

# 磁粉探傷検査工程の自動化

## Automation of Magnetic Particle Inspection Process

荒井雄貴 Y. ARAI 房安浩二 K. FUSAYASU 杉原 億 M. SUGIHARA

In automating the magnetic particle inspection process for rack and pinion type steering racks, the problems were the false indication generated on the ridgeline of rack teeth and the variety of defect modes. Focusing on the strength of magnetization and flow of magnetic particles, we have developed a magnetic particle application technology suitable for image recognition. In addition, by using deep learning for image recognition, we were able to overcome these challenges. By combining magnetic particle application technology and image recognition technology, a recognition accuracy of 0% non-detection and less than 5% over-detection is achieved.

**Key Words:** magnetic particle testing, automation, deep learning, image recognition

### 1. はじめに

少子高齢化の進行により、日本の生産年齢人口は1995年をピークに減少に転じており<sup>1)</sup>、今後は製造業における人手不足の深刻化が予想される。

当社では、この課題に対応するため、現場作業の省人化・自動化を行い、現場作業者をより付加価値の高い業務に移行させることで、生産性の向上を進めてきた。

その中でも特に、検査工程は人間の感覚によって行われる作業も存在するため、難易度が高く、自動化が思うように進んでいないのが現状である。

特に、磁粉探傷検査工程は、ラック&ピニオン式ステアリングの構成部品であるラック、ピニオンおよびドライブシャフトの構成部品である等速ジョイントアウターレースなどにおいて、焼き割れなどの欠陥が無い事を保証する工程であり、全数が目視検査で行われている。この検査には熟練したスキルが必要で、作業員の育成も難しい。加えて、作業員に長時間の集中を強いる作業でもあるため、自動化が強く求められてきた。

また、検出すべき欠陥は微細であり、発生頻度も極めて少ないため、作業員によって品質が左右されやすい。そのため自動化によって、判定基準を数値化できると、属人的なスキルに依存しない安定した品質保証が実現できる。

本報では、磁粉探傷検査の自動化技術について、その開発内容と開発結果を報告する。

### 2. 自動化の課題

#### 2.1 磁粉探傷検査とは

磁粉探傷検査とは、磁粉探傷試験を用いた検査工程で、製品表面の微細な開口欠陥を検出するために用いられる<sup>2)</sup>。

鉄などの強磁性体材料を磁場内部に置くと、材料内部に磁束が貫く。この時、材料表面に磁束を遮断するような方向に欠陥が存在すると、その部分から、表面に磁束の一部が漏れ出す。これを漏洩磁束と呼ぶ。

この時、磁粉と呼ばれる、鉄粉に塗料を付着させたものを材料表面に塗布すると、漏洩磁束に磁粉は吸着されて模様を形成する。これにより、肉眼では観察できない微細な開口欠陥の位置を可視化できる。これが磁粉探傷試験の原理である(図1)。

実際の検査工程は、あらゆる方向に発生する欠陥を検出するため、複数交番式の磁化を行っており、磁粉を検査対象全体に付着させるため、磁粉を水に分散させた磁粉液をシャワーで塗布している。欠陥の確認は、作業員が目視によって行っている。

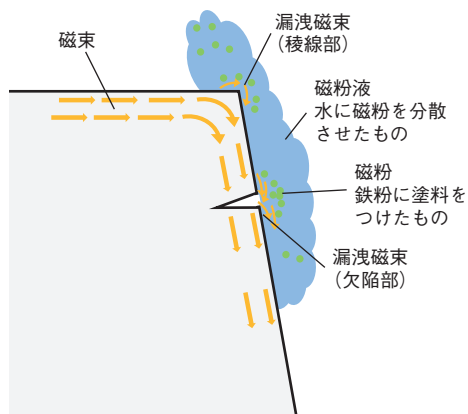


図1 磁粉探傷試験の原理  
Principle of magnetic particle testing

## 2.2 従来技術の課題

磁粉探傷検査を自動化する工法を確定するため、先行技術の調査を実施した。文献調査や設備メーカーの聞き取りの結果、鋼材など単純形状の平面や曲面に発生する欠陥や、自動車部品でも欠陥の発生個所やモードが限定的であるものに対しては、磁粉探傷検査の自動化の先行技術が存在した。しかし、今回検査の自動化対象となる製品は、複雑な凹凸を有しており、欠陥の発生個所やモードが限定的ではないため、そのままでは適用が困難であった。複雑形状を有する対象への磁粉探傷検査の自動化技術の開発が進んでいない原因は、次のような課題が考えられる。

### 課題① 疑似模様により欠陥の抽出が困難なこと

通常、目視による外観検査を自動化する場合、対象をカメラで撮像し、取得画像にフィルター処理や二値化処理のような画像処理を施して欠陥を抽出し、面積や長さといった特徴量で判定を行う<sup>3)</sup>。この時、誤判定を起ささないためには、画像処理による欠陥の抽出ができるように、欠陥以外のノイズを排除した画像を取得することが重要である。

しかし、磁粉探傷試験は、欠陥が存在しないのにも関わらず、磁粉が付着して模様が発生する場合がある(図2)。これは、検査対象の稜線のような場所に、弱い漏洩磁束が発生するためであり、この模様は、断面急変指示と呼ばれる疑似模様に分類される<sup>4)</sup>。

検査対象が複雑形状の場合、この疑似模様が多く発生するため、画像処理による欠陥の抽出は困難なものとなる。



図2 ラック歯部稜線に発生した疑似模様  
False indication on rack teeth ridgeline

### 課題② 欠陥の発生モードが多様であること

磁粉探傷試験で検出対象となる欠陥は、熱処理時に材料表面の応力に異常が生じると発生する焼き割れなどである。対象製品の形状が複雑になると、その表面の応力状態も複雑なものとなり、焼き割れの発生個所や方向、大きさなどが多様化することが考えられる(図3)。

この多様な欠陥をとらえることができる画像処理の特徴量と判定ルールを設計し、疑似模様との区別を行っていくことは容易ではない。



図3 ラック歯部に発生する焼き割れの種類  
Types of cracks in rack teeth

したがって、開発では、これらの課題を解決することが必要である。

## 2.3 目標

ラック&ピニオン式ステアリングのラックの磁粉探傷検査工程を自動化することを目的とする。

判定精度の指標として、未検出率と過検出率を定義し(図4)、開発の目標は、未検出率が0%、過検出率が5%未満となるような自動化技術を開発することとした。

<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ 未検出……欠陥品を見逃すこと ⇒市場への欠陥品流出につながる</li> <li>✓ 過検出……正常品を欠陥ありと誤判定すること ⇒直行率の低下につながる</li> </ul>	
$\text{未検出率} = \frac{\text{未検出ワーク数 (本)}}{\text{検査したワーク数 (本)}}$	$\text{過検出率} = \frac{\text{過検出ワーク数 (本)}}{\text{検査したワーク数 (本)}}$

図4 判定精度指標の定義  
Definition of parameters

### 3. 開発技術内容

前章で述べた課題に対して、本開発では磁粉適用技術と画像判定技術の二つの方向から開発を行い、目標達成を目指した。

#### 3.1 磁粉適用技術

画像判定においては、その判定アルゴリズムも重要であるが、判定が行いやすい画像を取得することもまた重要である。

通常の外観検査では、撮像方法や照明の組合せで、欠陥の特徴をより顕著にする手段が取られる。磁粉探傷試験では、対象へ磁粉を付着させる工程を磁粉適用と呼び、この方法が、欠陥の特徴に大きく影響を与えるため、本開発では、磁粉適用方法に着目した。

現行の磁粉適用方法では、欠陥への磁粉の付着は均一であるが、歯先や歯底の稜線に発生する疑似模様に付着の濃淡があることがわかる(図5)。この磁粉付着の不均一さは、判定アルゴリズムでの特徴抽出を困難にすると考えられる。

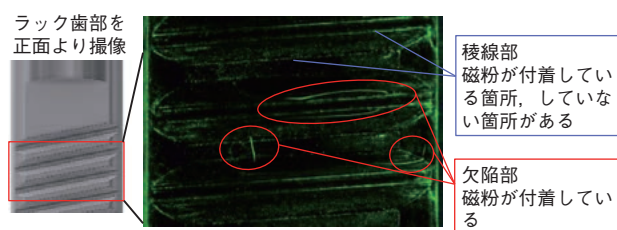


図5 現行の磁粉適用 (ラック歯部)  
Current magnetic particle application (rack teeth)

このような不均一な疑似模様が生じる原因としては、磁粉適用時の磁粉液の流れの強さと磁化の強さが影響を与えていると考えられる。

磁粉適用時に、磁粉粒子に働く力は、磁極に磁粉を吸着する力  $F_1$  と、磁粉液の流れによって生じる力  $F_2$  の2種類である(図6)<sup>4)</sup>。欠陥部では、漏洩磁束が大きく、常に  $F_{1\text{欠陥部}} \gg F_2$  となるため、磁粉が均一に付着している。一方、断面急変指示が生じるような稜線部の漏洩磁束は、欠陥部の漏洩磁束よりも小さいことが知られており、その流れの強さが不均一であると、 $F_{1\text{稜線部}} > F_2$  となる個所と、 $F_2 > F_{1\text{稜線部}}$  となる個所が存在してしまう。これにより、不均一な疑似模様が発生すると考えられる。

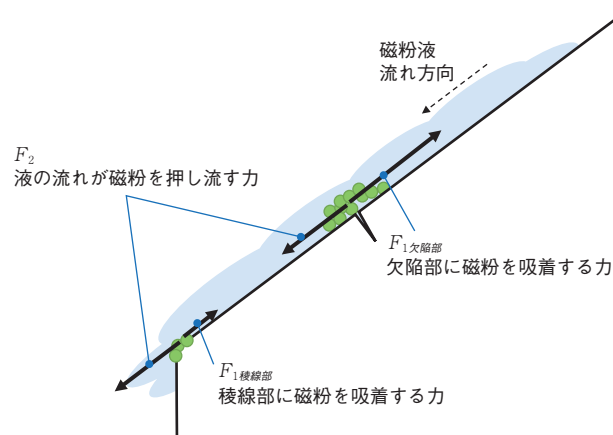


図6 磁粉粒子に働く力  
Force acting on magnetic particles

これを解消するため、検査面に対して均一に磁粉液が流れる状態を作り、磁化の強さと流れの強さで  $F_1$  と  $F_2$  のバランスを調整し、二つの磁粉適用方法を開発した。

#### ①パターン1 疑似模様に発生させない磁粉適用

$F_{1\text{欠陥部}} > F_2 > F_{1\text{稜線部}}$  とすることで、稜線部の疑似模様に常に磁粉液の流れによって、押し流されて稜線部での疑似模様に発生しなくなる(図7)。この画像は、判定アルゴリズムで容易に欠陥が抽出可能という性質がある。

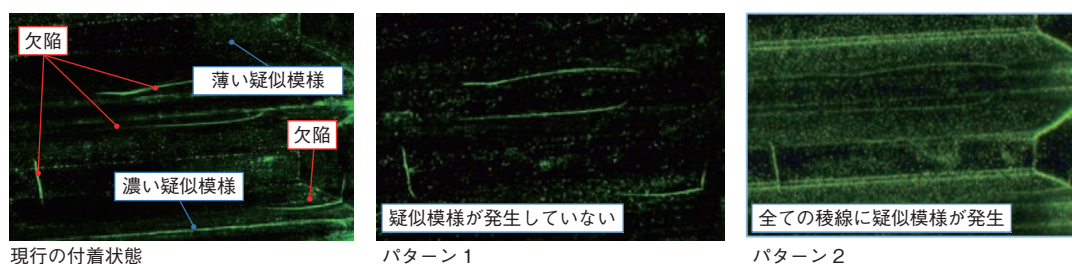


図7 磁粉適用方法の比較  
Comparison of magnetic particle application methods

②パターン2 疑似模様を安定して発生させる磁粉適用  $F_{1欠陥部} > F_{1稜線部} > F_2$  とすると、疑似模様は流されず、均一な疑似模様が発生する (図7)。この画像は、判定アルゴリズムで割れと稜線両方の特徴を取得可能という性質がある。

### 3.2 画像判定技術

既存のルールベース処理では、疑似模様を含む画像からの欠陥の抽出と、多様な欠陥の検出に対応できなかった。これらに対応できる判定手法として、ディープラーニングによる画像分類手法を採用した。

ディープラーニングは、データの学習によって、自動で特徴量が抽出され、判定を行うという特長がある。これにより、多様な欠陥と疑似模様の区別を行うことが期待できる。本開発では、ディープラーニングに学習させるため畳み込みニューラルネットワーク (CNN : Convolutional Neural Network) を用いた「教師あり学習」を学習方法に採用した。CNN は、ルールベース判定と比較した場合、画像の位置のずれや形状の変化、色や明るさの変化に対してロバスト性があり、あらかじめ適切なデータを学習させておくことにより、一つのモデルでもさまざまな対象を認識することができることが知られている。今回、検査の自動化の対象となるラインでは、直径やモジュール、歯切り方向・角度の異なる製品が流れる。加えて、磁粉の付き方は製品一つ一つで変化するため、CNN のこの性質は大きなメリットとなる。

ディープラーニングのモデルとして、CNN のアーキテクチャの中でも、高い画像認識精度を持つことが知られている EfficientNet<sup>5)</sup> をベースとしたモデルを作成した。

「教師あり学習」において教師となるデータは、その質と量ともに判定結果に重要な影響を与える。しかし、実際の量産では、割れ欠陥が発生することはごくまれであり、モデル作成に十分なデータを得ることができない。そこで、故意に熱処理条件を操作することで、さまざまなモードの割れを発生させた不良品サンプルをデータ取得用に作成し、画像を取得した。また、日々変化する磁粉液濃度に対して、判定のロバスト性を上げるため、濃度水準を水準ごとに変化させた画像も取得した。

さらに、判定精度を高めるために、画像処理でデータ拡張を実施している。データ拡張は、型番による製品の形状の違いを想定して、画像に変形や回転を与えたものを用意した。発生頻度の少ない欠陥に関しては、GAN\*

によって疑似割れ画像を作成し、最終的には得られた画像をグリッドで分割することで 20 万枚程度の不良品画像を学習に用いている。これらの処理により、学習に用いていない型番でも、判定の正解率が向上すると考えられる。

\* GAN : データの特徴を学習することにより、その特徴に沿った実在しないデータを生成できる機械学習モデルの一種

## 4. 結果

### 4.1 バッチ試験の結果

開発した磁粉適用方法パターン 1, 2 で得られた、2 種類の画像をそれぞれ取得し、学習と判定を行った。学習に用いた画像の条件は以下の通り (表1)。

表1 画像データの条件  
Details of image data

項目	条件
型番	6種類
本数	合計 580 本
濃度	6水準
画像枚数 (分割後)	NG 20 万枚 OK 15 万枚

また、学習を行った条件は以下の通り (表2)。

表2 学習の条件  
Details of deep learning

項目	条件
使用フレームワーク	Tensor Flow
モデル	EfficientNet ベースのモデル
最適化アルゴリズム	Adam
学習率	1E-4
バッチサイズ	24
エポック数	10

以上の条件で判定した時の正解率を図8に示す。また、モデルより出力された高次元の特徴量を t-SNE 法\*\*で次元圧縮し、分類の状態を可視化したものを図9に示した。なお、判定の正解率は、3 分割交差検証を行った結果の平均である。

\*\* t-SNE 法 : 高次元データの分析の様子を、2 次元や 3 次元で表現するために次元を圧縮するアルゴリズム

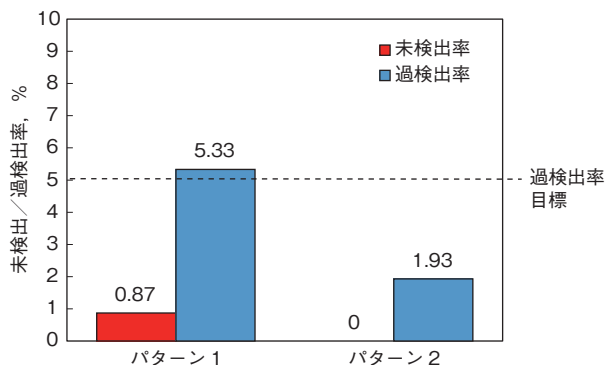


図8 判定正解率

Accuracy of the image recognition

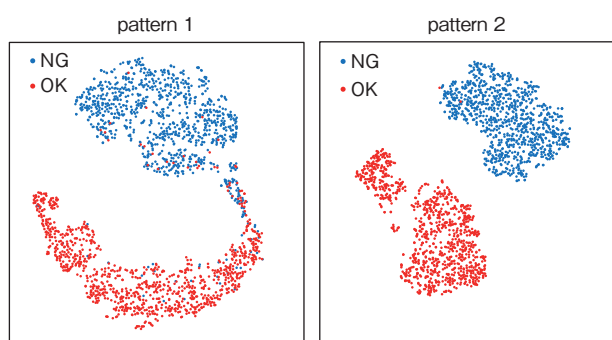


図9 分類状態の可視化

Visualization of classification

判定の結果、稜線の疑似模様を均一に付着させたパターン2のほうが、未検出が発生せず、過検出率も低いという結果になり、目標を達成した。こちらの条件では欠陥部分 (NG) と正常部分 (OK) がより分かれていることも確認できる。欠陥の特徴と、疑似模様の特徴をそれぞれ学習モデルがとらえたことで、安定した判定が行えていると考えられる。

一方、疑似模様を発生させない画像パターン1では、未検出が発生している。これは、疑似模様を押し流す力

が強くなったことで、一部の欠陥の磁粉が流され、欠陥の特徴が出にくくなったためであると考えられる。また、わずかに発生する疑似模様を欠陥と誤判定する傾向がみられ、過検出も多い結果となった。

#### 4.2 量産での判定正解率

バッチ試験の結果から、生産ラインに導入する自動検査機には、疑似模様を安定して付着させる磁粉適用方法を採用した。この検査機 (図10) を生産ラインに導入し、従来の手動での検査機と並行での流動を行った。



図10 自動検査機

Automatic inspection machine

並行流動は、2021年2月～4月、およそ50,000本で実施し、その間の自動判定と人による判定の結果を記録し、過検出率を算出した (図11)。なお、全期間で欠陥の発生はゼロであったため、あらかじめ作成したNGサンプルで未検出の検証を行っている。

導入直後は、バッチ試験時との磁粉液状態の違いから、過検出が増えたが、磁粉液状態に合わせてむために再度、不良品データの取得とモデルの再学習を実施し、期間内では、過検出率が5%以内で推移していることが確認で

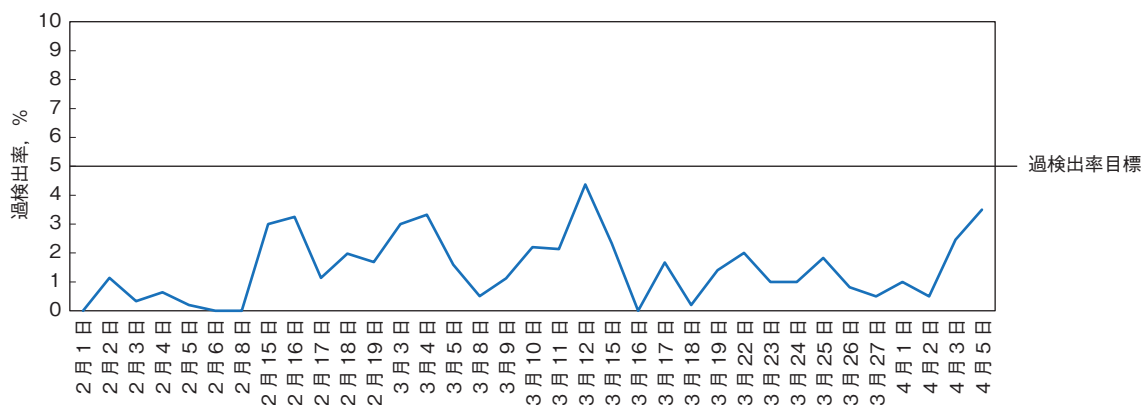


図11 量産での過検出率の推移

Over-detection rate in mass production

きた。この時、NG サンプルでの検証を実施し、未検出は発生しないことを確認している。

この期間では、学習には用いていない品番の製品が多く流動しているが、判定精度が低下することはなく、判定モデルの汎化性能が確認できる。

## 5. おわりに

開発した磁粉探傷検査自動化技術は、複雑形状の製品における複数の割れモードの検出に対応しており、量産において未検出率 0%、過検出率 5% 未満の判定精度を達成した。

複雑な特徴をとらえることができる、ディープラーニングによる判定と、特徴をより抽出しやすい磁粉適用方法を組み合わせることで、目標を達成することができた。

今後は、ピニオンシャフトやドライブシャフトの磁粉探傷検査工程にも技術の展開を実施し、さらなる工場の省人化と製品の品質向上を推進していきたい。

## 参考文献

- 1) 総務省, “情報通信白書平成 29 年版,” <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h29/html/nc135230.html>.
- 2) 一般社団法人 日本非破壊検査協会, 磁粉探傷試験 II, 一般社団法人 日本非破壊検査協会, 2018.
- 3) デジタル画像処理編集委員会, デジタル画像処理, 財団法人 画像情報教育振興協会, 2012.
- 4) 一般社団法人 日本非破壊検査協会, 磁粉探傷試験実技参考書 2018, 一般社団法人 日本非破壊検査協会, 2018.
- 5) Q. V. Mingxing Tan, “EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks,” International Conference on Machine Learning, 2019, 2019.

## 筆者



荒井雄貴\*  
Y. ARAI



房安浩二\*  
K. FUSAYASU



杉原 億\*  
M. SUGIHARA

\* 生産サポート本部 生産技術開発部