

인공신경망과 축차징후무게법을 리용한 광상예측

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)

지질정보의 특성에 따라 합리적인 보간방법을 설정하고 지구화학이상자료와 같은 불연속자료들을 보간하여 징후자료로 리용한다면 축차징후무게법을 적용하여 보다 믿음성있는 광상예측결과를 얻을수 있다.[1, 4]

광상은 일반적으로 여러가지 복잡한 지질학적요인들의 비선형적결합에 의하여 형성된다. 그러므로 복잡하고 비선형적인 지질학적인 요인들의 영향을 고려하여 광상예측을 진행하여야 해석결과의 믿음성을 보장할수 있다.[2] 최근 비선형적이며 복잡한 지질현상들과 대상들에 대한 정보해석에 인공신경망이 널리 리용되고있다.[3]

론문에서는 인공신경망과 축차징후무게법을 리용하여 지구 연, 아연광상에 대한 예측을 진행하고 그 결과의 믿음성을 평가하였다.

1. BP신경망을 리용한 광상예측징후자료들의 보간

광상예측징후자료를 보간하기 위하여 여러가지 인공신경망모형들가운데서 BP신경망[2]을 리용하였다.

BP신경망을 리용한 광상예측징후자료보간알고리즘은 다음과 같다.

- ① 징후자료의 전부 혹은 일부를 학습자료로 선택하여 하나의 학습자료모임을 만든다.
- ② BP신경망의 구조를 적당히 설정하고 결합무게와 턱값을 설정한다. 이때 결합무게와 턱값의 초기값은 보통 작은 값범위의 우연수로 설정한다.
- ③ 학습자료들가운데서 어느 하나를 선택하여 BP신경망의 입력층에 입력하고 앞방향 전달관계에 따라 출력층에서의 출력신호들을 구한다.
- ④ 출력신호와 그것에 대응하는 가르치기신호사이의 오차를 구하고 BP신경망의 출력층으로부터 입력층으로 향한 역방향오차전파관계에 따라 결합무게와 턱값의 수정량을 계산한다.
- ⑤ 결합무게와 턱값을 수정한다.
- ⑥ ③-⑤를 전체 학습자료에 대하여 반복하고 전체 학습자료에 대한 오차를 계산한다.
- ⑦ ③-⑥을 학습이 수렴할 때까지 즉 오차가 한계값보다 작아질 때까지 반복한다.
- ⑧ 입력층에 보간점들의 공간위치정보를 입력하고 보간값을 구한다.
- ⑨ 보간결과에 기초하여 징후도를 작성한다.

알고리즘에서 보는바와 같이 광상예측보간결과와 의 믿음성을 보장하기 위하여서는 신경망학습이 잘 진행되어야 한다. 그런데 BP신경망은 수렴속도(학습속도)가 느리고 대역적수렴이 아니라 자주 국부적수렴이 진행되는 부족점이 있다. 이러한 부족점을 해결하자면 BP신경망의 학습성능과 관계되는 인자들이 학습속도에 미치는 영향을 잘 알고 인자값들을 옹계 설정하여야 한다.

BP신경망을 리용한 광상예측징후자료보간알고리즘을 리용하여 연구지역의 연, 아연광상예측을 위한 지구화학이상자료에 대한 보간을 진행하였다.

신경망의 입력자료로 연구지역의 4 519개의 지구화학이상자료를 리용하였다. 입력자료는 매 시료채취점의 x, y 자리표와 연, 아연이상값이다. 계산실험에 의하면 BP신경망을 리용하여 연구지역의 광상예측징후자료를 보간하는 경우 입력층신경세포의 수를 2개, 중간층의 수를 1개, 중간층신경세포의 수를 27개, 출력층신경세포의 수를 2개, 신경망학습에 리용되는 활성화함수를 쌍곡탄젠스함수로 설정하는것이 합리적이다. 그리고 자료의 값범위가 $-1 \sim +1$ 사이에 놓이도록 자료를 정규화하고 활성화특성파라미터값은 1, 학습결수값은 10으로 설정하였을 때 신경망의 학습성능이 가장 높았다.

BP신경망을 리용한 광상예측징후자료보간결과와 지질탐사자료보간에 널리 리용되고있는 범크리그보간방법을 리용한 보간결과를 비교하여 BP신경망을 리용한 광상예측징후자료보간의 믿음성을 검증하였다.(표 1)

표 1에서 보는바와 같이 광상예측징후자료보간에 BP신경망을 리용하는것이 더 합리적이라는것을 알수 있다.

표 1. BP신경망에 의한 보간 결과의 믿음성검증

보간방법	절대오차(평균값)	
	연	아연
BP신경망	0.003	0.009
범크리그법	0.003	0.011

2. 축차징후무계법을 리용한 광상예측도작성과 믿음성검증

ArcGIS에서 축차징후무계모형을 리용한 광상예측알고리즘은 다음과 같다.

- ① 해당 지역의 광화이상정보들이 반영된 도면자료들을 입력시킨다.
- ② 도면자료에 대한 도면정향과 수자화를 진행하여 목적하는 광화징후자료들과 광체자료를 추출한다.
- ③ 광화징후자료들과 광체자료를 라스터화한다.
- ④ 재분류기능을 리용하여 2값징후도들을 작성한다.
- ⑤ 2값징후도들을 중첩순서에 따라 배열하고 라스터계산기능을 리용하여 첫번째 징후자료의 무계를 계산한다.

$$W_i^+ = \ln \frac{P(B_i|D)}{P(B_i|\bar{D})}, \quad W_i^- = \ln \frac{P(\bar{B}_i|D)}{P(\bar{B}_i|\bar{D})}$$

여기서 W_i^+ 는 i 번째 징후 B_i 의 무계값이며 D 는 이미 알려져있는 광체분포구역이다.

- ⑥ 다음번째 징후자료를 선택하고 그것의 무계를 계산한다.

$$W_i^+ = \ln \frac{P(B_i|D_{i-1})}{P(B_i|\bar{D}_{i-1})}, \quad W_i^- = \ln \frac{P(\bar{B}_i|D_{i-1})}{P(\bar{B}_i|\bar{D}_{i-1})}$$

⑦ 중첩에 리용되는 마지막징후자료까지 ⑥을 반복하여 모든 징후자료들의 무게값을 결정한다.

⑧ 2값징후도들을 결합하여 하나의 무게분포도를 얻는다. 이때 역시 ArcGIS의 라스터 계산기능을 리용한다.

$$\text{logit}\{D|B_1 \cap B_2 \cap B_3 \cap \dots \cap B_n\} = \text{logit}\{D\} + \sum_{i=1}^n W_i^{\pm}$$

여기서 logit 는 확률비의 로그값이다.

⑨ 무게분포도로부터 광상에측도를 얻는다.

축차징후무게모형을 리용하여 연구지역 연, 아연광상에 대한 예측을 진행하였다.

연구지역에는 중원생대 사당우군층의 은적산주층 상부층, 덕재산주층 하부층과 상부층, 청석두주층 하부층과 제4기층이 놓여있다. 관입암으로는 신원생대 연산암군 휘장휘록암과 중생대 평강암군 황반암맥이 발달한다. 황반암맥과 연, 아연광상들의 분포특성이 밀접히 관계되어있다.

또한 연구지역에 분포된 단층들은 광체분포와 밀접한 연관을 가지고있는데 단층에 의하여 황반암맥이 절단전위되었다. 대다수의 연, 아연광체들은 탄산염암석내에 형성된 파쇄대안에 놓인다.

연구지역의 지질학적특성에 대한 종합분석에 기초하여 광상에측징후자료들로 배태암

분포자료, 단층분포자료, 지구화학이상자료(BP 신경망을 리용하여 보간한 자료), 황반암맥분포자료를 리용하였다. 그리고 축차징후무게법에 의한 중첩분석때 징후자료의 리용순서와 무게값은 표 2와 같다.

완충구역을 단층인 경우 25m, 황반암맥인 경우 35m로 설정하였을 때 축차징후무게법을 리용한 연, 아연광상에측결과를 그림과 같다.

표 2. 축차징후무게법에 의한 중첩분석때 징후자료의 리용순서와 무게값

순서	징후	W^+	W^-	대조도
1	배태암	0.13	-0.12	0.25
2	단층	0.26	-0.27	0.53
3	지구화학이상	1.20	-0.07	1.27
4	황반암맥	0.47	-0.05	0.52

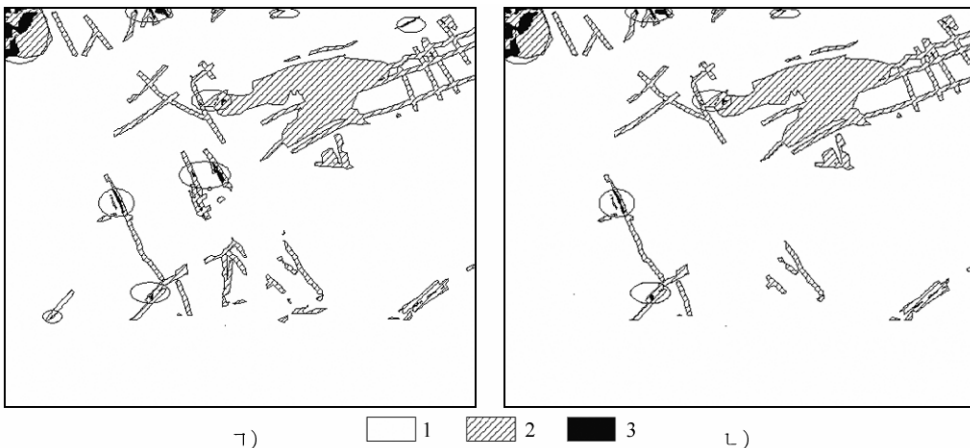


그림. 연구지역의 연, 아연광상에측결과

가) 인공신경망과 축차징후무게법을 리용한 경우, 나) 범크리그법과 축차징후무게법을 리용한 경우; 1—광상존재확률이 낮은 구역, 2—광상존재확률이 높은 구역, 3—이미 알려진 광상들과 겹치는 구역

그림에서 보는바와 같이 인공신경망과 축차징 후무계법을 리용하여 얻은 광상예측도에
서 광상존재확률이 높은 구역에 이미 알려진 광상들이 더 많이 반영된다. 또한 광상예측결
과는 연구지역의 연, 아연광체들의 분포가 단층구조의 분포특성, 지구화학이상구역들과 높
은 련관성을 가진다는 선행연구결과와 잘 일치된다.

맺 는 말

인공신경망과 축차징 후무계법을 리용한 연, 아연광상예측결과는 광상예측에 축차징 후
무계법과 함께 인공신경망을 리용하는것이 합리적이라는것을 보여준다.

참 고 문 헌

- [1] O. Sarzeaud et al.; Mathematical Geosciences, 41, 379, 2009.
- [2] Yusuf Erzin et al.; Mathematical Geosciences, 41, 779, 2009.
- [3] Xiuzhi Shi et al.; Information & Computational Science, 10, 3511, 2013.
- [4] 张生元 等; 地球科学, 34, 2, 281, 2009.

주체106(2017)년 5월 5일 원고접수

Deposit Prediction using ANN and Stepwise Weights of Evidence

Ko Nam Hyok

I predicted the deposit of “○” area by using ANN and stepwise weights of evidence. The
prediction result shows that it is reasonable to use ANN and stepwise weights of evidence for deposit
prediction.

Key words: stepwise weights of evidence, ANN, deposit prediction