

# サービスパーツ需要予測ソリューションの展開

## Development of Service Parts Demand Forecasting Solution

サービスパーツの需要予測では、製品ライフサイクルの序盤、中盤、終盤で需要特性が変わる。また、部品の製造が継続中かどうかで在庫管理ポリシーも変わる。(株)日立ソリューションズ東日本(HSE)は序盤から終盤の全期間にわたる需要予測をトータルで提供している。また直近数年のデータしかなくても、数十年の実績データがあるのと同様の予測を行う独自技術を保有している。パーツの製造終了時に、それ以降に必要となるサービスパーツをまとめて発注する「まとめ発注」という問題があるが、HSEはこの需要予測技術を確立している。サービスパーツの需要特性は、種別や利用環境で大きく異なるため、導入前の個別チューニングが必要となる。HSEでは日立認定データアナリティクスマイスターはじめ、充実したアナリストの体制で最適なチューニングを含めてソリューションを提供している。これまで個別SIで家電メーカー、建設機械メーカーなどに提供してきた需要予測システムを、ソリューションとして整備した。提案から運用開始までの期間を短縮でき、低コストでの提供が可能となった。

手塚 大	Tezuka Masaru
加地 拓己	Kachi Takumi
太田 圭一	Ota Keiichi

### 1. はじめに

故障発生時にサービスパーツの在庫がないと、部品が調達できるまでの間は修理が行えず、その製品を使えない。エアコンや冷蔵庫などの消費者向け製品であれば生活上の不便となり顧客満足度が低下する。工場などで使われる産業機器であれば操業停止などの大きな問題になる。さらに部品欠品をきっかけに代替部品や他社製品へのスイッチが発生すると重要な顧客を失うことにもつながる。このため、サービスパーツの在庫管理は製造業にとって重要な業務である。

サービスパーツの在庫管理に特有な発注に「まとめ発注」がある。これは、サービスパーツの製造が終了する時点で、それ以降に必要となるサービスパーツをまとめて発注することを言う。通常、製品の保守は製品発売後10年以上の長期にわたって行われる。これに対しパーツの製造は5年程度で終わることもあり、まとめ発注では将来数十年分の需要を満たす量の発注を行うことになる。

数十年先までのサービスパーツの需要予測は難しい問題であるが、HSEは研究開発によりサービスパーツの需要予測技術を確立している<sup>1)</sup>。本稿ではこの技術を用いたサービスパーツ需要予測ソリューションについて述べる。

### 2. サービスパーツの需要予測技術

サービスパーツの需要予測は、製品ライフサイクルの序盤、中盤、終盤で需要特性が変わる。また、部品の製造が続いているかどうかで在庫管理ポリシーも変わる。このため各段階で用いる予測手法が異なる(図1)。

#### 2.1 序盤の予測

製品の発売直後は、製品の販売が増えるとともに初期不良関連の部品交換が増加する。この時期を序盤と呼ぶ。この時期以降も長期にわたりサービスパーツの需要が続くので、多めに在庫を保有しても滞留するリスクは小さい。また、一般に部品の製造が継続しているので随時補充発注が可能である。

サービスパーツの払出の実績データが少ないという特徴があり、Bassモデル<sup>2)</sup>や、HSEが独自に開発したPNEモデル<sup>3)</sup>などが需要予測に用いられる。

#### 2.2 中盤の予測

製品が市場に行きわたり、通常で使用されている状況となる。この時期には故障はランダムに発生する。部品の製造が継続していれば、補充発注などの在庫管理ポリシーが用いられる。

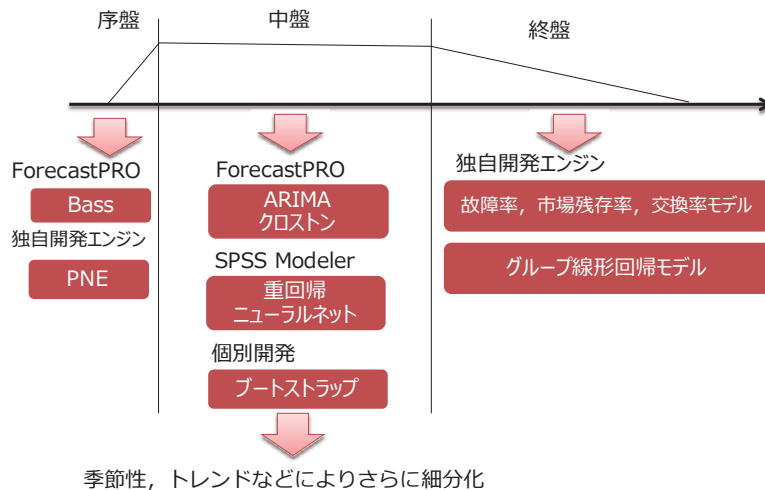


図1 製品ライフサイクルごとの需要予測手法

需要予測にはARIMAモデル<sup>4)</sup>、クロストン法<sup>5)</sup>やブートストラップ法<sup>6)</sup>などが用いられる。エアコン部品などの季節性がある場合には季節性による補正が行われる。また、製品が使用されている環境の影響が大きい場合には重回帰モデルなどによる予測も用いられる。特殊な需要傾向を持つ場合にはニューラルネットワークなど非線形モデルが適している場合がある。

中盤の予測ではForecastPRO<sup>7)</sup>やSPSS Modeler<sup>8)</sup>などを組み合わせて適切なソリューションを提供する。

### 2.3 終盤の予測

故障の主原因が摩耗、経年劣化となる。製品の買い替えも進みサービスパーツ需要が減ってくる時期である。この時期には、まとめ発注、修理サービスの打ち切り、在庫保有の終了と在庫廃棄などの意思決定も行われる。

多くの場合、サービスパーツの製造が終了し、これ以降の修理期間分の部品をまとめて発注して在庫にする必要がある。家電製品では10年、業務機器で20年、建設機械や大型機械だとそれ以上の期間にわたりサービスパーツが保有される場合が多い。

HSEではサービスパーツの長期需要予測のために

- ・ 市場残存率、故障率、交換率からの予測技術
- ・ グループ線形回帰モデル(類似部品の需要実績を組み合わせたモデル)による予測技術

の二つの予測技術を保有している。

### 2.4 不足データを補う長期予測技術

サービスパーツの需要予測は数十年先までの長期にわたる場合が多い。過去の実績データを用いて需要予測を行うが、数十年分のデータが保存されている場合は少な

く、多くの場合、過去5年程度のデータしか残されていない。

しかし過去5年でも部品によって上市から5年分の場合もある。HSEは独自の技術により、類似部品の需要実績をもとに、過去数年程度の実績データしか保管されていない場合でも、数十年分の実績データがある場合と同等の精度での予測を実現している<sup>9)</sup>。

HSEでは複数のパッケージや技術を組み合わせ、序盤、中盤、終盤の期間全体にわたる需要予測をトータルで提供でき、直近数年のデータしかなくても、数十年の実績データがあるのと同様の予測ができるソリューションを展開している。

## 3. ソリューションの構成

### 3.1 複数パッケージ、エンジンの組み合わせによるソリューションの実現

サービスパーツの需要予測ソリューションで使われているパッケージやエンジンなどの組み合わせ例を図2に示す。

部品管理データベース(DB)から部品情報、部品の払出情報などを取得し、それを前処理により予測用のデータとする。前処理では、後述する分析サービスの結果をもとに、部品ごとに適切な予測モデルの選定を行う。また、同様に部品のグルーピング規則に基づいてグループ分け(セグメント分類)する。

続いて、前処理後のデータを用いて需要予測を実行する。予測対象部品がライフサイクルのどの時期にあるかによってForecastPRO、SPSS Modeler、PNEモデル等を組み込んだ独自エンジンなどを組み合わせて予測を実

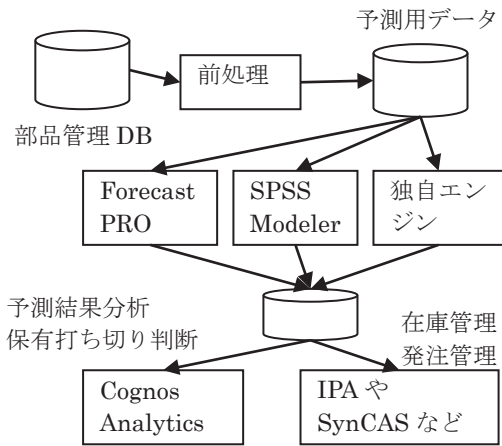


図2 サービスパーツ需要予測ソリューションの構成例

行する。ForecastPROで予測されるような素直な特性の需要予測は短時間でできるが、より高度な予測には計算時間がかかるので夜間バッチ等でスケジューリングして計算しておく。

予測結果をBIツールであるCognos Analytics<sup>10</sup>で可視化、分析する。予測精度のチェック、部品グループごとの需要の傾向の確認などのほか、レポート機能により月次や週次の報告資料などを自動生成することができる。予測結果の表示画面例を図3に示す。

また、Cognos AnalyticsにはIBM Watsonの機能が組み込まれているのでWatsonのAI機能を活用した分析もできる。

予測結果に基づく在庫管理や需給シミュレーション、発注管理には、Cognosの機能の一部であるIBM Planning Analytics (IPA)<sup>11</sup>やHSE製品であるSynCAS<sup>12</sup>などが使える。

### 3.2 分析サービス

本ソリューションを活用するには、対象とする製品、部品の需要特性や、製品の利用環境の特徴に合わせたチューニングが必要である。

大きく分けて以下の3点のチューニングを行う。

- (1) 部品が製品ライフサイクルのどの段階(序・中・終盤)にあり、どの予測モデルを使うのが良いかを定める。
- (2) 各段階ごとに適切な予測モデルの選択やチューニングを行う。例えば、中盤ではまずForecastPROで予測精度の評価を行う。十分な予測精度が出ない場合は、SPSS Modelerを用い、ニューラルネットワークモデルや重回帰モデルなど複数のモデルでの予測精度を検証し、精度が高いモデルを選択する。

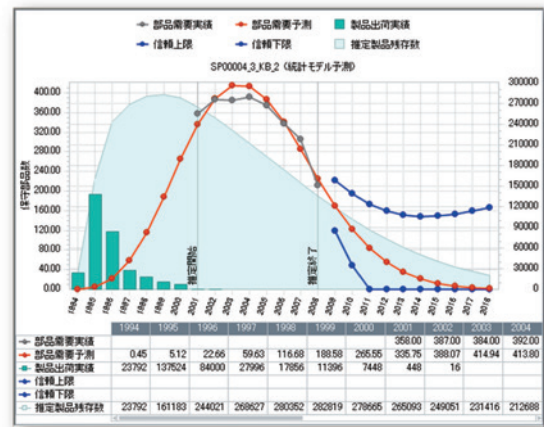


図3 長期需要予測の画面例

- (3) まとめ発注のための長期予測では類似部品のグルーピングが必要となる。お客様の業務知見と、統計分析技術を用いて適切なグルーピングを行う。

チューニングの(1)と(2)は実データ(実績データ)を使って予測精度の評価を行い、予測精度が高いモデルを採用する。予測に重回帰モデルを使う場合は、需要に影響をあたえる要因のデータも用意してモデルを構築する。季節性のある製品ならば、気温、降水量、日照量などの気象データを用いることが多い。製造機械や建設機械などは景気にも左右されるので経済指標インデックスを用いる場合がある。

チューニングの(3)では、類似部品のグルーピングの仕方が予測精度に効いてくる。ユーザの知見や経験に基づいたグルーピングをベースに、ワイブル分布への適合性など統計分析によりグルーピングを修正し、最適なグループに分類する。

### 3.3 ソリューション導入までの流れ

図4にサービスパーツ需要予測ソリューション導入までの標準的な流れと期間を示す。要件定義に1~2ヶ月、その後、チューニングのためのデータ分析に2~3ヶ月となる。この期間は取り扱う部品数、製品数によって決まる。チューニングと並行して設計、開発、テストを行う。パッケージを組み合わせるソリューションを構築するため、トータルでは最短で3ヶ月程度で運用開始できる。

導入後、運用開始後3~6か月後に再度チューニングを行うのが望ましい。

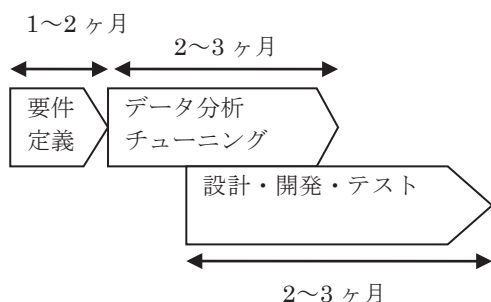


図4 導入までの流れ

#### 4. おわりに

HSE では序盤、中盤、終盤の期間全体にわたるサービスパーツの需要予測をソリューションとしてトータルで提供している。「まとめ発注」という難しい問題の需要予測技術が本ソリューションの特徴の一つである。また、日立認定データアナリティクスマイスターなど充実したアナリストの体制で最適なチューニングを含めてソリューションを提供している。

これまではサービスパーツの需要予測システムを個別 SI で、家電メーカ、建設機械メーカなどに提供してきた。今回、ソリューションとしてテンプレートを整備したことで、提案から導入、運用開始までの期間を短縮でき、低コストでの提供が可能となった。本ソリューションの展開には、技術だけではなくモデル選択やチューニングが行える人材も必要である。今後、さらに人材育成を進め、体制を強化してより多くのお客様にソリューションを提供していく計画である。

#### 参考文献

- 1) 飯塚他：類似部品を用いたパラメータ推定と後継部品の追跡管理による実用的な保守部品の生涯需要予測システムの開発，情報処理学会第 74 回全国大会講演論文集,2012(1),391-392 (2012-03-06)
- 2) Mahajan 他：Innovation diffusion and new product growth models in marketing, Journal of Marketing, Vol. 43, pp.55-68, (1979).
- 3) Munakata 他：A Diffusion Model with Non-uniform Influence for New Product Demand Forecasting, Proceedings of the 29th Annual Symposium on Forecasting, 2009.
- 4) R. L. Goodrich：Applied Statistical Forecasting, Business Forecast Systems, Inc., Belmont MA, 1989.

- 5) J.D. Croston：“Forecasting and stock control for intermittent demands, Operational Research Quarterly, Vol.23, No.3, pp.289-303, 1972.
- 6) Thomas R. Willemain 他：A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories, International Journal of Forecasting, Vol.20, July-September, pp. 375-387, 2004.
- 7) 松根他：需要予測支援ツール ForecastPRO をベースとしたソリューションビジネスの展開，日立 TO 技報第 9 号, pp. 6-12, 2003.
- 8) SPSS Family, <https://www.hitachi-solutions-east.co.jp/products/spss/index.html/>, Accessed 2019 年 8 月
- 9) 飯塚他：経験分布を用いた保守部品の生涯需要予測，日立 TO 技報第 16 号, pp. 11-15, 2003.
- 10) Cognos Family, <https://www.hitachi-solutions-east.co.jp/products/cognos/index.html/>, Accessed 2019 年 8 月
- 11) IBM Planning Analytics, <https://www.ibm.com/jp-ja/products/planning-analytics>, Accessed 2019 年 9 月
- 12) 今野他：SynCAS/SynPIX を核としたグローバル SCM 支援システムの構築，日立 TO 技報第 14 号, pp. 33-39, 2008.



手塚 大 1994 年入社  
アナリティクスソリューション部  
アナリティクス事業の推進  
masaru.tezuka.fd@hitachi-solutions.com



加地 拓己 2007 年入社  
アナリティクスソリューション部  
アナリティクスソリューションの  
企画，設計，開発，顧客提供  
takumi.kachi.zt@hitachi-solutions.com



太田 圭一 2002 年入社  
アナリティクスソリューション部  
アナリティクス事業の推進  
keiichi.ota.dc@hitachi-solutions.com