

# 통합모델과 최적 경로설계를 통한 산업용 로봇 동적 매개변수 규명 Optimal Excitation Trajectories for the Dynamic Parameter Identification of Industrial Robots by Using Combined Model

박 경 조

K. J. Park

**Key Words** : Dynamic Identification(동적 동정), Combined Model(통합모델), Excitation Trajectory(가진 경로), Fourier-Based Optimization(푸리에 기반 최적화)

**Abstract** : This paper discusses the advantages of using Fourier-based periodic excitation and of combining internal and external models in dynamic robot parameter identification. Internal models relate the joint torques or forces with the motion of the robot; external models relate the reaction forces and torques on the bedplate with the motion data. This combined model allows to combine joint torque/force and reaction torque/force measurements in one parameter estimation scheme. This combined model estimation will yield more accurate parameter estimates, and consequently better predictions of actuator torque, which is shown by means of a simulated experiment on a CRS A465 industrial robot.

## 1. 서 론

산업현장에서 사용되는 로봇의 작동속도가 고속이 되면 비선형성이 강하게 나타나게 되고 이를 효과적으로 제어하기 위해서는 계산토크(computed torque)와 같은 고등 제어알고리즘이 필요한데 이 제어방법을 적용하거나, 로봇 동적 운동을 정확하게 시뮬레이션하기 위해서는 정확한 로봇 모델이 필수적이다.

그러나 산업용 로봇 제조회사가 제공하는 모델 매개변수 자료는 전혀 없거나, 정확한 로봇 모델을 수립하기에는 매우 부족한 실정이다. 특히 각 조인트에서의 마찰을 고려하지 않을 경우 요구되는 조인트 토크를 정확하게 계산할 수 없는 문제점이 발생하게 된다. 또한 조립된 로봇을 해체하여 직접 모델 매개변수를 측정하는 것은 현실적으로 불가능하고, CAD도면을 이용하여 수치적으로 계산하는 방법도 같은 이유로 어려움을 겪고 있다.

동적 매개변수 규명을 위한 연구는 지난 20여 년간 활발하게 이루어져 왔고 이는 사용된 모델과 측정방법에 따라 크게 두 부류로 나눌 수 있다. 첫 번째 방법은 조인트 엔코더(encoder)와 액추에이터

(actuator) 전류측정 장치와 같은 로봇 내부에 장착된 장치들을 이용하여 조인트 변위와 토크를 측정하고 이를 이용하여 매개변수를 규명하는 내부모델(internal model) 방법이다<sup>1,2)</sup>. 두 번째 방법은 로봇의 운동과 기초판(base plate)에서 측정한 반력과 모멘트 사이의 상관관계를 규명하여 모델을 수립하는 외부모델(external model)방법이다<sup>3,4)</sup>. 그러나 내부모델은 측정된 토크신호에 잡음이 심하게 섞이게 되어 토크신호의 신뢰성을 기대할 수 없고, 외부모델은 마찰계수를 추정할 수 없기 때문에 정확한 구동토크를 예측할 수 없다는 단점이 있다.

본 연구에서는 위에 열거한 두 방법들의 단점을 극복하고 로봇 모델 수립에 필요한 필수 매개변수를 정확하게 규명할 수 있는 통합모델(combined model) 수립방법에 대해 기술한다. 또한 모든 매개변수에 대한 정보가 측정신호에 명확하게 나타날 수 있는 최적의 경로를 설계하여 동적 모델의 정확성을 향상시키는 방법에 대해서도 설명하고자 한다. 그리고 제안된 방법을 CRS A465 산업용 로봇에 적용하여 타당성을 검증하고자 한다.

## 2. 통합모델 수립

### 2.1 내부, 외부모델

먼저 Fig. 1에 나타난 로봇에서  $i$ 번째 링크를 고

접수일 : 2007년 12월 24일, 채택확정 : 2008년 2월 26일  
박경조 : 전남대학교 기계자동차공학부  
E-mail : kjpark40@chonnam.ac.kr, Tel : 061-659-3221

려해 보자. 그림에서  $(x_0, y_0, z_0)$  좌표계는 기준좌표계이고,  $(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$ 과  $(x_i, y_i, z_i)$  좌표계는 각각 원점이  $\hat{O}$ 인  $(i-1)$ 번째 링크와 원점이  $O^*$ 인  $i$ 번째 링크에 고정된 좌표계이다. 각 링크에 달랑베르(d'Alembert) 정리를 적용하면 다음과 같은 회귀 반력방정식(recursive reaction equation)을 얻을 수 있다<sup>5)</sup>.

$$\mathbf{f}_i = \mathbf{F}_i + \mathbf{f}_{i+1} \quad (1)$$

$$\mathbf{n}_i = \mathbf{n}_{i+1} + \mathbf{p}_i^* \times \mathbf{f}_{i+1} + (\mathbf{p}_i^* + \bar{\mathbf{s}}_i) \times \mathbf{F}_i + \mathbf{N}_i \quad (2)$$

여기서  $\mathbf{f}_i$ 와  $\mathbf{n}_i$ 는 링크  $i$ 의 힘과 모멘트이다.  $\bar{\mathbf{s}}_i$ 는  $i$ 번째 좌표계에 대한  $i$ 번째 링크의 무게중심의 위치를 나타내고  $\mathbf{p}_i^*$ 는  $(i-1)$ 번째 좌표계에 대한  $i$ 번째 좌표계 원점의 위치를 나타낸다.

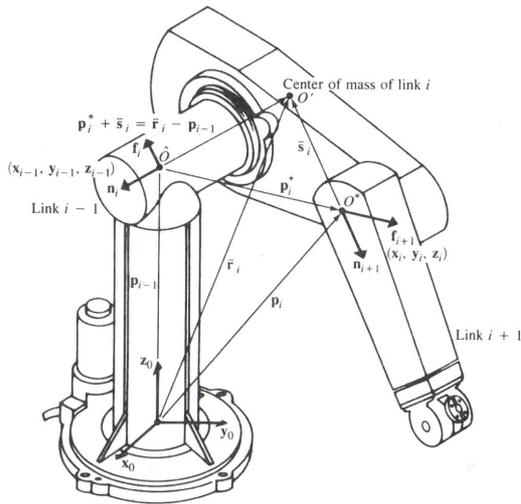


Fig. 1 Forces and moments on link  $i$

기초판의 반력과 반력모멘트에 대한 외부모델의 해석적 표현은 식 (1), (2)에서 구한  $\mathbf{f}_i$ ,  $\mathbf{n}_i$ 를 기초판에 고정된 기준좌표계에 투영하여 구할 수 있다.

$$\boldsymbol{\tau}_e = \boldsymbol{\Phi}_e(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\beta}_e \quad (3)$$

여기서  $\boldsymbol{\beta}_e (n_e \times 1)$ 은 로봇의 모든 관성 매개변수, 즉 질량과 관성모멘트(각 링크 당 6개) 그리고 1차 모멘트(각 링크 당 3개)를 포함한다<sup>6)</sup>. 따라서  $n_e$ 는  $10n$ 이고  $n$ 은 링크의 수이다.  $\boldsymbol{\Phi}_e$ 는  $(6 \times n_e)$  행렬로써 조인트 변위, 속도, 가속도벡터의 비선형 함수이다.  $\boldsymbol{\tau}_e (6 \times 1)$ 는 반력과 반력모멘트 벡터이다. 행렬  $\boldsymbol{\Phi}_e$ 와 벡터  $\boldsymbol{\tau}_e$ 의 열의 수 6은 3개의 힘과 3개의 모

멘트 성분을 나타낸다.

액추에이터에 의해 조인트에 가해지는 토크는  $z_{i-1}$ 축에 투영한  $\mathbf{f}_i$ 의 합이다. 따라서 링크  $i$ 가 회전 링크라면 조인트  $i$ 에 가해지는 토크  $\boldsymbol{\tau}_d$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\boldsymbol{\tau}_d = \mathbf{n}_i^T \mathbf{z}_{i-1} \quad (4)$$

마찰토크  $\boldsymbol{\tau}_f$ 는 여러 문헌에서 제시한 방법들에 의해 표현될 수 있는데 여기에는 쿨롱마찰, 점성마찰과 같은 마찰성분들이 포함된다.

$$\boldsymbol{\tau}_f = \mathbf{F}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\beta}_f \quad (5)$$

여기서 함수  $\mathbf{F}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 의 표현방법과 매개변수 벡터  $\boldsymbol{\beta}_f (n_f \times 1)$ 의 선택은 고려하는 마찰모델에 따라 달라진다. 쿨롱, 점성마찰만을 모델에 포함시키면  $\mathbf{F}(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}})$ 은 속도  $\dot{\mathbf{q}}$ 만의 함수가 된다.

조인트에 가해지는  $n$ 토크만을 포함하는 벡터  $\boldsymbol{\tau}_i$ 를 도입하여 식 (4), (5)를 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\boldsymbol{\tau}_i = \boldsymbol{\Phi}_i(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\beta}_i \quad (6)$$

여기서  $\boldsymbol{\tau}_i$ 는 링크의 모든 관성 매개변수와  $n_f$ 개의 마찰 매개변수를 포함하는 벡터  $\boldsymbol{\beta}_i (n_i \times 1)$ 에 대해 선형이다. 그리고 조인트 변위, 속도, 가속도벡터의 비선형 함수인  $\boldsymbol{\Phi}_i(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}})$ 는  $(n \times n_i)$  행렬이 되고 여기서  $n_i = 10n + n_f$ 이다.

로봇의 관성매개변수 중 몇 개만이 동적 특성에 영향을 미치므로 그 매개변수들만 규명할 수 있다는 사실은 잘 알려져 있다. 규명 가능한 동적 매개변수만을 포함하는 기본 매개변수들의 집합을 구성하는 매개변수의 최소 개수는 Gautier와 Khalil의 감소과정에 의해 구할 수 있다<sup>6)</sup>. 이 방법을 적용하면 내, 외부모델에 대한 최종관계식을 얻을 수 있다.

$$\boldsymbol{\tau}_i = \boldsymbol{\Phi}_i^*(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\beta}_i^* \quad (7)$$

$$\boldsymbol{\tau}_e = \boldsymbol{\Phi}_e^*(\mathbf{q}, \dot{\mathbf{q}}, \ddot{\mathbf{q}}) \boldsymbol{\beta}_e^* \quad (8)$$

여기서 위첨자 \*는 최소 개수의 매개변수로 구성되었음을 표시한다. 매개변수  $\boldsymbol{\beta}_i^*$ 와  $\boldsymbol{\beta}_e^*$ 은  $\boldsymbol{\beta}_i$ 와  $\boldsymbol{\beta}_e$ 의 선형조합에 의해 구해진다.

Table 1 Data for the simulation results

Parameter	Exact	Internal		External		Combined	
		estimate	variance	estimate	variance	estimate	variance
$I_{yy}^1 + I_{yy}^2 + I_{xx}^3$	0.2812	0.4871	0.1672	0.2659	0.0231	0.2985	0.0133
$m_2 x_2 + l_2 m_2 + l_2 m_3$	4.3310	4.3406	0.0172	4.3462	0.0198	4.3266	0.0115
$m_2 y_2$	-0.0910	-0.1781	0.1209	-0.0738	0.0127	-0.0851	0.0073
$I_{xx}^2 - I_{yy}^2$	-0.0898	0.1140	0.3381	-0.1318	0.0382	-0.1256	0.0220
$I_{xx}^2$	-0.0028	-0.2431	0.1253	-0.0045	0.0181	-0.0165	0.0105
$I_{xx}^2 + l_2 m_3 y_3 + l_2 m_2 z_2$	0.0458	-0.1858	0.1400	0.0360	0.0133	0.0527	0.0077
$I_{xx}^2$	0.0006	0.1108	0.0941	-0.0072	0.0106	0.0016	0.0061
$I_{yy}^2$	0.1204	0.1529	0.1673	0.0525	0.0350	0.1418	0.0202
$m_{zz}$	-0.0500	-0.0174	0.0221	-0.0600	0.0165	-0.0548	0.0095
$m_3 z_3$	-1.9800	-1.9670	0.0178	-1.9884	0.0116	-1.9809	0.0067
$I_{zz}^3 - I_{xx}^3$	-0.0951	-0.5080	0.2182	-0.0846	0.0279	-0.1242	0.0161
$I_{xx}^3$	0.0003	-0.0691	0.0678	0.0119	0.0136	0.0001	0.0078
$I_{xx}^3$	-0.0016	0.1249	0.1904	-0.0085	0.0167	-0.0030	0.0096
$I_{xx}^3$	0.1081	0.1697	0.0858	0.0907	0.0385	0.0885	0.0222
$I_{yy}^3$	0.0016	0.0863	0.0742	-0.0174	0.0146	0.0081	0.0084
$I_{yz}^3$	1.7760	2.2020	0.3116	-	-	1.7232	0.2698
$b_1$	3.3480	3.0939	0.2919	-	-	3.3112	0.2532
$b_2$	2.3110	2.0958	0.1565	-	-	2.3956	0.1354
$b_3$	3.5120	3.6243	0.2131	-	-	3.4672	0.1850
$c_1$	0.6350	0.8616	0.2014	-	-	0.8046	0.1744
$c_2$	1.4510	1.5874	0.1490	-	-	1.4656	0.1290
$c_3$	36.0000	-	-	36.0030	0.0066	36.0030	0.0038
$m_1 z_1 + m_2 z_2 + m_3 y_3$	0.0240	-	-	0.0214	0.0029	0.0212	0.0017
$m_1 x_1$	0.1170	-	-	0.1006	0.0210	0.1229	0.0121
$I_{xy}^1$	0.0038	-	-	-0.0058	0.0192	0.0254	0.0111
$I_{yz}^1$	-0.0038	-	-	-0.0476	0.0321	-0.0059	0.0186

2.2 내부, 외부모델의 결합

내부, 외부모델을 단일 모델로 결합하기 위해서는 이에 관련된 매개변수의 집합을 결정할 필요가 있다. 이를 위해 내부, 외부모델에 나타나는 매개변수들을 두 개의 부분집합 즉, 외부모델의 중심 매개변수의 최소 집합  $\beta_e^*$ 와 내부모델에만 나타나는 매개변수의 집합  $\beta_f$ 으로 분리할 수 있다.

전체 통합모델을 자세하게 기술하기 위해서는 두 부분집합의 세분화가 필요하다. 전체 통합모델은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\tau = \Phi(q, \dot{q}, \ddot{q})\beta \tag{9}$$

여기서  $\tau$ 는

$$\tau = \begin{bmatrix} \tau_i \\ \tau_e \end{bmatrix} \tag{10}$$

로 표현되는  $(n+6) \times 1$  벡터이다. 전체 매개변수 벡터는 세 개의 부분벡터로 구성된다.

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_{ir}^* \\ \beta_f \\ \beta_e^* \setminus \beta_{ir}^* \end{bmatrix} \tag{11}$$

여기서  $\beta_{ir}^*$ 는 내부모델의 중심매개변수의 최소 집합이다. 식 (11)에서  $\beta_f$ 는 조인트 마찰에 관련된 매개변수로 내부모델에만 나타나는 벡터이다.  $\beta_e^* \setminus \beta_{ir}^*$ 는 나머지 외부모델의 중심매개변수이다. 이 벡터는 외부모델에만 나타난다.

통합모델의 규명행렬은 다음과 같은 부분행렬로 구성된다.

$$\Phi = \begin{bmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & 0 \\ \Phi_{21} & 0 & \Phi_{23} \end{bmatrix} \tag{12}$$

여기서 행렬  $\Phi_{11}$ 은 식 (7)의  $\Phi_i^*$  행렬에서,  $\beta_{ir}^*$ 를 얻기 위해  $\beta_i^*$ 에서 제거한 중심매개변수에 해당하는 열을 소거한 행렬이다. 행렬  $\Phi_{12}$ 는  $\beta_f$ 와 더불어 조인트마찰의 영향을 나타내는 부분행렬이다.

$$\tau_f = \Phi_{12}\beta_f \tag{13}$$

행렬  $\Phi_{21}$ 의 열들은 행렬  $\Phi_e^*$ (식 (8))의 열들 중  $\beta_{ir}^*$ 의 요소와 관련된 열들에 해당된다. 행렬  $\Phi_{23}$ 의 열들은  $\beta_e^* \setminus \beta_{ir}^*$ 의 요소들과 관련된  $\Phi_e^*$ 의 열들에 해당된다.

### 3. 경로설계와 매개변수 규명

#### 3.1 최적 가진경로

최적의 가진경로(excitation trajectory)를 설계하기 위해서는 제한조건을 갖는 비선형 최적화 방법이 필요하다. 이러한 최적 가진경로를 설계하는 방법은 몇 가지가 제안되어 있는데<sup>7)</sup>, 모두 서로 다른 경로매개변수를 사용하고 있다.

최근에 Swevers 등<sup>8)</sup>은 주기함수를 이용해 가진경로를 설계하는 방법을 제안하였다. 즉, 각 조인트의 가진경로를 유한개의 푸리에 급수로 전개하였다. 그러나 이 방법은 수렴성이  $(0, t_f)$  구간에서만 보장되고, 조인트 각도의 도함수 즉 조인트 속도와 가속도가 최적 해에 수렴한다는 보장이 없으며, 수렴속도가 느려질 수 있다는 단점이 있다. 위와 같은 단점을 보완하기 위해 조인트경로를 다항식과 푸리에 급수의 조합으로 전개한 새로운 방법을 제안하고자 한다<sup>9)</sup>.

자유도  $n$ 을 갖는 로봇의  $i$ 번째 조인트의 각도는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$q_i(t) = \lambda_i(t) + \delta_i(t) \quad (14)$$

여기서

$$\lambda_i(t) = \sum_{j=0}^5 \lambda_{ij} t^j, \quad \delta_i(t) = \sum_{m_f=1}^M a_{im_f} \cos \frac{m_f \pi}{t_f} t \quad (15)$$

이고  $t_f$ 는 로봇의 작업시간 즉 주기이다. 푸리에 급수는 기본 주파수가  $\omega_f = 2\pi/t_f$ 인 주기함수이다. 전체적인 로봇 가진경로가 주기성을 유지하게 만들기 위해 모든 조인트에서의 기본 주파수는 동일하게 설정하였다. 푸리에 급수의 상수항은 5차 다항식  $\lambda_i(t)$ 에 포함시켰다.

요구되는 경계조건은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} q_i(0) &= \lambda_i(0) + \delta_i(0), & q_i(t_f) &= \lambda_i(t_f) + \delta_i(t_f) \\ \dot{q}_i(0) &= \dot{\lambda}_i(0) + \dot{\delta}_i(0), & \dot{q}_i(t_f) &= \dot{\lambda}_i(t_f) + \dot{\delta}_i(t_f) \\ \ddot{q}_i(0) &= \ddot{\lambda}_i(0) + \ddot{\delta}_i(0), & \ddot{q}_i(t_f) &= \ddot{\lambda}_i(t_f) + \ddot{\delta}_i(t_f) \end{aligned} \quad (16)$$

위 관계식으로부터 6개의 다항식계수들을 푸리에 급수 계수와 경계조건으로 표현할 수 있다. 즉 다항식의 계수는 다음과 같은 완전식으로 표현된다.

$$\lambda_{ij} = (a_{im_f}, \text{boundary value of } q_i, \dot{q}_i, \ddot{q}_i) \quad (17)$$

위의 조건을 이용하면 설계변수의 수를 증가시키지 않고 푸리에 급수가 갖는 단점을 보완할 수 있다. 따라서 설계변수는 푸리에 급수의 계수  $a_{im_f}$  ( $m_f = 1, 2, 3, \dots, M$ )이 된다. 설계변수가 결정되면 조인트 변위, 속도, 가속도는 식 (14)를 미분하여 구할 수 있다.

#### 3.2 가진경로의 최적화 방법

조인트 각도신호에 잡음이 없고, 모델매개변수를 최대가능도(maximum likelihood) 기준에 의해 추정하였다면 추정된 모델매개변수의 공분산행렬(covariance matrix)은  $\Phi$ 와  $\Sigma$ 로부터 계산할 수 있다. 여기서  $\Phi$ 는 규명행렬(식 (12))이고  $\Sigma$ 는 기초판에서 측정한 액추에이터 토크와 힘/모멘트의 대각선 공분산행렬이다<sup>8)</sup>.

기초판에서 측정한 액추에이터 토크나 힘/모멘트와 조인트에서 측정한 조인트 각도에 잡음이 섞여 있으면 추정 매개변수의 공분산행렬을 계산할 수 없다. 그러나 최대가능도와 같은 효과적인 추정자(estimator)를 이용하여 매개변수를 추정할 경우 공분산행렬은 Fisher 정보행렬의 역행렬인 Cramer-Rao의 하계(lower bound)에 근사적으로 접근하게 된다.

공분산행렬이나 Cramer-Rao의 하계는 행렬이므로 그 자체를 최적화할 수 없다. 즉 스칼라 양으로 대체해야 한다. 이를 위해 Ljung<sup>10)</sup>은 목적함수로  $-\log \det \mathbf{P}$ 라는 스칼라 양을 제안하였는데 여기서  $\mathbf{P}$ 는 공분산행렬 또는 Cramer-Rao 하계이고  $\det(\cdot)$ 는 행렬의 행렬식(determinant)을 표시한다. 이와 같은 목적함수를 d-optimality 기준이라 부르는데 (1) 최소값이 매개변수의 크기에 무관하고 (2) 행렬  $\mathbf{P}$ 의 행렬식은 매개변수의 최대 확률밀도(probability density)와 연관성을 갖는 특징을 보인다.

## 4. 수치예제 및 시뮬레이션 결과

#### 4.1 로봇 모델

제안된 방법을 CRS A465 로봇의 세 축에 적용하여 그 타당성을 입증하였다. Fig. 2에 해당 로봇에 대한 구조 및 좌표계가 표시되어 있는데 그림에서  $(x_0, y_0, z_0)$ 좌표계는 기준좌표계이고  $(x_i, y_i, z_i)$ ,  $i=1, 2, 3$ 은 조인트고정좌표계이다. 링크의 관성매개변수는 해당 좌표계와 관련이 있고 다음과 같이 구성된

다. 각 매개변수에서  $i=1, 2, 3$ 이다.

(1)  $I_{xx}^i, I_{yy}^i, I_{zz}^i$ 는 각각  $x_i, y_i, z_i$  축에 대한 링크  $i$ 의 관성모멘트이다.

(2)  $I_{xy}^i, I_{yz}^i, I_{zx}^i$ 는 링크  $i$ 의 관성적(inertia product)이다.

(3)  $(\bar{x}_i, \bar{y}_i, \bar{z}_i)$ 는  $(x_i, y_i, z_i)$  좌표계에서 계산한 링크  $i$ 의 무게중심의 위치이다.

(4)  $l_i$ 는  $(x_{i-1}, y_{i-1}, z_{i-1})$  좌표계에 대한  $i$ 번째 링크의 조인트위치를 나타낸다.

(5)  $m_i$ 는 링크  $i$ 의 질량이다.

조인트 마찰모델에는 점성, 쿨롱마찰이 포함되어 있는데 각 마찰계수는  $b_i$ 와  $c_i$ 로 표시한다.

매개변수벡터  $\beta_{fr}^*$ 는 15개의 독립적인 중심매개변수로 구성된다. 부분집합  $\beta_e^* \setminus \beta_{fr}^*$ 는 외부모델에만 나타나는 5개의 관성매개변수로 구성된다. 마찰은 점성, 쿨롱마찰만을 고려하였으므로 부분집합  $\beta_f$ 는 6개의 마찰계수들로 구성된다. Table 1의 첫 번째 열은 추정대상인 26개의 매개변수들을, 두 번째 열은 시뮬레이션에 사용된 매개변수의 값을 나타낸다.

#### 4.2 시뮬레이션 과정

시뮬레이션을 통해 통합모델을 사용할 경우 매개변수 추정치 및 액추에이터토크 예측 값의 정확도가 향상되는지 살펴보고자 한다. 따라서 세 가지 다른 모델을 고려하여 비교하였는데 여기에는 (1) 21개의 매개변수로 구성된 내부모델 (2) 20개의 매개변수로 구성된 외부모델 (3) 26개의 매개변수로 구성된 통합모델이 포함된다.

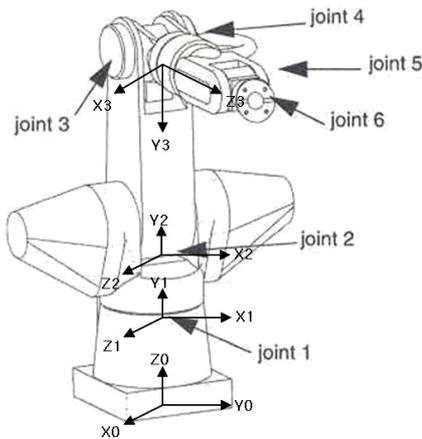


Fig. 2 Link coordinate systems for CRS A465

고려대상인 CRS A465 로봇의 운동제한조건은 다음과 같이 기술된다.

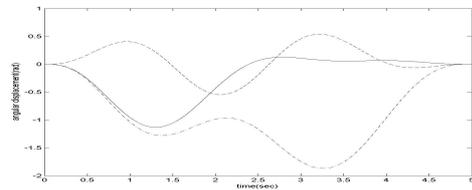
(1) 조인트각도 제한조건(rad):  $-3.0 < \theta_1 < 3.0, -1.6 < \theta_2 < 1.6, -1.9 < \theta_3 < 1.9$

(2) 조인트속도 제한조건(rad/s):  $-3.14 < \dot{\theta}_i < 3.14$

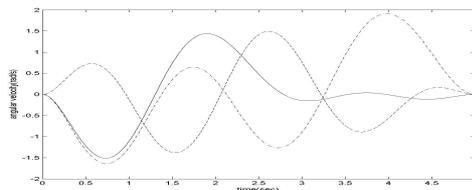
(3) 조인트가속도 제한조건(rad/s<sup>2</sup>):  $-12.5 < \ddot{\theta}_i < 12.5$

(4) 로봇은  $r_{ee} < 300$  mm이면 바닥과 충돌한다. 여기서  $r_{ee}$ 는 첫 번째 로봇 축에서 로봇 선단까지의 거리이다.

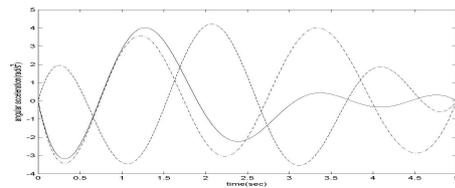
각 조인트의 가진경로는 5개의 푸리에 급수로 전개하였으므로 총 설계변수는 15개가 된다. 가진경로의 기본주파수는 0.2 Hz이고 샘플링주파수는 300 Hz이다. 한 주기의 경로는 1500개의 데이터로 구성하였다. 위에서 설명한 d-optimality 기준에 의한 최적화는 추정매개변수의 공분산행렬  $P$ 에 따라 그 결과가 달라지고 따라서 규명행렬  $\Phi$ 와 사용된 모델에 영향을 받는다. 결과적으로 사용된 모델이 달라지면 최적 경로의 설계결과도 달라진다. 그러나 결과의 일관된 비교를 위해 통합모델을 이용하여 구한 최적 경로를 내부, 외부모델에도 그대로 적용하였다. 제한조건을 갖는 최적화문제의 해는 상용프로그램인 MatLab<sup>®</sup>의 “FMINCON” 함수를 이용하여 구하였다.



(a) angular displacement



(b) angular velocity



(c) angular acceleration

Fig. 3 Optimized excitation trajectories(solid line : axis 1, dashed line: axis 2, dash-dotted line: axis 3)

Fig. 3에 CRS A465 로봇의 처음 세 축에 대한 최적 경로 설계결과를 제시하였다. 설계 초기경로는 사이클로이드(cycloid)경로로 선택하였는데 이 함수는 매우 부드러운 운동 형태를 만들어내는 곡선으로 알려져 있다. 그림에서 변위, 속도, 가속도곡선은 요구되는 경계조건을 정확하게 만족하는 것을 볼 수 있다. 또한 가진경로의 요동이 사이클로이드 경로보다 더 커진 것을 알 수 있는데 이는 높은 하모닉 성분의 크기가 증가하였기 때문이다. 설계경로에 순방향 운동학을 적용하면 선단의 경로를 계산할 수 있는데 그 결과는 Fig. 4에 제시하였다.

동적 매개변수 규명을 위해 필요한 측정신호는 세 개 조인트에 가해지는 액추에이터 토크신호와 기초판에서 측정한 6개의 반력/모멘트 신호이다. 실제 실험에서는 이 신호들에 잡음이 포함될 가능성이 크므로 이를 시뮬레이션하기 위해 각 신호에 평균값이 0인 독립적인 가우스잡음(Gaussian noise)을 첨가하였다. 세 개의 액추에이터 토크신호에 가해진 잡음의 분산은 각각 25, 16,  $9N^2m^2$ 이다. 6개의 반력신호에 가해진 잡음의 분산은 각각 3.4, 40.3,  $3.2N^2$ , 1.4, 0.2,  $5.2N^2m^2$ 인데 이 값들은 반력신호 최대값의 5%로 설정하였다. 이는 현재 가장 널리 사용되고 있는 KISTLER® 기초플랫폼의 잡음특성에 기초하여 설정한 값이다.

#### 4.3 결과 비교

매개변수는 가중선형 최소자승 추정자(weighted linear least\_squares estimator)인 Markov 추정자를 이용하여 추정하였다<sup>8)</sup>. Table 1의 3~8열에 세 가지 모델을 이용하여 추정한 결과를 제시하였는데, 3, 5, 7 열에는 매개변수의 추정값을, 4, 6, 8 열에는 분산값을 나타내었다. 결과를 살펴보면 통합모델이 다른 두 모델에 비해 훨씬 정확하게 매개변수를 추정한다는 것을 알 수 있다. 내부모델에 관련된 처음 15개 매개변수의 추정정확도가 특히 향상되었는데 이는 외부모델과 관련된 반력 측정결과가 내부모델 매개변수 규명과정에 사용되었기 때문이다.

액추에이터 토크의 예측정확도는 처음 21개 매개변수에 의해 결정된다. 즉 내부모델과 통합모델의 공분산행렬 중 처음 21개 매개변수에 해당되는 부분행렬에 의해 결정된다. 내부모델 공분산행렬의 행렬식은  $5.34e-03$ 이고 통합모델 부분행렬의 행렬식은  $2.72e-06$ 이다. 행렬식은 최대 확률밀도와 관련이 있으므로 통합모델을 이용하여 매개변수를 추정한

결과가 내부모델만을 이용한 경우보다 훨씬 정확하다는 것을 확인할 수 있다.

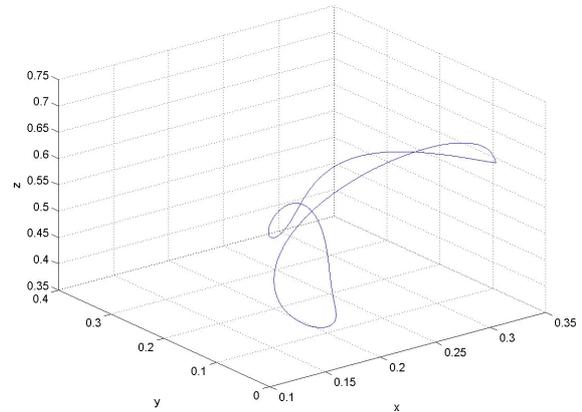


Fig. 4 Tip path for optimized joint trajectories

## 5. 결 론

본 논문에서는 통합모델과 주기성을 갖는 가진경로를 이용하여 보다 정확하게 로봇의 동적 매개변수를 규명할 수 있음을 입증하였다. 조인트각도 측정신호를 미분하여 조인트속도와 가속도를 구하는데 가진경로가 비주기성을 가지면 미분할 때 잡음이 섞이게 되는 단점을 주기성 가진경로를 이용하여 해결할 수 있음을 보였다. 매개변수 규명 시 통합모델을 사용하면 외부모델에 관련된 측정신호가 내부모델 매개변수 규명과정에 사용되어 로봇 모델의 정확도가 향상될 수 있음을 보였다. 또한 액추에이터 토크의 예측정확도도 향상되어 로봇 제어 시 유리하다는 점도 확인할 수 있었다.

## 후 기

이 연구는 2007년도 전남대학교 교내연구비 지원에 의하여 수행되었음을 밝힙니다.

## 참고 문헌

1. J. Swevers, C. Ganseman, J. De Schutter and H. van Brussel, 1996, "Experimental Robot Identification Using Optimized Periodic Trajectories," MSSP, Vol. 10, No. 5, pp. 561~577.
2. M. Gautier, 1986, "Identification of Robot Dynamics," Proceedings of IFAC Symposium

- on Theory of Robots, Vienna, pp. 351~356.
3. B. Raucent and J. C. Samin, 1993, "Modeling and Identification of Dynamic Parameters of Robot Manipulators", Chapman & Hall, London.
  4. G. Liu, K. Iagnemma, S. Dubowsky and G. Morel, 1998, "A Base Force/Torque Sensor Approach to Robot Manipulator Inertial Parameter Estimation," Proceedings of IEEE Int'l Conf. Robots and Automation, Leuven, pp. 3316~3321.
  5. K. S. Fu and C. S. G. Lee, 1987, "Robotics: Control, Sensing, Vision, and Intelligence", Mc-Graw Hill, New York, pp. 84~97.
  6. M. Gautier and W. Khalil, 1990, "Direct Calculation of Minimum Set of Inertial Parameters of Serial Robots," IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol. 6, No.3, pp. 368~373.
  7. M. Gautier and W. Khalil, 1992, "Exciting Trajectories for the Identification of Base Inertial Parameters of Robot," Int'l Journal of Robotics Research, Vol. 11, No. 4, pp. 362~375.
  8. J. Swevers, C. Ganseman, D. Bilgin and H. van Brussel, 1997, "Optimal Robot Excitation and Identification," IEEE Trans. Robotics and Automation, Vol. 13, No. 5, pp. 730~740.
  9. K. J. Park, 2006, "Fourier-based Optimal Excitation Trajectories for the Dynamic Identification of Robots," Robotica, Vol. 24, pp. 625~633.
  10. L. Ljung, 1987, "System Identification: Theory for the User", Prentice-Hall, New Jersey.