

トマト自動収穫ロボットの開発

Development of an Automatic Tomato Harvesting Robot

長谷川 貴巨
Takaomi HASEGAWA

This paper describes the technology used in the automatic tomato harvesting robot developed by DENSO CORPORATION. We first present the configuration of the entire robot system. Then, the mechanism of the harvesting hand, which can cut and grasp, and was developed independently as the robot's hardware, is explained. Regarding the software, image-recognition technology and arm control are explained. As for this image-recognition technology, we discuss the use of AI and the improvement of performance. Regarding the arm, control software for avoiding obstacles is described. Finally, the performance evaluation conducted on an actual farm and its results are described.

Key words :

tomato, robotics, AI, deep learning

1. はじめに

本稿では、株式会社デンソー（以下デンソー）が開発している、トマト自動収穫ロボットの技術的な解説を行う。

デンソーには長期方針として「地球に、社会に、すべての人に、笑顔広がる未来を届けたい。」というスローガンがあり、この方針に従い日本の農業の抱える「高齢化・後継者不足」という深刻な問題（日本の農業就業人口の実に70[%]近くが65歳以上の高齢者である）を解決すべく、トマト自動収穫ロボットの開発を行っている。

また、デンソーは営利企業として利益の追求もする必要があり、そのため、作物として世界でも生産量が最も多く高単価な野菜であるトマトに対して、栽培の作業時間割合の3割以上を占める収穫作業の自動化を最初のターゲットとしている。

デンソーは農業分野で、国内でも有数の高度な栽培

技術を保有する株式会社浅井農園（以下浅井農園）と合弁会社「アグリッド」を設立している。アグリッドは、2020年の4月に三重県いなべ市に国内最大級（4[ha]規模）の農業用ハウスを設立した。トマト自動収穫ロボットはこのハウスで数か月にわたる実証評価を経て2020年からモニタ評価を実施している。アグリッドではたらくトマト自動収穫ロボットの様子をFig. 1に示す。



Fig. 1 アグリッドではたらくトマト自動収穫ロボット

トマト自動収穫ロボット開発の経緯・技術概要に関しては、デンソーのオウンドメディアである「DENSO DRIVEN BASE」に筆者へのインタビュー記事として掲載されている [1] のので、是非参照いただきたい。本稿では、技術的な内容にフォーカスして解説を行う。

2. トマト自動収穫ロボットのシステム構成

トマト自動収穫ロボットの構成図を Fig. 2 に示す。



Fig. 2 トマト自動収穫ロボット構成図

トマト自動収穫ロボットは、農場内を移動するための台車の上に、トマトを収穫するためのロボットアーム（デンソー WAVE 製 VS-060）が搭載されている。VS-060 は FA (Factory Automation) の工場現場の他、人間と AI が将棋で競う電王戦で「電王手くん」としても活躍した高性能なロボットアームである。画像認識には、アーム横ボールの左右に取り付けた 2 つの固定カメラと、アームの手先に取り付けた 1 つのハンドカメラの合計 3 台のカメラを用いる。2 つの固定カメラはロボットの左右にあるトマトの房の位置検出と収穫可能かの判別を行う。その後、ロボットは検出した房の前に台車で移動し、アーム手先のハンドカメラで、収穫するトマトの切断箇所（果柄）の位置を検出し、ハンドで収穫を行う。

ロボット筐体の内部にはデンソー WAVE 製のコントローラ「RC-8」と「IoT Data Server」が格納されている。RC-8 はロボットアームの制御を行い IoT Data Server はトマトの画像認識とロボット全体の制御を行う。

ロボットのトマト収穫は、工場のコンベア上や将棋の盤上と異なり、対象が決まった場所に決まった形で

あることはない。農場の不定形なトマトの房とその先の切断箇所（果柄）を [mm] 単位で認識した上で、アームで圃場の障害物を避けながらアプローチし、切断・把持するという極めて高度な技術が必要となる。そのため、我々はハードウェア（収穫ハンド）、ソフトウェア（画像処理・ロボット制御）、栽培管理（環境）という 3 つの要素が重要と考え、重点的に開発を行ってきた。ロボットに適した栽培管理に関しては、デンソーと浅井農園共同で仕様を作り上げ、浅井農園がその高い栽培技術により実現している。本稿では栽培管理に関してはページの都合上割愛し、ロボットのハードウェアとソフトウェアの技術に関して解説を行う。

3. トマト自動収穫ロボットのハードウェア

収穫ハンドはデンソーがトマト収穫用に独自開発を行った。対象は、房取りのミニトマトである。このハンドは、収穫時にトマトを落とさないよう、トマトの果柄を切断すると同時に把持可能な機構となっている。Fig. 3 に収穫ハンドの構造を示す。

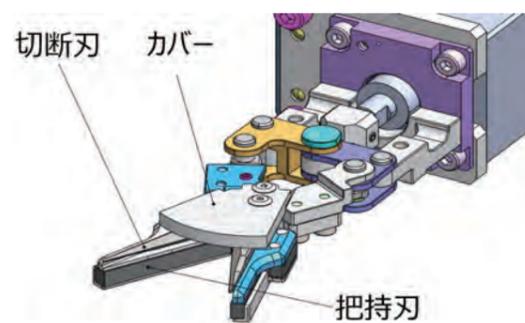


Fig. 3 デンソー開発のロボットハンド（特許出願中）

このハンドに取り付けられているハサミは、実際に農場で収穫に使われるハサミを使用することでメンテナンス性を向上している。ハサミにはカバーが取り付けられておりロボットの誤認識によりハサミが主茎を切断するリスクを防止している。

4. トマト自動収穫ロボットのソフトウェア

収穫ロボットのソフトウェアは、大きく画像認識とロボット制御の 2 つのソフトウェアブロックから構成さ

れている。ロボット制御のソフトがマスタとなり、画像認識のブロックからトマトの認識結果を受け取り、トマトを収穫するためにロボットアームの軌道生成を行う。画像認識・ロボット制御それぞれのソフトウェアブロックの詳細を順に解説した後に、ソフト開発において重要な役割を果たす開発環境についても解説する。

4.1 画像認識

画像認識ブロックは、最初に 2 つの固定カメラで左右にある不定形なトマトの房の位置検出を行う。その後、ロボットが見つけたトマトにアームと台車で近づき、ハンドカメラで切断箇所となる数 [mm] の果柄の検出を行う。カメラを 3 つ用いることで、トマトの房検出と収穫作業を並行に行い、ロボットの収穫速度向上を実現している。また、本ロボットはハードウェアとして低コスト化・メンテナンス性向上のため市販のステレオカメラを使用している。そのため、昼間の太陽光下で奥行き情報の欠損が多く発生し、果柄の位置検出において課題となった。これらの問題に対して、我々は AI 技術（ディープラーニング）と、デンソーの計測専門部隊である計測技術部と共同開発した、独自の奥行き情報推定の補完アルゴリズムを用いることで、トマトを収穫するための切断箇所の正確な位置情報の検出を実現している。

本稿では、画像認識に関しては AI 技術を中心に解説する。

AI の開発に関しては、不定形の房の認識・数 mm の果柄の認識・トマトの食べごろ（熟度）判別等の収穫に必要な機能を実現するために、それぞれの機能を実現する AI モデルを複数組み合わせることで収穫作業を実現している。

AI モデルの開発に対しては、TensorFlow, PyTorch といった既存の複数のフレームワークを用いている。性能を向上させるために、最適なモデルの選定・教師データのラベル付け（アノテーション）・学習の際のハイパーパラメータの調整が重要となるため、その工夫に関して解説する。

最適な AI モデルの選定に関しては、サーベイ論文 [2] のデータや機械学習の分野で有名なデータコンペティションのプラットフォーム「Kaggle」で優秀な成績をとっ

ているモデルを中心に、複数モデルを実際の農作物のデータを学習させ性能比較した上で選定を行っている。

1 例として果柄検出の AI モデルを紹介する。果柄検出には、高精度な認識が必要となるため、セマンティックセグメンテーションと呼ばれるピクセル単位で位置検出を行う AI 技術を用いている。モデルによる性能向上の結果を Table 1 に示す（弊社の機密上の観点から、モデル名は仮名とする）。

性能比較の指標は、位置検出の精度をあらわす mIoU (mean Intersection of Union) を用いた。同じデータでも、モデル変更により倍近く性能が向上しており、画像認識性能においてモデル選定が重要であることがわかる。

Table 1 モデルによる性能比較

項目	A モデル	B モデル
mIoU	0.49	0.92

AI モデルに学習させる教師データに対しては、アノテーションと呼ばれるラベル付の作業が必要となる。アノテーションは、1 つの AI モデルに対して数千枚の画像データに対して行う必要があり、合計で数万枚という膨大な量となる。特に果柄検出に必要なセマンティックセグメンテーションでは、ピクセルごとにラベルをつける地道な作業が必要になる。しかしながら、このアノテーション作業は画像認識の性能を大きく左右する非常に重要なものであるため、トマト自動収穫ロボット開発メンバーを中心に数ヶ月にわたり行われた。

アノテーションに対しては、性能を向上させるために、何度かアノテーションの仕様の見直しもした。例えば最初は果柄 1 種類のみであったラベルが、最終的には果柄・主茎・実の 3 種類に増加している。

地道な作業のモチベーションを上げるために、アノテーションする度に学習結果を可視化し、チームメンバーに共有し、アノテーションにより AI が賢くなることを実感してもらう工夫も行った。

AI モデルの学習に関しては、GCP (Google Cloud Platform) を用いてクラウド上で実施した。AI モデルの性能向上には、データの前処理やハイパーパラメータのチューニング等、様々なテクニックが必要となる。これらに関しては Kaggle を参考にし、社内でコンペ

ティションを開催し、複数の開発者で競い合いながら、AIモデルの性能向上を実現した。機械学習モデル構築の社内コンペティションは、分野は異なるがヤフー株式会社でも開催され、一定の成果が報告されている[3]。弊社で行った社内コンペティションでも、モデルの性能向上に加えて、社内のAIに関するノウハウ蓄積・社員の教育につながった。参加者へのアンケートの結果からも、非常に効果的な手法であると考えている。

実際に、AIでトマトの果柄を検出した結果の一例をFig. 4、Fig. 5に示す。Fig. 4は、アノテーション、ハイパーパラメータのチューニングを始めてから、1週間時点での可視化結果、Fig. 5が、1ヶ月経過したときの可視化結果となる。定性的ではあるが、人の目で見て、明らかに性能が向上していることが見てとれる。

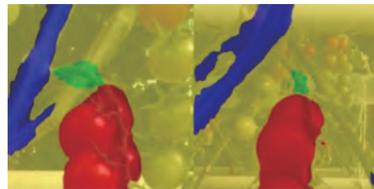


Fig. 4 開発開始から1週間時点でのAIモデル性能可視化結果



Fig. 5 開発開始から1ヶ月時点でのAIモデル性能可視化結果

最終的には、障害物検出の精度が当初の65[%]から98[%]へ、房の検出速度が3秒から1秒へ、熟度判別の誤差が2クラスから1クラスへ、そして果柄検出精度が50[%]から92[%]へと、AIを活用することでロボットの画像認識性能の大幅改善を実現できた。

4.2 ロボット制御

ロボット制御ブロックでは、認識したトマトの位置情報をもとに、ロボットアームの軌道生成を行う。トマト収穫時には、収穫対象以外のトマト・主茎・葉等が障害物となるため、ロボットはカメラで取得した情報を用いて、障害物を避けるような軌道生成を行

う必要がある。障害物を回避する軌道生成の様子をFig. 6に示す。図の緑が、障害物となる収穫対象以外のトマト・主茎・葉等である。軌道生成の計算時間の短縮のため、障害物はカメラで取得した3次元点群をボクセル化している。障害物回避機能は、OSSを活用することで短時間で開発した。この機能により、ロボットは、トマトにもロボット自身にもダメージを与えることなく、安定して稼働し続けることが可能となる。



Fig. 6 障害物回避を実現する軌道生成

アームの軌道生成に関しては、さらなる性能改善を目指し、デンソー AI 研究部と共同で独自の軌道生成アルゴリズムを開発中である。

4.3 ソフトウェア開発環境

大規模かつ高度なソフトウェアを短時間で開発する必要があったため、開発の効率化を実現する、ソフトウェアの開発環境も重要であった。高価なロボットの実機不足に対しては、デンソー WAVE 製のロボット統合開発環境 (WINCAPSIII) とエミュレータ (VRC) によるロボットシミュレーション環境を活用した。

ソフトウェアのバージョン管理と情報共有には、デンソーの車載端末ソフトウェア開発に使われているクラウドサービス (AWS/GitHub) を活用している。GitHub 上では Pull Request (ソフトウェア変更のリクエスト) をトリガとして GitHub Actions により自動テ

スト (CI) が走る。テストに通ったソフトウェアに関して、コードレビューを行うことでソフトウェアの品質を向上させている。

特に COVID-19 の影響で、デンソーでも出勤が困難な事態に直面したが、これらの開発環境はリモート勤務下でも有用であり、開発の遅れを最小限にすることができた。

5. テスト結果

本ロボットの性能を評価するためアグリッドでテストを行った。農場での農作物の生育状態は、日々変わり続けるため、農業ロボットの開発には現場での評価が何より重要である。実圃場テストは、アグリッドで昼夜を問わず6ヵ月以上に渡り開発と並行して継続的に行われ、今なお継続中である。

Fig. 7にロボットが収穫をしている姿を示す。

実圃場でのロボットの収穫成功率は、約80[m]のトマトレーンを連続稼働して、高さ・向き・熟度等の複数条件を満たす収穫対象のトマトのうち収穫成功したトマトを計測した。収穫成功率は、農場の農作物の生育状況の影響を強く受け変動し、現状60～90[%]である。



Fig. 7 夜間収穫の様子

テストでは、問題点の抽出と同時に大量のトマトのデータ (1回のテストで約1[GB]) を取得している。テストと同時に、抽出された実圃場の様々な問題の解析・対策の検討・取得した画像データをAIの教師データとしての追加をすることでロボットの性能向上を実現している。

問題点の対策に関しては、ロボットの改善だけに留

まず、場合によってはロボットが働きやすくなるような農場側の改善も行った。これは我々がロボットだけでなく、農場含めたシステム全体での最適化をパートナーである浅井農園と共に目指しているためである。

実圃場での大きな課題は、トマトの栽培環境によって性能が大きく変動することであり、上記の値も圃場の管理状態により変動し、再現が難しい。また農場には植え替えの時期があり、その間3ヶ月近く実際のトマトを使ったテストができないという問題もある。

そのため、デンソーのデザイン部に協力を得て、圃場をデジタル空間に再現するという試みも行っている。

Fig. 8にVR空間に再現された農場の様子を示す。



Fig. 8 VR空間に再現された農場

現状は、VRデバイスを使い、圃場でロボットが収穫の様子を見学するツアーを体験できるのみだが、今後このデータをシミュレータとして活用することで、PC上でリアルな圃場を丸ごと再現した環境で、開発・テストを行う。

加えて、シミュレータ上でAI学習に必要な教師データの生成を行うことも考えている。

6. 今後の展望

最後に今後の展望を述べる。トマト自動収穫ロボットに関しては2021年から実圃場でのモニタ運用が開始され実用化のフェーズに入る。

デンソーではトマト自動収穫ロボットの技術をベースに現状のターゲットの房取りミニトマトだけでなく、中玉トマト・大玉トマト等の違う種類のトマトに加えて、リンゴ・ナシ・ブドウ・さくらんぼ・キャベツなどの異なる作物の収穫にも取り組んでいる。デンソーは、

2020年4月からオランダの施設園芸会社であるセルトンに出資をして協業しており、海外への拡販も検討している。既に現地では、オランダに空輸したロボットを用いて、圃場でテスト開始している。COVID-19の影響で、現地に行くことが困難なため、日本からリモートログインし、現地社員のサポートも行っている。

このように、デンソーではロボットを活用した多くの農業自動化プロジェクトに取り組んでいる。しかしながら、少子高齢化が劇的に進む日本を筆頭に、世界中の自動化ニーズにデンソー1社だけでは到底応えられないのが実情である。

今、多くの企業が農作業の自動化に取り組んでいる。切磋琢磨し、互いの技術力を向上させることは当然だが、世界的な食料不足の危機に立ち向かうため、各社の得意分野を活かし競争から共創へとシフトし、一丸となって食料危機に取り組むことも大切ではないかと考えている。

デンソーでは、トマト自動収穫ロボットが未来の農業ロボットのプラットフォームとなることを考え、開発をすすめている。今後の日本・世界の農業の未来が農業ロボットにより少しでも明るいものになることを願っている。

謝辞

先進的な農業に挑戦し続けトマト自動収穫ロボットの開発に協力いただいた浅井農園で働くすべての方々に感謝する。農場で結果が出ないとき、その笑顔に何度も救われた。共同研究先の東京大学／立命館大学深尾研究室の深尾教授並びに研究室のメンバーに感謝する。現場でのディスカッションを通して、数多くの知見と気づきを得られた。最後に、トマト自動収穫ロボット開発に携わったチームメンバー並びにすべての関係者に心から感謝する。デンソーには、関係者全員の知恵を結集して行動にあたることを良しとする「総智・総力」という理念がある。トマト自動収穫ロボットは、まさにこの総智・総力によって実現したものと確信している。

参考文献

- [1] DENSO DRIVEN BASE：“AIの「眼」を持つロボットが、農業の新たな地平を開く”，<https://www.denso.com/jp/ja/driven-base/tech-design/robot/>
- [2] Shervin Minaee, et al.: “Image Segmentation Using Deep Learning” <https://arxiv.org/abs/2001.05566>
- [3] 田口, ほか：“社内コンペティションによるYahoo!ニュースのコメントランキングの改善”, 信学技報, vol. 119, no. 212, NLC2019-16, pp. 41-46, 2019.

著者



長谷川 貴巨

はせがわ たかおみ

フードバリューチェーン事業推進部
自動収穫ロボットのソフトウェア開発に従事