

SVR法による地形データ内挿処理の 高速化について

曾田 康秀¹・伊藤 史晃²・石田 勝志³・酒寄 千展⁴
八木 裕子⁵・岡辺 拓巳⁶

¹株式会社東京建設コンサルタント 環境防災研究所 (〒170-0004 東京都豊島区北大塚1-15-6)

E-mail: sota-y@tokencon.co.jp (Corresponding Author)

²国土交通省中部地方整備局沼津河川国道事務所 (〒410-8567 静岡県沼津市下香貫外原3244-2)

(元国土交通省中部地方整備局静岡河川事務所 (〒420-0068 静岡県静岡市葵区田町3-108))

E-mail: itou-f85aa@mlit.go.jp

³元国土交通省中部地方整備局静岡河川事務所 (〒420-0068 静岡県静岡市葵区田町3-108)

⁴株式会社東京建設コンサルタント 環境防災研究所 (〒170-0004 東京都豊島区北大塚1-15-6)

E-mail: sakayori-c23@tokencon.co.jp

⁵正会員 株式会社東京建設コンサルタント 海岸・海洋事業本部 (〒170-0004 東京都豊島区北大塚1-15-6)

E-mail: yagi-h@tokencon.co.jp

⁶正会員 三重大学大学院 生物資源学研究科 (〒514-0102 三重県津市栗真町屋町1577)

E-mail: okabe@bio.mie-u.ac.jp

広域の海底地形を長期間継続してモニタリングする漁船ビッグデータ (BD) 手法では、不規則な漁船の航行位置で記録された水深情報を格子点状に整理して地形データを生成するため、大量の水深データの補間 (空間的な内挿) 操作が必要とされる。地形データの内挿処理で多く用いられているKrigingは、異常値除去のための計算コストを要し、多量のデータを扱うBD手法ではこれが課題であった。一方、機械学習の一つであるサポートベクトル回帰 (SVR) は、空間領域ごとに異常値の影響の少ない曲面を推定するのに適している。本研究ではSVRをBD手法の内挿に適用し、Krigingと同等の精度が得られること、50 m格子の地形生成に係る計算時間が1点抜きKrigingの約2.5%となることを明らかにした。

Key Words : Terrain Data Interpolation, fishery vessel, SVR, machine learning, kriging

1. はじめに

海岸の土砂管理においては、地形変化、漂砂の実態把握が重要となる。侵食対策事業を実施している多くの海岸では、年に1回程度の地形測量が実施され、長期的な地形変化の解析に資しているが、高波浪や出水による短期的な地形変化は把握できていない。短期的な地形変化を把握するために測量の実施頻度を高めることは、コスト面の課題により現実的とは言えない。そこで、駿河海岸では土砂管理上支障のない精度を有し、高頻度かつ迅速に対応可能である安価で簡易なモニタリング手法について検討を進めている。このうち、漁船ビッグデータ (漁船BD) は操業中の漁船に搭載されている魚群探知機とGPSより水深、位置、時刻情報を取得して空間的な内挿・外挿処理を実施し、地形データ (任意間隔の格子データ) を作成するものである¹⁾²⁾³⁾。

魚群探知機により取得された水深データは、気泡や多重反射などの影響により一定期間異常なデータが継続する場合がある。異常値除去の手法としては移動平均やWavelet変換のようなフーリエ解析に基づく手法が考えられる。しかしながら、前者では連続的な異常値除去が困難であり、後者でもこれまでにWaveletを使ったノイズ除去では連続的な異常値が除去できないことが報告されている⁴⁾。従って水深情報を空間格子点上の情報に焼き直した後に異常値除去が行われている。

これまでの漁船データによる空間格子点上の地形データ内挿処理にはKrigingを主に用いてきた¹⁾²⁾³⁾。Krigingでは、格子点上の水深期待値に対して加重平均が取られ、補間対象点までの距離に依存して線形和の係数が決められる⁵⁾。従って近傍の水深期待値に異常値が含まれる場合、補間の精度が著しく低下する。Krigingでは、これを回避するために一点抜き交差検証が用いられるが、これには

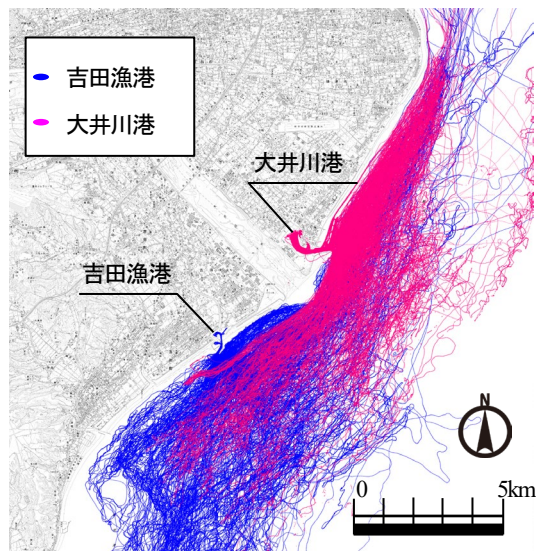


図-1 航跡図

格子ごとの個別の補間計算が必要であり計算コストが膨大になる。

線形回帰を拡張した機械学習の一つであるサポートベクトル回帰 (SVR) ⁹⁾ は、これまでさまざまな分野に適用されており、Kriging と組み合わせたモデルも広く利用されている ⁷⁸⁾。これらのモデルではいずれも SVR の説明変数は目的変数と相関を持つ物理量であり、Kriging との組み合わせでは、各物理量の空間位置に依る相関誤差が Kriging により埋め合わされる。SVR は単純な線形回帰と比較し、汎化性を持たせるためのハイパーパラメータが含まれている。これにより教師データに過度にモデルパラメータを合わせこむ過学習を回避することができ、異常値の影響の少ないモデルを構築することができる。

以上の点を踏まえ、本論文では漁船 BD の空間内挿に SVR を用いた場合の検討を行う。2 章では、SVR の説明変数に 10 m 格子座標、目的変数にその位置での水深期待値、カーネル関数にガウス型 RBF 関数を用いることで、Kriging と同様に周囲の格子点との距離に依存した重みによる空間内挿ができることを示す。また 3 章では計算コストのかかる一点抜き交差検証なしに Kriging と同程度の補間精度が得られることを示す。4 章では本論文の結果や今後の課題をまとめる。

2. SVRを用いた漁船BDによる海底地形の生成

(1) 漁船データを用いた教師データの構築と前処理

本論文では、大井川河口付近の吉田漁港および大井川港を出港するシラス漁船 (それぞれ 4 隻) により得られたデータについて検証した。データーロガーには、漁船に搭載されている魚群探知機と GNSS から水深、位置、

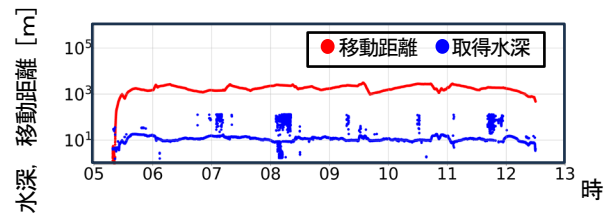


図-2 吉田漁港から出漁した 1 隻の漁船の取得水深 (青) および出発位置からの移動距離 (赤) の 1 日の時系列変化例 (2023 年 5 月 2 日)

時刻を収録し、海底地形データは次の手順で作成した。まず、データが収録された位置 (緯度・経度, WGS84) を平面直角座標系 (VIII 系, X: 南北方向座標, Y: 東西方向座標) に変換し、計測された水深に対して潮位と水温補正を行い水深 (T.P. 値) を求めた (以降、単に水深と呼ぶ)。潮位補正では、気象庁観測潮位 (清水港, 御前崎) の調和解析結果を用い、1 分毎の駿河海岸の海水位を定め、漁船が計測した水深を修正した。

2023 年 3 月 21 日から 9 月 19 日までの、吉田漁港および大井川港を出港する漁船の航行経路を重ね合わせると図-1 のようになる。海底地形の作図には、平面を 10 m 間隔の格子点で分割し、1 分間隔で得られる水深データを、20 m 以内の距離にある格子点に割り振る。

各漁船から得られる水深の時系列データには、図-2 にみられるようなノイズが発生する。ノイズによる異常値を除去するための前処理として、各格子点に割り振られた水深データの平均値および標準偏差をもとめ、平均値からのずれが標準偏差の 2 倍以上になるデータを削除する。ただし図-2 に見られるような連続的な異常値が格子点に割り振られた場合、格子点に付与された水深値に対して異常値が支配的になり異常値除去ができない場合がある。

海底地形を求めるために広く用いられている Kriging では、異常値を除去した後、各格子点に水深データの平均値を割り振り、漁船データの存在しない格子点に対する観測値を内挿補間により求める。ここで、格子点に割り振られたデータの異常値が取り除けていない場合は、補間精度が大幅に下がる。Kriging では観測値の存在する格子点での補間値は観測値と一致するため、補間値と観測値の差異による異常値判定はできない。よって各格子点上での観測値を、その格子点を除いた周辺の観測値で Kriging 補間した値と比較し、その差が閾値を超えるデータを除去する (1 点抜き交差検証)。この 1 点抜き交差検証は、観測値の存在する全ての格子点で行う必要があるため観測値の数に比例して計算コストが増加する。以下では Kriging に代わり、SVR を水深データの空間内挿に用いた海底地形作成を行い、Kriging による空間内挿との予測精度や計算速度を比較検証する。

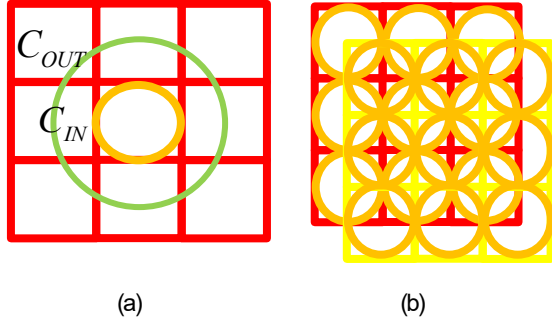


図-3(a) 50m格子座標 A と格子領域中心の周りの内接円 C_{IN} (オレンジ) および外接円 C_{OUT} (緑), (b) 50m格子座標 A (赤) と 50m格子座標 B (黄色) の配置およびそれぞれの格子座標での内接円 (オレンジ)

(2) SVRによるモデル構築

SVRは、線形回帰を拡張した機械学習の一つであり、目的変数を説明変数の線形和で記述する。本研究では説明変数を 10 m 格子点座標 $\vec{x}$ 、目的変数を $\vec{x}$ での水深値 H とし、 $H = \vec{\omega} \cdot \vec{\phi}(\vec{x}) + b$ とする。 $\vec{\omega}, b$ はモデルパラメータで、関数 $\vec{\phi}$ はモデルの非線形性を反映している。 $\vec{\omega}, b$ の値は、10 m 格子点 $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N)$ における水深観測値 $(H_1, H_2, \dots, H_N)$ を教師データとし、パラメータ C, ε をそれぞれ正則化パラメータ、不感度パラメータとして、式(1)に示すラグランジュ関数を最小にするように決定される⁶⁾。

$$L = \frac{1}{2} |\vec{\omega}|^2 +$$

$$C \sum_{i=1}^N \max\{|H_i - \vec{\omega} \cdot \vec{\phi}(\vec{x}_i) - b| - \varepsilon, 0\} \quad (1)$$

式(1)に対する最適解は、 $\vec{\omega}, b$ に対する双対変数 $\alpha^{\pm}, \eta^{\pm}$ を用いて表現でき、10 m 格子点 $\vec{x}$ での水深 H の最適解 $H_*(\vec{x})$ は、双対変数の最適解 $\alpha^{\pm}, \eta^{\pm}$ および関数 $\vec{\phi}$ に対応するカーネル関数 K を用いて、式(2)のとおり表される⁶⁾。

$$H_*(\vec{x}) = \sum_{i=1}^N (\alpha_{i*}^+ - \alpha_{i*}^-) K(\vec{x}, \vec{x}_i) \quad (2)$$

特にカーネル関数としてガウス型 RBF カーネル $K(\vec{x}, \vec{x}_i) = \exp(-\gamma \|\vec{x} - \vec{x}_i\|)$ を用いることで、Kriging 補間と同様に観測データとの距離 $\|\vec{x} - \vec{x}_i\|$ に依存した重み付けを行うことが可能である。SVRには、他の回帰モデルやKrigingと比較して以下のような利点がある。

- python のオープンソースライブラリ scikit-learn⁹⁾にモジュール SVR が公開されており、モデル構築および最適解の取得を容易に行うことができる。
- Kriging と異なり、観測値の存在する格子点での補間値は観測値と一致しない。また式(2)でカーネルの重みを双対変数に対して行うため、各格子点での補間値は近傍にある異常値の影響を直接受けにくくなる。
- ハイパーパラメータ C, ε を調整することで、関数形の過度な教師データへの合わせ込みを回避し、異常値の影響を受けない予測値を取得できる。

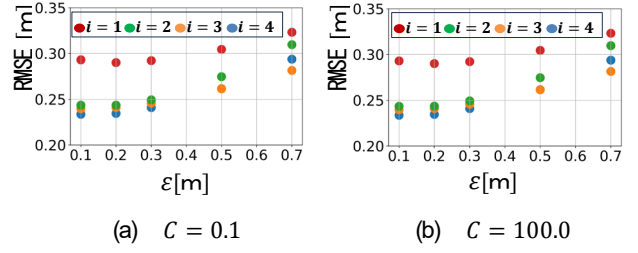


図-4 内接円 C_{IN} 内部での訓練用データによる SVR 補間と検証データとの 4 モデル($1 \leq i \leq 4$)での RMSE

以下では、scikit-learn の SVR モジュール⁹⁾で、 $\text{kernel}=\text{rbf}$, $\text{gamma}=\text{scale}$ のオプションを指定し、パラメータ γ を自動最適化したガウス型 RBF カーネルを用いて機械学習を行う。

(3) SVRによるモデル構築の最適化

以下では、SVRにより格子点を補間するために、平面を 50 m 格子座標 A で分割し、各 50 m 格子領域の内部の 10 m 格子点上での水深をその周辺にある観測点で SVR 補間する。ただし、外縁部での補間誤差を低減するために、図-3(a)のように各格子領域の外接円 C_{OUT} 内部の 10 m 格子点 $(\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N)$ における水深データの観測値 $(H_1, H_2, \dots, H_N)$ に対して式(1)の最小化によりモデル構築を行い、内接円 C_{IN} 内部の 10 m 格子点 $\vec{x}$ での水深値を求める (SVR 補間)。

通常、機械学習におけるパラメータ最適化には k -分割交差検証法が用いられる。 k -分割交差検証法では、教師データを k 個に分割し、そのうちの 1 個を検証用、残り $k-1$ 個を訓練用とし、訓練用の観測点によって得られる予測モデルでの検証用観測点での予測値との誤差を評価する。以下ではハイパーパラメータ C, ε の最適値を得るために、吉田漁港を出港する 4 隻の漁船によって得られた 2023 年 3 月 21 日から 6 月 1 日までの水深データを 4 期間に分割し、 i 番目の期間を検証用、残りの 3 期間を訓練用としたモデル i ($1 \leq i \leq 4$) を構築した。正則化パラメータ $C = 0.1, 100$ 、不感度パラメータ $0.1 \leq \varepsilon \leq 0.7$ m の範囲で、内接円 C_{IN} 内部での訓練用データによる SVR 補間値と検証データ観測値との二乗平均平方根誤差 (RMSE) を求めると、図-4 より各モデルでの RMSE は C の値に依らず、 ε に対しては 0.2 m 以上で単調増加している。以上から各 A 格子座標内の 10 m 格子点上の水深値には 0.1 m~0.2 m 程度の揺らぎが存在していると考えられる。

以下では、 C, ε の最適値として、 $C = 1.0, \varepsilon = 0.1$ m に値を固定し、全期間の水深データを用いて、格子座標

A の各 50 m 格子領域ごとにモデル構築を行い、内接円 C_{IN} 内部の 10m 格子点に対する SVR 補間を行う。ただし格子座標 A のみによるモデル構築では、50m 格子領域内の内接円の外側の領域が補間されない。従って格子座標 A を半格子 (25 m) だけずらした格子座標 B を導入し、同様の SVR 補間を行う。図-3(b)より、これらの 50 m 格子座標の内接円は互いに交差し、領域内の全ての 10 m 格子点を覆う。2 つ座標系での内接円の交差領域で両座標系での SVR 補間値の相加平均を与えることで、対象領域内の全ての 10 m 格子点での SVR 補間値を求めることができる。

3. Krigingに対するSVR地形データ作成の精度比較検証

(1) Krigingでの海底地形構築

以下では、SVR構築した海底地形の精度検証のために、SVRと同様に50 m格子上でKrigingによる内挿補間を行った。Krigingでは前処理で除去できない異常値の影響を取り除くために1点抜き交差検証を実行し、各50 m格子内で、対象点の観測値とそれ以外の観測点による補間値との差が閾値以上となった場合、対象点での観測値を排除した。次に各50 m格子領域内で全異常値を除去した後、観測値の付与されていない10 m格子点での水深値をKriging補間した。

(2) SVRとKrigingでの取得地形の精度比較

図-5より2022年11月から2023年6月1日までに顕著な高波浪イベント、出水等は見られず、この期間に大きな地形変化は生じていないと推定される。よって、以下では2022年11月に静岡河川事務所が実施した深浅測量 (NMB 測量) 成果と、2022年11月から2023年6月1日までのSVRおよびKrigingによる50 m格子内挿の予測精度を比較検討

する。図-6の(a)は2022年11月に実施された深浅測量の結果、図-6の(b), (c)は50 m格子内での内挿後に漁船BDからKrigingおよびSVRで得られた水深補間値の分布である。

以下では、深浅測量のデータ値と漁船BD補間値の両方を含む10m格子点上で、両者の水深値の差分を比較する。図-7の(a), (b)は大井川河口付近でのKrigingおよびSVRによる図-6の水深補間値と深浅測量観測値との差分の空間分布である。KrigingではSVRに比べて、差分値の分布に細かい揺らぎが多く見られる。これらの揺らぎの高周波成分を除去するために、水深の補間値に移動平均によるローパスフィルタを作用させ、深浅測量観測値との差分を取ると、図-7(c), (d)の平滑化された空間分布が得られる。平滑化後もKrigingではSVRよりも細かい揺らぎが残る。一方、大井川河口付近 (図-7黒線枠内) での各ケースにおける全10 m格子点に対する水深補間値の深浅測量との差分の頻度分布に対する箱髭図が図-8である。水深差分の平均値はいずれ10 cm程度であり、最大で平均値から ± 50 cm程度の範囲に分布している。表-1は各ケースでの水深差分の平均値および中央値の値である。Krigingでは差分の平均値が10 cm程度上振れしており、既往研究¹⁰⁾と同様の結果が得られている。SVRでの差分の平均値および中央値はいずれもKrigingと同等であり、SVRが1~1.5 cmとわずかに大きくなる結果となった。

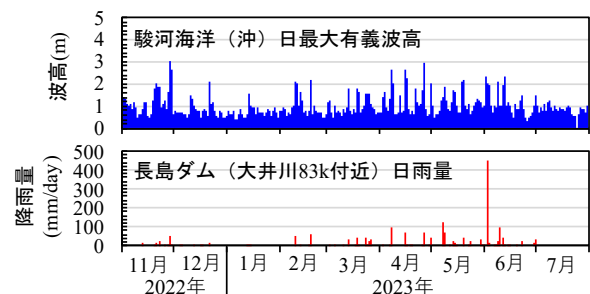


図-5 駿河海洋（沖）の平均有義波高と降雨量の経時変化

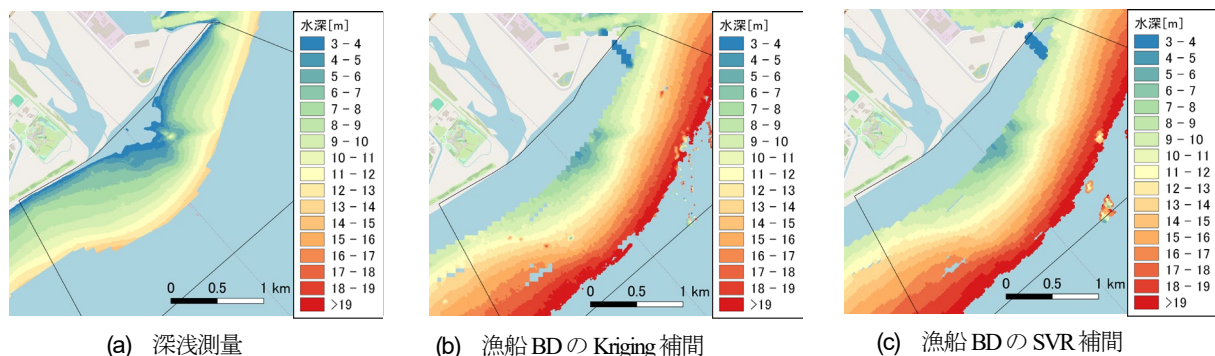


図-6 大井川河口付近での深浅測量による水深値および漁船 BD 取得データの水深補間値

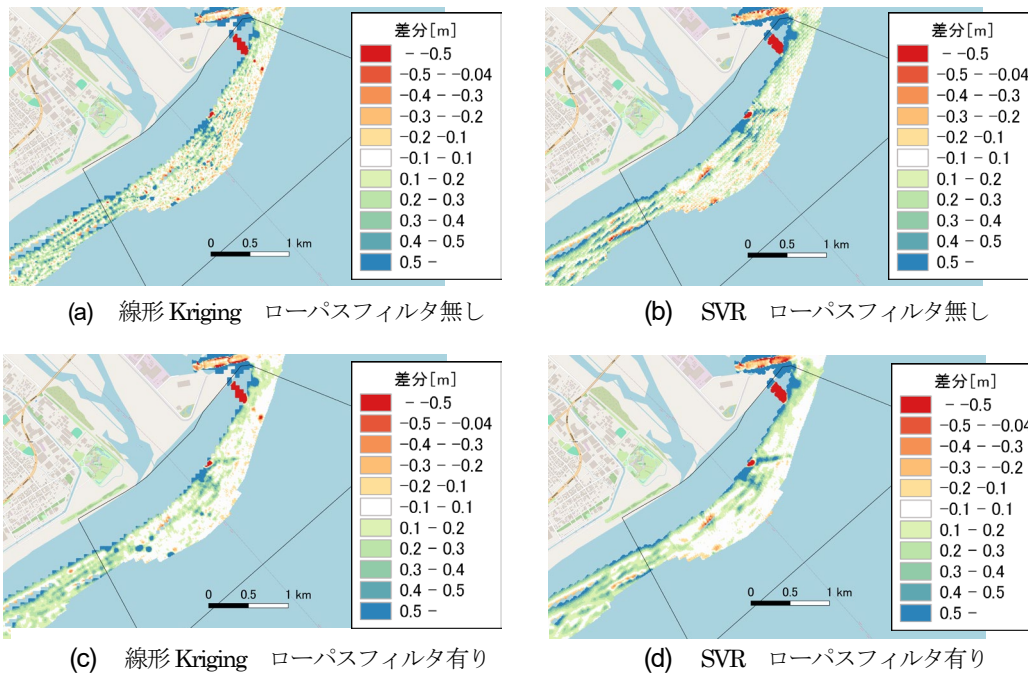


図-7 大井川河口付近における水深補間値の深浅測量との差

表-1 大井川河口付近（図-6(a)～(d)における黒枠内）での全 10m 格子点に対する水深補間値の深浅測量との差分の平均値および中央値

パラメータ名	(a)	(b)	(c)	(d)
差分平均値[cm]	11.4	12.9	11.6	13.1
差分中央値[cm]	8.4	9.9	7.9	8.7

表-2 大井川河口付近データ数および計算環境

10[m]メッシュ点の総数	45,200
50[m]メッシュ点の総数	2,170
CPU	Intel(R) Xeon(R) Gold 6226 CPU@2.70GHz
ソケットあたりのコア数	12
ソケット数	4
利用可能メモリ量	376Gbyte

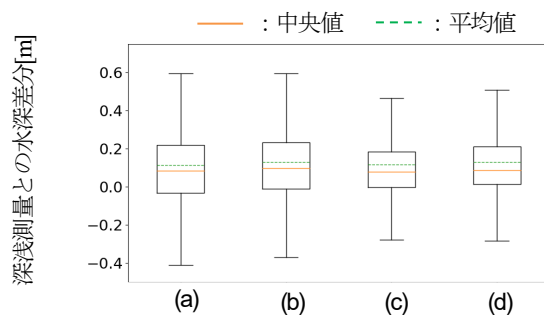


図-8 大井川河口付近（図-6(a)～(d)における黒枠内）での全 10m 格子点に対する水深補間値の深浅測量との差分の頻度分布に対する箱髭図

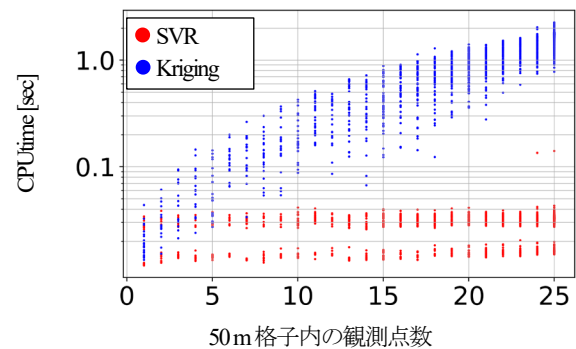


図-9 大井川河口付近（図-6 (a)～(d)における黒枠内）での 50m 格子点内の内挿に要する 1 コア 1CPU での CPU 時間の分布

(3) SVRとKrigingでの補間処理に対する計算コストの比較

SVRでは、Krigingと異なり、双対変数による補間およびハイパーパラメータの調整により、1点抜き交差検証による異常値除去は不要である。以下では、1点抜き交差検証を伴うKrigingとSVRとで、大井川河口付近（図-7 黒線枠内）での各 50 m 格子領域内の内挿に要する計算コストを表-2の計算環境で1コアのみを使って比較する。

図-9に50 m 格子点内の異常値除去に要するCPU時間を

KrigingとSVRで比較して示す。横軸は、各50 m格子点内に存在する水深値の付与された10 m格子点数を示している。Krigingでは、各50 m格子点内の全ての観測点に対して1点抜き交差検証を行うため、図-9に示すとおり観測点の個数に比例して計算期間が長くなっている。一方、SVRでは最適化されたパラメータ値($C = 1.0, \varepsilon = 0.1$)で50 m格子領域内で一度だけ補間計算をすれば良いので、観測点の個数に依存せずCPU時間はほぼ一定となる。また表-2の計算環境において、大井川河口付近、約5.4 km²

の領域(図-6(b), (c)黒線枠内)での格子点内挿に要した計算時間は、Krigingが約43分であるのに対し、SVRでは約1分であった。SVRでの50 m格子点1個あたりの平均計算時間はKrigingの約2.5 %で、大幅に計算時間が短縮されることが確認された。

4. 結び

本研究では、Krigingに代わりSVRを用いて漁船BDによる海底地形の構築を行い、その処理速度や予測精度を比較、検討した。SVRでは、Krigingと違い線形和は周囲の水深期待値に対してではなく、双対変換された変数に対して行われる。またSVRでは、ハイパーパラメータを調整することで周囲の個々の観測値への過度のフィッティングを避けることができる。以上からSVRは一点抜きKrigingのような計算コストのかかる手続きを回避しつつ、異常値の影響の少ない補間値を与えることが示された。深浅測量との差分による精度評価では、SVRのほうが差分値の空間的な揺らぎは少なく、差分の平均値の差は1.5 cm程度とごくわずかであった。なお、SVRの差分値がわずかに大きくなる要因がSVRのアルゴリズムに依るのかは検討の余地がある。

海底地形取得のための計算時間に関しては、50 m格子の地形生成に係る計算時間が1点抜きKrigingの約2.5 %となることを確認した。SVRでは、pythonのオープンソースライブラリ scikit-learn のモジュールの利用が可能のため、計算コードの拡張も容易である。今後も継続してモニタリングを実施し、複数時期の評価を行うとともに、別の海域でも同様の評価を行い、SVRによる海岸地形構築の標準化について検討を進めていく必要がある。

謝辞： 漁船ビッグデータの取得に際しては、南駿河湾漁業協同組合、大井川港漁業協同組合に協力を頂いた。また、漁船ビッグデータの一部は国土交通省河川砂防技術研究開発（平成 30 年度）の助成によるものである。ここに記して謝意を表します。

REFERENCES

- 岡辺拓巳，下園武範，武若聡 増田隆宏，松野英昭，鈴木高行，松尾幸二郎：ベイズ推定を用いた海底地形データの融合手法に関する研究，土木学会論文集 B2（海岸工学），Vol. 76，No. 2，pp. I_1345-I_1350，2020. [Okabe, T., Shimozono, T., Takewaka, S. Masuda, T., Matsuno, H., Suzuki, T. and Matsuo, K.: A Bayesian approach to mapping synthetic nearshore bathymetry, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B2 (Coastal Engineering)*, Vol. 76, Issue 2, pp. I_1345-I_1350, 2020.]
- 橋口喬太，岡辺拓巳，武若聡：オープン衛星画像と漁船ビッグデータによる浅羽海岸の海岸地形モニタリング，土木学会論文集 B2（海岸工学），Vol. 77，No. 2，pp. I_1093-I_1098，2021. [Hashiguchi, K., Okabe, T. and Takewaka, S.: Bathymetry monitoring of Asaba Coast using open satellite imagery and Fishing vessel depth data, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B2 (Coastal Engineering)*, Vol. 77, Issue 2, pp. I_1093-I_1098, 2021]
- 八木 裕子，岡辺 拓巳，武若 聡，Liang JIAMIAN：漁船ビッグデータとオープン衛星画像による海岸地形モニタリング手法実用化に向けての検証，土木学会論文集 B2（海岸工学），Vol. 78，No. 2，pp. I_1105-I_1110，2022. [Yagi, H., Okabe, T., Takewaka, S. and Jiamian, L.: Validation and verification of applicability of low-cost coastal mapping system combining depth data from fishing vessels and shoreline position from open satellite imageries, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. B2 (Coastal engineering)*, Vol. 78, Issue 2, pp. I_1105-I_1110, 2022.]
- 畑中勝守，和田雅昭：漁船を活用した海底地形情報取得システムのデータ解析に関する考察，海岸工学論文集，第 53 巻，pp. 1386-1390，2006. [Hatanaka, K. and Wada, M.: Data analysis of Bathymetry System using fishing vessels, *Proceedings of Coastal Engineering, JSCE*, Vol. 53, pp. 1386-1390, 2006.]
- 間瀬茂：地球統計学とクリギング法，R と geoR によるデータ解析，オーム社，2010. [Mase, S.: Chikyu Tokeigaku to Kriging ho R to geoR niyoru data kaiseki, Ohmsha, 2010.]
- 竹内一郎，鳥山昌幸：サポートベクトルマシン（機械学習プロフェッショナルシリーズ），pp. 42-56，pp. 117-119，講談社，2015. [Takeuchi, I. and Karasuyama, M.: *Support Vector Machine (Machine Learning Professional Series)*, pp. 42-56 and pp. 117-119, Kodansha, 1962.]
- Lin Chen, L., Ren, C., Zhang, B. and Wang, Z.: Multi-Sensor Prediction of Stand Volume by a Hybrid Model of Support Vector Machine for Regression Kriging, *Forest*, Vol. 11, pp. 296-313, 2020.
- Lee, M., Moon, S., Yoon, Y., Kim, Y., Moon, B.: Detecting Anomalies in Meteorological Data Using Support Vector Regression, *Advances in Meteorology*, vol. 2018, Article ID 5439256, 14 pages, 2018.
- Scikit-learn: Machine Learning in Python, Pedregosa et al., *JMLR* 12, pp. 2825-2830, 2011.
- 岡辺拓巳，青木伸一，河村雅彦：シラス漁船を利用した広域・高頻度海底地形図の作成とその応用に関する研究，海岸工学論文集，第 55 巻，pp. 661-665，2008. [Okabe, T., Aoki, S. and Kawamura, M.: Study on Frequent Monitoring of Wide Area Bathymetry Using Fish Finder Data of Whitebait Fishing Boats, *Proceedings of Coastal Engineering, JSCE*, Vol. 55, pp. 661-665, 2008.]

(Received March 14, 2024)

(Accepted July 18, 2024)

ACCELERATION OF TERRAIN DATA INTERPOLATION PROCESSING USING SVR METHOD

Yasuhide SOTA, Fumiaki ITO, Katsushi ISHIDA, Chihiro SAKAYORI, Hiroko YAGI
and Takumi OKABE

In big data (BD) methodologies for monitoring seafloor topography over long periods, irregularly spaced spatial data from fishing vessels are allocated onto grid points to generate bathymetric data. Interpolation of large amounts of depth data is necessitated for this purpose. Kriging, a widely used method for terrain data interpolation, requires computational costs to eliminate anomalies, posing a challenge in the BD methodologies dealing with massive data. On the other hand, Support Vector Regression (SVR), a machine learning technique, is suitable for estimating surfaces with minimal influence from anomalies in spatial domains. In this study, we applied SVR to interpolation in the BD methodologies. The demonstration showed that it achieves accuracy equivalent to Kriging while reducing computational time for generating terrain with 50 m grid spacing to approximately 2.5 % of one-point-removed Kriging.