製品画像の例示による検査アルゴリズムの生成システム[†]

谷 崎 直 昭*・岡 村 哲 也*・村 上 亨*

A Generation System for Inspection Algorithm Based on Sample Products' Images

Naoaki TANIZAKI*, Tetsuya OKAMURA* and Tohru MURAKAMI*

The inspection systems with image processing equipments have increased in number in recent years. But, it takes not only a lot of time and money but also the assistance of experts to design a new inspection algorithm. So, generalization, which means applying the same inspection system to the other products or defects, is one of the most difficult problem except the mechanical problems.

In order to solve this problem, we have developed a support system to build up inspection systems. This system generates some candidates of the inspection algorithm through the interaction with the operator and displays the result to the display.

The followings are the key points of this paper.

(1) We have developed the new algorithm generation system which needs only the simple operation of the operator. So, it is not necessary for the operator to know enough image processing.

(2) The evaluation method of the inspection algorithm is proposed. It is calculated from the statistical deviation of the products' quality and the operator's inspection strategy.

(3) The algorithm generation method based on the evaluation value and the processing time is proposed.

Key Words: image processing, inspection system, support system, human interface, algorithm generation

1. ま え が き

近年、製品検査の分野では、画像処理を用いた種々の検査装置が商品化されているが、限定された範囲での導入にとどまっているのが現状である。この理由として、汎用化、つまり、1台の検査装置で種々の欠陥を検出できる能力をもたせることが、むずかしいことが挙げられる。

汎用化を実現する一つ的手段として、基準画像とのパターンマッチング方式による検査がある¹⁾。これは、適用範囲の広い汎用モジュールを用意する方向であるが、このような相対的な比較方式では、何を基準とするかによって検査結果が左右されたり、判定のしきい値決定がむずかしいなどの問題があるため、比較的容易な検査に用いられることが多い。

ほかの方法として、画像処理アルゴリズムの作成において、人間の試行錯誤過程を支援することにより汎用化を図る試みがこれまでに数多く行われている。これには、画像処理手法に関する知識を基にユーザに対する問い合わせを行いながら画像処理アルゴリズムを作成するもの²⁾、サンプル画像をシステムに入力することによって目的の領域抽出を行うもの³⁾などがある。

しかし、製品検査では、最終的な検査方法、検査グレードの決定が生産現場で決定されることが多く、従来の装置のように専門の画像処理技術者を必要とするものでは、検査要求に対する柔軟な対応が難しく、結果として検査の自動化が妨げられる一因となっていた。

本研究の目的は、これらの問題を解決し、オペレータとの簡単な対話により種々の対象の検査アルゴリズムを自動的に生成するシステムを構築することにある。本論文では、射出成形機によって生産される電子部品の一つであるコネクタの外観検査を対象とし、検査アルゴリズムの半自動生成システムを試作し、良好な結果を得たので報告する^{4)~6)}。

2章ではまず、検査アルゴリズムの半自動生成戦略と

[†] 第30回計測自動制御学会学術講演会で発表 (1991・7)

* 住友重機械工業(株)システム技術研究所
田無市谷戸町2-4-15

* Systems Engineering Laboratory, Sumitomo Heavy Industries, Ltd., Tanashi
(Received December 4, 1991)
(Revised May 21, 1992)

検査アルゴリズムの構造について述べる。3章では、製品サンプルをもとに製品品質の統計的分布を考慮した検査アルゴリズムの評価値算出法について述べる。4章では、検査アルゴリズムの探索法について述べる。最後に5章で、実際の成形品について、検査アルゴリズムの生成を行った結果を示し、本システムの有効性、今回提案する検査アルゴリズムの評価法および探索法についての評価、考察を行う。

2. 半自動生成戦略と検査アルゴリズムの構造化

一般には、画像処理を用いて製品検査システムを構成する場合、欠陥の画像上の特徴を事前に知り、その特徴を抽出する検査アルゴリズム、すなわち欠陥の認識アルゴリズムを開発することが多い。本論文で述べる検査アルゴリズム生成の基本的な考え方は、これとは違い、あらかじめ検査者が良品および不良品として判別したいいくつかのサンプル画像に対し、良品と不良品の画像間に存在する明暗パターンの差を、最も良く識別できる検査アルゴリズムを、あらかじめ用意した検査アルゴリズムの中から発見することである。この方式によれば、複数の製品サンプル画像を用いるので、検査アルゴリズムの開発段階において統計的な品質のばらつきを考慮でき、信頼性の高い検査アルゴリズムを得ることができる。したがって本システムは、本質的にオペレータとの対話に基づく人間との協調システムである。オペレータが行う操作内容と、システムが自動的に行う処理内容を Fig. 1 に示す。

Fig. 1 The operation flow of proposed system

(1) オペレータはまず、目視によって製品サンプルを良品から不良品までいくつかのグレードに分類する。分類の基準は、一つの欠陥の特徴、たとえばある場所の欠けの量であり、各グレードごとに十数個程度のサンプルを用意し、グレード値と画像をシステムに入力する。

(2) つぎに、各製品グレードと、検査アルゴリズムが出力するグレード値(特徴量)との関係を、相関モデルとしてオペレータが入力する。この相関モデルの形状は、各グレードをどのように良品、不良品に振り分けるかというオペレータの判断により決定し入力する。これについては、3章で詳しく述べる。

(3) オペレータは最後に、(1)で注目した欠陥の特徴が抽出しやすいように検査ウィンドウを決め、これを画像上に設定する。

(4) 以上の入力の後、システムは、あらかじめ組合せを木として表現した検査アルゴリズムの中から、3章の評価法と4章の探索法を用い、相関モデルに合った検査アルゴリズムの探索を行う。

(5) 探索が終了すると、システムは各アルゴリズムの評価値に従い、いくつかの検査アルゴリズムの候補をグラフと表でオペレータに提示する。

(6) 最適な検査アルゴリズムは、システムが提示した候補の中から、オペレータが、良品と不良品の分離性の良いものを直感的に選択する。

以上のようなオペレータとシステムの対話は、生産技術者の観点から、必要な情報のみがグラフィカルなヒューマンインターフェースを介して行われるため、画像処理に対して特別な知識をもたないオペレータにも容易に操作できる対話環境を提供している。さて、このようなシステムを構成するために、ここではまず、検査アルゴリズムの構造を Fig. 2 に示すようなパイプライン型の処理課程として構造化した。画像処理過程の構造については、文献 7), 8) に示されるようにいくつか考えられるが、コネクタの検査においては、欠陥発生場所がほぼ特定できるため、パイプライン型のみでも実用可能な検査アルゴリズムを構成できると考えられる⁶⁾。同図に示すように検査アルゴリズムは、処理の流れに従って三つのブロックに分けることができる。第1ブロックでは、入力画像上のウィンドウ領域に対して、様々な画像演算子を直列に組み合わせて画像変換を行うことを示す。第2ブロックでは、その結果画像に対して、特徴抽出子を用いて一つの画像特徴量を抽出することを示す。最後に、第3ブロックでは、抽出された特徴量とそれに対するしきい値とから、良否の判定を行うことを示す。以後、第1ブロックを画像処理アルゴリズム、第1第2ブロックを合わせて検査アルゴリズム、第3ブロックを検査と呼

Fig. 2 A pipe-line model of inspection algorithm

Fig. 3 A tree representation of the algorithm combination

ぶ、本システムでは、このうち、検査アルゴリズムの生成支援を行う。この画像処理アルゴリズムは、あらかじめ用意した画像処理演算子の組合せとして求められるが、その可能な組合せは Fig. 3 に示すように、木として表現できる。同図で、各ノードは画像処理演算子を表わし、ルートノードからそのノードに至るパスが画像処理アルゴリズムを表わす。検査アルゴリズムはさらに、これらのノードにあらかじめ用意した特徴抽出子を組み合わせることで表現できる。

3. 検査アルゴリズムの評価値の算出法

3.1 画像特徴量と品質の相関モデル^{9),10)}

検査の最終的な目的は、良品および不良品を判別することであるが、実際の製品には品質のばらつきが存在するため、良品と不良品とはっきり分けられないあいまいな中間のクラスタが存在することが多い。不良に近い

Fig. 4 A correlation model

(a) Linear Model

(b) NonLinear Model

Fig. 5 Examples of correlation model

良品、良品に近い不良品というのがこれに当たる。欠陥検査においては、この中間のクラスタをどう取り扱うかによって歩留まりが左右されるため、検査アルゴリズムを生成する際には、この中間クラスタの取り扱いを検査者が自由に設定することが望ましい。

本システムでは、これを可能とするために、相関モデルと呼ぶ検査者の意図を入力するインターフェースを用意した。Fig. 4 に相関モデルを示す。相関モデルは、良品から不良品までの各品質クラスタの、ある一つの特徴量軸に関する分布状態を示す。 i 番目の品質クラスタの分布は、特徴量の平均値 μ_i とクラスタ内分散値 σ_i とで表わす。これらは、良品クラスタの平均値を 0%，不良品クラスタの平均値を 100% として規格化した値である。相関モデルの入力は Fig. 5 に示すように、 μ_i と σ_i をマウスを用いて、その形を確認しながら行うことができる。

たとえば、判定のしきい値を調整することによって不良率を操作したい場合や、欠陥の程度を知りたい場合には、Fig. 5(a)に示すように、各品質クラスタの検査アルゴリズムによる出力結果すなわち特徴量が等間隔に分布していることが望ましい。また、良品とそれ以外の品質を明確に判別したいときには、Fig. 5(b)のような入力を行えば良い。この入力と同時に、各品質クラスタの平均値について、 $(100 - \bar{\mu}_i)$ とするモデルも内部で自動的に作成する。これは、検査アルゴリズムの出力結果すなわち特徴量が、その特徴量軸上で良品、不良品に対して増加傾向を示すものと、減少傾向を示すものの両方を考慮するためである。増加傾向を示す相関モデルをモデル 1、減少傾向を示すモデルをモデル 2 とする。

試行した検査アルゴリズムの相関モデルによる評価は、つぎに述べる一致度によって行う。一致度の値 M は、試行した検査アルゴリズムによる品質クラスタと特徴量分布の関係がモデルと一致したとき 1、一致の度合が悪くなるほど 0 に近い値となる。以下に手順を示す。

まず前準備として、試行検査アルゴリズムによって抽出された特徴量の各品質グレードにおける平均値 μ_i 、分散値 σ_i を次式により規格化する。

i) $\mu_0 < \mu_N$ のとき

$$\mu'_i = \{(\mu_i - \mu_0) / (\mu_N - \mu_0)\} \times 100$$

$$\sigma'_i = \{\sigma_i / (\mu_N - \mu_0)\} \times 100$$

ii) $\mu_0 > \mu_N$ のとき

$$\mu'_i = \{(\mu_i - \mu_N) / (\mu_0 - \mu_N)\} \times 100$$

$$\sigma'_i = \{\sigma_i / (\mu_0 - \mu_N)\} \times 100 \quad (1)$$

ここで、 i は製品の品質クラスタを表わし、 N は品質クラスタ数で 0 が良品を表わし N が不良品を表わす。

つぎに、一致度関数 f を次式のように定義する。

$$f_1(\hat{\phi}_1, \phi) = \exp \left[- \sum_{i=0}^N \{ \alpha^2 (\bar{\mu}_{i1} - \mu'_i)^2 \times \exp [(\sigma'_i - \bar{\sigma}_{i1}) \beta] \} \right] \quad (2)$$

ここで、1 は相関モデル ID、 $\hat{\phi}_1 = (\bar{\mu}_{i1}, \bar{\sigma}_{i1})$ は相関モデル、 $\phi = (\mu'_i, \sigma'_i)$ は検査アルゴリズムの出力結果を(1)式で規格化したもの、 μ_{i1}, σ_{i1} は相関モデルの各製品グレードにおける平均、分散値、 α, β は係数をそれぞれ表わす。上式は、良品と不良品の中間クラスタにおけるモデルとの一致度を示し、 $\bar{\mu}_{i1}$ についての 2 乗誤差の項に $\bar{\sigma}_{i1}$ を基準とした補正項を掛け合わせたものである。この補正項の値は、試行した検査アルゴリズムの結果、ある品質クラスタの分散がモデルの分散よりも小さいと小さくなり、逆にモデルの分散よりも大きいと大きくなる。その結果一致度 M による評価は、特徴量の分布がモデルと少々異なっている、クラスタ内分散が小さければ良く

Fig. 6 A distribution of the matching function

なり、クラスタ内分散が大きければ特徴量の分布がモデルと似ている場合でも悪くなるという、人間の直感的な評価に近くなる。係数 α, β はそれぞれ相関モデルとの平均値のずれ、および分散値のずれを一致度 M にどれだけ反映させるかを定めるもので、ここでは実験的に値を決めた。 $\alpha=5.0, \beta=10.0$ (2)式において、品質クラスタ数を 1、 $\bar{\mu}_0=0.5, \bar{\sigma}_0=0.5, \alpha=5.0, \beta=10.0$ とし μ'_0, σ'_0 をパラメータとしたときの一致度関数の分布を Fig. 6 に示す。最後に、モデル 1 とモデル 2 の評価のうち、良いほうを取るによって一致度 M を求める。

$$M = \max \{ f_1(\hat{\phi}_1, \phi), f_2(\hat{\phi}_2, \phi) \} \quad (3)$$

この一致度 M が検査アルゴリズムの相関モデルを基準とした評価となる。

3.2 実現可能性を考慮した良品、不良品の分離度

前節では、各品質クラスタの特徴量軸上での分布状態に注目した検査アルゴリズムの評価法について述べた。一般に、検査装置に要求される機能は

- (1) 外乱に強く、安定して検査できること。
- (2) 再現性良く検査できること。
- (3) 照明、撮像系などの実現が容易であること。

であり、検査アルゴリズムの評価においては、さらにこれらを考慮する必要がある。

そこで本システムでは、Fig. 7 に示す二つの評価値、量子化可能数 E_d と分離余裕 E_m を定義し、良品と不良品との分離度 S をこれらの積で表わした。ここで、量子化可能数 E_d は良品と不良品クラスタとの平均値間の差を表わし、分離余裕 E_m は良品と不良品クラスタとのクラスタ内分散を考慮した分離余裕を示す。 E_d と E_m は、共に最小量子化単位、すなわち特徴量の分解能によって正規化する。分離度 S は、値が大きいくほど良品および不良品間の分離性が良く、光源の変動などの外乱にも強いと考えられる。また、しきい値決定の際に選択の幅が広く

Fig. 7 Quantized number (E_d) and separation margin (E_m)

なり、良品率、誤り率といった生産上の品質管理データの予測、調整を容易に行うことができる。 S , E_d , E_m はそれぞれ次式により算出する。

$$S = E_d \times E_m \quad (4)$$

$$E_d = |\mu_g - \mu_b|/q \quad (5)$$

$$E_m = \exp(-\gamma E'_m) + E'_m \quad (E'_m \geq 0 \text{ のとき})$$

$$\exp\{(1-\gamma)E'_m\} \quad (E'_m < 0 \text{ のとき})$$

$$E'_m = \{(\mu_b - \sigma_b) - (\mu_g + \sigma_g)\}/q \quad (\mu_b > \mu_g \text{ のとき})$$

$$\{(\mu_g - \sigma_g) - (\mu_b + \sigma_b)\}/q \quad (\mu_b < \mu_g \text{ のとき}) \quad (6)$$

ここで、 μ_g , μ_b は良品、不良品クラスタの平均値、 q は量子化係数(特徴量の最小量子化単位)、 σ_g , σ_b は良品、不良品クラスタの分散値、 γ ($0 < \gamma < 1$) は E_m が必ず正の値を取るように、しかも E'_m が負の大きな値の場合に 0 に近付くようにするために導入した係数であり、ここでは $\gamma = 0.3$ としている。

3.3 評価値算出法

これまでに述べたそれぞれの評価法すなわち、一致度 M と分離度 S から検査アルゴリズムの評価値 E を求める。分離度 S が大きいほど検査アルゴリズムはロバストになり、一致度 M の値が大きいほど検査対象をどのようにに判別したいかという検査者の意図が反映される。また、どちらか一方の評価が良くても、他方の評価が悪ければ、検査アルゴリズムとしての評価を下げるために、評価値 E は、次式のように両者の積で表わす。

$$E = M \times S \quad (7)$$

4. アルゴリズム木の探索方法¹¹⁾

2章で述べた画像処理アルゴリズム木の探索の目標は、評価値が最大かつ画像処理コストが最小になるノードを探索により発見することである。ここでまず、探索

の指標として各ノードにつきの属性値を定義する。(1) E_{nd} : 試行によって得られた評価値。(2) A_{nd} : 試行が終了している下位のノードのうち最大の評価値とノード自身の評価値のうち大きいほう、以後効用値と呼ぶ。(3) I_{nd} : ノードで表わされる画像処理モジュール単体の画像処理コスト(実行時間)(4) C_{nd} : 下位のノードの中で評価値の一番大きいノードへ至るまでの画像処理コストの総和、以後総画像処理コストと呼ぶ。(5) ΔA_{nd} : 下位のノードに対して探索を行った際得られた効用値と現在の効用値の差分。(6) ΔC_{nd} : 下位ノードに対して探索を行った際の総画像処理コストと現在の総画像処理コストとの差分。(7) $L_{nd} = \Delta A_{nd} / \Delta C_{nd}$: 限界効用値。ここで、 nd はノードの ID を表わし、 d は階層番号、 $(d+1)$ は一つ下の階層すなわち子ノードを表わす。ノード nd の下位ノードとは、ノード nd よりも階層が下でルートノードに至るパスにノード nd が存在する、全てのノードのことをいう。ノード nd の上位ノードとは、ノード nd からルートノードに至るパスに存在する全てのノードのことをいう。また、試行とは、下位ノードにおいて、ルートノードからのパスで表現される画像処理アルゴリズムに対して、すべての特徴抽出モジュールを組み合わせ得られるすべての検査アルゴリズムの評価値 E を算出し、その中から評価値が最大となる検査アルゴリズムをノードの評価値 E_{nd} として選択することである。つぎに、アルゴリズム木のあるノードにおける探索の手順について述べる。

手順1: 子ノードの試行が終わっていない場合は、すべての子ノードについて試行した結果、評価値 $E_{n(d+1)}$ が一番高い子ノードを選択し A_{nd} , C_{nd} , ΔA_{nd} , ΔC_{nd} , L_{nd} を更新し、上位ノードに伝搬する。

手順2: 子ノードの試行が終わっている場合には、子ノードのうち限界効用値 $L_{n(d+1)}$ が一番大きなノードについて手順1を繰り返す。

手順3: 手順2で子ノードの限界効用値がすべて0の場合そのノードについての探索を打ち切る。

本システムでは、以上の手順をルートノードについて探索打ち切りまで行っている。

ここでの基本的な考え方は、探索ノードの決定において総画像処理コストが低く評価値が高くなるようなノードを選ぶことであり、この探索法により探索ノード数削減および探索目標の早期発見が期待できる。

ただし、ノードの各属性値については、以下のような仮定を設けている。

【仮定1】 総画像処理コストに対して、効用値は単調増加する。

【仮定2】 限界効用値は、総画像処理コストが小さい

Fig. 8 A relation between an evaluation value and amounts of image processing costs

ほど、値が大きくなる。

〔仮定 3〕 限界効用値は、総画像処理コストが大きいほど、値が小さくなる。

これらの仮定を Fig. 8 に図示する。すなわち、あるノードに対してそれ以下のノードの探索を続ける場合、探索を続ければ必ず効用値は増加する、つまり評価値の高い検査アルゴリズムが得られるが、その効用値の増加傾向は探索の初期ほど高く、探索が進むほど低くなることを示している。

5. 実験結果と考察

ここでは、本システムを用いて検査アルゴリズムを生成した結果について述べ、その有効性、検査アルゴリズムの評価法および探索法についての考察を行う。検査対象には、電子部品であるコネクタの成形品を用いた。検査アルゴリズムの生成システムは、ワークステーション (VaxStation 3520) 上にインプリメントした。また、画像入力は、パーソナルコンピュータ (PC 9801) で行い、両者を Ethernet で結ぶことによって画像データをワークステーションに転送している。本システムで現在使用している画像処理演算子および特徴抽出子の種類を Table 1 に示すが、これらは、簡単に追加、削除することができる。画像処理アルゴリズムのパイプライン段数は、ワークステーションのメモリの制約上 3 段とした。また、

Table 1 Image processing modules and feature extraction modules

Image processing modules	<ul style="list-style-type: none"> • 3×3 differentiations (8 directions) • Self-correlation • Mutual-correlation • Binarization
Feature extraction modules	<ul style="list-style-type: none"> • X-center gravity • Y-center gravity • Aspect ratio • Maximum • Minimum • Average • Median • Variance • Area

画像処理コストは 2 値化を 1 とし、それ以外はマスクの大きさにより定義した。たとえば自己相関の場合はウィンドウサイズを画像処理コストとした。

5.1 検査アルゴリズムの生成例

5.1.1 生成例 1

まず、設計者が試行錯誤的に構成した検査アルゴリズムと本システムにより自動的に生成された検査アルゴリズムを比較することによって本システムの有効性を示す。Fig. 9 に検査サンプルの概略図、およびその欠陥の様子を示す。また、サンプルの入力画像および検査ウィンドウを Fig. 10 に示す。この欠陥は、金型の中に樹脂が十分充填されないために起こり、ショートショットと呼ばれるもので、コネクタにおいてはしばしば問題となる欠

Fig. 9 A rough sketch of inspected products 1

Fig. 10 An example of processing window 1

Table 2 Inspection samples

No.	Grade	W [mm]	D [mm]	Number
0	GOOD	0	0	12
1		0.05	0.05	12
2	↓	0.1	0.1	12
3	BAD	$0.2 \geq$	$0.2 \geq$	12

Fig. 11 A correlation model 1_1

Table 3 Results of algorithm generation 1_1
(Sorted by evaluation value)

No.	Image Processing Algorithm	Feat.	Eval.	Cost	Eval./Cost
1	Diff.90->Bin.->Self.Corr.	Max	5478	138	40
2	Diff.270->Bin.->Self.Corr.	Min.	4538	138	33
3	Diff.90->Bin.->Self.Corr.	Ave	4079	138	30
4	Diff.270->Bin.->Self.Corr.	Ave	3339	138	24

陥である。検査サンプルは、Table 2 に示すように不良の程度によって四つの品質に分け、システムに入力した。また、検査アルゴリズムの評価に用いる相関モデルは、Fig. 11 に示すものを用いた。

Table 3, Table 4, Fig. 12 にシステムが出力したアルゴリズム生成の結果を示す。Table 3 は、3 章の評価値によって順位付けを行った検査アルゴリズムの候補であり、Table 4 は評価値/総画像処理コスト比によって順位付けを行った結果である。また、Fig. 12 は、Table 3 のそれぞれの候補についての各品質クラスの特徴量軸上の分布を示している。同図で、横軸は製品の品質を表わし、0 が良品、数が大きくなるほど大きな不良であることを示す。また、縦軸は抽出された特徴量を表わし、図の左側に検査アルゴリズムにより抽出された値の最大値、最小値を、図の右側には特徴量自体の値の範囲を示している。

この結果から検査アルゴリズムを選ぶ際、良品と不良品の分離特性のみに注目するのであれば評価値を基準として検査アルゴリズムの選択を行えば良く、検査時間が問題になるのであれば評価値/コスト比を基準として選

Table 4 Results of algorithm generation 1_1
(Sorted by evaluation value/cost)

No.	Image Processing Algorithm	Feat.	Eval.	Cost	Eval./Cost
1	Diff.90->Bin.	Area	2713	10	271
2	Diff.270->Bin.	Area	2302	10	230
3	Diff.135	Max	735	9	82
4	Diff.315	Ave	683	9	76

Fig. 12 Results of algorithm generation 1_1

択を行えば良い。いずれにしても、目的に応じて、検査者はこれらの結果の中から検査アルゴリズムを自由に選択することができる。

このコネクタに対する検査装置を開発するにあたって本システムの開発以前に、欠陥の形状特徴とそのときの画像上の明暗パターンについて詳細な検討を行い、さらに、検査時間、安定性および再現性を考慮して検査アルゴリズムの決定を行った。この結果得られた検査アルゴリズムは、Table 4 の 1, 2 位と全く同じであった。このことから、本システムにより生成される検査アルゴリズムは、実際の検査において有効であるといえる。

5.1.2 生成例 2

つぎに、同じ製品について相関モデルを変更して検査アルゴリズムの生成を行った例を示す。Fig. 13 に相関モデルを示す。これは、良品とそれ以外の品質を明確に分離することを意図したものである。結果を Table 5, Table 6, および Fig. 14 に Table 5 の結果を示す。Table 5 は、評価値順の生成結果であり、Table 6 は、評価値/総画像処理コスト比順の生成結果である。また Fig. 14 は、Table 5 の結果をグラフ表示したものである。

Fig. 13 A correlation model 1_2

Table 5 Results of algorithm generation 1_2 (Sorted by evaluation value)

No.	Image Processing Algorithm	Feat.	Eval.	Cost	Eval./Cost
1	Diff.315->Diff.180	Max	6.4	18	0.356
2	Diff.135->Diff.180	Med	2.7	18	0.15
3	Diff.315->Diff.180	Med	1.5	18	0.08
4	Diff.90->Bin.->Self.Corr.	Max	1.3	238	0.01

Table 6 Results of algorithm generation 1_2 (Sorted by evaluation value/cost)

No.	Image Processing Algorithm	Feat.	Eval.	Cost	Eval./Cost
1	Diff.315->Diff.180	Max	6.4	18	0.356
2	Diff.135->Diff.180	Med	2.7	18	0.15
3	Diff.315->Diff.180	Med	1.5	18	0.08
4	Diff.135	Max	0.3	9	0.03

Fig. 14 Results of algorithm generation 1_2

5.1.3 生成例 3

最後に、別のコネクタに対して生成を行った例を示す。
Fig. 15 にサンプルの概略図および欠陥の様子を示し、サンプルの入力画像および検査ウィンドウを Fig. 16 に示す。またサンプルは、良品、不良品および中間の三つの品質に分類し、それぞれ 10 個のサンプルを用いた。中間の品質は、Fig. 15 に示す不良部がルーペで見える程度のもので、不良品はそれが肉眼で見えるものとして分類した。このとき用いた関連モデルを Fig. 17 に示す。このときの結果を、Table 7、Table 8、および Fig. 18 に Table 7 の結果を示す。

Fig. 15 A rough sketch of inspected products 2

Fig. 16 An example image of Sample 2

Fig. 17 A correlation mode 2

Table 7 Results of algorithm generation 2
(Sorted by evaluation value)

No.	Image Processing Algorithm	Feat.	Eval.	Cost	Eval./Cost
1	Diff.270->Bin->Self Corr	Min	2994.4	330	9.1
2	Diff.135->Diff.45	Max	2785.6	18	154.8
3	Diff.315->Diff.45	Max	2768.4	18	153.8
4	Diff.135->Diff.225	Max	2757.2	18	153.2

Table 8 Results of algorithm generation 2
(Sorted by evaluation value/cost)

No.	Image Processing Algorithm	Feat.	Eval.	Cost	Eval./Cost
1	Diff.135->Diff.45	Max	2785.6	18	154.8
2	Diff.315->Diff.45	Max	2768.4	18	153.8
3	Diff.135->Diff.225	Max	2757.2	18	153.2
4	Diff.315->Diff.225	Max	2754.2	18	153.0

Fig. 18 Results of algorithm generation 2

5.1.4 検査アルゴリズム評価法の評価

以上の結果から、今回提案する検査アルゴリズムの評価法についての考察を行う。Fig. 12, Fig. 14, Fig. 18 より、得られたすべての検査アルゴリズムは、関連モデルを用いて意図したとおり、各製品クラスが特徴量軸上に分布したものであることがわかる。また Fig. 12 では、製品クラス0と3は十分離れており、その分布に重なりもない。さらに Fig. 14 では、関連モデル形状とはあまり一致していないが、各品質クラス間での分離の良い検査アルゴリズムが選択されている。これらのことから、本論文で提案する評価法は有効であるといえる。

Table 9 Evaluation of tree search method

No.	Search time [min]	Searched rate [%]	Total number of searched node
1	5	15	18
2	10	37	46
3	15	69	68
4	20	69	90
5	25	85	114
6	30	99	132
7	35	99	160
8	40	99	172
9	45	99	202
10	50	99	220
11	55	100	244
12	60	100	262

Fig. 19 Time and searched rate

5.2 探索法の評価

ここでは、提案した探索法の評価を行う。評価の方法は、システムが探索を打ち切った時点で発見された検査アルゴリズムの上位20位を基準として、それまでの経過時間を等間隔に区切り、それぞれの時点での探索状態を次式に示す発見率 F により評価した。なお、検査サンプルには、前節と同じものを用いている。

$$F = \frac{S}{S_r} \times 100 [\%] \quad (11)$$

ここで、 S_r は探索終了時の候補アルゴリズム1~20位に対し、1位に21点、2位に20点のように順にスコアをつけたときのスコアの総計を表わし、 S は各探索時点での候補の中で最終順位に現れているもののスコアの総計を表わす。生成例1に対する結果を、Table 9 および Fig. 19 に示す。発見率は、探索の初期において増加し、それ以降ではその増加の傾向が鈍くなっているのがわかる。このことは、探索の初期において探索終了時の候補の大半が発見されていることを示す。同図に示している破線は、探索打ち切り時での1位の候補が、この時点で発見されたことを示している。さらに Table 9 より、探索終

了時点で探索が行われたノードの総数は全体のノード数の 10%程度であり、探索が効率良く行われたことを示している。以上のことから、今回提案した探索方法の有効性が示された。

6. 結 論

画像処理を用いた検査システムを構築する際に問題となる汎用化を支援するため、製品画像の例示による検査アルゴリズムの生成システムを開発した。ポイントを以下に列挙する。

(1) 画像処理に対して特別な知識をもたない現場の生産技術者が、製品サンプルのグレード分けや画像の入力などの簡単な入力操作を行うだけで検査アルゴリズムを生成する、支援システムを構成した。

(2) 試行検査アルゴリズムの総合評価値 E を、良品と不良品をどのように判別したいかという検査者の意図を評価する一致度 M と、検査の安定性、再現性、実現性を評価する良品と不良品の分離度 S の積から求める方式を提案し、その有効性を実際の成形品検査において確認した。

(3) 木構造で表現した画像処理アルゴリズムの組合せの探索を効率良く行うため、総合評価値 E と画像処理コストから限界効用値を求めこれに基づく探索法を提案した。本探索法が探索時間および探索ノード数の削減に有効であることを確認した。

現在、パーツフィード、検査ワークのハンドリング系を含めた汎用検査システムを制作中である。今後、本システムで得られた結果をこの検査システム上で検証していく予定である。また、現状のコネクタでは、1次元の特徴量の上でも十分良否の判別が可能なのが多いが、ハーフピッチコネクタのように精密な成形を要求されるものでは、安定した成形条件を出すことがむずかしく、生産中に発生する欠陥の種類も複数になることが考えられる。今後は、このような製品にどう対応していくかが課題となり、その際には特徴量の多次元化や部分問題への分割など欠陥の認識的な取り組み^{8),10),12)}についても検討を加えていく必要がある。

参 考 文 献

- 1) 渡辺祐司：グレースケールジャッジメントシステム, 映像情報, **22-7**, 39/44 (1990)
- 2) 折田, 長谷川, 鳥脇, 金崎, 高藤：会話型評価と自動評価による画像処理手順のプロダクションシステム, 情報処理学会論文誌, **29-2**, 105/113 (1988)
- 3) 高須, 長谷川, 鳥脇：サンプル図形提示方式による面図形抽出手順の自動構成法について, 情報処理学会論文誌, **29-2**, 134/141 (1988)
- 4) 谷崎, 岡村, 村上：局所パターンとの相関によるプラスチック部品の欠陥検出, 情報処理学会第 40 回全国大会予稿集, 4P-5 (1990)
- 5) 谷崎直昭：アルゴリズム木の探索による画像処理アルゴリズムの生成システム, 第 30 回 SICE 学術講演会予稿集, **JS-23-2** (1991)
- 6) 今富芳幸：成形品 (コネクタ) の外観検査システム, プラスチック成形技術, **8-5**, 14/18 (1991)
- 7) 鳥脇純一郎：画像理解のためのデジタル画像処理(I), 昭晃堂 (1988)
- 8) T. Matsuyama: Expert Systems for Image Processing, Computer Vision, Graphics and Image Processing, **48**, 22/49 (1989)
- 9) 舟久保登：視覚パターン処理と認識, 啓学出版 (1990)
- 10) R. C. Vogt: Automatic Generation of Morphological Set Recognition Algorithms, Springer-Verlag (1989)
- 11) 多田和夫：探索理論, 日科技連 (1980)
- 12) Y. Kitamura, H. Sato and H. Tamura: An Expert System for Industrial Machine Vision, Proc. of 10th International Conf. on Pattern Recognition, 771/774 (1990)

[著 者 紹 介]

谷 崎 直 昭 (正会員)

1986 年, 徳島大学大学院工学研究科修士課程 (電気工学専攻) 修了, 同年住友重機械工業(株)に入社, 現在に至る。以来システム技術研究所にて, 計算機制御システム, 画像処理検査システム, ヒューマンインタフェースの研究に従事。情報処理学会, 日本医用画像工学会などの会員

岡 村 哲 也 (正会員)

(Vol. 28, No. 8 参照)

村 上 亨 (正会員)

(Vol. 28, No. 8 参照)