



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

신경망기법을 이용한 도시홍수
예측모형에 관한 연구



2008 년 2 월

부 산 대 학 교 대 학 원


토 목 공 학 과

송 영 현

공학석사 학위논문

신경망기법을 이용한 도시홍수
예측모형에 관한 연구

지도교수 신 현 석

The seal of Pusan National University is a circular emblem. It features a central shield with a crown on top and the Korean characters '부산' (Busan) inside. Below the shield is the year '1946'. The outer ring of the seal contains the text '부산대학교' (Pusan National University) in Korean and 'PUSAN NATIONAL UNIVERSITY' in English.

2008 년 2 월

부 산 대 학 교 대 학 원

토 목 공 학 과

송 영 현

송영현의 공학석사 학위 논문을 인준함

2007 년 12 월 일



위 원 장 박 상 길 인
위 원 박 수 완 인
위 원 신 현 석 인

목 차

표 목차	VIII
그림 목차	IX
제 1 장 서 론	1
1.1 연구목적 및 필요성	1
1.2 연구방향 및 범위	3
1.3 연구동향	4
제 2 장 수문관측을 통한 경보발령(안) 산정	7
2.1 해안도시 홍수 예 · 경보시스템 개요	7
2.1.1 홍수 예 · 경보시스템 조사	7
2.1.2 해안도시 돌발홍수 모형구성 및 시스템 개요	9
2.2 경보발령 기준우량 산정 및 문제점 도출	11
2.2.1 지속시간-강우량별 선정지점 유출량 산정	11
2.2.2 한계수심-지속시간별 경보발령 기준우량 산정	12
2.3 실시간 수문관측 모니터링시스템 운영 및 분석	14
2.3.1 수문관측 모니터링시스템 운영	14
2.3.2 대상유역 수문자료 수집 및 분석	14
2.4 자료 분석 및 문제점 도출	20
2.4.1 경보발령시스템 실적용 결과분석	20
2.4.2 문제점 도출	24
제 3 장 신경망모형 구조	28
3.1 신경망모형의 개요 및 특징	28
3.1.1 신경망의 개요	28
3.1.2 신경망모형의 특징	31
3.2 신경망모형의 기초 및 역학	34

3.2.1 신경망모형의 기초	34
3.2.2 신경단위의 역학	36
3.3 역전과 알고리즘의 구조	37
3.4 역전파모형의 학습절차	39
3.5 역전파모형의 특징	40
제 4 장 신경망 도시홍수 예측모형의 개발	42
4.1 도시홍수 예측모형 기법 개발	44
4.2 학습 및 검증사상	46
4.2.1 적용 홍수-호우자료 및 검증자료 구축	46
4.2.2 모형변수의 민감도 분석	48
4.3 결과분석을 통한 최적모형 선정	49
4.4 강우-유출 예측	56
4.4.1 모형의 검정 및 검증	56
제 5 장 수문관측-신경망 예측모형의 연계를 통한 정보발령(안) 개선	65
5.1 도시홍수 예측모형을 이용한 하도지점 수위 예측분석	65
5.2 선정지점 수위예측 분석	66
5.2.1 호우자료 수집 및 분석	66
제 6 장 결론	78
6.1 대상유역에 대한 수문관측 모니터링 시스템을 통한 시·공간적 수문자료의 수집 및 정리	78
6.2 신경망 도시홍수 예측모형 개발	78
참고문헌	78
ABSTRACT	78

표 목차

표 1. 모형별 유출모의를 통한 강우량-지속시간별 첨두홍수량 산정	12
표 2. 선정 지점의 강우량-지속시간별 첨두홍수량 비교	12
표 3. 선정지점 한계수위 및 한계유출량 산정	13
표 4. 선정지점 20분 지속시간 강우-유출량 및 상관관계식	13
표 5. 한계수위별 20분 지속시간 경보발령 기준우량 산정	14
표 6. 세병교지점 실시간 수문관측 자료(05.08~06.08)	16
표 7. 강우사상별 경보발령 결과	20
표 8. 조건별 강우사상 분류	21
표 9. 강우지속시간별 경보발령 분석(case_3)	24
표 10. case별 강우사상 분석결과	27
표 11. 문제점 도출	27
표 12. 학습 분류에 의한 신경망 분류	32
표 13. 도시홍수 예측을 위한 신경망 학습 및 검증자료의 선정	46
표 14. 도시홍수 예측을 위한 학습 및 검증사상의 홍수유출 특성분석	47
표 15. 모형별 민감도 분석 항목	48
표 16. 강우지체시간에 대한 model I의 민감도분석 결과	50
표 17. 유출지체시간에 대한 model I의 민감도분석 결과	50
표 18. 강우지체시간에 대한 model II의 민감도분석 결과	51
표 19 유출지체시간에 대한 model III의 민감도분석 결과	51
표 20. 민감도 분석에 의한 모형 매개변수 선정	56
표 21. 선정모형에 대한 calibration결과	57
표 22. 선정모형에 대한 validation결과	58
표 23. 선정지점 한계수위 및 한계유출량 산정	65
표 24. 수위 예측분석을 위한 신경망학습 및 검증자료의 선정	67

그림 목차

그림 1. 홍수 예·경보 운영체계	7
그림 2. 온천천유역 홍수 예·경보 시스템	10
그림 3. 홍수 예·경보 시스템 모식도	10
그림 4. 홍수 예·경보 발령흐름도	10
그림 5. 실시간 수문관측시스템을 통한 운영시스템 구축방안	11
그림 6. 온천천유역 실시간 수문관측시스템 모니터링 현황	15
그림 7. 갈수기시 수문데이터 구축	17
그림 8. 5월 집중 호우시 수문데이터 구축	18
그림 9. 7월 집중 호우시 수문데이터 구축	18
그림 10. 태풍‘에위니아’수문데이터 구축	19
그림 11. 도시홍수 경보발령시스템의 실적용 결과 분석	22
그림 12. 도시돌발홍수 경보시스템의 실적용 결과 분석	23
그림 13. 강우지속시간별 경보발령(—경보발령)	25
그림 13. 강우지속시간별 경보발령(—경보발령) - 계속	26
그림 14. 뉴런(Neuron)의 생물학적 구조	29
그림 15. 입력형태와 학습 방법에 따른 신경망의 분류	31
그림 16. 인공적 신경단위의 처리 구조	34
그림 17. 신경단위의 수리모형화	35
그림 18. 다층 전방향신경망의 구조	35
그림 19. 역전파 모형의 구조	38
그림 20. 신경망 도시홍수 예측모형(UFFNN)의 개요	45
그림 21. 도시홍수 예측모형(UFFNN)의 구조	45
그림 22. 대상유역 학습자료	47
그림 23. 대상유역 검증자료	47
그림 24. 강우지체시간에 대한 model I 의 민감도분석 결과	52
그림 25. 유출지체시간에 대한 model I 의 민감도분석 결과	53
그림 26. 강우지체시간에 대한 model II 의 민감도분석 결과	54

그림 27. 유출지체시간에 대한 model III의 민감도분석 결과	55
그림 28. 선정모형에 대한 검증 결과	59
그림 29. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model I - T1) ·	60
그림 30. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model I - T2) ·	60
그림 31. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model I - T3) ·	61
그림 32. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model II - T1) ·	61
그림 33. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model II - T2) ·	62
그림 34. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model II - T3) ·	62
그림 35. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model III - T1) ·	63
그림 36. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model III - T2) ·	63
그림 37. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model III - T3) ·	64
그림 38. 홍수 예 · 경보방안 구축	66
그림 40. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수 예측 수문곡선분석 (model III)	73

제 1 장 서 론

1.1 연구목적 및 필요성

국내의 급속한 인구증가, 도시화, 산업화는 오늘날 보다 많은 물의 수요를 필요로 한다. 이러한 현상은 유역과 하천시스템의 구축개발 및 운영을 도모하고자 하였으나, 결과적으로 그 과정에 있어서 많은 인명피해와 재산상의 손실을 초래했다. 수자원의 보다 효과적인 이용을 위해 수립되어진 계획, 설계 및 안정적 이용은 오랜 세월 이를 연구한 수문학자들의 공통된 당면과제로서, 이러한 이유에서 강우-유출예측을 이해하려 하였고, 또한 강우-유출예측은 홍수관리 측면에 있어서 보다 효과적이며 중요한 요소로 연구되어져왔다. 정부에서는 90년대 초까지 5대강 분류에 대한 홍수 예·경보시스템을 구축하였다. 00년도에는 7개 주요 지천 홍수 예·경보시스템 설치를 위한 기본설계가 완료되었으며, 현재 시스템 설치가 진행 중이다. 현재의 홍수예보시스템은 경험에 의한 강우예측과 저류함수법에 의한 홍수 예·경보 업무를 수행하고 있으나, 현재의 강우예측(정확히, 강우분포형 예측)과 티센법 및 RDS법에 의한 평균 강우량 산정방법으로는 실제의 시·공간적인 강우현상을 홍수 예·경보시스템에 반영하는데 어려움이 있다. 따라서 홍수 예·경보시스템의 정확도 향상을 위하여 강우-유출분석에 새로운 기법의 적용이 필요하게 되었다.

본 연구에서는 현재 대상유역내 운용중인 홍수 예보시스템의 미비점을 보완하기 위하여 기존의 강우분석시스템 및 실 수문관측 모니터링시스템의 개선과, 신경망기법을 이용한 강우-유출분석을 통한 대상유역내 선정지점에 대한 수위예측모형을 개발함으로써 기존의 홍수 예보시스템의 홍수추적 및 수위예측능력을 향상

시키고자 하였다. 또한, 물리적 해석에 기반을 둔 처리모델에서의 유출예측은 매개변수의 복잡한 조합 때문에 일반적으로 불가능하다고 판단하였으며, 이러한 의미에서 인간 신경시스템의 병렬적 분포 과정을 재현한 인공 신경회로망(Artificial Neural Network : 이하 '신경망')은 함수근사, 패턴인식 같은 복잡한 문제를 다루는데 매우 성공적이라는 것을 알 수 있었다. 이러한 막강한 능력과 기능 때문에 신경망은 전통적인 접근에 의해서 풀 수 없었던 공학적인 문제에 대한 대안을 제시할 수 있었으며, 대상구역의 많은 관측점으로부터 획득된 과거의 강우 패턴을 인식하여 학습되고, 새로운 호우사상에 대해서 관련되는 패턴을 제시함으로써 기존의 구축되어진 실 수문관측 모니터링시스템의 DB구축 및 수문관측 자료를 통한 홍수 예·경보시스템 및 경보발령안 적합도 검토의 보다 적합한 개선방안을 강구할 수 있다고 판단하였으며, 이를 통한 해안도시 돌발홍수 예·경보모형의 검·보정 및 실제적 적용을 통해 궁극적으로는, 예측정도의 개선효과 분석 및 예측시간의 최대 확보방안을 관리, 운영하고자 한다.

1.2 연구방향 및 범위

본 연구는 대상유역인 온천천유역에서의 실시간 수문관측시스템 운영을 통한 기초자료분석을 이용해 신경망모형의 구성과 이를 통한 도시홍수 예·경보시스템의 개발을 구축 및 보안, 수정, 검증을 실시할 계획이다.

가. 해안도시 돌발홍수 예·경보 시스템 운영

- 온천천유역내 부곡교 지점의 모니터링시스템 확충
- 실시간 모니터링을 통한 시스템 구축 및 운영 방안마련
- 실시간 관측자료 DB 및 자료 분석 통합 프로그램 개발

나. 신경망모형을 이용한 홍수 예·경보 모형의 구축 및 연계

- 최적 신경망모형의 선정
- 실시간 온천천 신경망 수위 예측 프로그램 개발
- 개발 모형의 실 운영 및 적용
- 기존 강우법과 연계 모듈의 개발 및 최적 시스템 구축

1.3 연구동향

신경망이론은 1943년 McCulloch와 Pitts에 의해서 인간의 뇌가 정보를 기억하고 저장하는 방식을 모델로 하여 최초로 개발되었다. 이들은 단순한 형태의 뉴런(neuron)을 제안하였는데, 이들 뉴런은 다른 뉴런으로부터의 입력에 대한 연결강도(weight)의 가중합을 계산하고, 그 값이 임계값을 경계로 하여 0과 1을 출력하는 형식으로서, 계산기능만 있고 학습기능은 없는 형태이다. 그 후 Hebb(1949)는 두 뉴런사이의 연결강도를 조절할 수 있는 학습규칙을 최초로 제안하였다. 그는 신경세포 A와 B간의 지속적인 변화가 존재할 때 상관관계를 나타내는 연결강도는 한 신경세포의 실제 출력값과 기대 출력값과의 차이에 의해 조정된다고 하였으며, 이를 Hebb의 학습규칙(Hebbian learning rule)이라 한다.

이후, Rosenblatt(1958)는 인간의 시각시스템의 패턴 인식능력을 수학적으로 모형화한 단층 인식자(single layer perceptron)를 발표하면서 신경망이론에 대한 많은 기대와 연구가 뒤따르게 되었다. 그러나 1969년에 Minsky와 Papert는 인식자모형을 수학적으로 분석하였으나, 이 모형은 XOR(exclusive OR)문제를 해결하지 못하며 단순한 선형분리밖에 못 한다는 계산 능력상의 한계가 지적된 후 신경망에 관련된 연구는 약 20여년간 침체의 길을 걷게 되었다. 단층인식자의 이러한 한계 때문에 입력층과 출력층의 사이에 1개 이상의 은닉층(hidden layer)을 가지는 다층 인식자(multilayer perceptron)가 제시되었으나, 이를 학습(learning)시킬 수 있는 적절한 학습규칙을 발견하지 못해 큰 관심을 끌지 못했다. 그러나 1980년대 후반에 들어 Rumelhart와 MaClelland 등(1986)에 의해 다층 인식자를 학습시킬 수 있는 오차역전파(error back propagation)학습 알고리즘이 발표되면서 신경망에 대한 연구가 다시 활발하게 진행 되었다.

신경망이론을 수자원분야에 적용한 연구로서 French 등(1992)은 다층 신경망

(multi layer neural network)을 구성한 뒤 오차역전과 알고리즘을 학습하여 강우의 공간분포를 예측하였으며, Nachimuthu 등(1994)은 cascade-correlation 알고리즘을 이용한 신경망모형을 구축하여 유출량을 예측하였고, Zhu 등(1994)은 신경망모형에 의해 실시간 홍수유출량을 산정하고 모형의 검정을 실시하였으며 또한 두 개의 신경망모형으로 구성되는 증분 유출 예측기법을 개발하여 홍수유출량의 상·하한선을 결정하는데 적용하였다. Hsu 등(1995)은 강우-유출과정을 신경망모형과 ARMAX모형 그리고 SAC-SMA(Sacramento Soil Moisture Accounting)모형을 적용시켜 비교 및 고찰하였다. Anthony(1996)는 홍수기에만 관측하고 있는 강우-유출 자료 이외에 비홍수기를 포함한 자료의 획득을 위하여 계속적으로 모의 발생시킨 선행강우와 유출량과의 관계를 규명하기 위해 신경망모형을 이용하였다.

국내에서는 김주환(1992, 1993)이 신경망모형에 적용하여 홍수시의 일 단위와 시간 단위의 하천 유출량 예측모형을 제시하였고, 윤여중(1995)과 최종남(1998)은 신경망모형에 의한 강우-유출 관계를 해석하여 HEC-1 모형에 의한 결과와 비교하여 적용성을 제사하였다. 심순보 등(1997, 1998)은 신경망모형의 역전과 학습 시 대두되는 지역 최소값(local minimum)문제와 처리속도의 향상을 위해 모멘트법과 Leverberg - Marquardt법을 사용하여 다목적 저수지의 홍수 유입량을 예측하였다. 고원준 등(1999)은 소양강댐 미래시차 1, 3, 6시간의 유입량을 실시간으로 예측하기 위하여 오차역전과 알고리즘과 Cascade-Correlation 알고리즘을 적용하고, 이들 결과를 비교한 바 있다. 2000년 이후 더욱 더 활발한 연구가 진행 중으로 김재영(2000)은 신경망모형에 의해 댐 군의 유입량을 해석하여 HEC-5모형에 의한 결과와 비교하였다. 노경범 등(2001)은 유전자 알고리즘 개발을 토대로 신경망이론을 접목하여 강우 발생에 따른 시 유출량을 예측하였다. 최근의

경우, 유출량 모의뿐만이 아니라 홍수예측 및 수질에 많은 연구가 집중되고 있는 실정으로서 신현석 등(2004)은 신경망을 이용하여 낙동강 유역의 하도유출 예측 및 홍수 예·경보를 구축하였다. 오창렬 등(2002)은 비선형적 특성을 지닌 하천 수질에서 신경망이론을 접목한 수학적으로 해석을 통해 영산강 유역의 수질예측 위한 모형을 개발하였다.



제 2 장 수문관측을 통한 경보발령(안) 산정

2.1 해안도시 홍수 예·경보시스템 개요

2.1.1 홍수 예·경보시스템 조사

1972년 한강유역으로부터 시작하여 이미 5대강 유역에 홍수 예·경보시스템이 설치되어 운영 중에 있으며, 이들 시스템은 저류함수법에 의한 강우-유출 계산을 채택하고 있다. 그림 1은 기존 홍수 예·경보시스템에 대한 운영절차로서 T/M관측소에서 수위-유량관측을 통한 홍수통제소에서의 홍수예보 발령절차를 나타내고 있다.

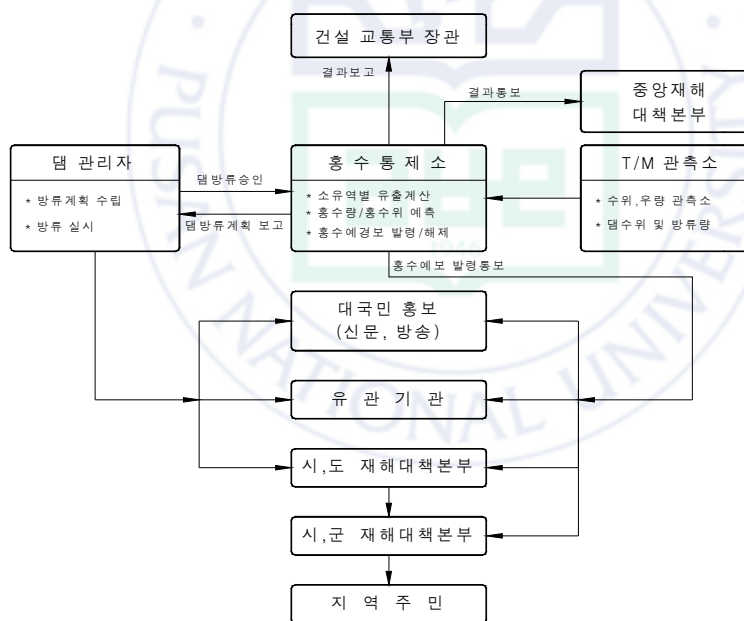


그림 1. 홍수 예·경보 운영체계

가. 기상 예보체계와 연계 운영

홍수 예·경보시 가장 어려운 점 하나는 정확한 강우예측과 예보 선행시간의 확보이다. 대부분 홍수예측의 경우에는 현재까지 내린 강우량만을 가지고 예측을 하기 때문에 이후에 발생하는 강우에 대한 고려나 강우 발생이전에 예측 강우량에 대한 유출계산이 용이치 않아 도달시간이 짧은 유역에서의 홍수 예·경보나 저수지 운영 등에 많은 어려움이 초래되고 있는 실정이다. 장기적이고 정확성 및 신속성 높은 홍수예측을 위해서는 시·공간적 그리고 양적인 강우예측이 필수적이며, 이와 관련하여 현재 기상청에서 실시하고 있는 수치예보자료를 이용할 수 있는 시스템이 구축되어야 한다고 판단하고 있다.

나. 기존 홍수 예·경보의 문제점

1) 제도적 문제점과 대책

1974년 이후에 설치되기 시작한 국내의 홍수 예·경보 시설은 일부 노후화되어 있는 것이 사실이지만, 실시간 자료 수집 및 예보시스템으로서 자동화/컴퓨터화 되어 있으며 선진외국의 시스템과 비교할 때 전혀 손색이 없다.

2) 기술적 문제점과 대책

70년대 개발당시의 골격을 유지한 홍수 예·경보시스템은 오늘날 비약적으로 발전된 최근의 컴퓨터 기술과 수문학적인 기술을 적용하여 기존의 시스템을 재설계하여 구축함으로써 해결할 수 있다. 현재도 추가적으로 발견되는 제반 문제점들에 대해 개선방안이 꾸준히 연구되고 있으며, 홍수 예·경보시스템의 초기 유역

및 관할기관의 특성에 따른 유역별 또는 기관별 독자적 시스템의 구축은 오늘날 전산기술의 비약적인 발전과 수문학적인 진보로 모든 유역의 특성을 반영할 수 있는 일반화된 시스템의 구축이 가능하여졌으며, 다양한 유출 프로그램을 선택적 이용을 통해 호환성과 이식성이 양호한 일반화된 시스템의 구축이 가능해졌다.

2.1.2 해안도시 돌발홍수 모형구성 및 시스템 개요

본 연구에서는 해안도시 하천의 범람으로 인한 홍수재해 발생 시 예상될 수 있는 피해에 대해서 적절한 홍수 예·경보 및 피난대책을 수립하고자 대표적인 해안도시 하천의 특성을 가지는 부산시 온천천유역을 대상으로 수문GIS자료 구축 및 강우의 공간적 특성을 대상유역인 온천천에 티센망 또는 크리깅기법을 이용하여 고려하였을 뿐만 아니라 Huff의 2분위, 6차 회귀다항식을 이용한 강우의 시간적 분포에 대한 분석을 실시하였다. 홍수 예·경보 발령기준을 설정하기 위하여 선정지점에 대한 한계수심의 산정과 하천 수리분석을 위한 한계유출량 산정을 위해 HEC-RAS모형을 이용해 조위의 영향이 고려되어진 홍수위 및 한계유출량을 산정하였고, 도시홍수 기준우량의 산정을 위해 PCSWMM 2002를 이용하여 수문분석을 실시하였다. 아래 그림 2에서는 대상유역내 설치한 실시간 수문관측시스템을 이용하여 예·경보시스템과 그림 3에서는 개략적 모식도를 나타내었다.

가 온천천 유역 홍수 예·경보 발령 흐름도

홍수 예·경보의 발령은 온천천유역의 우량관측소, 수위 및 조위관측소에서 관측된 자료에 의해 홍수규모에 의해 위 그림 4와 같이 발령흐름도의 절차를 거쳐 경보발령이 필요한 경우 관련기관 및 언론, 주민에게 경보발령이 주어진다.

연구원년 당시 온천천유역의 경우 이러한 관측소가 존재하지 않았으며, 이에 대해 본 연구에서는 대상유역에 대해서 강우-수위관측시스템의 필요성을 인지한바 그림 5에서와 같이 설치하였다.

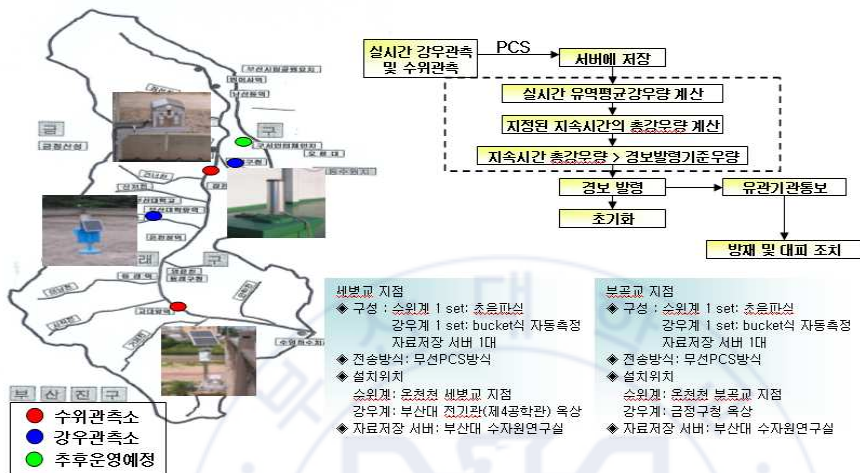


그림 2. 온천천유역 홍수 예·경보 시스템

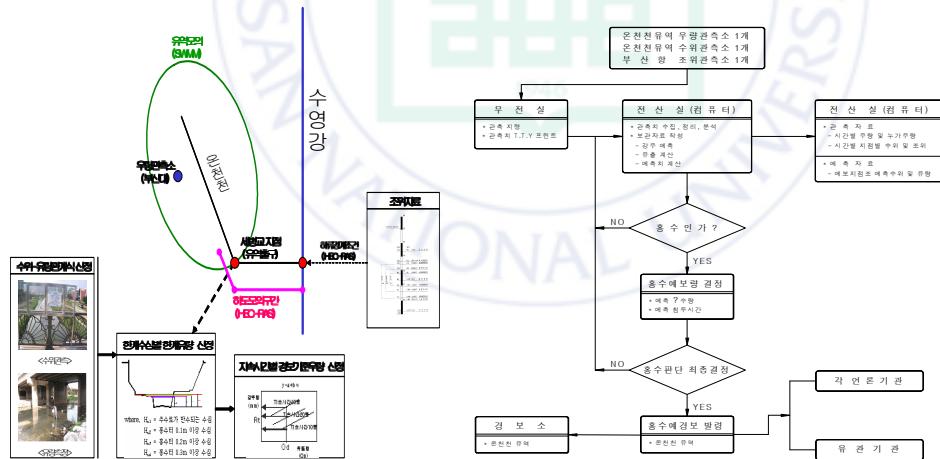


그림 3. 홍수 예·경보 시스템 모식도 그림 4. 홍수 예·경보 발령흐름도

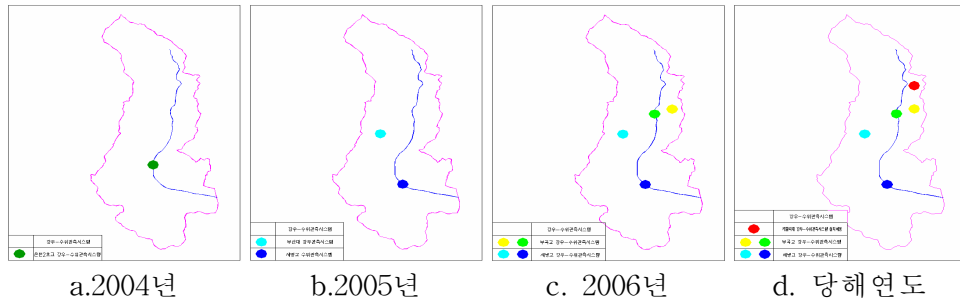


그림 5. 실시간 수문관측시스템을 통한 운영시스템 구축방안

2.2 경보발령 기준수량 산정 및 문제점 도출

2.2.1 지속시간-강수량별 선정지점 유출량 산정

유역내 대표적 친수공간인 세병교지점에 대해서 지속시간별 Huff 분포된 강우 값은 수문모의를 위해 구축한 EPASWMM모형에 입력되어 선정지점에서의 강우량-지속시간별 침투홍수량을 산정하였다. 표 1의 경우 도시홍수 재해관리기술 연구사업단 과제 2차년도(2005)에 PCSWMM을 이용해 미 계측유역 당시의 수문모의를 통해 도출한 결과로서 아래 EPASWMM모형을 통한 침투홍수량 산정에 대한 유출량의 결과를 비교하였다. 그 결과 계측유역에 대한 침투홍수량의 결과를 아래 표 2와 같이 정리하였으며 미 계측유역 상태에서의 침투홍수량에 대한 계측유역 이후의 침투홍수량이 전반적으로 감소함을 보였으며 초기 5mm발생시 침투홍수량의 감소율이 특히, 크게 나온 것은 하수관거에 의한 유출의 영향이 상대적으로 크게 발생하였기 때문이라고 판단된다.

표 1. 모형별 유출모의를 통한 강우량-지속시간별 침투홍수량 산정

<PCSWMM을 통한 선정지점 강우량-지속시간별 침투홍수량> (m ³ /sec)											
강우량 시간	5 mm	10 mm	15 mm	20 mm	25 mm	30 mm	35 mm	40 mm	45 mm	50 mm	100 mm
20분	21.5	58.3	102.4	155	215.4	281.2	351.7	425.6	504.8	586.3	1547.5

<EPASWMM을 통한 선정지점 강우량-지속시간별 침투홍수량>(m ³ /sec)											
강우량 시간	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	100
20분	13.4	43.6	79.3	117.7	159.5	203.2	249.9	297.5	348.3	400.6	738.8

표 2. 선정 지점의 강우량-지속시간별 침투홍수량 비교

강우량	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	100
감소율 (%)	mm	mm	mm	mm	mm	mm	mm	mm	mm	mm	mm
침투홍수량	38	25	23	24	26	28	29	30	31	32	52

2.2.2 한계수심-지속시간별 경보발령 기준우량 산정

본 절에서는 도심지 강우-유출 모형인 EPASWMM, PCSWMM을 이용해 이 미 동일조건에서의 유출량 모의 및 비교를 실시한바, 지속시간-강우량-유출량 관계곡선과 HEC-RAS모형을 이용해 산정한 한계수심에 해당하는 한계유출량을 지속시간-강우량-유출량 관계곡선에서 보간법을 이용해 아래와 같이 해당지속시간의 기준강우량을 설정하였다. 우선 세병교지점에 대한 횡단면 측량성과를 통해 한계수심 및 한계수위를 표 3과 같이 정리하였으며, 수문관측시스템을 이용한 수위-우량의 모니터링 및 수위-유량 관계식을 이용해 한계유량을 산정하였다. 또한

표 4에서는 20분 지속시간에 대한 발생가능 강우에 대해서 침투유출량 산정 및 상관관계식을 나타내고있으며 이러한 산정된 결과를 통하여 표 5에서는 선정지점 내 경보발령 기준우량을 산정하였다.

표 3. 선정지점 한계수위 및 한계유출량 산정

	본 연구측량 단면	실측 수위-유량관계식	
	한계수심(m)	한계수위(m)	한계유량(cms)
h_{c1}	1.34	1.6	18.874
h_{c2}	1.44	1.7	22.431
h_{c3}	1.54	1.8	26.261
h_{c4}	1.64	1.9	30.362

표 4. 선정지점 20분 지속시간 강우-유출량 및 상관관계식

<강우-유출량 산정결과>											(단위: m^3/sec)
강우량 시간	5 mm	10 mm	15 mm	20 mm	25 mm	30 mm	35 mm	40 mm	45 mm	50 mm	100 mm
20분	13.4	43.6	79.3	117.7	159.5	208.2	249.8	297.5	348.3	400.6	738.8
<강우-유출량 관계식>											
시간	$Y=a \cdot X^b$ (Y: 강우량(mm), X: 유량(m^3/sec))										
계수 (분)	10	20	30	40	50	60	120				
a	0.3774	0.5612	0.5757	0.5710	0.5728	0.5866	0.7674				
b	0.7344	0.7054	0.7211	0.7401	0.7562	0.7679	0.7950				

표 5. 한계수위별 20분 지속시간 경보발령 기준우량 산정

지속시간	한계수위- 한계유량별 경보발령 기준우량(mm)			
	h_{c1}	h_{c2}	h_{c3}	h_{c4}
	18.874cms	22.431cms	26.261cms	30.362cms
20	4.458	5.035	5.627	6.234

2.3 실시간 수문관측 모니터링시스템 운영 및 분석

2.3.1 수문관측 모니터링시스템 운영

현재 대상유역내에는 기존의 세병교지점 실시간 수문관측시스템외 07년도 상반기 유역내 상류부 지점인 부곡교지점에 대해 1기의 수문관측시스템이 설치되었으며 상호연계를 통해 구축되어진 자료의 DB구축을 이용해 온천천유역에 대한 보다 명확한 강우-유출 특성을 분석하고자 하고 있으며, 그림 6은 현 온천천유역에 대한 수문관측현황으로서 세병교·부곡교지점에 대한 모니터링 자료가 b, c같이 표시된다.

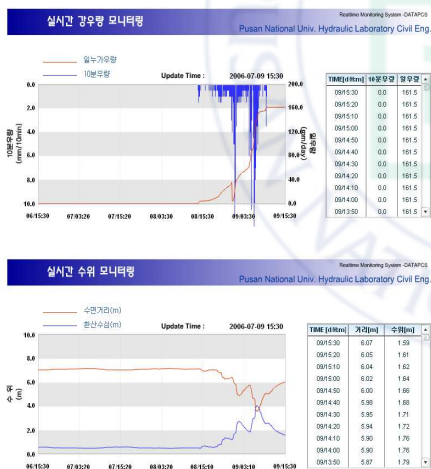
2.3.2 대상유역 수문자료 수집 및 분석

가. 수문자료의 수집

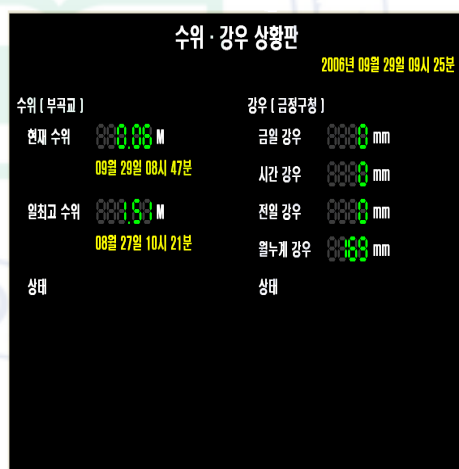
선정지점(세병교)에 설치된 실시간 수문관측 모니터링시스템을 이용해 수문관측을 실시하였으며 이를 표 6과 같이 정리하였다.



a. 온천천 유역 관측현황



b. 세병교 지점 모니터링 현황



c. 부곡교 지점 모니터링 현황

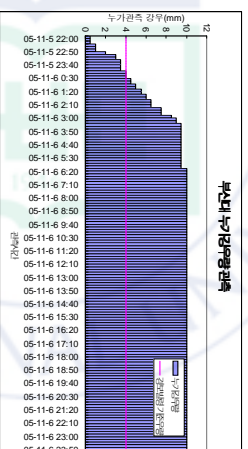
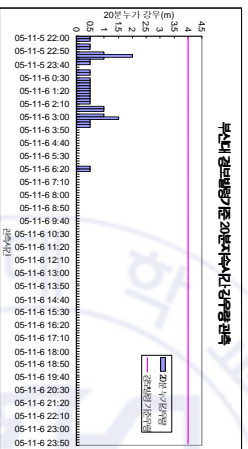
그림 6. 온천천유역 실시간 수문관측시스템 모니터링 현황

표 6. 세병교지점 실시간 수문관측 자료(05.08~06.08)

사 상 구 분	관 측 일 시	지 속 기 간	강우사상 특성 관측				20분 누가강우 관측			비 고
			총 강우 (mm)	초기수위 (m)	강우지속 시간(hr)	강우중심 시간(hr)	강우 (mm)	관측시간 (mm)	수 위 (m)	
event 1	05.08.02 ~ 05.08.02	1일	19.5	0.26	01:20	00:10	11	00:10	0.26	
event 2	05.08.02 ~ 05.08.03	1일	49	0.39	10:40	06:10	4.5	01:50	0.48	
event 3	05.08.08 ~ 05.08.08	1일	15	0.18	02:10	00:40	4.5	00:10	0.18	
event 4	05.08.08 ~ 05.08.09	2일	34	0.25	16:40	03:30	4.5	03:10	0.32	
event 5	05.08.19 ~ 05.08.20	1일	41	0.39	18:00	10:00	4.5	01:30	0.81	
event 6	05.08.24 ~ 05.08.25	2일	40	0.32	19:50	04:40	4.5	16:40	0.54	
event 7	05.09.05 ~ 05.09.08	4일	213	0.29	31:10	19:50	4	16:50	1.54	나비
event 8	06.04.09 ~ 06.04.12	4일	99	0.38	45:30	28:50	4.5	27:50	0.43	
event 9	06.05.06 ~ 06.05.07	1일	136.5	0.47	13:50	07:40	4	05:40	1.41	
event 10	06.05.09 ~ 06.05.10	1일	54.5	0.35	13:00	08:10	4	07:10	0.68	
event 11	06.05.18 ~ 06.05.20	3일	78	0.43	25:40	11:50	4.5	11:20	1.03	
event 12	06.06.14 ~ 06.06.15	2일	105	0.53	10:10	07:20	4.5	02:20	0.73	
event13	06.06.29 ~ 06.06.30	2일	51	0.59	17:50	05:10	4	04:50	0.55	
event14	06.07.01 ~ 06.07.01	1일	22.5	0.51	18:30	07:40	5.5	04:40	0.61	
event15	06.07.04 ~ 06.07.05	2일	49.5	0.47	21:10	10:10	6	01:20	0.46	
event16	06.07.08 ~ 06.07.10	3일	197.5	0.52	20:00	14:50	4	09:50	1.26	
event17	06.07.10 ~ 06.07.11	2일	169	0.93	11:10	08:10	4	03:50	1.76	에워니아
event18	06.07.15 ~ 06.07.16	2일	28.5	0.73	12:30	00:50	9.5	00:20	0.72	
event19	06.07.17 ~ 06.07.17	1일	24.5	0.66	05:50	02:10	5.5	02:00	0.79	
event20	06.07.18 ~ 06.07.20	3일	88	0.73	45:40	15:50	-	-	-	
event21	06.07.26 ~ 06.07.26	1일	26.5	0.64	02:10	01:10	4	00:40	0.64	
event22	06.07.29 ~ 06.07.29	1일	5	0.68	00:50	00:10	4.5	00:10	0.66	
event23	06.08.11 ~ 06.08.11	1일	9.5	0.69	00:20	00:10	6	00:10	0.69	
event24	06.08.19 ~ 06.08.19	1일	60.5	0.54	11:30	06:40	4.5	05:00	0.79	
event25	06.08.24 ~ 06.08.24	1일	7	0.6	05:10	01:30	4	01:30	0.58	
event26	06.08.27 ~ 06.08.27	1일	54.5	0.59	09:00	03:00	4	00:20	0.59	

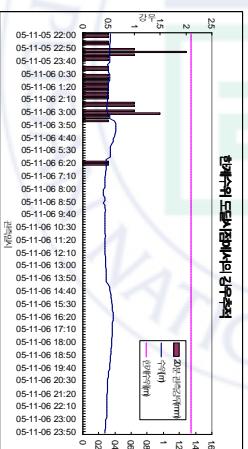
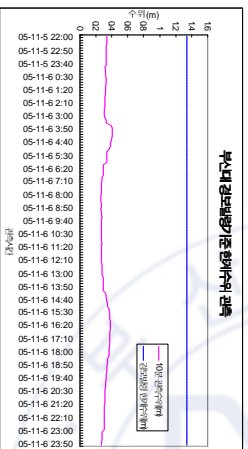
나. 관측자료 DB구축

본 절에서는 선정지점에 기 설치된 실시간 수문관측 모니터링시스템을 이용해 대상유역에 대한 수문관측을 실시하였으며, 이를 수집 및 정리를 통해 위 표 6과 같이 데이터를 구축할 수 있었으며, 이를 통한 수문자료의 구축 및 분석을 실시할 수 있었다. 그림 7의 경우 갈수기시 대상유역의 수문데이터 구축을 실시 한 것으로서 강우 시작시로부터 20분 누가관측강우 a, 누가관측강우량 b, 한계수위 관측 c, 한계수위 도달시점에서 선행강우에 대한 침투강우량 d로 도식화하였으며 이는 각 관측강우사상별 수문데이터 분석을 위한 기초자료로 활용된다. 역시 그림 8~10도 5·7월 집중호우 및 태풍 ‘에위니아’ 당시 구축한 수문 관측자료를 나타내고 있다.



a. 20분 지속시간 강우량 관측

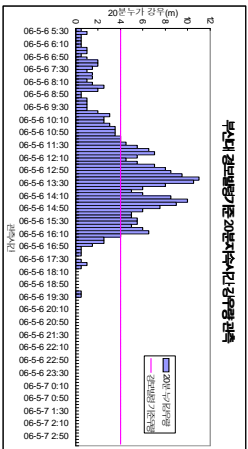
b. 누가강우량 관측



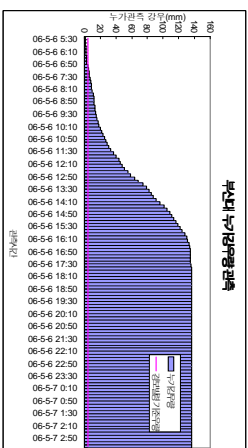
c. 한계수위 관측

d. 한계수위 도달시점에서
침투강우량 관측

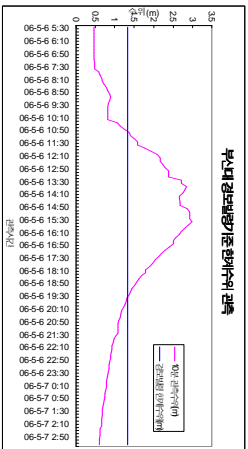
그림 7. 갈수기시 수문데이터 구축



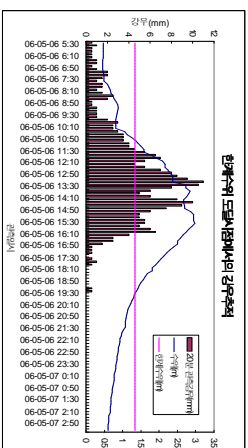
a.20분 지속시간 강우량 관측



b.누기강우량 관측

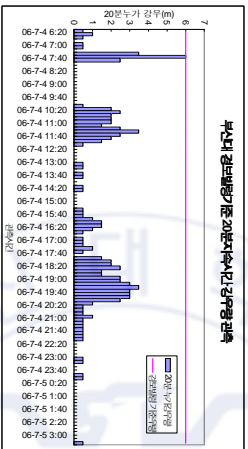


c. 한계수위 관측

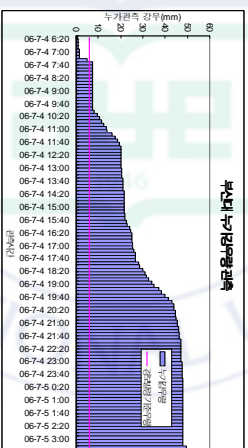


d. 한계수위 도달시점에서
점두우량관측

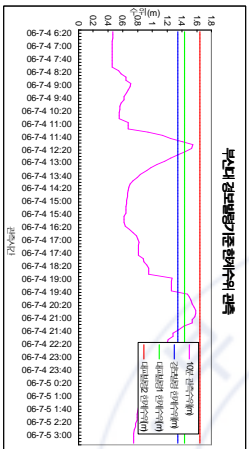
그림 8. 5월 집중호우시 수문데이터 구축



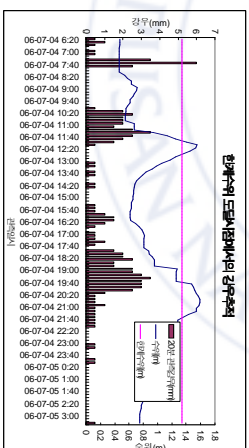
a.20분 지속시간 강우량 관측



b.누기강우량 관측

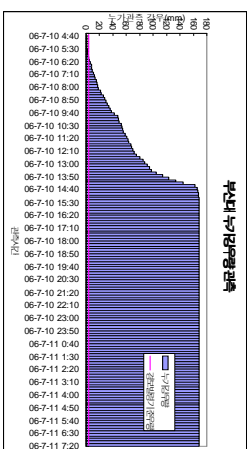
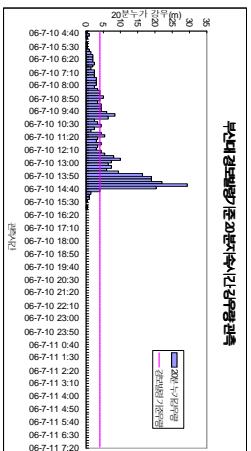


c. 한계수위 관측



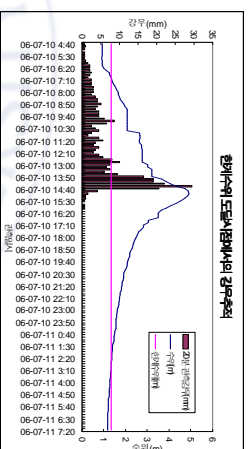
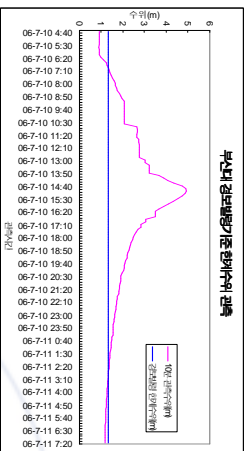
d. 한계수위 도달시점에서
점두우량관측

그림 9. 7월 집중호우시 수문데이터 구축



a. 20분 지속시간 강우량 관측

b. 누강우량 관측



c. 한계수위 관측

d. 한계수위 도달시점에서
점두우량관측

그림 10. 태풍 '에위니아' 수문데이터 구축

2.4 자료분석 및 문제점 도출

2.4.1 정보발령시스템 실적용 결과분석

본 절에서는 대상유역에 대한 정보발령 기준안을 바탕으로 현재 이러한 기준에 준하여 아래 표 7과 같이 강우사상별 정보발령 대비 결과분석을 실시하였다.

표 7. 강우사상별 정보발령 결과

강우사상	정보발령			강우사상	정보발령		
	성공	실패	비고		성공	실패	비고
event 1	○			event 15	○		장마
event 2	○			event 16		○	"
event 3		○		event 17		○	에워니아
event 4	○			event 18	○		장마
event 5	○			event 19	○		"
event 6		○		event 20		○	"
event 7		○	나비	event 21	○		"
event 8	○			event 22		○	"
event 9		○		event 23		○	
event 10	○			event 24	○		
event 11	○			event 25		○	
event 12	○			event 26	○		
event 13	○		장마	TOTAL	15	11	
event 14		○	"				

가. 사상별 원인분석

표 7에서의 결과분석을 바탕으로 각 강우사상별 결과에 대한 원인분석을 실시하였으며 표 8과 같이 각 조건별 분류를 통해 다각도로 원인을 규명코자 하였다.

- case_1 : 정보가 실행되었으며, 한계수위에 도달한 강우사상
- case_2 : 정보가 실행되었으나, 한계수위에 미도달한 강우사상
- case_3 : 미정보가 상황에서 한계수위에 도달한 강우사상
- case_4 : 미정보 및 한계수위에 미도달한 강우사상

표 8. 조건별 강우사상 분류

	경보여부	한계수위 도달여부	비고
case_1	○	○	
case_2	○	×	
case_3	×	○	
case_4	×	×	고려대상 제외

1) 경보발령 실패사례 분석(case_2,3)

가) case_2 현황

■ event_14

강우지속시간이 18:30hr, 강우중심 07:40hr으로 경보발령시와는 3시간 이상의 시간차를 보이고 있다. 총 강우 22.5mm로 20분 누가관측강우 5.5mm가 일시적 수위 상승에 영향을 미침을 그림 11과 같이 나타내지나 역시 온천천유역에 있어 한계 수위 도달까지는 부족하다고 판단하였다. 추가적으로, 경보발령 후 수위상승의 효과가 상쇄되어가는 중 평수위에 도달하지 않은 시점에서 경보발령에 미치지 못하는 1mm,1.5mm,2mm 강우에도 온천천유역에 대한 수위 상승을 목격할 수 있었다.

나) case_3 현황

■ event_17

그림 12에서는 태풍 ‘에위니아’ 당시 온천천유역 실시간 수문관측 모니터링시스템의 관측강우는 169mm이며 태풍을 동반한 국내의 전형적인 장마철 강우특성을 지녔다. 강우지속시간 11:10hr, 강우중심시간 08:10hr으로 경보발령시와는 약 4시간 이상의 차를 보임을 알 수가 있다. 경보발령 전 경보발령 기준우량 이하의 관측강우가 지속적으로 발생하였으며, 이러한 지속강우의 발생은 온천천유역의 수위에 영향이 미침을 관측하였으며 1m에 육박하는 수위는 이미 경보발령 전 약 2m의 관측수위를 나타내고 있었다.

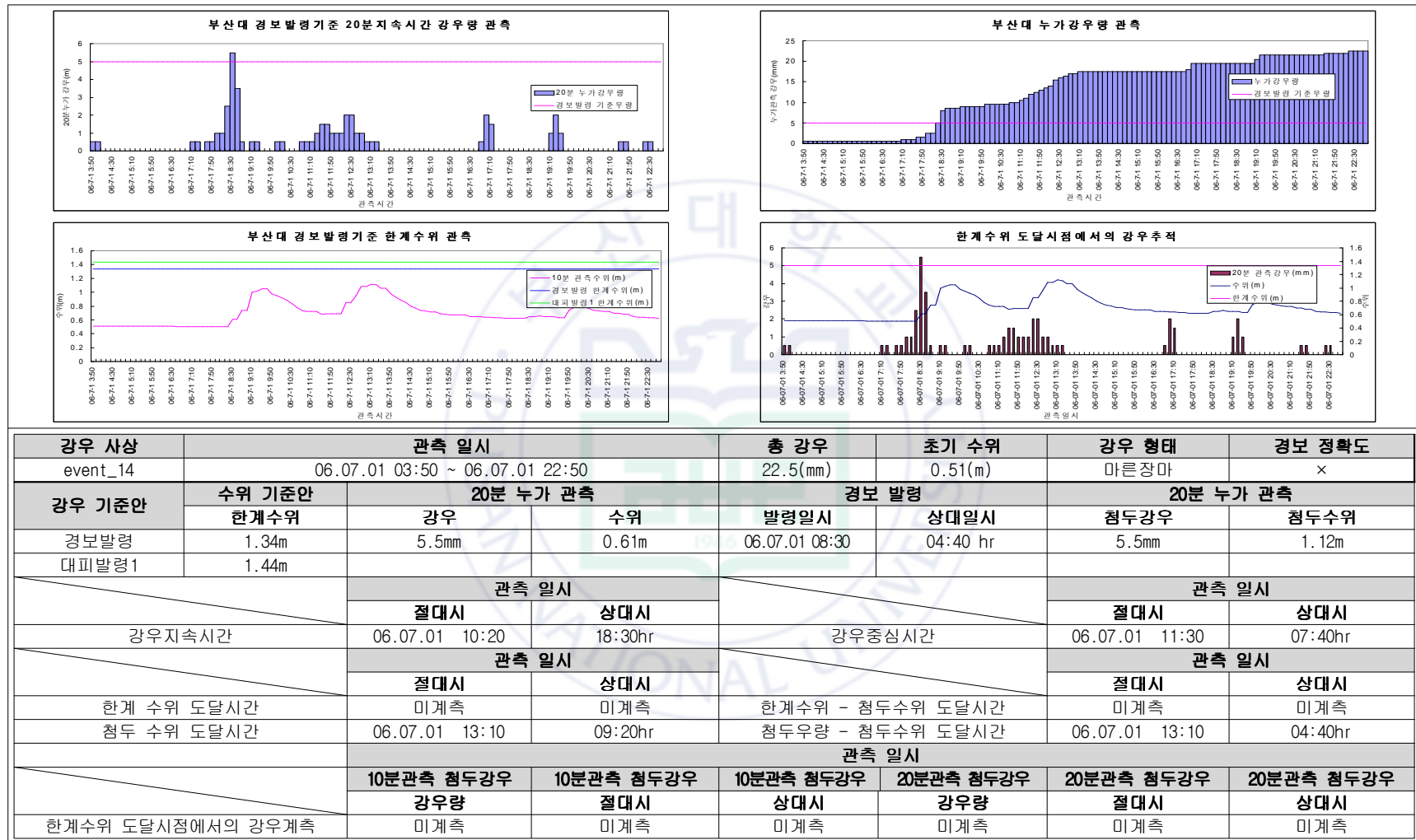


그림 11. 도시홍수 경보발령시스템의 실적용 결과 분석

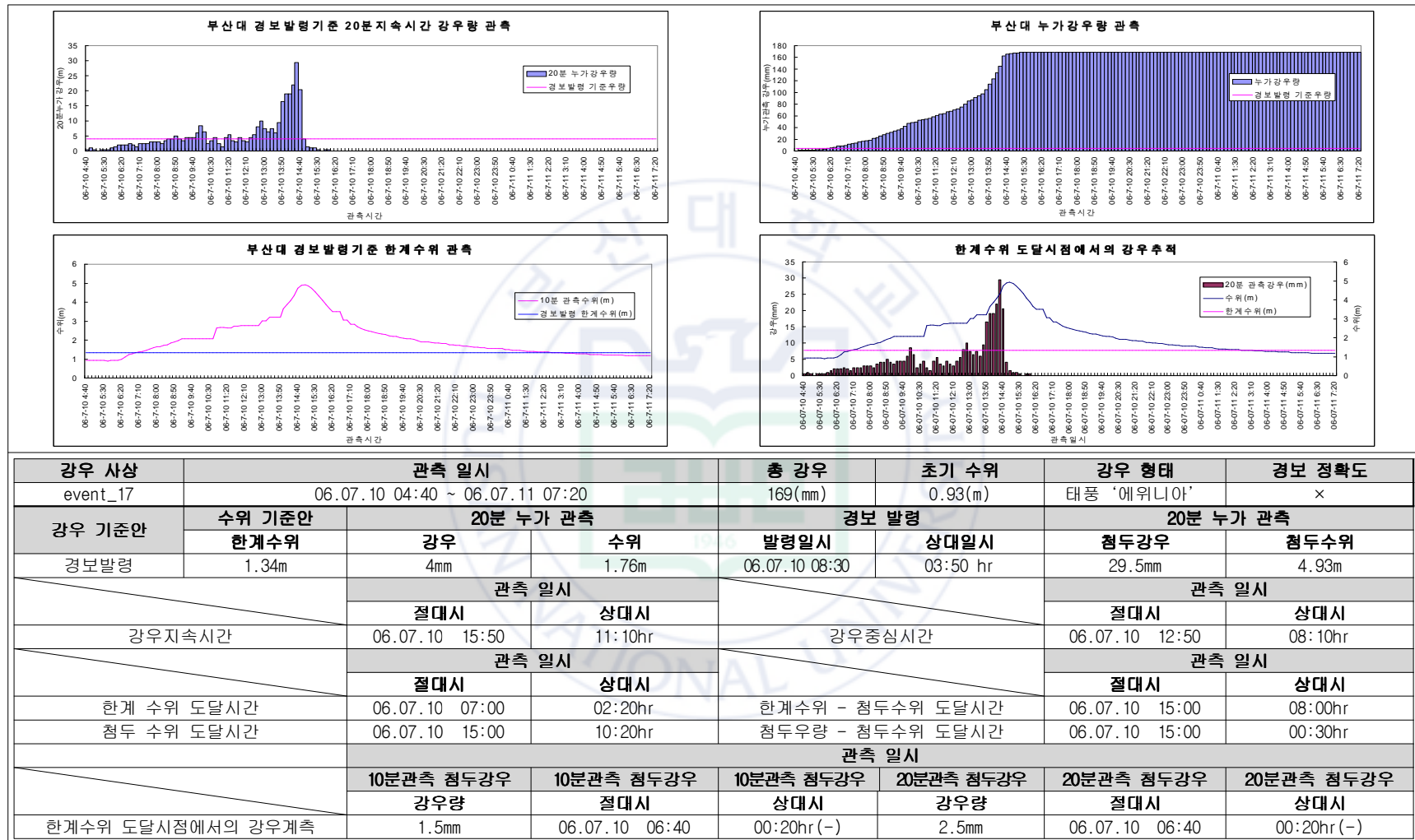


그림 12. 도시돌발홍수 경보시스템의 실적용 결과 분석

2.4.2 문제점 도출

가. 강우 지속시간별-실패사례 여부 판단(case_3)

본 절에서는 대표적 실패사례인 case_3(경보 ×, 한계수위 ○)에 대한 분석을 실시코자 하였으며, 지속시간별 경보발령을 통해 그 원인분석을 다각도로 접근해 보았다.

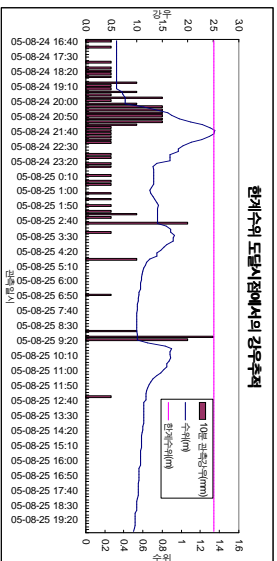
case_3의 경우 최초 20분 강우지속시간동안 경보발령이 미치지 못하는 강우가 관측되었으나 이미 누적강우로 인해 한계수위에 도달한 수문형태를 띄고 있었으며, 이러한 경우 강우지속시간에 대한 기준 재설정을 통해 표 9와 같이 50%의 성공률을 보였다.

표 9. 강우지속시간별 경보발령 분석(case_3)

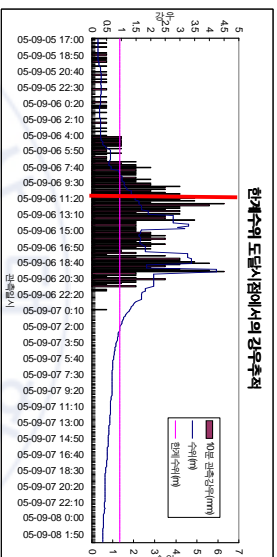
	한계수위	강우 지속시간			비고(30분 누가강우)	
		10 min	20 min	30 min	한계수위 도달시간	관측 강우 (mm)
event 6	1.34m	×	×	○	70 min	4
event 7	1.34m	×	×	×		
event 9	1.34m	×	×	×		
event 16	1.34m	×	×	○	40 min	4
event 17	1.34m	×	×	×		
event 20	1.34m	×	×	○	40 min	4.5

나. 사상별 분석결과 요약 및 문제점 도출

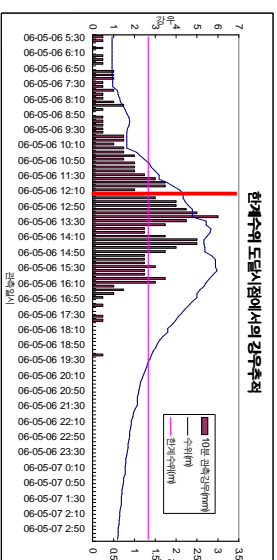
산정된 경보발령 기준안의 경우 총 26개의 강우사상 중 15개의 강우사상에 대해서 성공한 경보발령임을 알 수가 있었다. 나머지 11개의 강우사상 중 case_2에 해당하는 5개의 강우사상은 총 강우량이 온천천유역에 대해 일시적 수위상승효과를 관측할 수 있지만, 소량의 총 강우량은 한계수위에 도달하지 못함을 관측할 수 있었으며, case_3에 해당하는 6개의 강우사상은 경보발령 이전에 이미 한계수위에 도달한 실패한 경보발령이었다. 하지만, case_3의 경우 강우특성을 고려한 가변성 강우지속시간을 이용해 약 50%의 성공률을 끌어올릴 수 있었던 만큼 이에 대한 대책과 방비가 필요할 것이라 판단되며 이러한 분석결과는 표 10, 11과 같이 정리하였다.



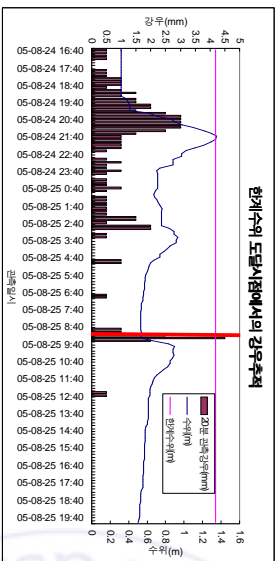
a. 10분 강우 지속 시간



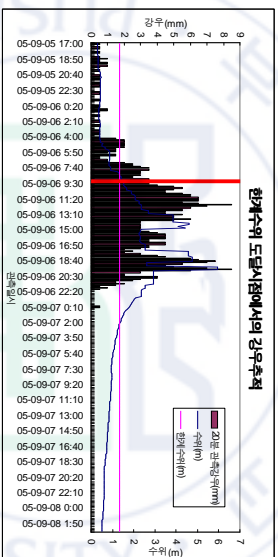
a. 10분 강우 지속 시간



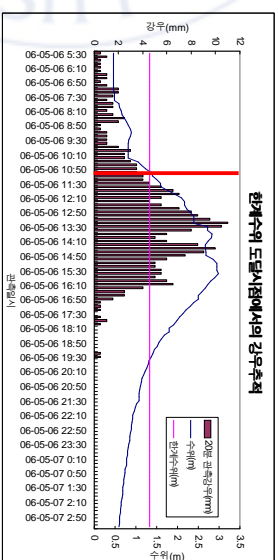
a. 10분 강우 지속 시간



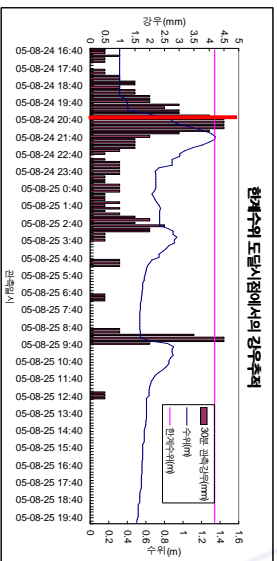
b.20분 강우 지속 시간



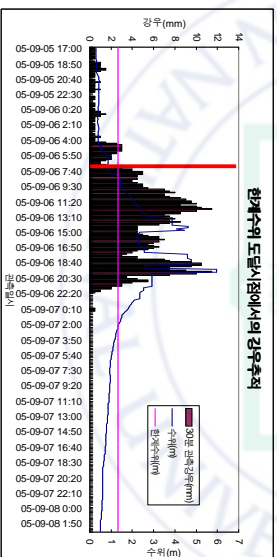
b.20분 강우 지속 시간



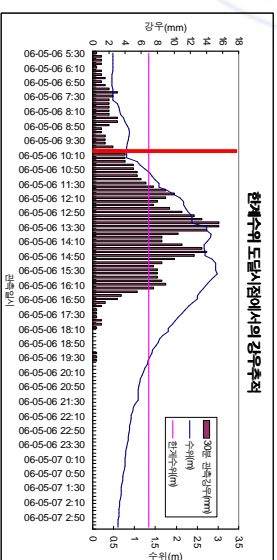
b.20분 강우 지속 시간



c. 30분 강우 지속 시간



c. 30분 강우 지속 시간



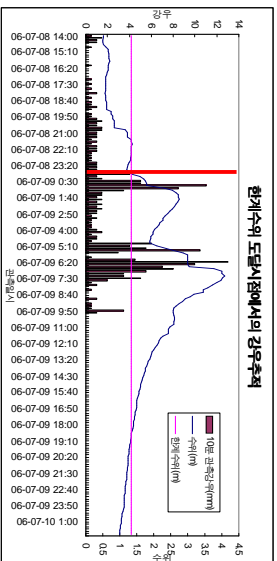
c. 30분 강우 지속 시간

event_6

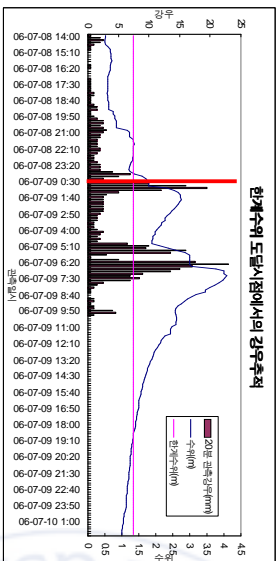
event_7

event_9

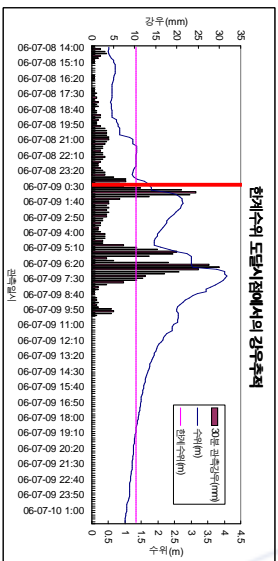
그림 13. 강우지속시간별 경보발령(—경보발령)



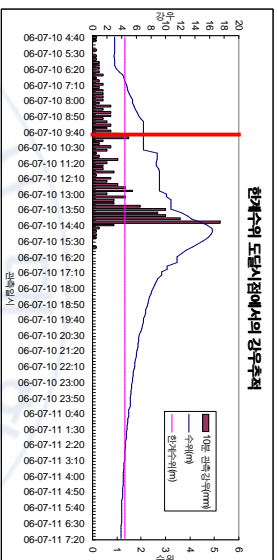
a. 10분 강우 지속 시간



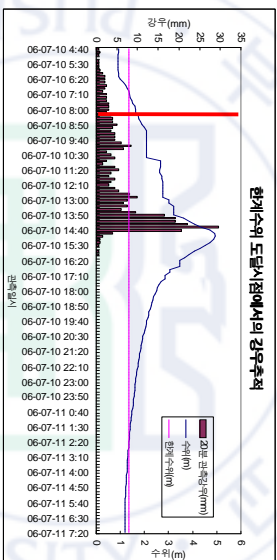
b.20분 강우 지속 시간



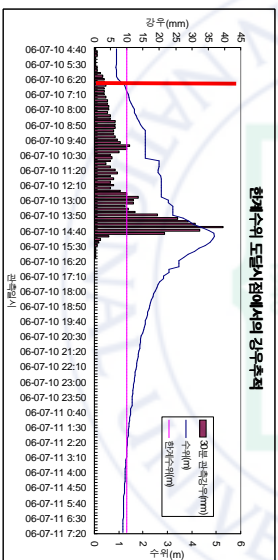
c. 30분 강우 지속 시간
event_16



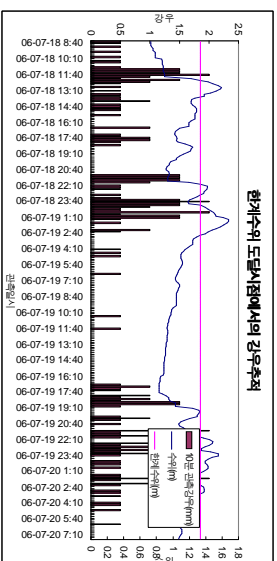
a. 10분 강우 지속 시간



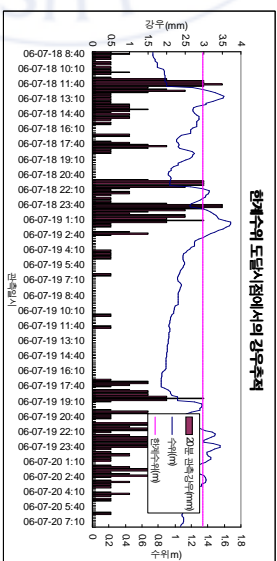
b.20분 강우 지속 시간



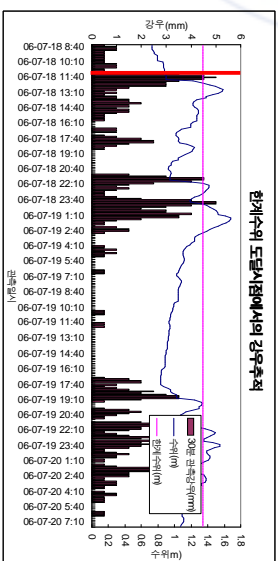
c. 30분 강우 지속 시간
event_17



a. 10분 강우 지속 시간



b.20분 강우 지속 시간



c. 30분 강우 지속 시간
event_20

그림 13. 강우지속시간별 경보발령(—경보발령) - 계속

표 10. case별 강우사상 분석결과

사상별 사례구분	강우사상 (event)		분석 결과
case_1	1	2	■ 성공한 경보발령안으로서 비교적 안정적인 한계수위 도달시간을 보였으며, 대체적으로 경보발령과 강우 중심시간과의 시간차가 상대적으로 적게 발생하였는데 이는 추후 원인-관계분석을 통해서 상호간 영향인자를 분석코자 한다.
	4	5	
	8	10	
	11	12	
	13	15	
	18	19	
	21	24	
case_2	26		■ 적은 총 강우는 온천천유역에 대해서 한계수위에 도달할 만큼의 영향을 미치지 못했다.
	3	14	
	22	23	
case_3	25		■ 경보발령 전 이미 한계수위에 도달한 수문형으로서 지속시간별 경보발령에 대한 기준의 재설정이 필요하다고 판단된다.
	6	7	
	9	16	
	17	20	

표 11. 문제점 도출

	방안제시
문제점	<ul style="list-style-type: none"> ■ 초기수위 고려한 기준설정의 필요성 ■ 계측 시스템에 대한 개선(강우, 수위) ■ 지역 강우특성분석을 통한 적정지속시간 고려 ■ 초기 강우시 CSO의 일괄적 방출에 따른 수위 영향 판단 ■ 이중강우에 따른 대안 및 기준 설정 제시

제 3 장 신경망모형 구조

3.1 신경망모형의 개요 및 특징

3.1.1 신경망의 개요

현대의 컴퓨터들은 수치연산에 있어서 인간보다 월등한 능력을 보인다. 하지만 군중 속에서 특정한 인물을 찾아내는 것과 같은 복잡한 지각문제에 대해서는 인간의 능력이 훨씬 뛰어남을 과거 여러 실험을 통해 알 수 있었다. 이러한 차이는 현대 컴퓨터의 구조와 생물의 신경 체계 구조가 많이 다르기 때문에 나타난 현상으로서, 신경망은 생물체의 뇌신경을 바탕으로 하여 많은 수의 간단한 프로세서들이 서로 연결되어 있는 병렬계산 시스템이다. 최초, 신경망은 인간의 뇌에서 사용된다고 생각되는 조직화의 원리를 이용하였다. 하지만, 이러한 시도는 역으로 생체신경망을 신경망으로 모델링함으로써 생물학적인 작용을 이해하고자 하였으며, 인간이나 동물들이 가지고 있는 생물학적 뇌의 신경세포를 모델화하여 인공적으로 지능을 부여했다. 즉, 인간의 뇌에 존재하는 생물학적 신경세포와 이들의 연결 관계를 단순화시켜 수학적으로 프로그램화하여 인간의 뇌가 나타내는 지능적 형태를 구현하는 것으로서 인간의 두뇌를 수학적으로 모델링하여 만든 인공적인 두뇌를 공학이나 기타 여러 분야에 적용시키려고 하는 것이 신경망의 연구목적이라 할 수 있다.

가. 신경망의 생물학적 구조

신경망구조를 알기위해선 필연적으로 인간의 뇌세포가 어떻게 이루어졌는가를 알아야 한다. 왜냐하면 신경망연구는 기본적으로 인간의 두뇌 메커니즘을 구현하는 것을 그 목표로 하고 있기 때문이다. 신경조직의 기본적인 구성요소는 신경세포 즉, 뉴런이다. 뉴런의 구성은 그림 14와 같은데, 인간의 두뇌 속에는 이러한 뉴런이 $10^{10} \sim 10^{11}$ 개까지 존재하여 연산의 기본단위를 이룬다.

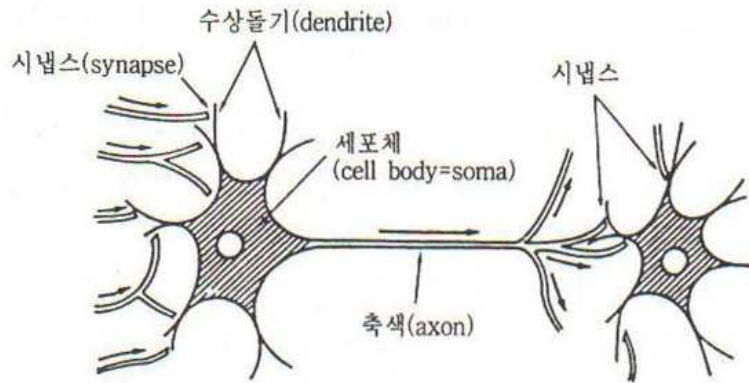


그림 14. 뉴런(Neuron)의 생물학적 구조

뉴런은 생체 속에서 정보처리를 위해 특별한 분화를 이룬 세포로서 그림 13에서 보듯이 뉴런은 본체인 세포체 부분과, 복잡하게 갈라진 수상돌기라고 불리우는 부분, 마찬가지로 본체에서 한 줄만 뻗어 나왔다가 말단에서 다수로 갈라진 축삭이라고 불리우는 부분의 세 가지로 나누어져 있다. 축삭은 세포체 본체로부터의 신호를 다른 뉴런에 전달하는 섬유이다. 수상돌기는 다른 뉴런으로부터의 신호를 받아들이는 부분이다. 즉, 다른 뉴런의 축삭의 말단이 여기에 연결되어 있다. 이 연결 부분을 시냅스라 부른다. 하나의 뉴런은 평균해서 수 천개, 보다 많은 것은 수 만개의 축삭으로부터 신호를 받고 있다고 한다. 따라서 다수의 축삭을 결합하기 위해서는 수상돌기를 이와 같이 복잡하게 만들어 축삭과 결합하는 장소를 넓힐 필요가 있다. 세포본체는 많은 입력신호를 가지고 계산을 실행하고, 그 답은 축삭을 통해 다른 뉴런에 전달된다.

특히, 이러한 축삭을 통해 외부뉴런으로 전달되어지는 뉴런의 신호는 전기·생리학적인 관점에서 내부의 전위(電位)는 외부에 비하여 보통 때는 낮다고 한다. 그러나 외부로부터의 입력 신호가 도달하면 어떤 조건하에서 뉴런이 ‘흥분’하고 내부 전위가 갑자기 높아진다. 물론 이것을 시간적으로 보면, 1msec밖에 지속되지 않는다. 이 때 뉴런을 ‘발화’했다고 하고, 시간 폭으로 해서 1msec, 전압으로 해서 0.1V 정도의 펄스가 축삭을 통해 신호로서 외부로 전달되어지는 것이다.

나. 신경망의 물리학적 구조

인간의 뇌는 상당히 복잡하고 비선형적이며 자료들을 병렬적으로 처리하는 일종의 전산기와 같다. 과거 인간들은 뇌가 어떻게 외부로부터의 입력에 반응하며, 또 그 원리가 무엇

인지에 대하여 의문을 가지고 연구하여왔다. 최근 들어서는 뇌가 작용하는 원리를 수학적이고 전산적인 처리에 어떻게 접목할 수 있을까라는 의문 속에서 신경망이론이 발전되어왔다. 인간의 뇌는 수많은 신경단위들로 구성되어 있으며, 이들 신경단위들은 병렬적으로 복잡하게 연결되어 있다. 신경과학 분야에서 밝혀진 가장 단순한 하나의 신경단위가 어떻게 작용하는가를 아래와 같이 정리하였다.

- (1) 하나의 신경단위는 시냅스를 통하여 자극 또는 신호를 여러 다른 신경단위로부터 수집한다.(입력 및 연결)
- (2) 신경 핵은 여러 다른 신경단위로 부터의 신호들을 통합한다.(자료 통합)
- (3) 통합된 신호는 Bias 또는 Threshold 에 의해 상승 또는 하강한다.(Bias 작용)
- (4) 통합된 신호들은 신경단위 내에서 비선형적으로 변환된다.(자료변환)
- (5) 신경단위는 통합된 신호들이 각각의 고유한 기준을 넘을 때만 활성화)또는 점화되어 그 신호를 다음 신경단위로 전달한다.(활성화)

신경망은 본질적으로 인간의 두뇌를 구성하는 신경세포들과 이들의 작용을 하드웨어 또는 소프트웨어적으로 모사하려는 데에서 출발하고 있으며, 이는 연상심리학과 신경과학이라는 두 가지 학문의 영향에서 출발하고 있다. 디지털 컴퓨터는 Von Neumann 방식에 근간을 두고, 그 구조 자체를 변경하기보다는 진공관, 트랜지스터, IC, VLSI 등 반도체 기술의 발달 과정에 따라 소자들을 대체해서 컴퓨터의 기능을 향상시키는 방향으로 일관성 있게 발전해 오고 있다. 그러나 뉴론 컴퓨터의 경우에는 다양한 학문 분야에서 여러 형태로 연구되어 왔기 때문에 현재 수많은 형태의 구조가 제시되고 있는 실정이다. 또한 뇌의 작용은 오랜 기간 또는 반복되는 학습에 의하여 이루어진다. 예를 들어 만약 우리가 여러번 보아왔기 때문에 이미지가 뇌에 적절히 학습되어 있는 친구를 낯선 곳에서 멀리 떨어져간다고 할 때 우리는 어느 정도의 실패 허용한도 내에서 그를 인식할 수 있다. 이러한 학습의 과정은 신경망에서도 수행되며 두 가지 종류가 있다. 하나는 감독학습이고, 다른 하나는 비감독학습이다. 감독학습(supervised learning)은 모형을 위하여 수집된 기존의 학습 입력패턴과 출력패턴의 쌍으로 구성되는 학습패턴을 신경망에 입력하여 계산치와 목적치의 오차를 목적하는 오차한도까지 최소화시켜가며 신경망모형의 매개변수인 각 층간의 가중치들과 편차들을 변환시켜 나가는 방법으로 경사하강법, Simulation Annealing 등 여러 가지 수치해법이 이용될 수 있다. 가장 널리 사용되는 감독학습은 오차를 역으로 전파

하는 역전파 알고리즘(Back Propagation Algorithm, Rumelhart 등, 1986)이다. 감독 학습은 비교적 적은 매개변수를 사용하는 반면에 긴 학습시간이 요구된다. 또한 최적화기법 및 영상처리에 주로 응용되는 호프필드신경망(Hopfield, 1982), 함수근사를 위하여 개발된 방사형기초함수 신경망(Radial Basis Function Neural Network)도 널리 사용되고 있다.

비감독학습(unsupervised learning)은 기존의 수집된 신경망모형 자체적으로 경쟁 또는 자기 조직화에 의하여 가중치들을 산정하며, 이는 일반적으로 감독 학습에 비하여 더 많은 매개변수를 요구하나 그 학습 시간은 짧다. 비감독 학습을 사용하는 신경망은 일반적으로 베이시안(bayesian)분류 이론에 근거하여 패턴의 분류기(classifier)로 사용되는 확률적신경망, 공간자료의 해석 및 회귀분석 등에 사용되는 코헤넨신경망(Kohonen, 1976)등이 있다. 아래 그림 15는 입력형태와 학습방법에 따른 신경망의 분류를 보이며, 다음 표 12는 대표적인 신경망을 나타내고 있다.

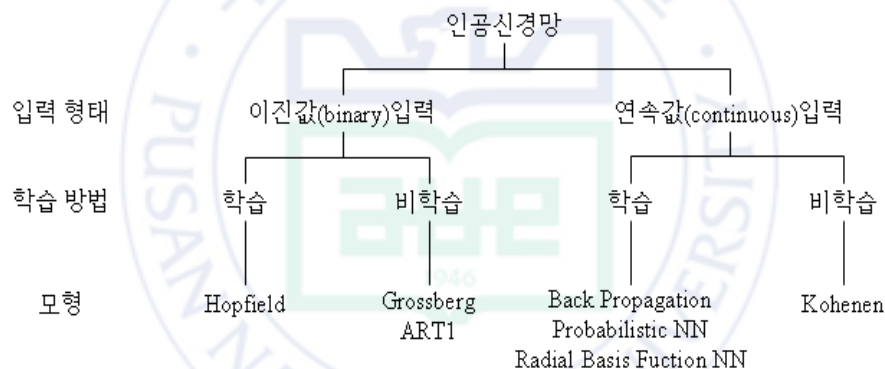


그림 15. 입력형태와 학습 방법에 따른 신경망의 분류

3.1.2 신경망모형의 특징

신경망은 개개의 신경단위가 주어진 입력에 따라 학습하게 되며, 다수의 신경단위가 서로 다른 강도로 결합되어 하나의 망을 구성하게 됨으로써 기존 컴퓨터의 계산 알고리즘과는 다른 다음과 같은 여러 가지 특징이 있다.

가. 비선형성

신경망은 출력값의 목적에 따라 입력 또는 은닉층의 자료들을 비선형함수에 의해 변형되어 출력하게 되는 비선형의 특징을 갖는다. 따라서 비선형적인 특성을 갖는 자연계 대부분

분 수문사상의 입출력 모의에 보다 더 정도 높은 결과를 도출하는 것이 가능하다.

표 12. 학습 분류에 의한 신경망 분류

구 분	신경망 모형	연구개발자	연도	주요응용분야
자 율 학 습	Clustering Network	T. Kohonen	1988	패턴 및 데이터 분류
	Self-Organizing Maps	T. Kohonen	1982	기하학적 영역에서 2차원 또는 3차원 영역으로 맵핑(Mapping)
	Adaptive Resonance Theory	G. Carpenter S. Grossberg	1974	잡음이 있는 신호인식
지 도 학 습	Perceptrons	F. Rosenblatt	1957	문자인식
	Madaline	N. Nilsson	1965	패턴인식, 적응제어
	Neo-cognition	K. Fukushima	1980	문자인식
	Back-propagation	W. Werbos D. Rumelhart	1985	문자인식 비선형계 예측
기 억 방 법	Hopfield Networks	J. Hopfield	1982	연상 기억 장치
	Linear Associative Memory			연상 기억
	Bidirectional Associative Memory	B. Kosko	1985	Contnet-addressable 연상기억장치
통 계 적 방 법	Boltzman Machines	G. Hinton T. Sejnowski	1984	최적화문제
	Simulated Annealing	S. Kirkpatrick	1984	최적화문제
	Cauchy Machine	H. Szu	1986	최적화문제
자 율 지 도 학 습	Counter-propagation	Hecht-Nielsen	1986	영상압축, 패턴분류

나. 학습을 통한 모형 구축

신경망은 벡터형태로 주어지는 여러 예제를 학습함으로써 모형이 구축된다. 이러한 데이터들은 영상, 음성신호, 센서데이터 또는 기타의 정보들로 구성되는 것들이다. 일반적으로 이용되는 학습 시나리오는 목표패턴이 주어지는 지도학습으로 입력패턴과 그에 대한 출력 이 학습의 방향이 된다. 신경망은 이러한 예제들로부터 반복적인 학습에 의해 내부적인 연결강도를 조정하게 된다. 즉, 기존의 컴퓨터 프로그램은 미리 정해진 알고리즘에 따라 순차적으로 수행되는데 반해, 신경망은 입력값과 출력값으로 원하는 결과를 출력할 수 있도록 학습되어짐으로써 모형이 구축된다.

다. 높은 적응성

신경망은 반복된 학습에 의하여 가중치를 결정하는 비매개변수법(nonparametric approach)으로 입력과 출력의 형태의 변화에 자유롭고 일정한 함수에 얽매이지 않아 이미 설정된 신경망모형을 문제의 목적에 따라 자유롭게 변환할 수 있다.

라. 분산된 형태로 정보 저장

특정한 정보가 특정한 장소에 저장되는 전통적인 기억방식과는 달리 신경망은 정보들을 분산하여 저장한다. 즉, 하나의 형태를 하나의 장소에 저장하지 않고 여러 형태를 전체 구조 속에 분산하여 동시에 저장하게 되는 것이다. 따라서 신경망은 구조 내에 일부 정보가 파손되어도 제대로 작동할 수 있으며, 이런 점에서 신경망은 오차 허용시스템(fault tolerant system)으로도 분류된다.

마. 병렬 분산처리

두뇌는 고도의 병렬 분산성을 이용하여 현재의 컴퓨터가 처리하기 힘든 패턴인식을 짧은 시간에 수행할 수 있다. 기존의 컴퓨터에 의한 작업이 하나의 알고리즘에 의해 순차적 처리를 하는 반면에 신경망은 본질적으로 다수의 모듈이 서로 영향을 주며, 동시에 서로 다른 처리를 실행하는 병렬 분산처리를 한다. 이러한 병렬 분산처리에 의해 신경망은 기존의 직렬형 컴퓨터에서는 수행하기 힘든 여러 분야에서 빠른 계산능력을 발휘할 수 있다.

바. 시스템의 견고성 및 결점에 강함

많은 노드와 링크로 복합적으로 연결되어 있어서 시스템이 매우 견고하다. 따라서 몇 개의 처리소자 또는 노드나 링크에 손상이 가도 전체적인 성능에는 크게 심각한 영향을 미치지 않는 장점을 가지고 있다.

3.2 신경망모형의 기초 및 역학

3.2.1 신경망모형의 기초

그림 16은 신경세포의 학습과정을 모의하기 위하여 수학적모형으로 나타낸 인공적 신경단위를 도시화한 것이다. 이 인공적 신경단위에서는 수상돌기를 통해 전달받는 입력이 시냅스에서 연결강도의 변화를 겪는 것을 모의하기 위하여 가중치를 고려하였으며, 이 들의 가중합(weighted sum of inputs)을 세포체에서 해석하여 축색돌기를 통하여 전달하는 출력값을 모의하기 위하여 전달함수가 고려되었다.

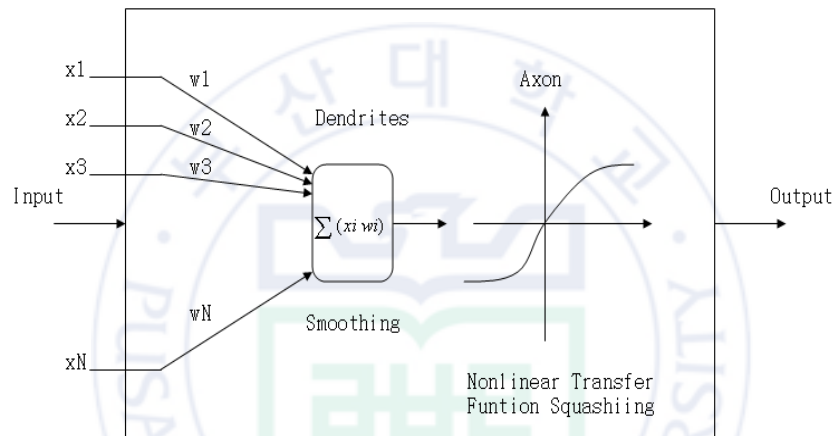


그림 16. 인공적 신경단위의 처리 구조

이를 수학적으로 표시하면 다음 식 1과 같다.

$$y_k = f\left(\sum_{j=1}^P w_{kj} x_j - \theta_k\right) \quad (1)$$

여기서, x_j 는 j번째 신경단위의 입력신호로서 0 또는 1의 값을 갖는다. w_{kj} 는 j번째 신경단위로부터 k번째 신경단위로 연결되는 시냅스의 연결강도를 나타내며, θ_k 는 각 세포가 가지는 고유값으로서 k번째 신경단위의 임계값을 나타낸다. $f(\cdot)$ 는 계산된 결과를 제공하는 전달함수이며, y_k 는 출력값이다. 여기서 전달함수는 처리소자의 동작범위를 제공하는 함수로서 선형함수, 계단함수(step function), 선형계단함수(linear threshold function), 시그모이드함수, 그리고 가우시안함수 등이 있으며 전달함수에 의해서 계산된 결과가 어떤

임계치를 초과하면 그 값을 처리소자의 출력값으로하며, 그렇지 않을 경우 학습에 필요한 연결강도의 조정량에 영향을 미치지 않는 값을 출력하게 된다. 하나의 신경단위의 기본적인 역학은 그림 17과 같이 수리모형화 할 수 있으며, 이러한 각각의 신경단위들은 일반적으로 그림 18과 같이 다층구조로 병렬적으로 연결되어 입력된 신호는 전방향(feed-forward)으로 전달이 가능하다. 이를 다층전방향신경망(multi-layer feed-forward neural network, MFN)이라한다.

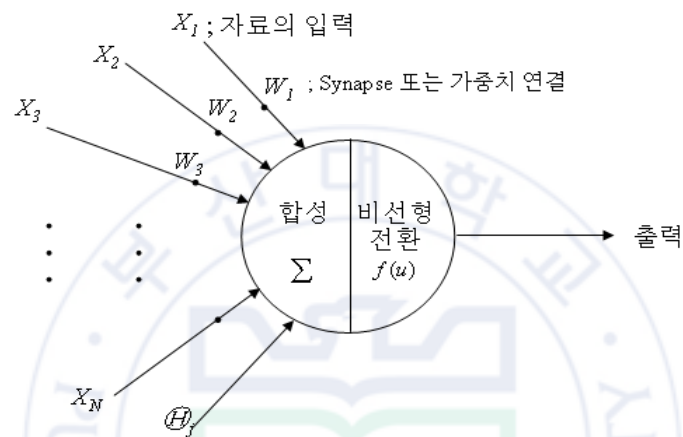


그림 17. 신경단위의 수리모형화(McCulloch & Pitts, 1954)

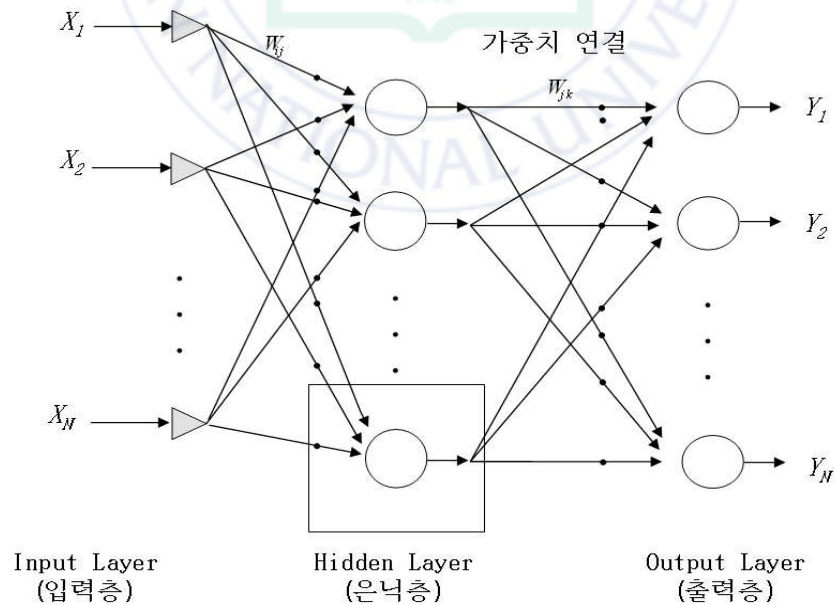


그림 18. 다층 전방향신경망의 구조

3.2.2 신경 단위의 역학

입력정보는 입력층으로 들어가며, 입력층에서의 신경단위들은 단지 그 자료를 다음 은닉층 노드(node)들로의 가중연결(weighted connection)에 의해 전달되어진다. 그림 18에서 입력 자료는 X_i 이며, i_I 는 1, ..., N_I 로 나타낼 수 있고, N_I 는 입력자료의 차수이다.

각 은닉층의 노드들은 모든 입력층으로부터 각기 다른 연결강도에 의해 변환된 자료들을 받으며, 각 노드는 합산된 자료들을 일반적으로 시그모이드나 하이퍼볼릭 탄젠트(hyperbolic tangent)함수에 의해 비선형적으로 변환시켜 가중연결에 의해 출력층의 노드로 전달한다. 그림 18에서 은닉층 노드로의 가중된 입력은 다음의 식 3으로 나타낼 수 있다.

$$h_j = \sum_{i=1}^{N_I} w_{ij} X_i + \theta_j, j=1, \dots, N_H \quad (2)$$

여기서, N_H 는 은닉층 노드의 수이고, θ_j 는 은닉층 j번째 노드의 편차입력이며, w_{ij} 는 입력층 i번째 노드와 은닉층 j번째 노드사이의 가중치를 말한다. 역시 그림 17에서 은닉층의 노드로부터의 출력 H_j 는 $f(h_j)$ 로 나타낼 수 있다. 은닉층에서 사용된 대표적 전달함수는 비선형 변환 함수로 식 3의 시그모이드함수와 식 4의 하이퍼볼릭 탄젠트함수를 들 수 있다.

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{(-u)}}, f'(u) = f(u)(1 - f(u)) \quad (3)$$

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{(-u)}} \quad (4)$$

각 출력층의 노드들은 모든 은닉층으로부터 각기 다른 가중치에 의해 변환된 자료들을 받으며, 각 노드는 합산된 자료들은 출력값의 목적에 따라 이진값의 출력을 위한 결함함수, 연속값의 출력을 위한 선형함수 또는 비선형함수에 의하여 변형시켜 출력하며, 그 값이 신경망의 목적하는 출력값이 된다. 출력층 노드로의 가중된 입력은 식 5로 나타낼 수 있다.

$$h_k = \sum_{j=0}^{N_H} w_{jk} H_j + \theta_k, k=1, \dots, N_0 \quad (5)$$

여기서, N_0 는 출력층 노드의 수를 나타내고, θ_k 는 출력층 k번째 노드의 편차입력을 나타내며, w_{jk} 는 은닉층 j번째 노드와 출력층 k번째 노드 사이의 가중치를 말한다. 또한, 출력층 노드로부터 출력은 y_k 는 $f(h_k)$ 로 나타낼 수 있으며, 선형변환함수 $f(u)$ 는 식 6으로 나타낸다.

$$\begin{aligned} \text{Signum변환 } f(u) : f(u) &= 1 \quad \text{if } u > 0 \\ f(u) &= 0 \quad \text{if } u = 0 \\ f(u) &= -1 \quad \text{if } u < 0 \end{aligned} \quad (6)$$

위의 다층 전방향신경망이 가진 역학에 의한 출력을 다시 정리하여 보면 식 7로 나타낼 수 있다.

$$Y_k = f\left[\sum_{j=0}^{N_H} w_{jk} \left(\sum_{i=0}^{N_I} w_{ji} X_i + \theta_j\right) + \theta_k\right] \quad (7)$$

이는 N_I 차원의 입력 패턴 X 를 N_0 차원의 출력패턴으로 비선형 변환시키기 위한 관계공식이며($C: R^{N_I} \rightarrow R^{N_0}$), 어떠한 입력과 출력의 패턴도 서로 관계를 맺어주는 가장 일반적인 패턴인식기의 역할을 한다. 이러한 패턴인식의 기능은 크게 두 부류로 나뉠 수 있는데 함수근사(function approximation)와 패턴분류(pattern classification)이다.

3.3 역전파 알고리즘의 구조

역전파(Back-propagation)는 신경망을 학습시키는데 있어 일반적으로 가장 많이 사용되는 알고리즘이다. 역전파 알고리즘은 네트워크 에러함수를 최소화하는 경사하강법(gradient descent)과 일반화된 델타(delta)법칙에 의해 지배받는 학습을 가지는 신경망으로 분류된다. 이 알고리즘은 처음에 Werbos(1974)에 의해서 개발되었지만 그 강력한 기능은 오랫동안 인식되지 못하였고, Rumelhart 등(1986)에 의해 알고리즘이 다시 개발되어 mapping문제에 대한 은닉 절점의 학습방법을 보여줌으로써 많이 사용되게 되었다.

역전파 모형의 구조는 그림 19와 같다. 이 모형의 네트워크는 입력층, 출력층, 많은 수의

은닉층으로 구성되어있다. 각 층에서의 절점은 정보를 받아 저장하고 처리하는 역할을 하고 다음 층의 절점과도 연결되어있다. 학습의 시작 단계에서 모든 가중치는 무작위의 적은 수로 초기화 된다. 이러한 가중치는 일반화된 델타법칙 또는 경사하강법 원칙을 사용하여 반복적으로 갱신되거나 수정된다. 학습과정은 연결과 관련된 값이 적당한 변화를 보이지 않거나 어떠한 중지기준에 만족될 때 멈춘다. 따라서, 역전파 네트워크의 학습은 2가지 측면으로 구성된다. 입력층에서 출력층으로 정보의 처리가 일어나는 전방향 과정과 출력층에서 입력층으로 에러가 역방향으로 전달되고 연결강도가 수정되는 과정이다. 네트워크의 학습 자료는 입력층에서 출력층으로 통한다.

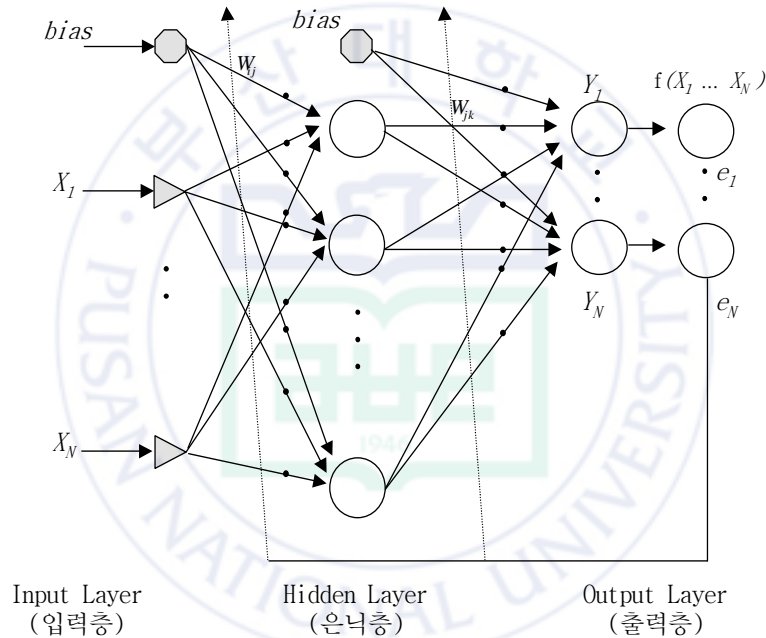


그림 19. 역전파모형의 구조

네트워크의 출력은 목적치와 비교되고 에러가 계산된다. 이러한 에러는 네트워크의 각 절점을 역방향으로 전달되고 다음의 방정식 8에 기반을 두어 연결강도가 조정된다.

$$\Delta w_{ij}(n) = -\varepsilon \times \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \alpha \times w_{ij}(n-1) \quad (8)$$

여기서, Δw_{ij} 와 $\Delta w_{ij}(n-1)$ 는 n 번째와 $n-1$ 번째 학습 중 절점 i 와 j 사이의 가중치 증가분이다.

최적의 편차 값을 구하는 방정식 또한 비슷하다. 식 8에서, ε 와 α 는 각각 적응학습률(adaptive learning rate)과 모멘텀(momentum)이다. 모멘텀은 에러 표면에서 평편한 부분에서의 학습속도를 높여주고, 가중치의 발산(oscillations)을 막아준다. 학습률은 전체 최소값 대신 국부 최소값에 도달하는 것을 방지한다. 역전파 알고리즘은 두 가지 단계를 포함한다. 첫번째 단계는 전방향 진행. 즉, 입력 자료가 입력층에서 출력층으로 통과하는 것이다. 에러가 계산된 후, 두 번째 단계가 시작된다. 출력층에서의 에러는 입력층으로 역전파 되고, 가중치는 식 8에 따라서 수정된다.

3.4 역전파모형의 학습절차

본 연구의 모형 구축에 사용된 역전파모형의 알고리즘의 절차는 다음과 같다. 우선 각 입력 절점 $X_1(I=1,2,3,\dots,n)$ 은 입력 신호 x_1 을 받고 이 신호를 다음 층의 모든 절점(은닉절점)에게 보낸다. 각 은닉절점($Z_j, j=1,2,\dots,p$)은 가중치가 부여된 입력 신호를 합하며 그 단계는 식 9로 나타낼 수 있다.

$$Zin_j = \nu_{oj} + \sum x_i \nu_{ij} \text{ for } I = 1, 2, \dots, n \quad (9)$$

여기서, ν_{ij} 는 연결강도이고, ν_{oj} 는 편차이다. 출력신호를 계산하기 위해 위의 값을 활성화함수에 대입하면 $Z_j = f(Zin_j)$ 로 나타낼 수 있고, 이 신호를 다음 층의 모든 절점에 보낸다. 일반적으로 역전파 알고리즘의 f 는 다음 식 10과 같은 시그모이드 형태의 비선형 함수이다.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (10)$$

각 출력절점에서는 은닉절점에서의 출력치에 강도를 곱한 후 합을 행하며 식 11로 나타낼 수 있다.

$$Yin_k = w_{ok} + \sum z_j w_{jk} \text{ for } I = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

그리고 출력신호를 계산하기 위해 위의 값을 활성화 함수에 대입하면 $Y_k = f(Yin_k)$ 로 나타나고, 그 후에 에러를 역방향으로 전파하게 된다. 그런 후 각 출력 절점들은 목적패턴과 비교하여 에러 정보를 계산하고 그 항은 식 12로 표현할 수 있다.

$$\delta_k = (t_k - y_k)f'(Yin_k) \quad (12)$$

w_{jk} 를 갱신시키기 위해서 강도와 관련된 항을 $\Delta w_{jk} = \partial \delta_k Z_j$ 로 계산하고, 편차와 관련된 항을 $\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k$ 로 계산하고 나서 δ_k 를 앞 층의 절점으로 보낸다. 각 은닉절점($Z_j, j=1, 2, \dots, p$)은 다음 층에서부터 입력된 값을 합하며 식 13으로 나타낼 수 있다.

$$\delta \in_j = \sum \delta_k w_{jk} \text{ for } k = 1, 2, \dots, n \quad (13)$$

그 후에 에러정보를 계산하기 위해 활성화함수의 미분을 구하여 곱하고 강도와 관련된 항 및 편차와 관련된 항을 계산한다. 그런 후에 각 출력 절점의 강도와 편차를 갱신한다.

3.5 역전파모형의 특징

역전파 학습모형은 잠재적 기능에도 불구하고, 학습과정에서 몇몇 약점을 보여 왔다. 가장 큰 문제는 길고 모호한 학습 과정, 네트워크 정체와 국부 최소값이다. 복잡한 문제에 대하여, 반복수와 관련해 에러를 줄이는 방향은 명확하지 않고, 학습과정에서 몇몇의 혼란만 계속되었다. 학습과정은 적당하지 않은 초기 가중치 때문에 매우 길고 소용이 없을 수도 있다. 느린 학습에 대한 주요한 2가지 원인은 단계 크기(step size)와 움직이는 목표치이다(Fahlman and Lebiere, 1990). 최적의 가중치를 찾는 동안, 에러는 최적의 최소값에 도달할 때까지 단계 크기를 줄여가면서 줄어든다. 대부분의 실제문제에서, 이러한 국부 최소값은 좋은 결과를 유출하거나 전체 최소값일 수 있다. 그러나, 네트워크를 학습하는 동안 줄어들어야 하는 단계 크기에 대해서 사용할 수 있는 고정된 지침이 없다. 단계 크기를 무한정으로 줄이면 실제적으로 사용할 수 없다. 큰 단계 크기는 전혀 다른 가중치 영역을 찾을 것이고, 좋지 않은 결과를 보여줄 것이다. 움직이는 목표문제는 연속되는 출력에 대하여 가중치의 값을 조정하여야 한다. 한 번의 학습과정동안 가중치의 변화는 다른 학습패턴 때문에 다음 단계에서는 무시될 것이다. 그래서, 가중치의 감소는 또한 학습속도를 낮춘다.

네트워크의 정체에 대한 문제는 초기 반복에서의 가중치의 큰 조정 때문이다. 모든 절점이 큰 출력을 유출했을 때, 활성화 함수의 미분값은 매우 적을 수 있다. 그래서, 출력층으로부터 역방향으로 통과하는 에러는 활성화함수의 미분값을 사용하기 때문에 학습속도는 느려지고 가중치의 조정이 미비하다. 이러한 문제는 단계 크기 또는 학습률을 줄임으로써 피할 수 있다. 국부 최소값 문제는 많은 과거의 최적 방법에서 나타나고, 신경망에서도 마찬가지이다. 이러한 문제는 높은 차원에서 일어나는 복잡한 에러 표면에 기인한다. 학습률 또는 단계 크기를 변화함에 의해서, 이러한 문제는 다소 피할 수 있다.



제 4 장 신경망 도시홍수 예측모형의 개발

호우 발생에 따른 하천의 유출량을 예측하기 위하여 지금까지 많은 연구가 이루어져 왔으나, 유역내 수문 순환시스템은 그 자체가 비선형성이 강하고 여러 우연성분 및 변동성분을 포함하기 때문에 강우로부터 유출거동을 파악하기에는 많은 어려움이 있다.

하천유량 및 수위예측은 강우의 시·공간상의 변화, 유역의 특성, 관측 자료의 가용유무 및 물리적과정의 복잡성으로 인해 수문학적 접근이 매우 까다로운 실정으로서 강우발생에 따른 호우특성이나 발생패턴, 발생원인 및 지형·지질학적 특성과 하도단면의 특성 등 여러 원인들에 대한 연구가 수반되어야 한다. 이에 따라 모형시스템을 구성하여 매 시간 실시간으로 입력되는 새로운 수문자료를 다음시간 단계의 예측모형에 반영하여 장래 발생 가능한 유출량 및 수위를 계산함으로써 예측 되어질 수 있다. 강우-유출(수위)모형의 매개변수를 추정하기 위한 과정에서는 각각의 강우-유출(수위)사상에 대한 매개변수들이 사상에 따라 각기 다르게 나타나므로 모형에 대한 최적값을 추정해야 하는데, 이는 모형설정 또는 개발자들의 과거자료를 토대로 형성된 경험과 숙련도에 따라 좌우되며 인위적인 조정 및 보정을 필요로 하였다.

수문계의 유출해석에 적용되고 있는 정보제어 및 예측이론은 수문현상에 포함되어 있는 비선형성과 자료에 포함된 오차로 인한 왜곡 및 자료수집 과정에서 발생하는 잡음을 제거시킬 수 있는 수단을 제공하는데, 특히 인공지능 분야에서 신호처리, 지능제어 및 패턴인식 등의 수단으로 사용되고 있는 신경망은 학습이라는 최적화 과정을 통해 최근 수문계의 모형화 및 예측수단으로 사용되고 있다. 이는 신경망의 구조와 기능이 복잡한 자연현상을 있는 그대로 받아들이어 축적시킴으로써 매개변수를 적응시켜, 이를 지식으로 현상에 대해 재현하는 능력이 뛰어나기 때문이다. 또한, 신경망의 연상기억능력은 수문과정(강우-유출(수위))에 대한 충격반응함수로서의 적용이 가능하기 때문일 것이다.

이에 본 연구에서는 최적 신경망모형 선정을 통한 강우-유출(수위)예측모형을 구축하고 대상유역내 실시간 수문관측시스템을 통해 자료수집 및 운용 중에 있는 강우시스템을 이용한 유역 내 획득된 과거의 강우패턴을 인식하여, 모형을 통해 학습하며 새로운 호우사상에 대해서 강우패턴의 예측 및 적정 유출량(수위)예측을 제시하고자 한다. 신경망 강우-유출(수위)예측모형의 구축은 민감도분석 등의 검증방법을 통해 모형의 타당성을 검토한다.

다음은 강우-유출 신경망모형과 관련해 최근에 발표된 논문 및 저서를 소개함으로써 응

용 실례를 살펴보고, 본 연구에 대한 적용가능성을 검토할 수 있을 것이다.

- “Bayesian Training of Artificial Neural Networks Used for Water Resources Modeling”(Greer B. Kingston 외 2명, 2005)
- “Probabilistic Nonlinear Prediction of River Flows”(S. Tamea 외 2명, 2005)
- “A Neural Network Suitable for cloud Patch-Based Rainfall Estimation at Small Scales”(Yang Hong 외 3명, 2004)
- “Information Theory and Neural Networks for Managing Uncertainty in Flood Routing”(A. j. Abe 외 1명, 2004)
- “A Comparison of Nonlinear Flood Forecasting Methods”(F. Laio 외 3명, 2003)
- “Geomorphology-based artificial neural networks(GANNs) for estimation of direct runoff over watersheds”(Bin Zhang 외 2명, 2002)
- “Performance of Neural Networks in Daily Streamflow Forecasting”(S. Birikundavyi 외 3명, 2002)
- “Multivariate Nonlinear Prediction of River Flows”(A. Porporato 외 1명, 2001)
- “Effective and Efficient Modeling for Streamflow Forecasting”(H. V. Gupta 외 2명, 2000)
- “Real Time Forecasting Using Neural Networks”(M.C. Deo 외 1명, 2000)
- “Short term streamflow forecasting using artificial neural networks”(Cameroon M. Z. 등, 1999)
- “River flood forecasting with a neural network model”(Marina Campolom 등, 1999)
- “Urban runoff prediction by neural network” (P. Sincak 등, 1998)
- “River stage forecasting using artificial neural networks”(K. Thirumalaiah 등, 1998)
- “Artificial neural networks as rainfall-runoff models” (A.W. Minns, 1996)
- “Artificial neural network modeling of the rainfall runoff process” (Kuo-Lin Hsu 등, 1995)
- “Predicting streamflows based on neural networks” (H-S. Shin 등, 1995)
- “Neural Networks for River Flow Prediction” (N. Karunanithi 등, 1994)
- “Back Propagation in hydrological time series forecasting”(G. Lachtermacher 등, 1994)
- “Comparison of six rainfall-runoff modeling approaches” (F.H.S. Chiew 등, 1993)
- 신경망 모형을 이용한 홍수유출 예측시스템의 개발(안상진, 2004)
- 신경망을 이용한 낙동강 유역 하도유출 예측 및 홍수예경보 이용(윤강훈, 2004)

4.1 도시홍수 예측모형 기법 개발

홍수의 예측에 있어 단기간 강우-유출(수위)의 해석은 홍수통제 및 관리측면에 있어 매우 중요하다. 기존의 한강 및 낙동강 등에서는 저류함수법에 의한 대상유역 유출을 예측하고 있으나, 이는 과거의 실 수문관측 자료가 부족한 때에 유용한 모형이었으며, 현재 다양한 모형의 검토가 요구되고 있다.

본 연구에서는 온천천유역에서의 홍수 예측모형을 개발하기 위하여 주요 수위관측 지점인 부곡교, 세병교지점 등에 대하여 역전파 알고리즘을 사용하여 모형을 구축하고자 하였으며, 모형의 학습방법은 앞 절에서 이미 소개하였다.

홍수 예측모형으로의 입력되는 자료에 따라 3가지로 구분하였으며, 출력값인 하도지점 홍수량을 예측하기 위해 사용되는 입력변수로 아래와 같이 구분되어진다.

- Model I : 선행 강우량 + 선행 유출량
- Model II : 선행 강우량
- Model III : 선행 유출량

model I의 경우, 선행 강우량과 선행 유출량을, model II는 선행 강우량을, model III은 선행 유출량만을 사용한다. model II, III이 앞서 model I과의 차이점은 대상유역에서의 강우 혹은 유출량의 관측이 결측 되는 경우에 있어서의 모형구성에 대한 어려움을 대비하기 위한 것으로서, 이러한 결측 상황에서의 예상되어지는 홍수량 예측을 위한 모형구성이다. 출력값인 홍수량은 대상유역내 하도지점에서의 수위-유량관계식에 의해서 수위 값으로 환산될 수 있다. 또한, 유역내 홍수의 실시간 예측을 위해서는 다양한 강우 및 유출 자료의 상황이 존재할 수 있으며, 홍수의 적절한 대응을 위해 10분 앞뿐만 아니라 장시간 선행예측을 할 수 있는 모형이 요구되어지므로 현재로부터 60분 앞까지 예측할 수 있도록 모형을 구성하였으며 그림 20과 그림 21은 도시홍수 예측모형의 개요 및 각 모형의 구조를 나타내고 있다.

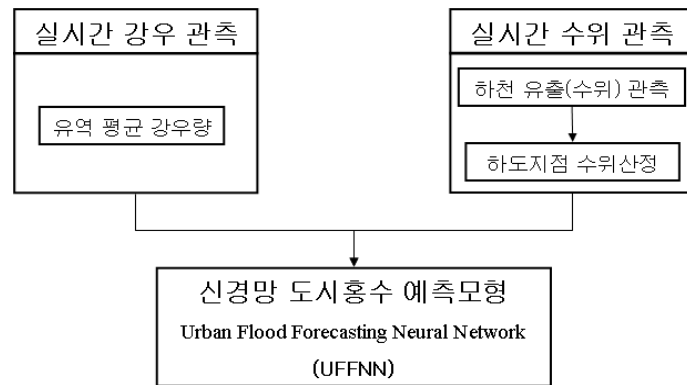


그림 20. 신경망 도시홍수 예측모형(UFFNN)의 개요

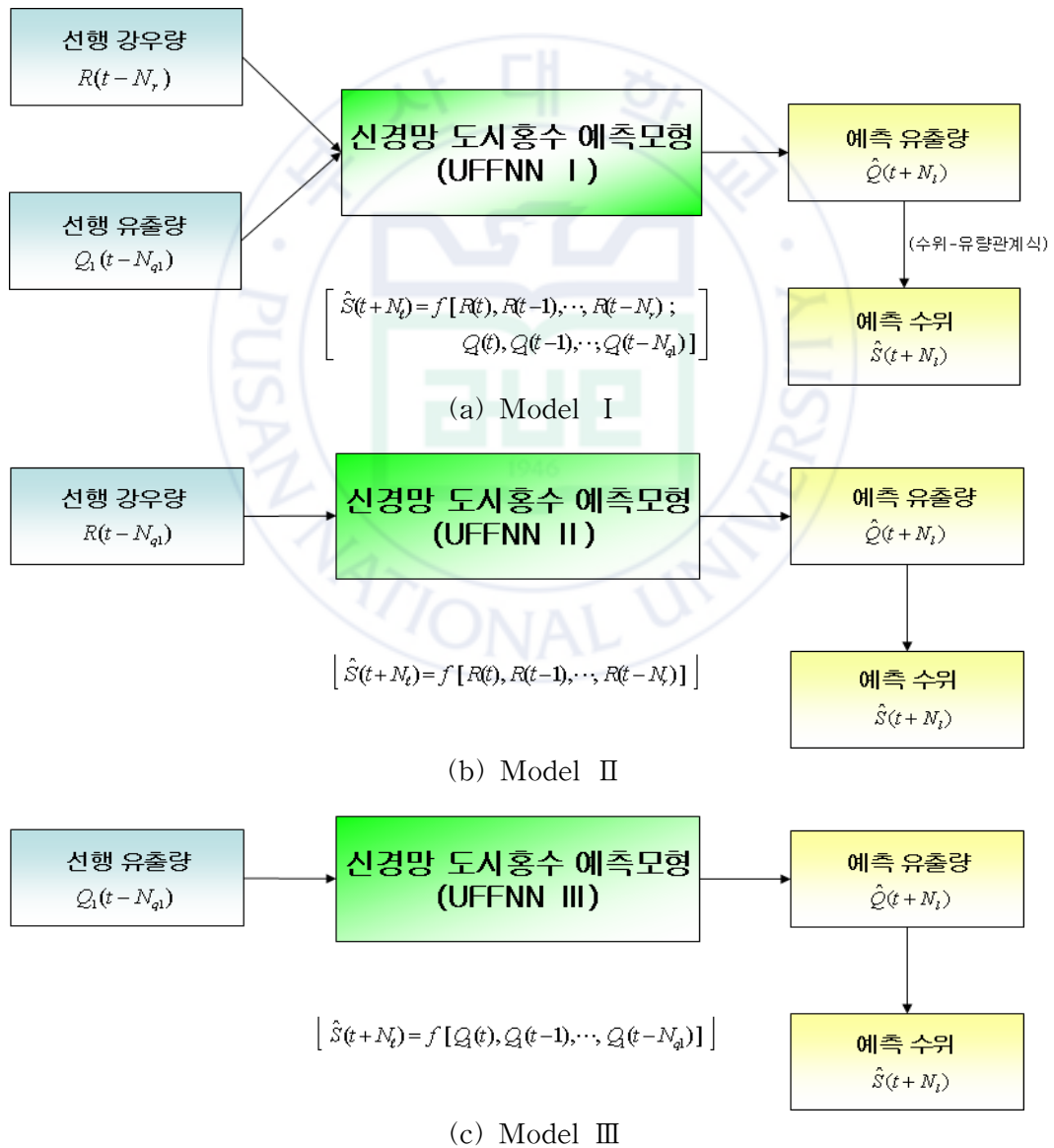


그림 21. 도시홍수 예측모형(UFFNN)의 구조

4.2 학습 및 검증사상

4.2.1 적용 홍수-호우자료 및 검증자료 구축

도시홍수 예측모형의 개발을 위한 적용 홍수 자료로는 2장에서 수집된 주요 홍수-호우 사상 22개 중 강우량 및 하도 유출량 자료의 상태가 양호한 것을 선별하였다.

하도홍수 예측모형은 model I의 강우-유출량 외에 model II와 model III에서 강우량, 유출량만을 입력변수로 하여 대상유역내 관측장비의 오작동 및 미설치로 인한 결측치 발생 시 추정 가능한 유출모형의 개발을 통해, 선행강우-유출관계에 따른 예측유출량(수위)의 산정, 선행강우만을 통한 예상유출량(수위)산정, 선행유출량만을 통한 예측유출량(수위) 산정하도록 구성하였다. 표 13은 도시홍수 예측을 위해 선정된 학습 및 검증 자료를 나타내고 있고, 표 15는 각 학습 및 검증사상의 홍수유출 특성을 나타내고 있다. 그림 22 ~ 그림 23은 학습 및 검증자료로 선정된 사상(L1~L5, T1~T3)을 나타내고 있다.

표 13. 도시홍수 예측을 위한 신경망 학습 및 검증자료의 선정

호우사상	호우기간	지속기간	호우 특성	학습 및 검정자료	비고
1	05/09/06 ~ 09/07	2일	태풍형	학습자료1	L1
2	06/05/06 ~ 05/07	2일	기압형	학습자료2	L2
3	06/05/09 ~ 05/10	2일	기압형		
4	06/05/19 ~ 05/19	1일	기압형	학습자료3	L3
5	06/06/14 ~ 06/15	2일	기압형	학습자료4	L4
6	06/06/29 ~ 06/30	2일	기압형	학습자료5	L5
7	06/07/08 ~ 07/11	4일	태풍형	검정자료1	T1
8	06/08/19 ~ 08/19	1일	기압형		
9	06/08/27 ~ 08/27	1일	기압형		
10	07/02/13 ~ 02/14	2일	기압형	검정자료2	T2
11	07/03/04 ~ 03/05	2일	기압형	검정자료3	T3
12	07/03/24 ~ 03/24	1일	기압형		

표 14. 도시홍수 예측을 위한 학습 및 검증사상의 홍수유출 특성분석

자료	구분	총 강우량 (mm)	침 두 강우량 (mm)	침 두 수 위 (m)	침 두 유 량 (cms)	유출률	총 유출량 (10^6 m^3)	비고 (사상 구분)
학습 자료	L1	205	4.5	5.94	512.42	0.98	7.6	1
	L2	136.5	6	2.98	127.32	0.48	2.6	2
	L3	72.5	2.5	1.94	51.83	0.37	1.1	4
	L4	105	7	2.6	95.98	0.46	2.0	5
	L5	49.5	13.5	2.94	23.82	0.45	9.0	6
검증 자료	T1	366.5	17.5	4.93	355.01	0.9	13.2	7
	T2	75.5	6	2.51	88.03	0.32	0.9	10
	T3	44	4	1.94	52.98	0.35	0.6	11

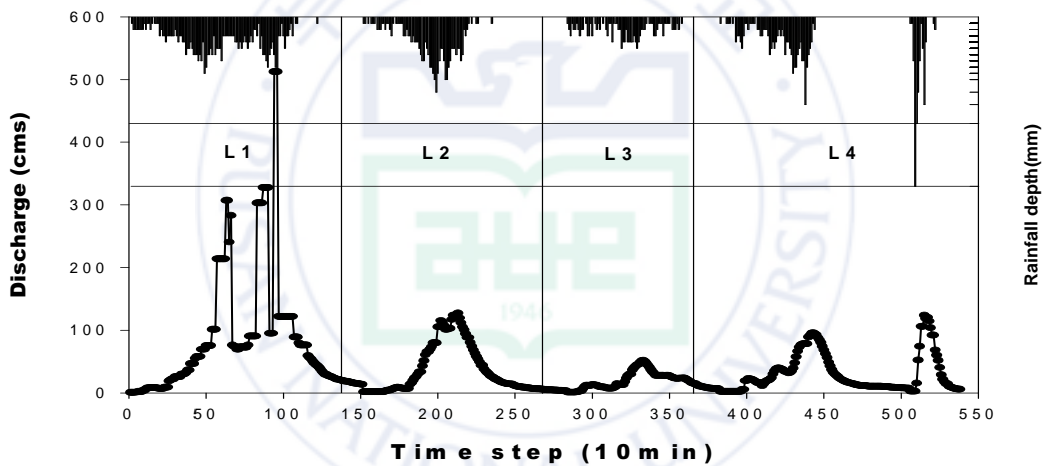


그림 22. 대상유역 학습자료

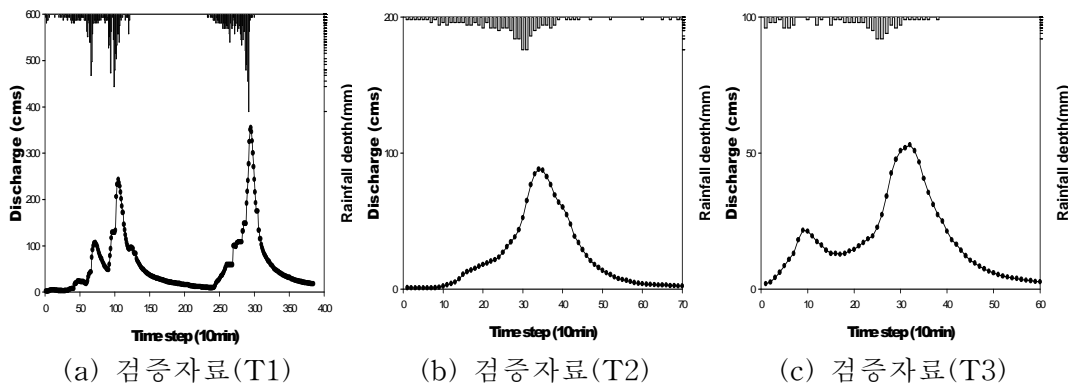


그림 23. 대상유역 검증자료

4.2.2 모형변수의 민감도 분석

본 절에서는 신경망 입력변수 값의 변화에 따른 각 층간의 가중치들과 편차들을 최적화 하기 위하여 신경망 도시홍수 예측모형의 입력변수인 강우지체시간, 자기지점 유출지체시간에 대하여 민감도분석을 수행하였다. 선행예측시간은 시간적인 면을 고려하여 10, 20, 30, 60분에 대해 예측 가능토록 하였고, 역전파모형의 은닉절점 개수는 그 수의 변화에 따른 오차함수 값과 학습시간의 효율적인 측면을 고려하여 10, 12, 14, 16, 18, 20개로 결정하였다.

model I 과 model II 에서 입력변수로 사용되는 강우지체시간은 10, 20, 30, 40, 50, 60분에 대한 오차함수 값들의 변화를 분석하였고, model I 과 model III에서 사용되는 자기지점 유출지체시간은 10, 20, 30, 60분에 대하여 분석하였다. 표 15는 각 모형별 고정값 및 민감도 분석항목을 나타내고 있다.

표 15. 모형별 민감도 분석 항목 (Time Unit : 10min)

모형	민감도 분석항목		고정값
model I	강우지체시간	1,2,3,4,5,6	선행예측시간 : 1,2,3,6 자기유출지체시간 : 1,2,3,6 은닉절점개수 : 10,12,14,16,18,20
	자기유출지체시간	1,2,3,6	선행예측시간 : 1,2,3,6 강우지체시간 : 1,2,3,6 은닉절점개수 : 10,12,14,16,18,20
model II	강우지체시간	1,2,3,4,5,6	선행예측시간 : 1,2,3,6 은닉절점개수 : 10,12,14,16,18,20
model III	자기유출지체시간	1,2,3,6	선행예측시간 : 1,2,3,6 은닉절점개수 : 10,12,14,16,18,20

4.3 결과분석을 통한 최적모형 선정

표 15에서의 모형별 민감도분석 항목은 각 경우별로 모형내 입력항목을 변화시켜 각각의 모형을 학습시키고 앞서 세 가지 검증사상(T1 ~ T3)에 적용한 결과 그 실측치와 예측치에 대한 오차함수의 값을 각각 평균하여 각 모형에 따라 강우지체시간과 유출지체시간별로 표 16 ~ 표 19에 정리하였으며 그림 24 ~ 그림 27에 나타내었다.

그림 24 ~ 그림 27에서 상대첨두치오차(RPE)와 상대총량오차(RVE)는 강우지체시간이나 유출지체시간의 값이 변화함에 따라 일정한 성향을 가진다기 보다는 불규칙적으로 진동함을 확인할 수 있었다. 이는 입력자료로 사용된 3가지 검증사상(T1 ~ T3)에 대한 오차함수값을 평균하여 그림에 도식한 결과로 인해 각 검증사상에 대한 오차함수 값의 부호가 서로 반대(+, -)일 경우 그 평균값이 오히려 원래의 오차값보다 더 커지거나 혹은 더 작아지는 경향이 있기 때문이다. 그러므로 각 모형별로 적절한 강우지체시간과 유출지체시간을 선정하기 위한 직접적인 판단기준으로는 절대평균편차(AMB), 제곱근 평균자승오차(RMSE), 그리고 상관계수(CC)의 값에 중점을 두었으며, 10 ~ 60분 앞의 예측결과에서 일반적으로 10분 혹은 20분 앞의 예측치가 30분 혹은 60분 앞의 예측치보다 더 실측치에 근접함을 확인하였다. 또한, 60분 앞의 예측결과 역시 상관계수가 각 모형에서 약 0.8이상으로 비교적 만족스런 결과를 나타내고 있다.

강우지체시간에 따른 변화를 보면 model I에서는 30분, model II에서는 60분이 가장 좋은 결과를 보였다. 특히, model II의 경우 선행강우량만을 입력변수로 취하므로 강우지체시간에 따른 민감도분석 결과 시 강수량 및 유출량이 입력자료로 사용되어지는 model I에 비해 상관계수의 변동 폭이 큼을 확인하였으며, 또한 강우만을 사용한 유출 예측모형을 위해서는 단시간보다는 유역특성에 따른 강우지체시간의 결정이 우선적으로 고려되어야 함을 알 수 있었다. 유출지체시간에 따른 변화를 보면 model I에서는 앞서 강우지체시간에서처럼 30분, 역시 선행유출량만을 입력변수로 취한 model III에서는 60분에서 가장 좋은 결과를 보였으며, 이 역시 위와 같은 이유로 사료되어진다.

민감도 분석에 의해 선정된 최적모형의 입력변수는 표 20에 나타내었다.

결과적으로 신경망모형 내에서의 매개변수는 물리적인 의미를 내포하지는 않지만, 강우량이나 유출량이 대체적으로 30 ~ 60분 정도의 지체시간을 갖는다는 것은 강우발생에 따른 대상유역에서의 유출로 인한 산정지점에서의 유출량은 바로 30 ~ 60분 전의 발생 가능한 강우량이나 유출량 값과 상관성이 크다고 할 수 있다.

표 16. 강우지체시간에 대한 model I 의 민감도분석 결과(Time Unit : min)

모 형	선행 예측 시간	강우 지체 시간	상 대 침투치오차		상 대 총량오차		절 대 평균편차		제 곱 근 평균자승오차		상 관 계수	
			평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차
model I	t+10	10	2.02	3.03	-0.74	7.53	3.97	0.90	6.90	1.11	0.9864	0.0066
		20	1.18	2.46	-1.62	5.01	3.95	0.76	7.49	1.42	0.9849	0.0082
		30	-2.93	2.73	-3.61	8.37	4.57	1.18	8.14	1.67	0.9851	0.0085
		40	-2.39	2.77	-1.88	5.79	4.20	0.85	7.88	1.42	0.9855	0.0070
		50	-2.53	3.72	-1.40	6.07	4.19	0.77	7.80	1.34	0.9855	0.0067
		60	-2.65	3.40	-2.43	5.85	4.20	0.82	7.82	1.20	0.9857	0.0065
	t+20	10	5.79	5.58	-1.66	5.50	6.12	1.08	11.33	2.15	0.9598	0.0135
		20	1.08	4.24	-2.27	5.40	6.16	1.24	11.68	3.02	0.9613	0.0181
		30	-3.00	4.96	-4.55	8.97	6.48	1.34	12.00	3.05	0.9633	0.0186
		40	-3.55	5.79	-3.82	6.06	6.21	1.24	11.83	2.96	0.9632	0.0163
		50	-4.87	6.37	-3.89	6.87	6.27	1.13	11.76	2.91	0.9642	0.0164
		60	-4.10	5.55	-3.92	7.84	6.40	1.41	11.78	3.40	0.9631	0.0191
	t+30	10	1.73	4.30	-5.72	6.98	8.46	0.89	14.45	1.87	0.9327	0.0103
		20	-3.00	5.72	-3.89	7.42	8.41	0.98	14.69	2.43	0.9380	0.0148
		30	-8.14	5.75	-5.80	8.61	8.69	1.29	15.17	3.00	0.9387	0.0182
		40	-9.78	7.04	-6.51	9.23	8.76	1.22	15.91	3.18	0.9337	0.0213
		50	-9.94	7.62	-5.01	11.20	8.91	1.51	16.05	3.61	0.9303	0.0250
		60	-11.87	6.79	-6.71	10.14	9.12	1.44	17.13	3.35	0.9159	0.0259
	t+60	10	-30.30	5.81	-7.05	11.60	12.31	0.92	19.73	1.16	0.8633	0.0097
		20	-30.09	7.51	-10.05	11.24	12.49	0.88	20.10	0.88	0.8668	0.0087
		30	-28.15	7.86	-8.73	7.30	12.31	0.84	20.13	1.17	0.8659	0.0094
		40	-28.75	7.81	-8.57	10.47	12.16	1.07	19.88	1.03	0.8664	0.0086
		50	-30.19	9.09	-10.72	12.55	12.68	1.24	21.52	1.49	0.8568	0.0109
		60	-27.41	7.74	-7.98	9.89	12.86	1.09	23.04	1.67	0.8464	0.0173

표 17. 유출지체시간에 대한 model I 의 민감도분석 결과(Time Unit:min)

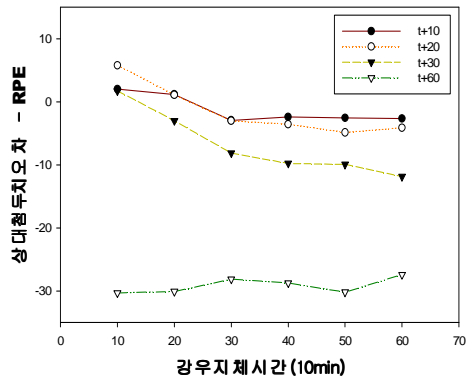
모 형	선행 예측 시간	유출 지체 시간	상 대 침투치오차		상 대 총량오차		절 대 평균편차		제 곱 근 평균자승오차		상 관 계수	
			평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차
model I	t+10	10	-4.57	3.58	-0.35	7.57	4.99	0.86	10.02	0.92	0.9700	0.0028
		20	-2.81	2.29	-1.49	5.20	4.31	0.45	8.08	0.73	0.9868	0.0018
		30	-0.28	2.73	-1.08	5.67	3.74	0.75	7.08	0.99	0.9891	0.0015
		60	0.35	3.80	-1.95	7.76	4.04	0.96	6.83	0.86	0.9896	0.0010
	t+20	10	-9.68	4.32	-2.50	4.59	8.33	0.53	17.27	0.89	0.9282	0.0043
		20	-3.23	3.75	-3.20	7.86	6.12	0.95	13.05	1.09	0.9580	0.0049
		30	2.19	2.33	-3.17	5.69	5.66	0.70	10.83	0.83	0.9698	0.0038
		60	-1.60	7.25	-2.22	8.17	5.81	0.90	9.33	0.96	0.9743	0.0061
	t+30	10	-9.51	5.62	-2.96	12.13	10.01	1.35	20.72	1.90	0.9038	0.0166
		20	-3.60	4.81	-4.77	5.40	8.10	0.58	16.41	1.70	0.9309	0.0107
		30	1.25	3.78	-5.02	9.43	7.70	0.93	13.11	0.97	0.9498	0.0057
		60	-14.06	6.78	-7.13	4.77	8.91	1.02	15.62	2.11	0.9190	0.0213
	t+60	10	-27.51	4.80	-3.31	9.74	13.37	0.89	21.63	1.43	0.8542	0.0075
		20	-23.85	5.89	-1.65	9.30	13.16	0.70	21.51	1.64	0.8524	0.0122
		30	-22.74	5.37	-4.30	7.56	12.79	0.57	21.39	1.85	0.8524	0.0149
		60	-37.85	6.40	-18.39	7.52	11.53	0.96	20.13	1.78	0.8712	0.0113

표 18. 강우지체시간에 대한 model II의 민감도분석 결과(Time Unit : min)

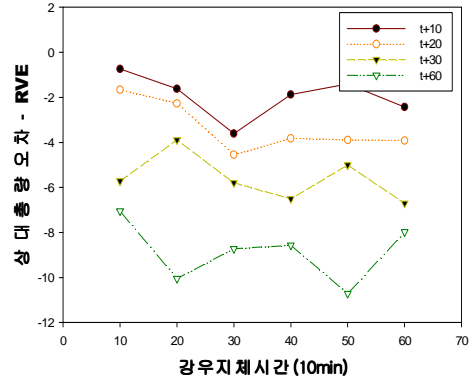
모 형	선 행 예 측 시 간	강우 지 체 시 간	상대침투치 오 차		상대총량 오 차		절 대 평균 편 차		제 공급 평균자승오차		상 관 계 수	
			평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차
model II	t+1	10	-48.71	16.65	-62.71	11.91	28.80	1.20	40.22	3.46	0.4959	0.0178
		20	-57.53	1.55	-64.31	5.83	27.76	0.89	38.24	0.81	0.5872	0.0161
		30	-55.28	3.76	-60.51	11.62	26.32	1.45	36.29	1.27	0.6812	0.0004
		40	-57.84	4.16	-58.95	12.13	25.42	1.58	34.97	1.55	0.7496	0.0449
		50	-67.03	6.72	-58.82	19.70	25.11	2.60	33.92	2.21	0.8171	0.0004
		60	-67.23	5.67	-59.86	16.59	25.02	2.37	33.37	2.01	0.8575	0.0011
	t+20	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		20	-55.53	1.21	-63.48	3.88	27.39	0.54	37.63	0.43	0.6028	0.0003
		30	-63.23	2.30	-63.07	7.90	26.53	1.20	36.18	1.02	0.6928	0.0003
		40	-65.83	5.26	-58.75	16.08	25.28	2.22	34.54	1.86	0.7687	0.0001
		50	-66.59	4.84	-56.31	13.24	24.57	1.64	33.41	1.35	0.8223	0.0004
		60	-69.64	3.71	-58.24	10.64	24.49	1.66	32.91	1.33	0.8607	0.0004
	t+30	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		20	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		30	-64.50	0.70	-62.60	1.68	26.31	0.24	35.97	0.19	0.6949	0.0003
		40	-73.04	2.80	-61.84	9.70	25.56	1.53	34.80	1.25	0.7682	0.0003
		50	-69.46	25.13	-59.48	16.70	25.00	2.41	33.78	1.95	0.8222	0.0001
		60	-69.33	4.02	-55.74	10.49	24.17	1.34	32.69	1.05	0.8598	0.0004
	t+60	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		20	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		30	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		40	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		50	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		60	-84.72	3.70	-55.71	9.99	24.57	1.09	34.55	0.84	0.7956	0.0009

표 19 유출지체시간에 대한 model III의 민감도분석 결과(Time Unit : min)

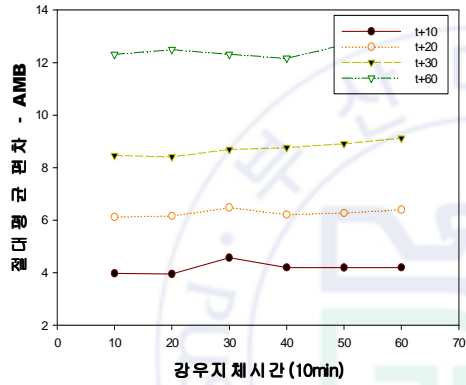
모 형	선 행 예 측 시 간	유출 지 체 시 간	상대침투치 오 차		상대총량 오 차		절 대 평균 편 차		제 공급 평균자승오차		상 관 계 수	
			평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차	평균	편차
model III	t+10	10	1.19	0.75	-2.57	4.17	1.99	0.26	3.17	0.31	0.9991	0.0003
		20	-0.27	2.80	-2.36	9.42	3.41	0.90	5.03	0.80	0.9977	0.0001
		30	-0.69	1.00	-2.04	3.78	3.17	0.65	5.50	0.59	0.9958	0.0003
		60	1.76	0.46	-2.28	0.53	2.78	0.17	4.94	0.11	0.9954	0.0005
	t+20	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		20	-0.92	1.54	-7.42	5.22	5.01	0.62	7.83	0.59	0.9933	0.0001
		30	0.24	2.70	-4.06	8.14	4.64	0.67	8.02	0.59	0.9910	0.0006
		60	2.16	2.45	-11.43	6.39	5.17	1.52	8.81	1.12	0.9851	0.0010
	t+30	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		20	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		30	0.84	2.66	-5.47	9.42	6.81	0.42	11.10	0.45	0.9841	0.0005
		60	10.41	2.98	1.06	5.60	5.31	0.42	10.68	0.50	0.9666	0.0031
	t+60	10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		20	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		30	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
		60	3.87	4.18	-13.24	12.67	6.58	2.48	10.23	1.79	0.9898	0.0003



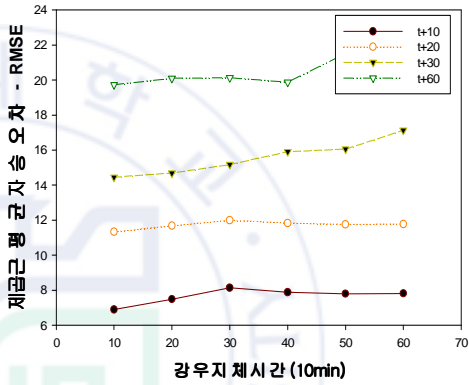
(a)



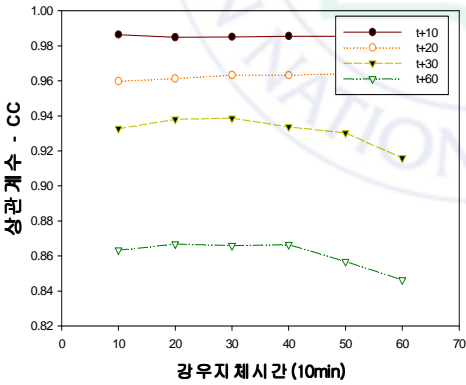
(b)



(c)



(d)



(e)

- (a) 상대첨두치오차
(Relative Peak Error)
- (b) 상대총량오차
(Relative Volume Error)
- (c) 절대평균편차
(Absolute Mean Bias)
- (d) 제곱근자승오차
(Root Mean Square Error)
- (e) 상관계수
(Correlation Coefficient)

그림 24. 강우지체시간에 대한 model I 의 민감도분석 결과

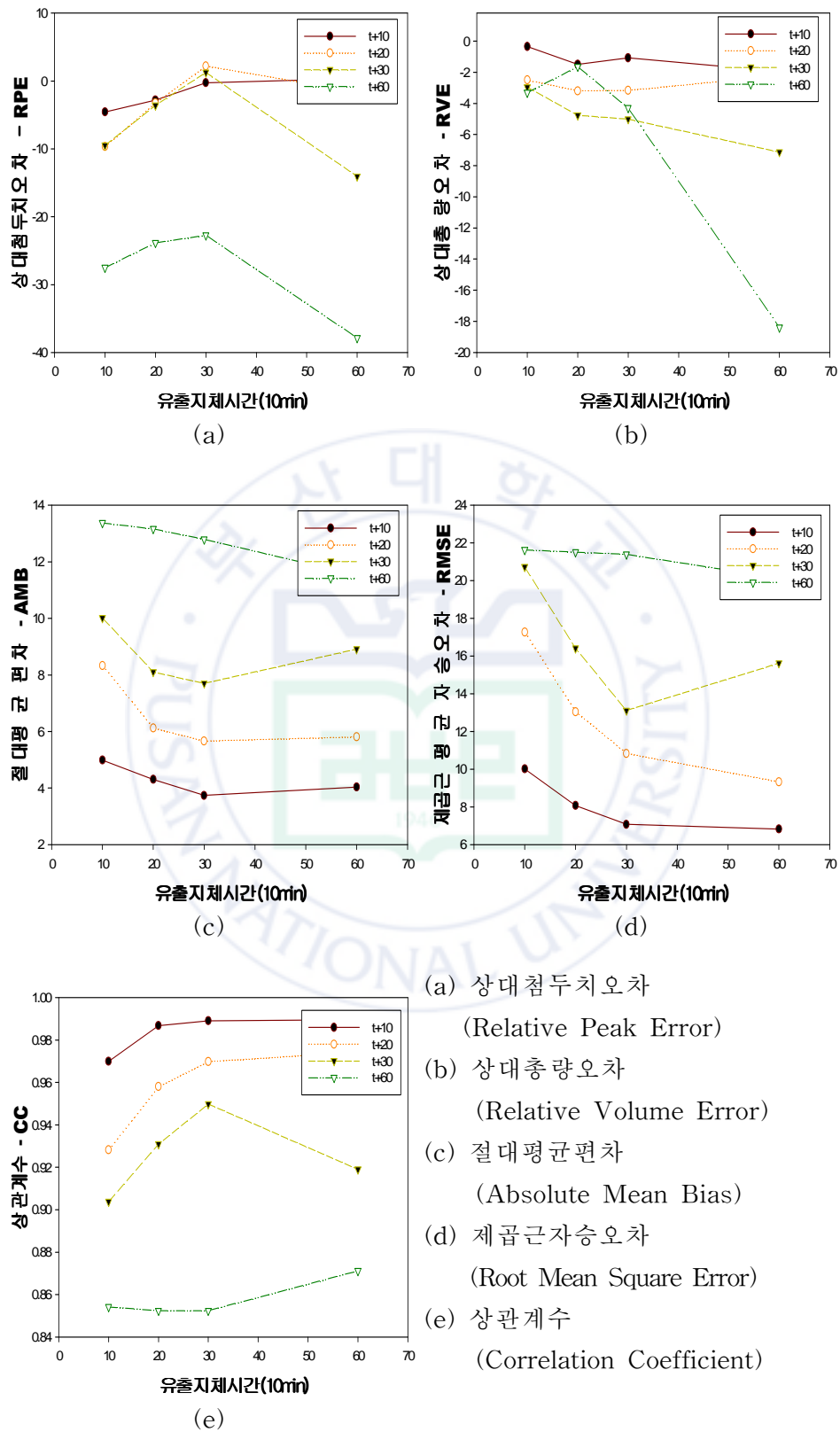
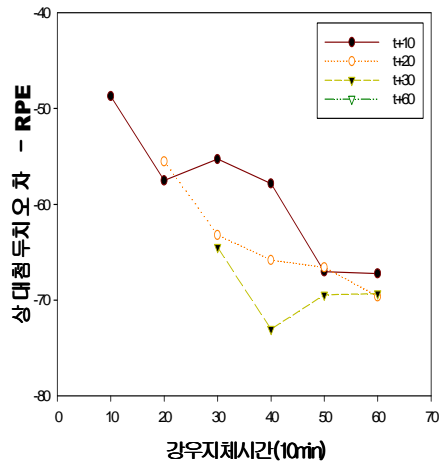
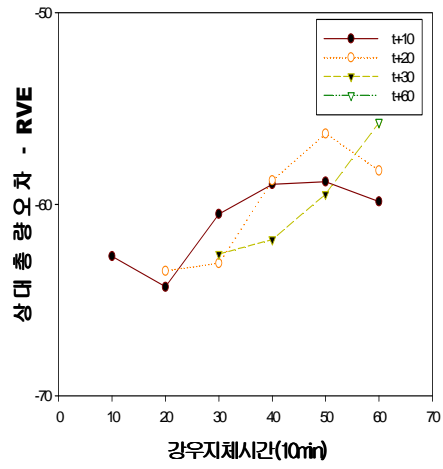


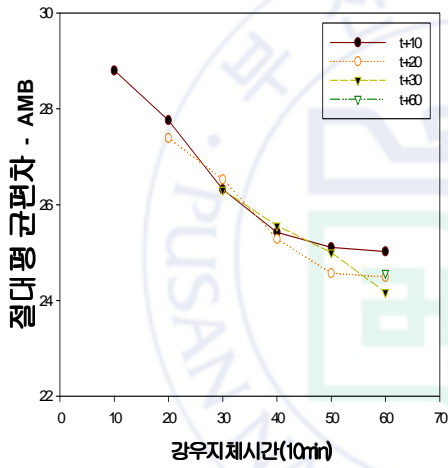
그림 25. 유출지체시간에 대한 model I 의 민감도분석 결과



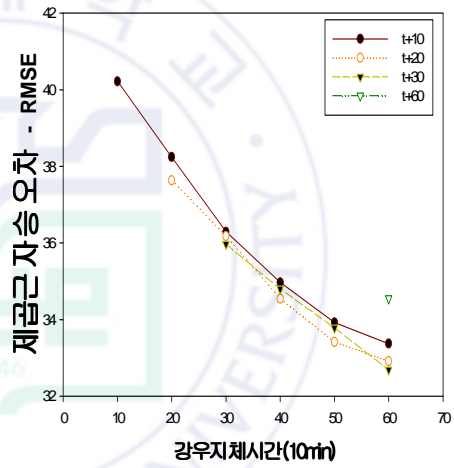
(a)



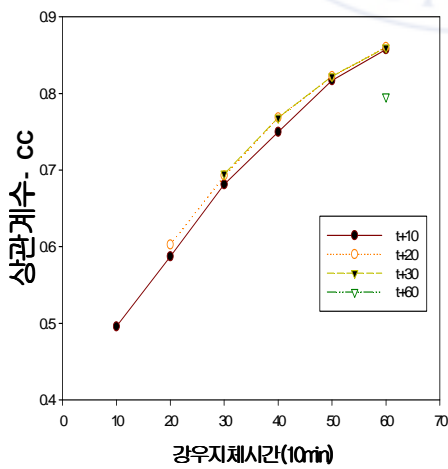
(b)



(c)



(d)



(e)

- (a) 상대첨두치오차
(Relative Peak Error)
- (b) 상대총량오차
(Relative Volume Error)
- (c) 절대평균편차
(Absolute Mean Bias)
- (d) 제곱근자승오차
(Root Mean Square Error)
- (e) 상관계수
(Correlation Coefficient)

그림 26. 강우지체시간에 대한 model II의 민감도분석 결과

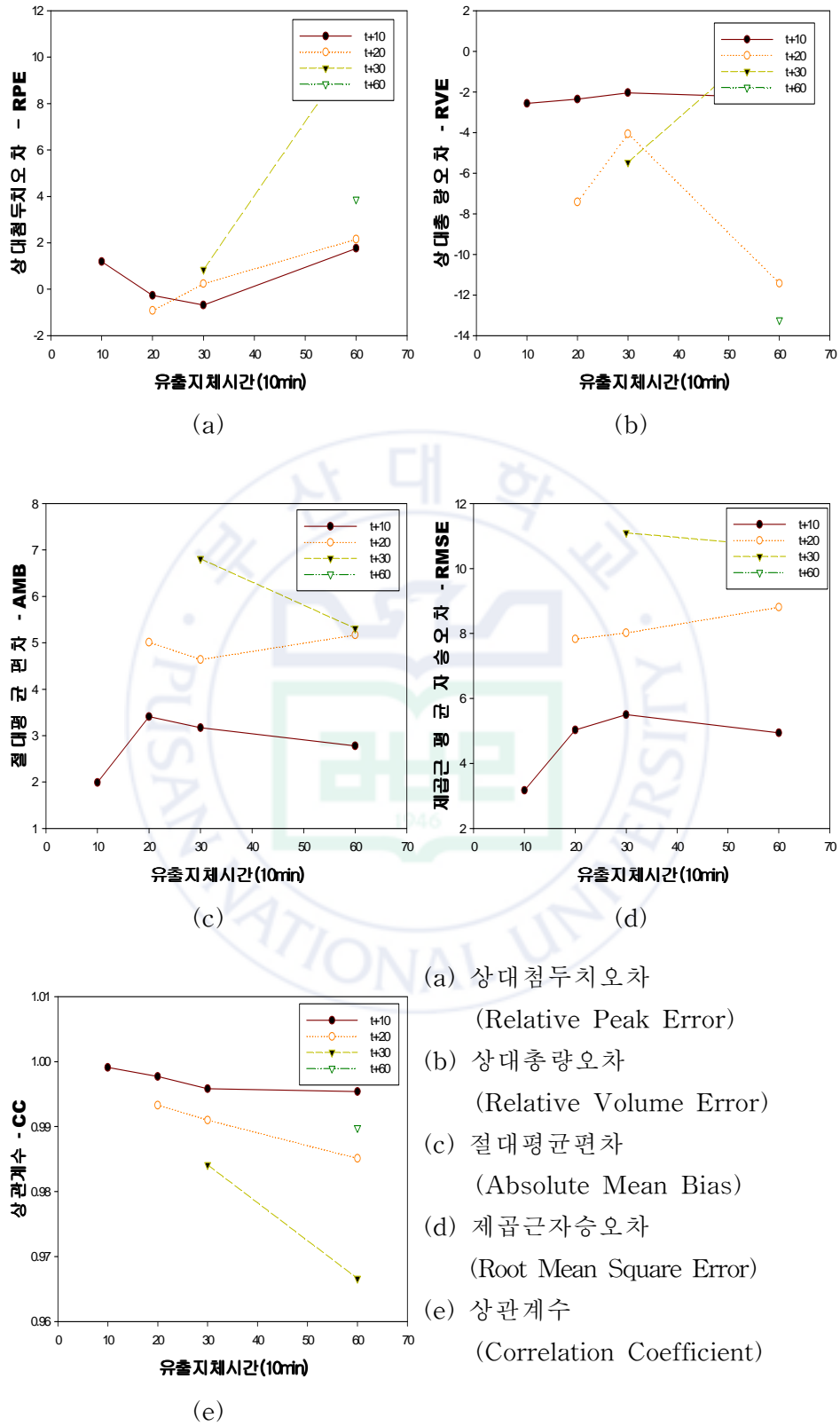


그림 27. 유출지체시간에 대한 model III의 민감도분석 결과

표 20. 민감도 분석에 의한 모형 매개변수 선정(Time Unit : min)

모 형	선 행 예측시간	강 우 지체시간	유 출 지체시간	은 닉 절점개수
model I	t+10	30	30	20
	t+20	30	30	20
	t+30	30	30	20
	t+60	30	30	20
model II	t+10	60	-	20
	t+20	60	-	20
	t+30	60	-	20
	t+60	60	-	20
model III	t+10	-	60	20
	t+20	-	60	20
	t+30	-	60	20
	t+60	-	60	20

4.4 강우-유출 예측

4.4.1 모형의 검정 및 검증

본 절에서는 앞서 제시된 도시홍수 예측모형들(model I ~ model III)의 실제 예측능력을 검증(validation)하고 비교분석하기 위해 표 20에서 선정된 모형 입력변수 값을 사용하여 다시 각 모형을 학습, 즉 검정(calibration)하였고 모형학습으로 산정된 각 층간의 가중치들과 편차들을 세 가지 검증사상(T1 ~ T3)에 적용하여 그 예측 결과를 분석하였다. 표 21은 모형의 검정에 대한 오차함수 값들을 나타내고 있으며, 표 22는 세 가지 검증사상(T1~T3)의 오차함수 값을 평균하여 나타내었다. 표 21은 검정에 대한 결과로서 모형의 학습단계에서 오차를 나타내므로 표 22의 검증사상별 오차함수 값을 평균한 결과에 비해서 산정된 결과 값에서 절대평균편차, 제공근평균자승오차, 그리고 상관계수 등의 값에 대한 변동의 폭이 더욱 크게 나타났다. 또한, 검증결과에서 도시화하였듯이 단시간인 10분, 20분 예측 및 30분과 60분 예측에서도 상관계수는 0.8이상으로서 상당한 예측결과를 보여주고 있다. 그림 28은 표 22의 선정모형에 대한 검증결과 값을 도시하고 있으며, 각 모형별로 그 결과가 상이하였다.

model I 은 선행 강우량 및 선행 유출량이 입력인자로 쓰여지는 모형으로서 상대첨두

치오차 및 총량오차는 예측시간이 증가할수록 변동 폭이 증가함을 관측할 수 있었으며 상관계수 또한 감소함을 나타내었다.

model II의 경우 선행 강우량만을 입력인자로 이용한 모형으로서 model I과 model III에 비해 가장 저조한 성과를 보였다. 그 결과 상대침투치오차 및 총량오차는 아래의 그림 28과 그림 29 ~ 그림 37에서와 같이 타 모형에 비해 상대적으로 큰 오차를 보였으며, 따라서 검증단계에서도 역시 수문곡선상에서 예측유량을 과대평가함을 나타내었다.

model III은 선행유출량만을 입력인자로 이용한 모형으로서 세 모형 중 가장 좋은 성과를 보였다. 이는 입력변수가 가장 많은 model I의 경우 입력변수가 많아짐으로 인해서 오히려 그 예측의 결과에 대한 정확성을 감소시킬 수 있다는 사실을 확인할 수가 있었다.

결과적으로 model III이 가장 좋은 성과를 보였지만, 현재 국내의 홍수 예·경보상의 저류함수법과 비교해 볼 때 model I과 model II의 예측성과도 상당한 의의를 지닌다고 할 수 있으며 관측장비가 부족한 국내실정상 수문 관측자료가 부족한 경우에서도 충분한 예측가능성을 보여주었다.

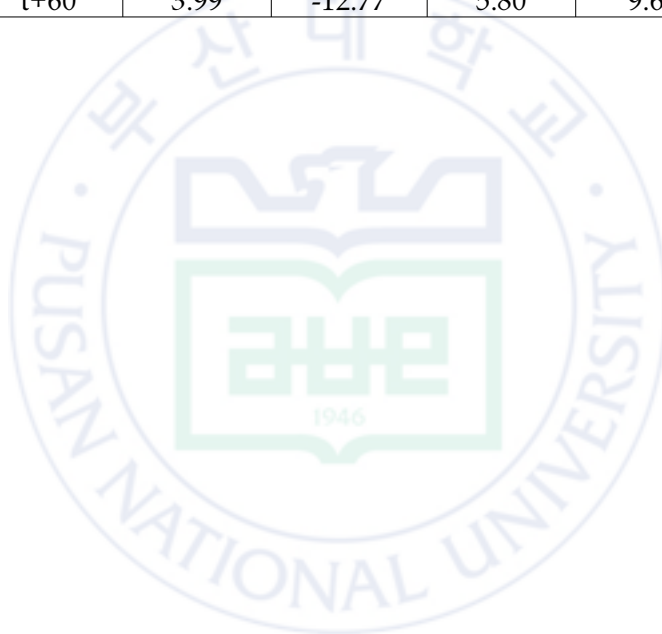
그림 29 ~ 그림 31은 표 22에 제시된 검증사상(T1 ~ T3)에 대한 model I의 도시홍수 예측수문곡선이며, 역시 그림 32 ~ 그림 34는 검증사상(T1 ~ T3)에 대한 model II의 도시홍수 예측수문곡선, 그리고 그림 35 ~ 그림 37 역시 검증사상(T1 ~ T3)에 대한 model III의 도시홍수 예측수문곡선을 도시하였고, 10분, 20분 및 30분, 60분 후의 예측곡선을 나타내었다.

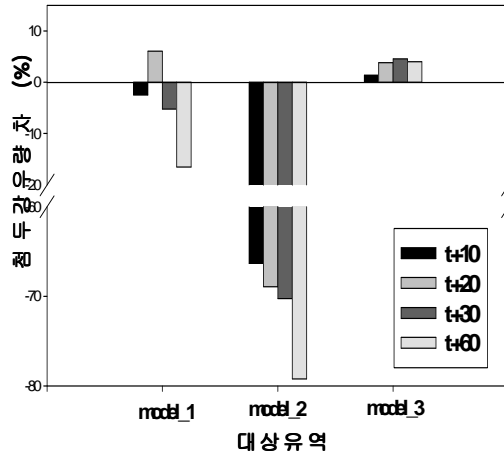
표 21. 선정모형에 대한 calibration결과(Time Unit : min)

모형구분		선 행 예측시간	상 대 침투치오차	상 대 총량오차	절 대 평균오차	제 곱 근 평균자승오차	상 관 계 수
온 천 천	model I	t+10	6.36	0.08	7.27	25.28	0.9224
		t+20	10.15	6.94	10.79	33.04	0.8648
		t+30	54.24	-5.60	14.55	38.78	0.8071
		t+60	50.22	0.72	17.39	40.44	0.7878
	model II	t+10	47.55	-0.36	28.87	55.18	0.5386
		t+20	46.65	-0.04	30.26	56.70	0.5042
		t+30	45.88	-0.05	31.62	58.21	0.4687
		t+60	42.09	-0.01	32.85	59.58	0.4352
	model III	t+10	47.99	-0.05	28.82	55.17	0.539
		t+20	46.48	0.03	30.25	56.73	0.5033
		t+30	46.39	0.09	31.60	58.21	0.4689
		t+60	44.75	0.06	31.60	58.26	0.4676

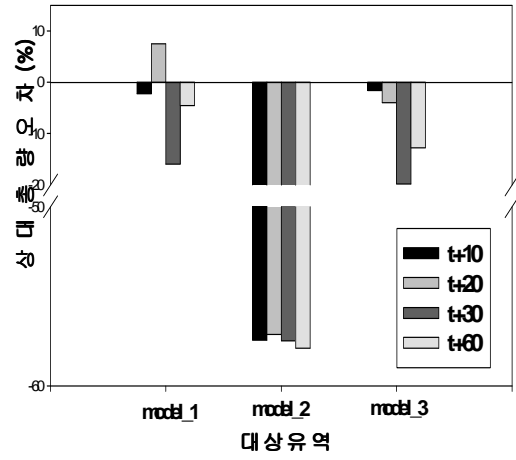
표 22. 선정모형에 대한 validation결과(Time Unit : min)

모형구분		선행 예측시간	상대 첨두치오차	상대 총량오차	절대 평균오차	제곱근 평균자승오차	상관 계수
온천천	model I	t+10	-2.47	-2.24	3.81	7.66	0.9882
		t+20	6.07	7.47	6.10	10.65	0.9710
		t+30	-5.24	-15.98	7.68	12.29	0.9606
		t+60	-16.52	-4.56	12.91	21.13	0.8548
	model II	t+10	-66.35	-57.44	24.41	32.83	0.8577
		t+20	-68.94	-57.12	24.23	32.65	0.8608
		t+30	-70.26	-57.49	24.33	32.80	0.8598
		t+60	-79.20	-57.90	24.28	33.01	0.8523
	model III	t+10	1.37	-1.60	2.87	4.95	0.9955
		t+20	3.82	-3.99	4.27	8.18	0.9851
		t+30	4.60	-19.83	8.05	12.67	0.9641
		t+60	3.99	-12.77	5.80	9.68	0.9897

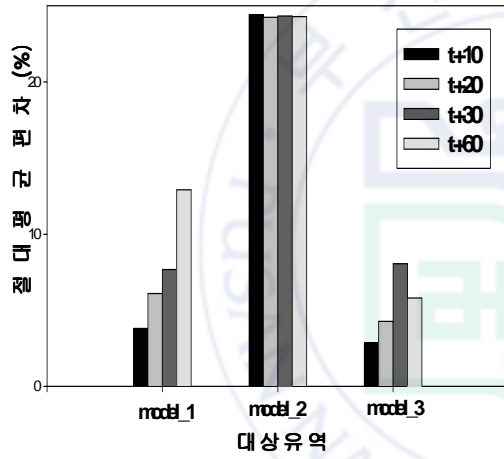




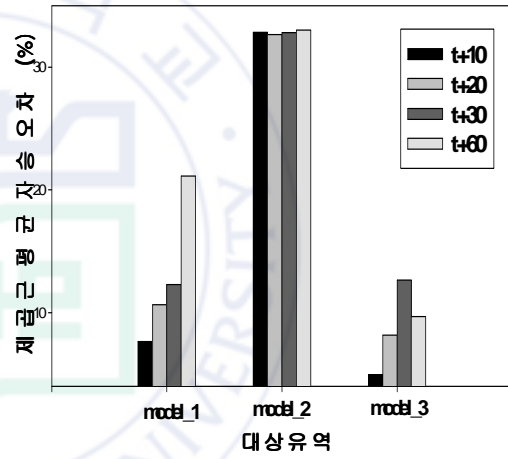
(a)



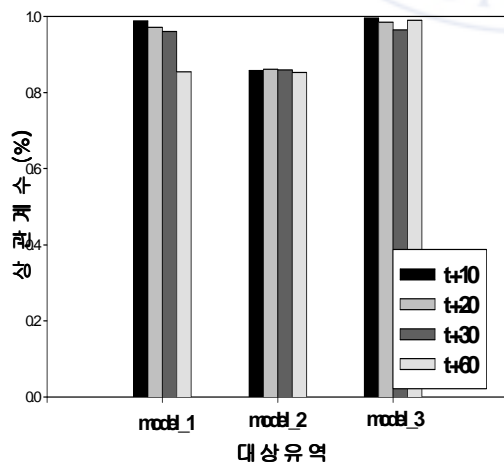
(b)



(c)



(d)



(e)

- (a) 상대첨두치오차
(Relative Peak Error)
- (b) 상대총량오차
(Relative Volume Error)
- (c) 절대평균편차
(Absolute Mean Bias)
- (d) 제곱근자승오차
(Root Mean Square Error)
- (e) 상관계수
(Correlation Coefficient)

그림 28. 선정모형에 대한 검증 결과

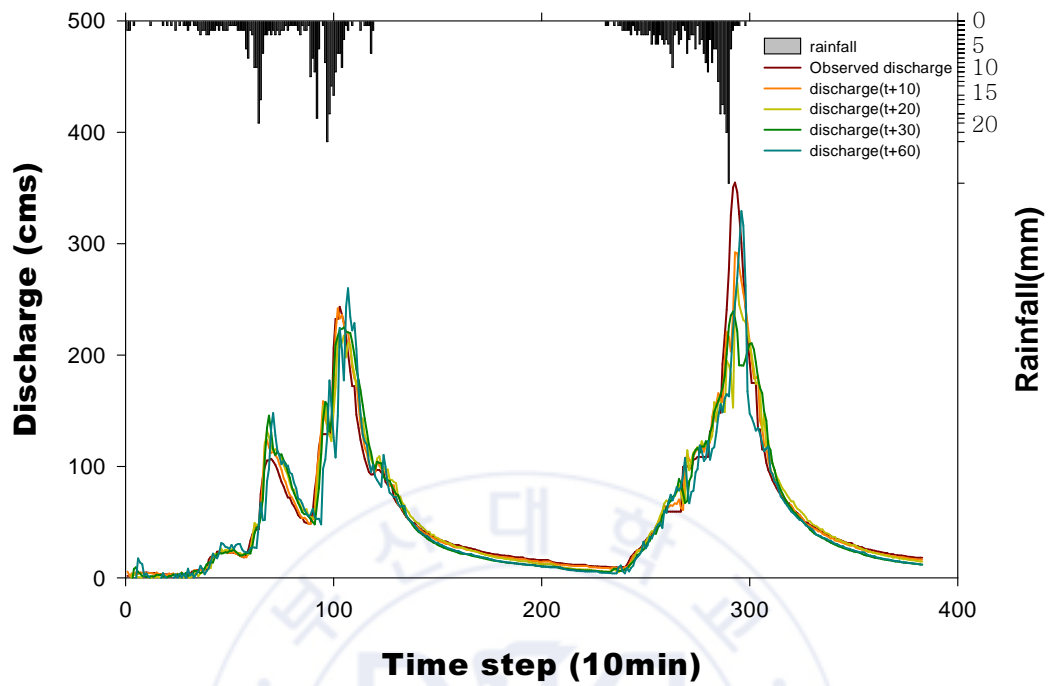


그림 29. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model I - T1)

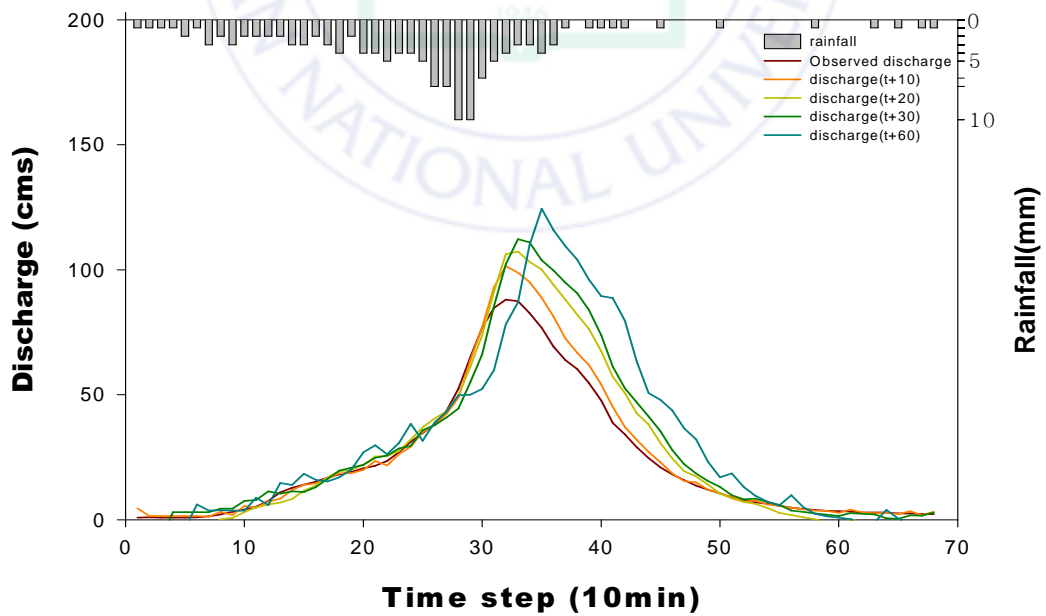


그림 30. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model I - T2)

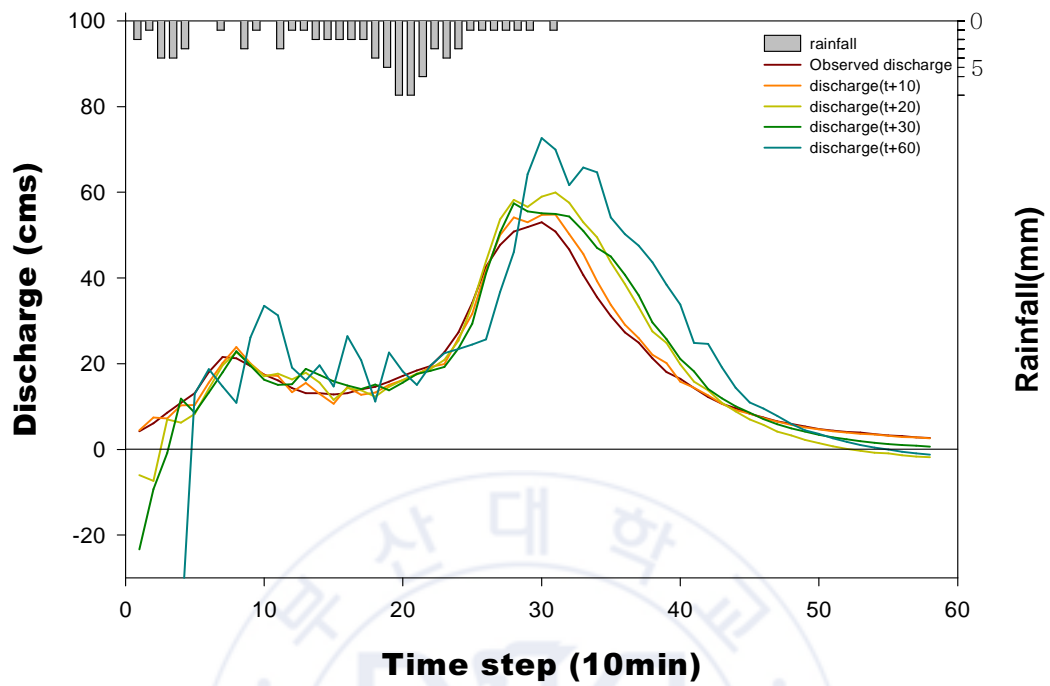


그림 31. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model I - T3)

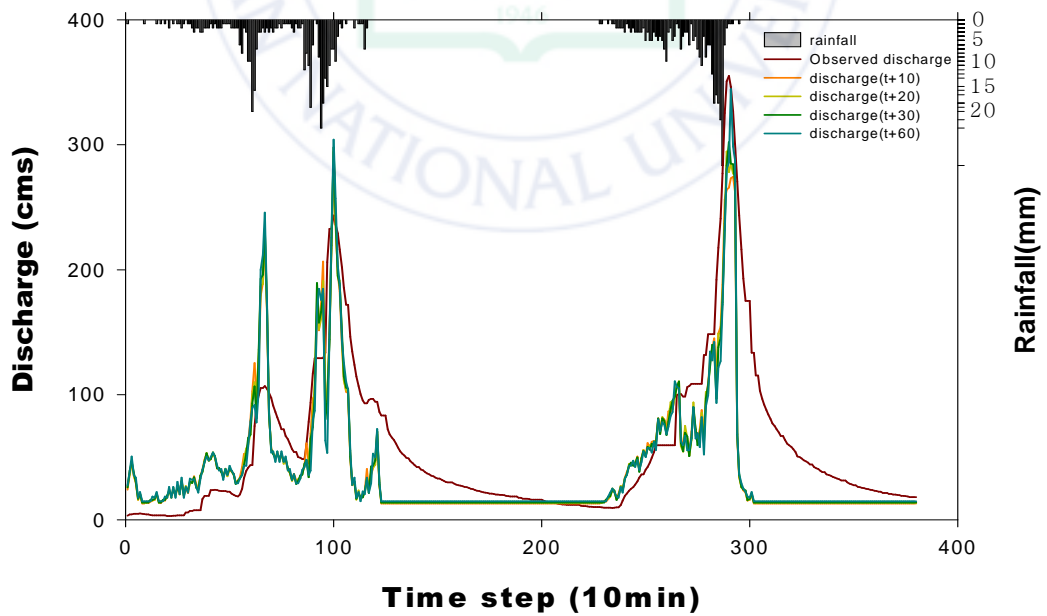


그림 32. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model II - T1)

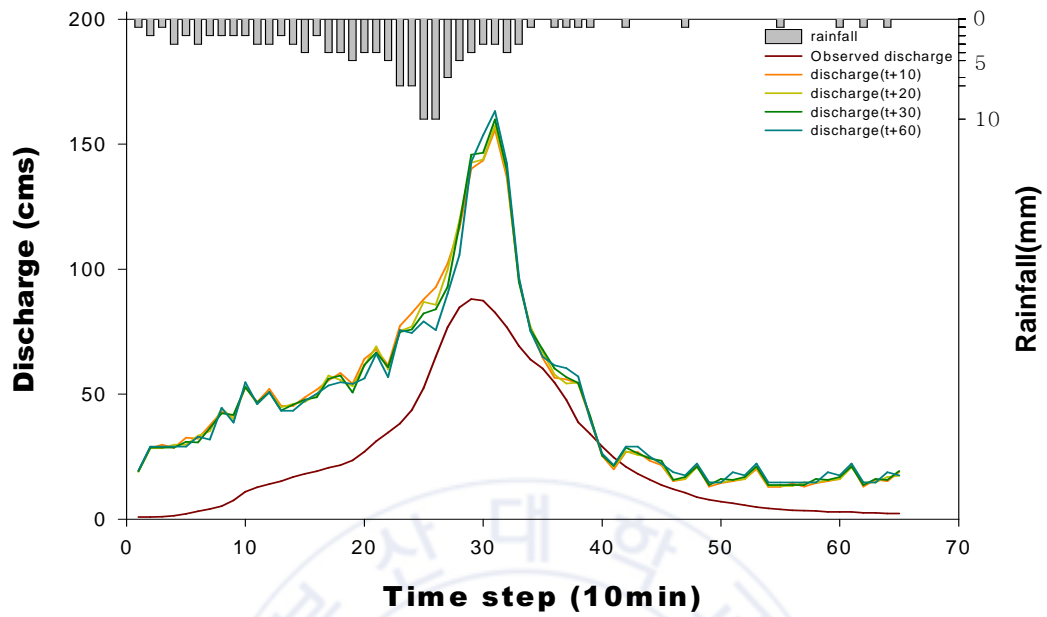


그림 33. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model II - T2)

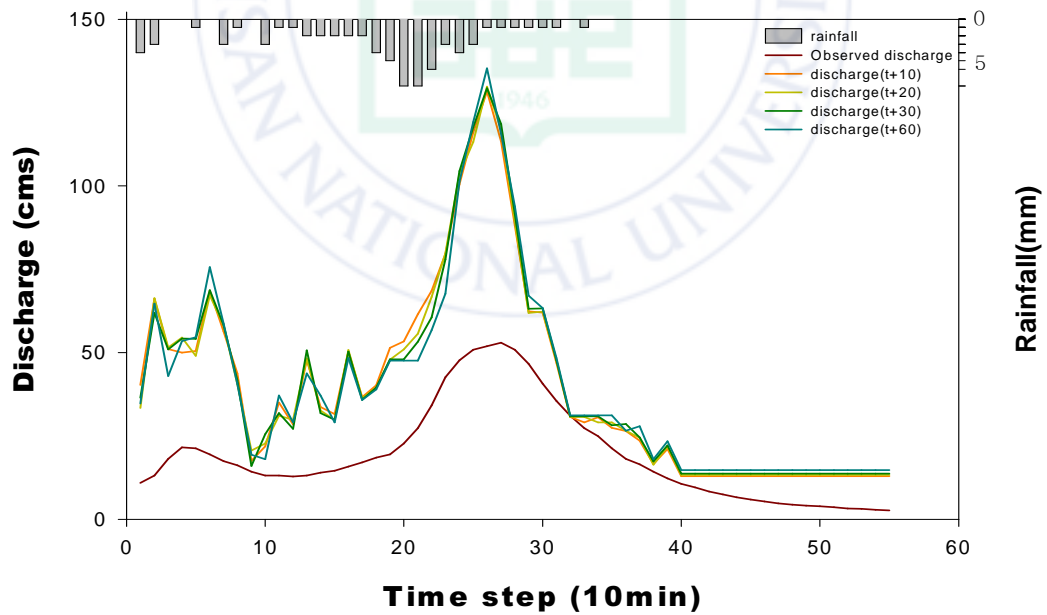


그림 34. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model II - T3)

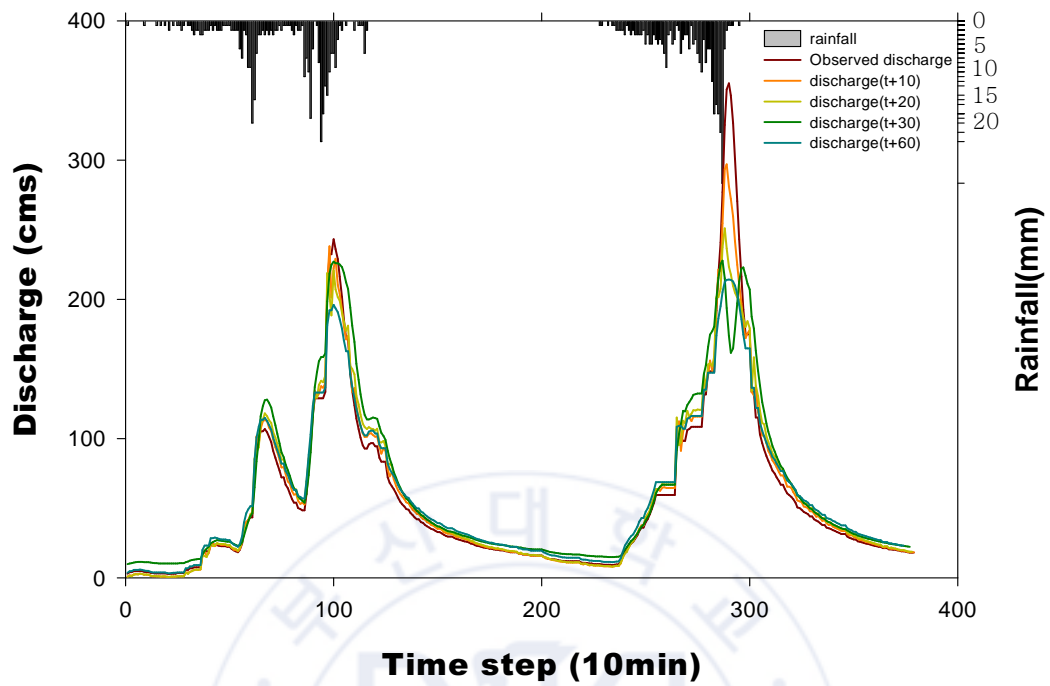


그림 35. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model III - T1)

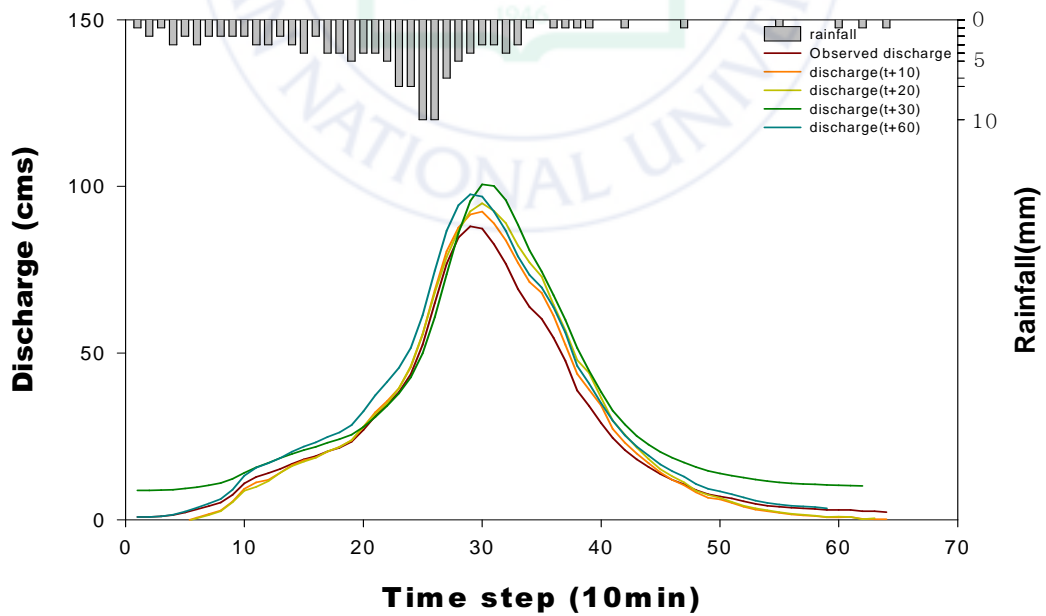


그림 36. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model III - T2)

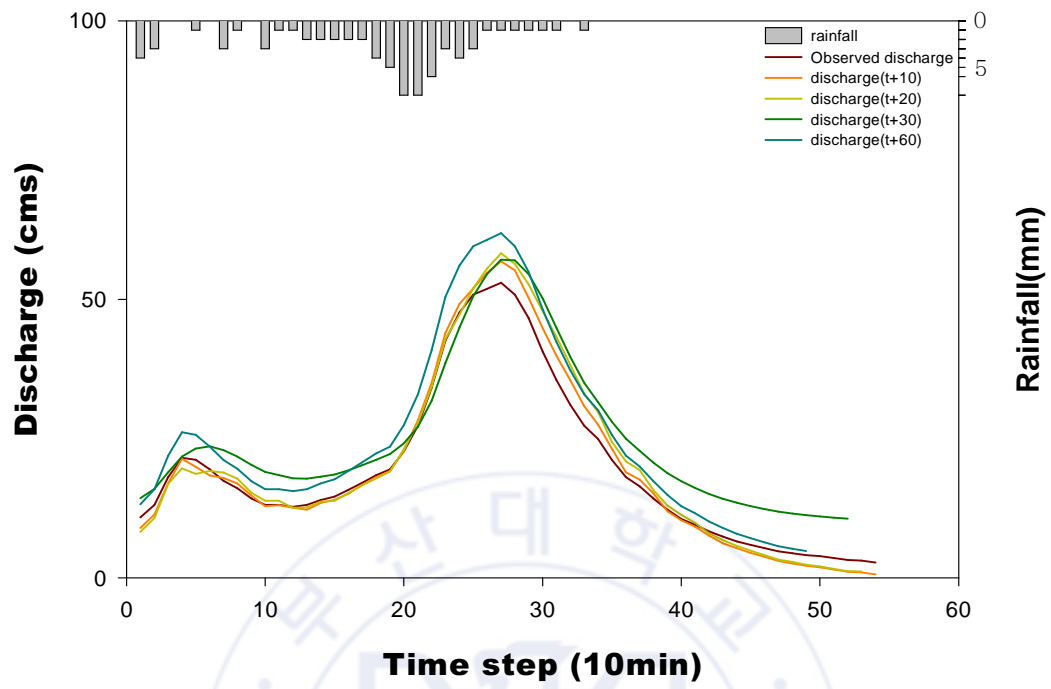


그림 37. 신경망 모형에 의한 유출량 예측 수문곡선(model III - T3)

제 5 장 수문관측-신경망 예측모형의 연계를

통한 경보발령(안) 개선

5.1 도시홍수 예측모형을 이용한 하도지점 수위 예측분석

본 절에서는 이미 앞 절의 강우예측 및 강우-유출모형의 구축을 위한 이론조사와 장단점 및 모형구축을 통해서 민감도분석과 검정(증)과정을 통해 예측정도를 분석하였으며, 이를 가지고서 대상지점에서의 수위수문현상에 대한 예측 및 분석을 실시하고자 한다. 지난 차년도 연구에서 대상유역에 대한 실시간 수문관측시스템(강우-수위관측 1set)을 바탕으로 강우법을 이용한 경보발령기준우량 및 한계수심(한계수위)를 산정한 바 있다.

선정지점내 주수로를 초과하는 한계유출량을 지속시간-강우량-유출량 관계곡선에서 보간법을 이용해 해당지속시간(20min)의 기준강우량을 이용한 한계유량 및 한계(수심)수위를 산정하였으며 표 23과 같다.

표 23 선정지점 한계수위 및 한계유출량 산정

	본 연구측량 단면	실측 수위-유량관계식	
	한계수심 (m)	한계수위 (m)	한계유량 (cms)
h_{c1}	1.34	1.6	18.874
h_{c2}	1.44	1.7	22.431
h_{c3}	1.54	1.8	26.261
h_{c4}	1.64	1.9	30.362

5.2 선정지점 수위예측 분석

강우법을 이용한 홍수 예·경보시스템에 있어 지난 2년 간 수집된 수문자료에서 주수로를 초과하는 저수위홍수의 경우 그 목적을 만족할 만큼의 성과를 이루었다. 하지만, 인명피해 더불어 재산상의 보호를 위한 예·경보 측면 및 치수측면에서 홍수를 방어하고 제어하기위한 고수위홍수의 경우 경보발령기준수량 발생 이전에 한계수위를 초과하여 실패한 경보발령 종종 발생하였다. 따라서, 당해연도의 경우 지속적인 수문자료의 수집 및 분석과 함께 홍수 예·경보측면에서 저수위 혹은 고수위 발생에 대한 경보발령방안을 마련하고자 하였다.

저수위홍수 발생 시 기존의 실시간 수문관측시스템을 이용한 강우법을 통해 한계수위를 예측하고 경보발령을 실시하고자 하였으며, 고수위홍수의 경우 신경망모형을 이용한 예측 유출량의 수위-유량관계식을 이용해 환산수위를 예측하고 이를 통한 경보발령안을 마련하고자 하였으며 이를 아래 그림 38과 같이 나타내었다.

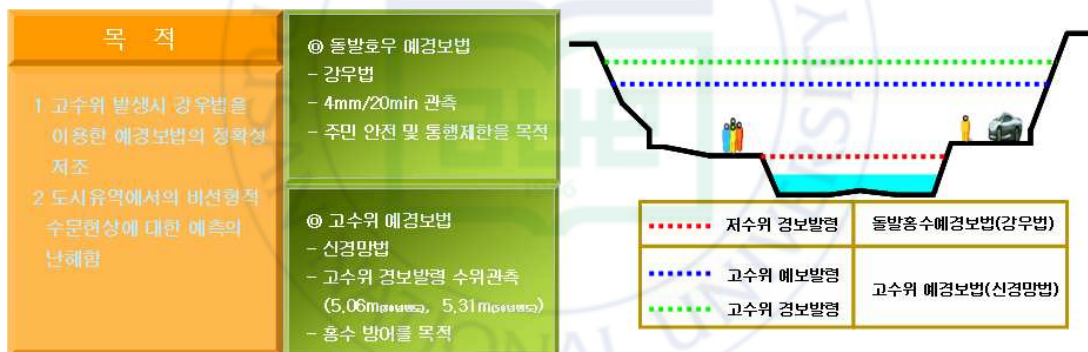


그림 38. 홍수 예·경보방안 구축

5.2.1 호우자료 수집 및 분석

본 절에서는 검증단계를 거친 도시홍수 예측모형을 바탕으로 당해연도 수집된 2/4 ~ 3/4분기내 강우 및 수위자료를 중심으로 유출량을 도출해냈으며, 기존의 수위-유량관계식을 통해 선정지점에 대해서 수위를 도출해냈다.

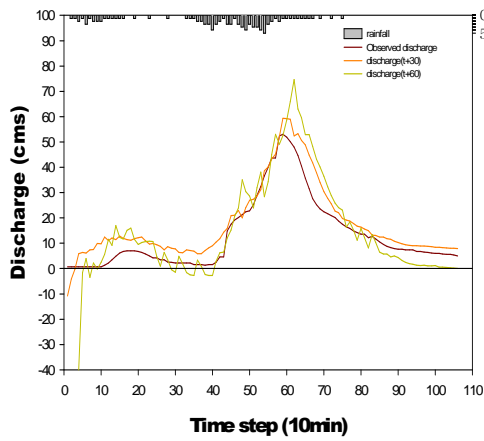
지속적인 수문자료 DB구축을 통해 새로운 호우사상을 추가로 수집하였으며 아래 표 24서는 학습사상 5개, 검정사상 14개를 선정하였으며 이러한 자료를 도시홍수 예측모형 model I 과 model III에 입력하여 선행예측시간 t+30분, t+60분에 대한 예측을 실시하였다.

표 24. 수위 예측분석을 위한 신경망학습 및 검증자료의 선정

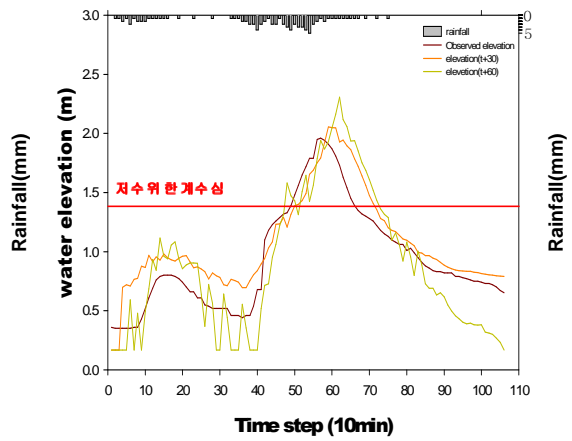
호 우 사 상	호 우 기 간	지속기간	학습 및 검증자료	비 고
1	05/ 09 /06 ~ 09 /07	2일	학습자료1	L1
2	06 /05 /06 ~ 05 /07	2일	학습자료2	L2
3	06 /05 /09 ~ 05 /10	2일	검정자료1	T1
4	06 /05 /19 ~ 05 /19	1일	학습자료3	L3
5	06 /06 /14 ~ 06 /15	2일	학습자료4	L4
6	06 /06 /29 ~ 06 /30	2일	학습자료5	L5
7	06 /07 /08 ~ 07 /11	4일	-	
8	06 /08 /19 ~ 08 /19	1일	검정자료2	T2
9	06 /08 /27 ~ 08 /27	1일	검정자료3	T3
10	07 /02 /13 ~ 02 /14	2일	-	
11	07 /03 /04 ~ 03 /05	2일	-	
12	07 /03 /24 ~ 03 /24	1일	검정자료4	T4
13	07 /05 /24 ~ 05 /25	2일	검정자료5	T5
14	07 /06 /21 ~ 06 /22	2일	검정자료6	T6
15	07 /07 /01 ~ 07 /02	2일	검정자료7	T7
16	07 /07 /04 ~ 07 /04	1일	검정자료8	T8
17	07 /07 /09 ~ 07 /10	2일	검정자료9	T9
18	07 /08 /29 ~ 08 /30	2일	검정자료10	T10
19	07 /09 /01 ~ 09 /02	2일	검정자료11	T11
20	07 /09 /15 ~ 09 /16	2일	검정자료12	T12
21	07 /09 /16 ~ 09 /17	2일	검정자료13	T13
22	07 /09 /24 ~ 09 /24	1일	검정자료14	T14

가. model I 분석

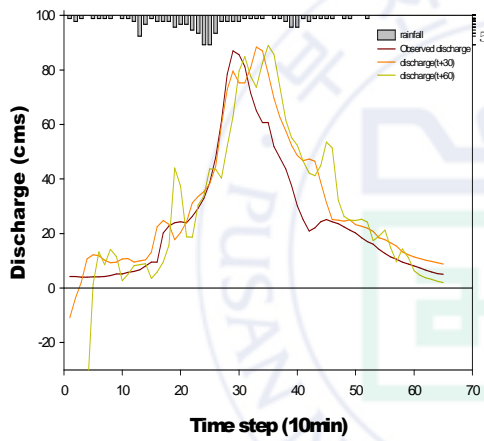
아래 그림 38에서는 선행예측시간 30분 및 60분에 대해서 유출량 및 수위를 도식화하였다. 그 결과 예측시간 30분에 대해서는 실 수문현상에 대해서 전반적 추세가 유사한 현상을 보였으며, 초기수위 및 침투수위에서도 실 수문현상에 대한 예측정도의 상관성이 높다고 판단된다. 하지만 60분 예측에서는 예측된 유출량이 수집된 수문현상 초기와는 차이를 보이며 과소평가되었으며, 따라서 초기 과소평가된 유출량은 역시 변환된 수위자료에서도 과소평가됨을 나타내었다. 하지만 침투수위의 경우 수문현상 초기와는 정반대로 과다 평가를 나타내었다.



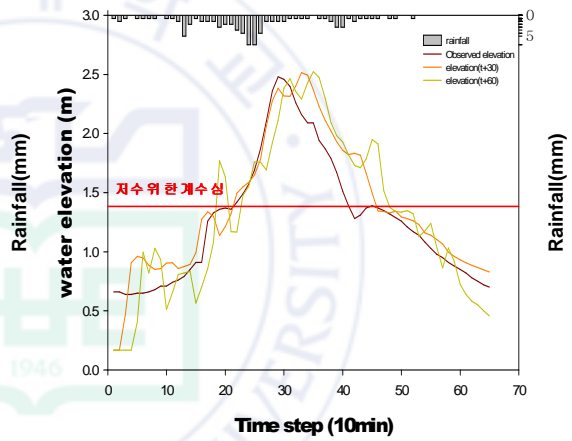
a. 유출량 (T1)



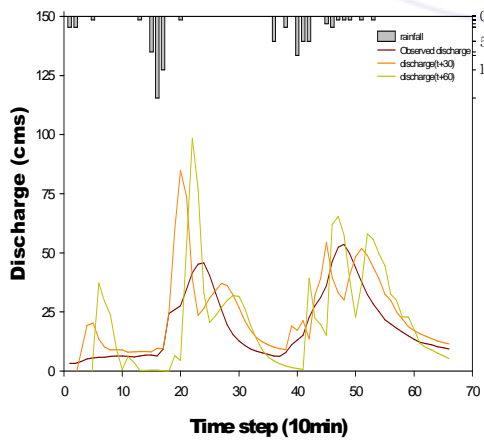
b. 수위 (T1)



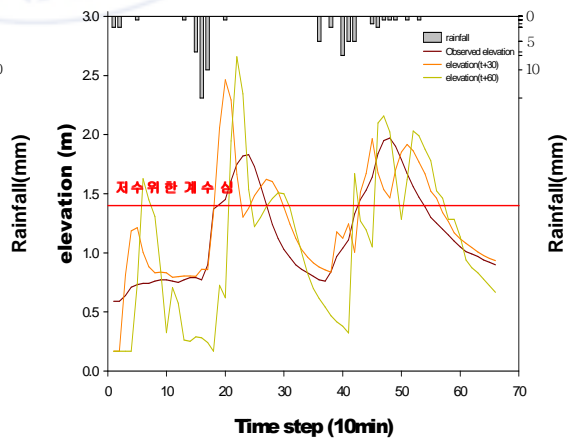
a. 유출량 (T2)



b. 수위 (T2)

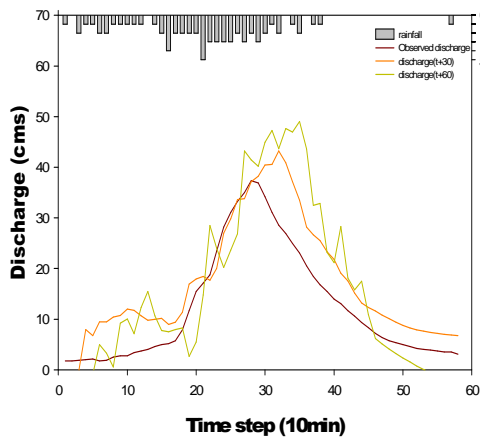


a. 유출량 (T3)

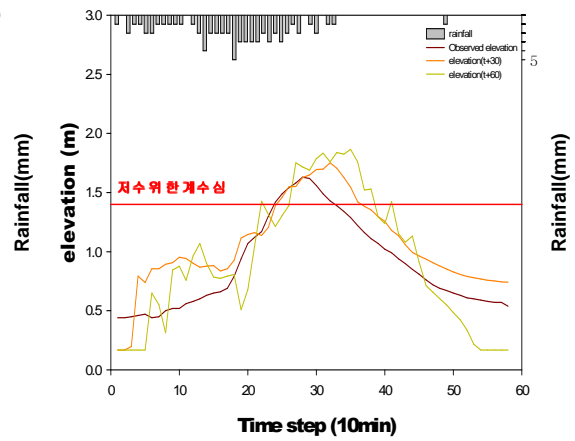


b. 수위 (T3)

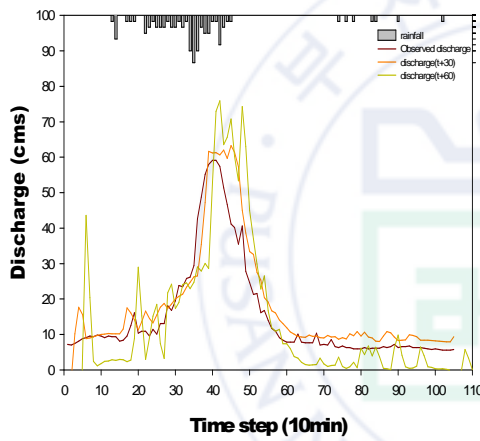
그림 39. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수에측 수문곡선분석(model 1)



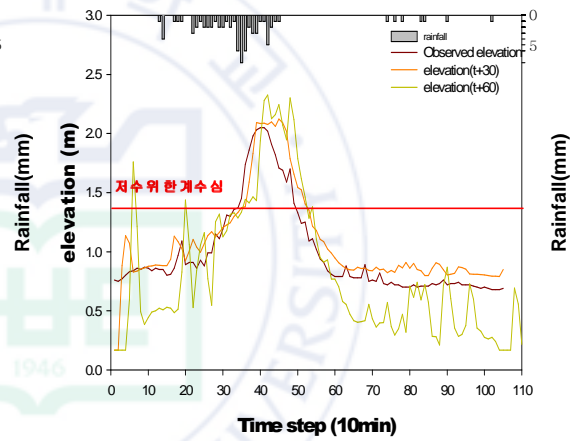
a. 유출량 (T4)



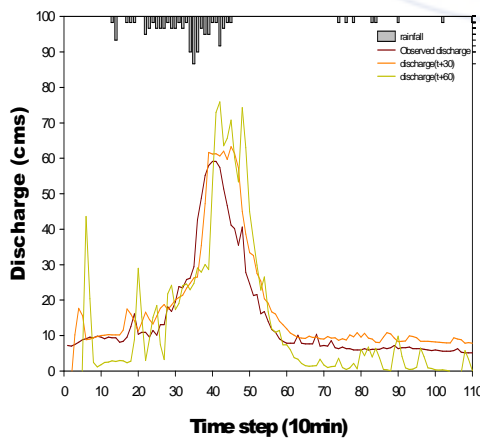
b. 수위 (T4)



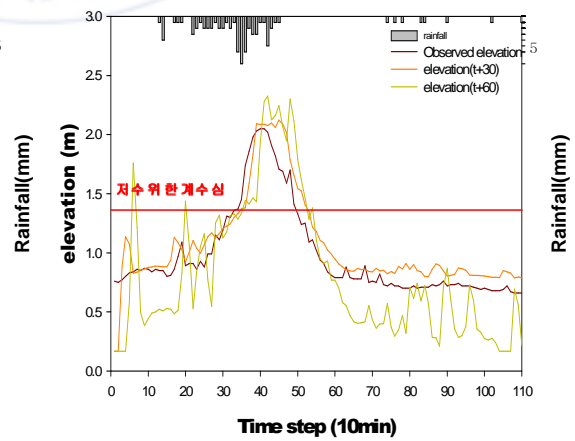
a. 유출량 (T5)



b. 수위 (T5)

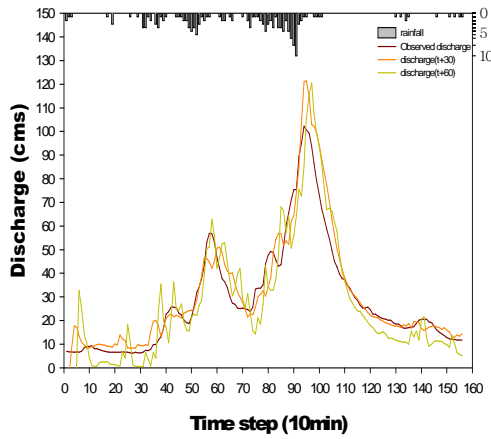


a. 유출량 (T6)

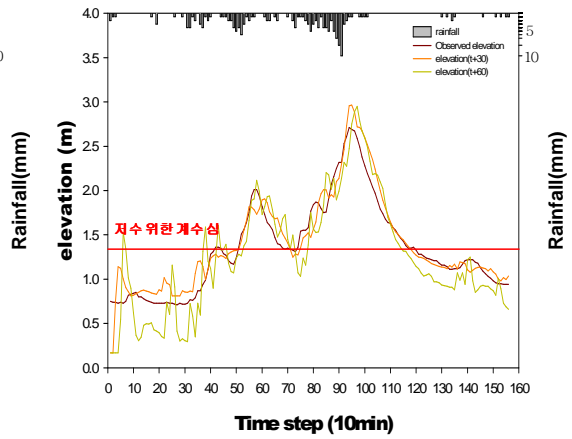


b. 수위 (T6)

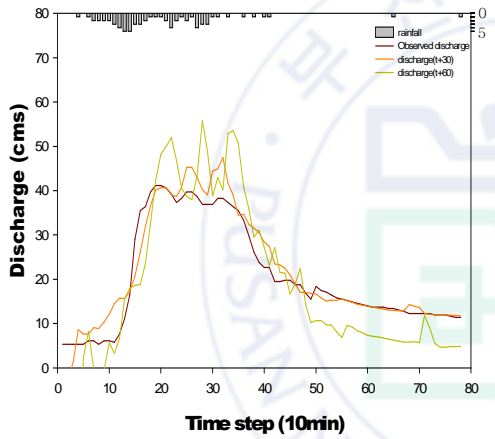
그림 39. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수예측 수문곡선분석(model I) - 계속



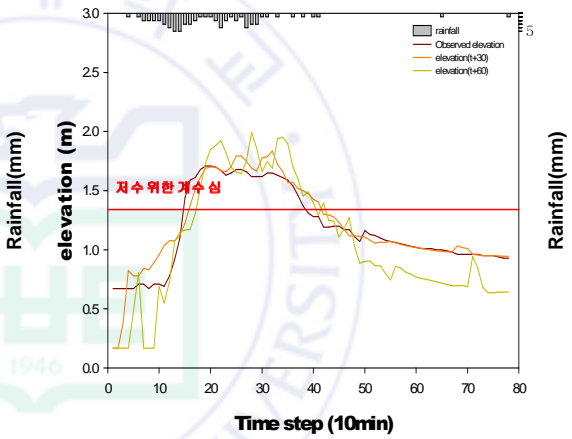
a. 유출량 (T7)



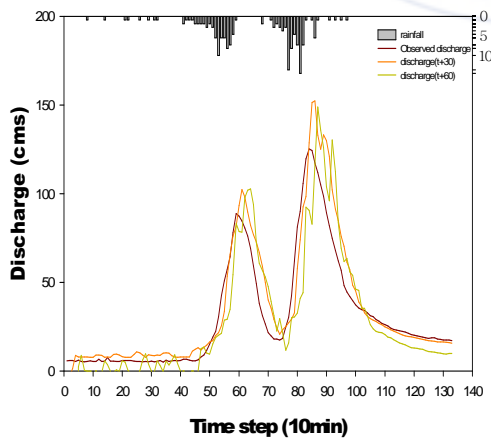
b. 수위 (T7)



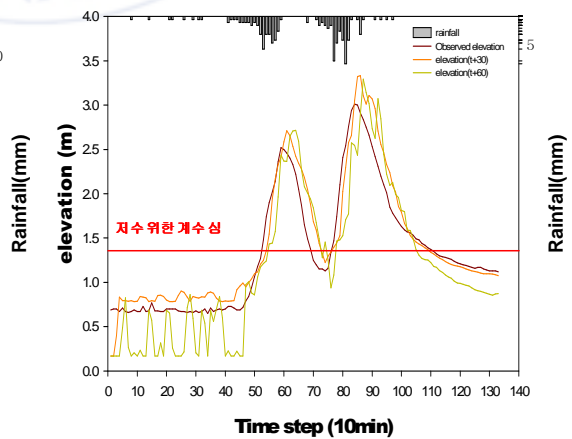
a. 유출량 (T8)



b. 수위 (T8)

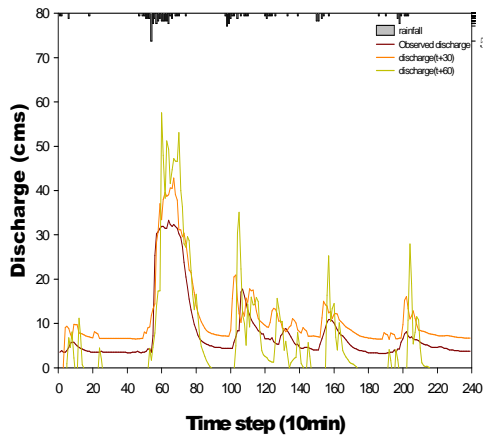


a. 유출량 (T9)

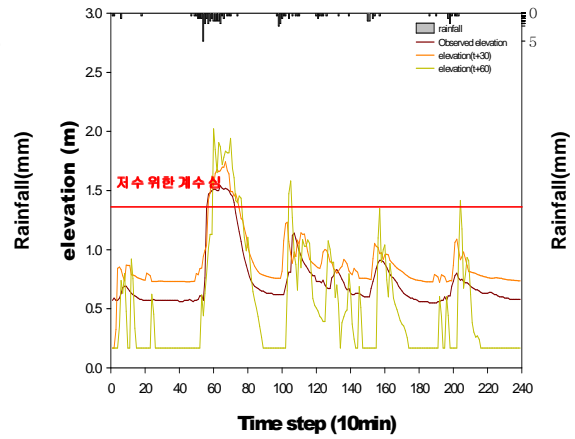


b. 수위 (T9)

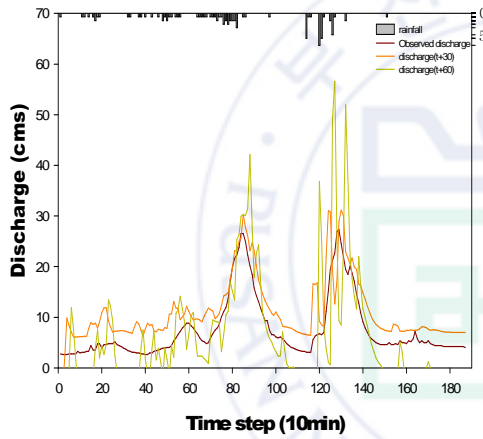
그림 39. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수예측 수문곡선분석(model I) - 계속



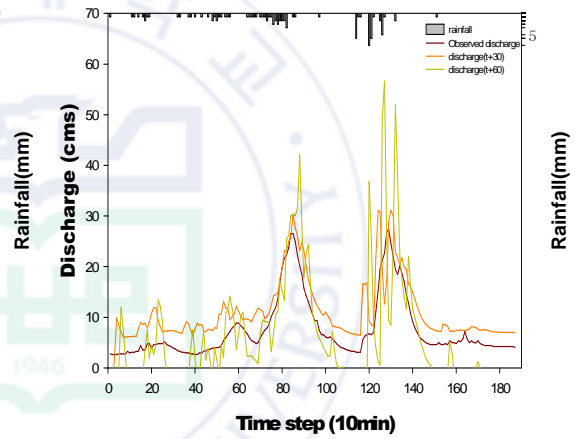
a. 유출량 (T10)



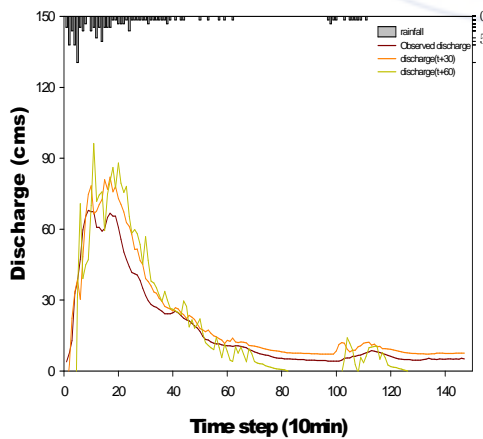
b. 수위 (T10)



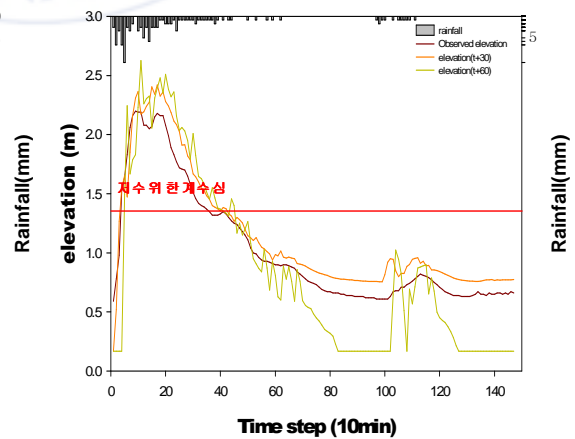
a. 유출량 (T11)



b. 수위 (T11)

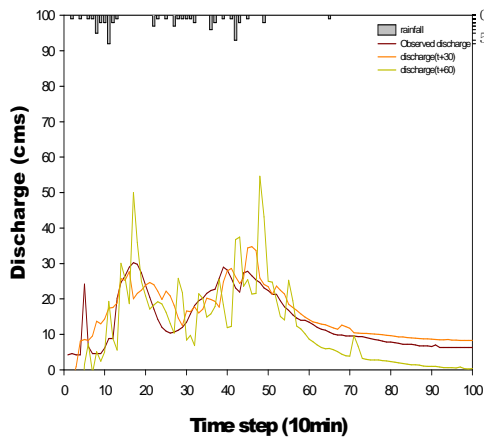


a. 유출량 (T12)

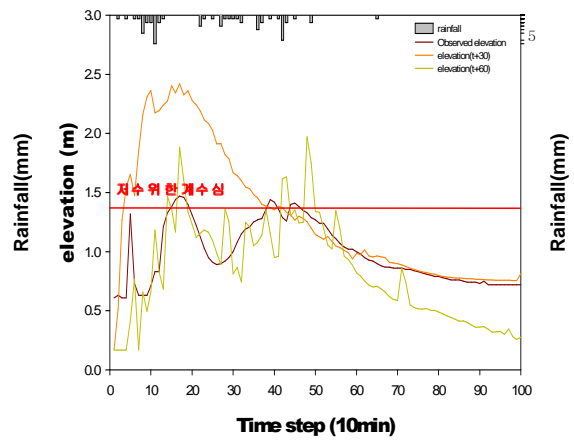


b. 수위 (T12)

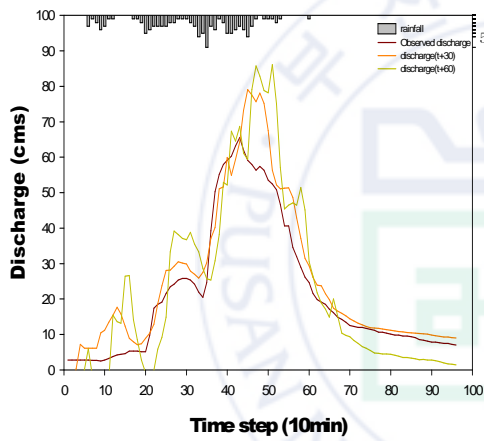
그림 39. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수예측 수문곡선분석(model I) - 계속



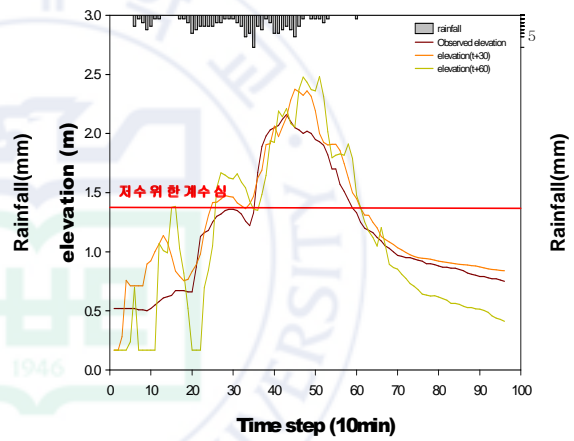
a. 유출량 (T13)



b. 수위 (T13)



a. 유출량 (T14)



b. 수위 (T14)

그림 39. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수에측 수문곡선분석(model I) - 계속

나. model III 분석

아래 그림 39에서도 역시 선행예측시간 30분 및 60분에 대해서 유출량 및 수위를 도식화하였다. 그 결과 예측시간 30분, 60분에 대해서 실 수문현상에 대한 전반적 추세가 model I에 비해 매우 유사한 현상을 보였으며, 초기수위 및 침투수위에서도 실 수문현상에 대한 예측정도의 상관성이 높다고 판단된다.

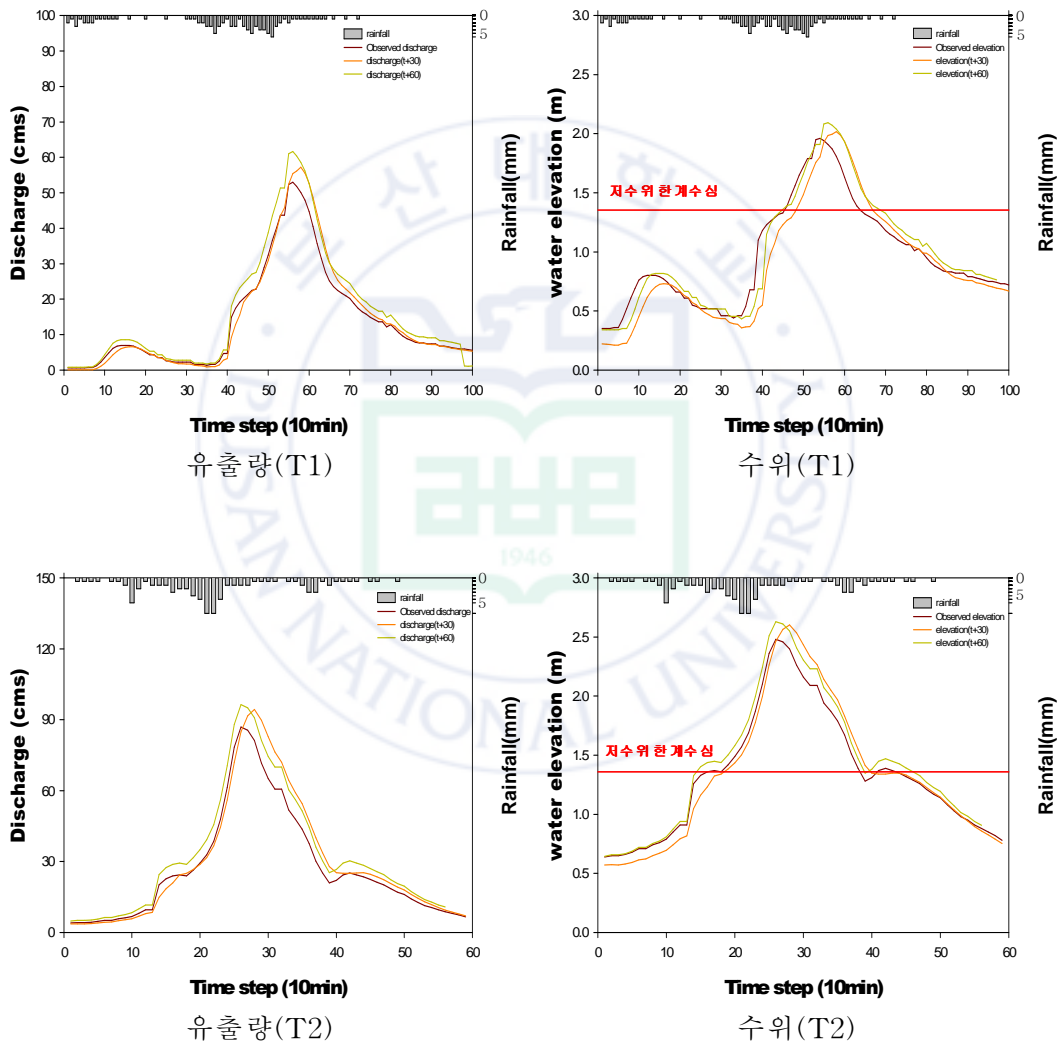


그림 40. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수 예측 수문곡선분석(model III)

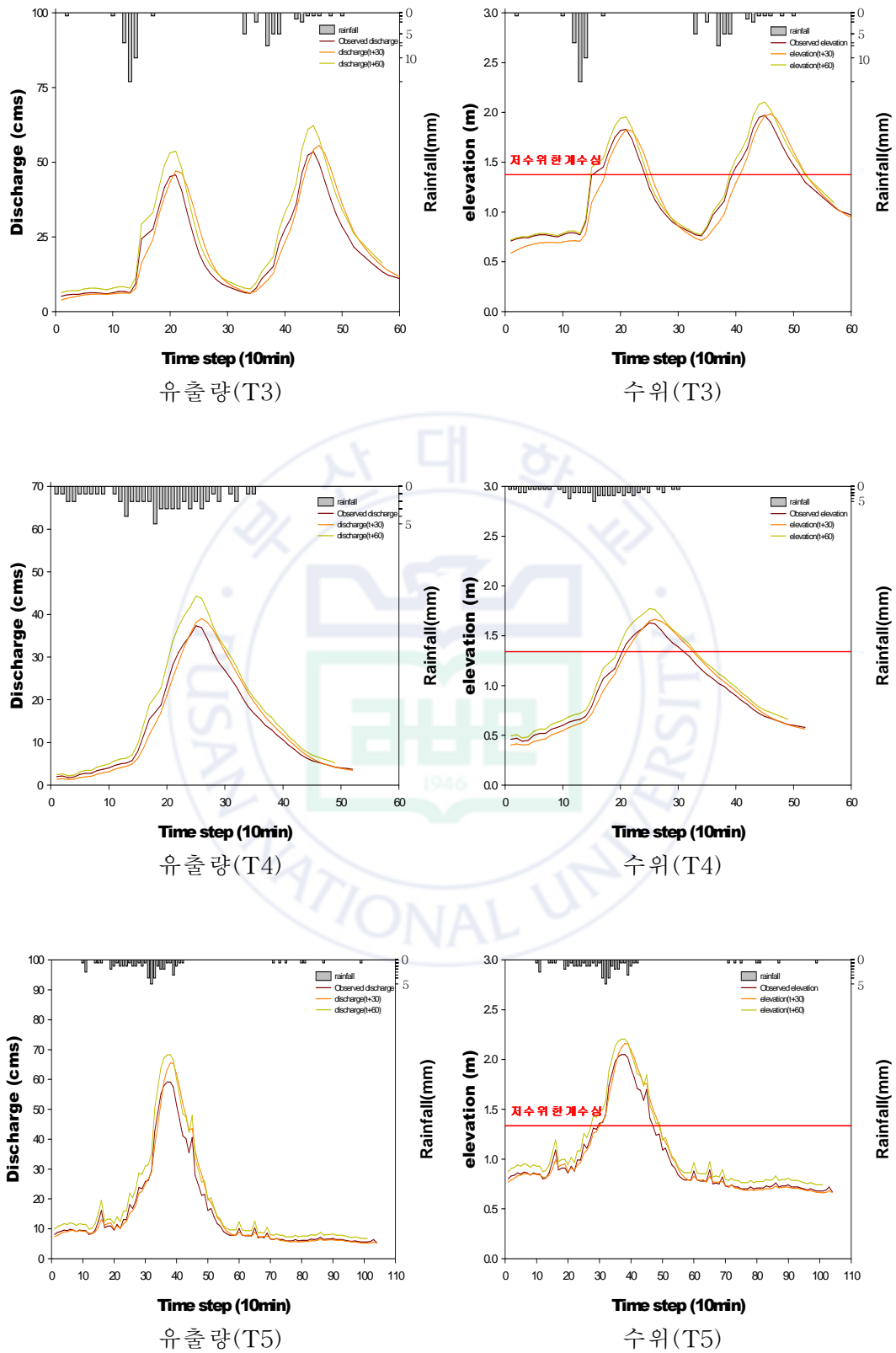


그림 40. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수 예측 수문곡선분석(model III) - 계속

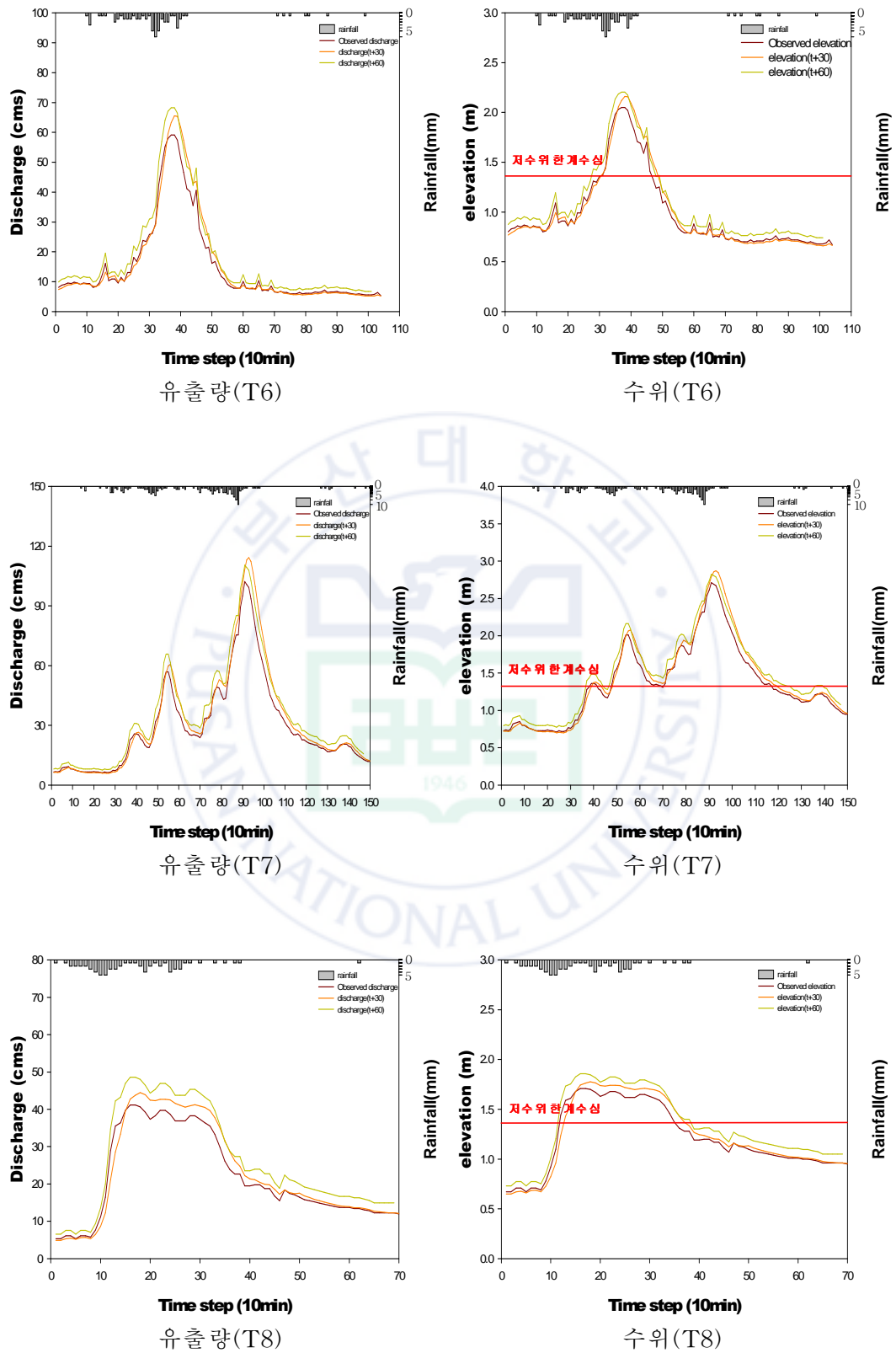


그림 40. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수 예측 수문곡선분석(model III) - 계속

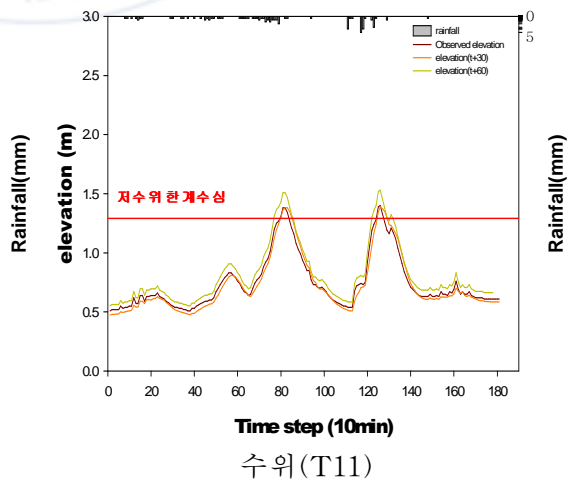
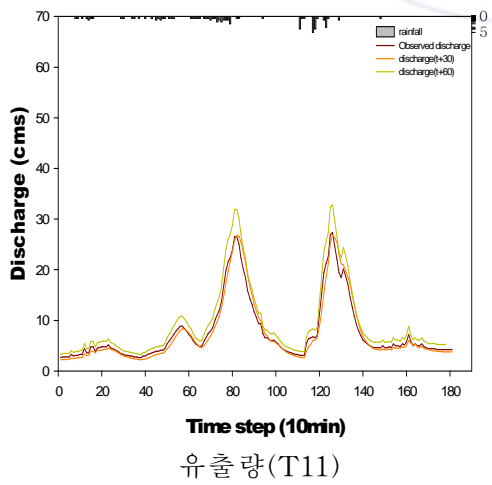
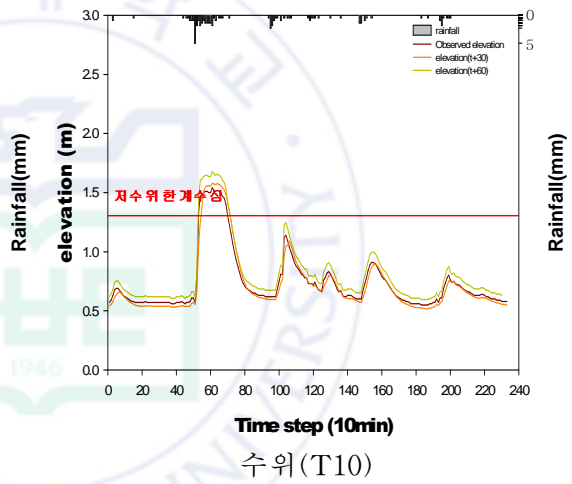
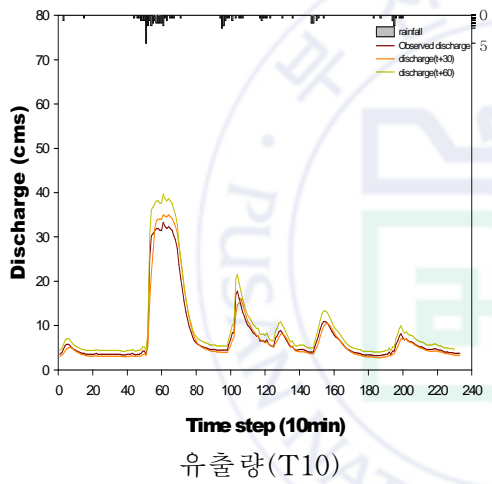
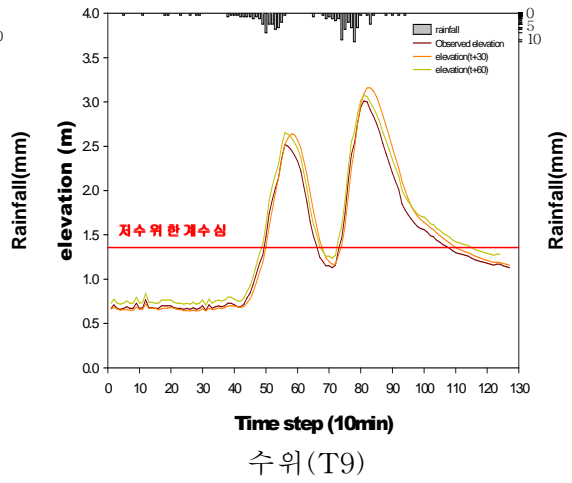
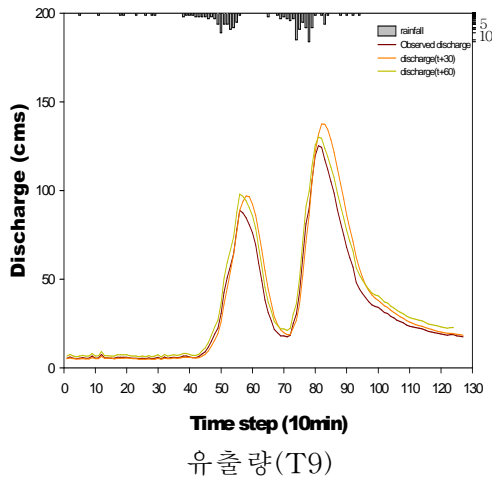


그림 40. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수 예측 수문곡선분석(model III) - 계속

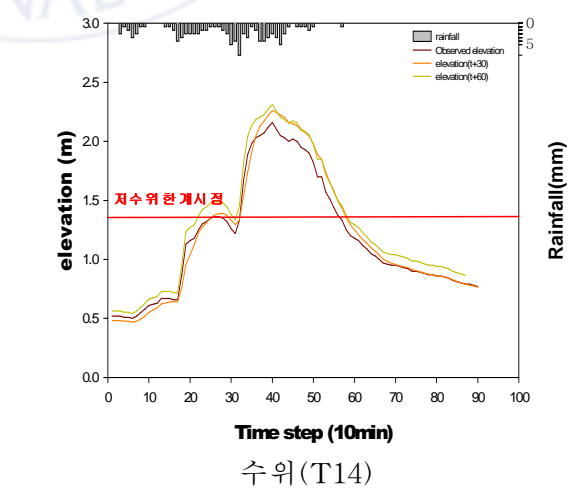
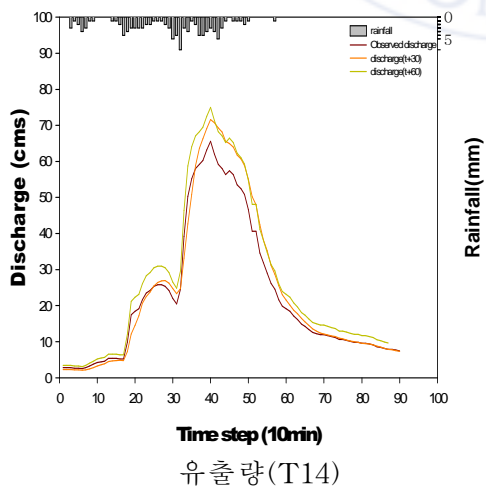
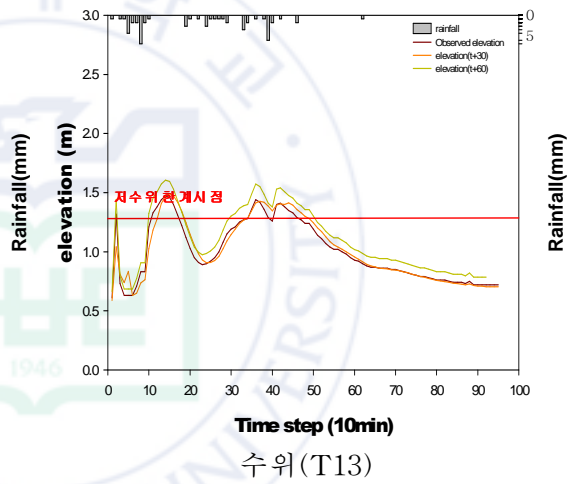
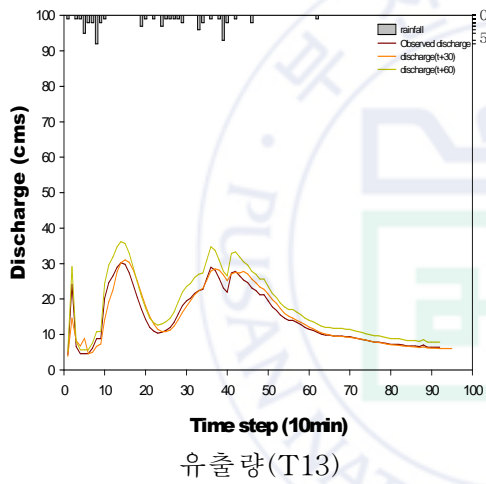
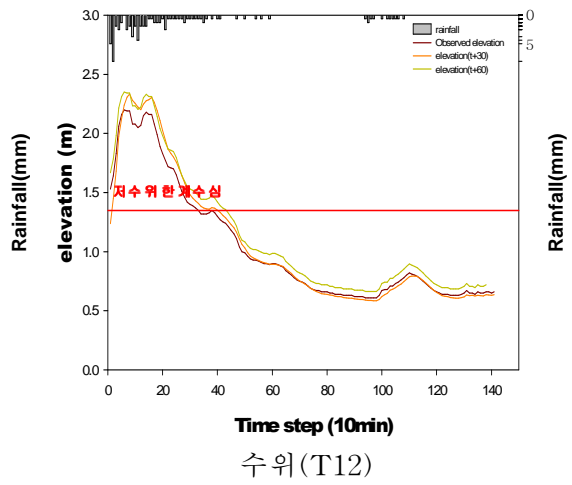
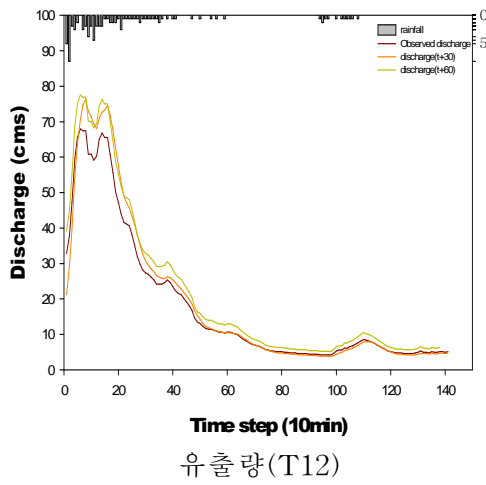


그림 40. 도시홍수 예측모형을 통한 홍수 예측 수문곡선분석(model III) - 계속

제 6 장 결론

국내의 경우 90년대 초 5대강 본류에 대한 홍수 예·경보시스템을 구축하였으며, 중·소유역에 대한 홍수 예·경보시스템을 계속하여 확충 중에 있다. 하지만, 현재의 홍수 예·경보시스템의 경우 경험에 의한 강우예측과 저류함수법에 의한 홍수추적을 근간으로 한 것으로서 티센법, RDS법에 의한 평균강우량 산정으로는 실제의 시·공간적인 강우현상에 대한 홍수 예·경보시스템을 반영하기 곤란하였다.

따라서, 홍수 예·경보시스템의 정확도 향상을 위하여 강우-유출(수위)분석에 대한 새로운 접근이 필요하게 되었으며, 현재 운용 중에 있는 홍수 예보시스템의 미비점을 보완하고자 한다.

6.1 대상유역에 대한 수문관측 모니터링 시스템을 통한 시·공간적 수문자료의 수집 및 정리

- 2005년부터 07월부터 설치 운영 중에 있는 실시간 수문관측 모니터링시스템을 통해 실시간 강우자료, 유출량(수위)자료를 운영 및 분석하였으며, 이상치 및 결측치 보정을 통하여 통합 데이터베이스를 구축하였다.
- 대상유역내 수문관측 모니터링시스템의 직접적 적용을 통한 결과, 약 65 % 정도의 예측정확도를 얻을 수 있었으나, 강우예측 및 초기수위 예측, 조위영향 등의 요소를 고려한 지속적인 기법 개선이 요망된다.
- 기존의 홍수 강우-유출 시계열 자료를 이용하여 세병교지점에 대한 홍수사상별 홍수 유출율, 하도 지체시간 등을 검토하였다. 하도 지체시간은 사상별 60 ~ 370분의 차이를 나타내었고, 유출률 역시 사상별 0.29 ~ 0.98 차이를 나타내었다.

6.2 신경망 도시홍수 예측모형 개발

- 고수위 홍수 발생시 기존의 수문관측 모니터링시스템을 통한 강우법의 정확성이 저하함을 관측한 결과, 새로운 기법의 적용이 필요함을 인지하였다.

- 도시홍수 예측모형은 입력인자의 구분으로 구별되어지며, model I 은 선행 강우량 + 선행 유출량, model II 는 선행 강우량, model III 은 선행 유출량을 입력인자로 하였다.
- 도시홍수 예측모형(UFFNN)은 입력변수의 형태에 따라 3가지 모형(model I, II, III)이 검토되었다. 모든 모형에서 10분, 20분 예측에 비해 30분, 60분 예측의 상관관계가 저하함을 보였으나, 높은 예측성과를 보였다. 또한, 침투유출량, 유출총량, 절대평균편차 및 제공근평균자승오차 역치 오차평가에서 좋은 예측성과를 보였다.
- 각 모형에 대한 예측정도는 model II < model I < model III 으로서 모형의 예측정도는 입력인자의 다변성과 비례하지 않을뿐더러 예측의 정확성을 감소시킬 수 있음을 나타내었다.

향후 축적되는 수문자료의 분석 및 보정을 통하여 기 개발된 신경망모형의 신뢰성과 정확성을 보다 향상시킬 수 있을 것으로 사료되며, 이에 대한 연구가 필요하며 개발모형의 적용 및 연계방안 모색을 통해 홍수 예·경보 지침서 개발 및 실용화 방안을 강구할 것이다.

[참 고 문 헌]

1. 건설교통부(2007). “해안 및 도시돌발홍수 예·경보시스템 관측 및 예측”
2. 안상진, 전계원(2004). “신경망모형을 이용한 홍수유출 예측시스템의 개발.” 한국수자원학회논문집, 한국수자원학회, 제 37권 제 9호, pp.771~780.
3. 윤강훈, 서봉철, 신현석(2004). “신경망을 이용한 낙동강유역 하도유출 예측 및 홍수예경보 이용.” 한국수자원학회논문집, 한국수자원학회, 제 37권 제 2호 pp.145~154.
4. 윤강훈, 서봉철, 신현석(2004). “신경망을 이용한 낙동강유역 홍수기 댐유입량 예측.” 한국수자원학회논문집, 한국수자원학회, 제 37권 제 1호 pp.67~75.
5. 이한민, 이연길, 박성천, 이관수(2004). “홍수위 예측을 위한 유전자 알고리즘과 신경망 이론의 결합.” 한국수자원학회 학술발표회 논문집, 한국수자원학회.
6. 안경수, 윤여승, 나진수, 이정식(2001). “신경망의 BPN방법에 의한 소유역 하천유출량 예측.” 한국수자원학회 학술발표회 논문집, 한국수자원학회.
7. 안상진, 연인성, 김진국, 연규방(2001). “실시간 유량 예측을 위한 신경망 구축.” 한국수자원학회 학술발표회 논문집, 한국수자원학회.
8. 건설교통부(2001). “지능형 신경망모형을 적용한 낙동강 홍수예보시스템개선”
9. 김성원, 이순탁, 조정석(2001). “중소하천유역에서 Hybrid Neural Networks에 의한 수문학적 예측.” 한국수자원학회논문집, 한국수자원학회 제 34권 제 4호 pp.303~316.
10. 신현석, 정휘철, 박무종(2001). “GIS 및 신경망을 이용한 지역 돌발홍수 예측시스템 연구” 한국수자원학회.
11. 신현석, 박무종(1999). “신경망 기법을 이용한 연평균 강우량의 공간 해석.” 한국수자원학회(1999) 한국수자원학회논문집, 한국수자원학회 제 32권 제 1호 pp.3~13.
12. 신현석, 박무종(1999). “신경망을 이용한 우리나라의 시공간적 가뭄의 해석.” 한국수자원학회(1999) 한국수자원학회논문집, 한국수자원학회 제 32권 제 1호 pp.15~29.
13. 최시중, 신현석, 김중훈(1998). “신경망을 이용한 도시유역 유출 및 비점원오염물 배출 예측.” 대한토목학회논문집, 대한토목학회, 제 18권 제 II-5호, pp.437-438
14. H. S. Shin et al. (1998). “Regional drought analysis based on neural networks in southwestern colorado” , ASCE J. of Hydrologic Engineering. Accepted.
15. H. S. Shin (1997). “Use of the spatial analysis neural networks(SANN) meth

- od for regional groundwater contamination decision-making", The J. of Environmental Hydrology. Vol. 5. 4.
16. J.Wesley Hines.(1997), "MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering", A Wiley-Interscience Publication JOHN WILEY & SONS,INC, 71-109
 17. Hjelmfelt, T.A. Jr. & Wang, M.(1993), "Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process", Water Resour. Res. 31(10), 2571-2530.
 18. Kirby, M.(1993), "Neural networks and function approximation, Classnotes from lectures on Neural Networks", Colorado State University, Department of Mathematics, Spring.
 19. French, M. N., Krajewski, W.F, & Cuykendall, P.R.(1992), "Rainfall forecasting in space and time using a neural network", J. Hydrol., 137, 1-13
 20. Ito, Y.(1991), "Approximation of functions on a compact set by finite sums of a sigmoid function without scaling, Neural Networks", 4, 817-826.
 21. Alipi C.(1991), "Weight updata in back-propagation neural network : the role of activation function, IEEE Transactions on Neural Networks", 2, 560-565
 22. Chen, S., Billings, S. A., cowan, C.F.N., & Grant, P. M. (1990), "Non-linear Systems Identification using Radial Basis Functions, International Journal of Systems Science", Vol.21, No.12, pp. 2513-2539
 23. benko, G.(1989). Approximation by superposition of a sigmoidal function, Math. Control, Signals and Sys. 2, 303.
 24. Gupta, V. & Sorooshian, S.(1985), "The relationship between data and the precision of parameter estimates of hydrologic models", J. Hydrol., 81, 57-77

A Study on Urban Flood Forecasting Model Using Neural Network

Song, Young Hyun

Dept. of Civil Engineering
Graduate School
Pusan National University

ABSTRACT

The damage by abnormal climate, rainfall concentrated locally and typhoon has been increasing recently in the country. Flood forecasting and warning systems that had constructed in early 1990s is based on rainfall estimate by experience and flood routing by nonlinear storage function but they don't reflect rainfall phenomenon that change rapidly in both time and space. Therefore, it is required that new accessing method to rainfall-runoff analysis is developed and Flood forecasting and warning systems that is operated currently is supplemented. UFFNN(Urban Flood Forecasting Neural Network) is applied to sebyeong station in oncheon river, a representative urban river of busan, and is used in an estimate of runoff for it. Among three model that is compared with observed data at sebyeong station and is analysed, UFFNN-III works the best of them in forecasting runoff. In all the models applied, a correlation of estimates for antecedent time of 30 and 60 minutes is less tight than that for antecedent time of 10 minutes and 20 minutes and this means that an estimate in a short term is more suitable in Oncheon river that hydrological phenomena change rapidly than it in a long term. Three models that is introduced in this study should be applied to the other watershed and analysed and also an effort for complementing the study method through the problems and results that is produced is required.