

# 異常を説明し行動を導く AI : LLM × RAG による説明性の付加とアクションレコメンドモデルの提案

山科 勇輔<sup>1</sup> 新見 佳祐<sup>1</sup> Pinheiro de Moura Caio César<sup>1</sup> 塩見 和真<sup>1</sup> 市川 佳彦<sup>1</sup>

加茂 司<sup>2</sup> 久保谷 篤<sup>2</sup> 鮎澤 雄治<sup>2</sup> 山本 達也<sup>2</sup> 吉田 圭吾<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 株式会社 Insight Edge <sup>2</sup>SCSK 株式会社

{yusuke.yamashina, keisuke.niimi, caio.pinheiro,  
kazuma.shiomi, yoshihiko.ichikawa}@insightedge.jp

{t.kamo, Atsushi.Kuboya, y.ayusawa, tats.yamamoto, keig.yoshida}@scsk.jp

## 概要

本研究では、画像異常検知モデルと大規模言語モデル (LLM) を組み合わせ、異常内容を人間が理解しやすく提示する言語駆動型説明可能 AI (Language-Driven XAI) を拡張した枠組みを提案する。異常検知は製造業や医療分野で重要である一方、その出力は抽象的で、異常要因や対応方針を直感的に把握しにくいという課題がある。そこで本研究では、LLM による自然言語での説明に加えて Retrieval-Augmented Generation (RAG) を導入し、マニュアルや過去事例といった外部知識を参照することで次アクションの提示をまでを一気通貫で実施し、異常検知結果の透明性向上と実業務適用に向けた意思決定支援の高度化を図る。

## 1 はじめに

深層学習の発展により画像異常検知の精度は向上し、製造・医療分野での活用が期待されている [1, 2]。しかし、異常データの希少性によるモデル設計の難しさや、深層学習のブラックボックス性に起因する説明性の欠如が実運用上の大きな課題となっている。

説明可能 AI (XAI) として注目される Grad-CAM [3] 等の可視化手法は、画像内の注目領域を示すのみで、異常の発生要因を理解するには不十分な場合が多い。これに対し我々は先行研究において、LLM を用いて異常内容を自然言語で説明する Language-Driven XAI を提案した [4]。しかし、ここではモデル出力に基づく説明に留まり、マニュアルや過去事例といった外部の専門知識を体系的に参照する仕組みまでは含まれていなかった。

本研究では、この先行研究を拡張し RAG [5] を新たに導入する。これにより、関連するマニュアルや過去事例を検索・参照しながら説明を生成し、異常要因の推定から次アクションの提示までを一気通貫で実現する。本手法により、異常内容の解釈だけでなく具体的な対応行動までを含めた、より実務的な意思決定支援の実現を目指す。

## 2 関連研究

### 2.1 画像に対する異常検知

画像異常検知は、製造業における欠陥検出や医療画像解析などの分野で重要な役割を担っている。従来は、統計的手法や特徴量設計に基づく方法が中心であったが [1]、深層学習技術の発展により、CNN を用いた二値分類やクラス分類、物体検出に基づく高精度な異常検知が可能となった。さらに、ImageNet で事前学習された特徴を利用し、正常データ分布を高次元空間でモデル化する PaDiM [6] や PatchCore [7] などの手法も提案されている。これらの手法は高い検知性能を示す一方で、異常判定の根拠が人間にとって理解しにくいという課題が残されている。

### 2.2 説明可能な AI

XAI は、モデルの判断理由を人間が理解可能な形で示す技術である。医療診断や品質検査など、判断根拠の説明が求められる領域で特に重要となる。代表的な手法として、注目領域を可視化する Grad-CAM [3] や LRP [8]、入力摂動に基づく LIME [9] が挙げられる。しかし、これらの手法は視覚的ヒートマップへの依存が大きく、非専門家には解釈が難しい。また、異常の意味的説明や誤検知理由を自然

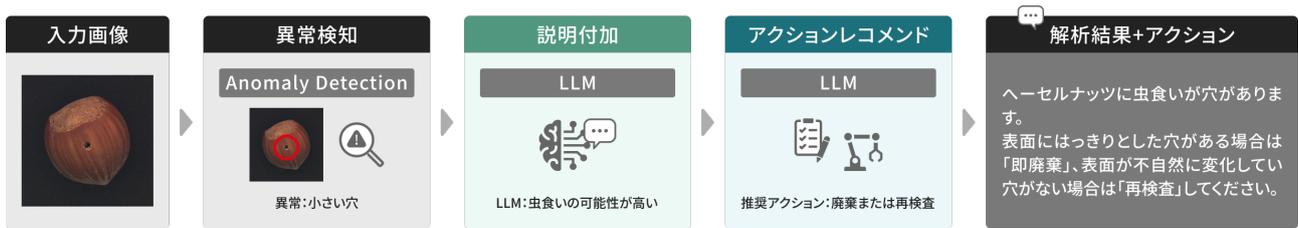


図 1: 提案アプローチ全体構成



図 2: 説明付加ステップのフロー

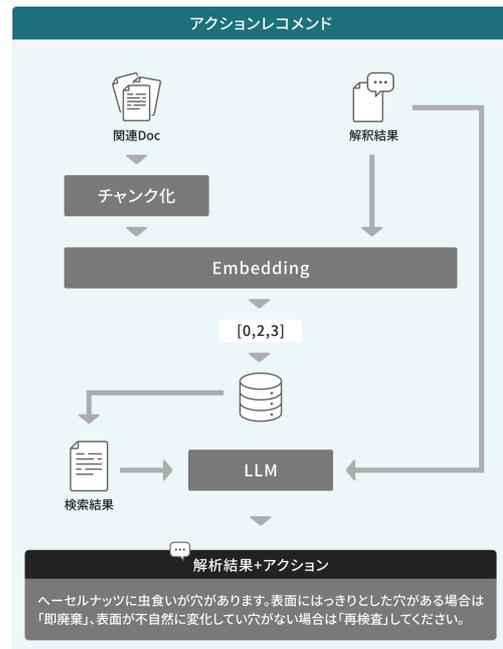


図 3: アクションレコメンドステップのフロー

言語で提示する点には限界がある。

## 2.3 キャプション生成

画像キャプション生成は、画像内容を自然言語で記述する技術であり、CNN + RNN から Vision Transformer・LLM 統合モデルへと発展してきた [10]。これにより表層的説明だけでなく、抽象的・文脈的な記述が可能となっている。異常検知との組み合わせでは、異常箇所の説明、誤検知の訂正、異常の背景要因推定など、より「意味的な説明」の生成が期待される。

## 2.4 Retrieval-Augmented Generation

RAG は、LLM と外部知識ベースの検索を組み合わせることで、正確かつ文脈整合性のある応答を生成する手法である。従来の LLM が事前学習に依存し、最新情報や専門知識を反映しにくい点を補完する。異常検知においては、検出結果に対してマニュアルや過去事例を検索し、原因推定やアクション提

案に活用できる。特に装置固有知識が重要な製造業領域では RAG による知識補完が有効であり、本研究でも LLM と組み合わせることで、異常説明に加えて知識に基づく提案を可能とする。

## 3 問題設定

本研究が対象とする課題は、(1) 画像異常検知モデルの出力が抽象的で「どこが、なぜ異常なのか」が理解しづらいこと、(2) その説明が実務での判断や後続アクションに結びつかないことである。これを解決するため、本研究では異常検知結果に自然言語による解釈を付与し、さらに外部知識に基づくアクション提案まで行うアプローチを提案する。

図 1 に本研究で扱う問題設定および提案アプローチの概要を示す。異常検知モデルによる結果を、まず LLM に入力することで異常内容の自然言語解釈を生成する。続いて、この解釈をクエリとして RAG を用いた知識検索を行い、マニュアル・保守記録・過去事例などから得られる情報に基づき、異常原因

の推定および適切なアクション提案を行う。

異常内容の解釈付与およびアクションレコメンドの処理流れを図 2, 3 に示す。解釈付与には筆者らが提案したアンサンブル異常検知モデルに基づく自然言語解釈手法 [11] を用い、複数の異常検知結果を統合することで高精度な説明生成を行う。一方、アクションレコメンドでは生成された解釈文を RAG の検索クエリとして用い、取得した関連知識に基づき実務に有用な対応策を提示する。

本研究では、この枠組みにより得られる (1) 自然言語解釈の correctness (正しさ), (2) アクション提案の helpfulness (有用性) の 2 点を主要評価指標とし、いずれも 5 段階の Likert-scale による人手評価で定量的に評価する。

## 4 実験設定

本研究では、提案手法が異常内容の解釈およびアクションレコメンドに有効であるかを検証するため、2 種類の実画像データセットを用いた。1 つ目は、屋外設備の保守点検を対象とした Maintenance Inspection Anomaly Detection (MIAD)[12] であり、本研究ではその中の風車翼異常データを使用する。2 つ目は、熱間圧延鋼帯に見られる代表的な表面欠陥 6 種類を含む NEU 金属表面欠陥データセット [13] であり、製造現場で頻出する外観異常の評価に利用される。RAG によるアクションレコメンドでは、風車翼異常に対しては NEDO の風力発電ガイドブック [14, 15] を、金属表面欠陥に対しては表面欠陥に関する既存研究 [16, 17, 18] を参照文書として用いた。異常検知モデルとしては、(1) 二値分類、(2) 多クラス分類、(3) セグメンテーション、(4) 領域検知の 4 種を用い、それぞれの構成を表 1 に示す。本研究の目的は異常検知モデルの最適化ではなく、検知結果に対する解釈・アクション生成の性能評価であるため、ハイパーパラメータの詳細な最適化は行わず、一定のばらつきを許容する設定とした。LLM には OpenAI の gpt-4o を用いた。実験ケースの概要を表 2 に示す。RAG を用いない場合をベースラインとし、RAG の適用により適切なアクションが提示できるか、正常画像に対しても適切な正常時アクションが提示されるかを検証する。

## 5 実験結果

**Case1** 図 4 に Case1 の入力画像と検知結果、生成した異常検知解釈およびアクションレコメンドを

表 1: 異常検知モデル

異常検知手法	アルゴリズム
2 値分類	CNN
多クラス分類	CNN
セグメンテーション	PatchCore
物体検知	Grounding DINO [19]

表 2: 実験ケース

Case	データ	異常種類	RAG	備考
1	風車翼	ひび割れ	なし	ベースケース
2	風車翼	ひび割れ	あり	
3	風車翼	正常	あり	
4	製鉄鋼板	異物混入	あり	

示す。RAG を用いない LLM の出力は、風車ブレード損傷に対する手順や NDT 方法が幅広く記述されており、専門家の参照として一定の有用性があるため helpfulness は 4/5 と判断する。一方、内容には外部文献に基づく根拠がなく、重大故障判断や処置の優先度が推論に依存している箇所も多いため、正確性や透明性に限界があり correctness は 3/5 程度と位置づけた。総じて、情報量が多いものの、根拠不足による不確実性と優先度の曖昧さが課題と言える。

**Case2** 図 4 に Case2 のアクションレコメンド結果を示す。RAG を組み込んだ場合、提示内容が参照文書に基づいて構成され、根拠が明確に示されるため、妥当性と透明性が大幅に向上し correctness は 5/5 と評価できる。また、各ステップの理由付けや優先度が整理され、実務でそのまま活用できる actionable な形で提示されており helpfulness も 5/5 と判断できる。文献に裏付けられた説明により、正確性・信頼性・実用性の面で RAG なしの場合を大きく上回る結果が得られた。

**Case3** Case3 では正常画像に対する解釈とアクション付加の検証を行った。入力画像・検知結果・生成内容など詳細は付録の図 5 に示す。正常画像に対する異常の解釈としては、「表面の小さな汚れ・軽微な劣化の可能性はあるが構造的破損はない」と出力され、アクションレコメンドとしても、参照文書に基づく手順が優先度順に整理され、正常時の対応フローとして妥当な内容が得られた。作業状態の確認、追加撮影、現地目視、記録保存、乱流条件の確認などガイドラインと整合した行動が示されており correctness は 5/5 と評価した。また、各手順の理由と出典が明示され実務でそのまま適用できる actionable な内容となっており helpfulness も 5/5 と判

断した。誤検知時にも過剰反応を防ぎ、適切な確認手順へ誘導する点で RAG の有効性が示されている。

**Case4** 付録の図 6 に Case4 の入力画像と検知結果、生成された解釈およびアクションレコメンドを示す。鋼板表面の欠陥に対しても、本アプローチにより参照文献に基づく観察手順・工程判断・原因調査が優先度順に整理され、内容の透明性と妥当性が確認された。深さ・形状の観察、酸洗の要否、ロールとスラブの切り分けなど文献と一致する具体的な行動が提示され correctness は 5/5 と評価できる。さらに、初動対応や原因推定の優先順位、不要作業の低優先度化など実務に直結した形でまとめられており、作業者が迷わず次の行動を選択できる点から helpfulness も 5/5 と判断した。

これら 4 ケースの実験から、本アプローチにて、参照文書にもとづく根拠が提示され、判断手順・理由付け・優先度が一貫して整理されることで correctness・helpfulness とともに高い評価が得られた。特に正常画像と異なる種類の欠陥に対しても、RAG は誤検知抑制と適切な対応手順の提示に寄与できることも確認できた。

## 6 まとめ

本研究では、異常検知結果に対して LLM を用いた異常の解釈から RAG を用いたアクション提案までを一貫して生成する手法を提案し、その有効性を複数のケーススタディにより評価した。RAG を用いたアクション提案により、提示される対処手順や判断根拠が参照文書に基づいて一貫性をもって構成され、LLM 単独では困難であった正確性・透明性・優先度の明確化が可能となった。異常・正常の双方のケースにおいて、参考資料に裏付けられた actionable な提案が得られ、誤検知時の過剰反応の抑制や適切な初動対応の誘導にも寄与することが確認された。これらの結果から、RAG を組み込んだアクション提案は、異常検知システムにおけるユーザ支援の質を大幅に向上させる有効な手法であるといえる。

今後は、参照文書の種類や構造の最適化、ならびに実運用データを対象とした有効性検証に加え、画像を主に使っている手順書等への対応としたマルチモーダル RAG の検討を進める予定である。これにより、テキスト知識と視覚的情報を統合した、より状況依存性の高い説明およびアクション提案の実現を目指す。



(a) 入力画像（風車翼にクラック傷）

- 異常検知結果
  - 大きな貫通 / 裂けに見える局所欠損が視認できるため、「異常」と判断します。
- 判断根拠（画像上の特徴）
  - 表面連続性の断裂：白塗装面に沿って細長く閉じた開口があり、周囲の滑らかな塗装と明確に連続性が崩れている。
- 異常の箇所や回数
  - 主異常：画像左寄り中央付近、やや前縁側（上方寄り）に1箇所の長い裂け・開口。
  - 規模目安：ブレード幅に対して明瞭な長さを持つ単一の欠損。
  - その他：小さな黒点・表面ムラが散見されるが、明確な構造欠損と判定できるのは上記の1箇所のみ。

(b) 異常検知結果に対する説明付加

ご相談の内容（画像上で長い裂け / 貫通欠損が視認され、深さや内部損傷は不確定）を踏まえ、現場運転保守の観点から「優先度順」で実施すべき具体的手順を提示します。  
 まず結論から：この規模の欠損は「重大な構造的リスク」を伴う可能性が高く、確認・修復まで運転（発電）は再開すべきでない。を前提とします。

優先度（高→低）および実施タイミング

- 即時（直ちに、数時間以内）
  - ・安全確保・運転禁止
  - ・連絡・報告
  - ・画像・現状記録
- 緊急短期調査（当日～数日）
  - ・近接・詳細点検（人的アクセスまたはドローン＋ロープアクセス）
  - ・非破壊検査（NDT）を早急に実施（優先順位高）
  - ・潜在的二次リスク確認

（中略）

- 中長期対応・保全
  - ・振動・健全性モニタリングの強化
  - ・根本原因解析
  - ・保険・報告処理

判断基準（運転可否の目安）

- ・直ちに運転禁止：コア露出、貫通、長さ・幅が大きく進展のおそれがある場合、もしくは剥離が翼端方向に広がっている場合。

現場で直ちに取得すべき情報（チェックリスト）

……（後略）

(c) アクション提案結果（RAG なし）

以下は、いただいた画像検知結果（ブレードに長い裂け・開口があり、深さや内部損傷は不明）を踏まえた簡潔なサービス作業手順です。手順はすべて参照資料に記載の点検・保守項目・契約上の注意点に基づいていますので、現場では必ず製造メーカーの点検マニュアルおよびO&M契約に従ってください。

- まずは緊急対応・一次対応の実施（運転監視 / 保守契約に従う）
  - ・緊急時の対応体制（誰が一次対応を行うか、復旧対応の範囲等）に従って初動を行う。必要に応じて監視側 / 保守契約者へ直ちに連絡し、作業要請を出すこと。
  - ・参照：風力発電導入ガイドブック、表4.2.6-1（運転監視、保守、補修契約に際しての考慮・注意点）
- 現場での詳細な目視点検（まずは目視で状態確認・記録）
  - ・ブレードの該当箇所を近接目視で確認し、変色・異臭・異常音・変形・亀裂の有無、雨水浸入の有無などを記録する。検査結果は写真・寸法で保存する。
  - ・目視点検は定期点検項目にもある主要手順（4回/年の例）であるため、まずはこの観点で確認する。
  - ・参照：風力発電導入ガイドブック、表4.2.6-6（目視点検の点検内容）

（中略）

- 関連点検（機械・電気）と記録の実施
  - ・補修作業と併せて、必要なブレードボルトの締付け確認等の機械点検項目を実施する（機械点検項目としてブレードボルトの締付け確認が明記されている）。
  - ・電気系も影響の可能性がある場合は電気点検（センサ・接地・保護装置等）を実施する。
  - ・すべての点検・補修は記録し、保守契約に基づく報告頻度・様式で報告する。
  - ・参照：風力発電導入ガイドブック、表4.2.6-6（機械点検・電気点検の項目）および表4.2.6-1（報告・点検範囲の明確化）

……（後略）

(d) アクション提案結果（RAG あり）

図 4: 実験条件：Case1,2

## 参考文献

- [1] Arindam Banerjee Varun Chandola and Vipin Kumar. Anomaly detection : A survey. **ACM Computing Surveys**, Vol. 41, No. 3, pp. 1–8, 2009.
- [2] Thomas Schlegl, Philipp Seeböck, Sebastian M. Waldstein, Ursula Schmidt-Erfurth, and Georg Langs. Unsupervised anomaly detection with generative adversarial networks to guide marker discovery. In **Information Processing in Medical Imaging**, 2017.
- [3] Ramprasaath R. Selvaraju, Michael Cogswell, Abhishek Das, Ramakrishna Vedantam, Devi Parikh, and Dhruv Batra. Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization. In **International Conference on Computer Vision**, 2017.
- [4] 山科勇輔, 須賀圭一, 白井祐典, 市川佳彦. 自然言語での異常解釈: llm を用いた ai 説明モデルの提案. 言語処理学会第 31 回年次大会 発表論文集, pp. 2100–2104, 2025.
- [5] Patrick Lewis, Ethan Perez, Aleksandra Piktus, Fabio Petroni, Vladimir Karpukhin, Naman Goyal, Heinrich Küttler, Mike Lewis, Wen tau Yih, Tim Rocktäschel, Sebastian Riedel, and Douwe Kiela. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks. In **Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)**, 2020.
- [6] Thomas Defard, Aleksandr Setkov, Angelique Loesch, and Romaric Audigier. Padim: a patch distribution modeling framework for anomaly detection and localization. In **International Conference on Pattern Recognition**, 2021.
- [7] Karsten Roth, Latha Pemula, Joaquin Zepeda, Bernhard Schölkopf, Thomas Brox, and Peter Gehler. Towards total recall in industrial anomaly detection. In **Computer Vision and Pattern Recognition Conference**, 2022.
- [8] Alexander Binder, Grégoire Montavon, Sebastian Bach, Klaus-Robert Müller, and Wojciech Samek. Layer-wise relevance propagation for neural networks with local renormalization layers. In **Computer Vision and Pattern Recognition Conference**, 2017.
- [9] Marco Tulio Ribeiro, Sameer Singh, and Carlos Guestrin. “why should i trust you”: Explaining the predictions of any classifier. In **Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining**, 2016.
- [10] Junnan Li, Dongxu Li, Silvio Savarese, and Steven Hoi. Blip-2: Bootstrapping language-image pre-training with frozen image encoders and large language models. In **arXiv preprint arXiv:2301.12597**, 2023.
- [11] 山科勇輔. LLM を用いた画像に対するアンサンブル異常検知出力の解釈. In **Proceedings of the 28th Information Based Inductive Science Workshop (IBIS2025) Poster Sessions**, IBIS2025. Information Based Inductive Science (IBIS) Workshop, 2025. Poster session [1a-R-26], Fairness / Safety / Interpretability / Privacy.
- [12] Tianpeng Bao, Jiadong Chen, Wei Li, Xiang Wang, Jingjing Fei, Liwei Wu, Rui Zhao, and Ye Zheng. Miad: A maintenance inspection dataset for unsupervised anomaly detection. In **Proceedings of the ICCV 2023 Workshop on Learned Image Manipulation and forensics Techniques (LIMIT)**, pp. 993–1002, 2023.
- [13] Md. Fantacher Islam and Md. Mahbubur Rahman. Metal surface defect inspection through deep neural network. In **Proceedings of the International Conference on Mechanical, Industrial and Energy Engineering (ICMIEE)**, 2018.
- [14] 独立行政法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構. 風力発電導入ガイドブック 第 9 版. 技術資料, NEDO, 2008.
- [15] 独立行政法人 新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO). 着床式洋上風力発電導入ガイドブック (最終版). Technical report, NEDO, March 2018. 最終版.
- [16] 尚志池野. 熱間圧延板の表面欠陥について. 軽金属, Vol. 10, No. 6, pp. 386–393, 1960. 日本語論文.
- [17] 孝司石川. 圧延における表面疵変形過程の予測. 電気製鋼, Vol. 76, No. 2, pp. 103–112, 2005. 日本語論文.
- [18] Takehide Hirata, Masafumi Matsushita, Yukinori Iizuka, and Noritsugu Suzuki. Fault detection technique for hierarchical monitoring of steel making facilities based on data science. 鉄と鋼, Vol. 107, No. 11, pp. 897–905, 2021. 英語抄録あり.
- [19] Shilong Liu, Zhaoyang Zeng, Tianhe Ren, Feng Liand Hao Zhang, Jie Yang, Qing Jiang, Chunyuan Li, Jianwei Yang, Hang Su, Jun Zhu, and Lei Zhang. Grounding dino: Marrying dino with grounded pre-training for open-set object detection. In **European Conference on Computer Vision**, 2024.

# A 付録



(a) 入力画像（正常な風車翼）

1. 異常検知結果
  - 正常。重大な構造破損（大きな亀裂・欠落）は画像上では確認できない。
2. 判断根拠（画像からの視覚的特徴）
  - ブレード表面に多数の小さな点状の暗斑や明暗ムラが散在しており、周囲の均一な塗装面と比べてテクスチャ輝度が局所的に乱れているため、表面欠陥（ピット、塗装剥離、汚れ等）を疑った。
  - 左廻りに縦方向の暗い帯（リーディングエッジ付近の汚れ・磨耗や影のように見える箇所）があり、局所的なパターン異常を示唆している。
  - 一方で、長手方向の連続した亀裂や欠落に相当する明瞭な線状欠陥は確認できず、光の反射・影・センサーノイズや圧縮アーティファクトでも同様の見え方になるため確定はできない。
3. 異常の箇所や回数（概数・位置）
  - 点状暗点：中央～下半分を中心に多数（数十～百程度に相当）の小斑点が散在。やや左廻りにやや高密度。
  - 縦状暗帯：画像左端付近に1本（リーディングエッジ付近）の帯状の暗化領域。
  - 大きな亀裂・欠落：確認できず（0箇所）。

(b) 異常検知結果に対する説明付加

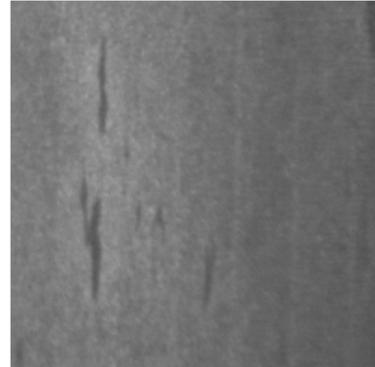
風力発電導入ガイドブックの記載に基づく簡潔なサービス作業手順です。手順は必ず購入機のメーカー点検マニュアルおよび締結済みのO&M（運転・保守）契約に従って実行してください。

「正常（重大な構造破損なし）」時の簡潔手順（経過観察と定期点検対応）

1. 判定の記録と運転継続の可否確認
    - ・ 画像に重大欠陥が無い旨を記録し、メーカー／運転監視と共有する。重大欠陥が無ければ直ちに運転停止までは不要（ただしメーカー指示に従う）。（風力発電導入ガイドブック.pdf - 監視・運転監視の考え方）
  2. 対象箇所のフォローアップ目視点検を予定
    - ・ 近接目視での確認を次回の目視点検（目視点検は年4回が例示）で行い、表面のピット、塗装剥離、汚れ等をチェック・清掃・記録する。（風力発電導入ガイドブック.pdf - 表4.2.6-5（点検局所例）、表4.2.6-6（目視点検項目））
  3. 必要に応じた軽微な処置とモニタリング継続
    - ・ 小さな斑点や汚れは清掃・塗装補修等の軽微作業に対応し、経時的な変化を監視する（次回点検で再確認）。（風力発電導入ガイドブック.pdf - 表4.2.6-6「目視点検」）
  4. 保守契約に基づく対応・記録保存
    - ・ 作業実施・未実施、経過観察の内容を保守記録に残し、必要なら不定期点検の手配を行う。（風力発電導入ガイドブック.pdf - 表4.2.6-1「保守契約」）
- ……（後略）

(c) アクション提案結果（RAGあり）

図 5: 実験条件と結果：Case3



(a) 入力画像（疵のある鋼板）

1. 異常検知結果
  - 判定：異常（表面の線状欠陥：スクラッチ／溝の可能性が高い）。
2. 判断根拠（画像からの観察）
  - 左廻りに細長く連続した暗い線が複数あり、周囲と比べてコントラストが高く局所的に鏡面反射が失われている点は、機械的に引かれた傷（スクラッチ／溝）である典型的な見え方。
  - 線は細長く連続性があるため、点状の付着物や汚れより「線状の損傷（擦り傷・溝）」である可能性が高い。
  - 暗線の線取りは比較的シャープ～ややソフトで、深さの有無は画像だけでは判断できない（深さ・物性は測定が必要）。
3. 異常の箇所や回数（簡潔に）
  - 主な欠陥群：画像左寄り（画像幅の左約10～30％付近）、垂直方向の領域に集中。
  - 目立つ長い縦線：1本（上中程から中程まで及びる、最も顕著）。
  - その下～周辺に短めの縦線・裂け状の傷が2～3本（長さや太さは異なる）。
  - さらに小さな短い引っかき／短点状の傷が1～2箇所散在。
  - 合計で確認上はおおむね4～6箇所（主要な線状欠陥群＋小斑点）と判断。ただし微細なものは画像解像度や撮影条件で見落とし／誤認が生じるため、現物の拡大観察（斜め照明・拡大撮影や光学顕微鏡）で確認してください。

(b) 異常検知結果に対する説明付加

画像上の所見は「線状の機械的損傷（スクラッチ／溝）」である可能性が高いが、深さや内部由来かどうかは画像だけでは確定できない（許容基準も不明のため不良確定は保留）。このため「現物での深さ測定・顕微鏡観察と、上流工程の原因調査」を優先してください（参考：76\_103.pdf, P.104-106, P.112）。

推奨する次の作業手順（優先順・具体的作業）

1. 対象材の取り扱い・識別
    - ・ 当該箇所（コイル／板厚の該当幅・長さ）を速やかにマーキングし、該当ロット／サンプルを追跡可能に現場で分離（以降の検査・解析対象とする）。
    - ・ 根拠：表面欠陥の原因特定と追跡が重要であること（表面欠陥の種類と発生要因の一覧）を踏まえて実施する（76\_103.pdf, P.104）。
  2. 実物の拡大観察と深さ評価（最優先）
    - ・ 高分解能観察（SEMや光学顕微鏡等）で形態を確認する。参考としてPDFにはSEM写真などを用いた観察例が掲載されている（76\_103.pdf, P.106, Fig.4）。
    - ・ 「深さ＝致命度」を評価するため、観察結果を既存の「表面欠陥が表に出る臨界深さ」の知見と突き合わせる（人工欠陥実験での臨界深さに関する記載あり）（76\_103.pdf, P.106, Fig.3）。
    - ・ 判定の目安：観察で底部に実際の欠陥／母材欠損が確認され、深さが臨界を超える場合は「実質的欠陥」と判断する根拠になる（76\_103.pdf, P.106）。
  3. 誤検知（光学・撮影アーティファクト）可能性の排除
    - ・ 異なる照明条件（入射角や偏光）および別撮影カメラで撮影し、反射筋やラインノイズによる見え方との差を確認する。光沢・反射が原因で生じ得る類似パターンが報告されているため要検証（76\_103.pdf, P.104-106）。
    - ・ 必要に応じて表面状態を肉眼＋拡大観察で直接確認し、撮像特性の影響を除く（観察手法としてSEM等の例あり）（76\_103.pdf, P.106, Fig.4）。
- ……（後略）

(c) アクション提案結果（RAGあり）

図 6: 実験条件と結果：Case4