

## (72) 画像処理を用いた岩盤節理の抽出

福井大学工学部 正会員 福井卓雄  
福井大学大学院 学生員 ○ 中岡紀朝

### Searching Rock Joints and Cracks by Neural Image Processing

Takuo FUKUI, Fukui University  
Noriasa NAKAOKA, Fukui University

#### Abstract

This paper is concerned with an application of the neural image processing technique to search discontinuities such as joint and crack on a digital full color image of rock surface. The backpropagation neural network with three layers is used to recognize joints, cracks, plain rock surface, and others. Input data contains  $3 \times 3$  or  $5 \times 5$  pixels centered by the test pixel, which gives additional data to recognize the pattern of discontinuity as well as the pixel color. The output data are recorded as gray scale images, and then reduced into binary images by appropriate threshold value. The result images show clear patterns of discontinuity in rock, and give an assurance of the applicability of this method to search discontinuities in the geological surveying.

## 1 はじめに

岩盤調査において岩盤中に存在する節理あるいはひび割れの大きさ、方向、分布を把握すること、すなわち、岩盤の不連続特性を的確に把握することはもっとも基本的な要件である。本研究では、岩盤表面を撮影して得られたデジタル画像を用いて岩盤中の節理を機械的に抽出する手法の開発を試みた。画像処理過程においては、岩盤表面に存在する節理やクラックなどの割れ目を判別する手法としてニューラルネットワークを利用した。これによって、画像処理の知識がなくても運用できる岩盤調査システムを構成することが可能である。

近年、デジタル機器、とくに小型計算機の急速な発達により、種々の分野においてデジタル画像が利用されるようになってきている。岩盤調査の分野においても、ボアホール孔壁の連続展開画像を撮像する装置が開発されており、種々の現場に適用されてその有用性が認識されてきている [1]。デジタル画像記録の特徴は、記録と再現の簡便さと多量の情報を利用した後処理の可能性であろう。一方、我々が欲する情報は、画像全部に含まれる情報すべてではなく、そこから引き出せる限定された情報であることが多い。すなわち、何らかの方法で画像全体から必要な情報を抽出し、情報量を圧縮することが必要となる。情報の抽出、すなわち、画像全体を俯瞰し、そこから必要なデータを抽出する、という作業は人間の能力のもっとも得意とする分野ではあるが、処理すべき情報が多すぎる場合には人間の通常的能力を超えてしまう。情報抽出の自動化が必要になるであろう。こういった立場から、我々はニューラルネットワークを用いて画像を処理し、必要な情報を引き出すことを試みてきた [2]。ここでは、この手法を岩盤表面に存在する割れ目の探索に応用する。

本研究では、画像データとしてボアホールテレビにより撮影されたボアホール孔壁のフルカラーデジタル画像を用いた。割れ目の判別の画像処理にはニューラルネットワークを用いた。画像の目視により教師データを選別して、ネットワークの学習を行い、つぎに、学習済みのネットワークを用いて、画像全体の中から、割れ目の部分を判別させた。いくつかの入出力データの組合せについて試行錯誤を行い、それらの適用可能性について検討を行った。

## 2 画像処理による岩盤節理の抽出手法

### 2.1 画像処理による岩盤節理の探索

画像処理とは、画像をデジタル量として撮像し、変換し、解析し、あるいは画像を認識するといった、計算機を用いて与えられた画像から必要な画像や情報を取り出す技術の総称である。画像の強調、雑音の除去、色変換、形状変換、輪郭の抽出、領域の判定、特定物の認識などの技術を含んでおり、その応用範囲も、工学や理学ばかりでなく情報の伝達や芸術分野にまで及んでいる [3]。

岩盤表面の節理やクラックを探索するための画像処理の目的は、単なる画像の強調や輪郭の抽出といったことではなく、節理やクラックという特定の対象物の抽出である。得べき画像は、それを用いて、節理の方向や密度、クラックの形状や大きさなどの情報が取り出せるものでなければならない。すなわち、画像としての幾何学情報を保持したまま対象物を認識する必要がある。さらに、これを岩盤調査システムの中に組み込む場合には、その利用者は地質学者や岩盤技術者であり、画像処理の技法を意識せずに利用できるものでなければならない。

こういった要請に応え得るひとつの手法として、ニューラルネットワークを用いた画像処理手法が考えられる。一般に、岩盤調査においてはひとつの場所でいくつもの調査が行われるのであり、同じ性質を持ったデータを大量に処理する必要がある。ニューラルネットワークを用いたシステムでは、最初に人間により少量のデータを詳細に解析して、それを教師データとしてネットワークを学習させてやれば、それ以降の調査を大幅に自動化することも可能であろう。

### 2.2 ニューラルネットワークを用いた画像処理手法

ニューラルネットワークとは、局所的な情報処理を行う複数の処理要素が、結合と呼ばれる単方向性の信号チャンネルにより接合された、並列分散情報処理構造である。これは適応型情報処理システムであり、置かれた情報環境に応じて情報処理能力を自ら発達させることができる [4]。ここでは、応用上もっともよく利用されている、バックプロパゲーション・ネットワークを用いた。

ここで実行した処理の概要および手順は以下のとおりである。

1. 対象とした画像は、可視光の三原色についてそれぞれ 8 ビットのデータ幅をもつ画素から構成される 24 ビットフルカラー画像である。
2. ネットワークとして 3 層のバックプロパゲーション・ネットワークを用いた。
3. 入力層のデータは目標の画素を中心とする  $3 \times 3$  画素あるいは  $5 \times 5$  画素のデータである。それぞれ、27 個および 75 個のデータに相当する。各データは  $[0, 1]$  の実数値に変換して入力した。入力データとして目標画素の周囲のデータを含めて用いたのは、形状認識の効果を持たせるためである。
4. 中間層は入力層と同じ数の要素で構成した。
5. 出力層は認識すべき対象物の数の要素で構成した。ここでは、後で述べるように 4 個としている。出力値はシグモイド関数で軟化された  $[0, 1]$  の値である。
6. 教師データは、カラー画像を拡大表示して目視により選別した。それぞれの対象物について 5 個ずつ、計 20 個を一組として教師データとして与えて、各要素の重みが収束するまで学習させ、それを 3 回繰り返した。すなわち、合計 60 個の教師データを用いた学習を行った。
7. 学習の完了したネットワークを用いて、画像上の各画素について、上述の  $3 \times 3$  あるいは  $5 \times 5$  のデータを入力として与え、その画素の属性を判別させた。得られた結果は、出力を 8 ビットの値に変換して、濃淡画像として記録した。
8. 上記の濃淡画像を適当な閾値を設けて 2 値化して、出力画像とした。

### 3 ポアホールテレビデータの解析

ここではポアホール孔壁の連続展開画像を解析した例を二つ示す。図-1, 4に示すものは、原画像にフィルターをかけてモノクロ化した後、ディザ処理をしてレーザープリンタで出力したものである。原画像の一画素の大きさは約 $0.5\text{mm} \times 0.5\text{mm}$ であり、図上では約 $0.1\text{mm} \times 0.1\text{mm}$ になっている。また、画像の軸方向の長さは60cmである。この岩は節理あるいはクラック部に白っぽい物質が析出していることが多く、また、一部に厚さ数cmの岩脈も見られる。そこで、出力層として、節理(白っぽい部分)、クラック(明らかな割れ目)、母岩、および岩脈の4要素を設定してネットワークを構成した。

図-2, 5に $3 \times 3$ 画素入力による節理およびクラックの判定結果を2値化した図を、図-3, 6に $5 \times 5$ 画素入力の結果の2値化図を示す。一画素だけの入力ではクラックの判定は不可能であった。

二つの例とも、節理部分の判定領域は幅を持った比較的連続な部分として現れている。この部分は原画像においても明度が高く目立つ部分である。 $3 \times 3$ 画素入力・ $5 \times 5$ 画素入力の場合ともよく似た結果を示しており、一画素だけの入力でもある程度の判定が可能であった。この部分に関しては、色の明るさだけが判定の基準になっていると考えられる。一方、クラック部分については、得られた画像は編目状のボタンを呈しており、 $3 \times 3$ 画素入力の場合よりも $5 \times 5$ 画素入力の場合の方が細かいボタンが現れている。教師データとして与えたデータの中心画素はクラックの中央点であるが、判定は周囲の色の明るさとの比、すなわち、明度の急変部が線状に連続するエッジの部分、を選択しているように見える。判定はかなりの精度を持っているが、明暗の分布による雑音もまた大きい。

得られた画像から、ニューラルネットワークによる画像処理が節理やクラックのような画像に含まれる線状の不連続構造を抽出するのに利用できることは明らかである。 $3 \times 3$ 画素入力よりも $5 \times 5$ 画素入力の方が精細な結果を出しており、線状構造を判別するためには試料画素の周囲のデータを入力としてやって、ある程度のボタン認識をさせることが有効であることが分かる。また、得られる画像は、人間の目には明白なボタンを呈しているが、これを機械的に処理するためにはさらにいくつかの画像処理が必要であろう。画像の平滑化、画素の縮約など入力画像の処理も必要であると考えられる。

### 4 おわりに

ニューラルネットワークを用いた画像処理により、岩盤表面の画像からそこに存在する節理やひび割れなどの不連続を抽出することを試みた。試料画素の周囲のデータを同時に入力データとすることで、線状にのびる不連続構造を的確に判別することができた。得られた画像は、節理やひび割れをよく把握している。得られた画像から節理やひび割れなどの情報を数値化する、すなわち、さらに情報を圧縮するためには、現在の出力画像ではまだ十分ではなく、入力画像の前処理や出力画像の後処理が必要となろう。

この手法を発展させることによって、人力によっては処理しきれない大量のデータを経済的に処理し、岩盤の持つ不連続特性を効率よく把握することが可能となると期待できる。

### 謝辞

本研究を遂行するに当たり、研究用の画像と技術資料の提供に快く応じてくださいました、応用地質株式会社および株式会社レアックスに謝意を表します。

### 参考文献

- [1] 亀和田俊一、岡野吾一、樋口澄志: ポアホール画像とその応用、資源素材学会 '92 秋季大会予稿、1992。
- [2] 福井卓雄、服部勇: 人工衛星観測データによる斜面崩壊危険地の推定、平成5年度自然災害科学中部地区シンポジウム講演要旨集、pp.6-7、1993。
- [3] 尾崎 弘、谷口慶治: 画像処理 (第2版) —その基礎から応用まで—、共立出版、1983。
- [4] R. ヘクト・ニールセン (袋谷訳): ニューロコンピューティング、トッパン、1992。



図-1 原画像 (1) の濃淡出力 (明るさについては補整している)

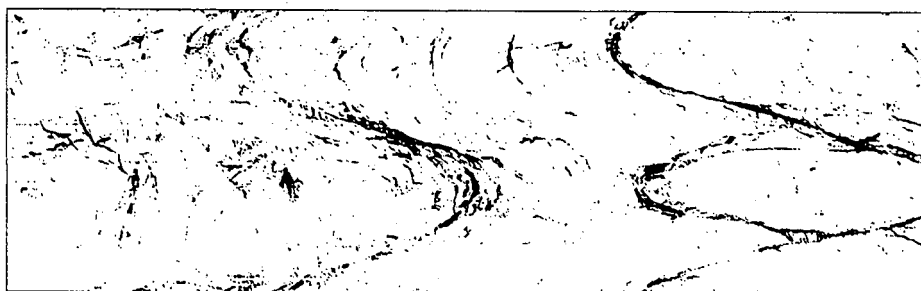


図-2 (1) の画像処理の結果 (2 値画像) :  $3 \times 3$  画素入力. (上) 節理の抽出. (下) クラックの抽出

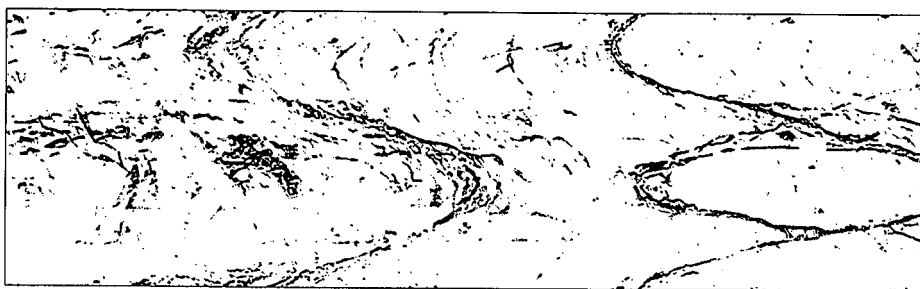


図-3 (1) の画像処理の結果 (2 値画像) :  $5 \times 5$  画素入力. (上) 節理の抽出. (下) クラックの抽出



図-4 原画像 (2) の濃淡出力 (明るさについては補整している)

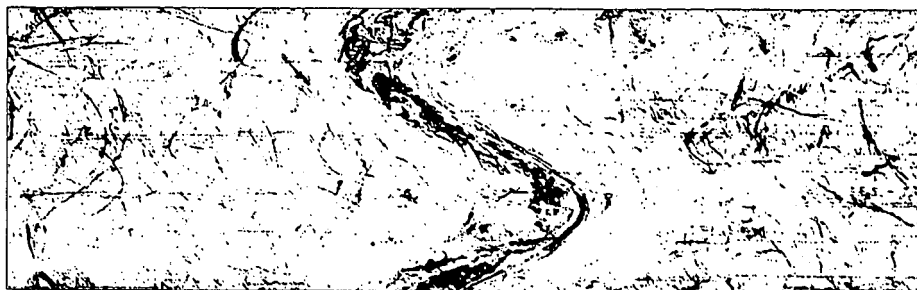


図-5 (2) の画像処理の結果 (2 値画像) :  $3 \times 3$  画素入力. (上) 節理の抽出. (下) クラックの抽出

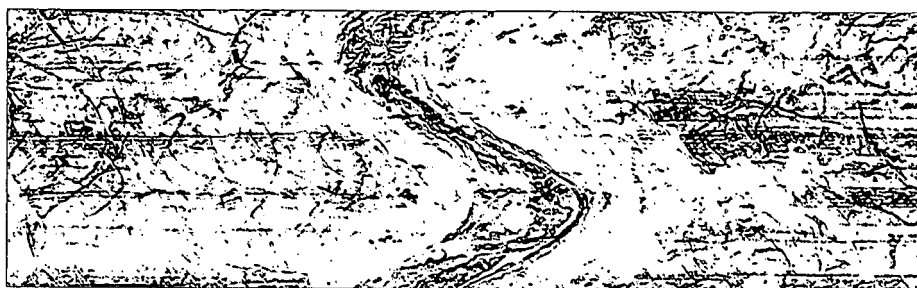


図-6 (2) の画像処理の結果 (2 値画像) :  $5 \times 5$  画素入力. (上) 節理の抽出. (下) クラックの抽出