

강수 예측을 위한 뉴로-퍼지 시스템과 마코프 체인의 적용

나 창 진* / 김 형 수** / 김 중 훈*** / 윤용남****

1. 서론

문명이 시작된 고대부터 현재까지 인간은 자연현상을 이해하기 위한 끊임없는 노력을 아끼지 않았다. 풍작을 기원하며, 혹은 풍요로운 삶을 기원하며 가뭄이나 홍수를 점찍기도 하였다. 이는 별자리를 통한 행위나, 만년설이나 특이한 자연현상을 통한 행위등으로 기록되어있다. 이렇듯 고대부터 자연현상 이해를 통한 기후예측은 인류의 끊임없는 화두가 되어 왔다. 특히 물의 순환에 대한 연구, 즉 강수 발생에 관한 연구는 많은 현상 중 특히 관심의 대상이 되어 왔으며 이에 관한 분석 및 연구는 수공학에 있어 기본이 되는 연구활동이라 할 수 있다.

효과적인 수자원 계획을 수립하기 위해서는 계절 강수량이나 월강수량의 예측 및 변동에 관한 연구가 이루어져야 한다. 그러나 강수의 예측은 완전할 수는 없는 신의 영역이며 단지 어느 정도의 예측을 통하여 홍수나 가뭄과 같은 자연 재해로부터 피해를 줄이는데 그 목적이 있다고 할 수 있다.

본 연구에서는 몇 개의 대기 순환 자료를 이용하여 대기 순환 자료가 강수량의 예측에 영향을 주고 있음을 밝히고 기존의 강수량 예측 모델보다 더 나은 모델을 개발하려한다.

지난 수 십년간 진행되어온 대기순환인자에 관한 연구는 서로의 상관관계에 관한 연구부터 예측에까지 다양하게 이루어져 왔다. 인도의 Blanford(1884)는 인도남서 지역의 여름철 강수량이 지난 해 겨울철 히말라야의 눈의 양과 음의 상관관계가 있다는 것에 근거하여 인도와 버마지역의 여름철 강수량의 예측을 시도하였는데 이를 계기로 예측 방법이 발달하였다. 이후 수많은 연구가 지속되어 왔으며, Eltahir(1997)은 토양수분과 이후 강수량의 상관관계에 관한 분석을 실시하고 강수 예측의 가능성을 제시하였다.

한반도 장기예보에 관한 연구는 과거에 반복적으로 나타난 한반도 기후변수들과 열대 태평양과 한반도 주변에서 대기-해양-지표면 상태 변화의 상관관계를 이용한 통계모형을 중심으로 이루어졌다. 예를 들면, 북반구 중위도의 500 hPa 고도와 열대 태평양 해수면 온도를 다중선형회귀(multiple linear regression) 모형에 대입하여 강인식 등(1992)은 여름철 강수량을 예측하였고, 강인식과 백희정(1993)은 겨울철 지표면 기온을 예측하였다. 안중배 등(1997)은 적도 해면 온도 편차를 이용하여 3개월 내지 6개월 후 기온과 강수량의 장기 예측이 가능함을 제시하였다.

비선형 기법을 이용하여 수문현상의 적용은 최근 다양한 접근이 이루어지고 있으며, 기존의 경우 신경망 기법을 이용한 강우-유출에 관한 연구 및 강수량의 예측등이 주를 이루고 있다(Furundzic, 1998; Lange, 1998; Sajikumar, 1999; Bodri, 2000; Luk, 2001). 또한 비선형 기법인 퍼지를 수문 및 기상에 적용한 연구 역시 많은 부분 진행되고 있다(Ertunga, 1996; Franks, 1998; Ouenes, 2000).

그러나, 뉴로-퍼지 시스템의 수문예측의 적용은 아직 많은 연구가 진행되지 않은 상태이다. Chang(2001) 및 Gautam(2001)은 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 강우-유출 모형을 적용한 바 있다.

본 연구에서는 대륙성 기후를 띄는 미국 일리노이주와 대륙성과 해양성의 중간 특성을 보이는 국내의 기후인자와 제안된 모형을 이용하여 강수를 예측하고자 한다.

2. 기본이론

2.1 기후 시스템

기후시스템은 크게 대기권, 수권, 지권의 각 영역 사이 또는 영역 내에서 많은 물리적, 화학적 상호작용을 일으키고 있다. 한 지역의 기후는 각종 인자들의 복합적인 상호작용에 의하여 그 특성이 결정되는 것이며 간단한 방법으로 이를 예측하기란 대단히 어려운 것이다. 따라서 비교적 장기간 동안의 기상관측 자료를 획득하여 통계학적으로 분석함으로써 기후의 장기적 예측을 수행하는 것이 일반적이다(윤용남, 1998).

기후시스템을 이해하기 위해서는 각 영역별 이해뿐만 아니라 이런 상호작용에 대한 충분한 이해가 필요하다. 지구 기후시스템의 각 영역들 속에서 또는 각 영역들간에 일어나는 상호 작용들은 서로 다른 반응 시간

* 고려대학교 토목환경공학과 석사과정
** 선문대학교 건설토목환경공학과 부교수
*** 고려대학교 토목환경공학과 부교수
**** 고려대학교 토목환경공학과 교수

을 갖고 있다. 따라서 이들 상호작용의 반응 시간에 따라 기후도 변동 요인 발생에 따른 반응을 빠르게 또는 느리게 나타낸다. 기후 변동은 이러한 각종 상호작용들이 종합화된 상태로 볼 수 있다(오재호, 1999).

2.2 뉴로-퍼지 시스템

뉴로-퍼지 시스템은 기존의 퍼지 논리 시스템(fuzzy logic system)에 신경망의 학습능력을 도입한 것이다. 즉 전문가지식기반의 퍼지논리 시스템에 학습이라는 유연한 기능을 부가하여 기존의 개념으로 해결하기 어려운 점들을 풀어가는 방식이다(Jang, 1996). 본 연구에서 사용하고자 하는 ANFIS 모형은 Jang(1993)에 의해 제안된 뉴로-퍼지 모델로서 1차 Sugeno 시스템에 관한 퍼지 시스템 파라미터들을 최적화시키기 위한 혼합된 학습 규칙들을 갖는 1차 Sugeno 모형을 말한다.

3. 적용 방법

3.1 이전 자료를 이용한 강수량의 예측(case 1)

강수량의 예측을 위한 모형은 기본적으로 이전의 자료를 이용한 이후의 자료 예측을 기본으로 한다. 예측 시점의 자료계열이 들어갈 경우 예측의 의미를 잃게 된다. 그림 1.을 보면 예측 모형의 가장 기본적인 형태를 보이며, 시점 t 의 이전 자료계열인 $t-1$ 을 통하여 시점 t 의 자료 계열을 예측한다.

모형에서는 뉴로-퍼지 모델을 사용한다. 뉴로-퍼지 모델은 그림 1.과 같이 입력을 $t-1$ 의 자료계열로 하고 출력을 t 로 하는 input, output 집합을 이용하여 학습하여 퍼지 모델의 매개변수들을 추정한 후 모델을 완성한다. 완성된 모델은 input을 가지고 output을 만드는 테스트 과정을 거친다. 이러한 일련의 과정은 ANFIS의 뉴로-퍼지 모델을 사용한다. ANFIS는 효과적으로 학습을 통하여 퍼지 모델을 구축할 수 있는 능력을 지니고 있으며 본 장의 다른 절에서도 뉴로-퍼지 모델은 ANFIS를 사용하도록 한다.

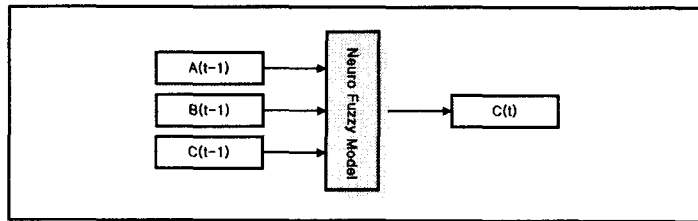


그림 1. 뉴로-퍼지를 이용한 강수량 예측 모형

3.2 Markov 확률가중평균을 이용한 강수량의 예측(case 2)

Markov 확률가중평균을 이용한 예측의 절차는 다음과 같다.

- 가) 자료계열의 절단수준을 결정한다. 평균(average)을 기준으로 자료를 분류할 경우 Raising(R), Falling(F)로 구분되며, 표준편차를 이용하여 2개의 기준을 이용하여 자료를 분류할 경우, Raising(R), Normal(N), Falling(F)으로 구분된다. (Normal에 대해서 ave , $ave \pm stde$, $ave \pm 0.5stde$, $ave \pm 0.75stde$ 을 이용)
- 나) 그림 15.의 input, output 집합에서 $C(t-1)$, $C(t)$ 의 Raising(C_R), Falling(C_F), 혹은 Raising(C_R), Normal(C_N), Falling(C_F)을 결정한다.
- 다) $R \rightarrow R$, $R \rightarrow F$, $F \rightarrow F$, $F \rightarrow R$ 등의 전이확률을 계산한다.
- 라) 자료계열을 RR, RN, RF 자료계열로 그룹화한 후 그룹별 뉴로-퍼지 모델을 활용하여 퍼지 규칙, 소속 함수를 작성한다.
- 마) NR, NN, NF 및 FR, FN, FF 자료계열도 다)와 같은 절차를 수행하여 퍼지 규칙, 소속 함수를 작성한다.
- 바) Test 자료를 작성한다. Test 자료의 경우, input인 $(t-1)$ 자료계열의 R, N, F가 결정되어 있다. input이 R 일 경우 RR, RN, RF 모델을 이용하여 output $C_R(t)$, $C_N(t)$, $C_F(t)$ 를 출력한다.
- 사) 세가지의 모델에 의하여 출력된 output은 각각의 경우에 대한 전이확률 p_{RR}, p_{RN}, p_{RF} ($p_{RR} + p_{RN} + p_{RF} = 1$)을 갖는다. 이는 다)과정에서 산정되어 있다.
- 야) 그러나 이 경우, t 에서의 전이확률만 결정할 뿐 상태가 결정나지는 않으므로 확률가중평균을 통하여 평균강수량을 산출한다. 이는 곧 예측된 output이 된다.
- 자) 또한 전이확률을 통하여 강수발생의 시나리오를 작성할 수 있다. $t-1$ 에서 R일 경우 F가 된 후 다시 F가 될 경우 등의 시나리오를 작성할 수 있다.

그림 2는 Raising(R), Falling(F)으로 자료계열을 구분할 때의 전이확률산정 및 자료의 그룹화를 보여주고 있다. 또한 그림 3은 그림 2에서 그룹화된 자료계열별 뉴로-퍼지 모델과 출력된 결과를 확률가중평균하여 $C(t)$ 를 작성하는 것을 도식적으로 보이고 있다.

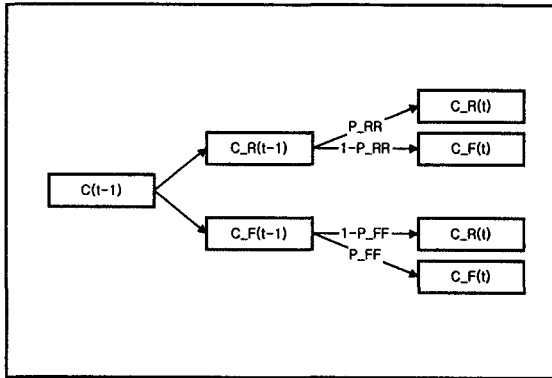


그림 2. 자료계열의 전이확률 산정 및 자료의 그룹화

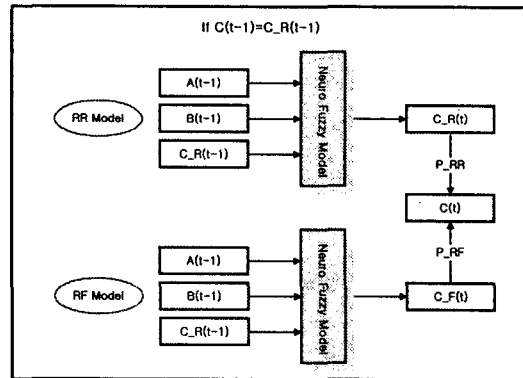


그림 3. 그룹별 뉴로-퍼지 모델과 전이확률을 이용한 강수량 예측 모형

4. 적용 결과

4.1 일리노이주 강수량의 예측결과

4.1.1 이전 자료를 이용한 강수량의 예측(case 1)

적용방법 중 case 1의 방법을 이용하여 일리노이주의 21일간의 강수량을 예측하였다. 정도 높은 강수량 예측을 위하여 특정일의 토양수분과 예측하려는 기간의 강수량 전 기간의 강수량 및 기온자료를 입력으로 한 학습자료를 구축하였다.

구축된 자료를 가지고 뉴로-퍼지 모델의 모형을 작성한 후 검증자료를 통하여 모형을 검토하였다. 일리노이주 강수량 자료의 경우 1982년부터 1995년 자료를 학습자료로 활용하여 뉴로-퍼지 모델을 작성하였으며 1996년 토양수분, 기온, 강수량 자료를 검증자료로 활용하였다.

case 1에 의하여 1996년의 21일간의 강수량을 예측한 결과는 그림 4의 (a), (b)와 같다. 그림 4. (a)는 전 단계 강수량과 다음 단계 강수량의 관계를 뉴로-퍼지 모델로 구축하여 예측한 결과로서, 이는 토양수분 및 기온등의 대기인자를 통해 구축된 모형으로 예측된 그림 4. (b)와 그 비교 대상이 된다.

4.1.2 Markov 확률가중평균을 이용한 강수량의 예측(case 2)

case 2 모형을 적용하여 강수량 예측을 하기 위해서는 case 1에서 준비된 입·출력 자료계열을 그룹화 하는 과정이 선행되어야한다. 이는 학습 자료계열의 입력인 전단계 강수량 자료계열과 예측하고자 하는 강수량 자료계열을 분류하여 그룹화 하는 과정이다. 일리노이주 강수량예측을 위해서는 시행착오를 통하여 분류의 기준을 각 자료계열의 평균과 분산을 이용하여 선정하였다. 선정결과 $ave \pm 0.5stde$ 를 사용하여 자료 계열을 분리한 결과 가장 좋은 결과를 보였다. 분류기준을 통하여 전 단계 자료 및 예측 자료는 Raising(R), Normal(N), Falling(F)으로 분류하여 전 단계에서 다음 단계로 전이되는 자료 집합을 구성하였다. 그결과 9가지 경우인 RR, RN, RF, NR, NN, NF, FR, FN, FF의 입출력 자료계열을 구성하게 되었다.

또한 모형의 구성을 위해서는 전이 확률의 계산이 필요하다. 9가지 경우에 대한 전이확률의 계산 결과는 표 1.과 같다.

표 1. 일리노이주 강수량 자료 전이확률

$t-1 \backslash t$	Raising(R)	Normal(N)	Falling(F)
Raising(R)	0.2727	0.5227	0.2045
Normal(N)	0.2115	0.5385	0.2500
Falling(F)	0.2174	0.5435	0.2391

9가지 경우의 자료군은 각각 전이확률을 가지고 뉴로-퍼지 모델을 구성하게 된다. 학습자료를 가지고 구성된 모형을 test 자료에 적용하기 위하여 먼저 test 자료의 입력 자료인 전 단계강수량의 Raising(R), Normal(N), Falling(F)을 결정하고 예측하려는 단계의 강수량의 상태는 결정되지 않은 상태로 남는다. 다만 전단계 강수량의 상태인 R, N, F중의 하나의 상태에서 가능한 3가지의 R, N, F상태로의 전이 확률을 갖는다. 이는 표 1.과 같다. 그러므로 이 전이 확률을 이용하여 입력의 상태를 알 경우 그림 17.의 방법으로 강수량을 예측하게된다.

case 2의 방법에 의하여 만들어진 모형을 통하여 1996년 강수량을 예측하기 위해서는 입력자료의 일부인 강수량 자료계열의 그룹을 분류하는 과정이 필요하다. 표 2.는 case 2 모형에 적용하기 위한 자료계열의 분류를 나타내고 있다.

표 2. 1996년 강수량 자료계열 그룹(case 2)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
그룹	N	F	N	F	R	R	R	F	R	N	N	N	F	N	N

강수량 예측을 위해서는 작성된 그룹별 뉴로-퍼지 모델과 전이 확률을 이용하여 이루어진다. 그림 4.(c)는 이러한 방법으로 예측된 1996년 강수량을 보이고 있다.

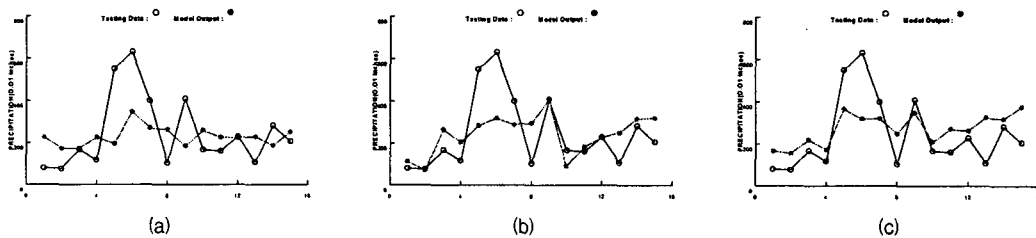


그림 4. (a)case 1 입력 : 전단계 강수량, (b) case 1 입력 : 강수량, 토양수분, 기온, (c)case 2 모형에 의한 일리노이주 강수량 예측

4.2 국내 강수량의 예측결과

4.2.1 이전 자료를 이용한 강수량의 예측(case 1)

3.1절에서 설명한 case 1의 방법을 가지고 국내의 월강수량을 예측하였다. 정도 높은 강수량 예측을 위하여 해역별 해수면 온도와 해면 기압, 평균기온 등의 자료를 구축하였다.

구축된 자료를 뉴로-퍼지 모델을 통하여 모형을 작성한 후 검정자료를 통하여 모형을 검토하였다. 국내 강수량 자료의 경우 1980년부터 1997년 자료를 학습자료로 활용하였으며 1998년~1999년의 해수면 온도, 해면 기압, 기온, 강수량 자료를 검정자료로 활용하였다. 입력자료의 구성시 다양한 조합을 통한 예측 결과, 동해의 해수면 온도 및 해면 기압, 평균 기온, 강수량이 입력으로 들어갈 경우 가장 좋은 예측 결과를 가져왔다. 서해나 남해의 해수면 온도 및 해면기압이 나온 예측 결과를 주는데 효과가 없으므로 이를 배제하였다.

case 1에 의하여 1998년~1999년의 월강수량을 예측한 결과는 그림 5. (a), (b)와 같다. 그림 5. (a)는 전단계 강수량과 다음 단계 강수량과의 관계를 뉴로-퍼지 모델로 구축하여 예측한 결과로서, 이는 다양한 대기 인자를 통해 구축된 모형으로 예측한 그림 5. (b)와 그 비교대상이 된다.

4.2.2 Markov 확률가중평균을 이용한 강수량의 예측(case 2)

일리노이주의 강수량을 case 2 방법을 이용하여 예측한 것과 동일한 방법으로 국내 강수량을 예측한다. 강수량예측을 위해서는 먼저 시행착오를 통하여 분류의 기준을 각 자료계열의 평균과 분산을 이용하여 선정하였다. 선정결과 $ave \pm 0.5stde$ 를 사용하여 자료 계열을 분리한 결과 가장 좋은 결과를 보였다.

4.1절의 적용과 동일하게 RR, RN, RF, NR, NN, NF, FR, FN, FF의 9개 입출력 자료계열이 구성되었으며, 9가지 경우에 대한 전이확률의 계산 결과는 표 3.과 같다.

표 3. 국내 강수량 자료 전이확률

	Raising(R)	Normal(N)	Falling(F)
Raising(R)	0.2353	0.4314	0.3333
Normal(N)	0.3012	0.3855	0.3133
Falling(F)	0.1852	0.3457	0.4691

자료의 예측에 있어서 4.1절의 case 2의 예측방법과 동일하며 모형을 검정하고자하는 1998, 1999년의 입력 자료 중 강수량 자료계열의 분류 상태는 표 4와 같다.

표 4. 1998, 1999년 강수량 자료계열 그룹(case 2)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
그룹	R	R	R	F	R	N	R	N	R	R	N	F
	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
그룹	F	F	F	R	N	R	N	N	R	R	R	F

표 3.의 전이확률과 표 4.의 입력자료계열의 분류에 따른 뉴로-퍼지 모델에 의한 1996년, 1997년의 강수량 예측 결과는 그림 5. (c)와 같다.

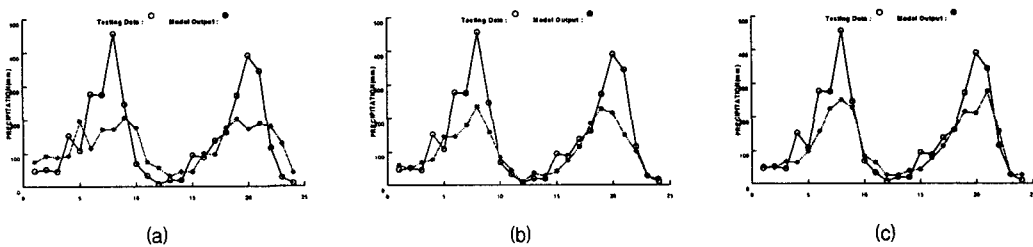


그림 5. (a) case 1 입력 : 전단계 강수량, (b) case 1 입력 : 강수량, 해수면온도, 해면기압, 기온, (c) case 2 모형에 의한 국내 강수량 예측

4.3 결과 분석

미국 일리노이주의 1996년 1년간의 21일 강수량을 예측하였다. 자료계열의 앞부분과 뒷부분을 제거함으로써 15개의 기간으로 구분되었다. 예측 방법은 3.절에서 소개된 case 1, case 2을 적용하였다. 일리노이주의 경우 대기순환인자인 강수량, 기온, 토양수분을 이용하였다. 대기순환인자인 기온 및 토양수분의 영향으로 인하여 예측 능력의 증대는 case 1의 적용시 입력인자에 따른 예측의 비교로서 그 효과를 보였다.

case 2의 경우 예측하고자 하는 자료계열의 상태를 모르는 상황에서 예측을 실시하므로 확률개념을 지니며 예측됨으로서 그 정량적인 결과에 있어 좋은 결과를 보이기 힘들다. 하나의 상태에 대한 좋은 예측 결과를 보이므로 확률을 지닌 상태로 자료계열의 변화상을 얘기할 수 있었다.

국내의 1998, 1999년 2년간의 월강수량을 예측하였다. 일리노이주의 예측과 동일하였으며, 입력인자로 강수량, 기온, 해수면온도, 해면기압을 사용하였다. 대기순환인자인 기온, 해수면온도, 해면기압의 영향으로 인하여 예측 능력의 증대는 case 1의 적용시 입력인자에 따른 예측정도의 비교로서 그 효과를 알 수 있다.

case 2의 경우, 일리노이주와 마찬가지로 확률개념을 지니며 예측됨으로서 그 정량적인 결과에 있어 좋은 결과를 보이지는 못하고 있으나 전이확률 개념을 가지고 강수량의 변화 양상을 얘기할 수 있었다. 표 5.는 미국 일리노이주 및 국내 강수량 예측결과를 보이고 있다.

표 5. 예측결과오차

	미국 일리노이주(1996년)			국내(1998, 1999년)		
	case 1(a)	case 1(b)	case 2	case1(a)	case 1(b)	case 2
P.E	68.42	50.24	63.41	108.59	36.92	46.07
RMSE	159.75	136.35	135.33	101.56	83.24	69.39

5. 요약 및 결론

대기에서의 물의 순환을 이해하는 것은 수문학의 기본이 되는 중요한 활동이다. 이는 곧 강수의 발생과 직결되기 때문이다. 한 지역의 기후는 각종 인자들의 복합적인 상호작용에 의하여 그 특성이 결정되는 것이며 간단한 방법으로 이를 예측하기란 대단히 어려운 것이다. 따라서 비교적 장기간 동안의 기상관측 자료를 획득하여 통계학적으로 분석함으로써 기후에 대한 예측을 할 수 있다.

본 연구에서는 각종 인자들의 복합적인 상호작용 및 기후의 비선형적 특성의 문제를 해결하기 위하여 애매함(fuzziness)을 수리적으로 취급이 가능하도록 하는 퍼지이론을 활용하였다.

퍼지이론의 적용은 퍼지이론과 신경망의 학습능력의 결합으로 만들어진 뉴로-퍼지 시스템과 뉴로-퍼지 시스템과 마코프 연쇄의 조합으로 구분하였다.

강수량 예측 모형은 강수의 특성인 각종 인자들과의 복합적인 상호작용을 고려하기 위하여 다양한 대기 순환 인자를 이용하여 모형을 구축하였다. 본 연구에서는 강수량, 기온, 토양수분, 해수면 온도, 해면 기압의 인자들이 사용되었다.

제안된 예측 모형의 적용은 크게 미국 일리노이주의 강수 예측에의 적용, 국내 강수량 예측에의 적용 두 가지로 구분된다. 두가지 경우에 대한 실제 자료의 적용 결과 본 연구에서는 다음과 같은 결론을 얻었다.

1) 미국 일리노이주의 예측 경우 및 국내 강수량 예측 경우 모두 다양한 인자들을 이용한 모형 구축시 예측 능력의 향상을 보여 주었다. 이는 곧 강수의 발생은 다양한 인자의 상호작용에 의함을 말해준다. 또한 최대한의 많은 인자들의 상호작용을 이해한다면 강수의 예측 역시 어느 정도 가능하다 할 수 있다.

2) 강수량 예측에 활용한 뉴로-퍼지 시스템은 정량적으로 규정하기 힘든 다양한 인자들의 상호작용 및 영향을 효과적으로 나타낼 수 있었다. 이는 다양한 인자에 의하여 영향을 받고 발생하는 자연현상에의 적용 가능성을 보여주고 있다.

6. 참고문헌

- 안중배, 류정희, 조익현, 박주영, 류상범 (1997) 한반도 기온 및 강수량과 주변 해역 해면온도와의 상관 관계에 관한 연구, 한국기상학회 논문집, Vol. 33, No. 2, p. 128~141
- 오재호 (1999) 기후와 대기순환, 아르케
- 윤용남 (1998) 공업수문학, 청문각
- Ahmed Ouenes (2000) *Practical application of fuzzy logic and neural networks to fractured reservoir characterization*, Computers Geosciences, Vol. 26, p. 953~962
- D. K. Gautam, K. P. Holz (2001) *Rainfall-runoff modelling using adaptive neuro-fuzzy systems*, Journal of Hydroinformatics, March, p. 3~10
- Drasko Furundzic (1998) *Application example of neural networks for time series analysis: rainfall-runoff modeling*, Signal Process, Vol. 64, p. 383~396
- Elfaith A. B. Eltahir (1998) *A Soil moisture-rainfall feedback mechanics : Theory and observation*, Water Resources Research, Vol. 34, No. 4, p. 756~776
- Ertunga C. Ozelkan (1996) *Relationship between monthly atmospheric circulation patterns and precipitation : Fuzzy logic and regression approaches*, Water Resources Research, Vol. 32, No. 7, p. 2097~2103
- Jyh-Shing Roger Jang, Chuen-Tsai Sun, Eiji Mizutani (1996) *Neuro-fuzzy and soft computing : A Computational Approach to Learning and Machin Intelligence*, Prentice Hall
- Kang, In-Sik, Hee-jung Baek (1993) *Long range prediction of winter monthly-mean temperature in Korea*, J. Kor. Meteo. Soo., Vol. 30, p. 247~260
- Kin C. Luk, J. E. Ball, A Sharma (2001) *An application of artificial neural networks for rainfall forecasting*, Mathematical and Computer Modeling, Vol. 33, p. 683~693
- ┌. Bodri, V. Cermak (2000) *Prediction of extreme precipitaion using a neural network: application to summer flood occurrence in Moravia*, Advances in Engineering Software, Vol. 31, p. 312~321
- N. Sajikumar, B.S. Thandaveswara (1999) *A non-linear model using an artificial neural network*, Journal of Hydrology, Vol. 216, p. 32~55
- N. T. Lange (1998) *New Mathmatical Approach Hydrological modeling-An Application of Arificial Neural Network*, Phys. Chem. Earth, Vol. 24, No. 1-2, p. 31~35