

カオス需要予測を用いた配水池運用 (高貯水率と省エネルギーの両立)

Distribution Reservoir Control with Demand Prediction
using Deterministic-Chaos-Method

大島 信夫*、小須田徹夫*
Nobuo Oshima and Tetuo Kosuda

* (株) 明電舎 環境システム技術部
東京都中央区日本橋箱崎町36-2 リバーサイドビル17階
Meidensha Corporation, Environmental System Engineering Division,
Riverside Building, 36-2, Nihonbashi Hakozaicho Chuo-Ku, Tokyo, 103, Japan

Abstract

Besides serving the water needs of the community, the distribution reservoir has two particular functions to perform; to adjust reservoir discharges according to time-related variation in demand and to have a reserve to handle emergencies. If priority is given to the former function, then its water level varies; if reserve function is a primary consideration, then the reservoir water level remains stably high. In actual reservoir operation it is important to maintain an adequate balance between the two functions. Demand forecasting seems helpful in meeting this need. Since the storage capacity of distribution reservoirs is no greater than several to 10-odd hours in terms of discharging time, shorter demand forecasts than before should desirably be made in hour units. We developed a method for making hourly forecasts of water demand, using the theory of chaos control and evaluated its usefulness in solving distribution reservoir problems through simulation. The future water level of a reservoir was predicted based on the data obtained by demand forecasting and water pumps were operated to keep the reservoir water level in the goal range. As a result, an adequate balance could be maintained between the two reservoir functions so that the frequency of pump operation could be reduced to improve energy efficiency.

Key words : Distribution, Reservoir, Demand Prediction, Chaos, Energy Efficiency

1. はじめに

水道施設とは、貯水、取水、導水、浄水、送水、配水の各施設及び給水装置から構成されるシステムであると同時に、水道施設は、土木、建築、機械、電気、計装等の各分野にわたる設備で構成された総合システムであり、これらが一体となって機能を発揮するものである。

これらのプロセスで作られる水の需要量は、人々の生

活する様子を反映して、ある程度の周期的要素と、天候などの要素で変動している。対して浄水量は、浄水施設の特徴から時間にかかわらずほぼ一定に作られる。水道の施設の構成と、時間と水量の関係を Fig. 1 に示す。

この時間変動する需要量と、一定に作られる浄水量の間を調整する機能を求められる施設が配水池である。従って配水池は、需要量の変動によって貯水量を変化させられることになる。ところで、配水池にはもう一つ大き

な機能が求められる。それは、配水池より上流側の事故発生時などにも、所定の水量・水圧を維持できる機能である。この機能を最大限に発揮するために、配水池は高い貯水率を保つ事を要求される。

実際の配水池運用を考えてみると、これら2つの求められる機能をバランスよく満足させ、過剰でない設備を用いて、かつ最小のコストで運用することが望まれる。表1に配水池の運転方法と水位・送水の関係を示す。

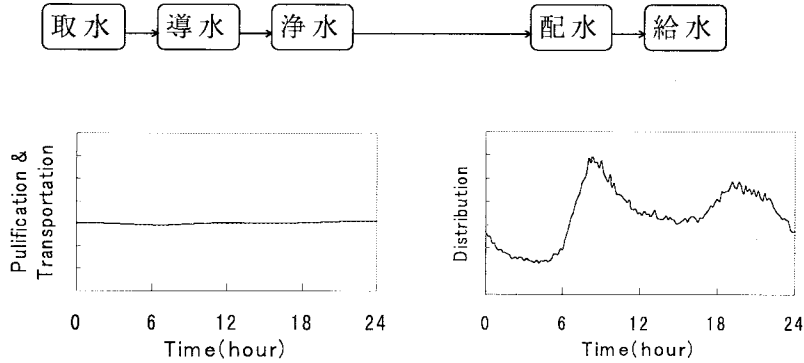


Fig. 1 Water Quantity Change in Water Supply System

Table.1 Compare Two Strategies

	Give Priority to Reserve	Give Priority to Adjust (Between Transportation & Demand)
Variation of the Reservoir Level	small	big
Anti-Accident	good	not so good
Constant Pump Flow	no good	good
Energy Efficiency	no good	good

2. カオス需要予測

上水道の需要予測については、施設計画を支援する長期の需要予測（年単位の需要予測）と、浄水施設運用を支援する短期の需要予測（日単位の需要予測）が行われてきた。

今回我々は、配水池の高度運用を支援するために、従来言われていた短期予測よりさらに短期となる、時間単位の需要量を予測する「カオス需要予測」を行った。

2.1 決定論的カオス

従来、周期性のない複雑な不規則な現象のほとんどは偶然性に支配された非決定論的な事象であると考えられていた。ところが決定論に支配された（初期値が決まれば、その後の状態がすべて原理的に決定される）微分方程式や差分方程式から、一見不規則で不安定かつ複雑な振る舞いがしばしば生成されうることが解ってきた。これ

が、力学系の決定論的カオスである。

決定論的カオスの研究は、世の中の不規則な現象が、必ずしも非決定論に支配されたものだけではないということを示した。言い替えば、世の中の不規則現象の中には、決定論に従ってその挙動を生み出している現象が少なからず存在するという事である。カオス的振る舞いを生み出す力学系に共通するのは、それらの方程式が非線形である事である。

ところで、ある時系列データの振る舞いがカオス的であるならば、その振る舞いは決定論的な法則に従っていると考える事が出来る。とすれば、もしその非線形な決定論的規則性を推定することが出来れば、ある時点の測定データからカオスの「初期値に対する鋭敏な依存性」により決定論的因果性を失うまでの近未来のデータを予測することが可能である¹⁾。

このような決定論的力学系理論の立場からの予測は、「1本の観測時系列データから、もとの力学系の状態空

間とアトラクタを再構成する」というタケンスの理論に基づいている。タケンスの理論の概要は、以下の通りである。

2.2 タケンスの埋め込み理論

時間毎の配水量データ $y(t)$ から遅れ時間 τ ずつ間隔をあけて次元の数だけデータを取りベクトル $(y(t), y(t-\tau), y(t-2\tau), \dots, y(t-(n-1)\tau))$ をつくる (τ は遅れ時間)。このベクトルは n 次元再構成状態空間 \mathbb{R}^n の1点を示すことになる。このベクトルの時間 t を変化させると、この n 次元再構成状態空間に軌道が描ける²⁾。 n 次元再構成状態空間への埋め込みの様子を Fig. 2 に示す。

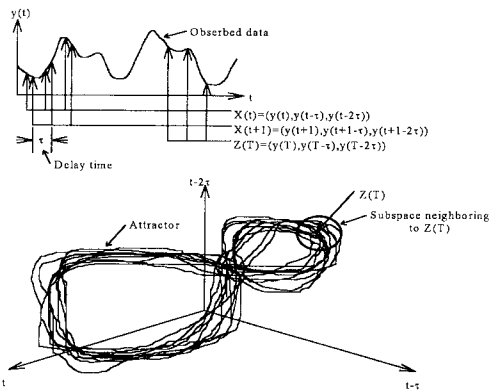


Fig. 2 Embedding of Timeseries into n-Dimensional Reconstructed State Space

$$n=7 \quad \tau=2$$

もしも対象システムが決定論的力学系であって、観測時系列データがこの力学系の状態空間から1次元ユークリッド空間 \mathbb{R} への C^1 連続写像に対応した観測系を介して得られたものと仮定すれば、この再構成軌道は、 n を十分大きくとれば元の決定論的力学系の埋め込み(embedding) になっている。つまり、元の力学系に何らかのアトラクタが現れているならば、再構成状態空間にはこのアトラクタの位相構造を保存したアトラクタが再現することになる。 n は通常「埋め込み次元」と呼ばれるが、再構成の操作が「埋め込み」である為には、この次元 n は元の力学系の状態空間の次元を m とした時

$$n \geq 2m+1$$

であれば十分であることが証明されている²⁾。ただし、これは十分条件であって、データによっては $2m+1$ 未満

でも埋め込みができる場合がある。

さらに、Sauerらは n がアトラクタのボックスカウント次元の2倍より大きな整数であれば、上述の変換が1対1であり、かつアトラクタに含まれているなめらかな多様体上で埋め込みであることを示した³⁾。

2.3 局所ファジィ再構成法

2.2節で述べたように、いま、最新の時間毎の配水量データによって得られたデータベクトル $z(T)$ を n 次元再構成状態空間にプロットし、その近傍のデータベクトルを $x(i)$ とし、 $x(i)$ の s ステップ先の状態を $x(i+s)$ とする。そして予測すべき s ステップ先のデータベクトル $z(T+s)$ の予測値を $\hat{z}(T+s)$ とする。時間毎の配水量データの振る舞いが決定論的カオスであれば、状態 $x(i)$ の s ステップ後の状態 $x(i+s)$ への変化は、決定論に従ったダイナミクスに基づいていると考えられる。

このダイナミクスは $x(i)$ 、 $x(i+s)$ を用いて次の様に言語的表現で表す事ができる。

$$\text{IF } x(T) \text{ is } x(i) \text{ THEN } x(T+s) \text{ is } x(i+s) \quad (2.1)$$

$x(T)$: n 次元再構成状態空間における $z(T)$ の近傍のデータベクトルを表す集合

$x(T+s)$: $x(T)$ の s ステップ後のデータベクトルを表す集合

Fig. 3 に $x(T)$ から $x(T+s)$ へのダイナミクスを示す。

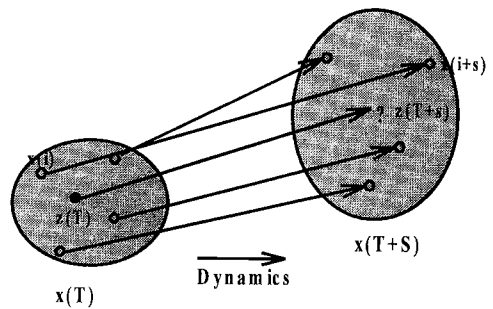


Fig. 3 Dynamics of $x(T)$ to $x(T+s)$

$x(i)$ は $z(T)$ の近傍のデータベクトルであるから、ステップ s がカオスの「初期値に対する鋭敏な依存性」により、決定論的因果性を失う以前であれば、状態 $z(T)$ から状態 $z(T+s)$ のダイナミクスを、状態 $x(i)$ から状態 $x(i+s)$ のダイナミクスと近似的に等価であると仮定する事ができる。2.2節で述べたように、 n 次元再構成状態空間に埋め込まれたアトラクタがなめらかな多様体であるとき、 $z(T)$ から $z(T+s)$ への軌道は $z(T)$ から $x(i)$

へのユークリッド距離によって影響される。すなわち $z(T)$ から近い $x(i)$ の軌道ほど $z(T)$ から $z(T+s)$ への軌道におよぼす影響が大きく、遠いほどその影響が小さいと考える事ができる。

ところで、

$$x(i) = (y(i), y(i-\tau), \dots, y(i-(n-1)\tau)) \quad (2.2)$$

$$x(i+s) = (y(i+s), y(i+s-\tau), \dots, y(i+s-(n-1)\tau))$$

であるので、式(2.2)は n 次元再構成状態空間における j 軸に注目すると、

$$\text{IF } a_j(T) \text{ is } y_j(i) \text{ THEN } a_j(T+s) \text{ is } y_j(i+s) \quad (j=1 \sim n) \quad (2.3)$$

ここで

$a_j(T)$: $z(T)$ の近傍値 $x(i)$ の n 次元再構成状態空間における j 軸成分

$a_j(T+s)$: $x(i+s)$ の n 次元再構成状態空間における j 軸成分

$y_j(i)$: $x(i)$ を構成する j 軸上の値

n : 埋め込み次元数

と表す事ができる。

また、 $z(T)$ から $z(T+s)$ への軌道は、 $z(T)$ から $x(i)$ へのベクトル距離によって影響されるが、埋めこまれたアトラクタがなめらかな多様体であるのでこれは非線形な影響を受ける。よって $x(T)$ から $x(T+s)$ へのマッピングを非線形化するために、式(2.3)をファジイ関数により表現すると、

$$\text{IF } a_j(T) \text{ is } \bar{y}_j(i) \text{ THEN } a_j(T+s) \text{ is } \bar{y}_j(i+s) \quad (j=1 \sim n) \quad (2.4)$$

$\bar{y}_j(i)$: $y_j(i)$ のファジイ値

$\bar{y}_j(i)$: $y_j(i)$ の予測値

となる。ところで、 $z(T) = (y(T), y(T-\tau), \dots, y(T-(n-1)\tau))$ であるので、 $z(T)$ の n 次元再構成状態空間における j 軸成分は $y_j(T)$ となる。

よって、データベクトル $z(T)$ の s ステップ後のデータベクトル $z(T+s)$ への予測値 $\hat{z}(T+s)$ の j 軸成分は、式(2.4)の $a_j(T)$ に $y_j(T)$ を代入しファジイ推論をする事により、 $a_j(T+s)$ として求める事ができる。この方法を「局所ファジイ再構成(Local Fuzzy Reconstruction)法」という⁴⁾。

以下に具体的な例として、埋め込み次元 $n=3$ 、遅れ時間 $\tau=4$ 、近傍に含まれるデータベクトル数 $N=3$ の場合について説明する。

各々のデータベクトルを、

$$z(T) = (y_1(T), y_2(T-4), y_3(T-8))$$

$$z(a) = (y_1(a), y_2(a-4), y_3(a-8))$$

$$z(b) = (y_1(b), y_2(b-4), y_3(b-8))$$

$$z(c) = (y_1(c), y_2(c-4), y_3(c-8))$$

$$\hat{z}(T+s) = (y_1(T+s), y_2(T+s-4), y_3(T+s-8))$$

$$x(a+s) = (y_1(a+s), y_2(a+s-4), y_3(a+s-8))$$

$$x(b+s) = (y_1(b+s), y_2(b+s-4), y_3(b+s-8))$$

$$x(c+s) = (y_1(c+s), y_2(c+s-4), y_3(c+s-8))$$

とすると、式(2.4)で示されるファジイルールは式(2.5)(2.6)(2.7)のように表される。

再構成状態空間の第1軸については、

$$\text{IF } a_1(T) \text{ is } \bar{y}_1(a) \text{ THEN } a_1(T+s) \text{ is } \bar{y}_1(a+s)$$

$$\text{IF } a_1(T) \text{ is } \bar{y}_1(b) \text{ THEN } a_1(T+s) \text{ is } \bar{y}_1(b+s)$$

$$\text{IF } a_1(T) \text{ is } \bar{y}_1(c) \text{ THEN } a_1(T+s) \text{ is } \bar{y}_1(c+s)$$

$$\dots\dots\dots (2.5)$$

再構成状態空間の第2軸については、

$$\text{IF } a_2(T) \text{ is } \bar{y}_2(a) \text{ THEN } a_2(T+s) \text{ is } \bar{y}_2(a+s)$$

$$\text{IF } a_2(T) \text{ is } \bar{y}_2(b) \text{ THEN } a_2(T+s) \text{ is } \bar{y}_2(b+s)$$

$$\text{IF } a_2(T) \text{ is } \bar{y}_2(c) \text{ THEN } a_2(T+s) \text{ is } \bar{y}_2(c+s)$$

$$\dots\dots\dots (2.6)$$

再構成状態空間の第3軸については、

$$\text{IF } a_3(T) \text{ is } \bar{y}_3(a) \text{ THEN } a_3(T+s) \text{ is } \bar{y}_3(a+s)$$

$$\text{IF } a_3(T) \text{ is } \bar{y}_3(b) \text{ THEN } a_3(T+s) \text{ is } \bar{y}_3(b+s)$$

$$\text{IF } a_3(T) \text{ is } \bar{y}_3(c) \text{ THEN } a_3(T+s) \text{ is } \bar{y}_3(c+s)$$

$$\dots\dots\dots (2.7)$$

またメンバーシップ関数は、 $x(a)$ 、 $x(b)$ 、 $x(c)$ は $z(T)$ を中心とした近傍のデータベクトルであるので各々の軸におけるメンバーシップ関数の台集合はその近傍 (ϵ_j) の2倍となる。なお、後件部のメンバーシップ関数はすべてシングルトンとする。以上のファジイルールおよびメンバーシップ関数で表現されたダイナミクスに対し、 $a_1(T) = y_1(T)$ 、 $a_2(T) = y_2(T)$ 、 $a_3(T) = y_3(T)$ を入力データとしてファジイ推論を行うと、

$$\hat{y}_1(T+s) = a_1(T+s)$$

$$\hat{y}_2(T+s+4) = a_2(T+s)$$

$$\hat{y}_3(T+s+8) = a_3(T+s)$$

$$\dots\dots\dots (2.8)$$

となり、もとの時系列データ $y_1(T)$ の s ステップ先の $y_j(T+s)$ は $a_j(T+s)$ として求められる。

この「局所ファジイ再構成法」により、未来の配水量データを予測する。これが「カオス需要予測」である。

2.4 カオス需要予測による予測結果

カオス需要予測に使用する需要量 (=配水量) は、ある配水池で実際に配水された1時間単位の3ヶ月のデー

タ2208個を使用した。データの前半1104個を既知のデータとして、前述した方法で、埋め込み次元(m)を7とし、遅れ時間(τ)を2として状態空間においてアトラクタの再構成を行った。埋め込まれた配水量のアトラクタをFig. 4に示す。

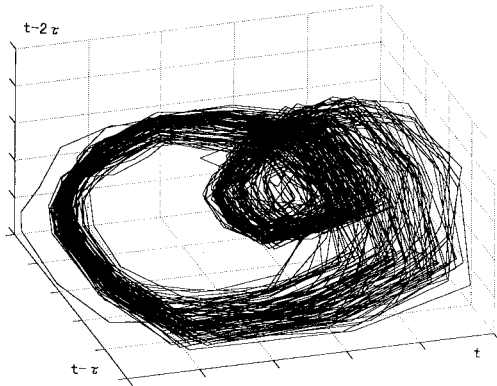


Fig. 4 Attractor Embedded Demand Data

予測は最新の時間までの配水量データをアトラクタに埋め込み、「局所ファジィ再構成法」によりその時点からの未来の需要量(1時間後, 2時間後, 3時間後, …)を予測している。また「カオス需要予測」の特徴として、時間が1時間経過するたびに、最新の配水量データを既知情報に加え、再び「局所ファジィ再構成法」により未来の需要量を予測することができる。このようにして予測された需要量は1時間ごとに最新の予測値に更新される。

「カオス需要予測」によって得られた1時間未来の予測値と、1時間後に判明した実際の配水量を比較した。1日分のデータをFig. 5に示し、相関図をFig. 6に示す。ここでの相関係数は $r = 0.985$ であった。

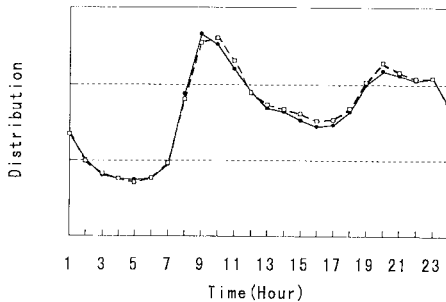


Fig. 5 Chaotic Demand Prediction Results

-●- Actual
-□- Predicted

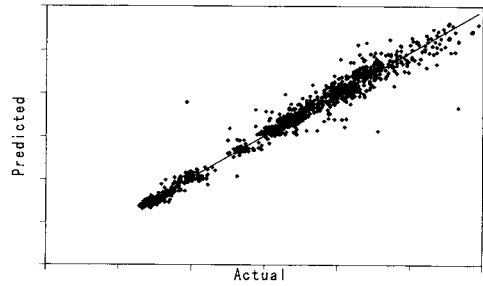


Fig. 6 Correlation Plots
 $r = 0.985$

3. カオス需要予測を用いた配水池運用

「カオス需要予測を用いた配水池運用」の有用性を検討するために、配水池運用のシミュレーションを行った。

3. 1 配水池運用モデル

低所にある貯水施設から、ポンプによって高所にある配水池に送水し、その配水池から自然流下により配水するモデルを用いた。モデルの構成をFig. 7に示す。送水ポンプの特性と台数による吐出量の変化をFig. 8に示す。ポンプの吐出量は、低所にある貯水施設の水位と高所にある配水池の水位の差(=実揚程)と、ポンプ台数によって、Fig. 8に示すように一点に決まる。

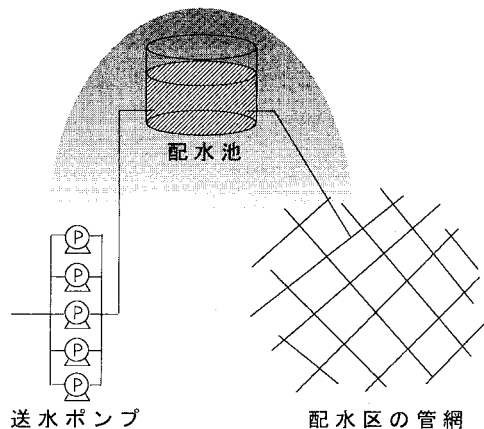


Fig. 7 Simulation Model

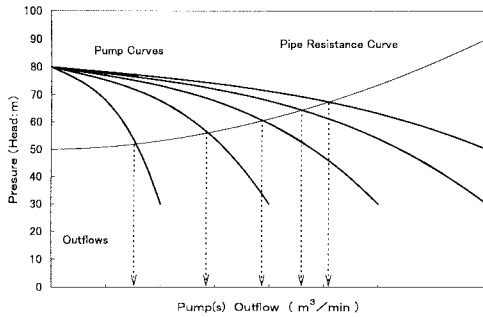


Fig. 8 Relation Between Pump Curves and Pipe Resistance Curve

配水池容量は実際の配水池の容量と計画1日最大給水量の関係から算出して12時間配水量に設定し、水位は貯水率が直感的に判定出来る0m~10mとした。底面積はこれらの条件で必ずときまる。配水量は、前出の実際の配水池で配水された1時間単位の3ヶ月のデータ2208個を使用した。データの前半1104個を既知のデータとしてカオス需要予測システムに読み込み(埋め込み次元 $\rho=7$ 、遅れ時間 $\tau=2$)、後半の半分のデータを用いてシミュレーションを行った。

3. 2 制御方法

配水池に送水するポンプの台数制御に、カオス需要予測を用いた新たな配水池の水位制御方法を考えた。需要予測は1時間ごとの新たな需要量データが得られるたびに、「カオス需要予測」により行い、予測値を制御に利用した。「カオス需要予測」による制御周期は予測周期に合わせて1時間周期とした。

○ 配水池の制御方法

- ① 目標水位バンド(運用したい水位の幅)を決める。
今回は実配水池の運用データを参考に5m~9mとした。(貯水率50%~90%に相当)
- ② 「カオス需要予測」により需要量を予測する。
- ③ 予測された需要量と現在の送水量から、未来の時間毎の配水池水位を予測する。
- ④ 予測された配水池水位が目標水位バンドを越えたらポンプを増台及び減台する。
(ここでは4時間分を採用)

3. 3 配水池運用シミュレーションの結果

配水池運用シミュレーションの結果を Fig. 9 に示す。

Fig. 9 は、ある一日の運転データである。この日は、

一日中ポンプが2台運転で水位は目標水位バンド内で安定している。Fig. 10は、次の日の運転データである。この日は、ポンプの起動が17時(矢印)において、ポンプは2台から3台運転に変わっている。ポンプ起動時の水位の予測グラフを Fig. 11 に示す。Fig. 10の17時の時点で水位は目標範囲以内にあるが、Fig. 11の予測水位が目標範囲を下回っているため、17時の時点でポンプが1台起動している。

2週間の連続したシミュレーションの結果を図12に示す。ポンプは2台運転と3台運転を繰り返し、ポンプの起動頻度は14日間で7回であった。水位は、ほぼ目標水位バンド内で運転されていた(数cm~10cm程度越えることはあった)。水位は朝の需要のピークの前に自然に高くなるという、時間ごとの必要貯水量を考えても良い運用パターンとなった。目標水位バンドを6m~9m(貯水率60%~90%に相当)と狭くして2週間の連続したシミュレーションした結果を Fig. 13 に示す。目標水位バンドを5m~9mにした結果(Fig. 12)に対して、ポンプの起動頻度は大きくなり14日間で14回であったが、朝の需要ピーク前の配水池水位はより高く安定している。

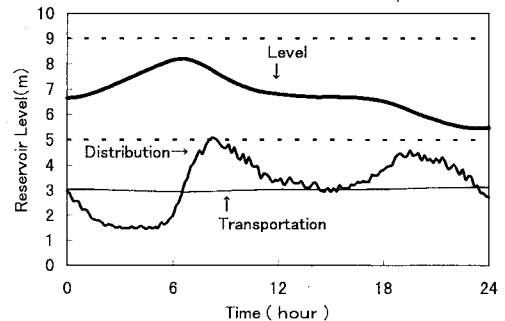


Fig. 9 Simulation Result No.1

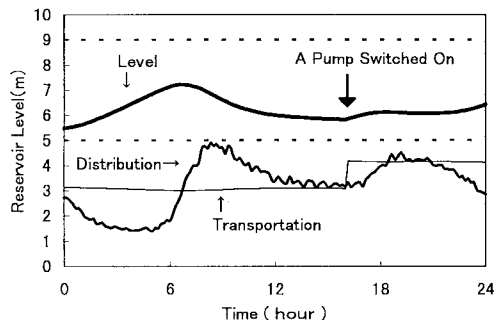


Fig. 10 Simulation Result No.2

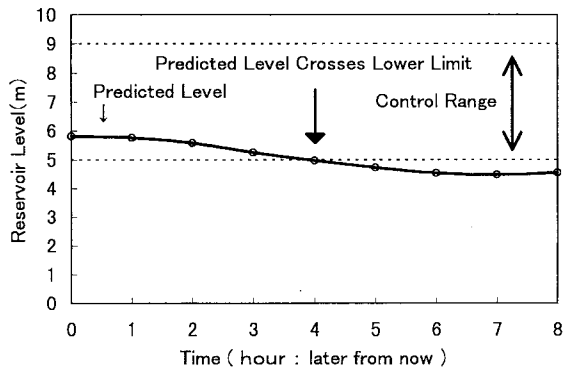


Fig. 11 Predicted Reservoir Level in case of A Pump Switched On

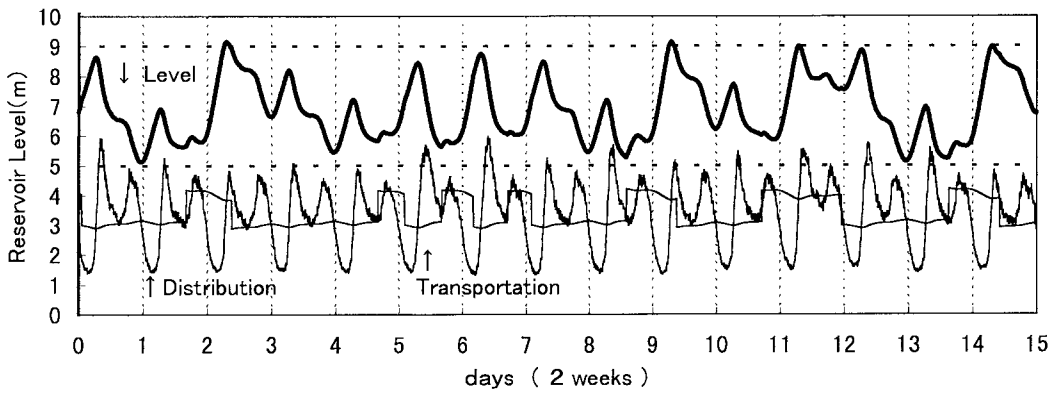


Fig. 12 Simulation Result No.3(2weeks)

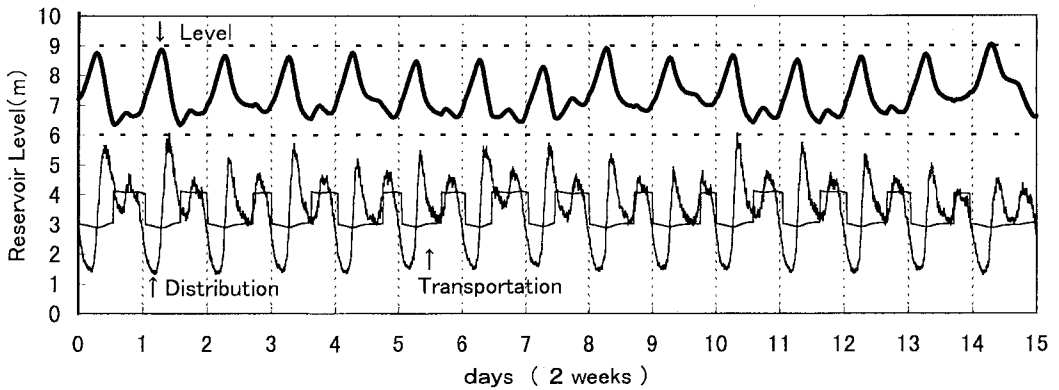


Fig. 13 Simulation Result No.4(2weeks)

4. 考察

「カオス需要予測を用いた配水池運用」を行うことにより、ポンプの起動頻度を抑えて送水量を均等化する事が出来る。Fig. 8のポンプ台数と流量の関係に示されているように、ポンプの起動頻度を抑えて送水量を均等化する事は、流量の2乗に比例する管路損失を少なくする点で、省エネルギー対策になる⁵⁾。

また、Fig. 12、Fig. 13に示されているように、朝の配水量のピークの直前に配水池水位が高く(=貯水率が大きく)運転されており、配水池より上流側の事故発生時などにも、配水池の持つ貯水量を最大限に生かす運転になっていることが解る。

しかも、この「カオス需要予測」は、これまでの需要予測手法のように、天気・最高気温等の入力をする必要が無く、配水量を自動で記録し続けるだけで最新の予測が可能となる、自動制御に向けた予測手法である。今後は実配水施設の制御にこの「カオス需要予測を用いた配水池運用」を適用していきたいと考えている。

5. まとめ

このように「カオス需要予測を用いた配水池運用」を行うことにより、

- ① ポンプの起動停止の回数を減らし、

- ② 配水池の水量調節機能を生かし、
 ③ 需要パターンに合った高貯水率で、
 ④ 送水量の変化を最小限にし、
 自動で安定に運用できることがわかった。

6. 参考文献

- 1) 合原一幸：数理科学、30(6)、5-10(1992)
- 2) F. Takens: in "Dynamical Systems and Turbulence" (eds. Rand and Young), 366-381, Springer, Berlin, (1981)
- 3) T. Sauer, J. A. Yorke, M. Casdagli: J. Statistical Phys., 65(3, 4), 579-616(1991)
- 4) 五百旗頭正, 菅家正康, 藤本泰成, 鈴木新悟: "カオスの時系列の短期予測のための局所ファジィ再構成法", 日本ファジィ学会誌, 7(1), 186-194(1995).
- 5) 今井茂樹: "水道管路システムにおける省エネルギー対策", 第2回水道管路国際シンポジウム講演集, 135-144(1991).
- 6) 大島信夫, 今井久美子, 五百旗頭正: "カオス理論による上水道需要予測システム", 明電時報, 1995年6号, 30-34(1995).

(受付 1996.12.19)

(受理 1997. 2 .17)