コンピュータビジョンと
イメージメディア　127－5
（２００１．　５．１０）

簡単な線画に対する認識概念形成方式 SEQUITUR-２D

芝　清香　　申　熙卓　　渡辺　俊典　　菅原　研

電気通信大学　大学院　情報システム学研究科

概要

画像解析において、人による概念（モデル）教示を不要化する方式について原理レベルの提案を行う。大量の画像データの解析を行うためには、通常なんらかの方式で概念（モデル）を教示する必要があるが、それには、手間・時間が必要となる。また、教示した個人の主観も混入する。そこで、手間や時間を省き、誰が実行しても客観的な解析が行えるように、計算機による自動的概念形成の可能性を探った。自動概念抽出の第一歩として、画像の中でも最もシンプルで情報量の少ない線画を対象とした認識概念の自動形成方式 SEQUITUR-2D について報告する。

SEQUITUR-2D : An Automatic Recognition Model Generator for Hand-written Sketches

Sayaka Shiba　Heetak Shin　Toshinori Watanabe　Ken Sugawara

Abstract

In image analysis, we are usually forced to give some concepts (models) which are used by the analyzer to process unknown input images. But it takes time to supply such models. Besides, it tends to depend on the subjective view of the trainer. An automatic recognition model generator is an effective mean to alleviate this problem, provided it were possible. As a first step toward this goal, we pick up a sketch recognition problem and give a new scheme SEQUITUR-2D which can automatically extract image generation rules from given sketches.

1 はじめに

近年、多種多様な情報を効率的に処理することを目的とした情報解析（自動分類あるいは検索）システムの研究が盛んである[1]。これらのシステムでは、通常、解析のためのオブジェクト概念（モデル）を事前に人手で解析用システムに教示しておく必要がある[2]。この方法では、教示に手間・時間が必要となる。また、教示者個人の主観も混入する。計算機によるオブジェクト概念の自動形成が可能であれば、この問題が解決される。その糸口として、手書きスケッチを与えてスケッチされたオブジェクトの概念を自動形成する SEQUITUR-2D を検討した。本手法は、１次元テキストを圧縮する目的で提案された階層文法抽出データ圧縮手法 SEQUITUR[3]をベースとしたものであり、スケッチ中に繰り返し出現するオブジェクトとその配置関係を上位オブジェクトとして文法化してゆく。以下２章で SEQUITUR 及び SEQUITUR-2D を説明し、３章で手法の詳細を述べる。実験結果を４章に示す。

2 従来技術と提案手法

2.1 階層文法抽出アルゴリズム(従来技術)

一次元テキストに対する階層文法抽出データ圧縮法 SEQUITUR がある。その原理とアルゴリズムは次のようなものである。

原理：

(1) ２度出現した文字列は一つの上位記号で置き換え，その規則を登録する。

(2) 1 回しか使用されない上位記号は登録を抹消する。

アルゴリズム

(1) 入力文字列より一文字読み込み、バッファ S へ加える。入力文字がなければ終了

(2) バッファ S の最後尾二文字 w を読む

2-1) w がそれまでに生成した文法内に存在する場合wを文法と置き換え(3)へ

2-2) バッファ S 中に同一の文字列 w が存在する場合wに対する文法を生成し、S 中の二つ w をそれぞれ置き換え(3)へ

2-3) それ以外の場合(1)へ

(3) 置き換え終了後、一度しか使われていない文法を削除して元の文字列に戻し(2)へ

図１に SEQUITUR によるテキストデータ圧縮の例を示す。

図 1 SEQUITUR によるデータ圧縮と文法

2.2 SEQUITUR-2D アルゴリズム(提案手法)

提案する SEQUITUR-2D は前述の SEQUITUR アルゴリズムと同様の原理を基礎としている。しかし、SEQUITUR アルゴリズムでは一次元テキストを扱っているのに対し、本研究では線画という二次元のデータを扱っている。新たに、必要となるのが線画内に存在するオブジェクト間の位置関係である。よって、SEQUITUR-2D では、次の原理を追加する。

原理(3)（追加）オブジェクト間の位置関係を検出し、位置関係も含めたルール生成、置き換えを行う。

アルゴリズム

(1) 線画内のオブジェクト O(x)を読み込み、バッファ S へ加える。入力オブジェクトがなければ終了

(2) オブジェクト O(x)の近接オブジェクト O(y)を探索し、それらの位置関係ｄを検出する。バッファ S に dO(y)を加える。

(3) バッファ S について

3-1) O(x)dO(y)がそれまでに生成した文法

内に存在する場合、O(x)dO(y)をそれと置き換え(4)へ

3-2) それ以外の場合、O(x)dO(y)に対するA→O(x)dO(y)という新文法を生成し(1)へ

(4) 置き換え終了後、一度しか使われていない文法を削除して元のオブジェクトに戻し(2)へ

3 線画の概念抽出

3.1 最小全域木（MST）の生成

接点集合 V、枝の集合 E からなるグラフを G=(V、E)とする。G の任意の二つの接点間にそれらを両端とする枝があるとき、グラフ G は連結であるという。さらに G に閉路が含まれないとき G は木であり、G が木でかつ連結であるとき、G を全域木という。G の枝が重さを持ち、その枝の重さの総和が最小になるように全域木を構成したとき、G を最小全域木（Minimum Spanning Tree, MST）という。

本研究では、各画素を接点、近隣の画素間を枝とするグラフを用いる。このとき、図２に示すように、近隣四画素を結ぶ４連結グラフと近隣八画素を結ぶ８連結グラフを構成できるが、本研究では簡単のために４連結グラフを用いることにする。各画素の色の違いを枝の重みとする。本研究で扱う線画は白と黒の 2 値であるが、前処理としてノイズフィルタを適用させると、グレースケール値となる。

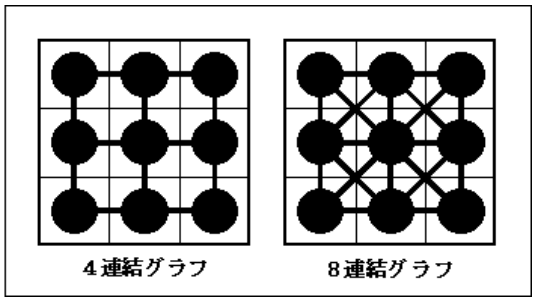

図 2 連結グラフの例

MST の構成法は様々存在するが、本研究ではクラスカル法を用いる

MST を使用すると近傍にある類似色の接点同士が接続される。図３は実画像に対して 4 連結グラフを生成し、MST を生成したものの一部である。黒い太線はスケッチが拡大されたものである。

3.2 スケルトンの抽出

手書き線画に MST 処理をほどこしても、図３で見られるように、線の太さが存在し、図形の骨格構造をうまく表現できない恐れがある。そこで、太さのある線の内部を走るスケルトン（背骨線）をまず抽出する。

MST の葉に対応する接点と１つの葉にしかたどり着かない接点とは、枝葉を構成していると考えられる。そこで、これらを取り除くと、図４に示すようなスケルトンを抽出することができる。黒い太線の中の白い部分がスケルトンとして抽出された部分を示す。

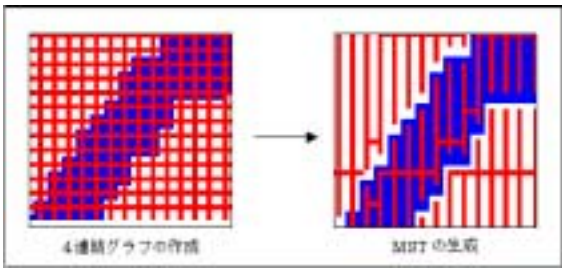

図 3 実画像に対する MST 生成（一部）

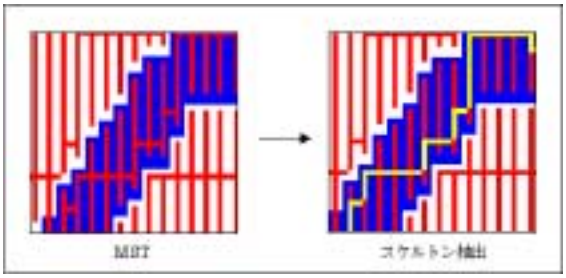

図 4 実画像に対してスケルトン抽出を行った例（一部）

3.3 スケルトンの一次元符号化

MST から抽出されたスケルトンをたどることによって、スケルトンを一次元テキストに符号化する[4]。本例では、スケルトンに沿って（左上点から始めて）枝をたどり、移動方向を{u：上方向, d：下方向, r：右方向, l：左方向}の４符号を用いてテキスト化する。

3.4 線分方向の抽出

本研究では、スケッチを構成する線分を下記の４パターンに限定する。(図５：水平(1)、４５度(2)、垂直(3)、１３５度(4))。これらを一本ずつ教示し、スケルトン抽出後に SEQUITUR によって圧縮すると、各々の方向線分に対する文法を得ることができる。入力線画のスケルトンから生成された１次元テキストをこれらの文法を用いて圧縮し、もっとも良好な圧縮率を示す文法に対応する方向

が入力線画を構成する各々の線分の方向であると判定する。

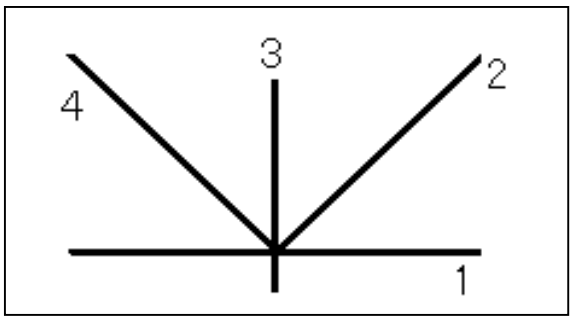

図 5 基本線分

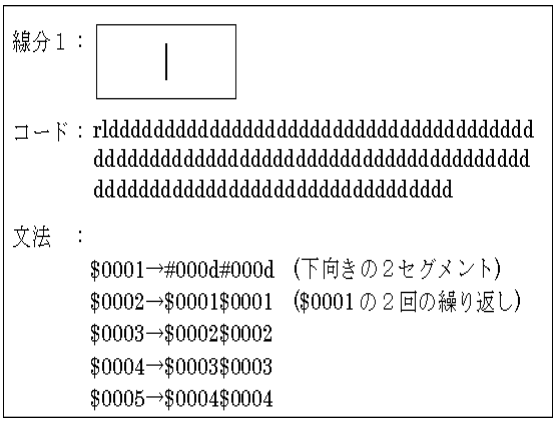

図 6 水平線の例

図６は、教示した縦方向線分に対するテキストコードと SEQUITUR が生成した文法を示す。ここで、＄のついた記号は非終端記号であり、文法番号と考えてもよい。＃のついた記号はスケルトンの走行方向を表現した終端記号である。

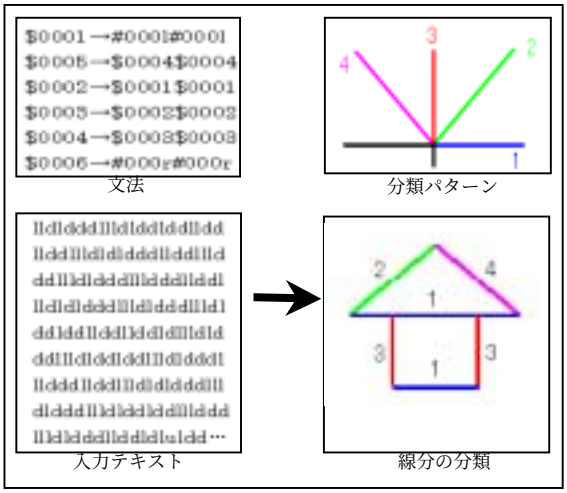

図 7 線分分類の原理

図７は、線分の分類（方向抽出）処理の概要である。

3.5 面分の概念抽出

「閉じた三本の線分の集合は面分オブジェクト（三角形）である」というような概念（規則）を自動的に抽出する。

図８のような線画を入力し 3.1～3.4 の手法で構成する線分の分類を行うと、図に示したように各線分の方向が確定する。次に、連結した線分を次々にたどり、SEQUITUR-2D のバッファに読み込む。元の線分に戻った場合のみ面分とみなし、バッファ内の線分列に対する文法生成を試みる。その結果、例えば、A→214 という文法を生成することによって、三角形の概念が抽出される。同様に B→1313 が生成される。しかし、SEQUITUR-2D には「１度しか使わない文法は削除」の原理(3)があるので、文法 B は削除される。

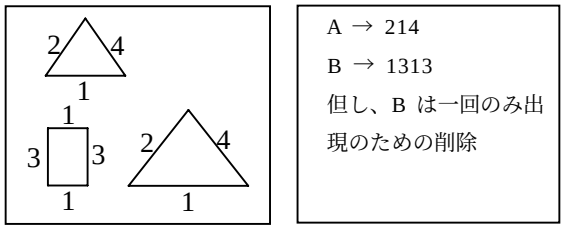

図 8 面文抽出の例

3.6 複合オブジェクトの抽出

面分と線分とが入り混じった場合の概念抽出を考える。この場合、これらのオブジェクトの外接長方形の近接関係を利用して、新たな図形の概念を抽出することができる。図９に例を示す。

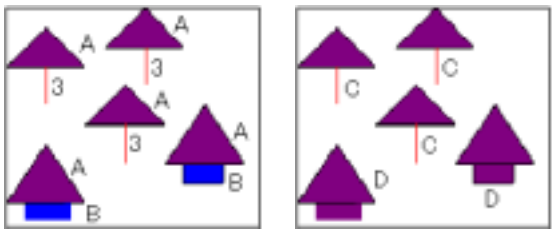

図 9 複合オブジェクト」抽出の例

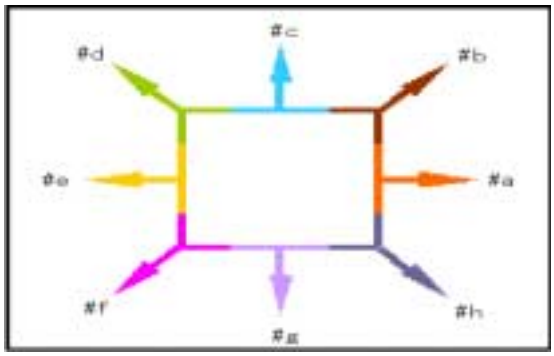

図 10 オブジェクトの位置関係

前述の方法で線分の分類、面分の抽出を行うと A、B などの面分と線分３が得られる。左上端部のオブジェクト A について、A に接している３とで文法 A→A#g3（木）を生成する。他の木についても、文法 C→A#g3 で表現できる。同様にして D→A#gB（家）が生成される。C→A#g3 は３回、D→A#gB は２回使用されているので、削除されない。
ここで、X#gY は X の下に Y が存在することを示す符号である（図 10）。

3.7 離れた位置にあるオブジェクトの抽出

線画の場合、離れたオブジェクト間にも関係がある場合が多々存在する。たとえば、オブジェクト P がオブジェクト Q の一部にもかかわらず、オブジェクト Q を形成するどのオブジェクトとも接することがなく、Q 内に内包されている場合(図 11-1)や、オブジェクト P がオブジェクト Q の一部にもかかわらず、オブジェクト Q を形成するどのオブジェクトとも接することも Q 内に内包されていることもなく離れている場合(図 11-2)が挙げられる。

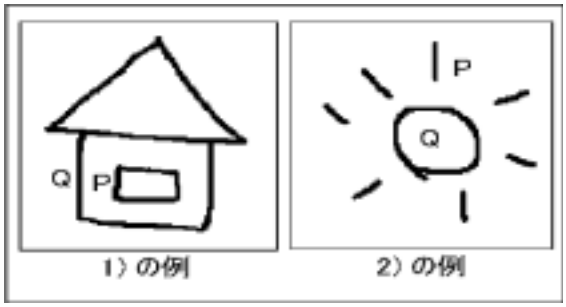

図 11 離れたオブジェクト間にも関係がある場合

この問題に対処するために SEQUITUR-2D には、オブジェクトの外接四角形を生成し、拡大する機能を持たせている。拡大によって外接四角形が接触した場合、それらのオブジェクトは相互関係があるとみなす。離れた位置にあるオブジェクト間の位置関係を外接四角形を利用して取り出し、概念を抽出する場合、オブジェクト O(x)に最も近いオブジェクト O(y)が必ずしも O(x)と関係の深いオブジェクトであるとは限らない。そこで外接四角形を n 回拡大し、近接ｎ個のオブジェクト候補を検出し、近い位置にあるものから順に n 個の概念抽出を行う。この際、一回しか出現しない概念は破棄して、次に近い距離にあるオブジェクトとの関係を調べる。つまり、できるだけ、近い距離にあるオブジェクトであり、かつできるだけ出現頻度の高い概念を抽出する。図 12 に例を示す。

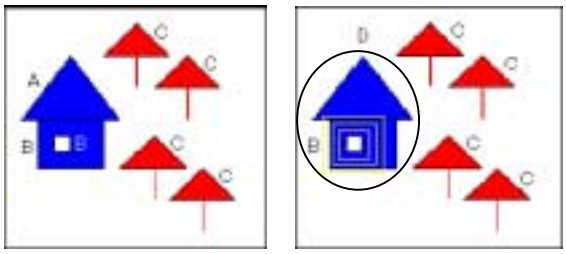

図 12-1 離れた位置にあるオブジェクト」抽出の例

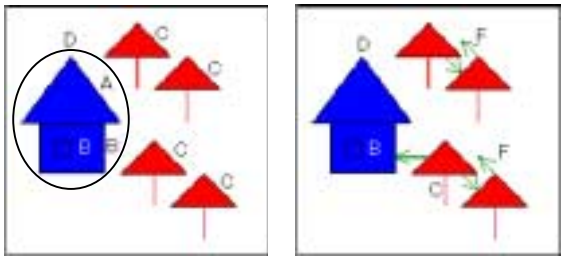

図 12-2 離れた位置にあるオブジェクト」抽出の例

図 12-1 のような線画に対して、位置関係を含めたオブジェクト抽出を行う。まず、複合オブジェクト抽出を行うと、A→214（三角形）、B→1313（四角形）、C→A#g3（木）、D→A#gB（家）が得られる(図 12-1 の左側)。窓 B に対して外接四角形を作って拡大を行う(図 12-1 の右側)。その外接四角形の全ての辺は壁 B に接するので、窓 B はオブジェト壁 B に内包されている。そこで、オブジェクト D の文法「D→A#gB」のサブ文法「D→A#gB#iB」を生成する(図 12-2 の左側)。ここで、X#iY は X の中に Y があることを示す。同様に、オブジェクト D に対しても外接長方形を生成し、最も近い位置にあるオブジェクトを見つける。C の右下に C が存在するので、文法「F→C#hC」を生成する。これを使用して残り２個の C の関係も説明できる。よってこの文法は保存する。D の近接オブジェクト C についても「G→C#eD」が生成されるが、この文法は今後 1 度も使われない。よってこの文法は削除する。

4 実験

本章では簡単な線画を用いて本提案手法の有効性を示す。ここで検証した項目は以下の通りであるが、ここでは最終出力結果の示す。

１）線分の分類
２）面分の抽出
３）複合オブジェクトの抽出
４）離れた位置にあるオブジェクトの抽出
なお、実験に用いた線画は図 13 である。

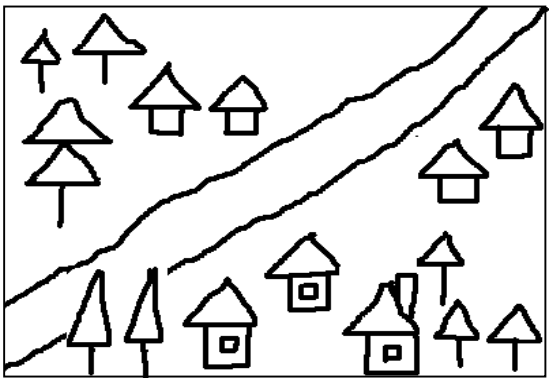

図 13 入力線画

4.1 線分の分類

紙面の都合で図示は省略するが、図の左下の木の葉の部分が垂直方向と誤判定された以外は正しく分類された。

4.2 面分の概念抽出

次の３種類の文法が抽出された。

•文法１：$1→#2#1#4（三角形）
•文法２：$2→#1#3#1#3（四角形）
•文法３：$3→#3#1#3（とがった三角形）

文法１はスケッチ内の屋根や木の葉、文法２は家の壁、文法３は左下のとがった木の葉から形成されたものである。２段の葉を持つ木、家の窓、煙突のある家、川は文法化されなかった。

4.3 複合オブジェクトの抽出

次の３種類の文法が抽出された。

•文法４：$4→$1#g#3（一本の木）
•文法５：$5→$1#g$2（一軒の家）
•文法６：$6→$3#g#3（一本のとがった木）

ここで、X#gY は X の下に Y が存在するという位置関係を示す記号である。

4.4 離れた位置にあるオブジェクトの抽出

オブジェクト間の近接度について n=1,2,3,4,5 と変化させた結果、n=2 以降抽出される文法は安定し、次の２種類が得られた。

•文法７：$7→$4#e$4（林）
•文法８：$8→$5#f$5（斜め２件の住宅）
•文法９：$9→$8#d#2（川のほとりの斜め２件の住宅）

ここで、X#eY, X#fY, X#dY は各々X の左に Y がある、X の左下に Y がある、X の左上に Y がある、を意味する。

5 まとめ

線画を対象として認識用概念を自動抽出する方式に関する基礎研究を行った。

(1) １次元のテキストに対して提案されている階層文法抽出データ圧縮法 SEQUITUR を 2 次元線画に拡張した SEQUITUR-2D を提案した。その特色は，オブジェクトの近接関係に基づいて上位概念(文法)を形成する点である。2 回以上出現する文法は保存し，そうでないものは削除する。

(2) パイロットシステムを開発し，簡単な線画に対して，概念形成を自動的に行えることを示した。極めて簡単な線画の世界に限られたものであるが，線分の組み合わせによって面分の概念が抽出され，さらに面分や線分の組み合わせで複合オブジェクトの概念抽出が可能となった。下位概念から上位概念へ階層的に文法を抽出するという SEQUITUR の特徴をそのまま受け継ぎ，下位概念を利用した上位概念の自動形成が自然になされる。

今回，原理レベルで認識概念形成の可能性を示したが，実際に近い対象について本研究を発展させることが今後の課題である。

参考文献

[1] R.R.Korfhage, Information storage and retrieval, John Wiley&Sons, New York, 1977.

[2] T.Y.Young and K.S.Fu, Eds, Handbook of pattern recognition and image processing, Academic Press, San Diego, 1986

[3] Craig G. Nevill-Manning and Jan H.Witten, “Compression and Explanation using Hierarchical Grammars”, The Computer Junal, Vol.40, No.2/3, 1997, pp.103-115.

[4] T.Watanabe, K.Sugawara and H.Sugihara, “Map generation from aerial imagery using data compression”, proc. MVA 2000, (2000), pp.596-599