

# カルマンフィルタを応用した水需要予測のオンライン化

横河北辰電機株第1応用技術部 ○塚本 孝

公共営業部システム技術課 南浦 清

## 1. まえがき

我が国の水道は普及率の向上と共に、施設の拡張・整備が進展した。それにより、よほどの異常漏水が無い限り、需要家に必要量を常時給水できるようになっている。水を必要とする時必要量使用できることは、利用者にとっては、この条件を維持するために、種々の難しい問題の解決が求められている。

水道事業は、河川などから原水を取り水し、浄水場で浄化を行って浄水とし、配水池・配水管ネットワークによって各需要先へ供給することを公営事業として行っている。これを一般の事業に対比すると、浄水場は原水を原料とし、浄水を製品とする生産場であり、配水池・配水管ネットワークは、製品を最終需要先に供給する流通機構として捕えることができる。すなわち水道事業は、原料調達から生産・最終供給までを一貫して行っている事業と言える。この点が特徴ではあるが、ここに種々の問題が含まれている。

諸問題の一つに最終需要の変動の影響が時間単位のリアルタイムで、原料調達まで影響が及ぶことがある。水の最終需要は、需要先の性格、作業、生活のリズムによって時間単位で大きく変動する。一方、生産工場である浄水場は、一定負荷で操業を行うと最も効率が良い。このため浄水場と配給水ネットワーク間に配水池を設け、需要変動に対するバッファ機能を果している。小規模水道では、この対応で十分であるが、ある程度以上の人口を持つ都市の水道事業では、浄水場や配水池が複数設置されており、これら施設間の融通などを含めた全体としての水運用が必要となっている。

水道事業全体の水運用を最適化するために最近一部の都市では配水コントロールの導入が図られており、金沢市でも現在設計中である。この配水コントロールを実施するに当たり、最も重要な要因は水の需要予測である。このため金沢市では、配水コントロールシステム導入の事前措置と配水池の流入量制

御及び浄水場の取水制御に使用する目的で、現在稼動中の末浄水場及び各配水池の管理用コンピュータシステム(YODIC 1000)(図1)により、配水池での需要予測を試み、初期段階ではあるが、一定の成果が得られたのでここに報告する。

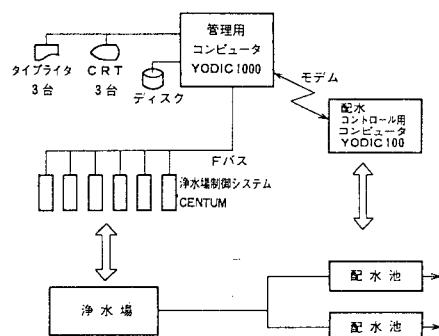


図 1

## 2. 需要予測の手法

一日の総需要量(以下日総需要量と呼ぶ)はその日の気象と天候に依存するとして立てた需要予測式を用い、更に季節・天候・曜日の3つの要因で一時間ごとの需要パターンが変わるとして時刻別需要量を予測する手法が既に報告されているが、これは過去の実績データをオフラインで解析し、予測シミュレーションを行ったものであった。今回コンピュータを使用して実際に需要予測を制御に使うべくこの手法のオンライン化を行った。以下、主にオンライン化に際して配慮した点を中心に紹介する。

### 2.1 日総需要量

#### 2.1.1 予測式

オフライン解析によると日総需要量について次のことが分かっている。

- (1) 季節により配水量が変わる。
- (2) 曜日による変動は少ない。
- (3) 気温、天候により変動する。
- (4) 冬は特に雪の量により変動する。

フィルタリングの種類は幾つかあり、例えは過去のデータの平均を取るのもフィルタリングの一種であるが、今回はこのフィルタリングの方式として最小2乗法を適用した。すなわち、誤差の2乗総和(分散)  $L_j$ ,

$$L_j = \sum_{i=0}^j (Q_i - A_j X_i)^2 \quad \text{式(1)}$$

を最小にする  $A_j$  を真値  $A$  に対する  $j$  日の最適推定値とする。

式(1)の条件を満たす  $A_j$  を導出する方法としてカルマンが提案したカルマン フィルタと呼ばれる逐次演算法がある。このカルマン フィルタは、

- 逐次演算法であるため計算機オンライン化に適しており、時系列データを蓄積する必要がなく(メモリ量の節約)、演算量が従来方式に比べて少ない。
- 適用範囲が広く多少条件が悪くても発散するところがない。

という特長を持つため、最近特に応用される例が多い。(j-1)日の需要実績  $Q_{j-1}$  が得られた時に演算する  $j$  日のカルマン フィルタの逐次演算過程を次の式で示す。なお、式中  $P_j$  は誤差の分散行列であり、定性的には式(1)の値である。

$$P_j = (P_{j-1}^{-1} + X_{j-1} \cdot X_{j-1}^T)^{-1} \quad \text{式(2)}$$

$$A'_j = A'_{j-1} + P_j \cdot X_{j-1} \cdot$$

$$(Q_{j-1} - X_{j-1} \cdot A'_{j-1}) \quad \text{式(3)}$$

ただし、 $-1$  は逆行列、 $\cdot$  は転置行列を示す。

カルマン フィルタによる日総需要量のフローを図2に示す。

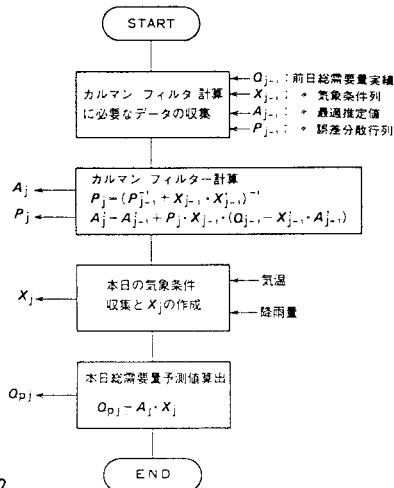


図 2

#### 2.1.4 季節による予測式の切換え

季節によって(5)～(8)式を切り換えて使用する。季節を次のように定め、コンピュータが持つカレンダーで自動的に切り換える。

春： 4月1日～6月30日

夏： 7月1日～8月31日

秋： 9月1日～11月30日

冬： 12月1日～3月31日

季節ごとに予測式を変える理由は、前述のように季節により需要量が変動するからである。カルマン フィルタでは取り込んだデータを同等に扱い係数を修正する。したがって、季節により需要が変化することが判明しているので、たとえ予測式が同形であっても別々に式を持ち、切り換える方が良い結果を得られると考えられる。

同様なことが同季節の一年前のデータと今年のデータについても言える。季節が変わると一年前の同季節終了時の係数と誤差分散行列を初期値として使うが、そのまま使うと去年の実績と今年の実績を同等に扱うことになる。

表 1

No.	天候	曜日	季節*
1	晴	平日	夏
2			冬
3		土曜	夏
4			冬
5		休日	夏
6			冬
7	雨	平日	夏
8			冬
9		土曜	—
10		休日	—
11	雪	—	—

\* 夏： 4月11日～11月15日

冬： 11月16日～4月10日

これらの変動要因を基にして、次の様な季節別の予測式を提案している。

$$\text{春} : Q_p = a_1 \cdot T_{av}^2 + a_2 \cdot T_{av} + a_3 \cdot \gamma + a_4 \quad \dots \dots \dots (1)$$

$$\begin{aligned} \text{夏} : Q_p &= a_1 \cdot T_{max}^2 + a_2 \cdot T_{max} + a_3 \cdot T_{av} \\ &+ a_4 \cdot T_{av} + a_5 \cdot \gamma + a_6 \end{aligned} \quad \dots \dots \dots (2)$$

$$\text{秋} : Q_p = a_1 \cdot T_{av}^2 + a_2 \cdot T_{av} + a_3 \cdot \gamma + a_4 \quad \dots \dots \dots (3)$$

$$\begin{aligned} \text{冬} : Q_p &= a_1 \cdot S_{ts}^2 + a_2 \cdot S_{ts} + a_3 \cdot S_{tf}^2 \\ &+ a_4 \cdot S_{tf} + a_5 \cdot S_{ys} + a_6 \cdot S_{yf} \\ &+ a_7 \cdot T_{min} + a_8 \cdot T_{max} + a_9 \cdot \gamma \\ &+ a_{10} \cdot Q_y + a_{11} \end{aligned} \quad \dots \dots \dots (4)$$

ここで、 $Q_p$  : 需要予測量 [ $m^3/\text{日}$ ]

$T_{av}$  : 当日平均気温 [°C]

$\gamma$  : 天候要因変数、当日が雨: 1, その他: 0

$T_{max}$  : 当日最高気温 [°C]

$S_{ts}$  : 当日積雪量 [cm]

$S_{tf}$  : 当日降雪量 [cm]

$S_{ys}$  : 前日積雪量 [cm]

$S_{yf}$  : 前日降雪量 [cm]

$T_{min}$  : 当日最低気温 [°C]

$Q_y$  : 前日の需要量 [ $m^3/\text{日}$ ]

オンライン化に際し、これらの式をそのまま適用記しようとするとき次の困難がある。上式では当日の平均気温や最高気温などを使用しているが、予測を行う時は1日の始めであり(今回は朝7時)その時にはその日の平均気温や最高温度を知ることはできない。

そこで、現場に設置した気象計器(気温計、降水量計、日射量計、湿度計)より得られる測定値を使い、オンライン予測式として次の式を仮定した。

$$\text{春} : Q_p = A_{11} \cdot T^2 + A_{21} \cdot T + A_{31} \cdot \gamma + A_{41} \quad \dots \dots \dots (5)$$

$$\text{夏} : Q_p = A_{12} \cdot T^2 + A_{22} \cdot T + A_{32} \cdot \gamma + A_{42} \quad \dots \dots \dots (6)$$

$$\text{秋} : Q_p = A_{13} \cdot T^2 + A_{23} \cdot T + A_{33} \cdot \gamma + A_{43} \quad \dots \dots \dots (7)$$

$$\begin{aligned} \text{冬} : Q_p &= A_{14} \cdot S_s + A_{24} \cdot S_{yf} + A_{34} \cdot T \\ &+ A_{44} \cdot \gamma + A_{54} \cdot Q_y + A_{64} \end{aligned} \quad \dots \dots \dots (8)$$

ここで、 $T$  : 予測時の気温 [°C]

$S_s$  : 予測時の積雪量 [cm]

その他は(1)~(4)式と同じ

上式の変動要因のうち $T$ については予測時の瞬時値を気温計より知ることができるが他の要因については直接そのデータが得られない。このため表1に示すようにオンラインで入力される気温と降水量から算出する。

表1 気象条件決定方法

気象条件	決 定 方 法
予測時の気温 $T$ [°C]	予測時の瞬時値
天候要因変数 $\gamma$	1 : 予測時の前1時間降水量が1mm以上 0 : 予測時の前1時間降水量が1mm以上
前日の降雪量 $S_{yf}$ [mm]	予測前24hで気温1°C以下における降水量の和
予測時の積雪量 $S_s$ [mm]	予測前72hで気温1°C以下における降水量の加重加算値

なお、オンライン式では春、夏、秋とも同形式とした。

## 2.1.2 カルマフ フィルタによる予測式の係数修正

生活様式の変化、人口の変化、社会構造の変化などにより(5)~(8)式の各係数( $A_{ij}$ )が変化することは当然予測される。したがって過去のデータの解析(オフライン解析)により得られた係数をいつまでも使うことは予測精度の点で適切でない。

そこで、オフライン解析による係数は初期値として使うことにとどめ、それを逐次得られる実績値(気象データと需要量)により修正していくことにし、その手法としてカルマンフィルタを使用した。

### 2.1.3 カルマンフィルタ (2)

春の予測式を基にカルマンフィルタについて説明する。(5)式をベクトルを使い書き改め $j$ 日(以下 $j$ は $j$ 日を示す)について示すと次のようになる。

$$Q_{pj} = A_j \cdot X_j$$

ここに  $A_j = [A_{11j} \ A_{21j} \ A_{31j} \ A_{41j}]$

$$X_j = [T_j^2 \ T_j \ \gamma_j \ 1]^T$$

今、 $j$ 日の需要実績 $Q_j$ は、気象条件 $X_j$ だけで決まり時系列的変化はないとして、任意の $j$ 日について次の式が成り立つと仮定する。

$$Q_j = A \cdot X_j + W_j \quad \dots \dots \dots (9)$$

ここで、 $W_j$ はホワイトノイズと呼ばれ、期待値がゼロで他の変数( $X_j, Q_j$ )と無相関な雑音である。

$A$ を得ることができれば、予測時 $X_j$ を測定すれば、

$$Q_{pj} = A \cdot X_j \quad \dots \dots \dots (10)$$

で予測量を求めることができる。したがって、この $A$ を求めることが目的となる。そのためには、誤差 $W_j$ が余分である。そこで日々測定される量(この場合日総需要量)から $W_j$ を除去して $A$ を求める必要がある。これをフィルタリング(誤差 $W_j$ をフィルタリングして真値を得る)と一般に呼ぶ。しかし、逐次確率的に誤差 $W_j$ が加わる測定値から真値を得るのは不可能で、過去の測定値より統計的手法を使いその時点での最適推定値を求める。

しかし、需要量も人口変動などにより変化する。そこで、去年の実績より今年の実績に対する追従をよくするために  $P_j$  を大きく(現在は経験的に各要素を 20 倍している)してから初期値として使うように工夫をしている。

季節の切換えは実際には次のように行う。例えば 7 月 1 日になつたら去年の  $P_j$  を 20 倍して  $A_j$  を修正して予測に入るのではなく、ならし運転という意味で変わり目の 15 日前(6 月 15 日)から去年の  $P_j$  を 20 倍して  $A_j$  の修正を行う。7 月 1 日になるとならし運転の終った夏のモデル式から予測量を出すことになる(図 3)。

## 2.2 時刻別需要パターン

時刻別需要パターンとは、日総需要量を 1 として 1 時間ごとの需要量の割合を示すパターンである。この時刻別需要パターンはオンライン予測の場合と同様に表 1 に示す 11 種類を用意した。

このパターンも変化に追従すべく日々得られる実績値により修正することにしたが、日総需要量の場合のような予測式が立てられないでの単純な指数フィルタを使用した。

すなわち、一日が終ると(実際は、朝 6 時)次式より  $k$  日のパターン実績値が得られる。

$$P'_{kn} = \frac{J_{kn}}{\sum_{i=1}^{24} J_{ki}} \quad \dots \dots \dots \quad (14)$$

ここに、 $J_{kn}$  :  $k$  日、( $n - 1$ ) 時~ $n$  時の 1 時間(「 $n$  時の」と定義する)需要実績値。  
( $n = 1 \sim 24$ )

$P'_{kn}$  :  $k$  日、 $n$  時のパターン実績値。

次に  $k$  日の条件(季節・天候・曜日)に合致した種類のパターンの旧値を  $P_{k-1,n}$ ( $n = 1 \sim 24$ )、修正後の新値を  $P_{k,n}$  とし、次の式に従い修正する。

$$P_{k,n} = P_{k-1,n} + \alpha (P'_{kn} - P_{k-1,n}) \quad \dots \dots \dots \quad (15)$$

ただし、 $\alpha$  は  $0 < \alpha \leq 1$  の定数である。

## 3. 結 果

図 3、図 4 に予測結果の例を示す。

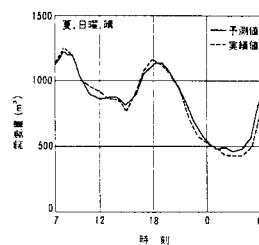


図 3

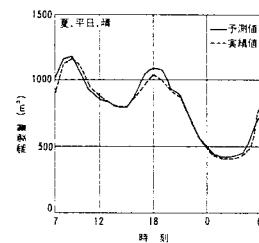


図 4

## 4. むすび

今回は、日総需要量に対する比較的簡単な予測式を仮定してオンライン化を行つたが実用には十分な追従性が得られ、オンライン需要予測に対するカルマンフィルタの有効性が実証された。

今後多くの都市で水の一括管理計画が立てられ、その第 1 歩として需要予測が実施される時、本文が計画の一助となれば望外の幸いである。

## <参考>

「横河技報」による。