

Title	スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたコーナー検出に関する研究
Author(s)	江藤, 康隆
Citation	
Issue Date	2002-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	<a href="http://hdl.handle.net/10119/1577">http://hdl.handle.net/10119/1577</a>
Rights	
Description	Supervisor:阿部 亨, 情報科学研究科, 修士

修士論文

スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたコーナー検出に関する研究

指導教官 阿部 亨 助教授

江藤 康隆

北陸先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科 情報システム学専攻

2002年2月

## 修士論文

スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたコーナー検出に関する研究

指導教官	阿部 亨	助教授
審査委員主査	阿部 亨	助教授
審査委員	堀口 進	教授
審査委員	小谷 一孔	助教授

江藤 康隆

北陸先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科 情報システム学専攻

2002年 2月

# Corner Detection using Slit Rotational Edge-feature Detector

Yasutaka Etou

School of Information Science,  
Japan Advanced Institute of Science and Technology

February 15th, 2002

**Keyword** : Corner detection, Edge detection, Slit rotational edge-feature detector

Edges in images include useful information and consequently they play an important role in computer vision (e.g., segmentation, feature-extraction). Particularly, corner points where some edges intersect include useful information, and therefore detecting the corner in images is an important role. However, stable and accurate corner detection is difficult, because edges break easily around a corner.

For this reason, many corner detection methods have been proposed. The existing methods can be divided into two approaches: one is region-based approach; and the other is edge-based approach. In the region-based approach, an image is segmented into regions by using edge detection method and segmentation method, and corners are detected by extracting the pixels that have local maximum curvatures in region boundaries. However, because of the rounding effect of boundary, it is difficult for the region-based approach to detect corners at the exact position (pixel). To avoid this problem, most of the recent attempts in corner detection use the edge-based approach, which works directly on the image. In the edge-based approach, edges in the image are extracted, and corners are detected by analyzing edge-connectivity on the basis of corner model. Nevertheless, it is difficult for this approach to detect corners stably, because a corner is composed of intersection of edges and extracted edges break easily around a corner. For these difficulties, a corner detection method using slit rotational edge-feature detector (SRED) has been proposed. By evaluating the certainties of edges for all directions at each pixel, this method can detect corners stably. However, in this method, the accuracy of corner detection varies with the directions of edges, and the corners in the region of low contrast cannot be detected. In this paper, I propose a new stable and accurate corner detection method by adjusting these two problems.

To solve the first type problem, we propose a new corner detection method using weighted and interpolated SRED (WI-SRED). To acquire the accurate edge-feature for all directions at each pixel, WI-SRED is modified from the original SRED in two points: the first one is to interpolate the pixels

in a slit, and the other is to weight the pixels in a slit. To compute the accurate edge-feature and prevent its accuracy from depending on the edge direction, it is necessary for every direction of a slit to complete the apparent number of pixels contained in the slit. For this purpose, in the proposed method, the pixels in the slit are interpolated with the neighboring pixels by the bilinear interpolation method. For acquiring accurate (i.e., high-resolution) directions of edges, it is profitable to use a long slit. Therefore, to extend the apparent length of the slit, the pixels in a slit are weighted by the weight function whose weight is made proportional to the distance from the center of slit rotation.

The next step is to determine the edge directions at each pixel, the direction-feature is computed from edge-feature by using . direction-feature detector (DFD). In original corner detection method using SRED, when edge directions are determined, the value of threshold for direction-feature is set to a large value to avoid the noise on images. However the accurate position of edges cannot be decided, because the direction-features is few in the region of low contrast. As the result, the corners cannot be detected. In fact, there is own properties for the value of parameter in DFD: When the value of parameter of DFD is large, its detection accuracy is robust for noise on images, however its direction is lack of accuracy. Adversely, when the value of parameter of DFD is small, its direction accuracy is improved, however its detection accuracy depend on the noise on images. To avoid the second major problems from these properties, DFD is applied to edge-feature by changing the mask size of DFD.

Firstly, the parameter of DFD is set to a large value, then the edge directions are extracted. Secondly, the parameter of DFD is set the value of smaller than the value of the first step, then the edge directions are extracted. Then, the edge directions are extracted by combining these two values. The edge directions are improved by continuing this process.

However, these directions are determined on the basis of the derivatives of intensities, therefore, they include many false edge directions caused by the noise in images. In the proposed method, to reduce the false edge directions, the edge certainties based on region separabilities are used. This region separabilities are computed by using the pixels around such extracted edge. By detecting the directions whose the separability is greater than a threshold value, edge directions for each pixel can be determined.

After the deciding of the edge directions, when the following two conditions are satisfied, the respective pixels are regarded as detected corners. (these conditions are (1) let an angle between the adjacent edges, at least one angle is not equal to  $\pi$ , (2) for each edge at the pixels, the edge certainty is computed, the mean of the separability at the such pixel is greater than a threshold value. ) Finally, we carried out several corner detection experiments for synthetic images and real images. In these experiments, original corner detection method using SRED and corner detection method using SUSAN operator are used to compare with the proposed method. It was appear to be the proposed method using WI-SRED achieves stable corner detection compared to the corner detection results from the other methods. Furthermore, stable corner detections for the region of low contrast can be achieved.

# スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いた コーナー検出に関する研究

江藤 康隆

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

2002年2月15日

キーワード : コーナー検出, エッジ検出, スリット回転型エッジ特徴抽出器

領域分割や特徴点抽出などコンピュータ・ビジョンにおける種々の処理において、画像中のエッジは重要な役割を果たす。中でも、エッジがコーナーを形成する部分は、特に重要な情報・手がかりをもつ箇所である。そのため、画像中のコーナーを検出することは非常に重要なことである。しかしながら、コーナー付近ではエッジの途切れが生じやすいため、安定かつ精度の良いコーナー検出は非常に難しい。

現在までに多くのコーナー検出手法が提案されているが、それらは大きく2つに分けることができる。1つは領域に注目した手法、もう1つはエッジに注目した手法である。領域に注目した手法では、エッジ検出手法や領域分割手法を用いることにより、画像をいくつかの領域に分割し、領域境界の曲率の大きな箇所を探すことによりコーナーを検出する。しかしながら、コーナー付近ではラウンディング・エフェクトが生じるため、正確な位置でコーナーを検出することは困難である。この問題を避けるために、近年のコーナー検出では直接画像中でコーナーの検出を行うエッジに注目した手法が主流である。エッジに注目した手法は、コーナーモデルからエッジらしさを解析することにより、エッジの特徴を抽出することでコーナーを検出する。しかしながら、コーナーを形成する箇所においては、複数のエッジが交わっているため、エッジの特徴が抽出できずにコーナーが誤った位置で検出されることが多い。これらの問題を解決するために、江藤らは各画素に対してスリットを回転させることにより、エッジの確からしさを全方向で求めるスリット回転型エッジ特徴抽出器 (SR ED) を利用することで安定してコーナーを検出する手法を提案している。しかし、この手法においてはデジタル画像の影響により、各方向でエッジ特徴の抽出精度が異なる。また、コントラストの低い箇所ではコーナーを検出できない問題点がある。そこで本論文ではこの手法の問題点であるデジタル画像の影響と低コントラストの検出について考察し、より安定したコーナー検出手法を提案をする。

まず、デジタル画像の与える影響に対しては従来の SRED に基づく重みつきスリット回転型エッジ特徴抽出器 (WI-SRED) により対応する。この WI-SRED と SRED の異なる点はスリットを構成する画素に内挿を用いること、また、スリットの画素に対して重みを付加することである。エッジの方向に依存しないエッジ特徴を求めるためには、スリットを構成する画素の数を全ての方向で等価にする必要がある。これを実現するために、提案手法では共 1 次内挿を用いた画像の補間を行うことにより、このタイプの問題に対する解決を図る。またエッジの方向の精度を高めるために、スリットの長さを長くする方法が考えられる。しかし、スリットの中心から離れた位置に大きな重みを付加することで対応できるため、スリットの長さを変えることなく精度の高いエッジの方向を求めることができる。本手法ではスリットの長さに比例した重みを重み関数としてスリットに適用する。

次にエッジの方向を決定するために、求めたエッジ特徴から方向特徴抽出器 (DFD) を適用し、方向特徴 (エッジ特徴に対する微分量) を求める。従来の手法において、この過程でノイズの影響を避けるために方向特徴に対する閾値処理のパラメータの値を十分大きくしたが、逆にコントラストの低い箇所では方向特徴が小さくなり、エッジを検出できずに、結果的にコーナーを検出できない。このタイプの問題を解決するために、このパラメータの大きさに対する特性から、本手法ではマルチスケールで対応した方向特徴を求めることにより解決を図る。DFD のパラメータ大きさに対して、パラメータの値が大きいとき、ノイズに対してロバストであるが、エッジの方向がずれる。逆に、DFD のパラメータの値が小さいときは、エッジの方向の抽出精度は良い結果を得ることができるが、ノイズの影響を受ける特性がある。

そこで、DFD のパラメータの値を大きくすることにより、おおまかなエッジ方向を抽出した後、小さな値を持つパラメータでもって方向特徴を求め、それらを組み合わせることにより、エッジ方向の精度向上を図る。しかし、画像中には多くのノイズが含まれるため、求めた方向には誤って抽出された方向を含む。誤って検出したエッジの方向を取り除くために、求めたエッジ方向の周辺領域内部の分離度を求めることで、安定して領域が分離される方向のみをエッジの方向として決定する。

さらに、コーナーを検出するためにエッジの方向を決定した後、抽出されたエッジにおいて、隣り合うエッジのなす角度の 1 つは  $\pi$  でなく、また、隣り合うエッジ間で構成される領域の分離度が高いときに注目点をコーナー点として検出する。

最後に、提案した手法の有効性を示すために、人工画像と現実の画像の 2 つのタイプの画像で実検を行った。比較サンプルとして従来の SRED を用いた手法と SUSAN オペレータを使用した手法を適用し、それらと比較して提案手法が安定して精度の良いコーナー検出がであることを示した。

# 論文概要

領域分割や特徴点抽出などコンピュータ・ビジョンにおける種々の処理において、画像中のエッジは重要な役割を果たす。中でも、エッジがコーナーを形成する部分は、特に重要な情報・手がかりをもつ箇所である。そのため、画像中のコーナーを検出することは非常に重要なことである。しかしながら、コーナー付近ではエッジの途切れが生じやすいため、安定かつ精度の良いコーナー検出は非常に難しい。

現在までに多くのコーナー検出手法が提案されているが、それらは大きく2つに分けることができる。1つは領域に注目した手法、もう1つはエッジに注目した手法である。領域に注目した手法では、エッジ検出手法や領域分割手法を用いることにより、画像をいくつかの領域に分割し、領域境界の曲率の大きな箇所を探すことによりコーナーを検出する。しかしながら、コーナー付近ではラウンディング・エフェクトが生じるため、正確な位置でコーナーを検出することは困難である。この問題を避けるために、近年のコーナー検出では直接画像中でコーナーの検出を行うエッジに注目した手法が主流である。エッジに注目した手法は、コーナーモデルからエッジらしさを解析することにより、エッジの特徴を抽出することでコーナーを検出する。しかしながら、コーナーを形成する箇所においては、複数のエッジが交わっているため、エッジの特徴が抽出できずにコーナーが誤った位置で検出されることが多い。これらの問題を解決するために、江藤らは各画素に対してスリットを回転させることにより、エッジの確からしさを全方向で求めるスリット回転型エッジ特徴抽出器 (SR ED) を利用することで安定してコーナーを検出する手法を提案している。しかし、この手法においてはデジタル画像の影響により、各方向でエッジ特徴の抽出精度が異なる。また、コントラストの低い箇所ではコーナーを検出できない問題点がある。そこで本論文ではこの手法の問題点であるデジタル画像の影響と低コントラストの検出について考察し、より安定したコーナー検出手法を提案をする。

まず、デジタル画像の与える影響に対しては従来 of SRED に基づく重みつきスリット回転型エッジ特徴抽出器 (WI-SRED) により対応する。この WI-SRED と SRED の異なる点はスリットを構成する画素に内挿を用いること、また、スリットの画素に対して重みを付加することである。エッジの方向に依存しないエッジ特徴を求めるためには、スリットを構成する画素の数を全ての方向で等価にする必要がある。これを実現するために、提案手法では共 1 次内挿を用いた画像の補間を行うことにより、このタイプの問題に対する解決を図る。またエッジの方向の精度を高めるために、スリットの長さを長くする方法が考えられる。しかし、スリットの中心から離れた位置に大きな重みを付加することで対応できるため、スリットの長さを変えずに精度の高いエッジの方向を求めることができる。本手法ではスリットの長さに比例し



た重みを重み関数としてスリットに適用する。

次にエッジの方向を決定するために、求めたエッジ特徴から方向特徴抽出器 (DFD) を適用し、方向特徴 (エッジ特徴に対する微分量) を求める。従来手法において、この過程でノイズの影響を避けるために方向特徴に対する閾値処理のパラメータの値を十分大きくしたが、逆にコントラストの低い箇所では方向特徴が小さくなり、エッジを検出できずに、結果的にコーナーを検出できない。このタイプの問題を解決するために、このパラメータの大きさに対する特性から、本手法ではマルチスケールで対応した方向特徴を求めることにより解決を図る。DFD のパラメータ大きさに対して、パラメータの値が大きいき、ノイズに対してロバストであるが、エッジの方向がずれる。逆に、DFD のパラメータの値が小さいときは、エッジの方向の抽出精度は良い結果を得ることができるが、ノイズの影響を受ける特性がある。

そこで、DFD のパラメータの値を大きくすることにより、おおまかなエッジ方向を抽出した後、小さな値を持つパラメータでもって方向特徴を求め、それらを組み合わせることにより、エッジ方向の精度向上を図る。しかし、画像中には多くのノイズが含まれるため、求めた方向には誤って抽出された方向を含む。誤って検出したエッジの方向を取り除くために、求めたエッジ方向の周辺領域内部の分離度を求めることで、安定して領域が分離される方向のみをエッジの方向として決定する。

さらに、コーナーを検出するためにエッジの方向を決定した後、抽出されたエッジにおいて、隣り合うエッジのなす角度の 1 つは  $\pi$  でなく、また、隣り合うエッジ間で構成される領域の分離度が高いときに注目点をコーナー点として検出する。

最後に、提案した手法の有効性を示すために、人工画像と現実の画像の 2 つのタイプの画像で実検を行った。比較サンプルとして従来手法の SRED を用いた手法と SUSAN オペレータを使用した手法を適用し、それらと比較して提案手法が安定して精度の良いコーナー検出がであることを示した。

# 目次

論文概要	i
<b>第 1 章 序論</b>	<b>1</b>
<b>第 2 章 関連研究</b>	<b>4</b>
2.1 緒言	4
2.2 コーナー検出手法	4
2.2.1 (1) 領域情報に基づく手法	5
2.2.2 (2) エッジ情報に基づく手法	5
2.2.3 (3) その他の手法	7
2.2.4 コーナーに関する情報の考察	8
2.3 結言	10
<b>第 3 章 スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたコーナー検出手法</b>	<b>12</b>
3.1 緒言	12
3.2 基本的な考え方	12
3.3 スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたエッジ特徴抽出	13
3.4 方向特徴抽出器を用いた方向特徴抽出	13
3.5 スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたコーナー検出手法の問題点	15
3.6 結言	16
<b>第 4 章 WI-SRED - 重みつきスリット回転型エッジ特徴抽出器</b>	<b>17</b>
4.1 緒言	17
4.2 コーナーの定義	17
4.3 基本的な考え方	17
4.4 デジタル画像からアナログ画像への近似	18
4.4.1 画像の再配列 (resampling)	20
4.4.2 画像データの内挿 (interpolation)	20
4.5 重み付きスリット回転型エッジ特徴抽出器	21
4.6 結言	22

<b>第 5 章</b>	<b>エッジ方向の決定とコーナー検出</b>	<b>24</b>
5.1	緒言 . . . . .	24
5.2	エッジ方向の決定法とコーナー検出 . . . . .	24
5.2.1	領域の輝度分散に基づくコーナー点の抽出法 . . . . .	25
5.2.2	領域間のクラス間分散に基づくコーナー点の抽出法 . . . . .	27
5.3	コーナー検出実検結果 . . . . .	29
5.3.1	エッジの方向への依存に関する実検 . . . . .	30
5.3.2	雑音の影響がない人工画像におけるコーナーの検出に関する実検 . . . . .	30
5.3.3	現実の画像におけるコーナー検出に関する実検 . . . . .	31
5.4	結言 . . . . .	33
<b>第 6 章</b>	<b>結論</b>	<b>36</b>
	謝辞	38
	参考文献	39
	論文目録	41

# 第1章 序論

現在，産業分野をはじめ社会のあらゆる活動に対して計算器を利用した情報処理は欠かせないものとなっている．さらに，計算器の性能向上・ロボット技術の発達により計算器を利用したシステム，ロボットは人間にとって必要不可欠な道具として強く要求されるようになってきた．すでに，産業ロボット，危険区域ロボット，セキュリティ・システム等で一部導入されている．今後さらに，高齢化社会における老人介護や身障者などにおいて，介護ロボット，盲導犬ロボットなどといった，より高度なことを行うためのロボットの必要性は大きくなっていくであろう．そして，これらのロボット技術の進歩に伴い，ロボットに人間が行っているような，より高度で汎用的な視覚機能が必要になってくる．

人間は，あるシーンを「見る」と何処に何があるかを認識できる．この「見る」という機能にはあるシーンをなんらかの基準により分割する機能とその分割された対象が何であるかと認識する機能の2つある．実際に，人間はどのような特徴量でもってそれらの機能を実現しているかということは未だ定かではないが，これらの2つの機能の考え方として1つめに，人間の経験によるものであり切り離すことはできないものと考え，もう1つとして，各々が独立して機能しているとも考えることの2つに分けることができる．そこで，産業ロボットや危険区域ロボット等が人間と同等の機能を持つ方法として，後者の2つの機能が別々に機能していると考え，あるシーンを幾つかの領域に分割する方法も1つの手段と考えることができる．

これまでの領域分割では基本的に2つの基準をもとに行われてきた．1つは領域の一様性に関する性質，もう1つはエッジに関する性質である．領域の一様性に関する性質としては，あるシーンの特徴が同一もしくは連続で緩やかな変化をしている画像に分割することが挙げられる．また，エッジに関する性質については，特徴が不連続，もしくは急激に変わっているところで分割することが挙げられる．具体的には前者の方では特徴量のヒストグラムや多次元特徴空間における ISODATA 法などのクラスタリングによる手法などがある．後者の方では，エッジを延長して閉じた領域を生成するエッジ延長法などがある．多くの領域分割手法は主に前者の性質を用いる．この理由として，後者のエッジを領域分割において用いる場合は不安定であると言えるからである．すなわち，領域分割においては境界線の閉じている領域に分割する必要があると言える．エッジは局所的な情報から抽出され，大局的な情報が得ることができない．そのため，ある部分で濃度差が小さい場合，その部分で領域の境界線が欠落してしまい，隣接している領域同士は統合されてしまう．このため，エッジによる領域分割は境界の閉じた領域の生成のためにヒューリスティックにエッジを伸ばす必要がある．そうは言うものの，前者の領域の一様性を主に用いる場合にも欠点がある．それは大局的な情報を用いるため，局所的な情報を見落としやすく，ごま塩状の領域が発生したり，コントラストの低いところでは過統合

になりやすい。

領域分割では、特徴量の大局的な情報やエッジなどの画像平面上における局所的な情報を単独で使用する場合、領域をうまく分割できないよく場合がある。具体的には、大局的な領域情報を用いた場合、コーナー付近では Rounding 効果が起きてしまう。また、局所的なエッジ情報を用いた場合、コーナー付近でのエッジの欠落を招く。このため、人間が認知するような領域には分割できない。人間の視覚機能を模倣するならば、画像平面上における大局的な情報と局所的な情報の中間的な位置づけとなるコーナー点といった特徴点は重要な役目を果たすことになる。

コーナー点は領域分割に限らず、コンピュータ・ビジョンにおいてとても重要な要素の1つである。例えば、画像の位置あわせ [1]、移動物体の追跡 [2] などにも重要な情報として使用される。そのため、特徴点であるコーナー点を検出することはとても重要なことであると言える。このようなコーナー点の必要性から、今まで数多くのコーナー検出手法が提案されてきた。そして、それらの手法は大きく2つに分けることができ、それらはそれぞれ大局的な領域情報に基づくもの [3][4] と局所的なエッジ情報に基づくもの [5][6][7][8] という領域分割の2つの基準に準じるものである。しかし、今まで提案されたコーナー検出手法は領域分割における欠点を補えていない。前者の大局的な領域情報に基づくアプローチとしては、まず、画像を幾つかの領域に分割して、その後、チェインコードを利用して変化の大きなところをコーナー点として検出する。しかし、このアプローチでは領域分割のときと同様、コーナー付近で Rounding Effect が起きてしまい、コーナーは丸みを帯びてしまう。もう1つのアプローチではコーナーモデルを想定してモデルからエッジらしさを解析してコーナーを検出するというものである。しかし、このアプローチではコーナー付近でエッジが抽出できずにエッジの断片からコーナーを検出するため、コーナーの位置がずれてしまう。

これらの問題を解決するために、SRED を用いたコーナー検出手法 [9] が提案されている。これは、領域情報とエッジ情報を組み合わせることにより、コーナーを検出する手法である。具体的には、各画素でエッジとしての確からしさを全方向について求めることにより、コーナー検出の精度・安定性の向上を図っている手法である。この手法により、領域分割による領域境界上の画素に因われずに、また、エッジの欠落にも対応したコーナー検出が実現される。しかし、この手法には大きく2つの課題が残されている。1つ目として、エッジの方向によりコーナーの抽出精度が異なってしまうこと、2つ目として、コントラストの低い箇所のコーナーは検出できないことである。デジタル画像における直線はジャギーを帯びてしまい、直線の方向によってジャギーの度合いが変化する。しかし、コーナー検出のような特徴点をみつける際、ジャギーの影響や制限は無視できないものがある。

本論文ではこのような背景を踏まえて、精度・安定性を重視したコーナー検出手法を実現するために SRED を用いたコーナー検出手法の問題点に取り組み、より安定したコーナー検出手法を提案する。すなわち、ジャギー効果を考察して、エッジの方向の影響を軽減させ、また、エッジの存在を画像の輝度値による評価を領域の安定性による評価に変えることで、コントラストの低い箇所においても対応したコーナー検出の実現までの課程を導く。

本論文の第 2 章では、代表的なコーナー検出手法について紹介する。第 3 章では、SRED を用いたコーナー検出手法について説明する。第 4 章では、SRED を用いたコーナー検出手法の問題点に対して WI-SRED と領域の信頼度を用いて改善を図るコーナー検出手法を提案する。第 5 章では、画像処理において一般的な問題として挙げられる窓の大きさについて考察して、窓の大きさによる出力結果の依存性を軽減するコーナー検出手法についての考察・アプローチについて述べる。最後に第 6 章で本研究のまとめを記す。

## 第2章 関連研究

### 2.1 緒言

画像は膨大なデータを持っている。現在、コンピュータ・ビジョンにおいて膨大なデータの全てを処理の対象とすることはできないので、前処理としてその中から特徴的なところを抽出して処理を行うことが多い。特徴的なところの代表的なものとしてはエッジ(輪郭)や、コーナー、が挙げられる。エッジは2値化のように対象のシルエットのみでなく、その構成要素も知ることができる。この処理は、入力画像を線画に変換したとみなすことができる。そして、この線画に変換しても、意味のある情報をあまり失わない。それも拘わらず、情報量は削減できるため、コンピュータにとって線画は扱いやすいデータである。したがってエッジは検出 [10][11][12][13] は前処理として重要な処理として挙げるができる。コーナーはエッジ情報を抱合しており、画像処理において重要な情報を提供する。そして、コーナーを利用することにより、具体的な画像解析が可能となる。例えば、画像中の領域分割、物体抽出、三次元復元など適用範囲は広いと言える。さらに良いことに、情報量はエッジ検出の際と比べてさらに削減できるうえ、意味のある情報をあまり失わない。このため、コーナー検出も前処理としては重要な処理として挙げるができる。

エッジとコーナーの同一の特徴として明るさが急激に変化する場所であることが挙げられる。明るさを急激に変えるものには、光源の変化、物体表面の反射率の変化、物体形状による変化、遮断による変化など数多くの要素が考えられる。しかし、コーナーではこれらの要素の影響を特に受けやすい。これはコーナーの位置において複数のエッジが一点で交わっているために、様々な要素が複雑に影響を及ぼしあっているためである。そのためコーナーを検出することはエッジを検出することよりも困難である。しかし、コーナー特徴の必要性から、今まで数多くのコーナー検出手法が提案されてきた。ここでは、今まで提案されてきたコーナー検出手法について概観する。

### 2.2 コーナー検出手法

現在まで提案されているコーナー検出手法のアプローチはコーナーらしさの定義に基づき大きく3つの手法、すなわち、領域情報に基づく手法、エッジ情報に基づく手法、その他の手法、に分けることができる。

#### (1) 領域情報に基づく手法

- Deriche-Faugeras[3]

## (2) エッジ情報に基づく手法

- Kitchen-Rosenfeld[5], Chen[6]
- Beaudet[7]
- Harris[8]

## (2) その他の手法

- Smith-Brady[14]
- 江藤 [9]

領域情報に注目した手法では、一度画像を幾つかの領域に分割した後、チェインコードを利用してコーナー検出する手法である。エッジを利用した手法ではコーナーモデルからエッジらしさを解析することによりコーナーを検出する手法である。また、これらのコーナー検出のタイプとは別に、領域情報とエッジ情報の両情報を組み合わせた SRED を用いたコーナー検出や、加重平均による平滑を必要としない SUSAN オペレータを使用したコーナー検出もある。

この節では、コーナー検出手法を以上の3つ、領域情報に基づくアプローチ、エッジ情報に基づくアプローチに分類して各々のアプローチ、その他のアプローチの特性について上記の手法の幾つかを簡単に概観して、節 2.2.4 にまとめて考察する。

### 2.2.1 (1) 領域情報に基づく手法

一般的に、領域情報に基づく手法ではまずエッジを検出した後、閉じた領域を生成する。つまり、幾つかの領域に画像を分割して、その後、検出したエッジに対して曲率の大きな箇所をコーナーとして検出するのが一般的である。領域情報に基づいた手法 [3][4] は幾つか提案されているがここでは領域情報に基づいた代表的な手法の1つである Deriche ら [3] のコーナー検出手法について簡単に述べる。

Deriche らは、まず、エッジ検出を行い、その後エッジを鎌消して閉じた領域のエッジを検出する。これにより、エッジ断片上に存在するコーナーを画像全体から絞りこむことができる。その後、閉じられたエッジ上の画素に対してエッジの方向、つまり、接弦単位ベクトルを求め、その曲率を計算して、曲率の大きい箇所をコーナーとして検出する。曲率の大きい箇所を求める方法は、 $x$ 座標と $y$ 座標に対して  $I(x, y)$  の偏微分を用いて接弦単位ベクトルを評価することで行った。

### 2.2.2 (2) エッジ情報に基づく手法

エッジ情報に基づく手法では、画像上で直接コーナーを検出するアプローチである。近年では、このアプローチが主流となっている。一般的にこのアプローチでは、それぞれのコーナー



モデルからエッジについての解析を行いコーナーらしさを定義してコーナーを求める．以下ではエッジ情報に基づく手法のうち良く知られた3つの手法を簡単に説明する．

Kitchen と Rosenfeld はコーナーらしさを局所的な輝度勾配とエッジ線上における輝度の方向変化量との積で表せるとした．コーナー検出は輝度勾配の大きさを利用した非極大点消去手法を使うことにより，コーナーの可能性となる点に対して曲率を掛け合わせて，局所的に極大となる点を見つけ出すことにより，コーナーの検出を行う．また，コーナーらしさ  $\Delta_{kitchen}$  は次式のように定義している．

$$\Delta_{kitchen} = \frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{yy}I_x^2}{I_x^2 + I_y^2} \quad (2.1)$$

Beaudet はコーナーらしさを Gauss 曲率で表現して，画像表面における2次の Taylor's 展開を持ちいて回転に不偏な DET オペレータを提案した．

$$DET = I_{xx}I_{yy} - I_{xy}^2 \quad (2.2)$$

コーナー検出にはこのオペレータの極値 DET の絶対値による閾値処理により行う．ここで，2次元関数の各点における曲がり具合を表す尺度として，曲率を表現するための関数の2次微分，つまり，Hessian 行列がある．Hessian 行列はすなわち，図 2.1 のように画像を第1次元，第2次元，輝度の大きさを第3次元にするとコーナー付近での曲面が急激に変化する特徴を利用したもので

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{xy} & I_{yy} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

で表される．Hessian 行列の行列式  $|H|$  は曲面の各点における曲率を表すものとして用いられる．また，曲面の各点における最大曲率と最小曲率の積  $\kappa$  として定義されるガウス曲率は

$$\kappa = \frac{|H|}{(1 + I_x^2 + I_y^2)^2} \quad (2.4)$$

で計算される．このときの注目すべきことは，分母は共通であるためガウス曲率と DET は同一の意味を持つことになることであると述べている．

Harris は解析展開 (analytic expansion) を行って Plessey コーナー検出器を提案した．マスクサイズは  $W = (n \times n)$  として，まず偏微分により  $I_x, I_y$  を求め，その後， $I_x^2, I_y^2, I_{xy}$  を各々求める．さらに， $I_x^2, I_y^2, I_{xy}$  に Gauss 関数を掛け合わせて

$$\hat{I}_x^2 = I_x^2 \otimes \text{Gauss} \quad \hat{I}_y^2 = I_y^2 \otimes \text{Gauss} \quad I_y \hat{I}_x = (I_x I_y) \otimes \text{Gauss} \quad (2.5)$$

重み付きの平均値  $\hat{I}_x^2, \hat{I}_y^2, I_y \hat{I}_x$  を求め，行列  $A$  の固有値  $\mu_1$  と  $\mu_2$  を評価し，共に大きな値をとるときをコーナー点とした．

$$A = \begin{bmatrix} \hat{I}_x^2 & I_y \hat{I}_x \\ I_y \hat{I}_x & \hat{I}_y^2 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

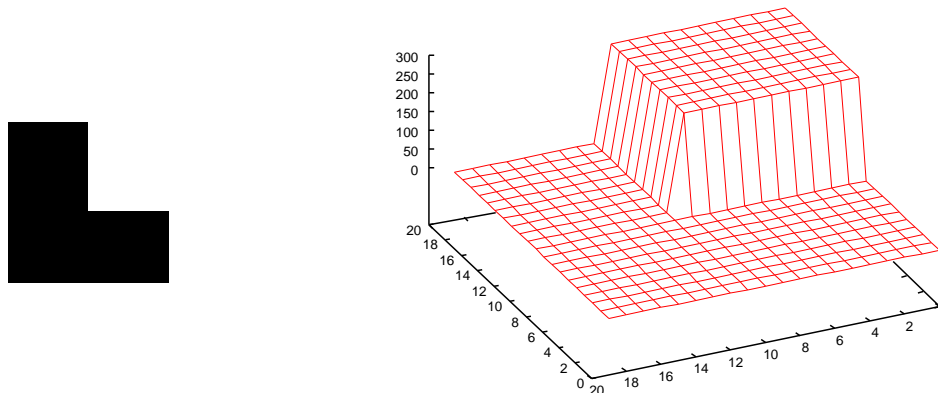


図 2.1: コーナーを含む原画像 (左), 画像を第 1 と第 2 の次元として, 画像の明るさを第 3 次元として立体的に見た場合のコーナー点 (右)

実際には Plessey のコーナー検出手法ではコーナーらしさの比率として  $C_p$  を

$$\begin{aligned}
 C_p &= \frac{\text{Trace}C}{\text{Det}C} \\
 &= \frac{\hat{I}_x^2 + \hat{I}_y^2}{\hat{I}_x^2 \hat{I}_y^2 - \hat{I}_x \hat{I}_y} \\
 &= \frac{\mu_1 + \mu_2}{\mu_1 \mu_2}
 \end{aligned} \tag{2.7}$$

と評価し,  $C_p$  が小さいときのみコーナー点として検出している.

### 2.2.3 (3) その他の手法

ここではコーナーを検出する際, エッジ情報と領域情報の両情報を適用した手法や, また, 主にコーナーらしさを曲率で表現する手法とは全く異なる手法について簡単に概観する.

Smith らはコーナーらしさに対して曲率の概念を取り除いた新しいモデルを考案して, SUSAN オペレータを提案した. SUSAN オペレータは加重平均による平滑化が不要なため, 検出位置がずれない. SUSAN オペレータでは円形マスクを適用し, 中心の画素の輝度と近い輝度をもつマスク内部の画素の数  $N(r_0)$  をを数える.

$$N(r_0) = \sum_{r \in M} \{1 - \delta(\|I(r) - I(r_0)\| - t)\} \tag{2.8}$$

$r$  は点の座標,  $r_0$  はマスクの中心の座標,  $M$  はマスクの範囲  $I$  はモノクロ画像の場合はその濃淡値, カラー画像の場合は R, G, B の各々の値をベクトルにならべたもの,  $t$  は閾値である. ノイズによる輝度の変化が  $t$  より小さければ, 結果に影響はないため平滑化の必要性がない. 中心がコーナーに来たときに,  $N$  がもっとも小さくなる. そこからはずれると  $N$  の値は増加する. つまり,  $N$  の極小値の探索によりコーナーを検出する. しかし, 実画像にはノイズが多く含む

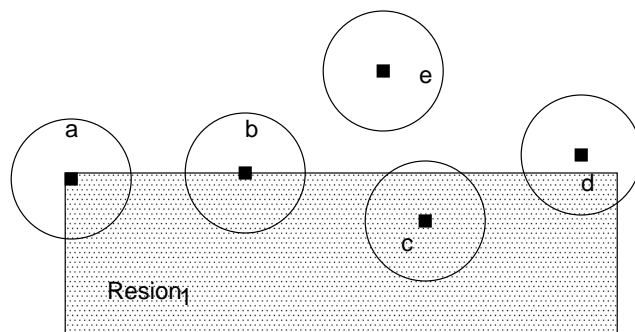


図 2.2: SUSAN オペレータ. マスクの中心がエッジ上にあれば, マスクの中心と同じ輝度値をもつ画素の数がマスク面積が  $1/2$ (b), エッジから離れて行くと面積は増加する (c)(d)(e). またコーナーにマスクの中心がきたときはマスク面積の  $1/2$  未満になる.

ため, スムージングを行ったあと,  $N$  を求めてコーナーを検出する. 図??は SUSAN オペレータの適用例を示したものである. 図??において円形マスクの中心が (a) ではコーナーの位置で重なり, (b) ではエッジ上で重なったものである. SUSAN オペレータは中心と同じ輝度の画素数を数えるので図??においてマスクの面積に対して (a) は  $1/4$ , (b) は  $1/2$  となる.

江藤らは各画素において全ての方向でエッジの確からしさを求め, その後, エッジの方向を求めてエッジ間のなす角度をコーナーらしさと定義した. 各方向でのエッジの特徴を

$$f(x, y, \theta) = \frac{1}{k} \sum_{r=0}^k I(x + r \cos \theta, y + r \sin \theta) \quad (2.9)$$

で求める. ここで  $I(u, v)$  は画素  $P(u, v)$  における明るさである. そして, エッジの確からしさは

$$g(x, y, \theta^*) = \max_{\theta} |f(x, y, \theta) - f(x, y, \theta + \pi)| \quad (2.10)$$

で求めた. また, エッジの方向は  $f$  から

$$h(x, y, \theta) = \left| \sum_{n=0}^R f(x, y, \theta + n) - \sum_{n=0}^R f(x, y, \theta - n) \right| \quad (2.11)$$

で評価した. ここで  $R(0 < R \leq \pi)$  はマスクサイズである. そして, 求めたエッジ間のなす角度が  $\pi$  以下である角度を持つのであれば, その点をコーナー点として検出する. ここでは求められるエッジの方向はエッジの確からしさがエッジの途切れが生じやすいコーナー付近においても輝度の明るさによらずに求めることができるため, 安定してコーナーを検出できる.

## 2.2.4 コーナーに関する情報の考察

コーナー検出において, 重要なことはコーナーらしさをどのように定義し, コーナーの情報を何を使ってどのようにして検出するかである.

領域情報に基づいたコーナー検出手法ではエッジを検出して、その後、大局的な情報に基づきエッジを連結して閉じた領域境界を生成する。そして、その領域境界上にコーナーが存在すると仮定し、領域境界上で曲率の尺度をもってコーナーらしさを定義する。つまり、コーナーらしさは領域境界の曲率で定義される。しかし、このアプローチでは領域境界をエッジ検出により検出することにより、大局的に領域状態を幾何的・形状的に見ることは可能になるが、この時に、重要なのはコーナーを構成する領域境界がどのように検出されてエッジを連結しているかである。コーナー付近では複数のエッジが多く交わっているため複雑になっており、しばしば、エッジが途切れるため精度の良いエッジを検出できない。それに対して、無理に閉じた領域境界を生成してもコーナー付近のデータは検出されたエッジを基に大局的なデータとして扱われるため、コーナー付近では精度のよい領域境界を求めることができず、丸みを帯びることもしばしばある。そのため、正確なコーナーの位置でエッジが検出されず、ずれた位置でコーナーが検出されてしまう結果をまねく。このことから、領域境界に基づいたコーナー検出手法は局所的情報が無視されてしまい、大局的情報に囚われることが問題であることがいえるだろう。しかし、検出されたエッジを大局的な情報として見なすことは人間の視覚機能に司る1つの特徴量の可能性であることは疑えない。

エッジ情報に基づいたコーナー検出手法のアプローチでは、領域情報の基づいたコーナー検出のアプローチと異なり、画像上の局所的な情報のみで直接コーナーを決定する。そのため、大局的情報に囚われずに全ての画素に対してコーナーらしさを求めることができる。Kitchen-Rosenfeldの手法においては輝度勾配の大きさと輝度の変化に伴う方向の変化量の積でコーナーらしさを定義している。しかし、コーナーに近い箇所ほど、輝度の変化量が減少する傾向があるため、輝度の変化の大きい箇所の影響を受け、コーナー付近でのエッジは丸みを帯びてしまい、コーナーらしさの尺度は正確なコーナーの位置で局所的に極大になることは少ない。結果的に、ずれた位置でコーナーが検出されてしまう問題を持つ。Beaudetの手法においては、コーナーらしさをGauss曲率と同値の尺度としたが、Gauss曲率の極大点が必ずしもコーナーの位置とは一致しない。この尺度はコーナーの形状に依存するため、コーナーが変われば検出される位置も変わる問題がある。また、Harrisの手法においてはマスク内部を $x$ 方向と $y$ 方向の偏微分値にガウス関数を掛けてあわせている。しかし、この際、ガウス関数は加重平均による平滑化として適用されるため、分散の大きい箇所の影響を受け、最終的にコーナーとは異なる位置で固有値が大きくなり、誤った位置でコーナーが検出されてしまう。これらの背景から、エッジ情報に基づくコーナー検出のアプローチにはそれぞれに対しての問題点があることが分かる。しかし、これらの問題点には共通点があり、上記の手法では大局的制限が無いために位置ずれが生じると言える。すなわち、大局的な情報や領域の分離性などの情報を適用せずに局所的なエッジの大きさや向きの情報のみでコーナーを探索するため、大局的に画像を見た際にコーナーの位置がずれる。しかし、コーナー付近での局所的なエッジ情報はコーナー検出においてコーナーの位置を決定する際に見落とすことのできない情報である。

SUSANオペレータは加重平均による平滑化が不要なため位置がずれない良い検出器である。画像上の画素を領域内部の画素、エッジ断片上画素、コーナーを構成する画素と3パターンに

わけることでコーナーのモデル化を行っており、コンピュータ・ビジョンにおいてはとても実用的な手法とも言える。またマスクのサイズに依存しない点についても良い手法と言える。しかし、コーナーを検出する前にスムージングを行うため、スムージングの結果にコーナー検出結果が大きく依存する。すなわち、スムージングによりオリジナルデータが壊され、コーナーを検出できないことやコーナーでない位置でコーナーを検出することが生じる。また、江藤らは局所的に情報を基に各方向でエッジの確からしさを求め、求めたエッジの確からしさに基づき大局的な幾何情報を得てそれらを組み合わせることによりコーナーを検出するため、非常に安定してコーナーを検出できる。しかし、各方向でのエッジ特徴の精度が方向に依存してしまう点や雑音に対してロバストにするため、コントラストの低い箇所でのコーナー検出が困難である問題をもつ。

例えば人間がコーナーをみつける際、コントラストの低い箇所にあるコーナーは大局的な情報を利用してある程度のコーナー位置を予測できる。しかし、具体的なコーナー位置を検出するには局所的なデータを利用する。このことは先で記した大局的な情報に基づくアプローチや局所的な情報に基づくアプローチのそれぞれ足りない部分を補うアプローチであると考えられることができる。また、このアプローチではコントラストの低い箇所に限らず行っていると考えることも可能である。以上のことを踏まえると、局所的なエッジ情報と大局的な領域情報を利用することにより、安定して精度の良いコーナー検出が行えると考えられる。

## 2.3 結言

この章では、今までに提案されているコーナー検出手法をコーナーらしさのカテゴリにおいて分類して各々について概観した。コーナーらしさのカテゴリによると、領域情報に基づいてコーナー検出を行うアプローチ、エッジ情報に基づいてコーナーの検出を行うアプローチ、その他のアプローチの3つに分類することができる。しかし、領域情報に基づいたアプローチとエッジ情報に基づいたアプローチにおいて、ほとんどの手法において、コーナーらしさは曲率でもって表現している。しかし、各々のアプローチで、もう一方の情報の欠落からコーナー検出位置がずれる問題をかかえることを述べた。すなわち、大局的な領域情報に基づく手法では局所的なエッジ情報を利用しないために、また、局所的なエッジ情報に基づく手法では大局的な領域情報を利用しないためにそれぞれ精度のよいコーナー検出を行うことができないことを示した。つまり、領域情報とエッジ情報の両情報に基づくアプローチは安定した精度の良いコーナー検出を行えると考えられることができる。そこで、領域情報とエッジ情報の両情報を利用した江藤らの手法によるアプローチは良いアプローチと言えるだろう。そこで、江藤らの手法について次章で詳しく述べ、それらの問題点について検討してことを第4章、第5章で述べる。

また、コンピュータ・ビジョン全般において窓(マスク)の大きさによって処理結果が変わってしまう問題がある。窓の大きさにより、精度の良い結果を得ることができなければ実用的ではない。このことはコーナー検出においても言えることであり、その点に関して、Smithらの窓の大きさに依存しない手法は非常に素晴らしい手法と言えるだろう。近年でも、窓の大きさに

依存しない画像処理をめざし、スケール・スペースについての研究が行われおり、また、それを利用した様々画像処理が行われている。しかし、まだ、窓スケールに完全に対応した手法は提案されてなくこれからの重要な課題の1つである。

## 第3章 スリット回転型エッジ特徴特徴抽出器を用いたコーナー検出手法

### 3.1 緒言

前章で安定したコーナー検出を実現する為のアプローチの1つとして、大局的な領域情報と局所的なエッジ情報を組み合わせることが挙げられた。そこで、この章では大局的な領域情報と局所的なエッジ情報に基づいた手法である江藤らの手法のSREDを用いたコーナー検出について詳しく説明する。

### 3.2 基本的な考え方

画像中の小領域における輝度の微分値は大きさと向きが存在する。すなわち、画像中のエッジは強度と方向の2つの尺度をもつ。SREDを用いたコーナー検出手法においてコーナーらしさは、エッジの方向のによる角度とし、コーナーは以下のように定義している。

- $N(N > 1)$ 本のエッジ  $l_n(n = 1, 2, \dots, N)$ が各々交わっているある画素である。
- 隣り合うエッジ  $l_n$ と  $l_{n+1}$ のなす角度を  $w_n$ とすると、少なくとも  $w_n(n = 1, 2, \dots, N)$ のうち1つは  $\pi$ でない。ただし、 $w_N$ は  $l_N$ と  $l_1$ で構成される角度である。

ここで、SREDを用いたコーナー検出手法の全体の流れを図3.1に示す。図3.1において、(A)は入力画像として与えられ、コーナーのモデルを示している。このモデルにおいて、画像が2本のエッジと2つの領域から構成されており、各々のエッジで分割された領域は輝度値は  $\mu_1$ ,  $\mu_2$ で一様であり、各々の角度はそれぞれ  $x$ 軸を基準に  $\theta_1$ ,  $-\theta_2$ である。各々のエッジは画素  $P'$ において交わっていて、このとき、画素  $P'$ をコーナーとする。

そして、(S1)スリット回転型エッジ特徴抽出器(SRED)を適用する。SREDの中心  $P$ を(A)の  $P'$ に重ねて各々の方向でエッジ特徴を求める。これにより、(B)のような画素  $P$ におけるエッジ特徴  $f$ を得ることができる。また、各画素に対してエッジ特徴を用いることにより、各方向のエッジの確からしさを求めることができる。その後、エッジの確からしさに基づき(D)エッジ点候補  $P_e$ が抽出される。

また、(S2)方向特徴抽出器(DFD)をエッジ特徴  $f$ に適用することにより、(C)方向特徴  $h$ を得ることができる。ここで十分大きな方向特徴  $h$ の極大点を構成する方向に注目して、極大点間のなす角度が  $\pi$ でない角度をもつことを調べ、 $\pi$ でない角度を少なくとも1つ持つ場合、(E)

コーナー点候補  $P_c$  として検出する。最後に、(D)のエッジ点候補と(E)のコーナー点候補を統合させることによりコーナーの検出を行う。

### 3.3 スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたエッジ特徴抽出

各画素において全ての方向でエッジの確からしさはスリット回転型エッジ特徴抽出器 (SRED : Slit Rotational Edge-feature Detector) で評価される。図 3.1 (b)において、長さ  $k$  のスリットは画素  $P(x, y)$  にセットされ  $P$  を中心に  $0 \sim \pi$  まで回転させる。その際、求めるエッジ特徴  $f(x, y, \theta)$  は以下の式で評価される。

$$f(x, y, \theta) = \frac{1}{k} \sum_{r=0}^k I(x + r \cos \theta, y + r \sin \theta) \quad (3.1)$$

で求める。ここで  $I(u, v)$  は画素  $P(u, v)$  における明るさである。そして、画素  $P$  におけるエッジの確からしさ  $g$  は

$$g(x, y, \theta^*) = \max_{\theta} |f(x, y, \theta) - f(x, y, \theta + \pi)| \quad (3.2)$$

で求められる。また、エッジ点候補  $P_e$  は  $I(x, y)$  の周辺の局所的な領域の内部において、非極大となっていたときの画素  $I(x, y)$  が  $P_e$  として抽出される。

### 3.4 方向特徴抽出器を用いた方向特徴抽出

画素  $P$  がエッジを構成するならば、 $P$  におけるエッジ特徴  $f$  はエッジの方向を示す  $\theta$  の方向で急激に変化する。このことから、 $P(x, y)$  におけるエッジの方向を決定するために、方向特徴抽出器 (DFD : Direction-Feature Detector) を  $f$  に対して適用する。そして、 $P(x, y)$  における方向特徴  $h(x, y, \theta)$  は次式により計算される。

$$h(x, y, \theta) = \left| \sum_{n=0}^R f(x, y, \theta + n) - \sum_{n=0}^R f(x, y, \theta - n) \right| \quad (3.3)$$

ここで、 $R(0 < \theta \leq \pi)$  はマスクサイズである。この  $P$  における方向特徴は局所的に極大となる  $h$  の  $\theta$  方向とわかる。そして、抽出されたエッジが少なくとも2本あり、隣り合うエッジ間のなす角度が少なくとも1つは  $\pi$  でないとき、画素  $P$  はコーナー点候補  $P_c$  として抽出される。

最後にエッジ候補点  $P_e$  とコーナー候補点  $P_c$  の2つの候補点を統合することにより、コーナーは検出される。実際には、画素  $P$  が  $P_c$  として検出されていて、また、局所的に極大である  $h$  の方向に  $P_e$  が連結したエッジとして存在するかどうかを調べ、エッジとして存在するとき画素  $P(x, y)$  をコーナー点として検出する。



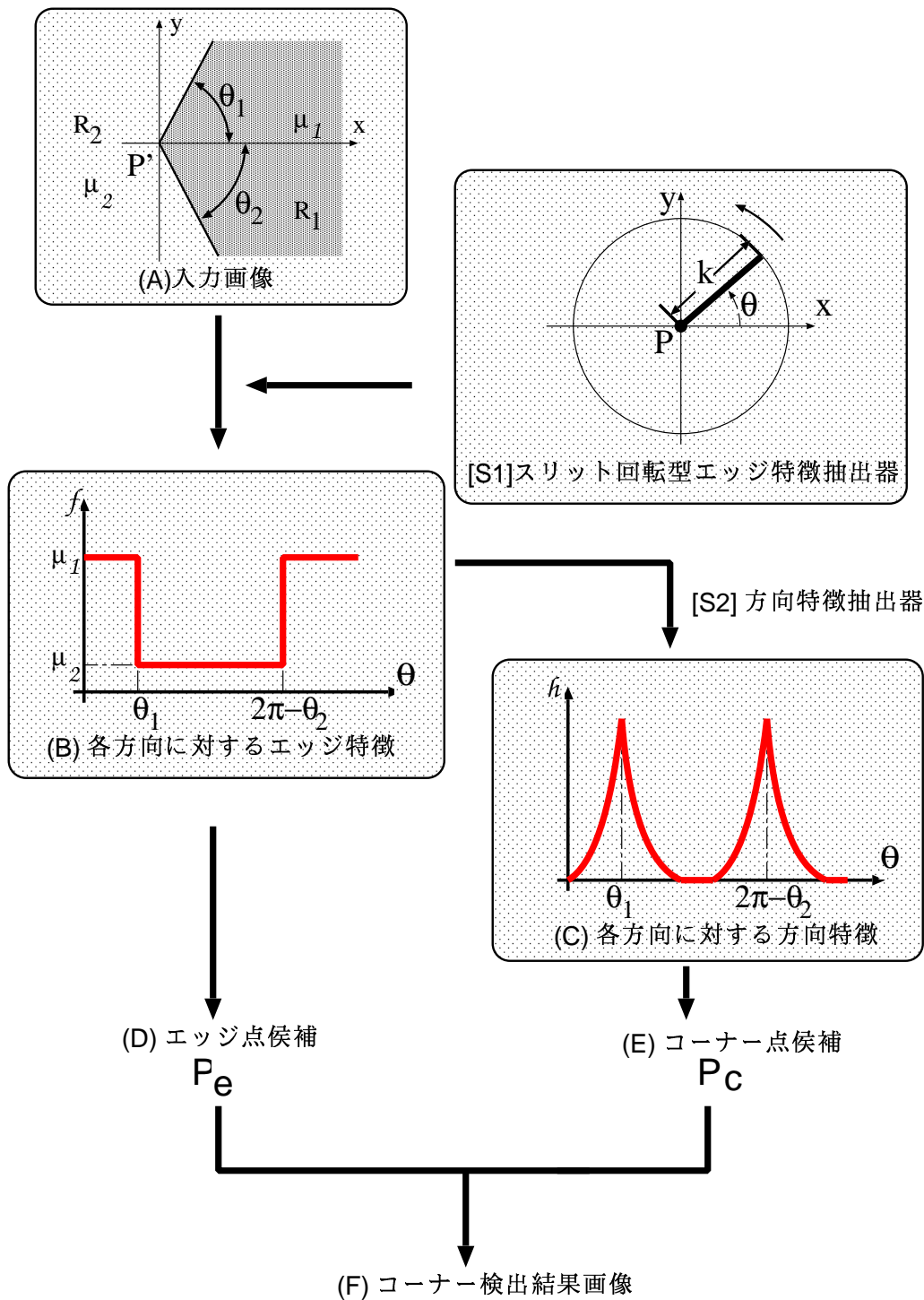


図 3.1: SRED を用いたコーナー検出手法の全体の流れ:(A) 入力画像, (B)SRED による (エッジ特徴の出力) $f$ , (C)DFD による (方向特徴の出力) $h$ , (D) エッジ候補点  $P_e$ , (E) コーナー候補点  $P_c$ , (S1)SRED, (S2)DFD

### 3.5 スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたコーナー検出手法の問題点

SREDを用いたコーナー検出では全ての画素に対して、全方向でエッジの確からしさをSREDでもって求め、その後、DFDでエッジの方向を検出する。これは、言い替えると局所的な特徴量であるエッジ特徴を利用したテンプレートマッチングである。これにより、安定したコーナーの検出が可能となる。しかし、この手法は以下の大きな2つの問題点が残されている。

- エッジ方向の抽出精度が角度により異なる。  
デジタル画像は離散化された画素で構成されている。そのため、デジタル画像上で直線を表現するとジャギーを帯びることが殆どである。ジャギーとは直線線分がギザギザになっている状態のことである(図3.2)。直線の線分の長さに依存せずにジャギーを帯びない方向は、第1象限については $0, \pi/4, \pi/2$ の方向のみである。すなわち、 $0, \pi/4, \pi/2$ 以外の方向はすべてジャギーを帯びることになる。また、このジャギー効果は各方向における直線分で表現する際、画素の数変動する。すなわち、スリットを構成する画素の数が変わる。そのため、各方向で求めるエッジ特徴 $f$ は方向によって精度が変化してしまい、精度のよいエッジ特徴を求めることができない。
- コントラストの低い箇所でのコーナーの検出は困難  
エッジの確からしさはエッジ特徴 $f$ の強度に対する差分値、つまり、 $h$ の閾値処理のみで評価される。実際には、画像中に存在する雑音の影響を受けて、エッジが存在しない方向にも局所的な極大値 $h$ を持ち、誤った方向にもエッジが求められる。結果的に、この手法では雑音の影響を避けるため、 $h$ に対する閾値処理の閾値の値を大きくすることにより解決を図っている。しかし、画像中のコントラストは一定では無いために、コントラストの低い値では $h$ の値は非常に小さい。結果的に雑音を避けるために閾値の値を大きくしたことが、コントラストの低い位置でのコーナー検出を困難にさせる。

これらの問題点からSREDによるコーナー検出結果はコントラストの低い位置ではコーナーが検出されず、また、コーナーでない箇所でもコーナーを検出してしまう。



図 3.2: 離散画像で表現される直線

### 3.6 結言

SREDを用いたコーナー検出手法は全ての方向に対して、エッジの確からしさを求めることにより、コーナーを形成する複数のエッジの方向の特徴量  $h$  を各画素について求めることができる。その結果、コントラストの低く成りやすいコーナー付近においてもエッジの方向を求めることができる。また、同時にエッジの確からしさに対して局所的に極大となる点をエッジ点候補として抽出することにより、大局的な情報としてのエッジ断片を求めることができる。そして、大局的なエッジ断片の情報とエッジの方向から求められるコーナー点候補を統合することにより安定したコーナーの検出が可能になる。しかし、この手法には大きく2つの問題が残されている。問題の1つ目としては、デジタル画像が構成する直線はジャギーを帯びてしまうため、直線の向きを示すスリットの方によってスリットを構成する画素数などの変動から理想的なエッジ特徴を求めることができないことが挙げられる。もう1つとして、画像中に含まれる雑音に対してロバストにするために、エッジの方向を決定する際に、方向特徴  $h$  に対して行う閾値処理の閾値の値を大きくしなければいけないために、 $h$  が小さくなるコントラストの低い位置ではコーナーを検出することができない問題がある。

## 第4章 WI-SRED - 重みつきスリット回転型エッジ特徴抽出器

### 4.1 緒言

SREDを用いたコーナー検出手法では大きな2つの問題点が残されていた。1つ目として、スリットの方角によってエッジ特徴の抽出精度が異なること、2つ目として、コントラストの低い箇所ではコーナーの検出が困難であることが挙げられていることを前章で示した。本章では、1つ目の問題点であるスリットの方角に対するエッジ特徴の抽出精度の依存性を軽減するために、デジタル画像からアナログ画像に近似して、近似を行った画像上でエッジ特徴を求める重みつきスリット回転型エッジ特徴抽出器 (WI-SRED) を提案する。また、スリットのマスク形状についても考察を行う。

### 4.2 コーナーの定義

提案手法で対象とするコーナーは以下の定義に従うものとする。

- 画像を幾つかの領域に分ける際に領域を決定する  $N(N > 1)$  本のエッジ  $l_n(n = 1, 2, \dots, N)$  が各々交わっているある画素である。
- 隣り合うエッジ  $l_n$  と  $l_{n+1}$  のなす角度を  $w_n$  とすると、少なくとも  $w_n(n = 1, 2, \dots, N)$  のうち1つは  $\pi$  でない。ただし、 $w_N$  は  $l_N$  と  $l_1$  で構成される角度である。

また、コーナーの定義に従い、コーナーのモデル化を行う。図 4.1 に示すモデルはコーナーモデルの一例 (分岐点) である。図 4.1 において、画素  $P$  の周辺の領域は  $R_1, R_2, R_3$  に分離され、各々の領域の輝度は  $\mu_1, \mu_2, \mu_3$  で一様であり、また、正規分布に従う白色ガウス雑音  $\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$  を含むものである。また、 $R_1, R_2, R_3$  はそれぞれ画素  $P$  から直線エッジで分離されており、各々の領域のなす角度は  $\theta_1, \theta_2, \theta_3$  である。ただし、 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$  のいずれか1つの角度は  $\pi$  でないものとする。

### 4.3 基本的な考え方

本研究の基本的な考え方は SRED を用いたコーナー検出手法に準じるものであり、全ての画素に対して全ての方向でエッジ特徴を求めて、その後、エッジの方角を抽出する。その後、エッ

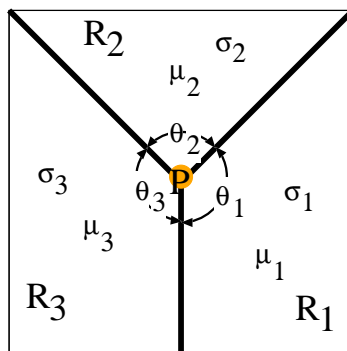


図 4.1: コーナーモデル

ジのなす角度が  $\pi$  でないかどうかを調べる。もしエッジのなす角度のうち1つでも  $\pi$  でない角度を持つならば、コーナーとして検出する。ただし、SREDの問題点に対応するために、全ての方向に対するエッジ特徴を求める際、デジタル画像からアナログ画像へ近似を行った画像上でスリットの回転に対する解像度を重みとしたエッジ特徴を求める。また、コントラストの低い箇所でのコーナーの検出ができない問題に対しては、マルチスケールなDFDを適用する。この2つ目の低コントラストの問題点に関しては第5章で説明する。最後に、決定した方向に対して領域の安定性を図る尺度となる領域の信頼度をもってコーナーを抽出する。本手法の全体の流れを図4.2に示す。

図4.2において、(A)は入力画像でコーナーモデルを示している。このモデルは  $\theta_1$  と  $2\pi - \theta_2$  の方向にそれぞれエッジを持ち、それらのエッジによって分けられる  $R_1$ ,  $R_2$  領域より構成されている。それぞれの領域では平均値が  $\mu_1$ ,  $\mu_2$  であり、それぞれ、分散が  $\sigma_1^2$ ,  $\sigma_2^2$  である正規分布に伴う白色ガウス雑音をもつ。(A)の入力画像に対して、(S1)重みつきスリット回転型エッジ特徴抽出器(4.5)により(B)各方向に対するエッジ特徴を求める。その後、マルチスケールでDFDを適用して各方向に対する(C)方向特徴をもとめる。さらに、求めた方向特徴が局所的に極大となる方向に対して(D)局所的な分離度を求めエッジの方向を決定する。最後に、決定されたエッジによって分割される周辺領域に対して、(E)領域間の分離度を求め、最終的にコーナーを検出する。

#### 4.4 デジタル画像からアナログ画像への近似

SREDを用いたコーナー検出手法ではエッジ特徴を求める際にジャギーの影響をうけるため、スリットの方法によって抽出精度が変わる問題点があった。この問題を軽減するために、デジタル画像をアナログ画像に近似する。画像の変換手法においてはラスタ画像の幾何変換が、CGや画像処理によく用いられている。ラスタ画像の幾何変換は大きくわけて以下の3つに分類できる。

- 座標変換

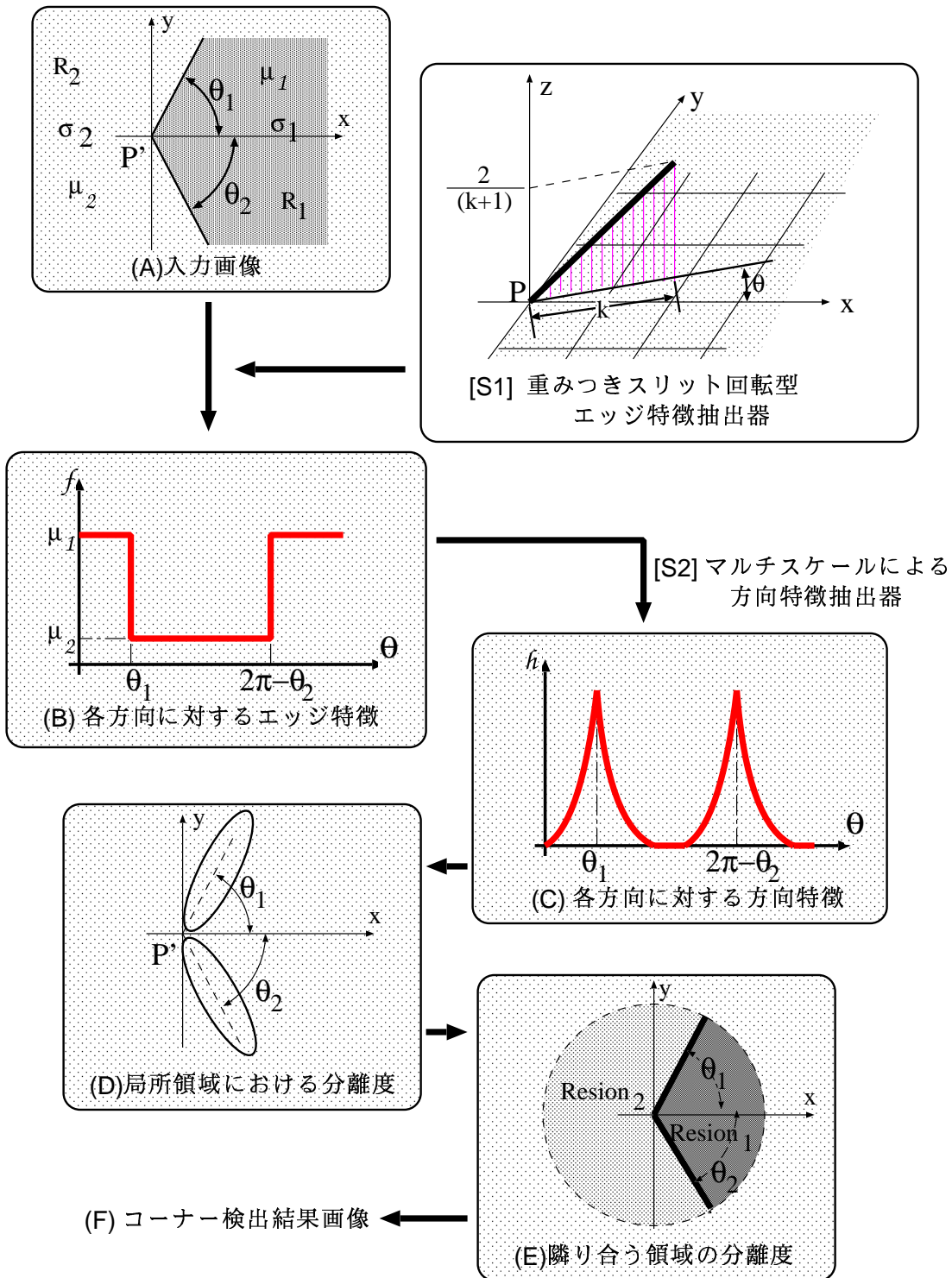


図 4.2: 提案手法の全体の流れ :

与えられた画像変換式に基づき，入力画像の画像座標を出力画像の画像座標に，あるいは出力画像の画像座標を入力画像の画像座標に変換する．

- 画像の再配列  
座標変換後の出力画像の格子状配列に対応するように，入力画像の画像データを並べ直す．
- 画像データの内挿  
座標変換後の画像データが一般には格子状に並ばないので，再配列に必要な格子点の画像データを内挿により求める．

ここでは，ラスタ画像の幾何変換に特有な処理である画像の再配列と画像の内挿について説明する．SREDに関しての座標変換変換は回転によるもののため省略する．

#### 4.4.1 画像の再配列 (resampling)

座標変換後の出力画像の格子状配列に対応するように，入力画像の画像データを並べ直す処理である．再配列には入力画像の各画素を出力画像上に投影する順変換の考えに基づく方法と出力画像の各画素に対応する入力画像上での位置を計算する逆変換の考え方に基づく方法の2つの方法がある．ラスタ画像の幾何変換では，逆変換の考えに基づく再配列の方が一般的であり，SREDを用いた手法においても，スリットの形状を決定するときに利用している．

##### 順変換の考え方に基づく方法

入力画像の各画素について，座標変換後の出力画像座標系での対応する位置を計算して，その位置に各画素の画像データを投影する方法

##### 逆変換の考え方に基づく方法

出力画像の各画素について，入力画像座標系での対する位置を計算して，その位置における画素データを求める方法

#### 4.4.2 画像データの内挿 (interpolation)

ラスタ画像の幾何変換では，変換後の出力画像座標系上に正方格子を設定し，その格子点に対応する画像データの配列に，入力画像を変換する．しかし，入力画像の各画素の画像データを出力画像上に投影する順変換の考え方に基づく再配列でも，出力画像の各画素の入力画像での対応する画像データを求める逆変換の考え方に基づく再配列でも，珪酸レ層対応位置の座標は一般的に整数値とはならない．このため，求めたい点の画像データを，周辺に存在する画像データから内挿によって求める必要がある．ラスタ画像の幾何変換で主に用いられる内挿手法には，最近隣内挿，共1次内挿，3次畳み込み内挿の3つがある．以下にこれらの内挿法について説明する．また，以下の説明では，内挿したい点の入力画像座標を  $(u, v)$ ，画像データを  $P$ ，また入力画像で画素番号  $i$ ，ライン番号  $j$  の格子点  $(i, j)$  の画像データを  $P_{i,j}$  とする．なお， $[]$  はガウス記号で小数点切り捨ての整数値を意味する．

### 最近隣内挿

図 4.3(a) に示すように内挿したい点  $P$  に最も近い格子点の画像データ  $P_{i,j}$  を、求める点の画像データとする。

$$P = P_{i,j} \quad (4.1)$$

ただし、 $i = [u + 0.5]$ 、 $j = [v + 0.5]$  である。この手法では位置誤差は  $1/2$  画素生じるが、処理アルゴリズムが簡単である。

### 共1次内挿

図 4.3(b) に示すように、内挿したい点の画像データを、その点の周囲の4点の画像データを用いて、次式で求める。

$$P = \{(i+1) - u\}\{(j+1) - v\}P_{i,j} + \{(i+1) - u\}\{v - j\}P_{i,j+1} \\ + \{u - i\}\{(j+1) - v\}P_{i+1,j} + \{u - i\}\{v - j\}P_{i+1,j+1} \quad (4.2)$$

ただし、 $i = [u]$ 、 $j = [v]$  である。この方法は、平均化の為に平滑化の効果が得られる。

### 3次畳み込み内挿

図 4.3(c) に示すように、内挿したい点の画像データを、その点の周囲の格子点 16 点の画像データを用いて、次式で示される 3 次畳み込み関数を用いて求める。

$$P = [f(y_1)f(y_2)f(y_3)f(y_4)] \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{2,1} & P_{3,1} & P_{4,1} \\ P_{1,2} & P_{2,2} & P_{3,2} & P_{4,2} \\ P_{1,3} & P_{2,3} & P_{3,3} & P_{4,3} \\ P_{1,4} & P_{2,4} & P_{3,4} & P_{4,4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ f(x_3) \\ f(x_4) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

ただし、

$$f(t) = \frac{\sin \pi t}{\pi t} \approx \begin{cases} 1 - 2|t|^2 + |t|^4 & (0 \leq |t| < 1) \\ 4 - 8|t| + 5|t|^2 - |t|^4 & (1 \leq |t| < 2) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.4)$$

$$\begin{cases} x_1 = 1 + (u - [u]) & y_1 = 1 + (v - [v]) \\ x_2 = (u - [u]) & y_2 = (v - [v]) \\ x_3 = 1 - (u - [u]) & y_3 = 1 - (v - [v]) \\ x_4 = 2 - (u - [u]) & y_4 = 2 - (v - [v]) \end{cases} \quad (4.5)$$

この方法には画像の平滑化と同時にエッジが存在する場所では鮮鋭化の効果が得られる。

## 4.5 重み付きスリット回転型エッジ特徴抽出器

SRED では各方向におけるスリットのマスクはを前節で説明した画像の再配列のうちの逆変換に基づく方法にを用いて投影することにより用いられていた。しかし、逆変換に基づく方法



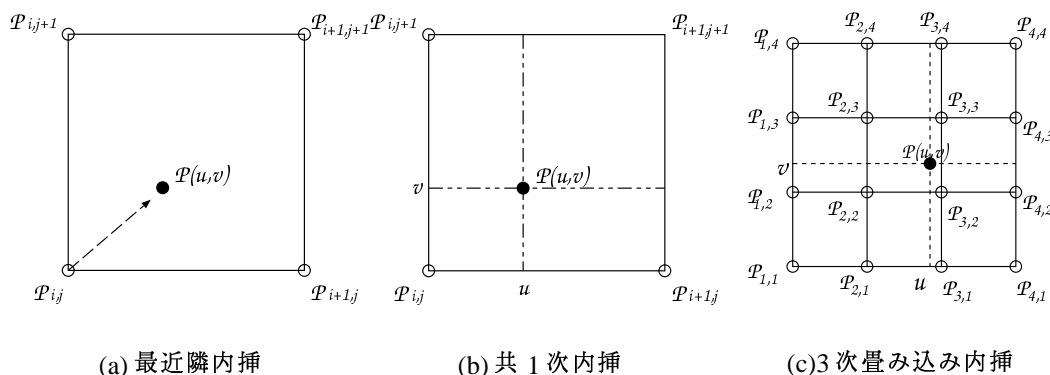


図 4.3: それぞれの内挿法. (a), (b), (c) はそれぞれ, 最近隣内挿法, 共 1 次内挿法, 3 次畳み込み内挿法を示している.

ではスリットの方向によりマスクを構成する画素数が異なり, 精度の高いエッジ特徴を求めることができなかった. そこで, スリットの方向によってマスクを構成する画素の数, すなわち, スリットを構成する画素の回転に対する投影点を数を等しくするために, 画像データの内挿を適用する. 特に本手法では, 画像データの内挿法のうち共 1 次内挿法を適用してデジタル画像からアナログ画像への近似を行う. また, 画素は格子状に配列されているため, スリットの回転に対して, スリット上の位置によって画像分解能が違う. つまり, スリットを回転させる際の注目点の周辺では, 分解能が小さく, スリットの注目点から離れば離れる程分解能は大きくなる. これより, 分解能を重みとした重みつきスリット回転型エッジ特徴抽出器 (WI-SRED) を提案する.

内挿された画像上での画素  $P(x,y)$  における重みを加えたエッジ特徴  $f_{wi}$  は次式で定義する WI-SRED でもって計算される.

$$f_{wi} = \frac{1}{k} \sum_{r=0}^k Q(x + r \cos \theta, y + r \sin \theta) w(r) \quad (4.6)$$

ここで,  $k$  はスリットの長さである. 画素  $P(x,y)$  における内挿後の輝度強度  $Q(u,v)$  は共 1 次内挿関数により, 近隣の画素から計算される. また重み関数  $w(r)$  は次式で定義される.

$$w(r) = \frac{r}{k(k+1)\pi} \quad (4.7)$$

## 4.6 結言

この章ではデジタル画像からアナログ画像への近似法について概観した. そして, ラスタ画像の幾何変換の 1 つである内挿関数を適用することによりアナログ画像へ近似した. 近似した画像上でスリットを回転させた際, スリットの方向によってエッジ特徴の出力特性の変位を軽減させる WI-SRED を提案した. また, WI-SRED ではスリットに対する分解能を重みとして加

えた。このアナログ画像への近似と重みの導入により、WI-SREDは従来のSREDに比べて良くなった点が3点挙げられる。1つ目に、エッジ特徴を求める際に、スリットの方角に対するエッジ特徴の出力特性の変位が軽減されたこと、2つ目に、共1次内挿を適用したことにより、画像中に含まれるノイズに対して、ロバストになった点、最後に、各方向でのエッジ特徴はスリットの回転に対する分解能に比例した重みを付加することにより、スリットの各方向でのエッジ特徴が方向に対して鋭敏になることである。このようにWI-SREDは従来のSREDにくらべて精度の良いエッジ特徴を求めることが可能になる。しかし、画像中の領域は全て同じ大きさを持つわけではないため、スリットの長さ、つまりマスクの大きさに依存することは否定できない。

## 第5章 エッジ方向の決定とコーナー検出

### 5.1 緒言

本章では第3章で述べた2つ目の問題に対して解決を図る。前章で求めたエッジ特徴を基にエッジの方向を抽出して、コーナーの検出を行うアプローチを説明する。アプローチは2通りあり、それぞれについて述べる。1つ目は画像中の領域がすべて一様である場合を仮定してコーナーを検出する手法である。<sup>3</sup> もう1つの手法は実画像に対してもロバストなコーナー検出を実現する手法である。これらの手法を説明した後、後者のアプローチで従来の手法と Smith らによる SUSAN オペレータを用いた手法に対してコーナー検出実検を行う。

### 5.2 エッジ方向の決定法とコーナー検出

エッジ特徴に対して DFD を適用することにより、方向特徴は得られる。しかし、SRED を用いたコーナー検出手法ではノイズに対して、ロバストで無いため、方向特徴に対する閾値を高くしなければならず、そのため、コントラストの低い箇所のコーナーが検出できなかった。そこで、本論文ではこの問題点に対して、2つの方法を提案する。

#### 領域の輝度分散に基づくコーナー点の抽出法

コントラストの低い箇所においても、コーナーを検出を行うために、従来の DFD を適用後に求めた方向特徴の局所的に極大となる角度に対して、その角度の周辺領域での輝度の均一性を求めることにより方向特徴の尺度とは独立した尺度でもってエッジ方向を決定する。その後、エッジの方向によって区切られた領域の輝度の分散に促した領域の安定性を求めることによりコーナーを検出する。

#### 領域間のクラス間分散に基づくコーナー点の抽出法

マルチスケールで DFD を適用して求めた方向特徴に対して、分離度を利用してノイズを取り除き、精度の高い方向特徴を再び求め、エッジ方向を決定する。以降、各々について詳しく説明していく。

各々の手法について以降詳しく説明する。

---

<sup>3</sup>この方法は北陸先端科学技術大学院大学修士課程中間審査 2001 にて提案済

### 5.2.1 領域の輝度分散に基づくコーナー点の抽出法

画像処理においてマスクの大きさと画像中に含まれるノイズは重要な問題である。この問題点は SRED を用いたコーナー検出においても同様である。そこで、エッジの方向を決定する際にマスクの大きさとノイズに対応した方法を本節では説明する。エッジ方向の決定のアルゴリズムは以下のとおりである。

**step1** エッジ特徴に従来の DFD を適用して方向特徴を計算する。

**step2** 図 5.1 に従うエッジの信頼度を求め、エッジの長さに対応を図る。

**step3** 注目点と周辺領域の分散を利用してコーナー点を検出する。

以下ではこのアルゴリズムについて詳しく説明する。ただし、Step1 の方向特徴の計算は SRED による手法と同じであるため省略する (3.4 参照)。

(step2) : エッジモデルによるエッジ方向の決定

DFD により得られた方向特徴に対して、局所的に極大となる単位ベクトル  $\vec{l}_n$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) を抽出する。その後、各  $l_n$  に対して、スリットの長さによる影響について調べる。図 5.1 のように、 $l_i$  方向に領域  $R_i$  と  $R_{i+1}$  に分割するエッジが存在すると仮定する (ただし、各々の領域は平均値  $\mu_1$ ,  $\mu_2$ , 分散 0 の一様領域とする)。ここで、次式の特徴を考える。

$$el_i(s_1, s_2, r_i, r_{i+1}) = \left| \frac{I(s_1 \vec{r}_i) - I(s_1 r_{i+1})}{I(s_2 \vec{r}_i) - I(s_2 r_{i+1})} \right| \quad (5.1)$$

ただし  $s_1$  ( $s_1 > 0$ )  $\neq$   $s_2$  ( $s_2 > 0$ ) とする。ここで、 $r_i$ ,  $r_{i+1}$  はそれぞれ、 $\vec{l}_n$  方向で分けられる 2 つの領域  $R_i$  と  $R_{i+1}$  内部の位置である。また  $I(\vec{n})$  は画像中の  $\vec{n}$  の位置における輝度値である。ここで、 $0 < s_1 \vec{r} < s_2 \vec{r} < k$  を満たすときコーナーとなる点において式 5.1 は  $el_i = 1$  を満たす。つまり、スリットが同一領域内でエッジ特徴を求めている場合に限り  $el$  は 1 となる。これは  $s_1$  と  $s_2$  に関係がないため、スリットの長さに依存しないことが言える。そこで、これを利用してエッジ  $l_n$  の安定性を示す尺度となる  $R_{edge}$  を次式のように定義する。

$$R_{edge}(\theta, x, y, \delta\theta, k) = \frac{\left| \sum_{r=0}^k Q(x, y, \theta + \delta\theta) w(k-t) dt - \sum_{r=0}^k Q(x, y, \theta - \delta\theta) w(k-t) dt \right|}{\left| \sum_{r=0}^k Q(x, y, \theta + \delta\theta) w(t) dt - \sum_{r=0}^k Q(x, y, \theta - \delta\theta) w(t) dt \right|} \quad (5.2)$$

ここで、 $k$  はスリットの長さ、 $Q$  は画素  $I(x + r \cos \theta, y + r \sin \theta)$  を内挿した際の輝度値である。また  $w$  は重み関数 (式 4.7 を参照) である、また、 $\delta\theta$  は非常に小さな値とする。これにより、 $E_r$  の大きい値方向のみエッジが安定して検出されると考え、エッジの方向として決定する。

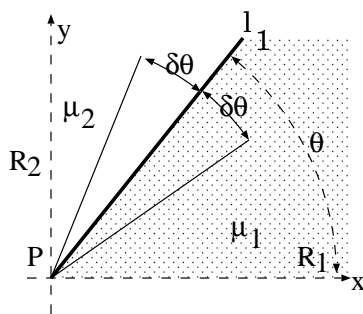


図 5.1: エッジモデル

**(step3) コーナーモデルによるコーナーの検出**

最後に決定されたエッジの方向  $l_n (n = 1, 2, \dots, N)$  により, うまく領域が分割されているかを調べることにより, コーナーを検出する. このとき,  $l_i$  は  $\theta_i$  の方向にエッジがあり, また,  $l_i$  と  $l_{i+1}$  によって構成される領域を  $Resion_i$  とする. ただし,  $Resion_N$  は  $l_N$  と  $l_1$  によって構成されるものであり  $Resion_N$  のなす角度は  $2\pi + \theta_1 - \theta_N$  である. ぼけのないステップエッジで構成されるコーナーを持つ場合, コーナー点は領域内部の点となる. そこで, コーナー点はエッジとエッジの屈折点であり, コーナーは近隣にあるコーナー点の集合であると考えたとスリットの中心画素の輝度値はコーナーを構成する領域の輝度値と等価になる. また領域の安定性の尺度として画像処理においては一般的に輝度値の分散が使われる. そこで, コーナーをを求める為の領域の安定性の尺度として, 求められたエッジの方向で区切られた領域内部の分散にスリットの中心画素を適応した  $R_{region}^*$  を定義する.

$$R_{region}^* = \max_{0 < i < N} \left\{ \frac{\int_{\theta_i}^{\theta_{i+1}} R_r(x, y, \theta) d\theta}{\theta_{i+1} - \theta_i} \right\} \tag{5.3}$$

$$R_{max} = \max_{0 < \theta < 2\pi} \left\{ \sum_{t=0}^k \{Q(x, y, \theta)w(t) - I(x_0, y_0)\}^2 \right\} \tag{5.4}$$

$$R_r(x, y, \theta) = 1 - \frac{1}{R_{max}} \sum_{t=0}^k \{Q(x, y, \theta)w(t) - I(x_0, y_0)\}^2 \tag{5.5}$$

ここで,  $k$  はスリットの長さ,  $Q$  は画素  $I(x + r \cos \theta, y + r \sin \theta)$  を内挿した際の輝度値である. また  $w$  は重み関数 (式 4.7 を参照) である,  $R_r$  は各方向におけるスリットの中心点に対する輝度値の分散であり,  $R_{region_i}^*$  は各領域のスリットの中心点に対する輝度値の分散の逆数に等価であり,  $R_{region_i}^*$  は画素  $I(x_0, y_0)$  をコーナーとした領域と考えられる. そして,  $R_{region_i}^*$  に対して閾値処理を行い,  $R_{region_i}^*$  が十分に大きいとき, コーナー点として  $I(x_0, y_0)$  を検出する.

## 5.2.2 領域間のクラス間分散に基づくコーナー点の抽出法

前小節のスリットの長さを考慮に入れたエッジ方向の決定法とコーナー検出ではエッジの方向は DFD のパラメータ  $R$  によって大きく変化する。DFD パラメータ  $R$  を大きくした場合、エッジ特徴の平滑化が行われ、エッジ方向の検出は安定するが、エッジの方向にずれが生じる。逆に、 $R$  の値を小さくするとノイズの無い場合はエッジの方向の精度は良い結果を得ることができ、ノイズがある場合はノイズの影響を受けて精度の良い方向特徴が求められることができず、安定した精度のよいエッジ方向を決定できない。このことから、本小節ではノイズの影響を軽減して、コントラストの低い箇所におけるコーナー検出が可能な手法を提案する。提案する手法の流れを以下に記す。

**step1** マルチスケールに対応する DFD を適用することによりエッジ方向の候補を抽出する。

**step2** 各エッジ方向の候補に対する小領域での分離度によりエッジ方向を決定する。

**step3** 求められたエッジ方向に対して領域の信頼度を適用することによりコーナーを検出する。

以下ではこのアルゴリズムについて詳しく説明する。

### (Step1)：マルチスケールに対応した DFD

エッジ方向を求める際の DFD のパラメータ  $R$  において、 $R$  を大きくしたときはノイズの影響を軽減した安定した方向特徴を得ることができるが、方向特徴の局所的に極大となる方向はずれてしまう。逆に、パラメータ  $R$  を小さくした際には方向特徴の局所的に極大となる方向にずれは生じないが、ノイズの影響を大きく受けてしまう。このことから、各々の良い点、つまり、 $R$  を大きくしたときはノイズの影響を受けにくい点、 $R$  を小さくしたときは方向にずれが生じない点を利用して、エッジ方向の候補を抽出する。以下ではまず、従来の DFD を提案する手法に適應するように改良する。

従来の DFD はによる方向特徴は正数のみをとる得るが、マルチスケールでエッジの方向を抽出する際、エッジ間のなす角度が小さい場合、それらのエッジは統合されて1つになってしまうため、この問題を避けるために、符号を考慮した DFD を提案手法では適用する。符号を考慮した DFD は次式のようになる。

$$h'(x, y, \theta) = \sum_{n=0}^R f(x, y, \theta + n) - \sum_{n=0}^R f(x, y, \theta - n) \quad (5.6)$$

この符号を加味した DFD を以下のアルゴリズムに適用してエッジ方向の候補を抽出する。

#### step1.1 初期エッジ方向の抽出

DFD のパラメータを  $R_{init}$  に設定して、 $f_{wi}$  に対して DFD でもって方向特徴  $h'_{init}$  を求める。ここで  $h'_{init}$  に対して閾値処理を行い、閾値よりも大きい  $h'_{init}$  に対して、 $\theta_{range}$  の範囲で局

所的に極値をとる方向を初期エッジ方向  $\theta_{1,j}(j = 1, 2, \dots, M')$  として抽出する。以降のステップでは  $h'_{init}$ ,  $R_{init}$  はそれぞれ  $h'_1$ ,  $R_1$  として扱う。

### step1.2 エッジ方向の抽出

DFDのパラメータを  $(R_i < R_{i-1})$  を満たす  $R_i(i = 2, \dots, N)$  に設定して,  $f_{wi}$  に対して DFDでもって方向特徴  $h'_i(i = 2, \dots, N)$  を求める。その後,  $h'_i$  に対して  $\theta_{range}$  の範囲で局所的に極値をとる方向  $\theta_{i,j}(i = 2, \dots, N)(j = 1, 2, \dots, M')$  を求める。そして, 求めた  $\theta_{i,j}$  を  $\theta_{i,j}$  を中心として  $\theta_{range}$  の範囲内にある  $\theta_{i-1,j}$  の同符号の極値を再抽出したエッジの方向とし, この過程を  $R_i$  が 0 に近づくまでくり返して最終的に再抽出したエッジの方向をエッジ方向候補とする。

### (Step2) : エッジ方向候補からエッジ方向の決定法

求めたエッジ方向の候補はスリットの長さの影響を受けて誤った方向で抽出されているものを含むため, それらを除去する必要がある。このエッジ方向の誤り除去方法として, 抽出されたエッジ方向候補の数  $(N > 2)$  を満たす  $N$  本のエッジについて各々の方向での小領域における分離度でもって解決を図り, 最終的にエッジ方向の誤りを除去した方向をエッジ方向として決定する。

エッジ方向候補の各々の方向における分離度を本手法ではエッジの確からしさと定義する。スリットの中心画素  $I(x, y)$  における  $\theta$  方向のエッジの確からしさ  $E_c$  は次式で定義される。

$$E_c(x, y, \theta) = 1 - \frac{\sigma_+^2(\theta_e) + \sigma_-^2(\theta_e)}{2\sigma_0^2(\theta_e)} \quad (5.7)$$

$$\sigma_-^2(\theta_e) = \frac{\sum_0^k \sum_{\theta-\delta\theta}^{\theta} Q(x+r\cos\theta, y+r\sin\theta)^2}{k\delta\theta} - \left\{ \frac{\sum_0^k \sum_{\theta-\delta\theta}^{\theta} Q(x+r\cos\theta, y+r\sin\theta)}{k\delta\theta} \right\}^2$$

$$\sigma_+^2(\theta_e) = \frac{\sum_0^k \sum_{\theta+\delta\theta}^{\theta} Q(x+r\cos\theta, y+r\sin\theta)^2}{k\delta\theta} - \left\{ \frac{\sum_0^k \sum_{\theta+\delta\theta}^{\theta} Q(x+r\cos\theta, y+r\sin\theta)}{k\delta\theta} \right\}^2$$

$$\sigma_0^2(\theta_e) = \frac{\sum_0^k \sum_{\theta+\delta\theta}^{\theta-\delta\theta} Q(x+r\cos\theta, y+r\sin\theta)^2}{2k\delta\theta} - \left\{ \frac{\sum_0^k \sum_{\theta+\delta\theta}^{\theta-\delta\theta} Q(x+r\cos\theta, y+r\sin\theta)}{2k\delta\theta} \right\}^2$$

ここで,  $Q(u, v)$  は内挿された位置  $I'(u, v)$  の輝度値である。そして, この  $E_n$  に対して閾値処理を行い, 閾値よりも大きいエッジの方向のみを抽出する。

**(Step3)：領域の分離度を用いた領域の信頼度**

5.2.1章ではスリットの長さを考慮入れたコーナー検出手法を提案したが、これはエッジのモデル化の際に分散を0として考えたため、領域の輝度分散が0の時には安定したコーナーの検出が可能であるが、実画像では対応できない問題が残る。これは現実の画像中の領域が一様でないためである。さらに、式5.4においてスリットの中心画素に雑音が含まれたときは安定したコーナー検出は実現でない。この手法で安定したコーナー検出を行うには smith らが行ったようなスムージングの処理 [14] が必要になる。しかし、2.2.4章で述べたようにスムージング処理を行うことにより、オリジナルデータが壊され、正確な位置でコーナーを検出できないことが起こりうる。そのため、安定したコーナー検出手法とは言えない。ここで、領域の分割の精度を表す尺度として、領域の輝度値に対するクラス間分散を使った分離度がある。そこで、コーナーを検出する際にこの分離度を利用する。分離度を適応した領域の信頼度  $E_n$  は次式のように定義する。

$$E_n = 1 - \frac{|\theta_n - \theta_{n-1}| \sigma_{n-1,n}^2 + |\theta_{n+1} - \theta_n| \sigma_{n,n+1}^2}{|\theta_{n+1} - \theta_{n-1}| \sigma_{n-1,n+1}^2} \quad (5.8)$$

また、式5.8において、エッジ  $l_n$  とエッジ  $l_{n+1}$  で囲まれる各々の分散は

$$\sigma_{n,n+1}^2 = \frac{\int_{\theta_n}^{\theta_{n+1}} \sum_{r=0}^k Q(x + r \cos \theta, y + r \sin \theta)^2 d\theta}{k|\theta_{n+1} - \theta_n|} \quad (5.9)$$

$$- \left\{ \frac{\int_{\theta_n}^{\theta_{n+1}} \sum_{r=0}^k Q(x + r \cos \theta, y + r \sin \theta) d\theta}{k|\theta_{n+1} - \theta_n|} \right\}^2$$

のように表される。ここで、 $Q(u, v)$  は内挿された位置  $I'(u, v)$  の輝度値である。そして、この  $E_n$  の値に対して、以下の2つの条件を満たすとき、コーナー点として検出する。

- 全ての  $E_n$  が  $P'_e$  において閾値よりも大きい
- 局所的な領域の範囲内部で  $E_n$  の平均値が最も大きい

**5.3 コーナー検出実検結果**

ここでは、人口画像と現実の画像に WI-SRED を適用したコーナー検出手法を適用して、従来の SRED を用いたコーナー検出手法と SUSAN オペレータを適用したコーナー検出手法に対して比較を行う。



表 5.1: 本手法で用いるパラメータ

エッジ特徴抽出に関するパラメータ	
$k$	スリットの長さ
方向特徴抽出に関するパラメータ	
$R_{init}$	方向特徴の初期パラメータ (通常は 15 degree)
$T_{init}$	方向特徴の $h'_{init}$ に対する閾値 (通常は 10 degree)
$E_c$	エッジの方向決定の際の閾値
コーナー位置決定の際のパラメータ	
$E_n$	対象点まわりの領域の分離度に対する閾値
その他のパラメータ	
$k$	コーナーを検出際の局所領域の窓の大きさ
$\theta_{range}$	マルチスケール DFD に使用する窓の大きさ (通常は 15 degree)

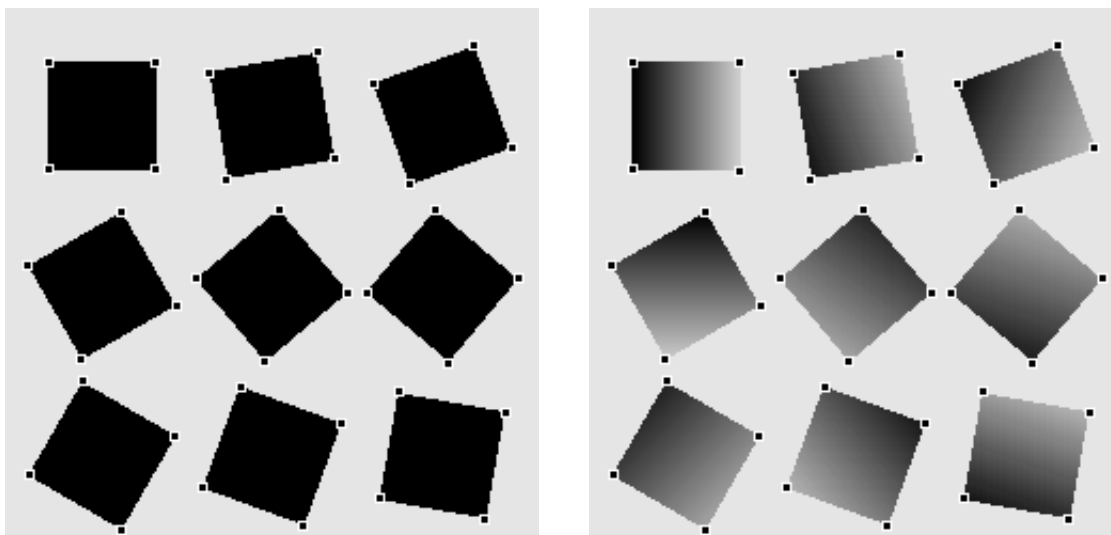
### 5.3.1 エッジの方向への依存に関する実検

まず、本手法で提案する WI-SRED を用いたコーナー検出手法においていろいろな方向にあるエッジで構成されたコーナーを検出した際の出力精度の比較を行う。図 5.2 は正方形を 10 度ずつ回転させた画像である。また (a), (b) はそれぞれ人工画像で (a) はグラデーションの影響がなく、(b) はグラデーションを付加したものである。図 5.2 において各々の画像内にある全ての点 36 点の位置でコーナーが安定して精度良く検出されていることがわかる。

### 5.3.2 雑音の影響がない人工画像におけるコーナーの検出に関する実検

本論文で提案する WI-SRED を用いたコーナー検出手法の有効性を示すために、提案手法と従来の SRED を用いたコーナー検出手法と SUSAN オペレータを用いたコーナー検出手法を図 5.3(a) の人工画像 ( $255 \times 255$ , 256 階調) に適用した結果を図 5.3(b), (c), (d) に示す。提案手法で用いた手法で用いたパラメータは  $k = 5$ ,  $E_c = 0.4$ ,  $E_n = 0.6$  に設定した。また,  $R_{init}$ ,  $T_{init}$ ,  $\theta_{range}$  はそれぞれ通常の値を使用し, 従来の SRED を用いた手法と SUSAN オペレータを用いた手法の結果はそれぞれ, 最良の結果を示す。

図 5.3 より, 本論文で提案した WI-SRED を用いたコーナー検出結果は従来のコーナー検出結果に比べてより正確にコーナーを検出できていることがわかる。例えば, 3 つの領域に分割している四角形の中心のコーナーを見ても, 従来手法ではコーナー周辺に間違った位置で複数のコーナーが検出されているのに対して, 提案手法ではコーナーの位置で正確にコーナーが検出されている。また, コントラストの低い位置を見ても正確にコーナーが検出されているのが分かる。(a) の人工画像においては SUSAN オペレータによる手法も提案手法と同様, 精度の高いコーナー検出ができていることが分かる。

図 5.2: 正方形を  $10^\circ$  ずつ回転させた画像に対する出力結果

### 5.3.3 現実の画像におけるコーナー検出に関する実験

次に現実の画像において複雑でない画像 (図 5.4(a)) と複雑な画像 (図 5.5(a)) に対して, 提案手法と従来の SRED を用いたコーナー検出手法と SUSAN オペレータを用いたコーナー検出手法で実験を行い, 各々の結果を図 5.4(b), (c), (d) に示し, 複雑な現実の画像 (図 5.5(a)) に対して実験を行った結果を 5.5(b), (c), (d) にそれぞれ示す.

提案手法で用いたパラメータは以下のとおりである.  $R_{init}$ ,  $T_{init}$ ,  $\theta_{range}$  はそれぞれ通常の値を使用した. また, 従来の SRED を用いたコーナー検出結果と SUSAN オペレータを用いたコーナー検出結果は最良の結果を標記する.

表 5.2: 現実の画像に対するパラメータの設定値

実験時における各パラメータの設定値		
パラメータ	図 5.4(a)	図 5.5(a)
$k$	5	5
$E_c$	0.63	0.62
$E_n$	0.53	0.45

図 5.4 においては 3 つの手法のうち本論文で提案した WI-SRED を用いたコーナー検出手法による結果がもっとも安定して精度の良い結果が得られたことがわかる. 図 5.4(b) ではコーナー以外のところで検出された箇所 (立方体の角の周辺, 立方体の底辺エッジに沿う箇所, 四角柱の正面の綾) やコーナーを検出できていない箇所 (最も手前にある物体の上面の左角の部分) がある. また図 5.4(c) においては, SRED とほぼ同様な箇所において, 間違った位置でコーナーを検出

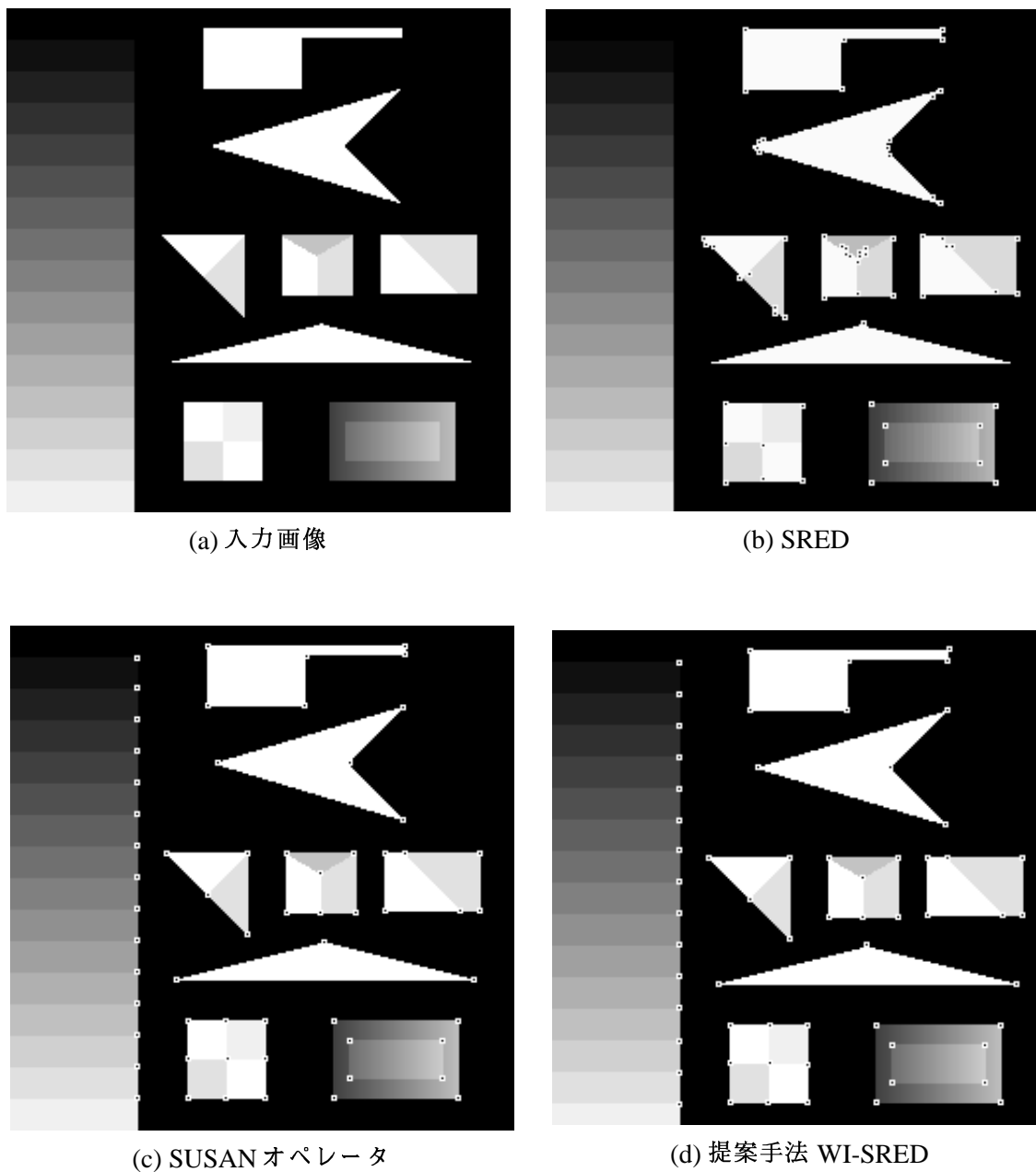


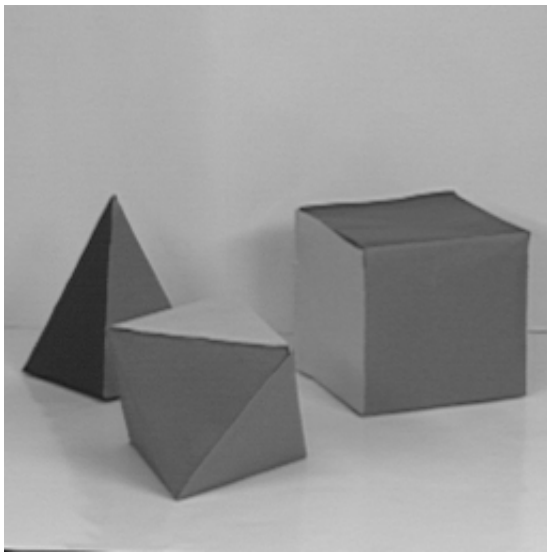
図 5.3: 人工画像に対するコーナー検出結果:(a)入力画像,(b)従来の SRED を用いたコーナー検出結果, (c)SUSAN オペレータを適用したコーナー検出結果, (d)本論文で提案した WI-SRED を用いたコーナー検出結果

されていることがわかる。

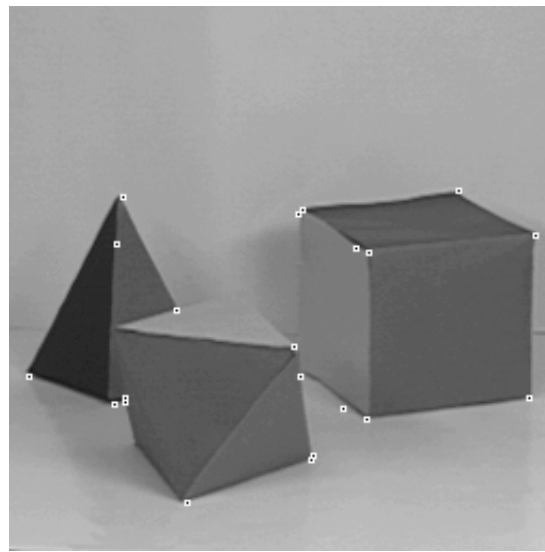
図 5.5 においても本手法が 3 つの手法のうち最も安定していることが伺える。また、この図 5.5(d) の画像上において背景部分と物体の接する箇所にあるコントラストの低いコーナー付近でも提案する WI-SRED による結果では正確な位置でコーナーが検出することがわかる。しかし、図 5.5(d) において、幾つか誤った位置でコーナーが検出されている。最もはっきりと分かる箇所としては一番大きな物体の右底辺分のエッジラインに沿うところである。この原因は画像のぼけの影響からエッジのなす角度が  $150^\circ$  前後に決定されたために検出された。

## 5.4 結言

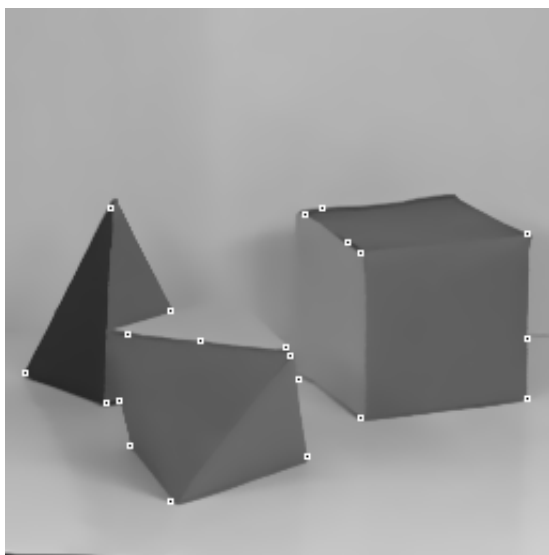
低コントラストの箇所においてもコーナーを安定して検出できるように方向特徴の精度を向上をマルチスケールで DFD に適用することにより対応した手法を提案した。画像中のノイズに対応するためにはコントラストの依存する方向特徴の大きさではエッジ方向を決定できず、逆に SN 比に基づく画像中の輝度値の分離度はコントラストに依存しないことを示した。したがって、エッジの方向を決定するアプローチとして分離度を適用した。また、画像中の輝度値を利用した分離度を用いることにより、正確な位置でコーナー検出できる手法を提案した。コーナー検出実検では従来の SRED を用いたコーナー検出や SUSAN オペレータを利用したコーナー検出手法に比べて安定して精度の良いコーナーの検出が行えることを示した。



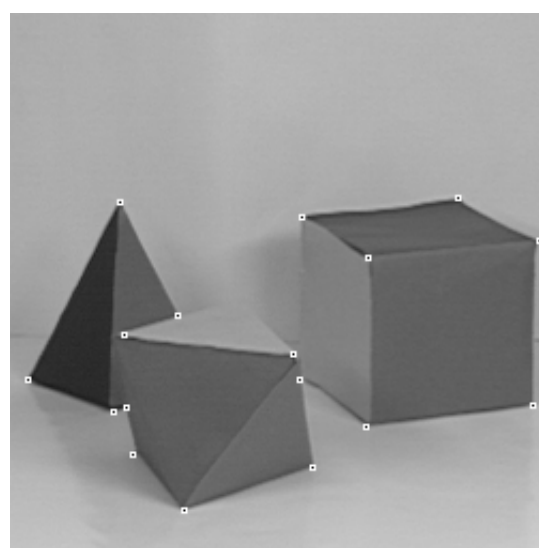
(a) 入力画像



(b) SRED

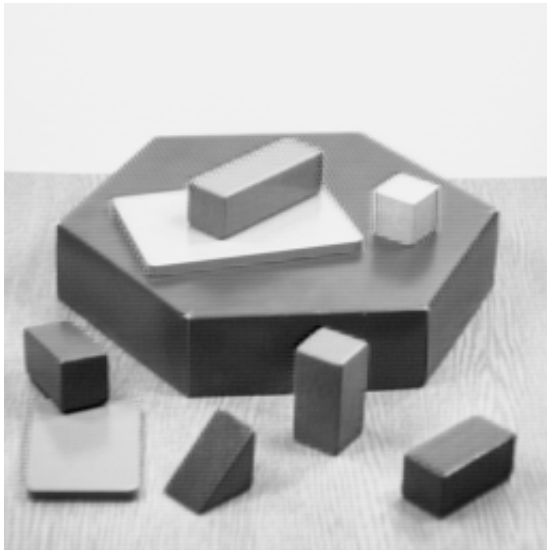


(c) SUSAN オペレータ

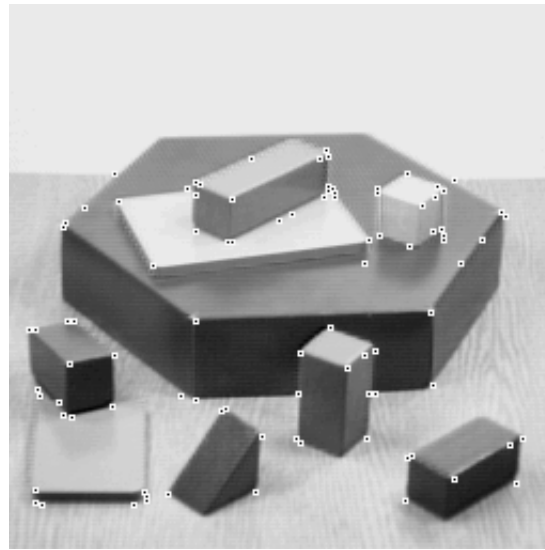


(d) 提案手法 WI-SRED

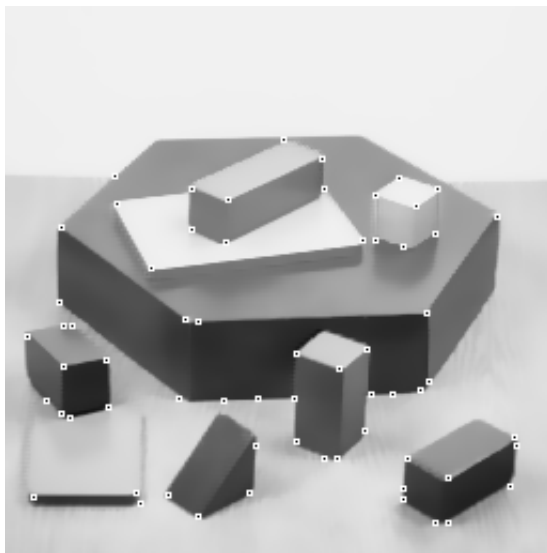
図 5.4: 複雑でない現実の画像に対するコーナー検出結果:(a) 入力画像,(b) 従来の SRED を用いたコーナー検出結果, (c) SUSAN オペレータを適用したコーナー検出結果, (d) 本論文で提案した WI-SRED を用いたコーナー検出結果



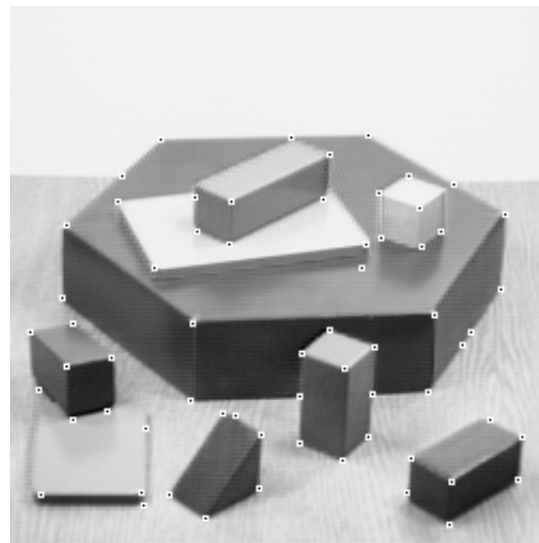
(a) 入力画像



(b) SRED



(c) SUSAN オペレータ



(d) 提案手法 WI-SRED

図 5.5: 複雑な現実の画像に対するコーナー検出結果:(a) 入力画像,(b) 従来の SRED を用いたコーナー検出結果, (c)SUSAN オペレータを適用したコーナー検出結果, (d) 本論文で提案した WI-SRED を用いたコーナー検出結果

## 第6章 結論

本論文ではまず、汎用的な画像認識システムの基礎要素の1つとなる画像中のコーナーの検出について考察を行ったこれまでに、コーナー検出に関して多くの研究がなされてきた。しかし、多くの手法では大局的な情報である領域情報と局所的な情報となるエッジ情報をそれぞれ単独で用いたため、安定したコーナー検出が困難であり、逆に、これらの両情報を用いることにより安定したコーナー検出が実現できることを示した。また、これらの問題点に対して過去に提案されている SRED を用いたコーナー検出手法についても考察を行った。SRED を用いたコーナー検出手法の性質としては、全ての画素に対して全ての方向でエッジの確からしさを求めているために安定してコーナーを検出することができるが課題が2つ残されていた。1つはスリットの回転に対してエッジ特徴の出力特性が異なること、もう1つはコントラストの低い箇所でのコーナーの検出は困難であることが挙げられる。

そこで、本論文では4章でスリットの回転に対してエッジ特徴の出力特性が異なる問題に対してデジタル画像からアナログ画像へ近似することで対応を図り、また、スリットを構成する画素に対して重みを付加することでよりエッジの方向に敏感なエッジ特徴を求める WI-SRED を提案した。

5章ではコントラストの低い箇所においてもコーナー検出が可能となる手法を提案した。まず、エッジ特徴からエッジの方向を抽出する際に DFD をマルチスケールで求めることにより、方向特徴の精度を向上させた。そして、エッジの方向を決定する際や、実際にコーナーを抽出する際には画像上の輝度における分離度を適用することによりコーナー検出の精度を向上させた。そして、この提案した手法と従来の SRED を用いた手法、さらに SUSAN オペレータとの比較実験を行い、精度のよい安定したコーナー検出が実現できたことを示した。

しかし、現実の画像においては誤って検出したコーナーなどがある。これは画像中におけるぼけの影響であり、ぼけの影響によって提案手法ではエッジの方向を精度良く求めることができない。提案手法では理想的なステップエッジをモデルとしているため、ぼけたステップエッジのモデルで解析を行う必要になる。また、スリットの長さに対してコーナー検出の出力結果が異なることも大きな問題である。スリットの長さ依存しない手法は画像処理全般に言える窓の大きさによる出力結果の変化を軽減する手法としても多いに役立つ。加えて、現在まで様々なコーナー検出手法が提案されているがコーナー検出の比較実験はほとんどされておらず、今後、比較実験のために、より多くの人間によるヒューリスティックな結果が必要になるであろう。比較には汎用的な視覚システムをもつ人間を手本にすることは重要であり、少なくとも人間の結果に近い出力をする方法は良い手本であると言える可能性が高い。そして、コーナー検出において人間がどのような特徴量を使用しているか、また、最終的にはどのように行っているかが

理解できる可能性も秘めている。これは知覚に関する心理学とも関係しており、比較実験も重要な課題である。



## 謝辞

本研究に機会を与えてくださり、また、研究の全過程を通じて、常に暖かいご指導及び多くのご鞭撻を頂いた北陸先端科学技術大学院大学 阿部 亨 助教授に心から感謝の意を表します。また、研究を進めていく上で貴重なご意見を頂戴しました 北陸先端科学技術大学院大学 堀口 進助教授に感謝致します。さらに、ゼミやリラックスした雑談会などで多くのコメントを頂いた北陸先端科学技術大学院大学 林 亮子 助手、井口 寧 助手に感謝致します。

また、日ごろよりいろいろな面で助けてくれたマルチメディア統合システム講座の皆様にも感謝の意を表します。さらに、北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科のスタッフの皆さんにも、技術的な面で援助していただき感謝致します。

最後に、研究における助言や学外発表などアドバイスを頂いた静岡大学情報学部情報科学科 阿部 圭一 教授、杉山 岳弘 助手に厚くお礼申し上げます。

## 参考文献

- [1] S. Yam and L. S. Davis, "Image registration using generalized hough transform," in *Proc. of IEEE. Conf. PRIP*, 1981, pp. 526–533.
- [2] L. Dreschler and H. H. Nagel, "Volumetric model and 3d trajectory of a moving car from monocular tv frames sequence of a street scene," in *Proc. of IJCAI81*, 1981, pp. 692–697.
- [3] R. Deriche and O. Faugeras, "2-d curve matching using high curvature points: Application to stereo vision," in *Proc. 10th Intern. Conf Patt. Recog.*, 1990, pp. 240–242.
- [4] H. Asada and J. M. Brady, "The curvature primal sketch," *IEEE Trans. Patt. Anal. Intell. Mach.*, vol. 8, no. 1, pp. 2–14, 1986.
- [5] L. Kitchen and A. Rosenfeld, "Gray level corner detection," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 1, no. 2, pp. 95–102, December 1982.
- [6] C. H. Chen, J. S. Lee, and Y. N. Sun, "Wavelet transformation for gray-level corner detection," *Pattern Recog.*, vol. 28, no. 6, pp. 853–861, June 1995.
- [7] P. R. Beaudet, "Rotationally invariant image operators," in *Proc. of ICPR78*, 1978, pp. 579–583.
- [8] C. G. Harris, "Determination of ego-motion from matched points," in *Proc. of Alvey Vision Conf*, 1987, pp. 189–192.
- [9] 江藤 康隆, 杉山 岳弘, 阿部 圭一, 阿部 亨, "エッジ情報と幾何学的情報を用いたコーナー検出," in *電子通信学会講演論文集*, 2001, pp. D-12-7.
- [10] 松田 文男, 井口 征士, "リングオペレータによるエッジとラインの抽出," *電子通信学会論文誌*, vol. J67-D, no. 6, pp. 669–676, 1984.
- [11] T. Sugiyama and K. Abe, "Height and reliability of edges," in *Proc. of the Second Asian Conf. Comput. Vision, ACCV95*, 1995, vol. 2, pp. 410–414.
- [12] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Patt. Ana. Mach. Intell.*, vol. 19, no. 3, pp. 209–219, 1986.
- [13] D. J. Park, K.M.Nam, and R.H.Park, "Edge detection in noisy images based on the co-occurrence matrix," *Patt. Recog.*, vol. 27, no. 6, pp. 765–775, 1994.

- [14] S. M. Smith and J. M. Brady, “Susan - a new approach to low level image processing,” *Intern. Journal Comp. Vision*, vol. 23, no. 1, pp. 45–78, 1997.

## 論文目録

- [1] 江藤 康隆, 杉山 岳弘, 阿部 圭一, 阿部 亨, “エッジ情報と幾何学的情報を用いたコーナー検出” 電子通信学会講演論文集, 2001, D-12-7, pp.174
- [2] 江藤 康隆, 阿部 亨, “スリット回転型エッジ特徴抽出器を用いたコーナー検出に関する研究” 電気関係学会北陸支部連合大会講演論文集, 2001, F-63, pp.401, (電気関係優秀論文発表賞)
- [3] Y. Etou, T. Sugiyama, K. Abe and T. Abe “Corner Detection Using Slit Rotational Edge-Feature Detector” *Proc. 6th Joint Intern. Conf. Adv. Sci. and Tech. JICAST 2001*, pp.41–44
- [4] Y. Etou, T. Sugiyama, K. Abe and T. Abe “Corner Detection Using Slit Rotational Edge-Feature Detector” *IEEE Intern. Conf. Image Processing ICIP2002* , (submitted)