

サプライチェーンマネジメント 中間課題

中央大学理工学部
ビジネスデータサイエンス学科
23D7104001I 高木悠人

1. 課題の概要

アパレル店の売上データについて状態空間モデルを用いて1年先の需要予測を行い、得られた結果からこの店の売上状態について考察し売上増のための施策を提案する。

2. 実行環境

本課題では、以下の環境で実行・分析した。

PC (notebook):	Apple macbook air m4
Python 環境:	venv 仮想環境(ローカルでの実行)
Python バージョン:	python-3.13.9
コードバージョン管理:	GitHub(リンクは付録の項に示すこととした)

3. 分析目的

本分析では、アパレル店の年間売上増加を目指す施策を提案することを目的とした。その手段として、過去の売上データとその環境要因データおよびバーゲン実施等の施策状況等を分析することとした。

4. 分析方針

上記の目的をもとに以下のデータ分析方針を定めた。

1. データの加工

データを分析しやすい形式に整える。具体的には、休日の日付取得や欠損除去、休業日列の作成を実施する。

2. 探索的データ分析

モデル構築の前に、データの傾向を把握するため探索的データ分析を実施する。本モデリングでは、曜日や月、日等の周期性による影響を知るために、曜日別の各変数推移などを可視化する。

3. モデル構築

本分析で知る必要がある情報は以下の通りである。

(ア) 長期的トレンド

全体的に、増加傾向にあるのか/減少傾向にあるのか

(イ) 季節性, 曜日パターン, イベント(バーゲンセール日)による効果

イベント効果が高ければ、イベント実施が売上増加のための良施策と評価できる

(ウ) 売上の安定性

売上が安定的であれば、品質向上等による全体の底上げが良施策と評価できる

(エ) ノイズの強さ

ノイズが大きい場合、仕入れコストや過剰在庫などのリスクを持つため、ノイズを小さくする必要がある

上記の「売上の安定性」を確かめるには、状態空間モデルによる予測精度を確かめる必要がある。予測精度が高いのであれば、予測を踏まえた施策(天気や曜日パターンを踏まえた発注の自動化等)を提案することができる。ただし、本課題では今後1年の売上予測となっているため、モデリング二通り実施した。実施するモデルの詳細は以下の通りだ。

(ア) モデル A

モデル A では、状態空間モデルによる売上予測精度を確認するため、学習データとテストデータを以下のように分ることとした。

表 1. モデル A におけるデータの定義

データ区分	開始日	終了日
学習データ	1990/01/05	1992/12/31
テストデータ	1993/01/01	1993/12/31

その上で、当該期間に対してバーゲンセールの実施状況や天気、祝日情報をもとに状態空間モデルを構築した。そして、評価指標としては MAE を採用し、予測値と実測値の差を視認した。

(イ) モデル B

モデル B では、状態空間モデルによる 1 年の予測を行うため学習データの対象期間と予測期間を以下のように定義した。そして、予測した上で売上向上が見込まれるかを可視化することとした。

表 2. モデル B におけるデータの定義

データ区分	開始日	終了日
学習データ	1990/01/05	1993/12/31
予測データ	1994/01/01	1994/12/31

ただし、予測データにおける説明変数は提案する施策に応じて整形することとし、モデル A での予測とモデル B での予測に差があるのかを確認する。これによって、モデル B の売上の方が上回っているのであれば施策は有用であると評価できる。

4. 施策提案

モデル A の結果を踏まえて施策を立案し、モデル B の結果を基に施策を評価する。

5. 分析結果

1. 探索的データ分析

はじめに、与えられたデータと休日データ等の関連や傾向を分析することとした。

(ア) 各変数の相関分析

まず、相関分析を実施する。各変数間での相関をヒートマップで表した図を以下に示す。

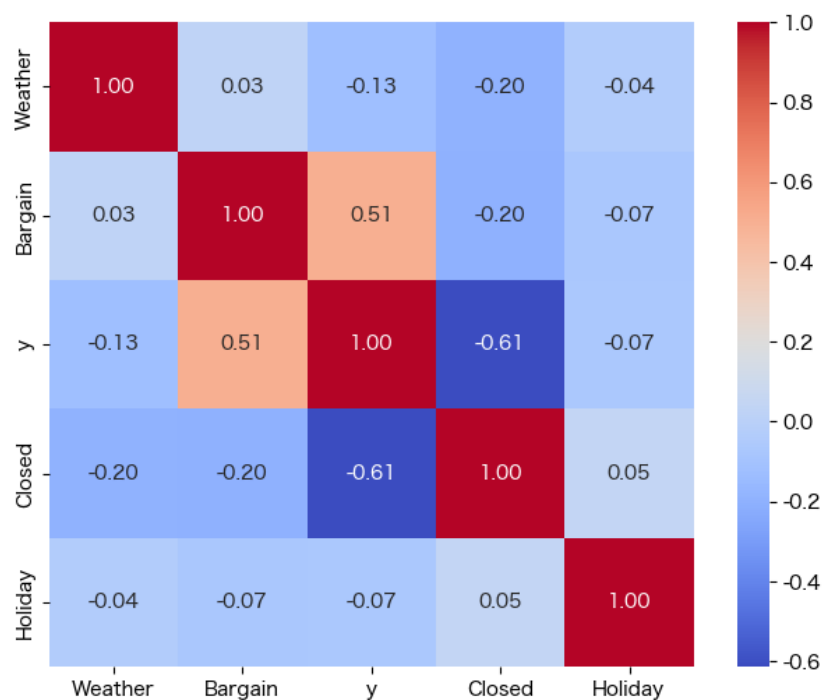


図 1. 相関ヒートマップ

上記の図より、休業日（Closed）と売上（y）の間には負の相関が確認できる。一方、バーゲン実施（Bargain）と売上（y）の間には比較的強い正の相関が見られる。このことから、バーゲンの実施は売上増加に寄与する重要な販促要因である可能性が示唆される。

一方で、休日であるか否か（Holiday）と売上（y）の間には、顕著な相関は確認されなかった。この結果から、本店舗は「休日に気軽に立ち寄る店舗」という性格よりも、「価格が下がったタイミングで購買される、比較的高価格帯の商品を扱う店舗」である可能性が考えられる。

ただし、これらの相関関係はいずれも統計的有意性が検証されたものではなく、因果関係を直接示すものではない点に留意する必要がある。

(イ) 曜日別推移

次に、曜日ごとに各変数の推移を可視化した図を以下に示す。

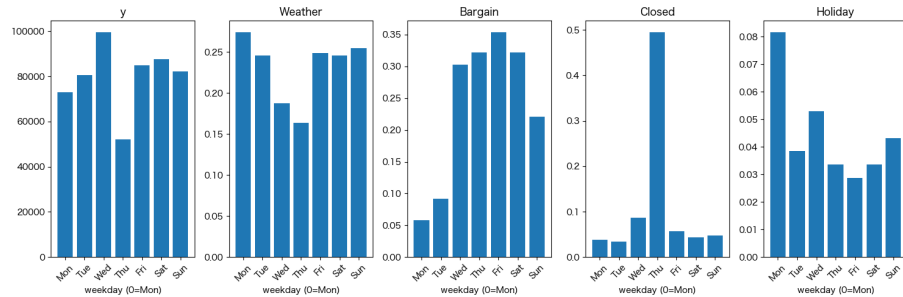


図 2. 曜日ごとの推移

上記の結果より、木曜日（Thu）は売上が低く、休業日（Closed）の割合が高いことが確認できる。このことから、木曜日が隔週の定休日である可能性が高く、それに伴い売上が低下していると推察される。

また、月曜日については、休日（Holiday）が多い一方で、降雨日が多く、かつバーゲンが実施されていない傾向が見られる。これらの要因との因果関係を統計的に有意であると示すことはできないものの、売上が相対的に低水準となっている点は確認できる。

一般に、休日はアパレル店舗への来店が増加すると考えられるが、本データではこれとは逆の傾向が観測された。この結果から、本店舗の売上は降雨の影響を強く受けている可能性があり、来店手段が自動車ではなく徒歩による来店が主であるという仮説が考えられる。

2. モデル A の構築

はじめに、月/週の周期、休日等を考慮しないモデル A1 を構築した。構築した結果を以下に示す。ただし、本モデルでは売上推移に関する説明可能性を必要とするため、売上を対数にせずモデリングした。対数化させた場合の結果については付録の項に示すこととした。

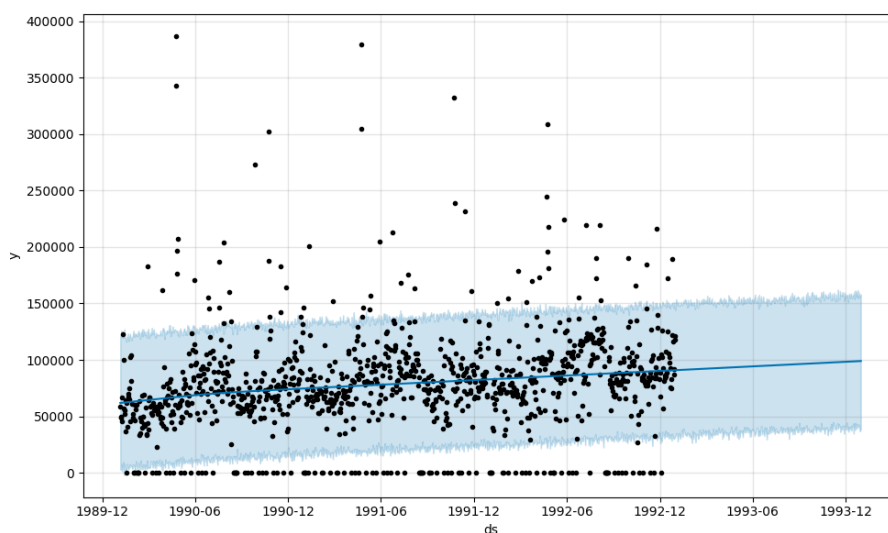


図 3. 状態空間モデル A1 による予測

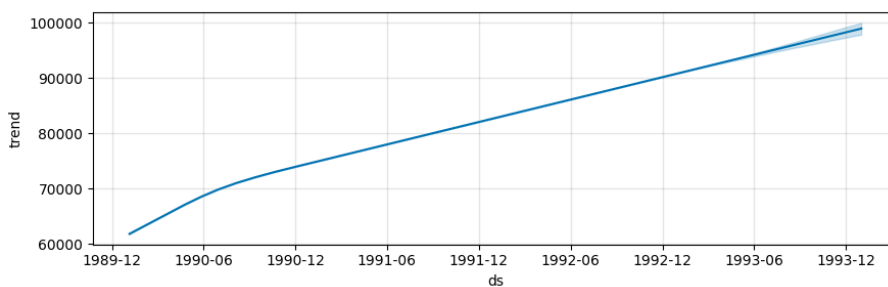


図 4. 状態空間モデル A1 による長期トレンド

上記の二つの図を見ると、全体的に上昇傾向であり、1993 年も上昇予測であるとわかる。特に、1990 年上半期を除くと目立った推移の変化は確認できない。ただし、短期的なトレンドや因果関係については言及できないので、週・月の周期性、バーゲン等を含めたモデル A2 を構築する。構築した結果を以下に示す。

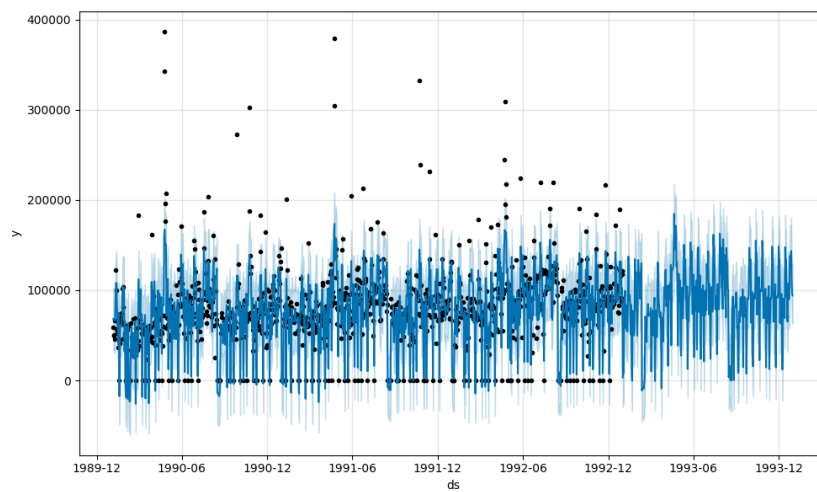


図 5. 状態空間モデル A2 による予測



図 6. 状態空間モデル A2 による予測

上記の図を見ると、観測値はモデルによる予測区間内に概ね収まっており、本状態空間モデルが売上の推移を適切に捉えていることがわかる。また、全体として売上は緩やかな上昇傾向を示しており、1993 年以降についても上昇し続けることが予測されている。特に、1991 年以降は大きな構造変化は見られず、比較的安定した成長が続いていると考えられる。

次にトレンド成分を見ると、1990 年から 1991 年にかけて一時的に伸びが緩やかになるものの、その後は再び上昇傾向へと転じており、当該アパレル店の中長期的な売上基盤が強化されていることが示唆される。

また、祝日成分に注目すると、祝日や特定イベント日において売上が増加する傾向が確認できる。これは、来店客数の増加や購買意欲の高まりが売上に反映されている結果であると考えられる。

曜日成分を見ると、水曜日に売上が最も高く、月曜日や木曜日では売上が低下する傾向が見られる。このことから、曜日によって来店行動に差が存在することが示唆される。さらに、年周期成分では、春から初夏にかけて売上が増加し、夏の終盤から秋口にかけて一時的に低下した後、年末に向けて回復する傾向が確認できる。

以上より、売上の長期的な傾向だけでなく、曜日・年周期および祝日といった要因が売上に与える影響を明確に捉えていると言える。

次に、本モデルの予測精度を確認するためにテストデータとの比較および MAE の計算を行う。結果を以下に示す。

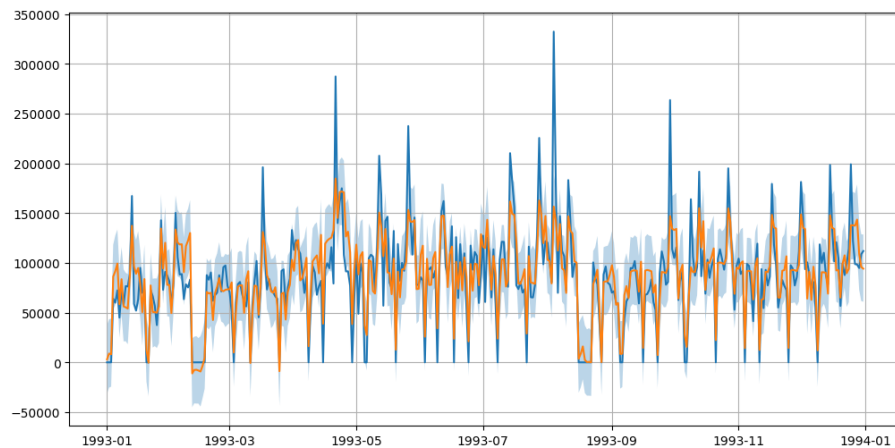


図 7. テストデータと予測データの推移

上記のグラフを見ると、実データ推移と予測データ推移は、同様の傾向を有しているため、本状態空間モデルは有効であるといえる。そして、MAE は 17879 であり売上の 15%ほどである。これらより、将来予測に加え、曜日別施策や季節要因を考慮した売上向上策の検討が可能となる。

3. 売上向上施策の仮立案

本分析結果をもとに、以下の施策2つを検証する。

1. バーゲン施策の戦略的拡充

相関分析および状態空間モデルの結果から、バーゲン実施日は売上と強い正の関係をもち、売上増加に大きく寄与していることが示唆された。このことから、バーゲン施策は本店舗における有効な売上向上手段であると考えられる。したがって、バーゲンを単発的・一律的に実施するのではなく、曜日や季節性を考慮した戦略的な実施が有効であると判断される。

具体的には、曜日別分析において売上が低水準となりやすい月曜日や木曜日に限定した短期的なバーゲンを実施することで、来店動機を創出し、売上の底上げを図ることが可能である。また、年周期成分の分析結果より、春から初夏にかけて売上が増加する傾向が確認されていることから、この時期に合わせてバーゲンの規模や頻度を拡大することで、季節需要をより効果的に取り込むことが期待される。

2. 天候・休日を考慮した来店促進施策

探索的データ分析の結果から、休日であるにもかかわらず売上が必ずしも増加していないこと、また降雨日において売上が低下する傾向が示唆された。加えて、曜日別推移の分析より、木曜日は売上が低く、休業日（Closed）の割合が高いことが確認されている。このことから、本店舗は自動車来店よりも徒歩による来店客が多く、天候の影響を受けやすい立地条件であると同時に、休業日の設定が売上水準に直接的な影響を与えている可能性が考えられる。

そのため、雨天時や祝日においては、来店意欲の低下を補う施策としてオンライン施策や事前告知型のキャンペーンを強化することが有効である。具体的には、雨天限定クーポンの配布や、祝日前からの事前セール告知を行うことで、来店の心理的ハードルを下げ、売上の安定化を図ることができると考えられる。また、売上が低迷しやすい木曜日については、休業日として固定するのではなく、隔週営業や短時間営業とするなど、営業日設定の柔軟化を検討することで、機会損失の抑制とコスト効率の改善の両立が期待される。

4. モデル B の構築

次に、前章で立案した売上向上施策の有効性を検証するため、施策内容を反映させた説明変数を用いて状態空間モデル B を構築する。モデル B では、過去データを用いて学習したモデルに対し、施策を実施した場合の売上推移をシミュレーションし、施策を実施しない場合との比較を行う。

モデル B における学習データは、1990 年 1 月 5 日から 1993 年 12 月 31 日までとし、予測対象期間は 1994 年 1 月 1 日から 1994 年 12 月 31 日までの 1 年間とした。学習期間においては、曜日・年周期・祝日効果を考慮した状態空間モデルを構築し、予測期間においては施策内容を反映した説明変数を与えることで、売上の変化を評価する。

施策実施シナリオでは、探索的データ分析およびモデル A の結果を踏まえ、説明変数を以下の方針で設定した。まず、バーゲン施策の戦略的拡充として、売上が低水準となりやすい月曜日および木曜日をバーゲン実施日とし、これらの曜日において売上促進効果が発現するように設定した。さらに、年周期成分の分析結果より、春から初夏（4 月から 6 月）にかけて売上が増加する傾向が確認されたことから、この期間についてはバーゲンを常時実施する設定とした。また、祝日については来店需要が高まる可能性を考慮し、祝日をバーゲン実施日として扱った。

次に、休業日設定の柔軟化として、木曜日を一律の休業日とするのではなく、隔週営業および短時間営業を組み合わせた運用を仮定した。具体的には、木曜日について週番号に応じて営業形態を変化させ、完全休業日、通常営業日、短時間営業日を区別することで、売上機会の創出と運営コストの抑制を両立する設定とした。このように、休業日変数を段階的な値で表現することで、営業形態の違いが売上に与える影響をモデル上で表現している。

以上の設定に基づき、モデル B では施策を反映させた説明変数を予測期間に付与し、状態空間モデルによる 1 年先の売上予測を実施した。これにより、施策実施時における年間売上水準や曜日別売上の変化を定量的に評価することが可能となる。

モデルを構築した結果を図 8,9 に示す。

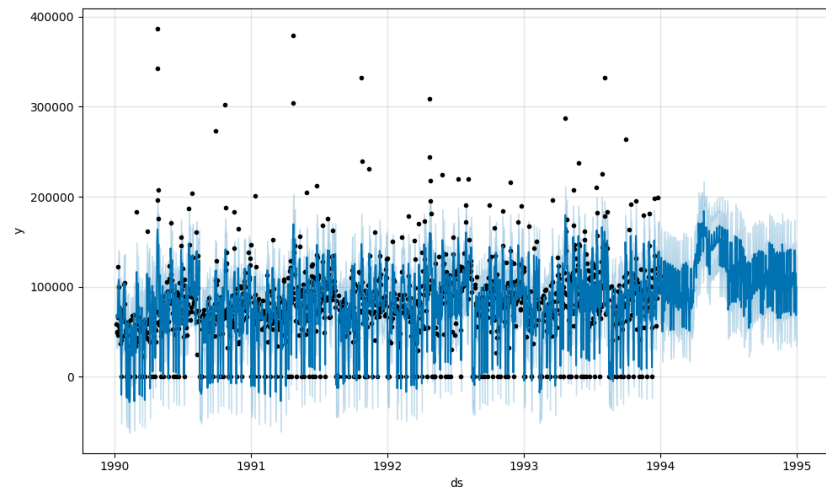


図 8. 状態空間モデル B2 による予測

※モデル B1(プレーンモデル)の結果は付録に示す。



図 9. 状態空間モデル B2 による予測

上記の図は、売上向上施策を反映させた説明変数を用いて構築したモデル B による予測結果および各成分の分解結果を示している。全体の予測結果を見ると、1994 年以降の売上水準はモデル A での予測と比較して高い水準で推移しており、施策実施による売上増加効果が確認できる。

まず、トレンド成分に注目すると、1990 年から 1994 年にかけて一貫した上昇傾向が維持されており、施策実施後においても中長期的な成長基調が崩れていないことがわかる。このことから、本施策は短期的な売上増加にとどまらず、既存の成長トレンドを阻害するものではないと考えられる。

次に、祝日成分を見ると、施策実施期間において祝日やバーゲン設定日が増加したことにより、売上への影響がより顕著に表れている。特に、予測期間である 1994 年以降では、祝日成分が正の値を示す頻度が増加しており、祝日およびバーゲンを組み合わせた施策が売上押し上げ要因として機能していることが示唆される。一方で、一部の日では負の影響も確認されており、すべての祝日が一様に売上増加につながるわけではない点には留意が必要である。

曜日成分に関しては、水曜日の売上が引き続き高い水準を示しており、モデル A で確認された曜日特性がモデル B においても維持されている。一方で、月曜日および木曜日の売上低下幅は相対的に縮小しており、これらの曜日にバーゲンを実施した施策が、売上の底上げに寄与している可能性が高い。特に、木曜日については休業日設定を柔軟化した影響により、売上機会の創出が一定程度実現されていると考えられる。さらに、年周期成分を見ると、春から初夏にかけての売上上昇がより強調されていることが確認できる。これは、春季から初夏にかけてバーゲンを強化した施策が、季節需要を効果的に取り込んだ結果であると解釈できる。一方、夏の終盤から秋口にかけては売上が一時的に低下する傾向が引き続き見られるため、この期間に対する追加施策の検討余地が残されている。

そして、プレーンモデル(施策を実施していない場合の予測モデル)と比較した結果を以下に示す。

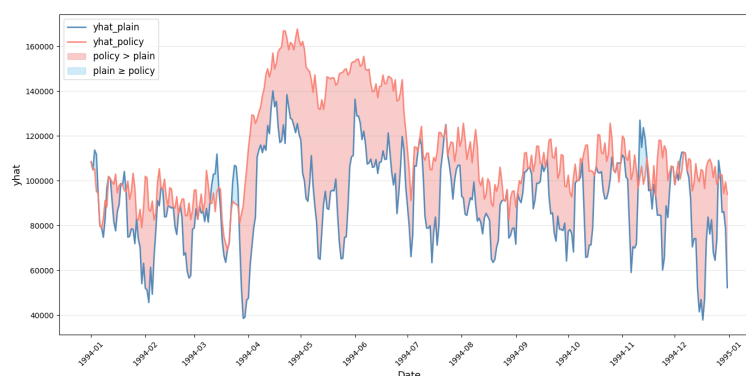


図 10. 施策実施の是非によるそれぞれの予測値の推移

図中では、施策実施モデルの予測値がプレーンモデルを上回る期間を赤色で示しており、施策による売上増加効果を視覚的に確認することができる。

全体として、1994 年の多くの期間において施策実施モデルの予測売上がプレーンモデルを上回っており、売上向上施策が年間を通じて一定の効果を持つことが示唆される。特に、春から初夏にかけての期間では両モデルの乖離が大きく、バーゲン施策の強化および曜日施策が季節需要と相乗的に作用し、売上を大きく押し上げていることが読み取れる。

一方で、夏季後半や一部の期間では両モデルの差が小さく、施策効果が限定的である時期も確認できる。この結果から、施策の効果は年間を通じて一様ではなく、季節性や需要構造によって左右されることが示唆される。そのため、今後は施策の強度や実施時期を季節ごとに最適化することで、さらなる売上向上が期待される。

以上より、本比較結果から、提案した売上向上施策はプレーンモデルと比較して売上水準を引き上げる効果を有しており、特に売上が低迷しやすい時期や曜日において有効であることが確認された。一方で、施策効果には時期依存性が存在するため、継続的な施策改善と検証が重要であるといえる。

6. 参考文献

1. Kaggle, “Prophet - Easy Time Series Modeling”,
(<https://www.kaggle.com/code/akirayuasa/prophet-easy-time-series-modeling>),
2025/12/19 参照.
2. ドコモ開発者ブログ, “JAXopt で実践する Decision-focused Learning ～機械学習×数理最適化の新たなアプローチ～”,
(https://nttdocomo-developers.jp/entry/2025/12/17/090000_0), 2025/12/19 参照.
3. 中村和幸, 統計的時間解析 2 状態空間モデル, pp.26-31,
(https://www.jstage.jst.go.jp/article/bjsiam/24/2/24_KJ00009391749/_pdf),
2025/12/19 参照.

7. 付録

1. GitHub リポジトリ

本分析でまとめたリポジトリを以下の URL で示す。

(<https://github.com/yut0takagi/ass-supply-chain-management>)

2. モデル A における売上の対数化して構築した場合の結果

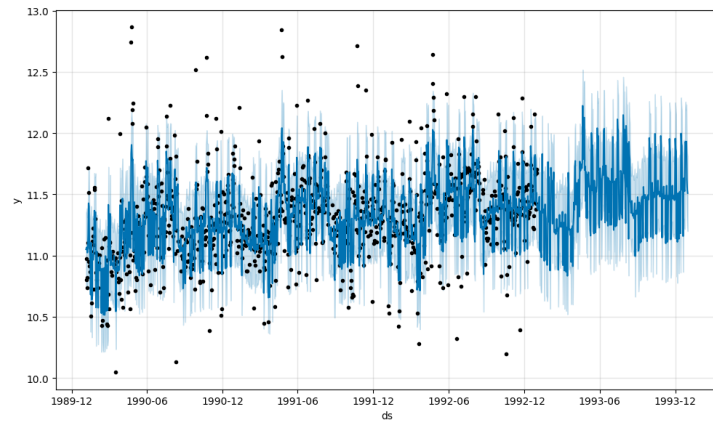


図 11. 状態空間モデル A3 による予測

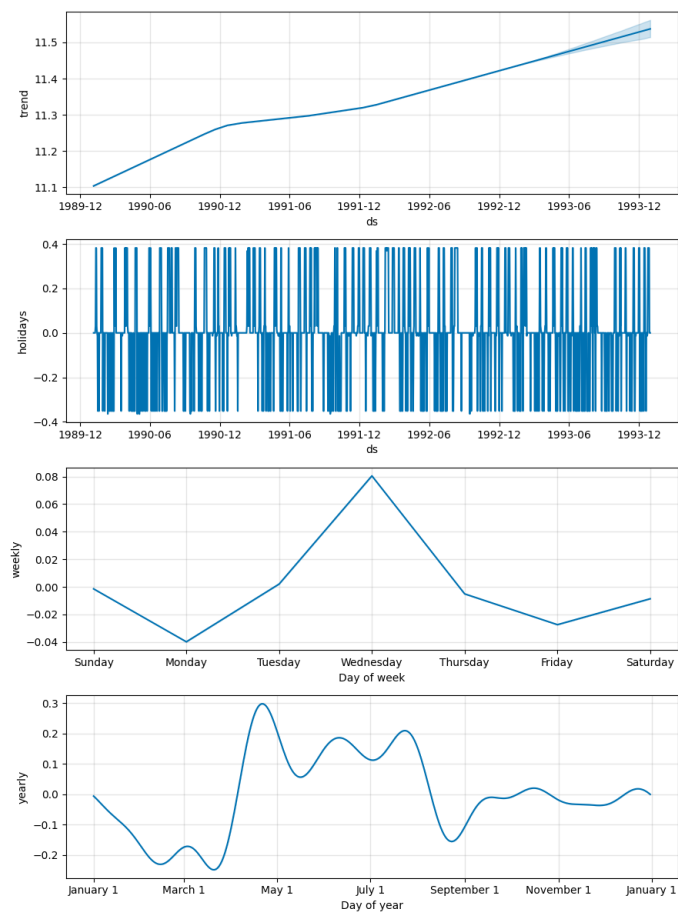


図 12. 状態空間モデル A3 による予測

3. モデル B のプレーンモデルの構築結果

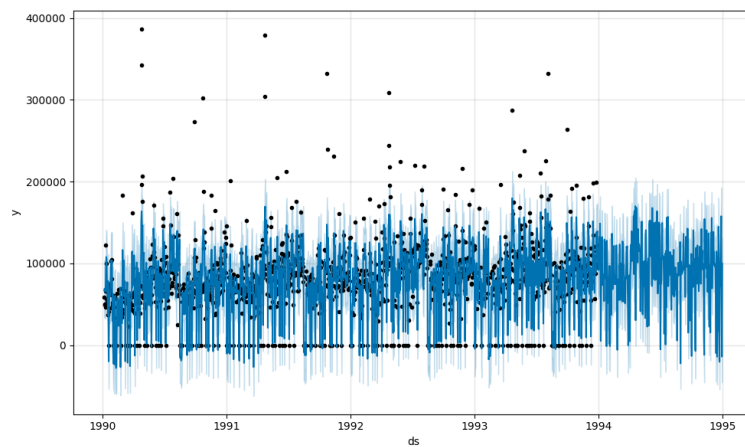


図 13. 状態空間モデル B1 による予測



図 14. 状態空間モデル B1 による予測