

# 劣化予測を活用した予備品管理支援システムにおける 必要在庫数算出方式の検討

山田 裕之<sup>†</sup> 山田 将史<sup>†</sup>

三菱電機株式会社 情報技術総合研究所<sup>†</sup>

## 1 背景

システムを簡単には停止することができない社会インフラ等では、定期的な保守において、故障が発生する前に部品を事前に交換している。一方、近年の AI・IoT 技術の発展に伴い、機器の状態を把握し適切なタイミングで保守の実施、部品の交換を行うことが可能になってきており、上記のようなシステムにおいても過剰な部品交換を減らすために劣化予測・故障予測の適用が検討されている。故障による動作停止を避けつつ部品交換の最適化を検討すると、劣化予測・故障予測の結果を元に、正常に動作することが可能であると判断できる最後の保守可能日に部品を交換することになると考えられる。最適なタイミングでの部品交換は、定期的な部品交換と比較して、部品が必要になるタイミングや個数が流動的であるため、在庫を確保しておくことがより難しいと考えられる。さらに多くの部品では発注から納品までのリードタイムが存在するため、適切な在庫数を事前に見積る必要があり問題を難しくしている。

## 2 従来技術

機器の個々の状態を活用せず、機器の故障を統計的な観点からモデル化（平均故障間隔・ポアソン分布など）し、在庫切れに対する信頼性を議論している論文は複数存在する [1, 2]。また、機器の個々の状態を活用している技術としては、故障率の総和（＝故障数の期待値）をもとに在庫数を導出する発明が開示されている [3]。

## 3 課題

『故障＝部品交換』と考えられる『故障してから修理のために部品を交換すれば良いシステム』と異なり、上記のような高い信頼性が求められるシステムでは、故障以前に部品交換を判断するため、劣化予測・故障予測が出力した結果の確率そのものは、部品の交換が必要になる確率とは異なり、そのまま利用することができない。また、多数の同種の部品を利用している場合が多く、劣化予測・故障予測の結果から部品毎に予備品の要否を判断し、その結果を積み上げると誤差が積み重なってしまう。（極端な例だが、99% 交換しない部品が 100 個ある際に、1 つも交換しなくて済む確率は、 $0.99^{100} \sim 0.37 = 37\%$  しかない。）

## 4 提案手法

本研究では、まず劣化予測を活用した部品交換条件を明確化し、次に保守日に部品を交換することが必要になる確率を交換必要確率  $P_{ex}$  として定式化する。最後に個々の部品の交換必要確率から、ユーザーの指定する任意の信頼度を満たす在庫数を導出する。（なお劣化予測として記載しているが、故障予測であっても本質的には同等である。）

### 4.1 部品交換条件

故障による停止が許容できないシステムにおいては『劣化度が次の保守日（ないし保守可能な日）までに、決められた閾値  $x_{th}$  を上回りそう』であれば、その前の保守日に部品を交換する運用が考えられる。予測値には不確かさがあるので、閾値  $x_{th}$  を上回る確率が交換判断基準確率  $P_{th}$  を上回ったら交換とする。（例えば、『ブレーキシューの摩耗量が基準値の 15 mm を上回る確率が 30% を越えると予測されれば交換する』等） $t_1, t_2$  を連続する前後の保守日とし、それぞれの保守日における劣化度を  $x_1, x_2$  とすると、保守日  $t_1$  において部品が交換必要になる条件は、式 (1) のように表現できる。ただし、 $P(T, X|t, x)$  は時刻  $t$  において劣化度  $x$  である際に、時刻  $T$  において劣化度  $X$  となる条件付き確率を表しており、劣化予測において、十分に精度良く近似できると仮定している。

$$P_{th} \leq \int_{x_{th}}^{+\infty} P(t_2, x_2|t_1, x_1) dx_2 \quad (1)$$

### 4.2 交換必要確率

保守日当日（式 (1) の  $t_1$ ）の時点では、部品交換条件は確定するが、予備の部品を準備するためのリードタイムを考えると、前もって部品の交換について見積もることが求められる。 $t_1, t_2$  よりもさらに過去の  $t_0$  における劣化度を  $x_0$  とすると、時刻  $t_0$  時点において、時刻  $t_1$  で部品交換条件を満たす確率（＝交換必要確率  $P_{ex}$ ）は式 (2) のように表すことができる。

$$P_{ex} = \int_{x_1}^{+\infty} P(t_1, x_1|t_0, x_0) dx_1 \quad (2)$$

$$s.t. P_{th} = \int_{x_{th}}^{+\infty} P(t_2, x_2|t_1, x_1) dx_2$$

式 (2) の条件式をみたま  $x_1'$  の導出は、劣化予測が逆関数を持つ形式であれば逆関数を利用し、逆関数を持たなければ二分探索等で反復的に探索することができる。

System Design for Spare Parts Management using Degradation Prediction  
Hiroyuki YAMADA<sup>†</sup>, Masafumi YAMADA<sup>†</sup>  
Information Technology R&D Center, Mitsubishi Electric Corporation<sup>†</sup>

### 4.3 信頼性担保在庫

同種の部品を利用する機器全てに対して、交換必要確率を求め、確率分布を考慮して集計を行うことで、ユーザーが指定する任意の信頼度を満たす在庫数を導出する。 $N$  個の機器の  $i$  ( $1 \leq i \leq N$ ) 番目の機器の部品の交換必要確率を  $P_{\text{ex}}^i$  とすると、 $k$  ( $0 \leq k \leq N$ ) 個の部品を交換する確率  $P[k]$  は式 (3) と表現できる。

$$\begin{aligned}
 P[0] &= \prod_{i=1}^N (1 - P_{\text{ex}}^i) \\
 P[1] &= \sum_{i=1}^N \left( P_{\text{ex}}^i \prod_{j \neq i} (1 - P_{\text{ex}}^j) \right) \\
 &\vdots \\
 P[N] &= \prod_{i=1}^N P_{\text{ex}}^i
 \end{aligned} \tag{3}$$

式 (3) における  $P[k]$  は、 ${}_N C_k$  個の項の和であり、実直に計算すると組合せ爆発の影響を受けるが、パスカルの三角形に基づく動的計画法を用い、式 (4) の漸化式で  $\mathcal{O}(N^2)$  の計算量で計算できる。ただし  $P_i[k]$  は、 $i$  番目までの  $i$  個の部品の交換数の確率分布における  $k$  個交換した際の確率であり、 $P[k] = P_N[k]$  である。

$$\begin{aligned}
 P_0[k] &= \begin{cases} 1.0 & (k = 0) \\ 0.0 & (k \neq 0) \end{cases} \\
 P_i[k] &= \begin{cases} P_{i-1}[k] \times (1 - P_{\text{ex}}^i) & (k = 0) \\ P_{i-1}[k] \times (1 - P_{\text{ex}}^i) \\ \quad + P_{i-1}[k-1] \times P_{\text{ex}}^i & (k \neq 0) \end{cases}
 \end{aligned} \tag{4}$$

ユーザー指定の信頼度として、在庫切れにならない確率  $P_{\text{req}}$  を設定すると、信頼度を担保する最小の在庫数  $n_o$  は式 5 で表される。

$$\begin{aligned}
 n_o &= \min_{0 \leq n \leq N} n \\
 \text{s.t. } P_{\text{req}} &\leq \sum_{k=0}^n P[k]
 \end{aligned} \tag{5}$$

## 5 評価

### 5.1 手法

本節では、提案手法と従来手法をシミュレーションで比較評価する。日々の劣化度の増加量が半开区間  $[0, 2)$  における一様分布である部品が 1000 個あると想定する。部品は、毎日交換可能であるが、リードタイムがあるため 3 日前に数を予測する。部品の交換は、翌日の劣化度の期待値が、基準値 15 を越える際に交換する。この評価では、提案手法は 95% の信頼度で在庫切れにならない条件で計算を行った。提案手法と比較する従来手法では、予測する 3 日後の翌日 (= 4 日後) の劣化度の期待値が、基準値 15 を越える部品の数の和をとった。提案手法・従来手法ともに導出値には 2 日以内での交換必要分も含まれるた

め、同様に 2 日後の予測も行い、その差分を丁度 3 日後に発生する需要の予測値とした。

### 5.2 結果

図 1 は 1000 日間のシミュレーション結果である。丁度 3 日後に発生する予測値から、実際の交換必要数を差し引いた値をヒストグラムで表現している。提案手法においては、予測値より実際の需要が上回った日が、11 日間あり、その合計不足数は 42 個であった。従来手法においては、予測値より実際の需要が上回った日が、460 日間あり、その合計不足数は 3510 個であった。

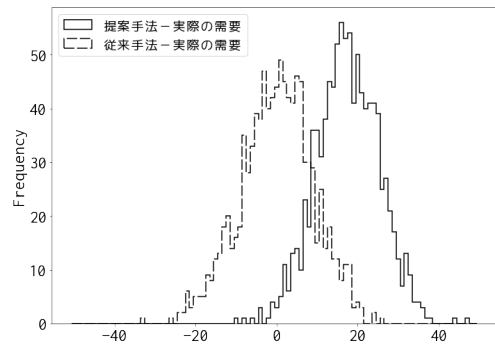


図 1. 提案手法 (実線) と従来手法 (破線) における実際の需要数との過不足

### 5.3 考察

従来手法においては、シミュレーションの 46% で予測値を需要が上回っており、在庫切れを発生させないためには、何かしらのマージンが必要である。一方、提案手法においては、要求信頼度 95% を満たすシミュレーションの 98.9% で予測値が上回っており非定量的なマージンを排除することができ、このシミュレーション条件における提案手法の効果を確認することができた。

## 6 今後

今後は、実際の条件により即した評価を行い、実際の予備品管理システムに組み込むことが可能か検証を行う。

## 7 まとめ

本研究では、ダウンタイムを許容できず故障前に部品を交換する社会インフラ等を対象とした予備品管理システムに劣化予測を活用した際に、在庫切れにならない信頼性を担保する在庫数を導出する方法を検討し定式化した。また、その有効性を単純な条件下でのシミュレーションにより確認した。

## 参考文献

- [1] Darko Louit, Rodrigo Pascual, Dragan Banjevic, and Andrew KS Jardine. Optimization models for critical spare parts inventories—a reliability approach. *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 62, No. 6, pp. 992–1004, 2011.
- [2] Behzad Ghodrati. *Reliability and operating environment based spare parts planning*. PhD thesis, Luleå tekniska universitet, 2005.
- [3] 瀧川宏. 在庫管理および予防保全を行う機能を有する在庫管理システム, 特許第 6526081 号, 2019-06-05.