

テクニカルノート

SRAMCs: 細線化骨格の歪み補正手法について

中 村 剛 士[†] 何 立 風^{††} 伊 藤 英 則[†]

線図形からの骨格線抽出については、これまで多くの手法が提案されている。それらは細線化手法と芯線化手法の2種類に大別することができるが、前者は獲得した骨格線上の歪みの発生、後者は骨格線の非連続性という問題をかかえている。本稿では、これらの問題の解決に効果的な手法として、SRAMCs (Skeleton Revision Algorithm using Maximal Circles) を提案する。また、提案手法を実装したシステムによって得られたいくつかの実験例を提示し、本提案手法の有効性を示す。

SRAMCs: Skeleton Revision Algorithm Using Maximal Circles

TSUYOSHI NAKAMURA,[†] LIFENG HE^{††} and HIDENORI ITOH[†]

Many thinning algorithms have been proposed to detect the skeleton of the line images. Most of them have two common problems. One is that there are distortion in derived skeletons. Another is that skeletons are not connective. Addressing to these problems, this paper proposes an improved thinning algorithm, i.e., Skeleton Revision Algorithm using Maximal Circles (SRAMCs). SRAMCs had been implemented on workstation, and the experimental results show that SRAMCs would be useful for detection of liens or curves in digitized images.

1. はじめに

線図形の細線化またはベクトル表現化は、画像認識等にとって重要な技術の1つである。これまでも、数多くの骨格抽出手法^{3),6)}が提案されているが、それらは次にあげる2種類に大別することができる。1つはHilditch法²⁾に代表される図形の輪郭画素を1層ずつ削除していく細線化手法である。他方は図形の輪郭をベクトル表現し、図形を多角形の集合に置換または対となる平行成分を発見することで、その中心線を骨格線として獲得する芯線化手法である^{5),7),8)}。いずれも骨格線獲得に有効な手法であるが、それぞれ長所・短所を有する。前者については、獲得した骨格線の連続性はほぼ保証されるが、骨格線に歪みが生じやすいという性質がある。後者はほぼその逆の性質を持つ。後者については後処理によって、骨格線に連続性を与える手法も提案されているが、満足できる結果が得られ

る場合は限定される⁴⁾。

本稿では、骨格線の連続性を可能な限り保証し、かつ歪み部分の縮小化を実現するための手法として、SRAMCs (Skeleton Revision Algorithm using Maximal Circles) を提案する。以下、本提案手法の処理手順について述べ、実験結果の提示により提案手法の有効性を示した後、残された課題について言及する。

2. SRAMCs

SRAMCsの処理のながれを図1に示す。SRAMCsの処理は、(i) 細線化処理、(ii) 歪みの除去、(iii) 骨格線の再構成の3段階からなる。以降、各処理について述べるが、細線化処理についてはHilditch法を用いて骨格線を獲得するのみであるため、ここでは省略する。

2.1 歪みの除去

細線化処理によって得た骨格線は少なからず歪みを含む。ここでは、極大円MC (Maximal Circle)¹⁾を用い、歪みの除去を行う。

MCは各骨格構成画素を中心に配置する(図2参照)。なお、図2および図3において、実線、太線、破線はそれぞれMC、図形輪郭、骨格構成画素を表す。各MCは図形輪郭に内接する。

図3に示すように、ある骨格構成画素 $p_s(x, y)$ を中

[†] 名古屋工業大学知能情報システム学科

Department of Artificial Intelligence and Computer Science, Nagoya Institute of Technology

^{††} 愛知県立大学情報科学部地域情報科学科

Department of Information Science, Aichi Prefectural University



図1 SRAMCsの処理過程

Fig. 1 SRAMCs processing route.

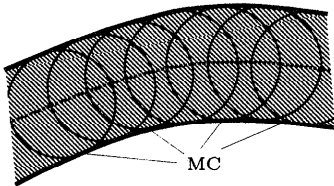


図2 MCの配置

Fig. 2 Maximal circles placement.

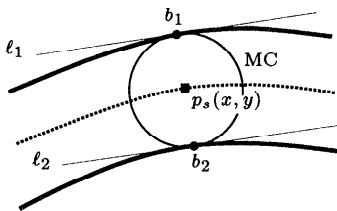


図3 適正画素の抽出

Fig. 3 Extraction of correct pixels.

心としたMCが図形輪郭と b_1, b_2 の2点で接する場合 $\star$, それぞれの接点における図形輪郭の接線 l_1, l_2 を考える。ここで, b_1, b_2 におけるその接線の傾きをそれぞれ $\tan \theta_1, \tan \theta_2$ とする。このとき, 2接線がほぼ平行, すなわち次式(1)を満足する場合, $p_s(x, y)$ を適正な骨格構成画素(適正画素)として保存し, 適正画素以外の骨格構成画素を歪みとして扱い除去する。なお, 接点数が2でない場合も, 歪みとして処理する。

$$|\theta_1 - \theta_2| < k_o^{\star\star} \quad (1)$$

上述した一連の処理は, 1章で述べた2種類の細線化手法のうち, 後者の芯線化手法を, Hilditch法によって得た骨格線に対して適用したことに類似する。

2.2 骨格線の再構成

歪み除去後, 適正画素として保存した画素どうしは, 一般には連結していない。ここで, 歪み除去後も連結状態を維持している適正画素の連なりを骨格線分とする。この骨格線分どうしが連結関係にあるのか, また

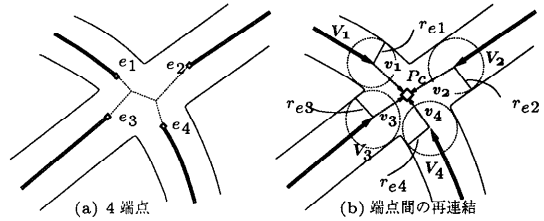


図4 骨格再構成

Fig. 4 Skeleton reconstruction.

は非連結関係にあるのかを除去前の状態から推定し, 骨格線の再構成を試みる。

たとえば, 図4(a)は, 4本の骨格線分(実太線)と除去した歪み(破線)を示し, $e_1 \sim e_4$ は4本の骨格線分の端点を表す。歪み除去前の状態は, この図4(a)の破線部分を通して, 4端点が相互に連結していたことから, 4端点が連結関係にあることは容易に推定できる。連結関係にある端点どうしは以下のプロセスにより再連結する。

まず, 各骨格線分 $\star\star\star$ を最小2乗法によって直線近似し, e_i を端点とした骨格線分を骨格線ベクトル V_i によって表現する。なお, 最小2乗法によって直線近似した際の V_i の持つ誤差を σ_i と表す。また, 集結点 p_c を設定し, 端点 e_i と集結点 p_c を連結する連結ベクトルを v_i とする。

一般に, 3本以上の固定されたベクトルの集結点が1つに定まるとは稀である。ここでも, v_i を V_i の方向と同一に設定した場合, 唯一の集結点 p_c を設定することは, ほとんどの場合不可能である。そこで, v_i が V_i の方向をある程度保存するために, 式(4)を満足する範囲で, 式(2)を最大にする n 個の v_i の組合せを求め, その集結点 p_c を接続点 P_c として同定する。そのとき, 式(3)によって, 誤差 σ_i の相対的な大きさによる重みづけを行い, 誤差の小さい V_i の影響力を大きくする。なお, 式(2)の n は端点数を示す。また, 式(4)において, $r_{\min}$ は, 各端点 e_i から線図形輪郭までの距離 r_{e_i} のうちの最小値を示し, $r(v_i)$ は v_i から線図形輪郭までの距離を示す。式(2), 式(3)および式(4)によって, 線図形の線幅と骨格線分の方の双方を満たした接続点 P_c を決定する(図4(b)参照)。

$\star$ 処理対象はデジタル画像であることから, 1接点が図形輪郭上の1画素に等しくない場合も考慮する。すなわち, 接点が図形輪郭上の連続した画素の列に相当する場合, その列の中点を接点として扱う。

$\star\star$ なお, ここでは, $k_o = \pi/60(\text{radians})$ とした。

$\star\star\star$ 直線近似には各骨格線分上のすべての適正画素を用いるのではなく, 端点 e_i から骨格線分を追跡したとき, 一定累積距離内に存在する適正画素のみに限定する。なお, ここでは, 端点 e_i からの累積距離が最大 $2r_{e_i}$ の適正画素によって直線近似を行い, 骨格線ベクトル V_i を獲得する。

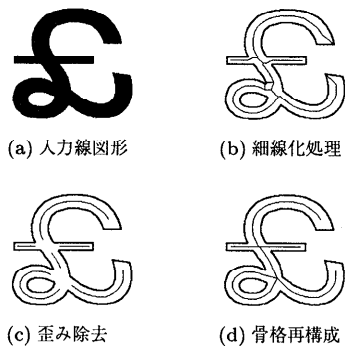


図5 SRAMCsの処理過程

Fig. 5 An example of SRAMCs processing route.

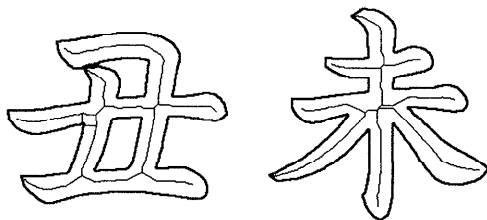


図6 Hilditch法によって獲得した骨格線例

Fig. 6 Experimental results using Hilditch algorithm.

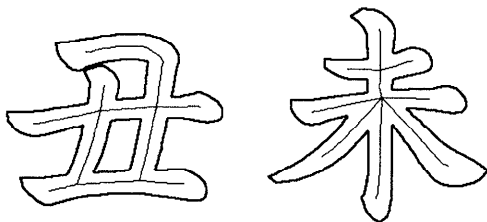


図7 SRAMCsによって獲得した骨格線例

Fig. 7 Experimental results using SRAMCs.

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i \frac{V_i \cdot v_i}{|V_i| |v_i|} \quad (2)$$

ただし,

$$w_i = 1 - \frac{\sigma_i}{\sum_{j=1}^n \sigma_j} \quad (3)$$

$$r(v_i) \geq r_{\min} \quad (4)$$

式(4)を満たし、かつ式(2)を最大にする集結点が複数個発見された場合には、 n 個の $|v_i|$ の総和が最小となるものを接続点 P_c とする。なお、図4の場合、4端点($n=4$)の再連結について示したが、端点数が任意であっても再連結処理は同じである。

3. 実験結果

SRAMCsの処理過程における、骨格線の状態を図5に例示する。また、実験例として、Hilditch法によって獲得した骨格線とSRAMCsを用いた場合の骨格線をそれぞれ図6と図7に示す。これらの実験例から、SRAMCsを用いることによって、歪み部分の少ない骨格線が獲得できていることが分かる。

4. おわりに

本稿では、骨格線の歪み補正手法の1つとしてSRAMCsを提案、ワークステーション上にこれを実装し、実験を行った。その結果、ある程度SRAMCsの有効性を示すことができた。

その一方、不備な点もいくつか存在する。たとえば、条件式(1)に柔軟性が欠けているため、歪み除去によって、過剰に骨格構成画素を除去してしまう点や、骨格線分の再連結を直線で単純に補間している点などがあげられる。また、SRAMCsの計算時間については、通常の細線化処理後に歪み除去、骨格再構成を実行するため、当然ながら通常の細線化処理以上に計算時間がかかることは否めない。

今後の予定としては、これらの点を改善しつつ、提案手法のロバスト性を上げていきたいと考えている。

参考文献

- 1) Chung, J. and Ohnishi, N.: Chain of circles for matching and recognition of planar shapes, *15th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp.1482-1487 (1997).
- 2) Hilditch, C.: Linear skeleton from square cupboards, *Machine Intelligence*, Vol.6, pp.403-420 (1969).
- 3) Lam, L. and Suen, C.: Thinning Methodologies: A Comprehensive Survey, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.14, No.9, pp.869-885 (1992).
- 4) Martinez-Perez, M., Jimenez, J. and Navalón, J.: A thinning algorithm based on contours, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol.39, pp.186-201 (1987).
- 5) Rocha, J. and Bernardino, R.: Singularities and Regularities on Line Pictures via Symmetrical Trapezoids, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.20, No.4, pp.391-395 (1998).
- 6) Smith, R.: Computer processing of line images: A Survey, *Pattern Recognition*, Vol.20, No.1, pp.7-15 (1987).
- 7) 堀 修, 谷川智秀: 輪郭線と細線を用いた直線・円弧当てはめによる図形のベクトル化, 信学論,

Vol.J77-D-II, No.1, pp.91-100 (1994).

- 8) 大沢 裕, 坂内正夫: 多次元データ構造を用いた
図面処理—図面のベクトル化, 信学論, Vol.J68-
D, No.4, pp.845-852 (1985).

(平成 10 年 7 月 24 日受付)

(平成 10 年 11 月 9 日採録)



中村 剛士 (正会員)

1993 年名古屋工業大学工学部電気
情報工学科卒業. 1995 年同大学院博
士前期課程修了. 1998 年同大学院博
士後期課程修了. 現在同大学知能情
報システム学科助手. 博士 (工学).

画像処理, 感性情報処理, ソフトコンピューティング
等に興味を持つ. 日本ファジイ学会会員.



何 立風 (正会員)

1982 年中国西北輕工業学院自動制
御学科卒業. 同年同大学助手, 1987
年同講師. 1997 年名古屋工業大学
工学研究科博士後期課程電気情報工
学専攻修了. 博士 (工学). 1998 年
愛知県立大学情報科学部地域情報科学科講師, 現在に
至る. 人工知能, 定理証明, マルチエージェント分散
計算, 画像処理, ファジイ推論に関する研究に従事.



伊藤 英則 (正会員)

1974 年名古屋大学大学院工学研
究科博士課程電気電子専攻満了. 工
学博士号取得. 1974 年日本電信電
話公社横須賀研究所勤務. 1985 年
(財)新世代コンピュータ技術開発
機構出向. 1989 年名古屋工業大学教授. 現在知能情
報システム学科所属. この間, 数理言語理論, 計算機
ネットワーク通信, OS, 知識ベースシステム等の研
究開発に従事. 電子情報通信学会, 人工知能学会, 形
の科学学会, 日本ファジイ学会各会員.