

GIS 기반 광물자원 분포도 작성에서 예측 확률 추정을 위한 예측비율곡선의 응용

박노옥[†] · 지광훈

한국지질자원연구원 지질자원정보센터

Application of Prediction Rate Curves to Estimation of Prediction Probability in GIS-based Mineral Potential Mapping

No-Wook Park[†] and Kwang-Hoon Chi

Geoscience Information Center, Korea Institute of Geoscience and Mineral Resources

Abstract : A mineral potential map showing the distributions of potential areas for exploration of undiscovered mineral deposits is a kind of predictive thematic maps. For any predictive thematic maps to show reasonably significant prediction results, validation information on prediction capability should be provided in addition to spatial locations of high potential areas. The objective of this paper is to apply prediction rate curves to the estimation of prediction probability of future discovery. A case study for Au-Ag mineral potential mapping using geochemical data sets is carried out to illustrate procedures for estimating prediction probability and for an interpretation. Through the case study, quantitative information including prediction rates and probability obtained by prediction rate curves was found to be very important for the interpretation of prediction results. It is expected that such quantitative validation information would be effectively used as basic information for cost analysis of exploration and environmental impact assessment.

Key Words : Mineral potential, Validation, Thematic map.

요약 : 광물자원 분포도는 아직 발견되지 않은 광상의 부존 가능성을 공간적 분포로 나타내는 일종의 예측 주제도에 해당된다. 이러한 예측 주제도는 예측 가능성이 높은 지역의 공간적 위치뿐만 아니라 예측 능력에 대한 검증 정보가 함께 제시되어야 주제도의 신뢰성을 판단할 수 있다. 이 연구의 목적은 미래의 광상 발견과 관련된 예측 확률을 추정하기 위해 교차 검증을 통해 얻어지는 예측비율곡선을 응용하는데 있다. 지화학 자료를 이용한 열수 맥상 형태의 Au-Ag 광상을 예측도 작성 사례 연구를 통해, 예측 확률 추정 과정과 결과의 해석을 예시하였다. 사례연구 수행 결과, 예측 주제도의 해석을 위해서는 검증을 통한 정량적 근거가 함께 제시되어야 함을 확인할 수 있었다. 이 연구를 통해 얻어지는 정량적 검증 자료는 추후 광상 개발 관련 비용 분석과 환경 영향 추정에도 이용될 수 있을 것으로 기대된다.

1. 서론

최근 정부 부처와 주요 공공기관을 중심으로 해외 광물자원에 대한 인식 제고로 해외 광물자원의 자주 개발을 높이기 위한 방안이 적극적으로 모색중에 있다(김복철 외, 2006). 이러한 배경에서 광물자원 분포도 작성은 여러 지질 주제도 작성 중에서 중요한 분야로 간주될 수 있으며, 여러 변수들이 복합적으로 작용하여 나타나는 지질학적 현상들의 특성을 고려할 때 여러 지질 자료들의 통합 분석을 통해 작성되는 제 3의 고부가가치 정보를 포함하는 주제도에 해당된다.

외국에서는 1980년대부터 다중 근원 자료의 공간 통합이라는 주제로 확률/통계, 퍼지 이론 모델(Bonham-Carter *et al.*, 1988; An *et al.*, 1991; Chung *et al.*, 2002)에 기반하여 광물자원 분포도를 작성하여 왔다. 국내에서는 국가 GIS 사업을 통한 수치 주제도의 보급이 급증해진 1990년대 중반부터 GIS와 연계하여 기존 전문가의 주관적인 지식과 경험에 의존하였던 가중치 기반 중첩 분석을 탈피하여 확률/통계, 인공지능 기반의 공간 통합 모델의 적용 연구가 진행되어 왔다(Lee, 1995; Choi *et al.*, 2000; 오현주 외, 2006).

광물자원 분포도 작성의 최종 목표는 어느 지역이 아직 발견되지 않은 특정 유형의 광상을 포함하고 있는가? 라는 질문에 대한 답을 제시해 주는데 있다. 즉 이러한 주제도 작성은 아직 밝혀지지 않은 미래의 사건을 다루는 일종의 “예측”과 관련된 문제를 다루고 있기 때문에 유망 지역의 공간적 위치뿐만 아니라 예측 능력이나 신뢰성에 대한 정량적 근거가 함께 제시되어야 의사결정에 직간접적으로 사용할 수 있다. 현재 외국에서는 예측적 지질 주제도 작성과 관련하여 개선된 모델의 개발과 더불어 산사태 위험성 분석을 주 대상으로 하여 예측 능력의 정량적 검증이나 불확실성 분석에 대한 연구가 활발하게 진행 중에 있다(Chung, 2006; Glade, 2006). 그러나 국내에서는 대부분의 연구가 통합 모델의 적용과 비교에 주안점을 두어 통합 결과에 대한 타당성 검증이나 불확실성 분석에 대한 연구가 체계적으로 정립되어 있지 않은 상황이다. 특히 국내 일부 연구에서는 광물자원 분포도의 검증을 위해 예측 모델 작성에 사용된 기존 알려진 광상 위치자료를 예측도와 직접 비교하여 왔다(이사로 외, 2005; 오현주 외, 2006). 그러나

이는 모델이 얼마나 과거 광상 위치를 잘 설명할 수 있는지에 대한 모델 적합도를 나타낼 수 있지만 모델 작성에 사용된 자료를 검증에 재사용하였기 때문에 예측 능력을 과추정할 가능성이 크다. 또한 이러한 검증 결과를 광물자원 분포도의 해석에 이용하지 못하였다.

일반적으로 광물자원 분포도를 바탕으로 아직 발견되지 않은 광상의 개발이 이루어지기 때문에 광상 개발에 따른 비용 문제 등 경제적인 요인을 고려한 예측 확률의 계산이 필요하다. 예측 확률의 계산에는 기본적으로 분포도상의 등급이 어느 정도의 예측 능력을 가지고 있다는 정보와 고려하고 있는 대상지역의 크기 및 최소 탐사 단위 면적 등을 필요로 한다(Chung *et al.*, 2002). 예측 능력에 대한 정보는 교차 검증의 과정을 통해 정량적인 정보를 얻을 수 있다. 여기서 주의할 점은 예측 능력은 기존 연구에서 사용한 모델 작성에 사용된 자료의 비교가 아닌, 독립적인 광상 자료와의 비교에 기반을 둔 추정이 이루어져야 한다는 것이다. 이러한 확률 추정과 관련하여 Chung(2006)은 산사태 위험성 분석을 위해 미리 가해진 미래의 산사태 발생 피해 면적과 개수에 기반하여 미래 산사태 발생의 조건부 확률을 정량적으로 추정하였으며, 교차 검증에 의한 산사태 예측도의 정량적 검증의 중요성을 강조하였다.

검증과 관련하여 박노옥과 오석훈(2006)에서는 지화학 자료를 이용한 광물자원 분포도 작성에서 입력 자료가 최종적인 예측 능력에 미치는 영향을 정량화하기 위해 지구통계학적 시뮬레이션과 교차 검증 기반 예측비율곡선(prediction rate curve)을 적용하였다. 이를 통해 입력 자료의 불확실성이 최종적인 광물자원 분포도상의 예측 능력에 영향을 미치는 것을 확인하였으며, 특히 교차 검증 기반 예측비율곡선을 통한 예측 능력을 광물자원 분포도의 해석에 직접적으로 이용해야함을 강조하였다. 그러나 전술한 아직 발견되지 않은 광상의 개발과 관련된 예측 확률로의 확장은 수행하지 않았다.

이 논문에서는 기존 Chung(2006)에 의해 제안된 미래 산사태 발생의 예측 확률을 추정하기 위한 과정을 광물자원 분포도 작성에 응용하여 예측 능력의 정량적 검증 지수로 사용될 수 있는 예측비율곡선을 이용하여 은둔 광상 발견의 예측 확률을 추정하고자 한다. 최종적으로 특정 위치에서의 미래 사건 발생의 예측 확률 추정 과정은 예측도 작성, 예측비율곡선에 의한 검증, 예측

확률 추정 및 일련의 과정으로 구성되는데, 특히 교차 검증에 의한 예측비율곡선의 작성과 예측 확률 추정 과정에 대해 중점적으로 논의하였다. 박노옥과 오석훈(2006)에 의해 사례연구가 수행된 태백산 광화대 일부 지역에서 지화학 자료를 이용한 열수 맥상 형태의 금-은(Aurium-Argentum: Au-Ag) 광상 예측도 작성 사례 연구를 통해 예측 확률 추정 과정을 예시하고자 하였다. 선행 연구에서는 입력 자료의 예측 능력에 미치는 영향을 추정하기 위해 예측비율곡선의 변이도를 해석하였지만, 이 연구에서는 예측비율곡선을 통해 얻어지는 예측 능력 혹은 예측 불확실성으로부터 광물자원 개발과 관련된 위험성 분석(risk analysis)의 사전 정보로 사용이 가능한 예측 확률을 직접적으로 추정할 수 있도록 확장하는데 주목적이다.

2. 연구 지역 및 사용 자료

이 연구에서는 미래의 은둔광물자원 개발과 관련된 예측 확률을 계산하는 과정을 예시하기 위해 박노옥과 오석훈(2006)에 의해 광물자원 분포도 작성 연구가 수행된 태백산 광화대 중에서 예미, 호명, 임계, 정선의 1:50,000 도폭의 지질도를 포함하는 지역을 대상으로 하였다. 연구 지역내의 As, Cu, Pb, Zn의 4개 지화학

자료를 이용하여 열수 맥상 형태의 Au-Ag 광상을 대상으로 광물자원 분포도를 작성하였다(Fig. 1). 254개의 하상 수계에서 채취된 지화학 자료(이진수 외, 1998)를 로그 변환한 후에 정규 크리깅을 통해 내삽하였으며, 최종적으로 샘플 자료의 간격을 고려하여 연구지역을 50미터 공간해상도의 888×742 격자로 구성하였다. 선행 연구(박노옥과 오석훈, 2006)에서는 입력 자료의 영향을 살펴보기 위해 결정론적 관점에서 하나의 주제도만을 제공할 수 있는 크리깅 내삽 기법 대신에 지구통계학적 시뮬레이션을 적용하였다. 이를 통해 미리 정해진 시뮬레이션 회수만큼의 지화학 주제도가 생성되었으며, 이를 광물자원 분포도 작성에 이용하여 다수의 광물자원 분포도를 작성하였다. 이후 교차 검증을 수행함으로써 다수의 광물자원 분포도별 예측비율 값을 얻었으며, 이후 개별 예측 등급에서의 예측 능력을 박스 플롯 형태의 예측비율곡선으로 가시화하였다. 선행 연구와의 차별성은 이 연구의 목적이 입력 자료의 영향을 살펴보는 데 목적이 있지 않고, 검증을 통해 얻어지는 예측비율곡선으로부터 예측 확률을 계산하는 과정을 예시하는데 있다는 것이다.

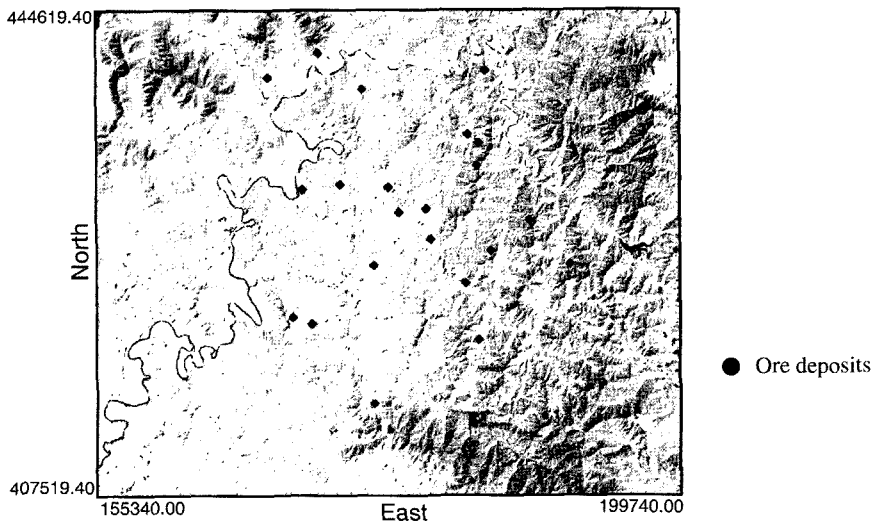


Fig. 1. The location of ore deposits in the study area. The background is a Landsat TM band 4 image (modified from Park and Oh, 2006).

3. 광물자원 분포도 및 예측비율곡선 작성

사례연구의 목적이 특정 모델의 적용 가능성을 살펴 보는데 있지 않고, 예측 확률을 추정하는 과정의 예시에 있기 때문에 선행 연구인 박노옥과 오석훈(2006)에 의해 적용된 우도비 기반 예측적 판별분석 모델(predictive discrimination analysis model)을 적용하였으며, 실제 적용에는 SPM 프로그램(SpatialModels, 2004)을 이용하였다.

일반적으로 광물자원 분포도 작성을 위해 적용될 수 있는 모델들은 확률 모델부터 퍼지 논리 기반 모델까지 다양하다. 로지스틱 회귀분석 모델이나 퍼지 논리 모델의 경우 최종 결과물이 0에서 1까지의 값으로 제시되며, 우도비 모델의 경우에는 0에서 무한대까지의 값을 가지게 된다. 이렇게 서로 다른 이론적 배경을 가지는 모델을 서로 비교하기 위해서는 동일 조건의 결과물로의 정규화가 필요하다. 또한 최종적인 광물자원 분포도의 해석에서 중요한 것은 적용 모델별로 서로 다르게 나오는 결과값의 절대값이 아니라, 연구지역내에서의 상대적인 차이이다. 예를 들어 로지스틱 회귀분석 모델의 결과값에서 특정 화소의 값이 0.8이고, 다른 주변 화소의 값이 0.6이라고 해서 0.2의 차이가 어느 정도의 예측 능력의 차이를 나타내는지는 비교하기가 명확하지 않다. 대신 순위(rank)를 이용한 등면적 표현을 이용할 경우, 연구

지역에서의 상대적인 예측값의 차이를 부각시킬 수 있다(박노옥과 오석훈, 2006; Chung, 2006). 서로 다른 이론적 배경을 가지는 모델이더라도 순위를 이용한 등면적 표현을 이용할 경우, 각 순위값의 등급별로 동일한 면적을 차지하기 때문에 상호 비교가 가능하다.

이러한 순위 기반 정규화 과정을 통해 얻어진 연구 지역 내의 광물자원 분포도는 Fig. 2에 제시되어 있다. Fig. 2를 살펴보면, 연구 지역의 중앙부분이 상대적으로 예측값이 높게 나오고 있는 것을 확인할 수 있다.

이렇게 작성된 광물자원 분포도의 검증을 위해 교차 검증을 이용하였으며, 검증 결과의 가시화를 위해 예측 비율곡선을 작성하였다. 서론에서 기술한 것처럼, 예측과 관련된 주제도의 검증을 위해서는 모델 작성에 사용된 전체 광상 자료를 그대로 검증에 사용하지 않고, 전체 광상 자료의 분할이 필요하다. 전체 광상 자료를 모델 작성에 사용되는 훈련 집단과 검증을 위한 참조 집단으로 나눈 후에, 모델 집단을 이용하여 얻어진 광물자원 분포도와 참조 집단을 중첩하여 얼마나 참조 집단을 잘 예측했는지를 판단해야 한다. 이러한 과정은 원격탐사 자료의 분류에서 훈련 집단과 참조 집단을 이용하는 과정과 개념적으로 유사하다. 기존 산사태 취약성 분포도의 검증에는 연구지역에 비교적 많은 수의 산사태를 이용할 수 있기 때문에, 시간적 분할이나 공간적 분할을 수행하여 왔으나, 대상 연구지역에서는 비교적 적은 수

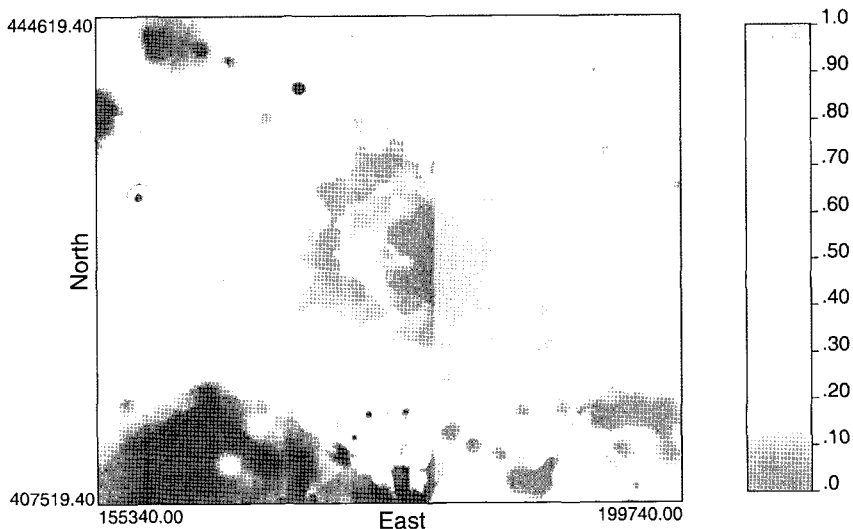


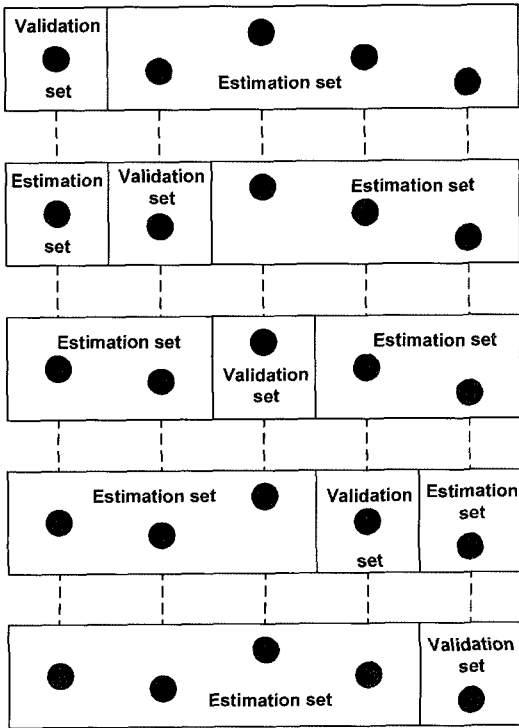
Fig. 2. Mineral potential map generated by a predictive discriminant analysis model.

의 광상이 존재하기 때문에 one-leave-out 기반의 교차 검증을 수행하였다(Fig. 3). 우선 22개의 광상 위치 중에서 한 개를 제외한 나머지 21개와 지화학 자료에 대해 예측적 판별분석 모델을 적용하여 광물자원 분포도를 작성한다. 이렇게 작성된 광물자원 분포도와 제외된 한 개의 광상 위치를 중첩하여 예측값을 저장한다. 이러한 과정을 22개의 광상 모두에 대해서 적용한 후에, 각 광상 위치에서의 예측값으로부터 예측비율곡선을 계산하게 된다.

예측비율곡선은 기본적으로 검증 집단과 예측도와의 중첩 분석을 통해 계산되는데(Chung and Fabbri, 2003), 전반적인 형태는 진단의 변별력 측정과 관련하여 많이 적용되어온 수신기 운용 특성 곡선(receiver operating characteristic curve)과 유사하다. 수신기 운용 특성 곡선에서는 임계값에 따라 오 거부율과 오 수

락을 그래프로 나타내는데 비해, 예측비율곡선에서 x축은 예측도상의 상위 등급에서 하위 등급으로 가면서 차지하는 면적의 누적비율을, y축은 특정 예측등급에 포함되는 검증 집단의 사건 발생의 정규화된 누적 비율인 예측비율을 의미한다. x축은 순위 기반의 등면적 표현으로 표시된 예측 등급의 상대적인 누적 비율을 의미하면서 동시에 작은 값일수록 상위 등급을 나타내게 된다. 일반적으로 적은 면적에서 많은 검증 집단의 광상이 포함될수록 예측 능력이 좋은 것을 의미하므로, 예측비율곡선은 기울기가 가파르고 곡선의 모양이 좌상으로 치우친 Γ 형태를 나타내게 되며, 예측 능력이 떨어질수록 임의의 예측결과를 나타내는 대각선에 가깝게 된다. 이러한 예측비율곡선의 형태와 곡선 아래의 면적 비교를 통해 예측모델 사이의 예측능력의 차이를 비교할 수 있다.

Fig. 4는 one-leave-out 기반의 교차 검증을 통해 계산된 예측비율곡선을 나타내고 있다. 좌상단으로 치우친 양상을 보이지는 않고 완만히 기울기가 감소하는 양상을 나타내고 있다. 연구지역의 상위 4.6%와 15%에서 전체 22개의 광상 중에서 각각 5개와 11개인 22.7%와 50%의 예측 능력을 보이고 있다. 연구 지역의 공간 해상도와 크기를 고려하면, 광상 5개를 예측하기 위해서는 $75.8\text{km}^2 (=888 \times 742 \times 0.05 \times 0.05 \times 0.046)$ 까지 영역을 확장해야 한다는 것을 의미한다. 유사하게 250km^2 까지 확장해야 광상 11개를 발견할 수 있게 된다.



Evaluation of uncertainty or error

Fig. 3. A procedure for one-leave-out cross-validation.

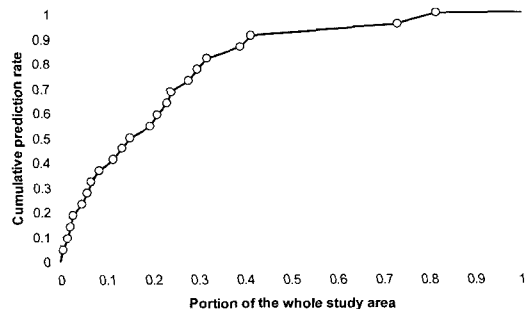


Fig. 4. Prediction rate curve based on one-leave-out cross-validation.

4. 예측비율 및 예측 확률 추정

예측비율곡선은 상위 등급에서 많은 미래의 사건을 포함해야 하기 때문에 이론적으로 점차적으로 기울기가 감소하는 형태를 나타내어야 한다. 그러나 연구대상지역에서 실험적으로 예측비율곡선을 계산하며 예측 분포도 작성에 사용된 자료들이 기존 광상의 특성을 정확하게 반영할 수는 없기 때문에, 이러한 양상을 나타내지 않고 하위 등급에서 높은 예측능력을 나타낼 수 있다. 따라서 예측비율곡선으로부터 계산된 예측비율값을 상위 등급에서 하위 등급으로 갈수록 예측능력이 감소하는 형태로의 함수로의 추정을 우선 수행하였다.

이 연구에서는 예측비율곡선을 지수함수의 비선형 회귀분석을 통해 예측비율곡선의 기울기가 점차적으로 감소하는 형태의 함수로 추정하였다. 추정된 식은 (1)과 같으며, 추정 표준오차는 0.023으로 나타났다.

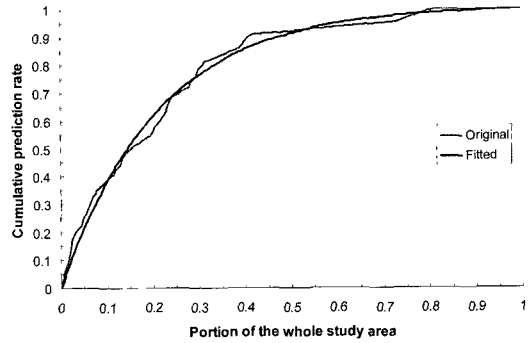
$$y = 1.0083 \times [1 - \exp(-4.7362 \times x)] \quad (1)$$

여기서 x 와 y 는 원 예측비율값과 새로이 추정된 예측비율값을 각각 나타낸다.

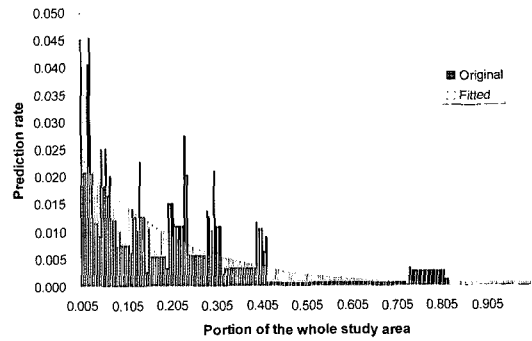
Fig. 5는 원 예측비율곡선과 추정된 예측비율곡선을 나타내고 있다. 예측비율의 누적함수 형태인 예측비율곡선 대신에 각 등급별 예측비율을 살펴보면(Fig. 5 (b)), 상위 등급에서 하위 등급으로 갈수록 예측능력이 점차적으로 감소하는 형태를 잘 반영하고 있다. 이렇게 추정된 예측비율은 특정 모델을 이용하여 작성된 광물 자원 분포도의 개별 예측 등급의 단위 면적에서 은둔 광상이 발견될 예측 확률의 계산에 이용되었다.

일반적인 광물자원 탐사를 위해서는 특정 면적을 가지는 선택적 광상 단위(selective mining unit: SMU)를 정의하는데, 예측도 상의 특정 등급 안에서 SMU가 광상 개발을 위해 임의로 선택되었다고 할 때, SMU에서 광상이 포함될 확률을 계산하기 위해서는 별도의 가정을 필요로 한다. 우선 연구 지역내에는 적어도 하나의 아직 발견되지 않은 광상이 존재하는 것이고, 광물자원 분포도 작성에 사용된 탐사 자료들은 광상을 발견하는데 필요한 정보를 제공한다는 것이다(Chung et al., 2002).

Chung(2006)에 의해 제안된 미래의 산사태 발생 조건부 확률 표현을 광상 발견 조건부 확률에 맞게 변형하면 다음과 같이 표현될 수 있다. 예측비율곡선의 함수



(a)



(b)

Fig. 5. (a) original prediction rate curve and the fitted curve, (b) original prediction rate and the fitted prediction rate.

추정을 통해 i 번째 등급에서 예측비율값 pr_i 를 얻었다고 할 때, 은둔 광상이 차지하는 픽셀수와 예측 등급에서의 픽셀수를 각각 n_a 와 n_b 로 가정하면, i 번째 등급에서 새로운 광상이 발견된 확률 \hat{p}_i 는 식 (2)로 계산된다.

$$\hat{p}_i = 1 - [1 - pr_i]^{\frac{n_a}{n_b}} \quad (2)$$

식 (2)를 SMU와 연관시킬 경우, SMU가 차지하는 픽셀수, 예측 등급에서의 픽셀수와 예측 등급에서 개발하고자 하는 SMU의 개수를 각각 n_{PSMU} , n_b , n_{SMU} 로 정의하면 조건부 확률은 다음 식으로 표현될 수 있다.

$$\hat{p}_i = 1 - [1 - pr_i]^{\frac{n_{PSMU} \cdot n_{SMU}}{n_b}} \quad (3)$$

예측비율곡선의 추정을 통해 예측도의 각 등급별로 예측능력 확률값 p_i 를 알고 있기 때문에, 모든 등급에서의 예측 확률을 얻게 된다. 그러나 n_{PSMU} , n_b , n_{SMU} 를 어떻게 정의하느냐에 따라 예측 확률값은 달라지게 된다.

이 연구에서는 시범적으로 SMU를 250m×250m (0.0625 km²)을 가정하여 총 10개의 SMU를 개발한다

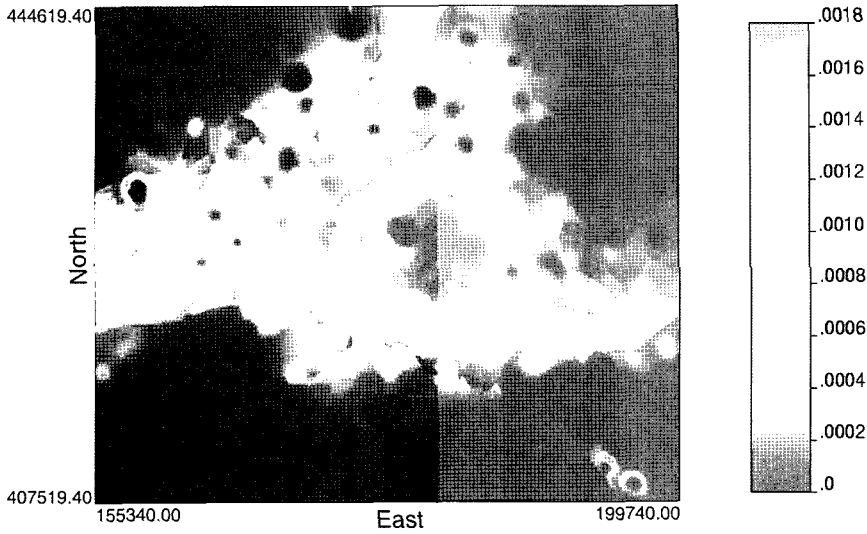


Fig. 6. Spatial distributions of prediction probability that the undiscovered deposits will be located in the considered 10 SMUs.

고 가정하였다. 공간해상도 50m와 예측 등급을 0.05% 별로 구분하는 경우를 고려하면, n_b 는 $3294(=888 \times 742/200)$ 로 계산된다. Fig. 6은 Fig. 2와 식 (3)을 이용하여 얻어진 10개의 SMU에서 미래의 광상이 발견될 확률의 공간적 분포를 나타내고 있다. Fig. 6의 해석을 위해 몇 개의 재분류된 예측 등급별로 정리한 결과는 Table 1에 제시되어 있다. 최상위 0.5%부터 2%까지는 0.5% 간격별로 예측 확률값의 변화가 거의 없거나 두드러지지 않고 있다. 상위 2%에서 5%까지는 예측 확률이 유사하게 나오고 있으나, 앞선 최상위 0.5%부터 2%까지는 0.5% 간격별에서 나온 예측 확률값을 이 영역에서 얻기 위해서는 6배나 넓은 지역으로 개발 영역을 확장해야만 한다. 예측비율곡선의 경향과 마찬가지로 최상위 등급에서 하위 등급으로 갈수록 예측 확률값이 현저하게 작아져야 Fig. 2에 제시된 광물자원 분포도가 유의미성을 가지게 된다. 그러나 최상위 0.5%와 그 다음 0.5% 간격의 등급에서 유사한 예측 확률값을 보이고 있으므로 Fig. 2의 지화학 자료에 의해 작성된 광물자원 분포도에서 상위 몇 %까지가 개발 유망 지역이라고 단정지어 구분할 수는 없다. 또한 상위 5% 이후부터의 예측 확률값이 이전까지에 비해 상대적으로 큰 폭으로 작아지고 있으므로 상위 5%까지를 개발 유망 지역으로 구분할 수는 있겠지만, 이 경우는 상대적으로 넓은 영역까지 개발을 해야하므로 비용면에서 적절한 구분이라고

Table 1. Prediction probability values that the undiscovered deposits will be located in the considered 10 SMUs for the portion of the study area.

Portion of the study area	Prediction probability
Top 0.5%	0.0018
0.5% - 1%	0.0018
1% - 1.5%	0.0017
1.5% - 2%	0.0017
2% - 5%	0.0016
5% - 10%	0.0014
10% - 20%	0.0010
20% - 30%	0.0006
30% - 50%	0.0003
Remaining 50%	0.0001

할 수는 없다.

이러한 결과는 연구 지역의 열수 맥상 형태의 Au-Ag 광상의 예측과 관련하여 사용된 4개의 지화학 자료가 광상 특성과 관련된 정확한 정보를 제공하고 있지 못한 점에 기인한 것으로 판단된다. 하상 수계에서 채취된 지화학 원소를 이용하였으므로, 이러한 지화학 원소의 공간 패턴은 근원지와는 다소 다른 양상을 나타내게 된다. 따라서 예측 능력이나 예측 확률의 향상을 가져오기 위해서는 암석이나 토양에서 채취된 지화학 자료나 지구물리 탐사 자료, 기타 지질 자료를 이용해야 할 것으로 판단된다.

5. 결론

광물자원 분포도와 같은 예측적 지질 주제도는 공간적 분포 양상 이외에 어느 정도의 예측 능력을 가지고 있는지에 대한 근거가 함께 제시되어야 추후 의사결정과 관련된 해석을 수행할 수 있다. 이 연구에서는 광물자원 분포도의 검증에 사용될 수 있는 예측비율곡선을 이용하여 특정 조건하에 미래의 유망 광상이 발견될 예측 확률을 추정하고 이를 이용하여 광물자원 분포도의 해석에 이용하였다.

지화학 자료를 이용한 광물자원 분포도 작성 사례 연구에서 검증을 수행한 결과, 연구 지역내에서 상대적으로 예측 가능성이 높은 지역 중에서 개발과 관련된 유망 지역을 구분할 수는 없었다. 이러한 연구 결과는 상대적인 예측 가능성이 높은 지역의 분포만을 제시하였던 기존 연구와는 차별화된 결과이며, 검증 과정을 통한 예측 확률의 추정이 해석에 중요한 부분을 차지한다는 것을 지시한다. 또한 예측 확률의 추정은 분포도 작성에 사용된 공간 자료의 예측 능력과도 관련이 있기 때문에 자료의 질 혹은 부가 자료의 추가 등에 대한 정보도 제공할 수 있다.

이 연구에서 적용한 예측 확률은 광상 개발과 관련된 조건부 확률에 해당되는데, 이러한 정보는 광상 개발뿐만 아니라 광상 개발에 따른 환경에의 영향 분석에도 이용이 가능하다. 토지 피복 정보와 예측 확률의 결합을 통해 광상 개발에 따른 자연 환경에 미치는 비용 분석 즉 일종의 위험성 분석을 수행할 수 있을 것으로 판단된다.

예측 확률의 추정에는 예측 능력의 불확실성뿐만 아니라 다양한 요소의 불확실성이 영향을 미칠 수 있다. 선행 연구에서 수행한 샘플 자료가 존재하지 않는 지역에서 속성값의 불확실성과 공간 해상도에 따른 불확실성 등이 이에 해당된다. 이 연구에서 예시한 예측 확률의 추정 과정에 선행 연구에서 수행한 입력 자료의 불확실성에 따른 예측 능력의 불확실성 분포가 결합될 경우, Fig. 6에 제시된 각 위치별로 계산된 예측 확률에 부가적으로 상한과 하한값을 가지는 신뢰 구간을 함께 제시할 수 있을 것으로 판단된다.

사 사

이 연구는 한국지질자원연구원 기본사업인 '동북아 지각의 지체구조적 대비 및 지질정보 구축' 과제의 일환으로 수행되었습니다. 교차 검증과 이 연구에 적용한 방법론에 대해 지속적으로 많은 조언을 해주신 캐나다 지질조사소 정창조 박사님께 감사드립니다. 논문의 목적과 표현을 명확하게 전달하는데 도움을 주신 익명의 심사위원께 감사드립니다.

참고문헌

- 김복철 외, 2006. 해외 광물자원 협력 및 기술정보 구축, 한국지질자원연구원, NP2006-001-2006(1).
- 박노옥, 오석훈, 2006. 광상부존가능성 예측에 대한 공간자료의 불확실성의 영향 추정을 위한 지구통계학적 시뮬레이션의 적용, 한국지구시스템공학회지, 43(3): 213-223.
- 오현주, 이사로, 민경덕, 2006. 지리정보시스템(GIS) 및 인공신경망 기법을 이용한 강릉지역의 열수기원의 금-은 광상 부존 가능성도 작성 및 검증, 대한자원환경지질학회 춘계학술발표회 논문집.
- 이사로, 오현주, 민경덕, 2005. 확률 및 통계 기법을 이용한 퇴적 광상 부존지 예측 도면 작성, 대한지질학회 추계학술발표회 논문집.
- 이진수, 서효준, 황인호, 1998. 지화학조사연구 (1:250,000 강릉도폭 광역 지화학도), 한국자원연구소.
- An, P., W. M. Moon, and A. Rencz, 1991. Application of fuzzy set theory to integrated mineral exploration, *Canadian Journal of Exploration Geophysics*, 27(1): 1-11.
- Bonham-Carter, G. F., F. P. Agterberg, and D. F. Wright, 1988. Integration of geological datasets for gold exploration in Nova Scotia, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54(11): 1585-1592.
- Choi, S., W. M. Moon, and S. G. Choi, 2000. Fuzzy

- logic fusion of W-Mo exploration data from Seobyeog-ri, Korea, *Geosciences Journal*, 4(2): 43-52.
- Chung, C. F., 2006. Using likelihood ratio functions for modeling the conditional probability of occurrence of future landslides for risk assessment, *Computers & Geosciences*, 32: 1052-1068.
- Chung, C. F. and A. G. Fabbri, 2003. Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping, *Natural Hazards*, 30(3): 451-472.
- Chung, C. F., A.G. Fabbri, and K.H. Chi, 2002. A strategy for sustainable development of nonrenewable resources using spatial prediction models, In: Fabbri, A. G., G. Gall, and R. B. McCammon (Eds.), *Geoenvironmental Deposit Models for Resource Exploitation and Environmental Security*, Kluwer, Dordrecht, pp. 101-118.
- Glade, T., 2006. Quantitative landslide risk analysis: between local field monitoring and spatial modeling, *Proc. of IAMG 2006*, Liege, Belgium, DVD publication.
- Lee, K., 1995. Spatial integration of geoscience data and thematic mapping using Landsat TM data for mineral exploration, Ph.D. Thesis, Seoul National University.
- SpatialModels, 2004. User's guide of spatial prediction modeling system, SpatialModels Inc.