戸建て住宅における用途別使用水量の推定に関する研究

A STUDY ON THE POSSIBILITY OF PREDICTION
FOR THE WATER USAGE IN A HOUSE

浅野 良晴^{*1}, 野本 健太^{*2}, 市川 憲良^{*3}, 浅野 美代子^{*4}
Yoshiharu ASANO, Kenta NOMOTO, Noriyoshi ICHIKAWA
and Miyoko ASANO

In this paper the authors investigated the water usage in a house. It is difficult to install the flowmeters at every branch in order to measure the used quantities of water in a residence, because of technical difficulty and economical burden. The authors constructed the neural network model predicting water usage in each purpose at selected 5 residences. The authors calculated the statistical quantities in all water usage, and could predict the total amount of water usage in each purpose.

Keywords : residence, total amount of water usage in each purpose, flux distribution, prediction, neural network

住宅、用途別使用水量、流量分布、推定、ニューラルネットワーク

1. はじめに

我が国の多くの都市において、人口の集中化や水使用原単位の増大により水不足が重大な問題¹⁾になってきている。その対策として住宅において節水の呼びかけがされているが、それによりどの程度の効果が期待できるか予測しなければならず、用途別使用水量を把握する必要にせまられている。しかし、用途別使用水量の実態調査²⁾には多くの困難を伴い、現在のところ十分に行われてはいない。

住宅において用途別に使用水量を計測する場合、すべての器具に流量計を設置して実測調査³⁾を行うことになるが、居住している住宅に計器類を取り付けるには困難な点が多数あるとともに、居住者のプライバシーの保護を考えたときに様々な問題が指摘されている。一方、最近の住宅では引き込み管にパルス発信型の水道メーターを取り付け、短い時間間隔での使用水量を計測し、それによって流量変動のデータを記録することが可能⁴⁾になってきている。この流量変動データにより用途別使用水量が推定出来れば、計測における困難が大幅に軽減されることになる。このたび東京都水道局の協力により1994年7月25日から10月6日に13件の住宅で引き込み管での流量と各末端器具での吐水流量を同時に測ったデータを使用させてもらうことが出来た。本論文ではそれらを使用し住宅における用途別使用水量を把握するため、引き込み管における流量変動から末端

の使用器具毎の吐水流量予測を行うモデルの構築を行い、そのモデルの有用性を検討している。

本論文では、提供を受けたデータから選出したモニター住戸について各用途別使用水量の時系列データの統計解析を行い、各用途別水使用状況の特徴を把握した。そして、引き込み管での流れ始めから終わりまでを1回の水使用とし、その時系列データの統計量から使用用途を推定するニューラルネットワークモデルの構築を行った。そして学習終了後のモデルに各住戸の引き込み管における水使用データを使って用途別水量の推定結果を評価したところ、構築したモデルは、十分に汎用可能であることが分かった。

2. 研究概要

2.1 ニューラルネットワークの概要

本論文では用途別使用水量推定モデルの構築に際し、バックプロパゲーション法に基づく階層型ニューラルネットワークシミュレーションプログラムを用いている。すなわち、構築したニューラルネットワークモデルで行っている学習方法は、教師データとネットワークによる出力値との差の二乗和を最小にするようにシナプス結合荷重を調整するという非線形最小二乗問題⁵⁾の解を求めることであり、この最適化問題の解法のアプローチとしては最急降下法を学習則

^{*1} 信州大学工学部 教授・工博

^{*2} 信州大学工学部 大学院生

^{*3} 東京都立短期大学 教授・工博

^{*4} 大東文化大学法学部 助教授・理修

Prof., Dept. of Architecture and Civil Engineering, Faculty of Eng., Shinsyu Univ., Dr. Eng.

Graduate Student, Dept. of Architecture and Civil Engineering, Faculty of Eng., Shinsyu Univ.

Prof., Dept. of Urban Life Science, Tokyo Metropolitan College, Dr. Eng.

Assoc. Prof., Faculty of Law, Daitobunka Univ., M. Sc.

に適用したバックプロパゲーション法を用いている。

この階層型ニューラルネットワークは入力層、中間層、出力層からなり、隣の層のユニット間は全て結合しているものとし、それ以外の層のユニットとの結合はない。入力層と中間層には入力を受けずに常に 1 を出力するバイアスニューロンを 1 個含め持っている。図 1 のようになっているユニット j に前層のユニット i からの出力 o_i が入力 x_i として与えられると、ユニット間のシナプス結合荷重 w_{ji} により、このユニットの内部状態 u_j が(1)式のように計算される。

$$u_j = \sum_i w_{ji} x_i \quad \dots \dots \dots (1)$$

そしてこの u_j を次式に示すシグモイド関数で変換した値がそのユニットからの出力 y となる。

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)} \quad \dots \dots \dots (2)$$

$$y = f(u) \quad \dots \dots \dots (3)$$

また、ニューラルネットワークモデルの中間層ユニット数は学習精度と学習速度に関与している。本論文では誤差関数値 (rms) および情報量規準⁶⁾ (AIC) を用いて中間層のユニット数についての検討を行った。rms および AIC の式を以下に示す。

$$rms = \sqrt{\frac{SSQ}{n}} \quad \dots \dots \dots (4)$$

$$AIC = -2 \times MLL + 2 \times k \quad \dots \dots \dots (5)$$

rms : 誤差関数値
SSQ : 2 乗誤差の和
n : データ数

MLL : 最大対数尤度
k : パラメータ数

モデルの学習には各用途別使用水量の時系列データの統計量を教師データとして使用している。そして、ニューラルネットワークの学習アルゴリズムを繰り返し得られた学習終了時におけるシナプス結合荷重を基に、6 系統の用途に出力するモデルを構築した。

2.2 解析対象住宅の概要

本論文では前述のように東京都水道局が 1994 年 7 月 25 日から 10 月 6 日に行った 13 件の戸建住宅を調査した各用途別使用水量データを使用している。その内容はモニター住宅における全水使用器具にパルス発信型流量計を設置し、0.01 L/pulse の精度で計測し、1 秒毎にデータの記録を行ったものである。

各住宅における用途別 24 時間使用水量の 8 月、9 月の平均を表 1 に示す。特徴としては風呂、トイレおよび台所系統における使用水

量が多く総使用水量は居住者数に比例して大きくなっていく傾向が見られた。しかしながら、各用途別使用水量は住宅により様々であり、住宅における用途別使用水量の一般的な傾向を把握するためには統計的に整理する必要がある。

図1 ニューロンのユニット j における信号伝達モデル

表1 用途別 24 時間平均使用水量 (8 月、9 月)

上段：使用水量 (L)、下段：使用割合 (%)

居住者数	台所	風呂	洗面所	洗濯	トイレ	その他	合計
2人	H	69.3 (20)	152.5 (44)	9.8 (3)	0.0 (0)	82.1 (24)	344
	I	111.1 (41)	55.6 (21)	8.4 (3)	19.3 (7)	53.6 (20)	269
	N	210.1 (21)	308.3 (30)	23.9 (2)	199.1 (20)	149.4 (15)	1010
	Q	157.3 (28)	124.0 (22)	35.6 (6)	74.3 (13)	172.4 (31)	564
3人	C	318.9 (44)	278.1 (38)	1.0 (0)	53.0 (7)	69.0 (10)	726
	D	122.0 (14)	236.7 (26)	7.8 (1)	325.0 (36)	194.2 (22)	895
	K	176.6 (20)	156.4 (17)	30.6 (3)	210.7 (24)	253.8 (28)	895
	O	237.7 (21)	146.5 (13)	11.9 (1)	426.1 (37)	275.1 (24)	1145
4人	B	251.8 (23)	352.4 (32)	10.5 (1)	311.3 (28)	167.9 (15)	1099
	E	150.5 (21)	172.3 (24)	44.8 (6)	143.8 (20)	212.5 (29)	725
	J	73.1 (14)	186.1 (35)	23.9 (5)	123.0 (23)	108.5 (21)	524
	P	128.7 (20)	116.8 (18)	62.2 (10)	97.2 (15)	236.6 (36)	650
5人	A	309.5 (22)	554.8 (40)	79.9 (6)	257.2 (19)	143.9 (10)	1381

表2 解析対象住宅の属性

住宅	階数	居住者数	家族構成：性別、年齢	居住年
A	1階	5人	男61 女51 女23 女22 女20	16年
E	2階	4人	男53 女49 女23 女21	17年
K	1階	3人	男72 女66 女7	6年
P	2階	4人	男59 女56 女28 男24	13年
Q	2階	2人	男73 女72	23年

表3 各住宅の流量計設置場所

住宅	台所		風呂洗い場		風呂浴槽		洗面台1階		洗面台2階		洗濯		トイレ		その他	合計
	水	湯	水	湯	水	湯	水	湯	水	湯	水	湯	1階	2階		
A	○	—	○	○	○	○	○	○	—	—	○	—	○	—	○	10
E	○	○	○	○	○	—	○	○	○	—	○	—	○	○	○	12
K	○	○	○	○	○	○	○	○	—	—	○	○	○	—	○	12
P	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	15
Q	○	○	○	○	—	○	○	○	—	—	○	—	○	○	○	11

各住宅の居住者数より 6 個の用途別使用水量を変数としてクラスター分析を行い、その結果からそれぞれを代表する住宅として A、E、K、P、Q の 5 件を選択し、解析の対象とした。対象とする 5 件の住宅の居住者属性を表 2 に示し、流量計設置場所を表 3 に示す。使用用途として台所、風呂、洗面、洗濯、トイレ、その他の 6 種類に分類して解析を行った。

更に、用途別使用水量および用途別流量分布に対して再度クラスター分析を行い、対象とした 5 件の各住宅を代表する 3 日分を選択した。これらの日は各住宅の平均的水使用状況に近いものである。それらの合計 15 日分のデータに対して 1 回の水使用毎に整理し、統計量を求め、用途別使用水量を推定するニューラルネットワークモデルの検討を行った。

3. 水使用用途推定モデルの構築

3.1 個別の住宅に対応するモデルの構築

個別の住宅に対応するモデルとして、入力層、中間層、出力層が各 1 層の 3 層階層型ニューラルネットワークを構築した。入力層の説明変数は 1 回の水使用毎の使用時間、使用水量、流量分布の標準偏差と推定最大値の 4 種類の統計量とした。出力層の変数は台所、風呂、洗面、洗濯、トイレ、その他の 6 項目の各用途別使用割合であり、その出力値は 6 個の出力値の合計が 1 となるように、それぞれが 0 から 1 の値を出力する。ここで 1 回の水使用において使用時間が 5 秒以下である場合の使用水量の合計値は全体使用水量の 1% 未満であり、かつ標本数が少ないデータでは使用用途による特徴が表れていないことから 5 秒以下の水使用のデータは教師データから除外した。

A 住宅の場合について述べる。A 住宅の水使用 2 ヶ月分のデータを用いクラスター分析し、代表となる 8 月 1 日、7 日の 2 日分 286 回の水使用データを教師値として、構築したモデルの学習を行った。説明変数の最大値として標本最大値ではなく、母集団の推定を行い推定分布の 99% 最大値を用いた。入力層のデータは統計量毎に 0~1 の値となるように線形変換により規準化を行っている。これらのデータにより学習を行った結果、中間層ユニットの数は誤差関数値 (rms) の値を最小とし、かつ情報量基準 (AIC) を最小とする場合の 12 個とした。この A 住宅に対する水使用用途推定モデルを用いて 8 月 19 日のデータをテストデータとしてモデルの評価を行った。

3.2 複数の住宅に対応する汎用モデルの構築

汎用性を高めるため、選択した 5 件の住宅に対応する汎用モデルの構築を行った。そのニューラルネットワークを図 2 に示す。個別の住宅に対するモデルと比べると、入力層の説明変数は水使用毎の統計量だけでなく、住宅の属性を示す項目として居住者数を加えた 5 項目とした。出力層の変数は個別住宅モデルと同様の 6 項目である。

各住宅 2 日分のデータを学習に用いた。個別の住宅モデルと同様に使用時間が 5 秒以下のデータは除外し、5 件の住宅の全 864 回の水使用データを用いて汎用モデルの学習を行った。中間層ユニットの数は rms の値を最小とし、かつ AIC の値が最小となった 11 個とした。学習が終了した汎用モデルに対して各住宅毎に 1 日ずつのデータをテストデータとして用いてモデルの評価を行った。

図2 ニューラルネットワーク図 (汎用モデル)

表4 各住宅代表日の用途別使用水量 [L/日]

住宅	日付	台所	風呂	洗面	洗濯	トイレ	その他	合計
A	8月1日	347.2	494.7	83.5	371.8	115.8	183.0	1596
	8月7日	378.9	666.6	93.9	188.7	120.5	90.3	1539
	8月19日	264.9	816.5	79.8	230.4	157.6	33.9	1583
E	8月5日	88.1	218.1	53.5	80.9	232.2	1.4	674
	8月8日	75.0	151.5	56.8	121.3	168.9	0.3	574
	8月15日	49.1	321.2	44.9	97.4	176.3	0.2	689
K	8月5日	305.9	106.6	33.4	114.7	227.9	72.5	861
	8月6日	259.7	84.5	26.6	119.0	280.9	37.3	808
	8月7日	171.3	119.9	25.1	112.6	267.0	55.1	751
P	8月5日	157.1	127.4	52.9	79.3	212.1	9.1	638
	8月9日	118.6	134.6	53.9	88.9	190.1	20.9	607
	8月15日	121.1	84.6	43.7	92.1	268.0	7.2	617
Q	8月5日	108.7	222.9	25.2	74.1	140.9	1.2	573
	8月15日	147.4	157.5	27.1	122.4	104.9	0.2	560
	8月17日	133.9	121.0	34.1	184.6	97.8	0.0	571

表5 各住宅代表日の用途別水使用回数 [回/日]

住宅	日付	台所	風呂	洗面	洗濯	トイレ	その他	合計
A	8月1日	108	15	40	9	14	4	190
	8月7日	98	30	43	5	14	6	196
	8月19日	78	20	42	7	19	2	168
E	8月5日	48	3	27	3	11	3	95
	8月8日	48	2	19	5	8	1	83
	8月15日	43	6	24	4	7	2	86
K	8月5日	88	8	39	2	20	7	164
	8月6日	87	14	37	2	23	6	169
	8月7日	52	8	39	2	25	6	132
P	8月5日	93	3	24	2	33	1	156
	8月9日	97	14	30	3	36	7	187
	8月15日	87	17	35	3	47	2	191
Q	8月5日	51	11	22	6	21	2	113
	8月15日	66	16	23	8	16	1	130
	8月17日	73	10	23	11	15	0	132

4. 使用水量の統計処理結果

4.1 用途別使用水量

モデル構築の対象となる5件の住宅について、夏期の用途別水使用状況を把握するために8月1日(月)～21日(日)において24時間の用途別使用水量を求めた。これらの日の中で、風呂または洗濯系統で水を使用しない日があったのでそれらの日は除外した。次に残りの日において用途毎の水の使い方についてクラスター分析をおこない各住宅を代表するとみられる3日分を選択した。

各住宅の水使用を代表する3日分の用途別使用水量を表4に示す。それらは各住宅毎に特徴がみられた。すなわちA住宅は台所および風呂系統、E住宅は風呂およびトイレ系統、K住宅は台所およびトイレ系統、P住宅はトイレ系統、Q住宅は風呂系統において使用水量が多くなっている。しかし洗面系統の水使用量はどの住宅においても少なかった。

次に用途別使用回数を表5に示す。5件の住宅のすべてで台所系統の水使用回数が一番多かった。洗濯系統においては1回洗濯を行う際の水使用回数が住宅により異なっている。これは使用している洗濯機の機種が違っているからである。

4.2 用途別の流量変動

各住宅の用途別の流量分布を図3に示し、その平均流量および標準偏差を表6に示す。風呂系統での流量変動は住宅によって差が大きく7～14L/minにピークがみられた。洗濯系統ではA、E、P住宅では10L/min前後に、K住宅では15～17L/min、Q住宅では8～10L/minにピーク流量がみられた。また、ほぼ一定の流量で使われることが多く、標準偏差も小さくなっている。トイレ系統ではA住宅では3L/min、E住宅では4L/minと18L/min、K住宅では2L/minと18L/min、P住宅では8L/min、Q住宅では6L/minがピークとなり、住宅によっては流量のピークとなる箇所が2ヶ所となる場合があった。

次に用途毎の水使用1回当たりの統計量平均を住宅別に表7に示す。台所および洗面系統ではおよそ20秒/回で使われ、約2Lの使用水量が平均となっているが、台所での水使用は回数が多くその統計量のバラツキが大きくなっている。風呂系統の平均使用水量は10～60Lとなっているが、風呂に湯を張る時などには1回に多量の水使用があり、統計量のバラツキは大きくなっている。トイレ系統ではP住宅およびQ住宅においてトイレでは器具が使用される前に0.2～0.3Lの水が流れる場合が多く、この2件の住宅ではトイレ系統の水使用回数は居住者数に対して多くなっている。そのために平均使用水量は少なくなっている。しかし器具使用1回当たりの使用水量はA、K、P、Q住宅では約10Lであった。E住宅では衛生器具の機種が違うため約23L/回の使用水量であった。

5. 用途別使用水量の推定と結果

5.1 個別住宅モデルによる推定結果

本論文で構築したニューラルネットワークモデルにより、A住宅を対象とした場合の用途別使用水量の推定を行った結果を述べる。用途別使用水量推定の流れ図を図4に示す。ニューラルネットワークモデルによる出力値は水使用用途毎の割合であるが、そこから更に算定を進め、24時間の用途別使用水量を求めた。推定結果を表8

図3 各住宅の用途別流量分布

表6 各住宅の用途別水使用における平均流量と標準偏差 [L/min]

		A住宅	E住宅	K住宅	P住宅	Q住宅
台所	平均流量	8.27	5.99	6.74	3.93	5.54
	標準偏差	4.13	2.74	2.78	2.62	2.40
風呂	平均流量	13.59	13.13	10.32	6.42	6.05
	標準偏差	2.19	2.54	2.45	2.65	1.59
洗面	平均流量	5.51	5.32	4.90	5.40	4.49
	標準偏差	2.34	2.17	2.72	2.84	2.29
洗濯	平均流量	11.17	11.05	15.36	11.30	8.96
	標準偏差	1.55	1.31	1.88	1.19	1.52
トイレ	平均流量	3.64	9.17	10.47	5.90	4.71
	標準偏差	2.02	6.52	7.16	2.82	2.06
その他	平均流量	15.86	2.65	14.06	10.19	1.50
	標準偏差	4.99	1.95	3.88	3.60	0.79

に示す。台所および洗面系統における水使用は水使用毎の統計量の差は大きい、使用回数が多くモデルの学習に使用したパターン数が多かったために学習結果は良好であった。風呂系統は短時間の水使用では誤判別される場合が多かったが、長時間の水使用では正しく判別された。その結果、使用水量の推定値と実測値の差は小さくなった。洗濯およびトイレ系統は水の使用され方が類似していたため同時使用がある場合に、誤判別される場合もあった。その他の系統では水使用毎の統計量の差が大きく、学習に用いるパターン数も少なかったために予測精度は低かった。全般的には推定した用途別使用水量は実測値と近い値を示した。A 住宅において今回構築した個別住宅モデルを使って引き込み管での流量変動から用途別使用水量を推定することができたものとする。これは他の住宅においても同様であった。

5.2 汎用モデルによる推定結果

A～Q 住宅の 5 件を対象として用途別使用水量の推定を行った結果を述べる。個別モデルの場合と同様にニューラルネットワークモデルによる出力値の用途別使用割合から更に算定を進め 24 時間毎の用途別使用水量を求めた。教師データに対する学習精度を図 5 に示す。教師データに対する学習結果と実測値との重相関係数 R^2 は 0.94 であった。これにより住宅属性および水使用毎の統計量と用途別使用割合との関係を、構築したニューラルネットワークモデルにより学習出来たと考える。

テストデータに対する推定結果を図 6 に示す。A 住宅の風呂系統、E 住宅のトイレ系統、K 住宅の台所系統、Q 住宅の洗濯系統において推定値と実測値との差が大きいものの、それら以外の系統では推定値と実測値は近い値となっていた。

そこで、用途毎にモデルによる推定値と実測値に差があるかどうか調べるために差の検定⁷⁾を行った。ここでは差がないという帰無仮説を立てて t 検定を行った。その結果を表 9 に示す。すべての用途において T 値が $t_{\alpha}(0.025) = 2.78$ より小さくなっており、有意水準 5% では帰無仮説を棄却することが出来なかった。よって、用途毎の推定値と実測値とは母平均に差がないといえる。

次に P 住宅における各用途別水量の実測値と推定値の割合を図 7 に示す。洗濯とトイレ系統に若干の違いは見られるが、用途別使用

図4 用途別使用水量推定の流れ図

表7 住宅別用途別の水使用1回当たりの統計量平均

用途	住宅	平均 [L/min]	標準偏差 [L/min]	最大流量 [L/min]	使用水量 [L]	使用時間 [秒]
台所	A	7.39	3.64	10.98	3.49	25.3
	E	5.69	2.22	7.53	1.51	15.3
	K	6.12	2.53	8.67	3.25	28.9
	P	3.07	1.84	5.48	1.43	20.3
	Q	4.80	1.75	6.31	2.07	22.6
風呂	A	12.66	3.28	15.99	32.01	134.4
	E	11.83	2.63	17.17	67.33	287.0
	K	10.46	2.82	14.27	11.45	60.3
	P	4.51	1.19	5.77	19.02	61.3
	Q	5.40	1.18	6.95	14.07	81.9
洗面	A	5.57	1.86	7.30	2.06	22.4
	E	4.61	1.37	5.94	2.28	25.0
	K	4.29	2.12	6.67	0.74	9.1
	P	4.84	1.86	6.81	1.75	17.1
	Q	4.34	1.90	6.25	1.27	21.4
洗濯	A	10.90	3.24	16.67	37.32	202.2
	E	10.36	2.86	16.83	25.19	135.6
	K	17.71	4.44	26.60	57.72	224.8
	P	11.26	1.46	13.43	33.33	172.8
	Q	8.36	1.88	10.40	14.81	148.4
トイレ	A	4.61	1.81	8.08	8.39	138.0
	E	11.31	5.00	18.45	22.46	145.2
	K	10.38	6.70	17.74	11.43	65.4
	P	4.20	1.47	5.98	5.32	49.3
	Q	4.29	1.65	6.40	6.60	85.3
その他	A	14.90	4.26	19.23	25.92	96.8
	E	4.10	2.22	6.30	0.27	6.8
	K	11.80	4.70	16.44	8.59	37.1
	P	10.19	3.15	12.17	5.21	20.2
	Q	1.68	0.89	3.00	0.26	2.7

表8 個別モデルによる推定結果 (A 住宅) [L]

			台所	風呂	洗面	洗濯	トイレ	その他	合計
教師	1日	実測値	339.2	494.7	81.8	371.8	115.7	183.0	1586
		推定値	324.1	648.4	102.7	284.7	109.2	117.2	
	7日	実測値	375.9	666.3	92.3	188.6	120.5	90.2	1534
		推定値	378.6	597.6	93.6	203.3	124.7	136.1	
テスト	19日	実測値	261.4	815.8	77.1	230.3	157.6	33.9	1576
		推定値	323.9	771.3	71.0	147.8	112.7	149.4	

図5 汎用モデルの学習精度

割合は近い値となっている。以上より、構築した複数の住宅用モデルにより用途別使用水量を推定できたものとする。

学習終了時の各ユニット間のシナプス結合荷重を表 10 に示す。入力層ユニットと中間層ユニット間のシナプス結合荷重を見ると、入力層「使用水量」のユニットからの結合荷重が一番大きく、続いて「推定最大値」、「使用時間」の順に大きな値を示していたことから、これらが水使用用途の予測に大きく影響していると考えられる。一方、「居住者数」のユニットからの結合荷重は小さくなっていた。

6. まとめ

本論文では、水使用毎の流量分布統計量から使用用途を推定するニューラルネットワークモデルの構築を行った。そして、5 件の住宅に対して行った各用途別使用水量調査の結果を構築したモデルに適用し、用途別使用水量を推定した、そしてモデルの評価を行った結果、以下に示すような知見が得られた。

- (1) 推定された各用途別使用水量は 5 件の住宅においてそれぞれ固有の特徴が見られたことから、この方法をより一般的にするために、さらに多くの住宅において検証する必要がある。
- (2) 使用用途により 1 回の水使用時の流量分布には固有の特徴が見られたことから、まず個別の住宅に対応するモデルに対し入力させる説明変数を水使用毎の「使用時間」、「使用水量」、「標準偏差」、「推定最大値」として各用途別使用水量を推定する事ができた。
- (3) 汎用モデルでは複数の住宅に対応させるため、説明変数に住宅の属性を表す項目「居住者数」を加え、用途別使用水量のおおまかな比率は把握することができた。さらに予測精度を向上させるためには、器具の種類に関する項目を加えることが考えられ、今後の課題としたい。
- (4) 用途毎にみると、洗濯およびトイレ系統における水使用は使用水量、流量が特徴的で、水使用毎の差が小さく推定し易い。しかし、台所、風呂場および洗面台系統における水使用は人の手により使用水量、流量の調節が可能であり、水使用毎の差が大きくなっていた。風呂系統における水使用は他の器具に比べ使用時間が長く、使用水量も大きいため正答率が高く、実測値と推定値の違いは少なかった。

このことから本論文で示したモデルにより、住宅の用途別使用水量の推定に関する可能性が示されたと考える。

同じ使用用途でも住宅により器具の種類が違う場合は流量の統計量が異なってくることから、今後は説明変数に配管径や器具の種類など住宅固有の属性値を加えていき、予測精度の向上をはかっている。

図7 汎用モデルによる推定値 (P住宅 8月5日)

図6 汎用モデルによる推定結果

表9 汎用モデルの推定誤差の検定

	台所	風呂	洗面	洗濯	トイレ	その他
平均[L]	16.03	33.34	-14.44	-21.56	-7.51	-5.85
標準偏差	65.51	71.15	25.39	57.29	54.29	19.58
標本数	5	5	5	5	5	5
T値	0.55	1.05	-1.27	-0.84	-0.31	-0.67

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_i (\Delta E_i - \Delta E_{mean})^2}{N-1}}$$

ΔE_i : 誤差
 ΔE_{mean} : 平均
 σ : 標準偏差

表 10 各ユニット間のシナプス結合荷重 (汎用モデル)

		中間層											
		NO. 1	NO. 2	NO. 3	NO. 4	NO. 5	NO. 6	NO. 7	NO. 8	NO. 9	NO. 10	NO. 11	Bias
入力層	居住者数	-3.49	-1.86	-54.64	4.72	-12.04	-2.94	35.52	-1.81	48.44	-7.31	10.48	—
	使用時間	-1429.62	3.63	-166.24	498.97	-56.71	204.83	-388.10	-12.59	248.01	-11.96	3.73	—
	使用水量	8421.31	-6.36	503.99	-2077.56	176.68	-152.98	4720.55	32.57	-429.34	16.40	-600.02	—
	標準偏差	603.41	-8.14	-69.76	226.84	59.20	57.81	-403.80	26.42	699.28	6.97	-222.33	—
	推定最大値	-1191.24	20.41	198.95	27.50	-124.02	-56.77	-349.01	-56.10	-1025.52	6.27	276.98	—
	Bias	53.29	-1.81	-10.16	-16.81	24.43	1.28	22.65	8.43	11.23	0.71	-8.05	—
出力層	台所	-0.19	0.85	-0.68	-0.54	0.24	0.39	-0.51	-0.31	0.45	-0.24	0.19	0.43
	風呂	-0.07	1.57	0.35	-0.10	-0.45	0.07	0.07	1.29	-0.01	-0.76	0.15	-1.03
	洗面	-0.15	-1.67	0.18	-0.12	-0.05	-0.25	0.04	-0.26	-0.46	0.53	-0.02	1.40
	洗濯	-0.06	-0.65	0.15	-0.00	0.59	-0.06	0.04	-1.04	0.01	0.03	-0.07	0.62
	トイレ	0.52	-0.21	-0.05	0.78	-0.28	-0.03	0.29	0.23	-0.03	0.35	-0.27	-0.42
	その他	-0.05	0.12	0.04	-0.01	-0.06	-0.11	0.06	0.10	0.03	0.09	0.02	0.00

きたい。また、学習に用いなかった住宅へも拡張して適用できるように、さらに多くの住宅に検討を進め、モデルの一般性と拡張性を高めていきたい。

参考文献

- 1) 「東京水道新世紀構想 STEP 2 1」、東京都水道局、1997. 5
- 2) 伊藤博、「中小規模集合住宅における瞬時最大流量の解析と算定法」、水道協会雑誌、第 64 巻、第 11 号 (第 734 号)
- 3) 村川三郎、「集合住宅における水使用と給水負荷算定法」、空気調和・衛生工学、第 58 巻、第 1 号
- 4) 中原美和、西貴史、折田信生、紀谷文樹、「モニター住戸における給水・給湯システムの流量特性」、空気調和・衛生工学会学術講演会講演論文集、PP. 533-PP. 536、1998. 8
- 5) 豊田秀樹、「非線形多変量解析 ニューラルネットワークによるアプローチ」、朝倉書店、1996. 2
- 6) 鈴木義一郎、「情報量基準による統計解析入門」、講談社、1995. 4
- 7) 石村貞夫、「すぐわかる統計解析」、東京図書、1993. 2

8) 紀谷文樹、泉忠之、「給排水の管径設計基礎理論 (3)」、空気調和・衛生工学、第 51 巻、第 6 号

9) 紀谷文樹、泉忠之、「給排水の管径設計基礎理論 (4)」、空気調和・衛生工学、第 51 巻、第 7 号

10) 「事務所・庁舎ビルの用途別使用水量について」、空気調和・衛生工学、第 54 巻、第 8 号

11) 中山三郎、紀谷文樹、高橋紀行、「事務所建築における使用水量調査と解析」、空気調和・衛生工学、第 47 巻、第 11 号

12) 空気調和・衛生工学会編：HASS 206 -1991 給排水設備規準・同解説、1992 年

13) 市橋秀友：最大値を 1 とする重要度の基準化について、第 5 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集、PP. 307-PP. 312、1989. 6

14) 林勲、古橋武、「ファジィ・ニューラルネットワーク」、朝倉書店、1996. 5

15) 小野田崇、「階層型ニューラルネットワークの情報量基準」、人工知能学会誌 VOL. 11 No. 4、PP. 574-PP. 584、1996. 7

(1999 年 2 月 10 日原稿受理、1999 年 8 月 16 日採用決定)