

## 地図の構成要素の自動抽出の検討

3E-5

山守 主紀 塚本 隆啓

(株)沖テクノシステムズラボラトリ

## 1. はじめに

人間が図面を理解する場合に、どのような知識を使って、図面中の構成要素を抽出し、認識しているのかを説明し、それを画像処理アルゴリズムとしてどのように実現したらよいかを研究することが望まれている。我々は、地図図面を材料にして、知識を使った画像処理の研究を行っている。

地図の中には、様々な構成要素が含まれている。人間は、地図の中の各々の構成要素をどのようにして分類しているのか、その時用いる知識は何かについて整理すると共に、それを画像処理アルゴリズムとして実現したので、その実験結果について報告する。

対象とした地図は、国土地理院発行の2万5千分の1の地図を8ドット/mmの精度でイメージスキャナを使って読み込んだ図1に示すデータである。

## 2. マクロ的見方による大分類

与えられた図面が、地図であるかないかにかかわらず、人間ならば、まず図面の特徴を抽出し、大まかにその図面の中に書かれている構成要素を分類するはずである。その時使う特徴は、線図形ならば、線の太さ、長さ、方向や孤立度、密度などであると考えられる。一般画像ならば、色や濃さや空間周波数なども考えられる。

さて、対象としている地図の場合、前者の方の特徴を使って大分類してみると、長く繋がる線とそうでない部分に大きく分かれる。この時は、それぞれを、地図を構成している要素にまだ対応付けしていないので、各画素をそれぞれの特徴の強さによって、分類しているだけである。例えば、長く繋がる線が、道路・鉄道・等高線を表しているとわかるのは、それらの表記法に関する知識を使ってからである。

これら人間のする手順を画像処理アルゴリズムとして実現することは、有効であると考えられる。そこでまず、孤立度による分類のために8連結によるラベリング処理をし、線の長さによる分類のために各ラベリングされた成分の面積によって、点と、短い線と、少し長い線と、それ以外に大分類した。また、線の太さによる分類のために、距離変換処理をし、距離変換の値によって、通常線幅部分とそれ以外の部分に大分類した。これによって、各画素をそれぞれの特徴量によって場合分けすることができ、どの特徴量が場合分けの効果が大きいのかを確かむことができる。そして、場合分けの効果の大きい特徴量を以下の抽出時に有効に利用することができる。

## 3. 構成要素の表記法に関する知識を使った抽出

大分類を行った後で、地図の構成要素の表記法に関する知識を使うと、初めてそれぞれの構成要素の候補が抽

出される。この時、表記法に関する知識が、各構成要素ごとに大きく異なっており、先の大分類で使われた特徴のみで記述できるならば、抽出も容易となる。しかし、大分類した時に、同じ分類に属した異なる構成要素を抽出する場合、それらを分類するための新たな特徴を発見することも必要である。そこで、他の構成要素との表記法の違いを考慮に入れて、新たな特徴を追加しつつ、抽出に使う知識を記述することになる。

以下では、それぞれの構成要素を抽出するのに使った知識とそれを画像処理アルゴリズムで実現した方法について述べる。

## (1)点

知識：面積が極小 かつ 形が塊状。

処理：連結成分の面積が極小 かつ 外接四角形の大きさが小のものを選ぶ。

## (2)田畑の記号

知識：面積が小 かつ 形が線状。

処理：連結成分の面積が小 かつ 距離変換の値が小のみからなるものを選ぶ。

## (3)建物の記号

知識：面積が小さくない かつ 形が塊状。

処理：連結成分の面積が小でなく かつ 距離変換の値が通常線幅より大きい部分を選ぶ。

## (4)JR鉄道の記号

知識：形の揃った太線の部分が、滑らかに並ぶ。

かつ それらの太線部分の間は、2本の線で囲まれる白画素からなる空間がある。

処理：距離変換の値が通常線幅より大きい部分の面積が小さくなく かつ その部分の外接四角形の大きさが中くらいのものを選び、その中で滑らかに結べるものを選ぶ。

## (5)幅3m以上の道路の記号

知識：細い幅で等間隔の2本の線が滑らかに繋がっている。かつ 孤立していない。

処理：白画素について距離変換をし、その骨格線上の距離変換の値がほぼ等しい画素で連続している部分を選ぶ。この時、道路内部の白画素と道路外部の白画素を区別するために、一度復元して、外接四角形の小さい連結成分である部分を道路候補から除去する。さらに、エッジ強調処理を使って、骨格線の各エッジの方向がほぼ同じである連続している部分の間を距離範囲かつ角度範囲を限定して結ぶ。この時の方向は22.5度おきである。全ての方向について結んだ後で、エッジの方向が不連続なために結ばれなかった部分について、距離変換の値がほぼ等しければ結ぶ。最後に孤立している部分を除く。

(6)文字

知識：大きさが中位で、孤立している。

処理：連結成分の外接四角形の大きさが中のものを選ぶ。

(7)建物の密集地の記号

知識：右下がりの線が等間隔で並んでいる。

処理：黒画素のエッジ方向が右上がりである黒画素を選ぶ。さらに、それ以外の画素について距離変換をし、その骨格線上の距離変換の値がほぼ等しい画素について、エッジ方向が右上がりである画素を選び、その画素に接している先の黒画素を選ぶ。

4. 整合処理

それぞれの構成要素を抽出する場合に、抽出に使う知識が、充分に他の構成要素と区別できるものでない場合、1つの画素が、複数の構成要素の候補として抽出され得る。一方、ある画素が、どの構成要素の候補にも属さない場合もあり得る。これらの場合には、さらに知識を追加して抽出処理にフィードバックをかける処理が必要である。

この処理は、地図図面自動認識システムを実現しようとする時に、これまで試行錯誤的に処理手順を追及してきた部分である。そして、これまでの研究で指摘されているように、地図の中の個々の構成要素について独立に認識するのは困難であり、個々の構成要素について、整合をとりながら抽出し、認識することが必要である。そこで我々は、構成要素の抽出結果のそれぞれの整合をとる時に使う知識についても 整理し検討してみた。

また、この整合処理をしやすくするために、構成要素を抽出する処理において、原地図画像中の各画素が、どの構成要素に属するのに対応の取り易い方法を行うようにしている。具体的には、安易に細線化し、線分データに変換して処理するのではなく、距離変換の骨格線を使い、できるだけ原画像に復元ができるように考慮しつつ処理する方法を行っている。

この知識の整理で 現在のところ得られている結果は、図2に示す各構成要素の候補の抽出結果である

5. 認識結果の自動評価

認識結果を評価することは、これまで人手で行ってきた。しかし、地図図面認識システムを全自動化するためには、認識結果の評価も自動化され、誤認識部分を指摘することが必要である。この時に使う知識は、認識結果の各構成要素の配置具合が、現実世界で存在していることなのか等の常識のような知識である。この常識のような知識を全て実現することは困難であるので、誤認識を起しやすいくパターンを調べ、その誤認識を検出する知識を絞って記述することが必要である。例えば、道路の上に建物はない、道路の上に田畑記号はない、線路の上に建物はない等の知識を使うことを考えている。

6. あとがき

地図図面認識をする場合に使う知識を整理し、その知識を画像処理アルゴリズムとして実現した結果について述べた。構成要素の抽出に使った特徴量は、画像処理アルゴリズムとして実現可能であったものに限られてはいるが、かなり良い抽出結果が得られている。今後は、知識の拡充および 知識から画像処理アルゴリズムに自動変換する部分も、画像処理エキスパートシステムの形で取り組みたいと考えている。

最後に、この研究にあたってご指導下さった名古屋大学情報工学吉田雄二教授をはじめ、弊社の第三研究室の皆様へ感謝致します。

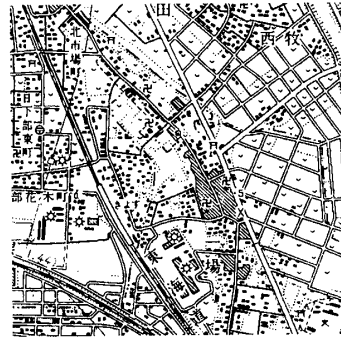


図1. 原地図画像

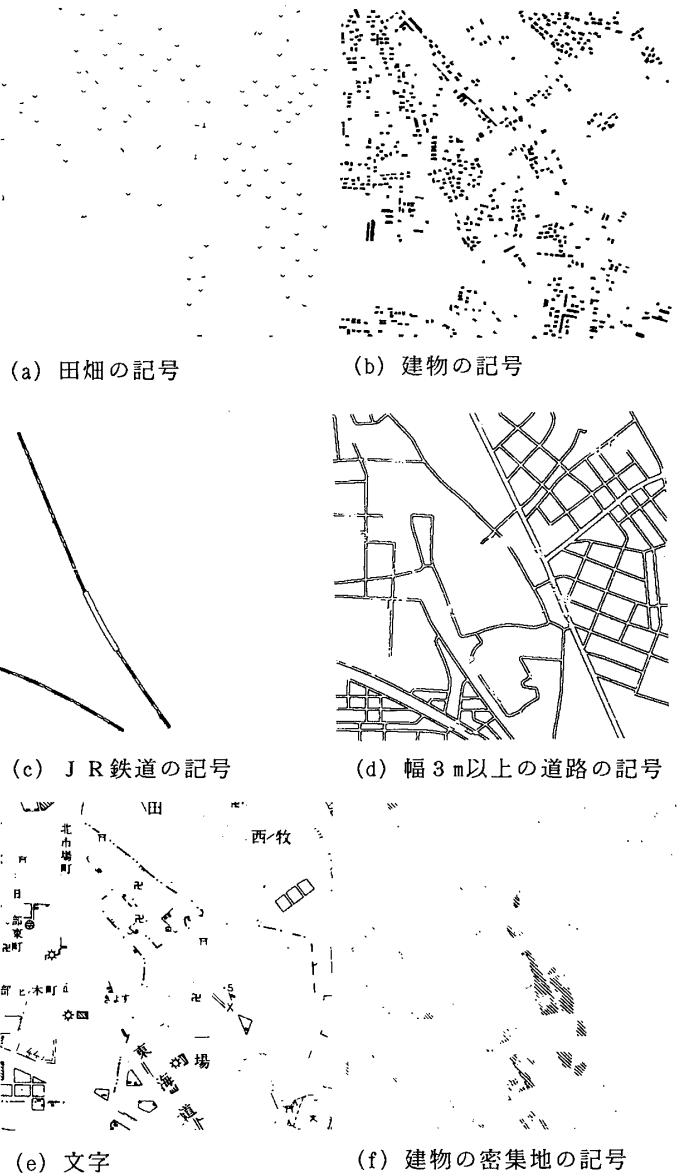


図2. 各候補の抽出結果