

원격측정된 토양수분자료의 Downscaling 기법 개발

김광섭*

1. 서론

국내에서 예상되는 물부족 현상을 극복하기 위해서는 수문 현상의 이해를 통한 수자원의 안정된 확보, 관리, 개발 등 수자원 관련 기술력의 발전이 필수적이라 하겠다. 물순환계통의 올바른 이해와 적합한 모형의 개발 및 검증은 위해서는 강우 및 토양수분의 대규모 원격측정이 필수적일 뿐 아니라 관측 격자 내에서 일어나는 변화도에 대한 이해가 필요하다. 그러므로 Little Washita 92 과 Southern Great Plain 97 Hydrology Experiment 실험에서 관측한 토양수분자료의 시공간적 변화특성에 대한 연구를 수행하고 강우, 지형, 식생피복의 변화도가 토양수분의 시공간적 변화에 미치는 영향 및 상관관계에 대한 연구를 수행하였다 (Kim, 1999; Kim et al., 2002; Kim and Barros, 2002a). 가까운 장래에 예상되는 지구전체에 대하여 관측되는 토양수분자료의 격자크기는 (10km 또는 4km) 중·소규모 지역의 수문·기상모델 적용에 한계를 가진다. 목적에 따라 각 모델들이 필요로 하는 입력자료의 격자크기가 다른 반면 각 모델에 대한 적합한 크기의 격자를 가진 다양한 입력자료의 부재는 토양수분자료에 대한 적합한 downscaling 기법을 필요로 한다. 전형적인 보정기법인 선형평균, Kriging, spline기법 등에 의하여 downscaling된 자료는 실제자료보다 smoothing 한다는 단점을 가지고 있다. Fractional Brownian surface를 보정기반 함수로 사용하는 기법은 공간적인 변화도를 나타낼 수 있을지라도 여전히 one realization 이라는 실제적 적용의 한계를 가지며 또한 power spectrum이 유일한 scaling 거동의 결정치라는 한계를 가진다. Contraction mapping 기법과 보조자료의 공간적 특성을 사용한 토양수분자료의 downscaling 기법은 토양수분 자료의 scaling 거동을 재현하는 유일해를 보여주는 등 downscaling 기법에 있어 개선된 결과를 보여주었음에도 불구하고 여전히 토양수분자료가 self-similar 하다고 가정하므로 실제 토양수분자료 특성과 차이를 보이는 등 개선의 소지를 내포하고 있다 (Kim et al., 2002; Kim and Barros 2002b). 또한 소유역에 대한 downscaling에 있어 충분하지 못한 격자수는 contraction mapping window 설정을 불가능하게 하므로 기법의 적용에 한계를 가진다. 본 연구의 목적은 토양수분자료의 시공간적 변화 특성을 파악하고 보조자료와 토양수분 변화도의 상사성을 분석하여 원격측정된 수문자료에 적합한 downscaling 기법을 개발하는데 있다. 사용 가능한 보조자료와 토양수분의 선형상관관계는 상당히 낮으므로 이들 상호관계를 선형관계의 합으로 나타내는데 한계를 가진다. 그러므로 본 연구에서는 자료들간의 비선형 상관관계를 나타내는데 적합한 신경망 기법을 (Kim and Barros, 2001) 이용한 downscaling 기법을 개발하였다.

2. 신경망기법을 사용한 Downscaling 모형개발

그림 1은 본 연구에서 사용될 입력층(input layer), 은닉층(hidden layer) 및 출력층(output layer)으로 구성된 3층 신경망의 기본구조이다. 신경망 계산의 기본 과정은 다음과 같다. 절점 j 에서 효과적인 수신 신호는 모든 입력 신호의 가중 합이다:

*정회원 · 경북대학교 토목공학과 전임강사 · 053-950-5614(E-mail:kings@knu.ac.kr)

$$h_j = \sum_{i=0}^m w_{ji} r_i \quad (j = 1, \dots, n) \quad (1)$$

여기서 m 은 입력층 neuron 총 수, n 은 은닉층 neuron 총 수, w 는 i 에서 j 까지 경로에 부여된 가중치, r_i 는 unit i 로부터의 입력 값, h_j 는 은닉층의 unit j 에서 값이다. 다음으로, 조합된 신호가 출력 신호를 생성시키기 위해 변환함수(transfer function)에 의해 변환된다:

$$o_k = \sum_{j=1}^n w_{kj} f(h_j) = \sum_{j=1}^n w_{kj} f\left(\sum_{i=1}^m w_{ji} r_i\right) \quad (k = 1, \dots, l) \quad (2)$$

여기서, f 는 선택된 변환함수를 나타내고, w 는 j 에서 k 까지 경로에 부여된 가중치, o_k 는 네트워크 출력값, l 은 출력 layer에 절점들의 총수를 나타낸다.

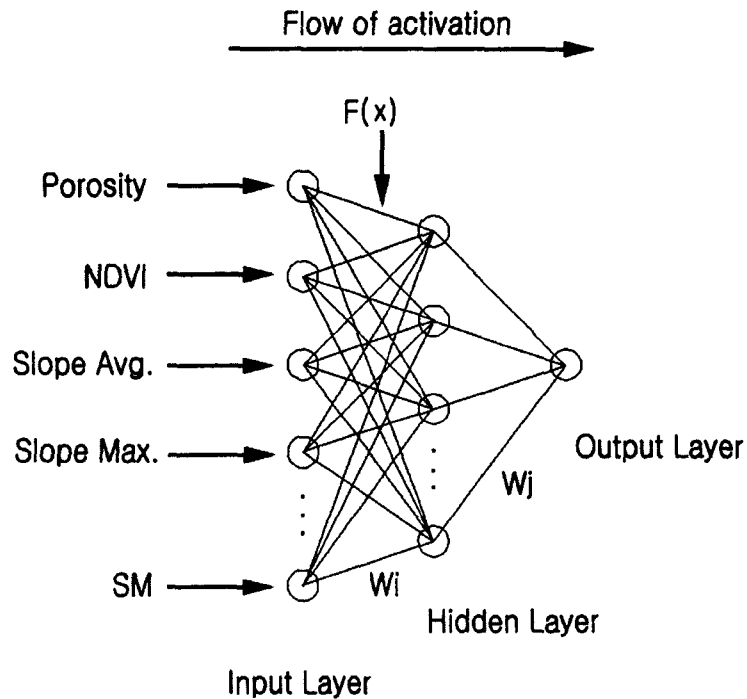


그림 1. 3층 구조를 가진 인공신경망의 기본구조

비선형 변환 함수(sigmoidal 함수)는 신경망에서 입력 데이터와 출력 데이터 사이에 비선형 관계를 고려할 수 있도록 해 준다:

$$f(h) = \frac{2}{1 + a e^{-h}} - 1 \quad (3)$$

여기서, h 는 절점 입력 값, $f(h)$ 는 절점 출력 값, a 는 입력 데이터의 비선형 거동을 고려하기 위해 사용된 증폭계수(gain)이다.

training 과정은 출력에서의 평균 제곱 오차 E 를 최소화시키는 새로운 가중치들 집합을 결정하는 것으로 구성된다.

$$E = \sum_{k=1}^L (t_k - o_k)^2 \quad (4)$$

여기서, t_k 는 출력 절점 k 에서 얻고자하는 출력 값이다.

변환함수가 비선형함수이기 때문에, 오차 E 는 가중치 w 의 비선형함수가 될 것이다. 최급강하법 (steepest descent method)이 비선형 최소화 기법으로 채택되었다. 따라서, 가중치들은 다음과 같이 조정된다.

$$\Delta w = -\eta' \frac{\partial E}{\partial w} = -(1-\beta) \eta' \frac{\partial E}{\partial w} + \beta(\Delta w)_{old} = \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} + \beta(\Delta w)_{old} \quad (5)$$

여기서, η 는 가중치가 얼마나 빨리 바뀌는가를 네트워크에 말해주는 learning rate이고, β 는 가중치에 평균변화율이다. momentum 부분 $\beta(\Delta w)_{old}$ 에는 지역 극소화를 막기 위해 가중치의 조정치를 더해 준다. η 와 β , 둘 다 일반적으로 0과 1사이의 값을 가지고, 시행착오법에 의해 계산된다.

본 연구에서는 Little Washita'92 Experiment에서 측정된 토양수분자료 및 보조자료를 사용하였다. 그림 2는 training에 사용된 샘플 입력자료와 downscaling된 출력자료를 나타낸다. 입력자료와 출력자료의 격자변크기는 각각 4km 와 0.2km이며 training은 그림에서 표시한바와 같이 유역 중심을 원점으로할때 1, 2사분면의 자료를 사용하였다. 개발된 모형에 의하여 downscaling된 출력자료는 기존의 전형적기법에 의하여 smoothing된 자료보다 개선된 결과를 보여주었다.

3. 결론

개발된 downscaling 기법은 수문 및 수문기상모형의 실제적인 입력자료를 제공함으로써 물순환 관계를 정립하는데 큰 도움을 줄뿐 아니라 강우 및 식생피복자료의 downscaling에도 적용할 수 있을 것으로 사료된다. 이러한 자료들은 2차원 유출모형의 검증과 수문모델과 기상모델을 연계한 수문현상 모형의 최종목표라고도 할 수 있는 통합모델의 개발 및 적용을 용이하게할것으로 사료된다. 또한 큰격자 크기의 원격측정 입력자료를 사용할 수 있게 함으로써 원격측정시 경제·산업적 측면의 막대한 예산절감효과를 기대할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 2002년도 경북대학교의 연구비에 의하여 연구되었음.

참고문헌

Kim, G. (1999). Characterization of the spatial-temporal variability of soil moisture by remote sensing, Ph. D dissertation, Texas A&M University.

- Kim, G., Chung, J. and Kim, J., (2002). Spatial characterization of soil moisture estimates from the Southern Great Plain (SGP97) Hydrology Experiment, *KSCE J. Civil Eng.* Vol. 6, No. 2, pp. 177-184.
- Kim, G. and Barros, A.P. (2001). Quantitative flood forecasting using multisensor data and neural networks, *Journal of Hydrology*, Vol. 246, pp. 45-62.
- Kim, G. and Barros, A.P., (2002a). Spatial characterization of soil moisture fields using passive remotely sensed soil moisture images, *Remote Sens. Environ.* Vol. 81, pp. 393-403.
- Kim, G. and Barros, A.P., (2002b). Downscaling of remotely-sensed soil moisture with a modified fractal interpolation method using contraction mapping and ancillary data , *Remote Sensing Environ.*, Vol. 83, pp. 400-413.

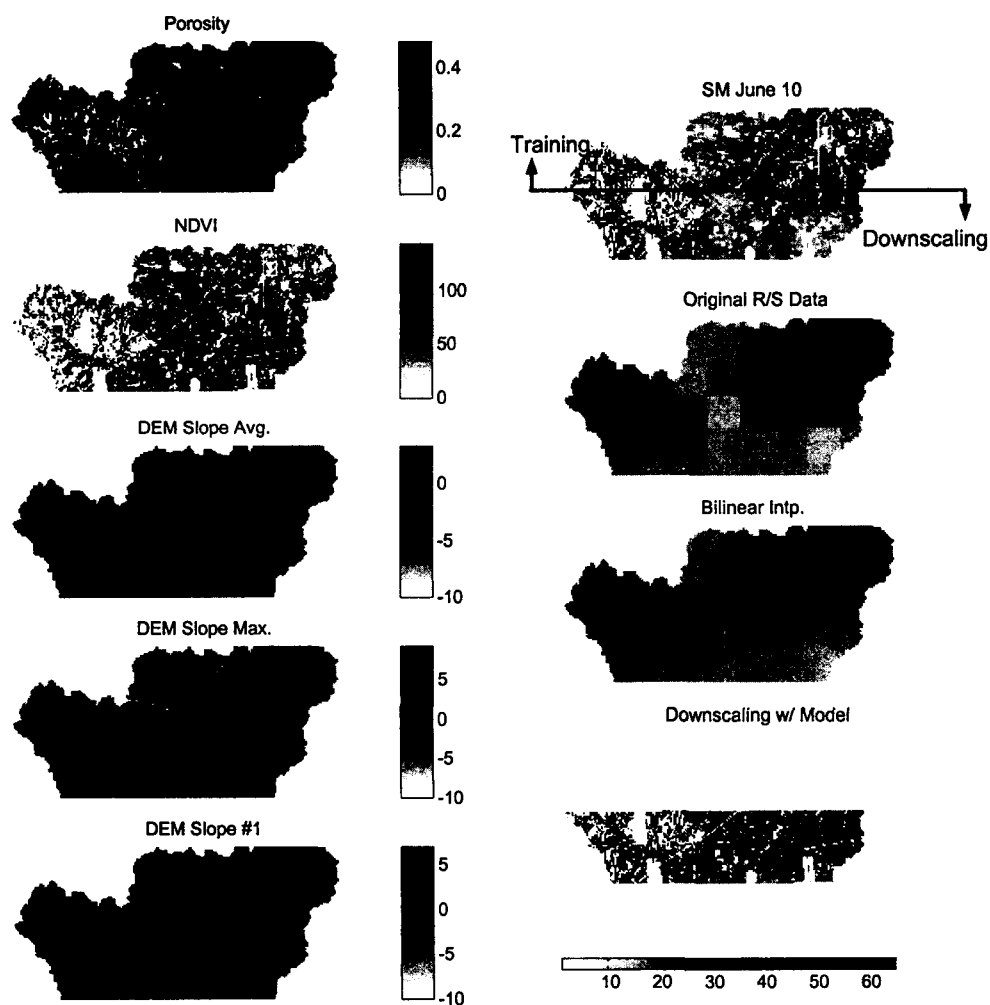


그림 2. 보조자료 (porosity, NDVI, slopes)와 샘플 토양수분자료 및 downscaling한 토양수분출력자료 샘플