

農産物を対象とした目視品質検査の自動化技術の開発

飯島 俊匡、岡崎 伸哉、藤澤 怜央、浦池 隆文、近藤 正一、本間 稔規

Development of Automated Visual Inspection for Agricultural Products

Toshimasa IIJIMA, Shin'ya OKAZAKI, Reo FUJISAWA,
Takafumi URAIKE, Shouichi KONDOW, Toshinori HONMA

抄録

食品製造業は北海道の製造業の約4割を担う基幹産業だが、その原材料は大きさや形が一様ではない農産物などであることから、受入検査の多くは作業員の目視と手作業に依存している。そのため食品製造工場は労働集約的な作業形態であることが多く、近年の働き手不足の影響を大きく受けしており、生産性の向上が望まれている。

そこで本研究では、AIを用いて農産物を対象とした自動品質検査手法を開発して目視検査工程を自動化することで受入検査工程の省人化に取り組んだ。さらに、生産管理情報を自動モニタリングする装置を開発し、IoTを用いて生産管理情報を共有化することで、食品製造工場の省力化に取り組んだので報告する。

キーワード：農産物、AI、外観検査

Abstract

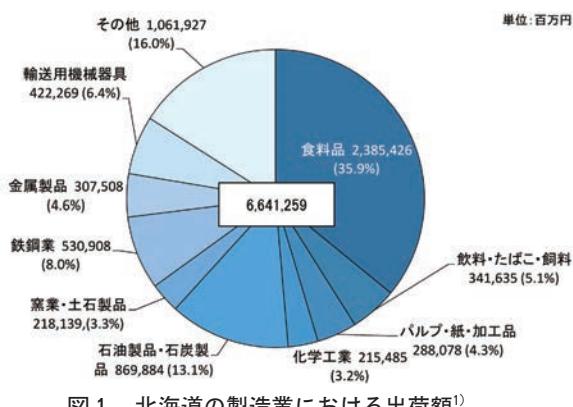
The food manufacturing industry is a key industry, accounting for approximately 40% of Hokkaido's manufacturing industry. However, because its raw materials are agricultural products that vary in size and shape, most incoming inspections rely on visual and manual inspection by workers. Therefore, food manufacturing plants are often labor-intensive forms of work and have been greatly affected by the recent worker shortage, making it desirable to improve productivity.

In this study, we developed an AI-based automated quality inspection method for agricultural products, aiming to streamline the visual inspection process and reduce labor requirements during the incoming inspection stage. Furthermore, we developed a device capable of automatically monitoring production management data, and implemented an IoT-based system to facilitate information sharing. These initiatives contribute to labor-saving and operational efficiency improvement in food manufacturing facilities.

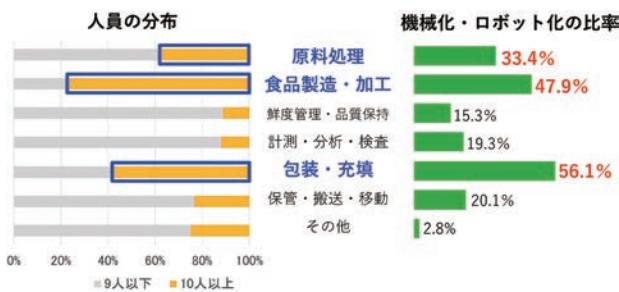
KEY WORDS : Agricultural products, AI, Visual Inspection

1. はじめに

日本の食料品製造業は、国内製造業全体の約1割を占めており、国民の食生活を支える重要な役割を果たしている。特に北海道における食料品製造業の出荷額は、製造業全体の出荷額の35.9%となる2.38兆円を占めている（図1）。さらに、食料品製造業における従業者は、製造業全体の従業者の44.6%となる7.3万人となっている。どちらも全国平均の4倍以上となっており食料品製造業は北海道にとって重要な産業となっている。しかし、北海道の食料品製造業は労働生産性が低く、製造業平均の7割程度であることが課題となっている。その理由の一つとして、北海道の食料品製造業では農水産物を原材料とする一次加工品の割合が高いため、労働集約的な作業形態することが挙げられる。

図1 北海道の製造業における出荷額¹⁾

食料品製造業における人員の分布を生産工程別に見ると、「食品製造・加工」「包装・充填」「原料処理」の順に人員が多くなっている（図2）。そのため、それらの工程は機械化やロボット化のニーズが高く導入比率も高い。しかし、「原料処理」は労働力が必要な工程にも関わらず機械化導入率が相対的に低くなっている。その理由の一つとして、「原料処理」における受入検査においては、依然として作業員による目視検査に大きく依存していることが挙げられる。一次加工品の原材料である農水産物は工業製品とは異なり大きさや形状、品質のバラツキが大きいことが自動化の難易度を上げており、省力化の妨げとなっている。人手不足が深刻化する中、

図2 生産工程別の人員分布および機械化導入率²⁾

検査工程の自動化は喫緊の課題となっている。

また、食品の安全性確保に向けた制度としてHACCP (Hazard Analysis and Critical Control Point) の義務化が進められ、食品トレーサビリティに対する社会的要請も高まっている。これに伴い、製造現場では、生産管理情報の自動取得および可視化・共有化を可能とするIoT対応型の装置導入が求められている。帳票に手書きで数値などを書き込む従来のアナログな管理手法では、迅速かつ的確な対応が困難であり、品質管理の精度や効率を高める新たな技術の導入が不可欠となっている。

このような背景から当場では、これまでに食品原材料の外観検査のための多視点画像解析技術³⁾やAI食品検査システム⁴⁾、食品製造業のスマートファクトリー化に向けた自動計測技術⁵⁾の開発に取り組んできた。本研究では、それらの知見を活用して国が掲げる「食品製造業における労働生産性の3割向上」を実現するための技術開発を行った。具体的には、ブロッコリー、馬鈴しょ、てん菜を対象としてAIを用いた画像認識技術を活用した自動品質検査手法を開発し、受入検査工程における人員の3割削減を目指した。そしてブロッコリーと馬鈴しょについては、食品加工工場において開発した自動品質検査手法の実証試験を行うことで、生産性向上について評価した。また、てん菜については、生産管理情報をリアルタイムで自動取得・共有化するIoT対応型のモニタリング装置を開発することで、生産管理工数の3割削減を図った。

2. ブロッコリー

2.1 ブロッコリーの自動品質検査手法の開発

ブロッコリーは近年、消費量および作付面積が増加傾向にあり、2026年度からは国が定めている指定野菜に追加されることが決定している農作物である。都道府県別のブロッコリーの生産量第1位は北海道であり、2023年度の生産量は2.7万トンで全国の生産量全体の15.5%を占めており、北海道では主として夏季にブロッコリーが栽培されている。ブロッコリーの可食部はドーム状のつぼみと茎であり、ドーム状のつぼみは「花蕾（からい）」と呼ばれる。ブロッコリーの加工



図3 ブロッコリー選果場

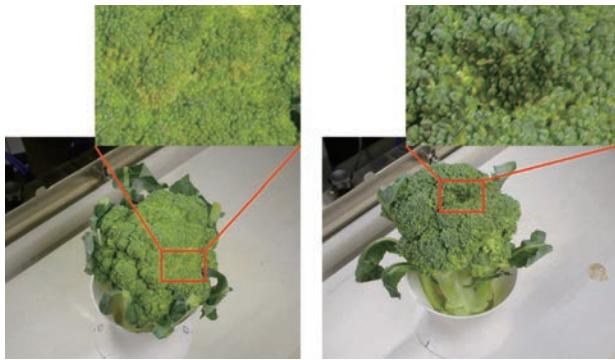


図4 花蕾表面の異常（左：黄変、右：腐敗）

工程では、生食用・加工用とともに、花蕾の大きさと品質によって等級分けが行われる。生食用ブロッコリーは、茎や枝などの不要部分をカットした上で箱詰めされて出荷されている。現在、これらの作業はすべて人の手によって行われている（図3）。

ブロッコリーの等級区分の基準は、加工事業者ごとに異なるが、大きさは花蕾の直径にもとづき、3～5段階に区分されることが多い。品質については、規格外品を含めて3～4段階に分類されるのが一般的である。規格外品と判断されるものは、黄変や腐敗（図4）、病変、キズなど、おもに花蕾表面に異常がある。これらの異常のうち、腐敗などの異常は花蕾の内部や茎の部分に発生する場合もあるが、その割合は比較的低い。そこで、開発する自動品質検査手法では、ブロッコリーを花蕾の上方から撮影し、花蕾表面を画像解析することで花蕾の大きさと品質を判定することとした。具体的には、深層学習を用いた画像の領域分割手法であるMask R-CNN⁶⁾を用いた。あらかじめ用意した512枚のブロッコリー画像から花蕾領域を学習させ、画像から抽出した花蕾領域の最小外接円の直径を求めて大きさを区分した。品質判定については、画像分類AIモデルの一つであるResNeXt⁷⁾を用いて行った。今回協力いただいたブロッコリー加工事業者では、品質を秀・優・規格外の3つに分類（図5）していたことから、各等級のブロッコリーを撮影して品質判定の学習モデルを作成した（図6）。



図5 ブロッコリーの品質分類



図6 ブロッコリーの撮像試験

AIを用いて花蕾を自動抽出した例を図7に示す。葉を除く花蕾領域のみを正しく抽出していることがわかる。抽出した花蕾領域を用いてブロッコリーの大きさをM・L・2Lサイズの3区分で評価した結果、Mサイズの正答率は87.5%、Lサイズは80.0%、2Lサイズは87.5%の結果となった（n=60）。また、自動品質判定の結果、秀の正答率は95.4%、優は55.7%、規格外は83.3%となった（n=301）。これらの正答率は別のデータセットについても同様の傾向であった。自動品質判定の結果は、優の正答率が突出して低くなっている、人が優と判断したものをAIが秀と誤判定したために正答率が下がっていた（表1）。AIが秀と誤判定した優のブロッコリーを確認したところ、いずれも秀と判定して問題ない品質であった。このことから、誤判定の原因はAIのみにあるのではなく、人の判定基準のバラツキが原因であることがわかった。また、AIは秀・優のブロッコリーを規格外と誤判定することはなかったが、規格外のブロッコリーを秀または優と誤判定する場合があった。これは腐敗などの異常が花蕾内部や茎にあるブロッコリーであった。花蕾表面を撮影した画像を用いて品質判定する本手法は内部異常を検出できない。そのため内部異常を検出するためには別の計測手法を用いる必要がある。

なお、今回協力いただいた加工事業者においては、内部異

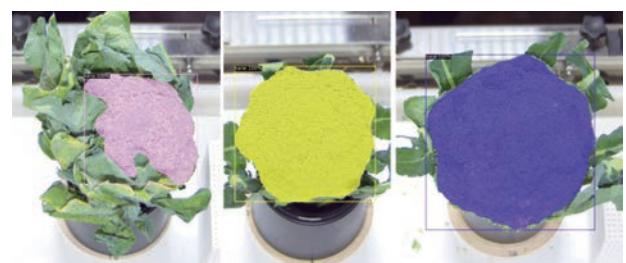


図7 ブロッコリーの花蕾抽出

表1 ブロッコリーの自動品質判定結果

		人の判断		
		秀	優	規格外
AIの判断	秀	83	31	7
	優	4	39	17
	規格外	0	0	120

異常が表面に無い場合に見落とす
(内部に腐敗があるなど)

良品を規格外と間違える事は無い

優の判断が作業員ごとに異なる

常は人が判定することや現状の正答率は許容されるとの判断もあり、開発した自動品質検査手法は実用上問題ないことを確認したが、引き続き正答率の向上を目指す。

2.2 ブロッコリーの自動品質検査手法の実証試験

前節で開発したブロッコリーの自動品質検査手法を搭載したブロッコリー自動品質検査装置を試作した（図8）。コンベアー上に外側に向かって転倒可能なブロッコリーを保持するカップを複数配置し、コンベアーは毎秒0.5個のブロッコリーが撮影可能な搬送速度とした。茎を差し込む形でブロッコリーをカップへ載せ、自動品質検査の結果に従って等級ごとの排出エリアでカップを外側へ転倒させることでブロッコリーを選別する機構となっている。協力いただいたブロッコリー加工事業者の工場で試作機の実証試験を行った結果、自動品質検査装置の処理速度は箱詰め作業に対して十分早く、1台の検査装置で複数の検査ラインに対応可能であることを確認した。

ブロッコリー加工工程では、品質検査と茎葉などの不要部除去作業を一人の作業員が行っているため、その省人化のためには品質検査に加えて不要部の除去作業も併せて自動化す



図8 ブロッコリー自動品質検査装置の試作機



図9 開発中のブロッコリー自動検査茎葉除去装置

る必要がある。そこで現在民間企業と共にブロッコリーの自動品質検査機能を持つ茎葉除去装置の開発を進めている（図9）。本装置を用いることで、現状6名の熟練作業員が行っているブロッコリーの品質検査および不要部除去作業について、初心者の作業員2名で置き換えることを見込んでいる。すなわち60%の人員削減が可能であり、かつ初心者でも作業へ従事することが可能となることから、ブロッコリー加工事業者の生産性向上および人材確保の安定化が期待される。

3. 馬鈴しょ

3.1 馬鈴しょの自動品質検査手法の開発

馬鈴しょは北海道の生産量が国内生産の約8割を占めている本道を代表する農作物のひとつであり、年間生産量は190万t前後となっている。道内各地域で生産されており、生産量の約3割は生食用として出荷されている。生食用馬鈴しょは選果場において全数目視で選別作業を行っており、多くの人手を要している。今回協力いただいた馬鈴しょ選果場には選果ラインが3つあり、一次選別工程には2名、二次選別工程（図10）には6名の作業員が従事するなど、選別工程の作業員数が最も多くなっている。近年、労働者の高齢化や人手不足から熟練作業員を雇用することが困難になってきており、その省人化が喫緊の課題となっている。

馬鈴しょの選別工程では、ローラーコンベア上に馬鈴しょが回転しながら毎秒0.1m程度の速度で搬送されており、作業員が目視で欠陥のある馬鈴しょを抜き取っている。そこで、選果ラインの直上にカメラを設置して馬鈴しょ画像を撮影し、画像解析することで自動品質検査を行うこととした（図11）。まず、画像から個々の馬鈴しょを抽出するため、ブロッコリーの花蕾検出と同様にMask R-CNNを用いて馬鈴しょ領域を学習させて個体抽出を行った（図12）。一枚の画像から馬鈴しょを抽出したときの正答率は約98%であったが、画像は毎秒3枚の速度で連続撮影しており、前後の画像を用いることで全ての馬鈴しょを抽出可能であった。

次に、欠陥のある馬鈴しょを検出するため抽出画像を拡大



図10 馬鈴しょ選果場の品質選別ライン



図11 馬鈴しょの撮像と規格外品の抽出



図12 AIを用いた馬鈴しょ抽出

し、Mask R-CNNを用いて画像分類を行った。欠陥のある馬鈴しょをAIに学習させるため、選果ラインの直上に設置したカメラで撮像した馬鈴しょ画像と、熟練作業員の不良品ピックアップ作業から欠陥のある馬鈴しょを確認した。そして、その確認時刻より前の時系列画像からその欠陥のある馬鈴しょを選択して学習させることで欠陥検出の学習モデルを作成した。馬鈴しょの欠陥は変色、病変、腐敗、裂開、キズ、変形など多岐にわたる（図13）。

協力いただいた馬鈴しょ選果場において、主力品種である男爵を対象として、開発した欠陥検出手法の精度検証を行った。学習データとして欠陥のある馬鈴しょ100個を用い、ロー

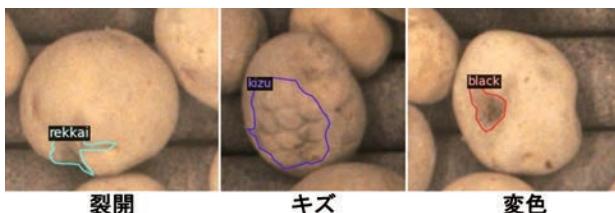


図13 馬鈴しょの欠陥例

ラーコンベアで回転して向きが異なるものを含めて244枚の画像から欠陥検出の学習モデルを作成した。検証データは欠陥のある馬鈴しょ84個を対象とし、学習データと同様に向きが異なるものを含めて313枚の画像とした。作成した学習モデルを用いて検証データの欠陥検出を行った結果、正答率は76.0%となった。自動検出した欠陥の例を図14に示す。開発した馬鈴しょの自動品質評価手法を選果場に導入するにあたり、この正答率の妥当性について引き続き検証が必要である。

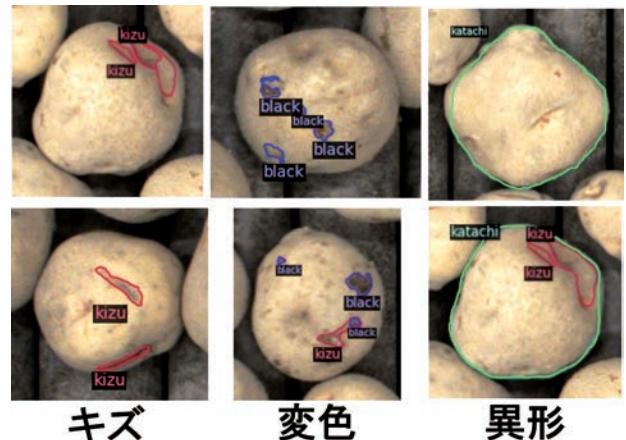


図14 馬鈴しょの欠陥検出結果

3.2 馬鈴しょの自動品質検査手法の実証試験

前節で開発した馬鈴しょの自動品質検査手法を搭載した欠陥馬鈴しょの自動指示装置を試作した（図15）。馬鈴しょ選果ラインの上方に設置したカメラの横にプロジェクターを設置し、自動品質検査手法で検出した欠陥のある馬鈴しょをプロジェクションマッピングで光を照射してその位置を作業者へ指示する仕組みである。協力いただいた馬鈴しょ選果場においてその視認性を確認した結果、プロジェクションマッピングにより欠陥のある馬鈴しょを選択して指示可能であることを確認した（図15右）。なお、今回の実証試験においては操業中にプロジェクターを稼働できなかったため、プロジェクションマッピングによる欠陥指示の有効性などについて十分な検証は出来なかつたが、引き続き実証試験に取り組む予定である。

図16は欠陥馬鈴しょの検出例で、丸いマークが付いた馬鈴しょが自動品質検査により欠陥馬鈴しょとされたものである。そして、選果場担当者に実証試験の結果を提示してヒアリングしたところ、現状の二次選果の作業員を6名から4名に削減可能である見通しを得られた。また、開発した自動品質検査手法を馬鈴しょ選果ラインに適用することにより、ベテラン作業員ではなくても選果作業に従事可能となることから、馬鈴しょ選果場の生産性向上および人材確保の安定性が期待される。



図15 欠陥馬鈴しょの自動指示装置

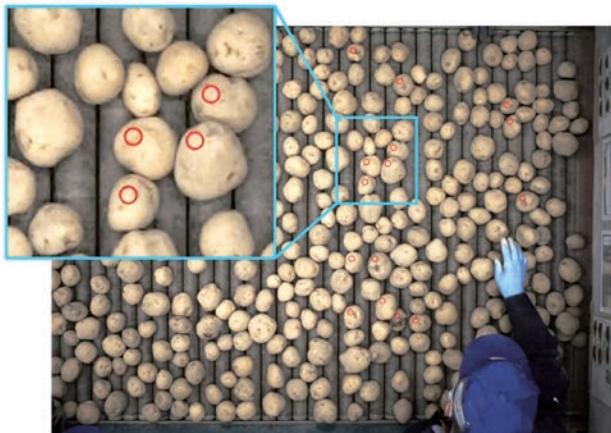


図16 欠陥馬鈴しょの検出例

4. てん菜

4.1 てん菜の自動品質検査手法の開発

製糖工場では原料となるてん菜を生産者から引き取る際、生産者立ち会いのもとで受渡査定を行っている（図17）。受渡査定では夾雑物（土塊、石、腐敗したてん菜など）の混入重量、タップ率（製糖に適さない茎葉冠部の割合）、てん菜に付着した土砂の割合を全数目視で確認し、取引対象外となる部分（図18）の重量を推定しているが、目視確認作業には熟練技術が必要である。加えて、立ち会う生産者の負担も大きいことから、当場では令和元年から製糖工場における受渡査定および立ち会い業務の省力化に関する技術開発に取り組んできた。

これまでに開発したてん菜取引対象外重量の推定技術では、屋内の査定場で撮影したてん菜を対象として一定の検出精度が得られている（表2）。しかし、製糖工場の受渡査定場所は屋外に設置されていることが多いため、時間帯や天候などの影響により撮像環境は明るさの変化が大きくなる。特に強い日差しにより画像の一部に白飛びが生じ、てん菜の輪

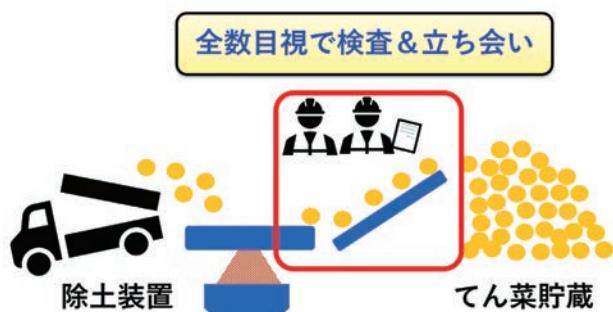


図17 てん菜受渡査定における検査と立ち会い



図18 てん菜の取引対象外部分

郭抽出が困難となる場合がある（図19）。そこで屋外環境での撮影においては、カメラのシャッタースピードなどを自動調整することで明るさの補正を行った。その結果、てん菜抽出の正答率は93.5%となった。てん菜の輪郭形状から推定するタップ率は、てん菜を搬入する運搬トラック一台分の平均値が推定できればよい。そのため、てん菜抽出の正答率が90%以上であれば実用上問題はないと考える。

4.2 てん菜受渡モニタリング装置の開発

てん菜の受渡査定では生産者がすべての受渡ラインに立ち会う必要がある上、製糖工場内の各受渡査定場所も離れた距離に散在している。そのため、立ち会い業務を担う生産者の

表2 てん菜取引対象外重量の推定

査定項目	冠部	検出精度
タップ率	糖分含有量が少ない 冠部の重量割合	形状による判定 誤差：±1ポイント以内
付着土砂率	表面に付着した 土砂の重量割合	EfficientNetによる判別 付着土砂有無の 判別率：81%
石重量	混入した石 の総重量	Mask R-CNNによる検出 検出率：58%
腐敗根重量	腐敗したてん菜 の総重量	ResNetによる判別 判別率：81.4%

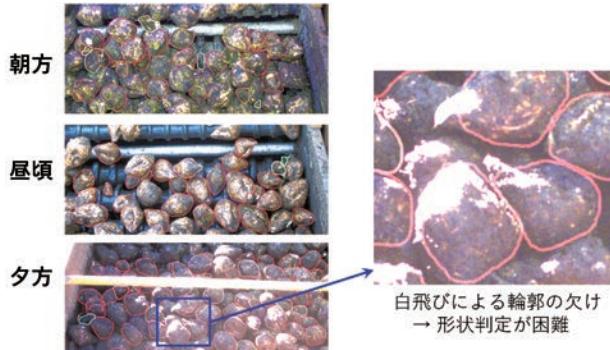


図19 屋外受渡査定における撮影画像

負担は大きい。加えて、道内各地のてん菜作付け場から遠距離にある製糖工場まで移動する必要があることから拘束時間も長い（図20）。そこで、前節で開発したてん菜の取引対象外部分の重量推定手法による推定結果と、運搬トラックの識別番号、受渡査定時のてん菜画像などの生産管理情報を自動取得し、遠隔地からリアルタイムでそれらを確認可能なてん菜受渡モニタリング装置を開発した（図21）。

てん菜を搬入する運搬トラックには固有の識別番号が与えられており、受渡査定の際は荷台後方に掲示された識別番号プレートを目視で確認して生産管理台帳に記入している。そこでトラックの識別番号を自動取得するため、荷台のプレートが撮影可能な位置にカメラを設置した（図21左上）。そして画像データに写る文字列部分を認識するAI-OCR（AI Optical Character Recognition）を用いることで、撮影したプレート画像からトラックの識別番号を取得した。

また、モニタリング用カメラ（図21右上）を設置して受渡査定時のてん菜画像を取得し、遠隔地でリアルタイムに映像

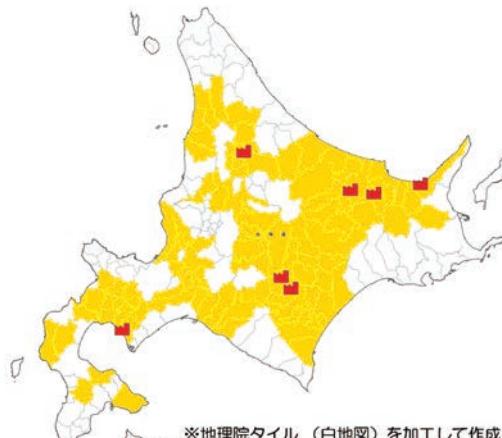


図20 てん菜作付市町村（黄色）と製糖工場（赤）

が確認できるよう、動画の画質を維持しつつデータ量を圧縮可能なHEVC（High Efficiency Video Coding/別名H.265）を用いてデータ化した。

さらに、重量推定用カメラ（図21中上）を用いててん菜の推定タップ率などから取引対象外重量を推定し、トラックの識別番号などをまとめて生産管理情報として取得する。そして生産管理情報を携帯電話網を介してクラウドサーバーへアップロードするソフトウェアをモニタリング装置に実装した。動作試験の結果、てん菜受渡モニタリング装置が接続するクラウドサーバーにWebブラウザを用いてアクセスすることで、てん菜の受渡査定時の生産管理情報をリアルタイムに確認可能となった（図22）。

複数のてん菜生産者団体の受渡査定において開発したモニタリング装置のデモンストレーションを行い、立ち会い業務における実用性についてヒアリングした結果、良好な評価が



図21 てん菜受渡モニタリング装置

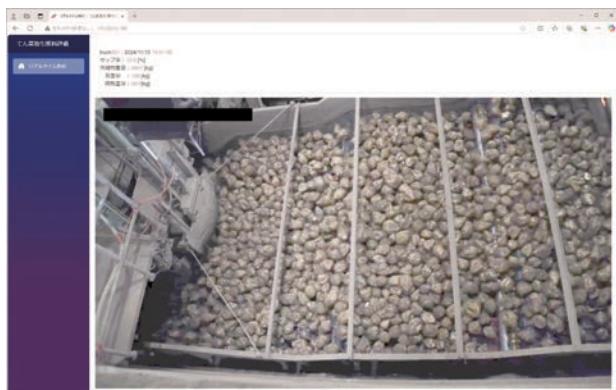


図22 Webブラウザによる生産管理情報のリアルタイム取得

得られた。さらに本装置を利用することで、一人で複数の受渡査定ラインの立ち会い業務に対応可能であることを確認した。また、開発した装置を製糖工場に設置して長期運用した結果、商用電源を用いて稼働させた場合では2ヶ月間の安定稼働を確認した。しかし、産業用発電機を用いて稼働させた場合はモニタリング中のてん菜動画にノイズが生じるなど、長期間の安定稼働に課題が残された。

以上のことから、てん菜生産者が遠隔地の製糖工場で行う受渡査定の立ち会い業務について、生産者が最寄りの農協事務所などでモニタリング画面と生産管理情報を確認しながら実施することが可能となった。図20の各市町村の代表地点から最寄りの製糖工場までの移動時間は平均して約70分かかるが、てん菜生産者から最寄りの農協事務所までは30分以内で移動可能であることから、各市町村の生産者数から試算した結果、製糖工場まで移動する現状と比べて移動時間を44%削減可能であることがわかった。

なお、本モニタリング装置を活用することで複数の受渡査定ラインへの同時立ち会いが可能となる。このことを考慮すると生産管理工数の50%以上削減が期待できる。

5. おわりに

本研究では、農産物を対象とした自動品質検査手法を開発し、ブロッコリーの大きさおよび品質の自動判定、欠陥のある馬鈴しょの自動検出、てん菜の受渡査定における生産管理情報の自動取得を行う装置を開発した。さらに、それぞれの農作物について実証試験を行った結果、てん菜については、受渡査定における立ち会い業務に開発したモニタリング装置を導入することで、生産者の移動時間を44%削減し、複数ラインで同時に立ち会い業務が可能となるなど、生産管理にかかる工数削減の見通しを得た。ブロッコリーについては、開発した自動品質検査手法を茎葉除去装置に組み込むことで60%の人員削減が可能となり、また、馬鈴しょについては、選果工程1ラインあたり33%の人員削減が可能となる見通し

を得た。なお、ブロッコリーおよび馬鈴しょの品質検査工程に開発した手法を導入することで熟練作業員ではなくても作業に従事可能となることから、食品加工現場における安定した人材確保が期待できる。

今後は、本研究で残された課題を解決するとともに、各農作物で開発した自動品質検査手法の性能向上を図り、民間企業との共同研究などを通じて実用化を進めていく。

引用文献

- 1) 北海道、「令和3年経済センサス-活動調査 産業横断的集計結果（確報）」, 令和5年7月28日, https://www.pref.hokkaido.lg.jp/ss/tuk/003ecc/03ks-katsudou_kakuhou_mokuji.html
- 2) 経済産業省北海道経済産業局、「食料品製造業へのロボット導入の促進に関する調査報告書」, 平成30年4月17日, <https://warp.da.ndl.go.jp/info:ndljp/pid/12232105/www.hkd.meti.go.jp/hokis/20180417/index.htm>
- 3) 飯島俊匡・岡崎伸哉 他, 北海道立総合研究機構工業試験場報告 No.320, pp.103-106, (2021)
- 4) 木間稔規・岡崎伸哉 他, 北海道立総合研究機構工業試験場報告 No.321, pp.9-15, (2022)
- 5) 飯島俊匡・藤澤怜央 他, 北海道立総合研究機構工業試験場報告 No.322, pp.1-8, (2023)
- 6) Kaiming He, Georgia Gkioxari, et al., “Mask R-CNN”, CV, (2017)
- 7) Saining Xie, Ross Girshick, et al., “Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks”, CV, (2017)