

2017 年度

博 士 論 文

外観検査自動化のための  
画像検査システム自動構築に関する研究

2018 年 2 月

中京大学大学院 情報科学研究科 情報認知科学専攻

学籍番号 H11501D

吉村 裕一郎

## 目次

第1章 緒言 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 検査画像処理システムとその動向 .....	2
1.2.1 ものづくりの現場における検査の位置付け .....	2
1.2.2 外観検査システムの課題 .....	5
1.2.3 外観検査システム作製のための画像検査技術によるアプローチ .....	7
1.2.4 瑕疵のレベルに基づく外観検査システムの難易度とその分類方法 .....	8
1.3 研究課題と研究目的 .....	9
1.4 本論文の構成と提案システムの関係 .....	11
第2章 品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア生成支援システム .....	14
2.1 はじめに .....	14
2.2 エキスパートシステム（アルゴリズム生成支援システム）とその課題 .....	16
2.3 品質工学 .....	17
2.4 品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェアの生成支援システムの概要 .....	18
2.4.1 誤差付与画像の生成 .....	19
2.4.2 ユーザによる検査項目と注目領域の入力 .....	22
2.4.3 注目領域の最適化 .....	23
2.4.4 検査項目に紐づく画像処理パラメータの最適化 .....	25
2.4.5 繰り返し実験 .....	26
2.5 実験と考察 .....	26
2.5.1 実験内容と実験環境 .....	26
2.5.2 実験被験者 .....	27
2.5.3 ユーザの持つ知識入力の確認 .....	28
2.5.4 実ワーク画像を用いた実験結果と考察 .....	31
2.6 まとめ .....	32
第3章 画像処理ネットワークプログラミングに基づく検査画像処理アルゴリズム自動生成手法 .....	34
3.1 はじめに .....	34
3.2 画像処理アルゴリズムの自動構築手法 .....	35
3.3 遺伝的アルゴリズムとその拡張手法 .....	36
3.3.1 遺伝的アルゴリズム（Genetic Algorithm:GA） .....	36

3.3.2 遺伝的プログラミング (Genetic Programming:GP)	38
3.3.3 遺伝的ネットワークプログラミング (Genetic Network Programming:GNP)	38
3.4 画像処理ネットワークプログラミング (Image Processing Network Programming)	40
3.4.1 画像処理ネットワークプログラムの構造	41
3.4.2 進化的探索処理	42
3.4.3 データバッファ	42
3.4.4 判定ノード関数	43
3.4.5 処理ノード関数	44
3.4.6 探索処理	44
3.5 実験と考察	44
3.5.1 実験の概要	44
3.5.2 進化的探索処理の検証	47
3.5.3 自動生成された画像処理ネットワークプログラムの構造検証	47
3.5.4 自動生成された画像処理ネットワークプログラムの性能検証	51
3.6 まとめ	52
第4章 人間の実装プロセスに学ぶ検査画像処理ソフト自動生成手法	53
4.1 はじめに	53
4.2 3章で示した画像処理ネットワークプログラミングの課題	54
4.3 人間の思考過程に関する従来研究	54
4.4 人間の实装プロセスに学ぶアルゴリズム構築手法	55
4.5 実験と考察	58
4.5.1 実験の概要	58
4.5.2 アルゴリズム構築性能に関する検証	60
4.5.3 実画像を用いたアルゴリズム構築性能に関する検証	63
4.5.4 人間の思考過程に学ぶ処理に関する検証	68
4.6 まとめ	69
第5章 結言	70
5.1 まとめ	70
5.2 今後の展望	71
参考文献	73
謝辞	77
本論文に関する発表論文	78
その他の発表論文	80

# 第1章 緒言

## 1.1 研究背景

経済の発展や社会の成熟のなかで、産業構造の変化が進んでいる。近年では産業、そして企業が競争力を維持し、更には強化するために生産性の向上や新たな価値の創造が求められている。これらの要素の根本にあるものは、顧客の求める物やサービスに対する要求の高度化であり、全ての価値の基盤は「品質」にあることは論を待たない。

社会や産業における各種製品は、小型軽量化、精密化、機能高度化が進んでいる。製品の外観について考えると、大型の製品が小型化されることにより、外観における瑕疵の影響は相対的に増加する。つまり今までは許容されてきたサイズの欠陥が、製品の大部分を占めることとなり、当然その影響は商品価値だけではなく、製品機能に対しても増加する。よって製品一つ一つの信頼性が求められる昨今、製品機能への影響という面からも外観の品質を問われるケースが多くなっている。また製品外観の品質は、見ればわかるというものであるだけに、製品機能には全く影響のない問題であっても、品質管理に対して不信感が持たれる。従って製品の外観は目に見える「実感品質」であり、例え製品の機能に影響が無いとしても、企業としての信頼を確保するためには最も重要な品質項目の一つである。

このような状況下において、「ものづくり」の現場における検査は欠く事のできない工程である。対象は金属、ガラス、機械・電子部品、食品、医薬品など素材から成形物・組み立て品まで多岐に渡り、あらゆる分野に及ぶ。また検査項目はキズ、割れ、汚れ、ムラ、変形、異物、組み付け不良など対象に応じて様々である。これに対して多くの製造現場では、品質や安定性の向上などを背景とした製造システム自動化の流れを受け、検査工程についても信頼性・効率性向上を目的とした、自動化が求められている[1][2]。中でも外観検査は品質保証のための重要な課題であり、古くから画像処理応用による検査工程の自動化が図られてきた[3]-[15]。近年ではスマートフォン関連の製造装置や自動車関連の検査装置に代表される需要が拡大[16]している通り、単純な検査であれば人間より遙かに高速かつ精密な検査が可能となって久しい。

しかし、必ずしも目視検査の自動化は容易ではない。検出対象が明瞭で、結果的には画像処理の基本技法によって自動化が達成できるような場合でも、そのロジックや撮像環境の設定は、対象に応じた一品一様の調整・設計が必要である。そのため、現在運用されている実用的なアプリケーションの多くは、主となるアルゴリズムに対して、画像処理技術者の知識や経験に基づくノウハウに依存する部分が多く、場合によっては、導入までの開発期間が長期化する。また導入後も、検査環境や検査対象の変化に対して、それが軽微であってもいちいち画像処理技術者による調整が必要となる。結果として、外観検査装置の導入には、多くの場合メーカーオプションを超えるカスタマイズまたはオリジナル装置の開発を行う必要があり、導入の妨げとなっている。

## 1.2 検査画像処理システムとその動向

### 1.2.1 ものづくりの現場における検査の位置付け

日本工業規格において検査とは『適切な測定，試験，又はゲージ合せを伴った，観測及び判定による適合性評価』[17]と定義され，適合性評価とは『アイテムが規定された要求事項をどの程度満たすかの系統的な調査』と示されている[18][19]。即ち検査は品質管理の一環として行われるものであり，会社の方針決定から，設計，調達，製造，検査，出荷，販売，使用に至る全段階に及ぶ品質管理の適用範囲の一つに位置づけられる。つまり，ものづくりの現場における検査とは『顧客や次工程への品質保証を目的として，品物をなんらかの方法で測定し，その結果を予め設定した基準と比較して，個々の品物の良・不良，またはロットの合格・不合格を判定して，製品を処理し，品質情報を提供すること』を目的とする。

製造工程における検査は図 1.1 に示すように，原材料の選別から中間製品・最終製品の良否判定に至る段階的検査によって，製造工程を適切に制御しつつ不良品の流出を防ぐ役割を果たしている。また表 1.1 に示すように，検査は目的や場所，性質，やり方など多種多様に区分される。以下に表中の項目について示す。

目的による分類とは，製造工程における各段階から見た分類である。

- ・ 購買品や外注品など，生産活動を行う為に必要な原材料や部品を購入し，受け入れる際に実施する受入検査（購入検査）
- ・ ある工程から次の工程へ移る際に行う内作品の検査であり，不良品が次の工程に流れることを防ぐ工程検査（中間検査）
- ・ 製造工程の最終段階で行う検査であり，完成品が製品としての要求事項を満足しているか否かの判別を行う完成検査（最終検査）
- ・ 製品を出荷する際に行う出荷検査

などに分けられる。

性質による分類とは，製品の性質や管理すべき項目による検査方法の違いに着目した分類である。

- ・ 製品を抜き取り破壊して検査する破壊検査
- ・ 逆に製品を損なわずに行う非破壊検査
- ・ 製品が使用される環境を想定し，過酷な状態で試験する環境検査
- ・ 平常の使用状態での製品の寿命を調べる寿命検査（耐久検査）
- ・ 人の感覚器官を計器として使用し，品質特性を検査する官能検査

などが挙げられる。

やり方による分類とは，製品に対する品質管理の方法による分類である。

- ・ 製品全てを対象とする全数検査（個別検査）
- ・ ロット毎に予め定められた法則に従って，製品の一部を抜き取る，抜き取り検査
- ・ 検査の管理・調整などを目的に行う管理抜き取り検査

- ・ 個々の検査単位において、全てを良品と不良品に分類する全数選別検査
- ・ 確率基準に拘らず適当に抽出して行うチェック検査
- ・ 品質情報などに基づき実際の検査は省略する無試験検査（無検査）

などに区分される。

項目による分類とは、上記 3 つの分類と比較してより具体的に、製品が予め設定された規格を満たしているかについて、確認すべき検査項目による分類である。

- ・ 規定数量の有無を確認する数量検査（員数検査）
- ・ 規定の標示が為されているかを調べる標示検査（標示検査）
- ・ 傷、割れなどの欠陥や外観上の瑕疵が無いかを確認し、色などが限度見本の基準に収まっているかどうかを確かめる外観検査
- ・ 寸法が公差の範囲内に収まっているかどうかを確認する寸法・寸度検査、規定の重量であるかを確かめる重量検査
- ・ 製品機能が基準を満たしているかどうかを確認する性能（機能）調査

などに区分できる。

これらの検査項目は、製造業のみならず様々な分野の各工程において実施されている。しかし、本来各工程で適切に生産活動が為されていれば、そもそも不良、不具合品の発生や異物の混入が起こる事は無いはずである。よって産業界においては「品質は工程で作りこむべきであり、検査は極力省きたい」という『検査不要論』があり、不良、不具合の検出、異物混入防止といったネガティブな要素を除去するための検査装置の導入は、コストアップ要因として見られている。

ところで、消費者ニーズの多様化が進み品質志向と価格志向が混在する昨今では、高価格でも高品質かつ安全なものを志向する動きがある一方で、低価格品であっても一定以上の品質・安全性が求められている。また生産の海外シフトや輸入品の増加に伴い、不良品や粗悪品に遭遇するリスクが高まり、結果として検査の重要度は増加する傾向にある。よって従来行われている、製品の良・不良を判断し、不良を排除するためだけの『ネガティブな検査（守りの検査）』についての要求が年々高まっている。一方で、近年では安全性・品質を検査結果によって裏付けることによって、商品の付加価値を向上させることに加え、検査時に取得したデータを活用し、品質や歩留まりの改善、生産性の向上に繋げるといった『ポジティブな検査（攻めの検査）』に関する取り組みが検討されている。この取り組みでは、製品の検査結果を生産管理システムに登録し、更には製造機器の置かれた環境や稼働状況も含めたデータを収集、分析する事によって不良・不具合の要因を解析する。また、得られた結果を製造工程へフィードバックすることによって、改善を通じた生産性の向上を図ることが可能となる。

つまり、付加価値や生産性の向上などに繋がる『攻めの検査』に向けた検査は、ものづくりの現場に限らず様々な業種、分野において求められている。しかし、検査の価値を増すことは、結果として検査の作業負荷を増すことと同意であり、工程内において全てを人手で担

うことは製造コストに関する多くの面からも難しい。また人手による検査において、作業員の持つ感覚の違いを吸収し、同一の基準によって定量化する事は困難である。よって製品の品質やバラつきを定量化した上でデータを生産管理システムに記録し、品質管理に結びつけるには、製品のデータをセンサによって取得し、そのデータを解析することによる検査の自動化は最も重要な課題である。

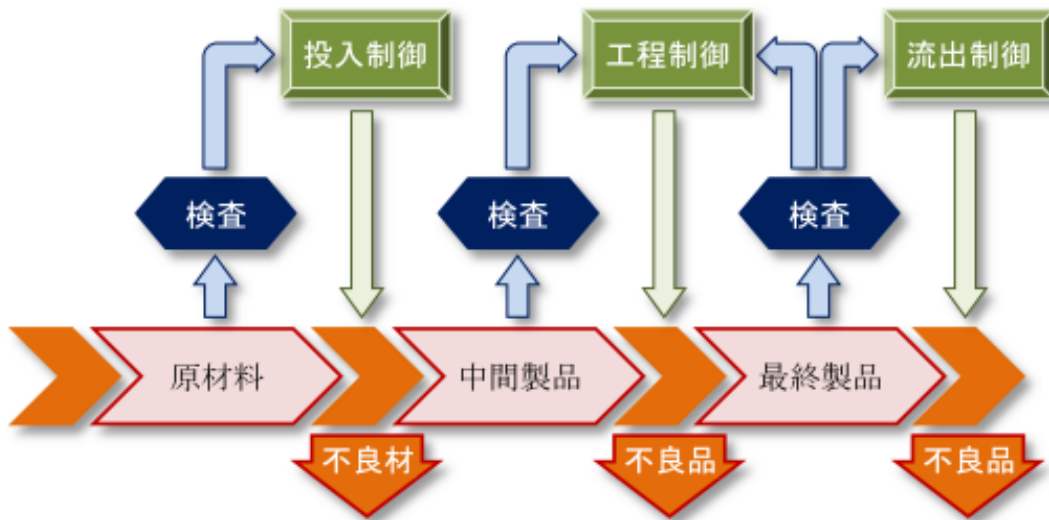


図 1.1 製造工程における検査の位置付け[1]

表 1.1 検査の種類

分類視点	区分	分類視点	区分
目的による分類	受入検査 (購入検査)	やり方による分類	全数検査 (個別検査)
	工程検査 (中間検査)		ロット別抜き取り検査
性質による分類	完成検査 (最終検査)	項目による分類	管理抜き取り検査
	出荷検査		全数選別検査
性質による分類	破壊検査	項目による分類	チェック検査
	非破壊検査		無試験検査 (無検査)
	環境検査		数量検査 (員数検査)
	寿命検査 (耐久検査)		標示検査 (表示検査)
	官能検査		外観検査
			寸法検査・寸度検査
	重量検査		
	性能検査 (機能検査)		
	構造検査		
	形状検査		

### 1.2.2 外観検査システムの課題

検査の自動化は古くから、「品質保証」「経営効率」「人間性尊重」の三面から求められており、長きにわたり検討されてきた。中でも目視検査（外観検査）は文献1による調査（本節中において、以降の調査及び調査結果は、文献1による調査結果を表す）において、図1.2に示すように異物・異品混入、印字・表示、構造・構成（構造物の欠落・位置ずれ、構造物のせい結合不良、全体パターン・模様・きめ、組成・混合状態など）、その他の外観・形状（傷・割れ・欠け、気泡・穴、凹凸、しわ・よごれ、歪み・形ずれ、色合い・むら、光沢、汚れ・濁り）といった項目について、目視検査の実施率が80%程度であり、更に既に自動化を試みている企業も存在すること。またこれらの企業の内7割程度が検査工程の自動化への意向を有し、内7割程度は自動化したい工程が目視検査工程である事からも、期待度が伺える。

しかし目視検査の自動化は、精度やスピードといった技術面における課題も存在するが、検査装置の納入、維持管理への手間からも敬遠されている側面がある。図1.3に検査自動化への意向を持つ企業に対して、自動化への阻害要因についての調査結果を示す。また図1.4に自動検査の実施企業による、検査装置の導入時に、どのようにカスタマイズを施したか、あるいは施さなかったかに関する調査結果を示す。

図1.3中、上から8項目中7項目は、検査装置が検査対象に対して一品一様であるために生じている課題である。検査装置を導入する企業は、当然製品のライフサイクルを考慮し、その装置を他のワークに適用する事を検討する必要がある。しかし図1.4に示したように、検査装置の多くは導入時、あるいは導入後にカスタマイズを施しており、必ずしも他のワークへの適用は容易では無い。また全く同じ検査対象であったとしても、検査装置周辺の環境が変わった際にはパラメータのチューニングが必要であり、再度検査基準を調整する必要がある場合すらある。これらは検査装置の性能が、ワークに対して設定されている訳ではなく、技術者による作り込みによって担保されているために生じている課題である。

更に、多くの企業の場合、生産工程を管理するのは生産技術者である。但し、生産技術者は生産プロセスの設計や、工程の維持・改善に関するプロフェッショナルではあるが、個別の検査項目や検査手法について熟知している訳ではない。例えば目視検査の自動化には画像処理技術についての理解が必要である。導入した検査装置において「AとBの処理を組み合わせたCというアルゴリズムによって欠陥Dを検出している」事は仕様を確認することによって、把握する事ができる。しかし欠陥Dが見た目の異なる欠陥Eとなり、現状のアルゴリズムでは検出ができなかった際に、その原因がパラメータにあり、調整する事によって対応することが出来るのか、或いはそうでないのかを判断する事には、高度な検査画像処理に関する知識を有する。従って、結果的に同様のアルゴリズムによって検査を行うことが出来る場合でも、検査装置のメンテナンスに対する手間や、装置の汎用性が乏しく今後に対する見通しを立てられない事から、検査の自動化は進まない現状が存在する。



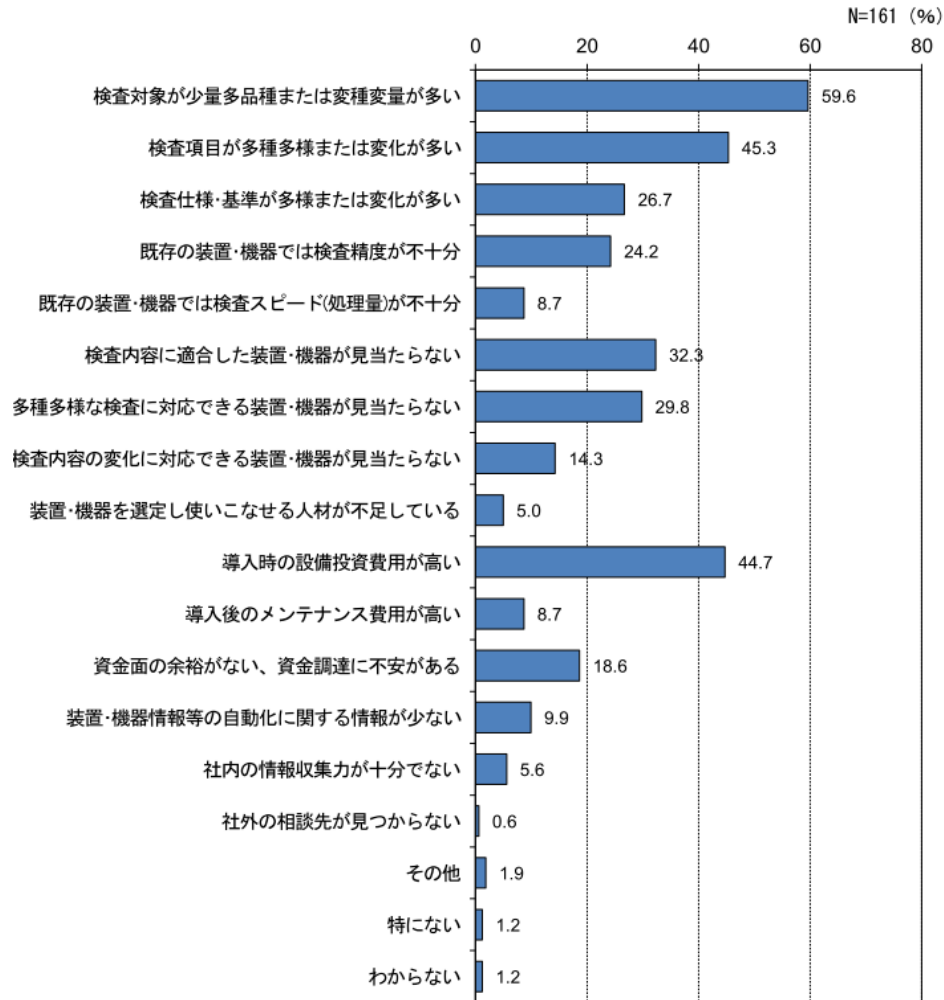


図 1.3 自動化の阻害要因・問題点[1]

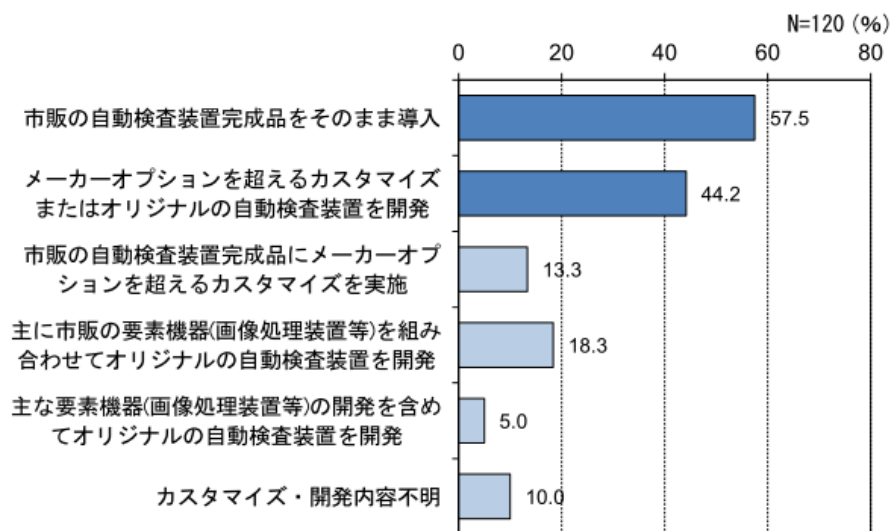


図 1.4 装置導入時のカスタマイズ[1]

### 1.2.3 外観検査システム作製のための画像検査技術によるアプローチ

外観検査の自動化に関する前記の課題に関して、画像検査装置を用いた解決手段としては次の2つのアプローチが主に考えられる。一つは検査対象を問わない汎用的な画像処理手法の開発である。このアプローチでは、予め検出・抽出や計測などといった、画像処理における課題に対して汎用的な手法を用意しておき、それらを検査項目に対して紐づけておく。ユーザは検査項目毎にアルゴリズムを拡張する必要があり、特定のアルゴリズムに関しての習熟は必要であるものの、選ばれた複数の手法に関する知識のみによって、外観検査の自動化を達成しようとする試みである。これには汎用的な画像処理手法と、その手法と検査項目をリンクさせるためのインタフェースや判断基準を開発することが必要である。

上記のように、汎用的な画像処理システムを目指す試みは、当然広く行われている。例えば、汎用的な画像処理手法を検査に適用しようとする際には、更に次の2つのパターンが考えられる。一つ目は、(i)検査ワークを撮像した画像をそのまま画像処理手法に適用し、出力結果は製品の良・不良が直接得られるものであり、手法自体にワークを問わない汎用性が含まれているもの。二つ目は、(ii)入力画像から何らかの前処理によって特徴量を取得し、得られたデータを解析する。この際、特徴量の設計自体はワーク毎に都度適切に行う必要があるものの、データの解析方法については汎用性を有するものである。但し両者は(i)⊆(ii)の関係にあり、(i)で得られた結果を(ii)と同様に更に分析することは容易に考え得る。

近年では機械学習を用いた手法によって、これらのアプローチを達成しようとする試みが広く行われている。しかし多くの場合、アルゴリズムの汎用性と個別のワークに対する性能はトレードオフの関係にある。また特に検査という観点から見ると、機械学習を用いた場合に、検査結果に対する説明責任を果たし得ないことから、決め手となる手法は開発されていないのが現状である。

外観検査の自動化において、画像検査装置を用いる際のもう一つのアプローチは、検査対象に応じ、画像処理アルゴリズムを都度自動的に構築する手法である。具体的には、前述の手法が汎用的な画像処理アルゴリズムありきで、あらゆるワークに対してその適用を考えることに対して、本手法は一品一様の画像処理アルゴリズムをワーク毎に最適化するための手法である。

このアプローチとしては、従来から様々な検査対象に合わせた多くの手法が提案されている[3]-[14]。中でも検査対象の見目が常に一定である電子部品などを対象とした検査においては、既に広く実用化されていることが知られている。ところで、本アプローチは一品一様のアルゴリズムを生成することで最大の効果を発揮する手法である。つまり、製造ラインに設置する検査装置1台1台につき、検査ワークに特化したアルゴリズムの構築や、パラメータチューニングが行われていることを表している。従って、少しの環境変化によって検査結果が変化してしまうことから、予め様々な環境に合わせたパラメータを用意する必要があり、製造ラインへの実装前や実装後も常にメンテナンスが必要であるという課題が存在する。このことから、個別の検査システムを毎度0から作製するのではなく、一般的

画像処理コマンドを辞書として事前に用意しておき、その組み合わせを自動的に探索することによって、アルゴリズムの構築とパラメータ設定までをサポートする、エキスパートシステムをはじめとした、様々なアルゴリズム構築支援手法が提案されている[20]-[35]. しかし、従来のシステムやアルゴリズム構築支援手法は、結局のところ『専門家(画像処理技術者)』のための開発支援ツールに過ぎず、1.2.2節にて示したような『現場の技術者』のためのツールでは無いことから、画像検査技術への期待に反し活用される機会が十分とはいえない。

よって現在の外観検査のための画像検査技術とは、特定の条件下で非常に高い性能を発揮する一品一様の手法や、機械学習を用いた手法をはじめとする、ある程度汎用的かつ高精度な手法は既に広く検討されている。しかし多くの手法は現場で実際に使う際、あるいは運用するには常に画像処理技術者がフォローを行うことを前提としており、新たに導入するためのハードルが高いのが現状である。

#### 1.2.4 瑕疵のレベルに基づく外観検査システムの難易度とその分類方法

外観検査の難易度は、検査対象の瑕疵の程度によって左右される。例えば製品上にキズを観測した際について考えると、キズの程度は何らかの区切りがあって段階的に変化しているのではなく、製品機能に影響のないものから機能欠陥や強度に影響をもたらすものまで連続的に様々なレベルが生じる可能性がある。外観検査はこれらの瑕疵のレベルに基づいて、良品か不良品かに区分する必要があるが、このように連続的変化のどこで線引きをし、二分するかは非常に難しい課題である。一方で、『部品同士が正しく嵌合しているか抜け落ちているか、あるいは半嵌合であるか』や、『印刷が正しく行われているか、ずれているか、あるいはされていないか』等のように、正解の基準が明確であり、それを満たさない全ての場合が瑕疵となるような検査課題がある。前述の課題と比較し、これらの検査は基準が明確であり、検査の難易度自体も比較的容易な傾向がある。

これらの課題に対して、本研究では瑕疵レベルに基づく外観検査アルゴリズムの分類を行う。具体的には、『外観上の見た目と判断基準が一致』する検査と『外観上の見た目と判断基準が必ずしも一致しない』検査の2種類に分類する。図1.5に外観検査における規格・基準と各種見本の関係を表す。図中の軸(帯)は製品の品質を表しており、左程品質が良く良品である事、右程品質が悪く不良品であることを表している。また軸中の位置に従い、良品であることが明確な適合領域、不良品であることが明確な不適合領域、両者の中間に位置し顧客の求める基準や規格によって判定が異なる緩衝領域に区分される。図中の丸や四角などの記号は、それぞれの製品に対して検査を行った際の結果であり、その品質を表している。製品の品質が分布する位置ごとに、その製品は「標準品の見本」「適合品の見本」「限度見本」「不適合品の見本」「重大不適合品見本」となる。

『外観上の見た目と判断基準が一致する』課題とは、図1.5中において良品が適合領域のみ存在し、不良品も不適合領域にのみ存在する課題であり、『外観上の見た目と判断基準が

一致しない』課題とは緩衝領域にも多数の製品が存在するような課題である。前者のための外観検査のための画像処理アルゴリズムについて考えると、物体が正しい場所に有るか無いかにように、明確な基準に対してそれが満たされているか否かについて判断するアルゴリズムが必要である。よって検査自体の難易度や画像処理アルゴリズムとしての難易度は比較的容易である。一方で後者は明確な基準を定めることが難しいか、基準があったとしても複数存在し、それぞれが影響しあうような課題である。従って検査のための画像処理アルゴリズムは、まずは画像中に欠陥があるか無いかについて検出するためのアルゴリズムを走らせた上で、検出された対象について判別処理を施すようなものが考えられる。よって外観検査の難易度とそのための画像処理アルゴリズム作製の難易度は、多くの場合両者は正比例の関係にあり、画像処理アルゴリズムの難易度は大きく異なる事から、検査システムの構築について考える際には、難易度に応じてシステム全体の構成を見直す必要がある。

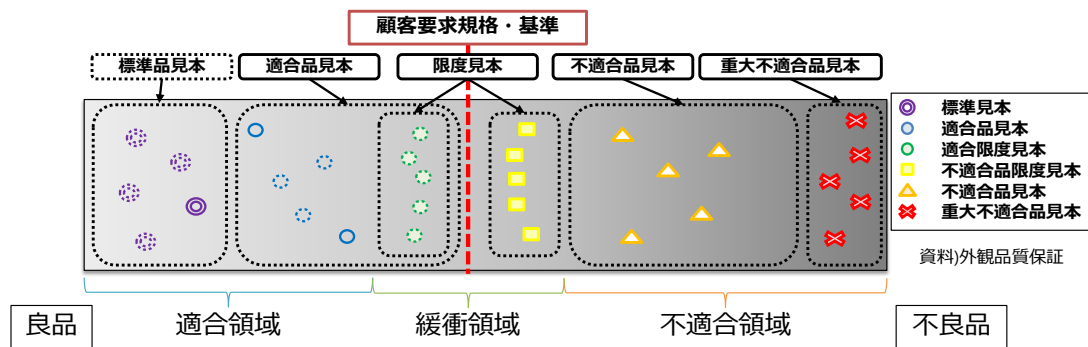


図 1.5 外観検査における規格・基準と各種見本の関係[15]

### 1.3 研究課題と研究目的

以上のような画像検査システムの現状を踏まえ、外観検査のための画像検査システム構築自動化における課題をまとめる。

画像検査システムにおいて最初に課題となるのは、教示データの用意である。製造工程において、製造を開始する前に検査ワークの良品・不良品の画像を集めることは困難である。しかし、それでも生産技術者は予め検査環境を想定した上でデータを用意し、使用する検査ソフトウェアの性能を確認する必要がある。ところが、生産技術者は製造物や製造工程に関するプロフェッショナルではあるものの、画像処理アルゴリズムや撮像の為の環境整備などに関する知識を必ずしも有している訳ではない。よって教示データは少数であり、システムを構築するユーザが画像処理に関する知識を十分には有せずとも、検査ワークの知識によって、検査システムを構築するためのシステムが必要である。

また上記のようなユーザのための画像検査システムにおいて、最も重要な課題の一つが検査ワークに対する汎用性である。換言すると、検査ワークに応じた一品一様の画像処理ア

ルゴリズムは、ユーザのどの程度の手間のみによって残りを自動的に構築できるかである。画像検査システムは、検査対象に合わせて適切に検査ワークを撮像し、教示データを取得した上で、画像処理アルゴリズムを探索し、実験・評価することにより構築される。ところが検査ワークの撮像は、建屋などの物理的な要因や製造工程の都合などにより、必ずしも画像検査(処理)に最適な条件によって行える場合ばかりではない上に、画像処理アルゴリズムに関する知識を有しないとそれを判断する事は難しい。また前述の通り生産技術者は必ずしも画像処理アルゴリズム構築に関する知識を有する訳では無いことから、それについては当然自動化する事が望ましい。但し、生産技術者は製造現場環境については熟知しており、それを再現する事で教示用の画像を用意する事は不可能ではない。よって画像検査システム構築のための、検査画像処理アルゴリズム、或いはソフトウェア構築の自動化度合いが、これらの課題や1.2.2節に示した画像検査システム構築の自動化に向けた課題に対する解となり得る。

更に製品の品質は当然検査によって保障される。その際検査方法や基準が明確であることもまた、製品に対する新たな価値となる品質である。つまりある検査ワークにおいて、信頼性が非常に高い手法によって製品が管理されている場合においても、そのアルゴリズムが『何を見て』、『何を基準』に判断しているかについては直接的、或いは間接的に示すことは、製品の価値を高める意味において、重要な要素である。

これらの状況を踏まえ本論文では、様々な検査対象における検査項目を整理し、任意の検査対象についての撮像条件の設計と、画像処理アルゴリズムの開発をトータルの支援し、更には自動化するシステムの構築について提案する。具体的には画像取得に係る物理的な撮像系の設計と、得られた画像に対する適切な処理手法の設計を互いにフィードバックを掛けながら、システム全体を自動的に構築するシステムである。

図1.6に画像検査システムの自動設計モデルを示す。提案するモデルは、検査対象物体の撮像を行う撮像系と、撮像された画像から画像処理アルゴリズムの自動設計を行う2つの要素によって構成される。

初めに撮像系によって一先ず得られたサンプル検査画像と出力要件などを教示データとし、画像処理系に入力する。画像処理系では、教示データを参照し、画像処理アルゴリズムと各種パラメータを最適化する。検査結果出力を要求スペックと比較して画像処理アルゴリズムを最適化すると同時に、画像処理系の計算コスト・時間がより軽減される撮像条件を推測し、撮像系に入力する。撮像系では要求された新たな条件でサンプル検査画像を取得する。以上の流れを検査システム全体の要求スペックを満たすまで繰り返す事によって、対象物の検査に適する撮像条件と画像処理アルゴリズムが出力される。また、運用後の環境変化や検査ワークの変更時においても、上記の一連のプロセスを繰り返すことにより、容易に行うことが可能である。

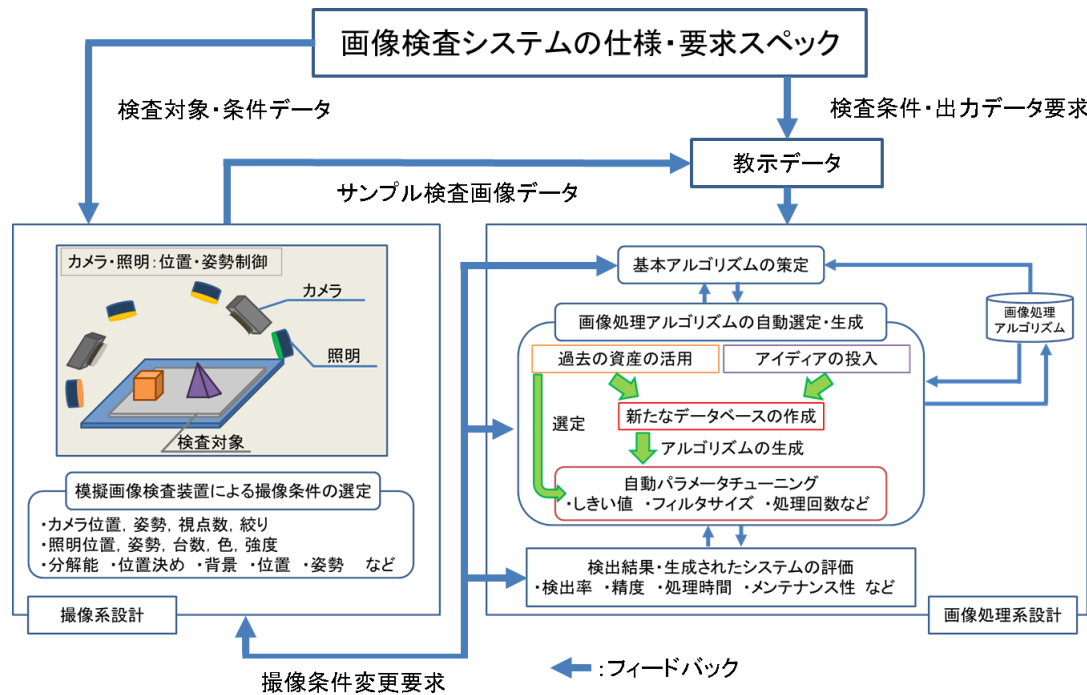


図 1.6 提案する画像検査機械の概要

#### 1.4 本論文の構成と提案システムの関係

本論文の構成を図 1.7 に示す。本論文の構成は 1.2.4 節に述べた外観検査における、瑕疵レベルに基づく検査難易度の分類とその関係に従い、大きくは 2 つに分けられる。2 章では、『外観上の見た目と判断基準が一致する』課題のための、外観検査システム構築支援、自動構築手法について示す。また 3 章では『外観上の見た目と判断基準が一致しない』課題のための外観検査システム構築支援、自動構築手法について示し、4 章では 3 章の手法を拡張する 1 手順について示す。各章の具体的な内容については、以下に示す。

2 章では必ずしも画像処理の知識を有さないユーザでも、検査対象に関する知識のみによって一品一様の検査ソフトウェアを構築することのできるシステムを提案する。具体的には、開発途上の画像処理アルゴリズムのプロセス自体を製品の機能(の一部)と見做し、そのばらつきによる損失を最小化するための検査システムを提案する。

本手法は、画像処理アルゴリズムにおけるパラメータと、撮像環境の明るさ変化などのパラメータとの関連を品質工学に基づく実験によって明らかにする。この際、教示画像はごく少数であっても、検査環境の想定に基づき、画像の拡張を施す実験をシステム内において繰り返し行うことによって、出力される検査ソフトウェアのロバスト性を確保する。また本システムを使用するユーザは、検査ワークに対する知識は当然必要ではあるが、画像処理に関する知識は「色」の検査をする、「形状」の検査をするなど、インターフェースによって検査項目を選択する以外に求めることは無いものである。

また 2 章では『変化に対してロバスト性の高いアルゴリズム』を生成するシステムを提

案するが、3章においては変化に対する手法の安定性を求めるのではなく、『変化を観測し、その状態に基づいてアルゴリズムを適切に変化させる』アプローチを自動的に構築する手法について提案する。具体的には、実際の製造工程における教示データを複数用意することによってその検査項目を指示し、それ以降の画像処理アルゴリズムの選定・生成を自動的に行う手法である。本手法ではユーザは検査対象画像と、画像中から検出したい対象のみを示した画像の2枚1組を教示画像とし、これを複数組入力するのみで画像処理アルゴリズムが自動的に構築され、検査ソフトウェアが出力される。生成された画像処理プログラムは、アルゴリズム内部に画像中の特徴を抽出し、その特徴を判定する機能を有する事で、画像の背景や物体の形状によって画像処理アルゴリズムが変化する機能を持つ。よってプログラム自体に運用後の検査環境の変化や検査対象の変化に対応できる可能性を有することが特長である。

また4章では、3章にて解説した手法を「人間の思考過程」をアルゴリズム構築のヒントとすることで、拡張する方法について述べる。人間の課題解決における思考過程を考えると、その基本的な思考過程は3つのレベルに分類することができるという考え方がある[61]-[63]。この考えに基づき、生成するアルゴリズムの構造を、抽象的な構造から徐々に具体的な構造へと絞り込むことにより表現することを検討する。更にアルゴリズム構築の過程においては、アルゴリズム自体がトップダウン的に絞り込まれることにより、3章に示した手法より表現力が高く、また処理の過程が抽象度の高いレベルでも表現されることにより、人間の理解を助けるようにアルゴリズムを構築する事ができる特長がある。

最後に5章では本研究成果をまとめ、今後の道筋について示す。

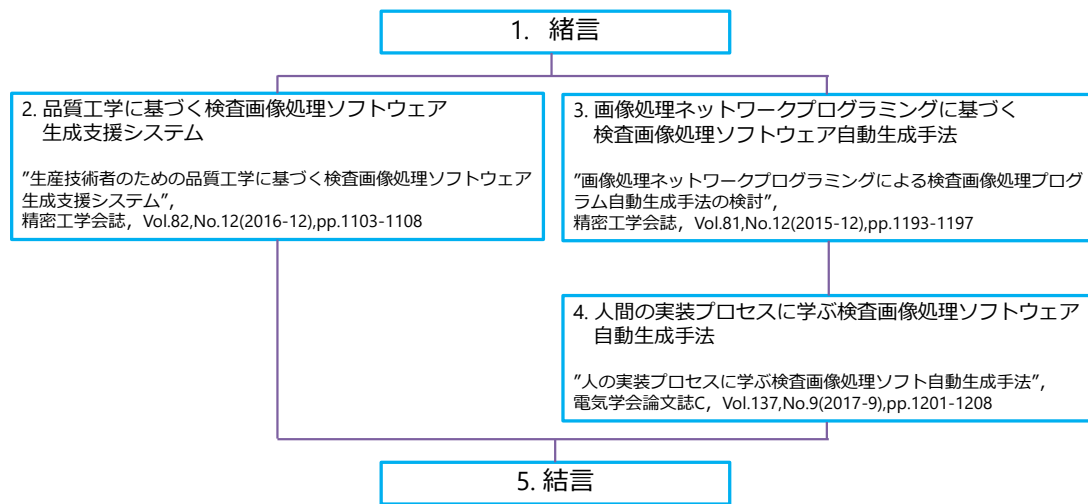


図 1.7 本論文の構成



## 第2章 品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア生成支援システム

### 2.1 はじめに

本章では、生産技術者や現場作業員など製造物に関する知識を有するが、画像処理に関する知識を十分には持たない者を対象とした、品質工学に基づく検査画像処理パラメータの決定手法について示す。また前記手法に基づき、『外観上の見た目と判断基準が一致する』外観検査における課題を対象とした、検査画像処理ソフトウェアの生成支援システムについて述べる。

外観検査システムの開発過程について考える。当然、生産ラインをトータル的に設計・運用するのは生産技術者である。外観検査工程においても、検査対象物や製造工程の段階において必要な検査項目、検査速度、コストなどの要求仕様は生産技術者がその知識によって策定する。それに基づいて画像処理技術者は撮像素および検査を達成することができる検査画像処理ソフトを実装する。このことは、製造ラインにおける他の工程においても同様であるが、場合によっては開発工程やコストに無駄が生じる。

例えば外観検査のタスクの場合、発生する欠陥の形状は都度異なっている。それに対して生産技術者は、過去の経験に応じて、欠陥の発生個所や形状の傾向についての知識を言語化することで、画像処理技術者に伝えているが、知識の継承は必ずしも容易ではない。不完全な要因分析に基づく外注は、開発期間をいたずらに長期化させる要因となり、更には受注側の手離れを悪くする。結果として、このような失敗体験によって、外観検査自動化への期待とは裏腹に導入が遅々として進まない現状がある。

このような課題は生産技術者がより深く実装にかかわることによって回避する事が可能である。つまり外観検査の自動化では、検査対象が明瞭で、画像処理の基本技術によって自動化が達成できるような、比較的画像処理難度が低い場合や、運用後の軽微な調整においては生産技術者が直接対応できることが望ましい。ただしこれには、必ずしも画像処理やコンピュータプログラミングの知識・技術を有さない生産技術者をサポートするシステムが必要となる。

そこで、生産技術者や現場作業員など、製造物に関する豊富な知識は有するが画像処理に関する知識を十分には持たない者を対象とした、画像検査ソフトの構築支援システムを提案する。図2.1に本章にて提案するシステムの概要を示す。

提案システムでは、製品のOK・NG品の違いなどの、検査において見るべき注目領域と項目の指示のみをユーザに求める。つまり、検査を達成するのにどのような画像処理が必要か、どう指示すればその画像処理がロバストに機能するかといったことは、全てシステム側で引き受ける。従って本システムではユーザが画像処理に関する知識を用いることなく、検

査ソフトが自動生成される。

提案する支援システム内においては、品質工学[36]に基づく直交表を用いた、製造現場で起こりうる誤差(外部環境の変化)を想定した試験が実施される。具体的には、想定より誤差画像が生成され、ユーザが入力した検査知識に基づいて出力される画像処理ソフトの特性値(誤差要因に対するロバスト性:SN比)が確認される。従って、生産設備の立ち上げ前など開発時に使用できる検査対象物画像サンプルが少数の場合においても、生産技術者の知識を検査対象画像の位置ズレや明るさ変化などに対してロバスト性の高い検査画像処理ソフトへ、シームレスに変換する事を可能にする。

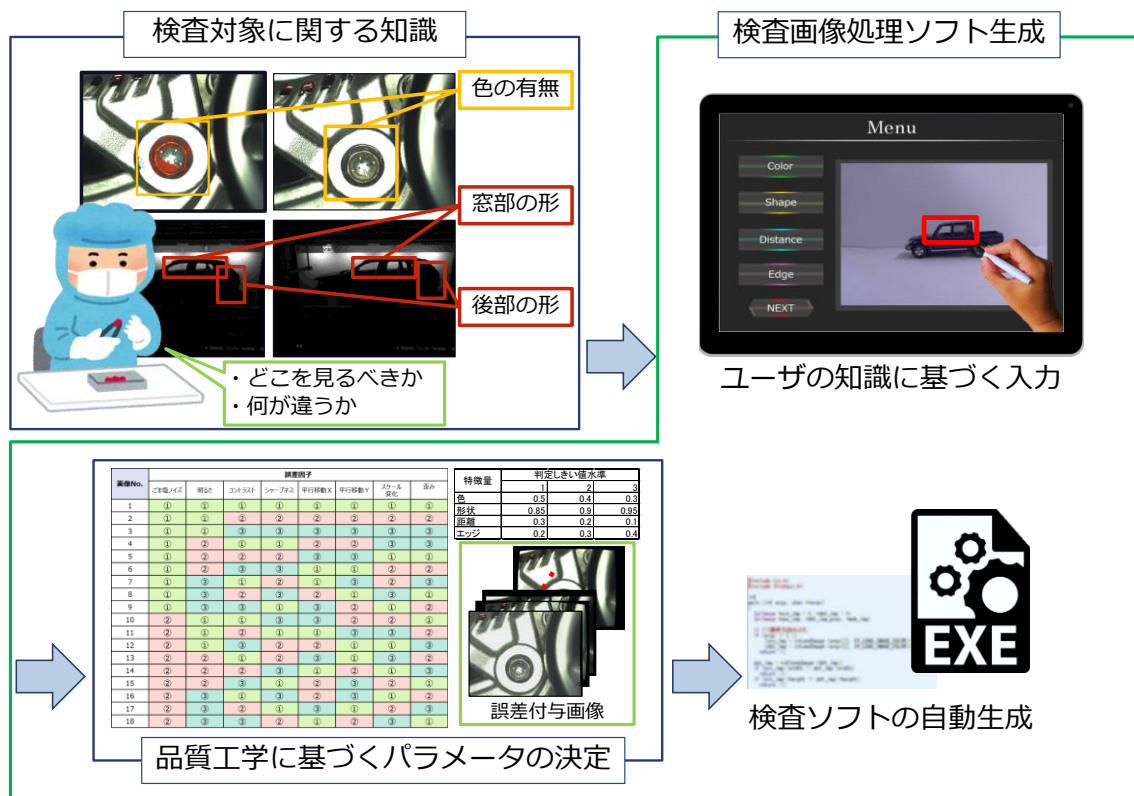


図 2.1 品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア生成支援システムの概要

## 2.2 エキスパートシステム（アルゴリズム生成支援システム）とその課題

専門家の持つ様々な知識を整理統合し、その意思決定能力をシミュレートするシステムとして、エキスパートシステム[20]-[30]と呼ばれる手法が存在する。エキスパートシステムとは、「AならばBである」「CはDではない」といった「if-then」型、或いはプロダクションルールによって知識を記述したデータベースと、目的をパラメータやプログラムの形で入力し、入力に対してデータベース中からルールを導き出す推論エンジンからなる。この推論エンジンを用いたシステムに対する「問いかけ」によって、専門知識を十分には有さないものでも、専門家の代替をすることが可能となるシステムである。

1960年代に初期のシステムが開発され、未知の有機化合物の分析を目的とした Dendral[37]がある。Dendral は物質の化学構造を推測するシステムであり、例えば水の分子 ( $H_2O$ ) の場合、 $H=1.01$ ,  $O=16.00$  の整数値では 18 となり、質量分析を行うと 18 付近にピークが出現する。この時、システムは分子量が 18 となる化学物質を原子の組み合わせから計算し、答えを出力する。しかし、分子量が増えれば増えるほど、原子の組み合わせが増加する。そこで Dendral では評価不要な組み合わせを計算しないようにするなどの工夫を行っている。このように予め経験則（ヒューリスティクス）に基づいた知識を、システムが保持することでユーザを手助けする事が、エキスパートシステムの基本的な考え方である。

Dendral から派生したシステムとして、1970年代初頭に感染症の診断を目的として開発された Mycin[38]が挙げられる。このシステムは、500種類程度のルールから判定を行い、患者の疾患の原因と治療方法の提案を、信頼度順に提示する機能を持つ。システムの性能は、専門家には劣るものの、ある程度の知識を有する者（専門医の診断結果よりは悪いが、専門ではない医師の診断結果よりは良い結果であったと報告されている）より正しく判断を行うことのできるものであった。しかし、システムの誤りに対して誰が責任を負うのかといった、倫理面や法律面の課題や人間の専門家による心理的な障壁から、実際に使用されることは無かったとされている。また同様の医療現場向けのエキスパートシステムは、2000年代以降においても前述の課題によって、活用される機会を得ることが難しいのが現状である。

日本においても1982~92年の11年間で約540億円を投じた、通商産業省（現経済産業省）による「第五世代コンピュータ・プロジェクト」の代表的な開発項目の一つとして、様々なエキスパートシステムが検討されている。中でも画像処理に関する知識を整理統合し、画像処理手順の開発支援や自動構築を目的とした、エキスパートシステムについては多くの手法が提案されている。

DIA-Expert システムに関する一連の研究[22]-[28]では、予め画像解析のエキスパートで、システムが想定する分野の処理に関する十分な知識を持つ者が、知識データベースを用意する。データベースには画像処理モジュールや、問題領域に関する知識が用意されており、システムを用いるユーザはそれらを用いて、画像処理手順を設計する。但し、システムを用

いて作成した画像処理手順の評価はユーザが行うため、ユーザは実装されている画像処理手法に関する専門的な知識について、ある程度理解している必要がある。

LLVE[29]や IMPRESS[30]ではゴールを明確化する事により、処理結果の評価自体は自動化していることから、DIA-Expert システムよりはユーザに専門的な知識を要求しないシステムと言える。しかし IMPRESS の場合、最終的に出力としてユーザに提供される、自動生成された画像処理手順は、予めシステムの設計者によって用意されたものを組み合わせることによって生成される。つまり、画像処理手順に関する所謂「定石」に基づいた一連の作業手順に対して、各項目に対してそれぞれ適したアルゴリズムを選択する手法である。換言すると、事前にシステムの設計者が想定した範囲の中で、最適な画像処理手順の組み合わせを見つけ出す手法であると言える。従って、システムを用いて画像処理手順を検討するための教示用画像、つまり入力画像に対して、想定される検出対象の映り方や、対象の存在する空間の環境変動に対して、アルゴリズムが対応できるだけの画像を予め用意する必要がある。

これらの画像処理に関するエキスパートについての一連の研究では、システムの運用に際し、画像処理技術者が新しいデータの入力を継続的に行う必要があり、運用コストが非常に高い点に実用化への障壁が存在する。つまり従来のシステムではシステムを使用するユーザに大なり小なり画像処理アルゴリズムを実装するための手間を強いており、画像処理の知識を持たない者が使用する際に、システムの習熟とは別の課題を課してしまう。結果として、検査工程に携わる技術者のみでは運用が非常に難しい。

また、エキスパートシステムにおける画像処理手順の構築を組み合わせ最適化問題として定義し、画像処理アルゴリズムを自動的に生成する手法がある。検出部を指示した教示画像を入力としてアルゴリズムが自動生成されるため、検査知識をベースとした手法であると言える。しかし、教示画像の用意や実運用上では多くを占める「ボカヨケ」や物体の「有る無し」などのタスクは画像処理アルゴリズム自体の難易度は比較的簡易な手法である場合も多いことから、エキスパートシステムで十分である場合も多く存在する。尚、画像処理アルゴリズム自動生成手法や、関連手法の詳細については3.2節にて詳細に解説する。

### 2.3 品質工学

品質工学[36]とは、市場に出たから発生するトラブルを設計段階で改善するための予測手法に関する指針を示すための学問である。例えば、最下流である消費者に生じたモノの品質についての課題を、上流の工程において解決することを考える。すると発生した課題を確認するためには、初めにその課題自体を研究所などにおいて再現する必要がある。またその際、どのようにすれば再現性が得られるかどうかについて、実験方法と評価方法を検討する必要がある。このような場合、品質工学では機能性の評価方法と設計定数の水準の変更によって、必ずしも完全な再現が為されずとも、改善を行うことができるとされており、その結果

によって品質工学を用いたユーザは、ある課題についての原因とその対策を考えることが可能となる。

品質工学と同様に実験的研究の能率化を行う手法として、実験計画法がある。実験計画法は「ばらつき原因の影響の除去」を目的としており、ばらつきの要因と考え得るものを制御因子として直交表に割り付け、合理的な実験組み合わせを作り出しデータを取得する。すると、例えばある機械の負荷がばらつきに影響すると予想し、対策因子と同じ直交表に割り付けることで、影響の具合を確かめることができる。しかし、影響の具合を確かめたところで、負荷を掛けないようにする以上の対処法が示されている訳では無く、実際には犯人探し以上の効果に結びつけることは難しい。本来必要なのは、負荷の大小の影響を受けない条件を見出すことである。

このような背景の基、安定性設計のための手法として、実験計画法とは独立した品質工学と呼ばれる学問が発展している。尚品質工学においては、品質を価値では無く、トラブルを防ぐための目的として捉えている。これは本論文においては1章などで述べている、『ネガティブな検査(守りの検査)』とは必ずしも同一ではない。品質工学では経済的評価に基づき、品質とコストの和を最小化するために、様々な事象におけるパラメータが探索されるが、結果として損失の最小化が行われるという意味においては『ポジティブな検査(攻めの検査)』である。

### 2.4 品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェアの生成支援システムの概要

図2.2に本章にて提案するシステムのフローを示す。初めに生産技術者など本システムを使用するユーザより、検査対象に関する知識と検査項目が入力される。以降はシステムの一連の流れによって、検査ソフトの生成までが自動的に行われる。

システム内では初めに検査対象画像(OK画像)とNG画像のように、2枚1組の入力画像を用いて誤差付与画像を生成する。検査の種類によっては、検査対象画像がNG画像となる場合。また製品AとBの判別のような場合には製品Aの画像とBの画像を使用する。尚、本章中においては便宜上これらの2枚1組の画像についてはOK画像、NG画像と呼称する。生成した誤差付与画像と直交表より、ユーザによって入力された知識を画像処理に適するように変換する。変換した知識を基に判定しきい値水準と画像処理パラメータの試験が行われ、最適条件パラメータより、検査アルゴリズムのロバスト性が確認される。その際、性能が先に調査したパラメータ以上とならない場合、あるいは比較条件が存在する場合は、直交表のパラメータを変更しながら、繰り返し試験が行われる。

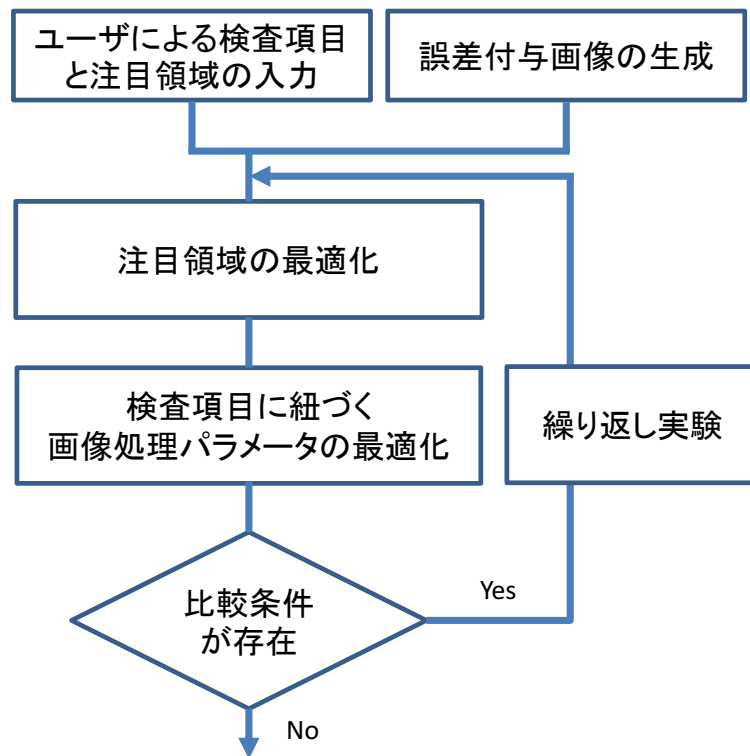


図 2.2 システムフロー

#### 2.4.1 誤差付与画像の生成

誤差付与画像とは、画像が撮像された際に生じる変化をモデル化し、入力画像に対して付与することで生成される画像である。

初めに、予め製造現場で起こり得る誤差をモデル化する。例えばカメラで画像を撮像する際は、明るい照明で照らされた被写体が、ピントのずれたカメラで撮影され、データ化する際に誤差が蓄積し、ノイズが信号に現れる事が考えられる。これらの製造現場で撮像を行った際に起こり得る外部環境の変化である誤差要因を、制御因子として定義する。表 2.1 に制御因子として誤差要因を割り付けたもの、及び各因子の水準例をまとめたものを示す。また制御因子の水準を割り付けた L18 直交表を表 2.2 に示す。表 2.2 左列のアルファベットは表 2.1 に示す制御因子下一行のアルファベットに対応している。

表 2.1 に示す誤差要因の制御因子は、カメラで撮像する際に生じ得る変化の内、次の因子についてモデル化を行ったものである。尚、表 2.1 は 2.4 節に示す実験環境を想定したものである。つまり撮像環境は製造ラインの一部であり、電子部品のような精密機器の製造ライン等とは異なり、常に外部と接続した環境下である。またカメラの撮像範囲に対して左右、あるいは上下にワーク自体が移動するシーンを想定している。

A の「ごま塩ノイズ」はカメラに対して、何らかの外的な刺激が与えられた際に画

像全体に生じるノイズを表している。Bの「明るさ」、Cの「コントラスト」、Dの「シャープネス」及びHの「歪み」は撮像シーンにおける環境変動やレンズによる像の変化を表す。またE、Fの「平行移動」は対象ワークの移動やカメラ撮像位置の移動を想定しており、Gの「スケール変化」はカメラと対象物との距離の変化や、レンズによる拡大縮小による効果を表している。尚、制御因子の水準は対象ワークや撮像環境に従い、生産技術者が求めるアルゴリズムのロバスト性と検査現場環境に関する知識を用いて決定する。

表 2.2 に示す L18 直交表の組み合わせに従い誤差付与画像が、OK 画像 1 枚から 18 枚、NG 画像についても同様に 18 枚生成される。シルエット画像の車種判別を例に、生成された誤差付与画像の例を図 2.3 に示す。画像下の番号の内、1 から 18 は表 2.2 中の実験 No. を表す。

これらの誤差付与画像は、次節以降に示すアルゴリズムやパラメータを確認する試験において、都度使用される。様々な段階において、各項目が誤差要因に対するロバスト性を評価されることにより、本システムでは環境変動に対するロバスト性を向上させる働きをする。

表 2.1 誤差要因の制御因子とその水準

制御因子		水準		
		①	②	③
A	ごま塩ノイズ	あり(1%)	なし	—
B	明るさ	10%	なし	-10%
C	コントラスト	強	なし	弱
D	シャープネス	先鋭化	なし	ぼかし
E	平行移動X	5%(左)	なし	5%(右)
F	平行移動Y	5%(上)	なし	5%(下)
G	スケール変化	5%(縮小)	なし	5%(拡大)
H	歪み	糸巻き型	なし	樽型

表 2.2 L18 直交表

実験No.	制御因子							
	A	B	C	D	E	F	G	H
1	①	①	①	①	①	①	①	①
2	①	①	②	②	②	②	②	②
3	①	①	③	③	③	③	③	③
4	①	②	①	①	②	②	③	③
5	①	②	②	②	③	③	①	①
6	①	②	③	③	①	①	②	②
7	①	③	①	②	①	③	②	③
8	①	③	②	③	②	①	③	①
9	①	③	③	①	③	②	①	②
10	②	①	①	③	③	②	②	①
11	②	①	②	①	①	③	③	②
12	②	①	③	②	②	①	①	③
13	②	②	①	②	③	①	③	②
14	②	②	②	③	①	②	①	③
15	②	②	③	①	②	③	②	①
16	②	③	①	③	②	③	①	②
17	②	③	②	①	③	①	②	③
18	②	③	③	②	①	②	③	①

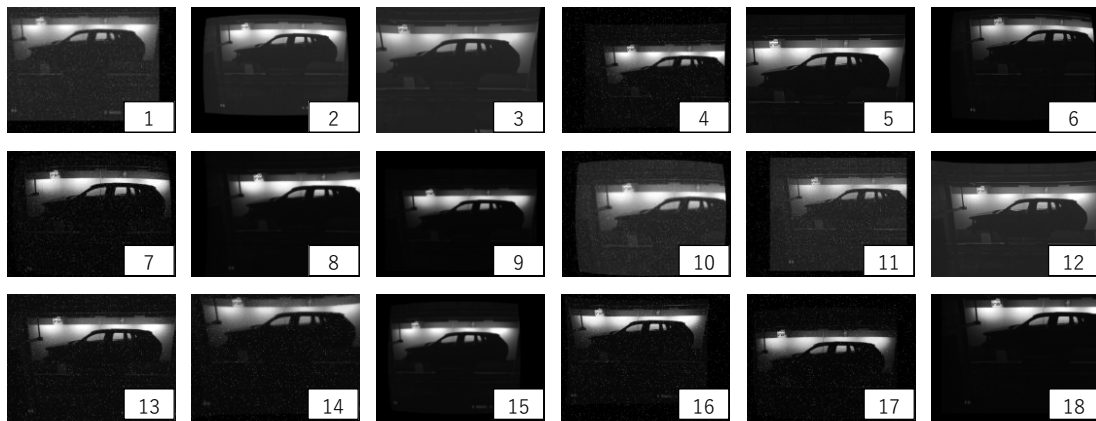


図 2.3 L18 直交表に基づく生成された誤差付与画像例



## 2.4.2 ユーザによる検査項目と注目領域の入力

本システムを使用するユーザは生産技術者のように、検査ワークに対する知識を豊富に有しており、正常品と欠陥品など製品を判別するための特徴を熟知している。図 2.4 にシステムの GUI を示す。まず、ユーザは色や形状など判別に必要な知識の入力を行う。具体的にはシステムの GUI により、注目領域を囲む操作や選択する操作のみで、入力する事ができる。例えば図 2.4 において、その製品の「窓部の形状」が検査において見るべき観点である場合、GUI から「Shape」を選択し、窓部を注目領域として囲む。また製品中の「ある部分の色」や「輪郭」が判定の基準になる場合は囲んだ注目領域において、着目した特徴をクリックや塗りつぶす操作によって指示する。ある製造物に対して、複数の領域及び種類の特徴が検査の観点となる場合は、その数だけ入力する。システム内では、ユーザの選択した検査項目・注目領域のそれぞれに対して画像処理が紐づけられる。しかし、ユーザの知識に基づいて設定されたこれらの入力は、目視検査においては有効ではあるが、画像処理を用いた判別において有効であるとは限らない。また、運用時に想定される外乱に対するロバスト性は考慮されていない。例えば図 2.4 において、ユーザは赤枠で示された『車体後部』を注目領域として囲んでいるが、選択されているのは大凡の位置であり、必ずしもその位置やサイズが画像処理にとって相応しいパラメータであるとは限らない。そこでユーザが選択した注目領域に対して、注目領域の最適化を行う。

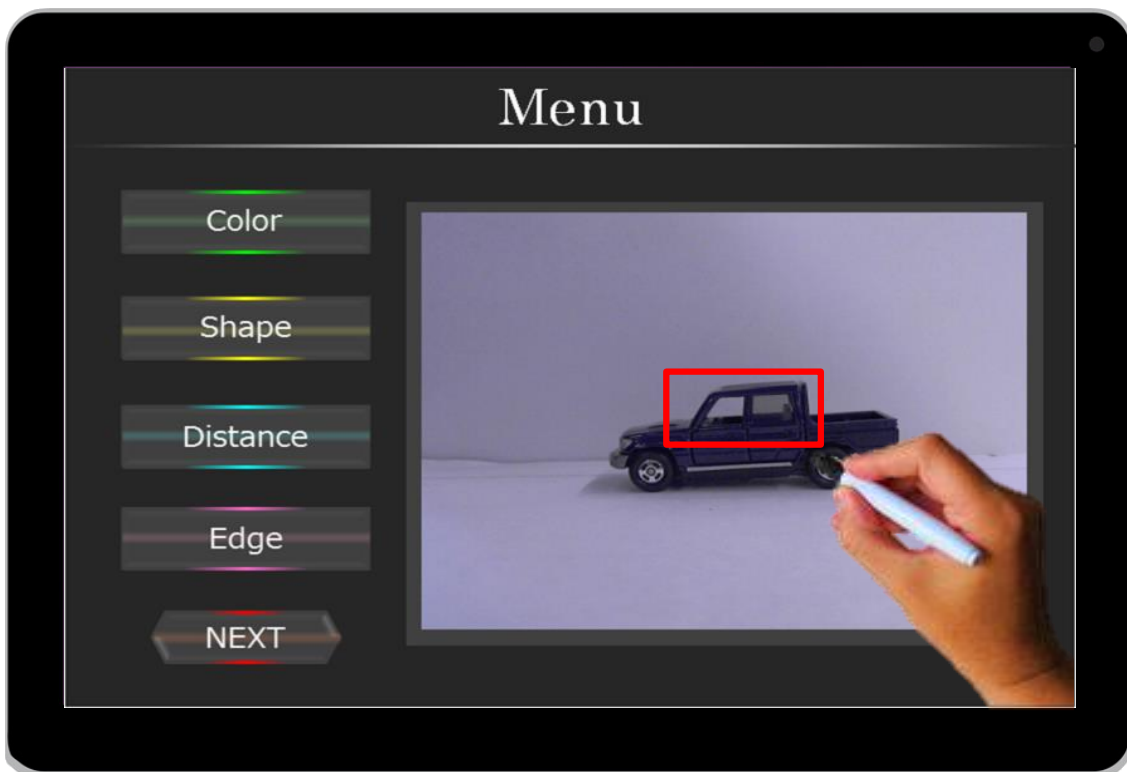


図 2.4 GUI のイメージ図

## 2.4.3 注目領域の最適化

具体的には表 2.3 に示す制御因子によって、注目領域の位置や大きさなどを変更した試験を、誤差付与画像を用いて行う。制御因子は表 2.2 に示した L18 直交表に基づき割り付けが行われる。表 2.3 の 1 行目と 2 行目については、しきい値の水準をダミー(擬水準)法に基づき割り付ける。また 3 行目の注目領域では、ユーザによって選択された注目領域の内、同一の検査項目が選択されたものを割り付ける。4 行目から 7 行目にかけては、各水準に従って、注目領域の位置やサイズを調整し、8 行目では、注目領域を位置合わせする際の評価方法(相関値算出等)の検討がなされる。

これらの項目によって図 2.5 に示したように、選択範囲などのパラメータを変化させた注目領域を新たに 18 枚生成する。生成された注目領域について、2.1 節にて生成した検査対象を含む OK 品と NG 品の誤差付与画像群に対して探索処理を行う。つまり L18 直交表を用いた試験の場合、表 2.2 に示す実験 No.毎に 36 回の試験が行われる。

図 2.5 に示すように、ユーザの選択した注目領域が 1 つあった場合、それに対して OK 画像から生成した誤差付与画像 18 枚に対して OK・NG 判定を行い、その誤り率( $p$ )を算出する。NG 画像から生成した誤差付与画像 18 枚についても同様にして誤り率( $q$ )を求め、その 2 つの値から標準誤り率( $p_0$ )を次式より算出する。

$$p_0 = \frac{1}{1 + \sqrt{\left(\frac{1}{p} - 1\right)\left(\frac{1}{q} - 1\right)}}$$

また標準誤り率より SN 比( $\eta_0$ )算出を行う。

$$\eta_0 = -10 \log \left[ \frac{1}{(1 - 2p_0)^2} - 1 \right]$$

ところで、ユーザが適切な注目領域をそもそも選んでいない場合、つまり OK、NG 共に共通する特徴を選択している場合、NG 画像を OK 画像と判定してしまう場合、あるいは逆の場合が発生する。この時、仮に OK 画像の判定自体が 100%成功したとすると、標準誤り率は 0.5 となる。つまり半分は成功したことになるが、本システムにおいて重要なのは OK と NG を見分けるアルゴリズムを生成することである。従って、OK・NG 画像共に必ず判定している画像が存在しない場合はユーザの選択した注目領域は棄却する。

但し、生成された誤差付与画像は実際に得られる画像に比べ、画像処理による識別が難しい事が考えられる。従って誤差付与画像を用いた判別の誤り率は、判別率が低下していることを踏まえて行う事が必要である。

また、誤差要因を外側へ割り付けた直交実験を行う事で、ユーザが選択した注目領域毎に判定しきい値水準の決定が行われる。求めた SN 比は特性値であり、アルゴリズムのロバスト性を表している。特性値から、図 2.6 に示すような要因効果図が作製される。要因効果図によって因子間の特性を調査しつつ、因子毎に SN 比の最大値水準を選択して水準が決定される。

生成される検査ソフトにおいては、誤差付与画像を用いた試験によって、ワークの位置ズレや明るさ変化などに対するロバスト性が確保される。例えば画像を用いた車種判別の場合、車両全体を選択すべきなのか、あるいは窓部のみを選択すべきなのかといった検討が行われ、ユーザの選択した注目領域のロバスト性が検討される。また誤差要因を付与した制御因子の水準を変化させることにより、検査環境に生じる特定の変化（位置ズレ、明るさ変化など）に対して特にロバスト性の高い検査ソフトを生成する事も可能である。

表 2.3 ユーザ選択領域における制御因子と水準

制御因子		水準		
		①	②	③
A,B	しきい値	55%	60%	65%
		70%	75%	80%
C	注目領域	1	2	3
D	平行移動X	2%(L)	None	1%(R)
E	平行移動Y	2%(U)	None	1%(D)
F	サイズ変化	-1%	None	1%
G	縮尺	-1%	None	1%
H	評価関数	A	B	C

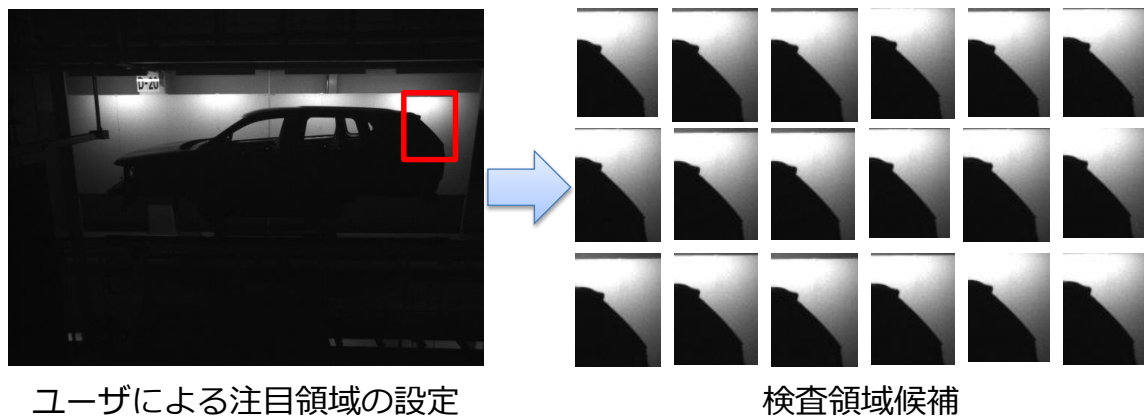


図 2.5 ユーザによる注目領域設定例と表 2.3 に基づく検査領域候補

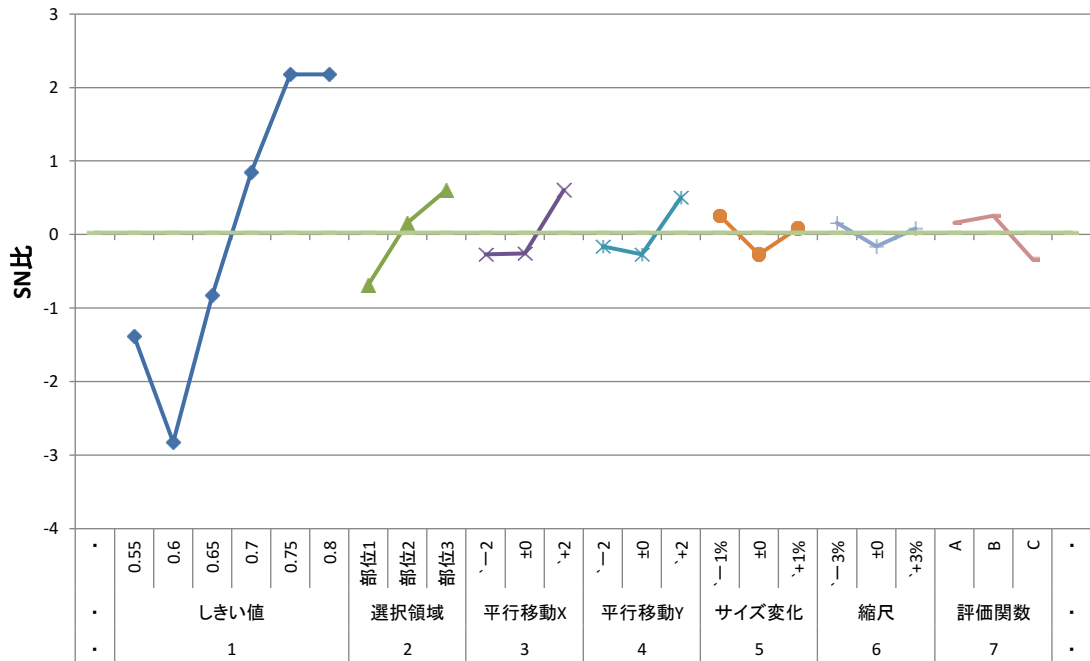


図 2.6 図 2.5 に示した領域における要因効果図の例

#### 2.4.4 検査項目に紐づく画像処理パラメータの最適化

次に、前節にて最適化された注目領域に対して、検査項目のパラメータの決定を行う。図 2.4 に示したユーザが選択する検査項目は、表 2.4 に示す画像処理に紐づけられている。色を求める場合においては HSV 色空間を利用し、色相、彩度をパラメータとして探索している。またエッジ検出については、Canny 法を利用し、カーネルのサイズやエッジの強度をパラメータとしている。更に全項目について、各手法を誤差付与画像へ適用した際の判定しきい値水準について調査している。パラメータについても同様に、誤差付与画像に対して、実験により選択された注目領域についての直交表を基に SN 比を算出する。また、因子毎に SN 比が最大となる水準を選択し、パラメータを決定する。

表 2.4 検査項目毎に割り当てられた画像処理手法

項目	対応画像処理	パラメータ
色	HSVしきい値処理	検出する色相, 彩度の範囲
形状	テンプレートマッチング	テンプレート位置, サイズ
距離	テンプレートマッチング	テンプレート位置, サイズ
エッジ	Cannyフィルタリング	エッジ強度, フィルタサイズ

#### 2.4.5 繰り返し実験

パラメータ探索を行う際、既に探索を行った水準に対して検査に最適な水準はその値より高いのか、低いのかは未知である。従って比較条件として表 2.3、表 2.4 に示す制御因子について、水準を変更した繰り返し実験がシステム内部で行われる。よって、提案手法においては、水準を変更した直交表に基づき、図 2.2 に示すように 2.3 節以降の処理が繰り返し行われる。因子毎に SN 比の最大値水準を選択して条件設定を行い、最終的に SN 比が最大となる水準の組み合わせをパラメータとして決定し、検査ソフトウェアは自動生成される。

また、生成されたアルゴリズムと誤差付与画像の試験結果より、提案手法によって得られたアルゴリズムにおいて、表 2.1 に示した誤差要因に対するロバスト性を検証する事が可能である。

## 2.5 実験と考察

### 2.5.1 実験内容と実験環境

本研究で提案するシステムを使用し、現役の生産技術者 5 名によって、それぞれ 3 つの検査ワークについて検査ソフトを作製し、生成された検査ソフトについての評価実験を行った。図 2.7 に実験で使用した検査ワークを示す。なお今回の実験で用いた誤差付与画像を生成するための制御因子（誤差要因）の水準は、次のように決定した。予めそれぞれの制御因子のみを付与した画像と直交表に基づき組み合わせた画像を用意し、現役の生産技術者に生成された誤差付与画像を確認して頂く。その画像に対して検査時に生じる環境の変動や、生産技術者の求めるロバスト性に対して、実際に起こりうる最大の水準を少し上回る水準を、表 2.1 のように予め設定した。

ワーク 1 は自動車のシルエット画像で、検査の目的は車種ごとのシルエットの違いから、車種の判別を行う事である。ワーク 1 は目視での判別指針となる特徴として、車両後部や窓部の形状の違いが挙げられる。ワーク 2 は部品の一部であり、検査の目的は部品が完全に嵌合されているかのチェックである。ワーク 2 は目視での判別の指針として不完全な嵌

合状態の際に現れる橙色の部位が挙げられる。ワーク 3 も部品の一部であり、インクが付着しているかどうかを確認する必要がある。

実験の流れは次の通りである。初めにシステムの使用法と操作の大まかな理解を図るため、5名全員に対して約5分間の口頭説明を行った。次に、被験者と一対一でより詳細な操作方法や操作に関わる制約条件などを口頭説明しながら、3つの検査ワーク以外のワークを用いて練習を行った。なお、練習時には特に時間等の制限は設けておらず、被験者が満足するまで練習を行った。その後それぞれの検査ワークに対して検査ソフトの作製を行った。最後に各人が作製した検査ソフトの性能を評価した。また今回の実験では各被験者の操作ログの記録を目的として、操作画面の録画を行う事から、GUIの操作にはマウスを使用した。

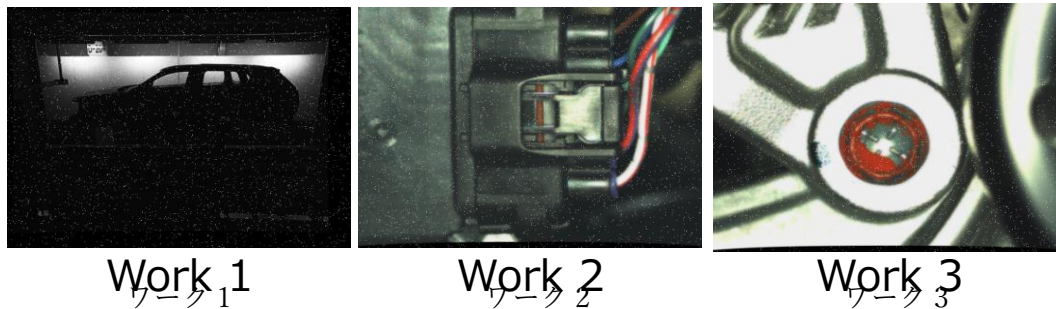


図 2.7 実験に使用したワーク画像

### 2.5.2 実験被験者

表 2.5 に実験被験者それぞれの持つ画像処理と検査ワークに対する知識を示す。○はそれぞれの項目について精通していることを表し、△は多少の知識を有していることを、×はあまり有していないことを表す。

被験者 A は業務において画像検査システムを構築するためのソフトウェアを用いて、画像処理アルゴリズムの構築を行っている画像処理技術者であるため、画像処理についての知識は有する。しかし今回実験に使用した検査対象についての知識は有していない。また被験者 B から E については3つの検査ワークに関わる生産技術者であり、画像処理アルゴリズムを構築するための知識は有していない。検査ワークについて B、E は実際に今回使用した検査ワークについての検討を行っており、豊富な知識を有しているが、C、D は新人または管理職であり、現場との関わりが被験者 B、E と比較し少ないこと、また検査すべき箇所の把握が十分ではないことから△とした。

表 2.5 実験被験者の持つ画像処理と検査対象に関する知識

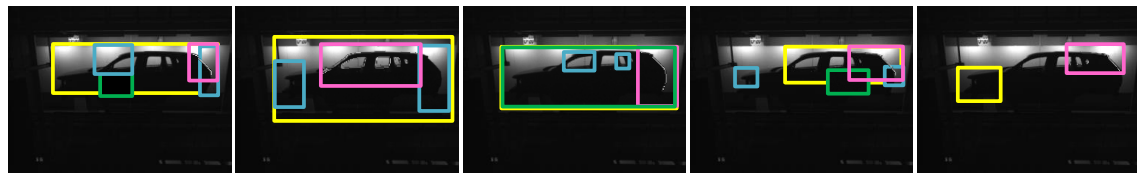
	画像処理	検査対象
被験者 A	○	×
被験者 B	×	○
被験者 C	×	△
被験者 D	×	△
被験者 E	×	○

### 2.5.3 ユーザの持つ知識入力の確認

実験被験者によって選択された注目領域を図 2.8 に示す。図 2.8 に示す注目領域の色は、図 2.4 に示した GUI 上の各項目の色と対応しており、緑枠はユーザが注目領域に於いて「Color」に着目したことを表しており、黄枠は「Shape」、青枠は「Distance」、桃枠は「Edge」に着目したことを表している。尚、「Distance」の場合は 2 つの注目箇所間の距離を計測する事から 2 枠で 1 回の着目を表している。また「Edge」の場合は注目領域の中から更に、薄黄色で重畳した箇所について特に着目していることを表している。

図 2.8 及び図 2.9 に示す被験者 E のワーク 1 についての要因効果図より、被験者 E のワーク 1 に対する実験について着目する。被験者 E はワーク 1 について、1 つは桃色枠で示した部位を注目領域として、車体後部の輪郭を注目領域として入力した。また 1 つは黄枠で示した領域を使用し、車両前部の形状を確認する判定処理を入力した。これらの注目領域を図 2.9 に示す要因効果図を用いて比較する。図 2.9 中黄枠で示した車両前部の「形状」の方が、SN 比が高い事から、今回はこの検査項目・注目領域のみが検査ソフトのアルゴリズムとして提案システムにより自動的に選択される。また、各パラメータは直交表より各因子の水準の内、最も SN 比が高いものがそれぞれ選択される。同様に全ての実験において、注目領域の省略が行われた。





被験者A

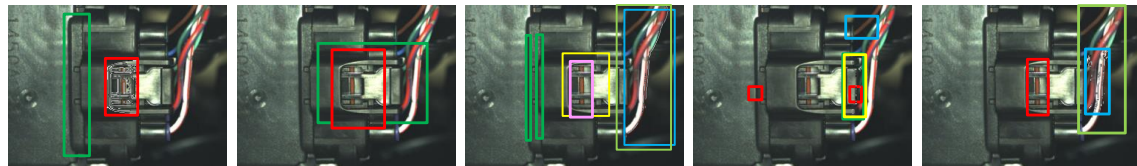
被験者B

被験者C

被験者D

被験者E

(a)ワーク 1



被験者A

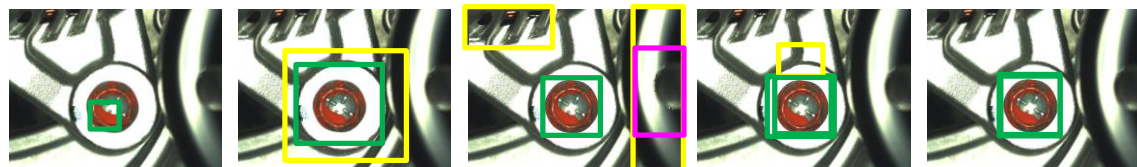
被験者B

被験者C

被験者D

被験者E

(b)ワーク 2



被験者A

被験者B

被験者C

被験者D

被験者E

(c)ワーク 3

図 2.8 被験者毎の選択した検査領域



第2章 品質工学に基づく検査ソフト生成支援システム

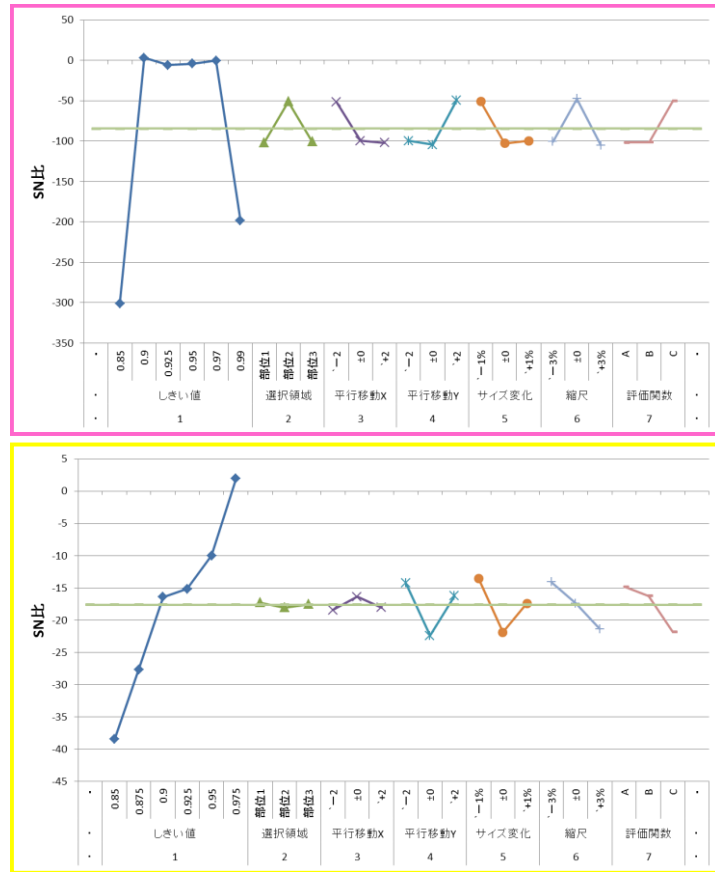


図 2.9 被験者 E ワーク 1 の注目領域毎の要因効果図

## 2.5.4 実ワーク画像を用いた実験結果と考察

被験者が3つの検査ワークそれぞれに対して作製した検査ソフトを用いて評価実験を行った。評価実験には、同じ種類のワークではあるが、実験で用いたものとは異なる画像を使用した（ワーク1：252枚、ワーク2：41枚、ワーク3：26枚）。表2.6に処理の省略を行わない場合の実験結果を示し、直交表に基づく処理の省略を行う場合の実験結果を表2.7に示す。今回の実験では、標準誤り率0.4以上またはNG画像の誤り率が0.2以上の場合、処理の棄却を行った。

実験により、処理の省略を行わない場合、ほぼ全ての場で検出の必要のある画像が誤った判別結果であったため、全く判別ができていない。しかし2.4.3節に示した処理の省略を行った事により判別率が大きく向上したことを確認した。これは入力の中に画像処理的には有効ではない処理や注目箇所が含まれていたことを意味しており、提案手法によって抑制可能であることを示している。

ここで被験者Aと被験者Bの有する知識とワーク毎の判別に着目する。表2.5より両者の知識は相反しており、判別率はワーク2、3で被験者Bが上回っていることが確認できる。この要因は被験者Aがワークの注目すべき特徴を把握していないことが挙げられる。図2.8に示すように実際に被験者Aはワーク2について、検査を行う際に注目すべき特徴である、橙色の部位を選択できていないことが操作ログから確認できた。また被験者BとDを比較した場合、ワーク1、ワーク2については被験者Bの正答率が被験者Dを上回っている事がわかる。ここでワーク2に特に着目すると、被験者Dは標準誤り率及び誤り率が2.3.4節に示した値に達した検査項目が存在しない。一方被験者Bは図2.8に示した通り、適切に注目領域が選択されており、検査項目についても検査ログより色の項目、及び注目すべき箇所を選択できている事がわかる。従って、提案手法によれば検査員の有する知識と判別率を比較した場合において、検査対象の知識が豊富であるほど、判別率がワーク毎に安定している事がわかる。

表 2.6 被験者の知識のみによって検査ソフトウェアを作製した際の正答率

	ワーク1	ワーク2	ワーク3
被験者A	42.85%	54.54%	46.15%
被験者B	42.85%	56.81%	42.31%
被験者C	42.85%	54.54%	100%
被験者D	42.85%	54.54%	38.46%
被験者E	42.85%	54.54%	46.15%

表 2.7 提案システムを用いた際の検査ソフトウェアの正答率

	ワーク1	ワーク2	ワーク3
被験者A	100%	63.63%	80.76%
被験者B	100%	88.63%	92.30%
被験者C	100%	72.72%	100%
被験者D	65.47%	36%	92.30%
被験者E	100%	86.36%	80.76%

## 2.6 まとめ

本章では、『外観上の見た目と判断基準が一致する』外観検査を対象とした、生産技術者のための品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア構築支援システムについて提案した。

提案手法では検査対象物（製品）に対する知識に基づいて、対象物の注目領域・項目を入力する。システム内では、製造工程における環境の変化を誤差要因とし、制御因子として割り振った直交表より誤差付与画像を生成する。誤差付与画像は、検査対象のデータを収集し辛い開発段階においてもシステムのロバスト性を確認する実験をすることが可能であり、最低2枚1組の入力画像から生成することが可能である。知識の入力を、画像処理におけるパラメータを制御因子として割り付けた直交表と、誤差付与画像を用いた繰り返し実験により最適化し、ユーザは画像処理の知識を用いることなく、予め想定した現場環境の変化に対してロバストな検査画像処理ソフトウェアを生成する事が可能である。

残された課題としてはユーザビリティの改善が挙げられる。インタフェースの拡張による操作性の改善、検査項目の拡張を行い、適用範囲の拡大について検討する。また直交表を用いた実験に於いて、割り付け方の効率化や繰り返し実験の終了条件の明確化、パラメータ探索条件の調整による探索効率の向上を図る。今回の実験では現役の生産技術者5名のみ

の実験であったことから、システムの改善と共に実験被験者を増やすことで、システムの安定性を評価し、フィードバックによる改善を行う。

また本システムの一部は工場における実トライを実施している事から、その結果をフィードバックし、様々な実問題での実験を試みる。

尚、本章に係る成果は、以下の学術論文として公表済みである。

1. 吉村裕一郎・吉盛真平・青木公也・山磨誠治・藤井康司, "生産技術者のための品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア生成支援システム", 精密工学会誌, Vol.82, No.12(2016-12), pp.1103-1108

## 第3章 画像処理ネットワークプログラミングに基づく検査画像処理アルゴリズム自動生成手法

### 3.1 はじめに

本章では、外観検査自動化のための画像検査システムにおいて、『外観上の見た目と判断基準が一致しない』検査対象への対応を目的とした外観検査システムを、自動的に構築する手法について述べる。

外観(画像)検査システムの構築と運用の過程について考える。画像検査システムの構築は、検査対象ワークの決定後、ワークの撮像と画像処理手法の検討の繰り返しによって行われる。この時、ワークの撮像は実際の製造ラインにおけるシーンを想定して行われるが、製造工程における安定した撮像環境の構築は、必ずしも容易では無い。検査工程における撮像は必ず最適なパラメータが一意に定まる訳では無く、周囲に備わる機器や照明の配置、あるいは人の出入りによって、撮像シーンには常に変化が生じる。よって製造工程における画像検査システムは、システムの仕様としての撮像環境が定まったならば、環境変動に対して頑健な画像処理手法の実装を試みるか、環境変動に対して動的に画像処理手法を適応させる手法を検討する必要がある。

この課題に対して、第2章では品質工学に基づく誤差付与画像を用いた実験により、前者の環境変動に対して頑健な画像処理手法、及びパラメータの探索により解決を図った。しかしロバスト性の高い検出アルゴリズムは、画像中に存在する微妙な変化を観測する課題においては、ノイズとの切り分けが難しいという課題が存在する。よってキズや欠陥検出といった課題に代表される、微妙な変化を含み、毎度異なったパターンを持つ前景と背景との分離が必要なタスクにおいては、後者の環境変動に対して動的に画像処理手法を適応させる機能を持つアルゴリズムが求められている。

また製品の品質は当然検査によって保障される。その際、検査方法や基準が明確であることもまた、品質である。つまりある検査ワークにおいて、欠陥検出率が非常に高い手法によって製品が管理されている場合においても、そのアルゴリズムが『何を見て』、『何を基準』に判断しているかについては直接的、或いは間接的に示す必要がある。

そこで環境変化やワークの変化などにより、詳細の異なる特徴を持つ画像が都度入力される課題に対して、画像処理手法を適切に変化させる機能を持つアルゴリズム自体を自動生成する事によって、解決する手法を提案する。具体的には、ユーザが検査を行いたい画像と画像中から欠陥のみを抽出した2値画像の2枚1組を入力とする事によって、画像処理アルゴリズムを自動的に構築する手法として画像処理ネットワークプログラミングを提案し、同手法に基づく検査画像処理ソフトウェア自動生成手法について示す。

画像処理ネットワークプログラミングとは、ネットワーク構造を用いることで、検査画像

処理アルゴリズムを自動生成するための手法である。画像処理関数などを持つ処理ノードと、画像特徴を計測し、その結果によって処理を分岐する判定ノードからなるネットワークで、ノードの関数、パラメータ、接続先を組み替えることで、任意の画像処理プログラムを実装する。入力された検査サンプル画像を基に進化的探索処理を行うことにより、ネットワークの一連の流れの中で、キズや欠陥のみを抽出するプログラムを生成する。生成されたプログラムは判定ノードによる処理の分岐によって、プログラムが運用後の検査環境変化に対応できる可能性を有することが特長である。またアルゴリズムはネットワークによって表現され、その各ノードに対して画像処理アルゴリズムが割り当てられるため、生成されたアルゴリズムは明確であり、検査結果に対する説明責任を果たしうる手法である。

本章ではまず、画像処理アルゴリズム自動構築手法に関する従来手法について述べる。続いて、画像処理ネットワークプログラミングの源流である遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm, GA)、遺伝的プログラミング (Genetic Programming, GP) について概説する。続いて、本章にて述べる画像処理ネットワークプログラミングの構造上の基礎となった、遺伝的ネットワークプログラミング (Genetic Network Programming, GNP) について概説する。その後、提案手法である画像処理ネットワークプログラミング (Image Processing Network Programming, IPNP) について解説し、提案手法の有効性と課題を明らかにする。

## 3.2 画像処理アルゴリズムの自動構築手法

画像処理アルゴリズムの自動生成、或いは構築支援については、2.2節で述べた通りエキスパートシステムを用いた手法が広く検討されていた。しかしエキスパートシステムの場合、新たな知見が得られた際に、再度専門家によって新たな知識をアルゴリズムとして作成し、更新する必要がある、継続的にメンテナンスし続ける必要がある。また従来のエキスパートシステムの多くは、結局のところ専門家のための支援システムであり、その上運用コストも高いことが認識されるようになったことから、徐々にユーザの手間や必要とする専門知識を低減させる方向に開発は進んできた。よってエキスパートシステムにおいては、ユーザがインタフェースによる入力や、データベースの作製などを通じて予め入力していた知識について、事例データから教示データを作成し、それによって自動的にアルゴリズムを作成するアプローチへの拡張が図られている[39]-[48]。中でも、遺伝的アルゴリズムや遺伝的プログラミングを用いた手法では、様々な方法により活用が図られている。

ACTIT(Automatic Construction of Tree-structural Image Transformations)[39][40]は複数入力を持つ画像処理フィルタを任意の形の木構造上に組み合わせることにより、目的の画像変換を実現するアルゴリズムを自動生成する手法である。一般的な画像処理の過程は平滑化、エッジ抽出、セグメンテーション、画像合成の組み合わせからなると考え、これらの要素を持つ11種類のフィルタの組み合わせによって画像処理アルゴリズムを自動的に構

築する。フィルタの組み合わせの最適化には遺伝的プログラミングを活用し、文書からの文字領域の抽出などの課題に対して、効果を確認しており、画像フィルタのパラメータも最適化する PT-ACTIT(Parameter Tunable ACTIT)[41][42] や GMA(Genetic Matrix Algorithm)[43]などへの拡張も為されている。また領域分割を目的とし、同様の手順によって最終的に画像処理アルゴリズムを構築する手法として、GENIE(Genetic Imagery Exploitation)[44][45]や GPIS(Genetic Programming based Image Segmentation)[46]といった手法も提案されている。しかし一般に、木構造状の表現に対する探索は、複雑なアルゴリズム構築の必要な課題についてはブロードなどの性質により効果的な探索が難しいことから、アルゴリズムの表現を木構造からネットワーク構造に変えた各種手法も提案されている。

GIN(Genetic Image Network)[47]やGINの構造をフィードフォワードネットワークに制限した FFGIN(Feed Forward GIN)[48]はACTITを開発した研究グループが、それらをネットワーク状に拡張した手法であり、木構造である従来手法と比較し、アルゴリズムの表現が向上したことが確認されている。これらの手法は、画像処理技術者が試行錯誤の上で構築していた画像処理アルゴリズムを、教示データを与えるのみで自動構築する事ができる手法である。しかし、使用する画像処理フィルタやコマンドの候補を予め用意する必要があり、新たな課題に直面した際には、データベースの更新を行う必要が存在する。

またこの他に、 $N \times N$ ピクセルの画素値から1画素の出力値を計算する画像フィルタの係数を自動的に決定する事で、画像処理アルゴリズムを自動設計する手法[49]-[56]がある。これらの手法では、ニューラルネットワークや遺伝的プログラミングによって、画像中に存在する目標とする検出対象以外をノイズとして削除する働きを持つフィルタを自動設計する。前述の既存の画像処理フィルタやコマンドの組み合わせによる手法と比較し、常に新しい画像処理フィルタを設計するため、用意した画像処理フィルタの組み合わせでは処理できない問題においても、課題を解決できる可能性を有する。一方で、教示データの用意の手間や画像の変化に対するロバスト性については劣る事から課題に応じた手法の選択が必要である。

### 3.3 遺伝的アルゴリズムとその拡張手法

#### 3.3.1 遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm:GA)

遺伝的アルゴリズムとは、生物の進化過程における『遺伝』のメカニズムに着想を得た、パラメータ最適化手法の一つである。図3.1に遺伝的アルゴリズムの基本的な手順を示す。

遺伝的アルゴリズムは、アルゴリズムや手法などに対して、最適化したいパラメータを符号化した染色体を一つの個体と見做し、それらを複数用意した個体集団によって形成される。最初に用意する個体の集団は、初期個体と呼び、各パラメータについてはランダムな数値が与えられる。個体の性能はパラメータをアルゴリズムに適用した際に、その値がどの程

度目的に合致しているかを数値化した、適応度によって評価される。従って、個体は適応度によって格付けされ、目的に合致した個体は残しつつ、その性質を交叉や突然変異などの遺伝的操作によって継承し、新たに子個体を生成する。子個体は親個体の性質を受け継いでいることが期待されることから、世代交代を繰り返すことによって、集団の中により適応度の高い個体が生成される。最終的に世代数や適応度が予め決められた値を超えることによって探索は終了し、最終世代において最も適応度の高い個体がパラメータとして選択される。

また遺伝的アルゴリズムでは染色体の内部表現を遺伝子型(Genotype)、解の外部表現を表現型(Phenotype)で表す。よって目的関数や解空間の全体像が未知であっても、解を遺伝子型で表現する事により、評価関数によって解候補を得ることが出来る。このため応用範囲が広く、様々な分野において有効性が示されている。

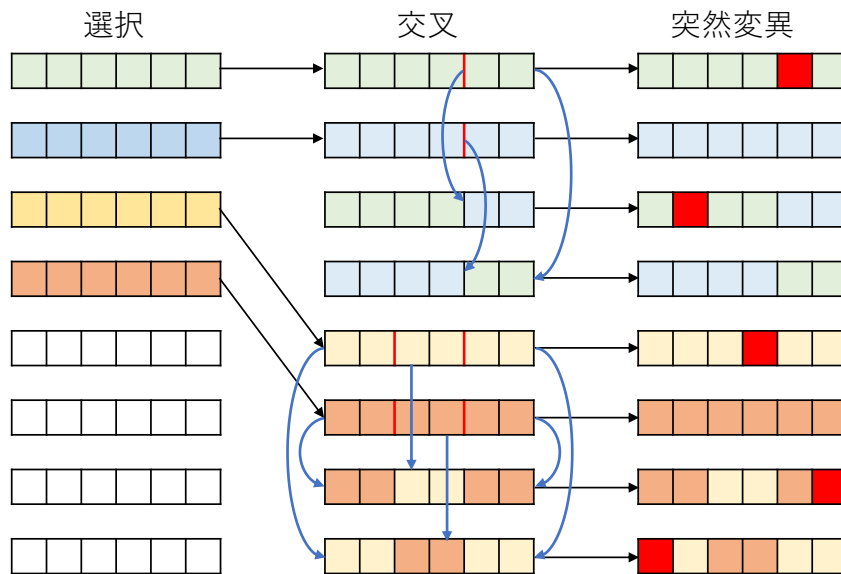


図 3.1 遺伝的アルゴリズム



### 3.3.2 遺伝的プログラミング (Genetic Programming:GP)

遺伝的プログラミングとは遺伝的アルゴリズムの拡張であり、解を木構造で表現する事によりプログラムや数式、回路などを生成する手法である。遺伝的プログラミングの探索過程や遺伝操作は前節の遺伝的アルゴリズムとほぼ同一であり、選択、交叉、突然変異の基本操作で解の探索を行う。本手法では木構造によりプログラムが表現されるため、交叉では2つの個体でそれぞれランダムに選んだ部分木の交換が行われる。また突然変異では遺伝的アルゴリズムと同様に、一定確率でノードをランダムに変更する。

遺伝的プログラミングでは、探索の過程において木の大きさが変化するために、遺伝的操作を繰り返すうちに木が巨大となりブロートが発生するという構造的な問題がある。ブロートが発生すると木の構造が冗長になり、結果として効率的な解の探索が阻害される。木の高さやノード数の制限によって、ある程度の制御を行うことは可能であるが、制限の厳しさにより個体の多様性が失われ、探索効率が悪化する。従来手法では、これらの課題について適応度関数の工夫[57]や交叉などの遺伝的操作の改良により解決を図る手法[58][59]など、多くの方策が提案されている。しかしブロートは木構造の構造的要因であることから、完全な解決は不可能である。よって課題ごとにブロートの抑制方法を検討し、最適な手法を選択する必要がある。

### 3.3.3 遺伝的ネットワークプログラミング (Genetic Network Programming:GNP)

遺伝的ネットワークプログラミングとは、ノードをネットワーク状に接続する事により、エージェントの行動を表現するプログラムの自動生成を行う手法である。遺伝的プログラミングと比較し、木構造ではないためブロートが発生しないことにより、解空間の効率的な探索が可能である。またネットワーク構造によりプログラムの表現力が向上しているため、初期収束の回避、効率的な判定および処理の実行という点で遺伝的ネットワークプログラムより優れていると考えられる。

#### 3.3.3.1 遺伝的ネットワークプログラムの構造

図 3.2 に GNP で生成されるネットワークプログラムの模式図を示す。ネットワークプログラムとはすなわち、有向グラフ構造で表現されたプログラムである。ノード間は、手法により任意のルールに基づく接続がなされており、ノードには判定ノードと処理ノードの2種類が存在する。それぞれのノードには判定関数、処理関数が設定されている。判定関数は if-then 文などによる条件判断関数であり、判定ノードは設定された判定関数の結果により決められた分岐先へ状態を遷移させる。つまり、判定ノードからは条件分岐の数だけ有向枝が伸びる。一方、処理関数は定められた処理を実行する関数で、処理ノードから伸びる有向枝は1本である。ネットワークプログラムはいずれかのノードを開始ノードとして、ノード間の接続関係に従って判定と処理を順次実行していく。各ノードには遅延時間が設定されており、グラフを辿る過程で積算されていく遅延時間が、予め設定された実行時間制限に到

達した時点で処理を終了する。このように GNP は複数のノードが有効グラフ構造状に接続されていることから、GP では構造状生成が困難であった特定の処理の反復や複雑な判定・処理のルールを生成する事ができる。

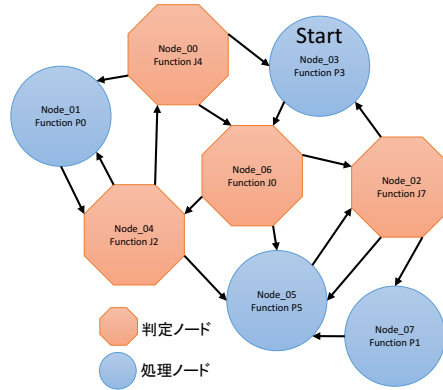


図 3.2 遺伝的ネットワークプログラミング

### 3.3.3.2 遺伝的プログラミングと遺伝的ネットワークプログラミングの違い

遺伝的プログラミングと遺伝的ネットワークプログラミングの違いとしては、遺伝子に木構造とネットワーク構造の違いがあることが挙げられる。3.3.2節においても述べた通り、木構造である遺伝的プログラムでは、突然変異や交叉によって木の深さが際限なく成長する（ブロートが生じる）可能性を有する。これは、解の探索空間を広め、最適解を探索する過程においては優れているが、木のブロートにより探索空間が不必要に増大し、探索効率が低下する課題を有する。

また遺伝的プログラミングでは、木構造であるがゆえに根本（ルート）に近い位置にあるノードに突然変異や交叉が生じると、適応度は大きく変化する。つまり遺伝的操作における交叉や突然変異がもたらす影響はノードの深さ毎に異なり、探索の初期段階において根元に近いノードが適切に選択されない場合、誤った局所解に収束する、或いは解が発散するなどの問題が生じる。

一方で遺伝的ネットワークプログラミングの場合、遺伝子内のノード数は探索過程においては一定である。また遺伝的プログラミングでは、ルートノードより処理を開始し、終端ノードまでの処理が終了すると、再びルートノードに戻るプロセスを繰り返すのに対して、遺伝的ネットワークプログラミングでは、過去の判定及び処理の結果に依存したネットワークの経路（遷移の過程）において、現在の判定及び処理を逐次実行していく。従って、ノードの変化による適応度の変化は遺伝的プログラムと比較し小さい。またネットワーク上のノードを逐次処理していく遺伝的ネットワークプログラミングは、必ずルートノードに戻る遺伝的プログラミングと比較して、より効率的な判定及び処理の実行が可能である [60]。

## 3.4 画像処理ネットワークプログラミング (Image Processing Network Programming)

画像処理ネットワークプログラミング (IPNP) とは、遺伝的ネットワークプログラミングを基に、画像処理プログラム自動生成に向け、最適化した手法である。基本的なネットワーク構造や学習方法については従来手法に倣うが、ノードに任意の画像処理コマンドが実装可能である点や、ノードに実装される画像処理関数のパラメータや処理履歴を外部に保持する点に特長がある。具体的には、画像処理関数や各種関数のパラメータを調整する機能などを持つ処理ノードと、画像特徴によって処理を分岐する判定ノードからなるネットワークで、ノードの関数、パラメータ、接続先を組み替えることで、任意の画像処理プログラムが自動的に実装される。入力されたサンプル画像を基に進化的探索処理を行うことにより、ネットワークの一連の流れの中で、検出すべき対象領域のみを抽出するプログラムを生成する。生成されたプログラムは判定ノードによる処理の分岐によって、プログラムが運用後の検査環境変化に対応できる可能性を有する事が特長である。本節では、画像処理ネット

ワークプログラミングの構造や構築過程について詳解する。

### 3.4.1 画像処理ネットワークプログラムの構造

図 3.3 に画像処理ネットワークプログラムのモデルを示し、表 3.1 に図 3.3 に示すネットワークを表した遺伝子を示す。表 3.1 の No. はノードの ID を表しており、Type はノードの属性を表している。また Func. は Type で選択された属性の中から選択する関数を表しており、Delay は実行制御時間を表している。Connection は左から 2 つずつの数値が 1 つのエッジについて表しており、左側は接続先の No. を表し、右側は実行制御時間を表している。

画像処理ネットワークプログラムは有向グラフとノードの組み合わせによって表され、一つのネットワークが一つの画像処理プログラム (= アルゴリズム) を表す。ネットワークには 2 種類のノードが存在し、それぞれ処理ノード (Process node) と判定ノード (Judgement node) と呼ぶ。ネットワーク中の各ノードは画像処理コマンド、特徴抽出・判定コマンドなど、アルゴリズム生成のための様々な機能を持つ。プログラムはスタートノードから有向グラフの方向に従い、グラフを進むことで実行される。例えば図 3.3 に示すネットワークの場合、スタートノードとして選択された「Node\_3」の処理ノードには「P3 (Process function 3)」の処理関数が当てはめられている。従って、ネットワークに対して入力された画像は、初めに P3 の関数が実行され、次に「Node\_6」へと遷移し、「J0 (Judgement function 0)」の判定関数が実行される。判定関数の結果に従って、「Node\_2, 4, 5」のいずれかに遷移し、その後実行制御時間が決められた上限に達するか、予め決められたタスクが達成された場合にプログラムは終了する。

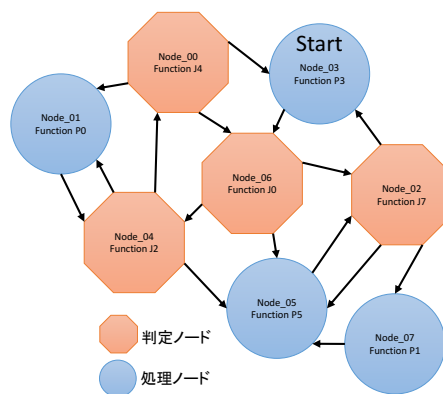


図 3.3 画像処理ネットワークプログラミングの構造

表 3.1 図 3.3 に示すネットワークの遺伝子

No	Type	Func	Delay	Connection					
node 0	0	4	1	1	0	3	0	6	0
node 1	1	0	1	4	0				
node 2	0	7	1	3	0	5	0	7	0
node 3	1	3	1	6	0				
node 4	0	2	1	0	0	1	0	5	0
node 5	1	5	1	2	0				
node 6	0	0	1	2	0	4	0	5	0
node 7	1	1	1	5	0				

### 3.4.2 進化的探索処理

画像処理ネットワークプログラミングにおけるプログラム構造は前述の通りであるが、探索ではこれを 1 個体として複数の個体を用意し、進化的探索によって、目的を達成することが可能なネットワークプログラムを自動生成する。

予め、解く問題に応じて複数種類の判定関数と処理関数を準備する。また処理ノード数、判定ノード数、遅れ時間、交叉・突然変異率、世代あたりの個体数などのパラメータを設定する。初期世代では、各ノード関数や接続先がランダムに決定されたネットワークプログラムを、設定した個体数分用意する。また、各個体における開始ノードもランダムに決定する。各ノードには固有のノード番号が設定されており、ノードの接続先や開始ノードの設定には、このノード番号を利用する。また、各ノード番号についてそのノードの判定・処理の属性は固定する。個体群が用意できたら、各個体(プログラム)を実行し、その結果を問題に応じて設計した評価関数(適応度)で評価し、順位付ける。この初期個体群に対して、交叉・突然変異・エリート保存処理などによって次世代個体群を生成する。例えば適応度が高い個体ほど高確率で選択されるルール(ルーレット選択)などによって、二つの個体を親個体とする。親個体から交叉処理によって子個体を二つ生成する。また、同様に親個体一つをランダムに選択し、突然変異処理によって子個体一つを生成する。エリート保存処理では、適応度の高い個体をそのまま次世代に残す。各子個体生成処理によって、それぞれで決められた数の子個体を生成する。以上の処理を終了条件が満たされるまで繰り返し、最終世代において適応度の最も高い個体=ネットワークプログラムを採用する。

### 3.4.3 データバッファ

図 3.4 に画像処理ネットワークプログラムのデータバッファについて示す。画像処理ネットワークプログラムでは、生成された画像処理結果やコマンドのパラメータを保持するバッファを持つ。処理コマンドが実行される度に、各処理ノードにおいて生成された画像処理結果やコマンドのパラメータがデータバッファに一定期間保持される。従って現ノードに

おける画像処理は、探索の過程に於いて調整された適切なパラメータを用いる事が可能である上に、直前の処理結果のみではなく、過去の処理履歴を参照し、それらとの比較や演算を行う事が可能である。

また本手法では図3.4に示す通り2値画像とグレースケール画像は別に保存されている。画像処理コマンドへの入力画像は、このバッファのターゲット画像となり、その選択も処理コマンドに含まれる。ターゲット画像は優先順位付きで複数枚あり、画像処理コマンドが複数画像の入力を必要とする場合も対応できる。また、画像処理コマンドで使用される各種パラメータも自動的に調整される。つまりグラフのエッジはデータフローを含まず、パラメータも一連の処理の中で調整されるため、柔軟なプログラム生成が可能である。

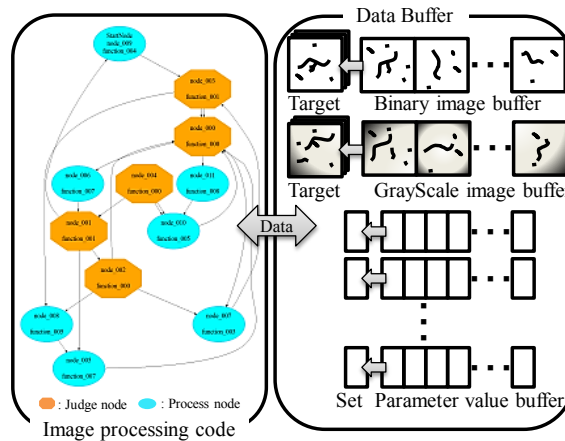


図3.4 画像処理ネットワークプログラミングにおけるデータバッファ

### 3.4.4 判定ノード関数

画像処理ネットワークプログラムにおける判定ノード関数は、入力された画像データに対して条件判断に基づく遷移が実行されるのみであり、入力画像自体に変化は生じない。よって、判定ノードでは画像中から何らかの情報を取得し、得られたデータによって条件を分岐させる働きを持つノードが実装される必要がある。従って判定ノードに当てはめられる関数の種類としては、検出されたブロブの形状特徴や、画像全体から得られる統計量などの比較が考えられる。例えば、本手法では1枚の画像を分割し、画像全体からデータ数が一番多く存在する領域を調査している。他のコマンドとしては、出力画像間の比較が挙げられる。つまり、データバッファの履歴を参照し、最新の処理結果との比較を行う事で、処理経過による出力結果の変化を検証することが可能である。

以上の通り判定ノードでは、画像から何らかの特徴量を計測し、その値に応じて条件分岐が発生する。すなわち、「ノイズが多いのでフィルタ処理を適用する」、「抽出した欠陥画像は欠落を有するためクロージング処理を適用する」など、人間が画像処理アルゴリズムを設計する際の基本的な思考を、プログラムが自動的に構築している事を表している。

### 3.4.5 処理ノード関数

画像処理ネットワークプログラムにおける処理ノード関数は、次の3種類に分類できる。1つは2値化や膨張・収縮、フィルタ処理など入力画像1枚、出力画像1枚の画像処理コマンドである。2つ目は、各種パラメータを変化させるコマンドが挙げられる。画像処理コマンドの多くは、しきい値やフィルタサイズなど、出力結果に影響を与える変数を有する。従って、パラメータを変化させる関数が必要である。3つ目は、データバッファの参照による処理履歴画像との比較が挙げられる。データバッファは各ノードにおいて生成された画像処理結果を持つため、現在の出力結果と、現在までの処理履歴画像との差分画像などが生成できる。つまり他ノードにおける出力が保存されたデータバッファを用いる事で、複数の画像処理アルゴリズム間の比較による出力を得る事などが可能である。

### 3.4.6 探索処理

画像処理ネットワークプログラムは、以上の手順に基づいて生成される。生成されたネットワークプログラムは進化的探索手法によって最適化が図られる。提案手法における探索方法については3.4.2節で示したGNPと同様の手法を用いる。ただしネットワークプログラムの評価には、教示画像に基づく適応度を設計する必要がある。本研究における適応度とは、教示画像中から得られた検出対象と各個体の出力結果画像との類似度の計算によって求められる。

## 3.5 実験と考察

### 3.5.1 実験の概要

提案手法により、教示画像群を用いた画像処理ネットワークプログラムの自動生成を行った。図3.5に実験で使用した教示画像を示す。教示画像は背景と検出対象を含むグレースケール画像と、検出対象のみの2値画像を1セットとして複数セット用意する。実験では5種類の線状模擬欠陥と、5種類の面状模擬欠陥に対して、図3.5(a)-(j)ではランダムドットパターンを、図3.5(k)-(t)ではグラデーションをそれぞれ背景とする計20セットの教示画像を用いた。探索では、それぞれのグレースケール画像を生成された個体(ネットワークプログラム)に入力して得られた出力画像と、2値画像との類似度を適応度とした。

表3.2, 3.3に実験で使用した処理ノード及び判定ノード関数を示す。各ノードは3.4.4, 3.4.5節に示したルールに従って設計されている。また表3.4に進化的探索に使用した各種パラメータについて示す。特に判定ノード数は処理の分岐を発生させるため、ある程度の頻度で出現する必要があると考えられる。今回は実験的に判定ノードと処理ノードの割合が大凡1:2となるパラメータを利用した。

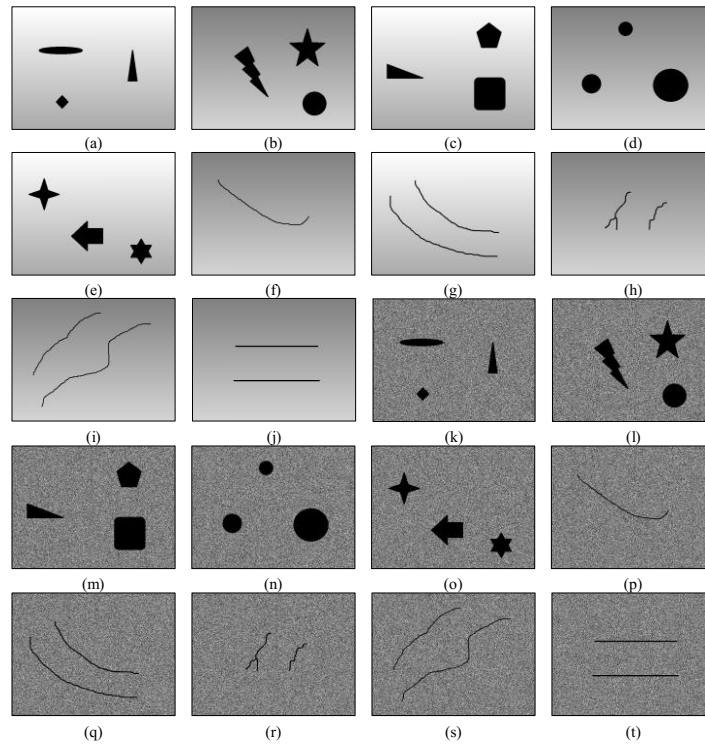


図 3.5 教示画像

表 3.2 処理ノード関数

0 膨張	18 not	36 折れ線型
1 収縮	19 パラメータ操作	37 符号逆転
2 ヒストグラム均一化	20 パラメータ操作	38 パラメータ操作
3 Canny	21 パラメータ操作	39 パラメータ操作
4 パラメータ操作	22 Sobel	40 パラメータ操作
5 パラメータ操作	23 Sobel	41 パラメータ操作
6 パラメータ操作	24 Scharr	42 累乗型
7 パラメータ操作	25 Scharr	43 パラメータ操作
8 Laplace	26 PyrUp	44 パラメータ操作
9 Gaussian	27 PyrDown	45 パラメータ操作
10 Blur	28 Opening	46 パラメータ操作
11 Median	29 Closing	47 パラメータ操作
12 Binarization	30 Gradient	48 S字トーンカーブ
13 パラメータ操作	31 Tophat	49 パラメータ操作
14 パラメータ操作	32 Blackhat	50 パラメータ操作
15 パラメータ操作	33 パラメータ操作	51 パラメータ操作
16 パラメータ操作	34 パラメータ操作	52 ソラリゼーション
17 Binarization(adaptive)	35 パラメータ操作	53 Binarization(Otsu)



表 3.3 判定ノード関数

0	ラベル数
1	最大領域画素数
2	最大領域面積
3	面積平均値
4	面積中央値
5	最大領域重心位置
6	全領域重心
7	最大領域周囲長
8	最大領域外接矩形面積
9	最大領域アスペクト比
10	最大領域円形度
11	最大領域複雑度
12	主軸方向
13	有向外接矩形面積
14	有向外接矩形アスペクト比

表 3.4 進化的探索処理に使用した各種パラメータ

判定ノード数	30
処理ノード数	50
ノード総数	80
判定関数数	15
処理関数数	54
判定関数の遅延時間	1
処理関数の遅延時間	1
判定ノードの分岐数	4
探索時の最大世代数	200
制限実行時間	30
探索時の交叉率	0.5
探索時の突然変異率	0.05
探索時のエリート保存割合	0.2
探索時, 交叉による子生成数	6
探索時, 突然変異による子生成数	2
探索時, エリート保存による子生成数	2
探索時, 個体数	10

## 3.5.2 進化的探索処理の検証

探索時における適応度の推移を図 3.6 に示す。グラフの縦軸は適応度を表し、横軸は世代数を表している。グラフ中で赤線は最大適応度の推移を表し、青線は平均適応度の推移を表している。実験では、出力結果となる最終世代の平均適応度は 0.655 を示しており、最大適応度は 0.965 であった。グラフより、世代が経過する程、最大適応度と平均適応度が共に向上していることが確認できる。すなわち進化的探索処理によって、出力されたプログラムが教示通りに対象を抽出する機能を獲得したことが示唆される。また同様の実験を複数回実施したところ、最大適応度は 0.85~0.95 の値を示した。従って、生成されるプログラムの構造は異なるものの、提案手法によって、同様の出力を得られる画像処理プログラムが都度生成されることを確認した。

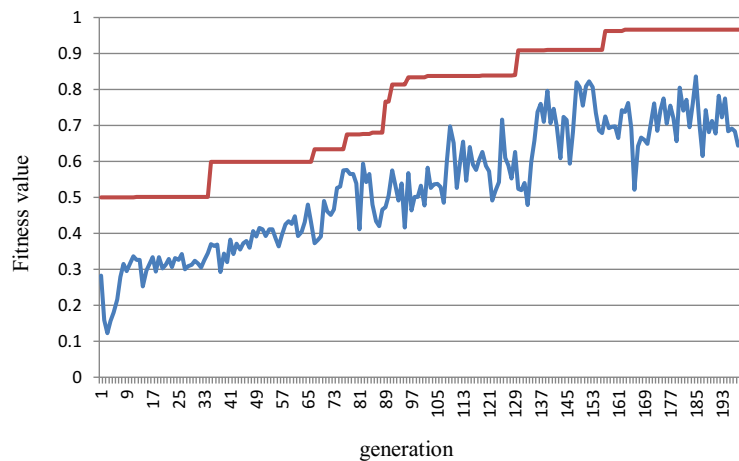


図 3.6 適応度の推移

## 3.5.3 自動生成された画像処理ネットワークプログラムの構造検証

自動生成された画像処理ネットワークプログラムを表すグラフを図 3.7 に示す。図中の青で示されたノードは処理ノードを、橙で示されたノードは判定ノードを表す。教示画像(g), (q)を入力した際の図 3.7 のネットワークプログラムの振る舞いを表 3.5, 3.6 に示す。表中の Type は、0 が判定ノード、1 が処理ノードを意味する。

今回生成されたネットワークプログラムではスタートノードは図 3.7 中に赤丸で示したノード 39 であり、初めにいずれの入力画像に対しても同一の処理が行われる。続いてグラフは、ノード 50 に遷移する。ノード 50 では表 3.2 中の処理関数 29, Closing 処理が実行されノード 17 へと遷移する。ノード 17 は、判定ノードであるため、データバッファより最新の出力結果画像を参照し、得られた画像に対して最大領域のアスペクト比の調査が行われる。その後も暫くは、ノード 50 による画像処理とノード 17 による判定がループする。すなわち、生成されたネットワークでは、画像中の最大領域の形状特徴に応じた Closing 処

理が繰り返される。Closing 処理は画像上の小領域を削減させる効果があるため、欠陥領域に対して、背景の影響を軽減させる処理が行われている事が確認できる。つまり、背景がランダムドットである教示画像(q)の方がよりこの部分のループ回数が多い。

その後各種パラメータ操作を含む処理ノードを遷移した後に、判定ノードであるノード10に遷移する。このノードでは、画像中に存在するブロボの面積の平均を計算する。画像全体のノイズレベルが高い場合には、この平均値が低下すると考えられる。

以上より提案手法によれば、背景や欠陥の形状、画像の品質に基づき、自動的に処理が変化するプログラムが生成可能であると考えられる。また上記の結果より、画像処理ネットワークプログラミングでは、生成されたアルゴリズムをネットワークプログラムのログを確認することによって可能であることを確認した。

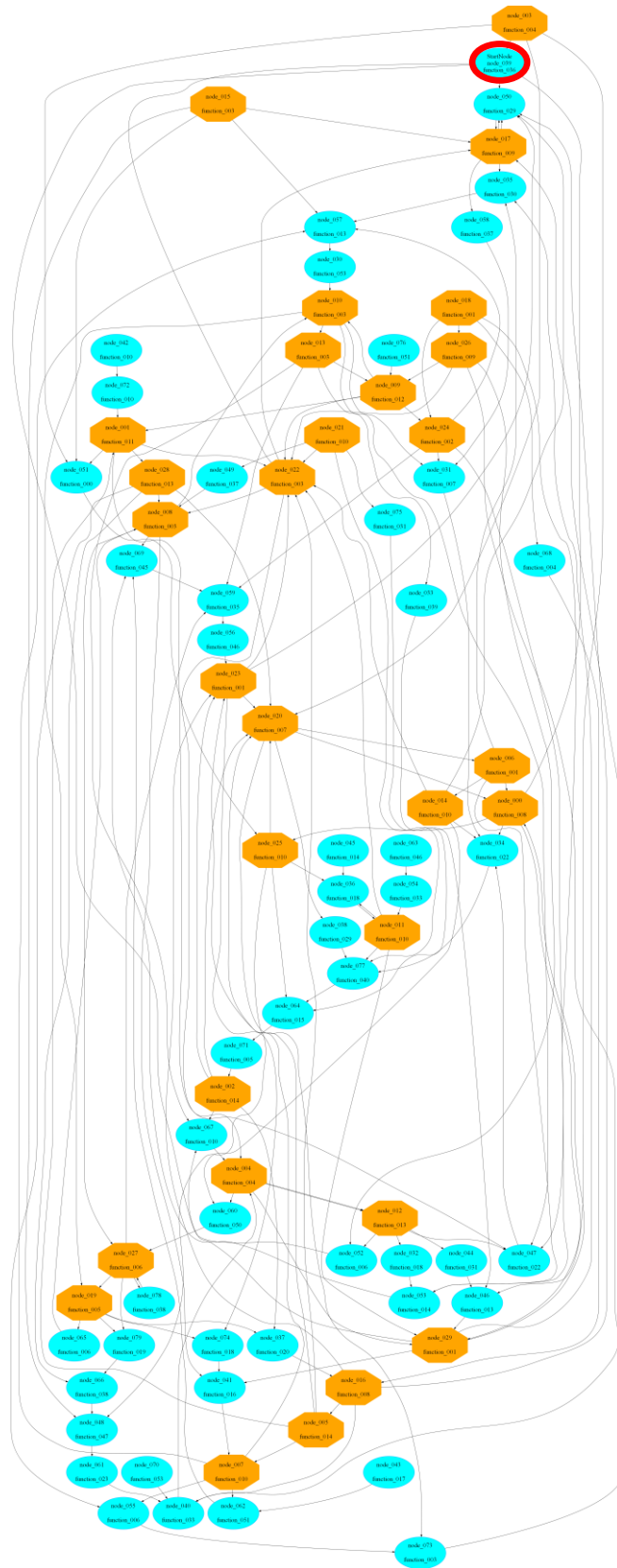


図 3.7 実験により生成された画像処理ネットワークプログラム

表 3.5 教示画像(g)に対する画像処理

Time	Node Num	Type	Function
1	39	1	36 折れ線型トーンカーブ
2	50	1	29 Closing
3	17	0	9 最大領域アスペクト比
4	50	1	29 Closing
5	17	0	9 最大領域アスペクト比
6	50	1	29 Closing
7	17	0	9 最大領域アスペクト比
8	35	1	30 Gradient
9	57	1	13 パラメータ操作
10	30	1	53 Binarization(Otsu)
11	10	0	3 面積平均値
12	47	1	22 パラメータ操作
13	34	1	22 パラメータ操作
14	77	1	40 パラメータ操作
15	64	1	15 パラメータ操作
16	71	1	5 パラメータ操作
17	2	0	14 有向外接矩形アスペクト比
18	67	1	10 Blur
19	4	0	4 面積中央値
20	12	0	13 有向外接矩形面積
21	32	1	18 Not
22	53	1	14 パラメータ操作
23	69	1	45 パラメータ操作
24	59	1	35 パラメータ操作
25	56	1	46 パラメータ操作
26	23	0	1 最大領域画素数
27	22	0	3 面積平均値
28	4	0	4 面積中央値
29	12	0	13 有向外接矩形面積
30	47	1	22 Sobel

表 3.6 教示画像(q)に対する画像処理

Time	Node Num	Type	Function
1	39	1	36 折れ線型トーンカーブ
2	50	1	29 Closing
3	17	0	9 最大領域アスペクト比
4	50	1	29 Closing
5	17	0	9 最大領域アスペクト比
6	50	1	29 Closing
7	17	0	9 最大領域アスペクト比
8	50	1	29 Closing
9	17	0	9 最大領域アスペクト比
10	50	1	29 Closing
11	17	0	9 最大領域アスペクト比
12	50	1	29 Closing
13	17	0	9 最大領域アスペクト比
14	50	1	29 Closing
15	17	0	9 最大領域アスペクト比
16	35	1	30 Gradient
17	57	1	13 パラメータ操作
18	30	1	53 Binarization(Otsu)
19	10	0	3 面積平均値
20	31	1	7 パラメータ操作
21	34	1	22 Sobel
22	77	1	40 パラメータ操作
23	64	1	15 パラメータ操作
24	71	1	5 パラメータ操作
25	2	0	14 有向外接矩形アスペクト比
26	23	0	1 最大領域画素数
27	20	0	7 最大領域周囲長
28	73	1	3 Canny
29	17	0	9 最大領域アスペクト比
30	35	1	30 Gradient

## 3.5.4 自動生成された画像処理ネットワークプログラムの性能検証

生成されたネットワークプログラムに対して、探索に使用していないサンプル画像群を入力する事で、性能を確認する実験を行った。実験に使用したサンプル画像例を図3.7に示す。線状欠陥50枚と面状欠陥画像50枚に対して、それぞれ異なるランダムドットパターンとグラデーションを重畳した計200枚の画像を使用した。実験の結果、187枚の検出に成功し、検出成功率は93.5%であった。なお、教示画像に対して欠陥部分を含む5%以上を過剰に検出している場合、画像の類似度が0.95を超えない場合検出失敗とした。図3.8に図3.7に示した画像に対する出力結果例を示す。検出に失敗した画像の内訳は、面状欠陥が13枚で、内12枚がランダムドットパターン背景、1つはグラデーション背景であった。何れも、欠陥部位の最大面積が小さかった事から、検出に失敗している。これについては、教示画像の選択方法の検討、判定・処理関数の追加によって改善できると考えられる。また、本実験では決まった回数の状態遷移後に適応度の計算が行われているが、終了条件の導入などによって性能が向上すると考えられる。

以上より、提案手法によって教示画像に類する入力画像中からキズ、欠陥像を抽出する画像処理プログラムが自動生成できることが確認された。

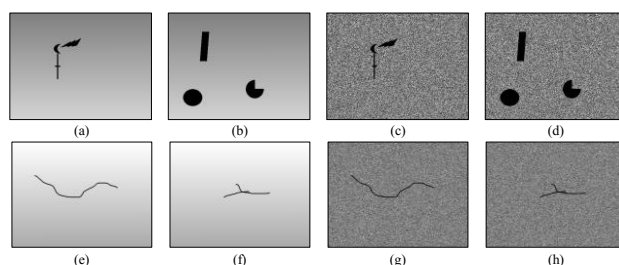


図3.7 実験に使用したサンプル画像例

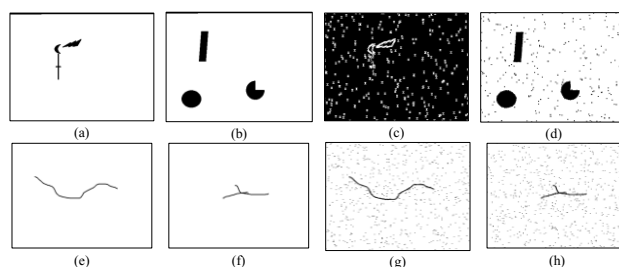


図3.8 図3.7の画像に対する画像処理結果

### 3.6 まとめ

本章では、外観検査自動化のための画像検査システムにおいて、『外観上の見た目と判断基準が一致しない』検査対象への対応を目的とした外観検査システムを、自動的に構築する手法について述べ、その具体的な手法として、画像処理ネットワークプログラミングに基づく画像処理プログラム自動生成手法を提案した。提案手法では、対象物体のみの2値画像と対象物体を含む検査画像を1セットとして、入力された複数セットの教示画像から、画像処理ネットワークプログラムを自動生成した。また自動生成されたプログラムに対して、模擬検査画像を入力する実験を行い、提案手法により、背景や欠陥の形状によって自動的に処理が変化するプログラムが生成可能である事を確認した。また生成されたアルゴリズムを、ネットワークプログラムを確認することによって可能であることを確認した。

残された課題として、提案手法における各種パラメータの最適化や、ノード関数作成自動化への対応が挙げられる。更に、ネットワークが構成される際の設計指針は教示データに依存して探索されるため、ノード関数の追加により検出が可能となる欠陥の種類を増加させる必要がある。一方で、ノードが増加する事によって生じる、ネットワークの冗長さについては、探索の終了条件に応じた出力結果の最適化を図ることで解決が可能である。また、アルゴリズムの構築のプロセスを明確化し、対象物に応じた評価関数設計の自動化を導入し、実問題での実験を試みることで、本手法の有効性について更なる検証を行う。

尚、本章に係る成果は、以下の学術論文として公表済みである。

1. 吉村裕一郎・古家裕大・根来秀多・青木公也・山磨誠治・藤井康司, "画像処理ネットワークプログラミングによる検査画像処理プログラム自動生成手法の検討", 精密工学会誌, Vol.81, No.12(2015-12), pp.1193-1197

## 第4章 人間の実装プロセスに学ぶ検査画像処理ソフト自動生成手法

### 4.1 はじめに

本章では、外観検査自動化のための画像検査システムにおいて、検査画像処理アルゴリズム自動構築手法の1つである、画像処理ネットワークプログラミングを拡張するための手法について述べる。

3章において提案した画像処理ネットワークプログラミングは、『外観上の見た目と判断基準が一致しない』検査対象への対応を目的とした、外観検査のための画像処理アルゴリズムを自動的に構築する手法である。一般的な画像処理フィルタや関数、またそれらのパラメータを調整する働きを持つ処理ノードと、画像から特徴量を取得し、その値によって処理を分岐する働きを持つ判定ノードをネットワーク状に組み合わせる事によって、画像処理アルゴリズムを自動的に構築する。しかし複雑な画像処理アルゴリズムを必要とするタスクにおいては、生成すべきアルゴリズムの規模や、ノードに割り当てられた画像処理コマンドにおけるパラメータの最適化が難しく、ネットワークの規模自体が膨大となる。すると探索効率が低下し探索コストが増大する上に、生成されるアルゴリズムのランダム性が向上し、人がその理由を理解し辛いアルゴリズムが生成され得る。

そこで、撮像環境などの変化に伴う入力画像への影響や、異なる特性を持つ複数の画像に対し、適切にアルゴリズムを振り分ける機能は維持、あるいは性能を向上させつつ、人間の实装過程に学ぶアルゴリズム構築プロセスを、ネットワークプログラムの構造や探索過程において用いることでアルゴリズムの拡張を行う。具体的には、予め画像処理関数として用意されたそれぞれの画像処理アルゴリズムを、処理の効果や意味に基づいてまとめることによって、探索過程における処理の抽象化を行う。すると3章において生成された画像処理アルゴリズムと比較して、一連の画像処理に必要なネットワーク中のノードの数や、アルゴリズム構築のために必要なノード間を遷移する回数が減少する事により、生成されるアルゴリズム自体が複雑では無くなり、処理の過程を生成後に確認し、理解する事が容易になる。また全てのノード中にノードに割り当てられた画像処理コマンドのパラメータを調整する働きを持つ機能を追加する。するとパラメータ操作の性能が向上することによって、画像中の領域毎に異なった複数の画像処理コマンドの適用を必要とするような複雑な課題や、より正確なパラメータ調整が必要な課題に対して対応可能な、画像処理アルゴリズム構築が可能となる。

本章では3章からの変更点と手法の詳細について述べた後に、模擬検査画像と実画像を用いた実験を行い、性能の比較と評価を実施する。



## 4.2 3章で示した画像処理ネットワークプログラミングの課題

画像処理ネットワークプログラミングでは、判定・処理関数の種類が増える程、検査システムとしての適用範囲が広がる。つまり本ネットワークプログラムでは、判定ノードによる条件分岐は、画像の持つ特徴によって処理が振り分けられるが、検討される画像特徴の種類が増えるほど、複雑な画像処理アルゴリズムを構築することが可能である。

また判定・処理ノードの種類が増加する事により、画像処理プログラムの多様性が増加する。従って、検査可能となる検査対象の種類や検出可能となる欠陥の種類が増加する。一方でノード数が増加する事は、やはり生成され得るネットワーク規模や探索すべきネットワーク自体の複雑化につながる。つまりネットワークの規模が拡大する程、ネットワーク自体の構成は複雑になり、その中から適切な組み合わせを発見するのは困難となる。また追加された関数群の中に同等の機能を持つ画像処理コマンドが複数存在する場合、ネットワークに効果の薄いループが発生し易くなる。例えば、『エッジ抽出』においては Canny や Sobel, Prewitt フィルタ、『平滑化』では Gaussian や Median, Bilateral フィルタなど同一の目的において複数の手法が存在するが、それら全てを処理関数として独立に追加した場合、いたずらに処理を長引かせてしまい、適切な解が得られないことが考えられる。

以上の3章における画像処理ネットワークプログラムの課題を踏まえて、複数の画像処理コマンドを処理の効果や意味に基づいて抽象化することで、アルゴリズムの自動生成過程を人間の思考に近づけることで拡張することを考える。生成の過程を工夫することで、ネットワークの規模を抑制し、かつ検査事例の適用範囲を拡大し、検査画像処理アルゴリズムの性能を向上させる。また人間の思考過程に近づけることで、アルゴリズム構築過程や生成されたアルゴリズムが人間に理解し易い形となることを目指す。

## 4.3 人間の思考過程に関する従来研究

人間がアルゴリズム構築を検討する際の流れを考える。人間の基本的な思考過程は「理論」のレベル、「表現」のレベル、「実装」の3つのレベルに分けられ、それらは互いを緩く拘束するものの、相対的な独立性を持つものであると考えられている[61]-[63]。これに対して人のアルゴリズム構築の過程を考えてみると、初めに目的に応じた一連の処理の流れを検討し、構築する。次にその一連のプロセスの各段階において適切な手法を選択する。最後にそれぞれの段階におけるパラメータを調整するといった、先ほどと同様に3つのレベルに分けられ、対比できるという考え方がある[62][63]。従って提案手法では、画像処理アルゴリズム構築における各段階において、認知科学の分野における上記の考え方と課題解決における人間の思考過程とを対比することを考える。

#### 4.4 人間の実装プロセスに学ぶアルゴリズム構築手法

図 4.1 に人間の画像処理アルゴリズム構築の思考について具体例を示す。初めに, 図 4.1(i) に示すように, 例えば画像のノイズをキャンセルする平滑化処理, 検出対象のみを抽出する 2 値化処理, 処理結果に基づく後処理といった, アルゴリズムの一連の流れを構築する「理論」の検討を行う。次に(ii)に示すように, 「理論」における処理カテゴリ『平滑化』には Gaussian フィルタを用いるといった, 「表現」の探索を行う。試行を繰り返す中で当てはめるべき機能やその順序が決定し, 目的が立てば(iii)に示すように, 選択された手法について, パラメータの調整を行う。そして更に, 性能向上のための工夫を加える「実装・構築」を実施する。つまり, 人間は複雑なアルゴリズムの構築を, 抽象的な構造からトップダウン的に絞り込んでいる事が考えられる[63]。提案手法では, これらの実装過程を画像処理ネットワークプログラムのアルゴリズム構築手法として使用する。

図 4.2 に提案手法の処理の流れを示す。初めに表 4.1 に示す染色体に基づき, 図 4.2(i) に示すネットワークプログラムが生成される。表 4.1 の各行はネットワーク中のそれぞれのノードを表しており, ノード番号と各ノードが処理ノードか判定ノードであるかは固定されている。遺伝子座は左から「理論」レベルの処理カテゴリ (図 4.2(ii)), 「表現」レベルの個別の関数 (図 4.2 (iii)), 関数中のパラメータ(図 4.2 (v)), 実行時間, 接続先を表している。次に, 図 4.2 (ii) (iii)に示す処理ノード及び判定ノードのように, 1つのノードに対して, 同様の機能(「理論」における処理カテゴリ)を持つ複数の画像処理コマンド(その「表現」)を割り当てる事で, ネットワーク内においてノードの抽象化を行う。例えば, 『エッジ抽出』を目的とするノードにおいては Canny や Sobel, Prewitt フィルタ, 『平滑化』では Gaussian や Median, Bilateral フィルタなどがそれにあたる。抽象化されたノードはその構造のまま, ネットワークのノードとして探索され, 処理関数・パラメータは進化的探索処理の一連の流れの中で図 4.2 (iv)(v)のように最適化される。

図 4.3 にノード構造における交叉の模式図を示す。図 4.3 は親個体として選択された Parent1, Parent2 の内, 共通のノード番号に対応する染色体を部分的に取り出して示したものである。進化的探索処理においては人間の思考過程に学ぶ 3 段階のプロセスに伴い, 交叉が行われる遺伝子座の組み合わせが変化すべきである。例えば図 4.3 の〈Category〉に示す「理論」の構築段階においては, 全ての遺伝子に対して交叉が実行されるが, 〈Func.〉や〈Param.〉に示す「表現」「実装」の段階においては, ノードに割り当てられた「理論」の種類はそのままに, 関数とパラメータ, またはパラメータを表す遺伝子座のみに対して交叉が実行される。以上を踏まえて提案手法では, 抽象度の高い「理論」のレベルから, 具体性の高い「表現」「実装」のレベルになるにつれて交叉率を増加させた。更に一様交叉を用いることにより, 各段階におけるアルゴリズムの変化による適応度に対する感度は, 図 4.3 に示す左側の遺伝子座程高くなる。つまり, 進化的探索においては, 探索の初期では全ての遺伝子座が変化するが, 抽象度の高い染色体程早く収束し, 探索の終盤になるとパラメータ

のように詳細なレベルの探索が行われる。

従って提案手法によれば、ネットワークの規模（ノード総数）は抑制され、割り当てられた関数は、パラメータの1つとして画像処理パラメータと共にパラメータノードによって探索される。

また判定関数も図4.2(vi)に示すように、アルゴリズムが進化していく過程において、画像の特徴量に応じて適切な分岐条件が探索され、選択される。つまり、画像処理コマンドをネットワーク内の状態遷移に対して適切に変化させることにより、人間が画像処理アルゴリズムを設計する際の基本的な思考を、プログラムが自動的に構築する機能を有する事を表している。

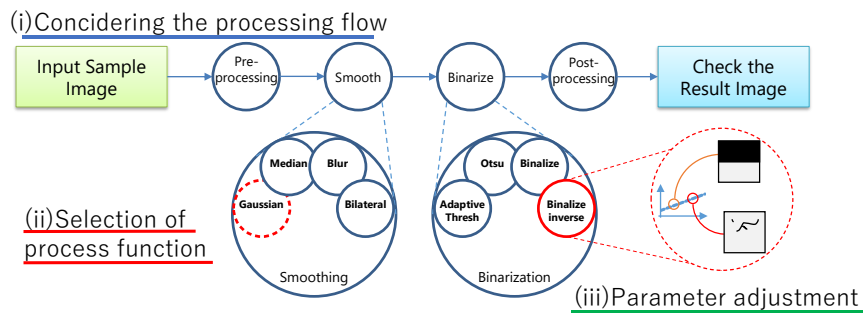


図4.1 人間のアルゴリズム構築プロセス

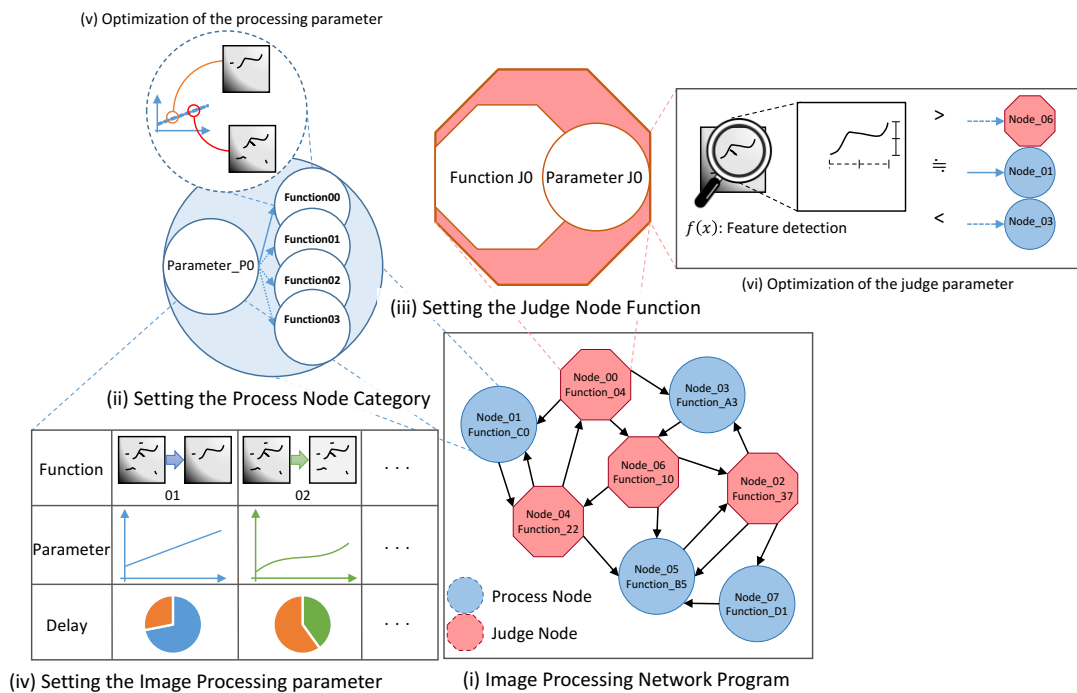


図4.2 人間の思考過程に学ぶ画像処理ネットワークの構築

表 4.1 画像処理ネットワークプログラミングの遺伝子型

No	Node Type	Chromosome					Connection					
		Category	Func	Param	Delay							
node 0	0	C	4	7	...	1	1	0	3	0	6	0
node 1	1	0	0	6	...	1	4	0				
node 2	0	A	7	5	...	1	3	0	5	0	7	0
node 3	1	3	3	4	...	1	6	0				
node 4	0	B	2	5	...	1	0	0	1	0	5	0
node 5	1	2	5	3	...	1	2	0				
node 6	0	D	0	5	...	1	2	0	4	0	5	0
node 7	1	1	1	1	...	1	5	0				

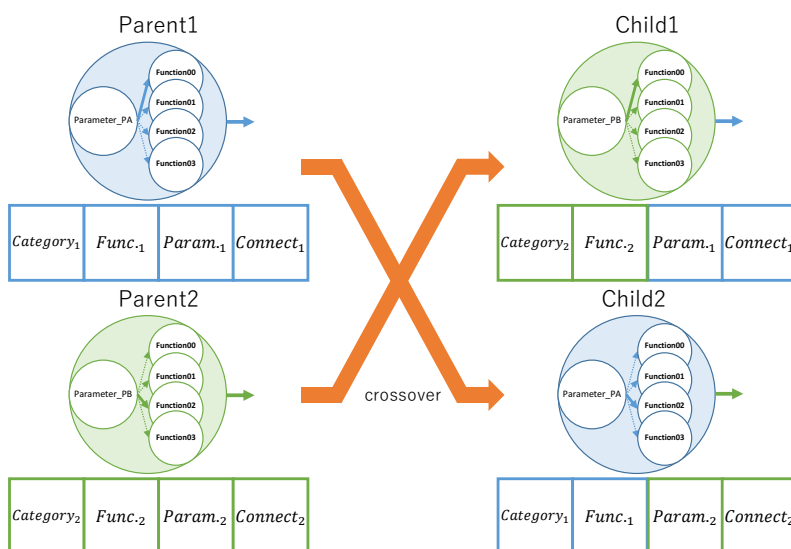


図 4.3 ノードの交叉の様子

## 4.5 実験と考察

### 4.5.1 実験の概要

提案手法により、教示画像群を用いた画像処理ネットワークプログラムの自動生成を行い、生成されるアルゴリズムの性能の確認と、アルゴリズム生成の過程を確認する実験を実施した。図 4.4 に実験で使用した教示画像を示す。教示画像は背景と検出対象を含むグレースケール画像と、検出対象のみの 2 値画像を 1 セットとして複数セット用意する。今回の実験では 5 種類の線状模擬欠陥と、5 種類の面状模擬欠陥に対して、ランダムドットパターンとグラデーションをそれぞれ背景とする計 20 セットの教示画像を用いた。探索では、これらの画像を生成された個体（ネットワークプログラム）に入力して得られた出力画像と、2 値画像との類似度を適応度とした。なお類似度は出力及び教示画像(共に 2 値画像)における、欠陥及び背景領域の画素数を比較して算出した。具体的には、まず出力と教示画像の欠陥領域の画素数をカウントし、カウント数の多い方を分母とする値  $d$  を求める。一方、同様に欠陥領域以外(背景)の画素数をカウントし、カウント数の多い方を分母とする値  $b$  を求める。類似度は  $d \times b$  で算出される。表 4.2 に進化的探索に使用した各種パラメータ、表 4.3 に処理関数とパラメータ、表 4.4 に判定関数を示す。この時表 4.3 『Category』中のアルファベットは抽象化された処理のまとまりを表しており、例えば処理関数として『平滑化』処理の中から Median フィルタが選ばれた場合は、『平滑化』処理 B 中の 3 番目の関数が処理関数として選択される。

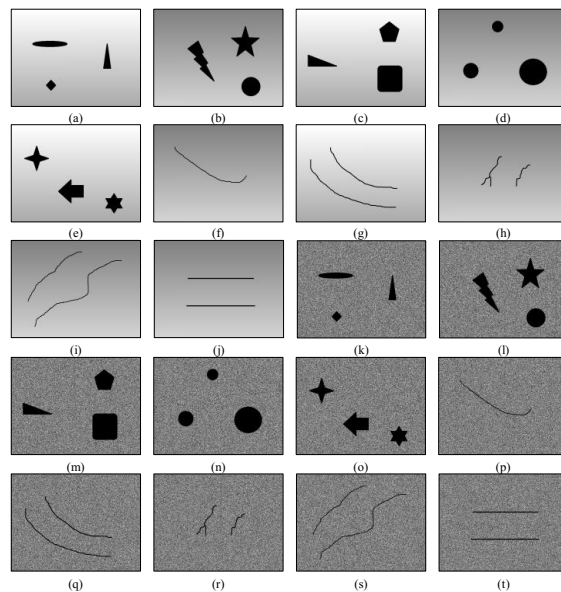


図 4.4 実験に使用した教示画像

表 4.2 実験に使用したパラメータ

The number of judgement node	10
The number of process node	20
Node sum	30
Thre number of judgement function	40
Thre number of process function	32
Delay time for judgement function	1
Minimum delay time for process funtion	1
The number of judgement node separate	4
Generation number	200
Execution time	10
Crossover rate	0.5
Mutation rate	0.05
Elitism rate	0.2

表 4.3 処理関数

Category	Process Function	Parameter	Category	Process Function	Parameter
A	Dilate	Repeat times	E	Adaptive Threshold	None
	Erode	Repeat times		Otsu	None
	opening	Repeat times		Binalize	Threshold
	closing	Repeat times		Binalize(inverse)	Threshold
B	Gaussian	Filter size	F	tone curve(+)	Intercept
	Blur	Filter size		tone curve(-)	Intercept
	Median	Filter size		tone curve(gamma)	$\gamma$
	Bilateral	Filter size		tone curve(gamma)	$\gamma$
C	Laplacian	Filter size	G	tone curve(s)	None
	Canny	Filter size		Nega Posi	None
	Tophat	Repeat times		Solarization	None
	Blackhat	Repeat times		Gradient	None
D	Sobel X	Filter size	H	Pyr. Segmentation	level
	Sobel Y	Filter size		Meanshift Seg.	level
	Sobel X+Normarize	Filter size		Watershed	level
	Sobel Y+Normarize	Filter size		x-means	x

表 4.4 判定関数

No	Judgement function	No	Judgement function	No	Judgement function	No	Judgement function
0	Nuber of labels	10	Median Perimeter	20	Complexity average	30	Bounding rect. aspect ratio
1	Blobs sum	11	Perimeter maximum	21	Complexity variance	31	Perimeter
2	Size average	12	Perimeter minimum	22	Median complexity	32	Circularity
3	Size variance	13	Circularity s.d.	23	Complexity maximum	33	Complexity
4	Median size	14	Circularity average	24	Complexity minimum	34	Principal theta
5	Size of maximum area	15	Circularity variance	25	Blob size	35	Principal axis x
6	Size of minimum area	16	Median Circularity	26	Center of gravity quadrant	36	Principal axis y
7	Perimeter sum	17	Circularity maximum	27	Size of bounding rect.	37	Oriented bounding rect. size
8	Perimeter average	18	Circularity minimum	28	Bounding rect. fere v	38	Oriented bounding rect. fere L
9	Perimeter variance	19	Complexity s.d.	29	Bounding rect. fere h	39	Oriented bounding rect. fere ratio

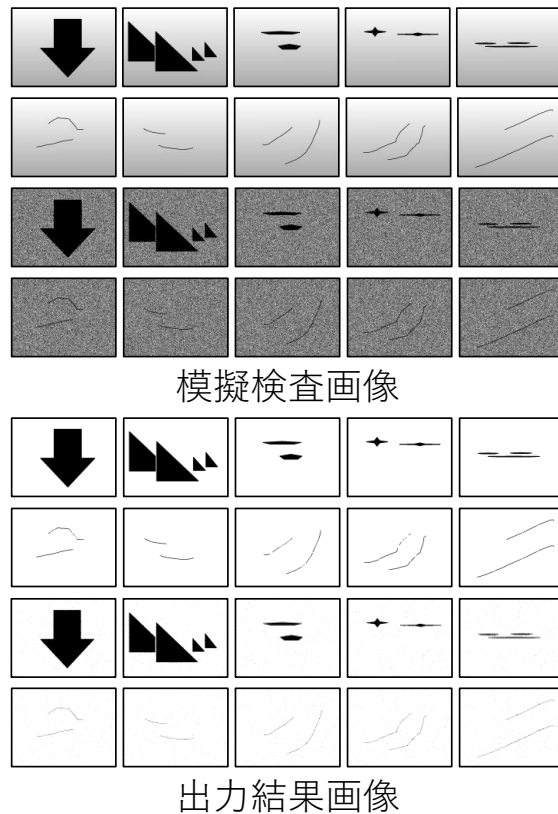


図 4.5 実験に使用した模擬検査画像と出力結果

#### 4.5.2 アルゴリズム構築性能に関する検証

生成されたネットワークプログラムに対して、探索に使用していないサンプル画像を入力する事で、性能を確認する実験を行った。実験に使用したサンプル画像とネットワークプログラムによる検出結果例を図 4.5 に示す。実験用サンプル画像として、模擬的に生成した線状欠陥画像 125 枚と面状欠陥画像 125 枚を、それぞれ異なるランダムドットパターンとグラデーションに重畳した計 500 枚の画像を使用した。

実験の結果図 4.6 に示すような画像処理ネットワークプログラムが生成され、500 枚中 499 枚の検出に成功し、検出成功率は 99%であった。従って、生成されるプログラムの構造は異なるものの、提案手法によって、同様の出力を得られる画像処理プログラムが都度生成されることを確認した。なお、教示画像に対して欠陥部分を含む 5%以上を過剰に検出している場合、画像の類似度が 0.95 を超えない場合検出失敗とした。検出に失敗した画像は欠陥部位の最大面積が小さい事から検出に失敗している。これについては、判定・処理関数の追加により性能が向上すると考えられる。

また 3 章に示した手法に対して、同一の教示画像を使用し、提案手法との比較実験を行った。図 4.7 に 3.5 節に示した実験により生成されたプログラムと、4 章において示したアルゴリズムに基づき生成されたプログラムを同一のサンプル画像に適用した結果を示す。図 4.7 より背景にグラデーションを重畳した画像の場合には性能の差は確認する事ができ

ない。一方で、背景にランダムドットパターンが重畳された図 4.7 中下側の画像においては、画像中のノイズが低減しており、欠陥のみが明瞭に検出されていることが確認できる。

従って、3.5 節における実験結果と比較し、ネットワークの規模は 40%程度に縮小する事が可能となった上に、同一の模擬検査画像 200 枚を用いた実験においては、図 4.6 のネットワークプログラムによる結果は 200 枚全て検出に成功しており、性能が向上したことを確認した。よって、アルゴリズム構築性能と画像処理パラメータ調整機能の向上により、検出対象のみを抽出する性能を向上させたアルゴリズムを生成することを確認した。

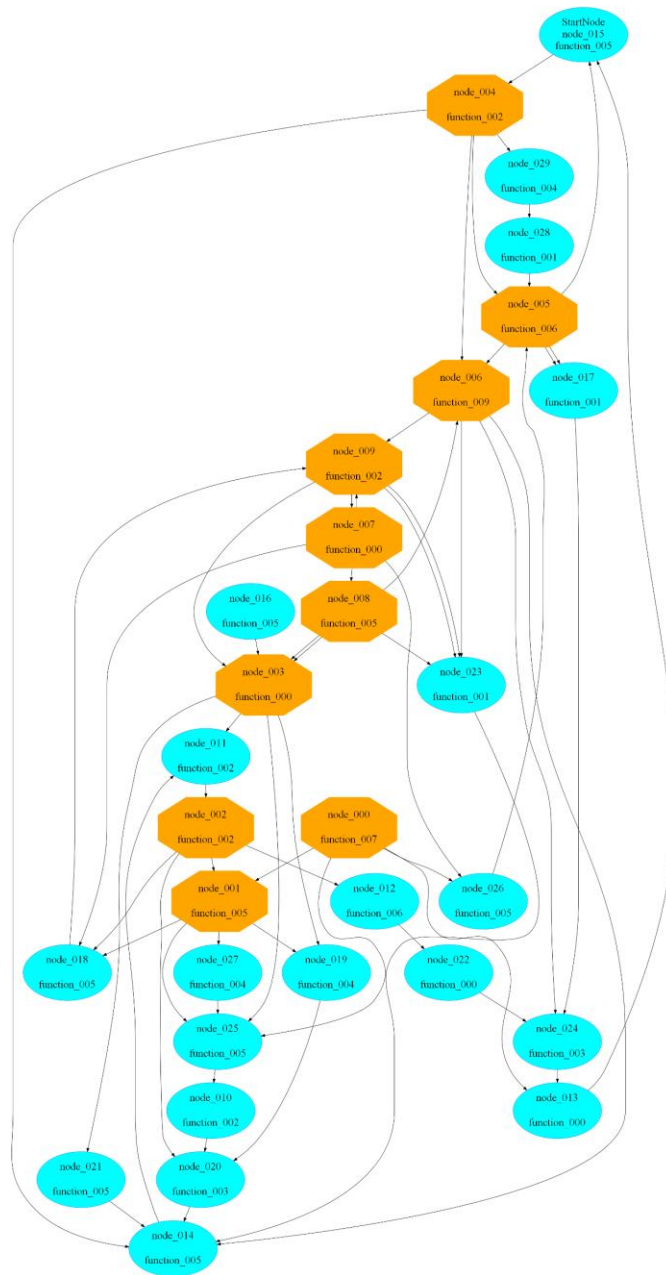


図 4.6 実験により生成された画像処理ネットワークプログラム



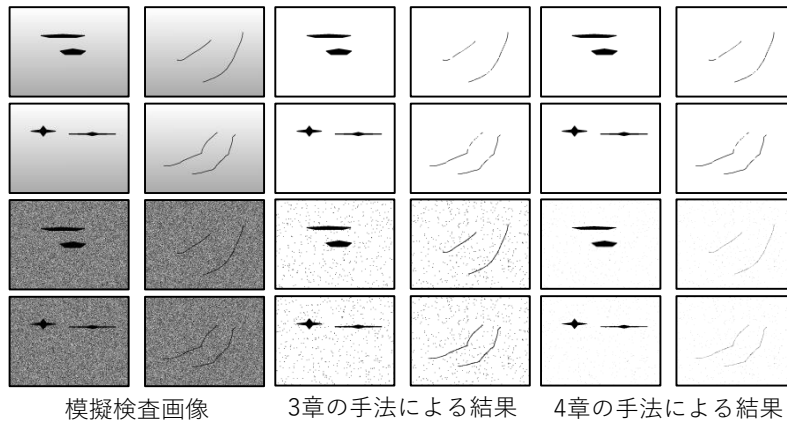


図 4.7 図 3.6 及び図 4.6 のネットワークによる結果の比較

### 4.5.3 実画像を用いたアルゴリズム構築性能に関する検証

また図 4.8 に示す、工場のラインで実際に課題となっている自動車シルエット画像 2 枚 1 組を教示画像とし、シルエットを抽出する実験を行った。検出基準は前述の実験と同様とした。

教示画像とは異なる同様のシルエット画像 195 枚に対して、生成されたネットワークによる検出を試みたところ 195 枚中 195 枚の検出に成功し、検出率は 100%であった。図 4.9 に検出例を示す。また図 4.10 に生成されたネットワークを示す。

これらの実験より、提案手法においては 3 章で提案したアルゴリズムでは構築が難しい実画像を対象とし、入力画像毎に細かな明るさや位置の違いが存在し、画像中の領域毎に異なった画像処理アルゴリズムの適用が必要であるような課題において、良好な結果を得ることが可能であることを確認した。

また機械学習の一つである CNN (Convolutional Neural Network) により、同様の実験を行い提案手法による結果との比較を行った。実験に使用した CNN の構造を表す模式図を図 4.11 に、学習画像 10 枚と目標画像 10 枚を図 4.12 及び図 4.13 に示す。また学習に用いない画像を使用した検出結果例を図 4.14 に示す。

CNN による検出実験では、図 4.14 に示すような結果が得られることを確認した。但し CNN は『end to end』の性能にのみ効果を発揮し、検出対象の何に基づいてその処理を行ったか、その結果が得られたのかという根拠を示す事は現在のところ難しい。一方で提案手法においては、図 4.10 に示したネットワーク中の各ノードには、画像処理アルゴリズムが当てはめられており、ネットワークを遷移する様子を確認する事によって、「何のアルゴリズム」を「どのタイミング」で「何のため」に使用したかについては画像処理の知識を有する必要はあるものの、確認する事は可能である。

また環境変化による見え方の変化や、個体差によって生じる見えの変化に対して十分にロバストなアルゴリズムを生成したい場合、製造工程の検討段階にも関わらず、結局のところ実際に運用後の環境通りの画像が必要なのは変わらず、寧ろ提案手法や従来手法と比べても多くの画像が必要となる。特に今回の実験では提案手法は 2 枚 1 組、CNN は 20 枚 10 組の画像からネットワークをそれぞれ作成しているが、CNN の場合 4.5.2 節に示す基準を満たす画像は 195 枚中の半数程度である。よって生成されたアルゴリズムのロバスト性についても、CNN より少数の画像によって同等以上の性能を発揮する事が確認できる。

従って CNN と比較し、提案手法によれば外観検査システム構築過程において重要なアルゴリズムの『説明責任』を果たし得る点や、少数の画像で同等の結果を得ることができる点において、優れていることを確認した。

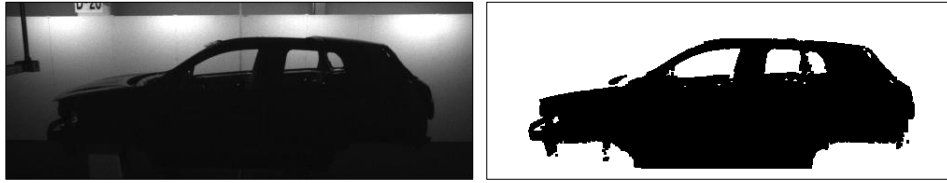


図 4.8 実験に使用した教示画像（自動車シルエット画像）

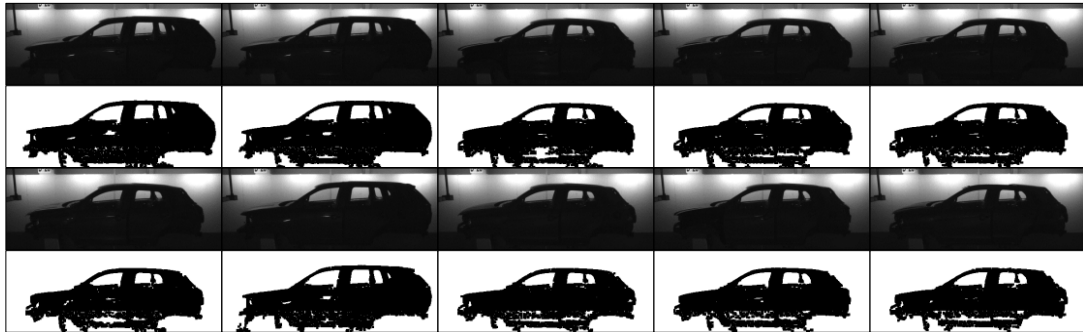


図 4.9 検出結果例

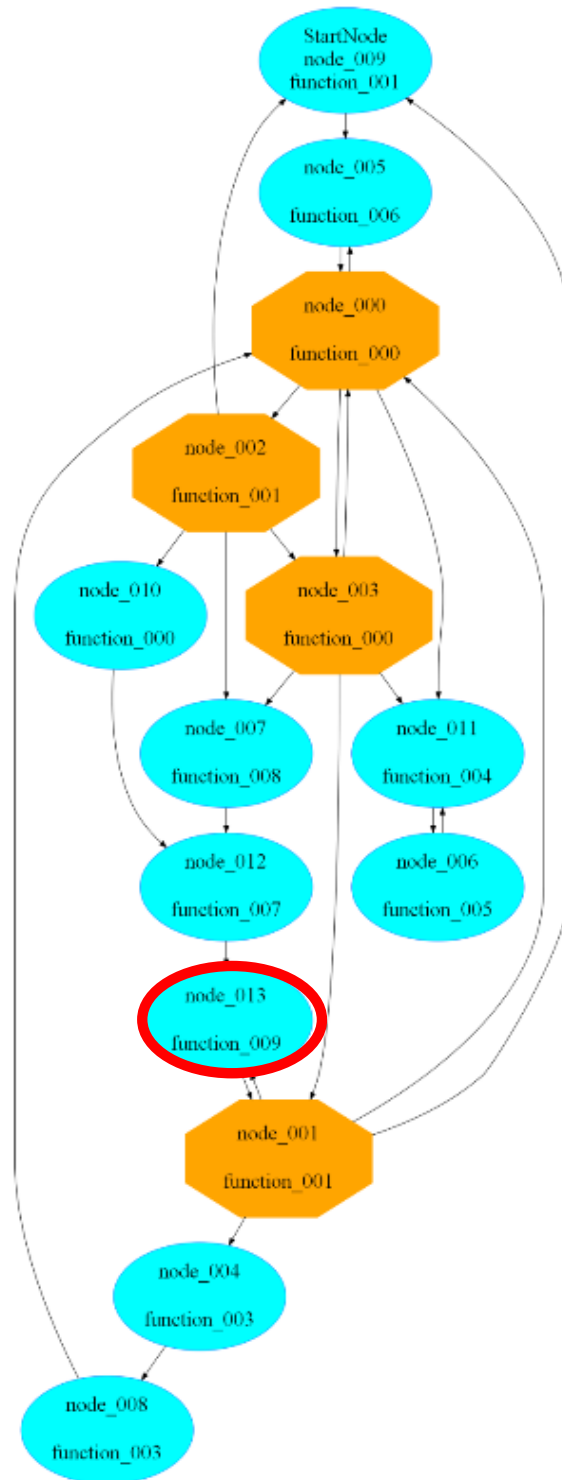


図 4.10 実画像を用いた実験において生成された画像処理ネットワークプログラム

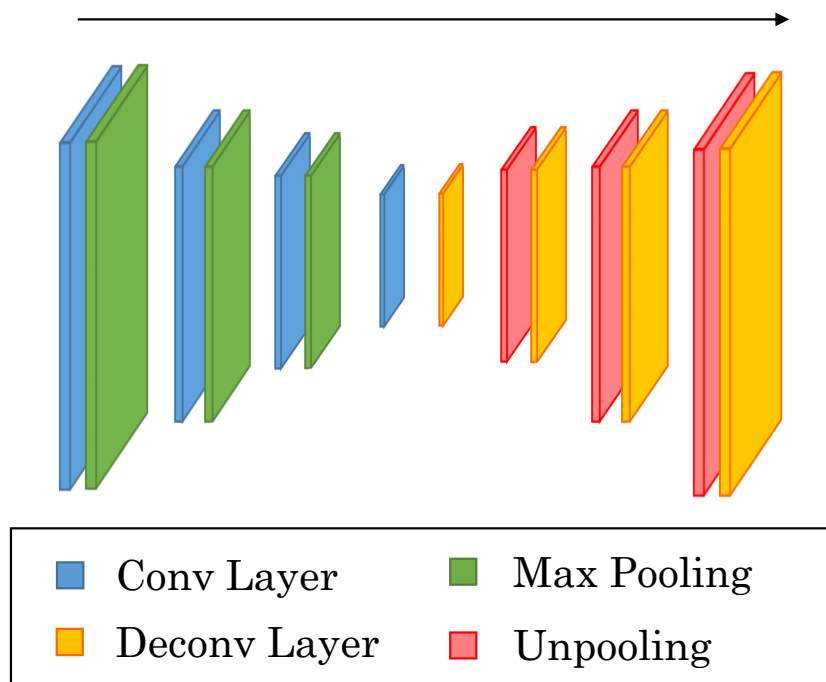


図 4.11 実験に使用した CNN の構造

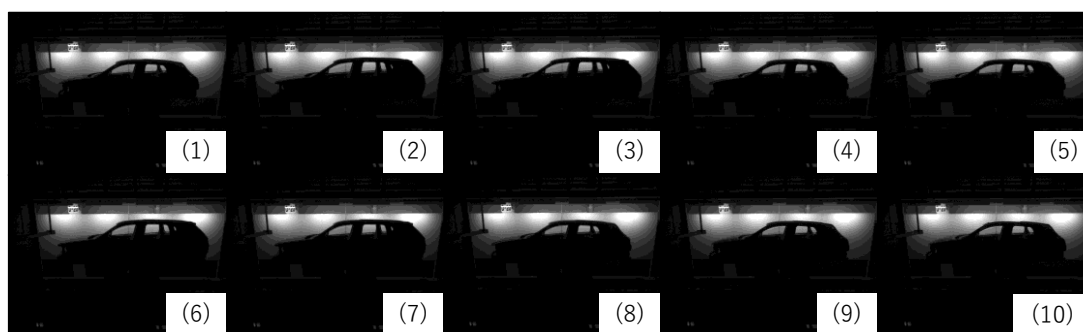


図 4.12 実験に使用した学習画像

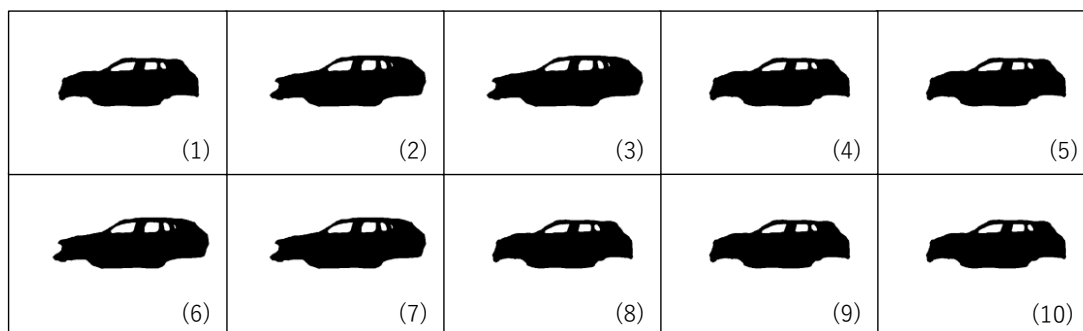


図 4.13 実験に使用した目標画像

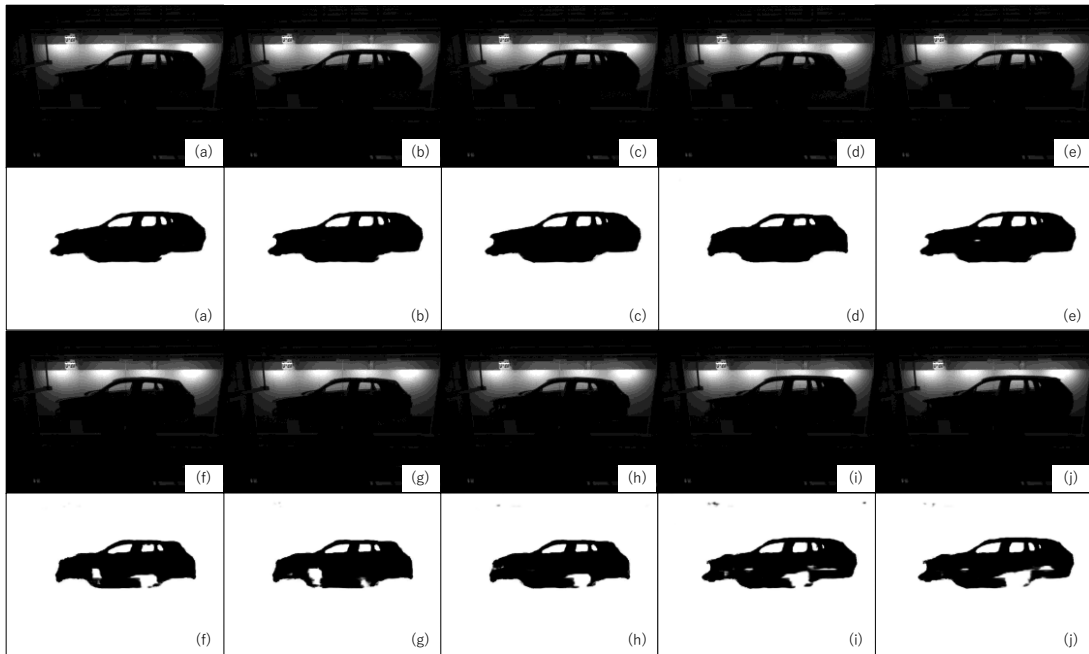


図 4.14 CNN による実験結果例

## 4.5.4 人間の思考過程に学ぶ処理に関する検証

「理論」のレベルであるネットワークプログラムの構築過程, 「表現」のレベルであるノードに対する関数の当てはめの過程, 「実装」のレベルであるパラメータ探索の過程について, 画像処理ネットワークプログラム生成の全過程において3段階で構築が進んでいるか前節の実画像を用いた実験において調査した. アルゴリズム構築に関する性能, つまり「理論」のレベルは前節の実験において検査プログラムの性能としても確認できていることから, ネットワークの形状と接続先は固定したまま進化的探索処理を行うことで, 「表現」「実装」の段階における学習の過程を調査した. 図4.10中において図4.15で着目したノードを赤枠で示す. 図4.15は進化的探索の途中段階における処理結果である. 図4.16には進化的探索における最大適応度の遷移を表すグラフを示す. 図4.16中第47世代目から58世代目にかけて, 図4.10に示す今回着目したノードでは, 初めにノードに対して『領域拡大・縮小』や『平滑化』を表す処理関数の間で比較が行われていた. 探索が進む中で『平滑化』処理の評価値が高いため, 徐々に「表現」のレベルにおける処理カテゴリは『平滑化』に収束していることが確認できた. その後更に探索が進む中で, 59世代目にて処理関数としてMedian処理が選ばれ, 第60世代目から63世代目において適応度が向上したことが分かる. また, 「表現」のレベルの選択が行われた後に図4.16中青枠で示したように, 「実装」のレベルである画像処理パラメータの最適化が行われ, 最終的にネットワーク全体が最適化されている. よって人間の思考過程に学ぶプロセスでは, 抽象度の高いレベルから徐々に絞り込みが行われており, その過程に伴い画像処理アルゴリズムの性能が向上することを確認した.

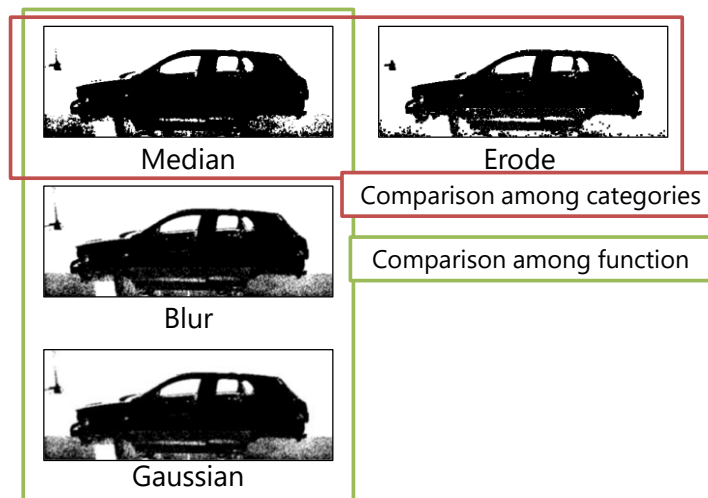


図4.15 図4.10 ノード13における進化的探索処理の軌跡

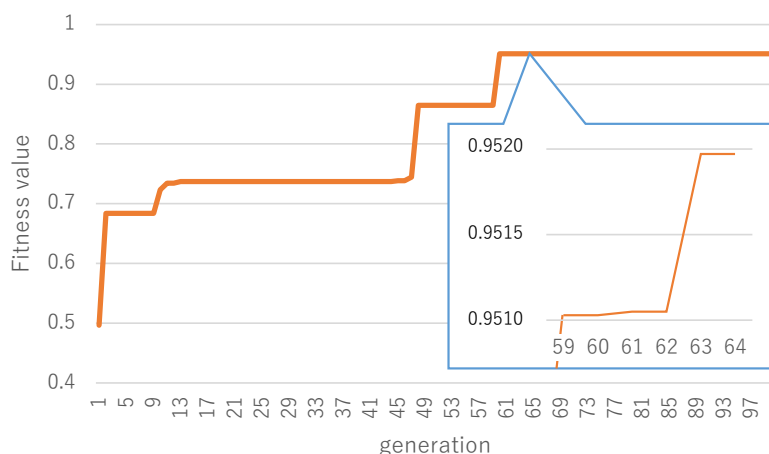


図 4.16 実画像を用いた実験における最大適応度の推移

#### 4.6 まとめ

本章では、3章で提案した画像処理ネットワークプログラミングに基づく検査画像処理プログラム自動生成手法について、拡張するための1手法を示した。具体的には、人の実装プロセスに学ぶ処理の抽象化により、構築されたプロセスの明瞭化を図った。また抽象化によって、1つのノードに複数のコマンドが割り当てられる事から、関数の総数は維持しつつ、ネットワークの規模を抑制した。自動生成されたプログラムに対して、模擬検査画像や実画像を入力する実験を行い、提案手法により、画像検査ソフトウェアとして必要な要素である、背景や欠陥の形状によって自動的に処理が変化するプログラムが生成可能であることを確認した。

残された課題としては、提案手法における各種パラメータの最適化手法の検討や、ノード関数作成自動化への対応を検討する。ネットワークが構成される際の設計指針は教示データに依存して探索されるため、ノード関数の追加により検出が可能となる欠陥の種類を増加させる。同時に教示データの入力方法や教示データの作り方についての検討を行う。更に、今回の提案手法では「理論」のレベルを最も抽象度の高いレベルとしてアルゴリズムの自動生成を行ったが、「理論」を構築するための、より「上位」のレベルでの抽象化によってシステム全体を自動的に生成する手法について検討を行う。この際、ノード間の関係性について、ノードのまとめ方に関する検討を行う。また、アルゴリズムの構築プロセスから、対象物に応じた評価関数の自動化及び高度化を実現し、様々な実問題での実験を試みる。

尚、本章に係る成果は、以下の学術論文として公表済みである。

1. 吉村裕一郎・青木公也, "人の実装プロセスに学ぶ検査画像処理ソフト自動生成手法", 電気学会論文誌 C, Vol.137, No.9(2017-9), pp.1201-1208



## 第5章 結言

### 5.1 まとめ

本論文では、ものづくりの現場における検査自動化の実現に向けた外観検査システムの仕組みと、外観検査システムの自動設計手法を提案した。具体的には1.2.4節に述べた外観検査における瑕疵レベルと検査難易度の分類に従い、2章では『外観上の見た目と判断基準が一致する』課題に対する手法を提案し、3章では『外観上の見た目と判断基準が一致しない』課題に対する手法について提案し、4章では3章の手法を拡張した1手法について述べた。以下に各章において達成した内容について記す。

2章生産技術者のための品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア生成支援システムにおいては、生産技術者の持つ製品(検査ワーク)や製造現場に対する知識を画像処理アルゴリズムに変換するためのシステムを開発した。本システムを用いることにより、製造ラインの稼働以前など、ワークの画像を取得するのが困難な開発段階においても、選択された検査項目やシステムによって自動的に調整されるパラメータの妥当性について、品質工学に基づく評価によって確認する事が可能となった。また検査画像処理ソフトウェアを作製する過程においては、ユーザに画像処理に関する知識を求めず、製品のある箇所の何を検査すべきかといった、ワークの検査すべき箇所や項目に関する知識や、製造過程において対処すべき環境の変化やワークの位置変動など、生産技術者が持つ製造工程に関する知識のみを求める。それらの知識をインタフェースから入力することによって、画像処理アルゴリズム構築の難度が後述の画像検査手法と比較し低く、『外観上の見た目と判断基準が一致する』課題において、予め想定した撮像環境に対するロバスト性が高い検査ソフトウェアが自動的に構築する事が可能となった。

3章画像処理ネットワークプログラミングに基づく画像処理プログラム自動生成手法においては、外観検査システムとしてのアルゴリズム構築性能を向上させるべく、従来検討されてきた様々な画像処理アルゴリズムを予めシステムのライブラリに用意する事によって、それらの組み合わせをネットワーク状に表現し、検査ワークの変化や検査環境の変動に対応可能となる検査画像処理アルゴリズムを自動的に構築する手法を提案した。具体的には、検査を行いたい対象物体のみの2値画像と対象物体を含む検査画像を1セットとして、入力された複数セットの教示画像から検査のための画像処理プログラムを自動的に構築する。アルゴリズムを表現するノードの機能によって、背景や欠陥の状態によって自動的に処理を振り分ける機能を持つプログラムが自動的に構築されることから、製造ライン稼働時における環境変動に、生成されたプログラム自体が既に対応する機能を有する。よって2章において提案したシステムにおいてはユーザが選択していた「色」や「形状」といった検査項目を指定せずとも、アルゴリズムは生成される。また生成されたアルゴリズムはネットワーク構造によって記述されていることから、ノードに割り当てられた画像処理関数を確認

することが可能である。従って一般的な機械学習を用いた空間フィルタ構築手法などとは異なり、内部の処理手順を明らかにした上に、環境変動やワークの変動にロバストな画像処理アルゴリズムを構築可能である。

4章人間の実装プロセスに学ぶ検査画像処理ソフト自動生成手法においては、3章にて示した画像処理アルゴリズム構築手法を「人間のアルゴリズム構築過程」を参考にした、ノードの構造とアルゴリズム構築手法の導入によって、3章における画像処理ネットワークプログラムの性能を向上させた。具体的には、ネットワークプログラムにおけるノードの構造を階層型の構造に拡張し、それぞれの階層には『抽象化』されたアルゴリズムを割り当てることによって、ネットワークプログラムにおける処理プロセスの明確化やネットワークサイズの圧縮を実現した。更に生成されたネットワークプログラムのノードは抽象化されたアルゴリズムによって評価する事が可能であるため、3章の手法と比較し、画像処理関数・コマンドに関する知識を必要とせずとも、生成されたアルゴリズムを理解する事が可能となった。また前述の構造的な工夫や、パラメータ操作を全てのノードに割り当て、アルゴリズムと同時に探索する効果によって、検出性能の向上を実験により明らかにした。

よって3, 4章では、画像処理ネットワークプログラムに関するこれらの成果により、『外観上の見た目と判断基準が一致しない』課題のための、外観検査システムの構築支援、自動構築手法が達成できたことを確認した。

以上の成果により、本研究では外観検査自動化のための画像検査システムの自動構築技術において、特に検査用画像処理アルゴリズム構築の自動化システムを開発した。本システムは生産技術者など現場の技術者のためのシステムであり、必ずしも画像処理アルゴリズムに関する十分な知識を有さずとも、作り出したロジックやパラメータの意味をシステムの出力から得ることで、生産技術者は理解することが可能である。また製品や製造工程自体の開発段階における検査画像処理アルゴリズムの検証においても、品質工学に基づく直交表を用いた実験や、想定される現場環境の変化を付与した誤差付与画像を用いた実験により、検査ソフトウェアを自動的に生成する事が可能である。更に自動生成された画像処理アルゴリズムやそのパラメータは全て確認する事が可能であり、現場で発生する『変化』に対してロバストなアルゴリズムを課題毎に自動生成する事が可能なシステムである。

よって本論文では、外観検査システムが必要とする機能を満たしつつ、実際の外観検査工程の開発時に携わる人のためのシステム開発を達成した。

## 5.2 今後の展望

本研究を更に発展させるための課題としては、1.3節において述べたように撮像系の設計と画像処理系の設計を同時に最適化する手法の開発が挙げられる。1.2節で示した文献1による調査から、検査装置の導入には対象とする検査項目の明確化や、同一の装置によって複数種類の検査ワークに対応するための、融通性や汎用性が求められていることが解る。よっ

て撮像系設計を含めた外観検査システムの自動設計手法によって、検査ワークが変わった際に、現在の検査環境に対してどのようにして撮像系や画像処理系を構築すれば良いか、或いは専門家のサポートが必要であるかを示すことは、検査装置導入のための心理的障壁を解消する一助となり得ることからも、外観検査自動化のための画像検査システム自動構築手法の更なる検討を進めていく予定である。

品質をコストやリスクと捉えた場合、検査装置の導入は、検査員の負荷軽減や品質向上を考えたものではなく、導入した時点で検査員を代替し、マイナーチェンジについては手元で対応できることまでが求められている。また利益最大化を求める企業にとって品質に対する責任は、検査員に負わせることは不可能だが、検査装置に負わせることは可能である。よって検査自動化を取り巻く環境は、検査装置の導入に対するリスクのみが異様に高く、一方で装置費用やメンテナンス費用などの削減が求められている現状があり、結果として文献16などの各種市場予測調査とは裏腹に、画像処理装置の市場規模はここ数年停滞している。

品質工学に基づけば、製品の品質はかけられるコストとのバランスによって求められる。つまり換言すると、品質はかけるべき人的、金銭的成本が存在しない限り担保できない。人を取るか装置を取るか、或いは両者の良いところを取るか。技術的進歩や社会の変革に合わせた検査手法の変遷には、検査自動化のコストや品質に対する価値以上に、人への価値が求められている。

## 参考文献

- [1] 公益財団法人ちゅうごく産業創造センター：ものづくり企業の生産現場における検査の自動化促進可能性調査報告書，(2016)
- [2] 青木公也：目視検査の自動化技術 画像処理の産業応用について，日本工業出版，10,12,pp.1-8, 2005
- [3] 新田義雄:"自動外観検査装置の現状と動向",電気學會雑誌,102,6,499-502,(1982)
- [4] 谷内田正彦:"目視検査の自動化総論(現状と今後の課題)",電気学会論文誌 C,107,8,704-709(1987)
- [5] 山本和彦:"目視検査の自動化の現状と動向"電気学会論文誌 D,109,7,453-457(1989)
- [6] 泰清治:"外観検査の自動化の現状と展望",精密工学会誌,56,(8)1366-1370,(1990)
- [7] 三宅洋一:"画像処理研究最近の話題",日本写真学会誌,55,6,446-455(1992)
- [8] 森永泰彦:"非破壊計測の自動車部品への適用とその課題"鋳物,65,12,928-932(1993)
- [9] 石井明:"生産における画像応用を迫及して 10 年,そしてこれから",精密工学会誌,62,(6)779-783,(1996)
- [10] 矢田恒二:"品質管理のための検査の自動化の現状 II.画像処理による検査"電気学会論文誌 D,116,1,2-4(1996)
- [11] 原靖彦:"査技術の動向ー外観検査",エレクトロニクス実装学会誌,2,4,264-268,(1999)
- [12] 泰清治:"画像応用技術の産業応用の最先端",精密工学会誌,67,(6)879-882,(2001)
- [13] 鷺見和彦,金子俊一:"マシンビジョン技術の実利用",電気学会論文誌 C,124,3,598-605(2004)
- [14] 橋本学,糊澤信,中川泰夫:"生産システム分野における画像応用の現状と期待",精密工学会誌,75,(2)224-227,(2009)
- [15] 北廣和雄:"外観品質保証ー製品外観の完成度・信頼性を高める考え方と進め方ー",日科技連出版社,(2014)
- [16] みずほ銀行産業調査部：食品の安全が促す検査装置の飛躍 ～“守り”から“攻めの検査”へ～，Mizuho short industry focus, 131, (2015)
- [17] 日本工業規格 (旧 JIS Z 8115:1981)
- [18] 佐々木脩：検査管理の実際，日本工業新聞社，(1989)
- [19] 西塚宏：外注品質管理入門，日本工業新聞社，(2012)
- [20] 松崎吉衛,鈴木英明,岡本啓一:"学習機構を備えた工業用文字認識エキスパートシステム",知識工学と人工知能,65-3,(1989)
- [21] 輿水大和,村上和人:"外観検査における画像処理アルゴリズム 知識処理手法の溶接検査への応用",精密工学会誌,56,(8)1394-1398,(1990)
- [22] 田村秀行, 坂上勝彦：“画像解析エキスパート・システムのための3種の知識”，信学技報, PRL83-49 (1983)

- [23]田村秀行：“エキスパート・ビジョン-画像処理と知識工学の接点-”，第16回画像工学コンファレンス予稿集, pp.89-94 (1985)
- [24]田村秀行, 坂上勝彦, 久保文雄, 佐藤弘明：“DIA-Expert システム意味処理部の試作 (1) -設計理念とシステムの機能-”，情報処理学研資, コンピュータビジョン 43-2 (1986)
- [25]久保文雄, 坂上勝彦, 田村秀行：“DIA-Expert システム意味処理部の試作 (2) -粒子画像の解析手法とその知識の体系化-”，情報処理学研資, コンピュータビジョン 43-3 (1986)
- [26]佐藤弘明, 田村秀行：“画像解析エキスパートシステムの Kernel 機能と知識表現法”，信学技報, AI86-18 (1986)
- [27]坂上勝彦, 田村秀行：“処理モジュールの構造的知識を利用した画像処理プログラム自動生成システム”，情報処理学論誌, 26, 4, pp.652-661 (1985)
- [28]田村秀行, 佐藤宏明, 坂上勝彦, 久保文雄：DIA-Expert システムとその知識表現方法, 情報学論, 29, 2, (1988) 199.
- [29]松山隆司, 尾崎正治：LLIVE：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, 情処学論, 27, 2, (1986)191-204
- [30]濱田敏弘, 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 における画像処理手順の逐次的集約法とその性能評価, 信学論, 70, 11, (1999) 1982.
- [31]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, 78, 12, (1995) 1758.
- [32]青木紳也, 長尾智晴：木構造状画像変換の自動構築法 ACTIT, 映像メディア学会誌, 53, 6 (1999) 888.
- [33]青木紳也, 長尾智晴：進化的画像処理, 昭晃堂, (2002)
- [34]前蘭正宜, 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ブロート抑制, 日本計算工学会, 2006, (2006) 20060021.
- [35]長門毅, 澁谷大貴, 高橋文之, 岡本浩明, 布施貴史, 肥塚哲男：青木紳也, 長尾智晴：生産ラインへの適用に向けた画像処理プログラムの高速自動生成技術, ビジョン技術の実利用ワークショップ, (2014)
- [36]田口玄一, 横山巽子：ベーシックオフライン品質工学, 日本規格協会(2007)
- [37]November, Joseph A. :“Digitizing Life: The Introduction of Computers to Biology and Medicine.” Doctoral dissertation, Princeton University, 2006.
- [38]Bruce G. Buchanan and Edward H. Shortliffe:” Rule-Based Expert Systems:The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project”, aai press
- [39]Shinya Aoki and Tomoharu Nagao: "Automatic construction of tree-structural image transformations using genetic programming", In Image Analysis and Processing,

- Proceedings. International Conference on, 136-141, IEEE, (1999)
- [40]青木紳也,長尾智晴:"木構造状画像変換の自動構築法 ACTIT",映像情報メディア学会誌,53, 6,888-894,(1999)
- [41]Wataru Fujishima and Tomoharu Nagao: "PT-ACTIT; parameter tunable-automatic construction of tree-structural image transformation", In Proceedings of the International Workshop On Advanced Image Technology (IWAIT'04), 529-533, Singapore, (2004)
- [42]藤嶋航, 長尾智晴. GP による構造最適化と GA による数値最適化を併用した画像処理自動生成法 PT-ACTIT. 映像情報メディア学会誌, 59, 11, 1687-1693, (2005)
- [43]Wataru Fujishima and Tomoharu Nagao: "Genetic matrix algorithm; simultaneous optimization of structure and numerical parameters", IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 3, 1, 84-91, (2008)
- [44]Steven P Brumby, James P Theiler, Simon J Perkins, Neal R Harvey, John J Szymanski, Jeffrey J Bloch, and Melanie Mitchell: "Investigation of image feature extraction by a genetic algorithm", In SPIE's International Symposium on Optical Science, Engineering, and Instrumentation, 24-31, International Society for Optics and Photonics, (1999)
- [45]Neal R Harvey, James Theiler, Steven P Brumby, Simon Perkins, John J Szymanski, Jeffrey J Bloch, Reid B Porter, Mark Galassi, and A Cody Young: "Comparison of GENIE and conventional supervised classifiers for multispectral image feature extraction", Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 40, 2, 393-404, (2002)
- [46]Tarundeep Singh, Nawwaf Kharmah, Mohmmad Daoud, and Rabab Ward: "Genetic programming based image segmentation with applications to biomedical object detection", In Proceedings of the 11th Annual conference on Genetic and evolutionary computation, 1123-1130, ACM, (2009)
- [47]白川真一, 荻野慎太郎, 長尾智晴: "Genetic Image Network による画像変換の自動構築", 情報処理学会論文誌, 48, 19, 117-126, (2007)
- [48]Shinichi Shirakawa and Tomoharu Nagao: "Feed forward genetic image network: toward efficient automatic construction of image processing algorithm", In Proceedings of the 3rd international conference on Advances in visual computing-Volume Part II, 287-297, Springer-Verlag, (2007)
- [49]Henry Hanek and Nirwan Ansari: "Speeding up the generalized adaptive neural filters", Image Processing, IEEE Transactions on, 5, 5, 705-712, (1996)
- [50]Zeeman Z Zhang and Nirwan Ansari: "Structure and properties of generalized adaptive neural filters for signal enhancement", Neural Networks, IEEE Transactions on, 7, 4, 857-868, (1996)
- [51]荒川薫, 原島博: "バックプロパゲーションによる階層型ニューラル非線形フィルタの

- 設計", 電子情報通信学会論文誌, J74-A, 3, 421-429, (1991)
- [52] 堂下晃広: "ニューラルネットワークによる医用 X 線画像処理法の基礎的研究: ポケ画像の回復", 医用画像情報学会誌, 10, 3, (1993)
- [53] 寺本篤司, 堀場勇夫, 杉江昇, 原田潤太: "局所選択型ニューラルフィルタによる MR 像の画質改善", 情報処理学会論文誌, 39, 11, 2988-2996, (1998)
- [54] 山下哲孝, 呂建明, 関屋大雄, 谷萩隆嗣: "メジアンフィルタとニューラルフィルタによるインパルス雑音を含む劣化画像の雑音除去", 電気学会論文誌 C, 123, 6, 1072-1079, (2003)
- [55] Mitsuji Muneyasu, Takahiro Maeda, Tomonori Yakao, and Takao Hinamoto: "A novel nonlinear filter using layered neural networks", Journal of the Franklin Institute, 335, 7, 1177-1184, (1998)
- [56] S Zhang and E Salari: "A neural network-based nonlinear filter for image enhancement", International Journal of Imaging Systems and Technology, 12, 2, 56-62, (2002)
- [57] Terence Soule and James A Foster: "Effects of code growth and parsimony pressure on populations in genetic programming", Evolutionary Computation, 6, 4, 293-309, (1998)
- [58] Riccardo Poli and William B Langdon: "On the search properties of different crossover operators in genetic programming", Genetic Programming, 293-301, (1998)
- [59] William B. Langdon: "Size fair and homologous tree crossovers for tree genetic programming", Genetic programming and evolvable machines, 1, 1-2, 95-119, (2000)
- [60] 平澤宏太郎, 大久保雅文, 片桐広伸, 胡敬炉, 村田純一: 蟻の行動進化における Genetic Network Programming と Genetic Programming の性能比較, 電学論 C, 121, 6, 1001, (2001)
- [61] D.Marr: "Vision", MIT-Press, (1982)
- [62] 下條信輔: 視覚の冒険-イリュージョンから認知科学へ-, 産業図書, (1995)
- [63] 宇野洋二: ヒトの動作の最適化モデル, 日本ロボット学会誌, 32, 6, 525-529, (2014)

## 謝辞

本研究を遂行するに当たり、多くのご指導ご鞭撻を賜りました、青木公也教授に厚く御礼申し上げます。私が大学 2 年の秋学期に研究室に配属されてから 7 年半もの間、一貫して熱心にご指導頂きました。

また非常にご多忙の中、副査を快くお引き受け頂き、ご協力を賜りました興水大和教授、橋本学教授、青森久准教授に心より感謝申し上げます。

本研究の成果の一部は、三菱自動車工業株式会社生産技術本部との共同研究の一部であり、現場の技術者としてのご意見や実験へのご協力、また非常に貴重な生のデータのご提供など、多くの面で助けて頂きました。同社の藤井康司様、山磨誠治様、吉田雅人様に心より感謝申し上げます。

更に、日頃から熱心に討論して下さった青木研究室の諸兄諸氏に感謝申し上げます。

最後に、朝早く帰りは夜中という生活スタイルの中、私を支えて下さった家族に謝意を表します。ありがとうございました。



## 本論文に関する発表論文

### 学術論文

- (1) 吉村裕一郎・青木公也, "人の実装プロセスに学ぶ検査画像処理ソフト自動生成手法", 電気学会論文誌 C, Vol.137, No.9(2017-9), pp.1201-1208
- (2) 吉村裕一郎・吉盛真平・青木公也・山磨誠治・藤井康司, "生産技術者のための品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア生成支援システム", 精密工学会誌, Vol.82, No.12(2016-12), pp.1103-1108
- (3) 吉村裕一郎・古家裕大・根来秀多・青木公也・山磨誠治・藤井康司, "画像処理ネットワークプログラミングによる検査画像処理プログラム自動生成手法の検討", 精密工学会誌, Vol.81, No.12(2015-12), pp.1193-1197

### 国際会議

- (1) Y.Yoshimura and K.Aoki, "Automatic construction of image inspection algorithm by using image processing network programming ", 13th International Conference on Quality Control by Artificial Vision (QCAV2017), (2017-5), Tokyo-Japan

### 国内会議

- (1) 吉村裕一郎, 青木公也, "画像検査機械の自動設計に関する検討ー人に学ぶアルゴリズム自動生成技術ー", 映像情報メディア学会・メディア工学研究会, 精密工学会・画像応用技術専門委員会, サマーセミナー2017「世界に羽ばたくビジョン技術」(SS2017), 3-1(2017-9)
- (2) 吉村裕一郎, 岡本光旦, 青木公也, 松原琢磨, 興水大和, 石井博行, "照明変動による見え方の違いに着目した凹凸欠陥検出手法の検討", 画像センシング技術研究会, 第23回画像センシングシンポジウム(SSII2017), IS3-17(2017-6)
- (3) 吉村裕一郎・青木公也, "人の実装プロセスに学ぶ検査画像処理ソフト自動生成手法", 精密工学会, ビジョン技術の実利用ワークショップ(VIEW2016), OS2-H1(2016-12)
- (4) 吉村裕一郎・青木公也, "画像処理ネットワークプログラミングにおけるノードの階層化についての検討", 電気学会, 知覚情報・次世代産業システム, PI-16-040, IIS-16-071(2016-9)
- (5) 吉村裕一郎・青木公也, "画像検査機械の自動設計に関する検討-画像処理アルゴリズム自動生成への取り組み-", 映像情報メディア学会・メディア工学研究会, 精密工学会・画像応用技術専門委員会, サマーセミナー2016「世界を視る・世界を創るビジョン技術」(SS2016), 1-5(2016-8)

- (6) 吉村裕一郎・青木公也, “画像処理ネットワークプログラミングにおけるノード拡張の検討”, 電気学会, 知覚情報技術委員会, 第 21 回知能メカトロニクスワークショップ (IMEC2016), 2C2-4(2016-8)
- (7) 吉村裕一郎・吉盛真平・青木公也・山磨誠治・藤井康司, “品質工学に基づく画像処理パラメータ決定手法についての検討”, 画像センシング研究会, 第 22 回画像センシングシンポジウム(SSII2016), IS2-04(2016-6)
- (8) 吉村裕一郎・古家裕大・根来秀多・青木公也・山磨誠治・藤井康司, “生産技術者のための品質工学に基づく検査画像処理ソフトウェア生成支援システムについての検討”, 精密工学会, 動的画像処理実利用化ワークショップ(DIA2016)(2016-3)
- (9) 吉村裕一郎・古家裕大・根来秀多・青木公也・山磨誠治・藤井康司, “検査画像処理のための画像処理ネットワークプログラミングの拡張”, 精密工学会, ビジョン技術の実利用ワークショップ(ViEW2015), IS1-4(2015-12)
- (10) 吉村裕一郎・青木公也, “画像検査機械の自動設計に関する検討ー進化的手法を用いた画像処理アルゴリズムの自動設計ー”, 精密工学会画像応用技術専門委員会, 映像情報メディア学会メディア工学研究会, サマーセミナー2015「実用分野を切り拓き, 価値を生み出すビジョン技術」, pp.13-14(2015-8)
- (11) 吉村裕一郎・古家裕大・根来秀多・青木公也・山磨誠治・藤井康司, “画像処理ネットワークプログラミングによる検査画像処理プログラム自動生成手法の検討”, 画像センシング研究会, 第 21 回画像センシングシンポジウム(SSII2015), IS3-07(2015-6)
- (12) 吉村裕一郎・古家裕大・根来秀多・青木公也・山磨誠治・藤井康司, “遺伝的ネットワークプログラミング(GNP)に基づく検査画像処理プログラム自動生成手法の検討”, 精密工学会, 動的画像処理実利用化ワークショップ(DIA2015)(2015-3) 【研究奨励賞】

## 受賞

- (1) 動的画像処理実利用化ワークショップ DIA2015 研究奨励賞, 2015/3

## その他の発表論文

### 学術論文

- (1) 片山隼多・吉村裕一郎・青木公也・舟橋琢磨・輿水大和・加藤久幸・池野純・山村良太・小口幸成・福澤満保, "検査員の印象表現に基づいた欠陥候補像の良否判定", 精密工学会誌, Vol.82, No.12(2016-12), pp.1098-1102

### 総説・解説

- (1) 青木公也・吉村裕一郎・片山隼多, "人に学ぶ画像検査機械の開発とIoT時代への展望", エレクトロニクス実装学会誌, Vol.19, No.7(2016-11), pp.470-474
- (2) 青木公也・根来秀多・吉村裕一郎・舟橋琢磨・輿水大和・三和田靖彦, "傷【のみ】に気付く, 時空間【傷の気付き】処理", 日本工業出版, 「画像ラボ」, Vol.26, No.10(10月号)(2015-10), pp.39-46

### 招待講演

- (1) 青木公也・根来秀多・吉村裕一郎・櫻井頼宗・舟橋琢磨・輿水大和・三和田靖彦, "【傷の気付き】処理の展開－傷のみに気付く処理の検討－", エレクトロニクス実装学会, 春季講演大会, (2015-3), pp.418-421

### 国内会議

- (1) 片山隼多, 吉村裕一郎, 青木公也, 輿水大和, "実ライン上に発生し得る模擬検査画像の生成手法", 映像情報メディア学会・メディア工学研究会, 精密工学会・画像応用技術専門委員会, サマーセミナー2017「世界に羽ばたくビジョン技術」(SS2017), 4-3(2017-9)
- (2) 大野光津弘, 片山隼多・吉村裕一郎・青木公也, "画像検査におけるCNNの入力を考える－周辺視と固視微動に学んで－", 映像情報メディア学会・メディア工学研究会, 精密工学会・画像応用技術専門委員会, サマーセミナー2017「世界に羽ばたくビジョン技術」(SS2017), 2-3(2017-9)
- (3) 大野光津弘, 片山隼多, 吉村裕一郎, 青木公也, 輿水大和, "傷の気付き特徴を用いたCNN(Convolutional Neural Network)による欠陥検出手法の検討", エレクトロニクス実装学会, 第27回マイクロエレクトロニクスシンポジウム(MES2017), (2017-8)

- (4) 片山隼多, 濱口裕汰, 増井亮介, 瀧本美月, 吉村裕一郎, 青木公也, 輿水大和, "画像検査システムの評価のための模擬検査画像生成の検討", 画像センシング技術研究会, 第23回画像センシングシンポジウム(SSII2017), IS3-20(2017-6)
- (5) 武藤功樹, 伊藤尚樹, 吉村裕一郎, 青木公也, 輿水大和, 石井博行, "検査員の【かざして見る】動作に基づくマスターモデルを用いない鍛造部品外観検査", 画像センシング技術研究会, 第23回画像センシングシンポジウム(SSII2017), IS2-27(2017-6)
- (6) 青木公也, 吉村裕一郎, 片山隼多, "3D フロー情報の活用方法の検討", 電気学会, 知覚情報・次世代産業システム合同研究会(2017-3)
- (7) 武藤功樹, 伊藤尚起, 柴田実頼, 吉村裕一郎, 青木公也, 輿水大和, "検査員の【かざして見る】動作に基づく不良部位の見え方の"特異性"による外観検査", 精密工学会, 動的画像処理実利用化ワークショップ(DIA2017), OS4-5(2017-3)【研究奨励賞】
- (8) 青木公也・吉村裕一郎・武藤功樹・伊藤純・大野光津弘・輿水大和・小塚裕, "金属薄板の面歪み検出の検討", 精密工学会, ビジョン技術の実利用ワークショップ(ViEW2016), OS2-H1(2016-12)
- (9) 片山隼多・吉村裕一郎・青木公也, "機械学習を用いた検査における暗黙知抽出手法の検討", 映像情報メディア学会・メディア工学研究会, 精密工学会・画像応用技術専門委員会, サマーセミナー2016「世界を視る・世界を創るビジョン技術」(SS2016), 3-7(2016-8)【優秀発表賞】
- (10) 青木公也, 吉村裕一郎, 片山隼多, "画像検査機械開発におけるソフトコンピューティングの応用", 電気学会, 知覚情報・次世代産業システム合同研究会(2016-3)
- (11) 根来秀多・吉村裕一郎・青木公也・舟橋琢磨・輿水大和・三和田靖彦, "時空間傷の気付き処理の実画像に対する性質", 画像センシング研究会, 第21回画像センシングシンポジウム(SSII2015), IS3-01(2015-6)
- (12) 根来秀多・吉村裕一郎・青木公也・舟橋琢磨・輿水大和・三和田靖彦, "時空間傷の気付きアルゴリズムの提案", 精密工学会, 動的画像処理実利用化ワークショップ(DIA2015)(2015-3)
- (13) 吉村裕一郎・青木公也, "三次元物体の位置・姿勢推定の為の螺旋状特徴の検証", 電気・電子・情報関係学会, 東海支部連合大会(2014-9)
- (14) 吉村裕一郎・青木公也, "螺旋状特徴による三次元物体の位置・姿勢推定", 画像センシング研究会, 第20回画像センシングシンポジウム(SSII2014), IS2-26(2014-6)
- (15) 青木公也・吉村裕一郎・平井大喜・根来秀多・舟橋琢磨・輿水大和・三和田靖彦, "傷【のみ】に気付く, 時空間的【傷の気付き】処理の検討", 画像センシング研究会, 第20回画像センシングシンポジウム(SSII2014), IS1-34(2014-6)
- (16) 青木公也・吉村裕一郎・平井大喜・舟橋琢磨・輿水大和・三和田靖彦, "【傷の気付き】処理における傷【のみ】の気付きの検討", 精密工学会, 動的画像処理実利用化ワークショップ(DIA2014)(2014-3)

- (17) 青木公也・平井大喜・吉村裕一郎・舟橋琢磨・興水大和・三和田靖彦, ”実部品による【傷の気付き】処理の性能検証”, 精密工学会, ビジョン技術の実利用ワークショップ(VIEW2013)(2013-12)
- (18) 吉村裕一郎・青木公也, ”三次元物体の位置・姿勢推定のための螺旋状特徴の提案”, 精密工学会, ビジョン技術の実利用ワークショップ(VIEW2013)(2013-12)
- (19) 吉村裕一郎・青木公也, ”三次元物体の位置・姿勢推定の為の螺旋状特徴の提案”, 電気関係学会, 東海支部連合大会(2013-9)
- (20) 青木公也・吉村裕一郎・平井大喜・舟橋琢磨・興水大和・三和田靖彦, ”「気付き」処理のリバースエンジニアリングによる視知覚の考察”, 電気学会 C 部門, 平成 25 年電子・情報システム部門大会(2013-9), pp.301-306