

BP신경망을 리용한 3차원광체모형화

고 남 혁

경애하는 최고령도자 김정은동지께서는 다음과 같이 말씀하시였다.

《우리는 과학기술강국건설에 박차를 가하여 짧은 기간에 나라의 과학기술발전에서 새로운 비약을 이룩하며 과학으로 흥하는 시대를 열고 사회주의건설에서 혁명적전환을 가져와야 합니다.》(《조선로동당 제7차대회에서 한 중앙위원회사업총화보고》 단행본 38페이지)

추공자료, 갱도자료, 측량자료, 지구물리탐사자료, 원격수감자료, 채굴자료와 같은 광산의 모든 자료들을 하나의 자리표계로 통합하여 3차원지질대상들과 광체를 모형화하면 지층, 광체 등에 대한 직관적이면서 효과적인 3차원가시화와 분석을 실현할수 있다. 3차원광체모형화에서 널리 리용되는 자료들중의 하나는 광체품위자료이다.[1]

광상은 일반적으로 여러가지 복잡한 지질학적요인들의 비선형적결합에 의하여 형성되므로 광체품위자료에도 이러한 비선형성이 반영되게 된다.[4] 그러므로 지질학적현상과 대상들에 반영되어있는 비선형성을 고려하여 광체를 모형화하여야 모형화결과의 믿음성을 보장할수 있다.

최근 인공신경망은 비선형적이며 복잡한 지질현상들과 대상들에 대한 정보해석에 널리 리용되고있다.[2, 3]

론문에서는 BP신경망을 리용하여 3차원 금광체에 대한 3차원모형화를 진행하고 그 결과의 믿음성을 평가하였다.

1. BP신경망을 리용한 3차원광체모형화알고리즘

BP신경망을 리용한 3차원광체모형화알고리즘은 다음과 같다.

걸음 1 주어진 광체품위자료의 전부 혹은 일부를 학습자료로 선택하여 하나의 학습자료모임을 만든다.

걸음 2 BP신경망의 구조를 적당히 설정하고 결합무게와 턱값에 초기값을 준다. 이때 결합무게와 초기값은 일정한 값범위에 속하는 우연수로 준다.

걸음 3 학습자료들가운데서 어느 하나를 선택하여 BP신경망의 입력층에 입력하고 앞방향전달관계에 따라 출력층에서의 출력신호들을 구한다.

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

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

여기서 N_{l-1} 은 $l-1$ 번째 층의 신경세포의 수, $x_j^{(l)}$ 은 l 번째 층의 j 번째 신경세포의 출력, $x^{(l-1)} = (x_1^{(l-1)}, x_2^{(l-1)}, \dots, x_{N_{l-1}}^{(l-1)})$ 은 l 번째 층에 대한 입력벡토르, $u_j^{(l)}$ 은 l 번째 층의 j 번째 신경세포의 상태, $w_{ji}^{(l, l-1)}$ 은 $l-1$ 번째 층의 i 번째 신경세포와 l 번째 층의 j 번째 신경세포사이의 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 $l-1$ 번째 층의 신경세포들과 l 번째 층의 j 번째 신경세포사이의 결합무게벡토르, $\theta_j^{(l)}$ 은 l 번째 층의 j 번째 신경세포의 턱값, $f(\cdot)$ 와 $\text{th}(\cdot)$ 는 활성화함수, T 는 활성화특성파라미터이다.

걸음 4 출력신호와 그것에 대응하는 가르치기신호사이의 오차를 구하고 BP신경망의 출력층으로부터 입력층으로 향한 뒤방향전달관계에 따라 결합무게와 턱값수정량을 계산한다.

걸음 5 결합무게와 턱값을 수정한다.

걸음 6 걸음 3-걸음 5를 전체 학습자료에 대하여 반복하고 전체 학습자료에 대한 오차를 계산한다.

걸음 7 걸음 3-걸음 6을 학습이 수렴할 때까지 즉 전체 학습자료에 대한 오차가 한계값보다 작아질 때까지 반복한다.

걸음 8 광체의 보간점들의 공간위치정보를 입력하고 보간점들에서의 광체품위값을 구한다.

걸음 9 얻어진 광체품위값들을 가지고 3차원광체모형화를 진행한다.

알고리즘에서 보는바와 같이 광체모형화의 믿음성을 보장하기 위하여서는 신경망학습이 잘 진행되어야 한다.

우리는 BP신경망에 의한 3차원광체모형화를 위하여 사지구 금광체에 대한 32개의 추공자료(표 1)를 신경망학습자료기지로 리용하였다.

표 1. BP신경망의 학습자료로 리용된 추공자료

번호	추공 번호	자리표			착맥상반 /m	착맥하반 /m	두께 /m	품위 /(g·t ⁻¹)
		X	Y	Z				
1	17	233.389	38.042 2	53.218	197.14	198.92	1.78	17.00
2	29	1 239.658	574.237	76.700	197.96	198.45	0.49	7.50
3	30	-130.403	-100.783	26.700	289.49	290.05	0.56	5.50
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
31	616	-621.912	135.500	32.210	378.10	378.20	0.10	0.01
32	948	-22.290	892.130	-19.560	128.00	128.40	0.40	2.00

연구지역에는 주로 중원생대 직현군층, 사당우군층, 신원생대 연탄군층과 고생대 황주군층이 분포되어있다. 그리고 시생대 편마암류와 결정편암류들이 분포되어있는데 광상구역의 지표에는 로출되어있지 않고 갯도들에서만 나타난다. 광체들은 주로 직현군층 규암과 편암, 시생대 편마암류속에 놓여있는데 일부 사당우군층의 석회암과 고회암속에도 놓여있다.

연구지역에는 또한 전도습곡과 굴룡습곡이 발달되어있는데 광체들은 굴룡습곡과 공간적으로 련관된다. 그리고 북서계렬, 북동계렬, 남북계렬의 단층들이 발달되어있다.

광체들은 주로 판모양이며 그밖의 맥모양, 렌즈모양도 있다. 기본광체들의 규모는 매우 큰데 가장 큰 광체의 주향길이는 수천m, 비탈연장길이는 2 000m에 달한다.

2. 3차원광체모형화를 위한 BP신경망학습

BP신경망에 의한 3차원광체모형화에서 중요한것은 필요한 보간정확도를 보장하면서 신경망학습속도를 최대로 높이는것이다. 그러자면 대역적인 수렴을 보장할수 있는 리상적인 신경망의 구조와 학습알고리즘, 활성화함수, 학습결수를 해당 학습자료의 특성에 맞게 설정하여야 한다.

연구지역의 추공자료로부터 64개의 학습자료를 선택하여 학습자료모임을 구성하였다.

신경망구조는 주로 학습자료들의 특성과 신경망모형들에 대한 사용자의 리해정도와 경험에 의하여 결정된다.

우리는 입력층 신경세포의 수를 입력대상으로 되는 광체품위자료의 자리표 (X, Y, Z)를 반영하여 3개로 설정하였고 출력층 신경세포의 수는 출력자료가 광체품위자료인것으로 하여 1개로 설정하였다. 그리고 합리적인 중간층의 수와 중간층 신경세포의 수를 결정하기 위하여 모형계산실험을 진행하였다.(표 2, 3)

표 2. 중간층의 수가 1개인 경우 BP신경망의 학습성능

목표오차	중간층 신경세포의 수/개	초기 학습속도	학습회수/회	도달오차
1	5	0.10	3 000	8 099.23
1	10	0.10	3 000	8 001.44
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	1 500	0.01	3 000	657.29
1	1 500	0.02	3 000	345.03
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	15 000	0.02	3 000	1.47
1	25 000	0.02	2 645	0.09

표 3. 중간층수가 2개인 경우 BP신경망의 학습성능

목표오차	중간층 신경세포의 수/개		초기 학습속도	학습회수/회	도달오차
	1층	2층			
1	50	50	0.02	3 000	6 289.43
1	50	100	0.02	3 000	6 053.38
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	300	1 000	0.02	3 000	3 400.10
1	400	1 000	0.02	3 000	3 109.20
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
1	4 000	5 000	0.02	3 000	74.29
1	5 000	5 000	0.02	3 000	학습오류

표 2, 3에서 보는바와 같이 3차원광체모형화를 위한 신경망의 구조에서 중간층을 1개 그리고 중간층 신경세포수를 25 000개로 설정하였을 때 2 645회의 학습에서 목표도달오차가 가장 작았다. 그런데 중간층의 수를 2개로 하는 경우에는 신경망학습에서 오류까지 발생하였다. 이로부터 연구지역 3차원광체모형화에 리용하려는 학습자료의 규모와 특성으로 보아 중간층의 수를 1개로 설정하는것이 합리적이라는것을 알수 있다.

3. BP신경망을 리용한 3차원광체모형화의 믿음성평가

학습을 완료한 BP신경망을 리용하여 연구지역의 3차원광체모형화를 진행하였다.(그림)

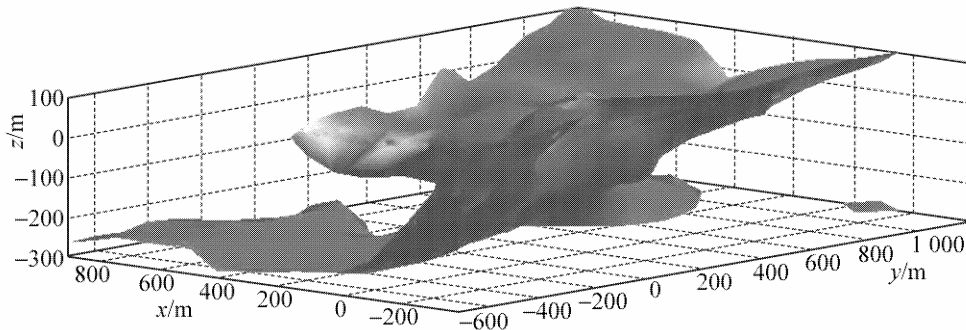


그림. BP신경망을 리용한 연구지역의 3차원광체모형화결과

그림에서 보는바와 같이 연구지역에는 맥모양, 렌즈모양, 판모양을 비롯한 여러가지 모양의 광체가 분포되어있으며 그 연장길이가 2 000m정도 된다. 이것은 연구지역 광체에 대한 선행연구결과와 일치한다.

BP신경망에 의한 3차원광체모형화의 믿음성을 검증하기 위하여 광체품위 특히 금속광체품위평가에 널리 리용되고있는 지시크리그보간방법을 리용하여 연구지역 광체품위자료를 보간하고 BP신경망에 의한 광체모형화결과와 비교하였다.(표 4)

표 4. BP신경망과 지시크리그보간방법을 리용한 3차원광체모형화결과

절대오차	BP신경망	지시크리그보간
최소값	3.393×10^{-3}	4.643×10^{-3}
최대값	2.243	3.587
평균값	0.176	0.237

표 4에서 보는바와 같이 BP신경망을 리용한 3차원광체모형화결과자료와 추공자료사이의 오차가 지시크리그보간방법을 리용하였을 때보다 더 작았다. 이로부터 BP신경망이 지시크리그보간방법보다 3차원광체를 모형화하는데서 더 효과적이라는것을 알수 있다.

맺 는 말

BP신경망을 리용하면 지시크리그보간방법을 리용할 때보다 광체의 3차원모형화를 효과적으로 실현할수 있다.

참 고 문 헌

- [1] Olivier Kaufmann; Computers & Geosciences, 34, 278, 2008.
- [2] O. Sarzeaud et al.; Mathematical Geosciences, 41, 379, 2009.
- [3] Yusuf Erzin et al.; Mathematical Geosciences, 41, 779, 2009.
- [4] L. Timothy; Computers & Geosciences, 38, 42, 2012.

3D Ore Body Modelling using BP Neural Network

Ko Nam Hyok

3D ore body modelling result of “入” area using BP neural network shows that it is reasonable to use BP neural network to make 3D modelling of the ore body.

Key words: BP neural network, ore body modelling