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

高橋 禎 郎^{†*}, 正会員 高 木 幹 雄[†]

An Edge Detection Algorithm Based on the Local Distribution of the Gradient

Sadao Takahashi[†] and Mikio Takagi[†]

Abstract In computer vision, we need the significant edges that are boundaries between different surfaces, or an object and its background.

In this paper, we propose a method for detecting significant edges based on the local distribution of gradient magnitude values. The analysis enables us to tell whether any significant edges exist locally. In the edge area, the distribution of gradient magnitude values can apparently be separated into two clusters. In the non edge areas, the distribution seems to be one cluster. The significant edges in the edge area are detected by an automatic thresholding technique after which line thinning takes place. Since the method does not use any smoothing criteria, detected edges are located where we desire. The experiments show that significant edges are detected and textural edges are suppressed.

1. ま え が き

エッジや線は画像特徴のひとつであるが、画像処理やコンピュータビジョンにおいて、最も重要な特徴のひとつであり、それらの検出は基本的かつ重要なテーマのひとつである。特に、コンピュータビジョンにおいて、シーンを記述するためには画像内の輪郭を抽出することが必要不可欠である¹⁾。シーン記述のためには、物体を構成する輪郭を、位置を正確に、途切れがなく連続であり、さらに幅を薄く抽出する必要がある、テクスチャなどの影響によるノイズはシーン記述には不要なものである。

したがって、物体と物体、物体と背景といった境界

部分のエッジを抽出し、テクスチャなどの影響によるノイズを極力取り除くことがエッジ検出における重要な課題である。本論文におけるエッジ検出には次の3つの目的が挙げられる。

- (1) ある程度連続的で一定の方向であるような濃度の不連続性(重要なエッジ)を検出すること。
- (2) 必要のない詳細(テクスチャによるノイズなど)を抑圧すること。
- (3) エッジの位置の正確さを保存すること。

画像のノイズ成分を取り除くために、局所的に平均を求めたり、平滑化を行ったりしているものが多い²⁾³⁾。Canny⁴⁾やこれらの方法では、ノイズ成分は取り除くことができるが、平滑化を伴うために、微分画

キーワード：エッジ検出，輪郭，コンピュータビジョン，閾値処理，微分

1991年5月1日受付

[†] 東京大学 生産技術研究所 (〒106 東京都港区六本木 7-22-1, TEL 03-3402-6231)

* 現在、株式会社リコーに勤務

[†] Institute of Industrial Science, University of Tokyo (7-22-1, Roppongi, Minato-ku, Tokyo 106, Japan)

像の極大値の画素が平滑化を行わない場合とは一致しなくなることがあり、エッジの正確な位置が検出できなくなることがある。Deriche⁵⁾は、ガウス関数の差分をとる、DOG (Difference Of Gaussian) 関数を用いたエッジ検出手法を提案した。この手法は途切れのない連続的なエッジを検出することが可能であるが、ガウス関数によって画像がぼかされるために、エッジの正確な位置を決定することが問題となっている。Bergholm⁶⁾はガウス関数のパラメータを変化させて、異なるレベルに画像をぼかし、最もぼかした画像で重要なエッジを検出したのち、エッジの位置をレベルの異なる画像間で追跡して正確なエッジの位置を決定しようとした。しかしながら、テクスチャによるノイズを十分に抑えているとはいえない。

本論文では、微分画像中の局所的な値の分布が、いわゆる重要なエッジが存在する部分と存在しない部分とに違いがみられることを利用して、エッジの存在する部分に対してのみ適応的な閾値処理を行うことによりエッジを検出する手法を提案する。まず、エッジの位置の正確さを保存することを重要と考え、濃淡画像をノイズの影響を受けにくい Sobel Operator を用いて微分する。次に微分した画像を小ブロックに分割し、各ブロックの微分値の統計的特徴より、エッジの存在する部分と存在しない部分とに分類する。エッジの存在する部分に対して微分値を閾値処理し、エッジである確率の高い要素を抽出した後、極大値以外の値

を抑圧する細線化を施す。

本手法はエッジの統計的特徴を利用し、適応的な閾値処理を行うため、単一閾値では検出できないような強度の弱いエッジを検出することができる。また、全画像を適応的に閾値処理する場合には、テクスチャ部分のノイズなどが検出されるのに対し、本手法はエッジの存在する部分に対してのみ適応的な閾値処理を行うため、テクスチャ部分のノイズなどがほとんど検出されない。この点で本手法は優れている。さらに、濃淡画像の平滑化を行った後に微分を行うならば、濃淡画像を平滑化しないで微分を行った場合と比較して、微分値の極大値の位置が異なることがあるため、エッジの位置の正確さが失われる。本手法では画像の平滑化を行わないので、検出されるエッジの位置は正確であるという点でも優れている。

本手法は、画像解析の前処理としてのエッジの検出、すなわち、物体と物体、物体と背景との間の、ある程度連続的で一定の方向を持つ重要な濃度の変化の極大値（エッジ）を検出することが目的である。本手法による結果は、例えばエッジ追跡⁷⁾に適用され、さらに多角形近似などの高レベル処理に適用される。

2. 微分画像における画素値の分布

エッジは濃淡画像の輝度の変化の激しい場所に存在するため、微分画像においては勾配の大ききの極大値として現れる。したがって、微分画像を閾値処理すれば

図 1 微分値の分布
Distribution of gradient magnitude.

(a) Original image, (b) Distribution of gradient magnitude in the edge-existing block, (c) Distribution of gradient magnitude in the non edge-existing block.

ば、ある程度のエッジは検出される。しかしながら、エッジの強さは相対的なものであり、周囲に比べてはつきりした強さが得られるにもかかわらず、その勾配の大きさが小さいものも存在する。また、テクスチャ領域では、ある程度の輝度の振幅が周期的あるいはランダムに存在し、人間にはエッジとして認められないがその振幅がかなりの大きくなるものもある。この場合、微分画像では勾配の大きさが相対的に大きくなってしまう。

以上のように考えると、エッジを検出するためにはある程度小さな領域に注目し、エッジが認められる領域と認められない領域とにおいて特徴の差を調べることが必要となってくる。

画像の小領域内の微分値 (Sobel Operator の出力, x 方向, y 方向) の分布を、重要なエッジの存在する領域と存在しない領域の 2 つの部分について図 1 に示す。図 1 (a) は 512×512 の大きさの原画像であり、図 1 (b) は原画像の中の左上の物体の正方形で囲まれた領域内の 256 画素の微分値の分布である。また、図 1 (c) は、中央下の物体の正方形で囲まれた領域内の 256 画素の微分値の分布である。エッジの存在するブロックでは、原点付近の大きな集合と同一方向に伸びるまばらな集合との 2 つの集合に分類される。また、エッジの存在しないブロックでは微分値の分布は単峰状であり、1 つの集合とみなすことができる。したがって、この特徴を表すような統計量を用いてエッジの存在するブロックと存在しないブロックとが分類できる。また、あるブロックの中に複数のエッジが存在する場合が考えられるが、本手法ではブロックの大きさが十分に局所的であるとあらかじめ仮定しており、そのブロック内での微分値の大きさが十分に小さい部分とそれ以外の部分とに分割することができると考えられる。

3. エッジ検出アルゴリズム

3.1 画像のブロック分割

2 章で述べたように、エッジの存在するブロックと存在しないブロックではその微分値の分布に違いが見られる。そこで、微分画像を $N \times N$ サイズのブロックに分割し、各々のブロックでのヒストグラムを求める。2 次元の分布と 1 次元の分布とで違いはあるが、微分値の大きさの分布の状態は同等と見ることができ。すなわち、エッジの存在するブロックにおける微分値のヒストグラムは、その分布が低い値に大きく集まる部分と相対的に大きい値を持つ部分とに分かれる。また、エッジの存在しない部分におけるヒストグ

図 2 ブロックのオーバーラップ
Overlapping movement of block.

ラムはその分布がはつきりとは分かれることがない。

3.2 ブロックのオーバーラップ

画像を各ブロックに分割した時に問題となるのは、エッジが各ブロック間の境界付近にある時である。この場合、ブロックの境界においてエッジが途切れることがある。したがって、これを避けるためにブロックをオーバーラップさせて処理する。すなわち、図 2 に示すように、縦横両方向にブロックサイズの $1/4$ だけ移動して次のブロックを定める。これにより、境界によるエッジの途切れはなくなる。もちろん、1 画素ずつブロックを移動させることにより最も良い結果が得られると考えられる。しかしながら、処理の速度と効率を合わせて考えるならば、数画素ずつブロックを移動する方法が良いと考えられる。

3.3 閾値決定法

各ブロック毎に微分値の大きさのヒストグラムの閾値決定を行う。これには大津の判別分析法⁸⁾を用いる。この手法の概要を述べる。

画像の濃度値のヒストグラムにおいて、濃度値の集合を閾値 t で 2 つのクラスに分割したと仮定した時、2 つのクラス間の分離が最も良くなるようにパラメータ t を決めるという考え方に基づいた閾値選択法である。実際には、2 つのクラスの平均値の分散 (クラス間分散) と各クラスの分散 (クラス内分散) の比を最大にするという基準により t を決める。 t の決め方を以下に示す。

与えられた画像が、 $1, 2, \dots, L$ のすべてで L レベルの濃度値をもつとする。ここで、閾値を k として、 k 以上の濃度値を持つ画素と、それより小さな値をもつ画素の 2 つのグループに分け、それをクラス 1, クラス 2 とする。クラス 1 の画素数を $\omega_1(k)$, 平均濃度値を $\mu_1(k)$, 分散を $\sigma_1(k)$, クラス 2 の画素数を $\omega_2(k)$, 平均濃度値を $\mu_2(k)$, 分散を $\sigma_2(k)$ とおき、全画素の平均濃度値を μ_T とおくと、クラス内分散は、

$$\sigma_W^2 = \omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2 \quad (1)$$

クラス間分散は、

$$\sigma_B^2 = \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2(\mu_2 - \mu_T)^2 = \omega_1\omega_2(\mu_1 - \mu_2)^2 \quad (2)$$

で与えられる。また、クラス内分散とクラス間分散には次の基本的な関係が常に成立する。

$$\sigma_w^2 + \sigma_B^2 = \sigma_T^2 \quad (3)$$

σ_T は全分散である。ここでクラス分離度 $\eta(k)$ を導入し、それを最大にする k を求めればよい。

$$\eta(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_T^2} \quad (4)$$

すなわち、 $\eta(k)$ を最大にするには k を変化させて σ_B^2 を最大にする k を求めればよい。

ところが、微分画像の画素値は実数値をとる。しかも、各ブロック毎にその範囲はさまざまである。ブロック内の画素値のとり範囲が小さければ、閾値決定を正しく行うことができなくなる。したがって、画素値を10倍にして四捨五入で整数化する。画素値にアフィン変換を施しても、閾値最適化に用いられるクラス分離度は不変である⁹⁾。

整数化した画素値のヒストグラムを求め、閾値決定を行った後、閾値をもとの画素値のレベルに逆変換する。

3.4 ブロックの分類とエッジ要素の検出

エッジを含むブロックと含まないブロックに分類する手法について述べる。ここでは、ひとつの基準を用いてエッジを含むブロックであるかないかを分類する。それは閾値決定時に算出されるクラス分離度である。この基準に対して閾値を求め、あるブロックに対してクラス分離度が閾値より大きい場合に、そのブロックはエッジが存在するブロックであると判定する。

ヒストグラムに閾値処理を行った場合、ヒストグラムは2つのクラスに分かれる。エッジの存在するブロックにおけるヒストグラムでは、2つのクラスの分離度が大きい。また、エッジの存在しないブロックにおいては、2つのクラスの分離度が小さい。このことを利用して、画像の各ブロックを分類しようとするものである。

この基準は、画像の各ブロックにおける微分値の閾値を決定する時に同時に求められる。各々のブロックで求められたクラス分離度の集合を閾値処理することによって、ブロックをエッジの存在するブロックと存在しないブロックとに分類する。

クラス分離度についてはその定義により、 $0 \leq \eta \leq 1$ の値をとるため有界である。

ブロックの分類方法は、画素値の閾値決定のときと同じく判別分析法を用いる。ここで、ヒストグラムを

求める時にノイズの影響を避けるため、各ブロックのクラス分離度を用いるかわりに次に示す値を用いる。

いま、ブロック W_{ij} がクラス分離度 η_{ij} をもつものとする。また、ブロックの集合 G を次のように定義する。

$$G = \{W_{kl} | i-1 \leq k \leq i+1, j-1 \leq l \leq j+1\} \quad (5)$$

すると、集合 G の各要素がもつ η の集合 E は次のように表すことができる。

$$E = \{\eta_{kl} | i-1 \leq k \leq i+1, j-1 \leq l \leq j+1\} \quad (6)$$

η_{ij} を集合 E の最大値 $\eta_{\max}$ に置き換えてクラス分離度のヒストグラムを求める。

クラス分離度は1以下の正数値であるので、これを100倍して整数化し、ヒストグラムを求める。そして、閾値 η_t を決定したのち、各ブロック W_{ij} の η_{ij} と比較し、エッジの存在するブロックとエッジの存在しないブロックに分類する。

エッジの存在するブロックに対して微分画像の画素値の閾値処理を行う。閾値 t 以下の値をもつ画素の値は0で置換される。また、1つの画素は複数のブロックに含まれている。この場合、エッジが存在するブロックに分類されたブロックの閾値のうちの最小値を閾値として画素を閾値処理する。このようにして、エッジ要素が検出される。

3.5 細線化処理

3.4節ではエッジ要素の検出を行う処理を述べた。この処理によって、エッジである確率の高い画素である微分の極大値と、その付近が同時に検出される。したがって、細線化が必要となる。この処理には Non-maxima Suppression を用いる。この方法はエッジの方向に関して垂直な方向に隣接する2要素との微分値の大小関係を調べ、最も大きい値をもつものを残し、小さい2要素を除去するものである。また、細線化を行った後、孤立したエッジを除去する。

4. 実験および考察

4.1 実験結果

本エッジ検出アルゴリズムを用いて、サイズが 512×512 の幾つかの画像について処理をした結果を図3～図5に示す。いずれも、(a)は入力画像、(b)は出力エッジ画像、(c)は比較のために単一閾値で微分画像を閾値処理してエッジ検出した画像である。画像の微分には種々の微分法が存在するので、当然、微分法によりその結果が異なる場合が出てくると考えられる。特に、濃度変化の小さいエッジの存在する部分ではノイズの影響が大きく現れる。このため、本手法では、ノイズの影響を最も受けにくい微分法のひとつ

(a) 入力画像

(b) 出力画像

(c) 単一閾値 (=10) でエッジ検出した画像

図 3 実験結果 (CITY 画像)

Experimental result. (CITY image)

(a) Input image, (b) Output image, (c) Output image obtained by uniform thresholding. The threshold value is 10.

(a) 入力画像

(b) 出力画像

(c) 単一閾値 (=10) でエッジ検出した画像

図 4 実験結果 (HOME 画像)

Experimental result. (HOME image)

(a) Input image, (b) Output image, (c) Output image obtained by uniform thresholding. The threshold value is 10.

(a) 入力画像

(b) 出力画像

(c) 単一閾値 (=10) でエッジ検出した画像

図 5 実験結果 (TOY 画像)

Experimental result. (TOY image)

(a) Input image, (b) Output image, (c) Output image obtained by uniform thresholding. The threshold value is 10.

である Sobel Operator を用いた。また、ブロックのサイズは種々の実験の結果、最も良いと考えられる 12×12 を採用した。

CITY の画像 (図 3) では、本論文で述べた手法は正面の建物のみをよく抽出している。単一閾値で処理をした画像では、正面の建物とともに、背景の斜面の部分のノイズがたくさん検出されている。次の例は HOME の画像 (図 4) の場合である。両手法とも、家と背景の境界、窓、屋根などがよく検出されている。また、本論文で述べたアルゴリズムを用いた結果は木のテクスチャによるノイズを検出しておらず、物体の輪郭を構成するエッジのみをよく検出している。これは、木のテクスチャ部分の微分値を閾値決定した際の 2 つのクラスに分離度が小さく、エッジの存在しない部分であると判定されるのに対し、物体の境界部分を構成する部分では、その分離度が大きくエッジの存在する部分と判定されるからである。最後の例は TOY の画像 (図 5) である。この場合には、単一閾値を用いた方法では、画像中左の物体の輪郭が失われている。また、各物体の内部のテクスチャによるノイズが多く検出されている。それに対して、本論文のエッジ検出アルゴリズムを用いた結果では、重要なエッジはよく検出されている。

4.2 考 察

本論文におけるエッジ検出の目的は、テクスチャなどのノイズはエッジとして検出せずに真の境界のみをエッジとして検出することである。そのための方法として、微分値の分布に基づいた閾値処理を行うアルゴリズムを用いている。このため、微分の極大値が小さい場合でもエッジとして検出される。また、極大値が大きい場合でもその付近の微分値の分布により、エッジでないと判断される場合もある。こういう意味で、物体と物体、背景と物体との境界のエッジを抽出することにおいて、単一の閾値を用いた手法などに比較してその有効性が示された。また本エッジ検出アルゴリズムは、原画像を直接微分し、ある程度以上の連続性と一定の方向性を持った微分値の極大値をエッジとして出力するので、エッジの位置は正確に出力され、ガウシアンフィルタを用いて画像をぼかしてからエッジを検出する手法のように、エッジの位置を正確に求める問題は起こらない。

5. む す び

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を提案し、実験および考察を加えた。このアルゴリズムは、多くの関連研究にあるのとは異なり、画

像の平滑化処理を行わずにテクスチャによるノイズなどを抑圧しようとするものである。画像を小さなブロックに分割し、局所的な特徴、すなわち、エッジの存在する部分とエッジの存在しない部分の微分値の分布に基づいて、エッジの存在するブロックと存在しないブロックに分類し、エッジの存在する部分に対して閾値処理をすることによりエッジ要素を検出する。得られたエッジ要素を滑らかな細線に処理するために Nonmaxima Suppression を用いる。その結果は、テクスチャによるノイズを十分に抑制し、重要なエッジをよく検出していることがわかり、本手法の有効性が示された。特に従来の手法では検出されてしまう木々や表面のテクスチャによるノイズなどを抑制するには非常に有効である。本手法による結果は、例えばエッジ追跡によって、より連続したエッジを得、さらに多角形近似などの高レベル処理を行うなどの画像解析に適用できる。

[参 考 文 献]

- 1) D. H. Ballard and C. M. Brown: "Computer Vision", Prentice-Hall (1982)
- 2) J. O. Eklundh, T. Elfving, and S. Nyberg: "Edge Detection Using the Marr-hildreth Operator with Different Sizes", In 6th ICPR, Munich, pp. 1109-1112 (1982)
- 3) A. Rosenfeld and M. Thurston: "Edge and Curve Detection for Visual Scene Analysis", IEEE Trans. Comput., **20** (1971)
- 4) J. F. Canny: "A Computational Approach to Edge Detection", IEEE Trans. Pattern Anal. & Mach. Intel., **8**, pp. 679-698 (Nov. 1986)
- 5) R. Deriche: "Using Canny's Criteria to Derive a Recursively Implemented Optimal Edge Detector", Int. J. Comput. Vision, pp. 167-187 (1987)
- 6) F. Bergholm: "On the Content of Information in Edges and Optical Flow", PhD thesis, University of Stockholm (1989)
- 7) 高橋, 高木: "高レベル処理に適したエッジ追跡", 信学技報 PRU90-84, **90**, 305, pp. 23-30 (Nov. 1990)
- 8) 大津: "判別および最小2乗規準に基づく自動しきい値選定法", 信学論, **J63-D**, pp. 349-356 (1980)

たかはし きだ お
高橋 禎郎 平成3年, 東京大学大学院工学系研究科電子工学専攻修士課程修了。同年, (株)リコー入社。画像処理, コンピュータビジョンの研究に従事。

たか ぎ みき お
高木 幹雄 昭和40年, 東京大学大学院博士課程修了。同年, 同大学生産技術研究所助教授。54年, 同所教授。59年, 機能エレクトロニクス研究センター長(兼), 現在に至る。画像処理, 非破壊検査などの研究に従事。工学博士。正会員。