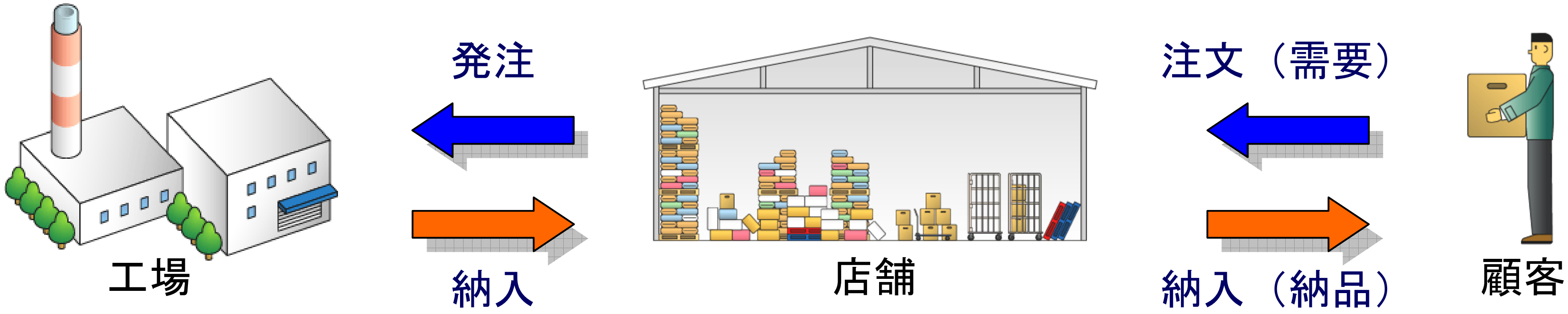
販売予測

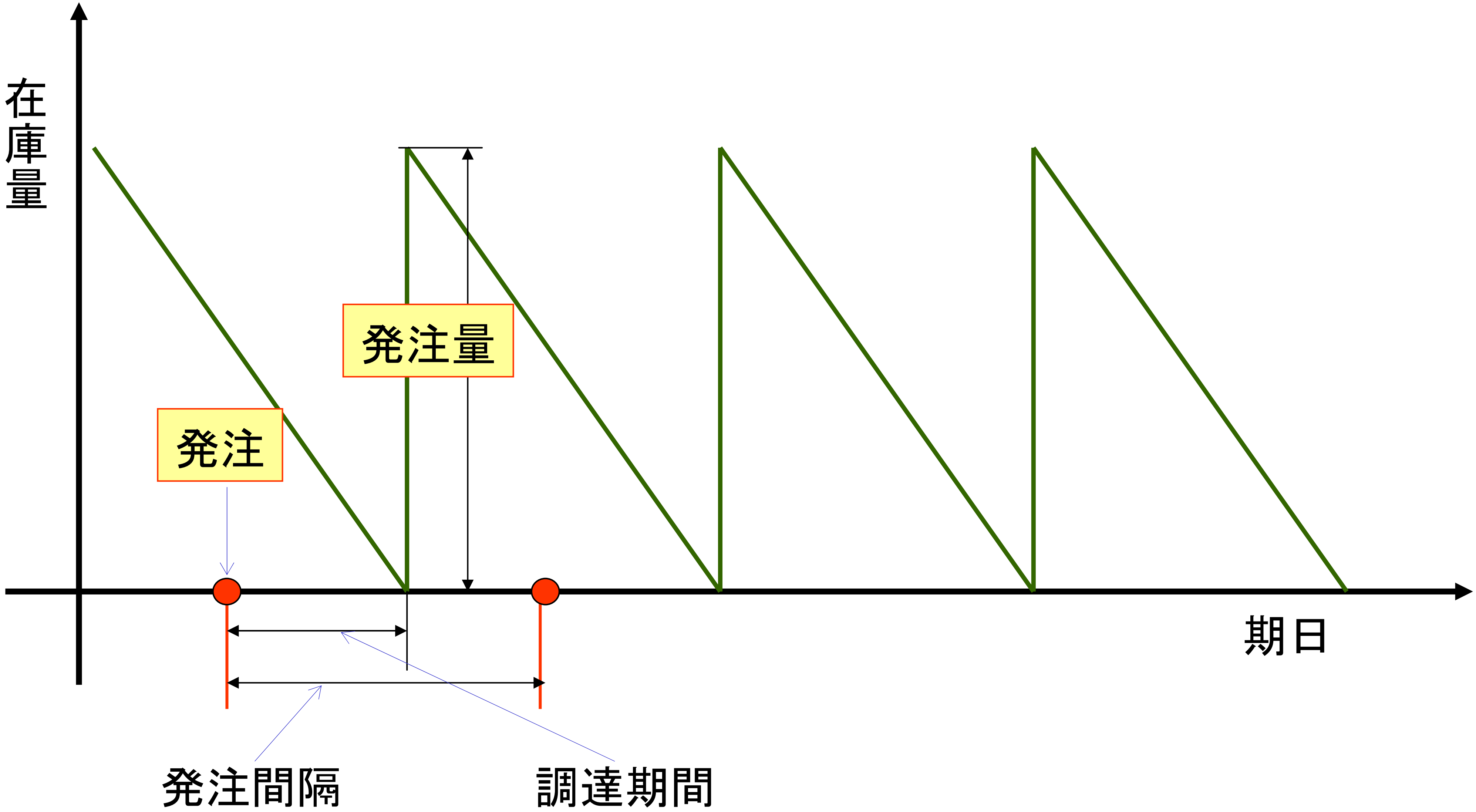
販売における需要予測

店舗における発注と納入業務



店舗における在庫量の推移

将来売れる量を予測して、欠品する前に、発注すればよい。
また、次の発注までに売れる量を予測して、発注量を決定すればよい。



需要予測の必要性

販売市場

買い手市場

市場変化の激化

許容時間の短縮
（短納期の要求）

プロダクトライフ
サイクルの短縮

企業経営

顧客満足

キャッシュフロー

欠品しない！

在庫を多く！

矛盾

過剰在庫を避ける！

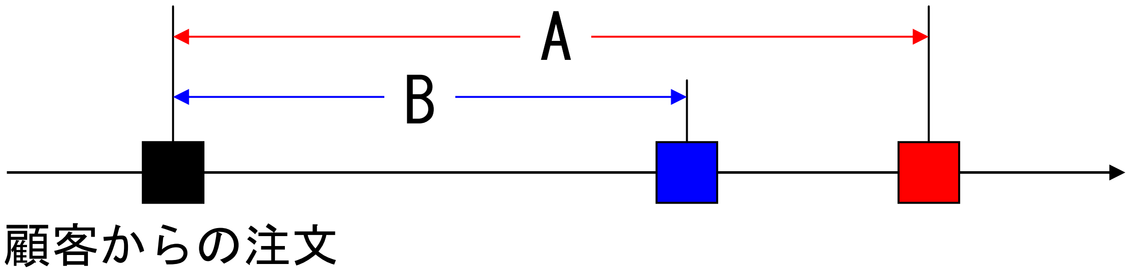
在庫を少なく！

「必要なときに」，「必要なモノを」，「必要な量だけ」,顧客に供給する。
（場所）

需要予測が必要な「場合」とは？

顧客：許容時間[A]（待つことのできる時間）
企業：供給時間[B]（供給するために必要な時間）

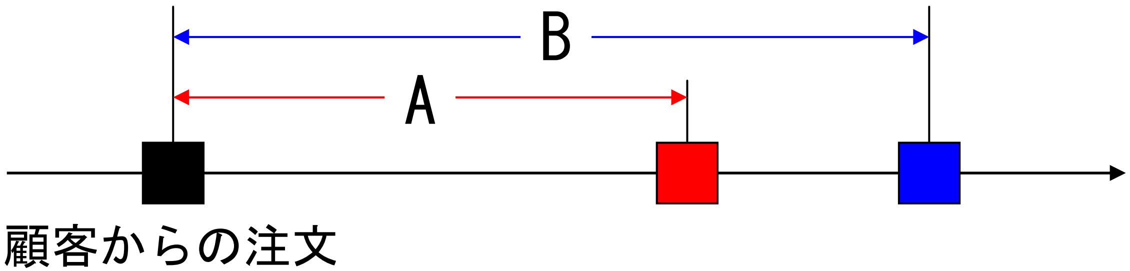
①



A ≧ B

顧客：満足

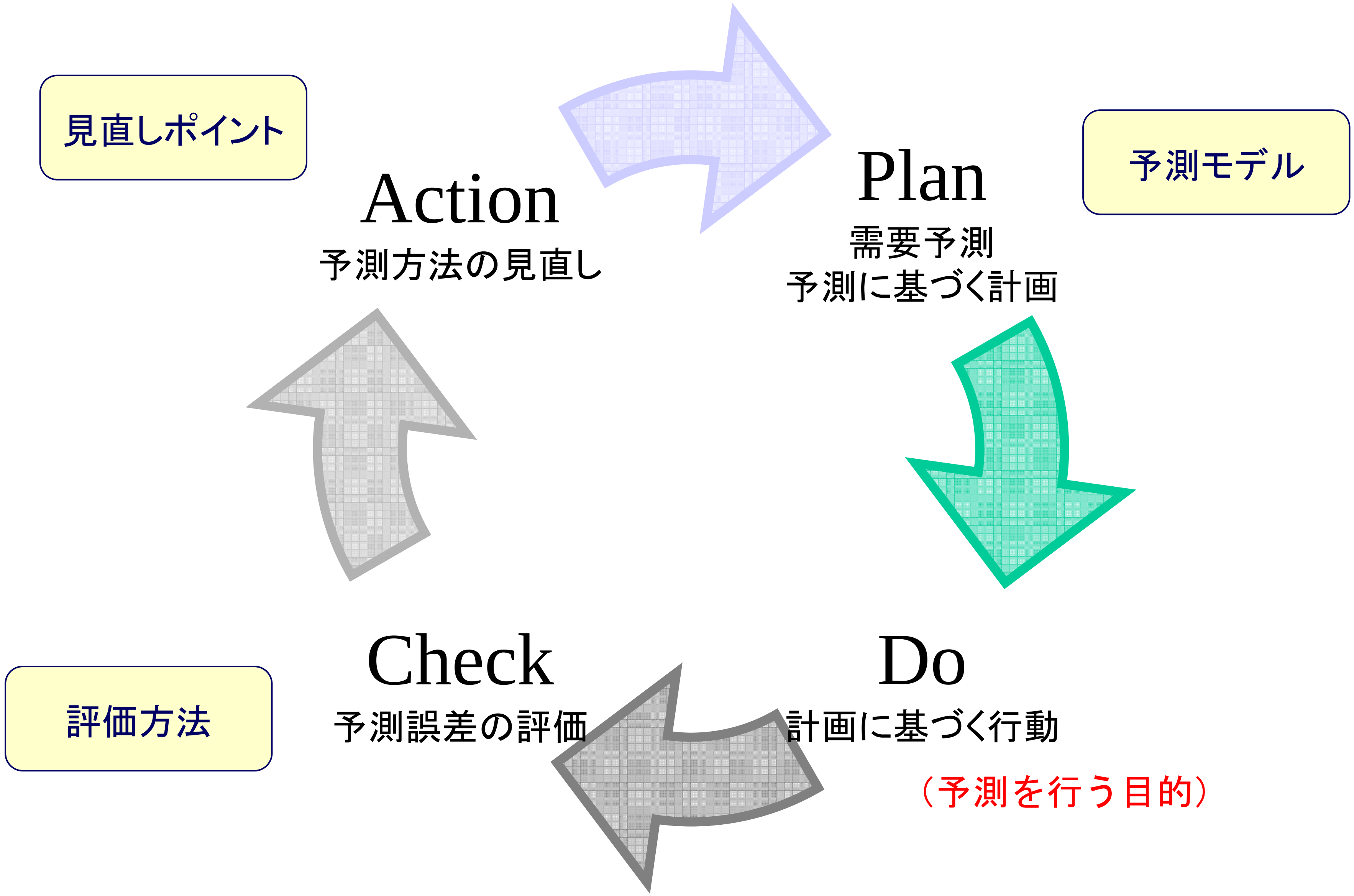
②



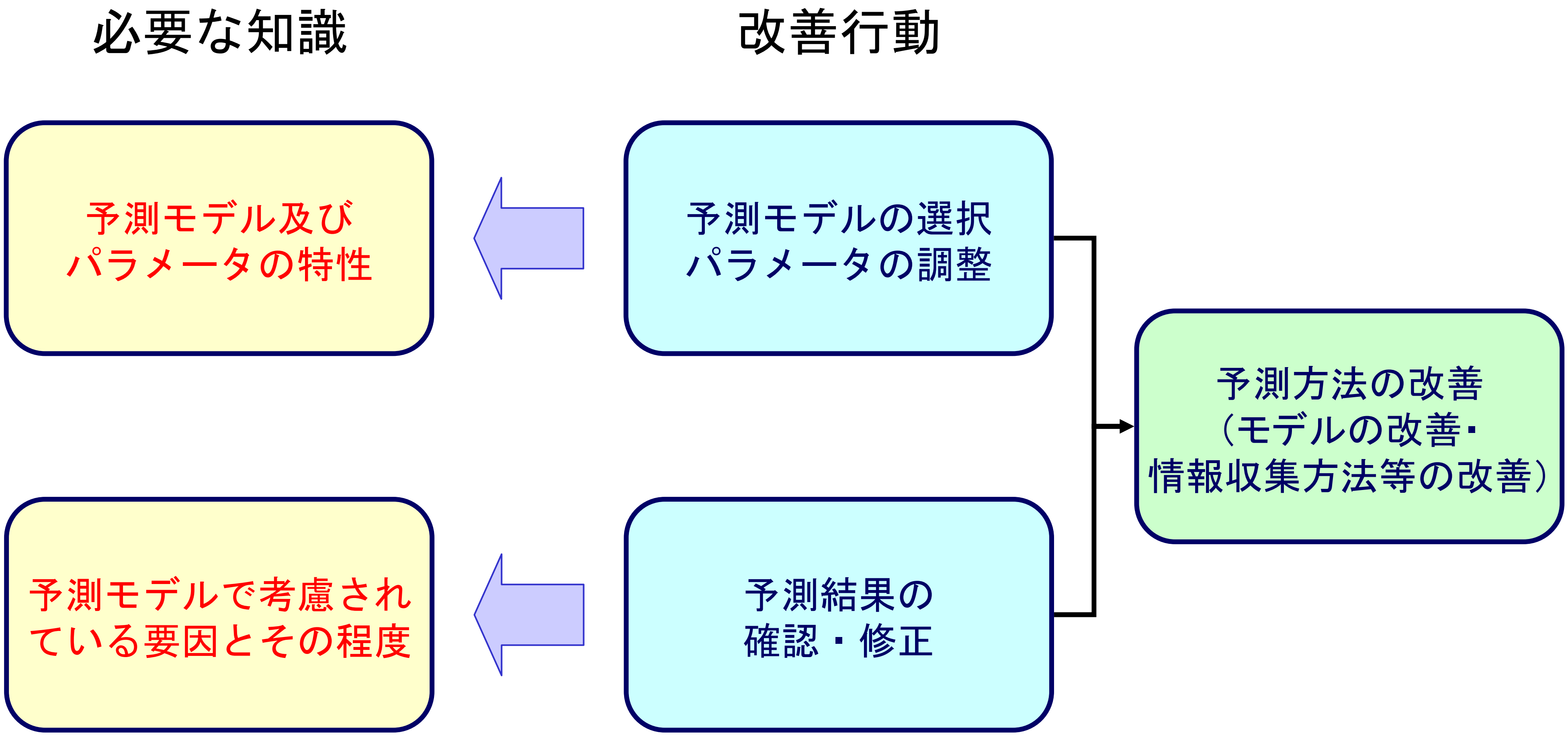
A ＜ B

顧客：不満

需要予測におけるPDCAサイクル



見直しポイント

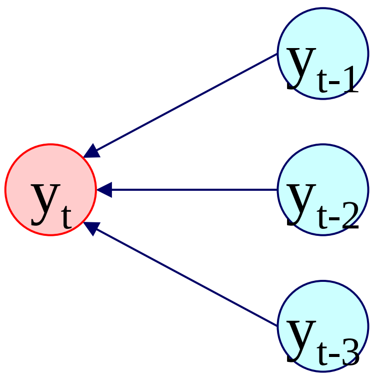

必要な知識
改善行動
予測モデル及び
パラメータの特性
予測モデルの選択
パラメータの調整
予測方法の改善
（モデルの改善・
情報収集方法等の改善）
予測モデルで考慮され
ている要因とその程度
予測結果の
確認・修正

需要予測モデル

時系列データ
目的変数（y）のみ使用

移動平均法

指数平滑法

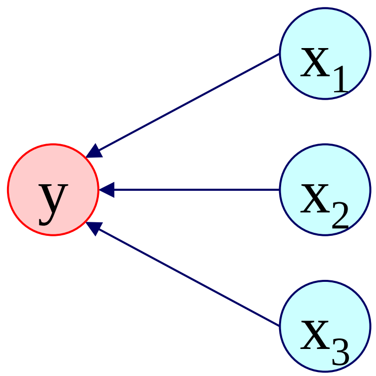


量的データ　　量的データ

目的変数（y）と説明変数（$x_1, x_2, \cdots$）

重回帰分析

数量化Ⅰ類



量的データ　　量的・質的データ

移動平均法のモデル式

直前のn期間の平均値を求めて、次の期の予測値とする。各期予測を行なう。

$$S_t = \frac{\sum_{m=1}^{n} y_{t-m}}{n}$$

S_t　t期の予測値

y_t　t期の実績値

n　次数

移動平均法の計算例

月	8	9	10	11	12	1	2	3	4	5	6	7
販売数量	51	61	63	40	56	54	55					

次数：6ヶ月

2月の予測値

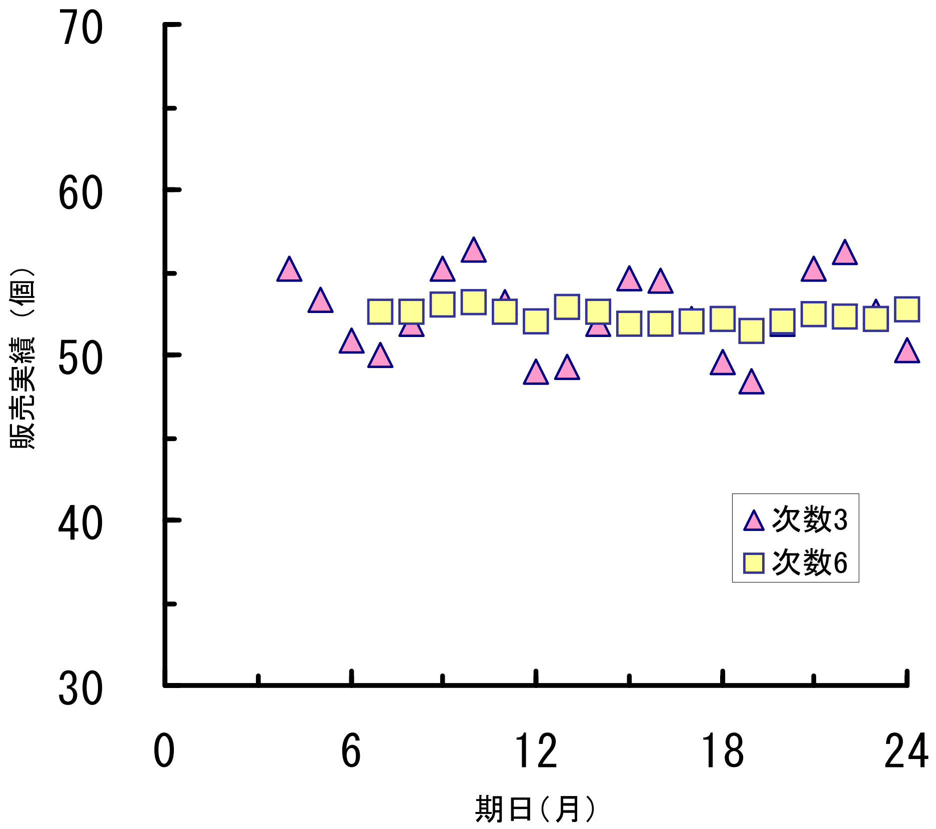
予測値　＝　(51+61+63+40+56+54)/6
　　　　＝　54.2

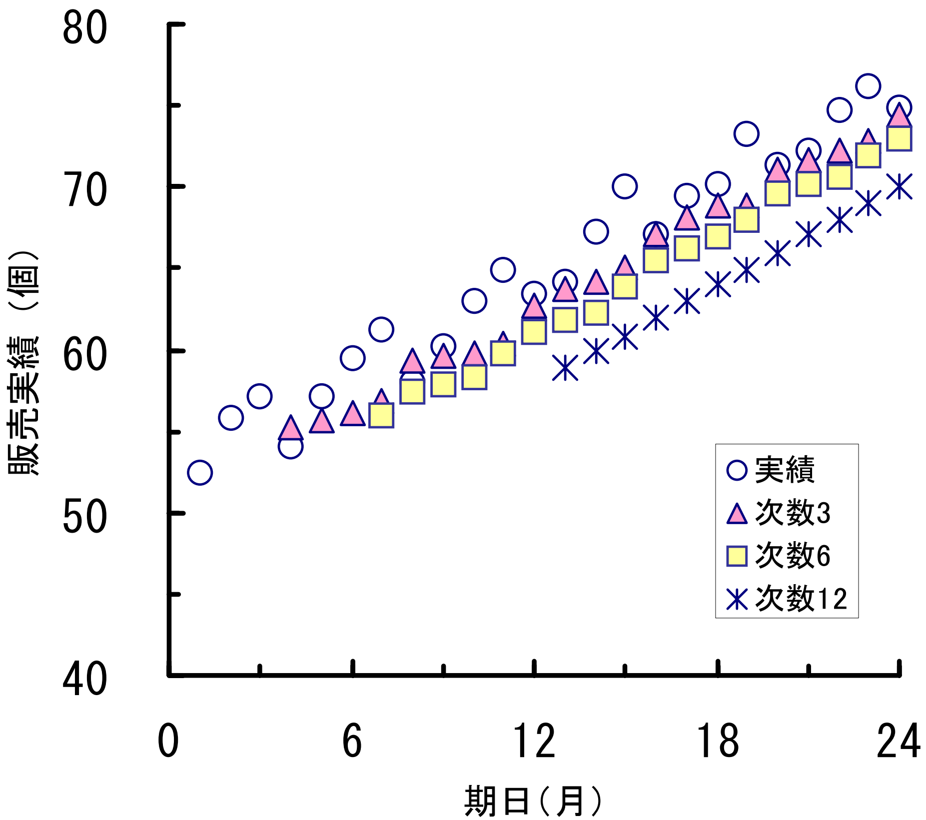
3月の予測値

予測値　＝　(61+63+40+56+54+55)/6
　　　　＝　54.8

移動平均法の特徴

①偶然性に起因する需要変動（ノイズ）を取り除いて予測できる。
②需要変動の傾向成分、周期成分を抽出できる。
③需要の変化（傾向・周期）への対応が遅れる。





指数平滑法

- 旧予測値とその実績との差の影響を取りいれて、新予測値を推定しようとするものである。
- （加重）移動平均法の一種である。

- （1次，単純）指数平滑法
- ホルト法
- ホルト・ウィンタース法
- 可変応答平滑法

（1次，単純）指数平滑法のモデル式

Single Exponential Smoothing

$$S_{t+1} = \alpha \cdot y_t + (1-\alpha) \cdot S_t$$

$$0 < \alpha \leq 1, \quad t \geq 1$$

S_{t+1} t+1期の新予測値

S_t t期の旧予測値

y_t t期の実績値

α 平滑化定数

初期値 $S_1 = y_1$

1期分のデータ

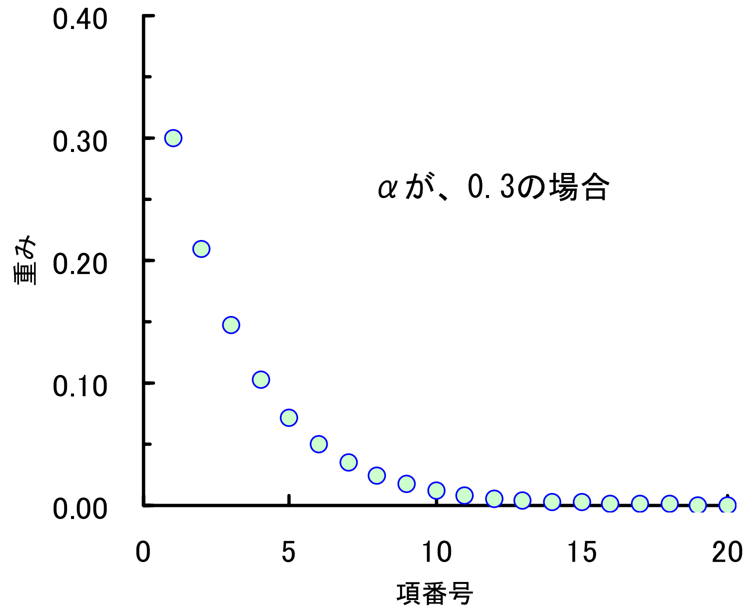
モデル式の展開

$$S_{t+1} = \alpha \cdot y_t + (1-\alpha) \cdot S_t \longrightarrow S_t = \alpha \cdot y_{t-1} + (1-\alpha) \cdot S_{t-1}$$

$$S_{t+1} = \alpha \cdot y_t + \alpha \cdot (1-\alpha) \cdot y_{t-1} + (1-\alpha)^2 \cdot S_{t-1}$$

$$S_{t+1} = \alpha \cdot y_t + \alpha \cdot (1-\alpha) \cdot y_{t-1} + \alpha \cdot (1-\alpha)^2 \cdot y_{t-2} + \cdots\cdots + \alpha \cdot (1-\alpha)^n \cdot y_{t-n} + \cdots$$

$$\alpha \cdot \left\{ 1 + (1-\alpha) + (1-\alpha)^2 + \cdots\cdots + (1-\alpha)^n + \cdots \right\} = \alpha \cdot \frac{1}{1-(1-\alpha)} = 1$$



テイラー展開

$$\frac{1}{1-x} = 1 + x + x^2 + x^3 + \cdots\cdots + x^n + \cdots, \qquad |x| < 1$$

ホルト法のモデル式

$$F_{t+m} = S_t + mb_t$$

予測値（t+m期）

$$S_t = \alpha y_t + (1-\alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$$

全般的な平滑化

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1-\gamma)b_{t-1}$$

傾向成分の平滑化

$$0 \le \alpha \le 1, \quad 0 \le \gamma \le 1$$

$$t \ge 2, \quad m > 0$$

初期値 $S_1 = y_1$

$$b_1 = y_2 - y_1$$

2期分のデータ

ホルト・ウィンタース法のモデル式

$$F_{t+m} = \left(S_t + mb_t\right) I_{t+m-L}$$

予測値（t+m期）

$$S_t = \alpha \frac{y_t}{I_{t-L}} + (1-\alpha)\left(S_{t-1} + b_{t-1}\right)$$

全般的な平滑化

$$b_t = \gamma\left(S_t - S_{t-1}\right) + (1-\gamma) b_{t-1}$$

傾向成分の平滑化

$$I_t = \beta \frac{y_t}{S_t} + (1-\beta) I_{t-L}$$

周期成分の平滑化

$$0 \le \alpha \le 1, \quad 0 \le \gamma \le 1, \quad 0 \le \beta \le 1$$

$$t > L, \quad m > 0$$

L：周期

モデル式（初期値）

2周期分(2L期)のデータ

$$S_L = \frac{\sum_{t=1}^{L} y_t}{L}$$

$$b_L = \frac{\left(\sum_{t=L+1}^{2L} y_t \Big/ L\right) - \left(\sum_{t=1}^{L} y_t \Big/ L\right)}{L}$$

$$I_k = \left(\left(y_k \Big/ \left(\sum_{t=1}^{L} y_t \Big/ L\right)\right) + \left(y_{L+k} \Big/ \left(\sum_{t=L+1}^{2L} y_t \Big/ L\right)\right)\right) \Big/ 2$$

$$k = 1, 2, \cdots, L$$

可変応答平滑法のモデル式

$$S_{t+1} = \gamma \cdot y_t + (1-\gamma) \cdot S_t$$

$t \geq 1$

$$\gamma = \left| \frac{\delta}{\Delta} \right|$$

γ 平滑化変数

$$\delta = \frac{\sum_{\tau=0}^{n-1} \left(y_{t-\tau} - S_{t-\tau} \right)}{n}$$

$$\Delta = \frac{\sum_{\tau=0}^{n-1} \left| y_{t-\tau} - S_{t-\tau} \right|}{n}$$

初期値 $S_1 = y_1$

1期分のデータ

重回帰分析のモデル式

$$y = \sum_{i=1}^{n} a_i \cdot x_i + a_0$$

予測値
（目的変数）

重み
（偏回帰係数）

要因
（説明変数）

定数項

重回帰分析の特徴

$$y = 0.863 \cdot x_1 + 0.461 \cdot x_2 + 1.102$$

売上額（千万円）　　広告費（百万円）　　セールスマン（人）

①説明変数の目的変数に対する影響力が分かる！

（例）セールスマンを1人、増やすと、461万円売上が増加する。

②説明変数の大事さランキングを調べることができる！

係数の大きさにより、目的変数を求める際の各説明変数の大事さの程度が分かる。
ただし、標準偏回帰係数を求める必要がある。

説明変数の選択

①目的変数と相関の高い説明変数を選択する。
②説明変数相互で高い相関がある時は、一つの変数のみ使用する。
　　　　多重共線性
③将来設定できない説明変数は、使用しない。
④データの値が全て同じ説明変数は、使用できない。

$$y = -0.8 \cdot x_1 + 2.9 \cdot x_2 + 100$$

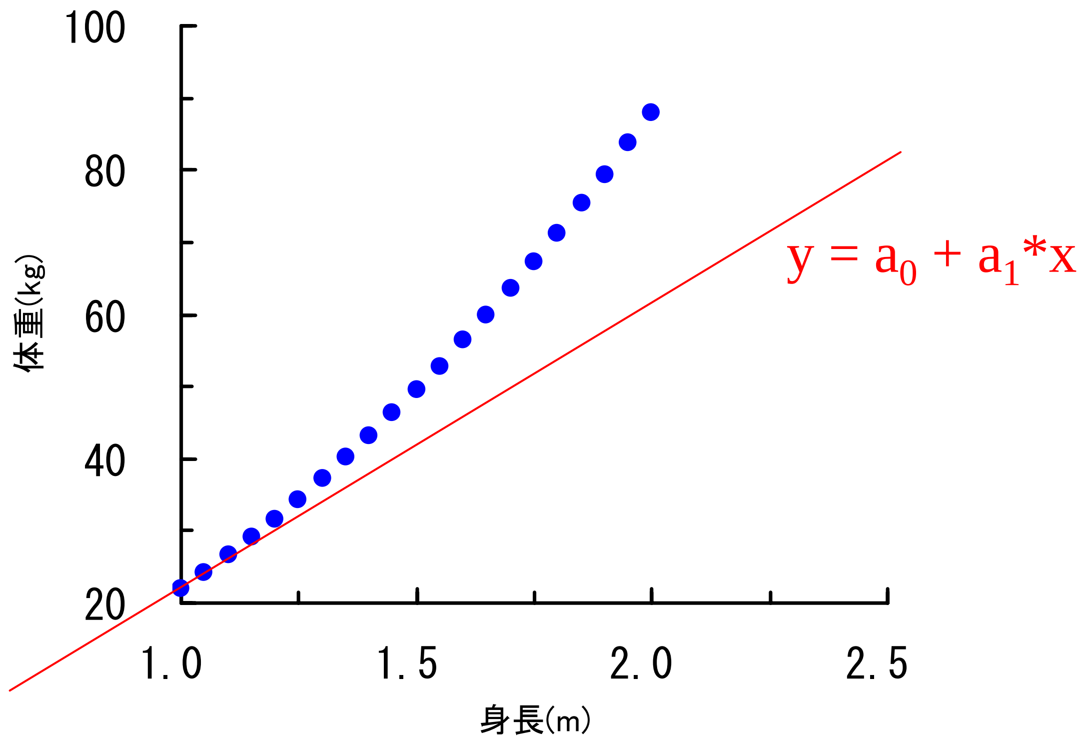
乗用車の保有台数　　人口　　世帯数

モデルの柔軟性

体重(kg) ＝ BMI ＊ 身長(m)*身長(m)

BMI (Body Mass Index)
肥満度の判定指標として世界的に用いられている指標で、1999年10月より、日本肥満学会でも採用されている。

		BMI	<	18.5	やせ
18.5	<=	BMI	<	25.0	正常
25.0	<=	BMI	<	30.0	肥満(1度)
30.0	<=	BMI	<	35.0	肥満(2度)
35.0	<=	BMI	<	40.0	肥満(3度)
40.0	<=	BMI			肥満(4度)



数量化Ｉ類のモデル式

$$y = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n_i} a_{i,j} \cdot x_{i,j} + a_0$$

予測値

重み
（カテゴリースコア）

要因
（有：1，無：0）

平均値

i：アイテム，（例）曜日
j：カテゴリー，（例）火曜日

アルバイト先の売上データ

某居酒屋における○○○○年3月の売上

日	売上	来客数	曜日	天気	予約数
1	579166	168	月	曇り	21-40
2	264879	91	火	曇り	0-20
3	687583	204	水	曇り	21-40
4	731094	242	木	晴	21-40
5	987731	275	金	晴	81-100
6	1041686	293	土	雨	81-100
7	1173588	345	日	晴	101-120
8	399229	142	月	晴	0-20
9	301613	110	火	晴	0-20
10	765529	229	水	晴	21-40
11	922090	248	木	晴	61-80
12	837385	244	金	晴	61-80
13	943239	259	土	晴	101-120
14	1236960	351	日	晴	101-120
15	495375	182	月	雨	0-20

3月の売上
総売上：24,834,926(円)
総来客数：7,417(人)
1人あたり単価：3,348(円/人)
1日あたり売上：801,127(円/日)

売上データの集計

アイテム	曜日							天気		
カテゴリー	日	月	火	水	木	金	土	晴	曇り	雨
出現回数	4	5	5	5	4	4	4	21	4	6

出現回数	アイテム	曜日							天気			売上合計
アイテム	カテゴリー	日	月	火	水	木	金	土	晴	曇り	雨	
曜日	日		0	0	0	0	0	0	4	0	0	4, 671, 121
	月	0		0	0	0	0	0	2	1	2	2, 564, 913
	火	0	0		0	0	0	0	2	1	2	1, 954, 633
	水	0	0	0		0	0	0	4	1	0	4, 372, 994
	木	0	0	0	0		0	0	4	0	0	3, 639, 364
	金	0	0	0	0	0		0	4	0	0	4, 056, 457
	土	0	0	0	0	0	0		1	1	2	3, 575, 444
天気	晴	4	2	2	4	4	4	1		0	0	18, 797, 077
	曇り	0	1	1	1	0	0	1	0		0	2, 004, 995
	雨	0	2	2	0	0	0	2	0	0		4, 032, 854

連立方程式の作成

アイテム	曜日							天気		
カテゴリー	日	月	火	水	木	金	土	晴	曇り	雨
変数	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X21	X22	X23
重み	a11	a12	a13	a14	a15	a16	a17	a21	a22	a23

$$4\cdot a_{11}+0\cdot a_{12}+0\cdot a_{13}+0\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+0\cdot a_{17}+4\cdot a_{21}+0\cdot a_{22}+0\cdot a_{23}=4671121$$
$$0\cdot a_{11}+5\cdot a_{12}+0\cdot a_{13}+0\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+0\cdot a_{17}+2\cdot a_{21}+1\cdot a_{22}+2\cdot a_{23}=2564913$$
$$0\cdot a_{11}+0\cdot a_{12}+5\cdot a_{13}+0\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+0\cdot a_{17}+2\cdot a_{21}+1\cdot a_{22}+2\cdot a_{23}=1954633$$
$$0\cdot a_{11}+0\cdot a_{12}+0\cdot a_{13}+5\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+0\cdot a_{17}+4\cdot a_{21}+1\cdot a_{22}+0\cdot a_{23}=4372994$$
$$0\cdot a_{11}+0\cdot a_{12}+0\cdot a_{13}+0\cdot a_{14}+4\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+0\cdot a_{17}+4\cdot a_{21}+0\cdot a_{22}+0\cdot a_{23}=3639364$$
$$0\cdot a_{11}+0\cdot a_{12}+0\cdot a_{13}+0\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+4\cdot a_{16}+0\cdot a_{17}+4\cdot a_{21}+0\cdot a_{22}+0\cdot a_{23}=4056457$$
$$0\cdot a_{11}+0\cdot a_{12}+0\cdot a_{13}+0\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+4\cdot a_{17}+1\cdot a_{21}+1\cdot a_{22}+2\cdot a_{23}=3575444$$
$$4\cdot a_{11}+2\cdot a_{12}+2\cdot a_{13}+4\cdot a_{14}+4\cdot a_{15}+4\cdot a_{16}+1\cdot a_{17}+21\cdot a_{21}+0\cdot a_{22}+0\cdot a_{23}=18797077$$
$$0\cdot a_{11}+1\cdot a_{12}+1\cdot a_{13}+1\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+1\cdot a_{17}+0\cdot a_{21}+4\cdot a_{22}+0\cdot a_{23}=2004995$$
$$0\cdot a_{11}+2\cdot a_{12}+2\cdot a_{13}+0\cdot a_{14}+0\cdot a_{15}+0\cdot a_{16}+2\cdot a_{17}+0\cdot a_{21}+0\cdot a_{22}+6\cdot a_{23}=4032854$$

連立方程式の解法

連立方程式は、第2アイテム以降の第1カテゴリーの重みを、0として解く。
例では、a21=0 とし、a21を除いた残りの9元連立方程式を解く。

カテゴリー	変数	重み	重み 計算結果
日	X11	a11	1167780.3
月	X12	a12	528074.9
火	X13	a13	406018.9
水	X14	a14	912305.3
木	X15	a15	909841.0
金	X16	a16	1014114.3
土	X17	a17	912726.3
晴	X21	a21	
曇り	X22	a22	-188532.6
雨	X23	a23	56535.7

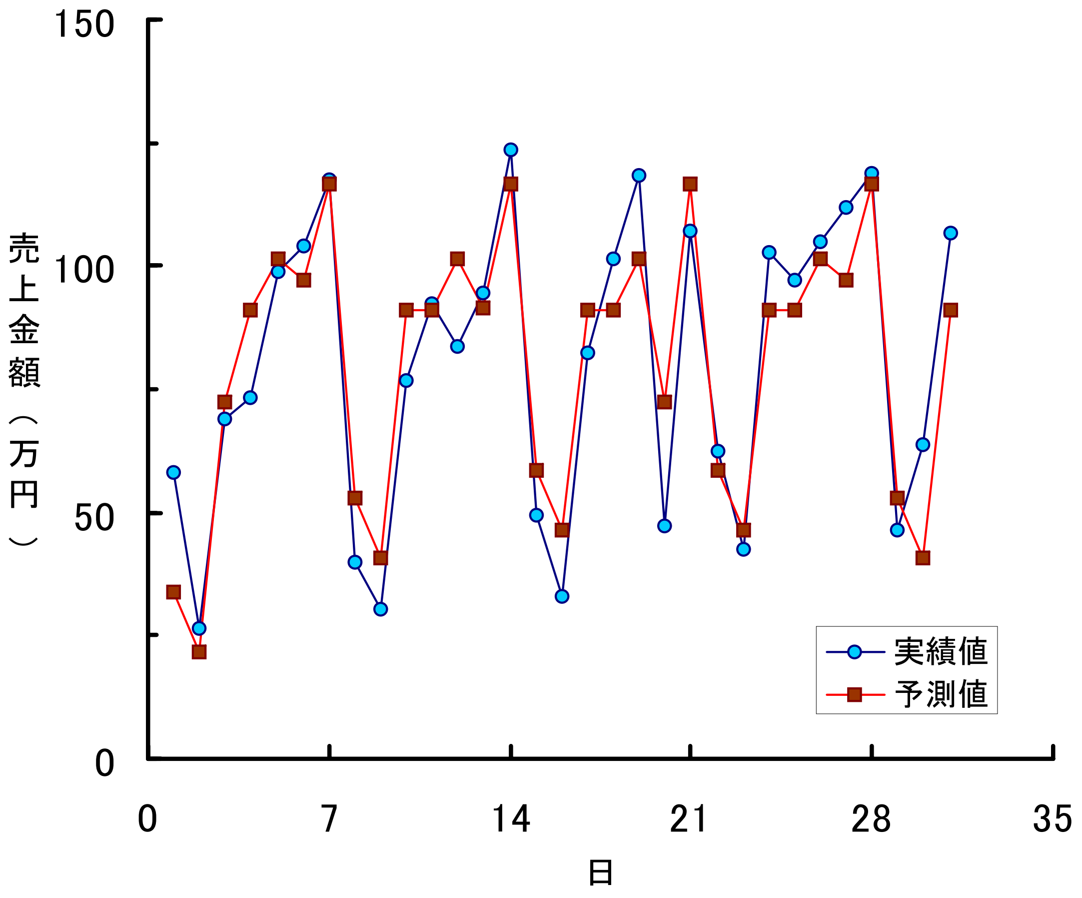
カテゴリースコア

アイテム	カテゴリー	変数	方程式の解 (重み)	出現回数	加重平均	カテゴリースコア (重み)
曜日	日	X11	1167780.3	4	814511.0	353269.2
	月	X12	528074.9	5		−286436.2
	火	X13	406018.9	5		−408492.2
	水	X14	912305.3	5		97794.3
	木	X15	909841.0	4		95330.0
	金	X16	1014114.3	4		199603.2
	土	X17	912726.3	4		98215.3
天気	晴	X21	0.0	21	−13384.4	13384.4
	曇り	X22	−188532.6	4		−175148.2
	雨	X23	56535.7	6		69920.1

計算例

予測値　＝　曜日による予測値　＋　天気による予測値　＋　平均値

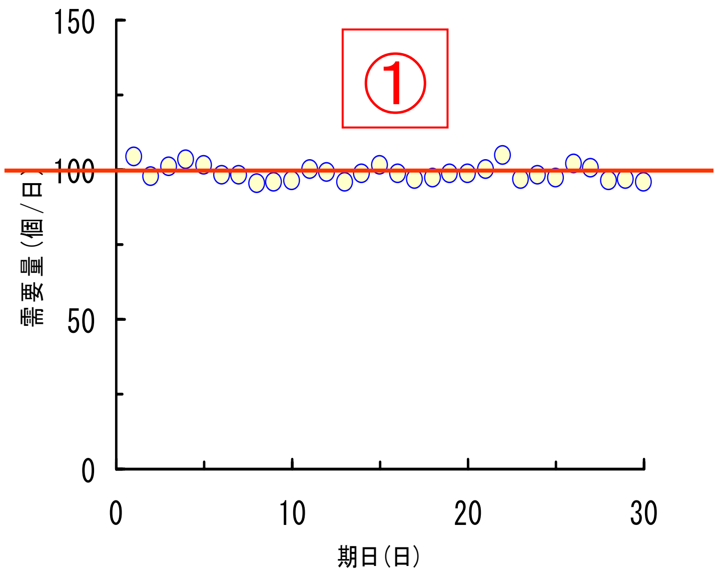
例題：金曜日、晴　　1, 014, 114　=　199, 603　+　13, 384　+　801, 127

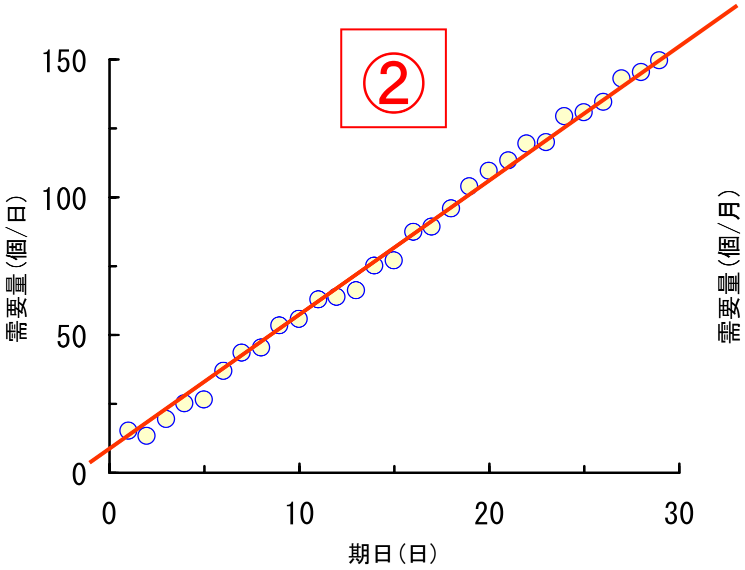


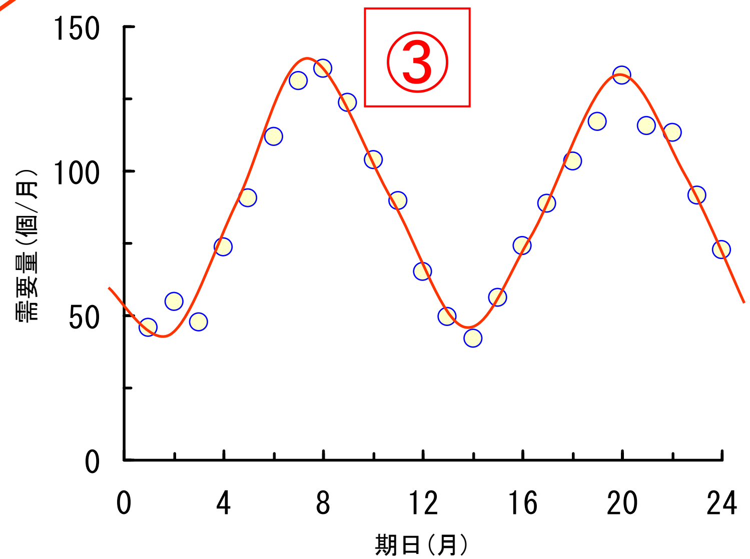
需要予測モデルのまとめ

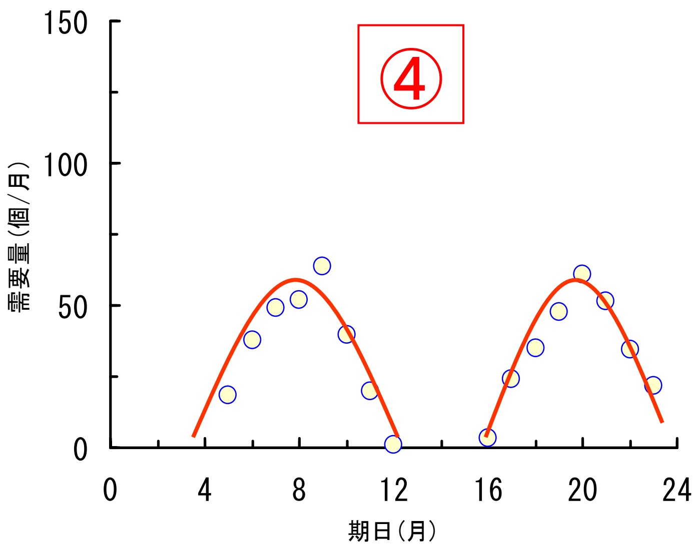
モデル名	ノイズ	傾向	周期	説明変数 イベント	データ	柔軟性
移動平均法	○				n期	△
1次指数平滑法	○				数期	△
ホルト法	○	○			数期	△
ホルト・ウィンタース法	○	○	○		数周期	△
可変応答平滑法	○	△	△		1期	○
重回帰分析	○	○	○	○	数周期	×
数量化Ｉ類	○		○	○	数周期	×

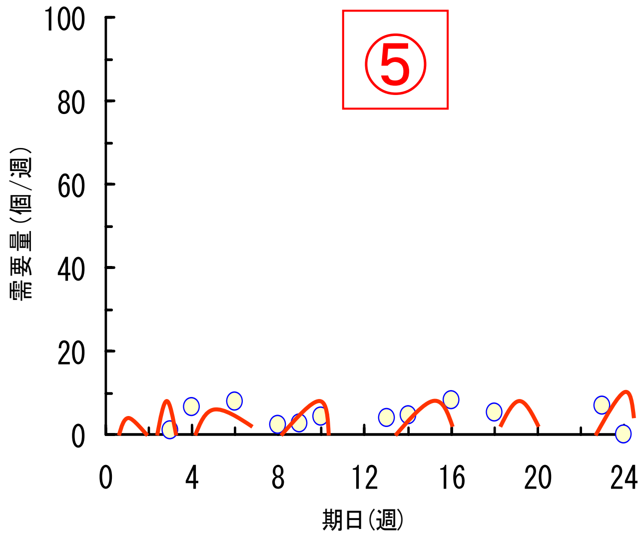
需要の種類











①水平型需要
②傾向型需要
③季節変動型需要
④季節品型需要
⑤こぶ型需要

需要変動への対応

	ノイズ	傾向	周期		
モデル名	水平型	傾向型	季節変動型	季節品型	こぶ型
移動平均法	○				
1次指数平滑法	○				
ホルト法	○	○			
ホルト・ウィンタース法	○	○	○	△[注]	
可変応答平滑法	○	△	△		
重回帰分析	○	○	○	△[注]	
数量化Ⅰ類	○		○	△[注]	

注：需要のある期間のみにモデルを適用

予測結果の評価方法

実績値　予測値

$$\varepsilon_t = y_t - S_t$$

誤差の値　　予測誤差　　絶対誤差

ε_t　　$|\varepsilon_t|$

指標の種類　　平均，標準偏差，比率

平均予測誤差
平均絶対誤差
二乗平均平方根誤差

予測誤差の標準偏差

予測誤差の標準偏差／実績値の平均
平均絶対誤差／実績値の平均

評価方法（平均）

平均予測誤差

$$\frac{\sum_{t=1}^{n}\left(y_t - S_t\right)}{n}$$

誤差の偏りを見る

誤差の大きさを見る

平均絶対誤差

$$\frac{\sum_{t=1}^{n}\left|y_t - S_t\right|}{n}$$

二乗平均平方根誤差

$$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}\left(y_t - S_t\right)^2}{n}}$$

評価方法（標準偏差，比率）

予測誤差の標準偏差

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{n}\left(\varepsilon_t - \bar{\varepsilon}\right)^2}{n}}$$

$$\bar{\varepsilon} = \frac{\sum_{t=1}^{n}\varepsilon_t}{n}$$

$$\varepsilon_t = y_t - S_t$$

予測誤差の標準偏差／実績値の平均

平均絶対誤差／実績値の平均

誤差の程度を見る
（精度）

誤差の大きさを見る

評価方法【回帰分析】

誤差の偏りを見る

ダーヴィンワトソン比

$$\varepsilon_t = y_t - S_t$$

$$Dw = \frac{\sum_{t=2}^{n} (\varepsilon_t - \varepsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t^2}$$

誤差の程度（精度）を見る

決定係数

$$r^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{n} (y_t - S_t)^2}{\sum_{t=1}^{n} (y_t - \bar{y})^2}$$

$$\bar{y} = \frac{\sum_{t=1}^{n} y_t}{n}$$

誤差のランダム性を調べる指標
Dwが2前後のとき、誤差がランダムであることが知られている。

追加：回帰係数の検定も行う。

需要予測を行う際の注意点

予測モデルの切り替え
　　商品のライフサイクル
要因の抽出
　　イベント等の考慮

不変性の仮定
　　海外の競争会社の市場参入
　　消費者嗜好の変化
　　代替技術の開発
　　貿易摩擦など

作業負荷の軽減
データの収集・管理

販売実績と真の需要
　　欠品の考慮

全体予測と個別予測