

신경망 기법을 이용한 스튜어트 플랫폼의 순기구학 추정

이형상*, 한명철**, 이민철**

The Estimation for the Forward Kinematic Solution of Stewart Platform Using the Neural Network

Hyung Sang Lee*, Myung Chul Han**, Min Chul Lee**

ABSTRACT

This paper introduces a study of a method for the forward kinematic analysis, which finds the 6 DOF motions and velocities from the given six cylinder lengths in the Stewart platform. From the viewpoints of kinematics, the solution for the inverse kinematic is easily found by using the vectors of the links which are composed of the joint coordinates in base and plate frames, to act contrary to the serial manipulator, but forward kinematic is difficult because of the nonlinearity and complexity of the Stewart platform dynamic equation with the multi-solutions. Hence we, first in this study, introduce the linear estimator using the Luenberger's observer, and the estimator using the nonlinear measured model for the forward kinematic solutions. But it is difficult to find the parameter of the design for the estimation gain or to select the estimation gain and the constant steady state error exists. So this study suggests the estimator with the estimation gain to be learned by the neural network with the structure of multi-perceptron and the learning method using back propagation and shows the estimation performance using the simulation.

Key Words : Stewart platform(스튜어트 플랫폼), Forward kinematics(순기구학), Estimator(추정기), Neural network(신경망), Gain learning(게인 학습)

1. 서론

Stewart⁽¹⁾에 의해 비행 시뮬레이터용으로 제안된 스튜어트 플랫폼(Stewart platform)은 상판(plate)과 하판(base) 그리고, 이들을 연결하는 6개의 유압 실린더로 구성되어 있는 병렬형 매니플레이터(parallel manipulator)이다. 이러한 병렬 방식의 메커니즘인 스튜어트 플랫폼은 직렬형 매니플레이터에 비해 구조적으로 높은 강성도, 작업에서의 정밀성 및 안정

성을 가지고 부피 대 부하비가 크고, 설치 공간상에서의 이점을 가지고 있다. 이러한 스튜어트 플랫폼은 고정밀 작업이나 큰 힘을 요구하는 작업에 적합하다. 그 예로서 비행·함·차량의 기초 설계 및 성능 평가를 위한 시뮬레이터로 널리 사용되고 공작기계 및 직렬형 매니플레이터의 말단부(end-effector)에 장착하여 미세한 정밀 작업을 수행한다. 그밖에도 오락기, 외부 가진기, 위성 안테나, 의료용 및 실내 운전 연습기 등에 많이 이용되고

* 부산대학교 대학원 지능기계공학과

** 부산대학교 기계공학부

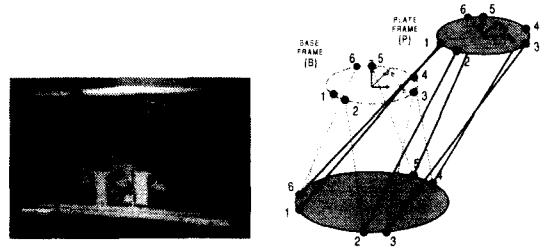
있다. 그러나, 스튜어트 플랫폼은 그 구조적인 특성에 따라 직렬형 매니플레이터에 비해 제한된 작업영역을 가지게 되고, 6개 실린더의 직선 운동의 복잡한 조합에 의해 상판의 6자유도 운동이 구현됨으로 주어진 실린더의 길이에서 상판의 운동량을 구하는데 어려움이 있는 단점이 있어 그 이용에 걸림돌이 되고 있다. 기구학적인 관점에서는 직렬 매니플레이터와는 달리 상판의 6자유도 운동에서 실린더의 길이를 구하는 역기구학은 쉬우나 반대로 순기구학의 문제는 쉽게 구해지지 않는다. 이에 대한 해법은 해석적인 방법(Merit⁽²⁾, Nair⁽³⁾, Nanua⁽⁴⁾ 등), 수치적인 방법(Newton-Raphson 방법), 추정기를 설계하는 방법 등의 3가지 접근 방법으로 연구되고 있다. 해석적인 방법은 정확한 해를 구할 수 있다는 장점이 있으나 해를 구할 때 고차다항식을 풀어야 하므로 수치적인 방법에 의존하게 된다. 또, 해가 여러 개 존재하게 되므로 선택의 문제 역시 남아있다. Newton-Raphson 방법으로 대표되는 수치적인 방법은 계산시간이 많이 걸리고 초기 값에 따라서 다른 해가 구해질 수 있다. 박민규⁽¹¹⁾에 의해 제시된 GA-Newton Raphson 방법은 초기치의 선정을 유전자 알고리즘을 이용하는 것으로 제시되었으나, 역시 GA를 이용한 이 방법은 수렴시간이 길며 비선형성에 의한 초기치 수렴의 정확성을 기할 수가 없어 실시간성의 문제를 완전히 해결할 수가 없게 된다. 또한, 6자유도 운동과 역기구학을 이용해서 구한 링크길이를 신경망 이용하여 학습을 하는 방법⁽¹⁴⁾에서 정확도를 확보하기 위해서는 입·출력 패턴 및 구조가 비대해지고 학습시간 역시 길어지게 된다. 추정기를 설계하는 방법(Luenberger⁽⁵⁾, Raghavan⁽⁶⁾, 강지윤⁽⁷⁾⁽⁸⁾, 김동환⁽⁹⁾, 칼만 필터⁽¹⁰⁾)은 선형 추정기와 비선형 추정기가 있으며 실시간성이 대체적으로 좋으나 선형 추정기는 비선형형을 선형화 함으로써 정상상태오차가 발생하며, 비선형 추정기는 추정계인의 선정에 어려움이 있다. 칼만 필터⁽¹⁰⁾를 이용한 추정기는 복잡한 비선형식으로 인해 계산시간이 길어진다.

본 논문에서는 시스템의 비선형성으로 인한 추정계인 선정 및 정상 상태에서의 추정 오차 문제를 신경망기법을 이용한 추정계인의 학습으로 추정기를 설계하여 해결하고자 한다. 이를 기존의 선형추정기 및 비선형계측모델을 이용한 추정기와 더불어 스튜어트 플랫폼에 적용하여 시뮬레이션 결과를 통해 그 타당성과 성능을 검증한다.

2. 스튜어트 플랫폼의 운동 해석

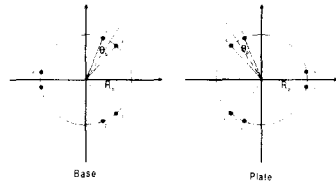
2.1 좌표계와 6자유도 운동

스튜어트 플랫폼의 운동은 Fig. 1에서와 같이 중립위치의 상판 중심에 고정된 관성좌표계(Base Frame)와 상판에 고정된 물체고정좌표계(Plate Frame)로 기술된다.

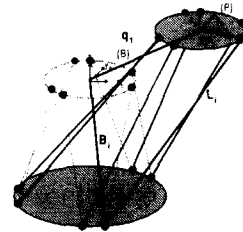


(a) Real picture (b) The decision of the frames

Fig. 1 The Stewart platform



(a) definition of the joint numbers



(b) joint and link vectors

Fig. 2 joint vector

관성좌표계에서 각 축방향의 병진 운동을 서지(surge) u , 스웨이(sway) v , 히브(heave) z 로 정의하고, 회전 운동을 롤(roll) r , 피치(pitch) p , 요(yaw) y 로 정의한 후, 병진 운동, 회전 운동과 6자유도 운동을 각각 $q_1 = [u \ v \ z]^T$, $q_2 = [r \ p \ y]^T$ 와 $q = [u \ v \ z \ r \ p \ y]^T$ 의 변수로 표현한다.

2.2 조인트 좌표

기구학적인 해석을 위해서 조인트 번호를 Fig

2(a)와 같이 설정하고 그 상·하판 조인트 좌표 벡터($B_i, {}^P P_i$)와 상·하판 조인트사이의 링크 벡터(L_i)를 Fig. 2(b)와 같이 표현한다. $B_i, i=1, \dots, 6$ 는 관성좌표계에 대한 하판 조인트 좌표 벡터이고 ${}^P P_i, i=1, \dots, 6$ 는 물체고정좌표계에 대한 상판 조인트 좌표 벡터이다.

2.3 기구학 해석

2.3.1 스튜어트 플랫폼의 역기구학 해석

6자유도 운동이 주어졌을 때 스튜어트 플랫폼의 각 링크 길이(유압실린더 길이)를 구하는 역기구학 문제는 링크 벡터 L_i 를 이용하여 식(1)과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 l_i &= \|L_i\| = \|R_{rpy}(q_2) {}^P P_i + q_1 - B_i\| \\
 L_i &= R_{rpy}(q_2) {}^P P_i + q_1 - B_i, \quad i=1, \dots, 6 \\
 R_{rpy} &: \text{좌표 변환 행렬}
 \end{aligned} \tag{1}$$

2.3.2 스튜어트 플랫폼의 순기구학 해석

스튜어트 플랫폼의 기구학적인 해석에서 직렬 매니플레이터와 달리 6자유도 운동에서 링크 길이를 구하는 역기구학 문제는 쉽게 다루어지는 반면에 링크 길이에서 6자유도의 운동을 구하는 순기구학 문제는 (1)식의 비선형성으로 인해 어렵다.

본 논문의 4장에서는 신경망을 이용한 순기구학 추정기를 설계한다.

3. 스튜어트 플랫폼의 동역학

3.1 스튜어트 플랫폼의 동역학

선형 추정기의 모델을 구하기 위한 스튜어트 플랫폼의 동역학 모델은 라그랑지안 방법을 이용하여 식(2)와 같이 구해진다. 모델링시 상판의 주관성 모멘트만 고려하고, 액추에이터의 관성은 플랜트에 비하여 작아서 무시한다.

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = J^T(q)f \tag{2}$$

여기서 q 는 상판의 운동 변위이며, $M(q)$ 는 관성행렬이다. $C(q, \dot{q})\dot{q}$ 는 코리올리 힘과 원심력을 나타내며, $G(q)$ 는 중력항이다. $J(q)$ 는 자코비안

행렬이고, $f \in R^{6 \times 1}$ 는 액추에이터의 작용하는 힘이다. 상태 공간 모델을 식(3)과 같이 표현하고 스튜어트 플랫폼의 선형 모델은 식(3)을 중립 위치($q = \dot{q} = 0$)에서 선형화하여 식(4)와 같이 표현한다.

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \dot{q} \\ \ddot{q} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} & I_{6 \times 6} \\ 0_{6 \times 6} & -M^{-1}(q)C(q, \dot{q}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q \\ \dot{q} \end{bmatrix} \\
 &\quad + \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} \\ M^{-1}(q)J^T(q) \end{bmatrix} f + \begin{bmatrix} 0_{6 \times 1} \\ -M^{-1}(q)G(q) \end{bmatrix} \\
 y &= [h_1(q) \ h_2(q) \ h_3(q) \ h_4(q) \ h_5(q) \ h_6(q)]^T \\
 h_i &= \|L_i\| = \|R_{rpy}(q_2) {}^P P_i + q_1 - B_i\|, \quad i=1, \dots, 6
 \end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned}
 \begin{bmatrix} \dot{q} \\ \ddot{q} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} & I_{6 \times 6} \\ 0_{6 \times 6} & 0_{6 \times 6} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q \\ \dot{q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} \\ M_0^{-1} J_0^T \end{bmatrix} u, \quad y = [J_0 \ 0_{6 \times 6}] \begin{bmatrix} q \\ \dot{q} \end{bmatrix} \\
 u = \delta f &= f + f_0, \quad f_0 = -J_0^T G, \quad M_0 = M(0), \quad J_0^T = J^T(0)
 \end{aligned} \tag{4}$$

3.2 액추에이터의 동역학

Fig 3에서 보여주듯이 스튜어트 플랫폼의 유압 시스템은 피스톤의 상·하 단면적이 다른 편로드 유압실린더와 유압실린더를 제어하는 서보 밸브로 구성된다. 유압시스템의 모델링시 다음과 같은 가정을 둔다. 실린더의 공급압력(P_s)은 일정하고, 복귀압력(P_r)은 대기압이며, 각 실 압력분포는 균일하다. 또한, 공동현상(cavitation)은 일어나지 않는다. 서보밸브의 오리피스 개구면적은 밸브 스푼(valve spool) 변위에 비례하고 임계 중립(critical center valve)에서 작동한다. 서보밸브와 실린더의 사이에서 누설은 없고, 작동유체의 온도와 밀도는 일정하다. 유압 서보 밸브는 Fig. 4와 같은 MOOG사의 J076-104 모델⁽¹²⁾⁽¹³⁾을 이용하며 그 모델은 식(5)와 같이 주어진다. 유압실린더의 모델은 팽창행정과 수축행정으로 나누어 Table 1과 같이 나타낸다.

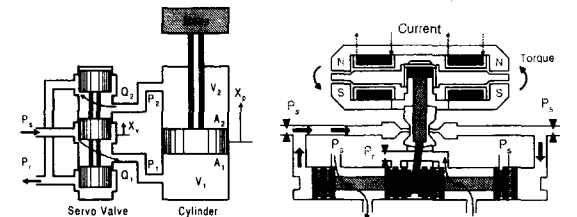


Fig. 3 hydraulic system Fig. 4 servo valve(J076-104)

$$\frac{X_v(s)}{I(s)} = \frac{\frac{K_1 K_v}{K_f}}{\frac{A}{w_n} s^3 + \frac{2A\zeta}{w_n} s^2 + As + \frac{K_2 K_w}{K_f}} \quad (5)$$

Table 1 model of the cylinder

팽창 행정 ($x_v > 0$)		수축 행정 ($x_v < 0$)	
유량 방정식			
$Q_1 = C_d w x_v \sqrt{\frac{2(P_s - P_1)}{\rho}}$	$Q_1 = C_d w x_v \sqrt{\frac{2(P_1 - P_r)}{\rho}}$		
$Q_2 = C_d w x_v \sqrt{\frac{2(P_2 - P_r)}{\rho}}$	$Q_2 = C_d w x_v \sqrt{\frac{2(P_s - P_2)}{\rho}}$		
연속 방정식			
$Q_1 = A_1 \dot{x}_p + \frac{V_1}{\beta_e} \frac{dP_1}{dt}$	$Q_1 = A_1 \dot{x}_p + \frac{V_1}{\beta_e} \frac{dP_1}{dt}$		
$-Q_2 = -A_1 \dot{x}_p + \frac{V_2}{\beta_e} \frac{dP_2}{dt}$	$Q_2 = A_2 \dot{x}_p - \frac{V_2}{\beta_e} \frac{dP_2}{dt}$		
$V_1 = V_{10} + A_1 x_p, V_2 = V_{20} - A_2 x_p$			

4. 추정기

4.1 Luenberger형의 선형 추정기

선형 모델 (4)는 식(6)의 형태로 간단히 표현하고, 시스템 모델 (6)에 대한 일반적인 Luenberger형 선형 추정기를 식(7)과 같이 수학적으로 표현하며 Fig. 5와 같이 시스템에 추가된다.

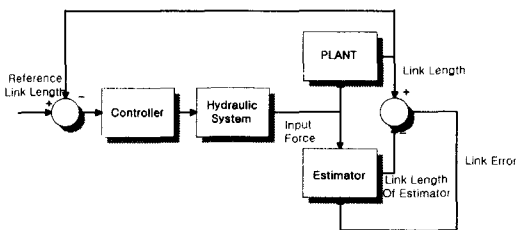


Fig. 5 general estimator

$$\dot{x} = Ax + Bu, \quad y = Cx \quad (6)$$

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L(y - C\hat{x}) \quad (7)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} & I_{6 \times 6} \\ 0_{6 \times 6} & 0_{6 \times 6} \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 6} \\ M_0^{-1} J_0^T \end{bmatrix}, C = [J_0 \quad 0_{6 \times 6}]$$

오차식은 식(6)과 식(7)에 의해 $e = x - \hat{x}$,

$\dot{e} = (A - LC)e$ 으로 표현되어 안정화되나 이것은 선형화 모델에 대한 분석이며 실제 비선형 시스템은 작동점 부근을 벗어날 때 큰 정상 상태 오차를 가지게 된다. 비선형시스템 (3)을 식(8)과 같이 선형 성분과 비선형성분으로 나누어 표현하고 오차식은 식(9)와 같이 표현된다. 식(9)에서 $p(x)$ 의 영향으로 정상상태 오차가 발생한다.

$$\dot{x} = Ax + \Delta A(x) + Bu + \Delta B(x), \quad y = Cx + \Delta C(x) \quad (8)$$

$$e = x - \hat{x}$$

$$\dot{e} = (A - LC)e + \Delta A(x) + \Delta B(x) - L\Delta C(x) = (A - LC)e + p(x) \quad (9)$$

$$p(x) = \Delta A(x) + \Delta B(x) - L\Delta C(x)$$

4.2 비선형계측모델을 이용한 순기구학 추정기

김동환⁽⁹⁾이 제안한 비선형 계측 모델의 선형 추정기는 식(10)과 같이 선형 추정기와 달리 추정되는 출력 모델을 비선형항 그대로 이용하였고, 추정계인 L을 $A - LC$ 가 안정하도록 선정한다. 추정계인 L 선정의 문제에서 Raghavan⁽⁶⁾, 강지운⁽⁷⁾⁽⁸⁾, 김동환⁽⁹⁾은 리카티 대수 방정식을 이용하여 선정하였으나, Raghavan인 경우 설계인자를 구하기가 어렵고, 김동환의 방법에서는 설계인자를 구하기 쉬우나 설계인자가 많아 적정한 추정계인 L을 쉽게 구하지 못한다. 오차식은 식(11)과 같이 표현되고 $\xi(x, \hat{x})$ 의 한계(Bound)로부터 오차의 한계(Bound)를 확인할 수 있고 수학적으로 선형추정기에 비해 적은 오차를 가짐을 알 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + L(y - h(\hat{x})) \\ y &= h(x) = Cx + \Delta C(x), \quad h(\hat{x}) = C\hat{x} + \Delta C(\hat{x}) \end{aligned} \quad (10)$$

$$e = x - \hat{x}$$

$$\dot{e} = Ae - L(h(x) - h(\hat{x})) + \Delta A(x) + \Delta B(x) = (A - LC)e + \xi(x, \hat{x}) \quad (11)$$

$$\xi(x, \hat{x}) = \Delta A(x) + \Delta B(x) - L(\Delta C(x) - \Delta C(\hat{x}))$$

4.3 신경망을 이용한 순기구학 추정기

시스템의 비선형성으로 인한 추정계인 선정 및 정상 상태에서의 추정 오차 문제를 신경망기법

을 이용한 추정계인의 학습을 통한 추정을 위해 링크길이 오차에 대한 게인 K 와 속도의 좌표 변환인 $J(0)^T$ 를 이용한 식(12)와 같이 추정기를 정의하고 이러한 신경망 추정기는 Fig. 6에서 나타내어진다. 출력(링크길이)의 오차에 대해 신경망의 BP(back propagation)학습을 통한 게인(K)을 선정하여 추정기를 설계한다. 신경망의 구조는 Fig. 7과 같이 하나의 링크 오차에 대해 입력층 8개, 은닉층 8개, 그리고 출력층 1개로 주어지고, 신경망의 입력과 출력 학습 패턴은 입력 패턴(오차, 속도 오차)에 따른 출력패턴(gain)을 예상하여 Table 2.와 같이 선정되고, 전이함수는 시그모이드 함수(13)을 이용한다. 입출력 패턴에 대한 오프라인 학습을 통해 신경망의 가중치와 바이어스를 구하고 이를 다시 신경망에 적용하여 추정계인을 구한다.

$$\hat{\dot{x}} = A \hat{x} + Bu + \begin{bmatrix} J(0)^T(\hat{x})K \\ 0_{6 \times 6} \end{bmatrix} (y - \hat{y})$$

$$K = \text{Diag}[K_1 K_2 K_3 K_4 K_5 K_6] \times k \quad k \text{는 상수} \quad (12)$$

$$O = F(V) = \frac{1}{1 + e^{-V}} \quad (13)$$

Table 2 learning patterns for the neural network

Error				Diff. Error				K
PL	NL	PS	NS	PL	NL	PS	NS	L,M,S
1	0	0	0	1	0	0	0	L
1	0	0	0	0	1	0	0	M
1	0	0	0	0	0	1	0	L
1	0	0	0	0	0	0	1	L
0	1	0	0	1	0	0	0	M
0	1	0	0	0	1	0	0	L
0	1	0	0	0	0	1	0	L
0	1	0	0	0	0	0	1	L
0	0	1	0	1	0	0	0	L
0	0	1	0	0	1	0	0	S
0	0	1	0	0	0	1	0	M
0	0	1	0	0	0	0	1	S
0	0	0	1	1	0	0	0	S
0	0	0	1	0	1	0	0	L
0	0	0	1	0	0	1	0	S
0	0	0	1	0	0	0	1	M

※ PL : Positive Large, NL : Negative Large, PS : Positive Small, NS : Negative Small, L : Large(500), M : Middle(250), S : Small(10)

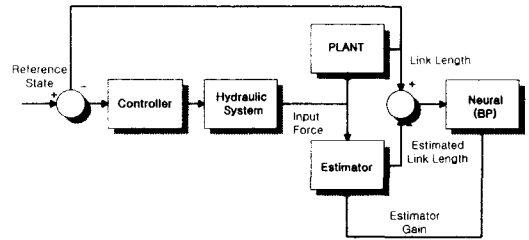


Fig. 6 estimator using the neural network

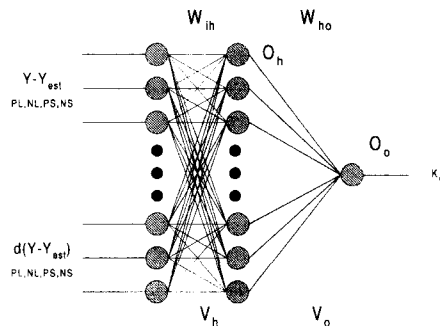


Fig. 7 structure of neural network

5. 시뮬레이션 결과

선형 추정기, 비선형계측모델 추정기 그리고, 신경망을 이용한 추정기에 대해 다음과 같이 시뮬레이션 하였다. 상판에 대한 6자유도 운동은 크기가 서로 다른 사인함수이고, 역기구학을 이용하여 스튜어트 플랫폼에 대한 기준입력인 링크길이를 구한다. 제어된 출력 링크길이가 추정기에 대해 요구되어지는 실제 입력이 된다. Fig. 8에서는 요구되어지는 실제 6자유도 운동과 링크길이가 보여진다. Fig. 9~11에서는 3개의 추정기에 대한 추정된 6자유도 운동, 링크길이 그리고, 실제 입력과 추정된 값들의 오차를 보여지고 있으며, Table 3에서는 오차를 각각 비교한다. 시뮬레이션 결과로부터 제안된 추정기의 성능이 다른 두 추정기보다 좋을 수 있다.

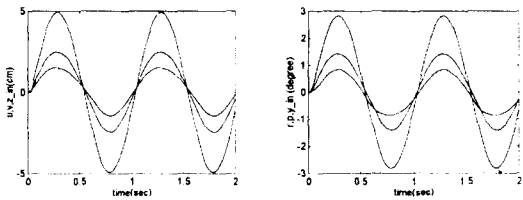
Table 3 error

	병진 운동 (cm)	회전 운동 (도)	링크 길이(cm)
선형 추정기	-0.07~0.06	-0.09~0.08	-0.05~0.06
비선형계측모델 추정기	-0.04~0.06	-0.08~0.02	-0.08~0.06
신경망을 이용한 추정기	-0.03~0.02	-0.02~0.15	-0.03~0.02

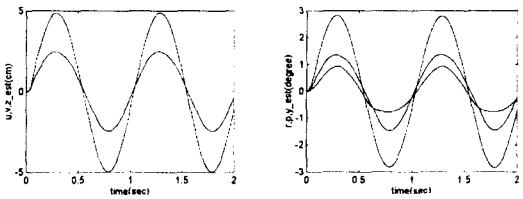
6. 결론

본 논문에서는 시스템의 비선형성으로 인한 추정계인 선정 및 정상 상태에서의 추정 오차 문제를 신경망기법을 이용한 추정계인의 학습으로 순기구학 추정기를 설계하였다. 신경망의 출력은 K_i , $i=1,2,\dots,6$ 이며, 입력은 $y-\hat{y}$ 와 $\dot{y}-\hat{\dot{y}}$ 의 등급으로 나눈 값이다. 이를 BP 오프라인 학습을 통해 가중치 및 바이어스를 구하고 이를 추정기에 적용하여 추정계인을 구한다.

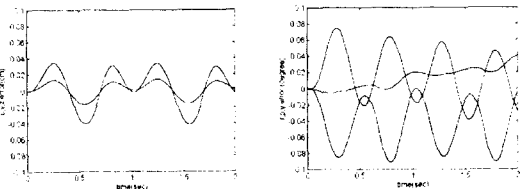
이를 기존의 선형추정기 및 비선형계측모델을 이용한 추정기와 더불어 스텔워드 플랫폼에 적용하여 시뮬레이션 하였다. 시뮬레이션 결과인 Fig 9.~ Fig. 11과 Table 3로부터 제안된 추정기의 성능과 타당성을 검증하였다.



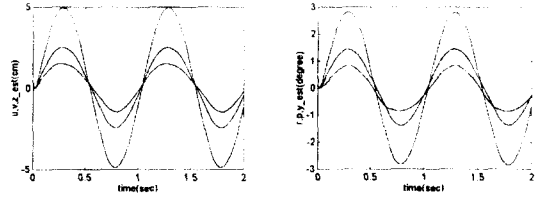
(Left : translation, Right : rotation)
Fig. 8 desired motions



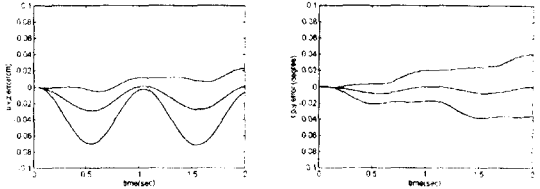
(a) estimation of translation and rotation motion



(b) error of translation and rotation motion
Fig. 9 estimation in the linear estimator

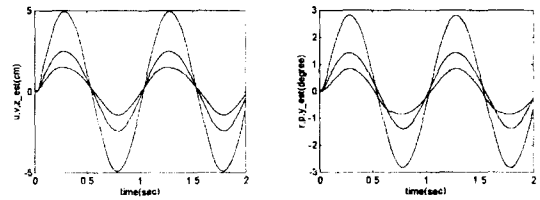


(a) estimation of translation and rotation motion

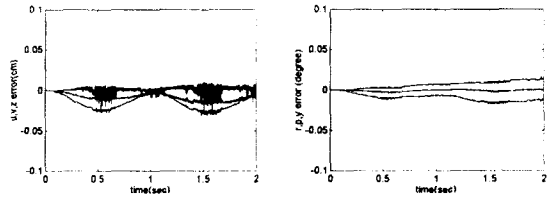


(b) error of translation and rotation motion

Fig. 10 estimation of forward kinematic estimator using the nonlinear measurement model



(a) estimation of translation and rotation motion



(b) error of translation and rotation motion

Fig. 11 estimation of the forward kinematic estimator using the neural network

후 기

본 연구는 한국과학재단 특정기초연구의 연구비(과제번호 : 97-02-00-10-01-5)와 부산대학교 기성회재단 연구비의 지원 하에 수행되었으며, 이에 감사드립니다.

참고 문헌

Computer Integrated Manufacturing, Vol. 9, No. 6, pp. 485-495, 1992.

1. D. Stewart, "A Platform with Six Degrees of Freedom," Proc. of Mech. Engineers, Vol.180, Part I, No. 15, pp371-386, 1965.
2. J. P. Merit, "Direct Kinematics and Assembly Modes of Parallel Manipulators," International Journal of Robotics Research, Vol.11, No2, pp150-162, April, 1992.
3. R. Nair and J. H. Maddocks, "On the Forward Kinematics of Parallel Manipulators," Int. J. of Robotics Research, Vol.13. No.2, pp171-188. April, 1994.
4. P. Nana, K. J. Waldron and V. Murthy, "Direct Kinematic Solution of a Stewart Platform," IEEE Trans. Robot. Automation. Vol.6, No.4, pp438-444, August, 1990.
5. G. Ciccarella et al, "Luenberger-like Observer for Nonlinear Systems," Int. J. Control, Vol.57, No.3, pp537-556, 1993.
6. S. Raghavan and J. K. Hedrick, "Observer Design for a Class of Nonlinear System," Int. J. Control, Vol.50, No.2, pp515-528, 1994.
7. 강지윤, 김동환, 이교일, "스튜어트 플랫폼의 견실한 순기구학 추정기 설계," Proc. of 11th KACC, pp28-31, October, 1996.
8. 강지윤, 김동환, 이교일, "6자유도 운동재현용베드의 순기구학 추정기 설계," 한국정밀공학회 96년도 춘계학술대회논문집, pp483-487, 1996.
9. 김동환, 강지윤, 이교일, "6자유도 운동재현기의 설계 및 제어," 대한기계학회추계학술대회논문집 동역학 및 제어부분, pp73-82, 1996.
10. 정규홍, 이교일, "스튜어트 플랫폼 순기구학 해의 실시간 추정기법," 대한기계학회 제18권, 제7호, pp1632-1642, 1994.
11. 박민규, "절대위치 검출형 유압 실린더를 이용한 병렬형 매니퓰레이터 개발에 관한 연구," 부산대학교 공학석사 학위 논문, 1998.
12. W.J.Thayer, 'Transfer Functions for MOOG Servovalves', MOOG Technical Bulletin 103
13. MOOG J076 Series Catalog
14. Zheng Geng and Leonard S. Haynes, "Neural Network Solution for the Forward Kinematics Problem of a Stewart Platform," Robotics &