

ビッグデータを活用したブツ不良 0 化への挑戦

佐藤恭平^{*1}

The Challenge of Achieving Zero Contamination Defects Using Big Data

Kyohei Sato^{*1}

要旨

不良の根本対策においては、不良要因を正確に特定することが重要である。

これまで、ブツ不良について様々な対策を実施してきたが、わずかに不良が残存していた。しかし、残存する不良の発生要因を特定することが困難で、不良率は下げ止まりの状況だった。

そこで、今回新たな取り組みとして、ビッグデータを活用した不良要因解析を実施した。その結果、新たな不良要因が特定され、不良率低減に繋げることができたので報告する。

Abstract

Accurately identifying the causes of defects is important in devising fundamental countermeasures.

Despite the various countermeasures that have been implemented to prevent contamination defects, a small number of defects remain. However, identifying the causes of these remaining defects has been difficult, and progress in decreasing the defect rate has stalled.

Recent efforts with defect factor analysis using big data have led to the identification of a new cause of defects and reductions in the defect rate.

1. はじめに

昨今、自動車は電動化や自動運転等の変革を迎えるに当たり、多くの自動車部品が改廃されようとしているが、ウェザーストリップ製品の機能は、今後も求められることが予想される。

ウェザーストリップ製品は、長年製造され続ける製品が故、求められる製造コストも年々厳しくなるため、不良対策と低コスト工法の開発、両輪での活動が必要である。

本稿では、ネック不良を撲滅（0化）する活動の一環として推進された、ビッグデータを活用した不良対策の事例について説明する。

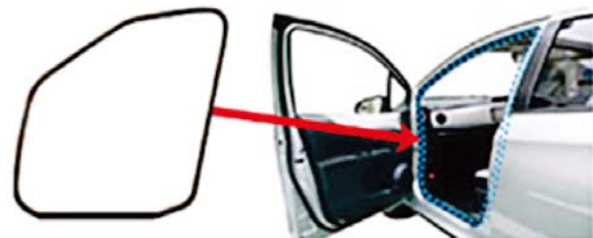


図-1 オープニングトリム

オープニングトリムは、4種類のゴム材料と金属インサートで構成されている（図-2）。今回対象とした不良は、カバー材料中に発生するブツ不良（凸状の外観不良）（図-3）である。

2. 背景

2-1. 製品・工程概要

オープニングトリム（図-1）は、自動車のドア全周をシールする部品で、車内を風雨や騒音から守る機能のほかに、人目につく箇所であることから、見た目の品質も要求されている。

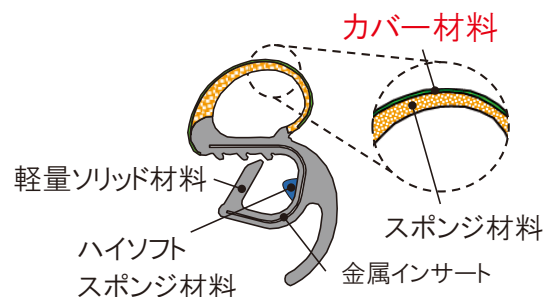


図-2 オープニングトリム断面図

*1 生産技術統括部 基盤生技室

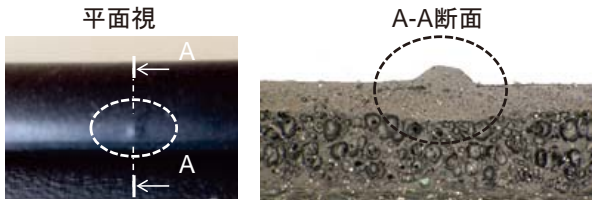


図-3 ブツ不良

製造工程は、材料を製造する配練工程と製品を製造する押出工程に分かれ、各工程とも複数の設備を有している(図-4)。

製品、工程とも複雑な構成であることを特徴としている。

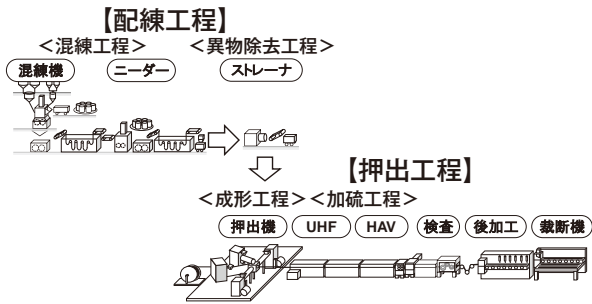


図-4 製造工程

2-2. これまでのブツ不良対策

オープニングトリムのブツ不良対策は、長年取り組んできており、残り数%まで低減できている。しかしながら、ここ数年は下げ止まり傾向にあった(図-5)。

これまで技術者の知見に基づいて対策を講じてきたが、現状は、ブツ不良の発生要因を明確にできず、対策が進んでいないのが実態だった。

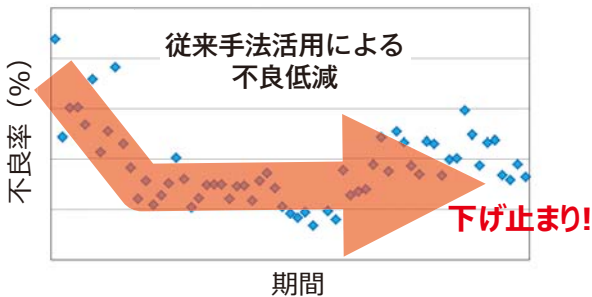


図-5 ブツ不良率推移

2-3. ビッグデータの活用

従来手法とビッグデータ解析手法の手法比較について以下に示す(図-6)。

従来手法は、過去の技術知見に基づいて仮説を立て検証する手法のため、個人の知見・経験に依存する。今回のような、残り数%の不良で発生要因に対して知見が及ばず、対策に繋がれない場合がある。

一方、ビッグデータ解析手法は、現在発生している現象(データ)に基づいて仮説を探索することができるため、個人の知見・経験に依存せず、不良発生の真因を掴むことができる。

本稿では、これまで人の知見で見つけられなかった「新たな不良要因の発見」を狙い、ビッグデータを活用した真因追究を実施した。

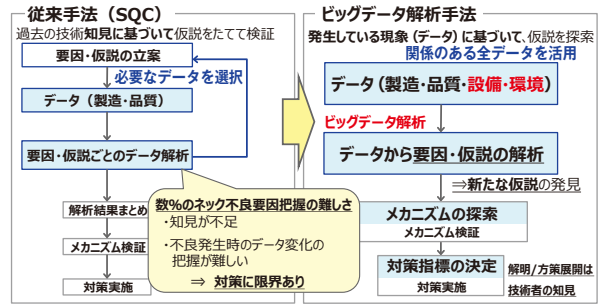


図-6 手法比較

3. 不良要因の特定

3-1. 解析データの把握

解析データは、配練工程、押出工程の各設備データに加え、材料物性や環境データ、品質データなど各データから、今回解析の対象とするカバー材料に影響を与える47因子(目的変数:ブツ不良発生数,説明変数:その他46因子)を選定した(表-1)。

表-1 収集データ概要

		因子数	サンプリング周期
配練工程	設備データ	20	2s
	物性データ	8	20min
	環境データ	2	20min
押出工程	設備データ	6	5s
	物性データ	8	180min
	環境データ	2	180min
	品質データ	1	60s

各因子のデータは、それぞれ異なる粒度(サンプリング周期)で収集されているため、まずは、全データの粒度を統一するための前処理を行った。

データの粒度は、目的変数に統一することが一般的とされているため、今回は、ブツ不良発生数に統一し、47因子、4770サンプルのデータで解析を行った(表-2)。

目的変数は、単位時間あたりに発生するブツ不良のカウントデータだが、量産中に発生する不良は少なく殆どが良品のため、目的変数の値はほぼ0で、極端に偏った分布であるという特徴を持つ(図-7)。このため、データの分布に留意し、解析手法を選定する必要があった。

表-2 データ構造

No.	目的変数 (1 因子)	説明変数 (46 因子)								
	Y ブツ 不良数	材料 物性 A	材料 物性 B	...	設備 A	設備 B	...	環境 A	環境 B	...
1	0	50	5	...	100	31	...	25	70	...
2	0	48	4	...	120	32	...	23	90	...
3	1	49	5	...	110	28	...	22	75	...
	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	...	⋮	⋮	...
4770	0	50	3	...	120	30	...	30	85	...

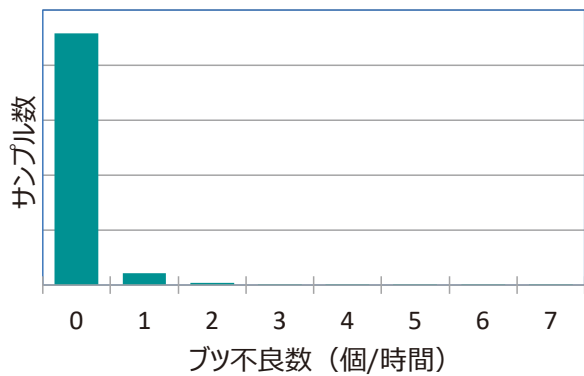


図-7 データ分布 (ブツ不良発生数)

3-2. 解析方針

データの特異な分布を考慮し、2つの解析手法を選定した。各手法のメリットを活かしつつ、デメリットを補い、解析を実施した (表-3)。

表-3 各手法メリット・デメリット

	Elastic Net	ベイズ統計モデリング
メリット	多数の因子から影響度の高い因子を選択的に取り込むことができる	目的変数のデータ分布に柔軟である (特異な分布でも精度がよい)
デメリット	目的変数のデータ分布に制約がある (特異な分布の場合、精度が落ちる)	複雑なモデルの場合、計算量が膨大になる。 ※計算が収束しない場合がある

解析の手順としては、まず、Elastic Netを使ってブツ不良の発生に対して影響度の高い要因を絞り込み、次にベイズ統計モデリングを使ってブツ不良の発生要因を特定するという流れで実施した^{1), 2), 3)}。

3-3. ビッグデータ解析

3-3-1. ブツ不良要因の絞り込み

Elastic Net を使って、説明変数 46 因子からブツ不良発生に影響度の高い因子を絞込んだ解析結果を図-8に示す。

解析の結果、46 因子中、不良に影響度が高いものを 10 因子まで絞り込むことができた。

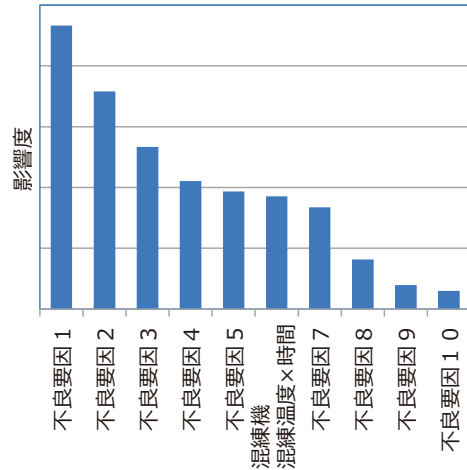


図-8 解析結果 (Elastic Net)

3-3-2. ブツ不良要因の特定

Elastic Net で絞り込んだ 10 因子を使い、ベイズ統計モデリングでブツ不良要因を特定した。

まず、今回のような極端に偏った分布のデータに対する解析の考え方について示す。図-7で示したとおり、良品が非常に多い分布となっているが、このデータを2つのシンプルなモデルと仮定して推定することとした。

- 1) 不良発生“有無”(AかB)を推定 (図-9)
- 2) 不良発生“数”(Bの数)を推定 (図-10)

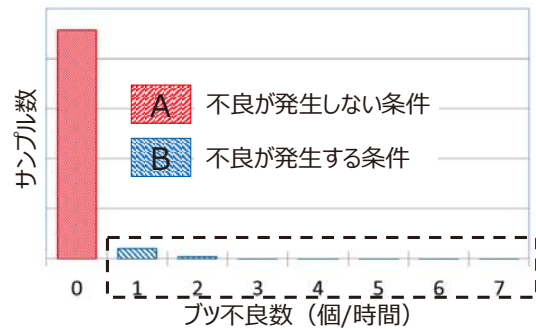


図-9 不良発生“有無”を推定

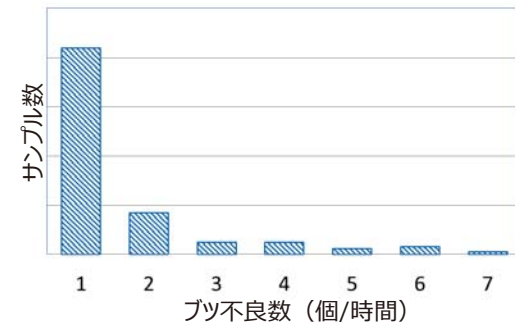


図-10 不良発生“数”を推定

上記の考え方で、解析した結果として、標準偏回帰係数の確率密度分布と平均値を以下に示す。(図-11, 12)

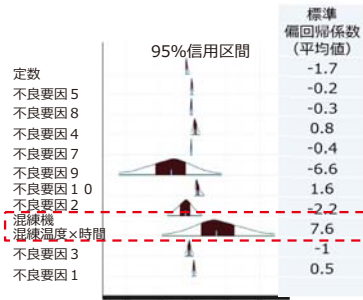


図-11 不良発生“有無”解析結果

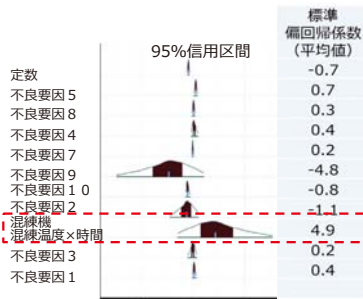


図-12 不良発生“数”解析結果

解析の結果、両モデル共に混練機での温度×時間が不良発生に対し、最も影響度が高いこと（標準偏回帰係数の絶対値が最大になる）が分かった。

なお、今回対象とするブツ不良は、これまで原材料中の加硫剤に起因と考えられていたことから、加硫剤を配合する工程以降で対策を講じてきたが、今回の解析結果から加硫剤を配合する工程より前の工程にも、ブツ不良発生要因があるという、新たな知見が得られた（図-13）。

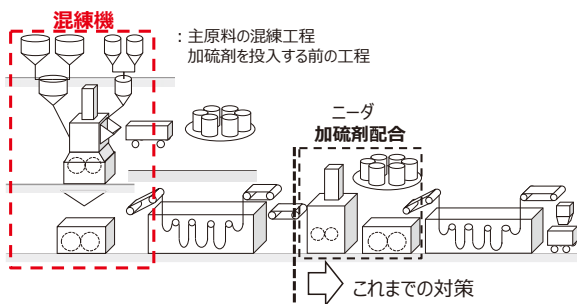


図-13 配練工程

4. 解析結果の検証

解析の結果、混練機での温度×時間がブツ不良に対して最も影響することはわかったが、これまでの知見とは大きく異なることから、2つの検証を行った。

1つ目に、不良要因がこれまで考えられていた要因とは異なるのかどうかを確認するためブツ核を確認した。

2つ目に、混練機でブツ不良は発生しうるのか。

そのメカニズムについて仮説を立てて検証を行った。以下に、それらについて示していく。

4-1. ブツ核の分析

ブツ核の状態を比較検証するため、表-4に示す評価試料を準備し、パルスNMR、EPMAを使って分析を行った。

表-4 評価試料

No.	試料種
①	ブツのない製品の正常部位
②	加硫剤起因のブツ (これまでブツの要因と考えられていた)
③	量産工程で発生しているブツ

パルスNMR：

分子の運動状態を分析することで高分子の架橋度合いや結晶化度などに関する情報が得られる。
⇒試料の加硫状態を分析。
緩和時間が短いほど加硫度が高い。

EPMA：

電子線を固体試料表面に照射することで、発生する、X線の波長と強度から構成元素を分析する。
⇒試料の硫黄元素濃度を分析。
硫黄原子濃度が高いほど加硫剤濃度が高い。

分析結果を図-14、図-15に示す。

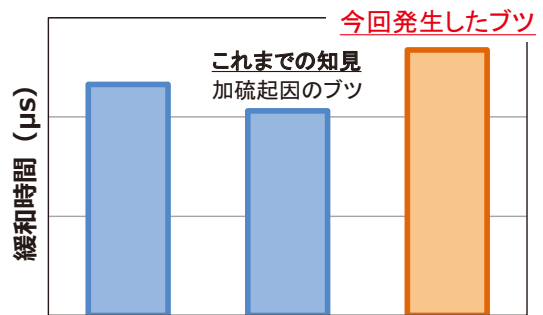


図-14 パルスNMR結果

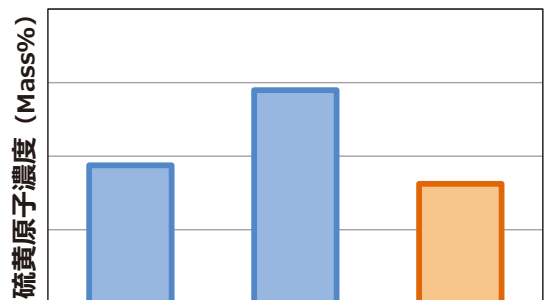


図-15 EPMA結果

両分析の結果、現在量産工程で発生しているブツ不良は、これまでブツ不良の要因として考えられていた加硫起因のものとは加硫度、加硫剤濃度ともに異なる別物であることが分かった。

4-2. ブツ不良発生メカニズム

4-2-1. 仮説立案

混練機で温度、混練時間に起因してブツ不良が発生するメカニズムについて、以下のような仮説を立てた。

混練中の剪断により原材料中のポリマーの分子鎖が切断されラジカルという不安定な状態が発生する。このラジカルが安定化しようと原材料中のカーボンと結合し、局所的に硬化することでブツ化すると考えた。

この現象は、混練中の温度が上昇する、混練時間が長くなることで発生するリスクが上昇するため、ブツ不良の発生数に影響すると考えた(図-16)。

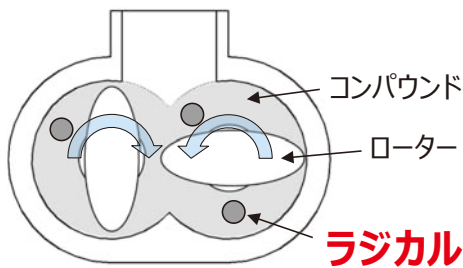


図-16 混練機

4-2-2. 検証結果

ラジカル発生を狙い、過剰に混練した材料に、ラジカル捕捉剤(発生したラジカルを無効化する材料)を添加し効果を確認した(図-17)。

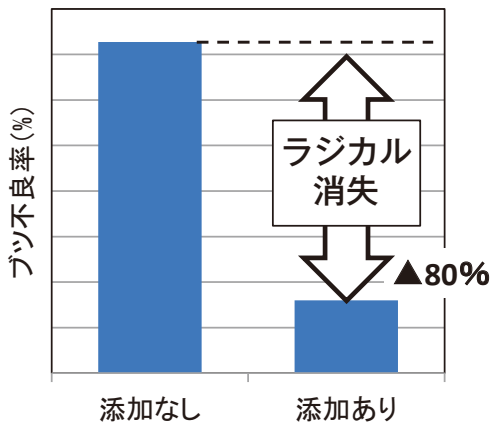


図-17 検証結果

この結果、ブツ不良が80%低減した。これは、ラジカル捕捉剤によりラジカルが消失したことによるものであり、混練中に発生するラジカルがブツ不良の主要因であることが証明された。

5. 対策結果

年間のブツ不良率推移を図-18に示す。

対策を実施した結果、対策前に比べて年間通して、低減効果を確認できた。

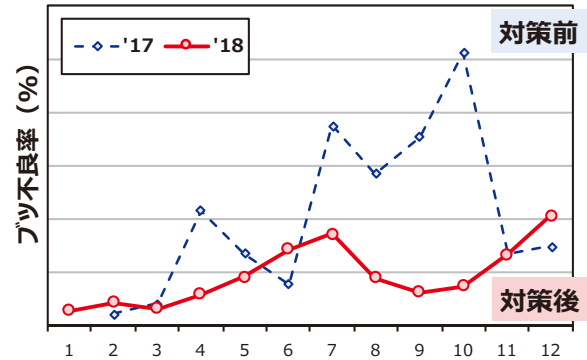


図-18 ブツ不良率推移

6. おわりに

ビッグデータ解析を活用して不良要因を解析行った結果、長年わかっていなかった不良要因に対して新たな知見が得られ、不良低減にも繋げることができた。

一方、得られる情報が多くなると、その結果を解釈し、量産工程に反映するためには今まで以上に生産技術力を向上させる必要があることも実感した。

今後は、今回のような仕事の進め方を全社に展開し、不良低減につなげていこうと考える。

参考文献

- 1) 機械学習講座テキスト, 日科技連, (2017)
- 2) 松井秀俊:
第6回機械学習実践道場資料, p.17 (2017)
- 3) 松浦健太郎:
StanとRでベイズ統計モデリング, 共立出版株式会社, p.213 (2016)

著者



佐藤恭平