



## 目次

第1章 序論	1
1. 1. 研究の背景	1
1. 2. 研究の目的	2
1. 3. 論文の構成	3
第2章 輪郭線図形の特徴抽出	5
2. 1. はじめに	5
2. 2. 曲率による特徴点の抽出	6
2. 3. 正則化法による特徴点の抽出	8
2. 3. 1 多角形による輪郭線図形の近似	8
2. 3. 2 スムージング	10
2. 3. 3 実験結果	11
2. 3. 4 実験結果のまとめ	12
2. 4. 相互相関関数による特徴抽出	16
2. 4. 1 輪郭線図形の局所特徴	16
2. 4. 2 局所特徴の検出	18
2. 4. 3 実験結果	19
2. 4. 4 実験結果のまとめ	22
2. 5. おわりに	24
第3章 局所特徴の展開	25
3. 1. はじめに	25
3. 2. 類似度	25
3. 2. 1 線図形の類似度	25
3. 2. 2 実験結果	27
3. 3. 輪郭線図形の特徴関数	30
3. 3. 1 特徴関数の定義	30
3. 3. 2 実験結果	31
3. 4. 輪郭線図形の特徴図形	40
3. 4. 1 特徴図形の定義	40
3. 4. 2 実験結果	42
3. 5. 角度の推定	44

3. 5. 1	コーナーの角度の推定	44
3. 5. 2	実験結果	45
3. 6.	おわりに	46
<b>第4章</b>	<b>物体のエッジ検出</b>	<b>47</b>
4. 1.	はじめに	47
4. 2.	エッジ特徴	47
4. 2. 1	エッジとは	47
4. 2. 2	検出法	48
4. 3.	ニューラルネットによる検出	49
4. 3. 1	システムの概略	49
4. 3. 2	実験結果	49
4. 4.	おわりに	53
<b>第5章</b>	<b>情景解析への応用</b>	<b>54</b>
5. 1.	はじめに	54
5. 2.	破損物体復元への適用	54
5. 2. 1	方法	54
5. 2. 2	実験結果	57
5. 3.	図形検出への適用	59
5. 3. 1	方法	59
5. 3. 2	実験結果	60
5. 4.	物体の動き検出への適用	64
5. 4. 1	方法	65
5. 4. 2	実験結果	66
5. 5.	おわりに	71
<b>第6章</b>	<b>カオス現象の解析への応用</b>	<b>72</b>
6. 1.	はじめに	72
6. 2.	観測時間の影響	72
6. 2. 1	カオス現象の同定	72
6. 2. 2	実験結果	73
6. 3.	マッピングの影響	79
6. 3. 1	マッピングの係数	79
6. 3. 2	実験結果	79

6. 4. おわりに	82
第7章 結論	84
謝辞	87
参考文献	88

## 第1章 序論

### 1. 1. 研究の背景

現在はマルチメディアの時代と言われ、多くのメディアによって情報が利用されている。コンピュータは元来計算機と呼ばれ数値計算のために開発されたものであるが、汎用の情報処理のための機械として発展してきた。マルチメディアといわれるようにコンピュータも数値、テキスト、画像などが扱われるようになった。画像など視覚情報をコンピュータで処理することはコンピュータが利用されてまもなく試みられてきた。種々の分野でコンピュータを利用した省力化、自動化、高速化が行われているが、莫大な情報をもつ視覚情報を扱う分野ではこのコンピュータの利用が遅れていた。これはコンピュータの能力不足、画像処理の複雑さなどのためである。人間は目の網膜に映る多くの情報の中からそのときに必要なものだけを脳の視覚野などで選択して処理を行う。目に見えるものを視覚情報と呼び、これは莫大な情報を含んでいる。この莫大な情報をもつものをコンピュータによって自動化或いは高速化することを目指して研究・開発が行われてきた。視覚情報処理、或いは、画像処理と呼ばれる分野である。最近では、コンピュータの能力の向上、画像処理技術の発展により、画像処理も様々な分野で行われるようになった。

画像処理には、ひとつの画像を対象とした静止画像処理、時系列画像を対象とした動画画像処理がある。静止画像処理には、文字認識、形状認識、情景解析などがあり、動画画像処理では、物体の動き検出などが研究・開発されている。動画画像処理は複数の画像を扱うので静止画像処理の技術を利用している部分もあるため、静止画像処理は重要である。画像の中の物体等の識別にはその物体の形状をあらゆる輪郭線の抽出が不可欠であり、輪郭線に関する研究が行われてきた。

つぎに画像処理に関するいくつかの研究例を示す。画像から物体の境界としてエッジや輪郭線の抽出することに関しては次のものがある。Liu らは2次元ガウス関数の2次微分を用いて画像から対象物のエッジの検出を行っている[4]。Raman らは医用分野のMRI画像の輪郭線の抽出を試みている[2]。

輪郭線を対象とした研究としては次のものがある。輪郭線の特徴点を抽出することが行われている。たとえば、敖らは輪郭線の曲率の変曲点を利用して物体の認識を試みている[1]。Ansari らは特徴点のマッチングによる部分形状認識のため曲率を用いて輪郭線の特徴点を検出している[5]。Wolfson は特徴点の欠けた場合を考慮してマッチングを行っている[6]。Teh らは曲率を用いた特徴点抽出する方法を提案し他の方法と比較している[10]。Asada らは輪郭線上の距離を変数としx軸とのなす角度を関数値としてその変化によって特徴点を検出している[13]。Sheu らはコーナーと滑らかな結合点を用いて輪郭線の分割を

## 1. 序論

行っている[15]. フーリエ級数を利用したものとして, Zahn らは輪郭線の接線の方向角度を展開しフーリエ級数で表し輪郭線の処理を行っており[3], 上坂はそれを開曲線に適用できるように拡張している[16].

輪郭線を近似することも行われている. Hemminger らは最尤法を用いて輪郭線の多角形近似を試みている[7]. Fahn らは連続する3点を評価することによって点を削減し輪郭線の多角形近似を行っている[9]. Dunham らは輪郭線を点の集合と考え点と近似線分との距離の総和によってその線分による近似を行っている[12]. 青木らは正則化手法を用いて多角形近似を行っている[14].

また, 画像処理は大量のデータを扱うため, 専用装置の開発も行われている. Weems は並列処理において画像処理の種々の処理に要求されることを述べ, 64x64のプロセッサアレイなどから構成されるシステムを挙げている[17]. 朝日らはデータフロープロセッサによる画像処理の構成を述べている[18]. 著者は, 画像処理の高速化と柔軟性を意図しマルチマイクロプロセッサによる画像処理装置を開発し, 種々の画像処理への適用を試みている[28] [29] [30] [31] [32].

そして, 文書画像処理について, 著者は名刺画像のセグメンテーションを行っている[39] [40]. また, 画像から物体を抽出するために画像のエッジ特徴を抽出しエッジ特徴を基に線画の表示を試みている[33] [37] [42]. さらに, 著者は相関を用いた画像処理を行っており次のものがある. 画像間の相互相関を用いて画像の特徴抽出を試み, 2次元パターンの認識モデルについて述べている[19] [20]. 相互相関を用いた特徴抽出と直交関数系によるものとの比較を行い, 基本的事項について検討している[21] [22] [26]. 相互相関を用いて抽出された特徴からの復元についても述べている[23]. 物体のシルエットの境界を波形として捉え相互相関を利用しその水平位置の検出を試みている [25] [27].

### 1. 2. 研究の目的

上で述べたように著者は画像処理に関していくつかの研究を行っているが, 画像理解などの画像処理において輪郭線図形処理が重要であると考え, 輪郭線図形に関する研究を行う. すなわち, 輪郭線図形を処理するためにはその特徴を抽出することが必要であり, 輪郭線図形の特徴抽出法の研究を行う. 次の順序で研究を進める.

- ①青木ら[14]の正則化手法を改良し輪郭線図形の多角形近似を行いその頂点を輪郭線図形の特徴点として抽出する[34]. 輪郭線の曲率から特徴点を抽出し, 部分輪郭線のマッチングを行い, 物体復元への適用を示す[43] [44] [45].
- ②複素数の性質を利用した輪郭線処理法を提案する. すなわち, 複数個の輪郭線図形を複

素数値関数として捉え、相互相関関数を求め輪郭線図形の特徴抽出を行う[35][36][38]. この手法を閉じていない線図形への適用ができるように拡張する[41]. さらに、本手法を動的に変形する対象物画像、及び、不完全な輪郭線の画像から対象物を検出することに対して適用を行う [44][47].

③画像処理技術の応用として輪郭線図形処理をカオス現象の解析に適用する. カオス現象から2次元アトラクタが得られ、それを線図形として捉え相互相関関数を用いた手法を適用し、カオス現象の解析に適用できることを示す[47][48][50].

すでに述べたことであるが、画像の中の対象物を認識し情景を解析するためには対象物の形状を調べる必要があり、物体の形状調査はその輪郭線図形を解析することが必要不可欠である. 輪郭線図形処理は画像処理の分野では重要な基本技術であり、様々な分野で使用されている. 本研究は輪郭線図形処理に関するものであり、輪郭線図形の特徴点抽出とその応用について研究し、輪郭線図形を複素数値関数として捉え相互相関を用いた処理方法を提案する. 提案した手法では輪郭線図形と基準図形との類似性とその方向の情報をもつ特徴を抽出することができ、実験を通して輪郭線図形の処理方法としての有効性を確認することが本研究の目的である.

### 1. 3. 論文の構成

本論文は次のように構成されている.

1章では、本論文の背景と構成について述べる.

2章では、輪郭線を含む線図形の表現方法とその表現方法による処理の使用例を述べる. 輪郭線図形を周回するときその位置を平面上の点列として捉えその  $x$ - $y$  座標を複素平面上の実部と虚部とする複素数と考えることができる. そして、その点列を複素数値関数とみなす. 輪郭線図形、すなわち、線図形を複素数値関数として扱いその複素数値関数の相互相関関数を解析することによって線図形の処理を行うことができる. この相互相関関数を用いて輪郭線の局所特徴を検出する.

3章では、2章で述べたものの複素数値関数を用いた場合の相互相関関数をさらに詳細に検討する. 輪郭線図形の類似度を定義し、閉じていない線図形への適用を試みる. また、その相互相関関数を図形の特徴を表す特徴関数と考えることができる. 特徴関数による輪郭線図形の解析を行う. そして、特徴関数の性質、及び、特徴関数から導出される特徴図形について述べる. さらに、コーナーの角度の推定に利用できることを示す.

4章では、情景の中から物体の形状を表す輪郭を抽出する必要がある、輪郭を表すエッジとその抽出方法について述べる. また、ニューラルネットワークを使用した輪郭線を表

## 1. 序論

すエッジの抽出方法について述べる。

5章では、本手法の実際の画像処理への応用を意図しいくつかの適用例について述べる。物体の破損した場合それぞれの分断された図形の輪郭線を得て、それぞれの破損部分を結合し物体を復元することを試みる。また、ある情景の中から目的の形状をもつ図形を検出することへの適用を試みる。すなわち、情景の物体のエッジが線分として抽出され、不完全な輪郭線からなる画像から対象物に類似した図形の検出を行う。さらに、動的に変化する時系列画像への適用として、動的に変化する対象図形の輪郭線の類似度を求め対象図形の回転運動を解析する。この場合は対象図形の形状そのものも動的に変形しているものを用いる。

6章では、画像処理以外の応用例として、カオス現象の解析への適用を試みる。すなわち、カオス現象から生成される2次元アトラクタを線図形として捉え、本手法を使用して、2次元アトラクタの類似性を調べることによりカオス現象の同定を行う。2次元アトラクタの観測時間の影響、カオス現象からのマッピングの影響について述べる。

7章では、本研究の結論と今後の課題について述べる。

## 第2章 輪郭線図形の特徴抽出

### 2. 1. はじめに

輪郭線は図形の形状を表わすので、対象物の認識に役に立つ情報をもっている。画像処理において輪郭線についての研究は重要である。輪郭線上の注目点、すなわち、重要な情報もつ点を抽出することが要求される。形状を解析するためには輪郭線のコーナーなどの特徴を検出することが必要である。変化の度合いの尺度として平面図形における曲線上の点の曲率が知られており、この曲率を用いて特徴点などの抽出が試みられている。Pavlidisらは形状解析のアルゴリズムについて述べており[1]、Rattarangsiらはガウシアン・スケール・スペースを利用したコーナーの検出を行っている[2]。Tehらは曲率を用いた特徴点抽出する方法を提案し他の方法と比較している[3]。デジタル図形では輪郭線は滑らかではないのでスムージングを行った輪郭線図形の曲率を用いて特徴点の検出を行う。

輪郭線図形を多角形近似しその頂点を輪郭線の特徴点として抽出することができる。Hemmingerらは最尤法を用いて輪郭線の多角形近似を試みている[4]。Fahnらは連続する3点を評価することによって点を削減し輪郭線の多角形近似を行っている[5]。青木らは正規化手法を用いて輪郭線の近似多角形を得ている[6]。著者はその評価関数を多変数関数として捉え微係数を利用し処理時間の高速化を行う[7]。

特徴点として輪郭線図形上の点を抽出するのに対して、著者は輪郭線図形の部分形状に注目しそれを輪郭線図形の局所特徴として抽出することを行っている[8]。すなわち、輪郭線図形の特徴として、輪郭線の部分と基準線図形との類似性を調べ、その類似性を局所類似度として抽出することができる。局所類似度を計算するために複素数値関数を用いて輪郭線図形を表現し相互相関関数を求めている。

また、Zahnらは輪郭線図形の接線のx軸とのなす角を始点からの道のりを変数とする関数で表し、それをフーリエ級数展開しフーリエ記述子を得て、それを用いて輪郭線図形の処理を行っている[9]。一方、上で述べた局所類似度は基準線図形に形状の似ている部分を特徴として抽出できるので直感的に分かりやすい。

曲率を用いて特頂点を検出する方法は輪郭線を表す関数が滑らかであることを前提として微分を用いているため、本質的にスムージングが必要であるが、相互相関を用いた方法は基準線図形との類似性を求めているので、スムージングを行う必要はない。この章では、曲率を用いた特徴点の抽出、近似多角形の頂点による特徴点の抽出、相互相関を用いた特徴抽出について述べる。

## 2. 2. 曲率による特徴点の抽出

曲線の特徴点の検出に曲率を利用する方法がよく行われている。連続曲線の曲率について述べる。

$t$  をパラメータとし  $x$  座標,  $y$  座標をそれぞれ  $x(t)$ ,  $y(t)$  とする  $x$ - $y$  平面上の曲線  $C$  を考える。関数  $x(t)$ ,  $y(t)$  は 2 階微分可能とする。曲線  $C$  の変化の大きい点を曲線上の特徴点として抽出する。変化の大きい点, すなわち, 曲率の大きい点を抽出する。  $t=s$  における曲率を  $\kappa(s)$  とすれば, それは,

$$\kappa(s) = \frac{\frac{dx}{dt}(s) \frac{d^2y}{dt^2}(s) - \frac{dy}{dt}(s) \frac{d^2x}{dt^2}(s)}{\left( \sqrt{\left( \frac{dx}{dt}(s) \right)^2 + \left( \frac{dy}{dt}(s) \right)^2} \right)^3} \quad (2-1)$$

と表すことができる[10]。 曲率  $\kappa(s)$  の絶対値の極大となる点を特徴点として抽出することができる。

一方コンピュータで扱う場合はつぎのようになる。 デジタル図形<sup>[脚注1]</sup>の輪郭線などはチェインコード(方向コードの系列)で表されることが多い。その場合, 輪郭線を表すデジタル関数<sup>[脚注2]</sup>  $x(t)$ ,  $y(t)$  は変動が大きい場合があるので, つぎに示すガウス関数を用いて変動の少ないデジタル関数に修正する。

$$g(t, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2-2)$$

原図形の輪郭線にガウシアンフィルタをかけてスムージングを行なう。  $x^0(t)$  と  $y^0(t)$

[脚注1] デジタル図形

図形を表す線分を点列として表しているものをデジタル図形と呼ぶ。コンピュータで扱う図形はデジタル図形である。

[脚注2] デジタル関数

関数の変数が連続的でなく離散的に変化する関数をデジタル関数ということにする。これは関数の変数をサンプリングしたものと考えることができる。すなわち, 変数を  $t=t_i (i=1, \dots, K) (t_i \leq t_{i+1})$  とするとして関数が離散値  $x(t_i)$ ,  $y(t_i)$  をとるものとしこれらが関数の性質をよく表しているものとする。ここで,  $K$  はサンプリング点の数である。したがって, コンピュータで扱う関数はデジタル関数である。

を原図形の輪郭線を表わす関数とする。フィルタをかけた関数  $x^w(t)$  と  $y^w(t)$  を、  $x^o(t)$ 、  $y^o(t)$  とパラメータ  $\sigma$  とからつぎのように得る。

$$x^w(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} x^o(\tau) \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \quad (2-3)$$

$$y^w(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} y^o(\tau) \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \quad (2-4)$$

上の関数  $x^w(t)$  と  $y^w(t)$  で表わされる輪郭線図形を「作業輪郭線」と呼び、  $C^w$  で示す。

この  $C^w$  での曲率を求めてその絶対値の極大となるところを捜す。この方法ではデジタル関数による不連続性のためのノイズ対策が必要である。そのためフィルターをかけることによってそのノイズの影響を軽減することが必要である。作業輪郭線での曲率を求めその絶対値がある値より大きくかつ極大となる点を求め、原輪郭線図形でのその点を特徴点とする。作業輪郭線での曲率が  $t=t_0$  で上の条件を満たす場合、原輪郭線図形において特徴点の x 座標、y 座標は  $(x^o(t_0), y^o(t_0))$  となる。原輪郭線図形とこの方法によって得られた特徴点を Fig.2-1 に示す。輪郭線の周囲長は 668 ドットであり、 $\sigma$  として 3 を用いた。絶対値が 0.25 より大きく極大となる 4 個の点を特徴点として抽出した。この方法はデジタル図形すなわちデジタル関数によるためのスムージング等のノイズ対策が重要である。

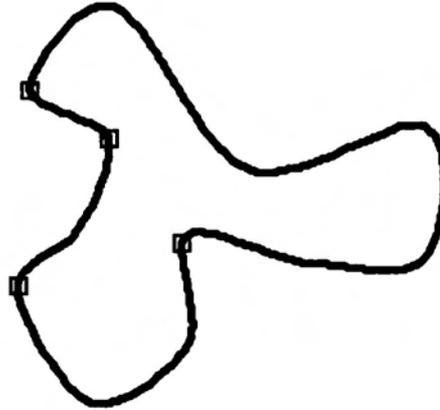


Fig.2-1 Dominant points on Contour

2. 3. 正則化法による特徴点の抽出

2. 3. 1 多角形による輪郭線図形の近似

元の輪郭線図形の x 座標と y 座標を,それぞれ,変数  $t$  をもつ関数  $x(t)$  と  $y(t)$  で表わす. 関数  $x(t)$  と  $y(t)$  は原図形の輪郭線の長さと同じ周期をもつ周期関数である.  $N$ 個の点  $t^1, \dots, t^N$  をとることにより, 原輪郭線上に  $N$ 多角形を作ることができる.  $N$ 多角形の頂点の x 座標と y 座標は  $x(t^k)$  と  $y(t^k)$  ( $k=1, \dots, N$ )である.  $C^0$  と  $C^A$  を原輪郭線図形と近似多角形とする. 近似多角形の頂点は原輪郭線図形の上にある.  $C^0$  と  $C^A$  を変数とする関数を定義する. すなわち,

$$J(C^0, C^A) = J_1(C^0, C^A) - \lambda J_2(C^A) \quad (2-5)$$

となる. ここで,  $J_1$  は近似多角形  $C^A$  の原図形  $C^0$  への適合の良さを表わし,  $J_2$  は近似多角形  $C^A$  の形の良さを表わし,  $\lambda$  は  $J_2$  の重要度を表わす. 近似  $N$ 多角形は  $N$ 個の系列  $(t^1, \dots, t^N)$  で特性付けられる.  $N$ 個の系列  $(t^1, \dots, t^N)$  をベクトル  $\boldsymbol{t}$  を使って表わす.

もし, 原輪郭線が与えられパラメータ  $\lambda$  が固定であれば, 関数  $J_1(C^0, C^A)$ ,  $J_2(C^A)$ ,  $J(C^0, C^A)$  は  $N$ 個の系列  $\boldsymbol{t}$  の関数となる.  $C^0$  をとり  $\boldsymbol{t}$  を使って, 式(2-5)を書き直すと,

$$J(\boldsymbol{t}) = J_1(\boldsymbol{t}) - \lambda J_2(\boldsymbol{t}) \quad (2-6)$$

となる。これらの関数は $N$ 個の変数を持ち、 $t^k \leq t^{k+1}$  ( $k=1, \dots, N-1$ )と $t^N \leq t^1$ の制約がある。関数 $J(t)$ を最小とするような多角形を原輪郭線の近似多角形と定義する。 $t$ を $N$ 次元ベクトルと考え、輪郭線の長さが1となるように正規化すると、それぞれの要素 $t^k$  ( $k=1, \dots, N$ )は区間 $[0,1]$ の中で変化する。さらに、上の制約は以下の条件を満たす $N$ 次元ベクトル空間の凸部分集合を作る。

$$\begin{aligned} t^k &\leq t^{k+1} \quad (k=1, \dots, N-1), \\ t^N &\leq t^1, \quad \text{and} \quad t^N \leq 1 \end{aligned} \quad (2-7)$$

$J(t)$ が $t^k$  ( $k=1, \dots, N$ )で微分可能とする。 $J(t)$ が $t=t_0$ で最小値をとるとすれば、

$$\frac{dJ}{dt^k}(t_0) = 0 \quad (k=1, \dots, N-1) \quad (2-8)$$

となる。最小値になる代わりに、関数 $J(t)$ の値が極小値になる多角形を近似とみなす。この方法では、式(2-8)を満たし $J(t)$ を最小とする $t_0$ を探索する。関数 $J_1$ と $J_2$ を次のようにする。

関数  $J_1$  :

$J_1$ は原図形と近似多角形が重なっていない部分の面積である。Fig.2-2 に原図形と近似多角形を示す。この場合、近似多角形は原図形に囲まれている。原図形の輪郭線は関数 $x^o(t)$ と $y^o(t)$ で表わされる。重なっていない部分の面積 $S_k$ は、点 $(x^o(t^k), y^o(t^k))$ から点 $(x^o(t^{k+1}), y^o(t^{k+1}))$ への線分と曲線によって囲まれている。関数 $J_1$ は原図形の面積で規格化される。すなわち、

$$J_1 = \frac{\sum_{k=1}^N S_k}{(\text{area of original figure})} \quad (2-9)$$

近似多角形が原図形により似ていれば関数 $J_1$ がより小さくなる。

関数  $J_2$  :

Fig.2-2 に示すように、 $l_k$ を2つの頂点 $(x^o(t^k), y^o(t^k))$ から $(x^o(t^{k+1}), y^o(t^{k+1}))$ へ

の辺の長さとする. ( $k=1, \dots, N-1$ , と  $N+1$  は 1 を意味する.) 関数  $J_2$  は次の式で定義される.

$$J_2 = \frac{\sum_{k=1}^N (l_k)^2}{\left(\sum_{k=1}^N l_k\right)^2} \quad (2-10)$$

近似多角形の頂点の数が少ないほど, そして, 辺の長さの分散が小さいほど関数  $J_2$  の値が大きくなる.

$t$  によって関数  $x^o(t)$  と  $y^o(t)$  が微分可能であれば,  $t^k$  ( $k=1, \dots, N$ ) によって関数  $J(t)$  と  $J'(t)$  が微分可能となる. したがって,  $t^k$  ( $k=1, \dots, N$ ) によって  $J(t)$  が微分可能となる.

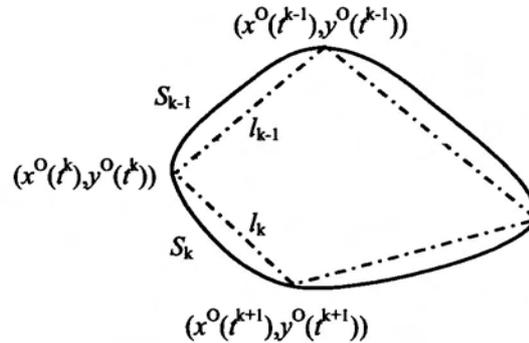


Fig.2-2 The polygon and original figure

### 2. 3. 2 スムージング

原図形の輪郭線にガウシアンフィルタをかけてスムージングを行なう.  $x^o(t)$  と  $y^o(t)$  を原図形の輪郭線を表わす関数とする. フィルタをかけた関数  $x^w(t)$  と  $y^w(t)$  を,  $x^o(t)$ ,  $y^o(t)$  とパラメータ  $\sigma$  とからつぎのように得る.

$$x^w(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} x^o(\tau) \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \quad (2-11)$$

$$y^w(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \int_{-\infty}^{\infty} y^o(\tau) \exp\left(-\frac{(t-\tau)^2}{2\sigma^2}\right) d\tau \quad (2-12)$$

作業輪郭線  $C^w$  の近似多角形  $C^{wA}$  を得ることができる.  $C^{wA}$  は  $C^w$  の輪郭線上に  $N$  個の頂点をもつ. すなわち,  $x$  座標と  $y$  座標は  $(x^o(t_{wA}^k), y^o(t_{wA}^k))$  ( $k = 1, \dots, N$ ) である.

$t_{WA} = (t_{WA}^1, \dots, t_{WA}^N)$  を作業輪郭線  $C^W$  の近似多角形  $C^{WA}$  を表わす表現ベクトルという。つぎの写像を行なうことによって、 $C^{WA}$  から原輪郭線図形の近似多角形を得ることができる。

$$\Phi(t_{WA}) : C^{WA} \rightarrow C^{WA0} \quad (2-13)$$

ここで、 $C^{WA0}$  は原図形の疑似近似多角形であり、その頂点は  $(x^o(t_{WA}^k), y^o(t_{WA}^k))$  ( $k=1, \dots, N$ ) である。 $t_{WA}^k$  は  $C^{WA}$  の表現ベクトル  $t_{WA}$  の要素である。原図形の輪郭線がスムーズ（滑らか）でない場合、疑似近似多角形を原図形の近似多角形とみなすことができる。一般に、疑似近似多角形は近似多角形よりも頂点の数が少ない。

### 2. 3. 3 実験結果

つぎにチェーンコードから再生されたデジタル図形に適用した。これらのチェーンコードは実際の図形から作成されたものである。微分の代わりに差分を使って行なった。輪郭線が滑らかでないので、x座標とy座標を表わす関数にガウシアンフィルタを用いてスムージングを行なった。フィルタをかけた図形を作業輪郭線という。この実験はフィルタリングの程度を表わすパラメータ  $\sigma$  の値を変えて行なった。 $\sqrt{2}\sigma = 40$  の場合の図形 'wrench' の結果を Fig.2-3 に示す。(a),(d)に作業図形上の近似多角形を、(e),(h)に原図形上の近似多角形を示す。両側の凹部分が作業図形のほうが原図形よりも大きい。作業図形上の近似多角形の頂点は曲線部分に多く直線部分には存在しない。 $\lambda=0.5$  では頂点の数は 46 である。 $\lambda=1.0$  では頂点の数は 43 である。 $\lambda=1.5$  では頂点の数は 36 である。 $\lambda=2.0$  では頂点の数は 32 である。 $\lambda$  の増加とともに頂点の数が減少している。Fig.2-3 に示すように、作業図形の近似多角形を原図形上に写像した疑似近似多角形が適正なものであることが分かる。疑似近似多角形の頂点は曲線部分に多いことを示している。疑似近似多角形を近似多角形とみなして良いことが Fig.2-3 から分かる。以下の近似多角形は疑似近似多角形のことである。

Fig.2-3 の結果のスケールスペースを Fig.2-4 に示す。水平軸は輪郭線の位置を表わし、

## 2. 輪郭線図形の特徴抽出

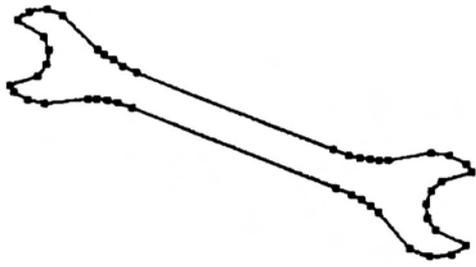
垂直軸はパラメータ  $\sigma$  を表わす。Fig.2-4 の中の  $2\sigma$  は  $\sqrt{2}\sigma$  を意味する。図形‘wrench’の長さは 1038 である。作業図形に対しては  $t^k$  ( $k=1, \dots, N$ ) を 0.5 ずつ変化させ、原図形に対しては 1 ずつ変化させ、 $J(t)$  の差分を計算した。Fig.2-4 のスケールスペース図では近似多角形の頂点の位置を小さな四角で表示している。一般に、原図形からの近似多角形の頂点の数は  $\lambda$  が変化しても同じである。 $\sqrt{2}\sigma$  の値が 10 以上であると十分スムージングされている。

Fig.2-5 に  $\sqrt{2}\sigma = 40$ ,  $\lambda = 1.0$  の場合における種々のデジタル図形の近似多角形を示す。これらは良い結果を示している。それぞれの近似多角形の頂点は曲率の大きい曲線部分に存在し、図形の形の重要な情報をもっている。この方法で得られる近似は多くの曲線部分をもつ輪郭線に有効である。しかし、多くの角と短い線分をもつ図形‘Key’には適していないようである。

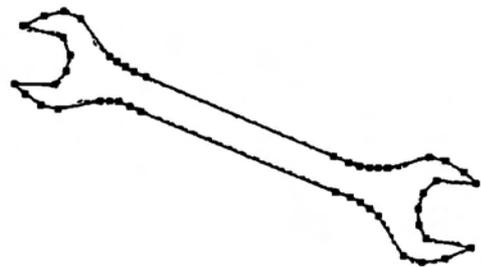
### 2. 3. 4 実験結果のまとめ

極小値を探索することによって近似多角形が得られることを示し、合成図形と実際の図形に適用した。 $J(t)$  の最小値ではなく  $J(t)$  の極小値を探索している。図形の  $J(t)$  がいくつか極小値をもてばその中の 1 つに対応するある近似多角形を得る。輪郭線を表わす関数  $x(t)$  と  $y(t)$  が微分可能である合成図形にたいしては良い近似多角形を得た。チェーンコードで表わされた実際のデジタル図形に対しても、また、良い近似多角形を得た。輪郭線関数  $x(t)$  と  $y(t)$  を滑らかにするために、輪郭線にガウシアンフィルタによってフィルタリングをした。フィルタリングされた輪郭線は原図形からわずかに変形する。近似多角形の頂点は曲率の大きい曲線部分に多く存在し、曲率の小さい部分には少ししか存在しない。作業図形上の近似多角形を原図形上に写像することによって近似多角形を得る。

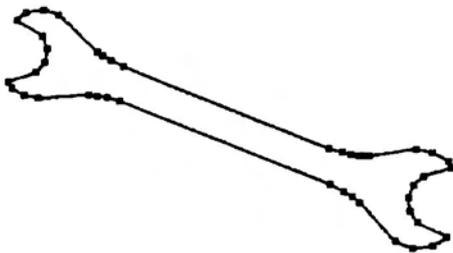
原図形の重要な情報をもつ部分に近似多角形の頂点が存在するので、この手法による多角形近似はパターン認識の特徴抽出に有効であることが示された。



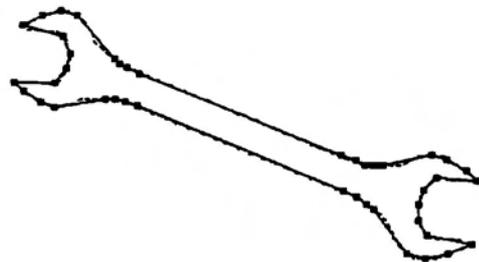
(a)  $\lambda=0.5$ , filtered



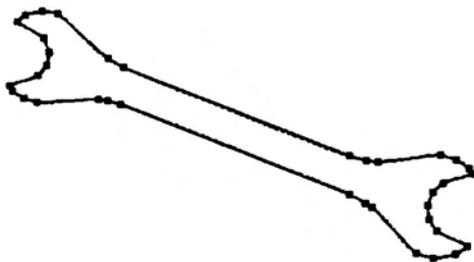
(e)  $\lambda=0.5$ , original



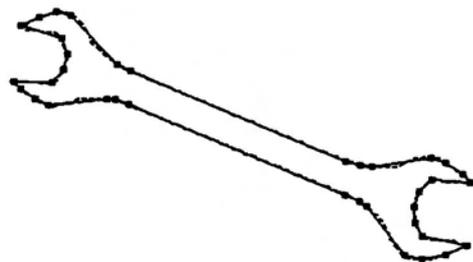
(b)  $\lambda=1.0$ , filtered



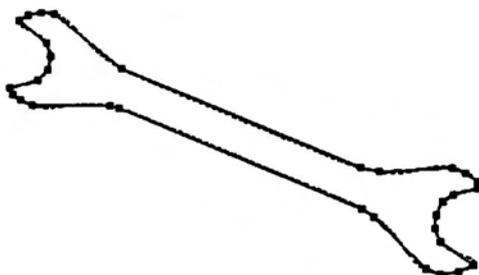
(f)  $\lambda=1.0$ , original



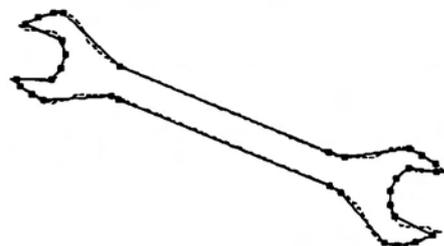
(c)  $\lambda=1.5$ , filtered



(g)  $\lambda=1.5$ , original



(d)  $\lambda=2.0$ , filtered



(h)  $\lambda=2.0$ , original

Fig.2-3 Approximation of the digital figure ('wrench') with  $\sqrt{2}\sigma=40$

2. 輪郭線図形の特徴抽出

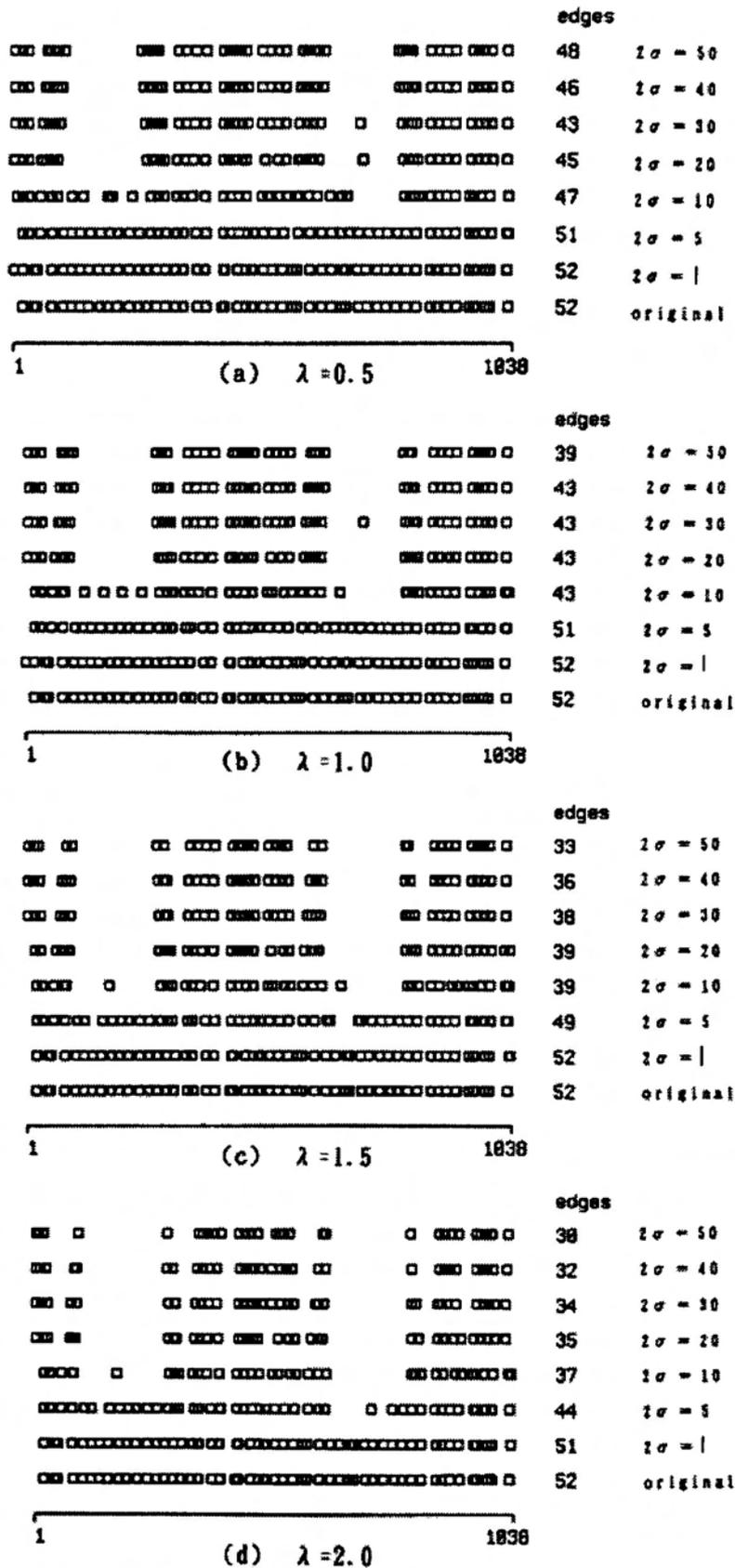


Fig.2-4 Scale-space of the digital figure ('wrench')

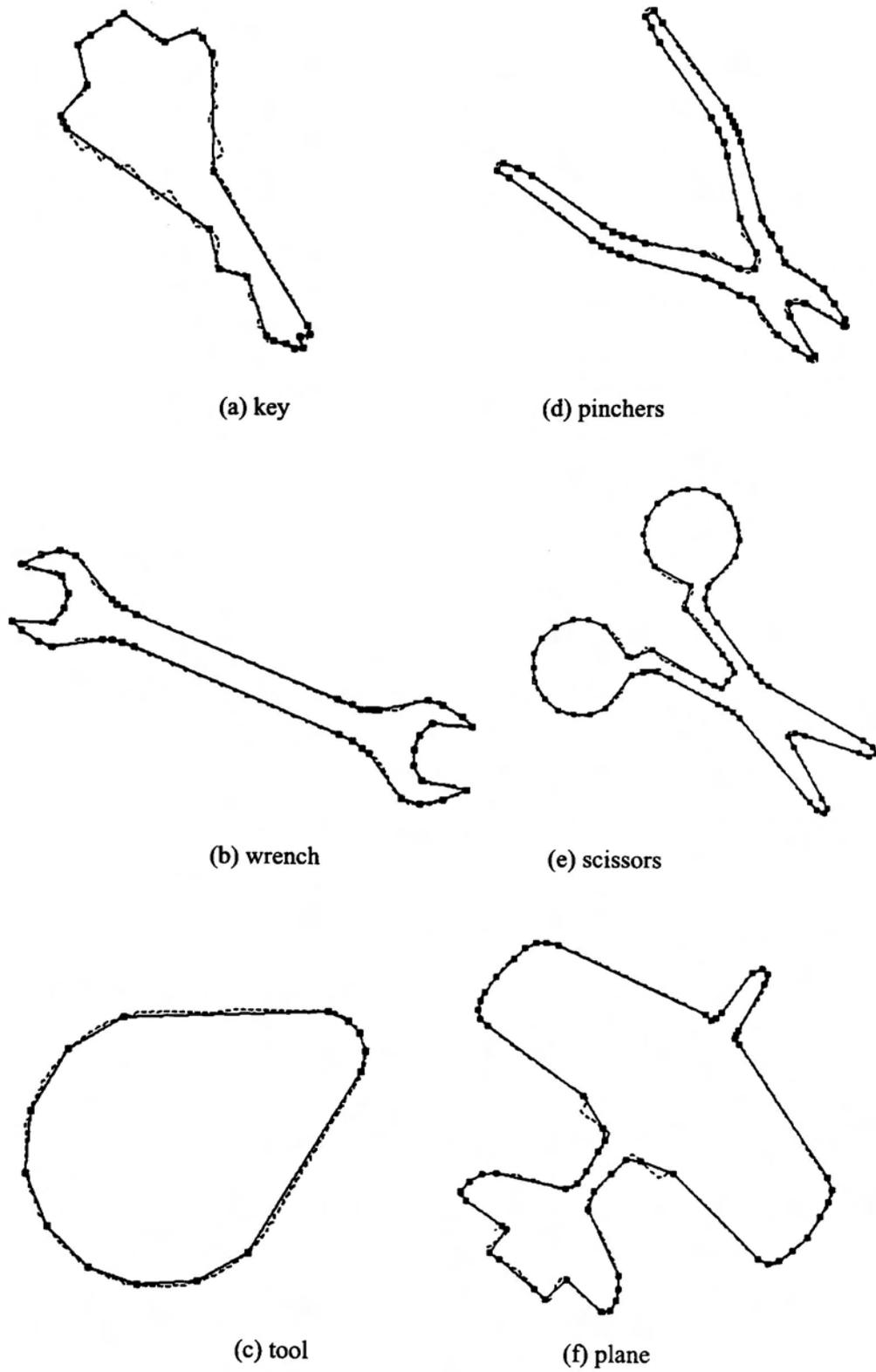


Fig.2-5 Approximation of the digital figures with  $\lambda=1.0$  and  $\sqrt{2}\sigma=40$

## 2. 4. 相互相関関数による特徴抽出

## 2. 4. 1 輪郭線図形の局所特徴

輪郭線図形上を周回したときにその移動量を表す実変数  $t$  をもつ実数値関数  $x(t)$  と  $y(t)$  は輪郭線図形の  $x$  座標と  $y$  座標を表す。実変数  $t$  をもつ複素数値関数  $X(t)$  をつぎのように定義する。

$$X(t) = x(t) + iy(t) \quad (2-14)$$

また、同様につぎの複素数値関数  $U(t)$  も定義する。

$$U(t) = u(t) + iv(t) \quad (2-15)$$

ここで、 $u(t)$  と  $v(t)$  は、別の線図形の  $x$  座標と  $y$  座標を表す。

複素数値関数  $U(t)$  は区間  $[-T, T]$  で定義された関数で、その区間は複素数値関数  $X(t)$  の周期より短いものとする。  $X(t)$  で表される輪郭線上での移動速度  $\sqrt{(dx/dt)^2 + (dy/dt)^2}$  と  $U(t)$  で表される線図形上での移動速度  $\sqrt{(du/dt)^2 + (dv/dt)^2}$  は等しくなるように線図形をサンプリングし複素数値関数  $U(t)$  を作成する。複素数値関数  $U(t)$  の平均は 0 である。輪郭線関数  $X(t)$  は次のように修正される。その修正輪郭線関数を  $\tilde{X}(t)$  で表わす。

$$\tilde{X}(t+\tau) = X(t+\tau) + \bar{X}(\tau) \quad (2-16)$$

ここで、 $\bar{X}(\tau)$  は  $X(t)$  の  $\tau$  を中心とする区間  $[\tau-T, \tau+T]$  における平均である。すなわち、

$$\bar{X}(\tau) = \frac{1}{2T} \int_{-T}^T X(t+\tau) dt \quad (2-17)$$

$\tilde{X}(t+\tau)$  と  $U(t)$  との相互相関関数  $R(\tau)$  は

$$R(\tau) = \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) U(t)^* dt \quad (2-18)$$

となる。また、 $R(\tau)$  をノルムで正規化したものを  $\tilde{R}(\tau)$  とすると

$$\begin{aligned} \tilde{R}(\tau) &= \frac{1}{A(\tau)} \frac{1}{B} R(\tau) \\ &= \frac{1}{A(\tau)} \frac{1}{B} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) U(t)^* dt \end{aligned} \quad (2-19)$$

となる。ここで、 $*$  は複素共役を表わす。 $A(\tau)$ は区間 $[\tau-T, \tau+T]$ における $\tilde{X}(t)$ のノルムである。すなわち、

$$[A(\tau)]^2 = \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) \tilde{X}(t+\tau)^* dt \quad (2-20)$$

である。そして、 $B$ は区間 $[-T, T]$ における $U(t)$ のノルムである。すなわち

$$B^2 = \int_{-T}^T U(t) U(t)^* dt \quad (2-21)$$

である。

つぎに、輪郭線関数 $U(t)$ を角度 $\theta$ だけ回転させた図形 $U_\theta(t)$ を考えると、

$$U_\theta(t) = (\cos\theta + i\sin\theta)U(t) \quad (2-22)$$

を得る。 $\tilde{X}(t)$ を $\tau$ だけシフトさせたものと、 $U(t)$ を $\theta$ だけ回転させた $U_\theta(t)$ との相互相関関数を $R_\theta(\tau)$ で表わす。これを $\tilde{X}(t+\tau)$ と $U_\theta(t)$ のノルムで正規化したものを $\tilde{R}_\theta(\tau)$ とする。すなわち、

$$\begin{aligned} \tilde{R}_\theta(\tau) &= \frac{1}{A(\tau)} \frac{1}{B_\theta} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) U_\theta(t)^* dt \\ &= \frac{1}{A(\tau)} \frac{1}{B_\theta} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) [(\cos\theta + i\sin\theta)U(t)]^* dt \\ &= \frac{1}{A(\tau)} \frac{1}{B_\theta} (\cos\theta + i\sin\theta)^* \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) U(t)^* dt \\ &= (\cos\theta + i\sin\theta)^* \tilde{R}(\tau) \end{aligned} \quad (2-23)$$

ここで、 $B_\theta$ は区間 $[-T, T]$ における $U_\theta(t)$ のノルムである。すなわち

$$\begin{aligned} B_\theta^2 &= \int_{-T}^T U_\theta(t) U_\theta(t)^* dt \\ &= (\cos\theta + i\sin\theta)(\cos\theta + i\sin\theta)^* \int_{-T}^T U(t) U(t)^* dt \\ &= \int_{-T}^T U(t) U(t)^* dt \\ &= B^2 \end{aligned} \quad (2-24)$$

である。

## 2. 4. 2. 局所特徴の検出

もし、区間 $[-T, T]$ が輪郭線の長さに比べて小さく、関数 $U(t)$ が輪郭線の局所特徴を表わしている場合、輪郭線図形 $X(t)$ の特徴抽出に適用できる。

Fig.2-6はx-y平面上の輪郭線図形 $X(t)$ とu-v平面上の図形 $U(t)$ を示す。Fig.2-6(b)は $\theta$ だけ回転した局所特徴線図形を表わす。 $U(t)$ は区間 $[-T, T]$ における凹図形を表わす。すなわち、

$$\begin{aligned} U(t) &= \text{a concave segment} \quad (-T < t < T) \\ U(t) &= 0 \quad \text{otherwise} \end{aligned} \quad (2-25)$$

ある閾値 $\zeta$ に対して次のような $\tau_0$ を見つけることができる。

$$|\tilde{R}(\tau_0)| > \zeta \quad (2-26)$$

こうすることによって、凹図形との類似度が閾値 $\zeta$ より大きい部分を輪郭線図形の局所特徴として検出することができる。そして、輪郭線 $X(t)$ から抽出された凹型部分と基準凹図形 $U(t)$ との回転角度 $\theta_0$ を得ることができる。すなわち、

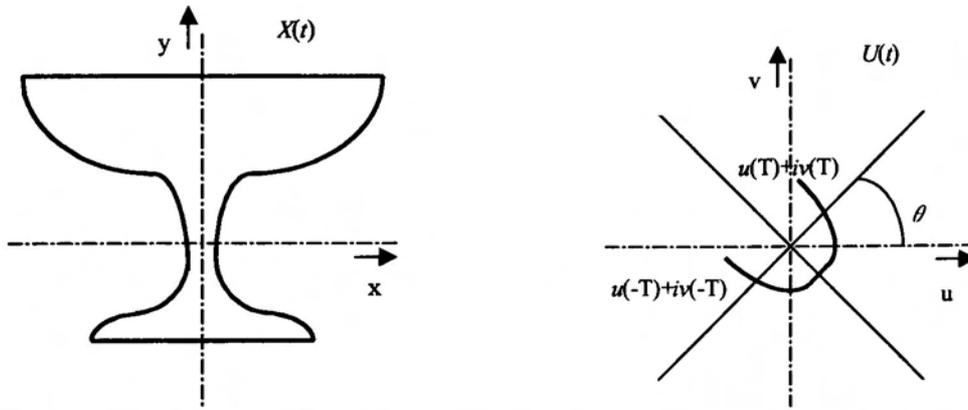
$$\theta_0 = \text{Arg}(\tilde{R}(\tau_0)) \quad (2-27)$$

ここで、 $\text{Arg}(\ )$ は複素数の偏角を意味する。そして、 $\theta_0$ は次のようになる。

$$\text{Im}(T(\tau_0, \theta_0)) = 0 \quad (2-28)$$

ここで、 $\text{Im}(\ )$ は複素数の虚数部分を意味する。

このようにして、輪郭線図形の中から凹型の部分を見つけることができ、そして、基準凹図形 $U(t)$ との回転角 $\theta_0$ を得ることができる。



(a) A contour figure  $X(t)$ , e.g. a cup. (b) A local feature contour  $U(t)$  rotated by  $\theta$ , e.g. a concave segment.

Fig.2-6 Contour figure  $X(t)$  and  $U(t)$

### 2. 4. 3 実験結果

合成輪郭線図形と実際の輪郭線図形の処理にこの方法を適用した実験を行った。輪郭線図形から局所特徴を検出し、そして、また、角の角度の推定を行った。輪郭線  $X(t)$  の特徴を検出するために使用する  $U(t)$  を、以下、基準線図形と呼ぶ。輪郭線  $X(t)$  は変数  $t$  が 0 から 4095 まで整数として変化する周期関数であり、基準線図形  $U(t)$  もそうである。  $X(t)$

と  $U(t)$  の周期が等しいため、基準線図形  $U(t)$  上での  $t$  の移動速度、 $\left[ \left( \frac{du}{dt} \right)^2 + \left( \frac{dv}{dt} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$  は

輪郭線図形  $X(t)$  のそれ、 $\left[ \left( \frac{dx}{dt} \right)^2 + \left( \frac{dy}{dt} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$  と同じである。

合成輪郭線図形を Fig.2-7(a)に示す。この輪郭線は 4096 の点でサンプリングされている。すなわち、変数  $t$  が 0 から 4095 まで整数として変化している。この輪郭線図形の縦と横の大きさはともに 250 である。左上の角の点からスタートし反時計回りに輪郭線上を移動し、スタートした点に到達する。輪郭線図形のサンプリング間隔、すなわち、x-y 平面におけるサンプリング点間の距離は 0.321 である。基準線図形  $U(t) = u(t) + iv(t)$  は

$$u(t) = 0.227 t \quad (|t| \leq 46) \quad (2-29)$$

$$v(t) = 0.227 |t| - 5 \quad (|t| \leq 46) \quad (2-30)$$

すなわち,

$$v = |u| - 5 \quad (|u| \leq 10) \quad (2-31)$$

となる。  $U(t)$  は区間  $[0, 46]$  と  $[4050, 4095]$  を除いて 0 である。  $y$  座標が増加すると図を表わす平面上では点が上から下に移動するので、この基準線図形は右向き (turn-to-right) の角を表わす。 Fig.2-7(b) にこの方法によって検出された特徴を示す。 すなわち、  $\tilde{R}(\tau)$  の絶対値が 0.99 より大きい連続した部分での極大値を取る点に基準線図形を角度  $\theta_0$  だけ回転したものを表示したものを示す。 Fig.2-7(c) と Fig.2-7(d) に  $\tilde{R}(\tau)$  の絶対値が 0.95 と 0.90 より大きい部分を検出したものを示す。 閾値  $\zeta$  の値を小さくすれば、検出される角の数が増加する。 さらに、次の式で表わされる特徴の検出を行う。

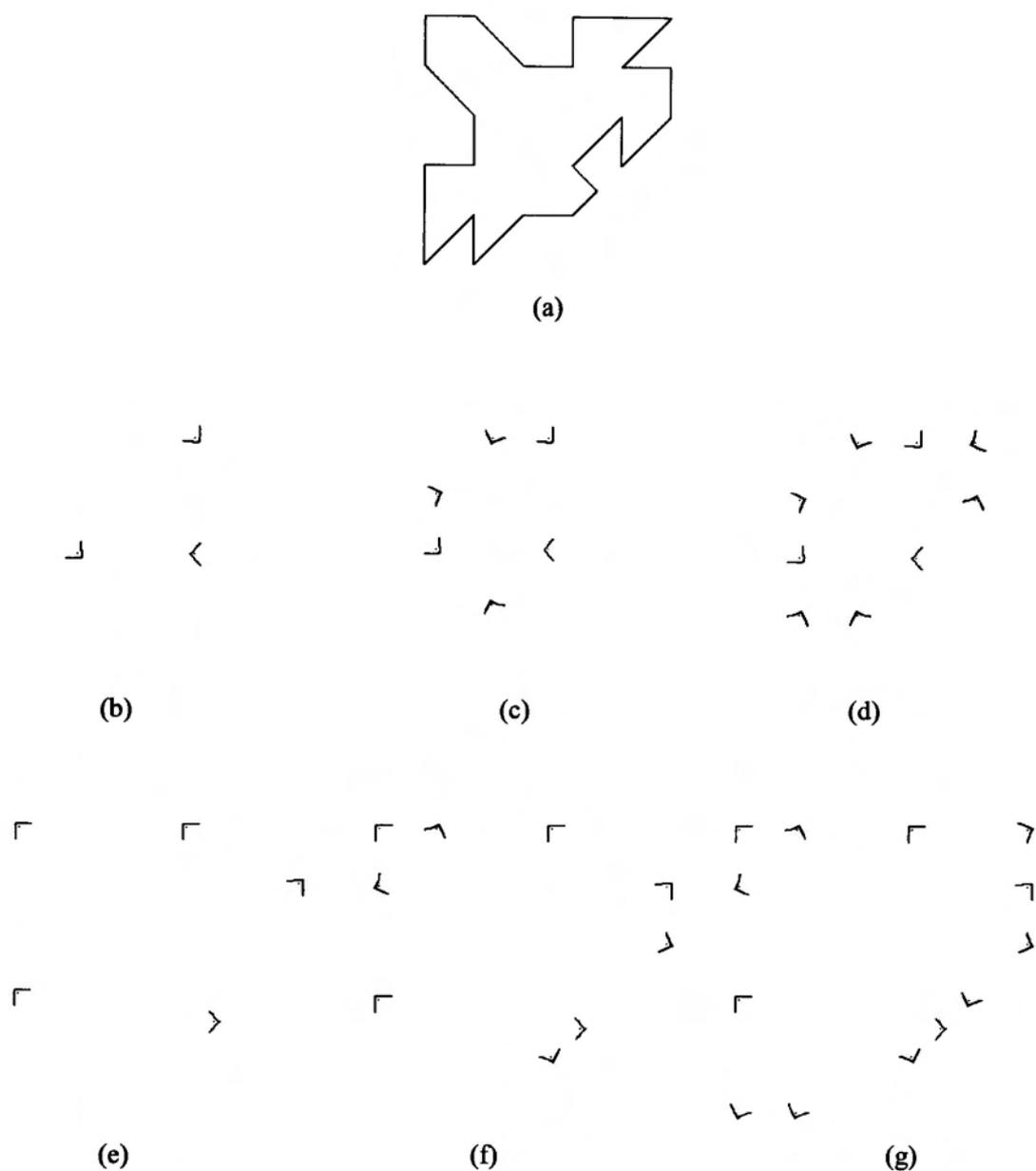
$$u(t) = 0.227 t \quad (|t| \leq 46) \quad (2-32)$$

$$v(t) = 0.227 |t| + 5 \quad (|t| \leq 46) \quad (2-33)$$

すなわち,

$$v = -|u| + 5 \quad (|u| \leq 10) \quad (2-34)$$

となる。 ここでも  $U(t)$  は区間  $[0, 46]$  と  $[4050, 4095]$  を除いて 0 である。 この基準線図形は左向き (turn-to-left) の角を表わす。 Fig.2-7(e) にこの方法によって検出された特徴を示す。  $\tilde{R}(\tau)$  の絶対値が 0.99 より大きい連続した部分で極大値を取る点に基準線図形を表示したものを示す。 Fig.2-7(f) と Fig.2-7(g) に  $\tilde{R}(\tau)$  の絶対値が 0.95 と 0.90 より大きい部分を検出したものを示す。



(a) Original contour figure  
 (b) Detection of turn-to-right corner, threshold  $\zeta = 0.99$ ,  
 (c) Detection of turn-to-right corner, threshold  $\zeta = 0.95$ ,  
 (d) Detection of turn-to-right corner, threshold  $\zeta = 0.90$ ,  
 (e) Detection of turn-to-left corner, threshold  $\zeta = 0.99$ ,  
 (f) Detection of turn-to-left corner, threshold  $\zeta = 0.95$ ,  
 (g) Detection of turn-to-left corner, threshold  $\zeta = 0.90$ .

Fig.2-7 Detection of local feature for synthetic contour

次に、実際の輪郭線図形”key”に対して本手法を適用した結果を Fig.2-8 に示す。Fig.2-8(a) に”key”の輪郭線図形を示す。基準線図形 $U(t)$ として、区間 $[0,64]$ と $[4032,4095]$ を除いて 0 であること以外が式(2-29), (2-30), (2-31)と同じである右向きの角を用い、 $\tilde{R}(\tau)$ の絶対値が 0.95 より大きいものを検出した結果を Fig.2-8(b)に示す。この例では、サンプリング間隔は 0.222 である。そして、基準線図形 $U(t)$ として、区間 $[0,64]$ と $[4032,4095]$ を除いて 0 であること以外が式 (2-32), (2-33), (2-34)と同じである左向きの角を用い、 $\tilde{R}(\tau)$ の絶対値が 0.97 より大きいものを検出した結果を Fig.2-8(c)に示す。さらに、基準線図形として直線部分の検出として $\tilde{R}(\tau)$ の絶対値が 0.99 以上となるものを Fig.2-8(d)に示す。この場合、基準線図形 $U(t)=u(t)+iv(t)$ は次のようになる。

$$u(t)=0.222 t \quad (|t| \leq 45) \quad (2-35)$$

$$v(t)=0 \quad (2-36)$$

すなわち、

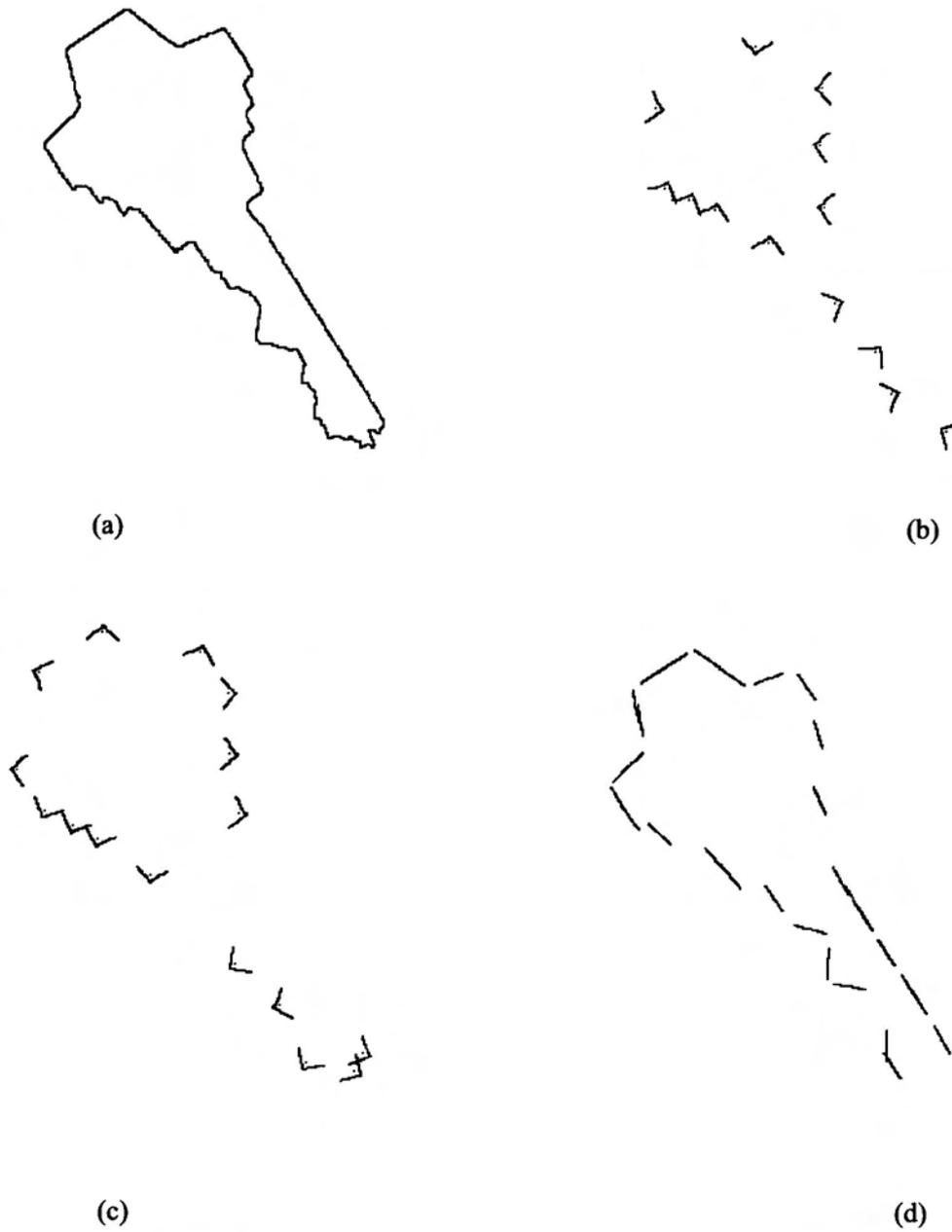
$$v=0 \quad (|u| \leq 10) \quad (2-37)$$

となる。 $U(t)$ は区間 $[0,45]$ と $[4051,4095]$ を除いて 0 である。この基準線図形は x 軸上の長さ 20 の線分である。この方法によって、右向きの角、左向きの角、そして、微小線分という特徴が検出できた。輪郭線図形”key”は多くの線分から構成されており、検出されたこれらの特徴は”key”の特質をよく表している。

#### 2. 4. 4 実験結果のまとめ

この特徴抽出法を合成輪郭線図形と実際の輪郭線図形に対して適用した実験を行った。輪郭線図形 $X(t)$ と $U(t)$ との相互相関を用いることによって、コーナーの局所特徴が正確に検出できた。ある基準線図形に対して、閾値 $\zeta$ の値を変えることによっていくつかの局所特徴を検出することができる。すなわち、閾値 $\zeta$ が小さければ、基準線図形との類似度が小さな部分を、閾値 $\zeta$ が 1 であれば、基準線図形と同じ部分を検出できる。局所特徴を正確に検出するためには、閾値 $\zeta$ の値を決定することが重要である。輪郭線図形から

様々な特徴を検出するためには種々の基準線図形を用いる必要がある。



(a) Original contour figure  
(b) Detection of turn-to-right corner, threshold  $\zeta = 0.95$ ,  
(c) Detection of turn-to-left corner, threshold  $\zeta = 0.97$ ,  
(d) Detection of short line segment, threshold  $\zeta = 0.99$ .

Fig.2-8 Detection of local feature for the real contour “key”

## 2.5. おわりに

曲率を用いて特頂点を検出する方法は局所的な変化を調べているため、広域での特徴点として捉え難い。局所的な変化を対象としているため、ノイズの影響を受け易い。この方法はデジタル図形すなわちデジタル関数によるためのスムージング等のノイズ対策が重要である。

輪郭線を多角形近似しその頂点を得ることができることを示した。原図形の重要な情報をもつ部分に近似多角形の頂点が存在するので、この手法による近似多角形は輪郭線全体を考慮した評価関数によって得られるのでパターン認識の特徴抽出に有効である。この方法では近似多角形の頂点は輪郭戦場に存在するため、その頂点を輪郭線の特徴点とすることがきる。

複素数値関数を用いて輪郭線図形を表現することにより、その複素数値関数を解析することによって輪郭線図形を調べることができことを示した。基準線図形との局所類似度を求めてそれを輪郭線図形の特徴とした。基準線図形を変えることにより種々の特徴が検出できる。ここでは、コーナーと直線部分の検出ができることを示し、この手法が、輪郭線の特徴抽出法として有効であることを確認した。円弧の部分を検出した例がある[8]。曲率による方法、及び、近似多角形による方法では、輪郭線図形のスムージングが必要であるが、局所類似度による方法ではその必要はない。また、この方法は基準線図形を表す複素数値関数 $U(t)$ を適当に選ぶことによって様々な特徴を抽出することができるという利点がある。

## 第3章 局所特徴の展開

### 3. 1. はじめに

既に述べたように、平面図形を複素数値関数として考えることができ、線図形を直接処理するのではなく複素数値関数を解析することによってその線図形を調べることができる。これにより輪郭線等の局所特徴を抽出することができることを2章で示した。ここでは、この方法についての議論を展開する[1][2][3][4]。

局所類似度を修正し、2つの輪郭線図形の類似度を導入する。この類似度は図形の大きさと回転に対して不変であることが示される。この理論において複素数値関数は周期関数を仮定しているが、閉じていない線図形への適用を考え、非閉曲線を表わす複素数値関数を周期関数にすることについて述べる。線図形を表現する複素数値関数を解析することにより線図形の類似度と特徴抽出について述べる。

基準輪郭線図形と対象輪郭線図形との相互相関関数によって特徴関数を定義する。特徴関数は、同じ周期をもつ複素数値関数となる。この方法は基準関数を替えることによって種々の特徴関数を得ることができ、それを用いて線図形を評価することができる。種々の観点から特徴関数の類似度を評価することによって輪郭線図形を解析することを述べる。

特徴関数を複素平面上にプロットし、それを線図形として扱うことができる。この線図形は原輪郭線図形の直線部分の影響を受けないことを示す。さらに、対象としている輪郭線図形の部分をコーナーと仮定した場合、相関値を用いてその角度の推定ができることを示す。

### 3. 2. 類似度

#### 3. 2. 1 線図形の類似度

輪郭線図形間の類似度をについて述べ、非閉曲線の取り扱いについて述べる。

#### ・ $X(t)$ と $U(t)$ が閉曲線の場合

$X(t)$  と  $U(t)$  を互いに周期の等しい周期関数とする。線の長さは異なってもよい。

$X(t)$ と $U(t)$ は区間 $[T, T]$ で定義されているものとする。線図形 $U(t)$ をリサンプリングすることによって、図形の形を変えずに関数 $U(t)$ の周期を関数 $X(t)$ と同じにすることができる。関数 $U(t)$ の平均は0である。線図形 $X(t)$ は以下のように修正される。修正された線図形を $\tilde{X}(t)$ で表わす。

$\tau$ だけシフトした修正関数 $\tilde{X}(t)$ と角度 $\theta$ だけ回転した基準関数 $U(t)$ との相互相関 $T(\tau, \theta)$ を得る。これを $\tilde{X}(t+\tau)$ と $U(t)$ のノルムで正規化する。すなわち、

$$\begin{aligned} T(\tau, \theta) &= \frac{1}{A} \frac{1}{B} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) [(\cos \theta + i \sin \theta) U(t)]^* dt \\ &= \frac{1}{A} \frac{1}{B} (\cos \theta + i \sin \theta)^* \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) U(t)^* dt \\ &= (\cos \theta + i \sin \theta)^* \tilde{R}(\tau) \end{aligned} \quad (3-1)$$

ここで、 $*$  は複素共役を表し、 $\tilde{R}(\tau)$ は $\tilde{X}(t)$ と $U(t)$ との相互相関関数である。すなわち、

$$\tilde{R}(\tau) = \frac{1}{A} \frac{1}{B} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) U(t)^* dt \quad (3-2)$$

ここで、 $A$ 、 $B$ は区間 $[-T, T]$ における関数のノルムを表わす。すなわち、

$$A^2 = \int_{-T}^T \tilde{X}(t) \tilde{X}(t)^* dt \quad (3-3)$$

$$B^2 = \int_{-T}^T U(t) U(t)^* dt \quad (3-4)$$

そして、輪郭線図形の類似度 $S$ をつぎように定義する。

$$\begin{aligned} S &= \max_{\tau, \theta} \operatorname{Re}(T(\tau, \theta)) \\ &= \max_{\tau} |T(\tau, \theta)| \end{aligned} \quad (3-5)$$

ここで、 $\operatorname{Re}$ は複素数の実部を表わす。 $X(t)$ を $\tau$ だけ移動し $U(t)$ を $\theta$ だけ回転したときに、類似度 $S$ は最大となる。この類似度は輪郭線図形の回転と大きさに対して不変である。

・  $X(t)$ と $U(t)$ が非閉曲線の場合

今までの議論では $X(t)$ が閉曲線である必要がある。 $X(t)$ が非閉曲線の場合は $X(t)$ から閉曲線を表す関数 $X_e(t)$ への拡張を行い、 $X_e(t)$ を用いることにより議論を適用できる。拡

張関数  $X_e(t)$  の作成法を述べる。

もし  $X(t)$  と  $U(t)$  が周期関数でなければ、周期関数にする必要がある。  $X(t)$  を周期関数でないとする。  $X(t)$  は区間  $[-L/2, L/2]$  で定義されており、すなわち、  $(x(-L/2), y(-L/2))$  と  $(x(L/2), y(L/2))$  とは線図形の2つの端点を表わす。したがって、区間  $[-L/2, L/2]$  を  $[-L, L]$  に拡張すると関数  $X(t)$  の拡張関数  $X_e(t)$  は次のようになる。  $[-L, L]$

$$X_e(t) = X(-L-t) \quad t \in [-L, L/2] \quad (3-6)$$

$$X_e(t) = X(t) \quad t \in [-L/2, L/2] \quad (3-7)$$

$$X_e(t) = X(L-t) \quad t \in [L/2, L] \quad (3-8)$$

$X_e(t)$  は区間  $[-L, L]$  で周期関数となる。  $W(t)$  を  $X(t)$  の表わす図形を  $X(t)$  とは反対方向に移動して表わす関数としよう。すなわち、

$$W(t) = X(-t) \quad (3-9)$$

とすれば、  $W(t)$  の拡張関数  $W_e(t)$  は

$$W_e(t) = W(-L-t) \quad t \in [-L, L/2] \quad (3-10)$$

$$W_e(t) = W(t) \quad t \in [-L/2, L/2] \quad (3-11)$$

$$W_e(t) = W(L-t) \quad t \in [L/2, L] \quad (3-12)$$

となり、  $W_e(t)$  は  $X_e(t)$  の変数  $t$  を  $L$  だけシフトしたものであり、  $W_e(t)$  と  $X_e(t)$  とは同じものとなる。すなわち、

$$W_e(t) = X_e(t+L) \quad (3-13)$$

となる。したがって、変数  $t$  の変化による線図形上の移動方向を無視することができる。

以上により、閉じていない線図形の拡張関数を得ることができ、それは周期関数となる。したがって、拡張関数  $X_e(t)$ 、  $U_e(t)$  とを用いることができる。

### 3. 2. 2 実験結果

この手法を Fig.3-1 に示すいくつかの図形に適用する実験を行った。輪郭線図形を表わす関数  $X(t)$  の x-y 座標の点は変数  $t$  の増加にしたがって、輪郭線上を半時計回りの方向に移動する。関数  $X(t)$  は 4096 のサンプリング点をもつ周期関数である。式(3-5)で定義した原図形の類似度を Tab.3-1 に示す。"key"と"tool"とは互いに似ているので、その類似度は大

きい値である。"pinchers"と"scissors"も互いに似ているので同様である。"key"と"pinchers"または"scissors"とは似ていないので類似度は小さい。"tool"と"pinchers"または"scissors"も似ていないので小さい。

非閉曲線図形に対しての理論を確認するために、合成した線図形をもちいて実験を行った。Fig.3-2に類似度を計算するために用いたいくつかの線図形を示す。これらの線図形の拡張関数を作成した。Fig.3-2に示す線図形の式(3-5)の類似度 $S$ をTab.3-2に示す。"s1"と"s2"との類似度は"s1"と"s2"の拡張関数を $X(t)$ と $U(t)$ として計算した。線図形"s1"は線図形"s2"を180度回転したものと等しい。したがって、"s1"と"s2"との類似度は1であり、他の線図形との類似度も等しい。"s3"と"s5"との類似度は"s4"と"s6"との類似度に等しく、"s3"と"s6"との類似度は"s4"と"s5"との類似度に等しい。

Tab.3-1 Similarity of figures

	tool	pinchers	scissors
key	.9283	.7446	.7943
tool		.7689	.8432
pinchers			.9381

Tab.3-2 Similarity of figures shown in Fig.3-2

	s2	s3	s4	s5	s6
s1	1.00	0.940	0.943	0.932	0.930
s2		0.940	0.943	0.932	0.930
s3			0.928	0.917	0.995
s4				0.995	0.917
s5					0.900

3. 局所特徴の展開

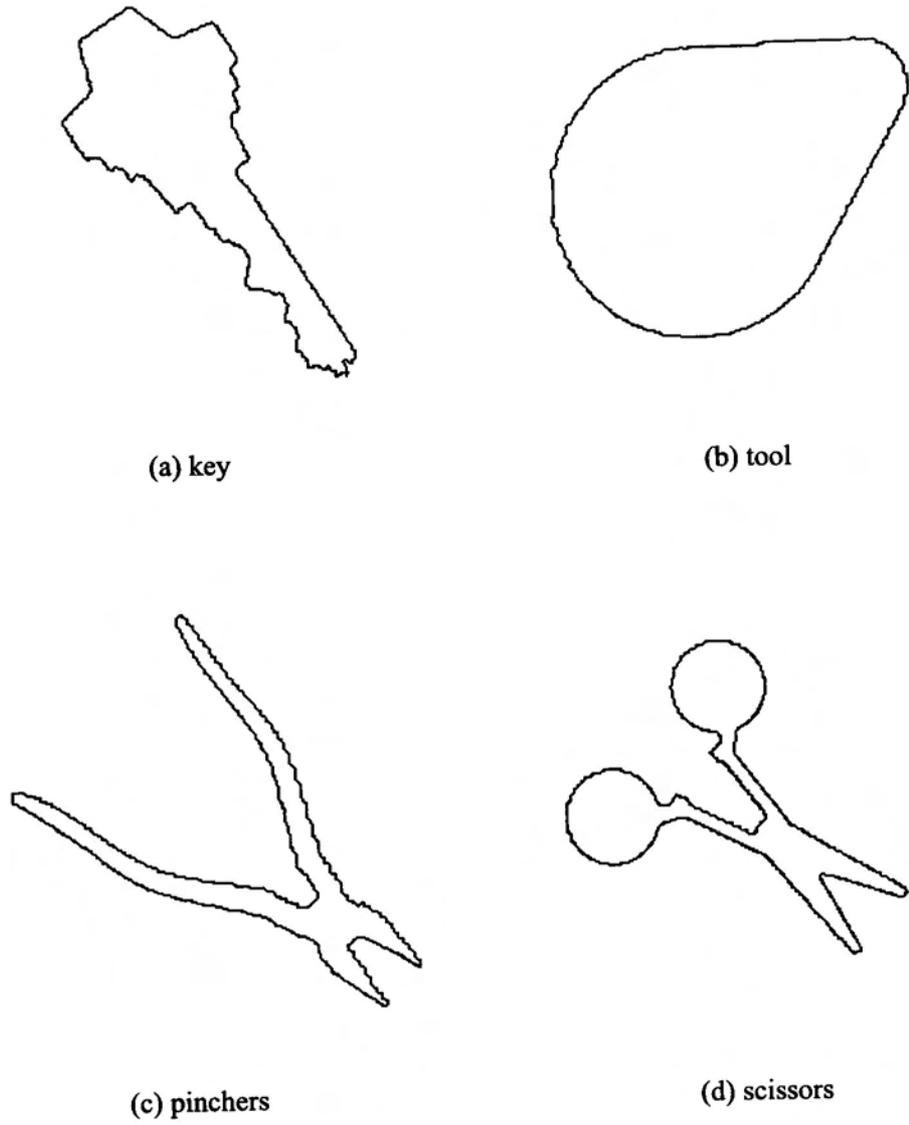


Fig.3-1 Figure

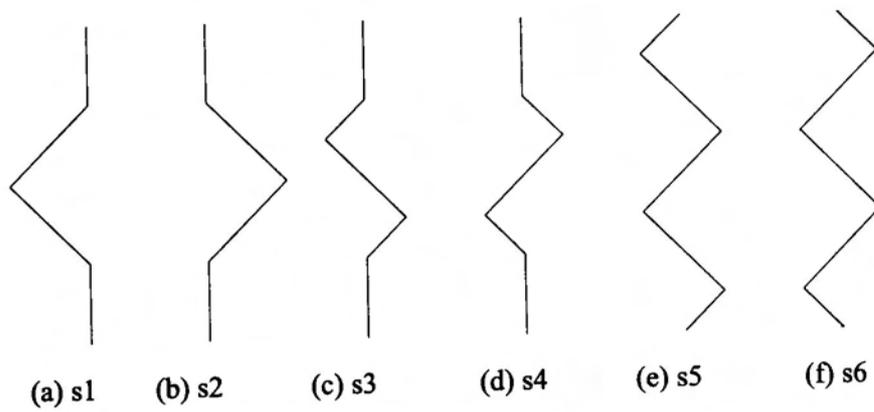


Fig.3-2 Some figures for calculation of similarity

### 3. 3. 輪郭線図形の特徴関数

#### 3. 3. 1 特徴関数の定義

基準関数との相互相関によって輪郭線図形の特徴点を抽出できることを示したが、輪郭線図形の特徴を示す特徴関数を導入する。

$X_i(t)$ を $X(t)$ 、 $U_k(t)$ を $U(t)$ として、 $X_i(t)$ と $U_k(t)$ の相互相関をとることによって得られる関数 $\tilde{R}_{i,k}(t)$ を、関数 $U_k(t)$ による輪郭線図形 $X_i(t)$ の特徴関数と定義する。すなわち、

$$\tilde{R}_{i,k}(\tau) = \frac{1}{A_i(\tau)} \frac{1}{B_k} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau)_i U_k(t)^* dt \quad (3-14)$$

ここで、 $A_i(\tau)$ は区間 $[\tau-T, \tau+T]$ における $X_i(t)$ のノルムである。すなわち、

$$[A_i(\tau)]^2 = \int_{-T}^T \tilde{X}_i(t+\tau) \tilde{X}_i(t+\tau)^* dt \quad (3-15)$$

また、 $B_k$ は区間 $[-T, T]$ における $U_k(t)$ のノルムである。すなわち、

$$[B_k]^2 = \int_{-T}^T U(t)_k U_k(t)^* dt \quad (3-16)$$

$\tilde{R}_{i,k}(t)$ もまた、 $X_i(t)$ 及び $U_k(t)$ と同じ周期をもつ複素数値関数である。一般に、 $\tilde{R}_{i,k}(t)$ の平均は零ではない。 $\tilde{R}_{i,k}(t)$ と $\tilde{R}_{m,k}(t)$ を、それぞれ、 $U_k(t)$ による $X_i(t)$ と $X_m(t)$ の特徴関数とする。 $\tilde{R}_{i,k}(t)$ を $X(t)$ 、 $\tilde{R}_{m,k}(t)$ を $U(t)$ として、 $X(t)$ と $U(t)$ の類似度を求めたのと同様に、 $U_k(t)$ の観点からみた輪郭線図形 $X_i(t)$ と $X_m(t)$ との類似度 $S_{i,m,k}$ を得ることができる。すなわち、

$$S_{i,m,k} = \max Re(T_{i,m,k}(\tau, \theta)) \quad \text{for } \tau, \theta \quad (3-17)$$

ここで、 $T_{i,m,k}(\tau, \theta)$ は、つぎの式で示されるものである。

$$T_{i,m,k}(\tau, \theta) = \frac{1}{\|\tilde{R}_{i,k}\| \|\tilde{R}_{m,k}\|} (\cos \theta + i \sin \theta)^* \int_{-T}^T \tilde{R}_{i,k}(t+\tau) \tilde{R}_{m,k}(t)^* dt \quad (3-18)$$

$$\|\tilde{R}_{i,k}\|^2 = \int_{-T}^T \tilde{R}_{i,k}(t) \tilde{R}_{i,k}(t)^* dt \quad (3-19)$$

$$\|\tilde{R}_{m,k}\|^2 = \int_{-T}^T \tilde{R}_{m,k}(t) \tilde{R}_{m,k}(t)^* dt \quad (3-20)$$

以上により、種々の基準関数 $U_k(t)$ による類似度 $S_{i,m,k}$ によって、種々の観点から輪郭線図形を評価することができる。

## 3. 3. 2 実験結果

この手法を Fig.3-1 に示すいくつかの図形に適用する実験を行った。輪郭線図形  $X_i(t)$  の特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  を作るために用いた基準図形  $U_k(t)$  を Fig.3-3 に示す。これらの関数は区間  $[-T, T]$  において「線分」、「左コーナー」、「右コーナー」を表わし、区間以外では零である。矢印は基準図形上の移動方向を示す。区間  $[-T, T]$  の長さを周期の  $1/4$  または  $1/16$  に替えて行った。すなわち、「 $1/4$  線分」は区間  $[-T, T]$  において 1024 個のサンプリング点を持ち、「 $1/16$  線分」は 256 個のサンプリング点をもつ。「線分」は、対象とする輪郭線図形から直線部分の観点からの特徴を抽出する。「左コーナー」と「右コーナー」は凸部分または凹部分の観点からの特徴を抽出する。

「 $1/4$  線分」を式(3-14)の基準関数  $U_k(t)$  とした特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  を Fig.3-4 に示す。特徴関数の形状は  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  の実部を  $x$  座標、 $\tilde{R}_{i,k}(t)$  の虚部を  $y$  座標として表示したものである。「 $1/16$  線分」を基準関数  $U_k(t)$  とした特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  を Fig.3-5 に示す。式(3-17)で定義された「 $1/4$  線分」による類似度  $S_{i,m,k}$  を Tab.3-3 に示す。「 $1/16$  線分」による類似度  $S_{i,m,k}$  を Tab.3-4 に示す。これらの図形を輪郭線の直線部分の観点から評価することができる。「 $1/16$  線分」による観点から、「pinchers」と「scissors」との類似度は「key」と「tool」とのものより大きいですが、「 $1/4$  線分」の観点からはそうではない。

Fig.3-6 に「 $1/4$  左コーナー」による特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  を示す。Fig.3-7 に「 $1/16$  左コーナー」による特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  を示す。「 $1/4$  左コーナー」による類似度  $S_{i,m,k}$  を Tab.3-5 に示す。「 $1/16$  左コーナー」による類似度  $S_{i,m,k}$  を Tab.3-6 に示す。凸部分の観点からの評価によると、「 $1/4$  左コーナー」による「tool」と「scissors」との類似度は「key」と「scissors」とのものより大きいですが、「 $1/16$  左コーナー」によるものではそうではない。

Fig.3-8 に「 $1/4$  右コーナー」による特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  を示す。Fig.3-9 に「 $1/16$  右コーナー」

による特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  を示す。「1/4 右コーナー」による類似度  $S_{i,m,k}$  を Tab.3-7 に示す。「1/16 右コーナー」による類似度  $S_{i,m,k}$  を Tab.3-8 に示す。凹部分の観点からの評価によると、「1/4 右コーナー」による”key”と”scissors”との類似度は”key”と”pinchers”とのものより大きいですが、「1/16 右コーナー」によるものではそうではない。

短い線分による特徴関数の形状が長い線分によるものよりも複雑である。たとえば、Fig.3-5 (c) に示す「1/16 線分」による”pinchers”の特徴関数が Fig.3-4 (c) に示す「1/4 線分」によるものよりも複雑である。長い線分による特徴関数は輪郭線図形の広域的特徴の影響を受け、短い線分による特徴関数は局所的特徴の影響を受ける。輪郭線上の移動が多くの変化を生ずるため、短い線分による特徴関数は複雑である。一方、長い線分による特徴関数はスムージングをしたことと同じ特性を示す。

類似度  $S_{i,m,k}$  は線分の長さを替えることにより様々な値を示す。類似度は基準関数  $U_k(t)$  の形状を変えることによっても様々な値を示す。たとえば、「1/16 左コーナー」の観点において、”key”と”scissors”との類似度は、”tool”と”scissors”とのものよりも大きいですが、「1/16 右コーナー」の観点においてはそうではない。

Tab.3-3 Similarity by 1/4 line segment

	tool	pinchers	scissors
key	.9158	.6887	.7590
tool		.6459	.7742
pinchers			.9455

Tab.3-4 Similarity by 1/16 line segment

	tool	pinchers	scissors
key	.8674	.6109	.5784
tool		.5472	.5820
pinchers			.7869

Tab.3-5 Similarity by 1/4 left corner segment

	tool	pinchers	scissors
key	.9264	.7254	.7817
tool		.6807	.7921
pinchers			.9188

Tab.3-6 Similarity by 1/16 left corner segment

	tool	pinchers	scissors
key	.8658	.6283	.5932
tool		.5477	.5852
pinchers			.7729

Tab.3-7 Similarity by 1/4 right corner segment

	tool	pinchers	scissors
key	.8938	.6432	.6986
tool		.5861	.7132
pinchers			.9515

Tab.3-8 Similarity by 1/16 right corner segment

	tool	pinchers	scissors
key	.8616	.5789	.5525
tool		.5274	.5671
pinchers			.7901

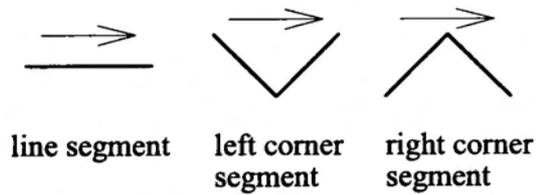


Fig.3-3 Standard figures

### 3. 局所特徴の展開

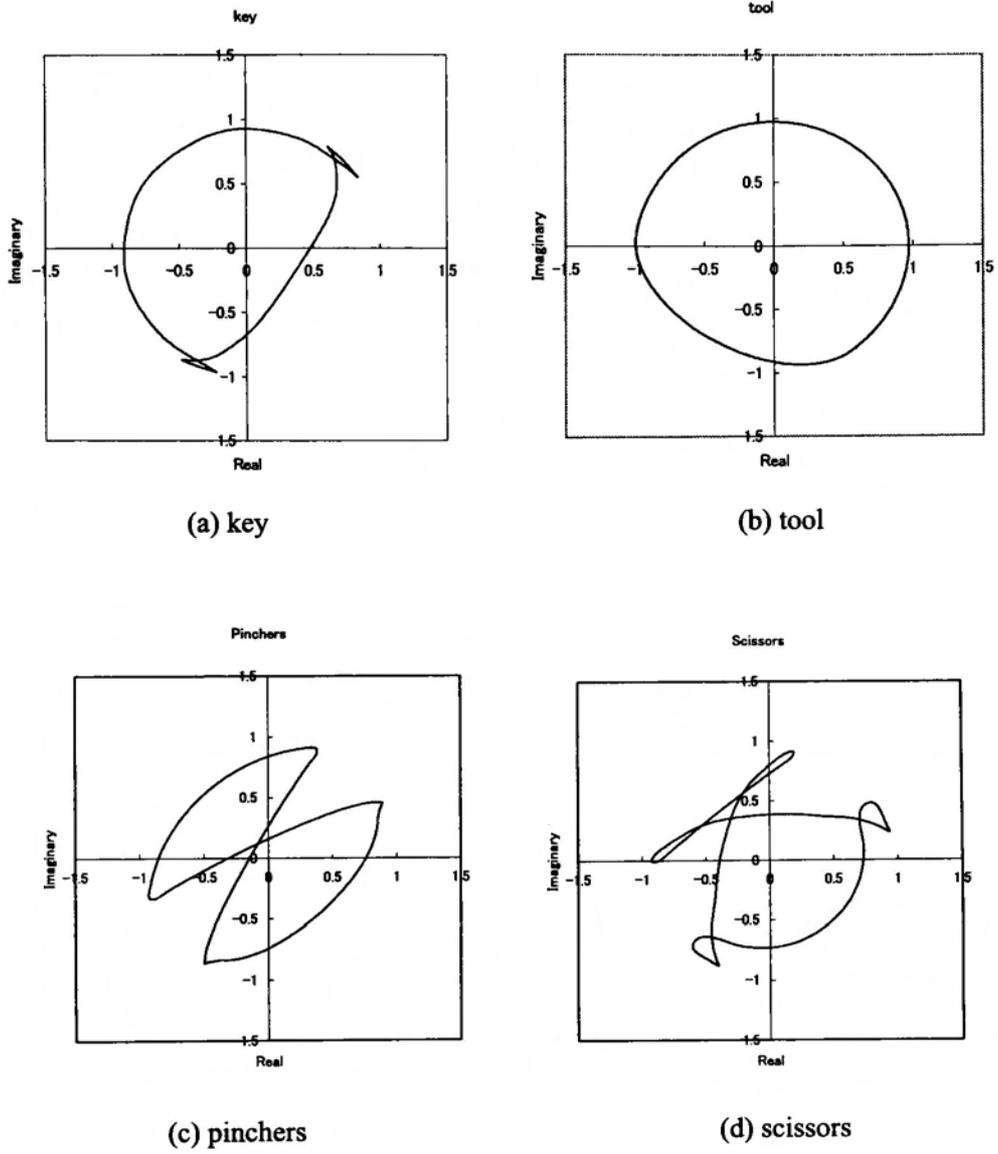
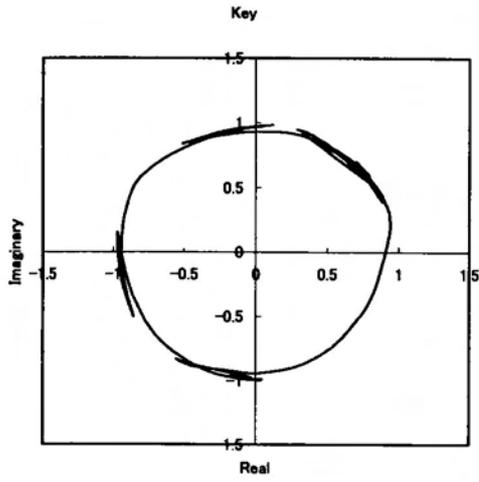
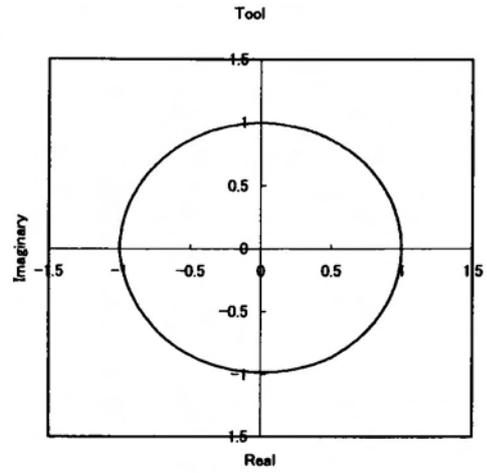


Fig.3-4 Feature function by 1/4 line segment

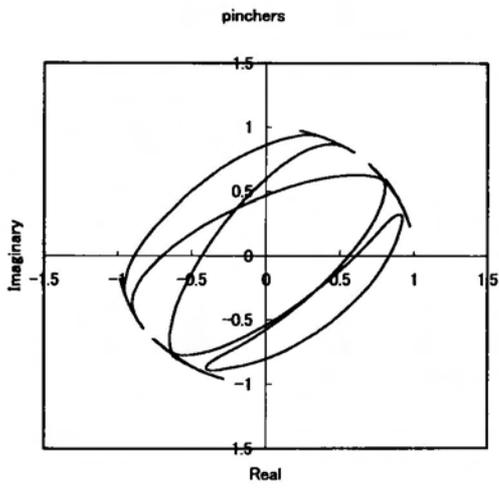
3. 局所特徴の展開



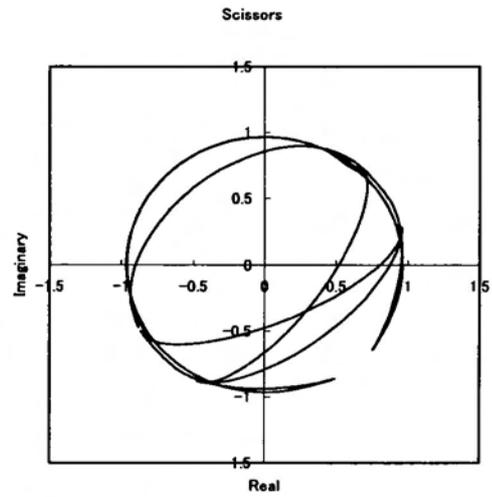
(a) key



(b) tool



(c) pinchers



(d) scissors

Fig.3-5 Feature function by 1/16 line segment

3. 局所特徴の展開

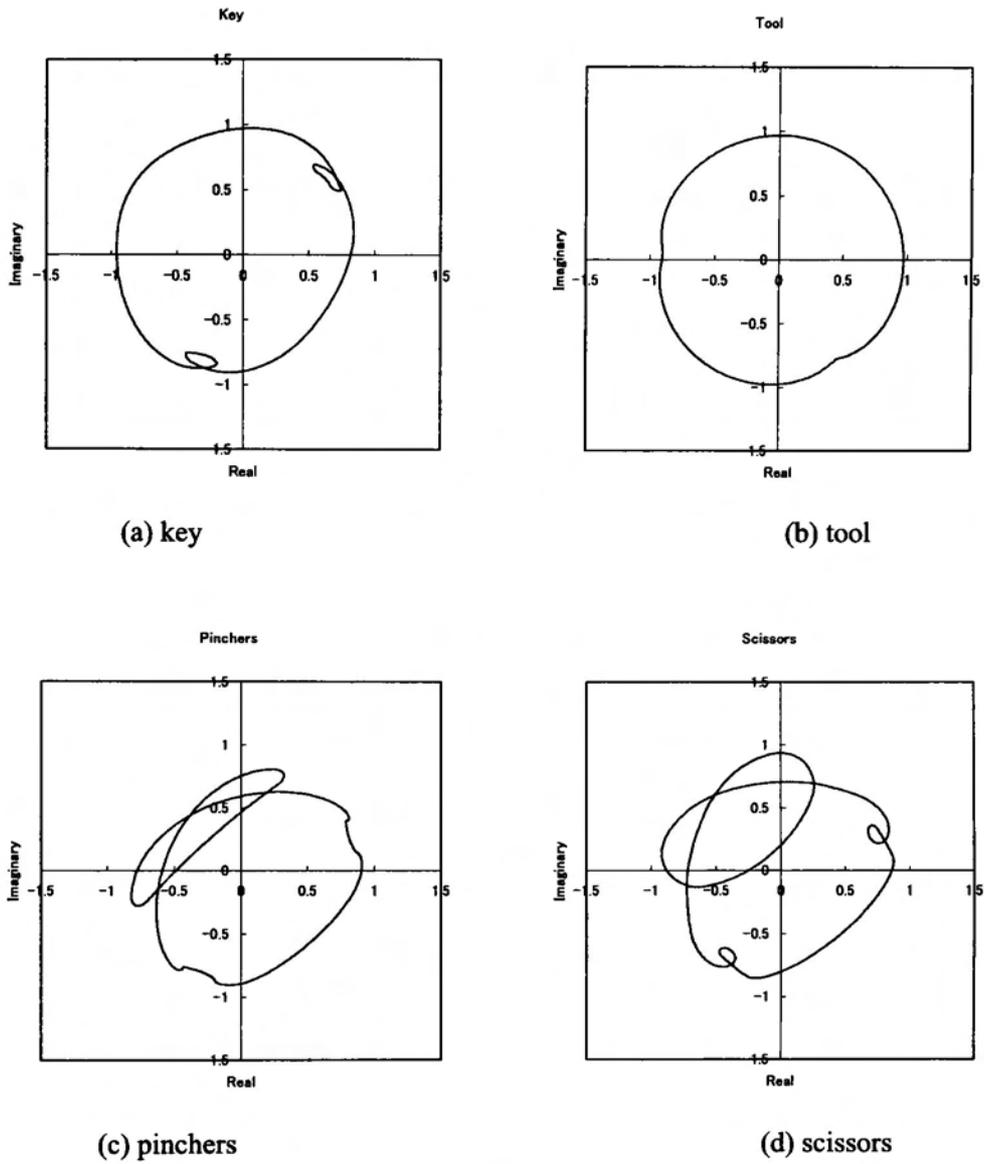


Fig.3-6 Feature function by 1/4 left corner segment

3. 局所特徴の展開

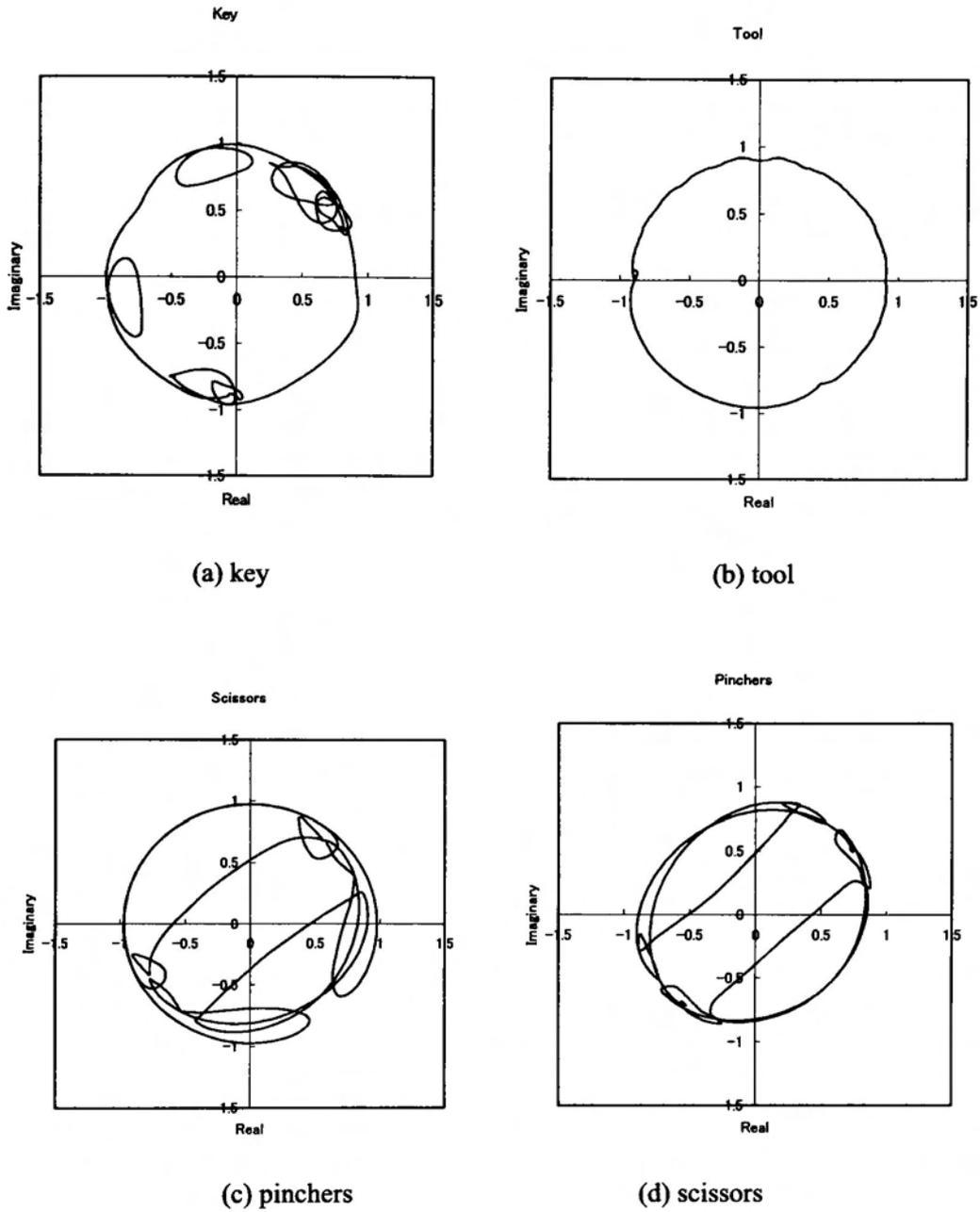


Fig.3-7 Feature function by 1/16 left corner segment

3. 局所特徴の展開

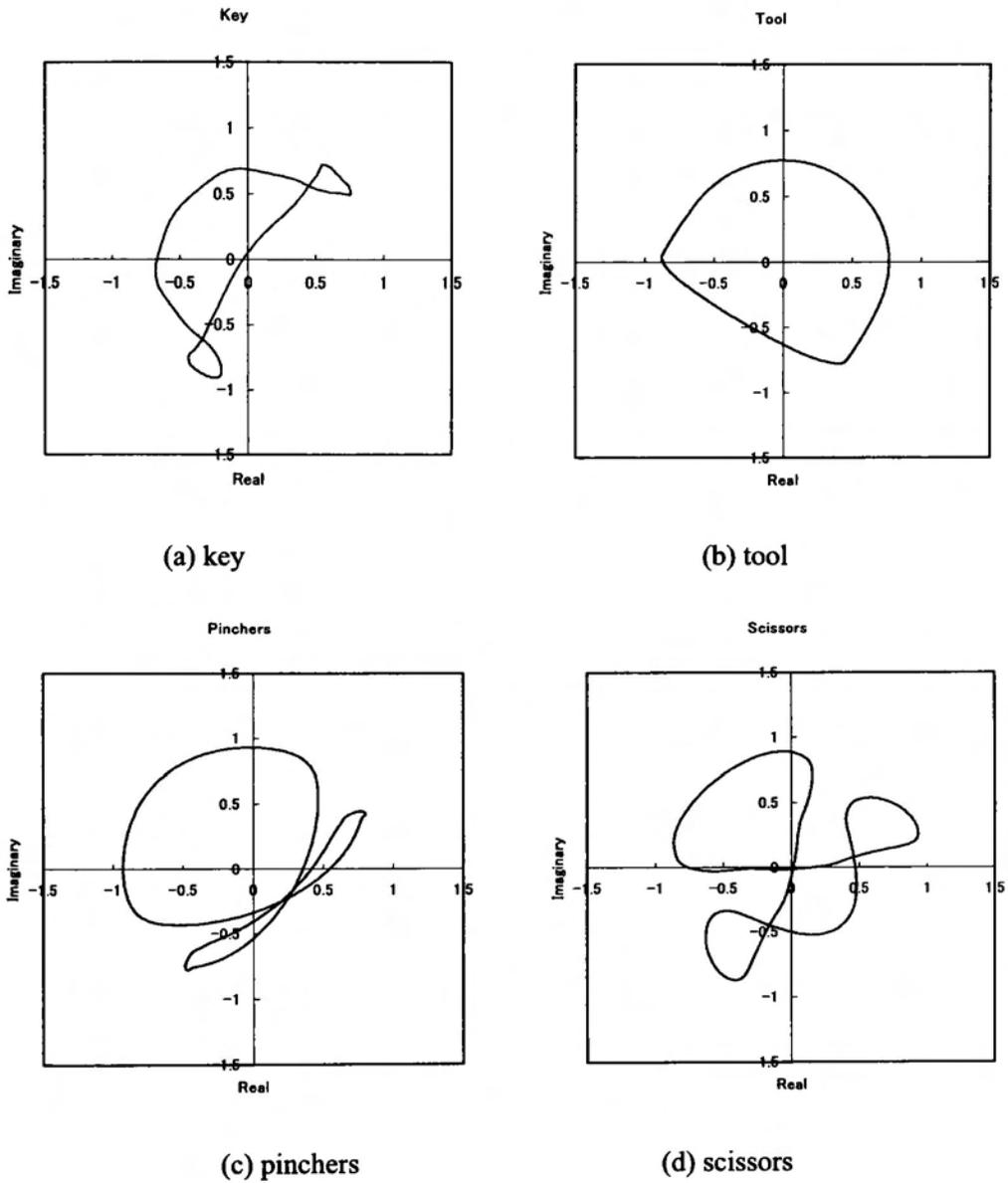
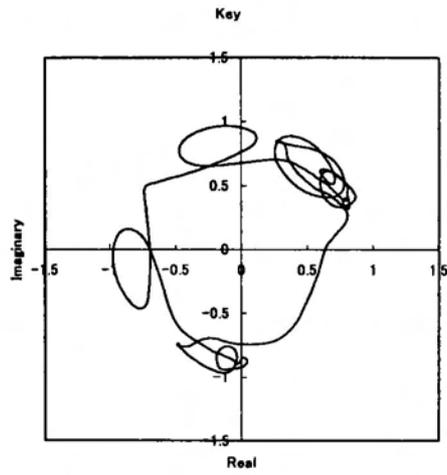
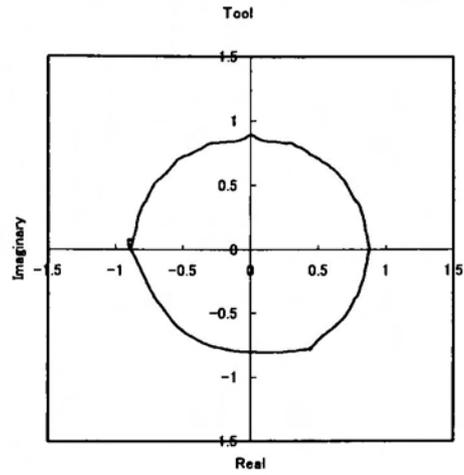


Fig.3-8 Feature function by 1/4 right corner segment

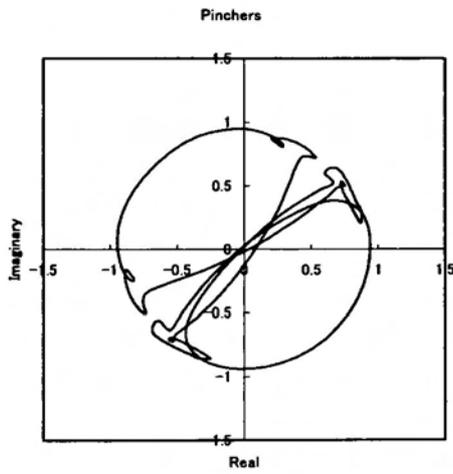
### 3. 局所特徴の展開



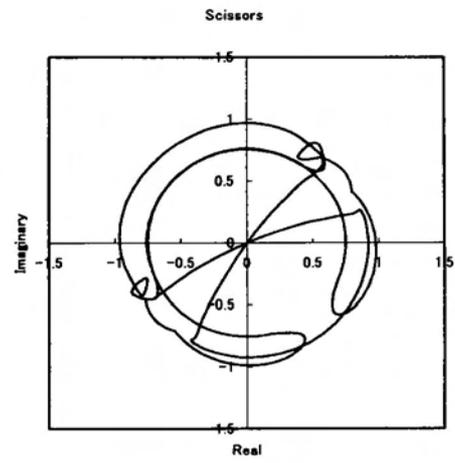
(a) key



(b) tool



(c) pinchers



(d) scissors

Fig.3-9 Feature function by 1/16 right corner segment

## 3. 4. 輪郭線図形の特徴図形

## 3. 4. 1 特徴図形の定義

前節では、特徴関数から得られる修正類似度を示したが、その特徴関数を図示した図形の類似度とは異なる。特徴関数  $\tilde{R}_{i,k}(t)$  の変数  $t$  による変化の絶対値  $\left| \frac{d\tilde{R}_{i,k}}{dt}(t) \right|$  が一定ではないためである。特徴関数の性質を述べ、特徴図形を導入する。

$X(t)$  が輪郭線図形の直線部分を表していた場合を考える。すなわち、 $X(t)$  が  $t=t_1, t_2$  で複素平面上の点  $a+bi$ ,  $c+di$  を通る直線であったとすれば、

$$\begin{aligned} X(t) &= \left( \frac{(c-a)(t-t_1)}{t_2-t_1} + a \right) + \left( \frac{(d-b)(t-t_1)}{t_2-t_1} + b \right) i \\ &= \left( \frac{c-a}{t_2-t_1} t + \frac{at_2-ct_1}{t_2-t_1} \right) + \left( \frac{d-b}{t_2-t_1} t + \frac{bt_2-dt_1}{t_2-t_1} \right) i \\ &= \left( \frac{c-a}{t_2-t_1} + \frac{d-b}{t_2-t_1} i \right) t + \left( \frac{at_2-ct_1}{t_2-t_1} + \frac{bt_2-dt_1}{t_2-t_1} i \right) \\ &= Ct + D \end{aligned} \tag{3-21}$$

ここで、

$$C = \left( \frac{c-a}{t_2-t_1} + \frac{d-b}{t_2-t_1} i \right) \tag{3-22}$$

$$D = \left( \frac{at_2-ct_1}{t_2-t_1} + \frac{bt_2-dt_1}{t_2-t_1} i \right) \tag{3-23}$$

である。よって、

$$X(t+\tau) = Ct + C\tau + D \tag{3-24}$$

$$\bar{X}(\tau) = C\tau + D \tag{3-25}$$

したがって、

$$\begin{aligned} \tilde{X}(t+\tau) &= X(t+\tau) - \bar{X}(\tau) \\ &= Ct \end{aligned} \tag{3-26}$$

を得る。また、

$$[A(\tau)]^2 = \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) \tilde{X}(t+\tau)^* dt$$

$$\begin{aligned}
 &= \int_{-T}^T CC^* t^2 dt \\
 &= \frac{2}{3} CC^* T^3
 \end{aligned} \tag{3-27}$$

となり，定数となる。

$$R(\tau) = \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau)U(t)^* dt \tag{3-28}$$

また， $U(t)$ は区間 $[-T, T]$ で平均が0であるので，

$$\begin{aligned}
 \frac{dR}{d\tau} &= \int_{-T}^T \tilde{X}'(t+\tau)U(t)^* dt \\
 &= \int_{-T}^T CU(t)^* dt \\
 &= C \int_{-T}^T U(t)^* dt \\
 &= 0
 \end{aligned} \tag{3-29}$$

$\tilde{X}(t+\tau)$ の微係数は定数(複素数) $C$ となる。したがって， $X(t)$ の直線部分では特徴関数 $\tilde{R}(\tau)$ は定数となる。 $\tilde{R}(\tau)$ が複素平面上に描く線図形を輪郭線の特徴図形と考え，その特徴図形を処理対象とすることにより，直線部分を考慮しない特徴抽出に適用することができる。

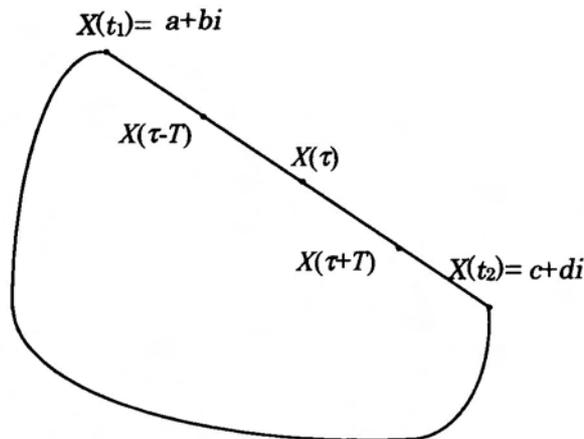


Fig.3-10 Straight line part of contour

## 3. 4. 2 実験結果

Fig.3-12 の左側に示す輪郭線図形を用いて実験を行った。これらは2つの図形からなる3つのグループ A,B,Cに分けられる。標準図形は Fig.3-11 に示すもので、直角のコーナーである。Fig.3-12 の右側に得られた特徴図形を示す。各グループ内では同じような特徴図形、すなわち、A1 と A2, B1 と B2, C1 と C2, が得られた。

Tab.3-9 に原図形の類似度を示し、Tab.3-10 に特徴図形の類似度を示す。Tab.3-9 ではグループ内の類似度よりもグループ間の類似度が大きいものがある。例えば、B1 と B2 の類似度よりも A2 と B2 の方が大きい。Tab.3-10 ではグループ内の類似度がグループ間の類似度よりも大きい。

Tab.3-9 Similarities between Original Figures

	A2	B1	B2	C1	C2
A1	0.87869	0.62073	0.83486	0.95527	0.98098
A2		0.68723	0.94207	0.93435	0.88988
B1			0.87799	0.72194	0.67763
B2				0.90571	0.86579
C1					0.97140

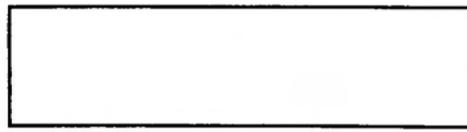
Tab.3-10 Similarities between Characteristic Figures

	A2	B1	B2	C1	C2
A1	1.00000	0.48036	0.71871	0.99927	0.99879
A2		0.48030	0.71866	0.99930	0.99883
B1			0.94811	0.48521	0.48525
B2				0.72280	0.72310
C1					0.99958

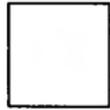
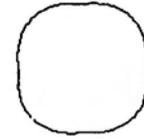


Fig.3-11 Standard figure

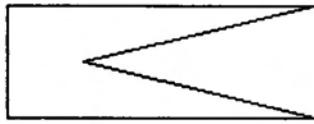
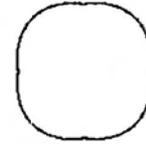
3. 局所特徴の展開



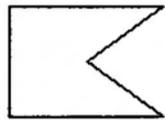
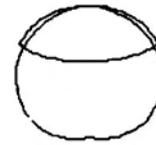
(a) A1



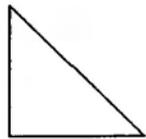
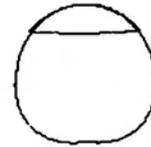
(b) A2



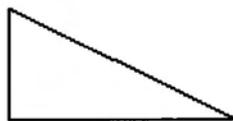
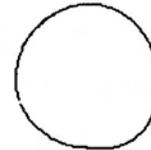
(c) B1



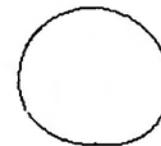
(d) B2



(e) C1



(f) C2



Original Figures

Characteristic Figures

Fig.3-12 Original figures and characteristic figures

## 3. 5. 角度の推定

## 3. 5. 1 コーナーの角度の推定

もし輪郭線図形  $X(t)$  のある部分が  $t=\tau$  で角であったとすると、その角度を  $R(\tau)$  を使って推定することができる。すなわち、

$$R(\tau) = \int_{-\tau}^{\tau} \tilde{X}(t+\tau)U(t)^* dt \quad (3-30)$$

$\tau = 0$  として、角の角度がそれぞれ  $\pi - 2\theta$  と  $\pi - 2\xi$  の場合を Fig.3-13 に図示する。Fig.3-13(a)は輪郭線図形  $X(t)$  の角の部分を表し、そこでは、線分の x 軸に対する角度は  $\theta$  である。

$$X(t) = x(t) + iy(t) \quad (3-31)$$

ここで、

$$x(t) = \cos\theta \times t \quad (3-32)$$

$$y(t) = \sin\theta \times |t| \quad (3-33)$$

である。そして、Fig.3-13(b)は角の標準図形  $U(t)$  を表し、線分の x 軸に対する角度は  $\xi$  である。 $U(t)$  は区間  $[-T, T]$  を除いて 0 である。

$$U(t) = u(t) + iv(t) \quad (3-34)$$

ここで、

$$u(t) = \cos\xi \times t \quad (3-35)$$

$$v(t) = \sin\xi \times |t| - \frac{1}{2} \sin\xi \times T \quad (3-36)$$

である。また、 $\tau = 0$  において、 $R(\tau)$  を計算すると

$$\begin{aligned} R(0) &= \int_{-T}^T \tilde{X}(t)U(t)^* dt \\ &= C \times \cos(\theta - \alpha) \end{aligned} \quad (3-37)$$

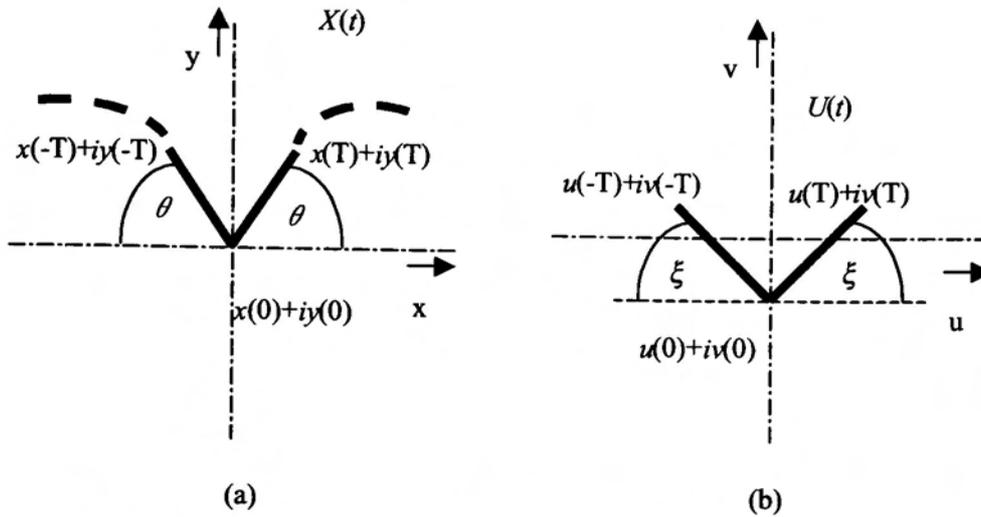
となる。ここで、

$$C^2 = \left[ \frac{1}{6} T^3 \right]^2 \{ 4 \cos^2 \xi + (\sin \xi)^2 \} \quad (3-38)$$

$$\tan \alpha = \frac{1}{4} \tan \xi \quad (3-39)$$

である。したがって、もし  $U(t)$  が既知であれば、角度  $\theta$  の値は次のように推定できる。

$$\theta = \cos^{-1} \left( \frac{R(0)}{C} \right) + \alpha \quad (3-40)$$



(a) A part of contour figure  $X(t)$  in which the angle of corner is  $\pi - 2\theta$ .  
 (b) A feature contour  $U(t)$  in which the angle of corner is  $\pi - 2\xi$ .

Fig.3-13 Contour figures  $X(t)$  and  $U(t)$

3. 5. 2 実験結果

$X(t)$ として Fig.2-7(a)に示す輪郭線図形に対して実験を行った結果を Tab.3-11 に示す。 $\xi=30.0^\circ$ ,  $45.0^\circ$ ,  $60.0^\circ$ , そして,  $\theta=22.5^\circ$ ,  $45.0^\circ$ ,  $67.5^\circ$  の場合について実験を行った。ただし,  $\xi=30.0^\circ$ ,  $\theta=67.5^\circ$  の場合は行っていない。Tab.3-11 のカッコの中の数値は局所類似度を示している。 $\xi$  はコーナーを表す標準関数  $U(t)$  の角度であり,  $\theta$  は推定される輪郭線のコーナーの角度である。推定誤差は推定角度  $\theta$  によって異なっている。推定誤差は  $\xi$  と  $\theta$  が近いとき, すなわち, 局所類似度が 1 に近いときに小さい。

Tab.3-11 Estimation of angle of corner

$\xi \backslash \theta$	$22.5^\circ$	$45.0^\circ$	$67.5^\circ$
$30.0^\circ$	$23.3^\circ$ (0.979)	$44.9^\circ$ (0.999)	—
$45.0^\circ$	$23.8^\circ$ (0.967)	$45.0^\circ$ (1.000)	$67.3^\circ$ (0.915)
$60.0^\circ$	$29.5^\circ$ (0.873)	$45.5^\circ$ (0.969)	$67.4^\circ$ (0.986)

### 3. 6. おわりに

いくつかの線図形に対する類似度の評価を報告し、線図形上の局所特徴の検出について報告した。閉じていない線図形の処理にこの方法を適用した実験を行った。細かいレベルから粗いレベルまでの線図形の特徴検出ができるため、この方法は形状解析に有効であると思われる。様々の長さの線図形を用いることによって修正類似度は形状解析に適用できる。

既に述べたように、輪郭線のような閉じた線図形に対する処理方法を提案しており、閉じていない線図形を表わす関数を周期関数にできることを確認した。それゆえ、提案した方法は閉じていない線図形に対しても適用できる。適当な複素数値関数を選ぶことによって、この方法は、種々の特徴を抽出できるという優れた特長を持っている。直線以外の線図形を基準図形とすることによってここで示したものは異なると特徴を検出することができる。

いくつかの基準図形を用いて様々な特徴を抽出した。短い線分から長い線分を用いることにより細かいレベルから粗いレベルまでの特徴を抽出することができた。特徴関数による図形の類似度は基準関数を替えることによって大きく変化する。今後、特徴関数の原因図形と基準関数との関係について調べる必要がある。

特徴関数を複素平面に表示したものを特徴図形とよび直線部分では相互相関値が変化せず1点になることを示した。特徴図形によって直線部分を無視した類似性を調べることができる。

また、輪郭線が対象としている部分がコーナーであると仮定した場合にその角度を推定できることを示した。標準関数の表すコーナーの角度との差が大きい場合推定誤差が大きいことが分かった。

基準関数との相互相関関数を用いる方法について議論を展開し、それから派生する手法について述べた。これらの手法は輪郭線図形処理に有効な方法である。

## 第4章 物体のエッジ検出

### 4. 1. はじめに

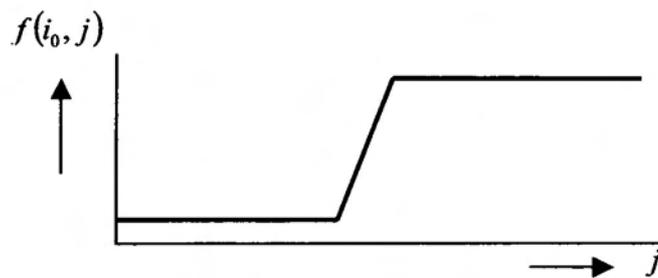
入力画像から物体の輪郭線を検出する必要がある。輪郭線を抽出するには輪郭線を構成するエッジを抽出しなければならない。エッジは画像の中で輝度の変化している部分であり、画像処理の中でも最も基本的な処理である。コンピュータによる画像処理が行われ始めて以来、種々の方法が試みられている[1]。例えば、Heijden らは共分散を利用してエッジ検出を行っている[2]。Chiou らは動的なモデルを使用した輪郭線検出を行っている[3]。

ここでは  $3 \times 3$  のマスクによる差分処理によるエッジ検出の例を示す。また、著者は画素の値と周辺の平均と分散を入力とするニューラルネットによるエッジ検出を行い、よい結果を得ている[4][5]。

### 4. 2. エッジ特徴

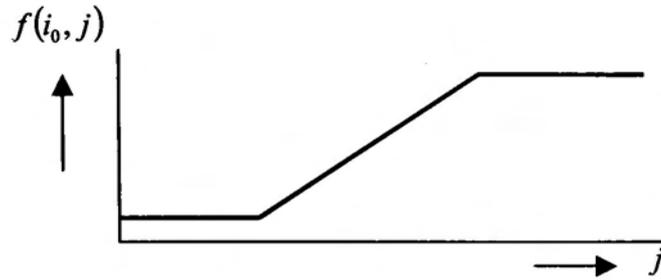
#### 4. 2. 1 エッジとは

画像の点  $(i, j)$  の輝度を  $f(i, j)$  表す。画像の中の物体は背景のものとは輝度が異なり、物体と背景との境界となる部分では輝度の違いが生ずる。したがって、輝度の変化する部分をエッジとして検出すればよい。輝度の変化も急激な変化と緩い変化があり簡単ではない。 $i$  を  $i_0$  に固定し  $j$  を変化させたときの輝度  $f(i, j)$  の急激な変化を Fig.4-1(a) に示す。緩い変化を Fig.4-1(b) に示す。急激な変化では輝度の変化している変域が狭くエッジとして検出しやすいが、緩い変化では変化している変域が広く検出が難しい。



(a) A sudden change of intensity

Fig.4-1 Change of intensity



(b) A slow change of intensity

Fig.4-1 Change of intensity

4. 2. 2 検出法

エッジ検出には多くの方法があるが差分オペレータによるものを示す[1]. 3x3の大きさのマスクを用いたものが多い. Fig.4-2に Sobel オペレータの重みを示す. (a)は水平方向の差分の重みを示し, (b)は垂直方向のものを示す. 点 $(i, j)$ での水平方向差分値を $S_x$ とし, 垂直方向差分値を $S_y$ とし, エッジ強度を $E$ , グラジエント方向を $G$ とすると次のようになる. 輝度の変化が急峻なほどエッジ強度が大きくなる.

$$S_x = f(i-1, j+1) + 2f(i, j+1) + f(i+1, j+1) - f(i-1, j-1) - 2f(i, j-1) - f(i+1, j-1) \quad (4-1)$$

$$S_y = f(i+1, j-1) + 2f(i+1, j) + f(i+1, j+1) - f(i-1, j-1) - 2f(i-1, j) - f(i-1, j+1) \quad (4-2)$$

$$E = \sqrt{S_x^2 + S_y^2} \quad (4-3)$$

$$G = \tan^{-1} \left( \frac{S_y}{S_x} \right) \quad (4-4)$$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(a) weight of  $S_x$

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(b) weight of  $S_y$

Fig.4-2 Sobel operator

## 4. 3. ニューラルネットによる検出

## 4. 3. 1 システムの概略

輪郭線を入力画像から線画を生成するのにニューラルネットワークを用いることができる。入力画像の物体のエッジを局所特徴として抽出する。その局所特徴を用いて線画を生成する。本システムの概略を Fig.4-3 に示す。このシステムでは入力画像から特徴を検出し特徴空間を構成し、特徴空間から境界の基本となるパターンを出力する。Fig.4-4 に示すように画像の $(i,j)$ 点のエッジ特徴を検出し基本パターンを出力する。基本パターンは、4方向を表すものと白と黒である。輪郭線を得るためには4方向がわかればよい。物体の輪郭線を抽出するにはここで出力されるパターンを選択し連結する処理が必要となる。

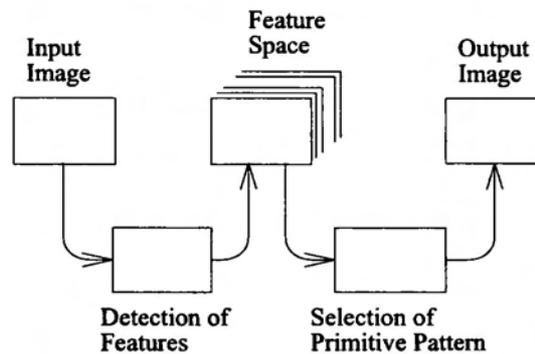


Fig.4-3 Outline of drawing system

## 4. 3. 2 実験結果

入力画像の $5 \times 5$ の大きさの画素からなるマスクパターンによってエッジ特徴を抽出する。画素の輝度調整のための正規化として次の式で示す前処理を行う。そのマスクパターン内の平均輝度を $\bar{x}$ 、標準偏差を $\sigma$ とする。平均輝度が大きければ輝度の差を強調し小さければ逆に小さくする。各画素の輝度は式(1)に示す関数で修正する。各画素の輝度を $x$ 、修正された輝度を $\tilde{x}$ とする。前処理において輝度 $g(i,j)$ は関数 $\varphi(x)$ によって変換する。関数 $\varphi(x)$ は平均 $\bar{x}$ によって変化する。たとえば、 $\bar{x} = -0.5$ 、 $\bar{x} = 0.0$ と $\bar{x} = 0.5$ の場合を Fig.4-6 に示す。

$$\tilde{x} = \varphi(x) = \frac{1}{2 - \bar{x}}(x - \bar{x}) \quad (4-5)$$

エッジ特徴を検出するニューラルネットワークを Fig.4-5 に示す。入力層 27 セル、中間層 72 セル、出力層 6 セルから成る 3 層ニューラルネットワークである。ニューラルネットワークの入力には 25 個の修正された各画素の輝度と平均輝度および標準偏差の 27 個の値を入力する。ニューラルネットワークの学習パターンの一部を Fig.4-9 に示す。学習させた後に

#### 4. 物体のエッジ検出

Fig.4-7 に示す画像を入力したときのエッジ特徴の検出結果を Fig.4-8 に示す. 6 個の特徴を検出するセルの値の強さを濃淡で表したものである.

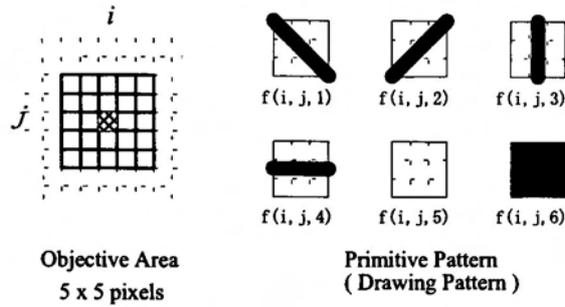


Fig.4-4 Objective area and primitive patterns

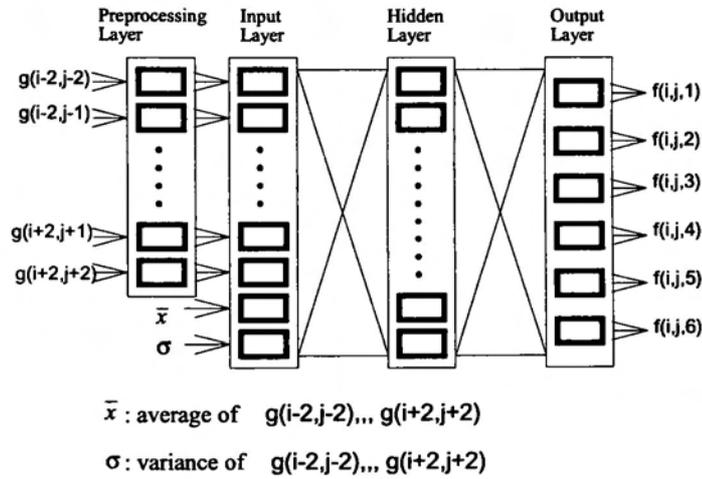


Fig.4-5 Detection of feature  
( "Filter processing" is not contained. )

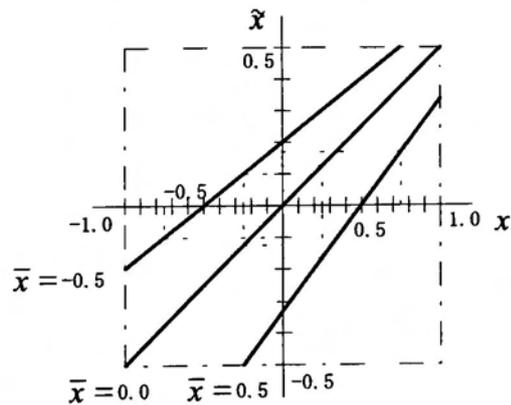


Fig.4-6 Graph of  $\bar{x} = \varphi(x)$

#### 4. 物体のエッジ検出



Fig.4-7 Input image

4. 物体のエッジ検出



(a) upper left slant edge    (b) upper right slant edge    (c) vertical edge



(d) horizontal edge    (e) white pattern    (f) black pattern

Fig.4-8 Result of feature detection of the input image shown by Fig.4-7  
It shows the values of features of the input image, darker with the value being larger

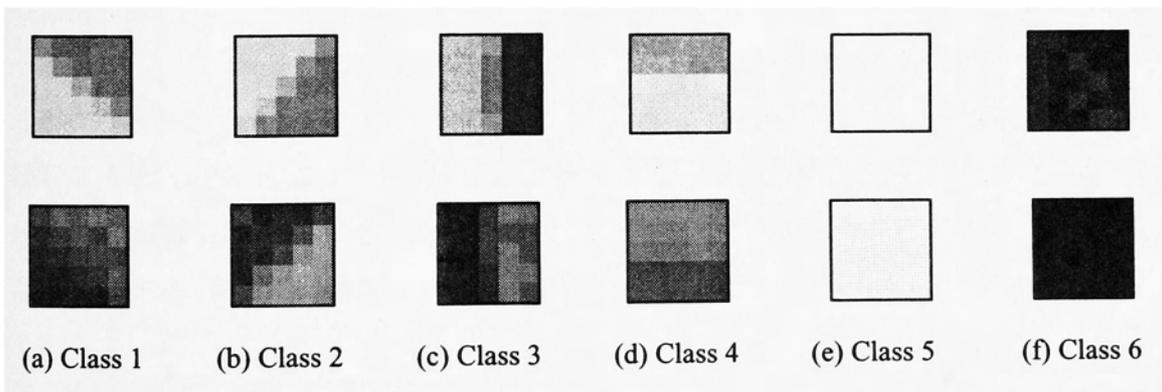


Fig.4-9 Some training pattern set selected from the real images

### 4. 4. おわりに

エッジ検出法として一般によく知られている差分マスクによる方法について述べた。そして、代表的なエッジパターンを学習させ、エッジ検出を行うニューラルネットを用いる方法を示した。この方法では、注目とする画素の周囲の  $5 \times 5$  の画素、それらの平均と分散をニューラルネットに入力している。その結果、エッジ特徴が正確に検出できることが確認できた。ここではエッジの 4 方向を検出しているだけであり、これらを連結し輪郭線とすることが必要である。

## 第5章 情景解析への応用

### 5. 1. はじめに

第2章で述べた曲率による特徴点の抽出, 及び, 相互相関による局所特徴の抽出を用いて情景解析を試みる.

Ansari らは輪郭線上の特徴点の対応関係を用いて輪郭線の部分形状の認識を行っている[1]. 著者は破損物体の復元を意図した2次元図形間の結合関係を求めている[2][3]. 2次元図形間の結合関係の復元について述べる. 2つの2次元図形を表すそれぞれの輪郭線図形の部分形状の適合するものを求めている. 特徴点で輪郭線を部分輪郭線に分割し, 他の輪郭線図形の部分輪郭線とマッチングをとり一致するものを見つける. そして, 一致した部分輪郭線をもつ図形の結合関係を復元する. ジグソーパズルを使用した例によって本手法の有効性を示す[4].

また, ある情景の中から目的の形状をもつ図形を検出することに適用することを考える. 検出する図形の輪郭線があり, そして, 情景は物体の不完全な輪郭線を構成する線分からなるものとする. さらに, エッジ抽出が行われそれらが線分図形として抽出されているものとする. 局所特徴を用いてそれらの線分から輪郭線図形を合成する. そして, 合成された線図形と検出すべき輪郭線の類似度を計算しその類似度の値により合成図形を検出するか否かの判断をする. シミュレーションによる結果を示す[5].

図形の変化を対象とした研究として, Fermin らは鋼体の平面上の回転と移動を検出する方法を報告している[6]. これは図形の形状が変化しないものとしてその図形の輪郭線を処理している. 輪郭線図形の類似度を輪郭線図形の変化(ここでは回転運動)の解析に適用することを試みる. 輪郭線図形の時系列を考え, 基準図形とそれらの類似度を計算し, 類似度時系列を得ることがきる. その類似度時系列から輪郭線図形の変化を解析する. この場合輪郭線図形の形状は変形してもよいものとしている. いくつかの基準図形を用いて類似度時系列を計算した結果について述べる[7].

### 5. 2. 破損物体復元への適用

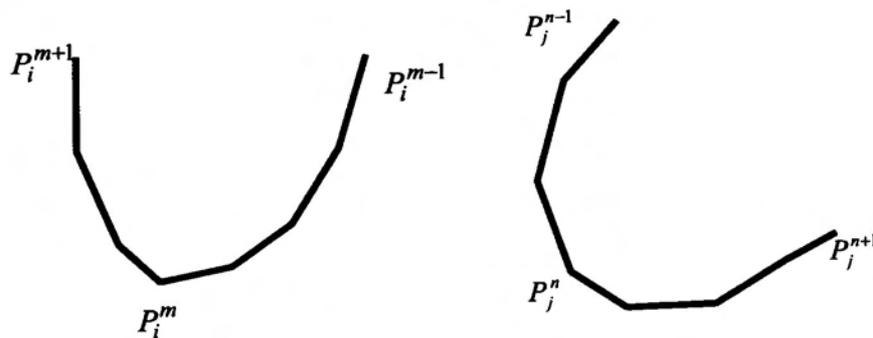
#### 5. 2. 1 方法

破損物体の復元への適用を意図し2次元図形間の結合関係の復元方法について述べる. 2次元図形は輪郭線によって表され,  $x$  座標と  $y$  座標の組の列として与えられる. 曲率の計算をするためにガウシアンフィルターをかけ輪郭線を滑らかにする. 特徴点の抽出法は輪郭線の曲率の絶対値の極大値をとる点を選ぶ. 対象図形の輪郭線の特徴点を検出し輪郭線をその特徴点で分割する. 2つの連続する特徴点で挟まれた部分を輪郭線片と呼ぶ.

そして、連続する輪郭線片を結合したものを部分輪郭線と呼ぶ。2つの部分輪郭線の中央の特徴点を重ね、他の図形の部分輪郭線とマッチングをとり不一致した部分の面積を計算する。その面積の小さい場合をマッチングしている判断する。図形の回転に対しては一方の部分輪郭線を少しずつ回転し不一致した面積を計算する。長い部分で一致するものを見つける。すなわち、2個の物体の輪郭線 $C_i$ と $C_j$ において互いに適合する部分を検出する。逆方向に周回する輪郭線をそれぞれ $\hat{C}_i$ と $\hat{C}_j$ で表す。2個の物体を結合するので $C_i$ と $\hat{C}_j$ の適合する部分を検出する。そして、一致した部分輪郭線をもつ図形の結合関係を復元する。処理はつぎの「輪郭線の分割」と「部分輪郭線の適合」に大きく分けられる。

・ 輪郭線の分割

入力画像から得られた輪郭線をガウシアンフィルタを用いて滑らかにし曲率の計算を行う。ここではガウシアンフィルタのパラメータ $\sigma$ として輪郭線 $C_i$ と $C_j$ の周囲長の短いものの1/6の値を用いた。曲率の絶対値の極大となる点を特徴点として検出し部分輪郭線を得る。輪郭線 $C_i$ に対して特徴点 $P_i^m$ を得る。連続する特徴点 $P_i^m$ と $P_i^{m+1}$ で区切られた輪郭線片を $C_i^{m,m+1}$ で表す。また、 $P_i^m$ を始点、 $P_i^n$ を終点とする部分輪郭線を $C_i^{m,n}$ で表す。そして、 $P_i^n$ を始点、 $P_i^m$ を終点とする逆方向の部分輪郭線を $\hat{C}_i^{n,m}$ で表す。



(a) partial contour  $C_i^{m-1,m+1}$  (b) partial contour  $\hat{C}_j^{n+1,n-1}$

Fig.5-1 Two partial contours

・ 部分輪郭線の適合

部分輪郭線 $C_i^{m-1,m+1}$ は特徴点 $P_i^{m-1}$ ,  $P_i^m$ ,  $P_i^{m+1}$ と点列 $p_p = P_i^{m-1}, p_1, p_0 = u_0 = P_i^m, u_1, u_0 = P_i^{m+1}$ から成る。また、部分輪郭線 $\hat{C}_j^{n+1,n-1}$ は特徴点 $P_j^{n-1}$ ,  $P_j^n$ ,  $P_j^{n+1}$ と点列 $v_v = P_j^{n-1}, v_1, v_0 = P_j^n, v_0 = P_j^{n+1}$ から成る。

$v_1, v_0=q_0=P_j^n, q_1, \dots, q_Q=P_j^{n+1}$  から成る.

3点  $p_k, p_{k+1}, q_l$  が作る3角形の面積を  $S(p_k, q_l)$  で表す.  $C_i$  の特徴点  $P_i^m$  と  $\hat{C}_j$  の特徴点  $P_j^n$  を一致させたときの部分輪郭線  $C_i^{m-1, m+1}$  と部分輪郭線  $\hat{C}_j^{n-1, n+1}$  との適合誤差  $E(C_i^{m-1, m+1}, \hat{C}_j^{n-1, n+1})$  を不一致部分が作る面積として次のように定義する. これは Fig.5-2 に示すように3点を頂点とする3角形の面積をすべて合計したものである.

$$E(C_i^{m-1, m+1}, \hat{C}_j^{n-1, n+1}) = S(p_0, q_1) + \sum_{k=1}^{\max\{P, Q\}-1} (S(p_k, q_{k+1}) + S(q_k, p_{k+1})) + S(u_0, v_1) + \sum_{k=1}^{\max\{U, V\}-1} (S(u_k, v_{k+1}) + S(v_k, u_{k+1})) \quad (5-1)$$

上で述べた適合誤差  $E(C_i^{m-1, m+1}, \hat{C}_j^{n-1, n+1})$  を部分輪郭線  $\hat{C}_j^{n-1, n+1}$  を回転させて行い, 最小となるものを得る. ここでは回転角の刻みは  $1^\circ$  とした. 適合誤差が小さければ適合できるとする. もし, 連続する部分輪郭線  $C_i^{m-2, m}, C_i^{m-1, m+1}$  と  $\hat{C}_j^{n, n+2}, \hat{C}_j^{n-1, n+1}$  において, 部分輪郭線  $C_i^{m-2, m}$  と  $\hat{C}_j^{n, n+2}$  が適合し, かつ, 部分輪郭線  $C_i^{m-1, m+1}$  と  $\hat{C}_j^{n-1, n+1}$  が適合しその回転角が同じであるとすれば,  $C_i^{m-2, m}$  と  $C_i^{m-1, m+1}$  を結合した部分輪郭線  $C_i^{m-2, m+1}$ , そして,  $\hat{C}_j^{n, n+2}$  と  $\hat{C}_j^{n-1, n+1}$  を結合した部分輪郭線  $\hat{C}_j^{n-1, n+2}$  を得る. これを繰り返し最長なものを得る. それを最長適合部分輪郭線とする.

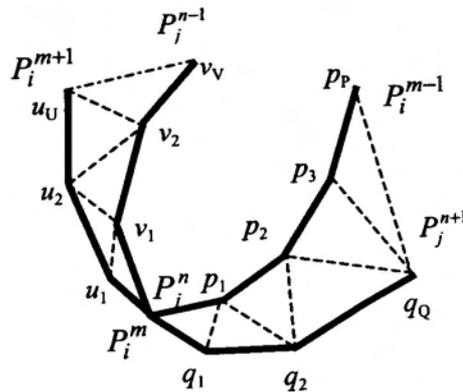


Fig.5-2 Overlapped partial contours

## 5. 2. 2 実験結果

Fig.5-3 に示すジグソーパズルの2片を用いて実験を行った. 入力画像を2値化し2つの物体の輪郭線を得る. 周囲長は Fig.5-3 の右の物体が 490 ドット, 左が 504 ドットであり, パラメータ $\sigma$ の値として 82 を用いてガウシアンフィルタをかけ曲率の絶対値の極大となる点を特徴点として検出した. その結果を Fig.5-4 に示す. 検出された特徴点の数は2つの物体ともに 20 個であった.

部分輪郭線の適合を調べた結果, 最長適合部分輪郭線を得た. Fig.5-5 に示すように輪郭線の最長適合部分を太い線で示す. 得られたそれぞれの最長適合部分を結合することによって2つの物体の復元ができる. 輪郭線を結合した結果を Fig.5-6 に示す. この場合, Fig.5-6 では $\Delta E$  で示すように, 結合部分に隙間ができていますがこれは2値化などによる誤差のためと思われる.

ジグソーパズルを使用したこの結果によって本手法の有効性が示された.

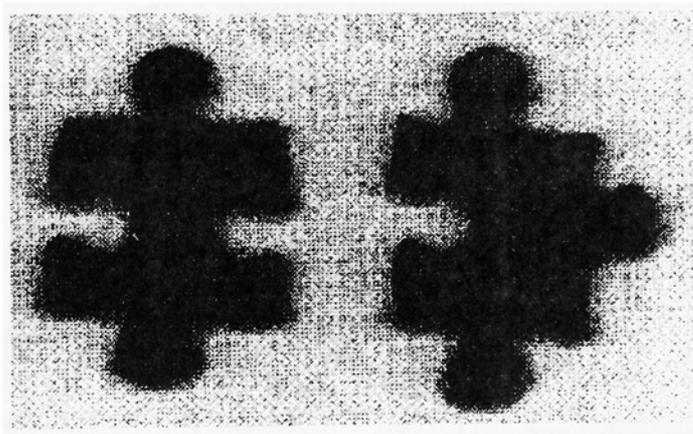


Fig.5-3 Two object in the image

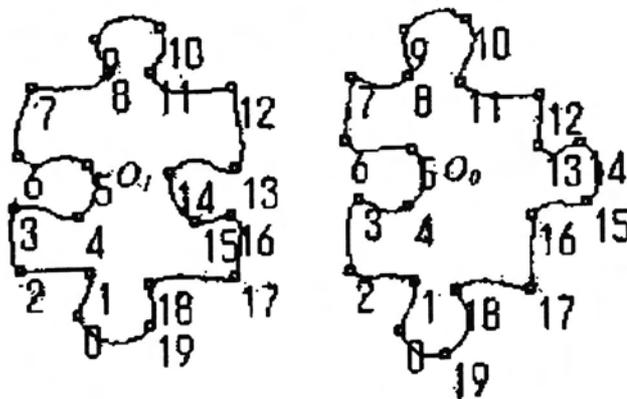


Fig.5-4 Extracted dominant points on the contours

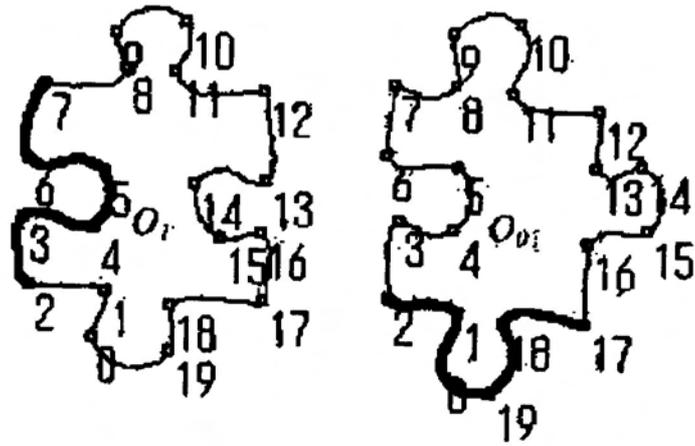


Fig.5-5 Matched partial contours

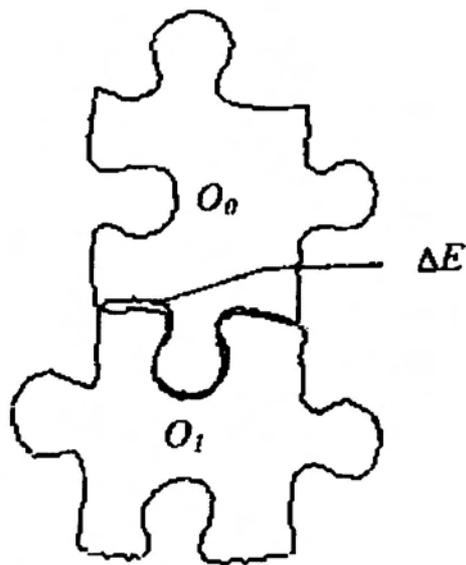


Fig.5-6 Connected two contours

## 5. 3. 図形検出への適用

## 5. 3. 1 方法

平面図形の特徴を表す基本線図形と輪郭線との相互相関関数を計算しその相関値が大きいところでは輪郭線にその基本線図形に似ている部分が検出できることを示した。ここでは、ある情景の中から目的の形状をもつ図形を検出することに適用することを考える。検出する図形の輪郭線があり、そして、情景は物体のエッジ抽出が行われそれらが線分図形として抽出されているものとする。その抽出された線分図形を基本線図形として検出すべき図形の輪郭線との相互相関関数を求め線分図形を部分特徴としてもつか否かを調べる。部分特徴として含まれる線分図形のうち回転角の等しいものを集めそれらから合成された線図形を作成する。そして、合成された線図形と検出すべき輪郭線の類似度を計算しその類似度の値により合成図形を検出した図形とするか否かの判断をする。

入力画像の中にいくつかの線画があるとする。それらは入力画像の中の対象物の輪郭線の部分を構成しているものとする。すなわち、対象物の輪郭線を検出しようとしたが検出されたものは不完全でかけているものもある。不完全な輪郭線から構成される線画の中から対象物を検出する。線画の中の線分が検出される対象物の形状の局所特徴をもつかどうかを調べる。次に方法を述べる。

- (1)  $X(t)$ を検出される対象物の輪郭線とし、 $U_k(t)$ を入力線画の中の線分とする。それぞれの線分 $U_k(t)$ に対して $X(t)$ と $U_k(t)$ との相互相関関数 $\tilde{R}_k(\tau)$ を計算する。

$$\tilde{R}_k(\tau) = \frac{1}{A(\tau)} \frac{1}{B_k} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) U_k(t)^* dt \quad (5-2)$$

ここで、 $A(\tau)$ は $\tilde{X}(t)$ のノルムであり、 $B_k$ は $U_k(t)$ のノルムである。

- (2) 局所類似度 $S_k(\tau)$ がある閾値 $\zeta$ よりも大きい線分 $U_k(t)$ を見つける。  
 (3) 局所類似度 $S_k(\tau)$ が極大値となる点での相互相関関数 $\tilde{R}_k(\tau)$ の偏角を調べる。そして、極大値の点での $S_k(\tau)$ の偏角が互いに等しい線分 $U_k(t)$ を集める。  
 (4) 同じ $\tilde{R}_k(\tau)$ の偏角をもつ線分 $U_k(t)$ から構成される合成図形 $Y(t)$ を作る。局所類似度 $S_k(\tau)$ が最大となる点に $U_k(t)$ を置くことによって作成する。

$$Y(t) = \sum U_k(t+\tau_k) \quad (5-3)$$

ここで、 $\sum$ は $U_k(t)$ の平均であり、 $U_k(t)$ は次の条件を満たす。

1.  $U_k(t)$ の局所類似度 $S_k(\tau)$ は閾値 $\zeta$ より大きく、点 $t=\tau_k$ で極大値をもつ。

2.  $\tilde{R}_k(\tau)$ の偏角は入力画像の中で対象物が回転している角度 $\alpha$ に等しい。

- (5) 線分 $U_k(t)$ からいくつかの合成図形が作られる。 $X(t)$ と $Y(t)$ との類似度が最大となるような合成図形 $Y(t)$ を選ぶ。この合成図形が対象物として検出されるべきもので、その回転角は $\alpha$ である。

### 5. 3. 2 実験結果

今までに述べたことを確認するための実験を行った。Fig.5-7に入力画像を示す。入力画像から2値化を行い輪郭線図形を検出し、それはいくつかの線分に分割されているものとする。すなわち、不完全な輪郭線図形からなるものであり、それをFig.5-8に示す。検出すべき物体とその輪郭線図形をFig.5-9に示す。Fig.5-9(b)に示す輪郭線図形を $X(t)$ とした。Fig.5-8に示す不完全な輪郭線図形の画像は18本の線分から成り、それぞれの線分を $U_k(t)$ とする。それぞれの $U_k(t)$ について、 $U_k(t)$ と $X(t)$ の相互相関数 $\tilde{R}_k(\tau)$ を計算する。Fig.5-10に局所類似度 $S_k(\tau)$ を示す。すなわち、Fig.5-9(b)に示す対象輪郭線図形とFig.5-11に示す線分[3]との相互相関の絶対値を示す。点 $t=747$ で局所類似度は最大値1をとることを示している。閾値 $\zeta=0.98$ より大きい局所類似度を持ち、偏角が互いに等しい線分をTab.5-1に示す。その点での $\tilde{R}_k(\tau)$ の偏角も示す。この6本の線分を組み合わせると合成図形を作成する。その中のものをFig.5-12に示す。すなわち、線分[1][2][3]からの合成図形“Figure A”，線分[4][5][6]からの合成図形“Figure B”，すべての線分[1][2][3][4][5][6]からの合成図形“Figure C”である。この3つの合成図形との類似度をTab.5-2に示す。この結果，“Figure A”との類似度が最大となり，“Figure A”の形状をもつものが検出される。

対象物体の輪郭線のある部分に似ている線分を入力画像の中から見つける。対象物体との相互相関の偏角によって線分を選別する。いくつかの合成図形を作成しその中から対象物体との類似度が最大となるものを選ぶ。入力画像の中のどこに検出すべき物体があるかが分かる。実験では対象物が正しく検出できた。

この方法では合成図形を構成する線分に、局所類似度がある閾値 $\zeta$ よりも大きく、それらの相互相関 $\tilde{R}_k(\tau)$ の偏角が互いに等しいことが要求される。ここでは、局所類似度の最大値を取る点での偏角を基準にしている。しかし、局所類似度が長い区間で閾値 $\zeta$ よりも大きいときに極大値を取る点での偏角が他の線分のものとは異なる場合があるかもしれない。合成図形の候補となる線分を選抜する他の方法を検討することが必要である。

Tab.5-1 Line segment whose similarity has the value greater than 0.98 and the each argument almost equals to each other (shown in Fig.5-11)

Segment number	Point	argument (radian)
[1]	110	0.498
[2]	398	0.557
[3]	746	0.516
[4]	57	0.519
[5]	267	0.529
[6]	302	0.573

Tab.5-2 Similarity of the object and the composite figure

Composite Figure	Similarity
Figure A	0.963
Figure B	0.482
Figure C	0.860

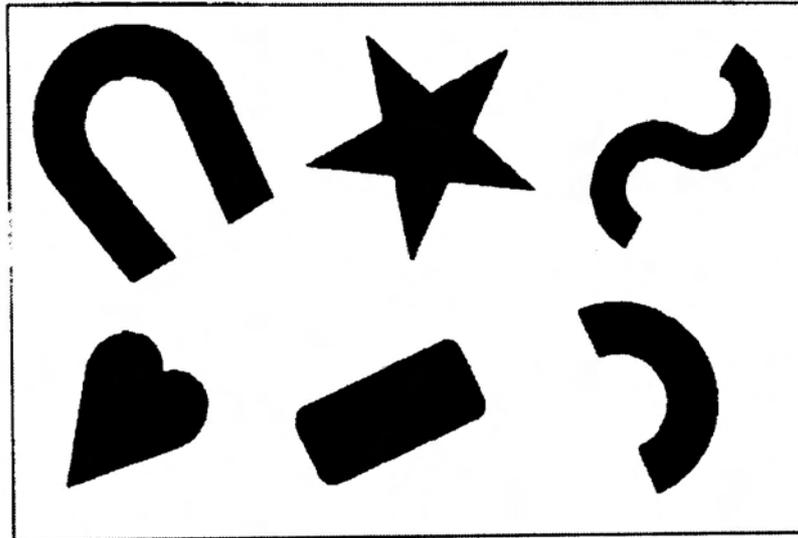


Fig.5-7 Input image

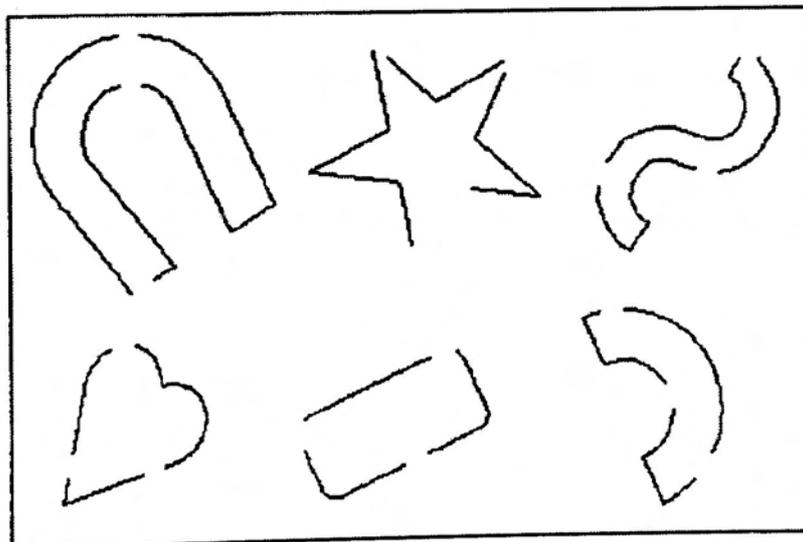
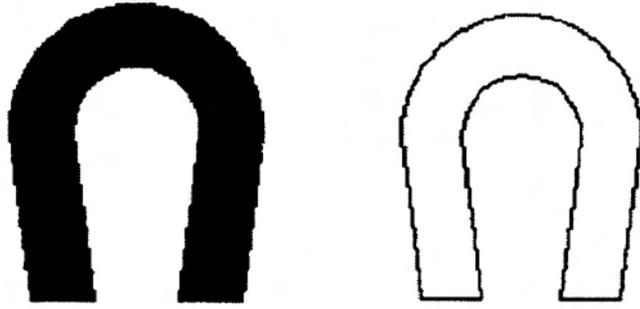


Fig.5-8 Line drawing



(a) Original (b) Contour  
Fig.5-9 Object figure to be detected

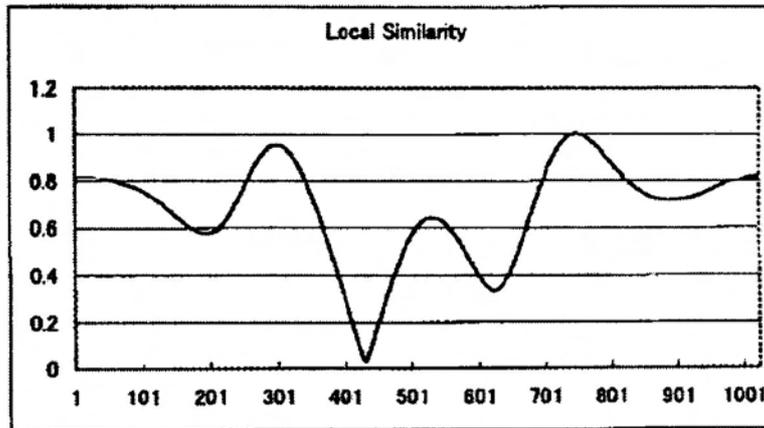


Fig.5-10 The local similarity of the contour shown in Fig.5-9 (b) and the line segment [3] shown in Fig.5-11.

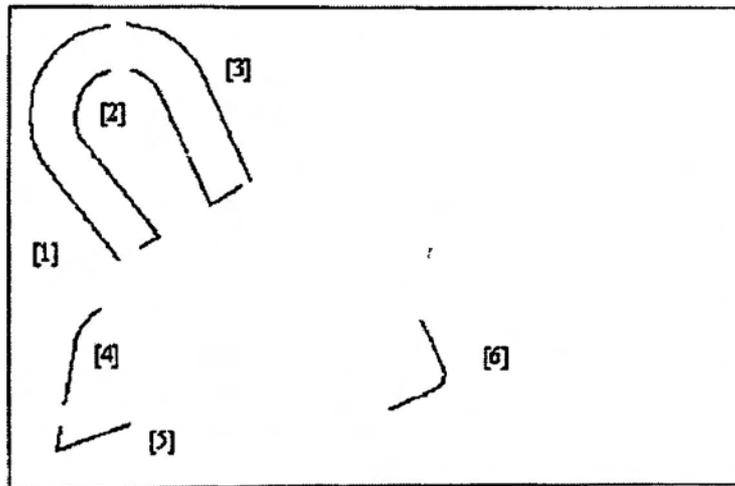
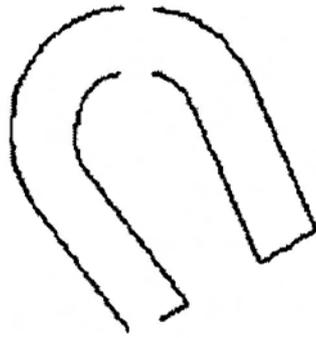


Fig.5-11 Selected line segments



(a) Composite "Figure A"



(b) Composite "Figure B"



(c) Composite "Figure C"

Fig.5-12 Composite figures

## 5. 4. 物体の動き検出への適用

動的に形状が変化する対象物から類似度の時系列を計算し、対称物の動きを解析する。輪郭線図形の集合は動的に形状が変化する対象物の輪郭線から構成される。集合の中の輪郭線は時間で順序付けられており、輪郭線図形の時系列を得ることができる。そして、輪郭線時系列の基準関数に対する類似度時系列を得ることができる。輪郭線の変化は類似度の時系列によって解析することができる。基準図形を替えることにより、種々の観点から変化を解析することができる。関数の相互相関を用いた輪郭線図形の類似度について述べる。ある基準関数の観点からの輪郭線図形の類似度時系列を定める。様々な基準関数によるいくつかの類似度の観点から輪郭線図形の時系列を評価することができる。

これまでに述べてきたことであるが本節で使用するものをまとめておく。

$X(t)$ と $U(t)$ を互いに周期の等しい周期関数とする。輪郭線の長さは異なってもよい。周期を $[-T, T]$ とする。線図形 $U(t)$ をリサンプリングすることによって、図形の形を変えずに関数 $U(t)$ の周期を関数 $X(t)$ と同じにすることができる。関数 $U(t)$ の平均は0である。線図形 $X(t)$ は以下のように修正される。修正された線図形を $\tilde{X}(t)$ で表わす。

$$\tilde{X}(t+\tau) = X(t+\tau) - \bar{X}(\tau) \quad (5-4)$$

ここで、 $\bar{X}(\tau)$ は区間 $[\tau-T, \tau+T]$ における $X(t)$ の平均である。すなわち、

$$\bar{X}(\tau) = \frac{1}{2T} \int_{\tau-T}^{\tau+T} X(t) dt \quad (5-5)$$

線図形 $U(t)$ を角度 $\theta$ だけ回転させると、つぎを得る。

$$(\cos\theta + i\sin\theta)U(t) \quad (5-6)$$

$\tau$ だけシフトした $\tilde{X}(t)$ と角度 $\theta$ だけ回転した $U(t)$ との相互相関関数を $T(\tau, \theta)$ とする。そして、それは $\tilde{X}(t+\tau)$ と $U(t)$ のノルムで正規化されている。すなわち、

$$\begin{aligned} T(\tau, \theta) &= \frac{1}{A} \frac{1}{B} \int_{\tau-T}^{\tau+T} \tilde{X}(t+\tau) [(\cos\theta + i\sin\theta)U(t)]^* dt \\ &= (\cos\theta + i\sin\theta)^* \tilde{R}(\tau) \end{aligned} \quad (5-7)$$

ここで、 $*$ は複素共役を表わす。 $\tilde{R}(\tau)$ は $\tilde{X}(t)$ と $U(t)$ との相互相関関数である。すなわち、

$$\tilde{R}(\tau) = \frac{1}{A} \frac{1}{B} \int_{\tau-T}^{\tau+T} \tilde{X}(t+\tau) U(t)^* dt \quad (5-8)$$

ここで、 $A$ は区間 $[-T, T]$ における $\tilde{X}(t)$ のノルムである。すなわち、

$$[A]^2 = \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau) \tilde{X}(t+\tau)^* dt \quad (5-9)$$

そして、 $B$  は区間  $[-T, T]$  における  $U(t)$  のノルムである。すなわち、

$$[B]^2 = \int_{-T}^T U(t) U(t)^* dt \quad (5-10)$$

つぎに線図形の類似度  $S$  を定義する。

$$S = \max Re(T(\tau, \theta)) \quad \text{for } \tau, \theta \quad (5-11)$$

ここで、 $Re(\ )$  は複素数の実部を表わす。類似度  $S$  は  $X(t)$  を  $\tau_0$  だけ移動し、 $U(t)$  を角度  $\theta_0$  だけ回転したとき  $T(\tau, \theta)$  が最大となる値である。この類似度は線図形の大きさと回転に対して不変である。

#### 5. 4. 1 方法

基準輪郭線図形  $U(t)$  をもちいて輪郭線図形  $X(t)$  は複素数  $C$  で特徴付けられる。すなわち、複素数の絶対値は  $S$  であり、その偏角は  $\theta_0$  である。したがって、輪郭線図形  $U(t)$  に関する輪郭線図形  $X(t)$  の複素数  $C$  を得ることができる。

輪郭線図形に添字  $a$  を付けるとする。その輪郭線図形はある複素数値関数  $X(t, a)$  で表わされる。上述の議論において、 $X(t)$  の代わりに  $X(t, a)$  を代入すると複素数  $C(a)$  を得る。すなわち、

$$X(t, a) = x(t, a) + i y(t, a) \quad (5-12)$$

そして、

$$C(a) = T(\tau_0, \theta_0, a) \quad (5-13)$$

を得る。ここで、 $\tau_0$  と  $\theta_0$  はつぎを満足する。

$$Re(T(\tau_0, \theta_0, a)) = \max Re(T(\tau, \theta, a)) \quad \text{for } \tau, \theta \quad (5-14)$$

ここで、 $T(\tau, \theta, a)$  は

$$T(\tau, \theta, a) = (\cos \theta + i \sin \theta)^* \tilde{R}(\tau, a) \quad (5-15)$$

であり、さらに、 $\tilde{R}(\tau, a)$  は

$$\tilde{R}(\tau, a) = \frac{1}{A} \frac{1}{B} \int_{-T}^T \tilde{X}(t+\tau, a) U(t)^* dt \quad (5-16)$$

である。

たとえば、輪郭線時系列の最初である関数  $X(t, 0)$  を基準輪郭線図形  $U(t)$  とすることができ。したがって、輪郭線図形の時系列  $X(t, a)$  は複素数値関数  $C(a)$  で特徴付けられる。

関数  $C(a)$  は輪郭線図形  $X(t, a)$  の大きさの変化による影響を受けない。

#### 5. 4. 2 実験結果

上述の理論を確認するために合成した対象図形を用いて実験を行った。この実験において、相互相関はノルムで正規化されている。

対象物は、Fig.5-13 に示すように  $\frac{1}{2}\pi$  の角度をなす二つの腕と三つの円盤がその結合部と両端にある。対象物は三つの円盤の大きさを変えながら反時計方向に回転している。Fig.5-14 に対象物の時系列輪郭線を示す。Fig.5-14 において、x 座標は左から右に、y 座標は上から下へと増加している。Fig.5-14(1)の輪郭線図形  $X(t, 1)$  は左上の点、すなわち、 $X(0, 1) = (289, 105)$  からスタートし反時計方向に移動する。輪郭線は対象物のチェーンコードによって表現されている。時系列輪郭線はつぎのもので構成される。

「オブジェクト 1」:  $X(t, 1)$  回転していない。

「オブジェクト 2」:  $X(t, 2)$   $\frac{1}{4}\pi$  回転。

「オブジェクト 3」:  $X(t, 3)$   $\frac{1}{2}\pi$  回転。

「オブジェクト 4」:  $X(t, 4)$   $\frac{3}{4}\pi$  回転。

「オブジェクト 5」:  $X(t, 5)$   $\pi$  回転。

「オブジェクト 6」:  $X(t, 6)$   $\frac{5}{4}\pi$  回転。

「オブジェクト 7」:  $X(t, 7)$   $\frac{3}{2}\pi$  回転。

「オブジェクト 8」:  $X(t, 8)$   $\frac{7}{4}\pi$  回転。

##### (1) 「オブジェクト 1」: $X(t, 1)$ による解析

基準輪郭線関数  $U(t)$  として対象物の  $X(t, 1)$  を用いた場合の解析結果を Tab.5-3 に示す。この表は、 $C(a)$  の絶対値、偏角、実部、虚部を示しており、たとえば、一番上の欄は  $C(1)$  のものを示している。表で示した偏角ほど対象輪郭線図形  $X(t, a)$  が回転しているときに、それが最も基準輪郭線に似ている。 $X(t, 1)$  を  $\pi$  だけ回転したものと  $X(t, 5)$  が同じものであるので、 $X(t, 5)$  の絶対値は 1 である。

複素平面における  $C(a)$  の変化を Fig.5 に示す。すなわち、 $C(a)$  の実部を水平軸に、 $C(a)$  の虚部を垂直軸に示す。 $C(a)$  の時系列は複素平面を時計方向に移動している。

## (2) 長方形の形状による解析

長方形は回転対称であるので、 $\pi$ だけ回転したものと区別がつかない。基準輪郭線関数 $U(t)$ として Fig.5-15(1)に示す長方形を用いた場合の解析結果を Tab.5-4 に示す。複素平面における $C(a)$ の変化を Fig.5-17 に示す。すなわち、 $C(a)$ の実部を水平軸に、 $C(a)$ の虚部を垂直軸に示す。 $C(a)$ の時系列は、 $X(t,4)$ の $C(4)$ と $X(t,8)$ の $C(8)$ を除いて、複素平面を時計方向に移動している。

## (3) 三角形の形状による解析

基準輪郭線関数 $U(t)$ として Fig.5-15(2)に示す三角形を用いた場合の解析結果を Tab.5-5 に示す。複素平面における $C(a)$ の変化を Fig.5-18 に示す。すなわち、 $C(a)$ の実部を水平軸に、 $C(a)$ の虚部を垂直軸に示す。 $C(a)$ の時系列は、複素平面を時計方向に移動している。

## (4) L形の形状による解析

基準輪郭線関数 $U(t)$ として Fig.5-15(3)に示すL形の形状を用いた場合の解析結果を Tab.5-6 に示す。複素平面における $C(a)$ の変化を Fig.5-19 に示す。すなわち、 $C(a)$ の実部を水平軸に、 $C(a)$ の虚部を垂直軸に示す。 $C(a)$ の時系列は、複素平面を時計方向に移動している。

この理論を合成した対称図形に対して適用した。変形する対象物から輪郭線の時系列を得た。時系列は8個の輪郭線図形からなる。基準輪郭線図形として、「オブジェクト1」、「長方形」、「3角形」、「L形の形状」を用いて解析を行った。Tab.5-3では、絶対値の最大値は、 $X(t,1)$ 、 $X(t,5)$ との1である。Tab.5-4では、 $X(t,1)$ 、 $X(t,6)$ との0.910である。Tab.5-5では、 $X(t,1)$ 、 $X(t,5)$ との0.987である。Tab.5-6では、 $X(t,1)$ 、 $X(t,7)$ との0.987である。「長方形」、「3角形」、「L形の形状」の中では、「L形の形状」が最も似ており、「長方形」が最も似ていない。

Fig.5-16, Fig.5-18, Fig.5-19 に示す $C(a)$ の時系列から対象物の回転が認識できる。しかし、「長方形」が回転に対して対称なため、Fig.5-17ではできない。非対称な図形を基準輪郭線に用いることにより対象物の回転を検出することができる。

輪郭線図形が他のものに最も似ているときの回転角を得ることができる。基準輪郭線関数として非対称図形を用いることにより、 $C(a)$ の時系列から対象物の回転を検出できることが確認できた。

Tab.5-3 Result of analysis by 'object 1 :  $X(t,1)$ '

	absolute	argument	real	imaginary
$X(t,1)$	1.000	0	1.000	0
$X(t,2)$	0.996	-0.798	0.696	-0.713
$X(t,3)$	0.948	-1.827	-0.240	-0.917
$X(t,4)$	0.953	-2.614	-0.824	-0.480
$X(t,5)$	1.000	-3.132	-1.000	-0.009
$X(t,6)$	0.994	2.336	-0.689	0.717
$X(t,7)$	0.944	1.316	0.238	0.913
$X(t,8)$	0.957	0.535	0.823	0.488
<i>average</i>	0.974			

Tab.5-4 Result of analysis by 'rectangle'

	absolute	argument	real	imaginary
$X(t,1)$	0.910	-2.201	-0.536	-0.736
$X(t,2)$	0.906	-3.011	-0.898	-0.118
$X(t,3)$	0.904	2.146	-0.492	0.758
$X(t,4)$	0.902	-1.686	-0.104	-0.896
$X(t,5)$	0.909	0.951	0.528	0.740
$X(t,6)$	0.910	0.128	0.902	0.116
$X(t,7)$	0.905	-1.003	0.486	-0.763
$X(t,8)$	0.906	1.464	0.097	0.901
<i>average</i>	0.907			

Tab.5-5 Result of analysis by 'triangle'

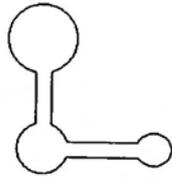
	absolute	argument	real	imaginary
$X(t,1)$	0.937	-1.466	0.098	-0.932
$X(t,2)$	0.937	-2.264	-0.599	-0.721
$X(t,3)$	0.958	3.042	-0.953	0.095
$X(t,4)$	0.901	2.246	-0.563	0.704
$X(t,5)$	0.935	1.683	-0.105	0.929
$X(t,6)$	0.945	0.869	0.610	0.722
$X(t,7)$	0.960	-0.096	0.956	-0.092
$X(t,8)$	0.907	-0.891	0.571	-0.705
<i>average</i>	0.935			

Tab.5-6 Result of analysis by 'L shape'

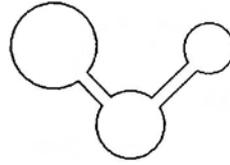
	absolute	argument	real	imaginary
$X(t,1)$	0.987	-1.451	0.118	-0.979
$X(t,2)$	0.985	-2.250	-0.618	-0.766
$X(t,3)$	0.976	3.020	-0.969	0.118
$X(t,4)$	0.977	2.234	-0.602	0.769
$X(t,5)$	0.987	1.700	-0.127	0.979
$X(t,6)$	0.983	0.884	0.623	0.760
$X(t,7)$	0.973	-0.121	0.966	-0.117
$X(t,8)$	0.980	-0.903	0.607	-0.769
<i>average</i>	0.981			



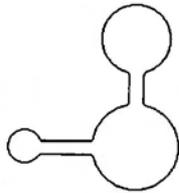
Fig.5-13 An object for experiment



(1) 'object 1' :  $X(t,1)$



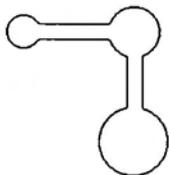
(2) 'object 2' :  $X(t,2)$



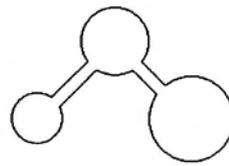
(3) 'object 3' :  $X(t,3)$



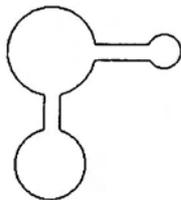
(4) 'object 4' :  $X(t,4)$



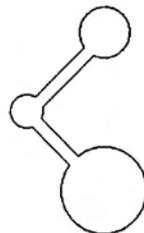
(5) 'object 5' :  $X(t,5)$



(6) 'object 6' :  $X(t,6)$

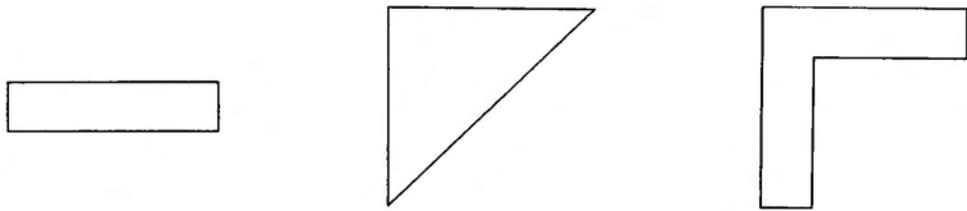


(7) 'object 7' :  $X(t,7)$



(8) 'object 8' :  $X(t,8)$

Fig.5-14 Sequence of contour figures of the object



(1) 'rectangle'

(2) 'triangle'

(3) 'L shape'

Fig.5-15 Some standard contour figures

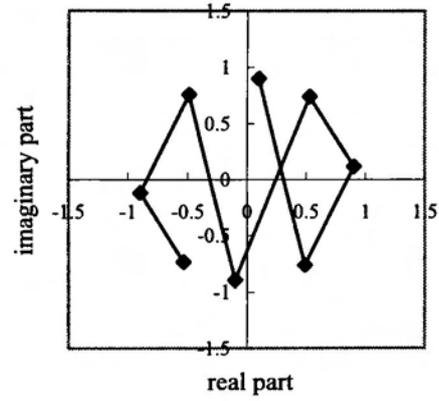
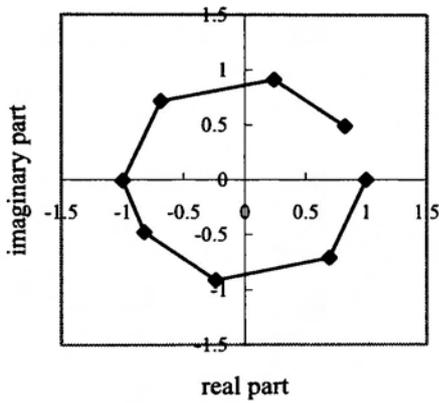


Fig.5-16 Sequence of  $C(a)$  by 'object1'    Fig.5-17 Sequence of  $C(a)$  by 'rectangle'

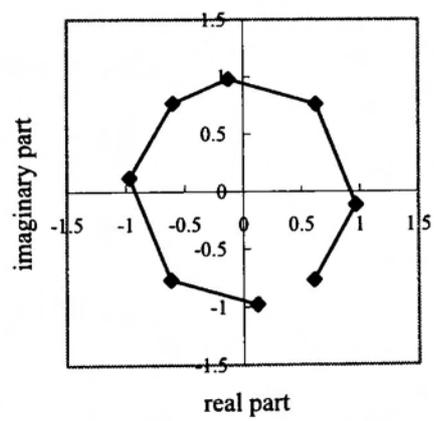
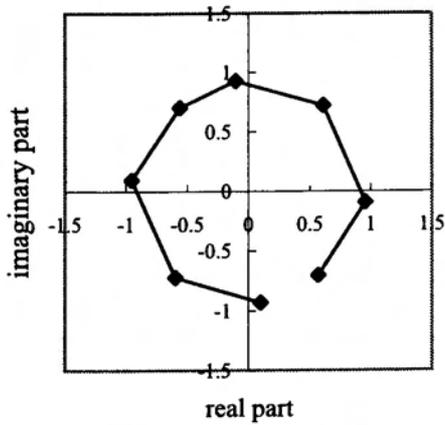


Fig.5-18 Sequence of  $C(a)$  by 'triangle'    Fig.5-19 Sequence of  $C(a)$  by 'L shape'

### 5. 5. おわりに

破損物体の復元を意図して二つの輪郭線図形の結合を試みた。曲率による特徴点を検出し部分輪郭線を求め、それぞれの輪郭線の部分輪郭線のマッチングを行い、結合できる部分輪郭線の組を求めることができた。ジグソーパズルを用いた実験により本手法の有効性が確認できた。

不完全な輪郭線図形から構成されるものから、対象物体を検出することについて述べた。不完全な輪郭線図形を構成する線分を基準線図形とし、対象物体の局所特徴を検出し線分から合成輪郭線図形作成する。そして、対象物体の輪郭線と合成輪郭線との類似度を求め対象物体を検出する。作成した図形によるシミュレーションによって有効性を確認することができた。

複素類似度の時系列から対象物の動きを解析した。輪郭線図形が基準輪郭線図形に最も似ているときの回転角を得ることができる。基準輪郭線関数として非対称図形を用いることにより、 $C(a)$ の時系列から対象物の回転を検出できることを確認した。今後は、動的に形状が変化する対象物の時系列にこの方法は有効であることが分かった。

ここでは、簡単な実験を通して提案した手法の有効性を確認することができたので、今後は、実際の画像や対象物を用いて行う必要がある。

## 第6章 カオス現象の解析への応用

### 6. 1. はじめに

人体や生体のプロセスのようなダイナミックシステムを対象とする研究分野では、その現象をカオス現象として捉えて、対象の解析を行っている。例えば、Teodorescu らは生体プロセスをカオス現象としてモデル化を行っている[1]。Tsuda らは脈拍を用いて生体の状態をカオス的に調べている[2]。Sumida らは目の焦点調節機構をカオス的に捉えてその解析を行っている[3]。Hornero らは癲癇患者の脳波からアトラクタを求め、そのアトラクタを解析している[4]。このように医用分野での研究が行われている。

カオスを用いた対象の解析ではカオス現象の同定が必要となり、そのためにはカオス現象の出力の類似性を計算して同定を行うことが考えられる。カオス現象の解析に線図形処理を適用することができる。すなわち、その出力として2次元アトラクタを線図形として考え、それを線図形処理の手法を用いてカオス現象を同定する。この章では相互相関数による線図形処理をアトラクタの解析に適用することについて述べる[5][6][7]。アトラクタはカオス現象から生成されるが、その観測時間によって測定されるアトラクタの長さが異なる。また、同一の時間であってもアトラクタはマッピングによる影響を受ける。ここでは、観測時間とマッピングの影響について述べる。

### 6. 2. 観測時間の影響

#### 6. 2. 1 カオス現象の同定

$N$ 次元空間でのカオス現象からマッピングによって2次元アトラクタを得る。これをカオス図形と呼び、カオス現象の特徴を持っていると考え、カオス図形の類似性を評価する。

$\mathbf{c}_i(t)(i=1,\dots,N)$ ,  $\mathbf{a}(t)$  をカオス図形とする。 $\mathbf{a}(t)$  に対しての  $\mathbf{c}_i(t)(i=1,\dots,N)$  中からもっとも類似しているもの  $\mathbf{c}_k(t)$  を見つける。 $\mathbf{a}(t)$ ,  $\mathbf{c}_i(t)$  を基準図形  $U$ , 輪郭線図形  $X$  として輪郭線図形の処理法を適用する。すなわち、基準図形  $U$  と輪郭線図形  $X$  との局所類似度、または、類似度を計算する。カオス現象の観測時間によってカオス図形の長さが異なる。カオス図形  $\mathbf{c}_i(t)(i=1,\dots,N)$  の長さが  $\mathbf{a}(t)$  よりも短い場合、すべての  $\mathbf{c}_i(t)(i=1,\dots,N)$  に対して局所類似度の最大となるものを選出する。これは、未知のカオス図形  $\mathbf{a}(t)$  を既知のカオス図形

$c_i(t)$  ( $i=1, \dots, N$ )の一部として検出することになる。また、 $c_i(t)$  ( $i=1, \dots, N$ )の長さが  $a(t)$  等しい短い場合、すべての  $c_i(t)$  ( $i=1, \dots, N$ ) に対して類似度の最大となるものを選出する。

ここで使用したアトラクタは Chua の回路をシミュレーションして得られたものを用いた[8][9]。

## 6. 2. 2 実験結果

### 観測時間が短い場合

未知のカオス図形が既知のカオス図形より短い場合を考えて、Fig.6-1 に示すようなカオス図形に対して実験を行った。U1, U2 と U3 はそれぞれ X1, X2 と X3 の一部でありこれらのマッピングは同じものである。U4 は U1 を  $45^\circ$  回転したマッピングであり、U5 は U3 を  $90^\circ$  回転したマッピングである。X1, X2, X3 を既知カオス図形  $X(t)$  とし、U1, U2, U3, U4, U5 を未知カオス図形  $U(t)$  とした。  $X(t)$  は Fig.6-1 に示す図形を 1024 点でサンプリングしたものである。

Tab.6-1 にその結果を示す。各項目は最大局所類似度  $S(\tau)$  の 2 乗、その時の角度（偏角）と  $\tau$  の値を示す。  $X(t)=X1$ ,  $U(t)=U1$  の場合は、 $\tau=542$  で最大局所類似度  $S(\tau)$  の 2 乗は 1.0 ととなり、偏角は  $0^\circ$  となる。すなわち、 $S(542)$  の 2 乗は 1.0、 $\tilde{R}(542)$  の偏角は 0 である。このことは、U1 は回転角度 0 ラジアンでその中央点が  $t=542$  の点のときに X1 に最もマッチしていることを意味する。  $X(t)=X2$ ,  $U(t)=U1$  の場合は、 $S(26)$  の 2 乗は 0.956、 $\tilde{R}(26)$  の偏角は  $-0.12$  ラジアンである。このことは、U1 は回転角度  $-0.12$  ラジアンでその中央点が  $t=26$  の点のときに X2 に最もマッチしていることを意味する。  $X(t)=X3$ ,  $U(t)=U1$  の場合は、 $S(206)$  の 2 乗は 1.0、 $\tilde{R}(206)$  の偏角は 3.14 ラジアンである。このことは、U1 は回転角度 3.14 ラジアンでその中央点が  $t=206$  の点のときに X3 に最もマッチしていることを意味する。

$X(t)=X1$ ,  $U(t)=U4$  の場合は、 $S(545)$  の 2 乗は 1.0、 $\tilde{R}(545)$  の偏角は 0.79 ラジアンである。このことは、U4 は回転角度 0.79 ラジアン（約  $45^\circ$ ）でその中央点が  $t=545$  の点のときに X1 に最もマッチしていることを意味する。  $X(t)=X2$ ,  $U(t)=U4$  の場合は、 $S(44)$

の2乗は0.961,  $\tilde{R}(44)$ の偏角は0.70 ラジアンである. このことは, U4は回転角度0.70 ラジアン(約 $40^\circ$ )でその中央点が $t=545$ の点のときにX2に最もマッチしていることを意味する.  $X(t)=X3$ ,  $U(t)=U4$ の場合は,  $S(226)$ の2乗は0.990,  $\tilde{R}(226)$ の偏角は-2.36 ラジアンである. このことは, U4は回転角度-2.36 ラジアン(約 $-135^\circ$ )でその中央点が $t=226$ の点のときにX3に最もマッチしていることを意味する.  $X(t)=X3$ ,  $U(t)=U5$ の場合は,  $S(622)$ の2乗は0.999,  $\tilde{R}(622)$ の偏角は1.58 ラジアンである. このことは, U5は回転角度1.58 ラジアン(約 $90^\circ$ )でその中央点が $t=622$ の点のときにX3に最もマッチしていることを意味する.

同一マッピングの場合は, 局所類似度が最大, すなわち, 1に近く偏角が0のとき, U1, U2, U3はそれぞれ正しくX1, X2とX3の一部と同定された.

しかし, 回転マッピングの場合は局所類似度だけを考慮すれば, 回転したカオス図形U4, U5をそれぞれ正しくX1, X3と同定できた. U4とX1との局所類似度はX1, X2, X3との中で最大となる. U5とX3との局所類似度についても同様である. 計算に使用したカオス図形はそのx座標, y座標を整数値に丸めたものを用いているため, Tab.6-1の示す数値結果は誤差を含んでいると思われる.

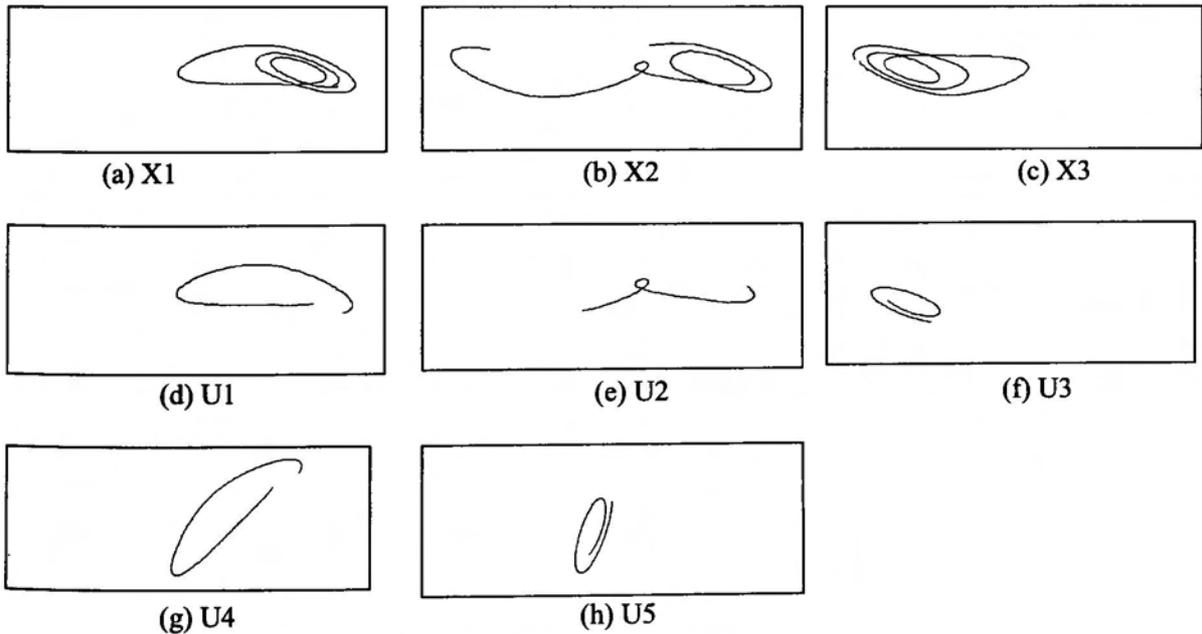


Fig.6-1 Some chaotic figures

Tab.6-1 The maximum square value of local similarity and its angle

X U	X1	X2	X3
U1	abs = 1.000 angle = 0.00 $\tau$ = 542	abs = 0.956 angle = -0.12 $\tau$ = 26	abs = 1.000 angle = 3.14 $\tau$ = 206
U2	abs = 0.852 angle = -3.08 $\tau$ = 447	abs = 1.000 angle = 0.00 $\tau$ = 346	abs = 0.852 angle = 0.07 $\tau$ = 115
U3	abs = 0.997 angle = -3.11 $\tau$ = 980	abs = 0.898 angle = -0.03 $\tau$ = 531	abs = 0.999 angle = 0.01 $\tau$ = 622
U4	abs = 1.000 angle = 0.79 $\tau$ = 545	abs = 0.961 angle = 0.70 $\tau$ = 44	abs = 0.990 angle = -2.36 $\tau$ = 226
U5	abs = 0.740 angle = -1.81 $\tau$ = 8	abs = 0.576 angle = 1.38 $\tau$ = 569	abs = 0.999 angle = 1.58 $\tau$ = 622

(Note) "abs" means the square of local similarity.  
The unit of angle is radian.

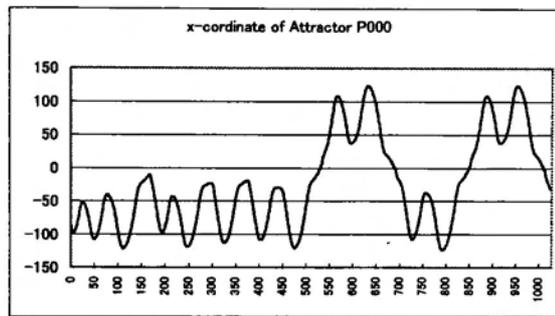
#### 時間的にずれのある場合

つぎに、既知のカオス図形と未知のカオス図形の長さは同じであるが時間的にずれている場合を考慮して実験を行った。

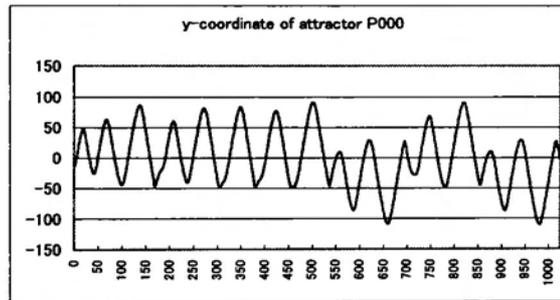
カオス図形の生成された区間を  $[T_1, T_2]$  で表す。すなわち、シミュレーションにおいて回数  $T_1$  で図形を生成し始め、回数  $T_2$  までの間で図形を生成する。Fig.6-2 に示すカオス図形 p000 は区間  $[200001, 205000]$  である。Fig.6-3 に p000 の x 座標, y 座標を示す。水平軸はサンプル点を示し, x 座標, y 座標ともに平均が 0 となるよう修正している。Fig.6-4 に示すカオス図形 p200 は区間  $[202001, 207000]$  である。Fig.6-5 に p200 の x 座標, y 座標を示す。水平軸はサンプル点を示し, x 座標, y 座標ともに平均が 0 となるよう修正している。カオス図形 p000 と区間を移動したカオス図形との類似度を計算した。Fig.6-6 に区間を 200 ずつ 0 から 5000 まで移動したものととの類似度を示す。Fig.6-8 に区間を 10 ずつ 0 から 200 まで移動したものととの類似度を示す。Fig.6-7 と Fig.6-9 に類似度を与える点, すなわち, 相互相関関数が最大となる点を示す。

カオス図形 p000 と p200 は 40% の重なっている部分をもつ。Fig.6-3 と Fig.6-5 では約 400 のサンプル点のずれがある。移動点が 0 から 5000 まで 200 ずつの結果を Fig.6-6 と

Fig.6-7 に示す. Fig.6-6 に示すように p020 から p100 までは類似度は 0.8 以上であり, p140 から p500 までは 0.6 ないし 0.7 である. Fig.6-7 に示すように p000 から p220 までは類似度を得る点, すなわち, 相互相関値が最大となる点が線形的に増加している. 移動点が 0 から 200 まで 10 ずつの結果を Fig.6-8 と Fig.6-9 に示す. Fig.6-8 では類似度は線形的に減少している. Fig.6-9 に示すように p000 から p020 までは類似度を得る点, すなわち, 相互相関値が最大となる点がほぼ線形的に増加している.



(a) x-coordinate



(b) y-coordinate

Fig.6-3 x and y-coordinate of attractor "p000"

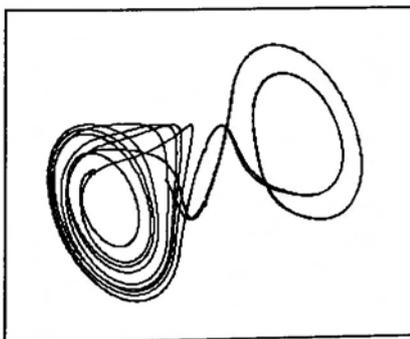


Fig. 6-2 Attractor "p000"

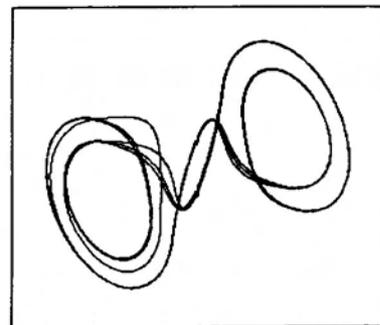
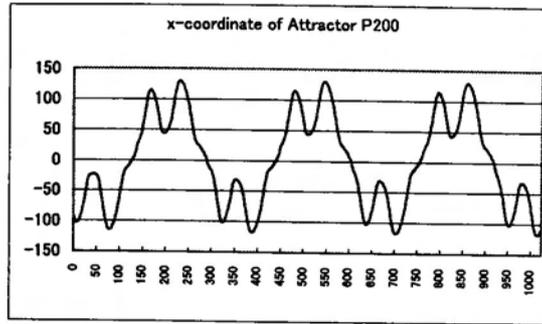
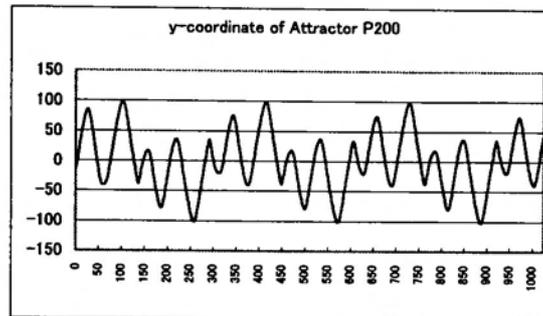


Fig.6-4 Attractor "p200"

6. カオス現象の解析への応用



(a) x-coordinate



(b) y-coordinate

Fig.6-5 x and y-coordinate of attractor "p200"

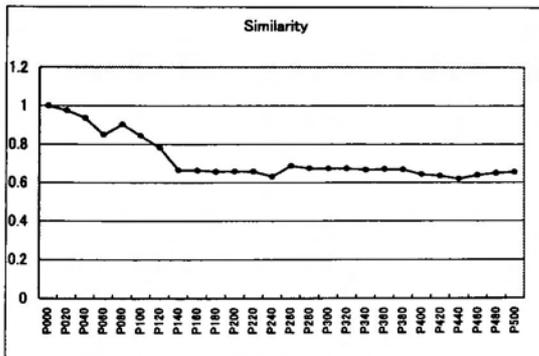


Fig.6-6 Similarity with shifting interval from 0 to 500 step by 200

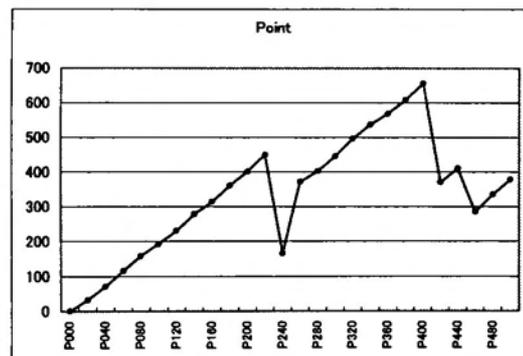


Fig.6-7 Shift point which gives the similarity, with shifting interval from 0 to 500 by 200

6. カオス現象の解析への応用

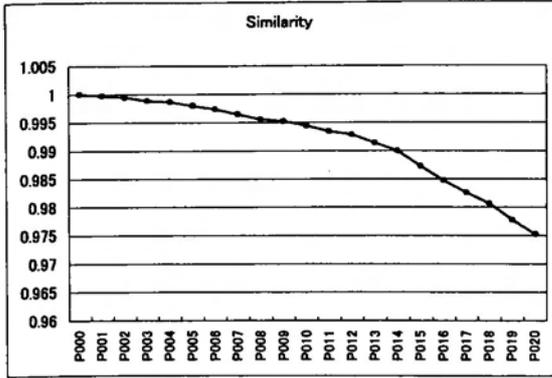


Fig.6-8 Similarity with shifting interval from 0 to 200 step by 10

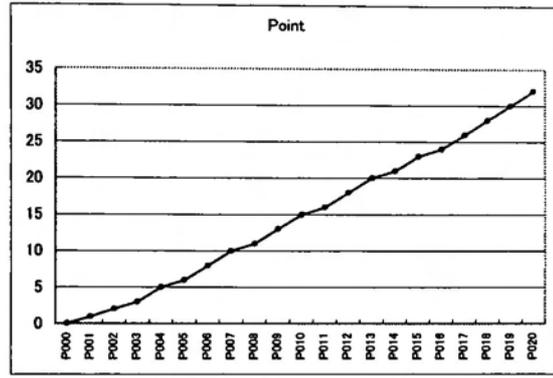


Fig.6-9 Shift point which gives the similarity, with shifting interval from 0 to 200 by 10

### 6. 3. マッピングの影響

#### 6. 3. 1 マッピングの係数

アトラクタはマッピングによる影響を受けるので、観測時間は同一とし2次元平面への種々のマッピングによってカオス図形を生成する。

マッピングは次のように作成した。

$\hat{x}(t)$  と  $\hat{y}(t)$  をカオス図形の x 座標と y 座標とする。Chua の回路の微分方程式は  $x(t)$ ,  $y(t)$ ,  $z(t)$  の3つの関数の連立微分方程式であるが、その中の  $x(t)$  と  $y(t)$  をカオス図形を生成する関数として使用する (文献[9]p28 参照)。  $\hat{x}(t)$  と  $\hat{y}(t)$  は  $x(t)$  と  $y(t)$  を区間 [200001,205000] で下の式によってマッピングを行い生成した。

$$\hat{x}(t) = ax(t) + by(t) \quad (6-1)$$

$$\hat{y}(t) = cx(t) + dy(t) \quad (6-2)$$

係数  $a, b, c, d$  を換えることによって種々のマッピングによるカオス図形を得ることができる。実際には上の式の  $\hat{x}(t)$  と  $\hat{y}(t)$  を 80 倍したものをを用いた。

#### 6. 3. 2 実験結果

上で述べたマッピングによって生成したカオス図形に対して行った。Fig.6-10 に  $a=1, b=0, c=0, d=1$  であるカオス図形“A”を示す。Fig.6-11 にカオス図形“A”の x 座標, y 座標を示す。Fig.6-12 に, カオス図形“A”の x 座標, y 座標を入れ替えた, すなわち,  $a=0, b=1, c=1, d=0$  であるカオス図形“D”を示す。Tab.6-2 にカオス図形の係数を, Tab.6-3 にカオス図形の類似度を示す。

カオス図形“B”はカオス図形“A”を  $45^\circ$  回転し  $\sqrt{2}$  バイしたものに等しいのでカオス図形“A”とカオス図形“B”との類似とは 1 に近い。カオス図形“D”とカオス図形“E”についても同様である。類似度が 0.99 より大きいか否かによって2つのグループに分けられる。すなわち, カオス図形“A”, “B”, “C”とカオス図形“D”, “E”, “F”である。

係数を  $a=1, b=0$  に固定し  $c$  を -0.8 から 0.8 まで 0.2 ずつ,  $d$  を 0.2 から 1.8 まで 0.2 ずつ変化させて生成したカオス図形とカオス図形“A”との類似度を Tab.6-4 に示す。そのグラフを Fig.6-13 に示す。Tab.6-4 では係数が  $c=0, d=0.2$  で生成されるカオス図形との類似度が最小で 0.986778 である。

6. カオス現象の解析への応用

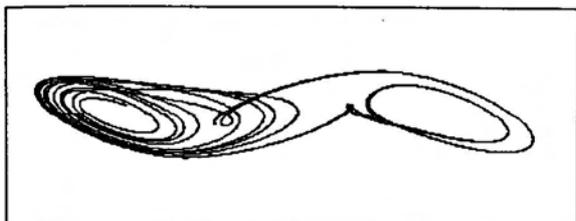


Fig.6-10 Attractor "A"

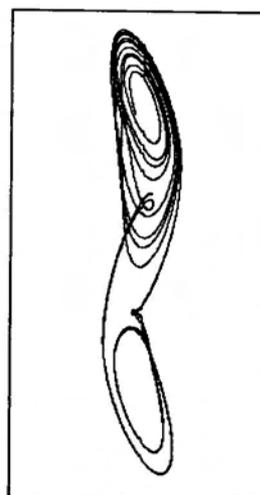
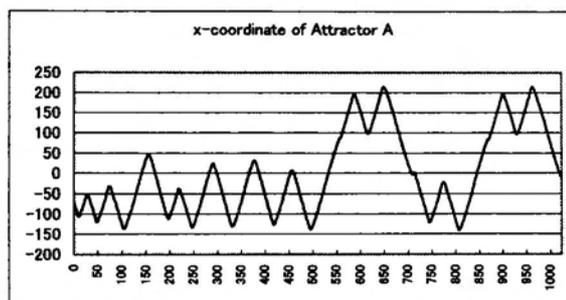
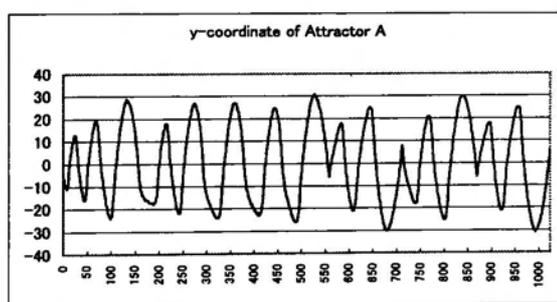


Fig.6-12 Attractor "D"



(a) x-coordinate



(b) y-coordinate

Fig.6-11 x and y-coordinate of attractor "A"

Tab.6-2 Coefficients of attractors

	$a$	$b$	$c$	$d$
A	1.0	0.0	0.0	1.0
B	1.0	1.0	-1.0	1.0
C	1.0	0.5	-1.0	0.5
D	0.0	1.0	1.0	0.0
E	-1.0	1.0	1.0	1.0
F	-1.0	0.5	1.0	0.5

Tab. 6-3 Similarities of some mappings

	B	C	D	E	F
A	0.99956	0.99624	0.94325	0.94129	0.96594
B		0.99607	0.94129	0.93987	0.96487
C			0.96594	0.96487	0.98372
D				0.99956	0.99624
E					0.99607

Tab.6-4 Similarities of attractor "A" and the attractors generated by various mappings

		d								
		0.2	0.4	0.6	0.8	1	1.2	1.4	1.6	1.8
c	-0.8	0.988484	0.991417	0.993865	0.995053	0.996682	0.997804	0.997963	0.998223	0.997066
	-0.6	0.988935	0.99213	0.994348	0.99667	0.997941	0.998127	0.998631	0.997869	0.996303
	-0.4	0.989117	0.991982	0.995217	0.997412	0.998204	0.998544	0.997882	0.996148	0.994107
	-0.2	0.987889	0.992645	0.99532	0.99852	0.999208	0.998699	0.997548	0.995504	0.99197
	0	0.986778	0.992589	0.996371	0.998565	1	0.999036	0.997784	0.994767	0.990066
	0.2	0.989597	0.993776	0.997044	0.997628	0.999006	0.998086	0.9963	0.993287	0.988686
	0.4	0.989611	0.993225	0.994648	0.997114	0.996277	0.996688	0.994731	0.99253	0.991788
	0.6	0.989035	0.992791	0.993114	0.995158	0.997034	0.996059	0.996772	0.995498	0.994289
	0.8	0.988576	0.990786	0.992798	0.993972	0.995425	0.995453	0.996098	0.996267	0.993852

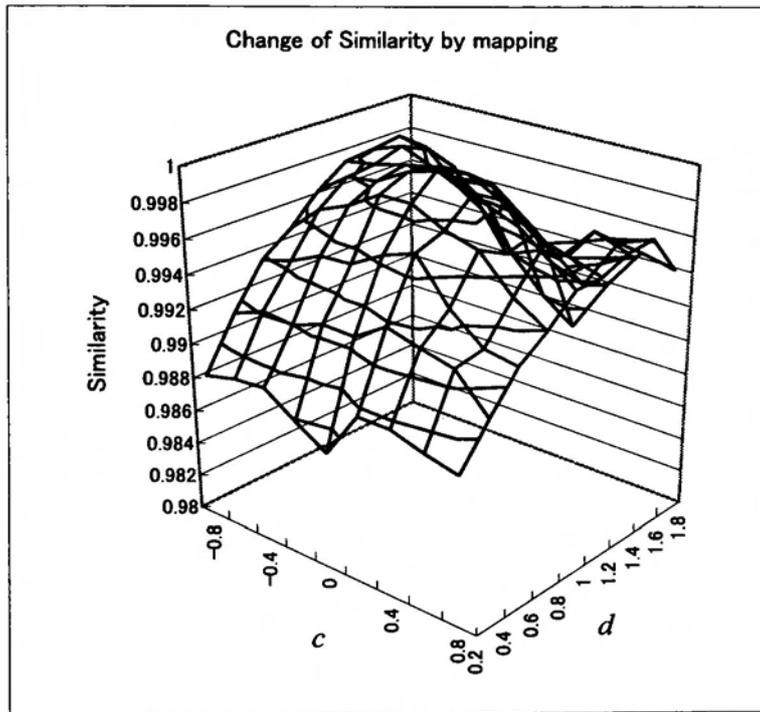


Fig.6-14 3-D graph of Tab.3

6. 4. おわりに

相互相関関数を用いた線図形処理の手法をカオス現象解析に適用し、種々のアトラクタに対してその類似性を調べた。観測時間の影響については、未知カオス現象が既知カオス現象に含まれる場合は、局所類似度が最大になる点、すなわち、 $t$  の値を知ることができるので未知カオス現象が既知カオス現象のどの部分にマッチするかの判定もできる。観測時間のずれについては、ずれが小さいときは類似度とずれの比例関係が見られた。また、マッピングの影響については、同一の或いは回転のマッピングによるカオス図形については類似度がほぼ1であるので同定可能である。カオス現象から2次元アトラクタへのマッピング係数が同程度のもものでは類似度が1に近い結果を得ており同定可能である。したがっ

## 6. カオス現象の解析への応用

て、本手法はカオス現象の解析に適用可能である.

## 第7章 結論

本論文では輪郭線図形等の線図形を処理することについて述べてきた。線図形の形状解析を行うためには線図形の特徴を抽出する必要がある。線図形の特徴として局所的な特徴点を曲率を用いて抽出する方法、輪郭線を多角形近似したときのその頂点を特徴点とする広域な特徴を抽出する方法、そして、基準図形との類似性による局所特徴を抽出する方法を述べた。輪郭線を多角形近似する方法では近似多角形の頂点が輪郭線上に存在するため、その頂点を輪郭線の特徴点とすることがきる。原図形の重要な情報をもつ部分に近似多角形の頂点が存在するため、この手法による多角形近似はパターン認識の特徴抽出に有効である。線図形を複素数値関数として捉え、それらの関数の相互相関関数を用いて特徴抽出を行う方法を提案した。ここでの特徴は基準図形との類似度を用いており、基準図形に類似した部分を抽出することができる。この方法では基準図形を表す複素数値関数を適当に選ぶことによって様々な特徴を抽出することができるという利点がある。抽出した部分の基準図形との方向角度を得ることができるため、輪郭線の特徴抽出法として有効である。また、曲率を用いる方法及び近似多角形を求める方法では輪郭線をスムージングすることが必要であるが、相互相関関数による方法ではスムージングは不要であるという長所がある。

相互相関関数による局所特徴について議論を展開し、その性質について述べた。局所的な類似度を線図形全体に対する類似度に拡張し、この類似度は線図形の大きさと回転に不変であることを示した。本手法は基本的には輪郭線のような閉じた線図形に対する処理方法であるが、閉じていない線図形を表わす関数を周期関数に修正する方法を示した。それゆえ、この方法は閉じていない線図形に対しても適用できる。また、基準図形との相互相関関数を輪郭線図形の特徴関数として捉えることができ、その特徴関数を用いた類似度による輪郭線図形の評価を行った。特徴関数による輪郭線図形の類似度は基準関数を替えることによって大きく変化し、種々の観点から輪郭線図形を評価ができるため、この方法は形状解析に有効である。特徴関数を複素平面に表示したものを特徴図形と呼び、輪郭線図形の直線部分は相互相関値が変化せず特徴図形上の1点になることを示した。したがって、

特徴図形によって直線部分を無視した類似性を調べることができる。また、輪郭線図形の対象としている部分がコーナーであると仮定した場合にその角度を推定できることを示した。

実際の線図形への適用として情景解析などを行った。破損物体の復元への適用を考えジグソーパズルの隣接関係を調べた。また、相互相関関数による局所特徴を用いて不完全な輪郭線からなる線図形の情景から対象とする形状に類似した輪郭線図形の検出方法を述べ、シミュレーションによって検出できることを確認した。さらに、輪郭線図形の図形方向の角度を表すために類似度を複素数として扱い、回転する対象物の解析に適用できることを示した。その結果、相互相関関数を用いて抽出した特徴が輪郭線図形処理に有効であることを確認した。

局所特徴を用いた処理は2次元の線図形を対象としている。すなわち、物体の形状を示す輪郭線でなく、2次元曲線であれば適用できる。したがって、カオス現象から生ずる2次元アトラクタを用いてカオス現象の解析への適用を試みた。シミュレーションによるアトラクタに対してはアトラクタの同定が可能である。線図形処理がカオス現象の解析に適用できることを確認した。

以上、線図形処理について、主として相互相関関数を用いた方法を述べた。輪郭線などの線図形を複素数値関数として表し、その複素数値関数の相互相関関数を処理することにより、線図形処理を行うことができる。基準関数との類似度を基本としており、基準関数を替えることにより種々の局所特徴が得られる。この類似度はその大きさを表す絶対値と基準図形との方向のずれの角度を複素数として表現できる特長を持っている。また、相互相関関数から特徴を求めているため、輪郭線図形のスムージングは不要であるという利点がある。ここで示したいくつかの適用例を通して、本手法が輪郭線図形処理に有効であることが確認できた。

本研究の成果を述べたが、今後の課題として

- ①相互相関関数による方法では基準図形を替えることにより種々の局所特徴及び特徴関数が得られるため、基準図形の選定について調べること。

## 7. 結論

- ②相互相関関数による方法の特長を考慮して、実際の種々の画像に対して適用することなどについて研究を進める必要がある。

## 謝辞

本論文を纏めるにあたり、暖かいご指導を賜りました九州工業大学工学部 矢鳴虎夫教授、石川聖二教授、岩根雅彦教授、前田博教授、村上周太教授に心より感謝の意を表します。また、本研究を進めるにあたり、暖かく見守り助言を頂いた九州工業大学工学部名誉教授 加藤清史博士（現東亜大学教授）、九州工業大学工学部元助手 姚鳳会博士（現東亜大学講師）に心から感謝の意を表します。さらに、文部省内地研究員として東京大学工学部に派遣されたときに親切なご指導を頂き、本研究を始める糸口を与えて頂いた東京大学工学部名誉教授 森下巖博士（現法政大学教授）、東京大学工学部元助教授 出口光一郎博士（現東北大学教授）に深く感謝の意を表します。そして、本研究を遂行するにあたり、暖かいご理解と激励の言葉を頂いた九州工業大学工学部情報工学教室の教職員の方々に深く感謝の意を表します。

## 参考文献

## 1 章

- [1] 敖, 崔, 泉, 福永, 輪郭線の構造木表現とその物体認識への応用, 電子情報通信学会論文誌 D-II Vol.J75-D-II No.3, pp.481-489, 1992
- [2] Raman, S., V. Sakar, S., Boyer, K.L., Tissue Boundary Refinement in Magnetic Resonance Image Using Contour -Based Scale Space Matching, IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 10, no.2, pp.109-121, 1991
- [3] Zahn, C.T, Roskies, R.R, Fourier Descriptors for Closed Curves, IEEE Trans. Computers, vol. C-21, no.3, pp.269-281, 1972
- [4] Liu, Z., Rangayyan, R.M., Frank, C.B., Directional Analysis of Images in Scale Space, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-13, no.11, pp.1185-1192, 1991
- [5] Ansari, N., Delp, E.J., Partial Shape Recognition: A Landmark-Based Approach, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-12, no 5, pp.470-483, 1990
- [6] Wolfson, H.J., On Curve Matching, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-12, no 5, pp.483-489, 1990
- [7] Hemminger, T.L., Pomalaza-Ráze, C.A., Polygonal Representation: A Maximum Likelihood Approach, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol.52, pp.239-247, 1990
- [8] Liu, H.C., Srinath, M.D., Corner Detection From Chain-Code, Pattern Recognition, Vol.23, No.1/2, pp.51-68, 1990
- [9] Fahn, C.S., Wang, J.F., Lee, J.Y., An Adaptive Reduction Procedure for the Piecewise Linear Approximation of Digitized Curves, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-11, no.9, pp.967-973, 1989
- [10] Teh, C.H., Chin, T.R., On the Detection of Dominant Points on Digital Curves, ", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-11, no.8, pp.859-872, 1989
- [11] Terzopoulos, D., Regularization of Inverse Visual Problems Involving Discontinuities, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-8, no.4, pp.413-424, 1986
- [12] Dunham, J.G, Optimum Uniform Piecewise Linear Application of Planar Curves, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-8, no.1, pp.67-75, 1986
- [13] Asada, H., Brady, M., The Curvature Primal Sketch, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-8, no.1, pp.2-14, 1986
- [14] 青木, 出口, 輪郭図形の認識のための正則化多角形近似法, 情報処理学会論文誌, 第32巻第2号 pp.168-178, 1991
- [15] Sheu, H.T., Hu, W.C., Multiprimitive Segmentation of Planar Curves - A Two-Level Breakpoint Classification and Tuning Approach, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-21, no.8, pp.791-797, 1999
- [16] 上坂, 開曲線にも適用できる新しいフーリエ記述子, 電子通信学会論文誌, Vol.J67-A, No.3, pp166-172, 1984
- [17] Weems, C., C., Architectural Requirement of Image Understanding with Respect to Parallel, Proceedings of IEEE, Vol.79, No.4, pp.537-547
- [18] 朝日宣雄, 菊池豊, 超高速画像処理の実際, 技術評論社, 1988
- [19] 玉木, 相関に基づく特徴抽出について, 九州工業大学研究報告(工学)第40号昭和55年 pp.137-143, 1980
- [20] Tamaki, A., Feature Extraction Model by Correlation, Proc. of 5th Int. Conf. on Pattern Recognition pp.1219-1222, 1980
- [21] 玉木, 相関変換における変換関数系の特徴抽出に及ぼす影響について, 九州工業大

- 学研究報告（工学）第 43 号昭和 56 年 pp.107-113, 1981
- [22] 玉木, 直交変換との比較による相関変換を用いた特徴抽出の評価, 九州工業大学研究報告（工学）第 45 号昭和 57 年 pp.51-56, 1982
- [23] 玉木, 相関変換によって抽出された特徴からのパターン再生の一手法について, 九州工業大学研究報告（工学）第 48 号昭和 59 年 pp.31-38, 1984
- [24] Tamaki,A. , An Application of Correlation Transform to Multi Class Pattern Recognition, Memory of Kyushu Inst. of Tech. Eng. No.14 pp.45-51, 1984
- [25] 玉木, 相関関数を用いた波形の位置推定法の提案, 九州工業大学研究報告（工学）第 52 号昭和 61 年 pp.57-62, 1986
- [26] 玉木, 相関変換の基礎的性質（I）, 九州工業大学研究報告（工学）第 55 号昭和 62 年 pp.77-83, 1987
- [27] Tamaki,A. On the Estimation of Wave Form and Position by Cross Correlation, Proc. of IEEE Int. Con. on Image Processing, ICIP'89 Singapore pp.747-751, 1989
- [28] Yao,F., Tamaki,A, Kato,K., The Development of HIGIPS - the High-speed General-purpose Image Processing System, Proc. of Int. Computer Symposium 1990, Hinchu, Taiwan,R.O.C. pp.278-283, 1990
- [29] Yao,F., Tamaki,A, Kato,K., Image Processing on HIGIPS, Proc. of Int. Conf. on Information and System (ICIS), AMSE 1991, Hangzhou, China pp.1350-1353, 1991
- [30] Yao,F., Tamaki,A, Kato,K., Recognition of the 3-D Motion of Human Arm with HIGIPS, Proc. of 1991 Korean Automatic Control Conference (KACC), Seoul Korea pp.1724-1729, 1991
- [31] Yao,F., Tamaki,A, Kato,K., An application of HIGIPS to Recognition of Pendulum Like Motion, Proc. of 1991 Int. Conf. on Industrial Electronics, Control and Instrumentation, Kobe, Japan pp.2025-2030, 1991
- [32] Yao,F., Tamaki,A, Kato,K., HIGIPS Machine : A High speed General-purpose Image Processing System, Proc. of ISMM Int. Symposium,1991, Long-Beach, California pp.138-141, 1991
- [33] 玉木, 加藤, コンピュータによる略画生成の試み, 九州工業大学研究報告（工学）第 64 号平成 4 年 pp.9-17, 1992
- [34] Tamaki,A., Deguchi,K., Morishita,I., Kato,K., A Method of Polygonal Approximation of Contour Figure by Searching for a Minimal Value, Proc. of the 31st SICE Annual Conference, International Session pp.1289-1292, 1992
- [35] Tamaki,A., Kato,K., On the Feature Extraction of Contour Figure by using Cross Correlation, Proc. of the 32nd SICE Annual Conference, International Session pp.1291-1296, 1993
- [36] Tamaki,A., Kato,K., Yanaru,T., On the Feature of Contour Figure by using Cross Correlation Function, Proc. of the 33rd SICE Annual Conference, International Session pp.913-918, 1994
- [37] Tamaki,A., Iwakiri,T., Taketomi,T., Generation of Drawing by using Neural Network for Feature Detection, Proc. of International Conference on Fuzzy Logic, Neural Net and Soft Computing Aug.6 pp.299-302, 1994
- [38] Tamaki,A., Kato,K., Yanaru,T., On the Analysis of Contour Figure by using Cross Correlation Function, Proc. of the 34th SICE Annual Conference, International Session pp.1195-1200, 1995
- [39] Yao,F., Tamaki,A., Kato,K., Layout Recognition of Japanese Business Card, The International Conference on Signal Processing, Application & Technology, Oct.24-26

- pp.1112-1116, 1995
- [40] Yao,F., Shao,G., Tamaki,A., Kato,K., Layout Understanding of Japanese Business Card Based on the Destination of Character Center Line, Proc. of Second Asian Conference on Computer Vision,5-8 December 1995, Singapore pp.I-417-421, 1995
  - [41] Tamaki,A., Yao,F., Kato,K., On the Detection of Feature on the Line Segment by using Cross Correlation, Proc. of the 35th SICE Annual Conference, International Session pp.1089-1094, 1996
  - [42] Tamaki,A., Taruki,M., Yao,F., Kato,K., On the Generation of Drawing by Using Neural Network - A Method of Feature Detection – Biomedical Fuzzy and Human Sciences, Vol.2, No.1, 1996 pp.55-61, 1996
  - [43] Yao,F., Shao,G., Tamaki.A., Kato,K., Recovery of the Connection Relationship Among Planer Objects, '96 Proc. of the 11th Korean Automatic Control Conference, pp.430-433, 1996
  - [44] Yao,F., Shao,G., Tamaki.A., Kato,K., Partial Curve Identification 2-D Space and its Application to Robot Assembly, Proc. of IWISP'96 4-7,Nov. 1996 Manchester U.K. pp.161-164, 1996
  - [45] Yao,F., Shao,G., Tamaki.A., Kato,K., Recovery of Connection Relationship among Two-dimensional Object, 情報処理学会論文誌, 第 38 巻第 4 号 pp.746-761, 1997
  - [46] Tamaki,A., Iwane,M., Yao,F., Kato,K., On the Analysis of Contour Sequence by using Cross Correlation, Proc. of the 36th SICE Annual Conference, International Session pp.931-936, 1997
  - [47] Tamaki,A., On the Identification of Chaotic Phenomenon by 2-Dimensional Attractor, Proc. of MIF'99 : The International Symposium on Medical Information and Fuzzy Technology, Hanoi, Vietnam,Aug.26-29,1999 pp.158-165, 1999
  - [48] Tamaki,A., A Matching Method of 2-Dimensional Projected Attractor of Chaos such as Biomedical Phenomenon, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, Vol.5, No.1,pp.79-82, 1999
  - [49] Tamaki,A., Detection of the Object Figure in the Line Drawing by using Cross Correlation, Proc. of 1999 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, Oct.12-15,1999, pp.II-889-894, 1999
  - [50] Tamaki,A., The Influence of Mapping on the Identification of Chaotic Phenomenon by 2-D Attractors, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, Vol.5, No.2, (採録予定)

## 2 章

- [1] Pavlidis,T., "Algorithms for Shape Analysis of Contour and Waveforms", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-2, no.4, pp.301-312, 1980
- [2] Rattrangsi,A., Chin,R.T., "Scale-Based Detection of Contours of Planar Curves", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-14, no.4, pp.430-449, 1992
- [3] Teh,C.H., Chin,T.R., On the Detection of Dominant Points on Digital Curves, ", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-11, no.8, pp.859-872, 1989
- [4] Hemminger,T.L., Pomalaza-Ráze,C.A., Polygonal Representation: A Maximum Likelihood Approach, Computer Vision, Graphics, and Image Processing,Vol.52, pp239-247,1990
- [5] Fahn,C.S., Wang,J.F., Lee, J.Y., An Adaptive Reduction Procedure for the Picewise Linear Approximation of Digitized Curves, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-11, no.9, pp.967-973, 1989
- [6] 青木, 出口, 輪郭図形の認識のための正則化多角形近似法, 情報処理学会論文誌, 第

- 32 卷第 2 号 pp.168-178, 1991
- [7] Tamaki,A., Deguchi,K., Morishita,,I. Kato,K., A Method of Polygonal Approximation of Contour Figure by Searching for a Minimal Value, Proc. of the 31st SICE Annual Conference, International Session pp.1289-1292,1992
- [8] Tamaki,A., Kato,K., "On the Feature Extraction of contour figure by using Cross Correlation", Proc. of the 32nd SICE Annual Conference, International Session, pp.1291-1296, 1993
- [9] Zahn,C.,T, Roskies,R.R, Fourier Descriptors for Closed Curves, IEEE Trans. Computers, vol. C-21, no.3, pp.269-281, 1972
- [10] 高木貞治, 解析概論第 3 版, 岩波書店, 1975

### 3 章

- [1] Tamaki,A., Kato,K., "On the Feature Extraction of contour figure by using Cross Correlation", Proc. of the 32nd SICE Annual Conference, International Session, pp.1291-1296, 1993
- [2] Tamaki,A., Kato,K., Yanaru,T., On the Feature of Contour Figure by using Cross Correlation Function, Proc. of the 33rd SICE Annual Conference, International Session pp.913-918, 1994
- [3] Tamaki,A., Kato,K., Yanaru,T., On the Analysis of Contour Figure by using Cross Correlation Function, Proc. of the 34th SICE Annual Conference, International Session pp.1195-1200, 1995
- [4] Tamaki,A., Yao,F., Kato,K., On the Detection of Feature on the Line Segment by using Cross Correlation, Proc. of the 35th SICE Annual Conference, International Session pp.1089-1094, 1996

### 4 章

- [1] 尾上守男,画像処理ハンドブック,昭晃堂,1987
- [2] Ferdinand van der Heijden : Edge and Line Feature Extraction Based on Covariance Models, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.17, No.1, pp.16-33, January, 1995
- [3] Greg I. Chiou and Jenq-Neng Hwang : A Neural Network-Based Stochastic Active Contour Model (NNS-SNAKE) for Contour Finding of Distinct Features, IEEE Trans. Image Processing, Vol.4, No.10, pp.1407-1416, October, 1995
- [4] Tamaki,A., Iwakiri,T., Taketomi,T., Generation of Drawing by using Neural Network for Feature Detection, Proc. of International Conference on Fuzzy Logic, Neural Net and Soft Computing Aug.6 pp.299-302, 1994
- [5] Tamaki,A., Taruki,M., Yao,F., Kato,K. , On the Generation of Drawing by Using Neural Network - A Method of Feature Detection – Biomedical Fuzzy and Human Sciences, Vol.2, No.1, 1996 pp.55-61, 1996

### 5 章

- [1] Ansari,N., Delp,E.J., Partial Shape Recognition: A Landmark-Based Approach, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-12, no.5, pp.470-483, 1990
- [2] Yao,F., Shao,G., Tamaki,A., Kato,K., Recovery of the Connection Relationship Among Planer Objects, '96 Proc. of the 11th Korean Automatic Control Conference, pp.430-433, 1996
- [3] Yao,F., Shao,G., Tamaki,A., Kato,K., Partial Curve Identification 2-D Space and its

- Application to Robot Assembly, Proc. of IWISP'96 4-7,Nov. 1996 Manchester U.K. pp.161-164
- [4] Yao,F., Shao,G., Tamaki,A., Kato,K., Recovery of Connection Relationship among Two-dimensional Object, 情報処理学会論文誌, 第38巻第4号 pp.746-761, 1997
- [5] Tamaki,A., Iwane,M., Yao,F., Kato,K., On the Analysis of Contour Sequence by using Cross Correlation, Proc. of the 36th SICE Annual Conference, International Session pp.931-936, 1997
- [6] Fermin,I., Imiya,A., Planar motion detection by randomized triangle matching, Pattern Recognition Letter 18, pp.741-749, 1997
- [7] Tamaki,A., Detection of the Object Figure in the Line Drawing by using Cross Correlation Proc. of 1999 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, Oct.12-15,1999, pp.II-889-894, 1999

## 6 章

- [1] Teodorescu,H.N., Kandel,A., Brezilianu,A. : Biologic Dynamic Processes Modeling Based on Chaotic Fuzzy System, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, Vol.4, No.1, pp.1-10, 1998
- [2] Tsuda,I., Tahara,T., Iwanaga,H. : Chaotic Pulsation in Human Capillary Vessels and its Dependence on Mental and Physical Conditions, International Journal of Bifurcation and Chaos, Vol.2, No.2, pp.313-324, 1992
- [3] Sumida,T., Tahara,T., Iwanaga,H. : Physiological Signification of the Shil'nikov Phenomenon in the Focal Accommodation System of Human Eyes, International Journal of Bifurcation and Chaos, Vol.4, No.1, pp.1-6, 1994
- [4] Hornero,R., Espino,P., Alonso,A., López,M., Estimating Complexity from EEG Background Activity of Epileptic Patient, IEEE Engineering in Medicine and Biology, Vol.18, No.6, pp.73-79, 1999
- [5] Tamaki,A., A Matching Method of 2-Dimensional Projected Attractor of Chaos such as Biomedical Phenomenon, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, Vol.5, No.1,pp.79-82, 1999
- [6] Tamaki,A., Detection of the Object Figure in the Line Drawing by using Cross Correlation, Proc. of 1999 IEEE International Conference on System, Man, and Cybernetics, Oct.12-15,1999, pp.II-889-894, 1999
- [7] Tamaki,A., The Influence of Mapping on the Identification of Chaotic Phenomenon by 2-D Attractors, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, Vol.5, No.2, 2000, (採録予定)
- [8] Matsumoto,T. Chua,L.O., Komuro,M. : The Double Scroll, IEEE Trans. on Circuit and Systems, Vol.CAS-32, No.8, pp.797-917, 1985
- [9] 合原一幸, 応用カオスーカオス理論の基礎と応用, サイエンス社, 1990