



HOKKAIDO  
UNIVERSITY

# NGnetを用いた IPMモータの多目的トポロジー最適化



システム複合情報学研究室  
LABORATORY of HYBRID SYSTEMS

北海道大学: ○佐藤 孝洋, 五十嵐 一  
室蘭工業大学: 渡辺 浩太

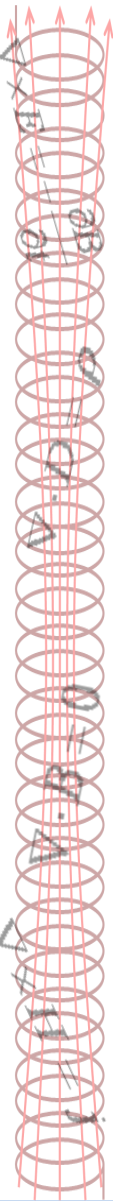
# 1. 背景

2. NGnetを用いたトポロジー最適化法

3. 多目的最適化

4. 第2段最適化

5. 結論



## 電磁機器のトポロジー最適化

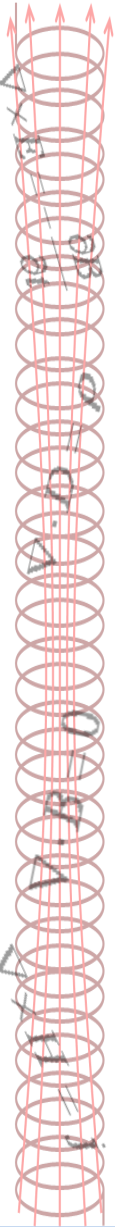
- 設計変数を用いず、動的に形状を変化させて最適化を行う。
- 設計者の先入観に頼らず設計が可能で、概念設計に有効である。

### on/off法

- 設計領域を細かなセルに分割し、各セルに与えるon/offの状態を変化させて形状を最適化する。
- 遺伝的アルゴリズムにより、大域的に形状を探索できる。

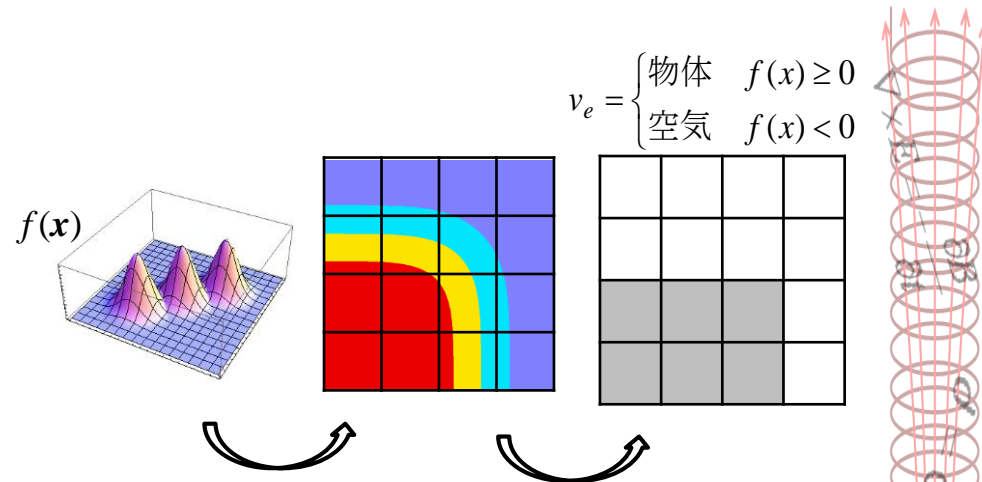
### レベルセット法・密度法

- レベルセット関数等で形状を表現し、その値を勾配法により変化させて形状を最適化する。
- 勾配法の利用により、解の極小性が保障される。



## on/off法

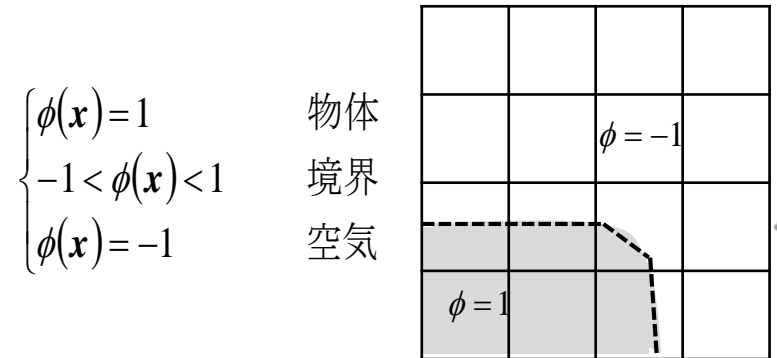
- 感度解析が不要で適用できる問題が広い。
- 進化計算により、大域的に解を探索できる。
- 設計領域が広い問題では計算負荷が重い。
- 解の最適性は保障されない。



[1] T. Sato, K. Watanabe, H. Igarashi, "Multimaterial Topology Optimization Using Normalized Gaussian Network", Proc. of CEFC2014, PF3-15, (2012).

## レベルセット法・密度法

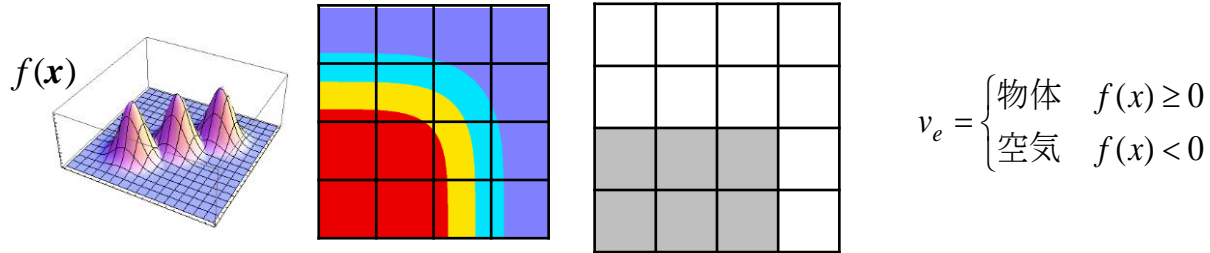
- 勾配法により、解の極小性が保障される。
- 一般には計算負荷が軽い。
- 感度解析が必要である。
- “グレー透磁率”が発生することがある。
- 局所解に陥ることがある。



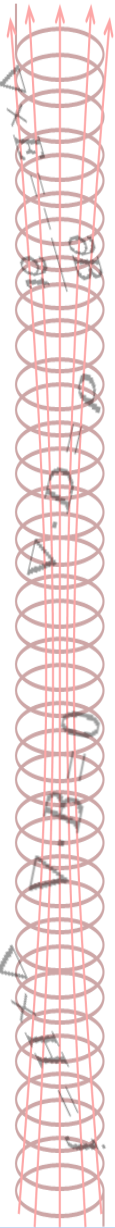
[2] 山田崇恭, 西脇真二, 泉井一浩, 吉村允孝, 竹澤晃弘, “レベルセット法による敬讓表現を用いたフェーズフィールド法の考え方に基づくトポロジー最適化,” 日本機械学会論文賞(A編), vol. 75, no. 753, pp. 550-558, 2009.

# 背景～NGnetを用いたトポロジー最適化

- 我々は、on/offベースの最適化法として、「**NGnetを用いたトポロジー最適化法**」について検討を行ってきた。



- 材料分布を空間的に滑らかに変化するNGnetの出力に応じて与えることで、複雑形状の発生を防ぎ、滑らかな形状を獲得できる。
- 進化計算により、大域的に解を探索できる。
  - これまで、「NGnetを用いたトポロジー最適化法」をシールド問題・IPMモータ問題に適用した。
  - さらに磁石・磁性コア・フラックスバリアのように複数の材料分布を考慮できるように拡張を行ってきた。
  - 上記の検討では、単目的最適化を行っており、多目的最適化の検討はこれまで行ってこなかった。



# 背景～NGnetを用いたトポロジー最適化

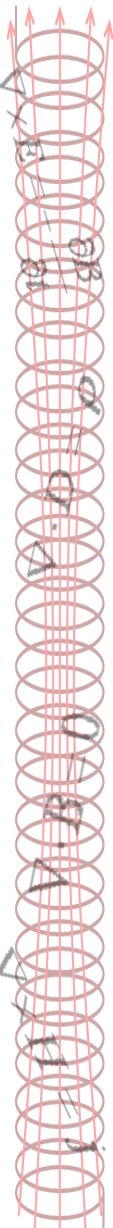
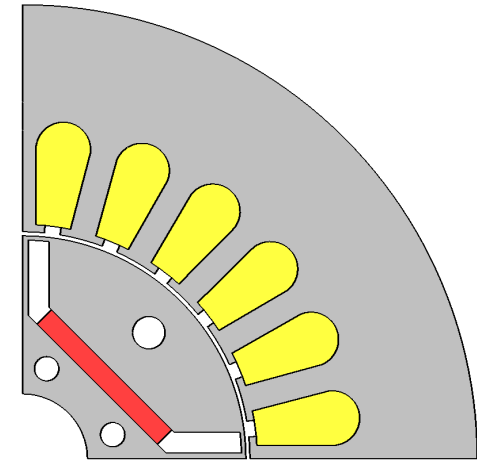
- そこで、今回、IPMモータの多目的最適化について検討を行う。

- 埋込磁石同期モータ(IPMモータ)のトポロジー最適化



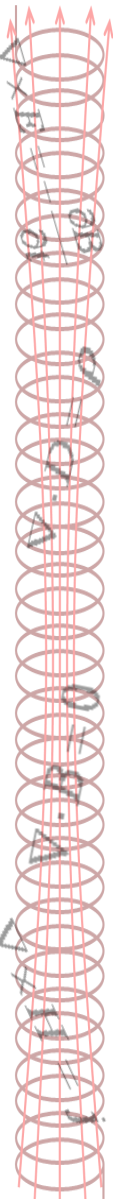
「平均トルクの最大化」 VS 「磁石量の最小化」

を目的とした多目的最適化を行いたい。



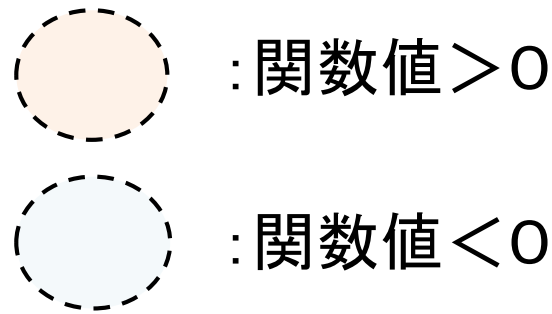
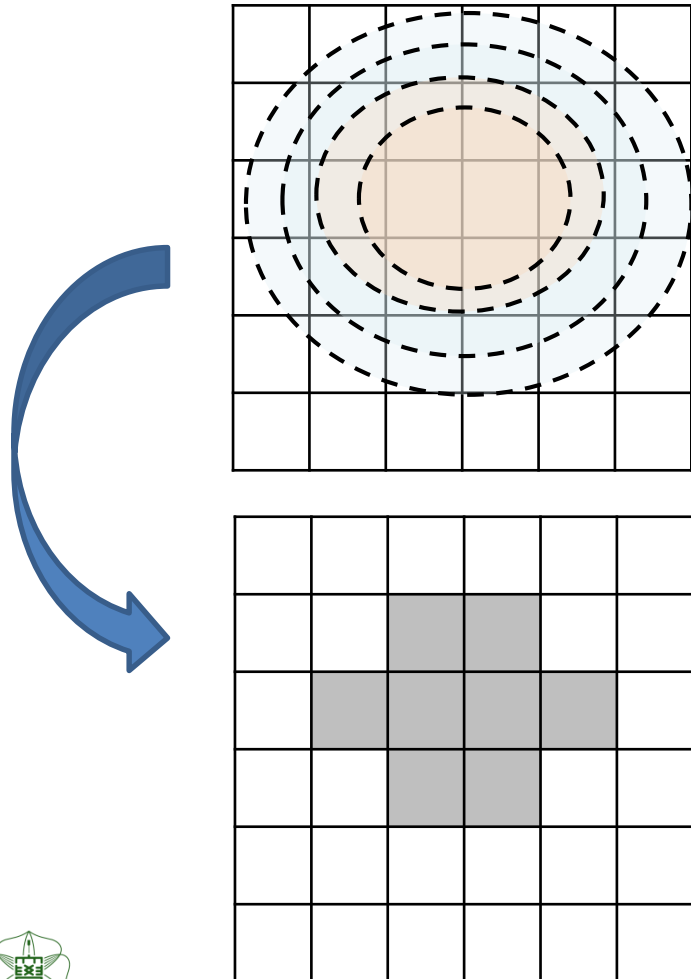
- 本研究では、on/off法+NGnetによるIPMモータの多目的最適化を行う。
- さらに得られた形状をCADでモデル化し、その性能を評価する。

1. 背景
2. **NGnetを用いたトポロジー最適化法  
(NGnet法)**
3. 多目的最適化
4. 第2段最適化
5. 結論



# NGnet法～形状表現法

- 要素のon/off状態を、設計領域内で滑らかに値が変化する関数の値に応じてon/off状態を与える。



- 滑らかな関数値により定まる形状も、同様に滑らかな形状になると期待できる。
- 関数値を変化させることにより、滑らかな形状を大域的に探索できる。





# NGnet法～形状表現法

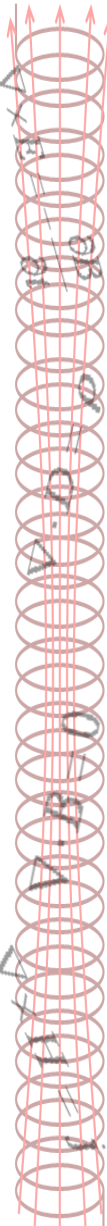
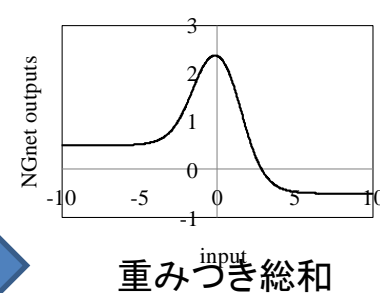
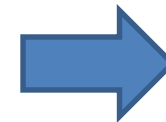
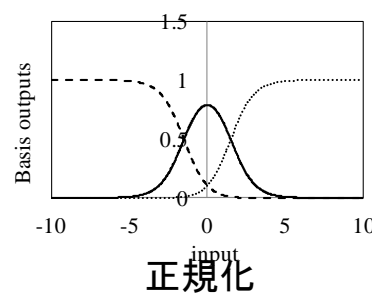
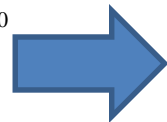
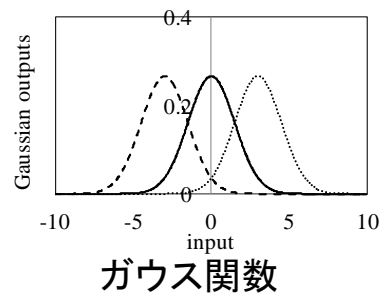
- 空間的に滑らかに値が変化する関数として、  
**正規化ガウス関数ネットワーク(Normalized Gaussian Networks: NGnet)**を用いる。
- NGnetの出力定義

$$y(x) = \sum_{i=1}^N w_i b_i(x) \quad \dots (1)$$

$$b_i(x) = \frac{G_i(x)}{\sum_{k=1}^N G_k(x)} \quad \dots (2)$$

$$G_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_k|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k)\right] \quad \dots (3)$$

$x$ : 入力ベクトル、 $y$ : 出力、 $N$ : ガウス関数の数、 $D$ : 入力ベクトル次元、  
 $w_i$ : 結合重み、 $\mu_k$ : ガウス $k$ の中心ベクトル、 $\Sigma_k$ : ガウス $k$ の共分散行列、



# NGnet法～形状表現法


- 各セルのon/off状態は、NGnetの出力により、以下のように定める。

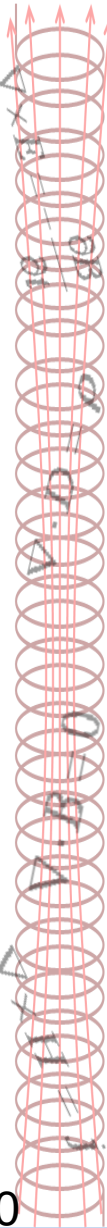
$$v_e \leftarrow \begin{cases} on & y(\mathbf{x}_e) \geq 0 \\ off & y(\mathbf{x}_e) < 0 \end{cases} \quad \begin{array}{l} v_e: \text{要素}e\text{のon/off状態} \\ \mathbf{x}_e: \text{要素}e\text{の重心} \end{array}$$

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N w_i b_i(\mathbf{x})$$

～NGnetを用いる理由～

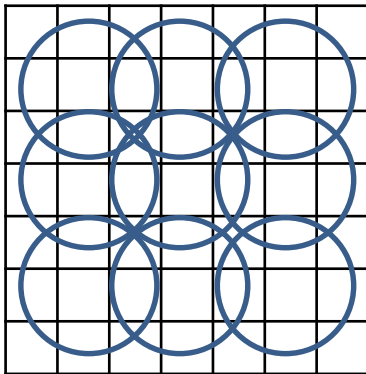
- NGnetの出力は、空間的に滑らかに変化する。
- ガウス基底の結合重み $w_i$ を変化させることで、NGnetの出力を容易に変化させることができる。

- 
- NGnet法におけるトポロジー最適化は、ガウス関数の結合重み $w_i$ のパラメータ最適化に帰着する。
  - 実数値変数を対象とした任意の最適化法により、トポロジー最適化を行うことができる。



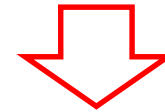
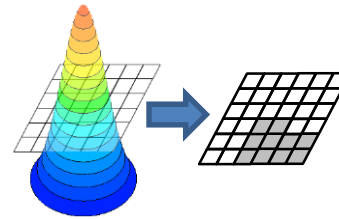
# NGnet法の流れ(GAを使用した場合)

1. 設計領域内に密にガウス基底を配置する。



2. 実数値GAの個体を初期化する。

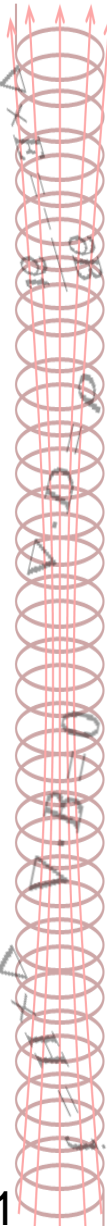
3. 遺伝子を重み $w_i$ としてNGnetの出力を求め、形状を生成する。



4. 形状を解析して個体の評価値を計算する。



5. 新個体を生成、解析、を繰り返し、最適化を進める。



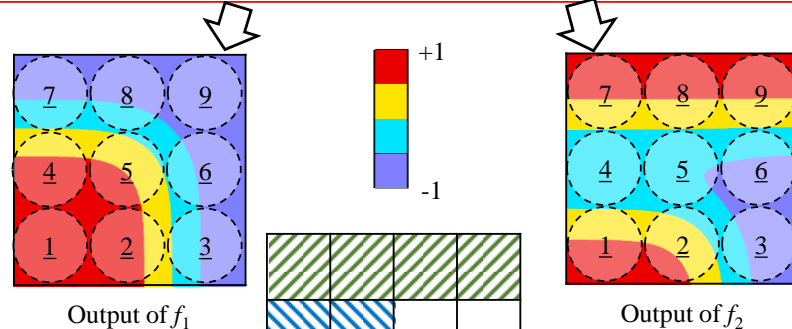
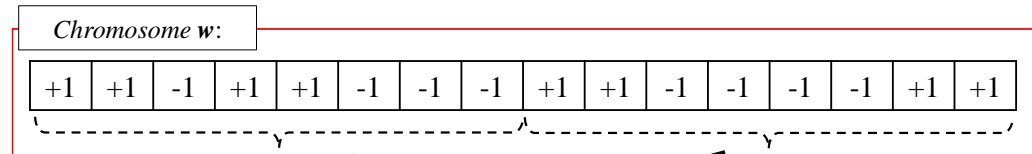
# NGnet法 (複数材料分布の考慮)

- NGnet法では、複数のNGnetを用いることで、複数材料の分布を表現可能である。

- 例えば、NGnetの出力を $f_1$ 、 $f_2$ とした場合を考える。
- 各出力が正負の2通りをとるため、組み合わせで最大4パターンの材料を表現できる。

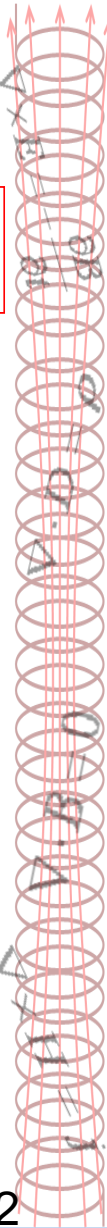


ただし2つのNGnetを使用するため、対象パラメータ(重み $w_i$ )は単純に2倍となる。



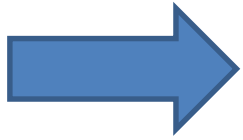
$f_1 \geq 0$  AND  $f_2 > 0$   $\Rightarrow$  State1,  $f_1 < 0$  AND  $f_2 \geq 0$   $\Rightarrow$  State3,  
 $f_1 \geq 0$  AND  $f_2 < 0$   $\Rightarrow$  State2,  $f_1 < 0$  AND  $f_2 < 0$   $\Rightarrow$  State4,

<複数材料分布表現の例>



# 多目的最適化

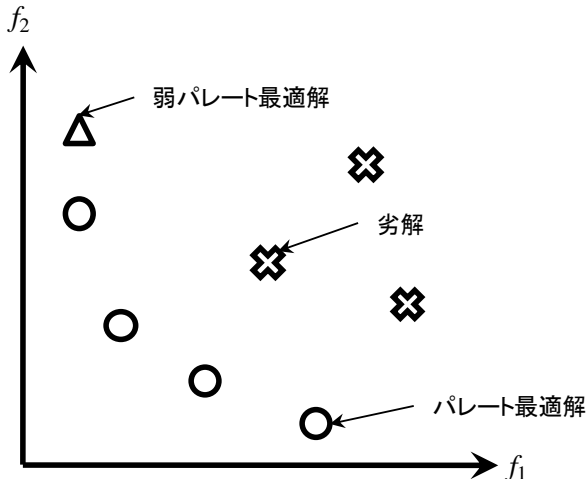
- NGnet法におけるトポロジー最適化は、 $w_i$ の  
**パラメータ最適化**である。



- 進化型多目的最適化アルゴリズムを採用することで、自然に多目的最適化に拡張できる。

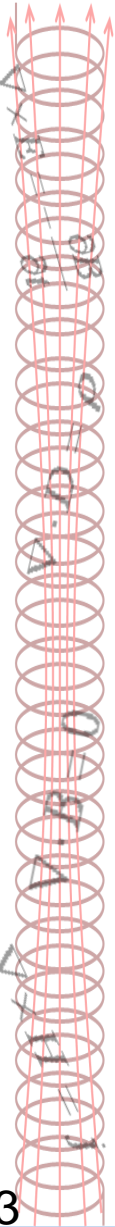


- 本研究では、**修正免疫アルゴリズム(IA)<sup>[3]</sup>**を採用する。



- 多目的最適化用GA「SPEA2」と、サプレッサー細胞による類似個体消去アルゴリズムを組み合わせた最適化手法である。
- 多様なパレート解を一度の最適化計算で得ることができる。

[3]: T. Sato, K. Watanabe, H. Igarashi, "A Modified Immune Algorithm with Spatial Filtering for Multiobjective Topology Optimization of Electromagnetic device," COMPEL, vol. 33, no. 3, pp.821-833, (2014).



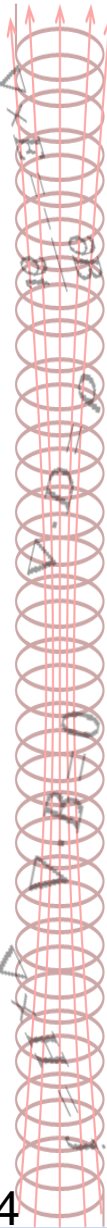
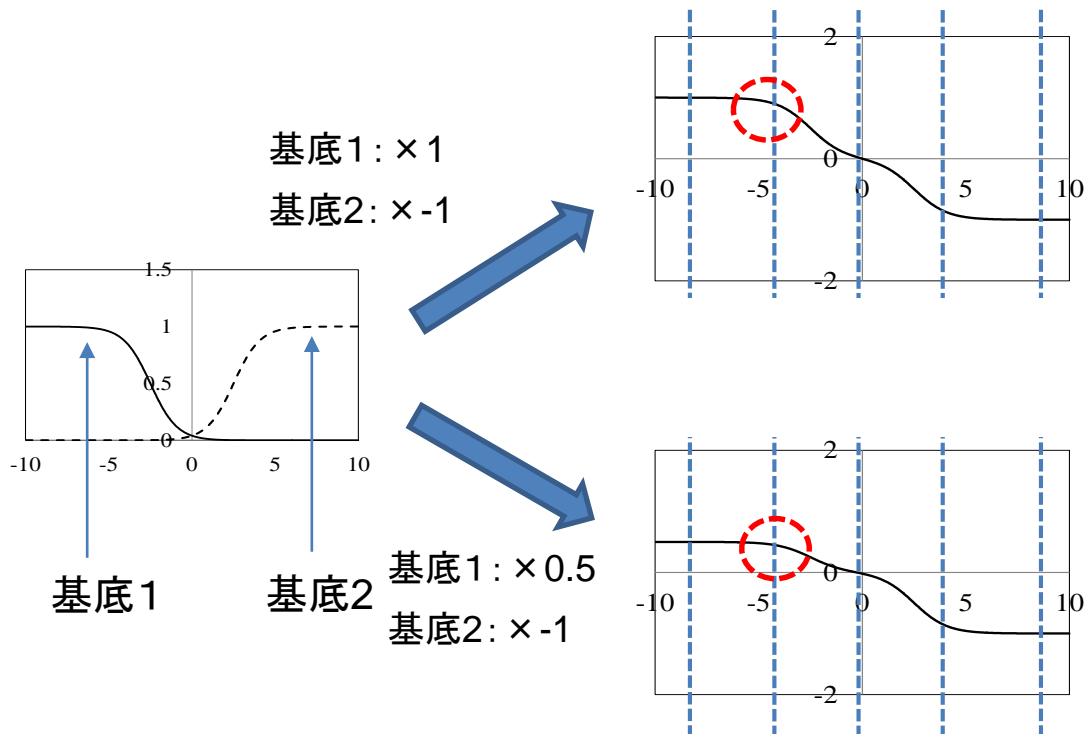
# 多目的最適化～アルゴリズムの工夫点1

- NGnet法では、出力を要素重心でのみ参照し、正負しか判断しない。
- $w_i$ が少し変化したところで、形状(on/off分布)は変化しない。



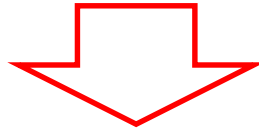
○ 遺伝子 $w_i$ を+1/-1の近いほうに丸めてしまう。

- 表現可能な関数形を限定し、解の基底配置への依存度を高める代わりに、探索領域を削減して高速化を図る。



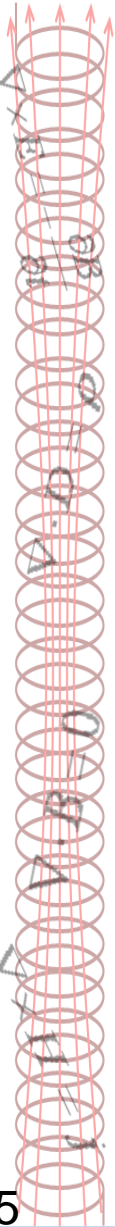
# 多目的最適化～アルゴリズムの工夫点2

- 遺伝子を±1に丸めることで、実質bit遺伝子化する。
- GAだけでなく、直接法を導入して解を改善させる。



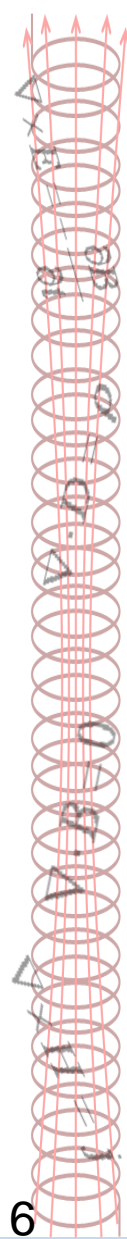
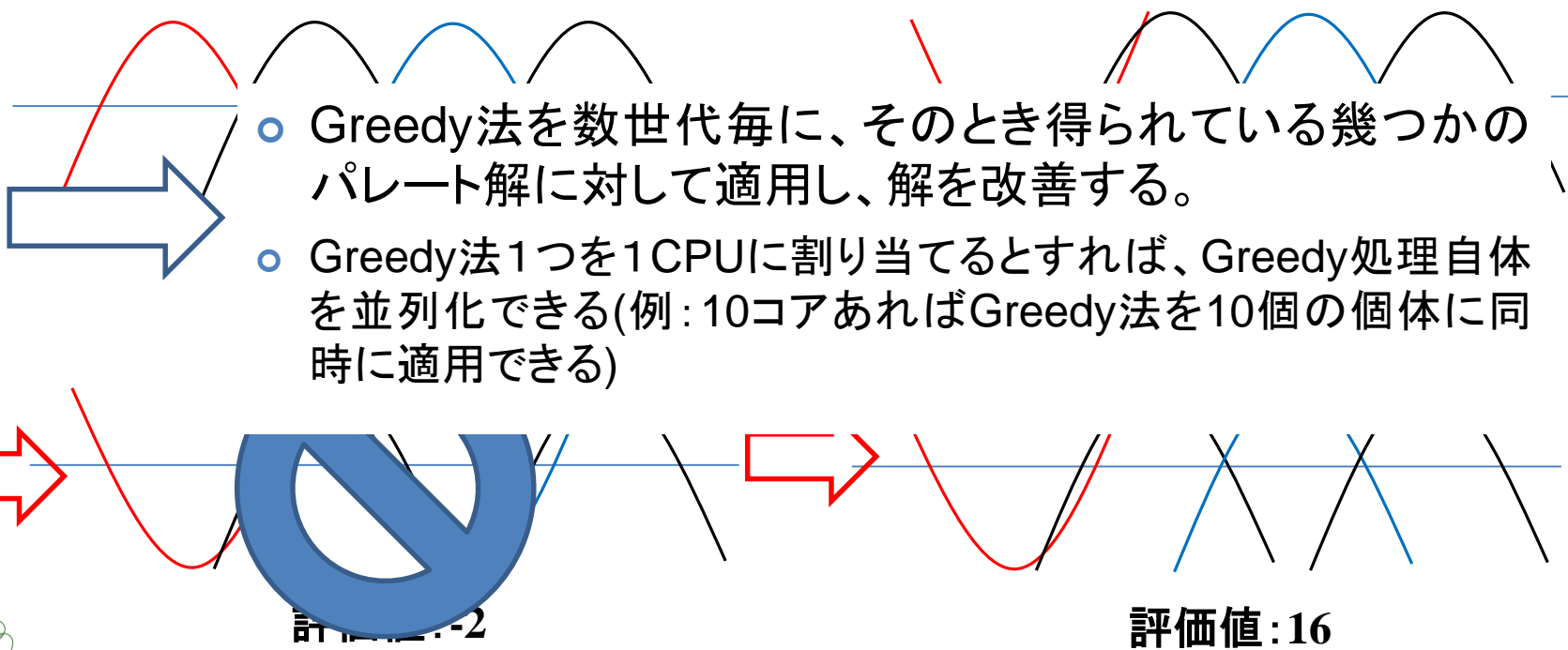
**「GA+Greedy法」**

で最適化の高速化を実現する。



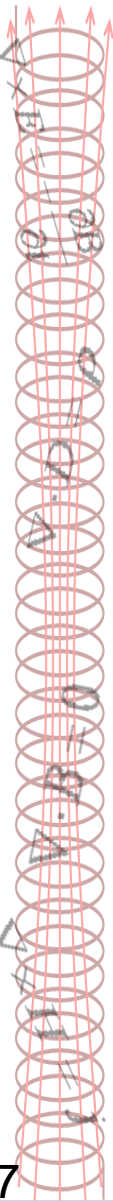
# Greedy法

- 各正規化ガウス基底に対する重みは+1/-1に2値化されている。
- 各重みを、評価が良くなるよう、順番に+1/-1のどちらが良いか判定し、良いほうの重みを固定する。
- 順番に重みを決めていくことで、評価が良くなる重みの組み合わせを貪欲に決定していく。



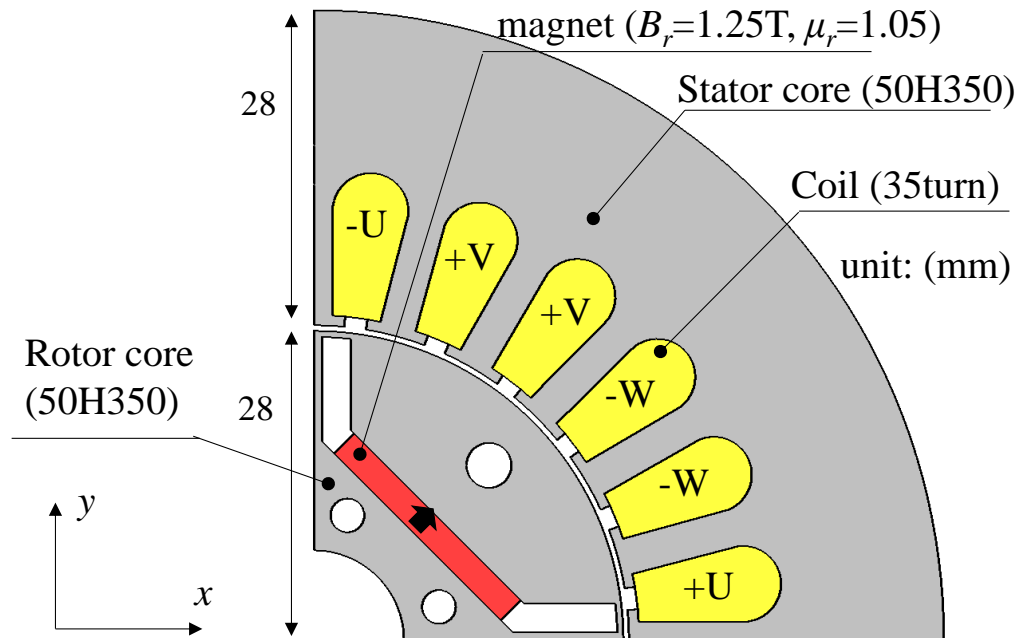


1. 背景
2. NGnetを用いたトポロジー最適化法 (NGnet法)
- 3. 多目的最適化**
4. 第2段最適化
5. 結論

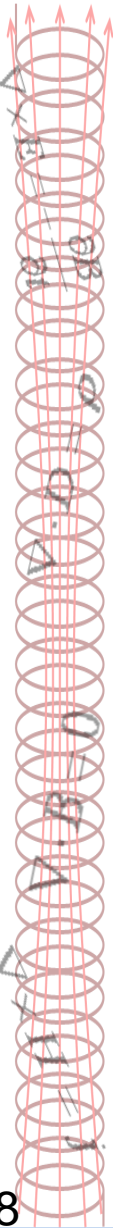


# IPMモータの多目的最適化

- IPMモータの多目的最適化を行う。
- 形状は電気学会Dモデルをベースとした。
- 回転子内において、磁石・磁性コアの2種類の材料分布を考慮する。



コア材料:50H350、電流:3A(波高値)、  
 巻数:70turn、位相角:30deg



# IPMモータの多目的最適化

## 複数材料の表現法

- NGnetを2つ用意し、その出力の組み合わせで複数の材料を表現する。
- NGnet1の出力を $y_1(x)$ 、NGnet2の出力を $y_2(x)$ 、とすると、以下で要素 $e$ の材料を定める。

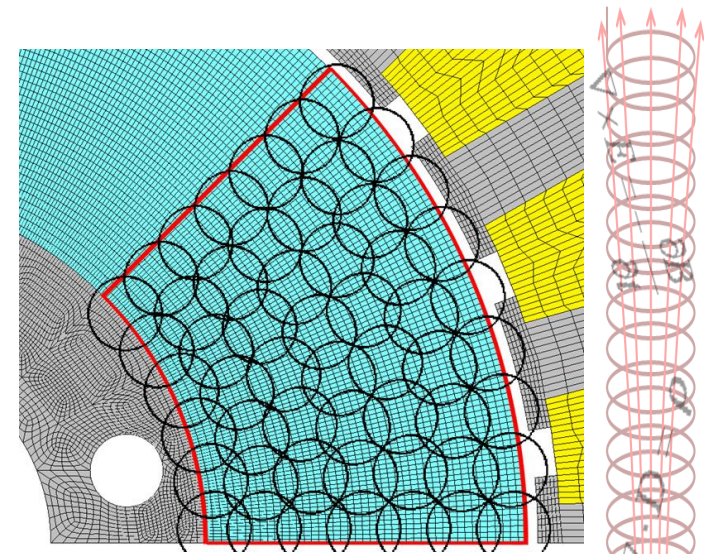
$$v_e \leftarrow \begin{cases} magnet2 & y_2(\mathbf{x}_e) \geq 0 \ \& \ y_1(\mathbf{x}_e) \geq 0 \\ magnet1 & y_2(\mathbf{x}_e) \geq 0 \ \& \ y_1(\mathbf{x}_e) < 0 \\ core & y_2(\mathbf{x}_e) < 0 \ \& \ y_1(\mathbf{x}_e) \geq 0 \\ air & y_2(\mathbf{x}_e) < 0 \ \& \ y_1(\mathbf{x}_e) < 0 \end{cases}$$

磁石の磁化方向は

○ magnet2: 90度方向 

○ magnet1: 45度方向 

で固定とする。



<NGnetの基底配置: 54個>  
= 遺伝子サイズ108

# IPMモータの多目的最適化

目的: 平均トルクの最大化 & 磁石量の最小化

$$F_1 = -\frac{T_{\text{ave}}}{T_0} + 0.1 \frac{T_{\text{rp}}}{T_1} \rightarrow \min \quad \text{subject to}$$

$$F_2 = \frac{S}{S_T} \rightarrow \min$$

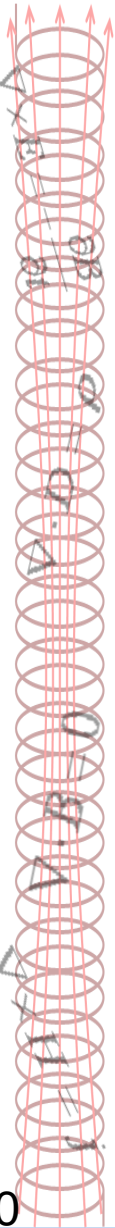
$$S < S_T, S_D < 0.05S, T_{\text{ave}} > 0.9T_0,$$

$$R_{\text{max}} < R_{th}, \rho_{\text{max}} < \rho_{th},$$

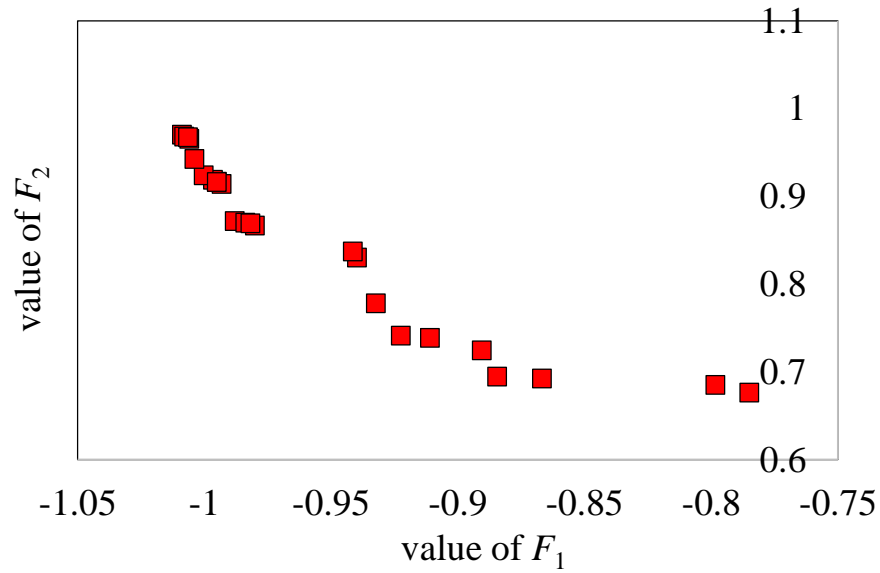
$S$ : 磁石面積、 $T_{\text{ave}}$ : 平均トルク、 $T_{\text{rp}}$ : トルクリップル、  
 $S_T$ ,  $T_0$ ,  $T_1$ : 規格化定数(Dモデルの特性値)、  
 $S_D$ : 減磁した磁石面積、 $R_{\text{max}}$ ,  $\rho_{\text{max}}$ : 2500rpmでの最大変位、  
 $R_{th}$ ,  $\rho_{th}$ : 閾値27.8mm, 324MPa

- $S_D$ は4.5A、位相角90度の電流を印加して求める。
- $R_{\text{max}}$ ,  $\rho_{\text{max}}$ は有限要素法により求める。
- 本研究では制約処理にOracleペナルティ法<sup>[3]</sup>を用いた。

[3]: M. Schluter, M. Gerdts, "The Oracle penalty method," J. Glob. Optim., Vol. 47, No. 2, pp. 293-325, 2010.



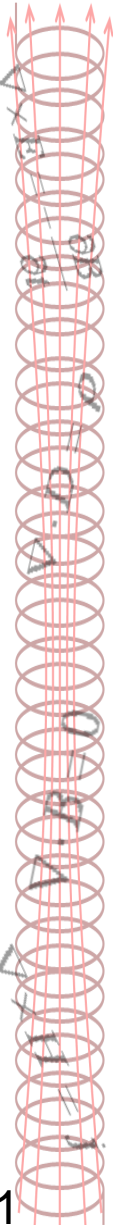
# 最適化結果



<90世代>

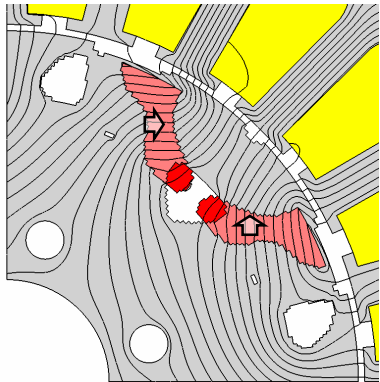
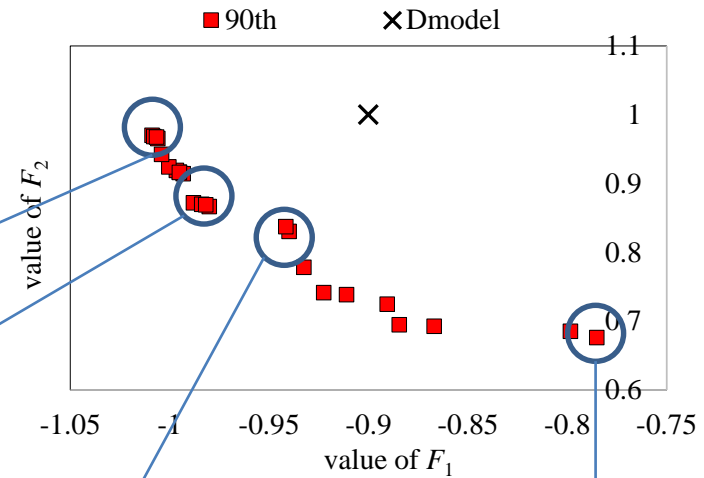


パレート方向



# 最適化結果

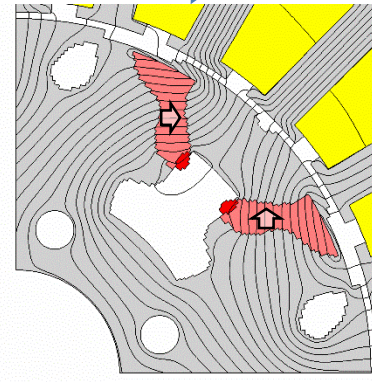
- Dモデルと比較して、パレート方向に良い解を多数得ることができた。



$T_{ave}$ =8% 改善  
 $T_{rp}$ =26% 削減  
 $S$ =3% 削減



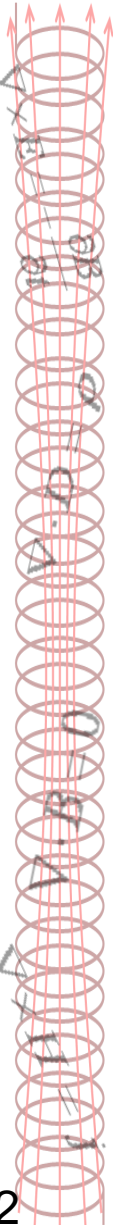
$T_{ave}$ =3% 改善  
 $T_{rp}$ =60% 削減  
 $S$ =9% 削減



$T_{ave}$ =0.5% 悪化  
 $T_{rp}$ =26% 削減  
 $S$ =14% 削減

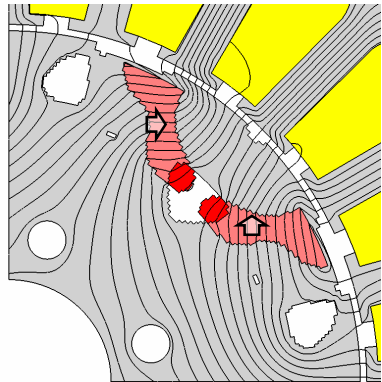
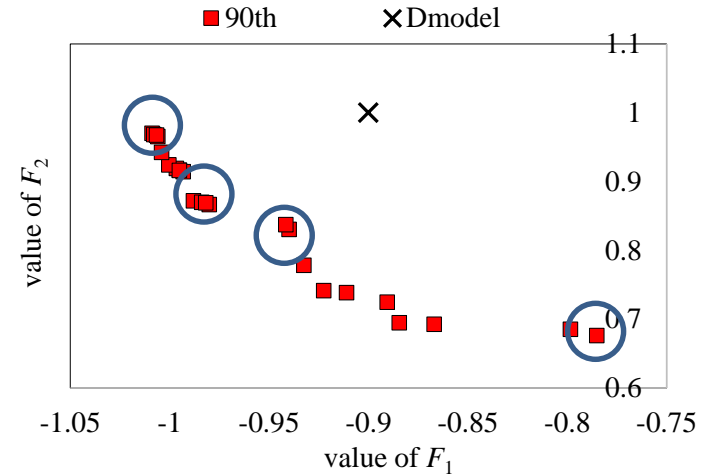


$T_{ave}$ =10% 悪化  
 $T_{rp}$ =10% 悪化  
 $S$ =32% 削減



# 最適化結果

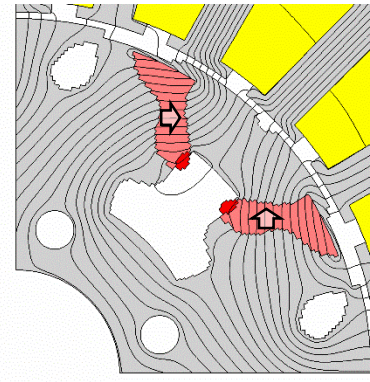
- パレート解集合が得られており、トルクと磁石量のトレードオフの関係がよく現れている。
  - 得られた形状にトポロジ的な違いはあまりない。
- ↓
- 制約が多く、適応度景観が強い多峰性があると考えられる。
  - 90世代では異なるトポロジーの探索が行われなかった可能性がある。



$T_{ave}=8\%$  改善  
 $T_{rp}=26\%$  削減  
 $S=3\%$  削減



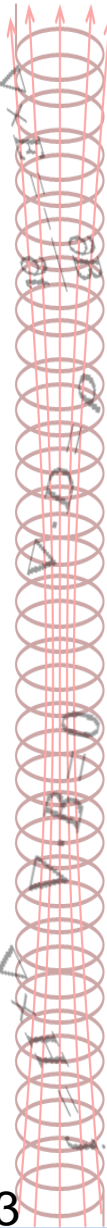
$T_{ave}=3\%$  改善  
 $T_{rp}=60\%$  削減  
 $S=9\%$  削減



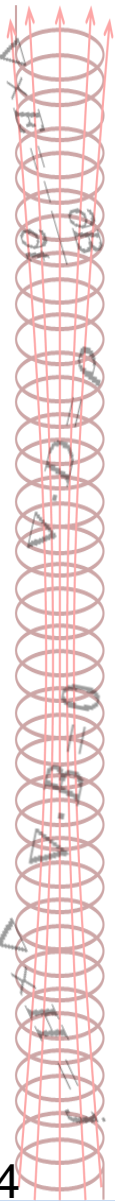
$T_{ave}=0.5\%$  悪化  
 $T_{rp}=26\%$  削減  
 $S=14\%$  削減



$T_{ave}=10\%$  悪化  
 $T_{rp}=10\%$  悪化  
 $S=32\%$  削減



1. 背景
2. NGnetを用いたトポロジー最適化法 (NGnet法)
3. 多目的最適化
4. **第2段最適化**
5. 結論



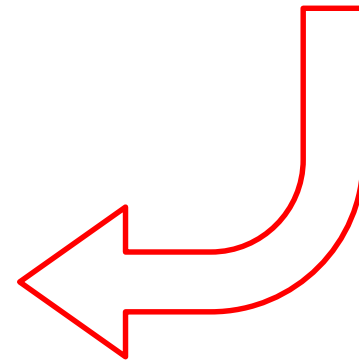
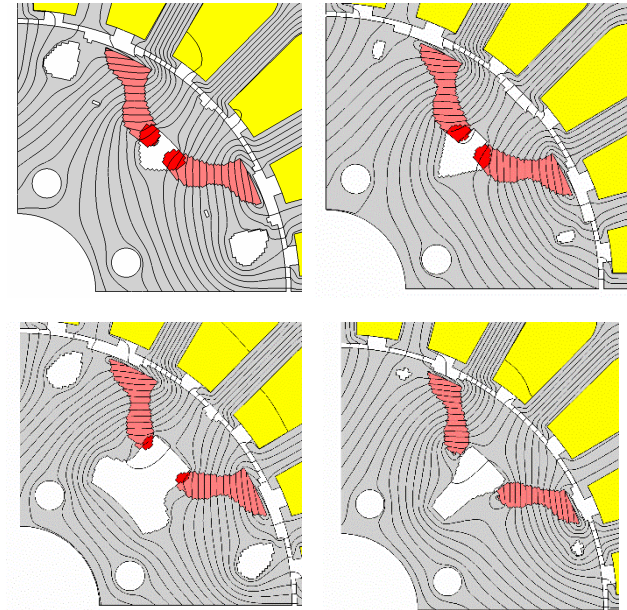


# 第2段最適化

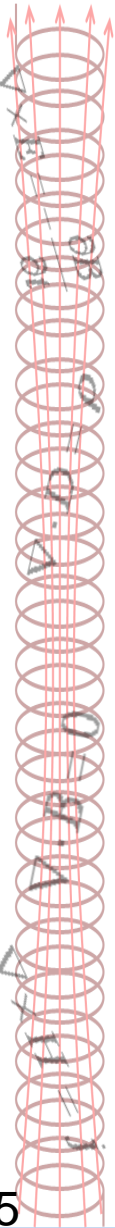
- NGnet法により、滑らかな形状からなるパレート解集合を得た。
- ただし、磁石形状をそのまま製造することは、製造コストの観点から困難である。



- 得られた磁石形状を下に磁石をモデル化し、それに対するフラックスバリア形状の最適化を行う。

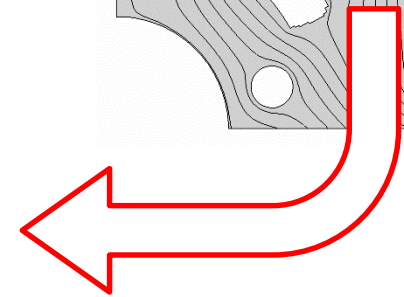
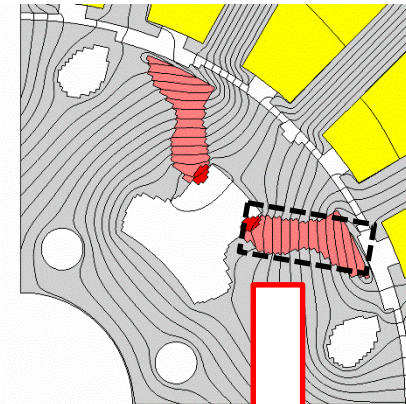
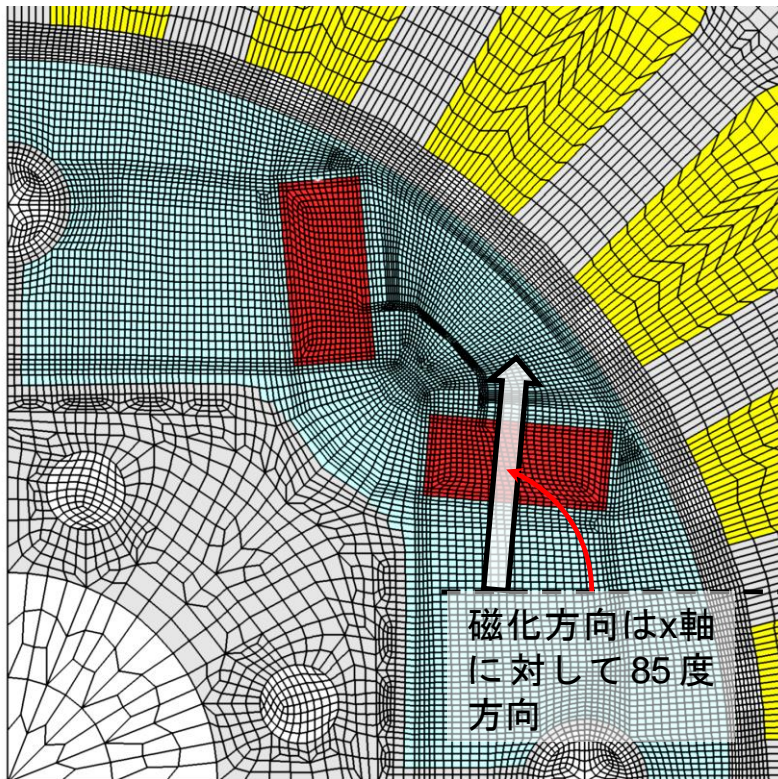


- パレート解のうち、トルク・磁石がともに平均的な値である形状を選び、磁石をモデル化する。

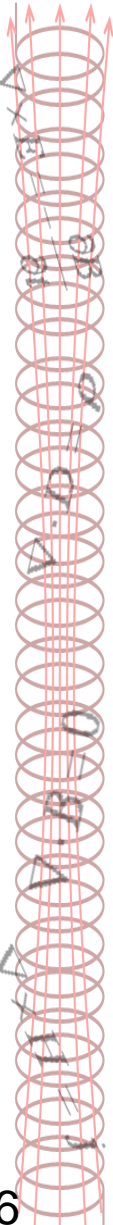


# 第2段最適化

- 最適化形状の磁石を以下のようにモデル化した。
- 磁化方向はx軸に対して85度方向とした。



モデル化



# 第2段最適化

- 目的:トルクの最大化とリップルの最小化

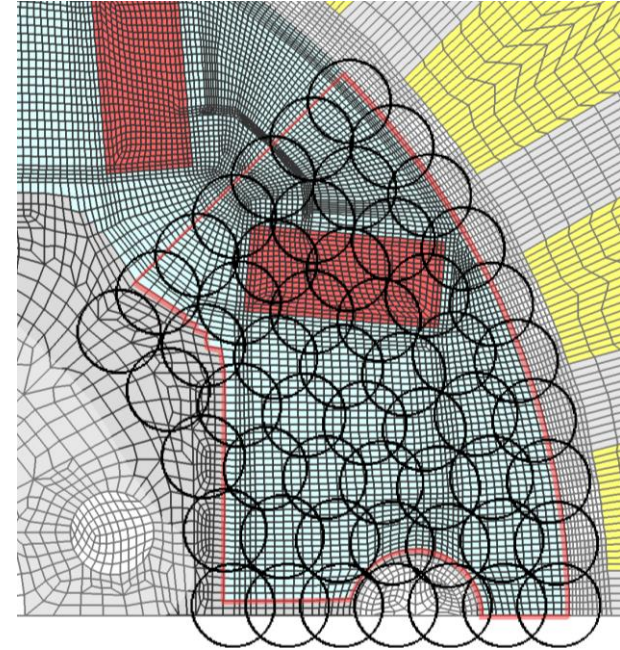
$$F_3 = -\frac{T_{\text{ave}}}{T_1} + 0.5 \frac{T_{\text{rp}}}{T_2} \rightarrow \min$$

$$\text{sub. to } T_{\text{ave}} > 0.9T_1, \quad S_D < 0.05S,$$

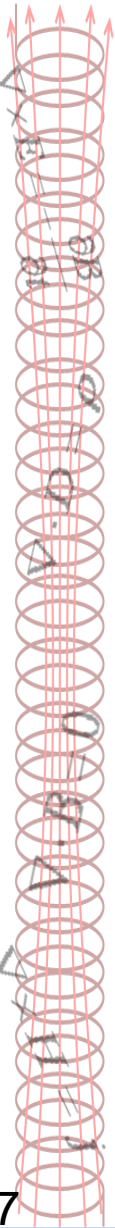
$$R_{\text{max}} < R_{th}, \quad \rho_{\text{max}} < \rho_{th},$$

- 54個のガウス基底を用い、設計領域内のon/offの材料分布を最適化する。

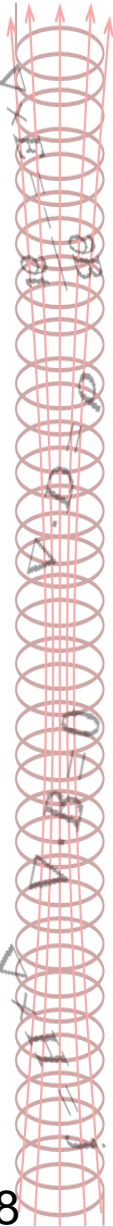
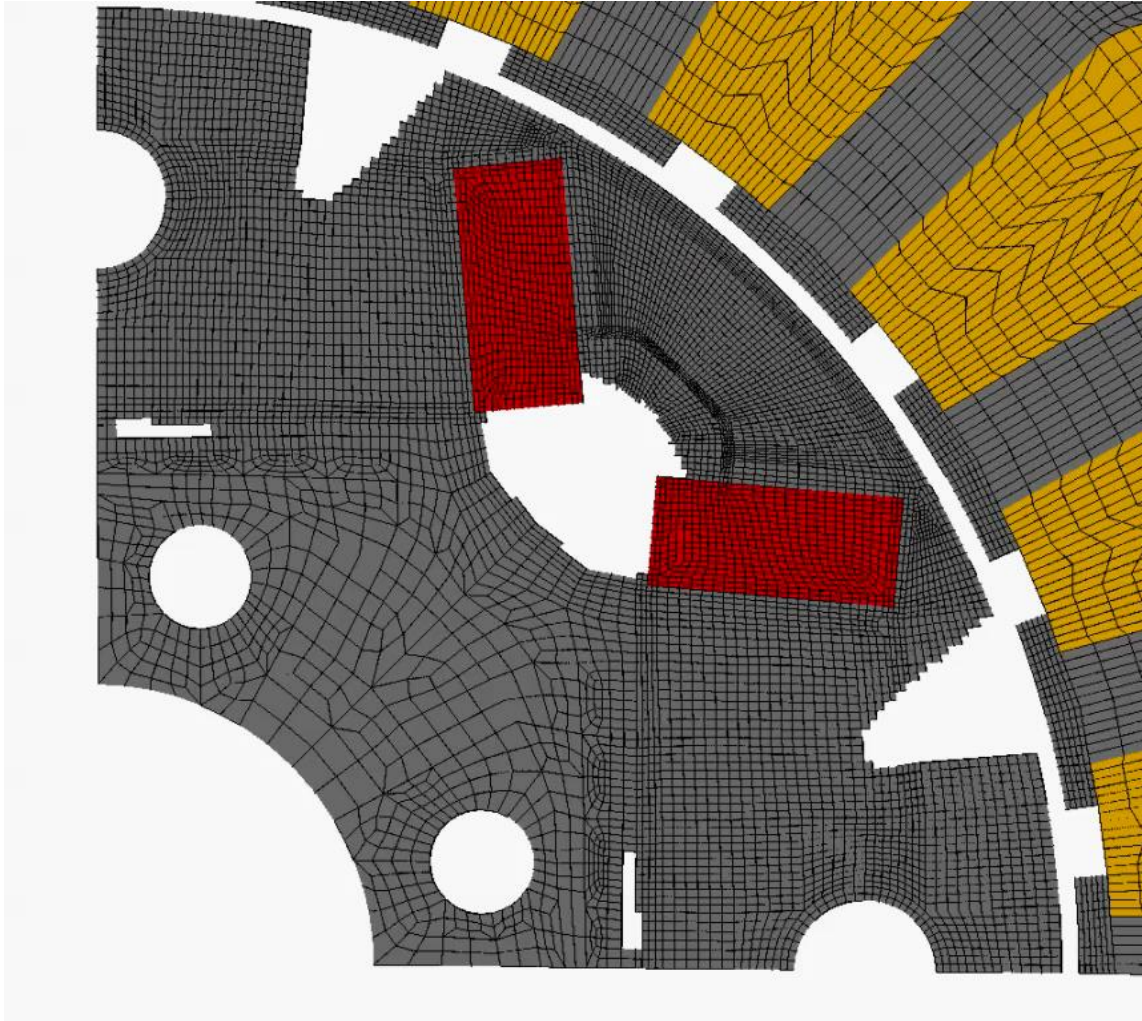
$$v_e \leftarrow \begin{cases} \text{on} & f(\mathbf{x}_e) \geq 0 \\ \text{off} & f(\mathbf{x}_e) < 0 \end{cases} \quad \begin{array}{l} \text{on: 磁性コア} \\ \text{off: フラックスバリア} \end{array}$$



<NGnetの基底配置:54個>  
=遺伝子サイズ54

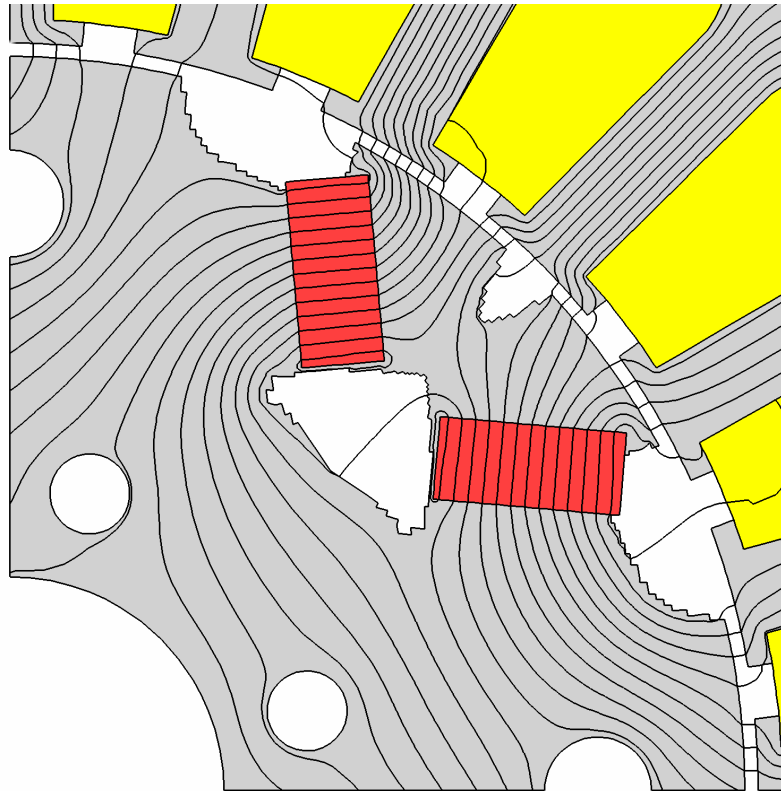


# 第2段最適化

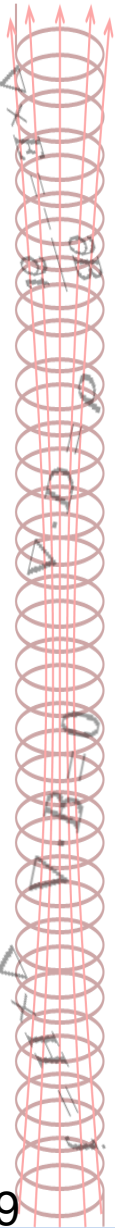


# 第2段最適化・結果

- 最適化の結果、トルクはDモデルと比較して微減したが、リップル・磁石量とともに改善できた。
- 磁石横のコアが非常に細いが、2500rpmに耐えうると力学FEMで判定された(力学メッシュの解像度は電磁界の2倍に設定している)。

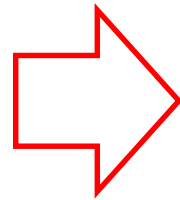
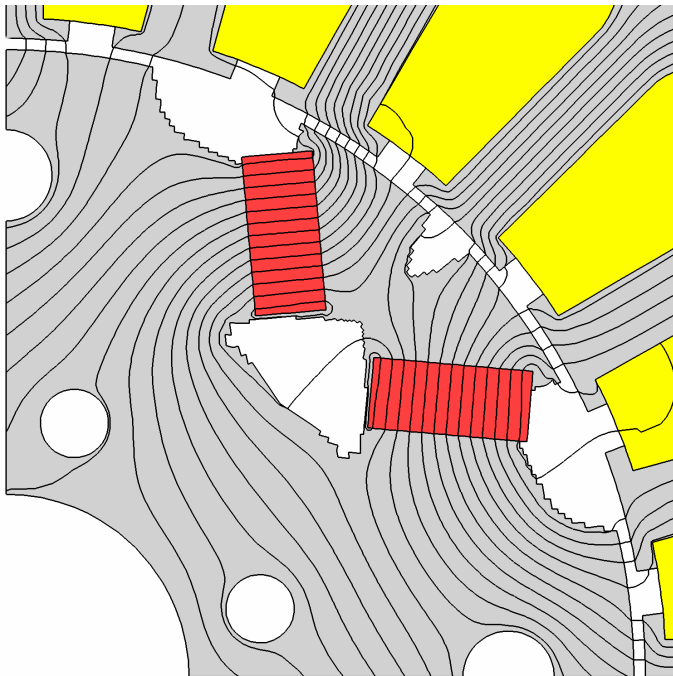


$T_{ave}$ : 8% 悪化、 $T_{rp}$ : 53% 改善、 $S$ : 18% 削減

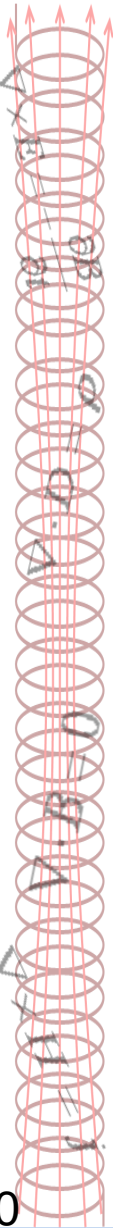
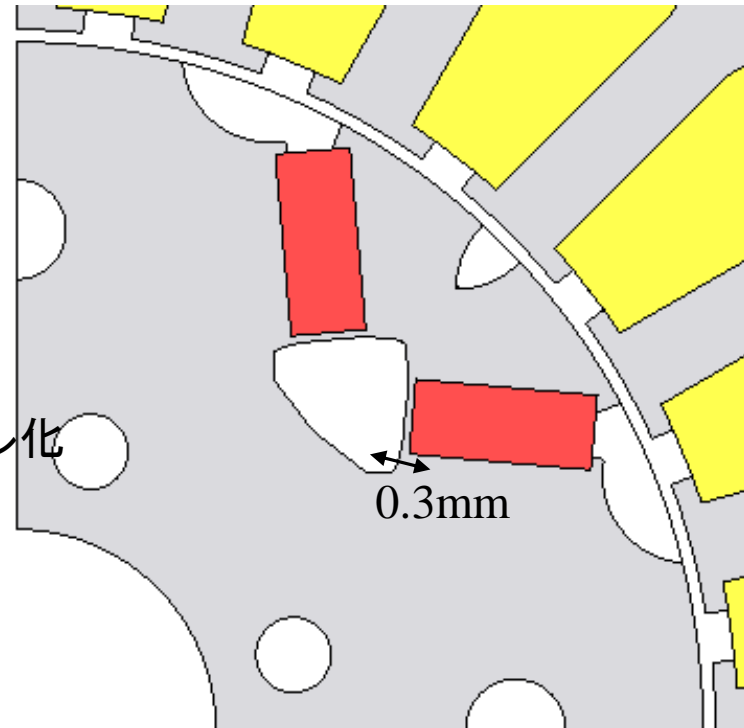


# CADによる評価

- 得られた形状は滑らかではあるが、材料境界にはon/off法に特有の凹凸がある。
- 最適化形状の有効性を確認するため、JMAG<sup>®</sup>により最適化形状をモデル化し、そのトルク特性を解析する。

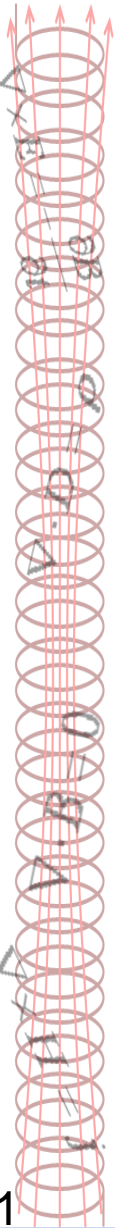
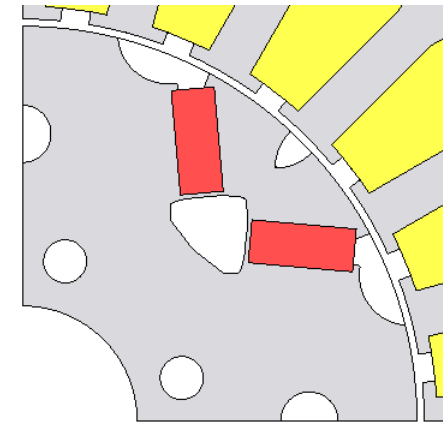


CADでモデル化

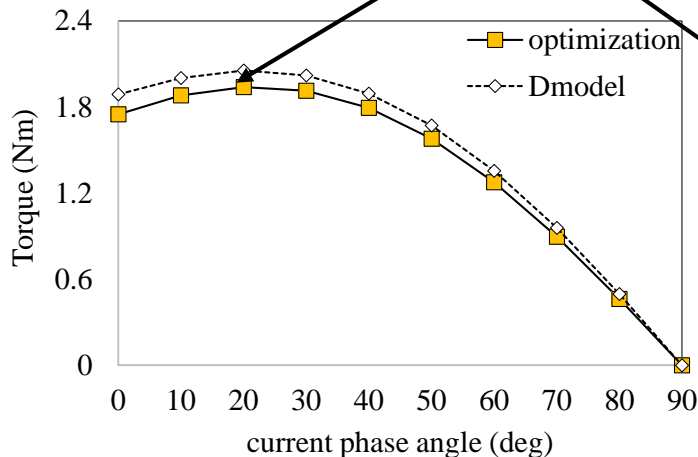


# CADによる評価～トルク特性vs電流位相角

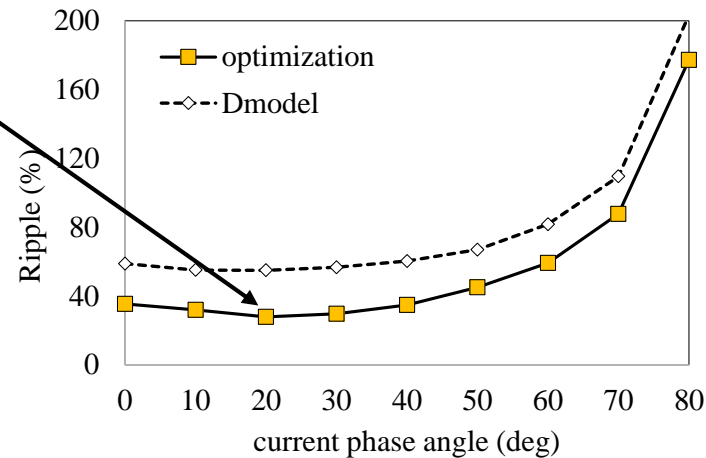
- CADモデルで、電流位相角に対するトルクの変化を解析した。
- 最適化を行った30度ではなく、20度でトルク・リップルともに最良の値をとった。
- 得られたトルク特性値はCADモデル化前の最適化形状とほぼ等しく、凹凸の影響は少ないといえる。



平均トルク: 7%悪化、リップル: 50%改善



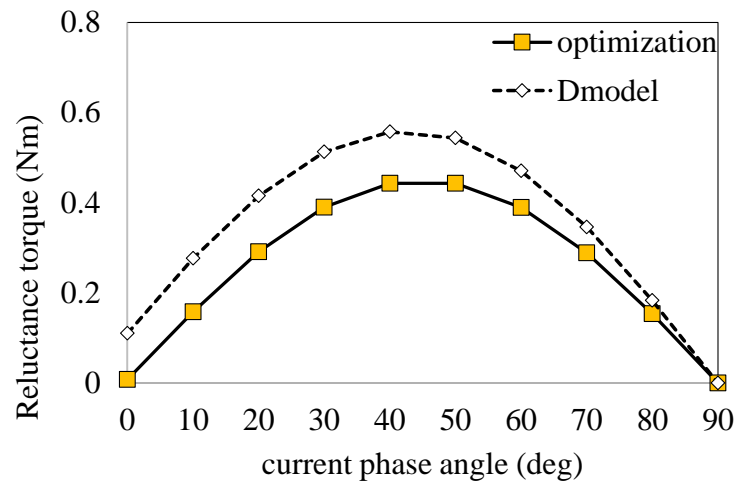
平均トルク



トルクリップル

# マグネット & リラクタンストルク

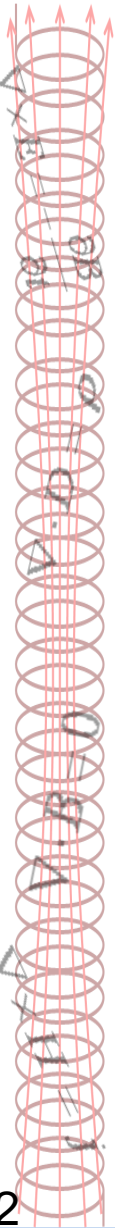
- 最適化結果とDモデルでの特性の違いを考察するため、リラクタンストルクとマグネットトルクの違いを解析した。
- frozen permeability法<sup>[3][4]</sup>により、マグネットトルクとリラクタンストルクを分離し、結果を比較した。



分離解析によるリラクタンストルク

[3] J. A. Walker, D. G. Dorrell, C. Cossar, "Flux-linkage calculation in permanent-magnet motors using the frozen permeabilities method," IEEE Trans. Magn., vol. 41, no. 10, pp. 3946-3948, 2005.

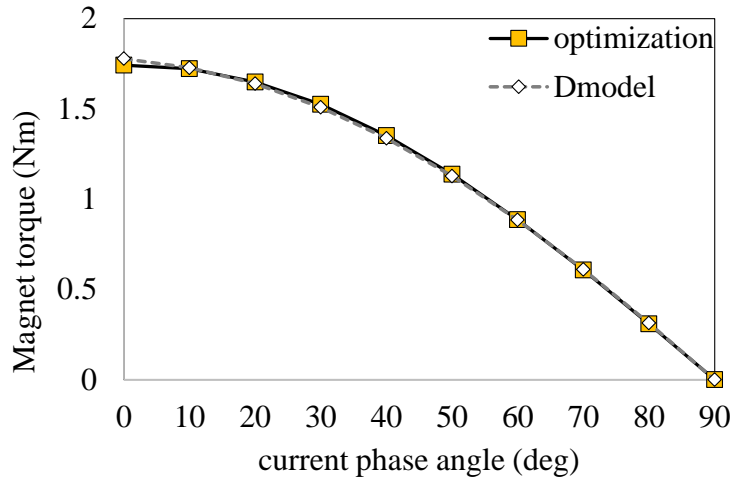
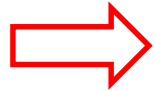
[4] K. Yamazaki, M. Kumagai, "Rotor Design of Interior Permanent Magnet Motors Considering Cross Magnetization Caused by Magnetic Saturation", Proc of ICEMS2011, pp. 1-6. 2011.



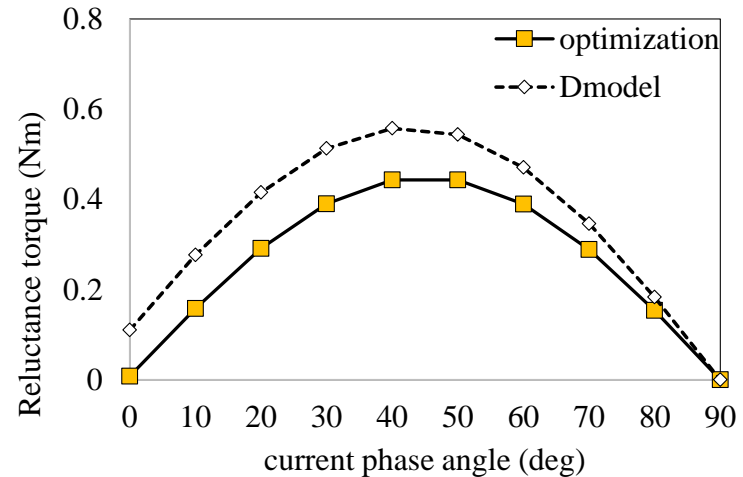


# マグネット & リラクタンストルク

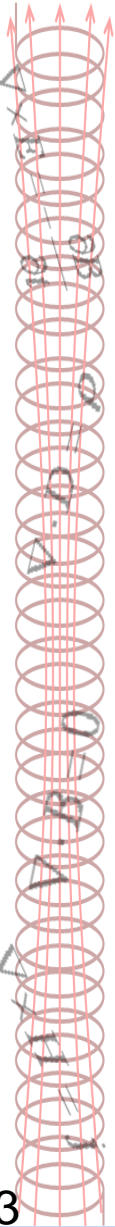
- 分離解析の結果、マグネットトルクは磁石量が削減されているにもかかわらず、両モデルで差がない。
- リラクタンストルクはDモデルの方が大きい。また、最適化形状では位相角0度においてリラクタンストルクがほぼゼロである。
  - 最適化形状はマグネットトルクを発揮しやすい
  - 最適化形状はリラクタンストルクが小さい。また、dq軸干渉が少ない。
- 磁石減をマグネットトルクで補っているが、リラクタンストルクが小さく、結果、トルクが少し低下してしまったと考えられる。



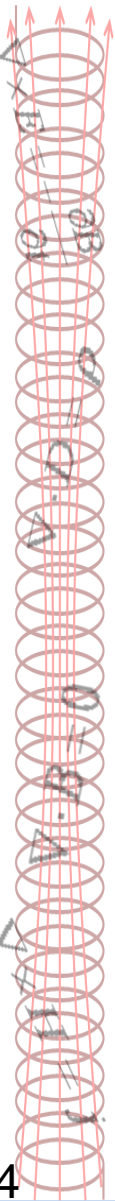
マグネットトルク



リラクタンストルク



1. 背景
2. NGnetを用いたトポロジー最適化法 (NGnet法)
3. 多目的最適化
4. 第2段最適化
5. **結論**



# まとめと今後の課題

- NGnet法により、IPMモータの多目的トポロジー最適化を行った。
- 最適化で得られた磁石に対して2段階目の最適化を行った。
- 第2段最適化の結果を下にCADモデルを作成し、最適化形状の妥当性を確認、考察を行った。

## 今後の課題

- 現状のNGnet法：
  - 遺伝子数100強が計算時間的に限界。
- より遺伝子を削減可能な方法、もしくはGA以外のアルゴリズムの開発が3D問題への適用には必要である。

