

スケールスペース解析と輪郭線の規則性による  
輪郭像のセグメンテーション手法  
A segmentation method of occluding contours using  
Scale-space analysis and line regularity

栄藤 稔 伴野 明 小林 幸雄  
Minoru ETOH Akira TOMONO Yukio KOBAYASHI  
ATR 通信システム研究所 知能処理研究室  
Communication Systems Research Laboratories

概要

この報告では手画像認識の基礎となる輪郭線解析の手法について述べる。これは認識対象はシリンダーとよばれる円錐体モデルであるとし、輪郭像のなかからこのシリンダーの投影軸を探索するための手法である。輪郭像をその輪郭線曲率についてスケールスペースに展開し、最上位のスケールから曲率の正の極大点、負の極小点を分割の候補としながら、その分割点区間が円弧近似の基準を満たしているかどうかをチェックしながら逐次再帰的に区間を分割していく。この方法は“曲率が負の極小点で図形の分節が生じる”、“線を直線、円弧などに規則的に近似して知覚する”などの視覚特性に一致するものである。

1 まえがき

本報告者は手画像認識を目標として研究を進めている [Etoh 1988a, 1988b, 1989]。手画像認識では以下の課題が挙げられる。

- アプリケーションの問題（上肢各部位を3次元的に再構成する必要がある。）  
どのようなモデリングを採用するか  
どのような画像特徴を3次元位置獲得に用いるか
- セグメンテーションの問題  
人物実画像を対象とするとノイズと有意セグメントの判別が困難である。  
どのように弁別するか
- 画像理解一般の問題  
不完全な情報をもとに、どのようにセグメントの構造化とモデルとの照合を進めるか  
アプリケーションからの3次元位置拘束の課題に対しては、

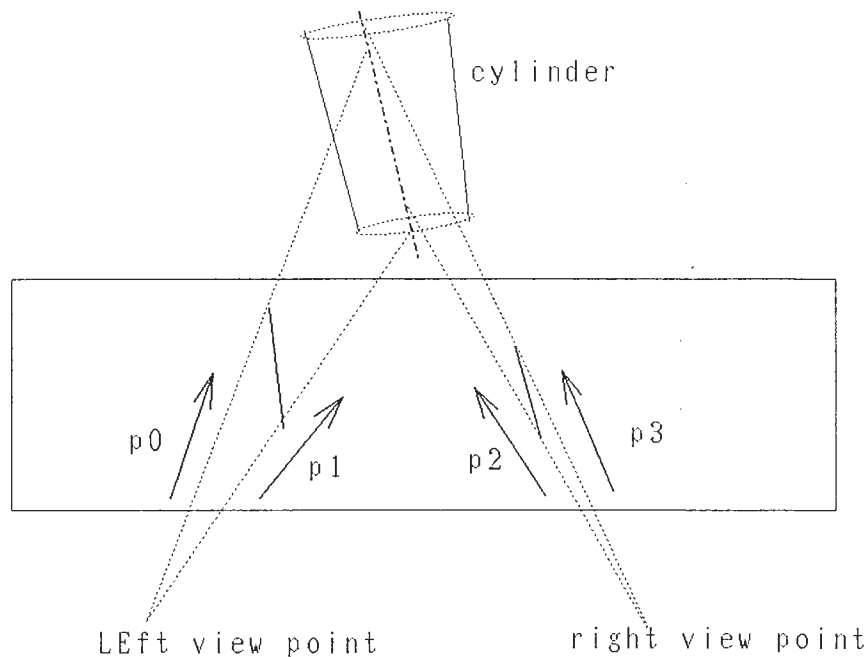


図 1: Stereo match of two symmetry axes.

1. 入力画像は複数位置からの輪郭画像（シルエット）
2. 2つの投影像から、対称軸のステレオ対応により、円錐体軸を3次元的に拘束

の方針をとる。これによれば、図1において円錐体軸の方向ベクトルは  $(\vec{p}_0 \times \vec{p}_1) \times (\vec{p}_2 \times \vec{p}_3)$  として得られる。

セグメンテーションと画像認識固有の課題対しては

- 階層化された輪郭像データの使用

輪郭像をスケールスペースへ展開し、ゼロクロスを探索した後、属性を付与した木構造データを用いる

- 仮説に基づく推論機能の採用

ATMS[de kleer 1986] による仮説管理: 画像の構造化, 照合に伴う仮説を一括管理する

エキスパートシェル ART を使用し、モデルをフレームで、画像セグメントの構造化、モデルとの照合、スケジュール機能をルールベースで記述

の基本方針をとる。以上の基本方針に沿ってプロトタイプシステムを構築中であるが、この報告では、輪郭像のセグメンテーションの課題について調査、検討した結果を述べる。輪郭画像解析の研究はここ20年行なわれてきたが、多くは理論的であり、また多くは“robust”性に問題があるのが現状である。ここで提案する方式は、円弧や直線で母線が近似できる円錐体輪郭像に対象を絞りながらも、スケールスペース解析と複雑な曲線を区分再帰的に直線、円弧に近似する手法を用いることによって、雑音に強い輪郭線セグメンテーションを可能にしている。

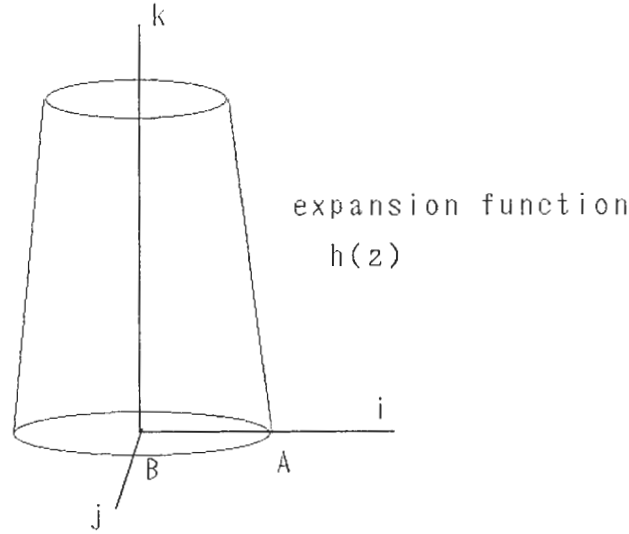


図 2: Cylinder model.

## 2 モデルの記述：円錐体モデル

本研究では認識の対象として一般化円錐体を制限したモデルを考える。一般化円錐体は自由曲線である中心軸 (spine) と掃引規則から定義されるが、ここで認識の対象とする円錐体モデルは中心軸は直線で、底面を除く円錐体表面は中心軸に対称で、軸に垂直な断面は楕円であるような円錐体に制限する (図 2)。これを以後シリンダーと呼ぶ。物体座標系を Horaud (1988) の表記に準じて、 $(i, j, k)$  とし、 $k$  軸回りの回転角を  $\theta$  と取ると、原点からのシリンダー表面の位置ベクトル  $r_u$  は

$$r_u(\theta, z) = h(z)A \cos \theta i + h(z)B \sin \theta j + zk$$

$$AB = 1$$

と定義でき、これによりモデルを表現する。関数  $h(z)$  は  $z$  軸位置に対するスケーリングの関数である (以後、これを拡張関数 (expansion function) とよぶ)。またこの場合、 $\theta$  は底面外周の離心角となる。円錐体の遮蔽輪郭には “discontinuity contour” と “extremal contour” の 2 種類があり、これをこの報告では、おのおの、不連続輪郭、極輪郭と便宜的に呼ぶ。不連続輪郭はシリンダーの底面により生じる輪郭であり、極輪郭はシリンダーの円錐面 (circular cone) により生じる輪郭である。手のような自然物体を認識対象とすると、円錐面に比べて底面のモデル化は困難な場合が多い。不連続輪郭の利用は底面が人工物体のように正確にモデル化できる場合は 3 次元位置拘束に有効であるが、本報告では以後議論しない。

前述の Horaud (1988) は  $A = B = 1$  であるような回転体に制限されたシリンダーについて、シリンダーを  $j$  軸方向から俯瞰する角度、即ち視線方向と中心軸のなす角度を  $\delta$  (図 3) とすると極輪郭の形成線  $C_u(z)$  は

$$C_u(z) = \pm h(z) \cos \theta_1 i + h(z) \sin \theta_1 j + zk$$

$$\theta_1 = \arcsin\left(\tan \delta \frac{dh}{dz}\right)$$

となることを示し、極輪郭の性質について以下のように述べている。ただし、投影条件は直交投影を仮定している。

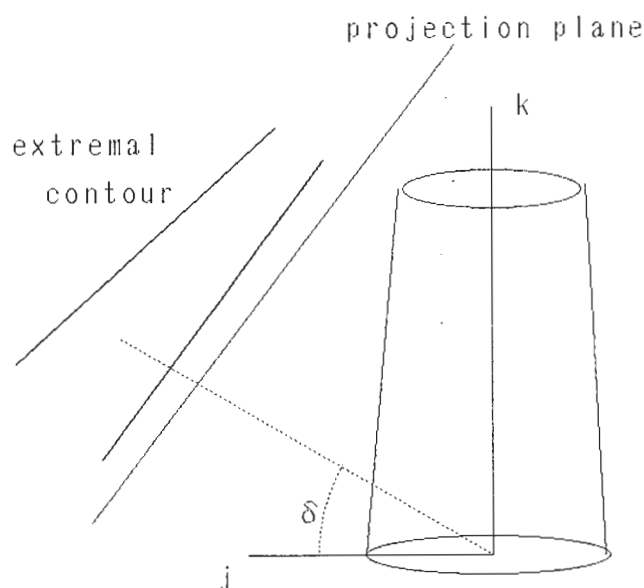


図 3: Extremal contour.

- 拡張関数  $h(z)$  が線形であれば、局輪郭形成線は同一平面上にあり、直線である。
- 視線方向と円錐体中心軸によって定義される平面に対称である。即ち、極輪郭の対称軸は中心軸の投影に等しい。

以上の性質は楕円底面を用いたモデルには厳密には当てはまらない。条件として、 $A = B = 1$ を付け加えるか、また  $\delta \frac{dh}{dz} = 0$  である必要がある。しかし、厳密な3次元位置計測が要求されない範囲であるなら、認識対象を  $A \simeq B$  か、または  $\frac{dh}{dz} \simeq 0$  (楕円柱) になるようモデル化することに留意すれば、手振りの認識には測定誤差は問題ないと考える。特に手画像認識では各指、腕等がこの制約を満足する。また掌についても楕円柱で近似できると考える。もちろん誤差評価は重要な課題である。

次に重要な制限として、拡張関数の形が問題となる。ここでは、その母線の曲率が一定であるような円弧で近似できるシリンダーに制限する(図4)。母線の見え方は投影条件によって変化するため、軸抽出とモデルとの照合の便宜としてモデル記述には直線近似による線形関数  $h(z) = mz + c$  の形で表現する。モデルがどのような円弧であるかの記述はこの線形拡張関数と円弧の程度、(半径) / (近似した直線長) の比により表現する。属性について詳しくは、後の章で述べる。AITはこのような稜線探索に必要なデータを保持している。

### 3 軸抽出とスケールスペース研究の動向

輪郭線から軸を抽出する操作は古くは Blum(1967) から Brady(1984)、Leyton(1988) らの研究成果がある。これらは Leyton(1988) によれば “Symmetric Axis Transform(SAT)”, “Smooth Local Symmetry(SLS)”, “Process-Infering Symmetry Analysis(PISA)” と呼ばれている。我々は後で投影された円錐体軸抽出という観点から SLS による手法を使用する。ただし SLS では局所的に対称な全ての2点(セグメント)について対称軸を求めるが、この報告書では1対の直線近似された極輪郭線の候補を探索したのち、対象軸を算出するという方法を提案す

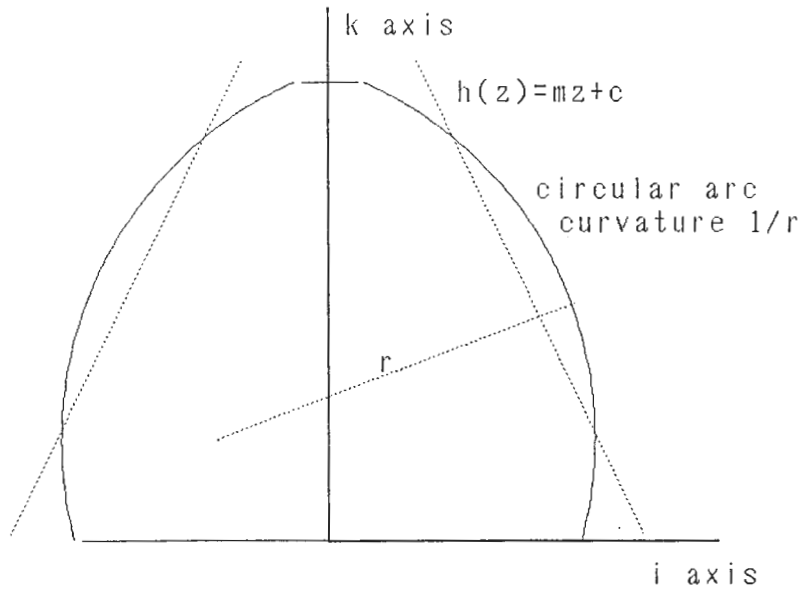


図 4: Generating line.

る。また輪郭線の画素レベルの軸変換により得られた軸を直線セグメント化し、投影された中心軸を探索する方法も考えられるが、ノイズによる影響を受けやすいことから採用しなかった。

軸抽出には輪郭線データを近似された直線に安定かつ妥当にセグメント化することが要求される。SLSの著者たちはCurvature Primal Sketch(CPSと略す)と呼ばれる手法を提案している[Asada 1986]。CPSは輪郭線曲率をスケールスペース[Witkin 1983]に展開し、スケール尺度 $\sigma$ に対する曲率の極大、極小の遷移に注目して、Corner, Smooth Join, End, Crank, Bump, Dentのプリミティブを階層的に識別するものである。スケールスペースフィルタリングはフィルタリングのスケール $\sigma$ を大きくしていくと入力波形の極大、極小点、すなわち入力の微分波形のゼロクロス点の一定の法則にしたがって消失していき、原波形にないゼロクロス点の出現することはないというCoarse-to-fine解析に優れた性質を持っている[Yuille 1986]。加えて、輪郭の凹点に視覚上の図形分節が生じる[Hoffman 1987]という性質から輪郭線のセグメンテーションに曲率の極点を用いることは有効であると考えられる。

輪郭線解析を記号的に扱う手法としては、[Hoffman 1982]の“Codon”による記述や[Leyton 1988]の“Process Grammer”などがある。“Process Grammer”は輪郭線上曲率の極大極小をそれぞれ図5のようにその正負により $m^+$ ,  $M^+$ ,  $m^-$ ,  $M^-$ と記号化し、輪郭上の極大、極小点の曲率がそれぞれ正と負の方向に増大するときの記号列の変化を規則化したものであり、スケールスペース解析による特徴点の関係記述にも使うことができる。

以上CPSをはじめとする輪郭線とその軸解析は優れた手法であるが、我々の目的に適用するには加えて以下の機能が必要である。

特徴点区間を中心にしたセグメンテーション 極輪郭を画像認識手法の手がかりとするために、輪郭上の区間を探索することが重要となる。

インタラクティブなセグメンテーション処理 最終的な直線データのセグメンテーションはモデルとの照合の結果による。したがってセグメンテーションは動的に変更する必要がある。

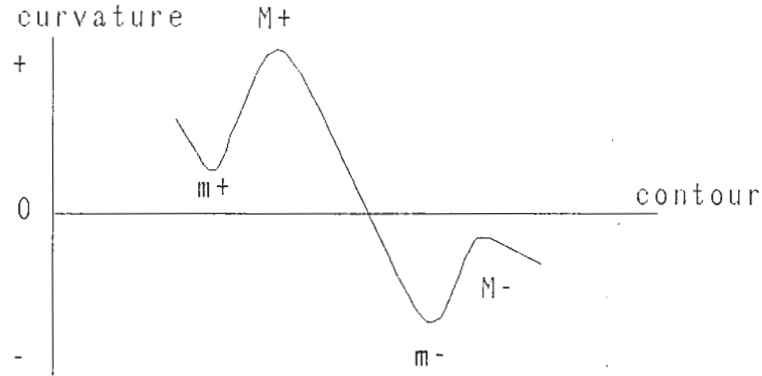


図 5: Four types of curvature extrema.

## 4 属性区間ツリー: AIT

最初に AIT の定義を述べ次にその生成手法を述べる。

### 4.1 AIT(Attributed Interval Tree) の定義

本報告で提案するセグメンテーション手法は 2 つのデータ構造を生成、使用する。ひとつは輪郭の特徴点を各スケール間で連結した極点データ構造 (Curvature Extremal Points Structure : CEPS) であり、もう一つは属性を付加した輪郭線区間とその包含関係を連結した属性区間木 (Attributed Interval Tree : AIT) である。前者が静的な構造であるのに対し、後者は動的にデータが付加されていくという性質を持つ。

- **Curvature Extremal Points Structure(CEPS):** CEPS はノードの集合  $V$  とノード間リンクの集合  $E$  の 2 項組で定義される。ノードは各スケールでの輪郭曲率の極大、極小点に相当する。  $V$  はこのノード集合であり、ことなる  $\sigma$  により階層化されている。

$$V = \{V_{\sigma 0}, V_{\sigma 0}, \dots, V_{\sigma N-1}\}$$

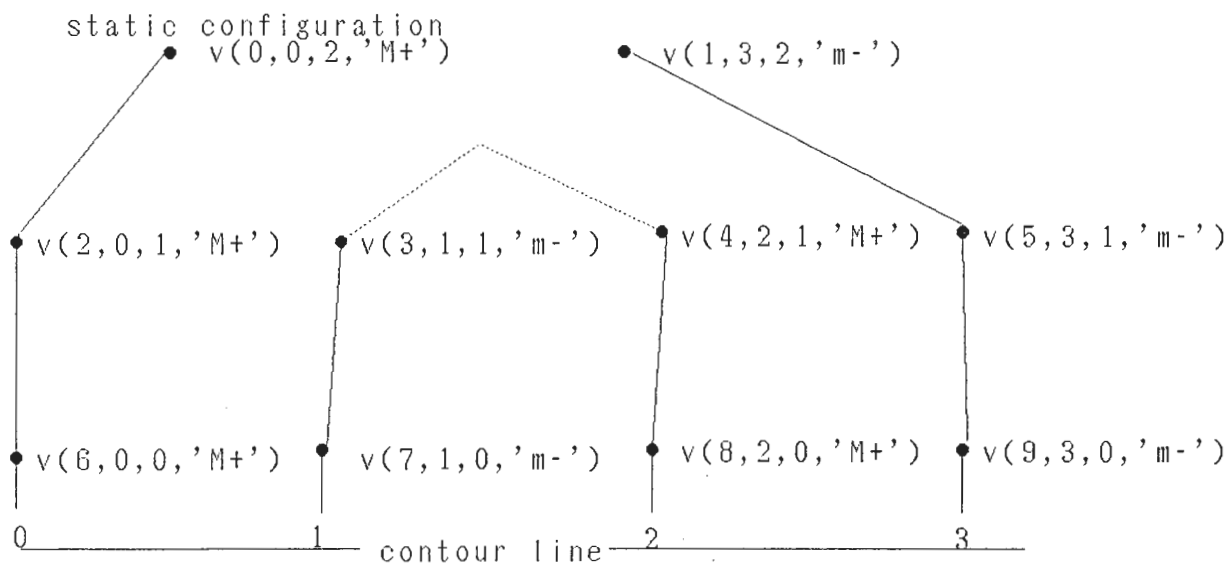
連続するスケールのノード集合間  $V_{\sigma i}, V_{\sigma i+1}$  にはリンクがある。

$$E = \{e(v_0, v_1) | \exists v_0 \in V_{\sigma i}, \forall v_1 \in V_{\sigma i+1}, 0 \leq i \leq N-2\}$$

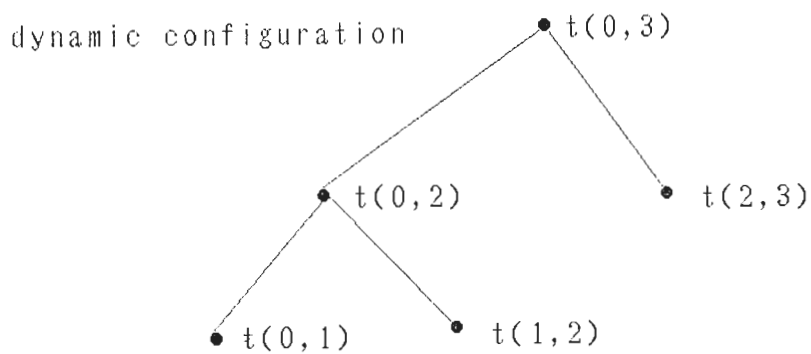
ここでノード  $v$  は  $(id, l, \sigma, type, curv)$  なる 5 項組で表現される。

- **id:** 特徴点集合  $V$  の中で一意に与えられた ID
- **l:** 輪郭線位置 (輪郭始点位置からの画素数)
- **$\sigma$ :** スケール
- **type:** 極大、極小のタイプ  $\{M, m\}$ 、サブタイプとして曲率の正負をもち、 $\{m^+, M^+, m^-, M^-\}$  と表記するときもある。
- **curv:** そのスケール、点における曲率

例として図 6(a) に CEPS の例を示す。



(a) Curvature extremal points structure:  $v(id, l, \sigma, type)$



(b) Attributed interval tree

☒ 6: AIT: two data structures.

- **Attributed Interval Tree(AIT)**: 各スケールの集合内の特徴点で定義される輪郭線上の区間をインターバルと呼ぶ。AITはこのインターバルの集合 $\mathbf{T}$ とその包含関係を表すリンクの集合 $\mathbf{U}$ の2項組で表現される。

$l(v)$ をノード $v$ の輪郭位置とすると、インターバルの集合 $\mathbf{T}$ は

$$\mathbf{T} = \{t(l_0, m_0) | l_0 = l(v_0), l_1 = l(v_1), \exists v_0, \exists v_1 \in \mathbf{V}_{\sigma_i}, 0 \leq i \leq N-1\}$$

と表現される。

$$\mathbf{U} = \{u(t_0, t_1) | t_0 \supseteq t_1, t_0, t_1 \in \mathbf{T}\}$$

インターバル $t$ は始点、終点と曲率の平均と分散、直線近似度などの属性の組で表現される。

$t(\text{start}, \text{end}, \text{curv}, \text{line}, \text{linearity}, \text{curvilinearity})$

- **start, end**: 輪郭線上の始点、終点位置
- **curv**: 区間の平均曲率、これにより区間の凹凸性評価が可能となる。
- **line**: RMS 評価で近似された直線データ
- **linearity**: 直線度、直線近似に対する距離誤差の平均値を近似した直線長で正規化した値。これにより直線らしさを表現する。
- **curvilinearity**: 円弧度、各点における曲率半径 ( $1/r, r$ : 曲率) の標準偏差を平均曲率半径 ( $1/\bar{r}$ ) で正規化した値を用いる。これにより円弧らしさを表現する。

図6(b)に(a)のCEPSに対応するAITの例を示す。注意しなければならないのはあるCEPSが生成された時点ではまだAITは生成されないという点である。AITはCEPS内の区間を探索していく過程で、生成される。

## 4.2 AIT 生成のための前処理

AITはCEPSを基にして生成される。始めにCEPSの生成手続きを述べる。

CEPSの生成

1. 輪郭線データの生成: 2値化された輪郭像の外周を走査して輪郭線データ( $l, x, y, \theta$ )を生成する。ここで生成されたデータは輪郭線上位置 $l$ 、水平位置 $x(l)$ 、垂直位置 $y(l)$ 、接線方向 $\theta(l)$ の系列となる。
2. ノードの生成: 輪郭線上位置 $l$ の接線方向 $\theta(l)$ の系列に対してガウシアンフィルターの2階微分 $\nabla^2 G(\sigma, l)$ のコンボルーションをとる。以上を $\sigma$ について変化させながらスケールスペースに展開し、ゼロクロスを探検しCEPSのノードとする。このときノード属性として輪郭線位置以外はすべて求まっている。ノードの輪郭線位置は次のリンク処理が終了した時点で決定される。
3. 特徴点のリンク: スケールスペース上の特徴点はスケールリングを大きくするにつれて平滑化によって極大、極小値はその絶対値を小さくしながら、対になって消失していく。隣接する極大ノード、極小ノードを $M, m$ 、消失を示す記号、 $\phi$ で表すと

$$mM \implies \phi$$



の消失規則となる。それ以外の特徴点は同じ極大、極小のタイプのタイプを保持しながら上位 ( $\sigma$ が大なる方向) へ引き継がれる。即ち

$$\{e(v_0, v_1) | type(v_0) = type(v_1), \exists v_0 \in V_{\sigma k}, \forall v_1 \in V_{\sigma l}, \sigma k < \sigma l, type(v) = \{M', m'\}\}$$

となるようにリンクをはる。このリンクは一意に得ることはできない。そこで次のようなサブステップにより行なった。

- (a)  $V_{\sigma 0}$ に属するすべてのノードをその曲率の絶対値により ソートする。
- (b) 曲率絶対値の大きいものから、同じタイプである特徴点を隣接する  $V_{\sigma 1}, \sigma 0 < \sigma 1$ の同じ輪郭位置から  $\pm n\sigma$ の範囲で探索する。この範囲はスケールの刻みにもよるが通常  $n = 2$ 程度である。
- (c) もし所定の範囲になれば、その特徴点は消失である。
- (d) 消失と判定された特徴点全てが消失規則を満足していればこのスケールでのリンク処理は終了する。
- (e) 最下位のノードより輪郭線位置をもとめ、これをリンクのある上位のノードへ伝搬させていくことによって各ノードの輪郭位置を決定する。

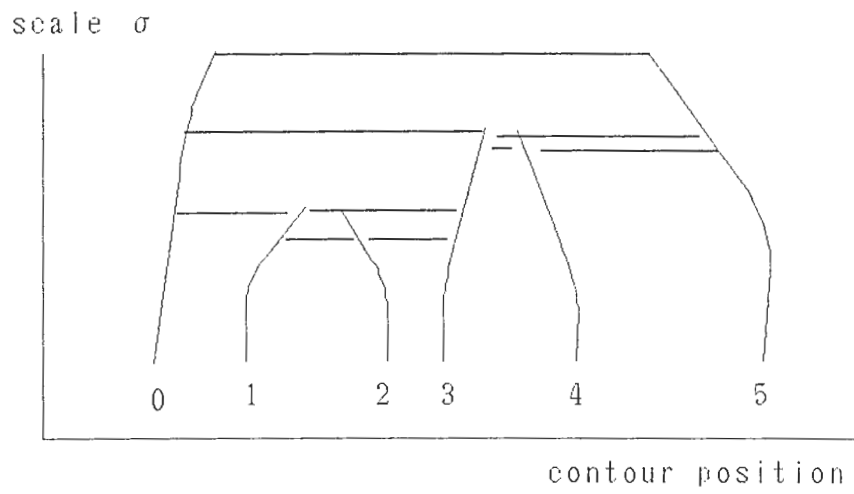
このサブステップを最下位の  $\sigma$  から繰り返し、最上位まで行なってリンクの処理が終了する。以上の方法はヒューリスティックではあるが実際の処理では誤ったリンクなどの問題は発見されなかった。処理手続きはスケールスペース上でゼロクロス点の探索を行なう処理であり、CPSでも用いられている。この CEPS は静的なデータ構造として、次節の AIT の生成に用いられる。

### 4.3 AIT の生成

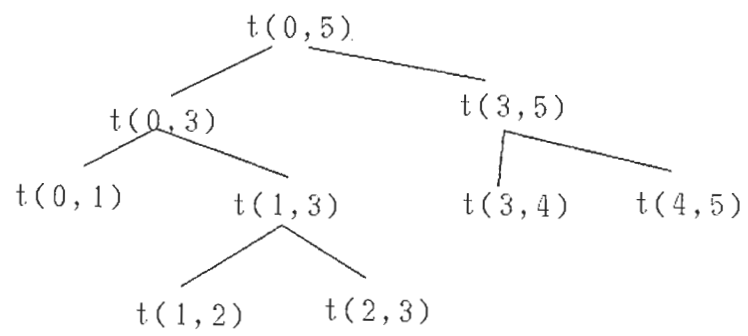
本研究の特徴は輪郭解析のなかで特徴点による図形特徴記述ではなく、円錐体極輪郭の探索を目標として、特徴点区間記述に重きをおいたものである。加えて、最終的なセグメンテーションはモデル照合の結果初めて求まるという立場から、最初のボトムアップ処理からのち、インタラクティブにセグメンテーションを更新できることとした。しかし、モデル照合のためにも最初の初期処理としてのボトムアップ処理は重要である。ここでは直線らしさ、円弧らしさが所定の基準を満たさないところではさらにその基準を満たすよう分割を進めていくことで、セグメンテーションを行なう方法を提案する。

輪郭の複雑さ評価によるボトムアップ処理 セグメンテーションは CEPS 内  $\{M^+, m^-\}$  の属性を持つノード間で再帰的に行なわれる。この再帰的な処理は以下のステップを取る。

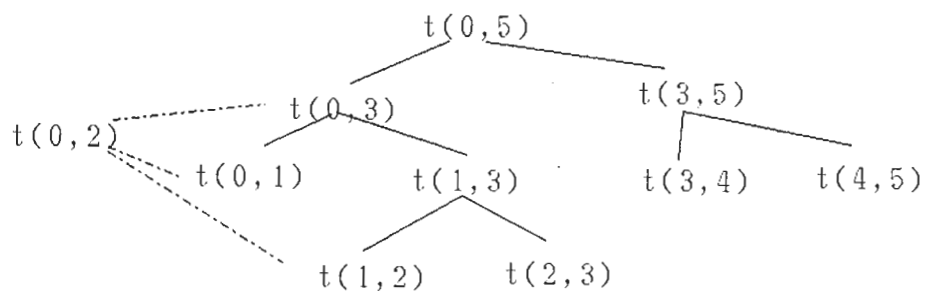
1. 最初に CEPS 上のあるスケールにおける 2 つのノードによって定義されるインターバルについて 平均曲率、近似直線、直線度、円弧度を評価する。
2. これら属性のうち、直線度あるいは円弧度のいずれかが、所定の基準を満たしているかをチェックする。満たしていればそれ以上の再分割を行なわない。
3. 満たしていない場合、その区間をさらに再分割する。このためには、同じスケールのノード間に  $M^+, m^-$  の属性を持つノードがあればその絶対値で最も大きいノードを選び、ノード区間を 2 分割して各々のノード区間で 1, 2 の処理を行なう。ノード間に同一スケールで分割できるような区間がなければ、見つかるまでノード対を下位のスケールへシフトし、同様の処理を行なう。



(a) A CEPS



(b) an AIT



(c) modified AIT

☒ 7: A CEPS and its AIT.

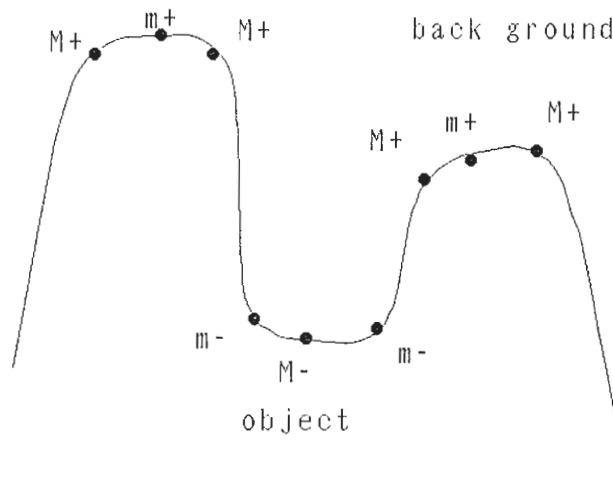


図 8: Curvature extrema for line segmentation.

例を図 7 に示す。図 7(a) では最初にスケール空間最上位のノード対がもつインターバルを評価し、セグメンテーションの基準を満たさないために、CSPS 上を下位に探索し、新たな分割点 3 をもつノードを見つけている。このようにして再帰的に分割を行なった例が (b) である。2 分木構造になっているのが判る。これにより、始めて木構造のインターバル集合が生成される。ただし、この木構造は以後の認識処理に伴う極輪郭探索の結果、演算されたインターバルが追加されラティス構造 (c) となる。インターバル集合は単調に増加する。なおこの手法に類似するセグメンテーション手法としては Ballard(1981) の “Strip tree” がある。これは線分セグメントから最も遠い点を新たな分割点としながら、線分セグメントを囲む矩形領域を階層化して記述する手法であるが、この報告で提案する手法は分割の評価方法、分割点の選択方法で大きく異なる。以下にこの分割の評価方法、分割点の選択方法を説明する。

#### 4.3.1 分割点の選択

ノードには 4 つのタイプ  $\{m^+, M^+, m^-, M^-\}$  がある。このなかで  $\{m^+, M^-\}$  は分割点として使用しない (図 8)。輪郭線上では  $m^+$  は連続する凸点の中間点を意味する。2 つの凸点を分離するためには必要であるが我々のシリンダーモデルでは意味がない。同様に  $M^-$  は連続する凹点の中間点に生じるが、これを分割点としても意味がない。ただし、あるスケールでその特徴点が  $\{m^+, M^-\}$  であっても、その下位のスケールで値が変化し、 $\{m^-, M^+\}$  となる場合がある。その場合はそのスケールにおいて分割点とする。なお、各スケールの全輪郭において平均曲率を計算しておき、それをオフセットとして、各曲率から引いておく。以上は凹点が図形分節の重要な要因であるという事実に基づいている。

#### 4.3.2 Line Regularity: セグメントの規則性

セグメント分割の尺度として直線度、円弧度を定義する。これはモデルの拡張関数の制約と一致することの他に、人の視覚特性として線を直線や円弧に単純化してとらえるという仮定 [Shimaya 1988] にも共通するものである。以下に直線度と円弧度の定義を示す。

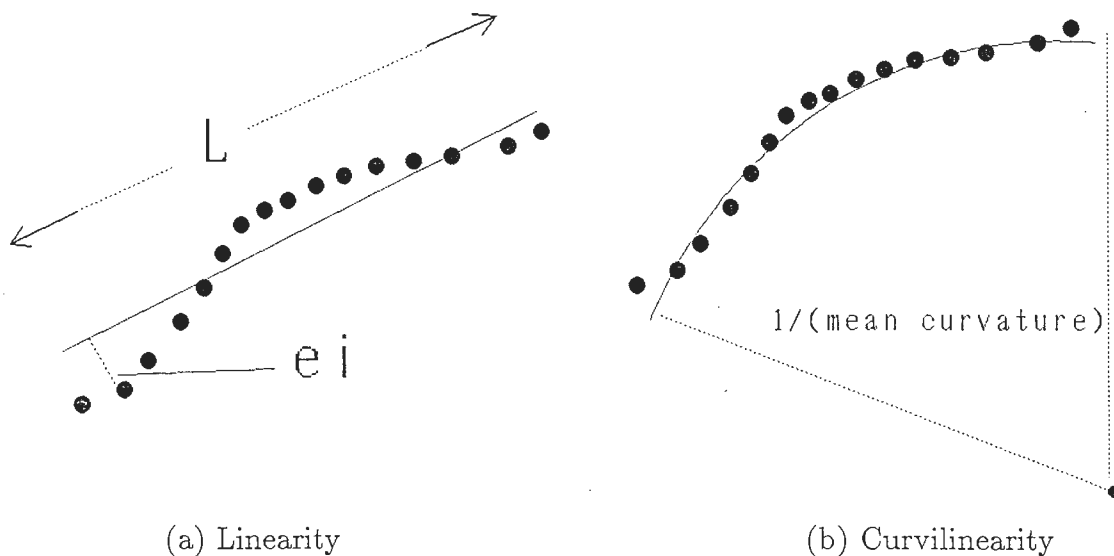


図 9: two types of Line regularity.

- 直線度 インターバル内の各輪郭点の個数を  $N$ 、近似した直線を  $L$ 、各輪郭点から直線までの距離を  $e_i, 0 \leq i \leq N - 1$  とすると、直線度は

$$\frac{\sqrt{\frac{\sum_i^N e_i^2}{N}}}{|L|}$$

となる (図 9 a) この値が零であれば完全な直線である。直線長で正規化しているためセグメンテーションサイズに不変な尺度となっている。直線近似の方法としては残差平方和が最小になるような LS (最小 2 乗法) による直線 (APPENDIX) を用いるが、これには小数の特異点の影響を受けやすいという批判がある。これに対して抵抗性をもつ直線近似手法が Turkey(1983) から提案されていることを付け加えておく。

- 円弧度 インターバル内の各輪郭点の個数を  $N$ 、各輪郭点の曲率半径<sup>1</sup>を  $r_i^{-1}, 0 \leq i \leq N - 1$ 、平均曲率半径を  $\bar{r}^{-1}$  で正規化すると円弧度は

$$\frac{\sqrt{\frac{\sum_i^N |\bar{r}^{-1} - r_i^{-1}|^2}{N}}}{|\bar{r}^{-1}|}$$

と定義される。完全な円弧は曲率一定であるからこの値は零となる。またこの定義に代わるものとしては、円弧近似の 2 乗誤差平均を弧長で正規化することも考えられる。(円弧近似については APPENDIX 参照) この場合計算量は円弧近似を用いた場合が多いが、オーダーは変わらない。

## 5 軸抽出と群化処理: Grouping Processes

前章まではスケールスペース上のセグメンテーション手法について述べてきた。ここでは次のステップとして投影された円錐体の中心軸抽出を考える。

対称軸の定義

<sup>1</sup>曲率半径は曲率の逆数となる。

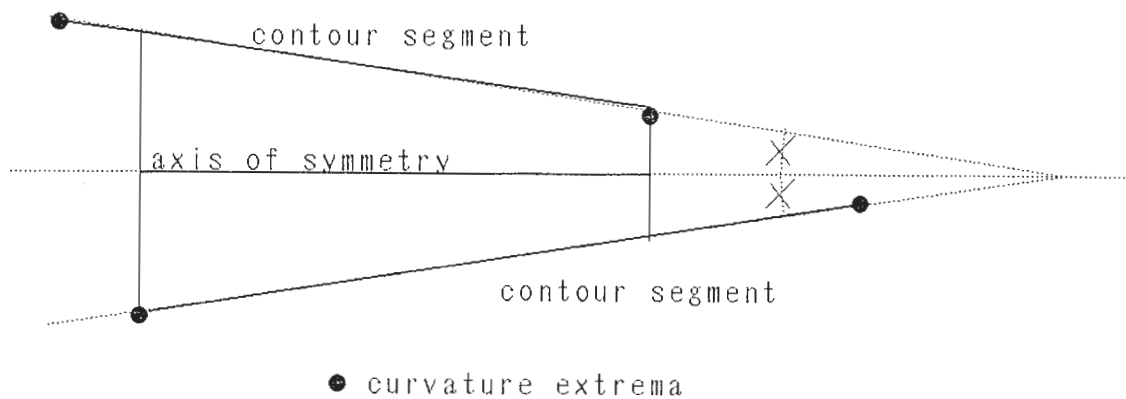


図 10: Definition of symmetry axis.

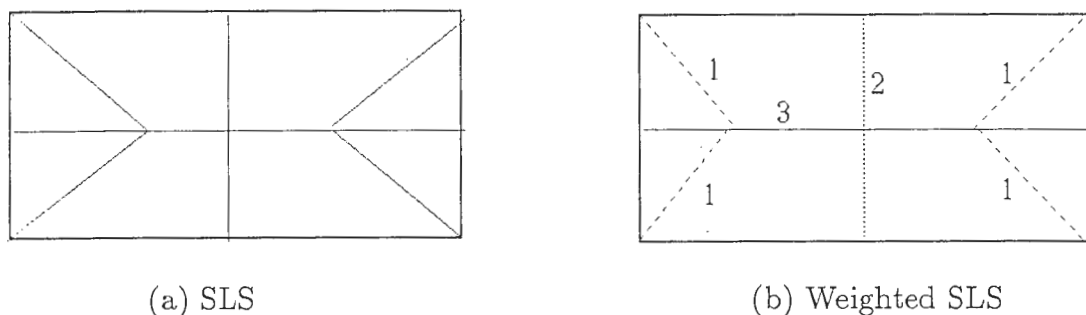


図 11: SLS and weighted SLS.

- 1 対の輪郭線セグメントを直線近似することによって対象軸を図 10 のように得る。これを対称軸と定める。これは SLS の定義を用いても同じ結果となる。またこのとき、対象軸を囲む矩形領域を“リボン”と呼ぶ。

群化処理の研究としては [Lowe 1985, 1987] の視覚の体制化 (Perceptual Organization) がある。これは人の視覚処理に見られる投影条件に不変な線分セグメントの共線性 (collinearity)、並行性 (paralleism)、近接性 (proximity) などの性質により、セグメントを構造化したのち、モデルとの照合を行なうというものである。本研究もこの考え方を踏襲している。

## 5.1 一般化円錐体と Perceptual Organization に関する議論

輪郭像の中に対称軸を見つけ出す処理は、SLS が定義できるの線分の全ての組合せについて行なうのではなく、対称性が認められる線分対にのみ行なうことによって対称軸を抽出する。図 11 の図形では SLS の定義に沿えば (a) のように局所対応の全てに 6 本の SLS が得られるが、輪郭像からシリンダーの投影像を一意に解釈する目的には不適當である。(一般化円錐体モデルの欠点として“軸はモデルに対して一意ではない”, 即ち一意にモデル化ができないという問題点があることに注意する必要がある。) したがって適当な対称性の評価の関数により、例えば (b) のように対称性にランク付けを行なう。これを“Weighted SLS”と呼ぶ。

対称性の評価など群化処理の評価に、Lowe は“偶然性の確率” (Probability of accidental

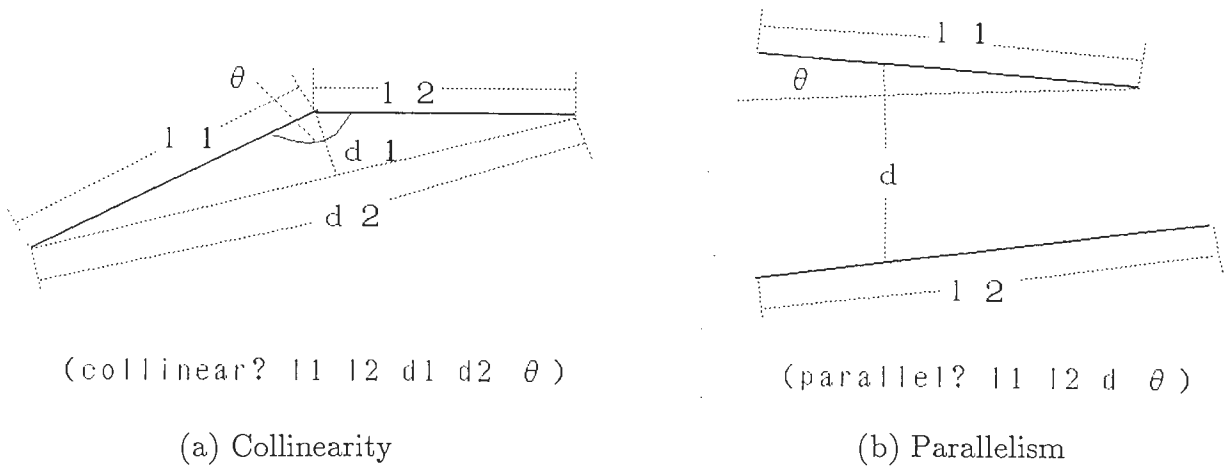


図 12: Grouping process parameters for collinear and parallelism.

occurrence) を採った。これはランダムに存在する線分の中から規則性をもつ線分集合の存在する確率を考えることによって、その群化処理の基準としたのである。図 12 に直線の共線性と並行性に関するパラメータを示す。そして平行性に関しては Lowe は以下と同様の評価関数を用いている。

$$(\text{parallel? } l_1 l_2 d \theta) = \frac{4D\theta sl_2}{\pi l_1^2}$$

ここで  $D$  は線分の線分セグメントの密度であり、通常 1 として扱う。

この方法はヒューリスティックな評価関数への根拠の与え方の一つであるが、別の考え方としては、実際に視覚実験をとおして明かにする方法があると考えられる。しかし、現在のところ、Gestalt 法則を定性的に説明した文献（例えば [Kanizsa 1979]）は散見できても、このような群化処理の評価関数を定量的にモデル化できるような文献は希少である。唯一、共線性評価に利用できそうなものとして [Smits 1987] がある。この文献の示唆によれば共線性に関して図 13 のようなシグモイド関数<sup>2</sup>によるモデル化ができそうである。横軸は図 12(a) における  $\theta$  であり、135 度を越えるところから共線性が強くなる。

視覚の体制化モデルを議論することはこの報告の範囲を越えている。現状では非常にヒューリスティックな方法をとらざるを得ない。そのためにこれらをルールベースで記述し、群化の結果は並行仮説として仮説推論の枠組で扱おうとしている [Etoh 1989]。さらに視覚の体制化について若干の議論を進めると、もっとも厄介な問題は複数の群化処理には相互に協調的なものと阻害的なものがあるということである。例えば図 11(b) において軸の解釈として、3 の強さをもつ横軸と 2 の強さを持つ縦軸は互いに阻害する。こういった相互に依存する関係を最も強力に記述する方法は弛緩法 [Sato 1988] であるかも知れない。この実現方法については今後検討が必要である。

## 5.2 軸抽出処理の実際

ここでは現在のプロトタイプシステムで使用しているヒューリスティクスを紹介する。

<sup>2</sup> $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$

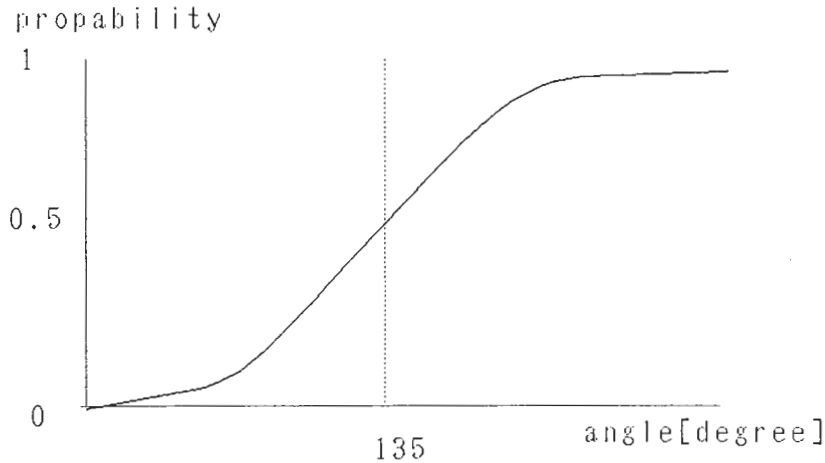


図 13: Sigmoid function for collinear criterion.

### 5.2.1 線分対応の信頼度

2つの輪郭セグメントにたいして、これが円錐体の極輪郭のペアであるかどうかの信頼度 (Weight) の評価尺度として以下の3つの項目を選んだ。

- 並行性 (方向) : 各輪郭セグメントの近似直線方向単位ベクトルの内積 ( $0 \leq c \leq 2$ ) をファジィ Z 関数に割り当てる。輪郭線は右回りに方向ベクトルを定義しているため、向かい合う並行線の内積は -1 となる。例 : Z(2 直線の方向ベクトル内積; -1.2 -0.8 -0.2)
- 対称性 (輪郭線の対応区間) : 2つの輪郭線の長さを  $l_1, l_2$ 、SLS によって得られた軸の長さを  $l_a$  として、

$$\left| \frac{l_a}{l_1 + l_2} \right|$$

をファジィ S 関数に割り当てる。例 : S( $\left| \frac{l_a}{l_1 + l_2} \right|$ ; 0.0 0.25 0.5)

- 近接性 (リボンの縦横比) : 軸を定義する矩形 (即ちリボン) 4 辺の中で、輪郭線に含まれない 2 辺の長さを  $l_c, l_f$ 、軸長を  $l_a$  として、

$$\left| \frac{l_a}{l_c + l_f} \right|$$

をファジィ Z 関数に割り当てる。例 : Z( $\left| \frac{l_a}{l_c + l_f} \right|$ ; 0.0 4.0 10.0)

ここでファジィ S, Z 関数とは以下のような関数である。

- S 関数

$$S(u; a, b, c) = \begin{cases} 0 & \text{if } u \leq a \\ 2\left(\frac{u-a}{c-a}\right)^2 & \text{if } a \leq u \leq b \\ 1 - 2\left(\frac{u-c}{c-a}\right)^2 & \text{if } b \leq u \leq c \\ 1 & \text{if } u \geq c \end{cases}$$

- Z 関数

$$Z(u; a, b, c) = 1 - S(u; a, b, c)$$

以上の関数によれば、S 関数では入力  $u$  が  $a$  で 0.0、 $b$  で 0.5、 $c$  で 1.0 となる写像を得ることができ、Z 関数では全く逆である（このような関数は図 13 の Sigmoid 関数であっても良い）。以上の尺度を融合することによって円錐体輪郭候補の軸を抽出する。

### 5.2.2 信頼度の融合

信頼度の融合には MYCIN で用いられた確信度 [Shortliffe 1976] の融合規則、ファジィ論理をそのまま使う方法、Dempster-Shafer の確率論による方法（以下 D-S と略す）などがあるが、ここでは D-S 確率論を応用する。

Dempster-Shafer の確率論により、2つの軸が対応しているという命題を  $a$  とすると、 $\{a, \neg a\}$  なる普遍集合が規定できる。そこで D-S 理論に基づき Belief  $B(a)$  と Disbelief  $DB(a)$  を与える。ここで

$$B(a) = \text{lower probability}(a)$$

$$DB(a) = 1 - \text{upper probability}(a)$$

$$DB(a) = B(\neg a)$$

である。

普遍集合内の排反命題は D-S 理論の背中律によって信頼度が計算される。また異なる証拠からの仮説信頼度の更新では D-S 理論により次のように計算される。

仮説  $a$  について異なる環境で得られた信頼度  $(B1, DB1)$  と  $(B2, DB2)$  の融合は以下の式となる<sup>3</sup>。

$$B(a) = \frac{B1 * (1 - DB2) + (1 - DB1) * B2 - B1 * B2}{1 - (B1 * DB2 + DB1 * B2)} = 1 - \frac{1 - (1 - B1) * (1 - B2)}{1 - (B1 * DB2 + B2 * DB1)}$$

$$DB(a) = \frac{DB1 * (1 - B2) + (1 - B1) * DB2 - DB1 * DB2}{1 - (B1 * DB2 + DB1 * B2)} = 1 - \frac{1 - (1 - DB1) * (1 - DB2)}{1 - (B1 * DB2 + B2 * DB1)}$$

これを COMB 結合と呼ぶ。

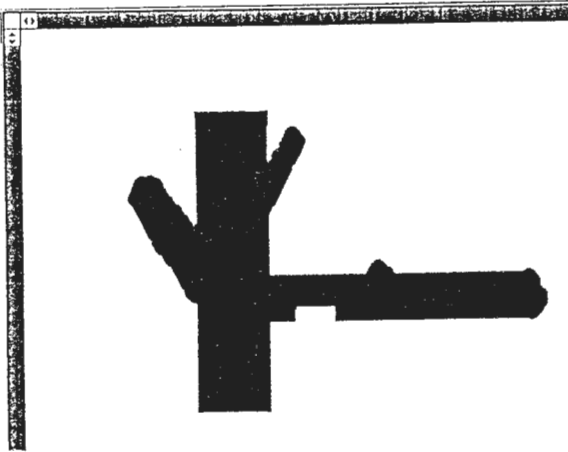
前節で得られた信頼度を各々、 $\{a_0, \neg a_0\}$ 、 $\{a_1, \neg a_1\}$ 、 $\{a_2, \neg a_2\}$  に写像し、上で述べた D-S の融合演算により極輪郭候補の信頼度 (Weighted SLS) を得る。

## 5.3 いくつかの処理例

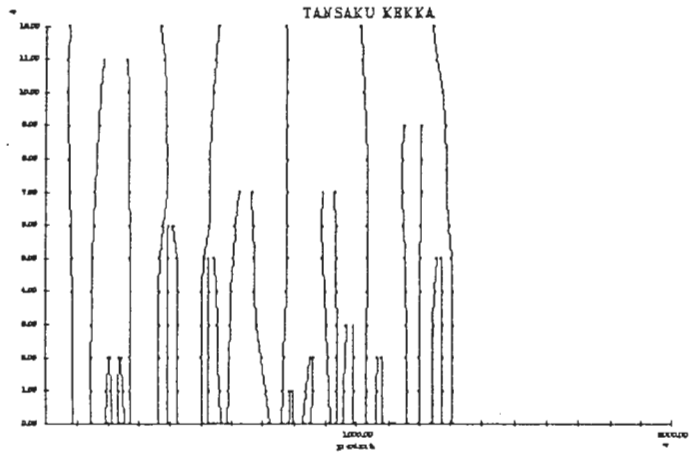
最後の実際の処理例を示す。図 14 はハンドフリーで描いた 2 次元画像をセグメンテーションした例である。(a) が原図、(b) がその CEPS である。(c),(d) は異なる直線度のしきい値でセグメンテーションを行なっている。図 15 は実際の手画像に適用した例である。原画像、2 値画像、セグメンテーション結果、リボン抽出結果、CEPS と階層的に探索した結果を順に示す。円弧らしさ、直線らしさによるセグメンテーションがノイズにも関わらず安定して行なわれているのが判る。

<sup>3</sup>†Ginsberg(1984) も同様の計算手法を示している。

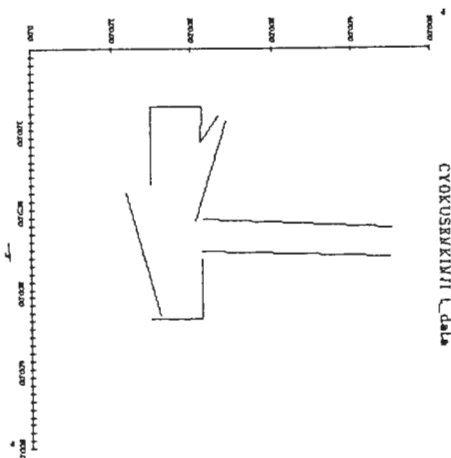




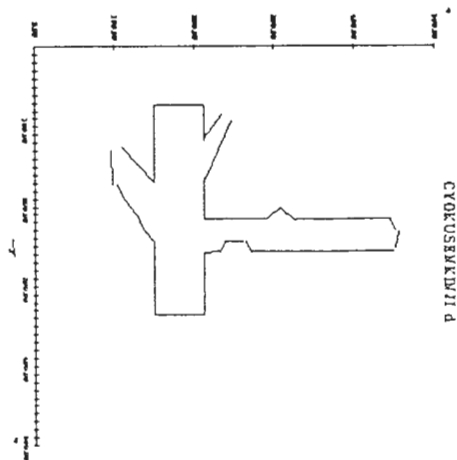
(a) Original image



(b) CEPS

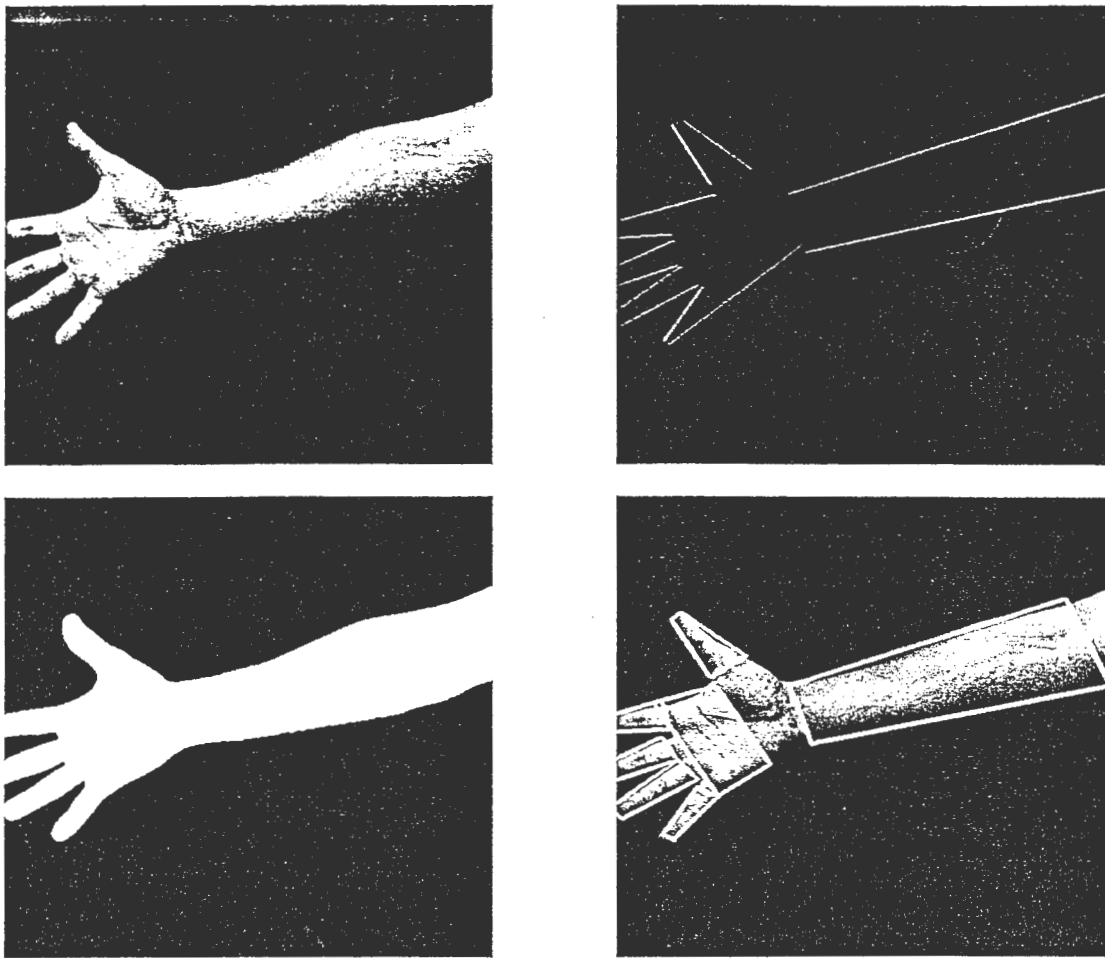


(c) Coarce line segmentation

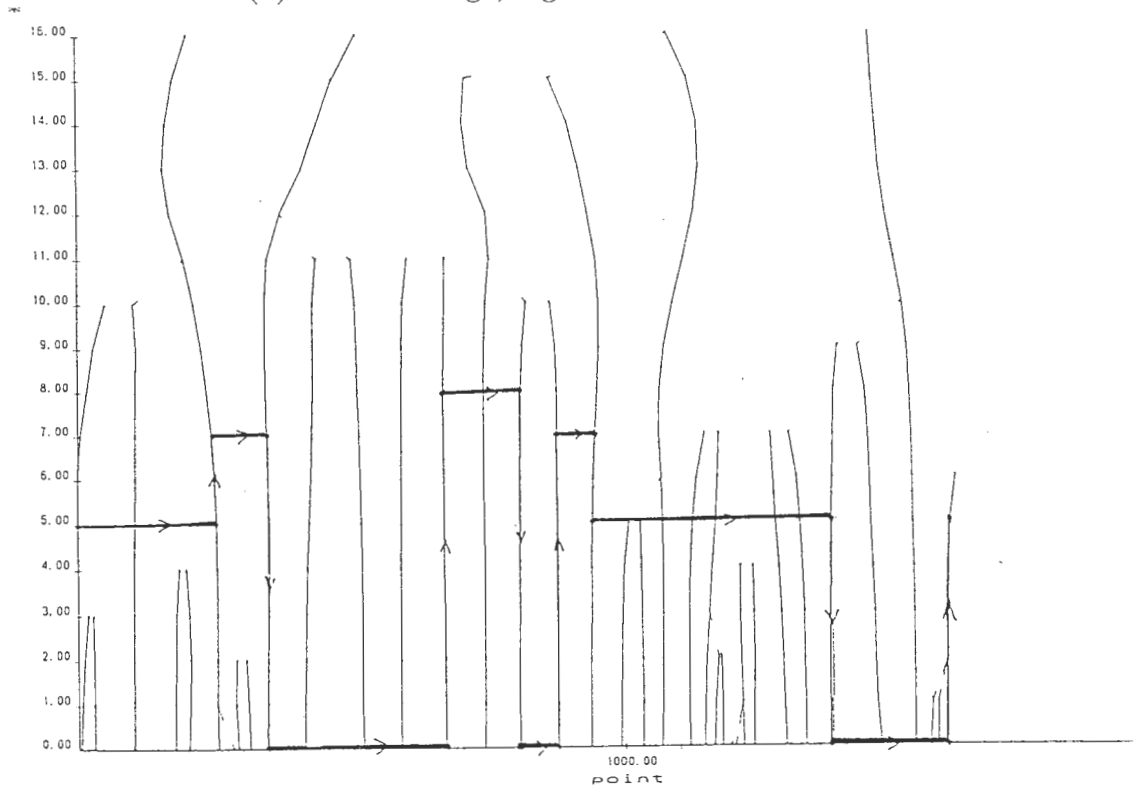


(d) Fine line segmentation

☒ 14: Line segmentation example.



(a) A hand image, segmentation and ribbons



(b) CEPS and selected interval

☒ 15: Line segmentation of hand image.

## 6 あとがき

以上輪郭線のセグメンテーションと軸抽出について、いくつかの文献調査と研究結果を述べてきた。先行研究としてCPSを特に参考にした。しかし、実際の画像についてEnd（端点）の探索にCPSに提案されている手法を試してみたが、その判定に、やはりしきい値処理が必要で、期待されたような成果が得られなかった。スケールスペース上の特徴点の遷移だけで、End, Cornerなどのプリミティブを定式化することは困難であるというのが感想である。やはり、セグメンテーション手法は

1. 不完全なセグメンテーションを前提とする。
2. 最終的なセグメンテーションはモデルとの照合によって決定される。したがって、再セグメンテーションの機構が必要である。
3. モデルとの照合には視覚特性にあったボトムアップセグメンテーションが必要である。

であるという立場をとった。その結果、提案されたのがセグメントの規則性に注目した輪郭区間の階層化手法である。

以後の報告ではこの初期のボトムアップセグメンテーションを仮説推論システムがどのように利用していくかについて述べていく予定である。

## REFERENCES

1. Asada, H. and M. Brady (1986). The Curvature Primal Sketch. In *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.PAMI-8, NO.1*, pp.2-14.
2. Ballard, D.H. (1981). Strip trees: A hierarchical representation for curves. In *Comm. ACM, Vol. 24, No.5*. pp.310-321.
3. Blum, H (1968). A Transformation for Extracting New Descriptions of Shape. In W.Wathen-Dunn (ed.), *Symposium on Models for Perception of Speech and Visual Form*. MIT Press, Cambridge, Mass.. pp.362-280.
4. Brady, M. and H. Asada (1984). Smoothed Local Symmetries and their implementation. In M. Brady and R. P. Paul, (eds.), *Proc. 1st Sympo. Robotics Res.*. MIT Press, Cambridge, Mass..
5. Brady, M., J. Ponce, A. Yuille and H. Asada (1985). Describing Surfaces. In *Comput. Vision Graph. Image Process. Vol. 32*. pp.1-28.
6. de Kleer, J.(1986). An Assumption-based TMS. In *Artificial Intelligence, Vol.28*. pp.127-162. 1986.
7. Etoh, M., A.Tomono and Y. Kobayashi (1988a). Human arms recognition in silhouette. In *37th National conference on Information Processing Society of Japan* (in Japanese).
8. Etoh, M., A.Tomono and Y. Kobayashi (1988b). Hand movement recognition for human interfaces. In *Technical report of Japanese Society for Artificial Intelligence, SIG-HICG-8802-3*, pp21-28 (in Japanese).

9. Etoh, M., A.Tomono and Y. Kobayashi (1989). Cylindrical model reconstruction of human body in silhouette. In *National Conference on Institute of Electronics, Information and Communication Engineers of Japan, '89 Spring, Vol.7.* pp.351-352 (in Japanese).
10. Ginsberg, M.L. (1984). Non-monotonic Reasoning using Dempster's rule. *Proc. National Conf. on Artificial Intelligence, Vol.1984.* pp.126-129.
11. Hoffman,D and W. Richards (1982). Representing smooth plane curves for recognition: Implications for Figure-Ground Reversal. In *Proceedings of the American Association for Artificial Intelligence.* pp.5-8.
12. Hoffman,D and W. Richards (1987). Parts of recognition. In *Readings in Computer Vision.* Morgan Kaufmann Publishers. pp.227-242.
13. Horaud, R. and M.Brady (1988). On the geometric Interpretation of Image Contours. In *Artificial Intelligence, Vol. 37.* Elsevier Science Publishers, North-Holland. pp.333-353.
14. Kanizsa, G. (1979). *Organization in Vision: Essays on Gestalt Perception.* Praeger Pub., U.S.
15. Leyton, M. (1988). A Process-Grammer for Shape. In *Artificial Intelligence, Vol. 34.* Elsevier Science Pub., North-Holland. pp.213-247.
16. Lowe, D. (1985). *Perceptual organization and visual recognition.* Kluwer Academic Pub., M.S. .
17. Lowe, D. (1987). Three-Dimensional Object Recognition from Single Two-Dimensional Images. in *Artificial Intelligence, Vol.31.* pp.355-395.
18. Pavlidis, T. and S.L.Horowitz (1974). Segmentation of Plane Curves. In *IEEE Trans. on Computers, Vol.C-23, No.8.* pp.860-870.
19. Sato, Y. and M. Umeda (1988). Integrating Perceptual Grouping Processes, Binocular and Flow Computation. In *Technical Report of Information Processing Society of Japan, Vol. CV53-3.* pp.1-7.
20. Shimaya, A. and I. Yoroizawa (1988). A Figure Segregation Criterion based on Human Visual Characteristics. In Technical report of Institute of Electronics, Information and Communication Engineers of Japan, PRU88-72. pp.9-16.
21. Shortliffe, E.H. (1976). *Computer-Based medical Consultations:MYCIN.* American Elsevier Scientific Publishing Co., New York.
22. Smits, J.T.S. and P.G.Vos. (1987). The perception of continuous curves in dot stimuli. in *Perception, Vol. 16.* pp.121-131.

23. Thomas S.M. and Y.T. Chan (1989). A Simple Approach for the Estimation of Circular Arc center and Its Radius. In *Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 45*. Academic Press. pp.362-370.
24. Turkey, J.W. (1983). (Eds.) D.C. Hoaglin, Mosteller and J.W. Turkey *Understanding Robust and Exploratory data Analysis*. Jhon Wiley & Sons. (reffered from *bit Vol.21 No.7*. pp.940-941. June 1989.)
25. Witkin, A.P. (1983). Scale-space Filtering. In *Proceedings 8th Int. national Conf.on Artificial Intelligence*. pp.1019-1022.
26. Yuille, A.L. and T.A.Poggio (1986). Scaling Theorems for Zero Crossings In *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.PAMI-8, NO.1*, pp.15-25.

## APPENDIX

### 6.1 点系列の直線近似

入力  $N$  個数  $N$  の ( $X$  座標値,  $y$  座標値) の系列  $S_k$

例:  $(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots$

アルゴリズム 2次元上の点列  $S_k$  が  $x$  軸を零に右周りに  $\varphi$  をとった直線  $L$  (式 1) で近似されるとする

$$\sin\varphi \cdot x + \cos\varphi \cdot y = d \quad A1$$

各点列  $(x_i, y_i)$  の誤差は式 A2 と表せる。

$$e_i = |\sin\varphi \cdot x_i + \cos\varphi \cdot y_i - d| \quad A2$$

ここで直線近似の評価尺度として式 A3 を選ぶと、

$$E_2 = \sum e_i^2, \forall (x_i, y_i) \in S_k \quad A3$$

$E_2$  を最小とする  $\varphi$  と  $d$  は式 A4, A5 を満足する。

$$\sin 2\varphi \cdot (V_{xx} - V_{yy}) + 2\cos 2\varphi \cdot V_{xy} = 0 \quad A4$$

$$d = \sin\varphi \cdot V_x + \cos\varphi \cdot V_y \quad A5$$

ここで  $N_k$  を入力である点系列  $S_k$  の長さとする、

$$V_x = \frac{1}{N_k} \sum_{s_k} x_i \quad A6$$

$$V_y = \frac{1}{N_k} \sum_{s_k} y_i \quad A7$$

$$V_{xx} = \sum_{s_k} (x_i - V_x)^2 \quad A8$$

$$V_{yy} = \sum_{s_k} (y_i - V_y)^2 \quad A9$$

$$V_{xy} = \sum_{s_k} (x_i - V_x)(y_i - V_y) \quad A10$$

である。この時の  $E_2$  は

$$E_2 = \sin^2\varphi \cdot V_{xx} + \cos^2\varphi \cdot V_{yy} + \sin 2\varphi \cdot V_{xy} \quad A11$$

となる。(以上 [Pavlidis 1974] による。)

直線近似の尺度として以下の2つの尺度を考える。

$$\sigma^2(S_k) = \frac{E_2}{|S_k|} \quad A12$$

式 A12 において  $\sigma$  をとると、これは偏差を表し、各座標点が平均して直線からどれほど離れているかを意味している。

以上の  $\sigma$  は絶対的な近似誤差を表しているが、さらに近似された直線の長さで正規化すると、スケールに不変な直線近似度  $linearity(S_k)$  が以下のように定義できる。

$$linearity(S_k) = \frac{\sigma}{|L|} \quad A13$$

これにより直線近似度を定義する。

## 6.2 点系列の円弧近似

入力 個数  $N$  の ( $X$  座標値,  $y$  座標値) の系列  $S_k$

例:  $(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots$

アルゴリズム 近似誤差として式 B1 に示すように円弧の半径  $R$  と推定中心位置  $(\bar{x}, \bar{y})$  による面積誤差の 2 乗和をとる。

$$e(R, \bar{x}, \bar{y}) = \sum_{i=1}^N (\pi R^2 - \pi((x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2))^2 \quad B1$$

ここで式 B1 を最小にする  $(\bar{x}, \bar{y})$  と  $R$  は以下の式 B2, B3, B4 から求まる。

$$\bar{x} = \frac{c_1 b_2 - c_2 b_1}{a_1 b_2 - a_2 b_1} \quad B2$$

$$\bar{y} = \frac{a_1 c_2 - a_2 c_1}{a_1 b_2 - a_2 b_1} \quad B3$$

$$R^2 = \frac{1}{N} (\sum x^2 - 2 \sum x \bar{x} + N \bar{x}^2 \sum y^2 - 2 \sum y \bar{y} + N \bar{y}^2) \quad B4$$

ここで

$$a_1 = 2(\sum x^2 - N \sum x^2),$$

$$a_2 = b_1 = 2(\sum x \sum y - N \sum xy),$$

$$b_2 = 2(\sum y^2 - N \sum y^2),$$

$$c_1 = (\sum x^2 \sum x - N \sum x^3 + \sum x \sum y^2 - N \sum xy^2),$$

$$c_2 = (\sum x^2 \sum y - N \sum y^3 + \sum y \sum y^2 - N \sum x^2 y)$$

であり、

$$\sum y = \sum_i y_i,$$

$$\sum x^2 = \sum_i x_i^2,$$

$$\sum y^2 = \sum_i y_i^2,$$

$$\sum xy = \sum_i x_i y_i,$$

$$\sum x^3 = \sum_i x_i^3,$$

$$\sum y^3 = \sum_i y_i^3,$$

$$\sum x^2 y = \sum_i x_i^2 y_i,$$

$$\sum xy^2 = \sum_i x_i y_i^2,$$

である。以上の計算では

$$a_1b_2 - a_2b_1 = 0$$

でないことが条件となる。(以上 [Thomas 1989] による。) これによって求めた円弧に対する各点の2乗誤差平均 $\sigma_2$ は

$$\sigma_2^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (R - \sqrt{(x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2})^2}{N} \quad B5$$

で与えられる。ここで近似された円弧の長さ $|L|$ で正規化すると

$$\text{curvilinearity}(S_k) = \frac{\sigma_2}{|L|} \quad B6$$

なる円弧度の尺度が得られる。