

PA7

인공신경망 모형을 이용한 규모축소 연구

안중배, 박정규<sup>1</sup>, 임은순<sup>2</sup>, 차유미

부산대학교 대기과학과, <sup>1</sup>기상청, <sup>2</sup>기상연구소

1. 서 론

기상 및 기후변동은 농림어업분야에서는 생산활동에 막대한 영향을 끼칠 수 있으며, 산업분야에서는 수요의 변동으로 인한 사업의 성패를 좌우할 수도 있다. 그리고 더 나아가 생태계의 변화와 인류의 생존권까지 위협할 수 있는 중요한 요소이다. 그러한 이유로 미래의 지역기후를 예측하기 위한 예보기술의 확보가 필수적이다.

지역기후를 예측하기 위한 방법 중 지역기후모형을 이용한 역학적 규모축소법은 지역기후를 지배하는 대규모 강제력과 지역규모에서 발생하는 물리적인 강제력 및 매개변수화의 영향을 모두 고려할 수 있는 장점이 있지만, 복잡한 지형을 지닌 우리나라의 경우 여전히 지면의 물리적 성격이나 물리적 과정에서 발생하는 불확실성을 지니고 있다. 반면 통계적 규모축소법은 역학적으로 설명이 불가능하다는 단점을 가지고 있지만, 지역적인 특성에 대한 정보를 산출할 수 있어 오차 발생이 적다. 통계적 규모축소법에는 여러 예측인자와의 선형적인 관계를 유도하는 다중선형회귀방정식을 이용한 방법이 널리 쓰이고 있는데, 최근들어 비선형적으로 변화하는 기후를 예측하는데 적합하지 않다는 의견이 제기되고 있다.

본 연구에서는 역학적 규모축소법과 통계적 규모축소법을 상호보완하여 역학적 규모축소를 통해 지역규모의 역학적·물리적 과정을 고려하여 주고, 통계적 규모축소법을 적용하여 모형의 오차 제거 및 지역적으로 통계적인 특성을 반영하도록 하였다. 특히, 비선형성을 고려하는 이른바 인공신경망 모형을 이용하여 기존의 다중선형회귀방정식을 이용한 결과와 서로 비교함으로써 지역기후의 특성을 파악하고, 더 나아가 장기적인 지역 기후의 예측 가능성을 살펴보고자 한다.

2. 모형의 개요 및 실험 방법

역학적 규모축소법에 사용된 지역기후모형은 PSU/NCAR MM5V3를 사용하였으며, 대규모 강제력으로 GDAPS(T106L21)를 1983년부터 2001년까지 장기 적분한 결과를 이용하였다. 본 수치실험에서는 역학적 규모축소법에 사용된 기간은 GDAPS의 적분기간 중 1월을 선정하여 지역기후모형을 적분하였다.

통계적 규모축소법으로는 다중선형회귀방정식을 이용한 방법과 인공신경망모형을 이용한 방법을 사용하였다. 예측인자로써는 역학적 규모축소법을 수행한 결과물의 일평균 아노말리를 사용하였으며, 예측변수와의 상관에 대한 신뢰도가 95%이상인 변수를 선택하였다. 학습자료는 1983년부터 1992년까지 1월에 대한 일평균 아노말리를 정규화한 값으로 310개의 데이터를 사용하였고, 검증자료로는 1993년부터 2001년까지 279개의 데이터

를 사용하였다.

Fig. 1은 본 연구에서 구성한 인공신경망 모형의 구조로, 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된다. 입력자료는 회귀방정식을 이용한 방법과 동일하게 주었으며 은닉층에서 활성화함수로 시그모이드 함수를 사용하여 비선형성을 고려하도록 하였다. 또한 역전파 알고리즘을 사용하여 오차를 최소화 하는 가중치 값을 찾도록 하였다. 학습률은 최적이라 생각되는 0.05 값으로 결정하였고, 초기 가중치는 -0.01에서 0.01로 무작위로 주었다. 학습은 RMSE가 감소하다가 일정하게 되는 시기까지 반복수행하였다.

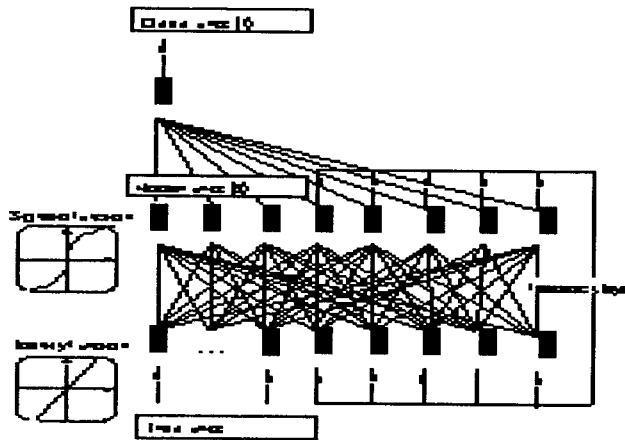


Fig. 1. Structure of the artificial neural networks.

### 3. 분석 및 결과

본 연구에서는 통계적 규모축소법 중 다음과 같이 다중선형회귀 방정식을 이용한 방법과 인공신경망모형을 이용방법으로 섭동오차를 제거하였다.

$$\text{Multiple Linear Regression(MLR)} \quad A'_d = \sum_j (\gamma_j^* - 1) A_j$$

$$\text{Artificial Neural Network(ANN)} \quad A'_d = f^l \left( \sum_j w_j^l A_j^{l-1} \right)$$

여기서,  $j$ 는 입력자료의 수,  $l$ 은 인공신경망모형의 층의 수이고,  $w$ 는 연결가중치,  $f$ 는 각 노드에서 출력된 값을 계산하는 활성화함수이다.

Fig. 2는 학습기간에 대한 정규화한 기온 아노말리로, 관측(-)과 다중선형회귀 방정식을 이용한 결과(+) 및 인공신경망 모형을 이용한 결과(▲)의 시계열이다. 전기간에 대해서 두 가지 규모축소법 모두 신뢰도 95%이상의 높은 상관관을 보이며 관측과 유사한 패턴을 보였다.

Fig. 3은 검증기간에 대한 Fig. 2와 같은 그림으로 다중선형회귀 방정식을 이용한 규모축소는 학습기간에 비해 매우 낮은 상관관을 보이는 반면, 인공신경망을 적용한 경우 여

전히 높은 상관을 보이며 비선형적인 특성을 고려한 경우가 보다 관측과 유사한 변동성을 보임을 알 수 있었다.

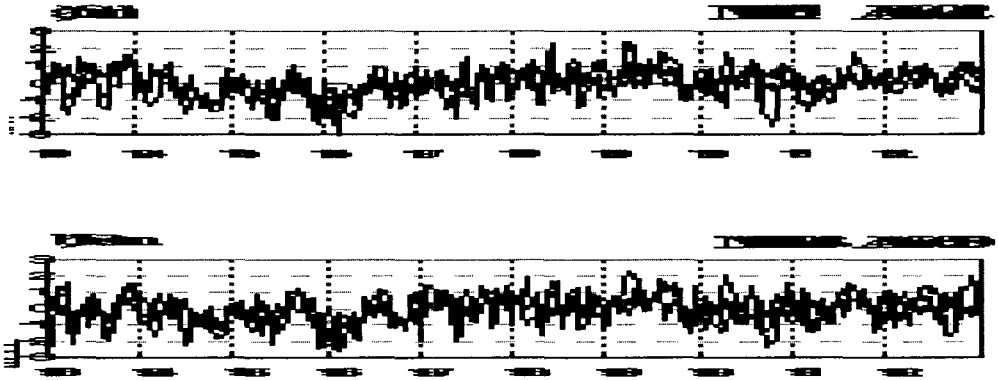


Fig. 2. Time series for the 310 independent cases from observation, MLR and ANN results.

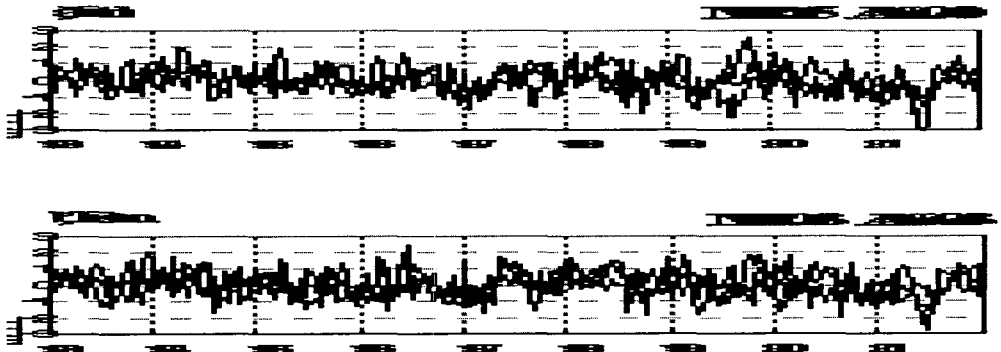


Fig. 3. Time series for the 279 independent cases from observation, MLR and ANN results.

#### 4. 결론 및 토의

본 연구에서는 역학적 규모축소법과 인공신경망 모형을 이용한 규모축소법을 함께 수행함으로써 지역규모로 발생하는 역학적·물리적 과정을 고려함과 동시에 모형이 가지는 계통적인 오차를 제거할 수 있었다.

인공신경망모형은 사용자가 어떻게 모형을 구성하는가에 따라서 전혀 다른 결과가 도출될 수 있기 때문에 장시간의 개선작업과 방대한 계산량이 요구되는 것이 앞으로 보완해야할 과제로 남아있다.

### 감사의 글

본 연구는 농림 기술 개발 사업인 '농업기상 예측 및 활용 체계 구축' 사업의 일환으로 이루어졌다.

### 참 고 문 헌

- 안중배, 박정규, 임은순, 2002 : 중규모 모형이 갖는 계통적 오차의 추정을 통한 상세 국지 기온 재현 연구. 한국기상학회지, 38(1), 69-80.
- 차유미, 2003 : 역학 및 통계적 규모축소법을 이용한 일평균기온의 재현실험, 부산대학교 이학석사 학위논문.
- IPCC, 2001 : Climate Change : The Scientific Bias. J. T. Houghton, Y. Ding, D. J. Griggs, M. Noguer, P. J. van der Linden, X. Dai, K. Maskell, C. A. Johnson, Cambridge Univ. Press, 583pp.
- Schoof, J. T., and S.C. Pryor, 2001: Downscaling Temperature and Precipitation: A Comparison of Regression-based Methods and Artificial Neural Networks. Int. J. Climatol., 21, 773-790.