

アニーリング技術を用いた連続線形イコライザの  
ブラックボックス最適化

Black-Box Optimization of Continuous Linear Equalizers Using Annealing Techniques

越川 翔太<sup>†</sup>

萩原 開人<sup>†</sup>

吉田 剛<sup>†</sup>

Shota Koshikawa

Kaito Hagiwara

Tsuyoshi Yoshida

## 1. はじめに

近年、データ通信の高速化が急速に進展しており、Gbps を超えるデータレートを扱う高周波回路の重要性が増している。銅ケーブルやプリント基板などの伝送路において高周波信号を扱う際には、導体損失や誘電損失といった周波数依存の要因によりデジタル信号波形が歪むという課題がある。このような高周波損失は、通信品質の劣化を招き、最終的には誤り率の増加やシステムの信頼性低下を引き起こす。

この問題に対処する手段の一つとして、連続線形イコライザ (Continuous-Time Linear Equalizer: CTLE) [1]-[3] の導入が挙げられる。CTLE は、伝送路の高周波損失に対する補償機能を持ち、受信回路の入力端に挿入し、信号波形の劣化を軽減するための回路として広く用いられている。特に、伝送路の特性が固定されている場合においては、CTLE の設計パラメータを適切に調整することで、受信信号の品質を大幅に改善することが可能である。

本研究では、アニーリング技術[4]-[6]と機械学習技術を組み合わせたアプローチにより、CTLE の設計パラメータに対するブラックボックス最適化を行った。この最適化により、伝送路特性に適応した最適なパラメータセットを効率的に探索し、シミュレーションを通じてその有効性を検証した。本稿では、本手法の概要およびシミュレーション結果について報告する。

## 2. アニーリングと機械学習技術を用いた最適化

本研究では、CTLE の設計パラメータに対するブラックボックス最適化の手法として、Factorization Machines (FM) [7]とアニーリング法を統合したFMA (FM with Annealing) [8]-[11]を用いた。

FM は、高次の特徴相互作用を効率的に扱える予測モデルであり、線形項と二次の相互作用項の和で構成される。FM の予測式は以下のとおりである：

$$y = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i + \sum_{i<j}^n \langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j \rangle x_i x_j. \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  は入力特徴量、 $w_0$  はバイアス項、 $w_i$  は各特徴の重み、 $\mathbf{v}_i$  は  $i$  番目の潜在ベクトルである。

この FM モデルは、バイナリ変数を対象とする最適化問題において QUBO (Quadratic Unconstrained Binary Optimization) 形式に変換可能であり、アニーリングマシンを活用することで効率的な探索が可能となる。QUBO 形式での表現は以下のとおりである：

$$y = w_0 + \sum_{i<j}^n Q_{ij} x_i x_j. \quad (2)$$

ここで、 $Q_{ii} = w_i$ 、 $Q_{ij} = \langle \mathbf{v}_i, \mathbf{v}_j \rangle$  である。

FMA による最適化は、以下の 4 つのフェーズを繰り返すことで実行される：

1. **FM モデルの学習**：ランダムに生成したビット列と対応する目的関数値を用いて FM を訓練する。
2. **ビット列の生成**：訓練済みの FM モデルに基づいて低エネルギーなビット列を生成する。この際に、量子アニーリング (Quantum Annealing: QA) またはシミュレーテッドアニーリング (Simulated Annealing: SA) を利用する。QA は量子揺らぎを利用した組合せ最適化問題の大域最適解を求める手法である。古典コンピュータ上で量子アニーリングを模擬する SA では、量子アニーラ以上のビット数を扱うことが可能であるという特徴がある。
3. **設計パラメータへの変換**：生成されたビット列をイコライザの設計パラメータに変換する。
4. **評価とデータの更新**：シミュレーション・実験により対応する目的関数を評価し、新たなデータを訓練セットに追加する。

これらのサイクルを繰り返すことで、モデルの精度と最適解の質を段階的に向上させる。上記 1.での初期データ数、2.から 4.の反復回数をそれぞれ  $N_i, N_s$  としたとき、 $N_i + N_s$  回のシミュレーション・実験終了後、最も良好な解が最終的な設計解として得られる。

## 3. 連続線形イコライザへの FMA 適用

本検討では、CTLE の設計に対して FMA を適用し、有効性を確認する。図 1 に CTLE の構成を示す。時間波形で見たときのアイパターンの開口を最大化することを目標として、ケーブルとイコライザの通過特性を平坦化(変動幅を最小化)するイコライザの素子値を決定する最適化問題とした。最適化対象の通過特性の平坦度  $G$  の計算方法を以下で説明する。

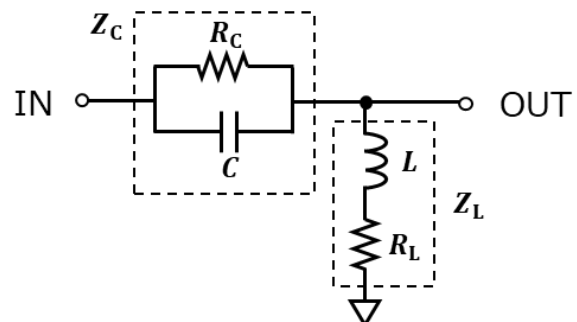


図 1 CTLE 回路図

<sup>†</sup> 三菱電機株式会社 情報技術総合研究所 Information Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation.

コンデンサのキャパシタンスを $C$ , 抵抗を $R_C$ , コイルのインダクタンスを $L$ , 抵抗を $R_L$ とおく。3Gb/s 伝送を想定し、0GHz から5GHz の帯域を仮定する。まず、イコライザの F 行列 $F_{eq}$ を以下のように計算する:

$$F_{eq} = \begin{pmatrix} 1 + \frac{Z_C}{Z_L} & Z_C \\ \frac{1}{Z_L} & 1 \end{pmatrix}. \quad (3)$$

ここで、 $Z_L = j\omega L + R_L$ ,  $Z_C = 1/(1/R_C + j\omega C)$ である。次に、S 行列の測定データから変換したケーブルの F 行列 $F_{cable}$ を用いて、

$$F_{tot} = F_{cable}F_{eq} = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} \quad (4)$$

と計算する。S 行列に変換し、行列式を求めると、

$$|S_{tot}| = \left| \frac{2Z_0}{B + Z_0(D + A + CZ_0)} \right| \quad (5)$$

のようになる。ここで、インピーダンス $Z_0 = 50\Omega$ とする。最後に、平坦度 $G$ を以下のように計算する。

$$G = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \{|S_{tot}(f_i)| - |S_{cable}(f_0)|\}^2}{N}} \quad (6)$$

ここで、最小周波数 $f_0 = 0\text{GHz}$ , 最大周波数 $f_N = 5\text{GHz}$ , サンプル数 $N = 4000$ ,  $f_i = f_N \times i/N$ である。 $G$ は $L, C, R_L, R_C$ の関数であり、この関数をブラックボックスとして QUBO 形式で表す。各パラメータの範囲は表 1 のとおりである。

表 1 パラメータの範囲

変数	最小値	最大値	刻み幅
$L$	1nH	25.6nH	0.1nH
$C$	1 $\mu$ F	25.6 $\mu$ F	0.1 $\mu$ F
$R_L$	1 $\Omega$	256 $\Omega$	1 $\Omega$
$R_C$	1 $\Omega$	256 $\Omega$	1 $\Omega$

QUBO では 2 値変数を扱うため、各パラメータを 8 ビットの 2 値形式で表し、計 32 ビットの QUBO を FMA で構築する。

以上の準備を行ったうえで、CTLE の設計パラメータ最適化における FMA の有効性を評価するため、シミュレーションによる性能比較を行った。本検討では最適値付近の平坦度 $G$ の値が小さく、差異が視認しづらいため、目的関数として $-1/G$ を採用した。まず、初期訓練データとして $N_i = 50$ 個のランダムな設計パラメータ $[L, C, R_L, R_C]$ の組合せを生成し、2 進表現に変換した。これらのビット列と、それに対応する目的関数値を用いて FM モデルを学習させた後、得られた QUBO を基にアニーリングマシンを用いて新たなビット列の探索を行った。FMQA (FM with QA) では D-Wave 社[12]の Advantage system 6.4 を、FMSA (FM with SA) では OpenJij ライブラリ[13]の SQASampler をアニーリングマシンとして用いて求解した。各 FMA 手法による解の探索はそれぞれ $N_s = 150$ 回実施した。

図 2 に、FMQA および FMSA による最適化の比較結果を示す。図中の黒点は初期訓練データに含まれるランダムなビット列の目的関数値を、青線および赤線は FMQA、FMSA において各ステップで得られた目的関数の最小値の推移を表している。この結果により、両手法の最適化性能および収束傾向を可視化し、それぞれの有効性を検証し

た。最終的には FMQA, FMSA のいずれも 200 ステップ経過で同等レベルの最適化性能を示す結果が得られた。

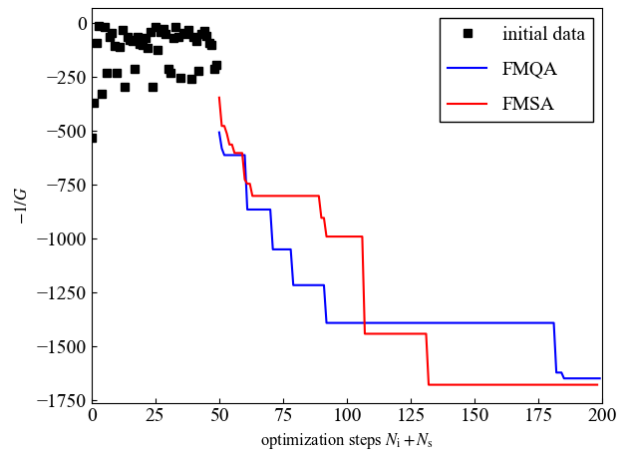


図 2: FMA を用いた最適化ステップで得られたパラメータにおける目的関数値の遷移

#### 4. おわりに

本研究では、FMA を用いて CTLE 回路モデルに対するパラメータ最適化を実施した。周波数損失低減の最適化に対して、FMQA, FMSA とともに同等レベルの性能を示した。

#### 参考文献

- [1] Y. Choi and Y. B. Kim, *IEEE 58th MWSCAS* (2015).
- [2] S. Lee *et al.*, *37th ITC-CSCC* (2022).
- [3] O. E. Mattia *et al.*, *IEEE Solid-State Circuits Letters*, vol.3, pp.266-269 (2020).
- [4] T. Kadowaki and H. Nishimori, *Phys. Rev. E* 58, 5355 (1998).
- [5] O. Titiloye and A. Crispin, *Discrete Optimization*, vol.8, no.2, pp.376-384 (2011).
- [6] S. Boixo *et al.*, *Nat. Commun.* 4, 2067 (2013).
- [7] S. Rendle, in *Proceedings of IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 995-1000 (2010).
- [8] K. Kitai *et al.*, *Physical Review Research* 2, 013319 (2020).
- [9] Y. Seki *et al.*, arXiv:2209.01016 (2022).
- [10] T. Inoue *et al.*, *Optics Express* 30, 43503 (2022).
- [11] T. Kadowaki and M. Ambai, *Scientific Reports* 12, 15482 (2022).
- [12] D-wave, The Advantage™ Quantum Computer, [www.dwavesys.com/solutions-and-products/systems/](http://www.dwavesys.com/solutions-and-products/systems/)
- [13] Jij, "Accelerating R&D in Quantum and Ising Optimization", <https://www.openjij.org/>