

バックプロパゲーションを利用したステレオマッチング

2E-3

†杉山昭洋 ‡大谷仁志 ‡高地伸夫 ‡大友文夫 †小宮康治

†株式会社トプコン 情報システムG

‡株式会社トプコン 研究所

1. はじめに

我々は、多様な画像に対し、汎用的なステレオマッチングを行うために、ニューラルネットワークを利用する事を検討してきた。本稿では、ニューラルネットワークとして、強力な学習機能を持つバックプロパゲーション¹⁾を利用したマッチング方法について説明し、併せて実際のステレオ画像に適用した結果を、面積相関のそれと比較して述べる。

2. システム構成

今回使用したシステムについて説明する。バックプロパゲーションを利用したマッチング方法は、EWS (A S 3 2 6 0 C) 上に、C言語により構築されている。

本手法の適用の対象となるステレオ画像は、カメラにより撮影した写真を、イメージスキャナーにより 512X 400 画素、白黒 256階調で計算機に入力したものである。

バックプロパゲーションの構成を図1に示す。各画素の濃淡値を入力値として受入れる入力層、次に隠れ層、マッチング対応点か否かを判定する出力層の3層ネットワークを採用した。各々ユニット数は、入力層49個、隠れ層4-10個、出力層 2個である。学習時の重み変化の際に使用される学習定数 η と安定定数 α は、経験的に決めて、 $\eta=0.4$ 、 $\alpha=0.6$ とした。

学習データとして左画像中から、「対象」出力ユニットの興奮用にマッチング対象領域（図2中A部）を、その領域に近接する領域（図2中B部）を「非対象」出力ユニットの興奮用に割当てた。このことにより、差異がはっきりしているデータ間には、大まかな特徴の線引きを、差異のはっきりしていないデータ間では、細かい点に留意したきびしい特徴の線引きをする学習が期待できる。

マッチング手順は、次の通りである。

- [1] エピポーラーラインを指定する。以下マッチング作業は、このライン上で行うものとする。
- [2] 左画像中に任意の点を指定（図2中A部）し、その点を中心とする 7X 7 画素をマッチング対象領域とする。
- [3] 右画像中に探索領域を指定（図2中C部）する。
- [4] 学習を実行する。

[5] 探索領域の 7X 7 画素の画像データを、順に読み込み「対象」出力ユニットの反応を記録する。

[6] 「対象」出力ユニットの最大反応点を対応点とする。

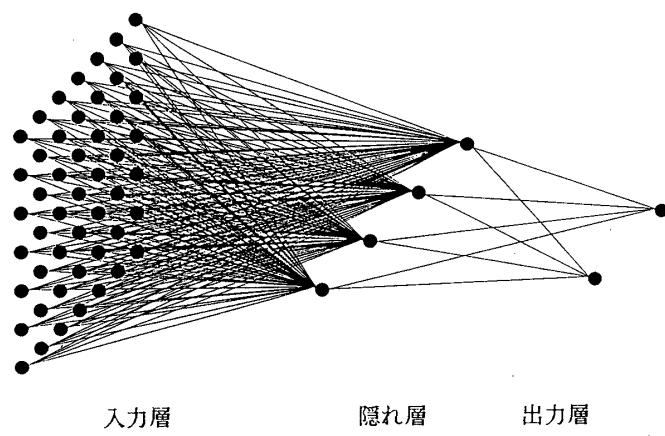


図1 バックプロパゲーションの構成

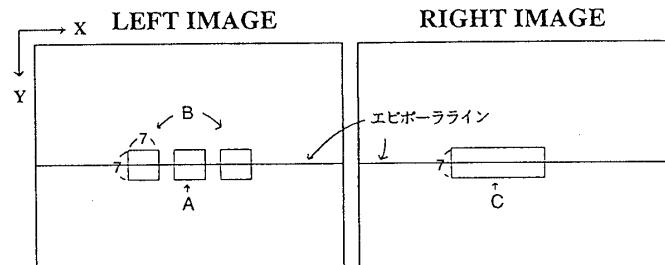


図2 「対象」、「非対象」「探索」領域の指定

3. 評価結果

3. 1 学習

評価画像として4対のステレオ画像を用意し、特徴の少ない領域も含む約100地点でマッチングの評価を行った。全ての地点で、学習は隠れユニット数に依存せず収束した。学習回数については、これまでの報告²⁾同様、隠れユニット数に依存するが、調べたユニット数では全て500回以内で収束した。（尚、収束の閾値は出力の二乗誤差和 = 10^{-2} とした）。比較をするため、面積相関法を用いてのステレオマッチングも同時に行つた。

3.2 同一画像でのマッチング

バックプロパゲーション利用によるマッチング方法、面積相関法利用によるマッチング方法（それ以後、B P法、面積相関法と略す）の反応の特徴を良く表している例として、左右同一画像への適用結果を表1に示す。対応点は、左右共に $X=260$ である。両方法のマッチングは共に正解であるが、面積相関法のなだらかな反応に比べ、B P法は線スペクトル状の激しい反応を示す。B P法の反応は、他のステレオ画像についても同様な傾向を示した。この性質を利用することにより、はっきりしたステレオ画像の対応づけが期待できる。

3.3 特徴の多いステレオ画像でのマッチング

一般的に、特徴的な濃淡の起伏を含む領域については、両方法ともマッチング正解率は高い。反応地点もほぼ同様であるが、しばしば B P法は面積相関法に比べ多数の高反応点を示す。「対象」領域、「非対象」領域の特徴の差が大きいため、学習による特徴の線引きが大まかになり、似ている領域に反応しやすくなっているためであると考えられる。これを防ぐためには、学習をきびしく行う様に「非対象」領域データを与える必要がある。我々は次の2つの方法を採用しマッチングの評価・検討をしている。

I 「非対象」領域の数を近接の2つだけでなく、やや離れた地点も含めて学習する。

II 少数の「非対象」領域を用いた学習による対応点探索を、まず左画像自身に対して行い、「対象」領域に良く似た領域を自分の中から探し出し、次ぎにそれらの領域と少数の「非対象」領域を用いて再学習する。

6～14個程度の「非対象」領域を用いて学習したところ、不要な反応を抑えることができ、I の方法の有効性を確認した。少数データ学習、多数データ学習それぞれの反応を、表2に示す。II については現在検討中で、I の結果にもとづき評価を開始する予定である。2段の学習を実行するという時間の問題はあるが、効果的な学習の実行という点で期待が持てる。

3.4 特徴の少ないステレオ画像でのマッチング

図3に示すような、濃淡の特徴の少ない領域への適用結果を表3に示す。面積相関法が探索領域の濃淡同様、なだらかな反応を示すのに対し、B P法は線スペクトル的に選択的に反応している。今回の評価対象において、このような濃淡の特徴の少ない領域でのB P法のマッチング正解率は、面積相関法のそれを若干上回った。これらの領域での学習データは、差異のはっきりしない、似ているデータになる。それ故、学習による特徴の線引きもそれなりにきびしくなり、マッチング正解率の向上に寄与したと考えられる。

4. むすび

以上、バックプロパゲーションを利用したステレオマッチングについて説明し、実際のステレオ画像への適用評価を述べた。今回得られたB P法に関する知見は以下の通りである。

- ①マッチング反応が線スペクトル的であり、マッチング点を特定し易い。
- ②「非対象」領域の学習データの適切な選択により、効果的な学習ができ、不要な反応を抑えることができる。
- ③「対象」、「非対象」領域に大きな差異がない画像では、細かい点に留意したきびしい特徴の線引きをする学習ができる、面積相関法のマッチング正解率をやや上回る結果を得た。

今後、更に適切な学習データの選択方法の開発や、面積相関法との組合せシステムの開発が必要であろう。

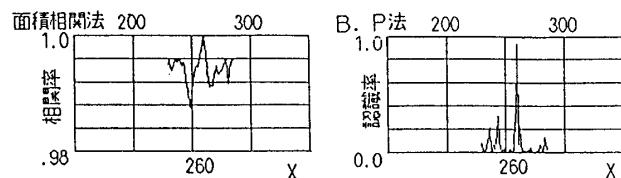


表1 左右同一画像での両方法の反応傾向（正解260）

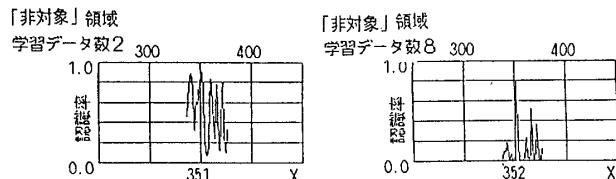


表2 学習に用いる「非対象」領域数と反応の違い（正解 352付近）

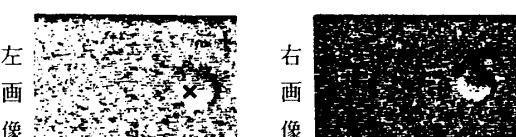


図3 特徴の少ないステレオ画像例（図中×は、左画像上でのマッチング対象点を示す）

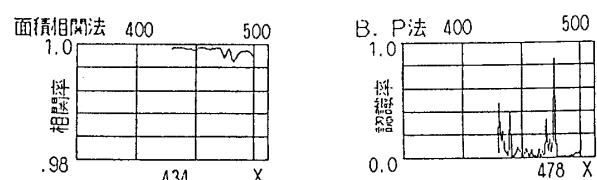


表3 図3のステレオ画像における両方法の反応（正解 478 付近）

5. 参考文献

- 1) D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams : Learning Representations by Back-Propagating Errors, Nature 323, 533-536, 1986.
- 2) 平岩：再帰型バックプロパゲーションネットワークの学習について，MBE-60.