

트라이볼로지 시스템의 작동상태 진단을 위한 화상해석과 신경회로망의 적용

박 흥 식 교수

동아대학교 공과대학 기계공학과

1. 서 론

각종 생산기계 및 산업기계의 유후유 중에서 작동되는 기계요소인 미끄럼 및 롤링베어링, 기어, 볼, 안내면, 벨브, 캠, 태핏 등으로 구성되는 트라이볼로지 시스템의 손상 및 고장의 대부분은 비록 이들이 그 어떠한 원인으로 발생하여도 이상의 시작은 국소적이고 경미한 곳에서부터 일어나게 되며, 2차적으로는 파괴나 치명적인 고장을 초래하게 된다. 트라이볼로지 시스템에서 발생하는 대부분의 고장 원인은 그 시스템을 구성하는 기계요소 부품에 작용하는 수 많은 응력에 의하여 유후불량이 발생하게 되면 마멸에 의하여 작동불량이나 오일누유, 소음과 진동의 발생 그리고 유후유의 열화가 진행되어 일어나게 된다.

이처럼 트라이볼로지 시스템에서 발생되는 마멸은 유후유내에 포함되어 있는 오염물질과 기계의 운전에 의하여 분위기 중의 분진이나 경한 입자들이 유후면 내로 침입하여 작동 중 이들이 순환되어 유후면을 마멸시켜 마멸입자를 발생시키게 된다. 마멸입자가 유후면에 미치는 영향에는 이들이 유막중에 침입하여 직접 유후면에 손상을 주는 경우와 마멸입자가 유후유의 유로를 폐쇄시켜 오일부족(oil starvation)현상을 일으켜 간접적으로 유후면에 손상을 주는 경우가 있다. 그 예로 베어링이나 펌프의 고장은 수십 μm 정도의 비교적 큰 크기의 마멸입자가 기여하고 있지만, 유압펌프 특히 스투울 벨브의 경우 스투울과 슬리이브(sleeve)의 간격은 서어보 벨브에서는 5 μm 이하이고, 벨브의 고장은 이 간격 중에 들어가 있는 5 μm 이하 크기의 마멸입자나 오일의 산화변질물인 슬러지(sludge)와 같은 오염물에 의하여 일어나고 있다[1].

그러나 만약 트라이볼로지 시스템에서 발생되는 마멸입자의 관찰이나 해석이 가능하게 되면 그 시스템의 작동상태 진단과 평가를 위하여 막대한 정보를 얻

을 수 있다는 것은 충분히 인식되어져 있다. 그럼에도 불구하고 마멸입자에 대한 취급은 아직도 정성적인 범위를 벗어나지 못하고 있고 그 정보가 유효하게 활용되고 있는 일은 적다. 이처럼 작동중 발생하는 마멸입자에 대한 정량적인 data 정보의 이용을 저해하고 있는 이유는 마멸입자의 형태와 그 크기가 다종다양 하며, 또한 이들 입자의 특징을 정리하는 방법이 아직 확립되어 있지 않기 때문이다[2].

이러한 목적으로 최근에 여러 산업 분야에 응용되고 있는 컴퓨터와 화상처리 기술을 이용한 마멸입자의 해석분야는 이미 영국, 호주 등에서 현재 활발하게 연구가 진행되고 있고[3-5], 국내에서도 일부 연구자들에 의하여 마멸입자의 형태와 크기의 정량적인 data를 얻고 있지만[6-7] 아직 마멸입자의 패턴인식에 적용하기에는 많은 문제점을 가지고 있다. 이것은 혈액 검사에 비유하면 상세한 분석 data로부터 단순히 그 사람의 건강이 어떤가를 판단할 수 있을 뿐이다.

따라서 트라이볼로지 시스템에서 발생되는 마멸입자의 패턴인식을 작동상태 진단기술로 발전시키기 위해서는 전술한 바와같이 마멸입자 형태의 분류 뿐만 아니라 마멸의 진행상황과 표면생성을 등 마멸입자의 data 정보를 상세히 조사하여 트라이볼로지 시스템의 작동상태의 이상여부에 대한 감지가 우선되어야 한다고 생각된다. 이를 위하여는 크기와 형태가 천차만별인 무수의 입자의 집단을 가진 다양한 특징과 마찰에 관련한 마멸입자와의 인과관계를 고려한 새로운 마멸입자의 패턴인식에 화상처리와 신경회로망의 도입이 필요로 하게 된다.

지능이론이라 불리우는 신경회로망 이론은 문자인식, 음성인식, 영상처리, X-ray 영상분석 및 진단의 응용분야에서 크게 각광을 받고 있다. 신경회로망은 인간의 뇌세포의 움직임을 모의한 정보처리 체계로서 대상으로 하는 문제의 입출력 간의 비선형인 관계를

학습[8-10]에 의하여 처리할 수 있는 점에서 유망하고, 아직 국내에서 트라이볼로지 분야에 시도되고 있지 않는 마멸입자의 특징추출과 패턴인식에도 이용할 수 있을 뿐만 아니라 나아가 마멸현상의 인과관계 해명에도 큰 역할을 담당할 수 있다고 생각된다.

여기에서는 트라이볼로지 시스템의 작동상태 진단 기술을 보다 정량화하기 위하여 다양한 작동조건에서 운전중에 있는 유후운동면으로 부터 소량의 유후유을 수거하고, 유후유 중에 함유되어 있는 마멸분을 채취한 뒤 화상처리 시스템으로 이를 화상처리하고, 작동 상태 진단을 위한 마멸입자의 패턴인식에 화상해석과 신경회로망의 적용 가능성에 대하여 기술하고자 한다.

2. 마멸분 화상해석

마멸입자의 화상처리 및 해석을 위하여 현재 생산 현장에서 작동중에 있는 생산기계 및 산업기계 등의 기계구동계를 구성하는 트라이볼로지 시스템으로부터 소량(50 ml)의 유후유을 뽑아내어 이를 membrane filter (공경 0.45 μm)가 부착된 마멸분 채취기구를 이용하여 마멸입자를 채취한다.

Membrane filter 상의 마멸입자는 화상처리 시스템에서 화상처리하고[6-7], 이를 해석하기 위하여 Fig. 1에 나타낸 마멸입자의 형태 파라미터(parameter)를 이용한다. 여기서

- a) 입자둘레(Periphery): 연직상방에서 본 화상 마멸입자의 윤곽선의 길이.
- b) 입자면적(Area): 연직상방에서 본 화상 마멸입자가 점유하는 부분.
- c) 대표경 (Representative diameter): 투과조명에 의한 투과광 화상을 2차화하여 입자 투영상의 면적을 측정한다. 이 면적의 평방근을 마멸분의 대표경으로

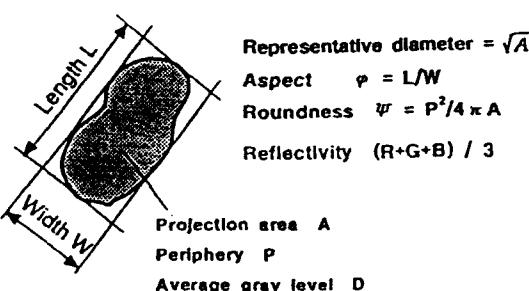


Fig. 1. Shape parameters of wear debris.

정의한다. 여기서 역치(threshold)의 결정은 자동판별 역치선정에 의하여 행한다.

d) 50% 체적경(50% Volumetric diameter): 50% 체적경은 그 직경이하의 크기를 가진 마멸 입자의 체적 합계가 전마멸체적의 정확히 50%가 되도록 한 직경을 말하며, 이것은 대표경으로 구한다.

e) 두께(Depth): 마멸입자의 필터(filter)면에 직각방향의 치수.

f) 장단도(Aspect): 마멸입자의 가장 긴 직경을 장경이라 하고, 그것과 수직으로 교차하는 직 경의 가장 작은 것을 단경이라 하였을 때 그 비율.

g) 광택도(Reflectivity): 마멸분으로 부터 렌즈계로 향하여 정반사되는 빛의 백색 기준면의 grey level (200)에 대한 마멸분의 3색 grey level인 R (red), G (green), B (blue)의 grey level의 평균치로서 나타낸다. CCD 카메라의 출력신호 D는 일반적으로 카메라에 입력하는 광량 E에 비례하지 않는다. 이것을 γ 특성이라 하며, 여기서 C와 γ 를 상수로 하면 $D=C \cdot E^\gamma$ 의 관계를 가진다. 본 연구에서 사용한 CCD 카메라의 γ 는 0.57이다. 여기서 출력치를 정 확히 구하기 위하여 3원색의 출력치 Dr, Dg, Db로 부터 각 화소의 3색 grey level을 식 (1)로 부터 구한다.

$$\begin{aligned} R &= (Dr/Dro)^{1/\gamma} \cdot Ro \\ G &= (Dg/Dgo)^{1/\gamma} \cdot Go \\ B &= (Db/Dbo)^{1/\gamma} \cdot Bo \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 Dro, Dgo, Dbo는 백색 기준면($Ro=Go=Bo$)에 대한 출력치이다.

i) 복잡도(Roundness): 복잡도 Ψ 는 식 (2)와 같이 정의한다.

$$\Psi = P^2 / 4\pi A \quad (2)$$

여기서 P는 입자둘레이며, A는 입자의 면적이다. 마멸분이 원형일때 Ψ 의 값이 가장 최소 (약 4π)가 되고, 원형이 복잡할수록 Ψ 가 크게 된다.

이상의 형태 파라미터를 이용한 작동조건에 따른 마멸분의 화상해석 결과를 신경회로망에 적용하기 위하여 데이터 파일(data file)을 작성한다.

3. 신경회로망

기계구동계의 트라이볼로지 시스템의 작동상태 이

상여부에 관한 문제에는 다수의 인자가 상호 복잡하게 작용하기 때문에 그들 각각의 인자가 마찰현상에 어느만큼 기여하는지를 정확하게 기술한다는 것은 상당히 어렵다. 그러나 그 숙련된 사람은 그 시스템의 작동상태를 관찰하고 직감적으로 상태판단을 할 수 있는 것처럼 인간의 직감성은 윤활운동면의 관찰을 통해 얻은 다수의 정보로 부터 무엇인가의 사고과정(직감에 의한 판단)에 의하여 그들 인자와의 상호관계를 정확하게 얻을 수 있다. 이 판단을 수학적으로 정식화하기 위하여는 신경회로망과 같은 새로운 수학적 방법이 필요하다.

신경회로망(neural network)이라는 용어는 최근에 널리 사용되는 것으로 「인간의 뇌세포의 움직임을 모의한 정보처리 체계」라고 할 수 있다. 즉, 뉴런(neuron)이라고 하는 노드(node)의 결합으로 네트워크(network)를 조합한 구조를 가지며, 이것에 의하여 학습기능을 가진다는 특징이 있다. 이 개념이 제안된 것은 1940년대의 전반이지만 최근에 각광을 받게 된 이유는 1986년에 Rumelhart라고 하는 연구자에 의하여 간단한 알고리즘이 제안되고 난 이후이다[11]. 본 해설에서는 이 신경회로망 개념의 소개와 이 신경회로망을 트라이볼로지 시스템의 작동상태에 어떻게 적용할 수 있는지를 소개하고자 한다.

3-1. 신경세포의 움직임

스페인의 뛰어난 해부학자 카잘(Cajal)은 뇌는 신경세포로 이루어지며, 정보는 시냅스(synapse)라고 부르는 신경세포간의 접합부를 통하여 전달된다고 하였다. 이것은 1950년대 전자현미경에 의하여 그 실체가 확인되었고, 사람의 뇌는 약 200여종의 모양이 서로 다른 신경세포가 존재하며, 보통 사람의 대뇌피질에는 약 500억개의 신경세포가 있으며, 적어도 500조 이상의 시냅스가 있는 것으로 추측된다[12]. 이것은 지구 전체의 인구를 약 60억으로 보았을 때 신경세포를 지구상의 한사람 한사람으로 보면 사람의 뇌는 지구 전체인구의 수배 규모의 사람들이 상호 유기적으로 통신하면서 정보처리를 행하는 거대한 정보시스템으로 가정할 수 있다. 사람의 뇌는 이들이 네트워크로 조합되어 밤낮으로 활동하고 있는 것으로 생각되며, 뇌의 작동원리를 이해하기 위해서는 그 신경세포의 움직임을 알 필요가 있지만 생리학의 분야에서는 그 동작을 상당히 부분까지 명확하게 하고 있다.

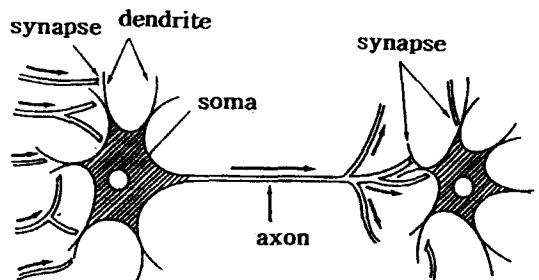


Fig. 2. Structure of biological neuron.

뇌의 신경세포는 종류마다 모양은 다르지만 이를 뉴런(neuron)이라 부르며, 이것은 Fig. 2에 나타낸 바와 같이 핵이 있는 세포체(soma)와 세포체로부터 나온 돌기는 축색(axon)이라 불리는 한 가닥의 가느다란 섬유와 시냅스를 통하여 신호를 받게 되는 비교적 굵고 짧은 다수의 돌기로 구성된 수상돌기(dendrite)가 있다. 기능적으로는 수상돌기에서 받은 신호를 세포체에서 처리하고, 그 결과를 축색을 통하여 출력한다. 더 조금 생리학적인 표현을 하면 뉴런의 주된 기능은 신경충격 전달물질을 합성하여 저장해 두고 다른 신경세포로 부터 흥분이 전달되면 저장하고 있던 전달물질을 분비하여 다음의 신경세포에 그것을 전달하게 된다. 축색은 여러가닥로 분지되어 있고 그 끝부분이 다른세포의 수상돌기와 결합하여 네트워크를 구성하며, 그 결합부분을 시냅스라고 부른다. 하나의 뉴런은 많은 것은 수 만개의 축색과 시냅스로 결합하고 있다[13].

세포내부는 세포외부에 비하여 어떤 전위차를 가지고 있고, 이 전위차를 막전위라고 부른다. 신경세포의 전압은 -70 mV 정도이고, 그 세포의 수상돌기에서 들어온 전기(전압)가 합쳐져서 그 값이 어떤 정해진 기준값(역치)을 넘으면 이 세포는 신경충격을 발생시켜 축색을 통하여 나른 신경세포로 신호를 전달한다. 이 신경충격의 크기는 보통 100 mV 이며, 따라서 이 신경세포가 흥분했을 때의 전압은 $+30\text{ mV}$ 가 된다. 신경세포의 흥분은 수많은 수상돌기에서 들어오는 신호가 많을 때 또는 한 군데에서도 계속 신호가 밀려오더라도 일어날 수 있다. 그리고 수상돌기의 접합부인 시냅스는 신호를 다른 세포로 전달하는 역할을 하며, 시냅스에는 두 가지 유형이 있다. 하나는 상대방 세포를 흥분시키는 신호를 전달하는 시냅스이고, 또 다른 하나는 신호가 들어오면 세포내의 흥분을 억제하는 신호를 전달하는 시냅스이다. 이 시냅스에는 미세한 틈

이 있고, 이 틈은 20~30 nm정도이지만 전압이 그냥 통과하기에는 너무 넓기 때문에 결국 이 시냅스의 정보전달에는 화학적 전달물질에 의하여 이루어 진다. 이 시냅스의 정보전달의 비밀은 완전히 밝혀지지는 않았지만 여러종류의 전달물질(acetylcholine, amino acid, dopamine 등)이 발견되고 있다. 즉 두뇌의 어떤 곳에서는 한 물질이 흥분성으로 작용하지만 다른 한 곳에서는 억제성으로 작용한다는 것이다. 뉴런은 이 빈도의 변화로서 정보를 전달하면서[14] 데이터의 수용, 연산처리 및 출력의 3 가지 기능을 가지고 있다.

3-2. 신경회로망의 구성

신경회로망을 이루는 기본소자로서 전술한 바와같이 뉴런과 시냅스로 구성되며, 신경회로망은 뉴런의 정보처리를 흉내내어 컴퓨터 프로그램(전용 컴퓨터도 개발되어 있다)에 의하여 그 처리를 행하는 것이다. Fig. 3에는 신경세포의 모델을 나타낸 것으로서 원이 뉴런을 표시하고, 몇 개의 입력과 출력이 있고, 입력 신호와 출력신호는 정규화한 값 즉, Fig. 4에서처럼 0과 1의 사이의 시그모이드(sigmoid) 함수값이 사용된다. 뉴런은 생체의 신경세포와 마찬가지로 인접한 많

은 뉴런으로부터 입력신호를 받아서 하나의 결론(정 또는 부)을 출력한다. 시냅스는 뉴런의 출력을 받아서 이에 저장되어 있거나 공급되는 가중치(weight)를 곱하여 다른 뉴런으로 보내며, 이 때의 가중치를 결합강도라고 부른다. 뉴런의 출력은 그 뉴런에 연결된 모든 뉴런의 출력값 또는 외부로 부터의 입력값에 해당 가중치를 곱한 값들을 모두 더해서 이 값이 어떤 역치(threshold)를 초과하면 입출력 함수를 여과기(filter)로 하여 출력이 결정된다. 최근에는 입출력 함수를 Fig. 4의 시스모이드 함수 대신에 카오스(chaos)를 표현하는 함수를 이용하는 것도 시도되고 있다.

신경회로망은 뉴런을 접속하여 네트워크를 만들고, 이 네트워크를 만드는 방법은 Fig. 5와 같이 2 가지가 있고, 그 하나는 (a) 계층형(Perceptron형) 네트워크이고, 또 하나는 (b) 상호결합형(Hopfield형) 네트워크이다. 이들 2 가지 네트워크가 서로 다른 것은 신호의 흐름으로, 전자는 입력에서 출력으로 향할때 한 방향으로 밖에 흘르지 않지만 후자는 각각의 뉴런이 상태변화를 일제히 또는 각각 랜덤하게 행한다. 본 해설의 트라이볼로지 시스템의 작동상태 진단에는 계층형 네트워크를 적용한다.

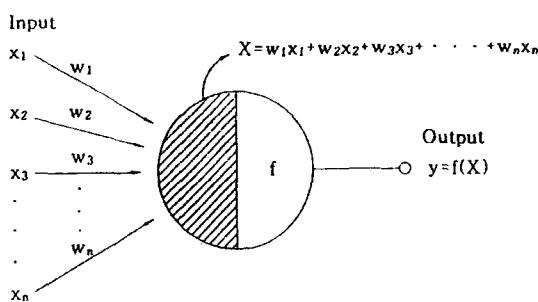


Fig. 3. Model of artificial neuron.

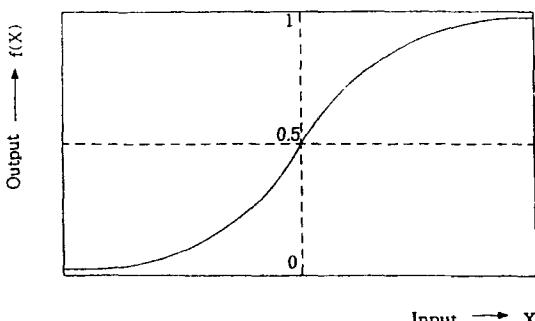


Fig. 4. Sigmoid function.

3-3. 신경회로망의 학습

신경회로망에 의한 학습을 위하여 Fig. 6과 같이 유

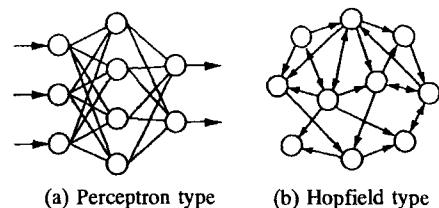


Fig. 5. Network type.

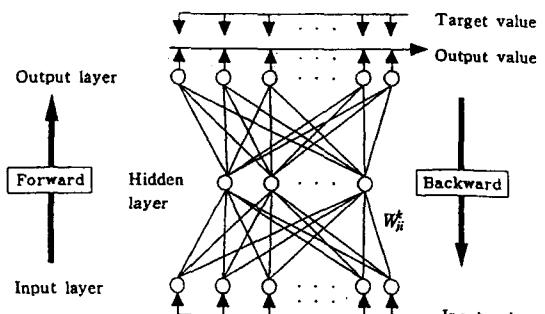


Fig. 6. Block of back propagation neural network.

니트(뉴런)을 층상으로 결합한 계층형 네트워크를 구성한다. 이 네트워크의 입력층에 데이터를 입력하면 각 유니트에서 무엇인가의 계산처리를 받은 신호가 중간층으로 전달하게 되고, 출력층으로 부터 어떤 값이 출력된다. 이때 유니트와 유니트 사이에는 그 값이 변하는 결합강도가 있어 이를 값이 변하는 것에 의하여 네트워크의 입출력 관계가 변하여 간다. 바꾸어 말하면 결합강도를 적당히 변화시키게 되면 여러가지의 입출력 관계를 실현할 수 있다. 즉, 입력층을 제외한 k 층의 j unit에서는 식 (3)의 입력에 대하여 식(4)

$$Net_j^k = \sum_{i=1}^N W_{ji}^k O_i^{k-1} \quad (3)$$

여기서, N : (k-1)번째 층의 unit의 수

W_{ji}^k : (k-1)번째 층의 i번째 unit와

k번째 unit 사이의 연결강도

O_i^{k-1} : (k-1)번째 층의 i번째 unit의 출력값

$$O_j^k = \frac{1}{1+e^{-Net_j^k}} \quad (4)$$

와 같은 sigmoid 함수의 비선형 교환을 행하여 다른 unit로 출력한다. 그리고 식 (5)에서와 같이 주어진 목적 data와 출력 data의 오차를 역전파하여 각 unit 와 연결되어 있는 연결가중치를 오차가 줄어드는 방향으로 조절하면서 학습을 진행하게 된다. 이와 같이 오차역전파법을 이용하여 일정의 규칙(델타규칙)에 따른 학습을 행함으로써 다차원 벡터의 pattern 인식이 가능하게 된다.

$$E_j = \sum_i \begin{cases} T_j - O_j & \rightarrow \text{출력층 신경 세포의 경우} \\ \sum_i W_{ji} \delta_i & \rightarrow \text{중간층 신경 세포의 경우} \end{cases}$$

$$\delta_j = O_j(1-O_j)E_j \quad (5)$$

여기서 기본이 되는 입출력 data를 이용하여 이것을 반복하여 네트워크에 보여준다. 네트워크는 기본 data가 제시될 때마다 결합강도를 적당히 조금씩 조절하게 되고 가능한 한 그 입출력 관계를 흥내내도록 한다. 이것이 네트워크의 학습이다. 퍼셉트론(perceptron)은 이와 같은 네트워크의 원형이라고 말할 수 있고, 주어진 입출력 관계가 퍼셉트론으로 실현 가능한 것이라면 그 학습은 반드시 수렴(학습을 진행한 결과

주어진 모든 입출력 관계가 만족되는 경우를 학습이 수렴한다고 한다)하는 것으로 알려져 있다. 그러나 입력층과 출력층 단 두개의 층으로 되는 단순 퍼셉트론은 주어진 문제에 대하여 그 입출력 관계를 실현할 수 없는 경우가 있고(이러한 문제를 선형분리 불가능 문제라고 한다), 문제 그 자체가 실현 불가능하면 아무리 학습을 하여도 수렴할 수 없다. 이와 같은 경우에는 네트워크를 다층으로 즉, 입력층과 출력층 사이에 은닉층을 삽입하게 되면 네트워크의 식별능력을 향상시킬 수 있다. 다층 퍼셉트론에서의 학습은 출력유닛에 대해서만 행해지며, 입력층과 중간층 사이의 결합은 랜덤하게 결정되지만 이 결합을 학습에 의하여 효율적으로 결정하고자 하는 생각에서 제안된 것이 오차역전파(error back propagation)학습법이다. 이것은 은닉층의 결합강도를 산출하기 위하여 은닉층 출력의 오차값 대신에 출력층 오차와 출력층 결합강도와의 곱을 사용하여 하는 것으로서 출력층으로부터 입력층에 이르는 모든 은닉층의 결합강도를 오차역전시켜 가며 구하게 된다. 여기에는 최급강하법이 사용되고 이것을 이용하여 오차함수를 극소화(최소화)하는 것이다.

기본적으로 결합강도를 변경하는 문제는 최적화문제로 바꾸어지고, 최적화문제에서 개발된 알고리즘은 모두 적용할 수 있다. 신경회로망의 학습 알고리즘의 개발은 많은 연구자에 의하여 행해지고 있다. 시그모이드 함수의 구배를 최적화하는 것에 의하여 학습을 고속화한 것, 랜덤탐색법을 적용하여 학습정도를 향상시킨 것, simulated annealing법으로 불려지는 최적화법을 적용하여 학습정도를 향상시킨 것, GA(유전자 알고리즘)을 학습에 적용한 것, Masri들에 의하여 개발된 최적화 알고리즘을 학습에 적용한 것 등 여러 가지 학습법이 시도되고 있는 것은 아직 학습정도와 학습속도를 함께 만족할 수 있는 학습법이 개발되고 있지 않기 때문이라고 생각된다.

4. 트라이볼로지 시스템에 신경회로망의 적용

현재까지 신경회로망은 광범위한 분야에 응용되고 있고 이것은 패턴인식, 최적화문제 및 제어이다. 패턴인식에 대해서는 문자인식과 음성인식 등에 이용되고 있고, 순회 salesman 문제로 대표되는 최적화문제의 적용에도 진행되고 있다. 그리고 신경회로망을 이용

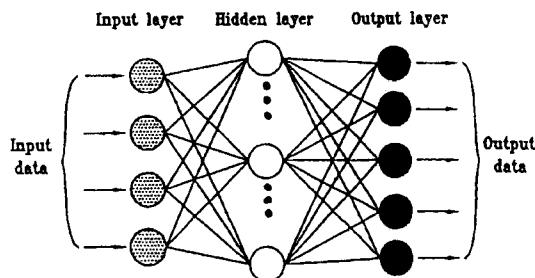


Fig. 7. Schematic diagram of neural network.

한 적응제어계의 개발도 왕성하게 진행되고 있고, 또한 자동차의 타이어와 도로면과의 마찰계수를 추정한다든가 베어링의 최적설계에도 사용되고 있다.

신경회로망을 트라이볼로지 시스템의 작동상태 진단에 적용하기 위하여 작동조건에 따른 마멸분의 형태인식이 선행되어야 한다. 이를 위하여 오차역전파 학습법에 기초한 Fig. 7과 같은 계층형 신경회로망을 구성한다. 신경회로망은 입력층, 중간층 및 출력층의 3층으로 구성하고, 중간층의 수는 출력오차 최소로 할 수 있는 알고리즘의 개발이 요망된다. 입력층에는 트라이볼로지 시스템의 작동조건에 따른 기계요소재료, 작용하중, 미끄럼시간, 미끄럼속도 및 윤활유 첨가제 등의 작동조건의 변화에 따른 윤활유중의 마멸분을 채취한다. 이를 전술한 화상처리에 의하여 해석한 4가지의 형태 파라미터 즉, 50%체적경, 장단도, 복잡도, 광택도를 구한 뒤 이의 data를 입력한다. 입력치로서는 트라이볼로지 시스템에서 발생되는 마멸분 하나하나의 특징 파라미터는 매우 광범위하게 분포하기 때문에 이를 마멸분 형태인식에 적용하기 위해서는 형태 파라미터는 넓은 범위로 분포되어 있고, 또한 작동조건마다의 존재범위가 동일하지 않고 부분적으로 중복되어 나타날 수 있기 때문에 마멸분 한개한개마다의 파라미터로서 직접적으로 판단할 수 없다. 따라서 마멸분의 형태식별을 위해서는 집단으로서의 성질, 예를들면 마멸분 수 50, 100 및 200개 등의 일정한 sample 수를 가진 모집단의 평균치를 이용하는 것이 편리하다.

그리고 이때의 출력은 트라이볼로지 시스템의 기계요소 재료, 접촉압력, 미끄럼속도, 미끄럼거리 및 윤활유 종류 등의 각 작동조건에 따른 최대값을 판정조건으로 출력할 수 있는 알고리즘이 요망된다. 이 알고리즘을 통하여 학습을 진행하게 되면 실시간으로 그

시스템이 어떠한 작동상태에 있는가를 판정할 수 있고, 또한 나아가 이의 진단에도 활용할 수 있는 monitoring system의 구현이 가능하다고 생각된다.

5. 맺음말

현재 기계구동계의 트라이볼로지 시스템의 작동상태 진단에는 현장의 작업관리자 및 숙련자의 오랜 경험과 외부의 상태만을 보고 그 시스템의 작동상태를 정성적으로 판단하고 있지만 지금까지 서술한 화상해석과 신경회로망에 의한 정량적인 방법의 도입이 가능하게 되면 실시간(real time)으로 트라이볼로지 시스템의 작동상태와 손상상태 해석에도 이용할 수 있고, 나아가 그 시스템의 작동상태 변화에 따라 발생하는 마멸분의 형태정보를 학습하고 판단하여 윤활유 및 기계구동 부품의 actuator 교체시기의 예지가 조기에 가능하리라 생각된다. 또한 이와 함께 기계구동계의 트라이볼로지 시스템의 안정성 향상 및 신뢰성을 부여할 수 있고, 나아가 고장으로 인한 전 기계시스템의 가동정지 및 생산성의 저하를 예방할 수 있기 때문에 이 기술의 산업계의 적용이 절실히 요망된다. 따라서 신경회로망의 적용대상은 인간이 할 수 있는 데 까지는 이용할 수 있고 어떻게 적용하는가 하는 방법에 대해서는 연구자의 생각에 달려있다고 하겠다.

참 고 문 현

1. Akira Sasaki, "Oil Contamination Problems and Oil Cleaning Technology for Contamination Control," JAST, Vol.39, No.7, pp.566-571, 1994.
2. 박홍식, "Neural Network에 의한 기계윤활면의 마멸분 해석," 한국윤활학회지, 제11권, 제3호, pp.24-30, 1995.
3. T. B. Kirk, D. Panzera, R. V. Anamalay and Z. L. Xu, "Computer Image Analysis of Wear Debris for Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis," Wear, 181-183, pp.717-722, 1995.
4. B. J. Roylance and S. Raadnui, "The Morphological Attributes of Wear Particles-Their role in Identifying Wear Mechanisms," Wear, 175, pp.115-121, 1994.
5. A. D. H. Thomas, T. Davies and A. R. Luxmoore, "Computer Image Analysis for Identification of Wear Particles," Wear, 142, pp.213-226, 1991.

6. 서영백, 박홍식, 전태옥, “기계운활 운동면의 작동상태 진단을 위한 마멸분 형태해석,” 대한기계학회, 추계학술대회논문집A, pp.1143-1148, 1996.
7. 서영백, 박홍식, 전태옥, 진동규, 김형자, “윤활운동면의 작동상태에 따른 마멸분 화상해석,” 한국윤활학회, 제24회, 추계학술대회, pp.60-67, 1996.
8. K. Fukushima, “A neural network model for a mechanism of visual pattern recognition,” IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics, SMC-13, pp.826-834, 1983.
9. 松葉育雄, “ニューラルネットによる組合せ最適化法,” コンピュートロール29, pp.85-90, 1990
10. J.J. Hopfield and D.W. Tank, “Computing with Neural Circuits,” Science, 233, pp.625-633, 1987.
11. 八名和夫, 鈴木義武, “ニューロ情報處理技術,” 海文堂, pp.1-7, 1986.
12. 金明源 외 6명, “알기쉬운 신경망 컴퓨터,” 電子新聞社, pp.11-37, 1992.
13. 中野馨, “Cでつくる脳の情報システム,” 啓學出版, pp.28-34, 1992.