

高度な衛生管理のためのAI食品検査システムの開発

本間 稔規, 岡崎 伸哉, 飯島 俊匡, 大橋 浩*, 國田 勲*

Development of AI Food Inspection System Aiming toward Advanced Sanitation Control

Toshinori HONMA, Shin'ya OKAZAKI, Toshimasa IIJIMA,
Hiroshi OHASHI*, Isao KUNITA*

抄 録

食品工場では異物混入の発生を未然に防ぐために設備、作業員への教育など衛生管理を徹底して行っている。このような徹底した対策を行ってもやはり異物混入の可能性があることから、製造工程の途中や製品出荷前にX線異物検査装置や金属検出機などの検査装置による全数検査が行われている。しかし、人毛などの低密度、非金属異物についてはこれらの検査装置では検出が難しく、目視検査工程が不可欠である。

そこで本研究では、作業員や検査員が行っている煩雑な目視検査の代替を目指し、マルチスペクトル画像と機械学習の組み合わせによる食品異物検出技術の開発を行った。具体的には、センシング機能として産業用CMOSカメラと組み合わせた多眼式分光イメージングセンサ、取得した分光画像データを用いて異物検出を行う機械学習アルゴリズム、またレトルト包装された食品を対象とした搬送機構を持つ異物検査試作機の開発を行った。

キーワード：多眼式分光イメージングセンサ、機械学習、異物検査

Abstract

Detection of foreign matter must be conducted for every food products in food factory. It is very important to prevent occurring contamination incidents, therefore, various countermeasures such as making employees to take training on sanitation control, and introducing inspection machines are executed. The inspection machines such as X-ray detectors, metal detectors have difficulty in detection low density, non-metal substances such as human hair, insects and so on, thus visual inspection is absolutely necessary. In this research, Multi-aperture spectral imaging sensor configured with CMOS camera and multispectral optical system along with foreign matter detection algorithm utilizing machine learning techniques were developed, and implemented in prototype inspection machine for vacuum packaging food products.

KEY-WORDS : Multi-aperture spectral imaging sensor, Machine learning, Foreign matter inspection

1. はじめに

食品工場が発生する可能性がある危害要因のうち、異物混入については全数検査が必要である。異物混入製品の出荷を防止するためにX線異物検査装置や金属検出機などの検査装置の導入が進められている。しかし、人毛などの低密度、非

金属異物については、これらの検査装置では検出が難しく、目視検査工程が不可欠である。さらにHACCP(食品の安全性を確保するための衛生管理手法)に沿った衛生管理の導入が制度化されたことにより、作業しながらセンサのモニタリングやデータの記録などますます業務が煩雑になってきている。こうしたことから人手不足が深刻な道内食品製造業にお

*株式会社 安西製作所 北海道支店, Anzai Manufacturing Co.,Ltd. Hokkaido Branch

事業名：公募型研究

課題名：食品製造工程の自動化技術の開発「衛生管理の高度化のためのAI食品検査システムの開発」

いて生産性の維持・向上を図るには、目視検査の省力化技術の開発が必要となる。本研究では、作業者や検査員が行っている目視検査の代替を目指し、マルチスペクトル画像と機械学習の組み合わせによる食品異物検出技術の開発を行った。具体的には、センシング機能として産業用CMOSカメラを用いる多眼式分光イメージングセンサ、取得した分光画像データを用いて異物検出を行う機械学習アルゴリズム、またこれらを組み合わせ、レトルト包装された食品を対象とした搬送機構を持つ異物検査試作機の開発を行った。

2. 多眼式分光イメージングセンサの開発

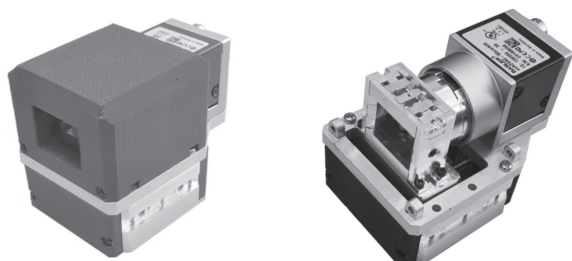


図1 多眼式分光イメージングセンサ (左：外観，右：内部構造)

表1 多眼式分光イメージングセンサの主な仕様

カメラ	
CMOSカメラ	basler acA2040-90umNIR
イメージセンサ	ams 製 CMV4000 NIR-enhanced
画素数	2048 × 2048
フレームレート (fps)	90
インターフェイス	USB3.0
レンズ	直径4mm, 焦点距離12mm, アクロマティック
取り付け可能光学フィルタ	
光学フィルタ (バンドパス, 波長可変)	semrock チューナブルバンドパスフィルタ
波長 (nm)	561, 617, 697, 796, 900
半値全幅 (nm)	11~14 (フィルタにより異なる)
フィルタ可変角度 (度)	0~45
波長可変範囲 (nm) (45度)	50~80 (フィルタ種類により異なる)
光学フィルタ (バンドパス)	semrock バンドパスフィルタ
波長 (nm)	920, 940, 975
半値全幅 (nm)	10

複数の光学フィルタを用いて任意の波長の画像を取得可能な多眼式分光イメージングセンサを開発した (図1, 表1)。本センサは産業用CMOSカメラと多眼式分光鏡筒により構成され、センサ1台につき4つの分光画像を取得可能な設計とした。多眼式分光鏡筒のバンドパスフィルタには、入射する光線に対してフィルタ面の角度を変化させることにより透過する中心波長が変化するチューナブルバンドパスフィルタを用いた (図2, 図3)。本鏡筒では、チューナブルバンドパスフィルタを固定するホルダの角度を0°~45°で可変に設定可能であり、計測対象に合わせて選択波長を設定可能とした。チューナブルバンドパスフィルタの中心波長を561nm, 617nm, 697nm, 796nm, 900nmと設定しており、調整可能な波長は初期の透過中心波長から短波長側に50~80nmで

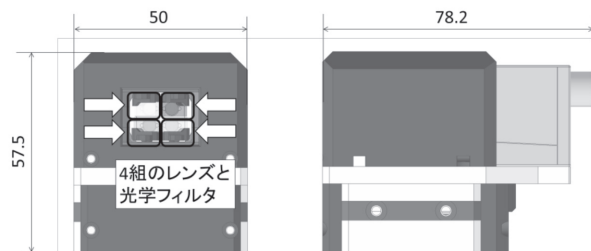


図2 光学系の配置と寸法

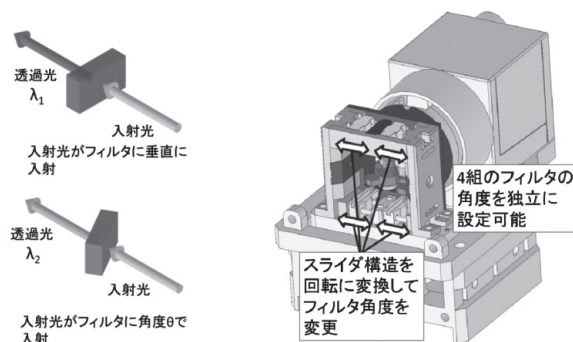


図3 チューナブルバンドパスフィルタの概要 (左) と光学フィルタ角度調整

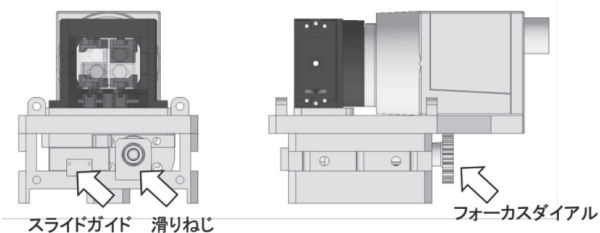


図4 フォーカス調整機構

ある (調整可能な波長幅はフィルタの種類により異なる)。そのため、900nmより長波長側はチューナブルバンドパスフィルタの波長範囲から外れるため、920nm, 940nm, 975nmの透過波長固定のバンドパスフィルタを選択可能とした。また、焦点調節機構としてすべりネジと直動スライダを用いた機構を用いることにより、精密な合焦機能を実現した (図4)。本鏡筒により、計測対象のサンプルの分光特性に合わせて光学フィルタの透過波長を調整し、最適な分光画像を取得することが可能となった。

この多眼式分光イメージングセンサの通信インターフェイスはUSB3.0であり、計算機に接続し分光画像を取得する。計測対象によっては4波長以上の分光画像が必要となる場合もあるため、計算機の仕様に合わせて複数台の多眼式分光イメージングセンサを接続可能とする拡張性を確保している。複数台の多眼式分光イメージングセンサの配置については、計測対象や計測条件に合わせて縦方向や横方向に複数台並べることが可能である。異なる透過波長の組み合わせによる波長範囲の拡大や、同じ透過波長の組み合わせによる計測範囲

の拡大が可能である。具体的な配置の例として図5のような縦型配置が可能である。

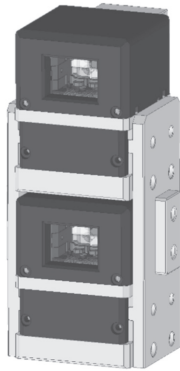


図5 多眼式分光イメージングセンサの配置例
(縦に配置した例)

3. 異物検出のための機械学習アルゴリズムの開発

本開発で対象とする食品に混入する異物は人毛、プラスチック片、虫や衣服の繊維など多種多様である。機械学習には、事前に正解ラベル付きの訓練データ（ここでは分光画像から求められるスペクトルデータ）を用意、学習させることにより判別モデルを構築する教師あり学習と、正解ラベルを付与していないスペクトルデータから類似するデータをグルーピングする教師なし学習に分類される。本研究では、どのような異物が混入するのが不明であるため、教師なし学習の手法である主成分分析（Principal Component Analysis, 以下、PCA)¹⁾と1-class SVM（サポートベクターマシン)²⁾、cosine類似度³⁾を用いた。さらにこれらの機械学習を基本とし、スペクトルデータの空間的な分布情報を利用した異物検出アルゴリズムを開発した。

3.1 異物検出のための分光画像前処理

計測対象を挽肉とし、ベルトコンベア上を搬送される場合を想定して、多眼式分光イメージングセンサで撮像した分光画像例を図6に示す。多眼式分光イメージングセンサはレンズの光軸が上下左右にずれているため、それぞれの画像には視差が生じている。計測対象を撮像した4つの分光画像から計測対象の特定の位置のスペクトルデータを取得するためには、これらの視差により生じる分光画像間のずれを補正する画素位置合わせが必要である。そこで背景差分により各分光画像の挽肉部分を抽出し、二値化、モルフォロジー変換を行った後、4つの分光画像の中のある1つの分光画像（図6右の図の4つの画像の中では、例えば左上の画像）を基準としてテンプレートマッチングを行い、他の3つの分光画像の位置ずれ量を求めた。これにより分光画像上での計測対象領域の位置合わせを行い、画素単位でのスペクトルデータの取得を行った。

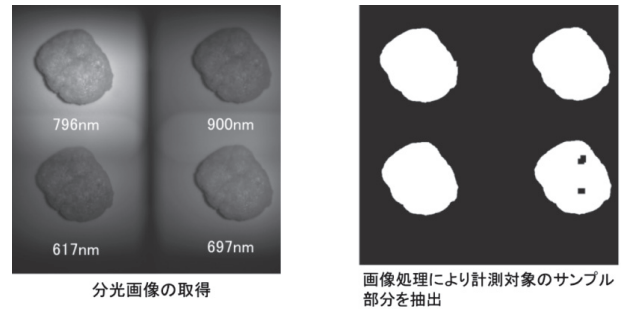


図6 各分光画像の位置合わせ

3.2 主成分分析（PCA）による計測対象の特徴抽出

PCAでは複数の説明変数（ここではスペクトルデータ）から変数間の相関を排除し、可能な限り情報損失を少なく新たな合成変数（主成分）を生成することにより次元圧縮を行う。これにより、少ない主成分でそのデータを記述することが可能となる。この主成分を求める過程において類似するスペクトルデータから求められるスコア（主成分によって作られる軸に対する距離）はある特定の領域付近にマッピングされる。この性質により、正常な食品の主成分スコアはある領域に固まり、正常な食品ではない異物はその正常食品の領域から離れた領域にマッピングされる。異物としてニトリルゴム片を付着させたサンプルのPCAスコアプロットを図7に示す。この図から異なる形状のスペクトルデータは明らかに

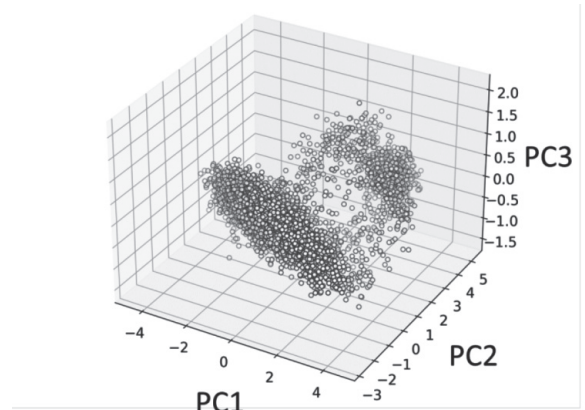


図7 PCAにより得られるスコアプロットの例
(ニトリルゴム片を対象とした結果)
(PCは主成分を表す。例：PC1=第1主成分)

異なるグループとなることがわかる。このように適切な主成分を選択することにより、スペクトルデータとPCAを用いて食品と異物を分類することができる。ただし、異物の種類も様々であり、正常な食品のクラスタからの距離には規則性はないため、正常な食品と異物を分ける識別境界面を解析対象とするデータごとに求める必要がある。本研究ではこの識別境界面を求めるために1-class SVMを用いた。

3.3 1-class SVMによる異常検知

1-class SVMはあるグループ（1クラス）とそのグループに属さないものを判別するSVM（サポートベクターマシン）である。サポートベクターマシンは基本的にデータを2クラスに分類する機械学習アルゴリズムであり、訓練データを用いてクラス分類を行う教師あり学習の手法である。1-class SVMではこのカーネルとしてRBF(Radial Basis Function：動径基底関数)²⁾を用いることにより学習なしでクラス分類を行う（式1）。1-class SVMでは2種類のハイパーパラメータを設定する。一つはRBFカーネルのパラメータ γ であり、これは識別境界の複雑さを設定するものである。もう一つがデータ全体に対する異常値の割合 ν である。 ν を0～1の範囲で設定し、全データの中で最も異常と分類されるデータから順番にこの閾値の割合まで抽出する。データ全体に対する異常値の割合が非常に小さい場合は ν は小さい値でも問題はないが、設定した ν よりも異常値の割合が大きい場合は取りこぼすことになる。そのため、まずはじめは ν を大きい値（0.4程度）に設定し、本来正常に分類されるデータについても多めに異常として判別することで異常値の検出もれを防ぐこととした。

$$K(x_i, x_j) = e^{(-\gamma \|x_i - x_j\|^2)}, \quad \gamma > 0 \quad \dots(1)$$

x_i, x_j はベクトル

3.4 cosine類似度による正常/異常の最終的な判別

1-class SVMで異常値を多めに抽出しているため、正常値に分類したデータには異常値は少ないと考えることができる。また、検査対象の食品の大部分は異物が混入していない正常な製品であることから、1-class SVMにより異物と判別したものの大部分は異物ではないことになる。このため、異常に分類したデータが真に異常かどうかを再度評価する必要がある。そこでPCA+1-class SVMにより異物を判別した後に、異物のスペクトルデータと正常に分類したスペクトルデータをcosine類似度（式2）により比較し、異物候補に分類された正常データを正常データとすることで、真に異常なデータを抽出している。

$$sim(x_i, x_j) = \frac{x_i \cdot x_j}{\|x_i\| \|x_j\|} \quad \dots(2)$$

x_i, x_j はベクトル

3.5 異常検出アルゴリズムの適用について

上記の異物検出アルゴリズムを食品に対して適用する場合、食品のスペクトルデータ自体のばらつきが多いとその影響によりPCAでの正常な食品のグループのばらつきが大きくなり、異物との区別が難しくなる。そこでそのばらつきが小さ

くなるようにデータ全体から局所データを抜き出して異物検出アルゴリズムを適用する。具体的には、検出対象の食品の領域を図8のようにグリッドを設定し、この中の局所的なデータに対して処理を行う。局所的なグリッドでは、スペクトル

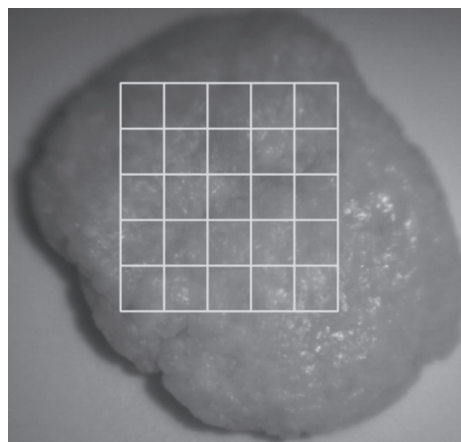


図8 異物検出アルゴリズムを適用する分割領域の例（5×5に分割）

データのばらつきは全体でのばらつきよりも小さくなることが期待できるため、異物が含まれる場合、局所的なグリッドでは異物の割合も大きくできること、さらに複数のグリッド同士で正常食品・異物のデータ分布を比較することが可能となり、異物検出を高精度化することが可能となる。ここでは図9に示すように、異物として人毛、ニトリルゴム片、紙（ひき肉の画像を印刷したもの）を用いて実験を行った。紙の異物については目視では区別することが難しい、異なる材質という意図で取り上げた。

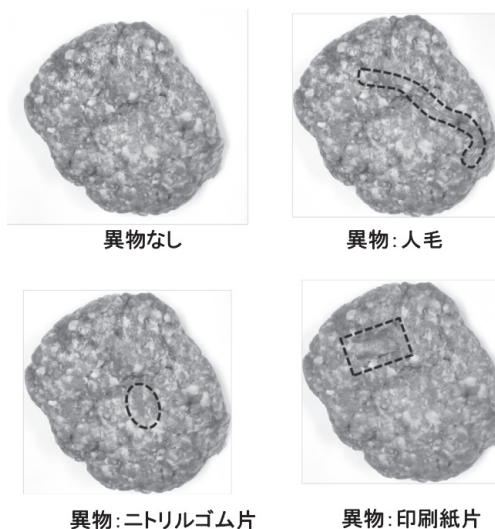


図9 挽肉サンプルと混入異物の例

図10に多眼式分光イメージングセンサ（617nm, 697nm, 796nm, 900nmのフィルタ設定）で取得した分光画像を示す。これらの分光画像に対して位置合わせを行い画素ごとのスペクトルデータを求める。このスペクトルデータに対して

PCAを適用することにより図11のスコアプロット（第1主成分～第3主成分の三次元プロット、及び第1主成分、第2主成分の二次元プロット）を得る。このデータに対して1-class SVMを適用した結果、異物候補となる点が図11左下のスコアプロットにおいて黒丸で示した点である。続いて、異物候補に分類したデータから、正常な食品のスペクトルデータに近いものを cosine 類似度を用いて正常な食品に分類し

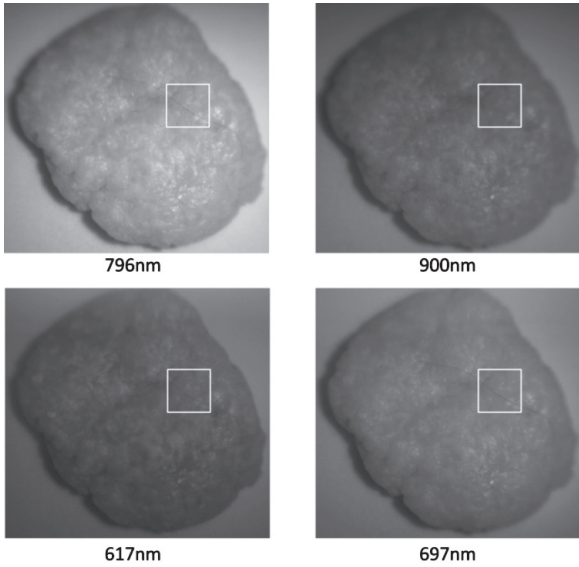


図 10 各分光画像と処理する矩形領域 (人毛の場合)

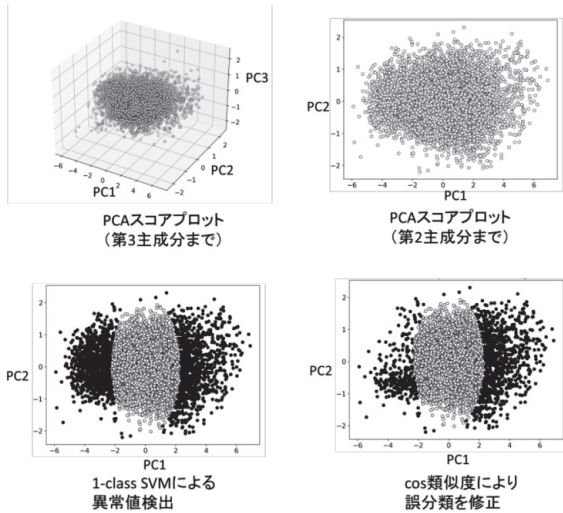


図 11 PCA+1-class SVM+cosine 類似度による異物検出処理 (人毛の場合)

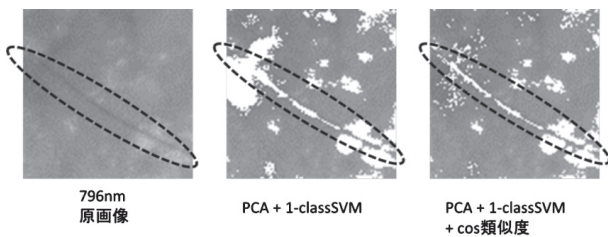


図 12 異物検出処理結果 (人毛の場合)

直した結果が図11右下の図である。この図から、異物候補の黒丸の点が増加していることがわかる。この異物と判別した領域を元の画像上において白領域として示した (図12)。この図において人毛は破線で囲んだ領域に存在しており、白領域に連続した人毛の線領域が含まれていることから、本アルゴリズムにより人毛を異物として検出できることを確認した。しかし、図12の結果では同時に照明の正反射成分も異物として検出された。すなわち、正反射成分は挽肉の拡散反射成分とはスペクトルデータの性質が異なるため異物と判別される結果となった。

照明の正反射成分は本来検出すべき異物ではないため、これを異常に分類しないことが必要である。そこで複数のグリッドにおいて抽出した異物候補のスペクトルデータに対して、改めて PCA+1-class SVM+cosine 類似度の異物検出アル

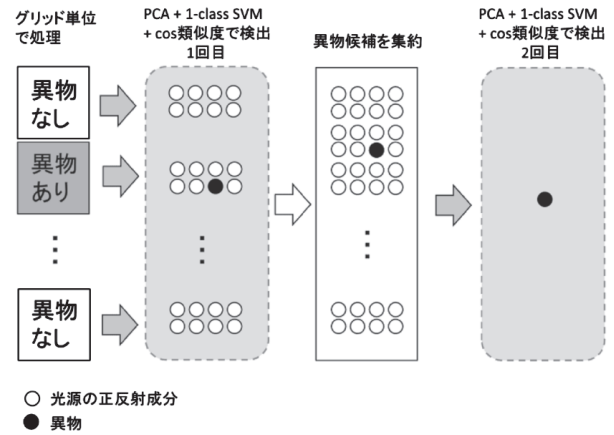


図 13 複数グリッドを統合して適用する異物検出アルゴリズム

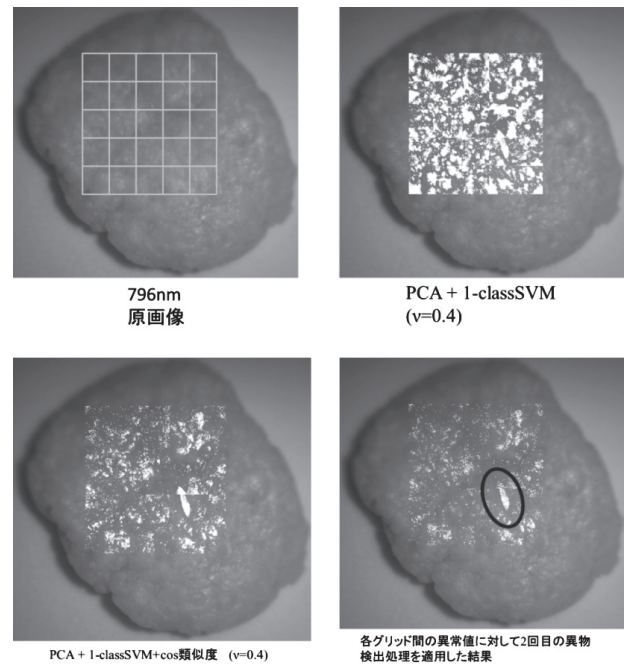


図 14 5 × 5 の分割領域での異物検出例 (ニトリルゴム片の場合)

ゴリズムを適用する。これにより正反射成分とは異なる異物のスペクトルデータがあればそれが異物として検出される、という考え方である（図13）。以上のアルゴリズムをニトリルゴム破片を異物とした挽肉に適用した結果を図14に示す。この結果ではニトリルゴム破片は異物として抽出されているが、正反射成分も一部異物となっており、完全に取り除けていない。これは正反射成分がすべてが照明光のみのスペクトルデータであるというわけではなく、グリッドごとに一部は挽肉の拡散反射成分のスペクトルデータと照明光の正反射成分の両方が重ね合わされたスペクトルデータとなっており、それぞれの割合にばらつきがある状態になっていることが原因であると考えられる。

3.6 照明の正反射成分を除去する方法

照明の正反射成分を「正常」として判別するアルゴリズムを用いても完全に「正常」と判別することが困難であることがわかった。照明の正反射成分を異物ではないと判別することは異物検出精度を向上させるためには必要であり、その対策の一つとして照明光学系の改良があげられる。計測サンプル表面の反射スペクトルを取得する配置の場合は、多眼式分光イメージングセンサと同じ側に積分球などを用いた拡散照明を配置する。これにより照明の正反射成分は少なくすることが可能であるが、完全には取り除くことは困難である。一方、計測サンプルの裏側に照明を配置し計測サンプルの透過拡散光を計測する場合は反射光成分はないため正反射成分の影響を除去することが期待できる。

4. 海産物珍味用異物検査装置の開発

多眼式分光イメージングセンサに限らず、光学計測による異物検出システムでは計測対象の食品表面での照明光の正反射成分が異物検出性能に影響することがわかった。そこで、サンプル内部を透過拡散した光を計測する照明配置であれば

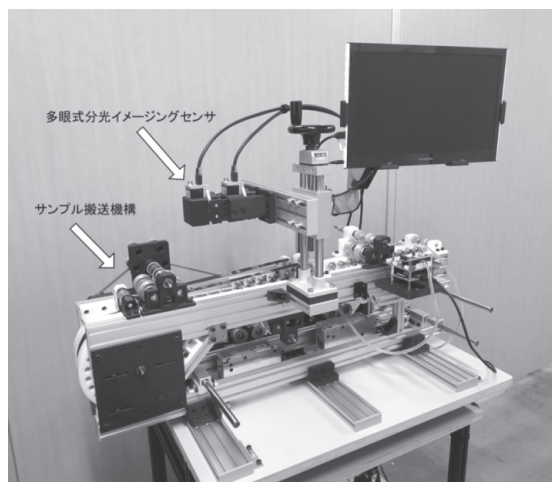


図 15 海産物珍味用異物検査試作機

照明の正反射成分が生じないことから今回はこの光学配置を基本とした異物検査装置を試作した。検査対象の食品は、これまで具体的にニーズを寄せられている、ホタテ貝柱やイカ、ツブなどの海産物珍味とした（図15）。今回対象とする海産物珍味では、異物混入事例として人毛や衣服の繊維などがあるが、製造工程で生じる原料由来成分の焦げやレトルト包装のシール不良なども不良品となる。今回はこれらを検出対象として開発を行った。

4.1 異物検査装置の搬送機構の設計

試験対象とした海産物珍味の真空包装フィルムはレトルト加工をしているため、熱によりフィルムに反りが発生する。通常のベルトコンベアで搬送する場合、フィルムの反りによって各計測サンプルの姿勢が不安定となる。そのため、安定して精度の良い計測を行うにはフィルムの端部を押さえ、反りの状態を取り除く必要がある。また、食品の1面だけの検査では見逃しが発生するため不十分である。食品の検査は全ての面に対して行えることが望ましい。以上より、レトルト包装された海産物珍味の異物検査装置の仕様として次のような機能を備える必要がある。

- フィルムの反りを抑制する
- 照明の正反射成分を抑制する
- サンプルの一面だけではなく裏面を検査する

これらの機能を備えた搬送機構を設計した。

4.2 照明の配置

照明の正反射成分を抑制するには、前章で述べたように、正反射光成分を低減する光学系とする必要がある。今回の計測サンプルはホタテ貝柱などを原料としており、厚さが15～20mm程度で比較的光を透過しやすいことから、試作機の照明を透過光方式とすることで正反射光成分を抑制した。その概要を図16、図17に示す。真空包装フィルムの反りの抑制は図18のようにタイミングベルトと搬送用のプレートで両端部を挟み込むことで実現した。両端を抑えることで検査対象の食品部分の下部には搬送用のベルトが存在しないため、ハロゲン照明を搬送機構下部に配置して透過光照明光学系を構築した（図19）。

搬送用ベルトで食品部が遮蔽されないでサンプルの上面と下面（図20）の検査については、タイミングベルトの搬送

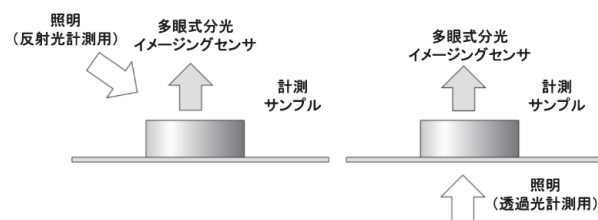
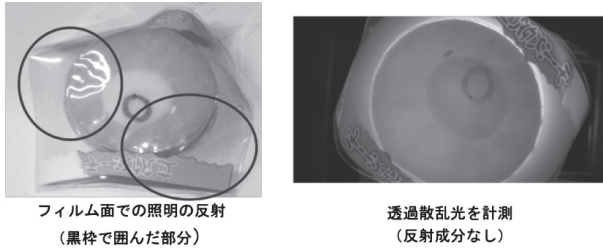


図 16 照明の配置
(左：反射光方式 右：透過光方式)



フィルム面での照明の反射
(黒枠で囲んだ部分)

透過散乱光を計測
(反射成分なし)

図 17 サンプルの計測例
(左：正反射成分あり，右：正反射成分なし)

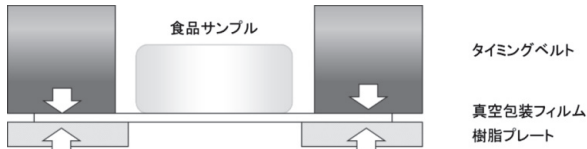


図 18 真空包装フィルムの反りを抑え搬送する構造

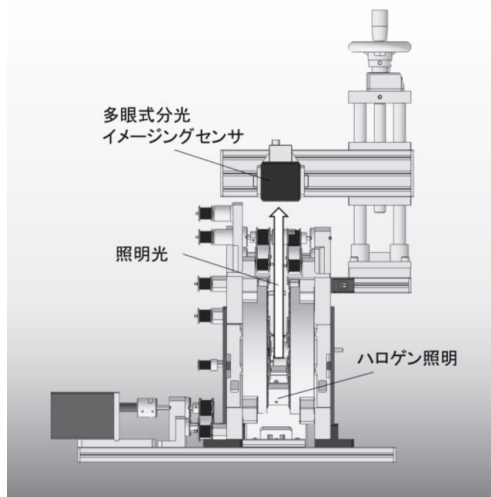


図 19 光学系の配置

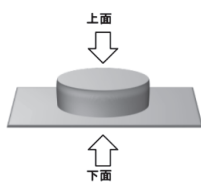


図 20 計測する食品サンプルの形状

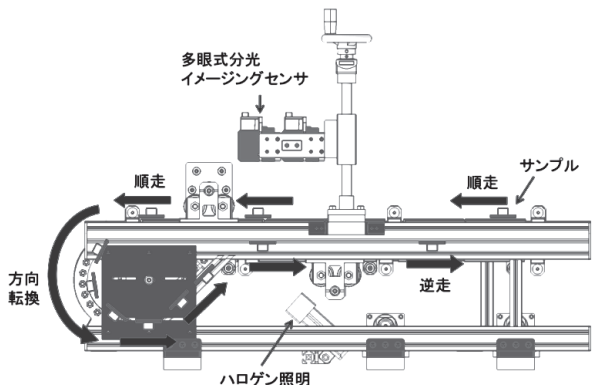


図 21 サンプル搬送機構

方向を途中で折り返すことで上面と下面の入れ替えを実現した(図21)。

5. おわりに

複数の光学フィルタの多眼式分光イメージングセンサを開発した。産業用のCMOSカメラを使用し、1台につき、4つの分光画像を取得可能な構造とした。取得した複数波長の分光画像に対し、PCA、1-class SVM及びcosine類似度の機械学習手法をベースとした異物検出アルゴリズムを開発し、これを検査対象領域で分割した小領域毎に複数回適用することで判別精度を改良し、性能向上を図った。さらに真空包装フィルムで包装された海産物珍味を対象とした異物検査装置を試作した。レトルト加工の熱により反りが生じた包装フィルムをタイミングベルトと搬送用プレートにより挟み込み反りを抑えながら搬送し、搬送機構端部で折り返す構造とすることで食品の上面と下面を連続して検査することを可能とした。今後、真空包装された海産物珍味を対象として実用化に向けてさらに開発を進めるとともに、他の食品への展開を視野に入れながら改良を進めていく。

引用文献

- 1) Wold, Svante, Kim Esbensen, et.al ; “Principal component analysis.” Chemometrics and intelligent laboratory systems 2.1-3 (1987) : 37-52.
- 2) B. Schölkopf, A. Smola, et.al ; New support vector algorithms. Neural Computation, 12,(2000), 1207-1245.
- 3) C. Plattel, “Distributed and Incremental Clustering using Shared Nearest Neighbours,” Utrecht University, (2014)

