

인공신경망 모델을 이용한 소양강 유역의 GCM 모의결과 상세화 기법에 대한 연구

A Study on Downscaling of GCM output using Artificail Neural Network in Soyang River Basin

이경주*, 성경민**, 김수영***, 허준행****

Kyounghoo Lee, Kyungmin Sung, Sooyoung Kim, Jun-Haeng Heo

요 지

최근 많은 수문학자들은 전지구적 기후변화로 인한 피해 예방과 저감을 위해 기후변화가 수문학적으로 어떤 영향을 미치고 있는지 알기 위해 많은 연구를 진행하고 있으며, 기후변화시나리오를 작성하고자 이산화탄소 배출농도를 가정하여 다양한 시나리오를 생성하고 있다. 본 연구에서는 효율적인 수자원 관리를 위해 저해상도의 GCM(General Circulation Models) 모형에서 생성되는 모의결과를 유역 규모의 단위로 스케일 상세화 기법(downscaling)을 적용시켜 보고자 한다. 이를 위해 2007년 IPCC AR4와 함께 제시된 SRES A1B 시나리오를 채택하여 우리나라 기상청이 연구에 참여·제공하고 있는 ECHO-G 모델의 모의결과를 이용하여 소양강 유역에 적용하였다. 상세화 기법으로는 현재와 과거의 입력값들과 이에 대응된 출력값들을 알고 있는 경우에 미래의 새로운 입력값들에 대한 예측값들을 추출하는데 유용하며, 비선형적·비연속적인 특성이 강한 모델에 강점을 가지고 있는 인공신경망(Artificial Neural Network) 모델을 사용하고자 한다.

핵심용어 : 전지구모델, 인공신경망, GCM, 규모축소

1. 서론

19세기 이래로 지구온난화로 인한 세계적인 지표 기온이 0.4~0.6℃ 상승한 반면, 우리나라의 경우 1904년부터 2000년까지 평균기온이 1.5℃ 상승한 것으로 나타났다. 우리나라의 온난화추세는 전 지구적인 온난화 추세를 상회하고 있다고 할 수 있다(기상연구소, 2005). IPCC 4차보고서(2007)에서는 지구의 온도변화를 인간의 활동만을 고려한 경우, 자연적인 영향만을 고려한 경우, 그리고 인간과 자연의 영향을 동시에 고려한 경우에 대해 모의 결과를 비교함으로써 기후변화의 가장 큰 원인으로 인간의 활동을 지적하였다.

최근 이러한 기후변화에 효과적으로 대비하기 위해 IPCC에서 제공하고 있는 GCM 모의결과를 미래의 수문환경 예측에 사용하고 있다. 그러나 현재 GCM의 수평 해상도를 살펴보면 고해상도 모델이라고 할지라도 100~200km 정도이며, 본 연구에서 사용할 ECHO-G 모델의 경우 격자크기가 400km에 이르는 매우 큰 크기이다. 이러한 이유로 GCM의 성긴 격자체계로부터 생산되는 자료로는 수자원 시스템 설계에 적용하기에는 많은 어려움이 있다. 따라서 유역규모 맞게 GCM 모의결과를 규모 축소하는 상세화 기법이 다양한 방법으로 연구되고 있다. 그 중에서도 인공신경망

* 정회원, 연세대학교 대학원 토목공학과 석사과정, E-mail : leekj@yonsei.ac.kr
** 정회원, 연세대학교 대학원 토목공학과 석사과정, E-mail : kmini33@yonsei.ac.kr
*** 정회원, 연세대학교 대학원 토목공학과 박사과정, E-mail : sykim79@yonsei.ac.kr
**** 정회원, 연세대학교 사회환경시스템공학부 토목환경공학과 교수, E-mail : jiheo@yonsei.ac.kr

은 비선형적·비연속적인 특성이 강하여 강수량과 같이 규모축소 과정에서 고려해야 하는 변화요인이 복잡할 경우에 대한 접근이 용이하다. 본 연구에서는 IPCC에서 제공하고 있는 GCM 모델 가운데 우리나라 기상청이 연구에 참여하여 직접 자료를 생산·제공하고 있는 EHCO-G 모델 모의결과를 사용하였다. 대상유역으로는 한강유역 상류에 해당하는 소양강 유역을 정하고 인공신경망을 이용하여 2001년부터 2100년까지 여름철 6, 7, 8, 9월의 강수량으로 규모축소(downscaling)하였다. 또한 IPCC에서 미래의 환경을 효과적으로 예측하기 위하여 작성된 배출시나리오에 대한 특별 보고서를 제시하고 있는데 그 가운데 A1B를 적용하여 예측된 시나리오에 따라 대상유역의 강수량 변화를 비교 분석하였다.

2. 인공신경망을 이용한 규모축소

2.1 인공신경망 이론

인공신경망이란 경험을 통해 자기 자신의 규칙을 만들 수 있는 구조와 능력을 가진 인간의 두뇌를 모형화 하여 문제 해결 능력을 갖게 한 수학적 모델의 하나이다. 이 모델은 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되어 있고 인공신경망은 학습(training)을 통하여 최적화 된다(Bishop, 1995). 각 층을 구성하고 있는 각각의 노드들은 상호 연결되어 있고 이 연결선들은 각각의 연결강도를 가지고 있게 된다. 본 연구에서는 인공신경망 모델을 훈련하는데 가장 많이 사용되고 있는 역전파 알고리즘(backpropagation algorithm)을 사용하였다. 역전파 알고리즘으로 인공신경망 모델을 학습시키는데 2가지 단계를 거치게 되는데 첫 번째는 입력값을 전달함수를 이용하여 출력값 방향으로의 순방향 처리와 두 번째는 목표값과 계산값의 차이를 역방향으로 진행시키면서 오차가 최소화 되도록 층과 층 사이의 연결강도를 조절하는 것이다. 이 과정에서 사용되는 전달함수로는 식 (1)에서와 같이 Sigmoid 함수가 사용되며, 이는 비선형 연속함수로써 인공신경망 모델의 활성화 함수로 가장 많이 사용되고 있다.

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

2.2 대상유역

본 연구에서는 우리나라 제1권역인 한강의 상류에 해당하는 소양강 유역을 대상 유역으로 선정하였다. 대상 유역은 소양강댐을 유역내에 포함하고 있으며 강우자료에 대한 보유기간 길고, 또한 다양한 수자원 연구 분야에서 대상 유역으로 활용되고 있는 지역이다. 대상 유역은 소양강 유역은 유역면적 2,783km²이며, 유로연장은 최원유로연장 571.95km, 하천총길이 41,312.62km이다. 소양강 유역은 12개의 표준 유역을 포함하고 있으며 유역내에는 6개의 수위관측소와 15개의 강우관측소가 위치하고 있다.

2.3 인공신경망의 구성

기후변화 시나리오를 이용한 강수량 규모축소를 하기 위해서는 인공신경망의 학습을 위해 지점 강우 자료 수집이 선행되어야 한다. 강우관측소의 월강우자료를 바탕으로 6, 7, 8, 9월 소양강 유역 평균 면적 강우량을 산정하여 인공신경망 학습의 목표값으로 사용하였다. 또한 학습을 위한 인공신경망의 입력값으로 사용된 20C3M(20th Century Climate in Coupled Model)은 기후변화를 야기할 수 있는 모든 복사 강제력(relative forcing)이 포함된 20세기 기후변화 앙상블 모의실험 자료이다. 입력변수는 EHCO-G 모델이 기상청 홈페이지를 통해서 제공하는 총 6개의 변수 가운데 월별 강수량, 월별 평균 온도, 월별 상대습도 3개 변수를 입력변수로 사용하였다.

3. 결과 및 토의

구성된 인공신경망을 토대로 학습을 통해 그림 1에서와 같은 학습결과를 얻을 수 있었다. 학습 결과 정도의 기준이 될 수 있는 결정계수 값이 0.96으로 학습이 잘 된 것으로 나타났다. 학습을 마친 인공신경망 모형에 EHCO-G 모델의 A1B 시나리오 모의결과를 입력자료로 사용하여 2001년부터 2100년까지의 월별 강우량으로 규모 축소하였다. 그림 2에서 보여주는 것과 같이 7월과 8월의 경우 월강우의 값이 5000mm에 가까운 매우 큰 값이 나왔고 6월과 9월의 경우 7, 8월에 비하여 작은 강우량 값으로 규모 축소되었다. 그림 3은 실제 관측된 소양강 유역의 면적 강우와 규모 축소되기 전의 EHCO-G 모델 모의결과, 그리고 인공신경망을 통하여 규모 축소된 모의결과를 2001년부터 2009년까지 기간에 대해 함께 도시한것이다. EHCO-G 모델의 모의결과 값의 경우 관측 강우량에 비해 현저히 낮은 강우량 값을 모의 하는 것으로 나타났다. 또한 규모 축소된 모의결과 값의 경우 규모 축소되기 전의 본래 모의결과에 비해서는 관측값에 따라가는 경향을 보이기는 하나 6월의 경우 2004년과 2006년의 경우 규모 축소된 강우량이 실제 관측강우량 값이 약 250mm 정도 과다 추정된 결과를 보였고 9월의 경우 2002년과 2006년을 제외하고는 최대 500mm까지 과소 추정된 결과를 보여주고 있다.

인공신경망의 학습결과 지표인 결정계수의 값이 0.96으로 매우 학습이 잘 되었음에도 불구하고 그림 2에서 보여준 것과 같이 매우 큰 값의 강우량으로 규모 축소되는 것과 또 그림 3에서와 같이 규모 축소된 강우량과 관측 강우량사이에서의 차이가 발생하는 이유로 몇 가지를 예상할 수 있다. 첫째, 인공신경망 자체의 학습 부족과 학습 자료의 품질이고, 두 번째로는 ECHO-G 모델 자체의 모의 결과값의 품질을 들 수 있다. 규모 축소되기 전의 경우에도 EHCO-G 모델은 실제 강우량에 비해 현저히 낮은 값을 보였고, 이렇게 매우 과소 추정된 모의 결과를 바탕으로 인공신경망을 학습시켰으므로 이로 인해 생기는 많은 오류들로 인해 위와 같은 결과가 나온 것으로 판단된다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해서는 학습을 위한 자료의 품질 및 편의가 보정된 GCM 모델의 모의결과 자료를 사용하거나 학습방법이 보완된 다양한 학습 알고리즘의 적용하여 향후 연구를 진행 할 필요가 있을 것으로 판단된다.

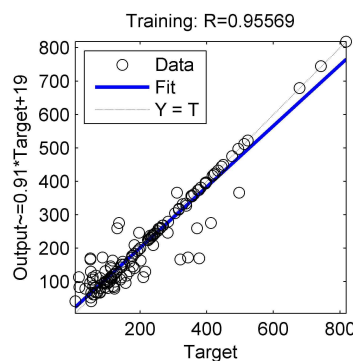


그림 1. 인공신경망 학습결과

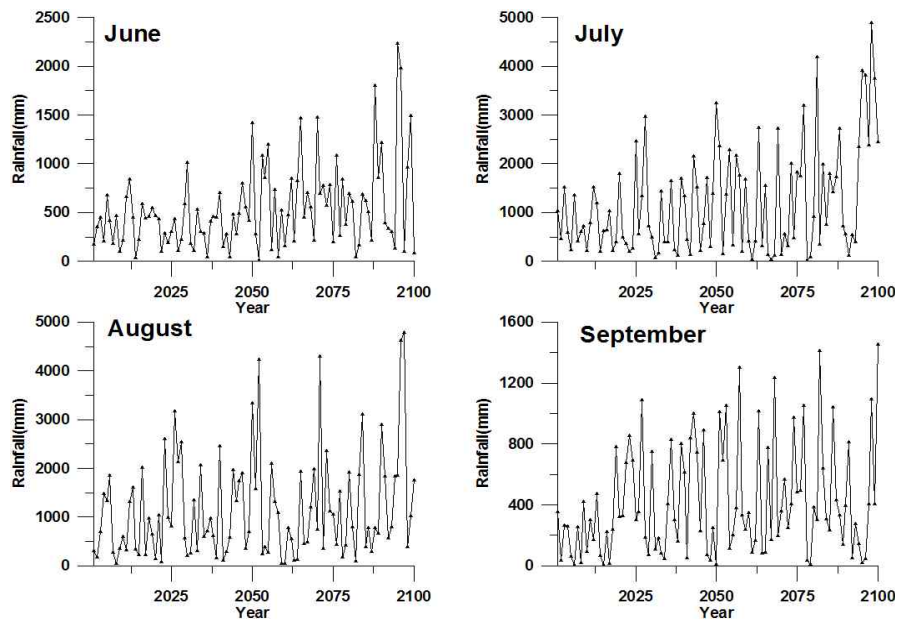


그림 2. ANN 모형의 6, 7, 8, 9월 강수량 규모축소 결과

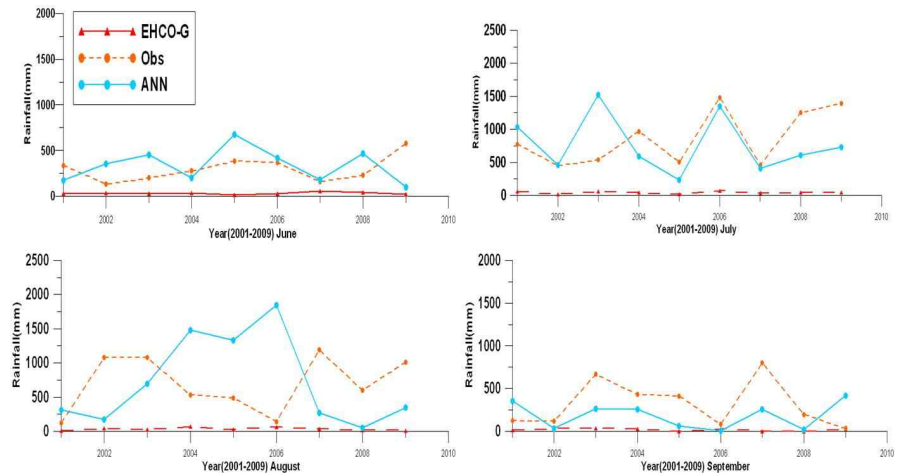


그림 3. 관측값, EHCO-G모의결과, ANN 규모축소 결과 비교(2001~2009년)

감사의 글

본 연구는 국토해양부 한국건설교통기술평가원의 2009 건설기술혁신사업인 ‘기후변화에 의한 수문 영향 분석과 전망’과제에 의해 지원되었습니다.

참고문헌

1. 기상연구소 (2005). 기후환경변화에 따른 영향평가 활용기술 개발연구.
2. Bishop, C. M. (1959). *Neural Networks for Pattern Recognition*, OXFORD, pp.140-148.
3. IPCC (2007). *Climate change 2001 : Impacts, Adaptation, and Vulnerability Contribution of Working Group II to the Third Assessment Report of the Intergovernment Panel on Climate Change.*