

ニューラルネットワークを用いた画像の早期処理

LANDSAT画像からの線状物の抽出

3E-8

鶴田直之 谷口倫一郎 雨宮真人  
九州大学総合理工学研究科

1. はじめに

近年、弛緩法を用いた画像処理(早期処理)をHopfieldモデルで実現した手法が提案されている<sup>[1][2]</sup>。しかし、線抽出のように定性的な解析を伴う処理<sup>[3]</sup>をHopfieldモデルの数値処理にマッピングするのは容易ではない。本論文では、線抽出の弛緩法をフィードバックループを持つ3層ネットワークで実現し、LANDSAT画像の線状物(道路と河川)抽出に応用した。これにより、従来adhocに行われていたデータの更新を数値的に処理し、回路の収束・安定性を議論することが出来る。

2. ネットワークの概要

図1にネットワークの概略図を示す。ネットワークは、TM画像バンド3~4<sup>[4]</sup>の3画像を入力し、道路と河川を別々に出力する。このネットワークは、2つのサブネットワークから構成されている(図1の①、②)。それぞれのサブネットワークの働きと構造を以下に示す。

①線状物候補点の抽出<sup>[5]</sup>：

画像の鮮明化(ぼけの除去)と濃度値(色)に基づくクラスタリングを行い、各画素に対して道路と河川である可能性(信頼度)をそれぞれ出力する。3層のバックプロパゲーションモデル。

②候補点の信頼度の修正：

近傍画素との協調・抑制関係により①で得た信頼度を修正する。フィードバックループを持つ3層ネットワーク。

この2つのサブネットワークについて、それぞれ以下で詳細に述べる。

3. 線状物候補点の抽出

TM画像の各バンドに於て、道路や河川は本来特有の濃度値を示すので、その濃度値が既知ならば比較的容易にクラスタリングできる。しかし、TM画像は、様々な要因で劣化しているうえ、その要因を定量的に求めることが困難であるため特有の濃度値を求めることは難しい。

①のネットワークは、各画素に対してそれを中心とする部分画像を入力し、その中心画素が道路、河川、その他の何れであるかを3つの出力ユニットがそれぞれ活性化し示すように学習させたものである。これにより、画像の鮮明化とクラスタリングを同時に行うことが出来る。ネットワークの学習にはバックプロパゲーション法を用いた。入力層と中間層の間の重みの初期値にぼけ関数の逆関数に相当する値を与えることにより容易に学習できた。

4. 候補点の信頼度の更新

②のサブネットワークは、各画素が線状物である信頼度の初期値として①の出力を入力する。更に各画素に対し、ある1方向の線状物にだけ反応するユニット(方向ユニット)を数方向用意し(図1参照)、これらの活性値から信頼度を更新する。

(1) 方向ユニットによる信頼度の更新

各方向ユニットは、対応する画素の近傍領域の信頼度分布からその方向に対する新しい信頼度を計算する。各方向ユニットに要求される近傍領域との関係を以下に定性的にまとめる。

- 接線方向にある高信頼度画素は、中心画素の信頼度を高める。
- 法線方向にある高信頼度画素は、中心画素の信頼度を低下させる。
- 中心画素との距離が遠いほど、その影響力は減少する。

この関係を満たす方向ユニットと近傍領域間の重み付けとしては図2のようなものが考えられる。各方向ユニットの指向性が重なりを持たないように(直交化)されていれば、全ての方向ユニットの活性値の総和を特定方向の新しい信頼度として差し支えない。指向性の完全な直交化が実現できない場合でも、適当なバイアス操作を行うことで直交化が実現できる(図3)。

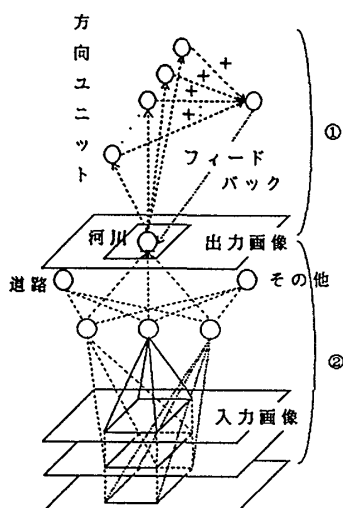


図1. ネットワーク概略図

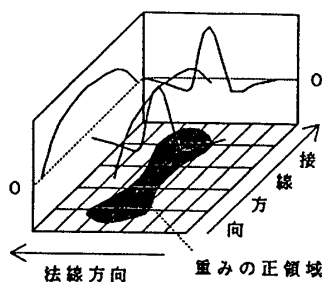


図2. 方向ユニットの重み関数

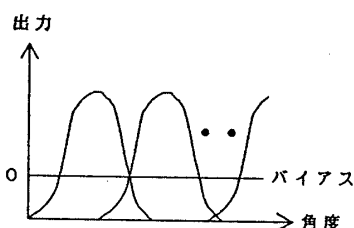


図3. 方向ユニットの直交化

(2) ネットワークの収束・安定性

いま、方向ユニットと近傍領域間の重み関数の法線方向の断面を考える(図2参照)。この断面が1次元の逆ばけ関数になるように構成すると、方向ユニットは信頼度が接線方向に細長く分布する領域の密度のピーク付近のみで強く活性化される。更に更新を繰り返すと、分布の密度が凸型の領域は密度のピークに沿った線状に収束し安定する。最終的な安定値は、初期値の分布幅が重み関数の正領域の幅に近ほど高くなる。従って、方向ユニットの活性化値を新しい信頼度と見なすことが出来る。しかし、分布密度が広い台形の領域に対しては、その輪郭で方向ユニットが活性化する問題がある。この問題は、領域生成の処理との相互作用の必要性を示唆している。

次に、重み関数の接線方向の断面を考える(図2参照)。これは、法線方向の細線化作用とは逆に信頼度を接線方向にばかす作用があることは容易に推測できる。そこで、重み関数の正領域の総和(積分)が1になるように正規化しておけば、新しい信頼度は、重み関数の正領域の平均となる。更に更新を繰り返すと、重み関数の正領域内の信頼度が一樣になるように収束し安定する。最終的な安定値は、初期値が高信頼度、高密度の領域ほど高くなる。従って、方向ユニットの活性化値を新しい信頼度と見なすことが出来る。しかし、線状物が端点を持つ場合は、その端点でもぼかし作用が働いてしまう。この問題を解くためには、方向ユニットに非線形の活性化関数を持たせる必要がある。

5. 実験結果

実験では、指向性マスクを8方向用いた。マスクの各重みは、4章で述べた収束安定性の制約のみを

考慮し適当に与え、8マスクの最大値を信頼度としてフィードバックした。これにより、ネットワークの大まかな性能が調べられた。実験結果の一部を図4に示す。

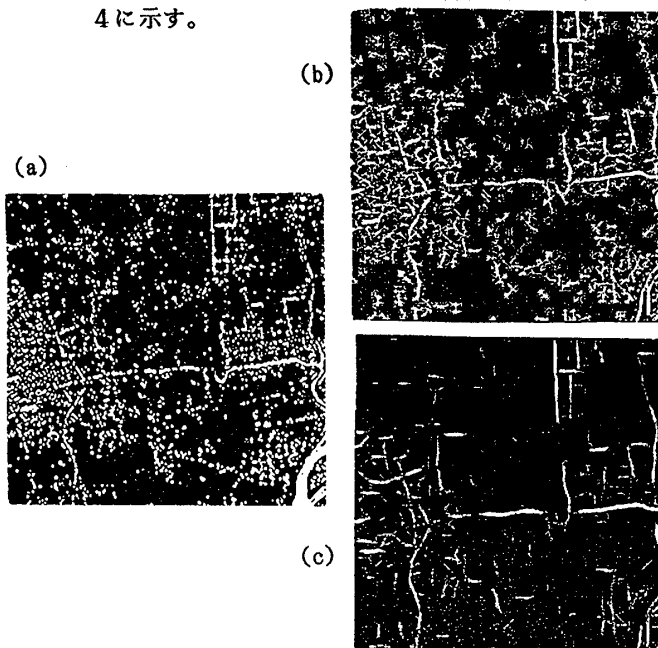


図4. 河川の抽出結果 (a)信頼度の初期値 (b)1回の更新 (c)3回の更新

6. 問題点と課題

本文中で述べた問題点を今後の課題として以下にまとめる。

- (1) 方向ユニットの直交型の構成と性能評価。
- (2) 領域生成処理との相互作用
- (3) 端点の減衰を解決するための非線形ユニットの導入。また、これを準線形のsigmoid関数で近似することによって原理的には方向ユニットを学習により構成することが出来る。

今回は隣接画素の協調・抑制関係をフィードバックグループで実現したが、相互結合回路網でも収束・安定性を保証できる。これは、相互結合回路網とフィルタ処理の質的な等価性に起因する。

参考文献

[1] T. Poggio, V. Torre and C. Koch, "Computational Vision and Regularization Theory", Nature, 317, pp.314-319(1985)  
 [2] C. Koch, J. Luo and C. Mead, "Computing Motion Using Analog and Binary Resistive Networks", COMPUTER, pp.52-63(1988)  
 [3] 福村晃夫訳, "コンピュータ・ビジョン", 日本コンピュータ協会 (S62)  
 [4] "地球観測データ利用ハンドブック", リモートセンシング技術センター  
 [5] 鶴田, 横山, 谷口, 雨宮, "ニューラルネットワークを用いたLANDSAT画像解析の試み", 第38回国大会講演論文集(1), pp204-205, 情報処理学会 (H1)