

領域間の分離度に基づくエッジ抽出

福井 和広

(株) 東芝 研究開発センター

情報・通信システム研究所

概要

本論文では、エッジを安定に抽出する方法を提案する。エッジを輝度が急激に変化する位置ではなく、領域と領域を最も分離する領域境界として捉える。領域境界は、境界を形成する2つの局所領域の統計的な性質によって決るので、ノイズの影響に対してロバストである。

この考えに基づいて、エッジ強度は、判別分析法により求まる2つの局所領域間での画像特徴量の“分離度”で表される。分離度は、理想ステップエッジ上で、ステップの高さに無関係に最大(1.0)となり、エッジが鈍るに従って低下してゆく。線形領域では、その勾配に依らずにほぼ0.75、平坦領域では0.0に近くなる。

この特性により、エッジ抽出しきい値が、エッジ強度に無関係に0.75近傍に設定される。したがって、従来の最適しきい値の選択問題が解決される。また、複数の特徴量を使うことでカラー、テクスチャエッジの抽出にも容易に拡張可能である。

Edge Extraction Based on Separability of Image Features

Kazuhiro Fukui

Toshiba Research and Development Center
Communication and Information Systems Laboratories

Abstract

This paper proposes a robust method for detecting a weak edge. In our method, an edge is defined not as a point where the intensity changes largely, but as a region boundary based on separability of image features which can be calculated by the linear discriminant analysis.

Based on this idea, the intensity of an edge is obtained from the separability, which depends only on the shape of an edge. This feature enables us to select easily the best threshold value for the extraction of a weak edge. And besides, our method can be applied to color, and texture edge extraction.

Experimental results are presented to demonstrate the efficacy of the proposed method.

1 はじめに

画像処理において、エッジ抽出は重要な要素技術である。エッジは、物体輪郭、物体内部の構造、背景の構造などを反映した特徴である。したがって、画像理解など上位レベル処理の実現のためには、安定かつ高精度にエッジ抽出することが要求される。

これまでに、様々なエッジ抽出方法が提案されてきた。大きく分けると、輝度勾配に基づく方法とエッジ近傍の局所領域情報に基づく方法に分けられる。輝度勾配に基づく方法では、輝度が急激に変化する位置をエッジとして抽出する。代表的な輝度勾配に基づく方法として、1次微分型の Roberts、Prewitt、Sobel、2次微分型の Laplacian などのエッジ抽出オペレータが挙げられる。

これらの輝度勾配に基づく方法は、現在、最も幅広く使われているが、ノイズの影響を受け易いという問題があった。特に、輝度勾配の小さい（以下、弱いエッジと呼ぶ）を抽出する際は、ノイズの影響を受けて正確にエッジを抽出することが難しかった。Macleod は、ノイズの影響に対して堅固にするために、ガウシアン の1次微分を用いてエッジを抽出する方法を提案した [1]。さらに、Canny は、3つの基準（エッジオペレータ出力の SN 比、エッジ位置の正確さ、出力の一貫性）を表す評価関数を最適化することで、ノイズの影響を最小にする最適なエッジオペレータを求めた [2]。その他にも、小領域内で加重平均した輝度分布から空間勾配を計算する方法も提案されている。

一般に、エッジ抽出演算により得られたエッジ強度画像からエッジを抽出するためには、適切なエッジ強度でしきい値処理する必要がある。従来の輝度勾配に基づくエッジ抽出法で得られたエッジ強度画像は、輝度階調を 255 とした場合、0 から 255 までの幅広いエッジ強度を含んでいる。しきい値を高く設定した場合、弱いエッジが抽出されなくなる。逆に、しきい値を下げてゆくと弱いエッジは抽出されるが、強いエッジ（輝度勾配が、大きい領域）が不鮮明に抽出される。このようにエッジを均一に抽出するためには、最適なしきい値を何らかの方法で決定する必要がある。例えば、しきい値を画素毎に動的に変化させる方法も考えられるが、計算量が更に増える。特に、しきい値をノイズレベル近傍まで極端に下げた場合、輝度が緩やかに線形変化している領域と、弱いステップエッジの識別ができなくなり、緩やかに線形変化している領域までエッジとして誤って抽出してしまう。しきい値を使わないで、Zero Crossing をエッジとして検出する方法 [3] も

提案されているが、2階の微分演算のため、さらにノイズの影響を受け易くなるという問題があった。

さらに、輝度勾配に基づく考え方は、輝度エッジ以外のカラー、テクスチャーエッジの抽出には、拡張が容易ではなかった。これは、カラー、テクスチャ画像を取り扱う上で、大きな障害となる。

以上、まとめると最も幅広く使われている空間微分演算に基づくエッジ抽出法は、次のような問題点が挙げられる。

1. 空間微分情報は、ノイズに対して不安定である。
2. 輝度勾配の大きさが、ノイズ、線形的に輝度に変化する領域に埋もれてしまう程の弱いエッジは、抽出が困難であった。
3. 得られたエッジ強度画像からエッジを抽出するための最適しきい値の選択が、難しかった。
4. 輝度以外の特徴量（カラー、テクスチャ量など）には、拡張しにくい。

一方、エッジ近傍の局所領域に基づく方法は、輝度勾配に基づく方法に比較して、積分演算を基にしている分、ノイズにロバストである。代表的な方法に、局所領域でエッジモデル当てはめにてエッジ抽出を行なう Hueckel のモデルフィット法 [4]、エッジを含んだ小領域内の輝度モーメントからエッジを抽出する方法 [6]、エッジを含む小領域内の輝度ヒストグラムを統計的に処理してエッジの有無を判定する方法 [7]、小領域内の輝度勾配値の分布から統計的にエッジを検出する方法 [9] などが提案されている。

本論文で新しく提案するエッジ抽出法も、エッジ近傍の局所領域に基づく方法である。エッジを、輝度勾配が大きい位置としてではなく、領域と領域の境界として捉える。図 1 に示すように、領域境界は、境界を構成する 2 つの領域により統計的に決る。エッジを含む局所領域を 2 つに分割した時に、2 つの小領域の特性が、最も分離される位置が領域境界、つまりステップエッジとなる。

2 分離度の定義

図 1 に示すような幅 w 、高さ h のエッジを含んだ局所領域を設定し、この領域を 2 つに小領域 1、2 に分割する。ここで、この 2 つの小領域の分離の程度を表すために、領域間の“分離度”なる量を定義する。この量は、局所領域の画像特徴量（例えば、輝度）の集合全体を、領域 1、2 に属する 2 つのクラスに分割した場合に、各クラス間で特徴量がどの程度分離されてい

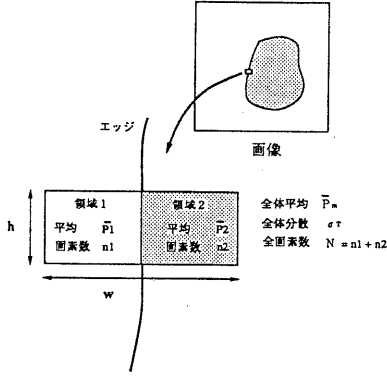


図 1: エッジ近傍の局所領域における境界

るかを示す量である。この量は、多変量解析に一手法である判別分析法により求まる量である [10]。集合全体の変動は、クラス間の変動とクラス内の変動に分けられる。分離度は、クラス間の変動が、全体の変動に占める割合で、最大 1.0 に正規化された値となっている。この量を使うとステップエッジは、分離度が高い位置と定義できる。同様に、ルーフ、ラインエッジは、領域内の分散値が周囲より高いにも拘らず、分離度が低い位置と定義できる。

本方法では、分離度をそのままエッジ強度とするが、エッジ抽出の前処理として小領域内のエッジ存在の有無判定に利用した方法 [9] も提案されている。この方法では、小領域全体の輝度微分値のヒストグラムを最も 2 つに分離する最大分離度が、基準値より大きい場合にエッジが存在すると判定している。

具体的に、図 1 に示した 2 つの領域 1、2 間の分離度 η_2 は、次式から求まる。

$$\eta_2 = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_T^2} \quad (1)$$

$$\sigma_b^2 = n_1(\bar{P}_1 - \bar{P}_m)^2 + n_2(\bar{P}_2 - \bar{P}_m)^2 \quad (2)$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (P_i - \bar{P}_m)^2 \quad (3)$$

ここで、 N = 全領域内の全画素数、 n_1 = 領域 1 内の画素数、 n_2 = 領域 2 内の画素数、 σ_T は、領域全体の全分散値、 P_i は、位置 i の輝度レベル、 $\bar{P}_1$ は、領域 1 の平均輝度レベル、 $\bar{P}_2$ は、領域 2 の平均輝度レベル、 $\bar{P}_m$ は、領域全体の平均輝度レベルを示している。分離度は、 $0 < \eta_2 \leq 1.0$ の範囲の値をとる。ここでは、 P_i を輝度レベルとしたが、替わりに色相、彩度、テクスチャなどの他の画像特徴量を用いることも可能である。なお、完全な平坦領域に対する分離度は、

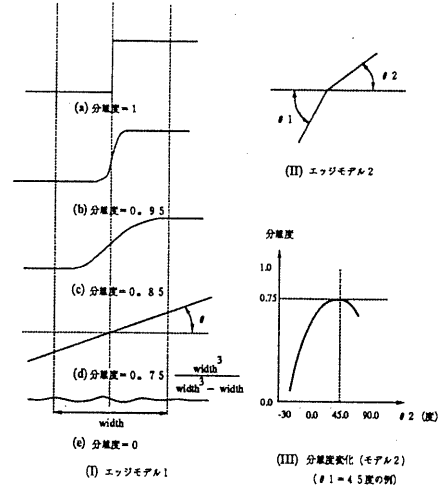


図 2: 分離度の変化

分母の分散が 0 となるため定義できない。実用上は、領域内の全分散値 σ_T が、基準しきい値 σ_L より小さい場合は、分離度を 0 に設定する。

更に、テクスチャ特徴量などを加味して、画像特徴量が L 個に増えた場合も、同様に分離度 η を定義できる。

$$\eta = \frac{\sum_{k=0}^{L-1} \sigma_k^2}{\sum_{k=0}^{L-1} \sigma_{Tk}^2} \quad (4)$$

$$\sigma_k^2 = n_1(\bar{P}_{1k} - \bar{P}_{mk})^2 + n_2(\bar{P}_{2k} - \bar{P}_{mk})^2 \quad (5)$$

$$\sigma_{Tk}^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (P_{ik} - \bar{P}_{mk})^2 \quad (6)$$

ここで、 L は、画像特徴量の数、 σ_{Tk}^2 は画像特徴量 k の全体での分散値、 $\bar{P}_{mk}$ は平均値、 $\bar{P}_{1k}$ は領域 1 内での画像特徴量 $k(k=0, L-1)$ の平均、 $\bar{P}_{2k}$ は領域 2 内での画像特徴量 K の平均である。分離度の範囲は、 $0 < \eta \leq 1.0$ となる。図 2 -(I)-(a) ~ (e) は、局所領域内の輝度分布モデルとそれに対する分離度を示している。(a) は、理想ステップエッジ、(b) ~ (c) は、鈍ったステップエッジ、(d) は、線形変化領域、(e) は、ほぼ平坦領域を示している。分離度の値は、理想ステップエッジ上で、最大 1.0 となり、エッジ形状が崩れるにつれて、1.0 から下がってゆく。線形変化している領域では、局所領域の幅を w とすると、その勾配に依らずに $0.75 \frac{w^2}{w^2 - w}$ となる。例えば、 $w=6$ で 0.77、 $w=8$ で 0.76、 $w=10$ 以上ではほぼ 0.75 となる。エッジが存在しない平坦領域では、分離度は、0.0 に近づく。ここで着目すべき特性は、従来の輝度勾配による方法と異なって、分離度は、ステップエッジの高さには無関係に求まる

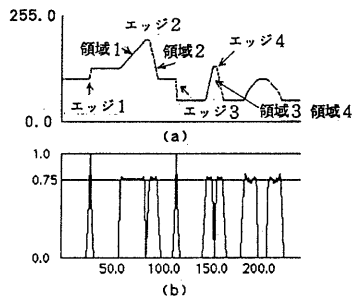


図 3: エッジの輝度・分離度分布

点である。これにより、弱いエッジでもその形状が理想ステップエッジに近ければ、エッジ強度は1.0となり検出可能となる。

領域内の輝度分布のモデルとしては、図2-(I)以外にも幾つかのモデルが考えられる。例えば、(II)は、2つの線形領域から構成される分布モデルである。このモデルに対して、2つの角度 θ_1, θ_2 を変化させ、分離度の変化を計算機シミュレーションで調べた。その結果、2つの角度が一致する場合に最大(0.75以下の値)になった。(III)は、その1例として θ_1 を45度に固定し、 θ_2 だけを変化させた場合の分離度の変化を示している。 $\theta_1 = \theta_2 = 45$ 度の時に、最大0.75になっている。したがって、しきい値を、0.75より大きく設定した場合には、(I)-(d), (II)に示したような輝度分布領域は、エッジとして抽出されないことが解る。

3 輝度分布に対する分離度の変化

図3-(a)に、人工的に生成したエッジの輝度分布を示す。(b)は、(a)に対する分離度($w=8$ ピクセル、 $h=1$ ピクセル)を示している。ステップエッジ上(エッジ1,3)上では、分離度は1.0となっている。エッジから外れるに従って分離度は低下してゆく。線形変化している領域(領域1,2,3,4)では、その輝度勾配に依らずに分離度は、0.76と一定になっている。ルーフエッジ(エッジ2,4)では、分離度がほぼ0、分散値はルーフの高さに依存した値となっている。

図4-(a)は、図3に示した輝度分布に平均0のガウシアンノイズ($SNR=8$ 、ステップ高さに対するノイズレベル比)を付加したものである。(b)は、(a)に対する分離度を示している。分離度の分布は、ノイズを付加しない場合と同様に、エッジ1,3上で最大、領域1,2,3,4では、0.75近傍になっている。しかし、ノイズの影響を受けて、最大分離度が、エッジ1では、1.0から約0.8に低下している。各領域では、分布が乱れて平均分

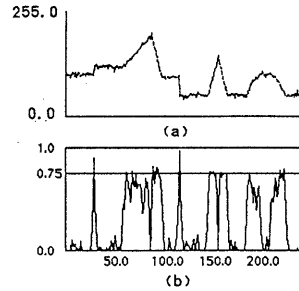


図 4: ノイズ($SNR=8$)を付加したエッジの輝度・分離度分布

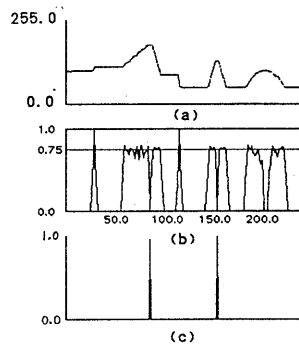


図 5: メディアンフィルタを掛けた輝度・分離度分布

離度が低下している。この性能低下に対処するために、予め、メディアンフィルタを通した輝度分布に対して分離度を求める。

図5-(a)は、ウィンドウ幅5ピクセルのメディアンフィルタを通した後の輝度分布を示している。(b)がその分離度を示している。各ステップエッジ上での分離度のピーク値が1.0に、また、各領域における分離度も0.75まで回復している。これは、メディアンフィルタのエッジなどの輝度の不連続を保存したまま、スパイク状のノイズを除去する効果による。分離度ピークの尖鋭化は、ガウシアンフィルタなど他の平滑化フィルタでは、逆に分離度が低下してしまう。(c)は、分離度が0.1以下、 σ_L が1以上の点を、ルーフエッジとして抽出した結果を示している。ルーフエッジ(エッジ2,4)上のみで出力されている。

4 エッジ抽出アルゴリズム

ここでは、2次元画像からエッジ抽出を行なうアルゴリズムについて説明する。このアルゴリズムを実現するフィルタを、“分離度オペレータ”と呼ぶ。図6に

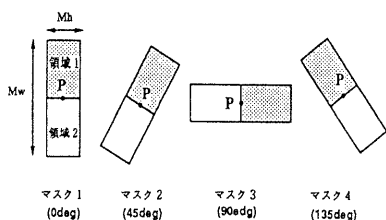


図 6: マスク構成の例

示すように、分離度フィルタは、複数のマスクから構成される。各マスクは、幅 M_w 、高さ M_h ピクセルの矩形領域から構成される。各マスクは、異なった方向のエッジに反応する。図中では 4 方向 (0、45、90、135 度) に反応するマスク例を示している。ここで、 M_h 、 M_w はエッジ抽出の解像度に関与しており、小さくする程解像度が高くなる反面、ノイズの影響を受け易くなる。実験では、 M_w は 6 ～ 12 ピクセル、 M_h は、1 ～ 3 ピクセルに設定した。また、分散基準 σ_L としては、3 ～ 7 に設定した。

以下に、エッジ抽出アルゴリズムを示す。

1. 画像中の点 P に対して図 6 で示した 4 つのマスク 1 ～ 4 を設定する。
2. マスク 1 の輝度集合の分散値 σ_T を計算する。
3. $\sigma_T \geq \sigma_L$: 分離度 η_1 を、式 (1) により計算する。

$\sigma_T < \sigma_L$: 分離度 $\eta_1 = 0.0$ とする。

4. 同様に残りの 3 つマスクの分離度を計算する。
5. 求めた 4 つの分離度 $\eta_1, \eta_2, \eta_3, \eta_4$ の内、分離度が最大となるマスクを選択する。選択されたマスクの方向がエッジ方向、分離度がエッジ強度となる。
6. 点 P を隣の画素に移動させ、処理 (1) を繰り返す。

処理の高速化を計る為に、予め Sobel により求めたエッジ方向から最も反応するマスクを選択し、そのマスクのみを使って分離度を計算することも可能である。あるいは、マスク 1,3 でエッジ強度を求め、エッジ方向は Sobel により求めることもできる。

5 実験結果および考察

5.1 1 次元輝度分布からのエッジ抽出

5.1.1 濃淡エッジ抽出

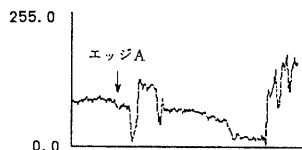


図 7: 破線で示された断面における輝度分布

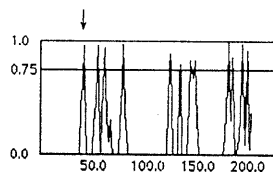


図 8: 分離度オペレータ出力 ($M_w=8$)

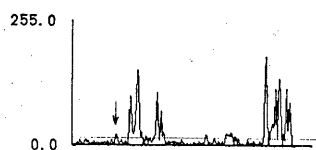


図 9: Gaussian の 1 次微分オペレータ出力 ($\sigma = 1.0$)

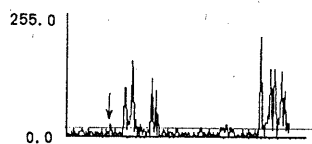


図 10: Sobel オペレータ出力

基本的な性能を調べるために、1 次元データに対するエッジ強度を求めた。図 7 は、図 1 2 に示す画像中の破線で示した断面における輝度分布である。図 8 は、メディアンフィルタを通した後の分離度、図 9 は、Gaussian の 1 次微分オペレータ ($\sigma=1$)、図 10 は、Sobel オペレータの出力である。比較すると、分離度オペレータの出力は、各エッジ上で一様に鋭いピーク値 (分離度 0.8 ～ 1.0) をもっている。一方、輝度勾配に基づく Sobel、Gaussian の 1 次微分オペレータの出力は、各エッジで約 10 倍の幅で変化している。

ここで、図中で矢印で示された弱いエッジ A を抽出する場合を考える。図 8 では、しきい値を 0.76 に設定することで容易にエッジ A を抽出することができる。一方、Sobel、Gaussian では、エッジ A を抽出するためには、しきい値をノイズレベルまで下げる必要があ

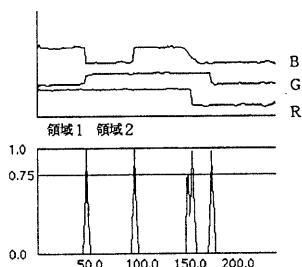


図 11: カラーデータに対する分離度分布

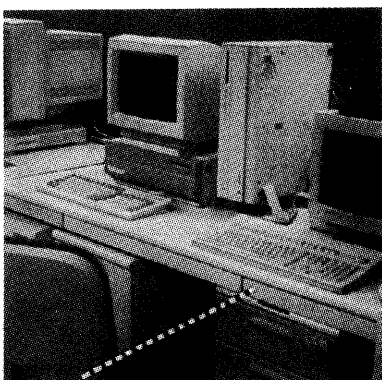


図 12: 原画像

り、エッジ以外のノイズ、線形変化領域を誤って検出してしまふ。

5.1.2 カラーエッジ抽出

図 11-(a) は、人工的に作成したデータに平均 0 のガウシアンノイズ (SN 比=8) を付加したカラー (RGB) の輝度分布を示している。(b) は、(a) に対する式 (7) から求めた分離度を示している。カラーが変化している点、例えば、紫 (領域 1) から黄緑 (領域 2) に変化している位置で、分離度がほぼ 1.0 となっている。また、他のカラーエッジ上でも同様に 1.0 となっていることから、本方法のカラーエッジ抽出に対する有効性が分る。

5.2 2次元濃淡画像からのエッジ抽出

次に、濃淡画像 (図 12) からエッジを抽出した。図 13、14 は、原画像に対する分離度と Canny オペレータの出力強度分布を示している。図の横軸はエッジ強度、縦軸は度数を示している。分離度オペレータ出力は、エッジ (175 ~ 190 に局在) とエッジ以外の領域で

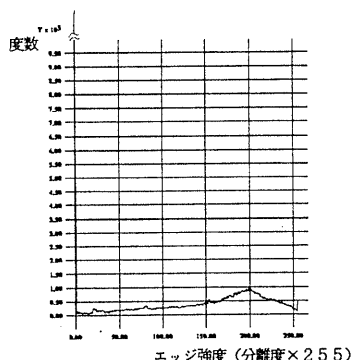


図 13: エッジ強度分布 (分離度オペレータ)

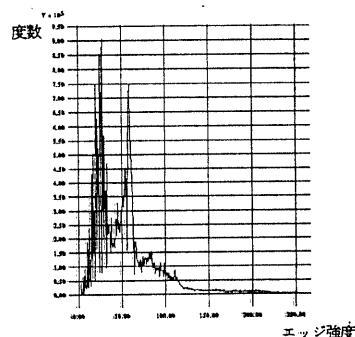


図 14: エッジ強度分布 (Canny オペレータ)

分離されているのに対して、Canny の出力は、ノイズ領域とエッジ領域が混在されて出力されている。これから、分離度オペレータに対する最適なしきい値を、容易に決定できることが推察される。

図 15 は、原画像 (図 12) に対する分離度オペレータ ($\sigma_L^2 = 20, Mw=8, Mh=2$) の出力を 255 倍したエッジ強度画像である。

図 16 ~ 21 は、原画像に対する分離度、canny、Sobel オペレータの各出力に、細線化を施して得られたエッジ画像を示している。ここで、分離度、Sobel に関しては、予め原画像にメディアンフィルタを掛けて平滑化してある。細線化は、先ず第 1 しきい値 ($Tr1$) 以上のエッジ強度を持つ点に対して、エッジ方向での局所最大点 (非最大抑制処理) をエッジとして抽出した。次に第 2 しきい値 ($Tr2$) 以上の強度を持つ点 P に対して、隣接する $Tr2$ 以上の強度を持つ点のエッジ方向を調べ、同じ場合点 P をエッジとして抽出した。

図 16 は、分離度フィルタ ($\sigma_L^2=60, Mw=6, Mh=2, Tr1=0.85, Tr2=0.75$)、図 17 は、Canny (Deriche) オペレータ [5] ($\alpha = 1.0, \omega = 1.0$, マスクサイズ=7 ×



図 15: エッジ強度画像

7, $Tr1=35$, $Tr2=25$)、図 18 は、Sobel オペレータ ($Tr1=35$, $Tr2=25$) で得られたエッジ画像を示している。図 19 ~ 21 では、しきい値以外のパラメータは図 16 ~ 18 と同じである。図 19 では、 $\sigma_L^2=20$ 、図 20、21 では、 $Tr1=15$, $Tr2=13$ にそれぞれ下げたである。

各結果を比較する。設定したしきい値が、ノイズレベルより高い場合は、3 種類のフィルタ性能に、マスクサイズの違いによる解像度の差以外には、大差は見られない。しかし、弱いエッジを抽出するためにしきい値を下げてゆくと、抽出性能に差異が現れる。分離度オペレータでは、 σ_L を下げた場合でも、ノイズの影響を受けずに、弱いエッジまで抽出できている。一方、Canny, Sobel では、しきい値を下げた場合、ノイズ、あるいは線形変化している領域まで誤ってエッジとして抽出している。処理時間は、分離度オペレータ (mask1, 3 を使用) で AS4075 上で約 33 秒、Sobel で約 8 秒、Canny で約 33 秒掛かった。

6 まとめ

本稿では、局所領域間の分離度に基づき、エッジを安定に抽出できる方法を提案した。このエッジ抽出法は、従来の代表的なエッジ抽出法である輝度勾配に基づく方法に比べて、以下のような利点が挙げられる。

1. エッジを、2 つの局所小領域の画像情報から統計的に決定するので、ノイズの影響を受け難い。
2. ステップエッジに対して、エッジ強度はエッジ高さに無関係に、その形状に依存した値が出力される。したがって、弱いステップでもその形状が理想ステップエッジに近ければ検出可能である。

3. 上述 2. の特性から、エッジ抽出におけるしきい値は 0.75 近傍に設定すれば良く、最適しきい値の選択が容易になった。
4. 領域に対して定義可能な輝度以外の様々な複数の画像特徴量 (カラー、テキスト情報など) を用いて、他のエッジ (カラーエッジ、テキストエッジなど) 抽出にも拡張可能である。

参考文献

- [1] I.D.Macloed, "On finding structure in pictures", in Picture Language Machines, S.Kanef, Ed. New York: Academic, pp.231(1970).
- [2] J. Canny: "A computational approach to edge detection" IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8, No.6, pp.679-698(1986).
- [3] D.Marr, E. Hildreth: "Theory of edge detection", Proc. Roy. Soc. London, vol.B-207, pp.187-217(1980).
- [4] M.Hueckel: "An operator which locates edges in digitized pictures", J. ACM 18, pp.113-125(1971).
- [5] R.Deriche: "Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector", IJCV, pp.167-187(1987).
- [6] R. Machuca, A.L.Gilbert: "Finding edges in noisy scenes", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. 3(1), pp.103-111(1981).
- [7] A. Kunda: "Robust edge detection", IEEE Proc. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.11-18(1989).
- [8] R.M.Haralick, "Digital step edges from zero crossings of second directional derivatives", IEEE Trans. Pattern Analysis Mach. Intell. 6(1), pp.58-68(1984).
- [9] 高橋、高木: "微分値の局所的な分布に基づいたエッジ検出アルゴリズム", テレビジョン学会誌, Vol.45, No.10, pp.1172-1178(1991).
- [10] 大津: "判別および最小 2 乗規準に基づく自動しきい値選択法", 信学論, J63-D, pp.349-356(1980).

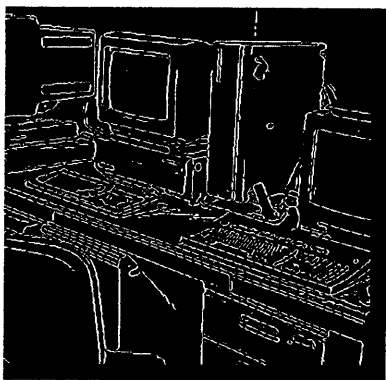


图 16: 分離度 ($\sigma_L^2=60, Tr1=0.85, Tr2=0.77$)



图 19: 分離度 ($\sigma_L^2=20, Tr1=0.85, Tr2=0.77$)

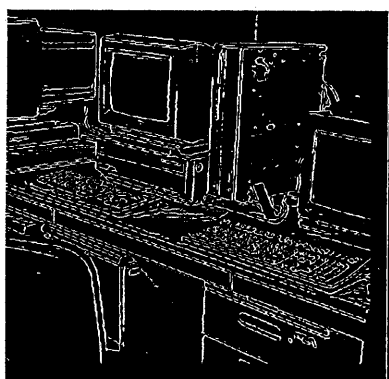


图 17: Canny($\alpha=1.0, \omega=1.0, Tr1=35, Tr2=25$)



图 20: Canny($\alpha=1.0, \omega=1.0, Tr1=15, Tr2=13$)



图 18: Sobel($Tr1=35, Tr2=25$)

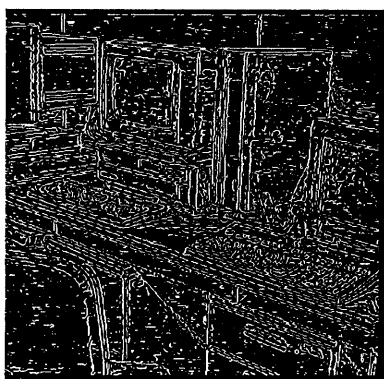


图 21: Sobel($Tr1=15, Tr2=13$)