

誤り確率条件に基づく画像処理手順の自動構成の一方法と 画像処理エキスパートシステム IMPRESS-Pro

濱田 敏 弘^{†1} 清水 昭 伸^{†2}
長谷川 純 一^{†3} 鳥脇 純 一 郎^{†4}

本論文では、画像内に特定の図形が含まれているかどうかを判定する画像処理手順を、ユーザの与えた誤判定率に関する条件を満たすように自動構成する一方法と、それを用いた新しい画像処理エキスパートシステム IMPRESS-Pro を提案する。このシステムは、あらかじめ具体的なアルゴリズムやパラメータが未定の処理系列を用意し、それを構成する各局所処理を誤判定率の条件から推定された要求精度に基づいて逐次的に決定する。本論文では、このシステムを LSI パッケージ表面上の欠陥抽出手順の自動構成問題に適用した結果を示し、システムの可能性と限界について考察する。

A Method for Automated Construction of Image Processing Procedure Based on Misclassification Rate Condition and Vision Expert System IMPRESS-Pro

TOSHIHIRO HAMADA,^{†1} AKINOBU SHIMIZU,^{†2} JUN-ICHI HASEGAWA^{†3}
and JUN-ICHIRO TORIWAKI^{†4}

This paper proposes a new expert system IMPRESS-Pro that automatically constructs an image processing procedure to discriminate whether there exists a specific figure in a given image or not by using condition of misclassification rate given by a user. This system has a sequence of several local processes whose algorithms and parameters are unfixed and decides them sequentially based on the condition for each local process performance estimated from the requirements on misclassification rate. This paper also shows experimental results of applying this system to a procedure generation problem for extracting defect parts on surface of integrated circuit packages, and discusses possibility and limitations of the system.

1. はじめに

デジタル画像技術の進展により、基本的な画像処理アルゴリズムが大量に開発・蓄積されてきた。これらの基本アルゴリズムは、個々の問題解決能力はそれほど高くないが、組み合わせることで様々な新しい問題を解決する能力を発揮することがある。しかし、各

問題に対して最適な組合せを見つけ出すにはそれぞれの処理内容に精通している必要があるうえ、個々の処理パラメータの最適化などには画像処理の専門家でも試行錯誤が欠かせない。

この問題を解決するため、多数の画像処理アルゴリズムと画像処理に関する知識をデータベース化し、それを用いて処理手順の開発支援や自動構成を行うエキスパートシステムの開発が 1980 年代より活発に行われてきた^{1)~12)}。最近では Clouard らがユーザの要求する図形を抽出するための画像処理手順の自動構成を行うシステム Borg⁶⁾を提案している。

ところで、上記の Borg も含めた画像処理エキスパートシステムは、ユーザから抽出したい図形が直接図形として陽に提示されたり、その特徴が数値や記号を用いて入力されると、それらにできる限り近い図形や特徴を抽出するための画像処理手順を自動生成するか、あるいは、その手順生成を支援することを目的とし

^{†1} 香川県産業技術センター

Kagawa Prefectural Industrial Technology Center

^{†2} 東京農工大学大学院生物システム応用科学研究所

Graduate School of Bio-Applications and Systems Engineering, Tokyo University of Agriculture and Technology

^{†3} 中京大学情報科学部

School of Computer and Cognitive Sciences, Chukyo University

^{†4} 名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻

Department of Information Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya University

ている．しかし，たとえば，工業製品の表面の欠陥や人体内の異常陰影を画像を用いて検出する場合^{13),14)}，多数の画像の中から欠陥や異常を含む画像のみを抜き出すことが要求されることがある．このときには，画像単位の判定の誤り率が重要になり，要求される誤り率の条件を満たすような手順構成が求められる¹⁵⁾．しかし，前述のシステムの中にはそのような誤り率を考慮する仕組みを持つものは見られない．

一方，個々の処理アルゴリズムに注目すると，たとえば，医用画像からの異常陰影検出フィルタの設計に誤り率に関する要求を考慮した例がある^{16),17)}．また，特徴抽出後の特徴空間における識別関数を誤り率に基づいて設計した研究はパターン認識の分野には数多く見られる^{22),23)}．しかし，複数のアルゴリズムを組み合わせた画像処理手順を，画像単位の判定の誤り率に対する要求を積極的に考慮しながら設計した例はエキスパートシステムに限らずほとんど見られない．その理由としては，最終的な誤り率と手順を構成する局所処理の誤り率の関係が複雑であるために，与えられた要求に基づいて各局所処理を決定するのが容易ではないことがあげられる．

本論文では，工業製品の表面画像からの欠陥検出の場合のように，特定のパターンの図形を含む画像を抽出し，かつ，ユーザの要求する画像単位の判定の誤り率に関する要求を満たすような画像処理手順を自動構成する方法を提案する．具体的には，まず，処理手順を構成する個々の局所処理の能力と最終的な画像単位の判定の誤り率との関係を確率モデル^{18),19)} (Probabilistic Model) を用いて記述し，それとユーザの要求から各局所処理に必要な性能を推定する．次に，その推定された性能に基づいて作成した評価関数を用いて，各局所処理を逐次的に決定する．

ところで，本論文の方法を実験するためには，その中で用いるある程度のレベルの画像処理アルゴリズムのデータベースが必要である．これを新たに開発することは本研究の主たる目的ではないため，ここでは筆者の一部が先に開発した画像処理エキスパートシステム IMPRESS^{7)~12)} のアルゴリズムデータベースを利用する．ただし，処理手順の自動構成法や中間で生成される手順の評価方法は IMPRESS とはまったく異なり，本論文において新たに提案するものである．なお，このため，できあがった画像処理エキスパートシステムを外部から見た場合，形式的に IMPRESS と似た形をとることから，以下これを IMPRESS-Pro (IMPRESS based on Probabilistic Model) と呼ぶ．

以下，2章では提案する IMPRESS-Pro の概要と具

体的な手順構成方法について説明する．次に，3章ではこのシステムを実際に LSI パッケージの表面画像からの欠陥抽出手順の自動構成に応用した結果を示し，本手法の有効性について検討する．

2. IMPRESS-Pro

ここでは，本論文の手法を用いたシステム IMPRESS-Pro による画像処理手順の自動構成法について述べるが，説明を容易にするために，LSI パッケージなどの工業製品の外観画像から欠陥の有無を判定する手順を自動構成する場合を例に説明する．また，上述のように IMPRESS のアルゴリズムデータベースに従って，パラメータなどが未定の複数の処理からなる大まかな手順を用意するが¹²⁾，今回は対象とする製品の欠陥の多くが塊状のパターンであることから以下の手順に着目して話を進める (図 1)．

[平滑化・差分] [2 値化] [連結成分の特徴抽出] [連結成分の判定] [画像単位の判定]
 ここで，「連結成分の判定」までをまとめて局所処理と呼ぶことにする．また，画像単位の判定は，「画像内に連結成分が 1 つでも検出されていれば欠陥あり，それ以外は欠陥なし」とし，これを最終判定 (final decision) と呼ぶことがある．さらに，1 つ前の「連結成分の判定」をこの最終判定に対して中間判定 (intermediate decision) と呼ぶこともある．

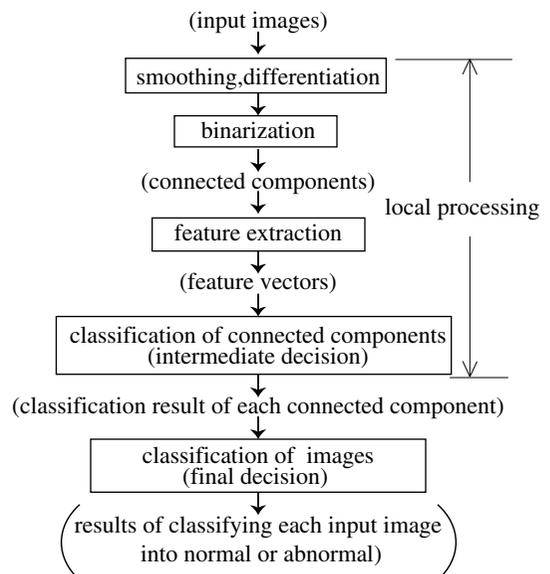


図 1 本論文で考察する大まかな手順
 Fig. 1 Outline of the procedure frame studied in the text.

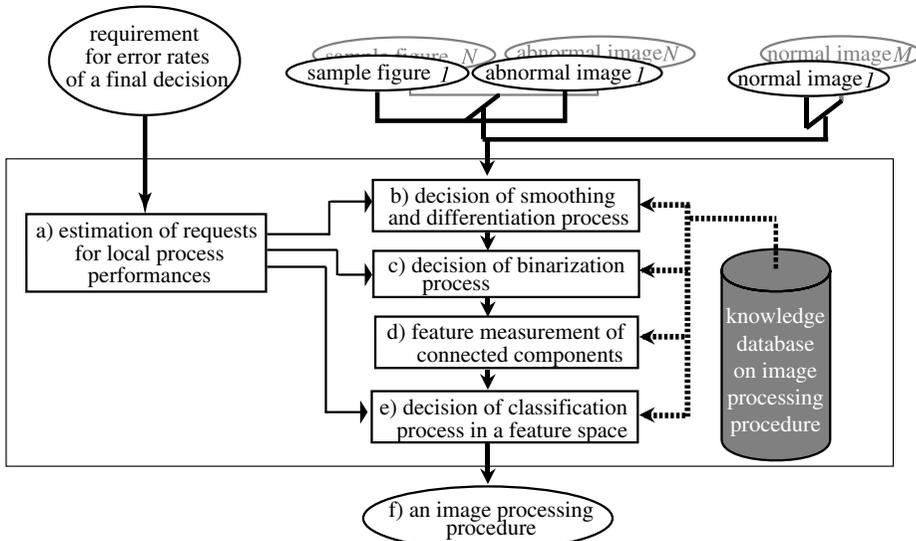


図 2 手順構成処理の概略

Fig.2 Outline of procedure construction process.

2.1 処理の概略

IMPRESS-Pro の処理の流れを図 2 に示す。入力は、欠陥を含む製品の外観画像（以下、欠陥画像と呼ぶ）とその欠陥の部分を図形として指定したサンプル図形（スケッチとも呼ぶ）の対（図 3）、欠陥のない製品の外観画像（以下、正常画像と呼ぶ）、および、画像単位の判定の誤り率に関する要求（以下、目標誤判定率と呼ぶ）であり、出力は画像処理手順である。

ここで、画像単位の判定誤りとして以下の 2 つを考え、要求はこれらに対して与えられるものとする。

拾いすぎ：正常画像を欠陥画像とする誤り

（＝ False Positive、以下 F.P. と略す）

見落とし：欠陥画像を正常画像とする誤り

（＝ False Negative、以下 F.N. と略す）

実際の処理は、次のように進められる。

- 目標誤判定率から確率モデルに基づいて局所処理に要求される性能を推定する。
- その推定された要求に基づいて、平滑化と差分処理の種類、パラメータを選択する。
- 2 値化処理の具体的な処理の種類やパラメータを選択する。
- 特徴抽出処理では、2 値化までの処理を適用して抽出された連結成分に対して、あらかじめ決めておいた特徴量を計算する。
- 連結成分の判定法（中間判定法）の決定では、目標誤判定率を満たすように分類器のパラメータを選択する。

f) すべてをまとめて 1 つの手順として出力する。

ここで、適用する具体的な処理やパラメータの探索範囲などはアルゴリズムデータベースに用意されているものを利用する¹²⁾。

2.2 局所処理と画像単位の判定の性能の関係

ここでは、Step a) の目標誤判定率から局所処理に必要な性能を推定するための準備として、両者の関係を明らかにする。

まず、説明の便宜上、次のような記号を用いる。すなわち、2 値化と中間判定において、欠陥を正しく欠陥として抽出したり判定する事象「t.p.」(＝ true positive) と、欠陥以外の領域の一部を誤って欠陥とする事象「f.p.」(＝ false positive) に関連する種々の確率を表 1 の記号を用いて表す。ただし、2 値化に関する記号には添字「bin」、中間判定に関する記号には添字「id」をつける。また、表中の拾いすぎ成分とは、欠陥に対応しない領域で検出された連結成分のことを指す。さらに、2 値化で欠陥上に 1 つ以上の連結成分が抽出されればその欠陥は 検出された とし、中間判定で欠陥に対応する連結成分のうち 1 つでも欠陥と判定されればその欠陥は 正しく欠陥と判定された とする。

このとき、図 1 の手順では、連結成分抽出のしきい値処理、連結成分ごとの中間判定、および、最終判定の 3 カ所の決定が行われる。そこで、各処理の確率モデルを用いて局所処理の性能と画像単位の判定精度の関係を導くと次式のようになる（導出の詳細は付録および文献 20) 参照）。

表1 局所処理と画像単位の判定の確率に関して本論文で用いる記号

Table 1 Notations for local process performances and the accuracy of final decision per image.

2 値化	$P\{t.p.\text{bin}\}$ λ_{bin}	欠陥が検出される確率 拾いすぎ成分数の平均値
特徴空間での判定	$P\{t.p.\text{id}\}$ $P\{f.p.\text{id}\}$	2 値化で検出された欠陥が 正しく欠陥であると判定され る確率 拾いすぎ成分が誤って 欠陥と判定される確率
画像単位の判定	$P\{F.P.\}$ $P\{F.N.\}$	正常画像を誤って 欠陥ありと判定する確率 欠陥画像を誤って 欠陥なしと判定する確率

$$P\{F.P.\} = 1 - \exp[-\lambda_{bin}P\{f.p.\text{id}\}] \quad (1)$$

$$P\{F.N.\} = \exp[-\lambda_{bin}P\{f.p.\text{id}\}] \times [1 - P\{t.p.\text{bin}\}]P\{t.p.\text{id}\} \quad (2)$$

ただし、欠陥は画像 1 枚につきたかだか 1 個しか含まれず、2 値化後の拾いすぎ成分数は平均値 λ_{bin} のポアソン分布に従うと仮定している。

2.3 局所処理に要求される性能の推定

目標誤判定率として次の要求が与えられたとする。

$$P\{F.P.\} \leq \alpha \quad (3)$$

$$P\{F.N.\} \leq \beta \quad (4)$$

このとき、2.2 節の関係式を利用すると各局所処理に要求される性能は以下のように推定される²⁰⁾。

[2 値化処理に対する要求]

$$P\{t.p.\text{bin}\} \geq \sqrt{1 - \frac{\beta}{1 - \alpha}} \quad (5)$$

[中間判定に対する要求]

$$P\{f.p.\text{id}\} \leq \frac{\ln(1 - \alpha)}{-\lambda_{bin}} \quad (6)$$

$$P\{t.p.\text{id}\} \geq \left(1 - \frac{\beta}{1 - \alpha}\right) / P\{t.p.\text{bin}\} \quad (7)$$

2.4 各局所処理の決定方法

ここでは、前節までの結果をふまえて各局所処理を具体的に決定する方法について述べる。いずれの処理も、データベースに登録されているアルゴリズムをパラメータを変えて実際に入力された画像に適用し、その結果を以下で定義する評価式を用いて評価することにより最適な処理を決定する。

2.4.1 平滑化・差分処理の選択

この処理は出力が濃淡画像であるために、そのままでは注目する処理が要求された誤り率の条件を満たすかどうかを判断することができない。そこで、平滑化・差分処理を適用して得られた画像そのものを評価する代わりに、次段の 2 値化で選択されるしきい値を予

測し、その値でしきい値処理をした結果を用いて平滑化・差分処理を評価することにする。具体的には、差分後の画像を 2 値化したときの欠陥検出率が式 (5) を参考にして次の式 (8) に最も近くなるしきい値を求め、そのときの拾いすぎの成分数 λ_{bin} を最も少なくするような平滑化・差分処理を選択する。

$$[\text{欠陥検出率}] = u\left(\sqrt{v\left(1 - \frac{\beta}{1 - \alpha}\right)} + \delta\right) \quad (8)$$

$$\begin{cases} u(x) : u(x) = 0(x < 0), u(x) = 1(1 < x) \\ u(x) = x(0 \leq x \leq 1) \\ v(x) : v(x) = 0(x < 0), v(x) = x(0 \leq x) \end{cases}$$

ここで、 δ は適当に設定する定数であり、今回は経験的に決めている。なお、この方法は、処理を適用した後の画像上で欠陥部分の最大(または最小)濃度値を調べるだけで、実際に 2 値化をして検出率を計算せずに上述のしきい値が求められるため、計算コストが著しく増加することはない。

2.4.2 2 値化処理

ここでは、基本的にはしきい値を変えながら画像を 2 値化し、欠陥の検出率が式 (5) を満たすしきい値を選択する。ただし、この式の条件を満たすしきい値が複数ある場合には、次式の評価値 $Ev1$ が最小となる値を、また、1 つもない場合には、すべてのしきい値集合の中からこの $Ev1$ が最小となる値を 1 つ選択する。

$$\begin{aligned} Ev1 &= \{1 - (P\{f.p.\text{id}\} \text{ に対する要求の上限})\} \\ &\quad + (P\{t.p.\text{id}\} \text{ に対する要求の下限}) \\ &= 1 - \frac{\ln(1 - \alpha)}{-\lambda_{bin}} + \left(1 - \frac{\beta}{1 - \alpha}\right) / P\{t.p.\text{bin}\} \end{aligned} \quad (9)$$

ここで、1 行目から 2 行目への変形には式 (6)、(7) を用いた。この評価値 $Ev1$ は、直感的には次段の中間判定における要求の高さを表しており、評価値を小さくするしきい値ほど次の中間判定に要求される性能を低く抑えているといえる。

なお、このとき明らかに無意味なしきい値(たとえば画像全体の濃度値の最小値など)が選ばれないように若干の条件をつけているが、詳細は略す。

2.4.3 特徴抽出処理と特徴空間での判定(中間判定)処理

特徴抽出処理では、抽出した連結成分ごとにあらかじめ決められた n 個の特徴量を測定する。次に、判定処理では、特徴量ベクトル x の張る特徴空間で尤度比 $L(x)$ (式 (10)) に対して式 (11) のしきい値処理を行って各連結成分を「欠陥」か「拾いすぎ」のどちらかのクラスに分類するが、その判定の際のしきい値

T_l を目標誤判定率に対して最適化する .

$$L(x) = \frac{p(x|C_1)}{p(x|C_2)} \quad (10)$$

$$\left(\begin{array}{l} C_1: \text{欠陥に対応する連結成分のクラス} \\ C_2: \text{拾いすぎ成分のクラス} \end{array} \right.$$

$$L(x) \left\{ \begin{array}{l} \geq T_l \rightarrow \text{欠陥に対応する連結成分} \\ \text{else} \rightarrow \text{拾いすぎ成分} \end{array} \right. \quad (11)$$

実際の処理では、しきい値 T_l を変化させて画像単位の判定の誤り率を求め、ユーザの与えた式 (3), (4) の条件を満たす値を 1 つ選択することとした . ただし、条件を満たすしきい値が複数ある場合には、次の評価値が最小のものを選択し、

$$Ev2 = P\{F.P.\} + \omega_1 P\{F.N.\} \quad (12)$$

(ω_1 : 重み係数)

要求を満たすしきい値が存在しない場合には、次の評価値を最小とするしきい値を選択することとする .

$$Ev3 = |P\{F.P.\} - \alpha| + \omega_2 |P\{F.N.\} - \beta| \quad (13)$$

(ω_2 : 重み係数)

また、式 (10) の 2 つの密度関数は、Parzen の窓関数法^{22),23)}に基づいて設計用の標本 (システムへの入力画像) を用いてあらかじめ次のように推定しておく .

$$p(x|C_1) = \frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} \delta_1(x - x_{1i}) \quad (14)$$

$$p(x|C_2) = \frac{1}{N_2} \sum_{i=1}^{N_2} \delta_2(x - x_{2i}) \quad (15)$$

$$\left(\begin{array}{l} N_1, x_{1i}: \text{欠陥に対応する連結成分の標本数と,} \\ \quad i \text{ 番目の標本の特徴ベクトル} \\ N_2, x_{2i}: \text{拾いすぎ成分の標本数と,} \\ \quad i \text{ 番目の標本の特徴ベクトル} \\ \delta_j(x) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^n \sqrt{|\Sigma_j|}} \exp(-\frac{1}{2}x^t \Sigma_j^{-1}x), \\ \quad (j = 1, 2) \\ \Sigma_j: \text{クラス } C_j \text{ の共分散行列 } (j = 1, 2) \end{array} \right.$$

3. 実験および考察

3.1 実験方法と結果

3.1.1 実験方法

今回提案する方法を組み込んだシステム IMPRESS-Pro を用いて LSI パッケージの外観画像から欠陥部位

しきい値 T_l を式 (6), (7) を用いて選択する方法も考えられるが、最終的な要求が式 (3), (4) で与えられることを考慮して、今回は本論文に示した方法を採用した .

を抽出する手順の自動構成を試みた .

(1) 試料画像 LSI パッケージの表面画像 72 枚 (各々 426×166 (画素), 濃度レベル数 8 ビット) .

[正常画像] 実際に欠陥のない LSI パッケージの表面を CCD カメラで撮影した 36 枚よりなる .

[欠陥画像 (i)] 実際に欠陥を含むパッケージを CCD カメラで撮影したものの 9 枚 . 欠陥は画像あたり 1 個を含む .

[欠陥画像 (ii)] 上記の欠陥画像 (i) の 9 枚をもとにして、上の正常画像とは別に撮影した正常パッケージの画像 27 枚から次のようにして人工的に作成した . まず、各画像から欠陥を切り出して欠陥のモデルを作成し、次にそれらを拡大 (1 倍 ~ 1.7 倍), 回転 ($0^\circ \sim 360^\circ$), コントラスト強調 (1 倍 ~ 1.5 倍), および、平行移動 (移動後に欠陥が画像内に含まれる範囲) によって変形させ、1 つのモデルから 3 つの欠陥を新しく作成した . ここで、変形パラメータは、実際の欠陥パターンを考慮して上記の括弧内の範囲で一樣乱数を用いて決定した . 最後に、この人工欠陥を正常パッケージの画像に埋め込んで実験用の欠陥画像とした . また、これらに対するスケッチも上と同様に変更したものをを用いた . 図 3 (a-1), (b-1) に実際に撮影した欠陥画像 (左) とそれに対応するスケッチ (右) を、(c-1) に正常画像の例をそれぞれ示す .

(2) 画像処理アルゴリズムデータベース これは、前述のように先に開発した IMPRESS のアルゴリズムデータベースの一部を利用した^{9),12)} . ただし、図形特徴量の部分は今回新たにつけ加えた . その内容を表 2 に示す . ここで、LSI パッケージに発生する欠陥には、a) 面積が極端に大きくなることはない (表 2 の特徴量 (1)), b) 円形に近いものが多い (特徴量 (3)), c) 正常部に比べて濃度値が低い (特徴量 (4), (5)), などの性質があり、2 値化後の拾いすぎ成分には d) 横方向に長いものが多い (特徴量 (2)) という傾向がある . 図形特徴量はこの検討をもとに選択した .

(3) その他 式 (8) の定数 δ は 0.11, 式 (12), (13) の ω_1, ω_2 はともに 1.0 として実験を行った . ただし、これらは経験的に決めている .

3.1.2 実験結果

72 枚の全画像から目標誤判定率を $\alpha = \beta = 0.07$ として自動構成した手順を表 3 に、その手順を設計に用いた画像 (a-1), (b-1), (c-1) に適用した結果を図 3 に示した . また、欠陥画像とそのサンプル図形の全 36 組から逐次集約型 IMPRESS¹²⁾ を用いて自動構成した手順とそれによる処理結果もあわせて示した . さらに、構成手順をすべての画像に適用した場合の各

表 2 データベースに登録されている画像処理アルゴリズムと図形特徴量
Table 2 Image processing algorithms and shape features registered in database.

	types of operators	ranges for searching optimum parameters		feature to be extracted
smoothing	uniform weight	mask size(pixels) 1~19 (interval : 2)	feature measurement	(1) area (2) circularity (3) direction of principal axis (4) average of differentiation output in sample figures (5) average of gradient vector's magnitude in the neighborhood of sample figures
differentiation	2nd order difference	D (pixels) 1~82 (interval : 1) number of direction 4		
	4-neighborhood Laplacian	D (pixels) 1~82 (interval : 1)		
	8-neighborhood Laplacian	D (pixels) 0~82 (interval : 1)		
binarization	Type I : If gray value at (i,j) ≥ Th then output '1' at (i,j) Type II : If gray value at (i,j) ≤ Th then output '1' at (i,j)	threshold for gray value (minimum gray values in sample figure after differentiation) - 10 ~(maximum " ") + 10 (interval : 1)		

(D : difference distance)

表 3 IMPRESS-Pro と IMPRESS¹²⁾ で構成された手順
Table 3 Procedures constructed by IMPRESS-Pro and IMPRESS¹²⁾.

IMPRESS-Pro	differentiation \rightarrow binarization \rightarrow classification of connected components (8-Laplacian) (Type I) (T _l = 0.2459) (difference distance = 37) (threshold = 38)			
IMPRESS ¹²⁾	smoothing	differentiation	binarization	fusion \rightarrow small component elimination (threshold = 33) (expanding →shrinking →expanding)
	(uniform weight mask size = 3)	(8-Laplacian) (difference distance = 39)	(Type I) (threshold = 22)	

表 4 自動構成された手順の性能
Table 4 Performance of the constructed procedure.

	performance
λ_{bin}	1.53 (= 110 c.c./72 images)
$P\{t.p.bin\}$	1.00 (= 36 defects/36 defects)
$P\{f.p.id\}$	0.0182 (= 2 c.c./110 c.c.)
$P\{t.p.id\}$	0.944 (= 34 defects/36 defects)
$P\{F.P.\}$	0.0556 (= 2 images/36 normal images)
$P\{F.N.\}$	0.0556 (= 2 images/36 abnormal images)

(c.c.: connected component)

局所処理の性能と画像単位の判定の誤り率を表 4 に示した。ここで、設計に用いた画像を評価にも用いている。その意味で上記の実験を R-法 (Resubstitution method) による実験と呼ぶ。今回はそのほかに、目標誤判定率 α, β が $(\alpha, \beta) = (0.03, 0.10), (0.20, 0.03)$ の場合についても実験を行い、R-法によって画像単位の判定の誤り率を求めた (表 5)。

3.2 考 察

まず、図 3 を見ると、IMPRESS-Pro による手順は、欠陥画像に対しては欠陥に対応する何らかの図形

表 5 ユーザの与えた目標誤判定率と構成された手順の性能の関係
Table 5 Relationship between requirements of error rates given by a user and the performance of the constructed procedures.

α	β	$P\{F.P.\}$	$P\{F.N.\}$
0.07	0.07	0.0556	0.0556
0.03	0.10	0.0278	0.0833
0.20	0.03	0.194	0.0278

を抽出し、正常画像に対しては何も抽出していないことが分かる。ここで、実際に目標誤判定率の条件を満たしているかどうかを確かめるために表 4 を見ると、画像単位の誤り率はともに 0.0556 であり、要求を満たしていることが確認された。また、表 5 からは、与える要求 (目標誤判定率の値) に対応して自動構成された手順の画像単位の誤り率が変化することが確認された。以上のことから、ユーザの要求する目標誤判定率の条件を満たす手順の自動構成が本手法によって可能であると考えられる。もちろん、与える要求が厳しくなるとそれを満たす手順の構成ができなくなることは十分考えられるが、その場合にも本手法の枠組みは変わらずに、たとえばデータベースに登録されている特徴量や画像処理アルゴリズムを工夫することで、ある

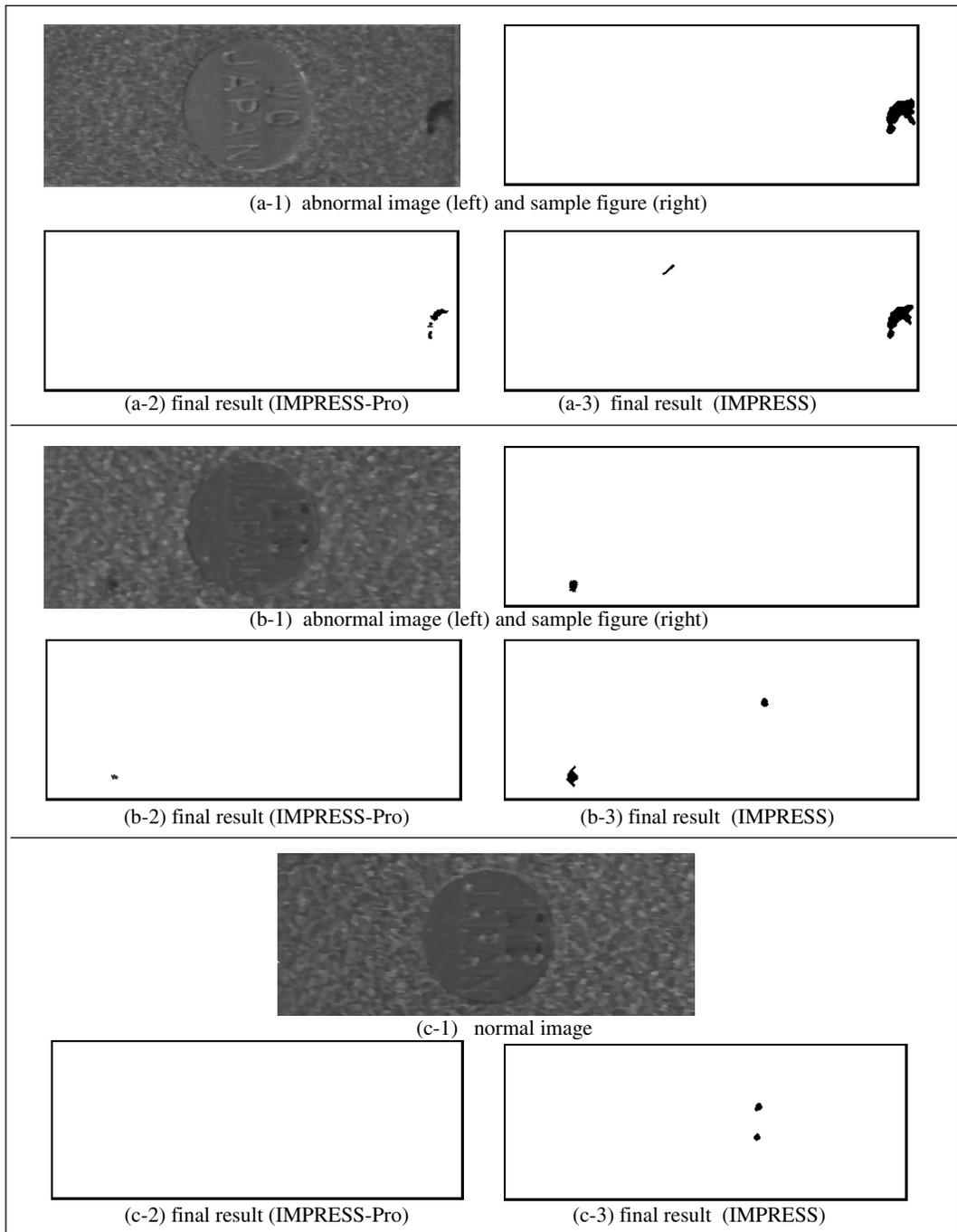


図3 IMPRESS-ProとIMPRESS¹²⁾による構成手順を用いた処理結果
 Fig.3 Experimental results of applying the procedures constructed by IMPRESS-Pro and IMPRESS¹²⁾.

程度までは対応できると考えている。

一方、比較のために従来のIMPRESS¹²⁾に対して同一の入力画像とサンプル図形を与えて手順を自動構成したところ、たとえば、2値化処理ではかなり

異なったしきい値が選択されていた。これは、従来のIMPRESSがサンプル図形の形状のみを正確に抽出するように処理を決定しており、IMPRESS-Proとは評価基準が異なるためだと考えられる。また、

IMPRESS によって構成された手順は、そのサンプル図形の形状のみに注目した構成処理の性質上、拾いすぎの成分を多数抽出するが、このことも今回の実験において確認された(図3.最終的な拾いすぎ成分数:60個).したがって、画像単位の拾いすぎも多く、IMPRESSで構成された手順による画像単位の判定の誤り率は、 $P\{F.P.\} = 0.611 (22/36)$ 、 $P\{F.N.\} = 0.0 (0/36)$ であり、IMPRESS-Proによる手順に比べて拾いすぎがかなり多いことが知られた.しかし、欠陥の形状に関する抽出精度を表す一致度⁹⁾に注目すると、IMPRESSの方が優れていることが知られた([平均一致度]IMPRESS-Pro:0.44, IMPRESS:0.66).以上のことから、欠陥の有無が重要となるケースではIMPRESS-Pro, また、抽出される図形の形状にも配慮を要するケースではIMPRESSの利用が望ましいと考えられる.

ところで、以上の考察はすべて、手順の構成に用いた画像を構成された手順の評価にも用いているという意味で、統計的パターン認識におけるR-法による評価に相当する.そこで、手順の能力の推定の精度を上げるために、 $(\alpha, \beta) = (0.07, 0.07)$ の場合についてleave-one-out法(L-法と呼ぶ)によって実験を行った.具体的には、全72枚の画像のうちの71枚を用いて手順構成を行い、その手順を残りの1枚に適用する実験をすべての画像に繰り返し適用した.

L-法の実験で構成された72手順をR-法の場合のただ1つの手順と比較すると、平滑化・差分処理まで等しいものが70手順、2値化処理まで等しいものが66手順あり、互いに類似した手順が構成されていた.また、L-法による実験で画像単位の誤り率を求めたところ、

$$P\{F.P.\} = 0.0833 (= 3 \text{ 枚}/36 \text{ 正常画像})$$

$$P\{F.N.\} = 0.0556 (= 2 \text{ 枚}/36 \text{ 欠陥画像})$$

となり、R-法の場合とほぼ同程度の結果になった.よって、上述の手順の能力の評価には極端な偏りはないと思われる.

なお、2.4.3項の中間判定は統計的決定という最大尤度法を用いており、クラス C_1, C_2 の事前確率は入っていないように見える.しかし、2クラス分類における事前確率の効果は実質的には式(11)のしきい

値 T_i に含められるため、本論文の枠組みで扱うことができる.

最後に、IMPRESS-Proによって72枚の入力画像から1つの手順を構成するのに要した計算時間は約270分であった(使用計算機:Pentium II 266 MHz).なお、計算コストは、設計に用いる画像のサイズ、数、および、探索する手順数にほぼ比例して増加する.

4. む す び

本論文では、工業製品の表面画像から欠陥を検出する場合のように、特定のパターンの図形を含む画像を検出する画像処理手順を、画像単位の判定の誤り率に対してユーザが指定した条件を考慮しながら自動構成する一方法を提案し、それを組み込んだ画像処理エキスパートシステムIMPRESS-Proを実際に作成して実験を行った.このシステムは、まず、画像単位の判定の誤り率と画像処理手順を構成する各局所処理の能力との関係を記述した確率モデルを用いて、ユーザの要求する誤判定率から各局所処理に必要な性能を推定する.次に、この推定された局所処理の性能を評価基準として各局所処理を逐次的に決定する.

本論文ではまた、このシステムの有効性を検討するためにLSIパッケージの表面画像から欠陥の検出を行う手順の自動構成を試みた.その結果、実際に目標誤判定率を満たす手順が自動構成され、画像単位の判定の誤り率を考慮した手順構成が本手法によって可能であることが確認された.また、従来開発してきたエキスパートシステムIMPRESS¹²⁾との比較についても簡単に言及した.

今後の課題としては、より多様な、また、より多数の試料を用いたシステムの能力の評価、欠陥検出以外の他の手順構成問題への応用、計算コストの削減、判別に有効な特徴量の自動選択機能の開発²¹⁾、さらに、並列の画像処理手順の自動構成などがあげられる.

謝辞 熱心にご討論いただいた名古屋大学鳥脇研究室の齋藤豊文助教授に感謝する.また、本研究の一部は厚生省がん研究助成金、文部省科研費、ならびに、文部省私立大学ハイテク・リサーチ・センター補助金による.

参 考 文 献

- 1) 松山隆司, 尾崎正治: LLVE: トップダウン・セグメンテーションのための画像処理エキスパートシステム, 情報処理学会論文誌, Vol.27, No.2, pp.191-204 (1986).
- 2) 田村秀行, 佐藤宏明, 坂上勝彦, 久保文雄: DIA-

従来のIMPRESS¹²⁾には正常画像を入力する仕組みがないため、ここでは欠陥画像のみを入力して設計した手順を正常画像に適用して拾いすぎ誤りを求めている.したがって、本論文の評価法は従来のIMPRESSに不利であるが、たとえば両手法ともに設計に用いている欠陥画像に注目して拾いすぎ成分数を比べてみても、IMPRESS-Proの1個に対して14個とかなり多くなっていた.

- Expert システムとその知識表現方法, 情報処理学会論文誌, Vol.29, No.2, pp.199-208 (1988).
- 3) 久保文雄, 佐藤宏明, 坂上勝彦, 田村秀行: 粒子画像解析エキスパートシステム DIA-Expert/PA1, 情報処理学会論文誌, Vol.29, No.2, pp.209-219 (1988).
- 4) Vogt, R.C.: *Automatic Generation of Morphological Set Recognition Algorithm*, Springer-Verlag (1989).
- 5) 依田育士, 山本和彦, 山田博三: GA による構造的モルフォロジー手順の獲得, 信学論 (D-II), Vol.J78-D-II, No.12, pp.1758-1766 (1995).
- 6) Clouard, R., Elmoataz, A., Porquet, C. and Revenu, M.: Borg: A Knowledge-Based System for Automatic Generation of Image Processing Programs, *IEEE Trans. PAMI*, Vol.21, No.2, pp.128-144 (1999).
- 7) 長谷川純一, 久保田浩明, 鳥脇純一郎: サンプル図形提示方式による画像処理エキスパートシステム IMPRESS, 信学論 (D), Vol.J70-D, No.11, pp.2147-2153 (1987).
- 8) 長谷川純一, 久保田浩明, 高須晶英, 鳥脇純一郎: 画像処理エキスパートシステム IMPRESS における画像処理手順集約化機能について, 情報処理学会論文誌, Vol.29, No.2, pp.126-133 (1988).
- 9) 高須晶英, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 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, Vol.29, No.3, pp.134-141 (1988).
- 10) 野村 浩, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 画像処理手順自動構成システム IMPRESS における点図形抽出手順自動構成法の実現, 情報処理学会研究会資料, CV54-4 (May 1988).
- 11) 安藤 彰, 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: ビジョンエキスパートシステム IMPRESS における負サンプルの利用, 信学論 (D-II), Vol.J80-D-II, No.9, pp.2428-2437 (1996).
- 12) 濱田敏弘, 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 画像処理エキスパートシステム IMPRESS における処理手順の逐次型集約法とその能力評価, 信学技報, PRMU96-200, pp.59-66 (Mar. 1997).
- 13) 目視検査の自動化技術調査委員会 (編): 画像処理による目視検査の自動化事例集, 新技術コミュニケーションズ (1991).
- 14) 鳥脇純一郎: 画像パターン認識と画像生成による診断・治療支援, コンピュータ支援画像診断学会誌, Vol.1, No.2, pp.1-16 (1997).
- 15) 山本眞司: 実用化への課題, *Med. Imag. Tech.*, Vol.10, No.1, pp.45-48 (1992).
- 16) 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 胸部 X 線像の塊状陰影検出用の最小方向差分フィルタとその性質, 信学論 (D-II), Vol.J76-D-II, No.2, pp.241-249 (1993).
- 17) 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 医用画像の計算機診断のための回転型 2 階差分フィルタの性質, 信学論 (D-II), Vol.J78-D-II, No.1, pp.29-39 (1995).
- 18) 清水昭伸, 鳥脇純一郎, 山本眞司: 画像処理による計算機支援スクリーニングシステムの確率モデルと能力の評価—X 線像診断型スクリーニングの場合, *Med. Imag. Tech.*, Vol.11, No.5, pp.645-652 (1993).
- 19) 清水昭伸, 鳥脇純一郎, 山本眞司: 確率モデルを用いた計算機援用スクリーニングシステムの診断能力評価—細胞診型スクリーニングの場合, 医用と生体工学, Vol.31, No.3, pp.255-260 (1993).
- 20) 濱田敏弘, 清水昭伸, 長谷川純一, 鳥脇純一郎: 画像認識手順自動構成に関する基礎的研究, 計測自動制御学会第 46 回パターン計測部会研究会資料, pp.15-22 (1999).
- 21) 周, 鳥脇, 清水, 長谷川: 3 次元画像処理エキスパートシステム 3D-IMPRESS-Pro における特徴量自動選択機能の開発と評価, 平成 11 年度電子情報通信学会東海支部, p.365 (1999).
- 22) 鳥脇純一郎: 認識工学, コロナ社 (1993).
- 23) Fukunaga, K.: *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Academic Press (1990).

付 録

A.1 導出のための準備

ここでは 2.2 項に示した式 (1), (2) の導出を行う。まず, 計算途中で用いる記号を表 6 のように定義する。また, 導出の過程では以下の仮定を用いている。

1) 「 $N(f.p_{bin})$ が平均値 λ_{bin} のポアソン分布に従う」

$$P\{N(f.p_{bin}) = n\} = e^{-\lambda_{bin}} (\lambda_{bin})^n / n!$$

2) 「中間判定が正判定率 $1 - P\{f.p_{id}\}$ の $N(f.p_{bin})$ 回のベルヌーイ試行とする。したがって, $N(f.p_{id})$ は二項分布に従う」

$$\begin{aligned} P\{N(f.p_{id}) = 0 | N(f.p_{bin}) = n\} \\ = {}_n C_0 \cdot P\{f.p_{id}\}^0 \cdot (1 - P\{f.p_{id}\})^n \\ = (1 - P\{f.p_{id}\})^n \end{aligned}$$

3) 「欠陥は画像中に 1 つしか存在しない」

表 6 計算途中で用いる記号の定義

Table 6 The definition of symbols used in the calculation.

記号	定義
$N(defect)$	(原画像) 欠陥画像上の欠陥の数
$N(t.p_{bin})$	(2 値化処理後) 検出された欠陥数
$N(f.p_{bin})$	(2 値化処理後) 拾いすぎ連結成分数
$N(t.p_{id})$	(中間判定後) 正しく欠陥と判定された欠陥数
$N(f.p_{id})$	(中間判定後) 誤って欠陥と判定された拾いすぎ連結成分数

$$P\{N(\text{defect}) = 1\} = 1, \\ P\{N(\text{defect}) = \text{else}\} = 0$$

A.2 式 (1) の導出

$$P\{\text{F.P.}\} \\ = 1 - P\{N(\text{f.p.}_{\text{id}}) = 0 \mid \text{正常画像}\} \\ \quad (\text{以降, 「正常画像」は略す}) \\ = 1 - \sum_{n=0}^{\infty} [P\{N(\text{f.p.}_{\text{id}}) = 0 \mid N(\text{f.p.}_{\text{bin}}) = n\} \\ \cdot P\{N(\text{f.p.}_{\text{bin}}) = n\}]$$

前述した仮定 1), 2) を上の式に代入すると,

$$P\{\text{F.P.}\} = 1 - \sum_{n=0}^{\infty} [(1 - P\{\text{f.p.}_{\text{id}}\})^n \\ \cdot e^{-\lambda_{\text{bin}}} (\lambda_{\text{bin}})^n / n!]$$

$$\text{また, } \sum_{n=0}^{\infty} x^n / n! = e^x \text{ を用いると,}$$

$$P\{\text{F.P.}\} = 1 - e^{-\lambda_{\text{bin}}} P\{\text{f.p.}_{\text{id}}\}$$

A.3 式 (2) の導出

欠陥画像を見落とす場合は, 中間判定の結果, 欠陥画像中の $t.p._{\text{id}}$ と $f.p._{\text{id}}$ がいずれも 0 個の場合である.

$$P\{\text{F.N.}\} \\ = P\{N(\text{f.p.}_{\text{id}}) = 0 \cap N(\text{t.p.}_{\text{id}}) = 0 \\ \mid \text{欠陥画像}\} \\ \quad (\text{以降, 「欠陥画像」は略す}) \\ = P\{N(\text{f.p.}_{\text{id}}) = 0\} \cdot P\{N(\text{t.p.}_{\text{id}}) = 0\} \\ \quad (\because N(\text{f.p.}_{\text{id}}) = 0 \text{ と } N(\text{t.p.}_{\text{id}}) = 0 \text{ は} \\ \quad \text{互いに独立}) \\ = \sum_{n=0}^{\infty} P\{N(\text{f.p.}_{\text{id}}) = 0 \mid N(\text{f.p.}_{\text{bin}}) = n\} \\ \cdot P\{N(\text{f.p.}_{\text{bin}}) = n\} \\ \times \sum_{d=1}^{\infty} \sum_{m=0}^d [P\{N(\text{t.p.}_{\text{id}}) = 0 \\ \mid N(\text{t.p.}_{\text{bin}}) = m \cap N(\text{defect}) = d\} \\ \cdot P\{N(\text{t.p.}_{\text{bin}}) = m \mid N(\text{defect}) = d\} \\ \cdot P\{N(\text{defect}) = d\}]$$

前述した仮定 1), 2) を上の式に代入すると,

$$P\{\text{F.N.}\} \\ = \sum_{n=0}^{\infty} (1 - P\{\text{f.p.}_{\text{id}}\})^n e^{-\lambda_{\text{bin}}} (\lambda_{\text{bin}})^n / n! \\ \times \sum_{d=1}^{\infty} \sum_{m=0}^d [(1 - P\{\text{t.p.}_{\text{id}}\})^m \cdot {}_d C_m P\{\text{t.p.}_{\text{bin}}\}^m \\ \cdot (1 - P\{\text{t.p.}_{\text{bin}}\})^{d-m} \cdot P\{N(\text{defect}) = d\}]$$

$$\text{また, } \sum_{n=0}^{\infty} x^n / n! = e^x \text{ と 2 項定理より,} \\ = e^{-\lambda_{\text{bin}}} P\{\text{f.p.}_{\text{id}}\} \\ \times \sum_{d=1}^{\infty} [(1 - P\{\text{t.p.}_{\text{bin}}\}) P\{\text{t.p.}_{\text{id}}\}]^d \\ \cdot P\{N(\text{defect}) = d\}]$$

前述した仮定 3) より,

$$P\{\text{F.N.}\} \\ = e^{-\lambda_{\text{bin}}} P\{\text{f.p.}_{\text{id}}\} (1 - P\{\text{t.p.}_{\text{bin}}\}) \cdot P\{\text{t.p.}_{\text{id}}\} \\ \quad (\text{平成 11 年 10 月 18 日受付}) \\ \quad (\text{平成 12 年 5 月 11 日採録})$$



濱田 敏弘

昭和 63 年大阪大学基礎工学部生物工学科卒業。平成 2 年同大学院修士課程修了。同年 4 月香川県工業技術センター勤務。工業用画像処理に関する研究に従事。電子情報通信

学会会員。



清水 昭伸 (正会員)

平成元年名古屋大学工学部電気工学科卒業。平成 6 年同大学院修了。同年同大学工学部助手。平成 10 年東京農工大学大学院助教。医用画像処理に関する研究に従事。電子情報通信学会, 日本エム・イー学会各会員。



長谷川純一 (正会員)

昭和 49 年名古屋大学工学部電気・電子工学科卒業。昭和 54 年同大学院博士課程(情報工学専攻)修了。同年名古屋大学工学部電子工学科助手, 昭和 61 年同情報工学科講師。昭和

62 年より中京大学へ移り, 教養部助教, 63 年同教授を経て, 平成 4 年から同大学情報科学部教授。工学博士。パターン認識, 知的画像処理, および, それらの医療・スポーツ応用に関する研究に従事。電子情報通信学会, 人工知能学会, 日本エム・イー学会, 日本医用画像工学会, 米国 IEEE 各会員。

**鳥脇純一郎 (正会員)**

昭和 37 年名古屋大学工学部電子
工学科卒業．昭和 42 年同大学院
博士課程修了．同年 4 月名古屋大学
助手．以降，昭和 45 年同助教授，昭
和 49 年同大学大型計算機センター

助教授，昭和 55 年豊橋技術科学大学教授，昭和 58 年
名古屋大学工学部電子工学科教授を経て，昭和 60 年
4 月より同情報工学科 (現大学院工学研究科情報工学
専攻) 教授．工学博士．パターン認識，画像処理，グ
ラフィックスおよびそれらの医学情報処理への応用に
関する研究に従事．著書「画像理解のためのデジタル
画像処理 I, II」(昭晃堂) ．「パターン情報処理の
基礎」(朝倉書店) ．「認識工学」(コロナ社) ．IEEE，
日本エム・イー学会，コンピュータ支援画像診断学会，
人工知能学会，バーチャルリアリティ学会各会員．
