

Pattern Recognition for Sequential Stereo Vision

4 A B - 2

富山 純一 北添徹郎 吉富康成 立辺義広  
宮崎大学 工学部 情報工学科

1 序論

立体知覚は右目と左目に入った膨大な二次元的情報を融合して神経回路が三次元的な景色として立体的に認識する事である。左目と右目の情報は大部分似ているが同じではなく、奥行きに応じた視差のずれが生じる。これは座標  $(u, v)$  におけるずれ  $(a, b)$  の類似度が  $S_{ab}^{uv}$  として表され [1]、データとして入力されると考えられる。神経回路はこれらの変数に対応する神経活性度によって各点のずれ情報を処理し、正しいずれは勝ち残り、間違っただれは負けて、立体知覚を獲得する。近年、Reinman and Harken(1994)の研究が注目されたが、彼らの方程式が2つの安定な解を持ち、不要な解を出力するおそれがあることから、吉富他(1996)はポテンシャルとして三次項を持った方程式を研究した。

$$\dot{\xi}_{ab}^{uv}(t) = -\frac{\partial U}{\partial \xi_{ab}^{uv}(t)} \quad (1)$$

$$U(\xi_{ab}^{uv}(t)) = \frac{\alpha}{2} \xi_{ab}^{uv}(t)^2 - \frac{E}{3} \xi_{ab}^{uv}(t)^3 + \frac{C}{4} \xi_{ab}^{uv}(t)^4 \quad (2)$$

$$\alpha = -\lambda_{ab}^{uv} + (B + C) \sum_{a'b'} \xi_{a'b'}^{u'v'}(t)^2 - D \sum_{u'v'} \xi_{ab}^{u'v'}(t)^2 \quad (3)$$

ここで式(3)で表される $\alpha$ の第一項は入力の項である。第二項は競合効果を、第三項は協調の効果を示す。さらに(2)に表されるポテンシャルの第二項はこの式の対称性を壊すために加えたものである。B, C, D, Eは正の定数である。 $\sum_{a'b'}$ はDisparity Search Area(DSA)<sup>1)</sup>の範囲内での和を表す。 $\sum_{u'v'}$ はCooperation Area(CA)<sup>1)</sup>の範囲内での和を表す。図1にUの典型的な二つの例を示す。 $\alpha > 0$ では、 $\xi \rightarrow 0$  となって敗者となり、 $\alpha < 0$ では三次項の導入により、左右の対称性を破り、一つの最小値に落ち(適当なアニーリングのもとで)勝者となって解の唯一性が保たれる。

しかしながら動的な環境下では立体認知の問題は簡単ではない。第一に、静的な場合には、入力情報は初期値として与えればよかったが、動的な場合は入力が時間的に変化し、それを順次処理する必要があることから、入力変数と内部変数をはっきり分離する必要がある。第二に、動的な場合はずれ情報が時間的に変化することから、ある時点で勝者となった神経素子は次に敗者となり、また敗者は勝者となってゆく。しかしながら(1)~(3)式のような競合と協調の回路ではよく知られているように、勝者は安定しており、少しの条件の悪化ではなかなか敗者にはならない。我々は、第一の問題の解決のために、 $\xi_{ab}^{uv}$ を内部変数とし、 $\lambda_{ab}^{uv}$ は類似度の平均値からの偏差を表し [1]、入力変数とした。また第二の問題の解決のためにパラメータ、B, C, D, Eの設定を根本的に見直すとともに、適当なアニーリングを行なった。

2 シミュレーション

本研究では簡単のため次元のステレオビジョンについてシミュレートを行なった。それに伴い、 $\xi_{ab}^{uv}, \lambda_{ab}^{uv}$ はそれぞれ $\xi_{ab}^{uv}, \lambda_{ab}^{uv}$

と表された。連続する画像情報として簡単のため二つの画像を用いた。最初の画像の奥行きを知覚した後、次に奥行きが違う画像を入力した。最初に知覚する画像として次の50個ランダムドットを用いた。

左目 (1から50番)  
010100001110110001110100110001100110011100111100101  
右目 (1から50番)

01010000111011000111010100110001110011100111100101  
上記の右目の画像は左目のランダムドットに対して21番目から30番目を23番目から32番目のドットへと2だけずらしたものである。また2番目に入力する画像として左目は上記と同じで、右目は左目のランダムドットの21番目から30番目を19番目から28番目にへと-2だけずらしたものをを用いた。本研究では $\alpha$ は-9から9までとし、方程式(1)(2)(3)のパラメータB, C, D, Eはそれぞれ0.000001, 0.00025, 0.0001, 0.01とした。図2に2番目の奥行き知覚をした時の活性度の時間的変化を表す。さらに下の平面の線は等高線を示す。図2をみれば分かるように最初興奮していた奥行き2に対応する両眼性神経の活性度が減少していき、新たに奥行き-2に対応する両眼性神経の活性度が高くなった。つまり奥行きを知覚する神経が移った。図3、図4に各々一番目の入力で興奮した両眼性神経と二番目の入力で初めて興奮した両眼性神経のポテンシャル、 $\alpha$ 、入力項、競合項、協調項、の時間的変化を示す。

先の勝者の協調項の急激な増加に伴い、 $\alpha$ の値は増加した。引続き潜伏期の後に競合項の増加に伴い $\alpha$ の値は増加した。左上図は $\alpha$ の値の変化の特徴的時刻でのポテンシャルの図を示している。ポテンシャルの形は変化しており、矢印で指された $\xi$ の位置から状態相転移が生じている事がわかる。(図3) 図3に示した先の勝者が負け始めるのに伴い、図4に示したように新たな勝者が生じた。ここでも同様に状態相転移が見られた。

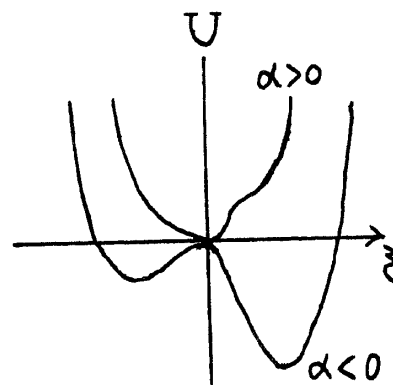


図1:  $\alpha$ とポテンシャルの関係

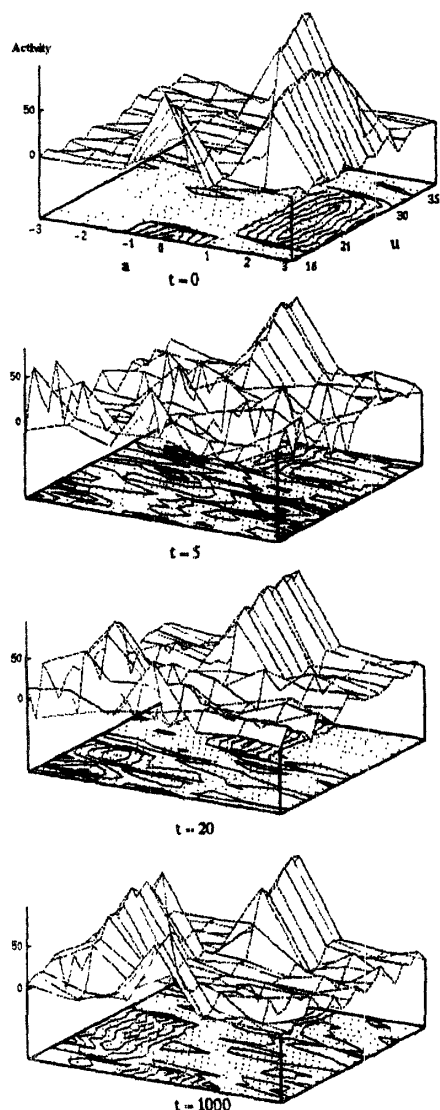


図 2: 活性度の時間的変化

### 3 結論

改良されたパターン認知方程式により、入力信号が変化したときの立体知覚のシミュレーションを行ない、奥行き移動の認識の過程において両眼性神経の状態相転移が生じていく過程を明らかにする事ができた。

### 参考文献

- [1] D.Reinman, H.Haken: Stereo vision by self-organization: *Biol.Cybern.*71,17-26 (1994)
- [2] Y.Yoshitomi, T.Kanda and T.Kitazoe, "Neural Nets Pattern Recognition Equation for Stereo Vision", 日本神経回路学会第 7 回全国大会講演論文集, 295-296(1996)

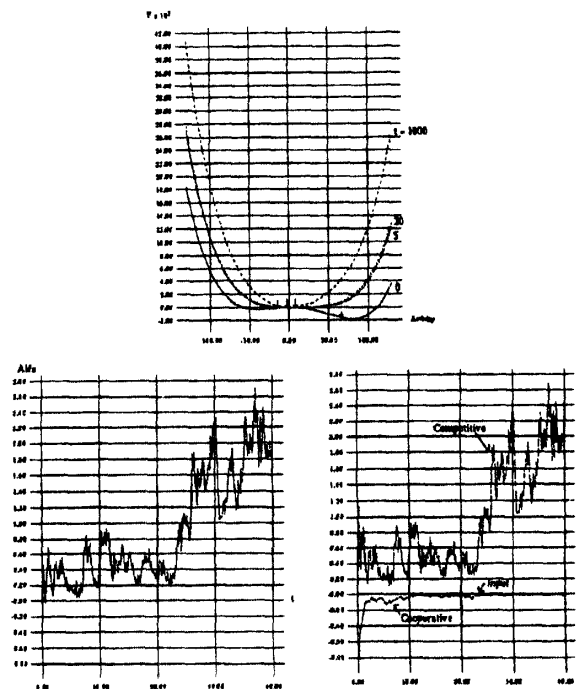


図 3: 先の勝者の負けていく過程。左上図:ポテンシャル。右上図:  $\alpha$ 。下図:  $\alpha$  の中の入力項、競合項、協調項の値

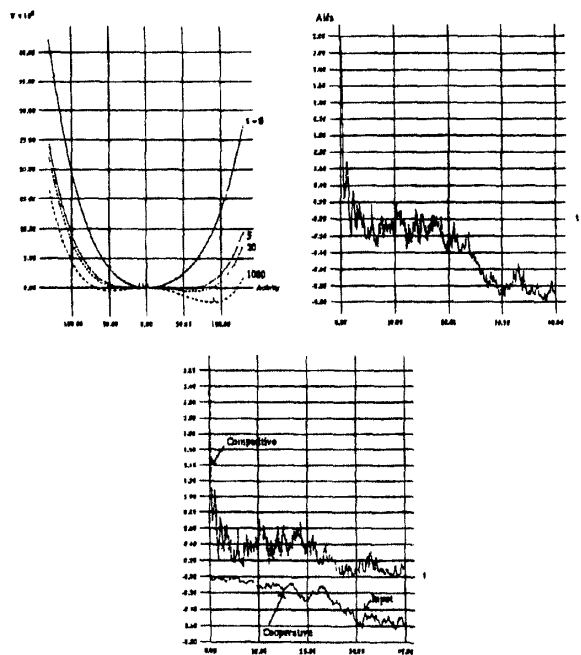


図 4: 新たな勝者の生まれる過程。左上図:ポテンシャル。右上図:  $\alpha$ 。下図:  $\alpha$  の中の入力項、競合項、協調項の値