

鍛造品質の予兆検知技術開発

Development of Predictive Detection Technology for Forging Quality

有本 瑤平* 藤澤 一哉** 乾 裕蔵* 井手 晋平** 小柳津 直人***
Yohei Arimoto Kazuya Fujisawa Yuzo Inui Shinpei Ide Naoto Oyaizu

Abstract

In the forging process, cylindrical steel materials are heated to high temperature of 1200 degrees and press-formed to produce complex-shaped automotive parts, including crankshafts and ring gears. Conventionally, dimensional checks are conducted by workers after forging to ensure quality within the process. This process necessitates the cooling of the forged products to room temperature through air cooling, a process which is time consuming and hinders the efficiency of the subsequent dimensional checks. This paper reports on the efforts to proactively prevent defects by employing statistical methods to discern signs of forging quality issues based on measurements obtained from a hot measurement device that has been developed in prior studies.

1. はじめに

愛知製鋼では1200℃に加熱された円柱状の鋼材を鍛造成形してクランクシャフト、リングギヤなど複雑形状の自動車部品を生産している(Fig. 1)。通常は鍛造後に作業員による抜き取り検査を実施しており、工程内で品質を確認している。品質確認の際、作業員が寸法測定を実施するためには高温の鍛造品を常温まで冷却する必要があり、寸法確認開始までに時間を要する事が課題である。本稿では過去に開発した熱間計測装置の計測値を用い、統計的手法により鍛造品質の予兆検知を行うことにより、不良品発生を未然防止する取組みについて報告する。



Fig. 1. Forged products.

2. 現状把握

鍛造中に金型の割れや摩耗が発生すると、鍛造品の外径寸法不良などの不具合が連続的に発生することが多い。そのため生産中の高温状態において鍛造品の品質確認を実施するニーズは高い。一方、抜き取り検査により品質不具合を見つけた場合は、一つ前の抜き取り検査までの全数を品質確認する必要がある。

過去に、鍛造品を自動で30秒に1回の頻度にて寸法計測する装置を開発した。Fig. 2に装置の外観図を、Fig. 3に装置で行う測定の原理図を示す。この装置を使用することで、熱間状態の鍛造品の外径寸法を自動で計測し、かつ、外径寸法の推移も確認できるようになった。計測結果は閾値で判定を行っており、閾値を超えた時に不良が発生しているとして生産を停止し、作業員へ警報で知らせる仕組みとなっている。

一方、外径寸法不良が発生すると、前回の検査以降の鍛造品について全数検査が必要になる。品番によっては200個以上の鍛造品を検査する必要があり、作業員の負担となっている。

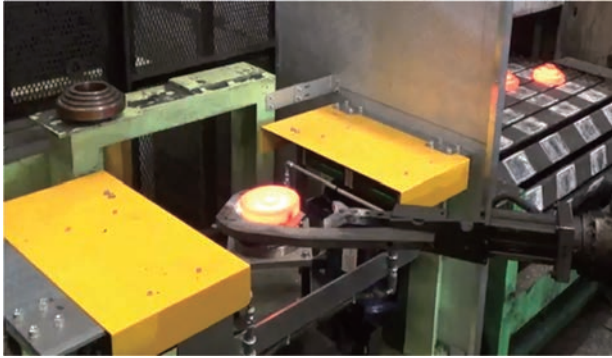


Fig. 2. External view of inspection equipment.

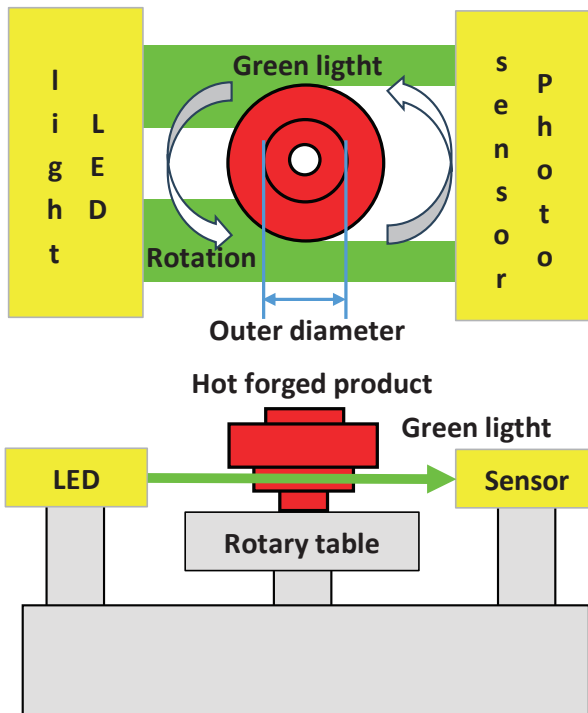


Fig. 3. Schematic diagram of inspection equipment.

熱間計測装置で収集したデータと作業担当者が記録している日報とを照らし合わせ、不良品の発生原因ごとに特徴を層別化したものを Table 1 に示す。

Table 1. Characteristic of each failure mode.

Types of defects	Dimensional variation trend	Occurrence frequency
①Die cracking	Increase sharply	Rarely
②Warping of products	Increase slowly	Often
③Lubrication malfunction	Increase slowly	Rarely

3 つの発生原因に対して、外径寸法変化の傾向は 2 パターン存在しており、急激に鍛造品の外径寸法が大きくなる場合と、少しずつ大きくなる場合に分けられる (Fig. 4, 5)。

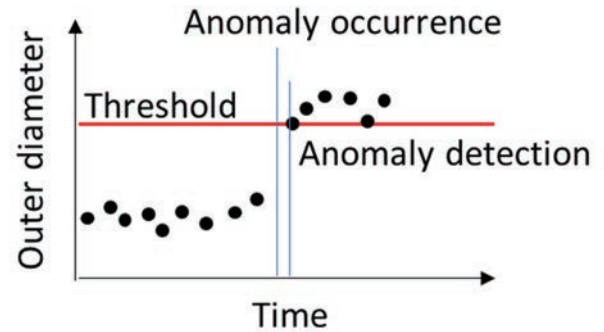


Fig. 4. Failure mode ① image graph.

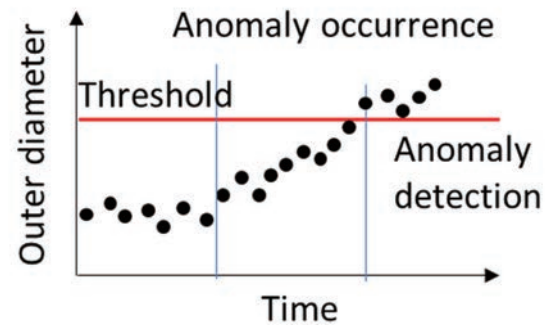


Fig. 5. Failure mode ②, ③ image graph.

発生原因①（金型割れ）の特徴として、異常が発生した瞬間から値が急激に上昇して閾値を超えるため、異常発生から検出までの時間差が少ない。一方で発生原因②（鍛造品の反り）、発生原因③（潤滑不具合）の場合、異常が発生してからゆるやかに上昇し、ある程度の時間経過で閾値を超え、異常が検出される。この場合、発生原因①と比較して異常発生から検出されるまでの時間が長くなる傾向がある。もし、このゆるやかな値の上昇の予兆を検知することができれば、発生原因②, ③のパターンは閾値を超える前に対処し、規格外れ品を生産せず、全数検査の工程を省くことが可能となる。

3. 目標設定

従来においても閾値判定の運用をすることで、発生原因①～③のパターンの検出が可能であったが、不良

が発生してから生産ラインを停止して作業者に知らせるという内容であった。そこで、今回は発生原因②、③のパターンのように、値が徐々に大きくなる推移を予測して、不良が発生する前に生産ラインを停止できるシステムを構築し、運用開始することを目標とした。

4. 計測データの確認

熱間計測装置で収集したデータについて、横軸をワークナンバー、縦軸を外径寸法でグラフ化し、データの可視化を行った (Fig. 6)。また合わせて外径寸法のヒストグラムを掲載する (Fig. 7)。

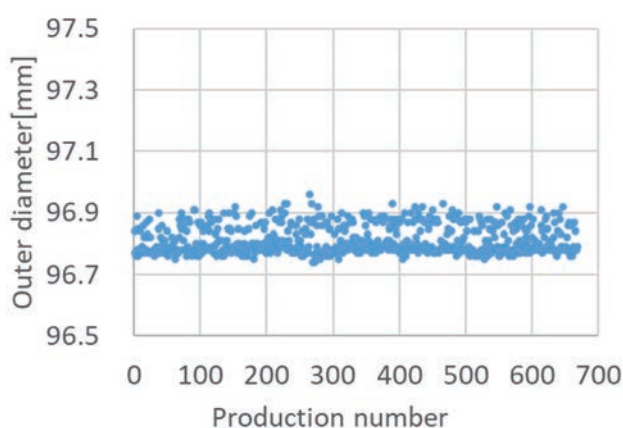


Fig. 6. Graph of collected data.

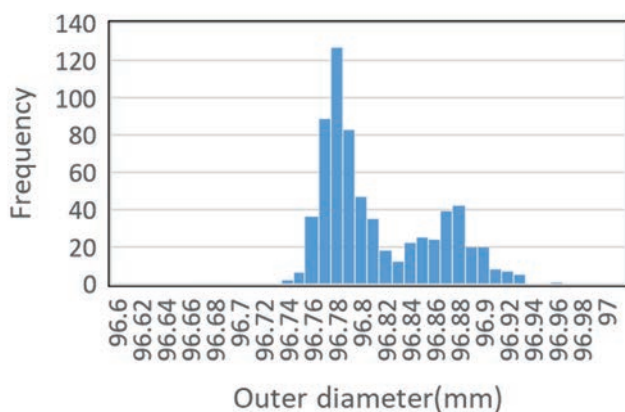


Fig. 7. Histogram of collected data.

データの可視化を行ったところ、2つの分布に分かれることがわかった。また、通常の鍛造品の外径寸法分布は正規分布となっているため、これらのデータは正常データと、計測ノイズ等による異常データの分布に分かれているのではないかという仮説を立て、クラスタリングを行った。

5. 計測データの分析

クラスタリング手法として、非階層クラスタリングのうち、ソフトクラスタリングとハードクラスタリングの両方を試した。まず、ハードクラスタリング手法として、シンプルかつ汎用的な k-means 法を用いた。また、今回のヒストグラムを見ると、二つの正規分布から構成されていると推測されるため、ソフトクラスタリングの手法として混合ガウスモデルによる解析も行った。クラスタリングの実行環境は python とし、混合ガウスモデルによるクラスタリングは scikit-learn というライブラリを用いて行った。scikit-learn はオープンソースで公開されており、無料で使用できる。また、学習・分析に関するアルゴリズムが多数存在しており、汎用性が高く非常に使いやすいという理由から、今回の事例にて選択した。k-means 法によるクラスタリング結果を Fig. 8 に示す。

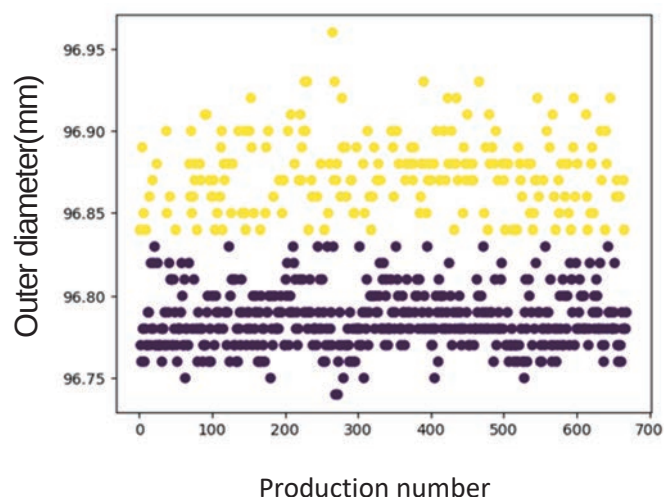


Fig. 8. Clustering results of k-means method.

クラスタリングを行う際、存在するクラスは2つと指定して解析を行った。結果としては、2つのクラスターの間に閾値を引き、それより大きい、小さいかでの分類になっており、不自然な別れ方をしているため、k-means 法は有効な手段では無いことがわかった。

次に混合ガウスモデルによるクラスタリング結果を Fig. 9 から Fig. 12 に示す。

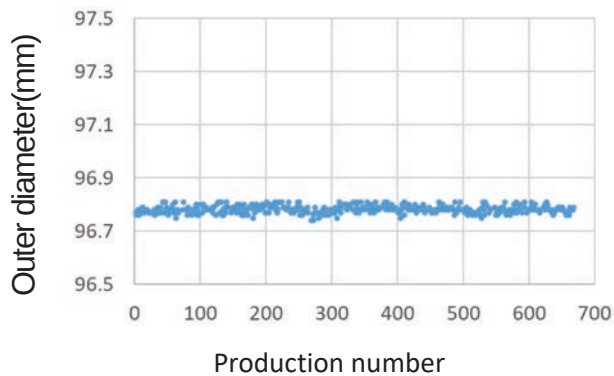


Fig. 9. Lower cluster.

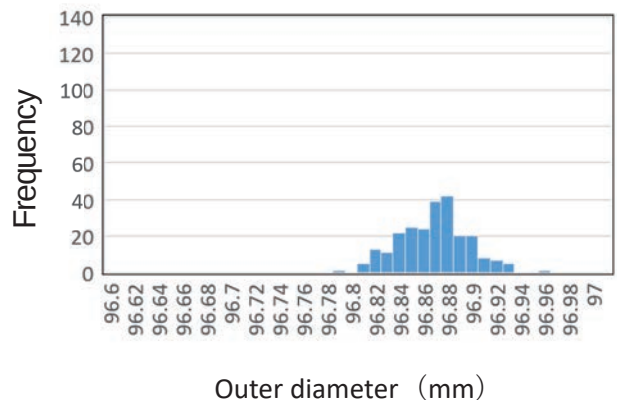


Fig. 12. Histogram of higher cluster.

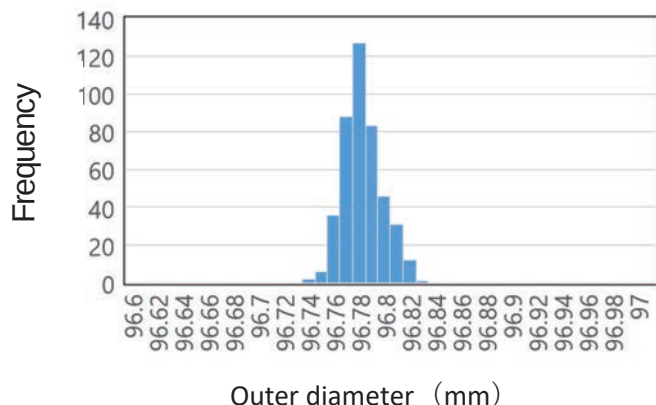


Fig. 10. Histogram of lower cluster.

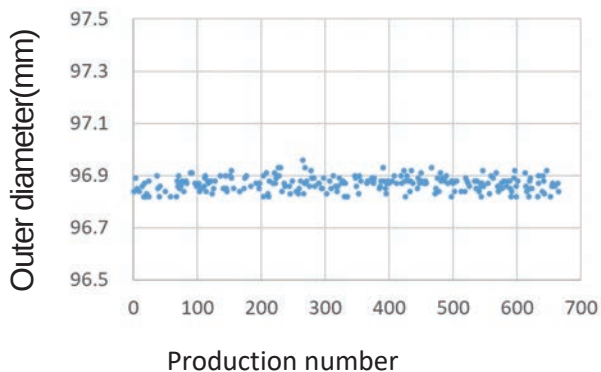


Fig. 11. Higher cluster.

混合ガウスモデルによるクラスタリングの結果を見ると、自然な正規分布を描く二つの分布に分離できることがわかる。これらの分布のうちどちらが正常なデータかについて、鍛造品の実物を確認したところ外径寸法が大きい山に相当する結果は確認されなかった。この事により分布① (Fig. 10) が正常データ、分布② (Fig. 12) が異常データであると判断した。

混合ガウスモデルによるクラスタリングを行うことで、与えられたデータが正常データか異常データかを判別するモデルの開発が完了した。得られた結果を基に熱間計測装置の回転および計測開始のタイミング改善を検討し、PLC の制御プログラムを更新したところ、ノイズの無い安定した計測結果が得られる事が確認された (Fig. 13)。このように本手法を用いることにより、時系列の計測データからノイズの除去を行い必要なデータのみを採取できることが確認された。

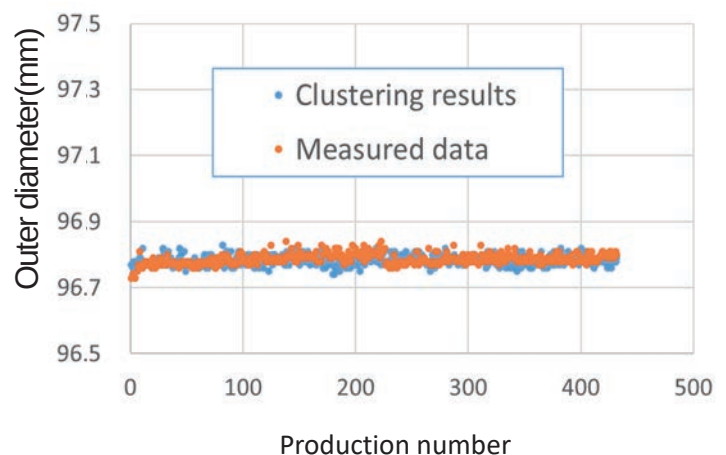


Fig. 13. Measured data and clustering results.

次に、熱間計測装置の計測データを用いて鍛造品質不良の予兆検知を行うプログラムを開発した。時系列データの移動平均および移動分散を組合せて、さらに計算結果を閾値判定することにより不良が発生する予兆を事前に検知して、不良発生前にライン停止および作業員へ知らせることに成功した。

Fig. 14. に熱間計測の時系列データおよび予兆検知プログラムの判定結果を示す。各点群は鍛造品各 1 個の外径寸法の計測値であり、緑色の折れ線グラフは $n=50$ 個の移動平均 + 移動分散 (3σ) の値を示す。この値が外径寸法規格の上限を超えた場合に、生産ラインに異常があったとして生産を停止する。今回は鍛造の成形性・離型性を確保するために使用される白色潤滑剤の噴霧装置に異常が見つかった。このように熱間計測および予兆検知の技術を組み合わせることにより、不良品の発生を防止し、生産設備などの異常をいち早く発見することができるようになった。

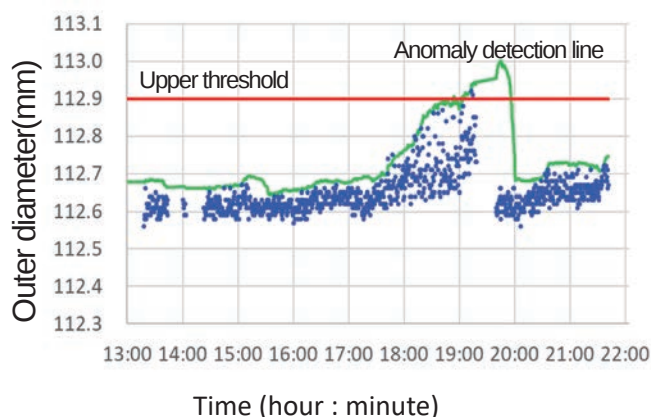


Fig. 14. Predictive detection program.

6. おわりに

生産技術部門および品質管理部門と協力して、今回開発した鍛造品質の予兆検知技術を 2024 年に鍛造工程の生産ラインの 1 つに導入し、運用ルールを定めて運用を開始した。運用開始後においても当初の想定どおり、ワーク反り、潤滑不良等による外径寸法の変化を検知して不良発生前に早期に検知することに成功している。

また、熱間計測装置の収集データについて混合ガウスモデルによるクラスタリングを行うことで、正常データと異常データを分離するモデルを開発した。当社の全社 DX 活動の取組みにおいて工場内に設置された

各種センサの取得データを分析する際に、今回の手法の活用が期待される。今後もさまざまなデータ分析手法の研究・開発を継続して、良品廉価なモノづくり、人に優しい働きがいのある工場づくりに貢献していきたい。

参考文献

掲載雑誌 : Journal of Machine Learning Research(2011 年, volume12, p2825~2830)

タイトル : Scikit-learn: Machine Learning in Python

著者 : Fabian Pedregosa, Gaël Varoquaux, Alexandre Gramfort, Vincent Michel, Bertrand Thirion, Olivier Grisel, Mathieu Blondel, Peter Prettenhofer, Ron Weiss, Vincent Dubourg, Jake Vanderplas, Alexandre Passos, David Cournapeau, Matthieu Brucher, Matthieu Perrot, Édouard Duchesnay