

隣接線分構造解析法によるオンライン手書き図形認識†

児島治彦† 戸井田徹††

本論文では、筆記制限がなく、拡張性に優れたオンライン手書き図形認識法について述べる。自由に手書きされた幾何学図形を対象とし、ストローク入力と並行して認識を行うオンライン手書き図形認識法として、隣接する線分の構造に着目して認識を行う「隣接線分構造解析法」を提案する。本手法は、ストロークが入力されるごとに処理を実行する。入力されたストロークと隣接するストロークとの関係とともにセグメントを抽出し、認識を行う。拡張性を考慮し、図形作成に基本的に必要な基本図形単位と、基本図形の組み合わせからなる複合図形単位の2段階で、図面固有の知識を用いて認識を行う。基本図形の識別には、基本図形を構成する頂点の数と連続する頂点間の線分の種別を用いる。複合図形の識別には、複合図形を構成する基本図形の種類と基本図形間の相対的位置関係を用いる。筆記制限なしに収集したデータを対象として認識実験を行った結果、基本図形4,111パターンについては98.8%の認識率、複合図形の例としてあげたフローチャートおよびHCPチャートについては、40枚の図面に含まれる390の複合図形に対して97.7%の認識率を得て、自由に手書きされた幾何学図形に対する本手法の有効性を確認した。

1. まえがき

OA、FAの普及に伴い、図形の初期入力の効率化が重要な課題となってきた。このため、従来の清書段階のみならず、思考段階から編集段階まで一貫した図面作成技術の確立が必要である。思考を阻害することなく入力と編集を一括して行える図形入力法の満足すべき最も重要な条件として、人間の作図動作との適合性があり、それに最適な図形入力法として、認識技術を用いたオンライン手書き図形入力法がある。

従来、オンライン手書き図形入力法では、特長として任意の画数・筆順で筆記でき、かつ図形間のセグメンテーション指示を不要とするもの¹⁾や、タブレットへの入力と並行して図面を逐次認識するもの²⁾などがあった。前者については一図面を筆記しないと認識できないため、応答性に欠ける、後者については筆記制限がある、認識対象の種類に限界がある、などの問題があった。これらの問題を解決するため、筆記制限がなく、かつストローク入力と並行して認識を行う方式が提案されているが³⁾、認識対象が高々一つの閉ループから構成された図形に限られている。このほか、対象図形に固有の特徴を用いた認識系では、拡張性が問題になる。

本論文では、筆記制限がなく、応答性と拡張性に優れ

たオンライン手書き図形認識法の開発を目的として、隣接する線分の構造に着目した認識法（隣接線分構造解析法）を提案する⁴⁾。認識対象として、① 図形作成の上で基本となる基本図形と、② 基本図形の組み合わせからなる複合図形の2種を設定した。本手法は、① 作図動作解析で得られた知識を用い、ストローク入力と並行してセグメントを自動抽出する、② 図面の種類によらず、手ぶれや変形に対しても安定して認識が行える特徴を基本図形から抽出する、③ 基本図形の種類と基本図形間の相対的位置関係を用いて複合図形の識別を行うことにより、応答性と拡張性を満足している。

2. 認識対象

(1) 基本図形

日本機械工業連合会の図記号標準化分科会の検討結果によれば⁵⁾、図記号は丸、線、弧、三角、四角、多角などに大分類され、それについて、たとえば多角であれば、五角形、六角形などに分類されている。本研究では基本図形として、分類された各図形を含め、さらに新しい図記号の構成に必要と考えるもの（扇形、波形）を追加して、以下の9種を設定した。

- ① 直線分
- ② 三角形…直角三角形、二等辺三角形、正三角形
- ③ 四角形…正方形、長方形、菱形、平行四辺形、直角台形、等脚台形
- ④ 五角形…正五角形
- ⑤ 六角形…正六角形
- ⑥ 円弧…1/4円弧、半円弧、3/4円弧

† Online Handsketched Line Figure Recognition by Adjacent Strokes Structure Analysis Method by HARUHIKO KOJIMA (NTT Electrical Communications Laboratories) and TOHRU TOIDA (NTT Integrated Communications Systems Sector).

†† NTT 電気通信研究所

††† NTT 企業通信システム事業本部

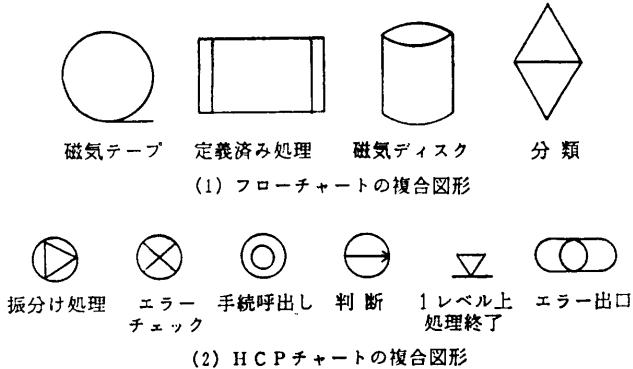


図 1 複合图形の例
Fig. 1 Examples of symbols.

- ⑦ 円…正円, 楕円, 長円
- ⑧ 扇形… $1/4$ 円, 半円, $3/4$ 円
- ⑨ 波形

(2) 複合图形

複合图形とは基本图形の組み合わせからなる图形である。ここでは複合图形と接続線から構成される图形として、フローチャート、HCPチャート⁶⁾を選び、前者から7種、後者から12種の複合图形を認識対象とした。認識対象の一部を図1に示す。

3. 隣接線分構造解析法

3.1 処理の流れ

画面の種類によらず、応答性と拡張性に優れた手書き图形認識法として、図2に示すオンライン手書き图形認識法を提案する。本方式は入力ストロークとそれに隣接するストロークの構造に着目して認識を行う手法で、隣接線分構造解析法と呼ぶ。認識は基本图形単位、複合图形単位の2段階で構成される。本論文では、認識対象として抽出する图形をセグメント、認識対象として图形を抽出することをセグメント化と呼ぶ。

图形の形状を判定する特徴として、①頂点の個数、

②連続する頂点間の線分(プリミティブと呼ぶ)の種別に着目した。これらを基本图形の特徴とする。基本图形の特徴は基本图形セグメント化の後で抽出する。ストローク単位で頂点およびプリミティブの種別を判定した場合、手ぶれなどの原因によるノイズの影響から、識別が不安定になることが予備実験で明らかになった。そこで、以下のような処理手順とした。

- ① 入力ストロークから頂点の候補点を抽出する。
- ② ストロークの頂点候補点間の関係をもとに、人間の作図動作特性に基づく知識を利用して、ストローク列から基本图形セグメントを抽出する。抽出できないときは、次に入力されるストロークとの関係をみる。
- ③ セグメントを構成する各ストロークの頂点候補点からノイズを除き、セグメントの頂点を決定する。
- ④ 頂点における前後の線分の角度を求め、これをもとにプリミティブをARCとLINEに分類する。

抽出した基本图形の特徴をもとに基本图形セグメントの識別を行う。

複合图形の識別に用いる特徴は、複合图形を構成する基本图形の種類と基本图形間の相対的位置関係である。はじめに基本图形間の相対的位置関係をもとに複合图形セグメント化を行う。基本图形が複合图形構成要素と判定された場合、複合图形識別を行い、結果を出力する。基本图形が複合图形構成要素でない場合、もしくは複合图形識別でリジェクトされた場合、基本图形識別部で識別された結果のまま出力する。

以下、各処理を詳細に述べる。

3.2 特徴抽出

(1) ストロークの頂点候補点抽出

ストロークから抽出する頂点候補点として、①ストロークの端点、②ストロークの水平・垂直方向の極大点・極小点、③ストロークの一部が水平線・垂

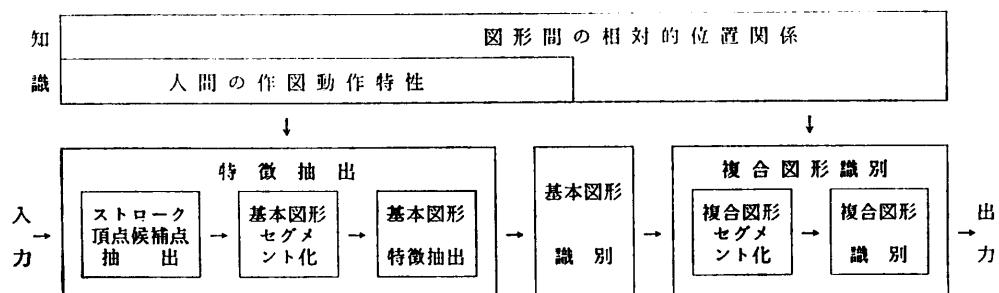


図 2 手書き图形認識処理の概要
Fig. 2 Schematic diagram of hand-sketched line figure recognition.

直線となっている場合は、その方向の変化点を用いる。このうち、ストロークの垂直方向の極大点とストロークの水平成分の方向変化点の抽出法を示す。

ストロークの垂直方向の極大点は、ストロークの一定区間のなかで y 座標が最大となる点である。

ストロークの筆点列を $\{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ (N は筆点数), L を定数, Z, D を閾値, P_n の座標を (x_n, y_n) とする。 P_n に対して,

$$1 \leq a \leq n \leq b \leq N \quad (1)$$

$$b - a = L \quad (2)$$

$$y_a \geq y_c \quad (\text{for } \forall c: a \leq c \leq b) \quad (3)$$

を満たす a, b が存在するとき, P_n をストロークの垂直方向の極大点として抽出する。

ストロークから一定以上の長さを有する水平成分を抽出したとき, その成分の両端点をストロークの水平成分の方向変化点とする。具体的には P_n に対して,

$$1 < a \leq n \leq b < N \quad (4)$$

$$|y_a - y_c| \leq D \quad (\text{for } \forall c: a \leq c \leq b) \quad (5)$$

$$|y_a - y_{a-1}| > D \quad (6)$$

$$|y_a - y_{a+1}| > D \quad (7)$$

を満たす a, b が,

$$b - a \geq Z \quad (8)$$

を満足すれば, P_a, P_b をストロークの水平成分の方向変化点として抽出する。

抽出した頂点候補点の例を図 3 に示す。

(2) 基本図形セグメント化

(i) 作図動作解析

図面の種類によらない知識を利用した基本図形自動セグメント化について検討するため, 人間の作図動作解析を行った。

基本図形は閉ループと線分などで構成されている。閉ループ自動抽出法を検討するため, 16人の筆記者が入力したフローチャート作図データを解析した結果,

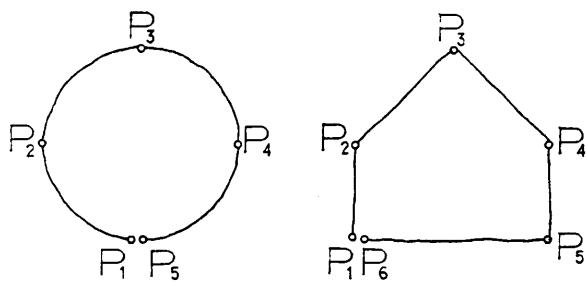


図 3 手書きストロークから抽出した頂点候補点の例

Fig. 3 Candidate feature extraction from handsketched strokes.

次のような作図ルールが存在することが分かった。

(1) 閉ループを一つずつ完成させながら入力する。

(2) ストロークの端点が閉ループの頂点になる。

(2 a) 閉ループをいくつかのストロークに分けて入力する場合, 入力ストロークの端点のどちらかは, それまでに入力したストロークの端点の近傍にある。

(2 b) 閉ループと接続線を 1 本のストロークで入力する場合, 両者の連結点は屈曲点で, かつその近傍に, 直前, 直後, または自身のストロークの端点がある。

(ii) 閉ループ自動抽出法

基本図形は線分もしくは閉ループであることから, 閉ループ抽出により基本図形セグメント化を行う。

作図ルールを先驗的知識とし, ストローク入力と並行して閉ループを抽出する。ルール(1)から, 今, 入力したストロークと直前に入力したストロークとの位置関係に重点を置くことにした。ルール(2)から, ストロークのある端点と別の端点, もしくはある端点と屈曲点との距離に着目した。入力されたストロークを順次屈曲点や端点で分離統合した統合ストロークを作成し, この統合ストロークの始点終点間の距離の閾値判定により閉ループを実時間で抽出する。ストロークの頂点候補点を端点もしくは屈曲点として用いる。

統合ストローク S_e の生成規則を以下に示す。今, 入力したストロークを S_n とする。 S_n の端点を T_e , (T_{e1} : 始点, T_{e2} : 終点), S_n の端点を T_n , S_e の屈曲点を I_e , S_e を I_e で分割してできる 2 本のストロークを S_{e1}, S_{e2} , S_n の屈曲点を I_n , S_n を I_n で分割してできる 2 本のストロークを S_{n1}, S_{n2} , S_e が 2 本生成される場合の 2 本目の統合ストロークを S'_e , $d(A, B)$ を 2 点 A, B 間の距離, Δd を距離の閾値とする。

はじめに, 初期状態, もしくは直前に閉ループが抽出されたとき, S_n を S_e とする。以下, ストロークが入力されるごとに, 次式により S_e の分離統合を行う。

$$d(T_e, T_n) < \Delta d \rightarrow S_e = S_e + S_n \quad (9)$$

$$d(T_e, I_n) < \Delta d \rightarrow \begin{cases} S_e = S_e + S_{n1} \\ S'_e = S_e + S_{n2} \end{cases} \quad (10)$$

$$d(I_e, T_n) < \Delta d \rightarrow \begin{cases} S_e = S_{e1} + S_n \\ S'_e = S_{e2} + S_n \end{cases} \quad (11)$$

ここで, $S_e + S_n$ とは, S_e, S_n それぞれの近傍関係にある側の端点を 1 点にまとめ, S_e, S_n を一つのスト

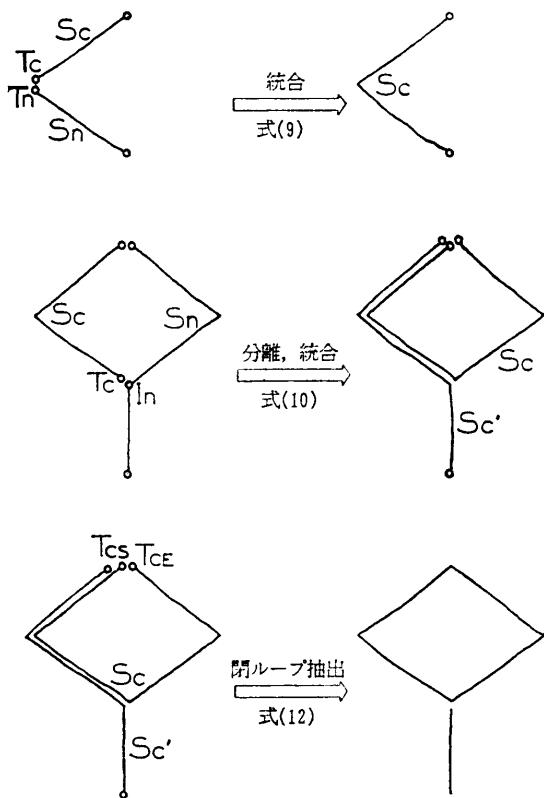


図 4 閉ループ抽出法の一例
Fig. 4 Loop extraction method.

ロークとして統合することを意味する。このとき,
 $d(T_{ci}, T_{ei}) < \Delta d$ (12)

であれば、 S_c を閉ループとして抽出し、同時に閉ループの要素とならなかった統合ストローク、または入力ストロークの一部を線分として抽出する。式(9), (10), (12)に対応する処理例を図4に示す。

これらの式を入力ストロークと統合ストロークに適用することにより、筆順、画数、区切りなどの制限なし

しに入力されるストローク列から、入力と並行して基本图形セグメントを自動抽出することができる。

(3) 基本图形セグメントの特徴抽出

基本图形セグメントの特徴は頂点の数とプリミティブの種別である。基本图形セグメントを構成するストロークを統合し、各ストロークの頂点候補点からセグメントの頂点候補点を得る。セグメントの各頂点候補点における前後の線分の角度を求める。この角度をもとに頂点候補点から頂点を決定する。頂点における前後の線分の角度からプリミティブの種別を決定する。

頂点候補点における前後の線分の角度決定には、頂点候補点と隣接する頂点候補点とを $i:j$ に内分する筆点を用いる。

基本图形セグメントの頂点候補点列を $\{P_1, P_2, \dots, P_M\}$ (M は頂点候補点数)、 P_n と P_{n-1} を $i:j$ に内分する筆点を $U_n(x_{un}, y_{un})$ 、 P_n と P_{n+1} を $i:j$ に内分する筆点を $V_n(x_{vn}, y_{vn})$ としたとき、 P_n における前後の線分の角度 θ_{un}, θ_{vn} を次式で定義する。

$$\theta_{un} = h(y_n - y_{un}, x_n - x_{un}) \quad (13)$$

$$\theta_{vn} = h(y_{vn} - y_n, x_{vn} - x_n) \quad (14)$$

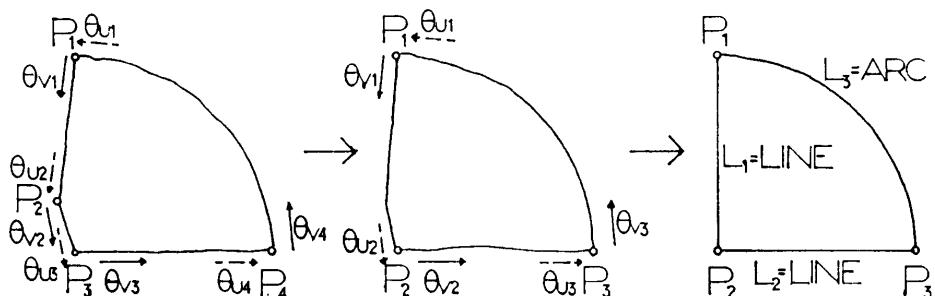
ここで、関数 h とは次式で定義されるものである。

$$h(a, b)$$

$$= \begin{cases} \tan^{-1}(a/b) & (b > 0) \\ \tan^{-1}(a/b) + \pi & (a \geq 0, b < 0) \\ \tan^{-1}(a/b) - \pi & (a < 0, b < 0) \\ \pi/2 & (a > 0, b = 0) \\ -\pi/2 & (a < 0, b = 0) \end{cases} \quad (15)$$

予備実験により、頂点候補点における前後の線分の角度決定に用いる点として、頂点候補点と隣接する頂点候補点とを $1:2$ に内分する筆点が有効であることが分かった。

求めた角度をもとに、頂点候補点のなかから頂点を



(1) 頂点候補点とその前後の線分の角度

(2) 頂点とその前後の線分の角度

(3) 頂点とプリミティブの種別

図 5 基本图形セグメントの特徴の例
Fig. 5 Features of a fundamental figure.

選択した上で、プリミティブの種別を決定する。

二つの角度 A, B の角度差 $\text{dif}(A, B)$ を以下の式で定義する。

$$\text{dif}(A, B) = \min(|A - B|, 2\pi - |A - B|) \quad (16)$$

$\min(a, b)$ は、最小値を与える関数である。

d_1 を閾値としたとき、頂点候補点 P_n に対して、

$$\text{dif}(\theta_{vn}, \theta_{nn}) < d_1 \quad (17)$$

であれば、 P_n をノイズとして除去し、残った点を頂点として決定する。

頂点 P_n, P_{n+1} 間のプリミティブを L_n とする。 d_2 を閾値としたとき、 P_n の L_n 側の角度 θ_{vn} と P_{n+1} の L_n 側の角度 $\theta_{v(n+1)}$ の角度差 $\text{prm}(n)$ から L_n の種別を決定する。

$$\text{prm}(n) = \text{dif}(\theta_{v(n+1)}, \theta_{vn}) \quad (18)$$

$$L_n = \begin{cases} \text{LINE} & (\text{prm}(n) < d_2) \\ \text{ARC} & (\text{prm}(n) \geq d_2) \end{cases} \quad (19)$$

頂点数 N とプリミティブの種別 (L_1, \dots, L_N) を基本図形セグメントの特徴とする。

図5は基本図形セグメントの特徴抽出の例である。(1)は頂点候補点と前後の線分の角度、(2)は頂点と前後の線分の角度、(3)は頂点とプリミティブの種別を示す。

3.3 基本図形識別

頂点数とプリミティブの種別をもとに基本図形の形状を判定する。ARCの数が1以上の場合、ARCの数に合わせて円、扇形に識別する。ARCの数が0で、LINEの数がn個のとき、これをn角形とみなす。ただし、nが7以上の場合は、円とする。分類後は、各頂点の相対的位置関係から図形の種別（たとえば三角形であれば、二等辺三角形か直角三角形かなど）および方向を判断する。

3.4 複合図形識別

(1) 複合図形セグメント化

複合図形セグメント化では、基本図形間の相対的位置関係に関する知識を利用して、基本図形が複合図形構成要素か接続線かを判定する⁷⁾。ここでは、接続線の延長上に複合図形の中心があることに着目した。図形（線分もしくは閉ループ）がある閉ループのなかにある場合、または線分の一方の端点が閉ループに接し、かつその線分の延長上に閉ループの

中心がない場合、それらは複合図形を構成するものと判断する。線分の延長上に閉ループの中心があれば、その線分を接続線と判定する。

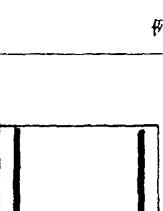
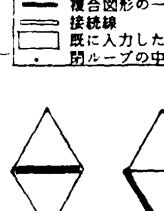
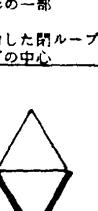
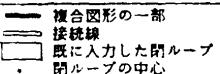
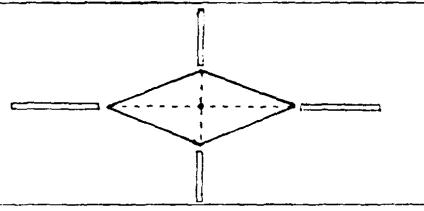
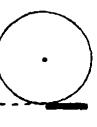
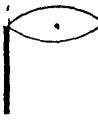
閉ループを抽出した直後にストロークが入力された場合の処理の基本と例を表1に示す。本処理では、複合図形を構成するすべての基本図形の種類と各基本図形間の相対的位置関係を複合図形識別部に出力する。

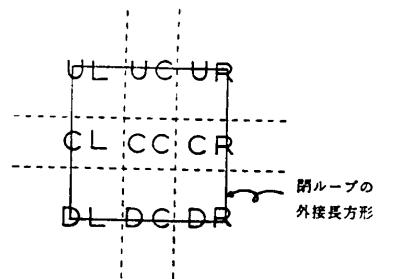
(2) 複合図形識別

識別に用いる特徴は、抽出した複合図形セグメントを構成する基本図形の種類と各基本図形間の相対的位置関係である。複合図形識別辞書の記述例を図6に示す。線分と閉ループとの相対的位置関係については、図6(1)のように、閉ループの外接長方形を3×3のメッシュに分割し、線分の両端点がどのメッシュ内にあるかをもとに表現する。閉ループ間の相対的位置関係については、包含関係で表現する。

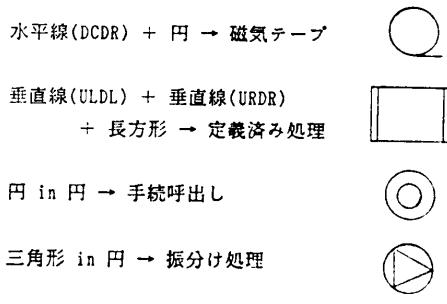
特徴が辞書に登録されているものと一致したとき、複合図形として認識結果を出力する。一致しない場合は、それぞれ基本図形として認識結果を出力することとし、各要素を複合図形要素として保存する。以後入力されるストロークが同じ複合図形の要素であれば、それを含めて再度辞書との照合を行う。これにより、ストローク入力と並行して複合図形認識を行うことが

表1 複合図形セグメント化手法
Table 1 Symbol segmentation method.

入力位置	結果	例	説明
両端点が同一閉ループ内にある	複合図形の一部	  	
端点が閉ループの中心がある	接続線		
端に接する	複合図形の一部	  	



(1) 閉ループにおける線分の端点位置表現



(2) 記述例

図 6 複合图形識別辞書
Fig. 6 Description of symbol recognition dictionary.

できる。

4. 実験と考察

4.1 基本图形認識実験

抽出した特徴の回転や変形に対する安定性、形状判定の有効性を評価するため、あらかじめセグメント化してある基本图形について特徴抽出・認識実験を行った。使用データは、汎用性を考慮し、日頃图形を書く機会が少ない50人により筆記された4,111パターンで、筆順・画数などの制限を一切設けていない。対象图形は大きさや方向を4~30種ほど変化させている。

結果を表2に示す。基本图形全体で98.8%の認識率を得て、本特徴の安定

性・有効性を確認できた。五角形、六角形、扇形の認識率が低いのは、頂点候補点を、変動を起こしやすい曲線成分のノイズと判断したことによる。曲線成分は個人により不正確に筆記されるので、さらに認識精度をあげるには、対象図面の種類に応じた知識を導入する必要がある。乱雑に筆記されたために頂点が鈍った图形の場合、人間には識別できても本手法では誤認識となることがある。角を丸めて筆記された多角形については、本手法のような特徴抽出法は適さないと考える。

4.2 複合图形セグメント自動抽出・認識実験

複合图形セグメント化法、識別法の有効性を評価するため、フローチャートとHCPチャートを対象として複合图形セグメント自動抽出・認識実験を行った。認識対象として、8~15個の图形とそれらを接続する直線からなる4種類のフローチャートとHCPチャートを設定した。例を図7に示す。5名の筆記者に各2枚ずつタブレット上にのせた紙面に筆記させ、全部で40枚（複合图形の総数390）の图形データを収集した。フローチャート、HCPチャートに含まれる图形を対象とした複合图形識別辞書を作成し、実験を行った結果、認識率97.7%を得て、本手法の有効性を確認した。誤認識の内訳を表3に示す。

このうち、複合图形セグメント誤抽出の主因は、筆記されたストロークの位置と基本图形認識後に内部管理している图形の位置との間に生じるずれである。す

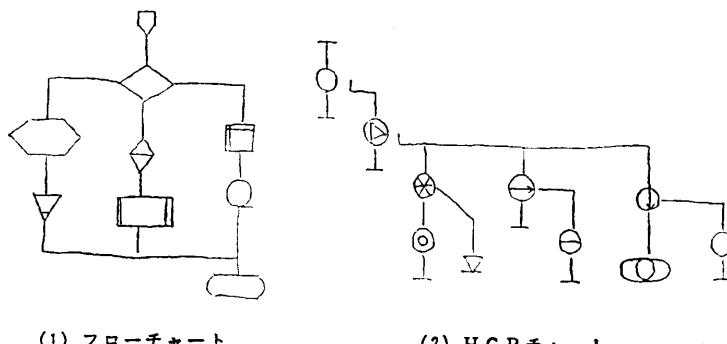


図 7 入力图形の例
Fig. 7 Examples of input pattern.

表 2 認識率（基本图形の場合）
Table 2 Recognition rate for the fundamental figures.

単位: %

直線分	三角形	四角形	五角形	六角形	円弧	扇形	円・梢円	波形	全体
99.6	99.0	98.3	94.0	95.0	99.8	95.4	99.3	99.5	98.8

表 3 複合図形認識率と誤認識内訳
Table 3 Recognition rate and items of misrecognition for symbols.

認識率		97.7%
誤認識	基本図形セグメント抽出誤り	0.0
	複合図形セグメント抽出誤り	1.0
	基本図形認識誤り	1.0
	複合図形認識誤り	0.3

なわち、複合図形の要素として筆記した基本図形間の内部管理上の相対的位置関係にずれが生じる結果、複合図形の一部が孤立した基本図形とみなされ、誤抽出となる。入力部と表示部を一体化すれば、筆跡ではなく内部管理上の位置に表示された図形に合わせて入力できるので、この問題は解決できる。

なお、回転した複合図形を含む図面を認識対象とした場合、基本図形間の相対的位置関係を調べる前に、複合図形の傾きを正規化する処理を加える必要がある。

5. むすび

本論文では、隣接する線分の構造に着目し、ストローク入力と並行してセグメント化と認識を行う「隣接線分構造解析法」によるオンライン自由手書き図形認識法について述べた。

基本図形を対象とした認識実験で 98.8% の認識率、フローチャート、HCP チャートを対象とした認識実験で 99.0% の複合図形セグメント抽出率、97.7% の認識率を得て、用いる特徴の安定性・有効性、および図面の種類によらない知識を利用した自動セグメント化手法・識別法の有効性を確認した。

今後の課題には、種々の図面に対する本手法の能力の分析、手書き図形編集法や文字図形混在認識法の確立などがある。

謝辞 日頃ご指導いただく山崎真一宅内機器研究部長、小森和昭統括担当主席研究員、酒井高志入力装置研究室長、ならびに有益なご助言・ご協力をいただいた小橋史彦知の通信宅内装置研究室主幹研究員、赤松茂入力装置研究室主任研究員に深謝します。

参考文献

- 1) 村瀬、若原、梅田：接続ルールを導入した候補ラティス法によるオンライン手書き線図形認識、信学論(D), Vol. J 67-D, No. 3, pp. 273-280 (1984).
- 2) Kato, O., Iwase, H., Yoshida, M. and Tanahashi, J.: Interactive Hand-drawn Diagram Input System, Proceedings PRIP (Pattern Recognition and Image Processing) 82, pp. 544-549 (1982).
- 3) 正嶋、横山、葛貫、福永：画数、筆順、回転、区切りに依存しないオンライン手書き図形認識方式、情報処理学会論文誌, Vol. 27, No. 5, pp. 492-498 (1986).
- 4) 児島治彦：隣接線分構造解析法によるオンライン手書き図形入力方式、情報処理学会日本語文書処理研究会資料, 6-2 (1986).
- 5) 日本機械工業連合会：図記号(グラフィック・シンボル)の標準化に関する調査研究(図記号標準化分科会報告), p. 397 (1983).
- 6) 花田收悦：プログラム設計図法, p. 119, 企画センター, 東京 (1983).
- 7) 児島治彦：隣接線分構造解析法によるオンライン複合図形認識、第 33 回情報処理学会全国大会論文集, 5 Y-8, pp. 1995-1996 (1986).

(昭和 61 年 11 月 28 日受付)

(昭和 62 年 5 月 13 日採録)



児島 治彦 (正会員)

昭和 34 年生。昭和 57 年早稲田大学理工学部数学科卒業。同年日本電信電話公社入社。オンライン手書き文字図形認識の研究に従事。現在、NTT 複合通信研究所宅内機器研究部入力装置研究室研究主任。



戸井田 徹 (正会員)

昭和 25 年生。昭和 48 年東北大学工学部精密工学科卒業。昭和 50 年同大学大学院修士課程修了。同年日本電信電話公社入社。電気通信研究所において日本語入力、手書き文字図形入力に関する研究に従事。現在、NTT 企業通信システム事業本部開発部主任研究員。電子情報通信学会会員。