

**マナビDX**  
**PBL04**  
**課題04**

## 今回のPoCで検証した打ち手

過去実績等から最終需要量を予測するモデルを実装する。

### 検証内容・範囲・方法

#### 検証内容

- ①どの部品に対して予測モデルを適用するか
- ②どのような手法で予測モデルを作成するか
- ③内示よりも高い予測精度を確保できるか

#### 検証の範囲

- ・ 過去24ヶ月分の内示・最終需要量データに基づいて検証する

#### 検証方法

- ・ Pythonを活用する

### 実施概要

#### 検証手順

- ①対象部品の特定  
→部品ごとに内示と最終需要量の相関を算出。相関が低い部品を優先的に対応。
- ②予測モデルの作成  
→内示との相関が低いことを鑑み、時系列予測モデルを採用
- ③予測精度の検証  
→平均二乗誤差を用いて、内示と予測モデルの精度を比較。

### 結果・考察

#### 結果

- ① 予測モデルを適用する部品を特定できた。
- ② 時系列予測モデルを用いたモデルの作成ができた。
- ③ 内示よりも概ね高い精度を確保できることが確認できた。

#### 今後に向けた考察

- ・ 今後精度を高めるために過去データの蓄積が有用であることがわかった

# 検証の方針

## 背景・目的

- 現在貴社では、2ヶ月前の内示に基づき、工場での生産計画とトラックの配送計画を策定している。一方、最終需要量が内示と大きく乖離する場合、生産計画や配送計画の見直しなどが発生し、経営上大きなコストとなる。
- 最終需要量の正確な予測こそが、コスト削減の第一歩と捉え、今回の検証テーマとした。

## 検証内容

### 検証① 最終需要量の予測モデルを作成する対象部品

- ✓ どの部品について予測モデルを作成すべきか

### 検証② 予測モデルの作成

- ✓ どのような手法であれば予測モデルの作成が実現可能なのか

### 検証③ 予測モデルの作成

- ✓ 内示よりも高い精度が期待できるのか

# 検証①予測モデルを作成する対象部品

## 方策

- ❖ 内示と最終需要量とに大きな乖離がない部品も多数存在する。
  - ❖ 予測モデルを作成するのは、傾向的に内示と最終需要量とに乖離がある = 内示と最終需要量の相関が低い部品とすべきである。
  - ❖ 加えて、経営効率の観点から、最終需要量が相応にある部品について対象とすべきである。
- 
- 月別で内示・最終需要量を抽出し、相関分析・回帰分析を行なった。
  - なお、統計上の有意性を考慮し、最低2年分(24ヶ月以上)のデータがある部品を対象とした。
  - その中で、相関係数が0.3未満で、最終需要量が多い順に10部品を抽出した。

# 検証①予測モデルを作成する対象部品

## 検証結果

相関係数が0.3未満で、最終需要量（月平均）の上位10番目までを抽出。

🔗	部品コード	回帰係数a	切片b	実需月平均	相関係数	予測ゼロの月数
1	B2500453	0.233160	20146.268189	27391.100000	0.273642	0
59	C2501131	0.170985	5945.193033	7970.650000	0.236669	0
1215	K0012245	0.358579	3046.874900	4961.566667	0.278706	0
1499	Q2517984	0.314151	2775.797841	4032.716667	0.208974	0
1139	E2509796	0.135883	1937.869113	2527.700000	0.229313	0
1232	K2512288	0.288954	881.148398	1670.666667	0.244968	0
1214	K0012237	0.288954	881.148398	1670.666667	0.244968	0
1216	K0012248	0.017976	1519.487366	1552.833333	0.015479	0
1228	K2512281	0.346182	887.565754	1547.700000	0.259718	0
1229	K2512282	0.288954	440.574199	835.333333	0.244968	0

# 検証①予測モデルを作成する対象部品

抽出した部品群の、内示データと最終需要量データとの月別推移



最終需要量が、内示を恒常的に下回っている部品もいくつかある（赤囲み部分）

# 検証② 予測モデルの作成

## 方策

- 内示と最終需要量との回帰式を予測モデルに使用することも考えられるが、そもそも、相関係数が低いため、回帰式自体の有意性も乏しい。
- そこで、内示を用いなくて、最終需要量の過去データだけで、将来を予測することを考える。具体的には、時系列予測モデルに最終需要量の過去データを読み込ませ、そこから季節性・周期性を学習し、将来を予測することとしたい。
- 時系列予測モデルとして、実装が容易なFacebook社が開発したProphetを用いることとしたい。

予測手法	メリット	デメリット
過去の最終需要量を元に予測（時系列予測）	内示を用いずに最終需要量を予測することができる	説明が難しい
内示と最終需要量との関係を元に予測	説明が容易	内示と最終需要量との間で一定の相関が必要

# 検証② 予測モデルの作成

## 精度検証方法

- ❖ 学習データ：19年7月～21年7月の月次の最終需要量
  - ❖ テストデータ：21年8月～21年12月の月次の最終需要量
  - ❖ 内示データ：21年8月～21年12月の月次の内示データ（最終需要量の2ヶ月前のデータ）
- 
- 学習データをprophetに投入し、21年8月～21年12月の需要量を予測する（以下、予測データ）。
  - テストデータと予測データ、テストデータと内示データについて、平均二乗誤差を求め予測データの精度を検証する。

## 工夫

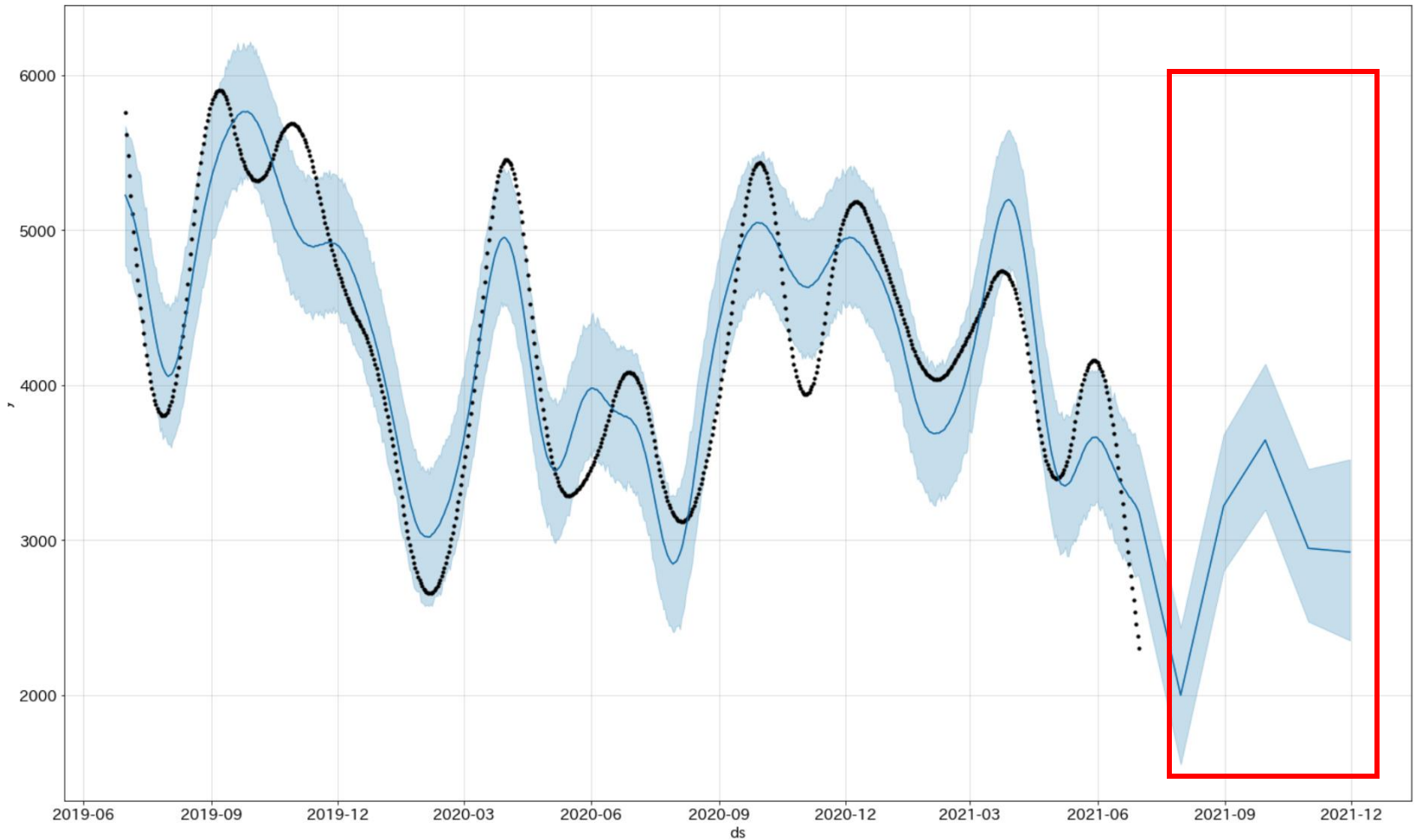
- 時系列予測ライブラリーのProphetは日次データに基づき、将来予測を行うよう設計されている。
- 一方、今回、用意できるデータは月次データしかない。
- そこで、用意できる月次データを使って、日次データを生成する。具体的には、月次データ間の日次データを2次のスプライン関数で補間する作業を行なった。
- これにより、比較的精度の高い時系列予測が可能となった。



# 検証② 予測モデルの作成

## 時系列予測モデルの予測結果（例）

部品コード：B2500453



# 検証③ 予測精度の検証

## 平均二乗誤差を使った予測精度の検証結果

10部品のうち9部品で、予測データの平均二乗誤差は、内示データのそれを下回った。  
内示よりも高い精度が証明されたことから、予測モデルの採用を提案したい。

部品コード	テストデータと予測データ	テストデータと内示データ
B2500453	123,268,259	237,558,492
C2501131	2,546,563	38,420,748
K0012245	6,255,775	10,658,043
Q2517984	1,513,861	3,663,362
E2509796	3,526,537	8,348,700
K2512288	662,230	1,280,460
K0012237	662,230	1,280,460
K0012248	6,381,156	2,616,130
K2512281	1,890,081	2,027,967
K2512282	107,374	320,115

# まとめ

## 検証① 最終需要量の予測モデルを作成する対象部品

- ✓ 過去の内示と最終需要量との相関関係、需要量の大きさから、予測モデルを作成する対象部品を特定した。

## 検証② 予測モデルの作成

- ✓ Facebook社が開発した時系列予測モデルprophetを使って、予測モデルを作成した。

## 検証③ 予測精度の検証

- ✓ 内示よりも予測モデルを使用した方が高い精度が得られる可能性があることを確認した。

## 今後の展望

- ・ 他の部品への横展開
- ・ データの収集と予測モデルのチューニング