

アパレル業の売上予測における時系列モデルの 適応条件の検討

The adaptive condition of the model of Time-series analysis in the sales forecasting
for the apparel industry.

張 瀚天*¹ 村井 諒*¹ 佐々木 健佑*¹ 片山 茜*¹ 善甫 啓一*^{2*3} 中林 紀彦*^{4*2}
Hanten Chang Ryo Murai Kensuke Sasaki Akane Katayama Keiichi Zempo Norihiko Nakabayashi

*¹ 筑波大学 社会工学類
College of Policy and Planning Sciences, Univ. Tsukuba

*² 筑波大学 システム情報系
Faculty of Engineering, Information and Systems,
Univ. Tsukuba

*³ 産業技術総合研究所 人工知能研究センター
Artificial Intelligence Research Center, AIST

*⁴ 株式会社オプトホールディングス
データサイエンスラボ
OPT Holding Inc. Data Science Lab.

In this paper, we aimed to reveal the application possibility of SARIMA model forecasting in the apparel industry sales. The apparel industry has the feature that the goods are subject to seasonal variation. Then the SARIMA model that is used as the tool for analyzing time-series with seasonal variation in many fields has possibility of applying to the forecasting. By analyzing the sales data of a real apparel company, the accuracy of forecasting results were verified. Also we investigated what feature of datasets would affect the forecasting accuracy. As a result, the feature that SARIMA model forecasting accuracy varied largely by categories was revealed. In addition, although the factors affect the forecasting accuracy weren't revealed, it was suggested that the variance of dataset affects the accuracy. Therefore, if the factors that affect on accuracy are clarified, on the basis of that we can apply the SARIMA model in the apparel industry.

1. はじめに

アパレル業界において、商品生産で重要な指標となる売上予測は、その予測の難しさから、長い間大きな課題とされてきた。蓄積された過去の売上データなどはあるものの十分に活かせず、売上予測は経験と勘に頼っているために、客観的な根拠に基づいたオペレーションが実現できていないという現状がある。

そこで本論では、その状況を改善するための客観的売上予測手法として、様々な時系列分析手法の中から、既に他分野での適用がなされていること[足立ら 15], アパレル製品が影響を受けやすい季節を考慮できる点から SARIMA(Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average)モデルに着目した。

本論では、SARIMA モデルでの予測をオペレーションの客観的根拠とするために、本論では、実際のアパレル業の売上データを使用し、SARIMA モデルによる予測を通して、その精度を検証しアパレル業への適応が可能かを調査することと、SARIMA モデルの予測精度に影響を与える要因を明らかにすることを目的とする。

具体的には、調査 1 として、実際のアパレル企業の過去の売上データを元に、ある期間の売上を二つの評価基準によって選んだモデルによって予測することで、SARIMA モデルの予測精度について調査する。さらに調査 2 として、予測精度は予測に用いたデータ（以降、訓練データ）の性質の影響を与えていると考え、具体的にどのような訓練データの特徴が、予測精度に影響を与えるかを明らかにするため、予測精度を従属変数、訓練データの特徴量を独立変数に設定し、重回帰分析、相関分析により関係を分析した。

連絡先: 張 瀚天, 筑波大学理工学群社会工学類,
〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1,
s1411289@sk.tsukuba.ac.jp
zempo@iit.tsukuba.ac.jp

2. SARIMA モデルとは

SARIMA モデルとは、過去時系列データの加重和モデル (AR: Auto Regressive モデル) と過去の残差の加重和モデル (MA: Moving Average モデル) を複合した、式(1)で表される ARIMA (Auto-Regressive Integrated Moving Average) モデルの発展形モデルであり式(2)で表される。

ARIMA[p, d, q]モデル

$$X_t = \varphi_1 \cdot X_{t-1} + \dots + \varphi_p \cdot X_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t \quad (\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)) \quad (1)$$

SARIMA[p, d, q][P, D, Q](s)モデル

$$(1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p) * (1 - \Phi_1 B^{12} - \dots - \Phi_P B^{12P}) Z_t = (1 + \theta_1 B + \dots + \theta_p B^p) * (1 + \Theta_1 B^{12} - \dots - \Theta_Q B^{12Q}) \varepsilon_t \\ \Leftrightarrow \varphi(B) \Phi(B) Z_t = \theta(B) \Theta(B) \varepsilon_t \quad (\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)) \quad (2)$$

ここで、 Y_1, Y_2, \dots, Y_{t-1} は時系列データであり、 X_t は Y_t から d 回階差をとった時系列データである。ここで、 B (バックワードオペレータ) とは、

$$X_{t-i} = B^i \cdot X_t, \quad \varepsilon_{t-i} = B^i \cdot \varepsilon_t \quad (3)$$

といった操作を行うシフト演算子である。

これら両モデルは弱定常性時系列データの残差がホワイトノイズであることを仮定したモデルである。SARIMA モデルは上記の AR 項の次数 p , MA 項の次数 q , 1 次の階差操作の実行回数 d , 季節階差の次数 D , 季節階差を実行する周期 s , 当年, 一年前, 二年前... という形 (タテの移動平均) [有田 12] での過去のデータとの AR 項の次数 P , 同様の形での MA 項の次数 Q , 季節階差次数 D , により特徴付けられ、本論では $(p, d, q)(P, D, Q)[s]$ と表記する。また、ARIMA モデルや SARIMA モデルにおけるパラメータ p, q, P, Q の次数は、0-3 程度度といった少ないパラメータ数で時系列データを表現できることが知られている (ケチの原理) [山本 98][折谷 79]。

3. 調査 1: SARIMA モデルの適応可能性

3.1 調査 1 の目的と概要

調査 1 では、SARIMA モデルのアパレル企業データへの適応可能性をその予測精度により検証する。モデルの採択方法は AIC(赤池情報量基準), R_{AIC} 基準と、新たに、実際の予測値との誤差を考慮する MAPE(Mean Absolute Percentage Error), R_{MAPE} 基準の 2 つに設定し、それぞれの基準で逐次 SARIMA モデリングをした。そうして採択された SARIMA モデルの予測精度を調査する。

3.2 調査 1 で用いる指標・手法

モデル採択に用いる基準については、(4)に示す AIC 基準と、式(5)に示す MAPE 基準の二つを用いる。また、モデリング後の実測値との評価には、式(5)に示す MAPE と、式(6)で示す RMSE(Root Mean Squared Error), R_{RMSE} を用いる。

$$R_{AIC} = -2 \log(L) + 2 \times M \quad (4)$$

$$R_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{V(t) - P(t)}{V(t)} \right| * 100 \quad (5)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (V(t) - P(t))^2} \quad (6)$$

上式において、 L は最大尤度、 M は当てはめたモデル内のパラメータ数(定数項も一つとカウントする)であり、 $V(t)$ は実測値、 $P(t)$ は予測によって得られる予測値である。

逐次予測とは、1 回の予測の都度、最も古い実測値データを 1 つ訓練データへと加える予測方法であり、以下の AIC, MAPE 基準で予測モデルを採択する。

AIC 基準: 訓練データを用いて、推定したパラメータ範囲(後述)で、AIC を計算し、AIC 最小モデルを採択する。

MAPE 基準: AIC と異なり MAPE を計算するには、評価データが必要になるため、初めに訓練データのうち末尾から 1 年分(本論では 12 ヶ月分)を仮評価データとして訓練データから取り除く。その後、その訓練データを用いて、推定したパラメータ範囲で 13 期分を予測する。上記のようにして予測値のうち始めの 12 期と、仮評価データとの MAPE が最小のモデルを採択する。その後、最も古い期の仮訓練データを訓練データに加えていく(図 1)。

上記の予測方法をそれぞれ 12 回繰り返し、評価データとの MAPE と、RMSE で予測精度を評価する。

また、本研究の SARIMA モデリングにおける、各パラメータの次数の範囲推定は[有田 12]を参考に以下の二つの手法を用いる。

STEP1: ADF 検定

STEP2: 自己相関・偏自己相関コレログラムの吟味

STEP1 ADF 検定(Augmented Dickey-Fuller test)

ADF 検定とは、Dickey&Fuller(1979)の Dickey-Fuller 検定を拡張させた、単位根検定の手法であり、時系列データ Y_t が定常過程であるかを判別する検定である。帰無仮説、および対立仮説は以下の通りである。

H_0 : Y_t に単位根が存在。(定常過程でない)

H_1 : Y_t に単位根が存在しない。(定常過程である)

ADF 検定の帰無仮説が棄却された場合、差分系列に対し再び ADF 検定を行う。この操作により、データが弱定常性を有するための 1 次の階差操作回数 d を把握できる。

STEP2 自己相関・偏自己相関コレログラム

それぞれ式(7), (8)にあらわされる自己相関係数, 偏自己相関係数ともに、同一時系列データにおいて、過去のある時点との関連性の強さを表す尺度である。

$$\hat{\rho}_k \equiv \frac{\text{Cov}(y_t, y_{t-k})}{\sqrt{V(y_t)}\sqrt{V(y_{t-k})}} \quad (t: k \text{ 期間の自己相関}) \quad (7)$$

$$\text{ここで } \hat{y}_t = \alpha_{t-1}y_{t-1} + \alpha_{t-2}y_{t-2} + \dots + \alpha_{t-(k-1)}y_{t-(k-1)}$$

の時に、

$$P_k \equiv \frac{\text{Cov}(y_t - \hat{y}_t, y_{t-k} - \hat{y}_{t-k})}{\sqrt{V(y_t - \hat{y}_t)}\sqrt{V(y_{t-k} - \hat{y}_{t-k})}} \quad (t: k \text{ 期の偏自己相関}) \quad (8)$$

となる。

時系列データの直接、間接的關係をみる自己相関コレログラムから q を、直接的な關係を把握できる偏自己相関コレログラムから p の次数を把握することが出来る。

3.3 調査 1 の方法

訓練データ, 評価データともに 21 品目の月次売上合計データを使用し逐次予測を行う。期間は以下の通りである。(使用データの記述統計量に関しては付録を参照)

・訓練データ: 2007/01/02 から 2012/12/31 までの 72 ヶ月

・評価データ: 2013/01/01 から 2013/12/30 までの 12 ヶ月

次数範囲の決定については、前述の二つの手法を用いる。 d の上限やパラメータ D については、明確な基準がないため暫定的に ADF 検定を満たすために実行した 1 次の階差操作回数を A とすると d, D の範囲を A 以上 $(A+2)$ 以下とする。

図 2, 3 はバッグ訓練データの両コレログラムである。どちらも図中央部の領域は 95% 有意水準である。 p, q, P, Q の次数推定方法については、季節調整法[有田 12]で用いられている以下のような方法を用いる。図 2 では、Lag が 3 以下の時点で自己相関係数が有意であるため、 q, Q を 4 以下 (0-4) と推定できる。図 3 も、同様に Lag が 1 までの時点で偏自己相関係数が有意であるため、 p, P を 1 以下 (0,1) と推定できる。

以上の 2 つの手順でパラメータ p, d, q, P, D, Q を推定する。

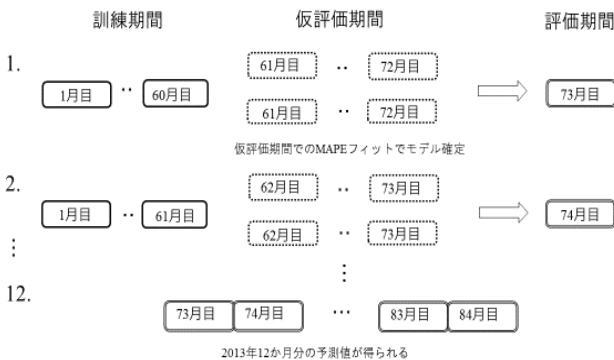


図 1 MAPE 基準 SARIMA モデリング概念図

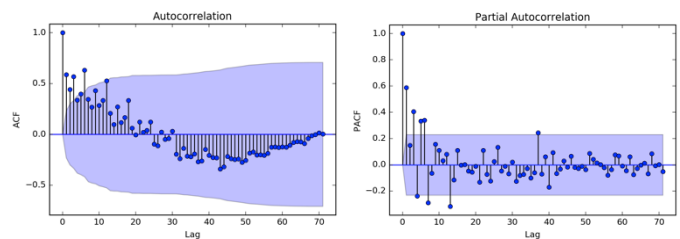


図 2 自己相関コレログラム

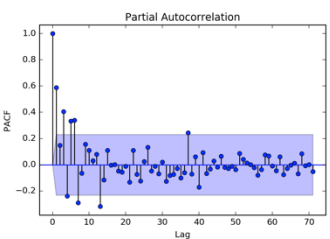


図 3 偏自己相関コレログラム

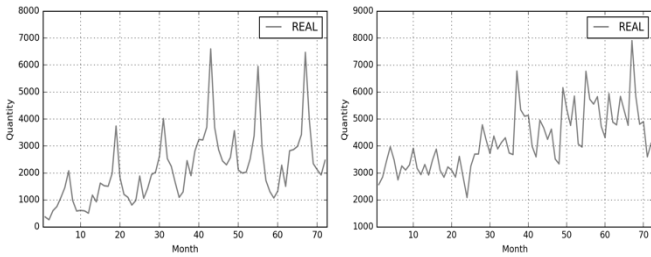


図4 ドレス訓練期間プロット

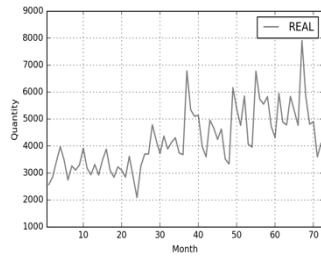


図5 靴下訓練期間プロット

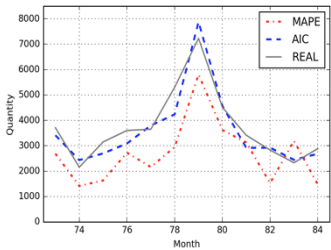


図6 ドレス予測期間プロット

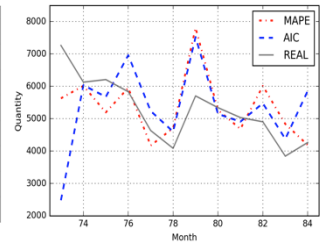


図7 靴下予測期間プロット

周期 s は、周期性が視認された 6,12 と、周期なしを意味する 0 の 3 つを調査する。 p, d, q, P, D, Q に関してはその次数よりも小さい次数に対して、周期 s に関しては推定された値全てに対して網羅的にモデリングを行う。ただし、ケチの原理より次数過多を防ぐため、 p, d, q, P, D, Q それぞれの上限は 3 と設定する。

3.4 調査1の結果

AIC 基準, MAPE 基準による SARIMA モデル予測の評価期間データとの MAPE, RMSE は、表 1 (モデリング基準で比較して、評価関数ごとに精度が良い方を太字, MAPE が 10% 以下の場合には下線) のようになり、品目により MAPE 値が大きく異なる結果となった。品目により AIC 基準の精度が良いもの、MAPE 基準の精度が良いものが存在し、靴下、ドレスが典型例ある。靴下、ドレスの訓練データ、予測データのプロットを図 4, 5, 6, 7 に示す。

MAPE, RMSE 評価それぞれで精度の良かった品目数は表 2 のようになっている。MAPE 評価の場合は僅差だが MAPE 基準, RMSE 評価では AIC 基準の方が高精度だというように、評価指標により精度良いモデリング基準が異なる結果となった。また、基準ごとに、予測の MAPE の分布を表したのが表 3 である。

3.5 調査1の考察

AIC 基準, MAPE 基準ともに、MAPE が 20% 以下である品目数が半分ほどであり、全体として品目ごとに精度にばらつきがみられた。表 3 において、MAPE 評価, RMSE 評価では精度が高い品目数が異なるが、これは MAPE 評価が実測値で割る操作を伴うことで実測値の大小が影響しているからだと考えられる。

アパレル業への SARIMA モデル適用に関しては、品目ごとに予測精度が大きく変化することから、品目によりその適用可能性が分かる。そのため、品目によるどのような特徴が予測精度に影響を与えるかを明らかにすることで SARIMA モデル適用可能性を明らかに出来る可能性があることが示唆された。

4. 調査2: SARIMA モデル精度影響要因の推定

4.1 調査2の目的と概要

調査1で品目ごとに MAPE 値が大きく異なるため、予測精度は

表1 モデリング基準別予測精度表

品目	MAPE基準		AIC基準	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
スカート	18.6	725.77	16.81	575.79
ブルオーバー	<u>8.44</u>	1790.41	6.33	1364.89
アレンジ花	23.45	1371.63	55.37	2807.61
シャツ	17.01	683.62	27.57	1017.06
花	17.87	467.4	46	1080.74
靴	<u>9.92</u>	510.62	6.7	318.5
コート	15.21	496.66	20.7	438.89
靴下	13.62	961.71	18.48	1621.95
ドレス	33.3	1284.42	<u>9.49</u>	459.63
ストール	31.37	1218.16	38.15	1363.68
羽織	23.05	395.11	23.84	367.34
食器・花器	15.96	228.55	27.92	465.72
帽子	18.75	135.91	15.78	98.79
ベスト	10.35	707.73	<u>9.21</u>	495.03
ジャケット	15.79	735.2	11.54	466.29
その他(眼鏡、時計、傘)	41.71	323.15	18.75	151.96
ニット	20.42	2325.04	17.89	2192.03
バッグ	11.19	433.1	20.41	740.3
パンツ	13.26	1307.66	<u>9.25</u>	986.21
アクセサリ	25.79	237.33	62.59	415.67
ウエストポーチ・ベルト	26.83	90.14	31.1	106.89
計			計	21品目

表2 精度評価関数別高精度品目数表

	MAPE	RMSE
MAPE基準	11	9
AIC基準	10	12
計	21	21

表3 モデリング基準別 MAPE 精度分布表

	under 10%	under 20%	under 30%	under 40%	over 40%	計
MAPE基準	2	11	5	2	1	21
AIC基準	5	6	5	2	3	21

訓練データに依存すると仮定した。そこで予測精度に大きく影響を与える訓練データの性質を明らかにすることで、訓練データから SARIMA モデル予測精度を推定可能にすることを目的としている。

4.2 調査2の手法

調査2では、手法として重回帰分析、相関分析を用いる。

4.3 調査2の方法

本調査では調査1と同一のデータを用いて、訓練データ数を 72 から 83 (MAPE 基準の場合は、AIC 基準よりも多くのデータ量を必要とするため月次合計 50 から 72 までとした)まで変化させ、その訓練データの特徴値と、予測期間との 1 期での MAPE を算出した。特徴値は、訓練データの「分散」、「1・2 回階差をとったデータの分散」、「帰無仮説が採択されるまでの ADF 検定数」、「1 期前との自己相関係数値」、「2 期前との偏自己相関の値」、「Lag が 0 から直近の自己相関・偏自己相関の値が 0.1・0.2 を上回っている最大 Lag 数」、「季節による変動の最大値・振幅・平均」、「訓練データの長さ」、「仮評価データとの MAPE」(MAPE 基準のみ)、「予測期間データとの MAPE(1 期)」と定めた。(付録を参照)

予測期間データとの MAPE を、それ以外の特徴値との関係を重回帰分析(ステップワイズ法)、相関分析により明らかにする。

4.4 調査2の結果

AIC 基準, MAPE 基準ともに調整済み決定係数が 0.4 以上を超える回帰式が確認されず、MAPE に影響を与える要因を明らかにす

ることではできなかった。そこで、MAPE に影響を与えると考える分散値ごとに、多重共線性を孕む有意な変数どうしを残した上、異なる分散帯で重回帰分析を行ったところ、MAPE 基準において表 4.5 が得られ多重共線性の問題を含むもの高い説明力があった。

また、「仮評価データとの MAPE」と、「予測値と評価データとの MAPE(1 期)」との相関係数が 0.26($p = 8.9 \times 10^{-16}$)と、弱相関が見られた。

4.5 調査 2 の考察

MAPE 基準において、訓練データの分散値で分類することで、重回帰分析の説明力が大きく変化することから、多重共線性を孕むものの今回用いた時系列データにおいての SARIMA モデル適応には分散が大きく関係している可能性があること、ならびに、(4.4)で設定した特徴値に関連した別の要因が MAPE に影響を与えている可能性があることが示唆された。そのため、今回はモデルの説明力の不足により(調整済み決定係数の低さ)から予測精度に影響を与える訓練データの性質を明らかにすることが出来なかったが、対象時系列データの分散や、(付録)関連項を含むような指標により、訓練データから SARIMA モデル予測精度を推定できる可能性がある。

また、「仮評価データとの MAPE」と、「予測値と評価データとの MAPE(1 期)」との相関係数が 0.26 と低いことから、仮評価期間の MAPE と予測精度の関係が弱く、仮評価期間設定に問題があるか、評価データが季節変動以外の要因により変動している可能性が考えられた。

5 結論

本研究は、調査品目数が 21 と少数であることから、代表性の欠落が考えられるが、調査 1 により、逐次 SARIMA モデルの精度は品目ごとに異なり予測可能性のある品目、その予測精度の低さから可能性の薄い品目が見受けられた。そのため、予測可能性の高い品目の特徴、すなわち予測精度に影響を与える要因を明らかにすれば、それを元に判別することで SARIMA モデルはアパレル業へ適応できる可能性があることが確認された。

予測精度に影響を与える要因の分析は、調査 2 において本論で用いた訓練データの特徴変数を用いてでの重回帰分析では十分にすることが出来なかったが、説明力の高さから、分散や、それに関連する項目を変数として分析することで説明力の高いモデルを導く

表 4 訓練データ分散別調整済み決定係数表

分散	調整済みR ²
VAR<500000	0.1148
500000<VAR<1000000	0.5019
1000000<VAR<2000000	0.7792
2000000<VAR<3000000	0.1914
3000000<VAR<4000000	0.009054
4000000<VAR	0.2571

表 5 分散 1000000 以上 2000000 未満モデル詳細表

	非標準化係数β	t	有意確率
切片	-77.2978	-1.976	0.05717
ADF 回数	68.3737	3.056	0.00459 **
Lag2のPACF値	-262.0138	-2.599	0.01419 *
直近PACF値0.1以上数	-3.4793	-2.99	0.00542 **
直近PACF値0.2以上数	32.7669	1.805	0.08078
仮評価MAPE	-0.5999	-1.354	0.18539
季節変動振幅	0.3456	2.908	0.00667 **
季節変動最大値	-0.3487	-2.882	0.00712 **
決定係数	0.8477		
調整済み決定係数	0.7792		

ことができる可能性が示唆された。

今後の課題としては、適切な MAPE 基準の仮評価期間の設定、予測精度に影響を与える要因を明らかにするため、新たに変数を追加し、重回帰分析などで分析することが挙げられる。

謝辞

ジェイモードエンタープライズ株式会社の久保氏、中根氏には多岐に亘り指導・協力いただいた。

参考文献

- [足立ら 15] 足立泰基, 藤田浩平: 季節自己回帰と分移動平均モデルによる畜検査データの時系列分析法, 日本獣医師会雑誌, 68(3), 189-197,(2015)
- [有田 12] 有田 帝馬:入門 季節調整 基礎知識の理解から「X12-ARIMA」の活用法まで,東洋経済,(2012.2)
- [森 98] 森 久:ボックス=ジェンキンス時系列モデルによる半期予測利益の正確性, 経営論集,(1998.10).
- [山本 98] 山本 拓:経済の時系列分析, 創文社,1988.2
- [折谷 79] 折谷 吉治:時系列分析について,金融研究資料第 4 号,(1979.9)
- [Rob J 08] Rob J. Hyndman and Yeasmin Khandakar: Automatic time series forecasting: the forecast package for R, Journal of Statistical Software, (2008)

付録

付録 変数記述統計量表

品目	訓練データ				評価データ					
	最大値	最小値	標準偏差	平均	データ数	最大値	最小値	標準偏差	平均	データ数
ブルーバー	35581	7144	6343.9	15369	72	32859	9583	6866	17143	12
靴	4796	1256	769.0	2535	72	4233	2379	663	3498	12
ベスト	11481	398	1886.8	5262	72	6877	2238	1411	4333	12
パンツ	3995	1878	417.7	2694	72	3449	2219	399	2885	12
パンツ	13170	3491	2243.4	6433	72	14002	6631	2180	8880	12
靴下	7909	2087	1142.8	4230	72	7263	3843	1007	5271	12
コート	8865	82	1960.4	1841	72	9056	263	2980	3018	12
ジャケット	12869	1201	1715.9	3562	72	8291	2365	1613	3678	12
食器・花器	3145	498	389.7	1119	72	1514	639	276	1056	12
シャツ	10768	953	1997.9	3540	72	7051	1298	1694	3718	12
花	8117	1170	1516.5	3140	72	3360	1555	495	2211	12
スカート	9167	2318	1568.5	4409	72	7153	2163	1350	3333	12
帽子	798	256	139.9	506.9	72	912	370	163	608	12
ニット	19305	404	3758.4	6606	72	23398	5034	4789	9905	12
羽織	3469	13	688.3	815.3	72	2380	437	709	1266.4	12
アレンジ花	11746	2679	1798.2	5492	72	6403	2555	1370	4476	12
アクセサリー	963	72	210.6	390.8	72	914	372	167	576.2	12
ウェストポーチ・ベルト	778	160	159.3	422	72	476	152	119	295.5	12
ストール	4958	257	1054.5	1653	72	7183	1426	1576	2586	12
ドレス	6599	265	1293.8	2154	72	7231	2155	1407	3732	12
その他(眼鏡、時計、傘)	1624	544	245.1	984	72	998	510	185	714.4	12
	MAPE基準				AIC基準					
MAPE(1期)	199.576	0.19	20.4	19	404	161.8403	0.04884	2.83E+01	23.09771	217
訓練データ数	71	50	6.3	61	404	83	72	3.45E+00	77.42	217
分散	41410521	18584	8,753,421.0	4,529,415	404	42115230	19572	5.36E+06	2995389	217
1回階差分	40287224	12092	8,569,003.4	4,424,315	404	38973883	11850	4.67E+06	2613611	217
2回階差分	92452485	24557	19,842,950.9	10,404,350	404	88739108	23858	1.09E+07	6071299	217
ADF検定数	3	1	0.4	1	404	2	1	4.19E-01	1.226	217
Lag1のACF値	0.83434	0.09005	0.2	1	404	0.8148	0.1556	1.67E-01	0.5362	217
直近ACF値0.1以上数	16	0	4.4	6	404	16	1	4.72E+00	6.129	217
直近ACF値0.2以上数	14	0	3.2	3	404	13	0	3.58E+00	3.622	217
Lag2のPACF値	0.35365	-0.28298	0.1	0	404	0.26209	-0.27199	1.44E-01	-0.01816	217
直近PACF値0.1以上数	14	0	2.7	3	404	13	1	2.86E+00	2.986	217
直近PACF値0.2以上数	2	0	0.4	1	404	4	0	7.24E-01	1.189	217
季節変動振幅	15865.9	34.7	3,267.3	2,678	404	15752.63	96.77	2.68E+03	2521.72	217
季節変動最大値	15836.22	34.86	3,279.4	2,690	404	15974.46	96.77	2.70E+03	2532.52	217
季節変動平均	340.198	-116.51	47.0	13	404	252.668	-53.936	3.41E+01	10.8	217
仮評価MAPE	51.806	4.258	6.5	14	404					