

知的情報処理技術応用による装飾金具の輪郭抽出

電子部 上藺剛, 仮屋一昭

Contour Extraction of Ornamental Picture by Neuro and Fuzzy

Tsuyoshi UEZONO and Kazuaki KARIYA

知的情報処理技術を用いて、仏壇装飾金具の形状計測により得られたデータからの加工輪郭線抽出を行った。

仏壇装飾金具は一枚の基板上に複数の製品を電気鋳造により作り込むが、その製造過程において基板に反りが生じてしまうため、加工輪郭線の抽出を困難にしている。本研究ではニューラルネット、ファジーを利用して反りに関係なく加工輪郭線抽出が可能であることを確認した。

1. 緒言

現在、産業の各分野においては人材不足、合理化等により省力化、自動化が進んでいる。ところが一次産業や伝統工芸などの分野においては通常の制御、計測方法では省力化、自動化になかなか対応できず、未だに手作業や長年の勘に頼っている部分が多く残されているのが実状である。こうした分野に知的情報処理技術が応用できれば生産性の向上、人材不足の解消などの効果が期待できると考えられる。

本研究では、モチーフとして仏壇装飾金具の加工輪郭線抽出を取り上げた。高級仏壇の装飾金具は、鹿児島県の伝統産業の一つにあげられ、熟練者により手作業で作られている。形状は、花模様を中心にデザインされ、平たく複雑な模様である。製造工程は、原盤、母型作成、電気鋳造、製品切取加工、仕上げ処理の順である。

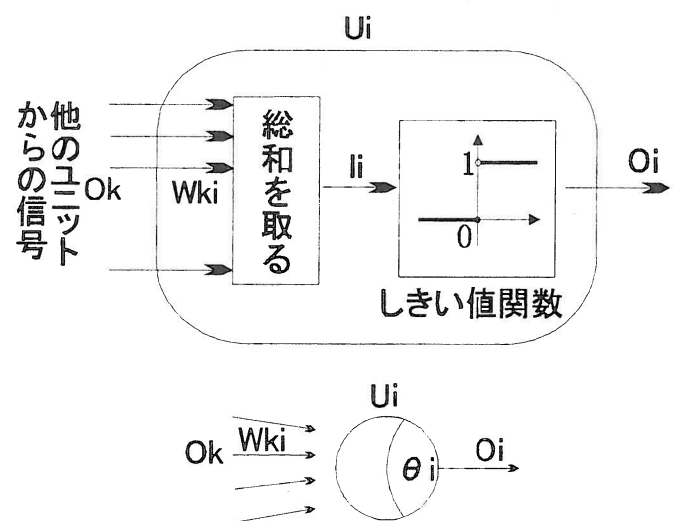
光切断法による三次元形状計測¹⁾により仏壇金具の数値データは既に求められており、そのデータを加工することにより加工輪郭線を抽出する。ところが仏壇金具はその製造過程において反りが生じてしまい、数値データはその誤差を含んだものになっている。この反りのため、加工輪郭線の抽出は非常に困難なものになっている。そこで、ニューラルネット、ファジーを利用して反りを吸収し、加工輪郭線を抽出することを検討した。

2. ニューラルネット

2.1 概要

ニューラルネットの特徴を一言で述べると、並列分散型の情報処理である²⁾。具体的には、たくさんの「比較的単純な情報処理要素」（以下ユニット）が「相互に結合」して「簡単な信号」をやりとりするような型のネットワーク状のメカニズム（高等な動物の神経回路網にヒントを得た

もの）を使って「情報処理」と呼ばれる仕事をさせるものである。ユニットは複数の入力サイトと1つの出力サイトを持ち、1つの内部状態を持つもので、時間とともに刻々と変化する他のユニットからの出力を受け取り、自分の内部状態を変化させ他のユニットに出力するものである。ユニットの概要を図1に示す。



O_k : ユニットkの出力

W_{ki} : ユニットkとiの結合の重み

I_i : ユニットiへの入力の総和-しきい値

O_i : ユニットiの出力

図1 ユニットの概要

今回は、階層型ニューラルネットの代表的手法であるバックプロパゲーション（以下BP）を応用してシミュレーションを行った。BPの概要を図2に示す。入力層と出力層、中間層を持った構造になっており、このネットワークを学

習させることにより、任意の入力に対して期待する出力が得られるようになる。ここで学習とは、特定の教育データを入力し、その出力と期待する出力との誤差をネットワークにフィードバックさせて、ユニットのしきい値や結合の重みを調整させることである。この教育次第で、ネットワークの質が決定する。

より多く教育することで良質のネットワークが出来あがるが、それに比例して教育時間も増加するため、質と時間を満足するような教育を行うことが重要である。

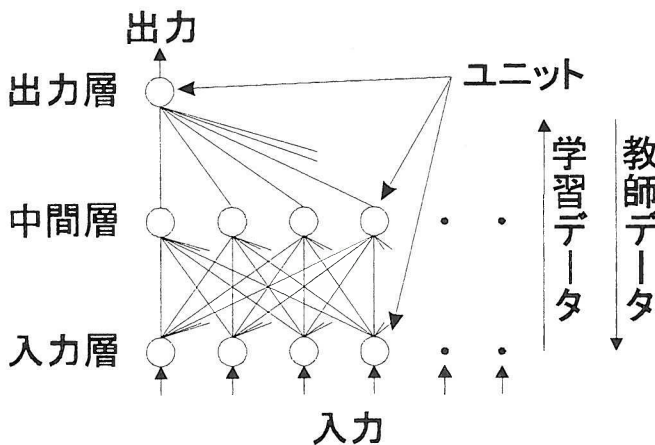


図2 バックプロパゲーション概要

2. 2 加工輪郭線抽出への取り組み

モチーフとした被測定物（以下基板）は、製造過程での製品切り取り加工直前のもので、大きさは約30cm×20cmである。盛り上がって模様を形成している所は製品になる部分（以下製品部分）で、その他は不要な部分（以下ベース部分）となる。加工輪郭線は製品部分とベース部分との境目のことをいう。

既に光切断法により計測済みである数値データは、横方向と縦方向の座標とその場所での被測定物の基準面からの高さの3つの要素からなっており、データ数としては約170万ポイントになる。アプローチの方法として

- (1) 基板の反りを学習させる方法
 - (2) 基板のエッジ強度を学習させる方法
- の2通りについて検討した。

シミュレーションの環境は以下の通りである。

{
ハードウェア：PC9801FA
ソフトウェア：ニチメン(株)NeuralWorks
}

2. 2. 1 基板の反りの学習

基板全体に反りがあることは前述の通りである。この反りがなければ、高さ方向のしきい値を決めることで比較的簡単に製品部分の抽出及び加工輪郭線の抽出は可能となる。そこで基板の反りを学習させ、反りに影響されずに製品部

分のみデータを抽出させることを検討した。

入力としてX座標（縦）、Y座標（横）、Z座標（高さ）の3要素を割り当て、出力層は1つとし、製品部分を”1”と表現させる。つまり入力された任意のポイントが製品部分なのか、ベース部分なのかが得られることになる。ネットワークの中間層の個数は時間と収束の関係から10個とした。また教育データは全データの2%程度とし、製品部分とベース部分の割合を1：1とした。学習回数は10,000回とした。

結果を図3に示す。白い部位は製品部分であることを、黒い部位はベース部分であることを示している。一部を除いてほぼ製品部分全域を検出したが、逆に基板外周の少し盛り上がった部分も検出してしまったことが分かる。図3から不要部分を削除し、加工輪郭線のみを抽出する後処理を施した結果を図4に示す。

時間はネットワークの教育に約30分、結果を導き出すのに約90分を要した。

2. 2. 2 エッジ強度の学習

基板の反りによる高さデータの変化量は基板全体を見ると最大値と最小値では大きな開きがある。ところが、ある任意のポイント周辺のみで比較した場合変化量は小さい。つまり局所的にはなだらかな変化をしていることが分かる。これに対して、製品部分の高さデータはベース部分のそれと比較してデータが急峻に変化する。つまり高さデータが周りと比較して急に大きくなっているところは、製品部分であると言える。もちろん加工輪郭線部分だけでなく製品部分の模様も検出してしまうので、後処理を施すことが必要である。そこで基板のエッジ強度を学習させ、加工輪郭線を抽出することを検討した。

入力として、任意のポイントの高さとその近傍4方向（上、下、左、右）の高さの計5要素を割り当て、出力層は1つとし、エッジ強度の強い部分を”1”と表現させる。中間層の数、教育データ、それに学習回数は2. 2. 1と同様とした。

結果を図5に示す。白い部位はエッジ強度が強いことを、黒い部位は弱いことを示している。予想されたとおり加工輪郭線と製品部分の模様、それに基板外周部分が検出された。図5から製品部分の模様とその他不要部分を削除する後処理を施した結果を図6に示す。

時間は2. 2. 1と比較して入力層が増加したことよりネットワークの教育に約40分、結果を導き出すのに約120分を要した。

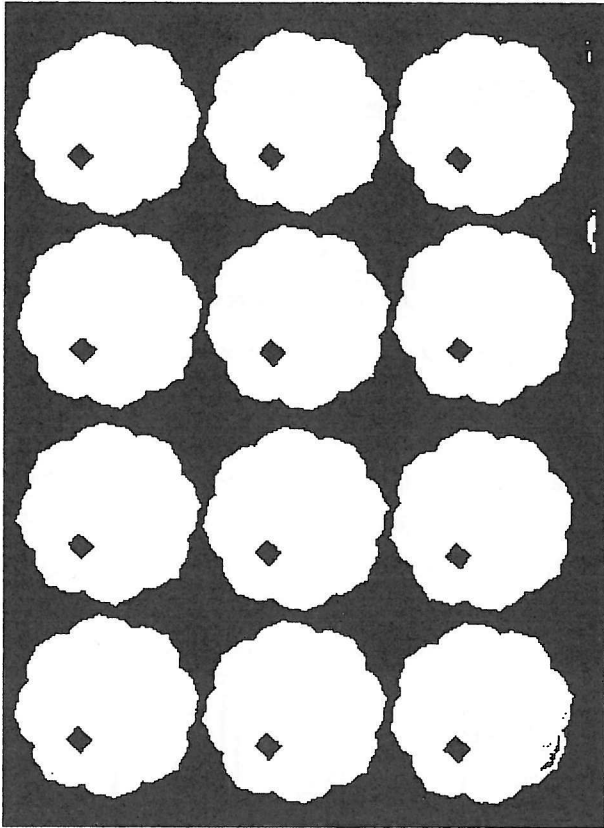


図3 基板の反りを学習させた結果

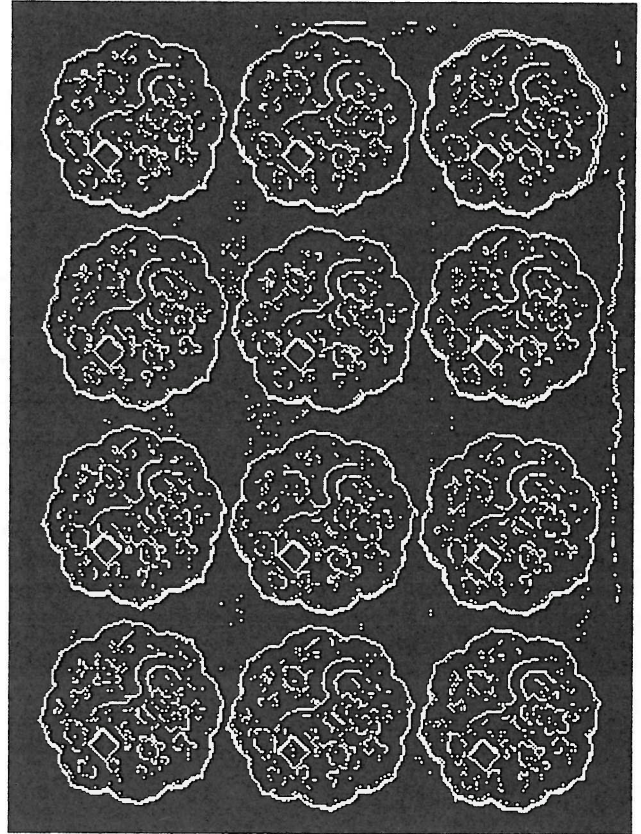


図5 エッジ強度を学習させた結果

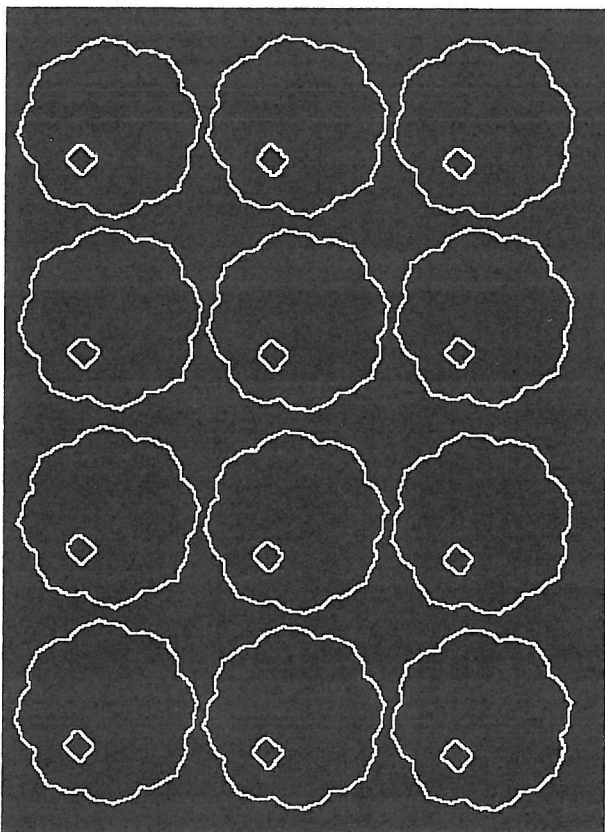


図4 図3の後処理結果

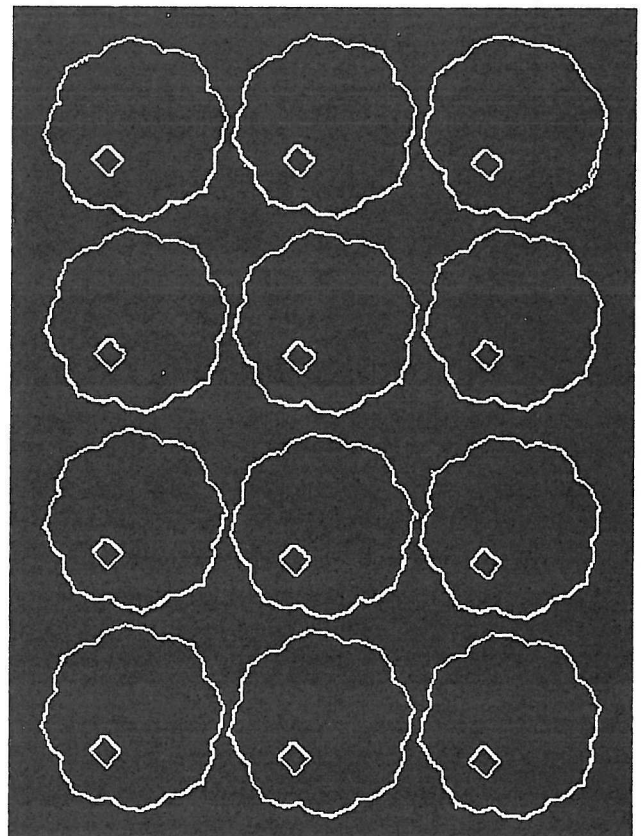


図6 図5の後処理結果

3. ファジー

3.1 概要

ファジー (fuzzy) 理論とは「大きい」「小さい」というようなあいまいな表現を取り扱う理論である³⁾。我々人間が使用する表現は、主にこのようなあいまいな情報であり、何気なく使用し、何のこともなく理解している。しかしこの様な表現は、コンピュータなどではその「程度」があやふやであるため、理解させることが困難である。「高い」「低い」という事象の程度は認識主体であるそれぞれの人の判断で決定するものだからである。このような主観的な量を定量的に取り扱うために「メンバーシップ関数 (図7)」という方法が利用される。メンバーシップ関数とは「ある量」が「ある表現」に対する適合度を表すもので、認識主体 (この場合は自分自身) が不自然でないと主観的に (自分勝手に) 決定したものである。例えば図7では「80Kg」という量の「重い」という表現に対する適合度を私は「0.8」と勝手に決めてあるわけである。これを利用して物事の条件を定量的に把握し、ファジールール (表1) に基づいた演算で結果を導き出すことが可能となる。ファジールールとは今回のモチーフを例に取ると「もし高さが低く、かつエッジ強度が小さいならば、結果はベース部分である。」といったルールの全てを設定したものである。

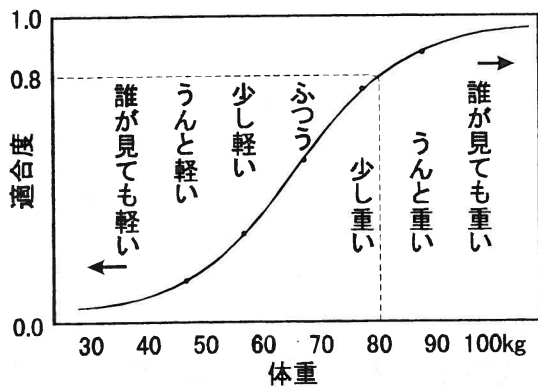


図7 メンバーシップ関数概要

表1 ファジールール概要

高さ (if)	エッジ強度 (if)	結果 (then)
低い	小さい	ベース部分
高い	小さい	製品部分
.	.	.
.	.	.

3.2 加工輪郭線抽出への取り組み

今回はファジー推論 (図8) に基づいて高さとエッジ強度の2つの条件により加工輪郭線抽出を行った。メンバーシップ関数は高さとエッジ強度、それに出力の3つを用意した。シミュレーション環境は以下の通りである。

ハードウェア: DOS/V Pentium100MHz
ソフトウェア: VisualC++

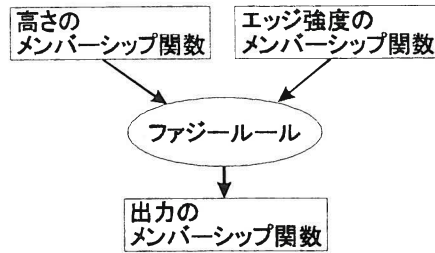


図8 ファジー推論のイメージ

高さのメンバーシップ関数を図9に示す。高さのメンバーシップ関数はその分布により決定した。最初のピークはベース部分のもっとも多い高さを表しており、次のピークは製品部分のもっとも多い高さを表している。これを5つの状態で表現した。

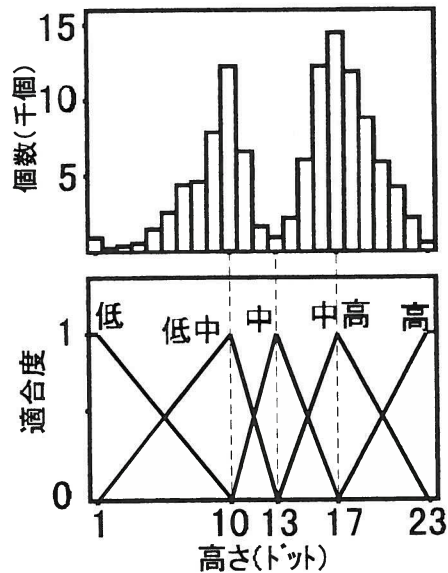


図9 高さのメンバーシップ関数

エッジ強度のメンバーシップ関数を図10に示す。検出すべきエッジ部分の200ポイント程度をサンプリングして決定した。エッジ強度は式(1)に示すsobelの差分型エッジ検出オペレータを用いて算出した。これを5つの状態で表現した。

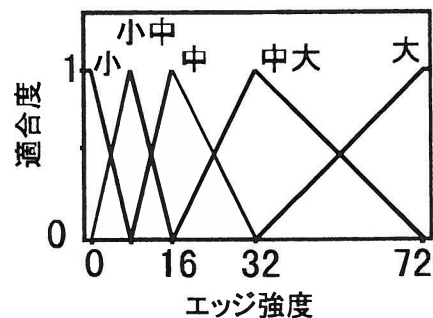


図10 エッジ強度のメンバーシップ関数

$$\text{エッジ強度} = \sqrt{f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)} \quad (1)$$

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 & & -1 & -2 & -1 \\ \text{fx:} & -2 & 0 & 2 & \text{fy:} & 0 & 0 & 0 \\ & -1 & 0 & 1 & & 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

出力のメンバーシップ関数を図11に示す。これは中心で対称になるように5つの状態を配置した。また加工輪郭線を抽出するように設定したファジールールを表2に示し、結果を図12に示す。白い部位が加工輪郭線部分で、黒い部位がその他の部分を示している。加工輪郭線と製品部分の模様の一部が検出された。時間は約30秒を要した。不要部分を削除する後処理の結果を図13に示す。

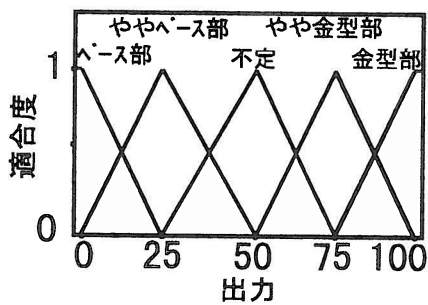


図11 出力のメンバーシップ関数

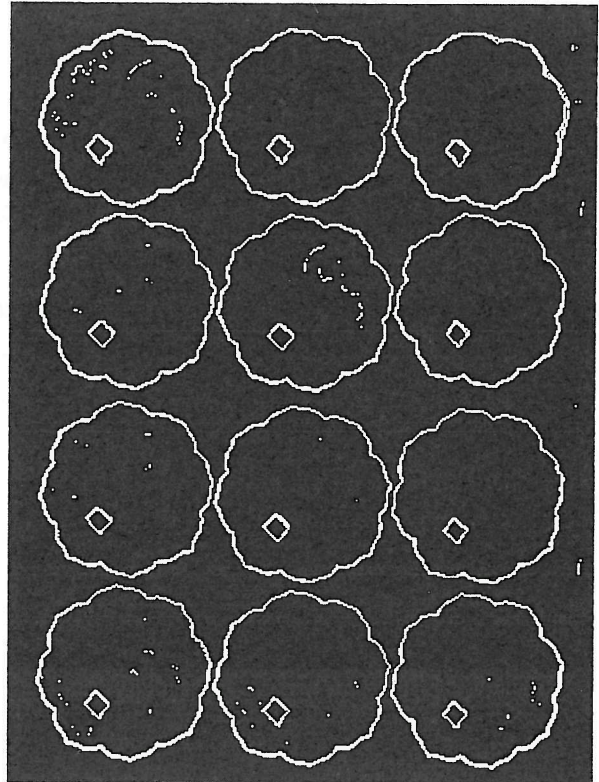


図12 加工輪郭線抽出に着目した結果

表2 ファジールール

		高さ				
		低	低中	中	中高	高
エ ッ ジ 強 度	小	1	1	2	1	1
	小中	1	2	3	1	1
	中	1	3	4	2	1
	中大	1	4	5	3	1
	大	1	5	5	4	1

注)

- ほぼ, その他の部位 . . . 1
- やや, その他の部位 . . . 2
- 不定 . . . 3
- やや, 加工輪郭線 . . . 4
- ほぼ, 加工輪郭線 . . . 5

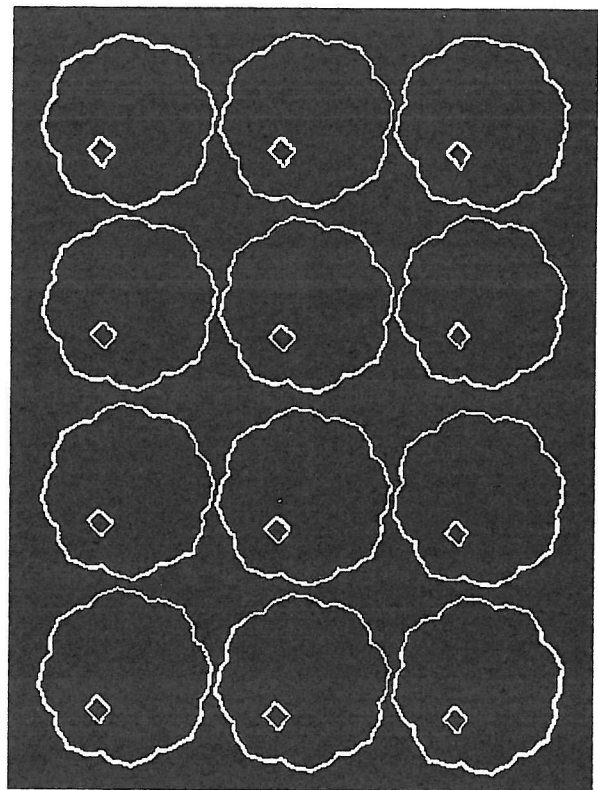


図13 図12の後処理後

4. 結 言

加工輪郭線抽出という1モチーフには過ぎないが、それぞれの方法に応用できることが確認できた。結果は次のように要約できる。

- (1) ニューラルネットについては加工輪郭線の抽出には成功したものの、ハードウェア上の制約もあり学習時間、テスト時間共に大きな時間(数時間オーダー)を要し、とても実用で利用できるものではなかった。
- (2) ファジーについては、製品部分の模様が少々含まれているものの後処理の結果、目標とする加工輪郭線の抽出が確認できた。シミュレーション環境の違いもあ

るが、時間も30秒程度とニューラルネットと比較してかなり短時間であった。

知的情報処理の応用範囲はあらゆる分野に広がっており、実用化されたものも多く存在する。今後の研究活動において可能な限り応用していくことで、本研究の成果を生かして行きたいと考える。

参 考 文 献

- 1) 仮屋一昭：鹿児島県工業技術センター研究報告第9号
- 2) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理
- 3) 浅居喜代治：ファジーシステム理論入門