

深層学習を適用したミリ波 GaN HEMT のシミュレーションモデル

Deep Learning-Based Modeling of Millimeter Wave GaN HEMTs

西口 賢弥*
Kenya Nishiguchi

川崎 健
Takeshi Kawasaki

田能村 昌宏
Masahiro Tanomura

無線通信の大容量化においてミリ波 GaN 高電子移動度トランジスタ (HEMT) が期待されているが、ショートチャネル効果等の非線形成分が大きく、増幅器の作製に必須な大信号モデルの作成には課題があった。そこで我々は、コンパクトモデルの電流源にのみ人工ニューラルネットワーク (ANN) を適用し、ANN の過学習の問題を回避した画期的なモデルを開発した。DC 特性と 120 GHz までの S パラメータのデータから ANN モデルを作成し、71 GHz での大信号特性を高精度に再現できることを世界で初めて実証した。

Millimeter-wave gallium nitride high-electron-mobility transistors (GaN HEMTs) are expected to be used in high-capacity wireless communications. However, their large nonlinear components, such as short-channel effects, present challenges in creating large-signal models that are essential for amplifier fabrication. In this paper, we have developed an innovative simulation model in which an artificial neural network (ANN) is applied only to the current source to avoid over-fitting issues. To create this model, pulsed I-Vs/S-parameters measurement data up to 120 GHz were used. The proposed model demonstrated large-signal power performances at 71 GHz in high accuracy for the first time in the world.

キーワード：GaN HEMT、増幅器、Deep Learning、ニューラルネットワーク、大信号モデル

1. 緒 言

ミリ波帯は、広帯域かつ高周波であることから、大容量通信システムや高分解能レーダーシステムへの応用が期待されている⁽¹⁾。このミリ波帯のアプリケーションを実現するためには、高周波・高出力に対応した高精度なミリ波 GaN HEMT の大信号モデルが必須である。

従来、GaN HEMT の大信号モデルに Angelov モデル⁽²⁾ や AMCAD モデル^{(3),(4)} などのコンパクトモデルが一般的に用いられてきた。これらのモデルは、電流源、抵抗、インダクタンス、キャパシタンスなどの集中定数要素に、バイアス依存性と周波数依存性を関数で記述したもので、DC、小信号、大信号の挙動を計算することが可能である。しかし、ミリ波 GaN HEMT の電流-電圧 (I-V) 波形はショートチャネル効果^{*1} などによる非線形性ゆえに波形形状が極めて複雑であり、これを関数式で表現することは非常に困難であった。

近年、このような高い非線形性を表現できる大信号モデルとして、Artificial Neural Networks (ANN) ベースのモデルが注目されている^{(5)~(7)}。ANN モデルは、基地局用のマイクロ波帯 GaN HEMT に適用され、メモリ効果をも表現する報告がなされている。しかしミリ波帯に対しては、S パラメータ^{*2}測定データのノイズが大きく値が不安定なため、直接 Deep Learning を適用すると過学習に陥りやすいことから、ANN モデルの適用が困難であった。

そこで本研究では、ミリ波 GaN HEMT に対する最適な ANN モデリング手法を考案した。ノイズの影響の小さい電流源のみを ANN で表現した ANN モデルを開発した。寄生素子は、小信号等価回路を用いて各バイアス点の S パラメータから抽出し、ノイズの影響を避けるために非線形関

数で表現した。抵抗とインダクタンスは負荷線付近のデータ点の集中定数成分から抽出した。

この ANN モデルにより、電流コラプス^{*3}、ショートチャネル効果の影響を受けた I-V 波形と、ミリ波帯 S パラメータを精緻に表現することに成功した。

2. 大信号 ANN モデリング

提案したミリ波 GaN HEMT の大信号モデルを図 1 に示す。各容量 (C_{gs} , C_{gd} , C_{ds}) は非線形関数でモデリングし、中心の電流源のみを ANN でモデリングした。図 2 に示すモデリングフローのように、これらのモデルでは、内蔵電位 V_{gsi} , V_{gdi} , V_{dsi} を計算する必要がある⁽⁸⁾。

本節の構成は以下の通りである。セクション 2-1 では、小信号等価回路パラメータ抽出と内蔵電位の計算について説明する。セクション 2-2 では、各容量のモデリングについて詳細に説明する。セクション 2-3 では、電流源のモデリングについて説明し、ANN のモデリング性能を実証し、議論する。

2-1 小信号等価回路パラメータ抽出と内蔵電位

パルス I-V および S パラメータ (1-120 GHz) を測定した。全バイアス点で測定結果から Manifold^{*4} を除去した後に、図 3 に示す小信号モデルを用いて小信号等価回路のパラメータを抽出した。各抵抗 (R_g , R_s , R_d) と各インダクタンス (L_g , L_s , L_d) を求めるために、I-V 波形の出力電力が最大となる負荷線を計算で想定し、その負荷線近傍のバイアス点のパラメータを抽出した。上記と同様に、抽出したバイアス点の (R_g , R_s , R_d) と (L_g , L_s , L_d) の中央値を ANN モデルで使用した。この方法により、大信号の計算でも高精

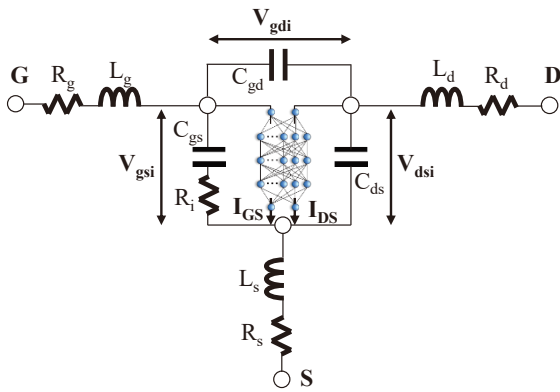


図1 ミリ波 GaN HEMT 用大信号 ANN モデル

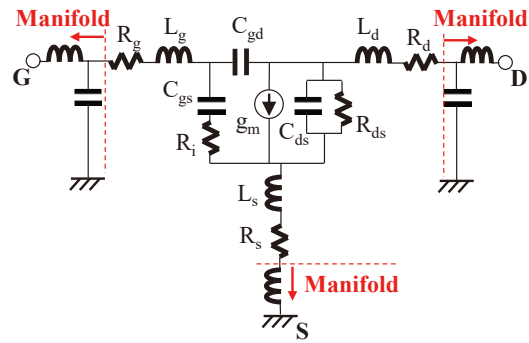


図3 GaN HEMT 用小信号モデル

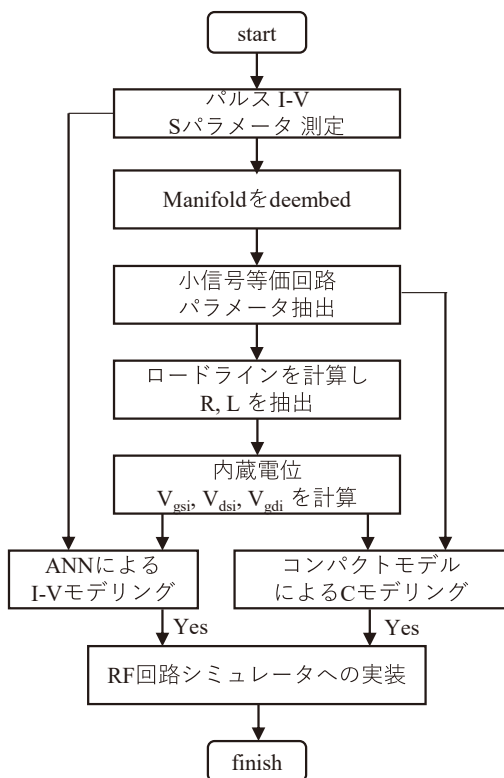


図2 モデリングフロー

$$C_{model} = A - C_2 * \frac{(1 + \tanh(b * (V_i + V_p)))}{2} \dots\dots\dots (5)$$

ここで、 C_0, C_1, C_2, V_m, V_p はフィッティングパラメータ、 V_i はそれぞれの内蔵電位である^{(3), (4)}。目的誤差関数は式 (6) で定義した。

$$\epsilon = \sum_{k=1}^N \frac{|C_{meas} - C_{sim}|}{C_{meas}} \dots\dots\dots (6)$$

ここで、 C_{meas} と C_{sim} はそれぞれ測定値とシミュレーション値であり、 N はデータ点の総数である。

2-3 ANNによる電流源のモデリング

電流源のモデリングのため、図4に示すように、3つの隠れ層を持つ全結合型のANNによってI-Vを学習した。活性化関数はシグモイド関数 (式 (7)) を選択した。

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \dots\dots\dots (7)$$

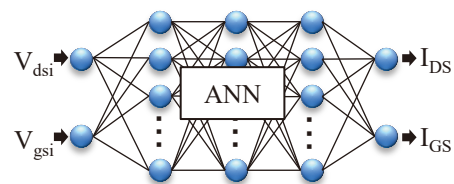


図4 I-Vを学習したANN

度な結果が得られる。内蔵電位は式 (1)~(3) で表される。

$$V_{dsi} = V_{DS} - I_{DS} * (R_s + R_d) - I_{GS} * R_s \dots\dots\dots (1)$$

$$V_{gsi} = V_{GS} - I_{DS} * R_s - I_{GS} * (R_g + R_s) \dots\dots\dots (2)$$

$$V_{gdi} = V_{gsi} - V_{dsi} \dots\dots\dots (3)$$

2-2 各容量 (C) のモデリング

各容量 (C) のバイアス依存パラメータ (C_{gs} vs V_{gsi} , C_{gd} vs V_{gdi} , C_{ds} vs V_{dsi}) は、式 (4)、(5) で表される。

$$A = C_0 + (C_1 - C_0) * \frac{(1 + \tanh(a * (V_i + V_m)))}{2} \dots\dots\dots (4)$$

学習には Keras/Tensorflow^{*5 (9)} を使用し、最適化アルゴリズムは、ADAM⁽¹⁰⁾ を使用した。

図5は、I-V 波形の実測値と、ANN およびコンパクトモデルによるシミュレーション結果を示している。ANN は実測の I_{DS} 波形を完全に表現している。一方、従来のコンパクトモデルでは、飽和電流値、原点付近、ショートチャネル効果などがうまく表現されておらず実測との乖離が大きい。これら結果により、ANN を適用することで、極めて強力なモデリング能力を獲得したことを示した。

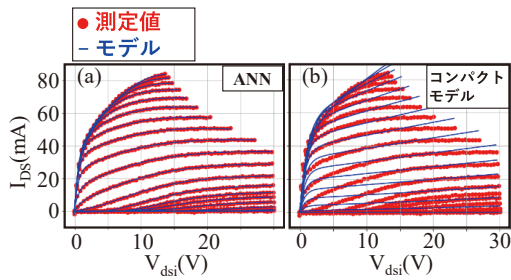


図5 (a) ANNモデル、(b) コンパクトモデルのI-V波形

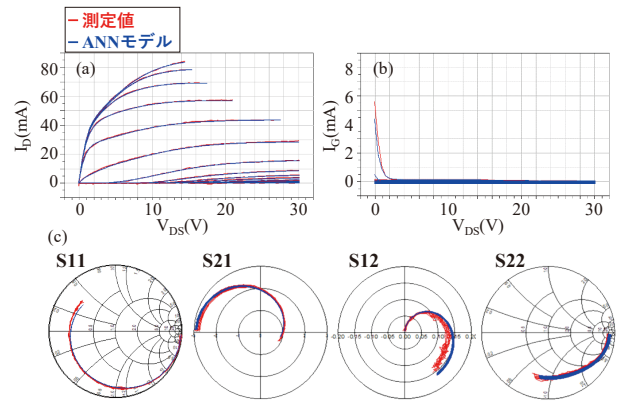


図6 I-V, Sパラメータの測定値とANNモデルのシミュレーション結果

3. ANNモデルの検証

ANNモデルの大信号特性の計算精度を検証するために作製したミリ波 GaN 増幅器を写真1に示す。この増幅器は、GaN HEMT、入力整合回路、出力整合回路で構成されている。

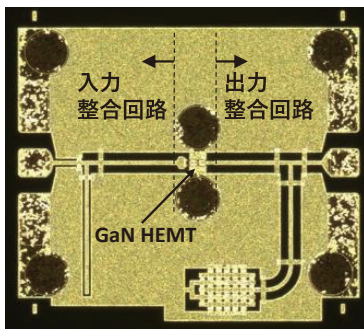


写真1 ミリ波 GaN 増幅器

開発したモデルは、Verilog-A^{*6}を用いてRF回路シミュレータ (ADS^{*7}) に実装した。図6にDC/Sパラメータの実測値とシミュレーション値を比較した結果を示す。(a) I_{DS} - V_{DS} 、(b) I_{GS} - V_{DS} の波形、(c) 1-120 GHzもの広帯域の小信号特性の全てを良好にモデル化できている。

図7 (a) に、 $Z_{source}, Z_{load} = 50 + 0j \Omega$ における71 GHzの増幅器の大信号特性を示す。71 GHzでの出力電力 P_{out} 、利得Gain、電力付加効率PAEの測定値とシミュレーション結果は非常に良く一致している。また、図7 (b) に、インピーダンス整合させた $Z_{source} = 117.2 + 38.4j \Omega$ 、 $Z_{load} = 51.2 + 28j \Omega$ における大信号特性を示す。こちらも、実測値とシミュレーション結果が高精度に一致した。これらの結果は、インピーダンスが異なる場合でも、ANNモデルにより高精度に大信号特性を計算できることを示している。以上の比較を通して、本ANNモデルがミリ波 GaN HEMTのDC、Sパラメータ、大信号特性の挙動を高精度に予測できることが示された。

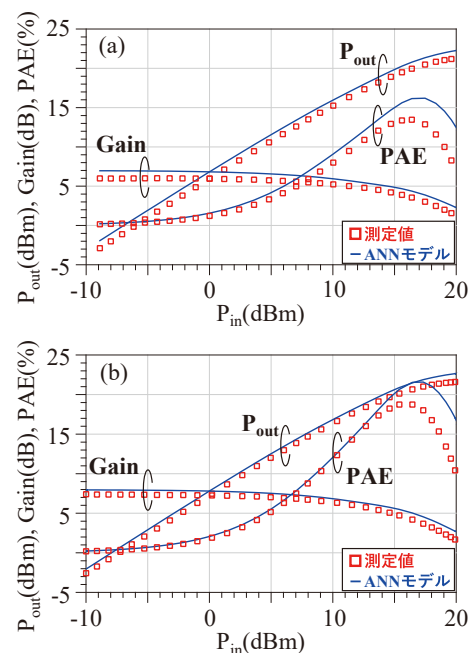


図7 71 GHzでの大信号特性の測定値とANNモデルシミュレーション結果
(a) $Z_{source}, Z_{load} = 50 + 0j \Omega$ 、
(b) $Z_{source} = 117.2 + 38.4j \Omega$ 、 $Z_{load} = 51.2 + 28j \Omega$

4. 結 言

ANNを適用したミリ波 GaN HEMT用大信号モデルを世界で初めて実現した。過学習を避けるため、ANNはコンパクトモデルの電流源にのみ適用した。120 GHzまでのパルスI-Vs/Sパラメータ測定データを用いて、ANNモデルのパラメータを抽出した。

ANNを適用したことで、従来のコンパクトモデルと比較して極めて高精度なI-V波形のモデリングに成功した。提案したモデル精度を検証するために、Verilog-Aを用いたRF回路シミュレータにANNを用いたモデルを実装し計算すると、1-120 GHzの広い周波数範囲において、DC/小信号の測定値とANNモデルの計算結果は非常に良く一致した。

さらに、71 GHzの増幅器を作製し、大信号特性も良好に一致することを確認した。本モデルを用いることで、高度な高周波回路設計が可能となるため、今後の高周波増幅器の性能向上が期待できる。

用語集

※1 ショートチャネル効果

ゲート長の微細化に伴い生じる現象のこと。ゲート下を流れるドレイン漏れ電流が増大する。

※2 Sパラメータ

高周波電子回路の特性を表す回路網パラメータの一つ。

※3 電流コラプス

電圧ストレス、温度に依存する電流変動現象。

※4 Manifold

HEMTを測定するための回路（パッド）。

※5 Tensorflow

Google社が開発している、機械学習用ライブラリ。Google LLCの登録商標。

※6 Verilog-A

コンパイラ型のプログラミング言語の一つ。主にアナログモデルに用いられる。

※7 ADS

Keysight Technologies社が開発している回路シミュレータ。

参考文献

- (1) M. Piloni, G. Montiron, and A. G. Milani, "E-band microwave transceiver using MWgSP technology for PtP radio equipment," in Proc. of the 40th European Microwave Conference, Paris, pp.28-30 (Sep. 2010)
- (2) I. Angelov, M. Thorsell, M. Gavel, and O. Barrera, "On the Modeling of High Power FET Transistors," Proc. 11th Eur. Microw. Integr. Circuits Conf., London, pp. 245-248 (Oct. 2016)
- (3) A. Xiong, C. Charbonniaud, E. Gatard, and S. Dellier, "A Scalable and Distributed Electro-thermal Model of AlGaIn/GaN HEMT dedicated to Multi-fingers Transistors," IEEE Compound Semiconductor Integrated Circuit Symposium, Monterey, pp.1-4 (Oct. 2010)
- (4) C. Charbonniaud, A. Xiong, S. Dellier, and T. Gasseling, "A Non Linear Electrothermal Model of AlGaIn/GaN HEMT for Switch Applications," IEEE Compound Semiconductor Integrated Circuit Symposium, San Diego, pp.1-4 (Oct. 2012)
- (5) A. Huang, Z. Zhong, W. Wu, and Y. Guo, "An Artificial Neural Network-Based Electrothermal Model for GaN HEMTs With Dynamic Trapping Effects Consideration," IEEE Trans. Microwave Theory Tech., vol. 64, no. 8, pp.2519-2528 (Aug. 2016)
- (6) A. Jarndal, "On Neural Networks Based Electrothermal Modeling of GaN Devices," IEEE Access, pp.94205-94214 (Jul. 2019)
- (7) Z. Zhao, L. Zhang, F. Feng, W. Zhang, and Q. Zhang, "Space Mapping Technique Using Decomposed Mappings for GaN HEMT Modeling," IEEE Trans. Microwave Theory Tech., vol. 68, no. 8, pp.3318-3341 (Aug. 2020)
- (8) Kenya Nishiguchi, Takeshi Kawasaki, and Masahiro Tanomura, "Neural Network based GaN HEMT Modelling for Millimeter Wave Power Amplifiers," IEEE/MTT-S International Microwave Symposium-IMS, pp.382-385 (Jun. 2022)
- (9) A. Gulli, and S. pal, "Deep learning with Keras," Packt Publishing Ltd. (2017)
- (10) D. P. Kingma, and J. L. Ba, "ADAM: A method for stochastic optimization," arXiv preprint arXiv:1412.6980 (2014)

執筆者

西口 賢弥* : 伝送デバイス研究所
博士 (工学)



川崎 健 : 伝送デバイス研究所 主席



田能村昌宏 : 伝送デバイス研究所 グループ長



*主執筆者