



저작자표시-동일조건변경허락 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.
- 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

한계변형률 예측치를 이용한
지하공동 안정성 평가 방안

Stability Analysis of Underground Cavity
using Predicted Value of Critical Strain



지도교수 장 원 일

2011년 2월

한국해양대학교 대학원

해양에너지자원공학과

강 윤 경

본 논문을 강윤경의
공학석사 학위논문으로 인준함.

위원장 신 성 렬 인

위원 임 종 세 인

위원 장 원 일 인



2010년 12월

한국해양대학교 대학원

목 차

Abstract	1
1. 서론	3
1.1 연구배경	3
1.2 국내외 한계변형률에 관한 연구동향	4
2. 본론	6
2.1 한계변형률 개념	6
2.1.1 일반적인 변위개념의 관리기준치	6
2.1.2 한계변형률 개념 및 안정성 평가	9
2.2 수치해석의 의한 한계변형률 예측	11
2.2.1 한계변형률의 공학적 원리	11
2.2.2 수치해석의 적용	15
2.2.3 수치해석에 의한 한계변형률 예측결과	20
2.3 인공신경망에 의한 한계변형률 예측	21
2.3.1 인공신경망 기법의 개요	21
2.3.2 학습 알고리즘 및 학습 모델 설계	26
2.3.3 인공신경망에 의한 한계변형률 예측결과	32
2.4 안정성 평가	42
3. 결론	45
참고문헌	46

List of Figures

Fig 2.1.1	Caution Level by Strength-Strain of Rock	6
Fig 2.1.2	Stress-strain relation according to uniaxial compression test	9
Fig 2.1.3	Relation between critical strain and uniaxial compression strength	10
Fig 2.2.1	Mimetic diagram of underground behavior during circular opening excavation work	11
Fig 2.2.2	Arithmetic implementation of FLAC 3D	15
Fig 2.2.3	The Mohr-Coulomb failure criterion	16
Fig 2.2.4	Numerical modeling in FLAC (target 4)	19
Fig 2.2.5	Crown settlement of target ground in FLAC 3D	20
Fig 2.3.1	Schematic diagram of the biological neuron	22
Fig 2.3.2	Function model of neurons	23
Fig 2.3.3	Classification of ANN based on their structures	24
Fig 2.3.4	Activation Function of ANN	25
Fig 2.3.5	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-14-1)	32
Fig 2.3.6	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-13-20-1)	33
Fig 2.3.7	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-12-8-1)	34

Fig 2.3.9	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-12-12-1)	34
Fig 2.3.9	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-12-16-1)	35
Fig 2.3.10	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (CASE 1)	37
Fig 2.3.11	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results(CASE 2)	38
Fig 2.3.12	Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (CASE 3)	38
Fig 2.3.13	Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 1-1)	40
Fig 2.3.14	Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 1-2)	40
Fig 2.3.15	Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 2)	41
Fig 2.3.16	Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 3)	41
Fig 2.4.1	Stability analysis of results by numerical (FLAC) . . .	43
Fig 2.4.2	Stability analysis of results by ANN (CASE 1)	43
Fig 2.4.3	Stability analysis of results by ANN (CASE 2)	44
Fig 2.4.4	Stability analysis of results by ANN (CASE 3)	44

List of Table

Table 2.1.1	천단변위의 관리기준치	7
Table 2.1.2	내공변위의 관리기준치	8
Table 2.2.1	Input parameter for the numerical model	18
Table 2.2.2	대상지반의 지질특성	19
Table 2.2.3	Critical strain and crown settlement of targer ground in FLAC 3D	20
Table 2.3.1	Design of Artificial Neural Network	27
Table 2.3.2	Training data for ANN analysis	28
Table 2.3.3	Testing data for ANN analysis	31
Table 2.3.4	Major design of Artificial Neural Network	36
Table 2.3.5	Average error value between ANN's results and Laboratory results	39

Stability Analysis of Underground Cavity using Predicted Value of Critical Strain

Kang, Yoon Kyung

Department of Ocean Energy & Resources Engineering

Graduate School of

Korea Maritime University

Abstract

Recently there is not enough land surface because of increase of use of national land by constructing variety structures. For this reason, design and construction technique of underground space are developing and use of underground space is increasing. Use patterns include tunnel, power plant in underground cavity, underground storage of dangerous things, underground storage of energy resources besides, underground mining are increasing. These kind of things must be careful on the stability because underground structure is constructed in under the ground unlike general structures. This paper was carried out to assess the safety of the underground space by using critical strain in the ground. Sakurai(1982,1997) suggested critical strain what is a new material property of the ground. To predict critical strain applied field data through the design-parameter of ground and field Test. The Methods are numerical analysis by using FLAC 3D and artificial neural networks by using GUI program of MATLAB. Furthermore, predicted critical

strain is utilized to assess the safety of underground space using direct strain estimation method. So, this paper suggest reasonable method for predict critical strain.



1. 서론

1.1 연구배경

최근 국내 산업화에 따른 도로, 철도 및 다양한 구조물의 시공 및 건설 등에 의한 국토의 이용으로 인해 지상공간이 부족한 실정에 이르렀다. 따라서 효율적인 지상공간에 대한 해결책으로 지하공간의 이용이 증대되고 있으며, 지하공간의 설계 및 시공기술 또한 발전하고 있다. 지하공간의 이용 형태는 도심지 교통해결을 위한 터널, 지하공동 내부의 발전소, 방사성 폐기물과 같은 위험물 지하 보관, 에너지원의 지하저장 등으로 다양하고, 광산 또한 지하채광이 증가하고 있다. 이와 같은 지하공간의 구조물은 일반 지상에 시공되는 구조물과는 달리 지중에 시공되는 특성을 가지기 때문에 시공 및 장기적인 내구성 확보가 요구되며 평가에 따른 경제성 또한 요구된다. 지하공간의 안정성과 경제성을 극대화시키기 위해서는 설계 및 시공 중의 안정성 평가방안의 확립과 관리기준의 설정방법이 중요하다. 지하공간에 구조물 시공시 안정화를 위해 사용되는 안정성 평가 방법은 응력개념과 변위개념으로 나눌 수 있고 이러한 판단기준은 실제로 구조물 시공현장에서 활용되고 있으며, 오늘날 대부분의 지하공간 구조물 설계 및 시공시에 변위 및 응력과 관련된 계측을 수행하도록 규정하고 있다. 그러나 실제 구조물 설계 및 시공 중 지하공간의 안정성 평가를 위한 관리기준치로서 변위 계측이 주를 이루고 있으며 특정 관리구간에 대해서만 응력 계측을 수행한다. 이는 변위개념이 응력개념보다 시간적, 경제적 제약으로 부터 유리한 것으로 판단되기 때문이다. 일반적으로 적용되고 있는 변위 개념에 의한 관리기준치로서 일본의 천단 침하관리기준(櫻井春輔, 1986:5)과 ASCE(Franklin, 1976:556)에서 제시한 내공변위의 변위 속도에 의한 방법이 있다. 또한 최근 Sakurai(1982, 1997)는 천단침하와 일축압축강도와와의 관계로 나타난 한계변형률에 의한 방법을 제안하고 있다. 본 연구에서는 수치해석 방법

과 인공신경망 기법을 이용하여 지하공간의 안정성 평가를 위한 한계변형률을 예측하고, 예측된 한계변형률을 이용하여 Sakurai가 제안한 도표를 적용하여 지하공동의 안정성 평가를 실시하여 합리적인 한계변형률 예측방법을 제안하고 있다.

1.2 국내의 한계변형률 관련 연구동향

현재까지 지하공동 안정성 평가를 위해 한계변형률을 예측하는 연구가 다양하게 진행되고 있으나 정량적인 관리기준치가 확립되어 있지는 않은 실정이다. 국내의 경우 구조물 시공현장에서 사용되고 있는 안정성 평가방법과 관리기준치는 현장마다 서로 다른 기준을 적용하고 있고 현재 뚜렷한 관리기준이 제시되고 있지는 않다. 임성빈 등(2008:217)은 3차원 수치해석을 통해 국내지반의 등급별 한계변형률 분포를 파악하여 터널 주변 암반의 안정성 평가에 대한 적용성을 검토하였고, 박시현(2008:339)은 3차원 수치해석을 통해 지반의 한계변형률로 터널수치해석 및 현장적용성에 대해 연구한 바 있다. 박시현 등(2008:129)은 한계변형률 개념의 터널안정성 평가방법에 대한 공학적 타당성을 이론적인 방법으로 검토하였고 신용석 등(2009:403)은 시공현장에서 계측된 변위값을 이용하여, 터널구조물의 안정성을 정량적으로 평가하는 한계변형률의 활용성을 높이기 위하여 다양한 검토를 통해 한계변형률 개념은 터널공학적인 측면에서 관리기준치로서 활용이 가능할 것으로 평가하고 있다. 김영수 등(2007:2971)은 인공신경망을 이용하여 현장계측치를 바탕으로 터널에서 발생하는 변형률을 예측하였고, 이호준(2008)은 인공신경망을 이용하여 터널의 천단 변위를 예측하였으며 신시연(2009)은 한계변형률을 이용하여 터널 안정성 평가를 수행하였다. 국외의 경우 Sakurai(1997:453), Swarup(2000:38), Hoek 등(2000)에 의해 현장에서 계측한 변위값을 이용하여 한계변형률 개념을 도입한 유사한 연구가 진행되었고, Singh 등(2007:343)은 연암의 터널에서 한계변형률을 예측하고 현장적용성에 대해 검토한 바 있다.

본 연구는 상기 방법과는 달리 유한차분법을 이용한 수치해석방법과 인공신경망 기법을 이용하여 한계변형률을 예측하고, 예측한 한계변형률은 Sakurai가 제안한 안정성 평가방법을 도입하여 현장에서 적용할 수 있는 관리기준치를 확립하기 위한 방법을 제안하고 있다.



2. 본 론

2.1 한계변형률 개념

2.1.1 일반적인 변위개념의 관리기준치

구조물 시공현장에서 변위계측 결과는 터널의 안정성에 가장 중요한 판단기준이라고 할 수 있다. 실제로 지반의 상태나 시공조건이 등이 다르기 때문에 엄밀한 관리기준치를 제시하기는 어렵지만 일반적으로 추정할 수 있는 관리기준치로서 일본의 천단 침하관리기준(櫻井春輔, 1986:5)과 ASCE(Franklin, 1976:556)에서 제시되었던 기준과 처리방안은 각각 Fig. 2.1.1과 Table 2.1.1, Table 2.1.2와 같다.

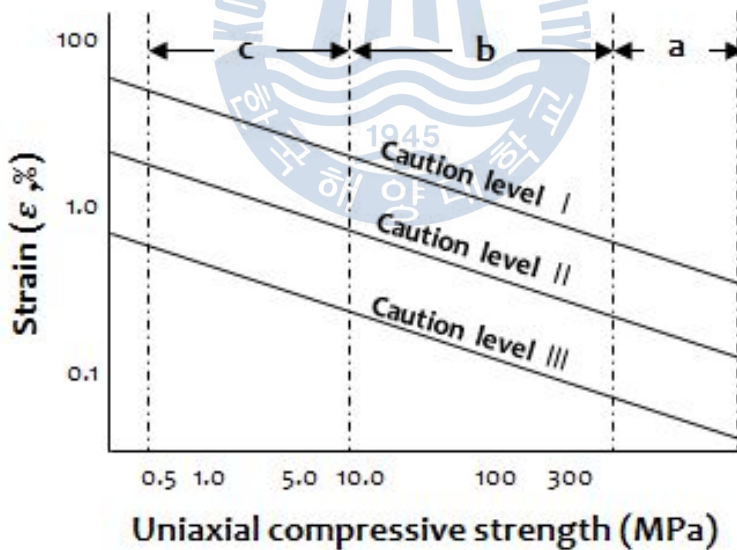


Fig 2.1.1 Caution Level by Strength-Strain of Rock (도로설계편람)

Table 2.1.1 천단변위의 관리기준치 (radius of tunnel:5.00m, unit: cm) (도로설계편람)

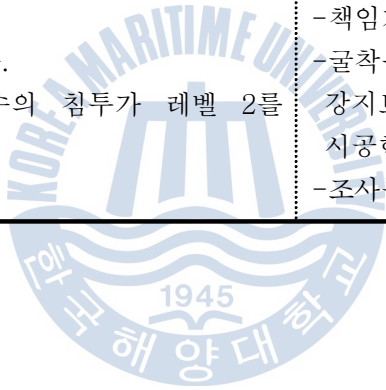
지반 레벨	A (경암)	B (연암)	C (풍화암)
I	0.3~0.5	0.5~1	1~3
II	1~1.5	1.5~4	4~9.5
III	3~4	4~11	11~27

- Caution level I : 지반은 안정해 있지만 이완영역의 발생한계에 달하기 때문에 굴착에 약간의 주의를 요함.
- Caution level II : 이완 영역이 발생하는 것으로 간주함
- Caution level III : 명확하게 이완영역이 발생하기 때문에 안전의 문제와 시공의 곤란이 예상되므로 굴착방법, 지보재 등의 변경을 요함



Table 2.1.2 내공변위의 관리기준치 (ASCE : Franklin, 1976)

주의 레벨	관리기준	처치
1	<ul style="list-style-type: none"> -내공변위의 속도가 막장에서 5mm/일 때보다 크게 된다. -숏크리트에 부분적인 균열이 발생한다. -지하수가 침투한다. 	<ul style="list-style-type: none"> -책임기술자에 보고한다.
2	<ul style="list-style-type: none"> -내공변위의 속도가 막장에서 10mm/일, 후방에서 5mm/일 보다 크게 된다. -숏크리트에 상당한 균열이 발생한다. -지하수의 침투가 있다. 	<ul style="list-style-type: none"> -책임기술자에 보고한다. -지보재, 록볼트, 숏크리트를 추가 시공한다.
3	<ul style="list-style-type: none"> -변위가 가속된다. -균열이나 지하수의 침투가 레벨 2를 더욱더 넘는다. 	<ul style="list-style-type: none"> -책임기술자에 보고한다. -굴착을 정지하고, 잠정적으로 강지보재와 긴 길이의 록볼트를 시공한다. -조사를 한다.



2.1.2 한계변형률 개념 및 안정성 평가

Sakurai(1997)는 현장에서 계측할 수 있는 천단 및 내공변위에 중점을 두어 계측변위로부터 지하공간 주변의 암반의 변형률을 추정하고, 실내실험에서 구한 암석의 한계변형률 혹은 파괴변형률과 비교하여 평가하는 ‘직접변형률 평가법’을 제안하고 있다. 실내실험을 통한 암석의 응력-변형률선도는 Fig 2.1.2 과 같고 이를 이용하여 한계변형률과 파괴변형률은 아래 식 (2.1.1)로 구해진다.

$$\varepsilon_0 = \frac{\sigma_c}{E}$$

$$\varepsilon_f = \frac{\sigma_0}{1 - R_f} \tag{2.1.1}$$

여기서 ε_0 는 한계변형률, ε_f 는 파괴변형률, σ_c 는 암석의 일축압축강도, E 는 탄성계수, R_f 는 쌍곡선 함수의 파괴강도를 표시한 파라미터이다.

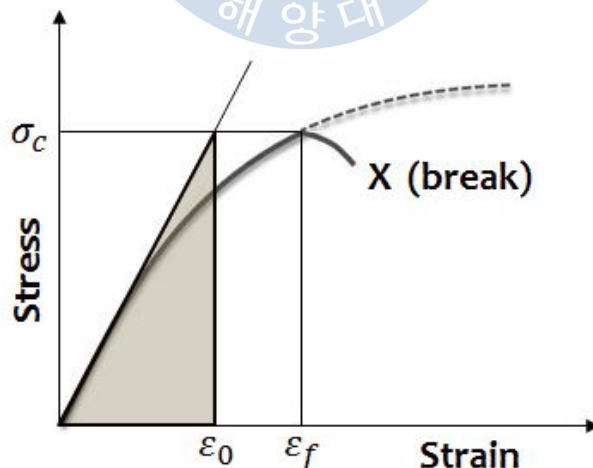


Fig 2.1.2 Stress-strain relation according to uniaxial compression test

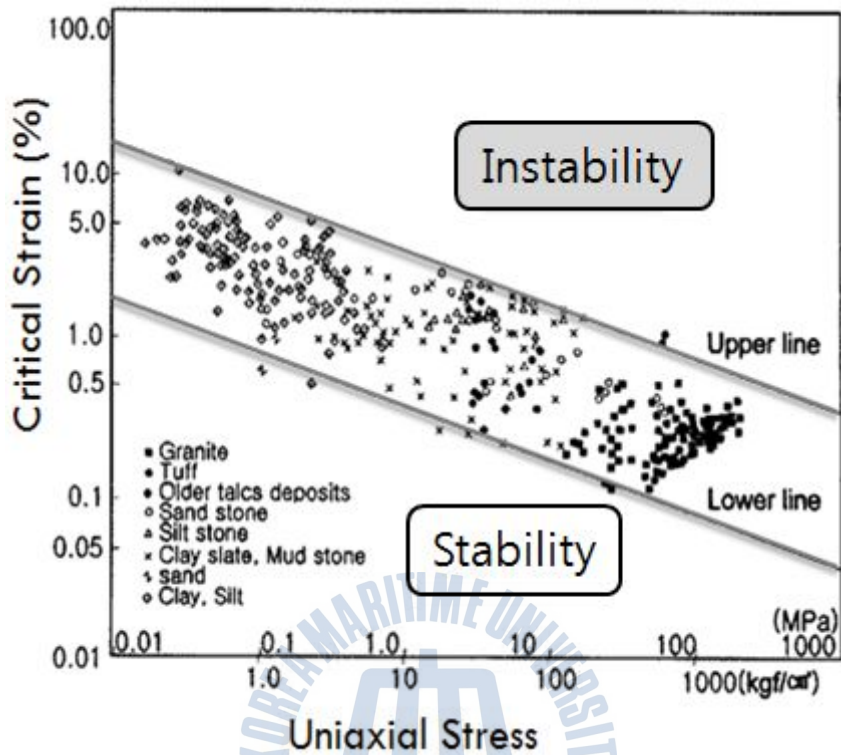


Fig 2.1.3 Relation between critical strain and uniaxial compression strength

Fig 2.1.3은 흙 및 암석에 대한 한계변형률과 일축압축강도의 관계에 따른 안정성 여부를 나타내고 있다. 한계변형률은 일축압축강도가 증가할수록 감소하는 경향을 보이고 있으며 도표 내에 상하한 경계치를 보이고 있는데 이때, 하한경계치 아래는 지반이 안정하다고 평가하며 상한 경계치 위는 지반이 불안정하다고 평가한다.

2.2 수치해석에 의한 한계변형률 예측

2.2.1 한계변형률의 공학적 원리

지하공간 굴착으로 인해 발생하는 주변지반의 응력변화 및 내공변위에 대한 다양한 이론식이 제안되고 있는데 이때, 주변지반을 탄성체 또는 탄소성체로 간주하기도 하고, 초기 지반의 응력상태를 서로 달리 설정하여 제안한다. Fig 2.2.1 에서는 굴착단면과 함께 굴착 후 응력재분배로 인한 변형 단면이 함께 도시되어 있다. 굴착으로 인한 응력해방으로 인해 원주응력이 0이 되고 접선응력은 증가하게 된다. 축대칭 탄성지반 ($p=q$)에서의 원형공동인 경우에는 접선응력이 원지반의 지중응력의 최대 2배로 증가한다.

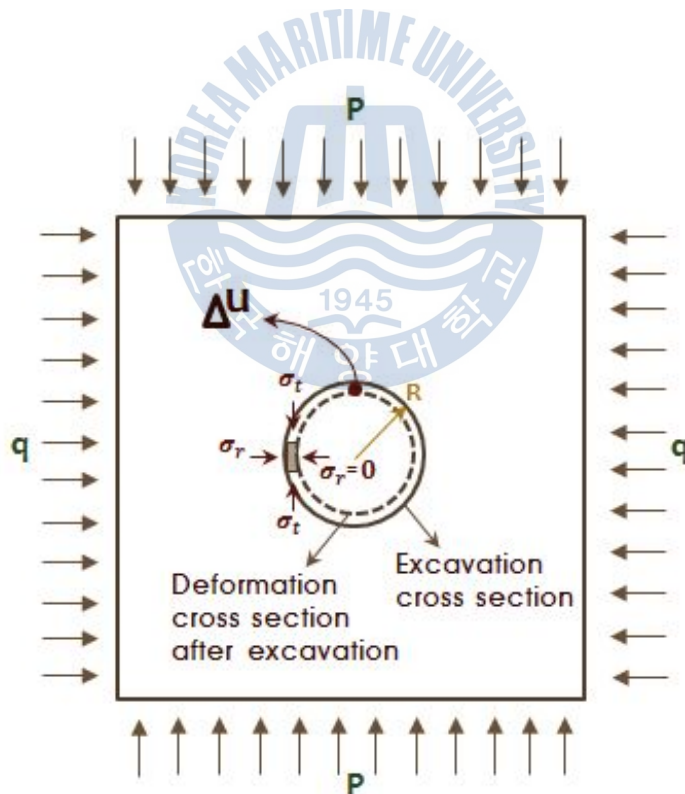


Fig 2.2.1 Mimetic diagram of underground behavior during circular opening excavation work

이러한 매커니즘을 바탕으로 굴착으로 인해 발생하는 접선방향의 변형률은 식 2.2.1로 전개 가능하다. 위와 같은 지반 거동 메커니즘에 의해 굴착에 의한 지반의 변형을 전단변위와 공동반경으로 표현 가능함을 알 수 있다(박시현 등, 2008:129).

$$\varepsilon_t = \frac{\Delta L}{L} = \frac{2\pi R - (2\pi(R - \Delta u))}{2\pi R} = \frac{2\pi\Delta u}{2\pi R} = \frac{\Delta u}{R} \quad (2.2.1)$$

지반공학적인 측면으로 보면 지반구조물의 안정성은 구조물 자체뿐만 아니라 주변지반에 크게 좌우된다. 한계변형률은 지반물성치로서 압축변형률을 의미하고 있다. 지반과괴를 비롯한 안정성을 평가함에 있어서는 압축변형률이 아닌 전단변형률에 의해 평가하는 것이 일반적이다. 이러한 관점에서 공동 굴착시의 압축변형률과 전단변형률에 대한 관계를 명확히 할 필요가 있다. Fig 2.2.1을 이용하여 굴착면에서의 변형률에 대한 관계식을 정리하면 식 2.2.2 와 같다.

$$\varepsilon_z = \frac{\sigma_z}{E} - \nu \left(\frac{\sigma_\theta}{E} + \frac{\sigma_r}{E} \right) = 0, \quad \sigma_z = \nu \sigma_\theta$$

$$\varepsilon_r = \frac{\sigma_r}{E} - \nu \left(\frac{\sigma_\theta}{E} + \frac{\sigma_z}{E} \right) = -\nu \left(\frac{\sigma_\theta}{E} + \frac{\sigma_z}{E} \right) = -\nu \left(\frac{\sigma_\theta}{E} + \frac{\nu \sigma_\theta}{E} \right)$$

$$= -\frac{\nu \sigma_\theta}{E} (1 + \nu)$$

$$\varepsilon_\theta = \frac{\sigma_\theta}{E} - \nu \left(\frac{\sigma_r}{E} + \frac{\sigma_z}{E} \right) = \frac{\sigma_\theta}{E} - \nu \frac{\sigma_z}{E} = \frac{\sigma_\theta}{E} - \nu \frac{\nu \sigma_\theta}{E} = \frac{(1 + \nu^2) \sigma_\theta}{E}$$

$$\begin{aligned}
 \gamma_{max} &= \frac{\epsilon_{\theta} - \epsilon_r}{2} = \frac{\frac{(1 - \nu^2)\sigma_{\theta}}{E} + \nu\sigma_{\theta}(1 + \nu)}{2} = \frac{\epsilon_{\theta}}{2(1 - \nu)} \\
 &= \frac{\epsilon_{max}}{2(1 - \nu)}
 \end{aligned}
 \tag{2.2.2}$$

식 (2.2.2)의 마지막 식은 무지보 탄성지반 원형공동($\epsilon_{\theta} = \epsilon_{max}$)의 조건을 반영한 것으로, 지반의 전단변형률과 지반의 압축변형률과의 상관관계를 표현하고 있는 것이다. 이는 마치 탄성계수와 전단탄성계수와의 관계에서도 쉽게 이해할 수 있는 내용이다. 지반의 포아송비를 $\nu = 0.3$ 으로 가정하면, $\epsilon_{max} = 1.4\gamma_{max}$ 가 된다. 즉, 공동굴착시 지반의 최대압축변형률은 최대전단변형률에 비해 40% 더 큰 값을 나타내게 됨을 알 수 있다. 또한 상기의 식 전개를 통해, 천단변위와 공동반경으로 구해진 압축변형률은 터널굴착시 발생하는 전단변형률 값보다 더 큰 값을 보여주고 있기 때문에, 전단변형률을 이용하여 지반의 안정성을 검토하는 것 보다 더 보수적인 관점에서 평가가 이루어지고 있음을 이해 할 수 있다. 이는 곧 공동굴착시 압축변형률을 이용한 지반안정성 평가시 전단변형률을 이용한 지반안전성 평가보다 1.4배의 안전율을 내포되어 있다는 것을 의미하기도 한다. 이는 현장 실무측면에서 안전성 확보가 용이한 것을 의미하기 때문에 실무 활용성이 높아진 것으로 풀이된다(신용석 등, 2009:403).

실제 지하구조물의 공동형상은 대부분 원형의 형태를 가지지 않지만 위의 Fig 2.2.1에서와 같이 천단변위를 이용한 한계변형률의 개념은 어떠한 굴착형태에서도 유사하게 작용된다. 그렇다면, 이 때 지하공동을 굴착하기 이전에 발생하는 선행변위를 포함한 전변위가 아닌 계측변위인 천단변위만으로 안정성평가를 실시하는데 의문점을 가질 수 있다. 지반은 굴착이 이루어지는 무지보의 막장 면에서 가장 불안정한 상태를 이루게 되고, 굴착 이후에 점차 안정화 되어가며, 필요에 따라 지보재가 설치됨으로 안정화 되어 간다. 터널 굴착이 지반거

동에 미치는 영향은 계측지점이 막장에서 멀어짐에 따라 감소하며, 이와 같은 이유로 터널 변위는 점차 수렴한다. (임성빈 등, 2007:217) 이러한 관점으로 보았을 때, 선행변위는 총변위의 일부가 아닌 지반이 새로운 응력상태에 대하여 안정화 되는 과정이라고 설명할 수 있다.

또한 암반의 측압계수의 경우 대부분 지하공간 건설시 특정한 경우가 아니고는 응력측정은 수행되지 않고 있으므로 측압계수를 고려하게 된다면 실제 적용성이 낮아질 수 있고, 고려한다고 하더라도 확률적으로 정확성이 낮아진다.



2.2.2 수치해석의 적용

지반의 안정성 평가를 위한 한계변형률을 예측하기 위해 사용된 수치해석 방법은 이미 검증된 방법인 ITASCA사의 FLAC(Fast Lagrangian Analysis of Continua)3D를 사용하였다. FLAC 3D는 공학적 계산을 위해 제작된 3차원 음해 함수 유한차분(explicit finite difference)프로그램이며 3차원 연속체 공간을 유한차분망(finite difference mesh)으로 원하는 만큼 자세하게 분할하여 임의의 위치에서 각각의 지배방정식의 해(Solution)를 구할 수 있으며 그 연산구조는 Fig 2.2.2와 같다(ITASCA Consulting,2006).

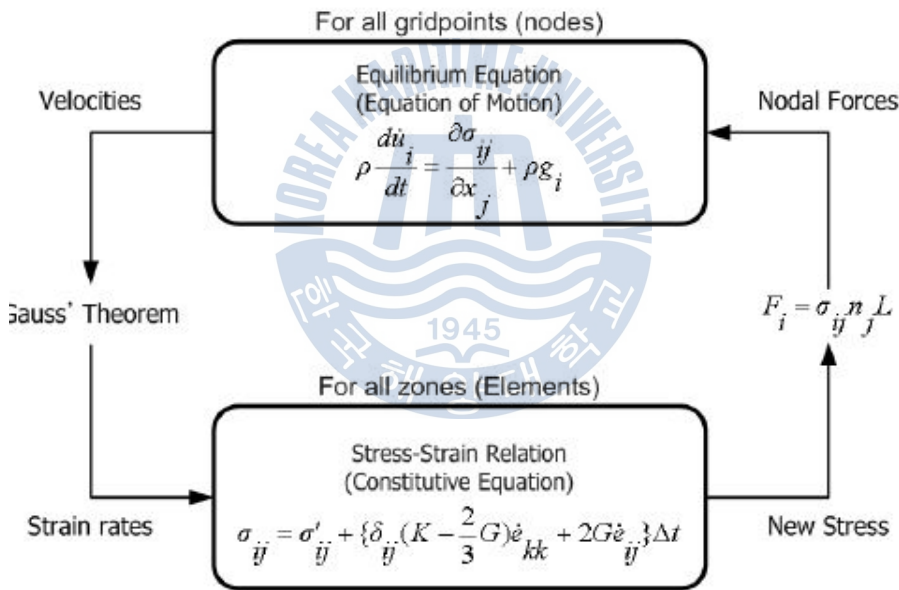


Fig 2.2.2 Arithmetic implementation of FLAC 3D

해석시 사용된 모델은 Mohr-Coulomb 모델로 Mohr-Coulomb 식은 압축응력형태의 가장 일반적인 파괴형태인 전단파괴 조건식으로 FLAC 3D에서는 체적탄성계수, 전단탄성계수, 마찰각, 점착력 등을 입력변수로 적용한다. 식 (2.2.3)과 Fig 2.2.3은 Mohr-Coulomb 모델의 식과 파괴기준이다(Goodman,2006:80).

$$\tau_f = \sigma \tan \phi + c \quad (2.2.3)$$

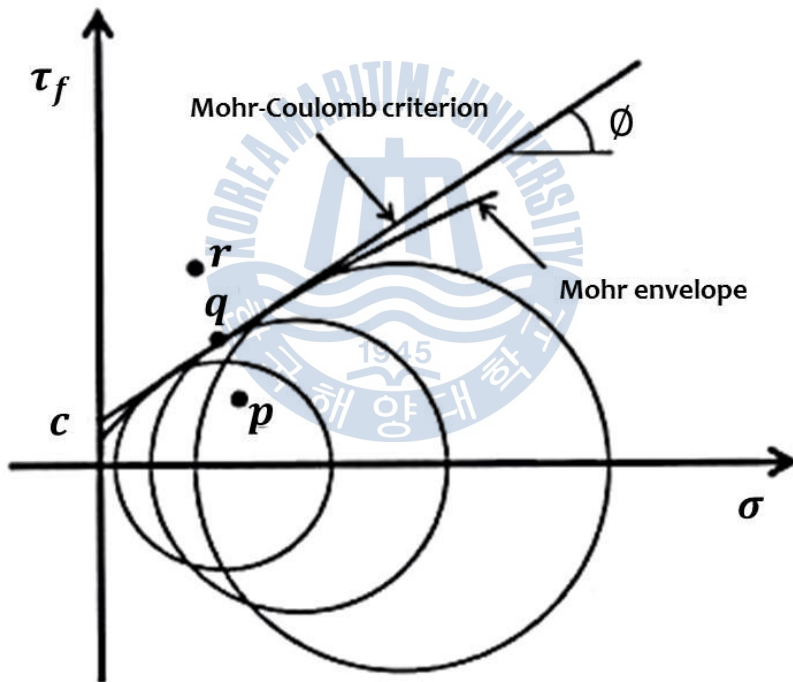


Fig 2.2.3 The Mohr-Coulomb failure criterion

수치해석을 적용하기 위해 4개의 각 대상지반 대하여 유사하게 모델링을 실시하였고 초기해석시 Elastic Model, 본해석시 Mohr-Columb Model을 적용하였다. Fig 2.2.4는 대상지반 4에 대한 모델링이다.

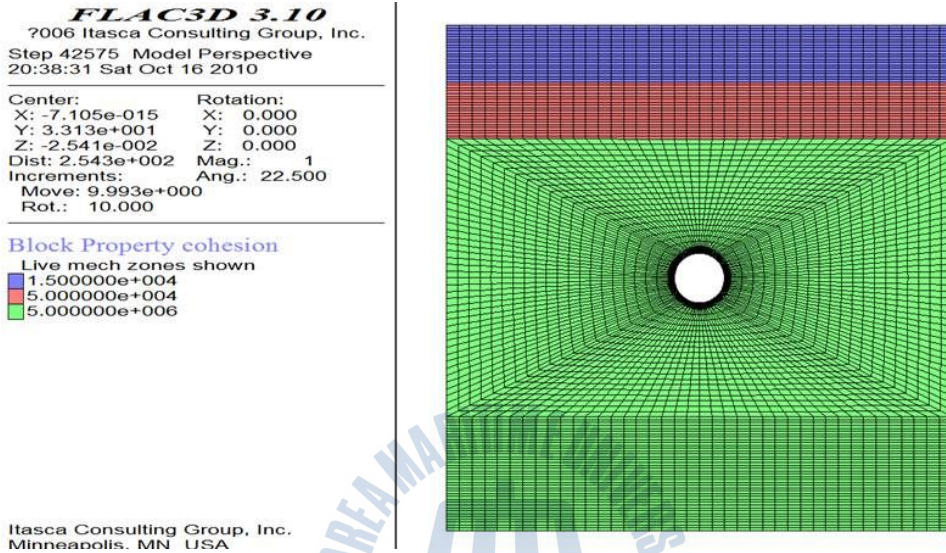


Fig 2.2.4 Numerical modeling in FLAC (target 4)

Table 2.2.1은 수치해석에 적용된 각 대상지반의 설계정수를 요약한 것이고, Table 2.2.2는 각 대상지반의 지질특성을 요약한 것이다.

Table 2.2.1 Input parameter for the numerical model

Target ground	separation	unit weight (KN/m ³)	modulus of elasticity (MPa)	Poisson's ratio	cohesion (kPa)	angle of internal friction (°)
1	Soil rock	19	48.1	0.33	19.6	30
	Weathered rock	21	235.4	0.30	49.0	32
	Bed rock	23	1863.3	0.27	372.7	34
2	Soil rock	18	21.6	0.35	1.2	27
	Weathered rock	20	98.1	0.30	13.7	30
	Bed rock	25	7845.3	0.22	2451.7	37
3	Soil rock	20	49.0	0.30	19.6	30
	Weathered rock	20	196.1	0.29	49.0	32
	Bed rock	24.5	1735.8	0.27	980.7	34
4	Soil rock	19	50.0	0.35	15	30
	Weathered rock	20	130.0	0.33	50	32
	Bed rock	24	2500.0	0.30	5000	35

Table 2.2.2 대상지반의 지질특성

대상 지반	지질특성
1	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 흑운모화강암이 발달하며 종점부근에서 복운모화강암 분포 ▪ 선캄브리아기 경기육괴 변성암류가 기저암으로 분포 ▪ 중생대 쥐라기 화강암류가 북동-남서의 대상 관입분포 ▪ 백악기의 맥암류들이 주로 북동-남북 방향으로 관입, 서측과 남측 일부지역에 북서방향으로 관입 ▪ 제4기 충적층 발달
2	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 캄브로-오르도비스기 조선누층군의 신리층, 고명리층, 단리층과 석탄기 평안누층군의 갑산층 및 이들을 관입한 제천화강암이 분포 ▪ 신리층과 단리층은 주로 석회암과 사암, 셰일 등이 호층을 이룸 ▪ 제천화강암은 중립-조립질의 화강섬록암 내지 흑운모 화강암으로 구성 ▪ 퇴적암류들은 북서-남동 방향의 주향과 남서 경사방향이 일반적
3	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 중생대 백악기의 경상누층군에 속하는 유천층군과 후기에 이를 관입한 산성암맥으로 구성 ▪ 주요 지질구조는 신성리층과 화산암의 층리, 단층 및 암종경계부로 대별
4	<ul style="list-style-type: none"> ▪ 중생대에 대보조산운동시 기저 변성암류를 관입한 화강섬록암류 저반의 일부로서 기반암을 형성 ▪ 백악기 중기 말엽에 일어난 화성활동의 영향으로 무수한 암맥들이 뚜렷한 남북방향으로 관입 ▪ 대상지반 주변에서는 백악기말의 암맥군중 규장암과 석영맥이 과업 구간 곳곳에 관입한 후 제 4시에 충적층이 퇴적

2.2.3 수치해석에 의한 한계변형률 예측결과

각 대상지반에 대하여 수치해석을 수행한 결과 Fig 2.2.5와 같으며 각 지반대상에 따른 변위와 한계변형률은 Table 2.2.3과 같이 나타낼 수 있다.

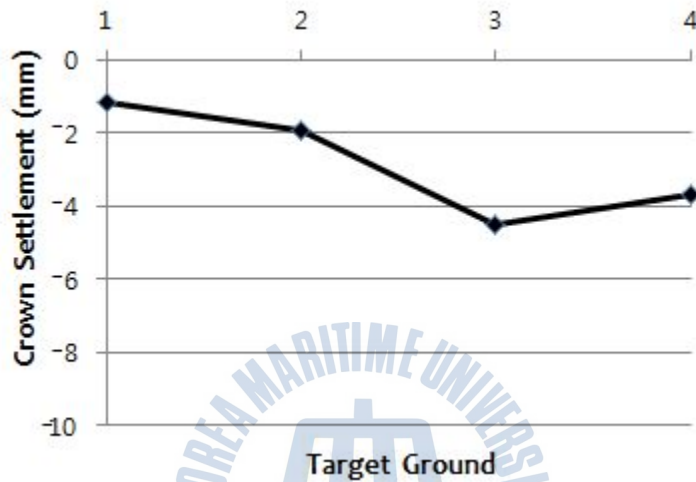


Fig 2.2.5 Crown settlement of targer ground in FLAC 3D

Table 2.2.3 Critical strain and crown settlement of targer ground in FLAC 3D

Target Ground	Crown Settlement (mm)	Critical Strain
1	1.18	0.002
2	1.92	0.003
3	4.53	0.009
4	3.68	0.007

2.3 인공신경망에 의한 한계변형률 예측

2.3.1 인공신경망 기법의 개념

인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)은 인간의 뇌를 구성하는 생물학적 신경세포인 뉴런(neuron)을 모방하여 프로그램화 한 것이다. 인간의 신경계는 인체의 신경을 통괄적으로 통제하는 중추신경계(central nervous system)와 감각기관으로부터의 자극을 중추 신경계로 전달하거나 중추 신경계로부터의 반응을 감각 기관으로 전달하는 기능을 담당하는 말초 신경계(peripheral nervous system), 인간 장기의 수축 및 이완 작용을 담당하는 자율 신경계(autonomic nervous system)로 구분할 수 있다. 인간의 신체에 가해진 자극은 감각 기관의 수용기에 의해 받아들여져서 화학적 변화가 일어나게 된다. 이 변화는 곧바로 구심 섬유를 통해 그 자극의 해당 중추 신경계로 전달된다. 중추 신경에서는 자극에 대하여 적절한 반응을 할 수 있도록 원심 섬유를 통해 신경 흥분을 해당 기관으로 전달한다(오창석,2000:20).

인공신경망은 기존의 인공지능 기법이나 학습방법과는 다른 장점을 가진다. 첫째, 인공신경망을 데이터를 분산된 형태로 저장하고, 둘째, 인공 신경망은 병렬 분산 처리(Parallel Distributed Processing) 시스템으로 데이터 수가 증가함에 따라 처리속도가 늦어지는 직렬 처리 시스템의 단점을 극복하고 있다. 셋째, 인공신경망은 학습(learning), 일반화(generalization), 훈련(training) 등의 자가 조정능력을 가져 입력치에 대한 적절한 출력치를 도출한다. 넷째, 인공신경망은 오류 극복성(Fault Tolerance)을 가지고 있어 연결강도나 처리요소가 파괴되거나 데이터가 불완전해도 완만한 성능저하의 특징을 갖는 오류허용 시스템이라고 할 수 있다(김용신,2003:10).

Fig 2.3.1은 뉴런의 구조를 나타내고 크게 세포체(Cell body or Soma), 수상돌기(Dendrite), 축삭돌기(Axon)로 구분할 수 있으며 각 뉴런들 간을 연결해주는 시냅스(Synapse)라는 연결부위가 있어 자극을 받았을 때 전달 속도가 빨라

저 반응이 빠르게 발생한다. 시냅스는 흥분성(excitatory)과 억제성(inhibitory) 2가지 형태로 분리할 수 있다.

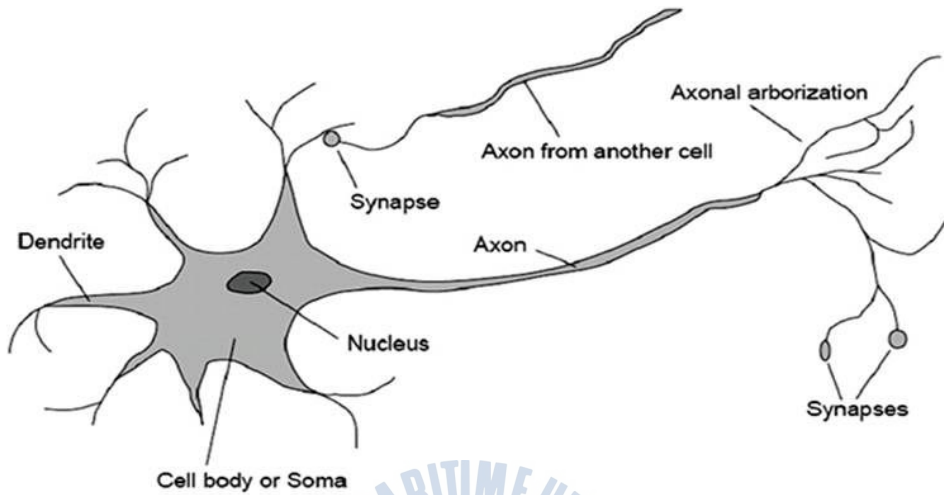


Fig 2.3.1 Schematic diagram of the biological neuron

Fig 2.3.2는 뉴런의 기능 모델로서 초기 입력신호에 의해 뉴런이 자극을 받으면 각 뉴런에 해당하는 시냅스 가중치와 더해져 외부 자극에 대한 입력 가중합(summing junction)을 출력한다. 이때 적용된 활성화 함수에 따라서 함수의 조건에 만족할 경우에 출력하고 만족하지 못하는 경우에 연결강도를 계속적으로 변화시키면서 학습시킨다.

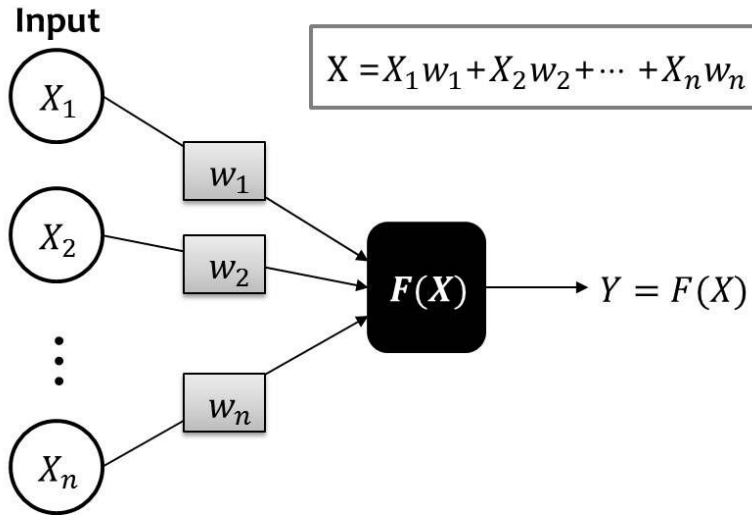


Fig 2.3.2 Function model of neurons

인공신경망에서의 학습은 응용 목적에 따라 적합한 뉴런의 연결강도를 적응시키는 과정을 말하고 학습시키는 방법은 지도학습(supervised learning), 자율 학습(unsupervised learning) 그리고 경쟁식 학습(competitive learning)이 있다. 지도학습 방법은 신경망을 학습시키는데 있어서 반드시 입력과 원하는 목표치의 짝이 필요하고 이를 학습 패턴쌍이라고 하며 학습 패턴쌍을 입력함으로 출력치를 얻게 된다. 자율학습 방법은 지도학습과는 달리 목표치가 따로 필요 없고 출력치를 바로 학습 신호 발생기에 입력하여 연결 강도의 변화량을 계산한다. 경쟁식 학습 방법은 지도학습 방법과 동일한 절차를 가지지만 각 단계에서 전체 연결 강도를 변경시키지 않고 특정 부분의 연결 강도만을 변경시키는 방법이다.

인공신경망의 구조는 Fig 2.3.3처럼 다양하게 제안되고 있고, 계층수에 따라 단층 구조 신경망(single layer feedforward network)과 다층 구조 신경망(multi layer feedforward network)으로 나타낸다. 단층 신경망은 가장 단순한 구조로서 입력층(input layer)과 출력층(output layer)으로 구성되고 다층 신경망을 여러 계층으로 구성된 구조로서 일반적으로 가장 널리 사용되는 것은 3 계층 구조 입력층과 출력층 사이에 입력된 값들의 연관성을 갖는 함수를 찾는

은닉층(hidden layer)이 존재한다. 또한 출력 형태에 따라 순방향 신경망(feed-forward network)과 순환 신경망(recurrent network)으로 분류될 수 있다. 순방향 신경망에서 출력치를 얻을 때 입력치만 관련되므로 신속한 출력을 얻을 수 반면 순환 신경망은 출력된 값이 다시 입력층으로 돌아가면서 새로운 출력이 나오는 형태로 최종 출력을 얻는데 상당한 시간이 소요된다.

활성화 함수는 일반적으로 항등함수, 경사함수, 계단함수, 시그모이드 함수로 분류할 수 있고 Fig 2.3.4처럼 나타난다. 항등함수는 양극성을 가지는 선형 연속 함수로 뉴런의 입력 가중합이 그대로 출력되고, 경사함수는 단극을 가지는 선형 연속 함수로 출력값이 0보다 작을 경우에 출력이 0으로 되지만 0보다 클 경우에는 항등함수와 같이 입력 가중합이 그대로 출력된다. 계단함수는 단극성 또는 양극성 이진 함수로서 출력이 0 또는 1로 요구되는 경우에 주로 사용된다. 단극성 계단함수는 출력값이 임계치보다 작은 경우에는 0으로 출력되고 임계치보다 크거나 같은 경우에는 1로 출력되고 양극성 계단함수는 출력값이 임계치보다 작은 경우에는 -1, 큰 경우에는 1, 같을 경우에는 0으로 출력된다. 시그모이드 함수는 단극성 또는 양극성 비선형 함수로 단극성일 경우 뉴런의 출력은 0에서 1사이의 값으로 출력되고, 양극성일 경우 뉴런의 출력은 -1에서 +1 사이의 값이 된다. 이는 다른 함수와는 달리 어떠한 형태의 입력값도 출력 범위 내에서 표현이 가능하다.

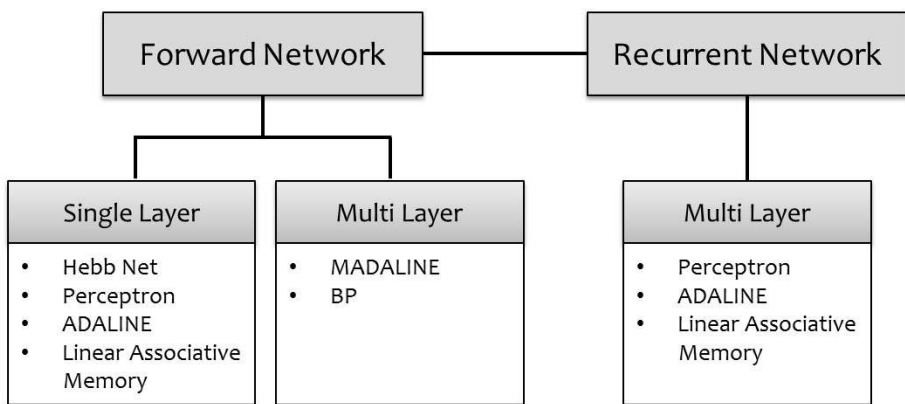
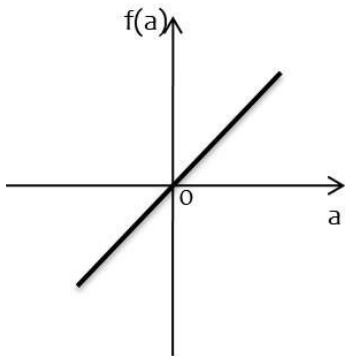
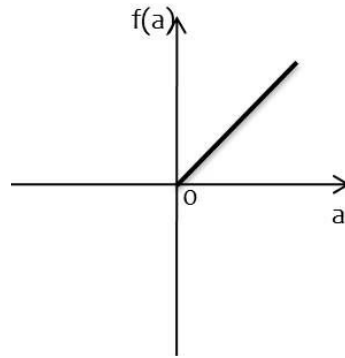


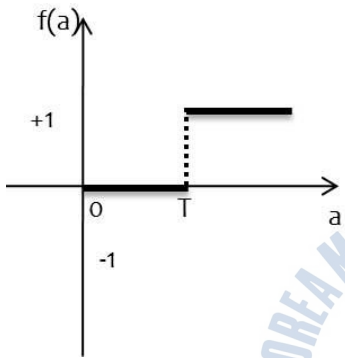
Fig 2.3.3 Classification of ANN based on their structures



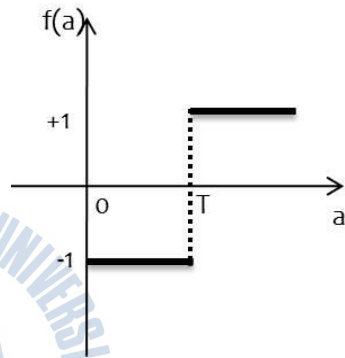
(a) identity function



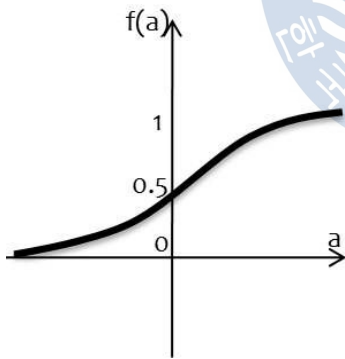
(b) ramp function



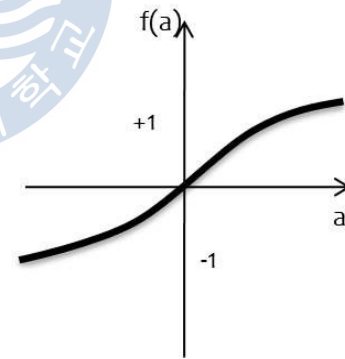
(c) monopolar step function



(d) bipolar step function



(e) monopolar sigmoid function



(f) bipolar sigmoid function

Fig 2.3.4 Activation Function of ANN

2.3.2 학습 알고리즘 및 학습 모델 설계

이 연구에서는 순방향 다층 신경망의 학습에 효과적으로 사용할 수 있으며 다양한 분야에서 널리 사용되고 있는 학습 알고리즘인 역전파(Back Propagation, BP) 알고리즘을 사용하였다. 역전파 알고리즘은 출력층의 오차 신호를 이용하여 은닉층과 출력층간의 연결 강도를 변경하고 출력층의 오차 신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층과의 연결 강도를 변경하는 학습 방법이다. 역전파 알고리즘을 이용한 신경망의 학습은 크게 전방향 전파와 역방향 전파로 나누어 진행된다. 먼저 전방향 전파를 통해 신경회로망에 입력 패턴을 제시하고 각 노드에 대해서 입력함수와 활성화 함수를 이용하여 출력한다. 그 후 기대값(목표출력)과 실제 출력 차이를 계산하여 오차를 구하고 이를 출력층에서 입력층 방향으로 층과 층 사이의 연결강도를 변화한다.

이러한 학습 단계의 역전파로 인해 순환 구조의 신경망이라고 오해하기 쉬우나 단지 학습과정에서만 오차에 관련된 출력이 역방향으로 전파되며, 학습이 완료되고 실제 응용할 때에는 입력이 순방향으로 진행되면서 출력이 나오는 순방향 신경망 구조이다. 일반적으로 역전파 알고리즘은 다층 퍼셉트론으로 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성되고 역전파 알고리즘의 활성화 함수는 시그모이드 함수로 다른 함수와는 달리 결정영역이 완만하게 곡선을 이루고 있어 분석은 복잡하지만 미분이 가능하므로 역전파 알고리즘에 적합하다.

인공신경망을 해석시 은닉층 내에서 발생하는 함수를 정확하게 알 수 있는 방법이 아직까지는 알려져 있지 않으며, 그 구조에 따라 출력치가 달라진다. 신경망을 구성하는 뉴런의 수가 적으면 수렴기준에 도달하지 못하고 해석이 끝나고 뉴런의 수가 많으면 뉴런간의 연결강도가 증가하여 학습속도가 느려져 응용 목적에 맞는 은닉층의 수와 뉴런의 수를 찾는데 많은 시간이 소요되나, 특수한 경우를 제외하고는 은닉층의 수가 1개 또는 2개만 해도 대부분의 목적에 적합한 구조를 설계할 수 있다. 이와 마찬가지로 수렴기준(convergence criteria) a 도 응용 목적에 적합한 a 값을 규명하는 것은 어렵다. 따라서 응용하고자 하는

목적에 따라서 여러 가지 학습율과 구조를 사용하여 학습한 후 최적의 인공신경망을 설계해야 할 것이다.

지반의 안정성 평가를 위한 한계변형률을 예측하는데 인공신경망 기법을 적용하기 위하여 수치해석에 사용된 4개의 대상지반에서 데이터를 추출하였고 이때의 입력치는 대부분의 지하공동 시공설계시 필수적으로 조사하는 흡수율, 비중, 탄성과 속도(P파와 S파)를 사용하였다. 암반의 한계변형률과 직접적인 영향을 가지는 일축압축강도와 탄성과 속도와의 상관관계는 P파와 0.632, S파와 0.675로 나타나 두 암반의 특성은 관련성이 있음을 제시하고 있다(천대성 등, 2008:317).

인공신경망 설계는 Table 2.3.1과 같이 요약할 수 있고 추출한 데이터는 총 101개로 Table 2.3.2, Table 2.3.3과 같으며 훈련(Training)의 위해 77개, 검증(testing)을 위해 24개의 데이터를 이용하였다.

Table 2.3.1 Design of Artificial Neural Network

Network Type	Feed-forward back propagation	
Training Function	TRAINSCG (TRAIN Scaled Conjugate Gradient)	
Adaption Learning Function	LEANDGDM	
Performance Function	MSE	
Layer	Number of hidden layer	1 or 2
	Neurons	4~20
	Transfer Function	Trans Sigmoid
Goal	1E-03 ~ 1E-07	
Epochs	10000~100000	

Table. 2.3.2 Training data for ANN analysis

NO	P wave velocity (km/s)	S wave velocity (km/s)	Specific gravity (g/cm ³)	Absorption (%)	Uniaxial compressive strength (kgf/cm ²)	Modulus of elasticity (kgf/cm ²)	Strain (*10 ⁻³)
1	2.495	1.92	2.67	0.32	745	225000	3.31
2	2.11	1.318	2.52	1.36	442	100000	4.42
3	3.266	2.135	2.61	0.44	1182	410000	2.88
4	3.126	1.952	2.57	0.81	1340	504000	2.66
5	2.613	1.895	2.58	0.67	1217	262000	4.65
6	2.086	1.319	2.49	1.64	324	88000	3.68
7	4.513	2.821	2.61	0.75	578	372000	1.55
8	3.321	2.247	2.59	0.6	728	313000	2.33
9	4.253	2.832	2.6	1.17	407	469000	0.87
10	3.407	2.186	2.58	0.51	1268	571000	2.22
11	1.744	1.094	2.44	2.51	312	41000	7.61
12	1.521	1.095	2.42	2.71	204	90000	2.27
13	1.565	1.079	2.48	2.04	241	25000	9.64
14	4.292	2.688	2.64	0.45	985	527000	1.87
15	3.89	2.16	2.58	0.31	797	459000	1.74
16	5.11	2.95	2.58	1.2	374	141000	2.65
17	5.32	3.1	2.7	0.11	642	736000	0.87
18	3.34	1.89	2.69	0.49	236	274000	0.86
19	3.87	2.17	2.72	0.69	758	300000	2.53
20	5.49	3.25	2.7	0.52	986	1035000	0.95
21	5.08	3.56	2.63	0.85	567	660000	0.86
22	4.51	2.66	2.7	0.82	572	335000	1.71
23	3.34	1.89	2.69	0.49	236	274000	0.86
24	3.16	1.72	2.7	0.52	631	350000	1.80
25	2.73	1.91	2.71	0.59	431	346000	1.25
26	4.99	3.4	2.7	0.39	226	110000	2.05
27	6.38	4.21	2.68	0.17	589	423000	1.39
28	4.37	2.52	2.71	0.29	773	393000	1.97
29	4.52	2.64	2.74	0.17	1238	923000	1.34
30	3.91	2.2	2.71	0.44	891	488000	1.83
31	4.25	2.47	2.72	0.4	492	370000	1.33

NO	P wave velocity (km/s)	S wave velocity (km/s)	Specific gravity (g/cm ³)	Absorption (%)	Uniaxial compressive strength (kgf/cm ²)	Modulus of elasticity (kgf/cm ²)	Strain (*10 ⁻³)
32	3.39	1.92	2.71	0.51	1263	548000	2.30
33	4.72	2.8	2.76	0.14	971	759000	1.28
34	4.81	2.8	2.74	0.16	432	588000	0.73
35	4.78	2.76	2.72	0.41	453	776000	0.58
36	3.49	2.09	2.71	0.5	504	372000	1.35
37	5.58	2.94	2.72	0.226	1720	634000	2.71
38	5.8	3.08	2.72	0.136	2380	944000	2.52
39	5.05	2.64	2.71	0.381	1110	686000	1.62
40	4.51	2.35	2.58	1.583	1530	297000	5.15
41	5.37	2.81	2.65	0.417	1160	528000	2.20
42	5.34	2.82	2.69	0.354	920	1283000	0.72
43	4.7	2.42	2.53	1580	1090	376000	2.90
44	5.01	2.62	2.59	0.895	2070	665000	3.11
45	5.53	2.91	2.59	0.501	1880	778000	2.42
46	5.22	2.73	2.6	0.773	970	484000	2.00
47	6.12	3.29	2.81	0.079	2320	931000	2.49
48	6.17	3.32	2.81	0.09	1660	985000	1.69
49	5.59	2.93	2.74	0.427	1730	543000	3.19
50	5.03	2.61	2.75	0.409	1520	609000	2.50
51	5.34	2.81	2.72	0.335	1610	615000	2.62
52	5.57	2.98	2.73	0.194	1620	594000	2.73
53	4.89	2.54	2.71	1.45	890	589000	1.51
54	5.36	2.82	2.63	0.32	1110	757000	1.47
55	4.9	2.57	2.83	0.636	2510	671000	3.74
56	5.86	3.12	2.77	0.168	2160	1034000	2.09
57	5.63	2.98	2.67	0.361	2490	735000	3.39
58	5.06	2.62	2.7	0.953	2080	493000	4.22
59	2.76	1.4	2.44	3.578	390	95000	4.11
60	2.37	1.21	2.38	4.678	950	82000	11.59
61	3.14	1.61	2.6	1.621	1400	265000	5.28
62	5.59	2.94	2.68	0.251	2180	833000	2.62
63	5.64	2.98	2.71	0.28	1080	817000	1.32

NO	P wave velocity (km/s)	S wave velocity (km/s)	Specific gravity (g/cm ³)	Absorption (%)	Uniaxial compressive strength (kgf/cm ²)	Modulus of elasticity (kgf/cm ²)	Strain (*10 ⁻³)
64	5.29	2.75	2.61	0.459	2380	627000	3.80
65	5.54	2.94	2.7	0.145	2040	1030000	1.98
66	5.62	2.94	2.71	0.21	1960	623000	3.15
67	3.01	1.52	2.42	2.492	530	161000	3.29
68	4.58	2.37	2.53	1.96	1670	335000	4.99
69	4.38	2.26	2.66	2.306	1200	355000	3.38
70	5.78	3.06	2.72	0.227	840	1080000	0.78
71	5.36	3.175	2.611	0.2	1818	875204	2.08
72	5.213	3.053	2.651	0.12	1714	776734	2.21
73	4.078	2.325	2.633	0.23	1273	547755	2.32
74	4.028	2.305	2.634	0.24	1401	636224	2.20
75	4.615	2.697	2.633	0.13	1535	707346	2.17
76	3.591	1.996	2.615	0.49	951	387448	2.45
77	2.661	1.395	2.483	1.51	289	105918	2.74

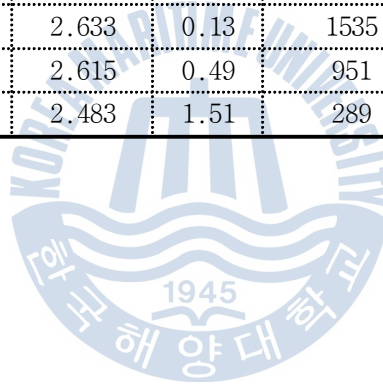
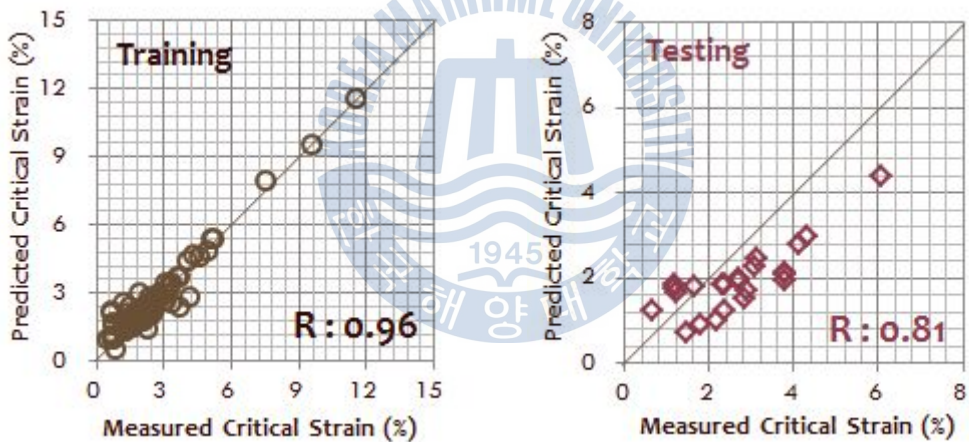


Table 2.3.3 Testing data for ANN analysis

NO	P wave velocity (km/s)	S wave velocity (km/s)	Specific gravity (g/cm ³)	Absorption (%)	Uniaxial compressive strength (kgf/cm ²)	Modulus of elasticity (kgf/cm ²)	Strain (*10 ⁻³)
1	2.495	1.92	2.67	0.32	745	225000	3.31
2	2.11	1.318	2.52	1.36	442	100000	4.42
3	3.266	2.135	2.61	0.44	1182	410000	2.88
4	3.126	1.952	2.57	0.81	1340	504000	2.66
5	2.613	1.895	2.58	0.67	1217	262000	4.65
6	2.086	1.319	2.49	1.64	324	88000	3.68
7	4.513	2.821	2.61	0.75	578	372000	1.55
8	3.321	2.247	2.59	0.6	728	313000	2.33
9	4.253	2.832	2.6	1.17	407	469000	0.87
10	3.407	2.186	2.58	0.51	1268	571000	2.22
11	1.744	1.094	2.44	2.51	312	41000	7.61
12	1.521	1.095	2.42	2.71	204	90000	2.27
13	1.565	1.079	2.48	2.04	241	25000	9.64
14	4.292	2.688	2.64	0.45	985	527000	1.87
15	3.89	2.16	2.58	0.31	797	459000	1.74
16	5.11	2.95	2.58	1.2	374	141000	2.65
17	5.32	3.1	2.7	0.11	642	736000	0.87
18	3.34	1.89	2.69	0.49	236	274000	0.86
19	3.87	2.17	2.72	0.69	758	300000	2.53
20	5.49	3.25	2.7	0.52	986	1035000	0.95
21	5.08	3.56	2.63	0.85	567	660000	0.86
22	4.51	2.66	2.7	0.82	572	335000	1.71
23	3.34	1.89	2.69	0.49	236	274000	0.86
24	3.16	1.72	2.7	0.52	631	350000	1.80

2.3.3 인공신경망에 의한 한계변형률 예측결과

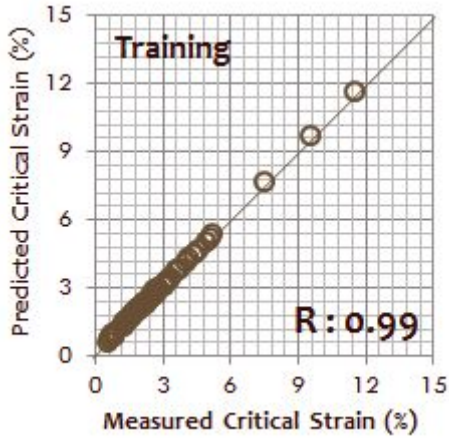
먼저 인공신경망을 이용하여 지반 안정성 평가를 위한 한계변형률을 예측시 대부분의 인공신경망 설계에 대하여 은닉층과 뉴런의 수에 상관없이 수렴한계가 1E-03, 반복횟수가 50000일 때 비교적 높은 상관계수를 보임을 알 수 있었다. 인공신경망 예측결과 Fig 2.3.5~Fig 2.3.9는 수많은 경우 중에서 비교적 높은 상관관계를 나타내는 결과를 보여주고 있다. 여기서 학습이 좋은 값을 가진다고 해도 훈련에서 반드시 좋은 관계가 나타나지는 않는다는 것을 알 수 있다.



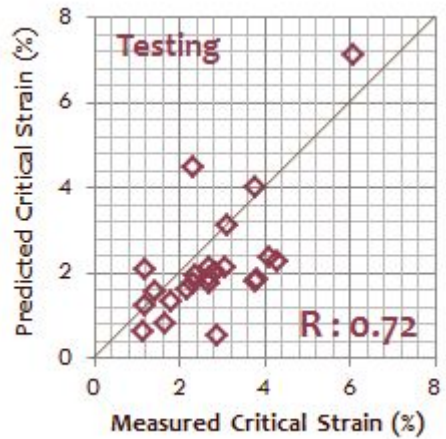
(a) Correlation coefficient of training

(b) Correlation coefficient of testing

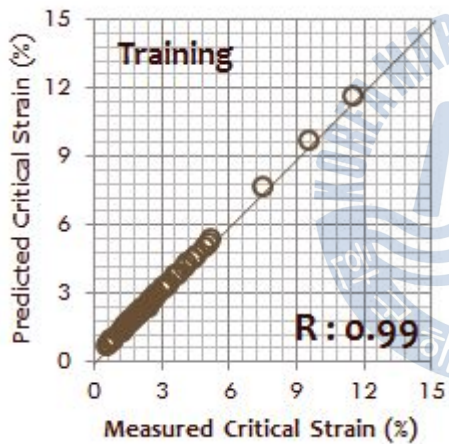
Fig 2.3.5 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-14-1)



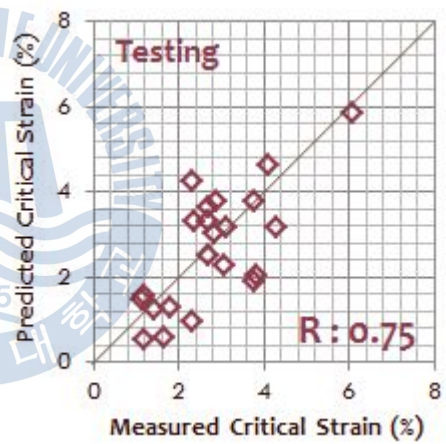
(a) Correlation coefficient of training (1)



(b) Correlation coefficient of testing (1)

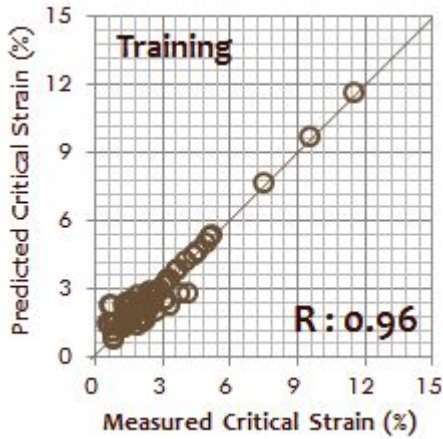


(c) Correlation coefficient of training (2)

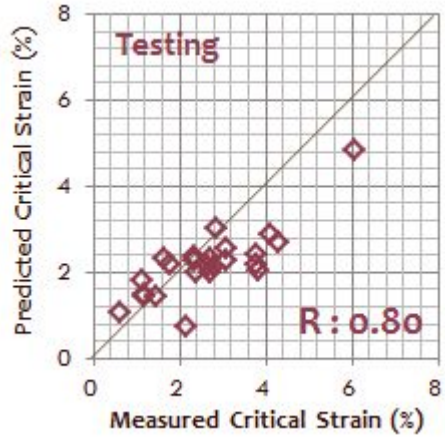


(d) Correlation coefficient of testing (2)

Fig 2.3.6 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-13-20-1)

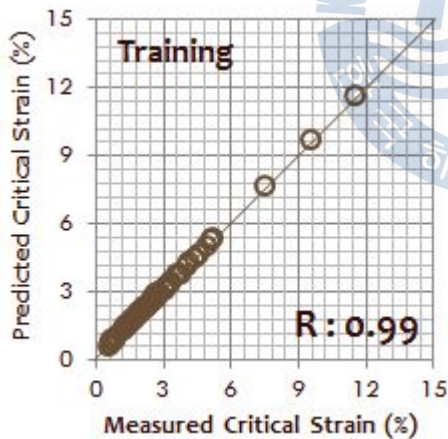


(a) Correlation coefficient of training

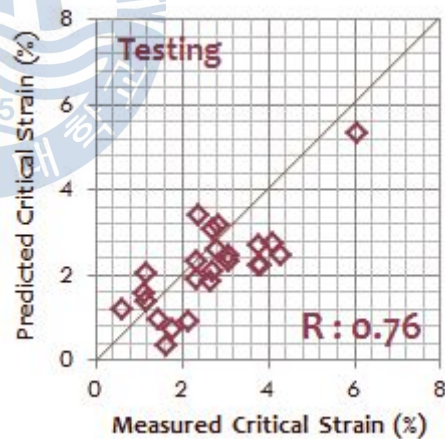


(b) Correlation coefficient of testing

Fig 2.3.7 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-12-8-1)

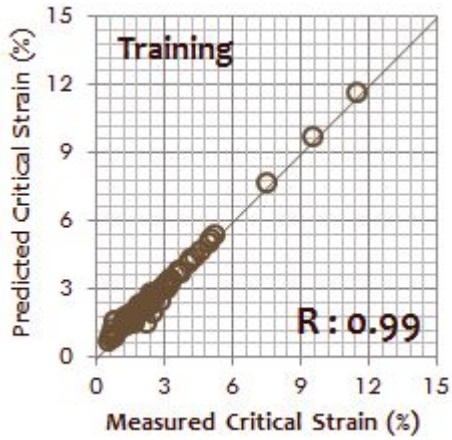


(a) Correlation coefficient of training

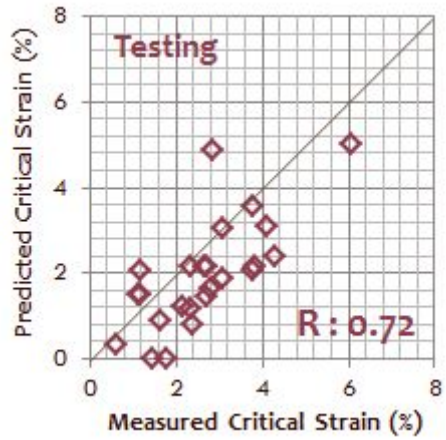


(b) Correlation coefficient of testing

Fig 2.3.8 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-12-12-1)



(a) Correlation coefficient of training



(b) Correlation coefficient of testing

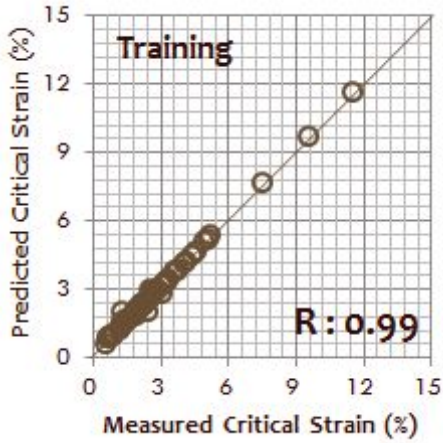
Fig 2.3.9 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (4-12-16-1)



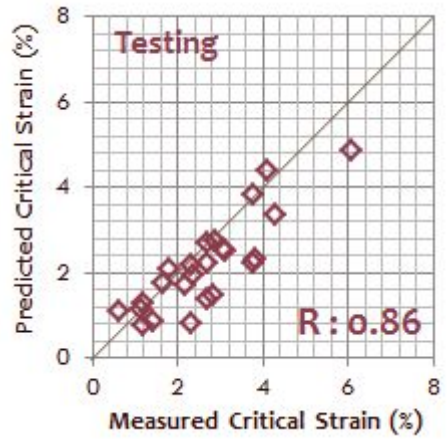
예측결과 중 가장 높고 안정적인 상관관계를 보인 CASE 1은 은닉층의 수가 2개이고 각각의 뉴런의 수가 13개,와 14개, 수렴한계가 1E-03, 반복횟수가 50000일 때 상관계수 0.89~0.79의 범위를 가지며 CASE 2와 CASE 3은 안정적인 값은 아니지만 비교적 높은 상관관계를 보임을 확인 할 수 있었다. 또한 은닉층과 뉴런의 수에 상관없이 수렴한계가 1E-03, 반복횟수가 50000일 때 비교적 높은 상관계수를 보임을 알 수 있었다. 이에 대한 인공신경망 주요설계는 Table 2.3.4와 같고, 상관관계는 Fig 2.3.10 ~ Fig 2.3.12와 같다.

Table 2.3.4 Major design of Artificial Neural Network

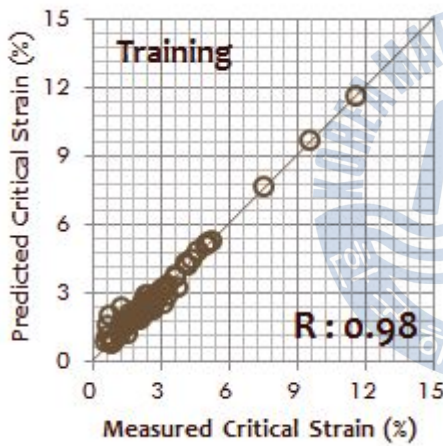
CASE 1	Neuron numbers	Layer 1	13
		Layer 2	14
	Goal		1E-03
	Epochs		50000
CASE 2	Neuron numbers	Layer 1	20
		Layer 2	-
	Goal		1E-03
	Epochs		50000
CASE 3	Neuron numbers	Layer 1	9
		Layer 2	14
	Goal		1E-03
	Epochs		50000



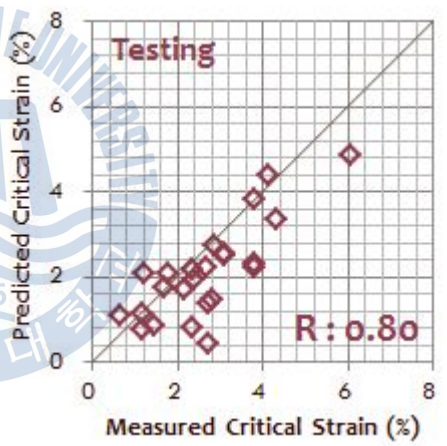
(a) Correlation coefficient of training (CASE 1-1)



(b) Correlation coefficient of testing (CASE 1-1)

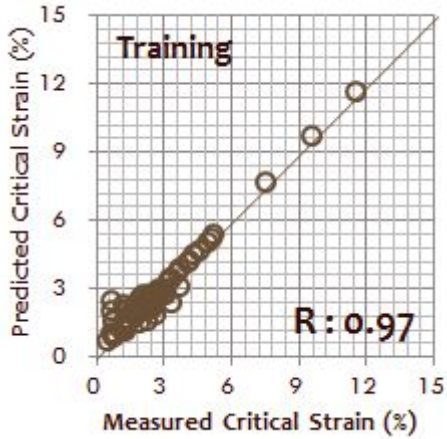


(c) Correlation coefficient of training (CASE 1-2)

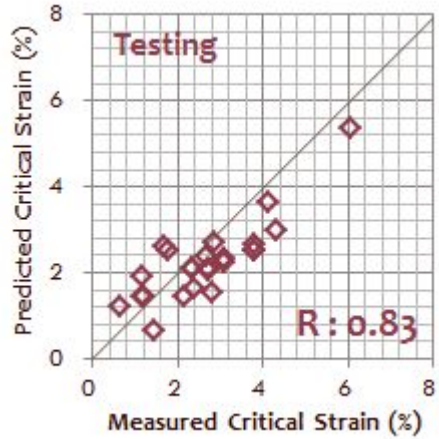


(d) Correlation coefficient of testing (CASE 1-2)

Fig 2.3.10 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (CASE 1)

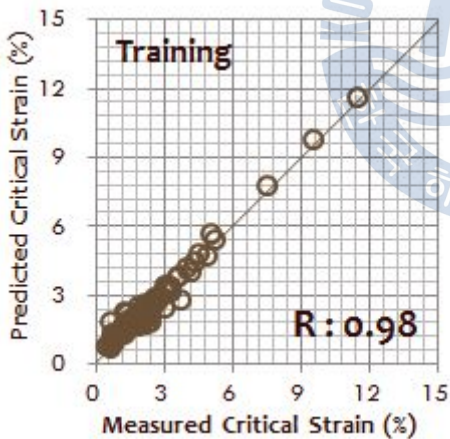


(a) Correlation coefficient of training

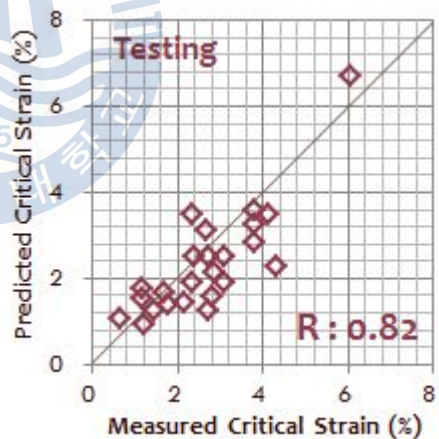


(b) Correlation coefficient of testing

Fig 2.3.11 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results(CASE 2)



(a) Correlation coefficient of training



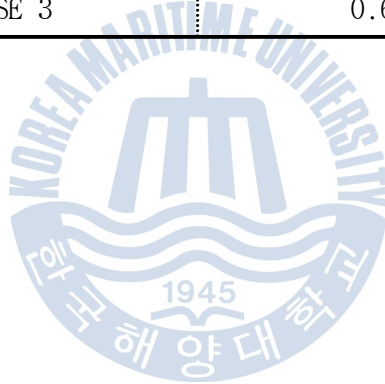
(b) Correlation coefficient of testing

Fig 2.3.12 Correlation coefficient between ANN's results and Laboratory results (CASE 3)

예측결과와 실내실험의 오차평균은 Table 2.3.5와 같이 요약할 수 있고, 그에 대한 그래프는 Fig 2.3.13 ~ Fig 2.3.16과 같다. 평균오차는 절대값으로 나타내었다.

Table 2.3.5 Average error value between ANN's results and Laboratory results

CASE	Average Error (absolute value)
CASE 1-1	0.603
CASE 1-2	0.730
CASE 2	0.718
CASE 3	0.650



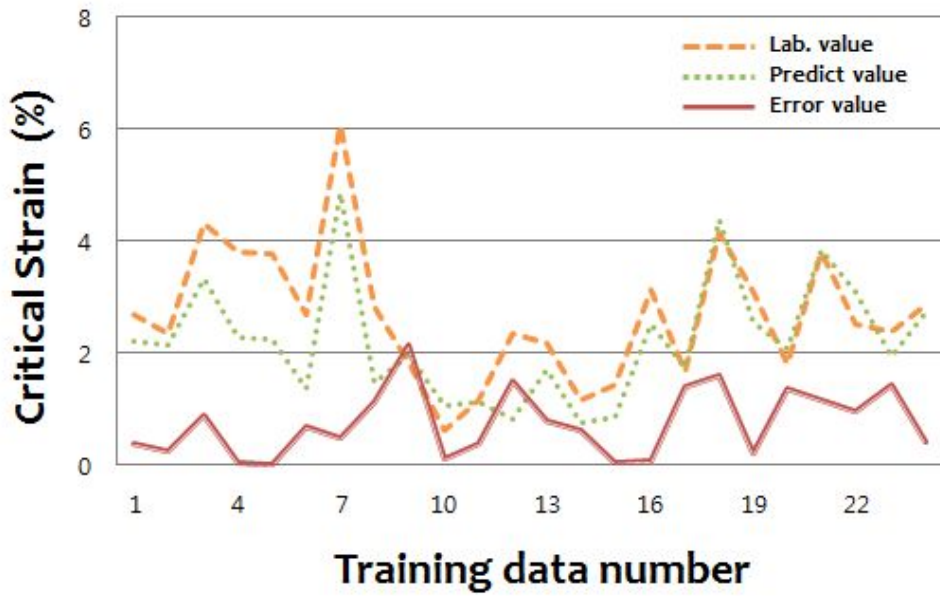


Fig 2.3.13 Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 1-1)

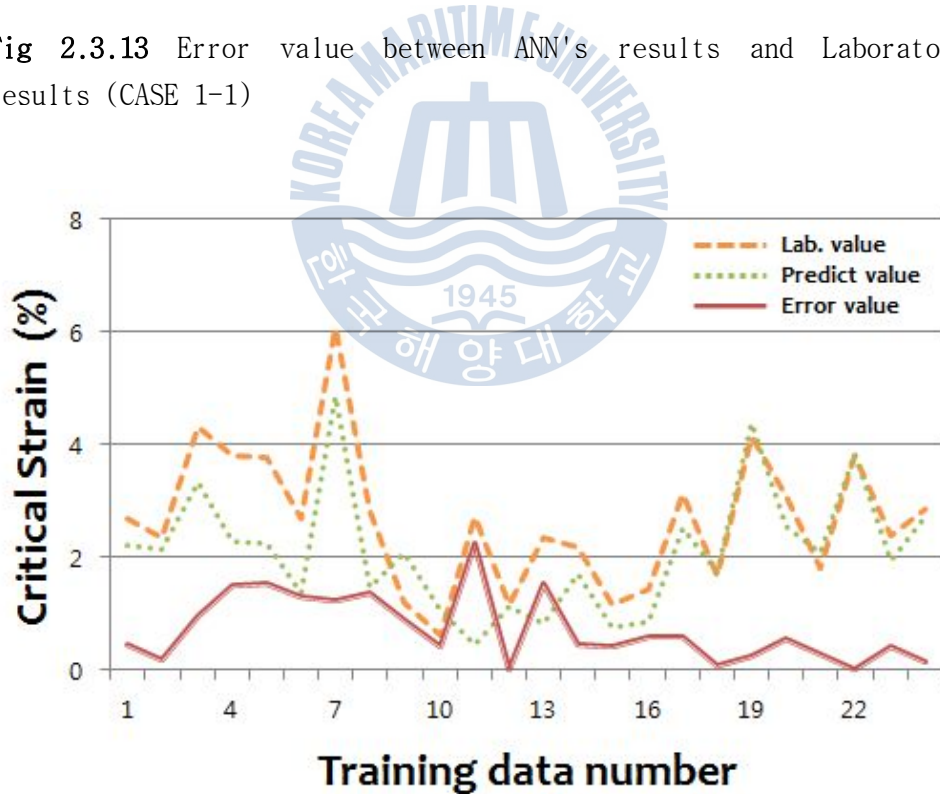


Fig 2.3.14 Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 1-2)

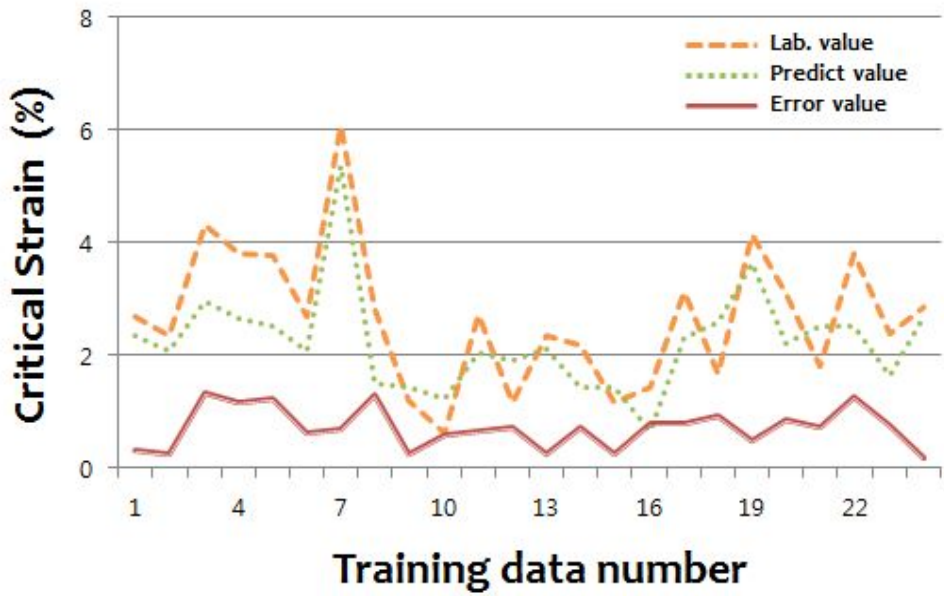


Fig 2.3.15 Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 2)

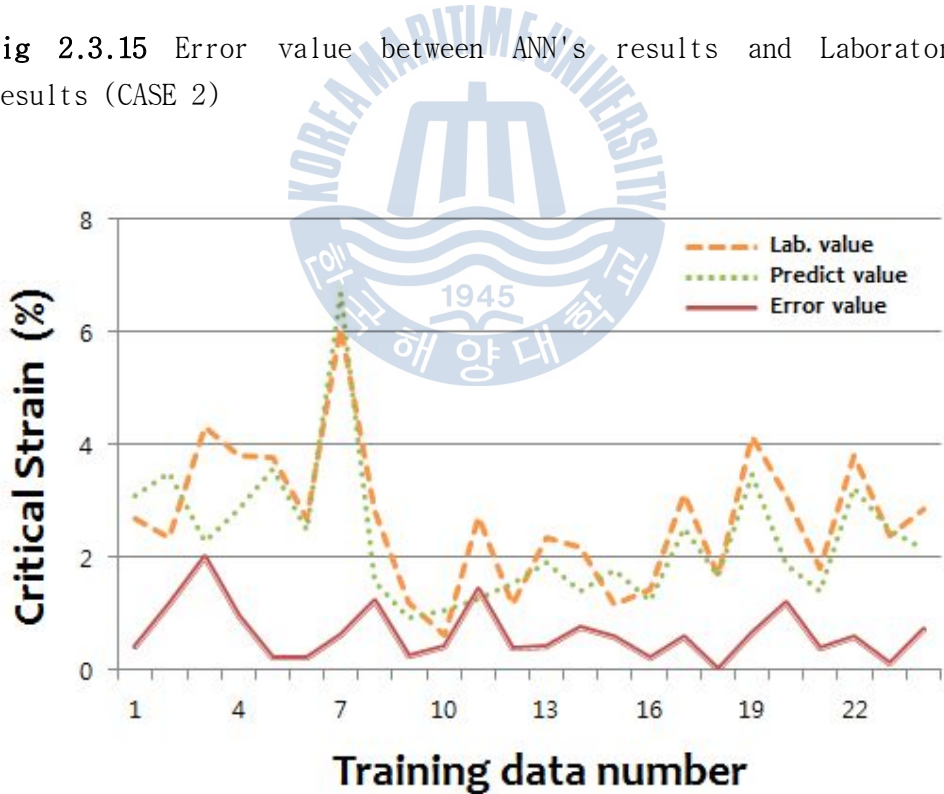


Fig 2.3.16 Error value between ANN's results and Laboratory results (CASE 3)

2.4 안정성 평가

앞서 예측한 한계변형률을 Sakurai가 제안한 도표에 적용하여 안정성 평가를 실시하였다. 수치해석에 의해 예측된 결과에 대한 안정성 평가는 Fig 2.4.1, 인공지능망에 의해 예측된 결과에 대한 안정성 평가는 Fig 2.4.2 ~ Fig 2.4.4 이다.

먼저 그래프의 값의 분포를 보면 수치해석에 의해 예측된 값은 같은 암반을 대상으로 일정한 한계변형률을 보이고 있는데 이는 수치해석 모델이 해석시에 대칭성을 가지므로 천단부의 변위 발생 또한 대칭적으로 발생하기 때문에 같은 지반에 대해서 비슷한 값의 변형률을 발생하였음을 알 수 있다. 반면 인공지능망에 의해 예측된 값은 수치해석에 의한 결과와 비교해 보았을 때 예측된 값의 분포가 고루 분포하고 있는 것을 볼 수 있다. 이는 인공지능망 기법을 해석시 각 input data의 특성을 모두 고려하기 때문이다. 두 그래프 모두 해당 지반에 대해서 불안정하다는 평가를 하고 있으며 검증된 수치해석 프로그램과 동일한 결과를 나타내고 있음은 인공지능망을 이용하여 한계변형률 예측하여 지반에 대한 안정성을 평가하는 것은 타당하다는 것을 알 수 있다.

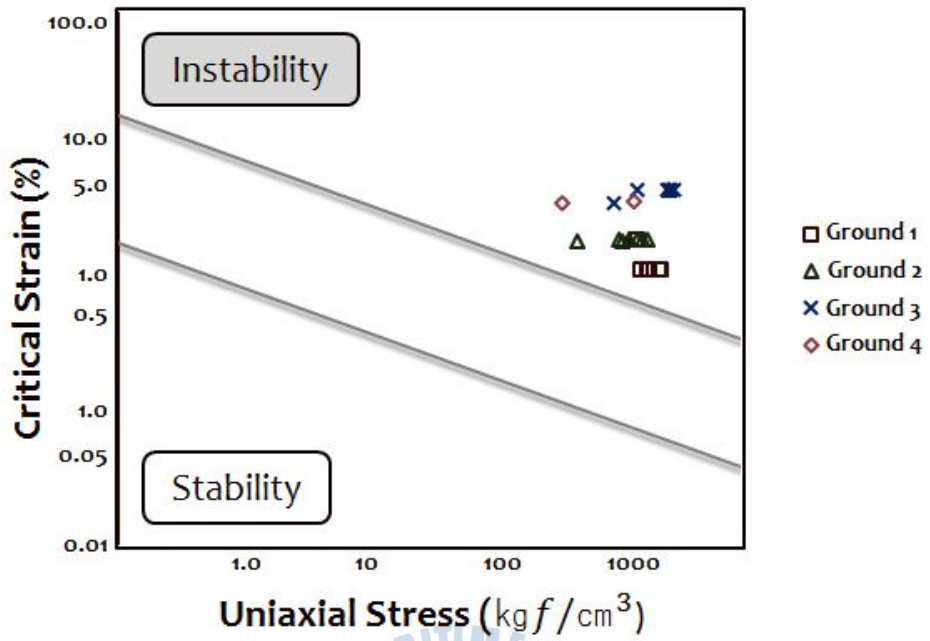


Fig 2.4.1 Stability analysis of results by numerical (FLAC)

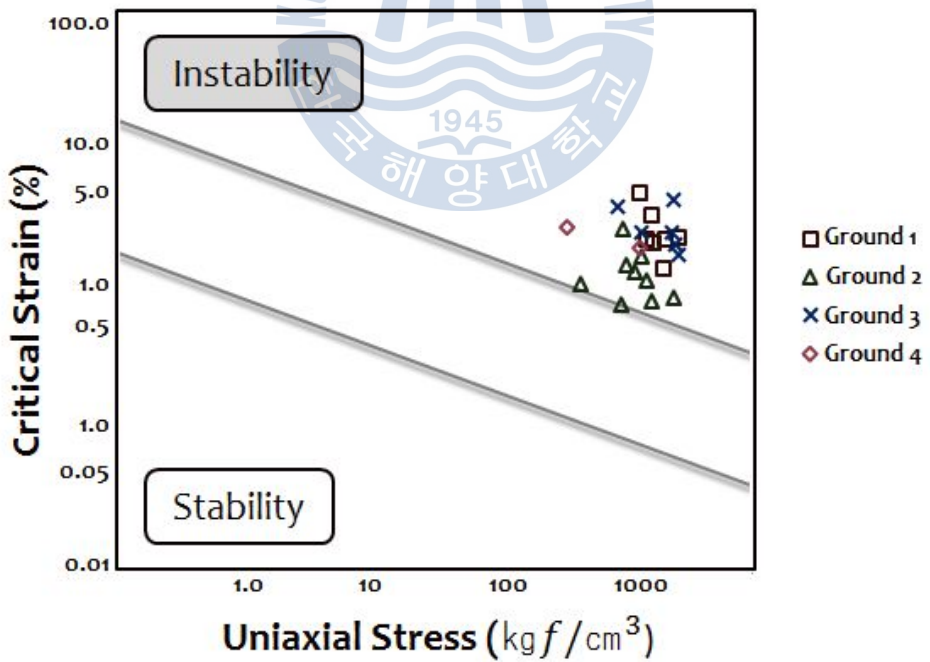


Fig 2.4.2 Stability analysis of results by ANN (CASE 1)

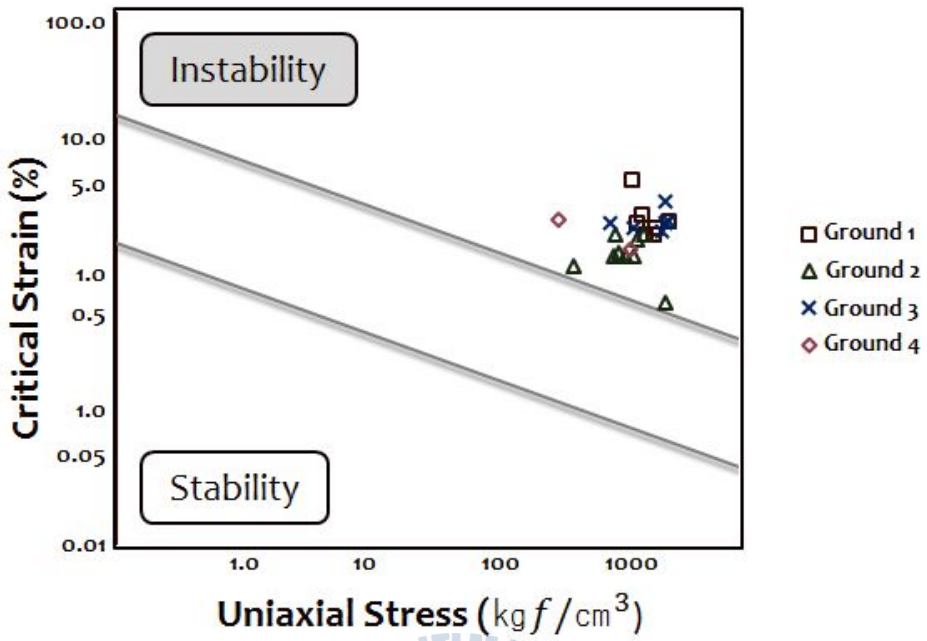


Fig 2.4.3 Stability analysis of results by ANN (CASE 2)

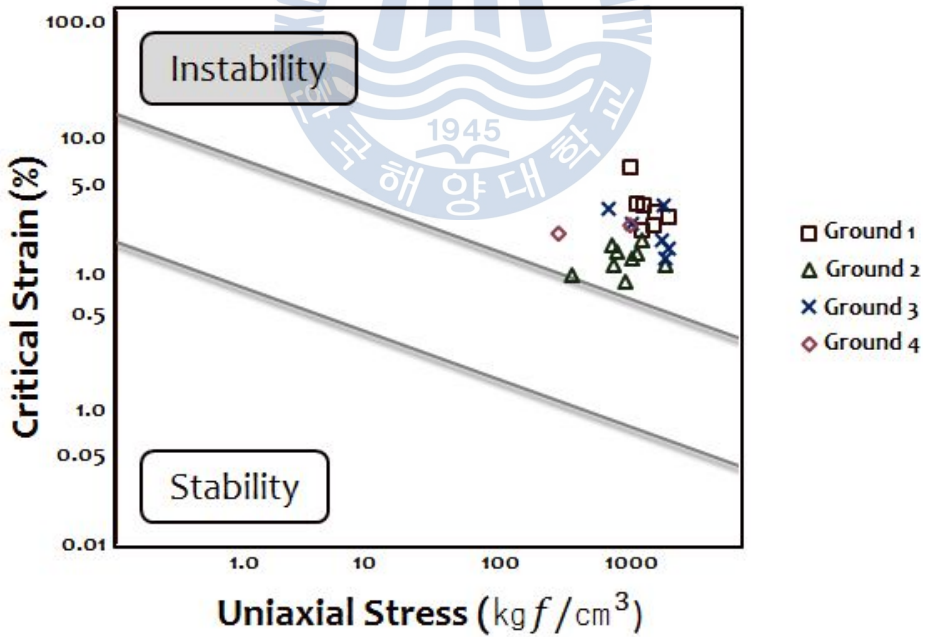


Fig 2.4.4 Stability analysis of results by ANN (CASE 3)

3. 결 론

본 연구에서는 수치해석 방법과 인공신경망 기법을 이용해 한계변형률을 예측하고 Sakurai가 제안한 도표를 이용해 안정성 평가를 실시하였다.

1. 수치해석 결과 예측된 한계변형률은 인공신경망 기법에 의해 예측된 한계변형률보다 과대평가 되는 경향이 있다.
2. 인공신경망 기법을 이용한 결과 인공신경망의 구조가 3-13-14-1인 CASE 1의 경우, 상관계수 0.86으로 비교적 높은 상관관계를 보이며 대부분의 경우에 은닉층과 뉴런의 수와 상관없이 수렴한계가 $1E-03$, 반복횟수가 50000일 때 안정적인 값을 보인다. 또한 발생한 오차를 절대값으로 나타내었을 때 CASE 1의 평균오차가 0.603으로 가장 작은 값을 나타내고 있음을 알 수 있었다.
3. 안정성을 평가한 결과 대상지반은 불안정하고 해당 지반에 구조물을 설계 시에 안전을 위하여 지보재의 설치가 필요할 것으로 나타났으며 일반적으로 현장에서 수치해석을 통한 안정성 평가가 이루어지고 있으므로, 인공신경망 기법을 이용하여 한계변형률을 예측하는 것은 타당하다고 사료된다.

본 연구는 인공신경망 기법으로 한계변형률을 예측하는 방법을 제시하였으며, 이는 현장암반에 대한 역학적 실내실험을 수행하지 않고 기본물성만으로 한계변형률을 예측하고 이 예측치를 이용하여 지하공간 구조물의 안정성 평가가 가능하므로 공학적으로 용이성과 경제성 측면에서 뚜렷한 이점으로 작용할 수 있을 것으로 사료된다.

참고문헌

국토해양부, 《도로설계편람》, 경기도 과천 (1999)

김영수, 석태용, 권태순, 박진규, 「인공신경망 이론을 이용한 터널 변형률 예측」, 대한토목학회 학술대회, 제10권, 대한토목학회(2007)

김용수, 「클러스터별 인공 신경망 구축을 위한 데이터 마이닝 모델의 성능 향상」, 아주대학교 대학원(2003)

박시현, 신용석, 배규진 「터널공학에서 한계변형률 개념의 공학적 의미에 관한 연구」, 한국터널공학회논문집, 제10권, 한국터널공학회(2008)

박시현, 「지반의 한계변형률을 이용한 터널수치해석 및 현장 적용성 연구」, The Journal of Engineering Geology, 제18권, 한국지진연구소(2008)

신시언, 「한계변형률을 이용한 터널 안정성 평가」, 경북대학교 대학원(2009)

신용석, 박시현, 「터널공학을 중심으로 한 한계변형률의 공학적 적용성」, 한국터널 공학회논문집, 제11권, 한국터널공학회(2009)

오창석, 《뉴로 컴퓨터 개론》, 서울, 내하출판사(2000)

이호준, 「인공신경망 이론을 이용한 터널의 천단변위 예측」, 경북대학교 대학원(2009)

임성빈, 서용석, 박시현, 「국내 지반의 등급별 한계변형률 분포특성」, 대한 지질공학회 학술발표회논문집, 제11권, 한국터널공학회(2008)

임성빈, 윤현석, 서용석, 박시현, 「3D 수치해석을 이용한 퇴적암 터널의 암반 등급별 전변위 산정」, The Journal of Engineering Geology, 제17권, 한국지진연구소 (2007)

천대성, 박의섭, 박철환, 박찬 「국내 암석의 역학적 특성 분석과 DB구축을 위한 기본연구」, 터널과 지하공간, 제18권, 한국암반공학회(2008)

Franklin, J.A., 「An Observation Approach to the Selection and Control of Rock Tunnel Linings Shotcrete for Ground Support」, American Society of Civil Engineering (1976)

Hoek E., Marinos P., 「Predicting tunnel squeezing problems in weak heterogeneous rock masses」, International Conference Tunnelling Asia'2000(2000)

ITASCA Consulting, 《FLAC 3D User's manual》, USA, ITASCA(2006)

Richard, E.G., 「Rock mechanics for underground mining」, 3rd Ed., Spring press (2004)

Singh, M., Singh, B., Choudhari, J., 「Critical strain and squeezing of rock mass in tunnels」, Vol.22, Tunneling and Underground Space Technology(2007)

Sakurai, S., 「An evaluation technique of displacement measurements in tunnels」, Journal of Geotechnical Engineering, Vol.317, Japan Society of Civil Engineers(1982)

Sakurai, S., 「Lessons Learned from Field Measurements in Tunneling」, Vol. 12, Tunneling and Underground Space Technology(1997)

Swarup, A., Goel, R.K., Prasad, V.V.R., 「Observational approach for stability of tunnels」, International Conference Tunnelling Asia'2000(2000)

櫻井春輔, 「NATMにおける現場計測と管理基準値變」, 土と基礎, 第34-2, (1986)

