



제지공정 폐수 전처리 수질예측을 위한 실험적 모델과 통계적 모델 개발

Development of Empirical and Statistical Models for Prediction of Water Quality of Pretreated Wastewater in Pulp and Paper Industry

손진식*·한지희·이상호

Jinsik Sohn*·Jihee Han·Sangho Lee

국민대학교 건설시스템공학부

School of Civil and Environmental Engineering, Kookmin University, 77 Jeongneung-ro, Seongbuk-gu, Seoul, 02707, KOREA

ABSTRACT

Pulp and paper industry produces large volumes of wastewater and residual sludge waste, resulting in many issues in relation to wastewater treatment and sludge disposal. Contaminants in pulp and paper wastewater include effluent solids, sediments, chemical oxygen demand (COD), and biological oxygen demand (BOD), which should be treated by wastewater treatment processes such as coagulation and biological treatment. However, few works have been attempted to predict the treatment efficiency of pulp and paper wastewater. Accordingly, this study presented empirical models based on experimental data in laboratory-scale coagulation tests and compared them with statistical models such as artificial neural network (ANN). Results showed that the water quality parameters such as turbidity, suspended solids, COD, and UVA can be predicted using either linear or exponential regression models. Nevertheless, the accuracies for turbidity and UVA predictions were relatively lower than those for SS and COD. On the other hand, ANN showed higher accuracies than the empirical models for all water parameters. However, it seems that two kinds of models should be used together to provide more accurate information on the treatment efficiency of pulp and paper wastewater.

Key words: Artificial neural network, Coagulation, Empirical model, Pulp and paper, Wastewater

주제어: 인공신경망, 응집, 실적 모델, 제지공정, 폐수

1. 서론

경제성장과 산업발전에 따라 우리나라 뿐 아니라 전 세계적으로 산업폐수의 발생량이 지속적으로 증가하고 있다. 특히, 제지산업에서 발생하는 폐수의 경우 그 발생량이 크며, 높은 오염부하를 가지고 있을 뿐 아니라, 난분해성 오염물질을 포함하고 있기 때문에 처리에 어려움이 발생하고 있다(Cho, J.H. and Kang,

M.R., 2008; Toczyłowska-Maminska, 2017). 종이를 만드는 첫 단계는 나무로부터 펄프를 제조하는 것이고 두 번째 단계는 펄프로부터 종이를 만드는 단계이다. 따라서 폐수도 크게 펄프공장에서 생기는 폐수와 제지공장에서 생기는 폐수로 분류할 수 있다(Ashrafi et al., 2015). 펄프공업 폐수는 분쇄, 소화, 세척, 표백, 농축, 잉크제거, 섬유제거 과정 등에서 발생하며, 제지공업 폐수는 물이 스크린, 세척기, 제지기, 조절탱크, 혼합탱크, 스크린 등을 통과할 때 발생한다(Toczyłowska-Maminska, 2017). 제지폐수는 일반적으로 BOD, COD의 오염부하가 높고, 다양한 화학물질을 포함하고 있으며, 경우에 따라

Received 8 June 2017, revised 28 July 2017, accepted 1 August 2017

*Corresponding author: Jinsik Sohn (E-mail: jinsiksohn@kookmin.ac.kr)

pp. 273-279

pp. 281-287

pp. 289-296

pp. 297-301

pp. 303-310

pp. 311-319

pp. 321-328

pp. 329-338

pp. 339-346

pp. 347-356

pp. 357-362

서는 미세섬유와 충전재 등의 입자성 물질을 포함할 수 있다(Ashrafi et al., 2015).

제지폐수의 처리 방법에는 물리화학적 처리, 화학적 처리, 조합공정 처리 등이 있다. 물리화학적 처리공정은 부유물질(SS), 콜로이드 물질, 색도, 독성물질 등을 침전, 부상, 흡착, 응집, 산화, 오존, 전기분해 및 막여과 등으로 제거하는 것이다(Ashrafi et al., 2015; Toczyłowska-Maminska, 2017). 이 중에서 고농도의 제지폐수를 처리하기 위해서 적용되는 대표적 공정 중에 하나인 응집과 침전은 1차처리(중력 침전)에서 잘 처리되지 않는 물질을 처리하는 공정이다(Ashrafi et al., 2015; Cho et al., 1998). Ganjidoust 등(1997)은 황산알루미늄, chitosan, polyethyleneimine (PEI)을 AOX, TOC, 색도 제거에 적용하였으며, 황산알루미늄에 의한 COD 제거는 paper machine 공정에서 96%, pulping 공정에서 50%로 보고하였다. 또한 Chernoberezhskii 등(1994)은 황산알루미늄이 색도제거에 효율적이라고 보고하고 있다.

한편, 안정적이고 효율적인 폐수처리를 위해서는 처리효과를 예측하기 위한 기술이 필수적으로 요구된다. 그러나 제지폐수에 대한 처리효과를 예측할 수 있는 모델은 제한적이므로, 처리공정을 운전제어하고 최적화하는 과정에서 어려움이 발생하고 있다. 지금까지 제지폐수의 처리기술 개발을 위한 연구는 많이 수행되었으나, 처리효과를 예측하는 기술을 개발하기 위한 연구는 거의 수행되지 않은 것으로 보고되고 있다(Ashrafi et al., 2015; Cho, 2009; Im et al., 2011; Jaafarzadeh et al., 2016; Kamali and Khodaparast, 2015; Pokhrel and Viraraghavan, 2004; Toczyłowska-Maminska, 2017). 따라서 본 연구는 이러한

제지폐수의 처리공정의 효율을 예측하기 위한 기술을 개발하고자 하였다. 이를 위하여 실제 제지폐수를 이용하여 다양한 조건하에서 실험실 규모의 응집실험을 수행하였으며, 이를 통하여 실험적 모델을 개발하였다. 또한 개발한 모델을 인공신경망(Artificial Neural Networks, ANN)을 이용한 예측결과와의 비교를 통하여 두 모델을 비교하고 그 적용가능성을 검토하고자 하였다.

2. 실험방법

2.1 원수 수질

실험에 사용된 시료는 제지공정 폐수 전처리 공정으로써 응집조건에 대해 검토하고자 사용되었다. 초지폐수와 갈라폐수가 혼합된 제지공정 폐수를 4회 취수하여 실험에 사용하였다. 원수의 수질은 아래의 표와 같다.

2.2 응집실험

제지공정 폐수의 전처리 공정으로써 응집공정의 최적화를 위해 응집처리에 영향을 줄 수 있는 응집제의 양, pH, 온도를 변화시키면서 실험하였다. 응집제의 양 300 mg/L, pH 7, 25°C를 기준선으로 하였다. 응집실험은 PAC로 Jar-test를 실시하였다. 150 rpm에서 1분 동안 급속교반 후, 40 rpm에서 10분동안 완속교반을 하였다. 완속교반 후 30분 동안 안정화시켜, 상등수를 분석하였다. 응집조건은 아래의 표에 나타내었다. 응집실험에서 폐수의 온도는 10°C부터 60°C 사이로 설정하여 실험하였으며, 이는 제지공정에서 발생하는

Table 1. Characteristics of pulp and paper wastewater

	pH	Turbidity (NTU)	SS (mg/L)	COD (mg/L)	UVA ₂₅₄ (cm ⁻¹)	Total alkalinity (mg/L as CaCO ₃)	Electric conductivity (mS/cm)
1 st sample	6.83	98.8	140	1,029	0.631	564	1.45
2 nd sample	6.9	100.8	140	887	0.846	610	1.203
3 rd sample	6.65	430.0	1,220	2,253	0.670	764	2.230
4 th sample	6.906	655.0	810	1,520	0.600	642	1.724

Table 2. Operation conditions for coagulation experiments

Parameters	Conditions
Coagulant dose (mg/L)	100, 200, 300 , 400, 500, 600, 700, 800, 900, 1,000
pH	2, 4.5, 7 , 9.5, 12
Temperature (°C)	10, 25 , 45, 55, 60



폐수의 온도가 냉각 전에는 상온보다 높은 45°C~60°C를 나타내기 때문에 이를 고려하기 위함이었다.

2.3 Database 구축 및 적용모델

제지공정 폐수를 이용한 응집공정 처리효율 예측을 위해 회귀분석을 바탕으로 한 실험적 모델과 ANN 분석을 실시하였다. 분석은 IBM SPSS statistical software (version 23)을 사용하였다. 응집제의 양, pH, 온도, 처리전 폐수의 탁도, SS, COD, UVA₂₅₄의 값을 독립변수로 하고 응집처리후 탁도, SS, COD, UVA₂₅₄의 값을 예측하는 모델을 도출하였다. 예측에 사용된 데이터 수는 80개였다. 각각의 변수의 경계조건은 다음과 같다.

- Dose: 응집제의 양(mg/L), $100 \leq \text{Dose} \leq 1,000$
- pH: $2 \leq \text{pH} \leq 12$
- Temp: 온도(°C), $10 \leq \text{Temp} \leq 60$
- Tur0: 처리전 폐수의 탁도(NTU), $98.8 \leq \text{Tur0} \leq 655$
- SS0: 처리전 폐수의 SS(mg/L), $140 \leq \text{SS0} \leq 1,220$
- COD0: 처리전 폐수의 COD(mg/L), $887 \leq \text{COD0} \leq 2,253$
- UVA0: 처리전 폐수의 UVA₂₅₄(cm⁻¹), $0.600 \leq \text{UVA0} \leq 0.846$

실험적 모델(Empirical based model)은 변수를 다중 선형 회귀분석을 하여 회귀다항식을 세우는 방법과 변수의 양변에 log 변환을 한 후 다중 선형 회귀분석을 하여 회귀지수식(떡급수)의 세우는 방법을 모두를 검토하였다.

결과변수를 예측하기 위한 모델을 도출하기 위해 각각의 설명변수 별로 단변수 선형 회귀분석을 수행하여 유의수준 0.2를 기준으로 통계적으로 유의한 변수들만 다변수 분석에 포함시켰다. 다중 선형 회귀분석은 단계적 변수선택법을 수행하여 최종 모델을 수립하였다. p-value<0.05 이상인 변수는 최종 모델에서 제외하였다. 모델의 타당성 평가는 F값과 R²(결정계수)를 사용하였다.

ANN(artificial neural network, 인공신경망) 분석은 복잡한 구조를 가진 데이터에서의 예측 문제를 해결하기 위해서 사용되는 유연한 비선형모형(nonlinear models)이다. 신경망 모형 중 가장 널리 사용되는 모형으로는 MLP(Multilayer Perceptron, 다층 인식자) 신경망이 있다. MLP는 입력층, 은닉마디로 구성된 은닉층, 그리고 출력층으로 구성된 전방향(feed-forward) 신경망이다.

ANN 모델의 개발은 데이터 선택, 모델 선정과 평가의 과정을 거치게 되는데 이러한 과정은 실험적 공식을

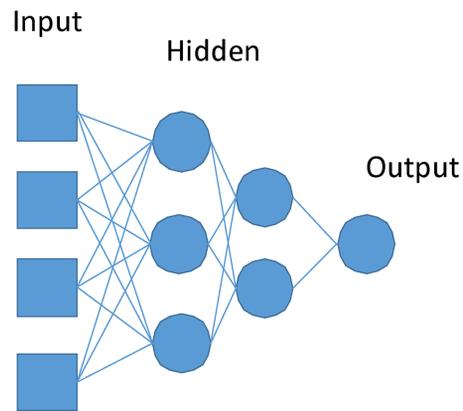


Fig. 1. MLP (Multilayer Perceptron) structure for ANN model.

이용한 모델링에서도 유사하게 적용된다. ANN은 훈련과 검증(train-and-test) 기법을 이용하여 전체 데이터의 일부를 훈련에 사용하고 나머지 데이터를 검증에 사용한다. 훈련에 사용되는 데이터의 수는 경험적으로 결정되는데 전체데이터의 25%에서 90% 정도를 사용하게 된다. ANN은 독립변수의 경계범위를 벗어나는 경우 적용되기 어려우므로 훈련과정에서 사용되는 데이터를 적절히 선정하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 전체 데이터의 70%를 훈련과정에서 이용하고, 나머지 30%를 모델 검증에 사용하였다. 모델의 검증은 통계학적 지표로 가장 많이 사용되는 R²(결정계수)를 사용하였다.

3. 결과 및 고찰

3.1 실험적 모델을 사용한 예측결과

다양한 조건에서 응집실험을 수행한 결과 총 80개의 실험데이터를 확보할 수 있었으며, 이를 이용하여 예측을 위한 모델식을 개발하였다. 먼저 회귀분석을 바탕으로 하여 개발한 실험적 모델식은 Table 3과 같다. 다항식의 형태와 지수함수(떡급수)의 형태로 예측식을 도출하였다. 수질인자와 운전인자와의 관계는 도출된 수식에서 운전인자 변수의 앞에 나타난 상수의 부호에 따라 양의 관계를 가지는지 음의 관계를 가지는지 판단할 수 있다. Table 3에 제시된 바와 같이 탁도는 회귀다항식, 회귀지수식 두가지 경우 모두 초기 탁도와는 양의 관련성을 가지고, pH와 온도와는 음의 관련성을 가지는 것으로 나타났다. SS는 처리 전 SS 및 탁도와는 양의 관련성을 가지고, 온도와 pH와는 음의 관련성을 가지는 것으로 나타났다. COD의 경우에도 pH와 온도와는 음의

pp. 273-279

pp. 281-287

pp. 289-296

pp. 297-301

pp. 303-310

pp. 311-319

pp. 321-328

pp. 329-338

pp. 339-346

pp. 347-356

pp. 357-362

Table 3. Empirical model equations for prediction of coagulation treatment efficiency

	Polynomial regression model	Exponential regression model
Turbidity	$209.354 + 0.153 \times (\text{Tur}0) - 16.341 \times (\text{pH}) - 1.990 \times (\text{Temp})$	$\text{EXP}(5.923) \times ((\text{Tur}0)^{0.424}) \times ((\text{pH})^{-0.978}) \times ((\text{Temp})^{-0.663})$
	n=80, R ² =0.545, F=30.392	n=80, R ² =0.575, F=34.338
SS	$205.140 + 0.071 \times (\text{SS}0) - 1.955 \times (\text{Temp}) - 11.400 \times (\text{pH}) + 0.116 \times (\text{Tur}0)$	$\text{EXP}(4.365) \times ((\text{SS}0)^{0.357}) \times ((\text{pH})^{-0.388}) \times ((\text{Temp})^{-0.340}) \times ((\text{UVA}0)^{-0.603})$
	n=80, R ² =0.688, F=41.379	n=80, R ² =0.731, F=51.010
COD	$1334.490 + 0.411 \times (\text{SS}0) - 23.640 \times (\text{pH}) + 0.124 \times (\text{Dose}) - 434.686 \times (\text{UVA}0) - 2.369 \times (\text{Temp}) - 0.146 \times (\text{Tur}0)$	$\text{EXP}(3.705) \times ((\text{COD}0)^{0.465}) \times ((\text{Temp})^{-0.091}) \times ((\text{pH})^{-0.106}) \times ((\text{Dose})^{0.055})$
	n=80, R ² =0.883, F=91.658	n=80, R ² =0.855, F=86.973
UVA	$0.768 \times (\text{UVA}0) - 3.713 \times 10^{-5} \times (\text{COD}0)$	$((\text{UVA}0)^{0.973}) \times ((\text{SS}0)^{-0.048})$
	n=80, R ² =0.615, F=61.492	n=80, R ² =0.527, F=42.875

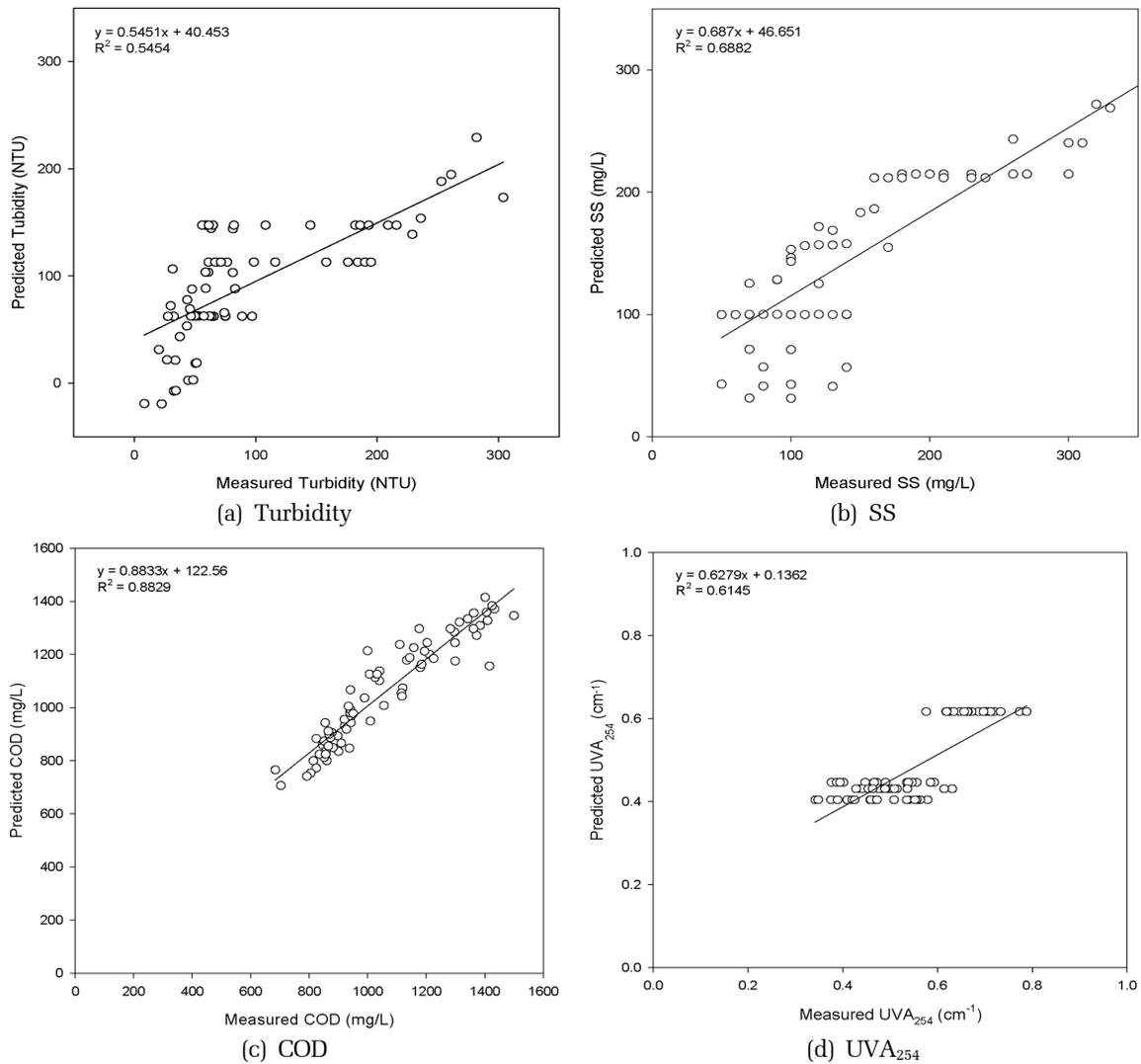


Fig. 2. Application of empirical models (Linear models) for prediction of coagulation treatment efficiency.

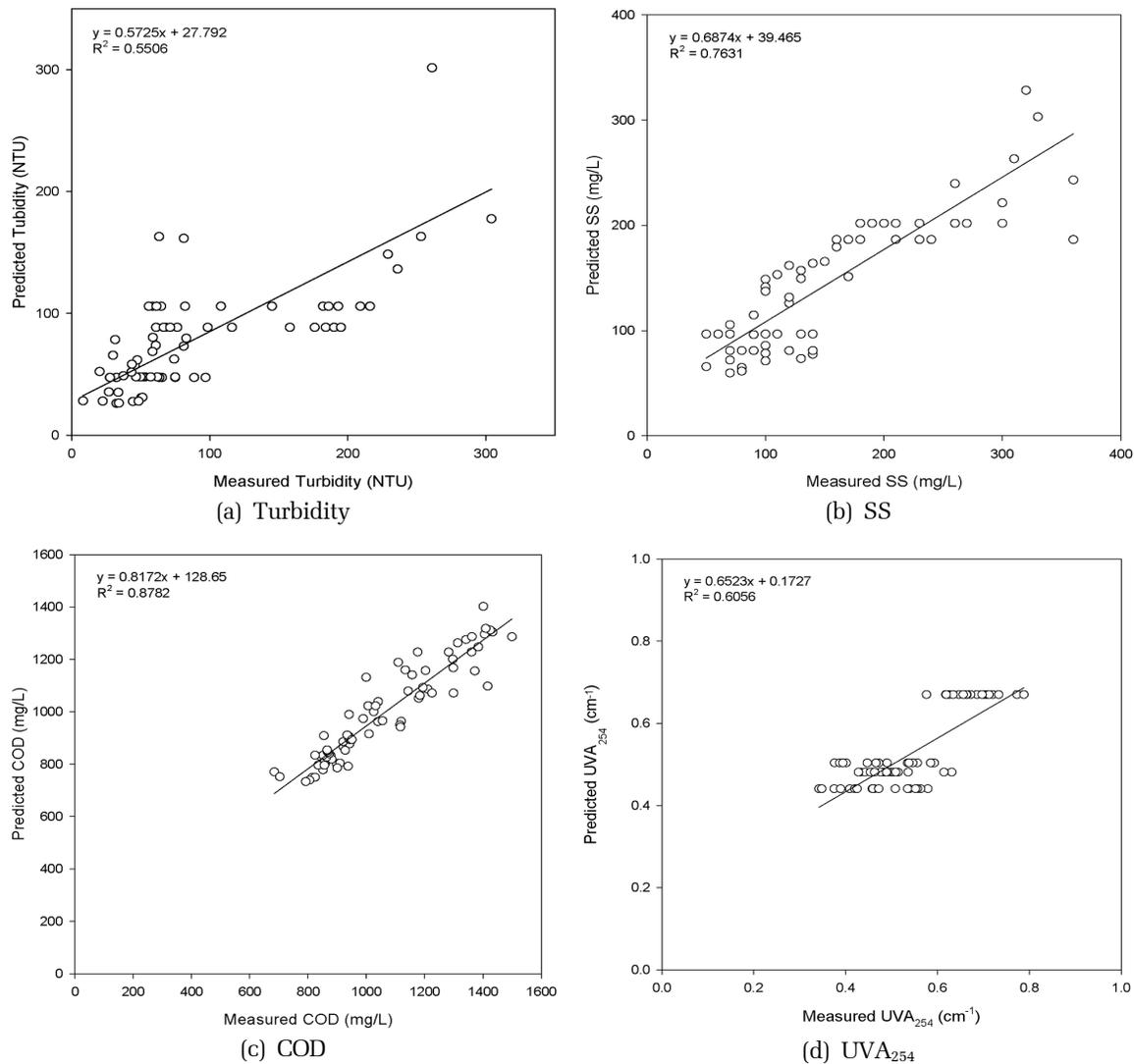


Fig. 3. Application of empirical models (exponential models) for prediction of coagulation treatment efficiency.

관련성을 가지고, 응집제의 양과는 양의 관련성을 가지는 것으로 나타났다. UVA₂₅₄는 처리전의 UVA₂₅₄의 값과 양의 관련성을 가지는 것으로 나타났다.

생성된 예측식을 바탕으로 예측값과 실측값을 비교한 결과를 Fig. 2와 Fig. 3에 나타내었다. 각 그래프에서 x축은 실측값이고 y축은 예측값이며, 예측결과와 실험값과의 부합성을 나타내기 위하여 추세선과 이를 나타내는 수식을 도출하였다. 회귀다항식에 대하여 내적검증을 했을 때 결정계수는 탁도 0.5454, SS 0.6882, COD 0.8829, UVA₂₅₄ 0.6145이었다. 반면에 회귀지수식에 대하여 내적검증을 했을 때 결정계수는 탁도 0.5506, SS 0.7631, COD 0.8782, UVA₂₅₄ 0.6056이었다.

COD의 예측결과가 다른 수질항목들에 비해 보다 좋은 결과를 보여주고 있다. 모든 경우에서 낮은 농도는 과다예측되고 높은 농도에서는 과소예측되는 결과를 나타내고 있다. 탁도, SS, UVA의 경우 추세선의 기울기가 0.54 - 0.68에 불과하기 때문에 낮은 농도에서 과다예측과 높은 농도에서 과소예측 경향이 크게 나타나고 있음을 알 수 있다. 이는 추세선의 기울기가 1보다 작고 y절편의 값이 양수인 것으로 확인할 수 있었다.

3.2 ANN을 사용한 예측결과

다항식이나 지수함수를 사용하는 실험적 회귀모델은 종속변수와 독립변수 사이의 관계를 규명하는데

pp. 273-279

pp. 281-287

pp. 289-296

pp. 297-301

pp. 303-310

pp. 311-319

pp. 321-328

pp. 329-338

pp. 339-346

pp. 347-356

pp. 357-362

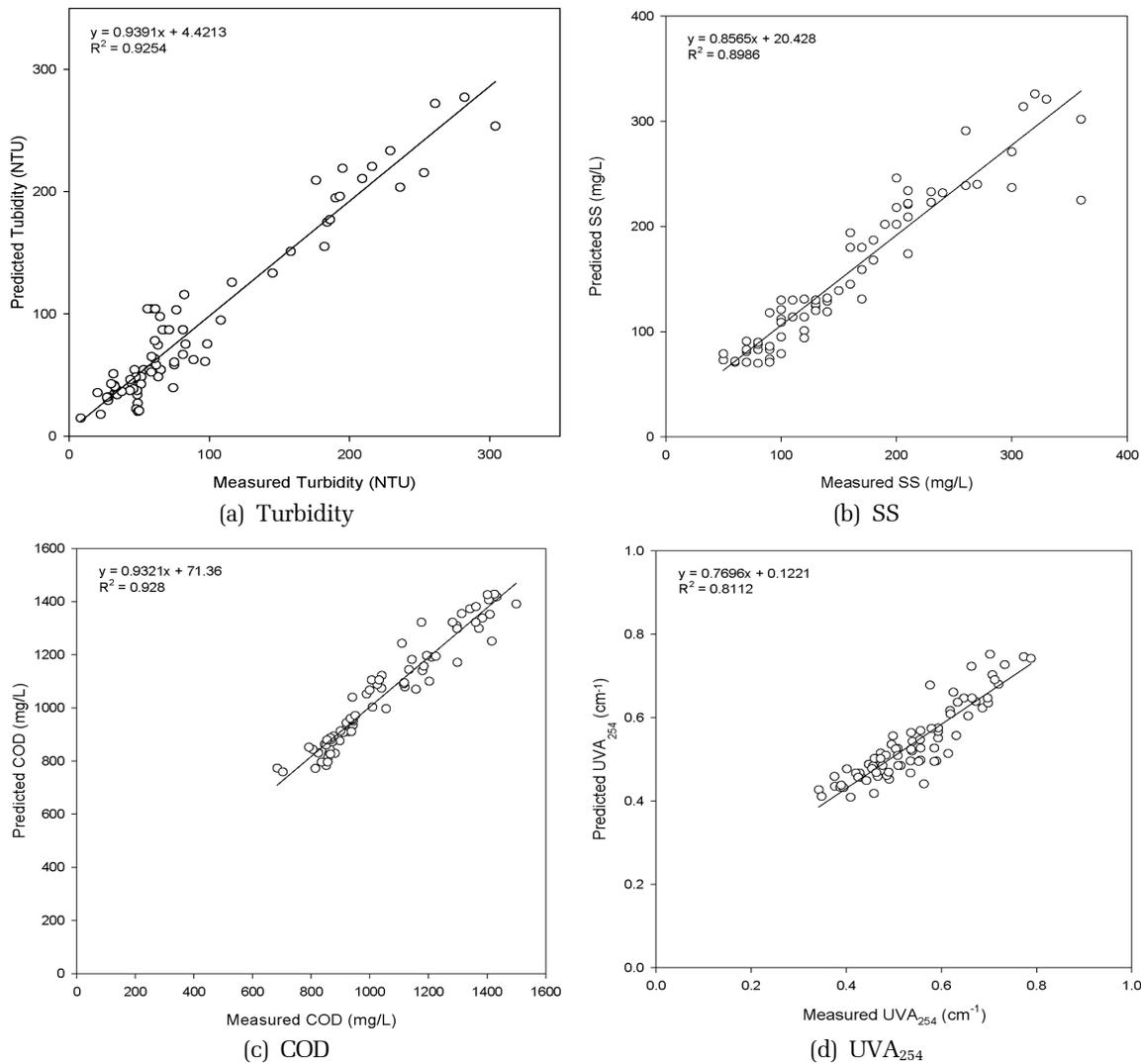


Fig. 4. Application of ANN models for prediction of coagulation treatment efficiency.

유용하게 활용될 수 있으나, 비선형적인 관계를 예측하는 능력에는 한계가 있다. 따라서 최근에는 통계적 모델의 활용이 증가하고 있으며, 특히 ANN을 이용한 공정효율이나 성능예측에 대한 연구가 진행되고 있다. 따라서 본 연구에서는 실험적 모델 외에도 통계적 모델인 ANN을 적용하고자 하였으며, 탁도, SS, COD, UVA₂₅₄ 값에 대하여 ANN 분석을 실시하였다. 훈련과정에 전체 데이터의 70%를 이용하고 나머지 30%를 모델검증에 사용하였다. 탁도는 1개의 은닉층, 3개의 노드를 사용하였으며, SS는 1개의 은닉층, 2개의 노드, COD는 1개의 은닉층, 3개의 노드, UVA₂₅₄는 1개의 은닉층, 4개의 노드를 사용하였다. 네 경우 모두 활성화함수로는 쌍곡 탄젠트 함수를 사용하였다.

Fig. 4는 ANN을 사용한 수질인자의 예측결과와 실제 실험결과와의 관계를 나타내고 있다. 탁도에 대해서 추세선의 기울기가 0.9391, y절편이 4.4213으로 나타났고, 결정계수 값은 0.9254이었다. SS의 경우 추세선의 기울기가 0.8565, y절편이 20.428으로 나타났고, 결정계수 값은 0.8986이었다. COD에 대해서 추세선의 기울기가 0.9321, y절편이 71.36으로 나타났고, 결정계수 값은 0.928이었다. UVA₂₅₄의 경우 추세선의 기울기가 0.7696, y절편이 0.1221으로 나타났고, 결정계수 값은 0.8112이었다. 실험적 모델에서와 마찬가지로 COD의 예측결과가 다른 수질항목들에 비해 보다 나은 결과를 보여주고 있다. 추세선의 기울기가 0.76 - 0.94로 1에 가깝고 y절편의 절대값이 실험적 모델에서보다



Table 4. Comparison of R² values for empirical models with those for ANN models

	Turbidity	SS	COD	UVA ₂₅₄
Empirical model (Linear)	0.5454	0.6882	0.8829	0.6145
Empirical model (Exponential)	0.5506	0.7611	0.8782	0.6056
ANN	0.9254	0.8986	0.928	0.8112

작기 때문에 ANN 모델이 실험적 모델보다 수질을 예측하는데 적합하다고 볼 수 있다. 이러한 결과가 나타나는 원인은 응집에 의한 폐수처리 효율과 운전인자와의 관계가 비선형적인 관계이기 때문으로 판단되며, 단순한 수학적 관계식으로는 이를 정확하게 예측하기 어려운 것으로 볼 수 있다.

3.3 경험적 모델과 ANN 예측결과의 비교

Table 4는 앞에서 구한 실험적 모델과 ANN 모델의 R² 값을 비교하고 있다. 제지폐수의 응집을 이용한 전처리 수질예측에 있어 본 연구에서 평가한 탁도, SS, COD, UVA 등 모든 수질항목에 대하여 경험적 모델에 비하여 ANN을 사용한 경우가 보다 높은 상관관계를 보이고 있다. 또한, 경험식에 비교하여 ANN 예측결과의 추세선 기울기가 1에 가깝고 y절편이 작게 나타나고 있어, 경험식에 ANN이 높은 정확도를 보여주고 있다.

실험적 모델에서는 COD와 SS가 높은 예측정확도를 나타냈으나, 탁도와 UVA는 다소 낮은 정확도를 보여주었다. 실험적 모델에서 선형식과 지수함수 등 적용함수식에 따른 차이는 크지 않았다. 반면 ANN에서는 탁도와 COD에 대하여 높은 예측정확도를 나타내었으며, SS와 UVA에 대한 예측정확도는 상대적으로 낮은 편이었다. 두 모델에서 모두 UVA에 대한 예측정확도가 가장 낮게 나타난 것은 실험데이터의 특성이 이를 예측하는 것이 가장 어려웠기 때문으로 분석된다. 즉, UVA의 경우 측정값의 범위가 넓지 않고 측정오차도 큰 편이라서 실험적 모델과 ANN 모델에서 모두 정확한 예측이 어려운 것으로 판단된다.

그러나 예측정확도만으로는 모델의 활용성을 평가하기 어려운 경우도 발생할 수 있다. 본 연구에서 비록 ANN 모델의 예측정확도가 실험적 모델보다 높았으나, 각 운전인자가 처리효율에 미치는 영향을 분석하거나 이해하기 위해서는 실험적 모델의 적용이 같이 수행되어야 한다. 따라서 정확하며 의미있는 처리

효율의 예측을 위한 실험적 모델과 ANN 모델의 병행이 필요하다고 판단된다.

4. 결 론

본 연구에서는 그동안 예측모델 개발이 매우 제한적으로 이루어진 제지폐수의 전처리에 있어, 실험실 규모의 데이터를 이용하여 처리수질을 예측할 수 있는 실험적 모델을 개발하여 제시하였고, 인공지능망을 이용하여 그 적용성을 비교검토하였다. 본 연구결과를 정리하면 다음과 같다.

- 1) ANN 모델을 사용한 수질예측결과가 탁도, SS, COD, UVA 등 모든 수질항목에서 실험적 모델의 예측결과 보다 나은 결과를 나타내었다.
- 2) 실험적 모델에서는 COD와 SS에서 비교적 높은 예측정확도를 나타냈으며, 탁도와 UVA는 다소 낮은 정확도를 보여주었다. 실험적 모델에서 선형식과 지수함수 등 적용함수식에 따른 차이는 크지 않았다.
- 3) 본 연구에서 적용한 모든 수질항목의 예측에서 y절편이 크게 나타나고 있다. 이러한 결과는 낮은 농도하에서의 예측시 과다예측(over-predict)의 경향을 피하기가 어려운 것을 의미한다.
- 4) 일반적으로 경험적 모델이나 수학적 모델이 내부검증에서는 우수한 결과를 보여준다 하더라도, 실제 공정에 예측모델을 적용하는 경우 조정공정을 거쳐야 하는 경우가 많다. ANN은 실제 운영 data를 사용하여 모델이 개발되는 것이므로 개개의 공정 적용에 더욱 적합한 측면이 있으므로, 실제 공정의 운영 data를 충분히 확보하여 ANN 적용성을 지속 검토할 필요가 있다.

사 사

본 연구는 환경부 프로젝트(과제번호 E315-00015-0503-1)에 의해 수행되었습니다.

pp. 273-279
pp. 281-287
pp. 289-296
pp. 297-301
pp. 303-310
pp. 311-319
pp. 321-328
pp. 329-338
pp. 339-346
pp. 347-356
pp. 357-362

Reference

- Ashrafi, O., Yerushalmi, L., Haghghat, F. (2015) Wastewater treatment in the pulp-and-paper industry: A review of treatment processes and the associated greenhouse gas emission, *J. Environ. Manage.*, 158, 146-157.
- Chernoberezhskii, Y., Dyagileava, A.S., Barysheva, I.A. (1994) Coagulation treatment of wastewaters from paper and pulp plants, *Russ. J. Appl. Chem.*, 67(3), 354-359.
- Cho, J.H. (2009) Environmental features and actions of pulp and paper industry, *J. Korea TAPPI*, 41(3), 13-21.
- Cho, J.H., Jeong, W.G., Kim, J.H. (1998) Study on Wastewater of Paper Mill for Coagulation Characteristics, *J. For. Sci.*, 14(1), 101-111.
- Cho, J.H., Kang, M.R. (2008) Determination of the optimum flocculant mixing ratio for paper making wastewater treatment, *J. Korea TAPPI*, 40(1), 41-46.
- Ganjidoust, H., Tatsum, K., Yamagishi, T., Gholian, R.N. (1997) Effect of synthetic and natural coagulant on lignin removal from pulp and paper wastewater, *Water Sci. Technol.*, 35, 291-296.
- Im, M.H., Lee, J.K., Nam, S.Y., Ahn, J.H. (2011) Technologies of recycle of pulp and paper sludge for sustainable treatment process in pulp and paper industry, *Ceramist*, 14(2), 7-14.
- Jaafarzadeh, N., Omidinasab, M., Ghanbari, F. (2016) Combined electrocoagulation and UV-based sulfate radical oxidation processes for treatment of pulp and paper wastewater, *Process Saf. Environ. Prot.*, 102, 462-472
- Kamali, M., Khodaparast, Z. (2015) Review on recent developments on pulp and paper mill wastewater treatment, *Ecotoxicol. Environ. Saf.*, 114, 326-342.
- Pokhrel, D., Viraraghavan, T. (2004) Treatment of pulp and paper mill wastewater: a review, *Sci. Total Environ.*, 333, 1-3, 37-58.
- Toczyłowska-Maminska, R. (2017) Limits and perspectives of pulp and paper industry wastewater treatment - A review, *Renewable Sustainable Energy Rev.*, 78, 764-772.