17 可視化画像の処理に

ニューラルネットワークを使う試み

.... 二値化処理手法の選択

株式会社 花王
大阪府立大学工学部
大阪府立大学工学部

杉井 康彦○
奥野 武俊
西尾 茂

Using A Neural Network System for Image Processing

Y. Sugii*, T. Okuno** and S. Nishio**

It is very difficult to choose a image processing method for obtaining a suitable image according to the image measurement techniques, such as the so-called correlation method, the FFT method, the tracer tracking method and so on. The neural network system has tried to use for selection of the image processing method for the tracer image correlation analysis. The developed system is very effective even with few parameters of the image data.

1. はじめに

流れの可視化技術は、従来から流場の定性的な特徴を観察するためによく用いられてきたが、近年可視化画像から流速、温度などの物理量を定量的に抽出する、いわゆる画像計測を行うために実施されることも多くなってきた。画像計測に用いる画像には、そのために使われる解析手法に適したものであることが重要であるが、常に最適な可視化画像が得られるとは限らない。一般には、得られた画像に前処理と呼ばれる画像処理を行い、画質を改善したり、解析に必要なデータを整えたりすることがよく行われるが、そのための画像処理手法の選択に当たっては、かなりの知識と経験を必要とする。

本研究では、粒子トレーサー法による可視化画像に前処理を行い、画像計測に適した画像を得るために、どのような画像処理手法を選択すべきかをニューラルネットワークを使ったシステムで学習、判断させる試みを行ったものである。

2. 可視化画像と画像計測

これまでに開発されている粒子トレーサーを用いた流場の画像計測手法には、パターン相関法¹⁾、二値化相関法(粒子像相関法)²⁾、時空間微分法³⁾、粒子追跡法⁴⁾などをあげることができるが、それらの使用に当たってはそれぞれの手法に適した画像を得ることが重要である。例えば、パターン相関法では、原理的にトレーサー粒子の大きさや数に左右されることは無いが、粒子像相関法では粒子の数は適当に少ないほうがよい。また、粒子追跡法の場合は粒子数が多くなると解析できなくなること知られている。したがって、画像計測に当たってはその原理をよく理解したうえで、トレーサーの種類や、可視化法を選

* Kao Corporation

** University of Osaka Prefecture

択し、解析に必要な可視化画像を得ることが何よりも重要とされている⁵⁾。

しかしながら、画像計測手法に依存する適切な可視化画像を得るためには、トレーサ粒子の大きさや数をはじめ、可視化画像を撮影する際のレンズの種類、絞り、照明法などについて、かなりの知識と経験を必要とすることが多い。このことは画像計測を行う際の難しさの一つにもなっている。

一方、最近さかんに開発されている種々の画像処理手法を適当に使えば、画質を改善できる事が多いので、得られている画像に適当な処理を施すことによって、画像計測法に適した画像を得ることも可能と思われる。すなわち、画像計測のための解析を行う前に、画像データを整えることにより、それぞれの解析に適した画像を得る、いわゆる前処理を行うのである。しかしながら、これまでに開発されている画像処理手法の数は非常に膨大で、使うべき手法は処理すべき画像の特徴と、処理後にどのような画像を得ようとしているかによって様々な組み合わせが考えられるので、その選択にはやはりかなりの知識と経験が必要となる。

ここでは、使うべき画像計測法が決まっていると仮定して2値化画像を得ることを目的とし、そのための最適な画像処理手法の選択に、ニューラルネットワークを使うことを試みた。すなわち、画像計測手法には粒子像相関法を使うものとして、複数の処理手順の中から、可視化によって得られた画像の特徴に応じた適当な手法の判断を行った。

3. 画像処理手法と解析システム

ここで用いたハードウェア構成は、Fig.1に示すので、CCDカメラやビデオデッキからのVIDEO信号を画像処理アーキテクチャ(EZEL HRU-TAICH IV80, Human Recognition Unit-Transducer for Analysis and Interpolation of Character and Image)へ入力し、ここで画像の特徴抽出や画像処理を高速で実行するものである。全体のシステムを制御するホストコンピュータ(PC9801RX)は、画像処理専用機TAICHIに処理コマンドを送って種々の画像処理を行うと同時にその処理結果を受け取って目的のシステムを統括するようになっている。

可視化によって得られている画像を2値化する前に行う画像処理として、一種の低域および高域フィルターを考え、2値化の際の閾値の決定にはいわゆる判別分析法を使うものとする。またその際に用いるヒストグラムには、画像全体から得られるヒストグラムを使う場合と、粒子のエッジ部分のヒストグラムを併用する場合のどちらかを考える。また得られた2値化画像が画像計測に適しているかどうかを判断する際の、画像の特徴量としては、ラベル数(画像中の連続した図形をそれぞれグループ分けして、番号を付ける、いわゆるラベリングを行い、その数を求める)、粒子の総面積(2値画像の輝度値が255の画素数)、円度($=4\pi \times \text{面積} / (\text{周囲長})^2$)の3つを考えるものとした。

Fig.1 Schematic diagram of system

このように、3つのパラメタのみのを考えたとしても、使用できる画像処理手法のすべての組み合わせを考えると、かなり膨大になるので、若干の予備調査の結果、ここではFig.2に示すような3つの解析手順のみを考えることとした。これは、後述するように処理手法の数を増やすことや、画像の特徴量を表すパラメタの数を増やすことは原理的に可能であるものの、少ないパラメタでどの程度の認識と判断が可能かを調べることも本研究の目的の一つとしているためである。

4. ニューラルネットワークによる学習と認識

このようなシステムの最も理想的な形は、輝度の濃淡分布を有するオリジナル画像（一般には256階調）から画像の特徴量を抽出し、そのデータを使って適当な画像処理手法を選択することと思われるが、階調を持った画像に対する特徴量抽出にはかなりのメモリ容量と時間を要するため、現実的に使えるパラメタは非常に限られており、また、適当な特徴量が得られたとしても、そのパラメタと処理手法、処理結果などの関係は非常に複雑で、この種のエキスパートシステム開発のためのルール作りはかなり大変と思われる。

従来から、2値化された画像に対しては画像の特徴量を表す様々なパラメタが考えられており、これらの値と画像処理手法との関係もよく調べられているので、ここでは前述したように、2値化された画像に対する特徴量パラメタを使うことにし、さらに解析に必要な画像データと画像処理との関係などが現状では明確になっていないことも考慮して、得られた画像を評価するためのルールをプログラムする必要のない、ニューラルネットワークシステムを使うことにした。本研究で用いたニューラルネットワークは、いわゆるバックプロパゲーション法と呼ばれるもので、入力層、中間層、出力層の3層構造になっており、入力層に10、

Fig.2 Image processing procedures.

Fig.3 Flow chart of neural network.

中間層に30, 出力層には3のニューロンを配している。画像の2値化手法には前述した3つの手順を考え, それらの手法によって得られた2値画像から, ラベル数, 面積, 円度を求め, これをニューラルネットワークの入力にして, どの手法が適当かを学習させ, その後にある画像が与えられた場合にどの手法が有効かを判断させた。本システムの流れはFig.3に示してあるように, まず予め決められている画像処理を行って, その中から画像計測に適切なものを判断させるものであり, 簡易システムと言えるものである。

Fig.4~6は, 使った粒子画像の例で, Fig.4はライティングが悪いために背景なども一緒に写り, いわゆる画像ノイズが多い場合で, この場合はメディアンフィルタなどを使うのがよく, Fig.5はコントラストの悪い画像しか得られなかった場合で粒子が鮮明でない。この場合は画像を微分することにより画像を先鋭化して, 2値化のための閾値の決定にも微分した画像を併用する手法が有効である。また, Fig.6のように最初から2値化されたような画像が得られている場合には, 特別な前処理をする必要のない場合もある。ここでは, 最低4~5枚程度の画像によって学習することにより, どのようなに対しても, 人間が判断するのと同じ認識結果を示した。非常に少ないパターンによる学習でもよい結果を示したのは, 用途を画像計測に使う粒子画像の2値化という問題に限ったためと思われる。

Fig.4 Image example 1.

Fig.5 Image example 2.

Fig.6 Image example 3.

5. おわりに

粒子像相関法による画像計測を行うための画像を得ることを一つの目的にして, 可視化によって得られた画像に施す2値化処理手法の選択にニューラルネットワークを使う試みを行った。その結果, 画像の特徴を表現するパラメタ数が少ない場合でも非常に有効であることが分かった。今後の課題としては, 与えられた画像データのみから, 処理手法の組合せを自ら考えることのできるシステムの開発が望まれる。最後に, HUR-TAICHIの使用に当たってご配慮いただいたイーゼル欄に感謝する。

参考文献

- 1) 木村 一郎 外: 流れの可視化, Vol.6, No.22(1986)
- 2) 植村 知正 外: 流れの可視化, Vol.7, Supp.(1987)
- 3) 安藤 繁 : 計測自動制御学会論文集, Vol.22, No.12(1986)
- 4) 笠木 伸英 外: 流れの可視化, Vol.7, Supp.(1987)
- 5) 奥野武俊: 造船学会誌, No.716(1989)