

経験分布を用いた保守部品の生涯需要予測

Demand Forecasting of Service Parts Using Empirical Distributions

近年、製造業では新製品の投入間隔の短期化などにより部品の生産打ち切り時期が早期化している。そのため製造メーカーは、製品出荷開始から 2~3 年後に、将来 10~20 年に必要となる部品をまとめて調達しなくてはならない。その結果、需要がまだ増加傾向にある保守部品に対して生涯需要を予測しなければならないケースが増えてきている。しかし、このようなケースでは従来の予測手法が適用できず、担当者が個別に予測をせざるを得ないという課題があった。

本報告では、この課題を解決するため、経験分布に基づく保守部品の需要予測手法を提案する。この手法は類似部品の過去の需要実績から予測値を計算するので、予測する部品の需要実績を必要としないという特徴を持つ。実データを利用して、従来の手法では予測できない需要が増加傾向の部品も、提案手法により予測可能となることを確認した。

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

1. はじめに

製造メーカーでは製品の修理用に保守部品を提供している。製品ユーザの顧客満足の実現のため、メーカーは高いサービスレベルを目指して保守部品の在庫を管理している。その一方で、過剰在庫を削減してコストを圧縮したいというニーズもある。そのため、適切に保守部品の需要を予測して在庫を管理する技術が求められている。

保守部品の在庫管理の特徴として、

- ・ 在庫を持つべき期間（保守期間）が長期間である。
- ・ 保守期間の終了前に部品の生産が終わる。

の 2 点が挙げられる。例えば家電や自動車のように寿命の長い製品では、製品出荷後十数年にわたって保守部品の提供が続く。この間に部品の生産が打ち切りとなるため、その後提供する保守部品を在庫として保有しなければならない。そこでメーカーは、部品生産打ち切り時にその後の生涯需要を予測し、需要をまかなうための保守部品をまとめて生産あるいは調達する。これをまとめて生産・まとめて調達と呼ぶ。

予測値が実際の需要よりも小さいと在庫が欠品する。そうなると部品がすぐに提供できず、製品ユーザの顧客満足が低下する。また、部品の再生産や代替製品の提供など、欠品時の対応のためのコストが発生する。一方、予測値が大きいと長期にわたって過剰在庫を保管し続け

ることになる。また、保守期間終了時に部品の廃棄コストがかかる。そのため、メーカーではまとめて生産・まとめて調達のための需要予測を適切に行い、在庫を適正化したという要望がある。

ところが近年、新製品の投入間隔が短くなっていることなどにより、多くの部品でまとめて生産・まとめて調達の時期が早期化している。需要には序盤、中盤、終盤と三つのフェーズがあるが、まだ需要序盤にある部品の予測が必要となっている。このような部品には、移動平均法や指数平滑法のような広く使われている時系列手法を適用できないという課題があった。

本報告では、この課題を解決するため、経験分布に基づく保守部品の需要予測手法を提案する。また、ある家電メーカーの実績データで評価実験を行い、従来の手法では予測できない需要が増加傾向の部品も、提案手法により予測可能となることを確認する。

2. 従来手法の課題

保守部品の需要には、図 1 に示すような以下の 3 つのフェーズがある。

- ・ 序盤：需要が増加傾向にある。
- ・ 中盤：一定の需要が続く。
- ・ 終盤：需要が減少し、終息していく。

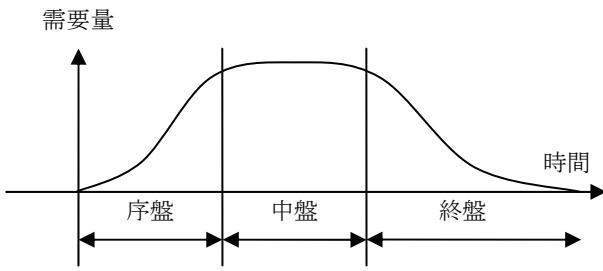


図1 需要のフェーズ

従来、保守部品の需要予測には以下の手法が用いられてきた。これらの手法はいずれかの需要のフェーズ内で予測するものであり、フェーズを超えた予測はできない。

(1) 一般的な時系列手法

ARMA モデル、移動平均法、指数平滑法といった時系列手法¹⁾では、予測前の実績値から需要の傾向を推定して将来の需要を予測する。例えば Holt 指数平滑法では、需要の増加傾向や減少傾向といったトレンドを推定することができる。そのため、それぞれのフェーズで需要予測が可能であり、直近 1 年程度の短期間の保守部品の需要予測に広く使われている²⁾。また終盤の予測手法として、需要量が一定の減少率で減少していくと仮定して予測する指数モデルがある。しかし、これらの時系列手法では序盤の段階で中盤や終盤の需要を予測することはできない。

(2) クロストン法³⁾

保守部品の需要予測に広く使われている手法であり、中盤の間欠需要を予測する手法である。需要の発生間隔と需要量が一定の分布に従うモデルであるため、序盤や終盤の予測はできない。

(3) ブートストラップ法⁴⁾

過去の需要実績からサンプリングを繰り返して予測値を計算する手法である。一定の需要が続く中盤のフェーズであることが前提であるため、序盤や終盤は予測できない。前述のクロストン法と同様、保守部品の需要予測に使われることが多い。

部品の生産が打ち切られ、まとめ生産・まとめ調達を行う場合、保守部品の需要が終息するまでの生涯需要の予測が必要となる。近年、製造メーカーでは部品の生産打ち切りが早期化していることや、技術革新に伴い新しい部品が次々と使われるようになっていることが原因と考えられる。上記の従来手法では序盤の傾向だけで中盤や

終盤の需要の変化を予測できないため、序盤で生涯需要を予測できない、という課題がある。

3. 経験分布に基づく予測手法の提案

2章で述べた課題を解決するために、経験分布⁵⁾に基づく保守部品の需要予測手法を提案する。この手法は「類似部品の製品 1 台当たりの部品需要量は同一の確率分布に従う」という仮説に基づく。予測では、類似部品のグループについて製品 1 台当たりの部品需要量の経験分布を構築し、その代表値から予測値を算出する。

過去の部品需要量の実績は、データ容量や IT 化の時期の都合により、個々の部品では 10 年前後しか取得できない場合が多いと考えられる。しかし、複数の類似部品の需要量実績を使うことで、20 年以上といった長期にわたる保守期間の需要変化をカバーすることができる。例えば図 2 では、部品 3 件の需要量実績は 2001~2008 年の 8 年間しかない。しかし、それぞれの部品の製品出荷開始年が異なるので、製品出荷開始からの経過年でデータを並べなおすと、図の下部のように 20 年の需要変化をカバーできる。

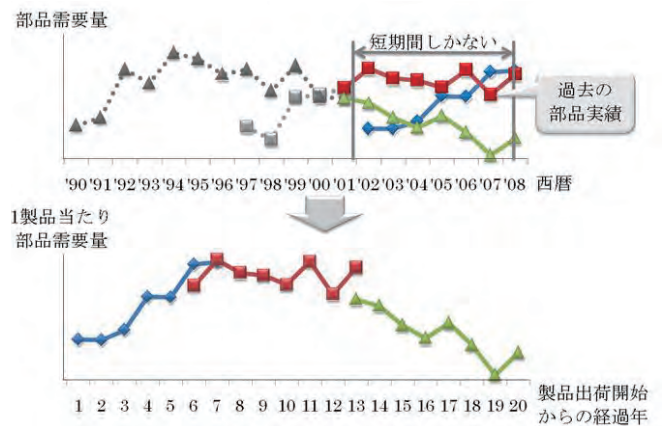


図2 部品の需要量実績

このように、製品出荷開始年の異なる類似部品を同じグループに含めることで、各経過年の需要量の経験分布を構築することができる。そのため、序盤の部品であっても、類似部品の過去の需要実績だけから保守期間全体の需要を予測できる。

以下、提案手法を説明するため記号を導入する。部品の集合を P 、製品の集合を M とする。部品 $p \in P$ に対して、この部品を使用する製品の集合を M_p とする。 $M_p \subseteq M$ である。 y 年の部品 $p \in P$ の需要量を $d_p(y)$ 、製品 $m \in M$ の出荷量を $s_m(y)$ とする。部品需要量の欠損を

考慮するため、 $d_p(y)$ が取得可能なとき $e_p(y) = 1$ 、そうでないとき $e_p(y) = 0$ とする。製品 m の出荷開始年を y_m とし、部品 p を使用する製品の出荷開始年のうち最も早い年を Y_p とする。すなわち $Y_p = \min\{y_m \mid m \in M_p\}$ とする。また、部品 p を使用するすべての製品の y 年までの累計出荷台数 $S_p(y)$ を

$$S_p(y) = \sum_{m \in M_p} \sum_{\eta=y_m}^y s_m(\eta)$$

で定義する。

次に、提案手法の予測手順を述べる。

(1) 部品需要量の正規化

需要量の経年変化がほぼ同じ部品でも、製品出荷量が大きくなると、それに比例して部品需要も大きくなる。そこで、製品 1 台当たり正規化した部品需要量を用いる。 y 年の部品 p の正規化部品需要量 $n_p(y)$ を以下の式で定義する。

$$n_p(y) = \frac{d_p(y)}{S_p(y)}$$

ただし、 $e_p(y) = 1$ とする。

(2) 類似部品のグループ化

需要の傾向が類似した部品を適切にグループ化する。グループ化の方法は業種、業態や扱う製品の種類によって異なるので事前の分析が必要である。例えば、次の項目によるグループ化が考えられる。

- ・ 製品種別
- ・ 部品種別
- ・ 部品の使用部位
- ・ 部品のサイズや重量

以下、類似部品のグループは部品の集合 P の部分集合として与えられるものとする。

(3) 経験分布の構築

提案手法が前提としている仮説をより正確に述べると、「同じグループ G の部品であれば、製品出荷開始から経過 t 年目の正規化部品需要量は同一の確率分布 $F_G^{(t)}$ に従う」となる。提案手法では、この分布 $F_G^{(t)}$ の近似として、経験分布

$$\hat{F}_G^{(t)}(n) = \frac{\#\{p \in G(t) \mid n_p(Y_p + t - 1) \leq n\}}{\#G(t)}$$

を用いる。ただし、 $G(t) = \{p \in G \mid e_p(Y_p + t - 1) = 1\}$ とする。すなわち、 $G(t)$ は経過 t 年目の需要量が取得可能なグループ G の部品全体の集合とする。また、 $\#$ は集合の要素数を表す記号である。

(4) グループの選択

予測対象の部品 p が複数のグループに属することがある。その場合、経験分布の分散の総和

$$\sum_{t=1}^T \text{Var}(\hat{F}_G^{(t)})$$

が最小となるグループが最も適切であると考え、そのグループ G を使って予測する。ここで、 T は予測したい最大の経過年、 $\text{Var}(\hat{F}_G^{(t)})$ は経過 t 年目でのグループ G の経験分布の分散とする。

(5) 代表値の計算

手順(4)で選択したグループを G とする。このとき、予測対象部品 p の経過 t 年目の正規化部品需要量 $N_p^{(t)}$ は、分布 $F_G^{(t)}$ に従う確率変数とみなすことができる。分布の代表値で予測する場合、 $N_p^{(t)}$ の予測値は分布 $F_G^{(t)}$ の代表値とすることが望ましいが、 $F_G^{(t)}$ は未知の分布である。そこで提案手法では、経験分布 $\hat{F}_G^{(t)}(n)$ の代表値を $N_p^{(t)}$ の予測値として用いる。代表値には以下を用いる。

平均値 $\hat{\mu}_G^{(t)}$:

$$\hat{\mu}_G^{(t)} = \frac{1}{\#G(t)} \sum_{p \in G(t)} n_p(Y_p + t - 1)$$

中央値 $\hat{m}_G^{(t)}$:

$$\hat{F}_G^{(t)}(\hat{m}_G^{(t)}) = 0.5$$

平均値を使うと $N_p^{(t)}$ の予測誤差の二乗の期待値を最小化することができる⁶⁾。しかし、異常値の影響を受けやすいというデメリットがある。一方、中央値を使うと異常値に影響を受けにくい頑健な予測値を算出することができる。計算した代表値を以下 $\hat{N}_G^{(t)}$ で表す。

(6) 需要予測値の計算

予測対象部品 p の y 年の部品需要量予測値 $\hat{d}_p(y)$ を

$$\hat{d}_p(y) = \hat{N}_G^{(t)} S_p(y)$$

により計算する。ここで、 $t = y - Y_p + 1$ は部品 p の y 年までの経過年とする。 $\hat{N}_G^{(t)}$ は手順(5)で計算した代表値であり、部品 p の y 年の正規化部品需要量 $n_p(y)$ の予測値である。これに y 年までの累計製品出荷台数 $S_p(y)$ を掛けることで、予測値を算出する。

4. 提案手法の評価

提案手法により序盤に保守部品の生涯需要予測が可能になることを確認するため、適用可能な部品件数の評価実験を行った。実験にはある家電メーカーの部品および製品の出荷データを用いた。それぞれ以下の期間の実績デ

一タである。

- ・ 部品出荷実績：2001～2008 年
- ・ 製品出荷実績：1979～2008 年

評価対象となる部品の件数を表 1 に示す。

表 1 部品件数

部品の種類	件数
製品種別 X 部品種別 A	872
製品種別 Y 部品種別 B	364
製品種別 Z 部品種別 B	346
製品種別 Z 部品種別 C	101
総計	1,683

4.1 予測方法

予測期間は 2006～2008 年の 3 年間とする。

(1) 提案手法

3 章で述べた手順で予測する。グループ化では 35 グループを作成した。代表値には、異常値の影響を考慮して中央値を用いた。また、代表値を計算するときは、予測対象の部品を除外して計算した。グループ内の類似部品の数が十分でなく、代表値が計算できない場合は、提案手法は適用できないと判断した。

(2) 従来手法

y 年の部品出荷実績を d_y とする。 $d_{2004} \leq d_{2005}$ のときは、部品需要はまだ増加傾向であり、従来手法は適用できないと判断した。そうでないときは、終盤の予測手法が適用できるため、従来手法が適用可能とした。

4.2 適用可能な部品件数の評価

提案手法と従来手法それぞれについて、適用可能な部品件数を表 2 に示す。

表 2 適用可能な部品件数
(括弧内は適用不可の件数)

部品の種類	提案手法	従来手法
製品種別 X 部品種別 A	871 (1)	411 (461)
製品種別 Y 部品種別 B	364 (0)	218 (146)
製品種別 Z 部品種別 B	346 (0)	192 (154)
製品種別 Z 部品種別 C	99 (2)	56 (45)
総計	1,680 (3)	877 (806)

提案手法で適用不可となったのは 3 件だけであり、ほぼすべての部品で予測が可能であることが分かった。一方、従来手法が適用可能なのは全体の 52.1% である。したがって、提案手法により従来手法より約 2 倍の部品が予測可能になる。

5. おわりに

本報告では、序盤で保守部品の生涯需要を予測するという課題を解決するため、経験分布に基づく保守部品の需要予測手法を提案した。この手法では類似部品をグループ化して、正規化した部品需要量の経験分布を構築し、その代表値から予測値を算出する。そのため、序盤の部品でも類似部品の需要実績から将来の需要を予測できる。

近年の保守部品のまとめ生産・まとめ調達の早期化により、在庫管理の現場では従来の予測手法が適用できず、担当者の経験に頼った需要予測が行われているのが現状である。本報告では家電メーカーの実データを使った実験により、提案手法がまとめ生産・まとめ調達の早期化に対応できる予測手法であることを確認した。この手法により、保守期間の序盤であっても担当者の経験の有無によらず過去の需要実績を基にした在庫量を決定できるようになる。これにより、保守部品の在庫適正化が期待される。

提案手法で予測精度をさらに向上するためには、部品を適切にグループ化する必要がある。この課題を解決するため、部品グループの自動最適化の技術に今後取り組んでいく予定である。

参考文献

- 1) R. L. Goodrich, "Applied Statistical Forecasting", Business Forecast Systems, Inc. (1992).
- 2) John E. Boylan, et al., "Forecasting for inventory management of service parts", Complex System Maintenance Handbook, Springer-Verlag, London, pp.479-508 (2008)
- 3) J.D. Croston, "Forecasting and stock control for intermittent demands", Operational Research Quarterly, Vol.23, No.3, pp.289-303 (1972)
- 4) Thomas R. Willemain, et al., "A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories", International Journal of Forecasting, Vol.20, July-September, pp. 375-387 (2004).

- 5) 汪金芳, 田栗正章, 「計算統計 I 第 I 部 ブートストラップ法入門」岩波書店 (2003)
- 6) Leo Breiman, et al., “Classification and Regression Trees” Chapman & Hall (1984)



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



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



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



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