

## 保全履歴データのみを用いた設備故障予知手法の提案

## Proposal on Equipment Failure Prediction Method using only Maintenance History Data

棚橋 直哉<sup>†</sup> 小山 光<sup>†</sup>  
Naoya Tanahashi Hikaru Koyama

## 1. はじめに

製品や部品を製造するラインの運用により得られる利益を最大化するためには、製造設備故障によるダウンタイムを削減し、製品製造工期の遅れや長期化を防ぐことが重要である。そのためには故障の前に、故障が起こりうる設備部位の保全をする予知保全が有効となる。近年では工場内に取り付けたセンサからデータを収集し、機械学習を用いて分析することで故障予兆を検知する手法が研究されている[1]。しかし実際の製造現場では、故障履歴を表す保全履歴データとセンシングデータが結びついていないことが多く、機械学習に適したデータを用意することが困難である。

そこで本研究では、保全履歴データのみから設備及びその設備部位ごとにワイブル分布を構築し、設備と各部位の故障確率を段階的に算出するという設備故障予知手法を提案する。また本手法を用いて、ある加工設備 18 台の実際の保全履歴データを分析した結果を報告する。

## 2. ワイブル分布を用いた故障時期予知手法の提案

製造設備は故障頻度が低い、且つ故障が起こりうる部位が複数存在するため、各設備の部位 1 つ 1 つに対して機械の寿命を記述する寿命分布を構築することは、データ数の問題から難しいという課題がある。そこで本研究では、製造設備と設備部位それぞれに対してワイブル分布を構築し、段階的に故障確率を算出する故障予知手法を提案する。ワイブル分布の累積密度関数は信頼度関数とも呼ばれ、直近に発生した故障からの経過時間をもとに次に発生する故障確率を算出することができる。本研究ではこのワイブル分布の構築にワイブル型累積ハザード解析[2]を用いた。

初めに、部位ごとに構築するワイブル分布の構築方法を説明する。前述の通り、データ数の関係から各設備の 1 つ 1 つの部位ごとにワイブル分布を構築することは難しい。そこで本手法では、同型番の設備のデータを統合しデータ量を増やす。具体的には、同型番の各設備に対して、保全履歴データに記録された各部位の保全から次の保全までの経過時間(保全間時間)を算出し、部位ごとに全設備のデータを統合した後に、部位ごとにワイブル分布を構築する。

しかし、上記の部位ごとのワイブル分布は全設備のデータを統合しているため、設備間に現れる故障頻度の個体差を表現できていない。そこで本手法では、その個体差を表現するために、設備ごとに対してもワイブル分布を構築する。その際、故障部位については考慮せず、設備ごとの保全間時間をもとに、ワイブル分布を構築する。

最後に、上記の設備ごと、部位ごとのワイブル分布を用いた故障予知方法について述べる。例として、同型番の製造設備である設備 A, B, C について考える(図 1)。ここで、上記設備は部位 a, b, c という構成部位を持つものとする。まず第 1 ステップとして保全予定日における設備ごとの故障確率を算出し、保全対象設備を決定する。これらの故障確率は各設備の直近の故障から保全予定日までの経過時間

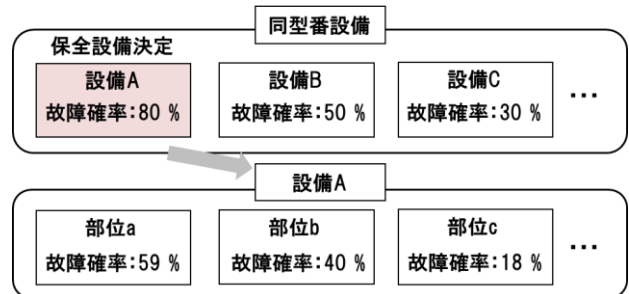


図 1 提案手法による保全設備・部位の決定方法

を信頼度関数に代入することで求まる。本例では、設備 A, B, C の故障確率がそれぞれ 80%, 50%, 30% と求まったとし、故障確率が 80% となる設備 A を保全対象設備と決定する。次に第 2 ステップとして、保全予定日における保全対象設備(設備 A)の部位ごとの故障確率を算出する。これらの故障確率は保全対象設備における各部位の直近の故障から保全予定日までの経過時間を信頼度関数に代入することで求まり、この部位ごとの故障確率をもとに優先的に保全すべき部位を決定することができる。本例において、部位 a, b, c の故障確率がそれぞれ 59%, 40%, 18% と求まったとすると、故障確率は部位 a が最も高いため、保全予定日には部位 a を優先して保全すべきであると判断できる。この提案手法によって、製造設備のような故障頻度が低く、各設備の部位ごとのデータ数が少ない場合でも、設備の個体差を反映した故障を予測することを期待する。

## 3. 本手法による実データの分析

## 3.1 分析対象データ

本研究では、ある加工設備 23 台の実際の保全履歴データに対して分析を実施した。保全履歴に記録された故障部位は 13 箇所(項目「その他」を含む)であり、そのデータ取得期間は 1 年 3 か月である。ここで設備において 23 台のうち 5 台、部位において 13 箇所のうち 9 箇所に関して、データ数が 3 以下と少なく、ワイブル分布を構築できなかった。そのため本分析は、18 台の加工設備(設備 A, B, ..., R)と 4 箇所の設備部位(部位 a, b, c, d)に対して実施した。

## 3.2 評価方法

本研究では、①構築したワイブル分布は適切か、②設備ごとの故障時期予測の効果、③部位ごとの予測の正答率、の 3 つの観点についてを評価する。

①については、各設備、各部位に対して構築したワイブル分布の決定係数( $R^2$ )が、ワイブル型累積ハザード解析での回帰直線において、0.8 以上であることを基準とする。

②について、本手法は構築した統計分布をもとに確率的に故障時期を予測する手法であり、予測精度での評価は難

<sup>†</sup>(株)日立製作所 Hitachi, Ltd.

しい。そこで本研究では、設備の故障確率が 50%となる時点で保全を実施すると仮定し、それより後に発生した故障の回数を事前保全見込み回数として定義し算出する。

③について、前記の通り予測精度での評価は難しい。そこで本観点では、部位ごとの信頼度関数が各設備の故障部位をどの程度予測できるかを正答率として算出する。各設備に対して、保全履歴データに記録された保全時刻における部位 a, b, c, d の故障確率を、各部位の直近の保全時刻との差から算出し、最も故障確率が高い部位を予測部位とする。そして実際の保全部位が部位 a, b, c, d のいずれかである場合において、保全部位と予測部位を比較し、一致していた場合を正解とする。正答率は前記のように求めた、(正解数/全比較数)×100 で算出する。

### 3.3 分析結果

表 1 に対象期間における各設備の故障回数、求めた決定係数の値(小数点第 3 位を四捨五入)、事前保全見込み回数、故障部位予測の正答率を、表 2 に対象設備における部位ごとの故障回数と求めた決定係数の値を示す。例として、図 2(a)と(b)にそれぞれ故障回数が最も多かった設備及び部位である設備 A と部位 a の保全間時間と信頼度関数を示す。

### 4. 分析結果の考察

構築したワイブル分布が適切かを決定係数をもとに評価する。表 1、表 2 より、18 台の設備のうち 1 台(設備 I)を除

表 1 設備ごとの分析結果

設備番号	故障回数	R <sup>2</sup> (>0.8)	事前保全見込み回数	故障部位予測正答率
設備 A	28	0.98 (○)	12	56 % (5/9)
設備 B	14	0.94 (○)	7	75 % (3/4)
設備 C	11	0.92 (○)	6	50 % (1/2)
設備 D	10	0.97 (○)	5	67 % (2/3)
設備 E	9	0.95 (○)	4	67 % (2/3)
設備 F	8	0.94 (○)	5	100 % (1/1)
設備 G	8	0.95 (○)	4	67 % (2/3)
設備 H	8	0.87 (○)	2	67 % (2/3)
設備 I	7	0.67 (×)	2	— (0/0)
設備 J	6	0.87 (○)	2	50 % (1/2)
設備 K	6	0.87 (○)	3	100 % (2/2)
設備 L	5	0.85 (○)	2	50 % (1/2)
設備 M	5	0.95 (○)	1	— (0/0)
設備 N	4	0.99 (○)	1	100 % (1/1)
設備 O	4	0.96 (○)	1	— (0/0)
設備 P	4	0.99 (○)	1	— (0/0)
設備 Q	4	0.99 (○)	2	— (0/0)
設備 R	4	1.0 (○)	1	— (0/0)

表 2 部位ごとの分析結果

対象設備の構成部位	故障回数	R <sup>2</sup> (>0.8)
部位 a	45	0.98 (○)
部位 b	25	0.95 (○)
部位 c	20	0.92 (○)
部位 d	13	0.95 (○)

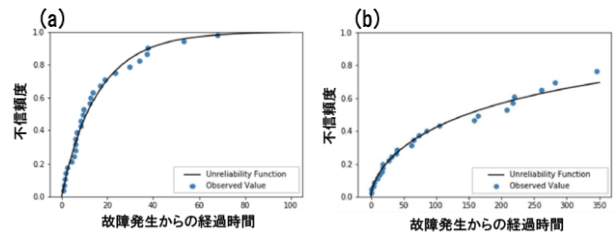


図 2 (a)設備 A と(b)部位 a の保全間時間(点)と信頼度関数(線)

いた 17 台、4ヶ所の部位全てに対して、設定した基準値である決定係数 0.8 を超え、寿命を予測できる適切なワイブル分布を構築することができた。この結果はそれぞれのワイブル分布によって実データを反映した故障確率の算出ができることを示唆する。ここで、設備 I について決定係数が 0.8 を下回った理由は、分析に使用したデータの取得期間が短く、偶然に偏ったデータが得られたためであると考えられる。従って、より長い期間の保全履歴データを用いれば、より高い決定係数が得られると考えられる。

次に第 1 ステップである設備ごとの故障時期予測の効果を評価する。表 1 より、18 台の設備における事前保全見込み回数の和をとると 61 回と算出される。従って、設備の故障確率が 50%の時に保全を実施することで、18 台の設備の総故障回数である 145 回の故障のうち 61 回の故障を未然に防ぐことができると考えられる。

最後に第 2 ステップである各設備における部位ごとの予測の正答率について考察する。本検証では 4 部位のうちのいずれかを予測するため、ランダムな予測では 25%の正答率になると考えられる。しかし、本分析結果では表 2 より、いずれの設備においても 50%以上の正答率を得ることができた。この結果より、部位ごとのワイブル分布によって設備の故障部位の予測が可能であることを確認するとともに、本研究で提案した、設備ごとの故障時期予測と部位ごとの故障予知を用いた段階的に組み合わせた故障予知手法が有効である見込みを得た。

### 5. おわりに

本研究では製造設備故障によるダウンタイムの削減を目的として、保全履歴データのみから設備及びその部位ごとにワイブル分布を構築し、段階的に故障確率を算出するという設備故障予知手法を提案した。本手法を用いて、ある加工設備 18 台の保全履歴データを分析した結果、設備ごとのワイブル分布によって、故障確率が 50%となる時点で保全を実施した場合、145 回の故障のうち 61 回の故障を未然に防ぐことができ、部位ごとのワイブル分布によって、何もなかった場合の 25%と比べ 50%以上で予測可能であることを確認し、段階的な故障予知手法が有効である見込みを得た。今後は、データ範囲の拡大や他設備への適応を通して本手法の汎用性の確認を進めていく。

#### 参考文献

- [1] A. Kanawaday, A. Sane, "Machine learning for predictive maintenance of industrial machines using IoT sensor data", 8th IEEE ICSESS, pp.87-90, (2017).
- [2] 伊藤義和, 植野英睦, 幸田勝, "ワイブル型累積ハザード解析を用いた除雪機械の故障傾向の把握", 寒地土木研究所月報, No.784, (2018).