰之、浅野賢彦、“W-CDMA 用判定帰還形チャンネル推定方式の検討,” 電子情報通信学会 1998 年ソサイエティ大会, B-5-60, 1998 年 9 月.
- [34] W. Bocquet and M. Nakamura, “Iterative MMSE MIMO OFDM scheme for Wireless Communications,” 電子情報通信学会信学技報, RCS2004-148, vol. 104, no. 258, 2004 年 8 月.
- [35] 岡本高幸、ウラジミール ボケー、武尾幸次、中村道春、“IEEE802.11g ベース WLAN システムにおける SFBC-OFDM 復号方式,” 電子情報通信学会 2004 年総合大会, B-5-71, 2004 年 3 月.
- [36] 清水澄子、ウラジミール ボケー、武尾幸次、中村道春、“STBC-OFDM 無線通信システムにおけるチャンネル推定効果,” 電子情報通信学 2004 年会総合大会, B-5-72, 2004 年 3 月.
- [37] 岡本高幸、武尾幸次、中村道春、“FFT ブロック繰り返し送信を用いた OFDM システム,” 電子情報通信学会 2005 年総合大会, B-5-20, 2005 年 3 月.
- [38] 占部宏、周東雅之、武尾幸次、鈴木秀削、中村道春、“IEEE802.16e における HARQ データ割り当てに関する検討,” 電子情報通信学会 2006 年総合大会, B-5-21, 2006 年 3 月.
- [39] 山下昌、周東雅之、武尾幸次、鈴木秀削、中村道春、“IEEE802.16 における Pilot 配置が伝搬路推定に与える影響,” 電子情報通信学会 2006 年総合大会, B-5-142, 2006 年 3 月.
- [40] 中村道春、奥田将人、“(招待講演)IEEE802.16j の技術概要”, 電子情報通信学会 2007 年ソサイエティ大会, BT-2-3, 2007 年 9 月.
- [41] 齊藤民雄、中村道春、“(招待講演)モバイル WiMAX の技術動向について,” 電子情報通信学会信学技報, IN2007-127, vol. 107, no.423, 2008 年 1 月.
- [42] 児島正和、中村道春、“RF-MEMS を使用したチューナブル LNA モジュール,” 電子情報通信学会 2010 年ソサイエティ大会, B-5-67, 2010 年 9 月.
- [43] 青木信久、中村道春、“RF-MEMS を使用した複数周波数対応フロントエンド,” 電

- 子情報通信学会 2010 年ソサイエティ大会, B-5-68, 2010 年 9 月.
- [44] A. N. Lozhkin and M. Nakamura, “The New RF Modulator Schemes for Wide Band Signals,” 電子情報通信学会信学技報, MW2011-176, vol. 111, no. 458, 2012 年 2 月.
- [45] A. N. Lozhkin and M. Nakamura, “Joint Optimization Predistortion And PAPR Reduction For Signals with High Peak-to-Average Power Ratios,” 電子情報通信学会信学技報, NW2012-129, vol. 112, no. 355, 2012 年 12 月.
- [46] 実川大介、中村道春、田中良紀、“C-RAN における下り協調送信の基礎検討,” 電子情報通信学会 2012 年ソサイエティ大会, B-5-59, 2012 年 9 月.
- [47] 実川大介、中村道春、田中良紀、“LTE-Advanced 下りリンク MIMO のための付加的 CSI フィードバック方法,” 電子情報通信学会 2013 年ソサイエティ大会, B-5-60, 2013 年 9 月.
- [48] 実川大介、中村道春、田中良紀、“端末間直接通信とセルラー通信の混在環境における干渉制御の検討,” 電子情報通信学会 2014 年ソサイエティ大会, B-5-74, 2014 年 9 月.
- [49] 太田好明、中村道春、相川慎一郎、大出高義、“LTE-Advanced/5G ネットワークにおける LTE-WLAN アグリゲーションのためのリンクレイヤ構成の提案,” 電子情報通信学会信学技報, NS2014-200, vol. 114, no.477, 2015 年 2 月.
- [50] 太田好明、中村道春、大出高義、相川慎一郎、“LTE-Advanced におけるコア網隔離型無線アクセスの通信手順の提案,” 電子情報通信学会 2015 年総合大会, B-5-68, 2015 年 3 月.
- [51] 太田好明、中村道春、大出高義、相川慎一郎、“LTE-Advanced における端末間通信の網内経路短縮化手順の提案,” 電子情報通信学会 2015 年総合大会, B-5-69, 2015 年 3 月.
- [52] 下村剛史、青木寛、山口法夫、中村道春、田中良紀、“アンライセンストバンドにおける LTE/WiFi 共存方法の検討,” 電子情報通信学会 2015 年総合大会, B-5-116, 2015 年 3 月.
- [53] 矢野哲也、太田好明、相川慎一郎、大出高義、下村剛史、中村道春、“複数キャリアを用いたセルラー通信向け負荷分散方式の検討,” 電子情報通信学会 2015 年ソサイエティ大会, B-5-6, 2015 年 9 月.
- [54] 太田好明、中村道春、河崎義博、大出高義、“LTE-Advanced 上り無線アクセス方式を考慮した TCP スループットの特性改善に関する検討,” 電子情報通信学会信学技報, RCS2015-388, vol. 115, no.472, 2016 年 3 月.

- [55] 太田好明、中村道春、河崎義博、大出高義、“LTE-Advanced 上り無線アクセス方式を考慮した TCP スループットの特性改善,” 電子情報通信学会信学技報, RCS2016-105, vol. 116, no.147, 2016年7月.
- [56] 太田好明、中村道春、河崎義博、大出高義、“LTE-Advanced 上り無線アクセス方式を考慮した TCP スループットの特性改善:TCP ACK 復元手法の特性評価,” 電子情報通信学会 2016年ソサイエティ大会, B-5-51, 2016年9月.

[著書・寄稿等]

- [57] M. Nakamura, T. Chujo and T. Saito, “Standardization Activities for Mobile WiMAX,” FUJITSU Sci. Tech. J. (FSTJ), vol.44, no. 3, pp.285-291, Jul. 2008.
- [58] 中村道春、奥田將人、“802.16jによる中継局システムについて”, 電子情報通信学会誌, vol.92, no.12, pp.1050-1055, 2009年12月.
- [59] 中村道春、“モバイル WiMAX 標準化への取り組み,” 雑誌 FUJITSU, vol.60, no.1, pp.10-14, Jan. 2009.
- [60] 中村道春、“ゼロからわかる WiMAX Part I: IEEE 802.16 規格の変遷と WiMAX の誕生,” NETWORK WORLD, 2008年4月号.
- [61] 庄納崇 編、“WiMAX 教科書,” インプレス R&D, 2008年. (第1章, 第3章, 第4章, 第6章等を担当)

著作権に関する表示

本論文は以下の発表論文に基づきます。

- [89] “LTI 部のパラメータ数を制限して簡略化した Memory Polynomial プリディストータ”, 電子情報通信学会論文誌 C, Vol.J102-C, No.12, pp.356-365, Copyright(C)2019 IEICE.
- [90] “Determining Memory Polynomial Model Parameters from Those of Complex p-th Order Inverse for Digital Predistorter,” IEICE Trans. Commun., vol.E104-B, no.11, pp.1429-1440, Copyright(C)2021 IEICE, (DOI: 10.1587/transcom.2020EBP3155)