

힘과 위치를 동시에 고려한 양팔 물체 조작 솜씨의 모방학습

Imitation Learning of Bimanual Manipulation Skills Considering Both Position and Force Trajectory

권 우 영¹, 하 대 근², 서 일 홍[†]

Woo Young Kwon¹, Daegeun Ha², Il Hong Suh[†]

Abstract Large workspace and strong grasping force are required when a robot manipulates big and/or heavy objects. In that situation, bimanual manipulation is more useful than unimanual manipulation. However, the control of both hands to manipulate an object requires a more complex model compared to unimanual manipulation. Learning by human demonstration is a useful technique for a robot to learn a model. In this paper, we propose an imitation learning method of bimanual object manipulation by human demonstrations. For robust imitation of bimanual object manipulation, movement trajectories of two hands are encoded as a movement trajectory of the object and a force trajectory to grasp the object. The movement trajectory of the object is modeled by using the framework of dynamic movement primitives, which represent demonstrated movements with a set of goal-directed dynamic equations. The force trajectory to grasp an object is also modeled as a dynamic equation with an adjustable force term. These equations have an adjustable force term, where locally weighted regression and multiple linear regression methods are employed, to imitate complex non-linear movements of human demonstrations. In order to show the effectiveness our proposed method, a movement skill of pick-and-place in simulation environment is shown.

Keywords: Bimanual Manipulation, Imitation Learning, Movement Primitives

1. 서론

사람들이 일반적으로 쉽게 할 수 있는 걸거나 뛰기, 물체 조작 등의 많은 솜씨들을 자율 로봇에게 수행시키는 것은 쉽지 않은 문제이다. 이를 위해서는 다양하고 복잡한 실제 상황에 대한 정확한 모델이 필요하며, 로봇의 행동이 환경에 어떻게 영향을 미치는지에 대한 모델이 요구된다. 하지만, 실세계에 대한 정확한 모델링은 매우 단순화된 경우

를 제외한다면 현실적으로 만족시키기 어려운 요구사항이다. 최근에는 복잡한 솜씨를 배우는데 있어서 실세계에 대한 정확한 모델이 없이 사람의 시범을 보고 로봇이 이를 따라 하고 개선하는 모방학습 방법이 주목 받고 있다¹⁻³⁾.

모방학습은 산업용 로봇의 작업을 프로그래밍하는 데서 시작되었으며^{4,5)}, 숙련된 작업자가 작업 경로를 보여주면 로봇이 그 경로를 그대로 따라 하도록 프로그래밍 된다. 산업용 로봇 같은 특수한 경우에는 솜씨를 재현하는데 있어서 환경변화를 무시할 수 있지만, 일반적인 경우에는 사람이 시연을 했을 때의 상황과 로봇이 배운 솜씨를 재현하고자 할 때의 상황이 일치하지 않는다⁶⁾. 이러한 문제는 작업하고자 하는 대상이 바뀌거나, 사람의 솜씨를 측정하는데 사용된 센서가 불완전하거나, 로봇의 움직임이 사람의 시연을 정확하게 따라가지 못하거나 하는 등의 다양한 원인에 의해 발생된다⁷⁾.

Received : Sep. 11. 2012; Reviewed : Sep. 28. 2012; Accepted : Oct. 26. 2012

※ This work was supported by the Global Frontier R&D Program on "Human-centered Interaction for Coexistence" funded by the National Research Foundation of Korea grant funded by the Korean Government(MEST) (NRFM1AXA003-2011-0028353)

[†] Corresponding author: Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University, Korea(ihsuh@hanyang.ac.kr)

¹ Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University, Korea(wykwon@hanyang.ac.kr)

² SimLab, Korea(dkha@simlab.co.kr)

이러한 문제를 해결하기 위해서는 시연으로부터 얻어진 데이터들을 이용하여 로봇이 처한 상태에서 어떤 행동을 해야 할지를 정의하는 정책 (policy)을 배우고 이를 이용하여 솜씨를 재현하는 방법이 널리 이용되고 있다. 정책을 어떻게 모델링 하는지에 따라서 은닉 마코프 모델 (hidden Markov model)을 이용한 방법^[8-10], 가우시안 혼합 회귀 모델 (Gaussian mixture regression)^[11,12]을 사용한 방법, 동역학 모델에 비모수 회귀방법 (non-parametric regression)^[13-17]을 적용한 방법 등이 제안되어 왔다.

이들 중 동역학 모델에 비모수 회귀방법을 적용한 방법은 로봇팔이 목표위치까지의 도달하도록 유도하는 가상의 힘을 정의하고 이 힘에 대한 동역학적 평형방정식으로 로봇 팔의 움직임을 정의한다. 이에 더하여 사람의 시연에 의한 복잡한 경로를 비모수 회귀 함수에 의한 외력으로 정의하여 운동경로의 동역학적 특성 및 목표지향적인 특성을 유지하면서 사람이 알려준 복잡한 특성을 동시에 표현할 수 있다. 따라서 이들 방법을 이용하여 테니스, 탁구, 활쏘기 등 기존의 방법으로 모델링하기 어려운 운동솜씨들을 로봇이 사람의 시연에 의해 효과적으로 학습하고 재현할 수 있었다.

양팔을 이용해 물체를 조작하는 것은 로봇 팔의 운동 경로 외에도 양 손으로 물체를 잡는 힘을 동시에 고려해야 하는 좀더 복잡한 문제이다. 양팔 제어 기법은 기존에도 많이 연구되어 왔으나, 양팔 조작을 사람의 시연에 의해 배우는 모방학습 방법은 상대적으로 적게 연구되어 왔다. 로봇이 양팔로 물체를 조작하는 솜씨를 모델링 하는 것은 로봇 팔의 위치와 물체와의 접촉에 의해 생기는 힘을 동시에 고려해야 하기 때문에, 한팔 운동솜씨에 비해 고려해야 할 변수가 많은 복잡하고 어려운 문제이다. 본 논문에서는 양팔로 물체를 조작하는 작업을 사람의 시연에 의해 학습하는데 있어서 두 팔이 만들어내는 궤적과 두 팔이 물체를 잡는 것에 의해 발생하는 접촉력에 대한 정보를 분리하여 동역학 평형 방정식으로 모델링 하였다. 사람의 시연에 의한 위치와 힘 궤적의 변화를 이를 비모수 회귀 방법 (non-parametric regression)^[18] 및 다중 선형 회귀 방법 (multiple regression)^[19]에 의해 동역학 평형방정식에 가해지는 조절 가능한 외력으로 모델링 하여 다양한 상황에서 학습된 솜씨를 재현할 수 있도록 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 동역학 기반 모방학습 방법에 대해 설명하고, 3장에서는 양팔 작업에 대한 동역학 모델과 학습 방법에 대해 설명한다. 4장에서는

모의 실험 및 결과에 대해 분석하고, 5장에 결론 및 향후 과제에 대해 설명한다.

2. 동역학 기반 모방 학습 방법

2.1 동역학 기반 운동솜씨의 모델링

모방에 의해 로봇이 운동 솜씨를 모델링하는 것은 매시간 로봇의 운동명령에 대한 함수 $u(t)$ 를 정의하는 것으로 볼 수 있다. 이 함수는 시간, 로봇의 외부 및 내부 상태, 그리고 운동 솜씨별로 각기 주어진 목표에 의해 영향을 받게 되며 다음과 같이 표현된다.

$$u(t) = \pi(z(t), t, p) \quad (1)$$

여기서 u 는 로봇의 운동명령의 벡터, t 는 시간, 그리고 $z(t)$ 는 매 시간의 상태정보를 나타낸다. 또한 p 는 학습에 의해 로봇의 운동경로를 변경시키기 위한 매개변수 (parameter)들의 벡터 표현 이다. 식 (1)은 매우 일반적인 모방학습에 대한 수식으로서 실제문제에 적용하기 위해서는 구체적인 함수의 형태가 결정되어야 한다. Dynamic movement primitive^[13,14] 방법은 식 (1)의 구체화된 형태로서, 로봇의 엔드 이펙터가 목표위치에 끌려가는 것처럼 동작하는 목표지향적인 동역학적 평형 방정식을 이용하여 모델링 하였다. 여기서는 [14]에 나타난 표현을 이용하였다. 로봇 엔드 이펙터의 위치 x 에 대한 운동 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tau \dot{v} &= K(g - x) - Dv + (g - x_0)f(s) \\ \tau \dot{x} &= v \end{aligned} \quad (2)$$

여기서, x_0 는 엔드 이펙터의 시작위치, g 는 목표위치, K 는 스프링 상수, D 는 댐핑 상수, 그리고 τ 는 로봇의 운동에 소요되는 시간을 조절하는 상수이다. 마지막으로 $f(s)$ 는 비선형 함수로서 사람의 시연에 의해 배운 복잡한 경로를 동역학 평형방정식에 가해지는 조절 가능한 외력의 형태로 저장하고 있다. 비선형 함수 $f(s)$ 는 비모수 커널함수 (non-parametric kernel function)의 형태로 다음과 같이 정의된다.

$$f(s) = s \frac{\sum_i w_i \psi_i(s)}{\sum_i \psi_i(s)} \quad (3)$$

여기서 $\psi(s)$ 는 가우시안 기저 함수이며, w_i 는 가우시안 기저함수에 적용되는 조절 가능한 가중치이다. $\psi(s)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$\psi_i(s) = e^{-h_i(s-c_i)^2} \quad (4)$$

여기서 c_i 는 각 기저함수의 중심점이며, h_i 는 기저함수의 폭을 나타낸다.

식 (3)의 비선형 함수는 절대시간 t 가 아닌 s 의 함수로서 표현된다. 이는 학습된 손씨를 절대적인 시간을 기준으로 재현하는 것이 아니라 상황에 따라서 빠르게 또는 느리게 재현하고자 하기 위함이다. s 는 1에서 0까지 단조 감소하는 t 에 대한 함수이며, 정규화된 시간을 의미한다. s 와 t 의 관계는 다음과 같은 미분 방정식으로 정의된다.

$$\tau \dot{s} = -\alpha s \quad (5)$$

여기서 α 는 시간의 감소되는 기울기를 조절할 수 있는 상수이다. 식 (3)은 절대시간 t 가 증가함에 따라 그 크기가 감소하는 특징을 보이게 된다. 따라서 학습된 운동손씨를 재현하는 로봇 엔드 이펙터의 경로는 절대시간 t 가 오래 경과하면 목표위치에 안정적으로 도달하게 된다.

결론적으로 식 (2)는 초기위치, 목표위치, 모방에 의해 학습된 매개변수들의 함수로서 나타나며, 환경의 공간적 시간적 변화에도 학습된 경로를 추종하면서 목표위치에 도달하는 손씨를 만들어 낼 수 있다.

2.2 동역학 기반 운동손씨의 학습

식 (2)는 비선형 함수가 포함된 $(g-x_0) f(s)$ 항은 동역학 방정식에 가해지는 조절 가능한 외력으로서 작용하며, 시연으로부터 생성된 데이터로부터 배운 복잡한 동작을 생성하는 주된 요소이다. 복잡한 동작을 생성할 수 있는 외력은 $f(s)$ 의 가중치 w_i 를 변경 시키는 것에 의해 조절될 수 있다. 따라서 운동손씨를 학습하는 것은 식 (3)에 나타난 바와 같이 $f(s)$ 의 가중치 w_i 를 배우는 과정이다. 사람의 시연에 의해서 매 시간마다 로봇 팔의 위치와 그 1차 및 2차 미분값인 $x_R(t)$, $\dot{x}_R(t)$, $\ddot{x}_R(t)$ 들이 관측될 수 있다. 식 (2)를 이용하면 이들 값이 주어졌을 때의 비선형 함수에 대한 목표치를 알 수 있다. 그 관계는 다음과 같이 주어진다.

$$f_{\text{target}}(s) = \frac{-K(g-x_R(t)) + Dv_{R'}(t) + \tau \dot{v}_{R'}(t)}{(g-x_0)} \quad (6)$$

모든 s 에 대해서 아래와 같은 평가함수

$$J = \int_0^1 (f_{\text{target}}(s) - f(s)) ds \quad (7)$$

를 최소화 하는 가중치 w_i 들을 찾아내는 것이 경로를 학습하는 방법이 되며, 이는 잘 알려진 회귀 함수 (regression function)을 구하는 문제이다. 식 (3)의 가중치를 학습하기 위해서 국소 가중 회귀 (locally weighted regression)^[18] 방법을 이용하였으며, 본 논문에서는 총 10개의 기저함수를 사용하였다.

3. 양손 물체조작의 동역학기반 모방학습 방법

앞서 소개한 동역학 기반 손씨학습 방법은 모방에 의해 손씨를 학습하는데 효과적인 방법이며, 다양한 응용분야에 걸쳐 활용되어 왔다. 하지만 이 방법은 기본적으로 하나의 팔의 엔드 이펙터에 대한 경로를 학습하는 방법으로서 양팔 조작에 직접적으로 적용하기에는 어려움이 있다. 로봇이 양팔로 물체를 조작하는 손씨를 모델링 하는 것은 로봇 팔의 위치와 물체와의 접촉에 의해 생기는 힘을 동시에 고려해야 하기 때문에, 한팔 운동손씨에 비해 고려해야 할 사항이 더 많다.

본 장에서는 양손으로 물체를 집어서 정해진 경로를 따라 이동시키는 작업을 고려해 보도록 한다. 양손으로 물체를 안정적으로 집은 이후라면 양손으로 물체를 옮기는 이동 경로는 물체의 위치에 따라 변화한다. 물체를 옮기는 도중 물체와 손의 자세는 주변환경 변화나 사람의 시연에 따라서 바뀔 수 있다.

Fig. 1은 양팔 물체조작에 대한 좌표계를 표현하고 있다. 전역 좌표계를 O^G 라고 하면 물체와 손의 자세는 물체 내부에 위치한 지역 좌표계 O^L 로 표현될 수 있다. 그리고 로봇의 왼손과 오른손의 좌표계는 각각 O^{LH} 와 O^{RH} 로 표현된다. 전역 좌표계에 대한 물체의 위치와 방향은 매 시간 변화하기 때문에 시간 t 에서의 물체를 기준으로 한 지역좌표계를 O_t^L 와 같이 표현하도록 한다.

Fig. 2는 양손 물체 조작에서의 경로의 변화를 나타내고 있다. 따라서 시간 $[0, T]$ 사이에 물체의 이동 경로는

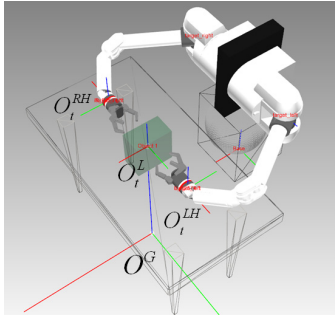


Fig. 1. Global and local coordinates of bimanual manipulation

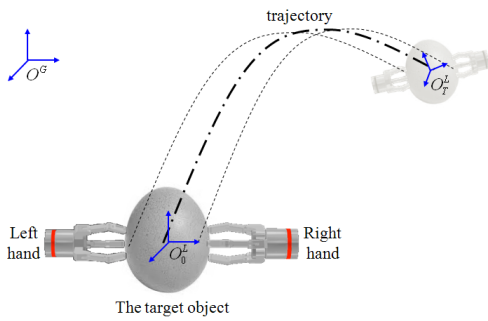


Fig. 2. Trajectory modeling of a bimanual object manipulation

$[O_0^L, O_1^L, \dots, O_T^L]$ 와 같이 표시 될 수 있다. 전역좌표계 O^G 와 물체중심의 지역좌표계 O_i^L 와의 관계로부터 물체의 위치 x_i, y_i, z_i 와 물체의 방향 $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i$ 들을 얻을 수 있다. 6개의 좌표에 대해서 식 (2)를 적용하면 물체의 이동경로를 학습할 수 있게 된다.

다음으로는 물체를 잡는 힘을 배우는 방법에 대해 소개 하도록 한다. 계란같이 약한 물체를 잡는다고 가정할 때 너무 센 힘을 물체에 가한다면 물체는 파손될 것이며, 반대로 너무 약한 힘을 물체에 가한다면 물체는 손에서 미끄러지게 된다. 따라서 양손으로 물체를 움직이는 과정에서 적절한 힘을 물체에 지속적으로 가해주어야만 물체를 파손하지 않고 양손으로 물체를 옮길 수 있다. 로봇 팔에 힘 토크센서가 장착되어 있고, 손 끝에 물체와 손간의 미끄러짐을 감지할 수 있는 센서가 장착되어 있다면 피드백 제어를 통해 적절한 힘이 물체에 가해지도록 조작할 수 있다. 하지만 본 논문에서는 시연을 하는 사람의 감각에 의해 물체를 잡는 힘을 배우도록 한 뒤에, 피드백을 이용하지 않고 이 힘 경로를 로봇이 모방하여 재현하는 경우를 고려해 보고자 한다.

Fig. 3은 양손으로 물체를 집었을 경우에 가해지는 힘을 설명하는 그림이다. 조작하고자 하는 물체를 강체 (rigid

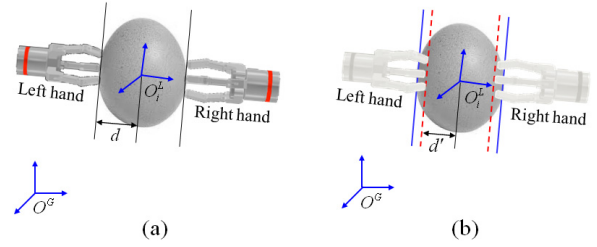


Fig. 3. Force modeling of a bimanual object manipulation: (a) Situation of physical contact without grasping force and (b) Situation of physical contact with grasping force

body)로 가정한다면 Fig. 3(a)에 나타난 바와 같이 물체와 접촉이 일어난 후에도 물체의 중심점과 로봇 손과의 상대 거리에는 변화가 없게 된다. 만약 로봇 제이기가 Fig. 3(b)에 점선으로 표시된 d' 와 같이 양손의 목표위치를 물체 안쪽으로 설정하고 계속 누르려는 시도를 한다면, 실제 물체는 실선으로 표시된 d 의 위치에 머무를 것이다. 이 과정에서 로봇 손의 목표위치와 실제 위치간의 차이만큼 물체를 잡는 힘이 발생된다. 이 힘은 $K_G(d - d')$ 로 표현된다. 여기서 K_G 는 물체에 따라 달라지는 스프링 상수이며 d 와 물체의 중심좌표와 접촉점 간의 법선 방향 거리이며 d' 는 로봇 손의 목표위치와 물체의 중심좌표와의 법선 방향 거리이다. 사실, 물체를 떨어뜨리지 않기 위한 적절한 힘은 손과 물체와의 자세, 가속도 등에 밀접한 관련이 있다. 양손이 이루는 방향이 중력 방향과 어떤 관계에 있느냐에 따라 물체를 잡기 위한 적절한 힘이 달라지게 된다. 또 물체를 빠르게 움직일 경우에는 물체를 느리게 움직일 때보다 더 많은 힘을 필요로 한다. 따라서 물체를 잡기 위한 적절한 힘인 $K_G(d - d')$ 를 아래와 같이 물체의 선가속도와 손과 물체가 이루는 방향의 함수로서 정의하였다.

$$K_G(d - d') = f_G(\ddot{x}, \ddot{y}, \ddot{z}, \alpha, \beta, \gamma) \quad (8)$$

식 (2)에서와 달리 외력에 해당하는 함수 f_G 는 시간에 대한 직접적인 함수가 아니라 물체와 로봇 손간의 물리적인 관계에 대한 함수로 나타낼 수 있다. 이는 물체를 떨어뜨리지 않는 양손의 자세는 물체를 잡는 사람이 임의로 설정할 수 있지 아니하고 물체의 상태에 의존적이라는 의미이다.

사람의 시범에 의한 데이터로부터 f_G 를 학습하기 위한 모델로서는 다중 선형 회귀 (multiple linear regression) 함수를 사용하였다. 물체의 경로는 경우에 따라 상당히 복잡

해 질 수 있기 때문에 식 (2)에서처럼 가우시안 커널 함수로 표현되는 비모수 회귀 함수를 사용하였지만, 힘의 경우에는 그 변화의 폭이 심하지 않다. 따라서 함수의 형태가 단순하여 측정에 의한 노이즈에 더 강인한 선형 회귀함수를 이용하였다.

다중 선형 회귀는 단순 선형 회귀의 확장으로 독립변수가 두 개 이상인 경우의 회귀이다. 종속변수 Y 를 설명하는데 있어서 k 개의 독립변수인 x_1, x_2, \dots, x_k 를 도입할 때 다중 회귀모형은 다음과 같이 정의된다.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

여기서 β 와 ε 들은 데이터로부터 추정되어야 할 매개변수들이다. 이중 ε 는 서로 독립이고 동일한 가우시안 분포 $N(0, \sigma^2)$ 를 따르는 오차 항이다. 그리고 x_{ij} 는 독립변수 x_j 의 i 번째 관측치를 의미한다. 식 (7)에서와 동일하게 최소자승법에 의한 평가함수를 이용하면 학습된 매개변수들 β_0, \dots, β_k 는

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (10)$$

와 같이 주어진다. 여기서 $\beta = [\beta_0, \dots, \beta_k]^T$, $Y = [y_1, \dots, y_n]$ 이며 X 는 아래와 같이 주어진다.

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad (11)$$

Fig. 4는 양팔 물체조작 학습과정의 데이터 흐름을 나타낸 개념도이다. Fig. 1에 나타난 바와 같이, 사람의 시범에 의해 매 시간 왼손의 위치, 속도, 가속도인 $O_{0,\dots,t}^{LH}, \dot{O}_{0,\dots,t}^{LH}, \ddot{O}_{0,\dots,t}^{LH}$ 들과 오른손의 위치, 속도, 가속도 $O_{0,\dots,t}^{RH}, \dot{O}_{0,\dots,t}^{RH}, \ddot{O}_{0,\dots,t}^{RH}$ 들이 알려지면 이를 물체의 이동경로 $O_{0,\dots,t}^L$ 와 힘을 구성하는 요소 $g_{0,\dots,t}$ 로 변환되어 각각의 학습기로 전달된다. 각각 비모수 회귀방법과 다중 선형회귀 방법에 의해 매개변수 w_0, \dots, w_N 들과 β_0, \dots, β_N 들이 구해지면 학습이 완료되게 된다.

학습된 솜씨는 Fig. 5에 나타난 바와 같은 방법으로 재현이 된다. 위치경로를 만들어내는 모듈에서 매 시간 물체

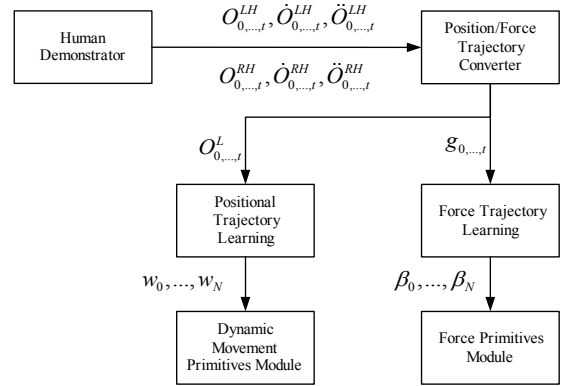


Fig. 4. A schematic diagram for learning of bimanual manipulation

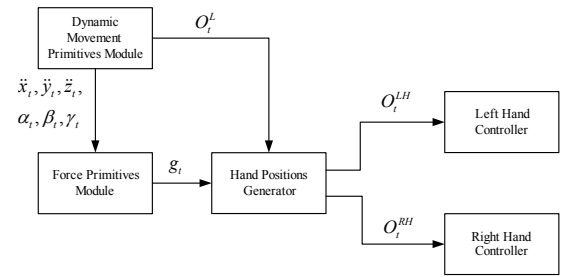


Fig. 5. Block diagram of reproducing learned bimanual skill

기준의 좌표계 O_t^L 를 생성하게 된다. 이중 선가속도와 방향 성분만 힘을 만들어내는 모듈에 전달되어 물체의 자세에 따른 힘을 표현하는 값인 g_t 를 만들어낼 수 있다. 매시간 두 종류의 데이터 O_t^L , g_t 는 다시 왼쪽 팔과 오른쪽 팔의 위치 및 자세인 O_t^{LH} 와 O_t^{RH} 로 변환되어 제어기에 전달된다.

4. 실험 및 결과분석

4.1 모의실험 환경설정

제안된 방법을 검증하기 위해 동역학 기반 3차원 시뮬레이터인 RoboticsLab^[20]을 사용하여 모의 실험을 수행하였다. 실험에서는 Fig. 6에 나타난 바와 같이 양손으로 물체를 들어 목표위치까지 물체를 떨어뜨리지 않고 이동시키는 운동솜씨를 학습하고 다양한 환경에서 재생하는 과정을 검증하였다. 운동솜씨를 학습하는 과정에서 사람이 총 10회의 시연을 수행하였으며, 이 데이터를 이용해서 운동궤적과 물체와의 접촉력을 학습하였다. 6자유도 햅틱 디바이스를 사용하여 양 손의 자세를 제어 하였으며 양손의 제어는 RoboticsLab에서 제공되는 컴플라이언스 제어기로 제어하였다. 또한, 조작자에게 환경과의 접촉에 의한 힘을 전달하기 위해 가상의 시스템과 실제 시스템의 위치 차이를

계산하여 햅틱 디바이스에 피드백을 주었다^[21].

Fig. 7은 모의 실험에서의 데이터 취득과정을 보이고 있다. 조작자가 햅틱 디바이스로 양팔을 조작하는 과정에서의 양 팔의 경로는 파일로 저장된다. 학습기를 이용해 양 팔 경로에 따른 위치 경로와 힘 경로를 생성하는 동역학 방정식의 매개변수를 학습하는 것으로 학습이 완료된다. Fig. 8에 나타난 바와 같이, 하나의 물체를 집어 옮기는 작업에 대한 실험을 두 가지 경로를 실험 하였다. 조작자는 초기위치에서 목표위치1(Goal1)까지 물체를 집어 옮기도록 시범을 보여주었다.

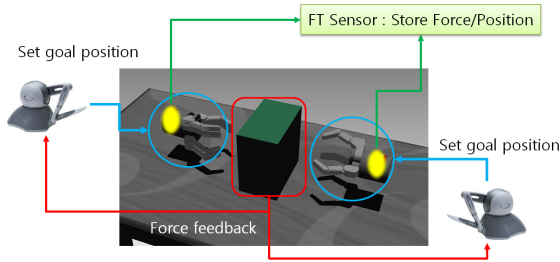


Fig. 6. An environmental setup

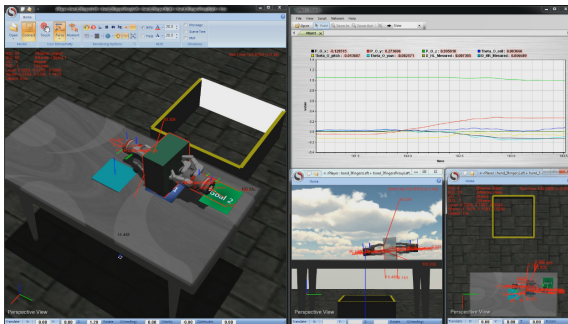


Fig. 7. Illustration of data acquisition and reproduction

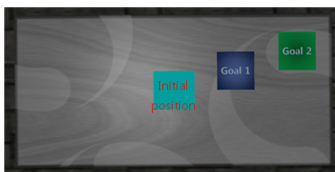
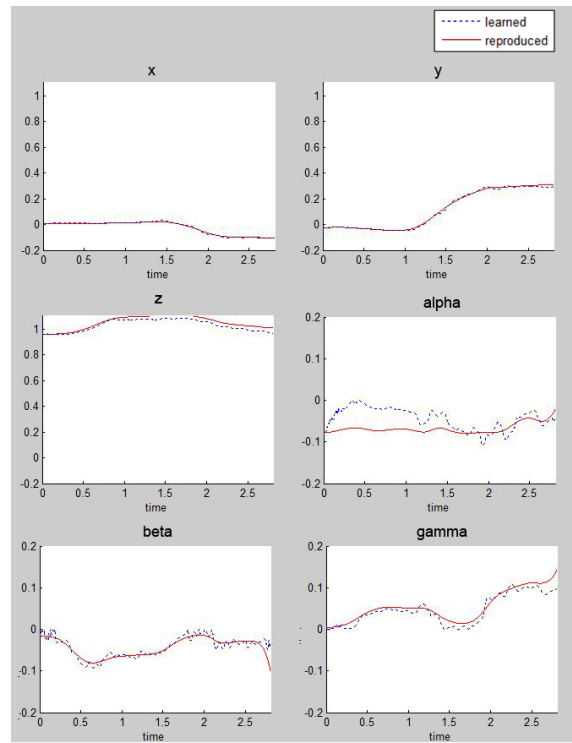


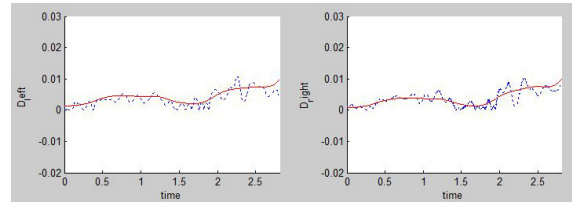
Fig. 8. Initial position and two goal positions

4.2 실험결과

학습된 솜씨는 두 가지 경로에 대해 재현하는 실험을 수행하였다. 첫 번째 실험은 시범에서는 보여준 것과 거의 동일한 상황에서 재현하는 실험이었다.



(a) Pose trajectory ($x, y, z, \alpha, \beta, \gamma$)



(b) Force trajectory (left hand, right hand)

Fig. 9. Experimental results for reproducing pick-and-place-an-object to Goal1

즉 초기위치에서 목표위치1 (Goal1)까지 옮기는 작업을 재현 하였다. 두 번째 실험에서는 목표위치1까지 물체를 옮기는 도중에 목표위치를 목표위치2 (Goal2)로 바꾸었을 때에도 학습된 솜씨를 재현할 수 있는지를 확인해 보는 실험이었다. 즉 두 번째 실험은 외부의 환경변화에 대처할 수 있는지를 알아보기 위함이다. 경로의 학습을 위해서 사람이 총 10회의 시연을 하여 데이터를 취득한 후, 이를 이용해 손의 경로와 힘에 대한 학습을 수행하였다.

Fig. 9는 물체를 초기위치에서 목표위치1까지 옮기도록 학습된 솜씨를 재현하는 실험 결과를 표현한다. Fig. 9(a)에 나타난 직교좌표 성분(x, y, z)은 시범에서의 경로와 학습을 통해 재현된 경로가 유사한 경향을 보임을 알 수 있다. 사람의 시연에 의한 경로와 재현된 경로의 단위 시

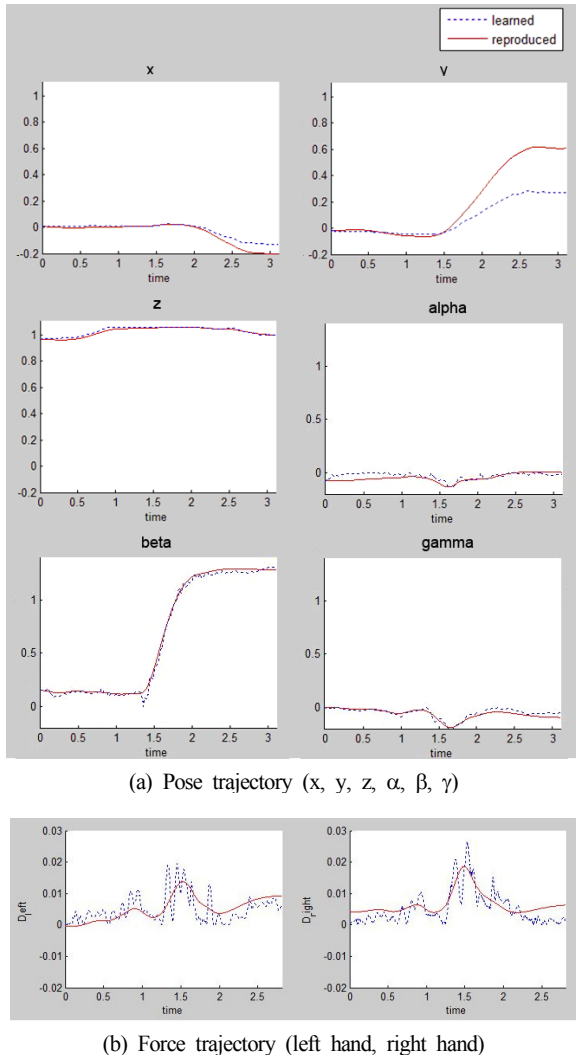


Fig. 10. Experimental result for reproducing pick-and-place-an-object to Goal2

간당 평균 제공근 오차는 2.1mm로 나타났다.

Fig. 9(a)에 나타난 방향성분(α, β, γ)은 조금 다른 경향을 보이는데 위치 이동에 비해 방향성분은 조작자가 물체를 안정적으로 잡기 위해 수시로 그 방향을 변화시키기 때문이다. 따라서 시연 중에는 상당히 불규칙적인 동작이 나오는데 학습과정에서는 어느 정도 완만해지는 결과를 얻게 된다.

Fig. 9(b)에는 물체를 잡기 위한 힘 경로의 매 시간에 따른 변화를 나타내었다. 이를 위해 매시간 방향성분에 나타내는 데이터 Fig. 9(b)와 방향성분에 따른 힘을 나타내는 식 (8)을 이용하였다.

Fig. 10에서는 물체를 들어서 목표위치1로 이동시키는

도중에 목표위치를 변경한 경우의 경로를 표현하였다. 시범에서 보여준 목표위치와 달라질 경우에도 새로 설정된 목표위치로 잘 따라가는 것을 확인할 수 있었으며 이때 바뀐 목표위치만큼 시범으로 알려진 경로와 실제 재현된 경로와의 차이가 생겼다.

5. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 로봇의 양팔 물체조작 솜씨를 사람의 시연에 의한 모방으로 배울 수 있는 학습 방법을 제시하였다. 이를 위해 양손이 만들어내는 궤적과 양손으로 물체를 잡기 위한 접촉력을 분리하여 각각 목표 지향적인 동역학 방정식으로 모델링 하였으며, 사람의 시연에 의해 각 내부 매개변수가 학습될 수 있도록 하였다. 이를 통해 물체를 잡고 목표위치까지 움직이도록 하는 솜씨를 수행할 수 있었으며, 알려진 목표위치가 변경되어도 물체를 안정적으로 잡고 움직일 수 있었다. 제안한 방법은 사람의 시연을 모방하여 사람이 알려진 복잡한 경로를 학습하기 때문에 기존의 양팔 제어 방법에서 요구되는 환경에 대한 정확한 모델링 및 계산시간이 많이 소요되는 작업계획을 필요로 하지 않는다는 장점을 갖는다. 제안된 방법을 모의실험을 통해서 검증하였으며, 추후 실제 로봇에 적용하여 양손 조작의 유용성을 검증해 볼 수 있다.

참고문헌

- [1] S. Schaal, "Is imitation learning the route to humanoid robots?" *Trends in cognitive sciences*, vol. 3, no. 6, pp. 233-242, 1999.
- [2] J. Demiris and G. Hayes, "Imitative learning mechanisms in robots and humans," *DAI research paper*, 1996.
- [3] Y. Demiris and A. Billard, "Special issue on robot learning by observation, demonstration, and imitation," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 37, no. 2, pp. 254-255, 2007.
- [4] Y. Kuniyoshi, M. Inaba, and H. Inoue, "Teaching by showing: Generating robot programs by visual observation of human performance," in *Proc. of the 20th International Symp. on Industrial Robots*, 1989, pp. 119-126.

- [5] Y. Kuniyoshi, M. Inaba, and H. Inoue. "Learning by watching: Extracting reusable task knowledge from visual observation of human performance," *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 6, pp. 799-822, 1994
- [6] B. Argall, S. Chernova, M. Veloso, and B. Browning, "A survey of robot learning from demonstration," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 5, pp. 469-483, 2009.
- [7] C. Nehaniv and K. Dautenhahn, *Imitation in Animals and Artifacts*. MIT Press, 2002.
- [8] D. Lee, C. Ott, and Y. Nakamura, "Mimetic communication model with compliant physical contact in human-humanoid interaction," *The International Journal of Robotics Research*, vol. 29, no. 13, pp. 684-1704, 2010.
- [9] T. Inamura, H. Tanie, and Y. Nakamura, "Keyframe compression and decompression for time series data based on the continuous hidden markov model," in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2011 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, 2011, pp.344-349.
- [10] S. Calinon and A. Billard, "Incremental learning of gestures by imitation in a humanoid robot," in *Proceedings of the ACM/IEEE international conference on Human-robot interaction*. ACM, 2007, pp. 255-262.
- [11] S. Calinon, F. Guenter, and A. Billard, "On learning, representing, and generalizing a task in a humanoid robot," *Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 37, no. 2, pp. 286-298, 2007.
- [12] M. Muhlig, M. Gienger, S. Hellbach, J. Steil, and C. Goerick, "Task level imitation learning using variance-based movement optimization," in *Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009*, pp. 1177-1184.
- [13] A. Ijspeert, J. Nakanishi, and S. Schaal, "Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots," in *Robotics and Automation, 2002. Proceedings. ICRA'02. IEEE International Conference on*, vol. 2. IEEE, 2002, pp. 1398-1403.
- [14] S. Schaal, A. Ijspeert, A. Billard, S. Schaal, A. Ijspeert, and A. Billard, "Computational approaches to motor learning by imitation," *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, vol. 358, no. 1431, pp. 537-547, 2003.
- [15] V. Koropouli, D. Lee, and S. Hirche, "Learning interaction control policies by demonstration," in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2011 IEEE/RSJ International Conference on*. IEEE, 2011, pp.344-349.
- [16] H. Hoffmann, P. Pastor, D. Park, and S. Schaal, "Biologically-inspired dynamical systems for movement generation: automatic real-time goal adaptation and obstacle avoidance," in *Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009*, pp. 2587-2592.
- [17] F. Meier, E. Theodorou, F. Stulp, and S. Schaal, "Movement segmentation using a primitive library," in *Intelligent Robots and Systems (IROS), 2011 IEEE/RSJ International Conference on. IEEE, 2011*, pp. 3407-3412.
- [18] C. Atkeson, A. Moore, and S. Schaal, "Locally weighted learning," *Artificial intelligence review*, vol. 11, no. 1, pp. 11-73, 1997.
- [19] L. Aiken, S. West, and S. Pitts, "Multiple linear regression," *Handbook of psychology*, 2003
- [20] RoboticsLab. <http://www.rlab.co.kr/>
- [21] D. Ruspini and O. Adviser-Khatib, *Beyond the looking glass: the haptic exploration of virtual environments*, Stanford University, 2003.



권우영

2001 한양대학교 기계공학과
(공학사)
2003 한양대학교 정보통신공
학과 (공학석사)
2008~현재 한양대학교 전자
컴퓨터통신공학과 박사
과정

관심분야: 머신러닝, Probabilistic Graphical Models,
Proactive Human-Robot Interaction



서일홍

1977 서울대학교 전자공학과
(공학사)
1979 한국과학기술원 전자공
학과 (공학석사)
1982 한국과학기술원 전자공
학과 (공학박사)

1985 대우중공업 기술연구소

1985~현재 한양대학교 교수

관심분야: 인간수준의 Manipulation, Planning,
Navigation, Recognition을 위한 Robot
intelligence



하대근

2009 울산대학교 정보통신공
학과(공학사)
2012 한양대학교 지능형로봇
학과(공학석사)
2009~현재 (주)심랩

관심분야: 로봇 제어 프레임워

크, 머신러닝, Task Planning