

광역상수도 시스템의 용수 수요량 예측 및 운용

한 태 환* · 남 의 석* · *
* 성빈 시스템(주) · * * LG산전(주)

The Prediction and Operation of Residential Water Demand in Large Distribution System

Tae Hwan Han* · Eui Suck Nahm* · *
* Sung Bin Systems Ltd. · * * LG Industri Systems Ltd.

Abstract - Kalman Filter model of demand for residential water and consumption pattern were tested for their ability to explain the hourly residential demand for water in metropolitan distribution system. The hourly residential demand for water is calculated from the daily residential demand and consumption pattern. The consumption pattern which has 24 time rates is characterized by data granulation in accordance with season kind, weather and holiday. The proposed approach is applied to water distribution system of metropolitan areas in Korea and its effectiveness is checked.

1. 서 론

오늘날 급속한 산업발달과 더불어 도시 인구의 증가, 도시화의 확대, 생활수준의 향상, 공업 입지의 확대 등으로 용수수요는 계속 증가하는 반면 상수원의 고갈, 수질 오염 등의 확대 등으로 인하여 기존의 상수원을 안정된 취수원으로 운용하기가 어렵다. 이러한 용수부족상태에 대한 해결책은 장래 용수수요 예측에 의한 적정 규모의 추가 상수도 시설의 조기 신설과 정확한 용수수요 예측에 의한 공급량을 지방자치단체별 및 시간대별로 적절히 조절하는 체계가 시급히 요구된다[1].

본 논문에서는 광역상수도 시스템의 취·송수 설비의 최적운영계획에 필수적으로 요구되는 시간 단위 용수 수요량 예측을 위하여 칼만 필터에 의한 수요 예측 모델 구축 및 배수패턴 해석 기법을 제안한다. 특히 시간별 용수 수요예측을 기존의 시간별 실적데이터의 시계열에 의한 예측을 이용하는 것이 아니라 일 예측량에 정해진 배수패턴을 곱하여 시간별 용수 수요량을 예측하는 방식에 관한 것이다[2][3].

또한, 제안된 기법은 시간별 용수 수요예측 뿐만 아니라 일상생활과 관련된 모든 예측 분야(전력, 전화요금 등등)에 적용이 가능하다[4][5]. 하지만 이러한 방법은 사회경제적 요인인 인구증가, 실질소득 증가, 주거형태 등의 점진적인 변화들에 의해 영향을 받기 때문에 일상생활과 관련된 시간 단위 또는 생활패턴과 관련된 일정 주기단위의 예측에는 비효율적이다. 또한 이러한 시계열 모델링을 위해서는 예측 인자의 상관관계 분석 및 수치화 작업이 이루어져야 하는 단점이 있다. 따라서, 일상생활과 관련된 분야의 예측은 예측과 패턴을 같이 이용하는 것이 매우 효과적이다.

기존의 용수 수요 예측은 장기예측에 국한되어 이루어졌다. 즉, 년 단위, 월 단위 또는 일 단위의 예측이 주를 이루었고, 시간 단위의 예측은 수행되지 않고 단지 실제 용수를 공급하는 말단 배수지 수위와 연계하여 운전자의 수동 밸브제어에 의해 용수를 공급 받는 형태가 일반적이다. 이러한 경우에는 상위 공급장(취수장, 가압장, 정수장 등등)의 취송수량 계획 및 펌프운전계획이 자동운전이 아닌 수동운전으로 이루어지는 단점과 비효

율적인 펌프 운전이라는 단점이 있다.

2. 본 론

2.1. 광역상수도 시스템과 수요예측.

본 논문에서는 수요예측모델 구축을 위해서는 칼만 필터(Kalman Filter) 기법이 검토되고 배수패턴 해석을 위해서는 데이터 Granulation 기법이 활용된다[6][7]. 수요예측모델은 1)과거 수일간의 실적 배수량, 2)요일, 3)당일의 예상 최고 기온, 4)날씨를 고려하여 일별 수요예측량을 산출하고, 이를 기반으로 하여 배수패턴을 이용하여 시간별 수요예측량을 구한다. 수요예측에 따라 산출된 취·송수량은 펌프의 대수에 따라 취·송수량을 수정하고, 수정된 데이터에 따라 각 분기질별 송수량을 산출하여 1일분의 운영계획을 수립 전송하고 전송된 취·송수량에 따라 최적 펌프 운전 및 밸브 제어를 실시하는 부분과, 배수지 및 정수지의 수위는 운영계획에 의해 설정된 수위를 목표로 하여 운영 제어가 진행되고, 수요예측의 오차, 사고 등에 기인하여 배수지의 수위가 운영폭을 벗어나는 경우에 대해 이를 수요예측모델은 칼만필터(Kalman Filter) 기법이 보상하는 배수지 수위 안정화 부분으로 구성된다.

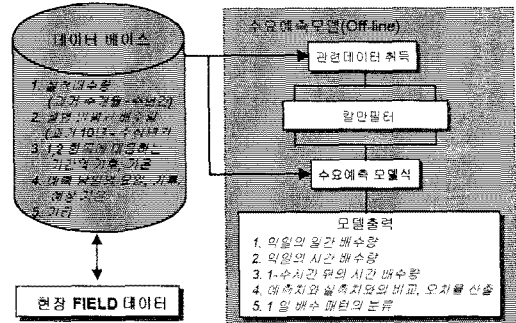


그림 1 수요예측 모델 구성도
Fig. 1 Block diagram of model for residential water demand

칼만필터 예측모델에서는 i 일 이전의 실적배수량 Q_{k-i} , 요일 θ_k , 당일(k 일)의 예상 최고 기온 T_k , 당일(k 일)의 날씨 W_k 를 입력변수로 하고, 당일(k 일)의 배수량을 출력변수로 하는 ARMA(Auto Regressive Moving Q_k Average) 모델식을 구현하고, 이 모델식으로부터 최적의 당일(k 일) 배수량 Q_k 를 산출한다.

수요예측모델 구축을 위한 전체적인 구성은 그림 1와 같다. 데이터 베이스로부터 실적데이터(실적배수량, 요일, 기온, 날씨 등)를 이용하여 모델을 구축한다. 구축된 모델은 필드데이터를 이용하여 월 총수요량, 일 총

수요량, 시간별 수요량을 산출하여 취·송수 제어를 위해 데이터베이스에 재저장한다.

일반적으로 예측기법은 위너(Wiener)필터 계열과 칼만필터 계열 두가지로 분류된다. 위너필터 계열에는 시계열(Time series) 함수들이 포함되고 이들은 과거 데이터들에 대한 상관관계에 의해 현재의 값을 예측할 수 있는 기법이다. 과거의 데이터를 수집하고 최적화된 차수를 결정하여 각각의 과거 데이터에 적절한 weight를 주어 추정된 현재값을 추정할 수 있다. 칼만필터는 보다 적응성이 뛰어난 방법으로 과거의 입력값이 현재의 추정값을 결정하기 위해 어떻게 조정되어야 하는지에 대한 정보를 제공한다.

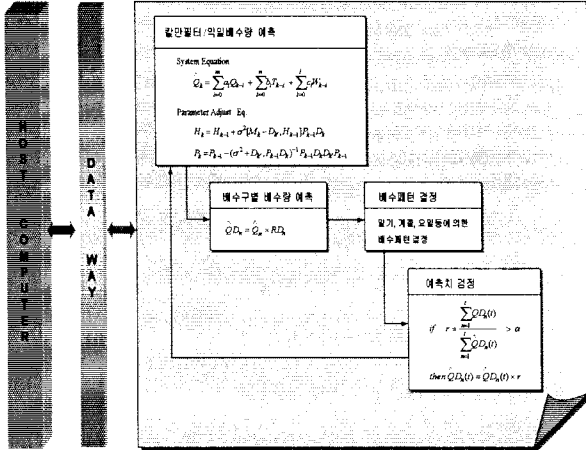


그림 2 칼만필터법에 의한 배수량 예측시스템
Fig. 2 Kalman Filter for residential water demand

이러한 과정을 통해 얻어진 결과가 최적화된 추정치가 된다. 칼만필터는 상태공간기법을 써서 최소자승법을 공식화하는 또 다른 방법을 제시한다. 칼만필터의 가장 큰 특징은 고려 대상인 랜덤프로세스를 벡터화할 수 있고 측정시 발생하는 오차들을 반복적으로 회귀분석하여 처리할 수 있다는 것이다. 본 연구에서는 수요 예측모델로 칼만필터법을 틀 이용하여 일량 예측이 처리된다. 그림 2는 칼만필터법에 의한 배수량 예측시스템의 구성도이다. 시스템 모델식은 식 (1)로 정의된다.

$$\hat{Q}_k = \sum_{i=1}^m a_i Q_{k-i} + bT_k + cW_k + d\theta_k + e \quad (1)$$

여기서, \hat{Q}_k 는 현재 k에서의 예측 수요량, Q_{k-i} 는 i일 이전의 실적배수량, T_k 는 당일 최고 기온, W_k 는 당일 날씨, θ_k 는 요일 계수, m은 예측 차수를 나타낸다. 칼만필터는 상관계수 a_1, b, c, d 를 예측오차에 따라 각각 변화시키고, 식 (2), (3)에 의해 식 (1)을 수정한다. 예측오차란 중간단계($1 < i < m$)에서 예측배수량과 실제배수량과의 차이를 의미한다.

$$H_k = H_{k-1} + \sigma^{-2} [M_k - D_k, H_{k-1}] P_{k-1} D_k \quad (2)$$

$$P_k = P_{k-1} - (\sigma^2 + D_k, P_{k-1} D_k)^{-1} P_{k-1} D_k D_k P_{k-1} \quad (3)$$

여기서, $H_k = [a_1, a_2, \dots, a_m, b, c, d, e]$.

$D_k = [Q_{k-1}, Q_{k-2}, \dots, Q_{k-m}, T_k, W_k, \theta_k]$, σ^2 는 M_k 의 관측 오차 분산, P_k 는 H_k 의 분산 행렬이다.

식 (2)와 식 (3)은 예측오차에 따라 변화되는 변수와 파라미터들을 구하기 위해 벡터 표기식을 사용한다.

H_k 는 상관계수들을 나타내는 벡터이고 D_k 는 예측 배

수량을 나타내는 변수들의 벡터이다. P_k 는 계수 벡터의 분산행렬로서 정의된다. 일단위의 배수량(일일 배수량)이 예측되면 배수구별 배수량은 식 (4)에 의해 계산된다.

$$\hat{Q}D_n = \hat{Q}_n \times RD_n \quad (4)$$

여기서, $\hat{Q}D_n$ 는 n번째 배수구의 일배수량 예측치,

\hat{Q}_n 는 전배수구의 일배수량 예측치, RD_n 는 전배수구의 배수량에 의한 n번째 배수구의 배수량 비율을 나타낸다. RD_n 는 수년간의 배수구별 실적데이터의 Granulization을 이용한 환산 평균에 의해 결정된 배수패턴이다. 배수패턴은 데이터 Granulization 기법에 의해 계산된다.

2.2. 배수패턴과 시뮬레이션

시간별 용수 수요예측을 기존의 시간별 실적데이터의 시계열에 의한 예측을 이용하는 것이 아니라 일 예측량에 정해진 배수패턴을 곱하여 시간별 용수 수요량을 예측하는 방식에 관한 것이다. 이것은 해당일의 배수패턴 설정 기준이 예측 성능에 핵심요소가 된다. 본 논문에서 배수패턴은 데이터 Granulization 기법에 의해 계산된다. 데이터 수집의 가능성 및 관련 시간과 비용의 절감을 위해 적정수의 샘플 데이터로부터 기대수준 이상의 정확도를 유지하는 예측치 제공을 위해 데이터 Granulization 기법을 이용하여 데이터를 분류하고, 분류된 데이터의 환산 평균에 의해 배수패턴을 설정한다. 데이터 Granulization은 기본적으로 시간계수 및 기후계수에 기초하여 이루어진다. 시간계수는 1) 계절계수(Season parameter), 2) 일 계수(Day parameter)로 구분되고, 기후계수는 날씨 계수(Weather parameter)로 구분된다. 계절 계수는 s는 봄/가을, 여름, 겨울로 구분된다. 식 (5)는 계절계수를 정량화한 것이고, 일계수 x는 평일과 휴일로 구분된다. 또한 식 (6)은 일계수를 정량화한 것이다. 날씨 계수 w는 맑음/흐림, 비/눈 2가지로 구분되고 식 (6)과 같이 정의한다.

$$s = \begin{cases} 1 & \text{봄/가을} \\ 2 & \text{여름} \\ 3 & \text{겨울} \end{cases} \quad (5)$$

$$x = \begin{cases} 1 & \text{평일} \\ 2 & \text{휴일} \end{cases} \quad (6)$$

$$w = \begin{cases} 1 & \text{맑음/흐림} \\ 2 & \text{비 또는 눈} \end{cases} \quad (7)$$

데이터 Granulization은 시변데이터들을 특성에 따라서 Class로 분류하는 기법이다. 즉, 계절, 요일, 시간 등에 따른 여러 형태의 granule을 구성하고, 구성된 granule을 유사한 형태들끼리 분류하여 Class로 정의한다. 이러한 클래스 데이터를 모델 함수의 과거 데이터로 사용함으로써 효과적인 패턴 설정이 가능하다. 모형화 방법은 접근 방법에 있어서 사회경제적 파라미터들과 다른 시변파라미터들 사이의 커다란 차이를 인식하여 서로 다른 개념에서 출발한다. 사회경제적 파라미터들이 데이터의 빈번한 수집이 불가능한 반면에 시변파라미터들은 특성상 잦은 변화로 인해 통계적 데이터의 수집이 용이하다. 1년 주기의 데이터는 총 8760개(24시간×365일)가 될 것이다. 이중 계절과 요일적 특성에 의해 같은 형태의 데이터들로 분류가 가능하다. 이를 위한 필요조건은 아래와 같다.

1) 시간별 모든 granule에 대해 요구되는 과거 데이터 수집 : 1년간의 데이터 수집량: 24(시간) × 365(일) = 8760개

2) Partitioning 또는 Clustering :

(s, x, w 각각에 대한 class의 총 수)

$$\text{총수} = s(3\text{경우}) \times x(2\text{경우}) \times w(2\text{경우}) + 1(\text{특정일}) = 13(\text{경우})$$

특정 지역에서의 이러한 index들을 이용하여 입력계수 (s, x, w)들에 의해 할당된 모든 클래스에 관한 샘플 데이터를 수집하여 현재 기준시점 t_p 의 배수패턴 $\hat{M}_1(t_p)$ 가 식 (8)에 의해 배수패턴이 예측된다. 모델의 결정 요소 $\hat{g}(\cdot)$ 는 환산평균 함수가 된다.

$$\hat{M}_1(t_p) = \hat{g}(M_1(t_1), M_1(t_2), \dots, M_1(t_{p-1})) \quad (8)$$

시간별 배수량은 당일의 일기와 계절 및 요일을 조건으로 한 데이터 granulation 기법에 의해 배수패턴이 결정된다. 배수량의 예측치의 검정은 배수구마다 검정 시각까지의 시간과 배수량 예측치 및 실적치의 누계비의 식 (9)로 검정한다.

$$r = \frac{\sum_{n=1}^t QD_n(t)}{\sum_{n=1}^t \hat{Q}D_n(t)} \quad (9)$$

여기서, $QD_n(t)$ 는 시각 t 에서의 n 번째 배수구의 일배수량 실적치, $\hat{Q}D_n(t)$ 는 시각 t 에서의 n 번째 배수구의 일배수량 예측치를 나타낸다. 식 (9)에 의해 계산된 r 이 허용치보다 크면 예측치의 변경이 필요없고, 만약 r 이 허용치보다 작으면 예측치의 변경은 식 (10)을 따른다.

$$\hat{Q}D_n(t) = \hat{Q}D_n(t) \times r \quad (10)$$

제안된 칼만 필터법을 이용하여 수도권 광역 상수도 시스템의 기존 3.4단계의 실적 데이터를 이용하여 예측 차수 결정, 일량 예측 및 배수패턴 해석을 수행하였다. 수요 예측에서 효과적인 모델 구조의 선택이 매우 중요한 요소이다. 즉, 적절한 입력변수의 선정 및 모델 차수의 결정이 효과적인 수요 예측을 위한 핵심 요소가 된다.

S정수장, W정수장, S분기, K분기, W분기, M분기, G분기를 대상시스템으로 하여 실적 데이터(총 8 개월)를 일량 예측을 수행하였다.

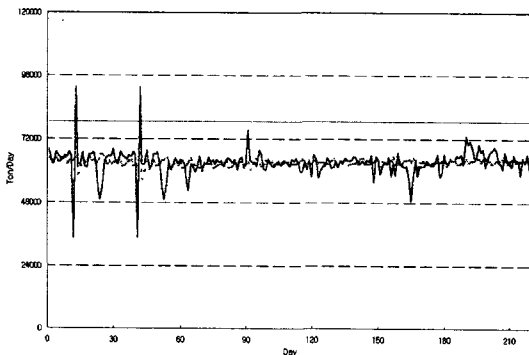


그림 3 S정수장 유입량 예측치 및 실적치(예측차수=3)
Fig. 3 Output of influent prediction model at S water purification plant(order=3)

입력조건으로는 1) 요일(θ_k), 2) 날씨(W_k), 3) 당일 예상 최고 기온(T_k), 4) Q_{k-i} ($i=3$ or $i=4$)는 1일 전의 실적 유입량 또는 배수량을 입력 조건으로 하여 일량 예측을 수행하였다.

예측 대상별로 예측 차수 3과 4에 대하여 칼만필터법을 이용하여 일량예측을 수행하였다. 시뮬레이션 결과를 대상별로 1) 평균오차, 2) 최대오차, 3) 최소오차, 4) 평균실적치 대비 평균오차의 백분율 4가지로 구분하여 비교평가 하였다. 그림 3은 S정수장의 모델값과 실제값의 비교 그래프이다. 모델값과 실제값의 비교 그래프에서 점선 예측치를 실선은 실적치를 직선으로 x축과 평행하게 표시된 것은 대상별 일일 급수 계약량을 나타낸다. 제안된 기법의 대상 시스템별 계약량 및 오차는 표

1과 같다. 전반적으로 $\frac{\text{평균오차}}{\text{평균실적치}} \times 100$ 항목을 고려할 때 10 ± 5 % 내외로 제안된 기법이 실제 시스템에 적용되는 매우 효과적인 수 있을 것으로 생각된다.

표 1 S정수장 유입량 계약량 및 오차
Table 1 Influent Contraction and error in at S Water Purification Plant

오차항목 기법	계약량	평균 오차	최소 오차	최대 오차	평균오차
					평균실적치 × 100
칼만 필터 모델 차수 =3	786,000	29,159	189	288,93 2	4.6 %
모델 차수 =4	786,000	28,874	120	288,80 1	4.6 %

3. 결 론

본 논문은 광역상수도시스템의 수요예측을 위해 각 수요대상별 운용 배수지 수위, 자체 생산량, 분기점 유량 등에 의거하여 수요 예측 대상(분기점, 정수장, 배수지)별 일별 수요예측을 실시하고 이를 토대로 각 수요 예측 대상별 배수패턴 해석에 의한 시간별 수요예측량을 산출한다. 따라서, 수요예측모델 구축을 위해서는 칼만 필터(Kalman Filter) 기법이 검토되었고 배수패턴 해석을 위해서는 데이터 Granulization 기법이 활용되었다. 수요예측모델은 1) 과거 수일간의 실적 배수량, 2) 요일, 3) 당일의 예상 최고 기온, 4) 날씨를 고려하여 일별 수요예측량을 산출하고, 이를 기반으로 하여 배수 패턴을 이용하여 시간별 수요예측량을 구하였다.

제안된 기법의 실시법에 적용에 앞서 기존 시스템의 실적데이터를 이용하여 시뮬레이션 수행 결과 제안된 기법의 유용성이 검증되었다.

(참 고 문 헌)

- [1] Ichikawa, A and Ikeda, S, "Prediction of Water Quality by Heuristic Self-Organization," *Proceeding of JSCE*, No. 246, pp.47~56, 1976.
- [2] Box, G. E and Jenkins, G. m, "Time Series Analysis Forecasting and Control," *Holden-day*, 1976.
- [3] Melard, G, "Illustration of the Use of a General Time Series Model," *TIME SERIES ANALYSIS. THEORY AND PRACTICE 7*, pp.53~75, 1985.
- [4] Anderson, O. D, "Practical Examples of ARUMA Modelling," pp.15-21, 1985.
- [5] Cholette, P. A, "Seasonal Moving Average for Irregular in the Series and with Moving Seasonality," *TIME SERIES ANALYSIS. THEORY AND PRACTICE 7*, pp.37~52, 1985.
- [6] C. T. Leondes, (Ed.), "Theory and Application of Kalman Filtering," *North Atlantic Treaty Organization AGARD Report*, No. 139, February 1970.
- [7] H. W. Sorenson, "Kalman Filtering Techniques," in *Advances in Control Systems*, Vol. 3, C. T. Leondes (Ed.), New York: Academic Press, pp.219~289, 1966.