

A-012

# 製品利用環境を考慮した部品寿命分布による保守部品の需要予測

## Service Parts Demand Forecasting Based on Failure Time Distribution Varied with Product Usage Environment

宗形 聡†  
Satoshi Munakata

手塚 大†  
Masaru Tezuka

飯塚 新司†  
Shinji Iizuka

浦邊 信太郎†  
Shintarou Urabe

### 1. はじめに

家電メーカーをはじめ多くのメーカーでは、ある一定の期間を定め、保守部品を常備している。顧客満足獲得の観点から、保守期間は製品販売終了後も長期にわたって継続し、販売開始から10年以上となることも多い。一方、新製品の投入サイクルが短期化する中で使用部品の旧式化も早まっており、メーカーは保守期間の序盤や中盤で保守部品の生産を打ち切っている。そのため、打ち切り時点で保守終了までに必要な数量を作りだめする必要がある。作りだめ在庫が実需よりも過剰になると破棄コストが発生し、不足すると欠品対応のコストが発生する。適正量を作りだめし、保守期間の在庫を適正化することはメーカーにとって重要な経営課題となっている。このような状況の下、保守部品の最終生産以降の生涯需要を高い精度で予測したいという要望がある。

従来、保守部品の生涯需要予測には寿命分布に再生理論を適用した予測モデルが利用されてきた。従来手法では、実績データから部品故障率、故障部品の交換率、製品の市場残存率をそれぞれ推定し、予測値を計算する。しかし、従来手法では高精度の予測が困難であった。その理由として、寿命分布から部品故障率を計算する際に、製品の利用環境によって部品寿命が変化することを考慮しておらず、推定値と現実の故障率が大きく乖離することが挙げられる。本稿では、製品の利用環境による部品寿命の変化を混合分布で表した予測モデルを提案する。提案モデルでは、混合分布から計算した故障率、および部品交換率と製品残存率から予測値を求める。メーカーの実データを用いて予測精度を評価した結果、提案モデルは従来モデルよりも高精度で予測できることを確認した。

### 2. 従来の生涯需要予測モデルと課題

保守期間における保守部品の年次での需要傾向は、図1に示すように需要の増加期、安定期、減少期の3つのフェーズがある。保守部品の生産は、増加期または安定期の段階で中止されるため、保守終了までの需要予測期間は数年から十数年となる。こうした異なる需要傾向をまたがる予測では、各フェーズで需要変動の規則性が変わるため、指数平滑法やARIMAモデルなど[1]規則性に基づく時系列予測の適用は難しい。そこで、部品寿命分布に再生理論を適用した予測モデルが利用されてきた。

Ritchieら[2]は部品故障が指数分布に従って発生すると仮定し、再生理論をもとに以下の予測モデルを構築した。

$$D(t) = \lambda \cdot \sum_{j=0}^t S(j) \cdot \exp(-\mu \cdot (t-j)), \quad \dots(1)$$

ここで $\lambda$ は故障率パラメータであり、 $\mu$ は故障部品の交換

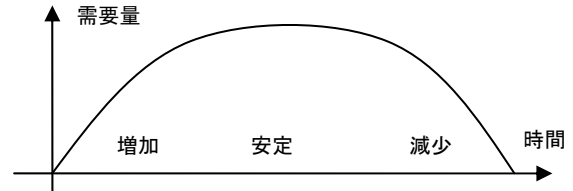


図1. 保守部品の需要傾向

率パラメータである。指数関数部分が部品交換率となる。部品交換率は故障発生時にメーカーで修理される割合である。修理されないものはユーザーによる製品破棄や代用部品での修理が発生する場合で、メーカーの需要につながらない故障となる。 $S(t)$ は出荷開始年を $t=0$ としたときの、経過年 $t$ での製品出荷量である。

式(1)では、部品寿命が指数分布に従うため故障率は一定となる。しかし、実際の部品故障率は経過時間によりバスタブ曲線を描くことが知られており、故障率は減少、一定、増加のサイクルで変化する。保守部品の生産中止から保守終了までの生涯需要予測では、様々な故障率に対応する必要がある。そこでHongら[3]は部品寿命がWeibull分布に従うときの予測モデルを構築した。さらに部品故障と独立した製品寿命による製品数の減少を考慮するため、市場残存率パラメータを導入している。

従来手法では、部品故障に基づく保守部品需要の発生を統計的にモデル化しているが、高精度の需要予測は困難であった。同じ部品であっても、個々の製品の利用環境(日々の使用時間や気温、湿度など)により部品寿命は変化する。従来の指数分布やWeibull分布ではこうした製品利用環境の違いは考慮できない。これが高精度の予測が得られない1つの原因となっている。

### 3. 提案モデルの構築

本稿で提案する予測モデルは、従来と同様に部品故障率、部品交換率、製品残存率から構成される。製品利用環境の部品寿命への影響を考慮した故障率を用いる予測を実現するため、Weibull分布と $\gamma$ 分布の混合分布として部品寿命分布を構築する。2つの分布の混合分布を用いる方法は、新製品の需要予測で各消費者の購買タイミングの違いを考慮するために用いられており、高精度での新製品需要予測に貢献している[4]。Weibull分布と $\gamma$ 分布の混合分布 $F(t)$ は以下のように表される。

$$F(t) = \int_0^{\infty} (1 - \exp(-\theta \cdot t^m)) \cdot \frac{s^r \theta^{r-1} \exp(-s \cdot \theta)}{\Gamma(r)} d\theta. \quad \dots(2)$$

混合分布では、Weibull分布の特性寿命に関連するパラメータ $\theta$ を $\gamma$ 分布に従う確率変数として扱う。 $\gamma$ 分布が様々な製品利用環境下での部品寿命に該当する。確率変数が取る値の範囲で積分することにより、部品寿命が短い場

† (株) 日立東日本ソリューションズ, 研究開発部

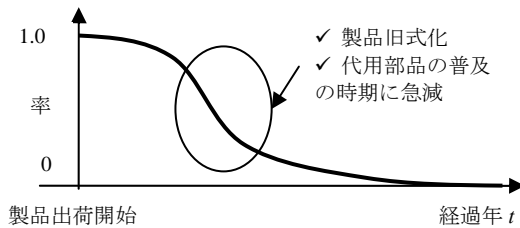


図 2. 部品交換率や製品残存率の反転 S 字曲線

合から部品寿命が長い場合まですべての製品利用環境下での部品寿命を考慮した分布を得ることができる。部品故障率  $h(t)$  は混合分布から以下のハザード関数として計算する。ただし  $F'(t)=dF(t)/dt$  である。

$$h(t) = F'(t)/(1-F(t)) = r \cdot m \cdot t^{m-1} / (s+t^m) \quad \dots(3)$$

部品交換率については、図 2 に示すような経過時間に対する反転 S 字曲線を描くと仮定する。これは、代用部品が製品と同様に S 字曲線に沿って市場に普及する場合、交換率はそれと逆に減少することや、製品が旧式になった時点で故障時の製品破棄が急増することが想定されるためである。部品交換率  $u(t)$  は以下の式で与えられるとした。

$$u(t) = \exp(-u \cdot t^2) \quad \dots(4)$$

製品の市場残存率についても、図 2 に示すような反転 S 字曲線を描くと仮定する。これは、部品交換率と同様に製品が旧式になった時点で故障時の製品破棄が急増することや、たとえ故障がなくても新製品への買換えが多く発生することによる。残存率  $v(t)$  は以下の式で与えられる。

$$v(t) = \exp(-v \cdot t^2) \quad \dots(5)$$

以上より、 $n$  年にわたって製品を出荷したときの、経過年  $t$  での部品需要量  $D(t)$  は下式のように計算できる。

$$D(t) = \sum_{k=0}^{n-1} S(k)v(t-k) \cdot u(t-k) \cdot H(t-k) \quad \dots(6)$$

式 (1) と同様、 $t=0$  は製品出荷開始年であり、 $S(t)$  は経過年  $t$  での製品出荷量である。 $H(t)$  は、部品故障の発生が各経過年で高々 1 回であり、かつ修理は直ちに実行されて故障が発生した時点からまた製品を再利用するものと仮定したときの故障率で、以下の式で表される。

$$H(t) = \sum_{j=0}^{t-1} H(t-j-1) \cdot h(j+1) \quad \dots(7)$$

実際に、提案モデル  $D(t)$  で需要を予測する際には、 $m$  年の保守部品出荷実績  $A(t)$  ( $t=0, \dots, m-1$ ) を用いて、二乗誤差  $E$  が最小となるように  $D(t)$  のパラメータを推定する。交換率と残存率のパラメータの探索範囲を適切に設定することにより、交換率と残存率が同じ形の関数であっても、それぞれ最適なパラメータ推定値を求めることができる。

$$E \equiv \sum_{t=0}^{m-1} (A(t) - D(t))^2 \quad \dots(8)$$

推定されたパラメータ値を代入した  $D(t)$  を用いて予測値を計算する。

#### 4. 予測精度評価

式 (6) の提案モデルの予測性能を式 (1) の従来モデルと比較するため、あるメーカーの実績データを用いて予測精

表 1. 予測精度比較結果

	APE 平均	APE 分散	$p$ 値
提案モデル	0.472	0.210	0.014
従来モデル	0.523	0.498	

度の評価実験を行った。パラメータ推定には遺伝的アルゴリズムを用いる。実績データは、500 個の保守部品の 8 年分の出荷実績と、それを使用している製品の出荷実績である。実験では、8 年分の保守部品出荷実績を前半の 5 年分と後半の 3 年分に分割し、5 年分を予測モデルのパラメータ推定用に使用した。予測期間は 3 年とし、後半の 3 年分を予測誤差計算に用いた。予測誤差は、3 年間の累積実績と累積予測の絶対誤差率 (APE) とした。累積値での誤差としたのは、保守部品の生産打ち切り時に必要となる情報は保守終了までの総需要だからである。

$$APE \equiv \left| \sum A(t) - \sum D(t) \right| / \sum A(t) \quad \dots(9)$$

実験結果を表 1 に示す。表 1 では、500 個の保守部品の APE 平均値、APE 分散ともに提案モデルの方が小さい。よって、提案モデルの方が全体としてより高い精度で安定した予測ができたことがわかる。さらに  $t$  検定で APE 平均値の有意差を検証した結果、有意水準 5% で有意差が認められた。従って、提案モデルは統計的に従来モデルを上回る予測性能を持っていることが示された。

#### 5. おわりに

多くのメーカーでは、顧客満足の獲得のため長期の製品保守期間を設定し、保守部品を保持している。一方、製品の早期旧式化によりメーカーは保守期間の序盤や中盤に保守部品の生産を打ち切っており、その時点で保守終了までに必要な数量を作りだめする必要がある。そのため、保守部品の生涯需要を高精度に予測する手法が要望されている。従来、部品寿命分布に再生理論を適用した予測モデルが利用されてきた。しかし、製品利用環境の違いによる部品寿命の変化を考慮しておらず、高精度の予測は困難であった。本稿では、製品の利用環境で変化する部品寿命を混合分布で記述した予測モデルを提案した。実際にメーカーの実績データを用いて予測精度を評価した結果、提案モデルが従来よりも高い精度で予測できることを確認した。

#### 参考文献

- [1] J. D. Hamilton, "Time Series Analysis", Princeton University Press, 41 William St., Princeton, New Jersey 08540, USA, 1994.
- [2] E. Ritchie and P. Wilcox, "Renewal theory forecasting for stock control", European Journal of Operational Research, vol. 1, 1977, pp. 90-93.
- [3] J. S. Hong, H. Y. Koo, C. S. Lee, and J. Ahn, "Forecasting service parts demand for a discontinued product", IIE Transactions, vol. 40, 2008, pp. 640-649.
- [4] P. S. Fader, B. G. S. Hardie, and R. Zeithammer, "Forecasting new product trial in a controlled test market environment", Journal of Forecasting, vol. 22, 2003, pp 391-410.