

プラスチック・ワイヤー製品データを対象とした 発注数予測モデルの比較調査

大 槻 明

1. はじめに

本報告書では、プラスチック・ワイヤー（以下、PW）製品の販売等を行っている企業から、「製品の発注実績」、「製品の仕様」、「納品先マシンにおける製品の使用状況の一部」などのデータを拝受し、このうち、発注個数の上位5つの製品のデータを対象に、独自に考案したアルゴリズム（第3章）によって、第4章に示す各予測手法を比較調査した結果について報告する。

2. 対象データ

時系列推移データの特徴としては、不規則に上下に遷移するホワイトノイズを代表として、図1に示すように、トレンド型、周期性型、間欠型（不規則型、周期性型）などがあるといわれている¹⁾⁻²⁾。

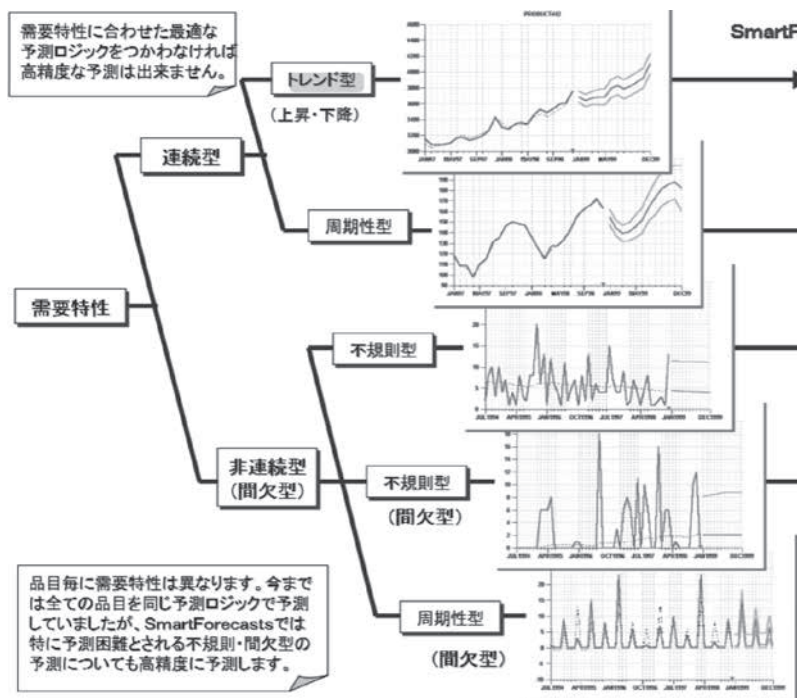


図1. 時系列推移データの特徴例（出典 1）

発注個数上位5つの製品を対象に、5製品の全ての納品先マシンにおける最初の使用開始日（製品によって開始日が違う）～2015年11月までの発注推移グラフを図2～6に示す。これらを図1の時系列データの特徴に照らし合わせると、全て非連続型（不規則型）に該当すると考えられる。このような特徴になった原因としては、全ての得意先マシンのデータを合算して時系列データを作成したことが考えられる。つまり、今回対象とするPWデータは1つの製品を複数の会社（マシン）に納品しているが、図2～6は、それら複数の納品先マシンを製品単位で合算した時系列データである。しかし、データ提供元の会社からは、納品先マシンマシンごとに分析して欲しいというニーズがあった。このように、実社会では、データを細分化して分析したいというニーズは少なくないと考えられるが、図2～6を見れば分かります。納品先マシンを合算した発注数でも、月平均でみると10件程度の発注数

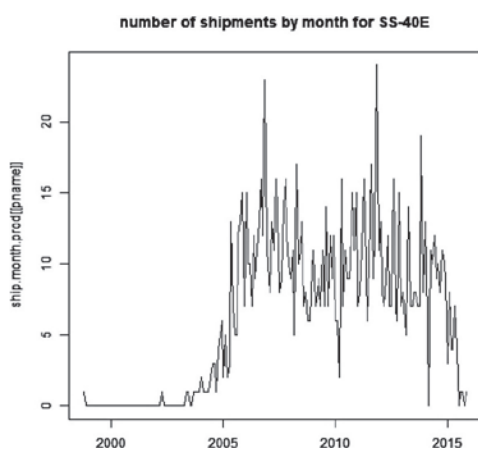


図 2. 製品 1

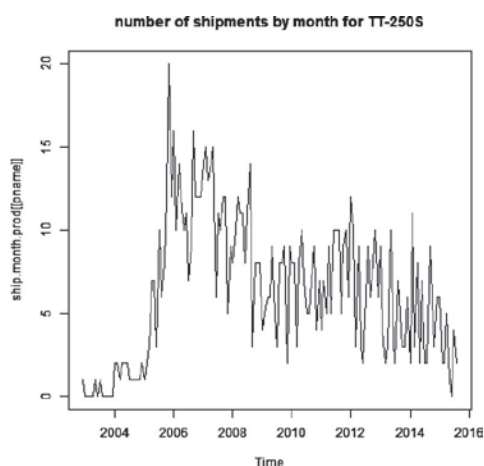


図 3. 製品 2

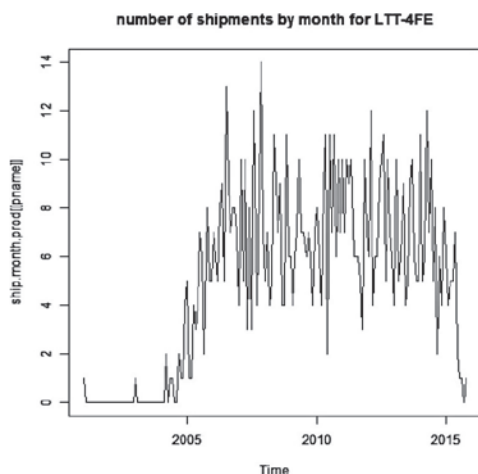


図 4. 製品 3

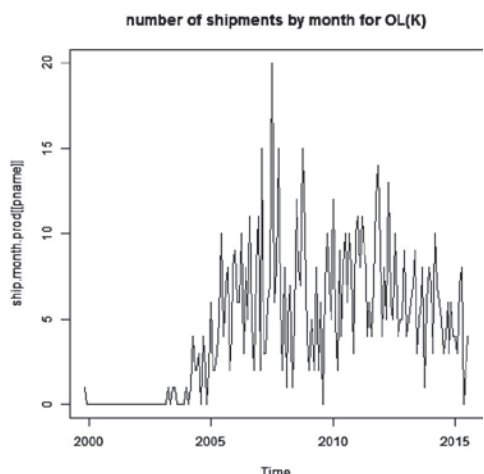


図 5. 製品 4

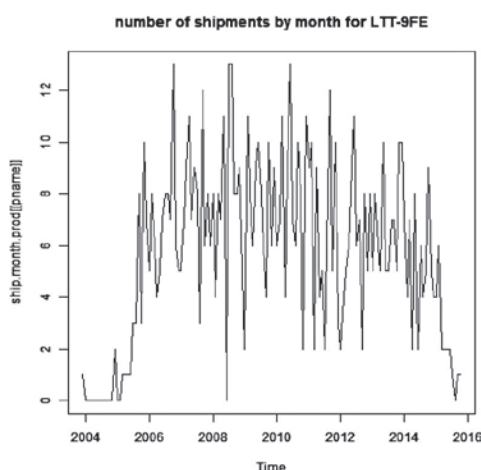


図 6. 製品 5

しかないため、これをマシン単位に集計しなおした場合は顕著な間欠型になると考えられる。

3. 比較調査に用いる学習期間及び予測期間

表 1 に例示するように、学習期間及び予測期間の組合せには様々なパターンが考えられるが、今回は、データ提供元の企業のニーズに従い、ケース 3 を採用した。なお、提供されたデータの期間は、2006 年 5 月～2015 年 11 月であるため、つまり、1 つ目の予測は、学習期間が 2006 年 5 月～2008 年 4 月の 2 年間で予測期間が 2008 年 6 月の 1 か月分、2 つ目の予測は、学習期間が 2006 年 6 月～2008 年 5 月の 2 年間で予測期間が 2008 年 7 月の 1 か月分、というように 1 か月ごととずらしながら、2015 年 11 月まで予測を行う形で比較調査を行った。

表 1. 学習期間及び予測期間のパターンの例

	学習期間		予測期間	
	当月前全て	直近 24 か月	1 か月	3 か月
ケース 1	○		○	
ケース 2	○			○
ケース 3		○	○	
ケース 4		○		○

3.1 比較調査に用いる予測手法

本書で比較調査に用いる予測手法を表 2 にまとめる³⁾⁻¹⁰⁾。なお、本比較調査は R 言語の forecast パッケージ、その他 survival や RSNNS で行ったため、表 2 の 1 列目は、R における関数名をそれぞれ表記している。また、表 2 の末尾に示されているカプラン・マイヤー法は、時系列分析の手法ではなく、生存時間分析の手法である。本報告書では、カプラン・マイヤー

表 2. 予測手法一覧

R における関数名	予測手法名	概 要
ses()	単純指数平滑法	シンプルな予測モデルであり、予測値は過去の加重平均から求める。
holt()	ホルト線形指数平滑法	指数平滑に、減衰トレンド、指数トレンドなどのレベル成分を加えたもの。
hw()	ホルトウィンターズ指数平滑法	ホルト線形指数平滑法に、季節成分を加えたもの。
ets()	指数平滑総合モデル	単純指数平滑法に、エラータイプ、トレンドタイプ、季節タイプの3つの成分を加えたもの。
ar()	単純自己回帰法	一つ前の値を横軸に、一つ後のデータを縦軸にしてプロットし、回帰直線を用いて予測するモデル。
arima()	arima モデル	ARMA モデルは、AR と MA（移動平均モデル）の混合モデルであり、ARIMA は、データの差分を取ってから ARMA を適用するモデル。
arima_seasonal()	季節成分付き arima モデル	ARIMA モデルに季節成分を加えたもの。
arfima()	自己回帰実数と分移動平均モデル	ARIMA モデルは、過剰の差分が起これるため、その短所を克服するため、差分の階数 d が整数に限らず、任意の実数に一般化した方法が ARFIMA モデルである。ARFIMA モデルは差分要素を2項級数展開することで実数 d を取ることを可能にしている。
croston()	クロストン法	クロストンは、まず、平均需要サイズについて個別の指数平滑化推定を計算し、次に、需要間の平均間隔を計算することで予測を行う。
spline()	スプライン法	スプライン曲線のあてはめで予測
rwf()	ランダムウォークモデル	ホワイトノイズの累積和を取ることで表わされるモデル
nnet()	ニューラルネットワークモデル	隠れ層1層のフィードフォワードニューラルネットワークモデル
elman()	エルマンモデル	elman リカレントネットワークモデル。入力層・コンテキスト（隠れ層）・出力層の3層構造。
kaplan()	カプラン・マイヤー法	ノンパラメトリックモデル、本報告書では、生存確率が50%時点のデータを使って予測している。

法を発注数予測モデルに改良することで本比較調査に含めた。この改良モデルの詳細については次節以降の中で述べる。

3.2 使用開始間隔にモデル化したノンパラメトリックカプランマイヤーモデル

表 2 に示した指数平滑法をベースにしたモデルは、直近の時系列データを重視して予測す

るモデルであるが、第2章で述べたように、対象データが顕著な間欠型であった場合は過去の全データを用いて分析したいというケースが考えられる。このようなケースに向いている手法として、表2の croston や、時系列を前提としたブートストラップ（時系列構造を崩さないようにサンプリングするブロックサンプリングを用いる）など少ないサンプルをサンプリングしてかさ増しするような手法が存在する。

本報告書では、新たな時系列分析のアプローチとして、納品先マシンにおける製品の使用開始間隔確率モデルを生存時間分析に応用するモデルを考察した。生存時間分析¹¹⁾⁻¹³⁾は、今回のPW製品であれば、過去のデータを、「製品の使用開始—使用終了」という生存間隔としてとらえ、過去の生存間隔から将来の生存日数を予測する手法である。しかし、今回のデータには、使用日数はあるがこれには他製品の使用等を考慮した日数ではないため、次節に示す使用開始間隔確率モデルを考案し、使用日数=寿命日数ととらえて、生存時間分析を行うモデルについて考案した。

3.3 使用開始間隔確率モデル

製品（品種）と得意先マシンごとにデータをグループ化し、グループ化したデータに対して開始日の間隔を算出する。開始日の間隔と後述する打ち切りの有無により生存時間分析に渡すデータを作成する。

具体的には、まず図7の黒線の開始間隔日データから、生存曲線（開始間隔曲線）を作成することで、カプラン・マイヤー法のための間隔推定値（例：50%で80日）を計算する。

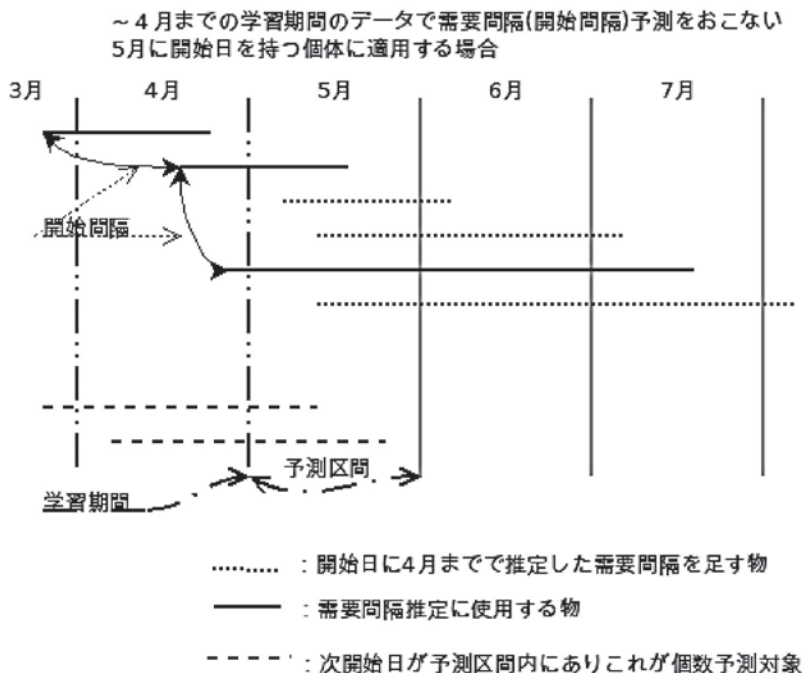


図7. 使用開始間隔確率モデル

開始間隔確率が指定%（例：50%）を下回る最初の日数を生存曲線から取得して、その日をその月の推定間隔とする。

そして、この間隔推定値（例：50%で80日）を月ごとの開始日（例：図7の5月だと黄色線の3本）に図7の赤線のように加えて終了日を推定する。これは、製品が連続して使用されることを仮定し終了日の次を開始日としている。

最後に、推定開始日（赤線の終了予測日）を月ごと集計し、これを発注予測値とする。たとえば、図7だと7月には赤線の終了予測日が1本であるため、発注予測は1となる。この発注予測値を実際の月ごとに観測された発注数と比較することで誤差評価を行う。

3.4 生存時間分析の種類

生存時間分析は次の3通りに大別される¹⁰⁾⁻¹²⁾。

- ✓ パラメトリックモデル (parametric model)
共変量を導入し、分布を仮定するモデル
- ✓ ノンパラメトリックモデル (non-parametric model)
共変量を導入せず分布を仮定しないモデル
- ✓ セミノンパラメトリックモデル (semi-non-parametric model)
共変量を導入する、分布を仮定しないモデル

前節でモデル化する前の対象データは、そもそもX軸に時間軸がなく（つまり等間隔でない）、原因となるパラメーターや分布が仮定できないため、ノンパラメトリックが相応しいと考え、前節の使用開始間隔モデルにノンパラメトリックカプランマイヤーモデルを適応するモデルを次節で考案する。

3.5 ノンパラメトリックモデル

ノンパラメトリック¹⁰⁾⁻¹²⁾は、確率分布を仮定せずに生存時間を推定する方法で、代表的なものには、カプラン・マイヤー推定量がある。打ち切りがない場合は、n個の無作為標本に対して、生存関数S(t)と分布関数F(t)の関係、 $S(t) = 1 - F(t)$ により、経験分布 $F_n(t)$ を用いて、S(t)を次の式で推定することができる。

$$\hat{S}(t) = 1 - F_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sigma(t_i > t) \quad (1)$$

ここで、 $\delta(t_i \geq t)$ は指標関数であり、 $t_i \geq t$ のときに1、 $t_i < t$ のときに0である。この式より、 $t \leq t_1$ に対して $\hat{S}(t) \equiv 1$ で、また $t > t_k$ であれば $\hat{S}(t) \equiv 0$ である。この式をあるデータに対して適用して得られた生存関数の推定量のイメージが図8（3.6節）である。このように、 $\hat{S}(t)$ は死亡時刻毎に $1/n$ ずつ減少する階段関数である。つまり、全てのデータ

に打ち切りがなければ、時刻 t よりも大きな値 t を持つデータの個数の和の平均が、その時刻 t までに生存しているであろうという確率になっている考え方であり、 t が大きくなるほどその t 値を持つデータ（長い寿命を持つデータ）が少なくなるので確率は下がっていくと考えられる。

3.6 打ち切り

例えば、製品に穴が開いていて次の製品に交換したときなど、何らかの問題によって通常の交換とは違う形で交換された場合に、本報告書では打ち切りがあったと考える。打ち切りがある場合のカプラン・マイヤー推定量では、まず、 n 個のデータに打ち切りの可能性がある場合を考える。交換があった時刻を次のとおりとする。

$$t_1 < t_2 < \cdots < t_k, k \leq n \quad (2)$$

ここで、打ち切りがある場合は $k < n$ である。打ち切りがあった場合は観測時刻 $t_1, t_2, \dots$ に含まないため、時刻 t_j (j は生存品数) における製品交換数を d_j とすると、 $D = \sum_{j=1}^n d_j$ は総交換数を表す。打ち切りが無ければ $n = D$ で、そうでなければ $n < D$ となる。

次に、打ち切り標本数を考える。区間 $[t_j, t_j + 1]$ における打ち切り標本数を、 $m_j (j = 1, \dots, k)$ とし、時間 t_j まで (t_j を含まない) の生存製品数を n_j とすると、次式が成り立つ。 d_i は、時点 t_i の製品交換数を、 n_j の j は生存製品数をそれぞれ表す。

$$n_j = \sum_{i=j}^n (d_i + m_i), \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

そして、生存関数 $S(t)$ のカプラン・マイヤー推定量（積極限推定量）は次のように定義される。これは、時刻 t における生存確率は、 t より小さい各 t_i での $(n_i - d_i) / n_i$ の積で表せるということを意味する。

$$\hat{S}(t) = \begin{cases} 1 & t < t_1 \text{ のとき} \\ \prod_{t_i \leq t} \frac{n_i - d_i}{n_i} & t \geq t_1 \text{ のとき} \end{cases} \quad (4)$$

すなわち、 $t_i < t < t_{i+1}$ のとき、生存関数は次のように計算される。

$$\hat{S}(t) = \frac{n_1 - d_1}{n_1} \times \cdots \times \frac{n_i - d_i}{n_i} \quad (5)$$

以上から得られる生存曲線は、図 8 に示すように横軸が時間（使用日数）、縦軸が生存確率となり、例えば使用開始から 100 日使用される確率は、90% 信頼区間という、「40% か

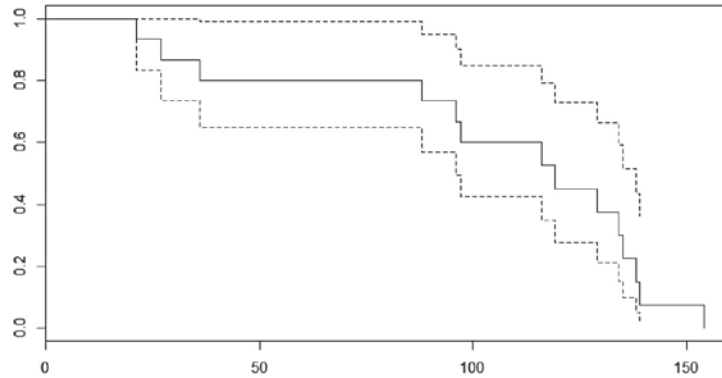


図 8. 生存曲線

ら 90%」である。寿命（交換時期）となる確率は逆なので、60%から 10%での確率となる。150 日になるとほぼ確実に交換時期を迎えると言える。これを発注（出荷）と結び付けようとする、確実に自分の製品を発注するとは限らないということと、同じ製品を発注するとは限らないことから単純には関連付けられないため、マーケティング的に解釈すると、「そろそろ交換時期になりそうだからセールスをかけようか?」といったような目安的な使い方になると考えられる。

3.6 本報告書で考案した使用開始間隔ノンパラメトリックカプランマイヤーモデルの限界及び今後の改良について

前節で考案した使用開始間隔ノンパラメトリックカプランマイヤーモデルは、それまでのすべての時間の平均的なところをとっただけであり（つまり過去も直近も同じ）、例えば、今回のデータであれば次に示すような項目を考慮できていない。

- ・ PW 製品の面積や構造など
- ・ 納品先マシンにおける使用のされ方や使用頻度など
- ・ 製品の交換率や故障率
- ・ 製品の残存率
- ・ etc

ゆえに、今後は前節の使用開始間隔ノンパラメトリックカプランマイヤーモデルに、上記の特徴量を考慮できるよう改良していきたい。一例として宗形ら¹⁴⁾のモデルを参考に、Weibull 分布と γ 分布の混合分布を仮定し、そこに上述したパラメータを設定するようなモデルについて検討していきたい。

3.7 予測精度の評価に用いる手法

本報告書では、予測手法の予測精度を評価（つまり実測値との誤差を評価）する手法として、MAE, MAPE, MASE, RMSE などがあるが、MASE は、forecast パッケージに含まれて

いる関数を用いた手法でないとスコアが算出できない。しかし、kaplan や elman は、forecast パッケージの関数を使わないため、kaplan や elman は MASE のスコアを算出することができない。さらに、MAE と RMSE の違いは、2 乗して平方根取るか取らないかだけなので、今回は、MAE よりも誤差が大きめに出る RMSE を採用することとした。以上から、本報告書では、MASE と RMSE を用いて予測精度の評価を行うこととした。

MAPE (Mean Absolute Percentage Error)¹⁵⁾⁻¹⁶⁾ は、平均絶対誤差比率を求めるものであり次式のように表される。誤差の絶対値の差を実測値で割り、100 を掛けてパーセントにして、それを期の数で割った値である。ここで、 y_t は実際値に等しく、 $\hat{y}_t$ は適合値に等しく、 n は観測数に等しくなる。

$$MAPE = \frac{\sum |(y_t - \hat{y}_t) / y_t|}{n} \times 100, (y_t \neq 0) \quad (6)$$

RMSE (Root Mean Square Error)¹⁷⁾⁻¹⁸⁾ は、平均 2 乗誤差を求めるものであり次式のように表される。予測値が正解からどの程度乖離しているかを示すモデルであり、0 に近いほど誤差が小さいと解釈できる。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X - x_i) / n} \quad (7)$$

3.8 誤差平均と標準偏差値の予測誤差評価合成指標 (ErrIndex)

予測誤差を評価する簡単な方法は、MAPE と RMSE の平均値で各手法を比較することである。しかし、表 3 は予測手法 1 及び 2 の予測精度（値が小さいほど誤差が少ない）を 5 か月分比較したイメージであるが、平均だけでみると、手法 1 には、「5」と大きく外したスコアが含まれているにも関わらず、平均値は手法 2 と同じ「2.6」となってしまう。しかし、標準偏差でみると、大きくスコアを外していない手法 2 の方が「0.5」と手法 1 の「1.2」よりもかなり小さい。つまり、平均値が小さくて、かつ、標準偏差値も小さい手法であるほど、予測精度の良いスコアが集まっていると解釈できる。ゆえに、本報告書では、平均と標準偏差の両方を評価できる合成指標 (ErrIndex) を式(8)のとおり考案した。

$$ErrIndex_k = \left(\frac{ave_k}{\max(ave_{i=1 \sim n})} \right) \times \left(\frac{stdev_k}{\max(stdev_{i=1 \sim n})} \right) \quad (8)$$

表 3. 平均と標準偏差の例

	予測精度のスコア					Ave	Stdev
	2017/1	2017/2	2017/3	2017/4	2017/5		
手法 1	2	2	2	2	5	2.6	1.2
手法 2	3	3	3	2	2	2.6	0.5

k = 1 及び i = 1 は予測手法 1, k = 2 及び i = 2 は予測手法 2,..., k = n 及び i = n は予測手法 n のスコアをそれぞれ表す。つまり、ErrIndex は、当該予測手法の平均値及び標準偏差値を、全手法の MAX 平均値及び MAX 標準偏差値で割り、それらの結果の積で求められる。

4. 予測手法の比較調査の結果及び考察

4.1 比較調査の結果

予測期間を 2008 年 6 月～2015 年 11 月として、表 2 の各手法の MAPE と RMSE を求め、これらのスコアから次に示す各事項を製品ごとに算出したものが表 4～8 である。

- ・各手法の MAPE と RMSE の平均値 (ave)
- ・各手法の MAPE と RMSE の標準偏差値 (stdev)
- ・全手法の MAX 平均値 (max_ave)
- ・全手法の MAX 標準偏差値 (max_std)
- ・ErrIndex (3.8 節)

表 4～8 において、ave 及び stdev が最もスコアが良かったものを色付けしており、ErrIndex の最もスコアが良かったものを赤く表している。表 4～8 の結果から、製品 2 を除く全ての製品でクロストン法 (croston) のスコアが一番良かった。製品 2 では、単純指数平滑法 (ses) と本報告書で提案したカプランマイヤーモデル (kaplan) のスコアの方が良かったが、製品 2 についても、RMSE の平均値だけで見るとクロストン法のスコアが一番良かった。この結果の理由については次節の中で考察する。

表 4. 製品 1 のスコア

		ses	holt	hw	ets	ar	arima	arima_seasonal	arfima	croston	spline	rwf	nnet	kaplan	elman
RMSE	ave	2.944681	3.193358	3.457021	2.952175	3.082488	2.926595	2.926594514	2.94414	2.890603	3.441963	4.188889	3.192401	3.611111	3.260318
	stdev	2.19108	2.201659	2.798101	2.196039	2.153481	2.22851	2.228509796	2.213488	2.153385	3.171976	3.299476	2.643768	3.196159	2.486774
	max_ave	4.188889													
	max_std	3.299476													
	Errindex	0.466824	0.508691	0.699877	0.469071	0.480285	0.471882	0.471881836	0.471511	0.450367	0.789937	1	0.610656	0.835075	0.586614
MAPE	ave	36.01044	37.34166	39.70126	36.12387	37.26023	35.38231	35.38231221	36.18759	35.30876	42.57724	48.55852	38.62398	41.09202	39.96976
	stdev	40.46445	39.57623	39.90382	40.60461	39.58176	39.71178	39.71178475	41.0568	39.42745	61.68421	55.89541	46.05144	47.13427	45.23283
	max_ave	48.55852													
	max_std	61.68421													
	Errindex	0.486477	0.493388	0.528907	0.4897	0.492381	0.469101	0.469100754	0.496027	0.484774	0.876823	0.906154	0.593828	0.646628	0.603595

表 5. 製品 2 のスコア

		ses	holt	hw	ets	ar	arima	arima_seasonal	arfima	croston	spline	rwf	nnet	kaplan	elman
RMSE	ave	2.333943	2.534821	2.944842	2.387058	2.5664	2.406454	2.406453575	2.351993	2.315763	3.345504	3.445652	2.990398	2.478261	2.826239
	stdev	1.728434	1.751414	2.374761	1.731623	1.810008	1.739356	1.73935684	1.9367	1.801496	4.266381	2.66362	2.18413	1.861966	2.155826
	max_ave	3.445652													
	max_std	4.266381													
	Errindex	0.274418	0.301999	0.475719	0.281181	0.31599	0.284731	0.284731068	0.309861	0.283789	0.970935	0.624328	0.4443	0.313897	0.414469
MAPE	ave	57.92737	56.1585	56.06594	57.95435	62.93742	60.93217	60.93216858	59.6789	56.9497	67.88211	68.34435	72.48095	52.62262	73.44676
	stdev	93.12852	91.01824	79.35216	92.89657	92.23472	98.06597	98.0659682	96.37083	90.4106	102.0708	92.30536	103.5083	66.80447	128.9089
	max_ave	73.44676													
	max_std	128.9089													
	Errindex	0.569785	0.539869	0.469896	0.56863	0.613123	0.631116	0.631116131	0.60745	0.54382	0.731815	0.666306	0.792398	0.371298	1

表 6. 製品 3 のスコア

		ses	holt	hw	ets	ar	arima	arima_seasonal	arima	croston	spline	rwf	nnet	kaplan	elman
RMSE	ave	2.338381	2.482681	3.288331	2.327192	2.372932	2.460843	2.460843155	2.474891	2.345867	2.948433	3.521739	2.666258	3.402174	2.604767
	stdev	1.603249	1.681464	2.456777	1.571539	1.559448	1.647929	1.647929426	1.558967	1.55497	2.566783	2.495554	1.840119	2.592044	1.836814
	max_ave	3.521739													
	max_std	2.592044													
	ErrIndex	0.410692	0.457308	0.884997	0.400643	0.405375	0.444245	0.444245491	0.422662	0.3996	0.82905	0.962775	0.537463	0.966049	0.524125
MAPE	ave	48.1885	46.078	61.31085	48.10645	48.7071	50.18663	50.18663445	49.42553	47.04959	53.05612	62.30608	52.82298	60.47509	51.6608
	stdev	78.94336	66.73498	103.3542	78.93696	80.63005	81.71064	81.71064423	77.73363	72.8801	70.4095	85.996	84.19407	72.92778	78.07595
	max_ave	62.30608													
	max_std	103.3542													
	ErrIndex	0.590745	0.477517	0.984027	0.589692	0.60986	0.636807	0.636807287	0.596625	0.532483	0.580107	0.832051	0.69063	0.684874	0.626354

表 7. 製品 4 のスコア

		ses	holt	hw	ets	ar	arima	arima_seasonal	arima	croston	spline	rwf	nnet	kaplan	elman
RMSE	ave	2.589725	2.809776	3.223188	2.594528	2.580217	2.653857	2.653857494	2.682903	2.604315	2.889315	3.888889	2.791269	3.7	2.978066
	stdev	1.943265	2.112561	2.489114	1.942221	1.953069	1.924211	1.924210843	1.917225	1.919296	2.095297	2.884612	2.13525	2.790659	2.081363
	max_ave	3.888889													
	max_std	2.884612													
	ErrIndex	0.448614	0.529137	0.715183	0.449202	0.449222	0.455216	0.455215753	0.458527	0.445577	0.539669	1	0.531297	0.92044	0.552547
MAPE	ave	57.07986	57.23474	58.93861	57.20431	55.12179	56.44686	56.44686492	58.17189	56.67906	59.07894	80.92135	56.64036	68.71471	61.37899
	stdev	85.76084	76.50566	64.29991	85.78151	74.18472	73.12033	73.12033077	84.53485	85.18287	82.69472	129.4205	70.08463	78.10094	76.74719
	max_ave	80.92135													
	max_std	129.4205													
	ErrIndex	0.467418	0.418107	0.361863	0.46855	0.390455	0.394105	0.394104816	0.469551	0.461008	0.466492	1	0.379038	0.512436	0.449796

表 8. 製品 5 のスコア

		ses	holt	hw	ets	ar	arima	arima_seasonal	arima	croston	spline	rwf	nnet	kaplan	elman
RMSE	ave	2.604065	2.851937	3.760071	2.611341	2.589479	2.62669	2.626690084	2.550583	2.607851	2.994275	3.505618	3.255381	3.337079	2.799829
	stdev	1.719941	1.986104	2.539115	1.799342	1.732675	1.7234	1.723400293	1.695275	1.652909	2.348746	2.784885	3.949356	2.639134	2.008508
	max_ave	3.760071													
	max_std	3.949356													
	ErrIndex	0.301608	0.381434	0.642919	0.316414	0.302139	0.304841	0.304840515	0.291177	0.290275	0.473593	0.65743	0.865777	0.59307	0.378689
MAPE	ave	54.36967	56.73773	76.99907	54.31084	54.71	55.06721	55.06721402	53.37481	53.6743	59.88498	62.04932	66.47696	63.78803	57.65278
	stdev	75.1058	75.71543	111.7694	75.86535	75.57388	75.43765	75.43765222	74.39549	72.35687	81.65133	71.63571	97.46192	75.2533	82.61323
	max_ave	76.99907													
	max_std	111.7694													
	ErrIndex	0.474484	0.499169	1	0.478754	0.48043	0.482695	0.4826949	0.461397	0.451271	0.568163	0.516485	0.752831	0.557771	0.553428

4.2 考察

表 4～8 から、croston の ErrIndex のスコアが一番良かった製品 1, 5 を取り上げて、croston と表 4～8 で ErrIndex のスコアが一番良かったその他の手法の予測誤差を折れ線グラフとして表したものが図 9～12 である。図 9 の 2008-10-01 あたりと図 12 の 2014-03-01 あたりの hw (ホルト・ウインタース法) や、図 10 の 2012-10-01 あたりの holt は大きく予測を外しており、さらに kaplan は全体的に大きく予測を外しているケースが散見されるが、これらに対し、指数平滑は、直近のデータを重視した平均から予測を行う手法であるため、他の手法よりも全体でみると大きく予測を外しているケースが少なかったため、全体的な平均誤差を見るとスコアが良かったのだと考えられる。さらに、croston は、0 でないデータだけ取り出して指数平滑を行うモデルであるため、今回の比較調査では、croston のスコアが一番良かったのだと考えられる。

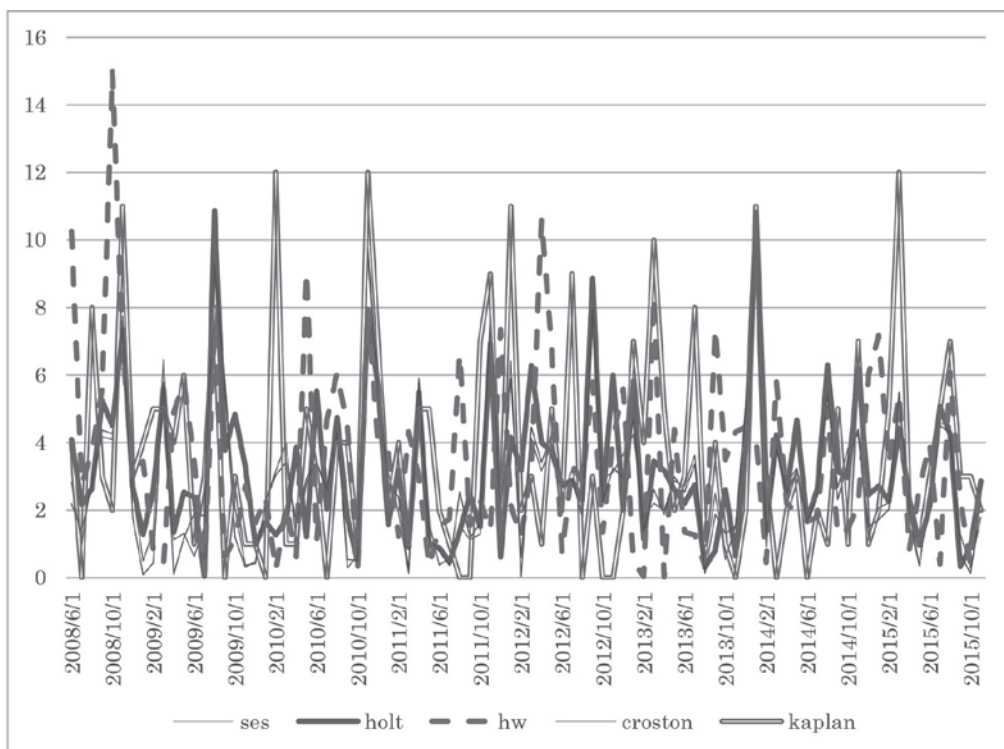


図 9. 製品 1 (RMSE)

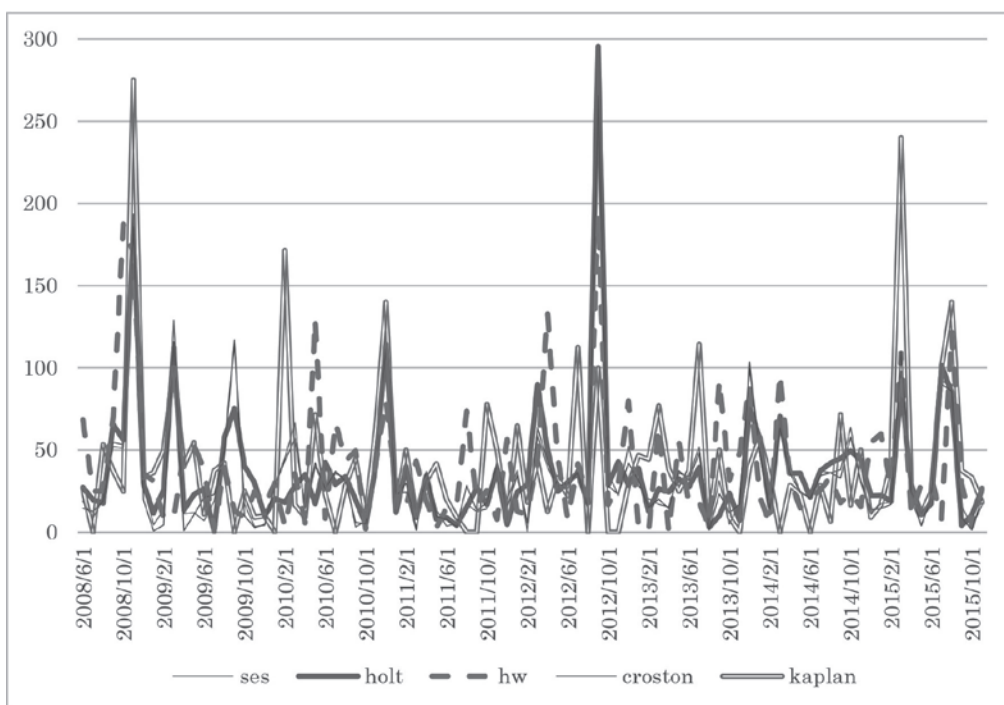


図 10. 製品 1 (MAPE)

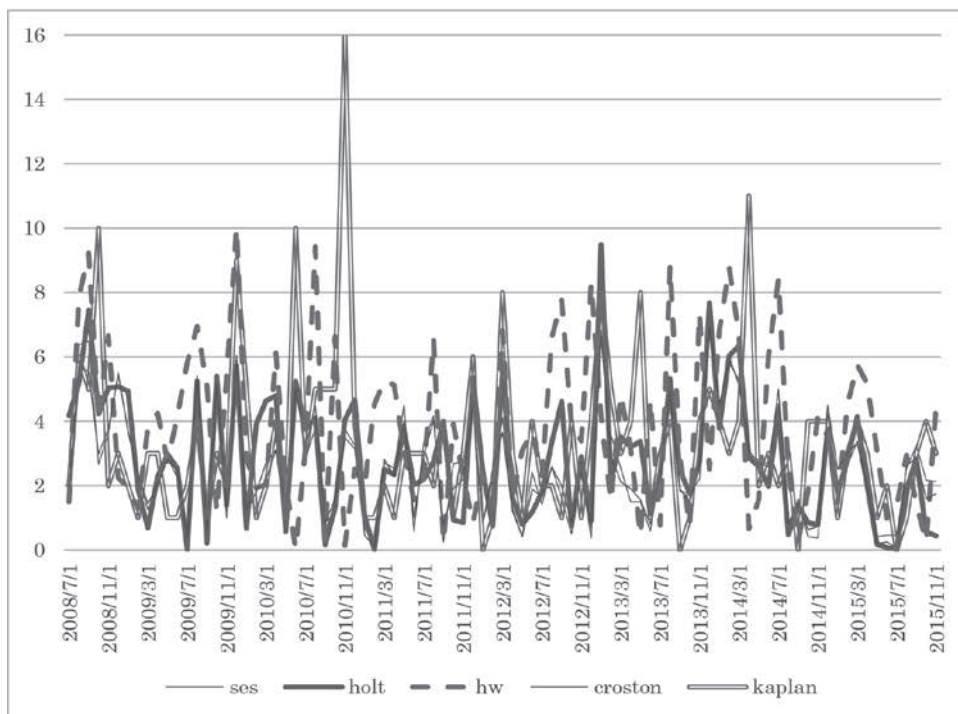


図 11. 製品 5 (RMSE)

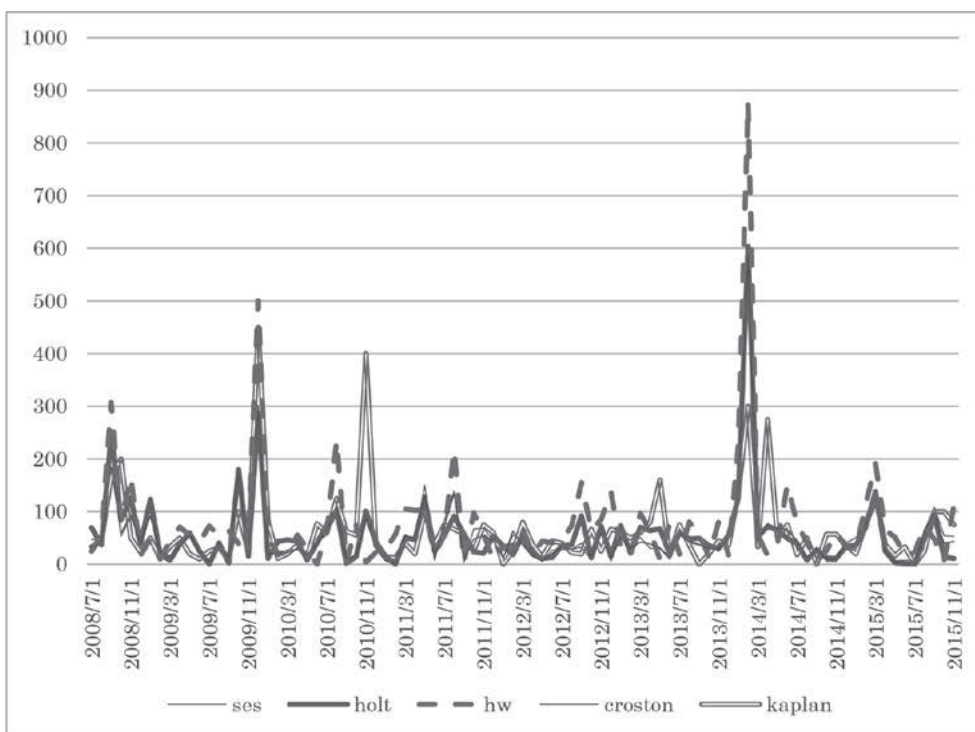


図 12. 製品 5 (MAPE)

5. おわりに

本報告書では、PW 製品を対象として、最適な予測手法を調べるために、14 の予測手法の比較検証を行った結果について報告した。なお、この予測手法の一つには、筆者らが独自に考案した、使用開始間隔ノンパラメトリックカプランマイヤーモデルが含まれている。さらに、予測手法の比較検証のための新たな指標（ErrIndex）についても考案した。比較検証の結果、直近のデータを重視した平均から予測を行う手法である **croston** が、他の手法よりも全体でみると大きく予測を外しているケースが少なかったため、全体的な平均誤差を見るとスコアが一番良かった。今後は、使用開始間隔ノンパラメトリックカプランマイヤーモデルを改良させることで、**croston** を超えるような新たなモデルについて研究していきたい。

参考文献

- 1) http://waku-con.com/document/SoftwareBusiness/smrtf/sf_overview.pdf
- 2) http://www.ipl.cs.is.nagoya-u.ac.jp/zujyoho/time_series.htm
- 3) 横内大介, 青木義充: 現場ですぐ使える時系列データ分析～データサイエンティストのための基礎知識～, 技術評論社, 2014.
- 4) 田中孝文: R による時系列分析入門, シーエービー出版, 2008.
- 5) 横内大介, 青木義充: 時系列データ分析, 技術評論社, 2014.
- 6) データサイエンティスト養成読本, 技術評論社, 2015.
- 7) 沖本竜義: 経済・ファイナンスデータの計量時系列分析, 朝倉書店, 2010.
- 8) 刈屋武昭・田中勝人・矢島美寛・竹内啓 (2003): 経済時系列の統計—その数理的基礎, 岩波書店
- 9) クロストン方式: https://help.sap.com/saphelp_scm70/helpdata/ja/ac/216b89337b11d398290000e8a49608/content.htm
- 10) ニューラルネットワークで時系列データの予測を行う: <http://qiita.com/icoxfog417/items/2791ee878deee0d0fd9c>
- 11) J. P. クライン, M. L. メシュベルガー: 生存時間解析, 丸善出版, 2012.
- 12) R と生存時間分析 (1): <https://www1.doshisha.ac.jp/~mjlin/R/36/36.html>
- 13) R と生存時間分析 (2): <https://www1.doshisha.ac.jp/~mjlin/R/37/37.html>
- 14) 宗形聡, 飯塚新司, 浦邊信太郎, 手塚大: 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, 日立 TO 技報第 16 号, pp.16-21.
- 15) John, T. Mentzer, et. al: Forecasting Technique Familiarity, Satisfaction, Usage, and Application", Journal of Forecasting, Vol. 14, pp465-476, 1995.
- 16) minitab Web サイト: <http://support.minitab.com/ja-jp/minitab/17/topic-library/modeling-statistics/time-series/time-series-models/what-are-mape-mad-and-msd/>
- 17) "2.5 Evaluating forecast accuracy | OTexts": <https://www.otexts.org/fpp/2/5>
- 18) 誤差と最小二乗法: <http://www.infra.kochi-tech.ac.jp/takagi/Survey2/8LSQ.pdf>