

퍼지론에 의한 강수예측 : I. 뉴로-퍼지 시스템과 마코프 연쇄의 적용

Precipitation Forecasting by Fuzzy Theory : I. Applications of Neuro-Fuzzy System and Markov Chain

나 창 진* / 김 형 수** / 김 중 훈*** / 강 인 주****

La Chang Jin / Kim Hung Soo / Kim Joong Hoon / Kang In Joo

Abstract

Water in the atmosphere is circulated by reciprocal action of various factors in the climate system. Otherwise, any climate phenomenon could not occur of itself. Thus, we have tried to understand the climate change by analysis of the factors. In this study, the fuzzy theory which is useful to express inaccurate and approximate nature in the real world is used for forecasting precipitation influenced by the factors. Forecasting models used in this study are a neuro-fuzzy system and a Markov chain and those are applied to precipitation forecasting of Illinois. Various atmosphere circulation factors(like soil moisture and temperature) influencing the climate change are considered to forecast precipitation. As a forecasting result, it can be found that the considerations of the factors are helpful to increase the forecastability of the models and the neuro-fuzzy system gives us relatively more accurate forecasts.

keywords : climate system, neuro-fuzzy system, markov chain, forecasting

요 지

대기에서의 물순환은 기후시스템이라는 커다란 공간 안에서 다양한 인자들의 상호작용을 통하여 이루어진다. 즉, 어떠한 기후 현상도 그 자체적으로 발생할 수는 없다. 따라서, 많은 연구자들은 영향인자들의 분석을 통하여 기후 변화를 이해하고자 노력하여 왔다. 본 연구에서는 다양한 인자에 의하여 영향을 받아 발생하는 강수량의 예측을 위하여 실제 세계의 근사적이고 부정확한 성질을 표현하는데 효과적인 퍼지 개념을 이용하였다. 예측을 위하여 적용한 모형은 크게 뉴로-퍼지 시스템과 마코프 연쇄이며, 일리노이주의 강수량 예측을 위하여 적용하였다. 예측은 강수량에 영향을 끼치는 다양한 대기순환 인자(예: 토양수분과 기온)를 고려하여 수행하였다. 예측 결과, 강수량 예측에 대기순환 인자들을 고려함으로써 모형의 예측능력을 향상시킬 수 있었고, 상대적으로 뉴로-퍼지 시스템의 예측이 보다 정확한 결과를 주었다.

핵심용어 : 기후시스템, 뉴로-퍼지 시스템, 마코프 연쇄, 예측

* (주)전일 ENG 부설기술연구소 연구원

** 선문대학교 토목공학과 조교수

*** 고려대학교 토목환경공학과 교수

**** (주)대경 ENC 전무이사

1. 서론

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 이러한 상호작용에 대한 충분한 이해가 필요하며, 기후 변동은 이러한 각종 상호작용들이 종합화된 상태로 볼 수 있다(오재호, 1999).

최근 수문 기상학을 토대로 대기 및 강수의 순환 등에 관한 연구가 지속적으로 발전되어 왔다. 대기 순환 자료인 바람의 속도, 구름의 양, 기온, 대기압, 증발량, 일조량, 토양수분, 해수면의 온도 등은 강수량에 영향을 미치는 대기 순환인자들이다. 즉, 강수는 대기의 다양한 인자들에 영향을 미치고, 강수 역시 대기 순환 인자들로부터 영향을 받으며 순환하는 것이다. 따라서, 대기의 순환 인자들 상호간에는 불규칙하고 복잡한 현상들이 존재할 것이며, 강수 발생 또한 예측하기 어려운 복잡성을 내재하고 있을 것이다.

많은 학자들과 수자원 기술자들은 수공학에서 중요한 물의 순환, 즉, 강수 발생과 예측에 대한 연구를 지속적으로 수행하여 왔다. 그러나 강수 발생의 복잡성으로 정확한 강수량 예측은 대단히 어려운 실정이다. 최근 들어, 기후에 의한 해수면 온도 변동의 중요성이 인지되면서 이를 장기예측에 활용하여 예측 정확도를 높이고자 하는 연구가 진행되었다(Valdes, 1994; Walen, 1990; Woolhiser, 1993). 또한 Eltahir (1998a, b)은 토양수분과 강수량의 상관관계에 관한 분석을 실시하고 강수 예측의 가능성을 제시하였다. 국내의 강수량 예측 연구를 보면, 강인식 등(1992)은 북반구 중위도의 500 hPa 고도와 열대 태평양 해수면 온도를 다중선형회귀 모형에 대입하여 여름철 강수량을 예측하였고, 안중배 등(1997)은 적도 해면 온도 편차를 이용하여 3개월 내지 6개월 후 기온과 강수량의 장기 예측이 가능함을 제시하였다.

효과적인 수자원 관리 및 계획을 수립하기 위해서는 계절 및 월강수량의 예측 및 변동에 관한 연구가 필요하다. 따라서 본 연구에서는 이러한 장기 강수량 예측

을 수행하고자 하였으며, 먼저 이를 위하여 몇 개의 대기 순환 자료를 이용하여 대기순환 자료가 강수량의 예측에 영향을 주고 있음을 밝히고자 하였다. 또한 불규칙하고 비선형성이 강한 강수량의 예측을 위하여 뉴로-퍼지 시스템(neuro-fuzzy system)과 마코프 연쇄(Markov chain) 모형을 이용하여 예측의 정확성을 높이고자 하였다.

비선형적인 수문현상에 대한 기존의 접근법을 살펴보면, 신경망(neural network)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). Chang(2001) 및 Gautam(2001)은 뉴로-퍼지 시스템을 이용하여 강우 유출 모형을 적용한 바 있다.

2. 뉴로-퍼지 시스템과 마코프 연쇄

2.1 뉴로-퍼지 시스템

뉴로-퍼지 시스템은 기존의 퍼지 논리시스템(fuzzy logic system)에 신경망의 학습능력을 도입한 것이다. 즉, 전문가지식기반의 퍼지 논리시스템에 학습이라는 유연한 기능을 부가하여 기존의 개념으로 해결하기 어려운 점들을 풀어가는 방식이다(Jang, 1996).

퍼지 시스템은 입력 소속 함수(membership function, MF)와 퍼지 규칙(fuzzy rule) 그리고 출력 소속 함수로 구성되어 있다. 퍼지 추론(fuzzy inference)은 소속함수의 소속정도에 의하여 결정되어지는 퍼지 집합(fuzzy sets)을 작성하는 퍼지화(fuzzifier)의 과정과 이러한 구성요소들을 퍼지 논리연산을 이용하여 입력변수가 출력에 대응(mapping)하는 탈퍼지화(defuzzifier)의 과정을 나타내며, 그림 1은 이러한 퍼지 시스템의 개략도를 보여주고 있다.

뉴로-퍼지 시스템이 전통적인 퍼지 추론시스템(fuzzy inference system, FIS)과 다른 점은 FIS의 구조와 파라미터를 학습 알고리즘을 기반으로 가변시킬 수 있다는 점이다(Lin 1999).

2.2 Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System

Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System(ANFIS)은 Jang(1993)에 의해 제안된 뉴로-

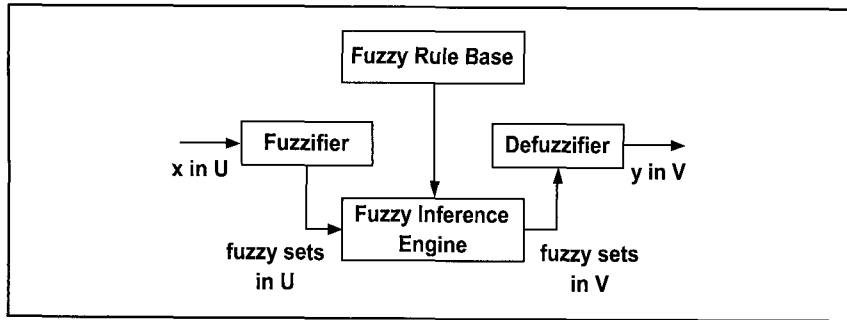


그림 1. 퍼지 시스템의 구조

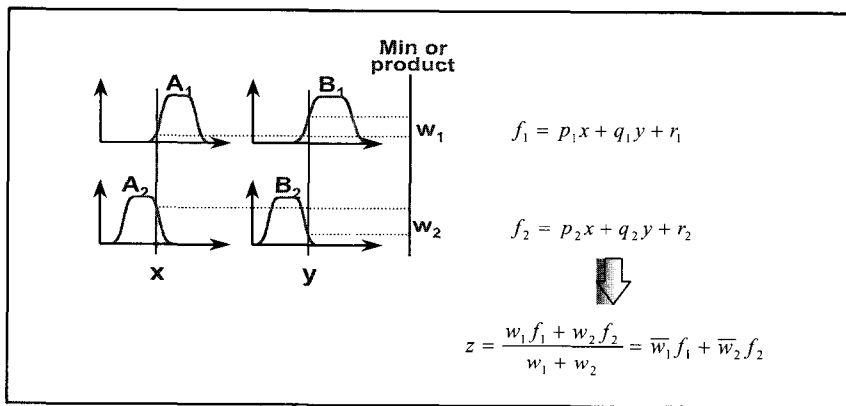


그림 2. 퍼지 모형의 형태

퍼지 모형으로서 1차 Sugeno 시스템에 관한 퍼지 시스템 파라미터들을 최적화시키기 위해 혼합된 학습 규칙들을 갖는 1차 Sugeno 모형을 말한다(그림 2). 또한 ANFIS의 사용목적은 인간의 지식이나 경험적 자료를 퍼지 규칙이나 FIS로 전환할 수 있는 특정한 방법이 없는데, 출력의 오차를 줄이고 수행능력을 극대화할 수 있는 소속 함수 작성에 ANFIS가 효과적인 방법으로 이용될 수 있다는 것이다. ANFIS에서 사용하고 있는 1차 Sugeno 퍼지 모형은 그림 2와 같고, 입력 x, y 가 출력 z 가 되는 과정을 보이고 있다. 그림 2는 소속함수의 매개변수 결정, 규칙의 충족도 표현, 그리고 최종 규칙 생성 및 출력의 과정을 나타내고 있다.

2.3 마코프 연쇄

이산 확률과정 $\{X(n), n=0, 1, \dots\}$ 에 있어서 모든 상태 $i_0, i_1, \dots, i_{n-1}, i, j$ 및 n 에 대하여 식(1)과 같은 과정을 마코프 연쇄라고 한다.

$$\begin{aligned}
 P(X(n+1)=j | X(0)=i_0, X(1)=i_1, \dots, X(n-1) \\
 =i_{n-1}, X(n)=i) &= P(X(n+1)=j | X(n)=i) \quad (1) \\
 &= p_{ij}
 \end{aligned}$$

식(1)은 장래의 확률법칙 $X(n+1)$ 이 과거의 이력에 관계없이 현재의 상태 $X(n)=i$ 에 의존하고 있음을 나타내고 있다. 또한 확률 p_{ij} 는 i 에서 j 로 전이될 확률을 나타내므로 전이확률(transition probability)이라고 한다. 일반적으로 전이확률 p_{ij} 가 시간 n 에 의존하지 않는 경우를 정상전이확률(stationary transition probability)이라 한다.

3. 강수량 예측 방법론

3.1 뉴로-퍼지를 이용한 강수량 예측: Case 1

사실상 예측이란 과거 기록의 패턴(pattern)을 기본으로 하여 이루어진다. 본 연구에서는 시점 t 의 이전 자료계열인 $t-1$ 을 통하여 시점 t 의 자료 계열을 예측 하는데 뉴로-퍼지 모델을 이용하도록 한다. 즉, 그림 3과

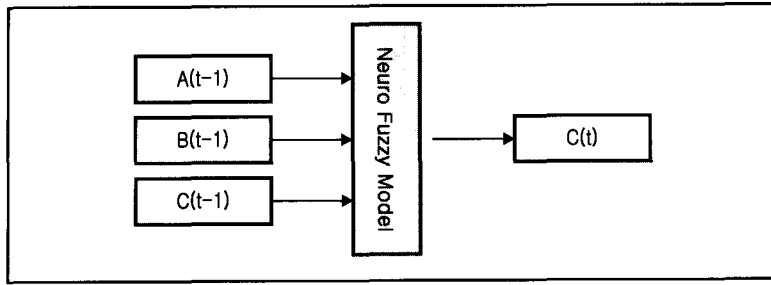


그림 3. 뉴로-퍼지를 이용한 강수량 예측 모형

같이 $t-1$ 의 자료계열은 입력, t 의 자료계열은 출력으로 놓고, 각각의 입력과 출력의 자료계열 집합을 신경망에 의해 학습하여 퍼지 모델의 매개변수등을 추정한 후 모델을 완성한다. 완성된 모델은 입력과 출력의 결과에 대한 테스트 과정을 거치는데 이러한 일련의 과정은 앞에서 언급한 ANFIS의 뉴로-퍼지 모델을 사용한다. ANFIS는 학습을 통하여 효과적인 퍼지 모델을 구축할 수 있는 능력을 지니고 있으며, 본 연구에서는 뉴로-퍼지 모델로 ANFIS를 이용하였다.

3.2 마코프 확률가중평균을 이용한 강수량 예측: Case 2

본 절에서는 3.1절의 뉴로-퍼지 모델과 마코프 확률가중평균을 결합한 강수량 예측 모형을 제안하며 그 절차는 다음과 같다.

- ① 주어진 자료계열을 두 가지로 구분한다. 첫째, 평균(average)을 기준으로 평균보다 클 경우 Rising(R), 평균보다 작으면 Falling(F)으로 구분한다. 둘째, Rising(R), Normal(N), 그리고 Falling(F)으로 구분하는데 N은 표준편차(stde)에 따라 $ave \pm stde$, $ave \pm 0.5stde$, $ave \pm 0.75stde$ 의 3가지의 경우를 갖는다. 따라서, 자료 예측을 위한 자료 구분의 경

우는 총 4가지가 된다. 즉, 평균을 기준으로 R과 F로 나누는 경우와 N의 상태에 따른 3가지의 경우이며, 본 연구에서는 모든 경우에 대하여 예측을 실시하여 가장 좋은 예측치를 보이는 경우를 예측 결과로 선정한다.

- ② 예를 들어, 그림 4의 입력과 출력의 자료계열 집합에서 $C(t-1)$ 및 $C(t)$ 에 대한 Rising(C_R), Falling(C_F), 혹은 Rising(C_R), Normal(C_N), Falling(C_F)을 결정한다.
- ③ $R \rightarrow R$, $R \rightarrow F$, $F \rightarrow F$, $F \rightarrow R$ 등의 전이확률을 계산한다.
- ④ 자료계열을 RR, RN, RF 자료계열로 그룹화한 후 그룹별 뉴로-퍼지 모형을 활용하여 퍼지 규칙, 소속 함수를 작성한다.
- ⑤ NR, NN, NF 및 FR, FN, FF 자료계열도 ③과 같은 절차를 수행하여 퍼지 규칙, 소속 함수를 작성한다.
- ⑥ 테스트(test) 자료를 작성한다. Test 자료의 경우에는 입력인 ($t-1$)자료계열의 R, N, F가 결정되어 있으며, 만일 입력이 R이라면 RR, RN, RF 모델을 이용하여 출력 $C_R(t)$, $C_N(t)$, $C_F(t)$ 를 얻는다.

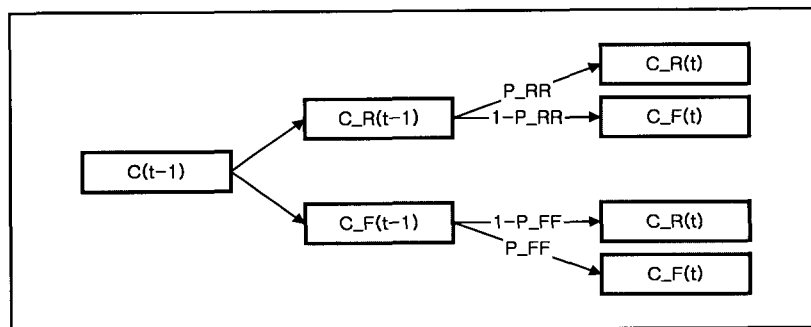


그림 4. 자료계열의 전이확률 산정 및 자료의 그룹화

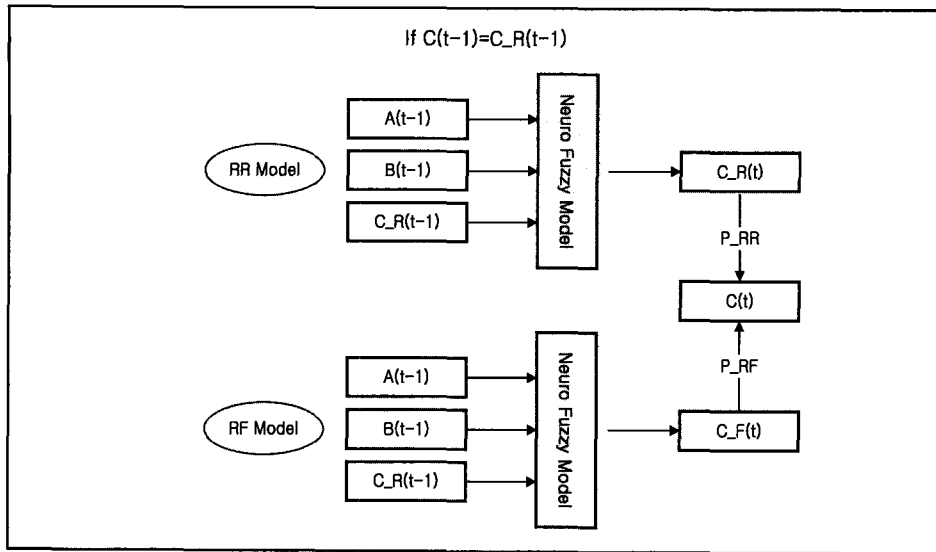


그림 5. 그룹별 뉴로-퍼지 모델과 전이확률을 이용한 강수량 예측 모형

- ⑦ 세 가지의 모델에 의하여 얻어진 출력은 각각의 경우에 대한 전이확률 ($d_{RR} + d_{RN} + d_{RF} = 1$) d_{RR} , d_{RN} , d_{RF} 을 갖는다. 이는 ③과정에서 산정 되어 진다.
- ⑧ 그러나 이 경우, t에서의 전이확률만 결정할 뿐 상태는 결정되지 않았으므로 확률가중평균을 통하여 평균강수량을 산정하며 이 값이 바로 예측된 강수량이 된다.
- ⑨ 또한 전이확률을 통하여 강수발생의 시나리오를 작성할 수 있다. 즉, t-1에서 R일 경우 F가 될 후 다시 F가 될 경우 등의 시나리오를 작성할 수 있다.

그림 4는 Rising(R)과 Falling(F)으로 자료계열을 구분할 때 전이확률산정 및 자료의 그룹화를 보여주고 있다. 또한 그림 5는 그림 4에서 그룹화된 자료계열별 뉴로-퍼지 모형과 출력된 결과를 확률가중평균하여 C(t)를 작성하는 과정을 도식적으로 보여주고 있다.

4. 적용 및 결과

4.1 대상지역 및 자료분석

미국 일리노이주는 미국 중서부에 있는 주로서 주의 면적은 14만 5,933 km²이다. 기후는 습윤한 대륙성기후로서 여름에는 기온이 높아 농작물이 충분히 성장하지만 겨울은 춥고 눈이 많이와 농경이 불가능하다. 또

한 미국 일리노이주의 경우 대륙성 기후를 띠는 지역으로서 세계에서 가장 신뢰성 있는 장기간의 토양수분 자료를 보유하고 있다.

Eltahir는 1997년 일리노이주의 강수량 자료계열과 토양수분 자료의 분석을 통하여 일리노이주에서의 토양수분을 이용한 강수량 예측의 가능성을 보인바 있다. 또한 일리노이주에서의 강수와 토양수분의 상호작용에 대한 연구 결과는 토양수분이 강수량 예측의 정도를 높일 수 있는 대기 순환 인자임을 보이고 있다.

4.1.1 관측소 현황

미국 일리노이주의 경우 그림 6과 같이 관측소 현황을 보이고 있다. 토양수분 관측소의 경우 Global Soil Center의 18개의 토양수분 관측소의 자료계열을 활용하였으며, 강수량 및 기온 자료계열의 경우 미국 기상청 관할 36개의 관측소를 활용하였다.

자료계열은 1982~1996년의 15개년 자료계열을 활용하였다. Eltahir(1997)는 일리노이주에 관한 강수량과 토양수분에 관한 연구에서, 특정일의 토양수분이 이후 21일간의 강수량과의 상관관계가 가장 높음을 밝힌바 있다. 본 연구에서는 기존연구에 기초하여 자료계열의 분석 및 예측에 있어 Eltahir(1997)와 마찬가지로 특정일의 토양수분과 21일간의 강수량 자료계열을 기초로 한다.

4.1.2 대기순환자료

강수량 자료계열의 경우 15년간의 21일간의 자료계

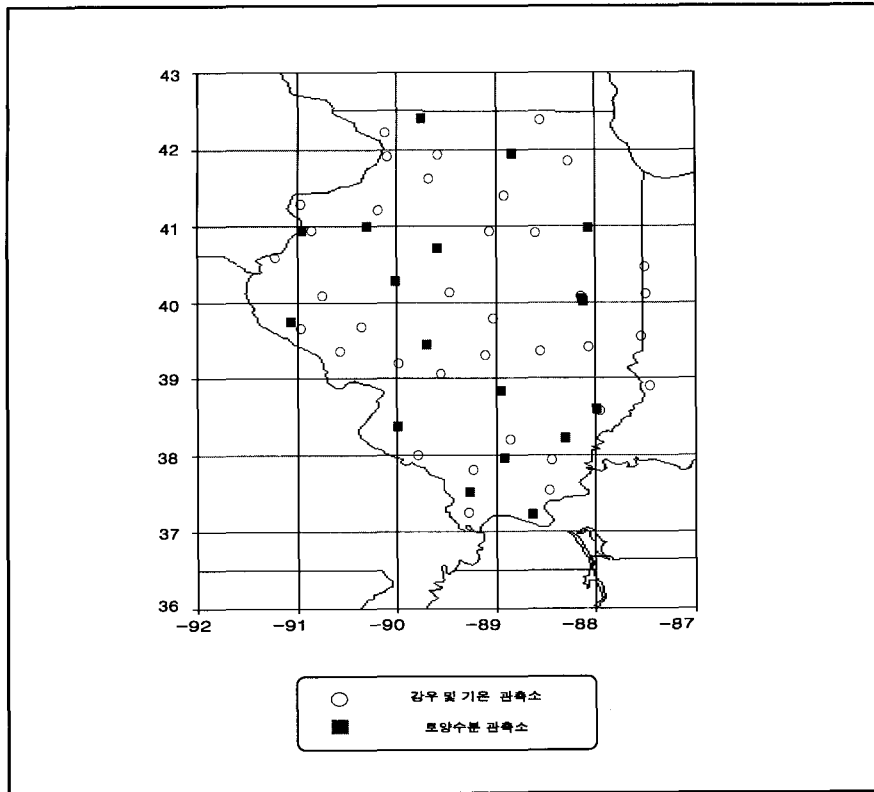
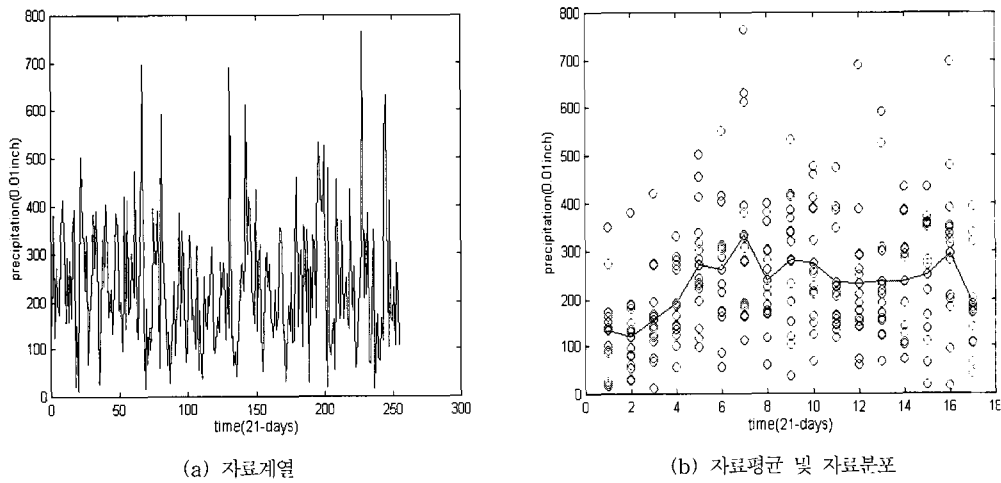


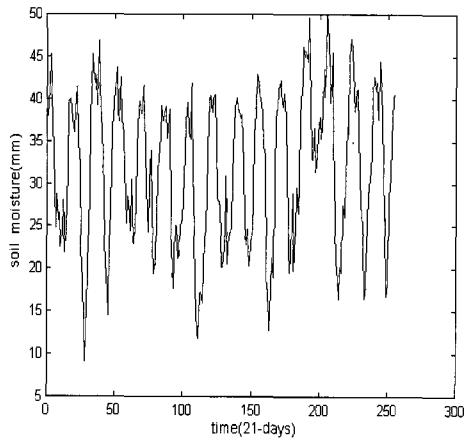
그림 6. 일리노이주 관측소 현황



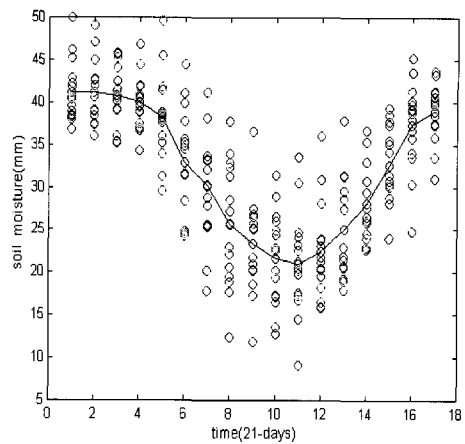
(a) 자료계열

(b) 자료평균 및 자료분포

그림 7. 일리노이주 강수량 자료

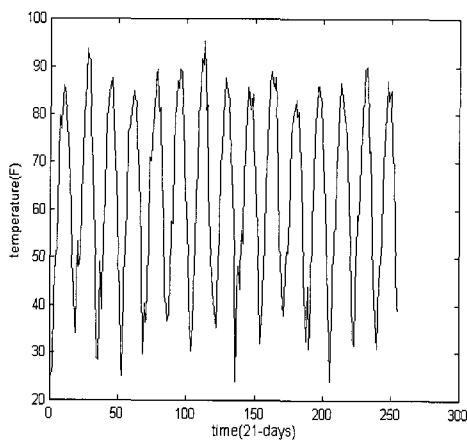


(a) 자료계열

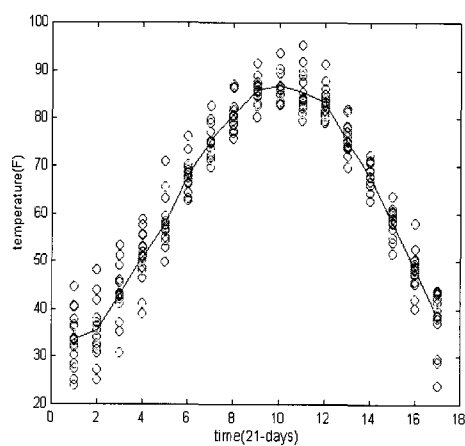


(b) 자료평균 및 자료분포

그림 8. 일리노이주 토양수분 자료



(a) 자료계열



(b) 자료평균 및 자료분포

그림 9. 일리노이주 기온 자료

열을 활용하였다. 그림 7은 자료계열 및 자료의 분포를 보이고 있다.

토양수분은 강수량과는 달리 시점의 토양수분 자료를 활용한다. Global Soil Center의 미국 일리노이주 토양수분 자료의 경우 지표에서 10, 30, 50, 70, 90, 110, 130, 150, 170, 190 cm에서 측정이 이루어진다. 본 분석에서는 증발과 관련이 가장 깊은 10cm 측정지를 사용하였다. 일리노이주 18개 토양수분관측소의 21일 간격으로 측정된 평균 10cm에서의 토양수분 관측자료와 그 특성은 그림 8과 같다.

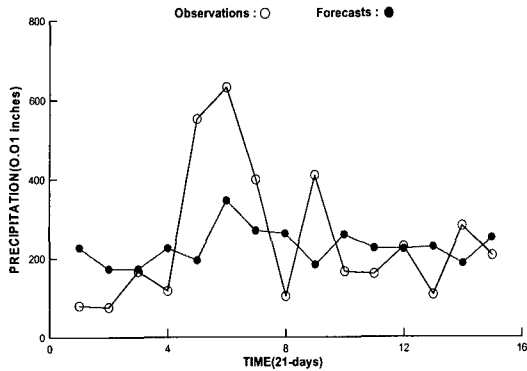
기온자료의 경우 강수량 관측소와 동일한 미국 기상

청 관할 36개 관측소의 일최고 기온의 21간의 평균을 자료계열로 작성하였다. 작성된 21일간의 기온자료 계열은 강수량 자료계열과 동일한 기간으로 구성되어있다. 그림 9는 기온 자료계열과 기온자료의 분포를 나타내고 있다.

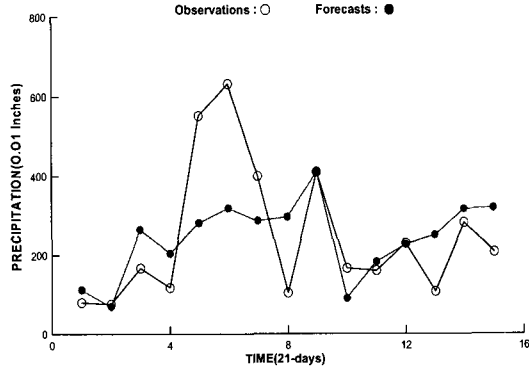
4.2 적용 결과

4.2.1 이전 자료를 이용한 강수량의 예측 (Case 1)

3절의 적용방법 중 case 1의 방법을 이용하여 일리노이주의 21일간의 강수량을 예측하였다. 정도 높은



(a) case 1 입력 : 전단계 강수량



(b) case 1 입력 : 강수량, 토양수분, 기온

그림 10. case 1 모형에 의한 일리노이주 강수량 예측

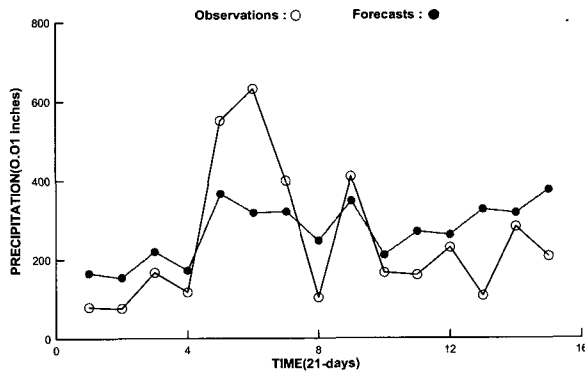


그림 11. case 2 모형에 의한 일리노이주 강수량 예측

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 검정자료를 통하여 모형을 검토하였다. 일리노이주 강수량 자료의 경우 1982년부터 1995년 자료를 학습자료로 활용하여 뉴로-퍼지 모델을 작성하였으며 1996년 토양수분, 기온, 강수량 자료를 검정자료로 활용하였다.

Case 1에 의하여 1996년의 21일간의 강수량을 예측한 결과는 그림 10의 (a), (b)와 같다. 그림 10(a)는 전단계 강수량과 다음 단계 강수량의 관계를 뉴로-퍼지 모델로 구축하여 예측한 결과로서, 이는 토양수분 및 기온등의 대기인자를 통해 구축된 모형으로 예측된 그림 10(b)와 그 비교 대상이 된다.

4.2.2 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 그림 8(b)에 나타낸 것과 같이 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. 그 결과 9가지 경우인 RR, RN, RF, NR, NN, NF, FR, FN, FF의 입출력 자료계열을 구성하게 되었다.

표 1. 일리노이주 강수량 자료 전이확률

t-1 \ 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

표 2. 1996년 강수량 자료계열 그룹(case 2)

그룹	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

표 3. 예측결과 오차

	미국 일리노이주(1996년)		
	case 1(a)	case 1(b)	case 2
P.E(%)	68.42	50.24	63.41
RMSE (inches)	159.75	136.35	135.33

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

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 1과 같다. 그러므로 이 전이 확률을 이용하여 입력의 상태를 알 경우 그림 3의 방법으로 강수량을 예측하게된다.

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

강수량 예측을 위해서는 작성된 그룹별 뉴로-퍼지 모델과 전이 확률을 이용하여 이루어진다. 그림 11은 이러한 방법으로 예측된 1996년 강수량을 보이고 있다.

4.3 결과 분석

미국 일리노이주의 1996년 21일 간격의 1년간 강수량을 예측하였다. 예측 방법은 3절에서 소개된 case 1, case 2을 적용하였다.

일리노이주의 경우 대기순환인자로서 강수량, 기온, 토양수분을 이용하였으며, case 1 적용결과 대기순환 입력인자로 인하여 예측능력 증대의 효과를 보였다. 이는 표 3의 case 1(a), (b)를 통하여 확인할 수 있다.

Case 2의 경우 예측하고자 하는 자료계열의 상태를 모르는 상황에서 예측을 실시하므로 확률개념을 지니며 예측됨으로서 그 정량적인 결과에 있어 좋은 결과를 보이는 힘든 하나의 상태에 대한 좋은 예측 결과를 보이므로 확률을 지닌 상태로 자료계열의 변화상을 얘기할 수 있었다. 표 3은 4.2.1 및 4.2.2절에서 예측한 결과의 오차를 보이고 있다. 여기서 RMSE(root mean square error)는 평균 절대오차에 제곱근을 취한 것을 말하며, PE(percent error)는 평균 절대오차에 백분율을 취한 것으로서 변수의 단위에 따라 동일한 정도를 가진 추세선의 오차의 값이 크거나 작게 나타날 수 있으므로, 정확한 판단을 위해서 단위를 없애 준 것이다.

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 등의 인자들이 사용되었다. 제안된 예측 모형의 적용은 크게 미국 일리노이주의 강수 예측에의 적용 결과 본 연구에서는 다음과 같은 결론을 얻었다.

- ① 미국 일리노이주의 예측 경우 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 자연현상의 적용 가능성을 보여주고 있다.

참 고 문 헌

안중배, 류정희, 조익현, 박주영, 류상범 (1997) "한반도 기온 및 강수량과 주변 해역 해면온도와의 상관관계에 관한 연구", 한국기상학회 논문집, Vol. 33, No. 2, p. 128~141
 오재호 (1999). 기후와 대기순환, 아르케
 오재호 (1999). 변화하는 기후, 아르케

윤용남 (1998). 공업수문학, 청문각
 Bodri, L. and Cermak, V. (2000). "Prediction of extreme precipitation using a neural network: application to summer flood occurrence in Moravia", *Advances in Engineering Software*, Vol. 31, p. 312~321
 Chang, F.J. and Chen, Y.C. (2001). "A counterpropagation fuzzy-neural network modeling approach to real time streamflow prediction", *Journal of Hydrology*, Vol. 245, p. 153~164
 Eltahir, E.A.B. (1998a). "A Soil moisture-rainfall feedback mechanics : Theory and observation", *Water Resources Research*, Vol. 34, No. 4, p. 756~776
 Eltahir, E.A.B. (1998b). "A Soil moisture-rainfall feedback mechanics : Numerical experiment", *Water Resources Research*, Vol. 34, No. 4, p. 777~785
 Franks, S.W., Gineste, P., Beven, K.J., and Merot, P. (1998) "On constraining the predictions of a distributed model : The incorporation of fuzzy estimates of saturated areas into the calibration process", *Water Resources Research*, Vol. 34, No. 4, p. 787~797
 Furundzic, D. (1998). "Application example of neural networks for time series analysis: rainfall-runoff modeling", *Signal Process*, Vol. 64, p. 383~396
 Gautam, D.K. and Holz, K.P. (2001). "Rainfall-runoff modelling using adaptive neuro-fuzzy systems", *Journal of Hydroinformatics*, March, p. 3~10
 Jang, J.S.R., Sun, C.T., and Mizutani, E. (1996). *Neuro-fuzzy and soft computing : A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall
 Kang, In-Sik, Hee-jung Baek (1993). "Long range prediction of winter monthly-mean temperature in Korea", *J. Kor. Meteor. Soc.*, Vol. 30, p. 247~260
 Lange, N.T. (1998). "New Mathematical Ap-

- proach Hydrological modeling-An Application of Artificial Neural Network”, *Phys. Chem. Earth*, Vol. 24, No. 1-2, p. 31~35
- Lin, C.T. and C.S.G. Lee (1999). *Neural Fuzzy Systems : A Neuro-Fuzzy Synergism to Intelligent Systems*, Prentice Hall
- Luk, K.C., Ball, J.E., and Sharma, A. (2001). “An application of artificial neural networks for rainfall forecasting”, *Mathematical and Computer Modeling*, Vol. 33, p. 683~693
- Ouenes, A. (2000). “Practical application of fuzzy logic and neural networks to fractured reservoir characterization”, *Computers Geosciences*, Vol. 26, p. 953~962
- Ozelkan, E.C. (1996). “Relationship between monthly atmospheric circulation patterns and precipitation : Fuzzy logic and regression approaches”, *Water Resources Research*, Vol. 32, No. 7, p. 2097~2103
- Sajikumar, N. and Thandaveswara, B.S. (1999). “A non-linear model using an artificial neural network”, *Journal of Hydrology*, Vol. 216, p. 32~55
- Valdes, J. B., Entekhabi, D., and Bartolini, P. (1994). “Long term predictability of river stages under ENSO influence”, *ASCE Hydraulic Engineering*, Vol. 8, No. 1, p. 366~370
- Waylen, P. R. and Caviedes, C. N. (1990). “Annual and seasonal fluctuations of precipitation and streamflow in the Aconcagua River Basin”, *Journal of Hydrology*, Vol. 120, p. 79~102
- Woolhiser, D. A. and Keefer, T. O. (1993). “Southern Oscillation effects on daily precipitation in the southwestern United States”, *Water Resources Research*, Vol. 29, No. 4, p. 1287~1295

(논문번호:02-64 접수:2002.8.29/심사완료:2002.09.27)