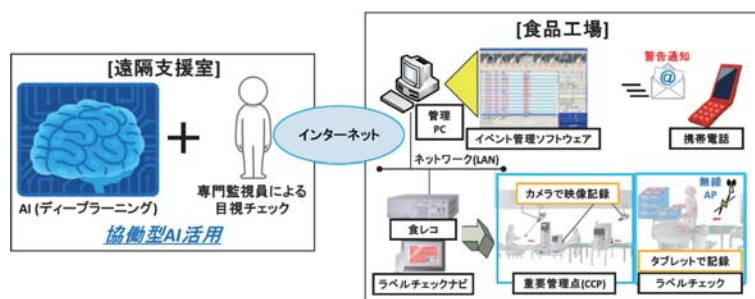


食品工場における品質管理の遠隔支援システムの開発

Development of Remote Support System for Quality Control of Food Factories



井岡良太	Ryota Ioka	①
三宅寿英	Toshihide Miyake	②
前田誠一	Seiichi Maeda	③
畑圭祐	Keisuke Hata	③
森本晃章	Teruaki Morimoto	③
杉本淳	Jun Sugimoto	④
遠藤栄進	Eishin Endo	④

あらまし

当社では、食品工場を対象として、インターネット経由で遠隔地より業務支援が可能な遠隔支援システムを開発した。このシステムでは、AI技術の一種である畳み込みニューラルネットワークによる画像の物体認識・検出技術を用いて、商品画像をあらかじめ学習させておくことで、従来、人が目視確認していた商品の内容物（形態・用途）と商品に貼付されているラベルの自動判別が可能となった。3ヶ月間の実証実験の結果、目視によるチェック件数を90%以上削減できることを確認した。さらに、定期的に再学習を行うことで、商品の変化にも対応でき、長期間に渡って運用することも可能である。

Abstract

Hitachi Zosen has developed a remote support system for food factories that allows quality control from a remote location via the Internet. In this system, we apply AI by adopting object recognition and detection technologies using convolutional neural networks. By learning the product images in advance, the system can distinguish the content and label of the product automatically. As a result of a 3-months field test, we found it was possible to reduce the inspection work performed by people by 90% or more. Furthermore, by conducting relearning at regular intervals, it is possible to cope with changes in products and keep the system operating for long periods of time.

1. 緒言

食品業界においては、国際的な品質管理に対する要求の高まりや、国内の食品事故の現状及び高齢化による食中毒リスクの高まりなどを背景に、食品の安全性、健全性、正常性を確保する手段としてHACCP (Hazard Analysis Critical Control Point) の導入が進んでいる。HACCPとは、1960年代に米国で宇宙食の安全性を確保するために開発された食品の衛生管理の方式である。米国やEUでは、既に多くの国々でHACCPが義務化されており、国内でも多くの食品製造業者がHACCPを導入している。

HACCPの運用に際しては、自主点検表やチェックリス

トを用いた品質管理が求められる。食品製造現場では通常、紙のチェックリストを用いて、複数人によるチェックが実施される。しかしながら、紙のチェックリスト運用には見落としや記入ミスなど様々な問題点があった。これらの問題点解決に向け、「品質記録のペーパーレス化」、「品質に関わる重要管理点の見える化」が製造現場の課題となっている。

当社では、2006年度からカメラ、録画装置、センサなどのハードウェアと食品工場に適した品質管理ソフトウェアをパッケージ化した食品工場向けの生産ライン映像記録システム（以下、食レコ）を製品化し、国内約150工場へ納入してきた。特に製品ごとに個体差のある精肉・鮮魚を扱う工場では、「金属検出機」や「X線異物検出装置」等も活用した包装・検査工程の履歴管理が必須となっている。このような背景から、食レコによる記録と検証手法を重用いただくに至った。

さらに、値付け工程における商品切替え時の商品チェック用途として、商品間違いが無いように「商品ラベル貼

① 技術研究所 ものづくり基盤研究センター

② 技術研究所 ものづくり基盤研究センター 博士(理学)

③ 機械事業本部 電子制御ビジネスユニット 検査・計測システム部

④ ICT推進本部 ICT事業推進部

付]、「内容物」のチェックをデジタル化・見える化する現場ツールとして「ラベルチェックナビシステム（以下、ラベルチェックナビ）」を製品化した。これらは食品製造現場で日々運用され、品質記録のペーパーレス化に加え、モニタリングの精度と効率の向上を実現した（図1）。

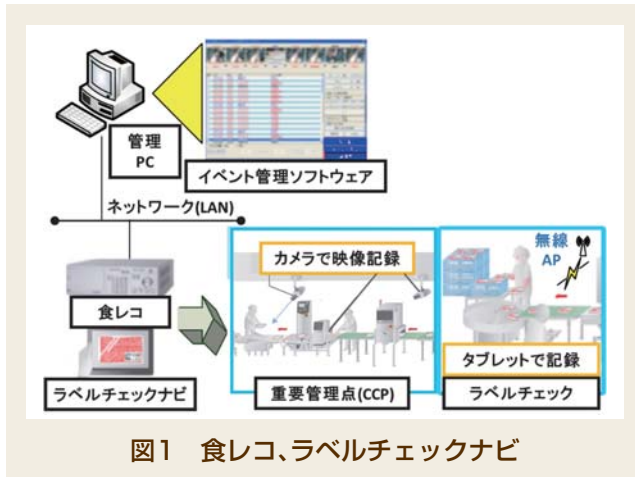


図1 食レコ、ラベルチェックナビ

一方、昨今の食品製造業を取り巻く環境の変化を考慮すると、品質管理に対する要求レベルは益々高まる方向であり、加えてHACCP運用の義務化が始まると、食品製造現場の品質記録・管理業務は更に増える方向にある。そこで当社では、今後食品業界が直面すると考えられる品質記録・管理業務の負担軽減及び省力化に寄与する遠隔支援システムの開発に取り組んでいる。

本稿では、食品工場の遠隔支援システムについて概説した後、AI（人工知能）技術の一種である畳み込みニューラルネットワークを応用した目視確認作業の省力化に関する取り組みと、その実証実験結果について述べる。

2. 遠隔支援システム

当社では、インターネットを経由し、遠隔地より業務支援が可能な遠隔支援システムを開発した（図2）。遠隔支援システムでは、食レコおよびラベルチェックナビを用いて、次の2項目の品質記録・管理業務を提供できる。

- (1) 金属検出機のモニタリング・検証
点検業務、金属反応品の検査業務が規定どおり正しく実施されているか。
- (2) 商品ラベルのモニタリング・検証
商品ラベルの貼り間違い、内容物の間違い、値付けラベルの印字ずれ・かすれがないか。

ここで、内容物とは、例えば肉の場合、「ステーキ」、「しゃぶしゃぶ」、「焼肉」、「こま切れ」などの形態・用途を示す。

モニタリング・検証業務の結果は、各工場の品質管理者へ「警告通知（規定違反発見時）」され、「HACCPに必要な記録の作成」等の業務を支援する。

当社の遠隔支援システムおよびサービスには、以下の特長がある。

- (1) 膨大な映像情報からリアルタイム性が要求される必要最低限の情報のみ警告通知する。

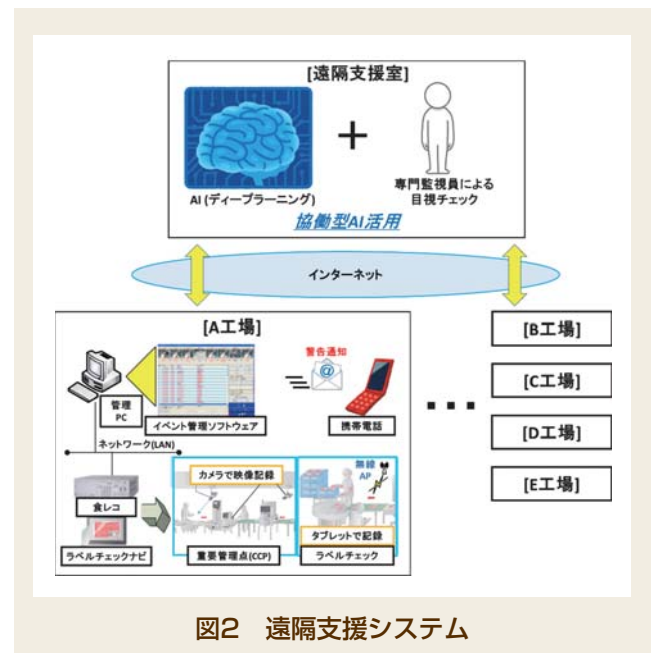


図2 遠隔支援システム

(2) AI技術により自動判定する。

(3) AI技術で判定できない事象については、専門監視員にて目視によるチェックがなされる。

本システムへ適用したAI技術に関しては、3章以降で詳しく説明する。

3. AI技術による物体認識・物体検出

食品工場に設置されたラベルチェックナビでは、商品の切替え時に最初の商品を撮影している。撮影された商品画像は保存されると共に、正しい商品が生産されているか否かを人が目視確認している。特に、食品工場では多品種少量生産であることが多いため、目視確認作業は非常に労力を要する。

そこで、我々はAI技術の一種である畳み込みニューラルネットワークによる物体認識・検出技術を商品画像に適用することで、人による目視確認作業の省力化を試みた。

対象となる商品は、小売店の店頭に並ぶパック詰めされた食肉であり、撮影された商品画像から食肉の種類（牛肉、豚肉等）と用途（焼肉用、しゃぶしゃぶ用、ミンチ等）を識別する。加えて、パックに貼付された商品ラベルについて、ラベルの領域を検出した後、ラベルの内容を識別する。

以下に、適用した物体認識技術と物体検出技術について述べる。

3.1 物体認識と物体検出

機械学習における物体認識とは、画像に写る物体を理解し、適切なカテゴリ分類を行なう手法（図3 (a)）であり、物体検出とは、画像に写る物体の存在領域とカテゴリを同時に推定する手法（図3 (b)）である。いずれも、教師データを必要とする教師あり学習である。教師データとは、物体認識であれば、画像と画像に写っている物体カテゴリのデータセットを、物体検出では、画像と画像に写る物

体のカテゴリ及び領域座標のデータセットを指す。教師データを、物体認識用、物体検出用の畳み込みニューラルネットワークでそれぞれ学習することで、判別モデルを作成できる。学習済みの判別モデルを用いれば、学習していない新たな画像に対しても物体認識や物体検出が可能となる。物体認識と物体検出のネットワーク構造は多数発表されており、我々は、物体認識にResNet (Residual Network)¹⁾を、物体検出にYOLO (You Only Look Once)^{2) 3)}を採用した。



3.2 ResNet ResNet¹⁾は、Microsoft Research Asiaの Kaiming He氏他が、画像の分類課題用に開発したネットワークである。世界的な大規模画像認識コンペティションであるILSVRC (ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge) の2015年の画像分類部門で優勝しており、ネットワーク構造やコンペティションのデータセットで学習した学習済モデルが公開されている。⁴⁾

ネットワークの主な特徴として、残差学習 (residual learning) と呼ばれる、中間層の出力から入力を引いた残差を学習するブロックを複数持っている。この残差の学習によって、従来は勾配が消失してしまい困難であった深いネットワークの学習が可能となっている。このため、50層、101層、152層といった深いネットワーク構造と学習済モデルが公開されている。今回は、運用上の計算コストを考慮し、50層のネットワークを使用した。

また、ResNetの学習には、公開されている学習済モ

デルをネットワークの初期値として使用した。

3.3 YOLO YOLO^{2) 3)}は、ワシントン大学の Joseph Redmon氏が物体検出用に開発したネットワークである。現在version1からversion3まで公開されているが、本開発当時最新であったversion2 (YOLOv2) を使用した。YOLOv2は全てのネットワークが畳み込み層とプーリング層のみから構成されている。そのため、特徴量の位置情報を保持したまま最終層まで伝播できるので、物体の領域検出が可能である。

また、通常は畳み込みを繰り返すと画像の解像度が低下してしまい、領域検出の精度も低下してしまう。そこで、YOLOv2では、Reorganizationと呼ばれる独自の手法を用いて、検出精度を高めている。その手法は、解像度の比較的高いネットワーク前半の層の特徴量を保持しておき、解像度の低くなったネットワーク後半の層に分割して結合させることで、解像度の高い特徴量をネットワーク後半まで伝播させることを可能としている。そのため、畳み込みを繰り返しても検出精度が高いネットワークとなっている。さらに、リアルタイムに検出処理が可能という特徴もある。

4. AI 技術の遠隔支援システムへの応用

我々は、物体認識・検出技術を食品工場の遠隔支援システムへ応用した。対象とした遠隔支援システムでは、商品の内容物 (形態・用途) と商品に貼付されたラベルを人が目視確認しているため、それぞれ内容物、ラベルについて判別モデルを作成した。作成した判別モデルを用いて商品画像の自動判定システムを構築し、遠隔支援サービスにおいて活用するものとした。以下に、物体認識・検出技術の応用方法について詳述する。

4.1 遠隔支援業務の省力化 当社の生産ライン映像記録システム「食レコ」は、商品画像を撮影し、商品情報とともに記録・管理することが可能な品質管理ツールであり、品質管理業務の効率化に貢献している。しかし、撮影された商品画像や記録された商品情報は、人が目視で確認作業を行なうことから、作業負担が大きいたことが問題となっていた。確認作業では、「現在、何を生産しているか」という商品情報と「現在、実際に生産された」商品画像を比較し、一致しているかをチェックしている。誤って生産された商品が出荷されてしまうのを防ぐことが、この確認作業の目的である。当社では、AI技術の一種である畳み込みニューラルネットワークによる物体認識・検出技術を応用することで、この確認作業の省力化を実現した。

人が目視で確認している項目、すなわち商品の内容物と商品に貼付されているラベルを画像から判別し、判別結果が商品情報と一致しているかを自動で判定するシステムを開発することで、作業負担の低減を図った。システムの処理フローは図4の通りである。

システムには、商品画像と商品情報が入力される。入力された画像は、内容物とラベルの2通りの判別が行な

われ、2通りの判別結果と判別結果スコアを出力する。判別結果スコアとは、判別モデルの出力値を指す。判別モデルは学習済のネットワークであり、出力値は判別するカテゴリの数だけ存在する。それぞれの出力値がカテゴリと対応しており、最も高い出力値を取るカテゴリを判別結果、およびその際の出力値を判別結果スコアとしている。さらに、判別結果スコアが閾値より低かった場合、判別結果の確信度が低いため、最終的な判定結果として「不明」を出力する。判別結果スコアが閾値以上であった場合、出力された判別結果と入力された商品情報を比較し、一致していれば「OK」を、一致していなければ「NG」を最終的な判定結果として出力する。「NG」や「不明」が出力された商品のみ、従来通り人が目視確認することで、人の作業負担を軽減しつつ、誤った商品を見逃さない仕組みとなっている。

従来手法と自動判定システム導入後の効果を図5に示す。判別結果スコアの閾値を高く設定すると、「不明」判定が増加し目視確認が増えてしまうが、誤った商品を見逃す可能性を下げるができる。逆に閾値を低くすると、目視確認は減るが、誤った商品を見逃す可能性が上がってしまう。目視確認を減らすことが目的ではあるが、誤った商品を見逃してはならない。我々は、自動判定システムを導入することで、目視確認の商品数を全体の10%以下に抑えつつ、誤った商品の見逃しが発生しないことを目標として、判別結果スコアの閾値を調整した。

今後、当社は遠隔支援サービスとして食品工場の品質管理業務を事業化する予定である。AI技術を活用した自動判定システムを実現すれば、遠隔支援サービスにおける品質管理業務の作業負担を軽減できるため、多拠点へのサービス提供も可能となる。また、多拠点において同じ判

定基準を適用できるため、品質管理基準を統一化できる。

4.2 内容物判別モデル

ここでは、商品の内容物判別モデルについて詳細を述べる。内容物判別モデルには3.2節で説明したResNetを採用し、過去に蓄積された画像と画像に対応した内容物のカテゴリ情報のセットを学習データとして、学習を行なった。学習の際には、公開されている学習済モデルをネットワークの重みの初期値として使用する転移学習を用いた。公開されている学習済モデルは、約120万枚の画像を学習しており、画像の汎用的な特徴を抽出可能となっている。転移学習を行なうことで、学習の初期段階から画像の特徴量が適切に抽出できるため、学習時間の短縮や学習データ数が少なくても高精度なモデルの作成が可能となる。

内容物のカテゴリは、食肉の種類（牛肉、豚肉等5種類）と用途（焼肉用、しゃぶしゃぶ用、ミンチ等19種類）の組み合わせであるが、さらに学習データには商品が写っていない画像も多数含まれていた。そこで、「商品なし」のカテゴリも作成し、計35カテゴリとした。内容物のカテゴリ一覧を表1に示す。

内容物のカテゴリ数は35であるが、同じカテゴリ内であっても盛り付け方、切り方が異なる商品が多数存在する。また、同じ商品であっても、色や形が異なるものも存在している。そこで、より汎化性の高い判別モデルを作成するために、なるべく多くの学習データを集めた。具体的には学習データとして、121,383枚の画像を用意し、1エポックごとにそれぞれの画像に対して、ランダムに左右反転や切り出しを行なうことで、学習データを増やした。ここで、1エポックとは、用意した121,383枚の学習データを1通り学習させることを意味している。これを200エポック繰り返し学習させることで内容物判別モデルを作成した。

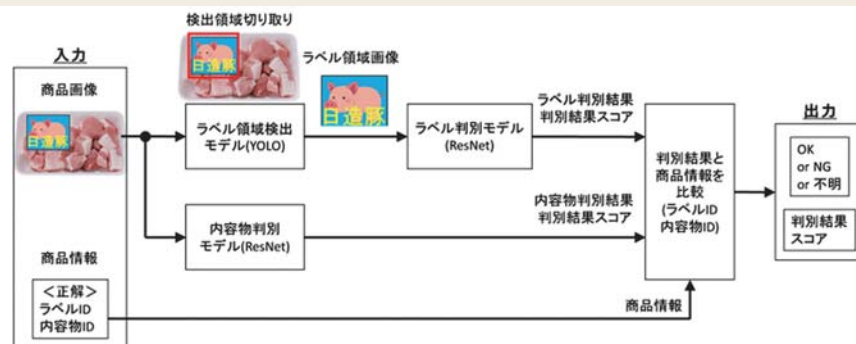


図4 自動判定システムの処理フロー

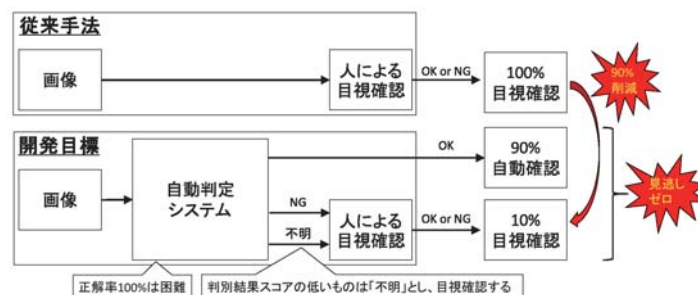


図5 自動判定システムの導入による効果

学習済の内容物判別モデルに画像を入力すると、表1に示した35種類の内容物カテゴリに対応する判別結果、すなわち35カテゴリ毎の判別確信度を表すスコアが出力される。スコアは0～1の範囲の実数値をとり、35カテゴリ全てのスコアを合計すると1になる。通常は、最も高いスコアを示したカテゴリを判別結果として出力する。

内容物判別モデルの精度を評価するために、学習に使用していない31,526枚のテスト用の画像データを準備し、これを判別させることで正解率を調査した。最も高いスコアのカテゴリを判別結果とした場合の正解率は97.96%であった。

表1 内容物カテゴリ一覧

牛豚・焼肉	牛・ミンチ	豚・カレーシチュー
牛豚・ミンチ	牛・ハンバーグ	豚・ミンチ
牛豚・ハンバーグ	牛・すじ	豚・かつ用
牛・しゃぶしゃぶ	豚・しゃぶしゃぶ	豚・スペアリブ
牛・スライス	豚・スライス	豚・とんかつ
牛・切り落とし	豚・切り落とし	ラム・切り落とし
牛・小間切れ	豚・小間切れ	ラム・焼肉
牛・焼肉	豚・焼肉	ラム・味付け
牛・味付け	豚・味付け	ラム・ステーキ
牛・かたまり	豚・生姜焼き	その他・味付け
牛・ステーキ	豚・かたまり	商品なし
牛・カレーシチュー	豚・ステーキ	

4.3 ラベル判別モデル 商品ラベルの判別においては、ラベルの領域検出モデルにYOLOを、検出したラベルの判別モデルにResNetを使用した。図4の処理フローに示す通り、商品画像をラベル領域検出モデルに入力して、画像中のラベル領域の座標を求め、入力画像からラベル領域画像を切り出す。その後、切り出したラベル領域画像をラベル判別モデルに入力し、ラベルのカテゴリの判別結果と判別結果スコアを得る。

YOLOによるラベル領域検出モデルを作成するために、過去に蓄積された画像データを計27,000枚を使用した。内訳は、領域検出モデルの学習に7,000枚、判別モデルの学習に20,000枚とした。

領域検出モデルの学習データには、画像と画像中の検出したいラベルの座標情報が必要となる。そこで、画像中のラベルを四角形で囲み、四角形の左上座標と幅と高さ(x, y, width, height)を教師データとして与えて学習させ、領域検出用モデルを作成した。

ResNetによるラベル判別モデルの作成では、学習済のラベル領域検出モデルを用いて切り出したラベル領域画像と、それにカテゴリ情報を付与したものを学習データとして使用した。学習させたラベルのカテゴリ数は80であった。

次に、作成したラベル領域検出モデルとラベル判別モデルを評価するために、ラベルが貼付されている評価用画像63,216枚を判別させたところ、正解率は99.39%であった。

5. 遠隔支援システムの実証実験

作成した内容物判別モデルとラベル判別モデルを用いて商品画像の自動判定システムを構築し、実際の食品工場の画像をリアルタイムに取得して遠隔支援の実証実験を行なった。自動判定システムを導入することで、従来の業務と比較して、人による目視確認作業を90%削減し、かつ誤って生産された商品を見落とさないことを目標にその精度を検証した。

5.1 判定結果 実証実験は、2018年3月から某食品工場にて開始した。3月から5月の実証実験結果を表2に示す。表2では、内容物判別とラベル判別それぞれの判別結果及び二つの判別結果を含めた全体の判定結果をまとめている。

全体の判定結果は、内容物とラベルのどちらも「OK」であれば「OK」を、どちらか一方でも「NG」または「不明」となった場合に「NG」を出力する。「NG」を出力した場合、その画像について目視確認が必要となるため、目視確認作業を90%削減させるためには、「NG」を10%以下に抑えなければならない。表2の月別判定結果から、各月の「NG」の割合は、3月9.35%、4月5.93%、5月9.13%と当初の目標を達成することができた。また、誤った商品についても当該期間中に1件発生していたが、その際に自動判定システムは「NG」を出力しており、誤った商品を見逃さなかった。

月別に判定結果を確認すると、4月の全体の判定結果の「OK」の割合が3月、5月と比較して高くなっている。これは、3月26日に内容物判別モデルを新しい画像に合わせて再学習した影響と考えられる。

表2 実証実験の月別判定結果

		OK (%)	NG (%)	不明 (%)	件数(件)
3月	内容物	92.21	2.77	5.02	10165
	ラベル	98.15	0.17	1.68	
	全体	90.65	9.35	—	
4月	内容物	96.16	1.51	2.33	8959
	ラベル	97.44	0.20	2.36	
	全体	94.07	5.93	—	
5月	内容物	94.17	1.85	3.97	8478
	ラベル	95.45	0.94	3.61	
	全体	90.87	9.13	—	

5.2 運用上の課題 食品工場では、新しい商品、新しいラベルが不定期に追加される。さらに内容物のカテゴリが同じでも、盛り付け方やトレイの色などが変更されることも多い。そのために、新しい商品の中には従来の判別モデルでは正しく判定できない商品も存在した。

そこで、内容物判別モデルの再学習を試みた。再学習には、学習データとして最新3ヶ月分の蓄積画像を使用した。再学習前1週間(3月19日～3月25日)の判別結果と再学習後1週間(3月27日～4月2日)の判別結果を表3に示す。再学習後は、内容物判別結果の「OK」の割

合が4.90%向上しており、最新画像に合わせた判別モデル再学習の効果が示された。今後、自動判定システムの精度を保ちながら運用するために、定期的に判別モデルを再学習する仕組みを構築する予定である。

表3 内容物判別モデルの再学習結果

		OK (%)	NG (%)	不明 (%)	件数(件)
再学習前	内容物	90.68	3.00	6.33	2370
	ラベル	98.52	0.17	1.31	
	全体	89.70	10.30	—	
再学習後	内容物	95.58	1.49	2.93	2283
	ラベル	97.42	0.09	2.50	
	全体	93.17	6.83	—	

6. 結 言

本報の内容をまとめると以下の通りである。

- ①食品工場を対象として、インターネット経由で遠隔地より業務支援が可能な遠隔支援システムを開発した。遠隔支援システムでは、金属検出機や商品ラベルに関する品質記録・管理業務を提供できる。
- ②AI技術の一種である畳み込みニューラルネットワークによる物体認識・検出技術を用いて、食肉商品画像の内容物と商品ラベルの自動判別システムを構築し、遠隔支援システムに適用した。
- ③3ヶ月間の実証実験の結果、自動判別システムを導入することで、目視によるチェック件数を90%以上削減できることを確認した。また、自動判別システムでは、誤って生産された商品を見逃さなかった。

開発した遠隔支援システムでは、正確性を担保するために、人による目視確認を90%削減することを目標とし、残り10%を遠隔より判定補完する専門監視員が目視チェックする「協働型AI活用」とした。自動判別においては、最新の物体認識・検出技術を用いることで、極めて正確な遠隔支援サービスが可能となった。ただし、最新のAI技術でも誤検出や見落としの可能性は残るため、10%の紛らわしい画像は専門監視員の遠隔での目視

チェックに委ねる方法を採用することが、提供サービスレベルの向上にも繋がると考えている。

また将来的には、蓄積したモニタリングデータを分析することによる「品質業務のコンサルティング」までの展開を考慮したシステム開発、遠隔支援サービス拡張に取り組む予定である。

参考文献

- 1) Kaiming He; Xiangyu Zhang; Shaoqing Ren; Jian Sun : Deep Residual Learning for Image Recognition, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition **2016**
- 2) Joseph Redmon; Santosh Divvala; Ross Girshick; Ali Farhadi : You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition **2016**
- 3) Joseph Redmon; Ali Farhadi : YOLO9000: Better, Faster, Stronger, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition **2017**
- 4) <https://github.com/KaimingHe/deep-residual-networks>

【文責者連絡先】

Hitz日立造船(株) 事業企画・技術開発本部
技術研究所 ものづくり基盤研究センター
井岡良太
Tel : 06-6551-9312 Fax : 06-6551-9841
e-mail:ioka@hitachizosen.co.jp

Hitachi Zosen Corporation
Business Planning & Technology Development
Headquarters
Technical Research Institute
Innovative Manufacturing & Technology
Research Center
Ryota Ioka
Tel : +81-6-6551-9312 Fax : +81-6-6551-9841
e-mail : ioka@hitachizosen.co.jp



井岡良太



三宅寿英



前田誠一



畑圭祐



森本晃章



杉本淳



遠藤栄進