

コンクリート部材におけるクラックの抽出と 特徴量の把握のための画像処理システムの開発

西川貴文¹・吉田純司²・杉山俊幸³・藤野陽三⁴

¹学生会員 修士(工) 東京大学 工学系研究科社会基盤学専攻 (〒113-8656東京都文京区7-3-1)

²正会員 博士(工) 山梨大学助教授 医学工学総合研究部 (〒400-8511山梨県甲府市武田4-3-11)

³正会員 工学博士 山梨大学教授 医学工学総合研究部 (同上)

⁴フェロー会員 Ph.D. 東京大学教授 工学系研究科社会基盤学専攻 (〒113-8656東京都文京区本郷7-3-1)

1. はじめに

橋梁などのRC構造において、コンクリートに生じるクラックは、耐荷力や耐久性の低下、水密性や防水性の低下など、構造物の安全性や機能性に悪影響を及ぼす可能性を有しており、その耐震性能の評価、検証を行ううえで重要な要素のひとつである。そのため構造物の維持・管理の観点から、構造物の種類、使用目的や環境条件に応じて、クラックの幅、長さ、方向などの特徴量を定量的に把握し、学術的に裏付けされた補修や制御を行うことが重要になる。しかし、従来の構造物の維持・管理においては、検査員による目視と打音検査によりクラックや空隙の状況を把握することが主流となっている¹⁾。これらの方法では、検査員の経験に基づく判断によるため、客観的かつ定量的な評価が困難となる。

コンクリート構造では、その設計法が仕様規定型から性能規定型への移行に伴い、クラックの発生・進展や破壊挙動を精緻に予測できることが望まれ、近年、クラックを直接的に表現できる数値解析手法^{2), 3)}が開発・応用されてきている。これらの手法の妥当性を検討し、信頼性の高い性能予測を行うためには、材料試験や構造実験においてクラックを定量的に把握することが望まれている。

クラックの計測・検出について、これまでの研究事例では、CCDカメラやデジタルカメラで撮影された画像の解析手法が提案されている。具体的には、コンクリート構造の表面を撮影した画像に、局所的な二値化処理⁴⁾、エッジの抽出処理^{5), 6)}、ハフ変換⁷⁾などを応用してクラックを抽出しその長さや幅を算出している。また、段階的二値化処理

や細線化処理など、複数の処理を組み合わせ、クラックの抽出と特徴量の把握に成功している事例もみられる^{8), 9), 10)}。ただし、これらの研究では、表面の汚れなどが少なく、クラックが明瞭に判別できる画像を対象としているため、適用範囲が限定されている。

一方、高室ら¹¹⁾は、対話型の遺伝的アルゴリズムを用い、人間の目での判定を一部導入することで画像中の汚れなどを選別し、クラックを抽出する手法を提案している。この手法は、従来よりも広範囲なコンクリートの表面画像に適用可能であるものと考えられるが、対象の事例が少なく手法の汎用性が確認できない。

本研究では、橋梁等構造のコンクリート部材に発生する表面のクラックを自動的に抽出し、その特徴量を精緻に把握するための汎用的な画像処理手法の構築を目的とする。

具体的には、CCDカメラや市販のデジタルカメラ等により様々な条件下で撮影したコンクリート構造の表面の画像を対象とする。クラックの抽出では、まず、照明条件の変化や汚れなどのノイズに対し頑健な複合画像フィルタを、並列フィルタ自動生成システムにより構築する。次いで、フィルタ処理後に残留するノイズを除去し、かつ不明瞭なクラックを局所的に追跡する手法を提案する。最後に、抽出結果をもとに、クラックの幅、方向および分岐点の位置を精度よく同定する手法を構築する。

2. クラック抽出のためのフィルタの構築

クラック抽出のための画像処理の第一ステップと

して、画像撮影時の照明の変化や、コンクリート表面にある汚れなどのノイズに対し、安定してクラック領域を特定・抽出することが可能な画像フィルタの構築を行う。

(1) 対象としたクラックの画像

実際のコンクリート構造を対象とした画像からクラックを検出する場合を考慮し、本研究では、異なる照明条件・スケールで撮影された14枚のコンクリート表面の画像を対象とし（以後、「対象画像」と呼ぶ）、人間の目で判定した場合と同程度の精度でクラックを抽出することを目標とする。これらの画像は、広範囲なスケールのクラックを含み、かつ汚れや型枠の跡などが存在する一般的なコンクリート構造を対象としている。

なお、コンクリートおよびクラックは、画像中で概ね灰色～黒色であることから、本研究では8bitのグレイスケールの画像として取り扱った。以後、本文ではグレイスケールでの階調値の最大値を V_{\max} (=255) と置く。

(2) 並列画像フィルタ生成システム

a) システムの概要

これまで様々な目的に対して膨大な数の画像処理手法が提案されている。しかし、それらは処理対象が限定的であるため、決まった画像を対象として作成された処理手法が、同目的での他の画像では全く機能しないことがある。また手法の設計は、経験的な場合が多く試行錯誤を繰り返すため、莫大な時間を要する。

このような問題点を改善する手法の一つとして、長尾ら^{12), 13)}は、遺伝的プログラミング(Genetic Programming: GP)^{14), 15), 16)}を応用し、目的の画像を得るための処理を、既知の画像フィルタを木構造状に配置し、GPにより適切な組み合わせを探索するシステムを提案している。具体的には、図-1に示すように、複数系列に入力された画像 I に、各々異なったフィルタ F_i を適用し、それらを順次並列に結合させ目標画像 O を得る処理を行う複合画像フィルタを生成する。本文では、このフィルタを生成するシステムを「並列画像フィルタ生成システム」と呼ぶことにする。

本研究では、この並列画像フィルタ生成システムを応用し、コンクリートの表面を撮影した単一の画像から、クラックを抽出するフィルタを構築する。ここでは特に画像撮影時の照明レベルの違いや、コンクリート表面に付着する汚れや型枠の跡などのノ

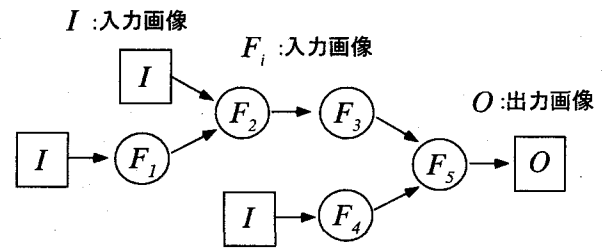


図-1 GPを用いて生成される並列型の画像フィルタ

イズに対し、頑健にクラックを抽出するフィルタの生成を目的とする。

クラックを含む画像に対し、ここで得られた複合画像フィルタを最初に適用することにより、後述する画像処理にも汎用性を持たせることができる。また、本研究で対象とした画像以外の、より抽出困難な未知の画像に対しても、この複合画像フィルタを改善することで、柔軟に対応することが可能となる。

b) システムの評価関数

並列フィルタ生成システムでは、入力画像に対する処理結果が、目標画像を精度よく再現するフィルタの組み合わせをGPにより探索する。本研究では、汎用的な条件下での頑強な複合画像フィルタの構築を目指している。このことから、複数の画像についてのクラックの抽出を同時に満たすことを目的として、次式に示す評価関数 E を最小にする木構造状のフィルタの組み合わせをGPにより探索する。

$$E := \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left[R_k \frac{\sum_{i=1}^{w_k} \sum_{j=1}^{h_k} W_k(i, j) \cdot |O_k(i, j) - T_k(i, j)|}{\sum_{i=1}^{w_k} \sum_{j=1}^{h_k} W_k(i, j) \cdot V_{\max}} \right] \quad (1)$$

ただし、 N は評価の対象とした画像の数であり、 I_k を k 個目 ($k=1, 2, 3, \dots, N$) の入力画像としたとき、 T_k 、 O_k および W_k はそれぞれ I_k に対する目標画像、処理結果（出力画像）および重み画像である。 w_k 、 h_k は画像 I_k の幅と高さであり、以後、画像の幅方向の座標を i 、高さ方向の座標を j としたとき、その位置での階調値を $I_k(i, j)$ などと表すこととする。また、 R_k は、 \bar{w} 、 \bar{h} をそれぞれ入力画像の幅、高さの平均値として、 $R_k := [w_k h_k / (\bar{w} \bar{h})]^{1/2}$ のように定義される。式(1)では評価関数 E が入力画像サイズの1/2乗に比例するよう重み付けしている。

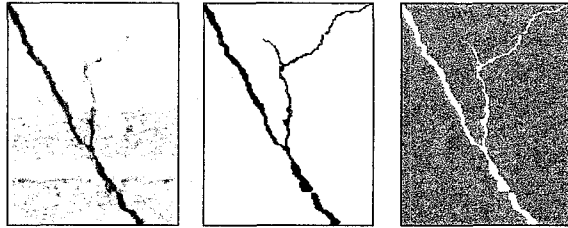
c) 原画像、目標画像および重み画像

GPでの入力画像の元になる原画像は、頑健なフィルタを構築するため、対象画像よりノイズが多い箇所などを抽出したものである。表-1に用いた原画像の性質を示す。

目標画像は人間の目で判断してクラックとみなさ

表-1 並列画像フィルタの探索で用いた原画像

画像名	画像サイズ	階調値の平均	階調値の標準偏差	画像の特徴
原画像 1	140×182	203	36	微細なクラック+顕著な汚れ
原画像 2	36×94	73	17	微細なクラック+型枠の跡
原画像 3	50×62	76	13	微細なクラック+手書きの数字
原画像 4	87×89	134	22	微細なクラック+荒い表面
原画像 5	82×104	215	61	幅広のクラック
原画像 6	266×250	220	36	多数のクラック+汚れ



(a) 原画像 1 (b) 目標画像 1 (c) 重み画像 1

図-2 原画像 1 に対応する目標画像と重み画像

れる箇所を選定し、原画像から手作業で作成する。また、重み画像 W_k は、出力画像が目標画像と一致することを強く求められる領域では大きな値を設定する。一例として原画像 1 と、それに対応する目標画像および重み画像を、図-2 に示す。重み画像ではそれぞれ、クラック部に対する重みを V_{\max} 、それ以外の領域に対する重みを $V_{\max}/2$ としている。

(3) システムの設定

a) 世代交代モデル

並列フィルタ生成システムでの探索においては、GP の世代交代モデルとして、個体の多様性維持に優れているとされる Minimal Generation Gap(: MGG) モデル^{17), 18)}を用いた。

b) 交叉および突然変異オペレータ

上述した MGG モデルにおいて、交叉はランダムに選択された交叉点以下の部分木を交換する通常の交叉オペレータ¹⁴⁾を用いた。また、個体の突然変異については、文献 13), 16) に習い

- ① 任意の部分木と、新たな部分木との交換、
 - ② 関数節点の削除、
 - ③ 新たな関数節点の挿入、
 - ④ 任意の関数節点と新たな関数節点との交換、
- が同一の確率で発生するものとした。

c) 関数節点となるフィルタ群

並列画像フィルタ生成システムにおいて基本になるフィルタ群は、文献 13) で提案されているものの一部を用いた。

d) プロートを抑制する対策

本研究では、プロートを抑える方法一つとして

表-2 画像フィルタの探索で用いた GP のパラメータ

パラメータ名	値
個体数	500
最大世代数	30,000~50,000
交叉率	0.9
突然変異率	0.1
世代交代で生成する子個体の数	60
関数節点数の上限値	150

評価関数に儉約度を導入する手法¹⁶⁾を用いた。具体的には、評価関数に木構造の総節点数 N_0 を以下のように導入する。

$$\tilde{E} := E + \alpha N_0 \quad (2)$$

ただし、 α は儉約度と呼ばれる実定数であり、本研究では儉約度なし ($\alpha = 0$) での最良個体の \tilde{E} を、その総節点数で除した値の 5% とした。なお、本研究での GP の適応度は、上述した \tilde{E} の符号を反転させた後、昇順に並び替え、その順序が例えば k 番目となる個体には、 $2k/[M(M+1)]$ (M は個体数) のように設定するランク方式¹⁹⁾を用いている。

もう一つのプロートの対策として、イントロン (intron: 無意味な関数節点) の除去²⁰⁾を行った。具体的には、注目する個体に対し、任意に第一の関数節点 N_1 を選択し、 N_1 以下の部分木からランダムに第二の節点 N_2 を選択する。 N_1 および N_2 をそれぞれ根とする部分木の出力画像の差 d を次式により計算し、 $d < 10^{-4}$ となる場合には、 N_1 から N_2 までの部分を削除する。

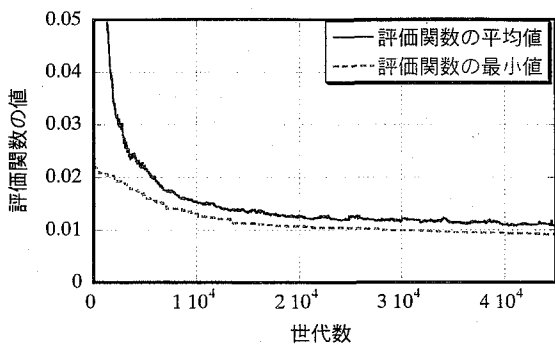
$$d := \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left[\frac{1}{V_{\max} w_k h_k} \sum_{i=1}^{m_k} \sum_{j=1}^{h_k} |O_1(i, j) - O_2(i, j)| \right] \quad (3)$$

ただし、 O_1 および O_2 は、それぞれ N_1 および N_2 を根とする部分木の出力画像である。本研究では、上記の操作を、エリート個体に対して 1000 世代ごとに、個体の総節点数の 1/2 乗回実施した。

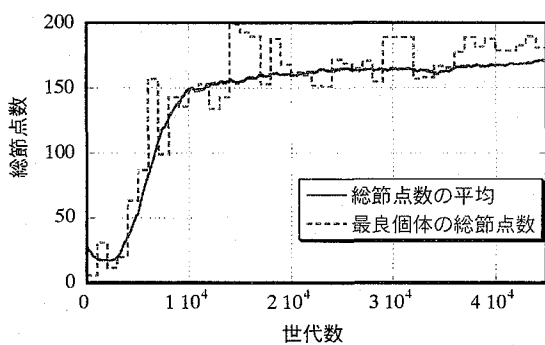
e) システムのパラメータと入力画像

目的とする並列画像フィルタの探索に際しては、表-2 に示すようなパラメータを用いた。

複数の入力画像を用いフィルタの探索を行う場合



(a) 評価関数の推移



(b) 総節点数の推移

図-3 第一段階における評価関数値と総節点数の推移

には、各画像の階調値の平均および分散を算出し、次式により原画像 B_k ($1 \leq k \leq N$) を補正して画像間で全体的な明るさの差がなくなるようにした。

$$I_k(i, j) = \frac{\sigma_0}{\sigma_k} \cdot [B_k(i, j) - m_k] + m_0 \quad (4)$$

ただし I_k は補正後の画像 (GP の入力画像)、 m_k および σ_k^2 は、それぞれ B_k の階調値の平均と分散である。また σ_0^2 は σ_k^2 の最大値であり、 m_0 は σ_0^2 に対応した原画像での平均を表す。

(4) 最良の複合画像フィルタと対象画像への適用

a) フィルタの探索方法

本研究での GP によるフィルタの探索は、二段階で行う。まず、第一段階では計算効率の観点から、サイズの大きい原画像 6 を除外して探索を行う。原画像 1 を基本とし、これに加え原画像 2~5 からランダムに 3 つを選択して表-2 に示すパラメータによりフィルタを探索し、最良個体を保持する。

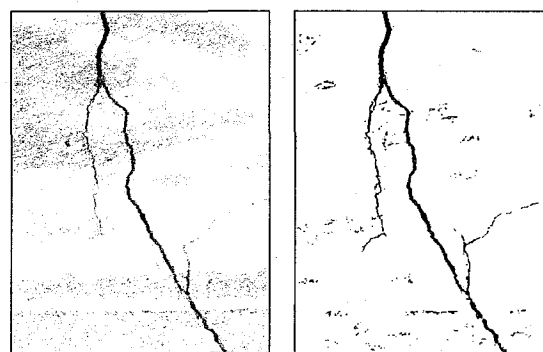
第二段階では、第一段階の最良個体のみを集めた集団 (約 50 個体) に対し、原画像 1~6 すべてを入力画像として探索する操作を複数回実施し、そのうちの最も優れた個体を「最良のフィルタ」とする。ただし、第二段階での探索の世代数は 3000 世代、関数節点数の上限値は 150~180 個とし、その他のパラメータは表-2 の値を用いた。

一例として第一段階での世代進行に対する評価



(a) 原画像 6 (b) 原画像 6 の結果

図-4 最良のフィルタによるシステムの出力画像



(a) 対象画像 10 (b) 対象画像 10 の結果

図-5 最良のフィルタの対象画像への適用結果

関数値および総節点数の推移を図-3 に示す。

b) GP により得られた最良のフィルタ

最良のフィルタによる出力画像の例を、図-4 に示す。図-4 より、原画像からほぼ完全にクラックのみを抽出できていることがわかる。

c) 対象画像への適用結果

上述した最良のフィルタは、階調値の平均と分散がそれぞれ m_0 、 σ_0^2 となる画像に対して構築したものである。そこで、対象画像についても平均、分散を求め、 m_0 および σ_0^2 を用いて式(4)と同様の変換を行った後、フィルタを適用するものとする。

図-5 に、対象画像に最良のフィルタを適用した結果の例を示す。対象画像への適用結果をみると、汚れ部などを抑え、クラックが比較的良く抽出されていることがわかる。しかし、クラックの一部が完全には抽出されていない箇所や、汚れあるいは型枠や手描きマーキングの跡などが一部残留するといった問題点が挙げられる。以上のことは他の対象画像での結果についても同様であった。

(5) 重ね合わせ処理とノイズの除去

a) 低解像度での結果との重ね合わせ処理

上述した問題点のうち、クラックが完全には抽出できない問題に対し、本研究では、図-6 に示すように対象画像の解像度を画像サイズについて 1/4 に低下させ、低解像度の画像にフィルタを適用し

て、クラックと判定された部分を重ね合わせる。
ただし、低解像度画像の作成では、一階層下での
対応する 4 つの画素で最小となる階調値を用いた。

この重ね合わせの処理を追加することにより、
クラックがいくつかに分断されて抽出された場合に、
以下で示すノイズの除去処理により、クラックの
一部が誤ってノイズとして除去される可能性
が少なくなる。

b) ノイズの除去

フィルタ適用後の画像では、クラック以外を誤
って抽出している箇所（以後、ノイズと呼ぶ）が
存在する。図-5 に示すように、最良のフィルタを
適用した後に現れるノイズはいずれもクラックと
比較し画素数の少ない集合であることから、以下
のような簡易な処理によりノイズを除去すること
とした。

- ① フィルタ適用後の画像について、完全に二値
化する（階調値が $V_{\max}/2$ 以上の画素は V_{\max} に、
それ以外の画素は 0 にする）。
- ② 8 連結の条件で 0 の階調値を有する集合をラベ
リングする。
- ③ 各集合の画素数が $(S/10000+25)$ 以下の場合に
は、その集合に属するすべての画素の階調値
を V_{\max} にする。ただし S は画像サイズである。

以上の処理を、a) で述べた結果の重ね合わせを行
った後の画像に対して行うこととする。

c) クラックの抽出結果と問題点

対象画像およびその低解像度画像に対して最良
のフィルタを適用し、重ね合わせ処理をした後、
ノイズの除去処理を行った結果を図-7 に示す。図-
7 をみると、明瞭なクラックについては、ほぼ完全
に抽出できていることがわかる。また、図-5 にみ
られるようなノイズもほとんどが除去できている。
ただし、図-7 では、ノイズの除去処理の影響で、
図-5 で抽出できていた微細なクラックが一部消失
している箇所がみられる。そこで次章では消失し
たクラックの一部を追跡するための手法を構築す
る。

3. 不明瞭なクラックの追跡手法

ここでは、前章において述べた、複合画像フィ
ルタの適用後に重ね合わせ処理とノイズ除去を施
した結果、抽出しきれなかった不明瞭なクラック
の追跡を行うための処理手法を提案する。

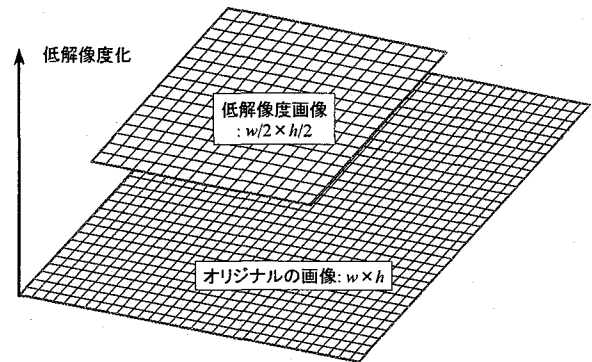


図-6 低解像度画像の概念図

(1) 処理の概要

図-7 を見ると、その処理結果は、明確なクラッ
クはほぼ完全に抽出できているが、微細なクラッ
ク、特に分岐点より先端側のクラックの一部が抽
出できずに消失している。これはつまり、複合画
像フィルタが、その適用範囲に対して相対的に幅
の大きいクラックの抽出に優れているということ
である。これに着目し、本研究では、まず前章の
処理によって抽出した画像（以下、画像 g_1 ）上
のクラックの端点と分岐点の位置を同定する。次
いで、それらに対応する対象画像（以下、画像 g_0 ）
上の位置を中心とする小領域に複合画像フィルタ
を適用し、各領域の適用結果のうち、同定した端
点もしくは分岐点と連続した階調値 0 の画素を画
像 g_1 に追加する。この操作を繰り返すことによ
って不明瞭なクラックを追跡する。

(2) 分岐点と端点の検出

a) 抽出された領域の細線化処理

画像 g_1 において、クラックの候補となる領域(階
調値が 0 の領域)において、その中心線を概算す
るために細線化処理を行う。本研究では、細線化処
理のうち広く利用されている Zhang-Suen の手法²¹⁾
を用いた。以下では、細線化処理後の画像を g_2 とす
る。

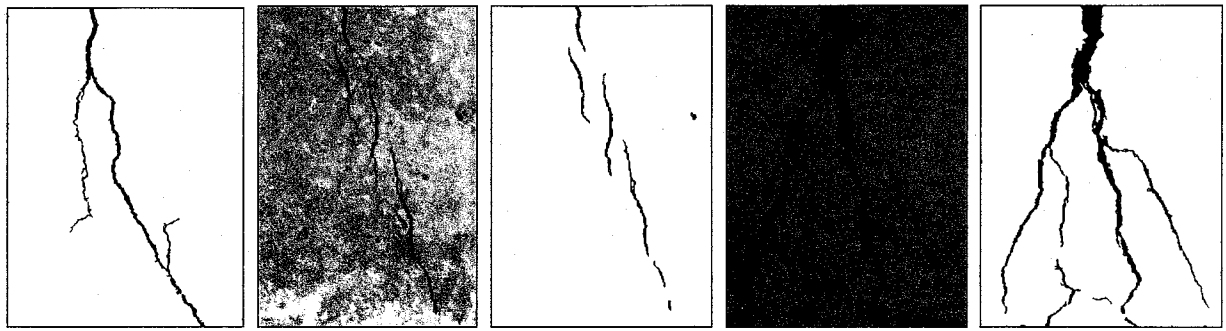
b) 分岐点と端点の同定

画像 g_2 から端点と分岐点を特定する。画像 g_2 の
階調値が 0 となる画素のうち、任意の注目画素の座
標を \mathbf{x}_0 とし、その近傍画素を右隣 \mathbf{x}_1 から反時計回
りに \mathbf{x}_8 まで定義する。 \mathbf{x}_0 と近傍との連結を 8 連結
で判定した場合の連結数 $n_c(\mathbf{x}_0)$ は次式により算出で
きる²¹⁾。

$$n_c(\mathbf{x}_0) = \sum_{k \in S} \{ \bar{g}_2(\mathbf{x}_k) - \bar{g}_2(\mathbf{x}_k) \cdot \bar{g}_2(\mathbf{x}_{k+1}) \cdot \bar{g}_2(\mathbf{x}_{k+2}) \} \quad (5a)$$

ただし、

$$S = \{1, 3, 5, 7\} \quad (5b)$$



(a)対象画像 10 の結果 (b)対象画像 2 (c)対象画像 2 の結果 (d)対象画像 7 (e)対象画像 7 の結果

図-7 低解像度画像によるフィルタの結果を重ね合わせた後、ノイズの除去処理を実施した画像

$$\bar{g}_2(\mathbf{x}_k) = 1 - g_2(\mathbf{x}_k) / V_{\max} \quad (5c)$$

であり、また $\mathbf{x}_0 = \mathbf{x}_1$ とする。このとき、 $n_c(\mathbf{x}_0)$ は 0 から 4 の値をとり、 $n_c(\mathbf{x}_0)$ が 1 で、かつ \mathbf{x}_0 の 8 近傍における階調値 0 の画素数 M が 1 である場合、 \mathbf{x}_0 を端点とみなす。また、分岐点は M が 3 より大きい画素とする。

(3) 小領域における複合画像フィルタの適用

a) フィルタ適用領域の設定

前節に述べた操作により同定されたクラックの端点および分岐点の位置に対応する、画像 g_0 上の画素を中心に複合画像フィルタを適用するための領域の設定を行う。フィルタ適用領域は、最も効果的にフィルタが作用し、良好にクラックを検出することが可能な規模とするため、複合画像フィルタを生成する際に基準となった原画像の解像度と同規模の領域を第一候補とする。また、対象画像の解像度に対する汎用性の観点から、端点もしくは分岐点近傍のクラック幅概算値の 10 倍を一辺とする矩形領域を第二候補とし、それら候補のうち大きいものをフィルタ適用領域とした。

b) クラックの幅、方向の概算

ここではクラックの幅および方向を概算するために、細線化処理後の画像において「端点と端点」あるいは「端点と分岐点」を繋ぐ画素を補間して近似曲線を求める。まず、画像 g_2 において任意の端点の座標を $\mathbf{x}_e = (x_e, y_e)$ とし、 \mathbf{x}_e から他の端点（あるいは分岐点）に至るまで、順に線をたどった場合の i 番目の画素の座標を $\mathbf{x}_e^{(i)} = (x_e^{(i)}, y_e^{(i)})$ ($i=1, 2, \dots, n_e$) とおく。ただし n_e は、この点列に属する画素の総数であり、また $\mathbf{x}_e^{(1)} = \mathbf{x}_e$ である。

上記で定義した点列のうち、 $\mathbf{x}_e^{(i)}$ から $\mathbf{x}_e^{(i+1)}$ に至る区間を近似する曲線 $\bar{\mathbf{x}}^{(i)}(t)$ の補間では、次式に示す Cardinal Spline 関数²²⁾を用いた。

$$\bar{\mathbf{x}}^{(i)}(t) = \frac{1}{2} \sum_{j=-1}^2 \mathbf{x}_e^{(i+j)} \cdot H_j(t) \quad (6a)$$

ただし、 t を $0 \leq t \leq 1$ の媒介変数として、

$$H_{-1}(t) = -t^3 + 2t^2 - t, \quad H_0(t) = 3t^3 - 5t^2 + 2 \quad (6b)$$

$$H_1(t) = -3t^3 + 4t^2 + t, \quad H_2(t) = t^3 - t^2 \quad (6c)$$

である。この近似曲線 $\bar{\mathbf{x}}^{(i)}(t)$ を各 i ($2 \leq i \leq n_e - 2$) について順次用いると、曲線およびその導関数が各区間の境界で連続になるという利点を有している。このことから、曲線 $\bar{\mathbf{x}}^{(i)}(t)$ における $t=0, 1$ に対応した接線方向の単位ベクトル $\mathbf{t}_0^{(i)}$ 、 $\mathbf{t}_1^{(i)}$ を

$$\mathbf{t}_0^{(i)} = \frac{d\bar{\mathbf{x}}^{(i)}/dt|_{t=0}}{|d\bar{\mathbf{x}}^{(i)}/dt|_{t=0}}, \quad \mathbf{t}_1^{(i)} = \frac{d\bar{\mathbf{x}}^{(i)}/dt|_{t=1}}{|d\bar{\mathbf{x}}^{(i)}/dt|_{t=1}} \quad (7)$$

より求め、次いでこれらを $\pi/2$ 回転し得られる幅方向の単位ベクトルをそれぞれ $\mathbf{n}_0^{(i)}$ 、 $\mathbf{n}_1^{(i)}$ とおくと、 $\mathbf{t}_1^{(i)} = \mathbf{t}_0^{(i+1)}$ 、 $\mathbf{n}_1^{(i)} = \mathbf{n}_0^{(i+1)}$ が成立する。

次に \mathbf{n}_i を用いて位置 $\mathbf{x}_e^{(i)}$ に対応する幅を概算する。具体的には、

$$\mathbf{x}_+^{(i)} = \mathbf{x}_e^{(i)} + k \cdot \mathbf{n}_0^{(i)}, \quad \mathbf{x}_-^{(i)} = \mathbf{x}_e^{(i)} - k \cdot \mathbf{n}_0^{(i)} \quad (8)$$

を $k=1, 2, 3, \dots$ の順にそれぞれ算出し、

$$g_1(\mathbf{x}_+^{(i)}) = V_{\max}, \quad g_1(\mathbf{x}_-^{(i)}) = V_{\max} \quad (9)$$

を初めて満足する場合を $\bar{\mathbf{x}}_+^{(i)}$ 、 $\bar{\mathbf{x}}_-^{(i)}$ として、これらを $\mathbf{x}_e^{(i)}$ に対応した幅方向の両端の座標とする。ただし、 $\bar{\mathbf{x}}_+^{(i)}$ および $\bar{\mathbf{x}}_-^{(i)}$ の成分は、一般に小数(サブピクセル)となることから、それらの位置での階調値の算出では、整数画素での階調値を 1 次補間²¹⁾して求めた。

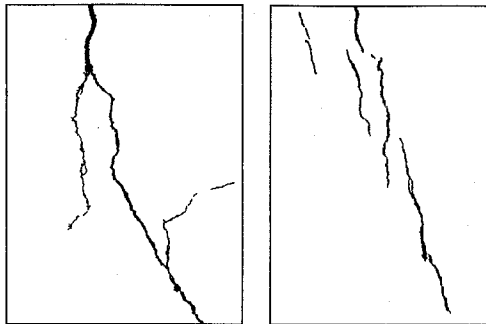
最後に、位置 $\mathbf{x}_e^{(i)}$ に対応した幅の概算値 $\bar{D}^{(i)}$ を、両端の座標の距離により、

$$\bar{D}^{(i)} = |\bar{\mathbf{x}}_+^{(i)} - \bar{\mathbf{x}}_-^{(i)}| \quad (10)$$

と定める。

(4) 複合画像フィルタの適用結果の反映

フィルタ適用領域に複合画像フィルタを適用した結果、適用領域の中心となった端点もしくは分岐点と連続しており、かつクラックと判定された階調値 0 の画素を画像 g_1 に追加する。ただし、中心となる端点あるいは分岐点が、クラックと認識されない場合は、追加はしないこととする。この操



(a)対象画像10の結果 (b)対象画像2の結果

図-8 追跡処理を実施した画像

作を繰り返すことによって、画像 g_0 から画像 g_1 を得る処理段階において、誤って抽出もしくは除去した画素を復元し、クラック抽出精度を向上させながら、不明瞭なクラックを追跡することが可能となる。図-8 に追跡処理の結果を示す。

4. クラックの特徴量の把握

(1) クラックの方向の算出

前章第3節で述べた細線化処理により得られる中心線は、線の連結を8連結で判定していることから、得られる方向が8方向のみとなり、方向の算出において精度が粗くなる。そこで、本研究では、クラックの方向を算出する際に以下の補正を行った。

- ① 3. (3)で求めた点列 $\mathbf{x}_i^{(i)}$ ($i=1,2,\dots,n_i$) と、 $\hat{\mathbf{x}}_+^{(i)}$ 、 $\hat{\mathbf{x}}_-^{(i)}$ をそれぞれ、中心線および幅方向の両端点を表す点列の初期値と考え、 $\mathbf{c}_0^{(i)} = \mathbf{x}_i^{(i)}$ 、 $\tilde{\mathbf{p}}_0^{(i)} = \hat{\mathbf{x}}_+^{(i)}$ 、 $\tilde{\mathbf{m}}_0^{(i)} = \hat{\mathbf{x}}_-^{(i)}$ とおく。
- ② $\tilde{\mathbf{p}}_k^{(i)}$ 、 $\tilde{\mathbf{m}}_k^{(i)}$ ($k=0,1,2,\dots$) の中点を新たな中心線の点列 $\mathbf{c}_{k+1}^{(i)}$ とする。
- ③ 点列 $\mathbf{c}_k^{(i)}$ を用いて、3. (3)と同様に近似曲線を求め、再度、 $\hat{\mathbf{x}}_+^{(i)}$ 、 $\hat{\mathbf{x}}_-^{(i)}$ を算出して、これらを新たな幅方向の両端点の点列 $\tilde{\mathbf{p}}_{k+1}^{(i)}$ 、 $\tilde{\mathbf{m}}_{k+1}^{(i)}$ とする。

最終的に得られる中心線と両端点位置を表す点列を以下では、 $\mathbf{c}^{(i)}$ および $\tilde{\mathbf{p}}^{(i)}$ 、 $\tilde{\mathbf{m}}^{(i)}$ とする。なお、クラックの方向は、 $\mathbf{c}^{(i)}$ を補間した近似曲線の接線方向とする。

(2) クラックの幅の算出

クラックの両端点は、原画像 I において、位置 $\tilde{\mathbf{p}}^{(i)}$ および $\tilde{\mathbf{m}}^{(i)}$ の近傍で、幅方向の階調値の変化率が最も大きくなる位置であると考えられる。そこで、本研究では、各 i について幅方向での階調値を近似する曲線を定め、その微分値から端点を特定する。 $\tilde{\mathbf{p}}^{(i)}$ の近傍を例にとると、まず、 k を $|k| \leq \bar{D}^{(i)}/8$ を満足する整数を小さい順に並べたもの

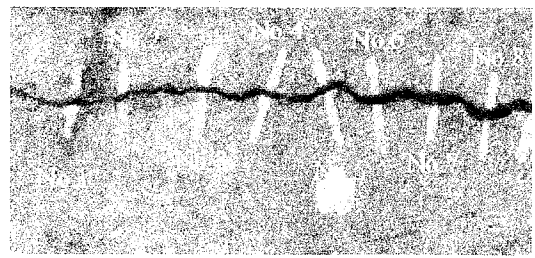


図-9 精度検証のための評価画像1

表-3 クラック幅の計算値 D と実測値の比較

計測点	No.1	No.2	No.3	No.4
D	0.28	0.48	0.36	0.46
実測値	0.25	0.45	0.35	0.45
計測点	No.5	No.6	No.7	No.8
D	0.40	0.77	0.91	0.90
実測値	0.40	0.75	1.05	0.90

を k_1, k_2, \dots として、

$$\mathbf{X}_l^{(i)} = \tilde{\mathbf{p}}^{(i)} + k_l \frac{\tilde{\mathbf{p}}^{(i)} - \mathbf{c}^{(i)}}{|\tilde{\mathbf{p}}^{(i)} - \mathbf{c}^{(i)}|} \quad (l=1,2,3,\dots) \quad (11)$$

で定義される点列 $\mathbf{X}_l^{(i)}$ を算出する。次いで座標 $\mathbf{X}_l^{(i)}$ における画像 I の階調値 $I_l^{(i)} = I(\mathbf{X}_l^{(i)})$ を、1次内挿法により求める。さらに、それらを順に Cardinal Spline 関数により補間して、 $\mathbf{X}_l^{(i)}$ から $\mathbf{X}_{l+1}^{(i)}$ の範囲で階調値の幅方向の分布を近似する曲線 $\tilde{I}_l^{(i)}(t)$ を次式のように求める。

$$\tilde{I}_l^{(i)}(t) = \frac{1}{2} \sum_{j=-1}^2 I_{l+j}^{(i)} \cdot H_j(t) \quad (12)$$

最後に、近似曲線の導関数 $d\tilde{I}_l^{(i)}/dt$ の値を各区間で $1/10$ 画素レベル ($t=0, 1/10, 2/10, \dots, 1$) まで算出し、それが最大となる位置を、クラックの真の端点とする。同様の処理を、 $\tilde{\mathbf{m}}^{(i)}$ の近傍についても行い、真の端点を算出する。

中心線の点列 $\mathbf{c}^{(i)}$ に対応する真の端点の位置を $\mathbf{p}^{(i)}$ 、 $\mathbf{m}^{(i)}$ として、最終的なクラックの幅 $D^{(i)}$ は、

$$D^{(i)} = |\mathbf{p}^{(i)} - \mathbf{m}^{(i)}| \quad (13)$$

により求める。

(3) 算出結果の精度の検証

本研究において構築した手法により、クラックを抽出、追跡した画像をもとに、クラックの特徴量を算出した結果を、目視測定結果と比較し、ここでは特にクラック幅について算出精度を検証する。

検証に用いた画像の例を図-9に、また図-9を用いた検証結果を表-3に示す。表-3から、いずれの測定点においても、算出結果と目視によってマニュアルで測定した結果が同程度の値を示していることが見てとれる。

5. 結論

本研究では、コンクリート構造の表面画像からクラックを抽出し、その特徴量を把握するための汎用的な画像処理システムの構築を目的とした。得られた主たる知見は以下の通りである。

- 1) 並列画像フィルタ生成システムを応用し、コンクリートの表面画像から、クラックを抽出する複合画像フィルタを構築した。
- 2) 低解像度画像によるフィルタ処理結果を重ね合わせた後、ノイズを除去する手法を提案し、本研究で対象とした様々なクラック画像について、構築したフィルタの妥当性を確認した。
- 3) 複合画像フィルタの単一処理では抽出できない不明瞭なクラックを追跡する手法を提案した。
- 4) クラックの分岐点を特定し、かつ方向と幅を把握するための画像処理手法を提案した。本手法は、マニュアルで測定した結果と同程度の精度で上記の特徴量を算出できる。

謝辞：本研究の一部は、大日本コンサルタント(株)の龍田斉氏(元、山梨大学大学院生)に補助して頂きました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 魚本健人：コンクリート診断学入門，朝倉書店，2004。
- 2) 小国健二，堀宗朗，阪口秀：破壊現象の解析に適した有限要素法の提案，土木学会論文集，Vol.766/I-68，pp.203-217，2004。
- 3) 斉藤成彦，彦坂照：バネ系モデルを用いた鉄筋コンクリート構造物の破壊挙動の数値解析，土木学会論文集，No.627/V-44，pp.289-303，1999。
- 4) 小出博，外川勝，村山隆之，勝野壽男，村井亮介：デジタル画像によるコンクリート構造物ひび割れ認識アルゴリズムの開発，土木学会年次学術講演会講演概要集第1部(A)，Vol.55，pp.620-621，2000。
- 5) Tillotson, H.T., Snaith, M.S. and Huang, Y: Detecting Cracks by Image Analysis on a Parallel Computer, *Proceedings of the International Computing Congress*, ASCE, Boston, pp.11-23, 1998.
- 6) Chen, L.C., Jan, H.H. and Haung, C.W.: Mensuration of Concrete Cracks Using Digital Close-Range Photographs, *Proceedings of the 22th Asian Conference on Remote Sensing*, Singapore, pp.1248-1253, 2001.
- 7) Sohn, H.G., Lim, Y.M., Yun, K.H. and Kim, G.H.: Monitoring Crack Changes in Concrete Structures, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol.20, pp.52-61, 2005.
- 8) 伊藤厚史，橋本周司：コンクリート表面に発生するひび割れの画像計測，第14回外観検査の自動化ワークショップ講演論文集，pp.61-66，2002。
- 9) 伊藤厚史，青木義満，橋本周司：画像処理を用いた高精度なコンクリート部材表面のひび割れ抽出とその解析，第59回パターン計測部会研究会，pp.1-6，2002。
- 10) Ito, A., Aoki, Y. and Hashimoto, S.: Accurate Extraction and Measurement of Fine Cracks from Concrete Block Surface Image, *Proceedings of IECON'02*, pp.2561-2565, 2002.
- 11) 高室裕也，安東克真，河村圭，宮本文穂：コンクリート表面におけるひび割れ認識への画像処理技術の適用，土木情報利用技術論文集，土木学会，Vol.12，pp.187-198，2003。
- 12) 長尾智晴：進化的画像処理，昭光堂，2002。
- 13) 青木紳也，長尾智晴：木構造状画像変換の自動構築 ACTIT，映像情報メディア学会誌，Vol.53, No.6, pp.888-894, 1999.
- 14) 伊庭斉志：遺伝的プログラミング，東京電気大出版局，1996。
- 15) Wolfgang, B.: *Genetic Programming: An Introduction: On the Automatic Evolution of computer Programs and Its Applications*, Morgan Kaufmann Pub, 1997.
- 16) 伊庭斉志：遺伝的プログラミング入門，東京大学出版会，pp.191-195およびpp.214，2001。
- 17) 佐藤浩，小野功，小林重信：遺伝的アルゴリズムにおける世代交代モデルの提案と評価，人工知能学会誌，Vol.12, No.5, pp.734-744, 1997.
- 18) 小野功，佐藤浩，小林重信：単峰性正規分布交叉 UNDX を用いた実数値 GA による関数最適化，人工知能学会誌，Vol.14, No.6, pp.1146-1155, 1999.
- 19) Sadiq, M.S. and Habib, Y. 白石洋一訳：組合せ最適化アルゴリズムの最新手法 基礎から工学応用まで，丸善，p.127, 2002.
- 20) 前園正宣，小野智司，中山茂：遺伝的プログラミングを用いた画像フィルタ設計におけるパラメータ調整とプロット抑制，日本計算工学会 論文集，Paper No.20060021, 2006.
- 21) Parker, J.R.: *Algorithms for Image Processing and Computer Vision*, John Wiley & Sons, 1997.
- 22) Smith, S.M. and Brady, J.M.: SUSAN - a new approach to low level image processing, *International Journal of Computer Vision*, Vol.23 (1), pp.45-78, 1997.