

## 製造不良要因の発見を目的とした組立工程データからの不良要因抽出手法の検討 Development of analysis method of failure factors in assembly process data

小山 光<sup>†</sup> 井出 英一<sup>†</sup> 朴勝煥<sup>†</sup> 鯨井 俊宏<sup>†</sup>  
Hikaru Koyama Eiichi Ide Park Seung-hwan Toshihiro Kujirai

### 1. はじめに

Internet of Things(IoT)の進展に伴い、製造ラインの組立装置が取得しているデータを活用し、製造品の不良要因特定や装置異常の予兆を検知する取組みが注目されている[1]。製造業の部品組立工程では、各工程において部品が組みつけられ、製品が完成した後、性能検査を実施し、良品・不良品を判別している。組立に関するデータは膨大に収集されているが、かえって生産技術エンジニアが不良要因分析の着目点を得づらくしており問題となっている。

本報告では、機械部品組立ラインで取得された組立・検査データを対象とし、製造不良要因となる特徴量を抽出する手法を提案した。抽出した特徴量を元にエンジニアが不良要因を検討し、対策を行ったところ、対策前と比較して不良率が43%低減することを確認した。

### 2. 関連研究

製造現場で収集されたデータはリレーショナルデータベース(RDB)に格納されることが一般的である。RDBには多種多量なデータが保存されているため、分析にはデータサイエンティストが必要となる場合が多い。一方、データ分析の経験・技術を持たなくても、データサイエンティストと同等の分析を、短時間・高速におこなう手法が提案されている[2][3][4]。これらの手法では、RDBのテーブルからカラムの平均値、最大・最小値などを新しく特徴量として生成したり、カラムの組合せを特徴量として生成している。

また、RDBに格納されたデータにデータが収集された時間を組み合わせることで、不良と製造条件を結びつけて分析する手法が提案されている[5]。この研究では、不良となる製造条件を探索し、有用な分析結果を得ている。

これらの研究では、生成された特徴量から生産技術エンジニアが有用と考える不良要因をいかに抽出するか、見出した不良要因をどのように実証するかが課題となっている。

### 3. 組立工程データ・分析手法

本報告で用いたデータは、気密性が必要な機械部品の組立工程で取得したデータである。組立工程は12工程あり、各工程で1~3種類、全工程合わせて21種類のデータ(連続値)を取得している。組立完了後に検査工程があり、製造品の気密性を検査している。リーク量がしきい値を越えると不良品と判定される。つまり、検査データは、良・不良(1/0)の2値データである。データ数は155079個、不良率は1%以下である。

このデータから製造不良要因を抽出する分析手法を以下に説明する。

- (1)良品を  $N$  個のグループへ同数になるようにランダムに分ける。このグループを  $T_n(n=1\sim N)$  とおく。
- (2)不良品を  $N$  個のグループにランダムに分ける。この時、各グループに含まれる不良品数が異なるように分ける。

<sup>†</sup>株式会社日立製作所 Hitachi, Ltd.

このグループを  $F_n(n=1\sim N)$  とおく。

- (3)良品グループと不良品グループの比を  $R_n(=F_n/T_n, n=1\sim N)$  とおく。この時、任意の  $n$  について  $R_n$  は相異なる数となる(図1)。
- (4) $R_n$  を目的変数(KPI)とし、KPI に対して有意に比例する特徴量を組立工程データから探索する(図2)。
- (5)特徴量生成は既存手法[2]を用いた。この手法による特徴量は、ある組立工程データが取り得る値の範囲を3区間( $i_1, i_2, i_3$ )とした時、区間  $i_1, i_2, i_3$  に含まれる個体数をグループの全個体数( $T_n+F_n$ )で割った値とする。また、1種類だけでなく2種類の組立工程データを組み合わせた特徴量も生成することができる。
- (6)検査データの良・不良と特徴量に合致するか否かで  $2\times 2$  分割表を作成し、カイ二乗検定もしくは Fisher 検定で検定し、統計的に有意( $p<0.05$ )な特徴量を不良要因とする。

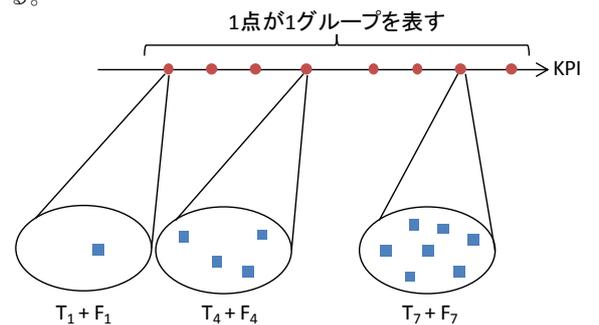


図1: 各グループへの不良割当 (■が不良を表す)

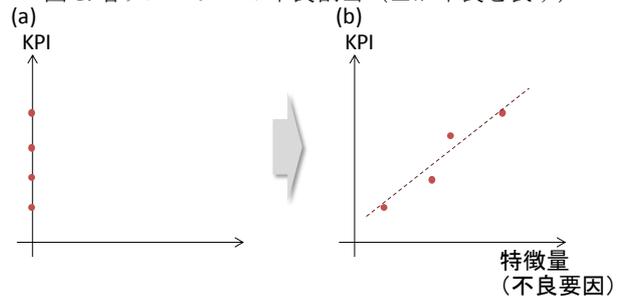


図2: 本手法による特徴量 (不良要因) 抽出

### 4. 分析結果

表1に、本手法を用いて抽出した不良要因を示す。表の読み方を以下に説明する。1行目(#1)は、組立装置で収集されたデータでパラメータ名が"CV Press Force"の値が4.74~8.68、かつパラメータ名が"RV Press Force"の値が4.79~9.5の条件で製造された個体は、これらの条件以外で製造された個体と比較して不良率が高いことを表している。以降、二つのパラメータを組み合わせた製造条件が不良要因となる。表1では10個の特徴量を示しているが、組立工程"CV"と"RV"が多く挙がっていることがわかる(ハッチン

グされたセル)。また、"CV Press Force"は 1.32~8.68、"RV Press Force"は 1.9~9.5 の値を取り得ることから、"CV Press Force"と"RV Press Force"が高めの値を取ると不良率が高いことが示唆された(表 2)。

表 1:本手法により抽出した不良要因

#	parameter A			parameter B		
	name	lower	upper	name	lower	upper
1	CV Press Force	4.74	8.68	RV Press Force	4.79	9.5
2	P4 - 2	158.9	159.5	RV Press Force	4.79	9.5
3	RV Press Force	4.79	9.5	P5 - 1	0.4	2.2
4	RV Press Force	4.79	9.5	P11 - 1	9.97	11.6
5	RV Distance	212	212.09	P8 - 1	65.29	66.41
6	RV Press Force	4.79	9.5	P10 - 2	129.31	129.33
7	RV Press Force	4.79	9.5	P10 - 1	1.54	3.84
8	RV Distance	212	212.09	P11 - 1	9	9.66
9	CV Press Force	4.74	8.68	P5 - 1	0.4	2.2
10	CV Press Force	4.74	8.68	P7 - 2	163.06	163.22

表 2: CV、RV 各領域における不良率(相対値)

		RV Press Force		
		1.87 - 4.29	4.29 - 4.79	4.79 - 9.5
CV Press Force	1.32 - 4.07	0.39	0.35	0.47
	4.07 - 4.74	0.34	0.41	0.74
	4.74 - 8.68	0.40	0.45	1.0

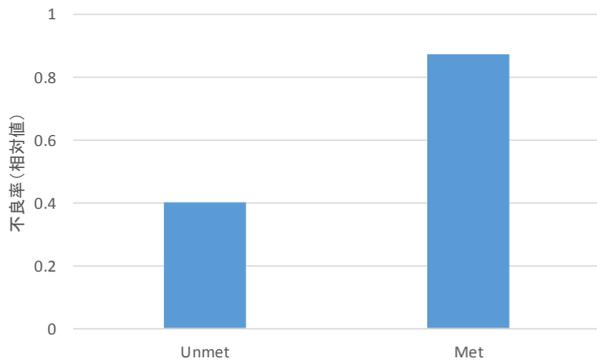


図 3:抽出した不良要因に合致する/しない(Met/Unmet) 場合の不良率(相対値)

### 5. 不良要因検出

分析結果から得られた不良要因の内、我々は RV Press Force、CV Press Force に着目した。これらのパラメータは解決したい不良である圧力リークとの関係が考えられるからである。これらのパラメータのデータは部品同士を圧入する(強い圧力を加えて一方の部品をもう一方の部品に押し入れる)工程で取得されている。

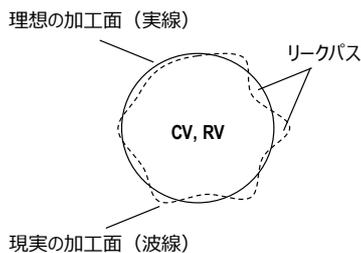


図 4:組立部品の上面図

ここで、我々は RV Press Force、CV Press Force が高い値となる要因を考察した。図 4 に示すように部品同士は円筒形であるが、円筒の表面にはわずかな凹凸がある。凹凸が設計値内に収まっていれば不良は発生しないが、許容範囲を越えた凹凸が生じると、円筒内面を傷つけたり、逆に円筒面の間に隙間が現れたりする。本来は密着している面に傷もしくは隙間があれば、その箇所はリーク源になり得る。

### 6. 製造ラインでの実証

不良対策(製造装置の設定値修正)を実施後、実際に製造ラインで製品を製造し、不良率を調べた。結果を図 5 に示す。不良対策前と比較して、RV Press Force、CV Press Force が高い値を取る個体の不良率が低下していることが判る。また、それ以外の領域では対策前後で不良率がほぼ変化しておらず、対策前と比較して不良率が 43%低減することを確認した。このことから、不良対策の実施が不良率低減に効果があったことがわかる。

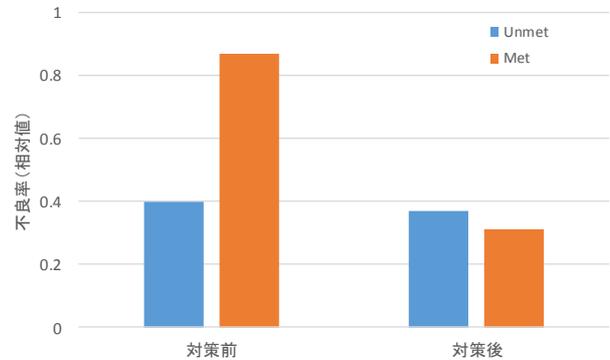


図 5:不良対策前後の不良率(相対値)の比較

### 7. おわりに

本研究では、製造不良要因の発見を目的とした組立工程データからの不良要因抽出と製造ラインでの実証について報告した。不良要因抽出は、組立工程データを不良率が異なるように複数のグループに分類し、これらのグループの不良率に比例する特徴量を不良要因として抽出する手法を提案した。本手法で抽出した不良要因を生産技術エンジニアが検討することで、不良を引き起こす加工装置の設定を見出した。対策を実施したところ、実際に不良率が低減したことを確認した。今後の課題として、提案手法と他手法との分類精度の比較、継続的に製造現場で利用できるシステム化、不良対策過程にシステムを組み込む業務設計が挙げられる。

#### 参考文献

- [1] 2018 年版ものづくり白書「概要」, 経済産業省,厚生労働省,文部科学省 (2018).
- [2] F.Kudo *et al*, "An artificial intelligence computer system for analysis of social-infrastructure data", IEEE 17th Conference on Business Informatics (2015).
- [3] J.M.Kanter and K.Veeramachaneni, "Deep feature synthesis: Towards automating data science", IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics (2015).
- [4] G.Katz *et al*, "Exploreskit: Automatic feature generation and selection", IEEE 16th International Conference on Data Mining (2016).
- [5] 松尾総一郎, 沼尾雅之, "プロセス産業に向けた「履歴テーブル」を用いた分析手法の提案", 第 3 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (2011).