

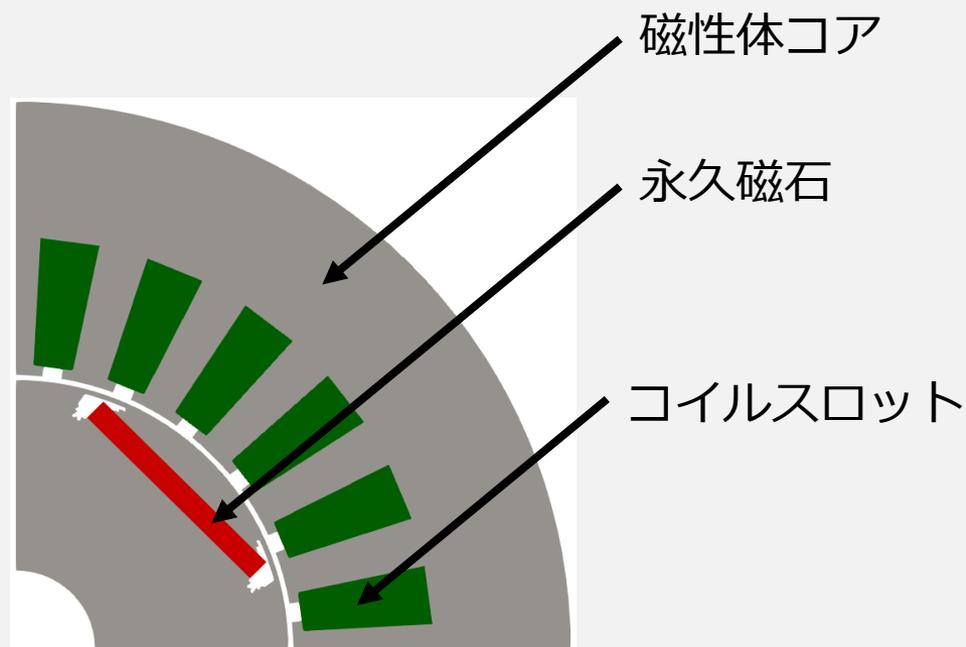
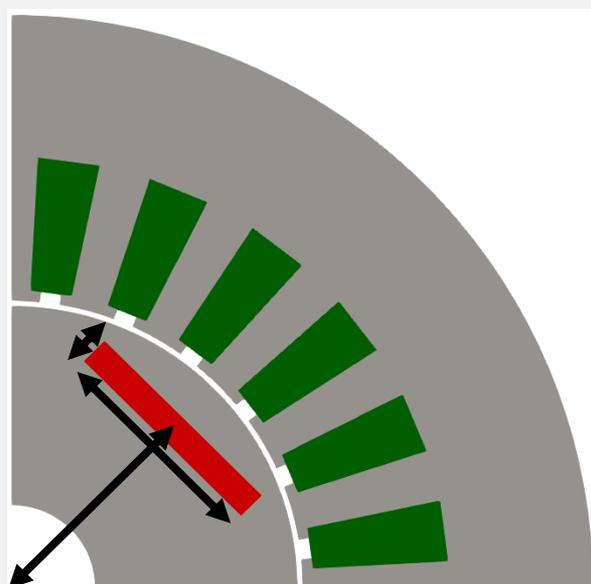
モンテカルロ木探索を用いた最適設計

佐藤駿輔 五十嵐一
北海道大学
2023/03/15

電気機器の最適設計

電気機器の性能は、その形状に大きく依存する。

→ **形状最適化**による性能改善が有効。



永久磁石モータの回転子形状の最適化*

* S. Hiruma, et al., IEEE Trans. Magn., 57.7, 8204604, 2021.

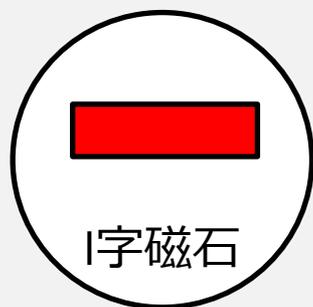
形状最適化の課題点

形状最適化では、**基本構造**は設計者が事前に仮定する。

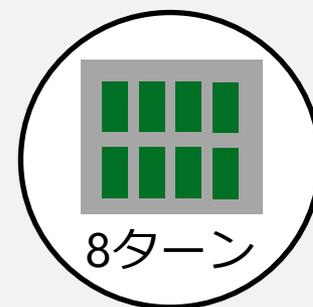
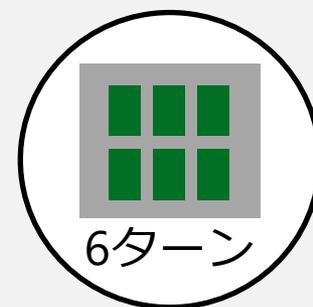
→基本構造によって性能が大きく変わる場合、**形状最適化のみでは不十分である**。

TIP: 基本構造

ここでは、「**電気機器モデル自体を定義する整数変数**」を基本構造と呼んでいる。



永久磁石モータ：磁石種



インダクタ：コイルターン数

基本構造の例

木構造を用いた表現方法

木構造を用いた基本構造の最適化手法が近年確立されつつある。

→ 最適化性能が高く，かつ 柔軟に応用可能。

ある正方領域の材料を木探索で決定*。
アクチュエータ，リラクタンスマータ
の最適化。

極数やスロット数などを木探索で決定後，
形状最適化**。誘導リニアモータ。強化
学習よるデータ活用が特長。

* A. Khan, et al., *IEEE Trans. Magn.*, 56.3, 7510904, 2020.

** T. Sato and M. Fujita, *IEEE Access*, 9, 71284-71294, 2021.

① 木構造と探索手法

最適設計に用いられる木構造とその探索手法を、三目並べゲームを例に説明する。
特に、ゲームAIなどにも良く用いられるモンテカルロ木探索 (MCTS: Monte Carlo Tree Search)を取り上げて説明する。



② MCTSによる設計例

以下の設計例を紹介する。

- ・ 素子カタログを入力としたDC-DCコンバータの自動設計
- ・ 極数などを考慮した永久磁石モータの総合最適化

木構造と探索手法

セクション概要

三目並べを例に，木構造と探索手法について説明する．

	O	
	X	
O	X	

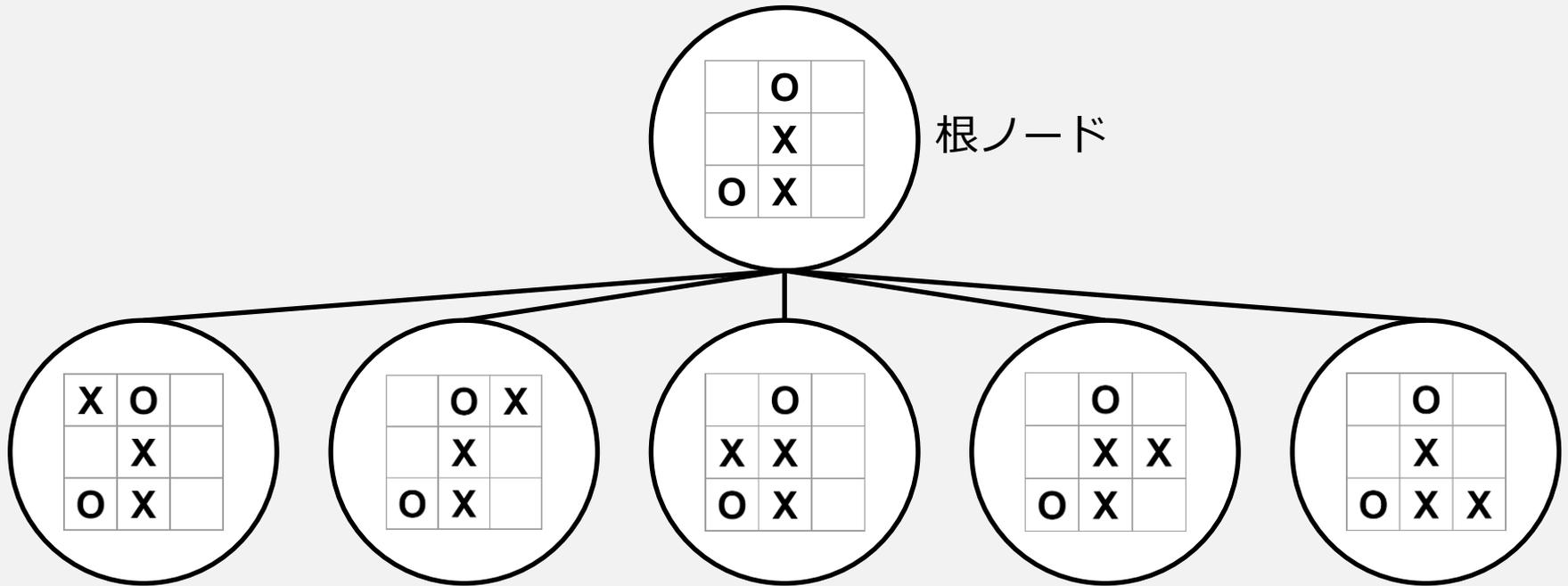
三目並べ

"x"と"O"を交互に置きあい、先に3つ並べた方の勝ち．

三目並べに用いられる木構造

三目並べに用いられる木構造を示す。

- 根ノードは、現在の盤面を表す。
- 各ノードは、上位ノード盤面から展開できる盤面を表す。
- 上位→下位ノードの遷移は、次の手の選択に対応する。

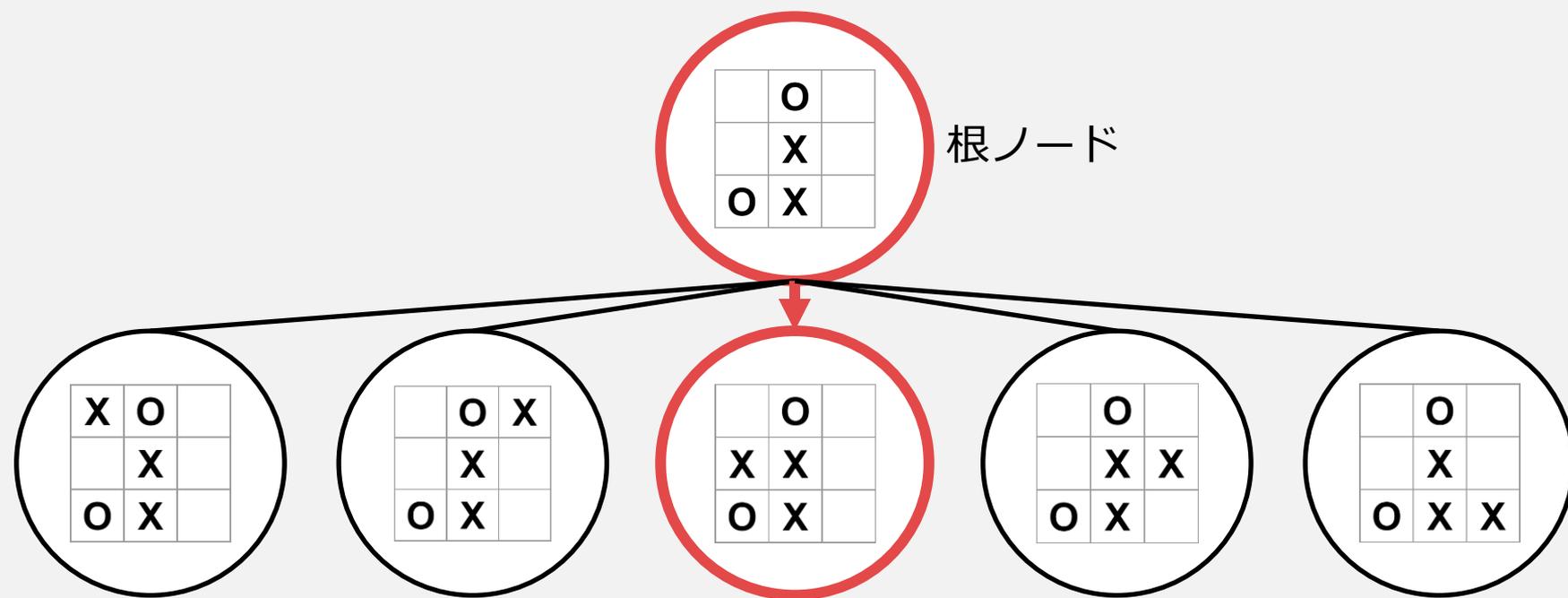


三目並べの木構造

木探索について

ゲームAIとしての木探索は、現在の盤面で選ぶことができる手の内、「勝率が最も高い手を選択する」ことを目的とする。

様々な方策があるが、ここではモンテカルロ木探索(MCTS: Monte Carlo Tree Search)を説明する。

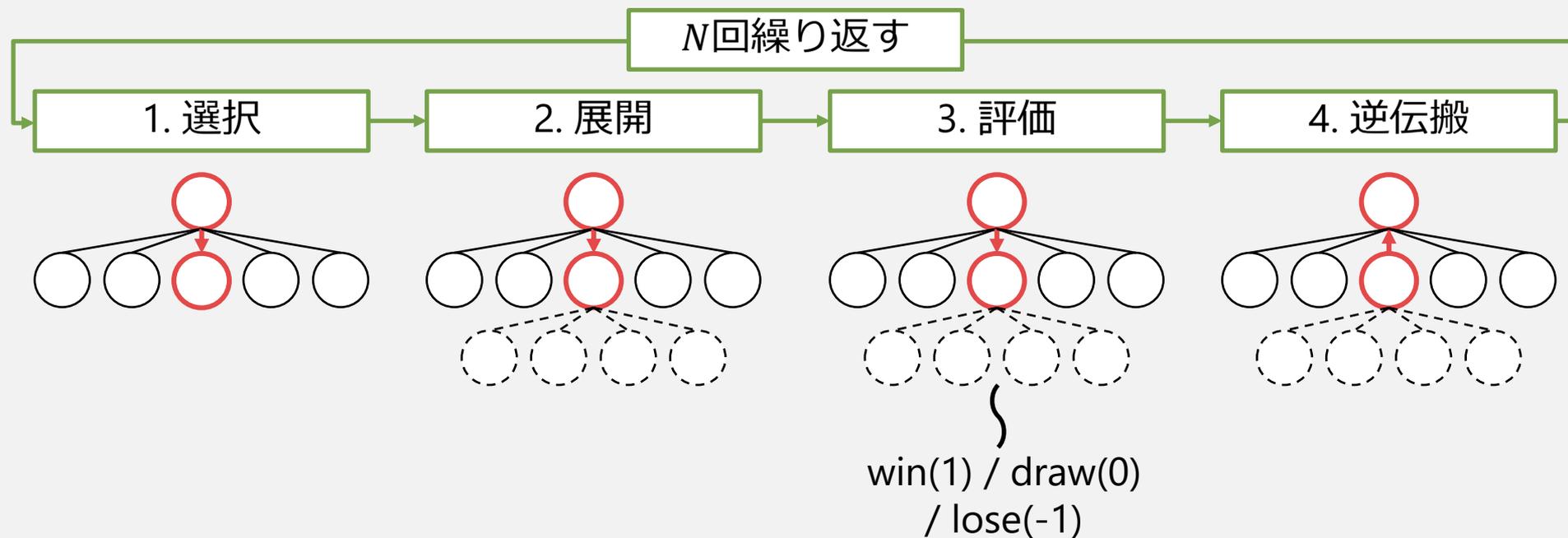


勝利のために、どの手を選べばよいか？

モンテカルロ木探索(MCTS)

MCTSのアルゴリズムは以下の通り*.

1. ノードの選択
2. ノードの展開
3. 評価 (シミュレーション)
4. 評価値の逆伝搬



* G. M. J-B. Chaslot, et al., *New Math. and Nat. Comput.* 4.03, 343-357, 2008.

モンテカルロ木探索(MCTS)

1. ノードの選択

現在のノード p から、以下の関数(UCB: Upper Confidence Boundary*)を最大化するノードに遷移する。

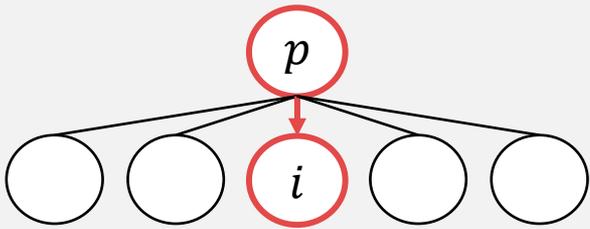
この操作を葉ノードに至るまで行う。

$$P(p, i) = v_i + C \sqrt{\frac{\ln n_p}{n_i}}$$

親ノードの訪問回数
(の対数) \rightarrow $\ln n_p$

子ノードの訪問回数 \rightarrow n_i

v_i : 今までの探索で得られた、ノード i の勝率
 n_i : ノード i への訪問回数
 C : 活用 / 探索バランス定数



TIP: UCB

UCBでは、「勝率の高いノード」を重点的に、「探索回数の少ないノード」を広域的に、それぞれ選ぶ。これを「活用 / 探索バランス」と呼ぶ。

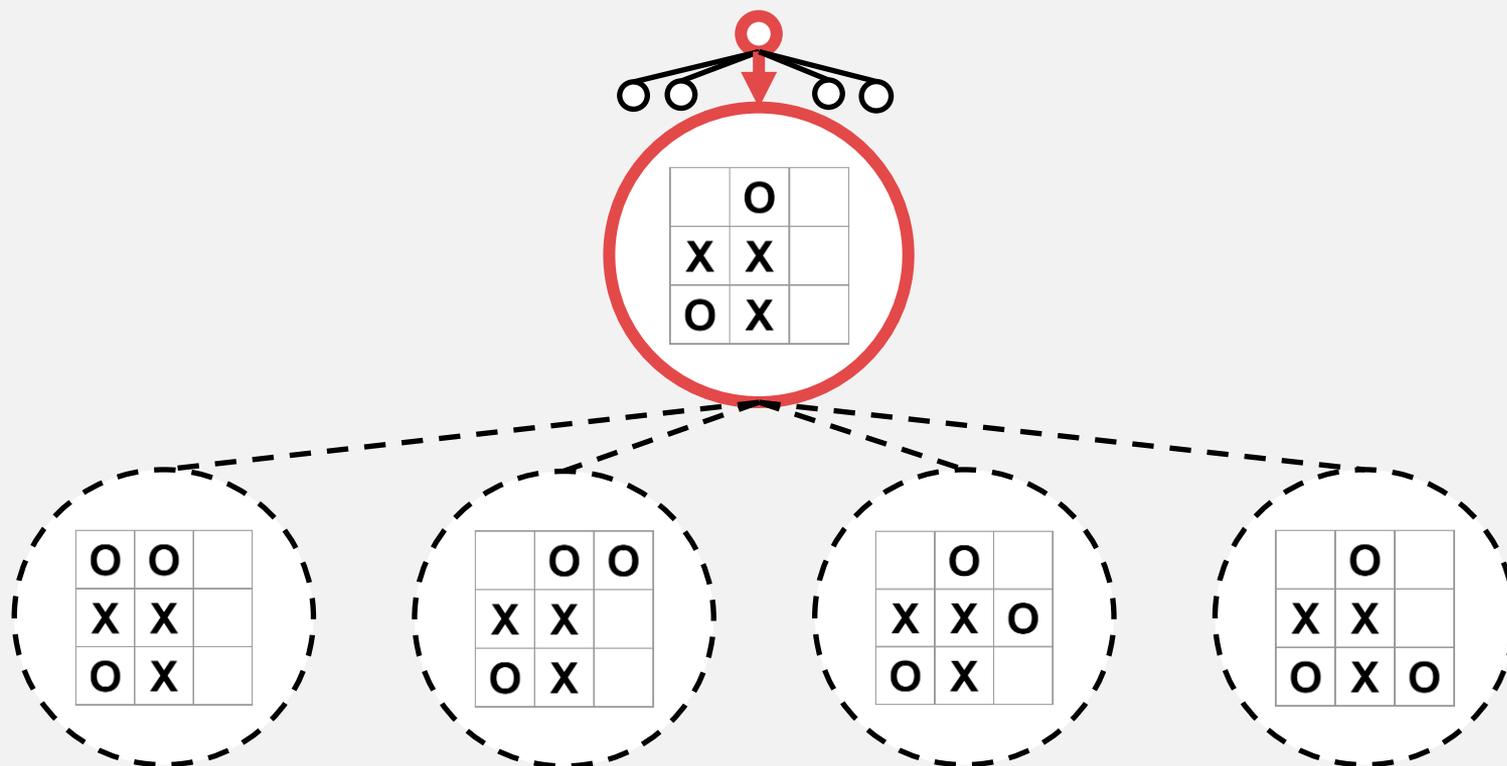
* L. Kocsis, and C. Szepesvári, *Proc. Machine Learning: ECML 2006*, 17, 2006.

モンテカルロ木探索(MCTS)

2. ノードの展開

葉ノードの訪問回数が閾値 n_{th} を超えたとき、下位ノードを展開し、次回以降の探索候補に加える。

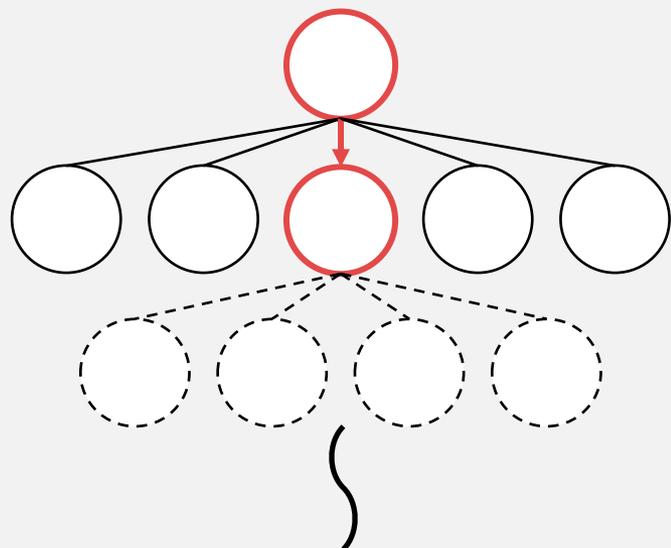
→訪問回数が多い有望な手は深く調べる。



モンテカルロ木探索(MCTS)

3. 評価 (シミュレーション)

葉ノードの盤面から勝敗が付くまでランダムにゲームを進める。
スコア F を記録する。



$F = 1(\text{win}), 0(\text{draw}), -1(\text{lose})$

TIP: プレイアウト法

ランダムにシミュレーションを行う手法を**プレイアウト法**と呼ぶ。

これに対し、ニューラルネットワークなどによってシミュレーション結果を近似する手法が、汎用ゲームAIなどでは取り入れられる*。

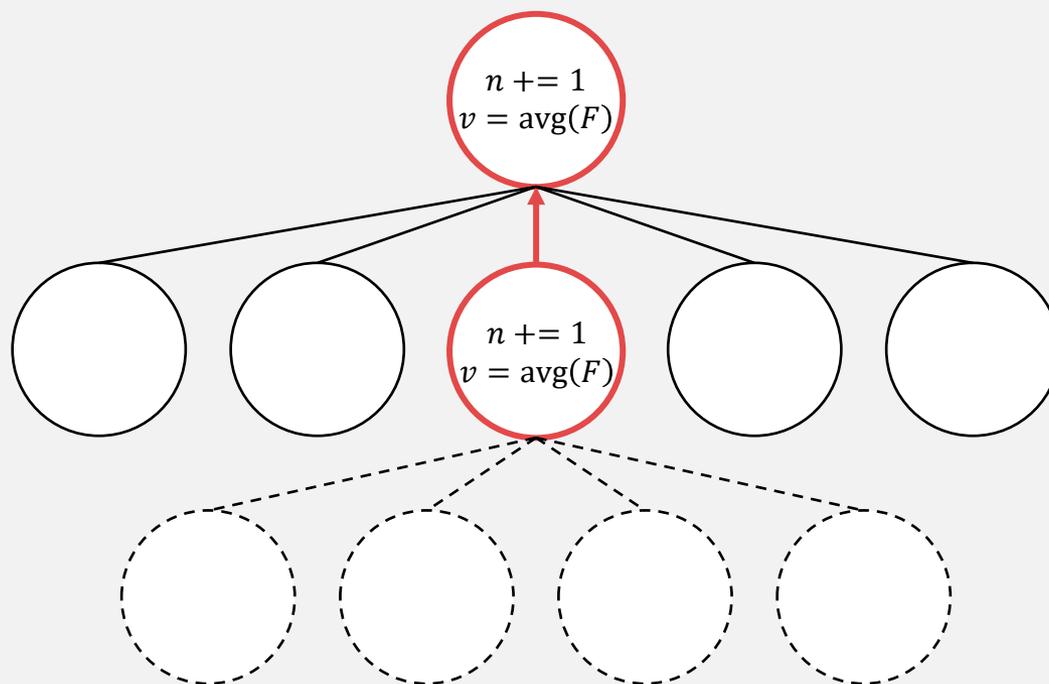
* D. Silver, et al. *Science*, 362.6419, 1140-1144, 2018.

モンテカルロ木探索(MCTS)

4. 評価値の逆伝搬

スコア F を選択したノードに伝搬させ、 n, v を更新する.

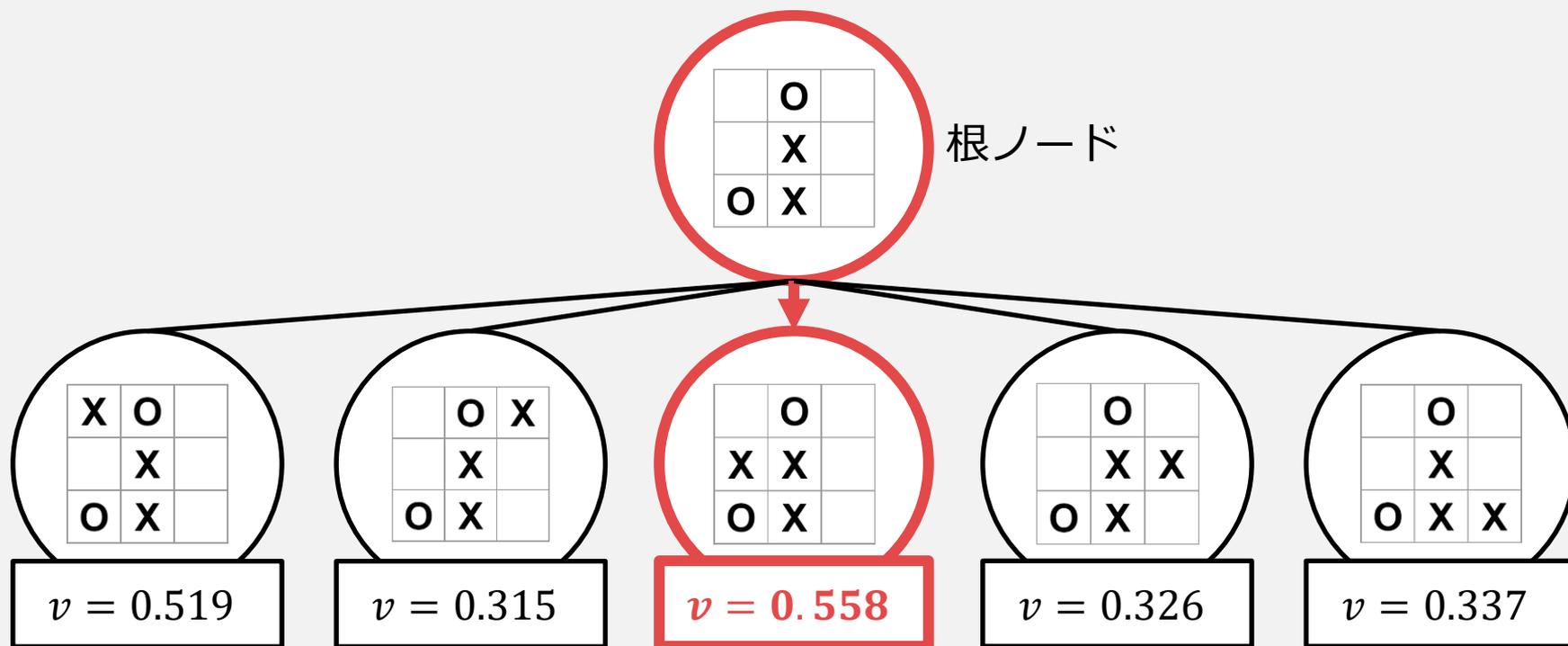
→探索を繰り返すたびに経験が蓄積され、最善手に近づく.



モンテカルロ木探索(MCTS)

5. 最善手の選択

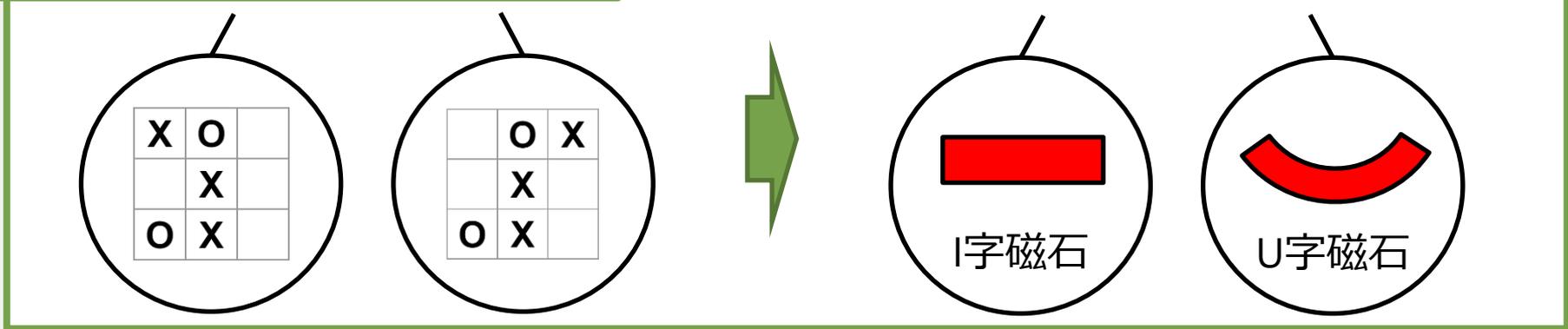
1~4を N 回繰り返した後、最も勝率 v (もしくは n) が高いノードを実際の手として選択する。



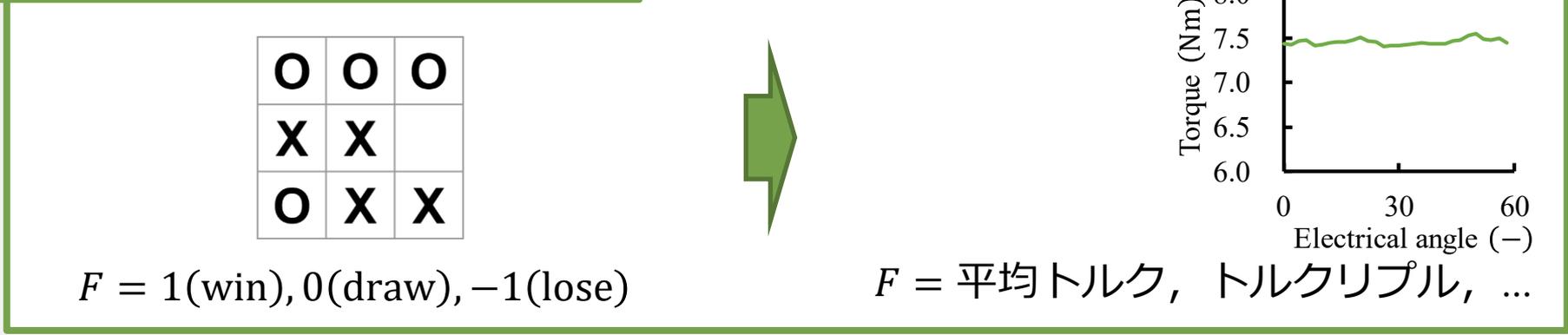
どのように設計に役立ててるのか？

以下の対応付けにより、基本構造の最適化に応用できる。

ゲーム盤面 → **基本構造**



スコア → **設計目的関数**

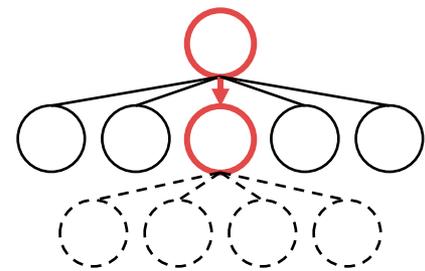


なぜ木探索を用いるのか？

木探索手法には、主に3つの利点がある。

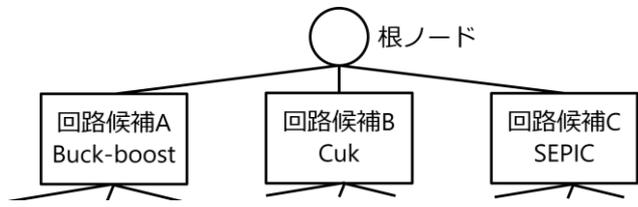
1. 高い探索能力

ゲームAIは数億通り以上と言われる盤面を探索し、優れた手を導き出せる。MCTSを始めとした手法により、基本構造の最適化を効率的に実施できる。



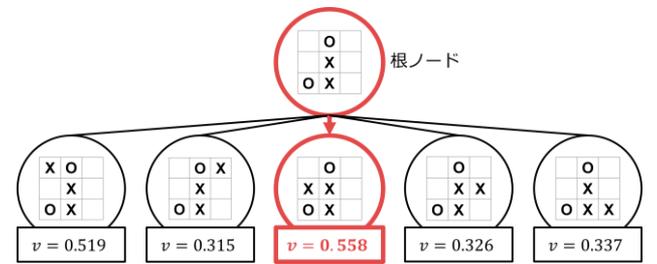
2. 柔軟性

異なる構造を一度に考慮可能。
特に、選択するノードによって異なるパラメータ数になっても自然に最適化できる。



3. 記憶能力

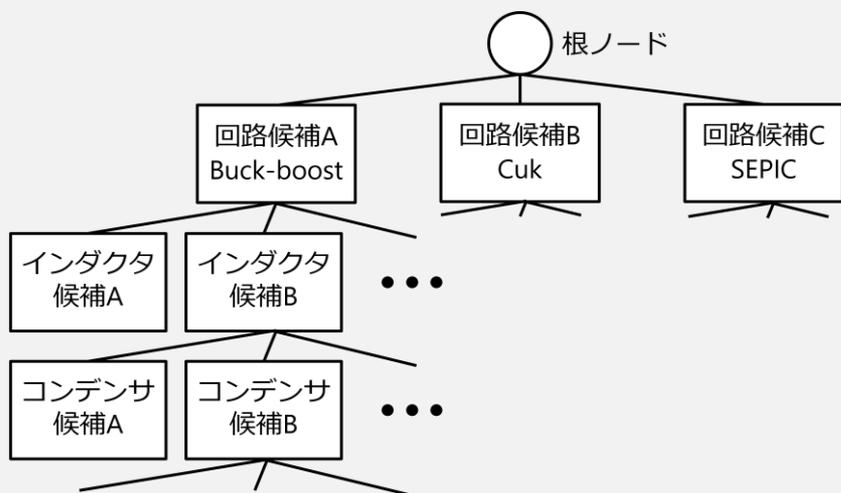
探索結果は各ノードに記録される。これにより、ノード間の比較を定量的に実施できる。加えて、設計結果を他の問題に転用することも可能。



MCTSによる設計例

以下の設計例を紹介する.

- ・ 素子カタログを入力としたDC-DCコンバータの自動設計
- ・ 極数などを考慮した永久磁石モータの総合最適化



DC-DCコンバータの自動設計

永久磁石モータの総合最適化*

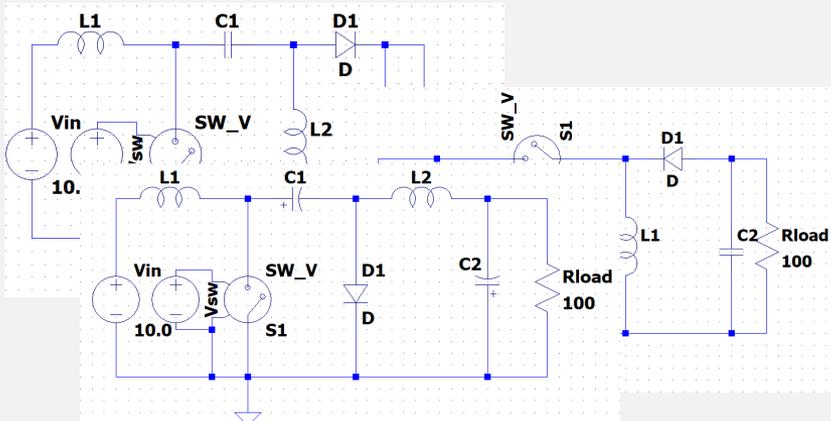
* H. Sato, and H. Igarashi, *IEEE Trans. Magn.*, 58.9, 7200504, 2022.

DC-DCコンバータの自動設計：概要

DC-DCコンバータ設計の課題点

- DC-DCコンバータには多様なトポロジが存在する*。
- コンバータの各素子は製造会社のカタログから選択するが、素子の仕様は各社で異なる。

→ これらを把握しながらの最適設計は、熟練の設計者であっても手間と時間を要する。



多様な回路トポロジ

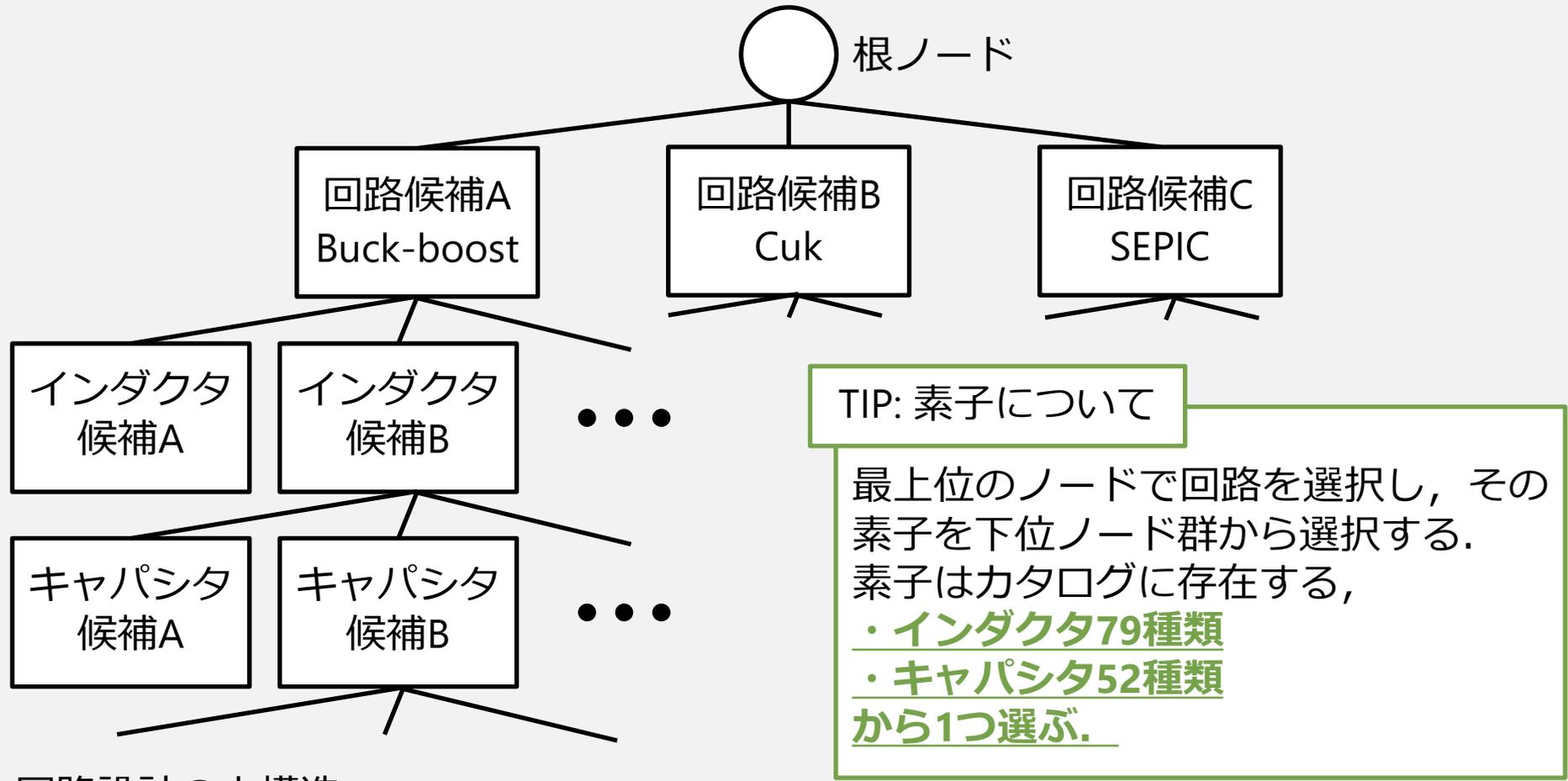
素子仕様の例**. キャパシタでは、定格値、等価直列抵抗など。

* R. Tymerski, and V. Vorperian, *INTELEC'86-International Telecommunications Energy Conference. IEEE, 1986.*

** LTspice素子カタログより。 <https://www.analog.com/jp/design-center/design-tools-and-calculators/ltspice-simulator.html>

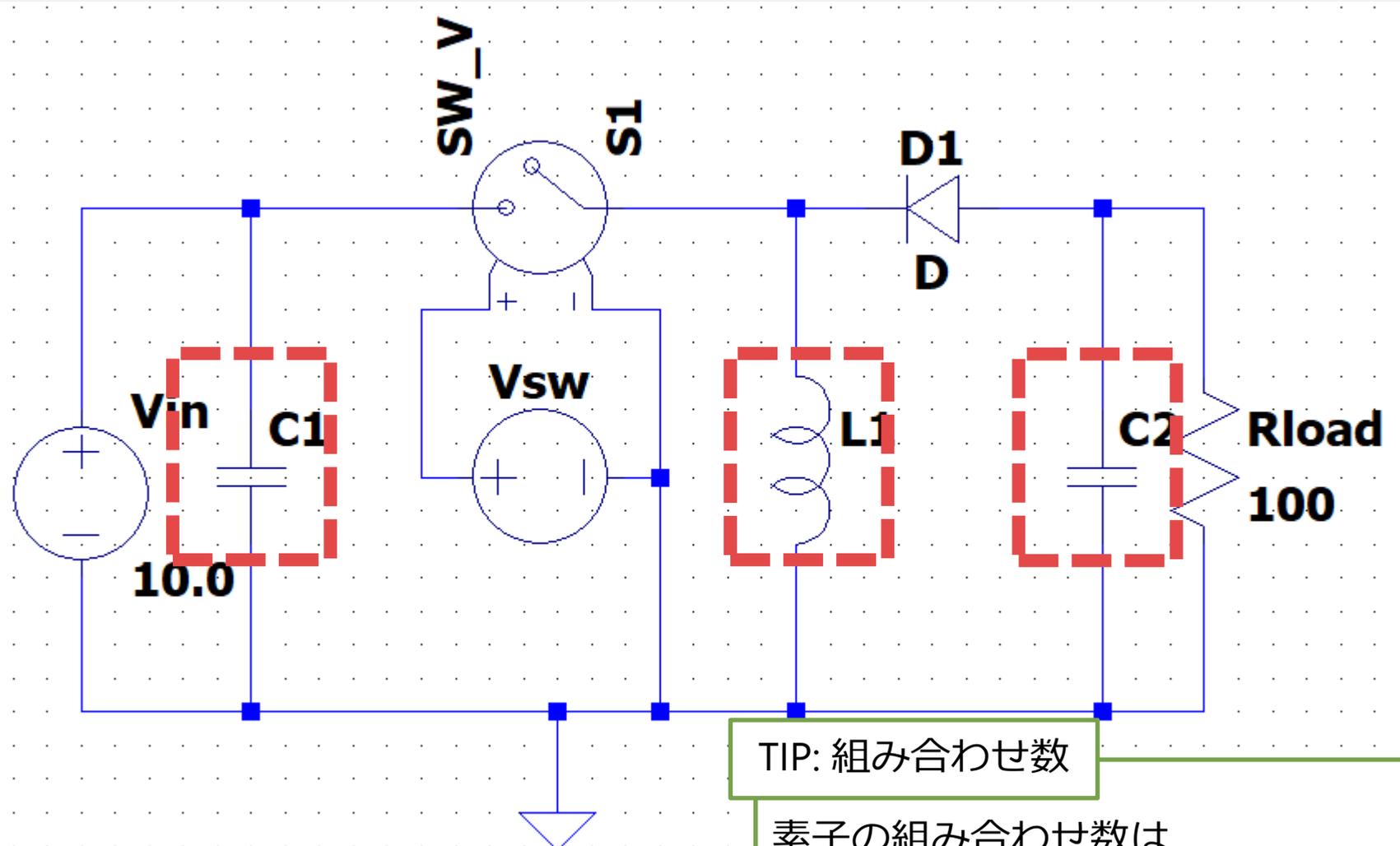
DC-DCコンバータの自動設計：MCTSによる自動設計

回路トポロジと素子をMCTSで探索し，目的関数 F を最小化する回路を自動的に設計する。



回路設計の木構造

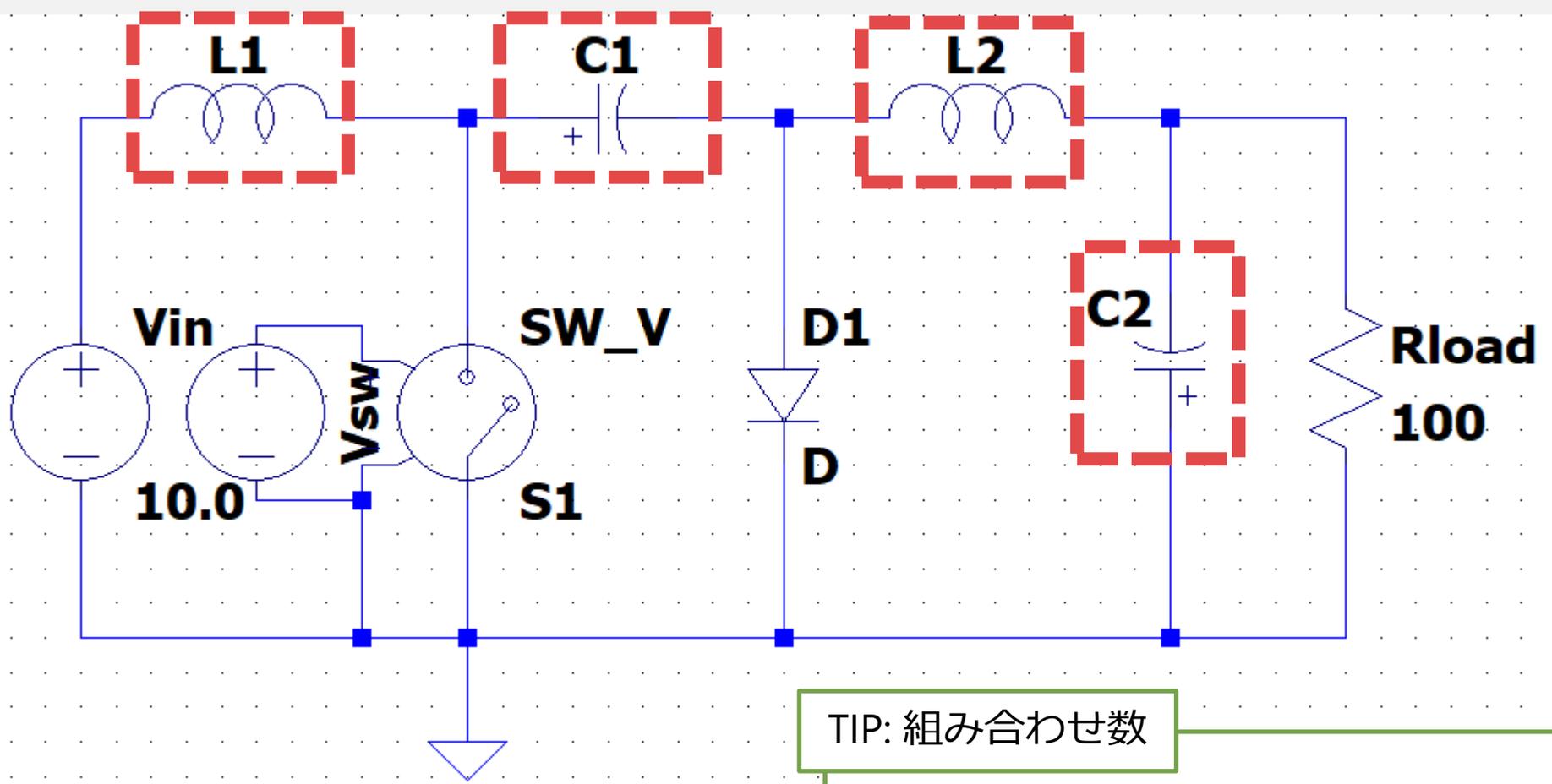
回路トポロジー① : Buck-boost chopper



TIP: 組み合わせ数
素子の組み合わせ数は,
 $79 \times 52 \times 52 = 213,616$ 通り.

※インダクタ・キャパシタ以外は理想素子を使用.

回路トポロジー② : Cuk converter

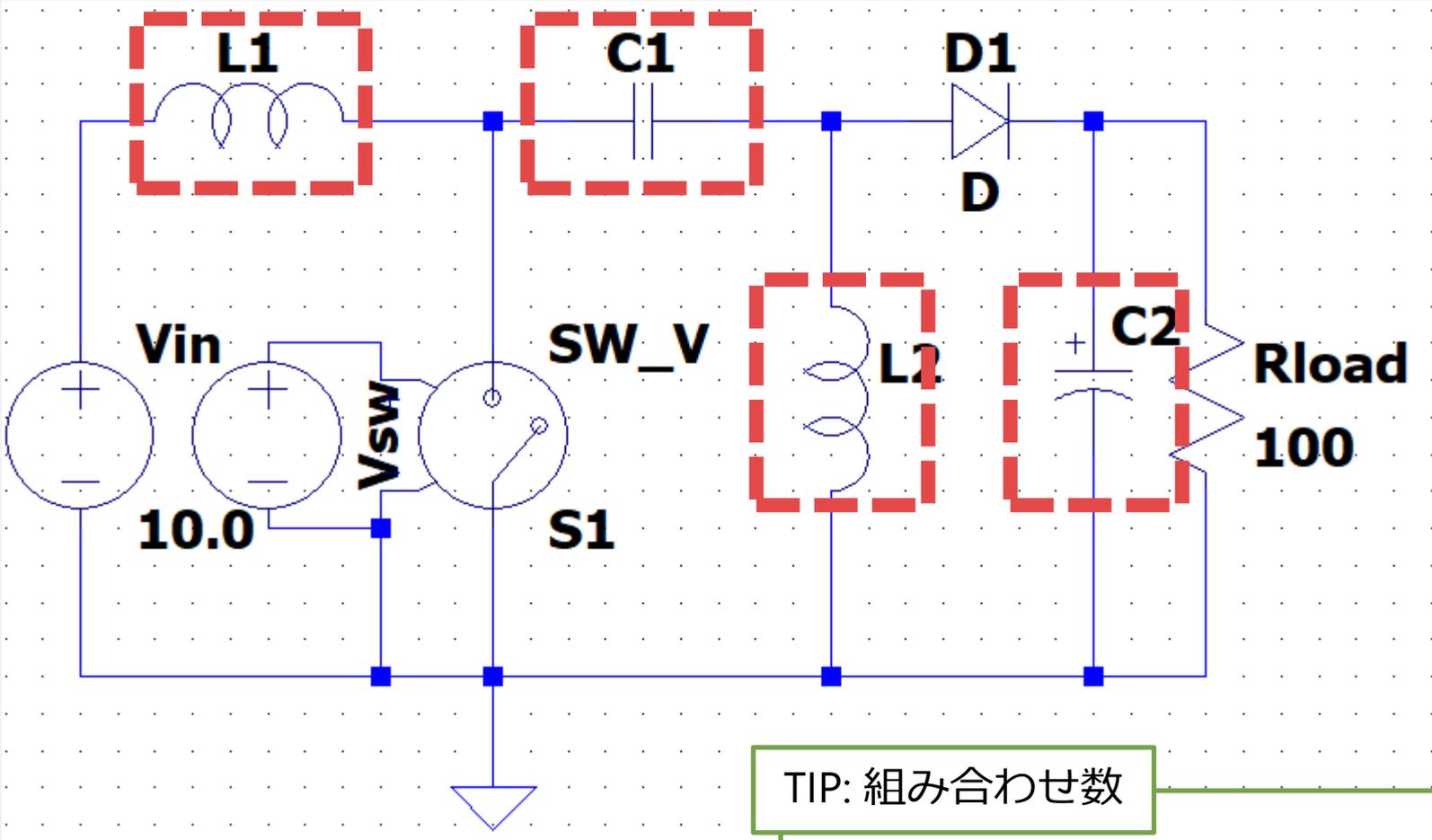


TIP: 組み合わせ数

素子の組み合わせ数は,
 $79 \times 79 \times 52 \times 52 = 16,875,664$ 通り.

※インダクタ・キャパシタ以外は理想素子を使用.

回路トポロジー③ : SEPIC converter



TIP: 組み合わせ数

素子の組み合わせ数は,
 $79 \times 79 \times 52 \times 52 = 16,875,664$ 通り.

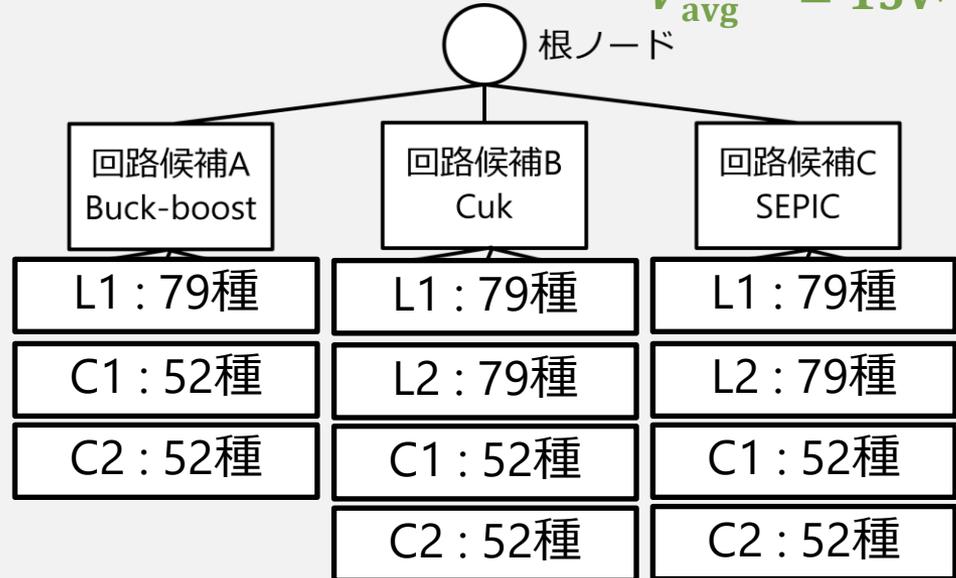
※インダクタ・キャパシタ以外は理想素子を使用.

DC-DCコンバータの自動設計：最適化問題

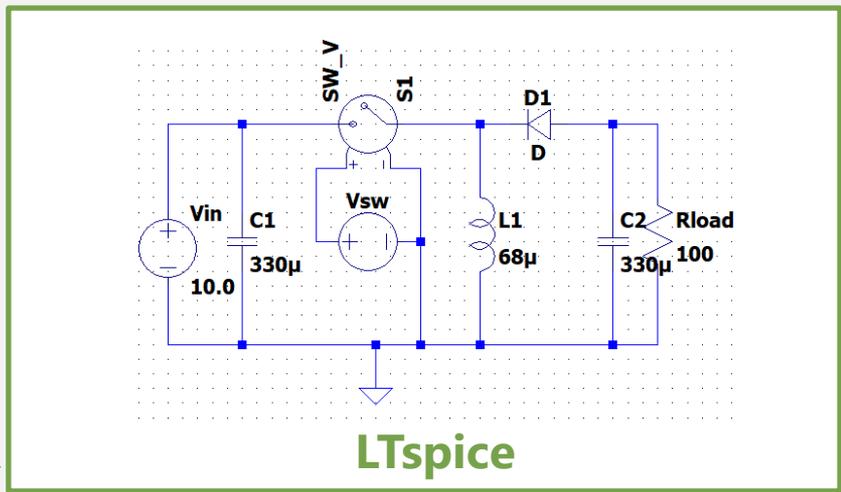
下記の目的関数 F を最小化する回路を自動的に設計する。
 計算は回路シミュレータ(LTspice*)を用いて行う。

$$\min. F = \underbrace{\left| V_{avg}^{out} - V_{avg}^{target} \right|}_{\text{出力電圧を目標値}} + \underbrace{V_{rip}^{out} + I_{rip}^{Cout}}_{\text{出力電圧/コンデンサ電流リプル最小化}}$$

$V_{avg}^{target} = 15V$ へ



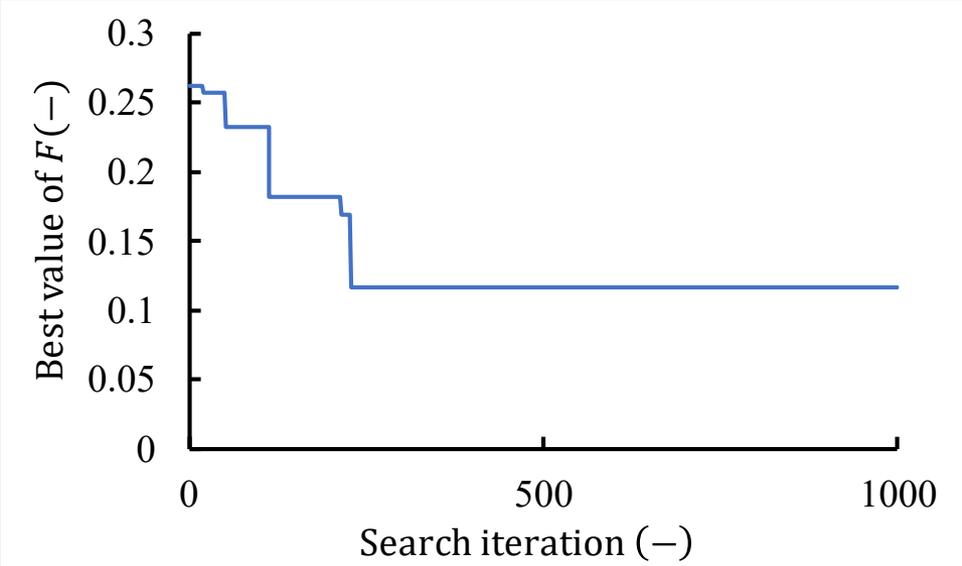
選択結果 ← シミュレーション結果



* <https://www.analog.com/jp/design-center/design-tools-and-calculators/ltspice-simulator.html>

DC-DCコンバータの自動設計：最適化結果

探索回数1000回で収束し、Buck-boostが最良の目的関数値を記録した。



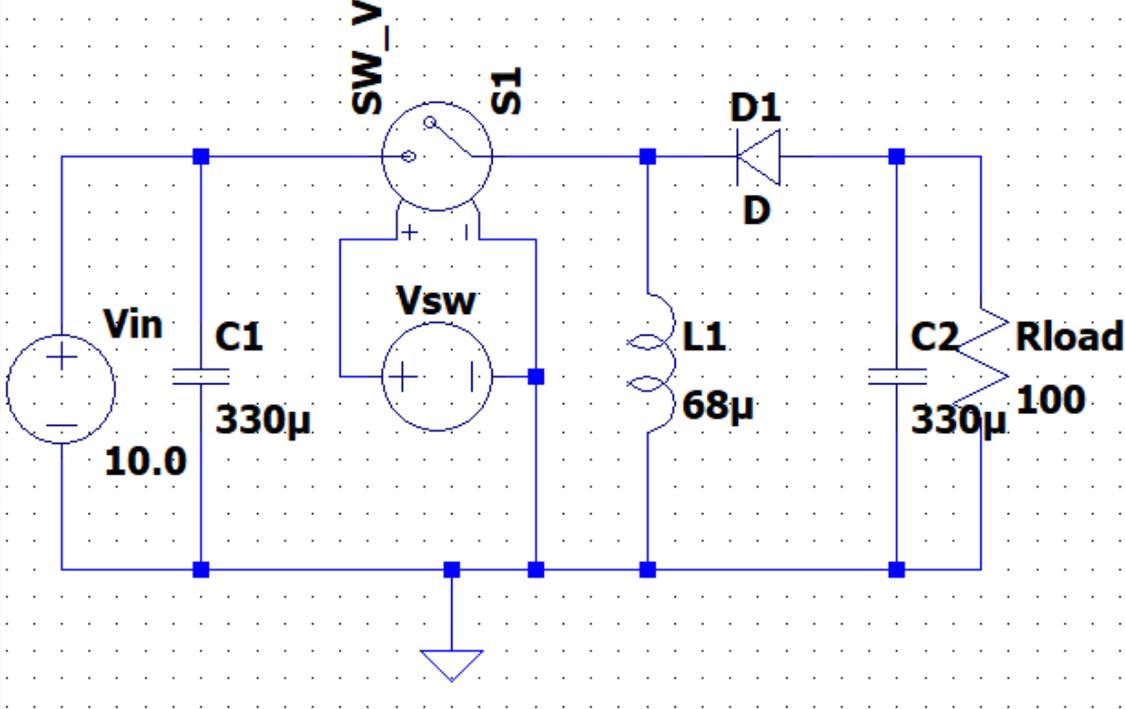
探索中に得られた、最良目的関数値の進化履歴。
三目並べは勝率の最大化だったが、今回は目的関数の最小化である点に留意。

TIP: スケーリング

目的関数値を適当な値に収めるため、 $F \leftarrow \tanh(0.10F)$ としている。

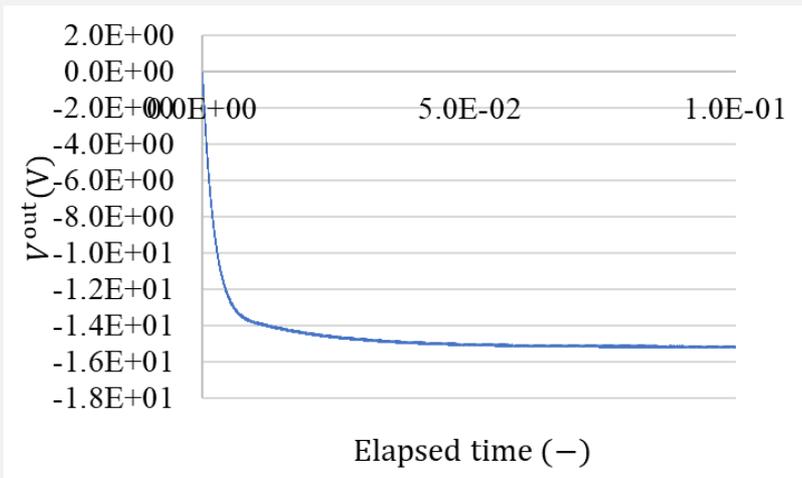
DC-DCコンバータの自動設計：最適化結果

探索回数1000回で収束し、Buck-boostが最良の目的関数値を記録した。

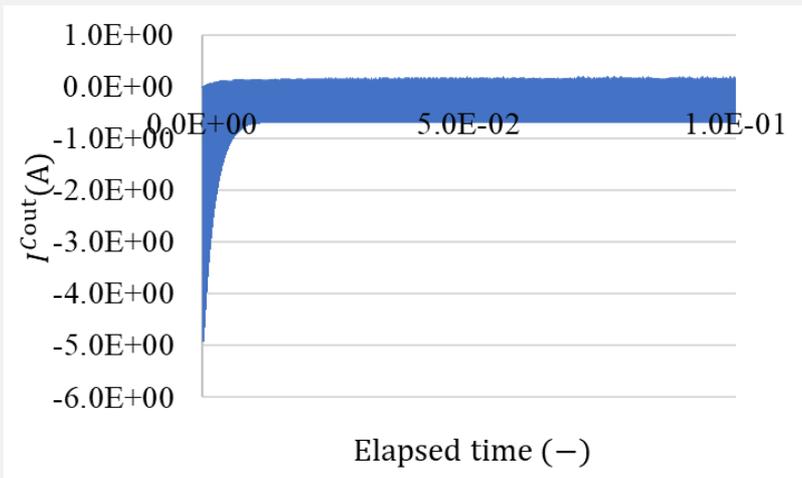


最適解.
各素子はインダクタンス/キャパシタンス値だけでなく、素子仕様まで考慮して選ばれている。

DC-DCコンバータの自動設計：最適化結果



出力電圧波形 $V_{avg}^{out} = 15.14$ V, $V_{rip}^{out} = 0.15$ V

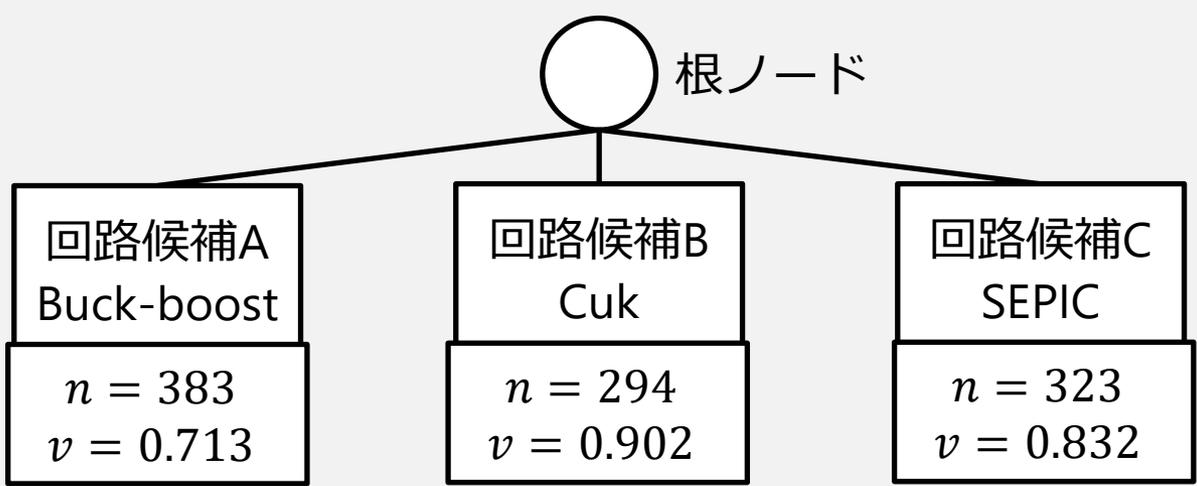


出力コンデンサ電流波形 $I_{rip}^{Cout} = 0.89$ A

DC-DCコンバータの自動設計：回路トポロジー毎の結果

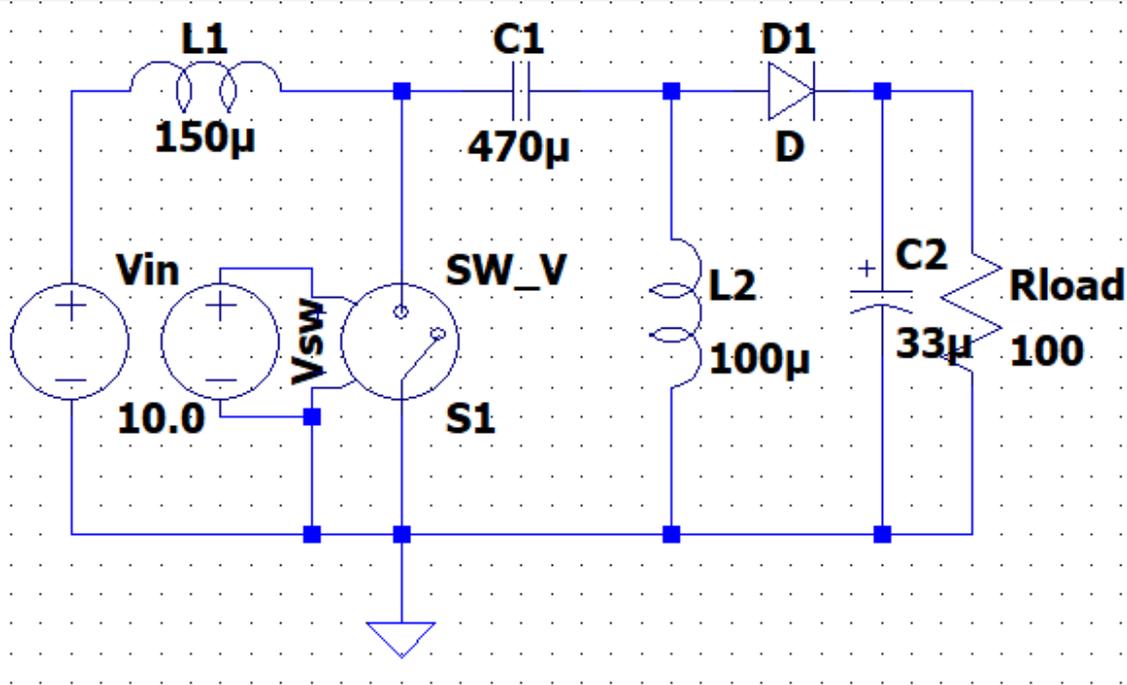
1000回探索後の各ノードの訪問回数とスコアを示す。

- ・ スコアはBuck-boostが最も良く，したがって訪問回数も多い。
- ・ Cuk, SEPICは部品点数が多く，設計難易度が高いが，SEPICでは比較的良いスコアが得られている。



※今回は目的関数の最小化である点に留意。

DC-DCコンバータの自動設計：次善解（SEPIC）



$$V_{\text{avg}}^{\text{out}} = 14.69 \text{ V}, V_{\text{rip}}^{\text{out}} = 0.52 \text{ V}, I_{\text{rip}}^{\text{out}} = 0.88 \text{ A}$$

永久磁石モータの総合最適化：概要

先ほどと同様に，MCTSで基本構造（極数など）を決定する。
シミュレーション部で形状最適化を実行することで，基本構造毎に最適な形状を計算する。

永久磁石モータ設計の木構造*

* H. Sato, and H. Igarashi, *IEEE Trans. Magn.*, 58.9, 7200504, 2022.

永久磁石モータの総合最適化：結果

左：平均トルク最大化・トルクリプル最小化.

右：↑に加えて，鉄損一定以下（@回転速度一定）.

目的に応じて最適な基本構造が選択され，新規的な全体構造が得られた.

総合最適化結果*

* H. Sato, and H. Igarashi, *IEEE Trans. Magn.*, 58.9, 7200504, 2022.

永久磁石モータの総合最適化：結果

総合最適化は多目的にも応用できる*。平均トルク最大化，トルクリプル最小化の例。

* H. Sato, and H. Igarashi, *IEEE Trans. Magn.*, accepted, 2023.

永久磁石モータの総合最適化：結果

平均トルク最大化，トルクリプル最小化，永久磁石面積最小化の例*．

* H. Sato, and H. Igarashi, *IEEE Trans. Magn.*, accepted, 2023.

その他の例

総合最適化手法は様々な対象に適用できる.

図はインダクタの磁気特性を考慮した総合最適化の例*.

* S. Yin, et al., MAGDA2022, OS-4, 2022.

おわりに

- ・ 木構造（木探索）と機器設計との対応づけによって，最適設計に応用できる．
- ・ MCTSによって，膨大な選択枝の回路設計を自動化した．
- ・ 形状最適化との組み合わせにより，「基本構造＋部品形状」の総合最適化が実現した．
- ・ 深層学習モデルとの組み合わせ？汎用化？適用範囲の拡大？

