

# 인공신경망을 이용한 풍화토의 강도정수 산정

Assessment of Shear Strength Parameter for Weathered Soils  
Using Artificial Neural Network

이 무 철\*                      이 송\*\*  
Lee, Moo-Cheol              Lee, Song

## Abstract

Weathered soil slope loses its shear strength if it is exposed in the air for a long time or in contact with water. And this kind of strength loss is remarkable in dam slope which has very big difference in water level according to the season. In this study, shear strength loss of weathered soil due to saturation had been found out through dryness and wetness repetition direct shear test. Also relation between penetration blow number(Nc) and shear strength parameter had been found out through small sized dynamic cone penetration test device and the correlation equation of Nc had been proposed through artificial neural network analysis to estimate shear strength parameter easily.

## 요 지

풍화토 사면은 장시간 공기에 노출되거나 물과 접촉을 하게 되면 전단강도가 급격히 저하되며 계절에 따른 수위의 변화가 매우 큰 댐사면의 경우는 강도저하가 더욱 크게 발생한다. 풍화토 사면의 강도저하 파악을 위하여 반복전단시험 및 수침·건조를 반복한 시료에 대한 잔류강도 시험을 통해 포화에 따른 강도의 저하를 파악하였다. 또한 소형동적콘관입시험기를 이용하여 관입타격횟수와 전단강도정수관계를 파악하고 인공신경망 해석을 통하여 관입타격횟수 Nc를 이용한 전단강도정수의 예측이 용이하도록 상관식을 구성하였다.

**Keywords :** Artificial neural networks, Nc, Shear strength parameters, Weathered granite soils

**핵심 용어 :** 인공신경망, 관입타격횟수, 전단강도정수, 풍화토

\* 정희원, 서울시립대학교 토목공학과 박사수료

\*\* 정희원, 서울시립대학교 토목공학과 교수

E-mail : scugeo@uos.ac.kr 02-2210-2515

•본 논문에 대한 토의를 2008년 6월 30일까지 학회로 보내 주시면 2008년 9월호에 토론결과를 게재하겠습니다.

## 1. 서론

성토재료나 기초지반으로 많이 이용되는 풍화토는 절토사면인 경우 우기 시 사면 붕괴가 자주 발생한다.

풍화토 사면이 장시간 공기에 노출되거나 물과 접촉하면 전단강도가 급격히 저하되고 사면을 따라 얇은 파괴영역이 형성되며 수위변화가 큰 댐사면의 경우 이러한 경향이 더욱 두드러진다. 따라서 장기안정성의 검토 관점에서 침수 전·후 풍화토의 전단강도 저하를 파악해야 한다.

그러나 시료채취의 어려움으로 인해 실내시험을 이용한 지반의 강도정수 산정이 경제적으로나 시간적으로 매우 어려운 현실이다.

이러한 관점에서 반복전단시험을 통해 잔류강도를 파악하고 수침·건조를 반복한 시료에 대한 잔류강도 시험을 통해 포화에 따른 강도의 저하를 파악하고자 한다. 또한 간접적으로나마 소형 동적 콘관입시험기를 이용한 관입타격횟수(Nc)와 강도정수(c,  $\phi$ )관계를 파악하고 인공신경망 해석을 통하여 강도정수에 영향을 끼치는 여러 인자들에 대한 상대적인 중요도의 파악과 그 상관관계를 파악하여 Nc를 통한 강도정수의 예측을 용이하게 할 수 있도록 출력 인자와의 함수관계를 인공신경망의 학습결과를 이용하여 차트로 표현하였다. 이를 통하여 인공신경망 프로그램과 신경망 학습 유무에 상관없이 차트를 이용한 강도정수의 산정이 가능하도록 해석하고자 한다.

## 2. 시험 및 시료의 채취

### 2.1 시험 종류

본 연구는 예상되는 댐 사면에 대해 교란 시료 및 불교란시료를 채취하여 교란시료는 물성시험을, 불교란시료에 대해서는 비건습과 건습으로 나누어 직접전단시험을 실시하였다. 또한 예상 사면에서 개략적으로 강도 특성을 파악하기 위하여 소형 동적 콘 관입 시험기를 제작하여 현장시험을 실시하였다.

### 2.2 시료의 채취 및 성형

불교란시료의 채취는 표층부, 0.5m, 1.0m, 2.0m 심도에서 실시하였다. 본 연구에서는 표층부에 대해서는 불교란시료채취 방법 중 Fig. 1과 같은 블록시료채취방법을 이용하였으며 그 이외의 심도에서는 심도만큼 지반을 걷어낸 후에 직접전단링을 지반에 삽입하여 불교란시료를 채취하였다. 채취한 불교란 시료는 랩으로 감아서 함수비의 변화를 방지하였으며 실내로 운반하여 분할 사용하였으며 블록시료에 직접전단시험용 시료를 Cutter에 의해 성형하였다.

### 2.3 현장시험방법

본 연구에 이용된 소형동적콘관입시험은 주로 절·성토사면 표층부에 적용하는 시험으로 JGS 1433-93 규정에 따라 제작하였으며 시험은 다음과 같은 방법으로 실시하였다.

본 시험기의 구성은 해머 5kg, 낙하고 50cm, 관입 길이 5cm, 콘상단폭 25mm, 콘길이 22mm, 선단각 60°, 저면적 4.9cm<sup>2</sup>인 콘으로 구성되어 있다. 시험방법은 지반을 평평하게 정리한 후 Rod에 콘을 부착하고 5kgf의 해머를 낙하고 50cm에서 자유낙하시켜 콘이 5cm 관입될 때의 타격횟수를 측정하는 것으로 이 측정값을 Nc로 정의한다. 이 때 타격횟수가 50회를 초과할 경우 관입을 중지한다. 본 연구에 사용된 소형 동적 콘 관입 시험기는 Fig. 2와 같다.

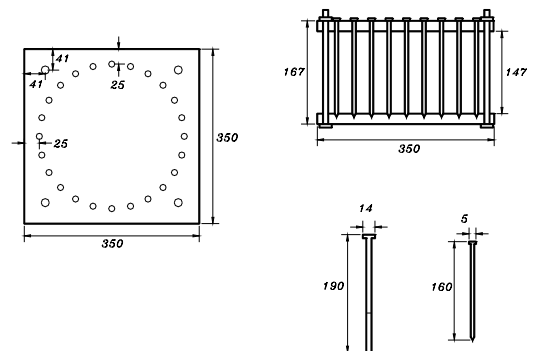


Fig. 1 풍화토 불교란 시료 채취기

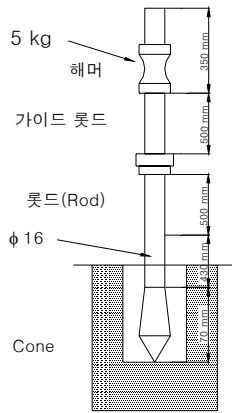


Fig. 2 소형동적콘관입시험기

## 2.4 실내시험

연구에 사용한 직접전단 시험기 전단속도는 1.0 mm/min로 실시하였으며 전단방법은 파괴이후의 거동을 쉽게 파악할 수 있는 변형률 제어방법을 이용하였고 시험기의 Level Ratio 는 10:1이다. 그리고 수직응력은 0.5kg, 1.0kg, 1.5kg의 3단계로 나누어 실시하였다.

직접전단시험은 비건습과 건습으로 나누어 시행하였으며 비건습 반복전단시험은 각 링시료에 대하여 5번의 반복전단을 시행하여 잔류강도를 측정하는데 그 목표를 두었다. 땀사면의 특성상 건습이 반복되는 상황의 재현을 위하여 1시간 수침 후 1시간 건조의 건습역전단시험을 실시하였으며 이 시험 또한 5회 반복시험을 수행하여 잔류강도의 파악에 중점을 두었다.

## 3. 인공신경망 해석 시스템 설계

디지털 컴퓨터는 프로그램에 의해 순차적으로 업무를 수행할 뿐 인간과 같이 판단하며 인식할 수 있는 능력이 없기 때문에 인간 두뇌의 신경망 조직과 판단 과정을 모델링하여 프로그래밍 하는 것을 뉴로컴퓨터 또는 인공신경망이라 한다. 이러한 구조를 가진 신경망은 입력 데이터를 통하여 학습되어지는 특성을 가지며 프로그램 되지는 않는다. 즉, 전통적인 방식의 컴

퓨터와 같이 미리 정해진 순서에 따라 수행되는 프로그램이 아닌 입력값과 출력값이 주어지면 원하는 결과를 낼 수 있도록 학습하는 것이다.

## 3.2 인공신경망 설계

일반적인 인공신경망이란 어느 특정한 분야에 대한 신경망으로써, 특정 분야가 아닌 여러 인자가 복합된 복잡한 물리적 거동에 대해서는 하나의 인공신경망이 아닌 여러 개의 인공신경망을 이용하여 복합적으로 구성된 신경망이 필요하다.

일반적인 인공신경망은 신경망에서 계산된 예측치와 실제 값을 비교하여 입력층과 출력층 사이의 연결강도를 예측치가 실제 값에 수렴할 때까지 역으로 변화시켜 가는 방식을 따르나, 이러한 방식은 전반적인 공통 인자에 대한 해석은 가능하나 각각의 단계에 대한 특성치와 특수성은 고려하지 못하여 예측률이 떨어지는 단점이 있다. 이에 본 연구에서는 각각의 범위에 적합한 인공신경망을 형성한 후에 하나의 범위로 통합시킨 모듈형 인공신경망을 사용하여 학습을 수행하였다.

각 모듈에서의 최적의 신경망을 선택하기 위하여 은닉층의 수와 노드수는 각각 다르게 사용하였으며, 최종적으로는 각각의 모듈에서의 전단강도정수가 결과 부분에서 합해지는 과정을 가지고 있다.

Table 1 일반적 인공신경망과 모듈형 인공신경망

	일반적인 인공신경망	모듈형 인공신경망
오차 소거 방법	실측치와 출력값과의 값의 차이를 비교하며가중치를 조정하면서 오차를 줄여나가는 방법	유사성을 갖는 여러 개의 신경망 형성 후 하나의 메인 시스템에서 적합한 신경망 선택하여 결과를 예측해 나감
신경망 형성	넓은 범위에 문제에 대하여 하나의 신경망 형성	유사성을 갖는 여러 개의 범위에 맞는 인공신경망 형성
적용성	넓은 범위에 대한 예측은 가능하나, 특정 문제의 정확한 값의 예측이 힘들	협의의 문제를 합하여 광의의 문제를 해결 가능

### 3.2.1 데이터 확보와 정규화

다수의 데이터와 학습은 비선형 함수에 대한 정확한 이해를 가능하게 하여 보다 정확한 진단강도정수 예측이 가능하게 하므로 각 모듈당 충분한 수의 데이터 확보는 신경망 학습의 정확도에 직결하게 된다. 또한 학습 후 수렴정도를 높이기 위해서는 인공신경망에 학습을 시키기 전에 데이터를 0~1 사이의 값으로 정규화하여야 하며 본 연구에서는 정규화의 방법으로 1993년 Master의 방법을 따르기로 한다.

중요인자가 아닌 인자들은 일종의 Noise 작용을 하게 되어 정확도의 감소는 물론 수렴 여부도 불확실하게 되므로 입력 변수와 출력 변수간의 상관관계를 파악하여 최소한의 중요인자를 파악하는 것이 중요하다. 본 논문에서 사용한 영향인자는 설계 방안에 따라 Table 2와 같이 사용하였다.

### 3.2.3 인공신경망의 학습

학습은 출력층에서의 오차의 제공의 합이 더 이상 최소화되지 않을 때까지 수행하는 것을 기본으로 하되 기본적으로 10,000 Cycle 이상의 학습을 수행하며 오차 제공의 합이 더 이상 최소화하지 않을 경우나 기준 오차 이내에 도달할 때까지 학습을 수행하였다. 또한 은닉층의 수와 은닉층에서의 노드의 수를 변화시켜 가며 오차 제공의 합이 최소가 되는 신경망을 최적의 신경망으로 규정하여 학습을 수행하였다.

### 3.2.4 신뢰성 검증

학습이 종료된 후에 학습에 사용되지 않은 데이터를 가지고 신경망의 신뢰성을 검증하여야 하며, 이때 검증에 사용되는 데이터의 정규화된 입력 변수 값은 0에

서 1사이의 값을 가져야 한다. 만약 이 범위에 포함되지 않는다면 학습에 의해 Mapping된 범위를 벗어나게 됨으로써 신뢰성 검증에 합당한 결과를 산출하지 못하게 되는 우를 범하게 된다. 여기서는 전체적인 신뢰성을 판단하는 기준으로 오차 제공의 합 Er값을 사용하였다.

## 3.3 인공신경망 설계방안

본 연구에서는 소형 동적콘관시험의  $N_c$ , 물성자료, 진단강도정수 데이터를 이용하여 인공신경망을 학습시킨 후 강도정수 예측의 가능성을 파악하였다. 두 가지 경우의 설계방안을 적용하여 그 중에서 최적의 설계방안과 진단강도정수산정에 영향을 미치는 주요 인자에 대하여 살펴보았다.

각 신경망 구조에서 은닉층(hidden layer)은 모두 2개층으로 이루어져 있다. 또한 각 은닉층의 뉴런수와 학습률은 다양하게 적용하여 최적 학습 모델을 산정하였다. 적용된 입력 인자들은 일반적인 물성시험으로도 쉽게 산정가능한 변수를 사용하여 초기 지반 조사시의 신경망의 적용성을 높이도록 인공 신경망의 구조를 설계하였다.

### 3.3.1 설계방안 1

평화토의 진단강도정수 파악을 위하여 비표면적 ( $S_w=6/D_{50}$ ), #200체 통과량을 학습인자로 사용하였다. 이러한 대표인자를 사용한 이유는 흡수에 영향을 끼쳐 진단강도 저하에 관여하며 또한 비교적 쉽고 간편하게 산출할 수 있기 때문이다. 인공신경망의 학습은 은닉층의 수와 각 은닉층의 노드수를 변화시켜가면서 수렴시간 보다는 수렴정도가 높은 인공신경망을 최적의 설계상태로 설정하여 학습을 수행하였다.

### 3.3.2 설계방안 2

설계방안 2에서는 설계방안 1에  $N_c$ 를 추가하여 학습을 수행하였다. 설계방안 1에서는 물리적인 시험자료만을 가지고 비교적 간편하게 진단강도정수를 평가하는 경우를 보여 주었다. 반면에 설계방안 2에서는 실제 현장에서 실시한  $N_c$ 를 추가하여 보다 신뢰성이

Table 2 진단강도정수 산정을 위한 신경망 구조

신경망 구조	입력 변수	은닉층 뉴런수		학습률 $\alpha$	모멘텀 $\beta$
		H1	H2		
Model 1	I3 H1-H2 O1	#200, $S_w$	5 7	5 7	0.1
Model 2	I4 H1-H2 O1	#200, $S_w, N_c$	10	10	

높은 풍화도 전단강도정수를 파악하였다. 또한 전단강도정수와 학습인자와의 상대적인 중요도를 파악하였다.

#### 4. 인공신경망 시스템의 적용 및 검증

다양한 설계방안과 기초 물성 데이터( $S_w$  및 #200 체 통과율) 및 소형동적콘관입시험의  $N_c$ 를 이용한 설계방안을 마련하여 전단강도정수를 산정한 결과, 전단강도정수에 가장 큰 영향을 미치는 주요인자는  $N_c$ 인 것으로 나타났다. 인공신경망의 모델은 1과 2로 나누어 해석을 수행하였다.

##### 4.1 설계방안 1의 학습결과

설계방안 1에서의 풍화도의 전단강도정수를 예측하기 위하여 학습인자를 학습시킨 결과 첫 번째와 두 번째 은닉층의 수가 5개, 학습률 0.1, 모멘텀 상수가 0.1인 상태에서 학습오차가 가장 작게 나타났다.

Fig. 3과 같이 10,000번의 학습이 수행된 후에 학습오차는  $8 \times 10^{-4}$  정도로 충분한 정밀도를 가지고 학습이 수행되었다. 또한 Fig. 4와 같이 #200번체 통과율이 풍화도의 전단강도정수에 가장 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다. Fig. 5와 6은 주요영향인자로 파악된 #200번체 통과율과 전단강도정수의 관계를 나타낸 것이다.

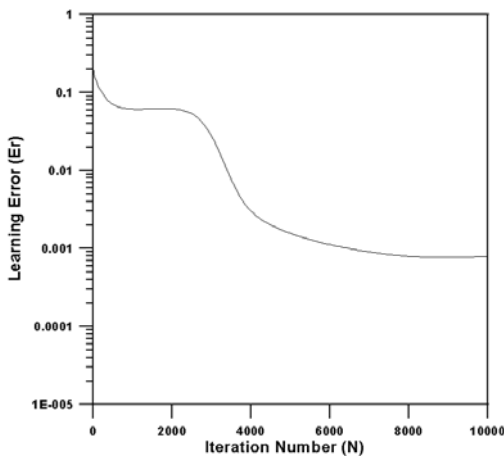


Fig. 3 학습횟수에 따른 Er

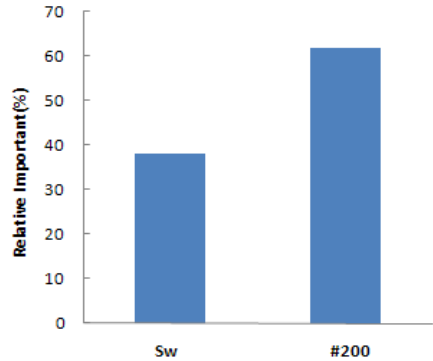


Fig. 4 설계안 1의 상대 중요도

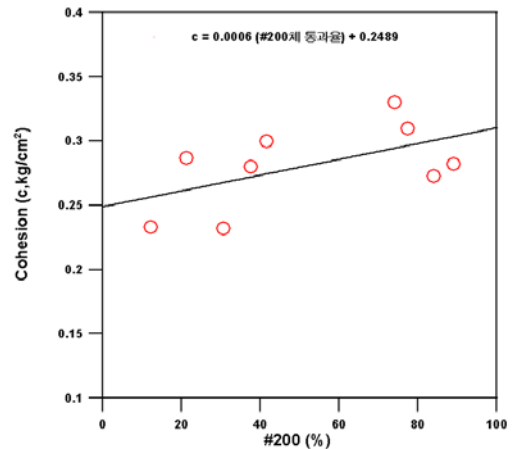


Fig. 5 #200체 통과율과 점착력

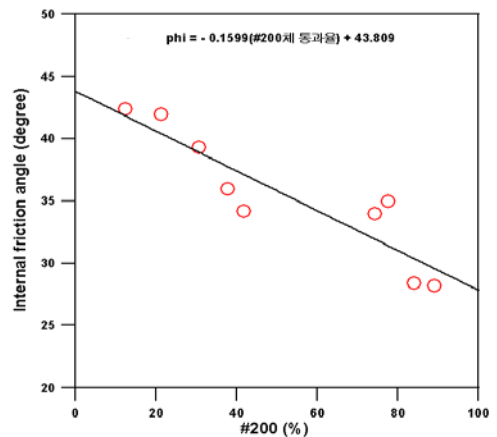


Fig. 6 #200체 통과율과 내부마찰각

제안한 설계방안에 대하여 신뢰성을 검토한 결과 약 89% 정도의 정밀도를 가지고 전단강도정수를 예측함으로써 인공지능망을 이용한 풍화토의 전단강도정수의 예측 가능성을 제시하였다.

## 4.2 설계방안 2의 전단강도정수 평가

### 4.2.1 잔류전단강도정수 평가(비진습전단)

설계방안 1과 2에서 전단강도정수의 예측에 영향을 미치는 주요인자는 타격횟수  $N_c$ 인 것으로 나타났으며 이 결과에 따라 주요인자에 대한 영향을 고려하기 위하여 설계방안 2만을 가지고 잔류전단강도정수를 평가하였다. 설계방안 2에서의 최적의 학습방안은 첫 번째와 두 번째 은닉층의 수가 10, 그리고 학습률 0.1, 모멘텀 상수가 0.1인 모델로 나타났다.

Fig. 7과 같이 20,000번의 학습이 수행된 후에 학습오차  $9 \times 10^{-5}$ 의 정밀도가 나와 충분한 정밀도를 가지고 학습이 수행됨을 알 수 있다. 또한 Fig. 8에서  $N_c$ 가 풍화토의 전단강도정수에 가장 큰 영향을 미치는 주요인자로 나타났다. Fig. 9와 10은 가장 주요한 인자로 평가된  $N_c$ 와 전단강도정수의 관계를 나타낸 것이다.

제안된 설계방안에 대한 신경망의 신뢰성을 검토한 결과 92% 정도의 정밀도를 가짐으로써 설계방안 1보다 더 높은 신뢰성을 가진 전단강도의 예측이 가능하게 되었다.

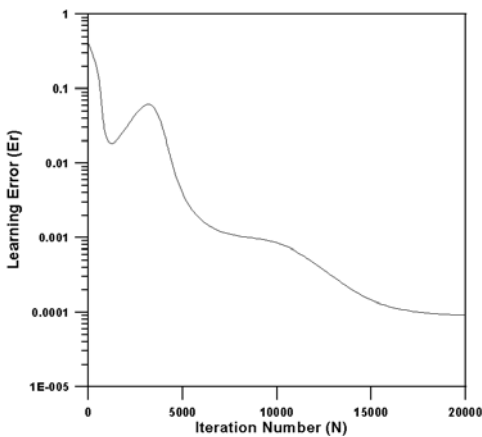


Fig. 7 학습횟수에 따른 Er

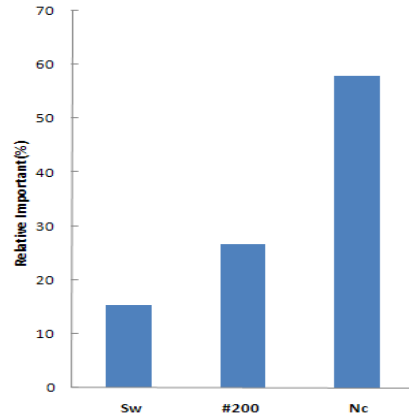


Fig. 8 설계안 2의 상대중요도

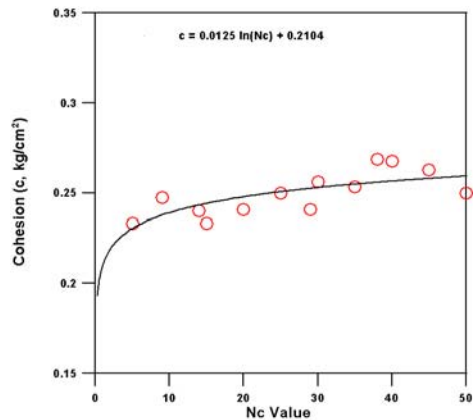


Fig. 9  $N_c$ 와 점착력의 관계

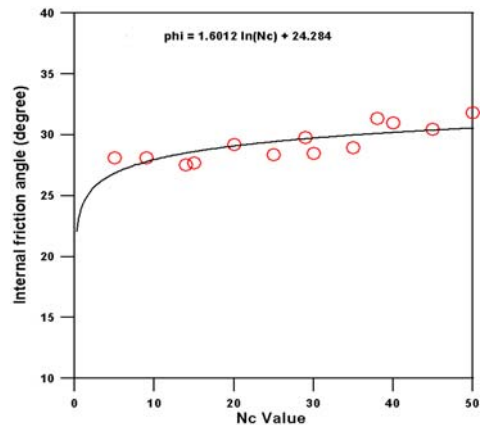


Fig. 10  $N_c$ 와 내부마찰각 관계

Nc를 이용한 전단강도의 예측이 더 신뢰성이 있는 이유는 현장에서 소형동적콘관입시험을 통해 얻어진 Nc가 실내시험의 경우에 생길 수 있는 여러 오차에 비해 그 상대적인 오차의 범위가 더 작기 때문에 판단된다.

#### 4.2.2 잔류전단강도정수 평가(건설역전전단)

잔류전단강도정수를 예측한 결과 학습률  $8 \times 10^{-4}$ 의 정밀도가 나와 충분한 정확성을 가지고 학습의 수행이 이루어짐을 알 수 있다. 예측치는 결과치에 대하여 91%의 정밀도를 보임으로써 Nc를 통한 잔류전단강도의 예측이 가능함을 보여준다.

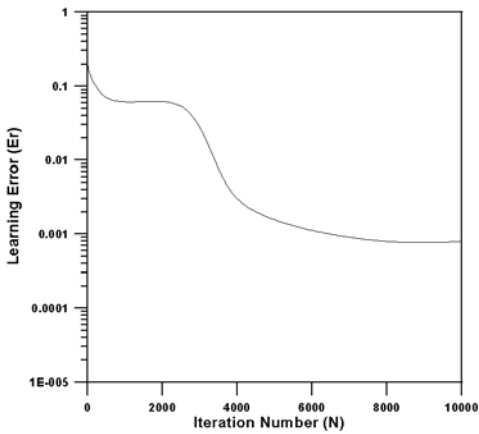


Fig. 11 학습횟수에 따른 Er

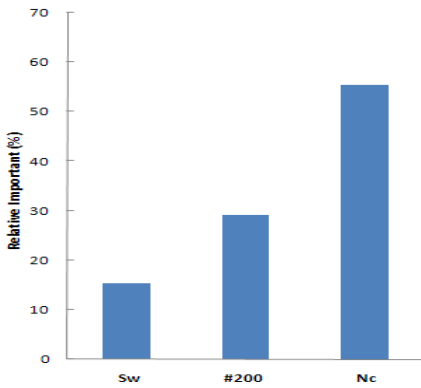


Fig. 12 상대적인 중요도

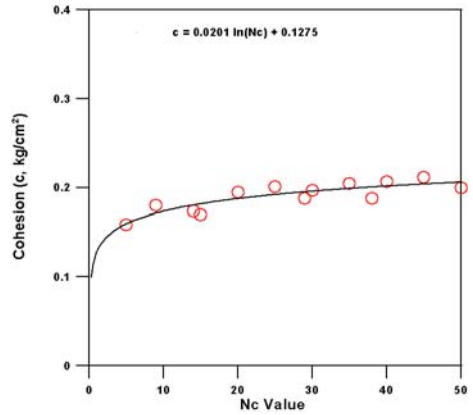


Fig. 13 Nc와 점착력의 관계

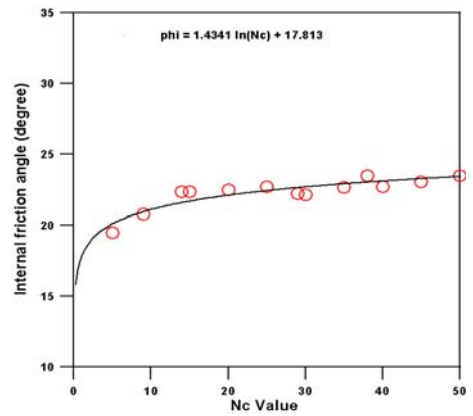


Fig. 14 Nc와 내부마찰각 관계

## 5. 결론

본 연구에서는 소형동적콘관입시험의 타격횟수 Nc와 실내시험에서 얻은 물성치를 사용하여 간접적으로 전단정수를 파악하기 위하여 인공신경망의 학습을 이용하여 그 적용성을 평가하였으며 반복전단을 통한 잔류전단강도정수의 파악 및 현장에서 댐 수위의 변화로 인한 풍화토의 강도저하를 살피기 위하여 풍화토 불교란 시료에 대한 수침과 건조를 실시하여 그에 따른 강도정수의 파악을 살펴보았다. 그 결과는 다음과 같다.

- 1) 설계방안 1에서의 영향인자 중 #200체 통과량이 풍화토의 전단강도정수에 가장 영향을 미치는 주요인자로 나타났으며 약 89%의 정밀도를 가지고

전단강도정수를 예측하였다.

- 2) 설계방안 2에서는 설계방안 1에 타격횟수 $N_c$ 를 추가하여 인공신경망 학습을 수행한 결과  $N_c$ 가 가장 주요인자로 나타났으며 약 95% 정도의 정밀도를 가지고 전단강도정수를 예측함으로써 설계방안 1보다 높은 신뢰성을 가지고 전단강도정수의 예측이 가능함을 보였다. 이 결과를 이용하여 소형동적콘관입시험의 타격횟수만을 이용하여 개략적인 잔류전단강도정수의 파악이 가능할 것으로 판단된다.
- 3) 설계방안 2만을 이용하여 비건속직접전단시험의 잔류강도정수 및 건속역전전단시험의 잔류강도정수를 인공신경망을 이용하여 해석하였을 때 그 정확도는 90~95%로서 소형동적콘관입시험을 이용하여 수침에 의한 전단강도정수의 저하 및 잔류강도의 파악이 가능하였다.

이상과 같이 풍화토 지반으로 이루어진 예상 댐사면에 대한 소형동적콘관입시험에서 얻어진  $N_c$ 와 실내시험의 결과를 통하여 그 상관관계를 파악함으로써 간단한 현장시험으로도 전단강도정수를 예측할 수 있는 상관식을 산정하였다.

이를 통하여 비교란 시료를 채취하는 과정에 필요한 경비 및 시간 투자를 줄일 수 있을 뿐만 아니라 포화에 의한 전단강도 저하의 파악을 용이하게 함으로써 비탈면 및 유역사면에 대한 해석이 용이할 것으로 판단된다.

향후, 더 다양한 인자를 사용하여 인공신경망 해석을 수행한다면 더욱 확실한 사면안정 및 전단강도의 산정이 가능할 것으로 판단된다.

#### 감사의 글

“본 논문은 2005년도 서울시립대학교 학술연구조성비에 의하여 연구되었음”

#### 참고문헌

1. 김찬기, 이강일, 배기목, “풍화화강암과 풍화토의 공학적 성질과 응용”, 창우출판, 1999.
2. 김홍택, “인공신경망을 이용한 굴착단계별 흙막이 벽체의 최대변위 예측시스템 개발”, 한국지반공학회 논문집, 제 16권, 제 1호, 2000, pp. 83-98.
3. 박병기, “화강암질 풍화토의 특성연구(I)”, 대한토목학회지, 제 21권, 제 4호, 1973, pp. 83-96.
4. 박형규, “인공신경망을 이용한 압밀거동 예측”, 한국지반공학회 가을학술발표회, 2000, pp. 673-680.
5. 오창석, “뉴로컴퓨터”, 지성출판사, 1997.
6. Anthony T. C. Goh., “Seismic Liquefaction Potential Assessed by Neural Network”, J. Geotech. Engng., ASCE, Vol. 120, No. 9, 1994, pp. 1467-1480
7. Anthony T. C. Goh., “Estimation of lateral wall movements in braced excavations using neural networks”, Can. Geotech. J., Vol. 32, 1995, pp. 1059-1064
8. Anthony T. C. Goh., “Neural-Network Modeling of CPT Seismic Liquefaction Data”, J. Geotech. Engng. ASCE, Vol. 122, No. 1, 1996, pp. 70-73
9. Anthony T. C. Goh., “Pile driving records reanalyzed using neural network”, J. Geotech. Engng. ASCE, Vol. 122, No. 6, 1996, pp. 492-495.
10. Asaoka, A., “Observational procedure of settlement prediction”, Soil and Foundation, Vol. 18, No. 4, 1978, pp. 87-101
11. Bailey, D., and Thompson, D., “How to develop neural network application.”, AI Expert, 5(6), 1990, pp. 38-47.
12. Braja M. Das, “Principles of Geotechnical Engineering”, PWS Publishing Company.
13. Ellis, G. W., “Neural network modeling of the mechanical behavior of sand.” Proc., 9th Conf., ASCE Engng. Mech., ASCE, New York, N. Y., 1992, pp. 421-424.

(접수일자 : 2007년 7월 19일)