

製造設備向け製品不良要因推定方式

遠山 泰弘[†] 増崎 隆彦[†] 坂手 寛治[†]

[†]三菱電機株式会社情報技術総合研究所 〒247-8501 神奈川県鎌倉市大船 5-1-1

E-mail: [†] Toyama.Yasuhiro@cj.MitsubishiElectric.co.jp

あらまし 製造設備における製品不良の要因を解析しフィードバックすることは歩留まり向上等の手段として有効である。本稿では、不良を検知し、その要因を推定する方式について述べる。提案方式では、設備に設置されたセンサデータや、設定値や機器情報等のカテゴリデータにおいて相関変化と外れ値から不良を検知し、予め整理した各データ間の関連から不良の要因を推定する。温度制御を伴う製造設備のデータを用いて提案方式を評価した結果、正しく不良を検知し、要因を推定することができた。

キーワード 不良要因、センサデータ、カテゴリデータ、相関分析

1. はじめに

製造分野において製造のトータルコストを低減するために、エンジニアリングチェーンマネジメント (ECM) へ IoT 技術が活用されている。ECM では、仕様変更などのインパクトは、企画、設計等の上流であるほど小さく、生産準備、製造など下流ほど大きいことが知られている。しかし、製造時に発生した不具合には、設計では考えられていなかった外部環境による影響、材料特性、製造設備の劣化等の様々な要因により、不良品が製造されることがある。不良品が製造された場合、どのような要因により製造されたかを解析しフィードバックすることで、製造時の歩留まり向上のみならず、将来の製造において、より上流で対策することが可能となる(図 1)。

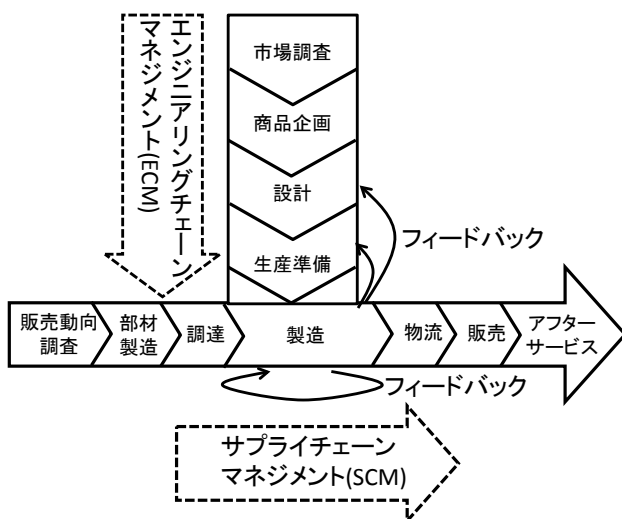


図 1. 製造時不良要因のフィードバック

センサデータを利用した不良検知手法は多数提案されている。例えば、複数のセンサデータを用いた相関分析による手法[2]、ベクトル自己回帰による因果関係を用いた手法[3]などがある。しかし、製造設備にはセンサデータ以外にも、設定値や製造設備の機器情報、材料情報などがある。従来の方法のようにセンサデータのみを対象とした場合、不良要因の誤認や、要因究明に時間を要する可能性がある。例えば、旋盤加工において、材料が変更された場合には加工する回転数や削る刃であるバイトを変更するなどの設定変更が必要となる。これらの設定を変更しなかった場合にセンサデータのみで不良要因を推定すると、設定値の不良を推定できず、振動や温度等に不良としての傾向が現れる。その後、振動や温度等に関する不良要因を推定することとなるため、バイトの摩耗など誤った要因を推定する可能性がある。このようなケースに向け、設定値、機器情報、材料情報等も併せて不良要因を推定することが望ましい。

センサデータ以外を併用した手法として、曜日情報を利用し曜日毎センサモデルを作成する手法[4]、起動時、並列時などのフェーズごとに分類する方法[5]などがあるが、データの分類に使われているのみである。センサデータ以外の情報は、0、1の2値や、設定した値から変更されない一定値、文字列等のカテゴリデータである場合がある。これらの情報を併せて不良要因を推定する場合、従来の相関係数を用いた手法では対応できない。本稿では、センサデータ、カテゴリデータを併せて不良要因を推定する方式の検討結果について述べる。

2. 不良要因推定方式

不良要因推定方式の流れを図 2 に示す。データ収集では、機器の設定値、機種や型番等の機器情報、機器が正しく動作したかの OK/NG 判定等のカテゴリデータ情報や、機器から得られるセンサデータを収集、蓄

積する。

関連データ項目分類では、相関のあるデータ項目ごとに分類する。分類手法は、最近傍法や k-means 法等のクラスタリング手法により分類する方法や、スピアマンの順位相関係数や、クラメールの連関係数等の相関分析手法等で相関が高いもの同士を同じ分類とする方法がある。今回は、製造設備を対象とするため、設定値等のパターンが既知であると想定して最近傍法を採用した。

データ項目組抽出では、製造設備の構成情報やノウハウを利用して、構成情報上で関連のあるデータを関連付ける。構成情報やノウハウがない場合は実施しなくても良いが、関連データ項目分類にて挙がってしまった偽相関の影響を軽減することが見込めるため、今回は構成情報を既知として、関連するデータ項目組を抽出した。

不良キーデータ項目抽出では、センサデータ、カテゴリデータを一定時間幅(以下、時間窓)で区切ったデータ(以下、時間窓データ)から、不良と推定される外れ値を検出する。外れ値は、1 データ項目を対象とした外れ値検出と、2 データ項目間の相関関係の崩れの双方から検出する。1 データ項目を対象とした外れ値検出では、センサデータ、カテゴリデータで適した手法を選択する。

センサデータでは、図 3 に示すバンドモデルを利用する。製造中は同様の動作を繰り返すため、繰り返し動作のセンサデータは類似した傾向となる。繰り返し動作ごとにセンサデータを切り出してバンドモデルを作成することで、正常時の繰り返し動作中のセンサ値がわかる。

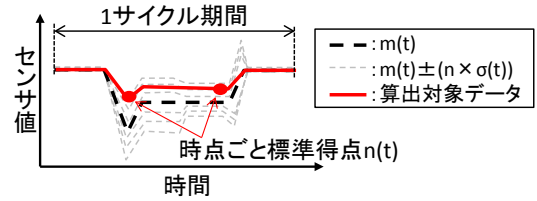


図 3. バンドモデル

具体的には、製造中の 1 回のサイクルごとにデータを分割して、サイクルの時点ごとの平均、標準偏差を算出することでバンドモデルを作成する。バンドモデルの上限值 L_{max} 、下限値 L_{min} の算出式を式(1)に示す。

$$\begin{aligned} L_{max} &= m(t) + n\sigma(t) \\ L_{min} &= m(t) - n\sigma(t) \end{aligned} \tag{1}$$

$m(t)$ は正常時の時刻ごとの平均値、 $\sigma(t)$ は正常時の時刻ごとの標準偏差、 n は定数とする。

このバンドモデルを基準として、外れ度合を算出する。外れ度合は、バンドモデルの平均、標準偏差を利用した時点ごとの標準得点の最大値とする。標準得点 S の算出式を式(2)に示す。

$$S = \max \left(\frac{x(t) - m(t)}{\sigma(t)} \right) \tag{2}$$

最大値とすることで、1 サイクル中に局所的に発生する異常を検出することが可能となる。外れ度合が一定の閾値を超えたデータ項目を、不良のキーとなるデータ項目(以下、不良キーデータ項目)として検出する。検出閾値は、製造業で一般的な不良率を考慮して 6σ [4]を用いる。

カテゴリデータでは、図 4 のように時間窓データを抽出し、時間窓データごとに 2 データ項目間の相関関係の指標(以下、相関指標)を算出する。

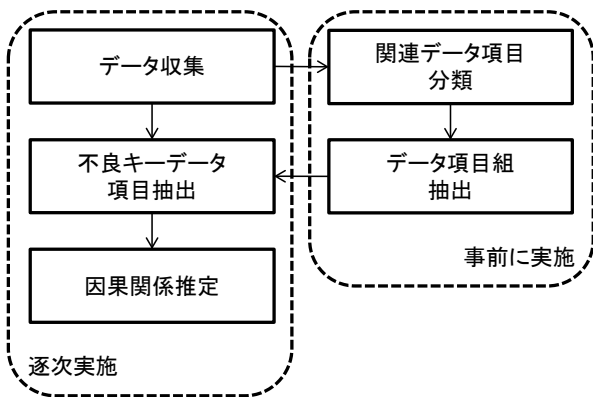


図 2. 不良要因推定方式の流れ

設備ID	機種ID	機器ID	製造日時	製造部品ID	設定リストID	OK/NG判定	..
設備1	機種1	機器1	2016/01/01 12:00:00	部品1	設定1	OK	..
設備1	機種1	機器1	2016/01/01 12:10:00	部品1	設定1	OK	..
設備1	機種1	機器1	2016/01/01 12:20:00	部品1	設定1	OK	..
:	:	:	:	:	:	:	:
設備1	機種1	機器1	2016/01/01 18:00:00	部品1	設定2	OK	..
設備1	機種1	機器1	2016/01/01 18:10:00	部品1	設定2	NG	..
設備1	機種1	機器1	2016/01/01 18:20:00	部品1	設定2	NG	..
:	:	:	:	:	:	:	:

図 4. カテゴリデータ時間窓抽出方法例

相関精度の向上のため、データ項目組の尺度に応じて相関指標を変更する。カテゴリデータの尺度は一般的な定義として、順序尺度と名義尺度がある。データ項目組の尺度に応じた相関指標の選択として、データ項目組のデータ項目が両方とも順序尺度の場合はスピアマンの順位相関係数、両方とも名義尺度の場合はクラメールの連関係数、順序尺度と名義尺度の組み合わせの場合は順位相関比を用いる。

相関指標値に変化が見られたデータ項目を、不良キーデータ項目として検出する。その目的は、普段は強い相関があるデータ項目組に対して相関の減少(減衰)を検出することである。方法として、相関指標値が時間経過により小さくなったことを検出する。検出する閾値は、センサデータの場合と同様 6σ を用いる。この場合の σ は、正常時の相関指標の標準偏差とする。複数のデータ項目組が検出された場合は、最初に検出されたデータ項目組を不良キーデータ項目として採用する。ここで、普段から強い相関があるとは限らない場合に、普段と比較して相関が変化したことを検出することもできる。普段から強い相関があるとは限らない場合とは、例えばデータ項目組抽出にて、関連のあるデータ項目組を機器の構成やデータ項目の持つ意味から抽出した場合などである。この場合は、相関指標値が時間経過により大きく、または小さくなったことを検出する。検出する閾値は、センサデータの場合と同様 6σ を用いる。

因果関係推定では、不良キーデータ項目と関連するデータ項目を検索し、不良要因の可能性のあるデータ項目(以下、不良要因データ項目)として抽出する。検索する範囲は、関連データ項目分類のうち、不良キーデータ項目と同じ分類内とする。

不良キーデータ項目との関連として、不良キーデータ項目抽出で閾値は超えなかったが、データ項目組の相関指標値が時間経過により変化したデータ項目を、関連データ項目として検出する。ただし、不良キーデータ項目抽出で閾値を超えていないため、閾値を 6σ

より緩和して、 3σ を採用した。抽出した関連データ項目の因果関係の推定として、不良キーデータ項目が結果、関連データ項目が要因として扱い、機器の構成やデータ項目の持つ意味から裏付けする。

3. 実験

不良要因推定方式の評価のために、適切な温度制御が必要な製造設備データを用いた。今回の製造設備では、振動、周囲温度、冷却水の送水温度、返水温度の4つのデータ項目が計測可能である。不良キーデータ項目の抽出対象は、振動、送水温度、返水温度の3つとし、自然環境を意味する周囲温度は検出対象外とする。

不良キーデータ項目検出の結果、図5の振動変化が検出された。正常時の振動データを1サイクルごとに分割し、バンドモデルを作成した結果を箱ひげ図で表現している。不良キーデータとして検出されたものを赤線で表示している。振動が4秒付近において正常時と比較して増大している。

振動を不良キーデータ項目として不良要因データ項目を検出した結果、送水温度と返水温度が相関の減少として検出された(図6)。これを手掛かりとして物理的な背景を調査した結果、送水温度の制御不良が原因であることが判明した。この設備では、製造環境の変化を表す周囲温度の変化に対して、製造物の温度制御が適切でないと振動が増加し、不良につながる。製造物の温度は冷却水により制御されるが、温度を直接計測できないため、送水温度、返水温度から間接的に推定することができる。

今回のケースでは、周囲温度が図7のように50分以降に低下したにも関わらず、送水温度が適切に制御されず、製造物の温度が低下したため不良が発生したものである。今回の結果ではそれを正しく推定できた。

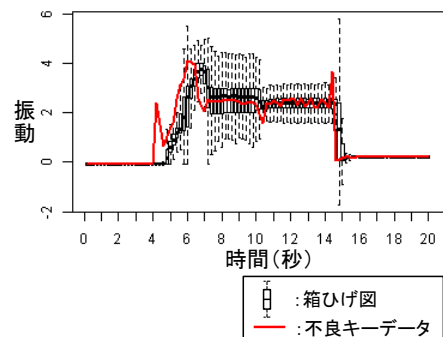


図 5. 不良キーデータ項目抽出結果

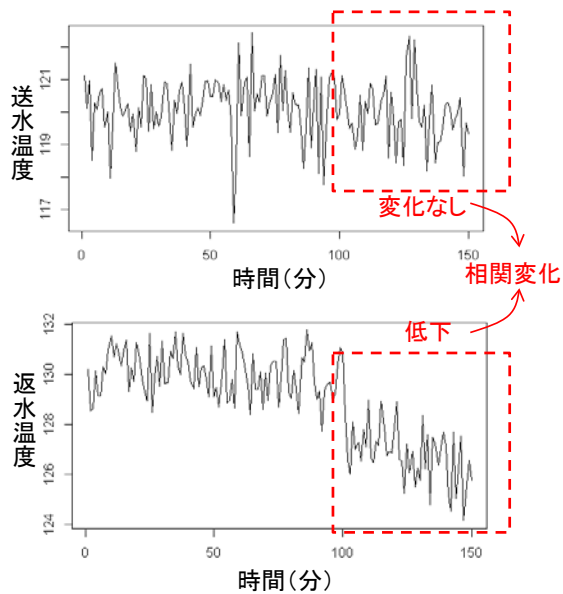


図 6. 送水温度、返水温度データ

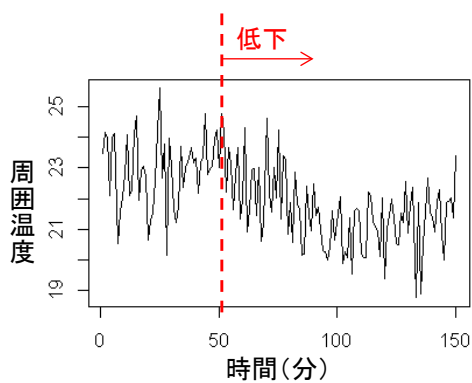


図 7. 周囲温度データ

4. まとめ

本稿では、製造設備において製品不良要因を推定するための方式を提案した。本方式により不良要因の候補を抽出することが可能となる。実際の設備に適用する場合には誤検知の抑制等が課題となるが、データ項目間の関係を予めインプットするなど、製造設備のドメイン知識を活用することで対策が可能である。

参 考 文 献

- [1] 日野三十四, エンジニアリング・チェーン・マネジメント IoT で設計開発革新, 日刊工業新聞社, 東京, 2017.
- [2] 朝倉敬喜, “大量のセンサーデータ分析による設備故障予兆検知”, 日本鉄鋼協会 学会部門 計測・制御・システム工学部会/生産技術部門 制御技術部会シンポジウム, 2014.
- [3] 山先純也ほか, “因果関係に基づく異常検知に関する考察”, 2016 年度精密工学会春季大会学術講演会講演論文集, pp. 467-468, 2016.

- [4] 菊地啓ほか, “センサモデルと投票に基づく発電機の異常検知の検討”, 第 8 回情報科学技術フォーラム, 第 3 分冊 pp. 139-142, 2009.
- [5] 小野田崇ほか, “SVM に基づく水力発電所の異常予兆発見支援”, 2008 年度人工知能学会全国大会 (第 22 回) 論文集 2B3-01, 2008.
- [6] 伊藤 賢次, “シックスシグマの意義と課題”, 日本生産管理学会論文誌, Vol.8 No.2 pp. 77-81, 2002.