

多様な欠陥現象に対応可能な検出アルゴリズム構築の検討 - 作業員の動作モデルを実装した外観検査ロボット開発の試み -

舟橋 琢磨 藤原 孝幸 輿水 大和

中京大学情報理工学部 〒470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101

E-mail: {t2784, tfuji, hiroyasu}@sist.chukyo-u.ac.jp

あらまし 本研究は、人の身体と意識における検査メカニズムに基づいて目視検査のロボット化を目標とし、検査対象を表面反射および構造が複雑な鋳物部品とする。これまでに熟練作業員の身体動作計測データと注意意識指標による検査品質評価を基礎とした検査ロボットシステムを開発した。本論文では、同システムにおける多種多様の欠陥を検出可能ではなかった問題を解決するために、汎用的な欠陥検出アルゴリズム構築と各画像処理における変数の組み合わせ最適化手法を実装する試み、実装内容、これらの性能についての実験的検証とその結果について述べる。

キーワード 外観検査, 注意・集中意識, レア度, CFI, パラメータ最適化

1. 緒言

今日までの外観検査の自動化は、多種の欠陥を見つけるための光学条件を定義し、各欠陥に応じた画像処理を構築する、すなわち機械化技術の視点によるアプローチが主流である。しかしながら、ワーク毎にサイズ、テクスチャが様々に変化し、多種欠陥が存在する対象物を扱う場合、良品を用いて厳密な教師データを作成してテンプレートマッチングを行うことや、エッジベースで欠陥検出を行うことは困難である。また、品種変更が伴うことで随時処理内容を変更しなければならない。よって、検査員が迅速かつ多様に欠陥を発見・判断するように、高速かつ汎用的な画像処理が必要となる。

本研究では、人とりわけ熟練作業員の目視検査手法を詳細に解明し、検査遂行時の注意・集中意識の品質をモデル化したアルゴリズムを綿密に機械化することで、多様な欠陥種類に柔軟な対応ができる検査システムを構築することを目的としている。

筆者らは、作業員の動作・視線計測とノウハウのヒアリングを行い、これらを必要な要素技術を解明し、これらをフロー化することで、機械化可能な技術を見極め、アームロボットおよび画像処理を用いて機械化を行った。アームロボットには、作業員の動作データと注目度MAPをロボット動作に変換して、作業員の振舞いを可能な限り再現した。また、欠陥認識・判断の要素技術となる「周囲と異なるものを発見」、「発見部位の状態を精査」をレア度による欠陥の発見とCFIによるテクスチャ解析によって再現した。[1]

しかしながら、構築したシステムは模擬欠陥一種類に対する欠陥検出のみを対象としていたため、多種多様の欠陥を検出可能ではなかった。本研究では、この問題を解決するために、汎用的な欠陥検出アルゴリズム構築を試みる。



図1 同一種部品における欠陥形状の違い
Fig. 1 Difference of defect in same part of workpiece

本研究の検査対象は鋳造部品である。その欠陥現象には多様な形状変化が存在し、同じ欠陥種目に対してさえも多様である(図1)。これらに同じパラメータを設定した画像処理フィルタを適用すると、欠陥検出されるものもあれば、未検出となるものもある。よって欠陥種目ごとに一意な最適解を求めることは困難であり、種目ごとに似通った欠陥現象に対して理想的な欠陥検出を行えるパラメータを探索する必要がある。

しかしながら、現状では各欠陥に対する最適なパラメータは未知であるため、パラメータの組み合わせを検証する必要があるが、総当たりでこれらを検証することは時間コストが掛るため現実的ではない。よって、未知のパラメータ群に対して、時間コストを掛けず準最適解を探索する手法として遺伝的アルゴリズム(以下、GA)によるパラメータの最適解探索を試みる。

2. 検査員の目視画像処理のヒアリング調査

従来の外観検査では、画像処理技術の観点から欠陥特徴を分類している。しかしながら、汎用性に欠けることや、その分類が適当でないことも考えられる。そこで、熟練検査員の欠陥分類における知識を参考にすることで、多種欠陥検出を可能にするためのアルゴリズムが構築できるのではないかと考えた。知識の表出方法として、

欠陥種目ごとに分類について判断要素となるものを調査した。ここで、4種の要素（模様、線・キズ、色、形の変化）に分類した理由は、画像処理を構築するための特徴量をテクスチャ、エッジ、カラー変化、形状変化に対応させるためである。ただし、調査対象となる熟練検査員は1名のみで行った。

アンケートの設計方法として、欠陥種目30種の欠陥名と、欠陥分類を簡易に回答できるように、4種の判定要素（模様、線・キズ、色、形の変化）を併記し、欠陥ごとの判断要素の選択は、複数回答を可とした。また、判定要素選択が困難な場合は、熟練検査員自身の表現での判断要素の記入を許容した。

アンケートの結果より、判断要素の種目別頻度を図2に示す。判断要素数は一種類が17例と最も多く、その中でも「形の変化」が13例と最も多かった。また、判断要素数が二種類の場合においても、「形の変化」を判断要素に含む例は9例あり、欠陥判断には「形の変化」を主に用いることがわかった。

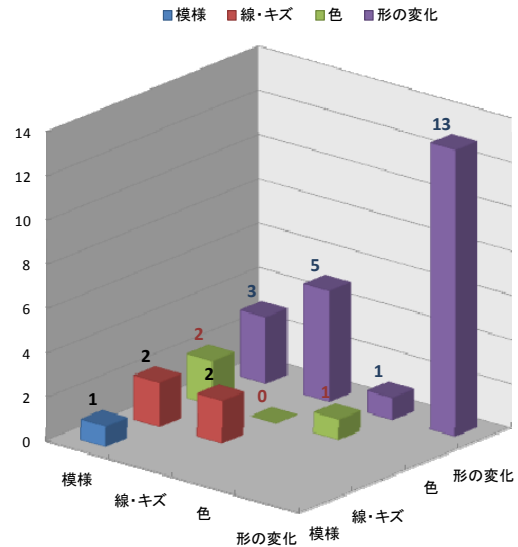


図2 欠陥判断要素(種目別頻度)
Fig. 2 Factors of defect decision

3. 欠陥検出アルゴリズム

検査員の欠陥判断要素の知見より、形状特徴量を算出する必要があると考え、入力画像に対してレア度[2]による領域分割を行い、領域内に対してエッジ特徴量と、CFI[3]によるテクスチャ特徴量を算出して良・不良の判定を行う。図3にフローを示す。

3.1 レア度による領域分割

検出対象が画像中において独自性の高い特徴量（レア度）をもつ領域であることを前提に、教師情報を必要とせずに候補となる領域を抽出する。レア度の算出は、局所領域毎に算出する画像特徴量（輝度値、勾配強度、最大勾配方向）のヒストグラムを基に、類似度計算の総当たりで行う。

注目するブロックの独自性指標の値は、他のブロックとの類似度の平均値を計算することによって求める。注目ブロックの独自性指標の値 $R(u,v)$ は、そのブロックのヒストグラム $H(u,v)$ とその他のブロックのヒストグラム $h(u,v)$ から、式(1)によって算出される。これをすべてのブロックについて行うため、全体には類似度計算の総当たりとなる。

$$R(u,v) = \frac{2}{U \cdot V \cdot \pi} \cdot \sum_{u'=0}^{U-1} \sum_{v'=0}^{V-1} \cos^{-1} \left(\frac{H(u,v) \cdot h(u',v')}{|H(u,v)| \cdot |h(u',v')|} \right) \quad (1)$$

$(u=0,1,\dots,U-1 \quad v=0,1,\dots,V-1 \quad u'=0,1,\dots,U-1 \quad v'=0,1,\dots,V-1)$

本手法は背景パターンが画像内において最も支配的であり、検出対象オブジェクトが占める面積割合は低いという自然な考え方に基づいている。ゆえに、検出対象オブジェクトの領域が支配的となる場合には対応しない。

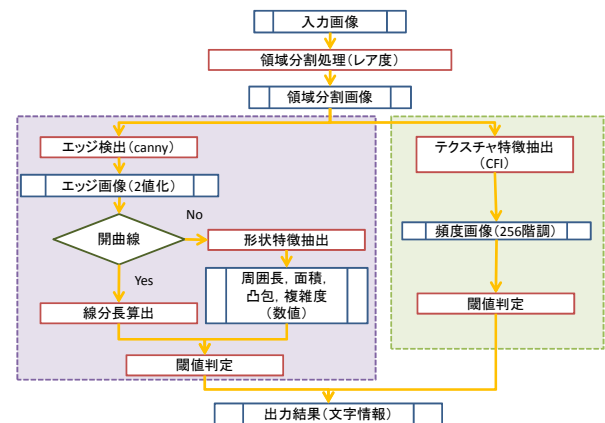


図3 欠陥検出アルゴリズムフロー
Fig. 3 Flow of defect detection algorithm

しかしながら、カメラワークが自在である場合は、意図的に本手法に有利な画像を撮像できるため、問題はないと考えられる。

3.2 エッジ特徴量によるBlob解析

エッジ検出はCanny法[4]による既存技術を用いた。エッジが連続的な曲線になっていると仮定しており、不要なエッジを検出することなく、必要なエッジの微細部分も検出できるという利点がある。

Canny法は検出対象に応じて、ガウシアンフィルタのサイズ、ヒステリシス閾値を決定する必要がある。これらのパラメータは、あらかじめ入力画像の平均値、標準偏差を計算し、値に応じて決定することとした。

得られたエッジは、Blob解析によって良品と欠陥に判別される。なお、解析する特徴量は、面積、周囲長、凸包、モーメント、複雑度として、各特徴量の閾値処理にて欠陥の有無を判別する。

3.3 CFIによるテクスチャ解析

テクスチャ解析は、濃度共起ヒストグラムを用いた共起度数画像 (CFI ; Co-Occurrence Frequency Image) によって行う。濃度共起ヒストグラムは、画像の共起度数の値で構成されている。度数画像は、度数値を画素値とする。これを一般化して、同様に共起ヒストグラムの計算機上のメモリアドレス値をその画素値として格納した画像はインデックスの機能を持ち、画素間の共起度数値の参照が可能となる。共起ヒストグラム CH 及び共起度数画像 CFI の定義は式(2), (3)によって示される。

事前調査より欠陥領域内の頻度数は低い傾向があることから、式(4)によるバンドパスフィルタを用いて、低頻度領域を検出した後に面積を算出した。しかしながら、CFI 出力の段階では領域全体の面積が多い為、ノイズ除去を後処理に含めることとした。面積閾値を設定することによって良品と欠陥の差を判定する。

$$CH = (q_{xy})$$

$$q_{xy} = hh(f_{i,j}, f_{i+K,j+L}) \quad (2)$$

($x = 0, 1, \dots, 255, y = 0, 1, \dots, 255, -M+1 \leq K \leq M-1, -N+1 \leq L \leq N-1$)

$$CFI = (g_{ij})$$

$$g_{ij} = q_{xy} \quad (3)$$

($i = 0, 1, \dots, M, j = 0, 1, \dots, N, x = 0, 1, \dots, 255, y = 0, 1, \dots, 255$)

$$g_{ij} = \begin{cases} f_{ij} : th_{min} \leq CFI_{ij} \leq th_{max} \\ 0 : otherwise \end{cases} \quad (4)$$

4. GA による変数の組み合わせ最適化

各画像処理における変数の組み合わせを最適化するにあたり、GA[5]による最適解探索を試みる。この手法は長尾ら[6]による2値図形のパターンマッチングにおけるパラメータ最大値探索が代表的である。本システムもこの手法を参考に、任意個数の変数における各最適値を求めることとし、各個体値を用いて画像処理(CFI, エッジ解析)結果と正解画像とのマッチング率を適応度として、最も適応度の高い個体を出力する。以下に概要を示す。

- 1). 初期世代を生成する。
(各個体 (パラメータ) はランダムに生成する.)
- 2). 前述の変換にて得られたパラメータを用いて画像処理を行う。
(ア) CFI については、処理後に2値化(検出部分を0)する。
(イ) エッジ解析については、エッジ画像に対して解析用パラメータ(面積・周囲長・凸包・複雑度・主軸長)に該当するエッジ部分を0とする。
- 3). 正解画像との差分から過検出・未検出に対して重み付け (ペナルティを付与) をした式(5)にて、適応度 F を算出する。
- 4). 選択・交叉・突然変異を行い、最大世代以内ならば2)へ行く。

- 5). 最も適応度の高い個体を出力する。

なお、選択方法はエリート選択を用いており、交叉方法は一点交叉を用いた。

$$F = \left(\frac{G_{detect} - 0.1 \times G_{over}}{G_{answer}} \right) \times \left(\frac{E_{detect} - 0.2 \times E_{under}}{E_{answer}} \right) \times 100 \quad (5)$$

5. 検証実験

CFI, エッジ解析を個別に処理し、各処理の性能を検証することとした。検証条件として、模擬欠陥部位を含む画像 66 枚を使用し、CFI とエッジ解析の処理領域については、欠陥部位をレア度にて検出したことを想定して、31×31画素のブロックを単位とする欠陥部位画像を切出した(図 4(a))。

各処理の欠陥判定は最大適応度を用いて行い、過検出も認めることとした。なお、結果の表示については、図 4 (b),(c)に示すように、CFI は黒画素のみ(領域)、エッジ解析は黒画素部分とする。表 1 に GA における初期パラメータ等の設定情報を示す。

表 1 検証実験パラメータ

Table. 1 Experimental parameter

	CFI	エッジ解析
検証数	47	
パラメータ数	2	9
世代数	150	300
個体数	30	
交叉率	50%	
突然変異率	10%	

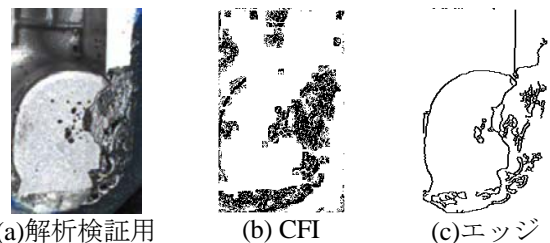


図 4 CFI・エッジ解析結果例(93×124 画素)

Fig. 4 Example of CFI and Edge analysis

5.1 CFI における性能検証結果

検出が可能となったものは 26 例であった。固定パラメータでは検出不可能であった特異なテクスチャに対して、最適なパラメータが求められたといえる。しかしながら、過検出の弊害が伴うこととなった。

図 5(a)のような全体にテクスチャ変化があり、画素間の濃淡変化が密になっている欠陥部位においては、その共起頻度値が高いため、頻度値が高い欠陥部位を検出し

た。また、最適なパラメータ以外にも有用なパラメータが存在し、これらは最適なパラメータの近傍値であることから、GAによるパラメータ最適化手法が正しく機能したことがいえる。

しかしながら、21例は検出できなかった。固定パラメータよりも検出部位が改善された（適応度の数値が向上した）が、検出すべき欠陥部位と正常部位の頻度値が同様であるため、適応度の数値向上は見込めなかった。

また、領域が極小のものに対して、CFIは機能しないことがわかった。欠陥部位の画素数が画像全体の1%程度であるものや、画像全体で微細なテクスチャ変化が起きているもの(図5(b))は、共起頻度は低いと考えられる。このことから欠陥部位の共起頻度と画像全体の共起頻度は同程度に低く、頻度閾値処理では検出できなかったと考えられる。

5.2 エッジ解析における性能検証結果

検出が可能となったものは37例であった。固定パラメータでは検出不可能であった微細なエッジ特徴に対して、最適なパラメータが求められたといえる。しかしながら、CFI同様に過検出の弊害が伴う結果となった。

図6(a)のように、鋳肌面に微細な形状変化があり、欠陥部位における短小エッジが多い場合、固定パラメータではエッジの連結数が固定であったため、これらのエッジは細切れのままになり、面積や周囲長の閾値によって検出ができなかったが、パラメータが変化したことによって短小エッジ群が連結され、面積や周囲長が変化したため、欠陥部位を検出した。

よって、エッジ画像中における欠陥部位のエッジを検出しつつ、非欠陥部位のエッジを連結しないことで、最適なパラメータが変化することとなる。つまり、パラメータは個々の欠陥部位でばらつきがあり、近傍解を得ていない。GAによるパラメータ最適化手法が正しく機能したが、種目固有の閾値はなく最適な閾値を一意にきめることは困難であるといえる。

また、10例は検出できなかった。これらは、検出すべき欠陥部位のエッジが未検出であるものや、広範囲のテクスチャ特徴をもつことが原因でエッジ解析ができないことがわかった。

6. 結言

最終的な欠陥検出結果は表2のようになった。パラメータ最適化による検出率の向上が見られたが、過検出も含んだ結果となっているため、実用には未だ多くの課題がある。

CFIのパラメータについては、最適化されない欠陥種目が存在することや、最適パラメータを適用しても過検出、未検出があることがわかった。エッジ解析について

は、欠陥のばらつきにより最適なパラメータが定まらないことや、CFIと同様に過検出、未検出があることがわかった。

このことから、CFIやCanny法を用いたエッジ検出・解析に対応できない欠陥について、他の画像処理手法を考えるか、あるいは撮像する画像についての改善も考慮に入れなければならない。

また、過検出の対応については、CFIやエッジ検出を行う前の画像に対して、平滑化やノイズ除去処理を検討する必要があるが、手法によっては欠陥特徴そのものを消去してしまう可能性があるため、これらのパラメータについても最適化を行った後に手法の有効性を検証する必要がある。

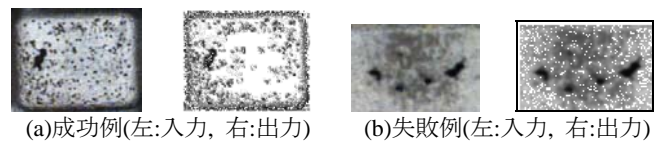


図5 CFIにおける模擬欠陥検出例

Fig. 5 Example of imitation defect detection by using CFI

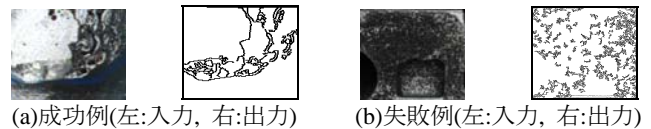


図6 エッジ解析における模擬欠陥検出例

Fig. 6 Example of imitation defect detection by using Edge analysis

表2 本アルゴリズムによる47欠陥例の検出結果

Table. 2 Result of 47 defects detection by using proposed

algorithm			
両方検出	CFIのみ	エッジ解析のみ	未検出
19	7	18	3

文 献

- [1] 舟橋琢磨, 藤原孝幸, 山本明史, 奥水大和, 岩崎宏明, 青野宏: “作業員の動作・視線に基づく“人らしい”検査システム”, ViEW2009 講演論文集, pp.58-63 (2009)
- [2] 山本明史, 藤原孝幸, 橋本学, 舟橋琢磨, 奥水大和: “レア度画像の導入と教師なし領域分割法の提案”, SSII2009 講演論文集, IS3-24 (2009)
- [3] 藤原孝幸, 山足和彦, 奥水大和: “画像の共起度数からなる特徴量を用いた新しい空間フィルタ”, 電学論C, vol.127, No.4, pp.546-552 (2007)
- [4] Canny, J.: “A Computational Approach To Edge Detection”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679-714, (1986)
- [5] D.E. Goldberg: “Genetic Algorithms in Search”, Optimization, and Machine Learning, Addison Wesley, 1989
- [6] 長尾智晴, 安居院猛, 長橋宏: “遺伝的手法を用いた2値図形のパターンマッチング”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, J76-D, 3, pp.557-565 (1993).