

土地利用別面積推定のための 地図の自動領域分類手法

立命館大学

理工学部 電子情報工学科

理工学研究科 電子システム専攻

高須 柁樹 速水 悠光 渡邊 清威

孟 林 泉知論

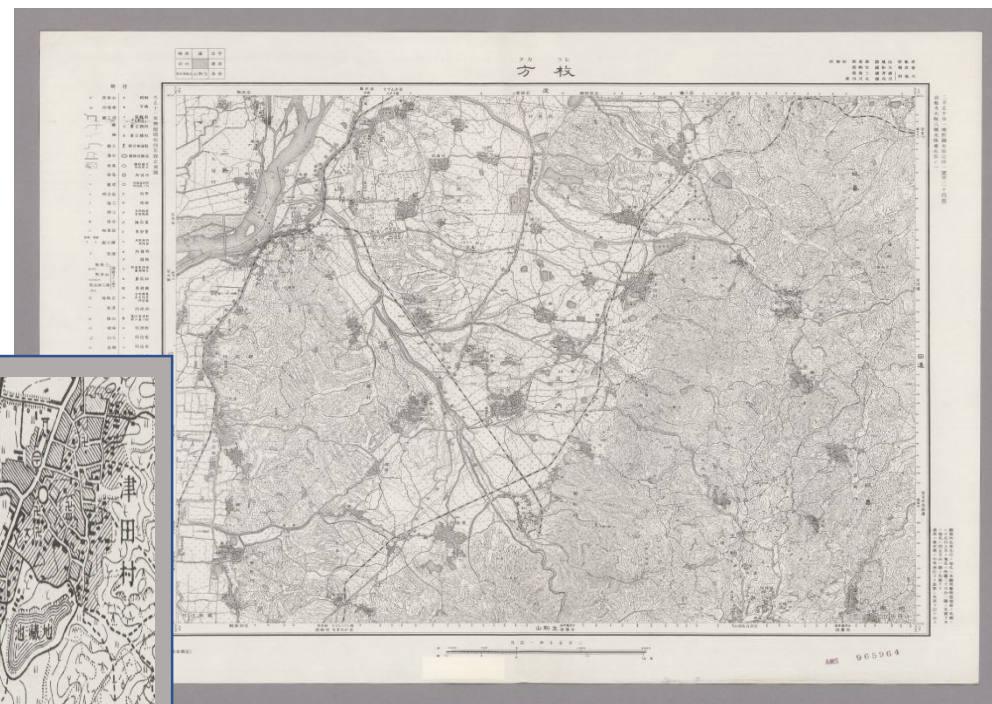
文化的な価値を持つ歴史都市の防災に関する研究が行われている。

台風、洪水、土砂崩れ、地震、津波などによる大きな被害は地図にもその痕跡を残す。



地図の歴史的変遷を分析することで災害の被害、被災後の復興について定量的な情報を得ることができる。

日本については大正～昭和時代の地図が残されており、国土地理院のサイトやスタンフォード大学が提供するギャラリーで閲覧することができる。



膨大な量の地図を人の手で分析するのは現実的ではない。

分析の自動化が求められる。

出典: Stanford University, Gallery,
Japan, 1:25,000

地図分析の課題

- ・ 地図は人に理解しやすいように描かれているため、描画の重なりや省略がある。
- ・ 人の手で描かれた地図は歪みやインクの濃淡によるノイズが存在する。



地図特徴

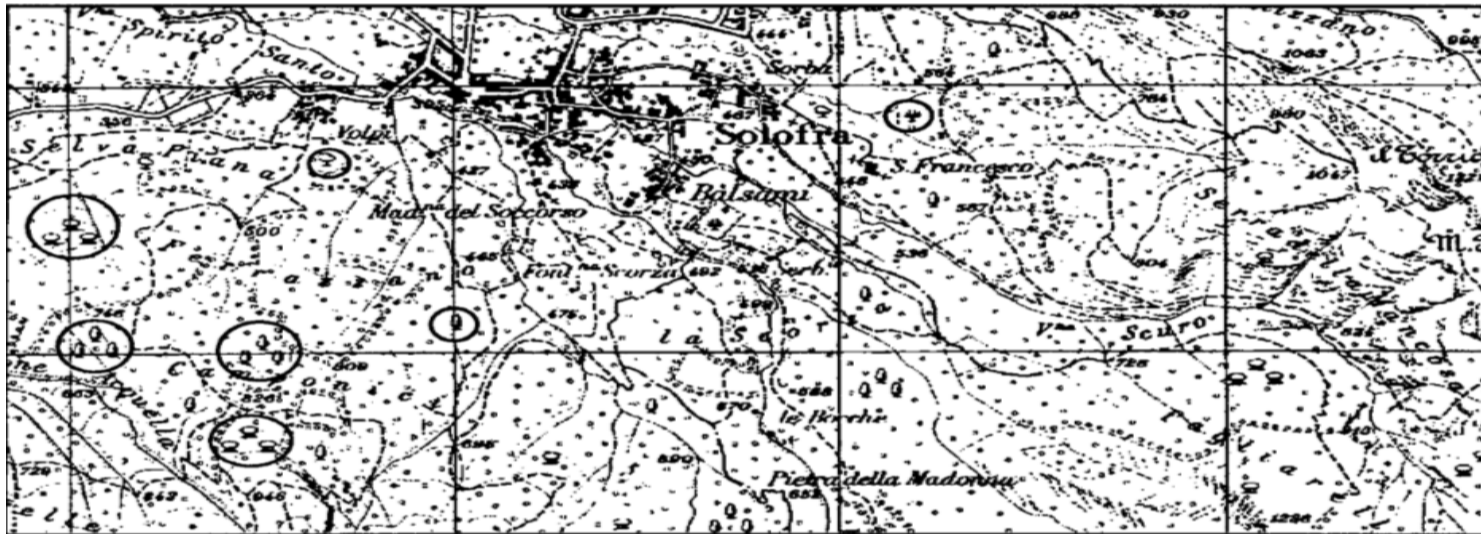
関連研究

C. De Stefano , F. Tortorella , M. Vento,

“A Method for the Recognition of Symbols on Geographic Maps,”

in Proc. of 11th International Conference on Pattern Recognition, pp.734-737, Sept. 1992.

画像中の地図記号に対し、テンプレートマッチングベースで記号認識を行う研究。プロトタイプで認識を行い地図中から記号サンプルを取得する。サンプルから歪みのパラメータを求め、認識の信頼性向上に活用する。

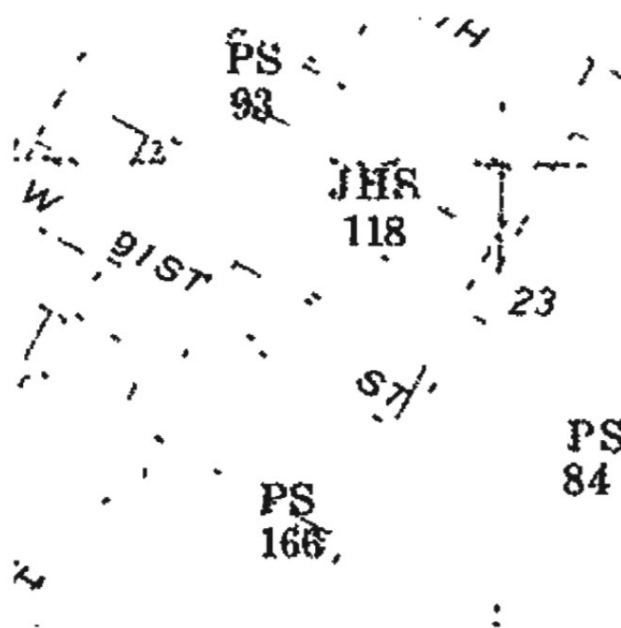


関連研究

Aria Pezeshk, Richard L. Tutwiler,

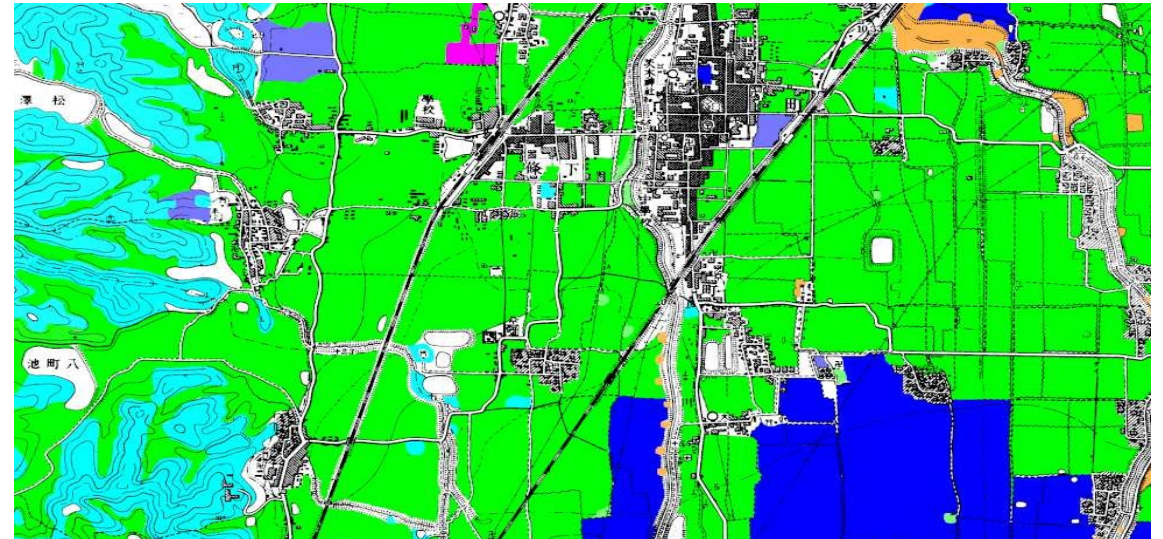
“Automatic Feature Extraction and Text Recognition from Scanned Topographic Maps,”
IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol.49, issue12, pp.5047-5063, Dec. 2011.

地図画像中からテキストを認識するための研究。地図中の線の特徴の方向性から抽出、その他オブジェクトも段階において除去したあと、隠れマルコフベースの文字認識器でテキストを認識する。



土地利用別面積の計算

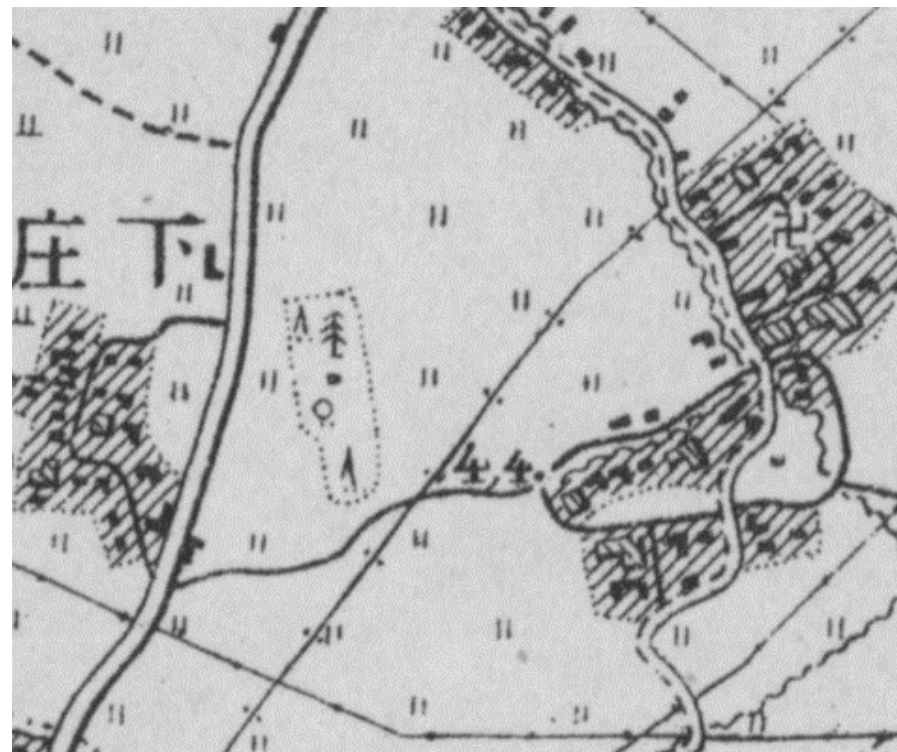
ピクセル数から、面積を推定することが可能。



土地利用別の面積を求めるため、地図上の領域を土地区分で分類する。

求められる処理

- 地図記号認識
- 破線・点線の補完
- 領域の区別
- 市街地や川などの例外処理



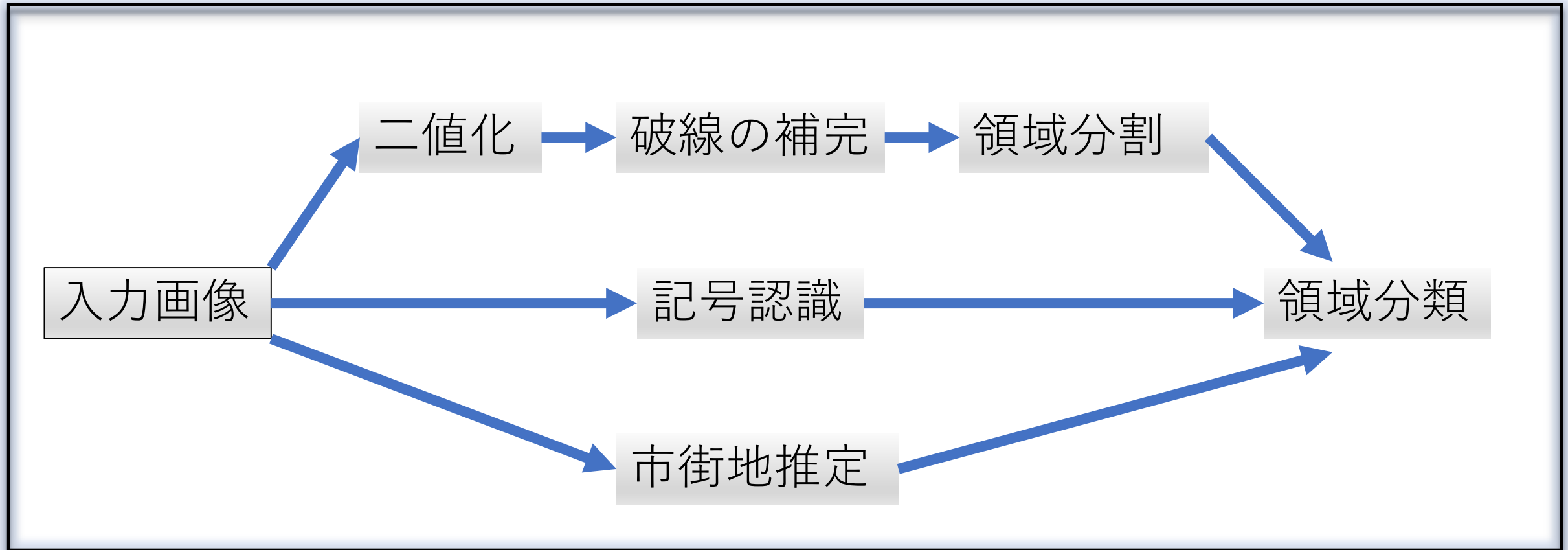
記号認識およびフィルタ処理を組み合わせることで土地利用別自動領域分類を検討。

補足：古典的手法 v.s. 深層学習

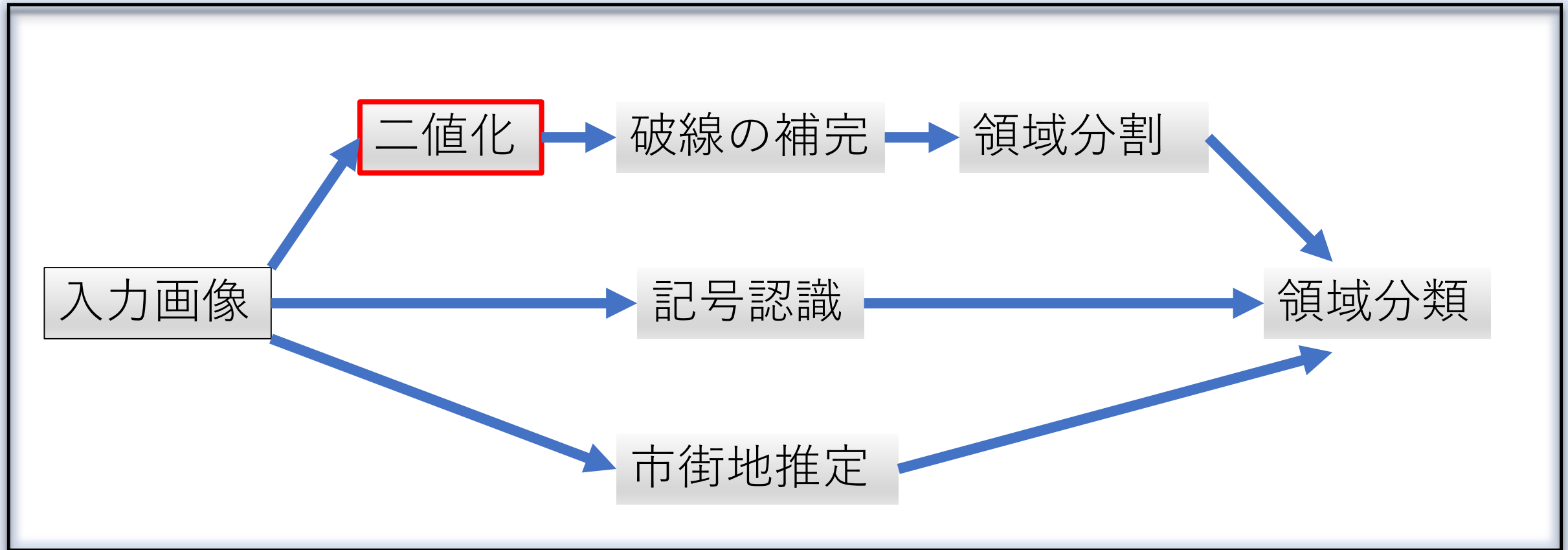
- 画像特徴に特化
- 構成的手法
- 低計算負荷（相対的に）
- 汎用
- 統計的手法
- 高計算負荷

地図には地図の明確な特徴
まずは問題の特性に合った古典的手法を適用すべし

処理概要



処理概要

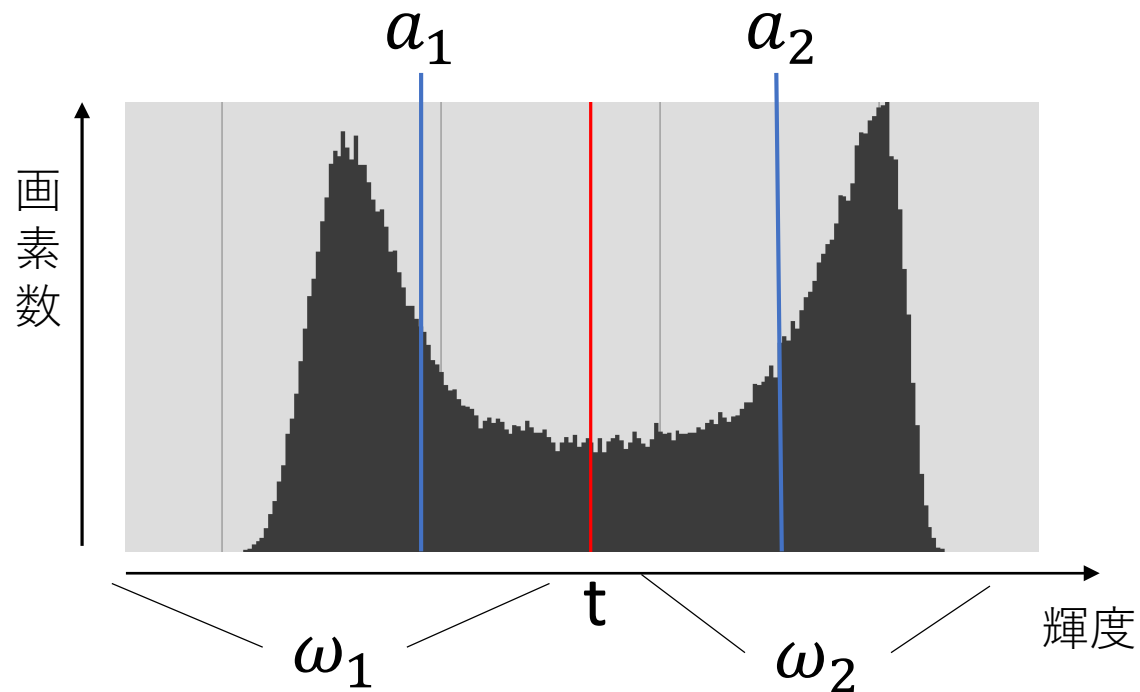
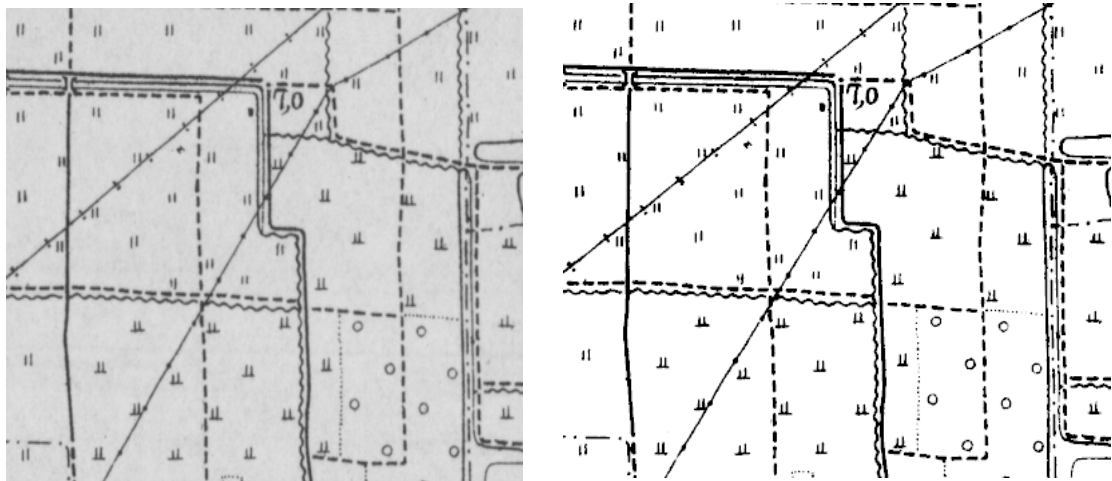


二値化

大津の二値化

ヒストグラムを用いて分離度が最大となる閾値を計算する。

分離度はクラス間分散の分子が最小となるとき、最大となる。



$$\text{クラス間分散} = \frac{\omega_1 \omega_2 (a_1 - a_2)^2}{(\omega_1 + \omega_2)^2}$$

閾値: t

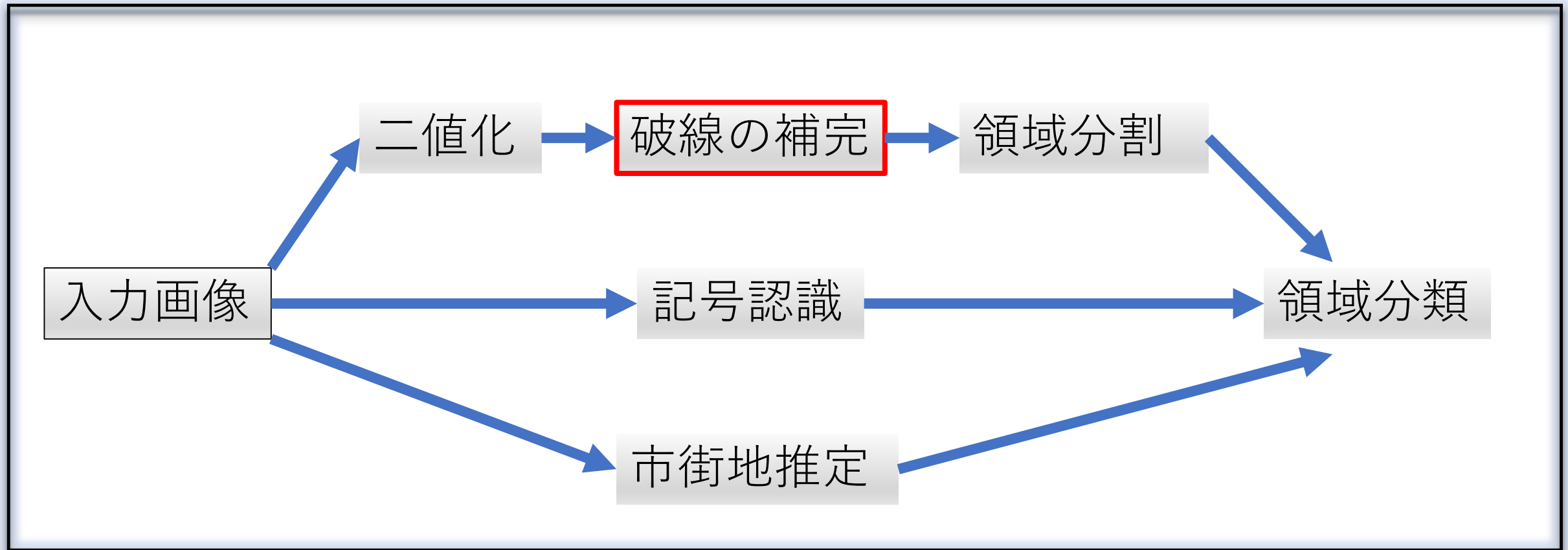
ω_1 : t 以下の画素数

ω_2 : t 以上の画素数

a_1 : t 以下の輝度平均

a_2 : t 以上の輝度平均

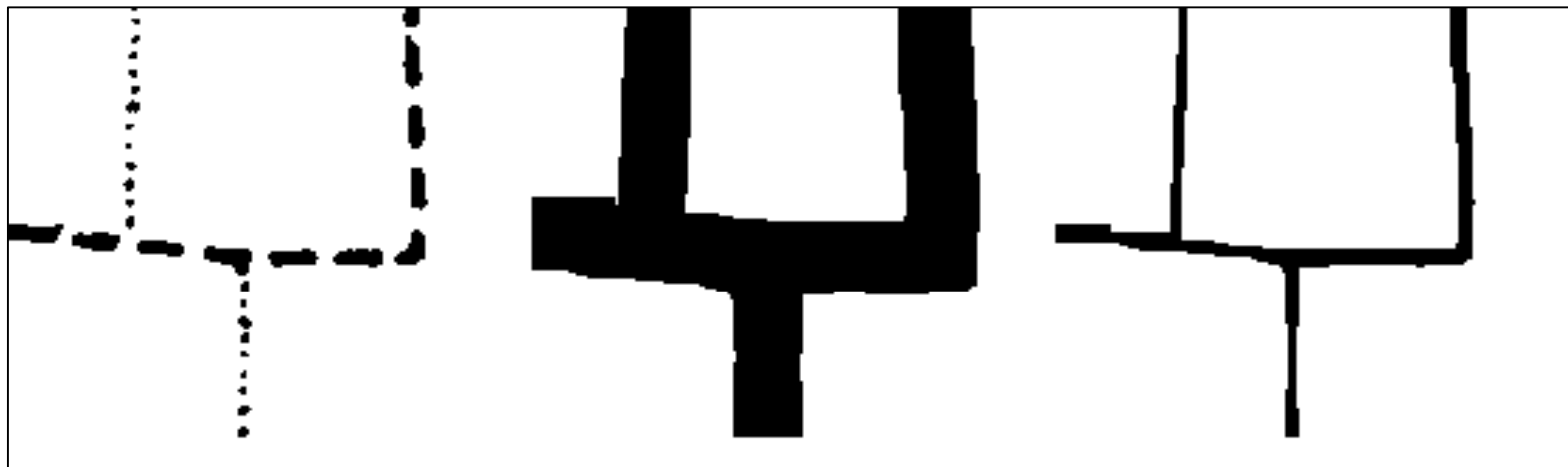
処理概要



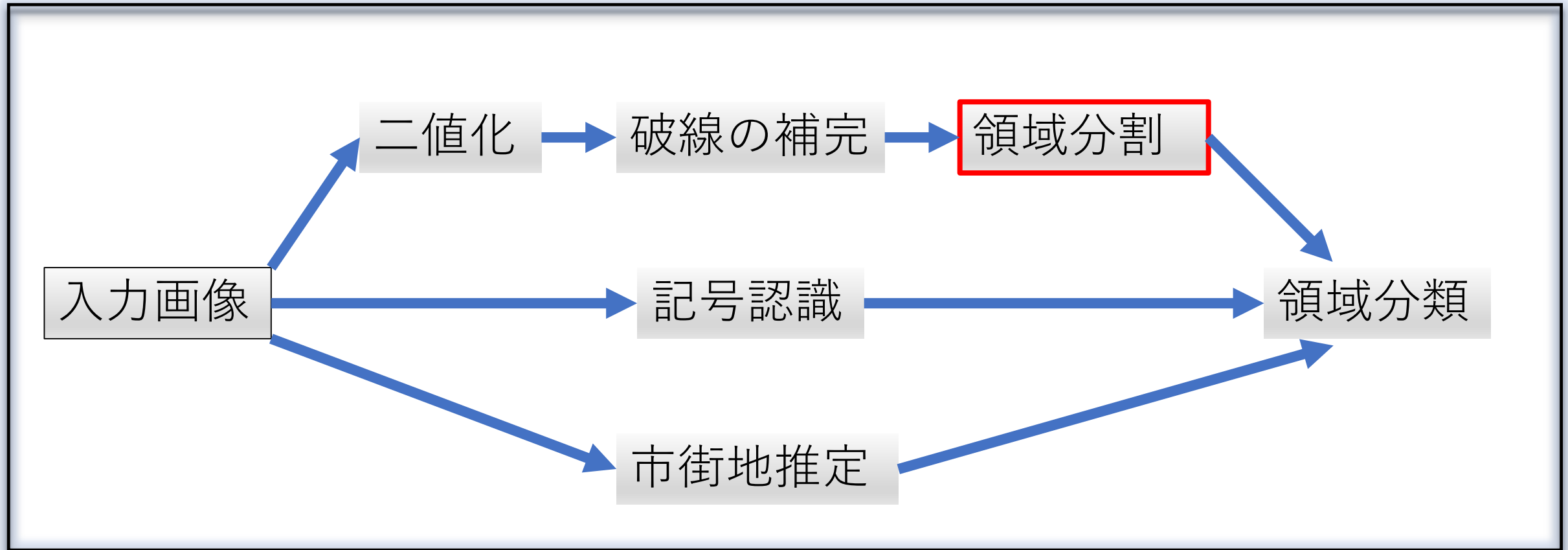
破線の補完

オープニング・クロージング

画像中の点線や破線を境界線として扱うため、補完する必要がある。
黒画素を一定回数膨張・収縮させることで、破線を補完。



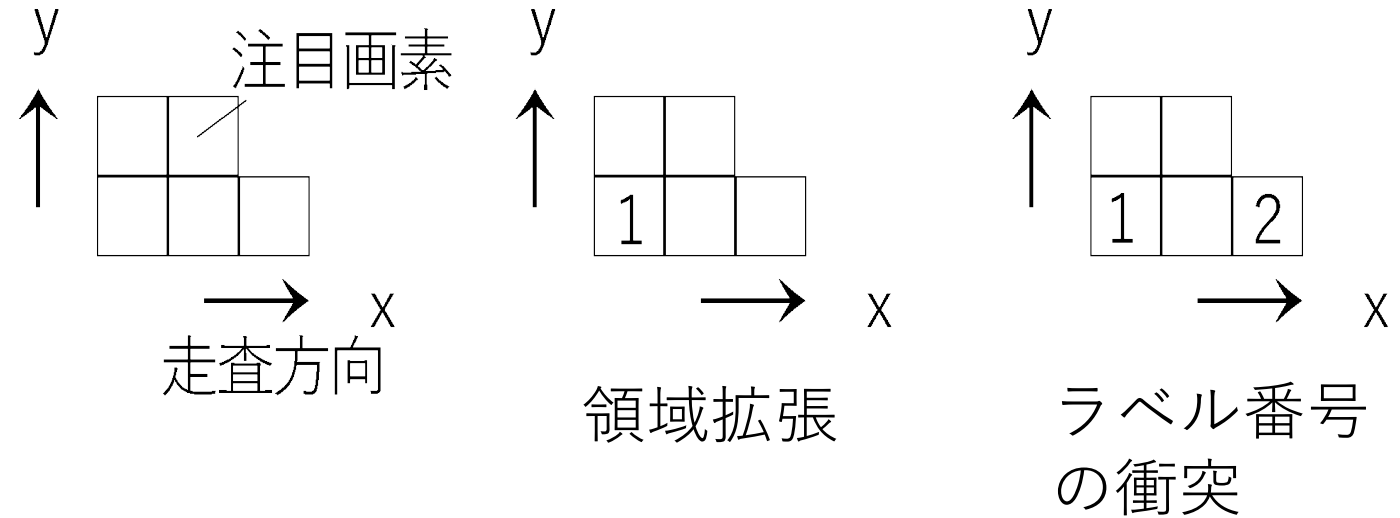
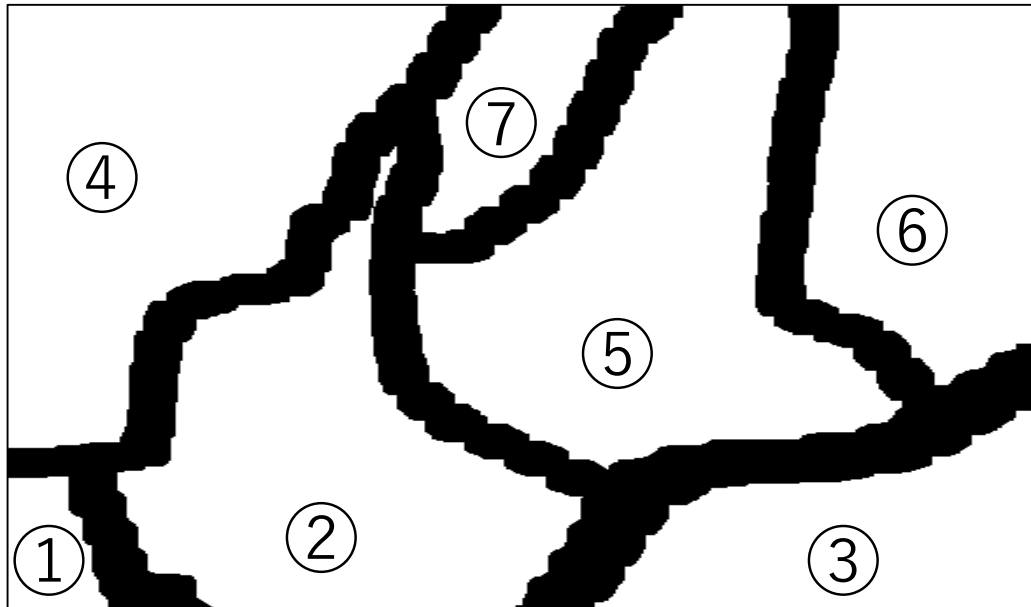
処理概要



領域分割

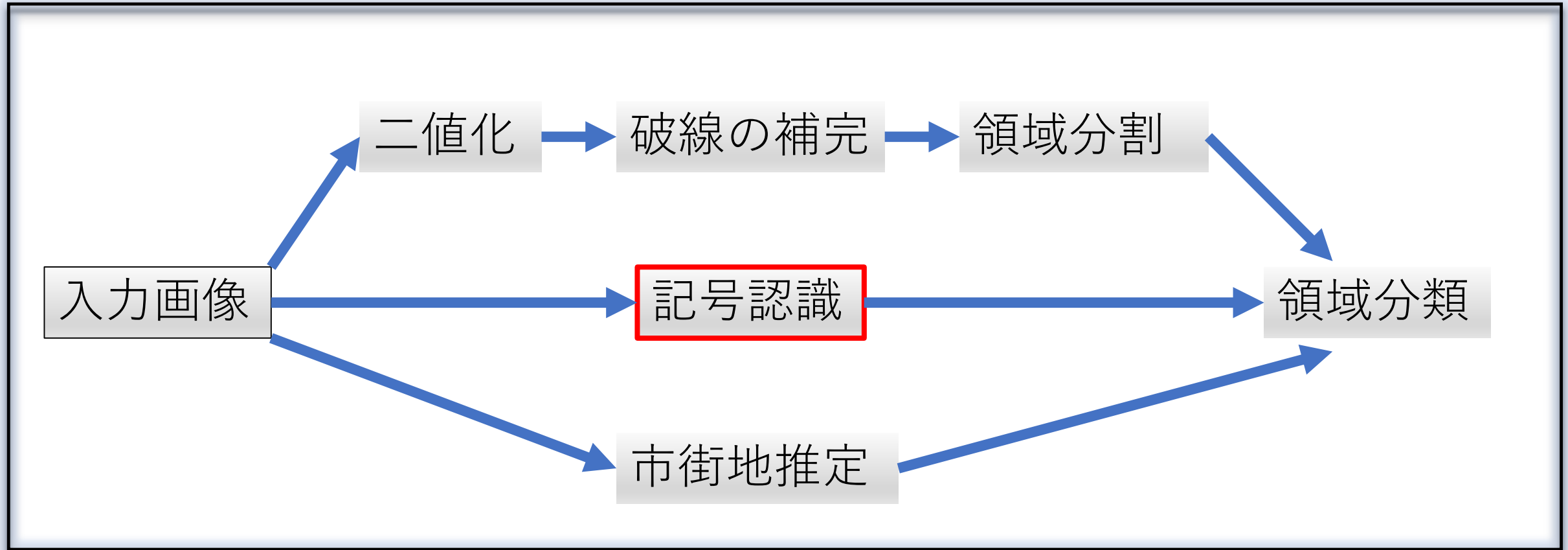
ラベリング

画像左下から発見した順に領域にラベル番号を割り当て、領域を区別する。



ラベル番号	置き換え番号
1	1
2	1
3	3
4	4
5	5
6	6
⋮	⋮

処理概要

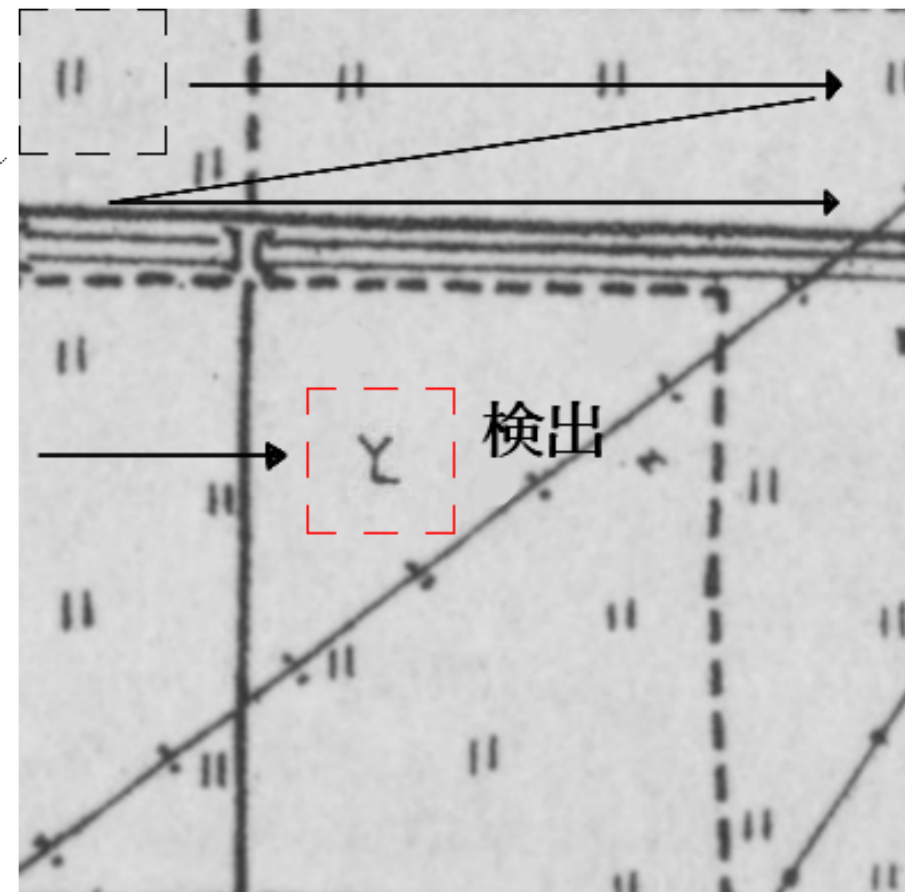
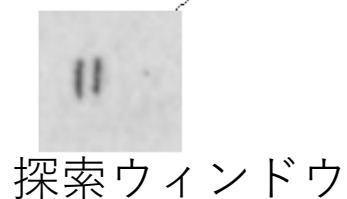


SAD(Sum of Absolute Difference)

テンプレートマッチングは画像中からテンプレートと類似特徴部分を探索する手法。

SADは探索ウィンドウとテンプレートの輝度差の絶対値の総和を求め、閾値以下なら検出とする。

$$\sum_{i=0}^{H} \sum_{j=0}^{W} |I(x+j, y+i) - T(j, i)|$$


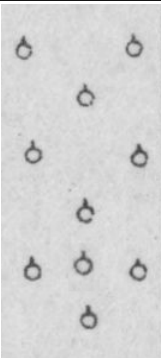
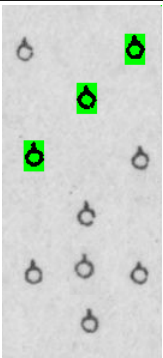




記号認識

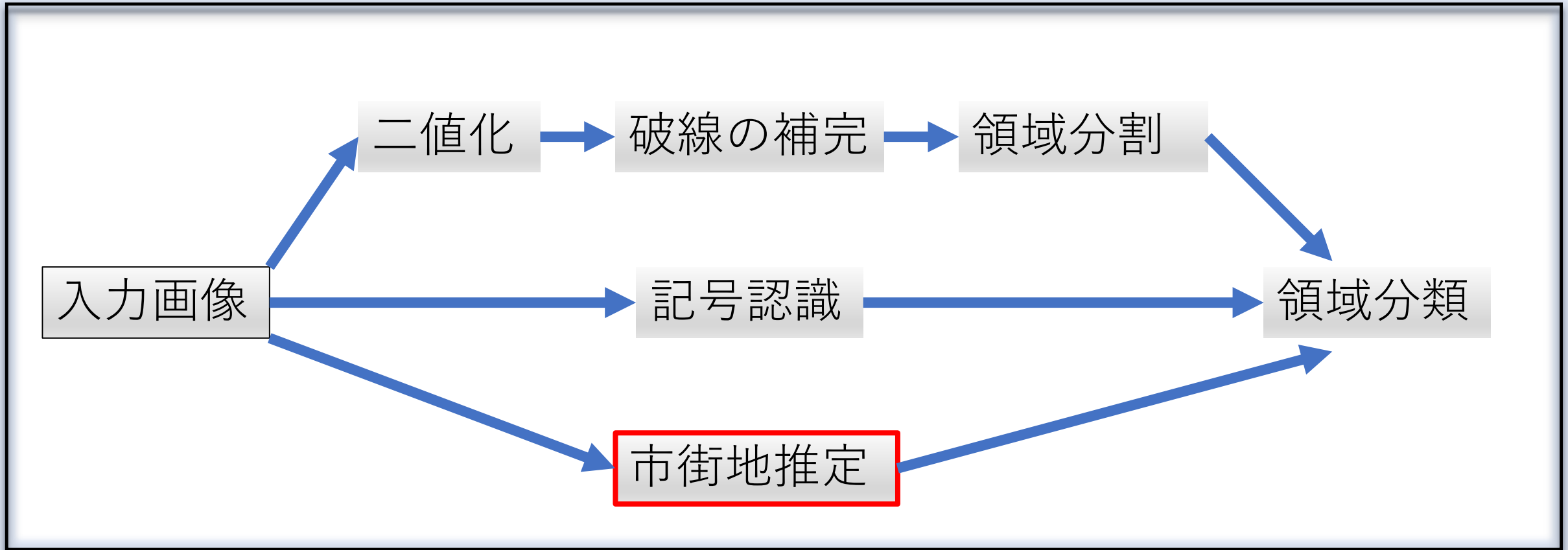
テンプレートは適宜作成し、予備実験を行い閾値を決定。

	乾田
≡	水田
○	その他樹木畑
◊	果樹園
♀	潤葉樹林

ㄣ	桑畑
↑	竹林
▲	針葉樹林
≡	草地
≡	荒地

				
テンプレート	予備実験画像	閾値8,000	閾値9,000	閾値10,000

処理概要



市街地推定

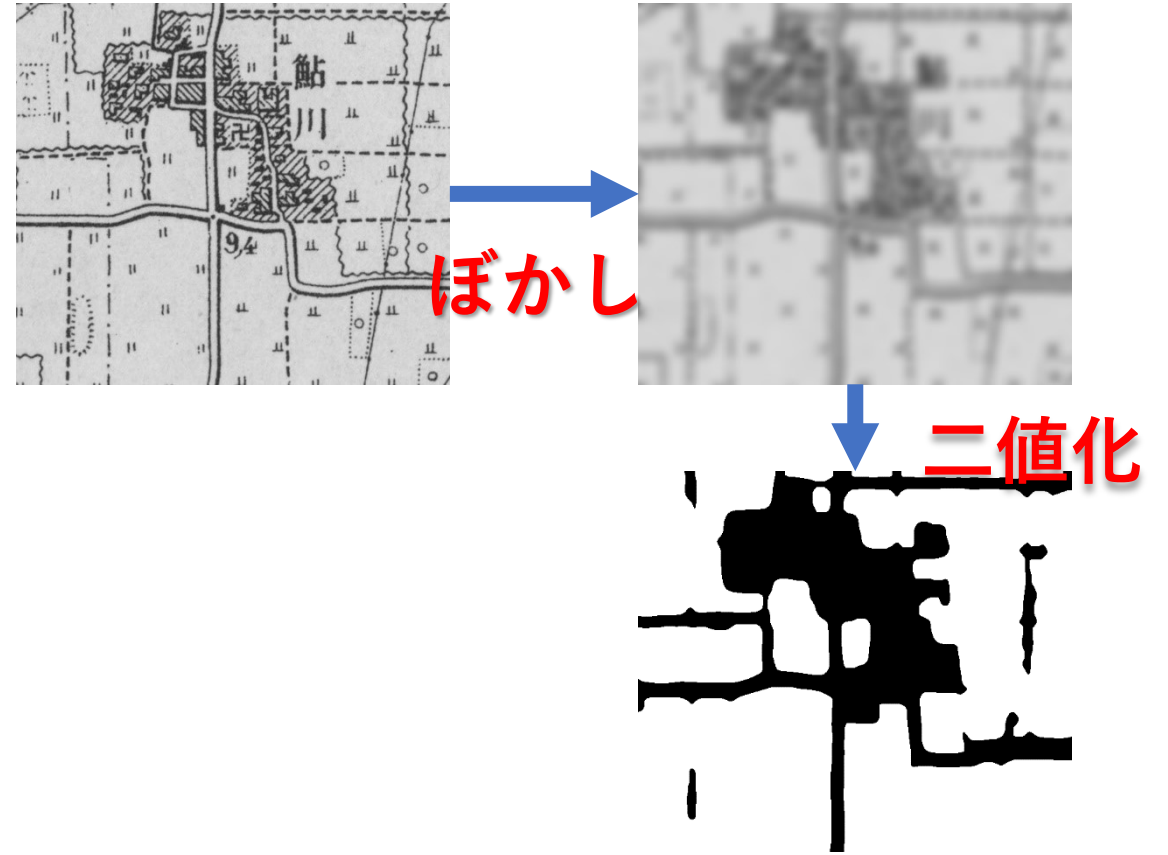
地図上の市街地は斜線で描画されるが、形や斜線の角度は不定で、正確に分類するのは困難。

描画の密集という特徴を考慮し、ガウシアンフィルタを用いて位置を推定する。

ガウシアンフィルタ

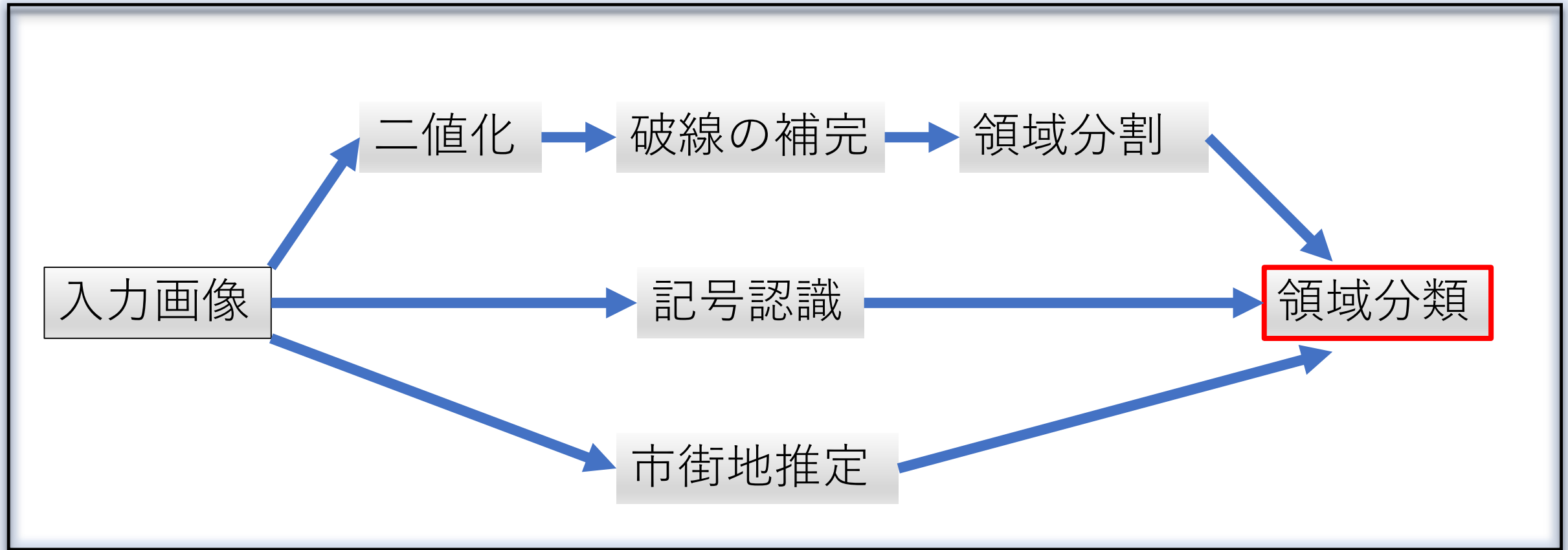
ガウス分布に従って近傍要素を畳み込み、画像を平滑化。

描画の密集地である市街地をぼかすことで、位置を推定できる。



$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

処理概要

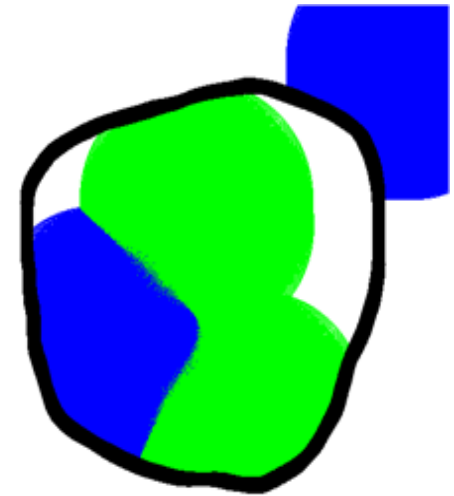
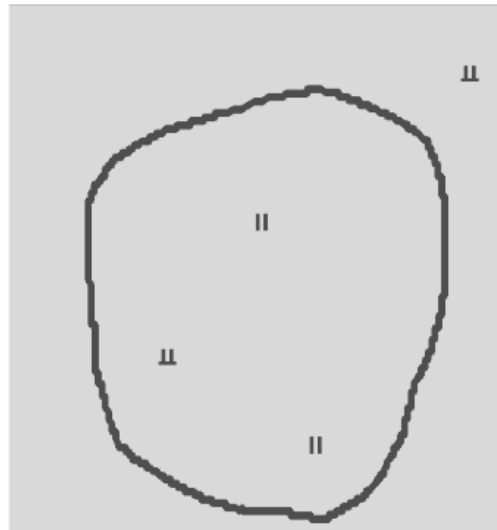


領域分類

一つの領域内に記号が複数存在する場合があるため、地図記号からの距離に基づいて、ピクセル毎に土地属性を決定する。

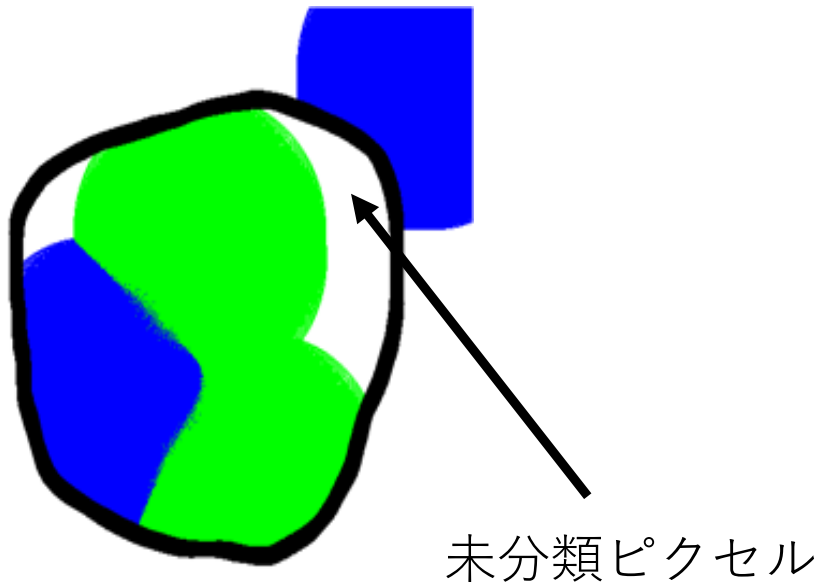


同一領域内のピクセルに対し、記号検出位置から円状に各記号の投票値を与える。



領域分類

実際の処理上では記号の点在や認識漏れなどにより、土地属性が未分類のピクセルが発生する。
そこで土地属性が決定されていないピクセルに対しては境界線を跨いだ分類結果で補完を行う。



実験環境

本研究で作成するプログラムはC言語で記述し、gccでコンパイルした。
OpenCVのようなオープンソースのライブラリは使用していない。

CPU	Intel(R) Core(TM) i7-4790 3.60GHz
OS	Windows 8.1 Pro
メモリ	16.0GB
言語	C
コンパイラ	gcc ver6.4.0

実験方法

分類手法の妥当性を検証するため、平地・山林部・市街地が割合よく存在する地図に対して適用実験を行った。

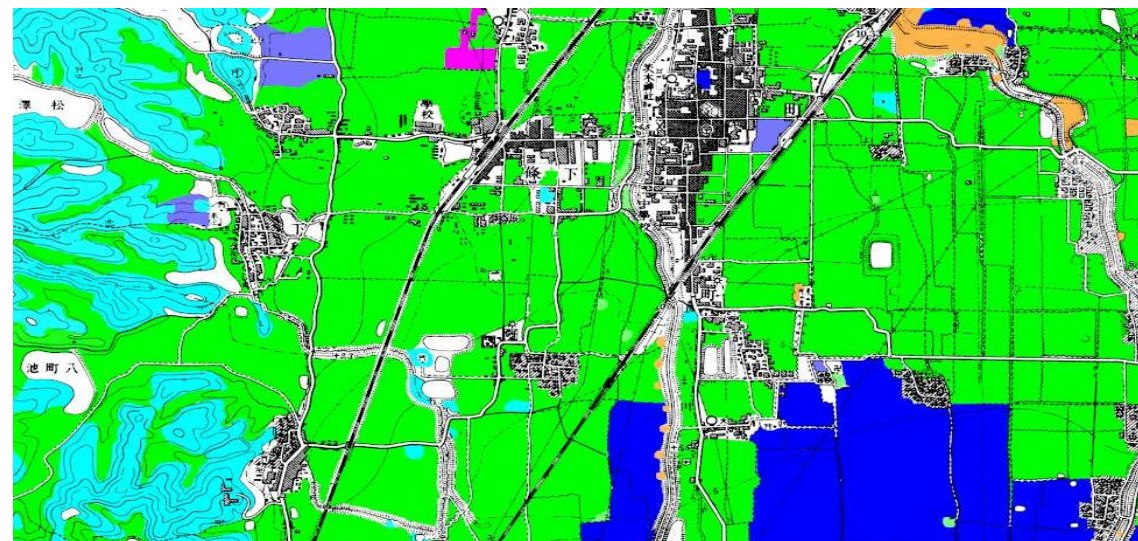
評価の方法として、人手で作成した正答データと比較し、記号毎に真陽性率(以下TPR)と偽陽性率(以下FPR)を求める。

$$\text{TPR} = \frac{\text{自動分類結果と解答が同じピクセル数}}{\text{解答データの分類ピクセル数}}$$

$$\text{FPR} = \frac{\text{分類結果が正解ではないピクセル数}}{\text{自動分類のピクセル数}}$$



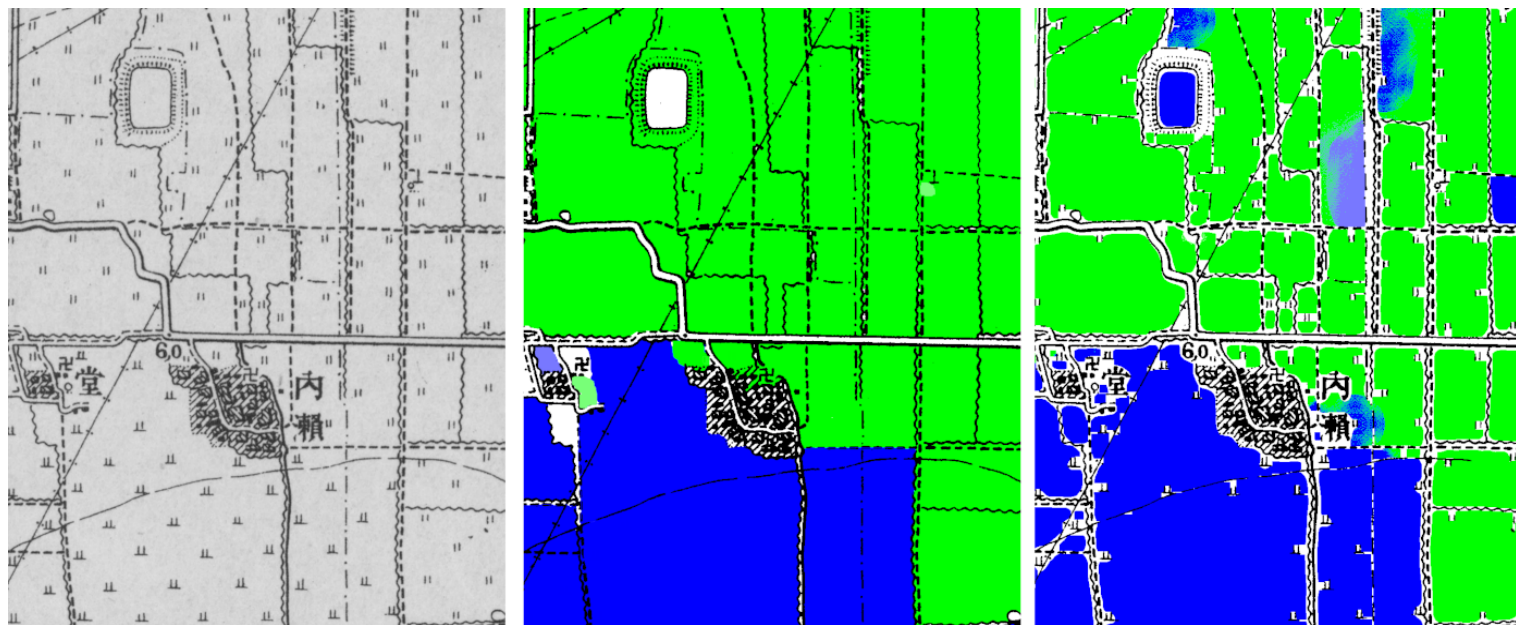
大阪府 吹田市 4270 × 2460 24bit BMP画像



正答データ

評価

・平地



記号	S_1 ※	S_2 ※	T ※	F ※	TPR	FPR
乾田	663	529	525	4	0.79	0.01
水田	278	288	251	37	0.90	0.13
潤葉樹林	2	0	0	0	0	*
荒地	2	11	0	11	0	1
合計	944	829	776	53	0.82	0.06

S_1 : 解答データの分類ピクセル数

S_2 : 自動分類のピクセル数

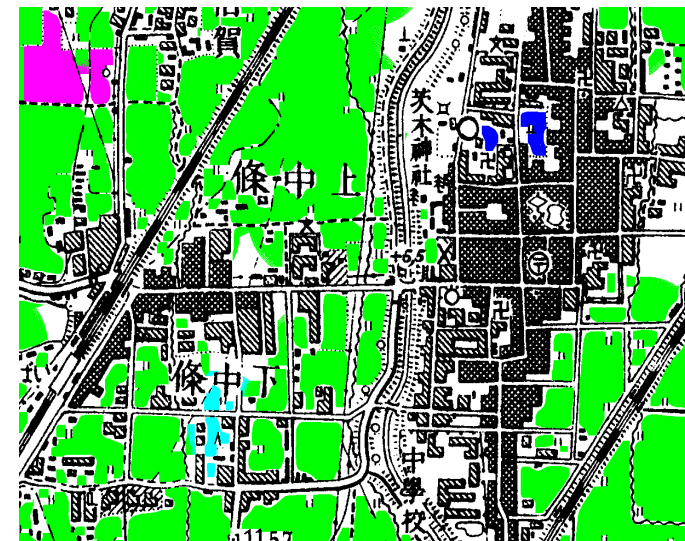
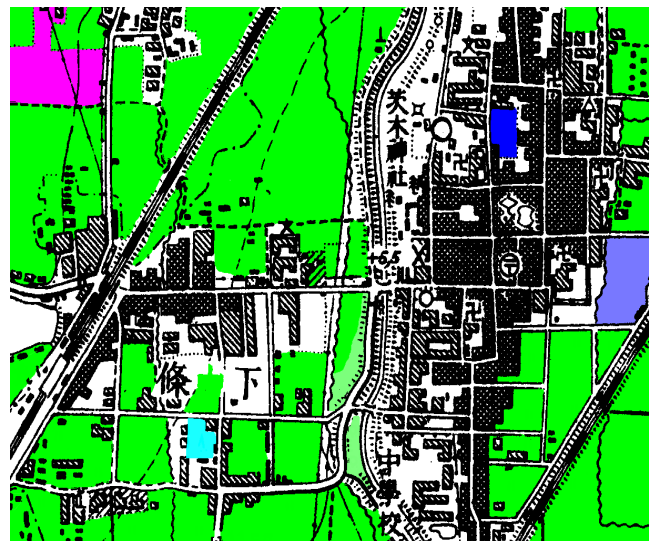
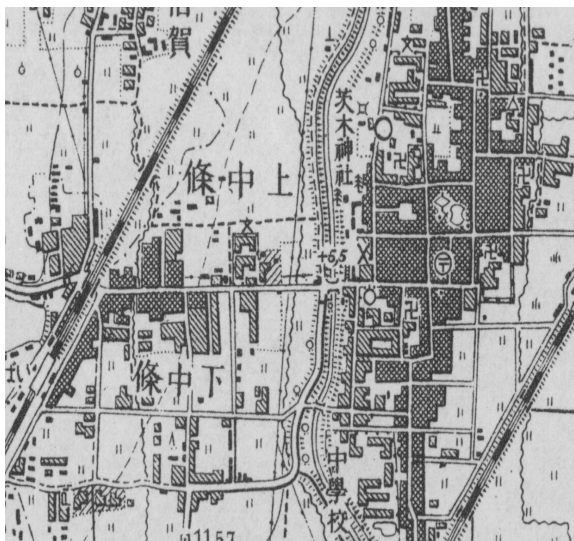
T : 自動分類結果と解答が同じピクセル数

F : 分類結果が正解ではないピクセル数

※K pixel

評価

市街地



記号	S_1^*	S_2^*	T^*	F^*	TPR	FPR
乾田	407	338	303	35	0.75	0.10
水田	3.5	3.3	2	0.9	0.67	0.29
果樹園	18	14	14	0.3	0.79	0.02
針葉樹林	3	4	1.6	2	0.54	0.58
潤葉樹林	7	0	0	0	0	*
荒地	13	0	0	0	0	*
合計	451	360	327	38	0.71	0.11

S_1 : 解答データの分類ピクセル数

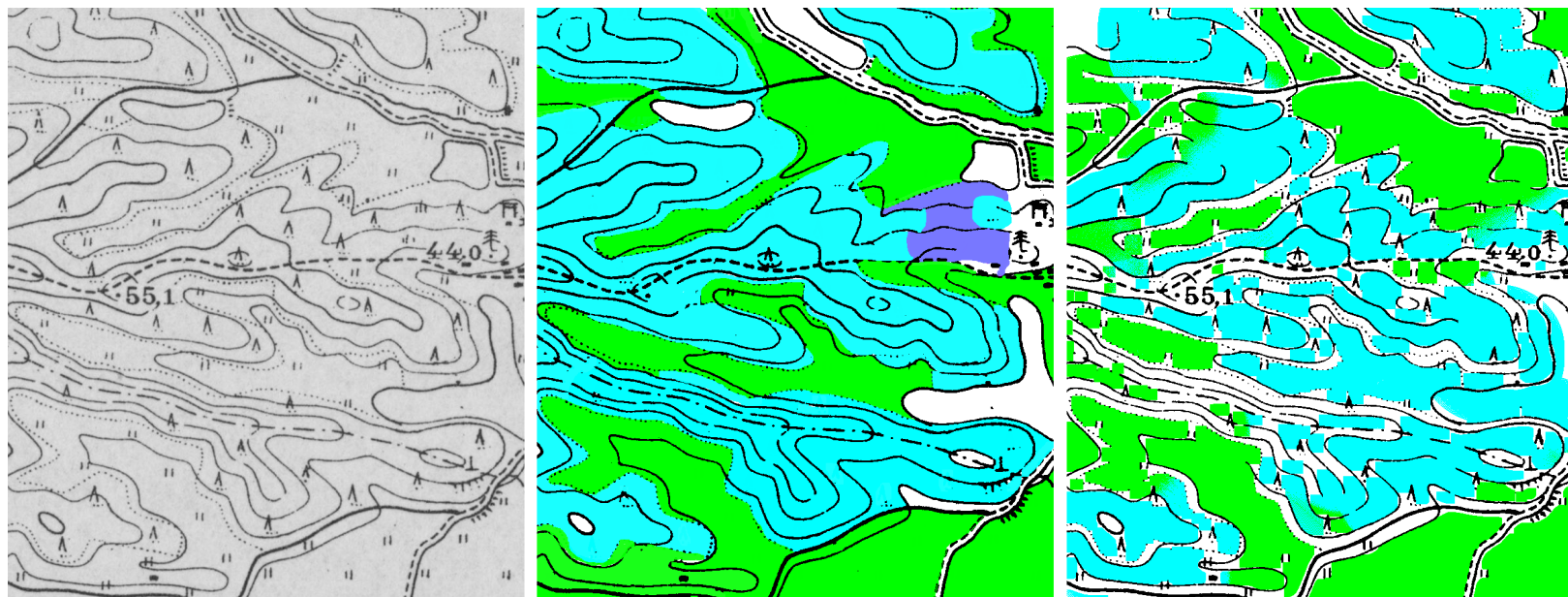
S_2 : 自動分類のピクセル数

T : 自動分類結果と解答が同じピクセル数

F : 分類結果が正解ではないピクセル数

評価

・山林部



記号	S_1 ※	S_2 ※	T ※	F ※	TPR	FPR
乾田	224	215	153	62	0.68	0.29
針葉樹林	354	281	208	73	0.59	0.26
荒地	14	0	0	0	0	*
合計	592	496	361	135	0.61	0.27

S_1 : 解答データの分類ピクセル数

S_2 : 自動分類のピクセル数

T : 自動分類結果と解答が同じピクセル数

F : 分類結果が正解ではないピクセル数

※K pixel

評価

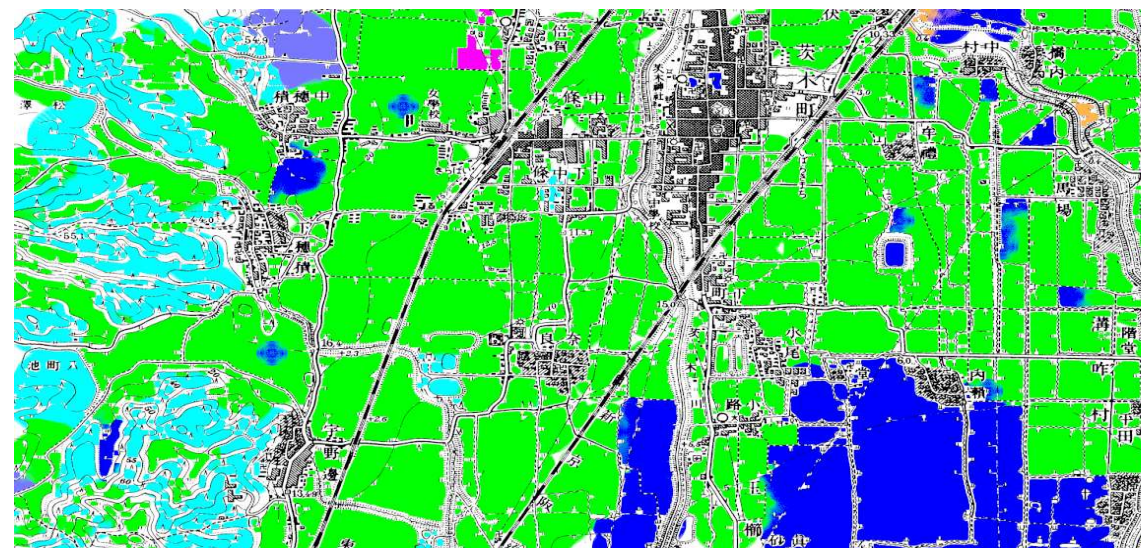
全体としてTPRは74%を達成し、FPRは13%に収めることができた。特に乾田や水田のような平地に広く分布している土地区分についてはTPR80%前後を達成した。一方記号の誤認識が多い水田や、山林部に分布している針葉樹林はFPRが高くなっている。

記号	S_1 ※	S_2 ※	T ※	F ※	TPR	FPR
乾田	5,124	4,296	3,942	354	0.77	0.08
水田	888	961	786	175	0.89	0.18
果樹園	22	16	16	0.5	0.71	0.03
針葉樹林	959	778	531	247	0.55	0.32
潤葉樹林	17	0	0	0	0	*
竹林	88	12	11	1	0.13	0.09
荒地	87	77	48	29	0.55	0.38
合計	7,185	6,141	5,335	807	0.74	0.13

※K pixel

処理時間

4270 × 2460の画像に対する処理時間は約28分だった。処理時間の内訳はSADに3分、ラベリングに24分であった。



まとめ

- 大正～昭和時代の地図を対象に自動領域分類プログラムを作成。
- 自動領域分類結果と手作業による分類結果の比較を行い、真陽性率(True Positive Rate)と偽陽性率(False Positive Rate)を評価。
- 全体として真陽性率は**74%**を達成し、偽陽性率は**13%**に収まった。

今後の課題

全体の精度を向上させるには記号認識部の見直しが必要である。また、現状未対応である地図中の文字についても扱いを検討する。

現在の処理速度では、大規模データに活用するのは難しいため、高速化を検討する。