

암반터널 예비설계를 위한 인공신경회로망 전문가 시스템의 개발

Development of an Artificial Neural Network-Expert System for Preliminary Design of Tunnel in Rock Masses

이 철 우*¹
Lee, Chul-Wook
문 현 구*²
Moon, Hyun-Koo

Abstract

A tunnel design expert system entitled NESTED is developed using the artificial neural network. The expert system includes three neural network computer models designed for the stability assessment of underground openings and the estimation of correlation between the RMR and Q systems. The expert system consists of the three models and the computerized rock mass classification programs that could be driven under the same user interface.

As the structure of the neural network, a multi-layer neural network which adopts an error back-propagation learning algorithm is used. To set up its knowledge base from the prior case histories, an engineering database which can control the incomplete and erroneous information by learning process is developed.

A series of experiments comparing the results of the neural network with the actual field observations have demonstrated the inferring capabilities of the neural network to identify the possible failure modes and the support timing. The neural network expert system thus complements the incomplete geological data and provides suitable support recommendations for preliminary design of tunnels in rock masses.

요 지

인공신경회로망을 이용하여 터널굴착설계를 위한 전문가 시스템 NESTED를 개발하였다. 이를 위하여 지하 암반의 안정성을 평가할 수 있는 신경회로망 모델과 대표적인 암반분류법인 RMR과 Q 시스템 사이의 상관관계를 결정할 수 있는 신경회로망 모델을 사용하였다. 또한 사용된 모델과 전산화된 암반분류법 프로그램이 동일한 사용자 환경을 통해 운용될 수 있도록 통합 시스템을 구성하였다.

*¹ 신경건설주식회사 지하비축팀

*² 성희원, 한양대학교 공과대학 자원공학과 부교수

NESTED에 사용된 신경회로망의 구조는 역전파 학습 알고리즘을 채용한 다층 역전파 신경 회로망이다. 전문가 시스템에 필요한 지식기반을 구축하기 위해 이전의 현장 시공사례로 학습과정을 수행함으로써 불완전하거나 오류가 포함된 정보를 처리할 수 있는 공학 데이터베이스를 개발하였다.

일련의 실험을 통해 전문가 시스템을 현장사례에 적용해보고 여기서 출력된 결과를 문헌에 보고된 자료와 비교하였다. 이 결과 암반의 파괴거동을 추정하고 이에 따른 보강시기의 변화를 정확히 예측하는 신경회로망의 추론능력을 확인할 수 있었다. 이처럼 본 연구를 통해 개발된 신경회로망 전문가 시스템을 암반터널에 적용할 경우 부족한 지질자료에 대해 합리적인 기준을 제공하고 터널의 예비설계에 필요한 보강설계를 제시할 수 있었다.

1. 서 론

건설업계가 고도 정보화 사회로 향하는 사회 전반의 재편에 신속히 적응하기 위해서는 컴퓨터를 기반으로 하는 시스템을 활용한 기획, 설계, 시공기술을 될 수 있는 대로 빨리 도입하고 이러한 기업 활동을 지원하는 정보시스템을 정비하는 것이 필요하다. 이러한 정보시스템은 개별적인 업무를 수행하는데서 오는 한계를 극복하고 전체적인 시각으로 최적의 결과를 얻을 수 있도록 해주는 일종의 통합화된 시스템을 의미한다. 그러나 통합화된 시스템을 구성하기 위해서는 복잡하고 체계화되지 않은 자료를 효율적으로 관리하기 위한 데이터베이스의 구축과 더불어 컴퓨터와 엔지니어간의 교량 역할을 담당할 전문가 시스템의 개발이 선행되어야 한다.⁽³⁾ 지반공학 분야에서 이러한 의미의 정보화시공이 확립되려면 두 가지 요소가 필수적으로 갖추어져야 한다. 첫 번째 요소는 시공현장의 산재된 자료를 정보의 형태로 처리할 수 있는 도구이며 두 번째 요소는 처리된 정보를 설계자에게 전달하여 정확한 분석과 판단을 내릴 수 있도록 양자 간을 유기적으로 연결시켜줄 수 있는 전문가 시스템이다.

지반공학 분야의 정보는 대상 재료의 성질을 비교적 자세하게 파악할 수 있는 여타 공학분야와는 달리 자연 상태의 암석과 토질을 대상으로 하므로 현장조사와 시험으로도 항상 제한된 자료밖에 파악할 수 없는 특성을 가지고 있

다. 특히 방사성 폐기물 처분장, 대도시 지하공간, 액화가스 및 원유 비축공동, 지하양수발전소 공동, 그리고 해저 또는 하저터널과 같이 다양한 용도로 암반 내부에 굴착되는 지하공동의 설계에서는 절리, 층리, 단층 및 파쇄대와 같은 불연속면이 중요한 변수가 된다고 알려져 왔다.⁽¹⁾ 그러나 현지 암반의 강도에 직접적인 영향을 미치는 불연속면의 분포와 기하학적 분포 특성을 완벽하게 파악하는 것은 사실상 거의 불가능하므로 유사한 지질조건에서 시공되었던 프로젝트의 시공사례가 설계에 큰 도움을 주게 된다.

암반굴착시 현장사례를 이용함으로써 지하공동의 안정성을 파악하는 경험적인 설계방법 중 Q와 RMR 시스템으로 대표되는 암반분류법은 현재까지 가장 실용적이며 경제적인 방법으로 받아들여지고 있다. 암반분류법은 현장의 관찰이나 실험실 실험을 통해 측정이 가능한 암반의 몇 가지 성질들에 기초하여 정량적인 지수를 산출하고 그에 따른 적절한 굴착과 보강방법을 제시함으로써 초기 예비설계단계에 널리 사용되고 있다.^(4,5) 이러한 경험적인 설계 방법들은 기본적으로 지질조건과 그로 인한 파괴 메커니즘 사이의 상관관계에 대한 숙련된 전문가들의 지식을 체계화한 것이라 볼 수 있다.

1980년대를 거치면서 보편화되기 시작한 지식기반 전문가 시스템(knowledge-based expert system)은 특정 전문분야 전문가의 전문

지식을 규칙(rule)과 사실(fact)의 형태로 저장한 지식기반과 문제해결에 필요한 지식을 담은 추론기관(inference engine)으로 구성되어 있다. 지식기반 전문가 시스템은 추론기관을 통해 사용자가 제시한 사실(즉 자료)을 적절한 규칙이 발견될 때까지 검색을 시도한 후 그 규칙에 따른 과정을 실행함으로써 전문가가 사물을 판단할 때 축적된 지식을 바탕으로 추론과정을 통해 결론을 도출하는 과정을 구현한다. 실제로 이러한 시스템의 기능들은 암반분류의 까다로운 변수 선택을 보완하거나 각 입력자료의 일관성을 검사하는데 적용되기도 하였다.⁽¹¹⁾

⁷⁾ 그러나 지식기반을 구축하기 위해서는 여러 전문가들의 협력을 통해 모순되지 않는 전문지식을 추출하여 체계적으로 정리하는 작업을 수행하여야만 한다. 또한 성공적인 지식기반이 갖추어진 후에도 새로운 지식이 추가됨에 따라 대규모의 기억용량이 요구되며 이에 비례하여 탐색시간도 증가되므로 많은 비용이 소모된다.

심리학자들에 의하면 인간은 서로 관계가 있는 사실들을 패턴의 형태로 정형화하여 상황을 파악한다고 알려져 있다. 숙련된 전문가들은 현재 문제의 패턴과 과거 유사한 기억 속의 패턴을 매우 짧은 시간 내에 “pattern matching”을 통해 검색함으로써 문제를 해결한다. 이 때 검색은 패턴의 일부가 모호하게 묘사되거나 완전하지 않고 오류가 포함되더라도 별다른 어려움 없이 수행된다. 그러나 지식기반 내부의 지식으로 표현되는 지식기반 전문가 시스템의 구조는 이러한 작업에는 적절치 못하다. 따라서 인간의 사고과정이 이루어지는 두뇌의 구조를 모방하여 연결강도로 패턴을 표현하는 인공신경회로망에 대한 연구가 진행되었다.⁽¹⁰⁾ 신경회로망은 학습한 자료를 바탕으로 추론을 수행하는 능력을 지니고 있으므로 기존의 방법으로 데이터베이스화하기 어려운 불확실한 정보의 처리가 가능하다. 신경회로망의 이러한 특성은 현장자료를 바탕으로 지하공동의 파괴 거동을 추정하는데 사용된 바 있다.⁽⁹⁾

본 연구에서는 전술한 연구결과들을 토대로

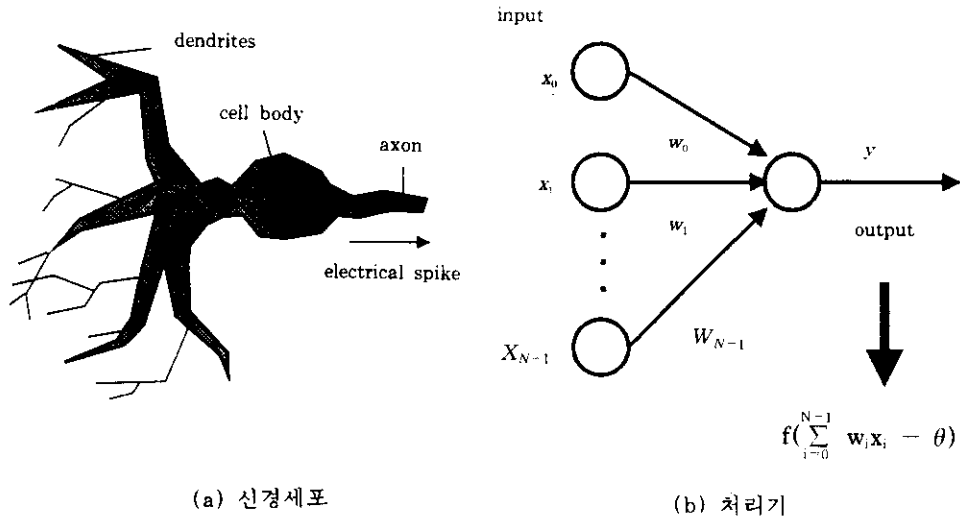
서두에서 언급한 상황의 대안으로 실제현장의 시공사례를 데이터베이스화함으로써 가용한 지질자료를 활용하여 터널굴착과정의 안정성을 파악할 수 있는 신경회로망 모델을 사용하였다. 이와 함께 신경회로망 모델들이 전산화된 암반분류법과 동일한 사용자 환경으로 제어 가능하도록 응용프로그램화함으로써 암반터널을 대상으로 개략적인 굴착과 보강설계가 가능한 터널굴착 설계 전문가 시스템을 개발하였다.

2. 이론적 고찰

2.1 역전파 신경회로망(Back-propagation neural network)

신경회로망이란 그림 1과 같이 인간의 신경조직을 모델로 하여 기본 단위인 뉴런(neuron)을 간단한 계산만이 가능한 처리기들(processing elements)로 구성하여 서로 병렬로 연결시킨 네트워크 형태의 정보처리 구조를 의미한다. 신경회로망의 구조에서 고려할 사항들은 뉴런의 역할을 수행하는 처리기와 활성화함수(activation function) 그리고 강도를 조절할 수 있는 연결선이다. 처리기들은 다른 처리기 혹은 입력장치로부터 N개의 입력신호를 받아들여 모두 합하고 임계값(threshold value)을 가감한 후, 이 값을 활성화함수를 통해 계산하여 출력하는 기능을 한다.

신경회로망은 자료를 통한 학습으로 각 처리기들 사이의 연결강도를 조정하면서 입·출력 간의 관계를 표현하므로 복잡한 정보의 분산처리가 가능하다. 또한 불완전하거나 오류가 일부 포함된 자료의 처리가 가능하며 이러한 성질을 “content-addressability”라 한다. 일반적으로 신경회로망은 분석대상의 전 범위에 걸쳐 인과관계를 명확히 할 수 있는 입·출력 자료만 준비되면 원래의 입력과 출력에 대한 단순한 모사의 단계를 넘어서 이를 기초로 추론을 수행하므로 입력요소가 다수이고 결정론적인 해석이 곤란한 경우에 주로 적용되고 있다. 현



(a) 신경세포

(b) 처리기

그림 1. 신경세포와 처리기의 비교

재까지 약 50여 가지 신경회로망 모델이 개발 되었거나 연구되고 있지만 학습상의 이점으로 인해 다층 역전파 신경회로망(multi-layer back-propagation neural network)이 널리 사

용되고 있으며 Rumelhart 등⁽¹⁰⁾이 제안한 "generalized delta rule"이 대표적인 학습 알고리즘이다.

역전파 신경회로망은 학습단계와 산출단계

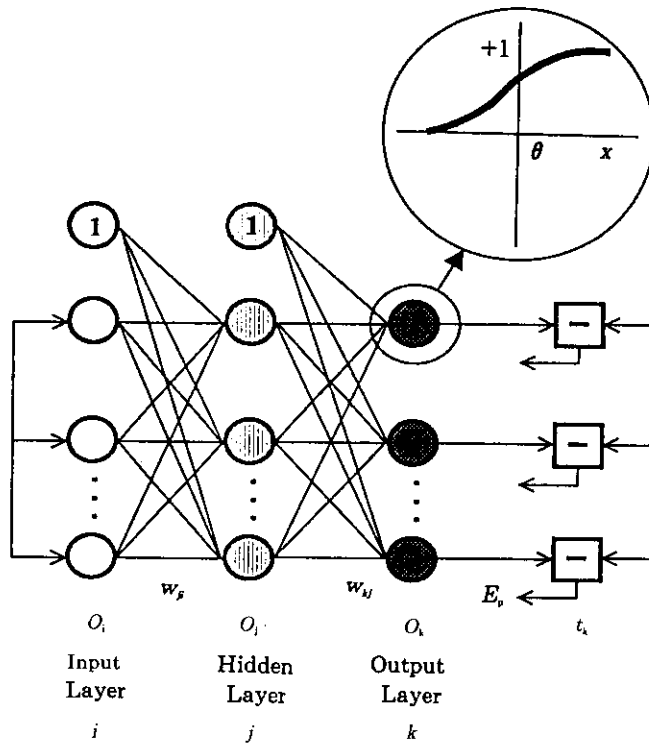


그림 2. 역전파 신경회로망의 정방향 및 역방향 학습단계

로 동작한다. 먼저 학습단계에서는 입력패턴과 목적패턴이 다수의 입·출력쌍으로 주어지며 매 학습주기마다 각 입력패턴에 대해 출력패턴을 계산한 후 목적패턴과의 오차를 구하고 이 값을 역전파하여 최소화시키는 방향으로 연결강도를 수정한다. 오차가 정해진 범위 내로 수렴하거나 일정한 학습주기에 도달하게 되면 학습단계가 모두 끝나고 신경회로망은 새로운 연결강도를 통해 입·출력쌍의 상관관계를 표현하게 된다.

그림 2는 계층적 구조를 갖는 다층 역전파 신경회로망의 학습단계를 보여주고 있다. 본 연구에서는 각 처리기의 활성화함수로 출력값의 범위가 0~1 사이이고 미분가능한 Sigmoid 함수를 사용하였다. 학습단계에서 필요한 연결강도의 변화량 계산은 Rumelhart등⁽¹⁰⁾이 제안한 다음 식을 사용하였다.

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta(\delta_{pj} \cdot o_{pi}) + \alpha \Delta w_{ji}(n)$$

여기서, $\Delta w_{ji}(n+1)$: n+1번째 학습단계에서 j

층과 i층 연결강도의 수정량

$\Delta w_{ji}(n)$: n번째 학습단계에서 j층과 i

층 연결강도의 수정량

δ_{pj} : 패턴 p의 j층에서의 오차신호

o_{pi} : 패턴 p의 i층에서의 출력

η : 학습률(learning rate)

α : 관성항(momentum rate)

산출단계에서는 필요로 하는 결과에 대한 입력만 주어지면 학습단계에서 형성된 입·출력쌍의 상관관계에 의해 출력이 계산된다.

2.2 Q system

Q 시스템은 1974년 Barton 등⁽⁴⁾에 의해 스칸디나비아 반도에 있는 212개 지하터널과 캐번의 시공사례를 기초로 개발되었다. Q 시스템은 지반상태를 6가지 항목으로 구분하여 정량적인 등급으로 기술하고 있으며 이를 바탕으로 구체적인 보강방법을 38가지 범주로 나누어 제시하고 있다.

Q 시스템의 입력자료로 쓰이는 6가지 항목은 다음과 같다.

① Rock Quality Designation

⇒ RQD(0~100 points)

② 절리군의 수

⇒ J_n (0.5~20 points)

③ 절리면의 거친 정도

⇒ J_r (1.0~4 points)

④ 절리면의 변질도

⇒ J_s (0.75~20 points)

⑤ 지하수의 유입으로 인한 감소계수

⇒ J_w (0.05~1.0 points)

⑥ 응력감소계수

⇒ SRF(0.5~20 points)

이 6가지 항목별 등급의 평점을(2)식에 대입하여 암반평가의 기준이 되는 Q지수를 구한다. 일반적으로 Q지수는 0.001에서 1000 사이의 범위가 된다.

$$Q = \frac{RQD}{J_n} \cdot \frac{J_r}{J_s} \cdot \frac{J_w}{SRF} \quad (2)$$

(2)식으로 구한 Q지수와 공동의 폭과 높이를 ESR(excavation support ratio)로 나누어 equivalent dimension을 이용하여 38가지 보강범주 중 해당범주를 결정하고 각 범주에 맞는 보강패턴을 결정한다.

Q지수를 이용하면 굴착시 천장과 측벽을 안정화하는데 필요한 대략적인 지보압력을 경험적인 방법으로 구할 수 있다. 일부 사례기록을 분석한 결과 계산된 Q지수에 요구되는 지보압력은 가장 위험한 절리군의 J_r 과 관계가 있는 것으로 판명되었으며 이 때 천장의 Q지수와 영구지보압력 관계는 (3)식과 같은 경험식으로 표현된다.

$$P_{\text{roof}} = \left(\frac{2.0}{3J_r} \right) J_n^{\frac{1}{2}} (Q)^{-\frac{1}{3}} \quad (3)$$

여기서 P_{roof} = permanent roof support pressure(kg/cm²)

J_r = joint roughness number

J_n = joint set number

2.3 RMR system

RMR 시스템은 1972년 Bieniawski⁽⁵⁾에 의해 개발이 시작되어 지하터널, 광산, 사면, 기초에 이르기까지 351가지의 광범위한 시공 사례를 기초로 15년 이상 개선이 이루어졌다. RMR 시스템은 지반상태를 6가지 항목으로 구분하여 정량적인 등급으로 기술하고 이를 바탕으로 표준 공동의 예를 들어 굴착과 보강방법에 대한 기준을 제시하고 있다.

RMR 시스템의 입력자료로 쓰이는 6가지 항목과 각각의 평점은 다음과 같다.

- ① 암석의 일축압축강도 (15 points)
- ② RQD(20 points)
- ③ 절리의 간격(20 points)
- ④ 절리의 상태(30 points)
- ⑤ 지하수 조건(15 points)
- ⑥ 절리의 방향성(-60~0 points)

이 6가지 항목별 등급의 평점을 (4)식에 대입하여 암반 평가의 기준이 되는 RMR을 구한다. ①~⑤ 사이의 평점만을 합한 값은 basic RMR이 되며 ⑥의 보정을 거친 값은 adjusted RMR이 된다. 일반적으로 구해지는 adjusted RMR은 0에서 100 사이의 범위가 된다.

표 1. RMR 값과 Q 지수사이의 상관관계식

| 개발시기 | 개발자 | 개발대상 | 관계식 |
|------|--------------------|---|-----------------------------|
| 1976 | Bieniawski | 62가지 스칸디나비아반도 사례 28가지 남아프리카공화국 사례 21가지 미국 사례 (토목터널) | $RMR=9 \ln Q + 44$ (5) |
| 1978 | Rutledge & Preston | 7가지 뉴질랜드 터널 사례 | $RMR=5.9 \ln Q + 43$ (6) |
| 1984 | Abad et al. | 187가지 스페인 석탄광산 사례 | $RMR=10.5 \ln Q + 41.8$ (7) |
| 1986 | Kaiser | 캐나다 철도 터널 사례 | $RMR=8.7 \ln Q + 38$ (8) |

3. 터널굴착설계 전문가 시스템

전문가 시스템을 구현하는 방법은 두 가지로 나눌 수 있다. 첫 번째 방법은 이미 개발되어 있는 전문가 시스템 개발도구(expert system tool or shell)를 사용하는 것이고, 두 번째 방법은 프로그래밍 언어를 사용하는 것인데 프로그래밍 언어는 다시 LISP이나 PROLOG로 대표되는 인공지능언어와 C언어와 같은 범용언

Adjusted RMR=(암석강도+RQD+절리 간격+절리상태+지하수의 유입정도)의 평점 - (절리의 방향 및 경사)의 평점 (4)

(4)식을 통해 구한 adjusted RMR로 공동의 크기와 무지보 지지시간(stand-up time)사이의 상관관계를 파악할 수 있으며 수직응력 25MPa 미만인 10m 폭의 말굽형 공동에 대한 등급별 굴착방법과 보강패턴이 제시되어 있다.

2.4 RMR system과 Q system의 상관관계

대부분의 암반분류법들은 개발환경과 유사한 조건을 가진 프로젝트를 수행할 경우에는 매우 유용하지만 경우에 따라서는 경험적이고 프로젝트에 의존적이라는 단점을 지니기도 한다. 따라서 이러한 암반분류법의 단점을 해결하기 위해 암반분류법들 사이의 상관관계를 정의함으로써 각 분류법들이 지니고 있는 지역성을 극복하려는 연구들이 시도되었다. 특히 가장 널리 사용되는 암반분류법인 RMR과 Q 시스템 사이의 상관관계가 주로 연구의 대상이 되었다. 그동안 연구되었던 주요 결과들을 살펴보면 표 1과 같다.

어로 구분할 수 있다. 전자는 개발도구가 전문가 시스템의 구성요소를 제공해줌으로써 개발에 걸리는 시간을 절약할 수 있는 반면 다른 프로그램들과의 통합이 어려운 단점이 있다. 후자는 개발자가 전문가 시스템의 모든 구성요소를 직접 프로그래밍해야 하는 어려움이 있지만 다른 프로그램의 추가나 통합이 용이한 장점을 지니고 있다.

본 연구를 통해 개발된 터널굴착설계 전문가

시스템 NESTED(Neural network Expert System for Tunnel Excavation Design)는 범용언어인 Microsoft C와 Borland C++를 이용하여 설계되었으며 전체적인 구조는 그림 3과 같다. NESTED는 신경회로망 모델, 시공사례 데이터베이스, 암반분류법 그리고 제어센터와 사용자 환경으로 구성되어 있다.

신경회로망 NNET-1, NNET-2, NNET-3는 문헌구와 이철욱⁽²⁾에 의해 개발된 모델들으로써 지질자료와 암반터널의 안정성 사이의 상관관계를 파악하고 RMR로부터 Q지수를 구할 수 있도록 작성되었다. NESTED는 학습이 완료된 NNET-1, NNET-2, NNET-3의 산출단계 부분만을 탑재하였으므로 사용자는 신경회로

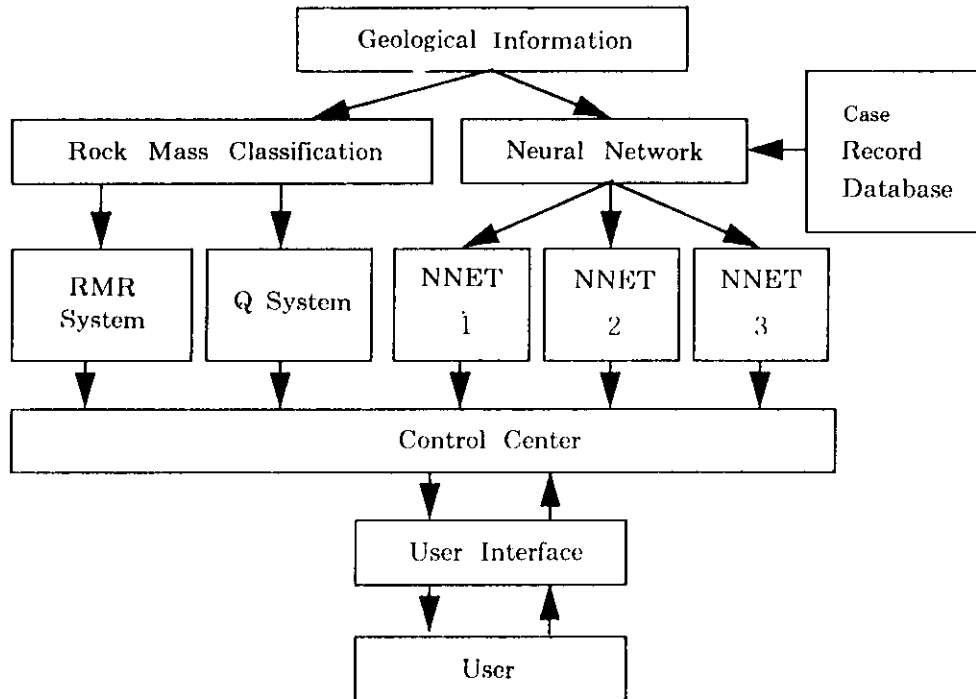


그림 3. NESTED의 통합구조와 기능

망에 대한 전문적인 지식이 없이도 사용이 가능하며 별도의 프로그램을 이용하면 데이터베이스의 변경에 따른 재학습도 가능하다.

NESTED의 암반분류법은 Q와 RMR 시스템을 전산화한 것이며 지질자료로부터 RMR과 Q지수를 구하고 그에 따른 굴착방법과 보강패턴을 제시하도록 작성되었다.

NESTED의 제어 센터는 신경회로망과 암반분류법이 각기 다른 형식으로 입력자료를 받아들여 처리를 하고 결과를 표시하지만 프로그

램 내부에서는 공통된 사용자 환경을 통해 제어가 이루어지도록 연결해준다.

NESTED의 사용자 환경은 DOS를 기반으로 하는 IBM-PC상에서 운용될 수 있도록 설계되었다. 사용자 환경의 동작은 pull-down menu형식의 주메뉴에 포함된 부메뉴를 선택하면 각 부메뉴에 딸린 부프로그램들이 pop-up menu형식으로 가동되어 화면상에서 입력이나 출력을 표시함으로써 이루어진다. NESTED의 주메뉴는 표 2 두 번째 열의 5가지이며 각 주

메뉴에 딸린 부메뉴는 세 번째 열과 같다.

표 2. NESTED의 선택메뉴와 해설

| 선택 번호 | 주메뉴 | 부메뉴 | 내 용 |
|----------|-------------------|------------------------------|---|
| [1] | ?? | About Help | NESTED 소개화면 종합도움말 기능 |
| [2] | UTILITY | New Open Print Quit | 새로운 작업시작 기존 작업화일 불러오기 현재 작업화일 인쇄하기 프로그램 종료 |
| [3] | RMR SYSTEM | Input Result Support | RMR system 지질자료입력 RMR system 계산결과출력 RMR system 보강패턴출력 |
| [4] | Q SYSTEM | Input Result Support | Q system 지질자료 입력 Q system 계산결과 출력 Q system 보강패턴 출력 |
| [5] | NEURAL NETWORK | NNET-1 NNET-2 NNET-3 | NNET-1입력,보고서 출력,화면 출력 NNET-2입력,보고서 출력,화면 출력 NNET-3입력,보고서 출력,화면 출력 |

3.1 터널굴착과정의 안정성 예측

터널을 굴착하는 과정에서 암반의 파괴거동을 예측하고 이에 따른 보강시기를 결정하는 문제는 반드시 해결되어야 할 중요한 작업이지

만 지질조사자료만으로는 설계자가 구체적인 기준을 제시하기 어렵다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해 실제 시공사례 데이터베이스를 통해 학습된 NESTED의 신경회로망 모델 NNET-1과 NNET-2를 사용하여 여러 가지 실험을 수행함으로써 전문가 시스템의 추론능력을 시험해보았다.

NNET-1의 구조는 입력층-중간층-출력층으로 이루어진 3층 역전파 신경회로망이며 Lee와 Sterling⁽⁹⁾에 의한 신경회로망 모델을 스칸디나비아 반도 시공사례를 바탕으로 Lee와 Sterling이 재 작성한 95가지 자료를 기초로 학습되었다. NNET-1의 각 층은 58개 항목의 지질자료와 28개 항목의 파괴거동으로 구성되어 있다. 따라서 NNET-1의 입력자료는 지질자료를 86개 항목으로 세분하여 입력패턴을 구성하고 그림 4에 나타난 16개 그룹의 주입력메뉴에 따른 86개 부입력메뉴에 입력하도록 되어 있다. 각 부입력메뉴는 해당항목의 지질자료가 반드시 존재할 경우에는 '100'을 입력하며 반드시 존재하지 않을 경우에는 '0'을 입력한다.

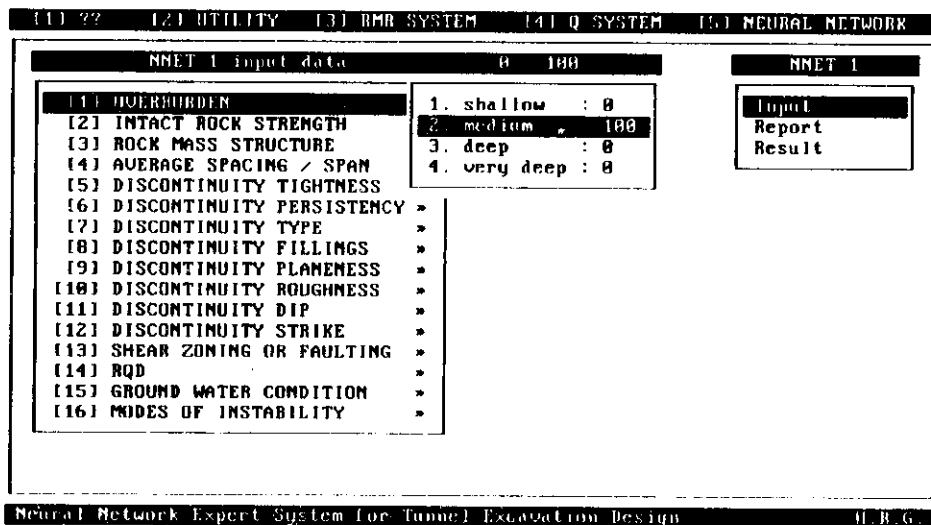


그림 4. NNET-1의 입력방식

NNET-1의 추론기능을 이용하여 현장에서 몇 가지 지질자료만이 관찰가능할 때 부족한 지질자료를 구하고 암반의 파괴거동을 예측하기 위해 86개 항목 중 'medium depth', 'sound rock', 'discontinuity dip 30-60°, 60-90°'에는 '100'이 그리고 나머지 항목들에는 '0'이 대입된 입력패턴을 작성하여 실험을 수행하였다. 실험결과는 그림 5와 같이 58개 지질자료 항목

과 38개 파괴거동 항목이 출력패턴에서 해당항목이 지니는 상대적인 중요성을 의미하는 0~100 사이의 값들로 출력되었다. 이러한 결과는 동일한 가정에 대한 Cecil의 현장 관찰결과와도 일치함으로써 NNET-1이 학습한 지질자료를 토대로 부족한 지질자료에 대한 기준을 제시하고 그에 따른 파괴거동을 추정할 수 있음을 확인하였다.

| NNET 1 Result | |
|-----------------------------------|----|
| 7. DISCONTINUITY TYPE | |
| - joint: | 98 |
| - bedding: | 0 |
| - cleavage or schistosity: | 0 |
| - fault or shear zones: | 0 |
| 8. DISCONTINUITY FILLINGS | |
| - none: | 77 |
| - none-softening clay: | 0 |
| - softening clay: | 0 |
| - other low friction material: | 0 |
| - sandy or gravelly material: | 0 |
| 9. DISCONTINUITY PLANENESS | |
| - plane: | 96 |
| - curved: | 0 |
| - irregular: | 0 |

NNET 1

Input
Report
Result

Neural Network Expert System for Tunnel Excavation Design H.B.G.

그림 5. NNET-2의 출력자료 예

NNET-2는 NNET-1의 단점을 보완하기 위해 그림 6과 같이 입력층-중간층1-중간층2-출력층으로 새로이 개발된 4층 역전파 신경회로망이다. 즉 중간층이 하나 추가되어 복잡한 패턴의 추출이 용이해진 반면 그림 7과 같이 부 입력메뉴에 직접 값을 입력할 수 있는 구조를 채용함으로써 입력층의 지질자료 항목을 축소하여 학습에 소요되는 시간이 줄어들었다. NNET-2의 입력층은 39개 항목의 지질자료로 구성되었으며 출력층은 불안정한 부분이 발생하는 부분의 위치와 보강시기에 따른 8단계의 안정성 등급으로 구성되어 있다. NNET-2는 Cecil의 스칸디나비아 반도 시공사례 중 92가지 자료를 기초로 학습을 수행하였다.

NNET-2를 이용한 실험에서는 실제 현장에서 터널의 안정성에 직접 영향을 미치는 불연속면의 성질을 변화시켰을 때 나타나는 보강등급의 변화를 현장 관찰결과와 비교하였다. 그림 8은 스웨덴의 Råtan에 시공되었던 Cecil의 현장자료 Case 87 방수로 터널자료 출력화면이다. 본래 Case 87자료는 절리군이 존재하지 않고 RQD가 100인 양호한 상태이므로 천장, 측벽 모두 안정하고 발파시 안정하여 보강이 필요 없는 A 등급이었다. 그러나 실험을 통해 Case 87의 지질자료에서 절리군의 수를 증가시키면서 RQD를 감소시켰을 경우 곧바로 안정성의 변화로 이어졌다. Case 87자료가 3개의 절리군을 갖고 RQD가 20일 경우 그림 9

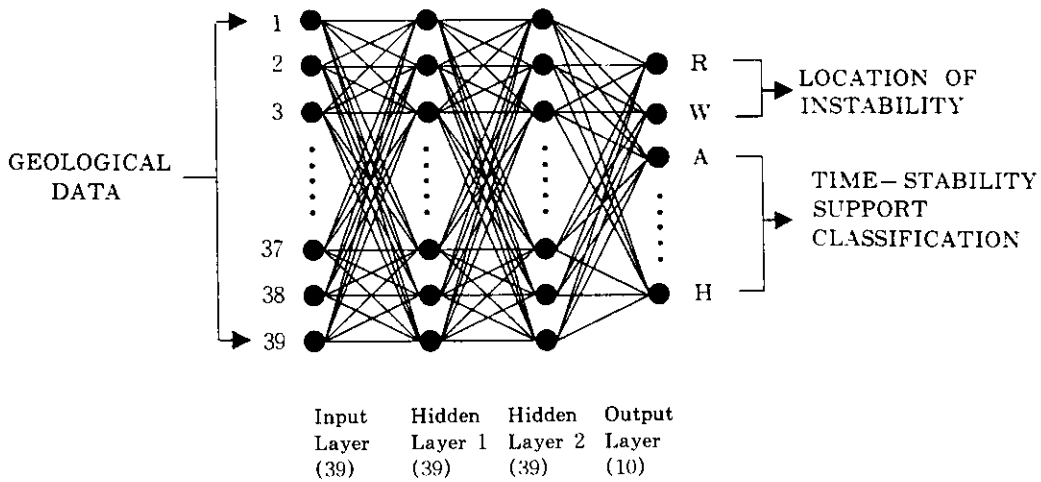


그림 6. NNET-2의 다층구조와 입·출력

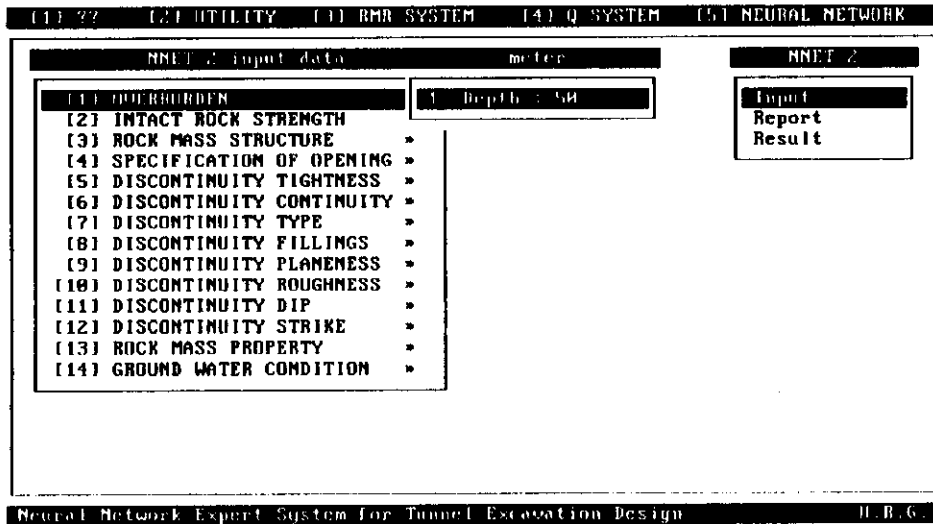


그림 7. NNET-2의 입력방식

와 같이 천장 부근의 불안정성이 크게 증가하고 본래 보강등급은 발파시 안정하지만 이완작용이 예상되어 보강이 필요한 C 등급으로 변화되는 양상을 보였다. 이외에도 신선암의 강도, 불연속면의 밀착도, 불연속면의 거칠기, 불

연속면의 주향 그리고 지하수의 유입량 등 Cecil이 터널의 안정성에 영향을 미친다고 보았던 요인들에 변화를 주었을 때 출력된 결과는 모두 천장 혹은 측벽 부근이 불안정하게 되었으며 보강의 필요성이 공통적으로 증가하였다.

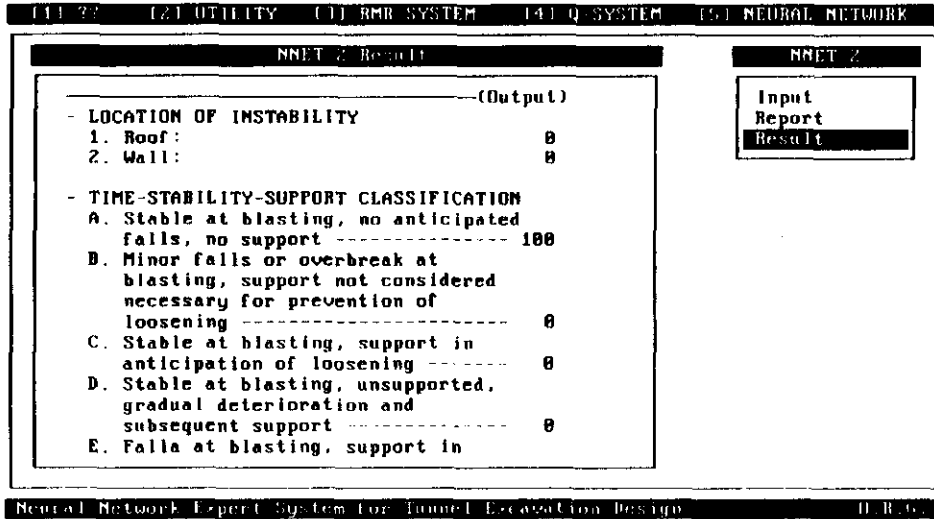


그림 8. NNET-2의 87번 사례의 출력자료 예

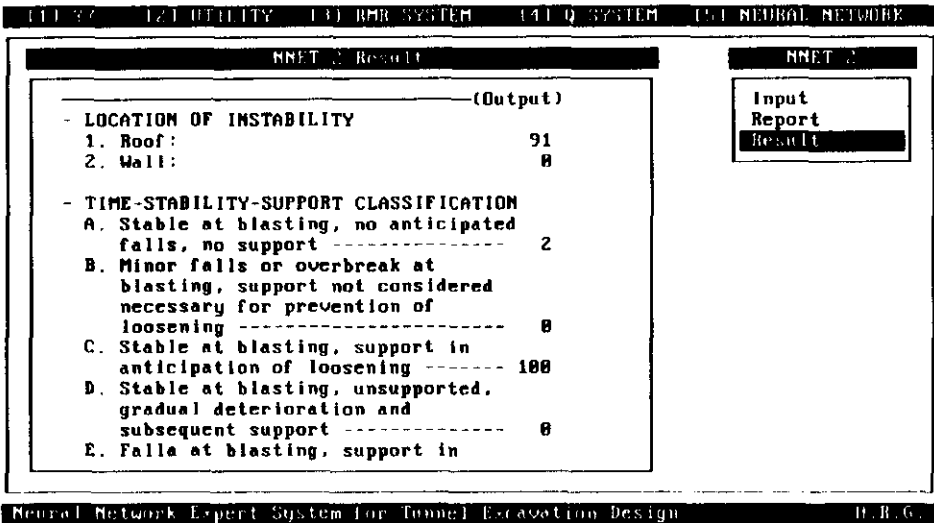


그림 9. 변경된 87번 사례에 대한 NNET-2의 출력자료 예

3.2 보강패턴 결정

주어진 지질조건으로부터 터널 내부 암반의 파괴기동이 파악되고 보강시기가 결정되면 설계에 적용될 보강방법을 선택해야 한다. 예비 설계단계에서는 대략적인 보강방법의 선택을 위해 암반분류법이 주로 이용된다. 본 연구에

서는 NESTED를 이용하여 2가지 예제를 통해 전산화된 Q와 RMR 시스템을 적용하는 실험을 수행하고 그에 따른 보강패턴을 구함으로써 시스템의 효율성을 시험해보았다.

Q system의 실험에 사용된 자료는 스웨덴의 Bergvannet에 시공된 배수로터널 자료이며, 자

세한 내용은 Cecil⁽³⁾의 현장자료 Case 48에 보고되어 있다. 표 3은 Barton 등⁽⁴⁾이 이 자료를 이용하여 Q system을 적용하고 자신의 계산결과와 실제 시공되었던 보강패턴을 비교한 것이다.

NESTED는 그림 10과 같이 간단한 메뉴의 선택과 값의 입력을 통해 6가지 항목별 등급을 계산하여 (2)식의 Q지수와 (3)식의 지보압력을 구한다. 또한 일일이 보강도표를 찾지 않고도 프로그램의 내부에서 계산과정을 통해 Q지수와 equivalent dimension만으로 해당 보강범주를 결정하여 그림 11의 결과화면을 출력하며 이에 따른 구체적인 보강패턴을 그림 12와 같이 출력한다.

RMR 시스템을 전산화한 코드는 펜실바니아 주립대학에서 개별 프로그램으로 개발된 바 있다.⁽⁶⁾ 본 연구에서는 RMR 시스템이 NESTED의 일부분으로 구성되어 있으며 Q 시스템 부분과 마찬가지로 그림 13과 같이 도움말 화면과 메뉴의 선택으로 동작한다. RMR 시스템의 실험에 사용된 자료는 펜실바니아 주립대학

표 3. 실제 시공된 보강패턴과 Q 시스템에 의한 보강패턴의 비교⁽⁴⁾

| | |
|------------------------------------|--|
| Description of Rock Mass | 15 m length, overthrust shear zones in schist, in which there was a 3 cm thick clay(non softening) and graphite seam, Shear zone was 50-100 cm wide and contained smooth, slickensided graphite-coated joint surfaces, 1 joint set, 5-30 cm spacing. Insignificant water in flow. RQD=10. Wedge-shaped roof fall |
| Nature of Instability | |
| Specification | Span(6.5 m), Height(4.5 m), Depth(50 m) |
| Support used | Rock bolts, wire mesh and two shotcrete applications |
| Ratings | RQD(10), J _n (2), J _i (1.0), J _a (10), J _w (1.0), SRF(5), ESR(1.6) |
| Q index | $(10/2) \times (1.0/10) \times (1.0/5) = 0.1$ |
| Estimate of permanent roof support | Category 31=systematic bolting 1 m shotcrete(mesh reinforced) 5 cm |

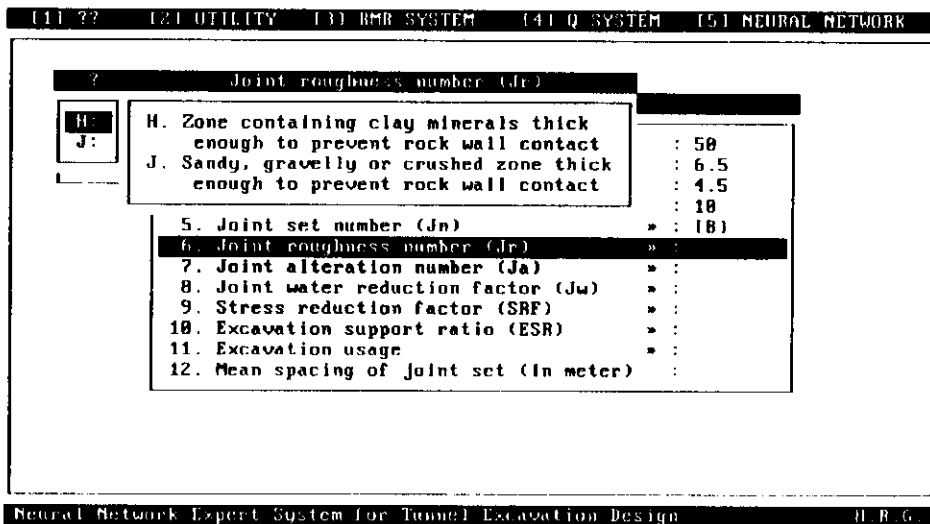


그림 10. Q 시스템의 입력방식

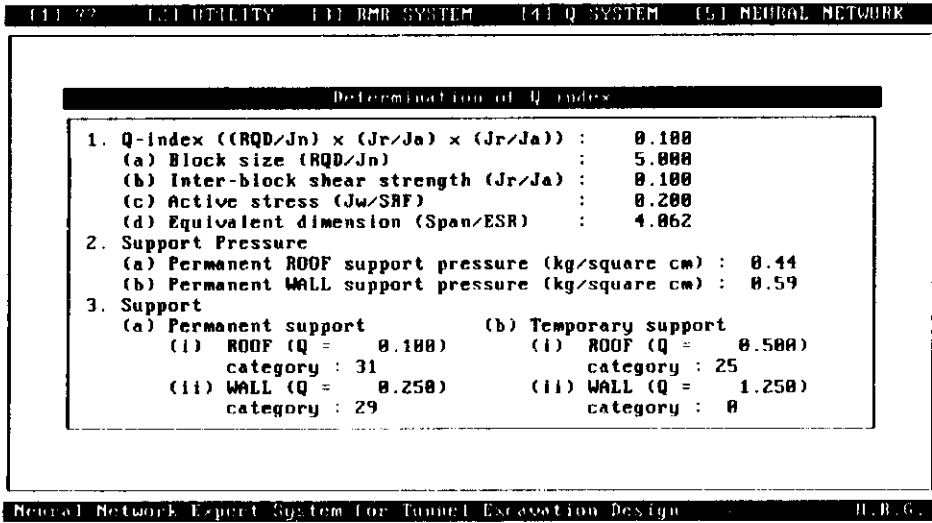


그림 11. Q 시스템의 계산결과 출력 예

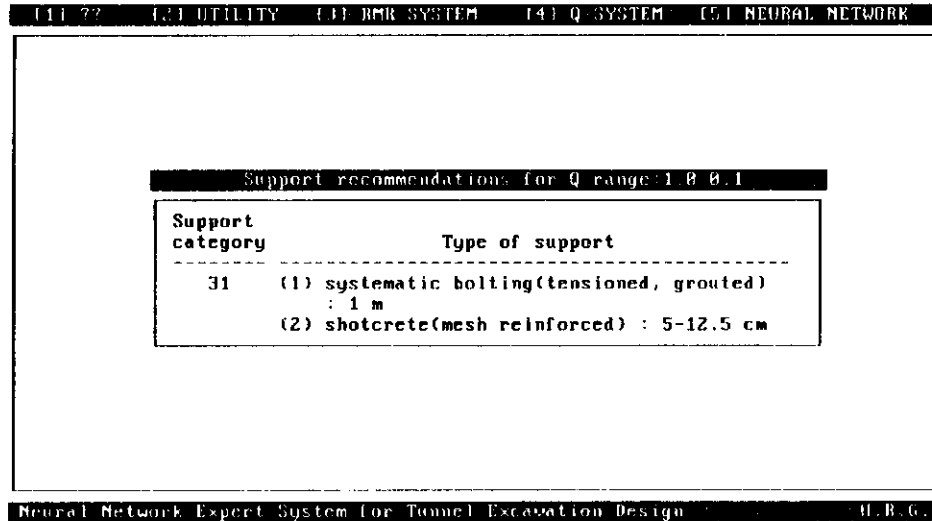


그림 12. 보강형태에 Q 시스템의 출력

에서 개발된 프로그램의 시험용 자료와 동일하며 그 내용은 표 4와 같다. 그림 14에 나타난 NESTED의 RMR 계산결과를 도표의 등급 대신 관계식을 통한 산사값으로 구해진 것이며

침착력과 내부마찰각은 Bieniawski에 의해 제안된 식에 의한 결과이다. 그림 15는 계산된 adjusted RMR에 따른 표준공동에 대한 굴착과 보강기준이다.

| EFFECT of strike and dip | | Suggested EFFECT |
|--|---|---|
| (1) Very Favorable (2) Favorable (3) Fair (4) Unfavorable (5) Very Unfavorable | 6. Persistence of disc 7. Separation between 8. Condition of joint 9. Thickness of joint 10. Weathering conditio 11. General ground wate 12. Application type | (1) Strike Perpendicular to Tunnel Axis 1. Drive with Dip (a) Dip 45-90 : Very Favorable (b) Dip 20-45 : Favorable 2. Drive against Dip (a) Dip 45-90 : Fair (b) Dip 20-45 : Unfavorable (2) Strike Parallel to Tunnel Axis (a) Dip 20-45 : Fair (b) Dip 45-90 : Very unfavorable (3) Irrespective of Strike Dip 0-20 : Fair |
| | 13. Effect of strike and dip orientation | * |
| | 14. Weatherability of rock mass | * |
| | 15. Horizontal stresses (in Mpa) (? -> 0) | : |

Neural Network Expert System for Tunnel Excavation Design H. B. G.

그림 13. RMR 시스템의 입력방식

| Determination of RMR | |
|------------------------------------|-------|
| 1. Value of basic RMR | : 53 |
| 2. Value of adjusted RMR | : 45 |
| 3. Value of RMR for dry conditions | : 58 |
| 4. Cohesion (kPa) | : 263 |
| 5. Angle of internal friction | : 31 |

Neural Network Expert System for Tunnel Excavation Design H. B. G.

그림 14. RMR 시스템의 계산결과 출력 예

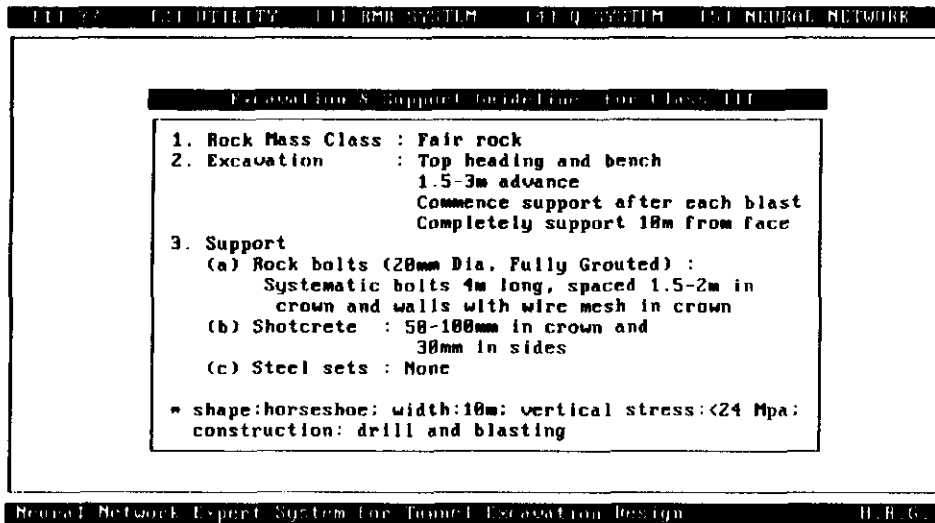


그림 15. 보강 및 굴착방법에 대한 RMR 시스템의 출력

표 4. RMR 시스템의 시험에 사용된 입력자료

| | |
|--------------------------------------|------------------------------|
| Unit weight of rock mass | 25 kN/m ³ |
| Number of discontinuity sets | 3 |
| Uniaxial compressive strength | 40 MPa |
| RQD(%) | 60 |
| Spacing of discontinuities | 0.15 m |
| Persistence of discontinuities | 10 m |
| Separation between discontinuities | 0.125 mm |
| Condition of Joint surface | Slightly rough |
| Thickness of joint infilling | 0 mm |
| Weathering condition of wall rock | Slightly weathered |
| General ground water condition | Damp |
| Effect of strike and dip orientation | Fair |
| Weatherability of rock mass | Low resistance to weathering |

3.3 암반분류법의 결과 비교

한가지 암반분류법으로 결정된 보강패턴은 실제 설계에 적용하기 전에 다른 암반분류법을 통해 계산된 결과와 비교 검토하는 과정이 필요하다. 특히 RMR 시스템의 단점인 과도한 보강패턴을 지양하고 Q 시스템의 단점인 세분화된 입력자료들에 대한 선택의 어려움을 동시

에 해결하기 위해 양 시스템 사이의 상관관계를 정의한 2.4절의 (5)~(8)식들이 제안되었다. 이러한 상관관계식들은 모두 반대수형태의 상관관계표에서 선형으로 표현되어 불규칙한 분포형태를 가진 현장자료와는 일치하기 어렵다. 이러한 현장자료와 보다 근접한 상관관계를 정의하여 합리적인 보강선택의 기준을 마련하기 위해 개발된 NESTED의 신경회로망 모델 NNET-3를 실제 시공자료에 적용하여 RMR로부터의 Q지수를 구하는 실험을 수행하였다.

NNET-3의 구조는 입력층-중간층-출력층으로 이루어진 3층 역전파 신경회로망이다. 입력층과 중간층은 7가지 프로젝트 형태와 RMR로 구성되었으며 출력층은 Q지수로 구성되어 있다. NNET-3는 Bieniawski⁽⁶⁾가 RMR 시스템 개발과정에서 수집한 351가지 현장자료 중 데이터베이스화되어 보고된 104가지 사례자료로 학습을 수행하였다. 그림 16은 NESTED의 NNET-3 입력화면이고 그림 17은 출력화면이며 사용자가 입력한 프로젝트와 RMR에 대해 신경회로망이 계산한 결과와 (5)~(8)식이 계산한 결과를 비교할 수 있도록 구성되었다.

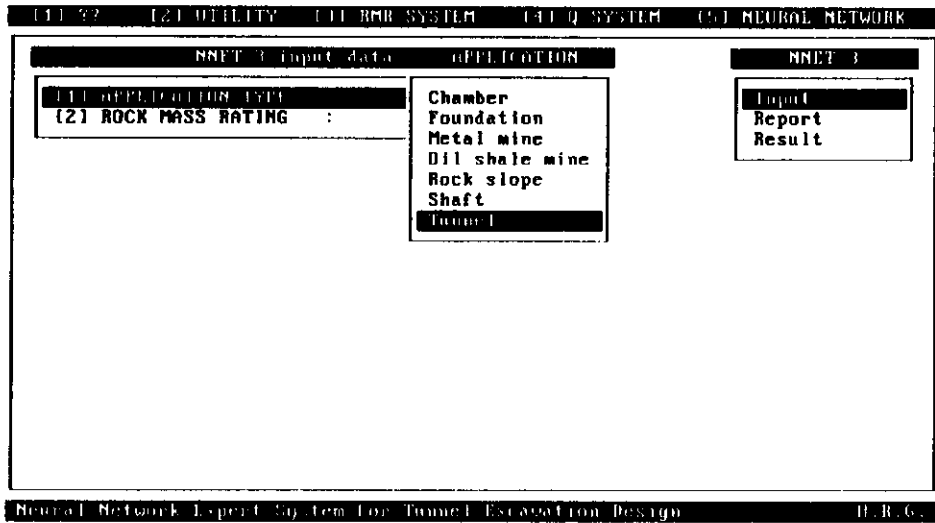


그림 16. NNET-3의 입력방식

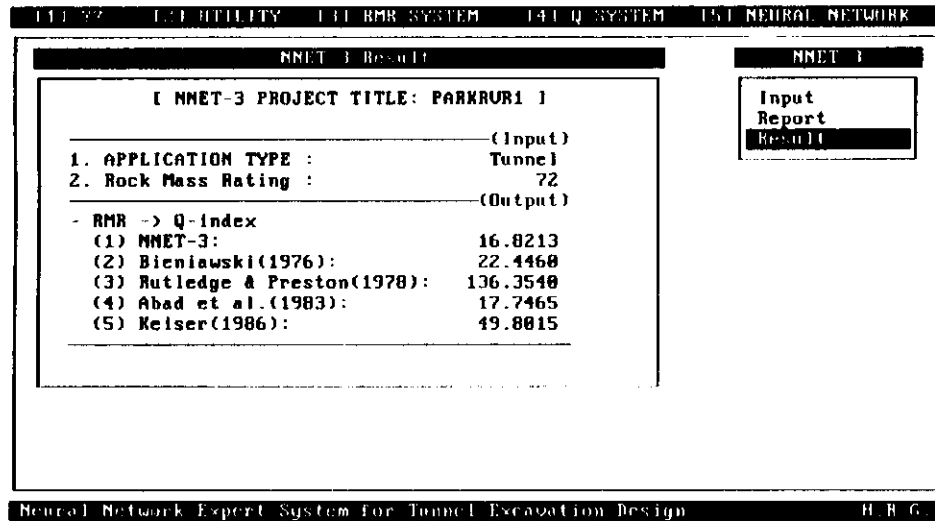


그림 17. NNET-3의 출력 예

실험을 위해 미국 코네티컷주 하트포드에 시공되었던 Park River터널의 현장자료중 암반 조건이 서로 다른 세 구역에서 측정된 RMR과 Q지수를 비교 대상으로 선정하였다. NNET-3

가 출력한 Q지수를 그림 18에서 확인한 결과 다른 상관관계식들과 달리 현장자료의 세 구역 모두에서 문헌에 보고된 측정치에 근접하였다.

된 자료 사이의 경향을 파악할 수 있는 통계적 분석기능을 보여주었다.

지반조건의 다양성으로 인해 터널이 굴착될 현장의 지질자료를 완벽하게 파악하여 설계에 반영하는 작업은 사실상 거의 불가능하므로 유사한 조건에서 시공되었던 많은 자료들과 현재 진행중인 시공현장의 자료를 데이터베이스화 하여 활용하는 작업이 필요하다. 불완전한 자료를 처리할 수 있는 데이터베이스 기능과 보강의 기준을 제시할 수 있는 사용자 환경을 갖춘 인공지능회로망 터널굴착설계 전문가 시스템은 현장 경험이 적은 사용자가 현직 암반의 안정성을 용이하게 파악하도록 함으로써 예비설계의 보조 시스템으로 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

본 연구는 1993년도 한국과학재단의 연구비 지원(과제번호 KOSEF 931-1300-007-1)에 의하여 수행되었으며 이에 깊은 감사를 드립니다.

참고 문헌

1. 문현구(1994), 불연속 암반내 굴착 및 보강설계를 위한 신경망 모델 개발, 한국과학 재단 보고서, KOSEF 931-1300-007-1, 85p.
2. 문현구·이철욱(1993), "불연속 암반내 터널굴착의 안정성 평가 및 암반분류를 위한 인공지능회로망 개발", 한국암반역학회지, 3권 1호, pp. 63~79.
3. 이병해(1991), "建設業에 있어서의 컴퓨터의 리

- 用 : 지반공학에서의 컴퓨터 활용", 한국지반공학회 91년도 추계학술발표회 논문집, pp. 3~19.
4. Barton, N., Lien, R. & Lunde, J.(1974), "Engineering Classification of Rock Masses for the Design of Tunnel Support", Rock Mech. and Rock Eng., Vol. 6/4, pp. 189~236.
 5. Bieniawski, Z.T.(1976), "Rock Mass Classifications in Rock Engineering", Exploration for Rock Engineering, ed. Z.T. Bieniawski, A. Balkema, Johannesburg, pp. 97~106.
 6. Bieniawski, Z.T.(1989), Engineering Rock Mass Classifications, John Wiley & Sons, Inc., pp. 207~237.
 7. Butler, A. & Franklin, J.(1990), "Classex : An Expert System for Rock Mass Classification", Proc. Int. Symp. Rock Mech., Swaziland, pp. 73~80.
 8. Cecil, III O.S.(1970), Correlation of Rock Bolt-Shotcrete Support and Rock Quality Parameters in Scandinavian Tunnels, Ph.D. Thesis, University of Illinois, Urbana, pp. 259~374.
 9. Lee, C. & Sterling, R.(1992), "Identifying Probable Failure Modes for Underground Openings Using a Neural Network", Int. J. Rock Mech. Min. Sci. & Geomech. Abstr., Vol. 29, pp. 49~67.
 10. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. & Williams, R.J.(1986), "Learning Internal Representations by Error Propagation", Parallel Distributed Processing : Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol.1 : Foundations, MIT Press, pp. 318~ 364.
 11. Zhang, Q. & Mo, Y.(1988), "An Expert System for Classification of Rock Masses", Proc. 29th US Symp. on Rock Mech. pp. 283~288.
(접수일자 1994. 6. 7)