

論文

水資源と環境情報

—ニューラルネットワークによる管路内の残留塩素濃度の予測—

岡 隆光, 菅原 通雅, 塚田 司郎,
井上 正人, 萩岡 光治, 前原 俊信

社会情報学研究 No.2 (別刷)

日本社会情報学会

1998

水資源と環境情報

—ニューラルネットワークによる管路内の残留塩素濃度の予測—

Water Resources and Environmental Information

- A Neural Network Analysis of the Residual Chlorine in the Water Distribution System -

岡隆光*, 菅原通雅*, 塚田司郎*, 井上正人**, 萩岡光治***, 前原俊信***

OKA Takamitsu, SUGAHARA Michimasa, TSUKADA Shiro,
INOUE Masato, HAGIOKA Kouji and MAEHARA Toshinobu

We report on the analysis of the residual chlorine in the water distribution system. A neural network model is used to forecast day to day variation of chlorine density in the water at various places. The network is trained with one-year data of water temperature, precipitation, original chlorine density at the water supply center, and residual chlorine density at nine measuring places. It well reproduces the residual chlorine density of the given data and can predict day to day variation in other years.

キーワード：環境情報，ニューラルネットワーク，水道管路，残留塩素濃度

Keywords : environmental information, neural network, water distribution system,
residual chlorine density

1 はじめに

日本の年間の水使用実績は、約 908 億 m^3 (平成 6 年度、取水量ベース) であり、この値は我が国への降水総量の約 14 % に該当する。使用の内訳は、農業用水 587 億 m^3 、生活用水 171 億 m^3 、工業用水 150 億 m^3 (この数値は淡水補給量であり、回収水を合わせた淡水使用量は有効水量ベースで 539 億 m^3 になる) である。我が国の水道普及率は 95.5 % であり、一人一日当たりの生活用水の使用量は有効水量ベースで 339 l / (人・日) に達し、ここ 10

年間の平均増加率は年当たり 1.3 % であった (国土庁長官官房水資源部編, 1997: 第 2 章, 第 3 章)。生活用水は、飲料水をはじめ、調理、洗濯、風呂、水洗トイレ、プール等日常生活のいろいろな分野に使われており、普通、一系統の給配水施設で市民に届けられている。人の生命を維持するのに一人一日当たり 2 ~ 2.5 l 程度必要であるといわれているが、我が国では水質的にはすべての用途に当てはまる最も良い水が水道水として市民に給配されているのである。

水道水の水質を保持するためには、人為的汚染のない水を原水として取水するのが一番良いのではあるが、我が国では既に国土の隅々

*呉大学社会情報学部 (Kure University)

**海上保安大学校 (Maritime Safety Academy)

***広島大学学校教育学部 (Hiroshima University)

まで人為的な影響が及んでいる。このため、比較的汚染の少ない水を原水として取水し、浄水場で不純物を取り除き、水中の細菌を消毒するなどして水質の改善をはかっているのである。水道水の水質は、「水道法」で厚生省令による水質基準を守るよう定められており、現在の水質基準は1992年12月に改正され、翌年12月より施行された（日本環境管理学会編，1994）。新水質基準には基準項目として、一般有機化学物質のトリクロロエチレン等や消毒副生成物であるクロロホルムを含む総トリハロメタン（濃度0.1mg/l以下）が追加された。

塩素消毒は病原菌や病原ウイルスを殺すために有効であるので、我が国の浄水場では消毒塩素の注入が行われており、水道法によって給水栓水での残留塩素濃度として0.1mg/l以上保持することが義務づけられている。飲料水に含まれる塩素そのものによる人や動物への健康影響効果は小さく、WHOによる飲料水中の遊離塩素のガイドライン値は5mg/lである（WHO，1993）。しかし、この値ではほとんどの人が塩素の臭気を感じ、快適な飲料水とはいえない。新水質基準には、より質の高い水道水を供給することを目指すための「快適水質項目」の一つとして、残留塩素濃度の目標値1.0mg/l程度以下が示されている。さらに、おいしい水の要件として残留塩素濃度は、人が気にならない程度の塩素濃度である0.4mg/l以下が望まれている（おいしい水研究会，1985：76）。

最近、塩素消毒によって加えられた塩素と水中の有機物とが化合して有害物質であるクロロホルム等のトリハロメタンが消毒副生成物として生じることが明らかになり、残留塩素が十分含まれていれば水道水の消毒が持続しており安全であるとばかりはいえなくなった（厚生省生活衛生局水道環境部水道整備課，1994；丹保，小笠原，1997：第3章）。このよ

うに、塩素の添加量ができるだけ少ない、安全で快適な飲料水が望まれているのである。

以上のことを背景にして、最近、塩素の適正注入に対する関心が高まってきている。一般には、塩素注入は浄水場だけで行われるため、管路内で徐々に失われ配水管路網の下流側では塩素濃度がかなり減少しているのが現状である。給水栓水での塩素濃度の予測のシミュレーションは、通常、水道水の平均到達時間を見積もり、実験で得られた残留塩素消費式を用いてなされており、水質、水温、管路材、接触率等多くの要素が絡み、複雑である（管路内水質変化とその防止対策検討会編，1996a;1996b）。

システムの入出力を記述するモデルとして重回帰モデル等が良く知られているが、残留塩素濃度の場合、複雑に変動する水質、気温等を含むので、簡単な関数で表現する事は困難である。この点、ニューラルネットワークモデルは非線形関数を含み、ネットワークが入力データに応じて自己組織化するので、複雑なシステム、ノイズを含むシステムを取り扱うには有効であるといわれている（甘利，1988；合原，1993）。

本研究とは視点が異なるが、最近、ニューラルネットワークモデルによる配水管網のモデル化の研究が稲貝，小泉によってなされた（稲貝，小泉，1996：17-25）。この論文は配水管網に於ける流量をニューラルネットワークモデルを用いて予測し、水道水の送配水コントロールに役立てようとするものであり、この方法は複雑な配水管網システムを限られた情報により日々管理するのに有効な方法であることが示された。

本報告は、ニューラルネットワークモデルによる管路内の残留塩素濃度の予測の可能性についての研究報告であり、各種の環境情報と残留塩素濃度の関係を明らかにし、消毒塩

素注入の適正コントロールを目指したものである。入出力データには、広島県呉市の水道局の資料をデータベース化して用いている。

2 ニューラルネットワークモデル

人間の脳は、100億ないし140億個のニューロン（神経細胞）から構成されており、これらのニューロンはニューラルネットワーク（神経回路網）と呼ばれるネットワークを形成している。ネットワークの中で、各々のニューロンは、多数の入力を受けてその総和を計算し、閾値と比較して次の瞬間興奮するかどうかを決定する多入力・一出力の非線形素子として振る舞っている。このように、脳は外部の刺激に対してニューロンが興奮し、その信号がネットワークを伝わるという方法で、思考や記憶など複雑な情報処理をこなしているのである。ニューラルネットワークは人間や動物の脳に於ける情報伝達の研究に始まり、この仕組みをモデル化したニューラルネットワークモデルは多くの分野で利用され始めている（Kohonen, 1995; Bishop, 1995）。特にアルゴリズムが明らかでない問題・プログラムできない問題、逐次処理では膨大な時間のかかる問題、条件や状況の変動への自律的な適応が必要な問題等への利用である。具体的な例は、

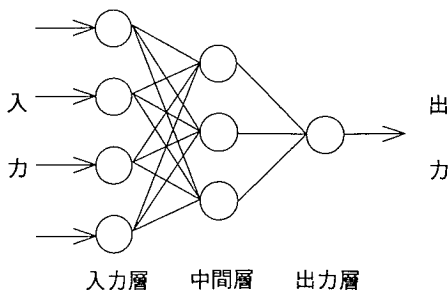


図1 階層型ネットワーク

例えば、プラントの故障診断や制御等のプロセス制御、音声認識等の認識システム、金融予測等の金融モデリング、天気予測等の自然環境理解等である（馬場, 小島, 小澤, 1994; Keller, et al., 1996）。

本論文では、ニューラルネットワークのモデルとして、多くの分野で利用されている図1のような階層型のネットワークモデルを採用し、back-propagation則（誤差逆伝搬学習則）によってネットワークを学習させ、残差（教師信号とネットワーク出力の差）の平方和を最急降下法により最小にしていく方法をとった（Rumelhart, Hinton, Williams, 1986: 318-362; Bishop, 1995）。

ニューロンの動作

入力層 ($n=0$)、中間層 ($n=1, \dots, N-1$)、出力層 ($n=N$) あわせて $N+1$ 層あるとし、各層には N_n 個のニューロンがあるとする。第 $n+1$ 層の j 番目のニューロンには、前の層の出力 $v_i^{(n)}$ ($i=1, \dots, N_n$) とシナプス荷重 $w_{ji}^{(n+1)}$ との積が入力され、その和に閾値 $\theta_j^{(n+1)}$ を加えたもの

$$u_j^{(n+1)} = \sum_{i=1}^{N_n} w_{ji}^{(n+1)} v_i^{(n)} + \theta_j^{(n+1)}$$

が全入力となり、出力は、非線型関数 $f(u)$ を用いて

$$v_j^{(n+1)} = f(u_j^{(n+1)})$$

で与えられる。本研究では、 $f(u)$ にはシグモイド関数

$$f(u) = \tanh(u)$$

を用いる。

学習アルゴリズム

ニューラルシステムはある入力パターンに対して出力すべき理想値（教師信号）をもとにシナプス荷重、閾値を修正することによ

て、出力を理想値に近づけるよう学習していく。そのアルゴリズムを紹介しておく。

1. シナプス荷重 $w_{ji}^{(n)}$ ($n = 1, \dots, N$)、ニューロンの閾値 $\theta_j^{(n)}$ ($n = 1, \dots, N$) の初期値は乱数によって与える。
2. ある入力パターン (p) に対して、入力層の出力 $v_i^{(0)}(p)$ を用意し、入力層から出力層への順方向の計算を行い、各層のニューロンの出力を計算する。

$$u_j^{(n+1)}(p) = \sum_i w_{ji}^{(n+1)} v_i^{(n)}(p) + \theta_j^{(n+1)},$$

$$v_j^{(n+1)}(p) = f(u_j^{(n+1)}(p)).$$

3. 出力層の出力 $v_k^{(N)}(p)$ と教師信号 $t_k(p)$ とから出力の誤差関数 $E(p)$ の値と出力層における誤差 $\delta_k^{(N)}(p)$ を計算する。

$$E(p) = \sum_k [t_k(p) - v_k^{(N)}(p)]^2,$$

$$\delta_k^{(N)}(p) = [t_k(p) - v_k^{(N)}(p)] f'(u_k^{(N)}(p)).$$

誤差関数の値が十分小さくなるか、設定した繰り返し回数に達したら終了する。

4. 出力層から入力層へ逆方向に誤差 $\delta_i^{(n)}(p)$ の計算を行い、シナプス荷重、閾値の修正量 $\Delta w_{ji}^{(n)}, \Delta \theta_j^{(n)}$ を計算する。ただし、 η は学習効率と呼ばれる、修正量の大きさを決めるパラメータである。

$$\delta_i^{(n)}(p) = f'(u_i^{(n)}(p)) \sum_j \delta_j^{(n+1)}(p) w_{ji}^{(n+1)},$$

$$\Delta w_{ji}^{(n)} = \eta \delta_j^{(n)}(p) u_i^{(n-1)}(p),$$

$$\Delta \theta_j^{(n)} = \eta \delta_j^{(n)}(p).$$

5. 修正量に従って、シナプス荷重、閾値を修正して、2へ戻る。

3 使用したデータの特徴

呉市には、宮原、平原、石内、本庄の4浄水場がある。今回データ化した本庄浄水場では、浄水場で生成した浄水（本庄配水池）と広島県からの送水（隧道配水池）とを混合し、水道水として給水している。その際、給水栓水での残留塩素濃度が水道法の基準である $0.1\text{mg}/\ell$ 以上になるように浄水場で消毒用の塩素を注入している。浄水場の規模は、給水戸数 13,075 件、水量 $554,027\text{m}^3$ （平成9年1月からの2ヶ月間のデータ）である。我々は、平成5年度から平成8年度について、毎日の測定項目【天候、気温、最高気温、最低気温、配水量、雨量、蒸発量、浄水場・隧道配水池での初期残留塩素濃度、9カ所の給水栓水での残留塩素濃度】についてのデータの提供を受け、総件数 40,600 件をデータベース化した。

表1には平成5年度から平成8年度までの気温・配水量・受水量等の年間平均値と標準偏差が、表2には、浄水池・隧道配水池での初期残留塩素濃度と9カ所（AからIまで）の給水栓地点での残留塩素濃度の年平均値と標準偏差（単位は mg/ℓ ）が載せてある。給水栓地点での残留塩素濃度についていえば、全ての給水栓地点で水道法の基準である $0.1\text{mg}/\ell$ 以上、快適水質項目の目標値 $1\text{mg}/\ell$ 程度以下を満たしており、おいしい水の要件の一つである $0.4\text{mg}/\ell$ 以下より少し高め濃度である。この値を全国の残留塩素濃度の分布件数及び比率のデータ（平成3年度から5年度にかけての平均値）と比較すると、全国平均と同じかわずかに高めの濃度（給水栓地点の場所に依存するが）であることがわかる（管路内水質変化とその防止対策検討会編、1996a;1996b）。

残留塩素濃度の減少速度モデル式と測定デー

表1 平成5年度から平成8年度までの気温・配水量・受水量等の年間平均値と標準偏差

	平成5年度		平成6年度		平成7年度		平成8年度	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
気温 (°C)	12.24	8.66	14.39	10.18	12.21	9.88	12.50	9.50
最高気温 (°C)	18.62	8.00	21.42	9.65	19.42	9.29	19.88	8.94
最低気温 (°C)	9.19	8.62	10.18	9.36	8.91	9.48	9.51	9.25
水温 (°C)	14.87	6.43	16.53	8.06	15.51	7.71	15.99	7.46
雨量 (mm/日)	6.2	15.6	2.0	6.6	3.9	12.7	3.4	10.9
蒸発量 (mm/日)	771.2	539.2	796.3	557.9	731.5	524.1	752.0	557.6
本庄配水量 (m ³ /日)	423.8	92.2	491.0	116.0	558.8	119.12	1212.1	394.1
本庄送水量 (m ³ /日)	2065.2	493.3	1717.3	576.0	1305.0	187.2	1785.7	374.9
隧道配水量 (m ³ /日)	9369.5	875.7	9083.7	839.2	8943.9	744.8	9056.3	659.3
隧道受水量 (m ³ /日)	7329.4	625.6	7458.1	750.0	7612.1	719.4	7770.1	698.8

表2 平成5年度から平成8年度までの浄水池・隧道配水池での初期残留塩素濃度と給水栓地点 A から I までの残留塩素濃度の年平均値と標準偏差 (単位は mg/ℓ)

	平成5年度		平成6年度		平成7年度		平成8年度	
	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差
浄水池	0.99	0.14	0.92	0.21	0.96	0.22	0.88	0.21
隧道配水池	0.56	0.12	0.61	0.21	0.59	0.11	0.73	0.18
A	0.60	0.08	0.61	0.10	0.56	0.09	0.65	0.15
B	0.41	0.11	0.44	0.13	0.46	0.09	0.57	0.13
C	0.55	0.10	0.56	0.10	0.50	0.09	0.58	0.13
D	0.51	0.09	0.52	0.11	0.46	0.09	0.50	0.14
E	0.48	0.09	0.50	0.11	0.46	0.10	0.57	0.14
F	0.37	0.11	0.37	0.11	0.33	0.10	0.40	0.13
G	0.44	0.10	0.40	0.11	0.37	0.09	0.49	0.13
H	0.46	0.09	0.44	0.10	0.41	0.09	0.53	0.12
I	0.36	0.09	0.38	0.12	0.34	0.09	0.48	0.15

表3 本庄隧道配水池から給水栓地点までのおおよその滞在時間 (単位は hr)

	平成5年度	平成6年度	平成7年度	平成8年度
A	9	8	12	14
B	43	37	30	26
C	16	15	23	23
D	22	23	30	37
E	28	25	29	25
F	53	51	61	56
G	36	44	49	38
H	34	36	41	32
I	41	41	51	36

タから、水道水の本庄隧道配水池から給水栓地点までのおおよその滞在時間を求めることができる。水道管路内の残留塩素濃度は水道管内での滞在時間が増加するにつれて減少するが、その要因には、浄水水質（浄水中の有機物と塩素の反応が緩やかに起こっており、この反応は水温が高いと進む特徴がある）、管路材質等（管材質、内面塗装、管内付着物）及び管路形態（管路の管径、水圧、流速）等が挙げられる。これらのことを考慮して、以下のような残留塩素濃度の減少速度モデル式が与えられており、広く使われている（後藤，1982：51）。

$$C_t = C_0 \cdot \exp(-k \cdot t).$$

ただし、

C_t : t 時間経過後の残留塩素濃度 (mg/l)

C_0 : 残留塩素濃度の初濃度 (mg/l)

t : 経過時間 (hr)

k : 残留塩素濃度減少速度係数 (hr^{-1})

である。ここで、 k は水質、水温、管路材、管径、速度、水の動粘性係数、塩素の拡散係数等に依存しており、水質の季節変動や管路特性をどの様に見積もるか等、実験室では再現しにくい複雑な影響を含んでいる。管径が大きい場合には次の近似的な式

$$k = \exp(\alpha \cdot T + \beta) / 1000$$

を使うことができる。ここで、 T は水温 ($^{\circ}\text{C}$) を表し、 α と β は実測によって求められる係数であり、水質やオゾン処理をしているか否かに依存している。

この減少速度モデル式と水量（本庄送水量、隧道受水量）、初期残留塩素濃度（浄水池、隧道配水池）、給水栓地点（A～I）での残留塩素濃度を用いることにより、本庄隧道配水池から給水栓地点までのおおよその滞在時間を求めることができる。パラメータの値は、事業体事例集で報告された値の一つである $\alpha =$

0.042, $\beta = 1.754$ を使うことにする⁽¹⁾。表3にはおおよその滞在時間が示されており、一番短いA点までが約10時間、一番長いF点までが約55時間である。

4 計算方法の概要

ある給水栓地点の残留塩素濃度を予測するには、出力層のニューロンは1個だけあればよく、その出力 $v_k^{(N)}$ ($k=1$ のみ) が、そのまま残留塩素濃度となると考えればよい。入力層には、これを予測するために必要なデータを入力するが、本庄浄水場の測定データのどの項目をニューラルネットワークの入力層に入力するかを検討するためにデータ項目間の相関係数を計算した。その結果、水道水の水温、水質に関わる量として雨量、初期残留塩素濃度を与える量として浄水池と隧道配水池の残留塩素濃度、及び前日までの給水栓地点での残留塩素濃度を入力に用いた。入力層ニューロンの出力 $v_i^{(0)}$ は、これらの入力データを $(-1, 1)$ の範囲になるように適当にスケールしたものを与えた。

残留塩素濃度のデータは1日1回観測されているので、予測のための入力データパターン $v_i^{(0)}(p)$ に対する出力の理想値（教師信号） $t_k(p)$ ($k=1$ のみ) にはこの観測値を対応させる。入力データパターンと教師信号のセットは、観測を行った日数だけあることになる。簡単のため、中間層は1層とし、その中間層のニューロンの個数については変化させて調べることとした。

水道水は本庄隧道配水池から給水栓地点に達するまで管内に滞在しており、ニューラルネットワークの計算にこの滞在時間の効果を取り入れる必要がある。このため、給水栓地点での残留塩素濃度の測定日から数日間過去にさかのぼったデータも入力することとした。ただし、何日間さかのぼったら良いのか分か

らないので、いくつかの日数の場合で学習させ、データを最もよく再現するものを選んだ。

我々は、平成5年度から8年度までのデータを持っており、このうち平成6年度のデータでニューラルネットワークを学習させ、最も小さな誤差を与える荷重 $w_{ji}^{(n)}$ を求め、この荷重を用いて平成5年度、7年度及び8年度を予測する方法を採用した。それは、水道管の配管の状態、使用水量等は刻々と変化するのでできるだけ期間の真ん中に近い年度を学習させた方が良いと考えたからである⁽²⁾。

学習には、6年度の初めから順に入力データを与えて予測させ、誤差に基づき修正していく方法も考えられるが、時系列による影響が出る恐れがあるため、年度内のデータをランダムに学習することにした。約360パターン学習すれば、ほぼ全データを学習できたことになる。この約360パターンの学習を1,000回程度反復した(入力の日数を4日、中間層のニューロンを5個とした場合、CPU R4000SC/100MHz メモリー 32MB で70分)。1回終わるごとにどのくらい予測できるようになったかを調べるために1年分(N_p 個)のデータを用いて平均の誤差

$$\langle \varepsilon \rangle = \sqrt{\frac{1}{N_p} \sum_{p=1}^{N_p} E(p)}$$

を計算した。

$\langle \varepsilon \rangle$ の値は最初は回を重ねるごとに減少するが、ある程度以下には減らなくなり、ランダムに上下動するだけになる。これを続けていくと、過学習して、本質を学習せず、確かに学習データはよく予測できるが、他のデータへの応用ができなくなる。これを防ぐために、学習するデータは、6年度の初めから1つおきに奇数番目(あるいは偶数番目)だけを選ぶようにし、残りの偶数番目(あるいは奇数番目)のデータは予測のチェックだけに用いる

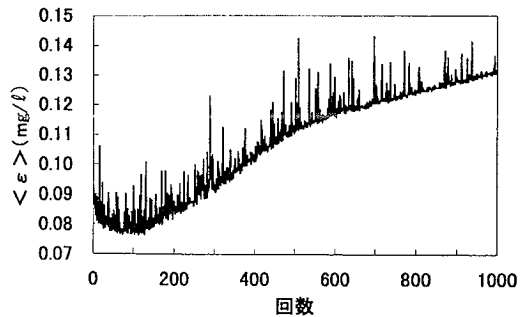


図2 学習回数と誤差

ことにした。このようにすると、 $\langle \varepsilon \rangle$ の値は回とともに下がった後、過学習によって増加し始める。この様子を図2に示した。最小の時のシナプス荷重、閾値は200回以下で得られることがわかる。このような学習をさせるときに、シナプス荷重、閾値の初期値によって得られる最適状態が異なる可能性があるので、各地点とも10個の初期値に対して200回ずつ学習を行わせ、その中で最小の $\langle \varepsilon \rangle$ を与えるものを選ぶことにした。初期値の違いによって、 $\langle \varepsilon \rangle$ は最大0.01程度異なる値が得られたが、その中で最小のものを選んだ。

5 結果とその分析

平成6年度のG地点のデータを学習したニューラルネットワークによる予測の様子を図3に示した。予測値は観測値とよく似た変動をしていることがわかる。

$\langle \varepsilon \rangle = 0.076$ であり、予測値と観測値の差からも分かるように、標準偏差の値0.107に比べるとよく再現していると思われる。

もし、入力にかかわらず、1年間の平均値を予測値として与えると、 $\langle \varepsilon \rangle =$ 標準偏差となるので、年度ごとの偏差

$$\Delta = \frac{\langle \varepsilon \rangle}{\text{標準偏差}}$$

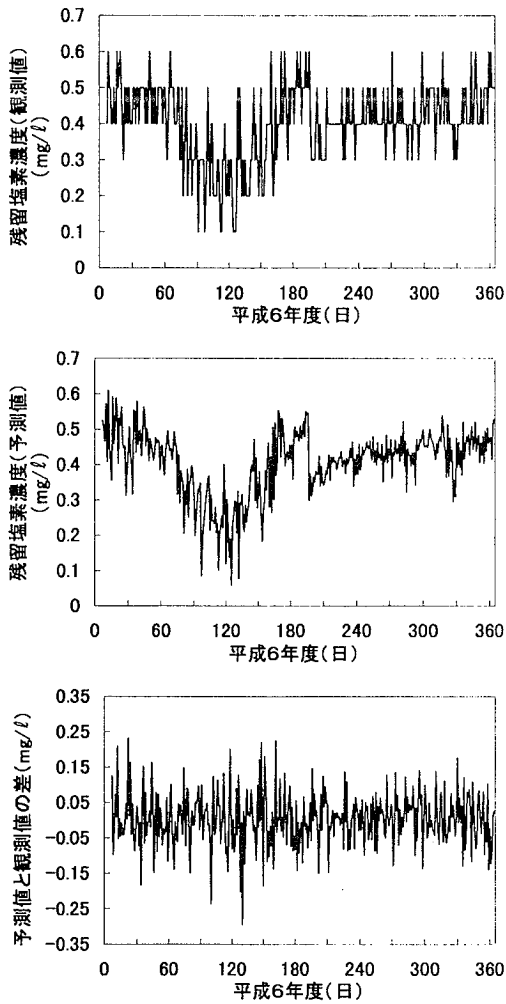


図3 ニューラルネットワークによる予測

の値が、どのくらい観測値に追随しているかを表す指標となる。例えば、前日と全く同じ値になると予測した場合には、 $\Delta = 1.1 \sim 1.3$ になり、ニューラルネットワークによる予測とは比べものにならない。

減少速度モデル式のパラメータフィットによる解析も行ってみたが、 $\langle \varepsilon \rangle = 0.110$ ($\Delta = 1.0$) であり、平均的な予測しかできないことがわかった。

平成6年度のデータを学習させたニューラ

ルネットワークは、他の年度についてもかなり予測できるが、その程度はいろいろである。本当に予測するための学習ができたのなら、他の年度でも良い予測ができなければならない。そこで、6年度だけでなく、他の年度もあわせて、ニューラルネットワークを評価するために、平均偏差

$$\langle \Delta \rangle = \sqrt{\frac{(\Delta_5)^2 + (\Delta_6)^2 + (\Delta_7)^2 + (\Delta_8)^2}{4}}$$

を用いることにする。ただし、 Δ_Y は平成Y年度の偏差である。今回は、浄水場からの距離や途中の配水池の有無等を考慮して、代表的な4地点について計算を行った。入力層に与えるデータの日数、中間層のニューロンの個数をいろいろと変え、また、そのそれぞれについて、10個の初期値から始めて平均偏差が最小になるものを探していった。結果を表4に示しているが、すべて1未満の値であり、予測が十分可能であることが明らかになった。

いろいろな入力日数に対して、中間層のニューロンの個数を変えたときの平均偏差の様子を、G地点の場合について図4に示してある。4日前までのときが最もよくデータを予測できることがわかる。このことから、G地点の給水栓では、4日程度滞在した水が出ていると推定される。(必ず4日というわけではなく、予測するためには4日分まで必要ということを表している。) 表3で求めた滞在時間に比べると長めになっているが、浄水池内で

表4 平成5年度から平成8年度までの平均偏差 $\langle \Delta \rangle$ (単位は mg/l)

地点	A	B	G	H
入力日数	3	3	4	3
中間層ニューロンの個数	2	6	9	3
$\langle \Delta \rangle$	0.89	0.97	0.83	0.88

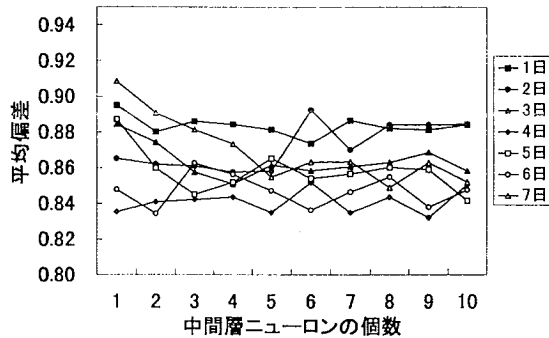


図4 入力する日数と中間層ニューロンの個数に対する平均偏差

の濃度測定地点から取水口までの移動時間や配水池での流れ方など、複雑な要因による結果と考えられる。

6 おわりに

我々は、ある年度の学習によって他の年度の予測を試みる方法をとっているが、特にこの区切りは問題ではなく、刻々と変化する状況に合わせて、毎日、前日までのデータを用いて今日の値を予測することも可能である。

今後の課題は、中間層の数、ニューロンの数を確定し、残留塩素濃度の予測に最適なニューラルネットワークを構築することである。さらに、ニューラルネットワークを用いて注入塩素のコントロールを行えるようにするためには、より予測の精度を上げる必要がある。このためには、予測方法の改善とともに、よりきめ細かな入力データが必要にも思われる。今回使用したデータの中には、給水栓水の残留塩素濃度が前の日の値から大きく変化しているケースもかなりあり、1日よりも時間間隔の短いデータを手に入れることにより予測の精度を上げることが期待できる。

浄水の消毒に必要な塩素の量は取水する水の水質に大きく依存している。水は太陽エネ

ルギーにより大気、地表、地中、河川、海…と循環を繰り返しており、この循環の過程の中で人類が排出した様々な汚染物質に遭遇している。汚染物質には、細菌の他、化学物質等が含まれ、水質がもたらす情報は地球環境の健康度を表している。

飲料水の安全性を考える場合、我が国をはじめ多くの国ではWHOの飲料水ガイドラインを参考にしている。その中では、例えば、発ガン性物質の場合は、生涯にわたる発ガンのリスクの増加が 10^{-5} （70年間にわたり飲料水中に含まれる物質をガイドライン値程度で摂取した場合、10万人に1人の割合で発ガンする）として設定されている（WHO, 1993）。ハイテク技術の進展とともに、数多い種類の化学物質が製造されている現状では、いろいろな種類の化学物質が飲料水に混入している可能性があり、今まで以上の注意が必要になっている。従って、消毒塩素注入量の適切なコントロールをはじめ、浄水にはこれまで以上の管理が必要となり、浄水施設の重要性が増してくると思われる。

最後に、快くデータ提供をしてくださった呉市水道局の皆様には感謝いたします。また、呉大学共同研究推進費に感謝いたします。

補注

- (1) この値は千葉県水道局が報告した栗山浄水場の値である。報告書には各地のいろいろな α と β の値が報告されており、それらの値には幅があり、栗山浄水場の値は中程度の値である。ここでは、およその滞在時間を求めるためにこの値を用いた。
- (2) 平成7年度ではなく、6年度を学習させた理由には、平成8年度の残留塩素濃度の値が他の年度と比べて大きな値になっていることが挙げられる。これは、平成8年5月末から始まった大腸菌O157に

よる食中毒事件の影響によるものと思われる。広島県から呉に供給されている隧道配水の初期残留塩素濃度は、平成7年度平均が0.59mg/lであったのが8年度平均は0.73mg/l、平成7年8月が平均0.66mg/l、8年8月は平均0.85mg/lというように平成8年度は増加しているからである。

参考・引用文献

合原一幸編著(1993):『ニューラルシステムにおけるカオス』東京電機大学出版局

甘利俊一(1988):『神経回路網の数理』産業図書

稲員とよの, 小泉明(1996):「ニューラルネットワークによる配水管網のモデル化」『水道協会雑誌』65巻7号

おいしい水研究会(1985):「おいしい水について」『水道協会雑誌』No.608

管路内水質変化とその防止対策検討会編(1996a):『管路内水質変化とその防止対策報告書(残留塩素濃度管理を中心として)』水道管路技術センター

管路内水質変化とその防止対策検討会編(1996b):『管路内の残留塩素濃度管理に関する事業体事例集』水道管路技術センター

国土庁長官官房水資源部編(1997):『平成9年版日本の水資源(水資源白書)』大蔵省印刷局

後藤圭司(1982):「配水管網における水質変化(III) 管路内における残留塩素濃度減少速度係数」『水道協会雑誌』No.571

厚生省生活衛生局水道環境部水道整備課(1994):「水道水等におけるトリハロメタンの状況について」厚生省生活衛生局水道環境部水道整備課

丹保憲仁, 小笠原紘一(1997):『浄水の技術』技報堂出版

日本環境管理学会編(1994):『新水道水質基準ガイドブック』丸善

馬場則夫, 小島史男, 小澤誠一(1994):『ニューラルネットの基礎と応用』共立出版

Bishop, C.M. (1995):『Neural Networks for Pattern Recognition』Clarendon Press

Keller, P.E., et al. ed. (1996):『Applications of Neural Networks in Environment, Energy, and Health』World Scientific

Kohonen T. (1995):『Self-Organizing Maps』Springer-Verlag = 1996: 徳高平蔵, 岸田悟, 藤村喜久郎訳『自己組織化マップ』シュプリンガー・フェアラーク東京

Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., and Williams, R.J. (1986):「Learning Internal Representations by Error Propagation」Rumelhart, D.E., et al. ed.『Parallel Distributed Processing Systems』Vol.1, MIT Press

WHO (1993):『Guidelines for drinking-water quality (2nd ed.)』Vol.1 = 1995: 眞柄泰基, 水質問題研究会訳『WHO飲料水水質ガイドライン(第2版)』第1巻, 日本水道協会