

유량과 수질을 연계한 실시간 인공지능 경보시스템 개발 (II) 경보시스템 구축

A Development of Real Time Artificial Intelligence Warning System Linked Discharge and Water Quality (II) Construction of Warning System

연인성* / 안상진**

Yeon, In Sung / Ahn, Sang Jin

Abstract

The judgement model to warn of possible pollution accident is constructed by multi-perceptron, multi layer neural network, neuro-fuzzy and it is trained stability, notice, and warning situation due to developed standard axis. The water quality forecasting model is linked to the runoff forecasting model, and joined with the judgement model to warn of possible pollution accident, which completes the artificial intelligence warning system. And GUI (Graphic User Interface) has been designed for that system. GUI screens, in order of process, are main page, data edit, discharge forecasting, water quality forecasting, warning system. The application capability of the system was estimated by the pollution accident scenario. Estimation results verify that the artificial intelligence warning system can be a reasonable judgement of the noized water pollution data.

keywords : warning system, pollution accident, artificial intelligence, multi-perceptron, multi layer neural network, neuro-fuzzy, GUI

요 지

수질오염 사고를 판단하기위한 경보모형은 다중퍼셉트론과 다층신경망, 뉴로-퍼지 모형들로 구성되었으며, 개발된 기준축에 따른 안정, 주의, 경고 상태를 학습하였다. 수질예측 모형에 유출예측 모형을 연계하고 경보모형을 결합하여 인공지능 시스템을 구축하였으며, 구축된 시스템을 GUI로 구현하였다. GUI 화면은 초기화면, 자료 전처리 과정, 유량예측 과정, 수질예측 과정, 경보시스템의 순으로 진행된다. 수질오염 사고에 대한 시나리오를 작성하여 시스템의 적용성을 검토하였으며, 인공지능 경보시스템은 이상수질에 대하여 위험 및 안정 상태를 적합하게 구별하는 것으로 나타났다.

핵심용어 : 경보시스템, 수질오염 사고, 인공지능, 다중퍼셉트론, 다층신경망, 뉴로-퍼지, GUI

* 정희원 · 충북대학교 토목공학과 강사, 공학박사
Part-time Lecturer, Dept. of Civil Eng., Chungbuk National Univ., Cheongju, Chungbuk 361-763, Korea
(e-mail: isyeon@chungbuk.ac.kr)

** 정희원 · 충북대학교 토목공학과 교수, 공학박사
Professor, Dept. of Civil Eng., Chungbuk National Univ., Cheongju, Chungbuk 361-763, Korea

1. 서론

근래들어 우리나라에서는 수자원 공급의 불균형에 따른 양적 문제와 더불어 도시화, 산업화의 가속으로 인한 질적 문제가 크게 대두되고 있다. 1998년~2000년까지 한강유역의 수질오염사고는 총 70회 중에 68.6%는 유류유출이며, 그 외에는 수환경 변화에 의한 것으로 조사되었다. 남한강에서는 유류유출이 17회, 수환경 변화로 인한 오염사고가 3회 발생하였다. 유류유출 사고는 주로 차량사고와 유류저장탱크 관리 소홀 등에 의해서 발생되었으며, 수환경변화에 의한 사고는 강우유출수의 급격한 하천유입, 하상퇴적물 부상, 하천의 급격한 DO고갈 및 각종 폐수의 불법 배출 등에 의해 발생하는 것으로 나타났다. 농업의 근대화와 여가 선용에 따른 위락시설의 증가로 인해 대도시 뿐만 아니라 중·소도시 및 농어촌 지역에서도 각종 수질오염 물질의 배출량이 점진적으로 늘어나고 있는 추세이다. 이러한 변화와 위험사고에 대비하여 우리나라 하천들도 보다 진일 보된 수질오염 관리 시스템에 접근할 필요가 있다.

실시간적인 물관리를 위해서 수자원공사와 환경부에서는 유량과 수질자료를 집적한 시스템이 구축되고 있으며, 최근에는 Web 기반 시스템에 관한 연구들(Molkenthin 등, 2002; 전계원 등, 2004)과 수질오염사고를 대비한 관리 시스템 연구(이홍근 등, 1997)가 진행되었다. 현재 수질자동측정망 지점에서 수질오염 사고에 대한 판단을 위해 물벼룩의 생육 상태 등을 이용하고 있으나, 적합한 분석 및 예측 모형을 연계하여 관리자의 판단을 도울 수 있는 방안이 요구된다. 인공지능 모형은 구성이 용이하고, 학습을 통해 변화에 잘 적응(Haykin, 1999)하여 실시간 자료를 통한 운영 및 관리에 적합한 모형이라 판단된다. 또한 인공지능 모형은 숫자나 문자인식에 활용(Jang 등, 1997)되는 바와같이 어떠한 패턴을 인식하여 구분할 수 있으며, 이상수질에 대한 판단 목적으로 사용한다면 연구에 적용된 예측 모형들과 구조상 연계가 쉬운 장점이 있다.

인공지능 모형으로 이상 수질을 판별할 수 있도록 경보모형을 구성하였으며, 유출 예측과 수질예측을 연계한 유량-수질예측 모형에 경보모형을 결합하여 인공지능 모형들로 구성된 실시간 경보시스템을 구축하였다. 경보시스템의 주요 역할은 갑작스런 이상수질로 인해 수질예측모형의 예측값과 자동측정망에서 얻어진 취득값이 서로 큰 차이가 있을 경우와 원수수질이 3급수 이하일 경우에 주의 및 경고를 통보한다. GUI(Graphic User Interface)로 구현된 경보시스템을 통해 예측된 유량으로 수질예측을 수행하고, 이상 수질에 대한 판단

가능성을 검토하였다.

2. 경보모형의 구성

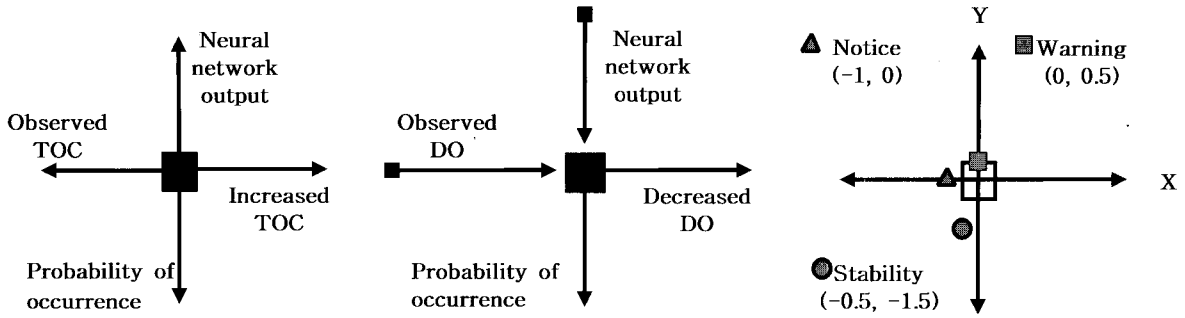
경보모형은 안정화된 수질예측 신경망 모형의 출력값을 받아들여 자동측정망에서 취득된 실측값과 비교하고 이상치의 발견시 경고의 메시지를 전달할 수 있도록 구성하였다. 신경망 출력값과 실측값 외에도 이상치의 판단을 위해 실측값의 시간당 변화폭과 발생확률을 이용하였다.

이상치의 판단을 위해 9×9 행렬을 이용하였으며 항목별로 5등급을 기준으로 4개의 축을 구성하였다. 4개의 축을 이용할 경우 안정한 상태는 숫자 "1" 형태에 가깝게 된다. TOC 항목의 경우, 신경망 출력값과 TOC 실측값이 모두 작고 발생확률은 높을 것이며, 이전값에 비해 갑작스러운 증가폭이 적거나 없는 경우이다. DO 항목의 경우, 신경망 출력값과 DO 실측값이 모두 크고 발생확률은 높을 것이며, 이전값에 비해 감소폭이 적거나 없는 경우이다. 경고의 상태는 한일자 "—"에 가깝게 된다. TOC 항목의 경우, 신경망 모형의 출력값에 비해 TOC 실측값이 매우 크고, 발생확률은 작으며, TOC의 증가가 크게 발생하였을 것이다. DO 항목의 경우, 신경망 모형의 출력값에 비해 DO 실측값이 매우 작거나 발생확률이 작고, DO의 감소폭이 크게 나타날 것이다. 또한 잦은 경고를 방지하기 위해 주의상태를 두었다. 신경망 모형의 출력값과 실측값의 오차는 있으나, 증가량이나 발생확률이 극단적이지 않은 경우이다. ANFIS 뉴로-퍼지 모형은 X, Y축에 대한 안정, 주의, 경고 상태의 center 값을 사용하였다. 그림 1에 경보모형의 학습을 위해 설정한 기준축을 나타내었으며, 그림 2에 기준축으로부터 형성된 안정, 주의, 경고 상태의 학습지표를 나타내었다.

3. 경보시스템 구축

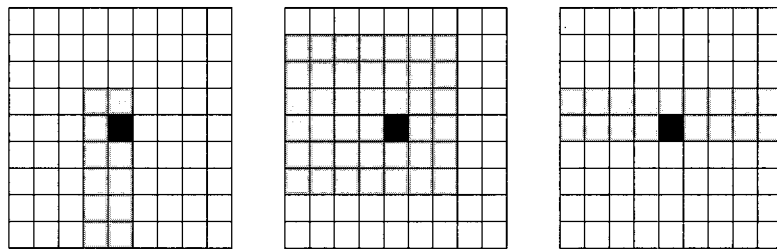
3.1 시스템 구성

유량예측 모형과 수질예측 모형을 연계하여 수질예측 연계모형을 구성하고, 수질오염사고에 대한 판단능력을 가진 경보모형을 결합하여 실시간 수질관리를 위한 인공지능시스템을 구축하였다. 유량예측 모형은 상·하류에 위치한 관운과 영월1 지점의 수문자료 학습을 통해 미계측 지점에서의 유량을 출력하도록 구성되었으며, 유량예측 모형으로부터 출력된 출력값이 수질예측 모형에 자동 입력되어 수질예측이 수행된다. 또한 수질예측 모형으로부터 t 시점에서 예측된 t+1 시점의 수질예측값은 경보모형에 의해 t+1 시점에서 측정된 실측



a) TOC 기준축(신경망 모형) b) DO 기준축(신경망 모형) c) DO/TOC 기준축(뉴로-퍼지 모형)

그림 1. 경보모형의 학습을 위한 기준축 설정



a) 안정(Stability) b) 주의(Notice) c) 경고(Warning)

그림 2. 경보모형의 학습지표

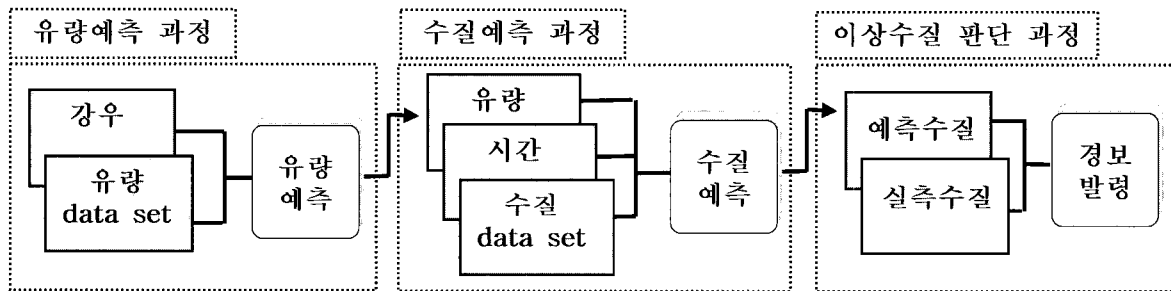


그림 3. 시스템의 구성

자료 및 변동성향과 비교·분석되어 오염여부를 판단하는데 사용된다. 인공지능 경보시스템의 구동과정을 그림 3에 나타내었다.

3.2 GUI 구축

인공지능시스템은 운영상 편의를 위해 Matlab을 통하여 GUI (Graphic User Interface)로 구축되었다. 초기 화면에서는 연결된 자료 전처리 모형, 유량예측 모형, 수질예측 모형, 경보 모형을 제어하도록 설계되었다. 자료 전처리 과정에서는 수질자동측정망으로부터 취득된 5분단위 원시자료를 시간대표값으로 산출한다. 유량예측 과정에서는 강우량과 유량의 관계를 학습한 유량예측 모형의 검증을 수행하고, 수질예측 과정에서는 유량예측값을 읽어들이어 수질예측의 학습과 검증을 실시한다. 예측된 수질은 경보시스템에 의해 이상수질 판단에 사

용된다. 각 과정의 시작화면을 그림 4~8에 나타내었다.

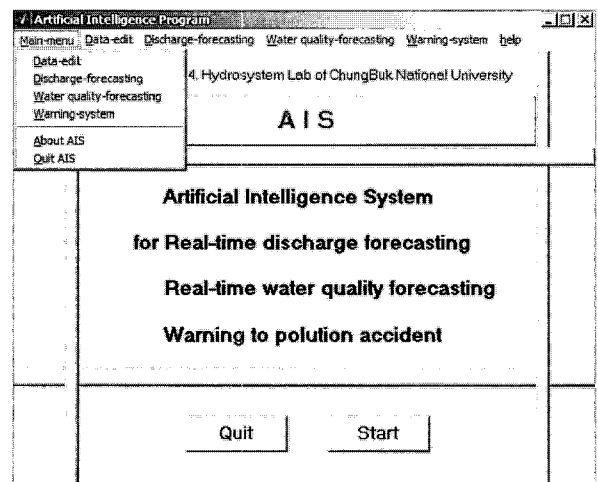


그림 4. 초기화면

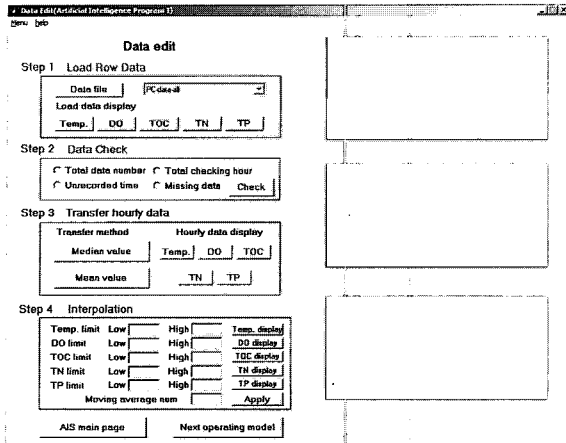


그림 5. 자료 전처리 과정의 화면

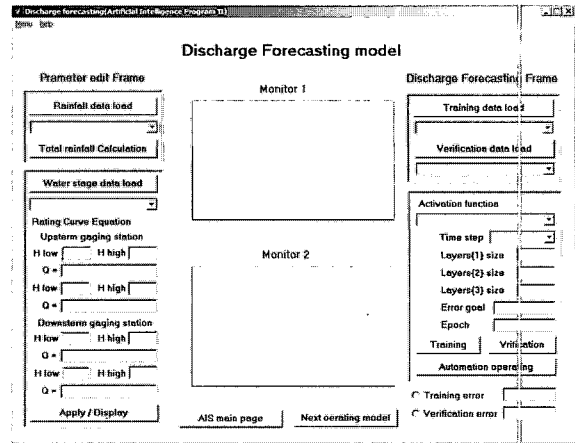


그림 6. 유량예측 과정의 화면

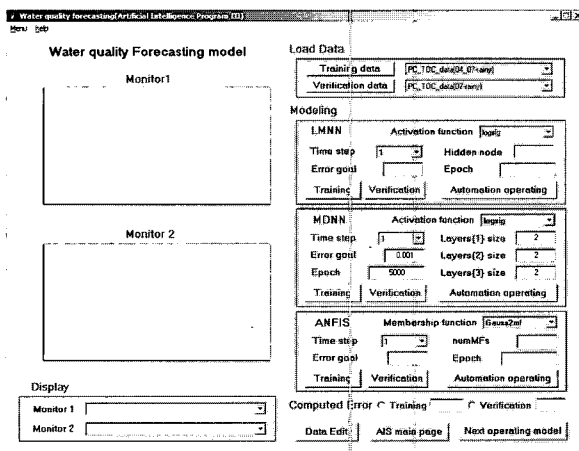


그림 7. 수질예측 과정의 화면

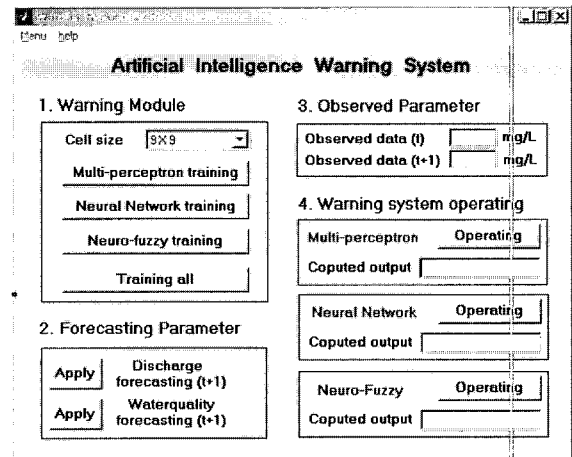


그림 8. 경보시스템의 화면

4. 적용 및 결과

실시간적인 수질관리에 대한 적용성 검토를 위해 개발된 인공지능시스템이 모의 운영되었다. 운영 순서는 구성된 순서에 따라 자료의 전처리를 통한 자료의 안정화 및 시간대표값 추출 과정, 유출예측 모형을 이용한 수질자동추정망 지점에서의 유량예측 과정, 수질예측 모형을 이용한 수질예측 과정, 경보모형을 통한 이상수질 판단과정으로 진행되었다.

4.1 자료의 안정화

5분단위 원시자료에서 시간대표값이 추출되었고, 보간과 자료의 평활화 과정이 수행되었다. 그림 9에 원시자료와 추출된 시간대표값, 평활화된 최종값의 산출 화면을 나타내었다.

4.2 예측모형의 운영

구축된 인공지능 시스템에서는 수질예측에 앞서 유량예측이 수행되었다. 예측된 유량은 수질예측 모형의

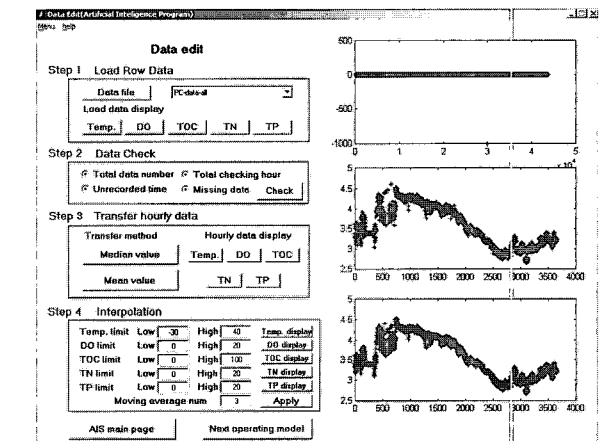


그림 9. 자료의 안정화 결과

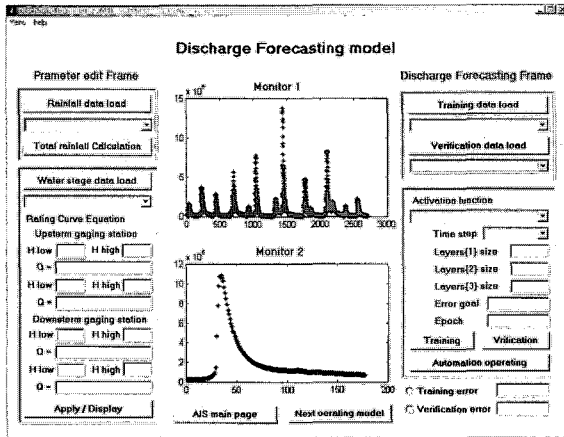


그림 10. 유량예측 결과 화면

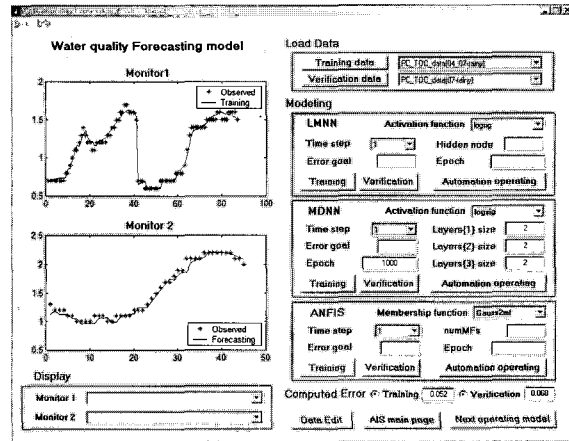


그림 11. 수질예측 결과 화면

이며, 그림 11은 유량예측 모형과 연계된 수질예측 모형이 학습 및 검증과정을 거친 결과화면이다.

4.3 경보시스템의 운영

TOC와 DO를 기준으로 불규칙한 이상수질이 발생하였을 때에 경보시스템이 이를 해석할 수 있는지 검토하였다. TOC 항목에서는 다양한 수질변동 상황을 고려하여 수질오염 발생에 대한 가상시나리오를 작성하였으며, 유출예측 모형과 수질예측 모형의 연계를 통해 예측모형의 적용성이 검증되었던 2003년 7월 24일 사상에 적용하였다. DO의 사상은 2003년 7월 10일 18시부터 급격하게 저하한 실측자료이다. 유량이 감소되고 수질 변화가 미미한 시점이나, 급격한 DO의 변화 양상으로 보아 기기의 오작동으로 판단되는 구간이다. 이와같은 경우는 오염사고로 인해 이후에도 발생 가능성이 있다고 판단되어 시나리오로 사용하였다. 그림 12와 13에 작성된 시나리오를 나타내었으며, 경보시스템은 안정화된 예측 모형의 수질예측 값과 취득되는 수질을 지속적으로 비교하여 이상여부를 판단하게

된다. 경보모형의 입력자료 구성을 위해 매시간 변화하는 수질자료의 변화량을 잔차에 의해 계산하였으며, 그림 14와 15에 평창강 지점의 TOC와 DO 자료에 대한 시간당 변화량을 나타내었다. 시간위로 환산된 실측 자료들을 크기 순으로 나열하여 순위에 따른 발생 확률을 계산하였다. TOC 실측값은 1 mg/L인 경우에 발생확률이 10%, 2.1 mg/L인 경우에 1%로 나타났다. DO는 8.7 mg/L인 경우에 발생확률이 10%, 7.1 mg/L인 경우에 1%로 나타났다. 작성된 시나리오 중 TOC는 ①~⑤의 경우, DO는 ①~⑥의 경우를 선택하여 안정, 주의, 경고 상태에 대해 학습한 경보모형이 어떻게 반응하는지를 확인하였다. 최종 선정된 수질예측 모형에 의해 출력된 수질 예측값 등은 인공지능 경보시스템의 입력값으로 사용되며, 각 경우의 입력값은 표 1, 표 2와 같다.

표 1과 2의 입력값은 항목별 기준축에 의해 9×9 행렬로 전환되어 학습된 인공지능 모형들에 의해 수질오염 판단에 사용된다. TOC Case ②의 경우가 세부적으로 구분된 그림 16의 기준축을 통해 매트릭스 형태로

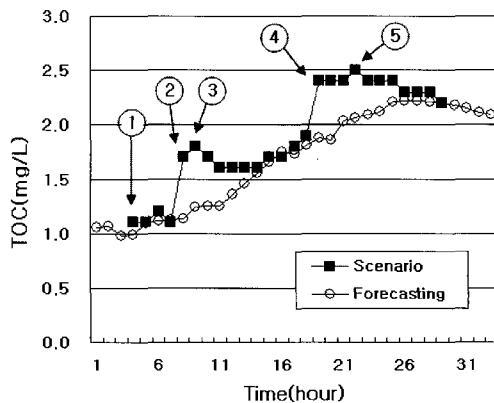


그림 12. TOC 시나리오

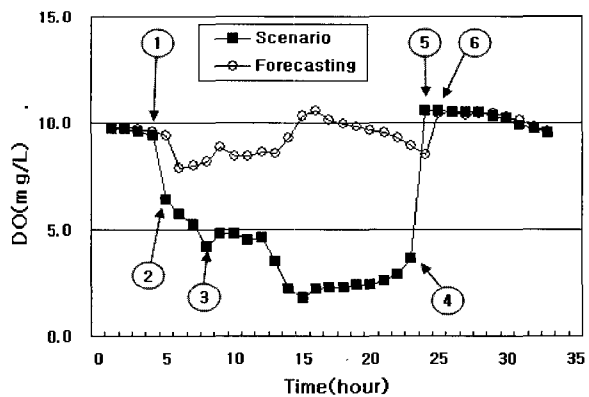


그림 13. DO 시나리오

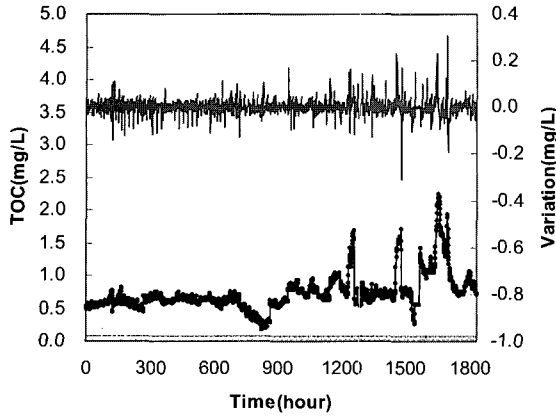


그림 14. TOC의 시간당 변화량

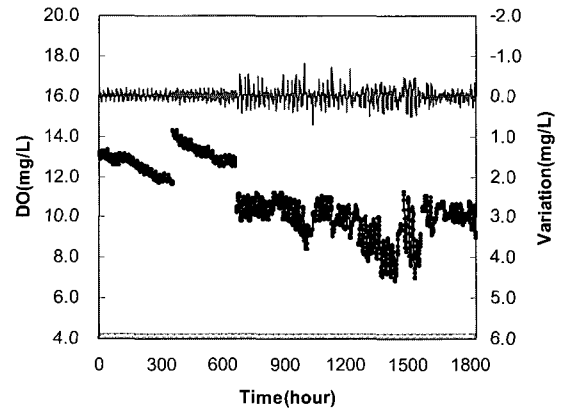


그림 15. DO의 시간당 변화량

표 1. 인공지능 경보시스템의 TOC 입력값

Case	Observed value (mg/L)	Forecasted value (mg/L)	Variation (mg/L)	Probability of occurrence (%)
①	1.1	1.0	+0.1	8.1
②	1.7	1.1	+0.6	1.5
③	1.8	1.2	+0.1	1.2
④	2.4	1.9	+0.5	Less than 0.1
⑤	2.5	2.1	+0.1	Less than 0.1

표 2. 인공지능 경보시스템의 DO 입력값

Case	Observed value (mg/L)	Forecasted value (mg/L)	Variation (mg/L)	Probability of occurrence (%)
①	9.4	9.5	-0.2	16.6
②	6.4	8.2	-3.0	0.3
③	4.2	8.9	-1.1	0.1
④	3.6	8.6	+0.7	Less than 0.1
⑤	10.6	8.5	+7.0	52.2
⑥	10.5	10.5	-0.1	46.1

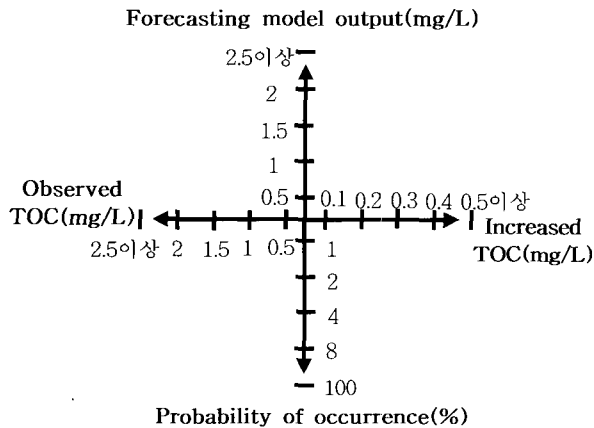


그림 16. TOC 기준축의 구분

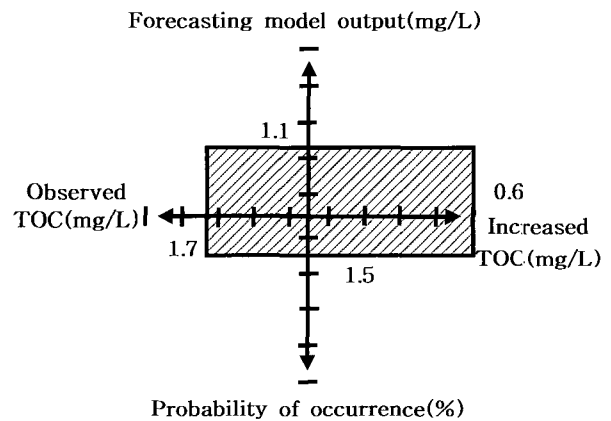


그림 17. TOC Case ②의 매트릭스 변환과정

변환되는 과정을 그림 17에 나타내었으며, DO Case ⑤의 경우가 그림 18의 기준축을 통해 변환되는 과정을

그림 19에 나타내었다. 변환과정에 의한 각 경우별 변환결과를 그림 20과 21에 나타내었다.

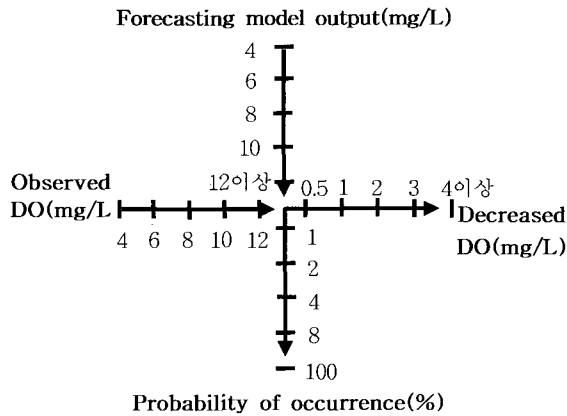


그림 18. DO 기준축의 구분

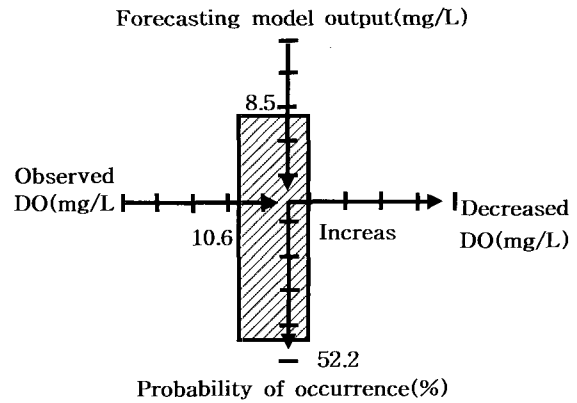


그림 19. DO Case ⑤의 매트릭스 변환과정

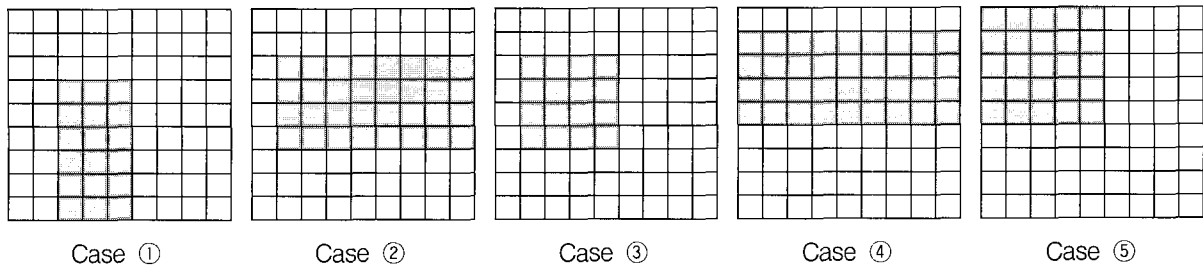


그림 20. TOC 기준축에 의한 각 경우의 매트릭스 변환

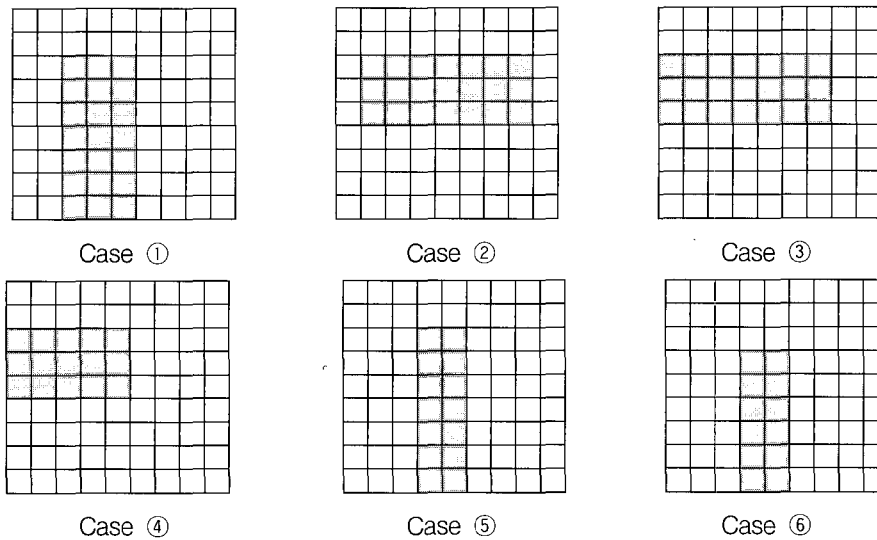


그림 21. DO 기준축에 의한 각 경우의 매트릭스 변환

인공지능 경보시스템에 사용되는 입력값은 학습된 인공지능 모형들의 연결강도 행렬과 계산되어 최종계산값을 출력하기 때문에 행렬로 변환되어 진다. 그림 20과 21의 변환된 9×9 행렬은 모양을 갖는 부분은 1, 그렇지 않은 부분은 0의 원소값으로 표현되며, 1×81의 행렬로 전환하여 연결강도 행렬과 계산된다. 단층신경망인 다중퍼셉트론 경보모형에서는 목표치가 3개로 이루어져 있으므로 연결강도 행렬은 81×3의 형태를 갖는다. 목표값이 4개인 다층신경망은 은닉층을 중심으로 전후

에 2개의 연결강도 행렬을 갖는다. 마지막 층(출력층)의 연결강도는 은닉층의 노드수가 N개일 경우에 N×4의 형태를 갖는다. 뉴로-퍼지 모형은 일반적인 다층신경망의 알고리즘을 결합하였으며, 신경망의 출력층에서는 다층신경망과 같은 연결강도 행렬을 갖는다.

행렬로 변환된 TOC 시나리오중 ①~⑤의 경우와 DO 시나리오중 ①~⑥의 경우는 학습된 연결강도 행렬에 의해 계산값으로 출력되었으며, 임계치인 0을 기준으로 임계치보다 작으면 -1, 크면 1로 Output이 출력되었다.

TOC 시나리오에 대한 인공지능 경보시스템의 적용결과 는 표 3~5와 같다. 다중퍼셉트론 경보모형, 다층신경망 경보모형과 뉴로-퍼지 경보모형은 모두 ②와 ④의 경우를 이상치로 판단해 내는 좋은 결과를 보였다. 또한 TOC의 시간당 증가량은 크지 않으나, 신경망 모형의 출력값과 차이를 보인 ③과 ⑤의 경우에 주의 및 경고를 전달하였으며, 안정적인 ①의 경우를 잘 판단하였다.

DO 시나리오에 대한 인공지능 경보시스템의 적용결과 는 표 6~8과 같다. 다중퍼셉트론 경보모형, 다층신경망 경보모형과 뉴로-퍼지 경보모형은 신경망의 출력값과 실측치가 근사한 ①, ⑤, ⑥의 경우를 안정상태로 판단하였다. 또한 DO가 급격히 감소한 ②와 신경망 모형의 출력값과 실측값이 큰 차이를 보인 ③의 경우를 이상치로 판단해 내었다.

DO 농도가 3.6mg/L로 매우 낮았으나 시간당 변화

량이 0.7mg/L 증가한 ④의 경우, 다층신경망과 뉴로-퍼지 경보모형은 경고상태를 전달하였으며, 단층신경망 모형인 다중퍼셉트론은 오류가 발생하는 부적절한 결과가 나타났다. 단순한 구성을 가진 단층신경망은 DO의 감소를 위험상태로 학습하였으나, ④의 경우는 DO가 증가한 상태이므로 판단이 모호하였을 것으로 판단된다. 그러나 취수원수의 한계값으로 설정한 5mg/L 보다 낮아 시스템의 원수수질 판단 기능에 의해 경고상태로 전환되었다. 원수수질에 대한 판단기능은 이상수질 판단기능에 우선하여 적용되도록 구성하였으며, ③과 ④ 경우의 사이에 취수에 부적절한 실측값을 모두 경고상태로 전달하였다. 이상과 같이 경보모형에 의해서 출력된 값을 통해 안정, 주의, 경고가 판단되었으며 다중퍼셉트론, 다층신경망, 뉴로-퍼지 모형의 운영에 의한 경보시스템의 전달 메시지를 그림 22에 나타내었다.

표 3. 다중퍼셉트론 경보모형의 TOC 상태 판단결과

Case	Model calculation			Output			Message
①	2.14	0.57	-2.65	1	1	-1	Stability
②	-1.46	1.11	5.50	-1	1	1	Warning
③	0.78	-0.57	2.91	1	-1	1	Notice
④	-1.51	2.57	7.71	-1	1	1	Warning
⑤	-1.78	2.65	6.33	-1	1	1	Warning

[안정(Stability) 목표치: 1 1 -1, 주의(Notice) 목표치: 1 -1 1, 경고(Warning) 목표치: -1 1 1]

표 4. 다층신경망 경보모형의 TOC 상태 판단결과

Case	Model calculation				Output				Message
①	1.00	0.99	-0.99	-0.99	1	1	-1	-1	Stability
②	-1.00	-0.99	0.92	0.99	-1	-1	1	1	Warning
③	1.00	-0.27	-0.68	0.27	1	-1	-1	1	Notice
④	-1.00	-0.99	0.98	0.99	-1	-1	1	1	Warning
⑤	-1.00	-0.93	0.36	0.93	-1	-1	1	1	Warning

[안정 목표치: 1 1 -1 -1, 주의 목표치: 1 -1 -1 1, 경고 목표치: -1 -1 1 1]

표 5. 뉴로-퍼지 경보모형의 TOC 상태 판단결과

Case	X-axis center	Y-axis center	Model calculation	Output	Message
①	-1.0	-1.5	0.81	1	Stability
②	0.5	0.5	-1.02	-1	Warning
③	-1.5	0.5	-0.02	0	Notice
④	0	1.5	-1.49	-1	Warning
⑤	2.0	2.0	-1.76	-1	Warning

[안정 목표치: 1, 주의 목표치: 0, 경고 목표치: -1]

표 6. 다중퍼셉트론 경보모형의 DO 상태 판단결과

Case	Model calculation			Output			Message
①	5.35	5.63	-4.99	1	1	-1	Stability
②	-3.95	2.72	0.34	-1	1	1	Warning
③	-1.77	1.74	2.20	-1	1	1	Warning
④	1.16	1.64	0.23	1	1	1	Error
⑤	6.41	6.99	-6.83	1	1	-1	Stability
⑥	6.53	6.28	-6.96	1	1	-1	Stability

[안정(Stability) 목표치: 1 1 1 -1, 주의(Notice) 목표치: 1 -1 1, 경고(Warning) 목표치: -1 1 1]

표 7. 다층신경망 경보모형의 DO 상태 판단결과

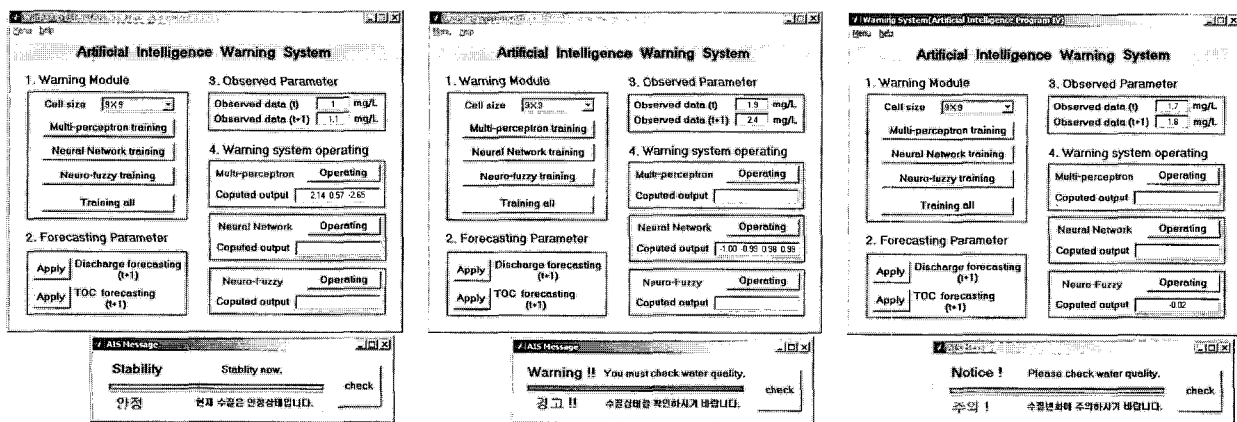
Case	Model calculation				Output				Message
①	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1	1	-1	-1	Stability
②	-1.00	-1.00	1.00	1.00	-1	-1	1	1	Warning
③	-1.00	-1.00	1.00	1.00	-1	-1	1	1	Warning
④	-1.00	-1.00	1.00	1.00	-1	-1	1	1	Warning
⑤	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1	1	-1	-1	Stability
⑥	1.00	1.00	-1.00	-1.00	1	1	-1	-1	Stability

[안정 목표치 : 1 1 -1 -1, 주의 목표치 : 1 -1 -1 1, 경고 목표치 : -1 -1 1 1]

표 8. 뉴로-퍼지 경보모형의 DO 상태 판단결과

Case	X-axis center	Y-axis center	Model calculation	Output	Message
①	-1.0	-1.0	1.77	1	Stability
②	0	1.0	-1.20	-1	Warning
③	-1.0	1.0	-5.28	-1	Warning
④	-2.0	1.0	-7.93	-1	Warning
⑤	-0.5	-0.5	3.01	1	Stability
⑥	-0.5	-1.5	0.99	1	Stability

[안정 목표치 : 1, 주의 목표치 : 0, 경고 목표치 : -1]



a) 다중퍼셉트론(TOC case ①)

b) 다층신경망(TOC case ④)

c) 뉴로-퍼지(TOC Case ③)

그림 22. 경보시스템의 운영결과 전달

5. 결 론

인공지능 모형들로 구성된 유출예측 모형, 수질예측 모형, 정보모형으로 시스템을 구축하여 이상수질 변화에 대한 적용성을 검토하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

안정, 주의, 경고 상태에 대한 정보모형의 학습기준으로 개발된 기준축은 문자나 숫자를 인식할 수 있는 인공지능 모형의 특징이 고려되었으며, 유량-수질 연계 모형에 의한 수질 예측값과 시나리오로 작성된 실측값은 기준축을 통해서 적절한 행렬 형태의 입력값으로 변환이 가능하였다.

다중퍼셉트론 정보모형은 구조가 간단하여 학습시와 유사한 패턴의 자료를 구분하는데 빠르고 유용하였으나, 모호한 자료에 대해서는 판단능력이 부족하였다. 자료의 변화가 다양하고 복잡한 상태에서는 이상수질의 판단을 위해 다층신경망 정보모형이나 뉴로-퍼지 정보모형을 사용하는 것이 효과적인 것으로 나타났다.

수질예측 모형에 유출예측 모형을 연계하고 정보모형을 결합하여 구축된 인공지능 정보시스템은 TOC와 DO의 이상 수질에 대하여 위험상태 및 안정상태를 적합하게 구별하는 것으로 나타났다. 또한 GUI로 구현된 시스템 화면을 통해서 모의 과정을 편리하게 운영할 수 있었으며, 자료의 처리 및 모의 결과를 쉽게 이해할 수 있었다.

격자형 기준축에 대한 행렬의 크기 및 모양의 기준 설정에 있어 더욱 세밀한 연구가 필요하며, 인공지능시스템과 연계되어 수질오염사고 정보시에 수질사고 지점

을 파악할 수 있는 시스템이 구축된다면 수질감시에 도움이 될 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

- 이홍근, 오경두, 정지훈 (1997). “수질오염사고의 진단 및 대책을 위한 전문가시스템 개발.” **한국수질보전학회 학술연구발표회 논문집**, 한국수질보전학회, pp. 29-32.
- 전계원, 안상진, 유병로 (2004). “Web기반 홍수유출 및 수질예측 시스템의 개발.” **대한토목학회논문집**, 대한토목학회, 제24권, 제4B호. pp. 333-339.
- Molkenthin, F., Stumpp, S., and Appt, J. (2002). “Web Based Data Monitoring, Analysis, Reporting and Management for Field Measurements.” *Hydroinformatics 2002, Proceedings of the Fifth International Conference on Hydroinformatics*, Cardiff, U.K. pp. 1551-1556.
- Demuth, H., and Beale, M. (1997). *Neural Network Toolbox, For Use with MATLAB User's Guide*. The Math Works, Inc.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks A Comprehensive Foundation - Second Edition*. Prentice Hall International, Inc. pp. 1-6.
- Jang, J.S.R., Sun, C.T. and Mizutani, E. (1997). *Neuro-Fuzzy and soft computing*. Prentice Hall International, Inc. pp. 540-548.

(논문번호:05-27/접수:2005.2.7/심사완료:2005.06.20)