

# 生産ラインにおける機械学習技術の応用

## ～画像認識システム～

### Machine Learning Technology Applied to Production Line: Image recognition system

● 長門 毅      ● 澁谷大貴      ● 岡本浩明      ● 肥塚哲男

#### あらまし

近年、生産現場においてはマスカスタマイゼーションに伴う変種変量生産への要求が高まっており、その実現に向けて状況変化に素早く対応できる自律的な生産システムの構築が重要となっている。カメラを用いた生産設備やロボットの画像認識技術においても、撮影環境の変化や製品ロットの変更に柔軟に対応するために、画像処理プログラムの早期構築とタイムリーな修正技術が求められている。そのため、自律的な生産システムの構築を目的として、機械学習技術を用いた画像認識システムの開発が進められている。特に、生産ラインの安定稼働を実現するためには、様々な画像処理プログラムを自動生成する技術に加えて、環境変化を早期に自動検知する技術の開発も課題であった。これらの課題に対して、筆者らはプログラムの前処理の構築や画像特徴量の抽出、および学習パラメータの最適化技術を開発し、画像処理で多用されるプレートマッチングと良否判定処理へ適用した。また、学習時の撮影画像を基準として、それ以降の画像特徴量の変化を検知することで、撮影環境の変化を捉える技術を開発した。その結果、様々な画像処理プログラムを短時間で構築でき、更には認識率が低下する前に撮影環境の変化の予兆を検知できるようになった。

#### Abstract

Adaptable and variable manufacturing has been in increasing demand at production sites in recent years as they introduce mass customization. This has given rise to the need for an autonomous production system capable of quickly adapting to changes in demand. The image recognition technology used for production equipment and robots with cameras, also needs flexibility and responsiveness to changes in the capturing environment or production lots. Thus there is a demand for technologies to aid quick construction of image processing programs and prompt modifications when needs arise. Fujitsu pursues the development of an image recognition system to apply machine learning in order to realize an autonomous production system. In addition to generation of the automatic image-processing program, we needed to develop technology for automated early detection of environmental changes, in order to realize reliable operation of production lines. Given these challenges, we developed technologies for building an image pre-processing step such as denoising and brightness adjustment, extracting image features, and optimizing learning parameters. We then applied them to the template-matching and image-classification processes, both of which are frequently employed in digital image processing. We also developed technology to detect changes in the capturing environment by setting the images that are recorded during the learning phase as parameters, so that the disparities in subsequent image features can be discerned. As a result, we made it possible to construct various image-processing programs quickly, and detect signs of changes in the capturing environment to prevent a deterioration in the recognition rate.

まえがき

ファクトリーオートメーションの分野では、製品の製造、組み立て、および外観検査など、様々な工程でカメラを用いた画像処理技術が用いられている。しかし、現場環境の変化に応じて撮影画像内にノイズや明るさの変動などが発生することが多く、それらの変化に即応できるロバストな画像処理プログラムの開発が望まれている。また、装置の新規立ち上げや改良、および生産ロットの変更などの際は、過去のプログラムの流用が困難であり、新たに再構築が必要な場合もある。そのため、製品の市場への早期投入や量産品質の安定化を目的としたプログラム開発の容易性も望まれている。

このような背景に加え、生産ラインにおける変化・変動に素早く対応するためには、自律的な生産システムの構築が重要となる。画像認識技術を活用した自律的な生産システムの概要を図-1に示す。生産ライン立ち上げの際 ( $T_0$ )、装置開発者は、カメラで撮影したサンプル画像に対して簡単なデータ教示 (図-1の場合は、画像上の認識させたいエッジ位置を指定) を行い、学習用パソコンで複雑な認識プログラムを自動生成する。撮影環境の変化の際 ( $T_m$ ) は、生産システムが自らアラ-

ムを上げ、オペレーターが環境変化後のサンプル画像に対してデータを教示し、プログラムの自動修正を行う。また、部品仕様変更の際 ( $T_n$ ) も、変更時の情報を教示してプログラムを自動で再構築する。

このように、システムの変化を迅速に検知し、認識プログラムを修正および再構築することで、生産ラインの安定稼働が可能となる。この生産システムを実現するためには、プログラムを自動生成する技術と、環境変化を早期に自動検知する技術の開発が重要な課題となる。これらの課題を解決するため、筆者らは画像処理プログラムの自動生成技術と撮影環境の変化検知技術を開発した。

本稿では、これらの技術について述べる。

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)<sup>(1)</sup> を用いた木構造状画像変換の自動生成法 (ACTIT: Automatic Construction of Tree-structural Image Transformation)<sup>(2), (3)</sup> 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フィルターにより構成された木構造として考え、GPを用いた組み合わせ最適化を計算機により処理

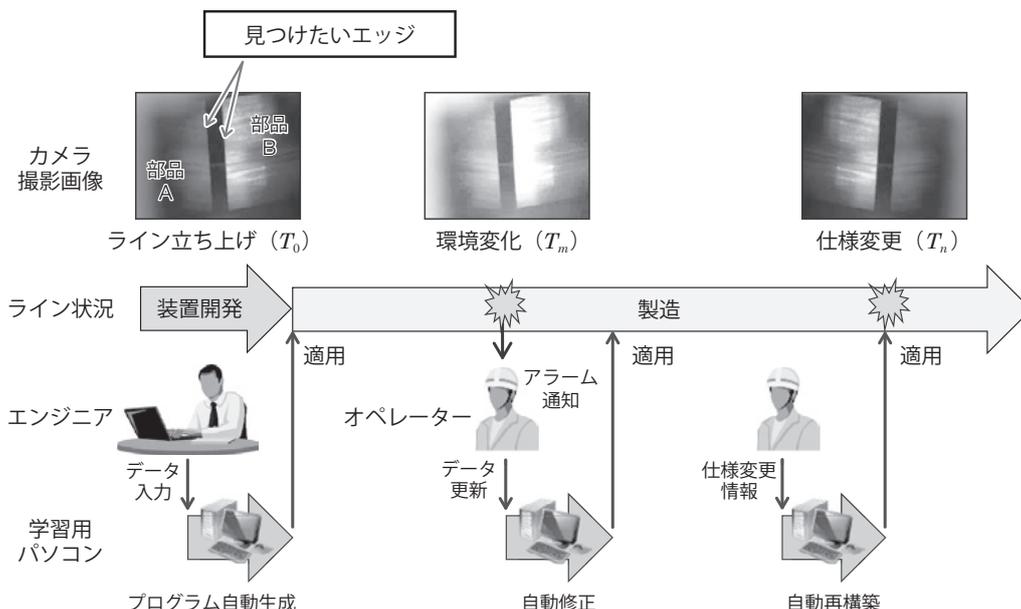


図-1 画像認識技術による生産システムの自律化

することで、目的のプログラムを自動生成する手法である。

筆者らは、これまでにGPをベースとしたプログラム自動生成技術を開発し、生産ラインの組み立て工程における幾何学形状の位置認識処理に適用した結果、その有効性を確認した。<sup>(4)</sup> 本章では、これまでに開発したプログラム自動生成技術について、二つの適用事例を用いて述べる。一つはテンプレートマッチング処理へ適用した前処理の構築方法であり、もう一つは外観検査工程の良否判定処理へ適用した画像特徴量および機械学習パラメータの最適化技術である。

● テンプレートマッチングへの適用

テンプレートマッチングは、あらかじめ用意したテンプレート画像と同じパターンが撮影画像内のどこに存在するかを検出する処理であり、製造部品の実装検査や位置認識に広く用いられている。一般的に、認識精度を向上させるために撮影画像とテンプレート画像に対して同一の前処理を行うことが多いが、それぞれ異なる処理を行うことで良い結果が得られる場合もある。そこで、まず図-2 (a) に示すように、入力を撮影画像 (src) とテンプレート画像 (tpl) の二つとする。次いで、それぞれ異なる前処理 (C1 ~ C5) を経て最終的に照合処理 (M1) を行う構造を、テンプレートマッ

チング処理の木構造プログラムとして定義し、GPによりその組み合わせを最適化することとした。

GPによりプログラムを最適化するためには、構築した木構造プログラムが所望の処理を行えるかどうかを評価する指標の確立が重要となる。ACTITにより生成されるプログラムの出力は単一の画像であるが、テンプレートマッチング処理の場合、入力画像上におけるテンプレート画像の位置情報となる。そこで、プログラムを評価するための機械学習用データとして、入力となる撮影画像とテンプレート画像に加え、入力画像内の認識したいテンプレートパターンの正解位置 ( $G_x, G_y$ ) を事前に設定することとした。プログラムの評価は、テンプレート画像を認識した位置情報に加えて、照合処理後に出力される類似度分布の形状を比較して行うこととした。類似度分布の例を図-2 (b) に示す。

具体的には、プログラムの出力する類似度分布  $B(x, y)$  と正解位置のみにピークがある理想分布  $T(x, y)$  との形状類似度と、認識位置と正解位置との差によりプログラムの評価値を算出する。これにより、正解位置付近にのみピークを持つ類似度分布  $L(x, y)$  を出力するプログラムが高い評価値を得ることができ、性能の良いテンプレートマッチング処理の自動生成が可能となる。

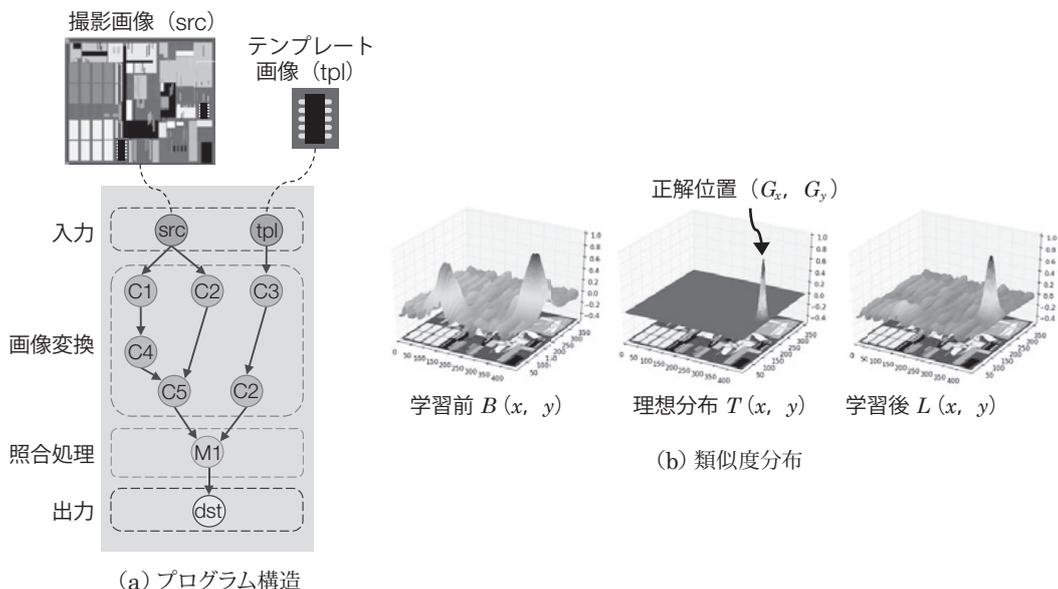


図-2 テンプレートマッチング処理への適用

本技術の検証実験では、認識したいテンプレート画像と似た形状の領域があった場合でも、誤認識する恐れがなく正しい位置を認識できるプログラムを約2時間の学習で自動生成できた。実験に使用した計算機スペック、および学習の条件を表-1に示す。また、製造装置の開発者が構築した画像認識プログラム（約1週間チューニング）と性能を比較したところ、同等の性能を達成でき、その有効性を確認できた。

● 良否判定処理への適用

生産ラインにおいては、部品の有無や実装の良否を画像認識により判定する場合も多い。画像を用いて良否を判定するためには、判定するための画像特徴量の選択と、その特徴量を用いた分類器（判定ルール）の作成方法が重要となる<sup>(5)</sup>。しかし、画像特徴量の全てを組み合わせただけの場合には、探索

空間が膨大になると同時に、学習時間も長大になる。また、生産現場で実際に発生する不良は稀であるため、非常に少ない不良品のサンプル画像を用いて分類器を学習・生成しなければならない制約がある場合が一般的である。

そこで筆者らは、新たに図-3 (a) に示すように画像変換 (C1～C6) から特徴量を抽出 (F1) し、分類器を生成するパラメータ決定 (dst) までの一連の処理を木構造プログラムとして定義した。これにより、GPによる組み合わせ最適化によって、良否判定のプログラムを自動生成することとした。また、上述のように少ない不良品の画像で機械学習を行うため、プログラムの評価指標としては交差検定による正解率を採用した。更に、特徴量の分布による分離度 (DI) も評価基準に加えることで、汎化性（未学習データに対する予測性能）の高いプログラムの生成を図った。

図-3 (b) に、学習データと自動生成した分類器の判定境界の例を示す（説明のため特徴次元は2次元とする）。これにより、学習画像とその良否の正解を教示するだけで、画像特徴の抽出方法と分類器の作成方法を同時に最適化して得ることができ、学習前の特徴量分布 (Bf) に対して学習後の分布 (Lf) のように正確な良否判断が行えるようになった。

本技術の検証実験では、学習画像20枚（良品：16、不良品：4）を用いて学習（約2時間：表-1と同一の計算機を使用し、学習条件は個体数のみ100

表-1 計算機スペックと学習条件

計算機スペック	
OS	Windows 7 (64ビット)
CPU	Intel Xeon 2.4 GHz
メモリ	64 Gバイト (8 Gバイト×8)
学習条件	
個体数	30
世代数	500
交差確率	1.0
突然変異確率	0.9

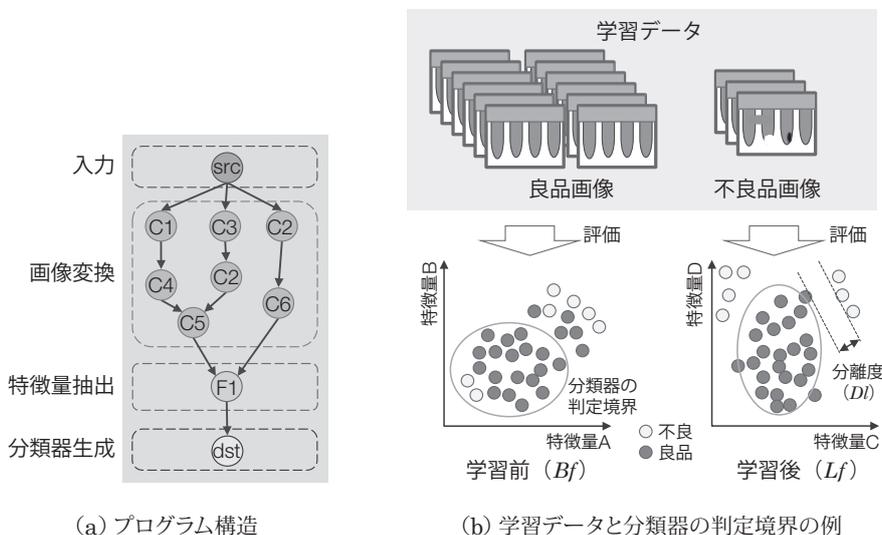


図-3 良否判定処理への適用

に変更)したところ、評価画像300枚に対して99%以上の正解率で良否を判定できた。

以上により、生産ラインに用いられている様々な画像処理技術に対して、GPによる画像処理プログラムの自動生成が適用可能であり、多種多様な生産ラインの立ち上げや段取り替え時に、プログラムの構築時間を短縮できる。

### 撮影環境の変化検知技術

GPにより生成された画像処理プログラムの実行時においては、学習時に比べて撮影環境や対象物の仕様などの条件が変化することによって、プログラムの認識精度が低下する。そのため、装置に求められる画像処理精度が維持できないと判定された場合には、その時点の撮影環境や対象物による入力画像と正解情報を学習データに追加し、プログラムを再学習する必要がある。しかし、再学習により新たな画像処理プログラムが生成されるまでの間、生産ラインの運用を停止しておかなくてはならない。そのため、プログラムの認識率が顕著に低下する前にその予兆を検出し、再学習することが課題となる。

本章では、撮影した画像から画像特徴量を算出し、学習時のサンプル画像に対する特徴量の変動量から、撮影環境の変化を捉える技術を紹介する。

#### ● 画像特徴量

生産システムにおける撮影環境は、ラインの変更などによる製造装置のリプレースやハードウェア部の調整などにより、照明の照射位置やカメラの固定位置などがずれることが多い。そこで、こうした撮影環境の変化を取得画像の明るさやピンボケなどの変化と想定し、画像の平均輝度やコントラスト、空間周波数特性などの特徴量から、それらの変化を捉えることとした。<sup>(6)</sup> 同一の製造装置において異なる撮影時期に取得した画像と、同一時期の別ラインの製造装置による画像の特徴分布を図-4に示す。図-4の特徴空間は、前述の画像特徴量から、主成分分析により縮約した三つの主成分(明るさ、高周波、角度)から成り、各主成分の特徴を各軸のラベルに示している。この結果、時間的な違い(2013年と2014年の装置A)および装置の違い(2014年の装置AとB)に応じて特徴分布が異なることが分かった。そこで本章では、上

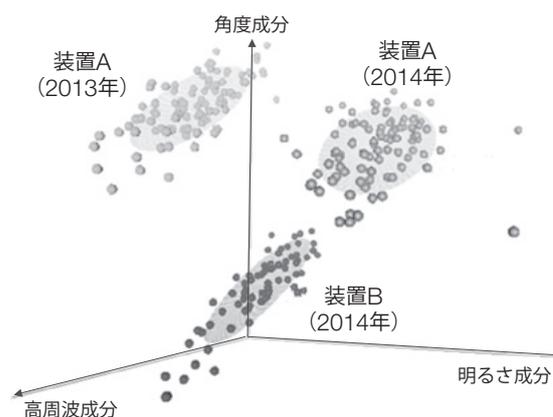


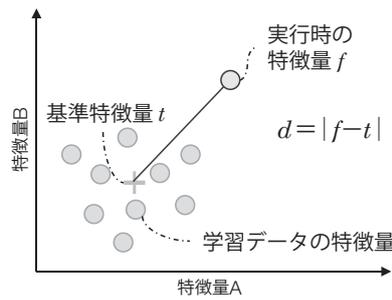
図-4 製造装置における撮影画像の特徴分布

記の画像特徴量を用いて、撮影環境の変化を検知することとした。

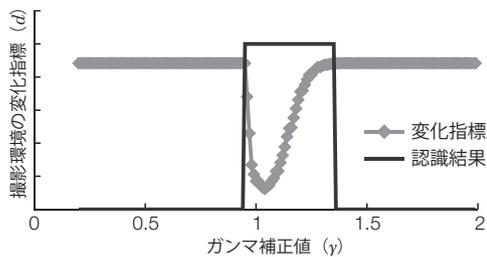
#### ● 特徴空間の距離による評価

撮影環境の変化は、装置立ち上げ時(プログラム生成時)の画像特徴量を基準にし、プログラム実行時には毎回算出した画像特徴量が基準値からどれくらい離れているかにより判定することとした。撮影環境の変化指標の概要を図-5(a)に示す(説明のため特徴次元は2次元とする)。はじめに、装置立ち上げ時の学習データ数枚に対してそれぞれ画像特徴量を算出し、その特徴分布の中心を基準特徴量 $t$ として設定する。その後、プログラム実行時には、撮影画像の特徴量 $f$ と基準特徴量 $t$ との距離 $d$ を算出し、撮影環境の変化指標とすることとした。

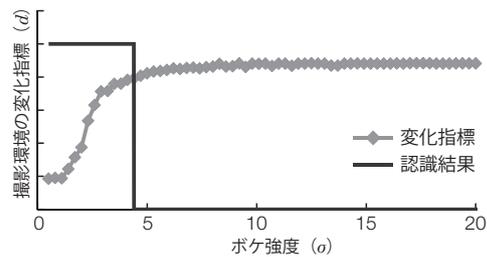
撮影環境の変化指標を検証するため、図-5(b)、(c)に示すように明るさとピンボケなどの劣化を再現した撮影画像を作成し、その劣化量と変化指標 $d$ の推移を確認した。明るさの変化は、装置立ち上げ時のサンプル画像からガンマ補正処理(補正值 $\gamma$ が1以上であれば画像のコントラストが高くなり、1以下であれば低くなる)により発生させ、ピンボケ処理は、平滑化処理(ボケ強度 $\sigma$ が高いほどボケた画像になる)で行った。また、劣化させた撮影画像に対して、実際に自動生成したプログラムで処理し、認識性能の確認も行った。図-5(b)、(c)に示すように、劣化の程度が大きくなるに従って、指標値が上昇することが確認できた。また、プログラムが正しく認識する範囲においても、そ



(a) 撮影環境の変化指標の概要



(b) 明るさ変化に対するdの遷移



(c) ピンボケに対するdの遷移

図-5 撮影環境の変化指標

の変化を把握できる。これにより、プログラムの認識率が顕著に下がる前に、撮影環境の変化を検知できるようになる。

以上により、プログラムの性能に影響のない時点での撮影環境の変化を、画像特徴量から事前に検知できるようになる。すなわち、プログラムの認識性能が低下するよりも前に再学習を実施できる。その結果、環境変化に素早く対応できるため、生産ラインの安定稼働を実現できる。

### む す び

本稿では、テンプレートマッチングおよび良否判定処理に対する画像処理プログラムの自動生成技術について述べた。テンプレートマッチング処理に対しては、装置開発者の構築したプログラムと同性能のプログラムを約2時間で自動生成できた。また、良否判定処理に関しても、300枚の評価画像に対して99%以上の判定率のプログラムを自動生成でき、その有効性を確認できた。

更に、画像特徴量による撮影環境の変化検知技

術については、プログラムの認識率が低下するよりも前に、撮影環境の変化を検知できることを性能評価実験により確認した。これにより、生産ラインの安定稼働を実現できる。今後は、自律的な生産システムの構築を目指し、様々な画像認識処理に対して本技術を適用し、実証実験を行う予定である。

### 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) C. M. ビショップ：パターン認識と機械学習, シュ

プリンガー・ジャパン, 2007.

- (6) 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索技術. 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  
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。



### 澁谷大貴 (しぶや ひろき)

テクノロジー&ものづくり本部  
共通生産技術センター システム技術部  
ファクトリーオートメーション技術の開発に従事。



### 岡本浩明 (おかもと ひろあき)

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  
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  
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。