# 신경망 알고리즘을 이용한 위성영상과 DEM으로부터의 수계지역 추출

## Extraction of Water Area using Artificial Neural Network from Satellite Imagery and DEM

손홍규* · 정원조**[1] · 유환희*** · 송영선****

Sohn, Hong Gyoo · Jung, Won Jo · Yoo, Hwan Hee · Song, Yeong Sun

要 旨

국내에서 활발하게 연구되고 있는 위성영상을 이용한 원격탐사는 매핑, 환경관리, 시설물 관리 등에 이용되어 왔다. 본 연구에서는 날씨나 태양의 제약을 받지 않는 RADARSAT SAR 영상의 수계지역을 신경망 기법을 이용하여 분류하고자 하였다. RADARSAT은 경사관측을 통하여 영상을 취득하며 지형의 기복에 의한 음영효과(Shadow effect)로 인하여 수계지역 분류시 정확도를 감소시킨다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 본 연구에서는 RADARSAT SAR 영상의 역산란계수를 계산하고 음영효과에 의한 분류오류를 감소시키기 위하여 수치고도모형을 사용하였다. 지형의 기복이 작은 평지와 지형의 기복이 심한 산악지로 나누어 연구를 수행하여 각 지역별로 분류 정확도를 평가하였다. 연구결과로 역산란계수를 신경망기법의 단일 입력 자료로 사용한 경우보다 수치고도모형을 같이 사용한 것이 분류 정확도가 높았다. 또한, 수치고도모형을 역산란계수와 함께 입력 자료로 이용할 경우 평지보다 산악지에서 효율적이었다. 산악지역이 많은 국내에서는 SAR영상의 수계지역 추출을 신경망 기법으로 할 경우에는 수치고도모형을 함께 이용함으로써 분류정확도 향상을 시킬 수 있다고 사료된다.

## 1. 서론

국내에서도 활발하게 연구되고 있는 인공위성에 의한 원격탐사는 매핑, 환경관리, 시설물 관리 등에 이용되어 왔다. 광학센서에 의해 취득된 영상은 날씨나 태양에 대한 제약으로 인해 자료취득에 많은 한계를 지니고 있는 반면 SAR 자료는 안테나에서 레이다를 발사하고 그 반사파를 수신하는 능동적 방식에 의해 자료를 취득하므로, 기상이나 일조량의 영향을 받지 않고 자료를 취득할 수 있는 장점이 있다.

본 연구에서는 최근 들어 기상이변으로 홍수재해가 세계적으로 발생하고 있는 상황에서 수계지역에 민감하게 반응하는 RADARSAT SAR 영상자료를 이용하여 수계지역분류를 수행하고자 하였다. 이를 위해 RADARSAT SAR 영상은 레이다 역산란계수를 계산하고 기하보정을 수행하였다. 기하보정이 수행된 영상과 수치고도모형을 신경망알고리즘(neural network algorithm)의 입력자료로 설정하여 수계지역을 분류하였다. 연구대상지역을 산악지역과 평지지역으로 구분하여 DEM에 의한 정확도 향상 정도를 분석하였다. 분류 정확도를 평가하기 위하여 육안으로 각 영상의 수계지역을 분류하고 그 결과를

*정회원 · 연세대학교 사회환경시스템공학부 조교수 · 공학박사
**정회원 · 연세대학교 사회환경시스템공학부 토목전공석사과정 · 공학사
***정회원 · 경상대학교 도시공학과 교수 · 공학박사 ·
****정회원 · 연세대학교 사회환경시스템공학부 토목전공 박사과정 · 공학석사

신경망알고리즘의 결과와 비교하였다. 정확한 수계지역의 분류는 홍수 발생시 홍수발생 면적을 정확한 파악할 수 있고, 따라서 홍수재해대책 수립 및 모니터링에 중요한 기법으로 활용될 것으로 사료된다.

## 2. RADARSAT SAR 영상의 역산란 계수 계산 및 기하보정

SAR영상으로부터 수계지역을 분류하기 위해서 본 연구에서는 1998년 8월 12일 촬영된 RADARSAT SAR영상을 이용하였으며, 이 영상은 SGF 포맷으로서 Standard Beam 6 mode, 크기 8724×8630, ascending right looking system, 16bit 영상 구조이다. 한 영상소당 지상거리는 경사거리 및 위성진행방향 모두 12.5m이고, 공칭 해상도는 약 25~30m이다(그림 1).

SAR영상을 이용하여 수계지역의 분류를 수행하기 위해서는 스페클 잡영을 제거해야 효과적이며, 본 연구에서는 Lee-sigma 필터를 적용하여 영상전체에 분포하는 스페클 잡영를 제거하였다. 신경망 알고리즘의 입력자료로 활용하기 위해 식(1)을 이용하여 스페클 잡영이 제거된 영상으로부터 j번째 영상소의 역산란계수를 계산하였으며, 결과는 그림 2와 같다.

$$\sigma_j^0 = \beta_j^0 + 10\log_{10}(\sin\eta_j) \tag{1}$$

여기서, $\beta_j^0$는 j번째 영상소의 레이다 밝기값(radar brightness)이고, $\eta_j$는 j번째 영상소의 입사각(incidence angle)을 의미한다. 그림 2에서 보는 바와 같이 수계지역은 산란면으로부터 반사되어 오는 반사파의 강도가 약하므로 영상에서 어둡게 나타나고, 상대적으로 위성의 안테나와 마주보는 대상물은 영상에서 밝게 나타난다. 본 연구의 대상영상에서의 레이다 역산란계수는 -40.49~8.32 dB의 분포를 보였다.

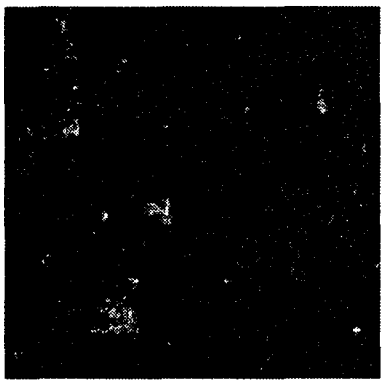


**그림 1. RADARSAT SAR 영상**

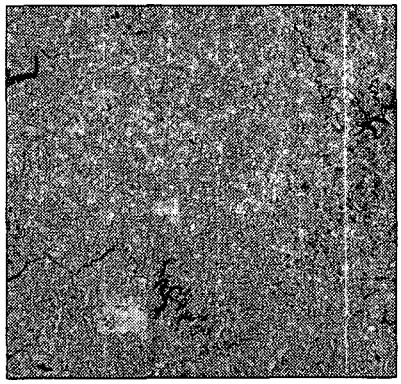
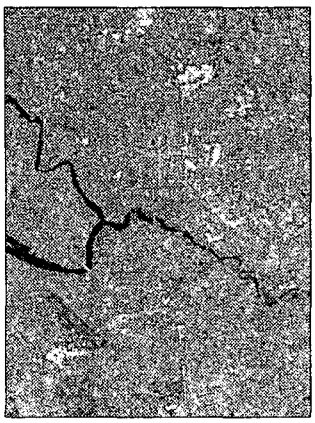
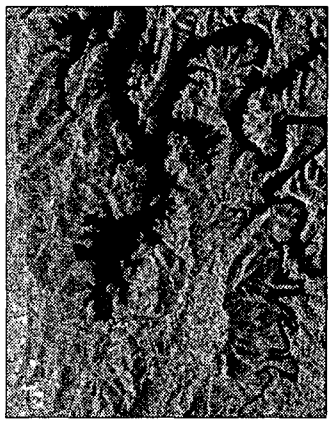


**그림 2. 레이다 역산란계수**

RADARSAT SAR 영상의 기하왜곡 보정을 위해서 수치지도로부터 수치고도모형(TM, 127도 기준, 베셀 타원체, 해상도 20m)을 생성하였고, 1:5,000 수치지도를 이용하여 영상전체에 걸쳐 20개의 기준점을 취득하였다. 취득된 기준점과 위성의 헤더자료를 이용하여 위성의 궤도를 2차 다항식으로 모델링 한 후 경사거리방정식과 도플러 방정식을 이용하여 기하보정을 수행하였다. 기하보정된 레이다 역산란계수 영상은 그림 3의 (a),(b)와 같다.



(a) 평택지역 역산란계수



(b) 평택지역 수치고도모형

(c) 옥천지역 역산란계수

(d) 옥천지역 수치고도모형

**그림 3. 기하보정된 레이다 역산란계수 영상과 수치고도모형**

본 연구에서는 평지와 산악지의 두 가지 대상지역에 대하여 연구를 수행하였다. 그림 3에서와 같이 평지는 평택지역을 선정하고 산악지는 옥천지역으로 선정하였다. 신경망 기법에 사용될 수치고도모형은 평지의 경우 1:25,000 수치지도로부터, 산악지의 경우 1:5,000 수치지도로부터 생성되었으며 그림 3의 (c)와 (d)에 나타내었다.

## 3. 신경망 기법에 의한 수계지역 분류

수계지역의 분류를 위해서 수계지역 및 비수계지역 각각 3개 지역을 training site로 선정한 후 네트워크에 입력하여 원하는 분류결과가 나오도록 네트워크의 연결강도를 조정한 후, 조정된 연결강도를 전체영상에 대해 적용하였다. 연결강도를 조정하기 위해서는 반복계산을 수행하게 되며 n 번째의 반복에서 i번째 뉴런에서의 네트워크의 출력값이 $o_i(n)$이고 원하는 결과값이 $d_i(n)$이면 오차는 $e_i(n)=d_i(n)-o_i(n)$가 된다. 여기서 출력 레이어의 뉴런 j에서의 오차 에너지를 정의하면 아래의 식과 같다.

$$e(n)=\frac{1}{2}\sum_{i\in C}e_i^2(n) \tag{5}$$

n번째의 반복에서 입력 뉴런 j와 출력 뉴런 i에 연결된 연결강도를 $w_{ji}(n)$이라고 하고 n번째 반복에서의 보정량을 $\Delta w_{ji}(n)$라고 하면 아래의 식과 같다.

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \frac{\partial e(n)}{\partial w_{ji}(n)} \tag{6}$$

이와 같이 원하는 결과와 네트워크의 결과의 오차를 최소화하여 미리 정한 임계지점까지 오차가 작아지면 조절된 연결강도의 값을 전체 영상에 적용시켜 영상을 분류하게 된다. 본 연구에서 사용된 신경망은 2개의 은닉 레이어(hidden layer)를 사용하였으며 입력자료는 역산란계수와 수치고도모형의 고도값을 사용하였으며 개념도를 그림 4에 나타내었다.

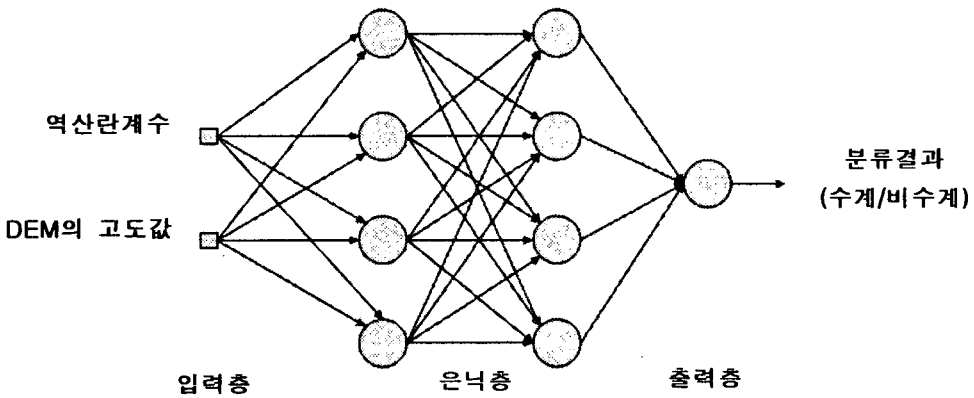



**그림 4. 수계지역 추출을 위한 신경망의 개념도**

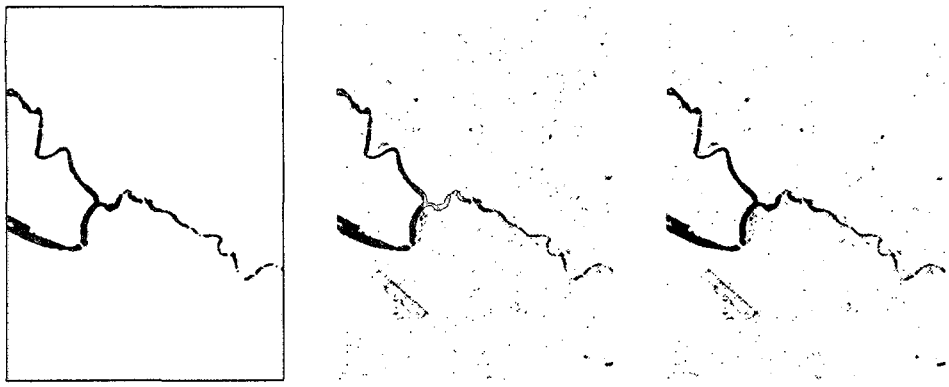
신경망의 강도조정을 위한 training site는 총 6개 지역(수계지역3, 비수계지역3) 3600개의 역산란계수값과 고도값을 선정하였다. 역산란계수와 DEM의 통계학적 특성은 표 1에 나타내었고 신경망 훈련을 위한 training site의 통계학적 특성은 표 2에 나타내었다..

**표 1. 신경망 입력자료의 통계학적 특성**

| | 최소값 | 최대값 | 평균 | 표준편차 |
|---|---|---|---|---|
| 역산란계수 | -25.03 | 8.183 | -8.216 | 3.976 |
| DEM(평지) | -1.1339 | 127.04 | 18.496 | 10.970 |
| DEM(산악지) | 0 | 583.83 | 139.338 | 77.323 |

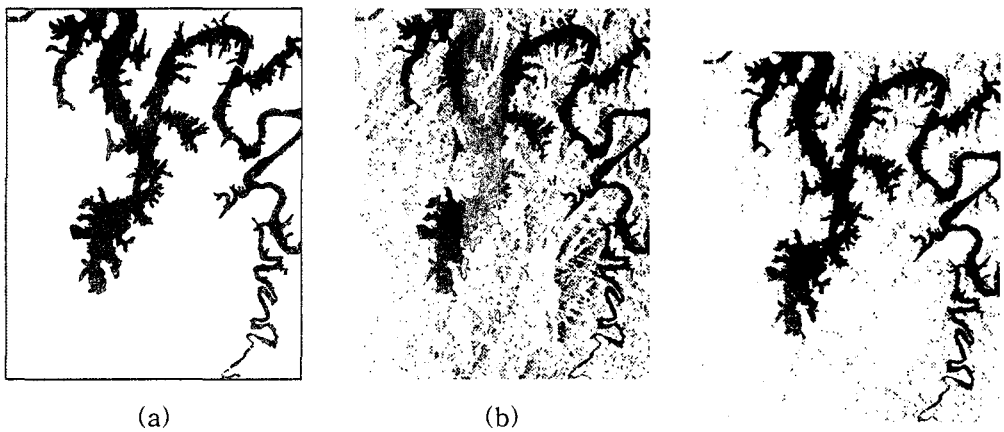
**표 2. Training site의 통계학적 특성**

| 구 분 | | 수계지역 | | | | 비수계지역 | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 최소값 | 최대값 | 평균 | 표준편차 | 최소값 | 최대값 | 평균 | 표준편차 |
| Training Site | 역산란계수(평지) | -25.03 | -3.13 | -20.62 | 4.75 | -23.20 | 60.54 | 21.01 | 3.73 |
| | 역산란계수(산악지) | -25 | -8 | -19.93 | 3.566 | -25.03 | 5.199 | -10.41 | 4.98 |
| | DEM(평지) | 9.99 | 10.0 | 10.0 | 0.0000001 | 0.99 | 60.54 | 21.01 | 8.43 |
| | DEM(산악지) | 59.98 | 73.83 | 67.34 | 5.597 | 63.67 | 410.96 | 202.63 | 37.21 |



(a) (b) (c)

**그림 5. 신경망 기법에 의해 분류된 평지의 수계지역 : (a) 육안분류 (b) 역산란계수를 신경망기법으로 분류 (c) 역산란계수와 수치고도모형을 신경망기법으로 분류**



(a) (b) (c)

**그림 6. 신경망 기법에 의해 분류된 산악지의 수계지역 : (a) 육안분류, (b) 역산란계수를 신경망기법으로 분류, (c) 역산란계수와 수치고도모형을 신경망기법으로 분류**

본 연구에서는 분류정확도를 평가하기 위한 기준을 마련하기 위하여 육안으로 수계지역을 분류하였으며 수계지역은 검정색, 비수계지역은 흰색으로 표시하였다. 수치고도모형에 의한 정확도 향상정도를 평가 위해서 역산란계수만을 이용하여 수계지역을 분류한 결과를 역산란계수와 수치고도모형을 함께 사용하여 수계지역을 분류한 결과와 비교하였다. 평지의 수계지역 분류결과는 그림 5에, 산악지의 수계지역 분류결과는 그림 6에 나타내었다.

육안으로 수계지역을 분류한 결과를 기준으로 신경망기법을 사용한 결과에 대한 정확도 평가를 수행하였으며 각각의 결과에 따른 오차행렬은 표 1에 나타내었다. 클레스(Class)에 대한 분류정확도는 기준인 육안으로 분류한 영상소가 신경망 기법에서 같은 클레스로 분류되는 정도를 백분율로 표시하였다.

RADARSAT은 영상을 측면(side looking)에서 취득하며 산악지의 경우 지형의 기복에 의한 영향을 받아 음영효과의 발생으로 인하여 음영지역이 수계지역과 비슷한 역산란계수값을 가지게 된다. 평지의 경우 지형의 기복이 산악지 보다 없기 때문에 분류 정확도가 산악지 보다 높게 나온것으로 사료된다. 정확도 분석을 수행한 결과 평지가 산악지

**표 3 . 분류결과의 정확도 평가를 위한 오차행렬**

| 구분 | | 신경망 분류결과 | 육안 분류결과 | | 전체 정확도 (overall accuracy) |
|---|---|---|---|---|---|
| | | | 수계지역 | 비수계지역 | |
| 평지 | 역산란계수 사용 | 수계지역 | 6235 | 6189 | 97.82% |
| | | 비수계지역 | 1782 | 351022 | |
| | | 계 | 8017 | 357211 | |
| | | 분류정확도 | 77.77% | 98.27% | |
| | 역산란계수와 수치고도모형 사용 | 수계지역 | 6296 | 5374 | 98.06% |
| | | 비수계지역 | 1721 | 351837 | |
| | | 계 | 8017 | 357211 | |
| | | 분류정확도 | 78.53% | 98.48 | |
| 산악지 | 역산란계수 사용 | 수계지역 | 80979 | 53291 | 87.67% |
| | | 비수계지역 | 2375 | 314706 | |
| | | 계 | 83354 | 367997 | |
| | | 분류정확도 | 97.15% | 85.52% | |
| | 역산란계수와 수치고도모형 사용 | 수계지역 | 79967 | 26826 | 93.31% |
| | | 비수계지역 | 3387 | 341171 | |
| | | 계 | 83354 | 367997 | |
| | | 분류정확도 | 93.29% | 89.32% | |

보다 전반적으로 높은 분류 정확도를 보였다. 수치고도모형을 이용할 경우 산악지의 분류정확도가 87.67%에서 93.31%으로 5.64% 향상되었으며 평지의 경우는 97.82%에서 98.06%로 0.24%의 향상된 결과를 얻을 수 있었다.

## 4. 결론

본 연구에서는 1998년 8월 12일 촬영된 RADARSAT SAR영상을 이용하여 역산란계수 계산 및 기하보정을 수행하고 신경망알고리즘을 적용하여 수계지역을 분류하였으며 그 결과 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 수계지역의 분류를 위해서 영상뿐만 아니라 수치고도모형의 고도값을 신경망 알고리즘의 입력자료로서 활용함으로서 그림자 효과에 의해 발생하는 지역 및 스페클 잡영들이 수계지역으로 분류되는 오류를 줄일 수 있었다. 수치고도모형을 사용할 경우 산악지에 있어서는 5.64%, 평지는 0.24%의 분류정확도 향상이 있었다. 산악지가 국토의 70% 이상을 차지하는 우리나라에서는 수치고도모형을 함께 이용하는 것이 분류효과를 높이는데 도움이 될 것으로 사료된다.

2. RADARSAT SAR 영상을 이용하여 수계지역을 분류한 결과, 홍수발생시 촬영한 RADARSAT을 이용하면 정확한 홍수지역의 탐색이 가능할 것으로 사료되며, 따라서 본 연구에서의 수계지역분류기법은 향후 홍수재해대책이나 홍수모니터링에 효율적으로 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

3. 신경망 기법의 특성상 연결강도를 한번 조정해 놓으면 앞으로 취득할 RADARSAT

SAR 영상에 바로 적용할 수 있는 장점이 있어 수계지역 자료기반 구축에 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

## 5. 참고문헌


1. VAN ZYL, J. J., B. D. Campion, P., DUBIOS, J., SHI, 1993, The effect of Topography on SAR Calibration, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. GE-31, No.5, pp. 1036-1043
2. 정 수, 1997, Radarsat 위성의 위치결정과 SAR자료의 정확도 향상에 관한 연구, 연세대학교 박사학위 논문
4. Logan. T, 1999, Calculation of ASF CEOS Metadata Values.
5. OrthoSAR, 1997, VEXEL
6. RADARSAT Data Products Specifications, 2000, RSI.
7. HAYKIN S., 1999, Neural Networks a Comprehensive Function,Pentice-Hall, Inc., pp. 161-171