

탄성BP신경망에 의한 광체품위변화 특성평가에 대한 연구

김원정, 고남혁

위대한 령도자 김정일동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《최신과학기술에 기초하여 나라의 경제를 현대화, 정보화하기 위한 투쟁을 힘있게 벌려야 합니다.》(《김정일선집》증보판 제22권 22페이지)

광상은 일반적으로 여러가지 복잡한 지질학적요인들의 비선형적결합에 의하여 형성되므로 이러한 영향을 고려하여 광체품위자료에 대한 해석을 진행하는것이 중요하다. 최근 인공신경망은 비선형적이며 복잡한 지질현상들과 대상들에 대한 정보해석에 널리 리용되고있다.[1, 2] 논문에서는 탄성BP신경망을 리용하여 사지구 금광체에 대한 품위변화 특성을 평가하고 그 결과의 믿음성을 검증하였다.

1. 탄성BP신경망을 리용한 광체품위변화특성평가알고리즘

탄성BP신경망을 리용한 광체품위변화특성평가알고리즘은 다음과 같다.

걸음 1 주어진 광체품위자료의 일부 또는 전부를 학습자료로 취하여 하나의 학습자료모임을 만든다.

걸음 2 탄성BP신경망의 구조를 적당하게 설정하고 결합무게와 턱값들에 초기값을 준다.

걸음 3 학습자료를 탄성BP신경망의 입력층에 입력하고 앞방향전달관계에 따라 출력층에서의 출력신호들을 구한다.

$$x_j^{(l)} = \begin{cases} x_j^{(0)} & l=0 \\ f\left(\frac{u_j^{(l)}}{T}\right) = th\left(\frac{u_j^{(l)}}{2T}\right) & l=1, 2, \dots, L \end{cases} \quad (1)$$

$$u_j^{(l)} = \sum_{i=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^{(l, l-1)} x_i^{(l-1)} - \theta_j^{(l)} = w_j^{(l, l-1)} x^{(l-1)} - \theta_j^{(l)} \quad (2)$$

여기서 N_{l-1} 은 $(l-1)$ 층 ($l=1, 2, \dots, L$) 의 신경세포수, $x_j^{(l)}$ 은 l 층 j 신경세포의 출력, $x^{(l-1)} = (x_1^{(l-1)}, x_2^{(l-1)}, \dots, x_{N_{l-1}}^{(l-1)})$ 은 $(l-1)$ 층으로부터 l 층으로의 입력벡토르, $u_j^{(l)}$ 은 l 층 j 신경세포의 내부상태, $w_{ji}^{(l, l-1)}$ 은 $(l-1)$ 층 i 신경세포 ($i=1, 2, \dots, N_{l-1}$)로부터 l 층 j 신경세포 ($j=1, 2, \dots, N_l$)에로의 결합무게, $w_j^{(l, l-1)} = (w_{j1}^{(l, l-1)}, w_{j2}^{(l, l-1)}, \dots, w_{j_{N_{l-1}}}^{(l, l-1)})$ 은 $(l-1)$ 층으로부터 l 층 j 신경세포에로의 결합무게벡토르, $\theta_j^{(l)}$ 은 l 층 j 신경세포의 턱값, $f(\cdot) = th(\cdot)$ 은 활성화함수, T 는 활성화특성파라메타이고 $w_j^{(l, l-1)} \cdot x^{(l-1)}$ 은 두 벡토르의 스칼라적을 의미한다.

걸음 4 출력신호와 그것에 대응하는 가르치기신호의 오차를 구하고 탄성BP신경망의 출력층으로부터 입력층으로 향한 역방향오차전파관계에 따라 결합무게와 력값들의 수정량을 구한다.

걸음 5 계산된 수정량을 가지고 결합무게와 력값들을 수정한다.

이제 간단히 $w_{ji}^{(l,l-1)} = w$ 라고 하자. 그러면 t 시각에 신경망의 결합무게는 식 (3), (4), (5)에 의하여 계산된다.

$$w(t) = w(t-1) + \Delta w(t) \quad (3)$$

$$\Delta w(t) = \begin{cases} -\Delta(t) \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t))}{\partial w} > 0 \\ +\Delta(t) \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t))}{\partial w} < 0 \\ 0 \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t))}{\partial w} = 0 \end{cases} \quad (4)$$

$$\Delta(t) = \begin{cases} \eta^+ \times \Delta(t-1) \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t-1))}{\partial w} \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t))}{\partial w} > 0 \\ \eta^- \times \Delta(t-1) \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t-1))}{\partial w} \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t))}{\partial w} < 0 \\ \Delta(t-1) \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t-1))}{\partial w} \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p(w(t))}{\partial w} = 0 \end{cases} \quad (5)$$

여기서 $\Delta w(t)$ 는 t 시각에 결합무게수정량, E_p 는 여러개의 학습자료들로 이루어진 학습자료모임 $s = \{(x_p^{(0)}, o(p)) | p=1, 2, \dots, P\}$ 가 주어졌을 때 p 번째 학습자료에 대한 오차함수, $\Delta(t)$ 는 t 시각에 무게갱신값, η^- 는 무게갱신값감소배수, η^+ 는 무게갱신값증가배수로서 $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ 이다. t 시각에 력값계산도 결합무게계산과 같은 방법으로 진행한다.

걸음 6 걸음 3—걸음 5를 학습이 수렴할 때까지 즉 오차함수가 연구자가 요구하는 값보다 작아질 때까지 반복한다.

걸음 7 학습이 수렴한 다음 입력층에 해당 광체의 보간대상점들의 공간위치정보를 입력하고 출력층에서 광체품위값을 구한다.

걸음 8 얻어진 광체품위값들을 가지고 광체품위변화특성평가를 진행한다.

알고리즘에서 보는바와 같이 광체품위변화특성평가의 믿음성을 보장하기 위하여서는 신경망학습이 잘 진행되어야 한다.[3, 4]

우리는 탄성BP신경망에 의한 광체품위변화특성평가를 위하여 연구지역의 광체에 대한 32개의 추공자료를 신경망학습자료기지로 리용하였다. 연구지역에는 주로 중원생대 직현군층, 사당우군층, 신원생대 연탄군층의 지층들과 고생대 황주군층의 지층들이 발달되어 있다. 시생대지층은 주로 편마암류와 결정편암류들로 되어있는데 광상구역의 지표에는 노출되어있지 않고 깊은 갭도들에서만 나타난다. 광체들은 주로 직현군층 규암과 편암, 시생대편마암류안에 놓여있고 일부 사당우군층의 석회암과 교회암안에도 놓여있다.

연구지역에는 또한 전도습곡과 굴률습곡이 발달되어있는데 광체들은 굴률습곡과 공간적으로 연관된다. 그리고 북서계열, 북동계열, 남북계열의 단층들이 발달되어있다.

광체들은 일반적으로 판모양이며 그밖에 맥모양, 렌즈모양도 가진다.

기본광체들의 규모는 매우 큰데 가장 큰 광체는 주향길이가 수천m, 비탈연장길이가 2 000m에 달한다.

2. 광체품위변화특성평가를 위한 탄성BP신경망학습

탄성BP신경망에 의한 광체품위변화특성평가에서 중요한 문제는 요구하는 보간정확도를 보장하면서도 신경망학습속도를 최대한으로 높이는것이다. 이로부터 학습속도를 높이면서도 대역적인 수렴을 보장하도록 신경망의 구조, 결합무게와 턱값들의 초기값, 여러가지 무게갱신값파라미터 등을 합리적으로 설정하여야 한다.

연구지역에 있는 32개의 추공자료를 학습자료로 하여 학습자료모임을 구성하였다.

신경망학습에서 신경망의 구조를 제시된 문제의 특성에 맞게 설정하는것은 매우 중요하다. 특히 탄성BP신경망의 중간층수와 중간층신경세포수의 결정은 반드시 신경망의 일반화능력에 대한 검사를 진행한 기초우에서 진행하여야 한다.

표 1. 중간층수가 1개인 경우 탄성BP신경망의 학습성능

| 목표 오차 | 중간층신경 세포수/개 | 초기무게 갱신값 | 학습회수/회 | 도달 오차 |
|-------|-------------|----------|--------|--------|
| 1 | 5 | 0.1 | 3 000 | 899.23 |
| 1 | 10 | 0.1 | 3 000 | 801.44 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 1 | 1 500 | 0.01 | 3 000 | 657.29 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 1 | 2 400 | 0.1 | 3 000 | 5.93 |
| 1 | 2 500 | 0.1 | 2 779 | 0.97 |

우리는 입력대상으로 되는 광체품위자료의 자리표를 반영하여 입력층의 신경세포수를 3개로 설정하였고 출력자료가 광체의 금품위자료인것으로 하여 출력층의 신경세포수는 1개로 설정하였다. 그리고 합리적인 중간층수와 중간층신경세포수를 결정하기 위하여 모형계산실험을 진행하였다.

(표 1, 2)

표 1에서 보는바와 같이 광체품위

변화특성평가를 위한 탄성BP신경망학습에서 신경망구조를 입력층 신경세포수 3개, 출력층신경세포수 1개, 1개의 중간층신경세포수 2 500개로 설정하였을 때 학습회수 2 779회에서 목표오차에 도달하였다. 그런데 중간층수가 2개일 때 신경망의 학습시간은 중간층수가 하나일 때보다 길어졌으며 지어

표 2. 중간층수가 2개인 경우 탄성BP신경망의 학습성능

| 목표 오차 | 중간층신경세포수 (1층-2층)/개 | 초기무게 갱신값 | 학습회수/회 | 도달오차 |
|-------|--------------------|----------|--------|--------|
| 1 | 5-5 | 0.1 | 3 000 | 689.43 |
| 1 | 5-10 | 0.1 | 3 000 | 653.38 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 1 | 40-100 | 0.1 | 3 000 | 330.20 |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 1 | 400-500 | 0.1 | 3 000 | 7.29 |
| 1 | 500-500 | 0.1 | 3 000 | 학습오류 |

두 중간층의 세포수를 각각 500개로 하였을 때에는 신경망학습을 진행할수 없는 학습오류까지 발생하였다. 이로부터 연구지역의 광체품위변화특성평가에 리용하려는 학습자료의 규모와 특성상 중간층수를 1개로 설정하는것이 합리적이라는것을 알수 있다.

우리는 또한 무게갱신값증가배수와 무게갱신값감소배수, 최대무게갱신값, 최소무게갱신값과 같은 무게갱신값과 관련한 파라미터들을 합리적으로 결정하기 위한 모형계산실험을 진행하였다.(표 3)

표 3. 무게갱신값파라미터설정에 따르는 탄성BP신경망의 학습성능
(목표오차 1, 최대학습반복회수 3 000회)

| 무게갱신값 증가배수 | 무게갱신값 감소배수 | 최대무게 갱신값 | 최소무게 갱신값 | 학습회수/회 | 도달오차 |
|---------------|---------------|-------------|-------------|--------|--------|
| 1.05 | 0.9 | 50 | 10^{-6} | 3 000 | 199.23 |
| 1.05 | 0.8 | 50 | 10^{-6} | 3 000 | 181.44 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 1.2 | 0.5 | 50 | 10^{-6} | 3 000 | 0.9 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 1.2 | 0.5 | 50 | 10^{-8} | 3 000 | 2.97 |
| 1.2 | 0.5 | 50 | 10^{-9} | 3 000 | 5.99 |

표 3에서 보는바와 같이 무게갱신값증가배수를 1.2로, 무게갱신값감소배수를 0.5로, 최대무게갱신값을 50으로, 최소무게갱신값을 10^{-6} 으로 설정하는것이 탄성BP신경망을 리용한 연구지역의 광체품위변화특성평가에서 가장 합리적이라는 결론을 얻을수 있다.

3. 탄성BP신경망을 리용한 광체품위변화특성평가의 믿음성검증

학습을 완료한 탄성BP신경망을 리용하여 연구지역의 광체품위변화특성평가를 진행하였다.

다음 탄성BP신경망에 의한 광체품위변화특성평가의 믿음성을 검증하기 위하여 금속광체품위평가에 널리 리용되고있는 일반BP신경망을 리용한 광체품위변화특성평가결과와 비교하였다.(표 4)

표 4에서 보는바와 같이 탄성BP신경망을 리용한 광체품위변화특성평가결과자료와 추공자료의 오차가 일반BP신경망을 리용하였을 때보다 더 작았다. 또한 연구지역의 광체품위변화특성평가를 위한 탄성BP신경망학습에서는 중간층신

표 4. 탄성BP신경망과 일반BP신경망을 리용한
광체품위변화특성평가결과의 비교

| 절대오차 | 탄성BP신경망리용 | 일반BP신경망리용 |
|------|-----------------------|-----------------------|
| 최소값 | $2.393 \cdot 10^{-3}$ | $4.643 \cdot 10^{-3}$ |
| 최대값 | 1.943 | 3.587 |
| 평균값 | 0.136 | 0.237 |

경세포수가 2 500개인 경우에 학습회수 2 779회에서 목표오차에 도달하였지만 일반BP신경망학습에서는 중간층신경세포수가 탄성BP신경망보다 10배나 많은 25 000개인 경우에야 학습회수 2 910회에서 목표오차에 도달한것으로 하여 학습시간이 매우 길었다.

그림의 ㄱ)와 ㄴ)를 비교하여보면 광체품위가 서로 차이나는 구역들이 존재하는데 탄성BP신경망을 리용한 광체품위변화특성평가결과가 일반BP신경망을 리용하였을 때보다 현실자료와의 상관성이 높았다. 이것은 탄성BP신경망이 일반BP신경망보다 광체품위변화특성평가를 실현하는데서 더 효과적이라는것을 보여준다.

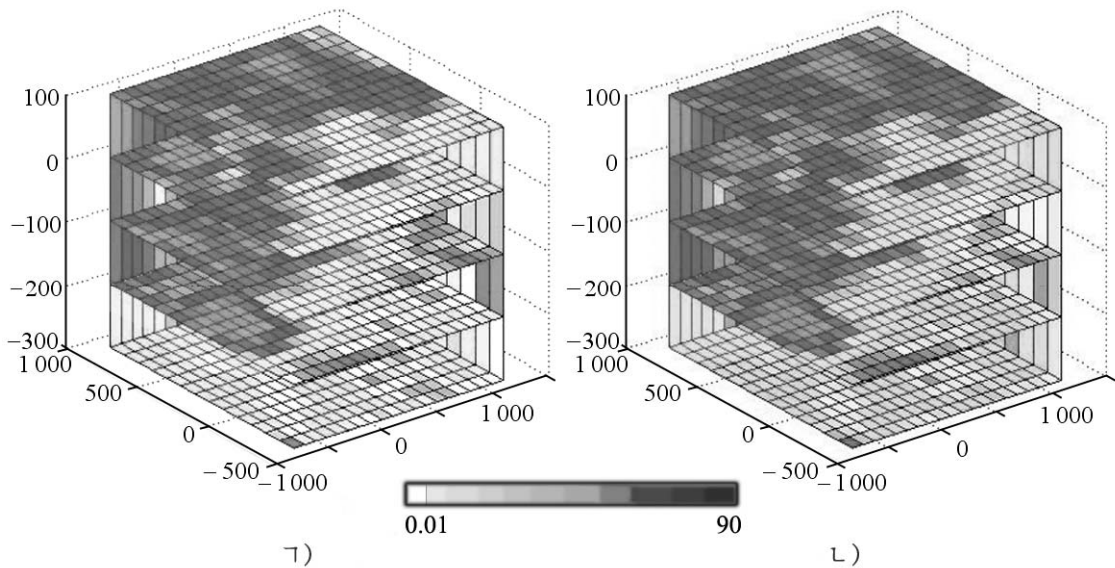


그림. 연구지역의 광체품위변화특성

ㄱ) 탄성BP신경망을 리용하였을 때, ㄴ) 일반BP신경망을 리용하였을 때

맺는 말

탄성BP신경망을 리용한 광체품위변화특성평가결과는 광체품위변화특성을 평가하는데 탄성BP신경망을 리용하는것이 합리적이라는것을 보여준다.

참고 문헌

- [1] O. Sarzeaud et al.; Mathematical Geosciences, 41, 379, 2009.
- [2] Y. Erzin et al.; Mathematical Geosciences, 41, 779, 2009.
- [3] S. Mohanty et al.; Journal of Engineering Innovation and Research, IV, 3, 1, 2013.
- [4] X. Shi et al.; Information & Computational Sciences, 10, 3511, 2013.

주체107(2018)년 1월 5일 원고접수

Variation Character Valuation of Ore Body Grade by Using Resilient BP Neural Network

Kim Won Jong, Ko Nam Hyok

The variation character valuation result of ore body grade of “入” area using resilient BP neural network shows that it is reasonable to use resilient BP neural network in estimating variation character of ore body grade.

Key words: resilient BP neural network, ore body grade