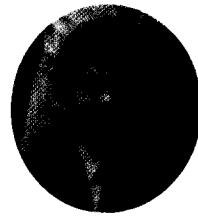


뉴럴네트워크와 구조공학에의 응용 Neural Network and Its Application to Structural Engineering



후루타 히토시*
Furuta, Hitoshi

1. 서 론

최근 뉴런 또는 뉴럴네트워크라는 말을 자주 듣게 된다. 뇌의 기본소자를 뉴런(neuron : 신경세포)이라 하고, 그것을 결합한 것이 뉴럴네트워크이다. 통상, 뉴럴네트워크라는 말은 신경회로망 이론을 가르킨다. 이 신경회로망 이론은 뇌의 기능특성에 착안하여, 종래의 컴퓨터로는 얻을 수 없는 분야를 다루고자 개발한 이론이다. 즉, 현재 널리 사용되고 있는 노이만형 컴퓨터는 논리적, 수치적 연산분야에서는 대단히 장점을 갖고 있지만, 인간이 간단히 해낼 수 있는 화상이나 음성 등의 패턴인식이나, 불완전한 정보로부터 바른 결론을 얻을 수 있는 정보를 도출해 낼 수 없다는 것이 밝혀졌다. 뉴럴네트워크는 이를 패턴인식이나 부정확한 정보의 처리를 뇌의 기능특성을 살려서 컴퓨터로 다루고자 하는 것이다. 이 뇌와 컴퓨터는 현재 지구상에 존재하는 고도 정보처리시스템의 쌍벽을 이루고 있음에도 불구하고, 많은 상이점을

갖고 있다. 뇌와 컴퓨터의 비교를 표 1에 나타내고 있다.

표 1 컴퓨터와 뇌의 비교

	컴퓨터	뇌
기본소자	반도체소자	뉴런
소자수	$10^1 \sim 10^7$	$10^{10} \sim 10^{11}$
동작속도	10^{-1} s	10^{-3} s
신호	전기펄스	활동전위
기억용량	10^{10}	$10^{13} \sim 10^{18}$
열발생, 논리		3×10^{-2}
조작에너지(erg)	4×10^{-5}	뇌전체로는 10 W정도
고장율	5×10^{-22}	6×10^{-21}
기억정보처리	고속, 정확한 수치계산	패턴인식, 종합적 판단
기억방식	연형숙지	추상, 내용탐지
제작	설계도+소프트	유전자+자기결국
성능향상	소프트	학습, 기능대상
수면	불욕	불가결
내노이즈성	낫다	낫다
내고장성	낫다	낫다
재현성	완전	불완전
	직렬처리	병렬처리
정보표현	디지털, 집중	아날로그, 분산

* 일본, 칸사이대학 종합정보학부 교수

초기의 컴퓨터는 인공지능(현재 AI(Artificial Intelligence)라고 말하는 것과는 다름)이라고 불리지는 데서 보는 바와 같이 인간의 뇌를 모방하는 것으로부터 시작되었다. 1943년 McCulloch와 Pitts는 뇌의 기본소자인 뉴런의 단순모델(형식뉴런)을 만들었고, 그 후 Wiener의 사이버네틱스, Hebb의 학습모델, 바이오닉스 등 생체연구의 기본원칙이 제안되었다. 덧붙여, Rumelhart의 퍼셉트런에 따라 학습하는 인공시스템의 구체적 설계지침이 주어졌다. 그러나, 그 후 퍼셉트런의 한계가 Minsky 등에 의해 지적되어 정체시기를 맞았다.

그 후 컴퓨터의 하드, 소프트의 양면의 발달에 따라 다시 한번 뇌가 갖는 병렬처리기능에 착안하여, 뇌의 정보처리 및 메카니즘을 수리적으로 조사하는 신경회로망이론은 현재 제2의 융성기를 맞고 있다. 이러한 발달요인은 Rumelhart 등에 의해 제안된 역전파학습법(Back-Propagation)이다. 이 학습법은 일반적으로 헤이터룰로도 불리우며, 기본적인 개념, 그 자체는 새로운 것은 아니지만, 비선형 뉴런으로 구성된 다층뉴런네트워크에도 적용 가능한 알고리즘을 명확히 나타냈다는 점이 평가되고 있다. 본문에서는 우선 뉴런네트워크의 기본원리와 그 특징에 대해서 논하고, 다음으로 몇 개의 적용 예를 소개하며, 구조공학분야에 있어서의 유용성에 대하여 기술한다.

2. 뉴런네트워크의 원리와 그의 학습기능^{2,3)}

2.1 뉴런네트워크의 기본원리

생물의 신경회로망은 뉴런이라고 불리우는 기본단위가 무수히 존재하고 있으며, 각각이 시냅스 결합이라고 불리우는 결합을 하고 있다^{1~3)}. 이 신경회로망을 수리적으로 모델화한 것이 뉴런네트워크이다. 뉴런네트워크는 생물의 신경회로망의 「뉴런」과 「시냅스결합」에 대응하는 「유니트」와 「유니트간 결합」에 의해 구성되어 있다. 유니트는 그림 1과 같이 복수의 입력 I_k 와 하나의 출력 Q , 각 입력에 대한 가중치 W_k 와 유니트의 최소보증치 h 에 의해 구성된다.

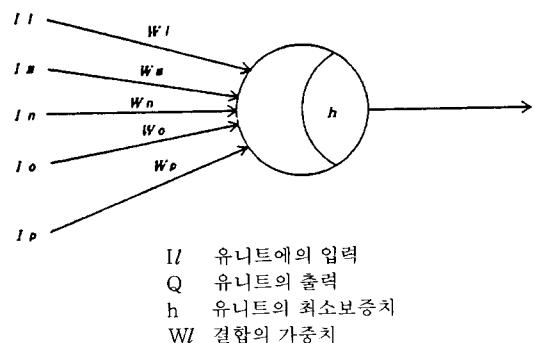


그림 1 유니트구조

여기에서 출력치 Q 는

$$Q = f(\sum_{i=1}^p W_i \cdot I_i - h) \quad (1)$$

로 정의된다.

여기에서, 함수 f 로는 다음의 시그모이드함수가 많이 이용되고 있다.

$$f(x) = I / (1 + \exp(-x/T)) \quad (2)$$

여기에서, T 는 시그모이드함수의 기울기를 조절하는 정수이고, 온도정수라고도 불리운다. 뉴런네트워크는 유니트가 복수개 결합한 것이며, 임의 유니트의 출력은 다른 유니트에 입력이 되는 구조를 갖고 있다. 유니트간의 결합에는 「계층형」, 「계층형+교차결합」, 「계층형+층내결합」, 「상호결합형」 등 여러 가지를 생각할 수 있다.(그림 2 참조)

2.2 계층형뉴런네트워크

우선, 처음에는 조작이 쉬운 그림 2(a)의 계층형네트워크에 대하여 설명한다. 계층형네트워크(n 층)는 입력층, 중간층, 출력층으로 불려진다. 입력층은 최하층(제1층)이며, 값을 입력하기 위한 유니트의 집합이다. 또한, 출력층은 최상층(제 n 층)이며, 값을 출력하는 층이다. 입력층과 출력층 이외의 층을 중간층이라고 부르며, 제2층으로부터 제 $n-1$ 층까지를 나타내고, 입력층으로부터 입력되는 정보를 변형시켜 가면서 전달하며, 최후에는

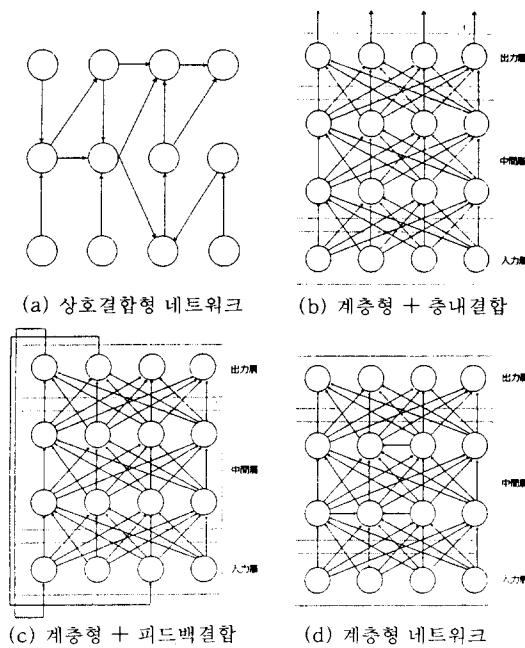


그림 2 여려 가지 뉴럴네트워크

출력층에 그 정보를 건네주는 역할을 한다. 본 시스템에서는 중간층으로서 2층을 생각하고, 전체적으로는 4층의 뉴럴네트워크모델을 이용하여, 계산을 하고 있다. 이것은 4층의 뉴럴네트워크모델을 이용하면, 어떤 형태의 문제라도 표현할 수 있다는 것이 증명되었기 때문이다¹⁾.

다음으로, 뉴럴네트워크의 학습기능에 대하여 설명한다. 여기에서 말하는 학습이라는 것은 몇 개의 변환예(학습데이터)를 줌에 따라 이를 변환 예를 흡내내는 것처럼 네트워크의 가중치를 결정하는 것이다. 이하의 설명에서는 네트워크의 층수를 S, 제k층의 유니트수를 u_k 로 하고, 학습에 이용하는 학습데이터의 개수를 p로 하여 설명한다.

뉴럴네트워크를 이용한 학습을 행하기 위하여는 우선 학습에 이용하는 변환의 예(이것을 학습데이터라고 부른다.)에 착안한다. 학습데이터 변환형식은 일반적으로는

$$(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \rightarrow (y_1, y_2, y_3, \dots, y_m) \quad (3)$$

(n: 입력변환의 수, m: 출력변환의 수)

와 같이 되며, $(y_1, y_2, y_3, \dots, y_m)$ 은 $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 의 교사값이라고 부른다. 여기에서, 뉴럴네트워크 제 1층의 유니트 수 u_1 과 제 S층의 유니트 수 u_s 는 각각 다음과 같이 된다.

$$u_1 = n, u_s = m \quad (4)$$

그림 3은 뉴럴네트워크에 있어서 학습의 개략적인 흐름도이지만, 이 그림의 제 1스텝의 「네트워크의 형상정의」에 있어서는 최저식 4를 만족하지 않으면 안된다. 덧붙여 이 단계에서 네트워크의 층수S와 중간층의 유니트수 u_k ($1 < k < S$)도 결정한다. 여기에서, S와 u_k ($1 < k < S$)를 어떻게 결정할 것인가 하는 것이 문제가 된다. 현재 이론적으로 이들 값을 결정하는 수단은 없다. 유전적 알고리즘(Genetic Algorithm ; GA)을 이용한 연구도 행해지고 있지만, 지금까지 만족한 결과는 얻어지지 않고 있다. 그렇지만, 어느 정도의 값으로 하면 좋을까는 어느 정도 경험적으로 알 수 있다⁴⁾.

다음 스텝에서는 네트워크와 최소보증치의 가치를 결정한다. 「가중치」는 유니트와 유니트의 결합에 대해서 정의되는 것이기 때문에, 그 층수 N_w 는

$$N_w = \sum u_k \cdot u_{k+1} (1 \leq k \leq S-1) \quad (5)$$

이다. 「최소보증치」는 제 2층 이상의 유니트에 대하여 정의되기 때문에 그의 층수 N_h 는

$$N_h = \sum u_k (2 \leq k \leq S) \quad (6)$$

이다.

통상 가중치와 최소보증치의 초기치를 난수를 발생시켜 결정하기 때문에, $(N_w + N_h)$ 개의 난수를 발생시킬 필요가 있다. 다음 스텝으로부터 최후의 스텝까지가 학습의 중심부분이다. 우선, 학습데이터로서 식 3형식의 것이 p개 있다고 할 때,

$$(x_{k1}, x_{k2}, x_{k3}, \dots, x_{kn}) \rightarrow (y_{k1}, y_{k2}, y_{k3}, \dots, y_{km}) \quad (7)$$

(단, $1 \leq k \leq p$)

로 주어져 있는 것으로 한다. 또한, 입력치에 $(d_1, d_2, d_3, \dots, d_n)$ 을 주었을 때의 네트워크의 출력치 q_j 는

$$q_j = q_j(d_1, d_2, d_3, \dots, d_n) \quad (8)$$

(단, $1 \leq j \leq m$)

로 쓸수가 있다.

이 때 평균오차 s 를

$$s^2 = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^m (y_{ij} - q_j(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}))^2 \quad (9)$$

(단, $1 \leq i \leq p, 1 \leq j \leq m, s \geq 0$)

와 같이 정의한다. 만약 평균오차 s 가 0이면, 식 (9)의 우변은 실수이기 때문에 임의의 $i (1 \leq i \leq p)$ 와 $j (1 \leq j \leq m)$ 에 대해

$$y_{ij} - q_j(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) = 0 \quad (10)$$

가 성립하고, 네트워크 출력치와 교사치가 같게 되는 것으로부터 학습이 완전히 행해진 것을 의미하고 있다. 역으로, s 가 크게 되면 될수록 학습이 불완전하다는 것을 의미하고 있다. 이것으로부터 평균오차 s 는 학습의 완성정도를 나타내는 정도이며, 이 값이 작으면 작을수록 학습이 보다 효과적으로 행해졌다는 것을 나타낸다.

다음에 뉴럴네트워크의 특징에 대해 설명한다.

① 학습기능을 갖는다.

뉴럴네트워크에 의해 복수의 기존 입력데이터를 학습하여 이들의 입·출력관계를 재현할 수 있다. 예를 들어, 뉴럴네트워크를 컴퓨터상에 구축하여 과거에 있어서의 교량구조물의 손상점검데이터(입력)와 그 교량손상의 종합평가(출력)의 예를 학습하는 것에 의해 손상점검데이터로부터 손상종합평가를 얻기 위한 지식을 컴퓨터상에 축적할 수 있다. 이것은 입력치로부터 출력치를 얻기 위한 도중 과정을 전부 고려하지 않고 입력치와 출력치의 데이터만으로 지식획득이 가능하다는 것을 의미한다. 따라서, 종래의 전문가 시스템 구축에 있어서의 지식획득과 비교하면, 기존의 대

이타가 다수 존재하는 경우에 있어서는 뉴럴네트워크를 이용한 학습은 획기적인 방법이라고 말할 수 있다.

② 패턴인식에 적당하다.

뉴럴네트워크는 특히 패턴인식에서 그 위력을 발휘한다. 예를 들어 말(음파)을 입력하여 문자를 출력한다던지, 모형을 입력하여 그 모형의 형상을 나타내는 말(음파)을 출력할 수 있다. 이상과 같이 뉴럴네트워크는 학습에 의해 외계의 정보를 지식으로하여 획득한 능력이 있기 때문에 노이만형 컴퓨터와 같이 논리적인 프로그램을 필요로 하지 않는다. 이 때문에 정량화가 곤란한 분명치 않은 정보나 불완전한 정보를 유연하게 처리할 수 있다. 또 뉴럴네트워크는 아날로그처리장치로 생각되기 때문에 범용성이 우수하다. 곧 어떤 학습패턴에 대하여 적절한 응답이 나올수 있다면, 그 근방의 입력에 대해서도 거의 같은 응답을 얻을 수 있음을 기대할 수 있다. 뉴럴네트워크에는 이상에서 나타낸 소프트웨어로부터 본 특징외에도 다음과 같은 하드웨어로부터 본 중요한 특징도 가지고 있다. 뉴럴네트워크의 학습에 의하여 획득된 지식은 네트워크전체의 시냅스에 분산적으로 기억시킨다. 따라서, 네트워크의 일부가 고장나더라도 시스템은 정상적으로 작동한다. 곧 뉴럴네트워크의 하드웨어는 로버스트성, 회일세이프성이 우수하다. 이와 같이, 계층형 뉴럴네트워크는 여러 가지 이점을 갖고 있지만, 실제 적용에 있어서 문제점이 되는 것은 앞에서 설명했던 바와 같이 어느 형상의 뉴럴네트워크를 이용하여야 할까 하는 점이다. 예를 들어 입력층, 출력층은 대상으로 하는 문제에 따라 자동적으로 결정되지만, 중간층을 몇 개로 하는 것이 좋을까는 알려져 있지 않다. 그러므로, 여기에서는 구체적인 예를 통하여, 뉴럴네트워크의 층수와 중간층의 수가 어느 정도 있으면 좋을까에 대해서 검토해 보자. 표 2는 빛의 3원색(적색, 녹색, 청색)과 그 합성색의 관계를 나타내고 있다.(예를 들어 적색과 녹색의 합성은 황색, 적색과 청색과 녹색의 합성색은 백색이 된다는 것을 나타내고 있다). 이 관계를 뉴럴네트워크로 학습시켜 식(9)에서 정의한 평균오차와 뉴럴네트워크

표 2 빛의 삼원색 예

	입력치(적, 청, 녹)	출력치(적, 청, 녹, 자, 황, 물색, 백, 없음,)
케이스 1	(1,0,0)	(1,0,0,0,0,0,0)
케이스 2	(0,1,0)	(0,1,0,0,0,0,0)
케이스 3	(0,0,1)	(0,0,1,0,0,0,0)
케이스 4	(1,0,1)	(0,0,0,1,0,0,0)
케이스 5	(1,1,0)	(0,0,0,0,1,0,0)
케이스 6	(0,1,1)	(0,0,0,0,0,1,0)
케이스 7	(1,1,1)	(0,0,0,0,0,0,1)
케이스 8	(0,0,0)	(0,0,0,0,0,0,0)

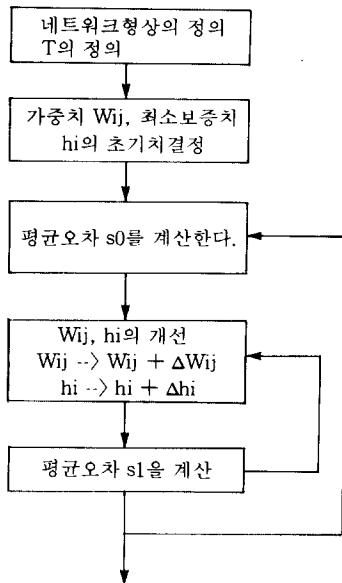


그림 3 뉴럴네트워크의 학습흐름도

의 형상(총수와 중간총수)과의 관계를 조사한다. 네트워크의 총수로서는 3총과 4총에 대하여 검토하고 각각의 중간총 유니트수를 변화시킨다. 단, 입력총과 출력총의 유니트수는 각각 3 유니트, 8 유니트이다. 그림 4는 3총구조의 뉴럴네트워크를 이용할 때의 중간총 유니트수와 학습이 수렴한 상태에서의 평균오차의 관계를 나타낸 그래프이다. 이 그래프로 부터도 아는 바와 같이 중간총 유니트수를 증가시킨 만큼 학습효과가 높아진다(평균오차가 작아진다.)는 것을 알 수 있지만, 유니트수가 20개 이상에서는 평균오차는 0.2정도로 거의

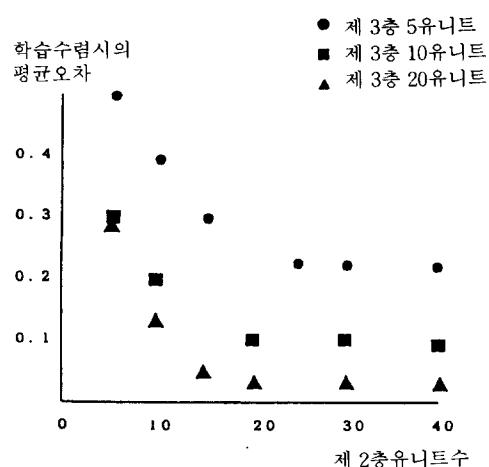


그림 4 3총구조 뉴럴네트워크의 중간총유니트수와 평균오차관계

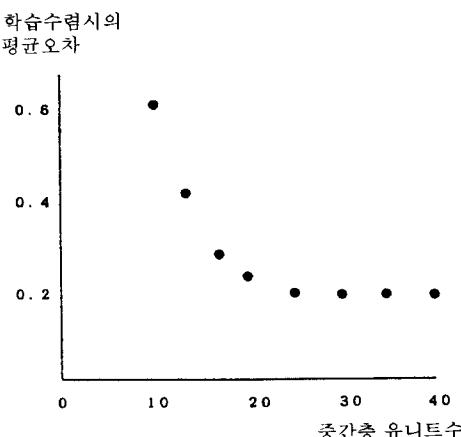


그림 5 4총구조 뉴럴네트워크의 중간총유니트수와 평균오차관계

일정치를 취하고 있다. 그림 5는 4총구조의 뉴럴네트워크를 이용할 때의 제2총 유니트수, 제3총 유니트수와 학습효과의 평균오차를 나타내고 있다. 이 그래프로 부터 제3총 유니트수가 일정한 경우, 제2총 유니트수가 증가하면 할수록 학습효과가 높아지는 것을 알 수 있다. 반대로 제2총 유니트수를 일정하게 하고 제3총 유니트수를 증가시킨 경우에도 학습효과가 올라간다고 말할 수 있다. 또한, 제3총 유니트수를 일정하게 하고 제2총 유

니트수를 증가시킨 경우, 어느 한계(약 20개)를 넘으면, 평균오차가 일정치에 접근하는 것을 알 수 있다. 따라서, 본 예의 경우에는 제2층과 제3층의 유니트수를 20개정도 취하면, 충분하다고 생각된다. 또한, 그림 4와 그림 5의 평균오차를 비교함으로서, 3층구조와 4층구조를 비교한 경우 4층구조의 학습효과가 더욱 높다고 생각할 수 있다. 5층 이상 네트워크의 학습정도는, 4층의 경우로 부터도, 높아질 것으로 예상할 수 있지만, 4층 네트워크를 이용하여 중간층 유니트수를 적당히 취하면, 임의 연속함수($R_n \rightarrow [0, 1]$)를 표현할 수 있다는 사실이 이미 보고¹⁾되어 있기 때문에 네트워크 층수는 적당하다고 생각된다.

2.3 상호결합형 뉴럴네트워크

상호결합형 뉴럴네트워크구조를 모식적으로 그리면, 그림 2(d)와 같다. 곧, 네트워크는 상태변화를 반복하는 역학계로 간주한다. 상호결합형 뉴럴네트워크에서의 뉴런모델은 계층형 뉴럴네트워크의 그것에 시간 파라메타 t 를 기록하는 것만으로 충분하다. 시간 t 에서의 뉴런 출력(또는 상태) $Q(t)$ 는 시간에 대하여 이산적인 상태방정식(이산시간모델)

$$Q(t+1) = f\left(\sum_{i=1}^p W_i \cdot I_i(t) \cdot h\right) \quad (10)$$

또는, 다음의 연속적인 상태방정식(연속시간모델)

$$Q(t) = f(g(t)) \quad (11)$$

$$d g(t) / dt = \sum_{i=1}^p W_i \cdot Q_i(t) \cdot h \quad (12)$$

로 기술된다. 여기에서 g 는 다른 뉴런으로부터의 입력의 전체합이다.

상호결합형 뉴럴네트워크 계의 전체특성을 나타내는 양으로서 다음의 에너지함수를 도입한다.

$$E(Q) = -1/2 \sum_i \sum_j W_{ij} \cdot Q_i \cdot Q_j + \sum_i h_i \cdot Q_i \quad (13)$$

단, Q 는 뉴런의 상태벡터이다. 뉴런에 연속시간

모델을 이용하며, 입출력함수 f 는 단위증가함수이고, 시네스결합계수(가중치)에 대하여 대칭성 $W_{ij} = W_{ji}$ 가 성립하는 것으로 한다. 이 때, 식(11)~식(13)으로부터 에너지함수의 시간미분은

$$\begin{aligned} dE / dt &= \Sigma(E / Q_i) (dQ_i / dt) \\ &= \Sigma(E / Q_i) (dQ_i / dg_i) (dg_i / dt) \quad (14) \\ &= \Sigma(E / Q_i)^2 (df_i / dt) < 0 \end{aligned}$$

이 되며, 에너지는 시간과 함께 감소하는 것을 알 수 있다. 곧, 계의 에너지 E 가 감소하도록 네트워크는 스스로의 상태를 친이시켜 나간다. 이것은 최급강하법(最急降下法)의 구조 그 자체이다. 여기에서 에너지 E 는 역학계의 안정판별에 이용되는 래프노프함수에 상당한다.

상호결합형 뉴럴네트워크의 이러한 성질은 「에너지최소화 원리」(엄밀하게는 에너지의 극소화)로 불리어 진다. 이 원리에 기초하여 이미 규범의 최적화를 꾀하는 교사없는 학습 등의 문제에 상호결합형 뉴럴네트워크를 이용할 수 있다. 에너지최소화 원리에 기초하여 최적해를 구하는 수가 있지만, 실제적으로는 극소해에 머무는 경우가 많기 때문에 다양한 연구가 행해져 있다. 현실의 신경세포 기동에는 카오스성이 관측되기 때문에 카오스적 뉴런모델이 제안되어 있다⁵⁾. 또한, 식(10), 식(12)의 우변에 노이즈를 무기하여 확률적인 모델을 얻기 위한 시도도 있다. 이것과는 별도로 뉴런의 입출력함수 f 에 확률적인 기능을 갖게 하는 방법도 고려되고 있다. 예를 들면, 뉴런상태가 0 또는 1되는 확률을 입력 Q_i 값에 따라 f 에 의해 부여하는 것이다.

$$\text{Prob}[Q_i=1] = f(Q_i) \quad (15)$$

$$\text{Prob}[Q_i=0] = 1 - f(Q_i) \quad (16)$$

식(15), 식(16)의 뉴런모델로부터 구성되는 네트워크를 불초만머신이라고 부른다⁶⁾. 또한, 식(15), 식(16)에 평균 0의 정규난수 노이즈를 부가시키는 것도 시도되고 있다.

최적화문제에 대하여 시뮬레이터드 어닐링법으

로 불려지는 확률적 접근법도 고려하고 있다. 이 방법에서는 금속 또는 유리를 임의 온도까지 가열한 후 서서히 냉각시켜 변형이 없는 결정상태를 얻는 조작(어닐링 annealing)으로서 최초에는 확률적인 편차를 크게 주어 상태공간속에서 넓게 탐색하고 서서히 편차를 작게하여 좁게 탐색한다. 이 상태천이를 반복하는 중에 온도를 낮추어 감으로서 국소해에 함몰하는 것을 회피하고, 전역해에도 달시키는 것을 생각할 수 있다. 이 상호결합형 뉴럴네트워크는 최적화문제에 유효하지만 문제에 따라서는 그렇게 효과를 발휘하지 못하는 경우도 있다. 최근, 상호결합형 뉴럴네트워크와 같이 교사없이 학습을 한다고 하는 의미에서 자기조직형 뉴럴네트워크⁷⁾도 주목을 받고 있다.

3. 뉴럴네트워크의 구조분야에의 응용예

3.1 보수공법선정에의 예

교량구조물의 유지관리를 적절히 행하기 위하여는 우선 교량의 손상상황을 정확하게 파악하지 않으면 안된다. 또한, 구조물의 손상도가 크고 보수공사를 행하지 않으면 안된다는 판단이 내려졌을때는 급히 보수공법을 선정하여 보수공사를 실시하지 않으면 안된다. 그렇지만, 현상은 포장, 높은 난간, 정지작업, 신축줄눈, 슬래브, 배수장치, 보등의 점검결과로부터 기술자의 공학적 판단에 따라 그 손상도의 판정, 보수공법선정이 행해진다⁸⁾. 현재, 많은 교량이 어느 정도의 손상을 받고 있다는 것이 보고되고 있으며, 그들 전 교량에 유지보수 전문가가 대처하는 것은 곤란하다. 그러므로, 뉴럴네트워크 학습기능을 이용하여 보수공법 자동선정시스템을 구축하는 시도가 있다⁴⁾.

일반적으로 교량의 보수공법을 선정하는데 있어서는 구조물의 손상도 뿐만 아니라, 예를 들면, 교량공사를 행하는 경우의 교통규제가 미치는 사회적 영향등 보다 넓은 시야로 검토하지 않으면 안된다. 이 시스템에서는 교량보수공법을 선정하기 위한 요인을 「구조성」, 「경제성」, 「시공성」으로 크게 분류하여 시스템을 구축하고 있다. 「구조성」은 교량구조물 본체의 손상도를 나타내고 있으

표 3 보수공법선정요인

		번호	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
L	균열					a	b	c						d	
	단차	○	○	○					○			○			
	기타													○	
	데이터없음	○							○						
	파손								○			○			
고난	변형									b					
	부식						○	○				○			
	기타	○	○	○								○			
	데이터없음				○				○						
	파손					○						○			
신축 줄눈	변형														
	부식													○	
	기타														
	데이터없음	○							○						
	균열	a	b	a	b	b	b	b	c	b	b				
슬래 브	박리				○	○	○	○	○	○	○	○	○		
	철근노출	○	○	○					○	○	○				
	콘크리트열화								○						
	기타														
	데이터없음														
구 조	부식				○	○						○			
	쓰레기쌓임	○	○			○	○					○			
	설비										○				
	기타														
	데이터없음				○										
성 기초	부식				○	○	○	○	○	○	○				
	기초암 몰탈파손	○	○	○											
	기초														
	데이터 없음	○	○	○											
	열화					○			○		○		○		
주보	부식	○	○	○		○									
	변형														
	볼트이완	○													
	결손											○			
	기타														
하부	데이터없음					○	○	○							
	콘크리트의 열화													○	
	균열	○	○												
	박리														
	기초부의 침하														
경 제	기타														
	데이터없음														
	교량의 설명								○	○		○			
	교량용과 방지구조	○										○			
	데이터없음	○	○	○	○							○			
성 기초	중시한다											○	○		
	그렇게 중시하지 않음	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○		
	데이터없음	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○		
	교통규제 가능한 의미	○	○	○	○				○	○	○	○	○		
	교통규제 불필요								○	○	○	○	○		
시공 성	데이터없음	○	○	○	○				○	○	○	○	○		

며, 덧붙여 「포장」, 「높은 난간」, 「정지작업」, 「신축줄눈」, 「슬래브」, 「배수설비」, 「기초」 「보」, 「하부구조체」, 「기타」의 손상도로 분류되어 있다. 「경제성」은 「경제성을 중시한다」, 「경제성을 그렇게 중시하지 않는다」로 분류하며, 시공성은 「교통규제를 가능하면 피한다」와 「교통규제를 피할 필요가 없다」로 분류하고 있다.

이상의 보수공법의 선정을 위한 요인분류에 따라 실제적으로 과거에 실시된 13개 교량의 보수공사에 대하여 각 요인과 보수공법의 관계가 표 3과 같이 정리되어 있다. 이 표에서는 「구조성」의 「포장」~「기타」의 각 요인이 보다 세분화되어 있다. 그렇지만, 보수공법을 선정하는 요인에는 「포장」의 「균열」, 「높은 난간, 정지작업」의 「변형」, 「슬래브」의 「균열」 등과 같이 a ~ c의 평가로 나타내는 것과 O 또는 공백의 2가지 값으로 나타낸다. 이 중 a ~ c 평가로 나타내는 요인에 대해서는 각각 평가 a는 「손상이 적다」, 평가 b는 「손상이 조금 크다」, 평가 c는 「손상이 크다」, 공백은 「손상이 보이지 않는다」를 의미하고 있다. 또한, 두가지 값으로 표시되는 요인에 대해서는, 각각, O는 「그 요인에 해당한다.」, 공백은 「그 요인에 해당하지 않는다.」를 의미한다. 그리고, 각 요인에 대한 데이터가 미지의 경우에는 뉴럴네트워크를 선택한다. 또한, 입수한 13개 교량의 보수공사 공법 데이터는, 아무튼, 증형공법(增桁工法), 강판접착공법(鋼板接着工法), 타환공법(打換工法)의 3개이고, 표 3에서 보수공법의 기호는 각각 A는 증형공법, B는 강판접착공법, C는 타환공법을 표시하고 있다. 보수공법의 자동선정을 실현하기 위하여 뉴럴네트워크를 이용, 표-3을 학습데이터로하여 학습을 행한다. 뉴럴네트워크시스템으로서는 시판되고 있는 소프트웨어인 RHINE⁹⁾를 이용하고, 네트워크구조로는 4층(제1층 49유니트, 제2층 20유니트, 제3층 20유니트, 제4층 3유니트)의 것을 사용하였다. 학습데이터는 표 3에 있어서 공백을 0, O 표시는 1, a를 1, b를 2, c를 3으로 치환된 것을 이용한다. 네트워크의 출력치는 A(증형공법), B(강판접착공법), C(타환공법)의 세가지가 있으며, 예를 들어 출력이 B인 것을

$$(A,B,C)=(0,1,0)$$

(17)

로 표현한다.

학습데이터의 입력을 마치고, 학습을 개시한 후 약 15분정도에서 거의 학습이 끝난다. 그럼 4는 교량번호 1~교량번호 13의 「구조성」, 「경제성」, 「시공성」의 각 데이터를 입력했을 때의 출력치를 나타내고 있다. 예를들어 교량번호 1의 출력치는 「증형공법」이 0.998, 「강판접착공법」이 0.044, 「타환공법」이 0.001이며 각각의 수치가 인식의 정도를 나타내기 때문에 「증형공법」이 보수공법으로 선택됨을 알 수 있다. 실제 학습데이터와 비교하면 교량번호 1의 보수공법은 증형공법으로 행해지고 있으며, 학습이 높은 정확도로 이루어지고 있음을 알 수 있다.

3.2 철근콘크리트(RC)슬래브손상도 자동판정 시스템¹⁰⁾

여기에서 소개하는 시스템은 뉴럴네트워크를 이용하여 RC 슬래브 균열에 의한 손상도를 자동

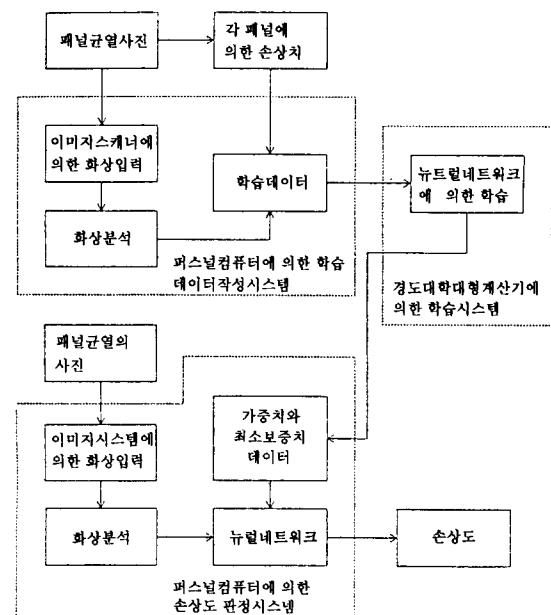


그림 6 균열손상 평가시스템구성

적으로 평가하는 것을 목적으로 하고 있다. 본 시스템은 RC 슬래브 균열의 폭이나 길이를 직접 계측하지 않고, 균열에 관한 그림정보를 이미지스캐너에 의해 컴퓨터에 입력하고, 뉴럴네트워크패턴 인식기능을 이용하여, 그 손상도를 판정하고 있다.

이 시스템은 이미지스캐너에 의해 퍼스널컴퓨터상에 RC 슬래브 균열그림을 읽어 들여, 뉴럴네트워크 화상인식기능을 이용, 손상도를 판정한다. 여기에서, 슬래브균열 그림으로서는 카메라에 의해 촬영된 슬래브균열사진 등을 이용할 수 있다. 본 시스템은 학습데이타 작성시스템, 학습시스템, 손상도판정시스템에 의해 구성되어 있다.(그림 6 참조)

학습데이타시스템은 RC 슬래브판넬의 균열그림(사진)을 이미지스캐너로 입력하여, 그 손상도(예를 들어 건설성 진키지방 건설국의 기준으로는 0~Ⅳ의 5 등급으로 나타나 있다.)를 줌으로써 RC 슬래브 균열판정을 위한 학습데이타를 작성하는 시스템이다. 학습데이타 작성시스템의 하드웨어는 퍼스널컴퓨터(일본전기, PC9802)와 그것에 RS232C에 케이블로 접속된 이미지시스템용(立石電氣, HS10R II)에 의해 구성되어 있다. 또한 소프트웨어는 이 시스템용으로 작성된 화상입력 화상분석시스템(마이크로 소프트사의 Quick Basic에 의해 작성)으로 구성되어 있다. 균열그림은 화상입력시스템에 의해 그래픽이미지(최대 640×400도트 장방형상)로 읽어들여 각 도트는 두값의 정보(화상에 있어 검은점을 1, 흰점을 0으로 생각한다.)로 표현된다. 그러나, 퍼스널컴퓨터의 레벨로는 기억용량 등의 제한에 의해 640×400도트 화상정보를 취급하는 것이 곤란하기 때문에 화상을 간단한 매트릭스로 표현한다. 결국 퍼스널컴퓨터에 들어 있는 화상데이타를 $N \times M$ 으로 메쉬분할하고, 각 메쉬의 면적에 대하여 그 메쉬에 포함되어 있는 균열부분면적비율을 요소로 한 매트릭스에 의해 균열화상을 표현한다. 본 시스템은 대용량의 학습데이타를 고속으로 학습하기 위하여, 학습시스템을 범용대형계산기 FACOM M-780 / 30상에 Fortran을 이용하여 작성한다. 따라서, 학

습은 학습데이타를 퍼스널컴퓨터용 파일(MS-DOS FILE)로부터 대형 계산기에 전송함에 따라 실행된다.

손상도의 판정은 퍼스널컴퓨터와 이미지스캐너를 연결한 시스템에 의해 행해진다. 결국, 학습시스템에 의해 얻어진 「가중치」, 「최소보증치」데이타를 이용하여 손상도판정을 위한 뉴럴네트워크를 작성하고, 그것에 대하여 이미지스캐너로부터 균열화상데이타(매트릭스)를 입력함으로서 그 손상도를 파악한다.

다음으로 이 RC 슬래브의 균열손상도 판정시스템의 유용성을 나타내기 위하여, A 교량의 판넬 1~판넬 12의 균열데이타를 학습하여, 판넬 1~판넬 15의 손상도를 계산한다. 우선, 읽어들인 화상분할을 40×40 으로 하고, 손상도로서는 건설성 진키지방 건설국의 기준인 0~Ⅳ에 의해 주어지는 것으로 설정한다. 학습데이타 작성시스템을 기동하여, 균열그림을 읽어 들면 시스템측으로 부터 그 균열데이타에 대한 손상도를 질문하기 때문에 그에 대하여 답한다. 이 작업을 판넬 1부터 판넬 12까지 행한다. 이와 같이 하여 학습데이타가 작성되면, 그 파일을 대형계산기에 전송하고 학습시스템을 기동한다. 단, 기동하기 전에 ① 뉴럴네트워크총수=4, ② 제 1층유니트수=1600, ③ 제 2층유니트수=30, ④ 제 3층유니트수=30, ⑤ 제 4층유니트수=5, ⑥ 학습데이타수=12 등을 설정한다. 여기에서, ②의 값은 화상을 $40 \times 40 = 1600$ 분할함으로써 자동적으로 결정되는 값이다. 또, ⑤도 손상도평가가 0~Ⅳ의 5단계로 표현되기 때문에 자동적으로 결정된다. 따라서, 학습이 끝나면, 「가중치」, 「최소보증치」데이타파일을 MS-DOS상에 전송시 퍼스널컴퓨터용으로 작성한 뉴럴네트워크에 읽어 들임으로서 손상도평가를 퍼스널컴퓨터상에서 간단히 행할 수 있다. 손상도판정시스템을 기동하여, 판넬의 균열그림을 이미지스캐너로 읽어 들이면, 자동적으로 그 판넬에 대한 손상도가 판정된다. 판넬 1~판넬 15에 대한 실제 손상도와 손상도판정시스템에 의해 판정된 판정결과를 표 5에 나타낸다.(O표시는 각 판넬에 있어서의 출력치중 최대치 인 것을 나타내고 있다)

표 4 출력결과

교량번호	중형 공법	강판 접착공법	타환공법
1	0.998	0.044	0.001
2	0.957	0.021	0.012
3	0.021	0.003	0.980
4	0.988	0.002	0.012
5	0.969	0.033	0.030
6	0.001	0.999	0.002
7	0.011	0.013	0.987
8	0.001	0.002	0.991
9	0.989	0.001	0.002
10	0.001	0.002	0.974
11	0.011	0.021	0.998
12	0.010	0.996	0.003
13	0.987	0.100	0.090

표 5 뉴럴네트워크에 의한 균열손상 판정결과

	랭크 0	랭크 I	랭크 II	랭크 III	랭크 IV
판넬 1	0.000	0.233	0.863	0.151	0.000
판넬 2	0.000	0.033	0.118	0.900	0.000
판넬 3	0.000	0.027	0.015	0.971	0.000
판넬 4	0.000	0.172	0.022	0.918	0.000
판넬 5	0.000	0.083	0.828	0.123	0.000
판넬 6	0.000	0.217	0.138	0.898	0.000
판넬 7	0.000	0.177	0.216	0.877	0.000
판넬 8	0.000	0.151	0.081	0.932	0.000
판넬 9	0.000	0.085	0.980	0.070	0.000
판넬 10	0.000	0.980	0.122	0.168	0.000
판넬 11	0.000	0.135	0.041	0.994	0.000
판넬 12	0.000	0.013	0.101	0.977	0.000
판넬 13	0.000	0.144	0.111	0.293	0.000
판넬 14	0.000	0.113	0.131	0.266	0.000
판넬 15	0.000	0.114	0.322	0.123	0.000

이것에 의하면, 판넬 1로 부터 판넬 12까지는 학습데이타로 이용했기 때문에 대단히 정도 높게 그 손상도를 판정할 수 있다. 예를 들어, 판넬 3의 경우 $(0, I, II, III, IV) = (0.00, 0.047, 0.075, 0.961, 0.000)$ 이며, 각각의 값은 인식의 정도를 나타내기 때문에 손상도는 III이 되는 것을 알수 있고, 그것이 실제 손상도와 일치하고 있다. 또한, 판넬 13~판넬 15는 학습데이타에 포함되지 않은 판넬이지만, 각각 손상도가 III, III, II와 같은 값을 출력하고 있다. 단, 출력치는 판넬 13에서는 0.413, 판넬 14에서는 0.466, 판넬 15에서는 0.322가 되며, 1.00에 가까운 수치는 되지 않고 있다. 그 이유는 학습

데이타의 부족에 의한 것이라고 생각할 수 있다.

3.3 교량의 경관설계에의 응용예¹¹⁾

현재, 교량의 경관설계에 대한 중요성이 넓게 인식되어, 많은 연구가 행해지고 있다¹²⁾. 특히, 경관을 고려할 수 밖에 없는 교량으로서는 공원, 하천근방이나 명승지에 걸치는 다리나 도시내 고속도로교 등을 열거할 수 있다. 경관설계에 영향을 주는 요인으로서는 여러 가지가 고려되어 교량 자신의 형상은 물론 무엇보다도 시점의 조건이나, 교량을 둘러싸고 있는 환경도 중요한 요인이다. 교량본체를 보더라도 그 시각적 속성인 「형태」, 「스케일」, 「느낌」 등 모두를 깊게 생각하여 최적 설계안을 만든다는 것은 쉬운 일이 아니다¹³⁾. 상기의 경관설계의 복잡성을 포함하여 현재 교량의 경관설계가 안고 있는 큰 문제점은 「경관설계는 실설계에 포함하기에는 대단히 번거로운 일이며, 실제상의 업무에 있어서 고려할 시간이 충분하지 않다.」고 하는 현장의 실상이다. 곧 경관에 관한 허나의 문제점에 대하여 고려하게 되면, 그 해결에 대단히 많은 시간이 걸리게 된다.

이와 같은 문제를 해결하기 위하여 뉴럴네트워크를 응용한 교량경관설계지원시스템의 개발이 시도되고 있다. 뉴럴네트워크는 주로 패턴인식을 특징으로 하고 있다. 결국 임의의 입력(음성이거나 문자, 도형이라도 관계없음)에 대해 그것이 어떤 분류에 속하는 가를 식별하는 것을 특징으로 하고 있다. 뉴럴네트워크에 이러한 패턴인식을 실행시키기 위해서는 학습이라고 불리우는 작업을 하지 않으면 안된다. 결국, 입력치와 출력치(교사치)의 샘플데이타를 부여함으로써 그 샘플데이타를 모의하게 되는 것이다. 이 시스템은 뉴럴네트워크학습기능을 이용하여, 과거의 교량 설계예를 학습시킴으로서 경관설계에 대한 유익한 정보를 얻는 것을 목적으로 하고 있다. 그러나, 이로 인해 경관설계라고 하더라도 교량의 최적 경관설계안의 제시를 고려하는 것이 아니라, 적어도 추한 디자인(교량)을 피하는 것을 제 1의 목적으로 하고 있다¹⁴⁾. 여기에서, 뉴럴네트워크학습기능을 이용하여 경관설계의 정량적 평가를 시도한다. 대상

교량으로는 참고문헌 14)의 30개 아치교를 이용한다. 단, 진행관계상 표 6에는 30개 중 4개의 교량만 데이터를 표시한다.

표 6 교량의 입력데이터 예

교량명	경천수도교	알파카키교	태라치마대교
형식	하로식릴센 더볼크레이트리스	하로식릴센 더볼크레이트리스	하로식릴센 더볼크레이트리스
재질	강	강	강
제작년	1979	1980	1988
설치장소	고지시가지 경천	사세보시 중심 사 세보친	나가사키엔 오시 마-테라치마강
아치스팬	85.8	56.0	160.5
아치라이즈	11.0	8.5	25.8
단부리브두께	0.76	0.45	1.42
정점리브두께	0.76	0.45	1.42
리브형상	파이프형	박스형	박스형
보높이	0.90	0.48	1.78
케이블재간격	6.6	5.1	10.6
부재직경	0.054	0.054	0.054
교각높이	9.5	1.01	15.0
폭	2.6		3.54
크리어런스	9.5	1.01	15.0
압박감	없음	없음	보통
안정감	보통	있음	있음
중량감	경쾌	경쾌	경쾌
세장감	있음	있음	보통
내력	없음	없음	보통
변합감	없음	없음	없음

아치교의 경관평가에 관련한 요인으로서는 표 6에 보이는 21항목을 고려한다. 곧 다음의 구조형식, 구조재료, 제작년, 설치장소, 구조형상, 경관요인에 대한 항목이다.

구조형식 :

아치교를 대상으로 하고 있기 때문에 下路式아치, 中路式아치, 上路式아치를 입력한다.

구조재료 :

강구조 또는 콘크리트를 입력한다.

제작년 :

수치정보로서 제작년 예를 들면, 1985(년)을 입력한다.

설치장소 :

설치장소로는 해변부, 시가지, 산간부 등을 고려한다.

구조형상 :

구조형상으로는 아치스팬, 아치라이즈, 양단리브두께, 정점리브두께, 리브형상, 도리의 높이, 인장재간격, 인장재의 두께, 교각의 높이, 폭, 크리어런스를 취하고 있다.

경관요인 :

경관요인으로서는 압박감, 안정감, 중량감, 세장비, 강도, 번잡감을 고려한다. 단, 이들 요인은 상기의 항목과는 달리 평가자의 주관에 의해 평가를 입력하는 것으로 한다.

상기의 항목에 있어서는, 교량의 경관설계에 있어서 중요한 색채에 관한 항목이나 주변 경관과의 조화에 관한 항목이 포함되어 있지 않다. 이것은 교량경관의 예로서 제시한 자료의 대부분이 설계

표 7 각 교량의 경관평가 예

1	○	무
2	×	유
3	○	무
4	×	유
5	○	유
6	×	유
7	○	유
8	×	유
9	○	유
10	○	유
11	○	유
12	○	유
13	○	유
14	×	유
15	○	유
16	○	유
17	○	무
18	○	유
19	○	유
20	○	유
21	○	유
22	○	유
23	○	유
24	×	무
25	○	유
26	○	유
27	○	유
28	×	무
29	○	유
30	○	유

도나 개략도이며, 색채에 관한 정보와 각 교량을 들러 싸고 있는 주변경관에 관한 정보가 얻어지지 않았기 때문이다. 이러한 의미에서 여기에서 취급하고 있는 것은 교량경관의 의미가 아니라 교량형태에 관한 문제라고 말할 수 있다. 이 30개의 교량에 대하여 표 7의 평가가 얻어졌다고 하자. 여기에서 O 표시는 그 교량의 경관이 대단히 좋은 것을 나타내며, X는 좋지 않은 것을 나타내고 있다. 여기에서 O 과 X의 2분류만을 생각한 이유는 앞에서 말한 바와 같이 교량의 개략도만으로는 그 경관의 풀륭함을 몇 단계로 나누어 평가하는 것은 곤란한 문제이기 때문이다. 이를 평가는 어느 한 사람의 기술자의 평가에 의한 것으로, 다분히 기술자의 기호가 들어 있고 일반성을 갖고 있지 못하다는 것에 주의하지 않으면 안된다. 또한, 학습

의 유무라 하는 것은 뉴럴네트워크에 학습데이터로서 입력했는지 아닌지를 나타내고 있다. 여기에서는 30개의 교량 중 25개의 데이터를 학습데이터로 하고 나머지 5개의 교량을 평가하는 대상 교량으로 하고 있다. 또한, 학습은 25개 교량데이터, 각각 1회 즉, 25회 밖에 행하지 않았다. 뉴럴네트워크에 의해 계산한 결과를 표 8에 나타낸다. 계산에 이용한 뉴럴네트워크는 4층의 계층형 모델이며, 입력층은 고려한 요인수와 같은 21개의 절점을 갖고, 출력층은 「아름다움」, 「아름답지 않음」의 2개의 절점(node)을 갖고 있다. 또한, 중간층에는 제 2층, 제 3층 각각에 20개의 절점을 설정하고 있다. 이것은 참고문헌 4)에서 보는 바와 같이 중간층은 20개정도 있으면 그 이상 증가시켜도 그다지 효과가 없다고 생각되기 때문이다. 계산은 시판의 소프트(CRC사 제품의 RHEIN)를 이용하고 NBC-PC9801VX로 행했지만, 결과를 얻기 위하여 수십분이 필요하였다. 이 계산의 길이는 수렴 목표를 10스텝 경과해도 오차가 변화하지 않는다고 하는 조건은 엄격하게 했기 때문이다. 단, 여기에서는 4층(중간층 2층)의 뉴럴네트워크가 이용되고 있지만, 이 경관문제는 3층모델(중간층 1층)로도 풀수 있다고 생각되어 중간층의 수도 다소 감소시킬수 있다고 생각되었으며, 그렇게 함으로서 계산시간이 대단히 짧을 것으로 기대된다. 표 8에서 값이 1에 가까우면 가까울수록 그 분류에 포함될 가능성이 높다는 것을 나타내고 있다. 예를 들어 교량 1에 대하여 「아름답지 않다.」고 하는 분류에는 0.962025, 「아름답다.」고 하는 분류에는 0.113838이라고 하는 결과가 얻어졌다. 이 결과로부터 교량은 아름답지 않다고 하는 판단을 할 수밖에 없다는 것을 알 수 있다. 이를 값을 교량 1부터 교량 25에 대하여 보면, 교량 5의 경우를 제외하고 전부 0.8이상의 값이 되므로, 「아름답다.」, 「아름답지 않다.」고 하는 분류가 가능하며, 실제의 평가(전술한 기술자의 판정)에 일치하고 있음을 알 수 있다. 이것은 교량 1부터 교량 25까지가 학습데이터로 사용되고 있음을 고려하면, 당연한 일이다. 이것에 대하여 교량 26부터 교량 30까지의 5개의 교량을 보면, 교량 27과 교량 28은 0.8이

표 8 계산결과

1	2	X	0.962025	0.113838
2	4	X	0.807238	0.352017
3	5	O	1.06741E-02	0.891091
4	6	X	0.897142	0.177997
5	7	O	0.118939	0.757950
6	8	X	0.852784	0.302991
7	9	O	1.86386E-03	0.910570
8	10	O	3.63289E-03	0.908032
9	11	O	2.10545E-03	0.806682
10	12	O	2.79468E-02	0.876106
11	13	O	3.95381E-03	0.877872
12	14	O	0.983695	0.205523
13	15	O	3.77954E-02	0.929045
14	16	O	4.05528E-03	0.926137
15	18	O	8.54935E-02	0.871176
16	19	O	0.142020	0.873687
17	20	O	0.353437	0.879109
18	21	O	0.289383	0.852857
19	23	O	1.66746E-02	0.899690
20	25	O	3.58643E-02	0.882521
21	26	O	1.76163E-03	0.909913
22	27	O	2.17591E-02	0.903652
23	28	O	3.88927E-03	0.917588
24	29	O	0.239196	0.854035
25	30	O	4.07086E-03	0.909269
26	1	O	1.80970E-02	0.752500
27	3	O	1.03111E-02	0.892390
28	17	O	1.38575E-02	0.908007
29	24	X	0.732608	0.417079
30	28	X	0.584008	0.514660

상, 교량 26과 교량 29는 0.7이상의 값으로 정확히 분류되어 있지만, 교량 30에서는 0.584008, 0.514660과 거의 같은 값이 되며 어느 쪽도 말할 수 없는 결과가 얻어졌다. 물론 0.584008이 크기 때문에 이 평가로는 「아름답지 않다.」고 생각할 수 밖에 없다. 이 결과는 실제로 일치하고 있지만, 그 정도(신뢰도)는 떨어지게 된다. 이 원인으로서는 교량의 형상이 다른 교량과 그렇게 크게 다르지 않음에도 불구하고, 이 기술자가 좋지 않다고 판단했기 때문일 것이다. 학습데이터로부터 왜 이 다리가 좋지 않은가라고 하는 적극적인 원인이 보이지 않았기 때문이지 않을까라고 추측된다. 물론 뉴럴네트워크 자신에 있어서 이러한 정성적인 평가는 가능하지 않으며, 이 추론은 교량상식과 다른 교량형상의 비교를 기초로 하고 있다. 전술한 바와 같이 뉴럴네트워크는 이와 같이 정성적인 해석에 대한 정보를 주지 않고 있지만, 예를 들어 값 자체의 차이는 적어도 수치적인 형태로 명확한 평가결과를 주고 있다.

3.4 뎁구조물의 경관설계에의 응용¹⁵⁾

종래의 경관설계라고 하면, 패스 등을 그리거나 사진몽타쥬에 의해 완성예상도를 만들어 좋고 나쁨을 판정해 왔다. 그러나, 패스그림이나 사진몽타쥬작성에는 많은 노력과 시간이 걸리고 다른 시점으로 부터의 결과를 검토하기 위해서는 하나하나 그림을 고쳐 쓸 필요가 있다. 이에 대하여 컴퓨터그래픽스(이하, CG로 표기한다.)를 이용, 경관예측을 행하고 여러 가지 평가를 행하고자 하는 시도가 많이 있다. 여기에서는 뉴럴네트워크와 CG를 조합하여, 구조경관 설계시스템에 대하여 설명한다. 본 시스템에서는 뎁설계자 수명에게 앙케이트조사를 행하여 평가를 행한 요인(여기에서는 「경관평가척도」로 명명하였다.)의 패턴을 뉴럴네트워크에 학습시킴으로서 경관평가에 대해 무언가의 지침을 부여하는 것을 시도했다. 구체적으로는 대상구조물로서 중력식 콘크리트댐을 설정, 경관예측에 CG를 이용하고, 퍼스널컴퓨터상의 기존의 뎁과 여러 가지 자료^{16,17)}를 참고로 하여, 경관시뮬레이션을 행한다. 뎁의 기본적인 형상은 전제

조건으로서 주어지는 것으로 생각하고, 세부 부속구조물에 대하여 몇 종류의 비교안을 검토하여 실제의 화상생성을 행하였다. 다음에 주요한 뎁의 경관평가척도를 추출하고 각각의 안이 어느 경관척도를 갖고 있는지를 앙케이트조사에 의해 조사한다. 그리하여, 그 앙케이트 조사결과를 뉴럴네트워크를 이용해 학습시켜 이용자가 전술한 평가척도중 어느 것인가를 강조한 입력치를 부여하면, 자동적으로 대체안중에서 하나의 안을 선택할 수 있는 시스템을 퍼스널컴퓨터상에서 구축하는 것을 목적으로 하고 있다.

문헌¹⁸⁾의 도로경관에 관한 SD(Semantic Differential)실험에 이용된 시험지를 참고로 하여 그림 7에서 보는 바와 같은 형용사대를 경관평가척도로 하여 설정한다. 뎁의 경관설계를 행하는 데 있어서 주변 환경과의 조화도 중요하지만 여기에서는 뎁의 위치나 형식을 선정한 후 설계자의 손에 가해지는 뎁 본체의 세부설계¹⁹⁾(그림 8 참조)에 대해서만 검토한다. 구체적으로는 ① 제방표면, ② 수문의 형상, ③ 취수설비와 배치와 형상, ④ 조명설비(높은 난간위), ⑤ 높은 난간부의 디자인, ⑥ 天端부분의 형상의 6항목에 한정하여 비교대체안을 작성, 각각에 대하여 CG데이터작성과 화상생성(일람표시)을 행한다. 그 화상데이터를 기초로 하여 ①~⑥의 각각에 대하여 그림 7에 열

	1	0.5	0	
A. 압축감이 있음				압축감이 없음
B. 폐쇄적				해방감
C. 무거움				경쾌함
D. 딱딱함				부드러움
E. 인공적				자연적
F. 특이함				평범함
G. 단조함				리드미컬함
H. 다이나믹함				정적임
I. 화려함				화려하지 않음
J. 안정됨				불안정함
K. 내력이 큼				내력이 작음

그림 7 경관평가 척도

댐
부
각
의
대
체
안

① 제방표면	
② 수문	
a. 각이 진것 b. 등근모양의 것	
③ 취수밸브의 형상	
a. 평평하고 높이를 변화시킨 것 b. 평평하고 높이가 같은 것 c. 산형, 제방, 높이를 변화시킨 것 d. 산형, 제방, 높이가 같은 것	
④ 조명 설비	
a. 한쪽, 보통의 것 b. 양쪽, 보통의 것 c. 한쪽, 그림 4와 같은 것 d. 양쪽, 그림 4와 같은 것 e. 한쪽, 그림 5와 같은 것 f. 양쪽, 그림 5와 같은 것	
⑤ 높은 난간	
a. 보도설치, 타일붙임 b. 보도설치 안함, 타일 붙임 c. 보도설치, 그림 6과 같은 것 d. 보도설치 안함, 그림 6과 같은 것 e. 보도설치, 그림 7과 같은 것 f. 보도설치 안함, 그림 7과 같은 것	
⑥ 첨탑부근의 구조물	
a. 기계부분을 노출 b. 기계부분을 콘크리트로 피복	

그림 8 댐 각부의 대체안

거하는 경관평가척도를 이용, 12인의 댐설계전문가에 평가를 받았다. 예를 들어, ① 제방표면의 표9와 사진 1에 보이는 4안이며, 안 a에 대해 被驗者가 「평범한」, 「단조로운」이라고 하는 평가척도를 선택했다고 하자. 이것을

라고 하는 입력에 대하여

표 9 댐표면의 4안

- a. 통상의 콘크리트
- b. 마감재
- c. 타설장소의 강조
- d. 화장기푸집

$$(A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K) = (*, *, *, *, 0, 1, *, *, *) \quad (18)$$

$$(a, b, c, d) = (1.0, 0, 0, 0) \quad (19)$$

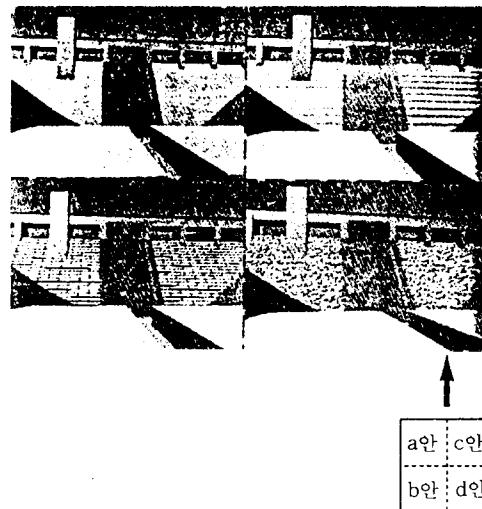


사진 1 제방표면의 4안

라고 하는 출력이 얻어졌다고 하자. 여기에서, A, B, C, …, a, b, c, …는 각각 경관평가 척도와 대체안에 대응하고 있다. *는 0.5를 나타내고 있다. b안, c안, d안에 대해서도 동일하게 앙케이트 조사결과로부터 입력치, 출력치를 부여한다.

이 12명의 평가 데이터를 다음과 같이 하여 하 나의 데이터로 정리한다. 지금 피험자수를 m명으로 하면 평가척도치 P는

$$P = \begin{cases} 1 & (\sum P_i / m > 0.67) \\ 0.5 & (0.33 < \sum P_i / m \leq 0.67) \\ 0 & (\sum P_i / m \leq 0.33) \end{cases} \quad (20)$$

이 된다. 여기에서 P_i 는 각 피험자의 평가치이며, 0.33, 0.67은 (0, 1)을 3등분한 값이다. 여기에서, 각 평가 척도치를 앙케이트 피험자의 평균치로 하는 것, 즉 여러 사람의 평가를 통계적으로 평균화하는 것이 반드시 「경관의 평가」를 바르게 행하는지 어떤지는 명확하지 않지만, 각자의 평가 척도치를 그대로 데이터로서 취급하면, 각자의 평가에 모순이 있어 유익한 해가 얻어지지 않기 때문에 여기에서는 이들의 평균화를 시도하고 있다.

이와같이 하여 얻어진 각 평가척도치 곡선은, SD법에 의한 프로필곡선과 유사하다. SD프로필 분석이라 하는 것은 프로필곡선을 각 대상마다 만

들어 그 패턴의 유사성, 적합성 등을 시작적으로 분석하는 것이다. 여기에서는 각각의 대체안이 각 평가척도의 프로필곡선을 갖고 있다고 생각하여 곡선의 패턴인식을 행할 목적으로 뉴럴네트워크를 행한다. 그리하여 곡선의 정보를 실제 뉴럴네트워크의 입출력 데이터로하여 학습을 행한다. 이하 같은 방법으로 ②부터 ⑥에 대하여 입출력데이터를 부여해 학습을 행한다. 램 세부의 ①부터 ⑥에 대하여, CG용의 데이터를 작성한다. 부터 까지 대체안의 전 데이터는 MS-DOS상의 배치파일을 이용, 매뉴형식에 임의 안을 선택할 수 있도록 하였다. 결국, ① 제방표면에는 a안, ② 수문 형상에는 b안, ③ 취수설비 배치형상에는 c안...과 같이 선택하면 자동적으로 그 데이터를 갖는 램 본체가 그려질 수 있도록 한다. 이 선택을 뉴럴네트워크를 이용하여 자동화하는 것을 시도하고 있다. 예를 들어 램경관 평가척도로 「견고함」, 「인공적」, 「단조」, 「눈에 띄지않음」이라고 하는 경관평가척도를 넣어 시뮬레이션하였다.

입력치는

$$(A,B,C,D,E,F,G,H,I,J,K) = (*,*,* ,1,1,* ,1,* ,0,* ,*) \\ (\text{단}, * = 0.5) \quad (21)$$

이며, 뉴럴네트워크에 의한 제방표면의 판정 결과는 $a=0.29$, $b=0$, $c=0.92$, $d=0$ 이다. 따라서, 비교검토안으로서 c안의 「打設目地의 강조」가 선택되었다. 이하 같은 방법으로 램 각 부분에 대하여 선택을 행하면 모니터상의 그림이 그려진다. 그림에는 사진 2에 나타나 있다. 다른 시점(좌표치)을 4개 부여하고 있지만 이것을 환경설정 파일

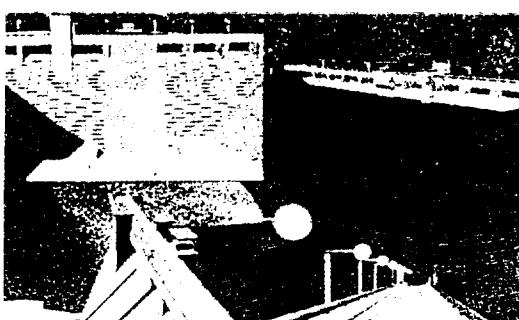


사진 2 그림 예

내에 쓰여진 명령으로 시점 1, 시점 2, 시점 3, 시점 4로 바꾸어 4분할한 화면에 순차적으로 그림을 그리도록 한 것이다.

양케이트에 기초하여 CG로 작성한 화상에 의해 비교 대상의 평가를 행하고, 그 결과를 뉴럴네트워크에 학습시키므로 해서 유저의 기호를 입력하면 자동적으로 그것을 만족하는 램의 형상이 작성될 수 있다는 것을 알았다. 그러나, 본 시스템의 목적은 어데까지나 램의 경관설계를 지원하는 것이며, 경관안을 자동적으로 작성하는 것은 아니다. 따라서, 그 안을 기초로 다시 비교검토를 행하고, 정말로 우수한 안을 설계자의 손으로 작성할 필요가 있다.

4. 결 론

뉴럴네트워크의 기본원리와 그 특징에 대하여 설명, 구조공학예의 응용예를 소개했지만, 보다 실용적인 시스템을 만들거나, 기존 시스템을 보다 실용적인 것으로 만들기 위해서는 뉴럴네트워크에 관한 보다 많은 연구가 필요하다.

뉴럴네트워크의 문제점으로는 내용이 블랙박스이며, 학습데이터수집법과 그 양 및 질의 문제, 사용하는 모델의 구조등이 거론되고 있다. 이를 문제점에 대해서는 예를 들어 구조경관문제에의 응용이라는 관점으로부터, 다음과 같은 해결법을 도모할 수 있다. 즉 블랙박스의 문제점에 대해서는 2층모델로 각 가중치를 검토하여, 각 경관요인에 대한 중요도를 평가한다. 또한, 학습데이터문제에 대해서는 교량연감으로부터 객관적 데이터와 주관적 평과, 양자를 수집하여, 평가자는 각 3명(대상교량은 연속보교와 아치교)으로 하고, 그 주관적평가의 차이에 대하여 연구한다. 대상 교량으로서는 100개 정도를 고려하여, 양적으로도 충분한 것으로 한다. 사진만으로 평가하는 것은 불충분하게 현지 조사도 행하여 평가의 질에 대한 향상도 도모한다. 설명기능의 충실을 기하기 위한 목적으로 전문가시스템과의 융합도 고려한다^{20~25)}. 본문에서는 교량의 보수공법선정, RC 슬래브의 균열손상도 판정, 교량의 경관평가, 램구조물의

특집

경관설계에의 응용예를 소개했지만, 이들 이외에도 콘크리트품질관리, 콘크리트구조물의 點檢劣和평가, 사면붕괴예측, 志保페턴선정, 지열자원평가등에의 응용이 시도되고 있다²⁶⁾. 상호 결합형 뉴럴네트워크응용예에 대해서는 아직 다루고 있지 않지만, 이산구조최적화문제에의 응용등이 시도되고 있다²⁷⁾.

번역: 한상율(인하대 교수)

참 고 문 헌

1. 麻生英樹: ニューラルネットワーク情報處理, 產業圖書, 1988.
2. 甘利俊一: 神經回路網の数理, 産業圖書, 1978.
3. 合原一幸: ニューラルコンピュータ, 東京電機大學出版局.
4. 古田均・大谷裕生・白石成人: ニューラルネットワークの補修工法選定への應用, 構造工學における數値解析シンポジウム講演論文集, 第14卷, pp.339~344, 1990.
5. 合原一幸編: ニューラルシステムにおけるカオス, 東京電機大學出版局, 1993.
6. 中野繁: ニューロコンピュータの基礎, コロナ社, 1990.
7. T. コホーネン者, 中谷和夫監譯: 自己組織化と連想記憶, シュプリンガーフエアラーク東京, 1995.
8. 阪神高速道路公團: 道路構造物の点検標準(土木構造物編), 1985.
9. RHINE ユーザーズマニュアル, CRC(株)
10. 古田均・大谷裕生・白石成人: ニューラルネットワークお用いたRC床版のひび割れ投傷度自動判定システム, 土木學會 第45回年次學術講演概要集 第1部 pp.342-343, 1990.
11. 古田均・大谷裕生・白石成人・中林正司: ニューラルネットワークの橋梁景觀設備計への應用, 構造工學論文集, Vol.37A, pp.669-675, 1991.
12. 山本宏: 橋梁美學, 東北出版, 1980.
13. 加藤雅史・田中信治・大陽邦弘: アンケートに基づく橋梁の景觀評價に関する一考察, 構造工學論文集, Vol.36A, pp.535-542, 1990.
14. 阪神高速道路公團報告書: 橋梁設計におけるエキスパートシステムの應用に関する研究業務(そ

の3), 1990.

15. 渡邊英一, 古田均, 森本浩之, 利根川太郎: (財)國土開發技術研究センター: ダムの景觀設計, 1991.
16. 阿部徹: 三春ダムの景觀設計, ダム技術, No.51, pp.64-72, 1990.
17. 小柳武和, 篠原修, 田村幸久, 中村良夫, 樋口忠彥: 土木工學體系13 景觀論, 彰國社, 1977.
18. 中村靖治: 繪で見るダムのできるまで I・II, 山海堂, 1988.
19. 尾崎直正, 小林重信: 統合的問題解決の枠組みで究極の人工知能を, 週間朝日, pp.144-147, 1991. 5.3-10.
20. 小林重信: 知的情報處理技術の展望: AI, ファジィ&ニューロの統合に向けて, 日本工業技術振興協會構造最適化部會資料, 1991.5.13.
21. 古田均: 構造健全性評價のためのファジイエキスパートシステム, 日本ファジイ學會誌, Vol.2, No.2, pp.133-142, 1990.
22. 白石成人, 古田均, 馬野元秀, 川上宏一郎, 大谷裕生: 構造信賴性評價のためのファジイエキスパートシステム, 材料, Vol.39, pp.19-25, 1990.
23. 古田均, 大谷裕生, 白石成人: ニューラルネットワークを用いたRC床版の健全性評價システムのための知識獲得法, 第6回ファジイシステムシンポジウム講演論文集, pp.377-380, 1990.
24. 三上市藏, 田中正典, 倉地晶: 鋼橋疲労損傷の補修方法選定のための學習機能のあるニューラルネットワークシステム, 構造工學論文集, Vol.37A, pp.655-668, 1991.
25. 土木學會構造工學委員會AL(人工生命) 技術の構造システム最適化への應用に関する研究小委員會: 新しい構造システム最適化手法－人工生命技術の應用－, 土木學會論文集, 1996.(豫定)
26. M. Kishi et al.: Structural Optimization by Neuro-Optimizer, in P. Thift-Christensen (Ed.): Reliability and Optimization of Structural Systems, V(B-12), Elsevier Publishers, 1993. 