

신경회로망과 유전자 알고리즘을 이용한 복합재료의 최적설계에 관한 연구

A Study on Optimal Design of Composite Materials
using Neural Networks and Genetic Algorithms

김 민철(동아대 대학원), 주 원식(동아대 기계공학과), 이 유진(삼성자동차(주) 기술연구소),
장 득열(삼척산업대 기계공학과), 조 석수(동아대 생산기술연구소)
Mincheol Kim, Wonsik Joo, Eugene Lee, Deukyul Jang, Seokwoo Cho

ABSTRACT

Composite material has very excellent mechanical properties including tensile stress and specific strength. Especially impact loads may be expected in many of the engineering applications of it. The suitability of composite material for such applications is determined not only by the usual parameters, but its impact or energy-absorbing properties. Composite material under impact load has poor mechanical behavior and so needs tailoring its structure. Genetic algorithms(GA) is probabilistic optimization technique by principle of natural genetics and natural selection and neural networks(NN) is useful for prediction operation on the basis of learned data. Therefore, This study presents optimization techniques on the basis of genetic algorithms and neural networks to minimum stiffness design of laminated composite material.

Key words : laminated composite material, impact load, genetic algorithms(GA), neural networks(NN)

1. 서 론

최근 20여년동안 적층복합재료는 급속도로 발전하여, 그 응용 분야가 레저 용품에서 자동차 및 항공 우주 산업등에 이르기 까지 다양하며, 기존의 금속 재료에 비하여 높은 비강도(specific strength)와 비강성(specific stiffness)을 가지고 있다. 이러한 적층복합재료는 부재의 무게를 감소시킬 수 있을 뿐만 아니라 피로강도와 내식성 및 진동특성이 우수하여 그 수요는 폭발적으로 증가하고 있다. 그러나 저속충격에 대한 적층복합재료의 기계적 성질은 매우 취약하여 저속충격으로 인하여 육안으로 식별이 곤란한 손상이 재료내부나 후면에 발생할 경우 재료의 잔류 피로 수명이나 파괴 인성 및 충격강도등은 급격히 떨어지는 것으로 보고되고 있다.^{1),2)}

일반적으로 집중충격하중을 받는 재료의 충격응답해석에 관한 연구는 주로 균질, (homogeneous), 등방성(isotropic)재료를 이용하여 이루어 졌으나 Sun³⁾과 An⁴⁾등은 고차 보 유한요소모델(higher

beam finite element model)을 이용하여 이질(un-homogeneous), 이방성(anisotropic) 적층복합재료에 대한 충격해석을 수행하였다. 그외에도 다양한 연구가 많이 수행되었지만 기존의 상용재료에 대한 충격특성을 구명하기 위한 이론적 및 실험적 논의를 수행한 것이 대부분이었다.

한편, 이러한 적층복합재료의 강성은 고전적층판 이론(classical laminated plate theory)을 이용하여 해석되지만 12개의 적층 파라미터(lamination parameter)에 의하여 구할 수 있다. 적층 파라미터는 적층각도 θ 와 적층두께좌표 u 로 구성되므로 강성최대화과정에 필요한 설계변수를 결정하기 위해서는 적층 파라미터간의 상호 관계 및 적층 파라미터와 적층구성과의 관계를 구하여야 한다.⁵⁾

상술의 적층 파라미터를 이용한 적층구성은 적층 두께가 대부분 고정되고 적층각도만 변화되거나 면내 적층 파라미터와 면외 적층 파라미터에서 적층각도를 변화시킬 경우 4가지 이상의 적층각도를 설계변수(design variable)로 사용할 수 없다.⁶⁾ 즉, 설계변수가 많아지게 되면, 설계공간(design space)이 비선

selecti-on)의 원리에 근거한 확률론적 최적화 알고리즘(probabilistic optimization algorithms)이다. Fig. 2는 본 연구를 수행하기 위한 응력해석(CLPT : Classical Lamina Plate Theory, IT : Impact Theory)부분과 유전자 알고리즘을 결합시킨 흐름도를 나타낸 것이다.

2.3 역전파 신경회로망

신경회로망은 신경계의 특이한 구조와 기능을 과학적으로 모방한 것으로 상호연결된 뉴론에 의하여 임의의 M 입력 차원 공간을 N 출력 차원 공간으로 맵핑(mapping)하는 수학적 모델이다. 본 연구에서 사용되는 역전파 신경회로망은 입력층, 중간층, 출력층으로 되는 계층적 구조를 한 네트워크로서 Rumelhart¹⁰⁾에 의하여 1986년에 제안된 교사달린 학습방법이다. 역전파 신경회로망에서 사용되는 유니트는 다입력 다출력 형태로서 층상으로 그룹화되어 있으며 데이터의 흐름은 입력층에서 출력층으로 또는 역방향으로 전달되고 층내에서의 데이터 흐름은 이루어지지 않는다.

3. 시뮬레이션 결과 및 고찰

3.1 시뮬레이션 모델

본 연구에서 고려하는 유전자 알고리즘의 설계변수는 적층복합재료의 재료정수와 적층각도 및 처짐으로 설정하였으며 이러한 유전자 알고리즘의 설계변수를 염색체로 표현하기 위한 기본 데이터로서 다양한 복합재료¹¹⁾의 기계적 성질을 이용하였다. Table 1은 이러한 재료에 대한 기계적 성질을 각각 나타내었다. 테이블에서 E_1 , E_2 , G_{12} , ν_{12} , t , ρ 는 각각 종탄성계수, 횡탄성계수, 전단탄성계수, 주 포와송비(major poisson's ratio), 플라이 두께 및 밀도를 나타낸 것이다.

Fig. 3은 유전자 알고리즘을 이용한 적층복합재료의 저속 충격 모델로서 단순보의 중앙에 직경이 12.7mm이고 밀도가 7860kg/m³인 강구(steel ball)가 초기충격속도를 가지고 충격을 가하는 것을 나타낸 것이다. 단순보의 단면은 직사각형 단면($t \times w \times l$)이며 충격에 미치는 각종 인자의 영향을 알아보기 위하여 보의 지지방법과 충격속도 및 재료 등을 다양하게 변화시켰다.

3.2 저속충격을 받는 적층복합재료보의 최적 설계

3.2.1 지지방법의 영향

Fig. 4는 적층복합재료가 지지되는 방법에 따른 보의 처짐량을 나타낸 것으로 단순 지지보와 양단

고정보에 대한 충격결과를 나타낸 것이다. 사용한 보의 크기가 $3t \times 30w \times 300l$ (mm)이며 재료는 흑연/에폭시(graphite/epoxy)로서 적층각도를 $[90/45/90/-45/90]_{2s}$ 와 같은 순서로 적층하였다. 적층복합재료보는 보의 중앙에 직경 12.7mm의 강구를 3m/sec의 속도로 충격을 받는다. 또한 유한차분법을 수행하기 위해서 보의 길이 300mm를 20개로 나누고, 시간 증분은 0.1 μ sec로 설정한 뒤 시간에 따른 동적응답을 구하기 위해서 400 μ sec까지의 계산을 수행하였다. 사용한 흑연/에폭시의 재료 상수는 E_1 는 120.0 GPa, E_2 는 7.9 GPa, G_{12} 는 5.5GPa, ν_{12} 는 0.30, ρ 는 1580 kg/m³이다. 그림에서 알 수 있는 것 처럼 충격시간이 흐름에 따라 처짐량은 증가하고 있으며 단순 지지보가 양단 고정보에 비하여 최대 33%정도의 처짐증가를 보이고 있는데 이것은 적층복합재료보의 지지 방식에 기인한 구속정도의 차이때문이라 생각된다. 또한, 단순 지지보에 적합한 적층복합재료구조로 양단 고정 보를 설계하는 경우 후자가 전자에 비하여 훨씬 더 적은 처짐을 발생시키므로 보의 강성제어에 양단 고정보에 의한 적층복합재료가 유효하므로 본 연구에서 고려하는 유전자 알고리즘에 의한 강성최적화문제에서 사용하는 적층복합재료의 지지방법은 단순 고정단으로 설정하기로 한다.

3.2.2 초기충격속도의 영향

Fig. 5은 저속충격을 받는 적층복합재료가 초기 충격속도(initial impulsive velocity)에 어떠한 동적반응을 나타내는가를 표시한 것이다. 보의 크기는 $2.5t \times 120w \times 240l$ (mm)로 가정하여 보의 중앙에 12.7mm의 강구를 4, 6, 8, 10 m/sec의 속도로 다양하게 충격을 가하였다. 유한차분법에 사용한 보의 미소길이 Δx 는 12mm로, 시간 증분은 0.1 μ sec로 설정한 뒤 계산시간을 100 μ sec로 셋팅하여 초기충격속도의 영향을 관찰하였다. 그림에서 초기충격속도가 증가함에 따라 보의 처짐은 선형적으로 현저히 증가하고 있다. 이러한 결과는 초기충격속도가 증가하게 되면 초기변위가 급격히 증가함과 동시에 이러한 충격시간에 따른 초기변위의 누적현상이라 생각된다. 또한 Choi¹²⁾등이 탄소/에폭시의 충격실험에서 밝힌 바와 같이 초기변위속도가 증가하게 되면 층간분리크기(Delamination size)가 현저히 커지기 때문에 적층복합재료의 처짐은 층간분리크기와 밀접한 관계가 있음을 알 수 있다. 또한 유전자 알고리즘으로 설계한 적층재는

형성을 강하게 보이므로 수학적 해석모델로서는 해결하기 어렵다. 따라서 상술의 문제를 해결하기 위해서는 해석적 설계 문제를 조합최적화문제(combination optimization problem)로 바꿀 필요가 있다.

실제의 비선형문제는 쉽게 조합최적화문제로 바꿀 수 있으나 이 문제를 시퀀셜(sequential) 데이터 처리 시스템으로 풀 경우 시간적으로 엄청난 손실을 일으키게 된다. 이러한 불합리한 점을 개선하기 위해서 John Holland⁷⁾는 자연의 유전학(natural genetics)과 자연도태(natural selection)의 원리에 근거한 확률론적 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘(genetic algorithms)을 제안하였다.

유전자 알고리즘은 주어진 최적화문제의 설계공간에 비하여 유전자 집단의 크기가 작을 경우 만족스런 해를 얻지 못하고 조기 수렴(early convergence)⁸⁾하는 경향이 있다. 유전자 알고리즘 자체의 연산자를 조정하는 방법보다는 인공지능의 다른 분야를 이용한다면, 유전자 알고리즘 특유의 기능을 이용할 수 있을 뿐만 아니라 도입된 인공지능의 기능도 이용할 수 있으므로 최적 설계문제의 유연성을 높이는 데 매우 유용할 것이다.

따라서 본 연구에서는 적층복합재료에 횡충격하중이 작용할 때 Timoshenko 보 이론⁹⁾에 따른 충격해석을 유한 차분법으로 수행하여 이에 따른 각 재료의 최적화 적층각도를 유전자 알고리즘을 이용하여 구한 다음, 이러한 적층각도를 신경회로망의 학습자료로 이용하여 일반화시키므로서 유전자 알고리즘에서 구한 최적해보다 훨씬 더 우수한 적층각도를 구하였다.

2. 최적 설계에 관한 기초적 연구

2.1 적층복합재료의 운동방정식

복합재료의 기본운동방정식을 유도하는데 다음 몇가지 사항을 고려해야 한다.

(1) 복합재료보의 길이 및 두께에 따라 분포된 질량은 응력분포의 형태를 단순화하기 위하여 여러 층의 집중질량계(lumped mass system)로 등가치 환한다.

(2) 복합재료보의 두께는 길이에 비해 매우 작다. 즉, 전단변형 및 회전관성효과는 무시한다.

Fig. 1과 같은 미소 요소의 자유물체도(free body diagram)로부터 Timoshenko 보이론에 따른 힘과 모멘트의 평형방정식을 유도하면 다음과 같다.

$$m(x) \frac{\partial^2 w(x,t)}{\partial t^2} + \frac{\partial w(x,t)}{\partial t} + \frac{\partial V(x,t)}{\partial x} = F(x,t) \quad (1)$$

$$v(x,t) - \frac{\partial M(x,t)}{\partial x} = 0 \quad (2)$$

여기서, $m(x)$: 단위길이당 유효질량
 $c(x)$: 단위길이당 유효 감쇠계수
 $V(x,t)$: 단위길이당 전단력
 $w(x,t)$: 처짐
 $F(x,t)$: 충격하중
 $M(x,t)$: 모멘트

위의 식(1)은 유한 차분법중 중심차분법(central difference method)을 사용하여 해를 구하였다. 다음은 최적화에 사용되는 응력해석의 초기 조건과 경계조건을 나타내었다.

(1) 초기조건 (initial condition)

적층복합재료의 운동은 초기에 정지상태에서 시작하는 것으로 생각한다.

$$w_{i,0} = 0$$

$$\dot{w}_{i,0} = \frac{I_i}{m_i}$$

여기서, I_i : 절점 i 에 작용하는 충격하중(impulsive load)

(2) 경계조건 (boundary condition)

복합재료보의 지지점의 구속상태에 따라 다음과 같이 나눌 수 있다.

$$\text{자유단 : } M_{o,n} = M_{N,n} = 0$$

$$V_{o,n} = V_{N,n} = 0$$

$$w_{o,n} = w_{N,n} = 0$$

고정단 :

$$\left(\frac{\partial w}{\partial x} \right)_{o,n} = \left(\frac{\partial w}{\partial x} \right)_{N,n} = 0$$

$$w_{o,n} = w_{N,n} = 0$$

단순 지지단 :

$$M_{o,n} = M_{N,n} = 0$$

2.2 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 1970년대 초 John Holland에 의해 본격적으로 연구되기 시작한 학문으로 자연의 유전학(natural genetics)과 자연도태(natural

일반 적층재 [90/45/90/-45/90]_{2S}에 비하여 16%에서 26%정도까지 처짐이 훨씬 더 감소하였다.

3.2.3 적층복합재료의 영향

Fig. 6은 T300/N5208, B(4)/N5505, E-glass/Epoxy와 Kev49/Epoxy 등의 적층복합재료에 대한 유전자 알고리즘과 일반 적층재 [90/45/90/-45/90]_{2S}에 의하여 설계된 적층복합재료의 처짐과 최적각도를 나타낸 것이다. 전자는 후자에 비하여 T300/N5208, B(4)/N5505, E-glass/Epoxy와 Kev49/Epoxy 적층복합재료에 대한 처짐이 각각 약 10%, 16%, 15%와 22%정도 감소되었다. 그러나 동일충격 조건하에서는 E-glass/Epoxy가 처짐이 가장 작게 일어나고 있음을 알 수 있다. 또한 본 그림과 Table 1을 보면 충격에 따른 재료적 차이는 종단성계수에 단독으로 의존하기 보다는 각 탄성계수들 사이의 상호작용에 의한 복합적인 문제라는 것을 알 수 있으며 이러한 결과는 단일 파라미터로서 충격치를 표시하는 것은 어렵다는 것을 나타내고 있다.

4. 유전자 알고리즘과 신경회로망을 이용한 최적 설계

Fig. 7은 각 세대가 유전자함에 따른 적합도 함수값을 나타낸 것으로 일정 세대가 지나면 유전자 알고리즘이 국소 최적해에 빠지는 조기수렴현상을 나타내고 있다. 이러한 유전자 알고리즘의 조기수렴현상을 극복하기 위하여 Fig. 8은 새로운 개념의 최적설계방식을 도식적으로 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있는 것 처럼 유전자 알고리즘은 목적함수에 적합한 충격 데이터를 생성하는 기능을 수행하고 신경회로망은 유전자알고리즘에 의한 데이터를 학습시킨다. 신경회로망에 의한 학습이 끝나게 되면, 학습된 신경회로망의 결합계수행렬은 요구 처짐이 적게 발생하는 적층복합재료의 적층각도를 예측할 수 있는 정보처리시스템을 구축한다.

4.1 신경회로망의 구조

Fig. 9은 역전파 신경회로망을 구축하는 데 필요한 입력층과 출력층 유닛을 각각 나타낸 것으로 전자의 유닛은 각 탄성계수와 포와송비 및 처짐을, 후자의 유닛은 각층의 적층각도로 설정하였다. 또한 은닉층 갯수는 학습효율과 시간을 고려하여 2층으로 설정하였고 이러한 층의 유닛 갯수는 40개로 셋팅하였다.

4.2 신경회로망의 학습

신경회로망의 학습과 일반화 능력은 신경회로망의 출력값과 목표값의 차이인 추정평균오차를 기초로 평가하였으며 추정평균오차의 정의는 다음과 같다.

$$\psi_{\text{mean error}} = \frac{1}{r} \sum_{p=1}^r |\psi_{\text{neuro}}(p) - \psi(p)| \quad (3)$$

여기서, $\psi(p)$: 입력층 데이터에 대한 목표값
 r : 학습과 일반화 검증에 사용한 학습 데이터 수

$\psi_{\text{neuro}}(p)$: ψ 에 대한 신경회로망의 출력값
 $\psi_{\text{mean error}}$: 신경회로망 데이터 $\psi_{\text{neuro}}(p)$ 의 추정평균오차

본 연구에서는 신경회로망이 학습과 일반화를 수행하여 추정평균오차가 0.05이내로 수렴되는 경우를 공학적 오차범위내에서 모델링한 것으로 가정하였다. Fig. 10은 상술의 신경회로망을 기초로 학습된 상위 중간 및 하위 그룹의 학습 결과를 나타낸 것이다. 그림에서 점선은 전 데이터에 대한 추정평균오차를 나타낸 것이고 막대 그래프는 단일 적층복합재료의 추정평균오차를 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있는 것과 같이 출력값과 목표값 사이의 전추정평균오차가 0.025정도 발생하여 추정평균오차가 0.05이내로 수렴되므로 신경회로망은 유전자 알고리즘에 의하여 생성된 데이터를 공학적 오차범위내에서 모델링하고 있음을 알 수 있다.

4.3 신경회로망에 의한 최적각도의 예측

Fig. 11은 미학습 데이터를 신경회로망으로 일반화시킨 경우의 요구처짐에 대한 최적 각도와 유전자 알고리즘을 이용하여 설계된 요구처짐에 대한 최적각도를 각각 나타내었다. 그림에서 알 수 있는 것 처럼 유전자 알고리즘 단독으로 구한 적층구조는 0.44mm의 처짐을 발생시키는 것에 대하여 신경회로망을 이용하여 추정평균오차 0.05이내에서 구한 요구처짐은 0.38mm이다. 따라서 적층복합재료의 최적설계에 유전자알고리즘을 기초로 하는 신경회로망을 응용할 수 있을 뿐만 아니라 유전자 알고리즘의 조기 수렴현상에 의한 국소 최적해에 빠지는 것을 보완하는 데 유용함을 알 수 있었다.

4. 결론

본 연구에서는 저속충격을 받는 적층복합재료의 처짐에 미치는 역학적 변수의 영향을 고찰한 뒤 처짐을 최소화 하는 적층복합재료를 설계하기 위하여 유전자 알고리즘과 신경회로망을 동시에 사

용하는 설계 방식을 제안하므로서 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 저속충격을 받는 적층복합재료의 초기충격속도를 변화시킬 경우, 높은 충격속도 (10m/sec)로 설계한 적층복합재료의 적층각도는 낮은 충격속도 (4m/sec)에서 사용 되는 적층복합재료의 처짐을 충분히 제어할 수 있었다.
2. 유전자 알고리즘을 이용하여 적층복합재료를 최적 설계하게 되면 기존의 상용적층복합재료보다 우수한 충격 강성을 가진 적층복합재료를 설계할 수 있었다.
3. 학습된 신경회로망을 이용하여 적층복합재료의 적층각도를 예측한 결과, 미학습 데이터에 대한 일반화가 추정평균오차 범위내에서 정확하게 수행됨으로 신경회로망이 적층복합재료의 강성 설계에 유용함과 동시에 유전자 알고리즘이 국소 최적해에 빠지는 현상을 한계 범위내에서 충분히 해결하였다.

후 기

본 연구는 삼성전자(주)의 96년도 학술조성연구비로 수행되었으며 관계자 여러분에게 감사드립니다.

참 고 문 헌

-이하 참고문헌 생략-

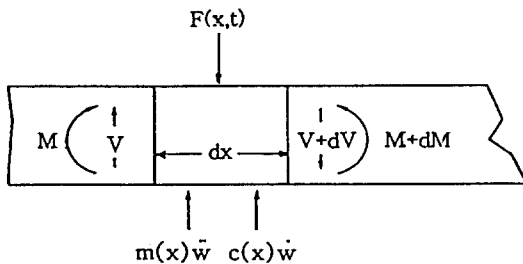


Fig. 1 Free body diagram of Timoshenko's beam

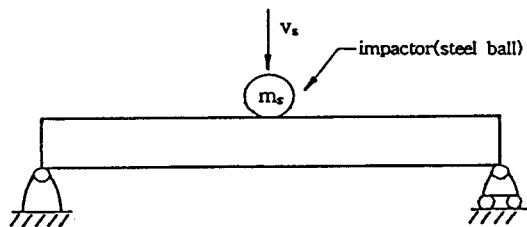


Fig. 3 Transverse impact of laminated composites

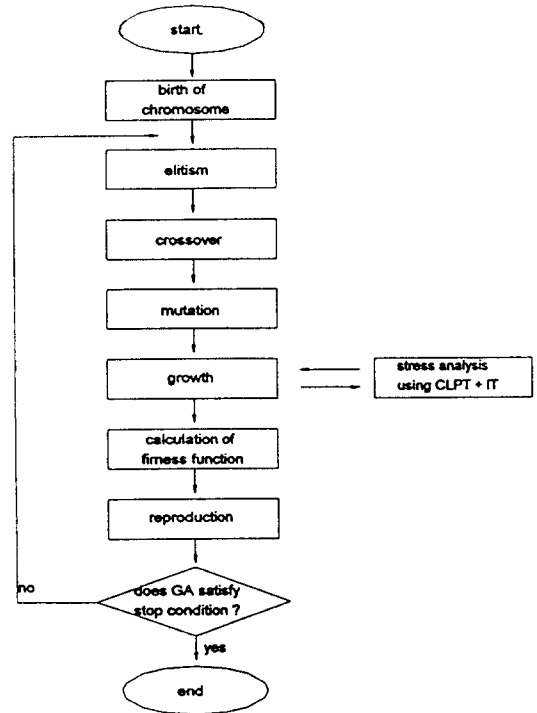


Fig. 2 Flowchart of GA for stiffness optimization

Table 1 Mechanical properties of materials

Mechanical properties	Materials	T300/ N5208	B(4)/ N5505	E-glass/ Epoxy	Kev49/ Epoxy	ASA/ PEEK
E_1 (GPa)		181.0	204.0	38.6	76.0	134.0
E_2 (GPa)		10.30	18.50	8.27	5.50	8.70
G_{12} (GPa)		7.17	5.59	4.14	2.30	5.10
ν_{12}		0.28	0.23	0.26	0.34	0.28
ρ (kg/m ³)		1600	2000	1800	1460	1600

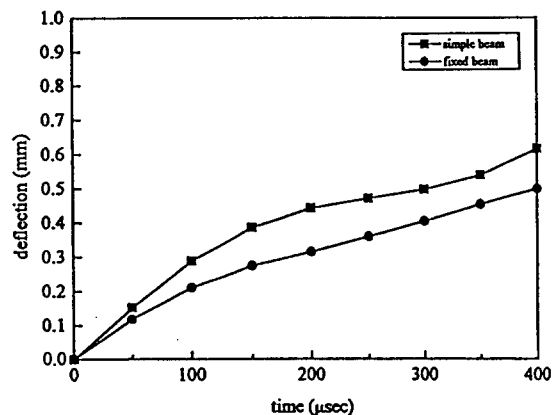


Fig. 4 Deflection of simple and fixed beams

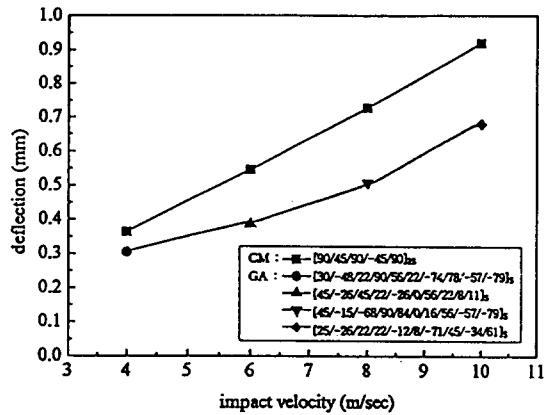


Fig. 5 Deflection and optimal angle of T300/N5208 beam according to various initial impact velocity

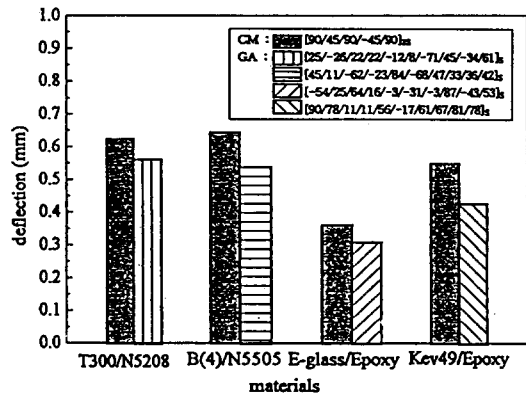


Fig. 6 Deflection and optimal angle of various materials subject to impact

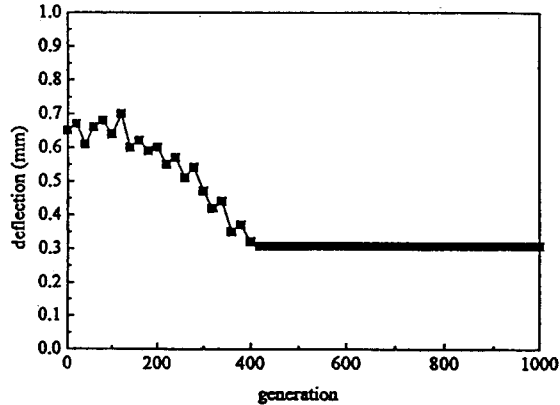


Fig. 7 Premature convergence of genetic algorithms

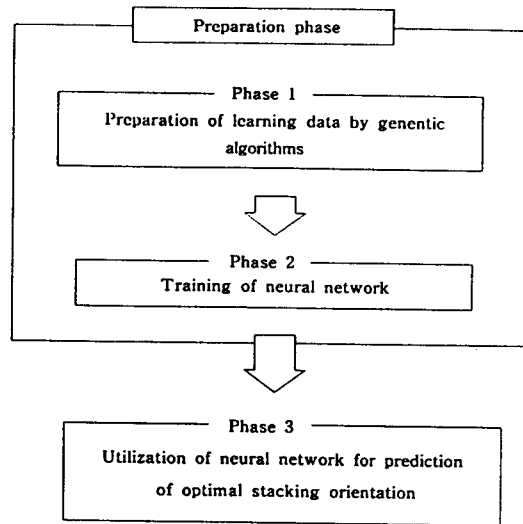


Fig. 8 Strategy for prevention of premature convergence

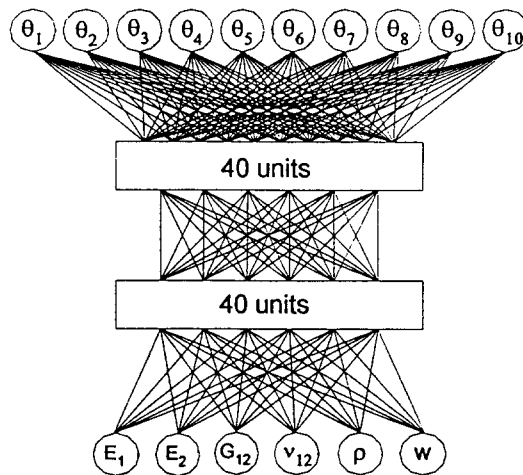


Fig. 9 Structure of input and output units for neural networks

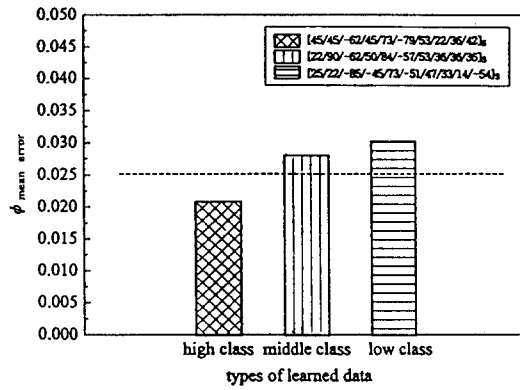


Fig. 10 Relation between $\psi_{\text{mean error}}$ and learned data

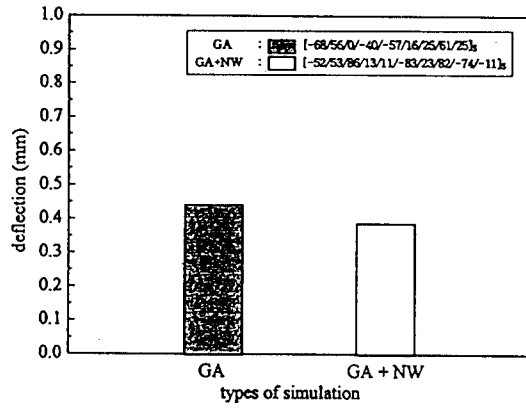


Fig. 11 Prediction of optimal angle by neural networks in AS4/PEEK