

立体視の理論とボルツマンマシンによる脳血管ステレオ画像の3次元再構成

熊本 悦子・藤井 進

脳血管ステレオ造影は、人間の目と同じ原理で小さな視差をもつ2つのX線源から同一位置のフィルムに対して血管造影を行うことにより得られるものである。この画像を、裸眼もしくはステレオスコープで立体視することにより、血管のもつ3次元情報を得ることができる。本稿では、この読影過程を相互結合型ニューラルネットワークのモデルのひとつであるボルツマンマシンと、立体視の理論を用いて表現し、左右両画像の血管影の対応探索を行う手法について紹介する。

1. 立体視の理論とニューラルネットワーク

立体視の理論は、人間が外界を3次元的に把握する原理を表したもので、両眼の視差を検出することができれば注視点からの奥行きがわかるというものである¹⁾。立体視を行う上での基本仮定は、左右画像の十分な情報をもつ画像の中から、意味のある表現素間で対応がとれ、かつその対応が以下の3つの制約を満足することである。

- 左右画像のある要素はもとの3次元形状と同じものであるときのみ整合する（適合性）
- ごくまれな例をのぞいて、左画像の一点は右画像のただ一点に整合する（一意性）
- 整合する点の視差は、画像のほぼ全域でなめらかに変化する（連続性）

この理論を用いて、左右ステレオ画像の画素の対応関係を、相互結合型のニューラルネットワークでモデル化し、ボルツマンマシン²⁾を用いて画素の対応を立体視の条件に適合する最適状態に収束させることを考える。一般にホップフィールドモデルでは更新動作によりネットワークのエネルギーを減少させる方向に働くが、初期値により局所解に陥る可能性をもつ。ボルツマンマシンでは、ネットワークの各ユニットが次の状態を求める際の動作を確率的にすることで、エネルギーが増加する状態への遷移も可能とする。

2. ネットワークの構成と最適化

本稿で対象とする画像は、脳血管造影より心線を抽出し、これに原画像の濃度値を設定したものであり、以下心線画像とよぶ。この画像より、左右画像の画素の対応関係を、二進法で表される閾値をもつユニットから成るMcCulloch-Pittsのモデルによるニューラルネットワークで表現し、対応探索を行う。

はじめに、左右画像の心線上の画素について、対応し得るすべての画素対を対応候補とし、それぞれをユニットとして設定する。各ユニットの取り得る値は0または1とし、初期値として1を与える。各画素間の対応条件として以下の3つを考える。

1. 対応候補は濃度値のある画素同士に限定する（適合性）
2. 左右のエピポーラライン上に現れる平面を探索平面とし、この平面上の対応のみを初期ユニットとして設定する（走査線整合）。立体視における左右画像間の対応点探索は左右エピポーラライン上の画素間の対応探索に分解して考えることができる
3. ステレオ画像の撮像条件を考慮した最大視差を設定し、この範囲内で対応候補ユニットを探索する（最大視差の限定）。これにより、ユニット数の増大を抑えることができる

図1(a)にモデル画像を示す。画素 PL_1 と画素 PR_1 の対応関係はユニット U^0 、画素 PL_1 と画素 PR_2 の対応関係はユニット U^1 として設定される。最大視差の限定により対応候補とはならなかったユニットを破線で示す。

つぎに、ユニット間に位置関係に基づく結合荷重を設定する。ここでは、興奮性の正の荷重として連続性を、抑制性の負の荷重として一意性を考慮する。連続性から、整合する点の視差は、画像のほとんど全域でなめらかに変化するとし、座標の近い位置にある画素で構成されるユニット間の結合荷重を正(W^+)とする。立体視の基本仮定に基づく一意性から、更新対象ユニットが1であるとき、同一平面内でそのユニットに含まれる画素を要素とするユニッ

神戸大学工学部情報知能工学科 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町1-1)
E-mail: kuma@cs.kobe-u.ac.jp

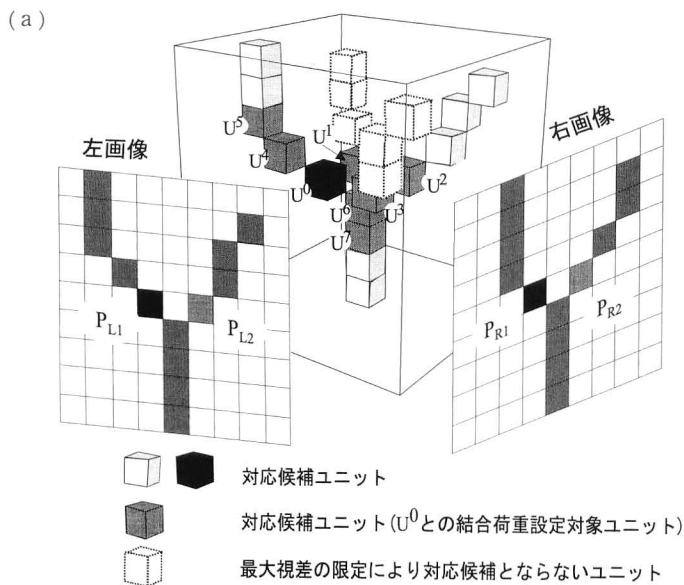


図1 ネットワークの構成原理図。(a) モデル画像とユニットの設定、(b) ユニット U^0 への結合荷重。

トとの結合荷重を負 (W^-) とする。血管が水平にのびている場合や、2本の血管がねじれの関係にあるなどの場合には一意性が成立しないため例外処理を行う。図1(b)に、ユニット U^0 への結合荷重を示す。

以上の手法により初期設定を行ったネットワークの状態を更新し、立体視の制約規制を満たす最適な状態に収束させる。ボルツマンマシンでは、各ユニットの入力の総和 u_i から次の新しい状態を求める際、次式の確率で新しい状態を1に設定する。

$$p(n_i=1) = \frac{1}{1 + \exp\left(-\frac{u_i}{t}\right)}$$

ここで、 t はネットワークの温度であり、反復回数が増大するとともに低下するよう、 $t = t_0 / (1+i)$ なるクーリングスケジュールを用いた。 t_0 は初期温度である。

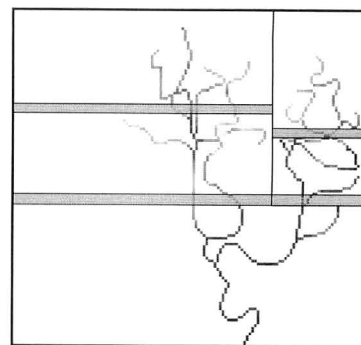


図2 領域分割した心線画像 (左画像のみ)。灰色の部分は重複部分。

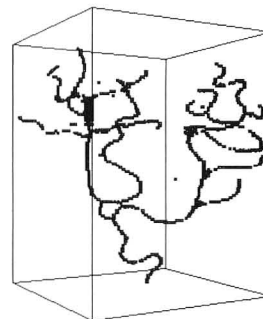


図3 処理結果。ネットワークの最適化により値が1となったユニット。

3. 処理結果

対応探索の効率を上げるために、図2のように心線画像を小領域に分割し、ネットワークを構成し対応探索を行う。図中、灰色の部分では、分割した画像間にまたがる血管の対応関係が失われないう、領域を重複させている。この画像に対し、ネットワークの構成、最適化を行うことにより得られた結果を図3に示す。

この手法では、左右各画像のエピポーラライン上の点が水平に連続して並んでいるかどうか、また初期ユニットを構成した後、ユニット間の接続関係を対象ユニットの近傍でのみ探索するといった単純な解析のみで左右の血管の対応探索をすることが可能である。複雑な構造解析を行う必要がない点で、構造の入り組んだ脳血管画像の左右対応付けに有効な手法であると考えられる。

文 献

- 1) デビッド・マー：ビジョン—視覚の計算理論と脳内表現— (産業図書, 1987)。
- 2) D. H. Ackley, G. E. Hinton and T. J. Sejnowski: "A learning algorithm for Boltzmann machines," *Cognit. Sci.*, **9** (1985) 147-169.

(2000年1月18日受理)