

# 4C-7 複素バックプロパゲーションネットワークによる オプティカルフローの解釈(2)\*

飯島 祐子<sup>†</sup>, 関 将俊<sup>††</sup>, 宮内 ミナミ<sup>†</sup>, 宮内 新<sup>‡</sup>,  
産能大学 武蔵工業大学

## 1 はじめに

コンピュータビジョンにおいて、オプティカルフローを解釈し、運動を推定することは、重要な課題である。著者らは、複素バックプロパゲーション学習を行なうニューラルネットワークを用いて、オプティカルフローを解釈し二次元の運動パラメタを得る動き解釈ネットと、多様なフローパターンに対応するための正規化ネットを提案し、正規化能力をもつ動き解釈ネットを実現した[2],[3]。本稿では、1. 出力関数の比較検討。2. ノイズを重畳したテストパターンでの解釈。3. 実画像への適用について実験を行ったので報告する。

## 2 複素バックプロパゲーション学習を用いたオプティカルフローの解釈

### • 複素バックプロパゲーション学習

複素バックプロパゲーション学習は、新田ら[1]が、従来のニューラルネットワークの結合の重みと各ユニットのしきい値を、複素数に拡張したもので、図形変換能力があることが知られている。

### • 動き解釈ネット

動き解釈ネットの構成を図1に示す。入力するオプティカルフローは、運動が、画面の中央で画面全体に起こっていることを前提としている。

**入力層** 各ユニットへの入力は、オプティカルフローの各ベクトルに対応した複素数とする。計算機によるシミュレーションでは、25(=5×5)のユニットを用いた。

**出力層** 画面に平行な移動成分(dx, dy), 拡大、縮小成分dz, 画面に平行な回転成分ω<sub>z</sub>の組(dz, ω<sub>z</sub>)に対応した複素数を出力する2ユニットを用いる。

**中間層** 中間層は一層とし、ユニット数16。

### • 正規化ネット

正規化ネットは、複素バックプロパゲーション学習の持つ図形変換能力を利用し、各ベクトルの始点と終点を学

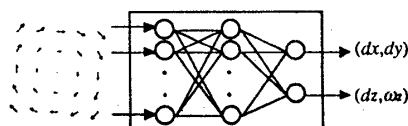


図1: 動き解釈ネットの構成

習して、任意の大きさ、形状のフローや、一部分でしか求まっていないフローをn×nのオプティカルフローに正規化する。

基本的な運動を学習させた動き解釈ネットに、テストパターンを与え実験したところパターンにより不均一性はあるが、4%程度の誤差で、ほぼ期待する出力に近い値を出力した。

## 3 実験

### 3.1 出力関数の検討

複素バックプロパゲーションネットワークでは、各ユニットの出力関数として、sigmoid関数を使用している[1]。(参照(1))

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} + \frac{1}{1 + \exp(-y)} \cdot i \quad (1)$$

$(z = x + y \cdot i)$

本稿では、出力関数として、threshold logic (参照(2),(3))を用いることにより、各ユニット間での値の受け渡しで、誤差が減ると考え、sigmoid関数を用いる場合[3]との汎化能力の比較を行なう。

$$f(z) = g(x) + g(y) \cdot i, \quad (z = x + y \cdot i) \quad (2)$$

$$g(x) = \begin{cases} 0 & x \leq 0 \\ ax & 0 < x \leq 1 \\ 1 & x > 1 \end{cases}, \quad (a: \text{定数} > 0) \quad (3)$$

大きさや、形状のことなるパターンおよび、複数の動きを含むパターンについて、実験を行なう。実験結果の一例を、図2に示す。a)は正規化前のフロー、a1)はsigmoid関数の解釈結果、a2)はthreshold logicの解釈結果である。b)はsigmoid関数の正規化後の解釈結果、c)はthreshold logicの正規化後の解釈結果を示す。

図2より、解釈ネットおよび、正規化ネットにおける出力関数は、threshold logicの方がより期待する出力に近い値を示すことがわかる。

\*" Interpretation of Optical Flow through Complex Back Propagation Network(2)" by Yuko IJIMA<sup>†</sup>, Masatoshi SEKI<sup>††</sup>, Minami MIYAUCHI<sup>†</sup>, Arata MIYAUCHI<sup>†</sup>,

<sup>†</sup>Sanno College

<sup>††</sup>産能大学, 現在, 東芝メディカルエンジニアリング(株)

Sanno College, now Toshiba Medical Engineering Co.

<sup>‡</sup>Musashi Institute of Technology

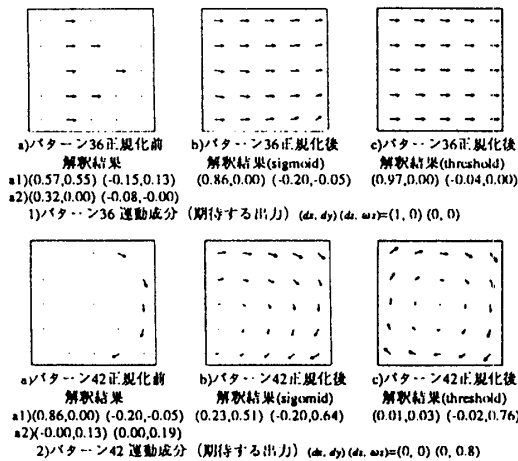


図 2: 実験結果の例

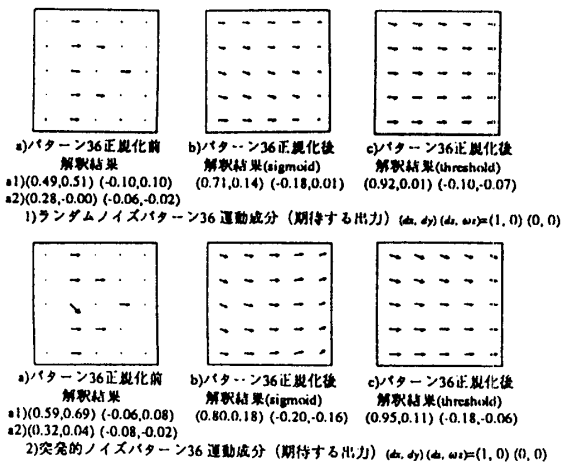


図 3: 実験結果の例 (ノイズ重畳パターン)

### 3.2 ノイズパターンでの実験

前実験で用いたパターンに、1) ランダムノイズを重畳したパターンと、2) 突発的なノイズを一部にのせたパターンを用いて、実験を行なう。実験結果の一例を、図 2 と同様の方法で、図 3 に示す。

図 3 より、ノイズを重畳したパターンに対しても正規化能力を持つ解釈ネットより、ほぼ期待どおりの出力が得られた。

### 3.3 実画像での実験

時系列画像から、抽出したオプティカルフローを用いて、実験を行なう。図 4(a) に、用いた画像の例 (一部) を示す。(b)40×40 のフローと、(c)10×10 のフローを、正規化したパターンと解釈結果を (d) に示す。

解釈結果は、threshold logic によるものである。(b)40×40 のフローの正規化は、sigmoid 関数を用いた場合、ループ 3000 回で、収束しなかった。

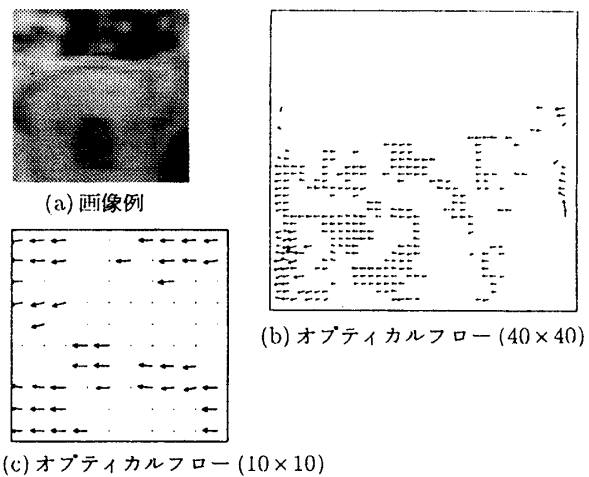


図 4: 解釈結果例

## 4 むすび

本研究では、先に提案した動き解釈ネットの実画像への適用を検討した。まず、ノイズを重畳したテストパターンについての実験を行ない、良好な結果を得た。さらに、複素バックプロパゲーションネットワークにおける各ユニットの出力関数を sigmoid 関数から、threshold logic にすることにより、汎化能力の向上をはかった。テストパターンでは、threshold logic を用いることにより、一層正確な出力が得られたが、ノイズ重畳パターン、及び実画像では、さほど改良されなかった。現在、threshold logic の係数等に関して、さらに検討すると共に、様々な画像での実験を行なっている。また、他のオプティカルフローの解釈方法と、本方法との比較を行なう予定である。

## 参考文献

- [1] 新田 徹、古谷 立美: 複素バックプロパゲーション学習, 情報処理学会論文誌, Vol32 No10 (1991).
- [2] 関 将俊 他: ニューラルネットワークの学習によるオプティカルフローの解釈, 画像電子学会年次大会予稿集 (1992).
- [3] M.Miyauchi et'al: "Interpretation of Optical Flow through Neural Network Learning". IAPR Workshop on Machine Vision Applications (1992).