

生産ラインにおける画像処理プログラムの自動生成技術

Automatic Generation of Image Processing Programs for Production Lines

● 長門 毅

● 肥塚哲男

あらまし

生産ラインにおける画像処理システムは、製品の製造・組立や外観検査など、様々な場面で使用されている。生産ラインでは、設備環境の変化や部品ロットの変更などが頻発するため、それらに対応できるような画像処理プログラムの早期の構築・修正が求められている。富士通研究所では、機械学習の手法である遺伝的プログラミングを用い、入力画像と正しい処理結果である正解情報を入力するだけで、画像処理プログラムを自動生成する技術の開発を進めている。この技術の生産ラインへの適用には、学習速度の高速化が課題であった。この課題の解決に向けて、プログラム構造の階層制限や認識対象の形状に応じた評価方法、学習データの自動選択法を開発した。その結果、部品組立て装置の位置合せ技術において、従来比1/10の学習時間で高精度な画像処理プログラムを自動構築できるようになった。

本稿では、開発した画像処理プログラムの自動生成技術について説明し、生産現場への適用評価結果について述べる。

Abstract

Image processing systems are applied in many stages of a production line, such as through manufacturing/assembly and visual inspection. Because changes take place frequently in production lines, as in facility or parts alterations, image processing programs need to be developed and/or modified promptly to accommodate those changes. Using one of the machine learning techniques—Genetic Programming—Fujitsu Laboratories is pursuing the development of technology to automatically create image processing programs simply by feeding in input images and correct data which is the correct processing result. One of the biggest challenges in applying it to production lines was the learning speed. In tackling this challenge, we attempted to restrict the hierarchical depth of the program structure, and developed an appropriate evaluation method according to the shapes of target objects and an auto-selection system of necessary learning data. As a result, we succeeded in generating an automatic program for high-precision image processing applied to a parts assembly facility while managing to reduce the time required for the learning process to one-tenth of the conventional systems. In this paper, we explain this technology to automatically generate an image processing program, and describe the evaluations of its application to a production site.

ま え が き

ファクトリーオートメーション分野においては、製品の製造・組立や外観検査など様々な場面で、カメラを用いた画像処理技術が導入されている。近年、特にロボットを用いた後工程の自動化が進んでおり、品質向上や多品種少量・変種変量に対応する必要性が生じている。このため、画像処理技術の性能向上、および汎用性が強く望まれている。

製造装置における画像処理プログラムの開発と修正の過程を図-1に示す。製造装置の立上げ時、画像処理プログラムの開発者は、カメラの撮影画像を確認しながら目的に応じたプログラムを構築していく。例えば、撮影画像において製品の一部である部品Aと部品Bの間隔を高精度に計測したい場合、それぞれの直線エッジを検出する画像処理プログラムを構築し製造装置を開発する。開発した製造装置によって製品の生産を進めていくと、装置の調整や経時変化により照明条件が変化し、撮影画像の明るさが変わってしまう場合がある。その結果、画像処理プログラムの検出性能が低下するため、プログラム内の各種パラメーターを調整する必要がある。また、装置環境の変化だけではなく、製品自体の仕様変更も発生する。このため、パラメーターの調整だけでは対応できず、プログラムの再構築が生じる場合もある。

このように、予期せぬ外的要因が生じた場合、開発者が生産現場に赴き、プログラムの修正をし

ている間は、生産効率の低下や生産ラインの停止が懸念される。生産現場においてプログラムの自動修正が可能になれば、時間を問わず迅速に対応できる。したがって、市場への早期投入や量産品質の安定化を目的として、専門的知識がなくても生産現場でプログラムの構築と修正を自動化できる技術が望まれている。

画像処理プログラムの自動生成技術

画像処理プログラムを自動生成する技術としては、機械学習の手法である遺伝的プログラミング（GP：Genetic Programming）⁽¹⁾を画像処理に適用した木構造画像変換の自動生成法（ACTIT：Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation）^{(2),(3)}が提案されている。この手法は、画像処理プログラムを複数の基本的な画像処理関数により構成された木構造プログラムとして扱い、GPを用いた組合せを計算機により最適化し、目的となる木構造プログラムを自動生成する手法である。

様々な目的のプログラムを自動生成するためには、要素となる画像処理関数の種類や数が多いほど良いが、木構造プログラムの組合せ数は膨大となり、計算コスト（時間）がかかる。従来技術においては、目的の画像処理プログラムを構築するまでおよそ3～4日かかり、生産現場への適用を考えると、プログラム構築中の生産効率の低下は免れない。生産効率の早期改善が望まれることから、

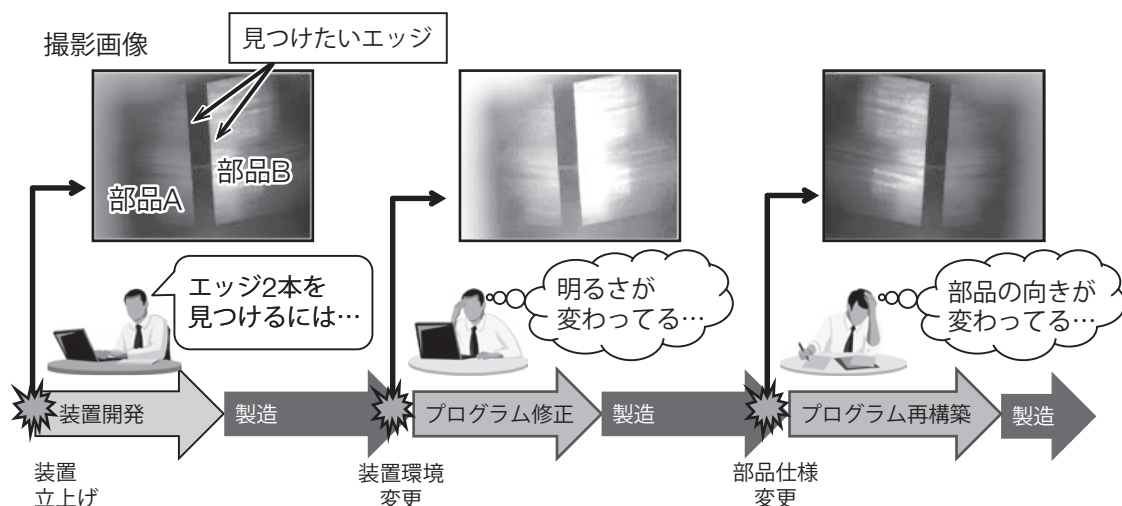


図-1 画像処理プログラムの開発と修正の過程

自動生成技術の高速化が課題となる。

また、GPにより自動生成する際は、生成したプログラムが目的に適しているかどうかを評価する方法の策定が必要である。従来技術においては、入力画像に対して別の画像への変換が目的であるため、画質評価によるプログラム評価方法を使用している。しかし、この評価方法は、形状認識や判定処理など画像変換以外の目的に対しては適用できない。更に、プログラムを評価するためには、学習データとして複数の入力画像が必要となる。これらの入力画像は、様々な撮影対象および照明環境の特徴を広く捉えた画像群であることが望ましい。そのため、目的に応じた評価方法と学習データの効率的な選択方法も課題となる。

本稿では、これらの課題を解決し、生産ラインへの適用に向けて開発した画像処理プログラムを自動生成する技術について述べる。

開発技術

開発したGPによる画像処理プログラムの自動生成技術の概要を図-2に示す。本技術では、画像処理プログラムを基本的な画像処理関数の組合せとし、一つの入力画像から一つの出力結果を得る木構造の構成であると定義する。プログラムの生成には、学習データとして学習用入力画像と、自動

生成したいプログラムの正しい出力結果となる正解画像とを事前に準備する必要がある。ここで、GPによる木構造最適化の流れを説明する。まず、ランダムに構築されたプログラム（初期個体）を複数生成し、親世代とする。その中から親となるプログラムを二つ選択し、部分的に構造を入れ替える操作（交差）と、局所的に異なる構造に変異させる操作（突然変異）を行い、新しいプログラムを子として複数生成する（進化過程）。生成されたプログラムに対しては、その出力結果と正解画像とを比較し、プログラムの性能を評価する適応度を算出する。その後、適応度に応じて子のプログラムを次世代の親とする（世代交代）。この進化と世代交代を繰り返すことで、正解画像と同様の処理結果を出力する適応度の高いプログラム構造を探索する。

本章では、生産ラインでの実用化に向けて新たに開発したプログラムの構築法、評価方法、および学習データの選択方法の3点について説明する。

(1) 階層化によるプログラム構築法

様々な目的の画像処理プログラムを生成するためには、組合せの要素となる画像処理関数の数と木構造の大きさが重要となる。しかし、これらの数が大きくなると、組合せの数も爆発的に増えるため、目的に適したプログラムを自動生成するま

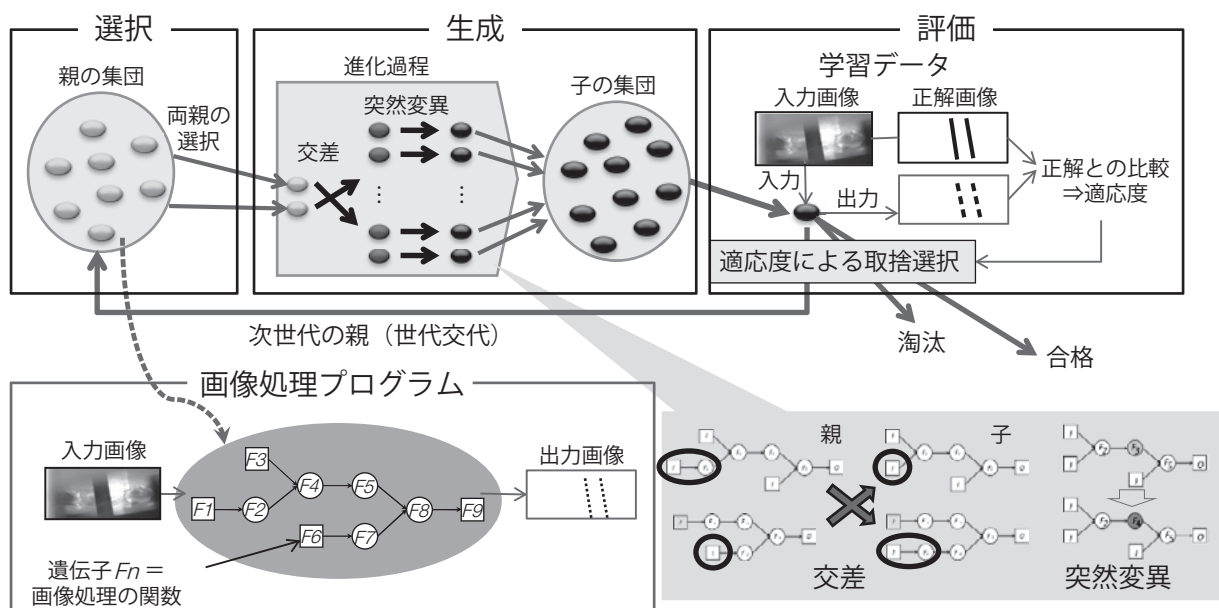


図-2 GPによるプログラム自動生成

での学習時間が長くなる。そこで、目的に応じた画像処理の大まかな流れをあらかじめ指定し、木構造の組合せに制限を与えることで学習時間の短縮を図った。

大まかな処理の流れに沿って階層化されたプログラム構造と、各階層での要素となる画像処理関数のリストの一例を図-3に示す。一般的な画像認識においては、認識対象の特徴を強調し、しきい値処理によりその特徴を抽出後、2値画像処理によりその形状を成形する、といった流れで前処理を行う。プログラムの構成要素である画像処理関数も、主に特徴強調処理、しきい値処理、2値画像処理の三つに分けられる。そこで、学習初期の親プログラムの生成や進化過程における交差と突然変異を行う際に、上記の流れを崩さないように制約条件を与えて選択候補を絞り、学習の高速化を図った。

(2) 形状に応じたプログラムの評価方法

自動生成したいプログラムが直線や円形などの形状検出処理である場合、最終的な目的は形状部分を抽出した画像を得ることではなく、形状の位置や傾きを検出することである。ここで、直線を検出する場合のプログラムの評価方法について説明する。従来の評価方法では、正解画像と出力画像を画素単位で比較していた。直線検出の場合にこの評価方法を適用すると、正解画像として直線部分を抽出した画像を準備することが考えられる。

その際、その直線の太さや長さによって、プログラムの評価基準が変わってしまうという問題があった。

そこで、画素単位での比較ではなく、抽出した直線の位置や傾きなどのパラメーターにより評価する手法を開発した⁽⁴⁾これによって、目的に応じた最終的な出力結果を評価指標とし、プログラム性能の評価が可能となった。

(3) 学習データの選択方法

本技術は、数組の学習データを用いてプログラムの性能を評価する。そのため、自動生成したプログラムは、学習データと異なる特徴を持つ画像に対しては性能が発揮できない場合が多い。また、大量の学習データを用いた自動生成では、学習時間が膨大となるため運用上困難である。そのため、性能の良いプログラムを高速に自動生成するには、製造装置から取得される画像群の特徴を捉えた学習データを適切に選択してから学習する必要がある。

本技術における学習データの自動選択の流れを説明する。初めに、製造装置で撮影した数百枚の撮影画像からそれぞれ画像特徴量を算出する。プログラムの要素となる画像処理関数の多くが空間フィルタであり、かつ画像全体の特徴は明るさと模様（テクスチャ）であることから⁽⁵⁾画像特徴量として平均輝度、輝度ヒストグラム、空間周波数成分などを用いることとした。次に、各特徴量を

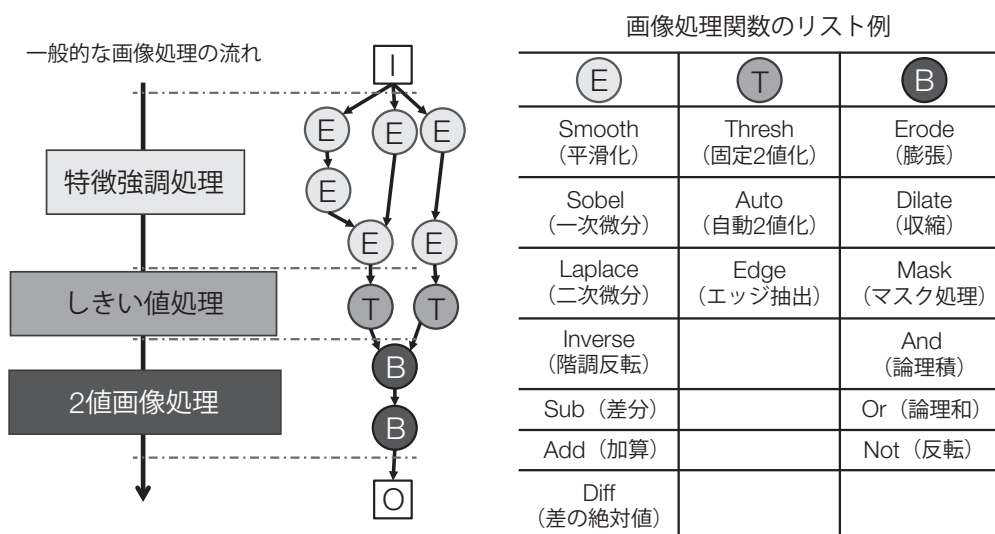


図-3 処理手順の階層化

正規化しクラスタリングする。ここでクラスタリング手法としては、k-means法を用いる。クラスタリングの結果、分類されたグループにおける特徴空間の中心サンプルを学習データとして選択する。特徴空間における各撮影画像の分布、および各クラスで選択される画像の一例を図-4に示す。撮影画像は大きく分けて二つの集団に分かれており、空間周波数成分と平均輝度がどちらも高い集団においては、いずれのサンプルも画像の左縁が極端に明るく、撮影対象に特徴的なパターンのある画像であることが分かる。これにより、対象の特徴を捉えた学習データを選択できる。

以上3点の技術により、数時間程度の学習時間で高性能なプログラムの自動生成が可能となった。

生産ラインにおける開発技術の適用評価

本技術の有効性を検証するため、部品組立て装置の画像認識部にプログラム自動生成技術を適用し、性能評価を行った。画像認識の目的は、図-1の撮影画像内の部品Aと部品Bの間隔の計測であり、部品A側の直線エッジを検出するプログラムを本技術により自動生成することとした。学習データは、同一装置で撮影した画像と画像上のエッジの位置情報とし、上記学習データの自動選択手法によりサンプルデータ約300枚の中から8組を選定した。エッジの位置情報は、画像をディスプレイに表示させ、エッジ上の2点の座標を教示した。プログラムの階層制限および要素となる画像処理関

数は図-3のものを使用し、プログラムの評価では検出した直線の位置・傾き、およびエッジの勾配方向の計3パラメーターから適応度を算出することとした。

自動生成に要した時間は約8時間であり、従来手法に比べて1/10に短縮できることが確認できた。本技術で生成したプログラムの構造、および撮影画像に対する認識結果を図-5に示す。生成したプログラムでは、出力結果において部品A側のエッジ部分を白く抽出できており、認識結果においてもエッジ部分を正しく捉えている。また、学習に使用しなかった評価用画像サンプル300枚に対して、自動生成したプログラムを用いて部品Aのエッジ検出性能を検証したところ、全てのサンプルに対して要求仕様を満たす精度で直線を認識できることが確認できた。評価用画像においては、部品上に汚れやエッジの欠け、明るさの変動が見られたが、それらの影響を受けずに正しいエッジを検出できた。以上により、本技術によって高性能なプログラムを高速に生成できることを確認した。

また、実際の生産ラインにおいて、部品組立て装置で行う5か所の位置決め作業に本技術を適用し、トライアル評価を行った。その結果、立上げ時の学習、および修正時の再学習を8時間以内にできることが分かった。装置の調整と性能検証に人手ではこれまで約1週間を要していた作業が、本技術を用いれば一晩でプログラムが生成できることになるため、この学習時間は、十分に実用的であ

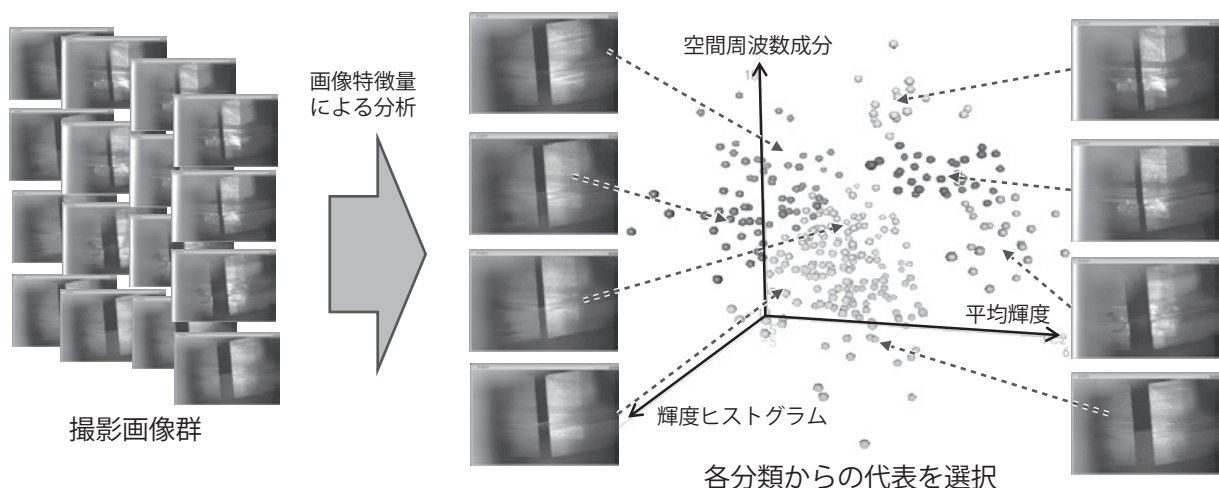


図-4 画像特徴量による自動選択

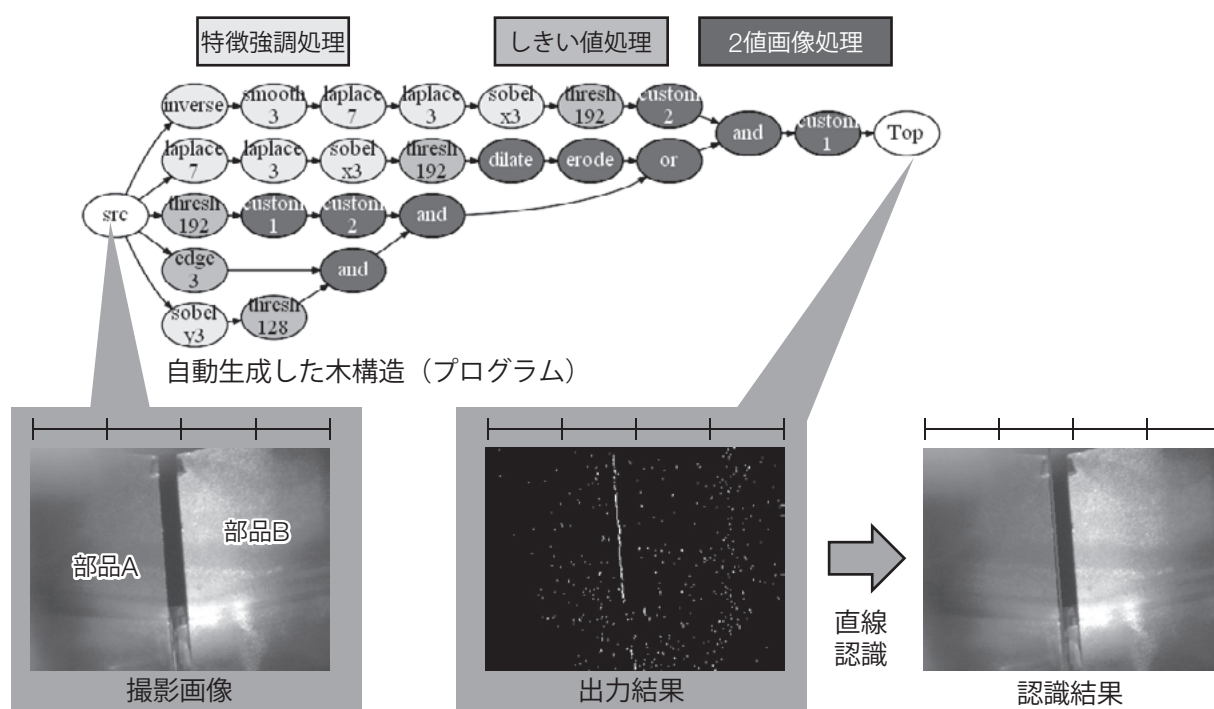


図-5 プログラムの自動生成結果

ると言える。自動生成したプログラムの直線認識性能に関しては、これまで自動化できていなかった位置合せ作業に比べて約2倍の位置認識精度となり、直線位置の認識誤差が要求仕様の範囲内である確率（認識率）は97%以上を達成できた。また、位置合せ処理の自動化により、組立作業時間が2/3に短縮される副次効果も得られた。

む す び

本稿では、富士通研究所が開発した遺伝的プログラミングをベースとした画像処理プログラムの自動生成技術、および製造ラインに適用したトライアル評価について述べた。トライアル評価では、プログラム構造の階層制限と形状パラメーターによる評価法を確立し、画像特徴量による学習データの自動選択手法を導入することで、高速かつ高性能なプログラムを自動生成できることを確認した。

今後は、部品位置合せに限らず、様々な画像認識のプログラム自動生成技術へと機能拡張し、開発技術の適用範囲の拡大を図っていく。

参考文献

- (1) J. R. Koza : Genetic Programming, Cambridge. MIT Press, 1992.
- (2) 青木紳也ほか：木構造状画像変換の自動構成法 ACTIT. 映像情報メディア学会誌, Vol.53, No.6, p.888-894, 1999.
- (3) 長尾智晴：進化的画像処理. 昭晃堂, 2002.
- (4) 長門 毅ほか：部品位置合わせにおける画像処理プログラムの自動生成技術. 2014年度精密工学会秋季大会学術講演会講演論文集. 鳥取, 精密工学会, 2014, p.151-152.
- (5) 串間和彦ほか：色や形状等の表層的特徴量にもとづく画像内容検査技術. 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.SIG3 (TOD1), p.171-184, 1999.

著者紹介



長門 毅 (ながと つよし)

ものづくり技術研究所
ファクトリーエンジニアリングプロ
ジェクト 所属
現在、ファクトリーオートメーション
向け画像処理・認識システムの研究に
従事。



肥塚哲男 (こえづか てつお)

ものづくり技術研究所 所属
現在、ファクトリーオートメーション
向け画像処理・認識システムの研究に
従事。