

論文 92-29B-10-8

로봇 매니퓰레이터의 하이브리드 제어시 발생하는 애매함의 극복

(The Solving of Ambiguity Problem on the Hybrid Control for Robot Manipulator)

鄭 相 根,* 朴 鍾 國**

(Sang Keun Chung and Chong Kug Park)

要 約

본 논문에서는 좌표계 지정법과 로봇 매니퓰레이터의 위치/힘 하이브리드 제어기의 설계시 발생하는 애매함에 대하여 다루었다. PID 제어기법을 근거로 하이브리드 제어기를 설계할때 파라미터의 분배문제에 의해서 주어지나 n 자유도의 로봇 매니퓰레이터를 대상으로 할때 자유도의 분할과 위치/힘 제어기의 분할 문제는 남게된다. 더우기 접촉력과 접촉력에 의한 물체의 변형은 또다른 문제를 발생시킨다. 또한 물체를 잡을 때 힘제어를 행하여야 하기 때문에 컴플라이언스 문제도 다루어야 하는 문제가 대두된다. 더우기 이러한 힘작업을 하는 로봇 매니퓰레이터에 대한 정확한 수학적 모델링이 구동기의 비선형성과 애매함 때문에 불가능하다. 그러므로 본 논문에서는 기존의 PID 제어기법에 의한 제어기에 Fuzzy개념을 첨가한 새로운 하이브리드 제어기를 설계하였다. 제안한 제어기의 유효성을 입증하기 위해 3자유도 로봇 매니퓰레이터에 대한 모의실험을 수행하였다. 그 결과 오버댐핑과 오버슈트가 개선되었음을 알 수 있었고, 컴플라이언스를 효과적으로 해결할 수 있었음을 보였다. 더우기 제어지식베이스를 첨가함으로써 제안한 제어기가 로버스트 제어기임을 보였다.

Abstract

In this paper, we proposed coordinator description and ambiguity on the hybrid controller for position/force control of robot manipulator. When the hybrid controller is designed based on the PID control conception, the parameter sharing problem must be considered. However, selection problem of coordinate system on n-DOF robot manipulator control is unsolved. Moreover, contact force on object and change of shape make another problems. And it is very difficult to figure out the accurate mathematical model of manipulator on account of ambiguity and nonlinearity of actuator. Therefore, we design a new hybrid controller, FPID(Fuzzy PID). For verifying the validity of the controller, we tried computer simulation of this system. As a result, we can get remarkable improvement of overdamping and overshooting. Also we can solve compicance problem effectively. Furthermore, ambiguity problem is solved by adding control knowledge based compensator. So robust controller can be achieved, too.

*正會員, 安養專門大 電算科
(Dept. of Computer Science Anyang Junior
College)

**正會員, 慶熙大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyunghee Univ.)

接受日字: 1992年 7月 11日

I. 서 론

운동계의 제어문제를 다룰때 제어 환경에 관한 정보의 신뢰도가 상당히 낮기 때문에 시스템 전체를 정성적(定性的)으로 기술하는 방법 외에 정량적으로 기술하는 방법은 없다. 이 경우에 있어 제어 대상의 지식 정보 처리

는 종래의 확정적 방법과는 다른, 애매한 관계에 착안한 제어제를 고려할 필요가 있다.

최근 산업계의 많은 분야, 특히 공정제어에 퍼지제어를 응용하려는 경향이 높아지고 있다. 이는 산업현장의 각종 제어대상을 수학적으로 모델링 하는데는 많은 노력이 요구되며, 더우기 대부분의 제어대상은 수학적모델을 작성할 수 없기 때문이다. 현재 산업의 제어분야에서는 숙련된 오퍼레이터의 감각이나 경험을 기초로 제어법칙을 얻어 제어를 함으로 작업의 노하우가 공정제어에 중요한 역할을 하고 있다. 따라서, 인간의 지식을 표현하기 용이한 퍼지제어는 이러한 경우 적합하다고 할 수 있다.

[1] 운동제어제에 있어서 대부분의 제어대상(예를 들면 로봇 매니플레이터나 위치서보동 전기-역학계)은 미분방정식, 즉 수학적 모델로 기술되어지고 있으므로 운동제어제는 현대 제어이론이 넓게 적용되는 분야로 볼 수 있다.

그러나 운동 제어제에서는 기계분야만 아니라 더 넓은 범위의 제어 환경과의 정보교환이나 상호작용을 하는 경우 사전정보 및 특정정보의 불확실도 즉, 애매함이 증가하므로, 이와같은 경우 전문가의 제어지식은 애매한 문제를 해결하는 좋은 한 방법이다. 퍼지제어와 퍼지同定은 이러한 정성적 제어지식을 정량적으로 변화시키는 가장 효과적인 방법이다.

퍼지제어방식의 장점은 숙련된 오퍼레이터(전문가)가 소유한 정성적인 know-how 또는 제어기술을 [IF ... THEN ...] 형의 언어적 제어법칙으로 표현할 수 있다는 것과, 제어대상의 정확한 정량적모델을 모르더라도 제어대상의 입-출력에 관한 정성적인 관계만으로 제어법칙을 구성할 수 있다는 것이다.

따라서 운동제어제의 제어문제를 다룰때 퍼지 집합론과 퍼지 논리를 기초로한 제어지식의 표현과 추론이 적용될 수 있다. 이 제어방식의 실행부는 제어지식베이스(Control Knowledge Base : CKB)와 추론기구로 이루어진다. 제어지식베이스에는 다음과 같은 2종류의 제어지식이 있다. 하나는, 제어대상의 입출력의 정성, 정량적인 관계를 미리 조사해서 정한 제어법칙이다. 또다른 제어지식은 시스템의 입출력뿐만 아니라 제어대상의 특성에 관한 지식을 어느정도 파악해서 제어입력을 구성하는 것이다. 따라서 추론시 제어대상에 관한 정보를 ON-LINE 으로 얻는 것이 필요하다. 그 대신 제어대상의 특성이 넓은 범위에서 변동해도 그 일부가 애매하게 또는 정성적으로 취급되면 제어결과가 대폭적으로 개선될 수 있다. 여기서 말하는 제어법칙은 다음과 같은 추론 규칙으로 기술되어 있다. (2입력, 1출력의 경우)

$$R_i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_i \text{ AND } x_2 \text{ is } B_i \text{ THEN } u \text{ is } C_i, \\ i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

IF부(조건부)에는 제어대상의 상태에 관한 정보를 기록하고 있다. 로봇트 핸드에 대해서 x_1, x_2 는 시스템의 출력오차 e , 오차의 변동분 Δe , 또는 동정된 파라메타등의 퍼지변수 등이다. THEN부(후건부)에는 그 상태에 적용된 최적제어를 기술하고 있다. 여기서 u 는 제어입력 변동분 Δu , 또는 제어이득을 나타내는 퍼지변수이다. 그리고 $A_i, B_i, C_i (i=1 \dots n)$ 은 퍼지집합이고, 각각 멤버쉽함수 $\mu_{A_i}(x_1), \mu_{B_i}(x_2), \mu_{C_i}(y) (i=1, n)$ 를 갖는다. 이와같은 간단한 지식만을 이용하면 제어 특성에 관해서 오버슈트량, 목표도달시간, 진폭 및 정상상태오차는 동시에 개선될 수 있다. 이는 고정이득제어와 비교해서 이상적인 제어결과가 얻어진다. 단, 이와같은 제어방식만으로는 제어특성을 더욱 향상시키기 위해 방대한 지식베이스가 필요하게 된다. 또 대량의 전문가의 제어지식을 규칙화 하는 것은 상당한 노력을 요한다. 한편 오퍼레이터 습득에 의한 조작에 숙련하는 학습방법을 제어 엑스퍼트시스템에 이용하여 상술한 결점을 극복할 수 있다.

II. 퍼지동적 모델과 근사추론 매카니즘^[2]

1. 동적모델

퍼지다이나믹스의 기술은 여러가지로 제안되어 있으나, 응용면에서 보면 정성적 지식정보에 의한 물형 기술이 복잡하다. 퍼지시스템 상태의 지연시간 m 과 입력지연시간 d 를 가정하면 퍼지다이나믹스를 다음과 같이 기술할 수 있다.

$$S_t = S_{(m)} \circ U_{(d)} \circ R \\ S_{(m)} = S_{t-1} \circ S_{t-2} \circ \dots \circ S_{t-m} \quad (2) \\ U_{(d)} = U_{t-1} \circ U_{t-2} \circ \dots \circ U_{t-d}$$

여기서 S_t 와 $U_t (t=0, 1, 2, \dots)$ 은 퍼지시스템의 상태와 입력변수이고 R 은 퍼지관계를, \circ 는 일종의 결합자이며 룰집합에 의해 "AND"와 "OR(ELSE)"의 해석을 주고 퍼지변수의 max, min연산을 한다. 여러 퍼지상태 S_t 는 어떤 유한집합 (support집합) Ω 상에서 정의된 퍼지집합이다.

$$S_t = [S_t(t) \ S_t(t)] \quad (3)$$

$$|\Omega| = n \quad (4)$$

여기서 $|\Omega|$ 는 Cardinal 수로 유한집합 Ω 의 요소의 개수이다. 또 $S_t(t) \in [0, 1]$ 은 $\omega \in \Omega$ 의 퍼지상태 S_t 에 관한 멤버쉽 함수값 즉,

$$S_i(t) = \mu_{s_i}(\omega_i) \tag{5}$$

이다. 같은 방법으로 U_i 에 대해서

$$U_i = [U_{i1}(t) \dots U_{ip}(t)] \tag{6}$$

$$U_{i1}(t) = \mu_{u_{i1}}(\pi_{i1}) \tag{7}$$

$$\pi_{i1} \in \Pi, |\Pi| = p \tag{8}$$

이다.

$R = \Omega^m \times \Pi^d \times \Omega^n$ 는 퍼지상태집합 $\{S_i, S_{i-1}, S_{i-m}\}$ 및 입력집합과 $\{U_{i1}, U_{i-1}, U_{i-d}\}$ 의 사이의 퍼지관계를 나타내는 매트릭스이다.

$$R = \{r(i, j, k)\} \tag{9}$$

$$r(i, j, k) = \min \{ \mu_s(\omega_i), \mu_u(\pi_j), \mu_t(\omega_k) \} \tag{10}$$

$$\omega_i \in \Omega^m, \pi_j \in \Pi^d, \omega_k \in \Omega$$

$$s, s' \in L$$

여기서 L 는 퍼지상태에 관한 각종 라벨집합이다. 따라서, 식(2)의 동적시스템은 다음 멤버십 함수로 특징지어지고 있다.

$$\begin{aligned} \mu_{u_i}(\omega_k) &= \max_{\omega_i \in \Omega^m, \pi_j \in \Pi^d} \min \{ \mu_s(\omega_i), \mu_u(\pi_j), r(i, j, k) \} \\ S &\in \{ S_{i-1}, S_{i-m} \} \\ U &\in \{ U_{i-1}, U_{i-d} \} \end{aligned} \tag{11}$$

제어에 관한 지식베이스 중 룰 전체는 한 개의 집합 Γ 로 된다. 한 개의 룰 r 은 한개의 퍼지 관계 매트릭스 Rr 과 대응하고 있다. 따라서 퍼지 시스템 상태는

$$s_i = \bigvee_{\gamma \in \Gamma} S_{(m)} \circ U_{(d)} \circ R \gamma \tag{12}$$

로 된다. 여기서 \bigvee 는 각종 $\gamma \in \Gamma$ 에 관해서 \max 을 구하는 부호이다.

2. 근사추론

퍼지 제어에 있어서는 추론내용이 이해하기 쉽고 각 제어규칙과 연산결과가 1:1로 대응하는 것이 중요하다. 이제, n 개의 「IF...THEN...ELSE」제어 룰중 i 번째를

$$IF \ x_1 = A_i \ AND \ x_2 = B_i \ THEN \ y = C_i \tag{13}$$

으로 기술한다. 이 제어 규칙은 입력 x_1 이 A_i 이고 입력 x_2 가 B_i 이면 조작량 y 는 C_i 인 것을 의미하고 A_i, B_i 와 C_i 는 각각 애매한 상태를 나타내는 퍼지변수이다. 식 (13)과와 같은 전진부 명제에 대해서는 그 적합도(확실한 정도)를 입력이 x_{10}, x_{20} 일때,

$$m_i = \mu_{A_i}(x_{10}) \wedge \mu_{B_i}(x_{20}) \tag{14}$$

μ_{A_i} 와 μ_{B_i} 는 퍼지 변수 A_i 와 B_i 에 대한 멤버십 함수이고, \wedge 는 \min 을 취하는 연산이다. 이때 출력에 관한 멤버십 함수 μ_{C_i} 가 구해진다.

$$\mu_{y_i}(z) = \bigvee_n m_i \mu_{C_i}(z) \tag{15}$$

조작 출력치는 함수 $\mu_{y_i}(z)$ 의 면적을 2등분한 점으로서 구해진다.

$$y_o = \int \mu_{y_i}(z) z \, dz / \int \mu_{y_i}(z) \, dz \tag{16}$$

3. 퍼지 동정

퍼지 동정은 두 가지 경우 즉, 퍼지 다이내믹스의 미지 파라미터를 동정하는 것과 종래의 동정방법으로 동정이 불가능한 경우에 퍼지 방법을 이용해서 근사적으로 동정을 실현하는 것이다.

퍼지동력학에 의해 제어대상에 관한 정성적인 지식을 정량적으로 변환할 수 있으므로 퍼지추론에 의한 제어가 가능하게 된다. 그러나 제어 성능을 향상시키기 위해 제어대상에 관한 기술물을 동정하면서 수정할 필요가 있다. 퍼지 동력학 기술로 부터 알 수 있듯이 퍼지 동정의 최대 목표는 퍼지 관계 R 이 제어대상을 보다 정확하게 반영하는 것이다.

일반적으로

$$R \gamma = A \gamma \times B \gamma \times C \gamma \tag{17}$$

로 쓴다. 여기서

$$\begin{aligned} A \gamma : \Omega^m &\rightarrow [0, 1]_{\max, n} \\ B \gamma : \Pi^d &\rightarrow [0, 1]_{dx, p} \\ C \gamma : \Omega &\rightarrow [0, 1]_n \end{aligned}$$

은 각각 $m \times n, d \times p$ 행렬과 n 차원의 벡터이다. 따라서 식 (1)의 제어 입력 $U_{(d)}$ 와 상태 $S_{(m)}, S_i$ 와의 관계로부터 퍼지 관계 R 를 추정할 수 있다.

4. 지식 Base형 학습

전문지식을 이용한 제어 방식은 제어 대상에 관한 지식에 일부분 밖에 주어지지 않는 경우, 또는 정성적인 정보가 있는 경우에 있어 양호한 시스템 응답이 얻어진다. 종래의 제어 방식에 비해서 적용범위가 넓고, 애매한 제어 환경에 대해서 유효하다. 그러나 이 제어 방식은 핵심이 되는 지식 Base가 유한하기 때문에 본질적으로는 퍼지 멤버십 함수등의 주관성을 갖는 기술방법을 이용하는 것에 의해서, 이산정보를 연속정보로 변환하는 보간방법이 된다. 따라서, 보다 좋은 제어응답이 요구되는 경우에 제어 시스템에 학습기능을 부가 할 필요가 있다. 지식 Base형 학습 제어방식은 제어 목표에 대한 학습 메카니즘이 제어시스템의 입력력 정보 및 동정에 비추어 시스템의 제어 동작이 정확화가 아닌가를 판단하여 수행하고 있다. 즉, 이 학습 시스템은 인간의 경험에 의한 학습지식을 시스템 자신이 가진 휴먼 오퍼레이터 대신 제어 시스템 자신이 수정(제어 입력 수정, 제어 파라미터 수정)과 변경(제어계 구조의 변경)을 한다. 따라서, 어떤정도의 제어지식과 학습규칙이 주어질 때 제어 결과 혹은 제어의 도중 결과를 평가해서 제어 지식 base에 지식을 수정, 추가, 삭제 하는 것으로, 제어를 재구성한다. 운동제어계에 있어 학습제어 방식은 크게 다음 4가지로 분류 할 수 있다. ① 대량의 메모리를 사용해서 시스템의 응답 및 제어 조작 내용을 기억하고, 한 바퀴 loop가 축수 사상이 되도록 작용요소를 선택한다. ② 학습규칙에 의해 제어 응답 및 외부 환경 정보와 함께 여러차례 추론 방법으로 제어측을 조정한다. ③ 정상적인 동력학을 구성해서 시스템을 동적으로 표현하고 유사한 목표 패턴에 대해서 예측 제어를 실현한다. ④ 지적 언어로 전 시스템을 통일 관리하고 지식의 획득과 유출에 의해 룰을 생성, 삭제, 동력학의 수정을 실현한다.

본 논문에서는 운동 제어계에 한해서 검토하고 있기 때문에 레벨 ②의 학습 방식을 로봇트 매니플레이터에 적용한다.

5. 퍼지 학습 평가

제어를 생성, 삭제 하기 위해서는 상위 레벨의 학습 룰이 시스템의 애매한 상태와 거동에 의해서 제어를 고찰, 평가 하는 능력을 가져야 한다.

따라서 학습에 의해 불확정성을 없애는 한편, 제어 이론의 방법을 역으로 퍼지화 하는 것이 필요하게 된다. 예를 들면 평가함수에 퍼지 요소를 첨가해 퍼지 시스템의 상태에 관한 일종의 Liapunov함수를 구성 할 수 있다. 이에 의하면 가제어(可制御), 가도달이라는 제어에 관한 개념이 퍼지 시스템의 정의 및 정식화 되며, 안정한 제어 행동을 퍼지 동적시스템으로부터 결정 할 수가 있다.

Ⅲ. 퍼지 동정에 의한 하이브리드 제어^[5]

로봇트 매니플레이터의 하이브리드 제어에 관해서 퍼지 정보처리 방법을 종래의 PID제어에 첨가해 하이브리드 제어의 오버댐핑과 오버슈트 문제를 해결 할 수가 있다. 본절에서는 우선 n자유도 로봇트 매니플레이터를 대상으로 구동기의 동력학, 매니플레이터의 동력학과 기구학 그리고 컴플라이언스에 대해 수학적 전개를 하고, 3자유도 로봇트 매니플레이터의 위치/힘 하이브리드 제어에 대하여 다루었다.

1. 로봇트 매니플레이터의 하이브리드 제어^[6]

하이브리드 제어(hybrid control)법은 작업을 계획하기 좋은 좌표계에서 지정한 위치 목표와 힘 목표에 대한 제약을 동시에 만족시키는 방법이다.

하이브리드 제어는 결정부로 부터 어떤 자유도가 힘을 제어하고 나머지 자유도가 위치를 제어하여 실행부는 각각의 실제운동을 실현한다.

1) 좌표계의 선택

다 자유도 로봇트 매니플레이터의 작업을 계획 할때에 어떤 공간에서 목표 패턴(점, 경로, 궤도등)을 설정할지가 문제이다. 그러나 로봇트 매니플레이터의 구동부분은 액츄에터로 대부분 서보 모터이므로 관절공간에서 제어를 한다.

관절 좌표계에서 목표 패턴을 지정할때 제어의 실현은 간단하나, 작업에 대한 목표 패턴은 작업공간(직각좌표계)에서 지정한 쪽이 자연스럽다. 이때는 제어를 위해 Jacobian교환이 필요하다.

2) 구동기의 동력학

여기서 매니플레이터의 구동계로서 n개의 DC서보를 생각한다.

$$L_a \dot{i}_a + R_a i_a + K_e q = V_a \quad (18)$$

$$J_a \ddot{q} + B_c \dot{q} + B_s \text{Sgn}(\dot{q}) = K_t i_a - \tau \quad (19)$$

여기서, L_a , R_a 는 모터의 인덕턴스와 저항 행렬이다.

K_e , K_t 는 구동모터의 등가 전기상수와 기계상수 행렬, B_v B_s 는 구동기의 등가 점성 마찰계수와 정지 마찰계수 행렬, J_a 는 모터의 등가 관성 행렬이다. 이들 행렬은 모두 대각행렬이다. i_a , V_a 는 구동기의 전류와 전압 벡터이다.

q , \dot{q} , $\ddot{q} \in R^n$ 은 관절의 회전각, 각속도, 각가속도 벡터, $\tau \in R^n$ 은 구동기의 출력 토크벡터이다.

3) 매니플레이터의 동력학

n자유도 매니플레이터의 동력학은 다음과 같이 기술한다.

$$J_M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + g(q) + CV\dot{q} + C_s \text{sgn}(\dot{q}) = \tau - J^T f \quad (20)$$

여기서 J_M 은 매니플레이터의 Nonsingular Inertia 행렬, $h \in R^n$ 는 코리올리및원심력, C_v, C_s 는 매니플레이터의 등가 점성 마찰 계수와 정지 마찰 계수 행렬, g 는 중력항이다. J^T 는 자코비안의 전치, f 는 환경으로 부터 매니플레이터의 손끝에 작용하고 있는 접촉력 벡터이다. 대부분의 경우 구동기의 등가 전기 시정수는 매우 적기 때문에 인덕턴스를 무시할 수가 있다. 이때 구동기와 매니플레이터의 동력학을 다음과 같이 간결한 형태로 정리 할 수가 있다.

$$R_i \dot{i}_a + K_e q = V_a \quad (21)$$

$$J_o(q)\ddot{q} + \omega = K_i i_a - J^T f \quad (22)$$

단,

$$J_o(q) = J_a + J_M(q) \quad (23)$$

$$\omega = h + g + B_t \dot{q} + B_s \text{sgn}(\dot{q}) + C_v \dot{q} + C_s \text{sgn}(\dot{q}) \quad (24)$$

이다.

4) 기구학

관절 공간으로 부터 작업 공간에 변환은 같은 뜻이기 때문에 작업 공간의 일반화 좌표 $x \in R^n$ 을 관절 공간의 q 로 나타 낼 수가 있다. 따라서, 어떤 벡터 $\rho \in R^n$ 이 존재 하면 다음 기구학 관계가 성립한다.

$$\dot{x} = \rho(\dot{q}) \quad (25)$$

$$\dot{x} = J(q)\dot{q} \quad (26)$$

$$\ddot{x} = \dot{J}(q)\dot{q} + J(q)\ddot{q} \quad (27)$$

즉 자코비안 매트릭스는 다음과 같이 구해진다.

$$J(q) = \partial \rho(q) / \partial q \quad (28)$$

5) 컴플라이언스

힘 작업시 힘제어 루프의 모델 즉, 동력학을 구할 필요가 있다. 이를위해, 우선 매니플레이터와 환경과의 등가 스프링상수 K_s 를 구해야 한다. 여기서 작업 공간에 있어서 매니플레이터 선단과 환경과의 접촉점에 관해서 변형

이 없을 때 선단 위치를 x , 환경의 위치를 x_o 로 기술한다. 또 매니플레이터의 선단의 변위(힘 센서의 변위)를 x_1 , 힘센서를 포함 매니플레이터의 등가 정수를 K_1 으로 기술한다.

환경변위를 x_2 , 스프링상수를 K_2 로 기술하면 매니플레이터의 환경과의 사이에 등가 스프링상수를 다음과 같이 구할수 있다.

$$f = K_s(x - x_o) = K_1 x_1 = K_2 x_2 \quad (29)$$

$$x - x_o = x_1 + x_2 \quad (30)$$

따라서

$$K_s^{-1} = K_1^{-1} + K_2^{-1} \quad (31)$$

가 얻어진다. 또한 기구학 관계를 참조하면 다음의 힘 동력학이 도출된다.

$$f = K_s(\rho(q) - x_o) \quad (32)$$

$$\dot{f} = K_s \dot{x} = K_s J(q)\dot{q} \quad (33)$$

$$\ddot{f} = K_s \ddot{x} = K_s (\dot{J}(q)\dot{q} + J(q)\ddot{q}) \quad (34)$$

2. 동력학 보상

일반적으로 힘과 위치제어를 위해, 매니플레이터에 엔코더, 타코 제네레이터와 힘 센서가 실장되는 경우가 많다. 여기서 검출되는 정보는 관절 각도 q 와 각 속도 \dot{q} 및 매니플레이터의 손끝과 대상물과의 상호작용력 f 이다. 이들 센서 정보를 이용해서, 힘 제어나 하이브리드 제어의 전향보상 즉, 동력학적 보상이 실현된다.

1) 힘 제어 동력학 보상

힘 목표 $f_d \in R^n$ 만이 주어질때 다음 PD제어를 구성한다.

$$\eta_f = (\dot{f}_d - \dot{f}) + K_{FD}(f_d - f) + K_{FF}(f_d - f) \quad (35)$$

여기서, K_{FD} 와 K_{FF} 는 각각 D제어이득 행렬과 P제어이득 행렬이다. 또 컴플라이언스 입장에서 K_{FD} 와 K_{FF} 는 각각 외부 환경으로 부터 볼때 로봇트 매니플레이터에 요망되는 댐핑상수와 스프링상수행렬이다. 식(32)(33)(34)와 식(22)를 윗식에 대입하면

$$\eta_f = -K_s J J_o^{-1} (K_i i_a - \omega - J^T f) + \alpha_f + \beta_f \quad (36)$$

$$\alpha_f = \dot{f}_d + K_{FD} \dot{f}_d + K_{FD}(f_d - f) \quad (37)$$

$$\beta_f = -K_s(\ddot{J}_q + K_{FD}\dot{J}_q) \quad (38)$$

파라미터가 기지인 경우

$$K_i a = \tau_{f1} + \tau_{f2} \quad (39)$$

$$\tau_{f1} = \omega + J^T f \quad (40)$$

$$\tau_{f2} = J_o J^{-1} K_s^{-1}(\alpha_f + \beta_f) \quad (41)$$

를 선택하면, 로봇 매니퓰레이터는 완전하게 전향보상이 실현된다. 따라서 힘제어의 레직은 $\eta_i=0$ 으로 기술되어 전시스템은 선형화 2차계로 된다. 이경우, P 이득과 D이득의 관계를

$$K_{FD}^2 = 4K_{FP} \quad (42)$$

로 지정하면, 임계댐핑응답을 얻을 수 있다.

2) 하이브리드 제어의 동력학보상

힘 제어의 동력학적 보상과 같은 순서로 하이브리드제어의 동력학적 보상이 실현 된다. 여기서 작업 공간에 있어서 m자유도가 힘 제어에 지정되어 남는 n-m자유도가 위치제어에 지정 되도록한다. 이때,

$$\eta = (I_n - S)\eta_p + S\eta_f \quad (43)$$

$$S = \text{diag}(O_{n-m}, I_m) \quad (44)$$

로 선택한다. 여기서 I_n 과 I_m 은 n차원과 m차원 단위행렬이다. O_{n-m} 은 n-m차원의 제로 행렬이다. 따라서 대각 행렬 S는 작업공간에 있어 각 좌표의 제어 성질을 힘으로 할까 위치로 할까를 결정한다. 또 η_p 는 위치 목표 x_d 에 대해서 다음과 같이 선택한다.

$$\eta_p = (\ddot{x}_d - x) + K_{FD}(\dot{x}_d - \dot{x}) + K_{FP}(x_d - x) \quad (45)$$

여기서

$$K_i a = \tau_i + \tau_2 \quad (46)$$

$$\tau_i = \omega + J^T f \quad (47)$$

을 선택하면

$$\eta = (I_n - S)(\alpha_p + \beta_p) + S(\alpha_f + \beta_f) - (I_n - S + K_s S) J J_o^{-1} \tau_2 \quad (48)$$

로 된다. 여기서,

$$T = I_n - S + K_s S \quad (49)$$

로 정의 하면 $\det T \neq 0$ 에 주의 하면 시스템의 여러 파라미터가 기지인 경우에

$$\tau_2 = J_o J^{-1} T^{-1} [(I_n - S)(\alpha_p + \beta_p) + S(\alpha_f + \beta_f)] \quad (50)$$

을 선택하면 완전한 동력학적 보상이 실현된다. 단,

$$\alpha_p = \ddot{x}_d + K_{PD} \dot{x}_d + K_{PP}(x_d - x) \quad (51)$$

$$\beta_p = \ddot{J}_q + K_{FD} J_q \quad (52)$$

이다.

3. 오버 댐핑과 오버 슈트

힘 제어 또는 컴플라이언스 제어의 경우, 제어 이득의 크기는 등가 스프링 상수와 직결하고 있다. 식(41)과 (50)에서 알 수 있듯이 매니퓰레이터에 접촉하고 있는 환경이 견고하면 견고할수록 같은 위치의 오차에 대해서 제어 입력 τ_2 가 적게 된다. 즉 제어이득은 등가적으로 감소 된다. 따라서 환경의 견고함에 관한 정보가 불충분한 경우, 완전한 동력학적 보상이 실현 되지 않고 오버 댐핑과 오버 슈트의 문제가 생긴다. 이제 이들 문제에 관해 하이브리드 제어를 예로 검토해 해결방법을 제안한다. 이때 힘 제어목표는 일정값으로, 즉 환경의 견고함(스프링 상수) K_2 의 범위를 K_{\min} 에서 K_{\max} 로 한다.

1) 오버 슈트

환경의 오버 슈트 k_2 의 추정값을 이용할때 등가 스프링 상수를 식 (49)에 대입해서 얻어진 T를 T_o 로 한다. 이때, 동적보상 (50)이

$$\tau_2 = J_o J^{-1} T_o^{-1} [(I_n - S)(\alpha_p + \beta_p) + S(\alpha_f + \beta_f)] \quad (53)$$

으로 된다. 윗식을 식(48)에 대입하면

$$\eta = (I - T T_o^{-1}) \alpha_i \quad (54)$$

가 얻어진다. 또 식(54)를 식(44)에 대입하면 힘제어 부분의 전달함수는

$$S(s^2 I_n + K_{FD} S + T T_o^{-1} K_{FD}) \quad (55)$$

로 된다. 여기서 s는 라플라스 연산자이다.

환경 스프링상수 T가 추정치 T_o 보다 큰 경우, 제어제

는 진동해 이로인한 오버 슈트를 방지하는 것은 특히 중요하다. 따라서, 안전하기 위해 K_2 의 추정치를 K_{max} 로 선택하면 좋다.

2) 오버 댄핑

$TT_o^{-1} < 1$ 일때, 오버 댄핑 문제가 생긴다. 일반적으로 오버슈트를 방지하기 위해 시스템의 응답이 다소 늦어도 상관 없으나 K_{max} 와 K_2 가 상당히 멀어진다. 예를 들어 수치가 다르면 시스템의 응답은 현저히 늦어져 그때의 대책을 생각하여야 한다. 이것에 관해서 뒤에서 상세히 검토한다. 오버 댄핑이 생기는 또 하나의 원인은 힘 제어 상태였던 매니퓰레이터의 손끝은 실제의 접촉면에서 멀리 떨어져 있기 때문이다. 특히 견고한 환경이 예측 되는 경우에 제어 이득이 상당히 작기 때문에 접촉면에 도달하는 시간이 많이 걸린다. 만일 위치 정보가 얻어지면 다음의 제어모드 전환법을 이용하면 그 문제를 해결 할 수 있다.

3) 제어모드 전환법

위치 정보에 의해서 동일 자유도에 의한 위치 제어모드로 부터 힘제어 모드로 변환하는 방법을 제어모드 전환법이라 부른다. 이경우 식(44)의 제어 모터의 선택 행렬 S는 arm 끝과 접촉면과의 거리 및 힘의 함수로 된다. 구체적으로

$$S = \text{diag}(O_{n-m} \quad S_n) \tag{56}$$

$$S_m = \text{diag}(S_{m+1} \dots S_n) \tag{57}$$

$$S_i = \begin{matrix} 0, & d_i > \delta_i \text{ and } f_i=0 \\ d_i/\delta_i, & \text{elsewhere} \\ 1, & f_i \neq 0 \end{matrix} \tag{58}$$

$$d_i = |x_{ei} - x_i|, i=m+1, \dots, n \tag{59}$$

여기서 δ_i 는 미리 주어지는 작은 정수이다. δ_i 영역 이내에서 제어모드는 위치 제어로 부터 힘 제어로 순조롭게 변해간다. 따라서 제어제는 자유운동의 경우 고이득특성, 구속운동의 경우 저이득특성, 과도 과정에 있어서 가변이득 특성을 갖는다.

4. 퍼지동적보상

오버 슈트를 막기 위해 환경 바네 정수의 최대값에 기초한 동적 보상을 구성하거나, 동시에 시스템 응답의 지연을 축소하기 위해 제어 입력 식(57)대신에 퍼지 동적 보상항을 추가한다.

$$K_i a = \tau_1 + \tau_2 + \tau_3 \tag{60}$$

$$\tau_3 = J_o J^{-1} \Lambda \alpha_f \tag{61}$$

여기서 Λ 는 대각 행렬이고, 비영요소(非零要素) λ_i 는 퍼지 동적 규칙에 의해서 조정된다.

식 (60)과 식 (61)을 식 (44)에 대입하면,

$$\eta = (I - TT_o^{-1} - T \Lambda) \alpha_f \tag{62}$$

로 된다. 따라서 동적 결과에 의해서

$$T_o^{-1} + \Lambda = T^{-1} \tag{63}$$

가 얻어지면, 완전한 동적보상이 실현된다. 문제는 어떻게 T 또는 K_2 를 동정하는 것이다.

5. 지식 베이스에 의한 동정

로봇 매니퓰레이터의 비선형성과, K_2 의 변동 범위가 상당히 넓기 때문에 통상의 동정 방법으로는 K_2 를 동정하기에 곤란하다. 한편, 시스템의 응답은 2차계와 유사하므로 시스템의 상태로 부터 환경의 스프링상수를 근사적으로 추정 할 수가 있다.

1) 규범 모델

다음의 2차계를 규범 모델로 선택한다.

$$f(s) = f_0/s(s^2 + 2\xi\omega_o s + \omega_o^2) \tag{64}$$

2) sample집합

여기서 $K_2 \in [K_{min}, K_{max}] = [10^2, 10^6]$ 으로 한다. 지금 다음의 5개의 sample 점에 대해서 시스템 (64)의 응답을 조사한다.

- $K_2 = 10^6 \rightarrow H$ (Hard)
- $K_2 = 10^5 \rightarrow AN$ (Above Normal)
- $K_2 = 10^4 \rightarrow N$ (Normal)
- $K_2 = 10^3 \rightarrow BN$ (Below Normal)
- $K_2 = 10^2 \rightarrow So$ (Soft)

각 sample 값을 환경의 바네 정수의 참값으로 하고, K_2 의 예측 값을 K_{max} 으로 선택한다. 그러면 힘 제어 상태의 각 좌표에 있어 시스템의 응답은

$$f_i(s) = f_0/s(s^2 + 2\xi\omega_o s + \omega_o^2) \tag{65}$$

$i = 1, \dots, 5$ 는 H부터 So까지의 스프링상수값의 5 레벨이다.

이제 K_2 의 영향을 살펴보자.^[8]

$$\xi_i = \frac{K_{FD}}{2\sqrt{K_{FF}K_2K_{max}^{-1}}} = \sqrt{\frac{K_{max}}{K_2}}$$

$\omega_i = \sqrt{K_{FF}K_2K_{max}^{-1}}$ 이므로

따라서 $K_2 = "H"$ 를 이의는 $\xi_i > 1$ 이 되어 이값이외의 체시스템의 응답은 오버댐핑이 생긴다.

아래 그림 1은 각 샘플에대한 멤버쉽함수이다.

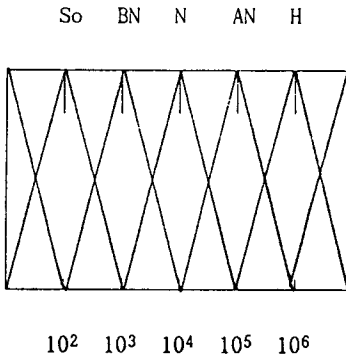


그림 1. 멤버쉽 함수
Fig. 1. Member ship function.

3) 시스템 상태의 라벨 분류

유한개 동정 물에서 스프링상수를 조사하기 위해서는 시스템 상태의 라벨 분류가 필요하다. 시스템의 오버 댐핑 특성에 의해서 시스템 상태의 동정물에 갯수를 제한하기 위해 시스템의 상태를 5개의 라벨로 분류한다.

- L (Large)
- AM (Above Medium)
- M (Medium)
- BM (Below Medium)
- S (Small)

여기서 시스템의 상태(f를 예로)를 각 라벨에 속하는 총합을

$$\mu_Q(f) = f \cdot f_d / \lambda(Q) \tag{66}$$

$Q \in \{L, AM, M, BM, S\}$

로 산출한다. $\lambda(Q) \in [0, 1]$ 은 경험적으로 결정된 수치이다.

4) 동정물

이상의 준비로 제어환경의 바네 정수의 근사 동정이 된다. f의 라벨 수에 의해 전체 25개의 동정물(규칙)을 준비한다. 이들 물은 식(13)의 형에서 기술된다.

예를 들면

$$R_i : IF f(t_j) \text{ is } L \text{ AND } f(t_j) \text{ is } M \text{ THEN } K_2 \text{ is } N \tag{67}$$

이다. 시각 t_j 의 선택은 제어 요구에 의해서 결정된다. 시스템의 응답이 빠르면 빠를 수록 t_j 를 적게 선택할수 있다.

IV. 모의실험 및 고찰

퍼지 동정을 이용해서 하이브리드 제어를 3자유도 로봇 매니플레이터에 적용한다. 그림2는 본 논문에서 사용한 로봇 매니플레이터를 나타낸 것이고, 그림 3은 본 논문에서 제안한 퍼지 동력학 보상기를 첨가한 하이브리드 제어기의 블록선도를 나타낸 것이다. 매니플레이터의 길이는 0.1m, 0.5m, 0.4m로 하였다. 서보모타의 인덕턴스는 0.0017L, 0.0009L, 0.0009L 이므로 제어기를 구성 할 때는 무시한다. 또한, 힘 센서의 스프링 상수는 105로 하였고 환경 스프링 상수의 기지 범위를 10^2-10^6N/m 으로 하였다. 위치와 힘제어 케적은 위치케적을 (0.3, 0, 0.5) 부터 (0, 0.4, 0.1)까지 이동하는 것으로 한다. (그림4) 또한 X, Y 좌표평면에서는 자유운동이 되지만 중점에서 Z좌표에 접촉이 생겨서 -z방향에 5N의 힘이 요구 된다. PD제어 gain매트릭스는

$$K_{pp} = \text{diag} (900, 900, 900)$$

$$K_{PD} = \text{diag} (60, 60, 60)$$

$$K_{FF} = \text{diag} (900, 900, 900)$$

$$K_{FD} = \text{diag} (60, 60, 60) \text{로 선택한다.}$$

따라서 작업 공간에 있어 규범모델은 주파수 30rad/sec의 임계 댐핑응답을 얻을 수 있다. 결과의 그래프에서 종래의 하이브리드 제어에 의한 시스템 응답은 그림 5이고, 본 논문에서 제안한 제어기의 제어결과는 그림 6이다. 그림 7은 퍼지 동적보상을 이용하는 경우와 이용하지

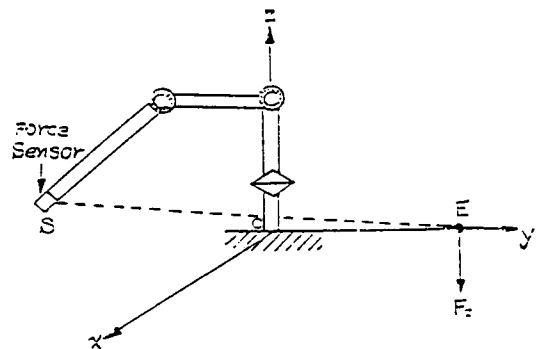


그림 2. 3자유도 매니플레이터
Fig. 2. 3 D. O. F. manipulator.

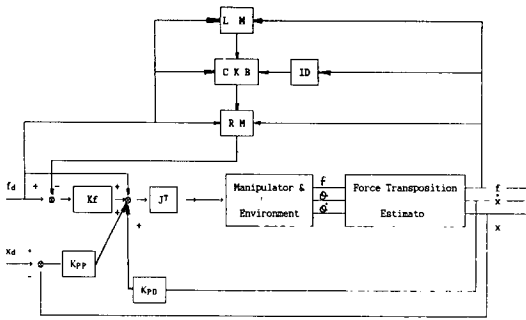


그림 3. 제어기블록선도
Fig. 3. Hybrid controller system block diagram.

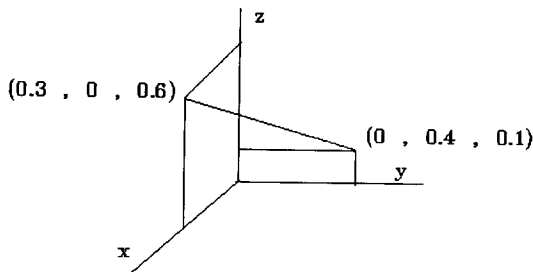
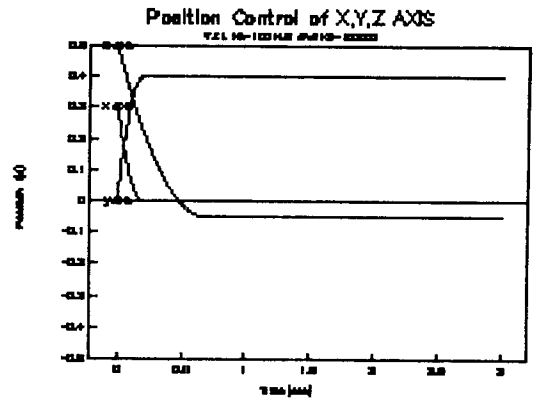
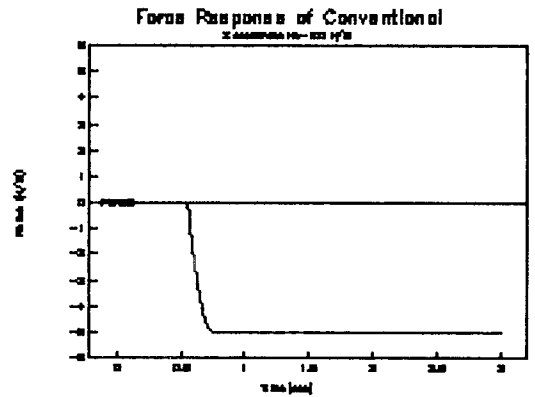


그림 4. 목적 궤적
Fig. 4. Target trajectory.



(a)



(b)

그림 5. 종래의 PID 기법에 의한 위치 / 힘 궤적
Fig. 5. Position / force trajectory (conventional PID Controller).

않는 경우 각각의 힘 제어의 결과를 나타내었다. 그림에서 보는 바와 같이 퍼지보상기를 사용한 본 논문의 제어기 응답이 X, Y 좌표방향으로 완전한 임계댐핑 위치 제어를 실현한 것을 알 수 있다. 한편, Z 좌표에 있어 환경의 스프링 상수가 10^2 일때 좋은 응답이 얻어지나 스프링 상수가 10^5 일때 시스템의 응답이 매우 지연되는 것을 알 수 있었고, 퍼지개념을 도입하여 하이브리드제어를 하였을 때 힘제어시 환경과의 접촉에 의하여 발생하는 컴플라이언스문제를 해결할 수가 있음을 보였다.

V. 결 론

본 논문에서는 로봇 매니퓰레이터의 위치 / 힘제어를 하나의 제어기로 구성된 하이브리드 제어기를 종래의 PID제어기법에 Fuzzy개념을 첨가한 FPID 하이브리드 제어기를 설계하였다.

힘제어시 발생하는 위치오차와 댐핑, 그리고 오버슈트를 줄이기 위하여 퍼지개념을 이용한 제어지식베이스를 보상기에 첨가하여 새로운 제어기를 구성하여 모의실험

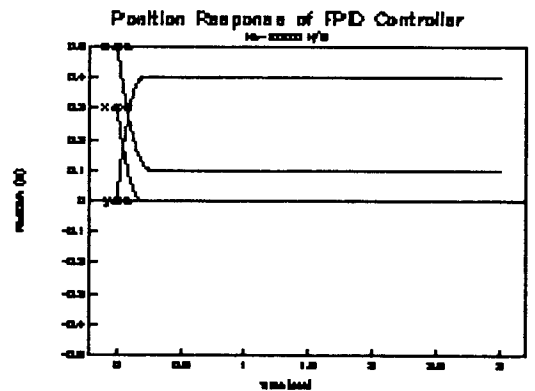


그림 6. 본 논문에서 제안한 FPID 제어기의 위치궤적
Fig. 6. Position trajectory using FPID controller.

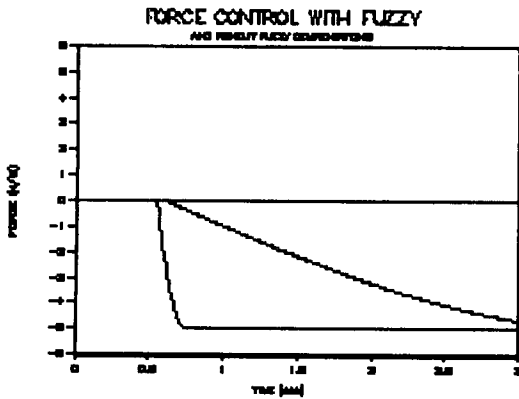


그림 7. 퍼지 보상기를 첨가하였을 때와 첨가하지 않았을 때의 힘 궤적

Fig. 7. Force trajectory with and without fuzzy compensator.

한 결과 그림 6에서 보인것 처럼 Z축의 응답속도를 향상시켜 빠른 응답을 얻을 수 있었으며 오버댐핑과 오버슈트 없이 안정한 출력을 얻을 수 있었다. 또한 힘제어 제적도 퍼지보상기를 첨가한 경우와 첨가하지 않은 경우를 각각 모의실험한 결과 첨가하였을때의 궤적이 그림 7에서 보인것같이 컴플라이언스를 포함하는 진동 없이 안정한 응답을 얻어 제한한 제어기의 우수한 성능을 입증하였다.

参 考 文 献

- [1] 菅野道夫 “あいまい集合と 論理の 制御への 應用” 計測と制御 vol. 18, no. 2, pp. 150-160, 1979.
- [2] Jianxin Xu, H. Hashimoto, F. Harashima “Fuzzy Control of Rule Based Dynamic System” 26th SICE Annual Conference, pp. 1237-1240, 1987. 9.
- [3] F. Hashimoto, Jianxin Xu, “Stability and Controllability of Fuzzy Control System with Energetic Function,” 9th SICE Symposium on Dynamical System Theory, 1986. 12, pp. 261-264.
- [4] 許, 橋本, 原島, “ロボシトヘンドの知的學習制御” 第17回制御理論 シンポジウム pp. 151-154. 1988. 6.
- [5] Jianxin Xu, H. Hashimoto, F. Harashima, “An Intellegent Learning Control System for Robotic Hands,” *IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems*, pp. 131-136, 1988. 11
- [6] W. T. Miler, et al “Histolical Perspective and the Art in Robot Force Control,” *Int. J. Robotic Research*, vol. 6, no. 1, pp. 3-14, 1987.
- [7] YE-HWA CHEN, SANDEEP PANDEY “Uncertainty bounded based hybrid control for robot manipulators” *IEEE Trans. on Robotics and Automation* vol. 6, no. 3, pp. 303-311, 1990.
- [8] Jianxin Xu, H. Hashimoto, F. Harashima, “Force Control of Robot Manipulator using Fuzzy Concept”, 90KACC, pp. 907-912, 1990.

著 者 紹 介



鄭 相 根 (正會員)
1950年 1月 26日生. 1971年 2月 廣
운대학교 통신공학과 졸업. 1975年
2月 연세대학교 산업대학원 전자공
학과 졸업. 1990年 2月 경희대학교
대학원 전자공학과 박사과정수료.
1977年~현재 안양전문대학 전자계

산과 교수.

朴 鍾 國 (正會員)

第29卷 B編 第3號 參照

현재 경희대학교 전자공학과
교수