

# 準乱数を用いたモンテカルロシミュレーションによる 演算増幅器の自動設計の検討

Examination of Automatic Design of Operational Amplifiers based on  
Monte Carlo Simulation using Quasi-random Numbers

野々村 元<sup>†</sup> 和田 和千<sup>†</sup>

Gen NONOMURA<sup>†</sup> Kazuyuki WADA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 明治大学大学院理工学研究科

<sup>†</sup> Graduate School of Science and Technology, Meiji University

## 1. はじめに

電子回路設計は非線形で多数のパラメータが存在するため初学者には難しい. 記号解析や機械学習を用いた自動設計が提案されている[1][2]が, 設計時間の更なる短縮が課題となっている. 本稿では, 異なるアプローチとしてモンテカルロシミュレーション(MCS)による自動設計を, 乱数の代わりに超一様分布乱数(準乱数)やラテン超方格を用いながら演算増幅器(図1)のパラメータ設計の比較検討をする.

## 2. 解析手法

図1中の11個の素子パラメータに対しMCSを行う. パラメータ空間内を有限個でも比較的一様に探索するために, 本稿では(1)超一様分布乱数であるHalton列(HS)やSobol列(SS)を使用する場合, ならびに(2)ラテン超方格(LHS)で複数の小さな空間を偏らないように選んでからPCの疑似乱数を使用する場合を示す. 探索数削減のために回路の知識を取り入れ, 次の4つの改善①~④を個別に施す. 改善②, ③, ④では, 区間[0,1]で生成した(準)乱数から一次式で素子値を与える.

- ① 各パラメータ $x$ の値を, 表1に示す下限値 $x_{min}$ , 上限値 $x_{MAX}$ と[0,1]内の準乱数 $r$ を用いて $x_{min}(x_{MAX}/x_{min})^r$ と与える.
- ② 参照電圧源(図1破線部分)を一旦取り除き, 9パラメータのMCSを行う. このとき参照電圧を-0.45, -0.3, 0Vに限定し全探索する. 要件を満たしたもののについて, 次に参照電圧源を戻して同部のみ設計する.
- ③ MOSFETを最小サイズの並列接続とする( $\frac{W'}{L'} = n \frac{0.27 \mu\text{m}}{0.18 \mu\text{m}}$ ,  $n = 1, 2, \dots, 185$ ).
- ④ 位相補償素子( $R, C$ )を取り除き, ③と同様にMOSFETを並列接続して直流利得を調べる. 要件を満たした回路に対し $R=0$ のまま位相補償素子 $C$ を基数2のvan der Corput列で①の様に5点与え探索する.

表1 パラメータの最大/最小範囲

$L_R, L$	チャンネル幅	R	C
0.18~50 $\mu\text{m}$	0.18~50 $\mu\text{m}$	1 $\Omega$ ~ 1M $\Omega$	0.1 pF ~ 1 nF

## 3. 実行例

演算増幅器の設計コンテストの提出要件に倣い, 直

流利得 40dB 以上, 遮断周波数 8kHz 以上, 位相余裕 45° 以上, 利得帯域幅積 1MHz 以上, 消費電力 100mW 以内を満たすものを探索する. 各準乱数と改善手法の組み合わせを比較検討する. いずれも, 参照電圧源のMOSFET数  $N$  を  $N=2, 3, 4$  として全探索する.

表2におよそ3万回路を生成し調べた結果をまとめる. 改善手法として提案した②以外で, 要件をすべて満たす回路が見つかった. 特に④で効率的に探索できた.

## 4. まとめ

乱数並びに準乱数, ラテン超方格による探索を行った. また, 効率的な探索のための手法を検討した. 今後は, ①~④の手法を組み合わせ, 条件を満たす回路数をさらに効率的に増やす方法を検討する予定である.

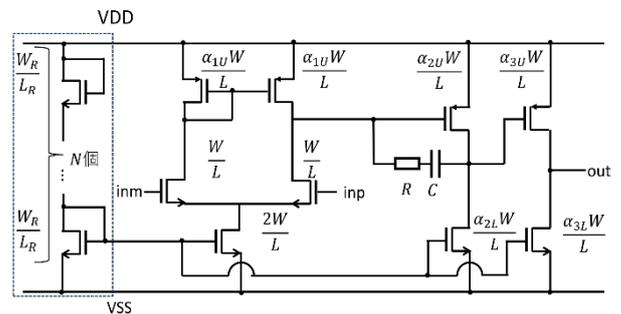


図1 演算増幅器

表2 要件を満たした回路の割合

手法	なし	①	②	③	④
HS	0.00%	0.24%	0.00%	0.03%	23.48%
SS	0.00%	0.31%	0.00%	0.02%	24.07%
LHS	0.00%	0.31%	0.00%	0.05%	23.86%

## 参考文献

- [1] G. G. E. Gielen, *et. al*, "Analog circuit design optimization based on symbolic simulation and simulated annealing," IEEE, ISSC, vol. 25, no. 3, pp. 707-713, June 1990.
- [2] N. Takai, *et. al*, "Self-improvement of OPamp parameters using Q-Learning," Proc. 2019 SMACD, pp. 293-296.