

連携記事

自動車用部材向け外観検査技術

Visual Inspection Techniques for Automotive Parts

大同特殊鋼(株)
技術開発研究所
計測制御研究室 室長

森 大輔
Daisuke Mori

大同特殊鋼(株)
モノづくり改革部
エンジニアリング推進室 室長

渡邊裕之
Hiroshi Watanabe

1 はじめに

特殊鋼の主要な用途の一つは、自動車用部材であり、棒鋼・線材、鍛造品、鋳造品を中心に、エンジン回り、足回りといった最重要部品に数多くの特殊鋼が用いられている。自動車の環境対応を推進するため、自動車メーカー各社は、燃費向上や排ガス低減のため、軽量化や高強度化、内燃機関の効率向上、さらには、電気自動車や燃料電池車といったゼロエミッション車の開発を競い合っている。このような次世代の自動車開発とともに、グローバル市場での競争力確保のため、部材の共通化によるコスト低減にも注力している。しかし、部材の共通化は、コスト低減のメリットだけでなく、万が一不具合が見つかったときに影響が及ぶ範囲が膨大となり、経営基盤を揺るがす品質リスクとなり得る危険性を併せ持つ。

そのため、素材や部材供給メーカーに対する品質保証要求は年々厳格化しており、メーカーは、従来、目視で対応していた出荷検査を機器化するという対策を行っている。しかし、目視検査は本来検出すべき欠陥を瞬時に見分ける判断力に優れる一方、検査員の経験やスキルにばらつきがあること、疲労による見逃しの発生が懸念される。さらに、検査結果を定量的に残すことが難しいことなどが課題として挙げられる。

そこで、機器検査化を指向するが、単純に検査員による目視検査を機器化することは困難である。その理由としては、検査項目ごとに適用する検査手法を見極める必要があり、検出すべき欠陥かそうでないかを判定するロジックにノウハウが必要となることなど、技術課題が多いためである²⁾。自動車部材の機器検査化については、多くの開発事例が報告されており³⁻⁶⁾、各部材、各検査対象の特徴を考慮した上で各社が検査技術の開発に取り組んできた。

本稿では、過去10～15年間で、主にCCDカメラやレーザ

スキャナを利用し、検査対象、検査項目ごとに自社開発で外観検査の機器化に取り組み、実用化にこぎつけた事例と、その後の近年注目されている機械学習を利用した新しい外観検査の取り組み事例を紹介する。

2 検査対象と検査手法

検査対象を丸棒や線材といった長尺の素材と、鍛造、鋳造、プレス加工などの工法で成形される部材に分けると、長尺素材は、主に、超音波探傷や渦流探傷、漏洩磁束探傷といった非破壊検査手法や画像処理が中心となり、素材が直線搬送される間に検査する方法が一般的である。一方、成形部材は、X線検査や画像処理、3D計測といった手法を用いることが多く、また、検査方法は、静止した部材に対して多数のセンサを配置したり、センサ又は部材を移動させて全面検査したりと、多様な構成が考えられるため、個々に、検出精度、タクトタイム、コスト、設備サイズなど各種条件を勘案して検査仕様を決定する必要がある。

3 鍛造部材の検査技術

3.1 足回り用ジョイント部材

熱間鍛造で成形される自動車用部材には、足回り部材やトランスミッション部材、エンジン部材などがある。これらは、駆動系を構成する部材であり、高い品質保証レベルが求められる。鍛造品の外観不良には、欠肉、型ズレ、バリ、打痕、汚れ、錆などがあり、形状変化を伴う欠陥(欠肉、型ズレ、バリ、打痕)と表面上の欠陥(汚れ、錆)に分けられる。そこで、形状変化を伴う欠陥検査には、レーザを利用した3次元形状測定を適用し、表面上の欠陥には、CCDカメラで撮影して画像

* 電気製鋼 第85巻(2014)2号「自動車用部材向け外観検査技術」および第90巻(2019)1号「磨き丸棒鋼の外観検査技術」の内容を再構成して掲載。

処理する方法を適用した⁷⁾。

3.1.1 3次元形状測定を利用した欠陥検査

3次元形状測定の原理としては、三角測量法、焦点法、Time of Flight法などがあるが、今回対象の足回り用ジョイント部材は、表面状態がショットブラスト肌であるためラインレーザ光をワークに照射して、その反射光をCCDカメラで撮影して形状を求める三角測量法の一つである光切断法を採用した。光切断法での検査方法及び得られた検査画像をFig.1に示す。ここで検査画像は、高さ情報を色で表現している。

ワークを単純形状のブロックの集合体と見なして、測定した3次元データをそのブロックごとに分割し、そのブロックごとにパターンマッチング処理を行って欠陥検出する手法を用いた (Fig.2)。これにより、鍛造時の個体ばらつきを考

慮することができ、過剰検出を抑制した検査を実現することが出来た。

3.1.2 画像処理を利用した欠陥検査

表面上の欠陥は、鍛造部材をCCDカメラで撮影し、画像処理で検査することとした。表面のショットブラスト肌は、細かい凹凸があり、また、その状態には個体差が発生するため、撮影画像のばらつきとなり、見逃しや過剰検出の要因となる。そこで、まず、出来る限りショットブラスト肌の影響を受けにくく、且つ錆や汚れの視認性が良いリング照明を選択した。また、撮影した画像から画像処理範囲(検査範囲)を決定するために、部材部分の輝度を飽和させた画像を撮影してその輪郭を求める方法を採用した (Fig.3)。これにより、検査対象ごとに自分自身の輪郭を用いて適切な検査範囲を設定することができた。

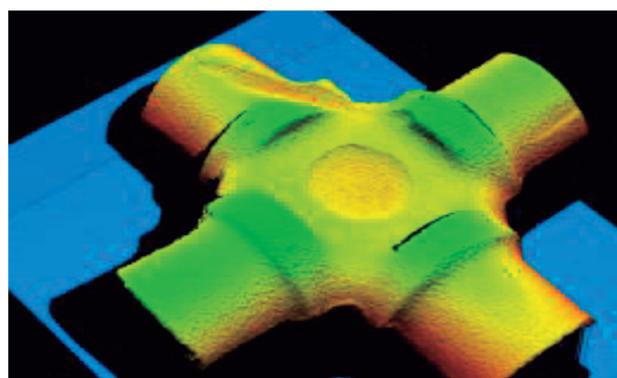
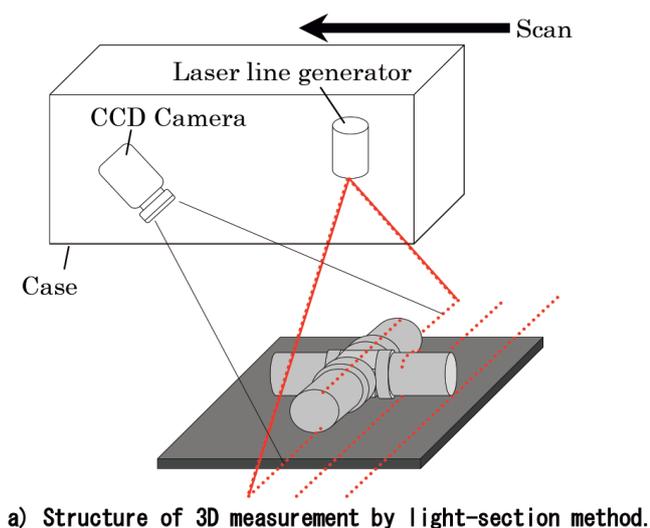


Fig.1 Three-dimensional measurement for die forged part.

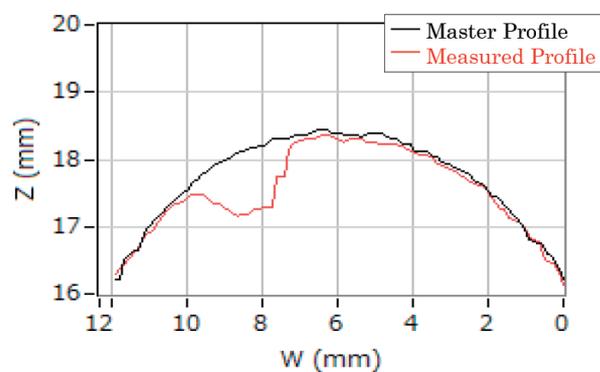
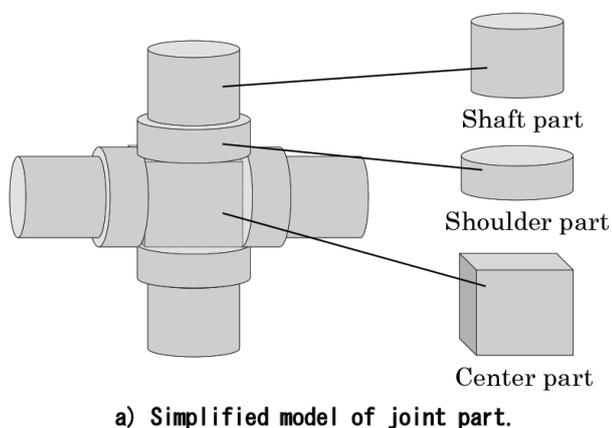


Fig.2 Simplified model and pattern matching.

3.2 エンジンバルブ

エンジンバルブは、燃焼室の吸排気を司るエンジンの中核部材であり、高い耐熱性、耐食性、耐摩耗性が要求される。バルブは、主に熱間鍛造、搾出工程でバルブ形状に成形後、一貫ラインで加工、寸法計測、リークテスト等を経て、最後に外観検査が行われる。バルブの外観不良には、軸部や傘部のケズレ、軸部のレールきず、傘裏フェース部分の加工不良などがある。

3.2.1 複数台のCCDラインセンサによる欠陥検査

エンジンバルブは細径長尺で、片側先端に傘部があるため、単一のCCDカメラでは焦点を合わせることができず全範囲をカバーして検査することは難しい。また、エンジンバルブのフェース部は、シリンダヘッドのバルブシートと密着して燃焼室を密閉する部分であるため研磨加工されている。研磨部と黒皮部では、光の反射率は大きく異なり、同一の撮影条件で研磨部と黒皮部とを同時に検査することは困難である。そこで、検査部位を軸部、傘部、及びフェース部の

3部位に分割し、CCDラインセンサを3台配置して検査を行うこととした。さらに、軸部については、対象欠陥の方向性や形態を考慮して、照射方向の異なる複数の照明を配置した(Fig.4)。検査は、バルブを回転ステージで複数回回転させながら、回転に同期して照明とカメラを切り替えて撮影した。これにより、単一ステージで全ての検査を完了させることができ、装置の簡素化、省スペース化を実現した。検査結果の一例をFig.5に示す。

4 鋳造部材の検査技術

4.1 タービンホイール

鋳造は、曲面や中空孔を有する複雑形状部材をニアネット成形可能な工法であり、その中でも減圧吸引鋳造法は、鑄型内部を減圧することで、溶湯が鑄型内に吸引されて確実に充填されるため、薄肉形状部材などの成形に適している。その減圧吸引鋳造法で製造される自動車部材の中に、タービンホイールがある。タービンホイールは、ターボチャージャに

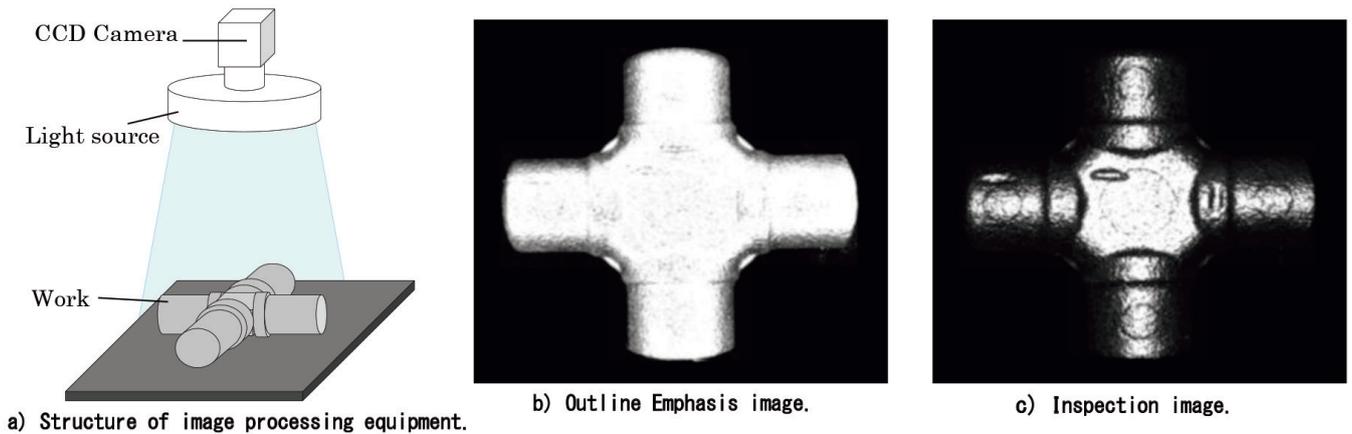


Fig.3 Visual inspection technique for die forged part.

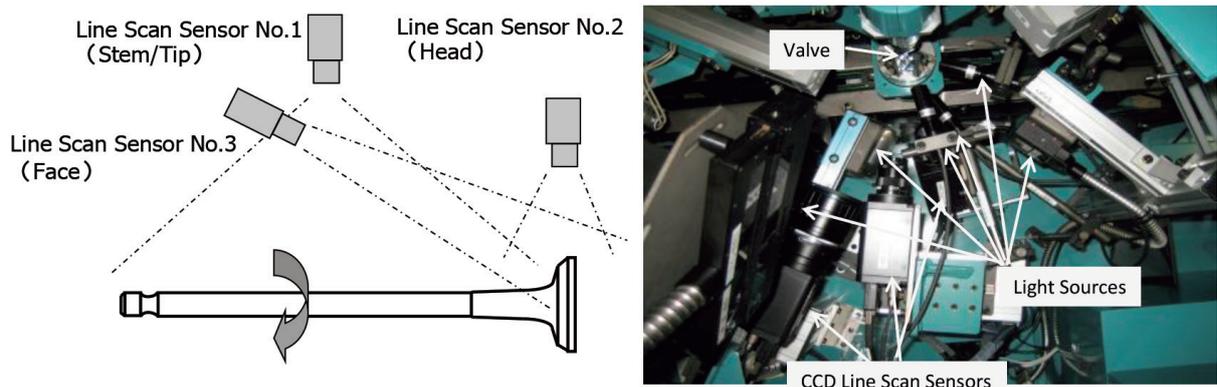


Fig.4 Visual inspection technique for engine valve.

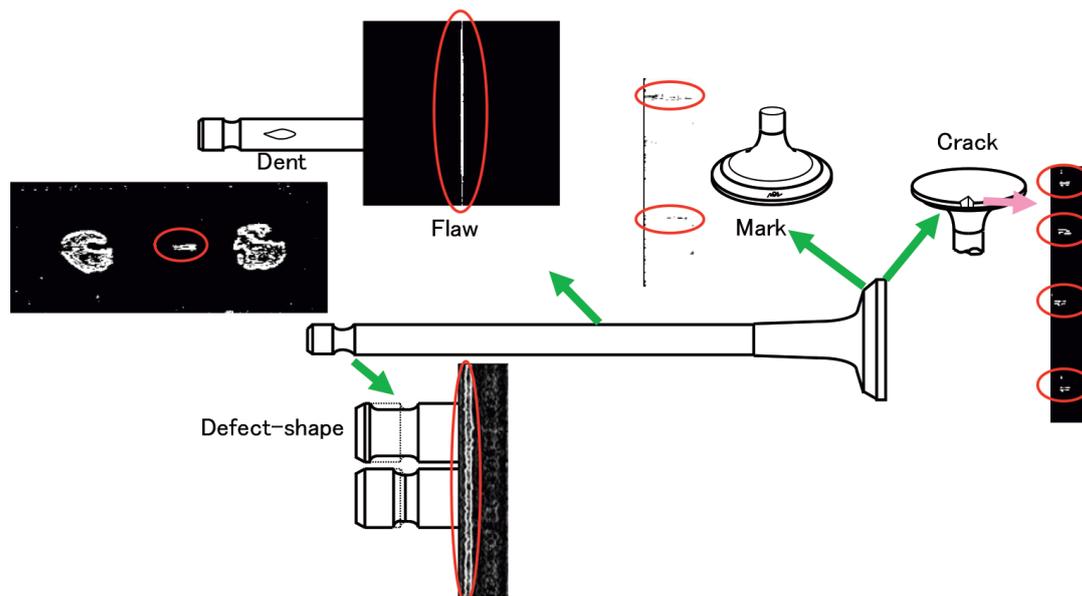


Fig.5 Example of Visual inspection result for engine valve.

搭載される部材で、低燃費に貢献する技術として生産量は増加傾向にある。また、タービンホイールはターボチャージャ内で高速回転するものであり、高度な品質保証が要求される部材である。

4.2 複数台のCCDカメラによる死角レス検査

タービンホイールには、曲率のある翼が円周状に配置されており、その翼の表裏、及び翼間の軸部、さらに上下面を含めて全面が検査対象である。そこで、11台のCCDカメラでワークの上下面、及び測部（翼部、翼間）を狙うとともに、翼部についてはワークを翼間隔に合わせて回転しながら検査することで、全面検査を実現した。また、検査項目は、鋳出文字、翼形状、鋳造欠陥の3項目とした。ここでは、そのうち翼形状の検査について紹介する。

4.3 翼形状検査方法

翼形状検査については、上面或いは下面の撮影画像を用い、ホイール中心と同心の円を描き、半径方向のラインとして認識される翼の交点を求めて、交点間の距離から翼形状の異常を判定することとした。Fig.6において円領域Pの重心であるC点によりホイール中心位置を算出する。ここで、A2で示す部分に変形している場合、A2とその隣接部位であるA1及びA3との各々の距離には差が発生する。この方式では、翼の位置がどこにあるかに関わらず検査することが可能である。

また、翼形状検査項目のひとつである端部の凹欠陥の検査方法をFig.7に示す。本方式では、検査エリア内の画素につい

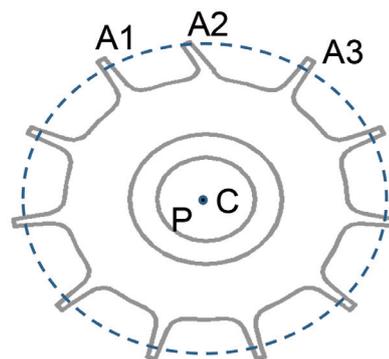


Fig.6 Inspection technique for shape of blades.

て上下双方向にスキャンしたときの画素の不連続性を算出することにより欠陥を検出している。

5 電磁部材の検査技術

5.1 モータ用磁石

自動車の燃費向上対策として、従来、油圧制御されていたものが電動化されたり、エンジンへの燃料供給を効率的に行うために電動制御を採用したりと、HV、EVだけでなく従来のガソリン車にも非常に多くのモータが用いられるようになってきた。モータ用磁石には、セグメント磁石を円形配置したものやリング形状磁石が用いられるが、この中で、リング形状磁石には、NdFeB粉末から熱間押出成形でリング状に成形された世界最高峰の磁気特性をもつ異方性ラジアルリング磁石のMQ3が利用されている。

5.2 内周面検査方法

リング磁石表面は、全面全周に電着塗装されているため、出荷時の外観検査は、塗装状態での目視検査となる。この磁石の塗装表面の外観は画像で検査し、塗装下のきずは渦流探傷で検査する画像&渦流探傷一体型の検査装置を開発した。ここで、外観検査は、外周だけでなく内周検査も必要であるため、特殊レンズを装着したエリアカメラで内周面を撮影し、展開図に変換してきず判定を行った (Fig.8)。

6 機械学習を利用した長尺材の外観検査⁸⁾

6.1 機械学習について

近年、AI (Artificial Intelligence : 人工知能) の第3次ブームの最中にあり、人間が与えたデータをもとに、コンピュータが学習、つまり、データに潜むルールやパターンなどの特徴量を抽出することが可能となってきた。機械学習の1つ

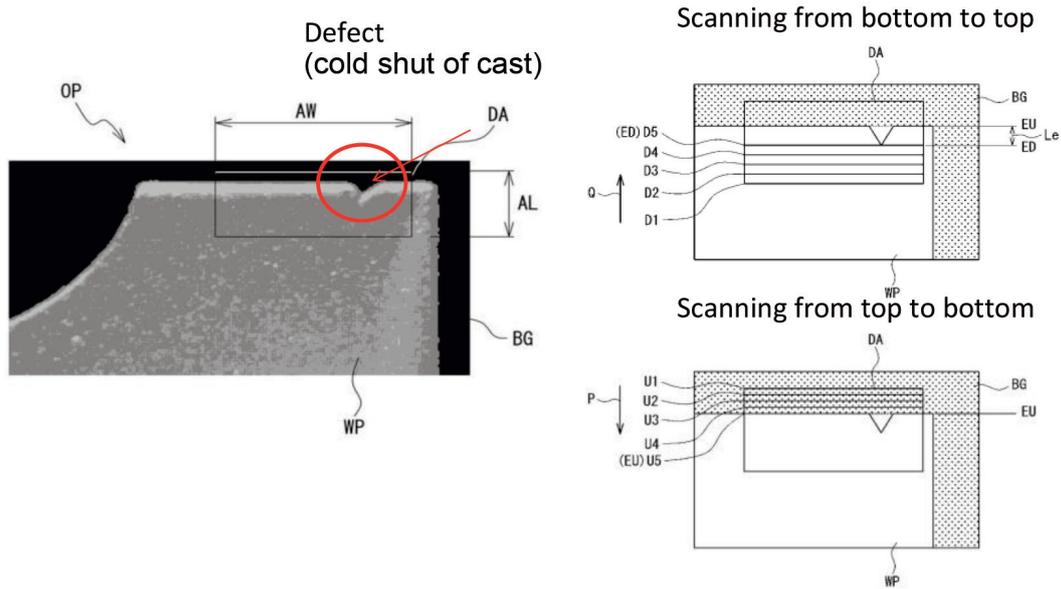


Fig.7 Inspection technique for defect of blades.

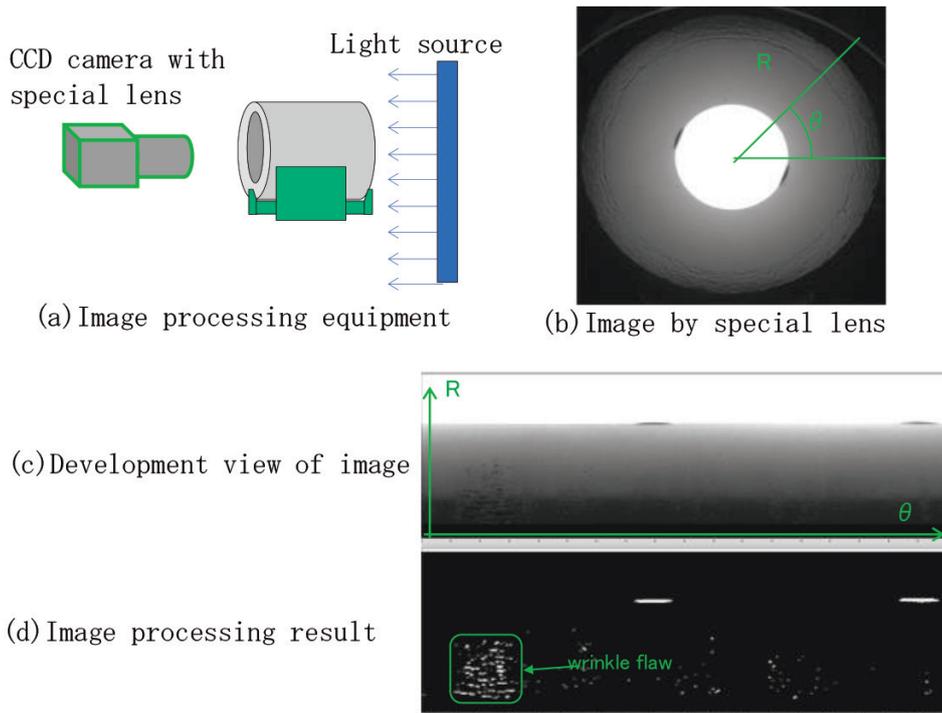


Fig.8 Inspection technique for inner surface of ring magnet.

であるDeep Learningは、人が思いつかないパターンを見つけ出すことができることから、複雑な鉄鋼生産プロセスへ適用するための検討が進められている^{9,10)}。ここで、Deep Learningの手法である畳み込みニューラルネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)の概念図を示す(Fig.9)。CNNは、中間層に畳み込み層とプーリング層を有しており、この2種類の層で表面きずの特徴量を抽出する手法である^{11,12)}。これにより、表面きずのパターン変動に強い弁別が期待できる。

6.2 磨き丸棒鋼の表面きず検査

長尺の磨き丸棒鋼の検査プロセスとして、ピーリング加工後に種々の検査を一貫ラインの中で実施している。検査項目としては、きず検査(表面、内部)、寸法、曲がり、端面形状、表面肌などが挙げられる。表面きず検査については、一般的に回転式の漏洩磁束探傷や渦電流探傷により実施されるが、磨棒鋼特有のTable1のような螺旋状の表面きずは、センサの回転方向ときずの発生方向が同じであるため見逃す恐れがある¹³⁾。この問題を解決する手段として、画像処理を導入している事例がある¹⁴⁻¹⁶⁾。しかし、従来の画像処理で表面きずの浅深を判断することは難しく、無害レベルの浅い加工跡を過剰検出(本来OK品を機器がNG品と判定)してしまう問題点が懸念される。そこで、機械学習の技術を画像処理検査に

適用することで、「無害レベルの浅い加工跡(OK品)」と「有害レベルの深い表面きず(NG品)」の弁別について検討した。

6.3 撮像方法と従来法による結果

磨き丸棒鋼を直線搬送しながら検査することを想定し、Fig.10に示すように円周方向90度ごとにラインスキャンカメラを配置し、磨き丸棒鋼全周の画像を取得した。従来の画像処理で、表面きずの弁別を実施したところ、見逃し率0%、過剰検出率27%となった。過剰検出となった画像を確認したところ、深さ数十 μm の浅い加工跡(OK品)を、深さ100 μm 程度の表面きず(NG品)と誤って判定した。そこで、過剰検出率の低減に向けて、Deep learningによる螺旋状表面きずの弁別を試みた。

6.4 Deep learningによる精度検証

Deep Learningの精度検証については、アルゴリズムの挙動を制御するハイパーパラメータ(ドロップアウト、学習率、バッチサイズなど)の初期値を変化させて、NG品の見逃し率が最も低くなった学習モデルを採用した。そのときのDeep Learningによる正解率をFig.11に示す。過剰検出率を算出すると、8.3%であった。従来の画像処理と過剰検出率を比較すると、約18%低減した。この結果より、Deep Learning(CNN)の有効性を確認した。

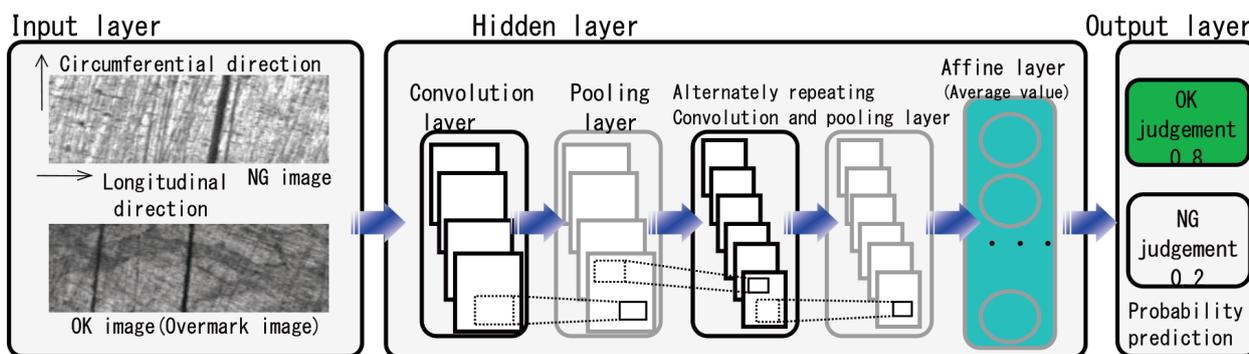


Fig.9 Conceptual diagram of CNN.

Table1 Examples of surface defect by peeling process.

Inspection target	Spiral surface defect by single-point cutting tool
Schematic image	

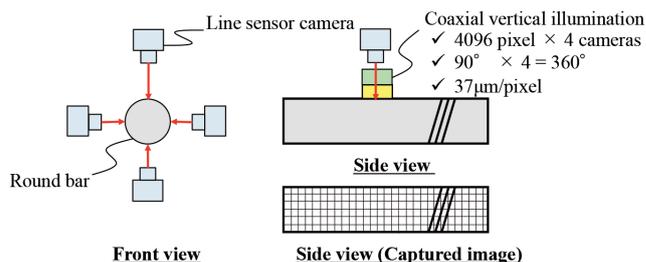


Fig.10 Image-acquisition method for surface defect.

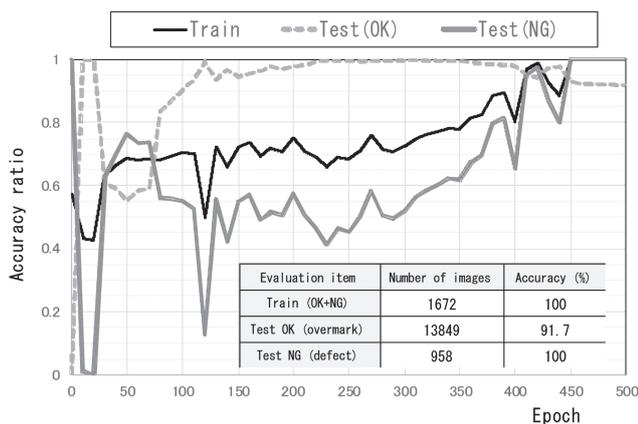


Fig.11 Evaluation results by Deep Learning of spiral surface defect judgement.

7 おわりに

自動車部材の品質保証として実用化されている検査技術を中心にいくつかの事例を紹介した。自動車部材は、用途に合わせて鍛造、鋳造、機械加工など、多様な工法で製造されており、形状や、それらの部材に発生する外観不良も多種多様である。したがって、適用する検査技術は、まず、検査すべき対象の形状、材質、肌状態、検査部位、検出対象欠陥、及び不良ではないが検査に影響を及ぼすものなどをよく観察した上で、開発を進めることが望ましい。近年では、CCDカメラやレーザ計測器の高速化や高画素化、或いは画像処理装置の処理能力アップなど、ハードウェアの性能向上が目覚ましい。さらに、ソフトウェアの点では、機械学習の1つであるDeep Learningにより、これまで人が気づかなかった欠陥の特徴を抽出することが可能となり、判定性能の向上が期待される。それらを上手く利用して、目的に適した機器検査化を目指し

ていくことで、今後も、より信頼性の高い検査技術の開発、実用化が進み、グローバル化する自動車社会を支えていくことを期待する。

参考文献

- 1) 渡邊裕之：電気製鋼, 85 (2014), 139.
- 2) 山田龍三：電気製鋼, 79 (2008), 313.
- 3) 会田翔：VIEW2013 ビジョン技術の実利用ワークショップ, (2013), AL-21.
- 4) 久野耕嗣, 犬塚克也, 山本正樹, 河内優, 長田宏幸：日本機械学会年次大会講演論文集, (2007), 49.
- 5) 佐藤諒一：VIEW2013 ビジョン技術の実利用ワークショップ, (2013), OS4-H5.
- 6) 野上良治, 山田和明, 森川仁司：Koyo Eng. J., 165 (2004), 70.
- 7) 片岡克仁, 湯藤隆夫, 武田論喜夫：電気製鋼, 83 (2012), 133.
- 8) 森大輔, 湯藤隆夫, 岡本有史：電気製鋼, 90 (2019), 53.
- 9) 足立悠：初めてのTensorFlow, リックテレコム, (2017)
- 10) 中川繁政, 吉沢一郎：ふえらむ, 23 (2018), 713.
- 11) 久保田進也：三次元工学シンポジウム, 28 (2018)
- 12) 斎藤康毅：ゼロから作るDeep Learning, オライリージャパン, (2016)
- 13) 吉川仁：特殊鋼, 65 (2016) 3, 20.
- 14) 山田龍三, 木村良久, 片桐和雄, 古瀬奏輔, 奈良光洋：電気製鋼, 80 (2009), 65.
- 15) 釜三夫：鉄と鋼, 70 (1984) 10, 1325.
- 16) 新田雅康：電気製鋼, 79 (2008), 299.

(2020年10月26日受付)