

(14) 遺伝的アルゴリズムおよび決定木を用いた ひび割れ抽出のための画像処理パラメータ 有効範囲の特定に関する研究

河村 圭¹・吉野 孝亮²

¹正会員 山口大学大学院准教授 理工学研究科環境共生系専攻 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

E-mail: kay@yamaguchi-u.ac.jp

²学生会員 山口大学大学院 理工学研究科環境共生系専攻 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

E-mail: t063vn@yamaguchi-u.ac.jp

本研究は、デジタル画像からのひび割れ抽出画像処理アルゴリズムに付随するパラメータ調整を対象とし、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm: GA) および決定木を用いて、良好な画像処理を可能とするパラメータの有効範囲を特定する手法を提案する。GAは、組み合わせ最適化問題などの近似最適解を求める手法として幅広く応用されている。一般的に、GAの計算過程における探索点は、近似最適解の探索のみに利用される。本論文では、これらの探索点の情報を利用することにより、有効な解の範囲を特定する手法を提案する。具体的には、GAの解探索過程におけるデータ、すなわち解探索点と評価値のデータを保存し、データマイニング手法である決定木を用いて分析することにより、解の有効範囲を特定する。

Key Words : digital image processing, genetic algorithm, decision tree, crack extraction

1. はじめに

近年、センサ技術また情報処理技術が急速に発展しており、特に、画像センサと画像処理技術が多種多様な検査の自動化に応用されている。コンクリート施設の外観検査においても、目視点検の省力化また効率化を目的として、デジタルカメラ等により取得したコンクリート表面画像から変状を自動的に抽出する手法の研究および装置の開発が進んでいる。画像センサを利用した外観検査装置の開発では、ライティング手法¹⁾および画像処理アルゴリズム²⁾の検討が必要となる。画像処理アルゴリズムの検討では、各種画像処理手法の選択や組合せ、さらには、各手法のパラメータ調整が重要となる。現在、これらの設計や調整は、開発者の知識や経験により行われており、時間を要する作業であるとともに、装置の精度に大きく影響する要因となっている。また、試行錯誤によりパラメータを設定していることから、その有効性が明確に示せないという問題がある。

本研究では、遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm) (以下、GAと記述する)³⁾を近似最適解の探索へ利用するだけでなく、GAの解探索過程の情報を、決定木により分析することで解の有効範囲を抽出する手法を提案す

る。具体的には、ひび割れ抽出画像処理アルゴリズムに付随するパラメータ調整を対象とし、良好な画像処理を可能とするパラメータ有効範囲を特定した。

2. 提案手法

(1) 提案手法の概要

GAは、対象とする最適化問題の解候補を、遺伝子として表現した個体に対して、遺伝的操作を繰り返すことにより解探索を行う。一般的なGAの長所は、アルゴリズムが簡単であるにもかかわらず効率的に解探索を行い、近似最適解を求めることである。欠点は、GAのコーディング手法が確立されておらず、個体数・交叉率・突然変異率などの設定すべきパラメータが多いことである。さらに、GAの解探索過程の情報 (遺伝子や適応度の情報) が、個体 (解候補) の進化のみへの利用である。また、データマイニング手法は数多くあるが、一般的に、その長所は、膨大なデータから有効な情報を抽出することである。欠点は、信頼できる情報を抽出するには十分なデータ量が必要となることである。本研究では、以上のようなGAとデータマイニングの長所を融合させた

解の有効範囲を特定する手法を提案する。

(2) 有効範囲の特定手順

本提案手法は、GA の解探索過程におけるデータ、すなわち解探索点（個体）と評価値（適応度）のデータを保存し、データマイニング手法を用いて、これらのデータを分析することにより、解の有効範囲を特定する。

図-1 には、本提案手法のフローを示す。また、提案手法は、以下に示すステップにより、解の有効範囲を特定する。

Step1 : Start より遷移した場合、最適化を行う画像処理パラメータの探索範囲を設計する。Step6 より遷移した場合、Step5 より得られた結果に従って探索範囲を設計する。Step2 : Step1 の探索範囲を、GA における個体表現へコーディングする。Step3 : GA によるパラメータの最適化を行う。このとき、GA の探索点および評価値の関係を保存する。具体的には、表-1 に示すように、画像処理パラメータと評価値の関係を保存する。なお、GA のビット長（探索点の個数）が短い場合は、しらみつぶしにより最適化を行い、すべての探索点の情報を保存する。Step4 : Step3 で保存した探索点および評価値の関係データを利用し、決定木を作成する。Step5 : Step4 で得られた決定木より、ルール（評価値の高い解を得るためのパラメータ範囲）を抽出する。Step6 : Step1 から Step5 を数回繰り返し、パラメータの範囲を絞り込む。終了条件を満足した場合は、有効パラメータの範囲を決定し終了する。終了条件を満足しない場合は、Step1 へ遷移する。なお、終了判定は、問題ごとに設定可能であるが、本論文では、抽出されたルールの精度によって、終了を判定した。

3. 実験

(1) 実験概要

本研究では、コンクリート表面をデジタルカメラで撮影したデジタル画像からのひび割れ抽出画像処理アルゴリズム（以下、ひび割れ抽出アルゴリズムと記述する）のパラメータ調整に本提案手法を適用し、その有効性を検証した。なお、本実験では、GA による画像処理パラメータの最適化は、解探索結果の信頼性向上および多様な探索点に関するデータ収集のため、5 回試行とした。また、本実験におけるパラメータ有効範囲の特定過程は、図-1 中の Step1 から Step6 までを第 1 サイクルとする。次のサイクルでは、前サイクルの Step5 ルール抽出で得られたパラメータの有効範囲に関するルールにもとづいて、GA のコーディングを再実施し、パラメータ最適化および決定木による有効範囲の特定を行う。

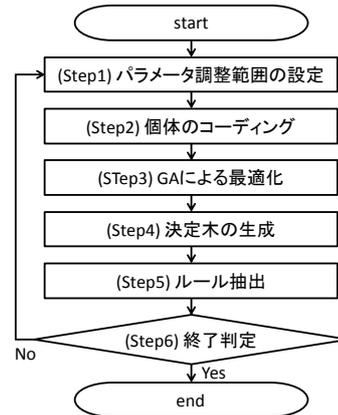


図-1 提案手法フロー

表-1 蓄積データ例

#	個体 (遺伝子型)	独立変数			従属変数	
		fsize	binary	linear	評価値	クラス
1	101010	27	245	1.5	0.61	無効
2	011011	45	127	3	0.27	無効
3	000000	3	178	9.5	0.99	有効
:	:	:	:	:	:	:

(2) ひび割れ抽出アルゴリズム

以下には、実験で用いたひび割れ抽出アルゴリズムの流れおよび調整パラメータについて記述する。

ひび割れ抽出アルゴリズムは、カラー画像のR,G,B各成分のうちG成分を利用する。次に、G成分画像に対して、メディアンフィルタを用いて良品推定を行う。良品推定とは、ひび割れなどの局所的な変状のない良好なコンクリート表面を推定する処理である。良品推定のパラメータとして、フィルタサイズ(fsizex fsize)がある。続いて、式(1)を用いて、差分処理を行う。

$$P(x_i) = \begin{cases} (x_{2i} - x_{1i}) & \text{if } (x_{2i} - x_{1i}) > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 x_{1i} は良品推定前の*i*番目の画素値、 x_{2i} は良品推定後の画像の*i*番目の画素値、 $P(x_i)$ は差分処理後の画像の画素値である。差分処理後には、式(2)よりひび割れ候補領域の画素値を0（黒画像）、また、ひび割れ候補領域以外の画素値を255（白画像）とする2値化を行う。

$$P'(x_i) = \begin{cases} 0 & \text{if } (x_{2i} - x_{1i}) > \text{binary} \\ 255 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、binaryは2値化の閾値、 x_i は式(1)で得られる差分処理後の画像の*i*番目の画素値、 $P'(x_i)$ は2値化後の画像の画素値である。2値化のパラメータとして、2値化閾値(binary)がある。最後に、2値化後の画像に対してラベリングを行い、式(3)の線状度判定を用いたノイズ除去を行う。

$$P(i) = \begin{cases} 255 & \text{if } \frac{\text{Max}(R_{xi}, R_{yi})^2}{s_i} < \text{linear} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $linear$ は線状度判定の閾値、 S_i は*i*番目のラベルの総画素数、 R_{xi} また R_{yi} は、それぞれ*i*番目のラベルのX軸方向およびY軸方向の大きさ（画素数）、 $P(i)$ は*i*番目のラベルにおける画素値である。ノイズ除去のパラメータとして、線状度判定の閾値($linear$)がある。

(3) 最適化問題の設定

本研究では、ひび割れ抽出アルゴリズムにより処理された出力画像の良否判定は、式(4)を用いた。

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, x_3) \rightarrow \min \\ f_2(x_1, x_2, x_3) \rightarrow \min \end{cases} \quad (4)$$

subject to $x_1 \in fsize$, $x_2 \in binary$, $x_3 \in linear$

ここで、目的関数 f_1 および f_2 の設計変数は、フィルタサイズ、2値化の閾値、線状度を用いたノイズ除去の閾値であり、その目的は、出力画像のノイズ率および欠損率の最小化である。なお、ノイズとは、ひび割れ部以外のコンクリート部において、ひび割れとして抽出された画素である。一方で、欠損とは、ひび割れ部において、ひび割れとして抽出されていない画素である。

(4) 画像処理アルゴリズムのGAへの適用

ここでは、1枚の画像を利用して、ひび割れ抽出に有効なパラメータ範囲を求める例を示す。

a) 本実験におけるGA

個体の選択方法また交叉手法は、エリート保存を含むルーレット選択および一点交叉を適用した。また、交叉率および突然変異率は、それぞれ90%および2%とした。

b) 本実験における個体表現

表-2には、第1サイクルにおける調整パラメータのコーディング表を示す。具体的には、第1サイクルでは、 $fsize$, $binary$, $linear$ の値が、それぞれ6ビット、8ビット、6ビットで表現され、個体表現は20ビットとなる。このように調整パラメータは、定義域（調整範囲）の値を、ビット長で決定される刻み幅により離散値とし、遺伝子型と対応させる。なお、本実験では、各パラメータにおけるビット長は、サイクルごとに可変とした。コーディングの際は、 $fsize$, $binary$, $linear$ の値が、それぞれ、奇数、0を含む整数、実数であることから工夫する必要がある。

c) 本実験における個体の評価

本GAの個体の評価は、教師画像と処理結果画像（出力画像）を比較して行う。また、画像処理結果の良否基準は式(4)であることから、GAの評価関数は式(5)とした。

$$f = 1.0 - \sqrt{\frac{1}{2} \left(\frac{m}{M} \right)^2 + \frac{1}{2} \left(\frac{n}{N} \right)^2} \quad (5)$$

評価値 f の値域は、0から1.0であり、値が大きいほど個体の評価は高い。ここで、本式中の M また N は、それぞれ、教師画像より得られるひび割れ領域の画素数およびひび割れ領域以外の背景部分の画素数である。さらに、

m は、画像処理結果として、ひび割れ領域画素中において、ひび割れとして抽出されなかった画素数である。 n は、画像処理結果として、ひび割れ領域画素以外でひび割れとして抽出された画素数である。

(5) 決定木によるif-thenルールの決定

本研究では、表-1に示されるような解探索の情報を入力データとして、決定木作成アルゴリズム CART⁹⁾を用いて決定木を作成する。決定木では、画像処理パラメータおよび評価値を、それぞれ独立変数また従属変数として扱う。なお、従属変数である評価値には、閾値を設け、評価値が高いクラス（有効クラス）および低いクラス（無効クラス）の2クラスに分類した。本実験では、評価値に対する閾値は0.98とし、0.98以上の解を有効解、それ以外を無効解とした。

本提案手法の各サイクルでは、作成された決定木より、画像処理に有効なパラメータ範囲に関するルール（if-thenルール）を抽出する。なお、ルールを抽出する際の基準は、クラスノードにおける有効クラスに属する解の個数、また、近似最適解が属するかを基準とした。このため、各サイクルにて抽出されるルールの数は、複数となることもある。

(6) if-thenルールの信頼性判定

本提案手法では、各サイクルで得られたルールの信頼性を検証する。検証方法は、抽出されたルールの範囲内からテストデータとして、ランダムなパラメータの組み合わせデータを複数作成し、GAと同様の評価方法を用いて評価を行う。この評価結果より、テストデータの総数に対する有効解の割合を有効率として求め、得られたルールの信頼性とする。ここで、本実験におけるテストデータ数は1000個とし、有効解とする評価値に対する閾値は、決定木作成でのクラスの閾値と同様の0.98とした。

4. 結果

(1) ルール抽出過程

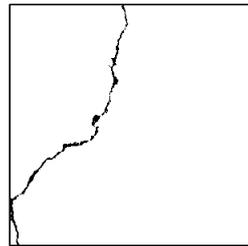
本実験では、図-2に示す検証用画像および教師画像を用いて、ひび割れ抽出アルゴリズムのパラメータ有効範囲を特定した。なお、教師画像は、検証用画像より画像編集ソフトを用いて手動で作成した。

図-3には、パラメータ範囲特定の流れを示す。第1サイクルにおけるGAのパラメータ探索領域は、表-2に示す範囲である。この初期パラメータ範囲は、有効なパラメータが存在するであろうと思われる範囲を、著者が大まかに設定したものであり有効率は3.2%であった。

図-4には、本サイクルのGAによって探索された解

表-2 第1サイクルにおける探索領域

	初期設定範囲		刻み幅	ビット
fsize	1	$\leq x_1 \leq 127$	2	6
binary	0	$\leq x_2 \leq 255$	1	8
linear	1.0	$\leq x_3 \leq 32.5$	0.5	6



(a) 検証画像 (b) 教師画像

図-2 検証画像および教師画像

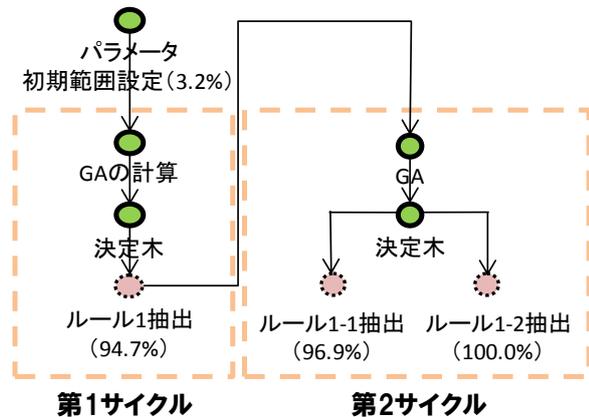


図-3 実験の流れ

データを用いた決定木を示す。図-4中の各ノード内のnは、有効解および無効解を含んだ解の総数であり、括弧内の数値は、有効解の占める割合である。なお、GAによって探索された解データの総数は、ノード0に示されているように、28398個である。第1サイクルでのルール抽出は、GAによる5試行の最適化のうち近似最適解4つが分類されたこと、また、有効解の総数が最多であることから、ノード16よりルール1を抽出した。ここで、ルール1をif-thenルール形式で記述すると、「If $35 \leq x_1 \leq 127, 11 \leq x_2 \leq 16,$ and $3.5 \leq x_3 \leq 26.5$ then (評価値) ≥ 0.98 」となる。なお、パラメータ範囲は、各パラメータの刻み幅を考慮している。

続いて、第2サイクルでは、第1サイクルによって、パラメータ範囲が大幅に絞り込まれたことから、GAによる個体表現が15ビット(探索点の数: 32768個)となった。パラメータの最適化では、再度GAを用い、この結果より決定木を作成し、ルール1-1およびルール1-2を抽出した。なお、ルール1-1およびルール1-2の有効率は、96.9%また100.0%であり、それぞれ、全ての最適解を含むノード、また、最も多くの有効解を含むノードから抽出した。ここで、有効率の高いルールが抽出されたと判断し、最終ルールとした。

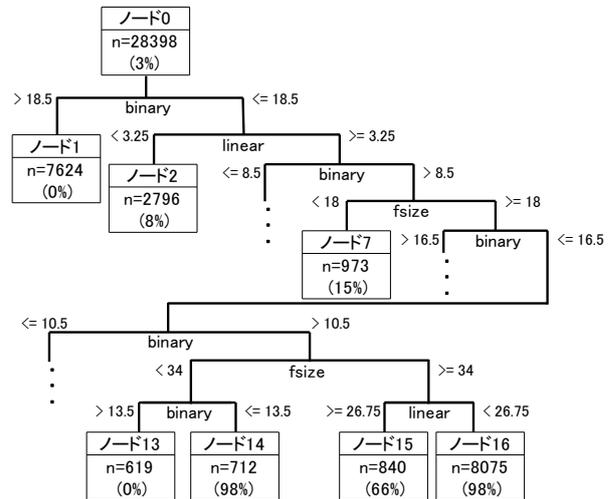


図-4 第1サイクルにおける決定木

表-3 抽出ルール

	ルール1	ルール1-1	ルール1-2
fsize	$35 \leq x_1 \leq 127$	$123 \leq x_1 \leq 127$	$35 \leq x_1 \leq 121$
binary	$11 \leq x_2 \leq 16$	$11 \leq x_2 \leq 15$	$11 \leq x_2 \leq 15$
linear	$3.5 \leq x_3 \leq 26.5$	$7.0 \leq x_3 \leq 24.0$	$4.0 \leq x_3 \leq 24.0$

(2) ルール抽出結果

本実験では、表-3に示すルールが各サイクルにて得られた。表-2に示される初期パラメータ範囲では、有効率が3.2%であったものが、最終的には有効率が100.0%となるパラメータ範囲が得られ、良好な画像処理を可能とするパラメータ調整範囲に絞り込まれている。

5. おわりに

本論文では、GAの計算過程に得られる個体の情報を用いてデータマイニング手法による画像処理パラメータ有効範囲の特定方法を提案した。本提案手法により、GAによる近似最適解の点としての抽出ではなく、GAの探索情報を決定木により分類することで、有効なパラメータ範囲の提示を可能とした。これにより、パラメータ調整に要する試行錯誤の時間を大幅に縮小することが可能となり、客観的にパラメータの有効範囲を特定できる。

参考文献

- 1) 増村茂樹：マシンビジョンライティング-画像処理 照明技術-, pp.9-59, 日本インダストリアルイメージング協会, 2010.
- 2) デジタル画像処理編集委員会：デジタル画像処理, pp.106-190, CG-ARTS 協会, 2009.
- 3) 長尾友晴：進化的画像処理, pp.1-46, 昭晃堂, 2002.
- 4) Breiman, L., Friedman, J., Stone, C.J., and Olshen, R.A. : Classification and Regression Trees, pp.18-58, Chapman and Hall/CRC, 1984.