

AI活用の裾野を広げるための現場対応型検査技術の開発 多様な現場での異常検知を実現するための検知器構成方法および 情報収集方法の検討

大坪 立サミュエル*
Otsubo Ritsusamuel*

要旨 製造業の現場において、工業製品の外観検査や異常検知の自動化が求められている。ここで、「異常検知の為の情報の収集と情報の統合」と「得た情報を基に異常検知の実行」の2段階からなる自動化された異常検知器を構成することを考える。これを実現するためには、判断基準の多さ、想定外の発生、状況によって異なる許容誤差に起因する異常検知ルールの複雑さと観測で得た情報に試験対象に関する情報が一部欠落する、または、ノイズが混入することの2つの要因に対応する必要がある。これらに対応する手法を構築するための検討を行った。

1 はじめに

製造業の現場において、工業製品の外観検査や異常検知の自動化が求められている。これは、その理由として、以下に述べる2つの事柄が上げられる。1つは、外観検査や異常検知タスクは主に人が行うが、精神負荷も高く、多くの人と時間を必要とすることである[1]。これらの業務に対して省人化によるコスト削減を行うことで、人的コストを削減するだけでなく、人材を検査業務等の精神的、肉体的苦痛を伴う業務から他の創造的な業務へ移動させたい。もう1つは、熟練技術者の高齢化により、高度な検査技術を持つ検査員が業務から離れる一方で、少子化により新規の検査業務の従事者を十分確保できないことである [2]。このため、熟練技術者の持つ技能の継承が難しくなっている。熟練技術者の持つ技能をAI が学習、自動化することが望まれる。

外観検査や異常検知の自動化を実現するのに際して、次の3つの課題への対応が必要となる。1つ目は、多品種少量生産への対応である。機械学習を用いる場合、多品種少量生産の現場では各品種に対する学習用のデータの数が少なくなる[3]。そのため、十分な性能を持たない異常検知器が出来上がることがある。2つ目は、異常検知問題ではタスクのルール化の困難さへの対応である。欠陥種類が多いなど判断基準が複雑な場合や、想定外の発生などの定義として記述しにくい内容が存在する場合はルールの作成や管理、修正が困難になる[4]。また、同じ工業製品であっても顧客の要求品質や使用先の製品等の状況の違いによって許容誤差が異なることがあり[5]、このことも判定手順を事前に決めて異常検知を行うルールベース手法の難しさの原因となっている。3つ目は、現場由来の外乱、観測ノイズへの対応である。ノイズの発生などによる撮影状況が乱れ[6]、背景雑音の発生等が発生しても[7]、これらの影響に対しても頑強な異常検知器の構築が求められる。

本報告では、まず、2節で、上で述べた課題にうまく対応する異常検知器を作成する際のアプローチについて説明する。次に、3節では2節で提示されたアプローチが2つの研究課題、異常検知器の構成方法と異常検知のための情報の収集方法、によって構成されていることを記す。4節と5節では、3節で述べた研究課題の概要について説明する。最後に、6節にまとめを記す。

2 問題に対するアプローチ

本研究では、構成される自動化された異常検知器として、次に記す 2つのステップからなる動作をするものを考える。

Step 1 異常検知の為の情報の収集と情報の統合

Step 2 Step 1で得た情報を基に異常検知の実行

2.1 異常検知器のヒントとなる具体例

上の2つのステップからなる自動化された異常検知器のヒントとなる具体例を以下に記す。

工業製品の検品現場 ボルトのように試験対象となる工業製品が立体的である場合、試験対象と視点を固定すると、どうしても観察できない面が現れる。また、光の試験対象への当たり方によっては視点を固定してしまうと、異常が存在しても視認が難しい場合がある。そこで、まず、検査員は手に試験対象である工業製品を保持し、動かしながら様々な角度から試験対象を観察し、様々な角度から見ることで得た多様な視覚情報を統合する。この動作は、Step 1に対応する。統合した情報を用いて、合格か不合格かの判断を行っている。この動作は、Step 2に対応する。

梨農園での動画を用いた実のカウント 梨農園での実のカウントを、動画を用いて行う手法を板倉氏が提案しており[8]、その概要を以下に記す。まず、カメラを手で保持し、移動しながら梨の実の動画を撮影する(Step 1 に対応)。そのうえで、撮影した動画をもとに梨の実のカウントを行う(Step 2 に対応)。その際、物体検出と物体追跡を組み合

わせることで重複することなく梨の実をカウントすることを実現している。これは得られた動画をもとに、各時点での画像情報を統合し、梨の実を数えていると考えられる。また、動画撮影時に周辺の光環境などが急激にかつ不規則に変化する場合があるが、カルマンフィルタを用いることで対応している。各時点での画像情報を統合することは光環境の変化というノイズへの対応にも大きく寄与していると考えられる。

2.2 各ステップが対応すべき事柄

2.1節で提示した具体例から、各ステップが対応すべき事柄が以下に示すように明らかになる。

Step 1について Step 1が対応すべき事柄は以下に記す。

1. 異常検知の際に所望の性能、例えば判定失敗確率が0.05以下である、を満たす。
2. 異常検知までの時間が短いなど、効率の良い情報収集方法である。
3. 情報収集時において試験対象への負荷が小さい。試験実施の際に対象に対して多少の負荷が加わるのであれば、効率の良さの他に対象へのダメージも考慮すべきである。
4. 外界からの外乱、ノイズの異常検定への影響が小さい。2.1節で提示した梨のカウントにおける光外乱への対応はこの例に該当する。

Step 2について Step 2が対応すべき事柄は以下に記す

1. 少ない、または、中ぐらいのデータ量でも所望の性能を持つ異常検知器を学習、獲得できる。データの少なさを補うために熟練者のノウハウや勘、知識等を取り入れる方法について検討する必要がある。これは多品種少量生産を考慮したものになる。
2. 異常検知器の学習の際に外界からの外乱、雑音の影響をあまり受けない。

3 解決すべき研究課題

本研究で扱う自動化された異常検知と取り組むべき研究課題との関連について述べる(図1参照)。

3.1 異常検知に存在する曖昧さの要因

試験対象を特徴づけるパラメータを a とする。パラメータ a が決まれば、試験対象が一意に定まるものと仮定する。パラメータ a は試験対象に対する完全情報である。異常検知の際に生じる曖昧さには以下に上げる要因が考えられる。

要因 (i) 判断基準の多さ、想定外の発生、状況によって異なる許容誤差に起因する異常検知ルールの複雑さ。

要因 (ii) 観測の際に完全情報 a に外界からの外乱やノイズが混在、または、一部情報が欠落。

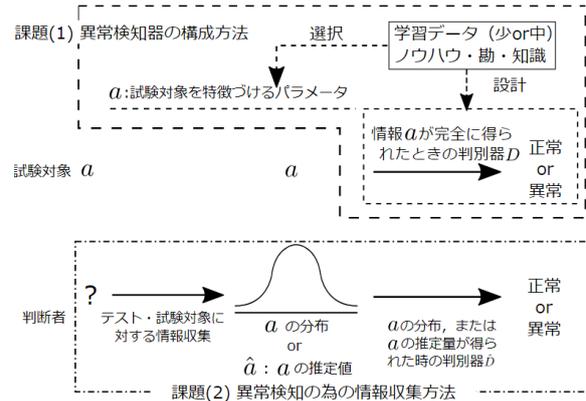


図1 異常検知の流れと研究課題との関連: 課題(1)「異常検知器の構成方法」では要因(i)に対して適切に対応する方法について検討を行う。課題(2)「異常検知のための情報の収集方法」では課題(1)の結果を踏まえ、要因(ii)に対して適切に対応する方法について検討を行う。

要因(i)に関する研究課題(1)「異常検知器の構成方法」と要因(ii)に関する研究課題(2)「異常検知のための情報の収集方法」について説明する。

3.2 要因(i)への対応(課題(1)異常検知器の構成方法)

図1の点線部分に対応する。試験対象を特徴づけるパラメータ a の選択は、試験対象を記述する上で重要である。試験対象に対する完全情報 a が得られたという仮定の下で、正常か異常かを判定する判別器 D を構成する。これは、外界からの外乱やノイズが乗ることなく、観測の際に一部の情報が欠落することがない理想的な状況のもとで構成される異常検知器となる。理想状況下での異常検知器 D は少量または中量のデータに対象に対するノウハウ、勘、知識を組み合わせることで学習、獲得されるものとする。この異常検知器 D は異常検知ルールの複雑さを考慮したものではない。試験対象を特徴づけるパラメータ a の選択と理想状況下での異常検知器 D の構成方法を考えることを1つの研究課題として捉え、課題(1)「異常検知器の構成方法」と呼ぶ。ここで、少量または中量のデータを扱う際にデータに混在するノイズの影響をなるべく軽減させることを考慮する。

3.3 要因(ii)への対応(課題(2)異常検知のための情報の収集方法)

図1の一点鎖線部分に対応する。試験対象を特徴づけるパラメータ a の選択と外界からの外乱やノイズが乗ることなく、観測の際に一部の情報が欠落することがない理想状況下での異常検知器 D の構成は既に済んでいるとする。異常検知タスクを開始する際、異常検知器側は試験対象特徴づけるパラメータ a に関する情報を全く持っていないとする。 a に関する情報を獲得する為に、異常検知器は試験対象に対してテスト等を実施し、情報を収集する。集めた情報をもとに試験対象に関する完全情報 a に対する予測を分布の形または、ある種の推定値 \hat{a} として獲得する。最後に、完全情報 a に対する予測から正常か異常かを判別する

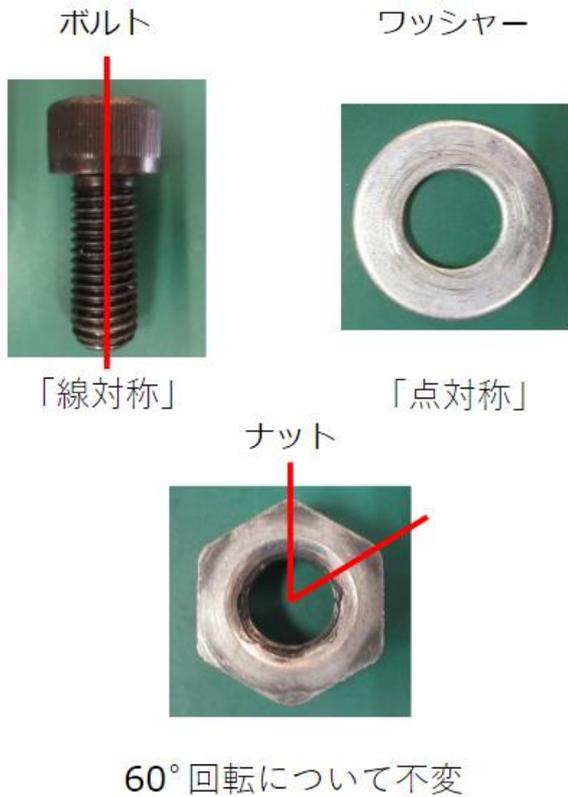


図2 工業製品の対称性、不変性

判別器 D を構成する。異常検知器が実施する情報収集、予測、判定の方法を最適化することを1つの研究課題として捉え、課題(2)「異常検知のための情報の収集方法」と呼ぶ。

4 異常検知器の構成方法

4.1 従来手法に関する考察

機械学習を用いた異常検知は様々な分野で適用されている。これらでは3節で提示した要因(i)や要因(ii)についての議論はあまりなされていない。その代わりに、一般的には、適切な撮像環境を構築した後に異常検知器を学習、構築することがなされている。従来提案された機械学習を用いた異常検知器は外界からの外乱やノイズが乗ることなく、観測の際に一部の情報が欠落することがない理想的な状況のもとで構成されているとみなした上で議論を進める。

従来、異常検知タスクを教師あり問題の1つである分類問題として扱う方法、VAE (Variational Autoencoder) [9]を用いる方法、GAN (Generative Adversarial Nets) [10]を用いる方法 [11]などが提案された。どの異常検知器の作成方法でも、学習時に与えられたデータの分布に対してうまく働くように設計される。そのため、データの分布と実環境が異なる場合、学習によって得られた異常検知器が実環境に対してうまく働く保証はない。

小さな子供を対象に対して学習させるとき、対象を指してその名称を言うと、ほんの数回の作業で子供はあらゆる形や色の対象を認識できるようになる [12]。工場の現場で

も、検査員は正常品のサンプル数個と代表的な異常品のサンプル数個から正常品と異常品の性質を学習する。以上を踏まえて、分布に対して学習するのではなく、対象自体の性質を学習し異常検知器を構成する方法について考える。

4.2 異常検知器構成の方針

異常検知器構成の際には、試験対象となる工業製品はおおよその対称性や不変性を持つことが多いこと 3.1節に述べた異常検知ルール of 複雑さを考慮する。ボルト、ナット、ワッシャー等の多くの工業製品は対称性、不変性を持っている (図2参照)。傷や歪みが生じると、正常品が持つべき対称性、不変性が破れる。以上のことを踏まえ、分布に対する統計的仮説検定で用いられている方法論を用いて試験対象が持つおおよその対称性と異常検知ル

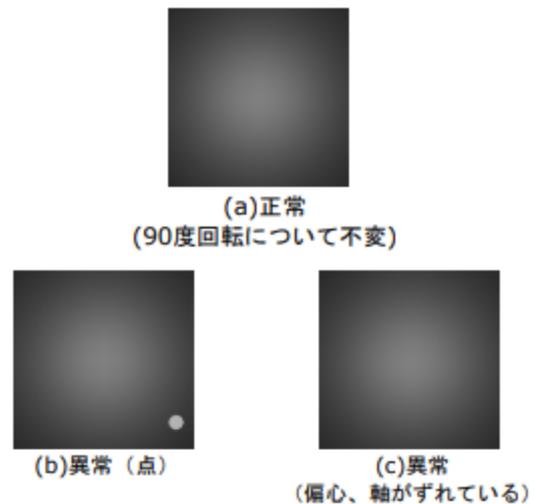


図3 (a)正常 (b)点異常 (c)偏心異常

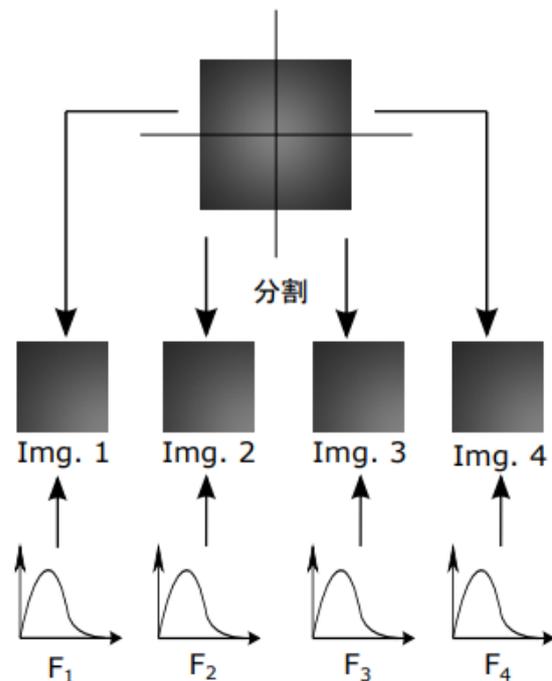


図4 対称性を考慮した異常検知の概要

ールの複雑さの両方に対応することに関する初期検討を実施した。

4.3 初期検討の内容

図3のような対象(グレースケール画像256×256)に対する異常検知を考える。正常品(a)(最大画素値128)は中心に関して対称であり、90度ずつ回転しても元の画像と一致する。異常品として、正常品に点(最大画素値180)を加えたもの(b)と正常品の対称軸を中心からずらしたもの(c)を考える。異常品では正常品で見られた対称性が破れる。

まず、元対象を図4のように等4分割し、Img. 1～Img. 4を生成する。Img. 1～Img. 4が同じとみなせれば、元対象は対称、つまり正常品と判断する。次に、Img. 1～Img. 4に対応する分布 $F_1 \sim F_4$ を想定し、Img. 1～Img. 4は分布 $F_1 \sim F_4$ の結果として得られたものと捉える。最後に、帰無仮説 H_0 と対立仮説 H_1 を

$$H_0: F_1 = F_2 = F_3 = F_4$$

$$H_1: \exists i, j, i \neq j, F_i \neq F_j$$

とした統計的仮説検定問題を考え、正常か否かを判定する。分布 $F_1 \sim F_4$ の選択、検定時に用いる統計量の選択が異常検知ルールの複雑さの扱い方を決める。これらの検討を位置と尺度に関する代表的な検定統計量を用いて実施した [15]。検定統計量では、位置と尺度とそれぞれ、画素値そのものを用いた統計量と順位統計量を用いたものを用意した。点異常は外れ値をとる画素値の影響で平均と分散ともに大きくする性質があり、特に分散がかなり大きくなる。順位統計量は外れに対して鈍感な性質があるため、尺度に対する順位統計量は点異常に対して小さい値をとる。偏心異常は分布の移動のような挙動を示すので、位置に関する統計量が大きい、尺度に関する統計量は小さい。今後は、以上の検討を基に具体的な手法を構築していくことは今後の課題である。

5 異常検知のための情報の収集方法

5.1 課題の定式化

3.3節で述べた異常検知器が実施する情報収集、予測、判定の方法を最適化する問題を以下のような離散時間確率的最適制御問題の形式とする。ここで、3.2節で定義した試験対象を特徴づけるパラメータ a と外界からの外乱やノイズが乗ることなく、観測の際に一部の情報が欠落することがない理想的な状況のもとで構成される異常検知器 D が既知であるとする。確率的なダイナミクスを扱うことによって、外界からの外乱やノイズに由来するシステムの不確定性を表現する。

状態集合を X 、観測集合を Y 、擾乱集合を W 、雑音集合を V とする。行動集合を U と表記し、試験対象への操作と正常、異常の判別から構成される集合とする。これらの集合の元は対応するアルファベットの小文字で表記し、下添字は離散時刻を表すとする。これらの集合を2.1節で例示した工業製品の検品問題と対応付けて説明する。状態集合 X はとりうる工業製品の位置・姿勢に対応する。観測集

合 Y は工業製品の位置・姿勢に関連する一部の情報や画像データに対応する。擾乱集合 W や雑音集合 V はそれぞれ制御外乱、観測ノイズに対応する。状態方程式を

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t, w_t; a)$$

$$p(dw_t | x_t, u_t, a)$$

とし、観測方程式を

$$y_t = h(x_t, u_{t-1}, v_t; a)$$

$$s(dv_t | x_t, u_{t-1}, a), t = 1, 2, 3, \dots$$

$$y_0 = h(x_0, v_0; a)$$

$$s_0(dv_0 | x_0, a)$$

各時刻 t で発生する1ステージコストは現時刻 t での状態、行動、擾乱のみに依存し、 $g(x_t, u_t, w_t)$ と表記する。1ステージコスト g は情報収集にかかる時間や試験対象への負荷に対するモデルとなっている。制御則 π を

$$\pi = (\mu_0, \mu_1, \dots),$$

$$\mu_t(du_t | y_0, u_t, \dots, y_{t-1}, u_{t-1}, y_t)$$

と表記する。情報を収集している段階では、過去の観測と行動の履歴から試験対象への負荷を小さくすることより多くの情報を獲得することを考慮して、現時刻での工業製品への操作を決定する。過去の観測と行動の履歴が判定するのに十分な情報を持っていると判断した場合は、正常・異常判定を実施する。本問題では判定失敗確率を ϵ に抑える制御則のクラスに限定した上で、判定までにかかるコストの総和を小さくするような最適制御則を導出することを目的とする。コストの総和に関する指標として、コストの総和の期待値、または、Value at Risk[14]などが考えられる。

5.2 dead-end を考慮した確率的最短経路問題への変換

5.1節で定式化した問題は判定成功を終端状態(ゴール)、判定失敗をdead-end(行き止まり)とみなすことで、dead-end を考慮した確率的最短経路問題に帰着される。観測から現在の状態を一意に決められる理想的な条件の場合、dead-endを考慮した確率的最短経路問題は2人零和ゲーム問題に帰着され、この問題に対する解はバイズ適応的マルコフ決定仮定に対する手法を用いて得られることが示された [15]。観測からは現在の状態に関する情報の一部しか得られない場合、観測にノイズが混ざっている場合については今後の課題である。

6 おわりに

まず、上で述べた課題にうまく対応する異常検知器を作成する際のアプローチについて説明した。次に、提示されたアプローチが2つの研究課題、異常検知器の構成方法と異常検知のための情報の収集方法、によって構成されていることを記し、それぞれの概要を説明した。

参考

1. 中井 淳一、浅野 憲治: 正常多様性を考慮した外観検査自動化のための異常検知手法、2021 年度人工知能学会全国大会論文集(2021)
2. 中嶋 良介: 高度な技能を要する外観検査作業における作業改善・作業設計・自動化の研究と課題に関する一考察、2022 年度精密工学会学術講演会講演論文集(2022)
3. 小石 泰毅: 機械学習における不採用訓練事例の有効 活用手法に関する研究、九州工業大学博士学位論文 (2019)
4. 田中 拓哉、笠原 亮介: 画像を用いた自動外観検査技術、日本画像学会誌、vol. 55-3、pp. 348-354 (2016)
5. 志田 敬介、中嶋 良介、康 秀徳: 目視検査における 検査時間が欠点検出率に及ぼす影響に関する研究、バイオメカニズム学会誌、vol. 37-2、pp. 134-138(2013)
6. 岩田 健司、松本 知浩、青山 慶子、梶川 敬介、五島 康二、杉本 喜一: 高ノイズ・低コントラスト・少数サンプル下における X 線溶接画像検査の高精度欠陥検出アルゴリズムの開発、精密工学会誌、vol. 87-12、pp. 1003-1007(2021)
7. 島村 徹也: 音情報に基づく設備診断・故障検知に関する最新技術—事例解説、システム/制御/情報、vol. 65-4、pp. 132-137(2021)
8. K. Itakura, Y. Narita, S. Noaki, and F. Hosoi: Automatic pear and apple detection by videos using deep learning and a Kalman filter, OSA Continuum, Vol. 4-5, pp. 1688-1695(2021)
9. D.P. Kingma, M. Welling: Auto-Encoding Variational Bayes, In ICLR 2014(2014)
10. I. J. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville and Y. Bengio: Generative Adversarial Networks, In NIPS 2014(2014)
11. H. Zenati, C. S. Foo, B. Lecouat, G. Manek, V. R. Chandrasekhar: Efficient GAN-Based Anomaly Detection, In ICLR 2018(2018)
12. A. Géron: Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, O'Reilly Media (2019)
13. 大坪 立サミュエル: 不変量を考慮した異常検知についての検討、2023 年度計測自動制御学会関西支部・システム制御情報学会シンポジウム講演論文集 (2024)
14. 山井 康浩、吉羽 要直: バリュー・アット・リスクと期待ショートフォールの比較分析、日本オペレーションズ・リサーチ学会論文誌、vol. 45-4、pp. 490-506 (2002)
15. R. Otsubo: Stochastic Shortest Path Problem on Borel Space Considering Dead-ends and Undesired Terminal States, Proceedings of the ISCIE International Symposium on Stochastic Systems Theory and its Applications, vol. 2024, pp. 10-19 (2024)