

# ガウス過程回帰を用いた漁具の多目的最適化

倉本 紘彰\*1 内野 正和\*1 高宮 義弘\*1 表 一彦\*2 黄 浩\*2

## Multi-objective Optimization of Fishing Gear Using Gaussian Process Regression

Hiroaki Kuramoto, Masakazu Uchino, Kazuhiko Omote and Kou Kou

ガウス過程回帰を用いた多目的最適化は、目的同士にトレードオフ関係が内在する設計最適化問題において、複数のパレート最適解を一度に、かつ低い計算コストで獲得することが可能なため、産業界での利用が期待されている。本研究では、豊前海の桁網漁で使用される漁具の重量と剛性の改善を目的に、ガウス過程回帰を用いた多目的最適化を適用した。その結果、重量は従来品と同等で剛性を約8.7%改善できる構造が得られた。また、パレート最適解集合の分析により、漁具の設計に関する知見を得るとともに、ガウス過程により作成した回帰モデルは、設計範囲内において実用上十分な精度で解の推定が可能であることを確認した。

### 1 はじめに

豊前海で行われている桁網漁業は、海底の砂地を掻き起こしながら貝類などを獲る漁法である。網口に固定された図1に示すような鋼鉄製の鉤爪状の漁具には、強い曲げやねじりの負荷により変形や折損が起きるため、剛性の改善が課題となっている。一方で、剛性の向上に伴う重量増加は船舶の燃費や掻き起こしへの悪影響があるため避けなければならない。2つのトレードオフの関係にある目的を両立する設計、すなわち多目的最適化が求められている。

多目的最適化は、2個または3個の目的を持つ問題に対して、トレードオフ関係にある多数の最適解を一度に獲得する技術である。この計算には、NSGA-II (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithms-II)<sup>1)</sup> に代表される多目的遺伝的アルゴリズムを用いた進化的計算を伴うため、関数値の評価にシミュレーションが必要な場合、その膨大な計算コストが問題となる。そのため、一般的には事前に準備されたデータを回帰して得られる関数をシミュレーションの代替とする応答曲面法が用いられる。この応答曲面法で用いる回帰モデルにガウス過程回帰 (Gaussian Process Regression, GPR) による教師あり学習を適用することで、線形回帰手法ではフィッティングが難しい非線形性を持つ応答の表現が可能になる。

ガウス過程回帰は、入力変数  $x$  から出力変数  $y$  を出力する関数  $y = f(x)$  を推定する回帰モデルの一

つである。特に、モデル化対象に関する前知識をほとんど必要とせずに直接モデル化が可能のため、様々な分野での応用が可能な柔軟なモデルである。<sup>2) 3)</sup>

本研究では、ガウス過程回帰を用いた多目的最適化の適用により、重量を維持しながら剛性を高める新型漁具の開発をおこなった。



図1 漁具の外観

### 2 研究, 実験方法

#### 2-1 問題定式化

漁具の重量  $M$  と、平均コンプライアンス  $\theta$  の2つを目的関数とする多目的最適化を行う。平均コンプライアンスとは、外力と変位の積で表される物理量で、剛性が大きいほど小さい値を示すため、剛性最大化は平均コンプライアンス最小化と同義である。図2に漁具の設計変数の定義を示す。網枠に固定される部分と分布荷重を受ける部分は寸法固定とした。根元部分の軸半径  $r$  と、断面両側の平行部分に関する中心角度  $\phi$  を設計変数とし、中心線に対して対称に、根元か

\*1 機械電子研究所

\*2 松本工業(株) 研究開発本部開発センター

ら先端の鉤部に滑らかに接続する設計とした。設計条件を以下に示す。

設計変数  $r, \phi$

制約条件  $6\text{ mm} \leq r \leq 10\text{ mm}, 45\text{ mm} \leq \phi \leq 85\text{ mm}$

目的関数  $M, \theta$  ; 最小化

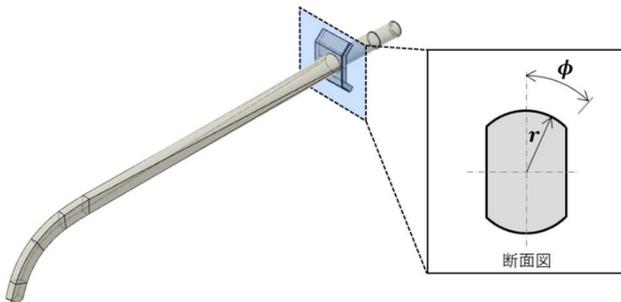


図2 設計変数の定義

シミュレーションにはオープンソースの構造解析ソフトであるSalome-Meca<sup>4)</sup>を用いた。サンプル点の生成、ガウス過程回帰、NSGA-IIの計算には、こちらもオープンソースの最適化フレームワークであるopenMDAO<sup>5)</sup>を用いた。計算に用いたソフトの構成とバージョンを表1に示す。計算の制御には、Pythonを用いたコードを作成した。

また、ガウス過程で用いるカーネル関数として、次式で表されるガウスカーネルを用いた。

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\beta \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2) \quad (1)$$

$\mathbf{x}, \mathbf{x}'$  は設計変数ベクトルを表し、 $n$  個目のデータは、 $\mathbf{x}^n = \{r^n, \phi^n\}$  と表される。 $\beta$  はハイパーパラメータで、対数尤度を最大化するように決定される。

表1 計算用PCとソフト構成

計算用PC	OS	Ubuntu 18.04 LTS
	CPU	Intel core-i7 8700K
ソフト	最適化	openMDAO 1.7.4
	CAD	FreeCAD 0.18
	FEM	Salome-Meca 2018

## 2-2 計算手順

最適化のアルゴリズムを図3に示す。手順はまず、必要な個数分のサンプル点をラテン超方格法<sup>6)</sup>により生成し、サンプル点ごとにシミュレーションを用いて重量と平均コンプライアンスを計算する。次に、全ての設計変数と目的関数のデータセットを使い、ガウス

過程回帰モデルの学習を行う。最後に、得られた回帰モデルを使って、NSGA-IIによりパレート解集合を求め、最適解を選択する。

ガウス過程回帰による推定の精度は、回帰計算に用いるサンプル数に依存する。今回は予備実験の結果に基づき、サンプル数を200、NSGA-IIの計算では、個体数を200、世代交代数を150とした。

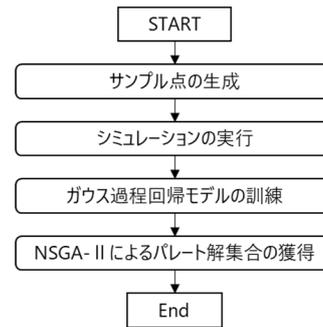


図3 最適化のアルゴリズム

## 3 結果と考察

### 3-1 計算結果

上記のアルゴリズムに基づいて得られたパレート解集合と、オリジナル形状の性能値を図4に示す。今回、目的関数は2つであるため、2次元空間上で左下に凸なパレート解集合が得られている。この図から、重量と平均コンプライアンスの間にあるトレードオフの関係を読み取ることができる。この結果から、最適解として重量が同等で平均コンプライアンスが改善できる解を選択した。選択した解の設計情報を表2に示す。平均コンプライアンスはオリジナルの0.606 [J]に対して、最適解が0.553 [J]と、約8.7%改善されていることが分かった。

次に、全てのパレート解を4次元の平行座標にプロットしたものを図5に示す。図より、重量と平均コンプライアンスは線分が互いに交差し、トレードオフ関係にあることを表している。また、半径  $r$  は設計範囲内からほぼ均一に選択されているのに対し、中心角度  $\phi$  は上限値付近に集中していることが分かる。つまり、この漁具の最適化においては、中心角度を大きくすることが重要であり、半径に関しては設計の制約が少なく、比較的自由度が高いことを示している。

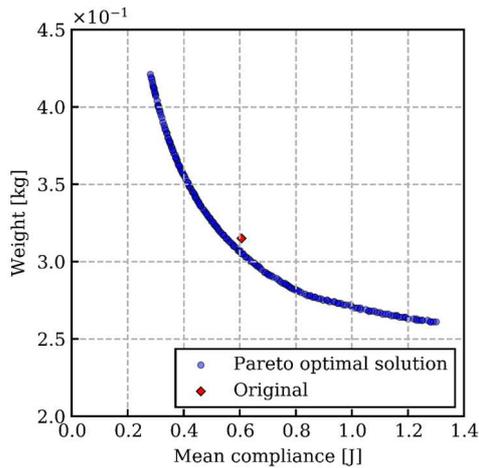


図4 パレート解集合

表2 選択した最適解とオリジナル形状の比較

	最適解	オリジナル
$r$ [mm]	7.19	—
$\phi$ [deg]	84.80	—
$M$ [g]	314.7	315.0
$\theta$ [J]	0.553	0.606

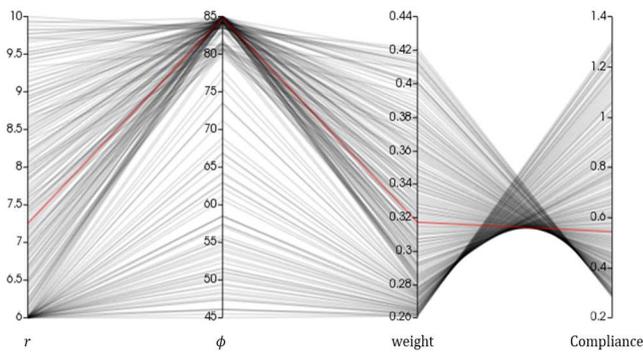


図5 4次元平行座標グラフ

### 3-2 回帰モデルの精度確認

これまでに得られた最適解は、ガウス過程回帰によって推定された解であるので、回帰モデルの精度の確認が必要である。表2の設計変数に基づいてシミュレーションで解析を行い、解析結果をガウス過程回帰による推定値と比較した結果を表3に示す。表より、推定値と解析結果はほぼ一致しており、この結果から最適解においては重量、平均コンプライアンス共に、精度良く推定できていることが分かる。

また、回帰モデル全体の精度についても確認を行った。その方法は、回帰モデルから新たに100個の設計変数と目的関数のデータセットをランダムに抽出し、

そのときの値をシミュレーション結果と比較をする。シミュレーションについては、事前に抽出した100個分の設計変数を使って計算することで、推定値とシミュレーション結果にどの程度誤差があるかが分かる。このようにして求めた計算結果の比較を図6に示す。図中の直線上にプロットがあれば、推定値と解析結果が一致していることを表している。計算の結果、最大誤差が重量で0.06%、平均コンプライアンスで0.33%となり、設計範囲全域で回帰モデルが真の解曲面を精度良く表していることが分かる。

表3 最適解の誤差

	推定値	解析値	誤差
$M$	314.7 [g]	314.7 [g]	0.012 %
$\theta$	0.553 [J]	0.553 [J]	0.088 %

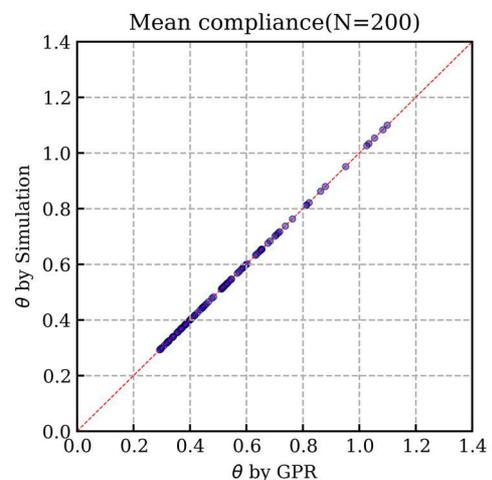
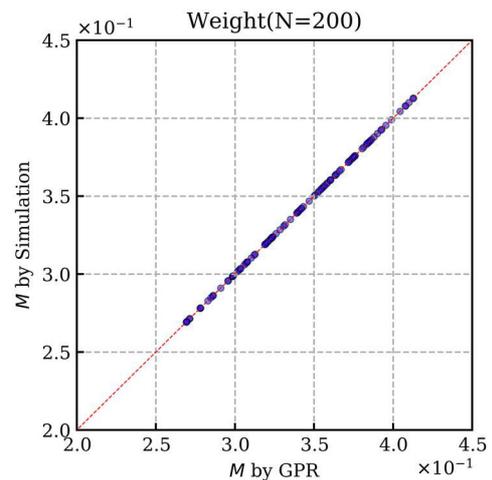


図6 ガウス過程回帰モデルの精度確認結果  
(上：重量，下：平均コンプライアンス)

### 3-3 回帰モデルの可視化

今回、設計変数が2個のため、目的関数ごとに回帰モデルの可視化が可能である。図7に可視化した回帰モデルを示す。図中のプロットはシミュレーションの結果を、ワイヤフレームはガウス過程回帰によって求められた回帰モデルを表している。この図より、重量、平均コンプライアンス共に凹凸の少ない単純な曲面となっており、設計変数の変化に対して、応答が緩やかである事が読み取れる。漁具の最適化部分の形状が単純で、発生する荷重も曲げとねじりだけのため、このような挙動を示したと考えられる。

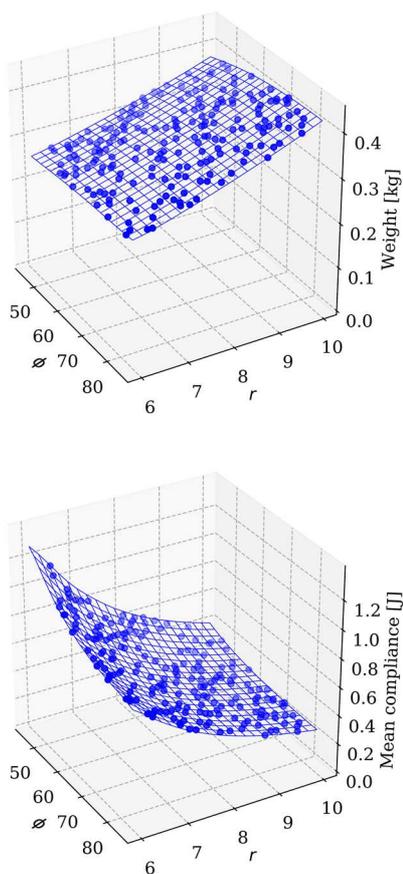


図7 シミュレーション結果とガウス過程回帰モデル  
(上：重量，下：平均コンプライアンス)

### 4 まとめ

本研究では、漁具に対して、ガウス過程回帰を用いた多目的最適化により、重量を維持したまま剛性を高めた最適構造を求めた。また、パレート解集合の分析により、漁具の設計に関する知見を得るとともに、ガウス過程回帰の適用により、設計範囲全域において実用上十分な精度で解の推定が可能であることを確認した。

### 5 参考文献

- 1) K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, and T. Meyarivan : *A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II*, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, no. 2, pp. 182-197 (2002)
- 2) 赤穂昭太郎 : ガウス過程回帰の基礎, システム/制御/情報, Vol. 62, No. 10, pp. 390-395 (2018)
- 3) 持橋大地, 大羽成征 : ガウス過程と機械学習, 講談社 (2019)
- 4) Salome-Meca : <https://code-aster.org/spip.php?rubrique2> (2020年4月)
- 5) Gray, J. S., Hwang, J. T., Martins, J. R. R. A. et al. OpenMDA0: an open-source framework for multidisciplinary design, analysis, and optimization. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, vol. 59, pp. 1075-1104 (2019).
- 6) McKay, M. D., Beckman, R. J., and Conover, W. J. : A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code," *Technometrics*, Vol. 21, No. 2, pp. 239-245 (1979).