

図面自動入力技術

——地図や設計図面はどこまで自動認識できるか——

On the Automated Data Conversion Techniques

——How can maps and engineer drawings be understood by computer?——

坂内 正夫

Masao SAKAUCHI

紙の上のアナログ情報として与えられる地図や各種設計図などの図面から、コンピュータによる画像処理・パターン認識手法を用いて、対象物の形状や属性・意味などを抽出・理解し、データベース化する図面自動入力技術のニーズが高まっている。本解説では、処理の高速化、認識・理解の高度化と汎用化、認識結果の信頼度の向上という視点を中心に、この図面自動入力技術の現状と動向を述べよう。

1. はじめに

産業、ビジネス社会には、地図、設計図を含めて極めて多種多量の設計図が紙の形で保存されている。たとえば、設計図の類では、一社に数10万～100万枚の「図面」が存在している例もめずらしくない。これらの多くは、コンピュータ可読な形のデータとして蓄積（データベース化）されれば、再利用したり、他のデータと結合して新たな価値を生む可能性をもっている。

たとえば、ある機械の設計データは一部を変更して新たな設計図となり、地図データは自動車に搭載されて効率的な運転や道路案内の支援をしたり、通信・電力・ガスなどのネットワークの管理・運用に役立ったりする。一方、コンピュータに図形データを指示したり入力したりする場合や、設計自動化システム(CAD)でコンピュータと会話する場合でも、紙の上を手書きなどの形で描いた図を用いることができれば、ヒューマンインタフェースは格段に向上する。

さて、このように図面をコンピュータシステム内にデータベース化したり、入力したりするためには、図面にかかれた対象物の形状、属性、構造を抽出・認識する作業（図面入力）が必要である。従来、このような図面入力の作業は人手で行われていた。ディジタイザとよぶ装置に図面をはり、対象物の形状抽出はカーソルを移動させつつ折れ線で近似する形で、属性の認識は人間の能力を利用する形で行われていた。しかし、この方法では、入力時間やコストが大きいこと(AO版の地形図では、たとえば7人・日くらいの入力時間がかかる)や、作業者の熟練度や気分によって入力データの品質の均一性や信頼度に問題がある。

これらを解決しようとするのが、図面自動入力技術で

ある。そこではコンピュータによる画像処理やパターン認識技術を用いて、形状の抽出や属性・構造の認識を効率化、高信頼化しようとする。本稿では、以下2.で図面自動入力技術の要素や目標を明らかにし、3.4.5.で、それぞれ処理の高速・高能率化、図面認識・理解の高度化、チェック・修正の視点から、筆者らの研究成果をまじえて技術動向を紹介しよう。

2. 図面自動入力の技術要素

図1に図面の実例を示す。図1(a)は、国土地理院発行の1/25,000国土基本図で、約8,800枚で日本全国をカバーし、等高線情報、道路地図情報等のデータベース源として有力である。図1(b)は、機械構造物の設計図の1例、パーツ図である。この種の図面は機械設計支援システム(M-CAD)の初期データベースとして有用である。図1(c)は、手書きの論理回路設計図面の例である。各種のシンボルとその接続形態(ネットワーク)で示されるこの種の図面は、ほかにも化学プラント図、シーケンス図等があり、図面入力の重要な対象の1つである。

図2に図面入力の一般的な流れを示す。図面を自動入力しようとするとき、まずドラムスキャナ、フラットベッドスキャナやファクシミリなどの装置によって、デジタル画像化される。デジタル画像は「画素」とよぶ数値要素の2次配列の形に、図面を数値化したものである。多くの図面でよく利用される1/10mm～1/20mm程度の間隔で配列化すれば、60cm×40cmの図面は6000×4000～12000×8000画素のデジタル画像になる。図面画像は、白黒2値で扱ってよいことが多く、この場合は前処理の2値化によって、デジタル画像は「0」と「1」を数値としてもつことになる。

「形状抽出処理」は、オートディジタイジングとカラスタ・ベクター変換とも呼ばれ図面画像内の対象物の

*東京大学生産技術研究所 第3部

決されてきており、これが図面入力技術が注目される原因の1つになっている。

第1の方法は、「細線化」演算が比較的簡単な繰り返し処理であることを利用して、これを専用プロセッサによって処理する方法である。このハードウェア化による方法は、一般の画像処理でもよく見られるもので、ソフトウェアによるものに比し大幅な速度向上が実現できるが、反面拡張性やポータビリティが問題となる。第2の方法は、「細線化」を用いずソフトウェアによっても高速化を実現しようとするもので、画像上で特殊なマスクを用いて線的な要素を追跡する方法、走査方向での黒の連続部(ラン)の中心をつなぐ方法や、輪郭線のベクトル化を用いる筆者らの方法がある。この中で、認識処理等にも同じ枠組が利用でき、汎用性の高い筆者らの方法をやや詳しく説明しよう。

3.2 図面処理システムAI-MUDAMS

図3に、AI-MUDAMSと名付けた筆者らの開発した方式の枠組を示す³⁾⁹⁾。

まず、図面画像内の黒部分の輪郭線を、許容される誤差の範囲内で折線近似し、ベクトル化する。ベクトル化は黒部分に右手をつけて追跡する形で行われ、方向がつけられる。したがって、後に輪郭線のみから黒部分の内部・外部の判断が付き、元の図形を復元できる、いわば2次元のソリッドモデルの形となっている。図4(a)(b)にこの画像から輪郭線ベクトルへの変換の関係を示している。この輪郭ベクトルへの変換プロセス自身は画像データに対する処理であるが、図面画像をいったんランレグス符号化し、その上で実行すれば、細線化処理とは異なり極めて高速に実行できる。

AI-MUDAMSでは、この時点で「画像」処理とは「きよなら」し、以降の形状抽出や認識処理はすべてこの輪

郭線ベクトルを用いた「図形」処理によって実行するという考え方をとっている。折線近似に際しての許容誤差を0.5画素程度にとれば、この考え方はほとんどの図面で精度上の問題がない。

図3に戻って、AI-MUDAMSでは、次にこれらの輪郭線のベクトルデータをBDトリーと名付けた多次元データ構造で管理し、その上ですべての形状抽出・認識処理を実行する。この理由を形状抽出処理を例に説明しよう。輪郭線ベクトルのみを用いて、黒部分の中心線を抽出するためには、図5に実例を示したように、

- 1)まず1本のベクトルVをとり、
- 2)次に黒い部分をはさんで反対側にあるペアのベクトルWを探査し、
- 3)VとWの真中に計算によって線が発生し、
- 4)以上の操作を図5(c)(d)にみるように、端末や分岐点に到達するまで繰り返せばよい。

これらはデータ量の削減された折線による「図形」を対象にしているから、画像データに対する細線化に比して高速処理の可能性がある。しかし、上記2)の「目の前にある」ペアベクトルを探すという、一見簡単な処理が実は簡単ではない。もし、追跡した順に輪郭ベクトルをコンピュータ内に記憶するというような工夫のないデータ構造(コンピュータ内での記憶方法)をとったとすると、n本のベクトルを扱うエリア内では、2)の演算はnのオーダの計算量を要することになる。Vの数もnに比例するから、結局上記の1)~4)の方式は全体でn²のオーダの計算量を要する非効率的なものとなる。

これを解決するのが図3に述べた多次元データ構造BDトリーの導入である。BDトリー⁹⁾¹⁰⁾は図6に示したよ

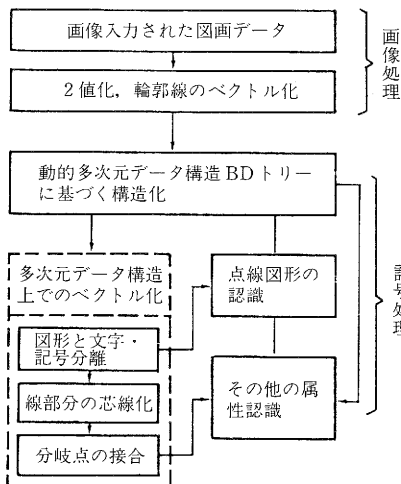


図3 AI-MUDAMSの処理枠組

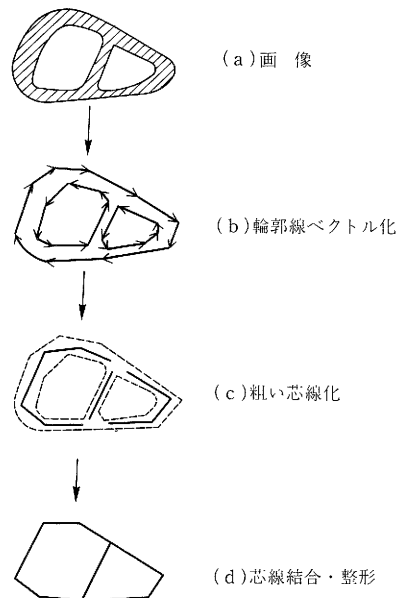


図4 AI-MUDAMSの形状抽出の流れ

うに、2次元(一般にはn次元)空間内の図形データに対して、トリー状のデータ管理構造を提供し、「ある範囲内にあるデータを探す」などの、距離や形態などの幾何関係にもとづく検索を効率よく実行できるように工夫したものである。図7に示すように、VのペアベクトルWの探査は、Vの右方向の適当な範囲内に存在するベクトルの探査という形に置きかえられ、このデータ構造を用いることにより上記の1)~4)の方式は、全体で $n \log n$ のオーダの計算量で済むことになる。つまり、通常nとして $10^4 \sim 10^8$ を扱う図面処理では、 n^2 のオーダに比して極

めて大幅な高速化が実現されることになるわけである。多次元データ構造は、ペアベクトル探査のほか、形状抽出処理に必要な端点、分岐点の検出(図7参照)や後述の図面の認識・理解処理に必要な多くの演算に有力である。

AI-MUDAMSにおける図面処理の概念をまとめると、表1のように考えられる。すなわち、図面という大面積

表1 各種の処理方式の比較

データ構造特性	画像	単なる図形データ	多次元データ構造BDトリーを用いた図形データ
データ量	×	○	○
幾何特性	○	×	○

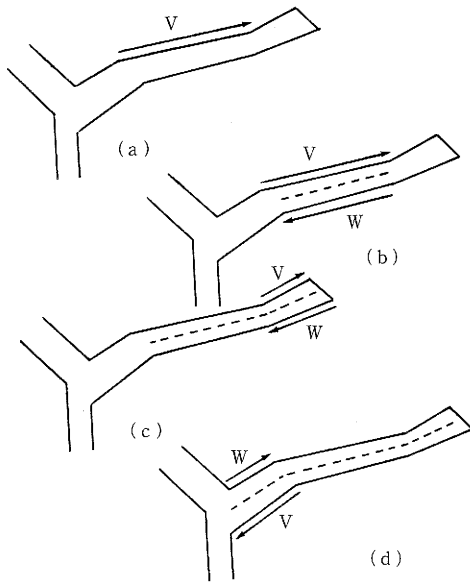


図5 芯線化の概念図

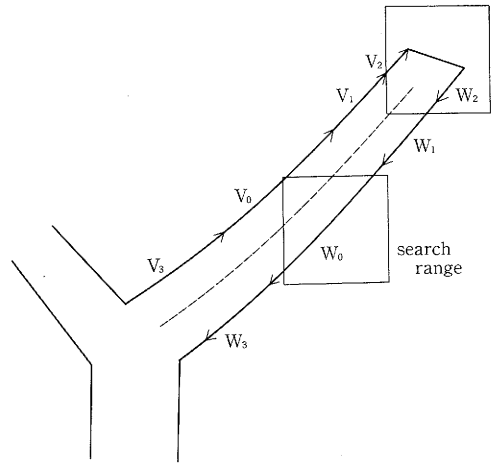


図7 ペアベクトル探査・端点検出演算



図6 図形データ構造化例

画像の処理では、通常の画像データを用いてはデータ量が大きすぎる（扱うデータが生情報に近すぎる）ため（ソフトウェアによる）高速な処理は困難である。一方、いったん輪郭線ベクトルという形の図形データ化すると、データ量が低減される（扱うデータの抽象レベルが高い）が、画像データがもっていた良好な幾何学特性が失われる。この結果ペアベクトルを求めるといった簡単な処理さえ非効率となり、結局これも高効率処理が困難となる。そこで、いったん画像データを図形化し、これに幾何学性を復活させるための多次元データ構造を採用すれば、データ構造化のためのオーバヘッドを考慮してもデータ量は低減され、幾何学性も保持されて、結果的に高効率な処理が実現されるというわけである。

3.3 形状抽出の実例

以上のAI-MUDAMSの形状抽出機能は、C言語を用いてポータブルな形に実装されている。

図8、図9にこれを用いた形状抽出の実例を幾つか挙げよう。

図8(a)は地籍図の輪郭線表現、同図(b)(c)は形状抽出結果を示している。形状抽出においては一般に、

- (1) まず、図形部分と文字・シンボル部分との分離を行う（これには、輪郭線ベクトルの外接長方形の大きさ等を判定することにより、おのおのの候補分離を行うことができる）。
- (2) 図形部分について、輪郭ベクトルの長い、比較的簡単な形状部分について「粗い中心線抽出」を図5で前述の方法で実行する(図4(c)参照)。これは交点部や文字・シンボルの接触部その他の複雑な部分については、周囲状況や認識結果を勘案して後段で形状抽出しようという、「Reliable part first」の思想を反映したものである。

図8(a)の図形データは、(1)(2)の操作を受けて図8(b)の結果を与える。交点部や接触部は処理が中断しているのがわかる。

- (3) 交点・接触部等の中断部分を接続する(図4(d)参照)。このために、中断点部に探查窓を設け、周囲状況を把握して未処理部を接続・整形する。この形状抽出処理で、「認識」が必要な場合は更に後まわしにすることになる。

図8(c)は、この処理結果を示したものである。

図9(a)(b)も、等高線図について同様の処理を施した結果を示している。図9(b)では、密な線の接触等で発生する未処理部の接続が、図8の地籍図とは異なり、「等高線は交わらない」という特性を利用して行われる。

以上のような形状抽出（オートディジタイジング）に要するAI-MUDAMSの処理時間は、4000×4000画素程度の図面画像に対し、0.5MIPSのワークステーションを用いて、数分程度であり、専用プロセサを用いたものと同程度、または、それ以上の性能を出している。

4. 図面認識・理解機能

4.1 認識・理解の技術

図面の認識・理解機能は、図面中の文字・シンボルを認識したり、図形の形状や接続関係、構造を解明し、それらの論理的な意味を理解して、最終的に対象図面が何を表現しているかを数学的にモデル化することを目標としている。この認識・理解の技術は、対象が複雑であったり低品質であった場合、いまだ、100%満足のいく水準に至ってはいないのが現状である。しかし、研究・開発の結果、対象図面種や認識対象を限定した場合、多くの見べき成果が得られ、また、5で後述のチェック・編集機能と結合され、一般にある程度の実用性が確保されつつあることも事実である。以下では、まず個別の問題にどのような認識・理解方法が現在有用であるかを述べ、次に、今後重要性を示す汎用化の方向についてふれよう。

4.2 図面認識・理解の方法

認識・理解は図2で前述したように、形状抽出と相互補完的に行われ、画像上で行うもの、ベクトル化した後

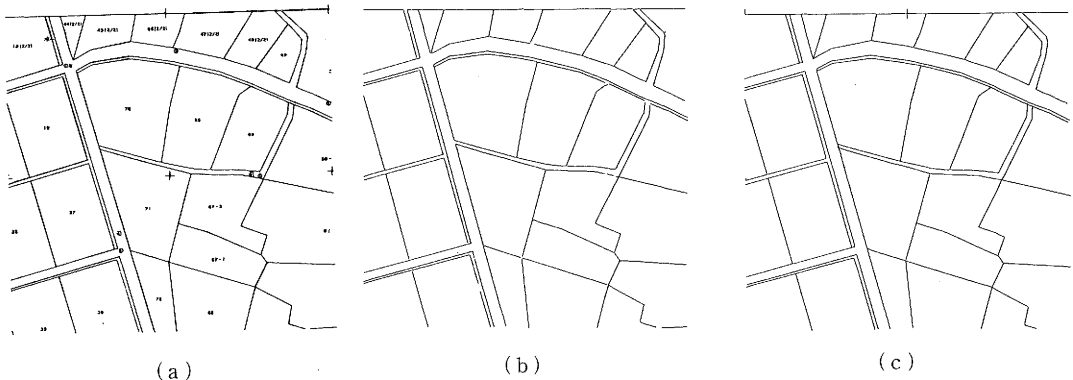
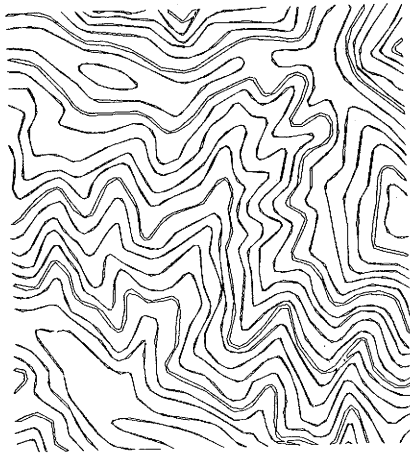
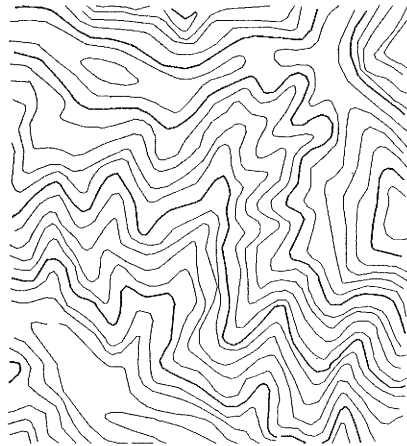


図8 AI-MUDAMSによる形状抽出例（地籍図）



(a)

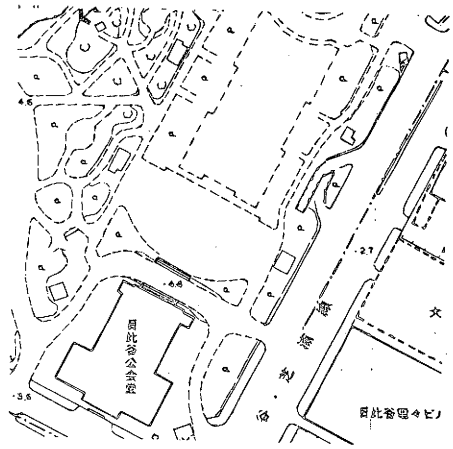


(b)

図9 AI-MUDAMSによる形状抽出例 (等高線)

行うもの、輪郭ベクトルを用いるもの、およびそれらの併用等がある。具体的方法として一般的によく利用されるものは、文字・シンボルの抽出・認識や品質・複雑さのある程度制御された個別の図面での理解方式である。
 〈文字・シンボルの認識〉

文字や記号、シンボルの認識では、まずその候補が検出される。検出は他の図形部から孤立している場合には、外接多角形の大きさや隣接具合をみて実行でき、図形部に接触している程度の場合も図面の特徴を利用して実行できる (図形部に大幅に重なっている場合には一般に困難なことが多い)。文字やシンボル候補は、所定のテンプレートとの一致の程度のよいものを選んで認識するテンプレートマッチングや、分岐数、屈折数、孤立成分数、ループ等の幾何的・位相的な特徴パラメータや投影量を用いた特徴量空間での距離を用いる方法などにより、大分



(a)



(b)

図10 破線・鎖線の認識例

類したり認識したりすることができる。また、ニューロネットによる方法も試みられている。しかし、通常の文字読み取り技術とは異なり、読み取り精度の悪さや正規化の困難さなどのため、図面上での文字・記号認識は、英文字やひらがな・カタカナや限定された種類のみを扱えるというのが現状である。

また、図面の場合、単語列として認識したり、破線、鎖線のように同種の記号列としてとらえることが必要である。これには、たとえば、周囲の同種候補との関連、方向性、間隔の規則性、一貫性などを利用することができる。

図10に、筆者らのAI-MUDAMSによる破線・鎖線の認識例を示す⁹⁾。図10(a)に示す多次元データ構造BDトリーに管理された文字・シンボル候補は、その大きさ、特徴量により、(a)破線・鎖線成分候補、(b)他の文字・記号候補、(c)その中間の3種にまず分類され、次いで

(a)と(c)を対象に方向性や間隔の規則性などを確認する追跡をデータ構造の特徴を生かして高速に実行している。図10(b)が認識結果である。

〈個別対象での図面認識理解例〉

現在までの多くの図面認識・理解例は対象図面を限定し、対象ごとにみられる特徴を個別にとらえて、それを基本に行うことがほとんどである。

限られた数のシンボルを接続線で結合した形の論理回路図、プラント系統図、シーケンス図などでは、シンボルの形や特徴(ループ、開放端点、短線分、屈折点、塗りつぶしなど)、接続線の態様、シンボルと接続線との関係等、多くの手がかりがあり、それをもとに認識が行われる。たとえば、シンボル接続部に特徴的に生ずるT字状交点を見ついたり(富士通)、円や他の形状のパターンマッチングを用いる方法(NTT、三菱)、シンボルを10数個のメッシュに分ければ基本的なパターンしか表れないことを利用する方法(富士通)などはその代表例である。

前述の図1(c)はAI-MUDAMSで対象とした手書き論理図例を示している。ここでは、シンボルの大きさ、形状判定、交点形態判定、接続線追跡と接続関係の判定等、図面理解に必要なすべての演算が、輪郭線ベクトルのみを用いて高速に実行され、数秒以内に満足していく認識・理解結果が得られている。

機械構造物の設計図の場合でも、線種や線幅、矢印や寸法数値、引き出し線の開放端点等の特徴部が理解に有力であり、重畳の少ない図では一部実用レベルに達している。前述の図1(b)に示した機械設計部品例を対象にしたAI-MUDAMSの適用では、輪郭線ベクトル化された対象に対し、まず矢印・端点等のこれらの特徴抽出を行い、次に機械設計図で重要な寸法線・寸法補助線をそれらの特徴や寸法数値の配置をルール化して理解し、更に対象物外形、構造理解へと処理をすすめていくことに成功している⁷⁾。

地図の場合、シンボル種が多く重畳も多いので困難な面もあるが、道路、家屋を中心にその特徴を個別に利用して抽出する研究がすすめられている。

たとえば、主要道路は、2万5000分の1などの小縮尺系地図では平行線で描かれており、この場合平行線抽出処理が有力である。平行線の抽出は、平行線候補の内側を2本1対のベクトルで並列に移動させその内積をとって判定していく方法や、筆者らのAI-MUDAMSによるペアベクトル探査を、黒部分ではなく白部分をはさむ形に実行する方法⁸⁾によって可能である。2500分の1等の大縮尺系地図における家屋記号も、「ある範囲の面積で、主として直角に近い角度の多角形であり、細長くないこと」などを条件に、90%程度以上検出が可能である。

図11、図12は、筆者らのAI-MUDAMSによる前述の図1(a)の2万5000分の1地形図の自動認識・理解の例を示したものである。図11は、平行線を有する広幅道路の抽出結果、図12は、道路に接したぬりつぶし領域である家屋、ハッチング領域である密集地、JR・私鉄線などを認識した結果を示している。これらの処理もすべて多次元データ構造上の図形データに対する高速演算で実行され、4000×4000画素の図1(a)について0.5MIPSワークステーションで約20分の全処理時間である。自動認識率は94~99%で、5で後述の人間との協調処理により操作性をよくほぼ100%認識を達成している。

4.3 認識・理解の汎用化

4.2で述べた方法は、どちらかといえば個別の対象や図面を限定したものであった。しかし、図面は品質や種類が多様であり、また記述条件、シンボルセット等の変更も多い。そこで、今後の図面処理研究・開発の重要な方向としては、処理特に認識・理解の汎用化が挙げられる。

汎用化の例として、知識ベースを用いた処理の多目的化がある。認識対象をベクトルなどにより記号化、構造化し、シンボル、記述条件などの変化をルールベースで吸収しようとするもので、筆者らをはじめ電総研、富士通、NTT、米国AUDRE社などに実例がある。たとえば、筆者らの試みでは、図1(b)のような機械設計図を対象にし、AI-MUDAMSでの認識規則を、黒板システムとよぶ知識表現方法を用いて汎用化している。「矢

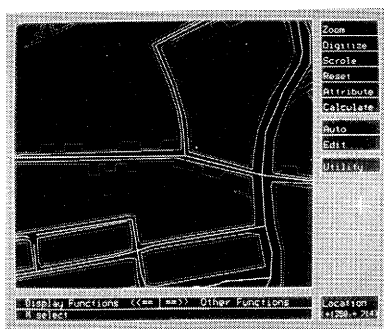


図11 平行線道路の認識



図12 密集地、JR線、家屋等の自動認識結果

印, 開放端点, 数字列などの特徴抽出マネージャ, 「寸法線抽出マネージャ, 「対象外形抽出マネージャ, 「構造解析マネージャ」など個々の認識機能モジュールからの結果が次々にかかれていく形をとり, 各マネージャが用いる認識ルールはプロダクションシステムで記述されている。

今後は, これらの研究は, より複雑な状況や, 大幅な変化に対応できるための知識の獲得や, 異なる種類の図面の認識プログラムが出力できるようなコンパイル型のジェネレータの開発に向けて一層の発展が期待されている。

5. チェック・修正機能

複雑なもの, 低品質なものまでを対象にすることを考えると, 現状の自動図面認識・理解技術は前述のように現状ではいまだ満足のいく水準とはいえない。そこで, 人間がもつ認識能力をチェックに援用し, 自動認識との組み合わせシステムによって, より満足のいく(信頼性の高い)処理を実現することが現実的である。

人間と機械(自動処理部)との機能分担の仕方により幾つかの方式が考えられている。主に人手によって作業する通常図形編集・入力システムのうち, 機械的な処理で人手の労力の大きいもの(たとえば, 線の追跡とベクトル化等)を自動処理に置換するという方式(NTT, 米国AIコーポレーション等)から, 自動認識処理の後処理結果と原画像とを重畳表示して人間がチェックしていくという方式, 筆者らの自動処理により力点を置いた「人間・機械協調型認識」などがその例である。

図13は, 筆者らによる後者の例で, 前述のAI-MUDAMSを拡張し, 25000分の1国土基本図を対象に具現したシステムの会話例を示している。システムは, 自動認識部と会話認識部に分かれ, 前者では輪郭線ベクトル上の演算で「自信」を持って認識できる処理のみを行う。会話認識部では「自信」の持てない部分について認識基準を緩めたり, 異なる周囲状況をとる等して, 幾つかの提案認識を行いヒューマンインタフェースを考慮した形で問いかけ, オペレータがYes, Noで応答する形で認識が行われていく。実験例では, 94~99%が自動認識され, 残りの部分については自動認識部の1~2倍程度の会話処理でほぼ実用上の信頼度のある認識が達成されている。これは, このような協調処理を適用することによって, 後で人間がチェックする方式に比して大幅な処理時間の低減と信頼度の向上が企まれることを立証したものである。

6. おわりに

以上, 処理の高度化, 自動認識・理解の高度化, 汎用

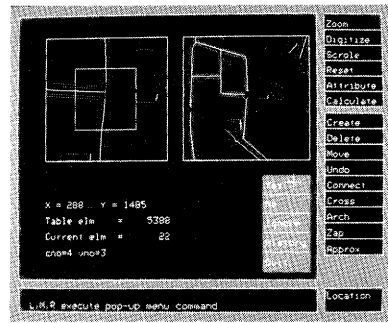


図13 人間・機械協調型認識システムにおける会話例

化, およびチェック方式との有機的結合によるシステム開発という視点から, 「図面はどこまで自動認識できるか?」の現状と今後の方向を述べた。図面自動入力技術の研究は, 一方でニーズも高く, 評価も厳しい実用研究であるという面をもつが, もう一方で, パターン処理技術一般に適用できる基本的な技術/アイデアをどん欲に要求するという意味で基礎研究の色彩を合わせもっており, 興味ある分野の1つである。今後の展開を期待したい。(1989年1月18日受理)

参考文献

- 1) 坂内正夫, 大沢裕: 「画像データベース」, 昭晃堂, 1987
- 2) 坂内正夫: 「地図データベース」, 情報処理, 27, 10, 1986
- 3) 大沢裕, 坂内正夫: 「多次元データ構造を用いた図面処理—図形のベクトル化」, 信学論, J68-D, 4, 1985
- 4) 坂内正夫: 「画像データベースとデータインタフェース」, 第19回画像工学コンファレンス, pp. 171~175, 1988. 12
- 5) Y. OHSAWA, M. SAKAUCHI: "Automatic Recognition Systems of Dotted and Broken Lines in Engineering Drawings and Maps", Proc. of IEEE IECON, pp. 684-687, 1985. 11
- 6) 大沢裕, 滝嶋康弘, 坂内正夫: 「会話的な認識による信頼性の向上を計った地図自動入力システム」, 信学論 J72 (予定), 1989
- 7) W. LU, Y. OHSAWA, M. SAKAUCHI: "A Database Capture Systems for Mechanical Drawings using an Efficient Multi-dimensional Graphical Data Structure", Proc. of 9th ICPR, 1988. 11
- 8) M. SAKAUCHI, Y. OHSAWA: "The AI-MUDAMS: the Drawing Processor based on the Multidimensional Pattern Data Structure", Proc. of IEEE CAPAIDM, pp. 154-161, 1985. 11
- 9) 大沢裕, 坂内正夫: 「良好な動特性を持つ多次元データ管理構造の一提案」, 信学編, J66-D, 10, 1983. 10
- 10) 坂内正夫, 大沢裕: 「画像データベースにおけるデータ表現・管理方式」, 信学論, J68-D, 4, 1985. 4