

신경회로망을 이용한 원격 탐사 영상의 정합

이주원, 박현중, 박성록, *조원래, 김영일, 이전기
경상대학교, *포항1대학

Merging of Remote Sensing image using the Neural Networks

J.W. Lee, H.J. Park, S.R. Park, W.R. Jo*, Y.I. Kim, G.K. Lee
Gyeongsang National University, *Pohang 1 College

Abstract

본 연구에서는 저해상도 다분광 영상으로부터 고해상도 다분광 영상을 효과적인 추출하기 위해 인공지능의 한 기법인 신경회로망을 이용하여 중합을 위한 구조를 제안하였고, IKONOS 위성 영상에 적용하여 실험 및 결과를 제시하였다. 실험 결과에서 얻어진 화상은 비교적 좋은 분광특성을 나타내었으며, 향후, 본 연구의 중합방법은 토지 이용분류, 환경감시, 자원조사 등의 많은 분야와 지형공간정보 시스템의 데이터 활용 등 여러분야 응용될 경우 우수한 성능을 제공할것으로 사료된다.

1. 서론

최근 지리정보시스템은 토지이용계획, 교통정보, 대규모 시설을 건설시 입지선정, 환경변화예측 등과 같은 다양한 분야에 활발히 이용되고 있으며 이 시스템을 구성하기 위해 원격탐사의 개념이 도입된다. 원격탐사는 지구자원탐사용 인공위성에 탑재된 센서의 종류와 해상력이 다양해짐에 따라 각기 다른 센서에서 관측 수집된 영상데이터를 중합(merging)하여 활용할 필요성이 점차 커지고 있다. 특히 고해상도의 panchromatic 영상데이터와 저해상도의 영상데이터를 중합한 칼라영상으로부터 각종 주제도의 제작, 토지이용분류, 환경감시, 자원조사 등의 많은 분야에 활용될 전망이다. 그

러나 이 영상들은 다중과장대의 분광반사특성과 고해상도의 특성을 유지하는 수치 칼라합성 영상이 작성되어야만 정밀한 위치파악을 위한 유효한 영상데이터가 될 수 있다. 이러한 특성을 유지하기 위해 본 연구에서는 신경회로망과 필터뱅크를 적용한 영상 중합 방법과 그 결과를 제시하고자 한다.

2. 신경회로망을 이용한 영상중합

본 연구에서는 고해상도 다분광 영상을 생성하기 위해 신경회로망을 이용하였다. 신경회로망은 인간과 유사한 능력을 제공하기 위해 연구된 학문분야이며, 일반적으로 사용되는 신경회로망은 다층 구조(그림 1)라 할 수 있고, 뉴런을 층에 배열하는 것은 뇌의 일부분인 계층화된 구조를 흉내낸 것이다.

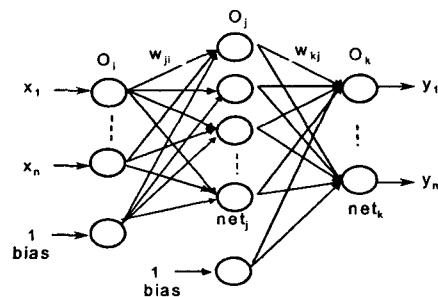


그림 1. 다층 신경회로망의 구조

신경회로망은 패턴 인식과 시스템 인식, 또는 제어와 같은 응용에서 가장 많이 응용되고 있다. 본 연구에서는 신경회로망의 학습 능력과 함수근사화 능력을 이용하여 Panchromatic 영상과 저해상도 다분광 영상간의 맵핑 함수(mapping function)를 구하여 적용하고자 한다. 즉, 일반적으로 Panchromatic 영상과 다분광 파장간의 상관특성은 비선형 관계이다. 따라서 미지의 비선형 함수에 대한 근사화 성능이 우수한 신경회로망을 본 연구에서 응용하여 효과적인 영상중합을 하고자한다. 그리고 응용되는 신경회로망 구조는 오류역전과 알고리즘(error back-propagation algorithm)을 갖는 다층 신경회로망이다. 전형적인 다층 신경회로망은 그림 1에 나타내었다.

본 연구에서 신경회로망을 이용한 영상중합의 구조는 그림 2와 같다.

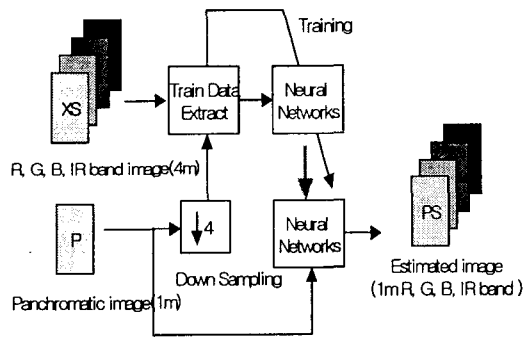


그림 2. 신경회로망을 이용한 영상중합 구조

그림 2의 구조에서 영상중합 과정은 다음의 단계로 처리한다. 먼저 고해상도 Panchromatic 영상을 저해상도 다분광 파장 영상의 크기를 동일하게 하기 위해 다운샘플링을 한다. 그리고 저해상도 다분광파장의 영상으로부터 영상 그레이 레벨을 0~영상최대 레벨사이의 칼라맵핑 데이터를 추출하여 학습데이터로 사용한다.

추출된 학습데이터는 그림 1의 신경회로망 구조로 x 라는 입력 벡터에 그레이 레벨(gray level)을 단계별로 설정하여 입력한다. 입력된 그레이 값으로부터 신경회로망은 순방향 연산을 처리하며, 그 출력값은 다음의 식으로부터 산출된다.

$$O_i = \lambda f [x_i] \quad (1)$$

$$O_j = \lambda f [\sum_j W_{ji} O_i] \quad (2)$$

$$O_k = \lambda f [\sum_k W_{kj} O_j] \quad (3)$$

여기서 f 는 활성화 함수이고, λ 는 활성화 함수의 기울기이다. 그리고 W_{ij} , W_{jk} 는 입력층과 은닉층, 은닉층과 출력층사이의 가중치(weight)이며, O_i , O_j , O_k 는 입력층, 은닉층과 출력층들의 각 뉴런 출력이다. 다분광 파장과 panchromatic 영상 간의 맵핑 함수에 관한 정보는 신경회로망의 웨이트에 저장되며, 학습과정 동안 웨이트 W_{ij} , W_{kj} 의 성분은 계속적으로 새로운 정보로 바뀌어 최적의 맵핑함수를 찾는다. 최적의 맵핑함수 구하기 위해 대표적인 신경회로망 알고리즘인 오류 역전과 알고리즘을 사용한다. 오류 역전과 알고리즘은 신경회로망의 각 뉴런에 의해 계산된 최종 출력층 뉴런의 출력과 바라는 출력사이의 오차(식4)를 자승하여 최소화시키는 최소평균자승법(least-mean square)이다. 이 오차를 최소화하기 위해 각 층에 있는 웨이트의 오차 벡터항을 편미분하여 웨이트를 조정한다. 다시 말해 출력층의 출력과 바라는 목표값의 오차를 구한 후 출력층에서 은닉층으로, 은닉층에서 입력층으로 역전파하여 오차에 따른 웨이트 변화량에 의해 웨이트들을 조정한다. 오류 역전과 학습 알고리즘을 수식적으로 나타내면 다음의 식과 같다.

$$E(k) = \frac{1}{2} (D_k - O_k)^2 \quad (4)$$

학습의 목적은 웨이트를 조정하여 오차 E 를 최소화하는 것이므로 웨이트의 조정에 대하여 살펴보면 오차를 최소화하기 위해 웨이트를 음의 기울기방향(negative gradient direction)으로 변화시켜야 한다. 따라서 웨이트 변화를 음의 기울기 방향으로 오차에 대한 웨이트의 방향 벡터를 편미분함으로써 웨이트 변화량을 구할 수 있다. 각 층에 있는 웨이트 변화량을 구하면 다음과 같다.

신경회로망을 이용한 원격 탐사 영상의 정합

$$\Delta W_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{kj}}, \quad \eta > 0 \quad (6)$$

여기서 η 는 학습 상수이다. 은닉층에 대한 웨이트의 변화량도 오차를 최소화하기 위해 웨이트를 음의 기울기 방향으로 변화시켜 준다.

$$\Delta W_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ji}}, \quad \eta > 0 \quad (7)$$

따라서 웨이트의 변화는 다음과 같다.

$$W_{ji} = W_{ji} + \Delta W_{ji} \quad (8)$$

$$W_{kj} = W_{kj} + \Delta W_{kj} \quad (9)$$

신경회로망을 학습시킬 때 초기 웨이트는 작은 무작위 값으로 설정하고 이런 초기화는 최종 출력에 영향을 미치므로 보통 일반적으로 초기 웨이트는 -0.5에서 0.5사이의 값을 주로 사용한다. 그리고 오류 역전파 알고리즘의 수렴 정도는 학습률에 의해서도 달라질 수 있다. 학습률은 신경회로망의 구조와 응용 목적에 따라 각각 달리 선택되고 일정한 기준이 없으며 보통 0에서 1사이의 값을 사용한다.

학습단계에서 역전파 알고리즘이 순환구조의 신경망이라고 오해하기 쉬우나 단지 학습과정에서만 오차를 관련된 출력의 역방향으로 전파하며, 학습이 완료되고 실제 응용시에는 입력이 순방향으로 진행되면서 출력이 나오는 순방향 신경망 구조로 많이 사용된다. 본 연구에서는 이와 같은 방법으로 영상중합에 적용하였다.

3. 실험 및 결과

본 연구에서 제안하는 영상 중합의 구조와 중합 알고리즘으로 실험하였다. 실험한 위성영상은 경남 진영지역을 IKONOS 위성에서 얻은 1m 해상도를 가진 panchromatic 영상과 4m 해상도의 다분광 영상을 사용하였다. 먼저 학습데이터를 얻기 위해 panchromatic 영상을 1/4로 down sampling 처리를 한 다음 다분광 파장에 맵핑되는 그레이 레벨을 추출하여 학습데이터로 사용하였다.



그림 3. 4m 다분광 합성영상
(R,G,B)

신경망 구조는 입력 뉴런 1개, 은닉층의 뉴런 50개, 출력층의 뉴런 4개로 설정하여 각 분광에 따른 영상을 출력하도록 학습하였다. 학습 후의 신경망 정보를 이용하여 1m Pan 영상을 입력하여 각 분광에 따른 1m 영상을 추정하게 하였다. 여기서 사용된 신경망의 활성화 함수는 선형활성화 함수를 사용하였다. 그리고 수렴상수는 각 0.03, 0.05로 설정하였으며, 4m 다분광 원영상과 학습후 신경망에 의한 추정된 분광 합성영상은 그림 3, 4에 나타내었다.



그림 4. 추정된 4m 다분광
합성영상 (R,G,B)

4. 결 론

본 연구에서는 IKONOS 위성으로부터 얻은 영

상의 다중과장대의 분광반사특성과 고해상도 특성을 유지하는 고해상도 수치칼라 합성영상을 얻기 위해 신경회로망을 적용하였고, 신경망의 많은 학습시간(iteration = 152742)이 요구되었다.

본 연구에서 얻어진 화상은 비교적 좋은 분광특성을 나타내었다. 향후 신경망의 수렴속도 향상을 위한 알고리즘의 개발이 진행되어야하며, 본 연구의 종합방법은 토지이용분류, 환경감시, 자원조사 등의 많은 분야와 지형공간정보 시스템의 데이터 활용 등 여러 분야에 응용될것으로 사료된다.

참고문헌

- [1]. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods.1992. Digital Image Procession. Addison Wesley Press.
- [2]. Carper, W.J., T.M. Lillesand, and R.W. Kiefer, "The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data", PE & RS, Vol. 56, No.4, 1990, pp.459-467.
- [3]. Simon Haykin, Neural Networks, Prentice Hall, 1999.