

신경망을 적용한 가동노즐의 유효 피벗 추적 알고리즘

김중근*

An Effective Pivot Trace Algorithm for Movable Nozzle using Neural Network

Joung Keun Kim*

ABSTRACT

In general, the performance of movable nozzle used for thrust vector control in solid rocket motor is estimated on the basis of the effective pivot of nozzle. However, it is nearly impossible to define the exact effective pivot by the mathematical model or experimental technique owing to pivot dynamics. In this paper, pivot dynamic properties were investigated by ADAMS simulation technique and trajectory of the exact effective pivot was modelled by the artificial neural network. Comparison of the proposed method was made with the virtual movable nozzle (computer simulation) to verify the method, and showed good agreement. Therefore, the proposed method will be applicable to predict the effective pivot of movable nozzle during bench or ground test.

초 록

유도무기의 추력방향 제어(Thrust Vector Control)를 위해 널리 운용되고 있는 가동노즐(Movable Nozzle)의 성능지표는 노즐의 회전중심(유효피벗)을 기준으로 결정된다. 그러나 유효피벗의 동특성으로 인해 실험이나 수학적으로 정확한 위치를 결정하기가 거의 불가능하다. 본 논문에서는 가동노즐 운동 특성을 ADAMS simulation 기법을 이용하여 파악하고 인공 신경망을 적용하여 유효 피벗을 추적할 수 있는 방법을 제안하였으며, 모사된 가상 가동노즐의 유효피벗 추적에 적용하여 만족스러운 결과를 얻음으로 벤취 실험이나 연소시험에 적용된 가동 노즐의 유효 피벗 추적에 활용 가능성을 제시하였다.

Key Words: Artificial neural network(인공신경망), Thrust vector control(추력방향제어), ADAMS, Movable nozzle(가동노즐), Effective pivot(유효피벗)

1. 서 론

현대 전장에서 적용되는 대부분의 무기체계는 높은 기동성능을 요구하고 있으며 개발 단계에서 중요한 설계인자로 고려된다. 특히 유도무기는 위의 조건이 더욱 엄격하게 적용될 뿐만 아니라 실전 적용 여부를 결정할 수 있는 중요한

* 2005년 10월 31일 접수 ~ 2005년 12월 13일 심사완료

* 정희원, 국방과학연구소 기4-1

연락처, E-mail: korea_kimjk@yahoo.co.kr

성능인자이다.

일반적으로 유도무기의 기동성능은 노즐로부터 생성된 추력의 크기와 방향을 조절할 수 있는 능력에 의해서 대부분 결정된다. 추력의 크기는 내탄도(Internal Ballistic) 성능에 의해서 그리고 방향 조절 능력은 적용된 노즐 형태에 의해서 결정된다.

노즐(Nozzle)은 연소관 내부에 충전된 추진제 점화(Ignition)에 의해 얻어진 화학에너지로 운동 에너지로 변환시켜 추력을 발생시키는 핵심부품으로, 생성된 추력 방향 조절이 불가능한 단축노즐(Uniaxial nozzle)과 방향 조절이 가능한 다축노즐(Multiaxial Nozzle)로 크게 구분된다. 그리고 다축 노즐은 유도무기의 회전력(Turning moment)을 결정하는 측력(Lateral force)의 생성 방법에 따라 고정형(Fixed type)과 가동형(Movable type)으로 구분되며 대표적 방법을 Fig. 1에 나타내었다.

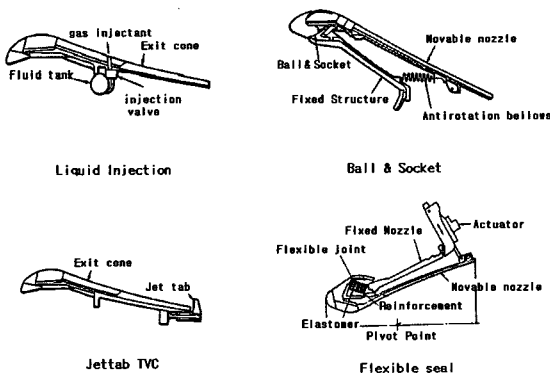


Fig. 1 Various Multiaxial Nozzle

고정형은 노즐을 고정시켜 두고 노즐 확대부의 중앙이나 끝단에 추력 방향을 바꿀 수 있는 장치를 설치하여 추력을 얻는 방법으로 Jettab, Jetevator, Jetvane, Liquid Injection 방법이 대표적이다. 그러나 이 방법은 추력방향 조절에 따른 추력손실이 증가한다는 단점이 있다.

가동형은 구동장치(Actuation Device)를 이용하여 노즐 자체를 움직여서 추력을 얻는 방법으로 Flexible joint, Ball and Socket 방법이 대표

적이다. 고정형과 비교하여 추력손실이 적을 뿐만 아니라 큰 추력을 얻을 수 있다는 장점 때문에 높은 기동성능을 요구하는 유도무기 체계에 널리 적용되고 있다.

가동형 노즐의 가장 큰 장점은 노즐을 회전시키는 중심(기하학 피벗)을 설계자가 임의로 결정할 수 있다는 것이지만 가장 큰 단점이 위의 기하학 피벗이 한 곳에 고정되지 않고 계속적으로 변화한다(유효피벗)는 것이다. 노즐의 유효피벗은 유도무기의 기동성능에 큰 영향을 미치기 때문에 정확한 유효 피벗의 추적이 필수적이다[1, 2]. 그러나 유효 피벗 위치는 가동노즐의 형태, 구동방법, 하중조건, 그리고 노즐의 상태에 따라 지속적으로 변하기 때문에 이론적으로 예측하기가 매우 곤란하다. 이미 다양한 가동형 노즐을 적용하고 있는 나라에서도 유효 피벗을 이론적으로 예측하려는 시도가 다양하게 진행되고 있으나 아직까지 확립되지 못하고 있다. 이를 실험적으로 결정하기 위해 벤취 시험(Bench Test)도 적용하고 있으나 구동조건에 따른 유효 피벗의 정확한 궤적은 구하지 못하고 있다.[3-5].

본 논문에서는 인공 신경망을 이용하여 가동노즐의 성능과 유효 피벗을 추적할 수 있는 방법에 대해서 논하였다. 인공 신경망은 빠른 수렴속도와 안정성 등의 많은 장점이 있기 때문에 최근 여러 분야에서 활발하게 응용되고 있다.

1.1 유효 피벗의 이동

가동형 노즐의 성능을 검증하기 위한 시험장치로 벤취 시험이 주로 적용되며 형상은 Fig. 2과 같다.

벤취 시험기에 가동형 노즐을 설치하고 벤취 내부의 수압(water pressure)으로 압력 조건을 모사(simulation)한 후 구동장치를 이용하여 노즐을 회전시키면서 설계된 가동 노즐의 성능을 확인한다. 주요 확인사항은 구동장치의 길이 변화에 따른 노즐 회전각(Scale factor), 노즐 회전에 필요한 구동력(Actuating Force), 노즐이 회전축과 직각방향으로 기울어지는 정도(Coupling angle), 그리고 유효 피벗 등이다.

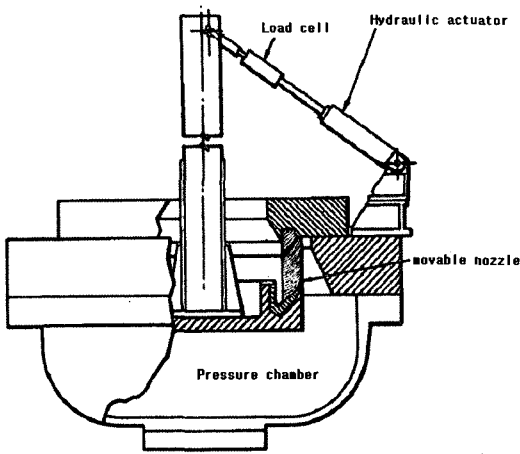


Fig. 2 Bench Test

Table 1은 NASA에서 수행한 Flexible joint 가동형 노즐에 대한 벤취 시험 결과를 정리한 것으로 가동 노즐 크기나 구동 방식에 따라 다르지만, 가동 노즐에 압력이 작용하면 피벗의 축방향 이동은 증가하지만 반경방향 이동과 노즐 회전에 필요한 구동력과 모멘트는 감소하는 경향을 나타내고 있다[1].

Table 1. Movement of Pivot point for three different Flexible-joint nozzle (NASA)

노즐 회전각	압력 (psi)	구동력/모멘트 (lbf / lbf-in)	이동량(cm)	
			축	반경
$\theta = 2^\circ$ (Model 1)	0	53,000/5.1E6	0	16
	최대압력	49,000/4.8E6	14	3.81
$\theta = 5^\circ$ (Model 2)	0	1770/56,000	2.54	1.27
	최대압력	1000/32,000	5.71	0.5
$\theta = 5^\circ$ (Model 3)	0	1130/45,000	0	0.36
	최대압력	786/32,000	5.1	0.05

1.2 유효 피벗의 영향

가동형 노즐의 유효 피벗은 Fig. 3과 같이 노즐목(Nozzle Throat)의 전/후방에 위치할 수 있으며, 유도무기의 기동성능에 미치는 영향이 서로 다르게 나타난다.

예를 들어, 노즐목 보다 전방에 피벗이 위치하

면 유도무기의 무게중심과 피벗 사이의 거리가 감소하며 이것은 유도무기의 궤적 유도에 필요한 회전모멘트를 생성하기 위한 회전팔(Moment arm)의 감소를 의미하므로 필요한 회전 모멘트를 확보하기 위해 큰 축력을 요구하게 되고 따라서 큰 노즐 회전각이 필요하게 된다. 유사한 이유로, 유효피벗이 노즐목 후방에 위치하면 요구되는 노즐 회전각은 감소하게 된다.

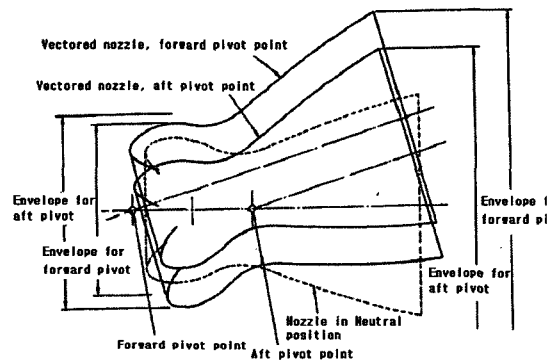


Fig. 3 Effect of pivot-point position

노즐의 피벗 위치가 유도무기의 설계에 미치는 영향을 Table 2에 나타내었다[1].

Table 2. Comparative Effect of Pivot Point

비 교 항 목	피 보 트 위 치	
	전 방	후 방
노즐 앞쪽의 운동 공간	감소	증가
노즐 확대부의 운동 공간	증가	감소
일정한 노즐 회전각에 필요한 구동기 길이	증가	감소
일정한 노즐 회전각에 필요한 구동력(actuator force)	감소	증가
일정한 회전 모멘트를 얻는데 필요한 노즐 회전각	증가	감소

위와 같이 노즐의 피벗위치에 따라서 요구되는 공간(Envelope)은 물론 구동장치의 크기와 구동력, 그리고 노즐 회전각이 다르기 때문에 다양한 조건에서 노즐의 정확한 유효 피벗을 추적하는 것이 유도무기의 정확한 성능평가에 필수적

이다.

2. 본 론

신경망으로 가동 노즐의 유효 피벗을 추적하기 위해서는 신경망 학습에 적용될 학습쌍(Learning set)이 필요하다. 실제 가동노즐을 제작하고 벤취 시험을 이용하여 학습쌍을 얻는 방법은 많은 비용과 시간이 소모될 뿐만 아니라 정확한 학습정보를 얻기가 쉽지 않다. 본 연구에서는 컴퓨터 실험방법(Surrogate Method)을 이용하여, 즉 ADAMS로 모델링 된 벤취 시험에서 얻은 모사(Simulation)결과를 신경망 학습에 적용하여 노즐의 유효 피벗을 추적하는 신경망 학습에 적용하였다.

Figure 4는 ADAMS로 모델링 된 가동노즐과 벤취 시험기를 나타낸다.

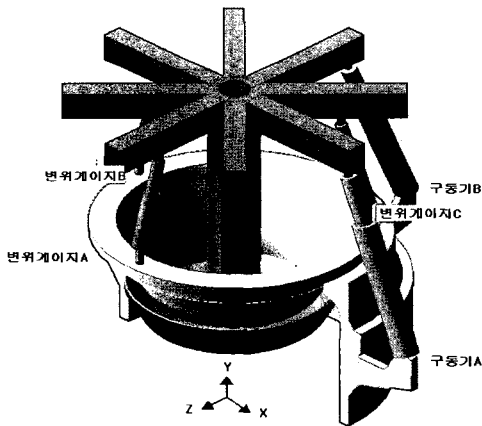


Fig. 4 ADAMS model for Bench Test

21 신경망 구성

구성된 신경망은 널리 적용되고 있는 다중 퍼셉트론을 적용하였으며 신경망 학습은 역전파(Back propagation)알고리즘이 채택하였다. 그리고 신경망 학습의 수렴성과 안정성을 향상시키기 위해 비선형 최소자승문제에 주로 적용되는 뉴턴 방법(Newton method)과 최상향법(Steepest ascent method)의 장점을 갖는 Levenberg

Marquardt를 적용하였다[6]. 적용된 다중 퍼셉트론 인공신경망의 기본 구성은 Fig. 5와 같다.

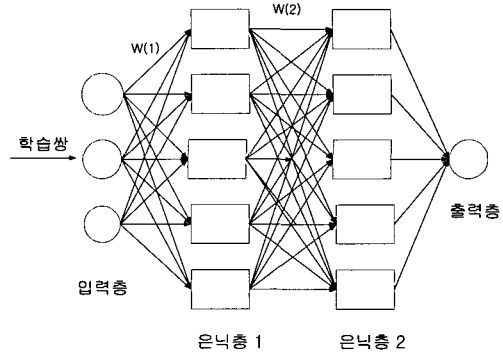


Fig. 5 Multilayer perceptron ANN

입력층으로 들어온 정보는 연결강도와 곱해진 후 모든 합(summation)을 구한 후 은닉층1의 활성화 함수로 전달된다. 유사한 방법으로 은닉층1의 계산결과는 은닉층2와 출력층으로 전달되어 신경망 출력값(O_{pk})이 계산된다. 따라서 원하는 목표값(T_{pk})에 대한 신경망 출력값 오차는 Eq. 1로 정의된다.

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_k (T_{pk} - O_{pk})^2 \quad (1)$$

이 평균오차를 최소화하기 위한 연결강도의 변화량은 Eq. 2로부터 계산된다.

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (2)$$

따라서 오차를 최소화하기 위한 입력층-은닉층-출력층 사이의 연결강도는 Eq. 3으로 새롭게 구해진다.

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{kj} \quad (3)$$

위의 과정은 Eq. 1의 오차가 원하는 수렴조건에 만족될 때까지 반복되며 최종적으로 얻은 학습결과는 연결강도에 저장되어 새로운 정보에 대한 판단에 적용된다.

22 선별작업(Screening)

수렴성이 우수하고 효율적인 신경망을 구성하기 위해 XYZ 축 방향에 대한 유효 피벗 이동량

이 가동노즐 성능에 미치는 영향을 평가하였다.

Table 2의 결과를 근거로, 여러 조건에서 피봇이 움직일 수 있는 최대 범위를 Eq. 4~Eq. 6과 같이 설정한 후 Fig. 4의 구동기 A로 가동 노즐을 XY 평면으로 움직일 때에 유효 피봇 변화가 가동노즐 성능에 미치는 영향을 2^k full factorial design를 적용하여 분석하였다. 여기서 k 는 설계변수로 XYZ축 방향의 유효 피봇 이동량이 된다.

$$-25 \leq x \leq 25 \quad (4)$$

$$-150 \leq y \leq 250 \quad (5)$$

$$-25 \leq z \leq 25 \quad (6)$$

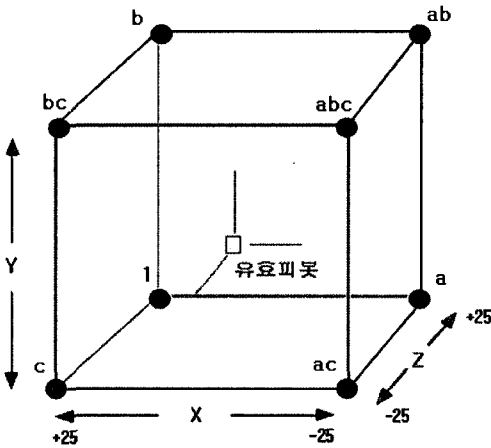


Fig. 6 2^3 full factorial design

2^3 full factorial design에서 유효 피봇 이동이 가동노즐의 성능에 미치는 영향은 Eq. 7~Eq. 9로 계산할 수 있으며 계산 결과를 Fig. 7~ Fig. 10에 나타내었다[7].

$$x_{effect} = \frac{1}{4}[a + ab + ac + abc - 1 - b - c - bc] \quad (7)$$

$$y_{effect} = \frac{1}{4}[b + ab + bc + abc - 1 - a - c - ac] \quad (8)$$

$$z_{effect} = \frac{1}{4}[c + ac + bc + abc - 1 - a - b - ab] \quad (9)$$

여기서 a,b,c,1는 Fig. 6의 ●에 대한 ADAMS 해석 결과이다.

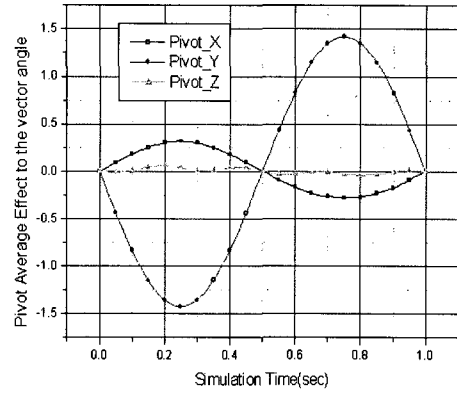


Fig. 7 Effect of pivot on nozzle vector angle

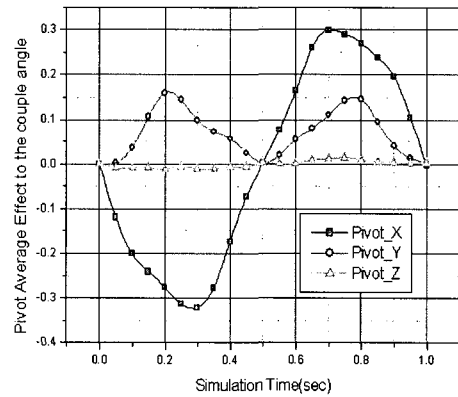


Fig. 8 Effect of pivot on nozzle coupling angle

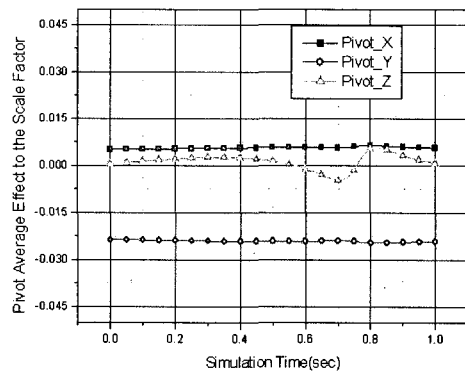


Fig. 9 Effect of pivot on scale factor

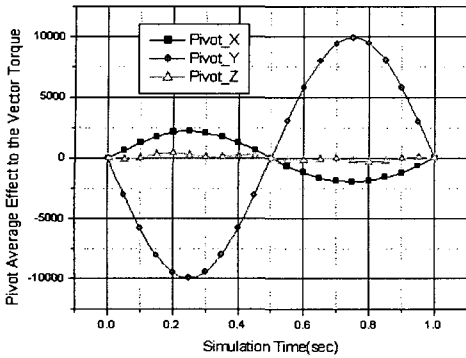


Fig. 10 Effect of pivot on required actuator force

Figure 7~10의 결과로부터, 가동 노즐을 XY평면으로 움직일 때 XY평면과 직각이 되는 방향, 즉 Z축 방향의 피벗 이동이 가동노즐 성능에 미치는 영향은 X, Y 축 방향의 피벗 이동이 미치는 영향과 비교하여 무시할 수 있을 정도로 작은 것으로 나타났다. 구동기 B를 이용하여 가동 노즐을 YZ평면으로 움직였을 때에도 동일한 결과가 나타났다.

따라서 가동 노즐이 움직이는 평면에 수직한 방향에 대한 유효 피벗 위치는 신경망에서 제외하여도 무방하다고 판단하였다.

23 신경망 예측

신경망을 이용한 가동 노즐의 유효 피벗 추적은 두 단계로 적용하였다. 첫 단계는 Fig. 4의 구동기와 변위계이지의 길이 정보로 가동 노즐 회전각을 추적하는 모델이며 두 번째는 예측된 노즐 회전각과 길이 정보를 이용하여 가동 노즐의 유효피벗을 추적하는 모델이다.

23.1 노즐 회전각(Nozzle vector angle)

노즐 회전각을 예측하기 위한 신경망에 적용된 대표적인 학습쌍은 Fig. 11과 같다. 확보된 학습쌍이 일대일 대응일 뿐만 아니라 특이점을 갖지 않으므로 구성된 신경망 모델도 Fig. 12와 같이 간단할 뿐만 아니라 Fig. 13과 같이 학습 수렴성이 우수하며 매우 안정적으로 나타났다.

Figure 14는 학습된 신경망으로 ADAMS에서 수행한 가상 가동노즐의 노즐 회전각을 예측한

것으로 ADAMS와 신경망 예측 결과가 거의 일치하고 있다.

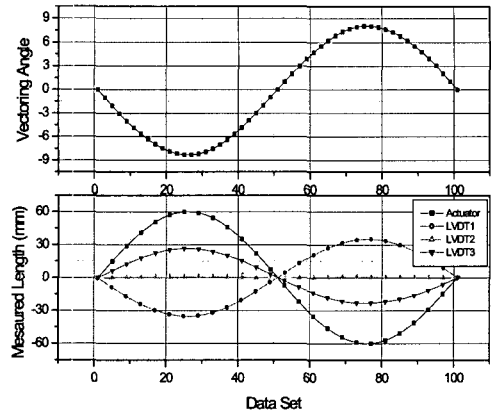


Fig. 11 Learning set for nozzle vector angle

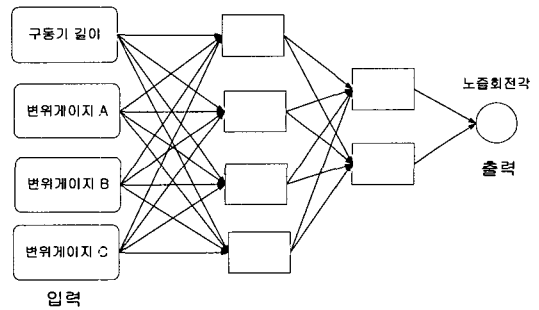


Fig. 12 ANN for nozzle vector angle

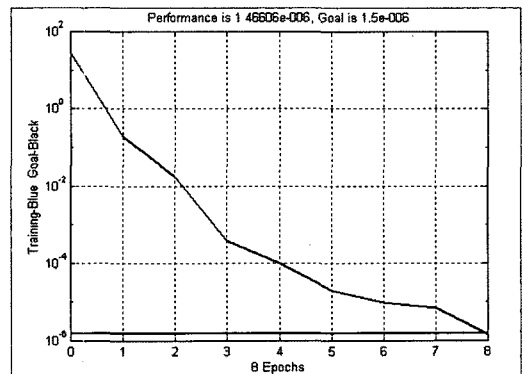


Fig. 13 Learning performance of ANN for nozzle vector angle

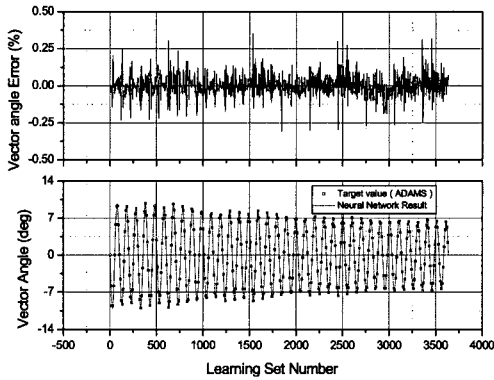


Fig. 14 Result of ANN for nozzle vector angle

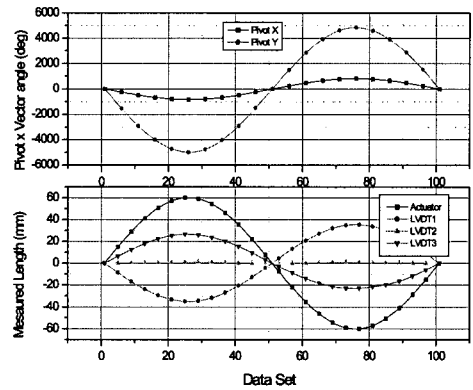


Fig. 16 Modified learning set for pivot point

2.3.2 유효 피벗(Effective Pivot)

Figure 15는 구동기와 변위게이지 길이 입력과 유효 피벗 학습쌍의 예를 나타낸 것으로 서로 일대일 대응이 아닌 다대일 관계가 있기 때문에 이를 직접 신경망 학습에 적용하면 신경망의 학습이 수렴하지 못하거나 수렴하더라도 학습효율이 급격히 저하될 수 있다.

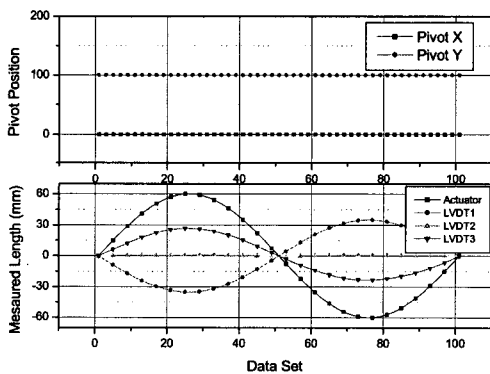


Fig. 15 Learning set for pivot point

위의 문제점을 해결하기 위해 학습쌍의 목표값을 2.3.1절에서 얻은 노즐 회전각과 유효 피벗의 곱(Multiplication)으로 변환시켜 새롭게 구성된 학습쌍이 서로 일대일 대응토록 하였다. 변화된 학습쌍은 Fig. 16과 같다.

Figure 17은 유효 피벗을 예측하기 위한 신경망을 나타낸 것으로 유효 피벗 위치 X,Y가 원하는 조건을 동시에 만족되면 신경망 학습은 종료된다.

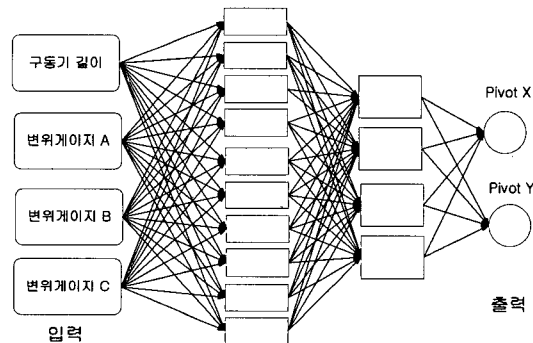


Fig. 17 ANN for pivot point

Figure 18는 유효 피벗 신경망의 학습효율을 나타낸 것으로, 만족시켜야 할 조건이 2가지이므로 노즐 회전각 추적에 적용된 신경망 보다는 학습효율이 다소 떨어지고 있으나 수렴성은 좋은 것으로 나타났다.

Figure 19는 ADAMS simulation으로 구한 가상 가동노즐의 유효 피벗 위치를 신경망으로 예측한 결과와 비교한 것으로 목표값과 0.5% 내외의 오차로 예측할 수 있었다.

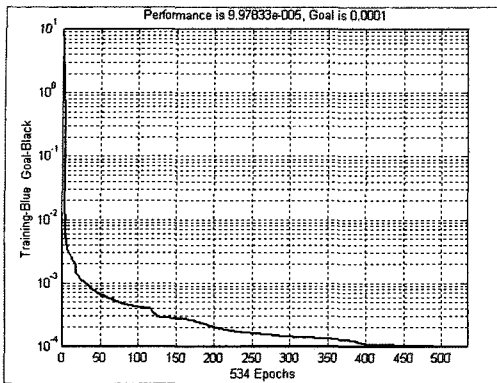


Fig. 18 Learning performance of ANN for pivot point

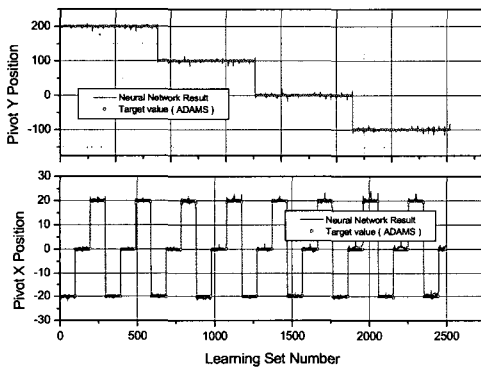


Fig. 19 Result of ANN for pivot point

3. 결 론

본 연구에서는 유도무기의 추력방향 조절에 널리 적용되고 있는 가동노즐의 유효 피봇 위치를 신경망으로 추적하는 방법에 대해서 논하였다.

가동 노즐의 유효 피봇은 노즐에 작용하는 연소관 압력이나 구동력과 같은 하중조건, 구동기와 유효 피봇의 상대적 위치, 조립상태와 같은 구동 경계조건, 그리고 가동 노즐의 현재 구동상태에 따라 지속적으로 변하며 유도무기의 성능에 영향을 주지만 유효 피봇의 정확한 위치를 수학적으로 결정하거나 실험적으로 확인하기가 쉽지 않다. 본 논문에서는 ADAMS 모델링으로 가동 노즐의 운동 메커니즘에 대한 정보를 획득

하고 이를 신경망 학습에 적용하여 유효 피봇을 추적할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.

1) 신경망을 적용하여 가동 노즐의 성능과 유효 피봇의 추적이 가능함을 확인하였다.

2) ADAMS 모델링으로 가동 노즐이 움직이는 평면에 수직 방향의 유효 피봇 변화가 가동노즐 성능에 미치는 영향은 매우 적을 수 있음을 확인하였다.

3) 가동 노즐에 대한 벤취 실험을 ADAMS로 모델링으로 모사하여 가동 노즐을 제작하기 전에 노즐 성능과 노즐 운동 궤적을 효율적으로 확인할 수 있는 방법을 개발하였다.

4) ADAMS 모델링으로 가동 노즐 성능이나 유효 피봇 추적이 민감한 정보를 제공할 수 있는 벤취 시험기를 설계할 수 있는 방법을 확보하였다.

참고문헌

1. NASA, "Solid Rocket Thrust Vector Control" NASA-SP 8114, 1974
2. 박익수, 이규준, 윤일선, 김중근, "고체 추진기관 6분력 시험대의 모델링 기법", 한국추진공학회지, 제5권 제3호, 2001, pp.26-33
3. R. D. Gaffin, "Space Shuttle Solid Rocket Booster Nozzle Flexible Seal Pivot Point Dynamics", AIAA-77-986
4. James R. Donat, "Solid Rocket Motor Nozzle Flexseal Design Sensitivity" AIAA-93-1122
5. Shimon Shani, "Development of a High Performance Flexible Joint for Thrust Vector Control", AIAA-95-3017
6. Roxana M. Greenman, "Two Dimensional High-Lift Aerodynamic Optimization Using Neural Network", NASA TM-1998-112233
7. Raymond H. Myers and Douglas C. Montgomery, "Response Surface Method : Process and Product Optimization Using Designed Experiments", WILEY, 1995