대한지리학회지 제46권 제3호 2011(319~330)

인공신경망을 이용한 용담댐 유역 공간 토양수분 분포도 산정

박정아* · 김광섭**

Estimation of Spatial Distribution of Soil Moisture at Yongdam Dam Watershed Using Artificial Neural Networks

Jung-A Park* · Gwangseob Kim**

요약 : 본 연구에서는 지상관측 토양수분, 강수량, 지면온도 및 MODIS NDVI와 인공신경망모형을 이용하여 토양수분 공간분포 산정 모형을 제안하였으며, 신뢰성 높은 토양수분 관측 자료를 보유한 용담댐 유역에 대하여 모형의 적용성을 검증하였다. 토양수분 산정 모형의 학습에 사용된 주천, 부귀, 상전의 3개 지점의 경우 약 0.9353의 상관계수와 약 1.4957%의 평균제곱근오차를 보여주며, 검증 지점으로 사용된 천천2의 경우에는 약 0.8215의 상관계수와 약 4.2077%의 평균제곱근오차를 보여 토양수분 산정모형의 적용가능성이 높다고 판단된다. 인공위성으로부터 관측된 광역의 식생정보와 자료간의 비선형 상관특성을 잘 구현하는 인공신경망을 활용하여 수립된 토양수분 산정모형을 이용하여 용담댐 유역의 토양수분 공간분포도를 산정한 결과, 용담댐 유역의 대부분을 차지하고 있는 산림지역의 토양수분이 다른 지역에 비하여 높은 수치를 보여주는 토양수분의 분포를 보여주었다. 본 연구를 통해 제시된 토양수분 산정 방법은 광역 토양수분 산정에 유용한 접근법으로 판단된다.

주요어 : 토양수분, 인공신경망모형, 위성관측자료, NDVI

Abstract : In this study, a soil moisture estimation model was proposed using the ground observation data of soil moisture, precipitation, surface temperature, MODIS NDVI and artificial neural networks. The model was calibrated and verified on the Yongdam dam watershed which has reliable ground soil moisture networks. The test statistics of calibration sites, Jucheon, Bugui, Sangjeon, showed that the correlation coefficients between observations and estimations are about 0.9353 and RMSE is about 1.4957%. Also that of the verification site, Cheoncheon2, showed that the correlation coefficient is about 0.8215 and RMSE is about 4.2077%. The soil moisture estimation model was applied to estimate the spatial distribution of soil moisture in the Yongdam dam watershed and results showed improved spatial soil moisture distribution since the model used satellite information of NDVI and artificial neural networks which can represent the nonlinear relationships between data well. The model should be useful to estimate wide range soil moisture information.

Key Words : Soil moisture, Artificial Neural networks, Satellite Data, NDVI

이 연구는 한국수자원공사가 시행한 물산업 핵심분야 연구개발비 지원사업(과제번호: WI09STU01) 및 공간정보 전문인력 양성사업의 지원을 받아 수행되었음

* 경북대학교 공간정보학과 석사과정(Master Candidate, Department of Spatial Information, Kyungpook National University), parkk@knu.ac.kr

** 경북대학교 건축 · 토목공학부 부교수(Associate Professor, Department of Architecture and Civil Engineering, Kyungpook National University), kimgs@knu.ac.kr

1. 서론

최근 국내에서는 가뭄에 대한 관심이 높아지면서 수자원 확보와 관리에 대한 다양한 노력과 개발이 필요하며, 물의 순환과정에 대한 연구가 중요시 되고 있다. 물의 순환과정을 정확하게 분석하기 위해서는 강수, 증발산 및 토양수분과 같은 수문변수에 대한 다양한 관측이 실시되어야 하며, 각 수문변수들의 시공간적인 변화에 대한 연구도 필요시 된다. 토양수분은 강수의 침투, 유출, 증발산 등의 지표와 대기사이의 질량과 에너지에 관한 분포와 이동에 관여하는 중요한 요소로 각각의 상호작용에 의해 수자원 및 수문현상에 직접적인 영향을 미쳐 다양한 토양수분 관련 연구가 진행되어 왔다(Aubert *et al.*, 2003; Qiu *et al.*, 2003; Zribi *et al.*, 2005). 지상관측을 통해 토양수분을 측정하는 방법에는 중량측정법, 원자력방법, 시간영역반사계(Time Domain Reflectometry, TDR) 방법, 토양수분 장력측정법 등이 있으며, 국내에서는 농업기상정보시스템(http://weather.rda.go.kr/)을 통해 토양수분 지상 관측 자료를 제공하고 있지만, 관측기간이 짧고 보유한 관측 자료 역시 관측 장비의 노후화로 인하여 결측된 지점이 많아 신뢰할 수 있는 토양수분 관측 자료가 부족한 실정이다. 토양수분 관측방법은 많은 시간과 인력 및 비용을 요구하는 작업으로, 기존의 지상관측방법을 이용하여 한반도 전체의 토양수분 변화를 분석하기에는 매우 비효율적인 방법이다. 따라서 마이크로파를 이용한 원격관측은 토양수분의 시공간적 변화를 모니터링하기에 적합하다(Wigneron *et al.*, 2003). 인공위성을 이용하여 원격탐사 된 토양수분 자료에는 NASA의 지구관측 시스템에서 제공하는 AMSR-E(Advanced Microwave Sounding Radiometer for Earth Observing System)기기의 C-band를 이용하여 토양수분을 관측한 자료가 제공되지만, 관측격자의 크기나 관측심 등의 한계로 수문적용에는 부적합하다. 또한 C-band의 토양수분 관측치는 식생피복, 토양온도, 지형 등의 요소들에 의해 영향을 크게 받게 되어 이를 보정하는 작업이 필요하며, 토지피복의 적용에 있어 어려움을 가지고 있다(Kim, 2007; Wigneron *et al.*, 2003). 이러한 한계로 인해 토양수분과 관련된 수문변수와의 상관성을 분석하여 토양수분을 예측하는 연구가 필요하다. 이에 원격탐사 자료를 활용하여 Santanello Jr. *et al.*(2007)은 토양수분 보정을 통한 토성과 수경성을 산정한 연구가 진행되었고 Pierdicca *et al.*(2010)은 식생지역을 포함하는 광역의 토양수분 자료를 획득하고자 하였으며, Wang *et al.*(2010)은 위성영상 자료를 이용한 지면온도와 온도-식생건조지수(Temperature-Vegetation Dryness Index)의 공간적 특징을 알아내고 토양수분과의 선형관계를 바탕으로 토양수분을 산정한 연구가 이루어졌다. 국내의 연구를 살펴보면 Park *et al.*(2002)은 공간 자료를 이용하여 토양수분정보를 통해 가뭄현상을 분석하였고 Hong *et al.*(2009)은 위성영상을 이용하여 추출된 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)와 토양수분과의 상관성분석을 통하여 토양수분 관측 자료를 대신할 수 있는 척도로 원격탐사의 사용가능성을 판단하는 연구가 진행되었다.

최근 다양한 변수간의 상관성을 분석하고 자료추출에 적합한 데이터마이닝 기법이 토양수분을 산정하는데 다양한 방법으로 연구되고 있다. 그 중에서도 인공신경망은 다양한 형태의 변수들이 적용가능하고, 비선형 관계에 대한 분석이 가능하여 수자원 · 수문분야 뿐만 아니라 다양한 분야에 적용가능한 방법이다. 특히 수자원 분야에서는 French *et al.*(1992)에 의해 시공간적 강우예측에 인공신경망이론을 적용한 연구가 진행된 것을 시작으로 강우-유출모형(Minns and Hall, 1996), 수질변수 예측(Maier and Dandy, 1996), 단기하천 예측(Zealand *et al.*, 1999)과 유출분석(Gautam *et al.*, 2004) 등의 연구가 활발하게 이루어지고 있어 인공신경망의 예측 가능성을 보여주고 있다. 한편, 국내에서는 인공신경망이론을 적용하여 미관측 지점의 강우량에 대해 산정한 연구(Park *et al.*, 2002)가 있었으며, 수질예측을 위한 모형구축 연구(Lee *et al.*, 2007)와 기후시나리오와 인공신경망이론을 이용하여 기후변화가 한반도 가뭄에 미치는 영향에 대한 연구(Kyoung *et al.*, 2009)도 진행되었다. 본 연구에서는 용담댐 시험유역의 토양수분 관측 자료와 강수량, 지면온도 및 인공위성 자료인 MODIS(MODerate

resolution Imaging Spectroradiometer) NDVI를 수집하고 인공신경망모형을 연계하여 토양수분 산정모형을 구축하고 대상유역에 대한 토양수분 공간분포를 산정하여 수립된 토양수분 산정모형의 적용성을 제시하였다.

2. 인공신경망 모형

인공신경망모형이 토양수분 산정에 활용된 연구들을 살펴보면 Frate *et al.*(2003)은 마이크로웨이브 관측치를 이용하여 식생상태와 토양수분을 산정하기 위하여 인공신경망 모형을 이용하였으며, Coelho *et al.*(2009)은 토양의 온도와 수분함량을 추정하기 위해 RBF(Radial Basis Function)신경망과 Gath-Geva 분류기법을 접목하여 모형을 구축하고 토양에서 열과 수분함량을 산정하는데 효율적임을 보여주었다.

단순한 퍼셉트론이 가지고 있는 비선형문제에 대한 취약점은 1980년 중반 이후 Rumelhart *et al.*(1986)에 의한 폭넓은 연구결과 은닉층과 역전파 알고리즘(back-propagation algorithm)을 사용함에 따라 비선형 분리문제에 대한 학습을 가능하게 하였으며, 인공신경망기법의 적용성을 크게 높였다. 인공신경망의 계산방법은 입력층에 데이터가 제시되면 전달함수를 통해 은닉층에서 변환되어 출력층에 도출된다. 여기서 식(1)과 같이 각 입력값의 가중합은 은닉층의 입력 자료가 된다.

$$h_j = \sum_{i}^{m} x_i w_{ji} \tag{1}$$

여기서, w_{ji}는 가중치를 나타내며, 학습과정을 통해 적절한 가중치를 결정하게 된다. 다음으로, 식(2)과 같이 조합된 은닉층 노드값은 변환함수에 의해 변환되고 또 다른 가중합이 출력값이 된다.

$$O_k = \sum_{j=1}^{n} w_{kj} f(h_j) = \sum_{j=1}^{n} w_{kj} f\left(\sum_{i=1}^{m} w_{ji} x_i\right) \tag{2}$$

여기서, f는 선택된 변환함수를 나타내고, w는 j에서 k까지 경로에 부여된 가중치, O_k는 출력층 절점 k의 출력값이다. 본 연구에서는 하나의 출력노드로 구성하였으며, 변환함수는 식(3)의 시그모이드 함수(sigmoid function)를 사용하였다. 이는 비선형 함수로 인공신경망모형의 활성화 함수로 많이 사용되고 있으며, 출력값으로 −1에서 1까지의 범위를 가진다.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{3}$$

도출된 출력값과 목표 출력값과의 비교를 통하여 두 값의 차이를 최소화하기 위한 연결강도를 조절하여 가중치 조정을 하게 되며, 이는 식(4)와 같이 나타낸다.

$$w_{ji} \leftarrow w_{ji} + \Delta w_{ji} \tag{4}$$

여기서, w_{ji}는 연결강도, $\Delta w_{ji} = \eta(t-o)x_i$, η는 학습률, t는 목표값, o는 최종 출력값이다. 인공신경망기법의 학습과정은 층간의 연결강도와 오차를 최소로 하여 연결강도를 조절하는 최급강하법을 이용하며, 오차 E는 도출된 출력값 o와 목표로 삼은 출력값 t와의 제곱오차의 합으로 이는 다음의 식(5)와 같다.

$$E = \frac{1}{2}\sum (t-o)^2 \tag{5}$$

전술한 과정을 반복적으로 진행하여 인공신경망을 통하여 도출된 값이 목표하는 값에 근접하도록 학습과정을 통하여 인공신경망 모형이 안정될 때까지 진행된다. Figure 1은 본 연구에서 구성한 다층인공신경망 모형 구성도를 나타내며, 입력층에는 현시점의 강수, 지면온도, NDVI, 전시간의 강수 자료와 전시간의 토양수분 자료를 입력노드 값으로 채택하였고 5개의 은닉층 노드와 1개의 출력층 노드로 구성하여 최적의 모형을 구축하기 위해 연결강도를 조절해 토양수분을 예측해 내게 된다.

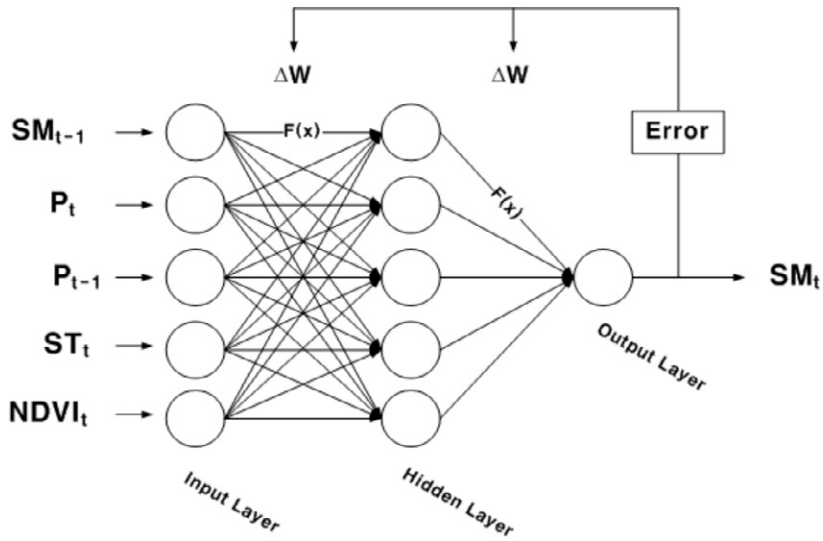


Figure 1. Basic structure of artificial neural networks. 인공신경망모형 구성도

3. 자료수집 및 모형구축

인공신경망기법을 이용하여 토양수분을 산정하기 위해 용담댐 유역의 지상 토양수분 관측 자료를 이용하였다. 용담댐 유역은 정밀한 수문관측을 통해 정량적 수문조사와 분석을 하기 위하여 2001년 한국수자원공사에서 수자원 시험유역으로 선정(Kim *et al.*, 2007)되었으며, 장수군, 무주군, 진안군의 경계에 위치한 지리적 특성을 가지고 있다. 북위 36°00′~ 35°35′, 동경 127°20′~ 127°45′에 해당하는 금강유역의 최상류 지역에 위치한 용담댐 유역의 면적은 약 930.43km²이며, 면적의 62.09%가 얕은 토심을 이루고 있으며, 79.9%가 산림지대이다. Figure 2는 대상유역인 용담댐 유역의 토양수분 관측지점을 나타내었으며, 이는 수집된 6개 지점(주천, 부귀, 상전, 안천, 계북2, 천천2)의 토양수분 자료 중 강수발생에 대하여 토양수분의 거동이 잘 반영된 4개의 지점(주천, 부귀, 상전, 천천2)을 선택하였으며, 이를 이용하여 인공신경망모형 적용을 통하여 토양수분 산정모형을 개발하고자 한다.

수집된 자료의 기간은 2008년 5월 16일부터 8월 19일까지의 일별 자료로 Table 1에는 용담댐 유역의 토양수분 관측지점별 토양특성과 관측 깊이를 나타내고 있다. 용담댐 유역의 관측 자료는 지점별 자료로 점 자료로서의 한계성을 가지고 있다. 이에 MODIS NDVI와 동일한 1×1km의 공간해상도를 가지도록 IDW (Inverse Distance Weighted)기법을 이용하여 공간 자료로의 변환을 수행하였다. IDW기법은 구하고자 하는 미측정 지점으로부터 일정한 거리 또는 근접한 기측정 지점의 값을 이용하여 가중평균에 의해 값을 산출하는 방법으로써 거리가 증가하면 거리에 의한 가중치가 감소하는 함수의 관계로 식(6)과 같이 나타낸다.

$$Z(x)=\frac{\sum_{i=1}^{n} Z(X_i)d_i^p}{\sum_{i=1}^{n} d_i^p} \quad (6)$$

여기서, p는 중심가중치, d_i는 주변의 측정지점 i까지의 거리, $Z(X_i)$는 측정값이다.

토양수분 공간분포도 작성을 위하여 위성영상 자료인 MODIS NDVI를 수집하였다. NASA에서 제공받은 MODIS NDVI 자료는 1×1km의 공간해상도를 가진 16일별 자료로 토양수분 관측 자료 주기와 동일하게 일별로 구성하였다. NDVI는 식생의 존재와 상태를 나

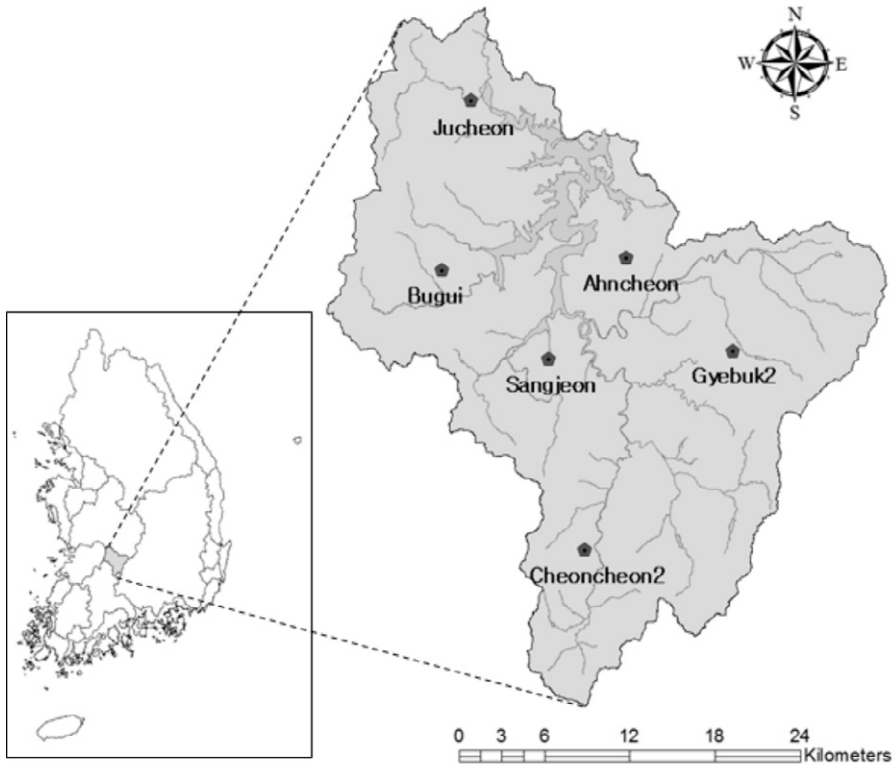


Figure 2. Yongdam dam watershed and observation sites. 용담댐 유역과 관측지점

Table 1. Soil characteristics and observation depth of soil moisture observation points in Yongdam dam watershed. 용담댐 유역 토양수분 관측지점별 토양특성과 측정 깊이

Site	Land cover	Soil map*				Observation depth**
		property	material	effective soil depth	drainage	
Jucheon	forest	silt coarse texture or clay	gley soil, alluvial deposit	normal	bad	14 cm
Bugui	forest	silt fine loamy or clay	lithosol	shallow	excellent	13 cm
Sangjeon	field	silt fine loamy or clay	lithosol	shallow	excellent	13 cm
Ahncheon	paddy	silt fine loamy or clay	lithosol, red yellow soil	deep	good	10 cm
Gyebuk2	field	silt coarse texture or clay	gley soil, alluvial deposit	normal	bad	13 cm
Cheoncheon2	forest	silt fine loamy or clay	lithosol	shallow	excellent	11 cm

* WAMIS

** Korea water resources corporation

타내는 지표로 널리 사용되며, 무차원 값으로 양의 값을 가질 경우 그 지역의 식생이 증가하는 상태라는 것을 나타내며, 비 식생지역이나 수역은 음의 값을 가진다(Rouse *et al*., 1974).

4. 연구결과

1) 토양수분 산정모형 적용 및 결과 분석

인공신경망모형을 적용하여 대상지역의 토양수분 산정모형을 구성하기 위하여 다양한 가용 자료를 입력자료로 구성하였다. 입력 자료로 활용된 자료는 용담댐 유역 3개 지점(주천, 부귀, 상전)의 토양수분, 지면온도, 강수량과 MODIS NDVI이다. 이와 같이 입력 자료가 다양하게 구성되어 있으며, 각 자료별로 수치의 범위가 다양하여 본래의 자료를 입력 자료로 인공신경망모형을 구성할 시 인공신경망의 효율이 낮아지게 되므로 자료의 전처리과정이 필요하다. 따라서 본 연구에서는 모형의 효율을 높이기 위해 원 자료(raw data)의 변수들을 0에서 1사이 범위의 정규화(normalization) 과정을 통해 전처리하여 도출된 자료를 역변환하는 과정을 거쳤다.

용담댐 유역의 3개의 관측지점(주천, 부귀, 상전)을 이용하여 구성된 인공신경망모형은 Figure 1과 같이 5개 노드의 입력층, 5개 노드의 은닉층과 1개의 출력층으로 구성하였다. 이렇게 수립된 인공신경망모형을 이용하여 토양수분 산정모형을 구축하고자 입력 자료로 정규화 된 자료인 강수량(Precipitation, P), 지면온도(Surface Temperature, ST), 토양수분(Soil Moisture, SM)과 MODIS NDVI가 이용되었으며, 강수발생시점에 따라 토양수분의 반응정도가 다를 수 있어 추가적으로 전날의 강수량 자료를 추가적으로 입력하였다. 은닉층수는 넓은 범위의 토양수분 예측이 가능하도록 5개로 정하였으며(Ohkubo, 1998), 역전파 알고리즘을 이용한 인공신경망의 학습 시 최적의 학습률을 구하기 위해 0.001에서 0.1까지 다양한 적용을 한 결과, 결과값에 큰 영향을 미치지 않는 비슷한 결과를 보여주었으나 그 중 가장 좋은 결과를 보여준 0.005를 사용하였으며, 모멘텀 상수는 0.95를 사용하였다. 과훈련(overtraining)을 피하기 위해 훈련지점(주천, 부귀, 상전)과 검증지점(천천2)의 서브세트(subset)로 구성하여 학습 횟수는 3000회로 하였으며, 수립된 토양수분 산정모형을 Matlab을 사용하여 실행하였다.

수립된 토양수분 산정모형의 적용가능성을 평가하고자 토양수분 관측치와 산정치 간의 상관성을 표현하는 상관계수(correlation coefficient, CC), 표준편차를 나타내는 평균제곱근오차(root mean square error, RMSE)와 평균경향오차(mean bias error, MBE)를 이용하였다. 용담댐 유역의 3개 지점(주천, 부귀, 상전)을 이용하여 수립된 토양수분 산정모형을 검증하기 위해 천천2 관측지점의 토양수분을 산정하였으며, 산정된 토양수분을 각 지점별 관측치와 비교 분석한 결과 다음의 Table 2와 같음을 확인할 수 있다. Figure 3에는 용담댐 유역 각 지점별 일강수량과 함께 토양수분 관측치와 산정치의 시계열을 보여주고 있으며, Figure 4에는 각 지점별 토양수분 관측치와 산정치의 상관분석한 결과를 보여주고 있다.

주천, 부귀, 상전 지점의 토양수분 자료를 이용하여 학습된 인공신경망모형은 주천지점이 약 0.9413의 상관계수, 약 1.5527%의 평균제곱근오차와 약 −0.1958

Table 2. Test statistics of the soil moisture estimation model. 각 지점별 토양수분 산정모형의 검증 통계량

Point		CC	RMSE	MBE
Training	Jucheon	0.9413	1.5527	-0.1958
	Bugui	0.9350	1.2016	0.3899
	Sangjeon	0.9296	1.7328	-0.2893
Validation	Cheoncheon2	0.8215	4.2077	-3.6310

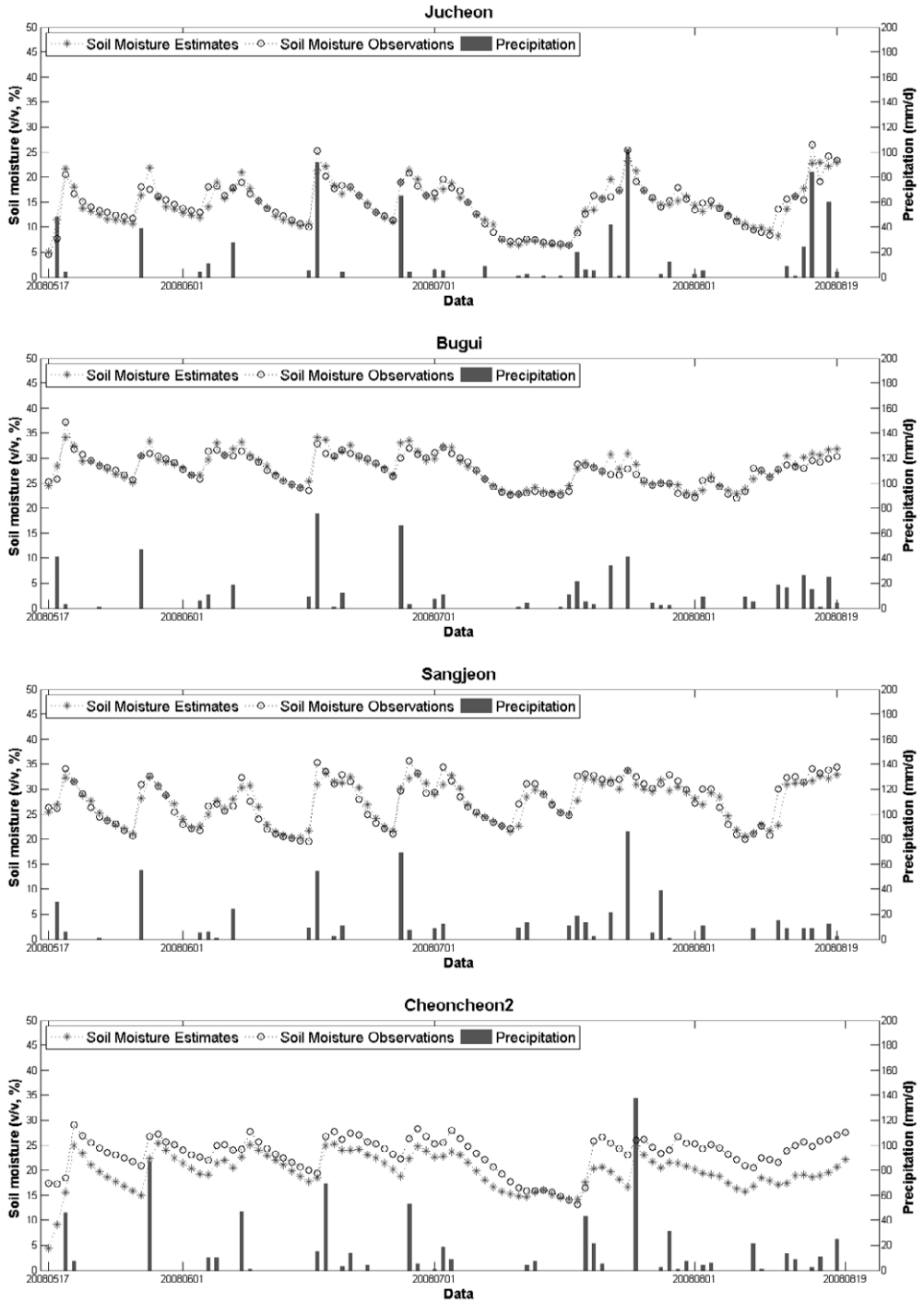
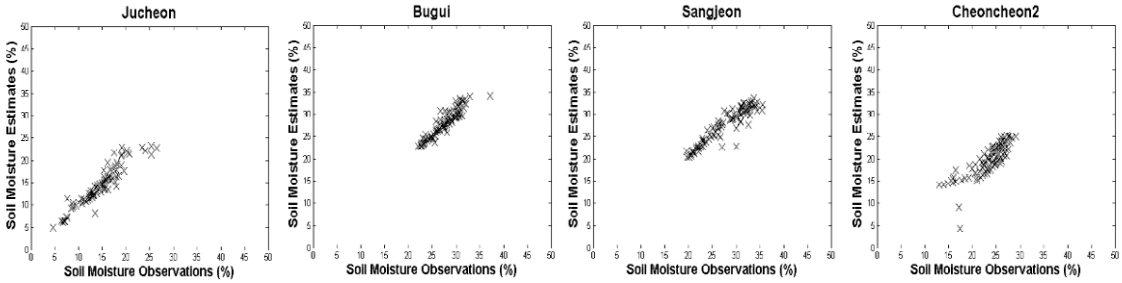


Figure 3. Time series between measured and estimated soil moisture using the soil moisture estimation model for training sites (Jucheon, Bugui, Sangjeon) and the validation site (Cheoncheon2) located in the Yongdam dam watershed. 용담댐 유역에 대한 토양수분 산정모형 학습 지점(주천, 부귀, 상전) 및 검증지점(천천2)의 토양수분 관측치 및 산정치 시계열



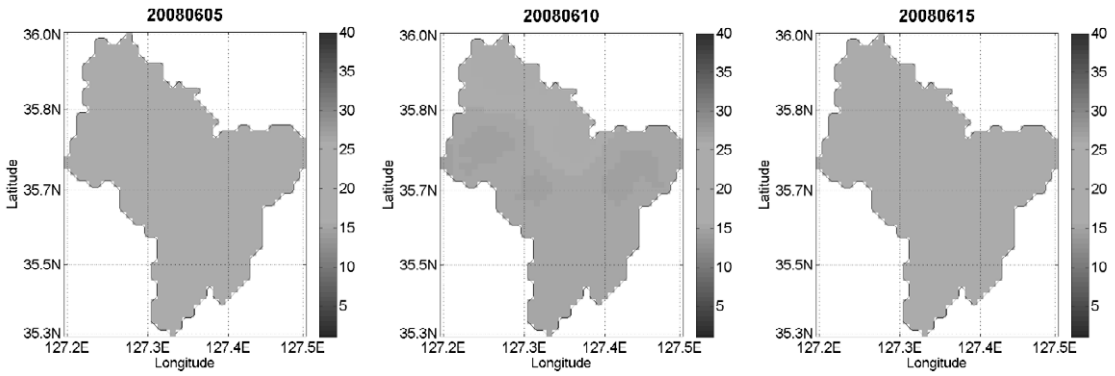
(a) Jucheon, CC=0.9413 (b) Bugui, CC=0.9350 (c) Sangjeon, CC=0.9296 (d) Cheoncheon2, CC=0.8215

Figure 4. Scattor plot between measured and estimated soil moisture for calibration and validation sites.
용담댐 유역 4개 지점의 토양수분 관측치와 산정치의 상관분석

%의 평균경향오차를 보여주며, 부귀지점은 약 0.9350의 상관계수, 약 1.2016%의 평균제곱근오차와 약 0.3899%의 평균경향오차를 보이며, 또한 상전지점은 약 0.9296의 상관계수, 약 1.7328%의 평균제곱근오차와 약 −0.2893%의 평균경향오차의 결과들을 보여주어 용담댐 유역 3개 관측지점의 자료를 이용하여 인공신경망모형의 학습이 잘 이루어졌다고 판단된다. 이를 검증하기 위한 천천2 지점은 약 0.8215의 상관계수, 약 4.2077%의 평균제곱근오차와 약 −3.6310%의 평균경향오차를 보여 구축된 인공신경망모형이 용담댐 유역의 토양수분을 잘 산정한다고 판단되어, 수립된 토양수분 산정모형을 이용하여 토양수분 공간분포도를 산정하는데 적용하고자 한다.

2) 토양수분 공간분포도 산정

인공신경망모형을 이용하여 수립된 용담댐 유역 토양수분 산정모형의 적합성을 앞서 확인하였고, 토양수분의 공간적인 분포를 확인하기 위하여 용담댐 유역의 강수량, 지면온도, 토양수분 자료를 1×1km의 공간해상도를 가진 공간 자료로 변환하였다. 미관측 지점에 대해서는 거리에 따라 내삽을 실시하였기 때문에 공간자료로서의 한계성을 가지고 있다. 이에 넓은 관측범위를 가지고 있으며, 관측범위 내의 관측 가능한 관측대상 자료를 가지고 있는 인공위성 자료를 이용하여 점 자료의 한계성을 해결하고자 하였다. 생성된 인공신경망모형에 들어가는 자료는 총 5가지로 해당일 전날의 토양수분과 강수량, 해당일의 지면온도, NDVI,



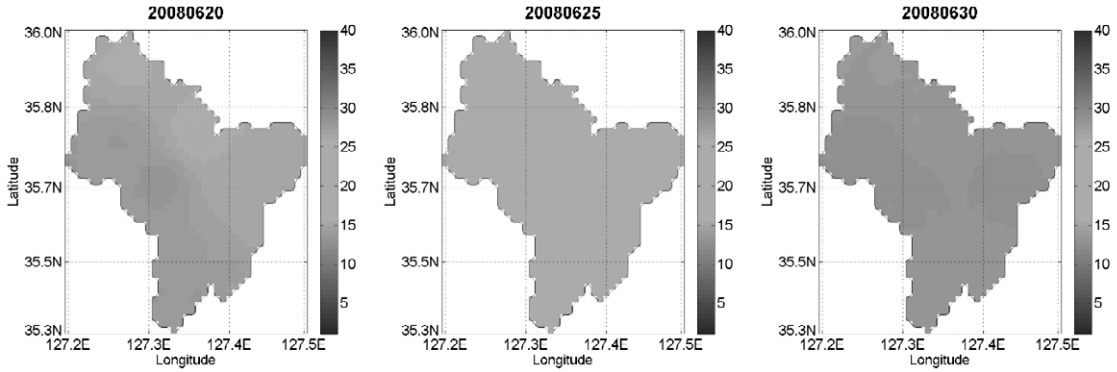


Figure 5. Mapping the spatial distribution sample of June soil moisture in Yongdam dam watershed (5, 10, 15, 20, 25, 30 June). 용담댐 유역의 6월 토양수분 공간분포도 샘플(6월 5일, 10일, 15일, 20일, 25일, 30일).

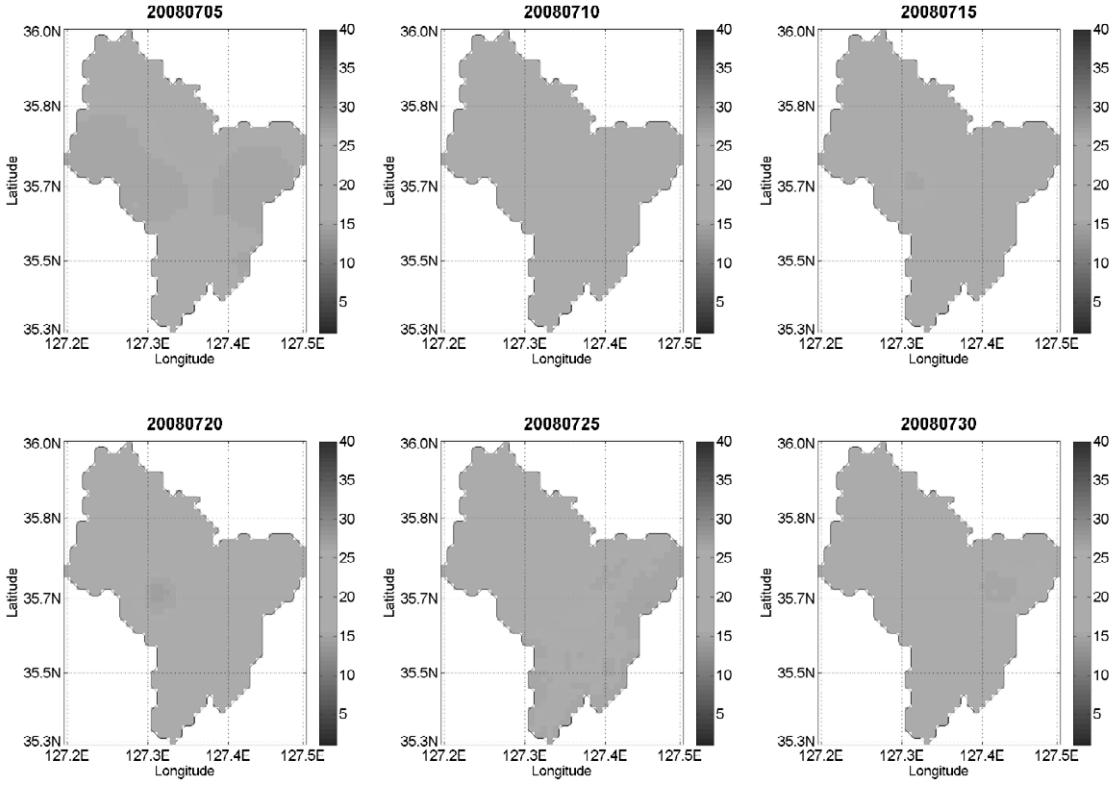


Figure 6. Mapping the spatial distribution sample of July soil moisture in Yongdam dam watershed (5, 10, 15, 20, 25, 30 July). 용담댐 유역의 7월 토양수분 공간분포도 샘플(7월 5일, 10일, 15일, 20일, 25일, 30일)

강수량 자료가 입력 자료로 구축하고, 출력층으로는 해당일의 토양수분이 산정된다. 수집된 자료의 기간이 2008년 5월 16일부터 2008년 8월 19일로 용담댐 유역의 토양수분 공간분포도는 2008년 5월 17일부터 95일

간 생산하였다. Figure 5, 6은 2008년 6월과 7월의 용담댐 유역의 토양수분 공간분포도를 인공신경망모형을 이용하여 산정한 그림이며, 5일 간격으로 나타내었다. 용담댐 유역의 대부분을 차지하고 있는 산림지역(79.9%)의 평균 토양수분은 약 23.9%로 다른 지역(20.1%)의 평균 토양수분인 약 18.7%에 비하여 높은 수치를 보여주는 토양수분 분포를 보이며, 이는 용담댐 유역의 지상관측 자료를 이용하여 구축된 인공신경망모형에 식생을 표현하는 위성영상 자료의 추가로 인해 관측지점의 식생 특성이 반영된 결과를 보여준다.

5. 결론

본 논문에서는 광역의 토양수분정보를 생산하기 위하여 인공위성영상 자료 중 식생 상황을 표현하는 MODIS NDVI 자료와 지상 관측망에서 관측된 토양수분 자료, 강수량과 지면온도 자료를 활용하고 자료 사이의 비선형 상관특성을 잘 구현하는 인공신경망 기법을 연계한 토양수분산정 기법을 제시하였다. 토양수분 산정모형은 신뢰성 높은 토양수분 관측망을 가지고 있는 용담댐 유역에 대하여 적용하였다. 수립된 토양수분 산정모형의 적용가능성을 파악하기 위해 상관계수, 평균제곱근오차와 평균경향오차를 이용하여 용담댐 유역의 각 지점별 토양수분 관측치와 산정치를 비교하였다. 인공신경망모형의 학습과정에 이용된 주천, 부귀, 상전 지점의 경우 평균 약 0.9353의 상관계수와 약 1.4957%의 평균제곱근오차 결과를 보였으며, 검증지점으로 이용된 천천2의 지점의 경우 약 0.8215의 상관계수, 약 4.2077%의 평균제곱근오차와 약 −3.6310%의 평균경향오차 결과를 보여주었다. 이와 같이 지점별 상관계수, 평균제곱근오차와 평균경향오차의 결과를 통해 토양수분 산정모형의 적용가능성이 높다는 것을 알 수 있다. 본 모형을 이용하여 용담댐 유역의 공간분포도를 산정한 결과 용담댐 유역의 대부분을 차지하고 있는 산림지역의 평균 토양수분(약 23.9%)이 다른 지역의 평균 토양수분(약 18.7%)에 비하여 높은 수치를 보여주는 토양수분의 분포를 보여주었으며, 이는 토양수분과 밀접한 상관성을 가지는 높은 공간 해상도의 MODIS NDVI 자료 활용과 자료간의 비선형 상관특성 구현에 장점이 있는 인공신경망을 활용한 모형 구축의 결과라고 판단된다. 향후 위성관측기기의 발달로 인해 보다 향상된 공간해상도를 가지는 다양한 인공위성 관측 자료의 추가와 다양한 토지이용 및 지형특성에 대한 지상 관측망 구축을 통하여 보다 정밀한 광역 토양수분 공간분포도 산정이 가능할 것으로 판단된다.

참고문헌

Aubert, D., Loumagne, C., and Oudin, L., 2003, Sequential assimilation of soil moisture and streamflow data in a conceptual rainfall-runoff model, *Journal of Hydrology*, 280(1-4), 145-161.

Coelho, L. S., Freire, R. Z., Santos, G. H., and Mendes, N., 2009, Identification of temperature and moisture content fields using a combined neural network and clustering method approach, *International Communications in Heat and Mass Transfer*, 36(4), 304-313.

Frate, F. D., Ferrazzoli, P., and Schiavon, G., 2003, Retrieving soil moisture and agricultural variables by microwave radiometry using neural networks, *Remote Sensing of Environment*, 84(2), 174-183.

Gautam, M. R., Watanabe, K., and Ohno, H., 2004, Effect of bridge construction on floodplain hydrology-assessment by using monitored data and artificial neural network models, *Journal of Hydrology*, 292(1-4), 182-197.

Hong, W. Y., Park, M. J., Park, J. Y., Park, G. A., and Kim S. J., 2009, The correlation analysis between SWAT predicted forest soil moisture and MODIS NDVI image, *The Korean Society of Remote Sensing 2009 spring Conference*, 111-115 (in Korean).

Kim, G. S., 2007, The soil moisture analysis for

watershed management(I): Research trends of soil moisture observation (김광섭, 2007, 유역관리를 위한 토양수분 분석(I): 토양수분 관측 연구동향), *Magazine of Korea Water Resources Association*, 40(1), 62-71 (in Korean).

Kim, Y. S., Yang, J. L., Lee, H. S., and Koh, D. K., 2007, Water resources experimental watershed in Yongdam dam basin (김영성 · 양재린 · 이현석 · 고덕구, 2007, 용담댐 수자원 시험유역), *Magazine of Korea Water Resources Association*, 40(6), 48-53 (in Korean).

Kyoung, M. S., Kim, B. S., and Kim, H. S., 2009, Assessment of climate change effect on drought in Korea, *Korea Water Resources Association 2009 Conference*, 1457-1461 (in Korean).

Lee, W. H., Jun, K. W., Kim, J. G., and Yeon, I.-S., 2007, Construction of system for water quality forecasting at Dalchun using neural network model, *Journal of the Korean Society of Water and Wastewater*, 21(3), 305-314 (in Korean).

Maier, H. R. and Dandy, G. C., 1996, The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters, *Water Resources Research*, 32(4), 1013-1022.

Minns, A. W. and Hall, M. J., 1996, Artificial neural networks as rainfall-runoff models, *Hydrological Sciences Journal*, 41(3), 399-417.

Ohkubo, A., Mohamed, M., and Niijima, K., 1998, A soil moisture map generated from satellite data by using domains of attraction in neural networks, *International Conference on Neural Information Processing*, 356-359.

Park, D. K., Yi, S. K., and Cho, W.-C., 2002, Rainfall estimation at an ungaged point using artificial neural network theory, *Korean Society of Civil Engineers Conference*, 1242-1245 (in Korean).

Park, E. J., Hwang, C. S., and Seong, J. C., 2002, The analysis of drought susceptibility using soil moisture information and spatial factors involved in satellite imagery, *The Journal of GIS Association of Korea*, 10(3), 481-492 (in Korean).

Pierdicca, N., Pulvirenti, L., and Bignami, C., 2010, Soil moisture estimation over vegetated terrains using multitemporal remote sensing data, *Remote Sensing of Environment*, 114(2), 440-448.

Qiu, Y., Fu, B., Wang, J., and Chen, L., 2003, Spatiotemporal prediction of soil moisture content using multiple-linear regression in a small catchment of the Loess Plateau, China, *CATENA*, 54(1-2), 173-195.

Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., and Deering, D. W., 1974, Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, 1, 309-317.

Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J., 1986, Learning internal representations by Error Propagation. Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, *MIT Press Cambridge*, MA, USA, 1, 318-362.

Santanello Jr., J. A., Peters-Lidard, C. D., Garcia, M. E., Mocko, D. M., Tischler, M. A., Moran, M. S., and Thoma, D. P., 2007, Using remotely-sensed estimates of soil moisture to infer soil texture and hydraulic properties across a semi-arid watershed, *Remote Sensing of Environment*, 110(1), 79-97.

Wang, H., Li, X., Long, H., Xu, X., and Bao, Y., 2010, Monitoring the effects of land use and cover type changes on soil moieture using remote-sensing data: A case study in China's Yongding River basin, *CATENA*, 82(3), 135-145.

Wigneron, J. P., Calvet, J. C., Pellarin, T., Van de Griend, A. A., Berger, M., and Ferrazzoli, P., 2003, Retrieving near-surface soil moisture from microwave radiometric observations: current status and future plans, *Remote Sensing of Environment*, 85(4), 489-506.

Zealand, C. M., Burn, D. H., and Simonovic, S. P., 1999, Short term streamflow forecasting using artificial neural network, *Journal of Hydrology*, 214(1-4), 32-48.

Zribi, M., Baghdadi, N., Holah, N., and Fafin, O., 2005, New nethodology for soil surface moisture

estimation and its application to ENVISAT-ASAR multi-incidence data inversion, *Remote Sensing of Environment*, 96(3-4), 485-496.

http://www.wamis.go.kr/

교신: 김광섭, 702-701, 대구광역시 북구 산격동 1370번지, 경북대학교 공과대학 건축 · 토목공학부(이메일: kimgs@knu.ac.kr, 전화: 053-950-5614, 팩스: 053-950-6564)

Correspondence: Gwangseob Kim, School of Architecture and Civil Engineering, College of Engineering, Kyungpook National University, 1370 Sangyeok-dong, Buk-gu, Daegu, 702-701, Korea (e-mail: kimgs@knu.ac.kr, phone: +82-53-950-5614, fax: +82-53-950-6564)

최초투고일 2011. 2. 18
수정일 2011. 6. 9
최종접수일 2011. 6. 16