

# 複素数型 Haar ウェーブレットを用いた橋床のひび 検出に関する研究\*

広島工業大学・工学部知能機械工学科<sup>†</sup> 章 忠

Tadashi Sho

Department of Intelligent Mechanical Engineering, Faculty of Engineering  
Hiroshima institute of Technology

## §1. はじめに

トンネルや橋床などのコンクリート構造物は構造的変状や経年劣化により強度や外観を保障することが難しいため、定期的に検査を行う必要がある [1]. 特に橋床の点検においてはひび割れを目視で観察し、構造物の状態を確認することは保守管理の起点として極めて重要とされている. これはひびのパターンや幅, 環境条件, 使用条件などから構造物に異常がないかを直接的に点検できるためである. しかし点検者による評価基準の違いにより客観的な評価が困難であること, 天候や高所などの作業環境による点検者への負担が大きいので, 点検作業全体の効率化が求められている.

一方で近年, 撮影技術やコンピュータ及びカメラ等の撮影デバイスの高性能化によって, 画像処理技術が広く普及し, 人間が視覚で行う作業の支援や作業の代替が活発に行われている. 画像処理技術を導入することで, 生産コストや個人による精度のばらつきを削減することが期待できるため, コンクリート表面のひび割れを検出する技術も盛んに開発されている [2, 3]. しかし, トンネルや橋床といった屋外のコンクリート表面を撮影した画像の多くは汚れ, 影, 表面の傷や凹凸等の画像処理の障害となる外乱を含んでいる可能性が高く, 単純な輝度値を用いた二値化処理等による抽出を行うと, 外乱の影響を強く受

---

\* 出典: 数理解析研究所講究録

† 〒731-5193 広島市佐伯区三宅二丁目1番1号

けてしまう。これらを分離するためには輝度変化以外のアプローチが必要とされる。

このアプローチの手段の1つとして画像の局在性に着目し、ひび割れの位置を同定できるウェーブレット変換があげられる。ウェーブレット変換はマザーウェーブレット (Mother Wavelet, MW) と呼ばれる特殊な基底関数を用いることで解析した信号に周波数情報を局在化させることができる手法であるため、非定常信号のスペクトル解析に優れる。著者ら [4, 5, 6] は時間-周波数解析の中でも特に信号の位置情報の誤差を減少させることができることを示した。それは、高周波成分に対しても高分解能な解析を実現できる二次元複素数離散ウェーブレットパケット変換 (2-Dimensional Complex Wavelet Packet Transform, 2D-CWPT) を特徴抽出手法として用い、MW を従来の Meyer ウェーブレットから Haar ウェーブレットに変更し新たに複素数型 Haar ウェーブレットを設計することでエッジ検出能力の向上に成功している [3]。

しかし、この複素数型 Haar ウェーブレットには本来どのウェーブレットでも満たされるはずの再構成精度が保障されていないのどの問題点が存在する。そこで、本論文は複素数型 Haar ウェーブレットを再設計し、前述の問題点を再検討する。そしてそれをひび検出に応用し、そして今後の課題を議論する。

## §2. 2D-CWPT によるひび割れ検出

### 2.1. 2次元複素数離散ウェーブレット変換 (2D-CDWT)[4, 5, 6]

図 1 に 2D-CDWT のフローチャートを示す。2D-CDWT では、スケーリング関数と MW が、それぞれ実数部・虚数部を持ち、これらを用いて画像  $f(x, y)$  を、式 (1) を利用して展開する。式 (1) の  $RI(x, y)$  の項は横方向 ( $x$  軸) に実数部、縦方向 ( $y$  軸) に虚数部の処理をする関数で、式 (2) と (3) により関数  $RR(x, y)$ ,  $RI(x, y)$  のように表される。なお関数  $IR(x, y)$ ,  $II(x, y)$  に関しても同様に表される。次に、式 (2) と (3) 中の  $c_{0,k_x,k_y}^{RR}$ ,  $c_{0,k_x,k_y}^{RI}$  であるが、これらは、スケーリング関数による補間で求められる。補間処理においては、 $c_{0,k_x,k_y}^{RR}$ ,  $c_{0,k_x,k_y}^{RI}$  等の係数を解析の対象となる 2次元の離散信号  $f_{n_x,n_y}$  を用いて以下の式 (4) と (5) より求める。

$$f(x, y) = RR(x, y) + RI(x, y) + IR(x, y) + II(x, y), \quad (1)$$

$$RR(x, y) = \sum_{k_x, k_y} c_{0,k_x,k_y}^{RR} \phi^R(x - k_x) \phi^R(y - k_y), \quad (2)$$

$$RI(x, y) = \sum_{k_x, k_y} c_{0,k_x,k_y}^{RI} \phi^R(x - k_x) \phi^I(y - k_y). \quad (3)$$

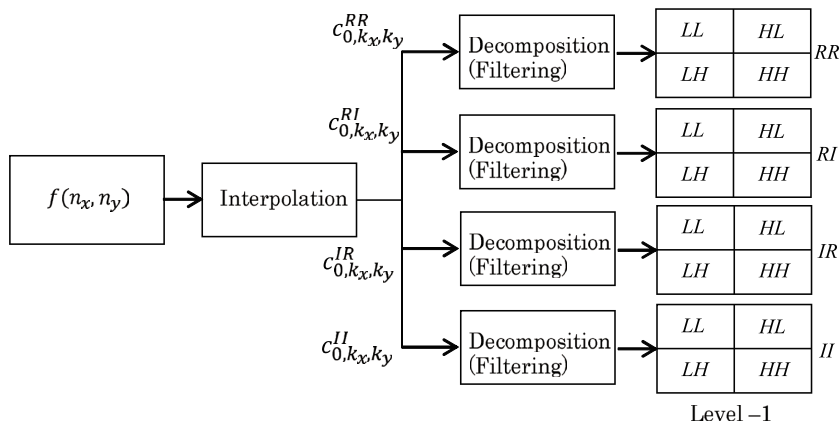
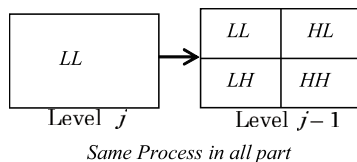
(a) Flowchart of level:  $j = -1$ (b) Flowchart of level:  $j \leq -2$ 

図 1 Processing flowchart of the 2D-CDWT.[8]

$$c_{0,n_x,n_y}^{RR} = \frac{1}{4} \sum_{k_x,k_y} f_{n_x-k_x,n_y-k_y} \overline{\phi^R(-k_x)\phi^R(-k_y)}, \quad (4)$$

$$c_{0,n_x,n_y}^{RI} = \frac{1}{4} \sum_{k_x,k_y} f_{n_x-k_x,n_y-k_y} \overline{\phi^R(-k_x)\phi^I(-k_y)}. \quad (5)$$

関数  $IR(x,y)$ ,  $II(x,y)$  の係数  $c_{0,k_x,k_y}^{IR}$ ,  $c_{0,k_x,k_y}^{II}$  に関しても、同様に求められる。そして、これらの係数には、DWTと同様に、ハイパス・ローパスフィルタが適用され、ウェーブレット係数(各周波数成分)に分解される。例として  $c_{j+1,k_x,k_y}^{RI}$  の分解を式(6)-(9)に示す( $j$ は分解レベルであり、整数で表される。例えば  $j = -1$  とすれば  $c_{0,k_x,k_y}^{RI}$  から分解レベル  $-1$  への分解となる)。なお、 $a_k^R$  と  $a_k^I$ , または  $b_k^R$  と  $b_k^I$  については、周波数特性の内、振幅特性は同様であり、位相特性が異なるのみである。

$$c_{jn_x, n_y}^{RI} = \sum_{k_x, k_y} a_{2n_x - k_x}^R a_{2n_y - k_y}^I c_{j+1, k_x, k_y}^{RI}, \quad (6)$$

$$d_{jn_x, n_y}^{RI, LH} = \sum_{k_x, k_y} a_{2n_x - k_x}^R b_{2n_y - k_y}^I c_{j+1, k_x, k_y}^{RI}, \quad (7)$$

$$d_{jn_x, n_y}^{RI, HL} = \sum_{k_x, k_y} b_{2n_x - k_x}^R a_{2n_y - k_y}^I c_{j+1, k_x, k_y}^{RI}, \quad (8)$$

$$d_{jn_x, n_y}^{RI, HH} = \sum_{k_x, k_y} b_{2n_x - k_x}^R b_{2n_y - k_y}^I c_{j+1, k_x, k_y}^{RI}. \quad (9)$$

式(6)-(9)の  $c_{jn_x, n_y}^{RI}$  等はスケーリング係数, また  $d_{jn_x, n_y}^{RI, LH}$  等はウェーブレット係数を示す. 式(6)から得られたスケーリング係数(低周波成分)の  $c_{jn_x, n_y}^{RI}$  を, 再び式(6), (9)の  $c_{j+1, k_x, k_y}^{RI}$  に代入し, 再帰的にフィルタを適用する. 以上のようなフィルタリングにより各周波数成分のウェーブレット係数を計算すると,  $RI(x, y)$  は式(10)に示すように, スケーリング係数とスケーリング関数, ウェーブレット係数とウェーブレットとの線形結合に展開される.

$$\begin{aligned} RI(x, y) = & \sum_{k_x, k_y} c_{j, k_x, k_y}^{RI} \phi_{j, k_x}^R(x) \phi_{j, k_y}^I(y) + \sum_{j=-J}^{-1} \sum_{k_x, k_y} d_{j, k_x, k_y}^{LH, RI} \phi_{j, k_x}^R(x) \psi_{j, k_y}^I(y) \\ & + \sum_{j=-J}^{-1} \sum_{k_x, k_y} d_{j, k_x, k_y}^{HL, RI} \psi_{j, k_x}^R(x) \phi_{j, k_y}^I(y) + \sum_{j=-J}^{-1} \sum_{k_x, k_y} d_{j, k_x, k_y}^{HH, RI} \psi_{j, k_x}^R(x) \psi_{j, k_y}^I(y) \end{aligned} \quad (10)$$

ただし式(10)は分解レベル  $-1$  から  $J$  ( $J$ は負の整数)までの分解であり, 各レベルのスケーリング関数, ウェーブレットは以下のように表される.

$$\begin{aligned} \phi_{j, k}^R(x) &= \sqrt{2^j} \phi^R(2^j x - k), \phi_{j, k}^I(x) = \sqrt{2^j} \phi^I(2^j x - k). \\ \psi_{j, k}^R(x) &= \sqrt{2^j} \psi^R(2^j x - k), \psi_{j, k}^I(x) = \sqrt{2^j} \psi^I(2^j x - k). \end{aligned}$$

なお式(1)の中関数  $RR(x, y)$ ,  $IR(x, y)$ ,  $II(x, y)$  に関しても, 式(10)の  $RI(x, y)$  と同じように分解され, 最終的に式(1)の  $f(x, y)$  は各項の各周波数成分の和で表される.

## 2.2. 2次元複素数離散ウェーブレットパケット変換(2D-CWPT)

2次元複素数離散ウェーブレットパケット変換は, 複素数離散ウェーブレットパケット変換[7]を2次元に拡張したものである[8]. 2D-CWPTは従来の2D-CDWTよりも詳細な周波数成分に分解可能な手法である. 画像解析においては, 方向選択性における



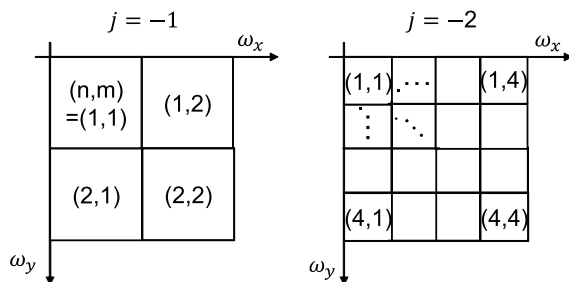


図2 The index of each frequency component.[8]

分解能の向上と検出方向の増加のためには、細かい周波数成分への分解が必要である。そのため、2D-CWPTを用いた方向選択性によって実現可能であると考えられる。また、2D-CWPTにおいても方向選択性が得られることが既に確認されている。戸田ら [7] は完全シフト不変性を複素数ウェーブレット packets 変換においても実現しており、本研究では、戸田らの提案する CWPT を用いる。次に、2D-CWPT の計算法を以下に示す。

2D-CWPT においても、2D-CDWT と同様に、実数部と虚数部のスケーリング関数と MW を用いて、2次元信号  $f(x, y)$  の解析を行う。そのため式 (1)-(5) のスケーリング関数による補間処理は、2D-CWPT においても変わらない。しかし、2D-CWPT においては、低周波成分のスケーリング係数と高周波成分のウェーブレット係数の区別をせずに、全てをウェーブレット・パケット係数として扱い、また全ての係数を再帰的にフィルタリングする。そして各解析レベルの各ウェーブレット・パケット係数は、図2のようにインデックス  $(n, m)$  ( $n, m$  は 1 以上の整数) により分類する。すなわち、 $n$  は縦方向 (図2における  $\omega_y$  軸方向)、また  $m$  は横方向 ( $\omega_x$  軸方向) の周波数成分の分類を表し、 $n, m$  が小さければ低周波成分、また大きければ高周波成分を表す。そして、分解を開始する出発点の解析レベル 0、インデックス  $(1, 1)$  ( $n = m = 1$ ) のウェーブレット・パケット係数は、 $d_{0, k_n, k_y}^{RI(1,1)}$  等と表記することにするが、これらは式 (5) で表されるスケーリング係数  $c_{0, k_x, k_y}^{RI}$  等に等しく、以下の式 (11) より求められる。これ以外のウェーブレット・パケット係数  $d_{0, k_n, k_y}^{LR(1,1)}$ ,  $d_{0, k_n, k_y}^{LI(1,1)}$  も同様に求められる。

$$d_{0, k_n, k_y}^{RR(1,1)} = c_{0, k_x, k_y}^{RR}, \quad d_{0, k_n, k_y}^{RI(1,1)} = c_{0, k_x, k_y}^{RI}. \quad (11)$$

続いて解析レベル 0 から -1 への分解であるが、解析レベル 0 のインデックスは、式 (11) で表されるように、ただ一つの  $(1, 1)$  だけである。この時、すなわち  $n = m = 1$  の例

として,  $d_{j+1,k_x,k_y}^{RI,(n,m)}$  の分解を式 (12)-(15) に示す.

$$d_{jn_x, jn_y}^{RI,(2n-1,2m-1)} = \sum_{k_x, k_y} a_{2n_x - k_x}^R a_{2n_y - k_y}^I d_{j+1, k_x, k_y}^{RI,(n,m)}, \quad (12)$$

$$d_{jn_x, jn_y}^{RI,(2n,2m-1)} = \sum_{k_x, k_y} a_{2n_x - k_x}^R b_{2n_y - k_y}^I d_{j+1, k_x, k_y}^{RI,(n,m)}, \quad (13)$$

$$d_{jn_x, jn_y}^{RI,(2n-1,2m)} = \sum_{k_x, k_y} b_{2n_x - k_x}^R a_{2n_y - k_y}^I d_{j+1, k_x, k_y}^{RI,(n,m)}, \quad (14)$$

$$d_{jn_x, jn_y}^{RI,(2n,2m)} = \sum_{k_x, k_y} b_{2n_x - k_x}^R b_{2n_y - k_y}^I d_{j+1, k_x, k_y}^{RI,(n,m)}. \quad (15)$$

以上のように,  $n = m = 1$  の時は, 基本的に CDWT の分解の式 (6)-(9) と殆ど変わらない (ただし  $LH$ ,  $HL$  等がインデックス  $(n, m)$  に変わる等, 多少の差異がある).

続いて解析レベル  $-1$  から  $-2$  への分解であるが, 解析レベル  $-1$  のインデックスの数は, 図 2 のように複数になる. このような場合, 特に  $n$  や  $m$  が 2 以上の時は注意が必要であり, 以下のようなルールに従って分解する.

1.  $n$  が 2 以上の場合, 縦方向 ( $y$  軸方向) の分解は, 添え字の  $R, I$  に関係なく, 実数部のフィルタ係数  $\{a_k^R\}$ ,  $\{b_k^R\}$  を用いる. また  $m$  が 2 以上の場合も, 横方向 ( $x$  軸方向) の分解に, 同じルールを適用する (これは CWPT 特有のルールである [7]).
2.  $n$  が偶数の場合, 縦方向 ( $y$  軸方向) の分解において, ハイパスフィルタとローパスフィルタの働きが逆転するので,  $\{b_k^R\}$  をローパスフィルタ,  $\{a_k^R\}$  をハイパスフィルタとして使用する. また  $m$  が偶数の場合も, 横方向 ( $x$  軸方向) の分解に, まったく同じルールを適用する.
3.  $n$  または  $m$  が 1 の場合は, 縦方向 ( $y$  軸方向) または横方向 ( $x$  軸方向) に, CDWT の分解と同様のフィルタを適用する (式 (12)-(15) 参照).

本論文では解析レベル  $-2$  までの分解となるが, 上記のルールに従い, さらに深い解析レベルの分解も可能である. なお式 (1) 中の関数  $RR(x, y)$ ,  $IR(x, y)$ ,  $II(x, y)$  に関しても  $RI(x, y)$  と同じように分解され, 最終的に式 (1) 同様に 2D-CWPT を行う際の  $f(x, y)$  は各周波数成分の和で表される.

### 2.3. 2D-CWPT によるひび割れ検出

2D-CWPT の特色は低周波成分と高周波成分に対して同じ大きさの時間-周波数窓で解析出来る点である. 通常の DWT では, 低周波成分と高周波成分に対する時間及び周波数

分解能は異なっている。この場合、時間-周波数領域における成分の抽出に影響を与える

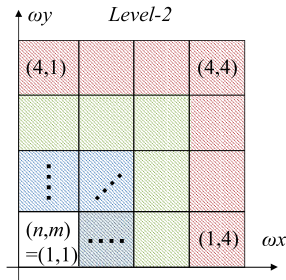


図3 How to use frequency domain [3].

ので、特定の成分の抽出精度に偏りが生じることを有する。多くの場合、コンクリート表面のひび割れは画像平面上における輝度の変化であり、また輝度の変化も細かいパターンで表現される。画像処理における空間周波数は「明暗の細かさ」を表し、コンクリート表面の画像で考えると主に背景に分類される領域は低周波成分を含み、ひび割れに該当する領域は高周波成分に該当する。このことから、本論文においては特に高周波成分に対する取扱いが重要であることが分かる。またコンクリート表面上のひびは様々なスケールが想定されることから特定の周波数成分に絞った解析は有効ではないと考えられる。例えば、ひび幅が極端に大きいひび割れと小さいひび割れが混在した画像の解析に対して従来のDWTによる解析を行った場合、高周波成分においては周波数分解能が低く、低周波成分においては周波数分解能が高い解析をする。ひび幅が大きい成分に対しては主に低周波成分が反応し、ひび幅が小さい成分は高周波成分として検出されるが、ひび幅が大きい成分はそもそも検出自体が容易であることから分解能が高い解析は必要はないと考えられる。

そこで、先行研究 [3] にならい、本論文でも低周波成分と高周波成分を同じ分解能及びスケールで評価出来る 2D-CWPT を用いる。2D-CWPT における時間-周波数領域は図 2 のように定義されているが、レベル-2 においては周波数領域を等間隔に 3 つに分離しているように捉えることも可能である。本研究においてインデック  $n, m$  が 2 以下を低周波領域、3 以下を中間成分、4 以下を高周波成分と定義し、大きく 3 つの領域として考える。これら 3 つの領域に対してそれぞれ再構成を施すことで時間-周波数領域を 3 つのスケールで反映した画像を得る。概念図を図 3 に示す。青斜線部は低周波成分であり、順に緑斜線部の中間成分、赤斜線部の高周波成分と続く。これらの領域をそれぞれ再構成した画像は時間-周波数を反映しながらも、周波数成分による分解能の違いがなく、従来の DWT よりも高周波成分の分解能が高いため、細かいエッジに対しても対応が可能となっている。



図4 Example of crack

複素数 Meyer ウェーブレットは戸田ら [9] により提案され、完全シフト不変性を持つ、優れた MW である。しかし、それは時間領域にてコンパクトサポートではないので、画像中のエッジ抽出性能に Haar ウェーブレットより弱い。ただし、Haar ウェーブレットは実型 MW なので、シフト不変性を持たない問題もある。

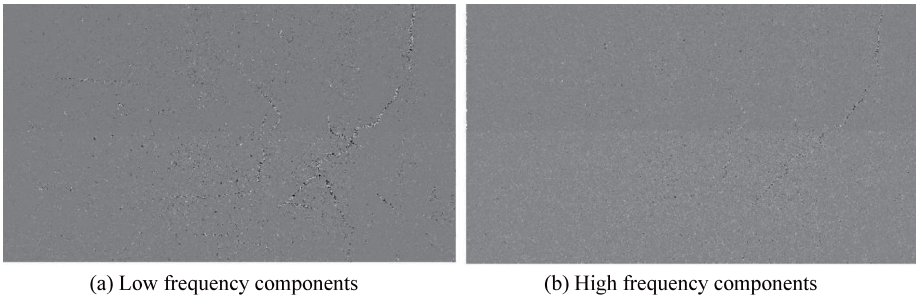


図5 2D-CWPT used Complex Meyer Wavelet

ここで、まずコンクリート表面におけるひび割れに対して、複素数 Meyer ウェーブレットを用いた 2D-CWPT の解析結果を示す。汚れが顕著なサンプルである 図4 の例を取り上げて 2D-CWPT を行い、低周波成分と高周波成分をそれぞれ再構成した画像の結果を 図5 に示す。この画像は補修によって一種の汚れを伴う複雑な輝度変化をしているが、補修による輝度変化の影響は見られないことが確認できたのでひび以外の輝度にも対応した解析が行えている。しかし検出しているエッジが本来のひびと比較して幅がひろがっており、また干渉縞が検出されているのも確認できた。これは複素数 Meyer ウェーブレットの時間領域に複数ピークが存在することが反映されているものだと考えられる。そこで形

状が単純でかつ時間領域にて局在している Haar ウェーブレットを 2D-CWPT に適用することが先行研究 [3] にて提案された。

## §3. 複素数 Haar ウェーブレットの設計

### 3.1. Haar ウェーブレットの特徴

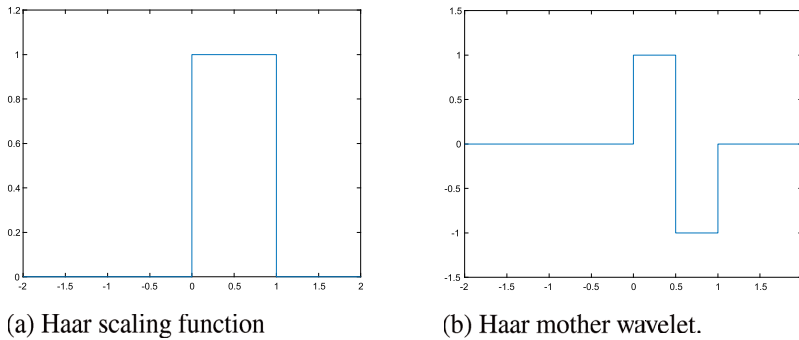


図 6 Haar Wavelet

Haar ウェーブレットは実数型ウェーブレットで、そのスケーリング関数および MW を図 6 に示す。Haar ウェーブレットは主に DWT で用いられる直交ウェーブレットである。波形が単純かつ時間領域で最も局在している特徴を持っているので、広く利用されている MW の一つである。Haar ウェーブレットのスケーリング関数、MW は式 (16), (17) と定義される [10]。

$$\phi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1 \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (16)$$

$$\psi(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq 1/2 \\ -1, & 1/2 \leq t < 1 \\ 0, & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (17)$$

しかし複素数型の Haar ウェーブレットを設計した前例がなかったため、次節にて著者らの設計方法 [3], 特徴を述べる。

### 3.2. 複素数型 Haar ウェーブレットの設計手順

複素数 Haar ウェーブレットは以下の手順にて設計される。

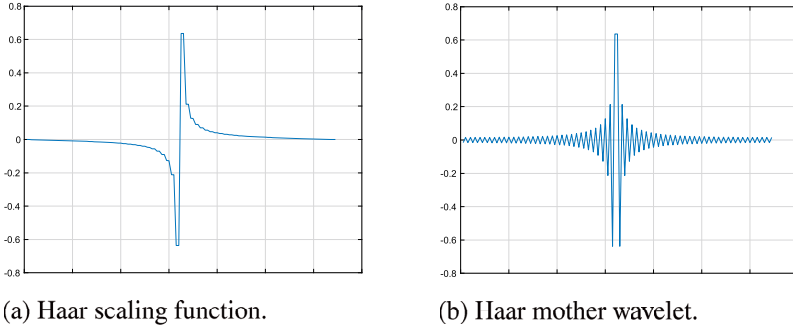


図7 Imaginary part of complex Haar wavelet proposed in the previous research

- 1) サンプリング周期 1s の実数部の Haar の MW を Hilbert 変換する.
- 2) 1) で求めた値を複素数 MW の虚数部と定義する.
- 3) スケーリング関数も MW と同様に行う.

設計された複素数 Haar ウェーブレットの虚数部を図 7 に示す.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(t) dt = 1 \quad (18)$$

通常、トウスケール関係を満たすスケーリング関数は本来式 (18) を満たすため、形状は Fig 6(a) のように正の成分が強く表れるが、図 7 を観察すると負の成分も強く出ていることがわかる. 実際にスケーリング関数の値を積分して調べると、以下の値になった.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \phi(t) dt = 0 \quad (19)$$

これは本来 MW が再構成を満たすための条件であるアドミッシブル条件と同じであるため、スケーリング関数が MW と同じくハイパスフィルターの役割を担ってしまっていると考察する. そのため完全再構成を満たさない. そこで、本論文では完全再構成を満たす虚数部の Haar ウェーブレットの設計を目指すことを目的とした.

### 3.3. 複素数 Haar の虚数部トウスケール数列の計算

ここで、まず虚数部のトウスケール数列を設計し、その後トウスケール関係を用いて虚数部のスケーリング関数の設計を試みる.

従来の Haar ウェーブレットは、複素数 Haar ウェーブレットの実部とし、そのトウスケール数列は  $p_0 = 1, p_1 = 1$  となり、それ以外の  $p_k$  は 0 となる. そして以下の式を満た

している.

$$\sum_k p_k = 2 \quad (20)$$

また  $q_k$  の値は次式 (21) を用いて導出した.

$$q_k = (-1)^{1-k} p_{1-k} \quad (21)$$

実数部の Haar のスケーリング関数は以下のトウスケール関係を満たす [11].

$$\phi(x) = \sum_{k \in \mathbf{Z}} p_k \phi(2x - k) \quad (22)$$

$$\psi(x) = \sum_{k \in \mathbf{Z}} q_k \phi(2x - k) \quad (23)$$

Selesnick [12] は周波数領域にて実数部の直交ウェーブレット  $\psi^R(t)$  のトウスケール数列  $p_n^R$  と虚数部の直交ウェーブレット  $\psi^I(t)$  のトウスケール数列  $p_n^I$  の間に以下の関係式 (24), (25) が成立するとき,  $\psi^R(t)$  と  $\psi^I(t)$  が互いに Hilbert 変換ペアになることを示している.

$$P_w^I(w) = P_w^R(w) H_w(w) \quad (24)$$

$$H_w(w) = e^{-i\frac{\pi}{2}} \quad (25)$$

なお  $\psi^R(t)$  と  $\psi^I(t)$  が互いに Hilbert 変換ペアであり, 以下の関係式 (26) が成立する.

$$\hat{\psi}^I(w) = \begin{cases} i\hat{\psi}^R(w) & w < 0 \\ 0 & w = 0 \\ -i\hat{\psi}^R(w) & w > 0 \end{cases} \quad (26)$$

そこで, 周波数応答  $H_w(w)$  の時間領域における数列  $h_n$  は次のように計算される.

$$h_n = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{i(n-\frac{1}{2})w} dw = \frac{\sin((n-\frac{1}{2})\pi)}{(n-\frac{1}{2})\pi}$$

式 (27) により導出される  $h_n$  は  $-\infty < n < \infty$  の範囲において 0 でない値をとる. 式 (24) で表される周波数領域の式は時間領域の数列で置き換えると次のような畳み込みの式で表される.

$$p_n^I = \sum_k p_k^R h_{n-k} \quad (27)$$

$h_n$  は 0.5 中心の対称な形状なため実際の計算で用いる  $h_n$  の範囲は定数  $\alpha$  を用いて,  $-\alpha+1 \leq n \leq \alpha$  とする. よって式 (27) で求められる  $p_n^I$  の 0 でない範囲は  $-\alpha+1 \leq n \leq \alpha+1$

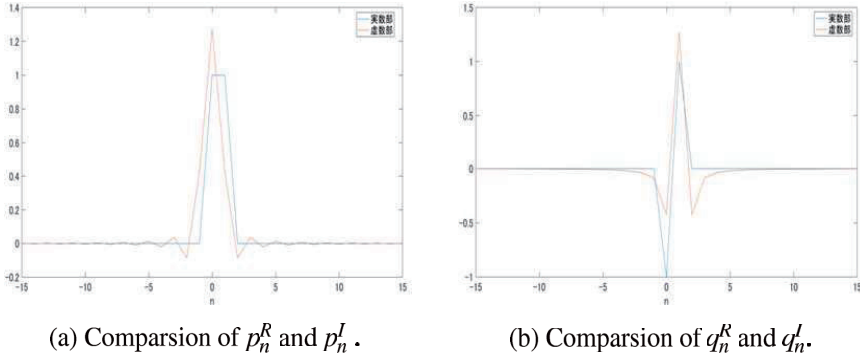


図 8 Two-scale sequence

となる．本研究では  $\alpha$  を 2 の累乗に設定し， $h_n$  が  $1.0 \times 10^{-3}$  の値以下まで計算される 512 に設定した．また  $p_n^I$  が 0 で対称となるようにするため，以下の操作を行った．

$$p_n^I = p_{n-1}^I \tag{28}$$

$q_n^I$  は  $p_n^I$  を用いて式 (21) より導出されるので， $q_n^I$  の 0 でない範囲は  $-\alpha + 1 \leq n \leq \alpha + 1$  となる．実部と虚部のトウスケール数列を比較した様子を図 8 に示す．図 8 より設計した虚数部のトウスケール数列  $p_n^I$  は実数部のトウスケール数列の形状に近く，また対称の中心が 0.5 ずれていることを確認できた．

### 3.4. スケーリング関数の計算

CDPT を実行するにはスケーリング関数を用いる必要があるので，設計した設計した虚数部のトウスケール数列  $p_n^I$  をもとに Haar ウェーブレットの虚数部のスケーリング関数を設計することを試みる．戸田らの著書 [13] ではスケーリング関数を求める方程式として以下の式が示されている．

$$\begin{pmatrix} p_{n_0+1} - 1 & p_{n_0} & 0 & \cdots & 0 \\ p_{n_0+3} & p_{n_0+2} - 1 & p_{n_0+1} & & \vdots \\ p_{n_0+5} & p_{n_0+4} & p_{n_0+3} - 1 & & \vdots \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \cdots & p_{n_1-1} - 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi(n_0 + 1) \\ \phi(n_0 + 2) \\ \vdots \\ \vdots \\ \phi(n_1 - 1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} \tag{29}$$



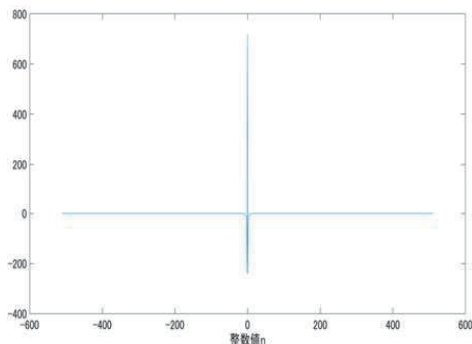


図9 Scaling function in imaginary part

$$n_0 \leq n \leq n_1 \quad (\text{トウスケール数列 } p_n \text{ がゼロでない領域}) \quad (30)$$

$$n_0 < t < n_1 \quad (\text{スケーリング関数 } \phi(t) \text{ がゼロでない領域}) \quad (31)$$

式(29)-(31)を用いてスケーリング関数を設計した結果を以下に示す. なお  $n_0 = -512$ ,  $n_1 = -512$  として計算した.

設計した結果を観察すると, 整数値  $n$  が  $0$  に近づくにつれ振幅がかなり大きくなっていることが確認できた. そこで新たな方法を用いてスケーリング関数を算出することを試みた. Chui の著書 [10] ではトウスケール関係が有限和である場合, 反復スキームによってスケーリング関数が成立することを示している.

$$\begin{cases} \phi(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} \phi_n(x) \\ \phi_n(x) = \sum_k p_k \phi_{n-1}(x-k) \\ \phi_0(x) = N_2(x) \end{cases} \quad (32)$$

反復スキームはサンプリング周期  $1$  の初期関数  $\phi_0$  をもとに, サンプリング周期  $0.5$  の  $\phi_1$ , サンプリング周期  $0.25$  の  $\phi_2$  と続き, 最終的にサンプリング周期  $1/2^n$  の  $\phi_n$  を導出することで, 連続関数の  $\phi$  が導出される. また式 (32) の初期関数  $N_2(x)$  は 2 階のカーディナルスプラインを表している.  $\phi_1$  の導出結果を図 10 に示す. 本来  $\phi_n$  まで求める必要があるが, 補間の計算を行うには  $\phi_1$  で十分であるので, CDWT の計算における虚数部のスケーリング関数は  $\phi_1$  を用いる.

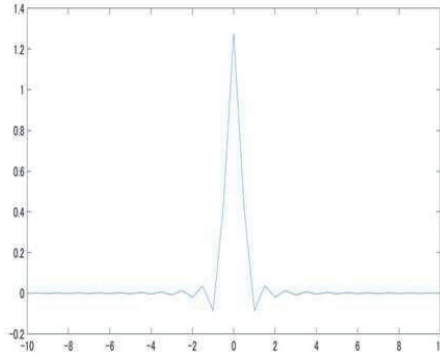


図 10 Chui の方法で求められた  $\phi_1(t)$

表 1 Example condition of DWT

条件	
実行環境	MATLAB R2016b
DWT のレベル	-1
サンプリング周波数	10000Hz
入力信号	スイープ信号
トウスケール数列 $p_n \neq 0$	$-64 \leq p_n \leq 64$

## §4. 設計した複素数 Haar ウェーブレットの定量評価

ここで、第 3 章で設計した Haar の虚数部のトウスケール数列，スケーリング関数の性質を調べるために，図 11 に示す 1 次元モデル信号を用いて定性評価を行う。

### 4.1. 虚数部のトウスケール数列による DWT

設計した虚数部のトウスケール数列  $p'_n$  を定量的に評価するために，Meyer ウェーブレット，Haar ウェーブレットによる実数部，虚数部の DWT をそれぞれ行い，結果を比較した。共通の実験条件を表 1 に示す。

入力信号であるスイープ信号を図 11 に示す。実際に計算する際は信号両端での信号値の不連続によるウェーブレット係数の誤差を防ぐために，信号の両端を 0 と仮定するパ

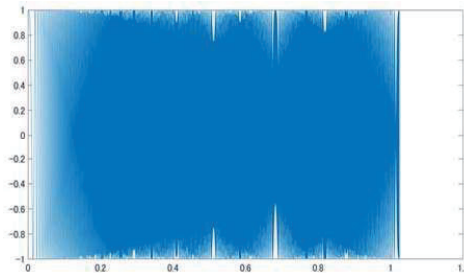


図 11 Input Signal

ディング処理を行い、信号の再構成後に 0 と仮定した部分を切り取る操作を行った。

瞬時周波数  $f_i$  は式 (33) により表現され、 $f_0$  は時間 0 での瞬時周波数、 $\beta$  は瞬時周波数の変化率を表している。本研究では 0Hz からナイキスト周波数 5000Hz まで線型的に増加するスイープ信号を用いたため、時間  $t$  における  $f_i$  は式 (34) となる。

$$f_i(t) = f_0 + \beta t \quad (33)$$

$$f_i(t) = \frac{5000}{1.024} t \quad (0 \leq t \leq 1.024[s]) \quad (34)$$

再構成精度の指標は二乗平均誤差平方根の対数値 (Root Mean Square error:RMSE) を用い、式 (35) に示す。

$$RMS E[dB] = 20 \log_{10} \sqrt{\frac{\sum_n (f'_n - f_n)^2}{N}} \quad (35)$$

式 (35) の  $N$  はデータ点数、 $f'_n$  は再構成信号、 $f_n$  は元信号を表している。DWT の結果を表 2 に示す。

表 2 Experiment of DWT(Level:j=-1)

	実数部	虚数部
Meyer ウェーブレット	-126.5781dB	-129.5781dB
新たな Haar ウェーブレット	-316.8279dB	-84.6070dB
従来 Haar ウェーブレット [3]	-7.2294dB	-8.8319dB

Meyer ウェーブレットと比較すると、実数部と虚数部の間で差が広がってしまったが最低限の再構成精度の目安である-40dB 以下は達成できたため、再構成精度の改善に成功した。

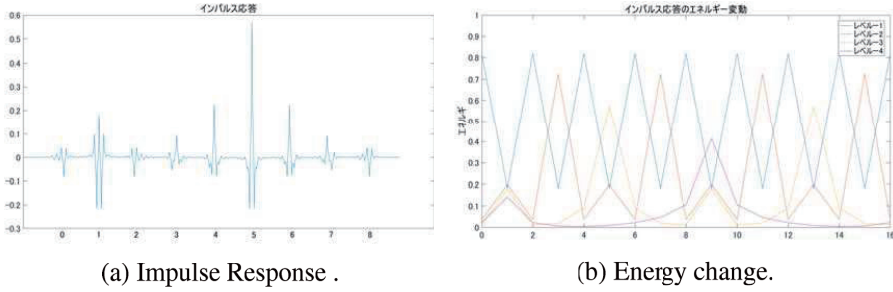


図 12 Imaginary part of complex Haar wavelet

## 4.2. 虚数部のシフト不変性の検討

DWTにはシフト不変性の欠如とよばれる欠点が存在する。ここでの複素数 Haar ウェーブレットの虚数部に対して、インパルス信号をシフトさせた際のインパルス応答、エネルギー変動を検討する。なお信号のエネルギーは式 (36) で定義する。

$$energy(f_n) = \sum_n (f_n)^2 \quad (36)$$

複素数 Haar ウェーブレットの虚数部を用いたレベル-3の DWT によるインパルス応答の様子とレベル-1 からレベル-4 までのエネルギーの変動を図 12 以下に示す。

エネルギーの平均値からの最大変動率を計算した結果、レベル-4 では 59% も変動していることが確認できた。Meyer ウェーブレットでも同様に実験を行った結果、エネルギーの平均値からの最大変動率は実部で 38%、虚部で 33% であった。また、戸田らの著書 [13] では Daubechie4 ウェーブレットの実数部を用いた際、最大で 92% 変動すると記載されているので、Haar ウェーブレットの虚数部による DWT は他のウェーブレットよりも安定性がないことがわかった。

実部（従来の Haar ウェーブレット）についても検討した。その結果、インパルス信号を 1 サンプルずつずらした際にはエネルギー変動がないように見えるが、形状は反対称形になっているので、インパルス信号を 0.5 ずつずらした際、インパルス応答の形状が大きく変動すると予想する。

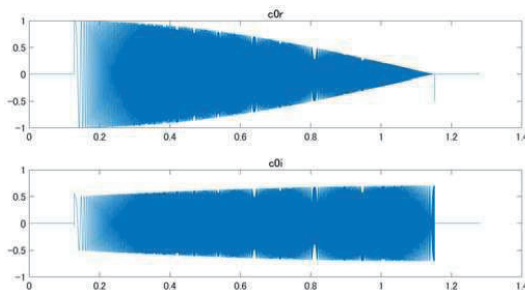


図 13 Interpolation

#### 4.4. 複素数 Haar ウェーブレットによる CDWT

シフト不変性の欠如を解決するためには CDWT が有効であるので，3.4 節で設計した虚数部のスケーリング関数を用いて表 1 の条件で，CDWT を実行した．RMSE は  $-3.0624\text{dB}$  であったので，再構成がうまくできていないことが確認できた．うまくいかなかった要因にスケーリング関数の設計が考えられる．そこで，補間際に用いるスケーリング関数に Meyer ウェーブレットのスケーリング関数を用いる事を提案する．Meyer ウェーブレットのスケーリング関数  $\phi^R(t)$  の実数部は 0 中心の対称な形状，スケーリング関数の虚数部  $\phi^I(t)$  は 0.5 中心の対称な形状をしている．ここで，Meyer ウェーブレットのスケーリング関数を用いる CDWT を表 1 の条件で行った．なお  $\phi^R(t)$ ， $\phi^I(t)$  の値は  $-64$  から  $64$  まで用いた．再構成精度は  $-90.5245\text{dB}$  であったため，信号の再構成はできていることが確認できた．以後本論文では Haar ウェーブレットによる 2D-CDWT，2D-CWPT も同様に Meyer スケーリング関数を用いて補間を行う．

次に複素数型 Haar ウェーブレットのシフト不変性を確認する．複素数型の Haar ウェーブレットを用いたレベル-3 の CDWT によるインパルス応答の様子とレベル-1 からレベル-4 までのエネルギーの変動を図 14 に示す．

エネルギー変動はほぼ見られなかったが，レベル-3 のインパルス応答の様子を観察するとシフト不変性がないことが確認できる．これらの結果から補間に Meyer ウェーブレットを用いた Haar ウェーブレットによる CDWT は再構成精度は保障されるが，シフト不変性は保障されないことがわかった．

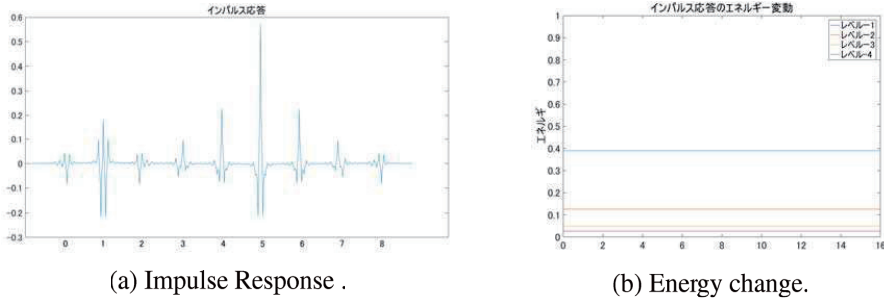


図 14 CDWT using complex Haar wavelet

## §5. ひび割れ検出の評価

本章では先行研究 [3] で提案されたひび割れ検出手法を記載する. 図 15 にひび検出手法の流れを示す.

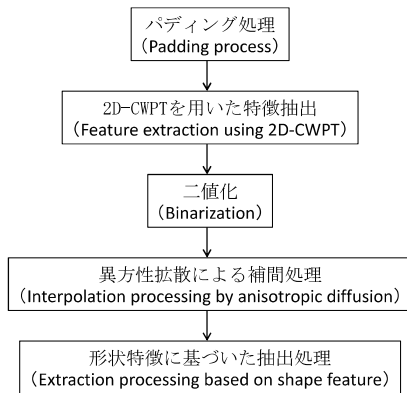


図 15 Flow chart of algorithm for crack detection [3].

### 5.1. 前処理

本研究ではグレースケール画像を対象としているため, ひび割れのカラー画像をグレースケール画像に変換し, 前処理を施す. 前処理においてはコンクリート表面におけるひび割れ以外の影や汚れ, 表面の傷や凹凸等の輝度変化を伴う箇所の影響を抑えることが重

要である。これらに対し、複素数型 Haar ウェーブレットによる 2D-CWPT を施すことでひび割れ以外の輝度変化の影響を抑え、ひび割れを抽出する。本節では前処理に該当する 2つの処理について詳細を述べる。

まず 2D-CWPT を行う上で、注意しなければならないのは、画像境界の取り扱いである。これは、与えられた画像は無限に広がっておらず、画像境界近くでは、2D-CWPT のコンボリューション・フィルタが画像外の値を参照することで画像境界で画素値の不連続が発生し、ウェーブレット係数の大きな誤差が生じる。本研究では画像を画像境界でパディング処理により、鏡対称的に拡張することでこの問題を解決する。

次はノイズを低減するウェーブレット縮退法の処理である。ウェーブレット縮退法 (Wavelet Shrinkage) は原信号にノイズが混在されたことを仮定し、DWT から得られたウェーブレット係数  $d$  に対して閾値操作をする。ホワイトノイズに該当する成分は  $d$  が十分に低くなることから一定の閾値を設けることによって分離することが可能であり、2D-CWPT においてもこのサポートを受けることが可能である。閾値は式 (37)、式 (38) により定める。

$$\sigma = \frac{\text{median}|d - \text{median}(d)|}{0.675} \quad (37)$$

$$\lambda = \sigma \sqrt{\log eN} \quad (38)$$

$N$  はサンプル数であり、 $\lambda$  はノイズの標準偏差である。またノイズの標準偏差  $\lambda$  が未知の場合に、式 (37) により  $\lambda$  を推定する。しかし画像の場合ウェーブレット係数の特徴量は近似的にカイ分布部  $x^2$  に従うため [14]、式 (38) のかわりに式 (39) を用いて計算する。

$$\lambda = k\sigma \quad (39)$$

$M=4,3RI$ -spline ウェーブレットの場合、 $k=3$  が最適解とあるが複素数型 Haar ウェーブレットの場合、 $K$  の最適解は未知である。ここで 2D-CDWT におけるレベル  $j$  の点  $(k_x, k_y)$  で得られた  $RR, IR, RI, II$  のウェーブレット係数の特徴量を式 (40) を以下のように表す。 [14].

$$|d_{k_x, k_y}^j| = \sqrt{(d_{RR, k_x, k_y}^j)^2 + (d_{RI, k_x, k_y}^j)^2 + (d_{IR, k_x, k_y}^j)^2 + (d_{II, k_x, k_y}^j)^2} \quad (40)$$

閾値の条件は soft thresholding と hard thresholding があり、前者のほうが後者より滑らかにつながるという利点を持つため、本論文は前者を用いる。その計算式は以下のとおりである。

$$|\tilde{d}_k^j| = \begin{cases} |d_k^j| - \lambda, & |d_k^j| > \lambda \\ 0, & |d_k^j| \leq \lambda \end{cases} \quad (41)$$

表3 The statistics in analysis results of Fig. 4 with complex Haar

Statistics	Low frequency	Middle frequency	High frequency
Mean	0.5632	0.4950	0.5427
Dispersion	0.0001	0.0001	0.0001
SD	0.0111	0.0100	0.0120
Skewness	-5.5929	-1.1083	-3.2962
Kurtosis	228.9343	196.1403	167.8847

式 (40) で示したウェーブレット係数の特徴量に対し、式 (41) を適用し、得られた RR 成分の  $\tilde{d}_{RR,k_x,k_y}^j$  を以下のように定義する [14].

$$\tilde{d}_{RR,k_x,k_y}^j = d_{RR,k_x,k_y}^j \frac{|\tilde{d}_{k_x,k_y}^j|}{|d_{k_x,k_y}^j|} \quad (42)$$

RI, IR, II 成分も同様に行い式 (42) で得られたウェーブレット係数を基に再構成を行う。また 2D-CWPT に拡張する場合は各インデックスごとに式 (40) から式 (42) を行い再構成する。

図 4 の画像に対して前処理を施した後の出力画像の特性を以下の表 3 に示す。まず解析画像の各種統計量について表 4 から 2D-CWPT の解析画像の傾向についてまとめていく。はじめに、それぞれの統計量：平均 (Mean)、分散 (Dispersion)、標準偏差 (Standard Deviation)、歪度 (Skewness)、尖度 (Kurtosis) の 5 つの基本的な統計量について、周波数成分ごとにまとめ、統計量から簡易的な特徴抽出の検証が行える。通常、分散、標準偏差より解析画像の輝度のばらつき具合を把握でき、尖度からノイズの影響を確認出来る。ノイズの影響が大きくなると画像の尖度は低下していき、画像におけるエッジ等の特徴抽出は難しくなる。一方でエッジとそれ以外の成分に分離が出来ていると状態では解析結果における尖度が大きくなることから特徴抽出の状態を計れる。表 3 から見ると、複素数型 Haar ウェーブレットによるひび割れの解析は歪度が負に傾き、尖度が大きい傾向が見られたので、エッジの成分が負に傾き、ノイズの影響が小さくなっていると推測できる。よって、前処理は有効であり、エッジ抽出が行いやすくなっていると考えられる。



## 5.2. ひび割れの抽出処理

前処理で得られた3枚の画像に対して、3つの抽出処理を施す。まず、二値化を行い、ひび割れと背景を分離する。二値画像はノイズが残っており、且つ閾値や画像の特性によっては欠落しているピクセルが存在することから領域の大きさによる単純なディノイズ処理と補間処理を行う。補間処理後、線形状に近いオブジェクトのみを偏心率を用いて抽出し、これを3枚の画像に対して実行し、合成した結果を出力とする。次節からそれぞれの処理について汚れが顕著なサンプルの一例である図4の画像を用いて詳細を述べる。

### 5.2.1. 二値化

二値化はひび割れの自動抽出において特に重要なステップにあたる。二値化は輝度の大きさを利用してひび割れと背景とに分離する処理である。前処理を終えた3つの画像のヒストグラムは単峰性を示しており、またひび割れが画像中で占める割合を確認する手段が存在しないことから大津の方法、モード法、 $p$ -タイル法などが有効でないことが示されている [3]。一方で単峰性のヒストグラムから閾値を決定するアルゴリズムはいくつか提案されているが、時間-周波数を反映した画像に対して有効ではなかった事が示されている [3]。ここで、まず出力画像の特性の要点を以下にまとめる。

- 1) 尖度が高く、ヒストグラムの形状が単峰性である。
- 2) 歪度が負に歪んでおり、ヒストグラムの形状がほとんど対称である。

これらを踏まえて、輝度のばらつきを反映させた標準偏差を平均からの操作量とし、さらに係数を与えることで周波数成分ごとに調整することが先行研究によって示され、定義式を式 (43) に示す。

$$Threshold = Mean - n\sigma \quad (43)$$

この定義式は係数の取り扱いに課題が残る。ノイズの多い画像では標準偏差は大きくなるため、閾値にこの情報を反映し、閾値はより負側に決定されるが、ノイズの量あるいは画像の種類によっては標準偏差だけではひび割れと背景を分離しきれない傾向にある [3]。この問題は係数操作により解決できるが、サンプルごとに汎用性の高い係数を準備しておく必要があるといえる。二値画像の実行例を図16示す。この時の $n$ は低周波成分で1.7、高周波成分で1.5としている。図16より点状のノイズが目立つが、主要なひび割れを目視で抽出出来ていることが確認できる。点状のノイズを除去するために二値化処理後、10ピクセル以下のオブジェクトに関して除去を行った。オブジェクト除去や抽出の段階に

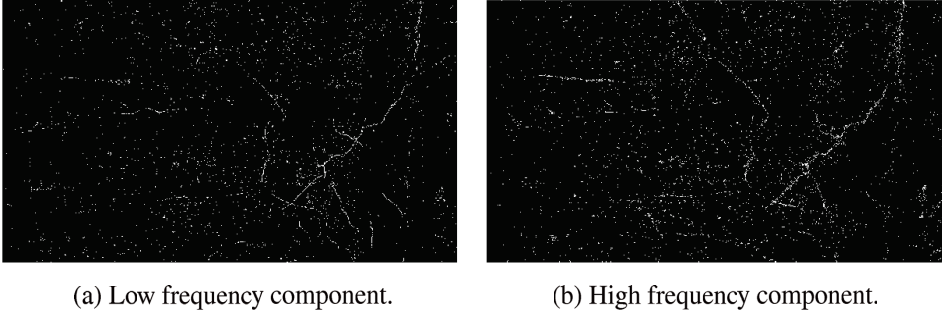


図 16 Binary image

において欠落したひび割れ上のピクセルは次節で述べる異方性拡散フィルタによって補間する。

### 5.2.2. 補間処理 [3]

二値画像の段階では孤立点や欠損領域が存在するため、それらに対する補間処理が必要となる。先行研究では異方性拡散フィルタと距離画像変換を組み合わせた手法を利用し、補間処理を行うことが提案された。この手法は二値画像を距離画像に変換し、異方性拡散フィルタによって平滑化、再二値化する。

#### A. 距離画像の作成

まず距離画像について補足する。距離画像とは基準となるピクセルから見たときの、周りのピクセルまでの準ユークリッド距離である。概念図を図 17 に示す。この変換によってひび割れの位置関係が保存されるため、オブジェクトの形状を保存・補間しつつ、ノイズを除去する異方性拡散と相乗効果を形成する [3]。

#### B. 異方性拡散フィルタによる平滑化

異方性拡散は偏微分方程式を利用した画像の平滑化のひとつであり、画像の勾配が大きくなる方向への平滑化を抑制するため、オブジェクトを保存しつつ、細かなテクスチャを平滑化出来る手法である。画像を拡散する際は、距離勾配を元に重み付けし、結果として得られる式 (44) と (45) を反復的に求める。

$$D^{(t=0)} = D_{noisy}, \quad (44)$$

$$D^{(t+1)} = D^{(t)} + \gamma \text{trace}(TH). \quad (45)$$

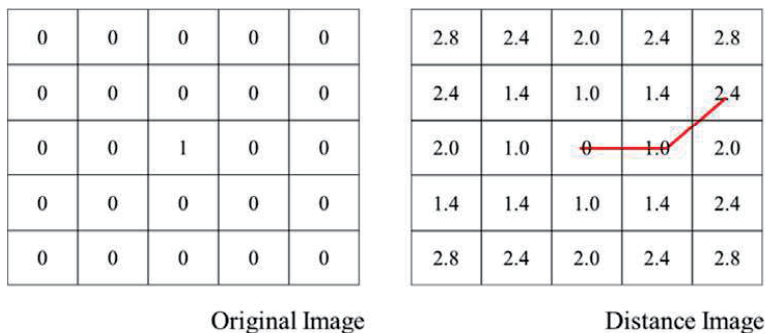


図 17 Distance transeform.

式中の  $D$  は距離画像,  $t$  は反復回数,  $\gamma$  は収束制御パラメータ,  $trace(-)$  は対角成分の和,  $H$  は勾配を再度水平・垂直にして得られる 2 行 2 列のヘッセ行列である. また,  $T$  は勾配テンソルであり, エッジの等高線方向と勾配方向を表す方向ベクトル  $\theta_+$ ,  $\theta_-$  と角方向への勾配量  $\lambda_+$ ,  $\lambda_-$  を用いて式 (46) で表される.

$$T = [f_+(\sqrt{\lambda_+ + \lambda_-})\theta_+\theta_+^T + f_-(\sqrt{\lambda_+ + \lambda_-})\theta_-\theta_-^T]. \quad (46)$$

式 (46) の  $f_+$ ,  $f_-$  は各方向への平滑化を制御する関数であり, 式 (47) と (48) で与えられる.

$$f_+ = (1 + x^2)^{-1}, \quad (47)$$

$$f_- = (\sqrt{1 + x^2})^{-1}. \quad (48)$$

また, 方向ベクトル  $\theta_+$ ,  $\theta_-$  及び  $\lambda_+$ ,  $\lambda_-$  は水平・垂直方向への勾配  $D_x$ ,  $D_y$  より導出される式 (49) の構造テンソル  $G$  の固有ベクトル及び固有値から得られる.

$$G = \begin{bmatrix} K * D_x^2 & K * D_x D_y \\ K * D_x D_y & K * D_y^2 \end{bmatrix}. \quad (49)$$

ただし, 式中の  $K$  は平滑化フィルタであり, 本研究ではガウス関数の畳み込みによって計算される. 勾配画像ごとに平滑化フィルタを適用し, 画素ごとに構造テンソルの作成と固有値の解析を行う.  $\lambda_+$ ,  $\theta_+$  はそれぞれエッジ勾配方向に対する最大固有値, 固有ベクトルに対応し,  $\lambda_-$ ,  $\theta_-$  は最小固有値, 固有ベクトルを示す. 異方性拡散による平滑化が適用された距離画像は閾値を基準値より大きくすると縮小, 小さくすることで膨張の効果が得られる. 本研究では先行研究 [3] に倣い基準値を用いる. 孤立点の除去及び異方性拡散を

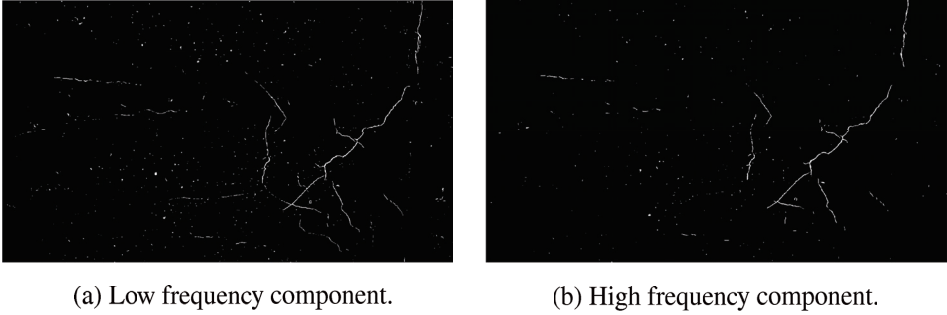


図 18 Interpolation image.

適用した画像を図 18 に示す。図 16 と比較してひび割れ以外の成分が抑制され、かつ欠損領域が補間出来ているため、目視でひび割れの持つ形状が保存されていることが確認できた。二値化の段階で欠損領域があった場合でも、距離画像に変換することで周囲の画素との関係が保存されており、さらに平滑化が適用されることで隣接する領域が結合される。またオブジェクト除去で取り除けなかったノイズも結合されにくいため、これらはある程度の面積を持った楕円状のオブジェクトになる。これに対しては次節で解説する偏心率を用いた形状特徴による閾値処理で対応する。

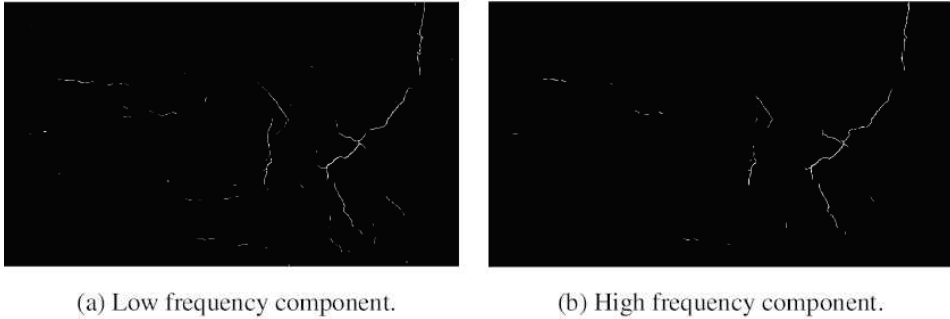


図 19 Output image.

### 5.2.3. 形状特徴によるひび割れの抽出処理 [3]

補間処理後、孤立点の除去以外のノイズ成分は平滑化によって楕円状のオブジェクトとなるため、後処理として誤検出対象を取り除く。まず、検出結果に対してラベリングを施



図 20 Composite image.

すことで連結要素を把握する．連結要素の中で一定の偏心率を満たさないオブジェクトを削除することで線状のオブジェクトのみを保存することが出来る．本研究では先行研究 [3] に倣い基準となる偏心率を低周波成分では 0.97，高周波成分においては 0.96 とし て抽出処理を行う．偏心率とは連結要素の同じ二次モーメントを持つ楕円の偏心率である．また偏心率と共に低周波成分では面積が 50 以上，高周波成分では 100 以上であるオブジェクトをひび割れとする．図 19 に実行例を示す．出力結果より汚れの影響がなく，線状のひび割れ成分のみを抽出出来ていることが確認できた．

#### 5.2.4. 画像の合成

最後に低周波成分の画像と高周波成分の画像を合成する．合成画像を図 20 に示す．なお中間成分は目視で確認したところ，全体的にひび割れ幅が太くなってしまったので，本論文では使用しないことにする．ここまでが抽出処理の内容となる．次節では本研究で用いた評価方法について説明する．

### 5.3. 評価対象と評価手法

ひび割れ検出の検証には正解画像が必要となる．関連研究 [3] では人手により正解画像を作成しており，本論文では作成された正解画像（ベンチマーク）を用いた．ベンチマークは 15 種類のコンクリート表面を撮影した画像から手動で作成されている．15 枚のサンプルに関する情報を表 4 に示す．なお本論文で用いるコンクリートの画像は多種多様な条件下で対応することが可能か確認するために，撮影環境及び撮影機材は統一されていない．

表 4 Sample information.

サンプル番号	画像サイズ	階調値の平均	階調値の標準偏差	画像の特徴
sample1	1080*1920	0.690	0.063	非一様な表面の微細なクラック 1
sample2	1080*1920	0.697	0.065	非一様な表面の微細なクラック 2
sample3	1080*1920	0.690	0.050	非一様な表面の微細なクラック 3
sample4	1014*2010	0.597	0.035	一様な表面のクラック (微細, 中)
sample5	1170*3002	0.696	0.109	コンクリートの打ちっ放し 1
sample6	1914*3342	0.603	0.117	顕著な汚れを含む表面のクラック (微細, 中)
sample7	800*1200	0.668	0.101	若干の汚れを含む表面のクラック 1 (微細, 中)
sample8	800*1200	0.701	0.079	若干の汚れを含む表面のクラック 2 (微細, 中)
sample9	800*1200	0.667	0.085	若干の汚れを含む表面のクラック 3 (微細, 中)
sample10	1968*2624	0.663	0.050	若干の汚れを表面のクラック (施工跡あり, 微細)
sample11	1824*2736	0.613	0.110	コンクリートの打ちっ放し 2 (補修あり)
sample12	1824*2736	0.602	0.129	コンクリートの打ちっ放し 3 (補修あり)
sample13	1824*2736	0.469	0.094	非一様な表面の中程度のクラック 1
sample14	1824*2736	0.515	0.101	非一様な表面の中程度のクラック 1
sample15	1824*2736	0.490	0.094	顕著な汚れを含む表面のクラック 2 (微細, 中)

表 5 Confusion Matrix

正解 \ 検出結果	ひび割れ	ひび割れではない
ひび割れ	TP	FN
ひび割れではない	FP	TN

本研究では関連文献 [2] に倣い, 正解率, 感度, 特異度, 適合率, F 値の 5 指標によって提案手法 (複素数型 Haar ウェーブレットによる解析) と, 先行研究 (図 7 で示される複素数型 Haar ウェーブレットによる解析) の結果を比較する. まず, 表 5 に混合行列 (Confusion Matrix) と呼ばれるクラス分類の正否をまとめた表を作成する. 表中の TP, FN, FP, TN はそれぞれ True Positive, False Negative, False Positive, True Negative に略称であり, 画像の各ピクセルはこのいずれかに分類される. 混合行列からクラス分類した結果を用いて, 各種分類性能を評価することが出来る. 5 指標は式 (50)-(52) と定義される.

$$\text{正解率} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, \quad \text{感度} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (50)$$

$$\text{特異度} = \frac{TN}{FP+TN}, \quad \text{適合率} = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (51)$$

$$F \text{ 値} = \frac{2 \times \text{感度} \times \text{適合率}}{\text{感度} + \text{適合率}} \quad (52)$$

続いて5指標それぞれについて意味を補足する。正解率はひび割れを正しく分類できたかどうかを把握するための指標、特異度は背景の正検出率を示す指標であるが、本研究においてはあまり重要でないため取り扱わないことにする。感度はひび割れの正検出率を表す。そのため、本研究においては感度は高いが必要あるといえる。しかし、感度が高い場合、ノイズに対しても敏感な反応を示す可能性が高いため、ひび割れと判断した画像のピクセルと正解画像の適合具合を評価する適合率とトレードオフの関係にある。そのため、感度と適合率の調和平均であるF値が本研究において最も重要な指標であると考えられる。なおF値が1の場合、完全に正解画像と一致するので、F値は正解画像との一致性を示す指標ともいえる。これらのことから感度、適合率、F値に着目して解析結果を評価した。

## 5.5. 評価結果と考察

ここで、複素数 Meyer ウェーブレット、先行研究で設計された複素数 Haar ウェーブレット [3]、本研究で設計した複素数 Haar ウェーブレットによる最終結果を表6に示す。

先行研究では最終的にF値が0.505まで向上したことが報告されているので、先行研究とほぼ同水準のひび検出を行うことができた。しかし二値化閾値の決め方に疑問が生じたほか、ウェーブレット縮退によってF値が0.1ほど変動するサンプルもあったため、各種統計量（平均や分散など）以外の画像の特徴量を見つけ、それに応じて場合分けするなどの手法を取った方が良いと考察する。また全体的に低周波成分の画像の方が高周波成分の画像よりもF値が高くなる傾向が見られた。原因は現段階では不明である。一方、先行研究で設計された複素数 Haar ウェーブレットのスケーリング関数の形状はハイパスフィルタになっていたため、高周波成分を取り扱う際は先行研究で設計された複素数型 Haar ウェーブレットを用いたほうが良い可能性があるため、今後高周波成分の画像の取り扱い方を考える必要があると思われる。

また本研究では用いなかったが、中間画像の特徴量を調べた結果、高周波成分よりもひびを検出できていた画像もあるため今後中間画像についても取り扱い方を考える必要がある。定量評価値として用いたF値は、現状ひび割れをある程度検出できたといえる基準が存在しないので、今後目視点検を日常的に行っている点検者の方などに協力してもらい、F値がどのくらいあれば十分なのか基準を線引きする必要があると思われる。

表6 Comparison results

Sample number	本研究	先行研究	Meyer
Sample1	0.1456	0.1362	0.1485
Sample2	0.4439	0.3791	0.3129
Sample3	0.5463	0.5022	0.2107
Sample4	0.7531	0.7341	0.4002
Sample5	0.4921	0.451	0.1716
Sample6	0.4672	0.5169	0.3075
Sample7	0.6	0.6119	0.3613
Sample8	0.6354	0.6644	0.4552
Sample9	0.6389	0.6441	0.4619
Sample10	0.3889	0.4095	0.3046
Sample11	0.5028	0.5123	0.3357
Sample12	0.544	0.503	0.3911
Sample13	0.5629	0.5549	0.362
Sample14	0.4152	0.4419	0.2413
Sample15	0.5109	0.5162	0.4032
Mean	0.5098	0.5052	0.3245

## §6. まとめ

本研究では、先行研究 [3] で提案された 2D-CWPT によるひびの検出に用いられる複素数型 Haar ウェーブレットの再設計および定量評価に重点を置き、再設計した複素数型 Haar ウェーブレットを用いてひびの検出精度向上を図った。得られた課題は以下のとおりである。

- 1) 本研究では複素数型 Haar ウェーブレットの実数部と虚数部がそれぞれヒルベルト変換ペアになるように設計したが、実際目視で形状を確認できたのはトウスケール数列だけなので、今後、Haar ウェーブレットを複素数化した際の理論等を確立させていく必要があると感じた。
- 2) 2D-CWPT による処理は計算量が多く、処理時間が非常にかかるため軽減するため



に、補間に用いるウェーブレットを Meyer のスケーリング関数ではなく、コンパクトサポートを持つ  $m=4, 3\text{RI-Spline}$  ウェーブレットや Daubechies $N(N=2-10)$  などに置き換えるのもよいと考察する。

- 3) また 2D-CWPT に用いる複素数 Haar ウェーブレットについて、その虚数部を Haar ウェーブレットの形状に近い Daubechies2 などに変更するのもよいと考えられる。要するに、Daubechies2 はスケーリング関数がすでに設計されているため、従来の Haar ウェーブレットよりも 2D-CWPT に応用しやすいと思われる。
- 4) 最後に、ひびの検出精度が落ちた原因ははっきり分らなかったが、画像によって様々な特徴が存在するので、全ての画像に対し同じ手法を適用するのはあまり好ましくないと考えられる。そこで、画像の特徴量の選定および特徴量に応じたパラメータの調整、手法の場合分けなどが必要であると考えられる。

## 参考文献

- [1] (社) 日本コンクリート工学協会, コンクリートのひび割れ調査, 補修補強指針, p61, 2003.
- [2] 藤田悠介, 中村 秀明, 浜本 義彦, 画像処理によるコンクリート構造物の高精度なひび割れ自動抽出, 土木学会論文集 F, Vol. 66, No. 3, pp459-470, 2010.
- [3] Zhong Zhang, et al., Cracks in Bridge Floor Detected by 2 Dimensional Complex Discrete Wavelet Packet Transform, International Journal of Innovative Computing, Information and Control 16(6), pp.2007-2019, 2020.
- [4] 章忠, 戸田浩. シフト不変な複素数離散ウェーブレット変換 第 1 報:複素数ウェーブレット変換の理論と原理, Journal of signal processing, Vol.11, No5, 387-399, 2007.
- [5] 戸田浩, 章忠, シフト不変な複素数離散ウェーブレット変換第 2 報:直交ウェーブレットをもとにした複素数ウェーブレット設計法の一提案, Journal of signal processing, Vol.11, No5, pp.401-412, 2007.
- [6] 戸田浩, 章忠, シフト不変な複素数離散ウェーブレット変換 第 3 報:新たな複素数ウェーブレット変換の計算法, Journal of signal processing, Vol.11, No5, pp.413-424, 2007
- [7] H. Toda, Z. Zhang, Perfect Translation Invariance with a Wide Range of Shapes of Hilbert Transform Pairs of Wavelet Bases, International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing, Vol.8, No.4, pp.501-520, 2010.

- [8] 加藤毅, 章忠, 他 4 名, 複素数ウェーブレット変換を基にした新たな方向性ウェーブレット変換の提案と医用画像認識への応用, 日本機械学会論文集 81(826) pp.1-18, 2015.
- [9] 戸田浩, 章忠, 完全シフト不変性を実現する複素数離散ウェーブレット変換, *Journal of signal processing*, Vol.12, No2, pp.155-166, 2008
- [10] チャールズ K チュウイ著, 桜井明, 新井勉訳, 数理科学ウェーブレット入門, 東京電機大学出版局, 1993.
- [11] 榊原 進著, ウェーブレットビギナーズガイド, 東京電機大学出版局, 1995.
- [12] I. W. Selesnick, Hilbert Transform pairs of wavelet bases, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.8, No.6, pp.170-173, 2001.
- [13] 戸田浩, 章忠, 川畑洋昭, 最新ウェーブレット実践講座:入門と応用:信号処理の基礎から最新理論まで, ソフトバンククリエイティブ, 2005.
- [14] 章忠, 戸田浩, 藤原久永, RI-Spline ウェーブレットおよびその画像処理への応用, 計測自動制御学会論文集, Vol.40, No12, pp.1177-1185, 2004