

論文

LMedS ハフ変換の提案

加藤 邦人^{†a)} 輿水 大和^{††}

A Proposal of LMedS Hough Transform

Kunihito KATO^{†a)} and Hiroyasu KOSHIMIZU^{††}

あらまし ハフ変換によるパターン抽出はノイズに強く、また画像パターンの隠れいにも強いという優れた性質をもつ。しかし、ハフ変換には離散化による精度問題が存在し、これも大きな問題として古くから議論されている。本論文では、ロバスト統計量を直線らしさの評価基準とする、新しいアルゴリズムである LMedS ハフ変換を提案する。これは、ハフ変換の多数決原理にとらわれない、現在までのハフ変換とは異なったパターン検出の可能性を拓くものである。更に、LMedS ハフ変換は、大局性など従来のハフ変換がもつ特性を保持している。本論文では、本アルゴリズムの基本原理解、並びにアルゴリズムの詳細について述べ、性能の理論的・実験的な分析について明らかにする。

キーワード ハフ変換、ロバスト統計量、最小中央値近似、直線検出

1. ま え が き

一般的なハフ変換 [1] による直線検出は多数決原理に基づいているため、最も多数のエッジ点を通るものが正解の直線として採用される。このハフ変換における多数決原理は、ハフ変換の特徴の一つであり、ロバスト性、大局性に大きく貢献するところである。しかし、デジタル画像空間ではその離散化問題により、この明確な理論が成り立たない場合がある。すなわち、直線を検出する分解能は θ - ρ パラメータ空間の分割数によるため、分割数が少ない（分解能が低い）と、本来区別すべき直線が同一の要素に投票されて、その結果、重要なパターン平面上のセグメントが直線として検出されなくなるという、いわゆる精度問題がハフ変換には内在している。また、直線を構成するエッジ点が非常にスパースな場合や、ばらつきをもっている場合などには、この多数決原理はうまく働かず、近似によるパターン当てはめ手法がより効果的である場合も多い。

これらの近似的な直線当てはめは、最小二乗近似などの基本的統計量を用いたものが一般的である。しかし、これらの統計的手法には例外値問題があり、この点においてハフ変換は多数決原理ゆえノイズへのロバスト性の観点から有効である。一方、統計的当てはめアルゴリズムでも、これらの例外値問題を解決するため、Least Median of Squares（以下 LMedS）クラスタリングによるロバスト直線当てはめアルゴリズムなどが提案されている。本論文では、この LMedS 統計量を直線らしさの評価量として取り入れることで、ハフ変換の大局性並びにロバスト性を保持しながら、多数決原理ではない、直線らしさの評価原理をもつ新しいハフ変換アルゴリズムを提案する。

2. ハフ変換の精度問題——分析と対策

一般的に、ハフ変換による直線検出手法では、 θ - ρ パラメータ空間上のハフ曲線の交差する点の累積を求めるため、パラメータ平面を表す 2 次元配列をカウンタとして用い、その中から最大ピークを検出する。直線を検出する分解能はこの 2 次元配列の分割数に依存し、分割数が少ないと別々の直線に対応するピークが 2 次元配列セルの同一要素に投票され、それらを区別することができなくなる。このような精度問題が、ハフ変換によるパターン検出で古くから議論されている [2]。

[†] 岐阜大学工学部, 岐阜市

Faculty of Engineering, Gifu University, 1-1 Yanagido, Gifu-shi, 501-1193 Japan

^{††} 中京大学情報科学部, 豊田市

SCCS, Chukyo University, 101 Tokodate, Kaizu-cho, Toyota-shi, 470-0393 Japan

a) E-mail: kkato@info.gifu-u.ac.jp

これらはパラメータ平面の離散化を原因とした精度の低下であるが、一方、パターン平面の離散化による精度の低下も考えられる。離散化された画像上のデジタル直線を構成するエッジ点群から生成されるハフ曲線は、必ずしもパラメータ平面上で1点では交わらない。したがって、水平、垂直、斜め45度方向の直線は、離散化されたパラメータ平面でも1点で交わるため、他の方向の直線より検出されやすくなるといった問題も起こる。また、非常にスパースではばつきをもったエッジ点群から構成される直線は、それらから生成されるハフ曲線はパラメータ平面上では全く交わらず、直線として検出することはできない。これは、ハフ変換の基本的な性質が多数決原理に基づいているためであり、このような状況は最もハフ変換が苦手とするところである。

このような問題を解決するため、高性能、高精度化アルゴリズムが多数開発されている[3],[4]。多くはパラメータ空間への投票パターンの改良、及び図形のパラメータ表現の改良による。投票時に、離散化の影響を考慮して重み、若しくは投票幅をもたせたアルゴリズムとして、森本ら[5]によりパラメータ平面の θ 軸によって帯域幅が変化する可変フィルタを用いた高精度ハフ変換アルゴリズムが提案されている。ほかにも、Brown[6]による重み付き投票を用いた手法や、Han[7]らによるファジー理論を用いたアルゴリズム、Stephens[8]による確率分布を用いたアルゴリズムなどが提案されている。これらのアルゴリズムでは、図1に示すように投票されるハフ曲線に幅をもたせるため、先のような非常にスパースな直線に対し度数ピークが構成されない問題も解決できる場合がある。

一方、本論文で提案する LMedS ハフ変換はこれらの手法とは異なり、パラメータ平面を度数の累積のためには用いず、画像中に存在するであろう直線の可能性を表すために用いる。また、各パラメータ平面には度数ではなく、直線らしさの信頼度が投票される。

先の非常にスパースな直線を検出する場合、一般的にはパターン当てはめ手法が用いられることが多い。ところで、パターン当てはめ手法とハフ変換の大きな違いは、パターン当てはめ手法ではあるパラメータをもったパターンを画像中に定義し、それとエッジ点群との信頼度を計算する。これらのパラメータを順次変えてやることで最も信頼度の高いパターンを解として検出する。一方ハフ変換は、画像中のあるエッジ点がり得るすべての可能性をパラメータ平面へ投票する

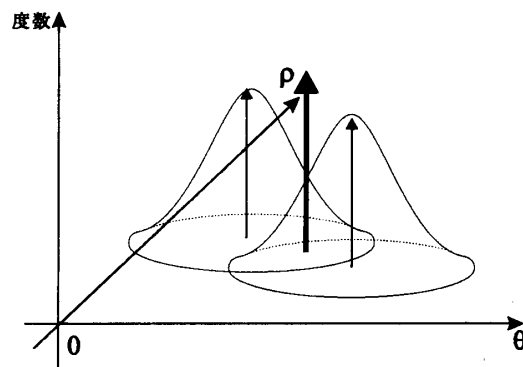


図1 重み付き投票による高精度化アルゴリズム

Fig.1 High performance algorithm using weighted voting.

ことにより信頼度を計算する。すなわち、ハフ変換でのパラメータ平面は各パターンの可能性を表す。その集積度数が信頼度を表す[9]。このパラメータ平面への累積が、ノイズに強く、同時に複数のパターンを検出することができるというハフ変換の長所に大きく寄与している。パターン当てはめ手法で最小二乗誤差がよく用いられるが、これは検出対象の図形パターンを構成していない、いわゆる例外値の影響を大きく受ける。この点では、ハフ変換では例外値、すなわちノイズへの耐性は高い。一方、最近はロバスト統計量を用いたパターン当てはめ手法が提案されている。乾ら[10]はロバスト統計量の一つである LMedS [11]を用い、複数直線を逐次的に検出する手法を提案している。

本論文で提案するアルゴリズムは、この手法と同じく LMedS 値を直線の信頼度として採用した。そして、パラメータ平面を画像中に存在するすべての直線の可能性を表す評価値の分布として用いることで、ハフ変換の枠組みの中でパターン当てはめと同様の直線検出を実現することができる。

3. LMedS ハフ変換

3.1 アルゴリズムの導入

LMedS ハフ変換では、パラメータ平面をハフ曲線の交差数をカウントするカウンタとして用いる一般的なハフ変換とは違い、統計量である中央値（メジアン）を直線の評価単位とする。これは、LMedS ハフ変換は、統計量を評価単位に用いた最小値問題とすることを意味する。評価に用いる中央値は以下のように求められる。

$$P(\theta, \rho) = \underset{i}{\text{med}} \{e_i^2(\theta, \rho)\} \quad (1)$$

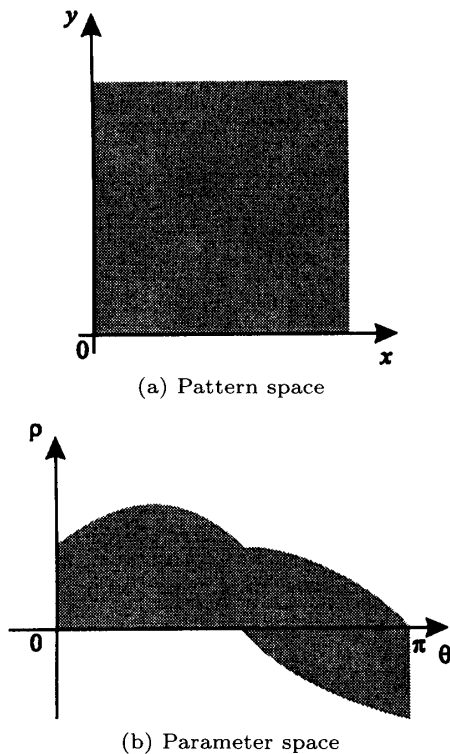


図2 パターン平面上のすべての直線がとり得る投票範囲
Fig.2 Vote area in the parameter space.

$P(\theta, \rho)$ はパラメータ平面上のある点を表し, $e_i(\theta, \rho)$ はパラメータ θ, ρ が表す直線と, i 番目の標本点との残差を表す. ところで, x - y パターン平面上で表し得るすべての直線は, 原点を左下とした場合, パラメータ平面では図2の領域で表される. すなわち, エッジ点から生成されるハフ曲線は $0 \sim \pi$ を投票範囲とした場合, 必ずこの領域内に投票される.

したがって, パラメータ平面のこの領域内の (θ_i, ρ_i) について, 図3のように, そのパラメータ値から式(1)により中央値を計算し (θ_i, ρ_i) に代入することで, 画像中に存在し得る全直線に対する LMedS 値分布が得られる. この分布中より最小となる点を抽出することで, 近似直線を検出することができる. 具体的なアルゴリズムは以下になる.

まず, エッジ点があるかないかにかかわらずパターン平面のすべての座標について, そのハフ曲線が通過したパラメータ平面2次元配列セルにフラッグを立てる. 次に, 式(1)を用い, パラメータ平面でフラッグが立った各点 (θ_i, ρ_i) から生成される直線と, パターン平面上の標本点群との距離を計算し, 式(1)の値を (θ_i, ρ_i) に代入する. ただし, LMedS 値は例外値50%未満の場合は効果的であるが, それ以上の場合例外値の影響を受けるため, 図4に示すように直線か

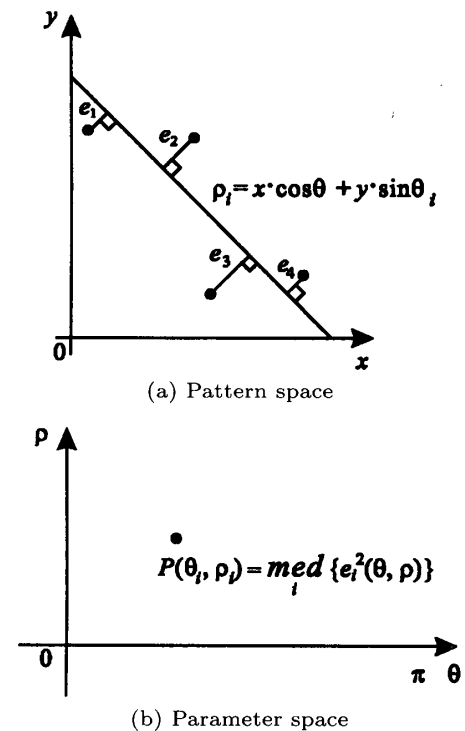


図3 LMedS 値の投票
Fig.3 Voting LMedS value to the parameter space.

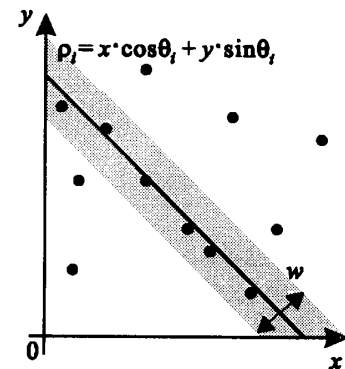


図4 標本点の限定
Fig.4 Limited area for sampling points.

らある一定の距離 w 以内に標本点を限定する必要がある. そこで, w 以内のエッジ点からのみ中央値を計算する. この w は例外値が50%を超えないように設定すればよく, それ以下でさえあればロバスト統計量の恩恵を受けることができる. また, 直線を構成するエッジ点が正規分布でばらつくと仮定し, 一定の σ をパラメータとして設定してもよい.

ここで, 通常のハフ変換の度数ピーク抽出時のしきい値と同様, ある程度の直線の信頼性を確保するため, 一定のエッジ点数 n 以上ある場合のみ中央値を投票する. 以上のようにして, LMedS 値分布が得られる. 最後に, 通常のハフ変換のピーク抽出と同様に, 非極

小点抑制（通常のハフ変換では非極大点抑制）を行い、適切な極小点を抽出する。非極小点抑制は、ここでは以下のような処理を行った。まず、パラメータ平面に注目点 (θ_i, ρ_i) を設定し、もしその周り 8 近傍中に注目点の値よりも小さな値をもった点が存在した場合、注目点の値を非常に大きな値（非極大点抑制処理の場合は 0 でよいが、非極小点抑制の場合は非常に大きな値、若しくはフラッグを立てることとなる）を入れる。この処理を、パラメータ平面を走査することで極小点のみが残ることとなる。

3.2 LMedS ハフ変換の高速化アルゴリズム

先のアルゴリズムでは、通常のハフ変換がパターン平面のエッジ点からパラメータ平面の分布を作成するのとは逆に、パラメータ平面の各点からパターン平面のエッジ点を参照することにより度数分布を作成している。このため、このアルゴリズムでは画像中に存在する可能性のある直線すべてについて計算を行う必要があり、無駄な計算が多い。そこで、次のような、すなわち一般的なハフ変換と同様にエッジ点からパラメータ平面の分布を作成するアルゴリズムに改良を行う。

ここで問題となるのは、LMedS により近似された直線が、パターン平面上の直線を構成するエッジ点を必ずしも通過するとは限らないことである。すなわち、エッジ点を全く通らない直線が最良となる場合も存在することを意味する。そのため、パターン平面のエッジ点から生成されるハフ曲線上のセルが直線の解となる保証がない。これを解決するために、パターン平面上のある点を通過する可能性のある全直線から例外値の幅 w 以内に必ず解が存在するので、あるエッジ点から生成されるハフ曲線に図 5 のように w の幅をもたせて投票を行う。これにより、LMedS 値が最小となるセルは必ず計算され、投票されることが保証される。

パターン平面上に存在するエッジ点座標 (x_i, y_i) から $\rho = x_i \cdot \cos \theta + y_i \cdot \sin \theta$ を求め、パラメータ平面でこのハフ曲線が通過する 2 次元配列セルと、 w の幅をもった曲線上の各点 (θ_i, ρ_i) から生成される直線と、パターン平面上のエッジ点群との距離を計算し、式 (1) から求まる値を (θ_i, ρ_i) に代入する。ただし、先のアルゴリズムと同様に、直線からある一定の距離 w 以内のエッジ点に限定し中央値を計算し、一定のエッジ点数 n 以上ある場合のみ中央値を投票する。ここで、ハフ曲線が交差する点は同じ値をとるため計算する必要はない。以上のようにして、LMedS 値分布が得られる。

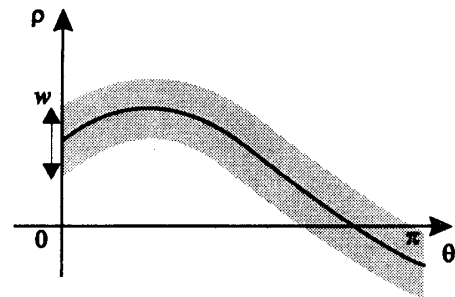


図 5 エッジ点から分布を作成するアルゴリズム
Fig. 5 Algorithm based on edge points.

最後に、通常のハフ変換のピーク抽出と同様に、非極小点抑制（通常のハフ変換では非極大点抑制となる）を行い、適切な極小点を抽出する。

このアルゴリズムで求まるパラメータ平面の分布は、パターン平面上のエッジ点から求まる直線に対してのみ限定したものになる。そのため、先のアルゴリズムよりも無駄な計算が省かれている。更に、このアルゴリズムにより求められる LMedS 値は、先のアルゴリズムで求まるものと同じものとなる。

具体的な投票アルゴリズムは以下ようになる。なお、ここで N は画像中のエッジ点数、 K はパラメータ平面の θ 軸の刻み ($0 \leq K < \pi$)、 P はパラメータ平面の 2 次元配列 ($\rho \times \theta$) を表す。また、 E_{ijs} はパラメータ i, j, s で求まる直線から幅 w 内に存在する標本点の集合を表し、 $dist(E_{ijs})$ は直線とすべての標本点までの距離の 2 乗を計算し、 med はそれに対する中央値を計算する。

- [1] for $i = 0$ to N
- [2] for $j = 0$ to K
- [3] for $s = -w/2$ to $w/2$
- [4] $P[(x_i \cdot \cos j + y_i \cdot \sin j) + s][j]$
 $= med(dist(E_{ijs}))$
- [5] next s
- [6] next j
- [7] next i

3.3 LMedS ハフ変換の計算量

この LMedS ハフ変換アルゴリズムの計算量を導出する。ここでは、ハフ変換の計算量をパラメータ平面への投票数と考える。パラメータ平面の θ 軸の刻みを K 、パターン平面に存在するエッジ点数を N とすると、通常のハフ変換の計算量は $O(NK)$ となる。

一方、LMedS ハフ変換では、パラメータ平面の各点で N 回の距離計算と中央値を求めるためのソート

処理が必要である。ハフ変換におけるあるエッジ点と直線との距離の計算は、ある直線と、エッジ点を通し直線と平行な直線の ρ の値の差で求まるため、計算量は $O(N)$ となる。また、標本点として採用されるエッジ点数（すなわち幅 w 内のエッジ点）を平均 m とするとソート処理に最大 $O(m \log m)$ だけ必要である。この操作をエッジ点数 N 回だけ、 w の幅をもったハフ曲線を描くので、したがって全体の計算量は、 $O(wN^2Km \log m)$ となる。ただし、先にも述べたが、ハフ曲線が交差するパラメータ平面セルは計算する必要がないため、実際はこの計算量より幾分少なくて済むことが分かる。

更に、LMedS ハフ変換における距離計算において、直線とある標本点を通る平行線の ρ の値の差で距離がもとまるという性質を利用すると、図 6 に示すように、同じ ρ 軸上では先に $2w$ 内の標本点についての距離計算、並びにソートをあらかじめ行い、シフトすることで計算量を削減できる。この場合ソートは ρ 軸上で 1 回で済み、計算量は幾分緩和できる。この場合、全体の計算量は $O(N^2Km \log m)$ となる。

また、画像の SN 比が高い場合、また画像中の直線が多い場合、 N は m よりも十分大きくなるため、ソートにかかる計算量 $m \log m$ は無視してよい。したがって、実画像のようなノイズが多く、複数直線が存在するような場面では計算量は $O(N^2K)$ と考えてよい。

4. 実 験

4.1 通常のハフ変換との比較

図 7 に示すような、非常にスパースで、かつエッジ点が一直線上に必ずしも並んでいないような人工的な画像を入力とし、LMedS ハフ変換と一般的なハフ変換による直線検出実験を行った。図 7 は手作業で適当にプロットした直線であり、厳密な直線ではない。図 8 は一般的なハフ変換による結果で、図 9 は LMedS ハフ変換による結果である。ここで、LMedS ハフ変換ではパラメータ平面サイズ $(\rho, \theta) = 400 \times 364$, $w=20$, $n=25$ を用いた。これらの値は、ノイズが 50% 未満になるように設定した値である。また、一般的なハフ変換ではパラメータ平面サイズは同様に $(\rho, \theta) = 400 \times 364$ で行った。どちらも上位 3 位までの直線を検出している。ただし一般的なハフ変換では、後の考察でも述べるが、直線がばらつきすぎて適切に上位 3 位までは直線を検出することができない。そのため、度数しきい値により調整を行った。このときのしきい値は 12

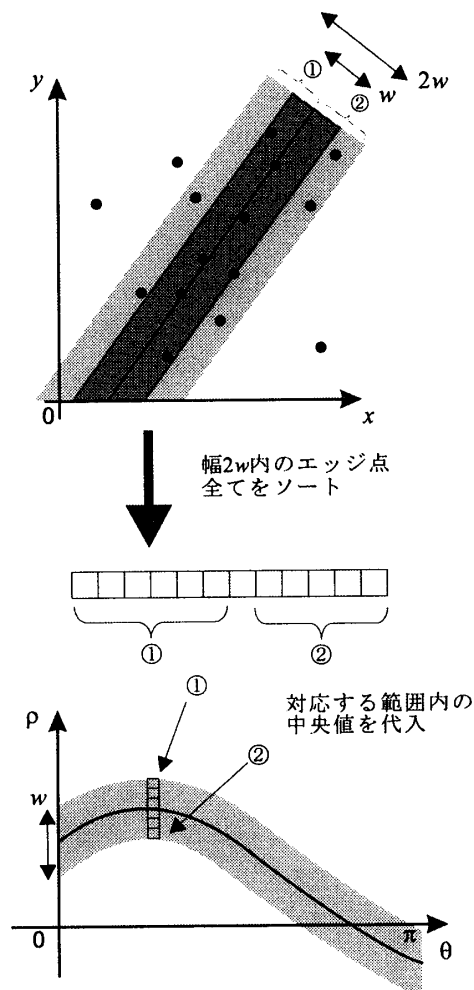


図 6 ハフ変換の性質を利用した計算量の削減
Fig. 6 Reduction of the computation cost by using properties of the Hough transform.

を用いた。その他のパラメータはすべて同じである。

このような非常にばらつきのあるデータに対して、一般的なハフ変換では、その最大値原理ゆえ適切に直線を検出することはできないが、LMedS ハフ変換では適切な直線当てはめがされていることが分かる。

一般的なハフ変換では多数の直線が検出されている。これは、入力画像上の直線が非常にスパースでばらつきをもっているため、同じ小さな度数をもったピークが多数存在するためである。一方、LMedS ハフ変換による検出結果では、ばらついた直線の中央付近に適切に近似され、3 本の直線が検出されていることが分かる。

ただし、処理時間は一般的なハフ変換が 0.015 秒に対し、LMedS ハフ変換は 2.018 秒を要した。なお、計算には Pentium4 3 GHz を用いた。LMedS ハフ変換の計算時間は、LMedS 計算に大半の時間を要する。こ

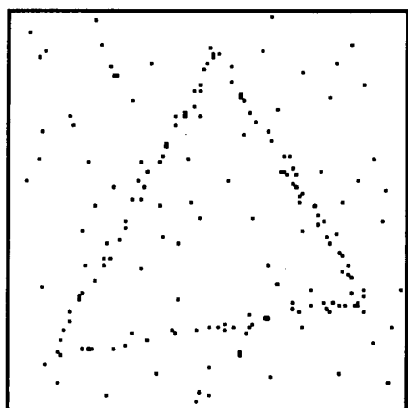


図7 入力画像
Fig. 7 Input image.

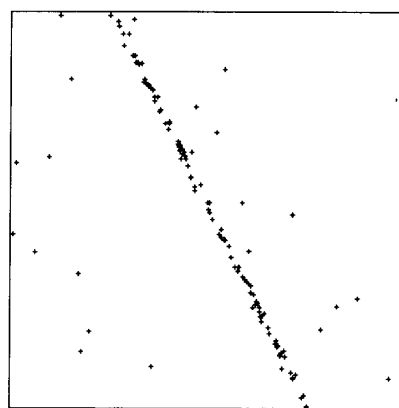


図10 入力画像
Fig. 10 Input image.

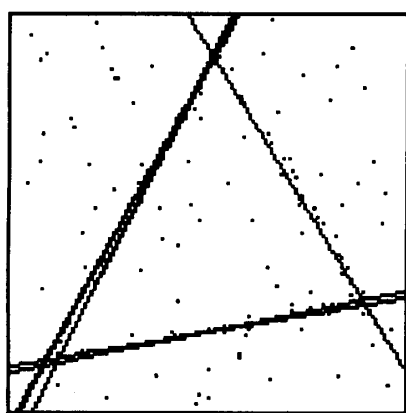


図8 一般的なハフ変換による検出結果
Fig. 8 Result of original HT.

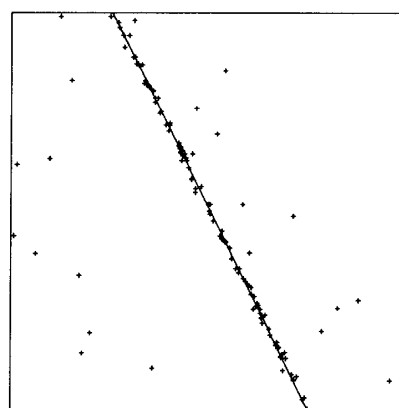


図11 文献[10]による検出結果
Fig. 11 Result of LMedS line fitting method.

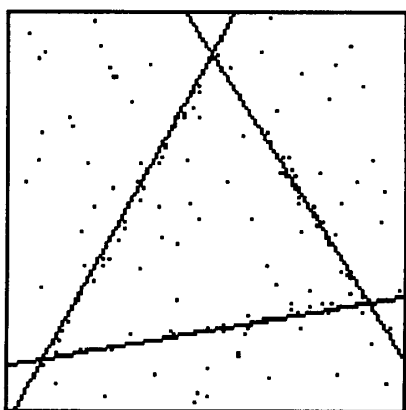


図9 LMedS ハフ変換による検出結果
Fig. 9 Result of LMedS HT.

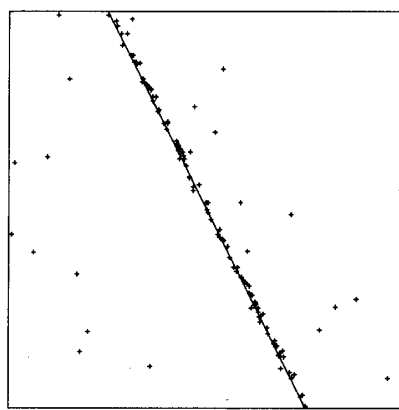


図12 LMedS ハフ変換による検出結果
Fig. 12 Result of LMedS HT.

れら計算量の削減は今後の課題である。

4.2 直線当てはめ手法との比較

次に、入力画像として図10の人工的に作成した画像に対し、LMedS ハフ変換と直線当てはめ手法[10]で直線検出を行い、直線検出精度の比較を行った。なお、図10の入力画像は文献[10]で用いられた結

果と同一である。図11のLMedS 評価を用いた直線当てはめ手法の結果は文献[10]の結果である。また、図12はLMedS ハフ変換による結果である。ここで、LMedS ハフ変換ではパラメータ平面サイズ $(\rho, \theta) = 1080 \times 1134$, $w = 10$, $n = 50$ を用い、上位1位の直線を検出している。

表 1 直線検出結果

Table 1 Result of line detection.

真値	(101, 399) – (300, 0)
文献 [10]	(102, 399) – (299, 0)
LMedS HT	(100, 399) – (299, 0)

入力画像中の直線の真値は画像の左下を原点とし、始点、終点がそれぞれ (101, 399) – (301, 0) である。各アルゴリズムで検出された値を表 1 に示す。

本入力データに対しては、これら二つのアルゴリズムで大きな違いは見られなかった。文献 [10] の LMedS 評価を用いた直線当てはめ手法と LMedS ハフ変換は、アルゴリズムの詳細は異なるが、どちらのアルゴリズムも LMedS 評価値を用いたものであり、ほぼ同等の結果を得た。ただし、二つのアルゴリズムで発生した真値からのずれの原因は異なる。本アルゴリズムはパラメータ平面の離散化に起因するものであり、文献 [10] のアルゴリズムではクラスタの重心を解としたことに起因する。

また、計算量を比較すると、文献 [10] では、エッジ点数を N とすると $O(N^3)$ であるが、本アルゴリズムは 3. でも述べたが $O(N^2 K m \log m)$ であり、SN 比の高い実画像では $O(N^2 K)$ と見積もることがでる。更に、一般に θ 軸の刻み幅 K は N より十分小さいので、計算量では、我々が提案するアルゴリズムが優位であることが分かる。

4.3 最小二乗誤差を評価値とした場合との比較

一般的なハフ変換がパラメータ平面をハフ曲線の交差回数のカウンターとして用いるのに対し、本手法は直線らしさの評価量を直接パラメータ平面に投票する点が今までのハフ変換と大きく異なる点である。すなわち、今回はロバスト統計量の一つである LMedS を直線らしさの評価量として用いたが、他の評価量でも原則的に問題はない。本節では、一般的に直線当てはめに用いられる最小二乗法を評価値として用いた場合との比較を紹介する。

2. でも述べたが、LMedS の利点は 50%未満の例外値に対しては非常にロバストであるという点にある。すなわち、本アルゴリズムでは、明らかな例外値として除外するための幅であるパラメータ w をある程度適当に設定しても安定した検出結果が得られる。一方、最小二乗法では、例外値の影響を大きく受けることが予想される。

本実験では、入力データとして先の実験と同じく

表 2 最小二乗法との比較

Table 2 Comparison with the least square method.

w	LMedS	最小二乗法
$w = 10$	(102, 399) – (299, 0)	(92, 399) – (300, 0)
$w = 30$	(102, 399) – (299, 0)	(82, 399) – (300, 0)
$w = 60$	(102, 399) – (299, 0)	(132, 399) – (300, 0)

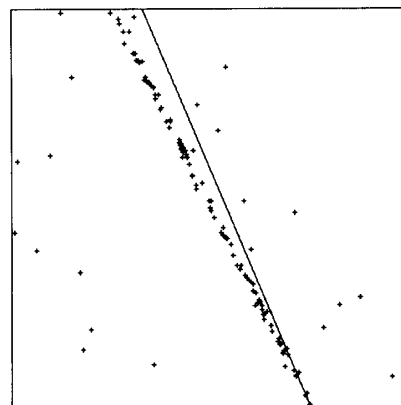


図 13 最小二乗法を評価値に用いた場合の検出結果 ($w = 30$)

Fig. 13 Result of least square method ($w = 30$).

図 10 を用い、直線の真値は表 1 に示されるものである。ここで、パラメータ w を $w = 10$, $w = 30$, $w = 60$ にそれぞれ設定した場合での直線検出結果の比較を行った。

実験結果を表 2 に示す。表 2 から分かる通り、パラメータ w を大きく変化させても LMedS を評価値として用いた場合は、結果に全く影響が出ていない反面、最小二乗法は大きく例外値に左右されている。図 13 に $w = 60$ の場合の最小二乗法の結果を示す。このことから、LMedS ハフ変換のロバスト性、すなわちパラメータの設定の容易さが示された。

5. む す び

本論文では、ハフ変換のもつロバスト性、大局性を保持しながら、多数決原理を用いないハフ変換である LMedS ハフ変換を提案した。この LMedS ハフ変換は、直線の評価値としてハフ変換の基本原則であるハフ曲線の集積度数を用いず、ロバスト統計量の一手法である LMedS を用いることにより、従来のハフ変換とは全く異なった直線当てはめを実現することができる。この意味で、提案した LMedS ハフ変換は、投票と最大値原理を基本とするハフ変換の枠組みを新たに広げ得る可能性を示すことができた。更に、これにより従来から数多く議論されている精度問題の解決方法の一手法としても期待される。更に、今回は評価値と

して LMedS 値を用いたが、M 推定など他の評価値を用いることも可能である。今後、これらの導入、及び相互比較を行う予定である。

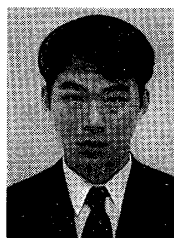
また、LMedS ハフ変換は現状では計算量が多く、この計算量の削減、また、例外値判定に用いるしきい値の決定方法、効果的な応用事例の開拓なども今後の課題である。

謝辞 本研究を進めるにあたり、実験データ・結果並びに貴重な御意見を頂いた北海道大学金子俊一助教授に感謝する。

文 献

- [1] P.V.C. Hough, "Method and means for recognizing complex patterns," U.S. Patent, no.306954, 1962.
- [2] A. Rosenfeld, Picture Processing by Computer, Academic Press, New York, 1969.
- [3] 森本正志, 興水大和, "Hough 変換の諸課題と新しいパターン計測—基礎編," 計測自動制御学会 (SICE), vol.35, no.11, pp.869-877, 1996.
- [4] 加藤邦人, "Hough 変換の高性能化と画像処理," 第 6 回画像センシングシンポジウム SSII2000 チュートリアル講演基礎コーステキスト, pp.15-25, 2000.
- [5] 森本正志, 尺長 健, 赤松 茂, 末永康仁, "可変フィルタによるハフ変換の高精度化," 信学論 (D-II), vol.J75-D-II, no.9, pp.1548-1556, Sept. 1992.
- [6] C.M. Brown, "Inherent bias and noise in the Hough transform," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.PAMI-5, no.5, pp.493-505, 1983.
- [7] J. Han, L. Koczy, and T. Postn, "Fuzzy Hough transforms," PRL, vol.15, no.7, pp.649-658, 1994.
- [8] R. Stephens, "Probabilistic approach to the Hough transform," IVC, vol.9, no.1, pp.66-71, 1994.
- [9] 松山隆司, 興水大和, "Hough 変換とパターンマッチング," 情報処理, vol.30, no.9, pp.1035-1046, 1989.
- [10] 乾健太郎, 金子俊一, 五十嵐悟, "LMedS クラスタリングによるロバスト直線当てはめ," 信学論 (D-II), vol.J84-D-II, no.1, pp.48-55, Jan. 2001.
- [11] 栗田多喜夫, "ロバスト統計に基づく画像解析," 信学誌, vol.76, no.12, pp.1293-1297, Dec. 1993.

(平成 15 年 11 月 7 日受付, 16 年 3 月 19 日再受付)



加藤 邦人 (正員)

1996 中京大学大学院情報科学研究科修士課程了。同年, 同大学院博士課程入学。現在, 岐阜大学工学部助手。画像処理, コンピュータビジョン, 特にハフ変換による直線検出とその応用の研究に従事。情報科学博士。



興水 大和 (正員)

1975 名大大学院工学研究科 (博士) 了。同大助手, 名市工研を経て, 1986 中京大学教養部教授, 1990 より同情報科学部教授。2004 より同学部長。工博。画像処理の基礎と産業応用の研究・教育に従事。NICOGRAPH2002 (芸術科学会) 最優秀論文賞, VIEW2002 (精密工学会) 小田原賞など受賞。著書に, 「実践画像処理」(SpringerVerlag 東京) 等。電気学会 (上級会員 2003), 情報処理学会, 計測自動制御学会, 映像情報メディア学会, 日本顔学会 (理事) 等各会員。