

# 製造現場の AI 画像検査における精度低下の自動検知

林 恭太郎<sup>†</sup>, 内田 美幸<sup>†</sup>, 鷲谷 泰佑<sup>†</sup>, 山田 勝彦<sup>‡</sup>, 秋元 俊之<sup>‡</sup>

株式会社東芝 生産技術センター 光学・検査技術研究部<sup>†</sup>

東芝マテリアル株式会社 構造用 FC 製造部 構造用 FC 製造技術担当<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

AI 画像検査は、従来の画像処理と比べて定性的な判定の自動化が容易となるため、これまで困難であった製造現場における目視検査への導入が増加している。しかし、AI 画像検査は、運用当初は高い検査精度であっても、製品状態や製造プロセスの経時変化に伴って検査精度が低下する問題がある(図 1)。検査精度の低下は不良品流出につながる可能性があるため、早期に検知する必要がある。そこで、我々は検査精度の低下を早期に検知可能なモニタリング手法を開発した。これを実際の製造現場の AI 画像検査に適用し、精度低下を自動で検知可能であることを検証した。

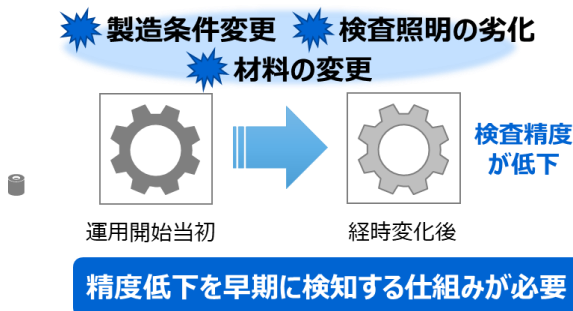


図 1 経時変化に伴う検査精度の低下

## 2. モニタリング手法

開発したモニタリング手法では、検査精度の低下を検知するため、入力データが運用当初のデータから変化したかどうかを判定する。AI モデルの中間層データでは入力データの特徴が数値化されており、これを利用することで、入力データの変化をモニタリング可能とした。

モニタリング手法の概略を図 2 に示す。AI モデルの中間層データは高次元な特徴量空間に位置している。運用当初のデータの分布から、あらかじめ分布基準点と基準点からの距離の閾値を

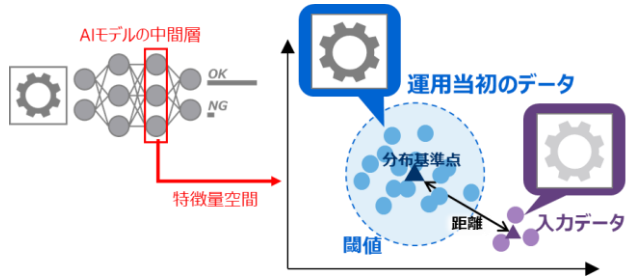
Automatic detection of accuracy deterioration in AI visual inspection.

<sup>†</sup>Kyotaro Hayashi, Miyuki Uchida and Taisuke Washitani · TOSHIBA CORPORATION

<sup>‡</sup>Katsuhiko Yamada and Toshiya Akimoto · Toshiba Materials Co., Ltd.

定めておく。運用時には入力データの基準点からの距離が閾値を超えた場合に検知する。ここで、閾値となる距離にはマハラノビス距離を用いており、これをモニタリング指標としている。

本モニタリング手法の有効性は、公開画像データセットである MVTec AD<sup>[1]</sup>を用いて検証している。モニタリング指標の変化を捉えることで、検査精度低下を早期に検知可能であることが確認できている<sup>[2][3]</sup>。



運用当初の分布を逸脱⇒精度低下を検知

図 2 モニタリング手法の概略

## 3. 製造現場における AI 画像検査

東芝マテリアル(株)ではベアリング用セラミックボールを製造している。セラミックボールは、軽量、高強度、高剛性、耐摩耗性など優れた機械的特性を持っており、自動車や航空機のエンジンのベアリングなどに広く使われている<sup>[4]</sup>。セラミックボールの製造工程では、品質の担保のため、外観の色ムラ、カケ、付着などの不良品がないか検査している。従来は目視検査を行っていたが、検査員の育成に時間がかかることや検査員による判定のばらつきなどが問題であったため、AI 画像検査を導入している。

セラミックボール AI 画像検査の概要を図 3 に示す。外観検査装置ではボール表面を漏れなく検査するため、ボールを回転させながらラインセンサでボール表面全体の撮影を行う。その画像を入力とし、あらかじめ良品と不良品の画像で学習させておいた AI モデルを使って良/不良の判定を行う。ここでの AI モデルは畳み込みニューラルネットワーク (CNN) で構築されている。

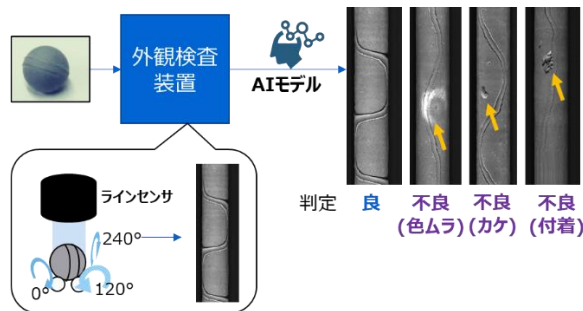


図3 セラミックボール AI 画像検査の概略

#### 4. モニタリング手法の適用検証

セラミックボール AI 画像検査の安定した運用を実現するため、モニタリング手法の適用を実施している。2022年6月～10月の5か月間にわたり、AI 画像検査の中間層データを取得し、モニタリング手法の有効性を検証した。

検証期間における検査精度とモニタリング指標の推移を図4に示す。検査精度は次の式により算出している。

$$\text{検査精度} = 1 - \text{過検出率} - \text{見逃し率}$$

6～8月は検査精度が95～70%程度で推移しているが、これは通常の製品の出来栄による過検出率のばらつきであり、運用上の平均過検出率の上限を下回っているため問題ない。また、モニタリング指標は閾値を超えず安定している。9月に入り検査精度が70～45%程度に低下しており、モニタリング指標は精度低下発生と同時に閾値を超え発報している。発報前の8月と発報後の9月の画像を確認した結果、9月は普段よりも画像が明るくなっていることが分かった(図5)。明るさが変わった原因は、検査装置点検時の照明の調整ミスであり、再度照明を調整して、AIモデルを再学習することで検査精度を回復させた。

以上の結果により、セラミックボールのAI画像検査において、本モニタリング手法により、検査精度の低下を早期に自動検知可能であることを確認した。

#### 5. おわりに

製造現場のAI画像検査にモニタリング手法を適用し、検査精度低下の自動検知に有効であることを確認した。今後、検査精度低下を検知した際に自動でAIモデルの再学習と更新を行う仕組みの構築を目指す。

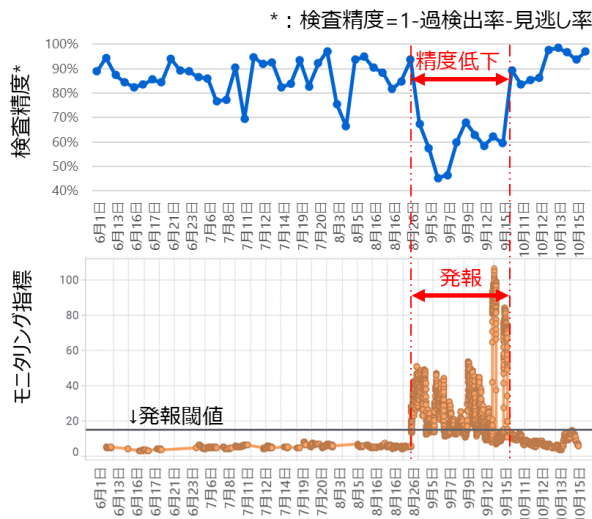


図4 検査精度とモニタリング指標の推移



図5 通常時の画像と精度低下時の画像

#### 参考文献

- [1] Paul Bergmann, Michael Fauser, David Sattlegger, and Carsten Steger. MVTec AD – A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection. In CVPR, 2019.
- [2] 内田美幸, AI画像検査におけるモデル劣化検知の検討, 情報処理学会 第84回全国大会, 2022.
- [3] 内田美幸, 製造ラインのAI画像検査で生じる精度低下を自動で検知可能なモニタリング技術, 東芝レビュー 77-6, 2022.
- [4] 東芝マテリアル, <https://www.toshiba-tmat.co.jp/>, 2022-12-19 取得.