

다축시험대의 신경망 보상 알고리즘 성능 연구

김중근*

Performance Analysis of Neural Network Compensation Algorithm of Multiaxis Thrust Measurement Stand

Joung Keun Kim*

ABSTRACT

Multiaxis Thrust Measurement Stand(MTMS) is used to measure the 3 component force and moment simultaneously. There is a interaction between measured force and measured moment inevitably generated by initial misalignment and deformation of MTMS. Interaction must be compensated to analysis exactly the 3 component Force and Moment. This paper described the compensation algorithms for interaction compensation of MTMS, especially artificial neural network(ANN) algorithm. The analysis result showed that ANN algorithm could better compensate the interaction of MTMS than polynomial compensation algorithm.

초 록

다축시험대는 3 성분의 힘과 모멘트를 동시에 계측하는 장치로 정렬오차나 구조적 변형으로 힘과 모멘트 사이에 상호간섭이 발생하며 이를 보상하여야 정확한 힘과 모멘트 분석이 가능하다. 본 논문에서 다축시험대의 상호간섭 보상을 위한 기존의 알고리즘 성능을 신경망 알고리즘과 비교하였다. 비교결과, 다항식 알고리즘 보다 신경망 알고리즘의 상호간섭 보상 능력이 우수함을 확인하였다.

Key Words: 추력방향제어(Thrust Vector Control), 다축시험대(Multiaxis Thrust Measurement Stand) 상호간섭(Crosstalk), 상호간섭 보상 알고리즘(Crosstalk Compensation Algorithm)

1. 서 론

유도무기나 항공기의 추력 벡터 조정 성능을 평가하기 위한 다축시험대는 3축 방향의 힘

(F_x, F_y, F_z)을 로드셀로 계측하고 계측된 힘과 다축시험대의 기하학적 치수를 조합하여 3축 방향의 모멘트(M_x, M_y, M_z)를 분석하는 장치이다 [1]. 일반적으로 다축시험대의 구조적 특성으로 3축 방향의 힘과 모멘트가 서로 완벽하게 독립적으로 계측되지 못하고 서로에게 일정한 영향을 주게 되는데 이것을 다축시험대의 상호간섭

† 2007년 6월 7일 접수 ~ 2007년 8월 17일 심사완료

* 정회원, 국방과학연구소 1기술 6부

연락처, E-mail: korea_kimjk@yahoo.co.kr

(Interaction 또는 Crosstalk)이라고 하며 정확한 추력 벡터 조정 성능 평가를 위해서는 상호간섭을 프로그램으로 적절히 보상하여 주는 것이 필요하다. 상호간섭 보상 알고리즘은 다축시험대의 상호간섭 특성에 의해서 결정된다. 일례로 상호간섭이 매우 적거나 선형거동을 나타낸다면 간단한 1차 방정식으로 보상 알고리즘 구성이 가능하다[2].

그러나 상호간섭이 비선형성을 보이면 1차 방정식으로는 보상이 불가능하며 비선형성을 고려할 수 있는 새로운 알고리즘을 적용되어야 한다. 일반적인 비선형 보상 알고리즘은 2차 또는 3차의 다항식을 적용하는 Regression 알고리즘이 사용되고 있으나[3] 상호간섭의 비선형성이 심한 경우에는 다항식으로 비선형성을 완벽하게 고려할 수 없을 뿐만 아니라 보상 알고리즘 구성이 복잡하게 되는 문제점이 발생한다.

본 논문에서는 비선형 상호간섭을 비선형 함수 모사 성능이 우수한 신경망을 적용하여 보상할 수 있는 알고리즘을 제안하였다. 신경망 보상 알고리즘을 적용한 결과, 다축시험대의 보상 성능이 크게 향상되어 분석 오차를 크게 감소시킬 수 있었다.

2. 본 론

2.1 시험대 구성

Figure 1은 교정장치가 내장(In-plane)된 다축시험대의 개략과 로드셀 위치를 나타낸 것이다.

Figure 1에서 첫 글자 F는 교정용 로드셀을, L은 계측용 로드셀을 의미한다. 그리고 첨자 T는 추력(Thrust), F는 전방(Forward)을, A는 후방(Afterward), P는 시험대의 위아래방향(Pitch), Y는 좌우방향(Yaw) 그리고 R은 회전(Roll)을 의미한다. 일반적으로 교정 장치는 교정단계에서는 다축시험대와 연결되지만 시험단계에서는 기계적으로 분리되어 시험결과에 영향을 주지 않도록 설계된다.

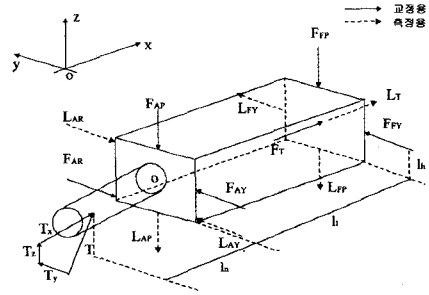


Fig. 1 Multiaxis Thrust Measurement Stand

2.2 시험대 교정

다축시험대를 적용하기 전에 다축시험대의 계측 성능을 검증하기 위한 교정(Calibration)을 실시한다. 교정하중의 일례를 표 1에 나타내었다.

Table 1. 교정 하중 조합

순서	교정 하중 조합	하중 성분
1	단독하중 F_T	X
2	단독하중 F_{FP}	Z
3	단독하중 F_{FY}	Y
4	단독하중 F_{AP}	Z
5	단독하중 F_{AY}	Y
6	단독하중 F_{AR}	Y
7	복합하중 F_T, F_{AP}	X, Z
8	복합하중 F_T, F_{AY}	X, Y
9	복합하중 F_T, F_{AR}	X, Y
10	복합하중 F_T, F_{AP}, F_{AY}	X, Y, Z

만일 단독하중으로 교정계수를 구한 후 임의에 복합하중에 대해서도 원하는 정확도로 분석되었다면 다축시험대의 상호간섭이 전혀 없거나 선형성을 유지한다고 판단하여 교정을 종료한다.

그러나 단독하중으로 구한 교정계수로 임의에 복합하중을 정확하게 분석하지 못한다면 다축시험대의 상호간섭은 비선형 특성을 가지므로 복합하중에 대한 교정을 실시하여야 한다. 적용되는 복합하중 조합은 실제 시험물에서 발생할 수 있는 하중의 종류와 크기의 조합으로 적용하는 것이 일반적이다.

2.3 보상 알고리즘

2.3.1 선형 보상 알고리즘

다축시험대의 상호간섭이 서로 선형적이라면 교정하중-출력하중 관계는 Eq. 1과 같이 나타낼 수 있다.

$$F_c = [C]F_m \quad (1)$$

여기서 F_c 는 교정하중을, F_m 는 계측하중을 그리고 $[C]$ 는 교정계수 Matrix를 의미하며 Eq. 2와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} F_c &= [F_T \quad F_{FP} \quad F_{YP} \quad F_{AP} \quad F_{AY} \quad F_{AR}]' \\ F_m &= [L_T \quad L_{FP} \quad L_{YP} \quad L_{AP} \quad L_{AY} \quad L_{AR}]' \\ C &= \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & a_4 & a_5 & a_6 \\ b_1 & b_2 & b_3 & b_4 & b_5 & b_6 \\ c_1 & c_2 & c_3 & c_4 & c_5 & c_6 \\ d_1 & d_2 & d_3 & d_4 & d_5 & d_6 \\ e_1 & e_2 & e_3 & e_4 & e_5 & e_6 \\ f_1 & f_2 & f_3 & f_4 & f_5 & f_6 \end{bmatrix} \quad (2) \end{aligned}$$

일례로 교정계수 a_2 의 의미는 교정하중 F_T 가 출력하중 L_{FP} 에 미치는 영향, 즉 상호간섭 정도를 의미한다. 만일 상호간섭이 전혀 없다면 교정계수 Matrix $[C]$ 의 대각선 성분은 1이 되고 나머지는 모두 0값이 된다.

시험을 통하여 계측된 출력($F_{measure}$)에 교정계수를 곱하여 상호간섭이 보상된 힘과 모멘트를 얻을 수 있다.

2.3.2 비선형 보상 알고리즘

상호간섭이 비선형 특성을 가질 때 적용되는 보상 방정식을 다항식으로 적용하면 Eq. 3과 같다.

$$F_m = [C_1][F_c] + [C_2][F_c^*] \quad (3)$$

여기서 $[C_1]$ 은 Eq. 1의 $[C]$ 와 같은 선형 교정계수이며 $[C_2]$ 는 비선형 교정계수를 의미한다. Eq. 3의 교정계수는 직접적으로 계산하지 못하며 최소자승법(Least Square Method)으로 구하게 된다.

만일 $[F_c^*]$ 를 교정하중의 2차 다항식으로 적용한다면 오차함수는 Eq. 4와 같이 정의된다.

$$E_i^2 = \sum_{j=1}^N [C_{i,1}F_{c,j} + \dots C_{i,27}F_{c,j}^2 - F_{m_{ij}}] \quad (i=1..6) \quad (4)$$

교정계수는 최소자승법에 의해 Eq. 5로 구할 수 있다.

$$\frac{\partial E_i^2}{\partial C_{i,j}} = 0 \quad (i=1..6, j=1..27) \quad (5)$$

Equation 5의 계산 결과를 Matrix 형식으로 표현하면 Eq. 6과 같다.

$$[CF][C_i] = [A_i] \quad (6)$$

여기서

$$\begin{aligned} [C_i] &= [C_{i,1} \quad C_{i,2} \quad \dots \quad C_{i,27}]' \\ [CF] &= \begin{bmatrix} \sum F_{c,1}F_{c,1} & \sum F_{c,1}F_{c,2} & \dots & \sum F_{c,1}F_{c,5}F_{c,6} \\ \sum F_{c,2}F_{c,1} & \sum F_{c,2}F_{c,2} & \dots & \sum F_{c,2}F_{c,5}F_{c,6} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \sum F_{c,5}F_{c,6}F_{c,1} & \sum F_{c,5}F_{c,6}F_{c,2} & \dots & \sum F_{c,5}F_{c,6}F_{c,5}F_{c,6} \end{bmatrix} \\ [A_i] &= \begin{bmatrix} \sum F_{c,1}F_{m,i} \\ \sum F_{c,2}F_{m,i} \\ \dots \\ \sum F_{c,5}F_{c,6}F_{m,i} \end{bmatrix} \quad (7) \end{aligned}$$

만일 $[CF]$ 가 Singular Matrix가 아니면 교정계수는 Eq. 8로 구할 수 있다.

$$[C_i] = [CF]^{-1}[A_i] \quad (8)$$

따라서 계측된 출력하중에서 상호간섭이 보상된 순수한 힘과 모멘트는 Eq. 9로 구할 수 있다.

$$F_{result} = [C_1]^{-1}[F_{measure}] - [C_1]^{-1}[C_2][F_{result}^*] \quad (9)$$

Equation 9는 이론적인 방법으로 해를 구하기 힘들며 반복기법을 적용하는 것이 일반적이다. 그러나 비선형 보상 방정식은 상호간섭의 비선형 정도에 따라 Eq. 3의 $[F_c^*]$ 의 항을 변형시켜야 하고 계산량이 증가하는 단점을 가지고 있다.

2.3.3 신경망 보상 알고리즘

다축시험대 비선형 상호간섭 보상을 위한 신경망은 다중 퍼셉트론(MultiLayer Perceptron)으로 구성하였으며 기본 개념은 Fig. 2와 같다[4].

신경망은 역전파(Back propagation) 알고리즘으로 학습되며 수렴성과 안정성을 향상시키기 위해 비선형 최소자승문제에 적용되는 뉴턴 방법(Newton method)과 최상향법(Steepest ascent method)의 장점을 갖는 Levenberg Marquardt를

적용하였다[5].

입력층으로 들어온 학습쌍, 즉 다축시험대 출력하중은 연결강도 w_1 과 곱해진 후 모든 합(summation)을 구하여 은닉층 1의 활성화 함수의 입력으로 전달된다. 그리고 은닉층 1의 활성화 함수의 계산결과는 연결강도 w_2 와 곱해진 후 은닉층 2로 전달되고 최종적으로 출력층으로 연결되어 신경망 출력값, 즉 신경망으로 계산된 교정하중(O_{pk})을 얻게 된다.

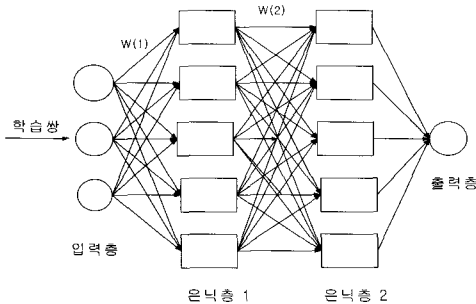


Fig. 2 MultiLayer Perceptron Artificial Neural Network

실제 교정하중(T_{pk})과 신경망으로 계산된 교정하중(O_{pk})의 오차는 Eq. 10으로 정의된다.

$$E = \sum_p E_p = \frac{1}{2} \sum_k (T_{pk} - O_{pk}) \quad (10)$$

Equation 10의 오차를 최소화하기 위한 신경망을 구성하기 위해 Fig.2의 연결강도 w_1, w_2 의 변화량은 Eq. 11로부터 계산한다.

$$\Delta w_{kj} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{kj}} \quad (11)$$

여기서 η 는 신경망의 학습률을 의미한다. 따라서 Eq. 10의 오차를 최소화하기 위한 연결강도는 Eq. 12로 새롭게 결정된다.

$$w_{jk}(n+1) = w_{jk}(n) + \Delta w_{kj} \quad (12)$$

위의 과정은 Eq. 10의 오차가 원하는 수렴조건에 만족될 때까지 반복되며 최종적으로 얻은 학습 결과는 연결강도에 저장되며 새로운 시험 정보에 대한 힘과 모멘트 계산에 적용된다[6].

신경망 보상 알고리즘은 상호간섭의 비선형

특성을 입력층의 수, 활성화 함수의 종류, 은닉층의 수 그리고 연결 강도의 연결 조건으로 간단하게 반영시켜 주고 Eq. 10~12의 계산 알고리즘에는 전혀 변화가 없다. 그러나 비선형 보상 방정식에서는 Eq. 3의 오른쪽 두 번째 항을 바꾸면 이후의 Eq. 4~9의 계산 알고리즘과 Matrix가 변하여 매번 프로그램을 수정하여 주어야 한다. 따라서 신경망 보상 알고리즘이 비선형 보상 방정식보다 상호간섭의 비선형 특성을 간단하게 반영할 수 있는 장점을 가지게 된다[7].

2.3.4 결과 비교

Figure 3은 다축시험대 교정에서 얻은 상호간섭 결과를 나타낸 것이다. 획득된 교정 결과 가운데 약 50%는 교정계수를 구하기 위한 데이터로, 나머지 50%는 교정계수의 정확도를 검증하기 위한 데이터로 활용되었다.

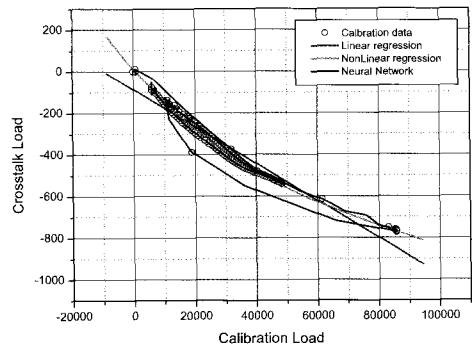


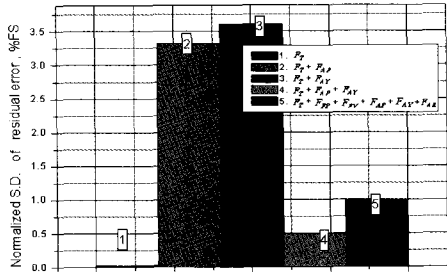
Fig. 3 Sample of Cross-talk Effect

단독 하중과 복합하중에 대한 교정 정보를 위에서 언급한 보상 알고리즘에 적용하여 구한 결과를 실제 교정하중과 비교하여 각각의 오차를 Fig 4~9에 제시하였다[8]. 적용된 오차(e)정의는 Eq. 13과 같이 적용하였으며 $F_{i,max}$ 는 최대 교정하중 크기, F_i 는 실제 교정하중 크기 그리고 F_e^* 는 보상 알고리즘으로 얻은 결과를 의미한다.

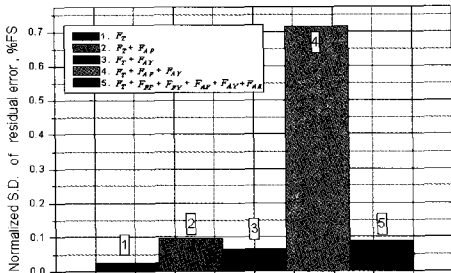
$$e = \frac{(F_i - F_e^*)}{F_{i,max}} \times 100(\%) \quad (13)$$

Figure 4-9에서 (a)는 선형 보상 알고리즘, (b)는

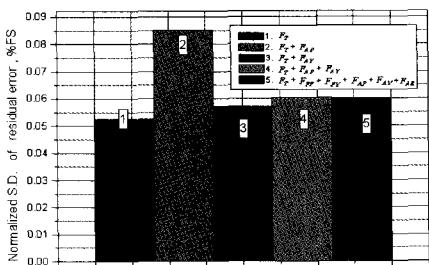
비선형 보상 알고리즘 그리고 (c)는 신경망 보상 알고리즘의 결과를 의미한다.



(a)

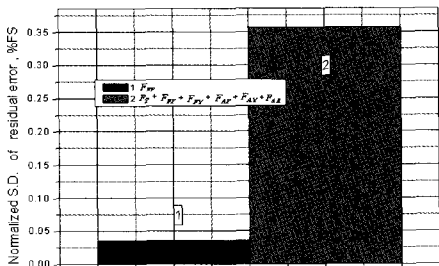


(b)

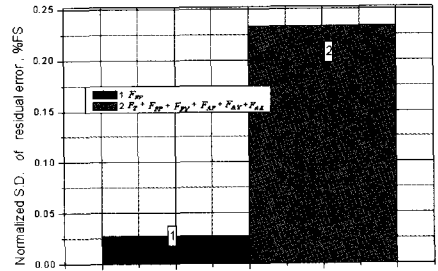


(c)

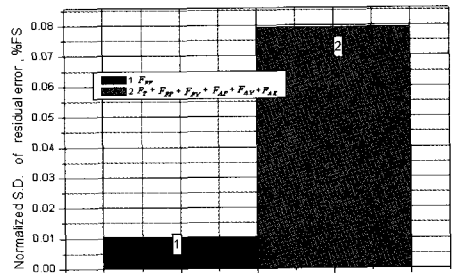
Fig. 4 Thrust Compensation Result



(a)

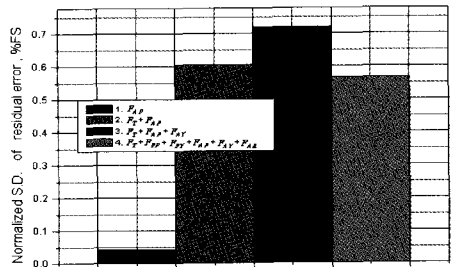


(b)

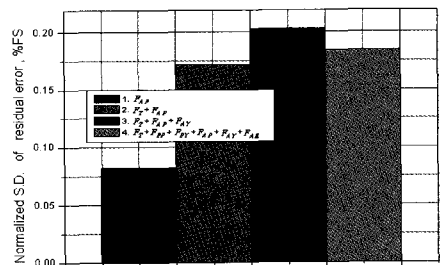


(c)

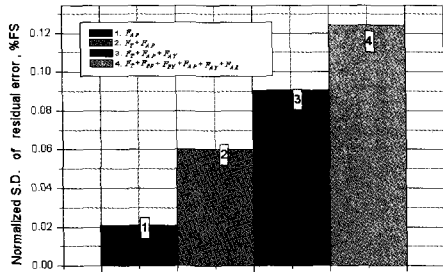
Fig. 5 Forward Pitch Compensation Result



(a)

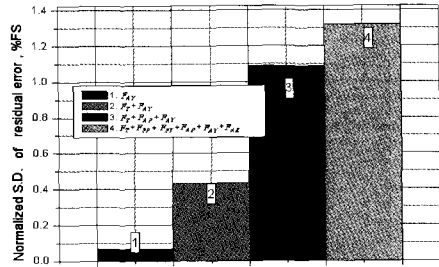


(b)

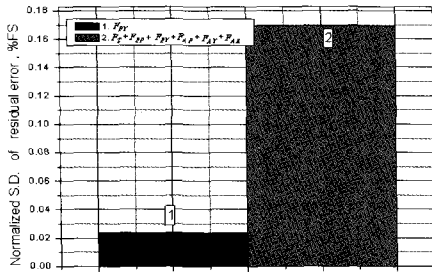


(c)

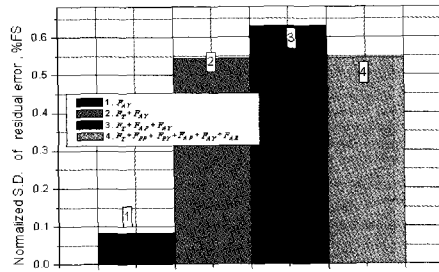
Fig. 6 Rear Pitch Compensation Result



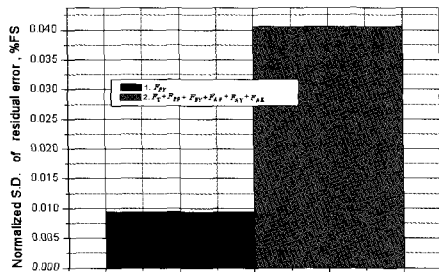
(a)



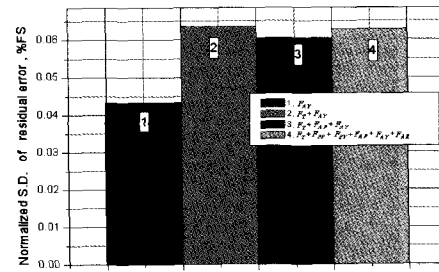
(a)



(b)

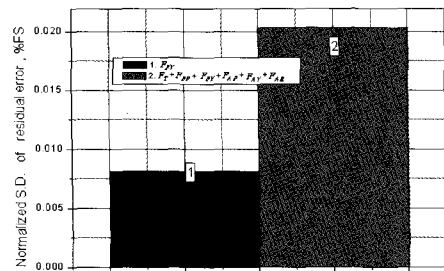


(b)



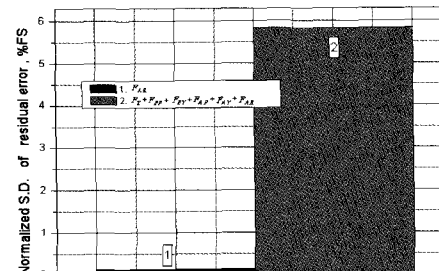
(c)

Fig. 8 Rear Yaw Compensation Result



(c)

Fig. 7 Forward Yaw Compensation Result



(a)

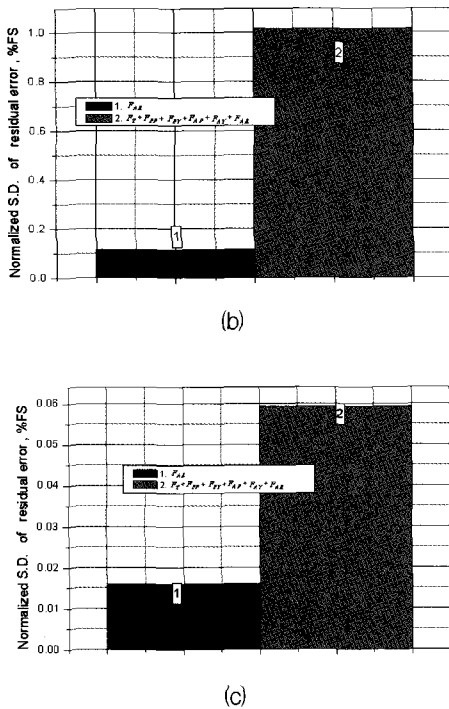


Fig. 9 Roll Compensation Result

Figure 4-9에서 단독하중에 대한 보상 결과는 3가지 방식에서 큰 차이를 보이지 않았다. 이것은 복합하중에 대한 다축시험대 상호간섭이 비선형 특성을 보이임에도 불구하고 이를 무시하고 상호간섭이 선형성을 유지하는 것으로 적용하면 상호간섭의 비선형 특성을 보상하기 위한 알고리즘이 큰 효과를 발휘하지 못함에서 나타난 결과이다.

그러나 복합하중에 대한 보상 결과는 선형 보상 알고리즘의 경우 수 %의 오차가 발생하였으며 비선형 보상 알고리즘으로 선형 보상 알고리즘에 의한 오차를 감소시킬 수 있었다. 그러나 신경망 알고리즘에 의한 보상 오차가 가장 적은 것으로 확인되었다[8].

3. 결 론

다축시험대의 비선형 상호간섭을 보상할 수 있는 신경망 알고리즘을 제시하고 이를 기존의

다항식 보상 알고리즘과 비교하였다.

신경망 보상 알고리즘은 다항식 보상 알고리즘 보다 상호간섭의 비선형 특성을 정확하게 묘사하였으며 다항식 보상 알고리즘 보다 단독하중과 복합하중의 교정에 대한 보상 결과가 우수함을 보였다.

신경망은 상호간섭의 비선형 특성을 다항식 보상 알고리즘과 달리 신경망의 활성화 함수 특성, 연결강도의 연결 상태, 은닉층의 수를 변경하여 고려할 수 있기 때문에 보상 알고리즘의 큰 구조적 변화 없이 충분히 상호간섭의 비선형 특성을 고려할 수 있는 있음을 확인하였다.

참고 문헌

1. R.L. Davis and A.F. Domal, "Techniques for successful 6-component force measurement of Solid-Propellant Rocket Motor", Aro Inc
2. 김중근 외 5명, "대형 연소시험대 교정 및 연소시험 분석 프로그램 개발 보고서, 국방과학연구소 보고서", MSDC-521-980906
3. 김중근, 박익수, 이규준, 윤일선, "고체 추진기관 6분력 시험대의 모델링 기법", 한국추진공학회지, 제5권 제 3호, 2001, pp.26-33
4. Norgaard, M., Jorgensen, C. C., and Ross, J.C., "Neural Network Prediction of New Aircraft Design Coefficients", NASA TM 112197, May 1997
5. Slawomir W. Stepniewski, "Designing Compact Feedforward Neural Model With Small Training Data Set", AIAA 2000-0170
6. Peiman G. Maghami, "Design Of Neural Networks For Fast Convergence And Accuracy", AIAA 98-1780
7. A. Richasdson, "A Comparison Of Neural Network Training Algorithms", Kristina AIAA -97-7303
8. 김중근, 박익수, "신경망을 적용한 다축시험대 분석기법 연구", 국방과학연구소, 2001