

# Delaunay 分割の特殊な構成要素の 抽出とその応用

2017 年 9 月

宇都宮大学大学院工学研究科

システム創成工学専攻

阿部真之



# 内容梗概

Delaunay 分割は計算幾何学における重要な手法の一つであり、その理論は広く理解されている。また、画像処理やコンピュータビジョン、コンピュータグラフィックスの分野ではメッシュ生成、骨格化、顔認証などの様々な用途で利用されている。このような Delaunay 分割の利用において、Delaunay 分割の個々の構成要素に着目することは少ない。しかし、様々なオブジェクトの内部を Delaunay 分割してその構成要素を観察すると、オブジェクトに固有の特殊な構成要素の存在に気付く。このような特殊な構成要素はオブジェクトの特徴的な情報であることから、特定オブジェクトの検出や認識等に利用可能であると考えられる。そこで本研究では、Delaunay 分割の特殊な構成要素の抽出とその応用として、1) デジタル画像中の白線の検出、2) デジタル画像中の平面凸物体の形状認識と復元、3) デジタル画像中の平面物体の Polygonality 計測、4) 凸多面体の表面上の三次元点群からのコーナー推定の 4 つを提案する。1) の手法は、デジタル画像中の幅一定の物体の内部を Delaunay 分割にて三角形群に分割した際に生成される一辺のみが物体のエッジと一致する三角形 (T1) に着目した手法であり、斜めの白線に対してロバストであるという特長を持つ。車載カメラにて取得した道路画像を用いて実験を行い、その有効性を確認した。2) の手法は、デジタル画像中の凸 N 角形の内部を Delaunay 分割にて三角形群に分割した際に生成される全ての辺を他の三角形と共有する三角形 (T0) に着目した手法であり、ノイズに対して頑健であるという特長を持つ。ノイズを付加したシミュレーション画像および実画像を用いた実験により、その有効性を確認した。3) の手法は、2) と同様に T0 に着目した手法であり、既存手法では不可能であった不連続な輪郭線への適用が可能であるという特長を持つ。多数のシルエット画像及び手書き線画を用いた実験により、その有効性を確認した。4) の手法は、凸多面体の内部を Delaunay 分割にて四面体群に分割した際に生成される全ての面を他の四面体と共有する四面体 (TetA) に着目した手法であり、既存手法と比べて計算コストが小さいという特長を持つ。3D スキャナにて取得した複数の凸多面体の表面上の三次元点群を用いた実験により、その有効性を確認した。

# Extraction and Application of Special Components in Delaunay Subdivision

Sadayuki Abe

## Abstract

Delaunay subdivision is one of the important methods in computational geometry, and its theory is widely understood. In the field of image processing, computer vision, and computer graphics, Delaunay subdivision is used for various applications such as mesh generation, skeletonization, face authentication, etc. When Delaunay subdivision is used for such applications, each component of Delaunay subdivision is mostly not paid attention. However, if you subdivide the interior of various objects using Delaunay subdivision and observe its components, you will notice the existence of special components which inherent in the object. Since such special components are characteristic information of an object, it can be considered to be usable for detection, recognition, etc. of a specific object. Therefore, in this research, we propose four techniques using such special components of Delaunay subdivision. 1) is a technique that detects lane mark on the road in a digital image, 2) is a technique that shape recognize and restore the shape of a plane convex object in a digital image, 3) is Polygonality measurement of planar object, and 4) is corner estimation from three dimensional point cloud on the surface of convex polyhedral surfaces. The technique of 1) focuses on triangles (called T1) which share only one side with edges of an object, and it has the feature that it is robust to oblique lane mark. We carried out experiments using road images acquired by an onboard camera and confirmed effectiveness of the proposed technique. The technique of 2) focuses on triangles (called T0) that share all sides with other triangles which are generated by Delaunay subdivision for an inner space of N-convex polygons, and it is robust to noise. The effectiveness of the technique was confirmed by experiments using synthesized images which had been added noise, and real images. 3) is a technique focusing on T0 in the same way as 2), and has the feature that it can be applied to discontinuous contour which was impossible to handle by the existing method. We confirmed its effectiveness by experiment using many silhouette images and handwritten line drawings. 4) is a technique focusing on tetrahedrons (TetA) which share all surfaces with other tetrahedrons which are generated by three dimensional Delaunay subdivision for an inner space of convex tetrahedral surfaces. The technique has the feature that the calculation cost is small compared with the existing method. We confirmed its effectiveness by experiment using three dimensional point clouds arranged on the surface of convex polyhedral surfaces acquired by 3D scanner.

# 目次

1. 緒論 .....	1
2. Delaunay 分割.....	3
2.1. Delaunay 三角形分割.....	3
2.1.1. Voronoi 図.....	3
2.1.2. アルゴリズム .....	5
2.1.3. 制約付き Delaunay 三角形分割.....	7
2.2. Delaunay 四面体分割.....	9
2.2.1. 概要 .....	9
2.2.2. アルゴリズム .....	9
3. 道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出 .....	13
3.1. 緒論 .....	13
3.2. 関連手法.....	14
3.2.1. 射影変換.....	14
3.2.2. カテゴリカル色領域分割 .....	17
3.2.3. フィルタ処理 .....	19
3.3. 提案手法.....	20
3.3.1. 前処理.....	20
3.3.2. 白色領域内部の三角形分割.....	21
3.3.3. 幅条件を満たす白線領域抽出.....	22
3.4. 実験 .....	24
3.4.1. 性能評価.....	25
3.4.2. パラメータ最適化.....	26
3.4.3. 白線判定条件の追加 .....	27
3.5. 結論 .....	29
4. Delaunay 三角形分割を用いた平面凸多角形の形状認識と復元 .....	30

---

4.1.	緒論 .....	30
4.2.	関連研究 .....	31
4.3.	提案手法 .....	31
4.3.1.	前処理 .....	32
4.3.2.	形状認識処理 .....	33
4.3.2.1.	凸 $n$ 角形と T0 の幾何学的関係 .....	34
4.3.3.	形状復元処理 .....	36
4.4.	実験 .....	38
4.4.1.	シミュレーション画像実験 .....	38
4.4.1.1.	実験結果 .....	38
4.4.1.2.	適用限界の検証 .....	41
4.4.2.	比較実験 .....	42
4.4.3.	実画像実験 .....	43
4.5.	結論 .....	43
5.	Delaunay 分割を用いた Polygonality 計測 .....	45
5.1.	緒論 .....	45
5.2.	関連研究 .....	46
5.2.1.	Triangularity/Rectangularity/Hexagonarity .....	46
5.2.2.	Polygonality .....	46
5.3.	基盤技術 .....	46
5.3.1.	Delaunay 分割 (Delaunay Triangulation) .....	47
5.3.2.	特殊な三角形の性質 .....	47
5.4.	提案手法 .....	50
5.4.1.	前処理 (Preprocessing) .....	50
5.4.2.	T0 抽出 (T0 Extraction) .....	51
5.4.3.	Polygonality 算出 (Polygonality Calculation) .....	53
5.5.	実験 .....	56
5.5.1.	単一閉曲線を用いた比較実験 .....	56

---

5.5.1.1.	ノイズなし人工単一閉曲線.....	56
5.5.1.2.	ノイズあり人工単一閉曲線.....	58
5.5.1.3.	実単一閉曲線.....	63
5.5.2.	不連続な輪郭線に対する適用実験.....	67
5.5.2.1.	機械的に生成した不連続な輪郭線.....	67
5.5.2.2.	手書きで生成した不連続な輪郭線.....	69
5.6.	結論.....	70
6.	Delaunay 四面体分割を用いた凸多面体上の三次元点群からのコーナー推定.....	71
6.1.	緒論.....	71
6.2.	関連研究.....	72
6.3.	提案手法.....	72
6.3.1.	Delaunay Tetrahedralization.....	73
6.3.2.	TetA Extraction.....	73
6.3.3.	Corner Estimation.....	75
6.4.	実験.....	78
6.5.	結論.....	81
7.	結論.....	82
	参考文献.....	84
	研究業績.....	92
	謝辞.....	93





# 1. 緒論

1934年に Boris Delaunay が発表した Delaunay 分割は、今日では計算幾何学における重要な手法の一つとして確立され広く理解されている。また、Delaunay 分割はその簡便さと応用範囲の広さから様々な分野で利用されている。とりわけ、画像処理やコンピュータビジョン、コンピュータグラフィックスの分野との親和性が高く、その用途は多様である。地形やオブジェクトのモデリングのためのメッシュ生成、文字やオブジェクトのパターン認識のための骨格化、さらには顔認証や自動運転の経路コントロール等、今日における Delaunay 分割の利用例は枚挙に遑がない。

しかし、このような Delaunay 分割の利用において、Delaunay 分割の個々の構成要素（二次元であれば三角形、三次元であれば四面体）の特徴に注目することは少ない。だが、様々なオブジェクトの内部を Delaunay 分割してその構成要素をよく観察すると、オブジェクトに固有の特殊な構成要素の存在に気付く。この特殊な構成要素はオブジェクトの特徴的な情報を含むことから、特定オブジェクトの検出や認識等に利用可能であると考えられる。また、この特殊な構成要素からオブジェクトの他の重要な特徴情報（コーナー等）を導くことができれば、形状復元や形状計測等へのより広範な利用が期待できる。

そこで本研究では、Delaunay 分割の特殊な構成要素の抽出とその応用について検討する。具体的には、デジタル画像中の白線の検出、デジタル画像中の平面凸物体の形状認識と復元、デジタル画像中の平面物体の Polygonality 計測、凸多面体の表面上の三次元点群からのコーナー推定の 4 つの手法を提案する。何れの手法も、対象の内部を Delaunay 分割した際に生成される特殊な構成要素を用いており、計算コストが小さいこと及びノイズや形状の変化に対して頑健であることが主な特長である。

デジタル画像中の白線の検出は、デジタル画像中の幅一定の物体の内部を Delaunay 分割にて三角形群に分割した際に生成される、一辺のみが物体のエッジと一致する三角形に着目した手法である。この手法では、白線のエッジの水平方向の幅を計測するような従来の方法とは異なり、エッジを底辺とする三角形の高さを領域の幅とする。そのため、白線の向きに対して頑健であるという特長を有する。車載カメラで撮影した画像を用いた実験を行い、本手法の有効性を確認した。

デジタル画像中の平面凸物体の形状認識と復元は、Delaunay 分割の特殊な構成要素 T0 の性質を用いた手法である。T0 とは、デジタル画像中の凸  $n$  角形の内部を Delaunay 分割にて三角形群に分割した際に生成される、全ての辺を他の三角形と共有する三角形である。本研究で行った実験により、少なくとも  $3 \leq n \leq 6$  では、T0 は必ず存在しその個数は  $N - 2$  となることが確認された。そして、この T0 の性質を平面凸物体の形状認識および復元に利用した。この手法は、特に平面凸物体の輪郭線を断絶するようなノイズに頑健である

という特長を持つ。実験では、予めノイズを付加した多数のシミュレーション画像を用いて本手法の有効性を確認した。

デジタル画像中の平面物体の **Polygonality** 計測は、前述の **T0** の性質を利用してデジタル画像中の平面物体の形状が凸多角形に似ている度合い (**Polygonality**) を計測する手法である。この手法は、形状計測にて一般的に求められる相似変換に対する不変性、ノイズに対する頑健性、測定値の理解容易性を満たす。また、既存手法と同等の単一閉曲線に対する計測性能と不連続な輪郭線の **Polygonality** 計測を両立した手法である。多数のシルエット画像及び手書き線画を用いた実験により本手法の有効性を確認した。

凸多面体の表面上の三次元点群からのコーナー推定は、三次元点群に対する **Delaunay** 分割の特殊な構成要素 **TetA** を用いた手法である。**TetA** とは、凸多面体の内部を **Delaunay** 分割にて四面体群に分割した際に生成される、全ての面を他の四面体と共有する四面体である。この手法は、既存の手法と比べて少ない処理時間で凸多面体のコーナーを推定できるという特長を持つ。実験では、複数の凸多面体を **3D** スキャンして取得した三次元点群を用いて本手法の有効性を確認した。

以下に、本論文の構成と内容を示す。

第 1 章では、本研究の背景と目的及び概要を述べる。

第 2 章では、**Delaunay** 分割の概念とアルゴリズムについて述べる。

第 3 章では、道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出手法について述べる。

第 4 章では、デジタル画像中の平面凸多角形の形状認識と復元手法について述べる。

第 5 章では、デジタル画像中の平面物体の **Polygonality** 計測手法について述べる。

第 6 章では、凸多面体の表面上の三次元点群からのコーナー推定手法について述べる。

第 7 章では、本研究のまとめと今後の課題を述べる。

## 2. Delaunay 分割

本研究で利用した Delaunay Triangulation (Delaunay 三角形分割) 及び Delaunay Tetrahedralization (Delaunay 四面体分割) について解説する。

### 2.1. Delaunay 三角形分割

Delaunay 三角形分割とは、与えられた点群を頂点とする三角形の集合を構成するアルゴリズム[72][73]である。Delaunay 三角形分割により得られる三角形群は、一つ以上の辺を他の三角形と共有しかつ互いに交差しないという特徴を持つ。Delaunay 三角形分割は計算幾何学における重要なアルゴリズムの一つであり、様々な用途で利用されている[74]-[76]。以下、Delaunay 三角形分割の双対である Voronoi Diagram (Voronoi 図), Delaunay 三角形分割のアルゴリズム及び制約付き Delaunay 三角形分割について述べる。

#### 2.1.1. Voronoi 図

Delaunay 三角形分割と Voronoi 図は、一方が与えられればもう一方も決まるといった双対の関係にある。どちらも数多くのアプリケーションに用いられており、またその理論は長年の研究を通じて広く理解されている。平面上に  $n$  個の点  $P_i (i=1, \dots, n)$  が与えられたとき、点  $P_i$  の勢力圏  $V_n(P_i)$  を、

$$V_n(P_i) = \bigcap_{j \neq i} \{P \mid d(P, P_i) < d(P, P_j)\} \quad (\text{Eq. 2.1})$$

( $d(P, P_i)$  は点  $P$  と点  $P_i$  とのユークリッド距離とする)

で定義し、これを点  $P_i$  に対する Voronoi 多角形という。また、 $V_n(P_i) (i=1, \dots, n)$  による平面の分割を Voronoi 図と呼ぶ。また、その分割のことを Voronoi 分割などと呼ぶ。

与えられた点  $P_i (i=1, \dots, n)$  を母点と呼び、Voronoi 多角形の頂点を Voronoi 点、辺を Voronoi 辺と呼ぶ。図 2.1 での母点数は 5 であり、Voronoi 領域は 5 個に分かれている。一般に、母点数と Voronoi 領域数は一致する。Voronoi 辺は、その両側にある母点から等距離にある点の軌跡、すなわち、その母点を結ぶ線分の垂直二等分線の一部である。Voronoi 点は、三つの母点を頂点とする三角形 (Delaunay 三角形) の外心である。また、外接円内に他の母点が存在することは無い。図 2.2 にその例を示す。

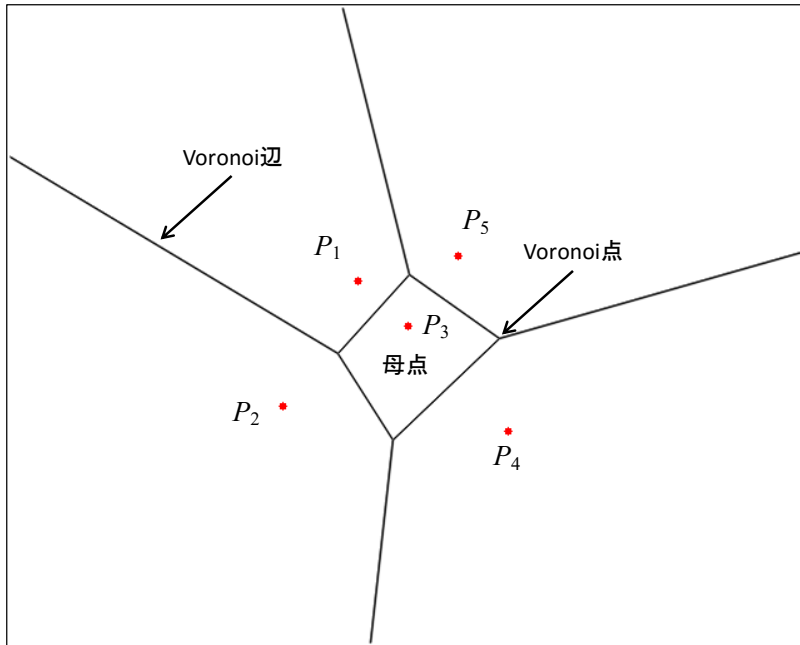


図 2.1 Voronoi 図の例.

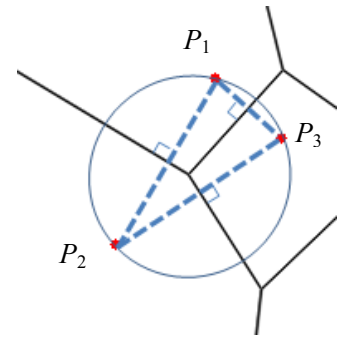


図 2.2 Voronoi 点.

Voronoi 図において、点  $P_i$  と点  $P_j$  のそれぞれの Voronoi 多角形が共有辺を持つとき、点  $P_i$  と点  $P_j$  とを線分で結ぶことによって三角形分割が得られる（4 つの母点が同一円周上に乗るなどの特殊な場合を除く）。これは、Voronoi 図を平面グラフと見たときの双対グラフであり、Delaunay 三角形分割（Delaunay 図）と呼ばれる。図 2.3 に Delaunay 三角形分割の例を示す。

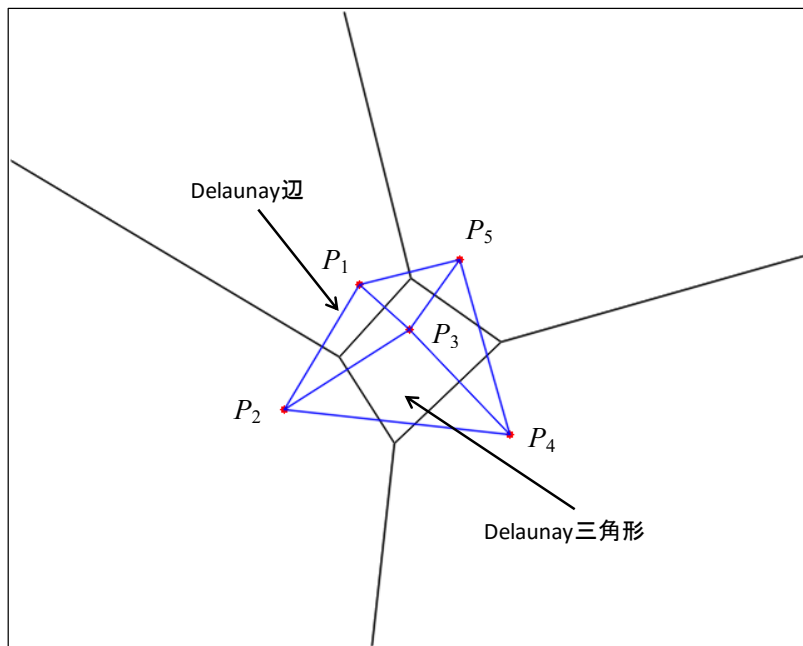


図 2.3 Delaunay 三角形分割の例.

### 2.1.2. アルゴリズム

平面上に  $n$  個の母点  $P_i (i=1, \dots, n)$  が与えられたとき、定義(Eq. 2.1)に従って  $P_i$  毎に他の母点との垂直二等分線を  $n-1$  本作り、それらの定める半平面の共通部分を求めて  $V_n(P_i)$  とすることにより、Voronoi 図を構成することができる。そして、共有辺を持つ Voronoi 多角形の母点を線分で結ぶことにより、Delaunay 三角形分割が得られる。その様子を図 2.4 に示す。この例では、与えられた 7 個の母点の中のある 1 点に注目している (図 2.4-a)。まず、注目点と他の母点とを線分で結ぶ (図 2.4-b)。次に、結んだそれぞれの線分の垂直二等分線を引き (図 2.4-c)、それらの定める半平面の共通部分を求める (図 2.4-d)。これで注目点における Voronoi 領域が定まる。以上の操作を各母点について行うことで Voronoi 図を作成し、共有辺を持つ Voronoi 多角形の母点を線分で結ぶことにより、図 2.5 に示される Delaunay 三角形分割が構成される。

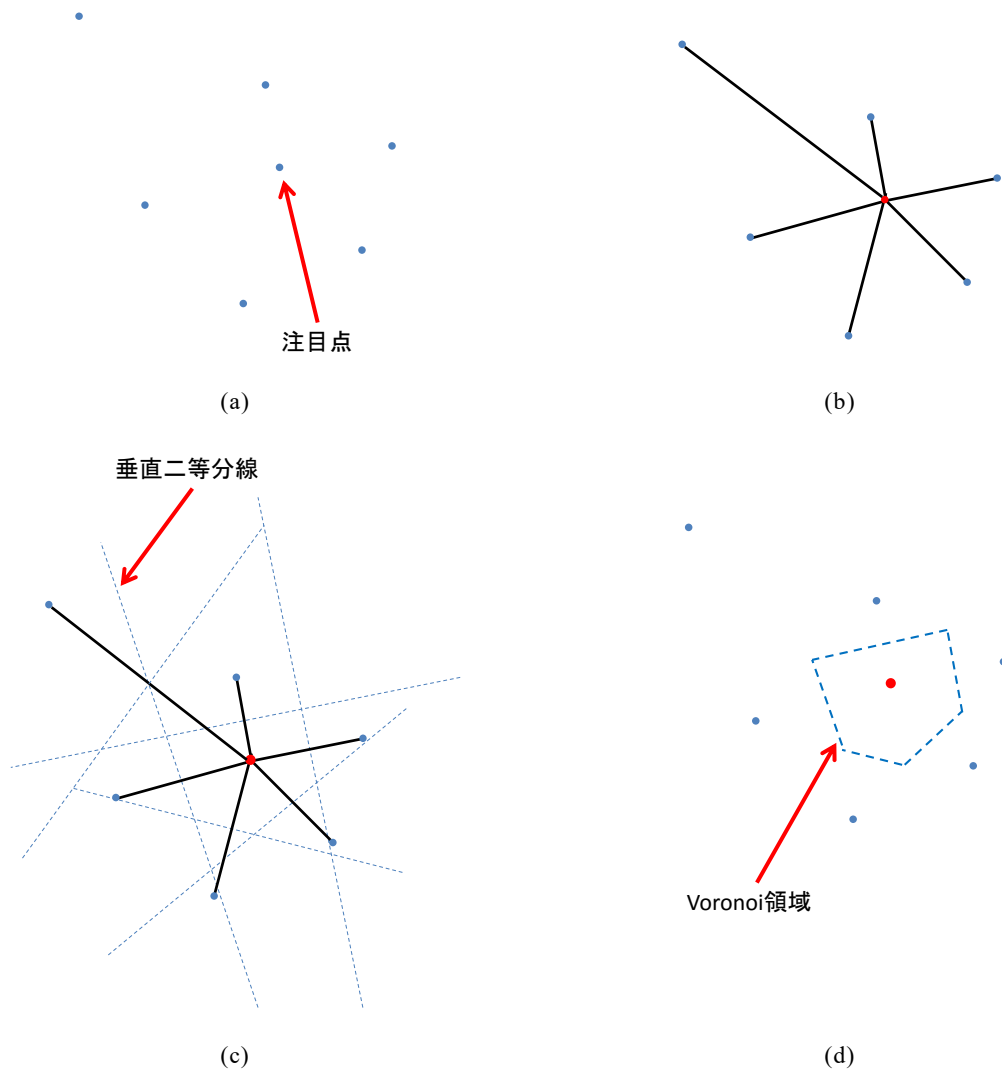


図 2.4 Delaunay 三角形分割のアルゴリズムの概要。

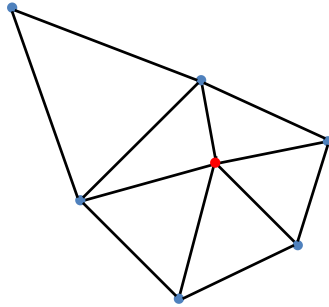


図 2.5 Delaunay 三角形分割の例.

上記の方法により Delaunay 三角形分割が得られるが、コストが  $O(n^2 \log n)$  と大きいため、実際は効率的な手法を用いて求める必要がある。効率的な手法にはいくつかあるが、本研究では 1 点ずつ母点を付け加えていく逐次添加法 (incremental method) を用いた。以下、新たに母点を付け加えたときの Voronoi 図の修正方法と Voronoi 図における点位置決定方法を準備として、逐次添加法について説明する。

$n$  個の母点  $P_1, \dots, P_n$  の Voronoi 図  $V_n$  がすでに構成されているとし、さらにもう 1 個の母点  $P_{n+1}$  を付け加えたときの  $P_1, \dots, P_{n+1}$  に対する Voronoi 図を求める方法は以下のとおりである。

- (1)  $P_1, \dots, P_n$  の中で  $P_{n+1}$  に最も近い点  $P_{i(1)}$  を求める (= 点位置決定方法; 以下で説明).  
 $k = 0$ .
- (2)  $k = k + 1$ .
- (3) 線分  $P_{i(k)}P_{n+1}$  の垂直二等分線と  $V_n(P_{i(k)})$  の辺との交点のうち  $Q_{k-1}$  と異なるほうを  $Q_k$  とし ( $k=1$  のときはどちらでもよい), この辺で  $V_n(P_{i(k)})$  と隣り合う Voronoi 多角形を  $V_n(P_{i(k+1)})$  とする.
- (4)  $P_{i(k+1)} \neq P_{i(1)}$  ならば (2) に戻る.  
 $P_{i(k+1)} = P_{i(1)}$  ならば, Voronoi 図  $V_n$  の辺のうち, 多角形  $Q_1Q_2 \dots Q_k$  内部にある辺 (の一部) を削除して終了する. 多角形  $Q_1Q_2 \dots Q_k$  が付け加えた  $P_{n+1}$  の Voronoi 多角形  $V_{n+1}(P_{n+1})$  となる.

図 2.6 の例では、まず最も近い点から  $Q_1Q_2$  を求める。次に  $Q_2$  を通る Voronoi 辺で隣り合う Voronoi 多角形の母点との間の垂直二等分線と Voronoi 多角形の辺との交点から、 $Q_3$  を求める。同様に  $Q_4$  を求め、対象とする母点が最も近い点に戻ってきたら多角形  $Q_1Q_2Q_3Q_4$  内部の辺を削除して終了となる。

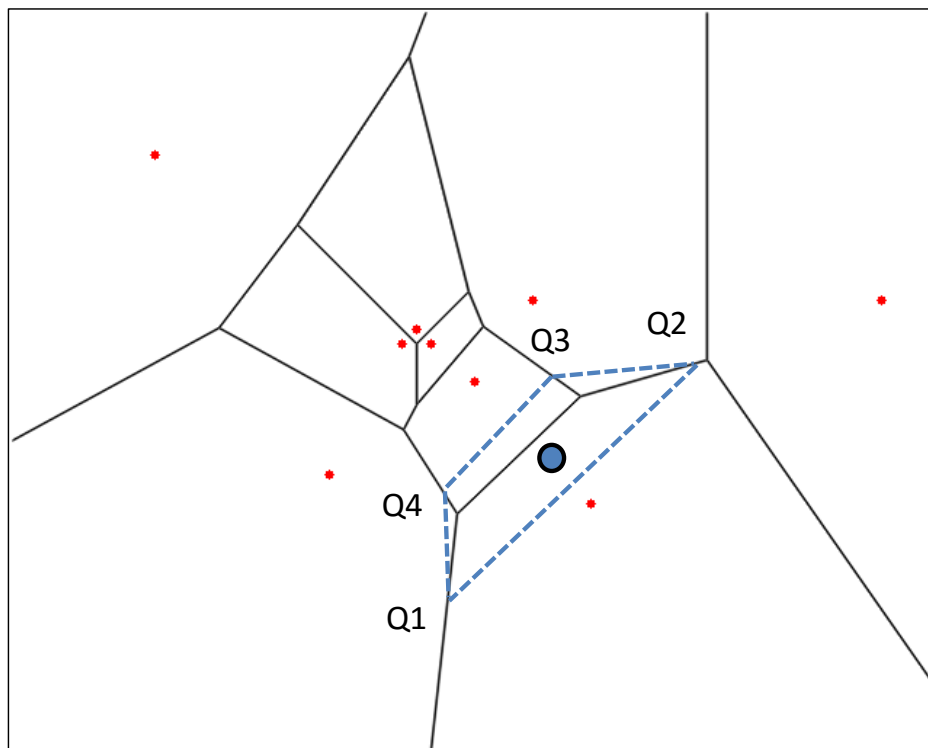


図 2.6 母点を添加したときの Voronoi 図の修正.

$P_1, \dots, P_n$  を母点とする Voronoi 図  $V_n$  と 1 点  $P$  が与えられたとき,  $P \in V_n(P_i)$  なる母点  $P_i$ , すなわち  $P$  に最も近い母点を見出す方法は以下のとおりである.

- (1) 任意の母点を“出発点”にとり,  $P_i$  とする.
- (2)  $V_n$  のなかで,  $V_n(P_i)$  と隣り合う  $V_n(P_j)$  で

$$d(P, P_j) < d(P, P_i)$$

となるもの, つまり距離が近いものを探す. そのような  $P_j$  がなければ現在の  $P_i$  が求めたい母点となる. 上記の条件を満たす  $P_j$  が存在する場合は,  $P_j$  のうち一つを任意にとり  $P_i = P_j$  として(2)に戻る.

逐次添加法は,  $m$  個の母点  $P_1, \dots, P_m$  に対する Voronoi 図  $V_m$  に 1 つの母点  $P_{m+1}$  を付加して  $V_{m+1}$  を作ることを  $m=1, 2, \dots, n-1$  に対して  $n-1$  段行って  $V_n$  を作る方法であり, 母点の付加方法を繰り返し行う適用するものである. 全体のコストの上限は  $O(n^2)$  となる.

### 2.1.3. 制約付き Delaunay 三角形分割

Delaunay 三角形分割はその目的に応じて, 制約を付けて用いられることが多い. 例えば, ある平面グラフがあるとき, このグラフのエッジを保持する, つまり Delaunay 三角形分割をしたときにグラフのエッジは必ず分割線となるように制約する. これは, グラフのエッ

ジをたどっていき、エッジと交差する分割線があればその分割線をエッジに付け替える処理を加えることで実現できる (図 2.7 参照)。

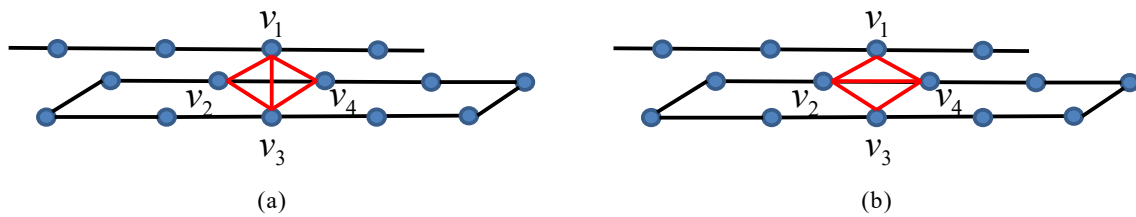


図 2.7 エッジの付け替え処理の例.

また例えば、凸多角形の内部を分割するとき、図 2.8-a の青線で示される線分を分割線となるように制約したい場合、この線を制約線として定義する。Delaunay 三角形分割の結果、この制約線と交差する分割線を削除する (図 2.8-b)、または制約線上に新たに点を配置して再分割を行うなどにより、目的に応じた分割にする。

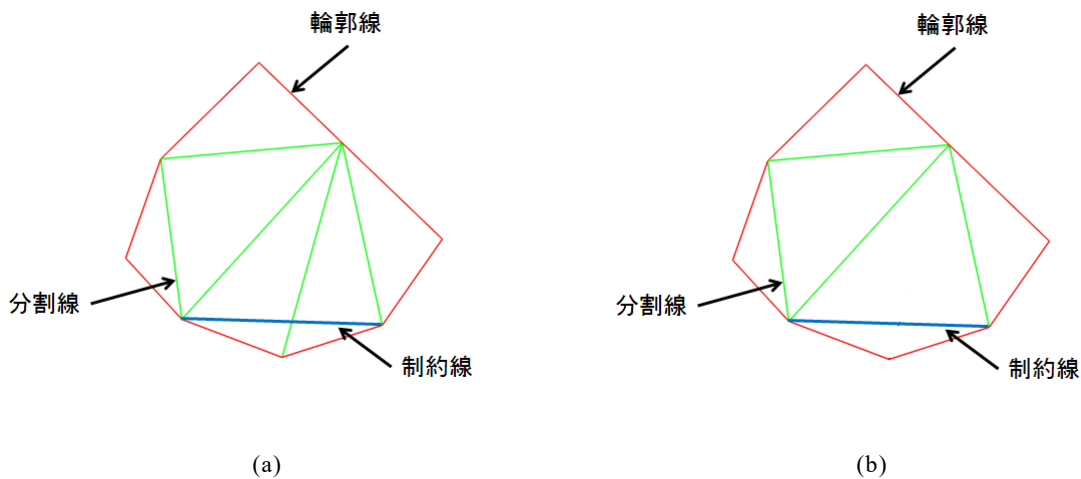


図 2.8 制約線による再分割の例.

本研究では、3 章にて述べる白線検出手法で領域の幅を求めるために制約付き Delaunay 三角形分割と同等の分割を行っている。Delaunay 分割で生成された三角形の高さをその部分の幅と見なすことで領域の幅を求めるが、領域の輪郭に当たるエッジは三角形の底辺として高さの計算に必須となる。そのため、これは必ず分割線とする必要がある。本来ならば、領域の輪郭のエッジを辿りエッジと交差する分割線をエッジに付け替える処理を行うところだが、輪郭のエッジを必ず分割線とすることは輪郭点列をある程度密にサンプリングすることで可能となる。これは、近い点と分割線を結ぶという Delaunay 三角形分割の性質による。そのため、実際にはエッジ付け替え処理ではなく密なサンプリングにより制約を実現した。



## 2.2. Delaunay 四面体分割

Delaunay 四面体分割 (Delaunay Tetrahedralization) [83]-[85]とは, 三次元空間内で与えられた点群を頂点とする互いに交差しない四面体群を生成するアルゴリズムである. 画像処理やコンピュータビジョンの分野では二次元空間上の点群を三角形群に分割する Delaunay 三角形分割[86][87]が様々な用途に利用されているが, Delaunay 四面体分割はこれを三次元に拡張したものである. 3D オブジェクトの境界面の再構築[88]や修復[89], または分子構造のアライメント[90]などに利用されている.

### 2.2.1. 概要

基本的な考え方は 2.1 で述べた Delaunay 三角形分割と同様である. 三次元空間での Voronoi 図は空間の多面体分割となり, その多面体の各面 (隣接する多面体の母点間の垂直二等分面) に対して 1 本の線分が与えられ, それらが Delaunay 分割となる. 与えられた点群に対して Delaunay 四面体分割を適用すると, 入力点群の凸包空間を四面体群に分割できる. こうして得られる四面体群は, 各四面体の外接球の内部 (球の表面は除く) に点を含まないことが保証される.

### 2.2.2. アルゴリズム

本研究では, 逐次添加による Delaunay 四面体分割を利用した. 以下, このアルゴリズムについて解説する. 実現方法は幾つかあるが, 基本的には下記の(1)から(5)の手順により Delaunay 四面体群を得ることができる.

- (1) 入力点群の座標値の正規化
- (2) スーパー四面体 (Super Tetrahedron) の設定
- (3) 逐次添加による四面体分割の更新
- (4) スーパー四面体と頂点を共有する四面体を削除
- (5) 座標値の復元

手順(1)では, 入力点群が図 2.9 に示した単位領域に収まるように入力点群の座標変換を行う. この手順により, どのようなスケールの入力点群でも扱え汎用的な手法となる.

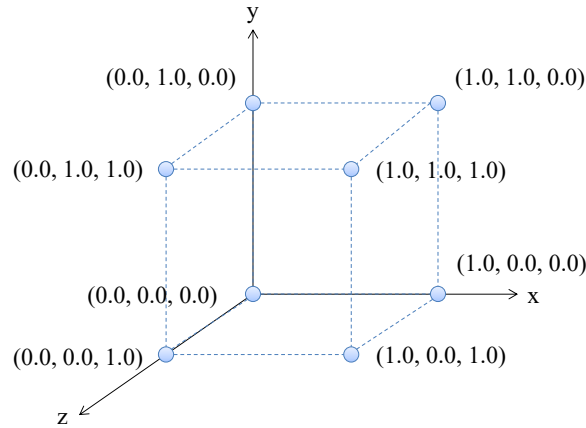


図 2.9 正規化の単位領域.

手順(2)では, Delaunay 四面体分割の初期四面体として単位領域を包含する巨大な四面体 (スーパー四面体) を用意する. 逐次添加による四面体分割では, 新たに挿入する点が必ず既存の四面体の一つの内部に位置するように空間を四面体で満たす必要がある. 本研究では, 図 2.10 に示すスーパー四面体を用いることでこれを実現した. なお, 四面体分割の初期状態の設定方法は様々に考えることができ, ここで示した方法はその一つである. 他の方法としては, 例えば文献[99]では単位領域より数倍大きな立方体領域をスーパーボックスとして用意し, これを 6 個の四面体に分割してこれを初期状態としている.

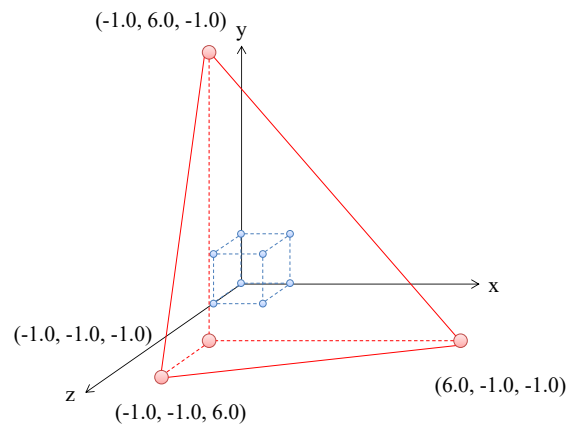


図 2.10 スーパー四面体.

手順(3)では, 点を挿入しながら四面体分割を更新していく. 図 2.11 はこの手順の様子を二次元で表したものである. まず, 新たに挿入する点を包含する四面体及び外接球がその点を包含する四面体を特定して取り出す (図 2.11-b). そして, それらの四面体が共有する三角形 (面) を除去することで多面体を作成 (図 2.11-c) した後, 挿入点と多面体表面の三角形で多面体を四面体群に再分割する (図 2.11-d). この処理を挿入点が無くなるまで繰り返し行うことで Delaunay 四面体群を構成することができる. なお, 再分割の対象となった多面体以外の部分は点の挿入による影響を受けないため前回までの分割結果を利用可能である.

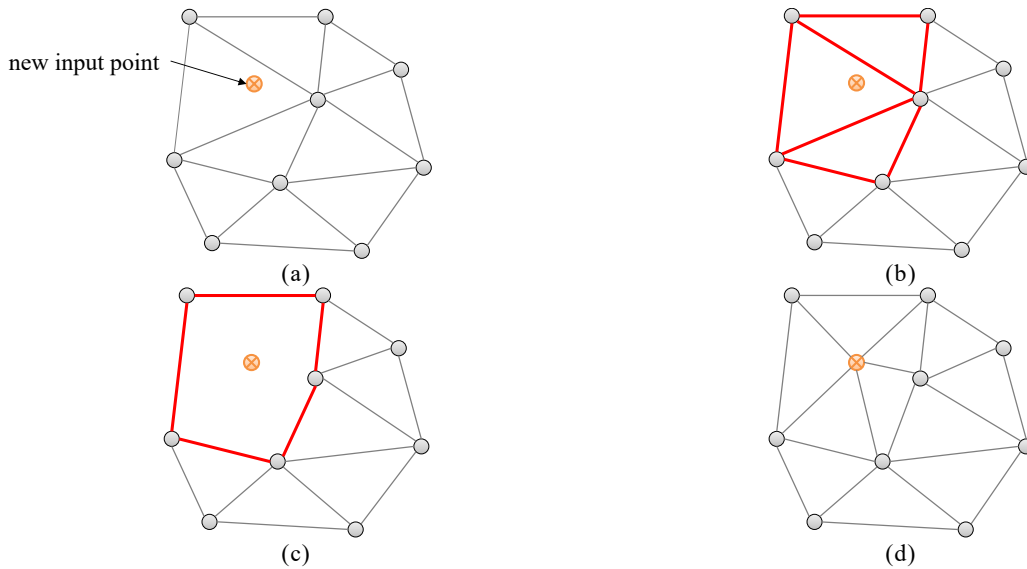


図 2.11 四面体分割の更新.

挿入点を包含する四面体の探索方法を次に述べる．任意の四面体を出発点とし，この四面体を構成する四つの三角形に対して挿入点が内側に位置するかどうかを確認する．挿入点が全ての三角形の内側に位置する場合，この四面体が求めたい四面体となる．四つの三角形のうち一つに対して挿入点が外側に位置する場合，その三角形を共有面として隣接する四面体に移動して前述の挿入点の内外判定を行う．以降，挿入点を包含する四面体が見つかるまでこの操作を繰り返す．この方法の理解し易い例として，二次元の探索経路の例を図 2.12 に示す．局所的に見た場合この探索経路は蛇行するが，全域的に見ると概ね直線的に目的の四面体へ到達することが分かる．

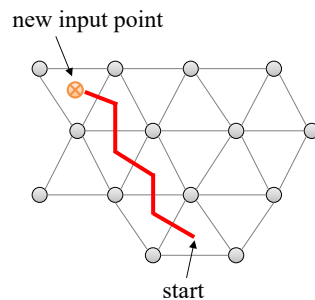


図 2.12 点を包含する四面体の探索方法.

手順(4)では，手順(2)で用意したスーパー四面体と頂点を共有する四面体を削除する．スーパー四面体はあくまでも分割処理のために必要なものであり，最終的な分割結果には不要である．また，手順(3)が終了した時点でスーパー四面体の頂点を構成点の一つとする四面体が複数存在するが，これらも不要となる．よって，四面体分割からスーパー四面体及びスーパー四面体と頂点を共有する四面体を削除する．この結果，残った四面体は全て入力点群の凸包内部に位置することになる．図 2.13 に削除対象となる四面体の例を示す．図中では，この手順で削除される四面体の辺が破線で示されている．

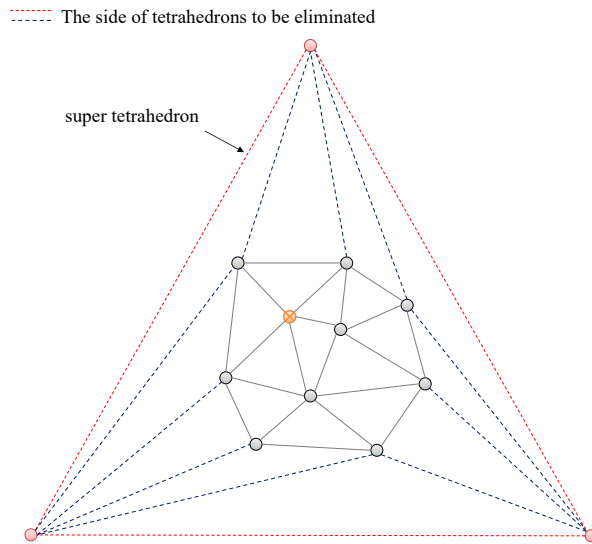


図 2.13 削除する四面体.

手順(5)では, 手順(1)で行った正規化により単位領域内に収まるよう変換されていた入力点の座標値を元に戻す. 以上により, Delaunay 四面体群が得られ Delaunay 四面体分割は完了となる.

## 3. 道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出

### 3.1. 緒論

車載カメラ画像から白線や道路標識を検出することは、自律走行技術や安全運転支援システムのための基本的なタスクである。日本において白線は高速道路の合流点や分岐点を除いて、その幅が 0.1m から 0.2m, 複数車線の中央線の長さが 3m から 10m, 色が白またはオレンジと標準化されており、国道から地方道までよく管理されている。我々は、白線の幅が標準化されていることに着目し、車載カメラ画像から幅条件を満たす白線を検出する方法を提案する。

白線検出手法は多くあり [1], そのほとんどが暗い路面と明るくペイントされた白線の輝度値の差を利用するものである。白線検出の別の手がかりとして、鳥瞰画像(逆パースペクティブマッピング)を水平方向に走査して、ある幅以内の黒-白-黒と変化する場所での幅情報が [2]-[4] では使われている。類似の手法として、車載カメラ画像の水平方向ラインに対して、白線の幅に対応する距離の範囲だけ離れた正と負の勾配の対があれば、それを白線と見なす方法 [5] もある。いずれの方法でも、白線の水平長をその幅として扱うため、白線が傾いている場合には直接の適用は難しいと考えられる。そこで本研究では、白線が傾いている場合にも強い白線検出の方法を提案する。

上述の通り、0.1m から 0.2m と定められている。そこで、鳥瞰画像上の白色領域から、0.1m から 0.2m の幅を持つリボン状領域を抽出すれば、それが白線である可能性が高い。白色領域の幅情報を得るために、白色領域のエッジ上の点群を頂点とし、その頂点群に対して Delaunay 三角形分割を適用する。その結果得られた三角形のうち、一辺のみが白色領域のエッジである三角形に着目し、その辺を底辺として三角形の高さを計測すれば、その高さが白色領域のその場所における幅と考えることができる。すると白線検出は、道路上で 0.1m から 0.2m に対応する高さの三角形の集合を抽出することで実現できる。この手法は、白色領域のエッジに対して垂直な幅を求めることができるので、傾いた白線でも正確な幅の計測が可能であるという特長を持つ。

本手法の有効性を確認するため、187 枚の実画像に対する実験を行った。そして、白線検出性能評価のために、目視により対話的に得た正解白線と、検出白線との面積を比較した。その結果、9 割以上の正答率を得て提案手法の有効性が示された。

## 3.2. 関連手法

本手法で用いる射影変換，カテゴリカル色領域分割，フィルタ処理について述べる．なお，Delaunay 分割については第 2 章を参照のこと．

### 3.2.1. 射影変換

本手法で用いる射影変換[6]-[8]について述べる．射影変換とは幾何学的変換の一手法であり，透視投影法の一つである．一般に，透視投影とは 3 次元空間中に存在する物体を見たおりに 2 次元平面に描画（投影）することを表す．例えば，図 3.1 のように 3 次元空間中のある平面上に長方形が描かれているとする．長方形を正面から撮影した場合，撮影画像上でもそのままの長方形が表現される．しかし，この長方形を斜めの位置から撮影した場合，撮影画像上では長方形が長方形でない四角形として表現される．

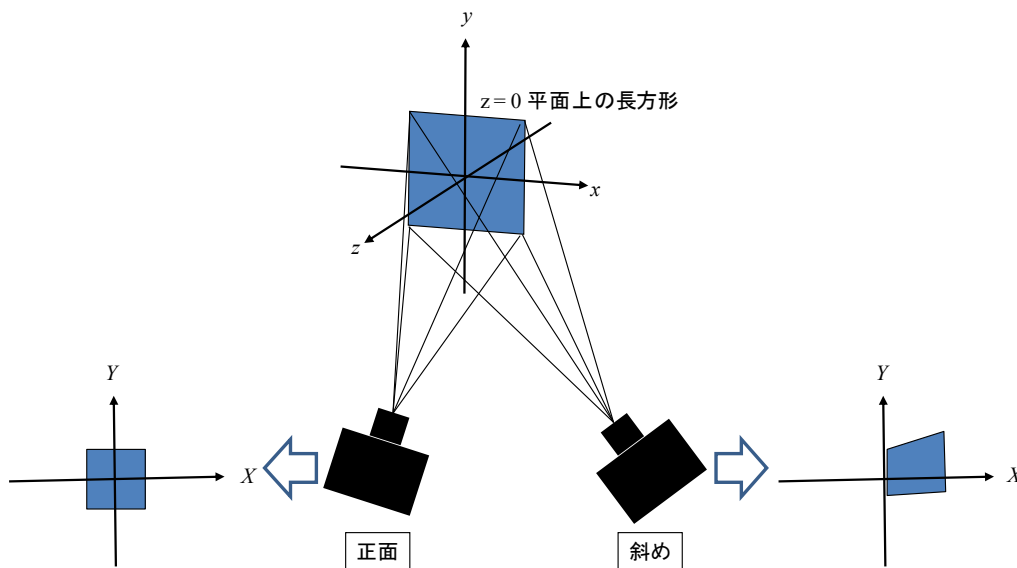


図 3.1 透視投影の例．

どのような四角形になるかは長方形とカメラの位置関係に依存し，3 次元空間中のある点  $(x, y, z)$  が撮影画像上のどの位置  $(X, Y)$  に対応するかを定めるものが透視投影である．透視投影は以下の式で一般的に表現される．

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad X = \frac{x'}{w} \quad Y = \frac{y'}{w} \quad (\text{Eq. 3.1})$$

$a_{11}$  から  $a_{44}$  は，カメラの位置，向き，レンズの焦点距離により定まるパラメータである．ここでは 3 次元空間中の平面上の物体を対象としているため，一般性を失うことなくその平面を  $z = 0$  とし， $(X, Y)$  を求めるのに不要な行列の要素を除いて (Eq. 3.1) を書き換えると，

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = P \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad X = \frac{x'}{w} \quad Y = \frac{y'}{w} \quad (\text{Eq. 3.2})$$

となる。これを点 $(x,y)$ から点 $(X,Y)$ への射影変換と呼び、行列  $P$  を射影変換行列と呼ぶ。一般に、(Eq. 3.2)を展開し、

$$\begin{aligned} X &= (c_{11}x + c_{12}y + c_{13}) / (c_{31}x + c_{32}y + c_{33}) \\ Y &= (c_{21}x + c_{22}y + c_{23}) / (c_{31}x + c_{32}y + c_{33}) \end{aligned}$$

と表現することが多い。(Eq. 3.2)の射影変換行列  $P$  の要素 $c_{ij}(i = 0 \dots 2, j = 0 \dots 2)$ は 9 個であるが、射影変換行列を定数倍しても同じ変換になるので未知数は 8 個である。したがって、点 $(x,y)$ と点 $(X,Y)$ の対応関係の組が 4 対あれば射影変換行列が一意に決まる。実際に建築物が映っている画像に対して射影変換を行った例を示す。左が入力画像、右が出力画像である。

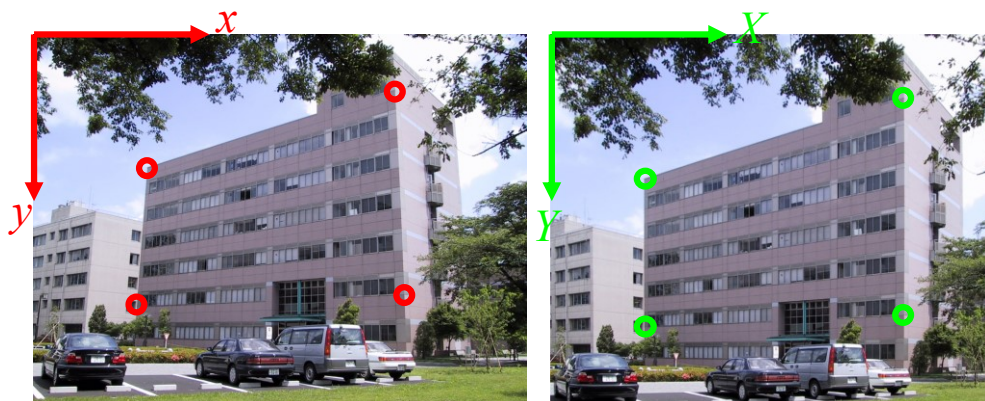


図 3.2 射影変換の例.

車のフロントに設置したカメラから得られる走行画像では、道路面上の白線は図 3.3 に示されるように傾いて見え、その幅は手前と遠方で一定ではない。これを解消するため本手法では、射影変換を走行画像に適用し図 3.4 のように道路面上を上空から見たのと等価である鳥瞰画像へ変換した。その例を図 3.5 に示す。



図 3.3 走行画像の例.

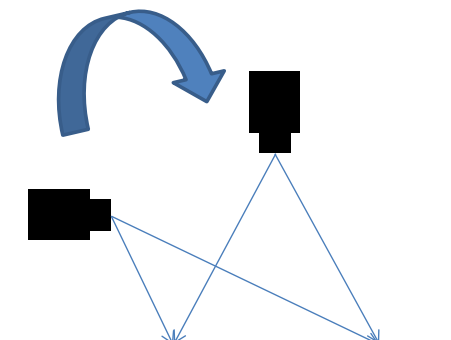


図 3.4 射影変換のイメージ図.

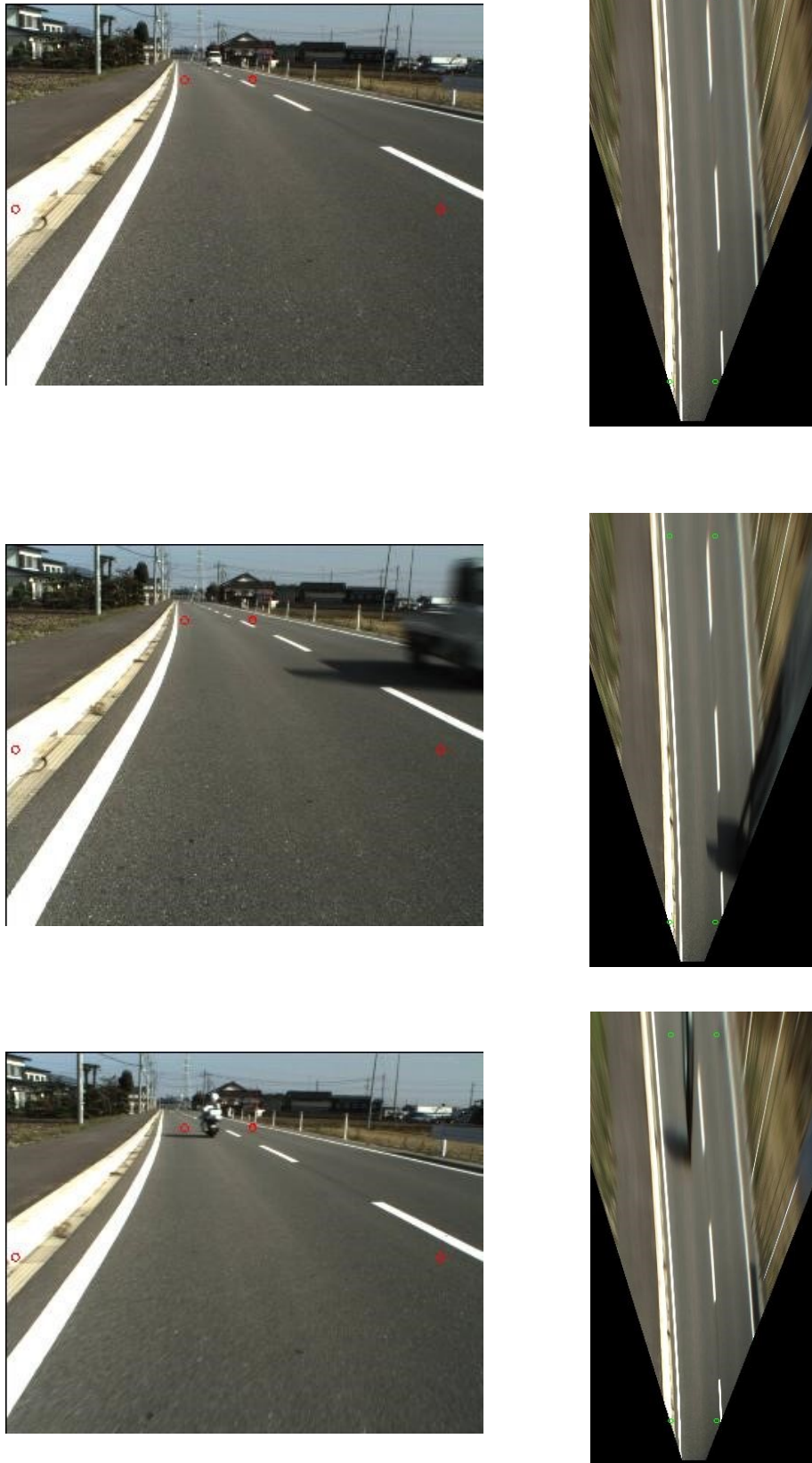


図 3.5 鳥瞰画像の例：入力画像（左），鳥瞰画像（右）.



### 3.2.2. カテゴリカル色領域分割

本手法で用いたカテゴリカル色領域分割について簡単に説明する．詳しくは文献[9]を参照されたい．カテゴリカル色領域分割とは、「人の色覚特性を模擬した色認識」「環境光の変化にロバストな色彩画像処理」「色彩画像の色情報の簡素化」をテーマとした色領域分割手法であり，人の色覚特性であるカテゴリカル色認識をコンセプトとした色情報認識システムである．カテゴリカル色認識とは，人が濃い色，薄い色などのある程度異なった色をまとめて「赤」「黄色」などのカテゴリに分けることができる能力のことで，照明変化にロバストであることが分かっている．

複数の被験者に対して図 3.6 に示すカテゴリカルカラー応答実験を行い，実験データを基にデータベースを作成し，そのデータベースに従って色領域分割を行う．カテゴリカルカラーとは，日常生活での色表現に最も多く用いられている 11 色（赤，茶，ピンク，オレンジ，黄，緑，青，紫，黒，灰，白）のことを表し，文献[9]では図 3.7 右に示すように空や路面に対してさらに細かく分類できるように青を二段階，灰を三段階とした合計 14 色でカテゴリライズする手法を提案している．図 3.8 に実画像に対してカテゴリカル色領域分割を行った例を示す．

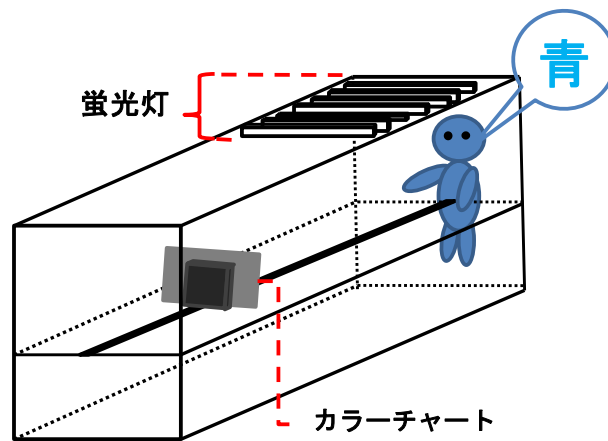


図 3.6 カテゴリカルカラー応答実験の様子：被験者はある照明環境のもとで，カラーチャートの色を見え方によって評価する．

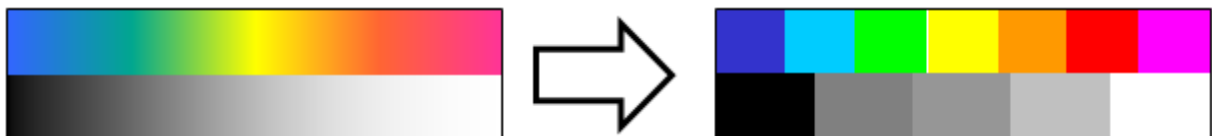


図 3.7 カテゴリカルカラー．



図 3.8 カテゴリカル色領域分割の例：入力画像（左），色領域分割結果（右）.

本研究では文献[9]の色領域分割手法を用いることで白線候補を抽出する．具体的には，射影変換によって得た鳥瞰画像に対してカテゴリカル色領域分割を適用する．得られた色領域から白色の領域を抽出し，それを白線候補領域とする．カテゴリカル色領域分割を用いることで，人間の知覚が白として見なす領域と同じ白色領域を照明変化に対してロバストに取得できるという利点が生まれる．図 3.9 に鳥瞰画像に対するカテゴリカル色領域分割の例を示す．

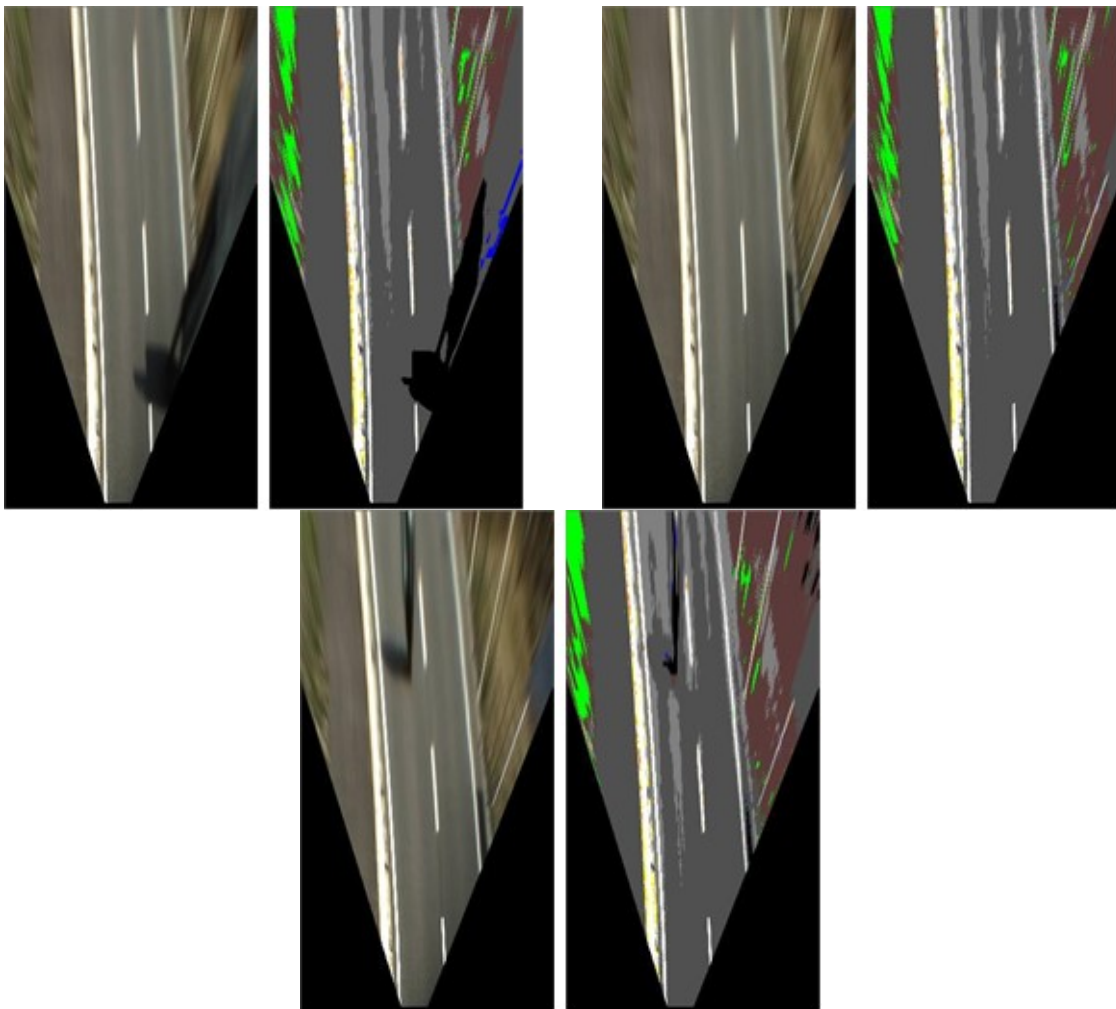


図 3.9 鳥瞰画像に対するカテゴリカル色領域分割の例：鳥瞰画像（左），色領域分割結果（右）.

### 3.2.3. フィルタ処理

上述の射影変換，色領域分割により得た白線候補領域画像では，細かいノイズや領域側面の欠落，領域中の穴などが生じる場合がある．この原因としては，射影変換による画像の劣化や単純に指定した色の画素を抽出していることが考えられる．これを除去・補正するため，以下の二つの操作からなるフィルタ処理を行う．

- ・面積の小さな領域の削除
- ・Closing 処理

Closing 処理とはモルフォロジー演算処理の一つで，図 3.10 に示すようにある物体 A の輪郭線に沿ってある構造要素 B を操作してやることで物体の凹部や穴を埋める処理である．本手法では構造要素として原点を中心とした円を用い，白線候補領域が 1 というピクセル値を持つ前景，その他を 0 というピクセル値を持つ背景として Closing 処理を行った．これらの処理により，細かいノイズが除去され，領域側面の欠落が補正され，領域中の穴が埋められる．例として図 3.11 左に細かいノイズや穴が生じている画像，右にフィルタ処理を行った画像を示す．

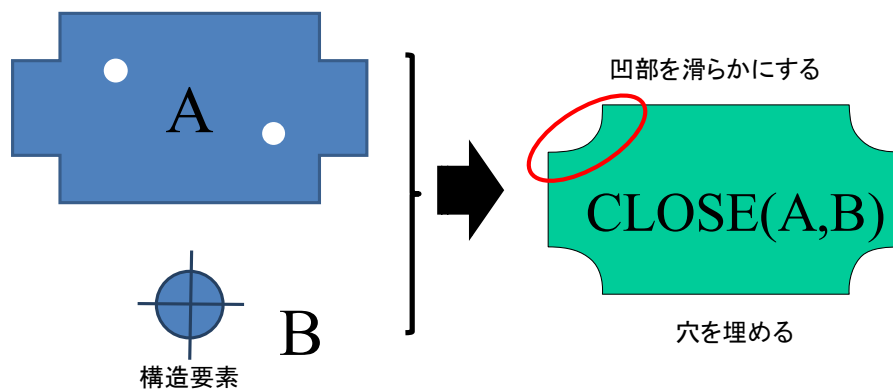


図 3.10 Closing 処理の概要．

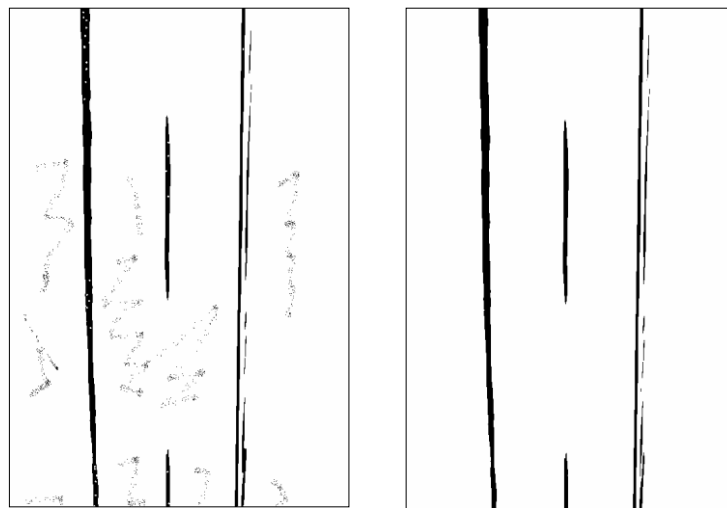


図 3.11 フィルタ処理の例：入力画像（左），フィルタ処理後（右）．

### 3.3. 提案手法

#### 3.3.1. 前処理

車載カメラから得た道路画像に対して射影変換を用いることで、道路面を上空から見たのと等価である鳥瞰画像を得ることができる。本手法ではこの鳥瞰画像を入力とする。はじめに、鳥瞰画像から適当な手法によっては白線候補領域（以下、白色領域）を得る。ここでは、カテゴリカル色領域分割を適用した。この手法は、人間の知覚が白として見なす領域と同じ白色領域を照明変化に対して強く取得できるという利点を持つ。次に、ノイズを除去するため、得られた2値画像に対してモルフォロジー演算の `opening` と `closing` を適用する。この際、1 というピクセル値を持つ領域を前景（白色領域）、その他を背景とした。この結果、小さな前景領域が除去され、前景領域中の穴が埋められる。その後、白色領域を左手に見ながら、輪郭線追跡を行い、連結成分毎に白色領域を囲む外側輪郭線を得る。図 3.12 に前処理の例を示す。

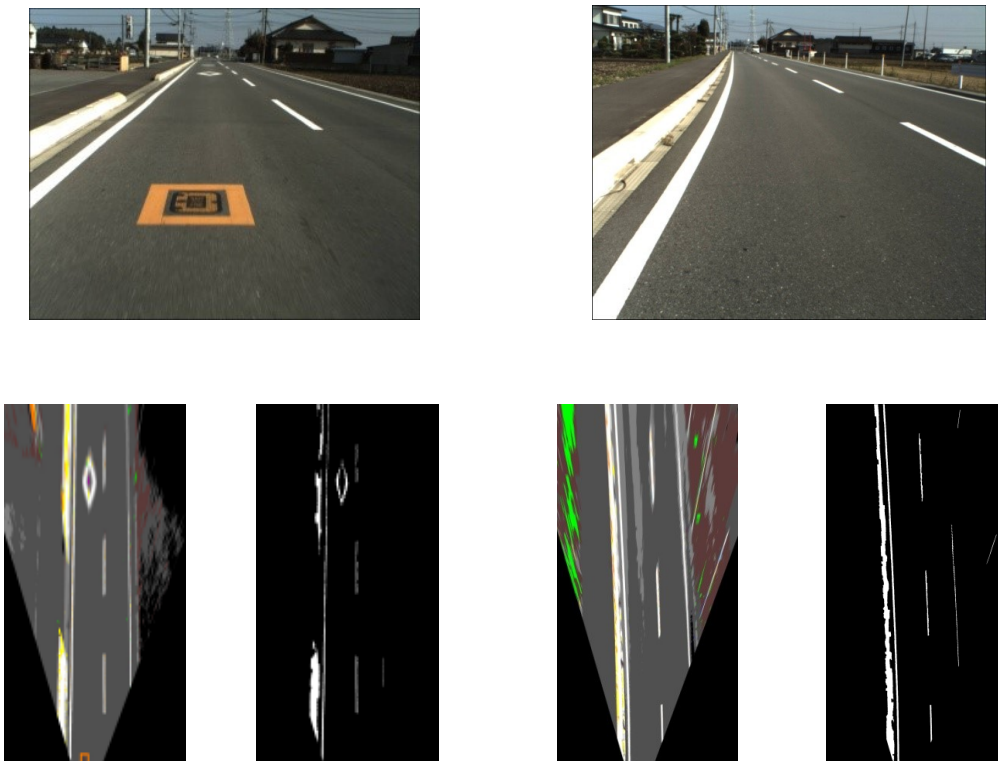


図 3.12 前処理の例。上段：車載カメラ画像。下段：鳥瞰画像をカテゴリカル色領域分割した画像と白線候補領域を抽出した画像。

### 3.3.2. 白色領域内部の三角形分割

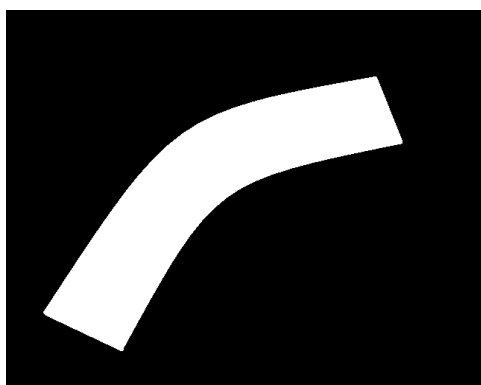
以下、一つの連結成分での処理について説明する。通常、鳥瞰画像上には複数の連結成分が存在するが、その場合はここでの処理を連結成分毎に繰り返し行う。幅がある範囲内に収まる領域を抽出するために、連結成分の幅を知る必要がある。本手法では、連結成分の輪郭線の輪郭点列をある一定間隔でサンプリングし、その点群を頂点とする三角形に分割し、その高さを計測することで連結成分の様々な部分の幅情報を得る方法を提案する。具体的には、連結成分毎に以下の処理を行い白色領域の内部を三角形に分割する。

(step1) 輪郭線から輪郭点列をサンプリング

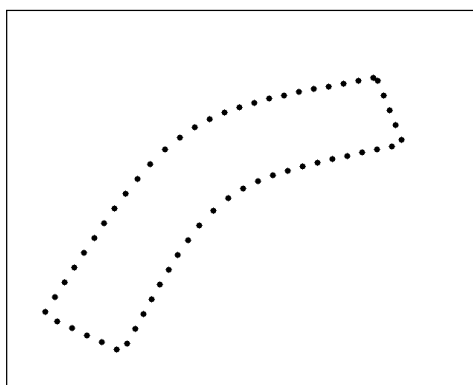
(step2) 制約付き Delaunay 三角形分割

(step3) 輪郭線の外部の分割線の削除

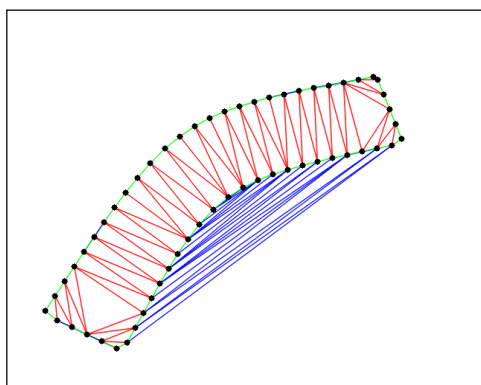
step1 では、輪郭線長  $dl$  毎にサンプリングして輪郭点列を得る。これを順に結んでできる多角形を輪郭多角形と呼ぶこととする。step2 では、輪郭点列の全ての点を二次元空間上に配置し Delaunay 三角形分割[10]を行う。step3 では、白色領域が湾曲している場合などに領域の凹部に発生する不必要な外側分割線を除去するため、白色領域を左手に見ながら輪郭多角形の辺を移動し進行方向の右手に分岐する分割線を削除する。以上で、白色領域の内部が三角形に分割される。図 3.13 に三角形分割の一連の処理を示す。



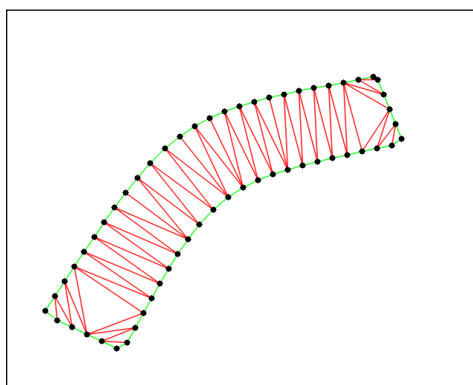
(a) 一つの連結成分画像



(b) 輪郭点抽出



(c) Delaunay 三角形分割



(d) 外側分割線の除去

図 3.13 白色領域内部の三角形分割の例.

### 3.3.3. 幅条件を満たす白線領域抽出

以下、前節によって分割されたある一つの連結成分中の三角形群に対する処理について説明する。前節と同様、連結成分が複数ある場合は、ここでの処理を繰り返す。三角形分割の後、以下の手順により抽出された三角形からなる領域を白線抽出結果とする。

(step4) 三角形を  $T_0$ ,  $T_1$ ,  $T_2$  に分類

(step5) 面積が閾値以下の  $T_2$  三角形の削除

(step6) 幅条件を満たす白線領域の抽出

step4 では、各三角形を輪郭多角形に重なる辺の本数で分類する。図 3.14 に示すように、3 辺のいずれも輪郭多角形の辺でない  $T_0$ 、1 辺のみが輪郭多角形の辺である  $T_1$ 、2 辺が輪郭多角形の辺の  $T_2$  の 3 つに分類する。3 辺が輪郭多角形の辺となる三角形は前処理で小さな白色領域を削除しているため現れない。白線のような線状領域に対応する輪郭多角形では、図 3.14 に示すよう多くの部分が  $T_1$  で占められる。そこで、 $T_1$  に着目し各  $T_1$  について輪郭多角形の辺と重なる辺を底辺とし、底辺に対向する頂点までの距離を高さとする。そして、この高さを輪郭多角形のその部分の幅と考える。すると、白線抽出は白線の幅条件を満たす高さの  $T_1$  の集合を求めることで実現できる。

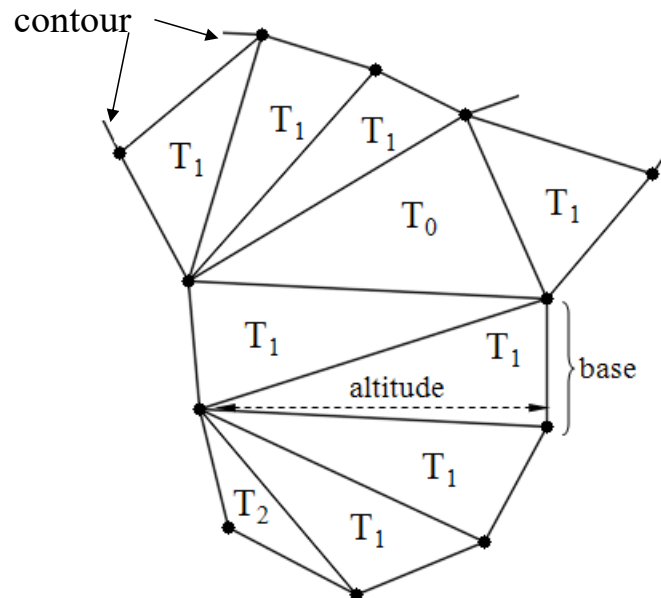


図 3.14 三角形の分類.

step5 は、 $T_0$ ,  $T_2$  三角形に着目した処理である。 $T_0$  は典型的には図 3.14 に示すように線状領域の交差点に現れ、 $T_2$  は端点に現れる。しかし、図 3.15 のように線状領域の交差点でも端点でもない所に  $T_0$  と  $T_2$  が現れる場合がある。すると、その場所には  $T_1$  が存在せず幅を測ることができない。その原因は輪郭多角形の辺の小さな凹凸である。そこで、輪郭多角形の小さな凹凸を除くために面積が閾値より小さな  $T_2$  を削除する。図 3.15 で、面積が閾値より小さな  $T_2$  である  $\triangle ABC$  と  $\triangle CDE$  を削除し、それによって、 $T_0$  であった  $\triangle ACE$

が  $T_2$  となり，これも面積が閾値より小さいとして削除すると輪郭多角形の部分頂点列  $ABCDE$  が  $AE$  に置換えられ， $T_0$  であった  $\triangle AEF$  が  $T_1$  となり，その部分の幅を測れるようになる．以上のようにして，面積が閾値より小さな  $T_2$  の削除を繰り返す．

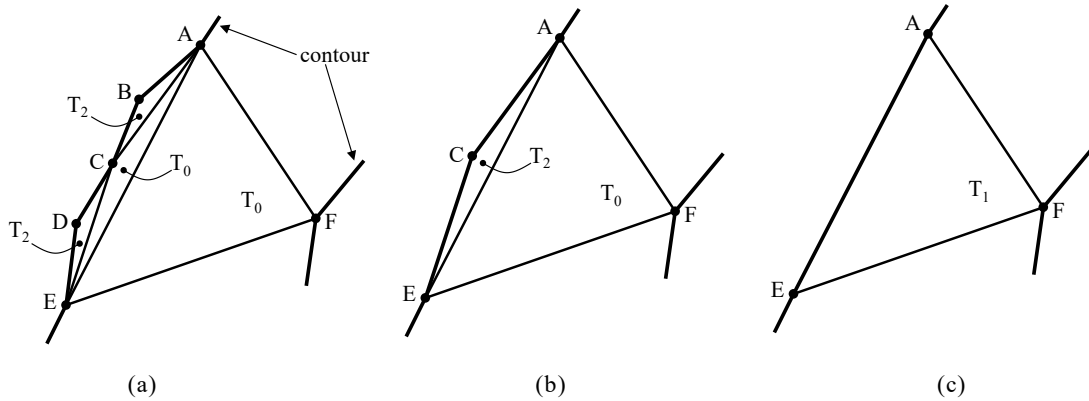


図 3.15 面積の小さな  $T_2$  の除去. (a) 面積の小さな  $T_2$  がある三角形分割. (b) (a)から面積の小さな  $T_2$  を除去. この結果， $\triangle ACE$  のラベルが  $T_0$  から  $T_2$  に変化. (c) (b)から新しい  $T_2$  を除去.その結果， $\triangle AEF$  のラベルが  $T_1$  になり,この部分の幅が測れるようになる．

step6 では，白線の幅条件を満たす高さの  $T_1$  を抽出し，それらによって作られる領域を白線検出結果とする．

以下に参考として本研究で考案した，領域の凹凸が激しい場合や射影変換の影響で領域の幅が徐々に変化するような場合に，step5 の後に追加することで有効に働くと考えられる三角形操作の一手法について述べる．本研究では，実験に用いた画像中にそのような領域があまりなく，効果がないためこの処理を加えていない．

これは， $T_1$  三角形に着目した処理である．ここで，鳥瞰画像上での白線の幅の最小値，最大値をそれぞれ  $w_1, w_2$  とする． $[w_1, w_2]$  の範囲は，例えば，日本において実際の道路で制定されている  $[0.1m, 0.2m]$  に対応するものである．また  $k$  を許容誤差とする．そして， $T_1$  三角形を次の三つのカテゴリに分類する．ポジティブ  $T_1$  (以下  $T_1^+$ ) を， $[w_1, w_2]$  の範囲以内の厳密な幅条件を満足する高さを持つもの，仮のポジティブ  $T_1$  (以下  $T_1^\pm$ ) を， $[(w_1 - k) \text{ to } w_1]$  or  $[w_2 \text{ to } (w_2 + k)]$  の緩い幅条件を満足する高さを持つもの，ネガティブ  $T_1$  (以下  $T_1^-$ ) をその高さが  $T_1^+, T_1^\pm$  のいずれの幅条件をも満足しないものとする．分類後， $T_1^+$  と  $T_1^\pm$  のうち，もし両者が隣接している部分があれば， $T_1^\pm$  を  $T_1^+$  に変化させるという操作をその変化がなくなるまで繰り返し行う．この処理によって，領域の凹凸が激しい場合や射影変換の影響を緩和することができる．この様子を図 3.16 に示す．

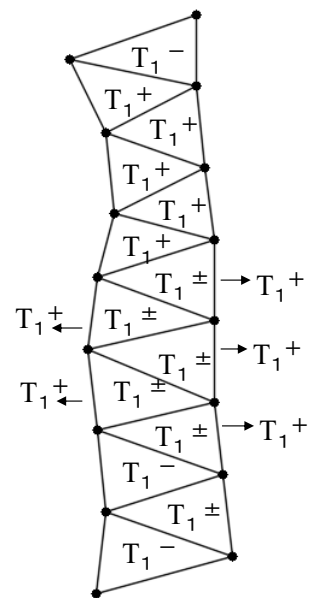


図 3.16  $T_1^+, T_1^-, T_1^\pm$

### 3.4. 実験

車載カメラから得た走行画像 187 枚に対して本手法により白線検出を行い、検出性能について検討する。カメラは図 3.17 に示すように車のボンネットに取り付け、一般道路を走行しながら撮影して走行画像を得た。走行画像サイズは  $1280 \times 1024$  画素、射影変換により得た鳥瞰画像サイズは  $1000 \times 2000$  画素である。鳥瞰画像にカテゴリカル色領域分割を適用して白色領域を得た後、白色領域の内部を三角形に分割して三角形の分類を行い、 $T_1$  三角形の集合を白線として抽出した。



図 3.17 実験画像の撮影方法。

白線検出性能評価のために、白色領域中で白線と判断できる部分を目視により対話的に抽出して正解白線とした。正解白線と検出白線を重ね合わせ、両者が一致している部分の面積を  $tp$ 、検出されなかった正解白線の面積を  $fn$ 、正解白線に含まれない検出白線の面積を  $fp$  として、187 枚の画像でこれらの面積の総和を求めた。そして、情報検索性能評価で利用される指標である適合率、再現率、適合率と再現率の調和平均である F 値を各々 (Eq. 3.3), (Eq. 3.4), (Eq. 3.5) にて求めた。適合率とは検索結果として得た集合中にどれだけ正解に適合したものを含んでいるかという正確性の指標であり、再現率とはどれだけ正解部分を検索できているかという網羅性の指標である。両者は一方が上がれば他方が下がるというトレードオフの関係にあるため、両者の調和平均である F 値を求めることで性能の善し悪しが分かる。

$$Precision = tp / (tp + fp) \quad (\text{Eq. 3.3})$$

$$Recall = tp / (tp + fn) \quad (\text{Eq. 3.4})$$

$$F\text{-measure} = tp / (tp + (fp + fn) / 2) \quad (\text{Eq. 3.5})$$



### 3.4.1. 性能評価

道路面上での白線の幅は[0.1m, 0.2m]であり，キャリブレーションしたところ鳥瞰画像上でこれに対応する長さは[6.5 pixel, 13 pixel]であった．ここでは白線のかすれを考慮し， $[w_1, w_2] = [4, 13]$ と設定した．つまり， $T_1$ の高さの閾値を[4 pixel, 13 pixel]とし，これを満たす三角形の集合を白線検出結果とした．また，輪郭線のサンプリング間隔  $dl$  は 10[pixel]， $T_2$  三角形削除のための閾値は隣接する三角形の 1/10 とした．

白線検出の結果の例を図 3.18，図 3.19 に示す．各図の左に車載カメラ画像，中央に抽出した白色領域，右に白線検出結果が示されている．白線検出結果の画像上，緑で表示されている部分が白線として抽出した領域であり，赤で表示されている部分が白線候補の中で白線ではないとした領域である．また，187 枚全ての画像から得た適合率，再現率，F 値を表 3.1 に示す．

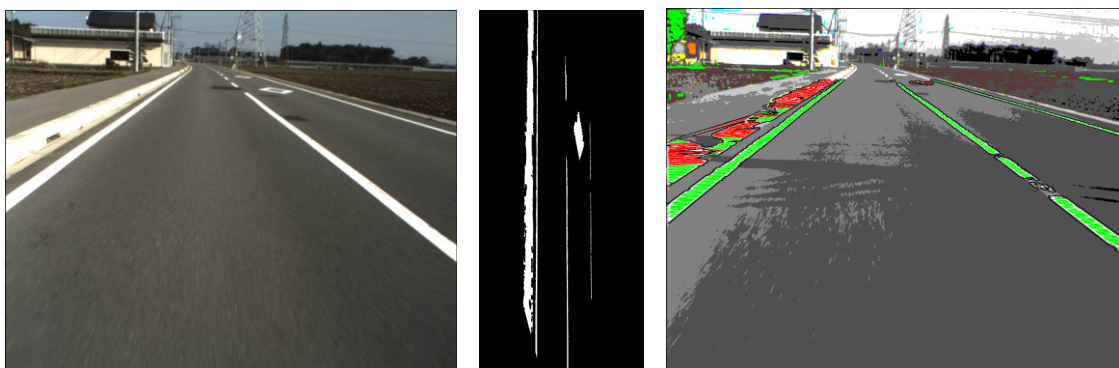


図 3.18 車載カメラ画像（左），鳥瞰画像の白色領域（中央），白線検出結果（右）．

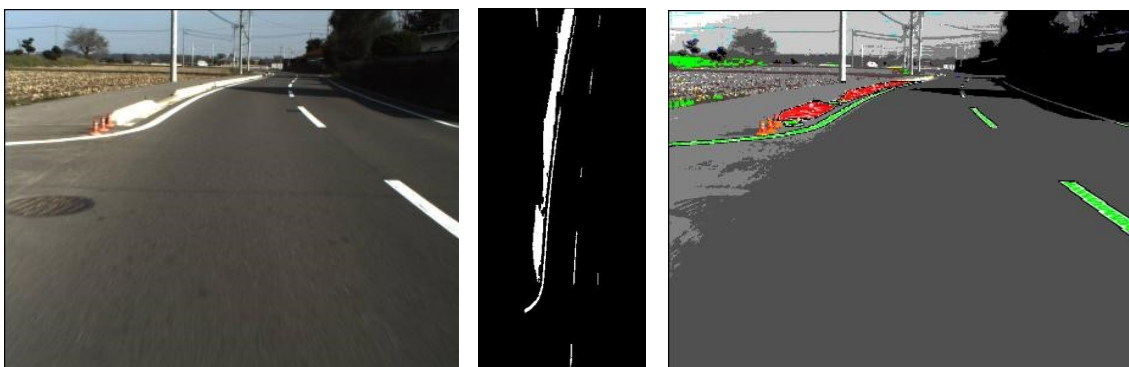


図 3.19 傾いた白線に対する処理結果：車載カメラ画像（左），鳥瞰画像の白色領域（中央），白線検出結果（右）．

表 3.1 評価値．

適合率 (%)	再現率 (%)	F 値 (%)
75.7	90.7	82.5

実験の結果、適合率、再現率、F 値はそれぞれ 75.7%, 90.7%, 82.5%という値を得て本手法の有効性を確認できた。また、図 3.19 に示すように白線が傾いている場合であっても正確に検出できることが確認できた。適合率が低い原因としては、図 3.19 右の結果に見られるように白線でない領域内に存在する閾値の範囲の高さを持つ  $T_1$  を白線として検出していることが考えられる。また、適合率の低さに対して再現率が十分でない原因としては、図 3.20 に示すように画像中右側に位置する反対車線の白線が細くなっており、これを検出できていないことが考えられる。なお、図 3.20 左図は色領域分割結果の画像をベースに白線検出結果を示している。そのため、左上の植物の領域が緑で示されているが、これは白線として検出したものではない。

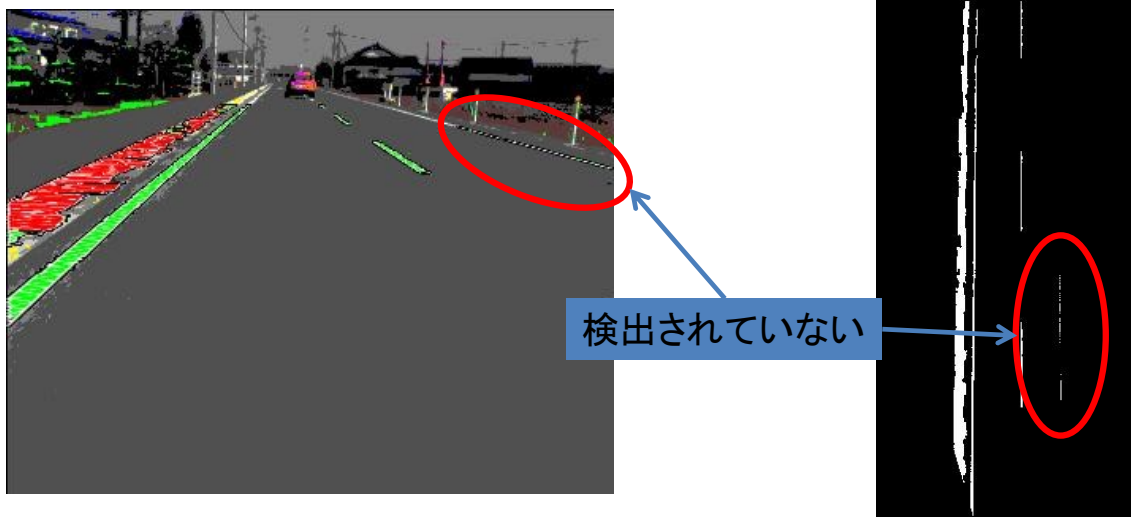


図 3.20 未検出部分の例。

### 3.4.2. パラメータ最適化

3.4.1 で示された通り、細くなっている白線を抽出できていないことから閾値 $[w_1, w_2]$ が適当でないことが予想される。よって、 $[w_1, w_2]$ を変化させながら評価値を計算し、実験画像 187 枚における適切な白線の閾値 $[w_1, w_2]$ を求めた。閾値 $[w_1, w_2]$ の下限  $w_1$  を下げる必要があることは自明であるが、細くなっている白線以外は十分検出されていることから上限  $w_2$  を下げることでより白線の幅に適した閾値となり過検出を削減できる可能性がある。そこで、3.4.1 で用いた閾値 $[w_1, w_2] = [4, 13]$ を基準とし、 $[4, 12]$ ,  $[4, 11]$ ,  $[4, 10]$ ,  $[3, 13]$ ...というように、 $w_1$  を 1~4[pixel],  $w_2$  を 10~13[pixel]の範囲で変化させ、各組合せにおける評価値を求めた。なお、その他のパラメータは 3.4.1 と同様とした。

各パラメータ設定における F 値を図 3.21 に示す。実験の結果、 $[w_1, w_2] = [1 \text{ pixel}, 10 \text{ pixel}]$ で約 87.4%という最も高い F 値を得た。これは、3.4.1 で得た結果よりも 5%程高い結果となった。また、図 3.22 に示したように閾値の下限を下げたことで画像中右側に位置する反対車線の白線も検出できることが確認できた。ただし、ここで得た最適な白線の閾値は、あくまで本実験で用いた走行画像 187 枚でのものであり全ての走行シーンで最適なもので

はない。射影変換や色領域分割の精度，画像サイズにより変化することに注意する必要がある。

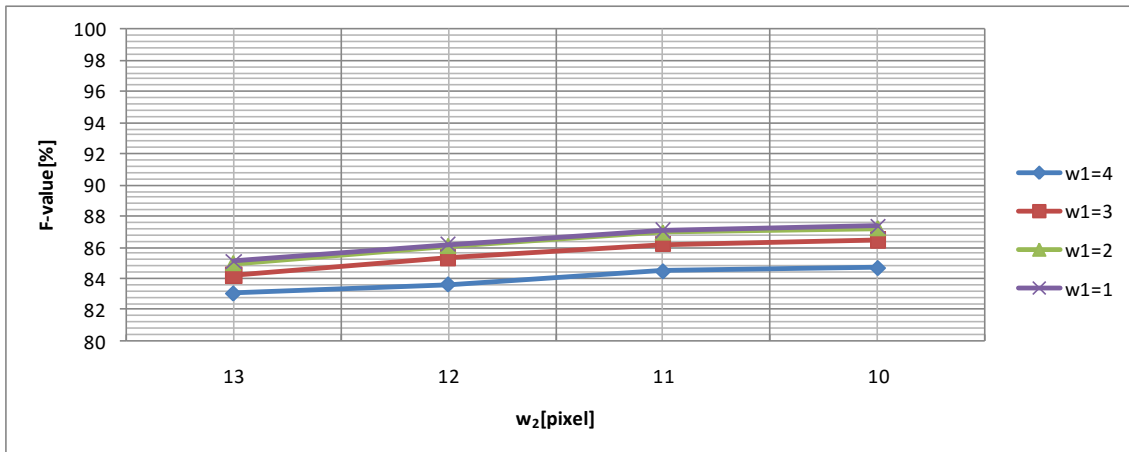


図 3.21 各パラメータ設定における F 値.

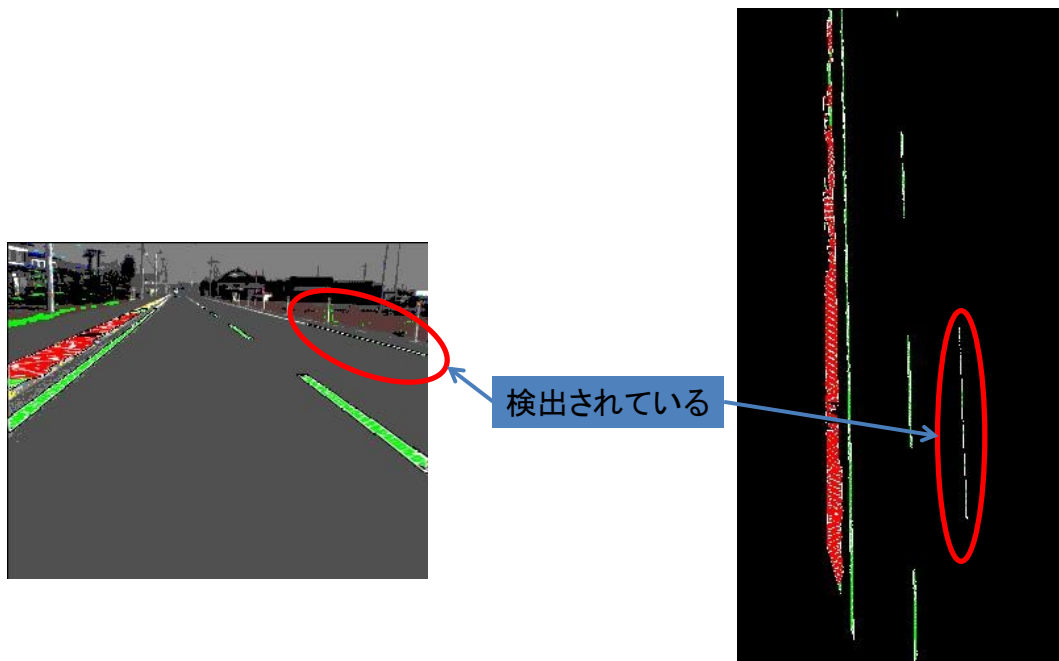


図 3.22 パラメータ最適化の効果.

### 3.4.3. 白線判定条件の追加

3.4.1 にて述べたように，明らかに白線でない領域内で白線として検出している部分があることで適合率が低下した。そこで，領域内の全ての三角形の個数に対する  $T_1$  の個数の割合が  $\alpha$  [%] ( $0 \leq \alpha \leq 90$ ) 以下の領域については，その領域内の三角形は全て白線ではないとする処理を加えた。閾値は 3.4.2 で最も高い F 値を得た  $[w_1, w_2] = [1, 10]$  とし， $\alpha$  の値を 10% ず

つ増やしながらか繰り返して評価値を求めた。その他のパラメータは 3.4.1 と同様とした。実験結果を表 3.2 に示す。表中、F 値が最大となった結果が赤で示されている。

表 3.2 各  $\alpha$  における評価値。

$\alpha$	F 値	適合率	再現率
0	87.35149	81.63593	93.92762
10	88.08877	82.94043	93.91856
20	89.67932	86.01602	93.66853
30	90.58234	88.31916	92.96455
40	90.99857	90.35987	91.64636
50	90.83962	91.64876	90.04465
60	90.73049	92.83412	88.72008
70	90.94808	94.38258	87.75476
80	90.87458	95.74025	86.47955
90	88.04038	97.6318	80.16491

実験の結果、前述の処理を加えることで検出精度が向上することが確認できた。特に、 $\alpha = 40$  とした場合に約 91% という最大の F 値を得た。ただし、白線が他の領域と一体化してしまっている場合には、追加処理の影響により領域全体が白線として検出されないという問題がある。その例を図 3.23 に示す。本実験で用いた 187 枚の実画像ではこのようなケースが数フレームしか存在していないため、全体的には検出精度が向上していると考えられる。この問題の改善策としては、色領域分割の露光状況へ頑健性を向上させることや領域の接続部を切り離す処理を行うことが考えられる。

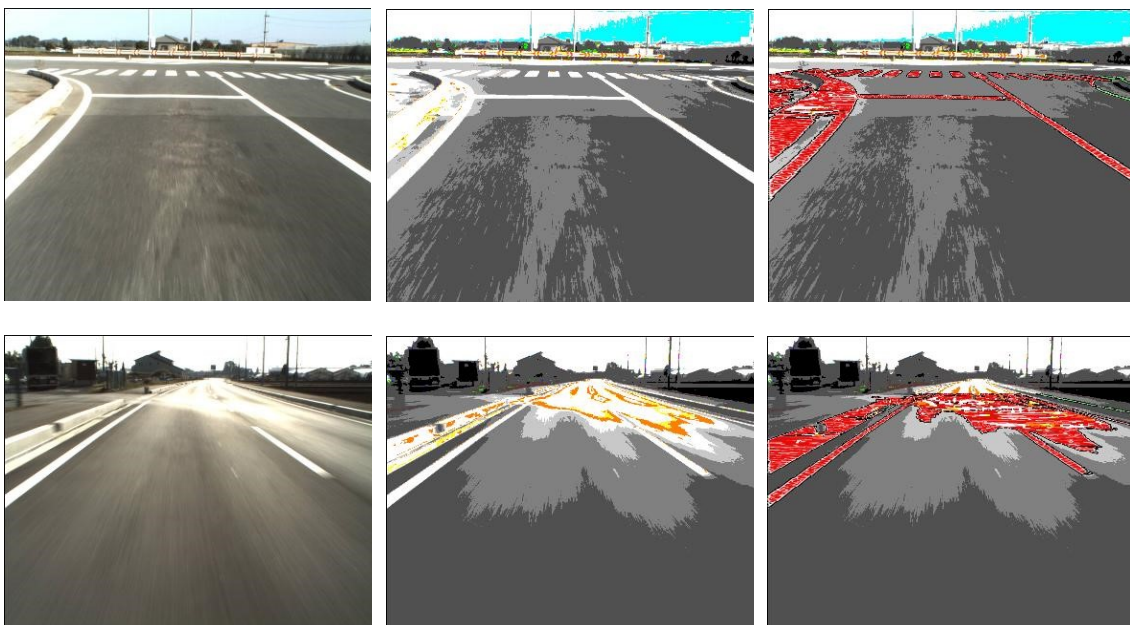


図 3.23 白線が検出されない例。

### 3.5. 結論

白線の幅が標準化されていることに着目し、車載カメラ画像から幅条件を満たす白線を検出する方法を提案した。本手法は、対象領域のエッジに対して垂直な幅を計測可能であることから、傾いた白線に対する頑健性が高いという特長を持つ。実験では、187枚の実画像を用い、目視により対話的に得た正解白線と検出白線との面積を比較することで白線検出の性能を評価した。その結果、白線の適当な幅条件を定めることで9割以上の正答率が得られることを確認できた。また、逆光や照明変化の影響により白線と他の領域とが連結している場合には本手法が有効でないことが分かった。よって、今後は領域の接続箇所を特定して切断する処理を前処理に加える等の性能向上案を検討する。さらに、影に重なっている白線領域は灰色となっており、白色領域のみを対象としている本手法では検出されないという問題がある。この問題を解決するためには、白色領域に挟まれた灰色領域は白線候補領域として抽出する、またはパーティクルフィルタを用いて白線を予測・追跡するなどの対策が考えられる。

## 4. Delaunay 三角形分割を用いた平面凸多角形の形状認識と復元

### 4.1. 緒論

私達の身の回りに存在している物を注意してよく見ると、例えばビルや窓、ディスプレイ装置など、その形状が幾何学的に単純である物が数多く存在していることが分かる。そのため、デジタル画像中に存在する平面凸多角形の形状を認識することは、コンピュータビジョンの分野において基本的かつ重要な技術の一つであり、その適用範囲は広い。特に、トップダウン方式のパターン認識においては、事前に認識対象の抽象的な形状を把握しておくことで、後の認識を簡単化できるため、平面凸多角形の形状認識は非常に有効な技術である。

現在、その一般的な手法として、テンプレートマッチングによる手法[14][15]と、一般化ハフ変換による手法[16][17]が広く認知されている。両者とも画像処理分野の数多くの研究に用いられている優れた手法であるが、事前に認識対象となる物体のテンプレートが必要となることに加えて、テンプレートと同一形状の物体しか認識できないため、汎用性に乏しいという問題がある。さらに前者は、物体のスケール変化および傾きへの対応として、テンプレートのスケールと傾きを変化させながら、繰り返しマッチング処理を行うため、処理が膨大となる。また後者は、マッチングに必要なパラメータが多く、多大なメモリを消費するという欠点がある。テンプレートを必要としない手法として、免疫アルゴリズムを用いた手法[18]も提案されているが、認識精度が十分ではないことや処理が膨大であるなどの課題が残る。

一方、入力画像を2値化して得た平面凸多角形のシルエットに対して、近似精度を指定した上で Douglas-Peucker 法[19]を用いて折れ線近似を行い、線分の数や長さ、角度によって物体の形状を認識する手法も考えられる。この手法は、テンプレートを必要とせず、計算コストおよび消費メモリが小さいという利点を持つ。しかし、Douglas-Peucker 法による折れ線近似において、一律の近似精度では、物体の輪郭上にノイズが存在する場合、同一物体であってもノイズののり方や量によって近似結果が異なる。そのため、安定した認識が困難であるという問題がある。先に物体の輪郭の状態を調査し、その状態に応じて近似精度を変化させることも考えられるが、その指標の策定は容易ではない。

そこで本研究では、Delaunay 三角形分割[20][21]を用いた、新たな平面凸多角形の形状認識と形状復元手法を提案する。これは、入力画像を2値化して得た平面凸多角形のシルエットを入力とし、平面凸多角形のエッジ上の点群に対して、Delaunay 三角形分割を行った際にできる、3辺のいずれも平面凸多角形のエッジと一致しない三角形に着目した手法である。我々は、その三角形の個数が、 $n \geq 3$ の凸 $n$ 角形において $n - 2$ 個となる性質を見だし、これを平面凸多角形の形状認識に利用した[22]。提案手法は、形状認識にエッジ

情報（エッジの数，長さ，傾き等）を直接利用しないため，輪郭にノイズがのった平面凸多角形に対しても，安定した認識が可能であるという特長を持つ。

## 4.2. 関連研究

線画から凸多角形を検出する手法として，Ferreira らは線分の交点をノードとしたグラフを用いた手法[23]を提案している．これは，グラフを探索して抽出した閉路を凸多角形と見做す手法であるが，ノイズの無い線画を前提としているためノイズが多く存在する自然画像への利用は難しい．自然画像に対しても利用可能な手法として，Barnes らは何角形かという情報と図形の大きさを与えて対象図形の位置を検出する手法[24]を提案している．しかしながら，この手法は正多角形のみを対象としているため，適用範囲が限定されてしまうという欠点がある．

一般物体のカテゴリ認識の手法として，Felzenszwalb らは三角形分割を利用した手法[25]-[27]を提案している．この手法は，基本的には認識対象物体のシルエットをテンプレートとしたテンプレートマッチングである．ただし，テンプレートシルエットの内部を三角形分割し，三角形群の隣接関係が変わらないように各三角形の位置や形状を変形させながらマッチング処理を行うことで，形状変化に対して頑健であるという特長を持つ．様々な物体への応用が期待できる優れた手法であるが，変形とマッチングを繰り返し行うため必然的にコストが大きくなる．そのため，リアルタイム性が求められるシステムへの適用は難しい．

また，Yannis らは三角形分割を用いたロゴマークの認識手法[28]を提案している．この手法では，SURF で求めた特徴点を入力とし，特徴空間のスケールが似ている特徴点の部分集合に対して Delaunay 三角形分割をそれぞれ適用する．そして，各スケールにおいて領域を共有する三角形のみを抽出してその三角形をコード化し，コード同士のマッチングを行うことでロゴマークの認識を実現している．SURF 特徴点と Delaunay 三角形分割を組み合わせたユニークな手法であるが，単純な物体は特徴点が少ないかつ特徴空間のスケールが似通っていることが予想される．そのため，複雑な物体よりも単純な物体の認識は困難になると考えられる．

対象物体の輪郭に着目した物体検出の手法として，Xiang らは幅を持たせた輪郭線のテンプレートを用いた手法[29]を提案している．テンプレート輪郭線のバンド内に収まる輪郭を持つ物体を同一物体として扱うことで，物体の形状変化に対する柔軟性を持つ．ただし，あくまでバンド内に収まる形状変化のみを許容するものであり，その範囲は限定的である．

## 4.3. 提案手法

提案手法は大きく分けると，前処理，形状認識処理，後処理の三段階から構成される．まず，前処理では平面凸多角形のエッジ上の点群を取得し，取得した点群の座標と座標の共分散行列から求めた固有値・固有ベクトルを用いて，平面凸多角形の形状を伸縮させる．次に，形状認識処理では，前処理にて伸縮させた平面凸多角形のエッジ上の点群に対して

**Delaunay** 三角形分割を適用する．そして，平面凸多角形の内部にできた三角形のうち，3辺の何れも物体のエッジと一致しない三角形の個数により，平面凸多角形の形状が  $n$  角形であることを認識する．最後に，後処理では  $k$ -means 法[30]を用いて点群を  $n$  個のクラスに分類し，各クラスに属する点群の近似直線の交点を求める．その後，前処理で求めた固有値・固有ベクトルを用いて，求めた交点を元の座標系へ戻す．

以上の操作により，平面凸多角形が  $n$  角形であることが認識される．形状認識には平面凸多角形の内部にできた三角形の情報のみを用いるため，輪郭にノイズがのった物体に対しても頑健であるという特長を持つ．また，平面凸多角形の頂点位置が定まるため，辺の数や角度を用いた一般的な図形の分類[31]（三角形であれば，正三角形，二等辺三角形，不等辺三角形などへの分類）も容易に行うことが可能となる．以降，提案手法の各段階の内容について詳しく説明する．

### 4.3.1. 前処理

画像中の平面凸多角形に対して以下の処理を行い，その形状を伸縮させる．

- {Step1} エッジ上の点群取得
- {Step2} 固有値・固有ベクトルの算出
- {Step3} 形状伸縮

**Step1** では，平面凸多角形のエッジ上の点群を，例えばチェーンコードによる輪郭線検出を用いて間隔  $dl$  おきに取得する（図 4.1-b）．なお，画像中にノイズが多く存在する場合は，事前にモルフォロジー演算やフィルタ処理などを用いてノイズ除去を行う．

次に **Step2** では，まず取得した点群の座標  $(x_i, y_i)$  ( $i=1, \dots, m$ ) の平均  $\bar{x}, \bar{y}$ ，分散  $s_x, s_y$ ，共分散  $s_{xy}$  を

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i, \bar{y} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i \\ s_x = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2, s_y = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2 \\ s_{xy} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \end{cases} \quad (\text{Eq. 4.1})$$

で求め，共分散行列

$$S = \begin{pmatrix} s_x & s_{xy} \\ s_{xy} & s_y \end{pmatrix} \quad (\text{Eq. 4.2})$$

を得る．そして， $S$  の固有値  $\lambda_1, \lambda_2$ ，固有ベクトル  $\bar{x}, \bar{y}$  を求める．

**Step3** では，固有値  $\lambda_1, \lambda_2$  のうち，大きいほうを  $\lambda_{\max}$ ，小さいほうを  $\lambda_{\min}$  として定めた固有値行列

$$\Lambda = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \sqrt{\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}}} \end{pmatrix} \quad (\text{Eq. 4.3})$$



と, 固有ベクトルを縦ベクトルとして, 対応する固有値が大きい順に左から並べた行列  $V$  を用いて, 各点の座標  $(x, y)$  を以下により  $(x', y')$  へ変換する.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = V^{-1} \Lambda V \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \tag{Eq. 4.4}$$

以上により, 各点の位置の分散を等方的にすることができる. これはすなわち, 平面凸多角形のエッジが伸縮されたのと等しくなる (図 4.1-c). この操作により, 平面凸多角形がある程度細長い場合でも形状の認識が可能となる. また, 平面凸多角形が小さい場合への対応として,  $\Lambda$  に 1 以上の定数を掛け, 物体の大きさを定数倍してもよい.

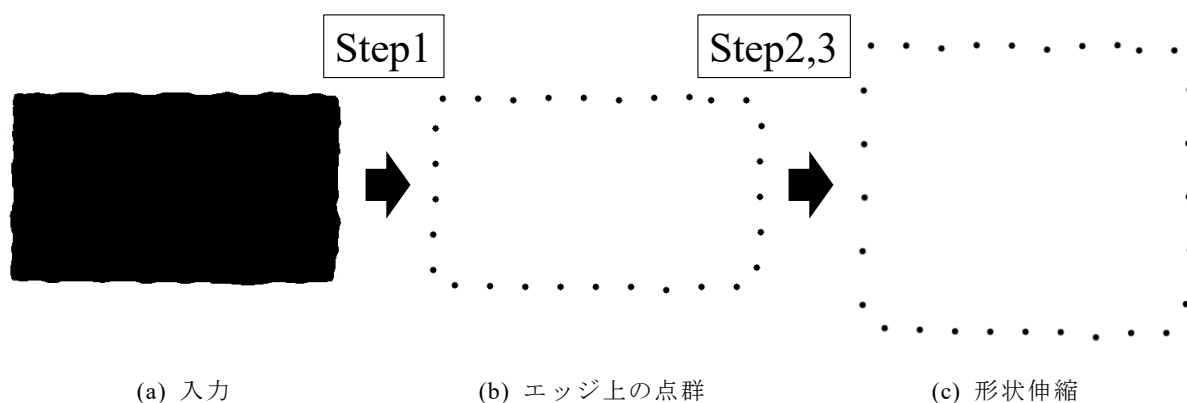


図 4.1 前処理.

### 4.3.2. 形状認識処理

前処理にて伸縮させた平面凸多角形のエッジ上の点群に対して以下の処理を行い, 平面凸多角形の形状を認識する.

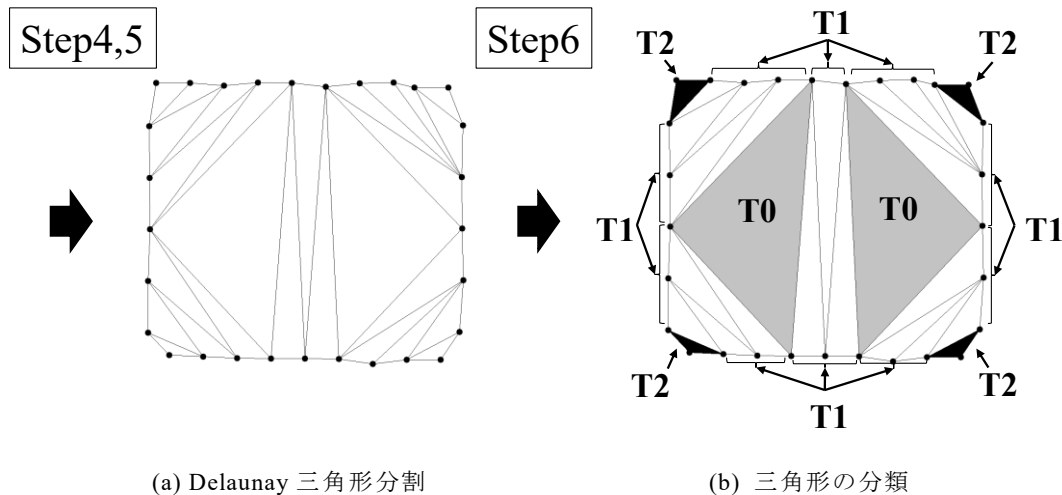
- {Step4} Delaunay 三角形分割
- {Step5} 外側分割線の削除
- {Step6} 三角形の分類
- {Step7} 形状認識

Step4 では, 点群を二次元空間に配置し Delaunay 三角形分割を適用する. これにより, 点群を頂点とする三角形群が生成される (図 4.2-a). 詳しくは 2.1 を参照のこと.

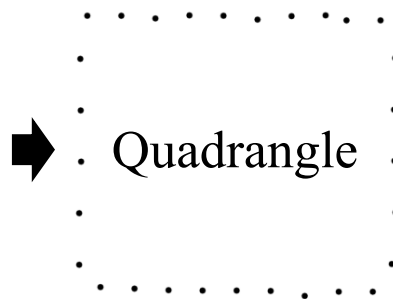
Step5 では, 平面凸多角形を左手に見ながら, エッジ上の点群に沿って反時計回りに移動し, 進行方向右手に分岐する分割線を除去する操作を行う. これにより, 平面凸多角形の外部にできた三角形が除去され, 平面凸多角形の内部にできた三角形のみが残る.

Step6 では, 平面凸多角形の内部にできた各三角形を, 平面凸多角形のエッジと一致する辺の本数で分類する. すなわち, 3 辺の何れも平面凸多角形のエッジと一致しない三角

形を T0, 1 辺のみが一致する三角形を T1, 2 辺が一致する三角形を T2 と分類する (図 4.2-b). Step7 では, T0 の個数により, 平面凸多角形の形状を認識する. T0 が  $k$  個であれば, 平面凸多角形の形状は  $k+2$  角形と判定する (図 4.2-c).



Step7  $\text{Number of T0} + 2 \Rightarrow 4$



(c) 形状認識結果

図 4.2 形状認識処理.

### 4.3.2.1. 凸 $n$ 角形と T0 の幾何学的関係

Delaunay 三角形分割とは, 3 点から成る三角形の外接円の内部に他の点を含まない三角形で構成するという外接円特性に基づいたアルゴリズムであり, 三角形は互いに重ならないよう構成される. よって, 幾何学的な観点から言えば,  $n \geq 3$  の凸  $n$  角形における T0 とは「凸  $n$  角形を構成する辺のうち, 3 本以上の異なる辺に接し, かつその他の何れの辺とも交差しない円と辺との接点を結んだ, 互いに重ならない三角形」と再定義できる. ここで,  $n \geq 3$  の凸  $n$  角形において任意の隣接する 2 辺  $v_0v_1, v_1v_2$  に接する円  $C$  があるとき, 円  $C$  を  $v_0v_1, v_1v_2$  に接するという条件の下で徐々に大きくしていくと,  $v_0v_1$  および  $v_1v_2$  以外の辺と円  $C$  との新たな接点が生じることは必然である (図 4.3-a, b). つまり, 「3 本以上の異なる辺に接し, かつその他の何れの辺とも交差しない」という条件を満たす円  $C$  は必ず存在する. すなわち,  $n \geq 3$  のとき凸  $n$  角形には T0 が必ず存在する.

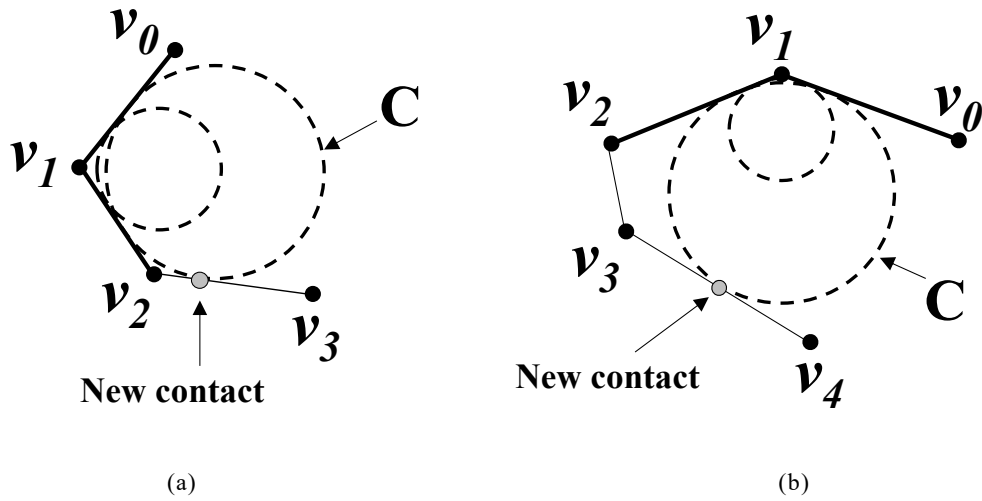


図 4.3 凸  $n$  角形に  $T_0$  が存在することの確認.

また、図 4.4 に示すように  $n \geq 3$  の凸  $n$  角形が拡大・縮小、または平面上で回転した場合でも、3 本以上の異なる辺に接する、他の点を内部に含まない円はその変化に追従する．そのため、凸  $n$  角形における  $T_0$  の個数はスケール変化、および平面上の回転に対して不変である．ここまで、幾何学的な観点から凸  $n$  角形と  $T_0$  との関係について述べたが、これは点群をある程度密にサンプリングすれば平面凸多角形のエッジ上の点群と  $T_0$  においても同様である．よって、凸  $n$  角形における  $T_0$  の個数を一意に決定できれば、 $T_0$  の個数を調べるだけでスケール変化および平面上の回転に不変である平面凸多角形の形状認識が可能となる．

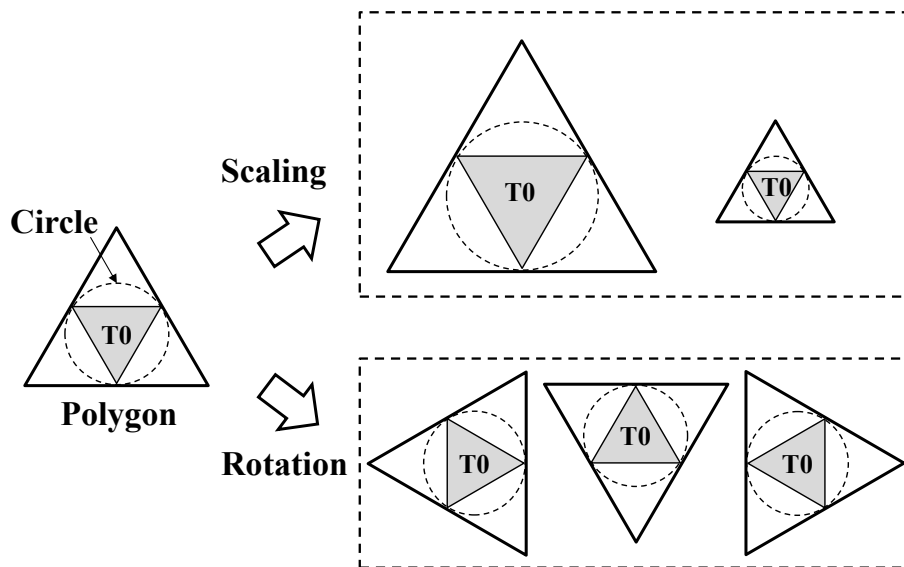


図 4.4 相似変換に対する頑健性.

### 4.3.3. 形状復元処理

形状認識の結果に基づき、以下の処理により平面凸多角形の形状を復元する。

{Step8} 点群のクラスタリング

{Step9} 形状復元

Step8 では、まず形状認識処理で得た  $T_0$  毎に外接円の接線の交点を求める (図 4.5-a)。この際、 $n \geq 4$  では  $T_0$  毎に交点が 3 つ求まるが、このうち平面凸多角形のエッジ上の点群から最も遠い場所に位置する交点は不必要であるため、これは取り除く。次に、交点群の凸包を求めることで交点群を時計回り (反時計回り) の順に取得する (図 4.5-b)。その後、隣り合った 2 つの交点を通る  $n$  本の直線を初期基準線として、平面凸多角形のエッジ上の点群を  $k$ -means 法によりクラスタリングする (図 4.5-c)。すなわち、以下の(1)~(2)の処理を各点が属するクラスタの変更が無くなるまで繰り返す。

- (1) 各点と各基準線との距離を求め、各点の所属を距離が最小となるクラスタへ変更する。
- (2) クラスタ毎に最小二乗法を用いて直線近似し、求めた直線を新たな基準線とする。

この処理により、点群は  $n$  個のクラスタに分類され、各クラスタは平面凸多角形を構成する各辺上に位置する点群で構成される。

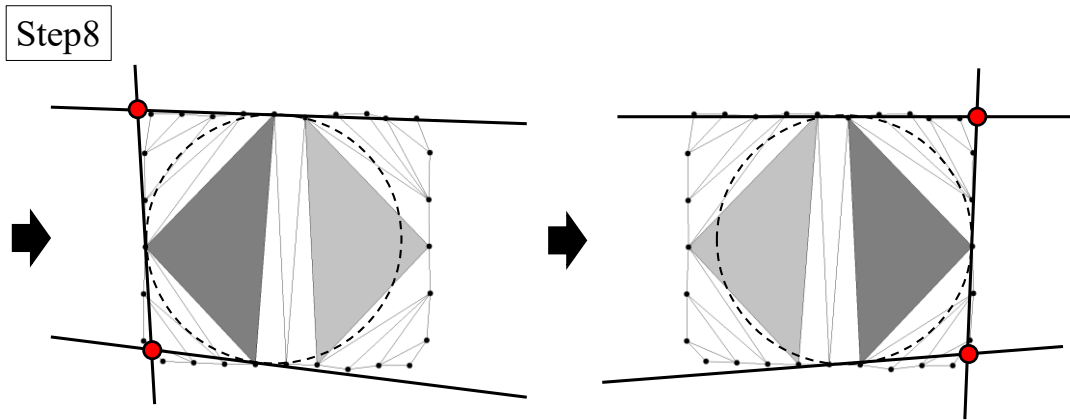
最後に Step9 では、各クラスタに属する点群を最小二乗法により直線近似し、各クラスタの近似直線の交点を求める (図 4.6-a)。そして、逆変換用の固有値行列

$$\Lambda' = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{\frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}}}} \end{pmatrix} \quad (\text{Eq. 4.5})$$

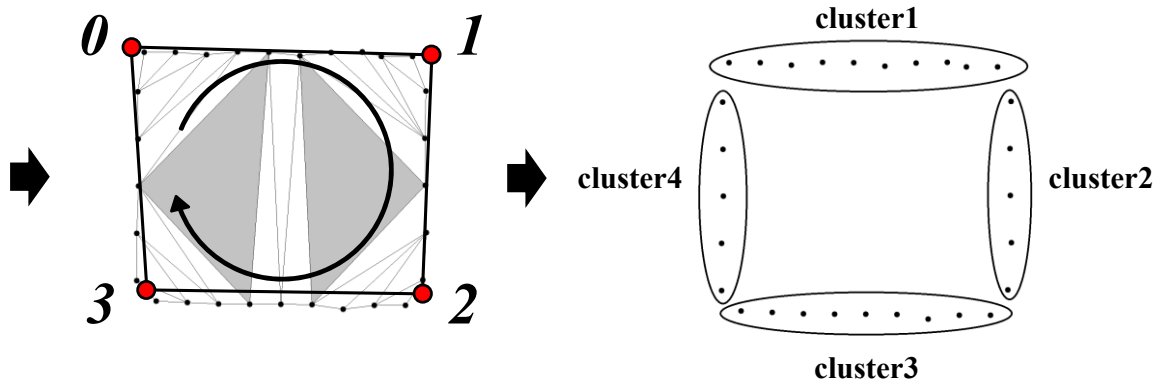
と、固有ベクトル行列  $V$  を用いて、各交点の座標  $(x', y')$  を

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = V^{-1} \Lambda' V \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \quad (\text{Eq. 4.6})$$

により元の座標  $(x, y)$  へ変換する (図 4.6-b)。その後、変換した交点を頂点として平面凸多角形の形状を復元する。



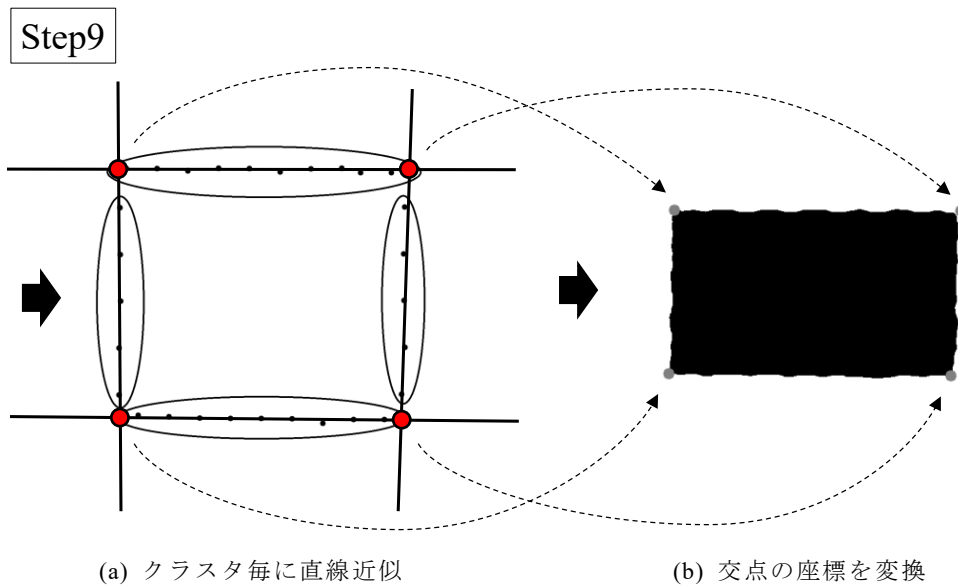
(a) T0 毎に外接円の接線の交点取得



(b) 凸包

(c) クラスタリング

図 4.5 点群のクラスタリング.



(a) クラスタ毎に直線近似

(b) 交点の座標を変換

図 4.6 形状復元処理.

## 4.4. 実験

提案手法の有効性を検証するため、シミュレーション画像を用いた実験、SIFTを用いた手法との比較実験および実画像を用いた実験を行った。以下、順に述べる。なお、本実験における全ての処理では Intel(R) Core(TM) i7-3770 3.40GHz を用いた。

### 4.4.1. シミュレーション画像実験

画像サイズは  $640 \times 480$  [pixel] とし、頂点をランダムに与えて生成した三、四、五角形を描画した後、標準偏差  $\sigma$  (20~40) のガウスノイズを画像全体に加えることで入力画像を作成した。そして、サンプリング間隔  $dl$  を 10~50 [pixel] の範囲で 10 [pixel] ずつ変化させながら提案手法を用いて繰り返し平面凸多角形の形状認識と復元を行い、認識の正答率と復元精度を測定した。なお、頂点をランダムに与えた影響で生成された限りなく三角形に近い四角形などの極端に知覚が困難な図形は、入力画像を作成した段階で目視により分類し直した。また、モルフォロジー演算 (8 近傍) の Opening と Closing を用いて事前にノイズ除去を行った。平面凸多角形のエッジは、チェーンコードによる輪郭線検出を用いて取得した。

認識の正答率は、全ての認識対象に対する、形状認識にて求めた「対象物体の形状は凸  $n$  角形である」という解  $n$  が正しい割合を求めた。復元精度は、ノイズ付加前の認識対象となる平面凸多角形と復元した凸  $n$  角形を重ね合わせ、両者が一致した面積を  $tp$ 、復元凸  $n$  角形に含まれない認識対象物体の面積を  $fn$ 、認識対象物体に含まれない復元凸  $n$  角形の面積を  $fp$  とし、情報検索の性能評価指標として一般的な、適合率 (Eq. 3.3) と再現率 (Eq. 3.4) の調和平均である F 値 (Eq. 3.5) により判断した。

#### 4.4.1.1. 実験結果

図 4.7-a~i に、実験結果の例を左から、ランダムに作成した認識対象となる平面凸多角形 (モルフォロジー演算適用済み)、Delaunay 三角形分割の結果、形状認識の結果に基づき復元した凸多角形の順に示す。この結果から、形状の異なる平面凸多角形に対して、ノイズの多い環境であっても提案手法により正確な形状の認識と復元ができていることが分かる。さらに、事前に認識対象となる平面凸多角形の形状を伸縮させることで、図 4.7-b や図 4.7-e のようなある程度細長い平面凸多角形にも対応できていることが分かる。

また、図 4.8 から図 4.10 に標準偏差  $\sigma$  毎の認識の正答率および復元精度を示す。この結果から、平面凸多角形のエッジ上の点群を 20 [pixel] 程の間隔でサンプリングすれば、標準偏差  $\sigma = 40$  という多くのノイズを付加した場合であっても形状認識率約 90%、形状復元率約 95% という高い精度が得られることを確認できた。なお、形状認識から復元までの処理時間は平均 0.03 秒であった。

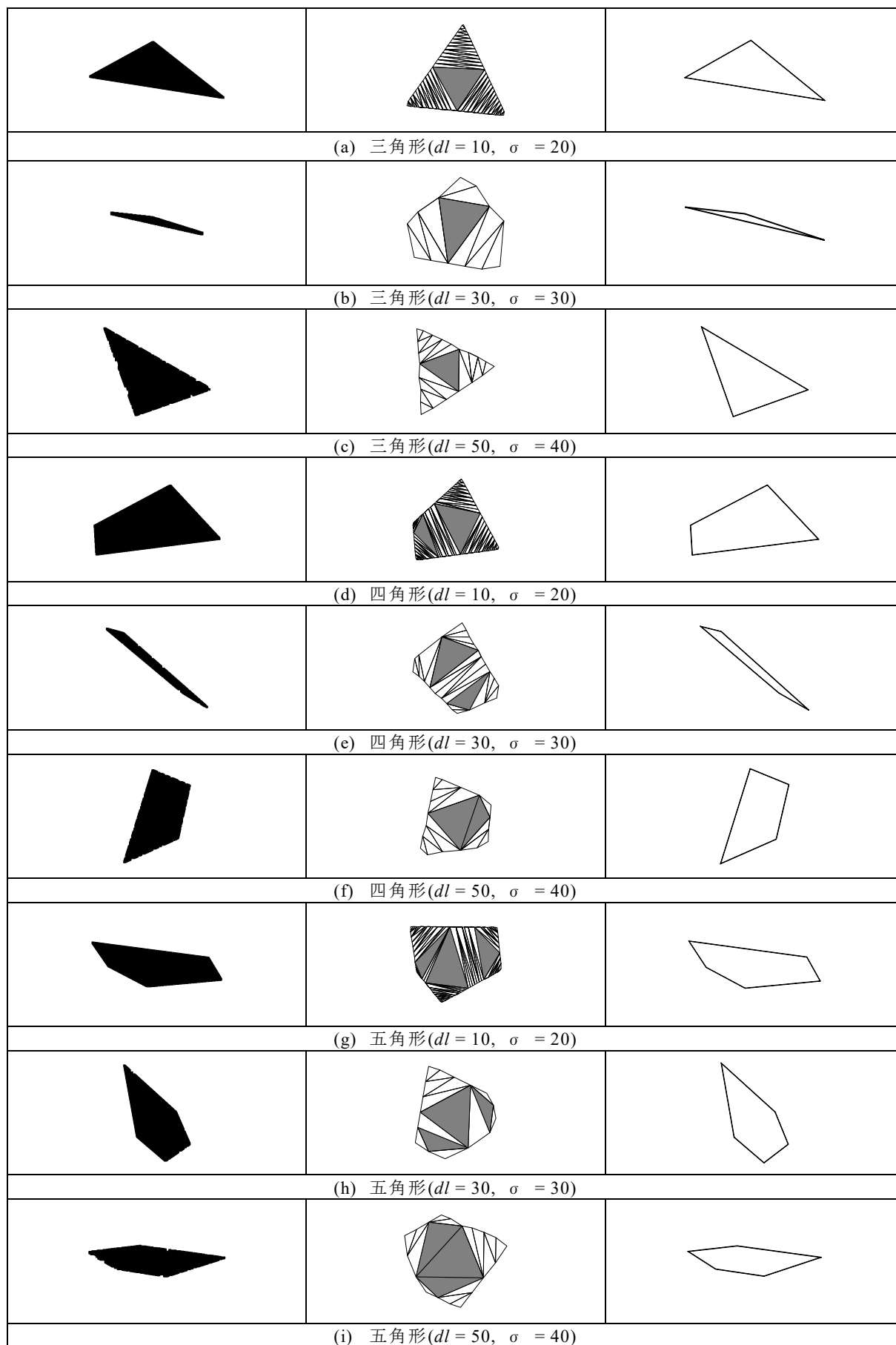


図 4.7 実験画像の例 (左:入力凸多角形 中:Delaunay 三角形分割の結果 右:復元凸多角形).

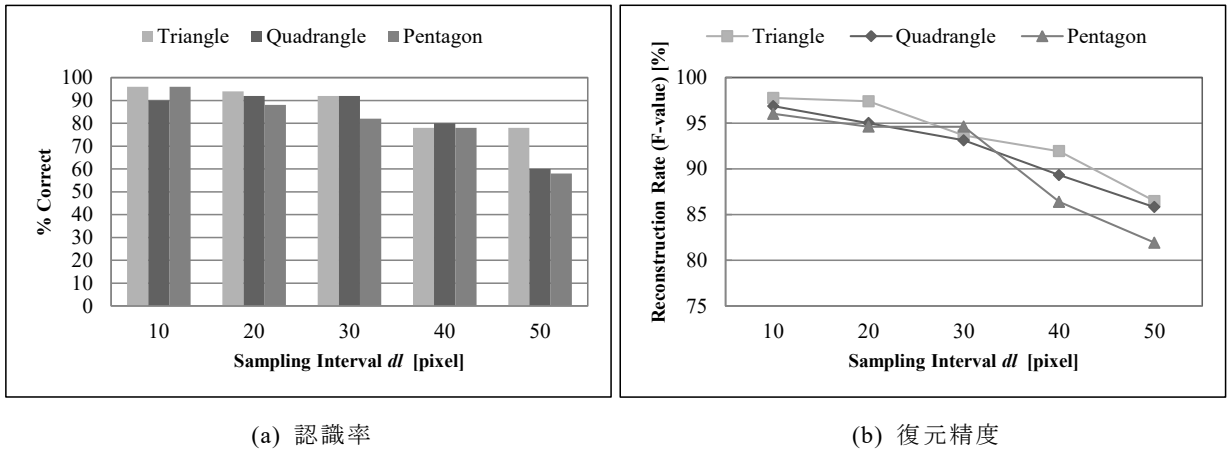


図 4.8  $\sigma = 20$  の実験結果.

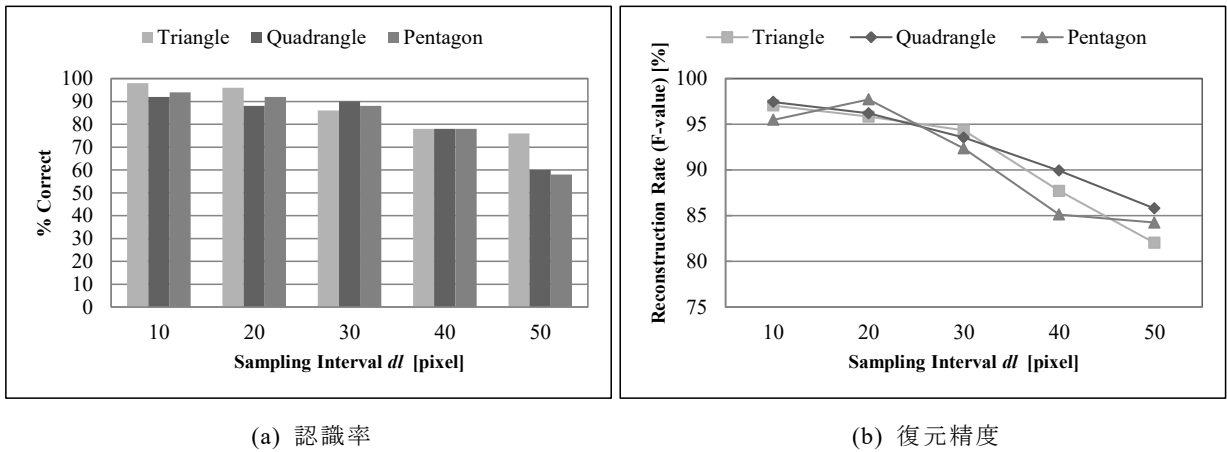


図 4.9  $\sigma = 30$  の実験結果.

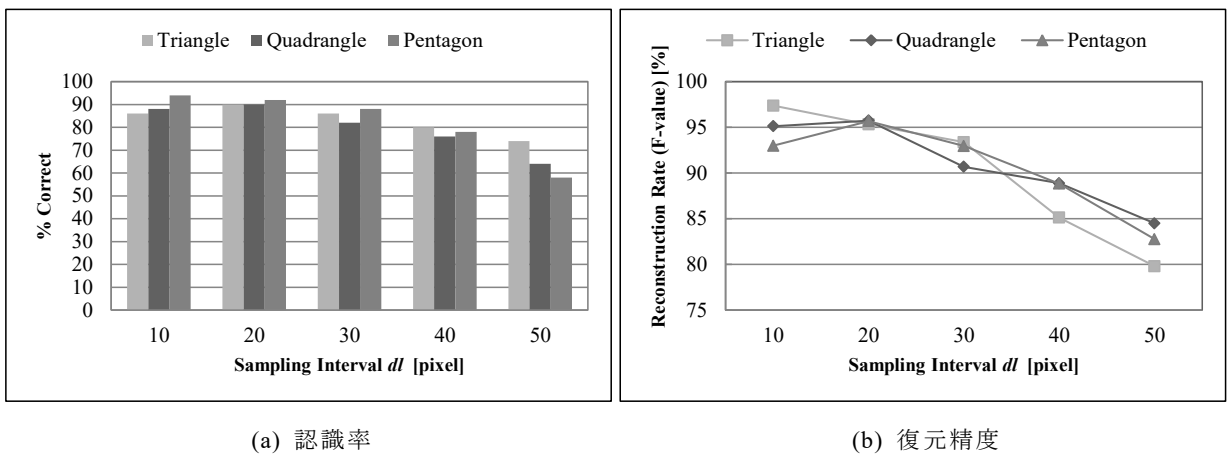


図 4.10  $\sigma = 40$  の実験結果.



#### 4.4.1.2. 適用限界の検証

提案手法で正しく形状を認識できなかつた平面凸多角形には、2通りの特徴が見られた。まず一つ目の特徴は、平面凸多角形の形状がほぼ直線に近いことである。検証の為に、任意の三角形 ABC の辺 BC を固定した状態で頂点 A を BC へ垂直に 1 画素ずつ近づけながら、 $dl = 10$ 、ノイズ付加無しという条件のもとで、三角形と認識できなくなるまで繰り返し提案手法にて形状認識を行った。その結果、 $\angle A$  が約  $175^\circ$  になった時点 (図 4.11-a) で、三角形と認識できなくなることが分かった。これは、ノイズ除去のために用いたモルフォロジー演算の影響であると考えられる。実験では、8 近傍モルフォロジー演算によりノイズ除去を行っているが、平面凸多角形の形状が直線に近づくにつれて、モルフォロジー演算により平面凸多角形の本来の形状が大きく損なわれてしまった (図 4.11-b)。そのため、正確な形状認識が不可能となった。よって、 $\angle A$  が  $175^\circ$  以上  $180^\circ$  未満となるような、より直線に近い平面凸多角形へ対応するためには、本来の形状を損なわずにノイズを除去する方法の検討が必要となる。また、別の方法として、画像サイズを大きくして解像度を上げることやモルフォロジー演算の構造要素の大きさや形を工夫することも考えられる。

2つ目の特徴は、平面凸多角形の任意の辺が極端に短いことである。任意の四角形 ABCD の辺 AB を一画素ずつ小さくしながら、繰り返し提案手法にて形状認識を行った際に、四角形と認識できなくなった時の、サンプリング間隔  $dl$  毎の辺 AB の長さを表 4.1 に示す。この結果からも明らかなように、これはサンプリング間隔  $dl$  に依存した事象である。辺 AB の長さが  $dl$  とほぼ等しくなる場合、辺 AB 上の点がサンプリングされない、もしくは辺 AB の端点付近の 1 点のみがサンプリングされることが多い。すると、辺 AB 上の点を頂点とする T0 が構成されないため、正しい認識ができなくなった。前述の実験結果にて、 $dl$  が大きくなるにつれて認識精度が下がるのは、この事象の影響によるところが大きい。よって、より短い辺を持つ平面凸多角形へ対応するためには、単純に平面凸多角形のエッジ上の点群をより密にサンプリングすればよい。ただし、平面における Delaunay 三角形分割の計算時間のオーダーは、総点数  $n$  に対して、 $O(n \log n)$  であるので、より密にサンプリングする場合は計算量とのトレードオフとなる。

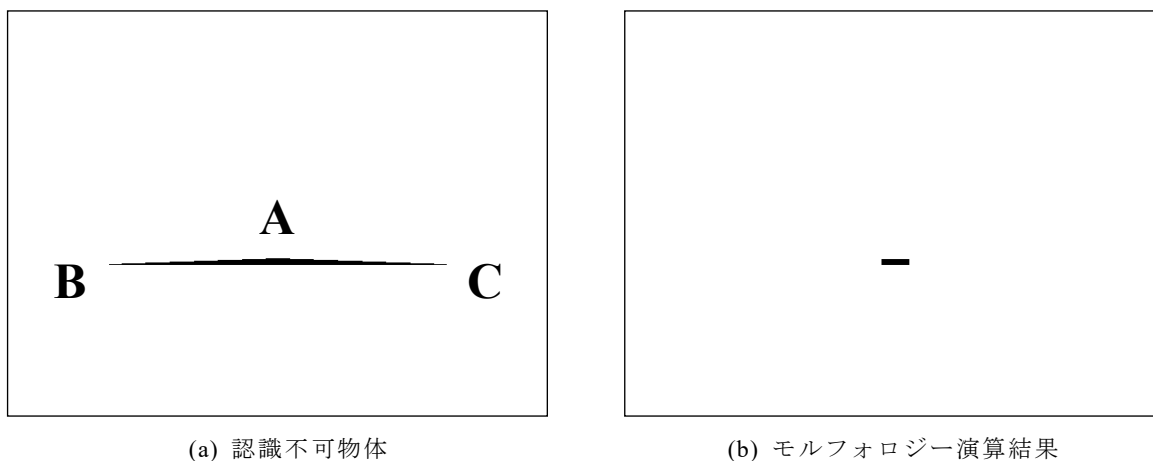


図 4.11 三角形と認識できなくなった平面凸多角形。

表 4.1 四角形と認識できなくなった時の辺 AB の長さ.

$dl[\text{pixel}]$	length of side AB[pixel]
10	13
20	22
30	27
40	33
50	51

#### 4.4.2. 比較実験

物体認識に広く利用されている SIFT を用いた手法との平面凸多角形の認識率の比較実験を行った. 対象は, 4.4.1 で用いた  $\sigma = 40$  のノイズを付加した画像 (三, 四, 五角形それぞれ 100 パターン) とし, 提案手法は  $dl = 20$  の認識結果を比較対象とした. SIFT を用いた手法では, 図 4.12 に示すようにテンプレート画像 (右側) と入力画像 (左側) において SIFT 特徴点のマッチングを行い, 対応する特徴点間の相違度の平均値が最小となる形状を認識結果とした. 比較結果を表 4.2 に示す. 三, 四, 五角形の全てにおいて, 認識率と処理時間ともに提案手法が良い結果を得た. 本実験で対象としたような単純な凸多角形のシルエットに対して SIFT を用いた場合, 抽出される各特徴点が生じた特徴量を持つため, 誤った特徴点の対応付けがなされたことで低い認識率になったと考えられる. また, 図 4.12 を見ても分かるように, ノイズの影響を受けて不要な特徴点も抽出されたことも認識率の低下を招いたと考えられる. 以上より, 平面凸多角形のシルエットの形状を認識するという問題に対する本手法の有効性が確認できた.

表 4.2 形状認識率の比較結果.

Method	Percent Correct of Recognition [%]			Processing Time [sec]
	Triangle	Quadrangle	Pentagon	
SIFT	73.0	19.0	49.0	0.23
Proposed technique	<b>90.0</b>	<b>90.0</b>	<b>92.0</b>	<b>0.03</b>

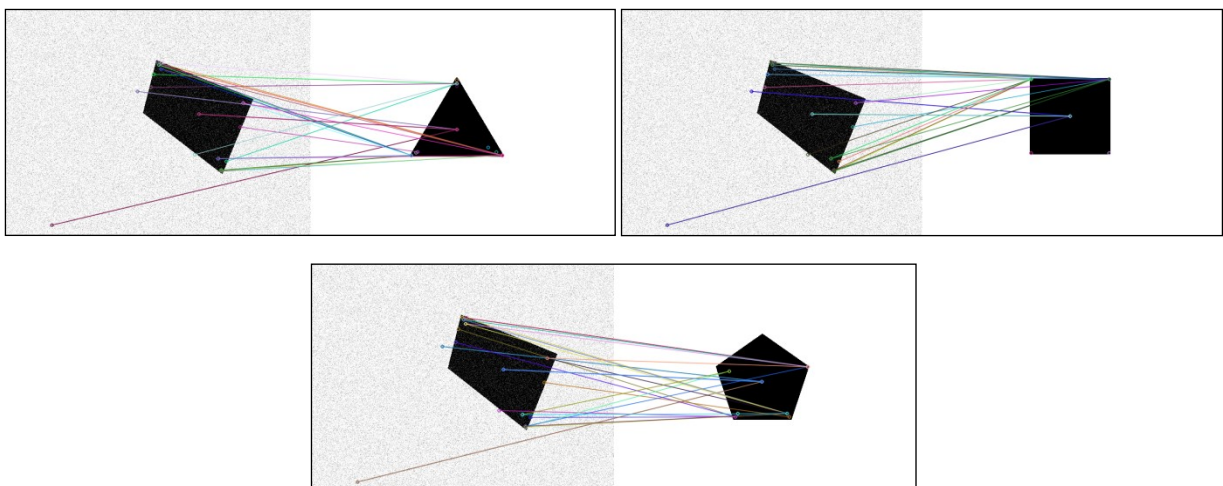


図 4.12 SIFT 特徴点のマッチング例.

### 4.4.3. 実画像実験

走行画像 (1280×720[pixel]) を用意し、提案手法を用いて道路標識候補の検出を行った。対象は一般道路上に主に配置されている赤、青、黄の道路標識とし、車載カメラで撮影した動画から道路標識が写っている 30 フレームを切り出して入力画像とした。事前処理として、入力画像を HSV 色画像へ変換後、赤、青、黄の色領域を各々抽出した。その後、各色領域に対して提案手法を適用し、大半の道路標識の形状である三、四、六角形と認識された領域を道路標識候補として検出した。

提案手法を用いた道路標識候補の検出結果の例を図 4.13 に示す。逆光によるノイズが存在する状況や背景が複雑である状況においても、正しく形状を認識し道路標識候補として検出できていることが分かる。また、本実験で使用した画像における、目視で求めた道路標識候補の数と提案手法にて検出した道路標識候補の数およびそれらの比率を表 4.3 に示す。比率が最も低い四角形の場合でも 80%以上であることより、実画像においても提案手法は有効であることが確認できた。なお、画像一枚当たりの処理時間は平均 0.75 秒であった。提案手法にて検出できなかった道路標識候補は、閉じた輪郭線が抽出できないものであった。提案手法は、認識対象のエッジ上の点群を取得する上で閉じた輪郭線を必要とするため、輪郭線が完全に途切れている場合に検出不可となってしまった。よって、提案手法を閉じていない輪郭線へも対応できるよう改良することで、実画像への頑健性をより高めることが期待できる。

表 4.3 道路標識候補の検出結果。

Shape	True number	Detected number	Rate [%]
Triangle	15	14	93.3
Quadrangle	42	35	83.3
Hexagon	4	4	100.0

## 4.5. 結論

Delaunay 三角形分割を用いた、新たな平面凸多角形の形状認識及び復元手法を提案した。そして、実験により提案手法の有効性を示した。今後は、途切れた輪郭線への対応、平面凹多角形への応用、三次元への拡張などが課題となる。



図 4.13 道路標識候補の検出結果の例. (Quadrangle は縦と横の比を用いて長方形 (Oblong) か正方形 (Square) かを判定し結果を表示している)

# 5. Delaunay 分割を用いた Polygonality 計測

## 5.1. 緒論

画像解析やコンピュータビジョンにおいて、デジタル画像中の平面物体を外見に基づいて区別することは基本的な技術の一つである。平面物体の外見に関する情報は様々あるが、主に色、テクスチャ、形状に大別できる。とりわけ、形状は平面物体間の区別性能が高いことから、工学、医学、生物学など様々な分野の画像処理において広く利用されている有用な情報である [32]-[36]。そのため、平面物体の形状情報を計測すること（以降、形状計測）は重要である。

形状計測は、主に形状類似性計測と形状特徴計測の二つに分類できる。前者は、入力平面物体の形状が特定のプリミティブな形にどの程度似ているかを計測するものである。広く認知されているものとしては円形度 (Circularity) [37]-[50]や楕円度 (Ellipticity) [51]-[56]が挙げられる。後者は、入力平面物体の形状に含まれる特定の特徴の量を計測するものであり、左右対称性 (Symmetry) [57]-[59]や向き (Orientation) [60]-[62]など様々ある。

形状類似性計測の手法はこれまで数多く提案されているが、平面物体の形状が凸多角形に似ている度合い（以降、Polygonality）を計測する手法の研究事例は少ない。我々の世界には、三角形や四角形などの単純な凸多角形状の物体が大小問わず数多く存在するため、Polygonality 計測は必要な技術である。しかし、形状の多様性やデジタル化等に起因する形状変化の影響の受け易さから、安定して Polygonality を計測することは難しい。従来、この課題に対しては特定の形状の凸多角形に特化したアプローチが一般的であり、有効な包括的手法が無い状態であった。

近年、Nguyen らは Radon 変換の投影データを用いた包括的な Polygonality 計測手法[63]を提案している。投影データが描くグラフの形に着目した斬新な手法であり、今後の応用が期待される。しかし、これは単一平面物体のシルエットを入力の前提としていることから、扱える対象は単一閉曲線のみとなる。そのため、ノイズや遮蔽等の影響で画像中から対象の閉じた外側輪郭線が抽出できない場合、計測が行えないという問題がある。これは例えば、実画像中に写る物体の形状情報を用いた自動分類システムを想定した場合、大きな障害となることが容易に予想される。

そこで本研究では、この問題を解決できる一手法として Delaunay 分割を用いる方法を提案する。本手法は、凸多角形の輪郭上に配置した点群に対して Delaunay 分割を適用した際に生成される特徴的な三角形の性質を利用した新たな Polygonality 計測手法である。入力平面物体の形状に対する制約はなく、利用する点群は輪郭線検出で得た単一閉曲線上に配置した点群または画像から抽出したエッジ群の上に配置した点群のいずれでも良い。これにより、単一閉曲線のみならず不連続な輪郭線も扱えるという特長を持つ。また、本手法

は形状計測にて一般的に求められる相似変換に対する不変性，ノイズに対する頑健性，測定値の理解容易性を満たす。

## 5.2. 関連研究

本手法は形状類似性計測の範疇に属するものである。以下，形状類似性計測の関連研究について述べる。

### 5.2.1. Triangularity/Rectangularity/Hexagonarity

Triangularity, Rectangularity, Hexagonarity は，平面物体の形状がそれぞれ三角形，四角形，六角形にどの程度似ているかを表すものである。Rosin は，三角形近似を用いる簡潔な手法やモーメントを用いるノイズに強い手法，最小包含三角形を用いる高速な手法など，幾つかの Triangularity 計測手法を提案している [53][64]。また，Rosin は前述の方法と類似の Rectangularity 計測手法 [53][65] も提案している。ただし，両者のアルゴリズムは異なるため包括性はない。Žunić らは，文献 [66] に記載の正方形に特化した手法を発展させ，アスペクト比を考慮した Rectangularity 計測手法 [67][68] を考案している。Hexagonarity を求める方法としては，Costa らの隣接した輪郭線分間の角度情報を用いる手法 [69] がある。なお，我々が調査した限りでは五角形のみを対象とした手法は無かった。

### 5.2.2. Polygonality

Polygonality は，Triangularity や Rectangularity 等を汎化させた概念である。即ち，平面物体の形状が任意の凸  $N$  角形 ( $N \geq 3$ ) にどの程度似ているかを表すものである。従来，凸多角形の辺や角度といった幾何学情報を利用した Polygonality 計測手法 [70][71] は存在していた。しかし，ノイズに脆弱であることや汎用性の低さから，これらはデジタル画像中の平面物体に対して有効な手法ではなかった。

これに対して，近年 Nguyen らにより提案された手法 [63] は現在において唯一の有効な手法と言える。この手法は，角数  $N$  を指定することで入力平面物体の凸  $N$  角形に対する Polygonality を計測することが可能であり，凸多角形を包括的に扱えるという特長を持つ。また，相似変換に対する不変性やノイズへの頑健性，測定値の理解容易性も兼ね備えている。ただし，Nguyen らの手法で扱える対象は単一閉曲線に限られる。そのため，ノイズや遮蔽の影響により画像中から平面物体の閉じた外側輪郭線が抽出できない場合に計測できないという問題がある。本手法はこの問題の解消に寄与するものである。

## 5.3. 基盤技術

本手法において基盤となる Delaunay 分割及び Delaunay 分割にて生成される特殊な三角形の性質について述べる。

### 5.3.1. Delaunay 分割 (Delaunay Triangulation)

二次元平面における Delaunay 分割とは、与えられた点群を頂点とする三角形の集合を構成するアルゴリズムである。詳しくは 2.1 を参照のこと。Delaunay 分割を実現する方法は幾つか存在するが、本手法では逐次添加法 (Incremental method) を用いた。図 5.1 に Delaunay 分割の例を示す。また、以下に Delaunay 分割に関連する主な用語の定義を記載する。

- 点群  $P$  に対する Delaunay 分割を  $DT(P)$  と表す。
- $DT(P)$  における頂点を Delaunay 点と呼ぶ。
- Delaunay 点間を結ぶ線分を Delaunay 辺と呼ぶ。
- Delaunay 辺で構成される三角形を Delaunay 三角形と呼ぶ。

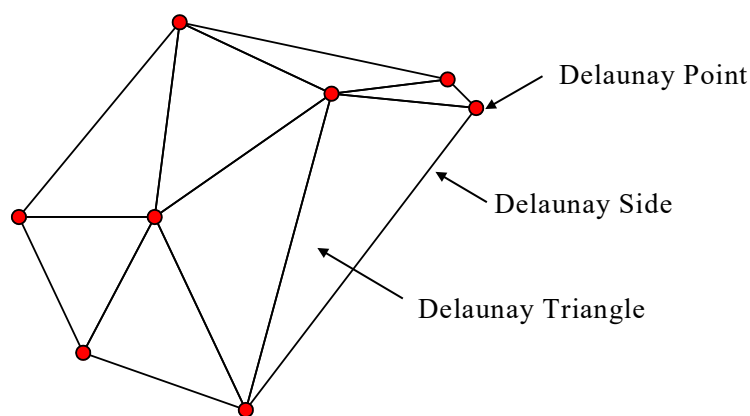


図 5.1 Delaunay 分割.

### 5.3.2. 特殊な三角形の性質

Delaunay 三角形群は、他の三角形と共有する Delaunay 辺の数を基準にすると三種類に分類することができる (図 5.2)。本研究では、共有辺を三つ持つ Delaunay 三角形を  $T_0$ 、二つ持つ Delaunay 三角形を  $T_1$ 、一つ持つ Delaunay 三角形を  $T_2$  と表すことにする。凸  $N$  角形 ( $N \geq 3$ ) の輪郭線上から十分密にサンプリングした点群を Delaunay 分割の入力とした場合、 $T_0$  には以下の特殊な性質が在ることが確認されている [77]。

- 必ず存在し、その個数は  $N-2$  となる。
- 相似変換に対して個数が不変である。

ノイズ等の影響による形状の劣化が無い場合、上記性質の成立可否は輪郭線上の点群のサンプリング密度 (点群の輪郭線に対する被覆率) にのみ依存する。成立条件を確認するため、サンプリング密度を変化させながら凸  $N$  角形 ( $3 \leq N \leq 6$ ) における  $T_0$  の性質の成立率を測定した。サンプリング密度は輪郭線上から間隔 1 で取得した点群を 100% とし、そこからランダムに点を間引くことで 100% から 1% まで 1% ずつ減少させた。凸  $N$  角形は実験画像と同じ  $185 \times 165$  [pixel] に収まる大きさとし、各サンプリング密度につき各々 10,000

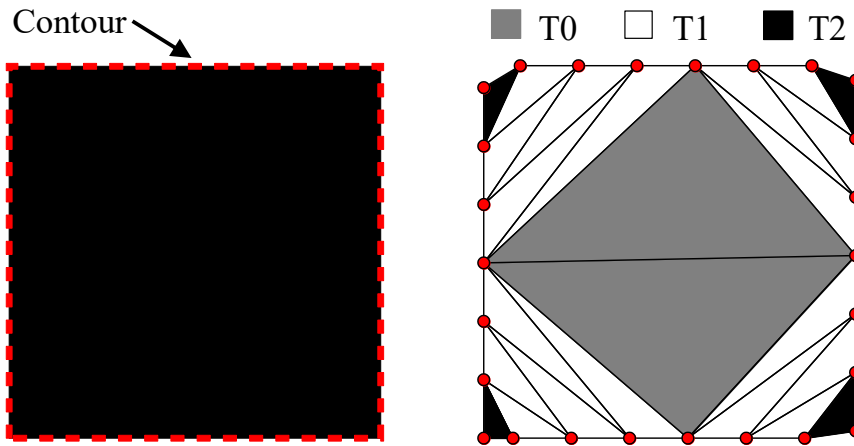


図 5.2 Delaunay 三角形の分類. (a) 平面物体のサンプル (破線は輪郭線を示す). (b) 三角形群の分類例. 共有辺が三つの三角形を T0 (灰色), 二つの三角形を T1 (白色), 一つの三角形を T2 (黒色) と呼ぶ.

通りの形状をランダムに生成した.

測定の結果, サンプル密度が 100% ~ 43% の範囲における T0 の性質の成立率は 100.0% であった. また, サンプル密度が 43% ~ 15% の範囲では T0 の性質が成立しないケースが最大 1.2% 発生した. そして, 図 5.3 に示すようにサンプル密度が 10% 以下になると急激に成立率が低下し, サンプル密度が 1% になると T0 の性質の成立率はほぼ 0% となった. これより, ノイズ等の影響による形状の劣化が無い場合, 少なくとも 50% 以上の密度で輪郭線上の点群をサンプリングすれば, 凸  $N$  角形 ( $3 \leq N \leq 6$ ) において前述の T0 の性質が成立することが確認された.

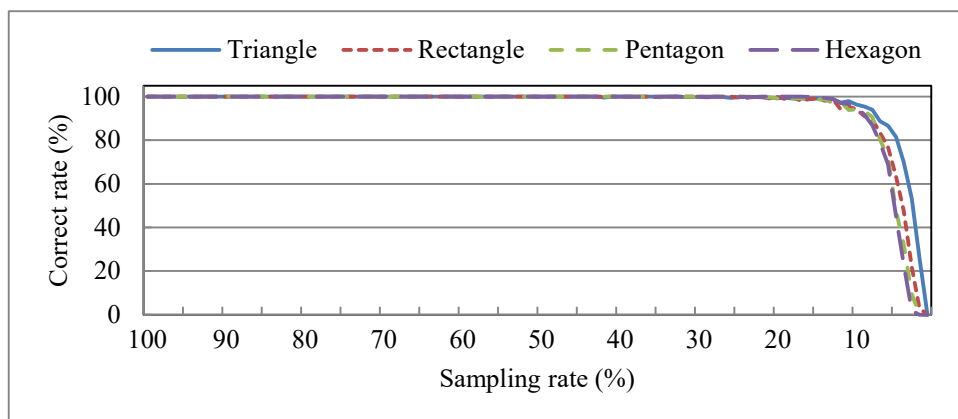


図 5.3 サンプル密度に対する T0 の性質の成立率. 横軸がサンプル密度 (%), 縦軸が T0 の性質の成立率.

ノイズが存在する又は輪郭線が途切れている場合, 前述の共有辺数に基づく単純な分類方法では T0 の性質が成立しないケースが発生するが, 5.4.2 で述べる方法を用いることで T0 の性質は概ね保持される (図 5.4). 本手法では, この特殊な三角形 T0 を用いることで相似変換に対する不変性とノイズに対する頑健性を得ている.



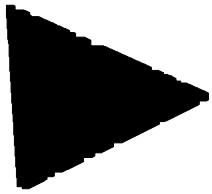
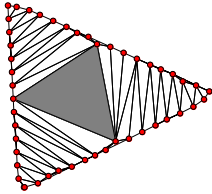
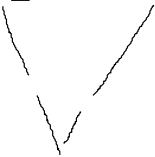
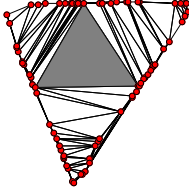
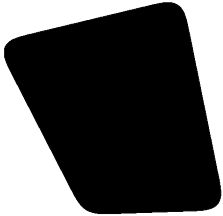
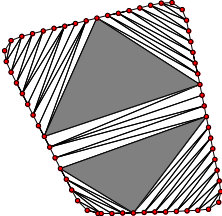

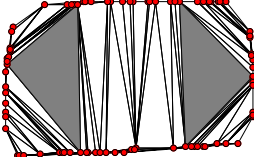

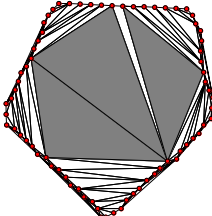
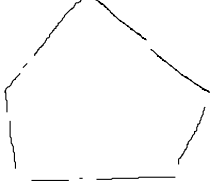
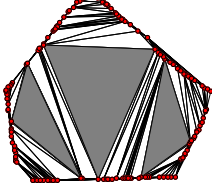
$N$	$T_0$	Input Object	Delaunay Triangulation
3	1		
			
4	2		
			
5	3		
			

図 5.4  $T_0$  の特殊な性質. 左から順に角数,  $T_0$  の個数, 入力平面物体, Delaunay 分割 ( $T_0$  を灰色で示す).

## 5.4. 提案手法

本手法は、5.3.2 で述べた特殊な三角形 T0 を利用してデジタル画像中に存在する平面物体の Polygonality を計測するものである。図 5.5 に提案手法の概要を示す。まず、入力画像に前処理を施して点群  $P_e$  を得る。次に、点群  $P_e$  に対して Delaunay 分割を適用し  $DT(P_e)$  を構成する。次に、 $DT(P_e)$  の Delaunay 三角形を順に調査して T0 群を抽出する。その後、T0 群の情報から生成可能な凸多角形を用いて Polygonality を算出する。以下、前処理、T0 抽出、Polygonality 算出について順に説明する。

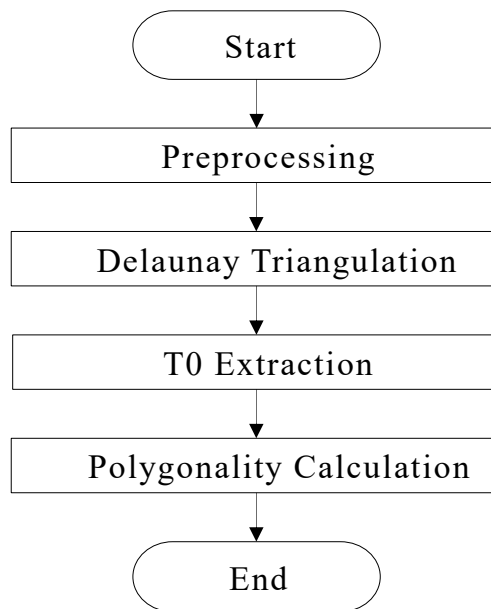


図 5.5 提案手法の概要.

### 5.4.1. 前処理 (Preprocessing)

前処理の目的は、Delaunay 分割の入力となる点群  $P_e$  を入力画像から取得することである。以下、カラー画像を対象とした前処理の流れを示す。

- ① 入力画像をグレースケール化する。
- ② 穴埋め及びノイズ除去を行う。
- ③ エッジ検出を行い、エッジ群  $E$  を取得する。
- ④  $E$  上の点群  $P_e$  を取得する。

上記はカラー画像を前提とした基本的な方法であり、画像や対象の種類等に応じて適宜変更してもよい。以降、本研究の実験時に用いた前処理について述べる。処理の流れは上記と同様であり、表 5.1 に記載の各種手法を利用した。エッジ群  $E$  は、エッジ検出画像をラスタ走査しながら 8 連結の前景領域をラベリングすることにより取得した。また、 $E$  上の点群はランダムサンプリングにより取得した。その際、各エッジを構成する画素数に

対する取得点数の割合  $R$  ( $0 \leq R \leq 1$ ) を指定可能にすることで、サンプリング密度を可変とした。

表 5.1 前処理における利用手法一覧.

Processing	Method
Grayscale Conversion	Luma Coding[78]
Noise Removal/Hole Filling	Mathematical Morphology[79]
Edge Detection	Canny Detector[80]

### 5.4.2. T0 抽出 (T0 Extraction)

点群  $P_e$  に対して任意のアルゴリズムを用いて構成した Delaunay 分割  $DT(P_e)$  から T0 を抽出する. Algorithm1 にその処理を示す.

---

#### Algorithm1 T0 Extraction

---

**Input:**  $DT(P_e)$  – Delaunay Triangle set,  $P_e$  – point set

**Output:**  $T0List$  – T0 set

**T0 candidate extraction:**

```

1: for (  $t_i \in DT(P_e)$  ) do
2:    $count = 0$ 
3:   for (  $t_j \in DT(P_e)$  ) do
4:     if (  $t_i \neq t_j$  ) then
5:       if (  $t_j$  shares a common side with  $t_i$  ) then
6:          $count++$ 
7:       end if
8:     end if
9:   end for

10:  if (  $count == 3$  ) then
11:    Add  $t_i$  to  $T0List$ 
12:  end if
13: end for
```

**Removal of useless T0 candidate:**

```

1: Calculate eigenvalues of each Delaunay triangle
2: Get  $\text{Max}(\text{Sum } \lambda_i)$ 

3: for (  $t_i \in T0List$  ) do
4:   if (  $\text{Sum of eigenvalues } (Es) < T_A$ 
        or  $\text{Ratio of eigenvalues } (Er) < T_S$  ) then
5:     Remove  $t_i$  from  $T0List$ 
6:   end if
7: end for
```

---

まず、他の Delaunay 三角形との共有辺数に基づき T0 候補を抽出する. Delaunay 三角形数  $N_{DT(P_e)}$  の  $DT(P_e)$  から互いに異なる Delaunay 三角形対  $t_i, t_j (i, j = 1, \dots, N_{DT(P_e)})$  を順に取り出し、 $t_i$  との共有辺の有無を調査することで  $t_i$  の共有辺数をカウントする. そして、共有辺数が 3 であった  $t_i$  を  $T0List$  へ格納する. 次に、極端に小さい又は細長い Delaunay 三角形を  $T0List$  から削除する. ノイズ等の影響でエッジに小さな突起や窪みが発生している場合、その部

分に図 5.6 に示すような極端に小さい又は細長い T0 候補が高頻度で構成される. 実際に, 実験で使用した画像群におけるこれらの T0 候補の数を確認すると, ノイズの無い (ただしジャギーは存在する) 図 5.9 の画像群では平均約 2.0 個 (全 Delaunay 三角形の約 4.3%) であったのに対し, ノイズを付与した図 5.13 の画像群では平均約 6.4 個 (全 Delaunay 三角形の約 22.2%), 輪郭線が不連続な図 5.31 の画像群では平均約 106.3 個 (全 Delaunay 三角形の約 74.4%) であった. このように, ノイズを含む状況や輪郭線が不連続な状態の場合, 極端に小さい又は細長い T0 候補が多数構成され, これらは 5.4.2 で述べた特徴的な T0 を用いる本手法では無用なノイズとなる. そのため, *TOList* から極端に小さい又は細長い T0 候補を削除する必要がある.

**Useless T0 candidate**

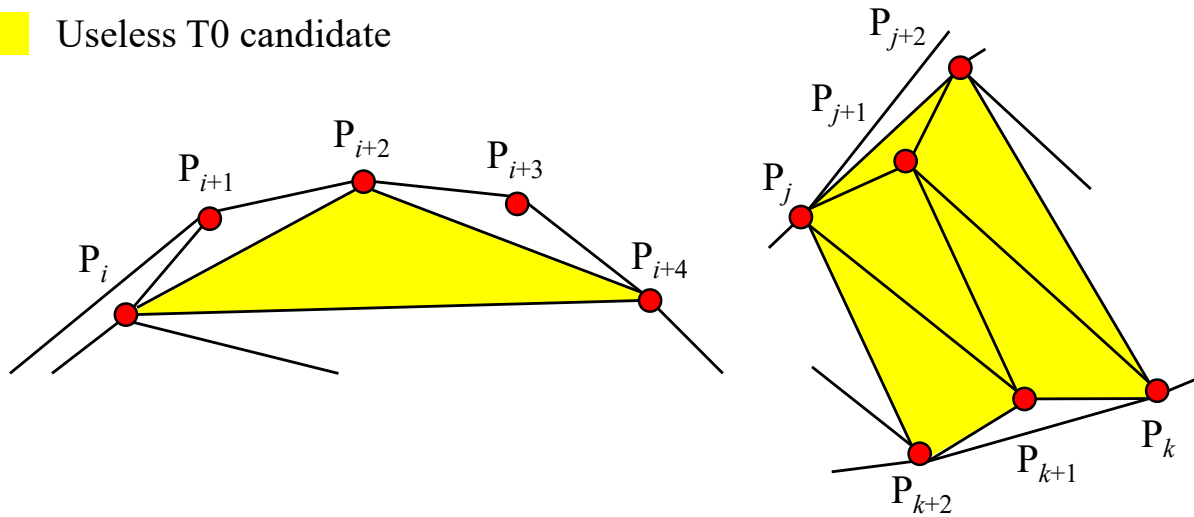


図 5.6 無用な T0 候補の例. (a) 突起部  $P_i \sim P_{i+4}$  に構成されたもの. (b) 窪み部  $P_j \sim P_{j+2}$  と  $P_k \sim P_{k+2}$  に構成されたもの.

削除の要否は大きさと細長さにて判定する. 本手法では, これらの判定に Delaunay 三角形の三つの頂点座標  $(x_i, y_i | i=0,1,2)$  の共分散行列  $\Sigma$  (Eq. 5.1)の固有値  $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2\}$ を用いた.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_x & \sigma_{xy} \\ \sigma_{xy} & \sigma_y \end{bmatrix} \tag{Eq. 5.1}$$

( $\sigma_x$  : x の分散,  $\sigma_y$  : y の分散,  $\sigma_{xy}$  : x と y の共分散)

大きさの指標として(Eq. 5.2)から求まる固有値  $\lambda$  の和  $\text{Sum}\lambda = (\lambda_1 + \lambda_2)$  を正規化して得られる  $E_s$  を用い,  $E_s$  の閾値  $T_s (0 \leq T_s \leq 1)$  を設けた. 正規化は,  $DT(P_e)$  の全ての Delaunay 三角形毎の固有値の和  $\text{Sum}\lambda_i (i=1, \dots, N_{DT}(P_e))$  の最大値  $\text{Max}(\text{Sum}\lambda_i)$  で除算することにより行った. また, 細長さの指標として(Eq. 5.3)から求まる固有値  $\lambda$  の比  $E_r$  を用い,  $E_r$  の閾値  $T_r (0 \leq T_r \leq 1)$  を設けた.

$$E_s = \text{Sum}\lambda / \text{Max}(\text{Sum}\lambda_i) \tag{Eq. 5.2}$$

$(i = 1, \dots, N_{DT}(P_e))$

$$E_r = \lambda_2 / \lambda_1 \quad (\text{Eq. 5.3})$$

まとめると、削除処理は次のように行う。まず、 $DT(P_e)$ の全 Delaunay 三角形について、(Eq. 5.1)で構成し共分散行列 $\Sigma$ の固有値 $\lambda_1, \lambda_2$ を求める。続いて、各 Delaunay 三角形の固有値の和を順に比較し、固有値の和の最大値 $\text{Max}(\text{Sum } \lambda_i)$ を求める。次に、要素数 $N_{TOList}$ の  $TOList$  から T0 候補 $t_i (i=1, \dots, N_{TOList})$ を順に取り出し、 $t_i$ の $E_s$ と $E_r$ を(Eq. 5.2)及び(Eq. 5.3)にて求める。最後に $E_s$ 、 $E_r$ をそれぞれ $T_A$ 、 $T_s$ と比較し、 $E_s$ と $E_r$ の何れかが閾値を下回っている場合 $t_i$ を $TOList$ から削除する。以上により、最終的に $TOList$ に格納されている Delaunay 三角形群が $DT(P_e)$ から抽出した T0 群となる。

### 5.4.3. Polygonality 算出 (Polygonality Calculation)

図 5.4 や図 5.7 に示した凸  $N$  角形状の平面物体における T0 の例を見ると分かるように、T0 は典型的に平面物体の異なる 3 辺上の点から構成される。この場合、図 5.7-c に図示したように一つの T0 の外接円の接線の交点を結んでできる三角形（以降、外接三角形）は平面物体の頂点とよく一致する頂点（以降、復元頂点）を持つ。また、復元頂点数は T0 が一つのとき最大で 3、T0 が 2 つのとき最大で 4 というように、利用する T0 の数が増えるに従って増加する。そして、通常  $N-2$  個の T0 からできる外接三角形の頂点群には、凸  $N$  角形状の平面物体の全ての頂点によく一致する  $N$  個の復元頂点が含まれる。加えて、復元頂点以外の外接三角形の頂点は基本的に平面物体から離れた場所に位置する。

これより、入力平面物体が凸  $N$  角形状のとき、 $N-2$  個の T0 より定まる外接三角形の頂点群から入力平面物体との距離が小さいものを復元頂点として  $N$  個選択し、復元頂点の凸包を求めれば、その凸包は入力平面物体の形状と最もよく一致し両者間の誤差は小さくなる。一方、利用する T0 の個数を少なくすると、復元頂点数の減少に伴い両者間の誤差は増大する。本手法では、この考えを利用して入力平面物体の Polygonality を算出する。具体的には、 $DT(P_e)$ から抽出した  $N_{T0}$  個の T0 の全ての組み合わせ  ${}_{N_{T0}}C_{n_{T0}} (1 \leq n_{T0} \leq N_{T0})$  に対して以下の処理を行う。

① T0 の外接三角形を求める (図 5.7-c)。

$n_{T0}$  個の各 T0 について外接円の 3 つの接線を求め、それらの 3 つの交点から外接三角形を求める。

② 復元頂点を抽出する (図 5.7-d)。

①で求めた外接三角形の各頂点について  $E$  の最近傍点までの距離を求め、その距離が小さいものから  $N_p = (n_{T0} + 2)$  個の復元頂点を抽出する。

③ 復元頂点の凸包を求める (図 5.7-d)。

Polygonality を求めるため、②で得た  $N_p$  個の復元頂点の凸包を求める。本手法では、Sklansky のアルゴリズム[81]を用いた。

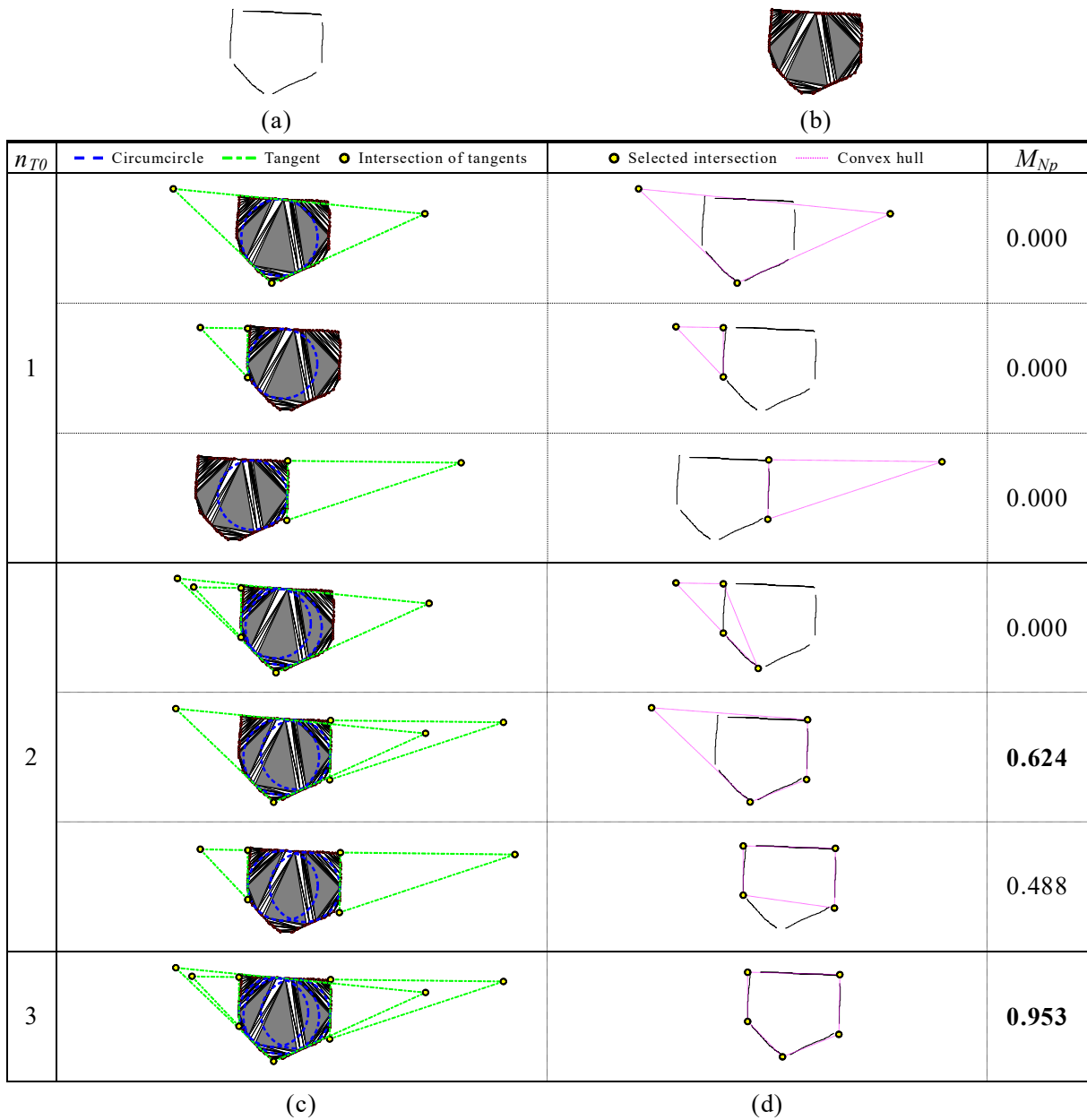


図 5.7 Polygonality 算出の例. (a) 平面物体の不連続な輪郭線. (b) Delaunay 分割. (c) 各 T0 ( $n_{T0}$  個) の外接円と接線及び接線の交点. (d) 選択交点群とその凸包. この例の三, 四, 五角形に対する Polygonality ( $\text{Max}(M_3), \text{Max}(M_4), \text{Max}(M_5)$ ) は (0.000, 0.624, 0.953) となる.

④ 凸包の辺とエッジの累積誤差を求める.

③で得た凸包の辺上を辿りながら,  $E$  の最近傍点までの距離の線積分  $I_A$  を求める. 同様に,  $E$  を辿りながら凸包の辺上の最近傍点までの距離の線積分  $I_B$  を求める. そして, スケール不変性を得るため  $I_A$  と  $I_B$  の和をエッジの凸包の面積  $A_{CE}$  で除算した  $(I_A + I_B) / A_{CE}$  を累積誤差とする.

⑤ Polygonality ( $M_{Np}$ ) を求める.

④で求めた累積誤差を評価関数 (図 5.8) に渡して  $M_{Np}$  を (0,1] の実数形式で算出する. ここで求まる  $M_{Np}$  は,  $n_{T0}$  個の T0 から生成可能な凸  $N_p$  角形に対する入力平面物体の Polygonality である.

上記①～⑤の処理を  $T_0$  の全ての組み合わせに対して行うことで、 $M_3$  は  ${}_{N_{T_0}}C_1$  通り、 $M_4$  は  ${}_{N_{T_0}}C_2$  通りというように凸  $N_p$  角形に対する一つ以上の  $M_{N_p}$  が求まる。最終的に、 $M_{N_p}$  のうち最大の値を入力平面物体の凸  $N_p$  角形に対する Polygonality とする (Algorithm2)。以上により、 $DT(P_e)$  から抽出した  $N_{T_0}$  個の  $T_0$  を用いて、最大で凸  $N_{T_0} + 2$  角形までの Polygonality を求めることができる。なお、凸  $N_{T_0} + 2 + \alpha$  角形 ( $\alpha \geq 1$ ) に対する Polygonality については、凸  $N_{T_0} + 2$  角形を縮退凸  $N_{T_0} + 2 + \alpha$  角形とみなし凸  $N_{T_0} + 2$  角形に対する Polygonality を用いることとした。

---

**Algorithm2 Polygonality Calculation**

---

**Input:**  $T_0List$  –  $T_0$  set,  $E$  – edge set

**Output:** Polygonality

- 1: for ( ${}_{N_{T_0}}C_{n_{T_0}}$ ) do
  - 2:   Add  $M_{N_p}$  to  $M_{N_p}List$    #  $M_{N_p}$  is Calculated by process ① to ⑤.
  - 3: end for
  
  - 4: for ( $M_iList \in M_{N_p}List$ ) do
  - 5:   Get Max( $M_iList$ )   # Polygonality to convex  $i$  polygon.
  - 6: end for
- 

また、本手法では図 5.8 に示す累積誤差を基にした評価関数を用いることで Polygonality を  $(0,1]$  の実数形式で表現可能にした。評価関数では、累積誤差が無い場合に 1 となり、累積誤差が無限大の場合に 0、そして累積誤差の増加に伴い単調減少する性質を持つ関数のうち最も一般的な底が負の指数関数を利用した。これにより、本手法は測定値の理解容易性を備えている。さらに、評価関数の累積誤差に対する敏感度をパラメータ  $CS$  により指定可能である。 $CS$  のデフォルト値を決定するため複数の三、四、五角形状の理想的な凸図形を用いて確認を行ったところ、 $CS = 20$  にて Nguyen らの手法[63]で求めた Polygonality との誤差が最小となった。よって、本研究の全実験においては  $CS = 20$  をデフォルト値として Polygonality を算出した。

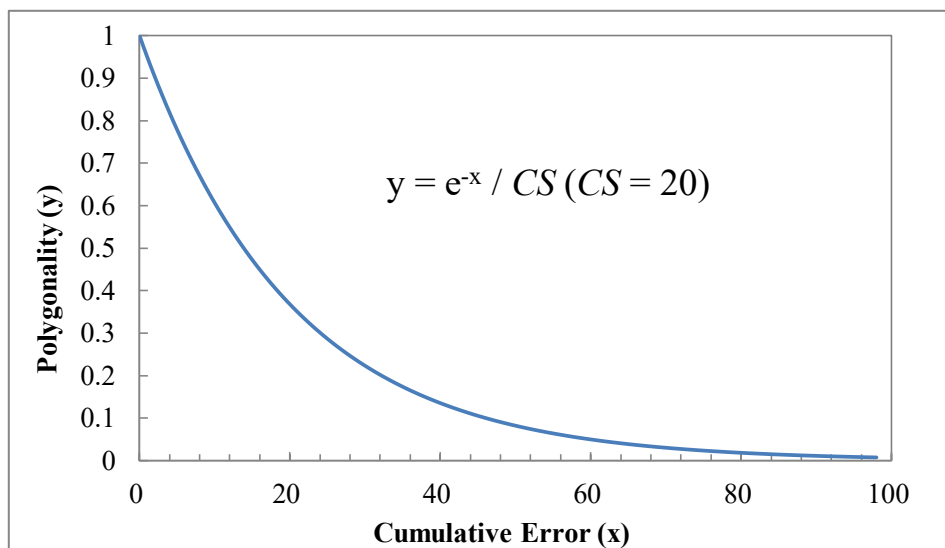


図 5.8 累積誤差を基にした評価関数。

## 5.5. 実験

本手法の有効性を確認するため、単一閉曲線による既存手法との比較実験と不連続な輪郭線への適用実験を行った。本実験により、単一閉曲線に対して本手法が既存手法と同等の計測性能を有すること、及び本手法が不連続な輪郭線へ適用可能であることを示す。

### 5.5.1. 単一閉曲線を用いた比較実験

種々の単一閉曲線に対して、本手法及び Nguyen らの手法[63]により Polygonality 計測を実施し両者の性能を比較した。以降、本手法で求めた Polygonality を  $P_A$ 、Nguyen らの既存手法で求めた Polygonality を  $P_N$  とする。既存手法は、投影ピッチ  $\Delta\theta=1$ (degree)、投影範囲  $(0,180)$ (degree)、折れ線近似の閾値を弧長の  $1/100$  という条件で計測を実施した。本手法は、サンプリング密度  $R=0.5$ 、T0 抽出の閾値  $T_A=0.1$ 、 $T_S=0.2$  という条件で計測を実施した。これらのパラメータの値は、予備実験により多くの場合に適していることを確認したものである。また、本実験で使用する全ての画像のサイズは Sharvit のデータセット[82]と同様に  $185\times 165$ [pixel]とした。

#### 5.5.1.1. ノイズなし人工単一閉曲線

基本的な計測性能を比較するため、ノイズの影響を受けていない単一閉曲線を用いて実験を行った。入力として複数の三、四、五角形及び凹図形のシルエット画像を用意し、エッジ検出により得たシルエットの輪郭線をノイズなし人工単一閉曲線とした。そして、それらの  $N=3, 4, 5$  の凸  $N$  角形に対する  $P_A$ 、 $P_N$  を計測した。図 5.9-a から図 5.9-t に本実験で用いたシルエット画像を示す。

図 5.10, 図 5.11, 図 5.12 より、多くのシルエットにおいて  $N=3, 4, 5$  の  $P_A$  と  $P_N$  の各々の大きさの順序はほぼ同じであることが確認できる。また、図 5.10 より  $N=3$  の  $P_A$  と  $P_N$  は共に図 5.9-a から図 5.9-e の三角形のシルエットに対して大きく、それ以外のシルエットに対しては小さいことが分かる。 $N=4, 5$  の  $P_A$  と  $P_N$  ついても図 5.11 及び図 5.12 より同様のことが確認できる。これより、本手法と既存手法は三、四、五角形のノイズなし人工単一閉曲線に対しておおよそ同等の計測性能を有することが確認された。図 5.9-p から図 5.9-t の凹図形においては、 $P_A$  が  $P_N$  より小さくなった。評価関数のパラメータ  $CS$  の設定にも依存するが、凹図形に対する Polygonality が小さくなることは Polygonality の概念上自然な事象であり、むしろ望ましい結果であると我々は考える。



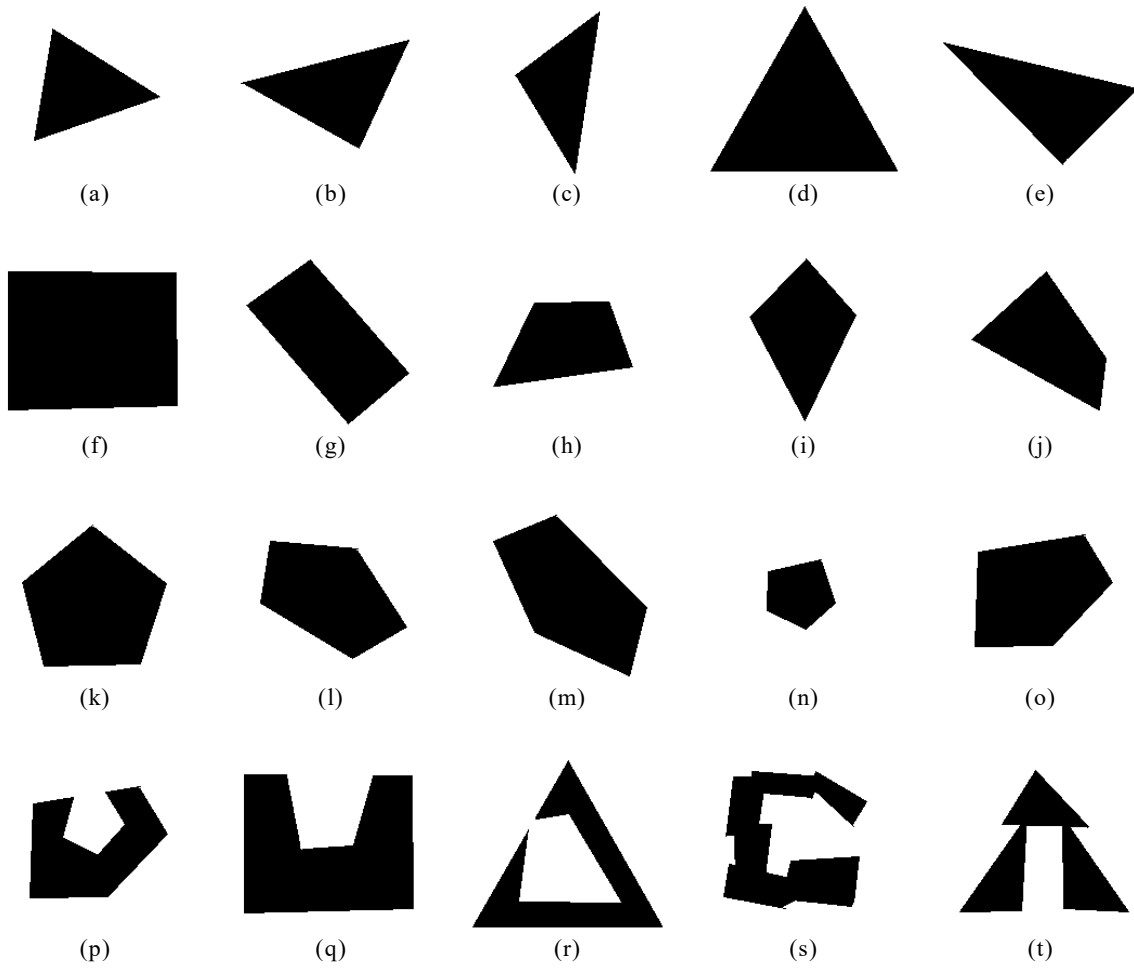


図 5.9 シルエット画像.

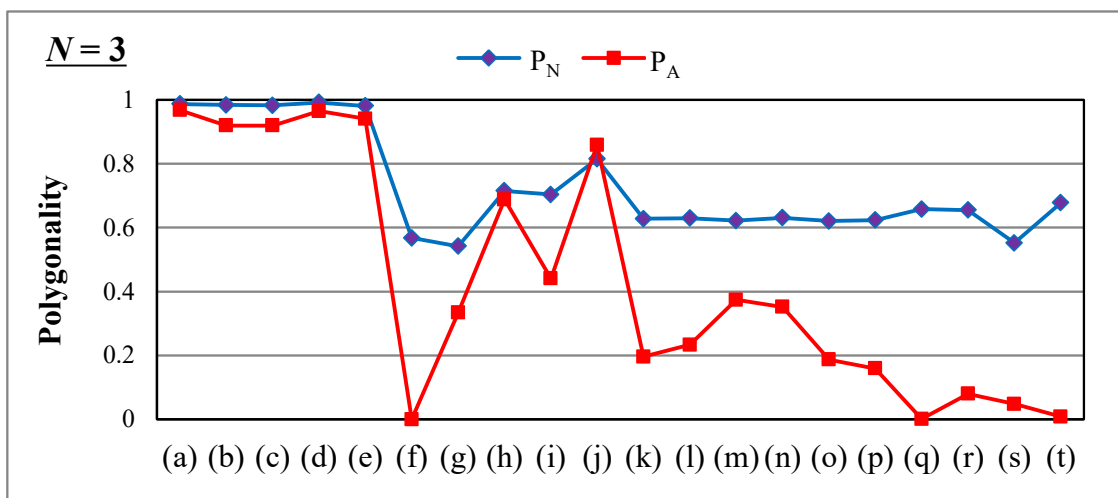


図 5.10 ノイズなし人工単一閉曲線の Polygonality 計測結果.  $N = 3$ .

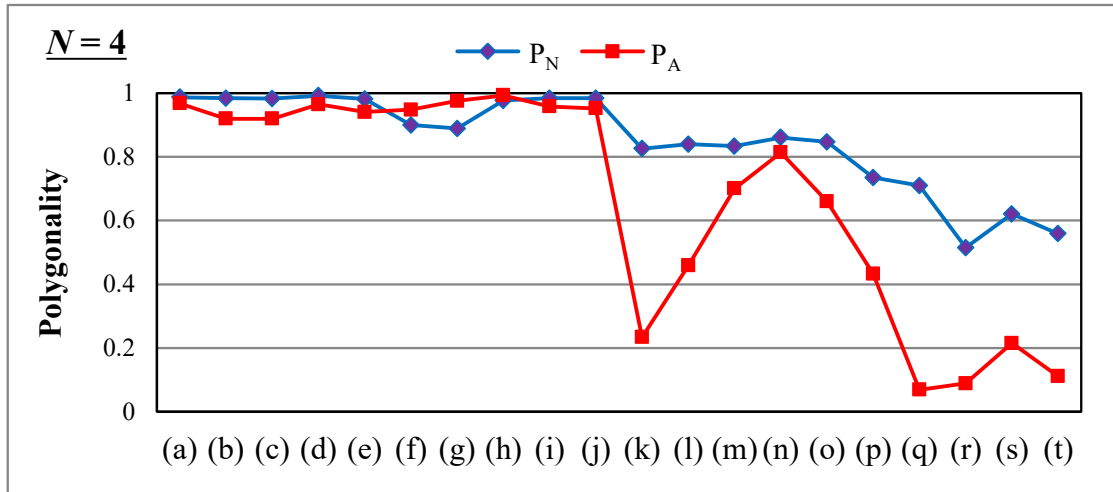


図 5.11 ノイズなし人工単一閉曲線の Polygonality 計測結果.  $N = 4$ .

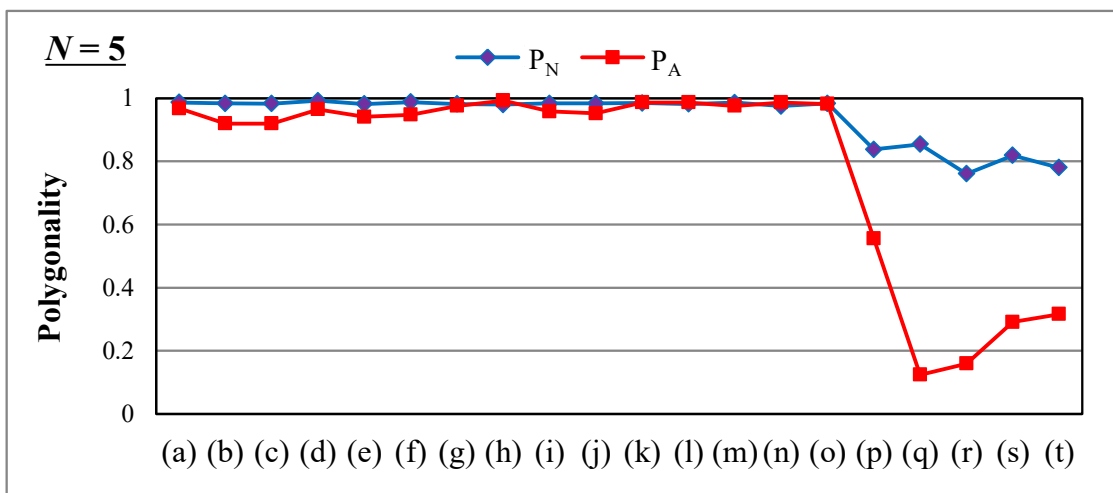


図 5.12 ノイズなし人工単一閉曲線の Polygonality 計測結果.  $N = 5$ .

### 5.5.1.2. ノイズあり人工単一閉曲線

ノイズに対する頑健性を比較するため、ノイズの影響により変形した単一閉曲線を用いて実験を行った。図 5.9-a から図 5.9-t の各々のシルエット画像に画像編集ソフトウェア Photoshop を用いて対話的にノイズを付与し、図 5.13 に示したシルエット画像を作成した。そして、それらの輪郭線をノイズあり人工単一閉曲線として  $N = 3, 4, 5$  の凸  $N$  角形に対する  $P_A, P_N$  を計測した。本実験では、単一閉曲線の形状変化が比較的小さいノイズとしてガウスノイズ (Gaussian)、ガウスぼかし (Gaussian blur)、モスキートノイズ (Mosquito)、ごま塩ノイズ (Salt-and-pepper) を用いた。また、形状変化が大きいノイズとしてスパイク状ノイズ (Spike) を用いた。なお、各シルエット画像には上記ノイズのうち何れか一つを付与した。

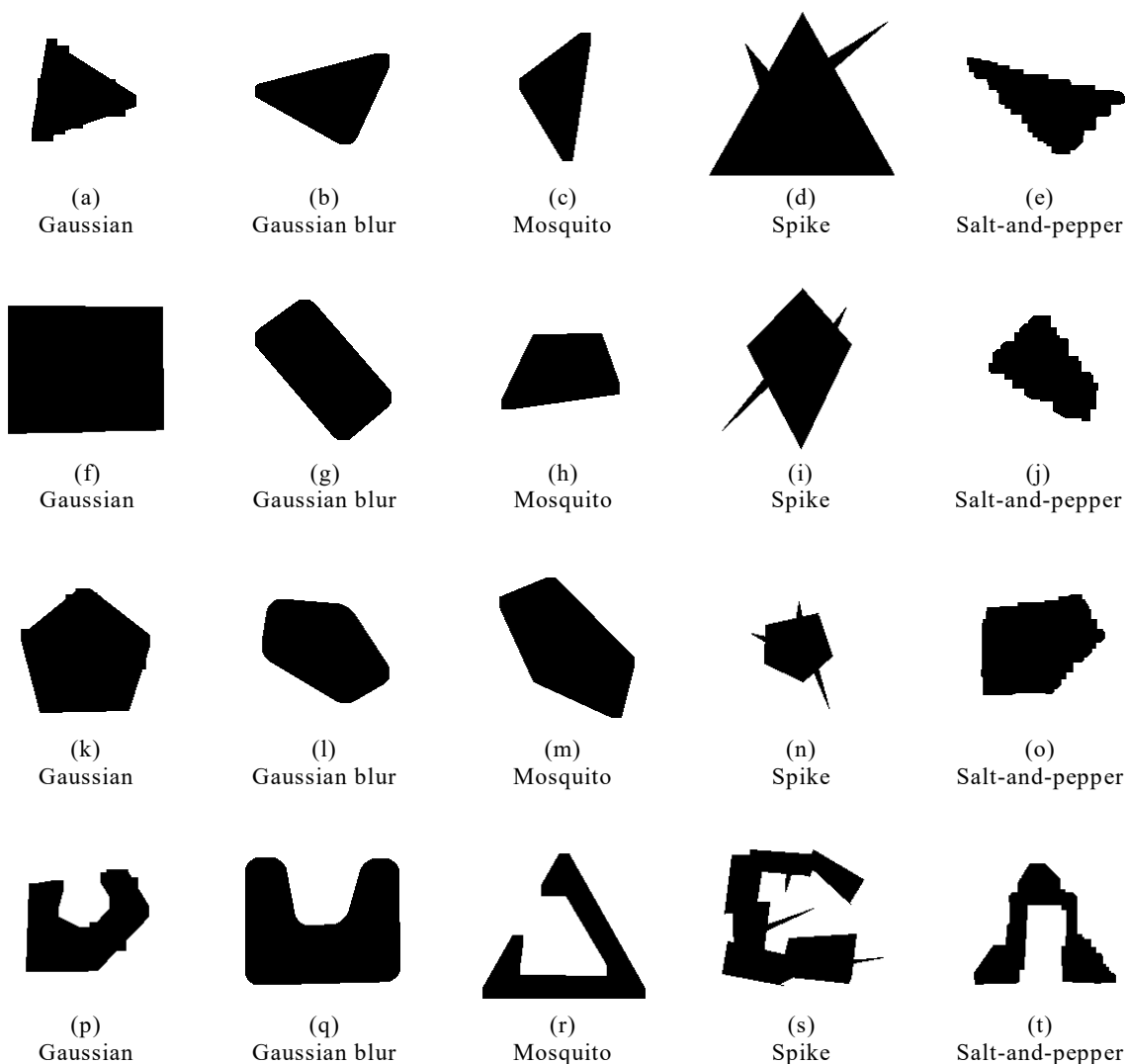


図 5.13 ノイズを付与したシルエット画像

### 5.5.1.2.1. 形状変化が小さなノイズ

ガウスノイズ (図 5.13-a, f, k, p), ガウスぼかし (図 5.13-b, g, l, q), モスキートノイズ (図 5.13-c, h, m, r), ごま塩ノイズ (図 5.13-e, j, o, t) を用いて作成したシルエット画像に対する計測結果を図 5.14, 図 5.15, 図 5.16 に示す. この結果より, 多くのシルエットにて  $P_A$  と  $P_N$  の計測性能がほぼ同等であることが確認できた. また, 図 5.10 と図 5.14, 図 5.11 と図 5.15, 図 5.12 と図 5.16 の  $P_A$  をそれぞれ比較すると, 多くのシルエットにて両者は近い値となっており, その差異は  $P_N$  と同等であることが分かる. これより, 単一閉曲線の形状変化が比較的小さなノイズに対して, 本手法は既存手法と同様に計測値への影響が小さいことも確認できた.

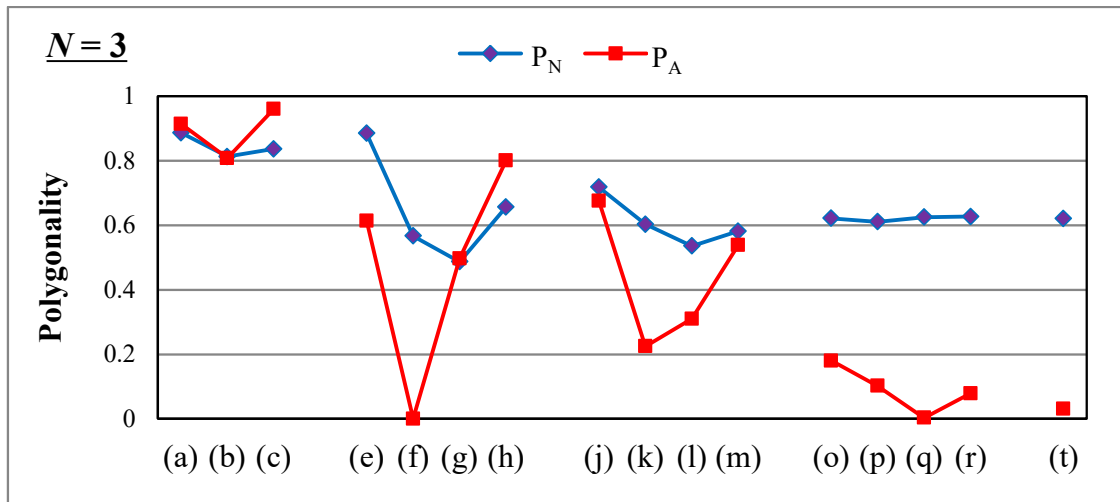


図 5.14 形状変化が小さなノイズあり人工単一閉曲線の Polygonality 計測結果.  $N=3$ .

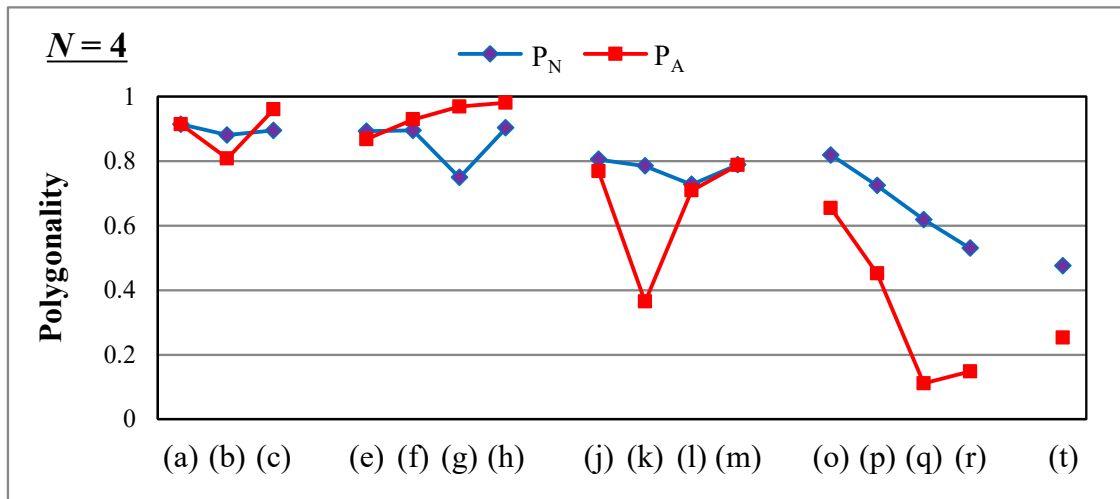


図 5.15 形状変化が小さなノイズあり人工単一閉曲線の Polygonality 計測結果.  $N=4$ .

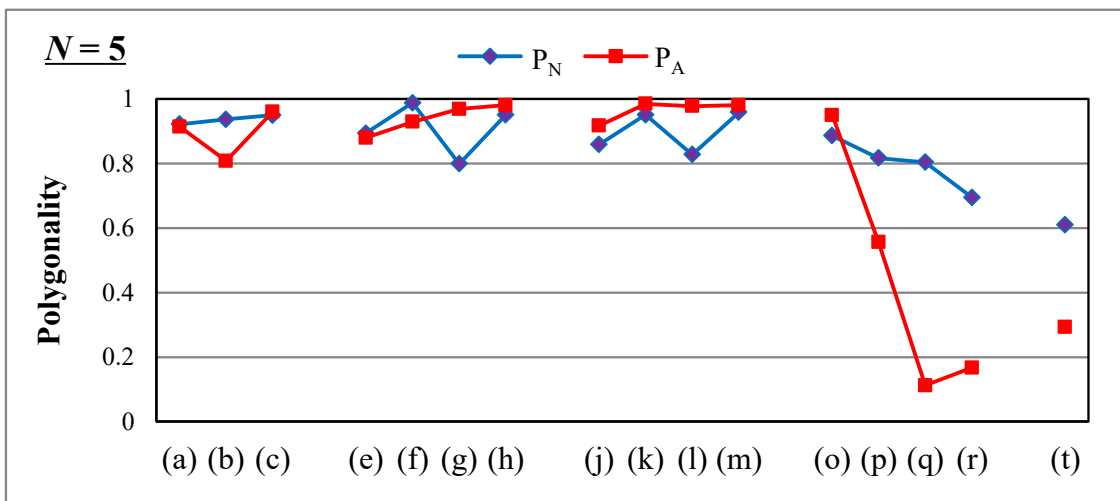


図 5.16 形状変化が小さなノイズあり人工単一閉曲線の Polygonality 計測結果.  $N=5$ .

### 5.5.1.2.2. 形状変化が大きなノイズ

スパイク状ノイズを付与したシルエット画像（図 5.13-d, i, n, s）に対する計測結果を図 5.17 に示す。スパイク状ノイズを付与したシルエットに対しては、 $P_A$  が  $P_N$  及びノイズが無い場合の  $P_A$  よりも小さくなった。これは、本手法では突起部の領域が直接的に誤差となることが原因である。スパイク状ノイズに対する頑健性を得るためには、誤差領域の幅に基づいた誤差の重み付け等を行う必要があると考える。ただし、スパイク状ノイズのような輪郭線の形状を大きく変化させる要因に対して頑健であることが、Polygonality 計測において必ずしも望ましいとは限らない。その意味においては、本手法はパラメータ  $CS$  により累積誤差に対する敏感度が調整可能であるため、既存手法よりも柔軟性があると考えられる。

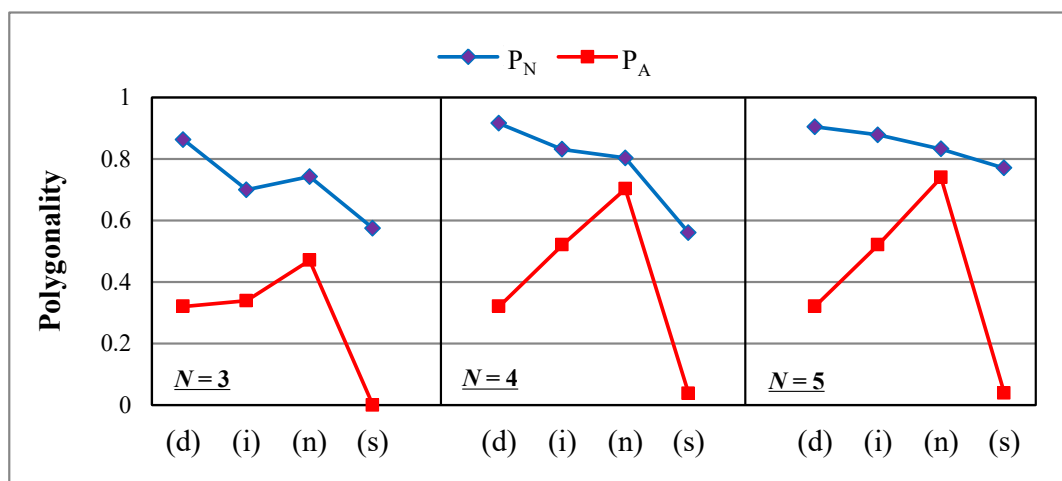


図 5.17 スパイク状ノイズあり人工単一閉曲線の Polygonality 計測結果。

本手法の柔軟性を確認するため検証を行った。まず、図 5.13-d, i, n, s における  $N=3, 4, 5$  の凸  $N$  角形に対する  $P_A$  を  $1 \leq CS \leq 50$  の範囲で繰り返し求めた。例として、 $N=3$  における  $P_A$  を図 5.18 に示す。この結果より、 $CS$  を増加させることで凸図形（図 5.13-d, i, n）に対する  $P_A$  が図 5.18 右側に示した  $P_N$  に近づくことが分かる。同様の確認を  $N=4, 5$  においても行ったところ、 $CS=45$  にて凸図形に対する  $P_A$  が  $P_N$  とほぼ同等になるという結果を得た。

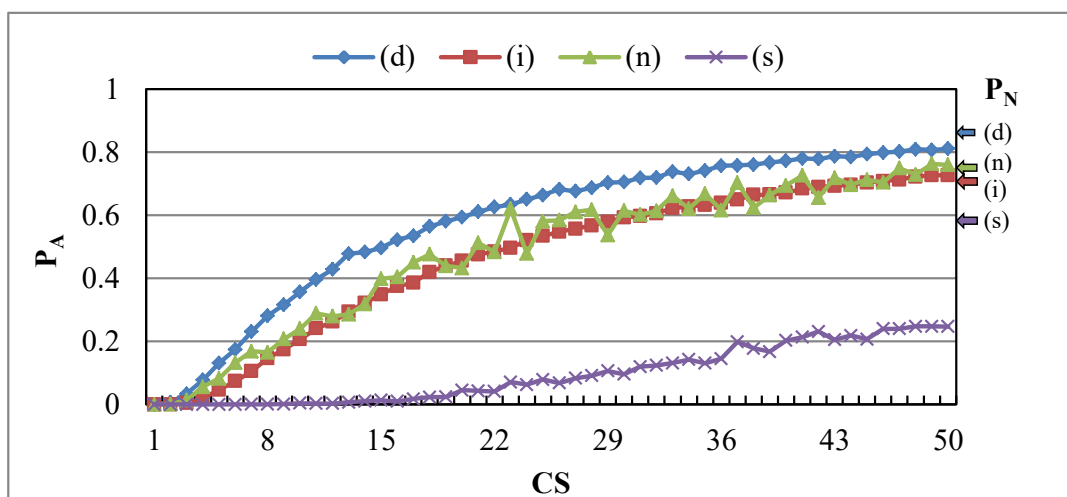


図 5.18 スパイク状ノイズあり人工単一閉曲線に対する  $N=3$  の  $P_A$  ( $1 \leq CS \leq 50$ )。

次に、5.5.1.2.1 で用いた形状変化が小さなノイズに対する  $P_A$  を劣化させることなく、スパイク状ノイズを含む場合の  $P_A$  を調整できることの確認を行った。  $P_A$  を求める前にスパイク状ノイズの有無を判定し、スパイク状ノイズ有りの場合は  $CS = 45$  として  $P_A$  を求めた。スパイク状ノイズの有無の判定には曲率を用いた。具体的には、入力シルエットの輪郭線上の曲率を円フィッティングによる方法で求め、閾値以上の曲率が存在する場合にスパイク状ノイズ有りと判定した。閾値は、事前に図 5.13 の全シルエットの輪郭線上の曲率を求め、スパイク状ノイズを含むシルエットのみを完全に分離できることを確認した値 0.2 を用いた。この方法で求めた図 5.13 のシルエット画像に対する  $P_A$  を図 5.19 から図 5.21 に示す。図 5.14 から図 5.16 に示した  $P_A$  との比較により、輪郭上の点群をランダムに取得していることに起因した多少の変動を考慮すれば、形状変化の小さなノイズに対する計測結果の劣化は無いと言える。また、図 5.17 に示した結果との比較により、 $CS$  の調整によってスパイク状ノイズを含む図 5.13-d, i, n における  $P_A$  と  $P_N$  の乖離が大幅に減少したことが分かる。これより、 $CS$  の調整による本手法の柔軟性が確認できた。

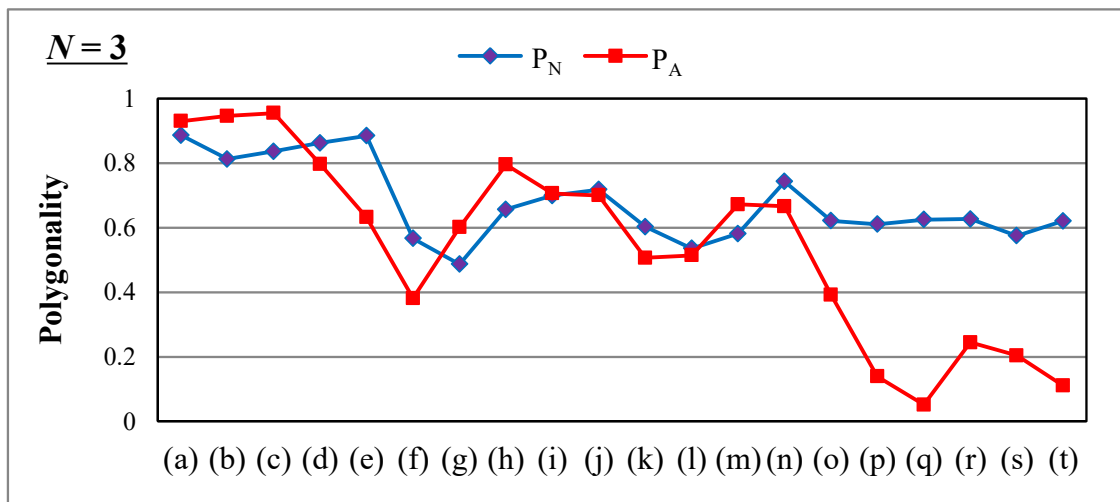


図 5.19 スパイク状ノイズ有無により  $CS$  を変化させた場合の Polygonality 計測結。  $N = 3$ 。

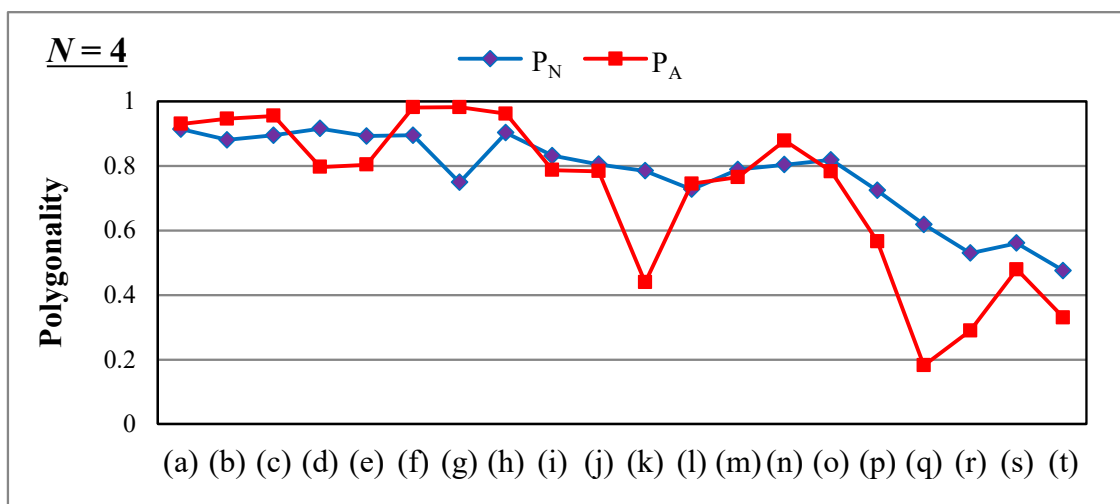


図 5.20 スパイク状ノイズ有無により  $CS$  を変化させた場合の Polygonality 計測結。  $N = 4$ 。

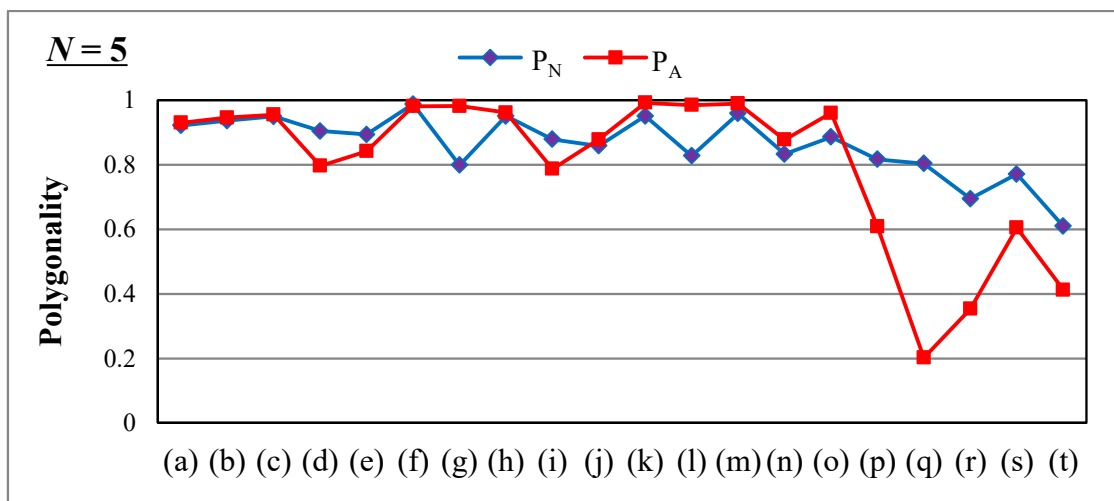


図 5.21 スパイク状ノイズ有無により CS を変化させた場合の Polygonality 計測結果.  $N = 5$ .

### 5.5.1.3. 実単一閉曲線

形状が類似した平面物体に対する計測値の一貫性を比較するため、実画像からセグメンテーションされた複数のシルエット（実単一閉曲線）を用いて実験を行った。本実験では、Sharvit のデータセット[82]の一部である 6 種類のクラス（リボン、魚、ボトル、猫、鍵、鳥）のシルエットを用いた。図 5.22 から図 5.27 に本実験で用いたシルエット画像と計測結果を示す。

この結果より、計測値に違いはあるものの両手法の  $N = 3, 4, 5$  における Polygonality の順序は多くのシルエットにおいて同様である。また、同クラスのシルエットに対する計測値の標準偏差の全クラスにおける平均は、既存手法では 0.028, 本手法では 0.052 であった。本手法は、類似のシルエットに対する計測値のばらつきが既存手法よりやや大きいものの、その程度は十分に小さく両者に明確な違いを齎すものではないと考える。これより、形状が類似した平面物体に対する本手法の計測値の一貫性は既存手法とほぼ同等であることが確認できた。

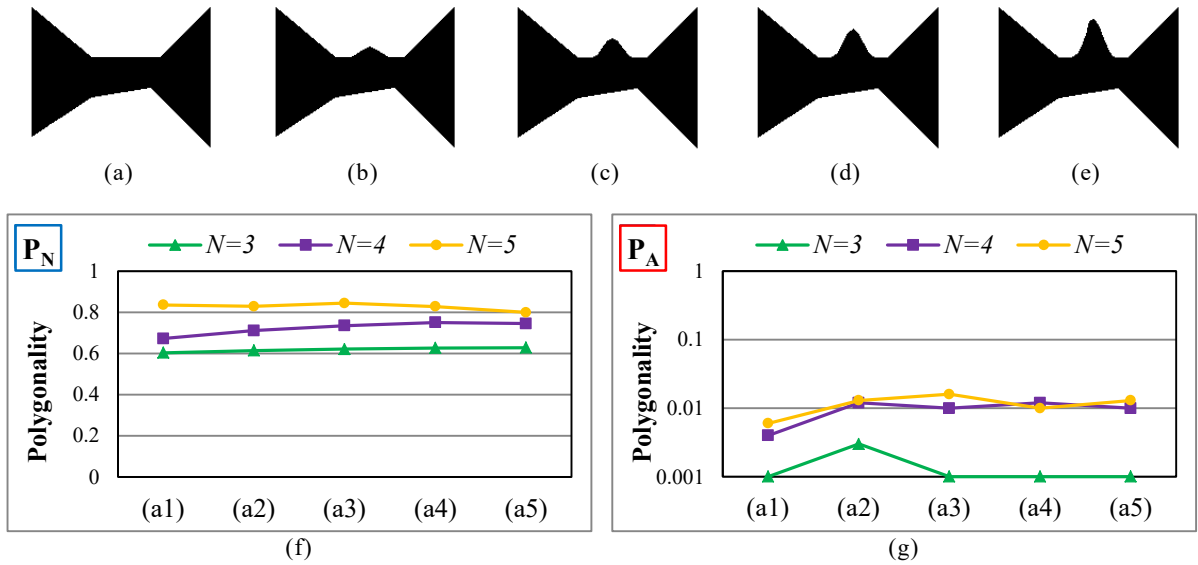


図 5.22 実単一閉曲線の Polygonality 計測結果. (a)~(e) リボンのシルエット. (f), (g)  $P_N$ ,  $P_A$ .

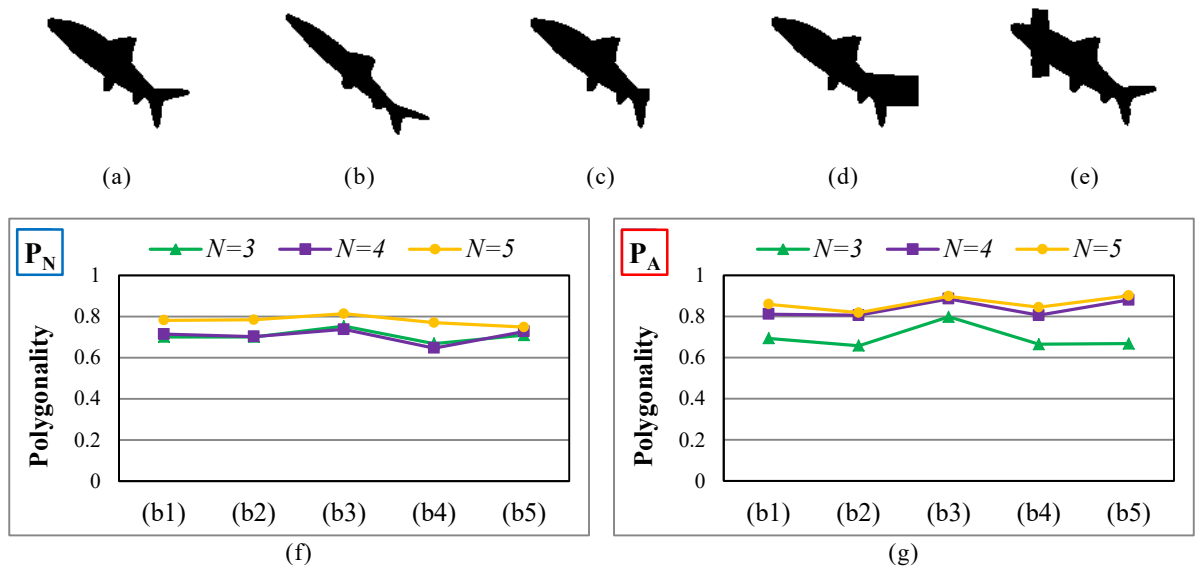


図 5.23 実単一閉曲線の Polygonality 計測結果. (a)~(e) 魚のシルエット. (f), (g)  $P_N$ ,  $P_A$ .



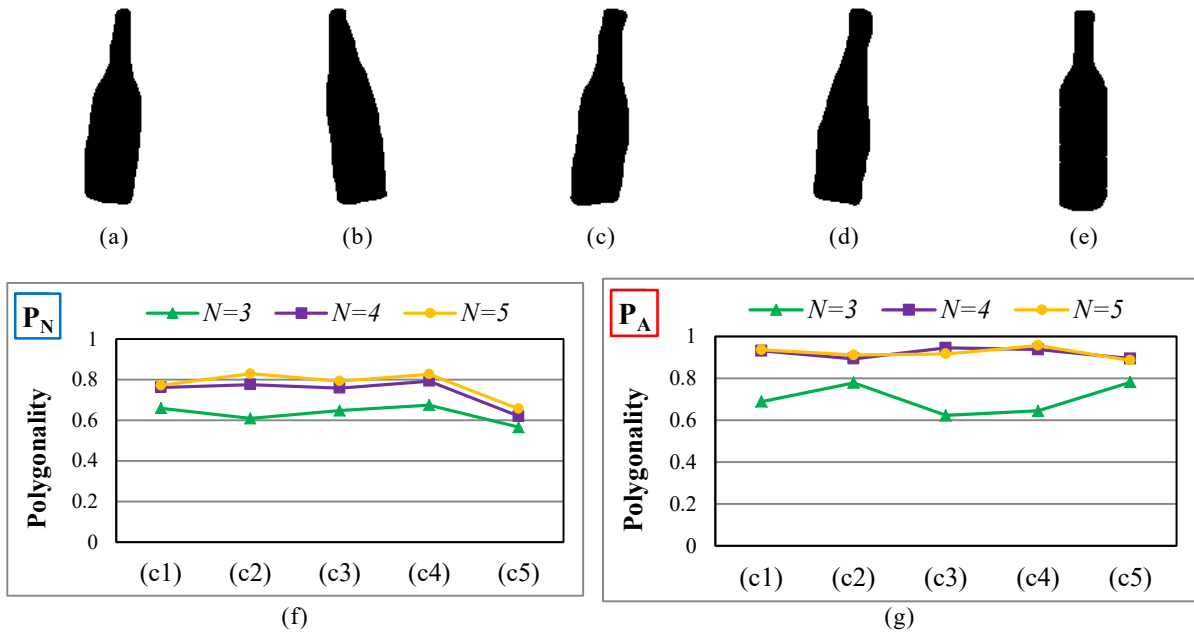


図 5.24 実単一閉曲線の Polygonality 計測結果. (a) ~ (e) ボトルのシルエット. (f), (g)  $P_N$ ,  $P_A$ .

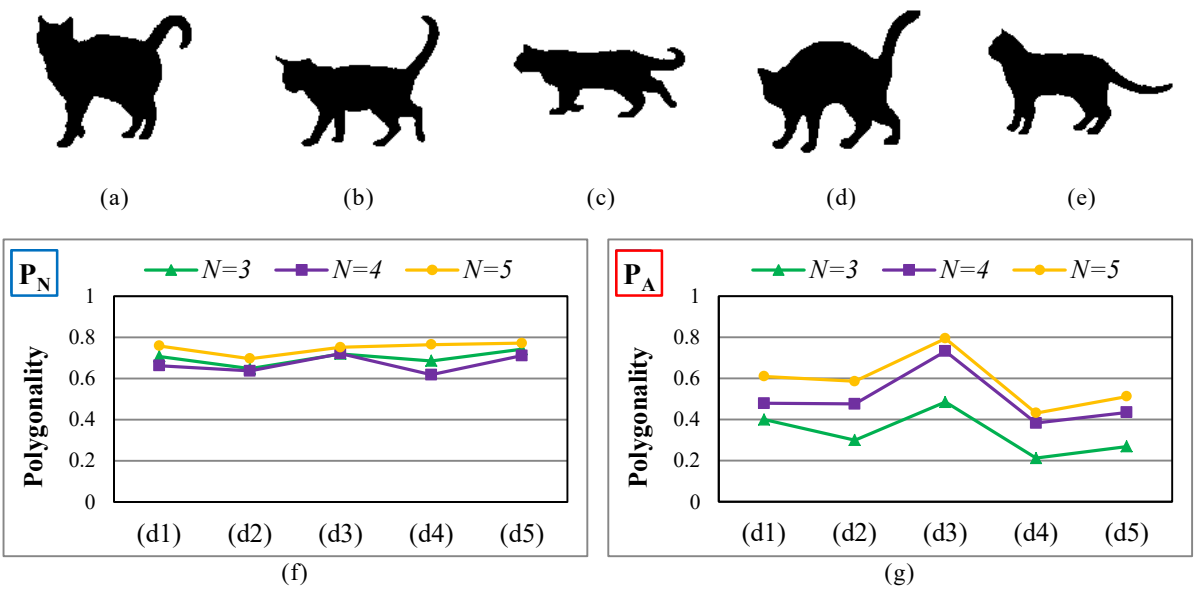


図 5.25 実単一閉曲線の Polygonality 計測結果. (a) ~ (e) 猫のシルエット. (f), (g)  $P_N$ ,  $P_A$ .

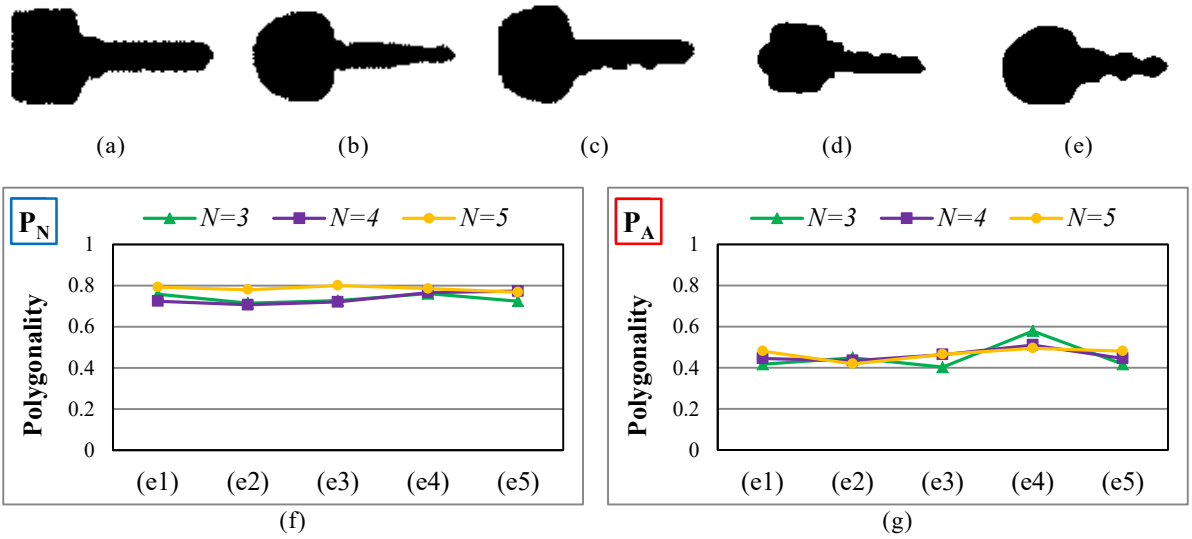


図 5.26 実単一閉曲線の Polygonality 計測結果. (a)~(e) 鍵のシルエット. (f), (g)  $P_N$ ,  $P_A$ .

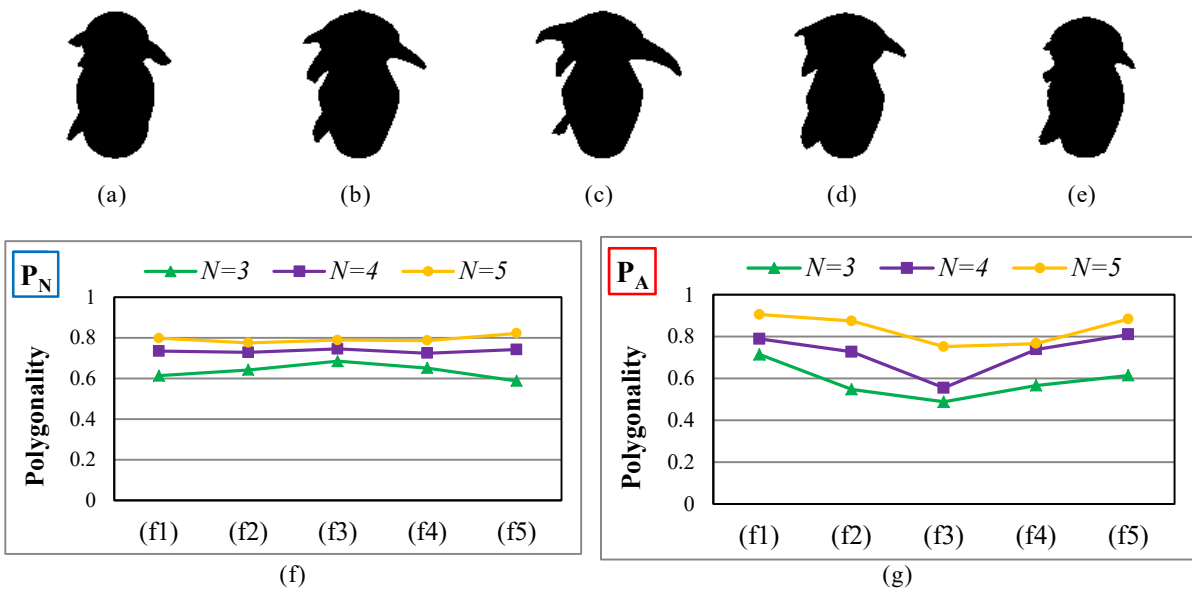


図 5.27 実単一閉曲線の Polygonality 計測結果. (a)~(e) 鳥のシルエット. (f), (g)  $P_N$ ,  $P_A$ .

## 5.5.2. 不連続な輪郭線に対する適用実験

不連続な輪郭線に対する本手法の適用実験として、機械的に生成した不連続な輪郭線を用いた実験、及び手書きで生成した不連続な輪郭線を用いた実験を行った。以下、各実験について述べる。なお、両実験とも実験条件は 5.5.1 と同じである。

### 5.5.2.1. 機械的に生成した不連続な輪郭線

本手法の不連続な輪郭線に対する適用可能性と不連続性の変化に対する有効性を検証するため、欠損量と欠損箇所数をパラメータとして機械的に生成した不連続な輪郭線を用いて実験を行った。図 5.9-a から図 5.9-o のシルエットの輪郭線をベースに、輪郭線を構成する画素を欠損させる割合である欠損量（図 5.28 の縦軸方向）と輪郭線上の不連続部分の数である欠損箇所数（図 5.28 の横軸方向）を指定することで不連続な輪郭線を機械的に生成した。欠損量は 1~50（%），欠損箇所数は 1~20 とし、欠損量で決定した総欠損画素の数だけ、ランダムに決定した各欠損箇所にて均等に欠損させた。なお、総欠損画素数は欠損箇所数を下回らないようにした。こうして機械的に生成した不連続な輪郭線の各々について、 $N = 3, 4, 5$  の凸  $N$  角形に対する  $P_A$  を計測した。図 5.29 は本実験の計測結果を示しており、入力の形状カテゴリ（三角形、四角形、五角形）毎の、欠損量と欠損箇所数に対する  $P_A$  の分布を可視化したものである。例えば、図 5.29 左上のマップは元の形状が三角形（図 5.9-a から図 5.9-e）の不連続な輪郭線に対する、欠損量と欠損箇所数の各設定における  $P_A$  ( $N = 3$ ) の平均値の分布を表している。

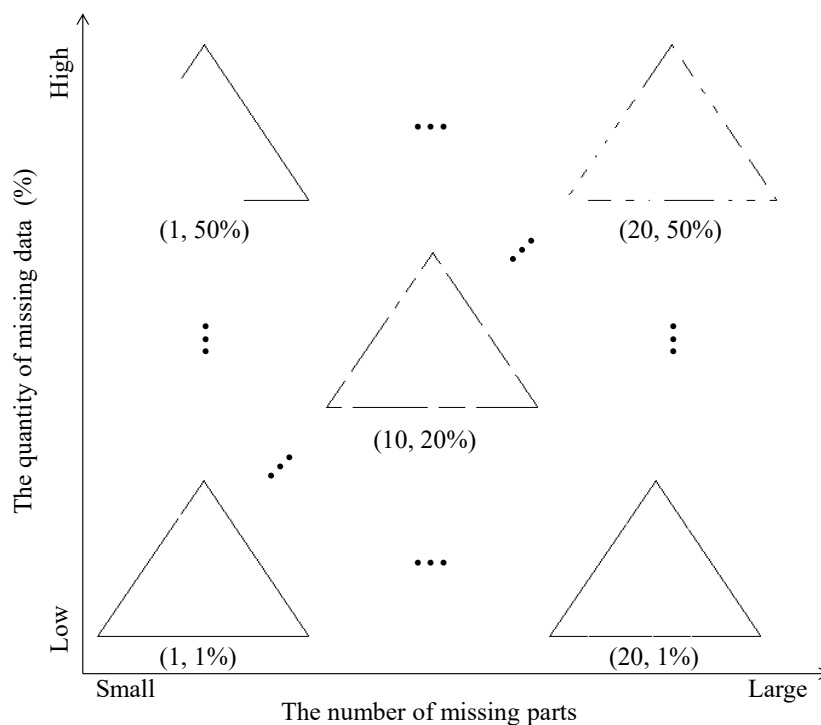


図 5.28 不連続な輪郭線の生成方法。

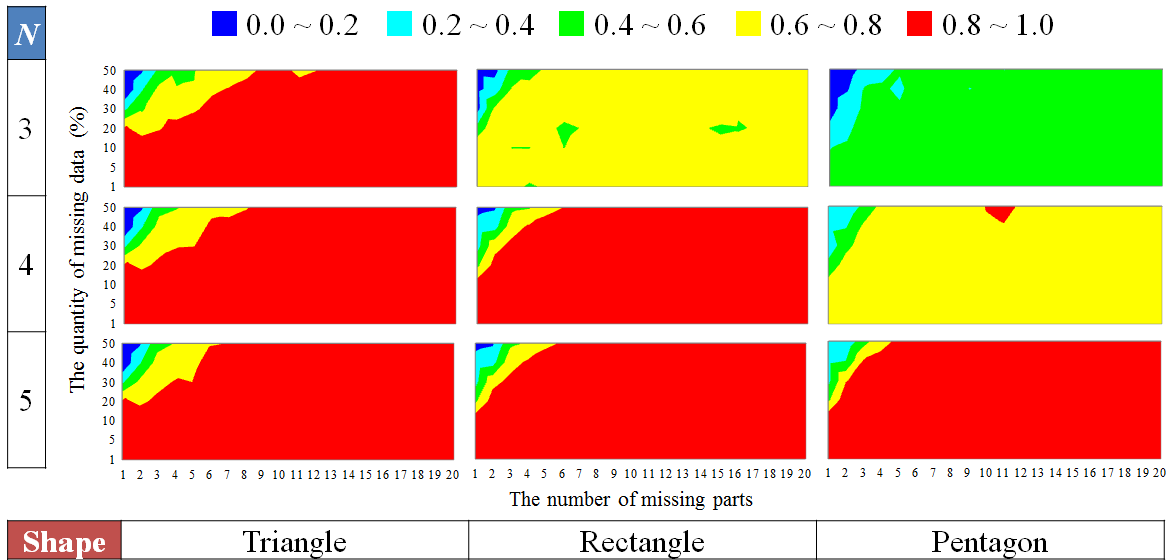


図 5.29 機械的に生成した不連続な輪郭線の Polygonality 計測結果.

図 5.29 より、欠損箇所数（横軸）及び欠損量（縦軸）が最小（各マップの左下角）のとき、元の形状が凸  $M$  角形の不連続な輪郭線では  $N$  が  $M$  未満の凸  $N$  角形に対する  $P_A$  は低く、 $N$  が  $M$  以上の凸  $N$  角形に対する  $P_A$  は高くなることが確認できる。これは、図 5.10～図 5.12 に示した単一閉曲線に対する計測結果と同様である。また、この傾向は欠損箇所数及び欠損量が増えても広い範囲で保たれている。これより、本手法の不連続な輪郭線に対する適用可能性の高さが示されている。加えて、元の輪郭線の 50% を失っている状態であっても、欠損箇所が少なくとも 10 以上に分散されていれば、本実験で扱った全ての形状カテゴリにおいて本手法が有効に機能することも確認できた。

ただし、少ない箇所に欠損が集中する場合には本手法が有効に機能しないことが分かる。具体的には、元の形状が三角形の不連続な輪郭線では欠損箇所数 9 以下かつ欠損量 15% 以上の範囲において、各欠損箇所の欠損量が増えるほど  $P_A$  が低下した。同様に、元の形状が四角形の不連続な輪郭線では欠損箇所数 6 以下かつ欠損量 15% 以上の範囲、五角形では欠損箇所数 5 以下かつ欠損量 15% 以上の範囲で  $P_A$  の低下が確認できる。これは、元の図形の一つ以上の辺が大きく損なわれているためであると考えられる。図 5.30 に示すように、本手法が有効でない不連続輪郭線は一つ以上の辺の大部分が欠損していることが分かる。本手法では入力物体の輪郭上に配置した点群から生成した形状と元の形状とを比較することで Polygonality を求めるが、図 5.30 のような入力においては欠損した辺上の点群の不足により正しい形状が生成できない。そのため、入力と生成形状との誤差が大きくなり  $P_A$  が低下したと考えられる。

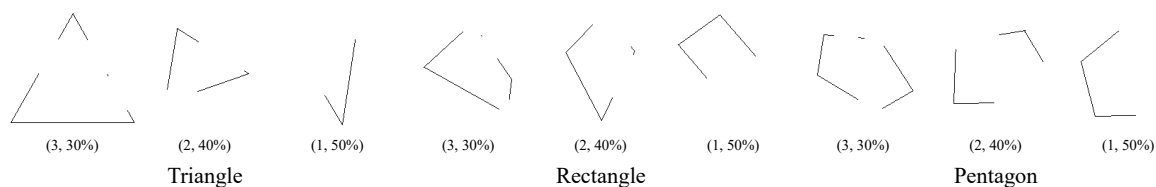


図 5.30 本手法が有効に機能しない不連続な輪郭線の例．括弧内の数字は欠損箇所数及び欠損量を表す．

### 5.5.2.2. 手書きで生成した不連続な輪郭線

より粗雑な不連続輪郭線に対する本手法の適用可能性を検証するため，手書きで生成した不連続な輪郭線を用いて実験を行った．三から六角形状の不連続な輪郭線を手書きにて作成し， $N=3\sim 6$ の凸 $N$ 角形に対する $P_A$ を計測した．図 5.31 に本実験で用いた画像と計測結果を示す．この結果より，四角形の不連続な輪郭線では $N=4$ 以上の $P_A$ がおおよそ高くなっており，五角形では $N=5$ 以上，六角形では $N=6$ の $P_A$ が各々0.8以上の高い値となっていることが分かる．この傾向は 5.5.1.1 の単一閉曲線に対する実験結果や 5.5.2.1 の機械的に生成した不連続な輪郭線に対する実験結果と同様であることから，本手法が $N=4\sim 6$ の凸 $N$ 角形の手書きで生成した不連続な輪郭線に対して十分に適用可能であることが確認できた．

三角形の不連続な輪郭線においても半数以上は $N=3$ の $P_A$ が0.8以上の高い値となっており，本手法の有用性が確認できる．しかし一方で，不連続性の著しい輪郭線の多くでは0.5~0.8となった．これは， $T_0$ の頂点の理想的な位置からのずれが三角形の場合に誤差に繋がりやすいためと考えられる．入力が凸多角形の整った輪郭線の場合，入力と 5.4.3 の方法で $T_0$ から構成される凸多角形との誤差が最小となるような特定の $T_0$ が存在する．例えば，入力が正三角形の場合は各辺の中点を結んでできる $T_0$ がこれに該当し，この $T_0$ の頂点位置は理想的であると言える．単一閉曲線では，サンプリング密度を高くすることで理想的な位置の点が取得される確率も高くなるが，不連続な輪郭線ではその理想的な位置にエッジが無い可能性がある．その場合， $T_0$ の頂点は理想的な位置からずれるため自ずと $P_A$ 算出時の累積誤差は増加する．特に， $T_0$ を一つのみ用いて算出する $N=3$ の $P_A$ はこの影響を大きく受ける．そのため，不連続性の著しい三角形の輪郭線に対する $N=3$ の $P_A$ が小さくなったと考えられる．よって，不連続性に対する頑健性をさらに高めるためには，事前に可能な範囲での不連続部分の補完やエッジ推定等の操作が必要になると考える．

















































														
Triangle	$N$													
	3	0.877	0.939	0.937	0.945	0.787	0.823	0.810	0.512	0.795	0.644	0.981	0.710	0.700
	4	0.877	0.939	0.937	0.945	0.697	0.785	0.828	0.733	0.738	0.880	0.975	0.750	0.880
	5	0.877	0.939	0.937	0.945	0.887	0.790	0.826	0.765	0.738	0.900	0.975	0.758	0.919
	6	0.877	0.939	0.937	0.945	0.881	0.739	0.826	0.760	0.738	0.881	0.975	0.709	0.932
														
Rectangle	$N$													
	3	0.295	0.807	0.272	0.241	0.521	0.439	0.248	0.399	0.664	0.493	0.799	0.487	0.747
	4	0.940	0.955	0.953	0.942	0.933	0.976	0.726	0.885	0.870	0.905	0.895	0.927	0.661
	5	0.940	0.955	0.953	0.942	0.951	0.985	0.881	0.908	0.946	0.957	0.943	0.900	0.842
	6	0.940	0.955	0.953	0.942	0.861	0.985	0.889	0.908	0.945	0.959	0.952	0.910	0.940
														
Pentagon	$N$													
	3	0.195	0.354	0.153	0.350	0.294	0.449	0.468	0.521	0.206	0.346	0.364	0.185	0.665
	4	0.543	0.683	0.886	0.772	0.354	0.716	0.458	0.873	0.382	0.696	0.540	0.733	0.795
	5	0.958	0.957	0.987	0.966	0.931	0.950	0.942	0.954	0.944	0.931	0.922	0.944	0.976
	6	0.958	0.957	0.987	0.966	0.931	0.954	0.958	0.974	0.944	0.932	0.948	0.943	0.976
														
Hexagon	$N$													
	3	0.135	0.166	0.293	0.030	0.545	0.155	0.431	0.345	0.401	0.519	0.139	0.120	0.162
	4	0.558	0.289	0.661	0.690	0.757	0.313	0.856	0.542	0.469	0.678	0.708	0.679	0.545
	5	0.650	0.523	0.785	0.841	0.845	0.777	0.940	0.811	0.585	0.813	0.873	0.839	0.859
	6	0.962	0.967	0.915	0.955	0.932	0.909	0.972	0.865	0.836	0.954	0.962	0.944	0.859

図 5.31 不連続な輪郭線の Polygonality 計測結果.

## 5.6. 結論

本研究では、デジタル画像中の平面物体の Polygonality を計測する新たな方法として Delaunay 分割を用いた手法を提案した.そして、実験を通して本手法の有効性を確認した. 単一閉曲線を用いた既存手法との比較実験では、単一閉曲線に対して本手法が既存手法と同等の計測性能を有することが示された. また、不連続な輪郭線への適用実験では、本手法の不連続な輪郭線への適用可能性の高さが示された. 今後は、不連続性の著しい輪郭線に対する頑健性の向上を図ると共に、本手法のフレームワークを特定の平面物体の検出や認識へ応用する方法を検討していく.

## 6. Delaunay 四面体分割を用いた凸多面体上の三次元点群からのコーナー推定

### 6.1. 緒論

三次元計測技術の発展により、安価な三次元計測装置（以降、3D スキャナ）を用いて空間や物体の三次元データの取得することが可能となっている。この技術の発展に伴い、三次元データを用いた物体の認識や空間把握等の技術への期待が高まっている。基本的に 3D スキャナから得られるデータは計測対象の表面上の点群（以降、3D 点群）である。よって、より高度な技術の実現のためには、3D 点群中に存在する様々な情報の中から計測対象を特徴付けるものや計測対象に固有の情報を取り出すことが重要となる。

そのような情報の中でも、特に物体におけるコーナーの重要度は高い。コーナーが既知であれば物体の大まかな形状が分かるため、物体認識の初期プロセスに必須の情報となる。現在、3D 点群中のコーナーを求める方法として Harris の手法や SUSAN が利用されている。両手法とも元々は二次元の画像処理で広く利用されているコーナー検出手法であり、その概念は 3D 点群に対しても有効であることが示されている。しかし、これらの手法は 3D 点群内の各点を順次調査するため、計算コストの大きさがしばしば問題となる。特に、三次元計測を用いたインタラクティブなシステムの構築においてはボトルネックとなる可能性も考えられる。

そこで本研究では、Delaunay 分割を用いた新たなコーナー推定方法を提案する。本手法は、3D 点群内の各点を順次調査することなく、Delaunay 分割により生成される特徴的な四面体のみを利用して効率的に凸多面体のコーナーを推定する方法である。特徴的な四面体は、3D 点群の数によらず凸多面体毎に特定の個数となり、その数は小さい。そのため、既存手法と比べて計算コストが小さいという利点を持つ。加えて、Delaunay 分割は相似変換不変であるため、本手法は凸多面体の相似変換に対する頑健性を有する。ただし、現時点で本手法は凸多面体に対してのみ有効であり、凹物体や複雑な形状の物体に適用できるものではない。また、対象は全方位から計測されている必要があり、単方位の計測データを入力とした際の結果は保証されない。これらの制約は今後の研究により解消していく予定である。

## 6.2. 関連研究

Harris 3D[91]-[93]は、3D 点群中のコーナー検出手法として最も一般的な方法の一つである。基本的な概念は 2D の Harris コーナー検出手法[94]と同様であり、着目画素周辺のエッジの勾配方向の分布パターンからコーナーかどうかを判定するものである。Harris 2D ではエッジ上の各画素の輝度勾配を用いるのに対して、Harris 3D は各点の法線ベクトルを用いる。法線ベクトルの推定範囲(radius)を適切に設定することで、様々な 3D 点群に利用することができ、またコーナー検出精度が高い有用な手法である。ただし、各点を順次調査するため計算コストが大きくなるという問題がある。計算コストを抑えるためには、事前に 3D 点群に対して適当な間引き処理等を別途適用する必要がある。しかし、これらの処理により検出すべきコーナー一点が削除されてしまう可能性がある。

SUSAN (Smallest Univalued Segment Assimilating Nucleus) [95]も 2D のコーナー検出手法として広く知られている手法である。濃淡画像上を円形オペレータで走査しながら各画素がコーナーかどうかを順次調査する手法である。具体的には、着目画素と同様の輝度を持つオペレータ内の領域 (USAN 領域) を求め、オペレータのサイズに対する USAN 領域の比率が小さい箇所をコーナーとする。3D への拡張方法として、ボクセル化された球形オペレータを用い、輝度の代わりにオペレータとの交差体積の大きさを利用した手法 [96]等がある。SUSAN はエッジ検出やノイズ抑制などにも利用される有用な手法であるが、Harris の手法と同様に計算コストの大きさが問題となる。

他の方法として、3D 点群からエッジを抽出し、これらの交点をコーナーとする手法[97]がある。しかし、この方法ではエッジのずれがコーナーの検出精度に大きく影響するため、ノイズに対して頑健なエッジ抽出が必要となる。3D 点群からエッジを正確に求めるためには、文献[98]の手法のように各点の法線ベクトルの計算というコストの大きな処理を行う必要があり、やはり計算コストの大きさが課題となる。

## 6.3. 提案手法

本手法は、3D スキャナを用いて取得した凸多面体上の点群を入力とし、その凸多面体のコーナーを推定して出力するものである。本手法の概要を図 6.1 に示す。まず、入力点群に対して Delaunay 分割を適用し四面体群を得る。次に、四面体群から特徴的な四面体 (以下、TetA) TetA を全て抽出する。そして、抽出した TetA 群を利用し凸多面体のコーナーを推定する。以下、各処理について説明する。

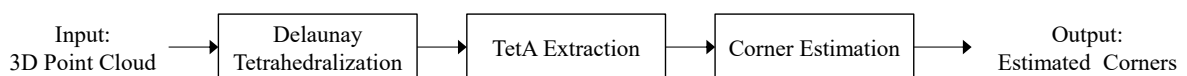


図 6.1 提案手法の概要.



### 6.3.1. Delaunay Tetrahedralization

Delaunay Tetrahedralization とは、三次元空間内で与えられた点群を頂点とする互いに交差しない四面体群を生成するアルゴリズムである。詳しくは 2.2 を参照のこと。図 6.2 に Delaunay Tetrahedralization の例を示す。また、以降で使用する Delaunay Tetrahedralization の関連用語を以下に示す。

- 点群  $P$  に対する Delaunay Tetrahedralization を  $DT(P)$  と表す。
- $DT(P)$  における頂点を Delaunay 点と呼ぶ。
- Delaunay 点間を結ぶ線分を Delaunay 辺と呼ぶ。
- Delaunay 辺で構成される三角形を Delaunay 面と呼ぶ。
- Delaunay 面で構成される四面体を Delaunay 四面体と呼ぶ。

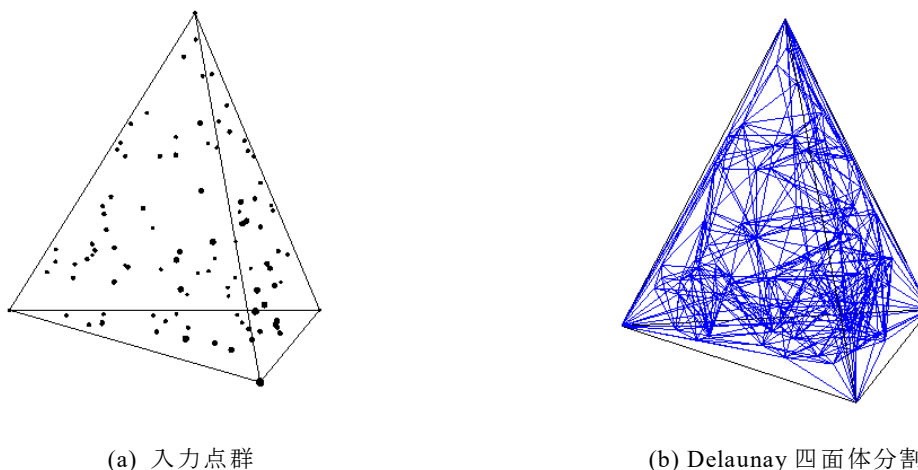


図 6.2 Delaunay 四面体分割の例。(b)のオブジェクト内部の線は Delaunay 辺を表す。

### 6.3.2. TetA Extraction

凸多面体の表面上に配置された点群  $P$  を入力として構成された  $DT(P)$  から TetA を抽出する。TetA は、下記①～③の特徴を全て持つ四面体である。点群が凸多面体の表面上に正確に配置された場合、TetA は①のみで特徴付けることができる。だが、実際に 3D スキャンして得た点群は凸多面体の表面の法線方向に沿って微細に分散する。その場合、①の特徴を持つ細長い又は体積の小さな四面体が高確率で発生する。これらの四面体は本手法において不要であるため、②、③も TetA の特徴とする。図 6.3 に TetA の例を示す。

- ① 全ての面を  $DT(P)$  の他の Delaunay 四面体と共有する。
- ② 他の Delaunay 四面体と比べて体積が十分大きい。
- ③ XYZ の各方向への広がり均一である。

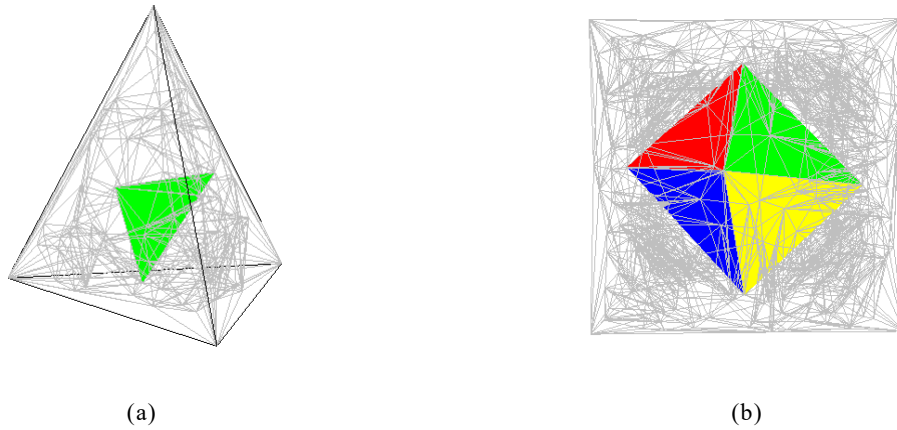


図 6.3 TetA の例. 各 TetA は異なる色で示されている. (a) 四面体. (b) 六面体.

TetA の抽出は以下の手順で行う.

- (Step 1) 共有面数によるフィルタリング
- (Step 2) 体積によるフィルタリング
- (Step 3) 広がりによるフィルタリング

まず Step 1 では,  $DT(P)$  の Delaunay 四面体毎に他の Delaunay 四面体と共有している面の数を調べる. そして, 共有面数が 4 であった Delaunay 四面体を TetA 候補 (TC1) として取り出す. 次に, Step 2 では TC1 毎に体積を求め, 体積が閾値  $TA$  以上の TC1 のみを取り出しこれを TC2 とする. 最後に, Step 3 では TC2 毎に各軸方向への広がりを表す尺度  $VE$  (頂点座標の固有値の分散) を (Eq. 6.1) から (Eq. 6.4) を用いて求める. そして,  $VE$  が閾値  $TE$  以下の TC2 を TetA とする.  $VE$  はその値が小さいほど各方向への広がりが均一であることを表す. 逆に,  $VE$  が大きければある方向に広がりが偏っている, すなわち平たいもしくは細長い形状の四面体であることを表す.  $VE$  は次の手順で求める. まず, (Eq. 6.1) の共分散行列  $\Sigma$  から固有値  $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3\}$  を求める. 次に, (Eq. 6.2) により  $\lambda$  を正規化した  $\lambda'$  を, (Eq. 6.3) により  $\lambda'$  の平均  $\mu$  を得る. そして,  $\lambda'$  と  $\mu$  を用いて (Eq. 6.4) により  $VE$  を求める. 以上により, 上記①~③の特徴を持つ四面体 TetA が抽出できる.

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{xx} & \sigma_{xy} & \sigma_{xz} \\ \sigma_{xy} & \sigma_{yy} & \sigma_{yz} \\ \sigma_{xz} & \sigma_{yz} & \sigma_{zz} \end{bmatrix} \quad (\text{Eq. 6.1})$$

( $\sigma_{aa}$ : variance of a,  $\sigma_{ab}$ : covariance of a and b)

$$\lambda' = (\lambda'_1, \lambda'_2, \lambda'_3) = \left( \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}, \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}, \frac{\lambda_3}{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3} \right) \quad (\text{Eq. 6.2})$$

$$\mu = (\lambda'_1 + \lambda'_2 + \lambda'_3)/3 \tag{Eq. 6.3}$$

$$VE = \frac{1}{3} \{(\lambda'_1 - \mu)^2 + (\lambda'_2 - \mu)^2 + (\lambda'_3 - \mu)^2\} \tag{Eq. 6.4}$$

我々の調査によると、 $P$  の点数に限らず  $DT(P)$  には TetA が一つ以上存在し、その個数は凸多面体毎に特定の数となることが確認されている。図 6.4 に異なる点数における凸多面体の TetA の個数を示す。8 種の凸多面体のモデルを使用し、各面に配置する点数を変えながら TetA の個数を調査した。なお、点は毎回ランダムに配置し、各点数につき 100 回ずつ実行した。この結果、四面体、六面体、四角柱、五角柱、三角錐では TetA の個数が一意となり、それぞれ 1 個、4 個、2 個、3 個、2 個であった。また、八面体、十二面体、二十面体では、TetA の個数が一意ではないものの特定の値となることが確認された。これより、TetA は凸多面体の特徴的な情報であることが考えられ、本手法ではこの TetA をコーナー推定に利用した。なお、凸多面体と TetA の個数に関する理論的な分析は現在実施中である。また、凸多面体の形状は TetA の個数のみでは決まらないことが前述の検証から分かっており、TetA の個数と組み合わせて形状を決定できる他の特徴についても現在調査中である。

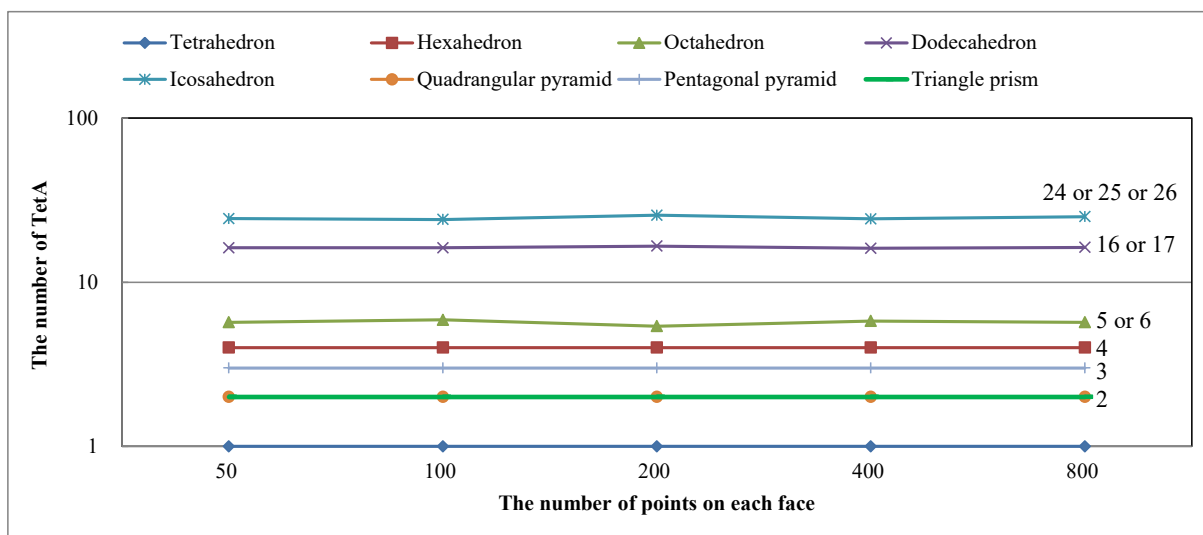


図 6.4 入力点の数を変化させた際の各凸多面体における TetA の平均数。

### 6.3.3. Corner Estimation

抽出した TetA を利用し入力凸多面体のコーナーを推定する。典型的に TetA は入力凸多面体の異なる 4 つの面上の点から構成される。この場合、TetA の外接球の接平面の交点から成る四面体（以降、外接四面体）は入力凸多面体のコーナーとよく一致する頂点（以降、復元頂点）を持つ。そこで、各 TetA の復元頂点を求めて距離が近いものをクラスタリングし、各クラスタの復元頂点群の平均位置を求めることで入力凸多面体のコーナーを推定することができる。具体的には以下の手順にてコーナー推定を行う。

- (Step 1) 復元頂点群を算出
- (Step 2) 復元頂点群をクラスタリング
- (Step 3) コーナー位置算出

まず Step 1 では、TetA 群の復元頂点群を求める。TetA 毎に、各頂点と外接球との 4 つの接平面を求め、それらの内の異なる 3 つの接平面が交わる 3 つの点を求める。このとき、入力点群から離れた位置に交点が生じられることがあるため、これは除去する。具体的には、3 つの交点毎に入力点群との最小距離を求め、その距離が閾値 ED を超える場合その交点は除外する。以上の処理により復元頂点群を得る。図 6.5 に示した八面体の例の場合、破線で囲まれた二つの復元頂点が閾値処理により除かれる。

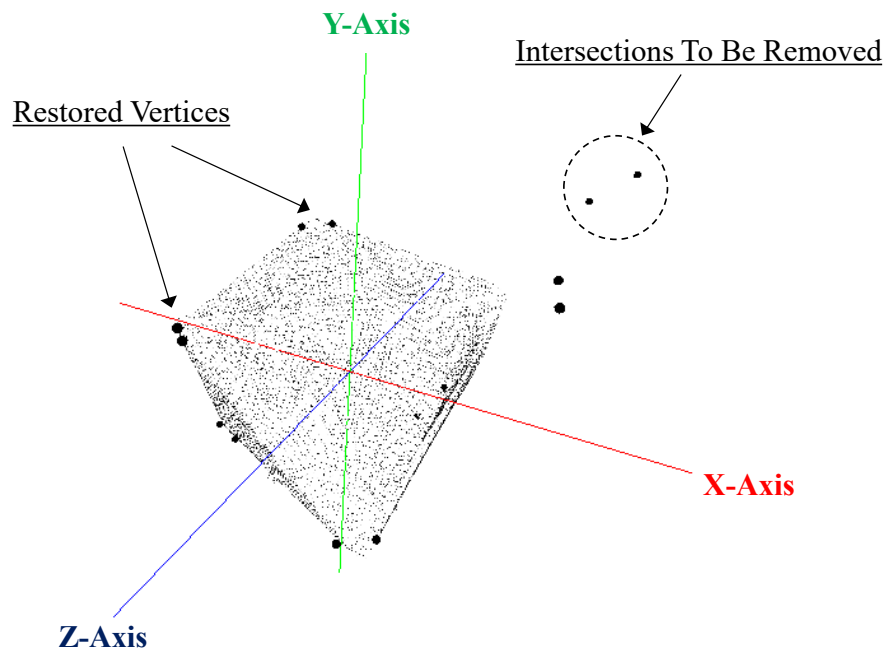


図 6.5 復元頂点の例。この点群は八面体の表面上に配置されたものである。

次に Step 2 では、復元頂点間の距離に基づき近い場所に位置する復元頂点群を同一クラスタとするようなクラスタリングを行う。具体的には、復元頂点群の全ての対について順に距離を算出し、その距離が閾値  $CD$  以下であった場合に同クラスタ登録処理を行う。同クラスタ登録処理では、何れも未登録であった場合は新しいクラスタを作成しそのクラスタ所属とする。何れかの頂点が既に登録済みであった場合、もう一方も同じクラスタ所属とする。この処理を全復元頂点对について行い、復元頂点群を複数のクラスタに分割する。図 6.6 に示した八面体の例の場合、Cluster A~Cluster F の 6 つのクラスタに分割され、各クラスタには二つの復元頂点が所属している。

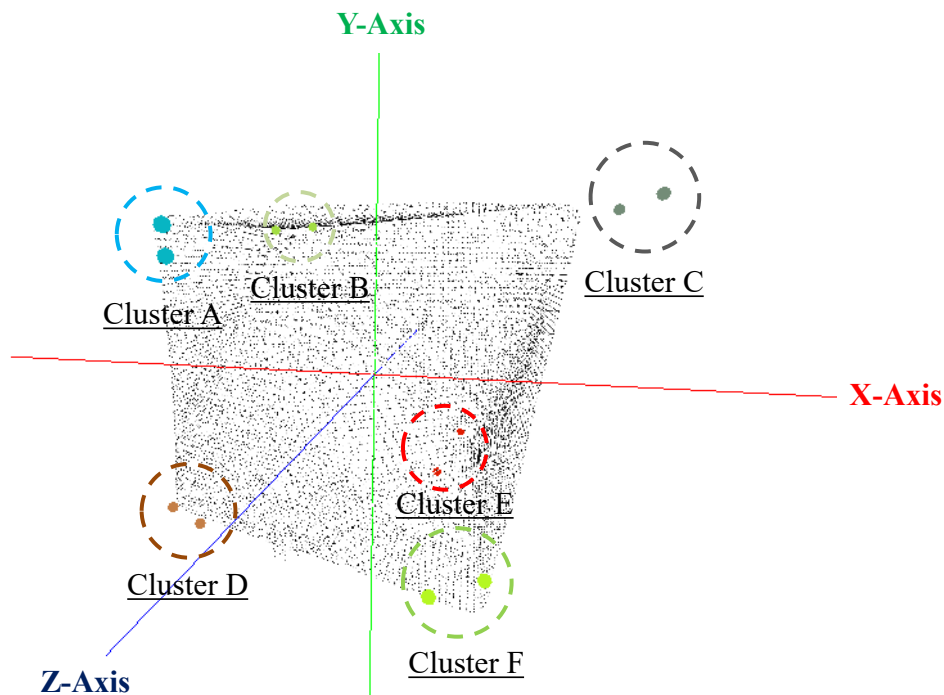


図 6.6 復元頂点のクラスタリングの例. 点群は図 6.5 と同じである.

最後に Step 3 では, クラスタ毎に復元頂点群の平均位置 (重心) を求め, これを凸多面体の推定コーナー位置とする. 図 6.7 に示した八面体の例の場合, 最終的に 6 つの推定コーナーが得られている.

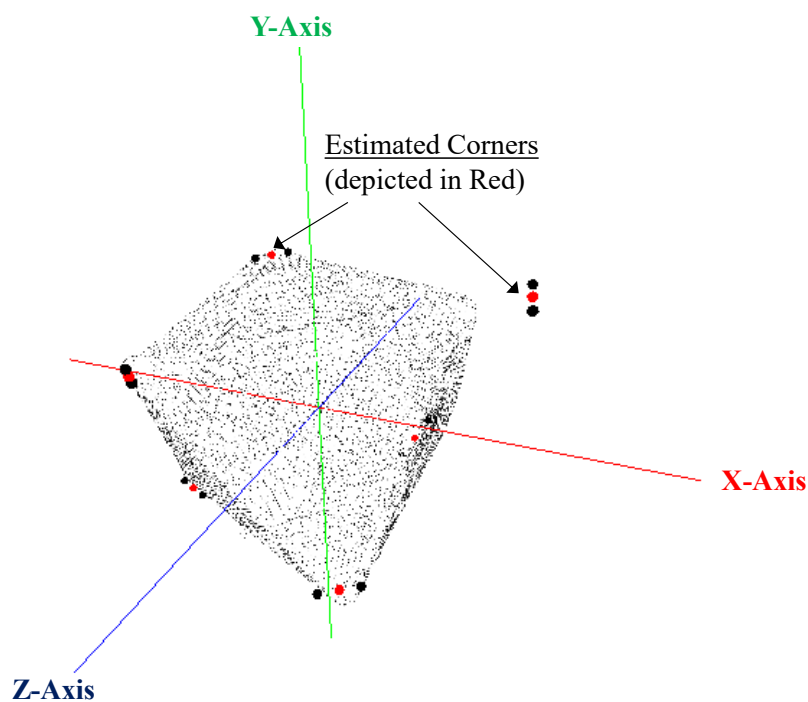


図 6.7 コーナー推定の例. 点群は図 6.5 と同じである.

## 6.4. 実験

3D スキャナにて実際に取得した凸多面体上の点群を用いて従来手法との性能比較実験を行った。表 6.1 に示した 10 種の凸多面体を利用し、3D Systems 社製の iSense を用いて点群を取得した。そして、取得した各点群を入力として本手法及び Harris の手法にてコーナー位置を求め、位置精度と算出時間を比較した。位置精度の指標は事前に目視で規定した正解のコーナー位置からのずれ量 (mm) とした。その他の実験条件は以下に示した通りである。

### Other Experimental Terms:

- 凸多面体の全面をスキャンするため、凸多面体を接触面積の小さな台座上に乗せた状態で計測した。
- Harris の手法は Point cloud library (PCL 1.6.0) で実装されているものを利用した。
- 本手法では、スケールの違いを考慮し、事前に外接球の直径が 1 になるように入力点群を正規化した。
- 両手法ともに、パラメータ (閾値) は可能な限り手動で調整した中で最も位置精度が良くなった値を用いた (表 6.1)。
- 両手法ともに Intel(R) Core(TM) i7-3770 3.40GHz を用いて処理を行った。

表 6.1 実験で用いた凸多面体と各パラメータの設定。

Polyhedron		Length of a side (mm)	The number of collected points	Parameter				
Index	Name			Harris 3D	Proposed technique			
				<i>radius</i> (mm)	<i>TA</i>	<i>TE</i>	<i>ED</i>	<i>CD</i>
(a)	Tetrahedron	300	29716	50	0.01	400	0.2	0.1
(b)	Hexahedron	300	244540	100	0.01	400	0.2	0.1
(c)	Octahedron	250	161487	100	0.01	700	0.1	0.5
(d)	Dodecahedron	110	87553	100	0.02	800	0.03	0.15
(e)	Icosahedron	180	111392	50	0.01	1300	0.01	0.1
(f)	Triangle prism	200	43710	50	0.01	500	0.5	0.1
(g)	Pentagonal prism	250	37346	50	0.04	900	0.1	0.4
(h)	Hexagonal prism	150	28249	50	0.02	600	0.15	0.17
(i)	Quadrangular pyramid	250	16844	50	0.02	500	0.1	0.1
(j)	Pentagonal pyramid	250	25341	50	0.01	800	0.1	0.2

**The accuracy of the corner position:**

両手法で求めたコーナーの例として、(b) Hexahedron における結果を図 6.8 に示す。この例では、両手法とも正解に近いコーナーを求めていることが分かる。図 6.9 に両手法で求めたコーナーと正解のコーナー位置との誤差の平均及び標準偏差を示す。本実験で用いた点群には層状のノイズや部分的な欠損が存在するが、その状態でも (b)~(e) において本手法の精度は Harris の手法とほぼ同等であることが確認できる。しかし、それ以外においては、Harris の手法と比べて本手法は誤差及び標準偏差がやや大きくなった。ただし、物体認識等で物体の大まかな形状を把握するというような用途においては本手法による誤差は十分に許容できる範囲であり、推定位置の精度について大きな劣化はないと考える。また、本実験で用いた点群には無かったが、オブジェクトの中心部もしくは極端に離れた位置にノイズ（点）が発生した場合、Delaunay 分割の結果が大きく変わり、本手法が有効に機能しなくなることが予想される。ただ、これらは点間の距離に基づくノイズ除去などにより容易に取り除くことができると考える。

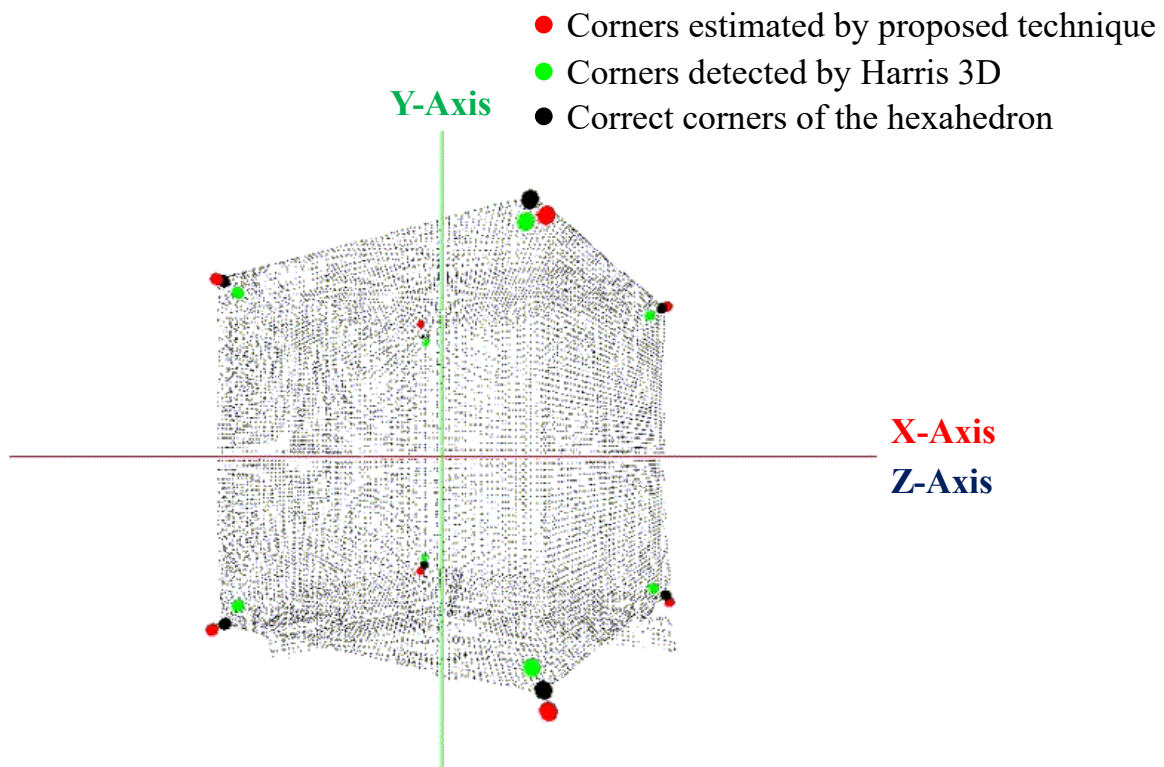


図 6.8 六面体における求めたコーナーの比較。

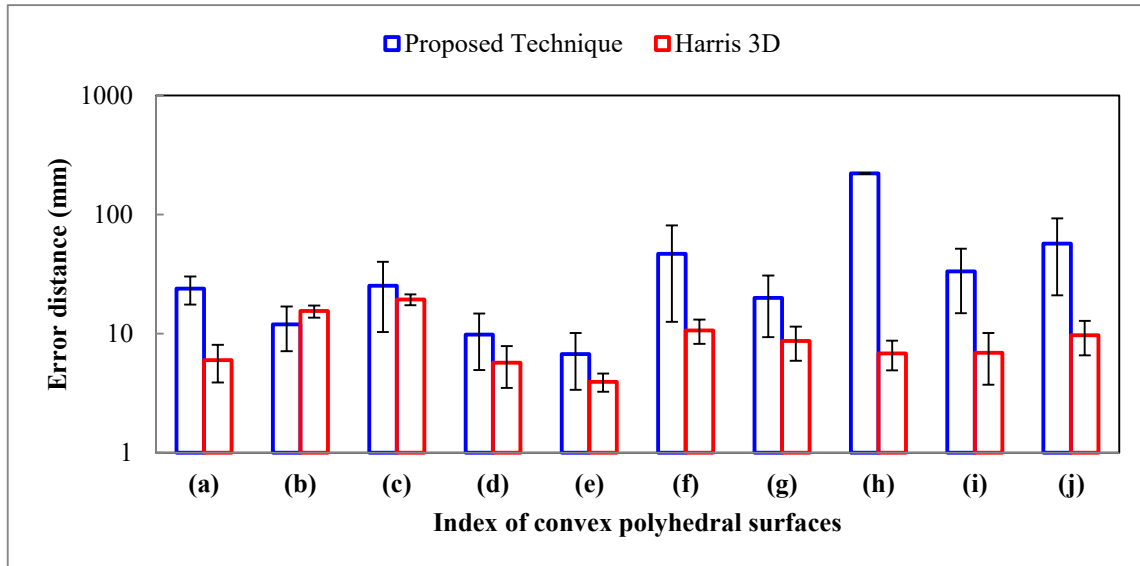


図 6.9 提案手法と Harris3D の誤差の比較. 棒グラフは誤差 (距離) の平均を表し,棒グラフ上に示された線は標準偏差を表す.

**The processing time:**

図 6.10 に両手法の処理時間を示す. 全ての凸多面体において本手法の処理時間は Harris の手法よりも大幅に小さくなったことが分かる. 処理時間の差が最も大きかったのは(c)であり, 本手法が 11.7[sec]に対して Harris の手法が 424.8[sec]と本手法は約 1/36 の計算コストであった. また, 最も処理時間の差が小さい(i)では, 本手法が 7.3[sec]であったのに対して Harris の手法では 14.2[sec]であった. これより, (a)~(j)の凸多面体においては, 本手法は最高で約 1/36, 最低でも約 1/2 のコストでコーナー位置を求めることができることが確認された.

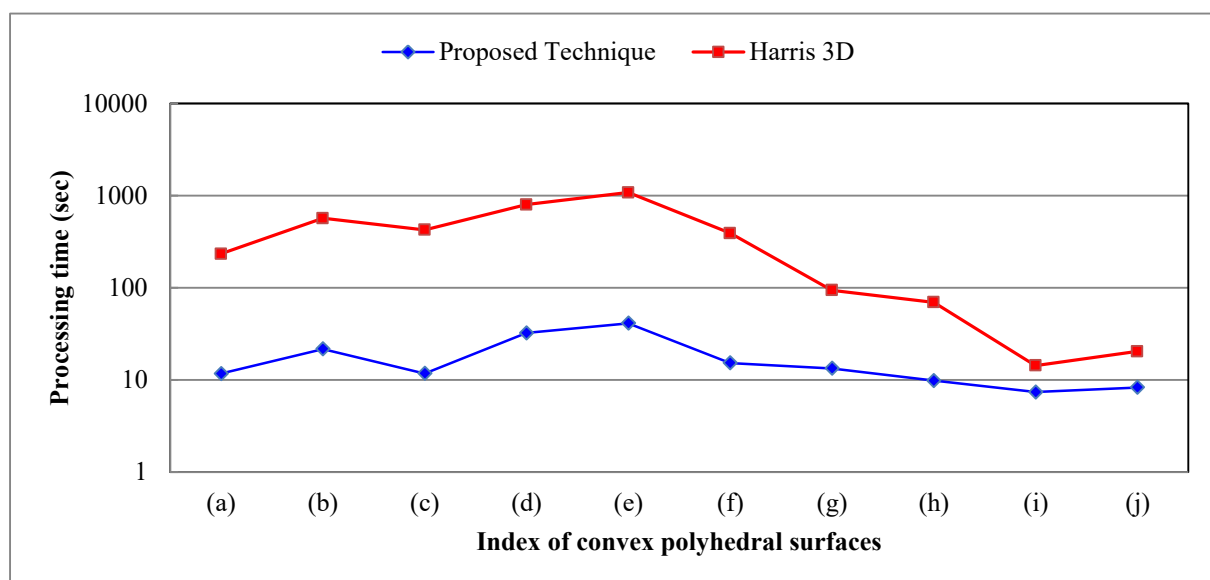


図 6.10 提案手法と Harris3D の処理時間の比較.



## 6.5. 結論

本研究では、3D スキャナにて得た凸多面体上の点群に対する Delaunay 分割を用いた新たなコーナー推定手法を提案した。そして、実験により推定精度及び計算コストについて Harris の手法との比較を行った。実験の結果、実験で用いた凸多面体においては、推定位置の精度を大きく劣化させることなく少なくとも約 1/2 以下のコストでコーナーを推定できることを確認した。よって、短時間で凸物体の大まかな形状を把握したい場合には既存手法よりも本手法が有効であると考えられる。今後は、本実験で対象としなかった凸多面体に対して同様の実験を行い、本手法の有効性の検証を進めていく。また、本実験では本手法の各パラメータはヒューリスティックに決定したが、これらは推定精度への影響が大きい。よって、各パラメータの適切な決定方法の検討も行う。さらには、推定精度の向上や凹物体への拡張についても検討する。

## 7. 結論

本論文は、我々がこれまでに行った Delaunay 分割の特殊な構成要素の抽出とその応用に関する研究を纏めたものである。本研究は、様々な Delaunay 分割の観察を通じて得たオブジェクトに固有の特殊な構成要素の存在への気付きに端を発し、この特殊な構成要素を抽出して応用する方法として4つの手法を提案するに至った。何れの手法も、対象の内部を Delaunay 分割した際に生成される特殊な構成要素を用いており、計算コストが小さいこと及びノイズや形状の変化に対して頑健であることが主な特長である。以下、本研究で得られた成果を簡潔に述べる。

第一に、道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出手法を提案した。車載カメラ画像から白線を抽出することは自律走行技術や安全運転支援システムの基本的且つ重要なタスクの一つである。白線検出には様々な手法があるが、その多くは白線が傾いている場合には不完全であると考えられる。そこで本研究では、Delaunay 三角形分割を用いた傾いた白線に対して頑健な白線検出手法を提案した。提案手法では、白色領域のエッジ上の点群を入力として Delaunay 三角形分割を行った際に生成される、1辺のみが白色領域のエッジである三角形を抽出して白線検出に利用した。エッジに対して垂直な幅を求めることができるので鳥瞰画像上で傾いた白線でも正確な幅の計測が可能であるという特長を有する。187枚の実画像に対する実験により本手法の有効性を確認した。

第二に、デジタル画像中の平面凸多角形の形状を認識する手法を提案した。既存の手法として物体のテンプレートを用いる方法が一般的だが、テンプレートと同一形状の物体しか認識できない、計算コストが大きいなどの問題がある。提案手法は、平面凸多角形のエッジ上の点群に対して Delaunay 三角形分割を適用した際にできる、3辺のいずれも物体のエッジと一致しない三角形の個数に着目した新たな手法である。スケール変化および平面上の回転に対して不変であり、かつ計算コストおよび消費メモリが小さい、認識対象がテンプレートに依存しないことに加えて、輪郭にノイズの付いた平面凸多角形にも頑健であるという特長を持つ。シミュレーション画像および実画像を用いた実験により、提案手法の有効性を確認した。

第三に、デジタル画像中の平面物体の Polygonality を計測する新たな手法を提案した。形状の多様性やデジタル化等に起因する形状変化の影響の受け易さから、デジタル画像中に存在する平面物体の形状が凸多角形に似ている度合い (Polygonality) を計測することは難しい課題である。近年、包括的な手法として Radon 変換の投影データを用いる方法が提案されているが、不連続な輪郭線に適用できないという問題がある。そこで我々は、この問題を解決できる一手法として Delaunay 分割を用いる方法を提案した。提案手法は、形状計測にて一般的に求められる相似変換に対する不変性、ノイズに対する頑健性、測定値の理解容易性を満たす。また、既存手法と同等の単一閉曲線に対する計測性能と不連続な輪郭線の Polygonality 計測を両立した手法である。多数のシルエット画像及び手書き線画を用いた実験により本手法の有効性を確認した。

第四に, 3D スキャナにて得た凸多面体上の点群に対する新たなコーナー推定手法を提案した. コーナーは物体の重要な特徴であり, 二次元や三次元の物体認識等の様々な技術で利用されている. 現在, 3D 点群中のコーナーを求める方法として Harris の手法や SUSAN が広く利用されているが, 計算コストの大きさがしばしば問題となる. そこで本研究では, Delaunay 分割を用いた新たなコーナー推定方法を提案した. 提案手法は, Delaunay 分割により生成される特徴的な四面体を利用し, 効率的に凸多面体のコーナーを推定する方法である. Harris の手法との比較実験を行い, 実験で用いた凸多面体に対して, 推定位置の精度を大きく劣化させることなく少なくとも約 1/2 以下のコストでコーナーを推定できることを確認した.

以上, 本論文の主な構成要素である 4 つの手法について述べた. 以下, 各手法における今後の課題について述べる. 白線検出手法では, 逆光や照明変化, 建物の影の影響による検出性能の低下が確認された. よって, それらの要因に対する頑健性の向上が課題となる. 平面凸多角形の形状認識及び復元手法は, 対象が凸多角形且つ閉じた輪郭線が得られるものに限られており汎用性が十分ではない. よって, 今後は途切れた輪郭線への対応, 平面凹多角形への応用, 三次元への拡張などが課題となる. Polygonality 計測手法は, 少ない箇所欠損が集中している不連続な輪郭線に対しては有効に機能しないため, そのケースへの対処が課題である. 凸多面体上の三次元点群からのコーナー推定手法では, 推定精度とユーザビリティの向上が課題となる.

単純なアルゴリズムであるにも関わらず分割対象毎に様々な顔を見せる Delaunay 分割は, 実用面に加え学術面においても非常に魅力的な手法である. 今後も Delaunay 分割に関連した研究が多面的に行われることを願っている. 本研究がその活動の一助となれば, 著者にとって望外の喜びである.

# 参考文献

- [1] T. Veit, J.-P. Tarel, P. Nicolle, and P. Charbonnier, "Evaluation of Road Marking Feature Extraction," Proceedings of the 11th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.174-181, 2008.
- [2] A. Broggi, "A Massively Parallel Approach to Real-Time Vision-Based Road Markings Detection," Proceedings of the Intelligent Vehicles '95 Symposium, pp.84-89, 1995.
- [3] M. Bertozzi and A. Broggi, "GOLD - A Parallel Real-time Stereo Vision System for Generic Obstacle and Lane Detection," IEEE Trans. on Image Processing, vol.7, no.1, pp.62-81, 1998.
- [4] R. Jiang, R. Klette, T. Vaudrey, and S. Wang, "New Lane Model and Distance Transform for Lane Detection and Tracking," Proceedings of the 13th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns (CAIP '09), pp.1044-1052, 2009.
- [5] S. S. Ieng, J. P. Tarel, and R. Labayrade, "On the design of a single lane-markings detector regardless the on-board camera's position," Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV'2003), pp.564-569, 2003.
- [6] C. Lipski, B. Scholz, K. Berger, C. Linz, T. Stich, and M. Magnor, "A Fast and Robust Approach to Lane Marking Detection and Lane Tracking," IEEE Symposium on Image Analysis and Interpretation, pp.57-60, 2008.
- [7] S. Sehestedt, S. Kodagoda, A. Alempijevic, and G. Dissanayake, "Efficient Lane Detection and Tracking in Urban Environments," 3rd European Conference on Mobile Robots (EMCR 07), 2007.
- [8] Z. Kim, "Robust Lane Detection and Tracking in Challenging Scenarios," IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems, vol.9, no.1, pp.16-26, 2008.
- [9] T. Ashiguchi, T. Yaguchi, K. Kijima, S. Ishida, Y. Nakanishi, K. Shoji, and M. Ayama, "Application of categorical colors to area segmentation for road image," Electronic Imaging 2008, Color Imaging XIV, Proceedings of SPIE Vol.7241, pp.72410K-1 - 27410K-8, 2009.
- [10] J. J. Zou and H. Yan, "Skeletonization of ribbon-like shapes based on regularity and singularity analyses," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, vol.31, no.3, pp.401-407, 2001.
- [11] 阿部真之, 芦口友章, 矢口貴也, 石田真之介, 坂本洋介, 外山史, 宮道壽一, 石川智治, 阿山みよし, 東海林健二, "道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出," IEEJ Trans. EIS, Vol.130, No.11, 2010.
- [12] S. Abe, K. Shoji, F. Toyama, J. Miyamichi, "Lane Marking Detection by Extracting White Regions with Predefined Width from Bird's-Eye Road Images," Intelligent Robots and Computer Vision XXVIII: Algorithms and Techniques (EI '10), 2010.

- [13] 阿部真之, 東海林健二, 外山史, 宮道壽一, "道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出の改善," 電子情報通信学会総合大会, 2011.
- [14] 中田崇行, 包躍, 藤原直史, "三次元環境における Log-Polar 変換を用いた図形認識," 電気情報通信学会論文誌.D-II, Vol.88, No.6, pp.985-993, 2005.
- [15] 斉藤文彦, "部分ランダム探索と適応型探索による半導体チップ画像テンプレートマッチング," 精密工学会誌, Vol.61, No.11, pp.1604-1608, 1995.
- [16] D. H. Ballard, "GENERALIZING THE HOUGH TRANSFORM TO DETECT ARBITRARY SHAPES," Pattern Recognition, Vol.13, No.2, pp.111-122, 1981.
- [17] 木村彰男, 渡辺孝志, "アフィン変換に不変な任意図形検出法として拡張された一般化ハフ変換," 電気情報通信学会誌.D-II, Vol.J84-D-II, No.5, pp.789-798, 2001.
- [18] 飯村伊智郎, 垣花真理, 森山賀文, 中山茂, "免疫アルゴリズムによる複数多角形検出に関する検討," 情報知識学会誌, Vol.21, No.3, pp.319-332, 2011.
- [19] S. T. Wu, and M. R. G. Marquez, "A non-self-intersection Douglas-Peucker Algorithm," Proceeding of Sixteenth Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, IEEE, pp.60-66, 2003.
- [20] J. J. Zou, H. H. Chang, and H. Yan, "A New Skeletonization Algorithm Based on Constrained Delaunay Triangulation," ISSPA'99, pp.927-930, 1999.
- [21] Øyvind Hjelle, Morten Dæhlen, "Triangulations and Applications," Springer, Berlin, 2006.
- [22] 阿部真之, 東海林健二, 森博志, 外山史, "制約付き Delaunay 三角形分割を用いた平面凸物体の形状認識," 形の科学会誌, vol.28, no.1, pp.58-59, 2013.
- [23] A. Ferreira, M. J. Fonseca, and J. A. Jorge, "Polygon Detection from a Set of Lines," Encontro Portugues de Computacao Grafica, 2003.
- [24] N. Barnes, G. Loy, D. Shaw, and A. Robles-Kelly, "Regular polygon detection," ICCV, no.1, pp.778-785, 2005.
- [25] P. F. Felzenszwalb, "Representation and Detection of Deformable Shapes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.27, no.2, pp.208-220, 2005.
- [26] T. L. Chang, and T. L. Liu, "Detecting Deformable Objects with Flexible Shape Priors," ICPR Proceedings of the 17th International Conference, Vol.4, pp.155-158, 2004.
- [27] R. Smith, and B. Pham, "A robust object category detection system using deformable shapes," Machine Vision and Applications, vol.20, no.2, pp.119-130, 2009.
- [28] Y. Kalantidis, L. G. Pueyo, T. Michele, R. van Zwol, and Y. Avrithis, "Scalable Triangulation-based Logo Recognition," ACM International Conference on Multimedia Retrieval, 2011.
- [29] X. Bai, Q. Li, L. J. Latecki, and W. Liu, "Shape Band: A Deformable Object Detection Approach," CVPR, pp.1335-1342, 2009.
- [30] 宮本定明, クラスタ分析入門:ファジィクラスタリングの理論と応用, 森北出版株式会社, 東京, 1999.

- [31] Carol Vordaman, "Help Your Kids With Maths," Dorling Kindersley, London, 2010.
- [32] K. Sobottka, and I. Pitas, "Face localization and facial feature extraction based on shape and color information," Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, vol.3, pp.483-486, Lausanne, Switzerland, Sept. 1996.  
DOI: 10.1109/ICIP.1996.560536
- [33] M. G. Forero, F. Sroubek, and G. Cristóbal, "Identification of tuberculosis bacteria based on shape and color," Real-Time Imaging, vol.10, pp.251-262, Aug. 2004.  
DOI:10.1016/j.rti.2004.05.007
- [34] C. Zhu, H. Zhou, R. Wang, and J. Guo, "A novel hierarchical method of ship detection from spaceborne optical image based on shape and texture features," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol.48, no.9, pp.3446-3456, Sept. 2010.  
DOI:10.1109/TGRS.2010.2046330
- [35] M. Panwar, "Hand gesture recognition based on shape parameters," Proc. IEEE Int. Conf. on Computing, Communication and Applications, pp.1-6, Dindigul, Tamilnadu, India, Feb. 2012.  
DOI:10.1109/ICCCA.2012.6179213
- [36] A. Kadir, L. E. Nugroho, A. Sussanto, and P. I. Santosa, "Leaf classification using shape, color, and texture features," International Journal of Computer Trends and Technology, pp.224-230, July to Aug. 2011.
- [37] A. Rosenfeld, "Compact figures in digital pictures," IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol.SMC-4, no.2, pp.221-223, Mar. 1974.  
DOI:10.1109/TSMC.1974.5409121
- [38] R. M. Haralick, "A measure for circularity of digital figures," IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, vol.SMC-4, no.4, pp.394-396, July 1974.  
DOI:10.1109/TSMC.1974.5408463
- [39] M. Stojmenovic, and A. Nayak, "Shape based circularity measures of planar point sets," IEEE Int. Conf. on Signal Processing and Communications (ICSPC), pp.1279-1282, Dubai, United Arab Emirates, Nov. 2007.  
DOI: 10.1109/ICSPC.2007.4728560
- [40] M. Stojmenovic, A. Jevremovic, and A. Nayak, "Fast iris detection via shape based circularity," IEEE 8th Conf. on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), pp.747-752, Melbourne, Australia, June 2013.  
DOI:10.1109/ICIEA.2013.6566467
- [41] J. Žunić, K. Hirota, and P. L. Rosin, "A Hu moment invariant as a shape circularity measure," Pattern Recognition, vol.43, no.1, pp.47-57, Jan. 2010.  
DOI:10.1016/j.patcog.2009.06.017
- [42] T. P. Nguyen, and I. Debled-Rensson, "Circularity measuring in linear time," 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), pp.2098-2101, Istanbul, Turkey, Aug. 2010.

- DOI:10.1109/ICPR.2010.1157
- [43] D. Proffitt, "The measurement of circularity and ellipticity on a digital grid," *Pattern Recognition*, vol.15, no.5, pp.383-387, 1982.  
DOI:10.1016/0031-3203(82)90041-3
- [44] M. Leo, C. Distanto, D. Cazzato, and T. D. Marco, "Circularity and self-similarity analysis for the precise location of the pupils," *IEEE 10th Int. Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, pp.117-122, Krakow, Poland, Aug. 2013.  
DOI:10.1109/AVSS.2013.6636626
- [45] B. Galsgaard, D. H. Lundtoft, I. Nikolov, and K. Nasrollahi, "Circular Hough Transform and Local Circularity Measure for Weight Estimation of a Graph-Cut based Wood Stack Measurement," *IEEE Winter Conf. on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp.686-693, Waikoloa, United States, Jan. 2015.  
DOI:10.1109/WACV.2015.97
- [46] A. M. Herrera-Navarro, H. Jiménez-Hernández, and I. R. Terol-Villalobos, "Framework for characterizing circularity based on a probability distribution," *Measurement* vol.46, no.10, pp.4232-4243, Dec. 2013.  
DOI:10.1016/j.measurement.2013.08.007
- [47] A. M. Herrera-Navarro, H. Jiménez-Hernández, H. Peregrina-Barreto, F. Manriquez-Guerrero, and I. R. Terol-Villalobos, "Una nueva medida de circularidad basada en la distribución de radios," *Comp. y Sist.*, vol.17, no.4, pp.515-526, Oct. 2013.
- [48] K. Misztal, and J. Tabor, "Ellipticity and Circularity Measuring via Kullback-Leibler Divergence," *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol.55, no.1, pp.136-150, May 2016.  
DOI:10.1007/s10851-015-0618-4
- [49] D. J. Krieger, "A protocol for the creation of useful geometric shape metrics illustrated with a newly derived geometric measure of leaf circularity," *Applications in Plant Sciences* 2(8), Aug. 2014.  
DOI:10.3732/apps.1400009
- [50] R. R. Martin, and P. L. Rosin, "Turning shape decision problems into measures," *International Journal of Shape Modeling*, vol.10, no.01, pp.83-113, June 2004.  
DOI:10.1142/S0218654304000614
- [51] P. L. Rosin, "Further five-point fit ellipse fitting," *Graphical Models and Image Processing*, vol.61, no.5, pp.245-259, Sept. 1999.  
DOI:10.1006/gmip.1999.0500
- [52] M. Peura, and J. Iivarinen, "Efficiency of simple shape descriptors," *Proc. 3rd Int. Workshop on Visual Form (IWVF)*, pp.443-451, May 1997.
- [53] P. L. Rosin, "Measuring shape: ellipticity, rectangularity, and triangularity," *Machine*

- Vision and Applications, vol.14, no.3, pp.172-184, July 2003.  
DOI:10.1007/s00138-002-0118-6
- [54] D. Žunić, and J. Žunić, "Shape ellipticity based on the first Hu moment invariant," Information Processing Letters, vol.113, no.19-21, pp.807-810, Sept.-Oct. 2013.  
DOI:10.1016/j.ipl.2013.07.020
- [55] D. Žunić, and J. Žunić, "Shape ellipticity from Hu moment invariants," Applied Mathematics and Computation, vol.226, no.1, pp.406-414, Jan. 2014.  
DOI:10.1016/j.amc.2013.10.062
- [56] N. Rahman, and S. F. Shandarin, "Measuring shapes of galaxy images–I. Ellipticity and orientation," Monthly Notices of the Royal Astronomical Society, vol.343, no.3, pp.933-948, Aug. 2003.  
DOI:10.1046/j.1365-8711.2003.06735.x
- [57] D. Milner, S. Raz, H. Hel-Or, D. Keren, and E. Nevo, "A new measure of symmetry and its application to classification of bifurcating structures," Pattern Recognition, vol.40, no.8, pp.2237-2250, Aug. 2007.  
DOI:10.1016/j.patcog.2006.12.008
- [58] N. Bissantz, H. Holzmann, and M. Pawlak, "Testing for image symmetries–With application to confocal microscopy," IEEE Trans. on Information Theory, vol.55, no.4, pp.1841-1855, Apr. 2009.  
DOI:10.1109/TIT.2009.2012997
- [59] R. Dosil, X. M. Pardo, X. R. Fdez-Vidal, A. Garcia-Diaz, and V. Leboran, "A new radial symmetry measure applied to photogrammetry," Pattern Analysis and Applications, vol.16, no.4, pp.637-646, Nov. 2013.  
DOI:10.1007/s10044-012-0281-y
- [60] G. Tzimiropoulos, N. Mitianoudis, and T. Stathaki, "A unifying approach to moment-based shape orientation and symmetry classification," IEEE Trans. on Image Processing, vol.18, no.1, pp.125-139, Jan. 2009.  
DOI:10.1109/TIP.2008.2007050
- [61] J. Žunić, and P. L. Rosin, "An alternative approach to computing shape orientation with an application to compound shapes," International Journal of Computer Vision, vol.81, no.2, pp.138-154, Feb. 2009.  
DOI: 10.1007/s11263-008-0149-1
- [62] P. L. Rosin, and J. Žunić, "Orientation and anisotropy of multi-component shapes from boundary information," Pattern Recognition, vol. 44, no.9, pp.2147-2160, Sept. 2011.  
DOI:10.1016/j.patcog.2011.02.018
- [63] T. P. Nguyen, and T. V. Hoang, "Projection-Based Polygonality Measurement," IEEE Trans. on Image Processing, vol.24, no.1, pp.305-315, Jan. 2015.  
DOI:10.1109/TIP.2014.2370954
- [64] P. L. Rosin, "Computing global shape measures," Handbook of Pattern Recognition and



- Computer Vision, pp.177-196, 2005.
- [65] P. L. Rosin, "Measuring rectangularity," *Machine Vision and Applications*, vol.11, no.4, pp.191-196, Dec. 1999.  
DOI:10.1007/s001380050101
- [66] P. L. Rosin, and J. Žunić, "Measuring squareness and orientation of shapes," *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol.39, no.1, pp.13-27, Jan. 2011.  
DOI:10.1007/s10851-010-0221-7
- [67] D. Žunić, and J. Žunić, "Measuring shape rectangularity," *Electronics Letters*, vol.47, no.7, pp.441-442, Mar. 2011.  
DOI:10.1049/el.2011.0020
- [68] D. Žunić, C. Martinez-Ortiz, and J. Žunić, "Shape rectangularity measures," *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol.26, no.06, Sept. 2012.  
DOI:10.1142/S021800141254002X
- [69] L. F. Costa, G. Riveros, H. Gomes, A. Cortes, M. Gilles, E. A. Dalchiele, and R. E. Marotti, "Characterizing the hexagonality of anodic aluminium oxide nanoporous arrays," *arXiv*, <http://arxiv.org/cond-mat/0504573>, Apr. 2005.
- [70] O. Nishi, and K. Hanasaki, "Automated determination of polygonality of corneal endothelial cells," *Cornea*, vol.8, no.1, pp.54-57, Mar. 1989.
- [71] L. F. Costa, F. Rocha, and S. M. A. de Lima, "Characterizing polygonality in biological structures," *Physical Review E*, vol.73, no.1, Jan. 2006.  
DOI:10.1103/PhysRevE.73.011913
- [72] D. T. Lee, and B. J. Schachter, "Two algorithms for constructing a Delaunay triangulation," *International Journal of Computer & Information Sciences*, vol.9, no.3, pp.219-242, June 1980.  
DOI:10.1007/BF00977785
- [73] Øyvind Hjelte, and Morten Dæhlen, "Triangulations and Applications," Springer, Berlin, 2006.
- [74] J. R. Shewchuk, "Triangle: Engineering a 2D quality mesh generator and Delaunay triangulator," *Applied computational geometry towards geometric engineering*, pp.203-222, Springer, Berlin, 1996.
- [75] J. J. Zou, and H. Yan, "Skeletonization of ribbon-like shapes based on regularity and singularity analyses," *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, vol.31, no.3, pp.401-407, Jun. 2001.  
DOI:10.1109/3477.931528
- [76] 阿部真之, 芦口友章, 矢口貴也, 石田真之助, 坂本洋介, 外山史, 宮道壽一, 石川智治, 阿山みよし, 東海林健二, "道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出," *電気学会論文誌 C*, vol.130, no.11, pp.2088-2089, Nov. 2010.  
DOI:10.1541/ieejeiss.130.2088

- [77] 阿部真之, 東海林健二, 森博志, 外山史, "制約付き Delaunay 三角形分割を用いた平面凸物体の形状認識," 形の科学会誌, vol.28, no.1, pp.58-59, June 2013.
- [78] F. Adrian, and A. Roberts, "Colour space conversions," Westminster University, London, 1998.
- [79] J. Serra, Image analysis and mathematical morphology, Academic press, London, 1982.
- [80] J. Canny, "A computational approach to edge detection," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.PAMI-8, no.6, pp.679-698, Nov. 1986.  
DOI:10.1109/TPAMI.1986.4767851
- [81] J. Sklansky, "Finding the convex hull of a simple polygon," Pattern Recognition Letters, vol.1, no.2, pp.79-83, Dec. 1982.  
DOI:10.1016/0167-8655(82)90016-2
- [82] D. Sharvit, J. Chan, H. Tek, and B. B. Kimia, "Symmetry-based indexing of image databases," Journal of Visual Communication and Image Representation, vol.9, no.4, pp.366-380, Dec. 1998.  
DOI:10.1006/jvci.1998.0396
- [83] P. J. Frey, H. Borouchaki, and P. L. George, "Delaunay tetrahedralization using an advancing-front approach," 5th International Meshing Roundtable, pp.31-48, 1996.  
DOI:10.1.1.36.2028
- [84] M. Murphy, D. M. Mount, and C. W. Gable, "A point-placement strategy for conforming Delaunay tetrahedralization," International Journal of Computational Geometry & Applications, vol.11, no.06, pp.669-682, 2001.  
DOI:http://dx.doi.org/10.1142/S0218195901000699
- [85] H. Si, and K. Gärtner, "Meshing piecewise linear complexes by constrained Delaunay tetrahedralizations," Proceedings of the 14th international meshing roundtable. Springer, Berlin, Heidelberg, pp.147-163, 2005.  
DOI:10.1007/3-540-29090-7\_9
- [86] D. T. Lee, and B. J. Schachter, "Two algorithms for constructing a Delaunay triangulation," International Journal of Computer & Information Sciences, vol.9, no.3, pp.219-242, 1980.  
DOI:10.1007/BF00977785
- [87] Øyvind Hjelle, and Morten Dæhlen, "Triangulations and Applications," Springer, Berlin, 2006.  
DOI:10.1007/3-540-33261-8
- [88] M. Attene, and M. Spagnuolo, "Automatic surface reconstruction from point sets in space," Computer Graphics Forum, vol.19, no.3, pp.457-465, 2000.  
DOI:10.1111/1467-8659.00438
- [89] H. Si, and K. Gärtner, "3D boundary recovery by constrained Delaunay tetrahedralization," International Journal for Numerical Methods in Engineering, vol.85, no.11, pp.1341-1364, 2011.

- DOI:10.1002/nme.3016
- [90] J. Roach, S. Sharma, and M. Kapustina, "Structure alignment via Delaunay tetrahedralization," *Proteins: Structure, Function, and Bioinformatics*, vol.60, no.1, pp.66-81, 2005.  
DOI:10.1002/prot.20479
- [91] P. Głomb, "Detection of interest points on 3D data: Extending the Harris operator," *Computer Recognition Systems 3*. Springer, Berlin, Heidelberg, pp.103-111, 2009.  
DOI:10.1007/978-3-540-93905-4\_13
- [92] I. Pratikakis, M. Spagnuolo, T. Theoharis, and R. Veltkamp, "A robust 3D interest points detector based on Harris operator," *Eurographics workshop on 3D object retrieval*, vol.1, 2010.  
DOI:10.2312/3DOR/3DOR10/007-014
- [93] I. Sipiran, and B. Benjamin, "Harris 3D: a robust extension of the Harris operator for interest point detection on 3D meshes," *The Visual Computer* vol.27, no.11, pp.963-976, 2011.  
DOI:10.1007/s00371-011-0610-y
- [94] C. Harris, and M. Stephens, "A combined corner and edge detector," *Alvey vision conference*, vol.15, no.50, 1988.  
DOI:10.1.1.231.1604
- [95] S. M. Smith, and J. M. Brady, "Susan - a new approach to low level image processing," *IJCV*, vol.23, no.1, pp.45-78, 1997.  
DOI:10.1023/A:1007963824710
- [96] N. Walter, O. Aubreton, Y. D. Fougerolle, and O. Laligant, "Susan 3d operator, principal saliency degrees and directions extraction and a brief study on the robustness to noise," *Image Processing (ICIP), 16th IEEE International Conference*, pp.3529-3532, 2009.  
DOI:10.1109/ICIP.2009.5414078
- [97] D. Katsoulas, and L. Bergen, "Efficient 3d vertex detection in range images acquired with a laser sensor," *Joint Pattern Recognition Symposium*. Springer Berlin Heidelberg, pp.116-123, 2001.  
DOI:10.1007/3-540-45404-7\_16
- [98] T. Hotta, and M. Iwakiri, "A Characterizing 3D Point Cloud Based On Relative Gradient Method and Its Efficiency Evaluation," *The Journal of the Institute of Image Electronics Engineers of Japan*, vol.43, no.4, pp.550-558, 2014.  
DOI:http://doi.org/10.11371/iieej.43.550
- [99] 谷口健男, 森脇清明, 3次元 FEM のための自動要素分割法, 森北出版株式会社, 東京, 2006.

# 研究業績

## ■学・協会誌等論文

1. 阿部真之, 芦口友章, 矢口貴也, 石田真之助, 坂本洋介, 外山史, 宮道壽一, 石川智治, 阿山みよし, 東海林健二, “道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出,” 電気学会論文誌 C, vol.130, no.11, pp.2088-2089, Nov. 2010.
2. 阿部真之, 森博志, 外山史, 東海林健二, “Delaunay 分割を用いた Polygonality 計測,” 電子情報通信学会論文誌.D, vol.J100-D, no.8, pp.1-15, Aug. 2017.

## ■国際会議発表論文

1. Sadayuki Abe, Fubito Toyama, Kenji Shoji, Juichi Miyamichi, “Lane marking detection by extracting white regions with predefined width from bird’s-eye road images,” SPIE 7878, Intelligent Robots and Computer Vision XXVIII: Algorithms and Techniques, 6 pages, Jan. 2011.
2. Sadayuki Abe, Hiroshi Mori, Fubito Toyama, Kenji Shoji, “Corner Estimation for 3D Point Cloud on Convex Polyhedral Surfaces Using Delaunay Tetrahedralization,” CGI’17, 6 pages, June. 2017.

## ■口頭発表論文

1. 阿部真之, 東海林健二, 外山史, 宮道壽一, “道路画像からの所定の幅の領域抽出による白線検出の改善,” 電子情報通信学会総合大会講演論文集 2011年\_基礎・境界, pp.257, Feb. 2011.
2. 阿部真之, 森博志, 外山史, 東海林健二, “制約付き Delaunay 三角形分割を用いた平面凸物体の形状認識,” 形の科学会誌, vol.28, no.1, pp.58-59, June. 2013.
3. 阿部真之, 鉢呂隆太郎, 森博志, 外山史, 東海林健二, “Delaunay 四面体分割を用いた三次元点群からの凸物体の形状認識と復元に関する基礎研究,” 情報処理学会研究報告グラフィクスと CAD (CG), vol.156, no.2, pp.1-5, Sep. 2014.
4. 鉢呂隆太郎, 阿部真之, 森博志, 外山史, 東海林健二, “Delaunay 四面体分割を用いた三次元点群からの凸物体の形状復元,” 情報科学技術フォーラム講演論文集, vol.14, no.3, pp.253-254, Aug. 2015.

## ■特許

1. (名 称) 形状認識システム, 形状認識方法及び形状認識プログラム  
(発明者) 東海林 健二, 阿部 真之, 外山 史, 森 博志  
(公開番号) 特開 2015-1750(P2015-1750A)  
(公開日) 2015 年 1 月 5 日

# 謝辞

本研究の遂行及び本論文の作成にあたり終始変わらぬ懇切丁寧なご指導を与えて下さった、宇都宮大学大学院工学研究科 東海林健二教授に心から感謝申し上げます。

また、宇都宮大学大学院工学研究科 阿山みよし教授，渡辺裕教授，長谷川まどか教授，尾崎功一教授，佐藤美恵教授，外山史准教授，森博志助教の先生方には，専門分野のご指導並びに論文を編纂する上での貴重なご意見を賜りました．ここに感謝の意を表します．

そして，本研究を遂行するにあたり多大なご協力を頂いた宇都宮大学大学院工学研究科卒業生の鉢呂隆太郎氏，楊永氏に深く感謝いたします．

最後に，今までお世話になった全ての方々に感謝申し上げます．