

自己回帰モデルによる水需要予測

平林和也* 藤田逸明* 金谷利憲*

津村和志**

*(株)安川電機
北九州市小倉北区大手町12-1

**京都大学工学部環境地球工学教室
京都市左京区吉田本町

概要

浄水場での送水ポンプの自動運転を行うために各時刻単位の水需要予測を行った。上水の使用量を決定する要因として曜日、天候、気温などがあると考えられる。そこで、上水の使用量を曜日、天候によって層別できる定常的な部分(平均変動パターン)と直近の配水量及び日最高気温から推定可能な残差部分(自己回帰モデルによって推定)に分けられると考えた。平均変動パターンは曜日、天候によって層別して求め、残差部分は自己回帰モデルを用いて直近の配水量及び日最高気温から求めた。平均変動パターンの更新、自己回帰モデルの更新は、予測日より近いデータを使用することを目的として毎日行っている。水需要予測値は平均変動パターンと残差部分の推定値の和によって与えられる。このような水需要予測手法を取り入れたシステムは'94年4月より実浄水場で順調に稼働している。

キーワード

水需要予測、自己回帰モデル、平均変動パターン

1. はじめに

浄水場の運転には、送・配水施設の効率的な運用、水の安定供給、ポンプの自動運転などが求められる。このような問題を解決するにはいろいろな方策がある。例えば、水の安定供給のみを考えた場合は、施設規模を大きくすればよい。しかし、この方法は建設コストの負担や送水ポンプの運転コストの負担につながり、浄水場の送・配水施設の効率的な運用を行うことが難しくなる。そこで、曜日、天候、気温などを考慮に入れた水需要予測を行うことがこのような問題を解決する1つの手段と考えた。

ここでは、水源池から配水池へ水を供給する送水ポンプの運用計画を立てるために、各時刻単位の水需要予測を自己回帰モデル(Autoregressive Model 以下ARモデルと呼ぶ)を利用して行い、この予測結果を送水ポンプの自動運転に反映させることにした。本報告では、この水需要予測手法により実浄水場の1年間のデータを使用して実測値と予測値の比較を行ったので以下に報告する。

2. 施設概要

図1に、配水施設の概要を示す。ここでは、全市レベルでの運用計画を立てることを目的としているため、配水池を一つと考えて水需要予測を行った。送水ポンプは各時刻の予測配水量から運用計画を立て、水源池から配水池へ水の送水を行う。送水ポンプの運用計画を立てる水源池は5ヶ所である。

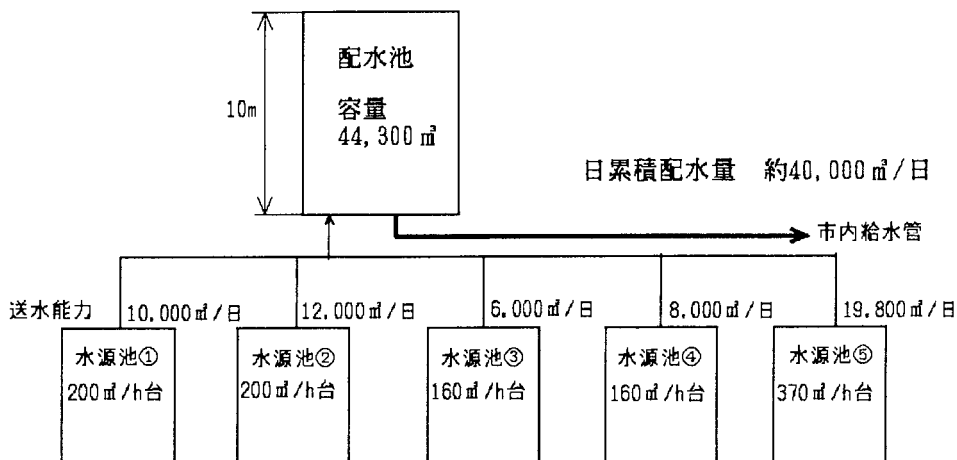


図1 施設概要

3. 予測方法

本水需要予測では、配水量は定常的に変化する部分と残差の部分の和で表されると考えた。すなわち、定常的な部分とは、曜日、天候によって層別される量であり、残差は実測値と定常的な部分の差に相当する。さらに後者は直近の実測値、日最高気温などから推定可能な部分および偶発的に発生する部分からなると考えられる。この関係を(1)式に示す。

$$Q_t(n) = Q_{ave}(n) \cdot C(n) + Q_{st}(n) + Q_{er}(n) \quad (n=1, 2, 3, \dots, 24) \quad \dots\dots(1)$$

$Q_t(n)$: 配水量
 $Q_{st}(n)$: 統計的推定値(統計的に推定可能な部分)
 $Q_{ave}(n)$: 定常的な部分
 $Q_{er}(n)$: 偶発的変動
 $C(n)$: 雨天日補正係数
 n : 時刻

(1)式における各項について以下に説明する。

1) 定常的な部分

配水量の定常的な変動部分を抽出するために、実測値についてパワースペクトル解析を行った。その結果を図2に示す。ここで使用したデータは過去1年の実測値8760個である。また本図では、低周波域の変動を見るために、パワースペクトルの平方根で示している。この図から高周波域では、8時間、12時間、24時間周期の変動成分が、低周波域では、3.5日、7日の変動成分があるのがわかる。そこで定常的な部分(以下平均変動パターンと呼ぶ)は、各時刻単位の曜日毎で求めることにした。すなわち、このような方法を用いると、時間及び週オーダーの変動成分が抽出できると考えられるからである。

具体的手法として、平均変動パターンは、各時刻単位の实測値を曜日毎の7パターンに層別し、各曜日の直近数日間の平均値から求めた。また、平均変動パターンの更新は、予測日により近いデータを使用することを目的に毎日行うこととした。ただし次節で述べる様に配水量は雨の影響を受けることから、雨天日以外(晴及び曇)のデータから各時刻単位で曜日毎に平均変動パターンを決定する。

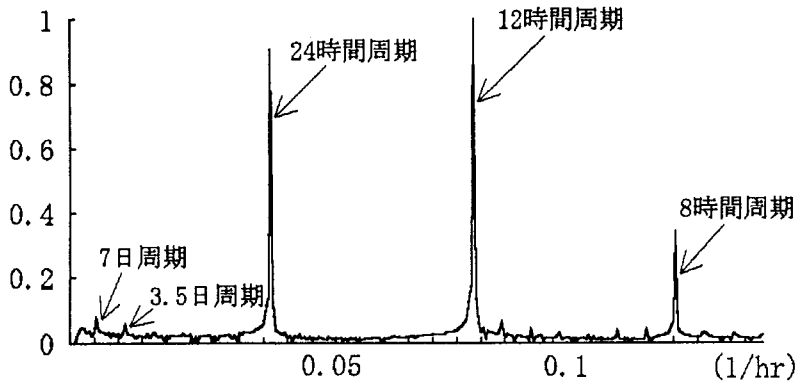


図2 配水量の周期的な変動

また、盆、年末、年始などの特殊日は、曜日によって層別した7パターンとは別に平均変動パターンを作成した。

2)雨天日補正係数

一般に雨天日は雨天日以外の日と比較して日中の配水量は少なくなると考えられる。そこで、1年半のデータについて、雨天日以外の日に対する雨天日の配水量の比、つまり雨天日補正係数を各時刻ごとに求めた。その雨天日補正係数を図3に示す。図より深夜や早朝の時間帯では、雨天日も雨天日以外の日と同等の配水量を示しているが、日中の時間帯では約85%程度まで少なくなっていることがわかる。このことから雨天日の平均変動パターンは、雨天日以外の平均変動パターンにこの雨天日補正係数を各時刻毎に乗じて求めるようにした。

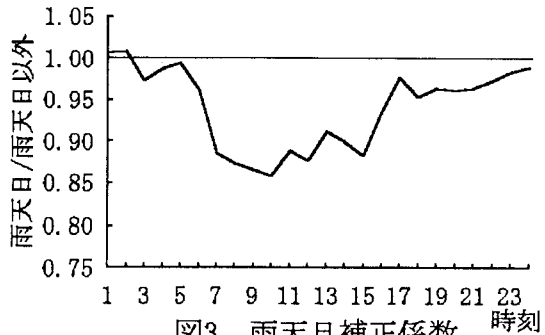


図3 雨天日補正係数

3)統計的推定値(ARモデルの利用)

統計的に推定可能な部分としては、実測値から平均変動パターンを差し引いた配水量 $Q_t(n) - Q_{ave}(n) \cdot C(n)$ を対象とした。統計モデルは、過去の情報から将来の状態の予測が可能なARモデルを使用した。このモデルを利用した予測式を次に示す。

$$X_p(n) = \sum_{m=1}^M A(m) \cdot X(n-m) \quad (n=1, 2, 3, \dots, 24) \quad \dots \dots (2)$$

$X_p(n)$: 時刻nにおける予測値ベクトル $A(m)$: 自己回帰係数行列

$X(n)$: 時刻nにおける計測値ベクトル n : 時刻

M : モデル次数

本水需要予測においては、ARモデルのシステム変数は実測値から平均変動パターンを差し引いた配水量と日最高気温の2変数を採用してARモデルのあてはめを行った。そして得られたモデルと(2)式を利用して各時刻の $X_p(n)$ を求め、このベクトルの中の1つの成分を統計的に推定可能な部分の配水量 $Q_{st}(n)p$ と考えた。本予測では、時間単位の24時間予測を行うため(2)式を使用した予測結果は、予測値の積み重ねとなる。そこで、実データをより多く使用すること、及び平均変動パターン以外の曜日による影響を考慮に入れるため、

モデル次数Mを192次(8日間)とした。ARモデルの更新は、平均変動パターンの場合と同様にして、予測日より近いデータを使用することを目的に毎日行うこととした。

以上のことから配水量の予測値は(1)式の変形として、次の(3)式で与えられることになる。また(1)の偶発的な変動部分は(3)式における予測誤差である。

$$Q_t(n)_p = Q_{st}(n)_p + Q_{ave}(n) \cdot C(n) \quad (n=1, 2, 3, \dots, 24) \dots\dots (3)$$

$Q_t(n)_p$: 予測値

n : 時刻

4. 予測値と実測値の比較

前節で述べたような方法を利用して実浄水場の1年間のデータについて予測値と実測値の比較を行った。図4に1年間の日累積値の予測値と実測値をプロットしたものを示す。この図に見られるように夏に配水量が多く、冬に配水が少ない予測を行っていることが分かる。このことから季節的变化に対応した配水量予測を行っていると言える。

次に1年間の予測値と実測値の予測誤差をプロットしたグラフを図5に示す。日によってばらつきがあるが、1年間の平均予測誤差を見ると日累積平均誤差2.9%であった。この予測誤差は浄水場の配水池の高さが10mに対して0.35m程度でありポンプの運転によって補正できるため、送水ポンプの自動運転には影響のない誤差といえる。図5のグラフを見ると予測誤差の大きな日がある。これは、タンク清掃などの予測不可能な特殊日にあたる。また、年末年始の予測結果については、特異日と考え平均変動パターンとして前年度データを使用している。このためよく一致している。

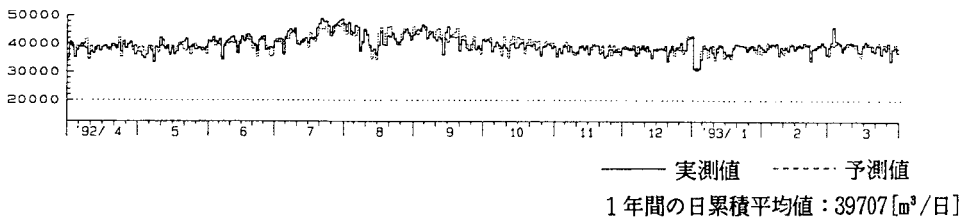


図4 日累積配水量の予測値と実測値

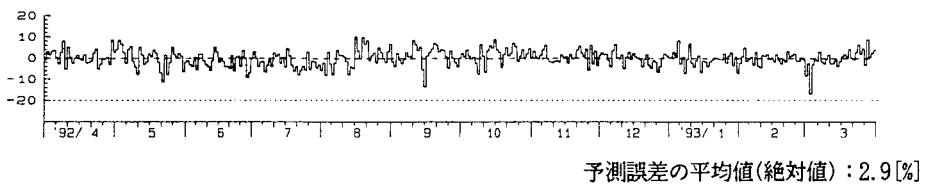


図5 日累積配水量の予測誤差

5. むすび

送水ポンプの自動運転を行うために水需要予測を行い実データを用いて予測精度を検証した。その結果、1年間の平均予測誤差は日累積2.9%となった。この程度の誤差は、送水ポンプの自動運転には支障のないものと考えられる。本水需要予測手法の特徴としては 1)曜日、天候、時刻などによって層別された平均変動パターンを使用しているため大きな予測誤差を出力しない 2)平均変動パターン、ARモデルを毎日更新しているため季節変動にも自動的に対応できる 3)稼働後約1ヶ月でその浄水場に対応した予測が可能などが挙げられる。本水需要予測手法を取り入れた配水システムは、'94年4月より実運転に入っており現在順調に稼働している。