

RMR 암반분류법의 불확정성에 관한 연구

이상은^{1)*}, 전성권²⁾, 강상진³⁾

A Study on the Uncertainty of the Classification of Rock Mass Rating

Sang-Eun Lee, Sung-Kwon Jun and Sang-Jin Kang

Abstract It is the unavoidable problem that the RMR rock classification method has the uncertainty resulted from uncertain definition of measured value in RMR grade table, hence in this paper, the estimation of probability density function($p \cdot d \cdot f$) graph with the evaluation of continuous RMR and the Monte Carlo Simulation and statistic reasoning were carried out to evaluate the uncertainty quantitatively. Also, the modified RMR rock classification table was presented in order to apply the uncertainty of RMR to the practice, and then the design process of standard support pattern and the tunnel support material was proposed.

Key Words Uncertainty, Monte carlo simulation, Statistic reasoning, RMR classification table

초 록 RMR 암반분류법은 구간별 RMR값 산정시 일정 범위의 값을 채택함으로 인해 불확정성을 피할 수 없다. 이에 본 연구에서는 각 파라미터별로 연속적인 RMR 값을 평가하여 확률밀도함수그래프를 산정하고 모든 경우의 수에 대한 몬테카를로 시뮬레이션과 통계추론을 통해 RMR 산정의 불확정성을 정량적으로 평가하였다. 또한, RMR 산정의 불확정성을 실무에 적용하기 위하여 신뢰수준별 수정 RMR 암반등급 산정표를 제시하였으며, 이를 근간으로 RMR 암반분류의 표준지보패턴 및 지보재 설계 수행절차를 제안하였다.

핵심어 불확정성, 몬테카를로 시뮬레이션, RMR 분류

1. 서 론

국내에서 주로 적용하고 있는 암반분류법은 산악터널이나 도심지터널의 경우 RMR(Rock Mass Rating System) 분류법을, 지하 유류비축기지와 같은 대규모 지하공간의 경우에는 Q(Q-System) 분류법을 주로 이용하고 있으나 전반적으로 Q분류법보다는 RMR 분류법을 많이 활용하고 있는 실정이다.¹⁾

RMR 암반분류법은 크게 5가지 파라미터별 할당점수의 합으로 산정되는 RMR 점수를 근거로 하는 나분적 암반분류 방법이다.⁷⁾ 하지만 개괄적인 추정과 경험적인 지식 및 주관적인 판단에 의해 점수를 결정하는 사례가 많아 실제 현장에서는 조사자에 따라 RMR 배점상의 편차가 발생하기 때문에 RMR 분류법은 불확정성으로부터 자유롭지 못한 것이 사실이다. 이와 같이

RMR 암반분류법은 조사자료의 부정확성(inaccuracy)과 조사자료에 대한 평가의 애매성(fuzziness) 그리고 자료수집 과정의 오류(observer error) 등이 내재되어 있다.²⁾

특히, 지반조사 결과를 평가함에 있어 애매성의 주요 요인으로는 조사자의 개인적인 판단의 차이에 따른 오류와 RMR 산정표 자체에 내재된 측정치에 대한 불확실한 정의로 인한 판정 상의 한계를 들 수 있다. 전자의 경우는 기술자에 따라 동일한 암반의 공학적 특성에 대한 기술적인 판단이 상이할 수 있다는 점에서 이로 인해 발생되는 오류는 어느 정도 불가피하다고 볼 수 있다. 그러나 후자의 경우, 일정 파라미터 구간별 단일점수 배점의 문제점을 인식하고 RMR 점수 산정표 자체에 내재되어 있는 불확정성을 정량적으로 평가하여 설계에 반영하는 방안을 제시하고자 하였다.

이를 위해 RMR 산정표 상의 5개 파라미터별로 연속적인 점수 매김을 통해 최소와 최대 사이의 점수에 대해서 연속적인 RMR 점수를 평가하여 파라미터별 확률밀도함수 그래프를 산정하였으며, 이를 바탕으로 RMR 산정표의 점수를 기준으로 연속적 RMR과의 차이만을 시뮬레이션하여 RMR의 최적확률밀도함수 그

¹⁾ 정회원, (주)삼보기술단 이사

²⁾ 정회원, (주)삼보기술단 차장

³⁾ 정회원, 현대산업개발(주) 과장

* 교신저자 : lee9367@empal.com

접수일 : 2005년 9월 4일

심사 완료일 : 2005년 10월 17일

래프를 도출하였다.

또한 RMR 산정의 불확정성을 수치적으로 평가하기 위해 신뢰수준별 신뢰구간이라는 정량화 척도를 적용하여 최적 확률밀도함수 그래프에 대한 통계적 추론(구간추정)을 수행하였다. 또한, 기존의 RMR 산정표 자체에 내재된 점수 판정 상의 한계로 인해 점수가 일정 범위에 대해서 단일 점수로 표현되므로 기준에 사용하는 RMR 점수는 일정 범위의 중간 값에 해당되는 RMR 점수라 할 수 있다. 이와 같이 각 파라미터별로 연속적인 점수할당이 불가능한 RMR 평가결과를 이용하여 산정된 암반등급은 과대 또는 과소평가되는 문제점을 내재하게 된다.

따라서, 본 연구에서는 기존 RMR 산정방식 자체의 불확정성을 보완하기 위한 방안으로 통계적 모델을 이용, 소요 신뢰도별 수정 RMR 암반등급 산정표를 작성하여 해당 현장의 목표설계 신뢰도 기준에 따른 차등적 용이 가능하도록 유도하였다.

2. MCS(Monte Carlo Simulation)기법

일반적으로 지반구조물의 설계 타당성 평가를 위해 적용되는 기준 안전율 개념은 지반구조물의 일반적인 신뢰성을 판단하는데 한계를 가지고 있다. 주요한 단점은 실제적으로 적용되고 있는 설계 파라미터(지반특성, 강도, 하중 등)가 불확실성을 가지고 있음에도 불구하고 각 설계정수에 대한 대표 값을 할당하여 평가하는 확정론적 방법이다. 그러나 확률 및 통계학적 접근법은 기존의 데이터나 판단에 의해 할당된 데이터를 통계 분석하여 정량화시킬 수 있다.³⁾ 비록, 지반기술자의 판단에 의해 결정된 데이터라 할지라도 이 방법은 각 설계 파라메타의 불확실성을 판단할 수 있는 정보를 제공해 주기 때문에 확정론적인 방법보다는 상당한 의미가 있다고 할 수 있다.

지반공학 문제에 필연적으로 내재될 수밖에 없는 임의성(randomness), 불확실성(uncertainty)에 대한 대비를 위해 주로 경험에 입각한 안정계수(safety factor)를 사용하여 여유 치를 두어 이론상으로 위협이 없는 것으로 가정을 하는 기존의 확정론적 방법과는 달리, 불확실성이 항상 존재한다는 사실을 인정하고 불확실성 자체를 정량적으로 고려하는 확률론적 방법은 더욱 합리적이라 할 수 있다. 따라서, 몬테카를로 시뮬레이션 기법은 이러한 불확실성들이 결합된 종합효과를 평가하기 위한 수단으로 제공되며, 불확실성이 크거나 작은 곳을 구별하기 위한 확률론적 수단으로 사용된다. Monte-Carlo 추출법은 많은 수의 실험을 바탕으로 통

제 자료를 얻어 그 자료로부터 역산하여 어떤 특정한 수치나 확률분포를 구하는 방법상의 특성상 통계자료가 많을수록, 또 입력 값의 분포가 고를수록 결과의 정밀성이 높아지게 된다.³⁾ Monte-Carlo 추출법은 초기에는 해석에 필요한 엄청난 자료와 계산량을 효율적으로 처리할 수 있는 수단이 부족하여 주로 이론적인 입장에서 연구가 수행되었으나 컴퓨터의 급속한 발전에 힘입어 현재는 거의 모든 학문영역에서 컴퓨터 등의 전산기를 이용한 모의실험 등을 통해 현실세계를 가상적으로 모사하는 방법으로 가장 강력한 해석 수단으로 인식되고 있다.

2.1. 균일분포 난수 발생

Monte-Carlo 추출법을 통한 실험을 설계할 때는, 입력 값의 확률분포와 실험의 수학적 모델링이 정확하지 않으면 Monte-Carlo 추출법은 무의미하다는 점에 주의하여야 하며, 난수(random number)의 분포가 분석에 큰 영향을 미치므로 필요한 난수의 범위와 분포에 따른 올바른 난수 생성 함수에도 주의를 기울여야 한다. 즉, Monte-Carlo 추출법에서는 각 확률변수의 분포형태에 적합한 난수를 발생시키는 것이 가장 기본이 되며, 이를 위해서는 0과 1 사이에 분포가 균일한 난수(uniform random number)를 추출한 다음 이 난수를 적절히 변환하여 특정한 확률분포를 따르는 난수로 바꾸어 주는 방법을 주로 이용한다.³⁾ 본 절에서는 균일분포 난수를 발생시키는 방법에 대해 살펴보기로 한다.

난수 발생에서 고려되어야 할 점들은 통계적으로 독립이고 무작위성과 균일성을 갖는 좋은 분포, 긴 주기, 재생산의 용이성, 계산상의 효율성 등을 들 수 있다. 컴퓨터를 이용하여 균일분포 난수를 발생시키는 방법은 여러 가지가 있지만 가장 일반적으로 사용되는 것은 선형 합동적 방법(Linear Congruential method)으로 알려져 있다. 이 방법은 균일분포 난수 발생을 위해서 간단한 선형변환으로부터 계산된 값을 계수(modulus) m 으로 나눈 나머지를 반복하여 계산하는 Power Residue Method를 이용한다. 즉, 음이 아닌 정수 a (승수, multiplier)와 c (증분, increment) 그리고 m 을 이용하여 식 (1)과 같이 x_i 를 m 으로 나눈 나머지를 x_{i+1} 로 발생하여 이용한다.

$$x_{i+1} = (a x_i + c) \times m \quad (1)$$

$(a x_i + c)$ 를 m 으로 나눈 값의 정수부분을 k_i 라고 하면,

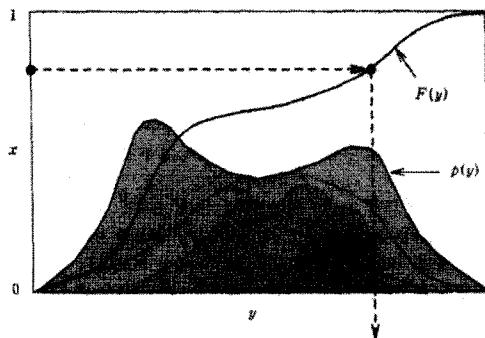


그림 1. 역변환법의 개념도

$$k_i = \text{Int} \left(\frac{ax_i + c}{m} \right) \quad (2)$$

x_{i+1} 는 식 (3)과 같이 구할 수 있으며

$$x_{i+1} = ax_i + c - m k_i \quad (3)$$

이를 다시 m 으로 나누어 얻어지는 u_{i+1} 는 식 (4)와 같이 나타낼 수 있으며 이는 곧 0에서 1 사이에 균일하게 분포하는 난수가 된다.

$$u_{i+1} = \frac{x_{i+1}}{m} \quad (4)$$

그러나, 실제로 이와 같은 방법으로 발생되는 균일분포 난수는 임의성을 갖는 난수가 아니라 일정한 주기 즉, m 보다 작은 간격으로 계속적으로 반복되는 값이 발생되며, 이런 이유로 Power Residue Method를 이용하여 추출된 난수를 가상 난수(pseudo random number)라 한다. Power Residue Method를 이용하여 추출된 난수는 $m-1$ 의 반복주기를 보이므로, 임의성(randomness)을 보장하기 위해서는 m 의 값을 가능하면 크게 하는 것이 좋으며, Rubinstein (1981)에 의하면 $a = 2^7 + 1$, $c = 1$ 그리고 $m = 2^{35}$ 을 이용하여 만족할 만한 결과를 얻을 수 있는 것으로 알려져 있다.

이상의 방법으로 추출된 균일분포 난수들이 서로 독립적이고 균일하게 분포하는지를 알아보기 위한 여러 시험 방법들이 있다.

Series Test(Kunuth, 1969)는 발생된 난수들이 임의성을 갖고 있는지 여부를 평가하는데 이용되며, Chi-square Test, Kolmogorov-Smirnov Test 등은 발생된 난수들이 균일분포를 이루는지 여부를 검증하는 데 사

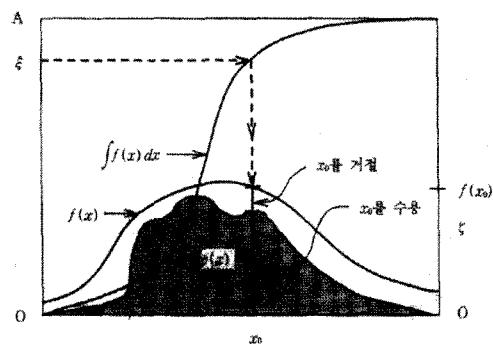


그림 2. 선택-거부법의 개념도

용할 수 있다.

2.2. 주어진 확률분포에 따른 난수발생 기법

Monte-Carlo 추출법은 난수를 발생하여 확률적 방법으로 공학적 문제를 해결하는 방법으로 확률변수들의 결합 확률밀도함수를 이용하여 각 확률변수의 분포특성이 반영된 난수를 추출하여 충분한 수의 균일 확률분포 난수를 추출한 다음, 원하는 확률분포를 갖도록 변환시켜야 한다. 연속확률변수에 대한 난수 추출을 위해 일반적으로 사용되는 난수 변환방법으로는 역변환법(Inverse transformation method)과 선택-거부법(Acceptance-Rejection method)이 있다.⁸⁾

1) 역변환법

역변환법은 그림 1의 개념도와 같이 원하는 확률밀도함수의 적분 값인 확률분포함수를 구하고 이 함수의 역함수를 구하고 균일분포 함수를 변환시켜 원하는 확률분포를 갖는 난수열을 만드는 방법이다.

이 방법은 0과 1 사이에서 추출된 균일분포 난수와 각 연속확률분포에서의 확률분포함수만을 이용하므로 대부분의 연속확률분포에 대하여 주어진 확률분포를 따르는 난수를 어려움 없이 발생시킬 수 있다. 그러나 역함수를 쉽게 구할 수 있다면 가장 효율적인 방법이 될 수 있지만 그렇지 못한 경우에는 실제 적용시 비효율적인 방법이다.

2) 선택-거부법

선택-거부법은 역함수를 구하지 않고도 원하는 분포를 갖는 난수열을 발생시킬 수 있는 방법이다. 그림 2에서 보는 바와 같이 역함수 대신 구하고자 하는 확률밀도함수를 에워싸는 가상밀도함수(비교 함수)를 생성한다. 우선 균일 확률분포 난수를 발생시키고 이를 적절

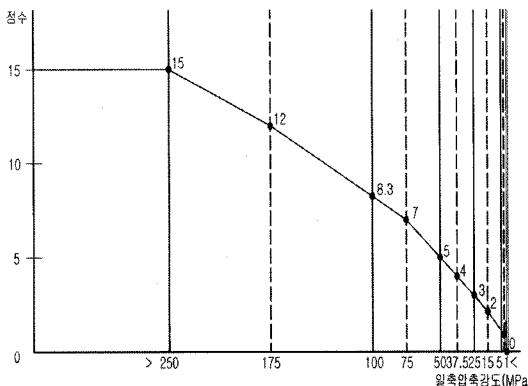


그림 3. 암석강도에 대한 연속적 RMR

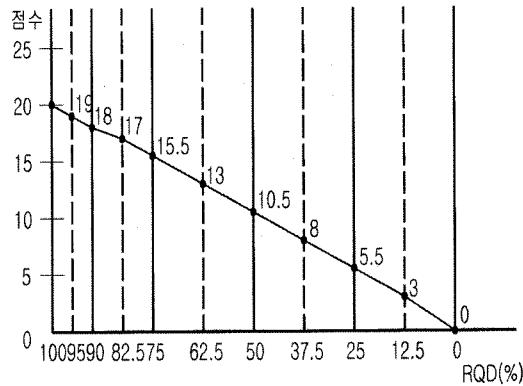


그림 4. RQD에 대한 연속적 RMR

히 조작하여 주어진 조건을 만족하는 대략적인 분포를 갖도록 한 다음에 원하는 분포 내에 들어가는지의 여부를 확인하여 거부 또는 선택하는 방법이다.

3. RMR 점수 산정의 불확정성 평가

연속적으로 평가된 RMR 파라미터의 확률밀도함수를 바탕으로 MCS 기법을 적용하여 시뮬레이션하면 RMR의 최적 확률밀도함수 그래프를 도출할 수 있으며, 이로부터 통계적인 추론을 통해 RMR 산정의 불확정성을 정량적으로 평가하고자 한다.

3.1 연속적 RMR 평가

RMR 암반분류법의 5가지 파라미터(암석강도, RQD, 절리간격, 절리 및 지하수 상태)에 대해서 연속적인 점수 평가를 통해 확률밀도그래프를 산정하였다. 확률밀도함수는 파라미터의 일정범위 내에선 제시된 평점값을 대표값으로 채택하는 RMR 산정기준을 고려할 경우 각 구간 내에서 특정 값이 채택될 확률은 동일하므로 균등분포(uniform distribution)로 평가하였다. 아울러

연속적 RMR의 구간 보간식 결정은 현재 검토대상이 기존 RMR표이며 파라미터별 구간별특정 평점값을 반드시 경유해야 하기 때문에 직선으로 결정하였다. 기존 연구의 경우 연속적 RMR을 곡선으로 평가하는 경우가 있으나 이는 채택 평점값의 변화를 초래하게 되므로 금번 연구에서는 고려하지 않았다.

그림 3과 표 1은 암석강도, 그림 4와 표 2는 RQD, 그림 5와 표 3은 절리 간격, 그림 6과 표 4는 절리 상태, 그림 7과 표 5는 지하수 상태에 대한 파라미터별 연속적 RMR 평가 결과이다.

3.2 RMR 점수에 대한 시뮬레이션

5가지 파라미터의 총합이 최종 RMR 값이므로 기존 파라미터의 중간값에 해당되는 RMR 값의 과소, 과대 평가의 정도를 알기 위해서 그림 8에서 보는 바와 같이, RMR 파라미터별 산정표의 점수를 기준으로 연속적 RMR과의 차이만을 시뮬레이션 하여 최적 RMR 편차를 구한다.

연속적 RMR과 해당 RMR의 확률분포에 대해서 시뮬레이션을 수행한 결과, 최적 확률밀도함수 그래프는

표 1. 암석강도에 대한 RMR 점수의 확률밀도함수 그래프

일축압축강도(MPa)	> 250	100~250	50~100	25~50	5~25	1~5	< 1
평 점	15	8.3~15	5~8.3	3~5	1.8~3	0~1.8	0
확률밀도그래프	-						

표 2. RQD에 대한 RMR 점수의 확률밀도함수 그래프

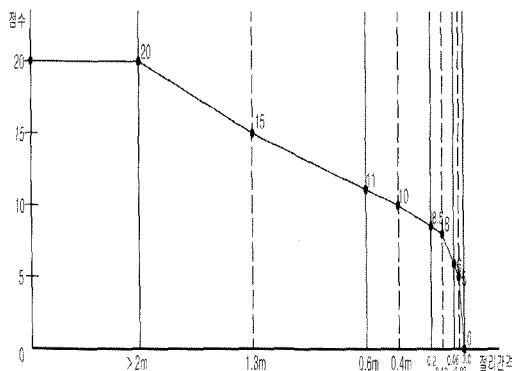
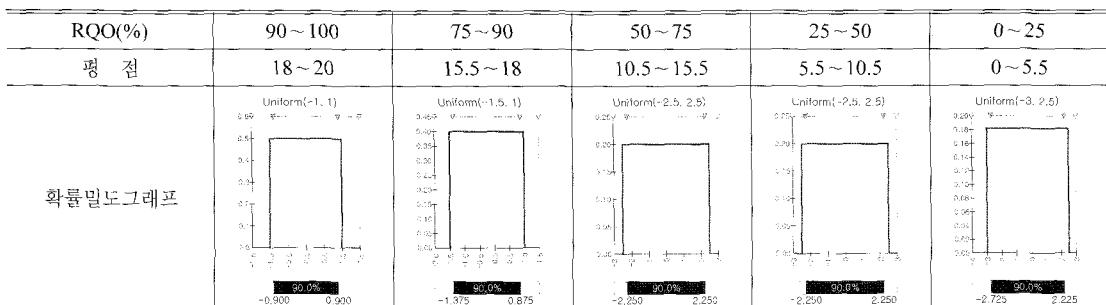


그림 5. 절리 간격에 대한 연속적 RMR

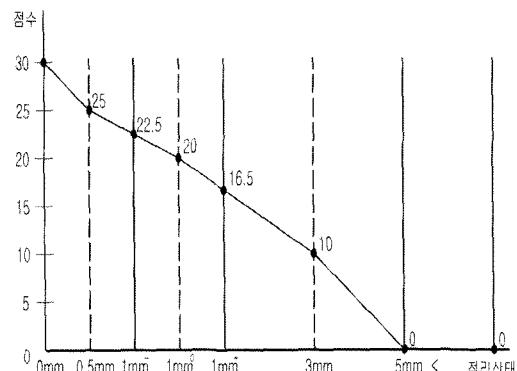


그림 6. 절리 상태에 대한 연속적 RMR

표 3. 절리 간격에 대한 RMR 점수의 확률밀도함수 그래프

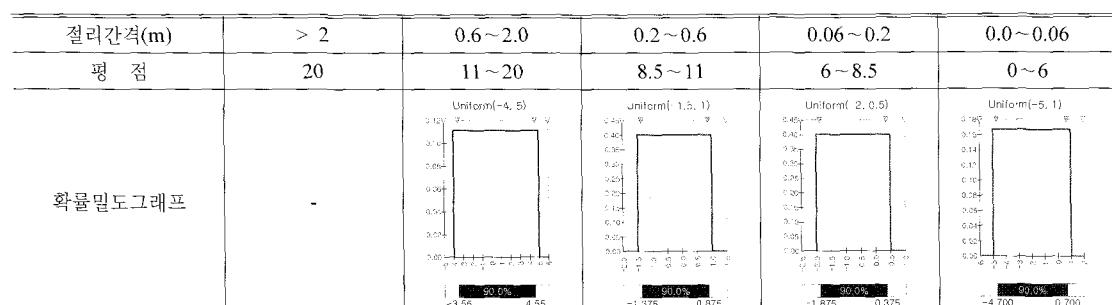
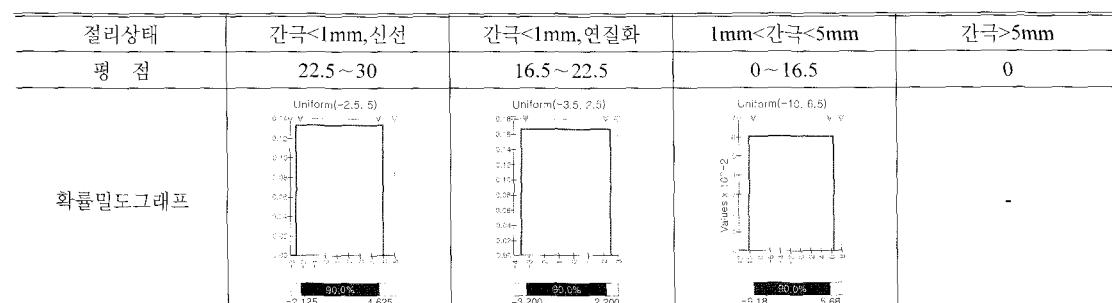


표 4. 절리 상태에 대한 RMR 점수의 확률밀도함수 그래프



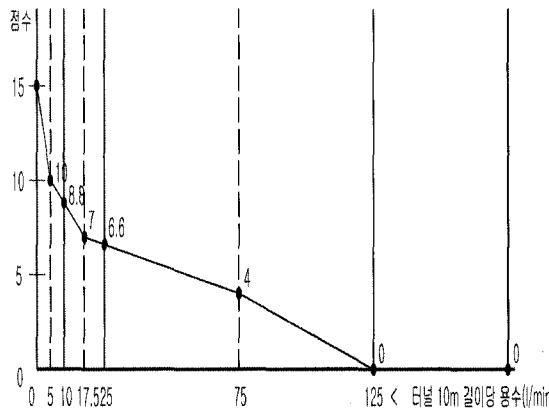


그림 7. 지하수 상태에 대한 연속적 RMR

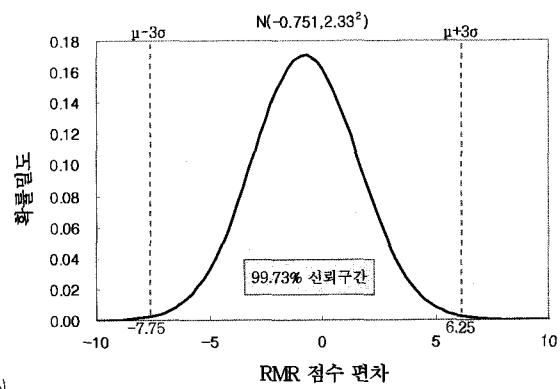


그림 9. RMR 값의 최적화률밀도 함수 그래프

표 5. 지하수 상태에 대한 RMR 점수의 확률밀도함수 그래프

터널 10m당 유입(L/분)	< 10	10 ~ 25	25 ~ 125	> 125
절리수수압/최대주응력	< 0.1	0.1 ~ 0.2	0.2 ~ 0.5	> 0.5
일반적 상태	약간 습함	젖 음	물이 떨어짐	물이 흐름
평 점	8.5 ~ 15	6.6 ~ 8.8	0 ~ 6.6	0
확률밀도그래프	Uniform(-1.2, 5)	Uniform(-0.4, 1.8)	Uniform(-4, 2.6)	

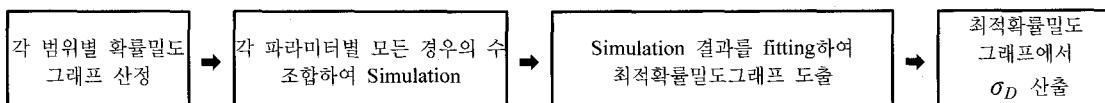


그림 8. 몬테카를로 시뮬레이션 수행 절차

그림 9과 같이 정규분포 형태로 나타낼 수 있으며, 확률밀도함수 그래프에서 CSIR의 RMR 평가 Model의 불확정성(uncertainty)은 $\mu \pm 3\sigma$ 구간을 기준으로 -7.75에서 +6.25의 범위를 가지며 표준편차(σ_D)가 2.33인

Model Error가 있다고 할 수 있다. 즉, 최악의 경우 CSIR의 RMR 평가점수는 7.75점까지 차이가 나타날 수 있다.

3.3 RMR 암반분류에 따른 불확정성의 정량화

RMR 점수 평가에서는 5가지 파라미터별 할당점수 결정 시에 발생하는 명확하지 못한 기준으로 인해 불확정성으로부터 자유롭지 못하다. 따라서, RMR과 같은

공학적 특성치에 대한 불확정성을 평가하기 위해서는 이를 수치적으로 정량화 할 필요가 있으며, 일반적으로 이러한 정량화는 통계적 추론(구간추정 : 신뢰수준별 신뢰구간)을 통해 수치화할 수 있다.⁴⁾

1) 신뢰수준별 신뢰구간

RMR 평가의 신뢰수준별 신뢰구간을 추정하기 위해서는 시뮬레이션 결과인 최적화률밀도함수 그래프를 이용할 수 있다. 그림 9에 나타난 바와 같이 CSIR의 RMR 평가 점수는 평균 $\mu = -0.751$, 표준편차 $\sigma = 2.33$ 인 정규분포의 형태를 보이는 확률변수이므로, 임의 RMR 점수에 대해 신뢰구간의 상한계(上限界)와 하한계(下限界)

界)를 산정할 수 있으므로 이를 바탕으로 신뢰수준에 따른 암반등급별 신뢰구간의 산정이 가능하다.

신뢰수준과 신뢰구간은 양측을 기준으로 산정하는 것이 일반적이나 실제 암반등급이 과대평가 되는 경우가 터널 구조물의 안정 측면에서 반드시 피해야 될 상황이므로, RMR 암반등급 산정의 불확정성을 정량화하기 위한 신뢰수준과 신뢰구간은 상한계보다는 하한계를 중심으로 판정하는 것이 보다 합리적인 것으로 판단된다.⁵⁾ 따라서, 본 연구에서는 신뢰수준별 신뢰구간 산정 시 신뢰구간의 하한계 조건을 만족하는 RMR 점수를 기준으로 하였으며, 신뢰수준의 경우도 양쪽을 모두 제외한 양측 확률 대신에 과대평가되는 구간, 즉 평가 RMR이 실제보다 크게 평가되어 불안전측으로 판단되는 구간의 편측 확률을 기준으로 하였다. 즉, 임의 RMR 점수에 대해서 살펴보면, 그림 10~그림 12는 정규분포 $N(-0.751, 2.332)$ 를 따르는 임의 RMR 점수에 대한 확률밀도함수 그래프로서 대표적인 신뢰수준인 90%, 95%, 99%에서의 신뢰구간을 나타낸 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 편측 신뢰수준 90%, 95%, 99%를 기준으로 하여 산정된 신뢰구간의 하한계는 각각 3.74, 4.59, 6.18로 신뢰수준이 높을수록 RMR 점수편차가 커지고 이에 따라 신뢰구간도 넓어지는 것을 알 수 있다.

2) 암반등급별 RMR 수정값 산출

임의의 신뢰수준에서 암반등급이 과소 및 과대평가되는 경우가 발생되지 않을 조건을 만족하는 RMR 점수를 산정할 수 있으며, 본 연구에서는 편측 신뢰수준 80%, 85%, 90%, 95%, 99%, 100%에서 신뢰구간의 하한계치를 산정하였다. 그림 13은 하한계 기준(임의 신뢰수준에서의 신뢰구간 하한계치인 RMR 점수가 암반등급별 최저점수를 상회하는 조건)을 만족하는 신뢰수준별 확률밀도함수 그래프와 MCS 시뮬레이션 기법을 통해 산정된 RMR 최적확률밀도함수 그래프를 함께 도식한 것이며, 표 6은 이를 통해 최종적으로 산정된 신뢰수준별 RMR 평가 Model의 수정값을 나타낸 것이다.

그림 13의 (a)~(f)에서 보는 바와 같이, 신뢰수준이 높을수록 신뢰구간이 넓어지고 신뢰구간의 하한계는 좌측으로 이동되므로 하한계 기준을 만족시키기 위해서는 확률밀도함수 그래프는 우측으로 이동시켜야 하고 신뢰수준이 높을수록 이동폭인 RMR 수정값은 커지게 된다.

표 6은 임의 암반등급의 RMR 최저점수를 기준으로 산출된 신뢰수준별 RMR 암반등급 수정값으로 RMR의 확률분포에 대한 MCS 시뮬레이션 결과(최적 확률밀도

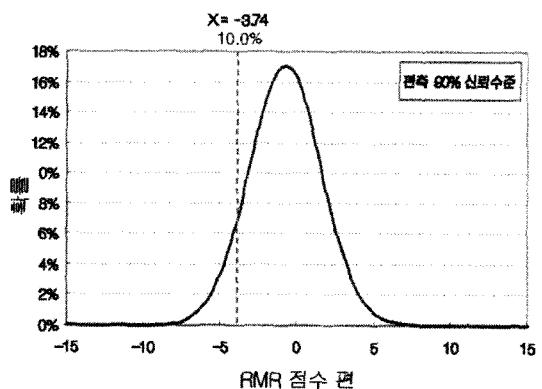


그림 10. RMR 점수 편차(90% 신뢰수준)

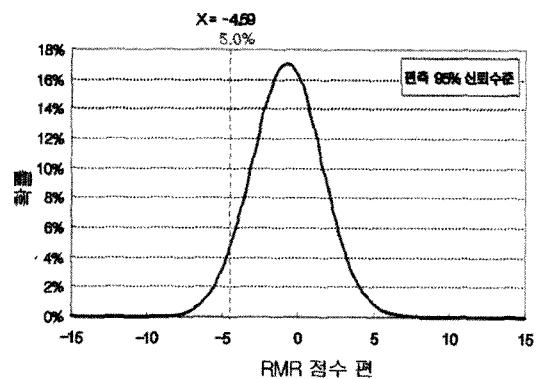


그림 11. RMR 점수 편차(95% 신뢰수준)

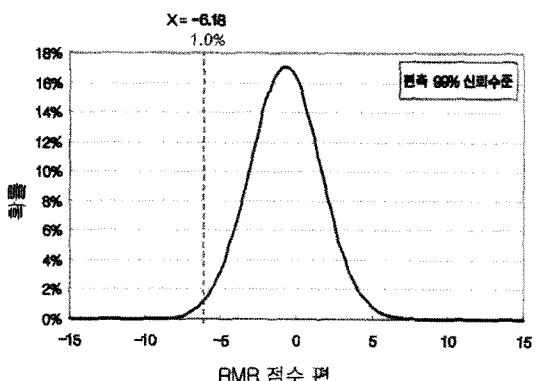


그림 12. RMR 점수 편차(99% 신뢰수준)

함수 그래프로부터 산정된 RMR 점수의 평균값과 각 신뢰수준별로 신뢰구간의 하한계 조건을 만족하는 평균값과의 차이를 나타낸 것임을 알 수 있다.

지금까지 논의된 RMR 점수 산정에 따른 불확정성의 정량화 척도인 신뢰구간과 신뢰도를 반영하여 기존

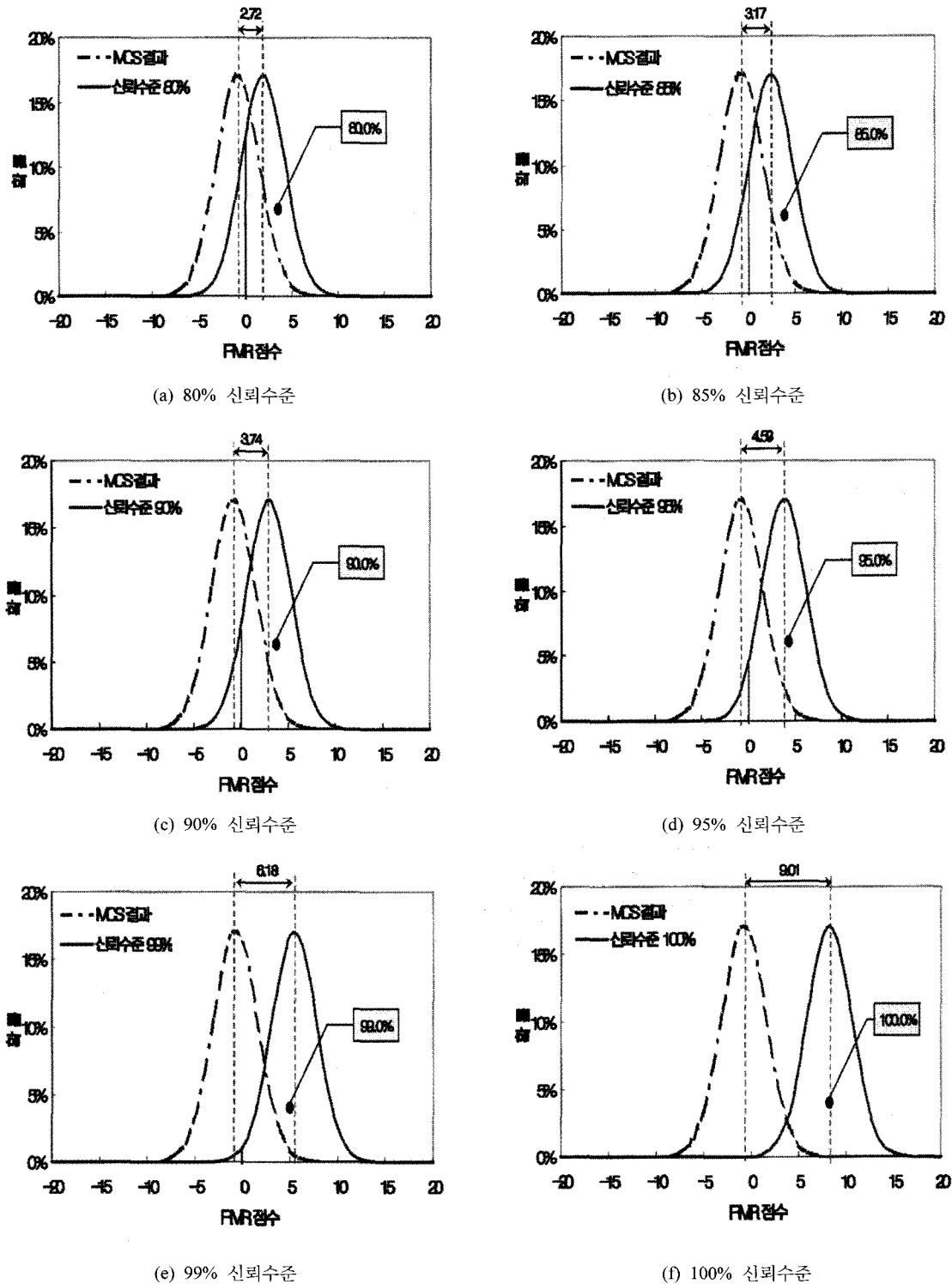


그림 13. 확률밀도함수 그래프

표 6. 신뢰수준별 RMR 수정값

구분	RMR 수정값	구분	RMR 수정값
신뢰수준 80%	2.72	신뢰수준 95%	4.79
신뢰수준 85%	3.17	신뢰수준 99%	6.18
신뢰수준 90%	3.74	신뢰수준 100%	9.01

RMR과 수정 RMR 산정표를 표 7에 표시하였다. 수정 RMR표는 신뢰수준별 편차를 계산하여 이를 RMR 수정값으로 환산, 평균값과의 차이(RMR 수정값)만큼 기존 RMR 암반등급 산정표 상의 암반등급별 점수범위를 이동하여 구한 값이며 기존방식과 유사하게 인식시키

기 위해 정수값을 채택하였다.

수정 RMR 암반등급 산정표를 근간으로 RMR 암반분류의 불확정성을 설계업무에 활용할 수 있는 방안을 그림 14와 같이 5단계 절차로 제시하였다. 본 연구에서 제안한 설계 절차는 터널 구조물의 중요도에 따라 신뢰

표 7. 신뢰수준별 수정RMR 암반등급산정표

구분	암반 등급	기존 RMR 산정표		수정 RMR 산정표		구분	암반 등급	기존 RMR 산정표		수정 RMR 산정표	
		RMR 점수	평균	RMR 점수	평균			RMR 점수	평균	RMR 점수	평균
신뢰 수준 80%	I 등급	80~100	90	83~100	91.5	신뢰 수준 95%	I 등급	80~100	90	85~100	92.5
	II 등급	60~80	70	63~83	73.0		II 등급	60~80	70	65~85	75.0
	III 등급	40~60	50	43~63	53.0		III 등급	40~60	50	45~65	55.0
	IV 등급	20~40	30	23~43	33.0		IV 등급	20~40	30	25~45	35.0
	V 등급	20 이하	10	23 이하	11.5		V 등급	20 이하	10	25 이하	12.5
신뢰 수준 85%	I 등급	80~100	90	84~100	92.0	신뢰 수준 99%	I 등급	80~100	90	87~100	93.5
	II 등급	60~80	70	64~84	74.0		II 등급	60~80	70	67~87	77.0
	III 등급	40~60	50	44~64	54.0		III 등급	40~60	50	47~67	57.0
	IV 등급	20~40	30	24~44	34.0		IV 등급	20~40	30	27~47	37.0
	V 등급	20 이하	10	24 이하	12.0		V 등급	20 이하	10	27 이하	13.5
신뢰 수준 90%	I 등급	80~100	90	84~100	92.0	신뢰 수준 100%	I 등급	80~100	90	90~100	95.0
	II 등급	60~80	70	64~84	74.0		II 등급	60~80	70	70~90	80.0
	III 등급	40~60	50	44~64	54.0		III 등급	40~60	50	50~70	60.0
	IV 등급	20~40	30	24~44	34.0		IV 등급	20~40	30	30~50	40.0
	V 등급	20 이하	10	24 이하	12.0		V 등급	20 이하	10	30 이하	15.0

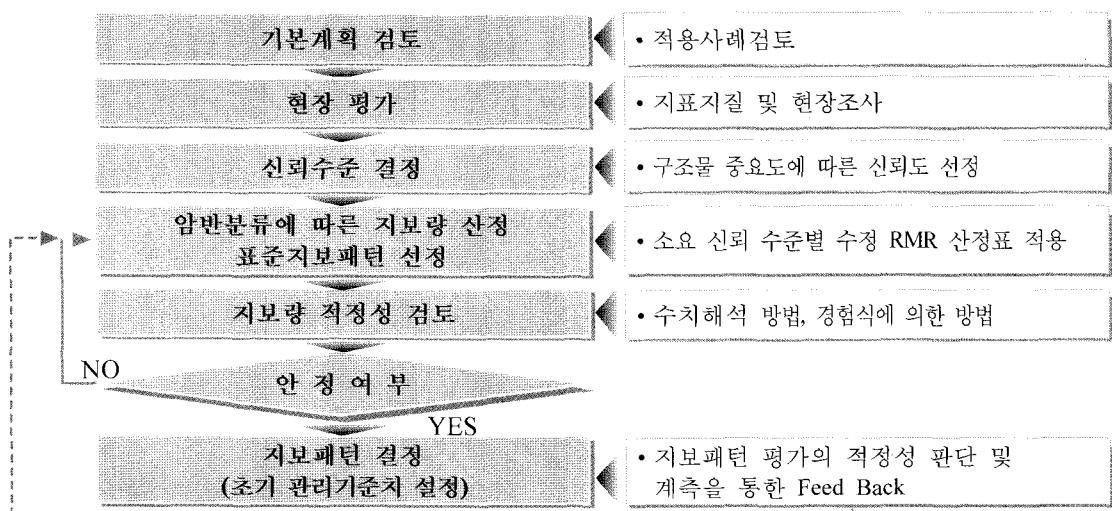


그림 14. 표준지보패턴 및 지보재 설계 수행절차

수준을 결정하고, 선정된 신뢰수준에 맞는 수정 RMR 암반등급 산정표를 이용하여 암반분류를 수행한다는 점에서 기준의 표준지보페턴 설계절차와 구별된다. 신뢰수준을 결정함에 있어 구조물의 파괴확률 또는 신뢰도와 RMR 산정의 불확정성을 직접 연계한 것은 현장 평가를 통해 산정된 RMR 점수가 해당 지보페턴을 만족할 경우에 구조물은 안정하다는 개념상의 가정을 전제로 한 것으로 상기의 설계절차를 실무에서 보다 효율적으로 활용하기 위해서는 수정 RMR 암반등급 산정표의 중요인자인 신뢰수준을 결정하는 방법에 관해서는 향후 지속적인 연구가 필요할 것으로 판단된다.

5. 결 론

본 연구는 RMR 산정 모델의 불확정성을 정량적으로 평가하기 위하여 각 파라미터별로 연속적인 RMR 값 평가, 확률밀도함수 그래프를 산정하고 각 경우의 수에 대한 시뮬레이션과 통계적 추론을 통해 RMR 산정의 불확정성을 정량적으로 평가하였다. 상기 과정을 통해 본 연구에서 얻어진 결론은 다음과 같다.

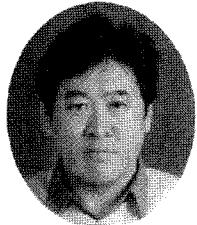
- 1) 5개의 RMR 파라미터의 확률밀도함수를 바탕으로 MCS 기법을 통해 도출된 RMR의 최적확률밀도 함수 그래프를 분석한 결과, RMR 암반분류 모델의 불확정성(uncertainty)은 표준편차가 2.33인 Model Error가 있으며, $\mu \pm 3\sigma$ 구간을 기준으로 -7.75에서 +6.25의 범위를 가지는 것으로 나타났다. 기존 RMR 평가는 일정구간에 대한 단일 평점 값 채택으로 인해 최대 7.75점까지 오차가 발생할 수 유추 할 수 있다.
- 2) 임의 RMR 점수의 최적확률밀도함수에 대해서 구간추정 한 결과, 대표적인 신뢰수준인 90%, 95%, 99%에서의 신뢰구간 편차 하한계는 각각 3.74, 4.59, 6.18로 신뢰수준이 높을수록 RMR 점수 편차가 커지고 이에 따라 신뢰구간도 넓어지는 것을 알 수 있다.
- 3) 또한, 편측 신뢰수준 80%, 85%, 90%, 95%, 99%, 100% 신뢰수준에 대해서 하한계 기준을 만족하는 RMR 평가 Model의 수정값을 산출한 결과, 하한계 기준을 만족시키기 위해서는 확률밀도함수 그래프는 우측으로 이동시켜야 하고 신뢰수준이 높을수록 그 이동폭인 RMR 점수 수정값은 각각 2.72, 3.17, 3.74, 4.79, 6.18, 9.01로 커졌다.
- 4) RMR 점수에 대한 통계적 추론결과(신뢰구간 및

신뢰수준)를 바탕으로, 연속적인 RMR 평가 점수의 평균값과 신뢰수준별 신뢰구간의 하한계 기준을 만족하는 평균값과의 차이를 반영하여 기준 RMR 암반등급 산정표 상의 암반등급별 점수범위를 조정한 수정 RMR 암반등급 산정표를 제시하였다.

- 5) 수정 RMR 암반등급 산정표를 근간으로 하여 RMR 암반분류의 불확정성을 실무에 반영할 수 있는 표준지보페턴 및 지보재 설계 수행절차를 제안하였으며, 수행 절차는 크게 현장평가, 구조물 중요도에 따른 신뢰수준 결정, 암반분류(수정 RMR 산정표 적용) 및 표준지보페턴 선정, 수치 해석을 통한 지보량 적정성 검토, 계측을 통한 Feed Back의 5단계로 구성된다.
- 6) 수정 RMR 암반등급 산정표의 실무 적용을 위해선 설계 및 시공의 신뢰도 기준 설정이 우선 되어야 하며, 이는 구조물의 중요도, 설계구간의 지반의 조사상태, 암반물성의 편차 등과 밀접한 연관을 가지고 있다. 따라서 향후 수정 RMR 암반등급 산정표 적용을 위해선 상기의 영향을 고려한 신뢰도 기준선정에 대한 연구가 필요할 것으로 판단된다.

참고문헌

1. 구호본, 배규진, 문홍득, 홍성완, (1994), “RMR 분류법의 국내 적용성 평가”, 한국지반공학회 가을학술발표회, pp. 209 ~ 216.
2. 조만섭, 김영석, (2001), “뉴로-퍼지기법을 이용한 RMR 값의 추론 및 적용성”, 암반공학회지 Vol. 11, No. 4, pp. 143 ~ 150.
3. 양영순, 서용석, 이재우, (1999), “구조 신뢰성 공학”, 서울대학교출판부.
4. 유흥호, (1995), “다분적 암반분류를 위한 정성적 자료의 지구통계학적 연구 (I)”, 한국지반공학회지, 제11권, 제2호, pp. 71 ~ 77.
5. 유흥호, (1998), “다분적 암반분류를 위한 정성적 자료의 지구통계학적 연구 (II)”, 한국지반공학회지, 제14권, 제1호, pp. 29 ~ 35.
6. 신희순, 선우준, 이두화, (2000), “토목기술자를 위한 지질조사 및 암반분류”, 구미서관, p.491.
7. Bieniawski, Z. T., (1989), “Engineering Rock Mass Classifications, A Wiley-Interscience Publication”, John Wiley & Sons, Inc., New York, p. 251.
8. Rubinstein, R. Y., (1981), “Simulation and the Monte Carlo Method” John Wiley & Sons, Inc.
9. Knuth, D. E., (1969), The Art of computer Programming : Semi-Numerical Algorithms, Vol. 2, Addison – Wesley, Massachusetts.
10. Lindgren, B. W., (1976), “Statistical Theory, 3rd edition, Macmillan Publication”, New York, p. 614.

이상은

1991년 강원대학교 공과대학 자원공학과
공학사
1993년 강원대학교 대학원 자원공학과
공학석사
1999년 강원대학교 대학원 자원공학과
공학박사

Tel: 02-3433-3084

E-mail: lee9367@empal.com

현재 삼보기술단(주) 지반부 이사, 삼척대
학교 겸임교수

전성권

1995년 중앙대학교 공과대학 토목공학
과 학사
1997년 중앙대학교 대학원 토목공학과
석사

Tel: 02-2141-2840

E-mail: aleph777@naver.com

현재 (주)삼보기술단 지반사업부 차장

강상진

1995년 연세대학교 공과대학 토목공학과
학사

2006년 서울산업대학교 대학원 토목공학
과 석사

Tel : 017-691-5960

E-mail : sj_kang@hanmail.net

현재 현대산업개발(주) 과장