

모의 담금질 기법을 이용한 지반 조건 추정 및 불확실성 평가에 관한 연구

류동우^{1)*}

Prediction of Ground Condition and Evaluation of its Uncertainty by Simulated Annealing

Dong-Woo Ryu

Abstract At the planning and design stages of a development of underground space or tunneling project, the information regarding ground conditions is very important to enhance economical efficiency and overall safety. In general, the information can be expressed using RMR or Q-system and with the geophysical exploration image. RMR or Q-system can provide direct information of rock mass in a local scale for the design scheme. Oppositely, the image of geophysical exploration can provide an exhaustive but indirect information. These two types of the information have inherent uncertainties from various sources and are given in different scales and with their own physical meanings. Recently, RMR has been estimated in unsampled areas based on given data using geostatistical methods like Kriging and conditional simulation. In this study, simulated annealing(SA) is applied to overcome the shortcomings of Kriging methods or conditional simulations just using a primary variable. Using this technique, RMR and the image of geophysical exploration can be integrated to construct the spatial distribution of RMR and to evaluate its uncertainty. The SA method was applied to solve an optimization problem with constraints. We have suggested the practical procedure of the SA technique for the uncertainty evaluation of RMR and also demonstrated this technique through an application, where it was used to identify the spatial distribution of RMR and quantify the uncertainty. For a geotechnical application, the objective functions of SA are defined using statistical models of RMR and the correlations between RMR and the reference image. The applicability and validity of this application are examined and then the result of uncertainty evaluation can be used to optimize the tunnel layout.

KeyWords RMR, Simulated annealing(SA), Spatial distribution, Uncertainty, Optimization

초록 지하공간 및 터널의 계획과 설계 단계에서 지반 조건과 관련한 정보는 경제성과 안정성 강화 측면에서 매우 중요하다. 일반적으로 지반 조건은 RMR 혹은 Q-system과 같은 공학적 임반 분류값을 이용하거나 지구물리 탐사의 결과 영상으로 표현할 수 있다. RMR이나 Q값은 설계를 위한 직접적 정보를 제공하나 그 대표 영역은 제한적이다. 반면 지구물리탐사 결과 영상은 전체 영역을 표현할 수 있는 반면 간접적인 정보만을 제공할 수 있다. 이와 같은 지반 정보들은 근본적으로 불확실성을 내포하고 있고, 서로 다른 공학적 단위로 표현되며 그 물리적 의미에서도 차이가 있다. 최근 크리깅이나 조건부 시뮬레이션과 같은 지구통계학적 방법들을 이용하여 전체 노선에 대한 RMR의 공간 분포를 추정해 왔었다. 본 연구에서는 주된 RMR 변량만을 이용하는 크리깅이나 조건부 시뮬레이션의 단점을 극복하기 위해 모의 담금질 기법을 적용하였다. 지구물리탐사 결과 영상을 참조영상으로 하여 RMR의 공간 분포를 추정하고 이와 결합된 불확실성을 평가하였다. 모의 담금질 기법은 주어진 제약조건을 만족시키도록 설계된 최적화 기법의 일종이다. RMR 공간 분포 추정과 불확실성 평가를 위한 모의 담금질 기법의 적용 과정을 제안하였다. 지반공학적 적용을 위해 RMR의 통계 모델과 지구물리탐사 결과 영상과의 상관성을 이용한 목적함수들을 정의하였다.

핵심어 RMR, 모의 담금질 기법, 공간 분포, 불확실성, 최적화

¹⁾ 한국지질자원연구원 연수연구원

* 교신저자 : ryurock@empal.com

접수일 : 2005년 7월 13일

심사 완료일 : 2005년 8월 8일

1. 서 론

지하공간 및 터널의 계획과 설계 단계에서 지반 조건과 관련한 정보는 경제성과 안정성의 강화 측면에서 매우 중요하다. 일반적으로 지반 조건은 RMR 혹은 Q-system과 같은 공학적 암반 분류값을 이용하거나 지구물리탐사의 결과 영상으로 표현할 수 있다. 시추공 조사로부터 얻은 암석 코어의 암반 분류 결과인 RMR을 기초 자료로 하여 보간 개념에서 다양한 방법들을 적용하여 왔다.

미시주 구간 혹은 전체 계획 구간에 대한 RMR 분류 값들의 공간 분포를 추정하기 위한 연구들로는 다분적 지시 크리깅이나 조건부 모사과 같은 지구통계학적 방법을 활용한 연구들이 있었다(유광호, 2003; 류동우, 2003; 유광호 외, 2004). 하지만, 이들 방법들은 제한된 시추자료만을 활용하기 때문에 실제 지반 조건의 공간 변화성 및 그 이방성 등을 반영하는데 한계가 있으며, 특히 국부적으로 나타날 수 있는 연약대의 존재를 고려하기 어려운 단점이 있다. 한편, 조건부 시뮬레이션 기법의 공간 변화성 모델의 재현성(reproducibility) 개선을 목적으로 신경망 이론, 모의 담금질 기법 및 유전알고리즘에 관한 연구가 있었다(Langlis and Doyle, 1993; Deutsch and Cockerham, 1994; Ouenes 외, 1994; 홍창우와 전석원, 2005;)

시추자료만을 활용하여 얻은 크리깅 결과물은 비록 비편향, 최소 추정오차와 같은 좋은 통계적 성질을 가짐에도 불구하고, 모델의 재현성에 관한 문제점과 함께 전체 암반 상태에 관한 경향성을 보여주는 지구물리탐사 결과와 많은 차이를 보인다. 이는 시추자료만 활용하는 조건부 시뮬레이션의 경우 역시 유사한 한계점을 가진다. 이와 같은 한계점은 실제 설계 시 그 결과물이 제한적으로 활용될 수 밖에 없는 중요한 원인이 된다.

본 연구에서는 지구물리탐사 결과 영상과 시추 코어의 RMR 자료를 병합하여 지보패턴 설정에 이용할 수 있는 3차원 RMR 분포도를 작성하기 위해 최적화 기법인 모의 담금질 기법(simulated annealing)을 적용한다. 지구물리탐사 결과 영상과 시추 코어의 RMR 자료의 통계적 분석과 공간 변화성 분석 결과로부터 최적화 기법의 목적함수를 정의하며, 현장 적용을 위한 자료 병합 및 최적화 과정을 제안한다.

2. 이론과 알고리즘

2.1 SA(Simulated Annealing) 개념 및 알고리즘

SA기법은 GA(genetic algorithm), ANN(artificial neural networks), 반복 탐색법(iterated search: random search

와 gradient methods의 결합된 방법) 등과 같이 최적화 문제(optimization problem)의 해를 찾기 위해 고안된 물리적 담금질(annealing) 과정의 상사관계(analogy)에 기초한 방법이다(Kirkpatrick, 1980). 모의 담금질 기법은 금속의 담금질과 같은 물리적 과정의 상사로서 Table 1과 같이 비교할 수 있다. 물리적 시스템에서 목적함수는 금속의 격자에너지(lattice energy)이며, 각 매개변수들은 구성 원자들의 상대 위치가 된다. 이 목적함수는 원자들이 일정한 결정구조 내에 배열될 때 전체적으로 최소치에 도달한다. 금속을 충분하게 서서히 냉각시킬 때 이와 같은 상태에 도달할 수 있다. 국부적으로 최적화된 원자들의 결합들이 담금질 과정에서 붕괴될 수 있는데, 이는 시스템의 열 에너지가 에너지 장벽(energy barrier)을 넘을 수 있기 때문이다. 이와 대조적으로 급냉할 경우, 담금질시효(quenching ageing)로 인한 비결정화 혹은 부분 결정구조를 형성시키게 된다. 이는 전체 최소치로부터 어떤 거리에 위치하는 국부 최소치에서 주로 발생하게 되며, 이는 최적화 문제에 있어서 지역 최소치 혹은 최대치 문제와 동일하게 취급할 수 있는 물리적 현상이다.

매개변수 p_1, p_2, \dots, p_i 에 대해 최소화시키고자 하는 목적함수 O 를 고려하자. 모의 담금질 기법에서는 목적함수 O 의 매개변수들을 무작위로 변동시킨다. 각 시간 단계, $t \rightarrow t+1$,에서 하나의 매개변수를 한번 변화시킬 수 있으며, 이는 목적함수 $O_t \rightarrow O_{t+1}$ 의 변화를 일으킨다. $O_{t+1} \leq O_t$ 이면 이 변화를 채택하게 된다. 반면 $O_{t+1} > O_t$ 이면 이 변화에 대한 채택 및 기각 결정은 확률 P_a 에 따라 무작위로 이루어진다. 이에 대한 확률은 다음과 같다.

$$P_a = e^{\frac{O_t - O_{t+1}}{c}} \quad (1)$$

상기 식은 Metropolis criterion으로서, 모의 담금질

Table 1. Analogy between physical annealing and simulated annealing (SA)

Physical annealing	Simulated annealing
Thermodynamic simulation	Optimization w/ constraints
States of system	Solutions
Energy of a state	Cost of a solution
Change of state	Neighbor solution
Temperature	Control parameter
Quenching	Local minimum
Min. Energy	Min. Cost

기법의 중심이 된다. 채택될 확률 P_a 는 매개변수 c 에 의해 결정된다. 담금질과 상사하여 고려할 때, c 는 시스템의 온도에 해당한다. c 를 증가시킬수록 특정 변화를 채택할 가능성을 높일 수 있다.

c 가 주어졌을 때, 식 (1)에 의해 매개변수를 무작위로 수정함으로써 Markov 체인을 구성한다. 새로운 Markov 체인은 시스템을 냉각함, 즉 c 를 낮춤으로써 시작될 수 있다. 특정 온도로 냉각된 후, 시스템은 Metropolis criterion에 의해 조절되는 많은 전이과정들을 통해 열평형상태에 도달하게 된다. 이는 특정 에너지 상태에 도달할 확률은 Boltzmann 분포를 따른다(Aarts and Korst, 1989). 모의 담금질의 각 Markov 체인이 평형상태에 도달하는 데 걸리는 시간(전이횟수)은 온도에 반비례한다. 모의 담금질의 목적은 연속적으로 보다 낮은 온도에서 Markov 체인들이 평형상태에 있도록 하는 과정을 통해 시스템을 얻는 것이며, 이 과정은 더 이상 변화가 채택되지 않도록 시스템이 충분히 냉각될 때까지 계속된다. 실제 적용 시, 좋은 해를 얻기 위한 조건은 다음과 같다.

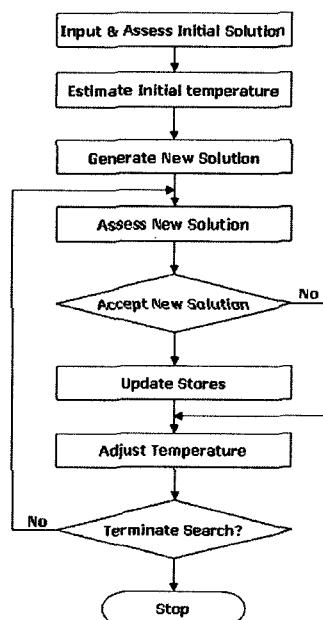
1. c 는 시스템이 모의 담금질 초기에 국소 최소치로부터 벗어날 수 있도록 충분히 높은 값을 가져야 하며, 너무 빨리 낮아지지 않도록 해야 한다.
2. 각 Markov chain은 평형상태에 가까워질 수 있도록 충분히 길어야 한다.

3. 시스템이 최적치에 도달하도록 충분히 Markov 체인들을 형성시킨다.

온도 c 를 너무 빨리 낮출 경우 국부 최소치에 빠지게 되어 수렴하지 않을 수 있으며, 너무 천천히 낮출 경우 수렴하는데 소요되는 시간이 너무 길어질 수 있다. 따라서 온도 c 를 어떻게 낮추는지의 문제는 매우 중요하며, 이를 냉각 스케줄(annealing schedule)이라 한다. 수렴성을 보장하는 냉각 스케줄에 대한 수학적 이론들이 있으나, 이 경우 실제 적용 시 수렴에 소요되는 시간이 매우 길어진다(Aarts and Korst, 1989). 따라서 경험적 방법이 현실적 대안이 될 수 있다. 초기 온도 c_0 를 높게 설정하고, 충분한 변동(perturbation)이 채택될 때까지의 변동 횟수가 기 설정한 K_{accept} 을 넘어서거나, 혹은 시도된 변동횟수가 기 설정한 임계횟수 K_{max} 에 도달할 때마다 감쇠 인자 λ 을 곱해서 온도를 낮춘다. 이와 같은 과정은 목적함수가 충분히 작은 값을 가질 때 멈춘다.

일반적으로 최적화 알고리즘은 탐색과 활용기법으로 구성되며, 전자는 미지의 영역을 탐색하는 것을 말하며, 후자는 보다 나은 값을 찾기 위해 이미 탐색했던 지점들에서의 기지 값을 활용하는 것을 의미한다. 기본적인 모의 담금질 기법의 알고리즘은 Fig. 1과 같다.

확률집합체(random field)의 실현(realization)을 얻기 위해 활용한 모의 담금질 기법의 과정은 다음과 같이



```

Begin
  INITIALIZE( $i_{start}$ ,  $c_0$ ,  $L_k$ )
   $k:=0$ ;
   $i:=i_{start}$ ;
  Repeat
    For  $i:=1$  to  $L_k$  do
      Begin
        GENERATE( $j$  from  $s_i$ );
        If  $f(j) \leq f(i)$  then  $i:=j$ 
        else
          if  $\exp((f(i)-f(j))/c_k) > \text{random}[0, 1]$  then  $i:=j$ 
      End;
       $k:=k+1$ 
      CALCULATE( $L_k$ )
      CALCULATE( $c_k$ )
    Until (stop_criterion)
End;
  
```

Fig. 1. The structure of basic SA algorithm

요약할 수 있다.

① 모집단 분포로부터 각 격자점의 난수를 부여함으로써 초기 3차원 수치 모델을 생성한다. 제 2 변량(참조 영상으로 활용할 수 있는 변량)을 이용한 cosimulation의 경우, 보정 산점도(calibration scatterplot)로부터 얻은 적절한 조건부 분포(conditional distribution)로부터 난수를 부여한다.

② 목적함수를 기설정한 공간 모델과 그 실현의 결과치의 이격도로서 정의한다.

③ 무작위로 선택된 위치에 새로운 값을 할당함으로써 결과 영상을 다시 변동시킨다.

④ 변동(열 진동)은 항상 목적함수가 감소할 때 받아드린다. 목적함수 값이 증가하면 특정 확률로서 받아드린다(Boltzmann 확률분포에 의한 확률부여 - Metropolis 알고리즘).

⑤ 변동 과정은 의도하지 않은 자리교환(swaps)을 허용할 확률이 줄어들 동안 목적함수가 작은 값을 가질 때까지 계속 반복 수행된다.

2.2 목적함수의 정의

확률 집합체의 실현들을 얻기 위해 적용한 모의 담금질 기법의 목적함수들은 Table 2와 같다.

최종 목적함수 O 는 C 개 구성 요소들의 가중치 합으로 구성할 수 있으며, 각 요소들은 상기 제시한 각 목적함수들이다.

$$O = \sum_{c=1}^C \omega_c O_c \quad (2)$$

여기서, ω_c 와 O_c 는 각각 가중치와 구성 목적함수이며,

O 는 구성 목적함수의 개수이다.

각 가중치는 전체 목적함수에 대한 각 구성 목적함수의 기여도를 균일하게 할 수 있다. 변동을 받아드릴 것인지 기각할 것인지를 판단하는 모든 기준은 목적함수의 변화량에 기초한다 :

$$\Delta O = O_{t+1} - O_t \quad (3)$$

각 구성 목적함수로 표현하면 다음과 같다.

$$\Delta O = \sum_{c=1}^C \omega_c [O_{c,t+1} - O_{c,t}] = \sum_{c=1}^C \omega_c \Delta O_c \quad (4)$$

가중치 ω_c , $c=1, \dots, C$ 는 목적함수 ΔO 의 변화량에 각 구성 목적함수가 동일하게 기여하도록 결정된다. 즉, 각 가중치 ω_c 는 구성 목적함수 평균변화량의 절대치에 반비례한다 :

$$\omega_c = \frac{1}{|\Delta O_c|}, c=1, \dots, C \quad (5)$$

실제의 경우, 각 구성 목적함수의 변화량의 평균치, $|\overline{\Delta O}_c|$ 는 분석적으로 계산할 수 없지만, 독립적인 변동으로 인한 평균변화량을 산정함으로써, 수치적으로 근사시킬 수 있다 :

$$|\overline{\Delta O}_c| = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |O_c^{(m)} - O_c|, c=1, \dots, C \quad (6)$$

3. RMR 확률집합체

일반적으로 터널이 위치하는 지역에서 수행되는 시추

Table 2. Summary of various objective functions for simulated annealing(Deutsch and Journel, 1998)

Statistics	Objective functions
Histogram	$\sum_z [F^*(z) - F(z)]^2$, where F^* is a ccdf of simulated realization.
Variogram	$\sum_h \frac{[\gamma^*(h) - \gamma(h)]^2}{\gamma(h)^2}$, where γ^* is a variogram of simulated realization.
Indicator variogram	$\sum_{j=1}^n \sum_h \frac{[\gamma_j^*(h_i) - \gamma_j(h_i)]^2}{\gamma_j(h_i)^2}$, where γ_j^* is a indicator variogram of simulated realization in class j .
Correlation coefficient	$[\rho^* - \rho]^2$, where ρ^* is a correlation coefficient between primary and secondary variable of simulated realization.
Conditional distribution	$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^{n_i} [f_i^*(j) - f_i(j)]^2$, where f_i^* is a conditional distribution the primary variable given that the collocated secondary variable is in class i .

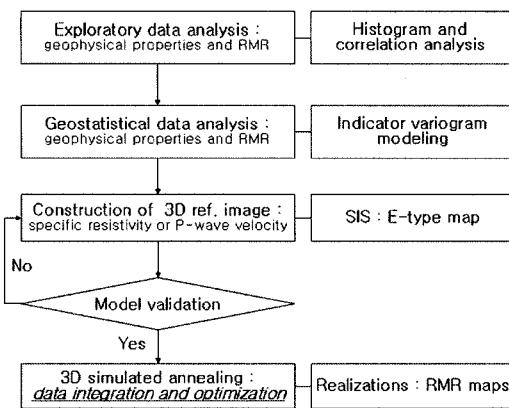


Fig. 3. Flow chart for the construction of 3-D spatial distribution map of RMR with referring geophysical image

공 조사는 한정된 개수의 시추공을 이용하여, 이러한 시추공들은 특정 위치, 즉 쟁구부나 연약대의 존재가 예상되는 지점에 주로 위치한다. 따라서 대상 지역 전체의 지반 조건을 제한된 시추공으로부터 얻은 정보를 통해 판단하고 예측하기란 매우 어려운 문제이다. 본 연구에서는 지반 조건을 표현하는 변량이나 물리적 성질을 하나의 확률과정(stochastic process)으로 간주하고, 기설정한 통계 모델 및 기지의 조사 자료들을 제약 조건으로 하여 최적화를 수행하였다. 전체적인 RMR 확률집합체를 생성시키기 위한 작업 흐름도는 Fig. 2와 같다. 순차적 지시 시뮬레이션(sequential indicator simulation; SIS기법)을 적용하여 2차 변량인 지구물리탐사 자료를 3차원 영상으로 재구성하였다. 재구성한 3차원 지구물리탐사 영상을 참조영상(reference image)으로 고려하였으며, RMR의 공간 변화성 모델과 물리탐사 결과와 RMR의 통계적 상관성 및 분포 특성을 각 제약 조건으로 하여 추계학적 최적화 기법인 모의 담금질 기법을 적용하였다.

3.1 통계 분석

전기비저항, 탄성파 속도 그리고 RMR 자료에 대한 탐색적 자료 분석(exploratory data analysis)을 수행하여, 각 분포 특성에 대한 정보 및 기술 통계량(descriptive statistics)을 얻었다(Fig. 3). 일반적으로 지반과 관련한 자료는 양의 정부호 값을 가지면서 편향된 분포를 보이는 경우가 많다. 지표에서 심부로 갈수록 양호한 암질이 지배적으로 분포하기 때문에 자료의 분포에 있어 편향성을 보인다. 특히 전기비저항의 경우는 값의 범위가 상당히 넓고 음의 왜도를 가지는 분포(negatively skewed distribution)를 보인다. 이 경우 전기비저항에 로그변환

을 적용하여 정규성(normality)을 향상시킬 수 있다. 각 변량별 누적분포를 토대로 지시변환을 위한 각 등급별 지보페인 기준으로 임계값들을 설정하였으며, V등급 기준인 RMR 20이하일 누적확률분포는 아주 낮은 값을 보였기 때문에 첫 번째 임계값을 30으로 설정하였다 (Table 3).

탐색적 자료 분석 시 전체적인 분포경향을 파악하기 위해서 히스토그램을 주로 작성한다. 하지만, 히스토그램은 자료의 분포 특성을 정량적으로 표현하기 어려우며, 따라서 각 전기비저항, 탄성파 속도, RMR 등의 상자그림(box plot)을 작성하는 것은 유용할 수 있다(Fig. 4(a)). 상자 그림에서 박스의 하부는 제 1 사분위수(first quartile)를 박스의 상부는 제 3 사분위수(third quartile)를 나타내며, 박스 중앙선은 중앙값(중위수)를 나타낸다. 부호 “□”는 평균(mean)을 의미하며, 상부와 하부의 짧은 선은 각각 99번째 분위수 값과 1번째 분위수 값을 의미한다. 또한, “*”는 표본의 최대 최소값을 의미한다.

전기비저항과 RMR의 상관계수는 각각 0.77 및 0.78을 보였으며, 이 값은 여타 사례들에 비해 비교적 높은 상관성을 보였다 (Fig. 4(c)-(d)). 일반적으로 전기비저항 탐사나 탄성파 탐사는 노선을 따라 그 측선을 위치시켜 수행하기 때문에 횡방향에 대한 정보가 부족한 단점이 있다. 본 연구 대상 구간의 경우, 쟁구부에 각 3개 공씩 총 6개의 시추공을 이용한 탄성파 토모그래피를 수행함으로써 부족한 횡방향 정보를 보완하였다.

3.2 공간 변화성 분석 - 변동도 모델

일반적으로 공간 변화성의 수학적 모델링을 위한 통계량으로 공분산 혹은 변동도와 같은 2차 적률을 이용한다. 본 연구에서 내속성(intrinsicness) 가정 하에 변동도 및 지시 변동도를 활용하였으며, 기본 변동도 모델 (basic variogram model)의 선형 결합 형태인 복합 모델(nested model)을 적용하였다. 이는 하나의 기본 변동도 모델로는 실제 현상을 표현하는데 한계가 있기 때문이다.

전기 비저항치의 경우, Fig. 5와 같이 실험 변동도 및 변동도 모델의 정상성 거동(stationary behavior)을 관찰할 수 있었으며, 이에 대한 이론 모델은 Table 4와 같다. 구형 모델과 지수 모델을 활용한 복합 모델로서 각 영향 범위는 130 m로 나타났다. 지시 변동도 분석을 통해 로그 변환 전기 비저항치의 각 임계값에 따라 90-160 m 범위의 값을 가졌다. 특히 로그변환 전기 비저항의 낮은 임계값보다는 높은 임계값에 대한 영향 범위가 대체로 넓게 나타났는데, 이는 양호한 암질의 공간적 연

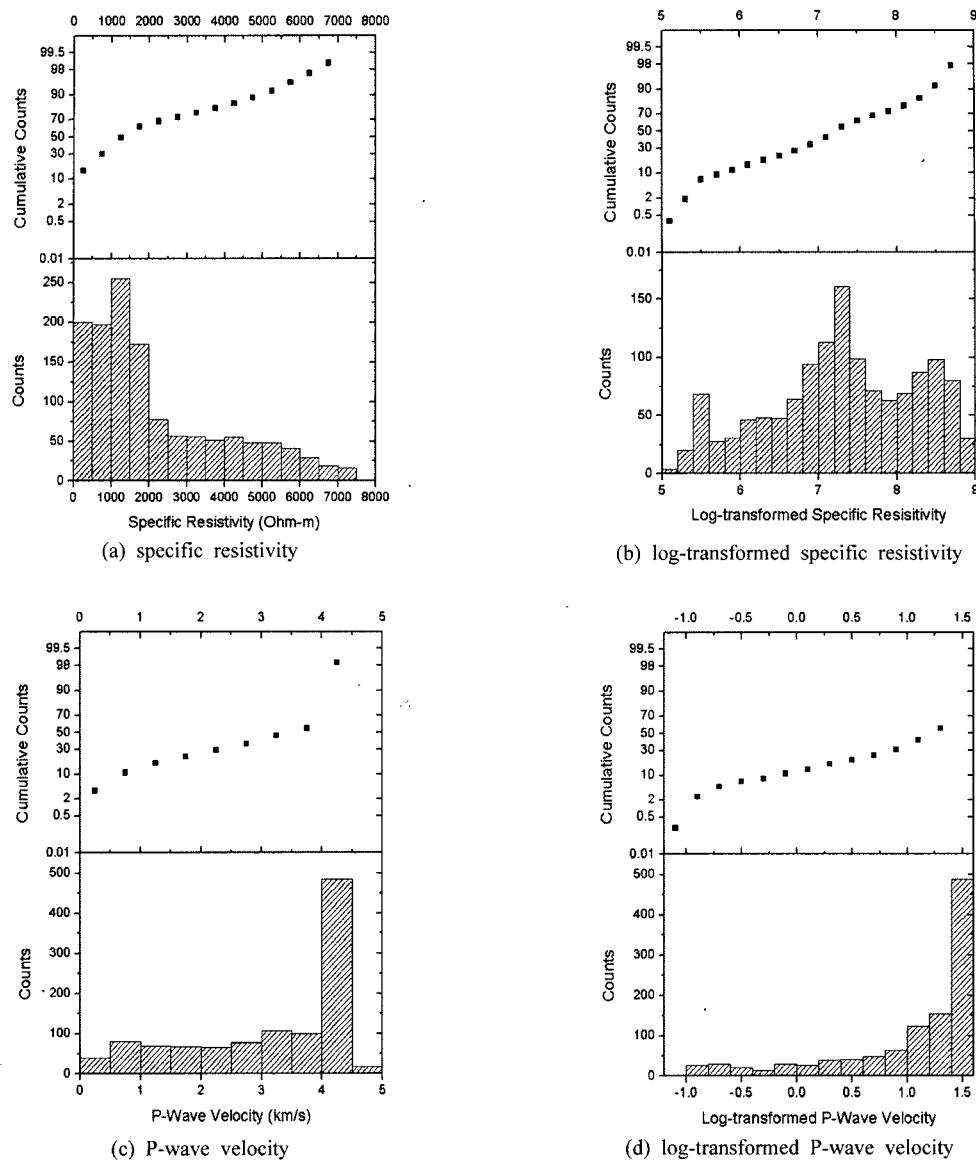


Fig. 3. Histograms of secondary variables

Table 3. Thresholds of log-transformed specific resistivity, P-wave velocity and RMR

Thresholds	cdf	LN(Specific Res.) (Ohms-m)	P-wave velocity (km/sec)	RMR
Cutoff 1	10%	$LN(SR) = 5.91$	0.93 km/s	$RMR = 30$
Cutoff 2	23%	$LN(SR) = 6.65$	1.858 km/s	$RMR = 40$
Cutoff 3	50%	$LN(SR) = 7.33$	3.383 km/s	$RMR = 60$
Cutoff 4	68%	$LN(SR) = 7.82$	4.280 km/s	$RMR = 70$
Cutoff 5	80%	$LN(SR) = 8.27$	4.357 km/s	$RMR = 80$

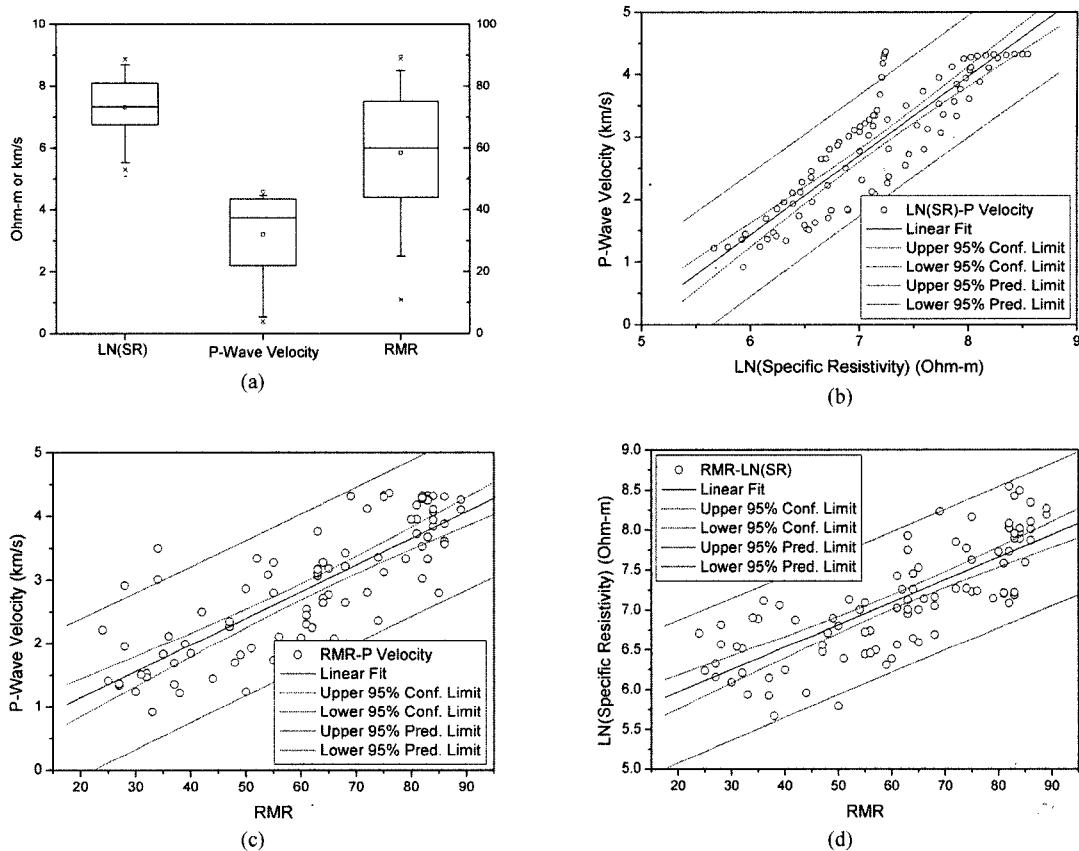


Fig. 4. Box chart and results of statistical correlation analysis of primary and secondary variables

Table 4. Theoretical variogram and indicator variogram models of log-transformed specific resistivity

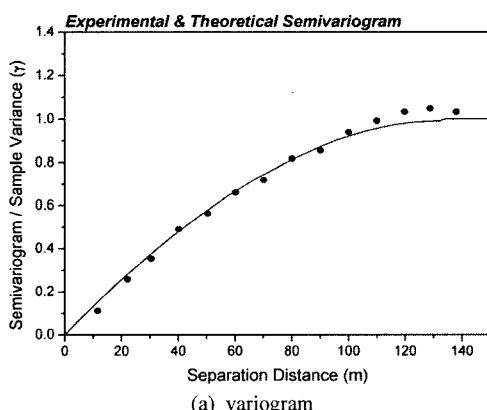
Semivariogram model	
$0.8 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{130} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{130} \right)^3 \right) + 0.2 \cdot \left(1 - \exp \left(-3 \cdot \frac{h}{130} \right) \right)$	
Indicator semivariogram model	
Cutoff 1 $LN(SR) = 5.91$	$0.8 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{90} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{90} \right)^3 \right) + 0.2 \cdot \left(1 - \exp \left(-3 \cdot \frac{h}{90} \right) \right)$
Cutoff 2 $LN(SR) = 6.65$	$0.1 + 0.7 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{100} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{100} \right)^3 \right) + 0.2 \cdot \left(1 - \exp \left(-3 \cdot \frac{h}{100} \right) \right)$
Cutoff 3 $LN(SR) = 7.33$	$0.05 + 0.5 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{100} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{100} \right)^3 \right) + 0.45 \cdot \left(1 - \exp \left(-3 \cdot \frac{h}{100} \right) \right)$
Cutoff 4 $LN(SR) = 7.82$	$0.4 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{160} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{160} \right)^3 \right) + 0.6 \cdot \left(1 - \exp \left(-3 \cdot \frac{h}{160} \right) \right)$
Cutoff 5 $LN(SR) = 8.27$	$0.65 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{140} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{140} \right)^3 \right) + 0.35 \cdot \left(1 - \exp \left(-3 \cdot \frac{h}{140} \right) \right)$

속성이 비교적 높기 때문이다. 로그 변환 과정을 통해 전기 비저항치의 분포가 대칭성 및 정규성을 높여주는 효과가 있었다.

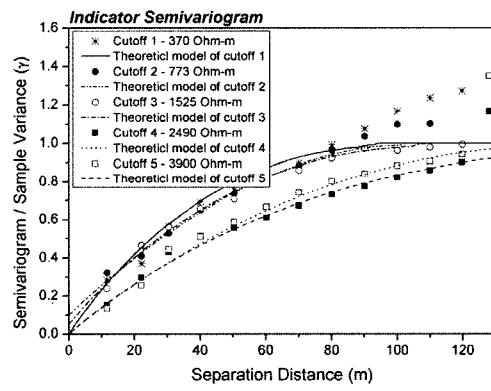
P-파 속도의 경우, 각 수평방향과 수직방향의 이방성을 분석을 수행하였으며, Fig. 6과 Fig. 7과 같이 실험 변동도 및 변동도 모델의 거동은 Fig. 6과 7과 같이 도시되었다. 변동도 분석의 결과로부터 설정한 이론 모델은 Table 5와 같다. 너겟 효과(nugget effect)를 보이는 것은 국소적인 불연속성이 있는 것으로 이해할 수 있으며, 구형 모델과 지수 모델의 단일 모델을 이용하였다. 각 영향범위는 수평방향의 경우 140-225 m 범위, 수직방향은 20-35 m 범위를 보였다. 이로부터 수평방향으로 공간 변화의 연속성이 높은 반면, 수직방향으로는 그 정도가 훨씬 못 미치는 것으로 나타났다. 이는 P-파 속도의 3차원 공간분포도를 위한 조건부 시뮬레이션 적용 시

이방성을 반영시키는 근거가 된다.

RMR의 경우, 이방성을 고려하기 위해 수평방향과 수직방향으로 변동도 분석을 수행하였으며, 수직 및 수평 방향의 실험 변동도 및 이론 변동도 모델의 거동은 Fig. 8과 9와 같다. 수평 방향의 경우에만 순환형의 거동을 보이며, 이 거동의 모델링을 위해 hole effect 모델을 추가하였다(Table 6). 이는 암반에 분포하는 절리들의 밀집도(intensity)가 주기적으로 변화할 경우 암반의 건전성이 주기적으로 변화하는 현상으로 분석할 수 있다. 수직방향의 임계값 70과 80의 지시 변동도의 경우 비정상성 거동(nonstationary behavior)을 보인다. 이 경우는 RMR이 drift를 가지고 변화하는 것으로 해석할 수 있다. 각 영향 범위는 수평방향으로 50-115 m 범위, 수직방향으로 16-50 m 범위를 각각 보였다. 이는 P-파 속도의 경우와 마찬가지로 수평방향의 연속성이 수직

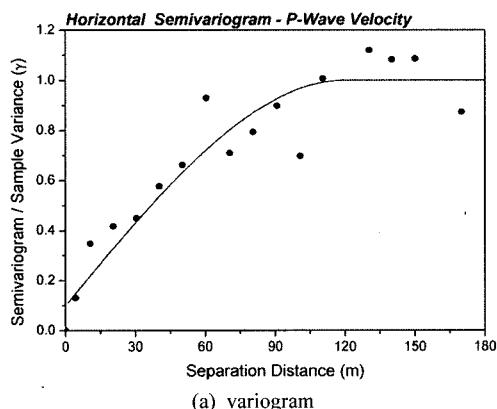


(a) variogram

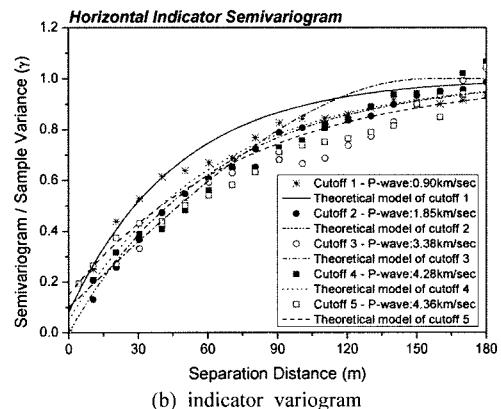


(b) indicator variogram

Fig. 5. Spatial variability modeling of log-transformed specific resistivity in omnidirection



(a) variogram



(b) indicator variogram

Fig. 6. Spatial variability modeling of P-wave velocity in horizontal direction

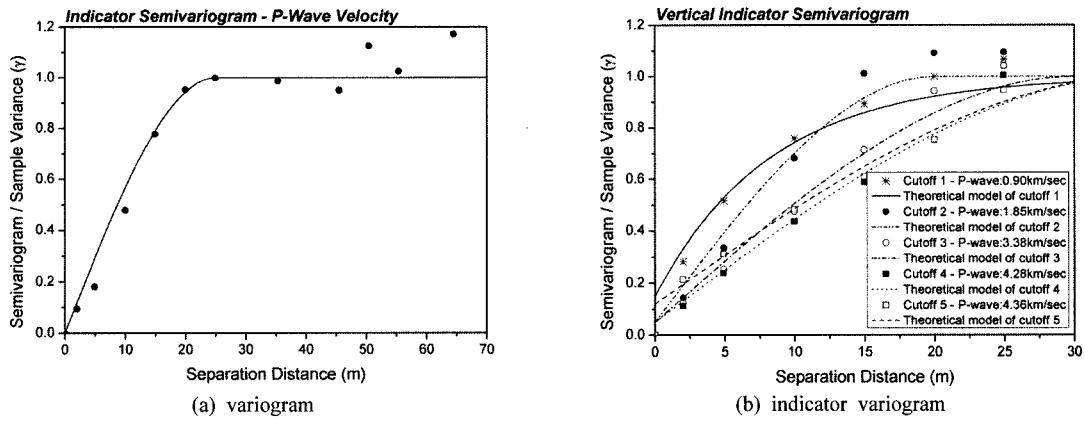


Fig. 7. Spatial variability modeling of P-wave velocity in horizontal direction

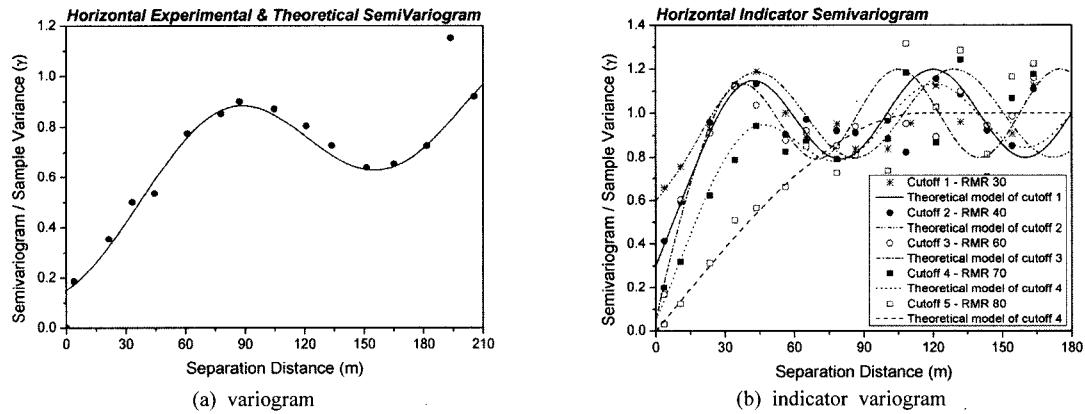


Fig. 8. Spatial variability modeling of RMR in horizontal direction

Table 5. Theoretical variogram and indicator variogram models of P-wave velocity

Semivariogram model		
Horizontal		Vertical
$0.10 + 0.90 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{120} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{120} \right)^3 \right)$		$1.5 \cdot \frac{h}{25} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{25} \right)^3$
Indicator semivariogram model		
Thresholds	Horizontal	Vertical
Cutoff 1 0.90 km/s	$0.08 + 0.92 \cdot \left(1 - \exp \left(3 \cdot \frac{h}{140} \right) \right)$	$0.15 + 0.85 \cdot \left(1 - \exp \left(3 \cdot \frac{h}{25} \right) \right)$
Cutoff 2 1.86 km/s	$1 - \exp \left(3 \cdot \frac{h}{185} \right)$	$0.05 + 0.95 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{20} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{20} \right)^3 \right)$
Cutoff 3 3.38 km/s	$0.10 + 0.90 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{155} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{155} \right)^3 \right)$	$0.05 + 0.95 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{30} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{30} \right)^3 \right)$
Cutoff 4 4.28 km/s	$0.05 + 0.95 \cdot \left(1 - \exp \left(3 \cdot \frac{h}{185} \right) \right)$	$0.05 + 0.95 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{35} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{35} \right)^3 \right)$
Cutoff 5 4.36 km/s	$0.15 + 0.85 \cdot \left(1 - \exp \left(-3 \cdot \frac{h}{225} \right) \right)$	$0.12 + 0.88 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{35} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{35} \right)^3 \right)$

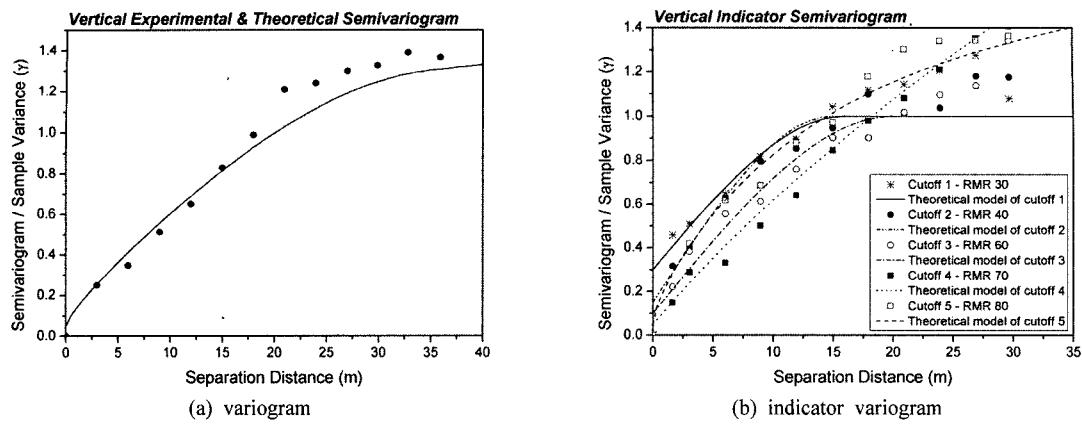


Fig. 9. Spatial variability modeling of RMR in vertical direction

Table 6. Theoretical variogram and indicator variogram models of RMR

Semivariogram model		
	Horizontal	Vertical
	$0.15 + 0.65 \cdot \left(1 - \exp\left(3 \cdot \frac{h}{350}\right)\right) + 0.20 \cdot \left(1 - \cos\left(\frac{h}{80} \cdot \pi\right)\right)$	$0.05 + 0.90 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{35} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{35}\right)^3\right) + 0.05 \cdot h^{0.5}$
Indicator semivariogram model		
Thresholds	Horizontal	Vertical
Cutoff 1 RMR = 30	$0.60 + 0.20 \cdot \left(1 - \exp\left(3 \cdot \frac{h}{50}\right)\right) + 0.20 \cdot \left(1 - \cos\left(\frac{h}{43} \cdot \pi\right)\right)$	$0.30 + 0.70 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{16} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{16}\right)^3\right)$
Cutoff 2 RMR = 40	$0.30 + 0.50 \cdot \left(1 - \exp\left(3 \cdot \frac{h}{55}\right)\right) + 0.20 \cdot \left(1 - \cos\left(\frac{h}{40} \cdot \pi\right)\right)$	$0.15 + 0.85 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{15} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{15}\right)^3\right)$
Cutoff 3 RMR = 60	$0.05 + 0.75 \cdot \left(1 - \exp\left(3 \cdot \frac{h}{45}\right)\right) + 0.20 \cdot \left(1 - \cos\left(\frac{h}{35} \cdot \pi\right)\right)$	$0.10 + 0.90 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{20} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{20}\right)^3\right)$
Cutoff 4 RMR = 70	$0.05 + 0.80 \cdot \left(1 - \exp\left(3 \cdot \frac{h}{95}\right)\right) + 0.15 \cdot \left(1 - \cos\left(\frac{h}{40} \cdot \pi\right)\right)$	$0.05 + 0.55 \cdot \left(1 - \exp\left(3 \cdot \frac{h}{50}\right)\right) + 0.03 \cdot h^{1.0}$
Cutoff 5 RMR = 80	$1.0 \cdot \left(1.5 \cdot \frac{h}{115} - 0.5 \cdot \left(\frac{h}{115}\right)^3\right)$	$0.05 + 0.80 \cdot \left(1 - \exp\left(3 \cdot \frac{h}{35}\right)\right) + 0.10 \cdot h^{0.5}$

방향보다 크다는 것을 알 수 있다. RMR의 3차원 공간 분포도 작성을 위한 모의 담금질 기법의 목적함수 중 변동도 및 지시변동도의 조건을 반영시킬 때 이방성 고려의 근거로 활용하였다.

3.3 3차원 공간 분포도

터널이 위치하는 지역의 수치고도모델(DEM)을 기초로 $400 \text{ m} \times 200 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 해석 영역을 설정하고 이를 $101 \times 51 \times 51$ 의 격자망으로 이산화하였으며, 가시화를 위해 불필요한 지반고 50 m 미만은 비활성 절점화하였다(Fig. 9). 연구 대상 영역에서 전기 비저항 탐사와 탄성파 탐사가 모두 수행되었으며, 참조 영상으로 두 탐사 결과 영상들을 고려할 수 있었다. 전기비저항 탐사 및

탄성파 탐사 결과 영상 자료에 대한 모델링 결과를 토대로 순차적 지시 시뮬레이션을 각각 적용하여 3차원 공간 분포도를 재구성하였다(Fig. 10과 Fig. 11). 지표지질 조사 결과로부터 250 m 및 350 m 지점에서 단층 및 파쇄대와 같은 연약대의 존재를 확인할 수 있었다. 이를 기초로 두 결과 영상을 비교한 결과, 전기비저항 탐사의 경우 낮은 비저항 영역으로 표현되었으나, 탄성파 탐사의 경우 연약대의 존재가 예상되는 영역에서 저속도층이 나타나지 않았다(Fig. 10과 Fig. 11). 이는 탄성파 굴절법을 적용하여 획득한 탄성파 속도 결과 영상은 가탐심도가 깊은 탄성파 직접법에 비해 단층면과 같은 대규모 암반 불연속면을 반영하는데 한계가 있을 수 있기 때문이다. 지역에 따라 다소 차이가 있지만, 연구

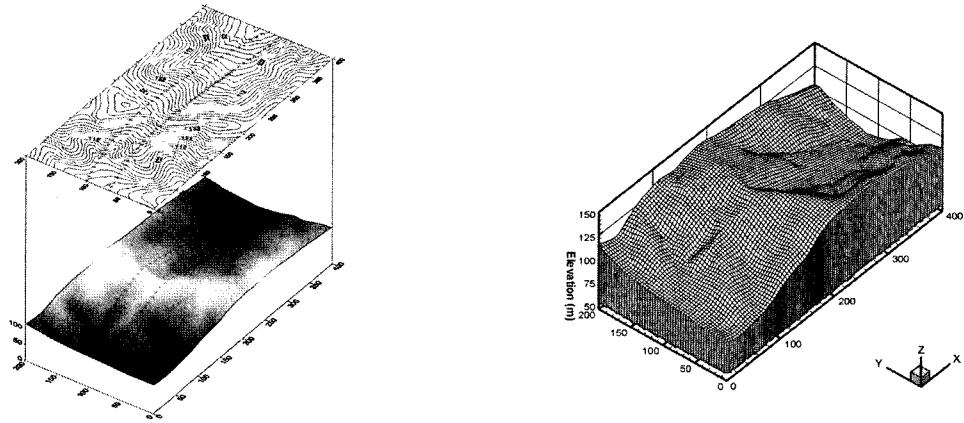


Fig. 9. Topography and $101 \times 51 \times 51$ mesh for sequential indicator simulation and simulated annealing

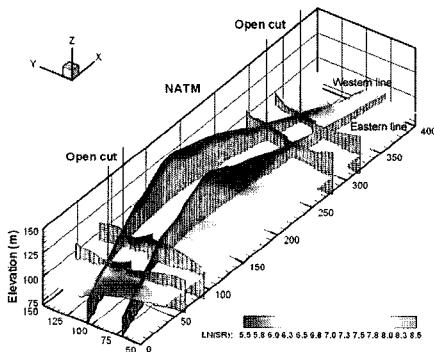


Fig. 10. 3-D spatial distribution of log-transformed specific resistivity by sequential indicator simulation

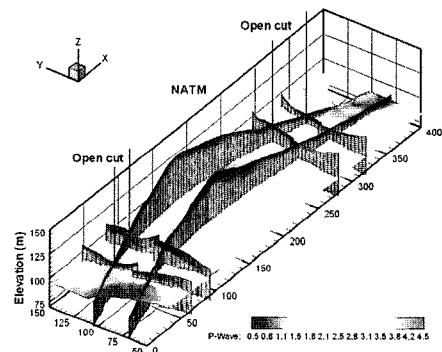


Fig. 11. 3-D spatial distribution of P-wave velocity by sequential indicator simulation

대상 지역에서는 탄성파 굴절법에 비해 전기비저항 탐사가 단층대나 파쇄대와 같은 대규모 암반 불연속면이 존재하는 지반 조건을 비교적 잘 반영하고 있는 것으로 판단하였다. 따라서 최적화 기법인 모의 담금질을 이용한 자료병합의 참조 영상으로 전기비저항 결과 영상을 선택하여 활용하였다.

순차적 지시 시뮬레이션으로 재구성한 3차원 전기비저항 결과 영상을 참조영상으로 하여, 전절에서 수행한 통계 분석 및 공간 변화성 모델링 결과, 즉 분포특성, 조건부 분포, 상관관계, 변동도 모델, 지시변동도 모델 등을 각 목적함수들로 설정하여 추계학적 최적화 기법인 모의 담금질 기법을 수행하였다. 모의 담금질 기법의 수행 결과로부터 얻은 80번의 실현을 후처리하여 RMR 기댓값의 3차원 공간 분포도를 작성하였다(Fig. 12). 시추공 자료만 고려하는 크리깅이나 조건부 시뮬레이션의 경우 국부적으로 나타나는 단층대나 파쇄대와 같은 취약

한 암반의 존재를 놓칠 가능성이 높으며, 2차원 문제만을 고려한 경우에 파악하기 힘들었던 단층의 방향과 그 영향 범위가 실제 암반 등급에 어떻게 반영되는지에 대한 문제를 해결할 수 있었다.

모의 담금질 기법의 적용을 통해 얻은 RMR의 3차원 분포도는 전기비저항의 참조영상을 활용함으로써 제한된 시추공의 정보로 인한 지역적으로 나타나는 연약대나 단층대의 영향을 고려할 수 있고, 이를 암반 등급으로 정량화 할 수 있었다. 본 연구 대상 지역 중 상행선 250 m와 하행선 300 m 지점의 경우, 노두에서 비교적 소규모의 단층대와 연약대가 관찰되었으며 전기 비저항 탐사 결과로부터 얻은 결과는 비저항 값의 상대적 비교를 통해 정성적으로 그 범위만을 제시할 수 있었다. 따라서 RMR과 같은 터널 굴착 및 지보를 위한 암반 조건의 정량화가 필요하다. 한편, 노두 조사에 기초하여 설정한 시추위치에서 얻은 시추코어의 RMR 분류는 대표 영역

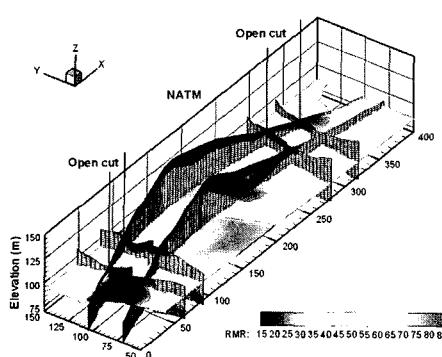
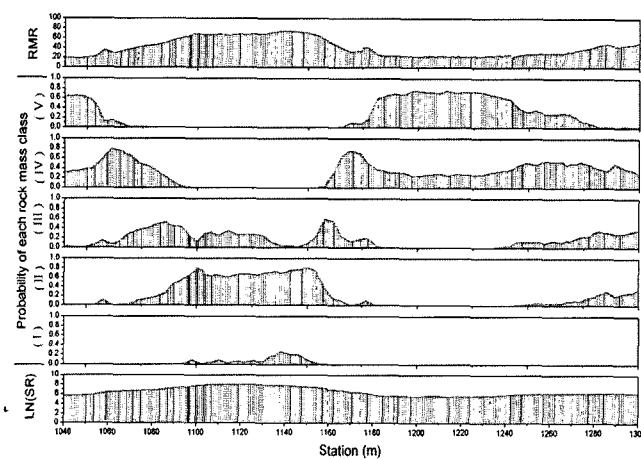


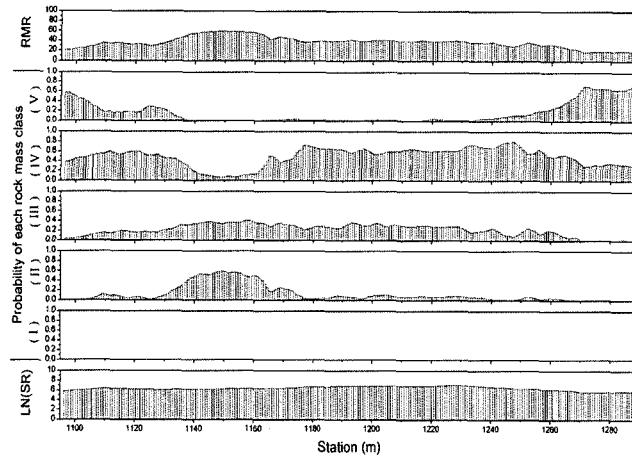
Fig. 12. 3-D spatial distribution of RMR by simulated annealing

의 범위에 대한 문제점이 남아 있다. 전기 비저항 탐사 결과 영상을 참조하여 시추코어의 RMR 자료와 병합한 모의 담금질 결과 영상은 상행선 250 m와 하행선 300 m 지점의 연약대 범위와 그 정도를 RMR로 정량화 하여 표현할 수 있었다(Fig. 12).

후처리 과정은 모의 담금질 기법을 적용하여 얻은 80 번의 실현들을 근거로 수행하였다. 각 절점별 80개의 실현값들을 통해 절점별, 위치별 RMR의 분포 특성을 파악할 수 있다. 터널노선을 따라 파악하고자 하는 지반과 해당하는 절점별 RMR의 분포특성을 도시하였다(Fig. 13). 각 상행선 및 하행선의 스테이션별 터널 천정부의 RMR 기댓값, 암반 등급별 확률 그리고 전기 비저항치의 기댓값을 표현하였다. 이는 지반 조건의 불확



(a) eastern line



(b) western line

Fig. 13. Distributions of RMR and log-transformed specific resistivity and probability of each rock mass class at each station

실성의 정량적 표현인 암반 등급 확률을 각 등급별 표준 시공비와 함께 고려함으로써 경제성 및 안정성 측면에서 고려할 수 있는 노선간의 비교를 가능하게 한다.

4. 결 론

일반적으로 터널 노선이 위치하는 지역의 암반 조건을 파악하기 위해 시추공 조사를 통한 암반 분류와 지구물리탐사를 수행한다. 각 조사로부터 얻은 정보나 영상은 대표하는 영역과 정보의 물리적 의미가 상이하다. 또한, 시추공 자료만 고려하는 크리깅이나 조건부 시뮬레이션의 경우 국부적으로 나타나는 단층대나 파쇄대와 같은 취약한 암반의 존재를 놓칠 가능성이 높으며, 특히 2차원 문제만을 고려한 경우는 단층의 방향과 그 영향이 실제 암반 등급에 어떻게 반영되는지 여부를 예측하기 어렵다. 따라서 다양한 형태로 주어지는 지반 조건에 대한 정보들을 최대한 반영시키고 시추공 자료만을 활용시 발생하는 크리깅이나 조건부 시뮬레이션의 한계점인 지구물리탐사 결과 영상과의 상이성을 극복하기 위해 최적화 기법의 일종인 모의 담금질 기법을 적용함으로써 정보의 병합 및 최적화를 구현하였으며 이를 토대로 RMR의 3차원 분포도를 작성하였다.

모의 담금질 기법의 적용을 통해 얻은 RMR의 3차원 분포도는 전기비저항 탐사의 결과 영상을 참조영상으로 활용함으로써 제한된 시추공의 정보로는 파악하기 힘든 국부적 연약대나 단층대의 영향을 고려할 수 있었으며, 이 영향을 암반 등급으로 정량화할 수 있었다. 모의 담금질 기법은 다양한 형태의 지반 정보들을 분석하여 설정한 통계 모델들을 목적함수로 설정하였다. 이 목적 함수들을 모의 담금질 기법의 최적화 기준으로 활용하였으며, 이는 시추공 자료만을 이용하는 기존 방법에 비해 보다 향상된 양질의 지반 정보를 제공할 수 있었다.

모의 담금질 기법은 여타 조건부 시뮬레이션 기법과 마찬가지로 지반 조건의 불확실성의 정량적 표현인 암

반 등급에 관한 확률정보를 제공할 수 있으며, 이 확률정보는 각 등급별 표준 시공비와 함께 고려함으로써 경제성 및 안정성 측면에서의 비교를 통한 노선 선택을 가능하게 한다.

참고문헌

- 류동우, 김택곤, 허종석, 2003, RMR의 불확실성 모델링을 위한 지구통계학적 사물레이션 기법에 관한 연구, 터널과 지하공간, 12.3, 87-99.
- 유광호, 2003, 터널 설계를 위한 암반등급 산정 기법에 관한 연구, 한국지반공학회논문집, 19.5, 103-106.
- 유광호, 이상호, 추석연, 주광수, 2004, 터널 중심선으로부터 이격된 자료를 활용한 미시추구간의 암반등급 산정에 관한 연구, 터널기술, 6.2, 101-111.
- 홍창우, 전석원, 2004, 유전알고리즘을 이용한 암반 물성의 최적 평가에 관한 연구, 터널과 지하공간, 15.2, 129-136.
- Aarts, E. and Korst, J., 1989, Simulated Annealing and Boltzmann Machines - a Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing, Wiley, New York, 272 p.
- Deutsch, C.V. and Journel, A.G., 1998, GSLIB Geostatistical Software and User's Guide, Oxford Univ. Press, New York. 369 p.
- Deutsch, C. V. and P.W. Cockerham, 1994, Practical considerations in the application of simulated annealing to stochastic simulation, Mathematical Geology, 26.1, 67-82.
- Kirkpatrick, S., Gellat, C.D. and Vecchi, M.P., 1983, Optimization by simulated annealing, Science 220, 671-680.
- Ounes, A., S. Bhagavan, P.H. Bunge and B.J. Travis, 1994, Application of simulated annealing and other global optimization methods to reservoir description: Myths and realities, 69th Annual Technical Conference and Exhibition of the Society of Petroleum Engineers, 547-561.
- Langlais, V. and J. Doyle, 1993, Comparisons of several methods of lithofacies simulation on the fluvial gypsy sandstone of Oklahoma, In Geostatistics Tróia '92, A. Soares, ed., Kluwer, 1, 299-310.

류동우



1994년 서울대학교 공과대학 자원공학과
공학사
1996년 서울대학교 대학원 자원공학과
공학석사
2000년 서울대학교 대학원
지구환경시스템 공학부 공학박사
Tel: 042-868-3265
E-mail: ryurock@empal.com
현재 한국지질자원연구원 연수연구원