

미시추구간의 암반등급 산정 기법에 관한 연구

An estimation technique of rock mass classes in undrilled region

유 광 호¹⁾, Kwang-Ho You

1) 수원대학교 토목공학과 교수

요 약 : 터널 설계를 위한 조사 있어서, 요사이 시추공 조사는 물론 탄성과 탐사, 전기 비저항 탐사 등의 물리탐사가 빈번히 행해지고 있는 실정이다. 따라서 최적의 지반평가(암반 등급 등)를 위해 조사에서 얻어지는 모든 자료를 체계적으로 최대한 활용할 수 있는 방법이 절실히 요구되고 있다. 많은 연구자들이 정량적 데이터가 부족한 경우에 대처하기 위해 정성적 데이터의 이용을 적극 제안해 왔다. 본 연구에서는 신뢰도가 다른 두 종류의 자료, 즉 시추공 자료와 물리탐사 자료를 활용하여 시추가 되지 않은 구간의 암반등급을 추정하는 방법을 지구통계학적 이론에 근거하여 소개하고자 한다.

주요어(Key words) : 암반분류, 지구통계학, 다분적 지시크리깅

1. 서 론

터널 설계를 위한 조사의 경우 일반적으로 시추공 자료가 부족하며, 특히 산악터널의 경우 시추가 불가능한 구간이 많이 발생한다. 반면에 물리탐사 자료, 전문가의 견해, 비슷한 지반에서의 경험 등과 같은 상당히 많은 양의 정성적 데이터가 존재할 수 있다. 따라서 보다 지반의 상태를 잘 평가 및 분류하기 위해서는 시추공 자료와 같은 정량적 데이터뿐만 아니라 정성적 데이터의 활용도 고려되어야 한다.

많은 사람들 (Bardossy 등(5), 1988; Dubrule과 Kostov(6), 1986; Journel(7), 1986; 유광호, 1994 등)이 정량적 데이터가 부족한 경우에 대처하기 위해 정성적 데이터의 이용을 적극 제안했다. 그 들은 자료의 신뢰도(degree of certainty)에 따라 전자를 하드데이터(hard data)로, 후자를 소프트데이터(soft data)로 구분하였다. 유(1995, 1998)는 다분적 지시크리깅을 사용하여 정성적 자료를 이용하는 방법을 제시하였다.

현재, 터널 설계를 위한 조사 있어서, 시추공 조사는 물론 탄성과 탐사, 전기 비저항 탐사 등의 물리탐사가 빈번히 행해지고 있는 실정이다. 따라서 최적의 지반평가(암반 등급 등)를 위해 조사에서 얻어지는 모든 자료를 체계적으로 최대한 활용할 수 있는 방법이 절실히 요구되는 실정이다.

본 논문에서는 신뢰도가 다른 두 종류의 자료, 즉 시추공 자료와 물리탐사 자료를 활용하여 시추가 되지 않은 구간의 암반등급을 추정하는 방법을 지구통계학적 이론에 근거하여 소개하고자 한다.

2. 불확실성의 확률적 평가

실제의 많은 문제에 있어서, 미지값에 대한 포괄적 (global) 확률 분포 보다는 오히려 국부적(local) 확률 분포가 요구된다. 예를 들면, 터널 시추조사에 있어서 암반 분류 지표의 하나인 RMR값의 포괄적 확률 분포는 그 암반 상태에 대한 개략적인 설명을 줄 뿐이다. 반면,

RMR값에 대한 국부적 확률 분포는 상세한 터널 설계를 위한 충분한 정보를 제공한다.

공간적으로 상호 상관관계를 갖는 변수 (a spatially correlated variable)를 위한 여러 가지 평가방법이 지구통계학 (Geostatistics) 문헌에 소개되어 있는데, 크게 모수적(parametric) 방법과 비모수적(non-parametric) 방법으로 나눌 수 있다 (Alli 등(1), 1990). 모수적 방법에서는 값에 대한 불확실성은 그 분산값 (estimation variance)에 의해 정량화될 수 있지만, 기본 확률분포 (underlying probability distribution)를 가정해야 하기 때문에, 공간적으로 상호 상관관계를 갖는 변수에는 타당하지 않다 (Journel(9), 1989, p.22). 반면에, 비모수적 방법은 기본 확률분포를 가정할 필요가 없다. 이 방법은 각 점에서의 지시변환 (indicator transformation)에 근거를 두고 있으며, 최종적으로 누적밀도함수를 준다.

3.1. 비모수적(Non-parametric) 방법

한 점 x 에서의 미지값 $Z(x)$ 를 주변의 n 개의 알려진 값 $z(x_i)$, $i=1,2,\dots,n$ 으로부터 평가할 때, 이 평가에 관한 불확실성을 생각해보자. 가장 쉬운 방법은 이미 알고 있는 n 개의 데이터의 분포(distribution)를 이용하는 것이다. 즉, 미지값 $Z(x)$ 가 한 개의 주어진 경계값 z 보다 작거나 같을 확률은 주어진 n 개의 데이터가 그 경계값 보다 작거나 같을 비율로 정해진다.

$$Prob[Z(x) \leq z | n \text{개의 지지데이터}] \approx z(x_i) \leq z \text{의 비율 단, } i=1,2,\dots,n. \quad (1)$$

다음과 같이, 지시데이터(indicator data)를 정의함으로써,

$$i(z; x_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } z(x_i) \leq z \\ 0, & \text{if } z(x_i) > z \end{cases} \quad (2)$$

식 (1)은 다음과 같이 된다.

$$Prob[Z(x) \leq z | n \text{개의 지지데이터}] \approx \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n i(z; x_j) \quad (3)$$

식 (3)의 왼쪽 항은 조건 누적밀도함수 $F[z; x | n \text{ 지지 데이터}]$ 이며, 이는 지시데이터의 동일 가중 평균값 (equally weighted average)으로 구해진다. 이와 같은 계산은 $Z(x)$ 와 $z(x_i)$ 들이 각각 서로 상관관계가 없을 때는 통계적으로 정당화될 수 있다. 하지만, Journel (8)(1988)에 의하면, 장소에 따라 값들의 상관관계가 변할 때는, 다음과 같은 비균등 가중 평균값이 보다 타당하다.

$$F[z; x | n \text{개의 지지데이터}] = Prob[Z(x) \leq z | n \text{개의 지지 데이터}] \approx \sum_{j=1}^n w(x_j) i(z; x_j) \quad (4)$$

단, $\sum_{i=1}^n w(x_i) = 1$

여기서, n 과 $w(x_j)$ 는 미지의 데이터 수와 특정 경계값 z 에서의 구해야 할 가중치이다.

모든 점에서 특정 물성치가 취할 수 있는 범위가 a 에서 b 사이에 있다고 하자. 예를 들면 RQD값의 경우는 0에서 100 사이의 값을 취하기 때문에 이 때 a 는 0, b 는 100이 된다. 이제 이 범위가 다음과 같이 NT 개의 증가되는 경계값들로 나누어졌다고 하자.

$$z_k, k=1, 2, \dots, NT \quad \text{단, } a < z_1 \leq z_2 \leq \dots \leq z_k \leq z_{k+1} \leq \dots \leq z_{NT} < b \quad (5)$$

각 경계값에서 $F[z; x | n \text{ 개의 지지 데이터}]$ 이 계산되어야 하는데, 각 경계값에서 다음과 같은 지시데이터를 정의 하면,

$$i(z_k; x_j) = \begin{cases} 1, & \text{if } z(x_j) \leq z_k \\ 0, & \text{if } z(x_j) > z_k \end{cases} \quad (6)$$

식 (4)는 다음과 같이 된다.

$$F[z_k; x | n \text{ 개의 지지 데이터}] = \text{Prob}[Z(x) \leq z_k | n \text{ 개의 지지 데이터}] \approx \sum_{j=1}^n w(x_k; x_j) i(z_k; x_j) \quad (7)$$

여기서 $w(z_k; x_j)$ 는 경계값 z_k 에서의 구해야할 미지의 가중치값들이다.

결과적으로, 데이터에 내재된 불확실성이 평가오차의 형태(Journel, 1988)가 아닌 확률분포의 형태로 표현되었는데, 통계에서는 이것을 사후확률분포 (posterior probability distribution) 라고 한다.

따라서, 각 경계값들에 있어서 일반적인 내삽기법 (예를 들면, 보통크리깅법 등)에 의해 식 (4)의 미지 가중치들이 구해질 수 있다. 즉 각 격자점에서 각각의 지시크리깅 방정식의 해를 구함으로써, 사후누적밀도함수 (posterior cumulative density function) 값이 계산되어 확률분포가 구해질 수 있다.

3.2. 누적밀도함수의 평가

지반공학에서 일반적으로 사용되는 변수들, 예를 들면, RQD, 일축압축강도값, RMR값 등은 공간적으로 상당한 상관관계를 보인다 (Vanmarcke(15), 1978; Baecher(4), 1978). 다시 말하면, 가까운 샘플은 멀리 떨어져 있는 샘플 보다 더욱 유사한 경향을 보인다. 따라서 이 변수들은 공간적 상관관계를 고려한 통계과정 (stochastic process)를 통해 처리되어야 한다. 미지값과 주변 데이터 사이의 상관관계를 정의하기 위해서는, 이들 값 사이의 공간적 상관관계 측정(proximity measure)이 필요하다. 여러 가지 알려진 공간적 상관관계 측정 중에, 베리오그램(variogram) 측정은 지구통계학에서 폭넓게 사용되고 있다. 이 베리오그램 측정은 변수값과 그 위치의 함수이다. 실험적 지시 베리오그램(experimental indicator variogram) 함수 $2\gamma(h)$ 는 단순히 거리가 대략 h 만큼 떨어진 $n(h)$ 개의 데이터 쌍들의 차이의 제곱에 대한 평균이다:

$$2\gamma(h) = \frac{1}{n(h)} \sum_{j=1}^{n(h)} [i(x_j) - i(x_j + h)]^2 \quad (8)$$

식 (8)에서 $n(h)$ 는 대략 거리가 h 만큼 떨어진 데이터의 수이다. 일단, 공간적 상관관계가 측정되면, 일반적인 내삽기법(interpolation algorithm), 예를 들면, 보통크리깅(ordinary kriging) 등이 식 (7)의 미지 가중치를 구하기 위해 사용될 수 있다. 각 격자점에서 각각의 지시크리깅 방정식의 해를 구함으로써, 사후누적밀도함수(posterior cumulative density function)값이 계산되어, 개략적이긴 하지만 확률분포를 나타낸다.

3. 데이터의 분류 및 지시데이터로의 정량화

지반공학에 있어서 사용되는 데이터는 신뢰도(degree of certainty)에 따라 크게 하드(hard) 데이터와 소프트(soft)데이터로 나눌 수 있는데, 하드데이터는 직접 측정된 RQD값, 일축압축강도값 등으로, 한 특정 점 x 에서 정확히 측정된 데이터 z 이다. 약간의 측정오차가 포함될 수는 있지만, 이 데이터에 내재된 불확실성은 보통 무시될 수 있기 때문에, 한 점 x_j 에서 값 $z(x_j)$ 를 갖는 하드데이터의 지시함수(indicator function)는 값 $z(x_j)$ 와 분산값 0을 갖는 단계형 누적함수(a step cumulative density function)로 볼 수 있다 (그림 1a 참조). 따라서, 하드데이터의 변환된 지시데이터 $i(z_k; x_j)$ ($k=1, 2, \dots, NT$)는 1 아니면 0을 갖는다.

한편 정확한 값은 모르지만, 특정지역에 있어서 경계범위를 정확히 아는 경우가 있다. 예를 들면, 중도에 중단된 시추공의 경우 층두께에 대한 하한값을 제공해 준다. 또한, 층두께는 항상 음수의 값을 갖을 수 없다는 조건이 존재한다. 이와 같은 종류의 데이터는 “하드간격 데이터(hard interval data)”라고 한다. 한점 x_j 의 하드간격 데이터의 경우, 그 지시데이터 $z(x_j)$ 는 그 간격 밖에 존재하는 경계값들(thresholds)에서만 알 수 있고, 변환된 지시데이터들은 역시 0 아니면 1이다 (그림 1b 참조). 만약 한 경계값이 하한값($z_{\min, j}$) 보다 적거나 같을 때에는 지시데이터는 0이고, 상한값($z_{\max, j}$) 보다 크거나 작을 때에는 그 지시데이터는 1이다. 하지만 간격 안에 있는 경계값에서의 지시데이터는 알 수 없음에 주의해야 한다.

소프트데이터는 공학적 물성치에 대한 전문가들의 추측값과 같은 부정확한 값으로 $\hat{z}(x)$ 라고 쓰기로 한다. 이와 같은 부정확한 데이터를 이용하기 위해서는 데이터에 내포된 불확실성을 정량화할 필요가 있다. 일반적으로 이러한 정량화는 신뢰구간(confidence interval)을 사용하여 표시된다. 또한 보다 유리한 경우로써 소프트 데이터 $\hat{z}(x)$ 의 주관적 확률분포가 직접 주어질 수도 있으며 (Kulkarni, 1984) 이 확률분포함수가 $\hat{z}(x)$ 에 관한 불확실성을 정량화한다 (Alabert, 1987, p.8). 이와 같은 데이터들은 “소프트 확률분포함수(soft probability density function, pdf)데이터”로 분류되며, 이런 데이터들의 지시함수 $i(z_k; x)$ 는 그림 1c에서 보는 바와 같이 각각의 누적밀도함수로 나타내진다. 이 때, 지시데이터들은 0과 1 사이의 모든 값을 갖는다.

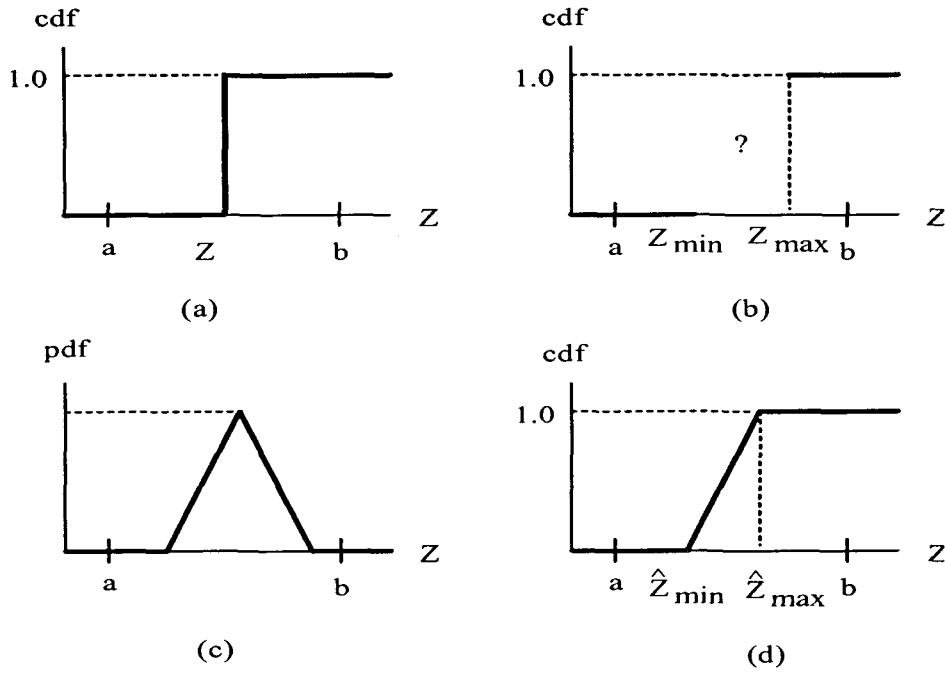


그림 1. 지시데이터로의 변환

하지만 경우에 따라서는 전문가들이 어떤 공학적 물성치에 대한 그들의 견해를 신뢰간격 (constraint interval)를 사용하여 표현하는 것이 쉬울 수도 있다. 이 때, 데이터들은 다음 중의 한 가지 형태로 표현되는데, 이와 같은 종류의 데이터를 “소프트 간격 데이터”라고 한다;

- 1) $z(x) \leq \hat{z}_{\max}(x)$,
- 2) $z(x) \geq \hat{z}_{\min}(x)$,
- 3) $\hat{z}_{\min}(x) \leq z(x) \leq \hat{z}_{\max}(x)$.

간격이 넓을수록 $z(x)$ 에 대한 평가값의 신뢰도가 떨어진다. 하지만 소프트데이터들도 정보나 경험이 많아질수록 점점 하드데이터에 가까와져서 신뢰도가 높아진다. 즉, 하드데이터는 소프트데이터의 극한상태라고 생각될 수 있다.

한 점 x_j 의 소프트 간격 데이터 ($\hat{z}(x_j)$)의 경우, 간격 밖에 있는 모든 경계값에서의 지시데이터들은 0 아니면 1이 된다 (그림 1d). 하한값 ($z_{\min,j}$) 보다 작거나 같은 경계값에서의 지시데이터는 0이 되고, 상한값 ($z_{\max,j}$) 보다 크거나 같은 경계값에서의 지시데이터는 1이 된다. 간격 내에서는 선정보(prior information)에 의해 임의의 값을 갖도록 채워질 수 있다. 예를 들면, 균일분포(uniform distribution)를 가정하게 되면, 간격 내에 있는 경계값에서의 지시데이터들은 다음 식에 의해 구해질 수 있다:

$$i(z_k; x_j) = \frac{z_k - \hat{z}_{\min,j}}{\hat{z}_{\max,j} - \hat{z}_{\min,j}} \quad (9)$$

하지만 이들 변환된 지시데이터들은 다음의 조건들을 만족해야한다:

$$\begin{aligned}
i(z_k; x_j) &\in [0, 1], \\
i(z_k; x_j) &\leq i(z_{k+1}; x_j), \\
i(z_k; x_j) &= 0 \quad \text{for } z_k \leq \hat{z}_{\min_j}, \text{ and} \\
i(z_k; x_j) &= 1 \quad \text{for } z_k \geq \hat{z}_{\max_j}.
\end{aligned}
\tag{10}$$

4. 적용사례

4.1 지시데이터 변환

○○~○○간 전장이 3,860m (STA.0+300 ~ STA.4+160)인 터널의 설계를 위해, 표 1에서 보는 바와 같이 7개의 시추공 조사와 터널 중심선을 따라 전장에 걸쳐 물리탐사(전기비저항) 조사가 수행되었다.

표 1. 시추공 위치

공번호	station	추정 RMR값
1	0+430	48
2	0+500	63
3	2+045	82
4	2+070	83
5	2+550	94
6	3+520	83
7	4+160	53

표 2. RMR 값과 전기 비저항 값과의 상관관계

전기 비저항 값	해당 암반등급	RMR값
3,400 이상	I~II	60~100
2,500~3,400	II~III	40~80
1,600~2,500	III~IV	20~60
800~1,600	IV~V	0~40
800 이하	V	20 이하

시추공 자료와 같은 하드데이터는 그림 2와 같이 데이터값에 불확실성이 없는 반면, 전기 비저항 자료와 같은 소프트데이터는 많은 불확실성이 존재하기 때문에 그림 2에 나타난 바와 같이 해당 암반등급을 인접한 두 개의 등급을 갖는 소프트 간격 데이터로 취급하여 불확실성을 정량화하였다. 단, 전기비저항 값이 800이하 일 경우는 암반등급을 V로 하였는데, 결과적으로 하드데이터와 동일하게 취급되었다. 이 때, 전기 비저항 값들은 표 2에 나타난 전기 비저항 값과 RMR 등급과의 상관관계를 이용하여 RMR 등급으로 변환되었다.

다분적 지시크리깅 기법을 적용하기 위해 시추공 및 전기 비저항 데이터들은 각 경계값에서 지시데이터로 변환되어야 한다. 본 연구의 경우 RMR 분류법에 의해 암반등급을 평가하려고 했으므로, RMR값 20, 40, 60, 80을 경계값으로 사용하여 암반을 5등급으로 분류하였는데, 그림 2와 같은 하드데이터의 경우는 경계값 20에서는 0으로, 경계값 40, 60, 80에서는 지시데이터가 1.0으로 변환되고, 소프트데이터의 경우는 경계값 20에서는 0, 40에서는 0.5 60과 80에서는 1.0으로 변환되었다. 표 3은 본 연구에 사용된 시추공 및 전지 비저항 데이터로부터 변환된 지시데이터의 일부를 보여준다.

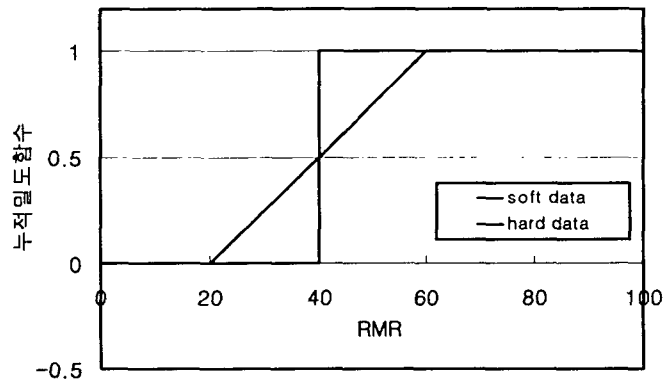


그림 2. 하드 및 소프트 데이터 불확실성의 정량화

표 3 지시데이터 변환 예

번호	위치 (STA.)	자료특성	RMR 값 및 범위	RMR 경계값			
				20	40	60	80
1	300	전기비저항	V	1	1	1	1
2	320	"	V	1	1	1	1
3	340	"	V	1	1	1	1
4	360	"	IV-V	0.5	1	1	1
5	380	"	IV-V	0.5	1	1	1
6	400	"	IV-V	0.5	1	1	1
7	420	"	IV-V	0.5	1	1	1
8	430	시추공	48	0	0	1	1
9	440	전기비저항	IV-V	0.5	1	1	1
10	460	"	IV-V	0.5	1	1	1
11	480	"	IV-V	0.5	1	1	1
12	500	시추공	63	0	0	0	1
13	520	전기비저항	III-IV	0	0.5	1	1
14	540	"	III-IV	0	0.5	1	1
15	560	"	III-IV	0	0.5	1	1
16	580	"	III-IV	0	0.5	1	1
17	600	"	III-IV	0	0.5	1	1
18	620	"	III-IV	0	0.5	1	1
19	640	"	III-IV	0	0.5	1	1
20	660	"	III-IV	0	0.5	1	1
.
.

4.2. 이론적 베리오그램 모델 (Theoretical variogram model) 선정

이론적 베리오그램 모델을 선정하기 위해 2차원 분석용 프로그램인 VARIOWIN 2.2 사용하였다. 시추공 자료와 터널 전 구간에 걸쳐 존재하는 전기비저항값을 사용하여 변환된 지시데이터를 사용하여 각 경계값에서 대상지역의 공간적 상관관계를 나타내는 베리오그램 모델을 구하였는데 그 결과가 표 4에 정리되었다.

베리오그램 모델 산정 시 발생하는 회귀오차를 줄이기 위해 다음과 같이 정의되는 IGF(Indicative goodness of fit)를 사용하였다 (Pannatier, 1996);

$$IGF = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=0}^{n(k)} \frac{P(i)}{\sum_{j=0}^{n(k)} P(j)} \cdot \frac{D(k)}{d(i)} \cdot \left[\frac{\gamma(i) - \hat{\gamma}(i)}{\sigma^2} \right]^2 \quad (11)$$

여기서, N 은 베리오그램의 수,

$n(k)$ 는 베리오그램 k 에 관한 lag의 수,

$D(k)$ 는 베리오그램 k 에 관한 최대거리,

$P(i)$ 는 베리오그램 k 의 lag i 에 있어 데이터 쌍의 수,

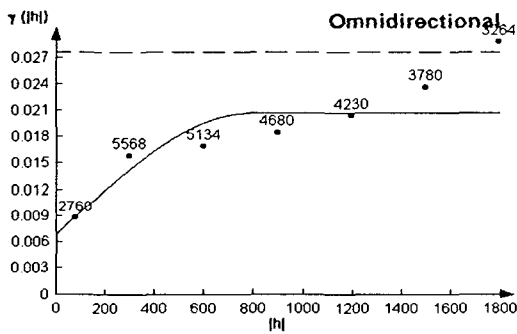
$d(i)$ 는 베리오그램 k 의 lag i 에 있어 데이터 쌍의 평균 거리,

$\gamma(i)$ 는 lag i 에 대한 공간적 연속성의 실험적 척도,

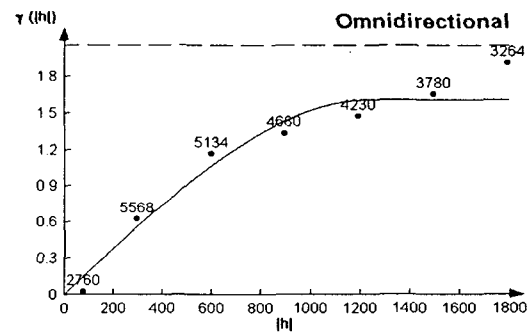
$\hat{\gamma}(i)$ 는 $d(i)$ 에 대한 공간적 연속성의 모델화된 척도.

σ^2 은 베리오그램의 경우 데이터의 분산이다.

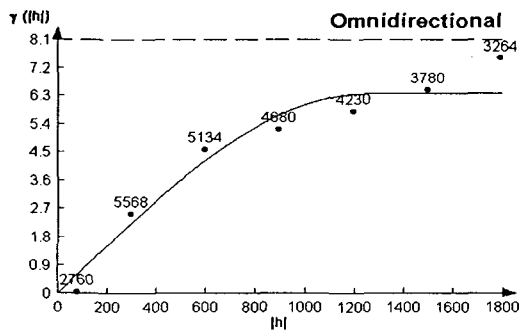
IGF는 이론적 베리오그램 모델을 찾을 때, 이론적 베리오그램 모델이 실험적 베리오그램을 얼마나 잘 대표하는지를 나타내는 무차원 양의 값으로 0에 가까울수록 잘 대표된 이론적 베리오그램 모델임을 의미한다.



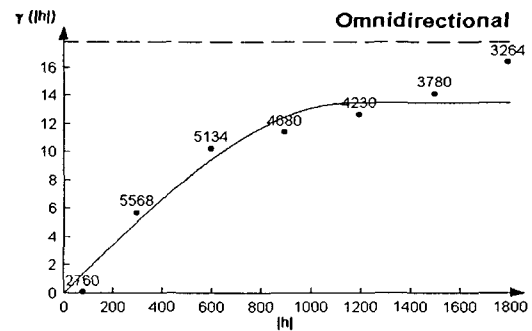
(a) 지시경계($Z_k=20$)의 variogram model



(b) 지시경계($Z_k=40$)의 variogram model



(c) 지시경계($Z_k=60$)의 variogram model



(d) 지시경계($Z_k=80$)의 variogram model

그림 3. 각 지시경계값에서의 이론적 베리오그램 모델 산정

표 4. 각 경계값의 이론적 베리오그램 모델

경계값	베리오그램 모델	Nugget	Sill	Range(m)	IGF (Indicative goodness of fit)
20	구면(spherical)	0.0069	0.014	793.38	2.1681e-02
40	"	0.0	1.615	1250.28	1.5591e-02
60	"	0.0	6.380	1246.14	1.7927e-02
80	"	0.0	13.528	1165.86	1.9547e-02

4.3 다분적 지시크리깅의 순서문제에 해결

다분적 지시크리깅에 의해 누적확률밀도함수를 근사화하는 과정에서 그림 4와 같은 순서문제가 발생한다. 즉 처음과 마지막 경계값에서 추정된 값이 상한 및 하한 경계를 초과하는 문제 ($z_k < 0$, $z_k > 1$, 그림 4의 a)와 큰 경계값에서 추정된 값이 작은 경계값에서 추정된 값 보다 작게 되는 문제 ($z_k < z_{k+1}$, 그림 4의 b)가 발생하게 된다.

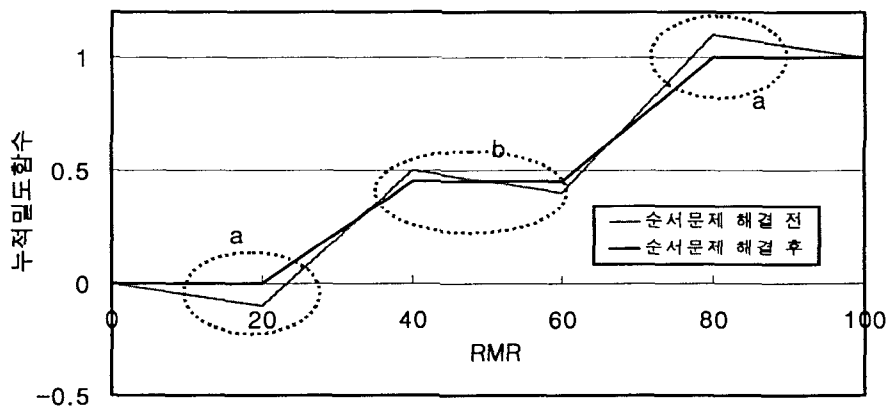


그림 4. 다분적 지시크리깅의 순서문제

이 순서문제를 해결하는 가장 간단한 방법은 지시크리깅 값을 가장 가까운 적당한 값 (admissible value)으로 근사시키는 방법(Solow, 1986)과 유(1995)에 의해 제안된 다분적지시크리깅 시스템을 조건부 최적화문제(Constrained Optimization Problem)로 규정한 후에 순서문제를 만족하는 지시크리깅 가중치를 새롭게 산정하는 방법이 있다.

그림 4는 한 특정점에 있어서 순서문제를 해결하기 전과 후의 사후누적밀도함수를 보여준다.

4.4 암반등급 평가

시추공 자료와 전기 비저항 자료를 동시에 이용한 다분적 지시크리깅 결과 터널 통과 구간에 예상되는 암반등급은 그림 5와 같다. 그림 5에서 알 수 있듯이, 터널 시·종점 부근에서 암반상태가 취약할 것으로 예상되었다.

전기 비저항 탐사 자료가 암반등급 추정에 미치는 영향을 알아보기 위해, 그림 6과 같이 시추공 자료만을 이용한 경우의 암반등급 결과와 비교되었다. 시추공 자료만 이용한 경우는 터널 시점 및 종점 구간을 제외한 대부분의 지점에서 암반상태가 I 등급과 II 등급만으로 암반상태가 양호하게 분류되는데 비해, 시추공 자료와 전기 비저항 자료를 함께 이용한 경우는 I, II, III, IV, V 모든 등급으로 보다 다양하게 세분되었다. 특히, STA. 1K+000~1K+240 구간과 STA. 3K+860~4K+040 구간을 제외한 나머지 구간에서는 시추공 자료만 이용한 경우에 비해 암반상태가 같거나 1등급 내지 2 등급 더 나쁠 것으로 추정되었다.

이와 같이 추정된 암반등급이 다른 이유는 시추공만을 이용한 암반분류는 시추공과 시추공 사이의 중앙점까지 일정한 암반등급이 유지되는 것으로 간주되므로, 정확한 암반등급의 분류가 어려운 반면, 전기 비저항 탐사자료는 시추공 자료보다는 자료의 신뢰도는 떨어지나 터널 전 구간에 걸쳐 존재하기 때문에 보다 현실적인 분류가 가능하기 때문이다.

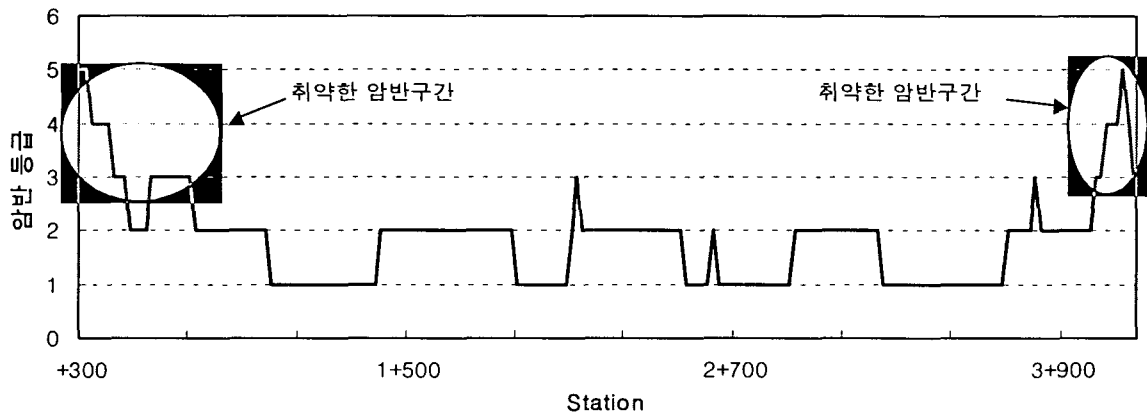


그림 5. 추정된 암반등급

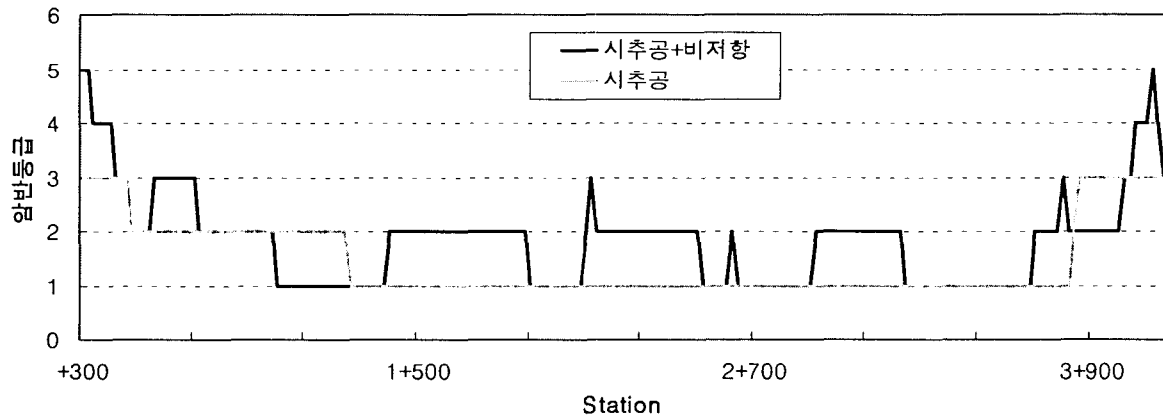


그림 6. 추정 암반등급 비교

4.5 추정된 암반등급의 신뢰도 평가

그림 7과 8에 추정된 사후누적밀도 함수의 표준편차와 암반등급의 신뢰확률을 도시하였다. 그림 7에서 알 수 있듯이, 시추공 자료와 비저항 자료를 이용한 경우는 STA. 0K+520 ~ 0K+580 구간, STA. 2K+100지점 및 STA. 2K+760 ~ 2K+800 구간에서, 분류등급에 대한 사후누적밀도함수의 표준편차가 작게 나타나, 이 구간에서는 분류된 암반등급의 신뢰도가 떨어짐을 알 수 있다. (표준편차가 15 보다 큰 구간에서는 신뢰도가 낮다고 가정됨)

신뢰확률이 높고, 표준편차가 적게 나타난 곳들은 시추된 곳과 잘 일치한다.

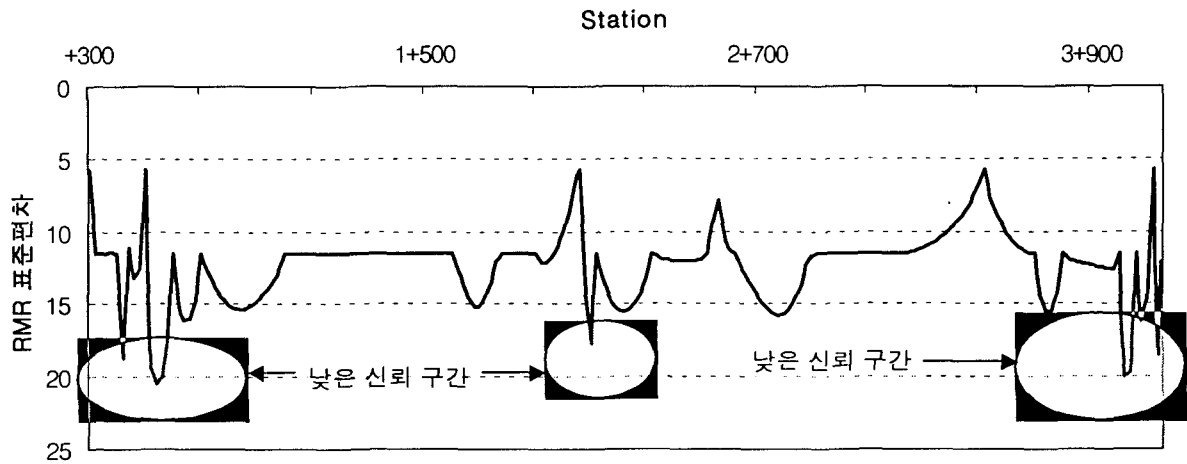


그림 7. 사후누적밀도 함수의 표준편차

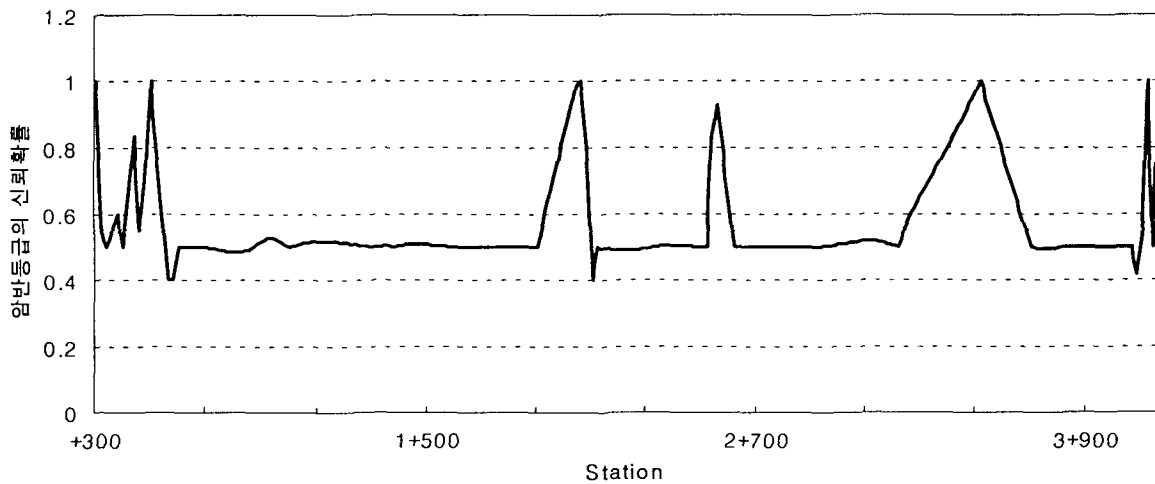


그림 8. 분류등급의 신뢰확률

5. 결론

본 논문에서는 정량적 데이터(예, 시추공 자료)는 물론 정성적 데이터(예, 전기 비저항 탐사 자료)도 이용 가능한, 터널 미시추구간의 암반등급을 산정하는 방법을 제시하였다. 물리탐사 자료와 같은 정성적 데이터가 시추공 자료가 부족한 터널 설계조사 등을 위한 암반등급 분류에 다분적 지시크리깅 이론에 근거하여 체계적으로 사용될 수 있음을 알았다.

또한, 시추공만을 이용한 암반분류는 시추공과 시추공 사이의 중앙점까지 일정한 암반등급이 유지되는 것으로 간주되므로, 정확한 암반등급의 분류가 어려운 반면, 전기 비저항 탐사자료는 시추공 자료보다는 자료의 신뢰도는 떨어지나 터널 전 구간에 걸쳐 존재하기 때문에 보다 현실적인 분류가 가능함을 알 수 있었다.

본 논문에서 제시된 방법은 터널설계 뿐만 아니라, 정량적 데이터가 극히 한정되어 있는 반면에 정성적 데이터는 무수히 많이 존재하는 경우에 보다 현실적인 암반이나 지반분류 등을 위해 적용될 수 있을 것으로 생각된다.

참고문헌

1. 유광호(1998), "다분적 암반분류를 위한 정성적 자료의 지구통계학적 연구 - II. 응용," 한국지반공학회, 제 14 권, 제 1 호, pp. 29~35.
2. 유광호(1995), "다분적 암반분류를 위한 정성적 자료의 지구통계학적 연구 - I. 이론," 한국지반공학회, 제 11 권, 제 2 호, pp. 71~77.
3. 유광호(1995), "A Solution for Order Relation Problem in Multiple Indicator Kriging," 한국지반공학회, 제 11 권, 제 3 호, pp. 17~26.
4. Alabert, F. G., (1987), Stochastic Imaging of Spatial Distributions using Hard and Soft Information, M.S. Thesis, Stanford University, 185p.
5. Alli, M.M., E.A. Nowatzki, and D.E. Myers (1990), "Probabilistic Analysis of Collapsing Soil by Indicator Kriging", Mathematical Geology, Vol. 22, No. 1, pp. 15-38.
6. Baecher, G.B. (1978), "Analyzing Exploration Strategies", in: Site Characterization & Exploration, Proceedings, Specialty Workshop, Evanston, Illinois, pp.220-246.
7. Bardossy, A., I. Bogardi, and W. E. Kelly (1988), "Imprecise (Fuzzy) Information in Geostatistics", Mathematical Geology, Vol. 20, No. 4, pp.287-311.
8. Dubrule, O. and C. Kostov (1986), "An Interpolation Method Taking Into Account Inequality Constraints: I. Methodology", Mathematical Geology, Vol. 18, No. 1, pp.33-51.
9. Journel, A.G. (1986), "Constrained Interpolation and Qualitative Information - The Soft Kriging Approach", Mathematical Geology, Vol. 18, No. 3, pp.269-286.
10. Journel, A.G. (1988), "Non-parametric Geostatistics for Risk and Additional Sampling Assessment," in: Principles of Environmental Sampling, Larry Keith (ed.), American Chemistry Society, pp.27-45.
11. Journel, A.G. (1989), Fundamentals of Geostatistics in Five Lessons, Short Course Presented at the 28th International Geological Congress, American Geophysical Union, Washington, D.C., 40p.
12. Kulkarni, R.B. (1984), "Bayesian Kriging in Geotechnical Problems," in: Geostatistics for Natural Resources Characterization, Part 2, G. Verly et al.(eds.), D. Reidel Publishing Company, pp.775-786.
13. Pannatier, Yvan (1996), Variowin Softwar for Spatial Data Analysis in 2D, Springer-Verlag, New York, USA. 91p.
14. Solow, A.R., (1986), "Mapping by Simple Indicator Kriging", Mathematical Geology, Vol. 18, No. 3, pp.335-352.
15. Vanmarcke, E.H. (1978), "Probabilistics Characterization of Soil Profiles", in Site Characterization & Exploration, Proceedings, Specialty Workshop, Evanston, Illinois, pp.199-216.