

X 線検査機の中核を担う画像処理技術の現在とこれから

中嶋 大貴 Hirotaka Nakajima, 石川 良平 Ryohei Ishikawa, 織田 健吾 Kengo Oda, 山崎 健史 Takeshi Yamazaki

[要旨]

X 線検査機の中核を担う、画像処理技術の最新動向および弊社の保有する画像処理技術について事例を交えて紹介する。最新動向ではコンピュータビジョンにおける注目技術として画像理解に用いられる手法と計算リソースを効率化する手法を紹介する。弊社保有技術では深層学習、ルールベース処理についてそれぞれ紹介する。深層学習の事例では、個体差が大きな食品に対して特微量の抽出が難しい形状検査を可能にした事例を取り上げる。ルールベース処理では梱包方法に応じて検査領域の指定を可能にした噛み込み検査の事例を、凹凸や重なりなど被検査品の性質による異物感度への影響を低減したデュアルエナジーの事例を示す。最後に、今後の X 線検査機の課題と展望について述べる。

1 まえがき

消費者および社会の信頼を確保する上で、食品中の異物検知は食の安心・安全における重要なテーマである。

X 線検査機は、異物だけでなく形状不良や数量不足も検査可能なため、市場からの期待が高まっている。アンリツは独自に研究を重ね、異物の情報だけを正確に取り出す信号処理と画像解析アルゴリズムを多数開発してきた。

近年、深層学習の登場により画像処理技術は著しく高度化している。それに伴い X 線画像処理も相応の技術進歩が求められている。弊社は最新技術へのキャッチアップと従来技術のブラッシュアップを並行して行うことで、今まで検出できなかった異物や異常検出に新しい手段を提供し、食品工場の効率化に貢献する。

本稿では、コンピュータビジョンの最新技術動向および弊社の保有する画像処理技術について紹介する。

2 画像処理技術動向

2.1 コンピュータビジョン全般

従来の画像処理技術はルールベースの技術が主に用いられてきた。有効な特微量の設計を技術者が行い、統計的の判別処理を用いて画像の解析を行っていた。近年のコンピュータビジョンにおいては、深層学習が特に優れた結果を残している。

画像処理分野における深層学習をリードしている技術として畠み込みニューラルネットワーク(以下 CNN と呼ぶ)がある。CNN は物体の認識に有効な特微量の設計、すなわち画像を細かいパートに分類し組み合わせを覚える作業を自動で行うため、個体差に強いモデルを作ることができる。画像を入力とし写っている物体の種類と領域を推定する物体検出やセグメンテーションといったタスクを中心に使われ、中には人間の認識率を超えるモデルも存在する。

一方、ここ 2 年ほどで CNN を使わない技術として Transformer¹⁾の台頭が進んでいる。Transformer は機械翻訳分野で発案された技術で、系列データから別種の系列データを予測するモデルである。予測の過程で獲得する中間表現は系列データを理解しデータに表したものと言え、その汎用性の高さから自然言語処理(NLP)のみならず画像や音声を用いる分野でも人気となった。特に Vision Transformer²⁾が画像分類で CNN を上回る結果を残したことは技術者たちに衝撃を与えた。

また計算コストの省力化についても研究が進んでいる。クラウドネットワークに推論処理を任せられない場面ではデバイス上で計算を行う必要があるが、デバイスサイズの制約次第では計算リソースの確保が課題となるためだ。学習済みモデルのデータ量を性能を保ちながら小さくするアプローチが主流で、pruning、量子化、蒸留といった手法がある。pruning はいわゆる枝刈りで、重要度の低いパラメタを消去する。量子化はパラメタを情報量の低いデータ形式に置き換える手法で、数値をより少ないビット数で表される値に変更する。蒸留はパラメタ数を減らしたモデルで再学習する手法で、正解データに加えて教師とするモデルの推論結果を使って学習することで効率的に学習を行う。

近年の深層学習技術の発展は目覚ましく、画像処理以外の分野で考案された技術が結果を残す例も散見される。分野にかかわらず、幅広い視野を持ちながら情報収集を行っていく必要がある。

2.2 X 線画像処理

X 線画像はモノクロでありカラー画像と比べて情報量が落ちる点が異なるが、コンピュータビジョン全体の流れと同じく深層学習はすでに性能向上には欠かせない技術となっている。人が見ると正常品と規格外品を区別できるがその違いを定量化できない、もしくは規格外品を検出できても多くの正常品を誤判定してしまう、といった課題を深層学習によって解決した事例が増えつつある。

一方でルールベース処理もいまだ必要とされている。深層学習は検査項目ごとに大量の画像での学習を要し、高速なハードウェアも必要で大幅なコストアップに繋がってしまうためである。生産ラインへ導入する上ではハードウェア能力と推論時間の制約を考慮する必要もあり、状況に応じてアルゴリズムを使い分けているのが現状である。

3 弊社取組の紹介（深層学習技術）

3.1 概要_個体差の大きい食品の形状検査

ソーセージの形状不良検査において、生産過程で発生する小さなサイズや折れた規格外品はクレームの原因となるため、検査の自動化が望まれていた。従来のX線画像処理技術では難易度が高く長らく実現してこなかったが、当社では深層学習技術を用いた物体認識を用いることでこれを実現した。

X線画像を用いた検査が難しい原因是2点ある。袋詰めされることで複数本が重なって見えること、サイズや形状の個体差が大きいことである。前者は透過画像を用いるX線画像の性質上、袋に詰め込まれた製品では避けられない問題である。形状不良検査では検査したい対象を1つずつ分離する処理が必要になるが、重なりが激しいと組み合わせパターンも大きく増えてしまい難しい。後者はソーセージの原料に天然腸を用いるため、太さ・長さを均一に保つことが難しいことに由来する。体積や形状といった細かい部分に着目する従来の手法では正常品との区別がつかない。

深層学習技術は細かい特徴への着目および膨大な組み合わせパターンを現実的な時間で処理できるため、上述した問題点の解決に至った。

3.2 技術紹介

今回の事例では、要求されるハードウェアリソースと推論速度を考慮し、CNNベースの技術を使用した。CNNは有効な特徴量の設計、すなわち画像を細かいパートに分類し組み合わせを覚える作業を自動で行うため、個体差に強いモデルを作ることができる。以下に参考とした技術の紹介を記す。

比較的初期のモデルであるR-CNN³⁾は領域候補抽出と候補選別の2段階に分かれたモデルで、物体の領域候補抽出をSelective Searchで行い、領域内の画像をCNNで特徴ベクトル化しSVMでクラス識別する。列挙される領域候補が1画像辺り数千個あり、学習と推論に大きく時間がかかることが欠点であった。また深層学習モデルと他の機械学習モデルを組み合わせていたため、それぞれに学習とチューニングを繰り返す必要があった。

Fast R-CNN⁴⁾、Faster R-CNN⁵⁾はこれを改良し、全体を1つの深層学習モデルで表すことで速度と精度を大きく向上させたモデルである。前半の物体領域候補の列挙はアンカーボックスを用いた領域内物体の有無の推論と領域サイズの回帰へ置き換え、後半の領域候補に対するクラス識別・領域範囲の修正はpoolingの工夫と全結合層を用いた。検出精度だけでなく速度面での問題も解決されたことで、深層学習技術の生産ラインへの導入が大きく進むこととなった。

近年ではNNモデルの高度化が進み、勾配消失を防ぎモデルを大規模化できるResidual Block⁶⁾や複数サイズの特徴マップをEncoder-Decoderで作成しマルチスケールへの頑健性を高めるFeature Pyramid Network⁷⁾といった重要な技術が登場した。これらを取り入れ高速・高性能化した物体認識技術としてはSSD⁸⁾やYOLO⁹⁾が発表されている。弊社でもここまで挙げた技術を参考に、CNNベースの技術を用いることで高速かつ高精度の検査を実現した。

3.3 性能評価実験

3.3.1 実験準備

ソーセージの形状不良は主に肉を詰めた腸をねじ切る過程で発生する。正常品および代表的な規格外品2つのX線画像を図1に示す。折れ不良は生産工程で折れたもの、球形不良は1/8サイズぐらいで、ラグビーボール状になっているものを指す。

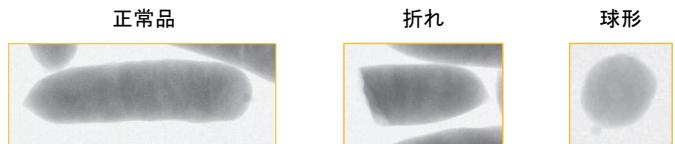


図1 ソーセージ各種X線画像

性能評価を行うにあたり正常品と共にいづれかの規格外品を1つ包装品に入れることでサンプルとし、当社の持つX線検査機で撮像することで評価用のデータセットを作成した。撮像時は実際の製品ラインと同様に、X線画像上でソーセージの重なりが発生するようにした。

3.3.2 実験結果

性能評価には5-Fold Cross Validationを用いる。3.3.1で作成されたデータセットから不良の種類ごとに5つのサブセットを作成する。この際、同サンプルがサブセットをまたいで配置されないよう注意する。*train:eval:test = 3:1:1*となるようサブセットを入れ替ながら5回学習と評価を行い、平均値を最終的な評価結果とした。また学習には用いないが、正常品の画像についても同様に評価を行った。

規格外品の検出については再現率(1)で 99%を越える性能を示した。また規格外品、正常品に対する適合率(2)も現場に入れて問題ない水準であることを確認した。画像 1 枚当たりの推論時間は 100 ms 未満であり、速度面でも生産ラインへ導入する上で充分であるといえる。

$$\text{再現率} = \frac{\text{陽性予測における正解数}}{\text{実際の正解値が陽性であるデータ数}} \quad (1)$$

$$\text{適合率} = \frac{\text{陽性予測における正解数}}{\text{陽性予測(正解+不正解)のデータ数}} \quad (2)$$

検出結果の画像を図 2 に示す。ソーセージの重なりが発生している状態でも不良を検出できていることがわかる。

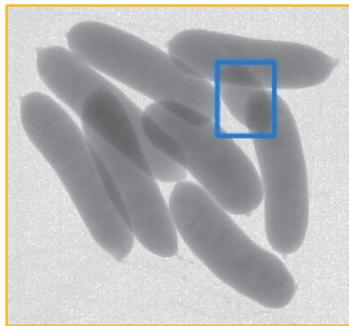


図 2 球状不良検出結果

4 弊社取組の紹介（伝統的画像処理）

4.1 噫み込み検査

4.1.1 概要

包装品のシール部分に内容物などの異物が挟まった製品不良は、一般的に噛み込み不良と呼ばれる。噛み込み不良は製品の外観が悪化するだけでなく、包装品の気密性や防湿性の低下により内容物の品質が低下する恐れがあり、包装品質の全数検査が求められている。

検査手法は、検査対象となるシール領域の検出、シール領域内の噛み込み有無の検査の 2 段階に分けられる。市場のさまざまな包装形態に対応する上でシール領域の検出は汎用的な処理が求められており、本稿ではその一端を紹介する。

4.1.2 技術紹介

シール領域抽出の基本的な手法は、製品の外形から上下左右辺を特定し、端部から内側に向けて検査対象のシールの大きさ分の検査領域を指定する方法である。そこでは薄い包装部を捉るために、包装部とベルト面のノイズを区別するためのノイズ除去処理、エッジ部を強調するためのエッジ強調処理、外接矩形作成処

理等の処理を行う。その上で包装部分を二値化(ラベリング)し、包装部の抽出を行う。

上記は製品全体の形状情報からシール領域を抽出する手法であるが、製品によっては内容物の情報を利用するのが好ましい場合もある。また製品が傾いて搬送された際でも相対的な位置や形状情報を維持するため、製品の重心、長軸と短軸から傾きを算出し補正する処理も行っている。

ここまで紹介した手法で抽出した領域に差分フィルタや平均フィルタなどを用いて前処理を行い、最後に二値化することで噛み込み部分を検出する。以上の機能を駆使することで、市場のさまざまな包装形態に対応した噛み込み検査を実現している。

4.1.3 適用事例

- ・端部包装品

図 3 に検査イメージを示す。製品端から内側に向けて領域を指定する手法を利用している。外周の特定の辺を指定して検査することもできる。

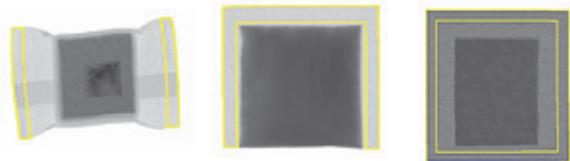


図 3 端部包装品の検査領域作成例

- ・トレイ包装品

製品端から内側に向けて領域を指定する手法を利用している。図 4 に示すように角が丸みを帯びた形状のものもあるため、丸みに合わせた検査領域を設定できるよう、角ごとに異なる曲率を設定する機能を作成し対応している。

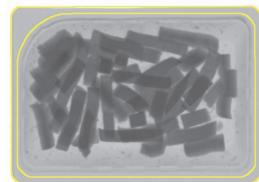


図 4 トレイ包装品の検査領域作成例

- ・連包品

複数パッケージが連続して繋がっている製品は連包品と呼ばれる。図 5 に示すように、製品端から内側に向けて領域を指定する手法に加え、別途外周部分ではない中央部に検査領域を作成し対応している。

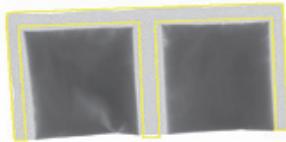


図 5 連包品の検査領域作成例

・背貼り袋

背貼り袋とは、フィルムを輪にして裏面で背貼りにすることで作成した袋のことを指す。噛み込み検査領域に背貼り部分が重なると、濃度の異なる箇所ができてしまうため検査の妨げになる。

図 6 に示すように、製品端から内側に向けて領域を指定する手法を用いるが、別途検査領域を作成する機能を追加し該当箇所(図の水色部分)のみ別基準で検査することで対応可能とした。



図 6 背貼り袋の検査領域作成例

・深絞り包装品

深絞りとは包装に内容物に合わせた凹みを作り、シールする手法である。スライスハム、ベーコン等で使用され、内容物の位置が一定でないため検査したい領域も変わる問題がある。

このような場合、内容物の外側の領域を指定する手法を用いる。製品全体の中から内容物の領域のみを二値化しマスクとして使用し、その内容物以外の領域をシール領域として検査する。図 7 に検査イメージを示す。緑色が内容物であり、灰色部分が検査領域となっている。

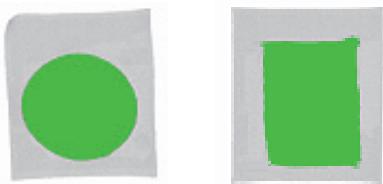


図 7 深絞り包装品の検査領域作成例

4.2 デュアルエナジー画像処理技術

4.2.1 概要

標準型 X 線検査機では、被検査品自体の影響(凹凸や重なり等)を受けることにより、異物と同程度の信号値がみられる場合がある。これらを検出しないように異物検出感度を調整すると、対象となる異物の検出が困難となる傾向があった。そこで、被検査品の影響を低減する技術として、デュアルエナジーセンサ搭載の X 線検査機が開発された。

4.2.2 技術紹介

デュアルエナジー方式は、単一の X 線源から照射される X 線から、デュアルエナジーセンサにより 2 種類のエネルギー成分を取り出した画像を使用する方式である。これらの画像は被検査品や異物の透過特性が異なり、差分を取ることで被検査品自体の影響を低減できる。これにより、異物の種類やサイズに依存するものの、異物信号が強調され検出可能な異物の幅が広がる。

例えば凹凸のある被検査品内の異物は、X 線透過画像を目視して確認可能であっても信号値としては判別が難しい場合がある。この場合にデュアルエナジー方式を適用すると、異物信号のみを強調できる可能性がある。

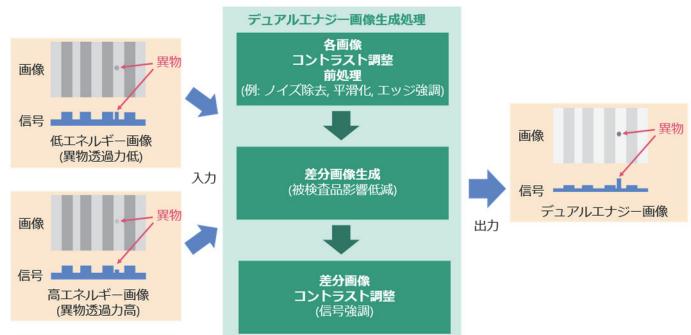


図 8 デュアルエナジー方式による感度向上の概略

デュアルエナジー画像生成の概略は図 8 のとおりである。入力として異物の透過力が低い「低エネルギー画像」と異物の透過力が高い「高エネルギー画像」を用いる。まず被検査品自体の影響を減らすため、凹凸や材質による画素値変化が同等になるようにそれぞれの画像にコントラスト調整(ガンマ補正)を行う。次に異物の画素値を可能な限り低エネルギー画像で維持し高エネルギー画像で小さくするように、各画像にノイズ除去処理や信号強調処理等の前処理を行う。このようにして得られた各画像の差分を取った後、異物信号を強調するようにコントラスト調整を行うと、出力となるデュアルエナジー画像が得られる。

このデュアルエナジー画像に異物検出処理を適用すれば、標準型と比較して高感度な異物検出性能が得られる。デュアルエナジー画像は適切な前処理やコントラストを選定して設計され、対象となる被検査品や異物に合わせて複数生成される。これらと異物検出処理を組み合わせ、用途別のデュアルエナジー方式の異物検出アルゴリズムとして構成される。例えば、金属・樹脂類の検出が主となる市販加工食品(凹凸や重なりの程度の大小)、残骨の検出が主となる畜肉類(鶏肉バラ流し、鶏肉パック品、ミンチ肉、ブロック肉他)等に適したものがある。

4.2.3 対象異物

X線検査機の各機種が対象とする異物種類を図9に示す。標準型X線検査機では、金属の他、石やガラス等の高密度な非金属異物を対象としていたが、デュアルエナジー方式では、これらに加えて樹脂や畜肉類の骨をはじめとした低密度異物の検出可能性も広がった。

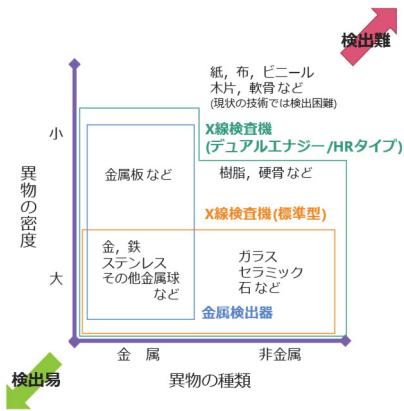


図9 各検査機が対象とする異物

4.2.4 適用事例

デュアルエナジー方式の効果が現れやすい事例を紹介する。

初めに、袋詰めのマカロニを被検査品とした場合を示す。図10は実際の検査画像で、検査品の上に6種類の半径のアルミ板異物を厚み4種類ごとに並べたものである。異物は半径の小さい順に上から並べており、標準型では厚み0.5mm以下のものや小型のものが検出難くなっているが、デュアルエナジー方式では0.3mm～0.5mm厚のものも半径によらず検出可能となったことが分かる。表1にその際のアルミ板0.3mm厚の検出結果比較を示す。

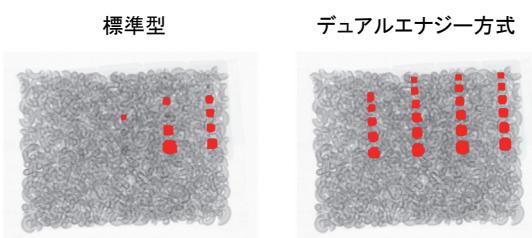


図10 デュアルエナジー方式適用事例(袋詰めマカロニ)

表1 アルミ板0.3mm厚検出結果比較

半径	φ2.0	φ3.0	φ4.0	φ5.0	φ6.0	φ8.0
標準	×	×	×	×	×	×
デュアル	×	○	○	○	○	○

次に、畜肉類への適用事例として、鶏ムネ肉における骨検出事例を示す。図11は厚みの薄い骨や面積の小さい骨を用意し鶏ムネ肉に貼り付けて検査した際の検査画像である。標準型で低かつた感度がデュアルエナジー方式では大きく改善したことが分かる。

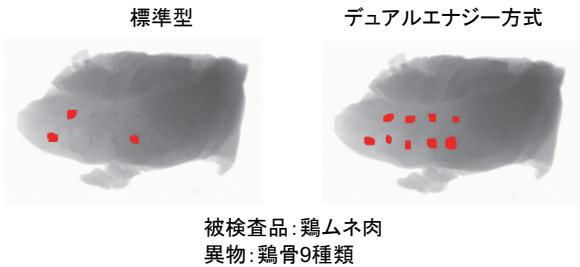


図11 デュアルエナジー方式適用事例(鶏ムネ肉)

5 今後の展望

今後数年は深層学習を用いた取り組みが主流になると推測される。現時点で未解決の検査課題は従来のルールベースの画像処理では解決が難しい複雑性を持ち、大量のパターン認識を実用的な時間で行える深層学習の活用が期待されるためである。深層学習の導入には現在2つの課題があり、これを解決していくことが次のステップであると考えている。

1つ目は検査対象品ごとに学習に大量の画像、時間を要することである。例えば、顧客の生産ラインのデータをネットワーク越しに収集して利用できる汎用的なシステムを構築するといった効率改善手法が対策として考えられる。

2つ目はハードウェアコストの高額化である。2章で述べた量子化などによるデータサイズの削減により、計算リソースの効率化を進めしていく必要がある。計算の省力化は推論時間の短縮にもつながり、対応可能ラインの増加が期待できる。

従来のルールベースはこれらの課題に対して強みがあり、深層学習はルールベースで検出できない物体にも対応できる。それぞれ得意不得意があるため、今後X線検査機の機能を発展させていく上では必要に応じて併用や使い分けができるシステムにすることが重要である。

一方で、画像処理技術においてはアルゴリズムだけでなく撮像方法も重要な要素である。画像処理は画像上の物体に対してアプローチする技術で、画像に写らない物体を検出することはできないためだ。例えば、X線検査機ではX線で撮像が難しい材質の検査には対応していない。樹脂やゴムなどのX線透過率が高い異物や、薄いフィルム包材などは大部分が画像に映らないため、深層学習を導入しても異物検出や包装不良検出が困難である。これらの問

題を解決する手法として、X線以外の情報を捉えるセンサを入力に追加するマルチモーダルな手法がある。X線画像同様に各手法で撮られた画像は一長一短があるため、それらの特性を上手く結び付け問題の解決に繋げることが今後必要になってくると考えている。

参考文献

- 1) A. Vaswani, et al. "Attention is all you need." In NIPS, 2017.
- 2) A. Dosovitskiy, et al. "An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale." CoRR, Vol.abs/2010.11929 (2020) (online), available from <<https://arxiv.org/abs/2010.11929>>.
- 3) R. Girshick, et al. "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation." In CVPR, 2014.
- 4) R. Girshick. "Fast r-cnn." In ICCV, 2015.
- 5) S. Ren, et al. "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks." In NIPS, 2015.
- 6) K. He, et al. "Deep residual learning for image recognition." CVPR 2016, pp. 770-778, 2016.
- 7) T-Y. Lin, et al. "Feature Pyramid Networks for Object Detection," CVPR 2017, pp. 2117-2125, 2017.
- 8) W. Liu, et al. "SSD: Single shot multibox detector." In ECCV, 2016.
- 9) J. Redmon, et al. "YOLO9000: Better, Faster, Stronger." In CVPR 2017, pp. 7263-7271 , 2017.
- 10) 綿引, 武田, 三谷, 山崎, 井上, 木場, 宮崎, 斎藤, 和田, 金井: “デュアルエナジー方式 X 線異物検出機の開発”, アンリツテクニカル 87 号, pp.53-59 (2012.3)

執筆者



中鳩大貴
インフィビスカンパニー
開発本部
商品開発部



石川良平
インフィビスカンパニー
開発本部
商品開発部



織田健吾
インフィビスカンパニー
開発本部
商品開発部



山崎健史
インフィビスカンパニー
開発本部
商品開発部

公知