

生成AIを活用して画像検査立ち上げ・運用を効率化する検査用AIエージェント技術

AI Agent Using Generative AI to Improve Efficiency of Setup and Operation of Automatic Image Inspection Systems

RAGとPython実行環境を備えたAIエージェントを構築し、画像処理の専門家と同等の検査パラメーター調整を実現

製造現場での外観検査では画像検査による自動化のニーズが高まる一方、画像検査の立ち上げまでに時間を要し、立ち上げ後も運用の負荷が高いという問題が顕在化しています。また、生成AIなどの発展で、自然言語の指示で生成AIが複雑なタスクをこなす仕組み(AIエージェント)が登場しました。

そこで、負荷低減のニーズが高い検査パラメーター調整のタスクで、画像検査の立ち上げ・運用を支援する“検査用AIエージェント”を開発しました。RAG(Retrieval-Augmented Generation：検索拡張生成)とPython言語の実行環境を備え、画像処理の専門家と同等の調整ができ、負荷低減に有効であると確認しました。

背景

製造現場では、品質保証や省人化の観点から外観検査の自動化が求められています。一方で、検査対象や欠陥モードは案件ごとに異なるため、検査は手法を個別に検討・開発する必要がある場合が多く、立ち上げに時間を要することが問題です。更に、欠陥の見え方に応じて適切な撮像光学系や検査アルゴリズムを設計するには専門知識と経験が必要で、検査項目の変更や調整のノウハウがなければ、せっかく導入した検査装置が運用できずに使われなくなるケースもあります。

また、近年、生成AIやLLM(Large Language Model：大規模言語モデル)の急速な発展により、自然言語での指示で生成AIが複雑なタスクをこなすAIエージェントが登場し始めました。

そこで東芝は、画像検査の領域でも、AIエージェントによる検査方法の提案や検査パラメーターの調整などの総合的な支援を行えると考え、検査用AIエージェントを開発しました。この検査用AIエージェントにより、開発工数の短縮や製造現場での運用効率化に貢献できます。

ここでは、製造現場での負荷が大きく、自動化のニーズが高いユースケースとして、検査パラメーター調整に着目して開発した検査用AIエージェントと、そのパラメーター調整の有効性を検証した結果について述べます。

開発した検査用AIエージェント

開発した検査用AIエージェントのシステム構成を、**図1**に示します。検査パラメーター調整を行うためには、二つの仕組みが重要です。

一つ目は、LLMが学習していないドメイン知識を参照して回答の根拠を補うRAGです。RAGは、あらかじめ検査開発の参考となる文書を検索可能な形(ベクトルDB(データベース))で蓄積しておき、ユーザーがUI(ユーザーインターフェース)に入力するプロンプトに応じてLLMが関連情報をRAGで取得し、その内容を参照しながらLLMが回答します。これにより、一般的な知識に基づく回答にとどまらず、画像処理の専門家としてのドメイン知識を活用した回答が可能となります。

二つ目は、LLMが提案したパラメーターで実際にPython言語のプログラムでの検査処理を実行し、その結果を基に次の調整を繰り返して、より良いパラメーターを探索するためのPython実行環境です。ユーザーがUIに入力するコードに加えて、LLMがコードを作成・実行できる環境構築にOpen Interpreter⁽¹⁾(ローカル環境でLLMによるコード実行を可能にするオープンソースツール)を利用し、正しい判定結果に到達するまでLLMが自律的にパラメーターの変更と評価を繰り返して、最終的なパラメーターをユーザーにフィードバックする仕組みを開発しました。

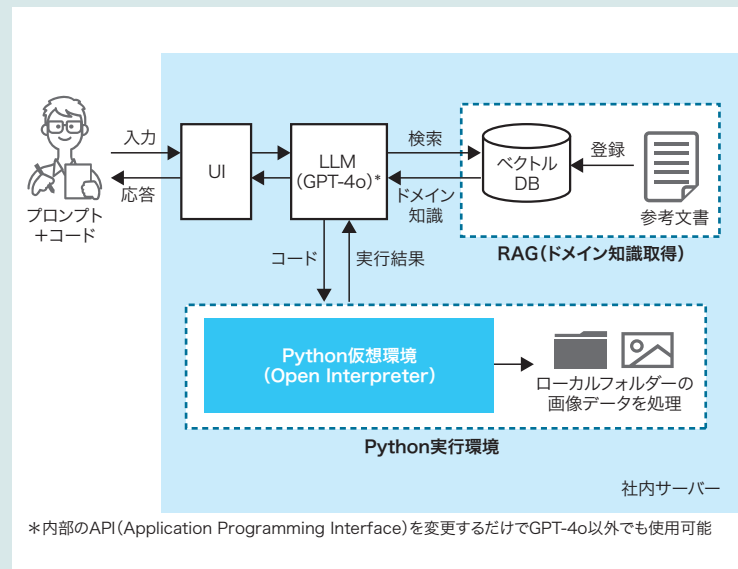


図1. 開発した検査用AIエージェントのシステム構成

RAGとPython実行環境を備えたシステムとし、LLMはGPT-4oを使用しました。システムは、社内サーバー上に構築して検証しました。

検査パラメーター調整の検証

検査パラメーター調整の検証では、事前に欠陥ではない領域を過検出する状態に設定したPython検査プログラムを用意し、閾値(しきい値)やフィルター条件などのパラメーターを変更して検査結果が改善できるかどうかを調べました。検査対象にはオープンデータセット⁽²⁾のカーペットのしみ欠陥画像を用いて、過検出の改善を目的として調整することを、自然言語で指示しました。また、各パラメーターが検査結果に及ぼす影響や、調整の優先順位などの指標は、あらかじめ文書化し、ドメイン知識としてRAGで引用できるようにしました。検査パラメーター調整の結果の例を、**図2**に示します。

まず、RAGなしの結果は、調整前よりもむしろ過検出が増加しました。欠陥領域の検出精度の指標として算出するIoU (Intersection over Union)^(注)も、調整前より低下しています。これは、LLMが学習している一般的な知識だけではパラメーター調整ができないことを表しています。

次に、RAGありの結果は、調整後には欠陥領域以外の過検出がなくなったことで、しみのある画像はIoUが84.3 %と調整前の36.6 %より約50ポイント改善し、しみのない画像は過検出がなくなって正しく判定できました。そして、回答出力までのプロセスでは、RAGで取得した指針に基づいて調整案

(注) 検出領域と正解領域がどのくらい一致しているかを、比率(領域の共通部分/領域の和集合)で表す指標。100 %に近いほど、正しい検出ができています。

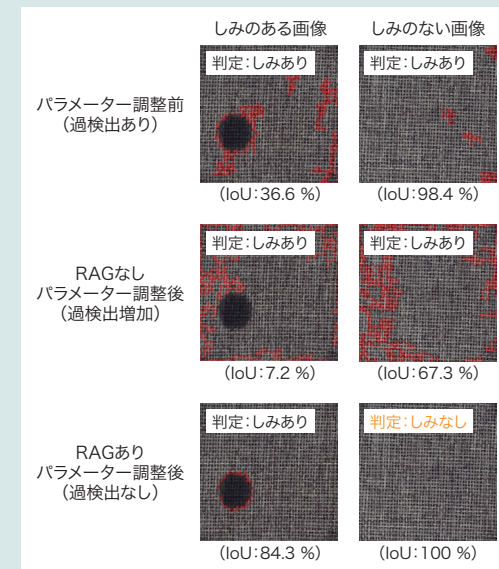


図2. 検査パラメーター調整の結果の例

RAGによるドメイン知識の活用で、正しい検査パラメーター調整が可能になることを確認しました。

を生成し、Python実行環境で複数回の試行をして調整結果を評価し、最終的に過検出しない状態への調整に成功しました。

これらの結果などから、開発した検査用AIエージェントでパラメーターの自律的な調整が自動で実現できることを確認しました。また、検査パラメーターの調整が自動で実現できたことにより、画像検査の導入時の立ち上げだけでなく、その後の運用でも、調整の負荷低減に有効であると確認しました。

今後の展望

今後は、他のユースケースへの有効性も検討し、実際に画像検査を導入している拠点への展開を進めます。また、画像検査への生成AI活用としては、VLM (Vision-Language Model：視覚言語モデル)を使った画像検査の適用可能性も検討していきます。

文献

- (1) GitHub, "openinterpreter/open-interpreter". <<https://github.com/OpenInterpreter/open-interpreter>>, (accessed 2026-02-19).
- (2) MVTec, "MVTec AD, The MVTec Anomaly Detection Dataset". <<https://www.mvtec.com/company/research/datasets/mvtec-ad>>, (accessed 2026-02-19).

林 恭太郎

総合研究所 生産技術センター 光学・検査技術研究部