

신경망과 뉴턴 랩슨 방법을 이용한 스튜어트 플랫폼의 순기구학 해석에 관한 연구

Study on Forward Kinematics of Stewart Platform Using Neural Network Algorithm together with Newton-Raphson Method

구 상 화*, 손 권**
Sanghwa Goo, Kwon Son

ABSTRACT

An effective and practical method is presented for solving the forward kinematics of a 6-DOF Stewart Platform, using neural network algorithm together with Newton-Raphson method. An approximated solution is obtained from trained neural network, then it is used as an initial estimate for Newton-Raphson method. A series of accurate solutions are calculated with reasonable speed for the entire workspace of the platform. The solution procedure can be used for driving a real-time simulation platform.

주요기술용어 : Neural network(신경망), Stewart platform(스튜어트 플랫폼), Forward kinematics(순기구학), Inverse kinematics(역기구학)

1. 서 론

Stewart¹⁾에 의해 비행기 시뮬레이터로 제안된 스튜어트 플랫폼은 평판 구조물의 플랫폼에 연결된 6개의 선형 구동 액추에이터에 의하여 플랫폼의 6자유도 운동을 구현할 수 있는 병렬형 매니플레이터이다. 이러한 병렬형 매니플레이터는 종래의 직렬형 매니플레이터에 비하여 다음과 같은 장점을 가

지므로 최근에 상당한 관심을 끌고 있다.

폐루프(closed loop)의 형상을 가지고 있으므로 개루프(open loop)의 형상을 지닌 직렬형 매니플레이터에 비해 구조적인 측면에서 보다 높은 강성도를 가져 외부와의 접촉시 큰 접촉력이 발생하는 경우나 비교적 무거운 물체의 조작 등에 사용되어질 수 있다. 또한 여러 개의 링크가 연속적으로 연결되어 있는 직렬형 매니플레이터의 경우 조인트 각각에서의 오차가 단말 효과기(end effector)로 누적이 되는데 비하여 이러한 병렬형 매니플레이터의 경우에는 오차가 누적되지 않으므로 정확도를 개선시킬 수 있는 장점도 가지고 있다. 반면 이런 폐루프 형태의 구조 때문에

* 회원, 부산대학교 대학원

** 회원, 부산대학교 기계기술연구소
및 기계공학부

직렬형 매니플레이터에 비하여 제한된 작업 영역을 가지게 된다. 또한 6개 실린더의 직선 운동의 복잡한 조합에 의하여 상판의 6자유도 운동이 구현되므로 실린더의 길이로부터 상판의 운동을 구하는 순기구학 문제는 비선형 연립방정식을 풀어야 하는 문제가 되어 해가 쉽게 구해지지 않는 단점이 있어 여러 가지의 장점을 가지고 있음에도 불구하고 실제의 적용에 상당한 제약이 되고 있다.

병렬형 매니플레이터의 순기구학 문제를 해결하기 위한 기존의 연구로서는 해석적인 방법²⁾, 수치해석적 방법, 여분의 센서를 이용해서 해를 구하는 방법³⁾, 칼만 필터를 이용한 추정기 설계에 의해 해를 구하는 방법⁴⁾ 등이 제안되어 왔다. 그러나 해석적인 방법은 특수한 구조형태를 갖는 매니플레이터에만 적용가능하고, 수치해석적 방법은 수렴 여부 및 수렴 속도가 초기치에 의존하는 단점이 있고, 여분의 센서를 이용하는 경우는 센서장착 문제 및 비용 문제가 있으며, 추정기 설계를 이용하는 방법 또한 매니플레이터의 동적 특성이 충분히 고려되지 않으면 추종 오차가 큰 단점이 있다.

본 연구에서는 스튜어트 플랫폼의 순기구학 문제를 해결하기 위하여 비선형 문제의 해결에 우수한 특성을 갖고 있는 신경망을 이용하였다. 그러나 신경망을 이용할 경우 정확한 해를 구하기 위해서는 신경망의 입·출력 패턴 및 구조가 비대해지고 학습시간이 길어지므로 신경망 기법과 뉴턴-랩슨 방법을 병행해서 사용함으로써 전역적으로 최적의 해를 빠른 시간내에 구할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 시뮬레이션을 통하여 그 성능과 적용가능성을 확인하였다.

2. 역기구학 해석

그림 1은 병렬형 매니플레이터의 기하학적 형태를 간단하게 도식화한 것이다. 이 매니플레이

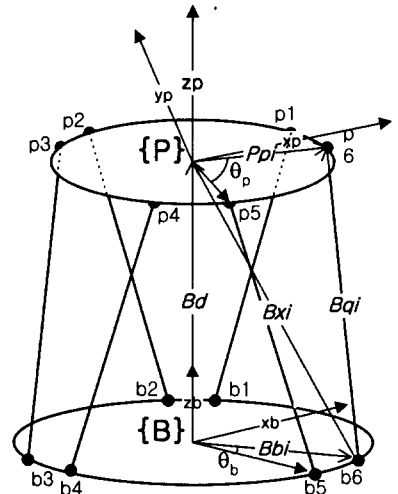


Fig. 1 Coordinate system of stewart platform

터의 구성 요소는 하판(base plate), 상판(payload plate), 그리고 6개의 구동기로 구성되어 있다.

하판에 대한 상판의 운동을 기술하기 위해 그림과 같이 상판 및 하판 각각의 중심에 좌표계 {P}와 {B}를 설정하고, 6개의 구동기가 상판과 하판에 연결되는 조인트의 위치를 각각의 좌표계에서 p_i 및 b_i ($i=1, \dots, 6$)라 둔다.

각 구동기 길이 벡터 B_{qi} 와 좌표계 {B}의 원점에 대한 좌표계 {P}의 원점을 나타내는 벡터 B_d 를 나타내면 다음과 같다.

$$B_d = [x \ y \ z]^T \quad (1)$$

$$B_{qi} = [q_{ix} \ q_{iy} \ q_{iz}]^T \quad (2)$$

$$B_{qi} = B_{xi} + B_{pi} \quad (3)$$

여기서 B_{xi} 는 하판의 b_i 지점에서 상판에 부착된 좌표계 {P}의 원점까지의 거리벡터이며, B_{pi} 벡터는 P_{pi} 벡터를 좌표계 {B} 즉 기준 좌표계에서 표현한 벡터이다. 위 식에서 각각의 벡터를 표현하면 다음과 같다.

$$B_{xi} = B_d - B_{bi}$$

$$= \begin{bmatrix} x - b_{ix} \\ y - b_{iy} \\ z - b_{iz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x - b_{ix} \\ y - b_{iy} \\ z \end{bmatrix}^* = \begin{bmatrix} \bar{x}_i \\ \bar{y}_i \\ \bar{z}_i \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$B_{pi} = \begin{matrix} P \\ B \end{matrix} R \begin{matrix} P \\ pi \end{matrix} \quad (5)$$

$$= \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{p}_{ix} \\ \bar{p}_{iy} \\ \bar{p}_{iz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_{11}\bar{p}_{ix} + r_{12}\bar{p}_{iy} \\ r_{21}\bar{p}_{ix} + r_{22}\bar{p}_{iy} \\ r_{31}\bar{p}_{ix} + r_{32}\bar{p}_{iy} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ w_i \end{bmatrix}$$

여기서 행렬 $\begin{matrix} P \\ B \end{matrix} R$ 는 좌표계 {P}의 좌표계 {B}에 대한 방향을 나타내는 변환행렬이며 브라이언트 각(Brayant angle)⁵⁾을 사용하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{matrix} P \\ B \end{matrix} R = \begin{bmatrix} C_\beta C_\gamma & -S_\gamma C_\beta & S_\beta \\ C_\gamma S_\alpha S_\beta + C_\alpha S_\gamma & -S_\alpha S_\gamma S_\beta + C_\alpha C_\gamma & -S_\alpha C_\beta \\ -C_\gamma C_\alpha S_\beta + S_\alpha S_\gamma & C_\alpha S_\beta S_\gamma + S_\alpha C_\gamma & C_\alpha C_\beta \end{bmatrix} \quad (6)$$

따라서 구동기인 실린더의 길이 $l_i (= |B_{pi}|)$ 는 식 (3)~(5)를 이용하면 다음과 같이 구할 수 있다.

$$l_i = \sqrt{q_{ix}^2 + q_{iy}^2 + q_{iz}^2} = \sqrt{(\bar{x}_i + u_i)^2 + (\bar{y}_i + v_i)^2 + (\bar{z}_i + w_i)^2} \quad (7)$$

한편 상판과 하판의 반경을 각각 r_p, r_b 라 하면 다음과 같은 식이 성립한다.

$$p_{ix}^2 + p_{iy}^2 + p_{iz}^2 = r_p^2 \quad (8)$$

$$b_{ix}^2 + b_{iy}^2 + b_{iz}^2 = r_b^2 \quad (9)$$

또한 변환행렬의 성질로부터 자세 벡터의 크기가 1이며 각 축과는 서로 수직인 관계를 이용하고, 식 (4) ~ (6) 및 식 (8)과 (9)를 식 (7)에 적용하면 다음 식을 얻을 수 있다.

$$l_i^2 = x^2 + y^2 + z^2 + r_p^2 + r_b^2 + 2(r_{11}\bar{p}_{ix} + r_{12}\bar{p}_{iy})(x - b_{ix}) + 2(r_{21}\bar{p}_{ix} + r_{22}\bar{p}_{iy})(y - b_{iy}) + 2(r_{31}\bar{p}_{ix} + r_{32}\bar{p}_{iy})z - 2(xb_{ix} + yb_{iy}) \quad (i=1, 2, 3, 4, 5, 6) \quad (10)$$

식 (10)은 좌표계 {B}에 대하여 좌표계 {P}의 병진운동과 회전운동으로부터 구동기 길이 l_i 를 구하는 역기구학의 닫힌 해(closed form solution)이다.

3. 순기구학 해석

3.1 신경망에 의한 방법

Rumelhart가 제안한 다층 퍼셉트론(multilayer-perceptron) 신경망⁶⁾은 비선형 문제, 형상분류, 인식, 제어 등의 분야를 해결하는데 우수한 특성을 가지고 있으며 최근에는 함수 근사까지 그 응용범위가 확대되고 있다. 다층 퍼셉트론 신경망은 크게 입력층, 은닉층과 출력층으로 구성되어 있으며 역전파 학습 알고리즘에 의해 학습된다. 역전파 학습 알고리즘은 입력층으로 입력되는 학습 데이터가 비선형 특성을 갖는 은닉층을 거친 후 출력층에서의 출력값과 주어진 목표값 사이의 오차가 최소화되도록 각각의 층에 있는 뉴런(neuron) 사이의 가중치인 연결강도를 조절하는 알고리즘으로 학습 데이터 전체에 대하여 신경망의 출력값과 목표값 사이의 평균제곱 오차(mean square error)가 설정한 값 이하로 될 때까지 반복 수행된다. 신경망은 일단 주어진 데이터에 대하여 학습이 완료되고 나면 직접 학습되지 않은 다른 데이터를 입력하더라도 그 출력을 모사할 수 있는 능력이 있다. 이러한 특성을 이용하면 비선형 문제인 순기구학 해를 어느 정도까지 정확하게 구할 수 있다. 즉 그림 2와 같이 입력층에 각각의 실린더 길이를 입력할 수 있는 6개의 뉴런, 그리고 출력층은 상판의 자세를 나타낼 수 있도록 6개의 뉴런을 갖는 신경망 모델을 설정한다. 이 모델을 학습시키기 위한 데이터는 역기구학 해석을 통하여 구할 수 있다. 먼저 스텔트 플랫폼의 전체 작업영역에서 임의로 적절한 개수의 상판 자세를 선정하고 이 선정된 상판 자세의 역기구학 해석을 통하여 각각의 자세에 대한 실린더 길이를 구한다. 이렇게 구한 실린더 길이를 신경망의 입력으로 그때의 상판자세를 신경망의 목표값으로 하여 학습시키면 스텔트 플랫폼의 전체 작업영역에 대하여 어느 정도 정확한 순기구학 해를 얻을 수 있다.

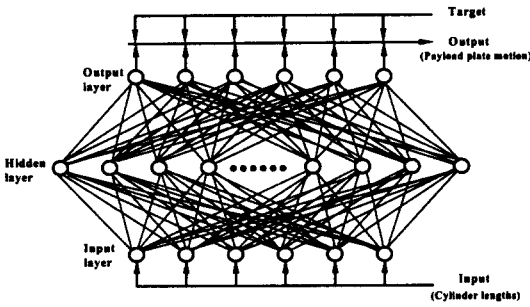


Fig. 2 Neural network approximation model

3.2 수치해석적 방법

병렬형 매니플레이터의 순기구학 문제는 고차 비선형 연립방정식이기 때문에 닫힌 해가 존재하지 않는다. 따라서 반복 수치 해석법인 뉴턴-랩슨 방법을 사용하기 위해서 다음과 같은 목적 함수를 정의한다.

$$f_i(a) = (\bar{x}_i + u_i)^2 + (\bar{y}_i + v_i)^2 + (\bar{z}_i + w_i)^2 - l_{mi}^2 = 0 \quad (11)$$

목적 함수의 l_{mi} 는 실험시에는 구동기의 길이를 선형변위 측정기로 읽은 값이며, 시뮬레이션에서는 임의로 주어진 6자유도 운동값을 역기구학으로 해석한 값이다. 나머지 항은 역기구학 해석에서 사용된 항으로서 식 (10)과 식 (11)에서와 같이 6자유도 운동 변수 즉 벡터 a 를 포함하고 있다. 벡터 a 는 다음과 같이 정의한다.

$$a = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ a_4 \ a_5 \ a_6]^T = [x \ y \ z \ \alpha \ \beta \ \gamma]^T \quad (12)$$

여기서 x, y, z 는 각 방향의 병진운동이고, α, β, γ 는 각 방향의 회전운동 성분이며, a 를 구하기 위해서 다음의 알고리즘을 적용한다.

1) 신경망으로부터 초기값 a 를 얻는다.

2) a 를 식 (6)에 대입하여 변환행렬을 구한 후, 식 (4)와 (5)를 사용하여 B_{xi}, B_{pi} 를 구한다.

3) 식 (11)을 사용하여 $f_i(a)$ 와

$$A_{ij} = \frac{\partial f_i}{\partial a_j} \text{를 계산한다.}$$

4) $B_i = -f_i(a)$ 를 계산한다. 만일

$\sum_{j=1}^6 |B_j| < \text{허용오차}$ 이면 중단하고 a 를 해로 선정하고, 만족하지 않으면 다음 단계로 간다.

5) δa_j 에 대하여 $\sum_{j=1}^6 A_{ij} \delta a_j = B_i$ 를 푼다.

만일 $\sum_{j=1}^6 |\delta a_j| < \text{허용오차}$ 이면 중단하고 a 를 해로 선정하고, 만족하지 않으면 다음 단계로 간다.

6) $a^{new} = a + \delta a$ 를 선택하고 1) ~ 6)의 과정을 반복한다.

3.3 수치해석적 방법과 신경망 기법을 병행한 방법

3.1절에서 신경망을 이용해서 순기구학 해석을 수행하는 방법을 제안하였다. 신경망은 상호 연결된 뉴런에 의하여 임의의 입력 N차원 공간을 출력 M차원 공간으로 사상(mapping)하는 것으로 생각할 수 있다. 따라서 입력값과 출력값 사이의 관계식이 없어도 학습결과에 따라 직접 학습되지 않은 다른 데이터를 입력하더라도 그 출력을 모사할 수 있는 능력이 있다. 그러나 출력값의 정확도를 높이기 위해서는 학습시켜야 할 데이터의 양이 많아지므로 입·출력 패턴 및 구조가 커지고 따라서 학습시간이 상당히 소요되는 단점이 있으며, 전역적으로 어느 정도 이상의 정확한 해를 제공할 수는 없다. 그래서 수렴속도는 빠르나 초기치가 문제가 되었던 뉴턴-랩슨 방법의 초기치를 해에 가까운 값까지의 신경망의 모사 능력을 이용해서 선정하고 이 선정된 값을 뉴턴-랩슨 방법의 초기치로 설정함으로써 항상 안정하게 정확한 해로 수렴할 수 있는 방법을 제안한다.

신경망과 뉴턴-랩슨 방법을 병행한 순기구학 해석 방법의 절차는 다음과 같다.

1) 신경망 학습을 위하여 스튜어트 플랫폼의 전체 작업영역에 대하여 적절한 개수의 상판 자세를 임의로 선정한다.

2) 역기구학 해석을 통하여 선정된 상판자세에 대한 실린더 길이를 구한다.

3) 2)에서 구한 실린더 길이를 입력값으로 이에 대응하는 상판의 자세를 목표값으로 하여 신경망을 학습시킨다.

4) 학습된 결과를 이용하여 임의의 실린더 길이에 대한 상판운동의 근사해를 구한다.

5) 4)에서 구한 근사해를 초기치로 하여 뉴턴-랩슨 방법에 의해 순기구학의 해를 구한다.

이 절차에서 1)~3)의 신경망 학습과정은 미리 수행하여 학습결과를 저장하여 두면되므로 실제 순기구학 해석시에는 4)와 5)의 과정만 소요되어 정확한 해를 빠르게 구할 수 있다.

4. 시뮬레이션

3장에서 제안한 순기구학 해석 방법에 의해 순기구학 해석 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에 사용한 시뮬레이터는 부산대학교에서 개발한 굴삭기 시뮬레이터⁷⁾를 대상으로 하였으며 주요 제원은 표 1과 같다.

4.1 신경망에 의한 순기구학 해석

Table 1 Specification of driving simulator

Lower radius	930 [mm]
Upper radius	780 [mm]
Lower joint distance	150 [mm]
Upper joint distance	150 [mm]
Cylinder stroke	500 [mm]
Cylinder Outer diameter	80 [mm]
Cylinder min. length	945 [mm]
Cylinder max. length	1,445 [mm]

순기구학 해석을 위한 신경망 모델의 구조는 그림 2와 같다. 입력은 각각의 실린더 길이 6개이며 출력은 상판 자세의 변위를 나타내는 6개의 뉴런이다. 은닉층의 뉴런 개수는 130개로 선정하였는데, 이것은 신경망에서 은닉층의 뉴런 개수를 체계적으로 결정하기 위한 많은 연구가 있었으나 일반적으로 시행착오적으로 최적의 수를 결정하고 있다.

신경망을 학습시키기 위한 입력 데이터로는 스튜어트 플랫폼의 전체 운동영역에서 임의로(random) 10000개의 상판자세를 선정하였으며 이들 중에서 스튜어트 플랫폼의 기구학적인 구속조건인 실린더 길이, 조인트 각도 및 실린더 사이의 간섭여부를 조사하여 실제 작업영역에 포함되는 상판의 자세 5506개를 최종적으로 선정하였다. 선정된 이 자세에 대하여 식 (10)을 이용해서 역기구학 해석을 수행하여 실린더 길이를 구하였다. 이렇게 구한 학습 데이터들로 역전파 알고리즘을 이용하여 신경망을 학습시켰다. 그림 3은 학습결과를 보여주는데 약 1200번의 학습결과 평균제곱 오차가 미리 설정한 0.001 이하로 도달함을 보여준다.

신경망을 이용한 순기구학 해석결과와 타당성을 확인하기 위하여 스튜어트 플랫폼의 전체 작업영역을 반영할 수 있도록 각 방향의 병진운동을 11등분, 회전운동을 9등분하여 모두 970299개의 상판자세를 선정하고 이들을 학습 데이터 선정시와 마찬가지로 하여 실제 작업 영역에 포함되는 449327개의 상판 자세와 이에 대응하는 실린더 길이를 구하였다. 이와 같이 구한 학습되지 않은 상판 자세에 대한 실린더 길이를 학습된 신경망에 입력하여 상판의 자세를 구하고 이 결과와 선정된 상판자세 사이의 오차를 구하였다.

신경망을 이용하여 구한 스튜어트 플랫폼의 순기구학 해석결과는 표 2와 3 및 그림 4와 같다. 표 2는 각 운동별 최대 및 최소 오

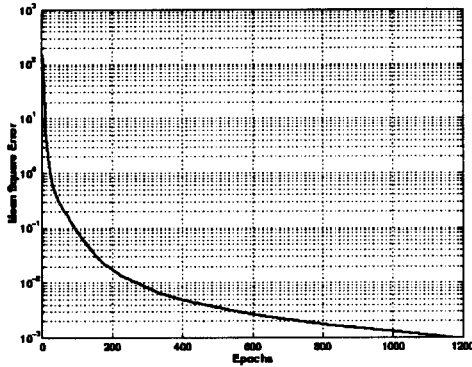


Fig. 3 Trend of mean square error on training

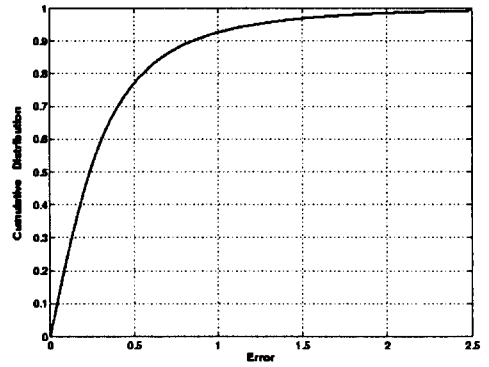


Fig. 4 Cumulative error distribution (roll)

Table 2 Minimum and maximum errors by neural network method

Motion	Max. error	Min. error
Roll (α)	1.03°	2.00×10^{-10}
Pitch (β)	1.11°	5.00×10^{-10}
Yaw (γ)	1.12°	8.17×10^{-10}
Surge (x)	9.21 mm	1.00×10^{-1} mm
Sway (y)	8.52 mm	0.00 mm
Heave (z)	8.86 mm	0.00 mm

Table 3 Cumulative error distribution by neural network method

Motion	Cumulative distribution(%)				
	0.5% 이내	1% 이내	1.5% 이내	2.0% 이내	2.5% 이내
Roll	76.89	92.58	96.84	98.47	100.00
Pitch	75.80	91.96	96.90	98.62	100.00
Yaw	76.15	92.22	97.01	98.79	100.00
Surge	80.40	94.47	97.83	98.96	100.00
Sway	80.81	93.98	97.58	98.89	100.00
Heave	80.60	94.22	97.71	98.92	100.00

차의 크기를 보여준다. 표 3은 각 운동별 오차의 누적분포를 보여주며, 그림 4는 그 중에서 비교적 오차가 큰 롤 운동의 오차분포를 도시한 것이다. 해석결과 표 3에서와 같이 대부분 1%의 오차범위 이내였으며 최대 오차도 2.5%로 5506개의 데이터로 학습된 신경망을 이용하여 어느 정도 정확한 순기구학 해를 구할 수 있었다.

4.2 수치해석적 방법과 신경망 기법을 병행한 방법

4.1절에서 구한 근사해를 초기치로 사용하여 뉴턴-랩슨 방법으로 순기구학 해석을 수행하였다. 시뮬레이션 방법은 4.1절에서 신경망으로 구한 순기구학 해의 타당성을 검증하기 위하여 선정한 상판 자세를 대상으로 하였다. 먼저 선정된 상판 자세에 대응하는 1 세트의 실린더 길이(6개)를 학습된 신경망에 입력하여 근사해를 구한 후 이를 초기치로 하여 수치해석을 수행하였다. 수렴오차를 병진운동에 대하여 0.001 mm, 회전운동에 대하여 0.001°로 설정하였을 경우 대부분 반복(iteration) 횟수 3회 이내에 수렴하였다. 신경망으로 구한 근사해가 최대오차를 갖는 경우에도 4회만에 수렴하였는데 이때 신경망으로 근사해를 구하는 것으로부터 수치해에

수렴하기까지의 소요시간은 약 50 msec였으며 사용된 PC는 Pentium(233 MHz)이다. 이 결과는 구동장치의 최대 응답특성(부산대학교 굴삭기 시뮬레이터의 경우 실린더의 고유진동수 29.44 Hz)과 거의 유사하며 실린더의 길이를 측정하는 일반적인 변위센서의 오차(0.5%=2.5 mm)를 고려하여 수렴오차를 보다 크게 하고, 성능이 보다 우수한 컴퓨터에서 해석을 수행하면 하드웨어의 최대 성능과 동일한 속도로 해석이 가능하리라 판단된다. 또한 본 연구에서는 신경망의 학습 데이터로 5506개를 사용하였는데 학습데이터 개수를 증가시키면 보다 오차가 작은 근사해를 구할 수 있어 수렴시간을 단축시킬 수 있다. 이 경우 학습에 소요되는 시간은 크게 증가되겠지만 학습과정은 초기에 1회만 필요하므로 실제 운용시의 순기구학 해석시간은 단축시킬 수 있을 것으로 판단된다.

5. 결 론

본 연구에서는 스튜어트 플랫폼을 구동시키는 각 실린더의 측정된 변위로부터 상판의 운동을 구하기 위하여 신경망 알고리즘과 뉴턴-랩슨 방법을 병행해서 사용함으로써 전역적으로 최적의 해를 빠른 시간내에 구할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 시뮬레이션을 통하여 그 타당성과 적용가능성을 입증하였다. 시뮬레이션 결과 5506개의 학습데이터로 학습된 신경망으로 구한 순기구학 해석결과 스튜어트 플랫폼의 전체 작업 영역에 대하여 최대 2.5%의 오차 범위내의 근사해를 얻을 수 있었으며, 이 근사해를 뉴턴-랩슨 방법의 초기치로 설정하여 항상 안정하게 정확한 해를 구할 수 있었다. 수렴속

도도 최대 50 ms 이내로 하드웨어의 최대 성능과 거의 유사한 속도로 해를 구할 수 있어 실제 시스템에 적용이 가능할 것으로 판단된다.

참 고 문 헌

- 1) D. Stewart, "A Platform with Six Degree of Freedom," Proc. of Mech. Engineers, Vol. 180, Part I, No. 15, pp. 371-386, 1965.
- 2) P. Nanua, J. Waldron and V. Murthy, "Direct Kinematic Solution of a Stewart Platform," IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 6, No. 4, pp. 418-444, 1990.
- 3) C. Cheol, L. Overholt and R. Beck, "Exact Methods for Determining the Kinematics of a Stewart Platform Using Additional Displacement Sensors," J. of Robotic Systems Vol. 10, No. 5, pp. 689-707, 1993.
- 4) 강지윤, 김동환, 이교일, "스튜어트 플랫폼의 견실한 순기구학 추정기 설계," Proc. of 11th KACC, pp.28-31, October, 1996.
- 5) P. Nikravesh, Computer-Aided Analysis of Mechanical Systems, Prentice-Hall, pp. 347-352, 1988.
- 6) 김대수, 신경망 이론과 응용(1), 하이테크 정보, pp. 91-109, 1995.
- 7) 손권, 구상화, 유완석, 이민철, 이장명, "건설 중장비용 주행 시뮬레이터의 구현," 한국정밀공학회지, 제16권, 6호, pp. 66-76, 1998.