

バラ積み部品のビジョン認識技術の開発

Development of Vision Recognition Technology for Loosely Stacked Parts

安藤 正宏^{*1} 川西 輝季^{*1} 小田 義大^{*1}
Masahiro Ando Teruki Kawanishi Yoshihiro Oda

^{*1} 自動車事業部 生産技術部

1 はじめに

長草工場では、次々期型RAV4の生産を確保するため、品質(Q)、コスト(C)、納期(D)において競合他社を大きく上回ることを中長期目標として掲げている。この中長期目標達成のためコスト削減の取り組みとして、各工程で自動化を推進している。特に商品に価値を与えない付随作業の自動化は製造現場からも強く求められている。その状況下で各工程における自動化の課題の一つとして高額な設備投資費用があり安価化へのニーズが高い。そこで我々は付随作業であるピッキング作業に着目し安価かつ高精度、高速の自動ピッキング技術開発のロードマップを作成した(図1)。その中で、産業ロボット用ビジョンシステムによる安価化に成功したので、本稿では、その対象部品として特に難易度の高いばらばらに積まれた部品(以降、バラ積み部品)の座標認識技術を紹介する。また、ここでいう産業ロボット用ビジョンシステムとは画像認識によりロボットに対象部品の座標を教えるシステムを指す。

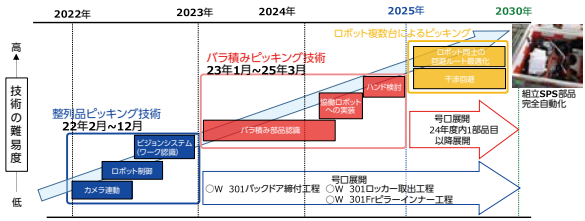


図1 自動ピッキング内製技術開発ロードマップ
Fig.1 Roadmap of Automatic Picking Technology Development

2 開発対象とするバラ積み部品の選定

まずはじめに開発段階での対象部品をバラ積み部品が多い組立工程から自動ピッキングの難易度

別に5部品選定した(図2)。



図2 組立工程の自動ピッキング候補
Fig.2 Candidates for Automatic Picking in the Assembly Line

今回はその中からヒーターダクトという部品で開発をすることとした。バラ積み部品の中で比較的難易度が低いため要素技術開発に向いていると判断したためである。

3 バラ積み部品の座標認識技術の課題

前述したロードマップにも記載しているが整列品に対するピッキングのためのビジョンシステム内製化は完了している。その際に内製化した画像認識技術として3次元(以降、3D)点群マッチングと2次元(以降、2D)画像による3D認識マッチングがある。3D点群マッチングとは、安価な3Dカメラ(40万円程度)により撮像された点群データとあらかじめ用意した3D図面データをマッチングし部品の座標を知る手法(図3)であり、2D画像による3D認識マッチングは、2Dカメラにより撮像された画像データとあらかじめ用意した3D図面データをマッチングし部品の座標を知る手法(図4)である。

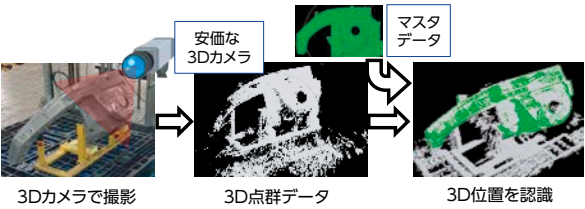


図3 3D点群マッチングの概要
Fig.3 Overview of 3D Matching

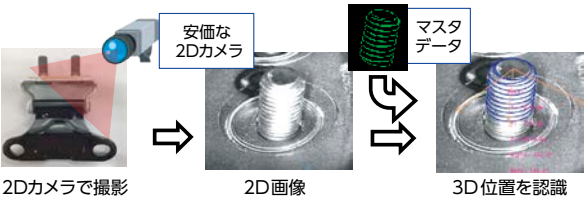


図4 2D画像による3D認識マッチングの概要
Fig.4 Overview of 3D Matching by 2D Picture

我々は、安価であることを前提としている中で3D点群マッチングは大きめの部品、2D画像による3D認識マッチングは小さい部品に適用することを標準とした。これは3D点群マッチング用の3Dカメラが安価かつ外乱光の影響のないToFカメラを選定しているため、赤外光の密度が荒く小さなものだと要求精度が出ないためである。今回の対象部品としているヒーターダクトは十分大きく3D点群マッチングが可能なほど安価3Dカメラでも明確に形状が分かる(図5)。しかし、図2のクーラーサーミスターのような小さな部品にも適用できる汎用的手法を考えだすため、今回はあえて2D画像による3D認識マッチングの手法を使っていくこととした。

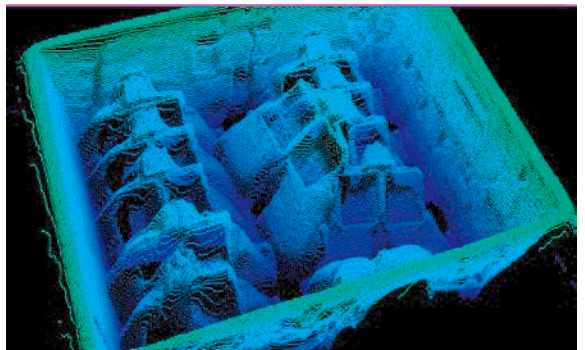


図5 ヒーターダクトの3D点群表示テスト画像
Fig.5 3D Points Test Image of Heater Duct

また、KPI(Key Performance Indicator)としてビジョンシステムの投資***千円以下、座標検出精度±3mm、撮像～座標検出の時間(以降、サイクルタイム)1秒以下と設定した。このKPIに

対し、ヒーターダクトにおける2D画像による3D認識マッチングの手法の適用をした結果を表1に示す。

表1 ヒーターダクトの2D画像による3D認識マッチング結果
Table1 Results of 3D Matching for Heater Duct based on 2D Pictures

管理項目	KPI	結果	判定
投資	***千円	30%低減	○
精度	±3mm	±3mm	○
時間	1秒	2,297秒	×

投資、精度は問題なかったが、サイクルタイムが2,297秒と目標時間である1秒を大幅に超過した。

今回の技術開発の課題を2D画像による3D認識マッチングによるバラ積み部品認識のサイクルタイムが2,296秒分長すぎると設定した。

4 開発の狙い

本取り組みでは、ヒーターダクトに対し2D画像による3D認識マッチングによるサイクルタイムを1秒とする手法の確立を目指す。

以下が本開発で取り組んだ内容である。

- 1) 2D画像による3D認識マッチング手法の問題点の特定
- 2) 問題点解決のための手法の考案と選定
- 3) 対策手法の実装と対策の効果確認

5 2D画像による3D認識マッチング手法の問題点の特定

前述したとおり今回の技術開発の課題はバラ積み部品認識のサイクルタイムが2,296秒分長いことである。その内訳だが、撮像時間は0.1秒以下なのでほぼ撮像して得た2D画像データに対し3D図面データをマッチングする画像処理の時間である。すなわち、この画像処理時間を2,296秒から1秒に減らさなければならない。ここで、2,296秒で何をしているかを説明する。230万画素(横1920画素、縦1200画素)の画像に対し左上の位置から順番に1画素ずつスライドさせながら3D図面データとマッチングを行っている。しかも2D画像に対し3D図面データとのマッチングを行うため、3D図面データを回転させて姿勢を変えて得た

無数の2Dデータとのマッチングを行っている(図7)。

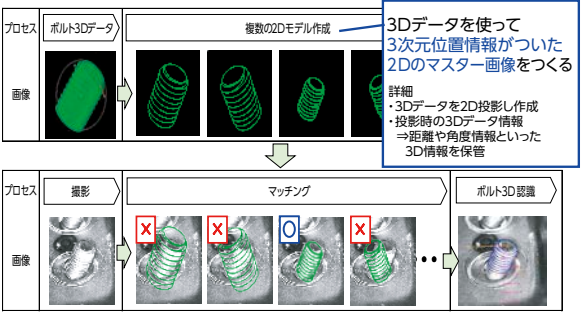


図6 2D画像に対する3D図面データマッチングの概要
Fig.6 Overview of 3D Drawing Data Matching to 2D Images

この画像処理の時間を減らすためには、230万画素というマッチング範囲を小さくするか、3D図面データを回転させて得る2Dデータの回転範囲を限定して減らすか、パソコンのスペックを上げて処理自体の速度を上げるかである。しかし、バラ積み部品という姿勢制限ができていない部品が対象であること、コンセプトとして安価を掲げているのでパソコンのスペックを上げたくないことを考慮するとマッチング範囲を小さくする方法以外にない。そこで、いったいどのくらいの範囲まで絞れば1秒で処理しきれるのか評価を行った。その結果を図7に示す。

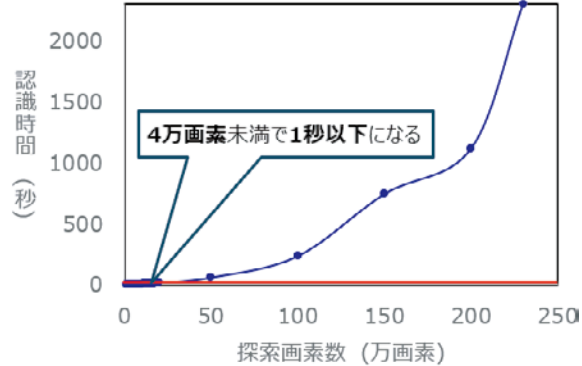


図7 画像処理範囲とサイクルタイムの関係
Fig.7 The Relationship between Image Processing Range and Cycle Time

この評価は、対象部品を中心に画像をトリミングすることで小さくし処理時間を計測した結果である。この結果からバラ積み部品認識に関する2D画像による3D認識マッチング手法の問題点は画像処理範囲が4万画素以下までトリミングできないと特定した。

6 問題点解決のための手法の考案と選定

問題点である「画像処理範囲が4万画素以下までトリミングできない」に対し対策案を3つ考案した。

案1)AKAZE(Accelerated-KAZE)などの特徴量マッチングによる物体検出で対象部品を特定し、その部品中心に4万画素でトリミングを実施する。

案2)テンプレートマッチングによる物体検出で対象部品を特定し、その部品中心に4万画素でトリミングを実施する。

案3)YOLOv8による物体検出で対象部品を特定し、その部品中心に4万画素でトリミングを実施する^[1]。

バラ積み部品に対して案1、案2どちらも対象部品を特定する段階で精度を出しきることができなかったが、案3では表2に示す条件で学習させることで15部品のテストピースのさまざまな姿勢において100%対象部品を特定できた。また、YOLOv8による対象部品の特定からトリミングまでの時間が0.15秒という短時間である案3を採用とした(図8)。

表2 YOLOv8の学習条件
Table2 Training Conditions for YOLOv8

パラメータ	設定値
YOLOv8モデル	YOLOv8n
エポック数	50
バッチサイズ	11
学習データ数	700
評価データ数	200

※他はYOLOのデフォルト値を使用



図8 YOLOv8による対象部品特定の例
Fig.8 Example of Part Identification Using YOLOv8

7 対策手法の実装と対策の効果確認

既にに内製化が完了している整列品用のビジョンシステムの機器構成を図9に示す。

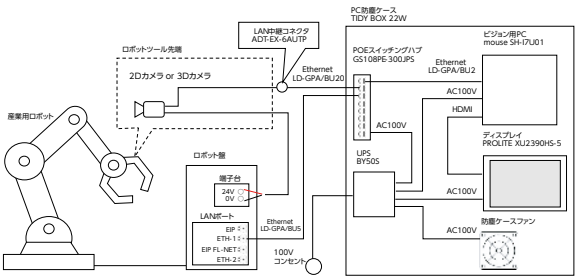


図9 内製ビジョンシステムの機器構成
Fig.9 Equipment Configuration of Vision System

この機器構成の中のビジョン用PC内にある内製アプリにYOLOv8を導入したバラ積みピッキング用の機能を追加する。具体的な動作フローを図10に示す。

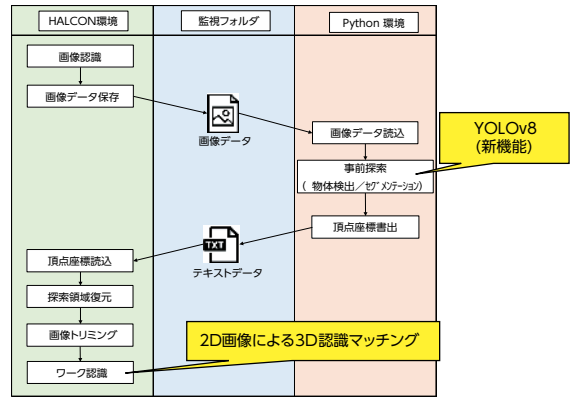


図10 バラ積み画像認識の動作フロー
Fig.10 Operational Flow of Loosely Stacked Image Recognition

対策による効果を図11に示す。

【対策前】		【対策後】	
項目	現状	項目	現状
画像読込	0.04秒	画像読込	0.04秒
ワーク認識 (300万画素)	2.297秒	事前探索	0.47秒
		トリミング	0.11秒
		ワーク認識 (5万画素)	3.79秒
通信	0.05秒	通信	0.05秒
合計	2.297秒	合計	4.46秒

本対策により、画像認識時間を4.46秒まで削減

図11 YOLOv8による物体検出を織り込む対策の効果確認
Fig.11 Verification of the Effectiveness of Measures Incorporating Object Detection with YOLOv8

対策前が2.297秒のサイクルタイムに対し4.46秒と劇的にサイクルタイムを短縮させることに成功した。

8 まとめ

今回の開発ではKPIで設定した1秒までは縮めることはできなかった。原因としては対象部品であるヒーターダクトが大きいため画素値を5万画素以下にできないためである。すなわち、今回評価できていないが小さな部品に対しては有効な仕組みと予想できる。今回のバラ積み部品用のビジョンシステムは小さな部品から大きな部品まで汎用的なものを意識し開発を始めたが、本文の3章に記載した整列品の考え同様に大きな部品は3D点群マッチングで、小さな部品はYOLOv8+2D画像による3D認識マッチングを適用することを標準として進めればバラ積み部品用のビジョンシステムも目途がついたといえる。今後は小さなバラ積み部品に対するサイクルタイムや精度の検証および大きなバラ積み部品に対する3D点群マッチングのサイクルタイムや精度の検証を進め、号口導入を推進していく予定である。

参考文献

[1] 巢籠悠輔: 詳解 ディープラーニング[第2版]
TensorFlow/Keras・PyTorchによる時系列データ処理

著者紹介

