

4 B-10

ニューラルネットワークを用いた エッジ検出のスケール自動調整

鶴田直之 古賀靖信 谷口倫一郎 雨宮真人
九州大学大学院総合理工学研究科

1.はじめに

画像理解では、データ駆動型解析とモデル駆動型の予測との統合が重要な課題とされており、従来から仮説検証型の試みがなされている。この試みでは、必然的に仮説の適用制御と仮説検証の高速化が問題となる。この問題に対して、筆者らは、ニューラルネットワークのエネルギー最小化原理に基づいた超並列画像理解システムのモデル化を検討している^[1]。

このような背景から、我々は、仮説検証型の画像理解を想定した初期視覚モデルを提案している^{[2][3]}。本稿では、相互結合型のニューラルネットワークを用いて中間視覚モデルを構成し、文献[2]のエッジ検出モデルに対するモデル駆動型の制御方式を明らかにする。

2.エッジ検出モデル

我々の提案しているエッジ�出モデルの構成を図1に示す。各ニューロンは、それぞれ画素に対応しており、隣接した4つのニューロンと結合を持つ。各ニューロンでは、画像の正則化処理と郡化処理を交互に繰り返すハイブリッド処理を行なう。また、ニューロン間の結合は、それぞれline processを持っており、これによってエッジを検出する（詳細は文献[2]を参照のこと）。

このハイブリッド処理の利点を以下にまとめる。

1. 郡化処理の導入によってエッジ検出のための閾値処理を必要とせず、連結性の強いエッジを容易に抽出することができる。
2. 検出エッジの抽象度を制御するパラメータが一つ（スケールパラメータ）だけなので複雑な制御を必要としない。
3. 各ニューロンのスケールパラメータはそれぞれ自律しているため、局所的な制御を可能としている。
4. スケールパラメータは他のニューロンのスケールパラメータと独自の正則化ネットワークを構成しており、補間作用を有しているため、制御位置の曖昧性を許容できる。

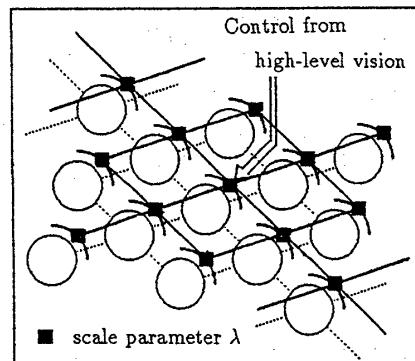


図1. 初期視覚モデルの構造 [文献[2]を参照のこと]

3.中間視覚モデル

本稿では、中間視覚としてエネルギー最小化原理に基づいた相互結合型のニューラルネットワークモデルを用いる。以下に、ネオコグニトロン^[4]と同様に特徴抽出層と位置ずれ許容層が交互に並んだモデルの構成方法を示す。

3-1.認識過程

まず、特徴の抽出では、特徴が低レベルの特徴（プリミティブ）から構成的に（論理的にはプリミティブのAND関係によって）得られる。特徴の抽出ニューロンは、プリミティブ・ニューロンとの結合係数 W としてテンプレートを持っており、このテンプレートと実際のプリミティブ・ニューロンの活性値 u_i との相関を次式に基づいて求めて活性値 u_i^t を決定する。

$$u_i^{t+1} = \text{sigmoid-1}(net_i^t) \quad (1)$$

$$net_i^t = net_i^{t-1} + \text{sigmoid-2}(DIF_i^t) \quad (2)$$

$$* \quad \text{sigmoid-1}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x/T)}$$

$$* \quad \text{sigmoid-2}(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)}$$

$$* \quad T : \text{Temperature}$$

$$DIF_i^t = \sum_j W_{ij} u_j^t - u_i^t \quad (3)$$

ここで、sigmoid-2は、ネットワークの収束度を速めるために導入した項であるが、本稿では詳細を省略する。

次に、位置ずれの吸収過程では、特徴が論理的にはプリミティブのOR関係によって得られる。この場合、その特徴の抽出ニューロンは、プリミティブ・ニューロン

Scale Control for Edge Detection using Neural Network

Naoyuki TSURUTA, Rin-ichiro TANIGUCHI, Makoto AMAMIYA
Interdisciplinary Graduate School of Engineering Science, Kyushu University

ンのうち強く活性化しているものと同等の活性値を得るように選択的に動作する。この層では、特徴の位置ずれの吸収の他に高レベルにおいては意味的に等価な特徴集合をOR概念によって抽象化することもできる。

$$DIF_i^t = \sum_j (sgn(W_{ij}) \cdot u_j^t - u_i^t) \cdot f(u_j^t) \quad (4)$$

ここで、 $f(u_j^t)$ が、選択的な動作を可能にするための項でline processや最大値検出関数などさまざまなものが考えられる。しかし、ネットワーク全体のエネルギー最小化の過程では、局所的な判断によってニューロン間の相互作用を完全に切断することはできない。したがって、本方式では論理的な項を用いずに $f(u_j) = u_j^2, u_j^4$ を用いた。

3-2. 思起過程

特徴抽出では、一般に同一のプリミティブ集合から複数の特徴が相関を計算することになる。従って、プリミティブ・ニューロンから見ると上位特徴のうち最も高い相関値を示すニューロンが選択的に相互作用の対象となる。よって、特徴抽出に対する逆向きの思起は、前述のOR接続によって得られる。この思起により、プリミティブ・ニューロンは、より大局的に得られた上位特徴の相関値と同等の活性値を得るようになるので、欠損部の活性化と雑音部の鎮静化が可能となる。

位置ずれ吸収過程に対する逆向きの思起も同様にOR接続によって得られる。ただし、思起情報を下位層の正確な位置に伝えるため、思起過程の情報を伝搬できるのは活性化しているニューロンだけである。

$$DIF_i^t = \sum_j (sgn(W_{ij}) \cdot u_j^t - u_i^t) \cdot f(u_j^t) \cdot u_j^t \quad (5)$$

認識過程と思起過程を同時に行なうニューロンは、上下層との相関値 DIF の線形和を求めてネット入力値を計算する。詳細は、文献[5]を参照のこと。

4. 初期視覚への制御

前述の中間視覚では、各ニューロンの活性値が各局所領域でボトムアップに得られるプリミティブの相関値と大局的な特徴の相関値をフィードバックしたものとの重み付き平均によって得られる。したがって、初期視覚によって欠損したプリミティブは、完全には復元することができない。そこで、思起過程でプリミティブの存在が予想される領域に対しては、初期視覚におけるスケールパラメータの再設定を必要とする。

認識過程では、大きなスケールから得られる抽象的なエッジをもとに認識をはじめ、注意を引く領域に対してスケールを小さくするトップダウン型の認識が有効である。スケールパラメータの再設定は、以下の方法で行なう。

- まず、大きなスケールで得られたエッジに対して相関の大きい最上位レベルの特徴を側抑制によって強く活性化する。側抑制の制御方法は文献[5]を参照のこと。

2. 次に、思起によって得られた最下位レベルの位置ずれ吸収ニューロンの活性値とエッジの活性値を比較する。もし、思起によって得られた特徴の活性値がそれを構成するエッジの活性値よりも大きい場合はスケールパラメータを小さくする。

実際のスケールパラメータの更新量は、次式によって得られる。ただし、 u_i^t はエッジの活性値、 u_j^t は最下位レベルの位置ずれ許容ニューロンの活性値である。

$$\lambda_i^{t+1} = \text{sigmoid-1}(net_i^t) \quad (6)$$

$$net_i^t = net_i^{t-1} + \text{sigmoid-2}(DFC_i^t) \quad (7)$$

$$DFC_i^t = \begin{cases} u_i^t - u_j^t & \text{if } u_i^t < u_j^t \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

5.まとめ

本稿では、エネルギー最小化原理に基づく画像理解を指向し、相互結合型のニューラルネットワークを用いた中間視覚モデルの構成方法を提案した。さらに、仮説検証型の画像理解を想定してハイブリッド型のエッジ検出（初期視覚）モデルに対し、中間視覚モデルからモデル駆動型の制御を行なう方式について明らかにした。これにより、データ駆動型の物体認識とモデル駆動型の制御を融合することができた。本方式は、ニューラルネットワークのエネルギー最小化原理に基づいているため、従来の論理演算型の手法とことなり、データ駆動処理とモデル駆動処理を非同期に実行することができ記号処理と信号処理の柔軟なインターフェイスを構成することができる。

今後は、我々が文献[3]で提案しているオプティカルフローの抽出モデルにも本方式を適用し、有効性を検証する。

[参考文献]

- [1]鶴田,谷口,雨宮:“PDP モデルに基づく画像理解システムの構成”, 情報処理学会全国大会講演論文集 2, pp65-66 (1991)
- [2]鶴田, 谷口, 雨宮:“群化と正則化を併用したニューラルネットによるエッジ検出”, 信学技法 AI90-48(1990.7)
- [3]鶴田, 谷口, 雨宮:“ニューラルネットワークを用いた早期処理システムによるオプティカルフローの抽出”, 計測自動制御学会第14回パターン計測部会, pp23-30 (1991)
- [4]福島邦彦著:“神経回路と情報処理”, 朝倉書店(1989)
- [5]古賀,鶴田,谷口,雨宮:“PDP モデルに基づく画像理解システム”, 本大会講演論文集