

製品利用条件を考慮した部品寿命分布による 保守部品需要予測と生産意思決定

Service Parts Demand Forecasting Model with Different Failure Rate Depending on Product Usage Environment for Making Decision on Final Production Volume

多くのメーカーは、製品の製造終了後も長期間保守部品を保有する。一方、部品の旧式化は早まり、保守部品の生産は保有期間の序盤や中盤で打切られている。メーカーは、生産打切りに備えて部品の作りだめを行うが、欠品と過剰在庫の両方を発生させないように生産量を決定する必要がある。そこで、生産打切り以降の生涯部品需要を高い精度で予測する手法が要望されている。従来、保守部品の生涯需要予測では、製品の市場残存率や部品故障率、メーカーでの部品交換の発生率を推定する予測モデルが利用されている。しかし従来モデルでは、製品利用条件の違いによる部品寿命のバラツキを考慮しておらず、実用的な精度で予測できない場合が多い。本稿では、部品寿命のバラツキを寿命分布と γ 分布の混合分布で表した予測モデルを提案する。あるメーカーの実データを用いて提案モデルの予測性能を評価した結果、従来よりも高い精度で予測できることがわかった。

宗形 聡 Munakata Satoshi
飯塚 新司 Iizuka Shinji
浦邊 信太郎 Urabe Shintaro
手塚 大 Tezuka Masaru

1. はじめに

多くの耐久消費財メーカーでは、販売後に故障した製品を修理するため、製品の製造終了後も保守部品を保有している。耐久消費財は、長期間製品を安全に利用できることが社会的に望まれているだけでなく、ユーザからの修理依頼への即応が顧客満足度の向上や顧客の困り込みの有効であるという特徴を持つ。こうした事情により、保守部品の保有期間は販売開始から 10 年以上の長期間になることも多い。

一方、新製品の市場投入サイクルは近年短期化している。そのため、構成部品の旧式化も早まり、メーカーは保有期間の序盤や中盤で保守部品の生産を打切らねばならない状況にある。そこでメーカーは、生産打切りの時点で保有期間の終了までに必要な部品を作りだめし、将来の製品修理の需要に対応できるようにしている。

部品の最終生産量は、生産打切り時点で予測された生涯部品需要に基づいて決められる。最終生産で作りだめた在庫が実需よりも過剰に多い場合には、余分な保管コストや廃棄コストが発生し、少ない場合には欠品によ

る代替製品提供などのペナルティコストが発生する。適正量の部品を作りだめし、保有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、部品生産打切り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。

保守部品の需要予測には、大きく分けてクロストン法などの時系列手法やブートストラップ法を用いて予測するアプローチ^{1,2)}と、部品故障やメーカーでの部品交換の発生をモデル化して予測するアプローチ^{3,4,5,6)}がある。一般的に、保有期間での保守部品の年次需要量は、序盤で増加した後中盤で安定(一定化)し、終盤で減少するという傾向を辿る。よって、過去の需要傾向が将来も継続すると仮定して予測する前者のアプローチは、序盤での生涯需要予測には適用できない。このような場合には後者のアプローチが用いられている^{5,6)}。

後者のアプローチでは、製品の市場残存率、構成部品の故障率、メーカーでの部品交換率の 3 要素を用いる予測モデルが構築されてきた。しかし、同じ部品でも組込まれた製品の利用条件により寿命にバラツキが生じる。従

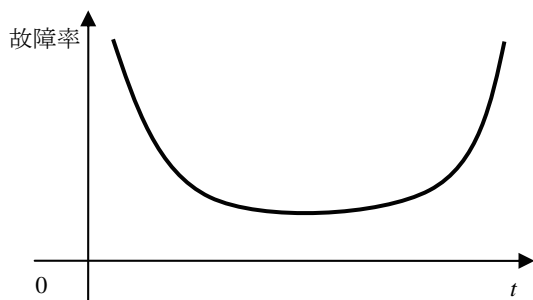


図 1 バスタブ曲線

来の予測モデルではこうしたバラツキを考慮できず、多くの部品で十分な予測精度を得ることが困難であった。

本稿では、この課題を解決するため、製品の利用条件による部品寿命のバラツキを混合分布で表した予測モデルを提案する。従来の寿命分布にバラツキの要素を取り込むことで、より現実に近い部品故障率を推定できるようになり、予測精度の向上が見込める。

また、メーカーが部品の最終生産量を決定するためには、予測した需要の不確実性を吸収するための安全在庫を考慮する必要がある。本稿ではそのための信頼区間の計算についても述べる。

2. 部品故障とメーカーでの部品交換のモデル化

出荷された製品の部品故障と、それによるメーカーでの部品交換に基づく予測モデルでは、製品の市場残存率、部品故障率、部品交換率の3つの要素が考慮されている。

製品の市場残存率は、出荷した製品のうち市場で利用されているものの割合である。部品故障率は利用中の製品の構成部品が故障する確率である。部品交換率は、故障発生時にメーカーで修理対象となる割合である。対象外の製品はユーザによって廃棄されるか、あるいは市販の代用部品等で修理され、メーカーの需要にはつながらない。

Ritchie ら⁵⁾は部品故障が指数分布に従って発生すると仮定し、再生理論を用いて以下の予測モデルを構築した。

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

ここで λ は故障率パラメータであり、 μ は部品交換率を定めるパラメータである。指数関数部分が部品交換率となる。 $S(t)$ と $D(t)$ はそれぞれ製品出荷開始年を $t=1$ としたときの、経過年 t での製品出荷量と需要量である。市場残存率は常に 1 とし、市場での製品減少の影響は考慮

していない。

式(1)では、寿命分布は指数分布と仮定しているため、一定の故障率が予測値の計算に使用される。しかし、実際の部品故障率は、時間の経過とともに図1のようなバスタブ曲線を描くことが知られており、減少、一定、増加と変化する。そのため、保守部品の生産打ち切り時点での生涯需要予測では、故障率の変化に対応する必要がある。

そこで Hong ら⁶⁾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た。

しかし、こうした従来手法では高精度の需要予測は困難であった。その原因の1つに製品の利用条件の違いによる個々の部品寿命のバラツキがある。現実の製品利用を考えると、同じ製品であっても使用場所に応じて日々の使用時間や気温、湿度などの外部条件は異なる。このとき、構成部品の寿命には各製品の利用条件に応じたバラツキが生じる。指数分布や Weibull 分布では、こうした製品利用条件による部品寿命のバラツキを考慮できない。このため、予測モデルで推定した故障率と現実の故障率は乖離し、結果として予測誤差も大きくなっていった。

3. 提案モデルの構築と信頼区間の計算

3.1 部品寿命のバラツキを考慮した予測モデルの構築

提案する予測モデルは、従来と同様に製品の市場残存率、部品故障率、部品交換率の3つの要素を用いる。

まず、製品利用条件の違いによる部品寿命のバラツキを考慮した部品故障率を求めるため、Weibull 分布のパラメータが γ 分布に従う混合分布を構築する。2つの分布の混合分布を用いる方法は、消費財系新製品の需要予測手法で各消費者の購買タイミングのバラツキを考慮するために用いられており、高い予測精度の実現に貢献している⁷⁾。Weibull 分布と γ 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 θ を γ 分布に従う確率変数として扱う。 γ 分布が様々な製品利用条件下での部品寿命に該当する(図2)。式(2)のように、確率変数 θ が取る値の範囲で積分することにより、部品寿命が長い(緩い利用条件)場合から

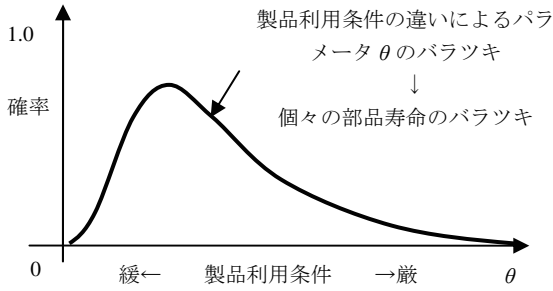


図 2 Weibull 分布パラメータ θ が γ 分布する様子

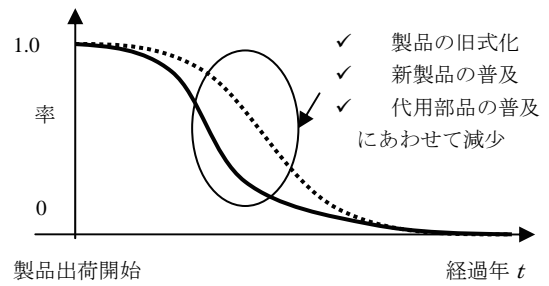


図 3 部品交換率や製品残存率の反転 S 字曲線

部品寿命が短い（厳しい利用条件）場合まですべての製品利用条件での部品寿命を考慮した分布を得ることができる。

実際の部品故障率 $h(t)$ は、混合分布 $F(t)$ から求まる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。

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

次に部品交換率については、図 3 の実線のように製品出荷開始からの経過年に対して反転 S 字曲線を描くと仮定する。この仮定は、以下のような状況が想定されるためである。

- 一部の部品では代用品が市場に普及する。一般の製品と同様、S 字の成長曲線に沿って普及する場合、普及率の上昇と反対に交換率は減少する。
- 製品が旧式化すると、部品が故障しても新製品の普及にあわせて買換えが進み、交換率は減少する。

提案モデルでは、部品交換率 $u(t)$ は以下の式で与えられるとした。

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

最後に製品の市場残存率についても、図 3 点線に示すような反転 S 字曲線を描くと仮定する。この仮定は、

- 製品が旧式化すると、以降は部品故障の有無にかかわらず、新製品の普及にあわせて買換えが発生し、利用中の製品は減少する。

と想定されるためである。そこで、残存率 $v(t)$ は以下の式で与えられるとした。

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

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する。ただし、 $n > t$ のときには $n=t$ として計算する。

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

ここで、 $t=1$ 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。

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

実際に、提案モデル $D(t)$ で需要を予測する際には、過去 m 年分の保守部品出荷実績 $A(t)$ ($t=1, \dots, m$) を用いて、式 (8) の二乗誤差 E が最小となるように $D(t)$ のパラメータ r, m, s, u, v を推定する。 $D(t)$ は非線形関数であるため、推定には最適化アルゴリズムを用いる。この際、部品交換率と市場残存率は同じ形の関数であるが、パラメータ u と v の探索範囲をそれぞれ適切に設定することにより、最適なパラメータ推定値を求めることができる。パラメータの探索範囲の決定には、製品の平均使用年数や普及率のように公官庁や団体が収集している統計データを参考にできる。

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

パラメータの推定値を決定すれば、それらを式 (6) に代入した $D(t)$ を用いて予測値を計算することができる。

3.2 信頼区間の推定

メーカーが保守部品の最終生産量を決定する際には、予測した需要の不確実性を吸収し、許容欠品率を維持できるよう安全在庫を設定する必要がある。

本稿では、需要の不確実性を互いに独立に平均 0、分散 σ^2 の正規分布に従う白色ノイズとして扱う。すなわち、

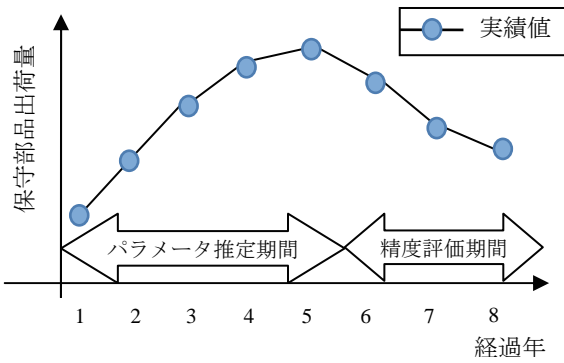


図 4 パラメータ推定期間と精度評価期間

観測される部品需要量 $A(t)$ と予測値 $D(t)$ の間には下式の回帰関係があると仮定する。標準偏差 σ が不確実性の大きさを表す指標となる。

$$A(t) = D(t) + \varepsilon(t), \quad \varepsilon(t) \sim N(0, \sigma) \dots (9)$$

保守部品の出荷実績 $A(t)$ ($t=1, \dots, m$) が得られたとき、標準偏差 σ の推定値は、

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{t=1}^m (A(t) - D(t))^2} = \sqrt{\frac{E}{m}} \dots (10)$$

となる。 $\hat{\sigma}$ は、事前に最適化アルゴリズムで求められた $D(t)$ のパラメータ値をもとに計算されているため、必ずしも最尤推定値になるとは限らない。しかし、 $D(t)$ のパラメータ値は二乗誤差 E を最小化するように決めているから、局所最小とならないように E を最小化できれば、最尤推定値に漸近すると考えられる。

任意の経過年 t で需要予測値 $D(t)$ の信頼区間は、 $\hat{\sigma}$ を用いて以下のように求めることができる。

$$[D(t) - \alpha \cdot \hat{\sigma}, D(t) + \alpha \cdot \hat{\sigma}] \dots (11)$$

α は正規分布のパーセント点を表す係数である。特に、部品生産打ち切り時点 T からの経過年数を考慮した場合の信頼区間は、

$$[D(T+L) - \alpha \cdot \sqrt{L} \hat{\sigma}, D(T+L) + \alpha \cdot \sqrt{L} \hat{\sigma}] \dots (12)$$

となる。ただし L は経過年数である。

このようにして求めた信頼区間の情報から、メーカーは必要な安全在庫量を見積もることができる。例えば、保守部品保有期間での許容欠品率を 2.5% に設定する場合、式 (11) で $\alpha=1.96$ とし、信頼上限値から予測値を除いた部分が安全在庫量となる。

表 1 予測精度の比較結果

部品	モデル	APE 平均	APE 分散	p 値
補修用性能部品	提案	0.472	0.210	0.014
	従来	0.523	0.498	
外装部品	提案	0.788	1.680	0.009
	従来	0.969	0.841	
付属部品	提案	0.532	0.280	0.103
	従来	0.707	2.435	

4. 提案モデルの評価

4.1 実データを用いた予測精度の評価

あるメーカーの実績データを用いて、式 (6) の提案モデルと式 (1) の従来モデルで予測精度の比較実験を行った。パラメータ推定には遺伝的アルゴリズムを用いた。実績データは、500 個の補修用性能部品と 222 個の外装部品、75 個の付属部品それぞれについて 8 年分の出荷実績と、各部品を使用している製品の出荷実績である。

実験では、図 4 に示すように、最初の 5 年分の出荷実績を予測モデルのパラメータ推定に使用し、残りの 3 年分を予測精度の評価に使用した。予測精度は、評価期間での累積実績値と累積予測値の絶対誤差率 (APE, 式 (13)) で評価する。累積値で評価する理由は、メーカーの必要とする情報が生産打ち切り以降の保有期間の総需要だからである。APE が小さいほど予測精度は高い。

$$APE \equiv \left| \frac{\sum_{t=6}^8 A(t) - \sum_{t=6}^8 D(t)}{\sum_{t=6}^8 A(t)} \right| \dots (13)$$

実験結果を表 1 に示す。表 1 から補修用性能部品、外装部品、付属部品のすべてで提案モデルの方が APE 平均値は小さくなった。実験データでは、提案モデルの予測精度は従来モデルよりも高いことが確認された。

さらに両モデルの統計的な予測性能差を比較するため、APE 平均と分散をもとに t 検定を実施した。 p 値も表 1 に示している。表 1 から、補修用性能部品と外装部品では有意水準 5% で APE 平均に有意差が認められた。その結果、提案モデルは従来モデルを上回る予測性能を持っていることがわかる。付属部品では有意差は認められなかったが、これは従来モデルの APE 分散が提案モデルと比較して非常に大きな値となったためである。安定した予測精度を得るためには、付属部品でも提案モデルを利用の方が良い。

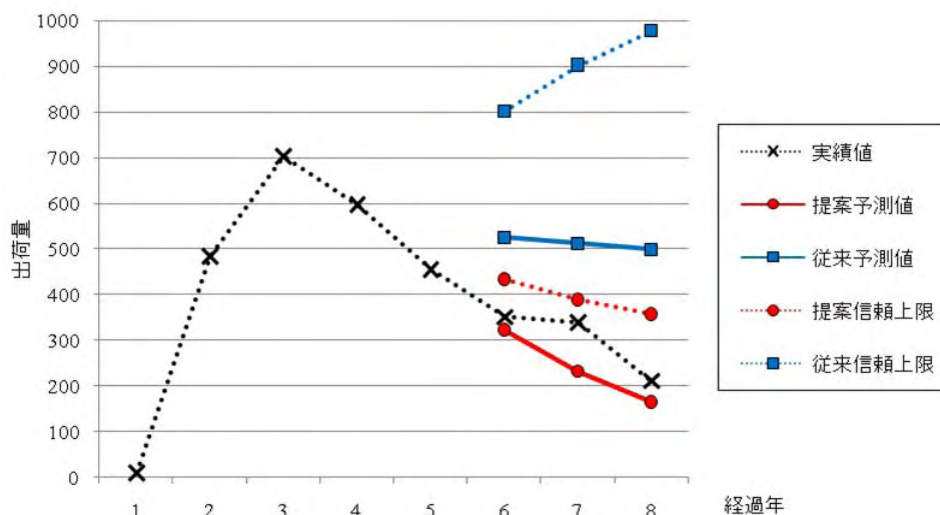


図 5 ある保守部品の予測値と信頼区間の上限値

4.2 在庫削減効果の評価

実際にある補修用性能部品の予測値と信頼区間をもとに、メーカーが最終生産量を決定したときの過剰在庫の削減効果の評価した。

当該部品の出荷実績値および予測モデルによる予測値と信頼区間を図 5 に示す。信頼区間の計算には式 (12) を用いている。メーカーの許容欠品率は、顧客満足度を低下させないようできる限り欠品を避けるため、0.5% (すなわち $\alpha=2.58$) を仮定する。

経過 6~8 年の 3 年分の需要に不確実性を含めて対応できる最終生産量 P は、安全在庫を考慮した以下の式で求められる。

$$P \equiv \sum_{t=6}^8 D(t) + 2.58 \cdot \sqrt{3} \cdot \hat{\sigma} \dots (14)$$

式 (14) により、提案モデル、従来モデルをそれぞれ利用したときの最終生産量は 914 個、2,015 個となる。実際の 3 年間の出荷実績累計は 901 個であるから、最終的な過剰在庫はそれぞれ 13 個、1,114 個となる。提案モデルの利用によって、1,000 個以上の過剰在庫が削減されることがわかる。

このような過去データを用いた在庫削減効果の評価は、提案モデルを実業務で採用する際の重要な判断基準となる。メーカーが提案モデルを用いて実業務で戦略的な生産意思決定をするためには、欠品率だけでなく保有期間で生じる在庫コストも考慮する必要がある。欠品率を非常に小さく設定すると、最終生産した部品在庫を長期間保有し続けることになり、生産コストや保管コスト、廃棄

コストの増加につながる。一方で部品が欠品すれば、代替製品の提供などペナルティコストが発生する。よって、部品の生産・保有・廃棄の各コストとペナルティコストを合わせたトータル在庫コストと欠品率をバランスするためのシミュレーション技術を需要予測と組み合わせることが戦略的な意思決定支援に有効である。

5. おわりに

メーカーでは、製品の製造終了後も長期間保守部品を保有している。部品在庫を適正化するため、保有期間の序盤や中盤に実施される部品生産打切り以降の生涯需要を高精度で予測する技術が要望されている。

従来、保守部品の生涯需要予測では、製品の市場残存率や部品故障率、部品交換率を用いる予測モデルが利用されている。しかし、従来モデルでは製品利用条件の違いによる部品寿命のバラツキを考慮できず、多くの部品で実用的な予測精度が得られなかった。

本稿では、製品利用条件の違いによる部品寿命のバラツキを Weibull 分布と γ 分布の混合分布で表した予測モデルを提案した。部品寿命のバラツキを反映することで、より現実に近い部品故障率を推定できる。あるメーカーの実データを用いて提案モデルの予測性能を評価した結果、従来よりも高い精度で予測できることがわかった。

提案モデルでは、信頼性の高いパラメータ推定値を得るために数年分の実績データが必要となる。そのため、製品出荷開始後 1、2 年で部品生産が打切られて実績がほとんど得られない場合には、信頼できる予測値を得ることが難しい。日立 TO では、こうした場合にも予測可

能な、経験分布を用いる手法も研究している。

今後は、需要予測技術とシミュレーション技術を組み合わせ、保守部品在庫管理ソリューションの付加価値を高めていく。

参考文献

- 1) L. Syenstone, et al.: Stochastic models underlying Croston's method for intermittent demand forecasting, Journal of Forecasting, vol. 24, pp. 389-402, (2005).
- 2) T. R. Willemain, et al.: A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories, International Journal of Forecasting, vol. 20, pp 375-387, (2004).
- 3) 狩野紀昭, 他 : 部品の故障が製品の寿命と独立な場合の補修部品の需要予測, 品質, Vol. 6, pp19-24, (1976).
- 4) 山品元, 他 : サービスパーツ需要量の予測に関する研究, 精密工学会誌, Vol. 53, pp983-989, (1987).
- 5) E. Ritchie, et al.: Renewal theory forecasting for stock control, European Journal of Operational Research, vol. 1, pp. 90-93, (1977).
- 6) J. S. Hong, et al.: Forecasting service parts demand for a discontinued product, IIE Transactions, vol. 40, pp. 640-649, (2008).
- 7) P. S. Fader, et al.: Forecasting new product trial in a controlled test market environment, Journal of Forecasting, vol. 22, pp 391-410, (2003).



宗形 聡 2003 年入社
研究開発部
統計・数理的アプローチによる業務分析, 意思決定支援技術の研究開発
munakata@hitachi-to.co.jp



飯塚 新司 2008 年入社
研究開発部
在庫管理, 需要予測, 意思決定支援技術の研究, 開発
shinji.iizuka.01@hitachi-to.co.jp



浦邊 信太郎 2007 年入社
研究開発部
在庫管理, 需要予測, 意思決定支援技術の研究, 開発
shintarou.urabe.01@hitachi-to.co.jp



手塚 大 1994 年入社
研究開発部
意思決定, リスク分析, 最適化技術の研究, 開発
tezuka@hitachi-to.co.jp