

# 대도시 하수종말처리장 유입 하수의 성상 평가와 인공신경망을 이용한 구성성분 농도 예측

정형석\* · 이상형\*\* · 신항식<sup>†</sup> · 송의열\*\*\*

\*한국과학기술원 건설 및 환경공학과 · \*\*University of Illinois at Urbana-Champaign

한국과학기술원 건설 및 환경공학과 · \*\*\*대전광역시 시설관리공단

(2006년 1월 12일 접수, 2006년 2월 23일 채택)

## Analysis and Prediction of Sewage Components of Urban Wastewater Treatment Plant Using Neural Network

Hyeong-Seok Jeong\* · Sang-Hyung Lee\*\* · Hang-Sik Shin<sup>†</sup> · Eui-Yeol Song\*\*\*

\*Department of Civil and Environmental Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology

\*\*Department of Civil and Environmental Engineering, University of Illinois at Urbana-Champaign

Department of Civil and Environmental Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology

\*\*\*Daejeon Metropolitan City Facility Management Corporation

**ABSTRACT** : Since sewage characteristics are the most important factors that can affect the biological reactions in wastewater treatment plants, a detailed understanding on the characteristics and on-line measurement techniques of the influent sewage would play an important role in determining the appropriate control strategies. In this study, samples were taken at two hour intervals during 51 days from 1<sup>st</sup> October to 21<sup>st</sup> November 2005 from the influent gate of sewage treatment plant. Then the characteristics of sewage were investigated. It was found that the daily values of flow rate and concentrations of sewage components showed a defined profile. The highest and lowest peak values were observed during 11:00~13:00 hours and 05:00~07:00 hours, respectively. Also, it was shown that the concentrations of sewage components were strongly correlated with the absorbance measured at 300 nm of UV. Therefore, the objective of the paper is to develop on-line estimation technique of the concentration of each component in the sewage using accumulated profiles of sewage, absorbance, and flow rate which can be measured in real time. As a first step, regression analysis was performed using the absorbance and component concentration data. Then a neural network trained with the input of influent flow rate, absorbance, and inflow duration was used. Both methods showed remarkable accuracy in predicting the resulting concentrations of the individual components of the sewage. In case of using the neural network, the predicted value and of the measurement were 19.3 and 14.4 for TSS, 26.7 and 25.1 for TCOD, 5.4 and 4.1 for TN, and for TP, 0.45 to 0.39, respectively.

**Key Words** : Sewage, UV Absorbance, On-line Measurement, Neural Network

**요약** : 유입 하수의 성상은 하수처리장의 효율을 결정하는 중요한 요인이다. 따라서 하수의 성상을 이해하고 실시간으로 측정하는 기술은 유입 하수 성상에 상응하는 적절한 운전 전략을 결정하는데 중요한 역할을 할 수 있을 것이다. 본 연구에서는 2005년 10월 1일부터 11월 21일까지 대도시 하수종말처리장 유입 수문에서 두 시간 간격으로 하수를 채취하여 성상을 분석하였다. 그 결과 하수의 유량 및 구성성분의 농도가 1일 단위로 일정한 형태를 갖는 것으로 밝혀졌는데, 오전 11시와 1시 사이에 가장 높은 값을 보였고, 새벽 5시에서 7시 사이에 가장 낮은 값을 갖는 것으로 나타났다. 상관관계 평가에서 300 nm에서 측정된 하수의 흡광도는 하수 구성성분의 농도와 매우 밀접한 것으로 밝혀졌다. 실시간 측정이 가능한 흡광도와 유량, 그리고 반복되는 하수 성상을 이용하여 구성성분의 농도를 추정하는 기법을 개발하고자 하였다. 첫 번째로 흡광도와 구성성분의 농도와의 1차 회귀분석을 수행하였고, 두 번째로 흡광도와 하수 유량, 유입시간을 이용하여 훈련시킨 인공신경망을 이용하였다. 그 결과 두 방법 모두 하수 구성성분의 농도를 예측하는데 높은 정확성을 보였는데, 인공 신경망을 사용한 경우 예측값과 실측값의 RMSE(root mean square error) 값이 TSS의 경우 19.3에서 14.4, TCOD의 경우 26.7에서 25.1로, TN의 경우 5.4에서 4.1로, TP의 경우 0.45에서 0.39로 각각 향상되는 것으로 나타났다.

**주제어** : 하수종말처리장, 유입수 성상, 온라인 모니터링, 인공신경망

### 1. 서 론

유럽을 중심으로 한 하수처리의 선진국에서는 1970년대부

터 ICA(Instrumentation, Control and Automation) 기술의 중요성을 인식하고 이에 대한 연구 투자를 집중했는데, 이는 ICA를 통하여 다양한 변화에 대응하는 효과적인 운전이 가능하고, 인건비, 약품 사용비 등의 운전비용을 감소 할 수 있다고 판단하였기 때문이다. 이를 위하여 1992년부터 유럽 공동의 과학기술 개발사업의 하나인 COST 682: Integrated waste-

<sup>†</sup> Corresponding author  
E-mail: hangshin@kaist.ac.kr  
Tel: 042-869-3613

Fax: 042-869-8460

water management가 시작되어 유럽 24개 국가에서 62개 프로젝트 통합, 수행된 이후, 1999년 COST 624: Optimal Management of Wastewater Systems<sup>1)</sup>로 확대되어 진행되었다. 한편 국내의 경우, 대부분의 대형 하수처리장에 분산제어시스템이 구축되어 있으나, 이를 효과적으로 사용하는 예는 아직 보고되지 않았다.<sup>2)</sup> 국내의 하수종말처리장의 상당부분이 처리 용량에 비해 과대 설계된 경우가 많아서 보편적인 운전을 통해서도 유출수 수질 기준을 달성하고 있는 것으로 보인다.<sup>3,4)</sup> 그러나 질소와 인에 대한 유출수 수질 기준이 강화되고, 하수 발생량과 처리 비용 감소에 대한 사회적 요구가 증가한다면, 기 설치된 하수종말처리장에 실시간 측정 장치와 제어 기술의 도입이 필요할 것으로 판단된다.

유입 하수의 특성은 하수종말처리장의 설계에서부터 운전 방법 및 처리 효율을 결정하는 주요한 요인이다. 따라서 유입되는 하수의 실시간 측정 기술은 하수처리장의 효율적 운전을 위한 첫 번째 단계라고 할 수 있을 것이다. UV 파장에서의 흡광도를 이용하여 하수 구성성분 농도를 예측하는 기술은 하수의 구성성분이 UV 파장을 흡수하는 특성을 이용한 기술로서, 1950년대부터 널리 이용된 방법이다.<sup>5)</sup> 이 기술은 하수의 전처리가 필요하지 않고, 운영비가 상대적으로 저렴하다는 장점이 있어<sup>4)</sup> 다양한 항목의 실시간 측정에 활용되고 있다.<sup>6)</sup> 일반적으로 용존성 유기물이 특정 UV 파장을 흡수하는 것으로 밝혀졌지만, Matsché 등<sup>7)</sup>은 260 nm와 254 nm의 파장에서의 흡광도가 하수의 COD 및 TOC와 매우 높은 상관성을 보이고 있음을 보고 하였고, Brookman<sup>8)</sup>은 축산 폐기물 처리시설 유출수의 BOD<sub>5</sub> 농도가 100 mg/L 이상인 범위에서 280 nm의 파장에서의 흡광도와 높은 상관성이 있음을 보고 하였다. 또한, Häck 등<sup>9)</sup>은 254 nm의 파장에서의 흡광도와 실시간 SS 측정기기를 이용하여 하수의 TOC와 COD 농도를 측정할 수 있음을 보고하였다. 반면, 질소와 인의 경우에는 시료를 채취하여 화학적 전처리를 가하는 측정방법이 일반적으로 사용되고 있고,<sup>10-12)</sup> UV 흡광도를 이용한 측정 기술이 현재까지 보고되지 않았다.

한편 대도시 하수종말처리장의 유입 하수는 영국과 미국, 국내에서 하루를 기준으로 일정한 경향을 갖는 것으로 보고되었다.<sup>13-15)</sup> 이는 낮과 새벽의 유량 및 구성 성분의 농도가 큰 차이를 보이는 것인데, 이것은 유입 하수가 사용자의 생활 양상에 맞추어 발생하기 때문인 것으로 판단되었다. 따라서 일반적인 경향을 축적하여 통계적 자료로 활용한다면 보다 개선된 하수 구성성분 농도의 예측이 가능할 것이라는 판단된다. Choi 등<sup>16)</sup>은 축적된 타 구성성분과의 상관관계를 인공신경망으로 해석하여 하수의 TKN(Total Kjeldahl Nitrogen) 농도를 효과적으로 추정할 수 있음을 보고하였다. 인공신경망은 이론적 상관성이 약한 모델의 입, 출력값의 상관성을 경험적으로 찾아주는 인공지능 모델 중 하나로서 구조적 모델이 불가능한 분야에서 활용성이 높은 것으로 알려져 있다.<sup>17)</sup> 그러나 Choi 등의 연구<sup>16)</sup>에서 사용한 11개의 입력값은 실시간으로 측정하기 어려운 것으로서, 연구의 목적이 적용성보다는 예측의 가능성에 초점을 두고 있는 것이다. 만약 실시간으로 측정이 가능한 UV 흡광도와 하수 구성성분의 농도에

높은 상관관계가 있고, 시간대에 따른 하수 성상의 경향에 대한 자료가 밝혀진다면 화학 반응을 사용하는 것보다 간편하고 저렴한 측정 방법이 될 수 있을 것으로 생각되었다.

따라서 본 연구에서는 실시간으로 측정 가능한 UV 흡광도와 대규모 하수처리장 유입수의 일정한 패턴을 통계적으로 해석하여 하수 내 구성성분인 TSS, TCOD, TN, TP의 농도를 효과적으로 추정하는 기법을 개발하는 것을 목표로 하고 있다. 이를 위해 먼저 대도시 하수처리장으로 유입되는 하수의 특성을 시간대 별로 조사하여 일정한 경향을 밝혀보았다. 그리고 UV 흡광도와 하수의 구성성분 농도와의 상관관계를 조사하였는데, 이를 위해 적절한 UV 파장을 찾기 위한 실험을 수행하였다. 마지막으로, 구성성분 농도를 효과적으로 추정하기 위해 1차 회귀분석과 인공신경망을 이용한 통계적 해석을 수행하고 그 결과를 비교함으로써 각 방법의 장, 단점을 파악하고자 하였다.

## 2. 실험 방법 및 재료

### 2.1. 시료 채취

2005년 10월부터 11월 21일까지 약 50여 일 동안 대도시 A시의 하수종말처리장 차집관거 후단의 유입 게이트에서 하수를 채취하였다. 자체 제작한 하수 자동 채취 장치를 이용하여 2시간에 1회씩, 하루에 총 12개의 하수 시료를 채취하였다. 하수 자동 채취 장치에는 냉장 기능이 있어 적절한 시료 보관이 가능하였다.

### 2.2. 측정 항목 및 방법

채취된 하수를 1일 2회 수거하여 4°C 이하에서 냉장 보관한 뒤, 고형물, 유기물, 질소, 인 성분 등에 대한 분석을 실시하였다. TSS, TCOD는 AWWA standard methods(20th edition)에 기인하여 측정하였으며, TN, TP, NH<sub>3</sub>는 HUMAS KIT와 Hach DR2010 기기를 이용하여 측정하였고, 이온성 물질인 NO<sub>3</sub><sup>-</sup>와 PO<sub>4</sub><sup>3-</sup>는 Dionex-120 이온 크로마토그래피를 이용하여 측정하였다. 또한 실시간 측정 가능성을 평가하기 위한 방법으로 파장 300 nm에서 채취한 하수의 흡광도를 측정하였는데, 이를 위해 잘 교반한 시료를 두께가 1 cm인 cell에 담아 BECKMAN DU650 spectrophotometer를 이용하여 측정하였다. 이에 앞서 적절한 UV 파장을 찾기 위한 실험이 수행되었는데, 이를 위해 하수 시료에 다양한 파장의 빛을 조사하였고, 그 결과 적절한 반응성을 보인 파장을 선정하였다.

하수의 유입량은 하수종말처리장의 펌프장에서 매시간 자동적으로 측정하는 하수 유입량 자료를 활용하였다.

### 2.3. 하수 구성성분의 실시간 측정 가능성 평가

채취한 시료 중 446개의 분석 결과를 유효한 것으로 판단하였는데, 이 중 350개를 1차 회귀분석 및 인공신경망 훈련에 사용하였고, 나머지 96개를 구성성분 농도 예측 가능성 평가에 사용하였다.

첫 번째로 유효 자료 350개에서 얻어진 파장 300 nm에서의 흡광도와 TSS, TCOD, TN, TP와의 상관관계를 1차 회귀분석을 통해 평가하였고, 얻어진 1차식을 이용하여 나머지 96개 자료의 농도를 예측하였다. 두 번째로 인공신경망을 구성하였고, 350개의 자료를 이용하여 이를 훈련시켰으며, 나머지 96개의 자료를 이용하여 인공신경망의 정확성을 평가하였다. 정확성은 추정된 농도값과 실측값과의 RMSE(root mean square error)값을 사용하였다. 인공신경망의 구성을 위해 상용 수치해석 프로그램인 Matlab version 6.5의 toolbox에 포함된 net 함수를 사용하였고, 변수 결정을 위해 임의로 은닉층의 개수와 각 층의 node 개수를 변경하면서 출력층이 높은 정확성을 갖는 변수를 선정하였다. 그 결과 입력층 1개, 은닉층은 2개, 출력층 1개로 구성하였고, node의 개수를 각각 3-5-10-1로 구성하였다.

### 3. 결과 및 고찰

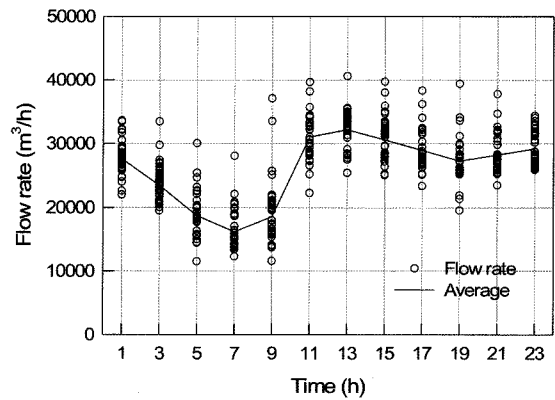
#### 3.1. 하수의 유량 및 구성성분 농도의 평가

하수의 유량 및 구성성분 농도의 성상을 Table 1에 표시하였다. TCOD/TN의 값은 약 7.3이었고, TN의 77%는 암모니아성 질소로 존재하고 있었다. TP중 수용성 인은 39%로 대부분의 인이 고형물에 포함되어 있음을 알 수 있었다.

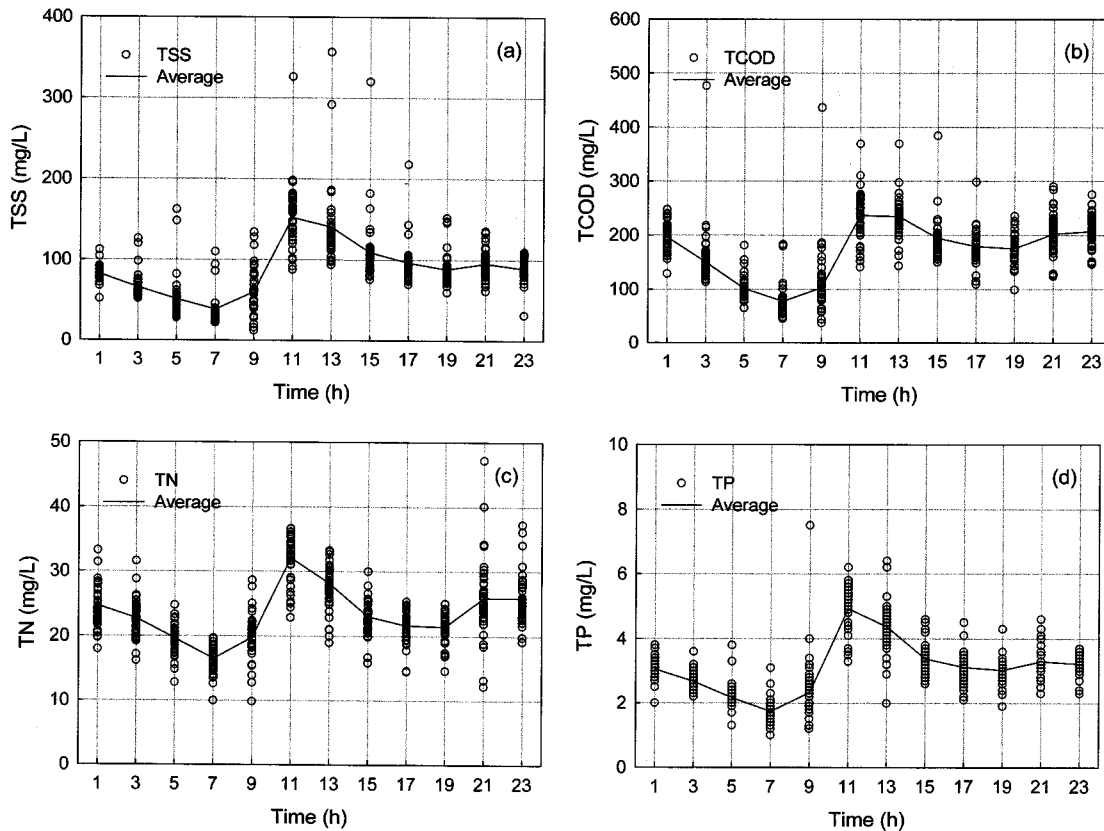
유입 하수의 경향성을 평가해 보았다. A시 하수종말처리장으로 유입되는 하수의 유량과 구성성분의 농도는 하루를 기준으로 시간에 따른 일정한 경향을 갖는 것으로 밝혀졌

**Table 1.** Average, maximum and minimum values of flow rate and concentrations of sewage components

Components	Average	Maximum (Max/Ave)	Minimum (Min/Ave)
Flow rate	25,998	32,172(24%)	16,179(-38%)
TSS	89.3	152(70%)	39(-56%)
VSS	74.0	124(68)	31(-58%)
TCOD <sub>Cr</sub>	171.5	236(38%)	78(-55%)
Total nitrogen	23.5	32.1(37%)	16.5(-30%)
Ammonia	17.6	23.6(34%)	12.3(-30%)
Nitrate/nitrite	0.02	0.06(-)	0.0(-)
Total phosphorus	3.1	4.9(58%)	1.8(-41%)
Phosphate	1.2	1.8(50%)	0.6(-50%)



**Fig. 1.** Profile of sewage flow rate and its mean values.



**Fig. 2.** Profiles of sewage components and their mean values: (a) TSS, (b) TCOD, (c) TN and (d) TP.

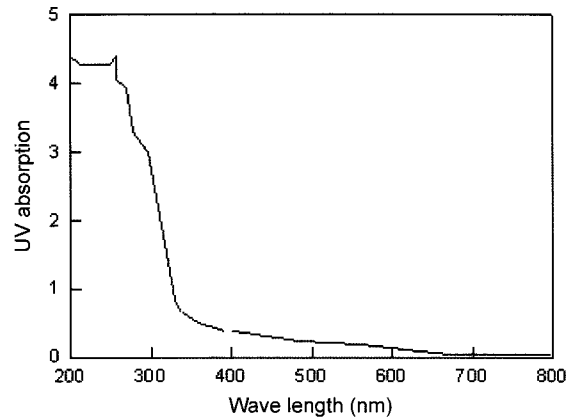
다. Fig. 1과 Fig. 2는 각각 유량과 구성성분 농도의 경향을 보여준다.

하수의 유량과 구성성분의 농도는 유입되는 시간에 따라 현저한 차이를 보이고 있었다. 오전 7시에 가장 낮은 유량과 농도를 보였으며, 일반적으로 오전 11시와 오후 1시 경에 가장 높은 유량과 농도를 나타냈다. 또한 오후 9시와 11시 쯤에 유량과 농도가 증가하는 현상이 나타났다. 이는 기존의 연구자<sup>13)</sup>가 보고한 바와 같이 일반적인 사람들의 활동과 관계하고 있는 것으로 판단되었다. 아침의 등교/출근/식사/세면 시간에 발생한 생활하수가 유하 시간이 지난 오전 11시와 오후 1시에 유입되는 것이고, 동일하게 저녁의 하교/퇴근/식사/세면 시간에 발생한 하수가 오후 9시와 11시에 유입되는 것으로 생각되었다. 오후에 비해 오전에 물 사용량이 많고 오염물의 농도도 높은 것으로 나타났는데, 이는 유럽과 미국의 대도시에서 개별적으로 연구한 결과와 유사한 경향을 보이는 것이다.

또한 Table 1은 하수의 유량 및 구성성분의 시간대별 평균값의 최대, 최소값을 전체 평균값 대비 %로 표현한 값을 보여준다. TSS 농도의 경우는 평균값 대비 최대, 최소의 차이가 120% 정도로서 시간대별 농도의 차이가 큼을 알 수 있었다. 주말의 경우 유량과 구성성분의 농도가 소폭으로 변하는 것이 관찰되었는데, 최고값이 감소하였고, 유량과 TCOD 농도의 경우 오후 1시와 오후 3시에 가장 높은 값을 나타냈는데, 이는 주말에 사람들의 생활패턴이 주중에 비해 늦어지는 것에 기인하였을 것으로 판단되었다. Table 2는 구성성분의 농도의 최고값을 주중과 주말로 구분하여 나타낸 것이다.

**Table 2.** Maximum concentrations of sewage components during the weekdays and weekends

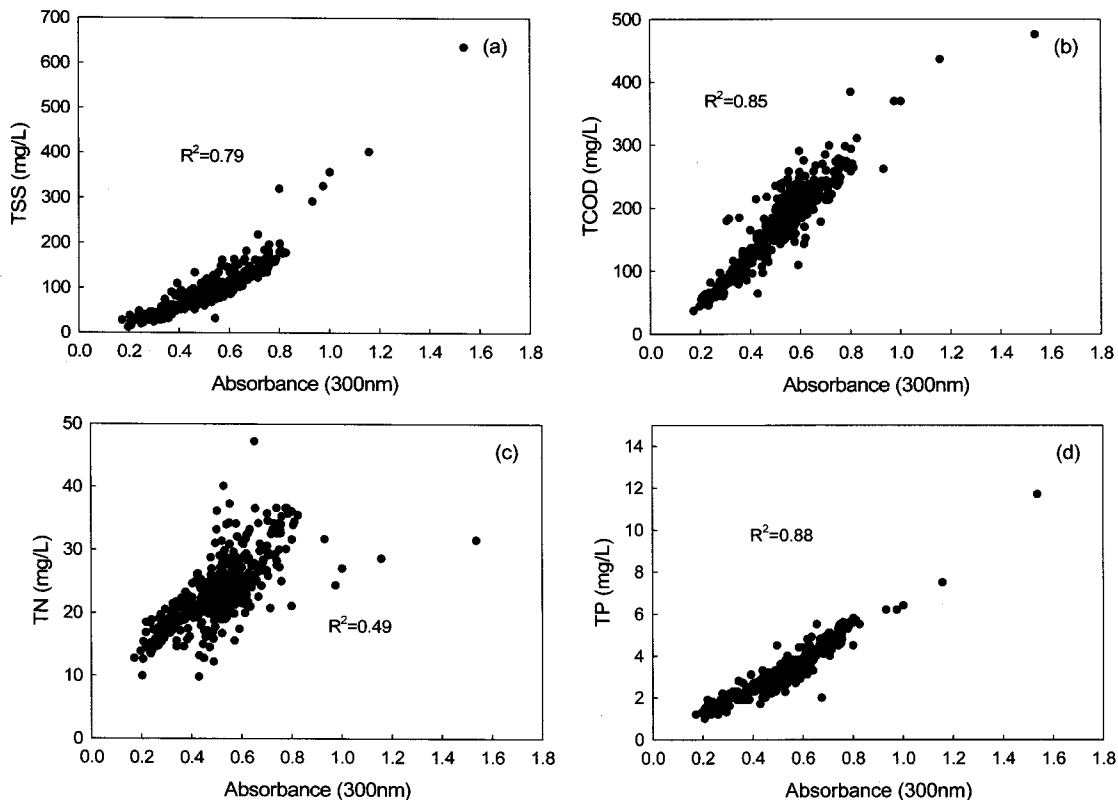
Components	Weekday	Weekend
TSS	157	140
TCOD	247	232
TN	33	28
TP	5.1	4.5



**Fig. 3.** Absorbance profile of sewage sample at various wave lengths.

### 3.2. 하수 구성성분의 UV 흡광도와 유량과의 상관관계

3.2.1. 300 nm에서 하수의 흡광도 측정 및 상관관계 평가  
흡광도를 측정하기에 앞서 적절한 파장의 빛을 선정하기 위



**Fig. 4.** Relationship between absorbances and concentrations of sewage components: (a) TSS, (b) TCOD, (c) TN and (d) TP.

한 실험을 수행하였다. 200 nm에서 800 nm의 파장의 빛을 조사해본 결과 300 nm의 빛에서 가장 적절한 반응을 보였다. 그 이상의 파장은 민감도가 낮아서 사용하기 적절하지 않았으며, 그 이하의 파장에서는 측정 최고값인 4.5를 초과하는 일이 종종 발생한 것이다. 따라서 본 연구에서는 UV 범위의 파장 300nm를 사용하기로 결정하였다. Fig. 3은 각 파장에서 하수의 흡광도를 보여주고 있다.

구성성분 농도의 예측을 위해 구성성분의 농도와 밀접한 관련이 있으면서 실시간 측정이 가능한 인자를 찾아보았다. 첫 번째로 측정된 300 nm 파장에서의 흡광도와 구성성분 농도와의 상관관계를 평가해보았다(Fig. 4).

흡광도와 구성성분의 상관관계는 1차 회귀분석으로 분석했을 때 매우 높은 값을 보임으로서 이들이 밀접한 상관관계를 갖고 있음을 보여주었다. 대표적으로 TP의 경우 R<sup>2</sup>값이 0.88을 보임으로서 가장 높은 상관관계를 보였으며, TN의 경우 상관관계가 가장 낮아서 R<sup>2</sup>값이 0.49정도로 밝혀졌다. 이로서 300 nm 빛의 흡광도를 이용하여 하수 구성성분 농도의 효과적 예측이 가능함을 알 수 있었고, 더불어 300 nm의 선정도 적절했음이 밝혀졌다.

3.2. 유량과 하수 구성성분 농도와의 상관관계

유입 유량은 하수종말처리장의 유입 펌프장에서 매 시간별 유입량이 자동으로 기록되게 되어 있다. 앞선 하수 성상의 경향 연구 결과 하수의 유량과 구성성분의 농도가 하루 기준으로 유사한 경향을 갖는 현상에 착안하여, 유량과 구성성분의 농도와의 상관관계를 찾아보았다(Fig. 5).

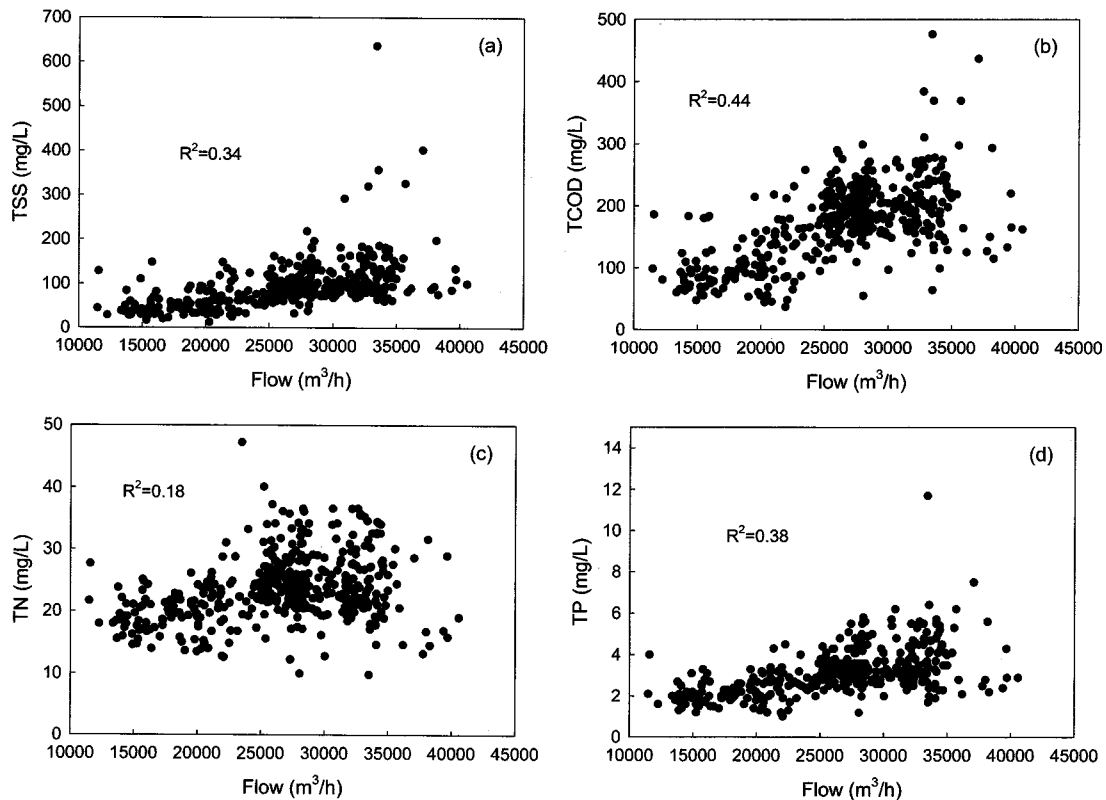


Fig. 5. Relationship between flow rates and concentrations of sewage components: (a) TSS, (b) TCOD, (c) TN and (d) TP.

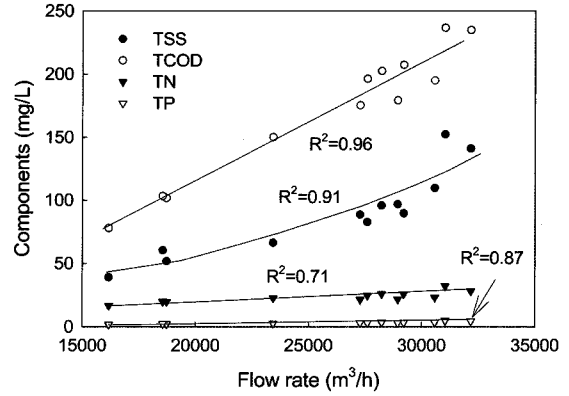


Fig. 6. Relationship between average values of flow rates and concentrations of sewage components.

유량과 구성성분 농도와는 높지 않은 상관관계를 보였다. R<sup>2</sup>값이 대부분 0.4 이하로서 큰 의미가 없는 것으로 판단되었다. 그러나 유량의 시간대별 평균값과 구성성분의 시간대별 평균값은 지수 함수로 표현하였을 때 높은 상관성을 나타내었는데, 그 결과를 Fig. 6에 나타내었다. 이것은 유량과 구성성분 농도와의 높은 상관성을 보여주는데, 밝혀지지 않은 상관관계가 존재함을 암시하는 것이다.

3.3. 하수 구성성분 농도 예측 가능성 평가

구성성분 농도의 예측 가능성을 평가하기 위해 다음의 두 가지 방법을 사용하였다. 첫 번째는 구성성분 농도와 밀접한 관련을 갖는 흡광도를 이용하여 각 구성성분 농도와의 회귀

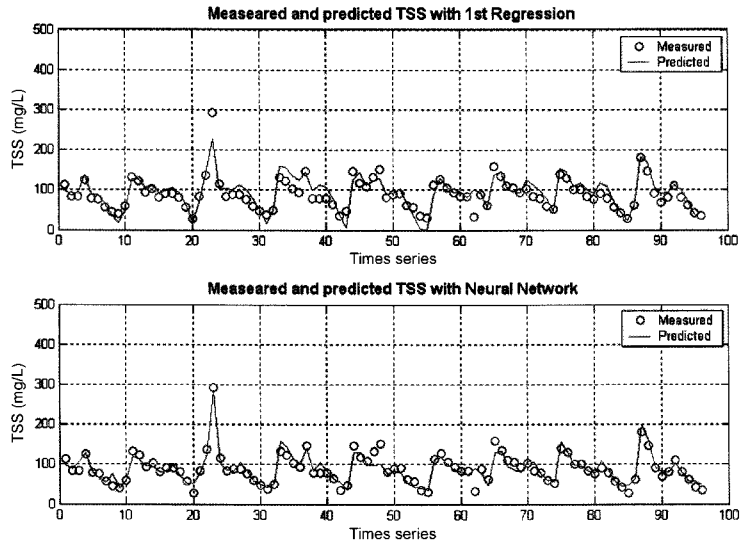


Fig. 7. Measured and predicted TSS concentrations with the linear regression(top) and neural network(bottom).

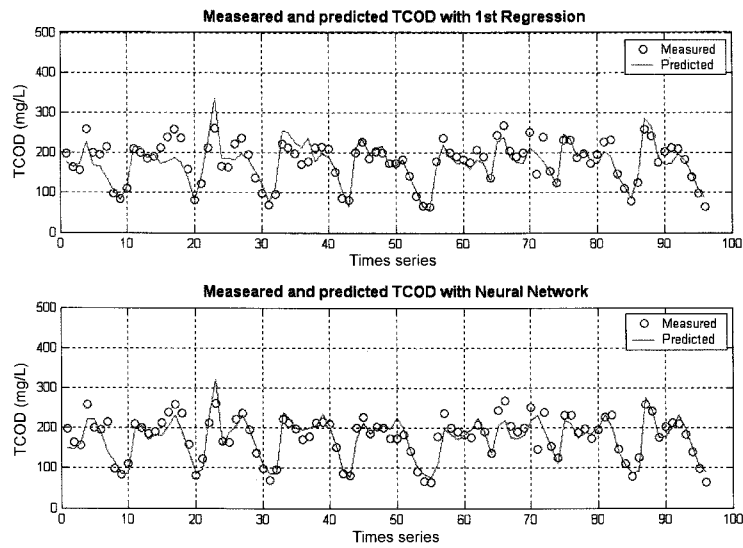


Fig. 8. Measured and predicted TCOD concentrations with the linear regression(top) and neural network(bottom).

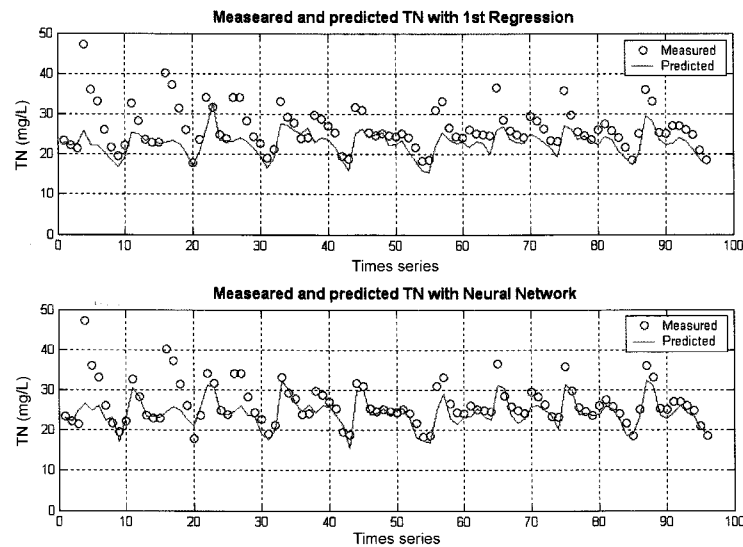


Fig. 9. Measured and predicted TN concentrations with the linear regression(top) and neural network(bottom).

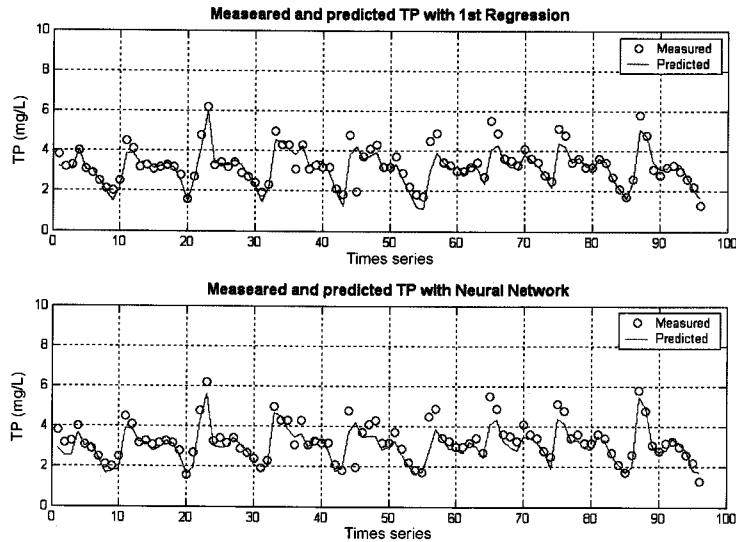


Fig. 10. Measured and predicted TP concentrations with the linear regression(top) and neural network(bottom).

분석 결과를 이용한 것이다. 채취한 시료 중 350개를 1차 회귀분석에 사용하였고, 나머지 96개를 농도 예측에 사용하였다. 두 번째는 인공신경망을 이용한 예측이다. 훈련을 위해 350개의 자료를 사용했는데, 입력값으로 UV 흡광도, 유량, 시료채취시간을 사용하고 출력값으로 각 구성성분의 농도를 사용하여 훈련시킨 인공 신경망을 나머지 96개 자료를 이용하여 검증한 것이다. Fig. 7~10은 각 구성성분 농도를 예측한 결과를 보여준다.

흡광도와 1차 회귀분석 결과를 이용한 예측으로도 Fig. 7~10에서 볼 수 있듯이 비교적 정확한 수준으로 96개의 농도를 예측이 가능하였다. 또한 인공신경망을 이용한 훈련 학습 및 예측의 경우에도 Fig. 7~10에서 보는 바와 같이 비교적 정확한 수준으로 구성성분의 농도를 예측해 주었다.

두 방법의 정확성을 측정값과 예측값 사이의 RMSE 값을 이용하여 비교해 보았다(Table 3). 모든 경우에 대해 인공 신경망은 1차 회귀분석보다 높은 정확성을 보이고 있었다.

1차 회귀분석의 결과로서도 정확한 예측이 가능하지만 인공신경망을 이용함으로써 보다 정확한 예측이 가능함을 알 수 있었다. 이로서 UV 흡광도를 이용하여 비교적 간단하게 하수 구성성분 농도를 예측할 수 있음을 알 수 있었다.

그러나 연구를 진행하면서 제안된 기법은 다음과 같은 두 가지 문제점이 있는 것으로 판단되었다. 첫째는 통계적 해석을 위해 많은 수의 자료를 필요로 하고, 이의 수집을 위해 시간과 노력이 소모되므로 현장에 적용되기 위해서는 정확성

을 감소하지 않는 범위에서 간소화하는 작업이 선행되어야 하는 것이다. 둘째는 본 연구에서 제안된 UV는 하수 내 고형물의 농도를 예측하는데, 만약 비정상적으로 고농도의 용존성 물질이 유입된다면 본 방법으로는 그것을 예측할 수 없는 문제점이다.

#### 4. 결론

유입되는 하수의 성상은 하수처리장의 효율을 결정하는 중요한 요인이다. 따라서 하수의 성상을 이해하고 실시간으로 측정하는 기술은 유입 하수 성상에 상응하는 적절한 운전 전략을 결정하는데 중요한 역할을 할 수 있을 것이다. 시간대별로 하수의 특성을 관찰하고 쉽게 실시간으로 측정 가능한 인자를 바탕으로 하수 구성성분의 농도를 예측하는 연구를 시도하였고 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

- 1) 유량 분석 결과 오전과 오후에 각각 2회의 침투 유량을 보였다. 시간대별 유량의 평균값을 계산한 결과 하루에 최대 62% 정도의 증감량 보이는 것을 알 수 있었다. 구성 성분 농도는 최대 120%의 정도의 증감량 보였다.
- 2) 하수 구성성분의 농도는 UV 파장 300 nm에서 측정된 흡광도와 매우 높은 상관관계가 있음이 밝혀졌고, 이를 이용한 하수 구성성분 농도의 예측이 가능하다는 것을 보여주었다.
- 3) 300 nm에서의 흡광도와 1차 회귀분석을 이용한 TSS, TCOD, TN, TP에 대한 높은 예측 능력 확인하였는데, 측정값과의 RMSE 평균값은 각각 TSS 19.3, TCOD 26.7, TN 5.4, TP 0.45이었다. 300 nm에서의 흡광도와 유량, 그리고 유입 시간을 이용한 인공신경망 기법에서 측정값과의 RMSE 평균값이 각각 TSS 14.4, TCOD 25.1, TN 4.1, TP 0.39로서, 모든 항목에 대해 흡광도법을 이용한 예측보다 향상된 측정 능력을 보였다.

Table 3. Root mean square errors between measured and predicted values

Components	Linear regression with UV absorbance	Neural network
TSS	19.3	14.4
TCOD	26.7	25.1
TN	5.4	4.1
TP	0.45	0.39

## 사 사

본 연구는 환경부 차세대 핵심환경기술개발사업에 의해 지원되었고, 대전광역시 시설관리공단의 협조로 진행되었으므로 이에 감사드립니다.

## 참 고 문 헌

1. COST WWTP Home Page, <http://www.ensic.inpl-nancy.fr/COSTWWTP/>(1999).
2. 김창원, 박태주, 고주형, “하폐수처리장 제어·계측·자동화 최신경향-ICA 2005 발표 논문을 중심으로,” 대한환경공학회 추계학술연구발표회 논문집, 한서대학교, 서산, pp. 611~616(2005).
3. 2003년도 국정감사결과 시정 및 처리 요구사항에 대한 처리결과 보고서(환경부 소관), 대한민국 정부, p1(2003).
4. Vanrolleghem, P. A. and Lee, D. S., “On-line monitoring equipment for wastewater treatment processes: state of art,” *Water Sci. Technol.*, **47**(2), 1~34(2003).
5. Dobbs, R. A., Wise, R. H., and Dean, R. B., “The use of ultra-violet absorbance for monitoring the total organic carbon of water and wastewater,” *Water Res.*, **6**(10), 1173~1180(1972).
6. Thomas, O. and Constant, D., “Trends in optical monitoring,” *Water Sci. Technol.*, **49**(1) 1~8(2004).
7. Matsché, N. and Stumwöhrer, K., “UV absorption as control-parameter for biological treatment plants,” *Water Sci. Technol.*, **33**(12), 211~218(1996).
8. Brookman, S. K. E., “Estimation of biochemical oxygen demand in slurry and effluent using ultraviolet spectrophotometry,” *Water Res.*, **31**(2), 372~374(1997).
9. Häck, M. and Lorenz, U., “On-line load measurement in combined sewer systems possibilities of an integrated management of waste water transportation and treatment,” *Water Sci. Technol.*, **45**(4-5), 421~428(2002).
10. Thomas, O., Theraulaz, F., Cerda, V., Constant, D., and Quevauviller, P., “Wastewater quality monitoring,” *Trs. Anal. Chem.*, **16**, 419~424(1997).
11. Roig, B., Gonzalesz, C., and Thomas, O., “An alternative method for the measurement of ammonium nitrogen in wastewater,” *Anal. Chim. Acta.*, **437**(1), 145~149(2001).
12. Bourgeois, W., Burgess, J. E., and Stuetz, R. M., “On-line monitoring of wastewater quality: a review,” *J. Chem. Tech. Biotech.*, **76**, 337~348(2001).
13. Butler, D., Eran Friedler and Kevin Gatt, “Charactering the quantity and quality of domestic wastewater inflows,” *Water Sci. Technol.*, **31**(7), 13~24(1995).
14. John Copp, IWA interim report#1, Development of standardized influent files for the evaluation of activated sludge control strategies, IWA publishing, pp. 2~4(1999).
15. 송영일, 김현중, 임항선, 이성기, “광주시의 합류식 및 분류식 하수관거의 침입수/유입수(I/I) 조사,” *수처리기술*, **12**(1), 83~96(2004).
16. Choi, D. J. and Park, H. K., “A hybrid artificial neural network as a software sensor for optimal control of a wastewater treatment process,” *Water Res.*, **35**(16), 3959~3967(2001).
17. Krist V. Germaey, Mark C. M., van Loosdrecht, Mogens Henze, Morten Lind and Sten B. Jørgensen, “Activated sludge wastewater treatment plant modelling and simulation: state of the art,” *Environmental Modeling & Software*, **19**(9), 763~783(2004).