

3D スキャナーを活用した鋼板形状評価のための 位相補償ガウシアンフィルター

A Gaussian Filter for Plate Flatness Evaluation System with 3-D Scanner

青江信一郎 AOE Shinichiro JFE スチール スチール研究所 圧延・加工プロセス研究部 主任研究員(副部長)・博士(工学)
三宅 勝 MIYAKE Masaru JFE スチール スチール研究所 圧延・加工プロセス研究部長・博士(工学)
壁矢 和久 KABEYA Kazuhisa JFE スチール スチール研究所 研究企画部長(理事)・博士(工学)

要旨

近年、3次元レーザースキャナー(3D スキャナー)と呼ばれる測定装置が汎用的、低コストとなり、種々の製造現場・工場で適用されはじめている。使いやすくなった3D スキャナーを活用した鋼板の曲り・平坦度の測定・評価システムを開発した。3D スキャナーで測定される鋼板表面の誤差を含む大規模点群データから、独自に改良した平滑化スプライン法および情報量規準(あるいは交差検証)に基づく最適フィルターを用いて鋼板表面形状を評価し、本論文で提案した手法が実用的に有効であることを確認した。

Abstract:

LIDAR (light detection and ranging) system was applied to a plate flatness evaluation system. Plate surfaces are reconstructed from many points generated by LIDAR with a smoothing spline method. We defined a smoothing spline functional with sampling measure weights. The equivalent number of parameters defined on this functional does not depend on the distribution of samples. The approximation of the equivalent number of parameters is derived when the number of samples becomes infinity. This approximation greatly reduced the calculation time needed to estimate the optimal smoothing. The smoothing spline calculation cost was so high that new algorithms (FMM: fast multi-pole method) were introduced and we developed the smoothing engine, which was applied to practical problems. The engine generated clear surfaces and was robust to various dirty points cloud.

1. はじめに

近年、3次元レーザースキャナー(3D スキャナー)と呼ばれる測定装置が汎用的、低コストとなり、3D スキャナーを活用した鋼板の曲り・平坦度を測定する方法が造船工場等で適用されつつある。鉄鋼業で3D スキャナーを活用する場合、オンライン平坦度/形状計のように移動している鋼板を測定することはできないが、一方で、ポータブル性に優れ、オンサイトでの測定、および定点固定された鋼板の形状測定には、適切な測定装置と考えられる。

3D スキャナーを鋼板の平坦度、形状測定に適用する問題は、3D スキャナーから出力される数百万点の大規模点群データの処理である。鋼板表面に射影された点群データはグリッド状とならず、粗密のある規則的でない分布となり、曲面化処理が複雑となる。個々の点データには、測定誤差が含まれ、精度を高めるためには不規則分布点群に対する平滑化処理が必要となる。このような問題に対して、平滑化スプライン法を適用することを考える。

平滑化スプライン法は、誤差を含むサンプリング値からノ

ンパラメトリックな曲線あるいは曲面を推定するための回帰法として知られており、様々な理工学分野で用いられている。平滑化スプラインは理論背景が明確な位相補償ガウシアンフィルターであり、ノイズ除去のための信号処理^{1,2)}、画像処理での画像復元³⁾およびノイズ除去⁴⁾、磁場、重力場に対する逆問題⁵⁾、医療データの統計処理⁶⁾および3D スキャナー等を用いて測定されたデータからの形状曲面生成^{7,8)}で応用されている。

平滑化スプライン法は、平滑化パラメータを制御することで、任意の平滑化された回帰関数を計算することが可能である。平滑化パラメータを小さくしすぎると、回帰関数が測定データとフィッティングしすぎ(過適合)となり、回帰関数がジグザグとなる。逆に平滑化パラメータを大きくしすぎると、平滑化されすぎてしまい、回帰関数から重要な情報が得られなくなる。このことから、測定対象形状、データに依存して、ほどよく適合した回帰関数、また適切な平滑化パラメータが存在することがわかる。適切な平滑化パラメータを求める手法として、一般化交差検証法^{9,10)}(GCV: Generalized Cross Validation)が知られているが、密正行列の逆行列演算が必要となり、点群数が多くなると計算時間が膨大となり、適切な平滑化パラメータを求めることが実

質不可能となる。

曲面生成のための平滑化スプラインの計算には、非常に計算コストがかかり、大規模点群処理には不適であったが、近年、計算コストの壁を突破できる可能性を持つ新たなアルゴリズムが開発されている。Beatson ら¹¹⁾ は、多重極展開法 (Fast Multi-pole Method, FMM) を用いた高速回帰モデル評価手法を提案し、劇的に計算時間を低減させることが可能となった。Beatson ら¹²⁾ は、近似的なカーディナルスプライン (局所台の性質を持つスプライン) を用いた係数求解のための前処理 (Preconditioning) と、GMRES (Generalized Minimal Residual Method) を用いてスプライン係数を高速に計算する手法を提案した。

本論文で述べる曲面生成方法には、過去に開発された平滑化スプライン法に対して独自の改良も加えた。実測された点群データに対応するために、サンプリング測度重み付き平滑化スプライン汎関数を定義する^{13, 14)}。この汎関数を用いることで、大規模点群に対する適切な平滑化パラメータを高速かつ実用的レベルで求めることができる。3D スキャナーで得られた大規模な実データの平滑化処理を行い、本論文で提案した手法が実用的に有効であることを示す¹⁵⁾。

2. サンプリング測度重み付き平滑化薄板スプライン回帰

重み付き平滑化薄板スプライン (TPS: Thin Plate Spline) の汎関数は、次式で定義される。

$$\Pi = \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} \omega_M^{(i)} \left(z_M^{(i)} - f(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) \right)^2 + \gamma \int_{\Omega} \frac{1}{2} (\nabla^2 f)^2 d\Omega \quad \dots (1)$$

$$\nabla = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} & \frac{\partial}{\partial y} \end{bmatrix}$$

ここで、 m はサンプリング数、 Ω はサンプリング領域の面積、 $(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) (i=1, \dots, m)$ は i 番目のサンプリング点の位置、 $z_M^{(i)} (i=1, \dots, m)$ は i 番目のサンプリング点の値、 f は回帰曲面、 γ は平滑化パラメータ、そして $\omega_M^{(i)} (i=1, \dots, m)$ は i 番目のサンプリング点の重みである。重みが次式で定義されると考える。

$$\int_0^{\Omega} g(x, y) d\Omega \approx \sum_{i=1}^m \omega_M^{(i)} g(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) \quad \dots (2)$$

$$\sum_{i=1}^m \omega_M^{(i)} = \Omega, \quad \omega_M^{(i)} \geq 0 \quad (i=1, \dots, m)$$

ここで、 $g(x, y)$ は任意の関数である。式 (2) は数値積分公式を示している。例えば、重みは数値求積法^{16, 17)} から求められる。ただし、この求積法では、サンプリング測度 $\omega_M^{(i)} (i=1, \dots, m)$ の正値を保証できない。もしサンプリング測度が負となる場合には、対応するサンプリング点を除去する等の工夫が必要である。

(1) 式の汎関数に変分原理を適用すると、

$$\begin{aligned} \delta \Pi &= \int_{\Omega} \left\{ \gamma \nabla^4 f \right. \\ &+ \sum_{i=1}^m \omega_M^{(i)} \left(f(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) - z_M^{(i)} \right) \text{Dirac}(x - x_M^{(i)}, y - y_M^{(i)}) \left. \right\} \delta f d\Omega \\ &- \gamma \int_{\Gamma} (\nabla(\nabla^2 f) \cdot \mu) \delta f d\Gamma + \gamma \int_{\Gamma} \nabla^2 f (\delta(\nabla f) \cdot \mu) d\Gamma = 0 \quad \dots (3) \end{aligned}$$

ここで、 $\text{Dirac}(x, y)$ はディラックのデルタ関数、 Γ は領域 Ω の境界であり、 μ は境界 Γ の単位法線ベクトルである。(3) 式から、平滑化 TPS の偏微分方程式は、

$$\gamma \nabla^4 f + \sum_{i=1}^m \omega_M^{(i)} \left(f(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) - z_M^{(i)} \right) \text{Dirac}(x - x_M^{(i)}, y - y_M^{(i)}) = 0 \quad \dots (4)$$

となり、境界条件は、

$$\nabla^2 f = \nabla(\nabla^2 f) \cdot \mu = 0 \quad \text{on } \Gamma$$

となる。一般的に、偏微分方程式 (4) の解は、解析的ではないが、もし領域 Ω が無限大であるならば、偏微分方程式 (4) の解は単純になり、回帰曲面は、

$$f(x, y) = c_1 + c_2 x + c_3 y + \sum_{i=1}^m \frac{d_M^{(i)}}{8\pi} r_M^{(i)}(x, y)^2 \log(r_M^{(i)}(x, y)) \quad \dots (5)$$

となり、また回帰曲面の拘束条件は、

$$\sum_{i=1}^m d_M^{(i)} = \sum_{i=1}^m x_M^{(i)} d_M^{(i)} = \sum_{i=1}^m y_M^{(i)} d_M^{(i)} = 0 \quad \dots (6)$$

となる。ここで、 c_1, c_2, c_3 および $d_M^{(i)} (i=1, \dots, m)$ は未知のパラメータであり、 $r_M^{(i)}(x, y)$ は次式で定義される。

$$r_M^{(i)}(x, y) = \sqrt{(x - x_M^{(i)})^2 + (y - y_M^{(i)})^2} \quad (i=1, \dots, m)$$

(5) 式を (4) 式へ代入すると、

$$f(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) + \frac{\gamma}{\omega_M^{(i)}} d_M^{(i)} = z_M^{(i)} \quad (i=1, \dots, m) \quad \dots (7)$$

となる。(7) 式と (6) 式を用いると、次式の連立一次方程式が得られる。

$$\begin{bmatrix} [A_M] + \gamma [\Omega_M]^{-1} & [P_M] \\ [P_M]^T & [O_{3 \times 3}] \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \{d_M\} \\ \{c\} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} \{z_M\} \\ \{O_3\} \end{Bmatrix} \quad \dots (8)$$

ここで、 $[O_{3 \times 3}]$ は 3 行 3 列の零行列、 $\{O_3\}$ は 3 行 1 列の零ベクトルであり、そして、

$$[\Omega_M] = \begin{bmatrix} \omega_M^{(1)} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \omega_M^{(m)} \end{bmatrix}$$

$${}^T[A_M] = \left[\begin{matrix} {}^T[a_M(x_M^{(1)}, y_M^{(1)})] & \cdots & {}^T[a_M(x_M^{(m)}, y_M^{(m)})] \end{matrix} \right]$$

$$[a_M(x, y)] = \frac{1}{8\pi} \times \left[r_M^{(1)}(x, y)^2 \log(r_M^{(1)}(x, y)) \cdots r_M^{(m)}(x, y)^2 \log(r_M^{(m)}(x, y)) \right]$$

..... (9)

$${}^T[P_M] = \left[\begin{matrix} {}^T[p(x_M^{(1)}, y_M^{(1)})] & \cdots & {}^T[p(x_M^{(m)}, y_M^{(m)})] \end{matrix} \right]$$

$$[p(x, y)] = [1 \quad x \quad y] \quad \text{..... (10)}$$

$${}^T\{d_M\} = [d_M^{(1)} \quad \cdots \quad d_M^{(m)}] \quad \text{..... (11)}$$

$${}^T\{c\} = [c_1 \quad c_2 \quad c_3] \quad \text{..... (12)}$$

$${}^T\{z_M\} = [z_M^{(1)} \quad \cdots \quad z_M^{(m)}]$$

である。(8) 式を解くことによって、未知のパラメータ $\{c\}$ および $\{d_M\}$ を求めることができる。(9) 式, (10) 式, (11) 式および (12) 式を (5) 式へ代入すると、マトリクス表現による回帰曲面は次式となる。

$$f(x, y) = [a_M(x, y)]\{d_M\} + [p(x, y)]\{c\} \quad \text{..... (13)}$$

未知のパラメータを (13) 式に代入することにより、回帰曲面は求められる。

3. 一般化交差検証法と情報量規準

Leave-One-Out 交差検証法の近似である一般化交差検証法 (GCV) は、最適な平滑化パラメータを推定するための最も有名な方法のひとつである。GCV では、評価関数

$$V(\gamma) = \sum_{i=1}^m \omega_M^{(i)} \left(z_M^{(i)} - f(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) \right)^2 \left/ \left(1 - \frac{1}{m} \text{trace}([H]) \right)^2 \right.$$

..... (14)

を極小化する平滑化パラメータが、最適な平滑化パラメータとする。 $[H]$ はハット行列と呼ばれ、次式で定義される。

$$\{f_M\} = [H]\{z_M\} \quad \text{..... (15)}$$

ここで、

$${}^T\{f_M\} = \left[f(x_M^{(1)}, y_M^{(1)}) \quad \cdots \quad f(x_M^{(m)}, y_M^{(m)}) \right]$$

(8) 式から求められる未知のパラメータ $\{c\}$ と $\{d_M\}$ を代入して得られる (13) 式回帰曲面を、(15) 式の定義式に代入すると、重み付き平滑化 TPS のハット行列は次式となる。

$$[H] = \left[\begin{matrix} [A_M] & [P_M] \\ {}^T[P_M] & [O_{3 \times 3}] \end{matrix} \right]^{-1} \left[\begin{matrix} [A_M] + \gamma [\Omega_M]^{-1} & [P_M] \\ {}^T[P_M] & [O_{3 \times 3}] \end{matrix} \right] \left[\begin{matrix} [I_{m \times m}] \\ [O_{3 \times m}] \end{matrix} \right]$$

..... (16)

ここで、 $[I_{m \times m}]$ は m 行 m 列の単位行列、 $[O_{3 \times m}]$ は 3 行 m 列の零行列である。

(14) 式の GCV の評価関数は、情報量規準と関連があることが知られている。特に、情報量規準の中で最も有名で基礎的な赤池情報量規準¹⁸⁾

$$AIC = -2LL + 2k \quad \text{..... (17)}$$

は、サンプリング数が大きければ、GCV の評価関数と等価である。 LL は最大対数尤度であり、次式で定義される。

$$LL = -\frac{m}{2} \log \left(\sum_{i=1}^m \omega_M^{(i)} \left(z_M^{(i)} - f(x_M^{(i)}, y_M^{(i)}) \right)^2 \right)$$

また、 k は回帰モデルのパラメータ数あるいは自由度である。(14) 式の GCV の評価関数は、単調増加関数を用いて情報量規準

$$IC_{GCV} = m \log(V(\gamma)) = -2LL - 2m \log \left(1 - \frac{\text{trace}([H])}{m} \right)$$

..... (18)

に変換される。もしサンプリング数が無限大であれば、(18) 式の情報量規準は次式となる。

$$AIC = -2LL + 2\text{trace}([H]) \quad \text{..... (19)}$$

(17) 式と (19) 式を比較すると、 $\text{trace}([H])$ は平滑化スプラインに対するパラメータ数とみなすことができる。等価パラメータ数 (ENOP: Equivalent Number of Parameters) は、次式で定義される。

$$k_{GCV} = \text{trace}([H]) \quad \text{..... (20)}$$

サンプリング数 m が大きくなると、ENOP の計算に時間がかかる。なぜなら、ENOP は $m+3$ 行 $m+3$ 列の密正方逆行列演算を含んでいるからである。平滑化パラメータが変わるごとに、逆行列を計算しなければいけない。

4. 等価パラメータ数の近似式

もしサンプリング数が無限大ならば、式 (4) のサンプリング測定重み付き平滑化 TPS の偏微分方程式は次式となる。

$$\gamma \nabla^4 f + f - z_M = 0 \quad \text{..... (21)}$$

ここで、 z_M はサンプリング値の関数である。ラプラス変換を式 (21) に適用すると、

$$f(s_1, s_2) = h(s_1, s_2) z_M(s_1, s_2) \dots\dots\dots (22)$$

ここで、 s_1 と s_2 は x 軸と y 軸に対するラプラス変数であり、 $h(s_1, s_2)$ は次式で与えられる伝達関数である。

$$h(s_1, s_2) = \left\{ \gamma (s_1^2 + s_2^2)^2 + 1 \right\}^{-1} \dots\dots\dots (23)$$

(22) 式と (15) 式のハット行列の定義式を比較すると、伝達関数 $h(s_1, s_2)$ はハット行列と同じ機能をしていることがわかる。フーリエ変換を (23) 式の伝達関数に適用すると、次式の周波数応答関数 $h(\omega_1, \omega_2)$ が得られる。

$$h(\omega_1, \omega_2) = \left\{ \gamma \left((j\omega_1)^2 + (j\omega_2)^2 \right)^2 + 1 \right\}^{-1} \dots\dots\dots (24)$$

$$= \left\{ \gamma (\omega_1^2 + \omega_2^2)^2 + 1 \right\}^{-1}$$

ここで、 j は虚数単位であり、 ω_1 と ω_2 は x 軸と y 軸に対する角周波数である。周波数応答関数 $h(\omega_1, \omega_2)$ は、サンプリング測度重み付き平滑化 TPS が位相補償ガウシアンフィルタとして機能していることを示している。

領域 Ω が長方形 ($L_1 \times L_2$) とし、 x 軸に対する三角関数の自由度 k_1 を

$$k_1 = L_1 / L_{\omega_1} \dots\dots\dots (25)$$

で定義する。ここで、 L_{ω_1} は次式で与えられる半波長である。

$$L_{\omega_1} = \pi / \omega_1 \dots\dots\dots (26)$$

(26) 式を (25) 式へ代入すると、自由度 k_1 は、

$$k_1 = L_1 \omega_1 / \pi \dots\dots\dots (27)$$

となる。 y 軸に対しても同様に考えると、 y 軸に対する三角関数の自由度 k_2 は、

$$k_2 = L_2 \omega_2 / \pi \dots\dots\dots (28)$$

となる。(27) 式と (28) 式を (24) 式へ代入すると、自由度に対する応答関数 $h(k_1, k_2)$ が次式で与えられる。

$$h(k_1, k_2) = \left\{ \gamma \left(\left(\frac{\pi}{L_1} k_1 \right)^2 + \left(\frac{\pi}{L_2} k_2 \right)^2 \right)^2 + 1 \right\}^{-1}$$

ENOP がハット行列の固有値の総和であることを意味している (20) 式の ENOP の定義式に従うと、無限サンプリング数に対する ENOP の近似式は、

$$k_A(\gamma) = \int_0^\infty \int_0^\infty h(k_1, k_2) dk_1 dk_2$$

$$= \int_0^\infty \int_0^\infty \left\{ \gamma \left(\left(\frac{\pi}{L_1} k_1 \right)^2 + \left(\frac{\pi}{L_2} k_2 \right)^2 \right)^2 + 1 \right\}^{-1} dk_1 dk_2 \dots\dots\dots (29)$$

として定義できる。ここで、 k_A は ENOP の近似値となる。変数変換

$$r = \left(\frac{\pi}{L_1} k_1 \right)^2 + \left(\frac{\pi}{L_2} k_2 \right)^2, \quad \tan \theta = \frac{L_1 k_2}{L_2 k_1}$$

を (29) 式の積分に適用すると、ENOP の近似式 k_A は次式となる。

$$k_A(\gamma) = \frac{L_1 L_2}{2\pi^2} \int_0^{\frac{\pi}{2}} d\theta \int_0^\infty \frac{1}{\gamma r^2 + 1} dr$$

$$= \frac{L_1 L_2}{8\pi} B\left(\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right) \gamma^{-\frac{1}{2}} = \frac{L_1 L_2}{8} \gamma^{-\frac{1}{2}} \dots\dots\dots (30)$$

ここで、 B はオイラーのベータ関数である。ENOP の近似式 k_A は単純な式となり、サンプリング点の分布に依存しない。(30) 式の ENOP の近似式は、長方形領域にのみ適用される。任意の領域に適用可能なように一般化された ENOP の近似式は、次式で与えられる。

$$k_A(\gamma) = \frac{\Omega}{8} \gamma^{-\frac{1}{2}} \dots\dots\dots (31)$$

以上の ENOP の近似式 (31) の導出は形式的である。平滑化スプライン曲線に関する考察は、Craven ら⁹⁾ および Golub ら¹⁰⁾ の論文で見ることができ、理論詳細はこれらの論文に記載されている。

図 1 は、平滑化 TPS が用いられ、サンプリング数が $21 \times 21 = 441$ であり、サンプリング領域が $[0, 1] \times [0, 1]$ の正方形であるときの、(31) 式から得られる ENOP の近似値と (20) 式から得られる ENOP の厳密値をしめしている。ENOP の厳密値と比較できるように、バイアスが ENOP の近似式に加えられている。ENOP の近似値 k_A は、サンプリング数の半分 (約 220) より小さな ENOP の領域で、ENOP の厳密値とよく一致しているが、サンプリング数の半分より大きな ENOP の領域では、ENOP の厳密値 k_{CCV} に一致しなくなる。しかし、サンプリング数の半分より大きな ENOP は使用さ

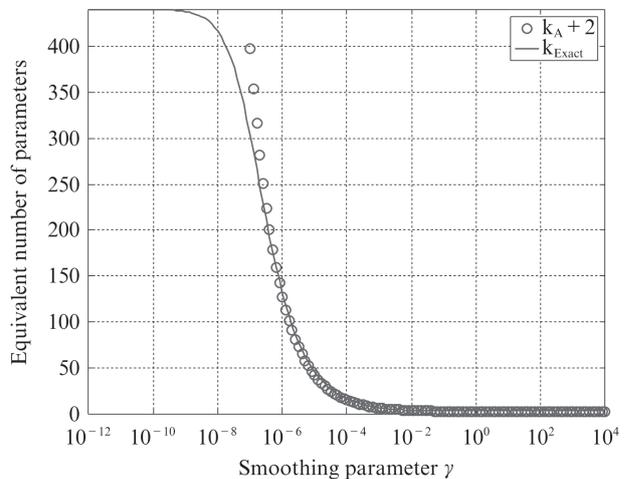


図 1 等価パラメータ数
Fig. 1 Equivalent number of parameters

れるべきでないと言われていた。もし最適な GCV あるいは情報量規準により決定される ENOP がサンプリング数の半分より大きくなるならば、サンプリング数を増やすべきである。

5. 3D スキャナーとサンプリング測度重み付き平滑化 TPS による鋼板表面形状推定

3D スキャナーを用いて測定した鋼板表面のサンプリング値を図2に示す。鋼板の長さは5.475 m、幅は2.143 mである。x軸は鋼板の圧延方向であり、目盛り値は実際の値を10倍している。y軸は鋼板の幅方向である。10倍とした理由は、幅方向と比較して長手方向の形状の波長は短く、長手方向と幅方向の形状の波長をほぼ同じとするためである。サンプリング点は不均等に配置されており、サンプリング数は25 691である。3D スキャナーは FARO 社製 Photon 120 であり、測定値は約±2 mm の測定誤差（カタログ値）を含んでいる。図2のサンプリング値の三角形メッシュ補間によるDEM（Digital Elevation Model）は図3である。鋼板表面のDEMはジグザグしている。測定対象は圧延された鋼板であ

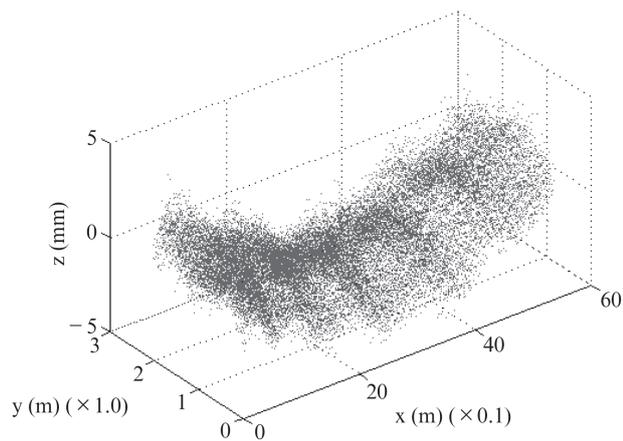


図2 厚板表面の点群

Fig. 2 Plate surface points cloud

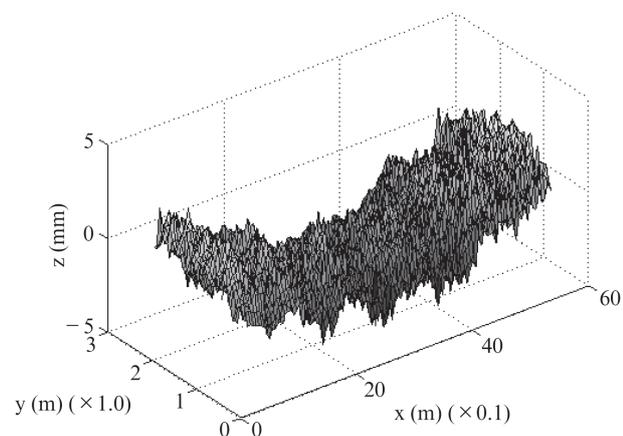


図3 厚板表面のDEM

Fig. 3 Plate surface DEM

るので、このようなジグザグは実際に存在していない。このジグザグは3D スキャナーの測定誤差であるので、平滑化スプライン法を用いて測定誤差を除去することを考える。

サンプリング点数が多くなると（3 000 以上）、計算コストにおいて（8）式のシステムを解くことが困難となる。本ケースでは、Beatson ら¹¹ が提案した FMM（Fast Multipole Method）による高速計算法で（13）式を評価し、GMRES（Generalized Minimal Residual Method）により（8）式のシステムを解いた。GMRES で使用する行列の前処理（Preconditioning）では、Beatson ら¹² が提案した近似的なカーディナルスプラインを用いる手法を参考とした。

本ケースでは、ベイズ情報量規準 BIC（Bayesian Information Criterion）

$$BIC_A = m \log \left(\sum_{i=1}^m \omega_M^{(i)} \left(z_M^{(i)} - f \left(x_M^{(i)}, y_M^{(i)} \right) \right)^2 \right) - \log m \times m \log \left(\left(1 - \frac{k_A}{m} \right)^2 \right)$$

を極小とする平滑化パラメータを最適な平滑化パラメータとした。本ケースでは、サンプリング数が多いため（14）式の GCV 法を適用することが実質的に不可能である。図5に平滑化パラメータの探索結果を示す。横軸は平滑化パラメータ、縦軸はベイズ情報量規準である。点は探索中のベイズ情報量規準であり、白丸点は探索された最適な平滑化パラメータに対応するベイズ情報量規準である。最適な平滑化パラメータ値は 5.09×10^{-3} であり、対応する ENOP は 199.9 であった。図4に最適な平滑化パラメータで推定された鋼板の曲面を示す。図5の計算結果は、従来の人による計測結果とほぼ一致することを確認した。

本計算で使用した計算機の仕様は、2.66 GHz Intel (R) Core (TM) 2 Quad CPU, 3.25 GB RAM, Windows XP x86 であり、アプリケーションの開発環境は Microsoft Visual C ++ 2005 である。図4の曲面を計算するための計算時間は

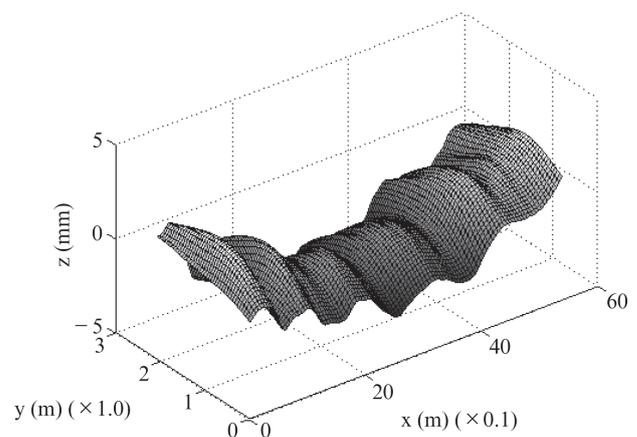


図4 厚板表面の最適な平滑化 TPS 回帰曲面

Fig. 4 Result of optimal regression for plate surface

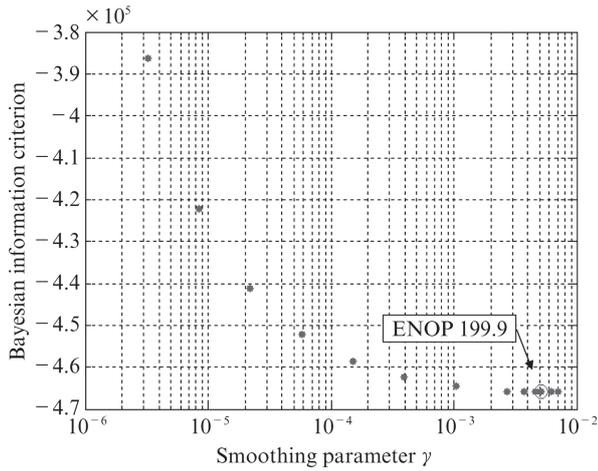


図5 ベイズ情報量規準の結果

Fig. 5 Results of Bayesian information criterion

9.8秒であり、最適な平滑化パラメータを求めるための計算時間は226秒であった。

製造条件が同じであれば、板のサイズが異なっても製造された鋼板上に現れる波の波長分布はほぼ同じとなる。鋼板上に現れる波の代表的な半波長を L_ω とおき、(25)式と(31)式を用いると、平滑化 TPS 曲面の平滑化パラメータは、

$$\gamma = L_\omega^4 / 64 \dots\dots\dots (32)$$

となり、鋼板の半波長のみ依存することがわかる。(32)式から、鋼板の半波長が変わらなければ(鋼板の製造条件が変わらなければ)、鋼板毎で適切な平滑化パラメータを計算する必要はなく、同じ平滑化パラメータを用いてもよい。

図6のように、一度求められた適切な平滑化パラメータを用いて複数の鋼板の曲面を推定することができる。

6. おわりに

本論文では、3D スキャナーで得られた鋼板表面の大規模点群データから平坦度曲面を再構成するための手法を提案し、サンプリング測度重み付き平滑化 TPS における等価パラメータ数を高速に近似計算する方法、および実データを用いた平坦度曲面の計算を行い、以下の成果を得た。

- (1) サンプリング測度重み付き平滑化 TPS、およびその情報量規準を提案した。
- (2) サンプリング測度重み付き平滑化 TPS において、サンプリング数を無限とした場合のシステム伝達関数、周波数応答関数を求めた。
- (3) 周波数応答関数から等価パラメータ数の理論解を提案し、本理論解が実システムの等価パラメータ数の近似値であることを示した。
- (4) 等価パラメータ数の高速近似計算法と情報量規準を用いることで、高速に最適な平滑化パラメータを計算できることを示した。

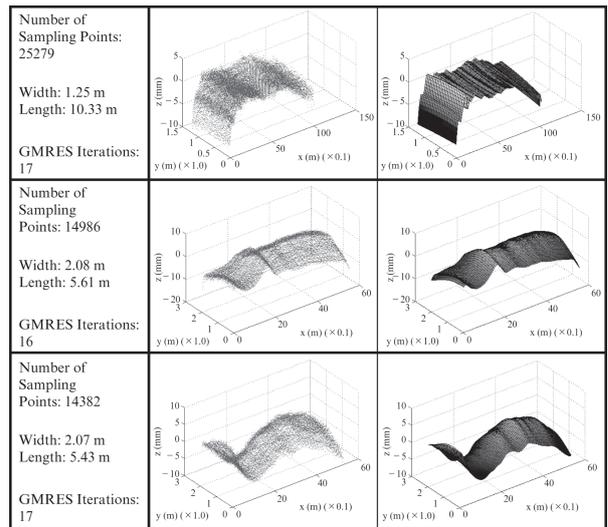


図6 厚板表面の最適な平滑化 TPS 回帰曲面

Fig. 6 Results of regressions for plate surfaces

- (5) 実際の大規模なサンプリング値からも、最適な平滑化曲面を効率的、現実的に求められることがわかり、工業的応用が可能であることを明らかにした。

参考文献

- 1) De Nicolao, G.; Ferrari-Trecate, G. IEEE T. Neural Networ. 2001, vol. 12, p. 228.
- 2) Unser, M.; Blu, T. IEEE T. Signal Proces. 2005, vol. 53, p. 2146.
- 3) Gumerov, N. A.; Duraiswami, R. SIAM J. Sci. Comput. 2007, vol. 29, p. 1876.
- 4) Gotchev, A.; Egiazarian, K. ISPA 2001, Proc. 2nd Int. Symp. on Image and Signal Processing and Analysis, IEEE, Piscataway, NJ, 2001.
- 5) Haber, E.; Oldenburg, D. Computat. Geosci. 2000, vol. 4, p. 41.
- 6) Lin, X.; Wahba, G.; Xiang, D.; Gao, F.; Klein, R.; Klein, B. Ann. Stat. 2000, vol. 28, p. 1570.
- 7) Carr, J. C.; Beatson, R. K.; Cherrie, J. B.; Mitchell, T. J.; Fright, W. R.; McCallum, B. C.; Evans, T. R. Proc. 28th Annu. Conf. Computer Graphics and Interactive Technique. ACM, New York, 2001, p. 67.
- 8) Gumerov, N. A.; Duraiswami, R. J. Comput. Phys. 2006, vol. 215, p. 363.
- 9) Craven, P.; Wahba, G. Numer. Math. 1979, vol. 31, p. 377.
- 10) Golub, G. H.; Heath, M.; Wahba, G. Technometrics. 1979, vol. 21, p. 215.
- 11) Beatson, R. K.; Newsa, G. N. Comput. Math. Appl. 1992, vol. 2, p. 7.
- 12) Beatson, R. K.; Cherrie, J. B.; Mouat, C. T. Adv. Comput. Math. 1999, vol. 11, p. 253.
- 13) Aoe, S.; Hulbert, G. M. 9th US National Cong. on Computational Mechanics, USACM, San Francisco, 2007.
- 14) 青江信一郎, 植竹規人, 林宏優. 特開 2012-37313. 2012.
- 15) 青江信一郎, 三宅勝, 壁矢和久. 鉄と鋼. 2016, vol. 102, p. 492.
- 16) 青江信一郎. 特開 2002-365047. 2002.
- 17) Sommariva, A.; Vianello, M. Computing. 2006, vol. 76, p. 295.
- 18) Akaike, H. IEEE T. Automat. Contr. 1974, vol. 19, p. 716.



青江信一郎



三宅 勝



壁矢 和久