

# 工程内ビッグデータを活用したデータ駆動型品質管理\*

## In-Process Big Data Analytics for Data-Driven Quality Control

今村 凌大  
Ryota IMAMURA

Digital transformation (DX) in manufacturing has increased the need to leverage big data for quality control. This study addresses sporadic valve responsiveness defects detected during in-house inspections of DENSO products. Using IoT-based factory data, we applied “DN7,” a DX-oriented adaptation of the traditional QC7 tools, to visualize and analyze defect patterns. DN7 enabled identification of key process factors and implementation of targeted improvements on the production line. This paper demonstrates the practical benefits of integrating big data analytics with advanced digital quality management tools, showing that such an approach enhances defect detection, root cause analysis, and continuous process improvement, ultimately improving product quality.

Keywords :

Digital Transformation (DX), Big Data Analytics, Quality Control (QC), Defect Detection, DN7

### 1 まえがき

近年、工場のIoT化が進展しており、製造業における品質管理の重点は工程内で得られるビッグデータの活用へとシフトしている。

これまで、実際の製造現場では、特性要因図やFTAなどを用いた品質改善活動が日常的に行われてきた。しかし、このような仮説検証型の調査では、膨大な因子が抽出されるため、製造現場において、1つ1つ仮説を立て、それらの条件を振って試験することは、調査工数が膨大となり、早急に改善策を講じることが難しいという課題がある。

一方、ビッグデータを活用したデータ駆動型の分析を

行うことで、仮説検証型の原理原則に基づいた調査では得られなかった新たな着想を得ることが可能になる。さらに、膨大な因子の中から対象を絞り込むことができるため、早急に改善策を講じることが可能である。

また、弊社では世界130の工場をIT、IoTの技術でつなぐ、Factory-IoT(以下、F-IoTとする)プラットフォームを自社で開発し2019年から運用<sup>[1]</sup>を開始している。F-IoTにより世界の工場がクラウド上でつながり、リアルタイムで生産状況を把握でき、製造ビッグデータを活用した品質管理可能な環境が構築されている。

本稿では、弊社、ディーゼルサプライポンプ性能検査工程で散発していた工程内不良について、従来のFTAに基づく仮説検証型の手法に、F-IoTから取得し

た工程内ビッグデータを活用したデータ駆動型の手法を組み合わせた工程改善の事例について報告する。

### 2 課題解決の進め方

#### 2.1 現状把握

弊社、ディーゼルサプライポンプの性能検査工程において、散発的に発生していた工程内不良(最大不良率4.5%)に対して、原理原則に基づきFTAを作成し、調査を進めていた。しかし、FTAで抽出された項目が約300以上と膨大であり、1つ1つ調査を進めるとすべての項目を完了させるためには約1,500時間以上を要することが想定されており、早急な改善が困難な状況にあった。一方、当該製品の性能検査工程においてもF-IoTが導入され、工程内不良に関連するビッグデータが蓄積されており、データを解析・活用することが可能であった。そこで今回は、従来のFTAに基づく仮説検証型の手法のみで要因を見つけるのではなく、ビッグデータを活用したデータ駆動型の手法を仮説検証型と組み合わせる課題解決手法が有効であると考えた。

#### 2.2 分析手法の検討

今回分析対象としたデータは、社内の性能検査工程におけるF-IoTに蓄積されたビッグデータであり、約1年分のデータが含まれている。このデータには、工程内不良が発生していることを示す目的変数と、複数の説明変数が製品のシリアル番号によって紐付けられた状態で構成されている。また、日時データも説明変数の1つとして含まれているため、時系列でのデータ解析も可能である。このような特徴を持つビッグデータを解析するために、最適なツールとして今回、DN7(Digital Native Quality Control 7 Tools)を選定した。

世の中にはビッグデータを分析するための様々なツールが存在するがDN7は弊社が開発し、オープンソースソフトウェアとして公開しているツールであり、DX版QC7道具を駆使し工程内ビッグデータを分析するために製作されている。

また、DN7は生産技術者や現場作業者が工程のビッグデータを手軽に活用し、工程改善につながることを狙いとして製作<sup>[2]</sup>されているため、データ読み込み後

の複雑なポスト処理が不要であり、誰でも簡単にビッグデータを用いた解析が可能な点が大きな特徴である。

以上から、今回のビッグデータ解析にはDN7が最適であると考え選定した。

### 3 データ解析

#### 3.1 ヒストグラム

今回の解析は、まず目的変数となる特性値をヒストグラム化することから始めた。ビッグデータのヒストグラム化はデータ量が膨大であるため、データに応じた細かく適切な階級設定が難しく、正確なデータ分布の把握が困難という課題がある。しかし、DN7では細かい階級設定にてヒストグラムを作成でき、ヒストグラム分布に密度曲線が描写されるため、分布の傾向を把握しやすいという特徴もある。

Fig.1はDN7を用いて目的変数をヒストグラム化したものである。Fig.1が示すように、目的変数が2山型の分布を持つことが確認できた。

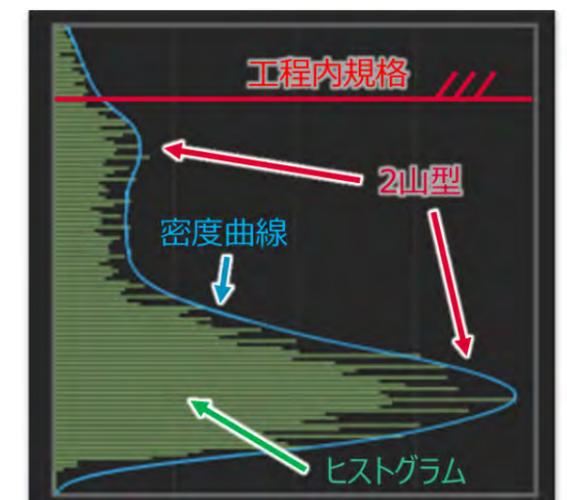


Fig.1 Histogram of the Target Variable (DN7)

#### 3.2 リッジラインプロット

次に、ヒストグラムが2山型となる原因について調査を進める。2山型の原因としては一般的に2つのパターンがあると考えられる。

1つ目は、単一の母集団内で平均値が水準変動を起こすパターンであり、製造工程に変化点がある場合や、データに季節変動があるといった場合にこのパターン

\* (一社)日本品質管理学会の了解を得て、「第135回(中部支部第41回)研究発表会発表要旨集」より一部改変して転載

が見られる。

2つ目は、平均値の異なる2つの母集団が存在するパターンであり、ライン毎で、出来栄が異なる場合や、データ異常がある場合にこのパターンが見られる。これら2つのパターンを切り分けるためには時系列変化の確認が必要であり、目的変数のリッジラインプロットを作成することが有効と考えた (Fig. 2)。

リッジラインプロットは全データを任意の時間区間で分割して可視化することでより詳細なデータ分布の構造や時間変動を把握できるのが特徴であり、水準の変化点抽出や傾向管理に有効である<sup>[3]</sup>。Fig. 2に示すリッジラインプロットは上部と下部に分かれており、上部には、2つの確率分布間の距離を測る指標がプロットされており、分布の変動が把握できる。

また、下部には、任意の時間区間毎の密度曲線が描かれている。

Fig. 2が示すように特定の区間で目的変数の分布が大きく水準変動していることが明らかとなった。

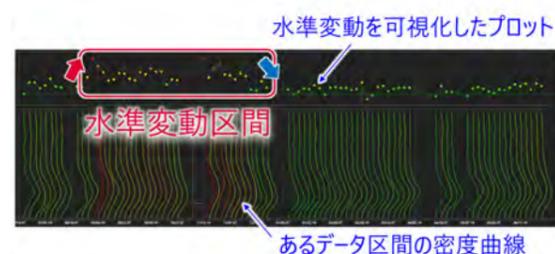


Fig. 2 Ridge line Plot of the Target Variable (DN7)

### 3.3 目的変数の水準変動と連動する変数の抽出

ここまで、目的変数データに焦点を当てた解析を行ってきた。しかし、DN7を用いることで全変数を目的変数と関連付けた解析が可能である。

そこで次に、目的変数と全説明変数との相関関係を明らかにし、その分布を視覚化し、目的変数と強い相関を示す変数がないか、あるいは、目的変数と同様に2山型のヒストグラムの分布をもつ変数がないかを調査するために散布図行列 (Fig. 3) を作成した。Fig. 3が示すように、ある説明変数 (以下、変数Aとする) のヒストグラムが目的変数と同様に2山型を示すことが確認できた。



Fig. 3 Scatterplot Matrix of All Variables (DN7)

さらに、この変数Aと目的変数の時系列変化を確認するために、それぞれの変数を併記したリッジラインプロット (Fig. 4) を作成した。Fig. 4が示すように、両者の水準変動のタイミングが一致することが確認された。これにより、変数Aの水準変動が、目的変数の水準変動の一因であることが明らかとなった。

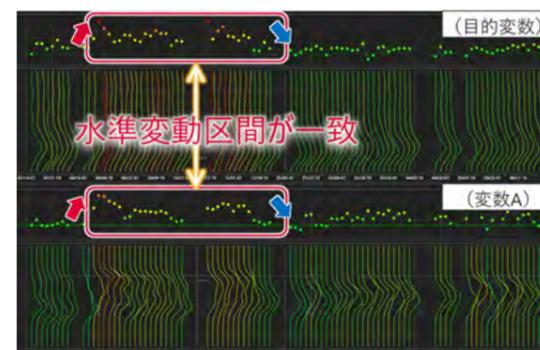


Fig. 4 Ridge line Plot of Variable A and the Target Variable (DN7)

## 4 変数Aの変動要因分析

第3章までのDN7を用いたビッグデータ解析により、変数Aが目的変数の変動要因の1つである可能性が高いことが示唆された。当初、特性要因図やFTAで抽出された300項目以上の因子から変数Aの変動因子として30項目程度まで絞り込むことができた。ここからは、原理原則に基づく仮説検証型の手法を用いて、変数Aが変動する要因について検討する。個々の条件を1つずつ振って確認した結果、今回の分析対象製品であるディーゼルサプライポンプに使用されているトロコイドポンプ部品のクリアランスが変数Aの変動に大きく寄与することがわかった。

トロコイドポンプのクリアランスは送油量に影響し、歯車やその他部品の加工精度や、組付け方法によって変動する。今回、クリアランスを変動させる要因に絞って各工程を詳細調査したところ、組付け工程で使用されている治具がクリアランスを変動させる構造になっていることを突き止めることができた。

## 5 改善策の立案/効果検証

クリアランスをコントロールするためには、前述の通り部品の加工寸法を設計変更する方法なども考えられる。しかし、これらの方法は図面の変更が必要になるため、改善策の反映までに時間がかかる。一方、慢性的に不良が発生している状態では迅速な対応が求められる。そこで、今回は、早急かつ効果的に改善策を講じ、アジャイルな工程改善<sup>[4]</sup>を達成するために、組付け治具の改善と組付け方法を規制することでクリアランスを安定させ、変数Aの水準を安定させる方法を採用した。

本組付け治具の改善によって最大4.5%あった工程内不良率を0.7%まで減少させることができた。

また、本改善の反映までに要した時間はわずか20時間程度であり、当初、FTAに基づきすべての調査を行った場合に必要と想定していた1,500時間と比較して大幅に短縮することができた。

## 6 むすび

本稿では、従来の仮説検証型の課題解決手法に加えて、ビッグデータを活用したデータ駆動型解析を組み合わせることで、工程内不良の原因特定に対して非常に有効であることを示した。

今後も工程内のビッグデータを継続的に活用した品質管理活動を実施するとともに、予兆検知や水準監視等さらなるビッグデータの活用に取り組んでいく予定である。

### 参考文献

- [1] 株式会社デンソー:「デンソー、世界130の工場をIoTでつなぐFactory-IoTプラットフォームを開発」  
<https://www.denso.com/jp/ja/news/newsroom/2020/20201005-01/>
- [2] 日本品質管理学会:「トビックス デジタル世代のDX版QC7つ道具無償公開」  
<https://jsqc.org/topics398/>
- [3] Analysis Platform+DN7:「DN7 DX版QC7つ道具」  
<https://sites.google.com/view/analysisplatform-dn7/dn7#h.rqst5lfrbdu3>
- [4] 吉野 陸(2023):DN7によるデータ駆動型品質管理とアジャイル改善, 品質 Vol.53, No.3.

## 著者



今村 凌大

いまむら りょうた

噴射機器技術部

燃料噴射製品の設計業務に従事