

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

Monitoring Technique to Automatically Detect Deterioration in Accuracy of
AI Visual Inspection in Production Lines

ニューラルネットワークの中間層を利用した自動モニタリング技術により、製造現場におけるAI画像検査の信頼性を向上

東芝は、ニューラルネットワークを用いたAI画像検査システムの、製造現場への導入を進めています。製造条件の変更や装置の経時変化が検査精度を低下させることがあるため、現状、検査システムには、技術者による保守管理が必要です。その省人化に向け、検査精度のモニタリング技術を開発しました。この技術は、画像の特徴が数値化されたニューラルネットワーク中間層の高次元空間において、学習画像と検査画像のマハラノビス距離の変化をモニタリングすることで、検査精度低下の検知を可能とし、信頼性の向上に寄与します。今後、自動再学習技術の開発により、保守管理を容易にすることで、AI画像検査の普及促進を図ります。

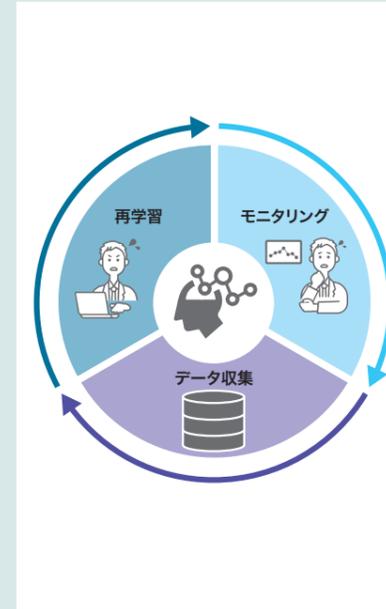


図1. AI画像検査の保守管理

モニタリングでは、データの監視や解析、再学習では、複数回の試行などで高い専門性と長時間の作業が必要となります。

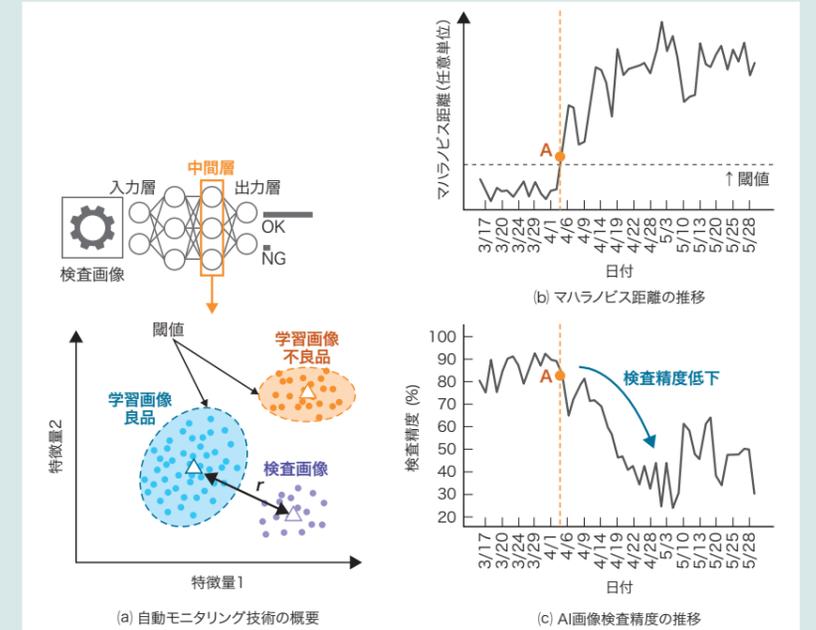


図2. 開発した自動モニタリング技術の概要と実検査工程での検証結果

良品の学習画像(青)と検査画像(紫)のマハラノビス距離 r が閾値を超えたら、発報します。検証では、検査精度の低下を初期に検知することができました。

AI画像検査の背景と課題

製造現場には、製品品質を保つために多くの目視検査工程が存在します。目視検査は導入が容易であり汎用的な方法ですが、検査員の能力差や雇用・教育コストなどの問題から、自動化が進められています。しかし、検査員の感覚に頼った判断をプログラムに書き下すことは容易ではありません。そこで、東芝はニューラルネットワークを用いたAI画像検査の導入を推進しています。AI画像検査は、検査画像と検査結果をAIに学習させることで、判断を自動化することが可能です。

しかし、AI画像検査を現場に適用した後に、製造条件の変更や装置の経時変化によって、検査画像が当初学習した画像とは異なる画像に変化してしまうことがあります。その場合、検査精度は保証されず、検査の信頼性が損なわれます。検査精度を維持するためには、図1に示すように、検査精度の低下をモニタリングし、必要なデータ収集を行い、再学習することが必要です。このようなAI画像検査の保守管理は作業負荷が大きいため、多くのAI技術者が必要となります。今後の更なるAI画像検査の普及に対応していくために、保守管理の自動化が求められています。そこで、当社は、検査精度の低下を自動検知するモニタリング技術を開発しています。

自動モニタリングを実現するためには、検査装置の照明輝度変化などによって、検査画像が学習画像とは異なる画像に変化したかどうかを自動検知する必要があります。従来、このようなデータの変化を自動検知する手法として、AI検査の出力層をモニタリングする手法⁽¹⁾が用いられてきました。しかし、一般的なAI画像分類においては、学習画像以外の入力を想定していないため、従来手法では検査画像の大きな変化を見逃してしまう可能性が指摘されています⁽²⁾。検査画像の変化を見逃し、検査精度の低下に気付かないまま検査が運用されてしまうのを防ぐため、新たなモニタリング技術を開発しました。

特徴量空間を用いた自動モニタリング技術

ニューラルネットワークは複数の層から成り、入力した画像が入力層→中間層→出力層といったように伝搬していきます。中間層には画像の特徴が抽出され、出力層から検査結果が得られます。これまでのモニタリング技術では、出力層を利用するのが一般的でしたが、出力層よりも情報量を多く保持する高次元の中間層を利用することで、より高感度に画像の変化を検知できることが報告されています⁽³⁾。当社は、この技術を応用し、中間層におけるデータの広がりやを制御する距離学習を適用することで、より高感度に、検査画像の変化が検知できることを確認しました⁽⁴⁾。

この知見を基に開発した自動モニタリング技術の概要を図2(a)に示します。中間層における高次元の特徴量データを、紙面上で解釈可能な2次元空間にプロットすると、学習済みの良品と不良品の画像は図2(a)のようにそれぞれ分布します。モニタリングに際しては、あらかじめ、これらの良品と不良品の学習画像の特徴量データの広がりから閾(しきい)値を定めます。そして、モニタリング時には、学習画像と検査画像の分布間のマハラノビス距離 r を算出します。このマハラノビス距離をモニタリングの指標とし、閾値を超えたら発報します。

開発した技術を評価した結果、従来の技術と比較して、高感度かつ見逃しのないモニタリングが可能であることを確認しました⁽⁵⁾。

開発した自動モニタリング技術の効果検証

効果検証の一例として、この技術を実際の溶接検査工程に適用した事例を示します。図2(b)はモニタリング指標であるマハラノビス距離の推移を示しており、時点Aで閾値を超えて発報しました。図2(c)はAI画像検査精度の推移を示しており、モニタリングで検知した時点Aは、検査精度が低下する初期であることがわかります。このことから、開発した技術を利用することで、検査精度の低下を早期に検知できることが確認できました。

この自動モニタリング技術を実用化することで、AI画像検査の保守管理の省人化、及び信頼性の向上が見込まれます。

今後の展望

現在、開発した自動モニタリング技術を現場のAI画像検査に適用し、実証実験を進めています。また、保守管理の完全自動化を目指し、今後は自動再学習技術の開発も進めていきます。

文献

- (1) Hendrycks, D. et al. "A baseline for detecting misclassified and out-of-distribution examples in neural networks". arXiv:1610.02136. <https://arxiv.org/pdf/1610.02136.pdf>, (accessed 2022-07-04).
- (2) Hein, M. et al. "Why ReLU networks yield high-confidence predictions far away from the training data and how to mitigate the problem". Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, CA, 2019-06, IEEE, 2019, p.41-50.
- (3) Lee, K. et al. "A simple unified framework for detecting out-of-distribution samples and adversarial attacks". Advances in neural information processing systems 31 (NeurIPS 2018). 2018, p.1-11.
- (4) 鷲谷泰佑, "ディープラーニングを用いた製品の画像検査における異常検知". 情報処理学会第84回全国大会講演論文集, 愛媛大学, 2022-02, 情報処理学会, 2022, 2.55-2.56.
- (5) 内田美幸, 鷲谷泰佑, "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回全国大会講演論文集, 愛媛大学, 2022-02, 情報処理学会, 2022, 2.57-2.58.

内田 美幸

生産技術センター 製造プロセス・検査技術領域 光学・検査技術研究部