◇◇◇◇ 技術論文 ◇◇◇◇

缶詰製造工程の定量充填作業に資する
ロボットシステム（試作モデル）開発三好 扶^{1,†}, 佐藤秀太², 佐々木誠¹, 明石卓也¹, 小笠原正勝³, 津田保之³¹ 岩手大学理工学部附属ソフトパス理工学総合研究センター,² 岩手大学大学院工学研究科, ³ 株式会社津田商店Construction of a Novel Robot System for Fixed Can-Filling Works
in Fishery ProcessingTasuku MIYOSHI^{1,†}, Shuta SATO², Takuya AKASHI¹, Makoto SASAKI¹,
Masakatsu OGASAWARA³, Yasuyuki TSUDA³¹ Soft-Path Engineering Research Center (SPERC), Faculty of Science and Engineering, Iwate University,
4-3-5 Ueda, Morioka-city, Iwate 020-8551, Japan,² Graduate School of Engineering, Iwate University, 4-3-5 Ueda, Morioka-city, Iwate 020-8551, Japan,³ Tsuda Shouten Co., Ltd., 10-30-1 Unozumai-cho, Kamaishi-city, Iwate 026-0301, Japan

The goal of this study is to construct a novel robot system for constant quantity filling cans (fixed can-filling task) in fish-processing plants. In this paper, we will demonstrate first a novel algorithm for the proper combination of a grilled fillet's body and tail part as defined by the combined weight. As a result, the discrimination of experienced workers based only on combinations of visual information produced a correct answer rate of approximately 50%; the correct answer rate rose to about 90% when the sensation of weight obtained by grasping the grilled fillets could be used. On the other hand, a rate of approximately 95% correct answers was obtained by the proper combination algorithm based on the proposed three-dimensional feature that could quantify grilled fillets. Secondly, we will demonstrate the experimental verification of our novel robot system to select a pair of grilled fillet's body and tail parts using the proper combination algorithm. This robot system consists of three linear-motion sliders in the X-Y-Z direction with a customized hand mechanism based on SWITL technology. As a result, our novel robot system for fixed can-filling task requires approximately 30 sec for picking up and transporting a pair of grilled fillets to the can. The system had 75% working accuracy despite skilled workers scoring 90%. Although the proposed robot system should improve the working accuracy and its speed of movement, these results suggest that our novel robot system for fixed can-filling task by installing the proper combination discrimination algorithm could replace the work of skilled workers in fixed can-filling.

Keywords: Fixed can-filling task, Bagged tree, Three-dimensional specifications for grilled fillets, Proper combination judgement algorithm, Robot system

1. 緒 言

平成 28 年度の農林水産省による水産加工統計調査 [i] では、食用加工品の生産量は 163 万 347 トンとなっている。この統計調査には水産加工のうち缶詰製品は含まれておらず、その生産量は日本缶詰びん詰レトルト

食品協会による統計調査 [ii] によると平成 28 年は水産缶詰全体で 10 万 1,665 トンとなっており、両統計調査結果を合わせると缶詰を含めた食品加工品合計は 173 万 2,012 トンとなる。例えばサンマは比較的小型のものが多く、かつ鮮度落ちが早いことから、冷凍・加工品（缶詰を含む）にして保存、流通されることが多い。このうち、サンマ蒲焼缶詰に限るとその生産量は 6,061 トンとなり、全体の 0.35% を占めている。

サンマは身質が弱く、とくに加熱後において身崩れが起きやすいことから、加工作業や出荷における包装作業などは労働集約型の産業となっている。総務省に

(受付 2018 年 3 月 13 日, 受理 2018 年 7 月 12 日)

1 〒020-8551 岩手県盛岡市上田 4-3-5

2 〒020-8551 岩手県盛岡市上田 4-3-5

3 〒026-0301 岩手県釜石市鶴住居町 10-30-1

† Fax: 019-621-6357, E-mail: tmiyoshi@iwate-u.ac.jp

よると2020年から2030年の10年間で生産人口は7.74%の減少が予測されている[iii]。このため人手不足、後継者不足が顕在化している昨今では、労働集約型産業での人材確保が困難となり、ロボットシステムによる人手不足解消が喫緊の課題となっている。例えば、ある事業者におけるサンマ蒲焼缶詰製造工程に着目すると、現在は管理業務者を含めて全行程で40名を要している。生産人口減少率をサンマ蒲焼缶詰製造工程に当てはめると3.1人の減少が見込まれるが、事業所の地域性を考慮するとその減少数はさらに大きくなると予想される。このため、この事業所ではサンマ蒲焼缶詰製造工程の完全自動化を目指すこととし、その第1歩として全作業工程総時間数の約30%を占め、人手に依存している定量充填作業に焦点をあて、そのロボットシステム化により10名の作業人数削減目標を立てている。

水産加工品のうちサンマ蒲焼のような焼成切身は柔軟、不定形、かつ画像的特徴量が個々で異なっており、缶詰製造工程における定量充填作業は作業者の経験が製造効率を決定づける。したがって、作業者が実際に行っている作業内容である、ベルトコンベアを流れる不規則に並べられた焼成切身から腹部・尾部といった部位の判別、大きさに関する情報、および缶へ充填する焼成切身を把持した際の重量感覚を統合した、焼成切身の総重量の正誤判別をロボットシステムに代替する必要がある。つまり、作業者の経験に依存した焼成切身の総重量の正誤判別（適正組合せ判別）を達成しなければならない。そこで本研究では、作業者の経験に依存した焼成切身の総重量の正誤判別（適正組合せ判別）が可能となるアルゴリズムを開発し、このアルゴリズムを実装した「定量充填作業用ロボットシステム」の試作機を構築し、実際に焼成切身の適正な組み合わせ判別からピックアップ、搬送、および缶への投入の達成が可能か否かを実験的に検証することを目的とする。

2. 作業者による定量充填作業

2.1 定量充填作業の工程分析

外観を残したまま焼成切身を容器に詰める、いわゆる定量充填作業は非常に繊細な作業の1つである。Fig. 1にサンマ蒲焼缶詰製造ラインにおける缶への焼成切身充填工程の作業状況を示す。焼成工程では切身（腹部、尾部）を表皮側がコンベア側となるように並べ、コンベア下面より焼成する。したがって、焼成工程後の切身はコンベア上を身が上向きに流れており、コンベアの両脇に位置する作業者が焼成切身をピックアップし、缶へ充填する。このとき焼成切身は腹部と尾部（Fig. 2A）が混在して流れるが、缶へ充填する際に以下のよう

Fig. 1 Fixed can-filling operation. Workers are (1) partially discriminating between parts of grilled fillets, such as body parts and tail parts, (2) visually observing size, (3) determining the proper combination of fillets, and (4) picking up and transporting to the can.

Fig. 2 Flow of fixed can-filling task: (A) filling target fillets, (B) reversing the tail part and filling, (C) filling the body part on the reversed tail part.

(1) 缶へ充填する焼成切身は、腹部、尾部を原則1対とする、(2) 腹部、尾部の総重量が70~94 [g] 以内となるよう充填する、(3) 尾部が缶の下部かつ身が缶底、表皮が上向きとなるように反転して充填する（Fig. 2B）、(4) 先に充填された尾部表皮に腹部表皮が接触する向きで、腹部を充填する（Fig. 2C）。

したがって焼成切身を充填する際、製造ラインでの作業には、焼成切身の腹部、尾部の部位判別、充填対象となる1対の焼成切身腹部および尾部が規定重量を満たすような適正な組み合わせを推定、充填順番の判断、および焼成切身の把持・搬送が求められる。また、充填した焼成切身総重量の正誤判別により、過不足のある缶は再充填作業が必要となり作業コストが増大する。なお、この定量充填作業はサンマ蒲焼缶詰製造工程総時間の30%を占める作業工程でありボトルネックとなっている。

2.2 作業による組み合わせ判別正答率評価実験

実際のサンマ蒲焼缶詰製造工程における定量充填作業に従事する作業員の視覚情報のみによる組み合わせ判別の正答率を算出した。作業員2名が、Fig. 3に示すように、テーブルに並べられたナンバリングの済んでいる焼成切身腹部80片に対し、記帳台に載せられた焼成切身尾部との1対の組み合わせを、腹部ピースを把持することなく視覚情報のみで規定重量範囲であるかを判別した。規定重量範囲内か否かは「超過」、「適切」、「軽量」の3段階によって評価し、これをナンバリングの済んでいる焼成切身尾部80片すべてについて実施した。全試行後、使用した各焼成切身の重量を計量し、作業員の視覚情報のみによる組み合わせ判別正答率を算出した。

実験の結果、作業員2名の視覚情報のみによる組み合わせ判別正答率はそれぞれ50.6%、55.4%であった。一方、ヒアリング調査によるとこの作業員らと共に定量充填作業に従事する作業員全員の重量感覚を併せた判別正答率は90%程度であった。したがって、定量充填作業用ロボットシステムに実装する焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズムの達成すべき判別正答率は最低でも90%以上となった。

3. 焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズム

3.1 構築するアルゴリズム概要

ヒトの学習機能を理解し、これを模した人工知能・機械学習の進歩が目覚ましい[1]。事実、機械学習が実際にロボットマニピュレータに実装され、複雑形状部品操作タスクにおいて、画像情報から把持された際の部品の姿勢、あるいは当該部品の理想的な把持位置と実際の把持位置との誤差をロボットに認識させることで正確な部品操作が可能となっている[2]。このことから、作業員が焼成切身の適正な組み合わせ判別を行う際に視覚情報として得る焼成切身の大きさ情報に着目し、適正な組み合わせ判別アルゴリズム構築は焼成切身の3次元特徴量による機械学習を用いることとした。本ア

Fig. 3 Experienced workers judging the proper combination.

ルゴリズムは缶へ充填する焼成切身の適正な組合せの条件(2.1)に基づき、焼成切身の組合せの教師データ(正解データ)を作成し、作成した教師データを分類学習器に学習させる教師あり学習(教師付き学習)[3,4]を用いた。

3.2 焼成切身の3次元形状計測による特徴量抽出

焼成切身の3次元特徴量は3次元計測器(3次元形状計測システム、(株)松浦電弘社)を用い、身に欠損のない焼成切身腹部115ピース、尾部133ピースから教師データを作成した。焼成切身の3次元形状計測環境をFig. 4に示す。3次元計測器はベルトコンベア上を基準平面とし、基準平面から918 mmに設置し、幅500 mm×奥行500 mm×高さ50 mmの計測範囲を幅440 pixel×奥行440 pixelの画像サイズで計測した。なお、3次元計測器の高さ計測分解能は0.1 mmである。

Fig. 5Aに示すように、計測された焼成切身は2次元配列内に高さ情報が格納されたカラーコンターマップとして取得した。焼成切身の3次元特徴量を抽出するために、3次元特徴量抽出用画像処理プログラムをMATLAB2016b(The Mathworks Inc.)にて構築した。本画像処理プログラムは、取得したカラーコンターマップに対して以下の手順を通して、焼成切身各ピースの平均高さ、水平投影面積、体積(平均高さ×水平投影面積)および各ピースの中心位置座標を算出した(Fig. 5B)：(1) 試行錯誤的に高さ方向の上限値20 mm、下限値3 mmと決定し、画像中のノイズを除去する、(2) 二値化後、焼成切身の領域を抽出する(閾値1200 pixel)、(3) 各焼成切身の領域補間のため、モルフォロジークローズ処理(半径3 pixel)を行い、(4) 各焼成切身の外郭境界座標のうち、 x 座標が小さい領域から順にナンバリングし、(5) 各焼成切身の領域内ピクセル数と中心

Fig. 4 The 3D measurement equipment relative to the belt conveyor.

(A)

(B)

Fig. 5 (A) An example of the measurement data produced by 3D measurement, (B) 3D specifications in each piece (average height, projected horizontal area, and volume).

座標を導出し, (6) 各焼成切身の平均高さ Mh_i [mm], 水平投影面積 A_i [mm²], 体積 V_i [mm³] を導出する,

$$Mh_i = Th_i / Pn_i \quad (1)$$

$$A_i = 500^2 \times (Pn_i) / 440^2 \quad (2)$$

$$V_i = Mh_i \times A_i \quad (3)$$

ただし, Th_i は各焼成切身領域の高さの和, Pn_i は各焼成切身領域のピクセル数, i は各焼成切身領域のナンバーとする.

3.3 教師データ作成

分類学習器に使用する教師データとして, 各焼成切身から得られた 3 次元特徴量の組合せに対して教師ラベルを付与した. このとき, 分類学習器の汎化能力向上のため, 缶へ充填する焼成切身の組合せの誤答例も学習させることとした. 教師ラベルは 1 対の焼成切身的特徴量の組合せに対し, 以下に示す条件に基づいて付与した: 「ラベル 0」焼成切身の組合せが腹部と腹部

または尾部と尾部の組合せ, 「ラベル 1」焼成切身の組合せが腹部と尾部の組合せかつ組合せの総重量が既定重量範囲内 (69g 以上 94g 未満), 「ラベル 2」焼成切身の組合せが腹部と尾部の組合せかつ組合せの総重量が既定重量以下 (69g 未満), 「ラベル 3」焼成切身の組合せが腹部と尾部の組合せかつ組合せの総重量が既定重量以上 (94g 以上). なお, 各焼成切身の重量は計量器を用いて計測し, 教師データは焼成切身の腹部 (115 ピース) および尾部 (133 ピース) の計 248 ピースの標本データから, 総当たりデータ 61504 (=248²) 数の組合せに対して作成した. 使用した焼成切身の面積と重量の関係を図 6A に, 面積と高さの関係を図 6B に, 体積と重量の関係を図 6C にそれぞれ示す.

3.4 焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズムによる判別正答率評価実験

機械学習による焼成切身の適正な組み合わせ判別アル

Fig. 6 Three dimensional specifications of grilled fillets for teaching data: (A) relationship between the area and weight of each fillet, (B) relationship between the area and height of each fillet, and (C) relationship between the volume and weight of each fillet.

ゴリズムの判別正答率と、作業者の焼成切身組み合わせ判別による判別正答率を比較することで、本アルゴリズムの有用性を検討する。3.3で作成した教師データはMATLAB2016b Application Classification Learnerに含まれるすべての分類学習器に与えて学習させて結果を比較し、焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズムを選別する。ここで、事業者へのヒアリングの結果、受注状況や季節によって定量充填対象となる魚種が異なることがわかっている。つまり、定量充填作業用ロボットシステムに実装する適正な組み合わせ判別アルゴリズムは、サンマ蒲焼缶詰製造工程だけに特化することなく様々な魚種や製品に対応できるような汎用性が求められる。そこで、今後の研究課題ではあるが、他魚種などへの展開も考慮し、各分類学習器の詳細設定パラメータをチューニングせずにMATLAB2016bの初期値とした。焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズムは、交差検証によって判別率が最も高い分類学習器を採用する。交差検証は、分類学習器の学習の際に入力する教師データを分割し、分割した教師データの一部を分類学習器の学習に使用して、残りの部分で学習後の学習器の評価を行う手法[5]であり、得られた混合行列の対角成分の和から判別率の比較が可能となる。交差検証の分割数は5分割とした。

Table 1に各分類学習器を用いて構築した判別アルゴリズムの判別率を示す。また、最も高い判別率となった分類学習器の混合行列をFig. 7に示す。Table1よりBagged Trees(バギング決定木)判別率が94.6%となり、その他の分類学習器と比較して最も高い判別率となることが確認された。バギング決定木の判別率についてFig. 7に示す混合行列は94.6%の内訳を表すが、「ラベル0」は焼成切身の組み合わせの内、腹部と腹部、または尾部と尾部の組み合わせであり、これは全体の組み合わせの半分となることから50.2%は妥当な結果である。また、「ラベル2：焼成切身の組合せが腹部と尾部の組合せかつ組合せの総重量が既定重量未満」の混合行列の結果(23.6%)から、今回用いた焼成切身は小さいものが多いとわかる。これは「ラベル3：焼成切身の組合せが腹部と尾部の組合せかつ組合せの総重量が既定重量以上」の混合行列の結果からも自明である。以上から、バギング決定木を本研究における焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズムとして採用した。

また、2.2での作業者の試験と同一の焼成切身を供試して、3.3と同じ手順に従い、計量器で測定した重量データを用いた教師データを作成し、バギング決定木による組み合わせ判別正答率を算出した結果は98.0%(Fig. 8)を得た。なお、使用した焼成切身の面積と重量の関係をFig. 9Aに、面積と高さの関係をFig. 9Bに、体積と重量の関係をFig. 9Cにそれぞれ示す。この結果から、バギング決定木による判別正答率は重量感覚を併せた

Table 1 Discrimination rate of each learner type.

Type of learner	Discrimination rate(%)
Linear discriminant	39.8
Linear SVM	50.3
Quadratic SVM	76.5
Cubic SVM	64.7
Fine Gaussian SVM	83.8
Medium Gaussian SVM	81.0
Coarse Gaussian SVM	79.4
Fine KNN	83.6
Medium KNN	84.3
Coarse KNN	81.4
Cosine KNN	80.8
Cubic KNN	83.3
Weighted KNN	84.6
Boosted Trees	82.6
Bagged Trees	94.6
Subspace Discriminant	49.2
Subspace KNN	80.0
RUSBoost Trees	38.2
Complex Tree	85.3
Medium Tree	81.3
Simple Tree	65.9

True label	0	1	2	
	30875 50.2%	13 0.0%	26 0.0%	
	19 0.0%	12794 20.8%	1629 2.6%	
	29 0.0%	1593 2.6%	14524 23.6%	
3		2 0.0%		
	0	1	2	3
	Predicted label			

Fig. 7 Confusion matrix of the algorithm using bagged trees.

作業者による組み合わせ判別正答率(90%)を上回る結果となった。

4. システム統合による定量充填作業用ロボットシステムの試作機開発

4.1 定量充填作業用ロボットシステム概要

本ロボットシステムは、現在の作業工程における充填ルール(2.1)に従った定量充填作業を達成すること

True label	Predicted label			
	0	1	2	3
0	12797 50.0%	3 0.0%		
1	3 0.0%	10519 41.1%	192 0.8%	8 0.0%
2		284 1.1%	1758 6.9%	
3		30 0.1%		6 0.0%

Fig. 8 Confusion matrix for comparing rates of discriminant correct answers determined in a proper combination discrimination experiment by workers.

Fig. 9 Three-dimensional specifications of grilled fillets used in a proper combination discrimination experiment by workers: (A) relationship between the area and weight of each fillet, (B) relationship between the area and height of each fillet, and (C) relationship between the volume and weight of each fillet.

を目的とし、焼成切身の3次元特徴量を計測する計測器、焼成切身を把持するためのハンド部、および焼成切身を搬送するためのアーム部による構成とした。Fig. 10Aにシステム概観、Fig. 10Bに本システムの動作範囲 (X軸方向: 1000 mm, Y軸方向: 500 mm, Z軸方向: 300 mm) を示す。

4.2 ロボットハンド部

身質が固く、またサイズが大きいものは3本指などのロボットハンドによるピックアップが可能である。しかしながら、身質が柔らかく、サイズが小さい場合などは対象物の把持が極めて困難であり [6], 本研究で対象とする焼成切身は身質が極めて柔らかく、形状、

Fig. 10 (A) Overview of a novel robot system for equipment filling fixed cans, (B) work area and belt conveyor arrangement. Operating range was set at 1000 mm for X axis, 500 mm for Y axis, and 300 mm for Z axis.

サイズともに不定である。このため、対象物の外観を崩さず把持および搬送を可能にするロボットハンドが必須といえ、実用的なロボットハンドとしては非接触パッド（株式会社妙徳）[iv-v]あるいはSWITL技術（古川機工株式会社）[vi]を用いることが有用である。本研究ではハンドスイットル（古川機工株式会社）[vi]を改良しロボットアーム先端部に実装した（Fig. 11）。

4.3 ロボットアーム部

ベルトコンベア上に並べられた焼成切身を所定の位置へ搬送するため、本研究では直交座標型ロボット構成をとった。Fig. 10Bに示すグローバル座標系に対し、各軸方向の動作は直動型電動アクチュエータ（X軸：LEFS32B-1000B（アクチュエータ）、LECPAND-LEFS32B-1000（ドライバ）；Y軸：LEFS40RB-800B（アクチュエータ）、LECPAND-LEFS40RB-800（ドライバ）；およびZ軸：LEFS25A-400（アクチュエータ）、LECP6N1D-LEFS25A-400（ドライバ）；すべてSMC株式会社）を用いた。

4.4 焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズムの実装とロボットシステム動作フロー

焼成切身の適正な組み合わせ判別アルゴリズムを実装したロボットシステムについて、その動作フローは以下の通りとする。なお、すべてのプログラムおよびロボットシステムの制御はLabVIEW12.0.1（National Instruments Inc.）にて開発した。

【フロー①】ベルトコンベアの計測領域に配置された複数の焼成切身について、3次元形状計測を行う。

【フロー②】計測した焼成切身の3次元特徴量および3次元計測器座標系における焼成切身の中心座標を2.3で構築した画像処理プログラムにより取得する。

【フロー③】計測された焼成切身のナンバリングを行い、その総当たりにおける3次元特徴量の組合せおよびその組合せに対応するラベルを付与した入力データを作成する。

【フロー④】③で作成した入力データを、2.5で構築し

Fig. 11 Hand system for picking up grilled fillets using SWITL.

た焼成切身の適正な組み合わせを学習済みの判別アルゴリズムに入力し、各組合せのラベル判別を行う。

【フロー⑤】④の結果より、ラベル1（規定重量内の組み合わせ）を抽出する。

【フロー⑥】⑤の結果より、各焼成切身の中心座標について、3次元計測器座標系から機体座標系への座標変換を行う。Fig. 12に三次元計測器座標系 Σ_t と機体座標系 Σ_r の関係を示す。

平行移動変換行列を $\mathbf{T}$ 、回転行列を $\mathbf{R}_z(\Psi)$ 、3次元計測器座標系における各焼成切身の中心座標を $\mathbf{P}_{ti} = [p_{txi} \ p_{tyi} \ 1]^T$ 、機体座標系における各焼成切身の中心座標を $\mathbf{P}_{ri} = [p_{rx i} \ p_{ry i} \ 1]^T$ 、③でナンバリングされた各焼成切身のナンバーを i とすると、

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\mathbf{R}_z(\Psi) = \begin{bmatrix} \cos \Psi & -\sin \Psi & 0 \\ \sin \Psi & \cos \Psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\mathbf{P}_{ri} = \mathbf{T} \mathbf{R}_z(\Psi) \mathbf{P}_{ti} \quad (3)$$

ただし、平行移動変換行列は焼成切身中心座標に対してロボットハンド部を動作させるためのオフセット値であり $t_x=498$ mm, $t_y=510$ mm, また $\Psi=\pi$ [rad]とする。

【フロー⑦】ロボットハンド部の現在座標 (x_r, y_r) と複数の焼成切身尾部との距離 $d = \sqrt{(x_r - p_{rx i})^2 + (y_r - p_{ry i})^2}$ が最小である焼成切身尾部の中心座標 $\mathbf{P}_{ri}$ をピックアップ対象と決定する。

Fig. 12 Schematic figure of the relative coordinates between the origin of the 3D measurement equipment coordinate system (Σ_t) and the origin of the robot coordinate system (Σ_r).

【フロー⑧】⑦の結果より、決定された焼成切身をピックアップ後に缶へ反転して投入するため、反転投入用ベルトコンベア (Fig. 13) 上へ搬送する。

【フロー⑨】⑧で搬送した焼成切身尾部との適正な組み合わせである焼成切身腹部をピックアップし、⑧で反転投入された焼成切身尾部の上へ搬送し投入する。

【フロー⑩】焼成切身の適正な組み合わせの数だけ⑧→⑨を繰り返す。適正な組み合わせがなくなった時点でシステムは動作終了となり、計測領域に残った焼成切身は規格外として取り扱う。その後、①へ戻る。

4.5 システム統合実験

4.5.1 実験目的

ベルトコンベア上に無作為に配置された焼成切身について、腹部、尾部の適正な組み合わせ判別アルゴリズムにもとづいた1対の焼成切身組み合わせを抽出し、これをピックアップ後に搬送、缶へ投入する定量充填作業用ロボットシステムの動作確認、およびその達成率について実験的に検証することを目的とする。

4.5.2 実験方法

教師データとして用いていない、未計測の焼成切身腹部50個、および尾部50個から無作為に3個ずつを抽出し、Fig. 14の例のようにランダムに配置した。

配置された6個について4.4の動作フローに基づき、3次元形状計測、特徴量抽出、焼成切身の適正な組み合わせ判別を経て焼成切身尾部のピックアップ、搬送、反転投入、続いて焼成切身腹部のピックアップ、搬送、缶への投入を実施する。なお、6個の配置によって作成される全組み合わせのうち、適正な組み合わせが複数ある場合はハンド部現在位置からもっとも近い尾部と、

Fig. 14 An example of the random arrangement of target fillets.

その適正な組み合わせの腹部の1対 (1試行) のみを取得し、その後は焼成切身を変更することとした。

達成率の判定は、投入された焼成切身の組み合わせが1対 (腹部1片および尾部1片) であること、組み合わせの重量が規定重量範囲 (69~94 g 未満)、およびアピランス (尾部が缶の下部に反転投入、腹部がその上に投入され、かつ腹部と尾部の表皮が接触するように投入されている) の3点とし、いずれかを満たさない場合はエラーとした。投入された1対の焼成切身の総重量は計量器を用いて評価する。以上を200缶分 (200対) の充填が完了するまで実施した。

4.5.3 実験の結果と考察

Fig. 15に定量充填作業用ロボットシステムの実験時における動作フローを示し、Fig. 16に投入成功例を示

Fig. 13 Reverse filling of a piece of saury tail part using a belt conveyor.

Fig. 15 Sequence of a novel robot system for filling fixed cans: (A) 3D measurement for filling target, (B) approach to the position of a tail piece, (C) picking up the tail piece, (D) moving to the belt conveyor for reversing and filling, (E) approaching the position of an optimally paired body piece, (F) picking up the body piece, and (G) moving and placing it into the can.

Fig. 16 Example of a successfully filled can: (A) reversing and filling a tail piece, and (B) placing the body piece on an optimally paired tail piece.

す。動作時間は3次元計測から配置されたすべての焼成切身に対する適正な組み合わせ判別までが30秒程度 (Fig. 15A), 1対の焼成切身の適正な組合せに対しピックアップ (Fig. 15B, C) から尾部反転投入 (Fig. 15D, E), 腹部投入 (Fig. 15F, G) までが平均33秒であった。一方、実際の現場でのヒアリング結果では、作業者の1時間当たりの製造量が平均800缶 (13.3缶/分) であることから、今後の課題となるが本システムはさらなる動作速度向上を行う必要がある。

実験の結果、焼成切身の組合せ200対について、150対の組合せは充填ルールに従った定量充填に成功し (達成率75%), 50対の組合せは失敗となった。この達成率は実際の製造現場での作業者による作業精度 (90%程度, ヒアリング結果に基づく) を下回る結果となった。失敗のうち50対中35対の組合せでは「サイズの小さい焼成切身腹部を尾部と誤識別」していた。このこと

から、焼成切身腹部、尾部の部位判別が可能となるような特微量の追加, カラー画像の併用による腹部/尾部の認識が達成率向上に必要となると示唆される。一方、残り50対中15対の組合せでは「焼成切身の組合せの総重量が既定重量範囲より軽い組合せ」となった。このことから、今回の実験において用いた焼成切身試料は全体的に小さい試料であったこと可能性が高い。実際の作業工程でのヒアリングによると、焼成切身が小さい場合は、重量調整のために尾部を2つ充填して対応することから、本研究で構築した焼成切身腹部/尾部の1対をベースとした教師データだけでは対応できない場合を想定した学習器の構築が必要になると示唆される。

4.5.4 多数の焼成切身が存在する場合の動作確認実験とその結果

4.5.3で示した達成率は、6個の焼成切身が整列された状況であり、かつ1対の適正な組み合わせ判別結果に対してロボットシステムを稼働した際に算出した結果である。本節では実際の作業現場への導入を想定し、ベルトコンベア上に複数枚 (10枚) の焼成切身を配置し、適正な組み合わせ判別結果に基づいてロボットシステムの連続動作を確認した。

この結果、連続動作は問題なく達成できたが、焼成切身が密集した箇所ではSWITLハンド部の動作によって搬送対象外の焼成切身に接触し位置がずれる (Fig. 17B-C), 搬送対象外の焼成切身上部に接触した際には

Fig. 17 Sequence of a novel fixed can-filling robot system under conditions with 10 arranged fillets: (A) initial state; (from B to C) while approaching to transport object (1), SWITL hand was in contact with object (2), which was not to be transported, and object (2) moved from the initial coordinate; (from D to E) while approaching to transport object (3), the SWITL hand got on top of object (4), which was not to be transported, and the hand cannot transport object (3) adequately. In addition, objects (4) and (5) moved from their initial coordinates.

ハンド部にて搬送対象の焼成切身を把持できず (Fig. 17D), さらに別の搬送対象外の焼成切身の位置もずらす (Fig. 17E), といった課題が表出した。したがって、今後の研究課題ではあるが実際の作業工程への導入を見据え、焼成切身がハンド部の動作を阻害しないよう焼成切身を整列する、あるいは搬送対象外の焼成切身の位置座標を変化させないように搬送対象の焼成切身をピックアップすることを達成しなければならない。

また、適正な組み合わせ判別から外れた焼成切身には、例えば「小さい焼成切身尾部2つと腹部1つによる組み合わせ」が適正な組み合わせとなる可能性も棄却できない。その他、本研究では焼成切身の3次元特徴量抽出を実施するためベルトコンベアは静止状態での計測を実施したが、製造工程では連続運転するベルトコンベア上を流れる焼成切身に対して適正な組み合わせ判別や対象物のハンドリング (ピックアップ、搬送、充填作業) を実施する必要がある。これらの点は本研究の最終目標と捉え今後の研究課題としたい。

5. 結 論

サンマ蒲焼缶詰製造工程にて定量充填作業に従事する作業者の組み合わせ判別について、各焼成切身の3次元特徴量 (平均高さ、水平投影面積、およびこれらの積として得られる体積) をベースとした教師データを用いた機械学習による焼成切身の適正な組合せ判別アルゴリズムを構築した。このアルゴリズムを実装した定量充填作業用ロボットシステムを試作開発し、そのシステム統合実験を実施した結果、動作速度 63 秒 (1 回の 3 次元形状計測、1 対の焼成切身ピックアップおよびその搬送と缶への投入) で定量充填作業を達成できることが確認された。一方、動作速度向上 (13 缶/分以上)、システムの達成率向上 (焼成切身の識別率向上、複数配置に対する動作精度向上) の課題を残すが、作業代替としてのロボットシステム化が可能となることが示唆された。

謝 辞

本研究は「革新的技術開発・緊急展開事業 (うち地域戦略プロジェクト)」平成 28 年度採択事業、および平成 28 年度農林水産業・食品産業科学技術研究推進事業【実用技術開発ステージ】(現場ニーズ対応型) として実施した。

References

- 1) M. Vahda, L. Oneto, D. Anguita, M. Funk, M. Rauterberg; Can machine learning explain human learning?,

Neurocomputing, **192**,14-28 (2016).

- 2) P. Aivaliotis, A. Zampetis, G. Michalos, S. Makris; A machine learning approach for visual recognition of complex parts in robotic manipulation, Proc. Manufact, **11**, 423-430 (2017).
- 3) M. Gotoh, M. Kobayashi; "Introduction of Pattern Recognition and Machine Learning (Nyuumon Pataan Ninshiki to Kikai Gakusyu)", CORONA PUBLISHING Co.,Ltd., Tokyo, Japan, 2014, p.29.
- 4) M. Gotoh, M. Kobayashi; "Introduction of Pattern Recognition and Machine Learning (Nyuumon Pataan Ninshiki to Kikai Gakusyu)", CORONA PUBLISHING Co.,Ltd., Tokyo, Japan, 2014, p.134.
- 5) E. Nakai; "Introduction of Machine Learning Theory for Information Technology Engineerings (IT Enjinia no tamenno Kikai Gakusyu Riron Nyuumonn)", Gijyutuhyouronnsya, Tokyo, Japan, 2015, p.78.
- 6) S. Hirai; "Robot hand for food handling (Shokuhinn hanndoringu you robotto hando)" (in Japanese), J. Soc. Instrument Cntl Eng, **56**, 787-791 (2017).

引 用 U R L

- i) http://www.maff.go.jp/j/tokei/sokuhou/suisan_ryutu/suisan_kakou/h28/index.html (June. 19, 2018)
- ii) <http://www.jca-can.or.jp/data/pdf/suisan.pdf> (June. 19, 2018)
- iii) <http://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/html/nc141110.html> (June. 19, 2018)
- iv) <https://www.convum.co.jp/ja/products/confloat/search-by-cop.html> (Mar.9, 2018)
- v) <https://www.youtube.com/watch?v=-RGNhSc4lZk> (Mar.9, 2018)
- vi) <http://www.furukawakikou.co.jp/swit/> (Mar.9, 2018)

要 旨

食品加工業は労働集約型産業であり、原材料処理工程に近いほどその作業工程は人手に頼らざるを得ないのが現状である。しかしながら人手不足、後継者不足が顕在化している昨今では、ロボットシステムによる人手不足解消が喫緊の課題となっており、作業工程をロボット化することで省人化・省力化を図る意義は高い。本研究では缶詰製造工程の定量充填作業を具体の事例とし、作業者によって実施される「定量となる適正な組み合わせ判別」を機械学習によって判別アルゴリズムとして構築し、このアルゴリズムを実装した定量充填作業用ロボットシステムの試作機の開発を目的とする。適正な組み合わせ判別アルゴリズムは焼成切身の3次元特徴量 (平均高さ、水平投影面積、および

これらの積として得られる体積)を教師データとし, その正答率は約95%を得た. このアルゴリズムを実装したロボットシステムは, 1缶分(焼成切身腹部および尾部1対を充填)を30秒程度で把持・搬送・充填を可能としたが, 現時点では75%の作業精度(達成率)となっ

た. 作業者が1缶あたり5秒程度で充填することから, 動作速度向上ならびに作業精度の向上といった課題を残すが, 作業者による定量充填作業の作業代替となるロボットシステム化が可能であることが示唆された.