

# J-57 SOMによる外観検査の効果的な手法に関する研究

## A Study on the Effective Method of External Inspecting Using SOM Approach

藤原 渉† 郭 偉宏† 星野 満博† 伊藤 映子† 作左部 晃‡ 佐々木 学‡ 小坂 英則‡  
 W. Fujiwara† I. Kaku† M. Hoshino† E. Itou† A. Sakusabe‡ M. Sasaki‡ H. Kosaka‡

### 1. はじめに

最近、画像処理外観検査装置の検査能力は著しく向上し、かつては人間の目視検査でなければ不可能であった検査をも可能にする外観検査装置が日々開発されている。そして今日では多くの電子デバイス機器メーカーにさまざまな外観検査装置が導入されている[1]。外観検査装置にはさまざまな検査手法があるが、もっとも一般的な検査手法がパターンマッチング法である[2]。この手法は予め登録された良品にて作成されたマスタ画像と、検査画像とを比較することで良・不良判定する方法である。この為、判定基準画像としてのマスタ画像は統計的に代表的な画像から作成されたものでなくてはならない。しかしながら実際の検査においては、工程上の理由から最初の良品からマスタ画像を作成するのが一般的であり、このことが誤判定の大きな要因となっている。

我々はこの問題を解決するために、コホネンの自己組織化マップ (SOM) によるマスタデータの自動作成手法を提案した[3]。この手法は複数枚のマスタ画像からそれぞれの特徴を抽出した 1 枚のマスタ画像を自動作成する手法である。

本論文では、さまざま文字サンプルから SOM によりマスタデータを作成し、パターンマッチング検査を行うことで判定検査能力を検証し、我々の提案する手法の有効性を証明する。

### 2. マスタ画像の自動作成

#### 2.1 SOM

コホネンの自己組織化マップ (SOM) は、ニューラルネットワークの一種であり、自動的に入力データの特徴を抽出できる学習アルゴリズムである[4]。その為いくつかのサンプル画像を与えると、それぞれの特徴を抽出したネットワークが形成される。SOM の構造を図 1 に示す。

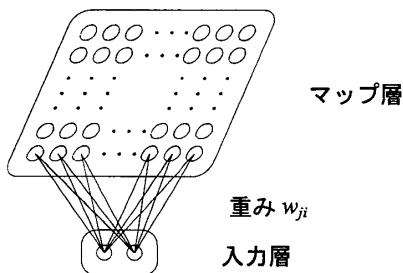


図 1 SOM の構造

SOM はマップ層と入力層からなり、マップ層のニューロン  $j$  と入力層のニューロン  $i$  の関係として重み  $w_{ji}$  を与える。我々は入力画像から確率的に得られる座標値を入力として与え、 $w_{ji}$  に入力画像の特徴を学習させる。

#### 2.2 学習アルゴリズム

SOM における学習手順は以下に従う。

- (1) ネットワークの初期化  
すべての重み  $w_{ji}$  を一様分布に従って初期化する。
- (2) 入力値の作成  
学習元画像の輝度データから確率的な手法を用いて画像の座標値を入力値  $\mathbf{x}$  として発生させる。

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2] \quad (1)$$

- (3) すべての重み  $w_{ji}$  と入力値の距離を計算  
マップ層におけるすべてのニューロン  $j$  に対応する重みと入力値  $\mathbf{x}$  の距離  $d_j$  を計算する。

$$d_j = \sum_{i=1}^N (x_i - w_{ji})^2 \quad (2)$$

- (4) 勝ちニューロンの選択  
式 (2) において最小となるニューロン  $j$  をすべて選択し、 $j^*$  と置く。

- (5) 重みの更新  
ニューロン  $j^*$  とその近傍に属するニューロン  $j$  を下式により、逐次的に更新する。ここで  $t$  は学習の回数である。また  $\eta_t$  と  $h(j, j^*)_t$  はそれぞれ学習率と近傍関数であり、学習の進行と共に変化させる。

$$\Delta w_{ji} = \eta_t h(j, j^*)_t (x_i - w_{ji}) \quad (3)$$

このアルゴリズムを予め決められた  $T$  回繰り返す。ただし、 $n$  枚の画像を学習する場合、学習が  $T/n$  回繰り返されるごとに学習画像を変更する。

### 3. 実験

従来方法および SOM アルゴリズムそれぞれの手法により作成されたマスタ画像によって、比較実験を行う。

#### 3.1 サンプル

文字サンプルとして表 1 に示すような、電子デバイスから切出されたサンプル文字を用いる。各文字はそれぞれ 100 個ずつの良品文字と不良品文字からなる。なお、文字の大きさはすべて 42 画素  $\times$  80 画素に統一した。

表 1 文字サンプル

	タイプ 1	タイプ 2	タイプ 3	タイプ 4
画像の例	1	6	N	Z
良品数	100	100	100	100
不良数	100	100	100	100

† 秋田県立大学 システム科学技術学部  
 † Factor of system Science and Technology, Akita Prefectural University  
 ‡ (株) 秋田新電元  
 ‡ Akita Shindengen Co., Ltd.

3.2 従来のマスタ作成方法

従来のマスタ画像の作成方法として、良品画像群から任意に一枚の画像を選出し、二値化処理によってマスタデータを作成する。

3.3 SOMによるマスタ作成法

良品画像群から任意に 10 枚の学習画像を選出し、これらの画像に対して SOM の学習を行う。学習後、SOM の学習結果を二値化処理してマスタデータとする。一連の経過を図 2 に示す。

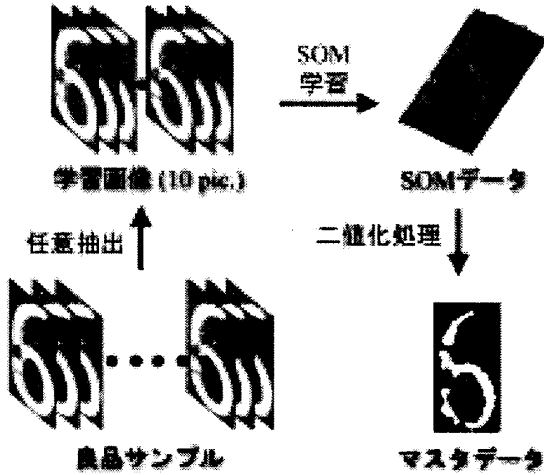


図 2 SOM によるマスタデータ作成

3.4 判定処理

判定処理として、ブロック・マッチング・アルゴリズム (BP アルゴリズム) を用いる[5]。BP アルゴリズムとは検査エリアを小さく分割してからパターンマッチング検査するもので、判定精度を上げるための特殊なパターンマッチング法である。

4. 実験結果と考察

従来方法および SOM により作成されたマスタデータは表 2 のようになった。

表 2 マスタデータ作成結果

		タイプ 1	タイプ 2	タイプ 3	タイプ 4
入力画像の例		1	6	N	Z
マスタ画像	従来方法	1	6	N	Z
	SOM による方法	1	6	N	Z

そして、それぞれのマスタデータにおける、良品サンプルの誤判定率 (良品であるが不良品と判定する割合) は図 3 のようになった。表 2 のように SOM により作成されたマスタデータはノイズを含んでいたが、図 3 に示すように、検査結果に対する影響はなかった。なお、不良サンプルにおける誤判定率は、どの文字、どのマスタデータ作成方法においても 2% を下回る結果であった。

以上から、すべての文字サンプルにおいて SOM によるマスタデータ作成法は従来法に比べ優れていることがわかった。

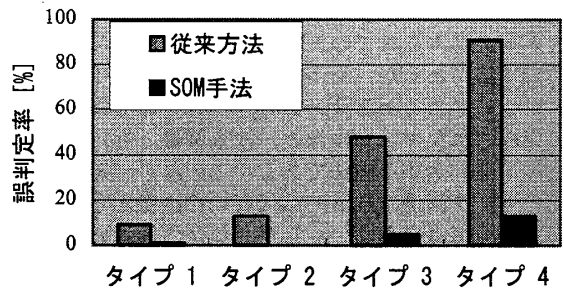


図 3 良品サンプルにおける誤判定率

5. まとめ

本論文では、外観検査パターンマッチング検査におけるマスタデータを SOM アルゴリズムを用いて副数枚の画像から作成する手法を提案した。従来の方で作成されたマスタデータとの判定率を比較し、SOM の方が優れていることを示した。よって、我々の提案する SOM アプローチが大変有効な手法であることが証明された。

さらに、SOM により作成されたマスタデータは従来の手法から作成されたものとは全く特徴が異なり、学習画像の特徴を模倣した 3D 分布を形成している。そのため、判定処理においてこの 3D 構造を有効に利用することにより、更なる判定精度の向上が見込める。

今後は、より効果的にマスタデータを作成するための SOM の学習パラメータに関する研究と、SOM の特徴を活かした判定方法についての開発・研究を行う。

参考文献

[1] 坂上勝彦 他, “生産工程におけるセンサ技術を利用した画像処理システムの標準化に関する調査研究 -- 画像処理性能の評価方法に関する調査 --”, 電子技術総合研究所, <http://www.etl.go.jp/etl/divisions/~sakaue/NECA/WG2/H9/WG2/H9v10.html>, 1997

[2] 飯島 泰蔵, “パターン認識”, コロナ社, p168, 1973

[3] 作左部, 佐々木, 藤原, 小坂, 星野, 郭, 嶋崎, “SOM による外観検査におけるマスタデータ自動作成へのアプローチ”, 電子情報通信学会 情報・システムソサエティ大会, D-11-55, Sep2001

[4] Teuvo Kohonen, “Self-Organizing Maps”, Berlin Springer, 1997

[5] 作左部 晃, “画像処理装置 [IM-21] の開発”, (株)秋田新電元 第 2 回開発部門成果報告会, 91-05, 1991