



상수관망 데이터 수집의 최적 빈도 결정을 위한 방법론적 접근

Methodology for determining optimal data sampling frequencies in water distribution systems

김현준^{1*} · 정은혜² · 황경엽³
Hyunjun Kim^{1*} · Eunhye Jeong² · Kyungyup Hwang³

¹부산대학교 기계공학부

²주식회사 플로워크연구소 연구개발팀

³블루센(주) 연구개발실

¹Department of Mechanical Engineering, Pusan National University

²Research and Development Department, FloWork Lab.

³Technology Research Institute, BLUESEN Co. Ltd.

ABSTRACT

Currently, there is no definitive regulation for the appropriate frequency of data sampling in water distribution networks, yet it plays a crucial role in the efficient operation of these systems. This study proposes a new methodology for determining the optimal frequency of data acquisition in water distribution networks. Based on the decomposition of signals using harmonic series, this methodology has been validated using actual data from water distribution networks. By analyzing 12 types of data collected from two points, it was demonstrated that utilizing the factors and cumulative periodograms of harmonic series enables similar accuracy at lower data acquisition frequencies compared to the original signals. Type your abstract here.

Key words: Sampling frequency, Data acquisition, Optimization, Harmonic series

주제어: 데이터 획득 빈도, 데이터 획득, 최적화, 조화수열

Received 16 November 2023, revised 30 November 2023, accepted 5 December 2023.

*Corresponding author: Hyunjun Kim (E-mail: khj.pnu@gmail.com; Fax: 82-70-1966-1186, Tel.*** - **** - ****)

1 김현준 (연구교수) / Hyunjun Kim (Research Professor)

부산광역시 금정구 부산대학교 63번길 2, 46241
2, Busandaehak-ro 63beon-gil, Geumjeong-gu, Busan 46241, Republic of Korea

2 정은혜 (선임연구원) / Eunhye Jeong (Associate Research Engineer)

부산광역시 부산진구 서전로 8, 47291
8, Seojeon-ro, Busanjin-gu, Busan 47291, Republic of Korea

3 황경엽 (실장) / Kyungyup Hwang (Chief Technology Officer)

대구광역시 달성군 구지면 국가산단대로 34길 30, 43008
30, Gukgasandan-daero 34-gil, Guji-myeon, Dalseong-gun, Daegu 43008, Republic of Korea

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

pp. 311-324

pp. 325-334

pp. 335-345

pp. 347-361

pp. 363-373

pp. 375-382

pp. 383-394

pp. 395-408

pp. 409-423

pp. 425-435

pp. 437-446

pp. 447-456

1. 서론

현대 도시에서 상수도 시스템의 효율적 관리는 필수적이다. 이는 공공 건강 보호, 환경 지속 가능성, 경제적 안정성 및 도시 운영의 연속성에 직접적으로 영향을 끼친다. 이러한 시스템의 유지 관리를 위해 잔류 염소, 탁도, 온도, 전기전도도, pH, 압력, 유량 등의 다양한 운영 데이터들이 수집·관리되고 있다. 이들을 활용하여, 현재의 상수관망 수질, 유량, 압력 등에 대한 관리뿐만 아니라 빅데이터 및 Artificial Intelligence(AI) 등의 활용을 통하여 미래 운영에 대한 예측 및 잠재적 문제점에 대한 진단 등을 수행할 수 있다 (Enriquez et al., 2023). AI 및 빅데이터의 활용을 고려할 때, 데이터 수집의 빈도가 높고, 저장 기간이 길수록 데이터 활용성은 증가한다. 이는 미래 운영 예측 및 잠재적 문제 진단에 있어서 보다 정밀한 정보를 제공하기 때문이다. 그러나 실제 상수관망으로부터 발생하는 운영 데이터는 변동성이 크지 않아 동일한 값이 반복되는 경우가 많아, 불필요하게 중복되는 데이터의 축적이 발생한다. 이는 데이터 저장 및 관리 비용을 증가시키며, 결국 경제적 효율성을 저하하는 주요 요인이 된다. 따라서, 효과적인 데이터 수집 및 관리 전략은 높은 데이터 품질과 경제적 효율성 사이의 균형을 찾는 데 중점을 두어야 한다. 이를 위해서는 데이터의 중요성 및 활용 가능성을 고려한 체계적인 데이터 수집 빈도와 저장 기간의 결정이 필수적이다.

이러한 데이터 수집의 빈도에 대한 중요성에도 불구하고, 상수관망에서 발생하는 다양한 운영 데이터의 획득 주기에 관한 통일되고 명확한 규정은 없다. 수압의 경우에는 파열에 대한 감지 및 천이류 해석을 통한 누수 지점 탐색 등의 수리 해석을 추가적으로 수행할 목적으로 데이터의 획득 빈도에 대한 연구가 일부 수행된 바 있다 (Brunone et al., 2008; Covas and Ramos, 2010; Kim, 2011; Kim et al., 2014). Lee et al., 2013은 상수관망 시뮬레이션 테스트랩을 활용하여 실제 상수관망에서 발생하는 이상 현상을 재현하고 이를 활용하여 상수관망 파열에 대한 최적 데이터 획득 빈도를 제안하였다. 이는 상수관망의 파열에 대한 모니터링을 위한 최소데이터 획득 빈도를 제안한 것에 해당하여서, 실제 상수관망의 일반적 운영 데이터의 획득 주기를 제안하는 방법론으로는 부적합하다는 한

계점이 존재한다.

본 연구에서는 상수관망에서 수시로 수집되고 있는 운영 데이터의 획득 주기에 대한 평가를 위한 방법론을 제안하고자 한다. 이를 위하여 실제 상수관망에서 발생하는 운영 데이터를 확보하고, 기존 데이터 획득 주기에 대한 평가 알고리즘을 적용하여 이를 바탕으로 한 상수관망 수집 데이터에 대한 평가를 수행하였다.

2. 연구 방법

2.1 주기적 변동성 결정 방법론

본 연구에서는 Zhou, 1996가 제시한 지하수 시스템의 모니터링을 위한 데이터 획득 주기 평가 방법론 중 주기적 변동성 결정(Determination of periodic fluctuations)방법에 근거하여, 시스템 모니터링의 효과성을 최적화하기 위한 샘플링 빈도를 결정한다.

상수관망 내의 압력, 유량 등의 인자는 일변화 및 계절적인 영향을 받는 것으로 예측할 수 있다. 이러한 주기성 변화의 시계열은 식 (1)의 조화수열(Harmonic series)로 나타낼 수 있다.

$$h_t = A_0 + \sum_{j=1}^k [A_j \cos(2\pi f_j t) + B_j \sin(2\pi f_j t)] + \epsilon_t \quad (1)$$

여기서 A_0 는 상수, A_j 와 B_j 는 조화 상수, j 는 인덱스, k 는 전체 수열의 개수, t 는 시간이다. $f_j = j/n$ 은 j 번째 수열의 크기와 주기를 나타내고, ϵ_t 는 평균이 0이고, 분산이 σ^2 인 독립 무작위 변수이다.

주어진 상수관망 압력 데이터로부터 이들 변수의 값을 산정하기 위해서 선형 최소 제곱법(Linear least square method)을 사용하고, 조화 상수의 값들은 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$A_0 = \bar{h} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n h_t \quad (2)$$

$$A_j = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n h_t \cos(2\pi f_j t), \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

$$B_j = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n h_t \sin(2\pi f_j t), \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (4)$$



이때 n 이 짝수라면 마지막 Coefficient인 A_k 와 B_k 는 다음과 같이 산정된다.

$$A_k = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (-1)^t h_t \quad (5)$$

$$B_j = 0 \quad (6)$$

샘플링 이론(Sampling theorem)에 의하면 샘플링 주파수는 신호의 최대주파수 성분의 두 배 이상이어야 한다. 이는 샘플링 주파수의 절반 이상의 주파수 성분에서 중첩현상이 발생하여 앨리어싱(Aliasing) 현상이 발생하기 때문이다. 이때 샘플링 주파수의 절반을 중첩(Folding)주파수 또는 나이퀴스트(Nyquist) 주파수라 부른다. 우리는 주기적 변동에 대한 결정성 확인을 위한 Harmonic series 표현으로부터 중요 주기(Significant period)를 얻어내고 이를 기준으로 한 나이퀴스트 주파수를 선정한다. 여기서, 중요 주기(Significant period)는 누적 주기도(Cumulative periodogram)를 통해서 구해낸다. 누적 주기도는 P_i 와 i 의 관계를 통해 표현할 수 있고, 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$P_i = \frac{\sum_{j=1}^i MSD(j)}{MSD(h)}, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (7)$$

여기서, $MSD(h)$ 는 h 의 평균제곱편차(Mean square deviation)이고, $MSD(j)$ 는 j 번째 조화수열이 제공평균(Mean square harmonic)에 기여한 정도를 나타낸다. $MSD(h)$ 과 $MSD(j)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$MSD(h) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (h_t - \bar{h})^2 \quad (8)$$

$$MSD(j) = \frac{1}{2} (A_j^2 + B_j^2), \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (9)$$

2.2 방법론 적용 대상 상수관망

본 연구는 그림 1이 구성된 D시의 상수관망 운영 데이터를 활용하여 최적의 데이터 획득 빈도를 결정하는 방법론을 적용하였다. 대상 지역 상수관망은 총 길이 38.98 km에 이르며, 다양한 관경과 관종으로 구성되어 있다. 배수지(R지점)와 중블록 유입지점(M지점)

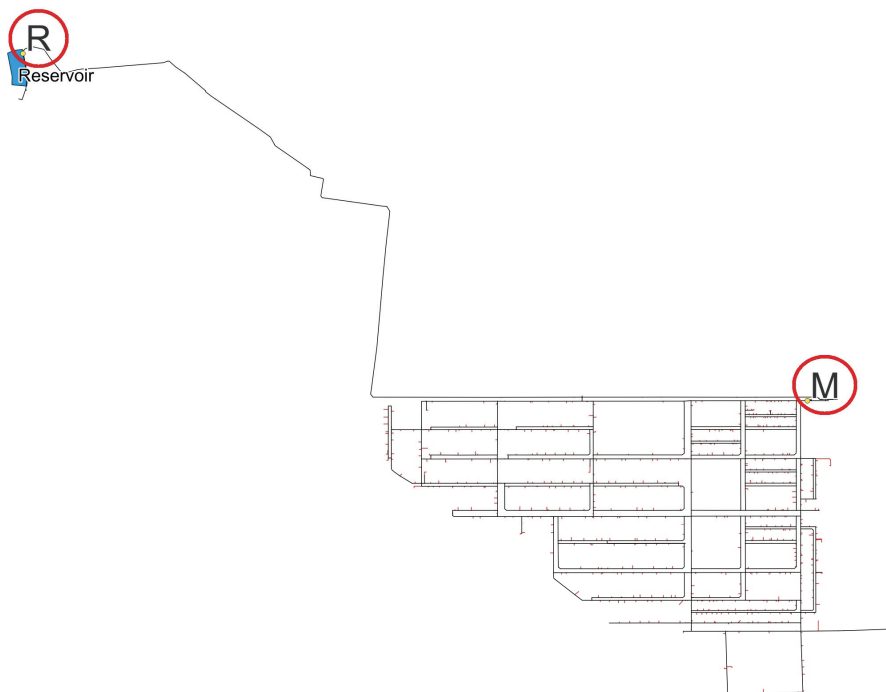


Fig. 1. Schematic diagram of objective water distribution networks and location of monitoring site.

점)로부터 순시유량, 압력, 잔류염소, 전기전도도, 탁도, 수온, pH 등의 데이터가 5분 간격으로 획득되고 있다. 본 연구에서는 2023년 6월 12일부터 8월 31일까지의 데이터를 활용하여 상수관망 수집 데이터의 최적 빈도수 결정 방법론을 적용하여 보았다.

3. 결 과

3.1 대상 관망의 모니터링 데이터

D시의 R지점에서는 배수지 유출 유량, 잔류염소, 탁도, 수온, pH 값이 수집되고 있고, M지점에서는 순시유량, 압력, 잔류염소, 탁도, 수온, pH, 전기전도도 값이 5분 간격으로 수집되고 있다. 표 1은 R지점과 M지점에서의 수리, 수질 항목의 연구 대상 기간의 평균, 표준편차 값을 정리한 것이다. R지점에서의 배수지 유출량은 평균 8939.03 m³/h로 측정되었으며, 이는 M지점의 중블록 유입량 평균인 145.92 m³/h와 상당한 차이를 보인다. 두 지점의 유량 차이는 표준편차에서도 명확하게 나타나며, R지점은 2784.89 m³/h, M지점은 49.33 m³/h의 표준편차를 보이는데, 이는 배수지 유출량과 중블록 유입량이라는 측면에서 복수의 중블록에 물을 공급하는 연구 대상 배수지역의 특징을 나타내는 것으로 보인다. 압력 측정값은 M지점 값만을 확인할 수 있었는데, 평균 압력은 3.84 kgf/cm², 표준편차는 0.06 kgf/cm²로 상대적으로 편차가 크지 않은 안정적인 분포를 보인다. 탁도는 R지점에서 평균 0.05 NTU, 표준편차 0.01 NTU로 측정되었고, M지점에서는 평균 0.07 NTU, 표준편차 0.01 NTU로 측정되어 M

지점이 약간 더 높은 값을 보인다. 수온은 R지점에서 평균 25.80, 표준편차 1.63°C로 측정되었으며, M지점에서는 평균 27.84°C, 표준편차 1.74°C로 측정되어 M지점이 더 높은 평균 수온을 나타내고, pH는 R지점에서 평균 6.81, 표준편차 0.07로, M지점에의 평균 6.67, 표준편차 0.13보다 약간 더 높은 값을 보임을 확인할 수 있다. 전기전도도는 M지점에서 평균 214.07 μS/cm, 표준편차 46.36 μS/cm로 측정되었다. 잔류염소 농도는 R지점에서 평균 0.72 mg/L, 표준편차 0.08 mg/L로 측정되었고, M지점에서는 평균 0.35 mg/L, 표준편차 0.05 mg/L로 측정되어 R지점이 더 높은 농도를 나타낸다. 이는 배수지로부터 중블록으로 상수를 공급하는 과정에서 발생하는 염소 감소 현상을 반영하는 것으로 보인다.

3.2 주기적 변동성 결정 방법론을 활용한 분석 결과

상기 제안한 주기적 변동성 결정 방법론을 활용하여 대상 관망의 모니터링 데이터를 분석한 결과, 표 2와 같은 변수들을 도출할 수 있었다. 표 2는 R지점의 유출 유량을 바탕으로 분석을 수행한 결과로 주파수 증가에 따라서 누적 주기도의 값이 불연속적으로 증가하는 경향을 볼 수 있다.

표 2에서와 같은 변수들의 도출을 R지점의 배수지 유출유량, 잔류염소, 탁도, 수온, pH값 및 M지점의 순시유량, 압력, 잔류염소, 탁도, 수온, pH, 전기전도도 값에 대해 수행을 한 결과 그림 2와 같은 누적 주기도를 살펴볼 수 있다.

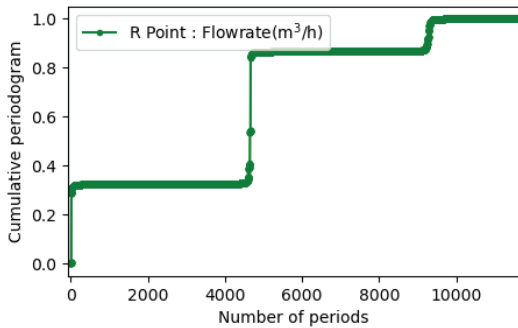
Table 1. Summary of water quality and flow parameters between R and M Points

	R Point		M Point	
	Mean	Standard deviation	Mean	Standard deviation
Flowrate (m ³ /h)	8939.03	2784.89	145.92	49.33
Pressure (kgf/cm ²)	-	-	3.84	0.06
Chlorine concentration (mg/L)	0.72	0.08	0.35	0.05
Turbidity (NTU)	0.05	0.01	0.07	0.01
Temperature(°C)	25.80	1.63	27.84	1.74
pH	6.81	0.07	6.67	0.13
Electronic Conductivity (μS/cm)	-	-	214.07	46.36

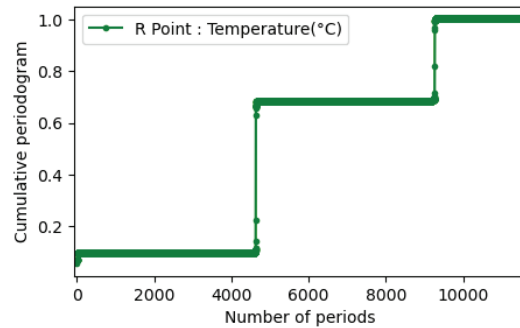


Table 2. Example of periodic components analysis for water quality and flow parameters : Flowrate for R point

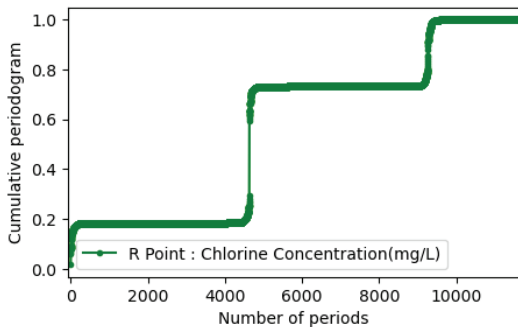
j	P_j	f_j	A_j	B_j
0	-	-	8939.0288	-
1	0.0002	0.0000	42.5442	28.5429
2	0.0006	0.0001	-58.6029	-49.2927
3	0.0011	0.0001	-18.7172	91.0230
		...		
15	0.0059	0.0006	40.1783	-134.1409
16	0.2846	0.0007	1326.3734	-1601.1100
17	0.2867	0.0007	-96.3139	154.0978
		...		
4647	0.4086	0.2007	123.0161	-86.1405
4648	0.5330	0.2007	-882.4610	1072.3972
4649	0.5357	0.2007	-112.5491	172.1177
		...		
4663	0.5439	0.2013	-93.1131	49.7023
4664	0.8404	0.2014	-331.6036	-2118.4741
4665	0.8409	0.2014	-87.9146	-38.2989



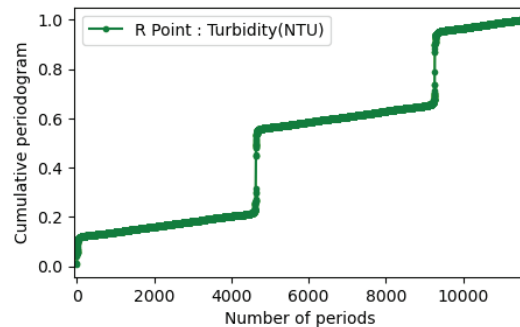
(a) R Point : Flowrate(m³/h)



(b) R Point : Temperature(°C)

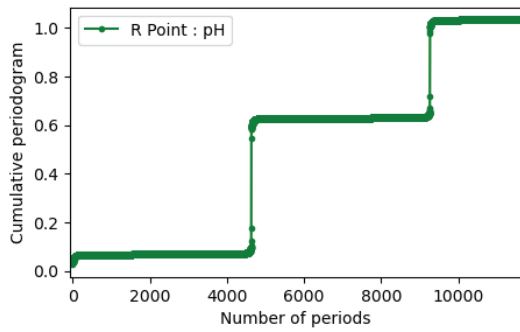


(c) R Point : Chlorine concentration(mg/L)

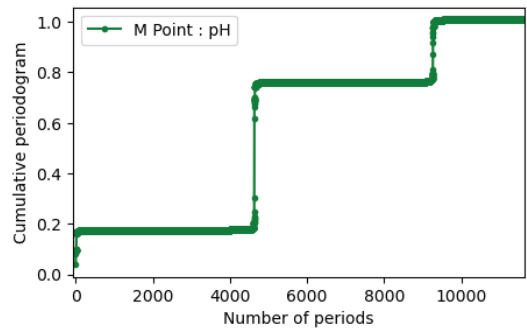


(d) R Point : Turbidity(NTU)

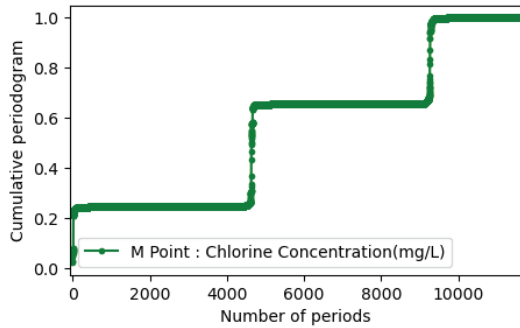
pp. 311-324
pp. 325-334
pp. 335-345
pp. 347-361
pp. 363-373
pp. 375-382
pp. 383-394
pp. 395-408
pp. 409-423
pp. 425-435
pp. 437-446
pp. 447-456



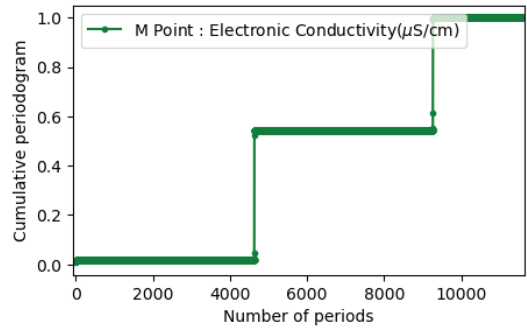
(e) R Point : pH



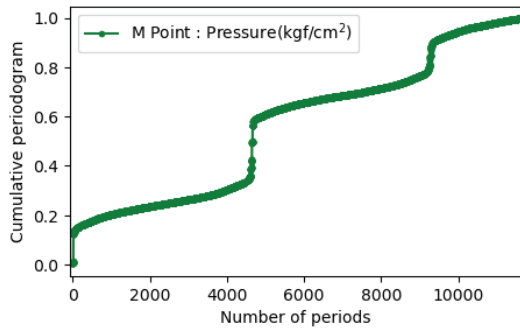
(f) M Point : pH



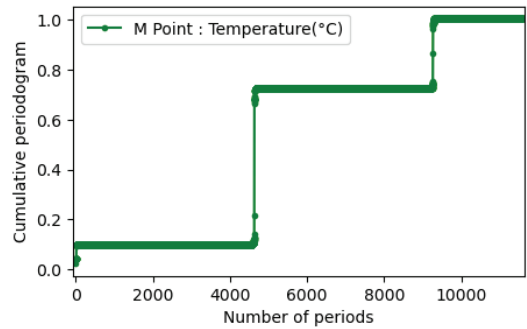
(g) M Point : Chlorine concentration(mg/L)



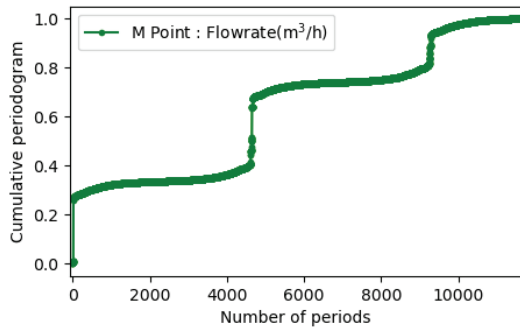
(h) M Point : Electronic Conductivity(μS/cm)



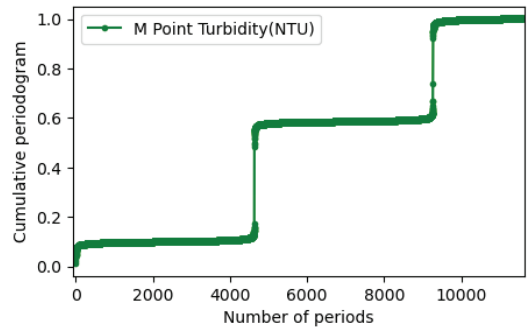
(i) M Point : Pressure(kgf/cm²)



(j) M Point : Temperature(°C)



(k) M Point : Flowrate(m³/h)



(l) M Point : Turbidity(NTU)

Fig. 2. Cumulative periodogram for water quality and flow parameters.

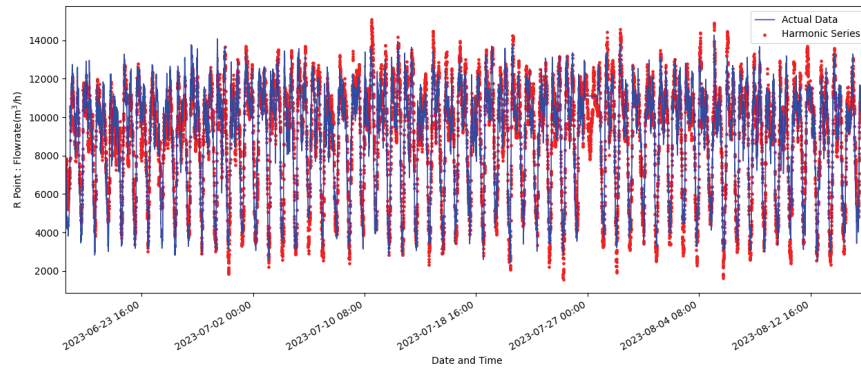


해당 누적 주기가 0.9 이상일 때 이를 중요 주기로 결정하였고, 중요 주기를 조화수열 모형에 적용하여 이를 실제 모니터링 결과와 비교한 결과 그림 3과 같이 나타났다. R Point에서는 유량, 온도, 염소농도, 탁도, pH에 대한 실제 시계열 데이터와 중요 주기에서의 조화 수열을 이용한 모의 결과를 정리하였다. R Point의 유량은 변동폭이 크고, 일반화 또한 심했는데, 본 방법론을 활용하여 중요 주기까지를 활용하면 이와 같은 형태의 데이터를 잘 모의 하는 것을 확인할 수 있다. 온도와 염소 농도의 경우도 유량과 비슷한 주기성을 보이며 기존의 데이터 획득 주기보다 더 넓은 간격에서도 실제의 경향성을 잘 모의할 수 있음을 확인할 수 있다. 하지만, 탁도와 pH의 모니터링 결과에서 관찰되는 것처럼 변동폭이 크지 않고, 거의 일정한 값을 유지하는 구간에서는 제한된 데이터 획득 빈도만으로는 실제의 결과와 유사한 경향을 예측하기 어려움을 알 수 있다. M Point의 모의 결과에서도 R Point에서와 비슷한 결과를 살필 수 있다. 앞서 R Point에서와 마찬가지로 유량, 온도, 염소 농도의 경우 기존 데이터 획득 주기보다 넓은 간격으로 데이터 획득을 하여도 실제의 모니터링 경향성에 대한 충분한 예측이 되었다. 압력의 경우 그 변동폭이 크지는 않으면 변화가 잦은 형태로 모니터링 결과가 나타나는데, 이 역시도 다양한 주기성을 중첩하여 경향성을 예측하는 조화 수열로 모의하기 적합하였다. R Point에 비해서 M Point의 탁도와 pH는 더 큰 변동성과 주기성을 보이며, 이에 따라 기존 R Point에서의 결과와 달리 제한된 데이터 획득 수만으로도 경향성 예측이 충분히 가능한 것으로 보였다. 전기전도도는 실제의 모니터링 결과 변동폭이 크게 나타나지만 그 주기성이 불분명하여 조화 수열을 사용한 모의는 어려워 보였다. 변동성이 크지 않고, 주기성이 뚜렷하지 않은 데이터의 경우에는 Zhou, 1996에서 제시하는 데이터 경향성 파악에 활용되는 평균에 대한 예측(Estimation of mean) 방법을 활용하여 전체적인 평균을 잘 예측하기 위한 데이터 획득 빈도를 살펴보는 것이 좋은 접근이 될 것으로 사료된다.

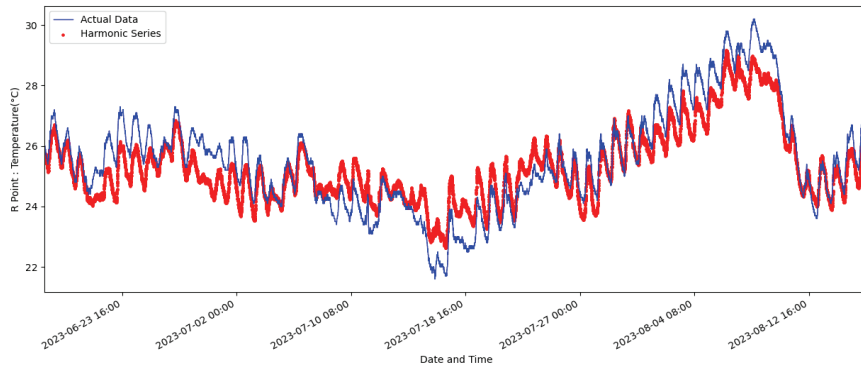
표 3은 본 연구에서 대상으로 한 12개의 수리, 수질 매개변수들의 중요주기($P_j > 0.9$) 및 이를 토대로 한 최적 빈도수에 대한 내용을 정리한 것이다. 각 인자별 최적 주기가 유사하게 나타나는 특징이 보여지는데

이는 현재의 5분 간격의 데이터가 고장 및 이상치(Outlier)를 일부 포함하고 있는데 이에 대한 전처리를 수행하지 않아 나온 결과로 더욱 자세한 모사를 위해서 획득 빈도가 짧도록 유도된 결과로 해석된다. 표 4는 누적 주기가 0.75 이상일 때를 중요 주기로 하였을 때의 최적 주기에 대한 해석 결과로 누적 주기가 0.9일 때와 비교하여 더욱 긴 주기의 데이터 획득 주기가 추천됨을 확인할 수 있었다. 대체로 기존 데이터 획득 주기가 5분보다 데이터 획득 주기가 늘어나도 기존과 유사한 결과를 보여줌을 확인할 수 있다. 특히 R Point의 유량과 M Point의 pH의 경우에는 데이터의 변동폭이 크고, 변화가 많은데도 R Point에서는 기존의 2배 이상의 간격으로 데이터 획득을 해도 문제가 없는 것으로 나타났다.

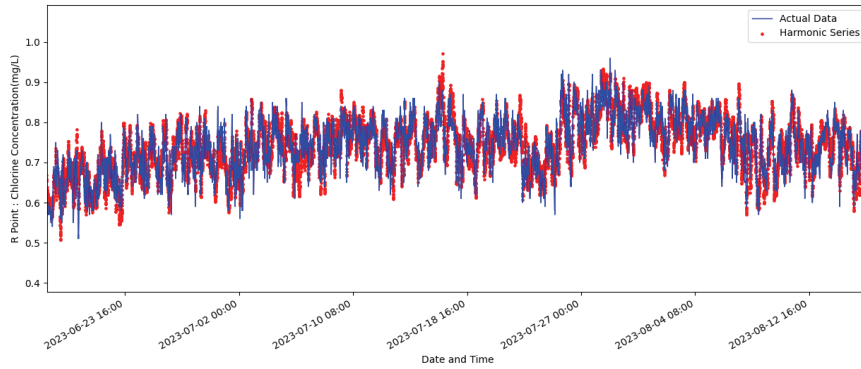
상기 결과들을 토대로 각 목적 데이터별로 중요 주기에 대한 결정이 달라짐을 확인할 수 있다. 중요 주기가 낮을수록 적은 수의 데이터만으로도 실제의 모니터링 결과와 유사한 경향을 보일 수 있으므로, 데이터 획득의 주기를 늘일 수 있는 근거가 될 것으로 사료된다. 반대로 중요 주기가 높거나 현재의 데이터 획득주기와 유사한 경우에는 현재보다 더욱 낮은 데이터 획득 주기를 적용하여야 실제와 유사한 경향을 예측할 수 있을 것으로 판단된다. 실제 상수관망에서 이와 같은 방법론을 적용함에 있어서는 보다 심층적 접근이 요구된다. 현재의 연구는 방법론에 대한 제안을 바탕으로 하고 있어 기 확보된 데이터를 활용하여 5분 단위의 데이터를 이용하였지만, 실제의 적용에서는 가장 낮은 데이터 빈도수를 활용하여 최적의 빈도수를 찾아내는 방식으로 접근하여야 한다. 본 연구에서의 표 3, 4의 최적 데이터 획득 주기(Optimum sampling frequency)는 기존 5분(300초) 간격에 대한 최적화 결과를 나타낸 것이고, 만약 이보다 낮은 주기로 획득된 데이터로 이와 같은 최적 데이터 획득 주기를 결정하면 다른 결과가 나타날 수 있기 때문이다. 예를 들어 수충격(Water hammer)과 같이 평균 파속도 1000~1400m/s의 물리현상을 수집하기 위해서는 최소 200Hz~300Hz 이상의 데이터 획득 빈도가 요구된다(Lee et al., 2013). 이처럼 목적하는 물리현상과 관리 목적에 부합하는 데이터 획득 빈도를 설정하여야 할 것이다.



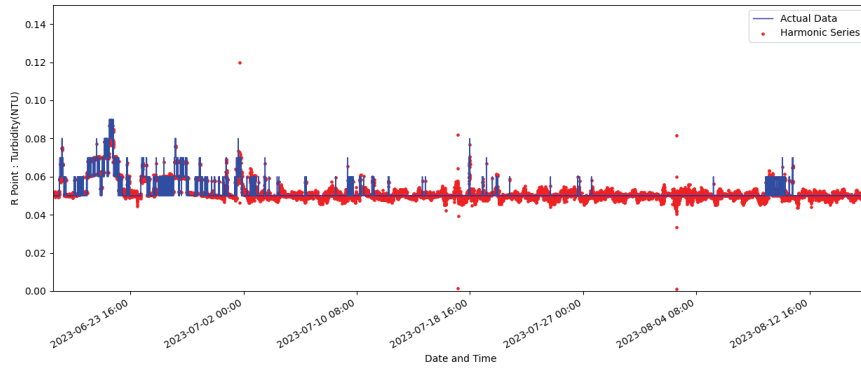
(a) R Point : Flowrate(m³/h)



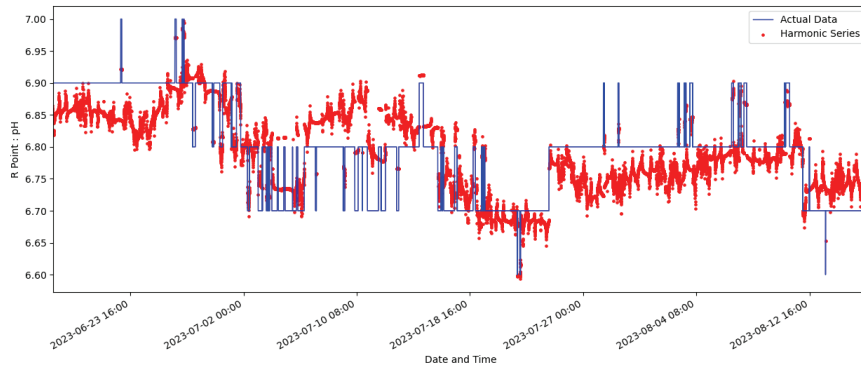
(b) R Point : Temperature(°C)



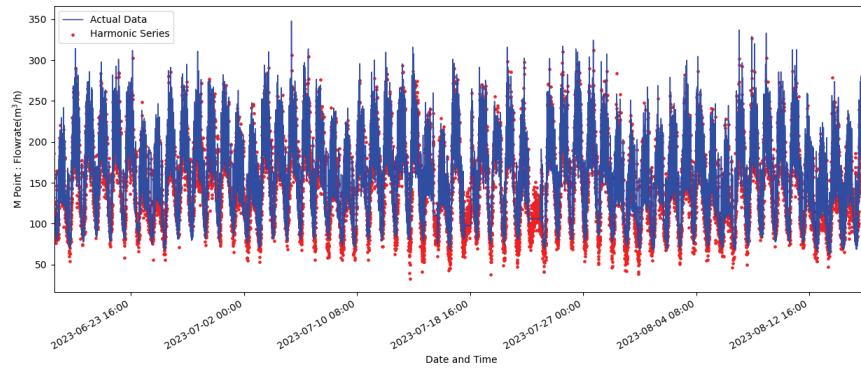
(c) R Point : Chlorine concentration(mg/L)



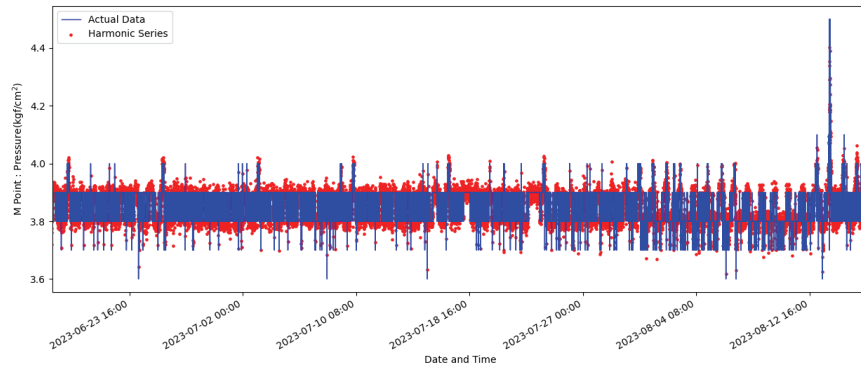
(d) R Point : Turbidity(NTU)



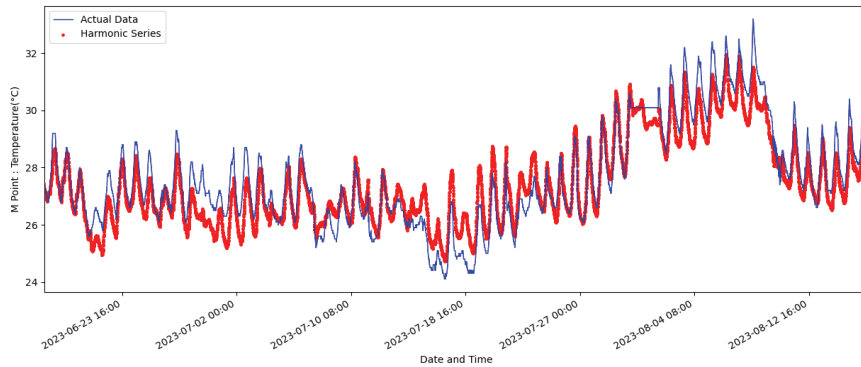
(e) R Point : pH



(f) M Point : Flowrate(m³/h)

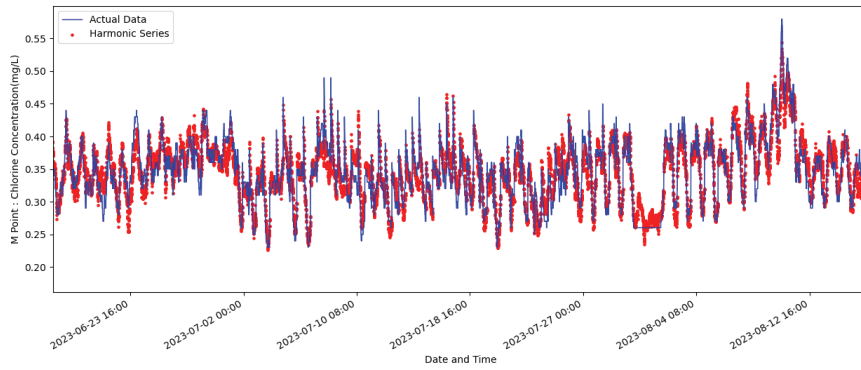


(g) M Point : Pressure(kgf/cm²)

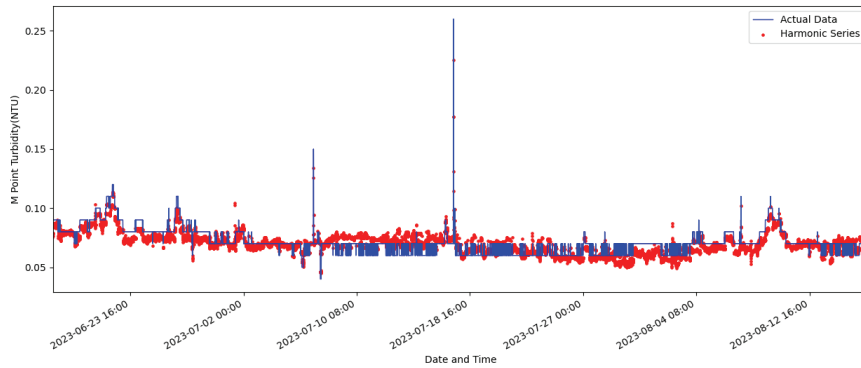


(h) M Point : Temperature(°C)

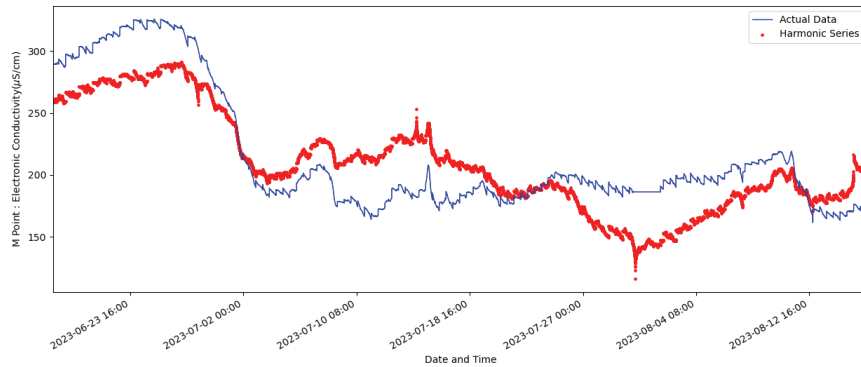
pp. 311-324
pp. 325-334
pp. 335-345
pp. 347-361
pp. 363-373
pp. 375-382
pp. 383-394
pp. 395-408
pp. 409-423
pp. 425-435
pp. 437-446
pp. 447-456



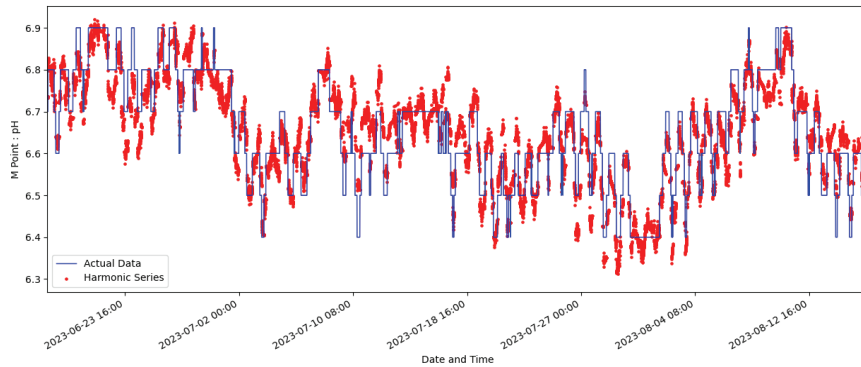
(i) M Point : Chlorine concentration(mg/L)



(j) M Point : Turbidity(NTU)



(k) M Point : Electronic Conductivity(μ S/cm)



(l) M Point : pH

Fig. 3. Comparison between time series of actual data and fitting of harmonic model.



Table 3. Summary of sampling period for each parameter with significant period $P_i > 0.9$

Point	Parameter	j	f _{j_real}	Optimum sampling frequency(sec)
R	Chlorine concentration	9265	0.400104	375
R	Flowrate	9246	0.399283	376
R	pH	9263	0.400017	375
R	Temperature	9263	0.400017	375
R	Turbidity	9268	0.400233	375
M	Chlorine concentration	9265	0.400104	375
M	Electrical conductivity	9263	0.400017	375
M	Flowrate	9279	0.400708	375
M	pH	9263	0.400017	375
M	Pressure	9343	0.403472	372
M	Temperature	9263	0.400017	375
M	Turbidity	9263	0.400017	375

Table 4. Summary of sampling period for each parameter with significant period $P_i > 0.75$

Point	Parameter	j	f _{j_real}	Optimum sampling frequency(sec)
R	Chlorine concentration	9176	0.396261	379
R	Flowrate	4663	0.20139	745
R	pH	9263	0.400017	375
R	Temperature	9262	0.399974	376
R	Turbidity	9262	0.399974	376
M	Chlorine concentration	9260	0.399888	376
M	Electrical conductivity	9263	0.400017	375
M	Flowrate	7976	0.344445	436
M	pH	4663	0.20139	745
M	Pressure	8782	0.379248	396
M	Temperature	9261	0.399931	376
M	Turbidity	9263	0.400017	375

4. 결 론

본 연구에서는 상수관망에서 데이터 획득의 최적 빈도수를 결정하기 위한 방법론을 제안했다. 이를 위하여 신호의 성분 분해에 활용되는 조화수열을 이용했고 방법론에 대한 검증은 위하여 실제 상수관망 데이터를 활용하였다. 총 2개 지점으로부터 12종류의 데이터를 대상으로 조화수열에 활용되는 인자 및 누적 주기도를 활용하여 원본 신호보다 낮은 데이터 획득

빈도에도 유사한 정확도를 보일 수 있음을 확인하였다.

제안한 방법론을 활용하면 상수관망 내에서 획득되는 여러 종류의 데이터들의 최적 획득 빈도수를 확인할 수 있을 것으로 보인다. 이를 적절히 활용하면 센서의 고장과 같은 신호 획득 누락 상황에서 해당 시간의 값을 예측함에도 활용될 수 있으리라 사료된다. 또한 데이터 획득 간격의 동적 변화를 수행할 수 있는 시스템으로 개발한다면 데이터 저장 용량과 같은 경제적인 측면에서도 충분히 의미있게 활용될 가능성

pp. 311-324
pp. 325-334
pp. 335-345
pp. 347-361
pp. 363-373
pp. 375-382
pp. 383-394
pp. 395-408
pp. 409-423
pp. 425-435
pp. 437-446
pp. 447-456

이 있다.

단, 본 연구에서 활용된 데이터는 5분 간격의 데이터로 전체적인 추세만을 보여주고 있어서 5분 미만의 현상에 대해서 적정 빈도수를 결정하는 연구를 수행할 수는 없었다. 수충격과 같이 짧은 시간 안에 발생하는 이벤트에 대한 최적빈도수 결정을 위해서는 실제 관망 내에서 발생하는 수충격 데이터를 통하여 개발 방법론의 적용이 가능한지에 대하여 확인해 볼 필요가 있다.

개발 방법론의 적용은 다양한 방법으로 적용해 볼 수 있다. 본 연구에서와 마찬가지로 기존 데이터들을 분석하여 보다 나은 데이터 획득 빈도수를 제안하는 것뿐만 아니라, 특정 데이터에 한해서는 고빈도 데이터로 획득하고 분석하여 이를 바탕으로 한 새로운 데이터 획득 빈도를 결정하는 것이 가능하다. 상수도 데이터 관제 시스템에는 주기적으로 데이터 획득 빈도를 분석하고 이를 바탕으로 동적으로 데이터 획득 주기를 결정하는 방식의 접근도 의미 있으리라 생각한다.

사 사

이 연구는 2023년도 산업통상자원부 및 산업기술평가관리원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임(20025188).

References

- Brunone, B., Ferrante, M. and Meniconi, S. (2008). Portable pressure wavemaker for leak detection and pipe system characterization, *J. Am. Water Works Assn.*, 100, 108-116.
- Covas, D. and Ramos, H. (2010). Case studies of leak detection and location in water pipe systems by inverse transient analysis, *J. Water Resour. Plan. Manag.*, 136, 248-257.
- Enriquez, L., Saldarriaga, J., Berardi, L., Laucelli, D. and Giustolisi, O. (2023). "Using artificial intelligence models to support water quality prediction in water distribution networks", *International Conference on Hydroinformatics*, 4-8 July, 2022, Bucharest, Romania, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science.
- Kim, S.H. (2011). Holistic unsteady friction model for the laminar transient flow in pipeline systems, *J. Hydraul. Eng.*, 137, 1649-1658.
- Kim, S.H., Zecchine, A. and Choi, R.W. (2014). Diagnosis of a pipeline system for transient flow in low Reynolds number with impedance method, *J. Hydraul. Eng.*, 140, 04014063.
- Lee, K.H., Suh, J.C., Cha, H.J., Song, K.S. and Choi, J.M. (2013). Study on the sampling rate for the purpose of use in water distribution network data, *J. Korean Soc. Water wastewater*, 27, 233-239.
- Zhou, Y. (1996). Sampling frequency for monitoring the actual state of groundwater systems, *J. Hydrol.*, 180, 301-318.