

# 복합재료 원통셸의 구조해석을 이용한 신경회로망의 하중특성 추론에 관한 연구

## Prediction of the Loading Characteristics by Neural Networks Using Structural Analysis of Composite Cylindrical Shells

명 창 문\*                      이 영 신\*                      서 인 석\*\*  
Myung, Chang-Moon              Lee Young-Shin              Seo In-Seok  
(논문접수일 : 2001년 8월 20일 ; 심사종료일 : 2002년 1월 31일)

### 요 지

본 연구에서는 복합재료 원통셸의 정적 구조해석 결과를 신경회로망에 적용하여 원통셸에 가해진 하중특성을 추론하였다. 신경회로망 알고리즘은 역전파 학습법의 학습율이 가변적으로 조정될 수 있도록 프로그램을 개발하였으며, 입력패턴은 원통셸에 하중이 가해졌을 때, 원통셸의 측면에서 발생하는 9지점의 변형률을 이용하였다. 출력층은 가해진 하중특성으로 설정하였으며, 학습결과 원통셸의 하중특성 추론 학습에 성공하였다. 은닉층의 층수를 1층에서 3층까지 학습결과를 비교분석하였으며, 하중특성은 0.5% 이내로 추론이 가능해졌다. 본 연구 결과 신경회로망을 이용한 복합재료 원통셸의 역공학이 가능해졌다.

**핵심용어** : 복합재료, 원통셸, 신경회로망, 역전파 학습법, 하중특성 추론

### Abstract

The predictions of the loading characteristics was performed by the neural networks which use the results through structural analysis. The momentum backpropagation which can be modified the learning rate and momentum coefficient, was developed. Input patterns of the neural networks are the 9 strains which positioned at the side of the shell and output layers is the loading characteristics. Hidden layers were increased from 1 layer to 3 layers. Developed program which were trained by 9 strains predict the loading characteristics under 0.5%. Inverse engineering can be applicable to the composite laminated cylindrical shells with developed neural networks.

**Keywords** : Composite, Cylindrical Shell, Neural Networks, Backpropagation, Loading Identification

### 1. 서 론

인간의 신경과 뇌판단을 모사한 신경회로망의 개념은 McCulloch와 Pitts에 의해 도입되었으며, Werbos

가 개발한 역전파 학습법 신경회로망을 기점으로 기존의 공학해석분야에서 그 동안 해결하지 못하였던 많은 비선형 문제들이 해결되고 있다. 특히 역공학 해석의 기술은 기존의 해석기술로는 불가능했던 영역이었으나,

\* 책임저자, 정회원 · 국방과학연구소 중앙전산실  
전화: 042-821-3631; Fax: 042-823-3400  
E-mail: greenbike@hananet.net

\* 충남대학교 기계설계공학과

\*\* 국가보안기술연구소 기반기술연구부

\* 이 논문에 대한 토론을 2002년 6월 29일까지 본 학회에 보내주시면 2002년 9월호에 그 결과를 게재하겠습니다.

기존의 해석결과를 활용한 반복학습을 이용하는 신경회로망 도입 이후 급속히 발전하고 있다. 역공학 해석은 기존의 해석결과를 기반으로 학습을 수행하므로써 인간의 뇌판단과 유사한 기능을 보유한 추론이 가능한 기술로 그 활용가치가 높게 평가되고 있다.<sup>1,2)</sup> 항공분야를 주축으로 복합재료에 관한 많은 연구들이 수행되어 왔다. Dobyns<sup>3)</sup>에 의해 단순지지 복합재료 사각판의 정적 및 동적해석이 처음 발표된 이후 Bert와 Birman<sup>4)</sup>의 해법을 적용하여 Christoforou, Swanson, Lee<sup>5,6)</sup>는 복합재료 원통셸의 충격에 대한 완전해를 발표하였으며, Gong, Shim과 Toh<sup>7,8)</sup>는 최근 임의위치에 대한 완전해를 제시하였다. 항공기 개념설계 분야에 Berke와 Hajela<sup>9)</sup>가 1990년 처음으로 신경회로망을 적용하였으며, Brown, Murthy와 berke<sup>10)</sup>는 복합재료의 기계적 재질특성 추론에 적용하였다. Jayatheertha, Webber와 Morton<sup>11)</sup>은 복합재료 사각판의 최적설계시 필요한 사각판의 해석들을 신경회로망 학습결과로 대체 적용하였다. 이러한 신경회로망의 학습결과를 활용하는 대체하는 기술은 현재까지 계산시간 과다로 불가능했던 분야의 개념설계에도 적용되기 시작하였다. Luo와 Hanagud<sup>12)</sup>는 PVDF 센서를 활용하여 복합재료 파손감지에 신경회로망을 적용하였다.

계측이 어려운 구조물 해석상 하중의 위치 및 하중량의 추론은 중요하다. 구조해석과 신경회로망을 적용하여 Haddara와 Soares<sup>13)</sup>는 잠수함의 수압을 구하였으며, Cao, Sugiyama와 Mitsui<sup>14)</sup>는 항공기의 날개에 가해지는 하중분포를 구하였다. Jones와 Sirikis<sup>15)</sup>는 복합재료 사각판의 가장자리 4지점에 스트레인게이지를 부착하고, 계측자료를 신경회로망에 적용하여 학습을 반복하여 실시하였으며, 스트레인 게이지 출력을 신경회로망의 입력패턴으로 사용하여 사각판에 가해지는 하중특성을 추론하였다. 국내에서도 신경회로망의 수치해석적 알고리즘 검증<sup>22)</sup>과 구조물의 부분구조 추정에 관한 연구<sup>23)</sup> 및 신경회로망을 이용한 대규모 설계시스템의 분리기법 연구<sup>24)</sup> 등을 수행하였으며, 신경회로망의 구조분야 응용에 관한 연구들이 활발히 진행되고 있다.

본 연구에서는 복합재료 원통셸의 구조해석을 수행하고 구조해석에서 구해지는 변형률을 신경회로망의 입력패턴으로 사용한다. 출력패턴은 하중특성을 적용하여 신경회로망을 학습을 수행하였다. 신경회로망의 학습을 수행하므로써 복합재료 원통셸의 변형률에 의한 원통셸에 가해진 하중위치, 하중량 및 하중점의 처짐량 추론에 관한 연구를 수행하였다.

## 2. 구조해석 이론

### 2.1 구조해석 모델

본 연구에 적용된 해석모델은 재질이 CFRP로 구성되어 있으며, 적층순서가  $[90/+22/-22/90/+22/-22]$ 인 복합재료 원통셸이다. 해석모델의 제원은 반경 4.9cm, 길이 41.9cm, 두께 0.15cm이다. 해석모델의 특성은 Fig. 1에 제시된 바와 같이 양단이 단순지지되어 있으며, 상단 일정 면적에 하중이 가해진다. 하중이 가해지는 면적은 원주방향으로  $9^\circ$ , 길이 방향으로 1.7cm이다.

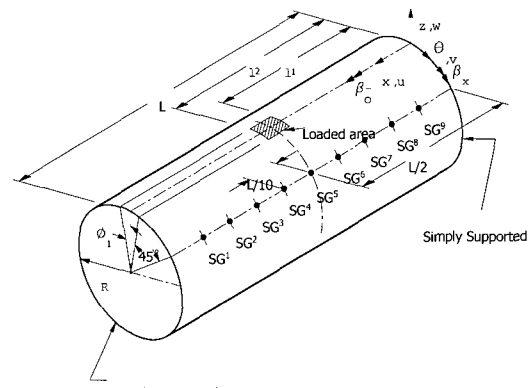


Fig. 1 Model of the Composite Cylindrical Shell

### 2.2 구조해석 이론

반경 R, 길이 L, 두께 h인 복합재료 원통셸이 본 해석모델과 같은 하중을 받는 경우, 전단변형률을 포함하여 Love의 운동방정식을 적용하면 식(1)과 같이 된다.<sup>4),5),16)</sup>

$$\begin{aligned}
 N_{x,x} + \frac{1}{R} N_{x,\theta} &= \rho h \ddot{u} \\
 N_{x,\theta} + \frac{1}{R} N_{\theta,\theta} + \frac{1}{R} Q_\theta &= \rho h \dot{v} \\
 Q_{x,x} + \frac{1}{R} Q_{\theta,\theta} - \frac{1}{R} N_\theta + q(x,\theta,t) &= \rho h \dot{w} \\
 M_{x,x} + \frac{1}{R} M_{x,\theta,\theta} - Q_x &= \frac{\rho h^3}{12} \ddot{\beta}_x
 \end{aligned} \tag{1}$$

여기에서  $\rho$ 는 질량이며, 직교이방성 재질을 적용한 구성방정식은 식(2)와 같이 된다.<sup>17)</sup>

$$\begin{cases} N_x \\ N_\theta \\ N_{x\theta} \end{cases} = \begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} & 0 \\ A_{12} & A_{22} & 0 \\ 0 & 0 & A_{66} \end{bmatrix} \begin{cases} \varepsilon_x^0 \\ \varepsilon_\theta^0 \\ \gamma_{x\theta}^0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} M_x \\ M_\theta \\ M_{x\theta} \end{cases} = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & 0 \\ D_{12} & D_{22} & 0 \\ 0 & 0 & D_{66} \end{bmatrix} \begin{cases} \kappa_x \\ \kappa_\theta \\ \kappa_{x\theta} \end{cases}$$

$$\begin{cases} Q_x \\ Q_\theta \end{cases} = \begin{bmatrix} \kappa A_{55} & 0 \\ 0 & \kappa A_{44} \end{bmatrix} \begin{cases} \gamma_{xz}^0 \\ \gamma_{\theta z}^0 \end{cases} \quad (2)$$

여기에서  $\kappa$ 는 전단수정계수이며, 일반적으로  $\pi^2/12$ 을 적용한다. [A],[D] 행렬식은 다음과 같다.

$$(A_{ij}, D_{ij}) = \int_{-\frac{h}{2}}^{\frac{h}{2}} (1, z^2) Q_{ij} dz \quad (i, j = 1, 2, 6)$$

$$A_{ii} = \int_{-\frac{h}{2}}^{\frac{h}{2}} Q_{ii} dz \quad (i, i = 4, 5) \quad (3)$$

중양면에 대한 변형률은 다음과 같다.

$$\varepsilon_x^0 = u_{,x}; \quad \varepsilon_\theta^0 = \frac{1}{R} v_{,\theta} + \frac{w}{R}; \quad \gamma_{x\theta}^0 = v_{,x} + \frac{1}{R} u_{,\theta}$$

$$\gamma_{xx}^0 = \beta_x + w_{,x}; \quad \gamma_{\theta z}^0 = \beta_\theta + \frac{1}{R} w_{,\theta} - \frac{v}{R}$$

$$\kappa_x = \beta_{x,x}; \quad \kappa_\theta = \frac{1}{R} \beta_{\theta,\theta}; \quad \kappa_{x\theta} = \beta_{\theta,x} + \frac{1}{R} \beta_{x,\theta} \quad (4)$$

식(4)와 식(2)를 운동방정식 식(1)에 대입하면 다음과 같이 된다.

$$A_{11}u_{,xx} + \frac{A_{66}}{R^2}u_{,\theta\theta} + \left(\frac{A_{12} + A_{66}}{R}\right)v_{,x\theta} + \frac{A_{12}}{R}w_{,x} = \rho h \ddot{u}$$

$$\left(\frac{A_{66} + A_{12}}{R}\right)u_{,x\theta} + A_{56}v_{,xy} + \frac{A_{22}}{R^2}v_{,\theta\theta} - \frac{A_{44}}{R^2}v$$

$$+ \left(\frac{A_{22} + A_{44}}{R^2}\right)w_{,\theta} + \frac{A_{44}}{R}\beta_\theta = \rho h \ddot{v}$$

$$-\frac{A_{12}}{R}u_{,x} - \left(\frac{A_{44} + A_{22}}{R^2}\right)v_{,\theta} + A_{55}w_{,xx} + \frac{A}{R}w_{,\theta\theta}$$

$$- \frac{A_{22}}{R^2}w + A_{55}\beta_{x,x} + \frac{A_{44}}{R}\beta_{\theta,\theta} + q(x, \theta, t) = \rho h \ddot{w}$$

$$-A_{55}w_{,x} + D_{11}\beta_{x,xx} + \frac{D_{66}}{R^2}\beta_{x,\theta\theta} - A_{55}\beta_x$$

$$+ \left(\frac{D_{12} + D_{66}}{R}\right)\beta_{\theta,x\theta} = \frac{\rho h^3}{12}\ddot{\beta}_x$$

$$\frac{A_{44}}{R}v - \frac{A_{44}}{R}w_{,\theta} + \left(\frac{D_{66} + D_{12}}{R}\right)\beta_{x,x\theta} + D_{66}\beta_{\theta,xx}$$

$$+ \frac{D_{22}}{R^2}\beta_{\theta,\theta\theta} - A_{44}\beta_\theta = \frac{\rho h^3}{12}\ddot{\beta}_\theta \quad (5)$$

양단이 단순지지된 원통셀의 경계조건은 다음과 같다

$$N_x(0, \theta, t) = N_x(L, \theta, t) = M_x(0, \theta, t)$$

$$= M_x(L, \theta, t) = 0$$

$$w(0, \theta, t) = w(L, \theta, t) = v(0, \theta, t) = v(L, \theta, t) = 0$$

$$\beta_\theta(0, \theta, t) = \beta_\theta(L, \theta, t) = 0 \quad (6)$$

경계조건 식(6)을 만족하는 원통셀의 지배방정식 식(5)의 해는 다음과 같이 시간의 함수와 공간함수로 분리하여 가정할 수 있다.<sup>4),5)</sup>

$$u = U_{mn}(t) \cos n\theta \cos \frac{m\pi x}{L}$$

$$v = V_{mn}(t) \sin n\theta \sin \frac{m\pi x}{L}$$

$$w = W_{mn}(t) \cos n\theta \sin \frac{m\pi x}{L}$$

$$\beta_x = T_{mn}(t) \cos n\theta \cos \frac{m\pi x}{L}$$

$$\beta_\theta = B_{mn}(t) \sin n\theta \sin \frac{m\pi x}{L} \quad (7)$$

하중식은 다음과 같이 가정한다.

$$q(x, \theta, t) = Q_{mn}(t) \cos n\theta \sin \frac{m\pi x}{L} \quad (8)$$

식(7)과 식(8)을 식(5)에 대입하면 다음과 같다.<sup>4),5)</sup>

$$\begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} & C_{15} \\ & C_{22} & C_{23} & C_{24} & C_{25} \\ & & C_{33} & C_{34} & C_{35} \\ & & & C_{44} & C_{45} \\ sym & & & & C_{55} \end{bmatrix} \begin{cases} U_{mn}(t) \\ V_{mn}(t) \\ W_{mn}(t) \\ B_{mn}(t) \\ T_{mn}(t) \end{cases} = \begin{cases} 0 \\ 0 \\ \rho h \ddot{W}_{mn}(t) - Q_{mn}(t) \\ 0 \\ 0 \end{cases} \quad (9)$$

여기에서  $C_{ij}$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 C_{11} &= -A_{11}\left(\frac{m\pi}{L}\right)^2 - A_{66}\left(\frac{n}{R}\right)^2 \\
 C_{12} = C_{21} &= (A_{12} + A_{66})\left(\frac{n}{R}\right)\left(\frac{m\pi}{L}\right) \\
 C_{13} = C_{31} &= \frac{A_{12}}{R}\left(\frac{m\pi}{L}\right) \\
 C_{14} = C_{41} = C_{15} = C_{31} &= 0 \\
 C_{22} &= -A_{66}\left(\frac{m\pi}{L}\right)^2 - A_{22}\left(\frac{n}{R}\right)^2 - \frac{A_{44}}{R^2} \\
 C_{23} = C_{32} &= -\left(\frac{A_{22} + A_{44}}{R}\right)\left(\frac{n}{R}\right) \\
 C_{24} = C_{42} &= \frac{A_{44}}{R} \\
 C_{25} = C_{32} &= 0 \\
 C_{33} &= -A_{55}\left(\frac{m\pi}{L}\right)^2 - A_{44}\left(\frac{n}{R}\right)^2 - \frac{A_{22}}{R^2} \\
 C_{34} = C_{43} &= A_{44}\left(\frac{n}{R}\right) \\
 C_{35} = C_{53} &= -A_{55}\left(\frac{m\pi}{L}\right) \\
 C_{44} &= -D_{66}\left(\frac{m\pi}{L}\right)^2 - D_{22}\left(\frac{n}{R}\right)^2 - A_{44} \\
 C_{45} = C_{54} &= -(D_{66} + D_{12})\left(\frac{n}{R}\right)\left(\frac{m\pi}{L}\right) \\
 C_{55} &= -D_{11}\left(\frac{m\pi}{L}\right)^2 - D_{66}\left(\frac{n}{R}\right)^2 - A_{55} \quad (10)
 \end{aligned}$$

식(9)는 2차 미분방정식으로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 U_{mn}(t) &= K_U W_{mn}(t) \\
 V_{mn}(t) &= K_V W_{mn}(t) \\
 B_{mn}(t) &= K_B W_{mn}(t) \\
 T_{mn}(t) &= K_T W_{mn}(t) \quad (11)
 \end{aligned}$$

여기서  $K_i$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 K_U &= S_1 + S_3 K_B + S_3 K_T \\
 K_V &= S_4 + S_3 K_B + S_6 K_T
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \Delta_B &= (C_{35} + C_{31}S_1 + C_{25}S_4)(C_{45} + C_{14}S_3 + C_{24}S_6) \\
 &\quad - (C_{34} + C_{14}S_1 + C_{24}S_4)(C_{55} + C_{15}S_3 + C_{25}S_6) \\
 \Delta_T &= (C_{45} + C_{15}S_2 + C_{25}S_5)(C_{34} + C_{14}S_1 + C_{24}S_4) \\
 &\quad - (C_{44} + C_{14}S_2 + C_{24}S_5)(C_{35} + C_{15}S_1 + C_{25}S_4) \\
 \Delta &= (C_{44} + C_{14}S_2 + C_{24}S_5)(C_{55} + C_{15}S_3 + C_{25}S_6) \\
 &\quad - (C_{45} + C_{14}S_3 + C_{24}S_6)(C_{45} + C_{15}S_2 + C_{25}S_5) \\
 S_1 &= (C_{12}C_{23} - C_{22}C_{13})/S \\
 S_2 &= (C_{12}C_{24} - C_{22}C_{14})/S \\
 S_3 &= (C_{12}C_{25} - C_{22}C_{15})/S \\
 S_4 &= (C_{12}C_{13} - C_{11}C_{23})/S \\
 S_5 &= (C_{12}C_{14} - C_{11}C_{24})/S \\
 S_6 &= (C_{12}C_{15} - C_{11}C_{25})/S \\
 S &= C_{11}C_{22} - C_{12}^2 \quad (12)
 \end{aligned}$$

식(11)을 식(9)의 3번째 항에 대입하면 다음과 같다.

$$\dot{W}(t) + \frac{K_{mn}}{\rho h} W_{mn}(t) = \frac{1}{\rho h} Q_{mn}(t) \quad (13)$$

여기에서  $K_{mn}$ 은 다음과 같다.

$$K_{mn} = -(C_{13}K_U + C_{23}K_V + C_{33} + C_{34}K_B + C_{35}K_T) \quad (14)$$

해석모델의 중간지점  $(L/2, 0)$ 을 기준으로 국부면적  $R\phi_1(l_2 - l_1)$ 에 가해진 하중은 다음과 같다.

$$Q_{mn}(t) = P_{mn} \frac{F(t)}{R\phi_1(l_2 - l_1)} \quad (15)$$

여기서  $P_{mn}$ 은 다음과 같다.

$$P_{mn} = \frac{8}{mn\pi} \sin \frac{m\pi}{2} \sin \frac{m\pi}{2L}(l_2 - l_1) \sin n\phi_1 \quad m \neq 0, n \neq 0 \quad (16)$$

식(15)를 식(13)에 대입하면 다음과 같이 된다.

$$\dot{W}_{mn}(t) + \omega_{mn}^2 W_{mn}(t) = \frac{P_{mn}\pi RL}{R\phi_1(l_2 - l_1)} \frac{F(t)}{m_1} \quad (17)$$

식(17)을 이용한 초기변위 및 속도에 관한 식은 다음과 같다.

$$W_{mn}(t) = \frac{P_{mn}\pi RL}{R\phi_1(l_2-l_1)m_1\omega_{mn}} \int_0^t F(\tau) \sin \omega_{mn}(t-\tau) d\tau \quad (18)$$

식(18), 식(11), 식(7)을 이용하면 해석모델 복합재료 원통셸의 처짐방정식은 다음과 같다.<sup>5),18)</sup>

$$w(x, \theta, t) = \frac{\pi RL}{R\phi_1(l_2-l_1)m_1} \sum_m \sum_n \frac{P_{mn}}{\omega_{mn}} \sin \frac{m\pi x}{L} \cos n\theta \times \int_0^t F(\tau) \sin \omega_{mn}(t-r) d\tau \quad (19)$$

### 2.3 해석결과

복합재료 원통셸의 정적해석 및 충격해석 완전해는 하중위치에서의 처짐 및 응력을 구할 수는 있으나 원통셸의 임의 부위에서의 특성을 구할 수 없다. 본 연구는 원통셸의 정적해석을 수행하고, 원통셸의 측면 변형률을 이용하여 가해진 하중특성을 추론한다. 원통셸의 측면 개측점 9지점에서의 변형률 추출을 위해 PATRAN<sup>19),20)</sup>으로 모델링한 후, NASTRAN<sup>21)</sup>으로 구조해석하였다.

양단이 단순지지된 복합재료 원통셸의 유한요소 모델은 원주방향으로 40개, 길이방향으로 50개로 총 2000개 요소로 구성하였으며, 셸요소를 사용하였다

#### 2.3.1 고유진동 해석결과

고유진동 해석결과 복합재료 원통셸 해석모델의 고유진동수는 Table. 1과 같으며, 1차 모드의 형상은 Fig. 1과 같다. 일반적으로 복합재료 구조물의 경우 고유진동수는 높은 값을 나타내며, 본 연구 해석모델의 경우도 1차 고유진동수는 1,206Hz로 나타났다.

Table 1 Natural Frequencies of the Composite Shell

Modes	1 <sup>st</sup> Mode	2 <sup>nd</sup> Mode	3 <sup>rd</sup> Mode
Frequency	1,206Hz	1,590Hz	2,103Hz

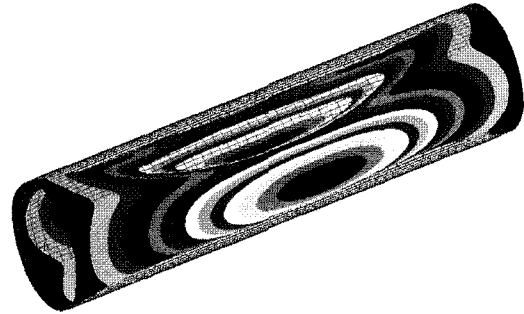


Fig. 2 1<sup>st</sup> Mode Shape of the Composite Shell

#### 2.3.1 정적 구조해석 결과

정적해석에서 하중의 크기는 445N 부터 8,900N 까지 445N 씩 증가시켜 20개의 하중에 대한 해를 구하였다. 하중면적을 원통셸의 상부 셸요소 4개 요소에 가하였으며, 하중의 중심위치는 요소의 한쪽 단에서 시작하여 절점마다 계산하여 총 49개소에 하중을 가하였다. 따라서 계산 패턴의 수는 총 980개로 해석결과는 Christoforou<sup>5)</sup>의 결과와 중앙점 하중위치에서 비교한 결과 유사하였다. 복합재료 원통셸 해석모델의 1차 고유진동 모드는 구조해석의 범위인 1,000Hz보다 높고 구조물 자체가 얇고, 충격하중의 경우는 고주파로 정적해석과 큰 차이가 없음을 알 수 있다.

원통셸의 상부에 4,450N의 하중이 L/5, L/2, 4L/5 지점에 가해졌을 때 복합재료 원통셸의 변형도는 Fig. 3 ~ Fig. 5와 같고, 세부 해석결과는 Table. 3과 같다.

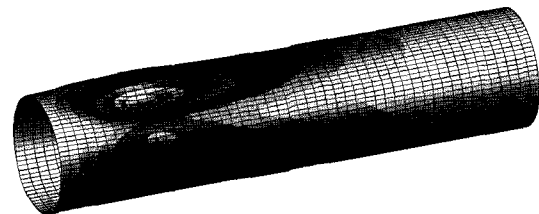


Fig. 3 Response Shape at L/5 Location under 4,450N Loading

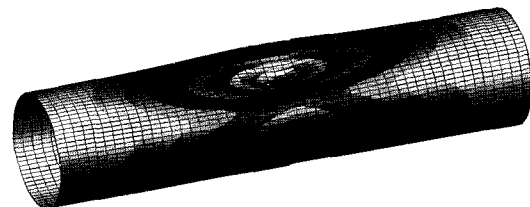


Fig. 4 Response Shape at L/2 Location under 4,450N Loading

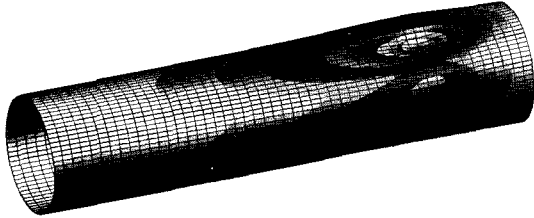


Fig. 5 Response Shape at 4L/5 Location under 4,450N Loading

### 3. 신경회로망 적용

#### 3.1 신경회로망 모델

신경회로망 알고리즘은 적용분야에 따른 각기 다른 알고리즘들이 사용되어 왔으며, 본 연구에서는 구조해석에 많이 사용되고 있으며, 학습이 안정적인 것으로 평가받고 있는 역전파 학습 알고리즘을 적용하였다.

해석모델의 변형률은 Fig. 1에서와 같이 계측점을 SG1에서 SG9까지 9지점으로 정하였으며, 입력패턴은 해석결과에서 계산된 값을 스케일링하여 사용하였다.

은닉층의 갯수는 1개에서 3개까지 가능하도록 코드를 개발하였으며, 은닉층 요소 갯수도 5개에서 20개까지 학습도를 비교하였다. 출력층은 1개를 각각의 신경회로망에 적용하여 하중의 중심 위치, 하중 중심점에서의 최대 처짐량, 가해진 하중량이 각각 별도 학습후 구해지도록 설정하였다.

복합재료 원통셸의 하중특성 및 처짐특성을 추론하기 위한 신경회로망의 구성도는 Fig. 6과 같이 9개의 입력층과 3개의 출력층으로 하였으며, 중간의 은닉층은 은닉층의 층수 및 요소수가 가변적으로 적용될 수 있도록 하였다.

#### 3.2 역전파 학습 알고리즘

신경회로망 역전파 학습 알고리즘의 경우, 학습도를 증진시키기 위하여 역전파 학습법을 많이 사용하고 있으나, 모멘텀 계수 및 학습율 값에 따라 학습도가 영향을 받는다. 본 연구에서는 학습도의 정밀성을 높이기 위하여 모멘텀 계수 및 학습율이 점진적으로 학습도에 따라 변할 수 있는 가변적 역전파 학습 알고리즘으로 코드를 개발 적용하였으며, 세부 알고리즘 내용은 다음과 같다.<sup>1),2)</sup>

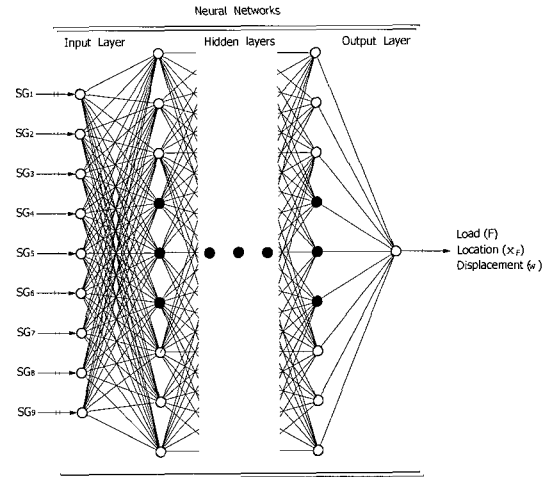


Fig. 6 Model of Neural Networks for Identification of Loads Characteristics by the Side Strain

#### Step 1. Initialize Weights and Counter

$$v, w = \text{Small Random Value'}$$

$$p = \text{Number of Training Value}$$

$$k = 1, E = 0$$

#### Step 2. Set Learning Rate

$$\alpha = 0, E_{\max}$$

#### Step 3. For Each Training Pattern Pair

Do Step 4.-8. Until  $k = p$

#### Step 4. Compute Output by Using Bipolar Sigmoid

$$NET_z = x_k v_k^T$$

$$z = f(NET_z) = \frac{1 - e^{-NET_z}}{1 + e^{-NET_z}}$$

$$NET_y = z w^T$$

$$y = f(NET_y) = \frac{1 - e^{-NET_y}}{1 + e^{-NET_y}}$$

#### Step 5. Compute Output Error

$$E = \frac{1}{2} (d_k - y_k)^2 + E$$

#### Step 6. Compute Error Signal

$$\delta_y = \frac{1}{2}(d-y)(d-y^2)$$

$$\delta_z = \frac{1}{2}z(1-z^2) \sum_{i=1}^m \delta_{y,w}$$

#### Step 7. Update Weights

$$w^{k+1} = w^k + \Delta w^k = w^k + \alpha \delta_y z^k$$

$$z^{k+1} = v^k + \Delta v^k = v^k + \alpha \delta_z x^k$$

$$w^{k+1} = w^k + \Delta w^k = w^k + \alpha \delta_y z^k$$

$$z^{k+1} = v^k + \Delta v^k = v^k + \alpha \delta_z x^k$$

#### Step 8. Increase Counter and Check $N_{iter}$ Goto Step 3.

$$k = k + 1$$

$$\text{If } k = N_{iter} \text{ Then } \Delta = 0.5\Delta, \alpha = 0.5\alpha$$

#### Step 9. Test Stop Condition

$$\text{If } E < E_{max} \text{ Then Stop Else}$$

$$E = 0 \text{ Goto Step 3.}$$

### 3.3 신경회로망 학습결과

신경회로망의 학습데이터 준비를 위해 NASTRAN 구조해석용 데이터는 상부 절점(49개)마다 모두 하중의 중심점이 되도록 하였으며, 정하중의 경우 445N에서 8,900N 까지 445N 씩 증가시켜 20개의 정하중을 고려하였다. 따라서 신경회로망의 학습에 필요한 데이터를 마련하기 위해 총 980개의 NASTRAN 입력 데이터를 작성 계산하였으며, 그 중에서 445N, 4,450N, 8,900N의 정하중에 대한 L/10 간격의 하중위치에 대한 해석결과는 Table 2와 같다. Table 2에서 제시된 결과는 신경회로망의 학습을 위해 스케일된 자료이다. 입력패턴으로 사용된 SG1-SG9의 계측점에서의 변형률 값은 구조해석 결과치로부터 모두 100배로 증폭하였다. 신경회로망의 각각의 출력패턴으로 사용된 정하중량, 하중위치, 최대 처짐량도 신경회로망의 적용을 위해 스케일링하였다. 정하중의 경우 최대하중 8,900N을 1로 하였으며, 하중위치의 경우 원통셀의 전장 L을 1로 하였으며, 최대처짐량은 원통셀의 반경 R을 1로 각각 정규화하였다. 신경회로망 역전과 학습 알고리즘

의 경우 모멘텀 계수, 학습율에 의한 학습 정확도가 큰 영향을 받는다. 본 연구에서는 모멘텀 계수를 1.0, 학습율을 0.5로 초기값을 설정하였으며, 반복계산  $10^6$ 마다 50%씩 감소시켜 학습이 계속 진행하도록 하였으며,  $200 \times 10^6$ 까지 반복계산하여 충분한 학습이 이루어지도록 하였다.

신경회로망 역전과 학습 알고리즘에서 은닉층의 수는 학습대상의 비선형 특성 정도에 따라 달라진다. 본 연구에서는 은닉층의 수를 1개-3개까지 증가시켜 학습도를 비교하였다. 또한 각 은닉층의 요소도 5개에서 20개까지 증가시켜 은닉층당 요소의 갯수에 의한 비교도 하였다. 은닉층 층수별, 은닉층당 요소수별 계산결과를 Table 3과 같다.

### 4. 결과분석

복합재료 원통셀의 해석모델 및 해석은 Christoforou의 복합재료 원통셀의 충격하중에 대한 이론해석에 제시된 해석모델을 이용하여 원통셀의 측면 변형률로부터 정하중 특성을 추론하였다.

하중 위치로부터  $45^\circ$  회전된 9개의 계측점에서 나타난 변형률은 인장 및 압축의 반응특성이 Fig. 3~Fig. 5에 보인 바와 같이, 정하중 위치와 동일 원주선상의 계측점에서 압축이 심하게 나타난다. NASTRAN을 이용한 정적 해석의 결과를 신경회로망 학습의 입력 패턴 및 출력패턴으로 사용하였으며, 해석모델의 49개 하중중심 지점과 20개의 하중량으로 총 980개의 해석 결과를 사용하였다. 학습 정확도를 증가시키기 위하여 역전과 학습 알고리즘의 모멘텀 계수와 학습율의 가변 적용이 가능하도록 프로그램을 개발 및 적용한 결과 Table 3에 제시된 바와 같이 오차평균이나 오차편차가 모두 1%이내까지 3개 출력패턴이 수렴할 수 있는 정도까지 학습이 가능하게 되었다. 학습의 횟수는  $200 \times 10^6$ 까지 매  $10^6$ 마다 역전과 학습법의 모멘텀 계수 및 학습율을 50%씩 감소시켜 학습을 시켰다.

Table 3에 제시된 신경회로망을 이용한 학습결과에서 알 수 있는 바와 같이 은닉층의 층수가 1인 경우는 요소수를 20개까지 증가시켜도 하중특성 3개의 오차평균이 2%까지는 근접할 수 있으나, 오차편차는 5% 이상으로 적용하기 곤란하며, 특히 은닉층의 요소수가 5개 이하인 경우는 학습에 실패하였다. 은닉층 2개를

Table 2 Input Patterns by Using 9 Gaging Points and Output Patterns of the Loading Characteristics

Loads (×8900) (N)	Impact Pliint (X/L)	Disp Max. (w/R)	Maximum Principal Strain (×100)								
			SG1	SG2	SG3	SG4	SG5	SG6	SG7	SG8	SG9
0.05	0.10	0.00388	-0.17346	0.02513	0.01551	0.00752	0.00452	0.00413	0.00513	0.00444	0.00307
	0.20	0.00528	0.08067	-0.17752	0.03021	0.01998	0.01084	0.00692	0.00575	0.00686	0.00684
	0.30	0.00624	0.04163	0.05894	-0.17715	0.03185	0.02171	0.01207	0.00696	0.00249	0.01022
	0.40	0.00683	0.01933	0.03160	0.05531	-0.17662	0.03252	0.02211	0.01170	0.00538	0.01216
	0.50	0.00703	0.01941	0.01455	0.03129	0.05427	0.17661	0.03251	0.02177	0.01106	0.01300
	0.60	0.00683	0.01203	0.01032	0.01738	0.03126	0.05336	-0.17737	0.03236	0.02236	0.01664
	0.70	0.00624	0.00914	0.01191	0.01580	0.01797	0.03025	0.05184	-0.17870	0.03441	0.02901
	0.80	0.00528	0.00550	0.00888	0.01364	0.01481	0.01578	0.02768	0.04927	-0.17933	0.04609
	0.90	0.00388	0.00223	0.00391	0.00673	0.00896	0.00947	0.01085	0.02174	0.04280	-0.17215
0.50	0.10	0.03884	-1.73462	0.25134	0.15513	0.07519	0.04519	0.04133	0.05125	0.04436	0.03066
	0.20	0.05282	0.80667	-1.77524	0.30207	0.19980	0.10838	0.06918	0.05747	0.06860	0.06739
	0.30	0.06242	0.41629	0.58941	-1.77152	0.31848	0.21709	0.12068	0.06955	0.02488	0.10216
	0.40	0.06731	0.19328	0.31602	0.55308	-1.76618	0.32524	0.22112	0.11701	0.05384	0.12162
	0.50	0.07030	0.13410	0.14548	0.31294	0.54270	-1.76608	0.32512	0.21766	0.11061	0.13003
	0.60	0.06831	0.12031	0.10315	0.17377	0.31260	0.53360	-1.77370	0.32355	0.22363	0.16635
	0.70	0.06242	0.09145	0.11911	0.15802	0.17967	0.30248	0.51839	-1.78700	0.34414	0.29014
	0.80	0.05282	0.05500	0.08881	0.13639	0.14806	0.15778	0.27675	0.49266	-1.79334	0.46087
	0.90	0.03884	0.02235	0.03910	0.06733	0.08960	0.09473	0.10850	0.21738	0.42804	-1.72152
1.00	0.10	0.07768	-3.46924	0.50267	0.31027	0.15037	0.09038	0.08266	0.10250	0.08871	0.06133
	0.20	0.10565	1.61334	-3.55048	0.60413	0.39960	0.21679	0.13836	0.11494	0.13719	0.13679
	0.30	0.12485	0.83259	1.17882	-3.54304	0.63695	0.43418	0.24137	0.13910	0.04976	0.20431
	0.40	0.13661	0.38656	0.63205	1.10616	-3.53236	0.65048	0.44225	0.23402	0.10768	0.24324
	0.50	0.14061	0.26821	0.29096	0.62588	1.08539	-3.53215	0.65024	0.43531	0.22122	0.26007
	0.60	0.13661	0.24062	0.20630	0.34753	0.62519	1.06720	-3.54739	0.64711	0.44726	0.33270
	0.70	0.12485	0.18289	0.23821	0.31603	0.35934	0.60497	1.03678	-3.57399	0.68828	0.58027
	0.80	0.10565	0.11000	0.17762	0.27279	0.29613	0.31557	0.55351	0.98531	-3.58668	0.92175
	0.90	0.07768	0.04469	0.07821	0.13466	0.197921	0.18947	0.21701	0.43476	0.85608	-3.44304

Table 3 Mean and Standard Deviation of the Output Layer Percentage Errors After Learning

Output Layer	1 Hidden Layer			2 Hidden Layer			3 Hidden Layer		
	No. of Layer	Mean	STD Dev.	No. of Layer	Mean	STD Dev.	No. of Layer	Mean	STD Dev.
Loads	5	Na	NA	5-5	0.9804	6.4820	5-5-5	1.9880	9.1764
	10	0.4112	8.7897	10-10	0.1118	2.0286	0-10-10	0.0095	1.3613
	15	0.2407	9.2029	15-15	0.0774	1.7258	15-15-15	0.0016	0.7919
	20	0.0864	8.6260	20-20	0.1151	1.6432	20-20-20	0.0193	0.8602
Loading Point	5	NA	NA	5-5	0.3864	5.2559	5-5-5	0.2418	2.8368
	10	1.1030	5.9843	10-10	0.1305	1.7309	10-10-10	0.0603	0.8354
	15	1.5447	9.20043	15-15	-0.0170	1.0737	20-20-20	0.0092	0.4386
	20	0.9790	4.3962	20-20	0.0141	0.9197		0.0036	0.3194
Max. Disp.	5	NA	NA	5-5	4.0860	10.9099	5-5-5	1.4280	5.2475
	10	2.4471	7.2660	10-10	1.7354	5.5846	10-10-10	1.3647	4.9198
	15	2.3923	7.6510	15-15	1.4200	4.7488	15-15-15	1.3944	4.7879
	20	2.4804	8.5975	20-20	1.6716	5.2837	20-20-20	1.1152	4.1841



적용한 결과 각 은닉층의 요소수를 5개씩 적용한 경우 오차평균은 1% 정도, 오차편차는 여전히 5% 이상으로 나타났다. 각 은닉층의 요소수가 15개 이상인 경우에만 오차평균은 1% 이내로 학습되었고, 오차편차도 1% 정도까지 학습되었다. 은닉층을 3개로 구성한 경우 각 은닉층의 요소수가 5개인 경우는 오차평균은 0.5%까지 감소하였으나, 오차편차는 3% 정도로 학습되었다. 은닉층의 요소수가 증가할수록 학습의 정확도는 계속 증가하였고, 오차평균도 0.5%이내로 오차편차도 0.5%까지 정확도가 증가함을 알 수 있다. 특히 각 은닉층이 15개 이상일 경우 오차평균이 실제값으로 근접 수렴함을 알 수 있다.

은닉층의 층수가 증가할수록 학습의 정확도는 계속 증가하나 오차평균 1%, 오차편차 1% 정도로 학습결과를 활용할 경우, 은닉층이 2개일 때 각 은닉층의 요소수를 15개씩, 은닉층이 3개일 때는 은닉층의 요소수를 10개로 적용하는 것이 바람직하다. 이러한 조건의 신경회로망을 구성할 경우, 하중량이나 하중위치의 추론은 1%이내로 가능함을 알 수 있다.

## 5. 결 론

양단이 단순지지된 복합재료 원통셸의 정하중에 대한 해석을 수행하였으며, 원통셸의 9개 계층점에 대한 정하중 해석결과와 변형률과 정하중 특성을 이용하여 역전과 학습 신경회로망을 연구한 결과 복합재료 원통셸의 하중특성 추론을 위한 역공학 학습에 성공하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

본 연구에 적용된 역전과 학습 알고리즘은 모멘텀 계수 및 학습율을 일정한 학습단위마다 재조정이 가능하며 신경회로망 학습의 정확도를 크게 향상시킬 수 있다. 복합재료 원통셸의 정하중에 대한 하중량, 하중 위치, 최대 처짐량도 9개 계층점에서의 변형률만을 이용하여도 추론이 가능하다. 신경회로망을 이용한 복합재료 원통셸의 역공학 해석 접근이 가능하다.

본 연구 해석모델과 유사한 복합재료 원통셸의 하중 특성 추론의 경우 스트레인 게이지를 부착한 시험을 통한 학습을 실시해도 가능할 것으로 판단된다.

## 참 고 문 헌

1. A. Cichocki and R. Unbehauen, *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*, John Wiley & Sons, 1993, p.526
2. 오창석, 뉴로컴퓨터, 지성출판사, 1996, p.393
3. A. L. Dobyns, "Analysis of Simply Supported Orthotropic Plates Subjected to Static and Dynamic Loads", *AIAA Journal*, Vol. 19, No. 5, 1981, pp.642~650
4. C. W. Bert and V. Birman, "Parametric Instability of Thick, Orthotropic, Circular Cylindrical Shells", *Acta Mechanica*, Vol. 71, 1988, pp.61~76
5. A. P. Christoforou and S. R. Swanson, "Analysis of Simply Supported Orthotropic Cylindrical Shells Subjected to Lateral Impact Loads", *Journal of Applied Mechanics, Transactions of the ASME*, Vol. 57, 1990, pp.376~382
6. Y. S. Lee and K. D. Lee, "On the Dynamic Response of Laminated Circular Cylindrical Shells under Impulse Loads", *Computers and Structures*, Vol. 63, No. 1, 1997, pp.149~157
7. S. W. Gong, V. P. W. Shim and S. L. Toh, "Central and Noncentral Normal Impact on Orthotropic Composite Cylindrical Shells", *AIAA Journal*, Vol. 34, No. 8, 1996, pp. 1619~1626
8. S. L. Toh, S. W. Gong and V. P. W. Shim, "Transient Stresses Generated by Low Velocity Impact on Orthotropic Laminated Cylindrical Shells", *Composite Structures*, Vol. 31, 1995, pp.213~228
9. L. Berke and P. Hajela, "Application of Artificial Neural Nets in Structural Mechanics", *NASA Technical Memorandum Report 102420*, 1990, p.22
10. D. A. Brown, P. L. N. Murthy and L. Berke, "Computational Simulation of Composite Ply Micromechanics Using Artificial Neural Networks", *Microcomputers in Civil Engineering*, Vol. 6, 1991, pp.87~97
11. C. Jayatheertha, J. P. H. Webber and S. K. Morton, "Application of Artificial Neural Networks for the Optimum Design of a

- Laminated Plate". *Computers and Structures*, Vol. 59, No. 5, 1996, pp.831~845
12. H. Luo and S. Hanagud, "Dynamic Learning Rate Neural Network Training and Composite Structural Damage Detection". *AIAA Journal*, Vol. 35, No. 9, 1997, pp.1522~1527
  13. M. R. Haddara and C. Guedes Soares, "Wind Loads on Marine Structures", *Marine Structures*, Vol. 12, 1999, pp.199~209
  14. X. Cao, Y. Sugiyama and Y. Mitsui, "Application of Artificial Neural Networks to Load Identification". *Computers and Structures*, Vol. 69, 1998, pp.63~78
  15. Richard T. Jones, James S. Sirkis and E. J. Friebele, "Detection of Impact Location and Magnitude for Isotropic Plates Using Neural Networks", *Journal of Intelligent Material Systems and Structures*, Vol. 7, 1997, pp.90~99
  16. S. Markus, *The Mechanics of Vibrations of Cylindrical Shells*, Elsevier Press, 1988
  17. R. Jones, *Mechanics of Composite Materials*, Scripta Book, 1975, p.355
  18. S. Abrate, *Impact on Composite Structures*, Cambridge University Press, 1998, p.289
  19. *MSC.Patran 2000 Reference Manual*, MacNeal Schwendler Corporation, 2000, p.412
  20. *MSC.Patran 2000 - MSC.Nastran Preference Guide*, MacNeal Schwendler Corporation, 2000, p.327
  21. J. M. Lee, "*Linear Static Analysis User's Guide*", MacNeal Schwendler Corporation, 1997, p.512
  22. 이승창, 박승권, 이병해, "신경망과 수치해석 알고리즘의 비교 연구", *전산구조공학*, 제10권, 제2호, 1997. pp.265~272
  23. 방은영, 윤정방, "신경망기법을 사용한 부분구조 추정법", *전산구조공학*, 제11권, 제4호, 1998, pp.361~370
  24. 김우석, 이종수, "유전알고리즘 및 신경회로망을 이용한 다분야통합 최적설계 문제의 시스템 분리 기법 연구", *전산구조공학회 논문집*, 제12권, 제4호, 1999, pp.619~627