2次元複素数離散ウェーブレット変換の方向選択性および その半導体ウェーハの欠陥検査への応用*

加藤 毅^{*1}, 章 忠^{*2}, 戸田 浩^{*3}, 今村 孝^{*4}, 三宅 哲夫^{*3}

Directional Selection Property of 2-Dimensional Complex Discrete Wavelet Transform and Its Application on Defect Inspection of Semiconductor Wafer Circuits

Takeshi KATO, Zhong ZHANG^{*2}, Hiroshi TODA, Takashi IMAMURA and Tetsuo MIYAKE

^{*2} Department of Mechanical Engineering, Toyohashi University of Technology
1-1, Hibarigaoka, Tenpaku-cho, Toyohashi-shi, Aichi, 441-8122, Japan

Previously, Discrete Wavelet Transform(DWT) is widely used as the image processing method. Some of the DWT, Complex Discrete Wavelet Transform(CDWT) and Complex Wavelet Packet Transform(CWPT) have directional selection that can detect the directional edges from the high frequency components. This property is expected to be used for shape and texture analysis such like a circuit pattern images. However, the principle of directional selection is still unclear. Therefore, fundamental properties such as the detect direction and detection angular range(resolution) are also still unclear. Thus, it is difficult to apply the defect detection that has the directional shape and textures. In this research, we firstly consider the principle of directional selection and we proposed the evaluation method of directional selection based on the consideration result. Proposed evaluation method can make clear the detect direction and resolution quantitatively. Finally we apply the directional selection to defect recognition of semiconductor wafer circuit in combination with K-means method. As the result, directional selection of 2D-CDWT and 2D-CWPT achieved highest recognition rate and lowest miss recognition rate compared with previous DWT and FFT.

Key Words : Complex Wavelet Packet Transform, Directional Selection, Defect Detection, Image Processing

1. は じ め に

近年, 半導体デバイスはウェーハの巨大化と共に構造の微細化が進み, 複雑かつ高精度な製造工程が要求される。そのため, 不良品が製造される可能性が増加し, 製品の検査において目視検査が困難となることが指摘されている。すなわち, 従来行われている目視での検査には, 検査員間で検査精度にばらつきが生じ, 製品の品質が一定とならないだけでなく, 検査コストも大きくなるという問題がある。そのため, 欠陥を高精度かつ高速に検出するための自動外観検査システムの開発が必要である⁽¹⁾。自動外観検査では, 近年のカメラの高精度化と画像処理技術の発展により, マシンビジョンによる製品の欠陥検査が多くの工業製品で実用化されている⁽²⁾⁽³⁾。半導体デバイスにおいてマシンビジョンを利用した欠陥検査を実現する場合は, 回路基盤の画像から欠陥の検出や抽出が必要となる。しかし, 欠陥はその製品毎に大きさや形状が異なり, 種類も多い。そのため, 外観検査に用いる画像処理手法は多種の欠陥に対して, 頑健な欠陥検出が必要である。従来の画像処理手法では, 製品画像のパターン情報等から欠陥を検出するフーリエ変換を使った手法やガボール関数等のフィルタリングによるエッジ検出手法を用いたものがある⁽²⁾。しかし, フーリエ変換を用いる場合は, テクスチャ等の特定パターンを持つものに用途が限られる。また, ガボール関数等のフィルタバンクを用いる場合は, 計算量が大きく, 検査時間が長くなってしまう。

* 原稿受付 2013 年 7 月 3 日

^{*1} 豊橋技術科学大学大学院 工学研究科 機械工学専攻 (〒441-8122 愛知県豊橋市天伯町雲雀ケ丘 1-1)

^{*2} 正員, 豊橋技術科学大学 機械工学系

^{*3} 豊橋技術科学大学 機械工学系

^{*4} 正員, 新潟大学工学部 福祉人間工学科

E-mail: zhang@me.tut.ne.jp

そこで本研究では、ウェーブレット変換 (Wavelet Transform, WT) を用いた画像処理を検討する。

デジタル画像に WT を適用する場合、Mallat⁽⁴⁾が提案した多重解像度解析 (Multi Resolution Analysis, MRA) の高速アルゴリズムを用いた離散ウェーブレット変換 (Discrete Wavelet Transform, DWT) が多く用いられる。このため、一般的なフィルタバンクと比べ、計算量が少ないという利点を持つ。また、DWT は従来のフーリエ変換と比べ、不規則なパターンや画像の解析や特徴検出が可能であるため、適用可能な画像が多いという利点を持つ。さらに、MRA を用いているため、DoG 関数のようにパラメータを調節することなく、各スケールの成分を抽出できる利点も持つ。しかし、MRA を用いた DWT では、検出した信号の特徴の位置によって解析結果にばらつきが生じ、時不変性を持たない。そのため、従来、頑健な画像処理が困難であった。この問題に対して、戸田ら⁽⁵⁾⁽⁶⁾は完全シフト不変複素数離散ウェーブレット変換 (Perfect Translation Invariance Complex Discrete Wavelet Transform, CDWT) を提案している。CDWT は他にも Selesnick ら⁽¹²⁾が提案するものもあるが、本論文ではこれらを総称して、CDWT とする。CDWT は信号の位相によらず、頑健な解析が可能であるという大きな利点を持つ。

複素数離散ウェーブレット変換を画像に適用した場合、画像情報は2次元の各周波数成分に分解される。分解された各高周波成分に和と差の計算を適用し、画像の方向成分を検出する手法が Kingsbury ら⁽⁷⁾によって提案されている。これは方向選択性と呼ばれ、CDWT の特性の一つとして知られている。従来の CDWT の方向選択性では、6 方向に対する選択性がある⁽⁷⁾⁽⁸⁾。さらに、近年では複素数ウェーブレットパケット変換 (Complex Wavelet Packet Transform, CWPT) を2次元に拡大した 2D-CWPT やカーブレット変換等の手法が提案されており、検出方向が多く様々な画像処理への応用が期待されている。しかし、2D-CDWT や 2D-CWPT 等の手法は、未だに方向選択性が得られる原理が曖昧であり、方向選択性の基本的な特性である検出方向や分解能も曖昧であった。そのため、方向選択性の応用が困難な場合もあった。半導体デバイス等の画像は特定の回路パターンを持ち、画像上では、種々の方向成分となる。このような画像の検査や解析を行う場合は、解析手法の特性となる検出方向や分解能を明確にすることが必要である。

そこで本研究では、まず、2D-CDWT および 2D-CWPT の方向選択性について述べる。次に、方向選択性の原理について検討する。そして、検討した原理に基づき方向選択性の新たな評価手法を提案する。最後に欠陥を持つ半導体デバイスの画像に 2D-CWPT の方向選択性を適用する。また、得られた結果を K-means 法に適用し、欠陥検査を行う。その結果を他の手法と比較し、2D-CWPT の方向選択性の有効性を検証する。

2. 2次元複素数離散ウェーブレット変換とウェーブレットパケット変換の吟味

2.1 2次元複素数離散ウェーブレット変換 (2D-CDWT)

従来の DWT には、シフト不変性の欠如と呼ばれる弱点、すなわち信号の特徴の位置によって解析結果が異なり、頑健な信号処理が困難となる弱点があった。戸田ら⁽⁵⁾⁽⁶⁾の提案する CDWT は、Meyer の直交ウェーブレットを基礎に設計されており、完全シフト不変性を実現している。CDWT は実数部と虚数部に分かれた、2つの直交ウェーブレットにより構成されるのが特徴である。すなわちスケーリング関数は、実数部のスケーリング関数 $\phi^R(x)$ 、虚数部のスケーリング関数 $\phi^I(x)$ があり、またマザーウェーブレット (Mother Wavelet, MW) も同じく、実数部の MW $\psi^R(x)$ 、虚数部の MW $\psi^I(x)$ がある。なお MRA の高速アルゴリズムに用いる実数部のローパス・ハイパスフィルタのフィルタ係数を $\{a_k^R\}$ 、 $\{b_k^R\}$ 、また虚数部のそれらを $\{a_k^I\}$ 、 $\{b_k^I\}$ とする。以上のような CDWT を2次元に拡張した2次元複素数離散ウェーブレット変換 (2D Complex Discrete Wavelet Transform, 2D-CDWT) について述べる。

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2次元の信号 $f(x,y)$ を展開する。それには、まず最初にスケーリング関数を用いて補間を行う必要があるが、この作業は式 (1) で表され、例えば $RI(x,y)$ 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) の中の関数 $RR(x,y)$ 、 $RI(x,y)$ 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。

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

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

式 (2) の中の係数 c_{0,k_x,k_y}^{RR} 、 c_{0,k_x,k_y}^{RI} であるが、これらは式 (1) の $f(x,y)$ が、解析の対象となる2次元の離散信号 f_{n_x,n_y} を補間するように設定する必要がある。これらの係数は、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(3)より求められることが、文献(5)、(6)より導かれる(文献(5)、(6)では、CDWTによる1次元信号の補間法が提案されているが、これを2次元に拡張すると式(3)が導かれる)。

$$c_{0,n_x,n_y}^{RR} = \frac{1}{4} \sum_{k_x,k_y} f_{n_x-k_x,n_y-k_y} \overline{\phi^R(-k_x)\phi^R(-k_y)}, \quad c_{0,n_x,n_y}^{RI} = \frac{1}{4} \sum_{k_x,k_y} f_{n_x-k_x,n_y-k_y} \overline{\phi^R(-k_x)\phi^I(-k_y)}. \quad (3)$$

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、前章の DWT と同様に、ハイパス・ローパスフィルタが適用され、各周波数成分へ分解される。例として c_{j+1,k_x,k_y}^{RI} の分解を式(4)、(5)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)。

$$c_{j,n_x,n_y}^{RI} = \sum_{k_x,k_y} a_{2n_x-k_x}^R a_{2n_y-k_y}^I c_{j+1,k_x,k_y}^{RI}, \quad d_{j,n_x,n_y}^{RI,LH} = \sum_{k_x,k_y} a_{2n_x-k_x}^R b_{2n_y-k_y}^I c_{j+1,k_x,k_y}^{RI}, \quad (4)$$

$$d_{j,n_x,n_y}^{RI,HL} = \sum_{k_x,k_y} b_{2n_x-k_x}^R a_{2n_y-k_y}^I c_{j+1,k_x,k_y}^{RI}, \quad d_{j,n_x,n_y}^{RI,HH} = \sum_{k_x,k_y} b_{2n_x-k_x}^R b_{2n_y-k_y}^I c_{j+1,k_x,k_y}^{RI}. \quad (5)$$

式(4)、(5)の c_{j,n_x,n_y}^{RI} 等はスケーリング係数、また $d_{j,n_x,n_y}^{RI,LH}$ 等はウェーブレット係数を示す。式(4)から得られた低周波成分の c_{j,n_x,n_y}^{RI} を、再び式(4)、(5)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(6)に示すように、各周波数成分に展開される。

$$RI(x,y) = \sum_{k_x,k_y} c_{j,n_x,n_y}^{RI} \phi_{j,k_x}^R(x) \phi_{j,k_y}^I(y) + \sum_{j=J}^{-1} \sum_{k_x,k_y} d_{j,n_x,n_y}^{LH,RI} \phi_{j,k_x}^R(x) \psi_{j,k_y}^I(y) \\ + \sum_{j=J}^{-1} \sum_{k_x,k_y} d_{j,n_x,n_y}^{HL,RI} \psi_{j,k_x}^R(x) \phi_{j,k_y}^I(y) + \sum_{j=J}^{-1} \sum_{k_x,k_y} d_{j,n_x,n_y}^{HH,RI} \psi_{j,k_x}^R(x) \psi_{j,k_y}^I(y), \quad (6)$$

ただし式(6)は分解レベル -1 から J (J は負の整数) までの変換であり、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。

$$\phi_{j,k}^R(x) = \sqrt{2^j} \phi^R(2^j x - k), \quad \phi_{j,k}^I(x) = \sqrt{2^j} \phi^I(2^j x - k). \quad (7)$$

$$\psi_{j,k}^R(x) = \sqrt{2^j} \psi^R(2^j x - k), \quad \psi_{j,k}^I(x) = \sqrt{2^j} \psi^I(2^j x - k). \quad (8)$$

なお式(1)の中に関数 $RR(x,y)$, $IR(x,y)$, $II(x,y)$ に関しても、式(6)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 2D-CDWT の方向選択性

Kingsbury ら⁽⁷⁾はフィルタ処理により得られた高周波成分のウェーブレット係数に、以下の式(9)~(11)の計算を適用し、画像の方向成分を得る手法を提案している。

$$D_{j,n_x,n_y}^{R0,LH} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{RR,LH} + d_{j,n_x,n_y}^{II,LH}}{2}, \quad D_{j,n_x,n_y}^{I0,LH} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{IR,LH} - d_{j,n_x,n_y}^{RI,LH}}{2}, \quad (9)$$

$$D_{j,n_x,n_y}^{R1,LH} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{RR,LH} - d_{j,n_x,n_y}^{II,LH}}{2}, \quad D_{j,n_x,n_y}^{I1,LH} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{IR,LH} + d_{j,n_x,n_y}^{RI,LH}}{2}, \quad (10)$$

$$|D_{j,n_x,n_y}^{R0,LH}| = \sqrt{(D_{j,n_x,n_y}^{R0,LH})^2 + (D_{j,n_x,n_y}^{I0,LH})^2}, \quad |D_{j,n_x,n_y}^{I1,LH}| = \sqrt{(D_{j,n_x,n_y}^{R1,LH})^2 + (D_{j,n_x,n_y}^{I1,LH})^2}, \quad (11)$$

ただし式(9)~(11)は、 LH 成分に関する式で、他の周波数成分に関する計算も同様にして行う。例として図1の入力画像に対して2D-CDWTを適用し、得られた $d_{j,k_x,k_y}^{RI,LH}$ 等に対して、式(9)~(11)の計算を行い、得られた $|D_{j,n_x,n_y}^{R0,LH}|$ 等を図2に示す。ただし、図2の結果は、図3に従って配置したものである。図2からも分かるように、2D-CDWTから得られた高周波成分のウェーブレット係数を用いて、入力画像の白い円の輪郭を6方向に分けて検出できる。また、同様の計算にインパルス信号を入力した結果を図4に示す。図4からも方向性を持った6方向の波形が構成されていることが確認できる。

Fig. 1 Input image

Fig. 2 The result of directional selection

Fig. 3 The location of each frequency component

Fig. 4 The result of directional selection using impulse signal

Fig. 5 The index of each frequency component.

2.3 2次元複素数離散ウェーブレット・パケット変換 (2D-CWPT)

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⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。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⁽¹¹⁾。本研究では、戸田らの提案するCWPTを用いる。CWPTは前節のCDWTを基礎としたものであり、同氏が提案したCDWTと同様に完全シフト不変性を有する。本研究では、このCWPTを2次元に拡張し、方向選択性の計算を適用する。そして、2D-CWPTの方向選択性を実現する。まず、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)~(3)のスケーリング関数による補間作業は、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に再利用する。そして各解析レベルの各周波数成分の係数は、図5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5における ω_y 軸方向)、また m は横方向(ω_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(3)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(12)より求められる。

$$d_{0,k_n,k_y}^{RR,(1,1)} = c_{0,k_x,k_y}^{RR}, \quad d_{0,k_n,k_y}^{RI,(1,1)} = c_{0,k_x,k_y}^{RI}. \quad (12)$$

これ以外のウェーブレット・パケット係数 $d_{0,k_n,k_y}^{LR,(1,1)}$, $d_{0,k_n,k_y}^{LL,(1,1)}$ も同様に求められる。

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(12)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 (13), (14) に示す。

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

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

以上のように、 $n = m = 1$ の時は、基本的に CDWT の分解の式 (4), (5) 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、多少の違いはある）。

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 5 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、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、まったく同じルールを適用する（これは CWPT 特有のルール⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾）。
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（これは Splitting Algorithm と呼ばれる、ウェーブレット・パケット特有のルール）。
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 (13), (14) 参照）。

例えば $n = 2, m = 1$ の場合、 $d_{j+1,k_x,k_y}^{RI,(n,m)}$ は、式 (15), (16) のように分解される。

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

$$d_{j,n_x,n_y}^{RI,(2n-1,2m)} = \sum_{k_x,k_y} b_{2n_x-k_x}^R b_{2n_y-k_y}^R d_{j+1,k_x,k_y}^{RI,(n,m)}, \quad d_{j,n_x,n_y}^{RI,(2n,2m)} = \sum_{k_x,k_y} b_{2n_x-k_x}^R a_{2n_y-k_y}^R d_{j+1,k_x,k_y}^{RI,(n,m)}. \quad (16)$$

上記の式 (15), (16) では、 $n = 2$ を考慮し、ルール 1 に従い、縦方向（ y 軸方向）の分解において、フィルタリングに実数部のフィルタ係数 $\{a_k^R\}$, $\{b_k^R\}$ を用いている。さらにルール 2 に従い、同じく縦方向の分解において、 $\{b_k^R\}$ 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している。また $m = 1$ であるから、ルール 3 に従い、横方向（ x 軸方向）の分解は、式 (13), (14) と同じ処理をしている。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。

以上のようにして、式 (1) の中の $RI(x, y)$ は、以下の式 (17) に示すように、各周波数成分の和で表される。

$$RI(x, y) = \sum_{n,m} \sum_{k_x,k_y} d_{j,k_x,k_y}^{RI,(n,m)} \psi_{j,k_x,k_y}^{R,m}(x) \psi_{j,k_x,k_y}^{I,n}(y) \quad (17)$$

ただし式 (17) は解析レベル J (J は負の整数) までの解析であり、また $\psi_{j,k_x,k_y}^{R,m}(x)$, $\psi_{j,k_x,k_y}^{I,n}(y)$ は、CWPT において生成された、実数部、虚数部の、それぞれのインデックス (m または n) のウェーブレット・パケット関数であるが、これらの詳細は文献 (12), (13) に譲る。

なお式 (1) の中の関数 $RR(x, y)$, $IR(x, y)$, $II(x, y)$ に関しても、式 (17) の $RI(x, y)$ と同じように分解され、最終的に式 (1) の $f(x, y)$ は各周波数成分の和で表される。

2.4 2D-CWPT の方向選択性

2D-CWPT を用いて得られた各周波数成分 $d_{j,k_x,k_y}^{RI,(n,m)}$ 等に対して、従来の 2D-CDWT と同様に和と差の計算を適用する。2D-CWPT に適用する場合、以下の式 (18)~(20) で表される。

$$D_{j,n_x,n_y}^{R0,(n,m)} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} + d_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)}}{2}, \quad D_{j,n_x,n_y}^{I0,(n,m)} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{IR,(n,m)} - d_{j,n_x,n_y}^{RI,(n,m)}}{2}, \quad (18)$$

$$D_{j,n_x,n_y}^{R1,(n,m)} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} - d_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)}}{2}, \quad D_{j,n_x,n_y}^{I1,(n,m)} = \frac{d_{j,n_x,n_y}^{IR,(n,m)} + d_{j,n_x,n_y}^{RI,(n,m)}}{2}. \quad (19)$$

Fig. 6 The result of directional selection of 2D-CWPT using model image

Fig. 7 The location of each frequency component in 2D-CWPT

Fig. 8 The result of directional selection of 2D-CWPT using impulse signal

$$|D_{j,n_x,n_y}^{0,(n,m)}| = \sqrt{(D_{j,n_x,n_y}^{R0,(n,m)})^2 + (D_{j,n_x,n_y}^{I0,(n,m)})^2}, \quad |D_{j,n_x,n_y}^{1,(n,m)}| = \sqrt{(D_{j,n_x,n_y}^{R1,(n,m)})^2 + (D_{j,n_x,n_y}^{I1,(n,m)})^2}, \quad (20)$$

ただし、式 (18), (19) の計算は、それぞれのインデックス (n, m) において、個々に行う必要がある。例として、図 1 の画像に 2D-CWPT を適用し、さらに式 (18)~(20) の計算を適用した結果を図 6 に示す。なお図 6 は各周波数成分を図 7 に従って配置したものである。また 2D-CWPT では、図 6 に示すように、分解された各方向成分のうち、最も高い周波数帯域のもの (n or $m = 4$) を Outer layer と定義し、2 番目に高い周波数帯域のもの (n or $m = 3$) を Middle layer と定義する。そして、最も低い周波数帯域のもの (n or $m = 2$) を Inner layer とする。図 6 から、2D-CWPT の 6 方向よりも多くの方向検出が可能であることがわかる。また、図 8 に同様の計算のインパルス応答を示すが、この図も各検出方向を向いたインパルス応答が構成されており、検出方向の増加が確認できる。モデル信号とインパルス応答から、2D-CWPT の方向選択性における検出方向の増加が確認された。次に、2D-CWPT の方向選択性における、新たな検出方向と角度分解能の定義を行う。

3. 方向選択性の原理の検討およびそれに基づく評価法の提案

前節では、2D-CWPT とその方向選択性について述べた。本節では、従来明らかではなかった各周波数領域のウェーブレット、およびウェーブレット・パケット関数から方向選択性が得られる原理についてまず検討する。次に、検討した原理に基づき方向選択性の検出方向・角度分解能を定量評価する手法を提案する。

3.1 方向選択性の原理の検討

式 (18), (19) から方向成分が計算される計算原理について検討する。式 (18), (19) の中の $RR \sim II$ の添え字が付いた係数 $d_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)}$ 等はウェーブレット・パケット係数である。CDWT や CWPT において高速アルゴリズムを用いる場合、これらの係数は式 (15), (16) に示すような、フィルタリングによって求められるが、式 (21), (22) に示すように、入力画像とウェーブレット・パケット関数の内積の演算によっても計算可能である。

$$d_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} = \langle f, \psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} \rangle, \quad \psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)}(x, y) = \psi_{j,n_x}^{R,m}(x) \psi_{j,n_y}^{R,n}(y), \quad (21)$$

$$d_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)} = \langle f, \psi_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)} \rangle, \quad \psi_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)}(x, y) = \psi_{j,n_x}^{I,m}(x) \psi_{j,n_y}^{I,n}(y). \quad (22)$$

Fig. 9 The Fourier transforms of the real and imaginary parts of the MW $\psi^R(x)$, $\psi^I(x)$

ただし $\langle f, \psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} \rangle$ 等は 2 次元平面上に定義された関数 $f(x,y)$, $\psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)}(x,y)$ の内積を表し、次のように計算される.

$$\langle f, \psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) \overline{\psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)}(x,y)} dx dy \quad (23)$$

また式 (21), (22) は RR , II の例であるが、それ以外の RI , IR でも同様に成立する. 式 (21), (22) を式 (18) に代入すると、式 (24) が得られる.

$$D_{j,n_x,n_y}^{R0,(n,m)} = \frac{\langle f, \psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} \rangle + \langle f, \psi_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)} \rangle}{2} = \langle f, \frac{\psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)} + \psi_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)}}{2} \rangle, \\ \therefore D_{j,n_x,n_y}^{R0,(n,m)} = \langle f, \psi_{j,n_x,n_y}^{R0,LH} \rangle, \quad \psi_{j,n_x,n_y}^{R0,LH}(x,y) = \frac{\psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)}(x,y) + \psi_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)}(x,y)}{2}. \quad (24)$$

式 (24) から、方向成分 $D_{j,n_x,n_y}^{R0,(n,m)}$ 等は入力画像と、2つの2次元ウェーブレット・パケット関数 $\psi_{j,n_x,n_y}^{RR,(n,m)}$, $\psi_{j,n_x,n_y}^{II,(n,m)}$ 等の和もしくは差との内積によって得られることがわかる. そして式 (21), (22) より、これら2つの2次元ウェーブレット・パケット関数は、2組のヒルベルト変換ペアのウェーブレット・パケット関数 $[\psi_{j,n_x}^{R,m}(x), \psi_{j,n_x}^{I,m}(x)]$, $[\psi_{j,n_y}^{R,n}(y), \psi_{j,n_y}^{I,n}(y)]$ により構成される. そして、これらのヒルベルト変換ペアは、対称と反対称の形状を持つことが分かっている⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾. そこで実数部と虚数部に、対称と反対称の形状を持つ CDWT の MW について考察する. CDWT の多くは、シフト不変性を高精度に得るためにヒルベルト変換ペアの MW を採用している⁽⁵⁾⁽⁹⁾⁽¹¹⁾⁽¹²⁾. ヒルベルト変換ペアの実数部と虚数部には、式 (25) の関係が成り立つ.

$$\hat{\psi}^I(\omega) = \begin{cases} i\hat{\psi}^R(\omega), & \omega < 0 \\ -i\hat{\psi}^R(\omega), & \omega > 0. \end{cases} \quad (25)$$

また、ウェーブレットは直流成分を含まないので、 $\hat{\psi}^R(0) = \hat{\psi}^I(0) = 0$ が成り立つ. ところで本論文に用いる CDWT は Meyer の直交ウェーブレットを基礎に設計されているため、MW の実数部、虚数部のそれぞれは、座標 1/2 を中心に対称、反対称となる. ここで MW のフーリエ変換をシンプルな関数で表すために、これらの MW を $-1/2$ ほど平行移動して、対称中心を原点 0 に移した $\psi^R(x)$, $\psi^I(x)$ を考える (このように MW を平行移動して CDWT に適用しても、支障なく変換、逆変換が可能で、また完全シフト不変性が保たれることは文献 (10) で証明されている. またこのように一律に $-1/2$ ほど平行移動した実数部、虚数部の MW を基に構成された、2次元ウェーブレットや2次元ウェーブレット・パケット関数が、オリジナルの MW より構成されたものと同じ形状を持つことは明らかである). ここで $\psi^R(x)$ にフーリエ変換を適用すると、図 9(a) のような実数値関数 $\hat{\psi}^R(\omega)$ が得られ、また $\psi^I(x)$ にフーリエ変換を適用すると、図 9(b) のような純虚数値関数 $\hat{\psi}^I(\omega)$ が得られる.

なお、ここで用いたフーリエ変換は次のように計算される. すなわち関数 $f(x)$ のフーリエ変換 $\hat{f}(\omega)$ は

$$\hat{f}(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-i\omega x} dx \quad (26)$$

で計算され、また関数 $\hat{f}(\omega)$ の逆フーリエ変換 $f(x)$ は以下のように計算される.

$$f(x) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{f}(\omega) e^{i\omega x} d\omega. \quad (27)$$

(a) An example of ψ^{RR} based on cos function.

(b) An example of ψ^{II} based on sin function.

(c) An example of $\psi^{R0}(x,y)$ based on cos and sin function.

Fig. 10 Example images based on cos and sin function.

図9を見ても分かるように、 $\hat{\psi}^R(\omega)$ は原点を中心に対称の実数値関数であるため、後述するように $\psi^R(x)$ は cos 関数の線形結合で近似できる。一方、これも後述するが、 $\hat{\psi}^I(\omega)$ は原点を中心に対称の純虚数値関数であるため、 $\psi^I(x)$ は sin 関数の線形結合で近似できる。ところで式 (21), (22), (24) において、 $\psi_{j,n_x,n_y}^{R0,(n,m)}(x,y)$ 等を簡略化して $\psi^{R0}(x,y)$ 等で表すと、 $\psi^{R0}(x,y)$ は、2つのヒルベルト変換ペア $\{\psi^{R,m}(x), \psi^{I,m}(x)\}$, $\{\psi^{R,n}(y), \psi^{I,n}(y)\}$ を用いて式 (28) で表される。

$$\psi^{R0}(x,y) = \frac{1}{2}(\psi^{R,m}(x)\psi^{R,n}(y) + \psi^{I,m}(x)\psi^{I,n}(y)). \quad (28)$$

ここで問題の単純化のため、ヒルベルト変換ペアを cos 関数と sin 関数のペアに置き換えて検討する。すなわち $[\psi^{R,m}(x), \psi^{I,m}(x)]$ を $[\cos(\omega_1 x), \sin(\omega_1 x)]$ に、また $[\psi^{R,n}(y), \psi^{I,n}(y)]$ を $[\cos(\omega_2 y), \sin(\omega_2 y)]$ に置き換えると、式 (29) が得られ、それを整理すると式 (30) が得られる。

$$\psi^{R0}(x,y) = \frac{1}{2}(\cos(\omega_1 x)\cos(\omega_2 y) + \sin(\omega_1 x)\sin(\omega_2 y)), \quad (29)$$

$$\psi^{R0}(x,y) = \frac{1}{2}\cos(\omega_1 x - \omega_2 y), \quad (30)$$

ただし ω_1, ω_2 は、 $-\pi \leq \omega_1 < \pi$, $-\pi \leq \omega_2 < \pi$ を満たす実数定数とする。式 (29) の右辺第1項の例を図10(a)に示し、第2項の例を同図(b)に示す。そして同図(c)に $\psi^{R0}(x,y)$ を示す。これらの図からも、図10(a)の $\cos(\omega_1 x)\cos(\omega_2 y)$ と、図10(b)の $\sin(\omega_1 x)\sin(\omega_2 y)$ を用いて、式 (29) により合成された関数 $\psi^{R0}(x,y)$ が、図10(c)で表されるように方向性の波形を持つことが確認できた。さらに関数 $\psi^{R0}(x,y)$ は式 (30) で表すことができるが、その関数値は -0.5 から 0.5 の範囲の値を持つ。ここで関数値が、その範囲内の特定の値 Ψ^{R0} ($-0.5 \leq \Psi^{R0} \leq 0.5$) を持つ領域を考える。すると式 (30) より式 (31) が得られる。

$$y = \frac{\omega_1}{\omega_2}x - \frac{\cos^{-1}(2\Psi^{R0}) + 2\pi k}{\omega_2}, \quad (31)$$

ただし k は整数である。1つの整数 k につき、1つの直線の式が一意に定まり、その傾きはすべて一定の値 ω_1/ω_2 となる。このことから方向性の波形が構成されていることがわかる。 $\psi^{I0}(x,y), \psi^{R1}(x,y), \psi^{I1}(x,y)$ でも同じ理由で方向性の波形が得られる。以上のことから、 $\psi^R(x), \psi^I(x)$ を cos, sin 関数に置き換えた場合の、方向性の波形が得られる原理を確認できた。

次に、本来の MW の実数部 $\psi^R(x)$ と虚数部 $\psi^I(x)$ を検討する。これらは対称と反対称の形状をしたヒルベルト変換ペアであり、そのフーリエ変換は図9(a), (b)のようになる。ここで $\omega \geq 0$ の領域に式 (32) で定義された関数 $F(\omega)$ を考える。

$$F(\omega) = \hat{\psi}^R(\omega), \quad \omega \geq 0 \quad (32)$$

すると図9(a), (b)および式 (25) より、式 (33) の関係が成り立つ。

$$F(\omega) = \hat{\psi}^R(\omega) = \hat{\psi}^R(-\omega) = i\hat{\psi}^I(\omega) = -i\hat{\psi}^I(-\omega), \quad \omega \geq 0 \quad (33)$$

次に $\psi^R(x)$ は $\hat{\psi}^R(\omega)$ の逆フーリエ変換で表されるから、 $\psi^R(x)$ は式 (34) のように表される。

$$\begin{aligned}
 \psi^R(x) &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \hat{\psi}^R(\omega) e^{i\omega x} d\omega \\
 &= \frac{1}{2\pi} \left\{ \int_{-\infty}^0 \hat{\psi}^R(\omega) e^{i\omega x} d\omega + \int_0^{\infty} \hat{\psi}^R(\omega) e^{i\omega x} d\omega \right\} \\
 &= \frac{1}{2\pi} \left\{ \int_0^{\infty} \hat{\psi}^R(\omega) e^{-i\omega x} d\omega + \int_0^{\infty} \hat{\psi}^R(\omega) e^{i\omega x} d\omega \right\} \\
 &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{\infty} \hat{\psi}^R(\omega) (e^{-i\omega x} + e^{i\omega x}) d\omega \\
 &= \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} F(\omega) \cos(\omega x) d\omega.
 \end{aligned} \tag{34}$$

ここで正の実数定数 $\Delta\omega$ ($\Delta\omega > 0$) を用いて、式 (35) で定義される数列 $\{F_k\}$ を考える。

$$F_k = F(\Delta\omega k), \tag{35}$$

ただし k は 0 以上の整数とする。そしてさらに式 (36) で定義される関数 $\psi_{\Delta\omega}^R(x)$ を考える。

$$\psi_{\Delta\omega}^R(x) = \frac{\Delta\omega}{\pi} \sum_{k=0}^{\infty} F_k \cos(\Delta\omega kx). \tag{36}$$

以上のように $\cos$ 関数の線形結合として表される関数 $\psi_{\Delta\omega}^R(x)$ は、式 (34) の積分計算の近似計算であり、 $\Delta\omega \rightarrow 0$ のとき $\psi_{\Delta\omega}^R(x) \rightarrow \psi^R(x)$ となる。同じようにして $\psi^I(x)$ の近似計算は、 $\sin$ 関数の線形結合である式 (37) で表される。

$$\psi_{\Delta\omega}^I(x) = \frac{\Delta\omega}{\pi} \sum_{k=0}^{\infty} F_k \sin(\Delta\omega kx). \tag{37}$$

そして $\Delta\omega \rightarrow 0$ のとき $\psi_{\Delta\omega}^I(x) \rightarrow \psi^I(x)$ となる。以上のように、対称と反対称の形状をしたヒルベルト変換ペア $\{\psi^R(x), \psi^I(x)\}$ は、それぞれ $\cos$ 関数と $\sin$ 関数の線形結合で近似計算されることが分かった。ここで式 (28) の中の、2つのヒルベルト変換ペア $\{\psi^{R,m}(x), \psi^{I,m}(x)\}$, $\{\psi^{R,n}(y), \psi^{I,n}(y)\}$ について、同様の近似計算を求める。すると式 (38), (39) のようにまとめられる。

$$\psi_{\Delta\omega}^{R,m}(x) = \frac{\Delta\omega}{\pi} \sum_{k=0}^{\infty} F_k^m \cos(\Delta\omega kx), \quad \psi_{\Delta\omega}^{I,m}(x) = \frac{\Delta\omega}{\pi} \sum_{k=0}^{\infty} F_k^m \sin(\Delta\omega kx), \tag{38}$$

$$\psi_{\Delta\omega}^{R,n}(y) = \frac{\Delta\omega}{\pi} \sum_{k=0}^{\infty} F_k^n \cos(\Delta\omega ky), \quad \psi_{\Delta\omega}^{I,n}(y) = \frac{\Delta\omega}{\pi} \sum_{k=0}^{\infty} F_k^n \sin(\Delta\omega ky), \tag{39}$$

ただし数列 $\{F_k^m\}$, $\{F_k^n\}$ (k は 0 以上の整数) は、式 (40), (41) のように $\omega \geq 0$ の領域に定義された関数 $F^m(\omega)$, $F^n(\omega)$ より得られる。

$$F_k^m = F^m(\Delta\omega k), \quad F^m(\omega) = \psi^{R,m}(\omega), \quad \omega \geq 0, \tag{40}$$

$$F_k^n = F^n(\Delta\omega k), \quad F^n(\omega) = \psi^{R,n}(\omega), \quad \omega \geq 0, \tag{41}$$

そして $\Delta\omega \rightarrow 0$ のとき $\psi_{\Delta\omega}^{R,m}(x) \rightarrow \psi^{R,m}(x)$, $\psi_{\Delta\omega}^{I,m}(x) \rightarrow \psi^{I,m}(x)$, $\psi_{\Delta\omega}^{R,n}(y) \rightarrow \psi^{R,n}(y)$, $\psi_{\Delta\omega}^{I,n}(y) \rightarrow \psi^{I,n}(y)$ となる。従って、式 (38), (39) および式 (28) より、 $\psi^{R0}(x, y)$ の近似計算 $\psi_{\Delta\omega}^{R0}(x, y)$ は式 (42) のように求められる。

$$\begin{aligned}
 \psi_{\Delta\omega}^{R0}(x, y) &= \frac{1}{2} \left(\psi_{\Delta\omega}^{R,m}(x) \psi_{\Delta\omega}^{R,n}(y) + \psi_{\Delta\omega}^{I,m}(x) \psi_{\Delta\omega}^{I,n}(y) \right) \\
 &= \frac{(\Delta\omega)^2}{2\pi^2} \left(\sum_{k=0}^{\infty} F_k^m \cos(\Delta\omega kx) \sum_{k=0}^{\infty} F_k^n \cos(\Delta\omega ky) + \sum_{k=0}^{\infty} F_k^m \sin(\Delta\omega kx) \sum_{k=0}^{\infty} F_k^n \sin(\Delta\omega ky) \right) \\
 &= \frac{(\Delta\omega)^2}{2\pi^2} \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} F_k^m F_l^n \left(\cos(\Delta\omega kx) \cos(\Delta\omega ly) + \sin(\Delta\omega kx) \sin(\Delta\omega ly) \right) \\
 &= \frac{(\Delta\omega)^2}{2\pi^2} \sum_{k=0}^{\infty} \sum_{l=0}^{\infty} F_k^m F_l^n \cos(\Delta\omega kx - \Delta\omega ly).
 \end{aligned} \tag{42}$$

Fig. 11 The Frequency characteristics of directional images based on cos and sin functions.

$\Delta\omega \rightarrow 0$ のとき $\psi_{\Delta\omega}^{R0}(x,y) \rightarrow \psi^{R0}(x,y)$ となり, $\psi^{R0}(x,y)$ は, 方向性の波形を表す式 (42) で近似される. また近似計算のボトルネックになる 2 つのヒルベルト変換ペア $\{\psi^{R,m}(x), \psi^{I,m}(x)\}$, $\{\psi^{R,n}(y), \psi^{I,n}(y)\}$ のフーリエ変換は, 図 9 (a), (b) と同様, 関数値が 0 でない領域の長さが 2π 前後に限られた関数であり, $\Delta\omega$ を十分に小さくした, これらの逆フーリエ変換の近似計算は, 工学的には十分な精度があると考えて問題ないと思われる (実際に $\Delta\omega = 2\pi/1000$ における, これらの逆フーリエ変換の, 近似計算の誤差は 1% 以下に抑えられることが確認できた). 従って $\psi^{R0}(x,y)$ 等は, 式 (42) で表されるような, $\cos$ 関数もしくは $\sin$ 関数の線形結合の方向性の波形に, ほぼ等しいと考えられる. 以上のことは ψ^{I0} , ψ^{R1} および ψ^{I1} についても同様に確認できる.

3.2 方向選択性の新たな評価手法の提案

前節では, ヒルベルト変換ペアの関係にある 2 組のウェーブレット, もしくはウェーブレット・パケット関数を用いて, 方向選択性を持つ 2 次元ウェーブレット, もしくは 2 次元ウェーブレット・パケット関数 (2D Wavelet or 2D Wavelet Packet, 以後, まとめて 2D-W と表記) が得られる原理を明らかにした. 本節では, この原理を基に新たな方向選択性の評価手法を提案する.

本論文では, 1 次元, もしくは 2 次元の信号に対してフーリエ変換を施し, さらに得られた関数値の絶対値を取る関数を, その信号の周波数特性と呼ぶことにする. ところで前節の図 10 では, $\cos$ 関数と $\sin$ 関数を用いて方向性の波形が得られた. また, 同図 (c) は傾き ω_1/ω_2 の直線で構成されている. ここで, 波形の方向は直線の法線方向となる $\tan^{-1}(-\omega_2/\omega_1)$ と定義する. 図 10(c) の周波数特性は, 図 11(a) で表される. 図 10(c) が $\cos$ 関数, $\sin$ 関数を用いて作成されているため, インパルスの周波数特性となる. 図 11(b) は, 同図 (a) のインパルス信号のピークが得られる座標の位置を示している. 同図 (a),(b) の座標系は ω_y 軸が反転しており, 一般的な座標系と異なる. 画像の座標系は左上を原点とし, y 軸が下方向を向いており, 画像の座標系と統一するため, 本論文では周波数領域の座標系を同図 (a),(b) のようにした. ここで, インパルスが得られる座標の原点に対する角度 θ も波形の方向と同様に, $\tan^{-1}(-\omega_2/\omega_1)$ で与えられる. そのため, 周波数特性と波形の方向には一定の関係があり, 周波数特性から波形の方向が計算可能であることが確認できる. これを利用し, 2D-W が検出する方向と角度分解能を計算により評価する.

図 11 では, 元画像が $\cos$ 関数, $\sin$ 関数を用いて作成されているため, 周波数特性はインパルスとなる. 一方で 2D-W の周波数特性は, 特定の周波数帯域に有限の振幅を持つ. 例として, 2D-CWPT のレベル $j = -2$ の 2D-W ($n = 2, m = 2$) の周波数特性を図 12(a) に示す. すなわち図 12(a) は, レベル -2 の ψ^{R0} の周波数特性である. 提案する評価手法では, 図 12(a) の 2 次平面上に, 原点と角度 θ を成す直線を考える. そして, この直線上の周波数特性の値を, 直線に沿って積分する. この積分の式は以下で与えられる.

$$E_v(\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} |\hat{\psi}^{R0}(r \cos \theta, r \sin \theta)| dr, \quad (43)$$

各 θ で式 (43) を計算し, 得られた $E_v(\theta)$ をプロットしたものが図 12(b) である. 次に, 図 12(b) の最大値を計算し, 最大値の半分より大きい値を持つ角度範囲を分解能 $\Delta\theta$ と定義し, 分解能の中心を検出方向 θ_c と定義し, 計算する. 同様に ψ^{R0} , ψ^{R1} の各 2D-W においても $E_v(\theta)$ を計算し, 分解能と検出方向を計算する. 検出方向 θ_c と分解能 $\Delta\theta$ は周波数特性上では, 図 12(c) のように表される.

Fig. 12 The evaluation method and its result for the 2D-W ψ^{R0} .

Fig. 13 Test and result, where (a) model image that has specified direction, (b) calculation method of real direction and resolution using model image, (c) energy of directional component using model image in each direction.

次に、提案する評価手法により得られた 2D-W の検出方向 θ_c と分解能 $\Delta\theta$ が、実際の解析により得られる結果と一致するかを検証する。これが一致すれば、2D-W の検出方向と分解能の評価方法としての有効性が確認できる。今回は、図 13(a) のような特定角度の線分を持つ $512 \times 512[\text{pixel}]$ のモデル画像を用意し、同図 (b) に示す方法により、実際の分解能と検出方向を計算した。まず (a) の線分の法線方向を θ_r と定義する。このモデル画像に対して、2D-CWPT を適用する。そして式 (20) から、各方向成分 $|D_{j,(n_x,n_y)}^{0,(n,m)}|$, $|D_{j,(n_x,n_y)}^{1,(n,m)}|$ を計算する。その後、各 $|D|$ で別々に、係数の総和を計算する。計算した総和を θ_r に対する方向成分の実際の応答とした。そして θ_r を $0 \sim 180[\text{deg}]$ の範囲で変更し、同様の処理を繰り返し、各 θ_r に対する実際の応答を計算した。その結果の一例を同図 (c) に示す。同図 (c) は、各 θ_r の $|D_{j,(n_x,n_y)}^{0,(2,2)}|$ の方向成分に対して、実際の応答を計算した結果である。この計算により、各角度 θ_r のモデル画像に対し、各 2D-W がどの程度の強さでエッジを検出するかを計算できる。同図 (c) と、提案する評価方法を用いて計算した図 12(b) の結果は、類似した波形であることが確認できる。次に、図 13(c) の結果においても、最大値から半分を持つ角度範囲を分解能 $\Delta\theta$ とし、分解能の中心を検出方向 θ_c とした。

最後に、提案する評価方法とモデル画像を使った結果との誤差を計算した。誤差の計算には、2D-CWPT のレベル -2 までの 30 個の 2D-W を用いた。その結果、検出方向 θ_c の平均誤差は $0.6[\text{deg}]$ であり、分解能 $\Delta\theta$ の平均誤差は $1.1[\text{deg}]$ であった。そのため、周波数特性から実際の 2D-W の $\Delta\theta, \theta$ を提案する評価手法により計算可能であることが確認された。平均の分解能が $18.9[\text{deg}]$ のため、分解能と比較して十分小さいものと考えられる。以上のように、提案する評価方法の有用性が確認された。また、提案する評価方法により検出方向と分解能を明らかにし、定量的な画像解析が可能になると考えられる。さらに、評価方法を基に周波数特性を設計し、任意の検出方向と分解能を得られる画像解析手法を構築可能であると考えられる。次に、2D-CWPT を利用した半導体欠陥検査手法を検討する。

Fig. 14 Defect example on semiconductor circuit

Fig. 15 The results of defect detection in each direction using 2D-CWPT and directional selection

4. 半導体欠陥検査への応用

4.1 2D-CWPTの方向選択性を用いた欠陥の検出

前節では、方向選択性の評価手法を提案し、各 2D-W から得られる検出方向と分解能の定量評価が可能となった。次に、2D-CWPT を実際の半導体回路の画像に適用し、新たな半導体欠陥検査手法としての有効性を検証する。

検査対象の欠陥を持つ半導体回路の例を図 14 に示す。ただし、図 14 中の (a) は画像中央部に汚れがある回路であり、(b) は画像中右側に線状の傷を持っている。図 14 に示すように、本研究で扱う欠陥は、半導体回路上の滲み、傷、異物等の欠陥を対象としており、精密工学会より公開されているデータベースを用いる⁽¹³⁾。図 15 に、図 14 の各画像に 2D-CWPT を適用し、ウェーブレット係数と式 (20) を利用し方向成分を計算した結果を示す。各画像の色は、グレースケースの輝度値であり、方向成分の強さを意味している。方向成分の色が明るければ、輝度値が高く、エッジの方向と検出方向が一致していることを意味している。図 15(a) における Left の画像は、欠陥が 135[deg] 程度の方向のため、 $n = 4, m = 4$ の方向成分で欠陥が検出された。一方で (b) における Left の画像は欠陥が 20[deg] 程度の方向のため、 $n = 2, m = 4$ の方向成分で欠陥が検出された。また、(a) の下部は欠陥が曲がり、多少角度が異なるが、 $n = 4, m = 4$ の方向成分が検出する角度範囲付近であったため、検出されたと考えられる。図 15(a),(b) における Right のそれぞれの画像は、Left のものと別の方向成分であり、この方向成分では欠陥部分の方向と検出方向が一致していないため、欠陥部分が検出されていないことがわかる。この結果から、2D-CWPT の方向選択性を用いて半導体回路の欠陥を、方向・形状毎に検出が可能であることがわかる。

4.2 K-means 法によるクラスタリングと欠陥の認識

実際の検査工程における自動化のためには、欠陥の検出だけでなく、欠陥部分の認識・判別処理が必要となる。本論文では、著者らが考案した 2D-CWPT の方向選択性と K-means 法によるクラスタリングを組み合わせた欠陥認識手法を紹介する。

4.2.1 欠陥認識の流れ

図 16 には欠陥認識の手順を示す。まず検査サンプルを 1 つ選択する。今回は正常サンプルの画像 20 枚と欠陥サンプルの画像 20 枚から 1 つ選択することとする。次に、選択した検査サンプルに対し、2D-CWPT と方向選択性を適用し、各方向成分を計算する。2D-CWPT では、分解レベルを -2 とした。次に、特徴ベクトルを計算す

Fig. 16 The recognition process

Fig. 17 Calculation process of feature vectors

るため、検査サンプルを図 17 のように $32 \times 32[\text{pixel}]$ の小領域に分割する。分割後、全ての方向成分から特徴ベクトルを計算する。特徴ベクトルは図 17 に示すように、分割した小領域に対応する各方向成分を取り出し、その平均と分散を計算する。そのため、各方向成分の各領域での平均と分散が計算される。計算された特徴ベクトルを 1 つ取り出し、各正常クラスと各欠陥クラスとのユークリッド距離を計算する。ここで、正常・欠陥のクラスは **K-means** 法から作成される（作成手順は後述する）。また、正常・欠陥クラスはそれぞれ一つとは限らず、複数存在する場合もある。各クラスと取り出した特徴ベクトルのユークリッド距離を計算した後、各正常クラスとの距離の中の最小値と各欠陥クラスとの距離の中の最小値の比 r を式 (44) により計算する。ここで、欠陥判定のための閾値 α と正常判定のための閾値 β を設定する。距離比 r が α より小さければ、入力された特徴ベクトルは欠陥部分とし、 r が β より大きければ、正常部分とした。また、 r が α 以上、 β 以下である場合には、あいまいな領域として判定不能部分（欠陥と疑われる部分）とした。

$$r = \frac{d_{ab}}{d_{no}} \quad (44)$$

4.2.2 K-means 法による欠陥認識

K-means 法とは、クラスタリング手法の 1 つである。**K-means** 法は以下の手順でクラスタリングを行う。

1. クラスタリングに用いる各画像の特徴ベクトル（以後、学習データと呼ぶ）に対し、ランダムにクラスを割り当てる。ただし、予めクラス数は指定する。
2. 割り当て後、各クラスターの中心（平均値）を計算する。
3. 各学習データと各クラスターの中心との距離を計算し、最も距離が近いクラスに学習データを割り当てなおす。
4. (1)～(3) の処理を繰り返し、全ての学習データのクラスが変化しなくなるまで繰り返す。
5. 結果として、各学習データの属するクラスが得られる。

次に、**K-means** 法によって得られた各クラスを、正常クラスと欠陥クラスに分ける。ここで、本論文で使ったデータベースでは、欠陥の位置情報が与えられており、各特徴ベクトルに対応する小領域が欠陥部分を含むかどうかは既知である。そのため、クラスタリングに用いる特徴ベクトルが欠陥部分を含む場合は予め欠陥ラベルを付与しておく。そして、特徴ベクトルを **K-means** 法によってクラスタリングした後、欠陥ラベルを持つ特徴ベクトルがクラス内に割り当てられている場合は、そのクラスを欠陥クラスとする。また、欠陥ラベルを持つ特徴ベクトルが 1 つも割り当てられていない場合は、正常クラスとする。以上のように、**K-means** 法によって得られたクラスを正常クラスと欠陥クラスに分ける。そして、入力した特徴ベクトルに対して式 (44) を計算し、 α と β と比較を行い、欠陥部分であるか正常部分であるか、判定不能部分であるかを判断する。1 つのサンプルの特徴ベクトルを全て判定した後、欠陥とされた小領域を持ち、その領域に隣接する領域も欠陥とされている場合は、欠陥サンプル (×) とし、欠陥サンプル以外で、判定不能部分とされた小領域を持ち、その領域に隣接する領域も判定不能部分とされている場合は、判定不能サンプル（欠陥の疑いがあるサンプル、△）とした。欠陥サンプルとも、判定不能サンプルとも判断されていないものを正常サンプル (○) とした。

上記のような、判定基準により各 20 個の欠陥サンプルと正常サンプルを欠陥サンプル、判定不能サンプル、正常サンプルに判定した。

4.3 結果と考察

クラスタの数は 25 とし、2D-CWPT による実験を行った。これはクラスタの数を変化させ、繰り返し実験を行い、25 が最も高い認識率と少ない誤認識率を示したためである。

Fig. 18 The result of defect recognition in case of some threshold values

そして、閾値 α , β をそれぞれ 0.01~1.0 の範囲で変化させ、それぞれの閾値で欠陥と正常サンプルに対し欠陥サンプル ($\times$), 判定不能サンプル (Δ), 正常サンプル ($\circ$) に判定した。図 18 には判定結果の例を示す。ただし図 (a) は 20 個の欠陥サンプルを判定した場合であり、(b) は 20 個の正常サンプルを判定した場合である。図の横軸は閾値 α , β の値で、縦軸はサンプルの数である。通常、欠陥サンプルにおいては、欠陥と認識された ' $\times$ ' が多く、正常と誤認識された ' $\circ$ ' は少ないことが望ましい。一方で正常サンプルにおいては、欠陥と認識された ' $\times$ ' が少ないことが望ましい。図 18 に示すように、閾値 α , β の値を高くするにつれて、(a) の欠陥サンプルの ' $\times$ ' の数 (正しく認識) が増加するが、(b) の正常サンプルの ' $\times$ ' の数 (誤認識) も増加していく傾向にある。正常と欠陥の判定結果を総合的に判断すると、閾値 $\alpha = 0.43$, $\beta = 0.56$ の条件においては最も良い結果が得られ、20 個の欠陥サンプルでは、' $\times$ ' が 17 (正しく認識), ' Δ ' (判定不能) が 3, ' $\circ$ ' (誤認識) が 0 となった。20 個の正常サンプルは ' $\circ$ ' (正しく認識) が 12, ' Δ ' (判定不能) が 0, ' $\times$ ' (誤認識) が 8 となった。また欠陥サンプルについては正常サンプルに誤判定されたものはなかった。図 19 の (a) と (b) には、図 14 の各 (a) と (b) の欠陥を持つサンプルの認識結果である。欠陥と判別された特徴ベクトルに対応する領域に ' $\times$ ' マークを与えた。図 19 の (a) と (b) は、欠陥部分の認識が確認できるが、同図の (a) と (b) は欠陥サンプル中の正常部分を誤判定することもある。それに対応して、正常サンプルには欠陥サンプルと誤判定されたものもある。しかし、欠陥サンプルを正常サンプルとすることがない。従って、本手法は、欠陥の認識率は高いが、正常サンプルを欠陥としてしまう場合もある。

また、比較のために、2D-CWPT 以外にも、従来手法として 2D-CDWT, 2D-DWT, 2次元高速フーリエ変換 (2-Dimensional Fast Fourier Transform, 2D-FFT) を用いて同様に欠陥の認識実験も行った。2D-CDWT では、2D-CWPT と同様に方向成分から特徴ベクトルを計算した後、特徴ベクトルのクラスタリングし、欠陥の認識が可能かを検討した。ただし、2D-CDWT による方向成分の数が 2D-CWPT に比べて少ないため、特徴ベクトルの次元が小さい。2D-DWT では、水平、垂直、対角 ($45 \cdot 135$ [deg]) の 3 方向の成分を用いた。ただし、3 方向の成分は 2D-DWT で分解した高周波成分であり、式 (9), (10) のような計算は用いない。小領域に対応する各方向成分の平均と分散から特徴ベクトルを構成した。2D-FFT では、各小領域毎に 2D-FFT を適用し、各小領域毎のスペクトルを計算した。得られたスペクトルの平均と分散を小領域の特徴ベクトルとした。各手法で特徴ベクトルは異なるが、どの手法においても、K-means 法の認識プロセスは同様のものを用いた。

各手法において、欠陥サンプルから欠陥を認識可能であったサンプル数と正常サンプルから誤認識したサンプル数の差が最大であった場合の結果を Table 1 に示す。

Table 1 の結果から、2D-CWPT が最も認識数が高く、誤認識数が低い結果となった。また、2D-CWPT, 2D-CDWT は共に比較的高い認識数と低い誤認識数が得られていることから、従来の 2D-DWT にはない、シフト不変性および方向選択性がこの結果に貢献していると考えられる。さらに、クラスタの数を 10~40 の範囲で変化させ、同様の実験を行った。その結果、Table 1 と同様に、2D-CWPT が最も認識数が高く、誤認識数が低い結果となった。そ

(a) Defect Sample of circuit including bleed

(b) Defect Sample of circuit including scratch

Fig. 19 The Results of Defect Recognition in Each Sample

Table 1 Comparison of recognition results in each method.

Method	Abnormal Sample			Normal Sample		
	○	△	×	○	△	×
2D-CWPT	0	3	17	12	0	8
2D-CDWT	0	5	15	10	0	10
2D-DWT	3	3	14	8	0	12
2D-FFT	2	8	10	2	1	17

Fig. 20 Histogram of normal part and abnormal part using each method.

れ以外の手法において、2D-CDWT、2D-DWT、2D-FFTの順で高い認識数と低い誤認識数が得られ、図18(a),(b)と同様の傾向が得られた。認識数が高く、誤認識数が小さい場合では、2D-CWPTの方向選択性を用いた手法が最も良好な結果を示し、その有効性が確認された。

次に、各手法で計算した特徴ベクトルのヒストグラムを図20に示す。図20(a)は図14(a)のサンプルに2D-CWPTを適用し、特徴ベクトルの中の、 $|D_{-3}^{1,(3,3)}|$ の方向成分の平均のヒストグラムを示している。図20(b)は同じサンプルで2D-CDWTを適用した場合の特徴ベクトルのヒストグラムである。2D-CDWTにおいても同様に、特徴ベクトルの中の $|D_{-3}^{1,HH}|$ の方向成分の平均のヒストグラムを示している。図20(c)は、2D-DWTの場合の特徴ベクトルのヒストグラムであり、分解レベル-1の d^{HH} の周波数成分の平均のヒストグラムである。図20(d)は、2D-FFTの場合の特徴ベクトルのヒストグラムであり、2D-FFTから計算した各領域毎のスペクトルの平均値を利用して、計算したヒストグラムである。この図から図20(a),(b)では、欠陥部分と正常部分の分布の重複する部分が少ないのに対し、一方で、同図(c),(d)では(a),(b)と比較すると分布が重複する部分が多いことが確認できる。このため、2D-CWPTおよび2D-CDWTでは正常部分と欠陥部分で特徴ベクトルの傾向に違いがあるが、2D-DWTと2D-FFTでは、その傾向の違いは2D-CWPTより少ない。このように、特徴ベクトルの分布の違いから、2D-CWPT,2D-CDWTでは欠陥部分と正常部分を分類しやすい特徴ベクトルを構成しているが、2D-DWTと2D-FFTでは分類しにくい特徴ベクトルを構成していることがわかる。そのため、図18やTable 1に示す認識率の違いが発生したと考えられる。これらの結果から、2D-CWPTと2D-CDWTの方向選択性は、他の関連手法と比較して分類しやすい特徴ベクトルを構成でき、パターン認識手法等と併用する上でも有効な特徴検出手法であることが確認された。

5. ま と め

本研究では、従来の2D-CDWTや2D-CWPTの方向選択性について述べ、従来不明確であった、方向選択性が得られる原理について検討し、方向選択性の評価手法を提案した。そして2D-CWPTの方向選択性を半導体回路

の欠陥検査に適用し、その有用性を確認した。得られた主な結果が以下のとおりである。

1. 方向選択性の新規の評価手法の提案により、2D-CWPT と 2D-CDWT によって得られる検出方向と分解能をその周波数特性と関連付けて定量的に計算可能にした。また 2D-CWPT における評価結果は、検出方向 θ_c の平均誤差が 0.6[deg] であり、分解能 $\Delta\theta$ の平均誤差が 1.1[deg] であった。
2. 半導体回路の欠陥検査においては、2D-CWPT と 2D-CDWT の方向選択性を用いて構成された特徴ベクトルは正常部分と欠陥部分での特徴ベクトルの成分に違いが大きく、その有効性を確認した。
3. 方向選択性により構成された特徴ベクトルを用い、K-means 法により行った半導体回路の欠陥検査の結果、2D-CWPT の方が、全 20 サンプル中 17 サンプルで最も多く、かつ認識数と誤認識数の差が最も大きい。そして、2D-CWPT と 2D-CDWT は共に比較的高い認識数と低い誤認識数が得られるため、シフト不変性および方向選択性がこの結果に寄与していると考えられる。

今後、理論研究においては、検出方向や分解能を調節可能にするため、周波数特性を設計可能な手法の提案が課題である。2D-CDWT や 2D-CWPT 等の固定の周波数特性ではなく、所望の検出方向や分解能に応じて周波数特性を変化させる手法を実現する。応用においては、誤判定が比較的高いため、誤判定の低減を目指し、1) コンパクトサポートのマザーウェーブレットを採用し、方向選択性の性能を改善する。2) 特徴ベクトルの作成方法を工夫等が挙げられる。これらのことを実現し、より広い範囲での欠陥検査や計測応用への展開が期待できると考えられる。

文 献

- (1) 北川克一, “半導体液晶プロセスにおける検査技術の動向”, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 101, No. 124 (2001), pp.87-94.
- (2) 中野宏毅, 吉田靖夫, 藤田 和弘, “ガボール関数を用いたカラー液晶ディスプレイのマクロ欠陥検査支援”, 電子情報通信学会論文誌. D-II, 情報・システム, II-情報処理, Vol. J80-D-2, No. 3 (1997), pp.734-744.
- (3) Li T. S., “Applying wavelets transform and support vector machine for copper clad laminate defects classification”, *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 56, No. 3 (2009), pp.1154-1168.
- (4) Mallat S., *A wavelet tour of signal processing* (1999), p.255, Academic Press.
- (5) 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”, 信号処理, Vol. 12, No. 2 (2008), pp.156-166.
- (6) Toda H., Zhang Z., “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 (2010), pp.501-520.
- (7) Kingsbury N. G., “Image processing with complex wavelet”, *Philosophical Transactions of Royal Society London A*, (1999), pp.24-25.
- (8) Zhang Z., Komazaki N., Imamura T., Miyake T., Toda H., “Directional Selection of Two-Dimensional Complex Discrete Wavelet Transform and its Application to Image Processing”, *International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing*, Vol. 8, No. 4 (2009), pp.659-676.
- (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・パケット変換”, 信号処理, Vol. 14, No. 2 (2008), pp.139-152.
- (10) Toda H., Zhang Z., Imamura T., “The Design of Complex Wavelet Packet Transforms based on Perfect Translation Invariance Theorems”, *International Journal of Wavelets Multiresolution and Information Processing*, Vol. 8, No. 4 (2010), pp.537-558.
- (11) Bayram I., Selesnick W. I., “On the Dual-tree Complex Wavelet Packet and M-band Transform”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 56, No. 6 (2008), pp.2298-2310.
- (12) Selesnick W. I., “The Design of Approximate Hilbert Transform Pairs of Wavelet Bases”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 50, No. 5 (2002), pp.1144-1152.
- (13) ViEW2007 ビジョン技術の実利用ワークショップ講演論文集 (2007), p.390, 精密工学会.
- (14) 武井一典, 本間経康, 石橋忠司, 酒井正夫, 後藤太邦, 吉澤誠, 阿部健一, “形状的特徴量抽出に基づく胸部 X 線 CT 画像における肺結節陰影パターンの自動鑑別”, 日本知能情報ファジィ学会誌 知能と情報, Vol. 20, No. 1 (2008), pp.108-116.