

区画配置パターンに基づく未確定住宅番地の補完

島崎 貴正[†] 渡邊 豊英[†]

本稿では、住宅地図から住所情報、特に番地を抽出し、住所データベースを自動的に構築する手法について検討する。住宅地図画像から番地を取得するためには、各区画ごとに数字を認識する必要があるが、画像認識技術だけでは番地のつぶれ、傾き、接触などに、また雑音が番地に覆い被さっている場合に十分対処できない。この問題に対し、周辺番地を用いて認識できなかった番地を推定・補完する処理を提案する。区画配置パターンを用いて隣接する区画間の番地差を取得し、周辺番地と番地差から欠落番地を推定し、未確定番地を補完するアプローチである。実験を通じて、本提案の推定・補完処理がどの程度補完可能かを調べ、本手法の有効性を確認する。

Inference of Un-known Address Information Based on House Block Layout Pattern

TAKAMASA SHIMASAKI[†] and TOYOHIDE WATANABE[†]

We aim to extract address information automatically from house map images. The extraction procedure of home-address numbers may usually be implemented by the pattern recognition techniques. However, it is difficult for many traditional pattern recognition methods to distinguish distorted or noise-overlapped home-address numbers precisely. To cope with this difficulty, we propose the complementation procedure for lack problem of home-address numbers. Our procedure estimates the difference among home-address numbers on the basis of house block layout pattern, and infers the lacked home-address number from adjacently surrounded home-address numbers. We also evaluate our method through experiments.

1. はじめに

近年、流通業務やマーケティング業務、災害対策など、様々な分野で GIS (Geographic Information System: 地理情報システム) が注目されている。GIS は、インターネットの普及とともに社会の情報インフラとしてその重要性が認識され、空間データ基盤の整備が国をあげて遂行されている¹⁾。しかし、現在地図データは人手により作成され、多大な労力と膨大な時間が強いられている²⁾。したがって、既存の紙地図から地図データを自動的に抽出することが望まれ、これまで道路情報^{3)~5)} や文字情報^{6)~10)}などを認識対象として多くの地図認識の研究が報告されてきた。

本稿では、住宅データベースを構築するために住宅地図から住所番地を抽出する手法について検討する。住宅地図には宅地の隅に番地情報が印刷され、番地である数字を単独に抽出することは容易ではない。地図画像から文字、数字を切り出す研究として、テン

プレート・マッチングに基づく手法⁶⁾、線分密度を用いた手法⁹⁾などが提案されている。また、数字を認識する手法として、数字に関する種々の特徴量から決定木を構成し、その決定木に従って種類を特定・識別する手法¹⁰⁾が提案されている。住宅地図から番地情報を認識するには、番地のつぶれ、傾き、非番地要素(個人名、建物名、通り名などの文字列、区画線など)との接触などの問題を解決する必要があるが、上記にあげた手法ではこれらの問題に十分対処できない²⁾。また、使い古しの住宅地図では、人為的な書き込み、シミの付着などにより番地が隠れ、画像認識技術の適用だけでは抽出不可能である。

このような問題に対して、番地が欠落した宅地を隣接する宅地の既知番地から推定・補完する方法を提案する。この方法では、既知番地を欠落宅地に向けて伝播させ、宅地間の番地差から欠落番地を推定する。すなわち、宅地配置と番地分布の関係に着目し、宅地の配置パターンに基づいて隣接宅地間の番地差を決定する¹¹⁾。本補完処理を導入することで、単独の宅地を対象とした画像認識処理では抽出できなかった番地を取得することができ、住宅データベースを容易に構築可

[†] 名古屋大学工学研究科情報工学専攻
Department of Information Engineering, Graduate
School of Engineering, Nagoya University

能とする。

2. アプローチ

番地が欠落した区画に対して、その欠落番地を推定し、補完することが本研究の目的である。本章では、その推定・補完処理のための基本的な考え方についてまとめる(以下、宅地に限らず、住宅地図で所有者ごとに区切られた領域を区画と表す)。

2.1 区画の配置

区画に付与された番地は、用地の統合・分割により規則正しく並んでいるわけではない。しかし、一般に近接する区画には値が近い番地が割り当てられている。図1は、ある住宅地図に対して隣接区画と番地差の関係を調査・整理している。番地差が2以下である隣接区画が95%に及んでいる。ここで、番地差とは番地間の差を表している。したがって、区画番地の推定には隣接区画間の番地情報が有効である。

街区には複数の隣接する区画が存在し、番地付与に対して最適な隣接関係を有する区画を決定することが推定・補完処理に必要となる。ここで、街区とは道路で囲まれた区画の集まりと定義する。図2は、住宅地図のある街区に対して、ある区画からの番地差が最小となる隣接区画を矢印で示している。図2から矢印の方向には一定の偏りがあり、番地差が最小となる隣接区画が一定方向に並んでいる。したがって、欠落番地の推定・補完には隣接区画の方向を用いることにより、番地差が最小となる隣接区画を選ぶことができる。

2.2 区画ネットワークによる区画配置表現

欠落番地を推定するために予測番地差を、区画間の

隣接関係と隣接区画の方向(以下、それぞれ区画関係と区画方向と記す)から求める。予測番地差は欠落番地が周辺区画の既知番地とどのくらい差があるかを表す。そして、区画関係と区画方向を用いて、街区内で個々の区画の位置関係を表す区画ネットワークを定義し、住宅地図をモデル化する。区画ネットワークのノードは区画に相当し、エッジは区画関係および区画方向を表す。区画ネットワークの例を図3に示す。

区画関係は区画どうしが隣接しているかどうかを表し、エッジの有無で表現される。一方、区画方向は隣接区画間の共有区画線の方向に直交する線分の方向ベクトルで定義され、エッジの属性情報となる。方向ベクトルの向きは、ある区画からその隣接区画へ方向として定義され、1組の隣接区画間に対して互いに逆向きの2つの区画方向が設定される。ここで、区画方向を共有区画線に直交する線分の傾きではなく、ベク



図2 番地差が最小となる隣接区画

Fig. 2 Neighboring blocks whose address difference is minimum.

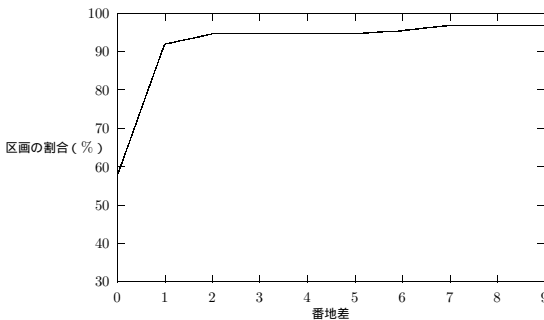


図1 番地差が9以下である隣接区画の割合

Fig. 1 Ratio of neighboring blocks whose address differences are less than 9.

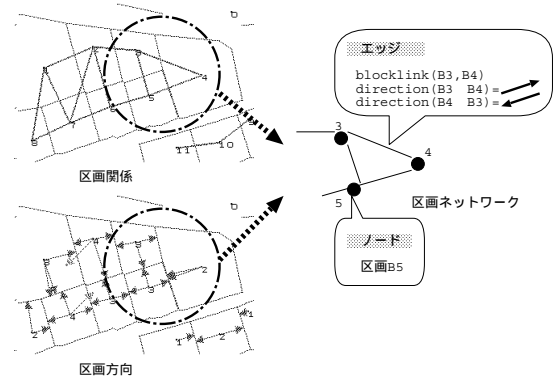


図3 区画ネットワーク

Fig. 3 House block network.

番地の枝番をすべて無視して調査した。本図は、画像端で切断されている街区の区画番地、および住宅地図に記載されていない番地を除いて処理した結果を表している。

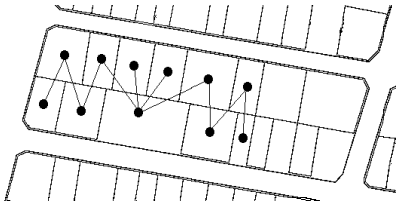


図 4 同一方向に並んでいないパターン

Fig. 4 Patterns whose directions are different.

トルとして定義したのは、同一区画方向の連結パターンの抽出時に、図 4 のように同一方向に並んでいないパターンと区別するためである。傾きだけで隣接区画間の区画方向を定義すると、図 4 のパターンも同一方向に並んでいるパターンと解釈される。

区画ネットワークの定義を以下に示す。区画ネットワークのノードは区画集合 N によって表され、エッジは区画関係集合 R と区画方向集合 D で表現される。各々の区画を記号 B_i で表現する。実際に、区画ネットワークに蓄えられる区画データは、それぞれの区画に固有な識別番号 b_i を保持する。 $blocklink(B_i, B_j)$ は区画 B_i, B_j が隣接していることを表す区画関係であり、 $blocklink(B_i, B_j) \in R$ であれば B_i, B_j が隣接していることを表す。 $direction(B_i \rightarrow B_j)$ は区画 B_i から見た区画 B_j の区画方向ベクトルである。

- 区画ネットワーク $BN = (N, R, D)$
 - 区画集合 $N = \{B_1, B_2, \dots\}$
 - 区画関係集合 $R = \{blocklink(B_i, B_j), \dots\}$
 - 区画方向集合 $D = \{direction(B_i \rightarrow B_j), \dots\}$

2.3 区画配置パターン

多数存在する区画方向に向けて区画を順次連結していくと、連結された区画間では番地差が小さくなり、反対に数の少ない区画方向で結ばれる区画間では番地差が大きくなる。したがって、同一区画方向に隣接する区画を接続してできる区画集合を考え、これを同一区画方向の連結パターン (Identical house block Direction Sequence pattern: 以下、IDS パターンという) と定義する。さらに、この IDS パターンを構成区画数に従って分類し、たとえば k 個の区画で構成される IDS_k パターンを定める。図 5 に IDS_k パターンの例を示す。

- IDS_k パターンの定義
 - $k \geq 3$ の場合
 - 3 区画 $B_i, B_j, B_l \in N$ が以下の条件を満たすとき、これら 3 区画は IDS_k パターンの構成区画である。

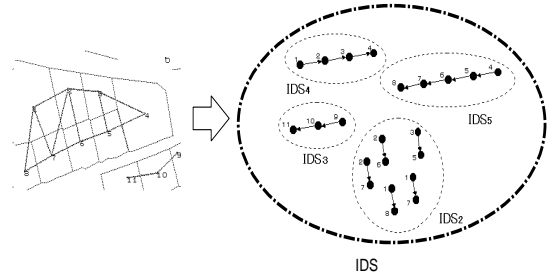


図 5 IDS パターンの例

Fig. 5 Examples of IDS_k patterns.

$blocklink(B_i, B_j) \in R$ かつ

$blocklink(B_j, B_l) \in R$

そして、このような i, j, l が全体で k 個存在するとき、

$direction(B_i \rightarrow B_j)$
 $= direction(B_j \rightarrow B_l)$

である。

- $k = 2$ の場合

2 区画 $B_i, B_j \in N$ が以下の条件を満たすとき、これら 2 区画は IDS_2 パターンの構成区画である。

$blocklink(B_i, B_j) \in R$

ならば、

$B_i, B_j \notin IDS_k (k \geq 3)$

である。

- IDS パターンの定義

区画 B_i が以下の条件を満たすとき、この区画は IDS パターンの構成区画である。

$B_n \in IDS_k (k \geq 2)$

区画ネットワーク $BN = (N, R, D)$ において、 $IDS_k (k \geq 2)$ パターンすべてを IDS パターンという。

2.4 予測番地差

欠落番地が周辺区画の既知番地とどのくらいの差があるかを示す予測番地差を IDS_k パターンごとに設定する。住宅地図に掲載されている番地を実際に調べ、 IDS_k パターンを構成する区画間で番地差を集計し、その平均をとる。この平均の番地差を番地差推定値という。番地差推定値は IDS_k パターンをなす区画間の番地差を代表する値であるが、番地差にばらつきがあると、 IDS_k パターンを構成する区画間の代表番地差として妥当であるか否かが問題となる。したがって、集計した番地差集合の各要素と番地差推定値との差の最大値 (以下、誤差範囲という) を求め、妥当性を判断するためのパラメータとする。誤差範囲が小さいと、番

表 1 番地差推定値, 誤差範囲

Table 1 Estimated address difference, and error range.

	集計番地差数	番地差推定値	誤差範囲
IDS ₂	335	5.65	14.3
IDS ₃	37	3.97	16.0
IDS ₄	44	1.41	12.6
IDS ₅	74	1.86	10.1
IDS ₆	56	0.80	6.20
IDS ₇	58	1.90	18.1
IDS ₈	28	2.18	17.8
IDS ₉	12	0.50	3.50
IDS ₁₀	13	0.85	3.15
IDS ₁₁	7	0.92	4.00
IDS ₁₂	22	2.33	3.67
IDS ₁₃	24	2.77	17.2
IDS ₁₄	77	0.81	8.19
IDS ₁₅	91	0.77	3.23

地差推定値の IDS_k パターンの構成区画間における代表番地差として信頼度が高く, 逆に大きいと信頼度は低い. 番地差推定値と誤差範囲を IDS_k パターンの予測番地差と定義する. 予測番地差はあらかじめ住宅地図から人手により収集され, 補完処理では各 IDS_k パターンごとに定められた値として扱う. 以下に, IDS_k パターンの予測番地差 $s(IDS_k)$ の計算法を示す. また, 表 1 に住宅地図の 878 組の隣接区画間から収集された各 IDS_k パターンの予測番地差を示す.

- 番地差推定値 $s(IDS_k).g$:

$$s(IDS_k).g = \frac{1}{M} \sum_{\substack{B_i, B_j \in IDS_k \\ blocklink(B_i, B_j) \in R}} |a(B_i) - a(B_j)|$$

$a(B_i)$ は区画 B_i の既知番地で, M は $B_i, B_j \in IDS_k$ である $blocklink(B_i, B_j)$ の総数である.

- 誤差範囲 $s(IDS_k).e$:

$$s(IDS_k).e = \max_{\substack{B_i, B_j \in IDS_k \\ blocklink(B_i, B_j) \in R}} \{|a(B_i) - a(B_j)| - s(IDS_k).g\}$$

3. 区画ネットワークの構築

住宅地図画像から区画ネットワーク $BN = (N, R, D)$ を構築する手法を述べる. 区画線には文字などの区画線以外の雑音が付帯している場合があり, 区画線上の雑音に影響されず, 区画を抽出する必要がある.

白画素領域に注目して個々の区画領域を抽出し, 区画関係を求める. 白画素領域の外接矩形の形態や大きさは, 区画線上の雑音から発生する白画素領域の境界の凸凹に左右されにくく, 区画を識別するために外接矩形は有用である (図 6 を参照). また, 白画素領域

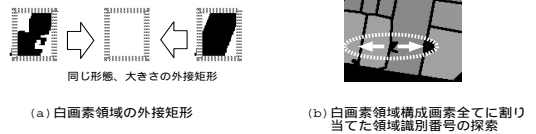


図 6 区画領域と区画関係
Fig. 6 Block area and block relationship.

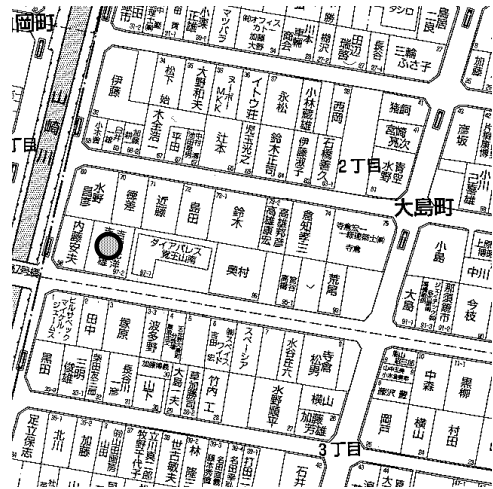


図 7 住宅地図画像
Fig. 7 House block map image.

を構成する画素すべてに割り当てた白画素領域の識別番号 (以下, 区画識別番号という) の探索により区画関係を求める.

3.1 区画の抽出

区画線は区画を構成する線である. 住宅地図では, 区画線は実線で描かれ, かつ記号や文字などと違って比較的広範囲にわたって描かれている. 画素の連結性に着目し, 外接矩形が大きい黒画素連結成分を区画線として抽出する. 以下に, 区画線の抽出アルゴリズムを示す. また, 本手法を適用して図 7 の住宅地図画像から抽出した区画線画像 (区画線として抽出した黒画素連結成分画像) を図 8 に示す.

[区画線の抽出]

- (1) 住宅地図画像から 8 近傍黒画素連結成分 $C_{bs}(k)$ ($k = 1 \dots K$ (住宅地図の 8 近傍連結成分の数)) を抽出する.
- (2) $C_{bs}(k)$ の外接矩形を求め, その面積 $s(k)$ を計算する.
- (3) $s(k) > S_{thres}$ (定数閾値) を満たす k に対し, 連結成分 $C_{bs}(k)$ を区画線として抽出する.

次に, 区画線画像を基に区画領域を求め, 区画ネットワークの区画集合 N を生成する. 区画線画像の白



図 8 区画線画像

Fig. 8 Image of block boundaries.

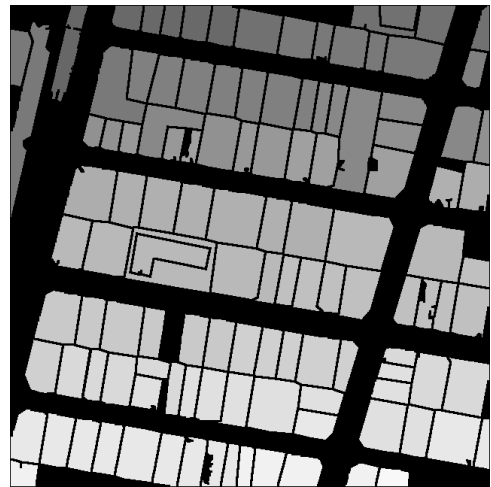


図 10 区画領域地図 (区画識別番号を画像の濃淡で表す)

Fig. 10 Distinguished block area.

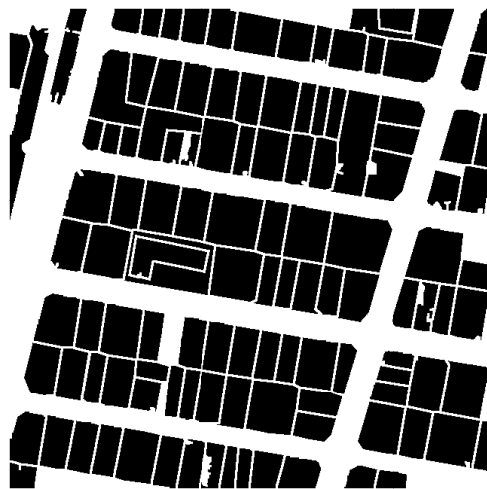


図 9 区画領域 (黒領域が区画)

Fig. 9 Recognized block area.

画素に着目し、白画素領域を利用して区画を識別する。区画はある局所的な範囲に限定されて構成され、同じ白画素で構成される道路とは、この局所性があるか否かで認識可能である。区画線の抽出処理と同様、区画領域の局所性を白画素連結成分の外接矩形で表す。この外接矩形は白画素連結成分の境界上の細かな凹凸にほとんど影響されない。認識された区画領域の例を図 9 に示す。

〔区画の認識〕

- (1) 区画線画像から 4 近傍白画素連結成分 $C_{w4}(k)$ ($k = 1 \dots K$ (区画線画像の 4 近傍連結成分の数)) を抽出する。
- (2) $C_{w4}(k)$ の外接矩形を求め、その面積 $a(k)$ を

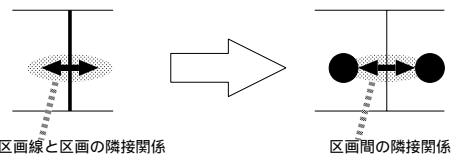


図 11 区画線と区画の隣接関係から区画関係への写像

Fig. 11 Mapping to block relationship from block boundary and neighboring relationship among house blocks.

計算する。

- (3) $a_{min} < a(k) < a_{max}$ (a_{min}, a_{max} : 定数閾値) を満たす k に対し、連結成分 $C_{w4}(k)$ を区画 B_k として抽出する。

ここで認識したすべての区画 B_k にはそれぞれ固有の識別番号 b_k を与える。

3.2 区画関係の抽出

線分を介して隣接している区画どうしを隣接区画として、区画関係 $blocklink(B_i, B_j)$ を抽出する。まず最初に区画領域地図を作成する。区画領域地図とは、各々の点に区画の識別番号を割り当てたラスタ画像で、点がどの区画領域に属するかを明示する (図 10 を参照)。一方、区画線画像を折れ線近似によりベクトル化して区画線分を求める。各々の区画線分ごとに区画線分と区画の隣接関係を求め、この区画線分と区画の隣接関係を区画どうしの隣接関係に写像する (図 11 を参照)。以下に、区画関係の抽出処理の手順を示す。

〔区画関係の抽出〕

- (1) 区画領域地図を作成する。
 - (a) 区画集合 N を参照し、 $B(k)$ ($k = 1 \dots$

K (区画の数) に相当する区画識別番号 b_k を検索する .

- (b) 画素 $p_k(i, j) \in B(k)$ (i, j : 画素の x, y 座標) に b_k を与える .

(2) 区画線画像を折れ線近似によりベクトル化する .

(3) 区画線分 l_m ($m = 1 \dots M$ (区画線分の数)) に対し, 区画線分と区画領域の隣接関係を求める .

- (a) 区画線線分 l_m の中点から法線方向に区画領域地図を探索し, 区画識別番号 b_{k1}, b_{k2} を取得する .
- (b) 区画識別番号 b_{k1}, b_{k2} に基づいて隣接関係 $linelink(l_m, B_{k1}, B_{k2})$ を生成する .

(4) $linelink(l_m, B_{k1}, B_{k2})$ を区画関係 $blocklink(B_{k1}, B_{k2})$ に写像する .

- (a) 2 区画 B_{k1}, B_{k2} に対し, 隣接関係 $linelink(l_m, B_{k1}, B_{k2})$ が存在するかどうかを調べる .
- (b) もし存在すれば, 区画関係 $blocklink(B_{k1}, B_{k2})$ を生成する .

ここで抽出した区画関係 $blocklink(B_{k1}, B_{k2})$ を, 区画ネットワークの区画関係集合 R にすべて登録する .

3.3 区画方向の算出

区画方向は隣接する区画間の共有区画線分の方向から算出する . 区画線と区画関係を用いて共有区画線分を求め, 線分の法線方向を区画方向とする . 以下に, 隣接区画 B_{k1}, B_{k2} (区画関係 $blocklink(B_{k1}, B_{k2})$ を満たす区画) 間の B_{k1} から B_{k2} への区画方向を算出する手順をまとめる .

[区画方向 ($B_{k1} \rightarrow B_{k2}$) の算出]

- (1) 区画線と区画の隣接関係 $linelink(l_m, B_{k1}, B_{k2})$ を満たす l_m を見つける . この l_m が区画 B_{k1}, B_{k2} 間の共有区画線分である .
- (2) 区画構成画素 $p_{k1}(i, j) \in B_{k1}$ を適当に 1 つ選択し, $p_{k1}(i, j)$ から l_m に垂線を下ろす . その足を $h_{k1}(i', j')$ とする .
- (3) 区画方向ベクトル $direction(B_{k1} \rightarrow B_{k2})$ を計算する .

$$\begin{aligned} direction(B_{k1} \rightarrow B_{k2}) &= h_{k1}(i', j') - p_{k1}(i, j) \end{aligned}$$

上記の手順により算出された区画方向 $direction(B_i \rightarrow B_j)$ を, 区画ネットワークの区画方向集合 D にすべて加える .

4. 補完番地の生成

本章では補完番地の生成手法について述べる . まず

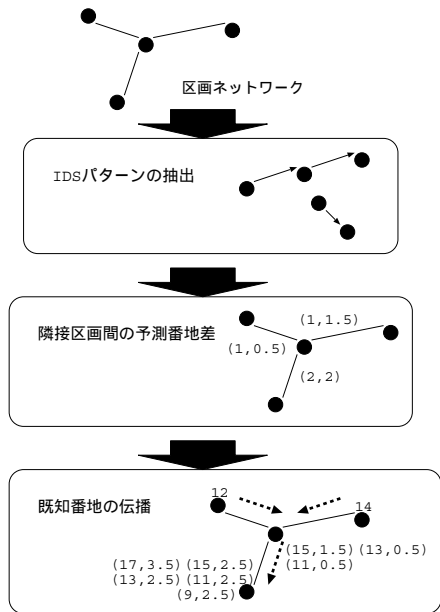


図 12 補完番地生成処理

Fig. 12 Generation of complemented address numbers.

区画ネットワークから IDS パターンを抽出し, IDS パターンに基づいて隣接区画間の予測番地差を求め, 既知番地を区画ネットワークに従って伝播させ, 経路上の予測番地差を順次加えて補完番地を作成する . 図 12 に, 補完番地の生成処理を示す . まず, 本章で使用する記号を定義する .

- 既知番地集合 A : 区画 B_i に対する既知番地 $a(B_i)$
 $A = \{a(B_i), a(B_j), \dots\}$
- 予測番地差集合 S : 区画 B_i, B_j 間の予測番地差 $s(B_i, B_j)$
 $S = \{s(B_i, B_j), s(B_k, B_l), \dots\}$
- 補完番地集合 $COMP$: 区画 B_i に対する補完番地 $Comp(B_i)$, 既知番地 $a(B_i)$ から生成した区画 B_m の補完データ $c_{a(B_i)}(B_m)$
 $COMP = \{Comp(B_m), Comp(B_n), \dots\},$
 $Comp(B_m)$
 $= \{c_{a(B_i)}(B_m), c_{a(B_j)}(B_m), \dots\}$

4.1 同一区画方向の連結パターンの検出

同一区画方向の連結パターン (IDS パターン) は, ある一定の方向 (区画方向) に区画を順次つないで生成される . 数珠つなぎになった区画集合が 1 つの IDS パターンを形成し, 構成区画数によって IDS_k パターンに分類される . IDS_k パターンの検出手順は以下のとおりである .

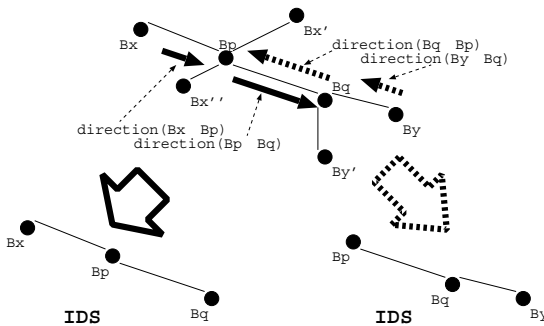


図 13 IDS パターンの検出
Fig. 13 Detection of IDS patterns.

[IDS_k パターンの検出]

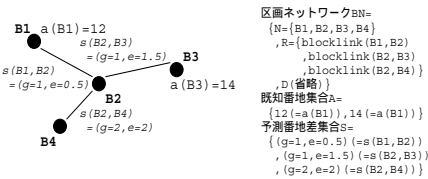
- (1) IDS パターンを初期化する .
- (2) 区画関係 $blocklink(B_i, B_j) \in R$ を 1 つ選択し , 以下の (a) から (e) を処理する .
 - (a) 候補集合 $CAND$ を初期化し , $blocklink(B_i, B_j)$ を $CAND$ に加える .
 - (b) $blocklink(B_p, B_q) \in CAND$ を 1 つ選択し , 区画 B_p, B_q を IDS パターンに加える .
 - (c) 区画 B_p に対し , $blocklink(B_p, B_x) \in R$ である区画 B_x を選択する . このとき , $direction(B_p \rightarrow B_q) = direction(B_x \rightarrow B_p)$ を満たすならば , $blocklink(B_p, B_x)$ を $CAND$ に加える (図 13 を参照) .
 - (d) 区画 B_q に対しても (c) と同様に , $direction(B_q \rightarrow B_p) = direction(B_y \rightarrow B_q)$ を満たす区画 B_y を見つけ , $blocklink(B_q, B_y)$ を $CAND$ に加える (図 13 を参照) .
 - (e) $CAND$ が空なら (2) へ , そうでなければ (2) (b) へ .
- (3) IDS パターンを構成する区画数 k を計算し , これを IDS_k パターンとする .

4.2 隣接区画間の番地差予測

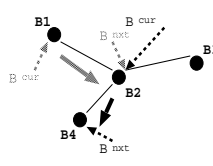
IDS_k パターンごとにあらかじめ求めておいた予測番地差 $s(IDS_k)$ を区画ネットワークのエッジ (区画関係 $blocklink(B_i, B_j)$) ごとに与える . 以下に , 隣接区画間の予測番地差 $s(B_i, B_j)$ を求める手順を示す .

[隣接区画間の予測番地差の取得]

- (1) $B_i, B_j \in IDS_k$ かつ $blocklink(B_i, B_j) \in R$ である区画 B_i, B_j を選択する .



1. 区画B1の番地a(B1)の伝播



欠落番地区画B2の補充番地の計算

$$c^{a(B1)}(B2) = (12+1, 0+0.5)$$

$$c^{a(B1)}(B2) = (12-1, 0+0.5)$$

$$Comp(B2) = \{ (13, 0.5), (11, 0.5) \}$$

欠落番地区画B4の補充番地の計算

$$c^{a(B1)}(B4) = (13+2, 0.5+2)$$

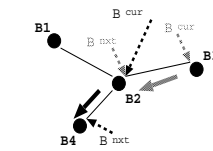
$$c^{a(B1)}(B4) = (13-2, 0.5+2)$$

$$c^{a(B1)}(B4) = (11+2, 0.5+2)$$

$$c^{a(B1)}(B4) = (11-2, 0.5+2)$$

$$Comp(B4) = \{ (15, 2.5), (13, 2.5), (11, 2.5), (9, 2.5) \}$$

2. 区画B3の番地a(B3)の伝播



欠落番地区画B2の補充番地の計算

$$c^{a(B3)}(B2) = (14+1, 0+1.5)$$

$$c^{a(B3)}(B2) = (14-1, 0+1.5)$$

$$Comp(B2) = \{ (15, 1.5), (13, 0.5) \}$$

欠落番地区画B4の補充番地の計算

$$c^{a(B3)}(B4) = (15+2, 1.5+2)$$

$$c^{a(B3)}(B4) = (15-2, 1.5+2)$$

$$c^{a(B3)}(B4) = (13+2, 1.5+2)$$

$$c^{a(B3)}(B4) = (13-2, 1.5+2)$$

ここで計算した $(15, 3.5), (13, 3.5), (11, 3.5)$ はそれぞれ推定番地が同じ補充データ $(15, 2.5), (13, 2.5), (11, 2.5)$ と比べて予測誤差が大きいため削除

$$Comp(B4) = \{ (17, 3.5), (15, 3.5), (13, 3.5), (11, 3.5) \}$$

図 14 補充番地の生成例

Fig. 14 Example of generating complemented address numbers.

- (2) 予測番地差 $s(B_i, B_j)$ の番地差推定値 g : $s(B_i, B_j).g = s(IDS_k).g$
- (3) 予測番地差 $s(B_i, B_j)$ の誤差範囲 e : $s(B_i, B_j).e = s(IDS_k).e$

4.3 既知番地の伝播

既知番地区画から欠落番地区画に対し , 番地データを区画ネットワーク上で伝播して補充番地を計算する . 伝播経路上で , 区画ネットワークのエッジに対応する予測番地差 $s(B_i, B_j)$ を , 伝播させている番地データ $a(B_i)$ に次々に加え , 補充データ $c_{a(B_i)}(B_j)$ を生成する . 補充データは 1 つの番地データから求めた番地予測データであり , 番地と伝播経路上の番地差推定値の和 (差) である推定番地 a_g , および誤差範囲の和 (差) である予測誤差 p_e を有する . できるだけ多くの周辺の番地データを反映させるため , 欠落番地区画には複数の周囲番地データから求めた補充データを収集し , これを欠落番地区画 B_n の補充番地 $Comp(B_n)$ とする . 以下 , 区画ネットワーク $BN = (N, R, D)$, 既知番地集合 A , および予測番地差集合 S から補充番地集合 $COMP$ を求めるアルゴリズムを示す . 下記のアルゴリズムでは , 現在処理中の区画をポインタ B_{cur}, B_{next} で表す . また , 図 14 に補充番地の生成

例を示す .

〔補完番地の生成〕

- (1) すべての既知番地 $a(B_i) \in A$ に対して, 推定番地 $a_g = a(B_i)$, 予測誤差 $p_e = 0$ である補完データ $c_{a(B_i)}(B_i)$ を生成し, 補完番地 $Comp(B_i)$ に加える .
- (2) 既知番地 $a(B_i) \in A$ を 1 つ選択し, ポインタ $B_{cur} = B_i$ とする .
- (3) 区画ネットワークのエッジから $blocklink(B_{cur}, B_x) \in R$ となる区画 B_x を検索し, $B_{next} = B_x$ とする . そのような B_x がなければ 2 へ . $a(B_x) \in A$ ならば別の B_x を検索する .
- (4) 補完番地 $Comp(B_{cur})$ から補完データ $c_{a(B_i)}(B_{cur})$ を取り出す . 補完データ $c_{a(B_i)}(B_{next})$, $c'_{a(B_i)}(B_{next})$ を以下の計算式により計算し, 補完番地 $Comp(B_{next})$ に加える .

- 推定番地 a_g :

$$\begin{aligned} c_{a(B_i)}(B_{next}).a_g &= c_{a(B_i)}(B_{cur}).a_g + s(B_{cur}, B_{next}).g \\ c'_{a(B_i)}(B_{next}).a_g &= c'_{a(B_i)}(B_{cur}).a_g - s(B_{cur}, B_{next}).g \end{aligned}$$

- 予測誤差 p_e :

$$\begin{aligned} c_{a(B_i)}(B_{next}).p_e &= c_{a(B_i)}(B_{cur}).p_e + s(B_{cur}, B_{next}).e \\ c'_{a(B_i)}(B_{next}).p_e &= c_{a(B_i)}(B_{cur}).p_e - s(B_{cur}, B_{next}).e \end{aligned}$$

- (5) B_{next} を B_{cur} として (3) へ .

上記で生成した補完番地において, 1 つの補完番地の中に同じ推定番地 a_g を持つ補完データがあれば, 予測誤差 p_e が大きい方を削除する . また, 予測誤差 p_e が経験的に定めた閾値より大きい場合も削除する .

4.4 確率付き番地データへの変換

伝播処理により求めた補完データ (推定番地と予測誤差の組) を確率付き番地データに変換する . 推定番地で確率が極大となり, 予測誤差が大きいほど推定番地から離れた番地でも確率が高くなるように補完データの正当化を図るために, 式 (1) のガウス関数 $gs(x, \mu, \sigma)$ を用いて, 式 (2) により番地 x に対する確率 $P(x)$ を計算する .

$$gs(x, \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

$$P(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \int_{x+0.5}^{x-0.5} gs(y, a_g, kp_e) dy \quad (2)$$

式 (2) において, a_g, p_e はそれぞれ推定番地, 予測

誤差を表す . また, k は式 (1) をそのまま $\sigma = p_e$ として適用すると, 値が大きすぎて確率値が極端に小さくなるために調整用に設けた定数値で, $k = 0.1$ とした . 番地 x のとりうる範囲は, 補完番地集合中の推定番地の最大値 $a_{g_{max}}$ と最小値 $a_{g_{min}}$, および $a_{g_{max}}, a_{g_{min}}$ と組をなす予測誤差 $p_{e_{max}}, p_{e_{min}}$ を用い, 式 (3) より定める .

$$a_{g_{min}} - 3kp_{e_{min}} \leq x \leq a_{g_{max}} + 3kp_{e_{max}} \quad (3)$$

ただし, x は番地であり, 正の整数値しかとらないため, 式 (3) において x の下限 $a_{g_{min}} - 3kp_{e_{min}}$ が 1 より小さくなる場合は, x の範囲を式 (4) と定める .

$$1 \leq x \leq a_{g_{max}} + 3kp_{e_{max}} \quad (4)$$

5. 実験システム

住宅地図画像からの区画ネットワークの構築処理, およびその区画ネットワークにより欠落番地の補完処理を実現する実験システムを開発した . 本実験システムは C++ 言語にて実装され, 図 15 にその概略的な処理を示した . 実験システムは 5 つの主処理モジュールと 2 つの前処理モジュールより構成される .

- (1) 区画ネットワーク構築モジュールは住宅地図画像を入力として, 区画をノード, 区画関係と区画方向をエッジとする区画ネットワークを生成する .
- (2) IDS パターン抽出モジュールは街区に対して構成された区画ネットワークから区画関係, 区画方向に基づいて区画のまとまりを IDS_k パターンとして抽出する .
- (3) 隣接区画間番地差集計モジュールは抽出された IDS_k パターンに基づいて事前に集めた番地データ間の特性を番地データ群により, その IDS_k パターンにおける番地差を計算し, その区画に

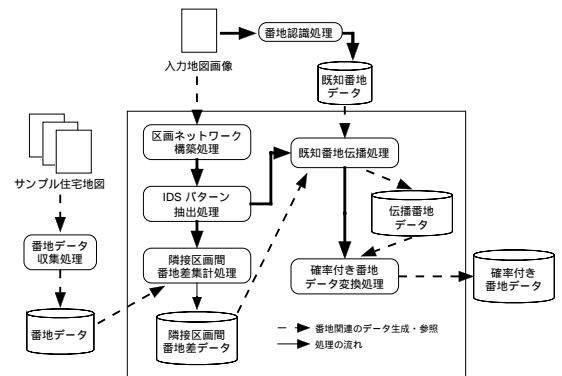


図 15 推定・補完処理

Fig. 15 Processing flow of inference/complementation.

- 対応して隣接区画番地差データ群に格納する．
- (4) 既知番地伝搬モジュールは IDS_k パターンごとに計算・集計された隣接区画番地差データ群と、住宅地図において認識された既知番地データ群のそれぞれの番地データを用いて、未確定の区画番地に対して推定可能な番地データを生成する．この推定された番地データを伝搬番地データ群（推定番地と予測誤差の組）に格納する．
- (5) 確率付き番地データ変換モジュールは未確定の区画に対して生成された複数の伝搬番地データに対して、それがどの程度の適合性があるかを表すために、伝搬番地データに対して確率値を求める．

一方、未確定番地を直接推定・補完する処理モジュール以外に、これらの処理モジュールで利用する番地データ群や既知番地データ群を生成する付帯処理モジュールは以下のように動作する．

- (1) 番地データ収集モジュールは実験システムを構成するにあたって既存の区画番地間の番地差を計算し、未確定の区画番地を推定・補完時に活用する予測番地差データ群を作成する．
- (2) 番地認識モジュールは番地情報のデータベースを作成する住宅地図を直接認識し、区画番地データ群に格納する．

6. 実験と評価

実験システムを用いて、本推定・補完手法の有用性について検討する．

6.1 区画ネットワークの抽出評価

図 16 の住宅地図画像は、縮尺 2000 分の 1 の住宅地図をイメージ・スキャナにより 200 dpi で読み込んだ 765 画素 × 561 画素の白黒二値画像である．本手法を適用して構築した区画ネットワーク画像を図 17、図 18 に示す．また、本手法を 10 枚の住宅地図画像に適用した結果を表 2 にまとめた．

表 2 において、区画線は本手法により抽出した区画線の抽出率を表す．区画線の抽出率は、以下のように計算した．

$$\text{区画線の抽出率} = \frac{\text{区画線と区画線以外の要素を正しく認識できた線分数}}{\text{入力住宅地図中の線分数}}$$

区画、隣接はそれぞれ目視により確認した住宅地図の区画数、隣接する区画の組数を示す．ノード、エッジは、本手法により抽出した区画ネットワークのノード



図 16 入力住宅地図画像

Fig. 16 Example of house block map image.

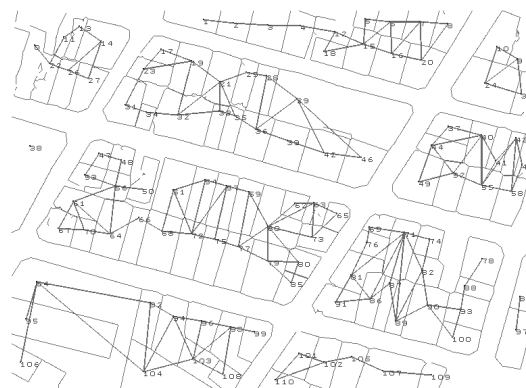


図 17 区画ネットワーク（区画関係）

Fig. 17 House block network for block relationship.

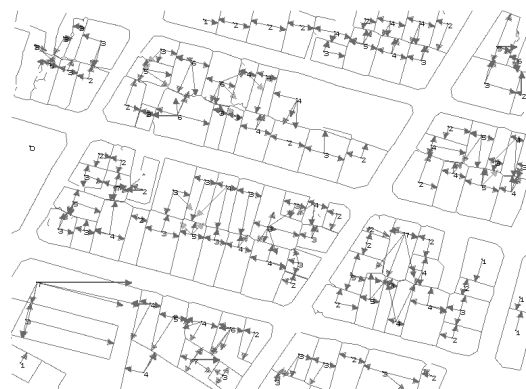


図 18 区画ネットワーク（区画方向）

Fig. 18 House block network for block direction.

数（区画数）および抽出率（ $= \frac{\text{ノード数}}{\text{区画数}}$ ）、エッジ数（隣接区画の組数）および抽出率（ $= \frac{\text{エッジ数}}{\text{隣接数}}$ ）である．また、表中の A は入力住宅地図画像に本手法をそ

表 2 実験結果 (区画ネットワーク構築処理)

Table 2 Experimental results.

	区画線	区画	ノード	隣接	エッジ	区画方向
数 A	-	910	857	1184	1128	2058
抽出率 A (%)	92.6	-	94.2	-	95.3	91.2
数 B	-	910	881	1184	1136	2140
抽出率 B (%)	-	-	96.8	-	95.9	94.2

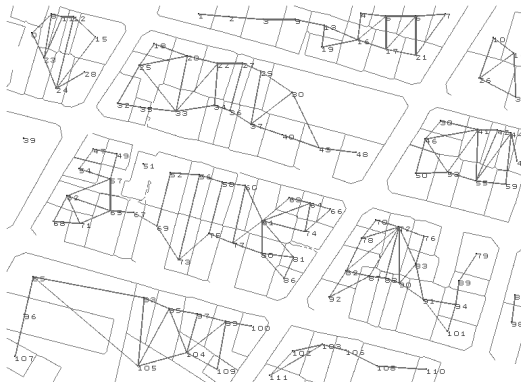


図 19 雑音なしの区画線から構築した区画ネットワーク (区画関係)

Fig. 19 Idealized house block network for block relationship.

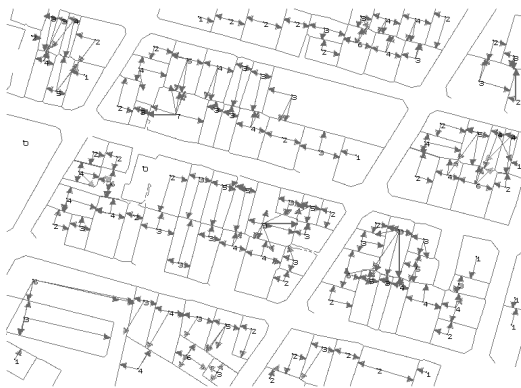


図 20 雑音なしの区画線から構築した区画ネットワーク (区画方向)

Fig. 20 Idealized house block network for block direction.

のまま適用して求めた結果で、B は区画線の抽出率が 100% である区画線画像を用いて区画、区画関係、区画方向などを求めた結果である。図 19、図 20 に、人為的に抽出した区画線画像を用いて構築した区画ネットワークを示す。

表 2 は区画、区画関係および区画方向のすべてに関して 90% 以上の抽出率を得、良好な認識結果を示している。区画線上に雑音が付帯している区画線画像と、雑音を除去した区画線画像を用いた実験において、実験結果にそれほど大きな違いは見られない。すなわ

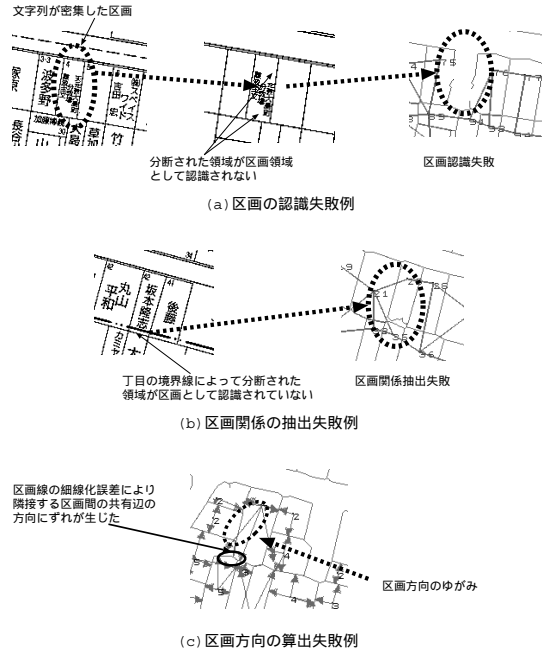


図 21 区画ネットワーク構築時の失敗例

Fig. 21 Failed composition of house block network.

ち、本手法は区画線上の雑音に影響されにくい手法である。

次に、区画、区画関係および区画方向の抽出処理に対して失敗原因を考察する。区画の認識は、白画素連結成分の外接矩形の面積のみに依存した処理である。したがって、抽出した白画素連結成分が小さいと、外接矩形の面積は文字などによって発生する雑音領域を区別するための下限閾値 a_{min} を下回ってしまい、区画領域として認識できなくなる。図 21 (a) の例のように小さな区画に文字が密集している場合、これらの文字によって 1 つの区画内から小さな白画素連結成分が複数抽出され、区画領域として認識されていない。次に、区画関係では隣接する区画間に雑音領域が存在すると、隣接する区画間の共有辺が抽出できないために、区画関係の抽出にも失敗する。図 21 (b) の例では、丁目の境界線により隣接する区画の境界付近に雑音領域が発生し、区画関係を抽出できていない。また、区画方向は隣接する区画間との共有辺の方向というベクトル特徴量を利用した処理である。ベクトル特徴量はわずかな雑音成分に敏感に反応し、雑音の影響が先の 2 つの処理に比べて無視できない。さらに、区画線上に特に雑音が付帯していなくても、図 21 (c) の例のように区画が密集した箇所などでは細線化誤差により共有辺の方向がずれてしまう場合も生じる。

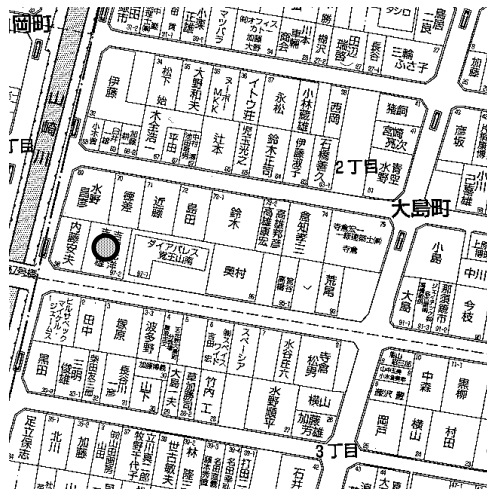


図 22 住宅地図画像

Fig. 22 House block map image.

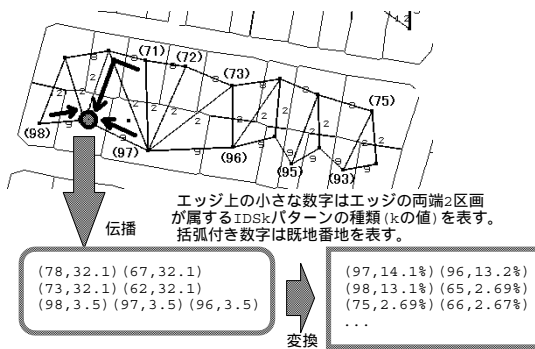


図 23 図 22 の区画 に対する補完処理例

Fig. 23 Example of complementation process for block in Fig. 22.

6.2 補完処理の評価

次に、未確定の欠落番地区画に対して推定・補完する処理について評価する。そのために、番地データベースを事前に用意し、一定の割合(20%, 40%, 60%, 80%)でそのデータを削除した。その人為的に用意した不完全な番地データベースに対して、推定・補完処理を適用し、番地データを削除した区画に対して得られた確率付き番地データ集合を番地データベースと比較した。

図 22 の住宅地図の印で示した欠落番地区画に対する補完処理の様子を図 23 に、得られた確率付き番地データの分布を図 24 に示す。図 22 の印の区画の正しい番地は 97 であり、図 24 ので記している。この例では、印の欠落番地区画に対して 3 つの既知番地区画からそれぞれ 71, 97, 98 という既知番地が伝播されている(図 23 を参照)。既知番地 97, 98 はともに IDSK₉ パターンに属する 2 区画を両端に持つ

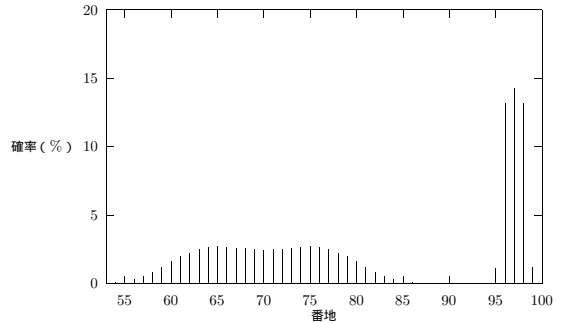


図 24 図 22 の出力結果例(確率付き番地データの分布)
Fig. 24 Output example in Fig. 22 (distribution of addresses with prospects).

表 3 補完処理結果

Table 3 Result of complementation process.

	20%	40%	60%	80%
既知番地区画数	303	228	153	78
欠落番地区画数	73	148	223	298
平均番地データ数	26	28	29	29
補完成功区画数(1)	18	26	34	27
補完成功区画数(2)	24	40	63	51
補完成功区画数(3)	32	55	81	74
補完成功区画数(all)	66	134	197	237

20%, 40%, 60%, 80%: 番地データの削除割合

既知番地区画数: 番地データが存在する区画数

欠落番地区画数: 番地データを削除した区画数

平均番地データ数: 1 つの欠落番地区画あたりの平均の確率付き番地データ個数

補完成功区画数(1, 2, 3, all): 確率が高い順に上位 1, 2, 3 個以内、あるいは全番地データに正しい番地データが存在する区画数

エッジ(番地差推定値 0.50, 誤差範囲 3.50(表 1 を参照))を 1 つだけ通過しているのに対して、既知番地 71 は IDSK₂ パターンのエッジ(番地差推定値 5.65, 誤差範囲 14.3(表 1 を参照))および IDSK₈ パターンのエッジ(番地差推定値 2.18, 誤差範囲 17.8(表 1 を参照))の 2 つのエッジを通過している。このため、確率付き番地データへの変換処理の結果、得られた図 24 では番地 71 付近と比べ、番地 97, 98 の確率が高くなっており、本手法により正しい番地 97 近傍の番地を適切に予測できている。

また、10 枚の住宅地図画像から区画ネットワーク構築処理を経て抽出した 376 区画に対して人手により番地データを入力し、実験した結果を表 3 に示す。表 3 において番地データ削除率 40% では 1 つの欠落番地区画に対して平均 28 の確率付き番地データが出力されている。出力された確率付き番地データ集合に正しい番地データが存在する区画数は 134 であり、欠落番地区画数 148 の 93.2% の区画で正しい番地データを含む

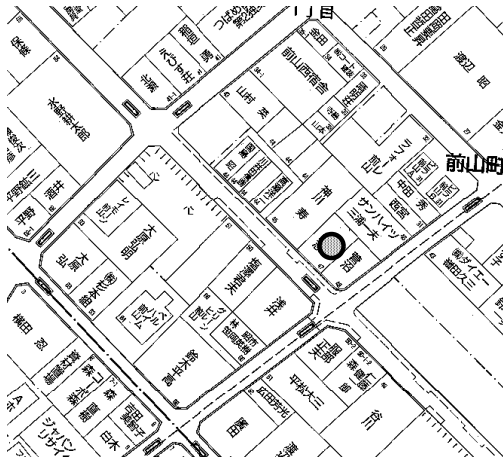


図 25 住宅地図画像

Fig. 25 House block map image.

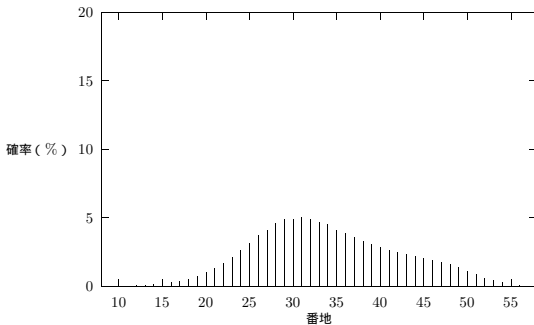


図 26 図 25 の出力結果例

Fig. 26 Output example for Fig. 25.

番地データ候補を本補完処理により出力できている。また、正しい番地データが確率最大の番地データと一致する区画数は 26 であり、本稿で提案した補完処理によって欠落番地データの 18% を正しく復元することができた。また、確率が高い順に数えて 3 番目以内に正しい番地データが存在する区画数は 55 であり、欠落番地データの 37% に相当する。これは、1 区画あたり平均 28 の番地データ候補を上位 3 個まで絞り込むことができる割合が、本手法で算出される確率データを用いた場合、確率データを用いない場合の 10% に比べて 37% まで向上していることを表している。

次に、補完処理が適切でなかった失敗例について考察する。図 25 の印の欠落番地区画に対する補完処理が図 27 のように実行される。このとき出力された確率付き番地データの分布が図 26 である。この区画

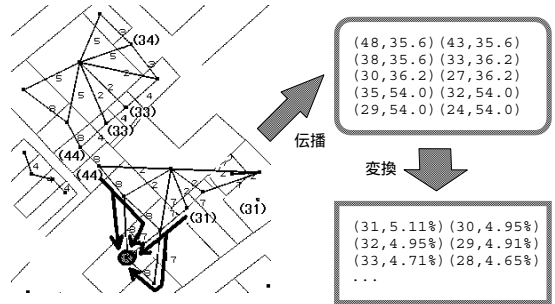


図 27 図 25 の区画 に対する補完処理例

Fig. 27 Example of complementation process for block in Fig. 25.

の正しい番地は 47 であり、図 26 の で記している。図 26 において確率が高い番地は 30 付近であり、正しい番地 47 とはかけ離れている。この区画へは 2 つの既知番地 31, 44 が伝播されているが、図 27 に示したとおり、既知番地 31, 44 はともに IDS_7 パターンもしくは IDS_8 パターンに属する 2 区画を両端に持つエッジ上を伝播している。本来、この欠落番地区画と既知番地 31 の区画とは番地差が 31 であるが、伝播経路上の IDS パターン分布は、 IDS_7 パターンに対応するエッジが 2 つ、もしくは IDS_7 パターンが 2 つと IDS_8 パターンが 1 つであり、表 1 に基づいて番地差を換算すると 3.8~5.0 となり、これが失敗の原因となっている。この例のように正方形に近い街区の場合、 IDS パターンでは隣接する区画間の番地差を的確に推定することは困難である。したがって、このような正方形に近い街区を扱うためには、隣接区画間の番地差を推定する特徴量として IDS パターン以外の番地差との関連が強い区画配置パターンを考慮する必要がある。

7. おわりに

本稿では、欠落番地データを周辺区画の番地データから推定・補完する処理手法について述べた。隣接する区画の方向ベクトルの分布と番地差との関連に着目し、隣接する区画方向を特徴量として定義した IDS パターンに基づいて隣接する区画間の番地差を推定して、欠落番地区画に対して周辺既知番地から適切な番地データを補完する処理を実現した。住宅地図画像から住所データベースを構築する場合、画像認識により各区画の番地を認識する処理に加えて本稿で提案した推定・補完処理を導入することで番地を高精度で抽出できる。

今後の課題として、 IDS パターンからでは隣接する区画間の番地差を的確に推定しにくい正方形に近い街

1 - (27/28)³ (28 個の番地から無作為に選択した 3 つの中に正しい番地データが存在する確率)。

区やより複雑に区画が配置された街区に対して、番地差との関連が強い別の区画配置パターンを併用して補完精度を向上させることが必要となる。また、今回は補完処理の入力として与えた番地データはすべて正しいと仮定したが、画像認識により得られた番地データを入力とする場合、たとえば上1桁が1か7、下1桁が0か6か8などのように曖昧に番地データが設定される場合が多い。住宅地図画像から住所データベースを構築するためには、曖昧な番地データも有効に活用できる推定・補完処理の枠組みも検討する必要がある。さらに、本稿で述べた推定・補完処理では番地の枝番を完全に無視して処理したが、枝番付き番地データの割合が非常に多い街区など、枝番を無視できない場合も住宅地図には多数存在する。枝番の扱いも今後の課題である。

謝辞 本研究を進めるにあたり、日々ご尽力を賜った中京大学の福村晃夫教授、本学の稲垣康善教授および鳥脇純一郎教授に深く感謝するとともに、日頃より熱心に討論していただいた研究室の皆様へ感謝します。

参 考 文 献

- 1) 仙石正和ほか：小特集：空間データ基盤の基礎と応用，電子情報通信学会誌，Vol.81, No.7, pp.693-743 (1999).
- 2) Ramer, U.E.: An Interactive Procedure for the Polygonal Approximation of Plane Curve, *Proc. CGIP*, pp.244-256 (1972).
- 3) 早川卓哉，渡邊豊英，杉江 昇：仮説の生成・検証パラダイムに基づいた市街地地図からの道路情報の抽出，情報処理学会論文誌，Vol.35, No.1, pp.62-78 (1994).
- 4) 西嶋征和，渡邊豊英：道路情報自動抽出における未抽出道路の協調的推定法，情報処理学会論文誌，Vol.38, No.10, pp.1956-1965 (1998).
- 5) Oshitani, T. and Watanabe, T.: Parallel Map Recognition with Information Propagation Mechanism, *Proc. ICDAR '99*, pp.717-720 (1990).
- 6) 志久 修，姉川正紀，中村千秋，中村 彰：地図からの文字の切り出し，情報処理学会論文誌，Vol.34, No.2, pp.273-280 (1994).
- 7) Watanabe, T. and Zhang, R.: Recognition of Character Strings from Color Urban Map Images on the Basis of Validation Mechanism, *Proc. ICDAR '97*, Vol.2, pp.805-808 (1997).
- 8) Shimasaki, T. and Watanabe, T.: Extraction of Character Strings from House Maps, *Proc. MVA '98*, pp.297-300 (1998).
- 9) 志久 修，中村 彰，黒田英夫：局所のおよび大域的な線分密度を用いた文字列抽出，情報処理学会論文誌，Vol.40, No.8, pp.3230-3238 (1999).
- 10) Chen, L.-H. and Wang, J.-Y.: Recognition of Numeral Strings on Maps, *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, Vol.13, No.3, pp.319-337 (1999).
- 11) Shimasaki, T. and Watanabe, T.: Recognition of Connective Relationship among House Blocks from House Maps, *Proc. GREC '99*, pp.99-106 (1999).

(平成 13 年 2 月 9 日受付)

(平成 13 年 10 月 16 日採録)



島崎 貴正 (正会員)

昭和 49 年生。平成 10 年名古屋大学工学部情報工学科卒業。平成 12 年同大学院工学研究科情報工学専攻博士前期課程修了。同年株式会社松下電器情報システム名古屋研究所入社，ソフトウェア開発に従事。在学中図形認識に関して研究。



渡邊 豊英 (正会員)

昭和 23 年生。昭和 47 年京都大学理学部物理学科卒業。昭和 49 年同大学院工学研究科数理工学専攻修士課程修了。昭和 50 年同大学院工学研究科数理工学専攻博士課程中途退学。同年京都大学大型計算機センター助手。昭和 62 年名古屋大学工学部情報工学科助教授。現在同大学院工学研究科情報工学専攻教授。工学博士(京都大学)。マルチメディアデータベース，協調学習，統合地理情報システムの時空間モデル，知的教授システム，文書画像理解，分散協調環境等の研究に興味を有す。電子情報通信学会，人工知能学会，日本ソフトウェア科学会，ACM，IEEE Computer Society，AAAI，AACE 各会員。