

特徴空間の再帰的分割に基づく半導体欠陥検査手法

酒井 薫 前田俊二

日立製作所生産技術研究所 〒244-0817 横浜市戸塚区吉田町 292

E-mail: {kaoru.sakai.pp, shunji.maeda.ap}@hitachi.com

あらまし 半導体ウェーハパターンを対象とした欠陥検査では、ウェーハ上に同一となるように形成された繰返しパターンの画像を比較し、不一致を欠陥として検出する。検査対象は薄膜多層パターンであり、比較画像間において、製造プロセスに起因する明るさの違いが生じている。我々は、正常部の不一致を許容するため、特徴空間の分割に基づく実物同士の比較手法を提案する。この手法は、回帰木と同様な手順を有する。ここでは、パターンやノイズの特性を表わす特徴を逐次選択し、特徴空間を分割することを繰り返して画像を層別に分解し、各領域において作成した散布図において統計的はずれ値を欠陥として検出することにより、正常パターンの明るさ変動に埋没した微小欠陥を認識可能とする。

キーワード 比較検査, 欠陥認識, 回帰木, 特徴空間, 散布図, はずれ値

LSI wafer inspection method using recursive splitting of feature space

Kaoru SAKAI and Shunji MAEDA

Hitachi,LTD., Production Engineering Research Laboratory 292 Yoshida-cho, Totsuka-ku, Yokohama,
244-0817 Japan

E-mail: {kaoru.sakai.pp, shunji.maeda.ap}@hitachi.com

Abstract To detect minute defects on the complicated multilayer patterns of semiconductor wafers, effective inspection algorithm is essential. There are multiple dies on a wafer that are designed to be same. We propose a highly sensitive die-to-die comparison algorithm that can recognize the defects buried in the pattern variation noise due to process fluctuation. This comparison algorithm is based on recursive splitting of feature space. The method has the same procedures as the regression tree.

The images to be compared are separated into several regions by the recursive splitting of feature space. For each region, defects are recognized as statistical outliers in the scattergram of the images. The effectiveness of the method is confirmed through the experiments.

Keyword: inspection, defect, regression tree, feature space, scattergram, statistical outlier

1. まえがき

情報社会の進展に伴って、半導体デバイスは我々の生活に広く普及している。携帯電話に代表されるように、半導体デバイスが実装される製品は、ユーザのニーズに合わせて高機能化、小型軽量化が急速に進み、デバイスも回路パターンの微細化、高集積化が加速している。その製造プロセスは数百に及び、数週間を経て製品となるため、半導体製造ラインにおいては、歩留り低下の原因となる欠陥を早期に見つけ、対策を行うことが重要となり[1]、欠陥検査は必要不可欠なものとなっている。回路パターンの微細化に伴い、より微小な欠陥を高感度に検出することが要求されており、

パターン寸法 65nm の先端デバイス立上げ時においては、32nm 以上の微小な欠陥を検出する必要がある[2]。

半導体ウェーハ上には設計上同一のチップ（後で切断されてひとつのデバイス素子となるもの）が規則的に形成されている。検査はこれらのチップの画像を取得し、隣接するチップの画像と比較してその不一致部、すなわち明るさの差が大きい部分を欠陥として検出する「実物同士の比較」が一般的であり、これまで、様々な高精度画像比較方式の開発が行われてきた[3][4]。径 300mm のウェーハ全面を検査する場合、処理する画素数は、 $0.1\mu\text{m}/\text{画素時}$ で 10^{12} 以上にも及び、産業界でも最大規模の画像量に相当し、高感度化とともに高速

化も必須の課題となっている。

微細化への対応としては、画像検出のための照明光の短波長化、狭帯域化を主とした高解像度化や、微細パターンや微小欠陥の像コントラストを向上させる照明条件制御[5]などが行われてきたが、製造プロセスに起因して発生するチップ間の膜厚の違いやラフネスと呼ばれるパターンの微妙な形状差（パターン幅のばらつきやパターン端のうねり[6]）なども強調され、検出画像上で明るさの違いとなって現れ、欠陥判定上ノイズとなる。このため、これらのノイズに埋もれた微小な欠陥を高感度かつ高速に抽出することが、半導体を対象とした比較検査の大きな課題となる。

上記課題に対し、複数の正常パターン画像から統計的手法により良品画像を作成しておき、検出される画像と比較をすることにより正常パターンの明るさ変動を吸収する手法が報告されている[7]。一方、筆者らは、膜厚の違いによるチップ間の明るさの違いについて、散布図データの拡がりを抑制する手法[8]により対応を図った。また、ラフネスについては検査対象パターンの近傍にある複数の同一パターンから統計パターンを生成し、更に散布図データを利用する手法[9]により対応した。本報告では、ノイズの対応力を更に強化するため、特徴を逐次選択し、特徴空間を分割することを繰り返して、画像を分解し、各領域において作成した散布図において統計的はずれ値を欠陥として検出する手法を提案する。

2. 半導体を対象とした実物同士の比較検査の原理と技術課題

2.1. 検査方式

ウェーハパターンの検査方式を図1に示す。まず、照明光源からの光をステージ上のウェーハに照射し、ステージを移動させながら規則的に配列されたチップの画像を順次リニアイメージセンサにより撮像する。そして、対象チップの画像と隣接するチップの画像を比較し、明るさの差が設定したしきい値より大きい部分を欠陥として検出する。これをチップ比較検査と呼び、実物同士を比較するものである。本報告はチップ比較検査の高感度化に関するものである。以下、検査対象チップの画像を検出画像、比較する隣接チップの画像を参照画像と呼ぶ。

図2は半導体の国際標準ロードマップである。半導体ウェーハのパターン寸法は年々微細化が進み、それに対応して、検査装置に要求される最小検出欠陥の寸法も小さくなり、継続的な感度追及が必要である。

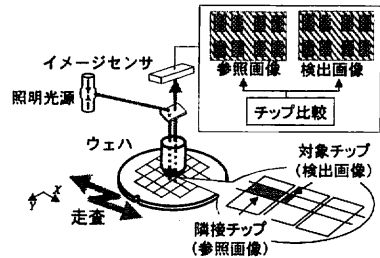


図1 半導体ウェーハパターンの検査方式

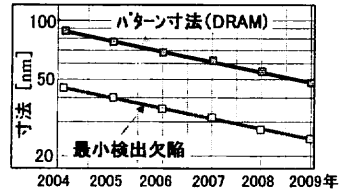


図2 要求感度

2.2. 比較検査の課題

設計上同一になるべく形成されたチップの画像は、主に下記三点の要因により実際には同一とならない。

- (1) ステージ走行誤差に起因した位置の違い
- (2) パターンの膜厚の違いに起因して生じる明るさの違い
- (3) パターンのラフネスに起因する明るさの変動

図3は比較する画像間に位置、及び明るさの違いがある場合の検出画像 $f(x, y)$ と参照画像 $g(x, y)$ の明るさの差 $|f(x, y) - g(x, y)|$ を0~255の濃淡値で示した差画像である。画素寸法は $0.2\mu\text{m}$ 、画像サイズは 128×128 画素である。差が大きい領域が随所に認められる。このため、実物同士の比較検査においては、位置や明るさの違いを抑制する必要がある。以上のことから、半導体を対象とした比較検査の課題は下記の通りである。

- ・検査対象はウェーハ多層パターンであり、上記(2)(3)の明るさの違いは局所的に発生し、これらのノイズに埋没した微小欠陥を高感度に識別する必要がある。
- ・装置ユーザの観点から、感度設定が煩雑であってはならない。
- ・より高速な検査を実現する必要がある。このためには、ステージ移動によりチップの画像が撮像されるのと連動して画像の位置合せから欠陥検出までを高速に行う必要がある。ここでは、扱う画像量を極力小さくするために画素寸法以下の微小な欠陥を検出するため、サブピクセルオーダーで画像の位置合せも行う。

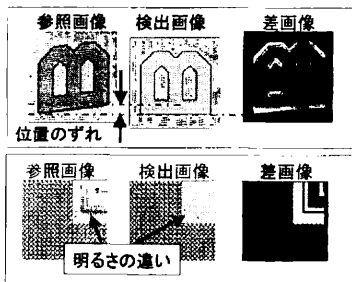


図3 比較検査における感度阻害要因

これらの課題を解決し、微小な欠陥を高速に検出するため、連続して取得されるチップの画像に対し、一定の長さ毎に位置照合(位置のずれ量の計測→位置補正)を行った後、欠陥検出処理を行う。ここでは、位置照合後の画像に対し、正常パターンの明るさ変動を抑制することにより微小な欠陥を検出する手法を提案する。

3. 特徴空間の再帰的分割による欠陥検査手法

3.1. 提案手法の概要

上述の通り検査対象はウェーハ多層パターンであり、各層で明るさむらやラフネスの強度が異なる。図4(a)は隣接するチップの画像について、位置補正を行った後の差画像である。欠陥が左下に存在し、周辺に比べて明るさの差が大きくなっているが、正常部も随所で差が大きくなっている。このように正常部で差が大きい部分を以下ノイズと記述する。ノイズの強度は図4(a)に示すようにパターンにより異なる。図4(b)は(a)に示すA-A部の差の値であり、欠陥部より強いノイズがあることがわかる。比較検査は、画像間の明るさの差が設定したしきい値よりも大きい部分を欠陥として検出するが、このような画像において、図中に示すようにノイズを検出しないしきい値を設定すると、欠陥を見逃すことになる。このため、図4(a)の矩形のように、パターンやノイズ特性に応じて画像を複数の領域に、画素毎に層別分解し、分解した領域毎に適切な感度で欠陥検出処理を行う手法を提案する。層別は、データ群を意味のあるもの同士に分けて扱う統計学の考えに基づくものである[15]。

ここで、ノイズの発生要因とその特徴を考える。ノイズの主要因は、ウェーハ面内の膜厚の違いに起因するものと、パターンのラフネスに起因するものがある。前者はパターンの表面と裏面からの反射光の干渉によるものであり、図3に示す通り、パターンが疎な平坦領域で顕著である。一方、後者は多層パターンの一部

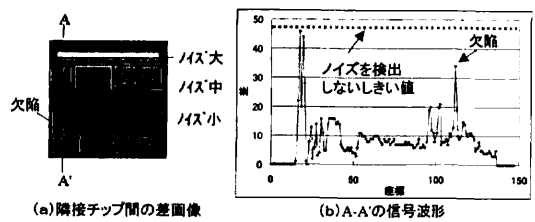


図4 対象画像におけるノイズ強度の違い

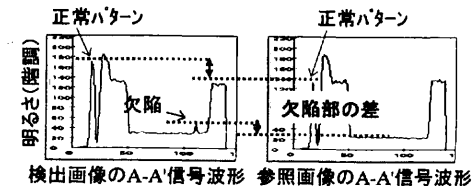


図5 隣接チップ間の明るさばらつき

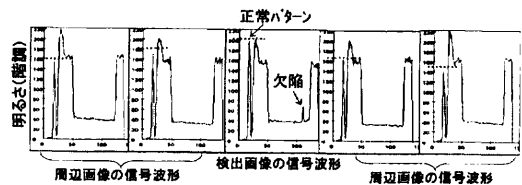


図6 5チップ間の明るさばらつき

の層において発生し、パターンエッジ部で顕著である。図5は図4(b)の信号波形の基になった検出画像、参照画像の信号波形である。画像間で正常パターンの明るさの違いが欠陥部よりも大きいことがわかる。これらの二つの信号波形を比較しても正常パターンの明るさ変動が欠陥判断がつかない。しかし、複数のチップの明るさを相互に比べれば、正常パターンの明るさ変動の可能性を評価できる。図6は周辺5チップ分の対応するパターンの信号波形である。欠陥はそのチップでのみ明るさが変化しているのに対し、正常パターンはチップ間で明るさがばらついている。

本提案手法は、このようなパターンやノイズの特徴を利用し、明るさ変動に埋没した欠陥をはずれ値として積極的に検出しようとするものである。その原理を図7に示す。

- ①着目チップを含む近傍の複数チップを対象に、画素毎にパターンやノイズの特性に応じた特徴量を算出する。
- ②特徴量の分布形状に基づいて特徴を逐次選択し、特徴空間を複数のクラスに再帰的に分割する。
- ③上記分割に基づき、画像を画素毎に分解(層別化)する。

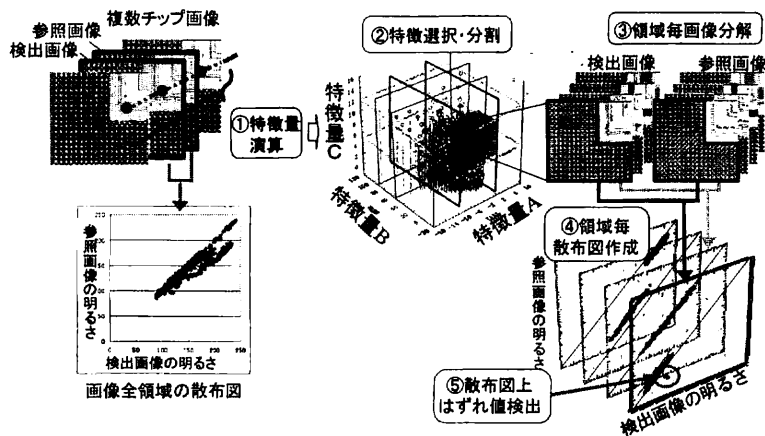


図7 提案手法の原理

- ④ クラスタ毎に散布図を再構成する。
- ⑤ 散布図毎に線形回帰式を当てはめ、はずれ値を求め、欠陥として検出する。

3.2. ノイズ特性に基づく特徴量と特徴空間

前節で述べた通り、画素毎にパターンやノイズの特性に応じた特徴量を算出する。図7に示すように、対象画像の各画素について、複数枚のチップ画像の対応点から特徴量を算出し、特徴量を軸とする特徴空間へ各点を投票する。これにより、特徴空間を形成する。主な特徴量は、ノイズの特性を考慮し、下記とする。

- ・明るさばらつき V : 複数のチップを用い、明るさヒストグラムを生成し、そのばらつき幅を V とする。ここで、収集画素に欠陥画素が含まれていた場合、その影響を避けるため、収集した総画素数の一定比率の画素数（欠陥の可能性が高い画素）をヒストグラムデータ両端から除外する。チップ内の対応位置での欠陥の発生確率を考慮すると、最大値と最小値を除けば十分である。
- ・コントラスト C : 検出画像と参照画像を用いて、着目画素の近傍領域で最大値と最小値の差を出力する range filter を用い、検出画像の各画素 $f(x, y)$ と参照画像の各画素 $g(x, y)$ それぞれの range filter 出力の平均値を式(1)に示す通り求める。

$$Cf(x, y) = \max \{f(x-1, y-1), f(x-1, y), f(x, y-1), f(x, y)\} - \min \{f(x-1, y-1), f(x-1, y), f(x, y-1), f(x, y)\}$$

$$Cg(x, y) = \max \{g(x-1, y-1), g(x-1, y), g(x, y-1), g(x, y)\} - \min \{g(x-1, y-1), g(x-1, y), g(x, y-1), g(x, y)\}$$

$$C(x, y) = \{Cf(x, y) + Cg(x, y)\} / 2 \quad (1)$$

- ・明るさ平均 B : 複数チップの明るさ平均値を式(2)

に示す通り求める。

$$B(x, y) = \sum \{f_1(x, y) + f_2(x, y) + \dots + f_n(x, y)\} / n \quad (2)$$

ただし、ここでも値の両端から最大値と最小値を除外する。なお、 n はチップ数である。

・濃淡 GL : $GL(x, y) = f(x, y) - g(x, y) \quad (3)$

3.3. ヒストグラムをベースとした特徴空間の分割

形成した特徴空間を各特徴量のヒストグラムの分布に応じて分割する。ヒストグラムから画像を分割する手法として、判別分析に基づく方法[11]や、2枚の画像の濃度値からなる2次元濃度ヒストグラムの尾根と輪郭線を辿り、クラスタを抽出するもの[12]などがあるが、本提案手法では、特徴量個々の一次元ヒストグラムをベースとして、再帰的に特徴空間を分割する。図8はその概要を、簡単化のため2次元特徴空間を用いて示したものである。図8(a)は二つの特徴量 α, β で構成される特徴空間に各画素をプロットした分布である。これに対し、 α 値、 β 値各々のヒストグラムを算出し、分布の分離度が高い、すなわちヒストグラムの山と山の間の谷が明確に現れるヒストグラムを選択し、その谷を分割しきい値とする。図8(a)では

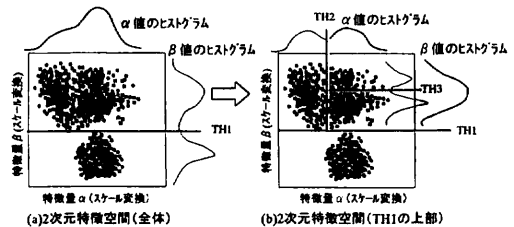


図8 特徴量ヒストグラムによる特徴空間分割

特徴量 β 値のヒストグラムからしきい値 $TH1$ を設定する。次に $TH1$ で分割された各領域で同様に、 α 値、 β 値各々のヒストグラムを算出し、第2のしきい値を求める。図8 (b)は、 $TH1$ で分割した(a)の上半分のデータに対して、 α 値のヒストグラムから分割しきい値 $TH2$ を、更に $TH2$ で分割した右半分のデータに対して、 β 値のヒストグラムから分割しきい値 $TH3$ を設定する。これをヒストグラムに顕著なピークがなくなるまで繰り返す。また、分割後の画素数が設定したしきい値より小さくなった場合、ヒストグラムに谷が存在していても分割を終了する。

特徴空間が3次元以上の場合も同様に分割の度に、分布の分離度が最も高い特徴量ヒストグラムを選択する。特徴軸は、分布の分離度が高くなるように、スケール変換や軸変換を施す。

以上のように、特徴量のヒストグラムをベースとして特徴空間を再帰的に分割する。これは、回帰木[13]と同様な手順を有する。なお、パターンの分類手法では、線形回帰木を用いたものも研究されている[14]。線形回帰式を当てはめる点で、本提案手法と同じであるが、上述の研究は回帰誤差があらかじめ与えておいたしきい値以下になるまで分割を行うものであり、回帰誤差を常時基準とするため、欠陥がクラスタからのはずれ値になるとは限らず、欠陥を見逃してしまう恐れがある。これに対し、特徴量ヒストグラムをベースとする本提案手法は、画像を同じ特徴を有するクラスタにそれぞれ分解し、欠陥をそのクラスタ内のはずれ値として顕在化することを狙ったものである。

3.4. 散布図を利用した欠陥の検出

特徴量ヒストグラムに基づき、画像をクラスタに分解し、クラスタ毎に形成した散布図上で欠陥を検出する。図9に散布図を利用した欠陥検出の基本的な考え方を示す。図9 (a)は、横軸を検出画像の明るさ、縦軸を参照画像の対応する画素の明るさとして各点をプロットしたものである。明るさが等しければ、データの分布は原点を通る傾き45度の直線上にプロットされるが、本例では明るさの違いにより、拡がりが見られる。比較検査は明るさの違いが設定したしきい値 Th より大きい画素を欠陥として検出するが、散布図上では、しきい値は傾き45度の直線に相当する。明るさむらを検出しないためには、 Th は同図記載のようにデータの拡がりの外側に設定する必要がある。微細な欠陥を見逃すことになる。微細な欠陥を検出するには、図9 (b)に示すように正常パターンの明るさを合わせ込

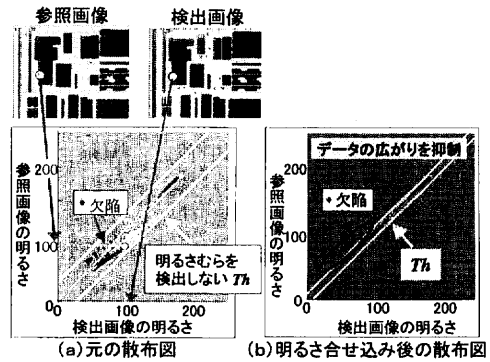


図9 散布図を利用した欠陥検出の考え方

むことによりデータの拡がりを抑制し、低いしきい値の設定を可能とすればよい。

本提案手法では、以下の手順で、散布図データの拡がりを抑制し、欠陥をはずれ値として検出する。

(1) 特徴量による画像の分解と散布図の再構成

図10 (a)は対象画像全体から求めた散布図、同図 (b)は特徴量のヒストグラムから決定した九つの分割しきい値を用いて、図7の特徴空間を10個にクラスタ分割したものである。散布図(a)の各画素は、特徴量に応じて(b)のいずれかに投票されている。このような各クラスタについて、そこに含まれる画素から散布図を再構成する。図10 (c)は画素「A」が投票されたクラスタから再構成した散布図である。特徴的に似た画素同士に散布図を分解することにより、濃淡差の分散が大きい領域(ノイズエリア)と小さい領域(非ノイズエリア)に分離するといったことが可能となる。これにより、非ノイズエリアにおいて、ノイズエリアのノイズの影響を排除することが可能となる。

(2) 階調変換による明るさ合せ込みとはずれ値検出

図10において、クラスタ毎の散布図(c)は、特徴的に似た画素で生成されているため、元の散布図(a)に比べ、データの拡がりが小さくなっている。この拡がりの小さくなったクラスタ毎の散布図において、最小二乗近似に基づく線形近似を行い(線形回帰式を当てはめ)、近似直線の $gain$ (傾き)、 $offset$ (y切片) を変換係数として求める。次に階調変換を式(4)に従って行い、比較する画像間の明るさを合わせ込む。そして、変換後の検出画像 $f'(x, y)$ と参照画像 $g(x, y)$ の差が欠陥判定しきい値 Th より大きい画素を欠陥として検出する。

$$f'(x, y) = gain(x, y) \cdot f(x, y) + offset(x, y) \quad (4)$$

図11 (a)は欠陥画素を含むクラスタの階調変換前の散布図である。欠陥は散布図上で正常パターンから離れた位置にあるが、正常パターンを検出しないしきい

値を設定すると、欠陥は検出できない。これに対し、(b)は階調変換後の散布図であるが、正常パターンデータ群は原点を通る傾き45°の直線状にプロットされ、低いしきい値が設定できることがわかる。これにより微小な欠陥の検出が可能となる。これは、正常と推定できる線形近似直線からの距離が離れている画素、すなわち特徴的はずれ値としての意味合いが強い画素ほど、傾き45°の直線からはずれ、欠陥と認識される可能性が増すためである。以上が本提案手法の処理の概要である。

図12は処理の流れを示したものである。ヒストグラムを基に散布図分解を行うためのしきい値 $TH1$, $TH2$, ... を算出し、画像をクラスタ「A」、クラスタ「B」、... に再帰的に分解する。そして、各終端ノードにて、クラスタ毎に散布図を再構成し、出力値として近似直線の係数である (gainA, offsetA), (gainB, offsetB) ... を出力する。併せて、線形近似を行うのに適した分解が行われたかどうかを評価する値として、検出画像と参照画像の明るさの分散、相関値なども出力する。これらを用いて、領域毎にノイズの強度に応じてしきい値を個々に設定することも可能となる。

図13(a)は階調変換前の散布図、(b)は階調変換後の散布図であり、いずれも画像全体の散布図である。クラスタ毎に生成される散布図個々に階調変換することにより、画像全体のデータ分布の拡がりも抑制される。

本提案手法は、事例に基づくものであり、モデル等は必要としない。検出した画像群のみから、画素単位

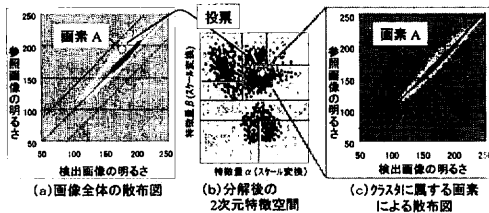


図10 特徴空間の再帰的分割に基づく散布図分解

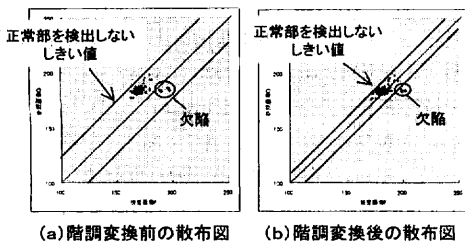


図11 階調変換とはずれ値検出

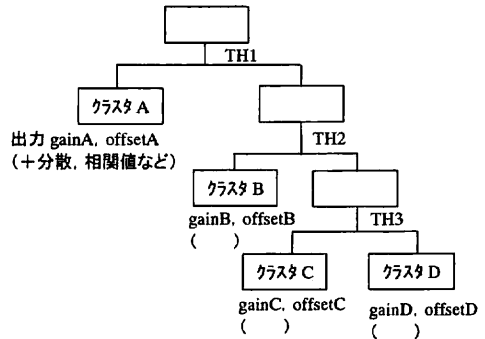


図12 提案手法の処理の流れと出力値

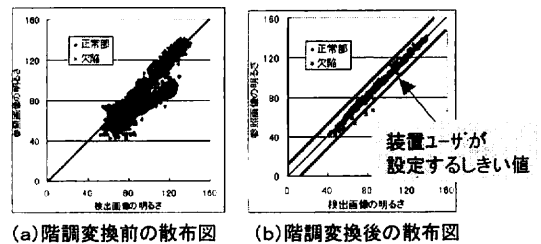


図13 階調変換の効果

で特徴的に類似性を有する領域に自動分解することに特長がある。

これらにより、

- ・検査装置ユーザが設定する感度パラメータ数は唯一でよい
- ・という利点をもつことも期待される。

4. 提案手法の評価結果

(1) 実験条件

提案手法の効果の確認実験を行った。特徴量は前章の例で述べた通り、明るさばらつき、コントラスト、明るさ平均値の三つとし、これらの特徴量のヒストグラムに応じて、自動でクラスタ分割する。ここでは、クラスタ内の画素数が100画素以下になった場合、分割を終了する。

対象画像は位置補正後の5チップ分の画像(画素寸法 $0.2\mu\text{m}$, 128×128 画素)とし、このうちの1枚は欠陥を含む。

(2) 実験結果

明るさばらつきがあるパターン幅90nmの多層パターンへの適用例を以下に示す。図14(a)は、本手法適用前の参照画像との差画像及び散布図である。解像限界を超える60nmの欠陥があるが、ラフネス等による正

常パターンの明るさの違いにより散布図データは拡がっており、欠陥はその影響を受け、検出できない。S/Nは、33/50である。同図(b)は5チップ分の画像から算出した三つの特徴量のうち、明るさばらつき V と明るさ平均値 B による2次元特徴空間である。特徴空間においても欠陥はノイズに埋没し、抽出できない。

図15は分割前の三つの特徴量のヒストグラムである。実際のデータに平滑化処理を施した。この三つのヒストグラムの分布形状をベースに特徴空間を分割する。

・分割結果

回帰木の深さは最大で10、終端のノード(クラスタ数)は50個、各クラスタ内の差の分散は最大で21.7(標準偏差で4.7階調)であった。図16は、分割後の、欠陥を含むクラスタ内の散布図と対応画像である。

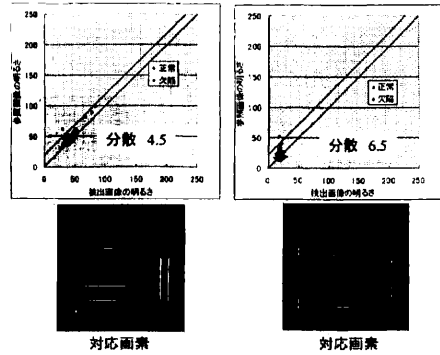


図16 処理結果(欠陥を含む領域)

ノイズの大きな領域の画素を別のクラスタに分けることができ、欠陥が散布図上で顕在化できている。クラスタ内のS/Nは、34/20と大幅に向上した。欠陥と比べ、ノイズを抑制できたのは、50クラスタ中、43クラスタであった。これらのクラスタでは、欠陥判定しきい値 $TH=21$ で欠陥のみを検出できる。

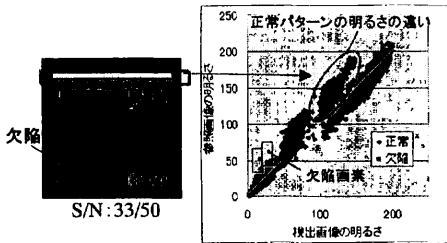
残りの7クラスタはノイズが欠陥より大きく、改良が必要であった。その一例を図17に示す。(a)はノイズの大きかったクラスタの散布図、及び対応する画素を示したものである。明るさ変動の大きいパターンのエッジ部である。差の分散は13.9で、分割が不十分であることがわかる。(b)は、同クラスタの明るさばらつきによるヒストグラムと、図14(b)で示した特徴空間における対応画素を示したものである。特徴空間上では更に分割できるように見えるが、ヒストグラムからわかるように、これ以上分割を行うと、特徴的に少数のはずれ値を1つのクラスタとすることになり、欠陥を見逃す可能性がでてくる。しかし、これらのクラスタは本質的にノイズであり、このため、以下を実施し、正常部の誤検出を防止した。

- ・線形回帰木により、他のクラスタと同じ程度の分散に収束するまで分割を進める。

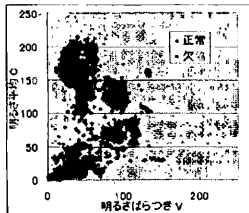
- ・欠陥判定しきい値 TH を分散に応じて大きくする。

このように、特徴空間を逐次分割する提案手法により、50クラスタ中、43クラスタで欠陥が検出可能であることを確認した。本提案手法は、画像を直接的にセグメンテーションすることなく、ノイズな領域を分離して、欠陥認識の性能を高めたことに特長がある。

残りの7クラスタに代表される、本質的にノイズなエリアについての感度向上が今後の課題である。



(a)隣接チップとの差画像と散布図



(b)5チップ分の画像から算出した明るさばらつきと平均値による特徴空間

図14 評価画像の散布図と特徴空間

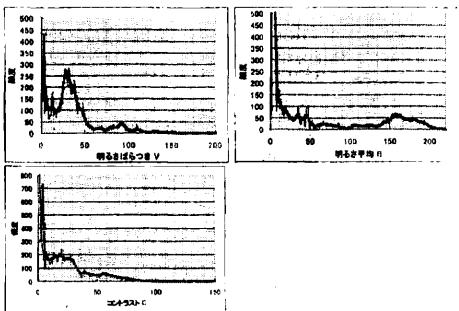
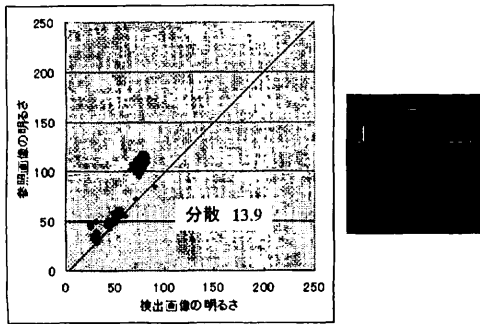
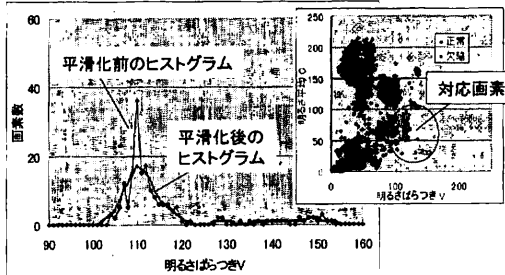


図15 特徴量毎のヒストグラム



(a)ノイズの大きな領域の散布図と対応画像



(b)明るさばらつきヒストグラムと特徴空間における対応画像

図 1 7 処理結果 (ノイズの大きい領域)

5. まとめ

複数チップの情報より算出する特徴量のヒストグラムをベースに、明るさむらやラフネスといった明るさ変動のある正常パターンを欠陥と分離することが可能となり、欠陥を統計的はずれ値として顕在化できることを確認した。

具体的には、半導体ウェーハを対象に、製造プロセスに起因して生じるノイズを抑制し、微小な欠陥を認識する新たな比較検査手法を提案した。本手法は、複数の対応するチップの画像から、パターンやノイズの特性を考慮した特徴量を画素毎に算出し、特徴量のヒストグラムをベースに特徴空間をクラスタに分割することにより、画像を複数の領域に分解する (層別化)。そして、分割されたクラスタ毎に散布図を再構成し、個々の散布図上で欠陥をはずれ値として検出する。これにより、ラフネスや膜厚の違いに起因する正常パターンの明るさ変動を抑制するとともに、これらのノイズに埋没した欠陥を認識する。

今後、半導体ウェーハの検査は対象パターンの微細化に伴い、更なる微細欠陥検出のニーズが高まると予想される。また、新プロセスや新材料といった半導体製造工程における変化により、これまでとは特徴の異

なるノイズや欠陥が問題になることも予想される。これらの課題に対し、パターン認識に基づきノイズ抑制の一層の強化と欠陥識別の高度化を行う予定である。

また、半導体デバイスのデザインデータを用いて層別処理を強化することが今後の課題である。

文 献

- [1] 中田晴己, 中前幸治, 藤岡 弘, 西山英利, "VLSI ウェーハ製造工程における検査プロセス戦略の評価", 信学論 (C), vol.J85-C, no.11, pp.1016-1027, Nov. 2002.
- [2] <http://public.itrs.net/>: "International technology roadmap for semiconductors," 2005 Edition, 2005.
- [3] 大西浩之, 佐々泰志, 永井健太, 辰巳昭治, "精密な位置合せ不要の濃淡画像比較によるパターン欠陥検査方法", 電子情報通信学会, vol.J86-D-II, no.11, pp.1531-1545, Nov. 2003.
- [4] S.Fushimi, H.Kubota, Y.Hara, Y.Nakagawa, Automated Visual Inspection System for Aluminum Patterns on LSI Wafers, Proc.of Kodak Microelectronics Seminar, pp.93, 1985
- [5] 芝田行広, 前田俊二, "明視野顕微鏡における像コントラスト向上技術", 精密工学会誌, vol.70, no.11, pp.1428-1432, 2004
- [6] Alexander E.Braun, "依然とはびこるラインエッジラフネス問題," Semiconductor International 日本版, pp.46-49, 2005.4
- [7] 脇坂泰行, 川口浩志, "ウェーハパターン検査装置「インスペクタ」," 電子材料, 3月号, pp.107-110, 1996.
- [8] 前田俊二, 酒井薫, 岡部隆史, "散布図情報を用いた LSI ウェーハ薄膜多層パターン比較検査アルゴリズム," 電子情報通信学会, vol.J88-D II, no.7, pp.1173-1186, 2005.
- [9] 酒井薫, 前田俊二, "統計パターン比較と特徴的はずれ値検出による微小欠陥の認識手法," 信学技報 IEICE Technical Report, NLC2005-26 PRMU 2005-53, pp.11-16, Sep. 2005.
- [10] 浜松玲, 渋谷久恵, 西山英利, 大島良正, 前田俊二, 野口稔, "背景別統計的しきい値法を用いた半導体ウェーハ検査技術," ViEW2004 ビジョン技術の実利用ワークショップ講演論文集, pp.1-5, Dec, 2004.
- [11] N.Otsu, "A Threshold Section Method from Gray-Level Histograms", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-9, No.1, pp.62-66 (1979-01).
- [12] 喜多泰代, "2次元濃度ヒストグラムを用いた画像間変化抽出," 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2006), pp.1102-1107, Jul, 2006.
- [13] 福田剛志, 森本康彦, 徳山豪著, データマイニング, pp.93-130, 共立出版, 2005.
- [14] 和田俊和, 中村恭之, "回帰木を用いた非線形写像の学習と識別問題への応用," 信学技報 IEICE Technical Report, PRMU2004-80, pp.33-40, Sep. 2004.
- [15] 佐伯 胖, 松原望著, 実践としての統計学, 東京大学出版会, 2000.