

## 진화 알고리즘을 사용한 인간형 로봇의 동작 모방 학습 및 실시간 동작 생성

### Motion Imitation Learning and Real-time Movement Generation of Humanoid Using Evolutionary Algorithm

박 가 람, 나 성 권, 김 창 환\*, 송 재 복

(Ga lam Park, Syung kwon Ra, Chang hwan Kim, and Jae bok Song)

**Abstract :** This paper presents a framework to generate human-like movements of a humanoid in real time using the movement primitive database of a human. The framework consists of two processes: 1) the offline motion imitation learning based on an Evolutionary Algorithm and 2) the online motion generation of a humanoid using the database updated by the motion imitation learning. For the offline process, the initial database contains the kinetic characteristics of a human, since it is full of human's captured motions. The database then develops through the proposed framework of motion learning based on an Evolutionary Algorithm, having the kinetic characteristics of a humanoid in aspect of minimal torque or joint jerk. The humanoid generates human-like movements for a given purpose in real time by linearly interpolating the primitive motions in the developed database. The movement of catching a ball was examined in simulation.

**Keywords :** humanoid, evolutionary algorithm, imitation learning, human-like movement

#### I. 서론

휴머노이드 로봇은 기구학적 특성을 고려하는 보행 제어, 달리기 제어 등의 동작 제어 능력에서 많은 연구성과를 이루어 점차 인간과 닮아가고 있다. 그러나 휴머노이드 로봇의 동작 생성에 대한 많은 연구들에 비하여, 프로그래머에 의한 경로 생성이 아닌 로봇이 자동적으로 동작을 생성하는 일반적인 접근에서는 아직까지 많은 성과를 이루지 못하였다. 따라서, 인간의 일상 생활에서 요구하는 다양한 종류의 작업들에 대해서 적합한 동작을 생성할 수 있는 효율적인 방법들이 요구 된다.

휴머노이드 로봇이 인간처럼 동작을 생성하기 위해서는 인간이 동작을 생성하는 과정을 알아야 한다. 인간의 중추신경계(Central Nervous System: CNS)는 뇌와 척수를 포함한 신경계의 가장 커다란 부분으로 인간의 모든 행동을 통제하는 곳이다. Hollerbach와 Flash의 실험에 의하면 인간이 어떤 목적이 있는 동작을 수행 할 때 중추신경계에서는 역기구학과 역동역학 기반의 최적화를 통하여 동작을 생성한다고 한다[1]. 또, Raibert는 인간의 역동역학 참조표처럼 관절 토크, 각, 각속도 그리고 각가속도의 벡터들과 연관되는 기억들의 연산에 의하여 표현될 수 있다는 것을 관찰하였다[2]. Mussa-Ivaldi와 동료들은 역동역학의 계산과 같은 복잡한 과정을 대신하기 위하여 중추신경계의 일정 메모리에 저장된 운동 패턴들

이 역학에 기반한 표현형태로 만들어지고, 갱신되고, 활용한다고 주장하였다[3,4]. 그들은 사지에서 표현되어지는 동작들은 힘의 영역에서의 백터결합으로 표현이 가능하다고 생각했는데, 이것은 Williamson의 연구에서 기본자세들의 결합으로 복잡한 운동을 만들어냄으로써 로봇 체계에 적용되었다[5].

인간이 중추신경계에서 어떤 동특성을 최적화하는지에 대한 연구는 다양하게 이루어져 왔는데, 토크(torque), 근육이나 물질 대사 에너지(metabolic energy), 가속도 변화량(jerk), 토크 변화량, 요구하는 토크 변화량 등을 최소화 하는 연구들이 진행 되어 왔다[6-11]. 이 중 본 논문에서는 원하는 동작의 각 관절 토크량을 최소화하는 것이 경로에 상관없이 인간이 움직일 수 있는 동작 중 힘이 가장 적게 드는 행동을 취하는 것과 가장 유사하다고 보고 이것을 인간의 동특성으로 판단하였다.

실질적으로 인간의 운동 시스템과 로봇 시스템은 많은 차이가 있지만, 생물학과 신경과학 분야에서의 많은 연구들은 인공 다관절 시스템(artificial multi-joint system)의 제어에 많은 도움을 줄 수 있을 것이다. : motor learning[12], motor primitive [3] 본 논문에서 사용하고 있는 모방 학습은 로봇의 자연스럽고 풍부한 동작들을 생성 가능하게 하는 효율적인 방법중의 하나일 것이다[13]. 인지과학 분야에서는 모방 학습은 높은 차원의 지능을 습득하기 위한 근원과 지식의 습득을 위한 수단으로 연구되고 있다[14].

휴머노이드 로봇에게 다양한 동작을 가르치기 위하여 인간의 동작을 저장하여 그 동작들을 이용해 왔는데, 인간 동작의 통계적인 분석을 통해 *mataric*과 동료들은 기구학 수준의 기본 동작들을 자동적으로 유도하는 방법을 고안하였고, 그 방법을 동작의 분류와 동작의 재구성에 사용하였다[15].

Park과 동료들은 로봇의 다양한 동작들을 생성하기 위한 역동역학 기반의 최적화 방법을 *mataric*의 알고리즘에 추가하

\* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 1. 5., 채택확정 : 2008. 5. 28.

박가람 : 고려대학교 기계공학과, 한국과학기술연구원(KIST)  
(mysoulmate79@gmail.com)

나성권, 김창환 : 한국과학기술연구원(KIST) 인지로봇연구단  
(syungkwon.ra@gmail.com/ckim@kist.re.kr)

송재복 : 고려대학교 기계공학과(jbsong@korea.ac.kr)

※ 본 연구는 MIC/ITA의 IT R&D 프로그램[2006-S028-01, Development of Cooperative Network-based Humanoids Technology]의 지원에 의하여 연구되었음.

였다[16]. 이 최적화 방법은 계산 시간을 많이 필요로 하므로 온라인 상에서의 로봇 동작 생성에는 적합하지 않다. Nakanishi와 동료들은 비선형 오실레이터를 기반으로 하는 동적 기본 동작들을 사용하여 관절 궤적의 강인한 모방을 유도하는 방법을 개발하였다[17].

본 논문의 목표는 모방 학습과정으로 통해 향상된 기본 동작 데이터베이스를 사용하여 휴머노이드 로봇이 인간의 동작을 유사하게 배울 수 있도록 도울 수 있는 구조를 개발하는 것이다. II장에서는 기본동작 데이터베이스를 생성하는 과정과 동작을 생성하는 구조에 대해서 기술하고, III장에서는 진화 알고리즘과 이것을 사용한 동작 모방 학습 과정에 대해서 설명한다. V장에서는 제안된 모방 학습을 사용하여 휴머노이드 로봇이 날아오는 공을 인식한다는 가정하에 공을 잡기 위한 동작을 생성하는 시뮬레이션을 수행하였다.

**II. 주성분 분석법을 사용한 동작 생성 구조**

이번 장에서는 제안된 모방 학습과정에서의 주성분 분석법을 이용한 동작 생성 방법에 대하여 설명한다. 동작 생성은 보간법을 이용한 방법과 최적화 방법을 이용한 방법 두가지로 나누어 진다. 최적화를 이용한 동작 생성은 제안된 모방 학습에서 유전자 연산기에서 사용되고, 보간법을 사용한 동작 생성은 온라인상에서의 동작 생성시에 사용된다.

우선 어떤 특정 작업에 대한 동작 저장소를 생성해야 하는데, 동작 획득 장치를 사용하여 특정 작업에 대한 다양한 조건의 인간 동작을 획득한다. 이렇게 각 관절의 궤적을 가지는 인간 동작들은 최적화를 사용한 역기구학 알고리즘을 사용하여 휴머노이드 로봇에 맞게 재구성한다[18]. 이렇게 재구성된 데이터베이스를 기본 동작 데이터베이스라고 부른다. 이 데이터베이스는 단지 기구학적 정보만을 가지고 있는 것처럼 보이지만, 인간의 동작을 기반으로 구성되어 있기 때문에 인간의 동역학적 특성을 포함하고 있다. 이렇게 생성된 기본 동작 데이터베이스를 기반으로 하여 최적화나 보간법을 통한 동작 변환기를 사용하여 원하는 조건에 대한 동작을 생성 할 수 있게 된다.

**1. 보간법을 사용한 동작 변환**

이 과정은 Fod와 Sanger에 의하여 고안된 방법을 사용한다 [15,19]. 우선 기본 동작 데이터베이스에서 특정 작업에 대해서 원하는 조건에 맞는 n개의 데이터(movement primitive)를 선택한다. n개의 데이터는 작업에 적합한 거리 함수에 의하여 선택되어 진다. 이렇게 선택된 n개의 데이터에 대해서 주성분 분석법(principal component analysis)을 사용하여 평균 궤적 데이터와 가장 많은 성분을 가지고 있는 상위 3개의 주성분을 얻는다[20]. 임의의 관절 궤적은 아래와 같이 원래의 차원보다 낮은 차원의 주성분들의 중첩으로 표현될 수 있다.

$$\varphi(t) = \varphi_{mean}(t) + \sum_{i=1}^3 c_i \cdot \varphi_{pc_i}(t) + c_4 \tag{1}$$

여기서  $\varphi(t)$  은 임의의 관절 궤적,  $\varphi_{mean}(t)$  은 선택된 데이터들의 평균값,  $\varphi_{pc_i}(t)$  은 i번째 주성분(PC) ( $i=1,2,3$ ), 그리고  $c_i$  은 스칼라 가중치 계수이다.  $c_4$  는 나머지 주성분들에 대한 부분을 보상해주기 위한 항이다. 다음과 같은 경계 조건

(시작 지점과 말단 지점의 위치와 속도)들을 사용하여, (1)의 선형 방정식을 풀어 4개의 계수값을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \varphi(t_{start}) &= \varphi_{start}, \quad \varphi(t_{end}) = \varphi_{end} \\ \dot{\varphi}(t_{start}) &= \dot{\varphi}_{start}, \quad \dot{\varphi}(t_{end}) = \dot{\varphi}_{end} \end{aligned} \tag{2}$$

휴머노이드 로봇은 위의 식을 이용하여 주어진 조건을 만족하는 동작을 생성할 수 있게 된다. 만약 데이터베이스가 인간의 동작을 기반으로 구성으로 하고, 그 동작들을 가능한 최소의 토크합을 가지도록 구성한다면, 위 식을 이용하여 동작 생성하였을 때, 그 동작은 인간 같은 동작과 토크의 최소화를 만족시키는 동작을 얻을 수 있게 된다. 그러므로, 동작 데이터베이스를 어떻게 갱신시키는지가 가장 중요하다. 본 논문에서는 진화 알고리즘을 사용한다. 이것은 관절의 토크 합을 최소화하도록 할 뿐만 아니라 인간 같은 동작을 얻어내는데 적합하다. 다음에 설명하는 최적화를 사용한 동작 변환은 데이터베이스를 토크 최적화 하도록 갱신시키는 방법으로 사용된다.

**2. 최적화를 사용한 동작 변환**

이 절에서는 [16]에서 사용하고 있는 동역학 기반의 최적화 전략을 사용한 동작 변환에 대하여 기술한다. 보간법을 사용한 동작 변환과 같이 기본 동작 데이터로부터 n개의 데이터들을 주성분 분석법(PCA)을 사용하여 평균 궤적과 상위 4개의 주성분(PC)을 얻는다. 그 식은 아래와 같이 표현된다.

$$\varphi(t) = \varphi_{mean}(t) + \sum_{i=1}^4 c_i \cdot \varphi_{pc_i}(t) + c_5 \tag{3}$$

그런 후, 복합된 강체 구조로 모델 되어진 휴머노이드 로봇의 시스템 방정식은 다음과 같은 형태로 쓸 수 있다.

$$M(\varphi)\ddot{\varphi} + C(\varphi, \dot{\varphi})\dot{\varphi} + N(\varphi, \dot{\varphi}) = \tau \tag{4}$$

여기서  $M(\varphi) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  인 질량 행렬이고,  $C(\varphi, \dot{\varphi}) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  은 코리올리스 행렬이다. 그리고  $N(\varphi, \dot{\varphi}) \in \mathbb{R}^n$  은 중력과 그 밖의 힘들을 포함한다.  $\tau$  는 관절의 토크 벡터이다. 본 논문에서는 동작의 모든 토크의 합을 최소화하는 물리적 영역에서의 최적화 동작을 얻기 위해서, 각 관절의 토크를 최소화 하는 아래의 식을 만족하는 해를 구하였다[6,21].

$$\min_{c_1, \dots, c_5} \frac{1}{2} \int_{t_{start}}^{t_{end}} \|\tau(\varphi, \dot{\varphi}, \ddot{\varphi})\|^2 dt \tag{5}$$

여기서  $c_1, \dots, c_5$  의 가중치 계수들을 사용한 최적화 (2)의 경계 조건은 최적화의 구속 조건으로 사용한다. 이 과정은 비교적 긴 계산시간을 소비하지만, 저장된 인간 동작들과 유사 하면서 로봇의 동역학적 특성을 충분히 반영하는 최적화 된 동작을 얻을 수 있다. 위와 같이 토크합을 최소화 하도록 최적화시킨 이유는 휴머노이드 로봇이 인간처럼 움직이기 위해서 만들었지만, 관절이나 자유도, 지능 등 많은 부분에서 아직 인간을 따라 하기에는 부족한 부분이 많다. 따라서 로봇의 특성에 맞는 것이 필요하다. 본 논문에서는 로봇의 움직임이 토크 최소화하는 것이 로봇에게 있어서 가장 좋은 움직임이라고 판단하여 토크를 최적화 하였다.

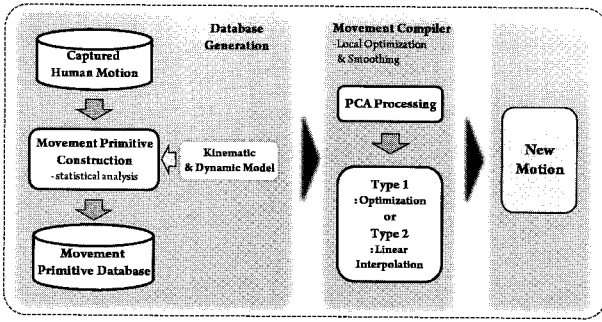


그림 1. 동작 생성 과정.

Fig. 1. The overall procedure of motion generation framework.

본 논문에서는 토크 최적화를 통한 움직임과 비교를 위하여 가속도 변화량(Jerk)을 최소화하는 아래와 같은 식을 만족하는 최적화된 동작을 비교 동작으로 생성하였다[22].

$$\min_{c_1, \dots, c_5} \sqrt{\frac{1}{2} \int_{t_{start}}^{t_{end}} \left( \frac{d^3 \phi}{dt^3} \right)^2 dt} \cdot \frac{T^5}{L^2} \quad (6)$$

여기서 T는 동작의 수행시간, L은 총 움직임 거리이다.  $\phi$ 는 관절각을 의미한다. 최적화 사용한 동작 변환은 뒤에서 설명할 진화 알고리즘을 사용하여 동작 데이터베이스를 학습과정에서 이전의 데이터베이스를 사용하여 위에서의 구속 조건을 사용한 특정 조건에 적합한 동작을 생성할 때 사용된다. 우선 모션 캡처를 통해 인간의 동작을 저장하고 휴머노이드 로봇에 맞게 변환시킨다. 그런 후, 변환된 데이터베이스를 사용하여 특정 구속 조건에 대해서 위의 최적화를 통한 동작 변환 과정을 통해 최적화된 동작을 얻어낼 수 있게 된다. 그림 1은 앞에서 설명한 선형 결함을 사용하는 보간법을 통한 동작 생성과 최적화를 통한 동작 생성 구조의 전체 과정을 보여주고 있다.

### III. 진화 알고리즘을 사용한 동작 모방 학습

#### 1. 진화 알고리즘

인간이 다른 생물보다 뛰어난 이유는 뛰어난 학습 능력을 가지고 있기 때문이다. 인간은 학습을 할 수 있기 때문에 지식과 능력을 확장시킬 수 있다. 기계학습은 궁극적으로 인간의 학습 능력을 구현하고자 하는 시도로서 많은 연구들이 이루어져 왔다. 진화 알고리즘은 기계 학습의 하나로써 진화를 통해 적자생존을 통해 우수한 개체만이 진화를 한다는 다윈의 진화론에서 영감을 얻어 발전을 하였다.

진화 알고리즘은 진화 과정을 컴퓨터 알고리즘으로 구현하여 어떤 특정 수식에 의해서 해가 나올 수 없는 복잡한 문제들에 대해서 최적화 된 해를 찾아내기 위해 사용하는데, 생물학에서 쓰여지는 생식(reproduction), 재조합(recombination), 돌연변이(mutation)같은 메커니즘을 사용하여 어떤 개체군 기반의 조합을 최적화하는 알고리즘이다[23]. 그림 2는 진화 알고리즘의 기본 구성과 의사 코드를 보여주고 있다. 우선 최적해를 찾기 위한 개체군(population)을 선택하고, 그 개체군을 이용하여 목적에 맞는 후보해(candidate solution)들의 집합을 형성한다. 초기화(initialization)를 통해 형성된 개체군을 부모(parents)라고 부른다. 두 개나 그 이상의 부모 개체들을

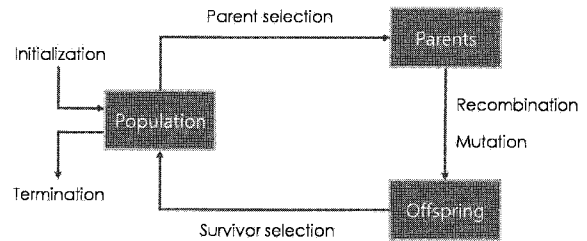
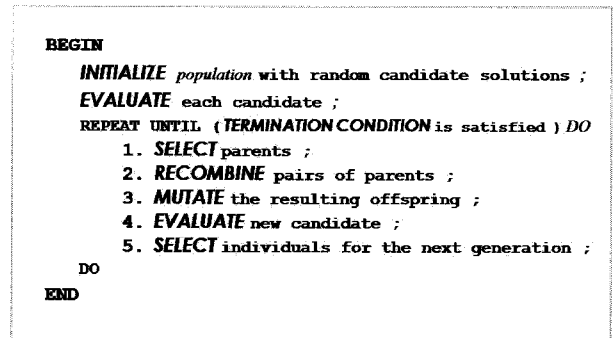


그림 2. 진화 알고리즘의 일반적 개요.

Fig. 2. The general scheme of an evolutionary algorithm in pseudo code[23].

서로 조합하여 새로운 개체를 만드는 것을 재조합이라 하고 부모 개체들을 변형시켜 새로운 개체를 만드는 것을 돌연변이라고 하는데, 이 두 가지 연산자를 이용하여 새로운 개체군들을 형성하게 되는데, 이렇게 형성된 개체군을 자식(offspring)이라 부른다. 이렇게 부모개체군을 통해 자식 개체군을 형성하기까지의 한 주기를 세대(generation)라고 부른다. 그런 후, 최적해를 찾기 위한 목적 함수를 통한 평가를 하여 자식 개체군과 부모 개체군에서 우수한 개체들만을 사용하여 다음 세대의 부모 개체군으로 선택하고 다시 위와 같은 반복을 하게 된다.

#### 2. 제한된 동작 모방 학습 구조

본 절에서는 진화 알고리즘을 사용하여 저장된 인간의 동작들을 기본으로 하여, 그 동작들이 저장된 동작 데이터베이스를 갱신시키는 구조에 대해서 설명한다.

휴머노이드 로봇이 팔을 움직여 날아오는 공을 잡거나 컵을 잡는 동작을 하도록 하고 싶을 때, 로봇은 볼의 도달 위치나 컵의 위치 같은 목표 조건들을 만족시키도록 팔의 관절의 궤적을 생성할 것이다. 이 목표 조건들은 로봇 관절들의 최소 토크 합과 인간 같은 움직임을 동시에 만족시키는 동작을 생성하는데 필요하다. 이런 이유들에 대해서, 본 논문은 주어진 작업에 대해서 인간의 움직임을 모방하기 위한 학습 방법을 소개한다.

본 논문에서 제안하고 있는 모방 학습의 전체 과정은 그림 3에서 볼 수 있듯이 온라인 과정과 오프라인 과정으로 나뉘게 된다. 오프라인 과정에서 진화 알고리즘을 사용하여 가능한 최소의 토크합을 가지도록 동작 데이터베이스를 학습시키고, 학습된 데이터베이스를 사용하여 온라인 과정에서 실시간으로 휴머노이드 로봇의 인간 같은 자연스러운 동작을 생성 할 수 있게 된다.

##### 2.1 오프라인 과정: 모방 학습

바라는 동작은 로봇이 수행 가능한 조건을 가지고 있는 작

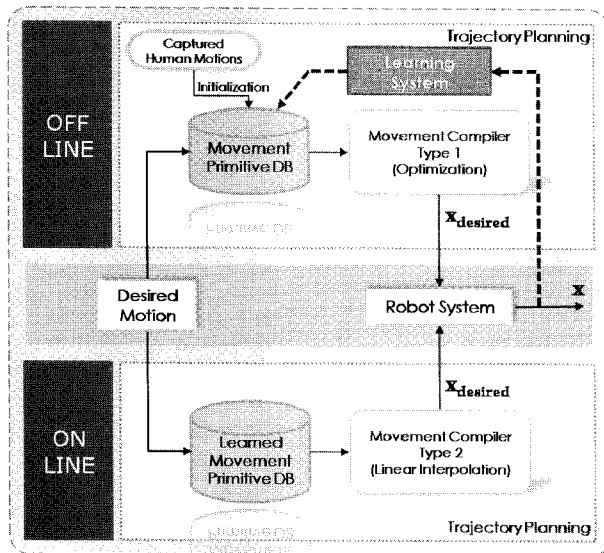


그림 3. 제안된 모방 학습의 전체 과정.  
Fig. 3. The overall procedure of proposed imitation learning.

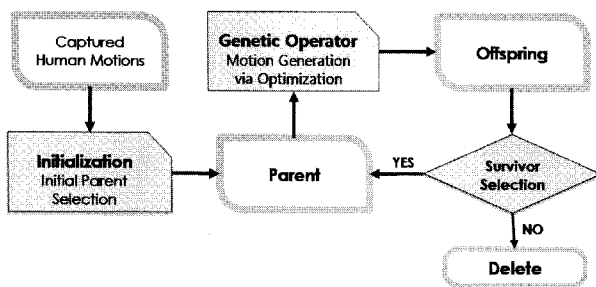


그림 4. 오프라인 과정.  
Fig. 4. The overall procedure of the proposed imitation learning.

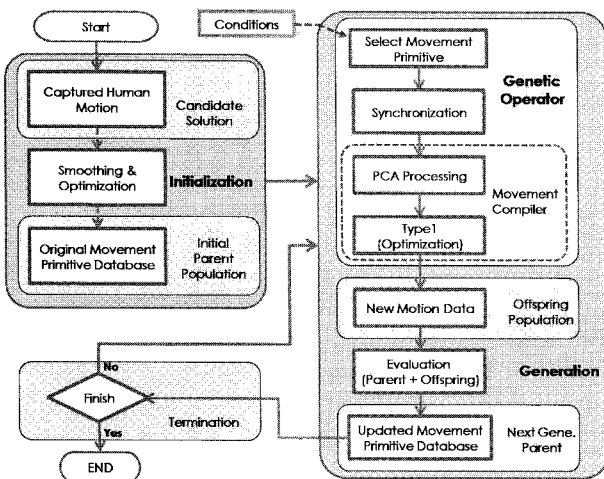


그림 5. 제안된 모방 학습 시스템의 순서도.  
Fig. 5. The flow chart of a proposed imitation learning system.

업이라고 할 수 있는데, 가령 테이블 위의 컵을 잡는 것을 원한다면, 컵으로 팔과 손을 움직이는 것이 작업이고 테이블 위의 컵의 위치가 조건이라고 할 수 있다. 작업을 행하기 위한 다양한 조건들이 존재하기 때문에, 이것을 위해서 특정 작업에 대한 다양한 조건들을 동작 획득 장비를 통한 인간의

동작을 저장하여 기본 동작 데이터베이스를 구축한다. 인간과 로봇간의 무게, 질량중심, 모터의 용량 등 많은 동특성에서 차이가 난다.

데이터베이스를 모방 학습을 통해 갱신하는 데에는 여러 가지 이유가 있는데, 첫 번째로 주어진 작업에 대한 동작에 대해서 동작 획득 장치를 통해 모든 필요한 동작을 저장해놓는 것은 한계가 있기 때문에, 다양한 조건에 대한 동작들을 좀 더 얻어야 할 필요가 있다. 두 번째로 데이터베이스의 동작들은 휴머노이드 로봇의 동역학 특성이 반영된 동작들이어야 한다. 여기서는 최소의 토크 합을 가지는 것으로 가정하였다. 마지막으로 동작 데이터베이스를 갱신하여도 인간 동작과의 유사성이 유지하여야 한다.

제안된 모방 학습에 사용하고 있는 진화 알고리즘은 인간의 기본 동작 데이터베이스를 결과적으로 로봇의 동역학적 특성이 충분히 반영된 데이터베이스로 진화 시키게 된다. 그림 4는 여기서 제안하고 있는 모방 학습의 개요를 보여주고 있고, 그림 5는 모방 학습의 좀 더 자세한 과정을 보여주고 있다.

2.1.1 초기화(initialization)

이것은 모션 캡처를 통해 저장한 인간의 기본 동작 데이터베이스를 초기화 한 것을 가리킨다. 후보 해들의 집합으로써 로봇이 동작을 생성하기 위한 가장 기본적인 밑바탕이다. 이것은 다양한 조건들을 가지는 동작들이 포함되게 된다. 인간의 동작들은 로봇에 맞게 바뀌어서 저장되게 된다. 또한, 동작 생성 문제에 있어서 초기 관절각과 각속도, 말기의 관절각과 각속도가 구속 조건으로 들어가므로 주어진 작업에 적합한 조건들을 미리 생성 시키게 된다. 생성된 조건들은 매 세대마다 반복적으로 사용하게 된다.

2.1.2 부모(parent)

부모는 움직임(개체)들의 집합을 가리킨다. 가장 처음에 사용되는 초기 부모 개체군은 인간의 동작들로부터 얻은 동작들을 사용한다. 그리고 그 다음 세대의 부모 개체군은 이전 부모 개체군으로부터 생성된 자식 개체군들 중에서 목적함수에 맞는 적합한 개체들과 부모 개체군들의 적절한 비율로 사용자에게 의해서 선택된다.

2.1.3 유전자 연산기(genetic operator)

부모 개체군으로부터 새로운 자식 개체군을 생성하는데 사용되는 연산기이다. 이것은 돌연변이와 재조합을 통칭하여 가리킨다. 이것은 앞에서 설명한 최적화를 통한 동작 변환을 통해 새로운 자식 개체들을 생성한다. 예를 들면, 어떤 작업에 대해서 특정 구속 조건을 만족하는 동작을 생성하기 위해서는 그 구속 조건의 일정 거리 내에 존재하는 유사한 동작들을 데이터베이스로부터 선택하여 최적화를 통한 동작 변환 방법을 통해 조건을 만족하는 새로운 동작을 얻어낼 수 있다. 위의 과정을 전체 조건들에 대하여 수행하게 된다. 즉, NC개의 조건들에 대해서, NC개의 새로운 동작들을 생성하게 된다.

2.1.4 자식(offspring)

유전자 연산기를 통해 생성된 새로운 동작들로 구성되어진다. 자식 개체군은 부모 개체군보다 많은 수의 개체를 만들게 된다. 각 세대에서 말단 위치들은 같은 조건들을 매 세

대에 사용하므로 같게 된다.

2.1.5 생존개체 선택(survivor selection)

한 세대에 있어서, 부모개체군들로부터 조건 집합을 만족하는 자식 개체군이 생성이 되어지면, 다음 세대의 부모개체가 될 개체들을 다시 선택하여야 한다. 여기서는 생성된 동작의 토크 합이 이전 세대의 동작보다 줄어든 동작을 선택하였고, 관절 제한을 넘어가는 동작이 나오는 동작은 버리도록 하였다.

2.1.6 반복(repeating)

위의 과정들은 사용자가 원하는 정도의 데이터가 나올 때까지 반복하여 수행 할 수 있다. 진화과정을 반복하여 세대가 늘어날수록, 데이터베이스에 저장된 동작들은 점차적으로 로봇의 물리적 특성을 반영하게 된다. 인간과 로봇 모두의 특성이 적절히 반영될 수 있도록, 진화 세대 수는 선택해야 한다.

2.2 온라인 과정: 실시간 동작 생성

온라인 과정에서, 휴머노이드 로봇은 임의의 조건에 해당하는 동작을 오프라인 과정에서 학습된 기본 동작 데이터베이스를 이용하여 동작을 생성 할 수 있다. 여기서의 동작 생성 방법은 선형 보간법을 통한 동작 변환을 사용하여 동작을 생성하게 된다. 학습을 시키지 않은 맨 처음의 기본 동작 데이터베이스는 로봇의 동특성이 고려가 안되어 있었지만, 여기서 제안된 모방 학습을 통하여 로봇의 동특성(토크를 최소화)을 고려하도록 학습을 시킨 데이터베이스는 로봇의 동특성을 충분히 고려된 데이터베이스가 되므로, 데이터베이스의 주성분을 사용한 선형 보간을 통한 동작 컴파일러를 사용하더라도 로봇의 동특성을 반영한 동작이 생성되게 된다. 그리고 이 동작들은 실시간으로 생성이 가능하다.

IV. 시뮬레이션: 날아오는 공 잡기

본 논문에서 제안한 모방 학습을 통한 대한 성능을 KIST에 의해 개발된 휴머노이드 로봇 ‘Mahru’를 이용한 시뮬레이션을 수행하였다[27]. 본 논문에서 제안된 모방 학습 방법의 사례로서 날아오는 공을 잡기 위한 상체 동작 생성에 대한 시뮬레이션을 하였다. 공을 잡는 동작을 선택한 것은 우선 공이 날아오는 위치나, 속도, 방위 등 모든 것이 임의로 정해지고 공을 잡기 위해서는 공이 날아오는 짧은 시간 안에 공의 위치를 파악하고 동작을 생성하여야 하는데, 가능한 짧은 시간 안에 동작을 생성 해야 하기 때문에 적절한 예로 판단된다.

우선 로봇이 날아오는 공을 잡기 위해서는 로봇의 비전 시스템을 통하여 공을 인식하고 공의 궤적을 계산하여 로봇이 잡을 수 있는 위치까지의 경로를 구하는 과정을 통해서 로봇이 공의 도달 위치를 알고 있다는 가정하에 공의 도달 위치까지의 동작을 생성하는 시뮬레이션을 수행하였다.

로봇에게 학습을 시키기 위한 가장 기본적인 데이터들을 구하기 위해서 공을 다양한 위치로 던져 사람이 잡는 동작을 모션 캡처 시스템을 사용하여 총 311개의 동작을 저장하였다. 여기서 동작을 하는 사람은 되도록 오른쪽 팔과 허리만을 사용하도록 하였으며, 보행이나 발의 움직임은 하지 않았다(그림 6). 이렇게 생성된 동작들은 로봇의 조건에 맞게 크기 조정과 스무싱을 거쳐 재구성하여 근원 기본 동작 데이터베이스

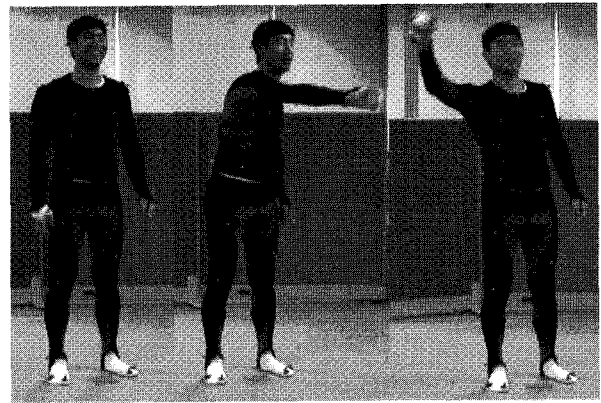


그림 6. 동작 캡처 시스템.

Fig. 6. Motion capture system.

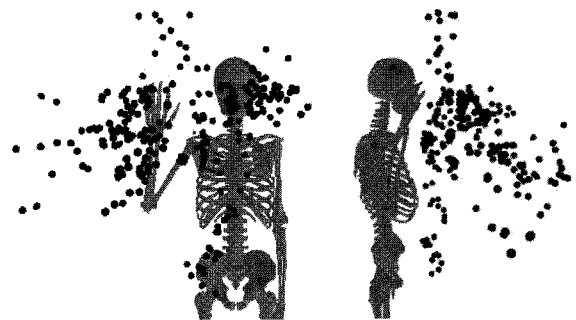


그림 7. 동작 데이터베이스 분포도(각 점은 볼 잡는 위치).

Fig. 7. Distribution of movement database(each point is the positions of catching a ball).

스틀(original movement primitive database) 생성하였다. 그런 후, 임의적으로 공이 날아 올 수 있는 위치와 방위로 구성되는 311개의 조건을 임의적으로 구성하였다. 이 조건들은 휴머노이드 로봇이 공을 잡을 수 있는 위치와 방위로 구성된다.

이렇게 구성된 조건들에 대해서 아래의 거리함수를 사용하여 각 조건의 일정 범위 이내에 존재하는 50개의 동작 데이터들을 선택하였다.

$$d(c_i, c_j) = w_1 \|p_i - p_j\| + w_2 \|R_i^T R_j\| \tag{7}$$

여기서  $R$ 는 3x3 회전 행렬이고,  $p$ 는 3x1 위치벡터를 나타낸다.  $(R_i, p_i)$ ,  $(R_j, p_j)$ 는 각각 조건  $c_i$ ,  $c_j$ 에 대한 4x4 동차 변환 행렬을 나타내고,  $w_1, w_2$ 는 스칼라 기중치 상수이다. 50개의 동작 데이터들은 가까운 거리 순으로 선택하였다. 위에서 제시한 모방 학습 알고리즘에 따라 311개의 자식 개체(최적화를 통한 동작 컴파일러를 사용한)를 생성하였다. 여기서 최적화는 토크를 최소화하였고, 비교를 위하여 가속도의 변화량(jerk)을 최소화하는 최적화도 같이 진행하였다. 그런 후, 휴머노이드 로봇의 관절 제한 범위와 속도 및 가속도를 넘는 동작들은 버리고 허용 범위 내에 있는 동작들을 선택하여 부모 개체에 추가하여 새로운 세대의 부모 개체로 재구성하였다. 이것을 10세대를 반복하였다. 그림 7은 생성한 조건들에 대한 위치를 표시한 것이다. 공의 도달 위치만을 보았을 때, 사람에 의한 공 잡는 동작의 저장은 균일한 분포로

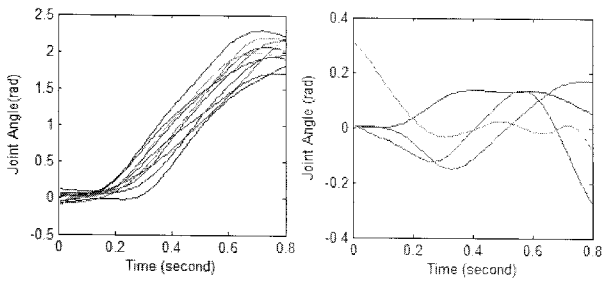


그림 8. 어깨 관절에 대한 선택된 기본 동작 데이터들로부터의 관절 궤적(왼쪽), 관절 궤적들로부터의 상위 4개의 주성분(오른쪽).

Fig. 8. Joint angle trajectories for a shoulder joint from selected movement primitives(left), and the first four dominant principal components extracted from the joint trajectories (right).

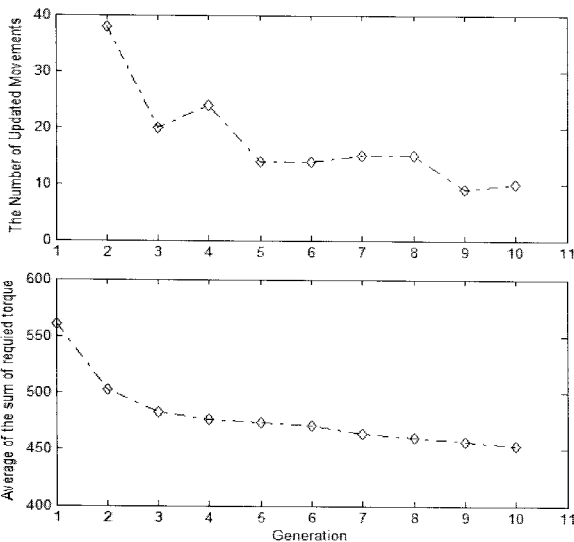


그림 9. 진화 과정에서 갱신된 동작들의 수(위), 각 동작 기본 데이터베이스에 대한 세대별 요구되는 토크의 합 평균(아래).

Fig. 9. The number of updated movements during evolution process(upper) and the average of the sum of required torque for each movement primitive database.

저장하기 힘들어 불균일한 분포를 보이게 된다. 그러나 분포가 별로 보이지 않는 부분에 조건을 생성하여 모방 학습을 통해 동작을 생성해주게 되면 데이터 분포가 모자란 부분의 데이터를 보완하여 결과적으로 균일한 데이터 분포를 만들게 된다. 따라서 데이터 부족에 의한 동작 생성 불가능한 위치에 대해서도 동작을 생성할 수 있게 된다.

그림 8은 선택된 동작 데이터들을 어깨 관절 궤적과 그것의 주성분 분석에 의한 상위 4개 주성분을 나타낸 것이다. 또, 그림 9에서 볼 수 있듯이, 세대를 거듭할수록 필요한 토크 크기가 줄어드는 것을 볼 수 있으며, 세대가 올라갈수록 업데이트 되는 데이터들의 수가 점점 줄어들 수 있는데, 이것은 세대가 올라갈수록 토크를 최소화하는 동작들로 구성되어 더 이상 데이터베이스의 갱신에 필요한 데이터 개수가 줄어들음을 의미한다.

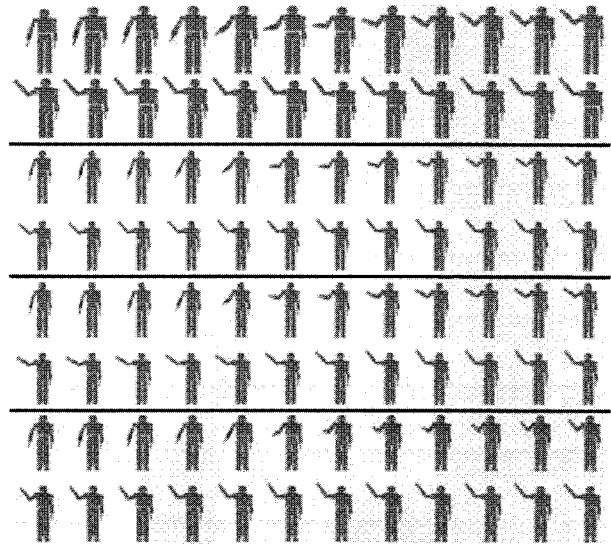


그림 10. 조건 A에 대한 동작 생성, 제안된 방법(첫번째), 토크 최적화(두번째), 저크 최적화(세번째), 학습되지 않은 데이터베이스를 사용한 보간법(네번째).

Fig. 10. The movement generation for a condition A, interpolation - learned database(first), torque opt(second), jerk opt(third), Interpolation - no learned database(forth).

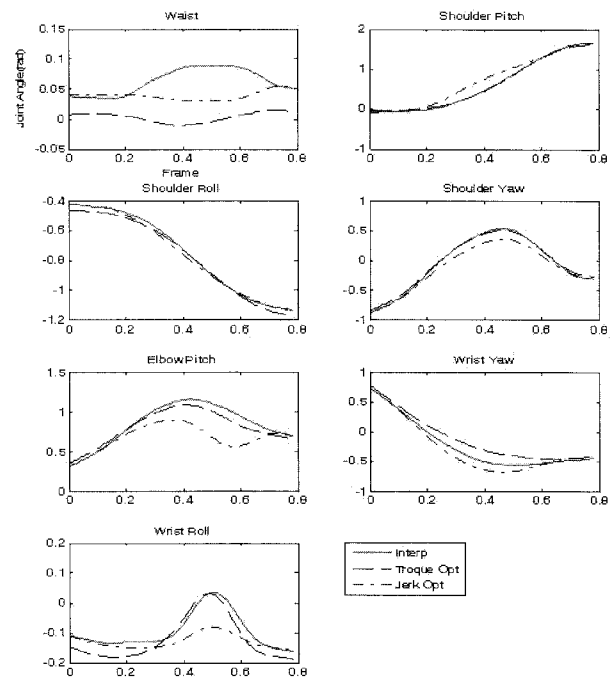


그림 11. 조건 A에 대한 관절 궤적.

Fig. 11. The joint trajectory for a condition A.

시뮬레이션 결과는 임의의 볼의 도달 위치와 방향을 가지는 A, B, C 세 조건에 대해서 기술했다. 각 조건에 대한 동작은 제안된 방법을 통한 동작, 이 동작을 토크 최적화한 동작, 저크 최적화한 동작으로 나뉘어지는데, 이렇게 생성된 동작의 결과를 보면 우선 조건 A에 대해서 생성된 동작을 볼 때, 각각의 관절 궤적을 살펴볼 때, 세 동작의 차이는 거의 보이지 않는다(그림 10, 11). 또한, 조건 B에 대한 동작을 볼 때,

어깨 관절에서 상당한 궤적 차이를 보여주는 것을 볼 수 있는데, 이것은 제안된 모방 학습을 통해 생성된 동작들은 최소의 토크값을 갖도록 하는 로봇의 특성과 인간의 동역학적 특성을 모두 가지고 있기 때문에 거기에서 오는 차이이다(그림 12, 13). 조건 C에서의 동작 또한 어느 정도 궤적의 차이는 있지만, 실질적으로 원하는 정도의 토크 최소화와 인간

동작과의 유사한 두가지를 동시에 만족시키는 동작을 얻어 낼 수 있었다(그림 14, 15).

표 1을 보면 조건 A, B, C에 대한 동작 생성 시간을 측정할 표를 볼 수 있다. 본 논문에서 제안한 방법에 의해 생성된 동작은 거의 0.3s 이내에 생성이 가능하다는 걸 알 수 있다. 이것은 프로그램의 최적화에 따라서 0.1s 이내로 줄어 들 수 있다.

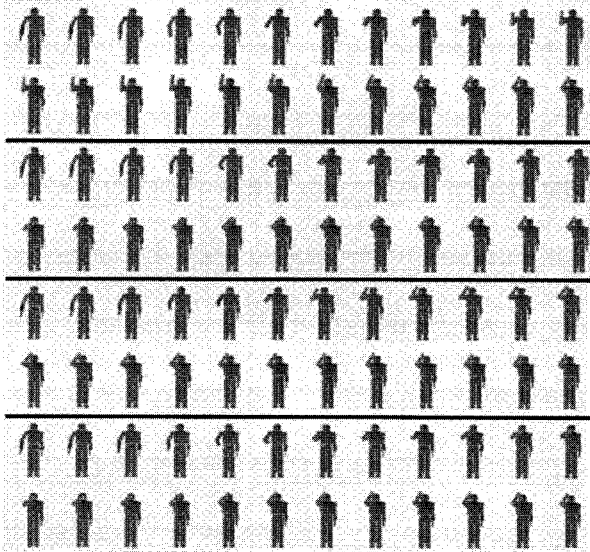


그림 12. 조건 B에 대한 동작 생성, 제안된 방법(첫번째), 토크 최적화(두번째), 저크 최적화(세번째), 학습되지 않은 데이터베이스를 사용한 보간법(네번째).

Fig. 12. The movement generation for a condition B, interpolation - learned database(first), torque opt(second), jerk opt(third), Interpolation - no learned database(forth).

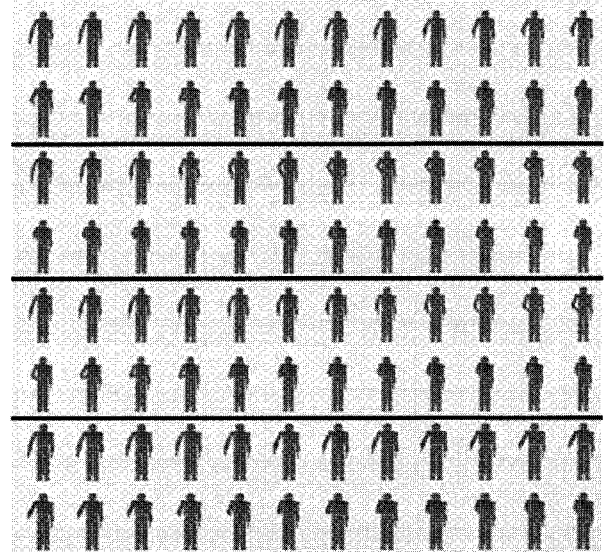


그림 14. 조건 C에 대한 동작 생성, 제안된 방법(첫번째), 토크 최적화(두번째), 저크 최적화(세번째), 학습되지 않은 데이터베이스를 사용한 보간법(네번째).

Fig. 14. The movement generation for a condition C, interpolation - learned database(first), torque opt(second), jerk opt(third), Interpolation - no learned database(forth).

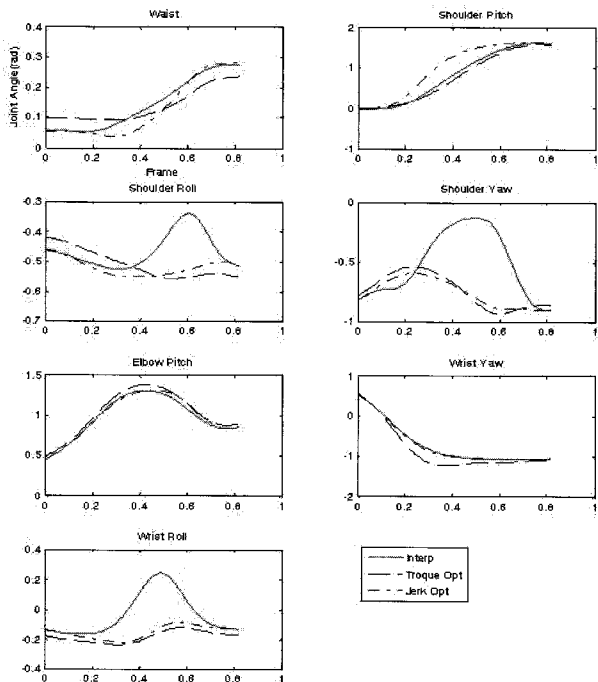


그림 13. 조건 B에 대한 관절 궤적.  
Fig. 13. The joint trajectory for a condition B.

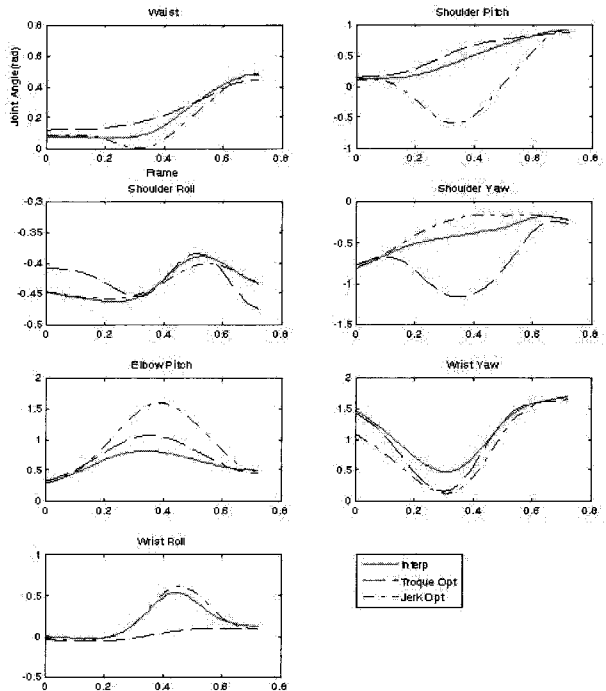


그림 15. 조건 C에 대한 관절 궤적.  
Fig. 15. The joint trajectory for a condition C.

표 1. 각 조건에 대한 계산 시간.

Table 1. Computation time for a each condition.

x	Condition A	Condition B	Condition C
Interpolation	0.25s	0.28s	0.23s
Torque Opt	156.2s	163.4s	145.1s
Jerk Opt	130.2s	132.1s	104.2s

## V. 결론

본 논문은 인간이 어떤 새로운 동작을 배우고 학습하는 것처럼 진화 알고리즘을 사용하여 동작 데이터베이스를 생성하고 갱신함으로써 로봇이 동작을 학습할 수 있게 해주는 방법론을 제시하였다. Raibert는 인간의 동작 학습 능력은 중추 신경계에서 어떤 다양한 최적화된 움직임들을 저장하고 꺼내어 조합하여 사용한다고 연구하였다. 이와 유사하게 본 연구의 접근 방식은 두 가지로 구성된다. 1) 제안된 동작 모방 학습을 통해 동작 데이터베이스를 갱신시키는 오프라인 과정과, 2) 학습된 동작 데이터베이스를 사용하여 온라인 상에서 실시간으로 동작을 생성하는 과정이다. 오프라인 단계에서는 인간의 동특성 뿐만 아니라 토크 최소화라는 로봇의 동특성을 함께 고려하여 진화 알고리즘을 통해 데이터베이스를 학습시켰다. 결과적으로 데이터베이스는 인간의 동작을 기반으로 하여 토크 최적화 되도록 학습을 거친 데이터베이스로 갱신된 것이다. 온라인상에서는 주성분 분석법에 따른 동작변환을 사용하여 실시간으로 동작생성이 가능하게 하였다. 표 1에서와 같이 최적화 방법을 사용하는 방법은 계산시간으로 인해 실시간으로 동작을 생성할 수 없다. 보간법을 사용하여 동작을 생성하는 것이 가장 유리한 방법이다. 따라서 로봇의 동작 특성을 최대한 고려하여 오프라인에서 구성된 데이터베이스를 온라인상에서 실시간으로 동작을 생성하는 것이 본 논문에서 제시하는 방법론이다. 제안한 방법론을 통해 인간의 공반기 동작과 유사하며 토크를 최대한 적게 사용하는 동작으로 공반기 시뮬레이션을 수행함으로써 본 논문의 목적을 충분히 달성할 수 있었다.

현재 제안한 방법론으로 공반기 동작에 대한 실제 로봇 실험이 진행 되고 있다. 방법론을 전신으로 확장 적용하는 방안과 자가 충돌 방지에 대한 연구도 함께 진행 중이다. 덧붙여 로봇의 동특성이 토크를 최소화 하는 것만으로 충분하지에 대한 고찰 또한 요구된다.

## 참고문헌

[1] J. M. Hollerbach and T. Flash, "Dynamic interactions between limb segments during planar arm movement," *Biological Cybernetics*, vol. 44, pp. 67-77, 1982.

[2] M. Raibert and B. Horn, "A model for sensorimotor control and learning," *Biological Cybernetics*, vol. 29, pp. 29-36, 1978.

[3] F. A. Mussa-Ivaldi, S. F. Giszter, and E. Bizzi, "Linear combinations of primitives in vertebrate motor control," *Proc. of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 91, pp. 7534-7538, 1994.

[4] F. A. Mussa-Ivaldi FA and E. Bizzi, "Motor learning through the combination of primitive," *Philosophical Trans. of the Royal*

*Society of London*, Series B, 355:1755-1769, 2000.

[5] M. M. Williamson, "Postural primitives: interactive behavior for a humanoid robot arm," *In Proc. of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior (SAB-96)*, 1996.

[6] J. E. Bobrow, B. Martin, G. Sohl, E. C. Wang, F. C. Park, and J. Kim, "Optimal robot motions for physical criteria," *J. of Robotic Systems*, vol. 18, no. 12, pp. 785-795, 2001.

[7] R. M. Alexander, "A minimum energy cost hypothesis for human arm trajectories," *Biol. Cybern.*, vol. 76, pp. 97-105, 1997.

[8] G. J. Garvin, M. Zefran, E. A. Henis, and V. Kumarn, "Two-arm trajectory planning in a manipulation task," *Biol. Cybern.*, vol. 76, pp. 53-62, 1997.

[9] Y. Uno, M. Kawato, & R. Suzuki, "Formation and control of optimal trajectory in human arm movement -minimum torque-change model," *Biol. Cybernetics*, vol. 61, pp. 89-101, 1989.

[10] E. Nakano, H. Imamizu, R. Osu, Y. Uno, H. Gomi, T. Yoshioka, & M. Kawato, "Quantitative examinations of internal representations for arm trajectory planning: minimum commanded torque change model," *Journal of Neurophysiology*, vol. 81 (5), pp. 2140-2155, 1999.

[11] Y. Wada, Y. Kaneko, E. Nakano, R. Osu, and M. Kawato, "Quantitative examinations for multi joint arm trajectory planning - using a robust calculation algorithm of the inimum commanded torque change trajectory," *Neural Networks*, vol. 14, pp. 381-393, 2001.

[12] R. A. Schmidt, *Motor Control and Learning: A Behavioral Emphasis*. 2nd ed. Champaign, IL: Human Kinetics, 1988.

[13] S. Schaal, "Learning robot control, in the handbook of brain theory and neural networks, 2nd ed," M. A. Arbib, Ed. MIT Press, pp. 983-987, 2002.

[14] S. Schaal, "Is imitation learning the route to humanoid robots?," *Trends in Cognitive Sciences*, 3, pp. 233-242, 1999.

[15] A. Fod, M. J. Mataric, and O. C. Jenkins, "Automated derivation of Primitives for movement classification," *Autonomous Robots*, vol. 12, no. 1, pp. 39-54, 2002.

[16] B. Lim, S. Ra, and F. C. Park, "Movement primitives, principal component analysis, and the efficient generation of natural motions," *in Proc. 2005 IEEE Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp. 4630-4635, 2005.

[17] J. Nakanishi, J. Morimoto, G. Endo, G. Cheng, S. Schaal, and M. Kawato, "Learning from demonstration and adaptation of biped locomotion," *Robotics and Autonomous System*, vol. 47, pp. 79-91, 2004.

[18] C. Kim, D. kim, and Y. Oh, "Solving an inverse kinematics problem for a humanoid robot's imitation of human motions using optimization," *in Proc. Of Int. Conf. on Informatics in Control, Automation and Robotics*, pp. 85-92, 2005.

[19] T. D. Sanger, "Human arm movements described by a low-dimensional superposition of principal components," *The J. of Neuroscience*, vol. 20, no. 3, pp. 1066-1072, 2000.

[20] L. I. Smith, "A tutorial on principal components analysis," <http://csnet.otago.ac.nz/cosc453/>, 2002.

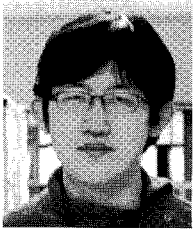
[21] S. Lee, J. Kim, F. C. Park, M. Kim, and J. E. Bobrow, "Newton-type algorithms for dynamics-based robot motion optimization," *IEEE Trans. Robotics*, vol. 21, no. 4, pp. 657-667, 2005.

[22] G. R. Tack, B. S. Lee, S. C. Chung, J. H. Yi, G. M. Eom, C. H. Kim, and J. S. Choi, "Effect of shoe and walking speed on the



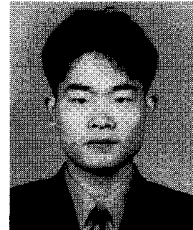
smoothness of movement during walking." *Int. Conf. Mechanics in Medicine and Biology*, pp. 354-357, 2006.

[23] A. E. Eiben and J. E. Smith, *Introduction to Evolutionary Computing*, Springer, pp. 15-24, 2003.



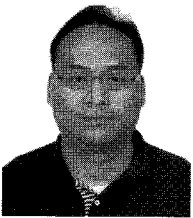
#### 박 가 람

1979년 7월 22일생. 2006년 고려대학교 제어계측공학(공학사). 2008년 고려대학교 기계공학(공학석사). 2006년~현재 한국과학기술연구원(KIST) 인지로봇연구단 연구원. 관심분야는 휴머노이드.



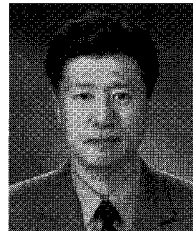
#### 나 성 권

2003년 서울대학교 기계항공공학부(공학사). 2005년 서울대학교 기계항공공학부(공학석사). 2005년~현재 한국과학기술연구원(KIST) 인지로봇연구단 연구원. 관심분야는 휴머노이드, 모션제어.



#### 김 창 환

1993년 한양대학교 기계공학(공학사). 1995년 한양대학교 기계설계공학(공학석사). 2002년 미국 아이오와 주립대 기계공학(공학박사). 2004년 7월~현재 한국과학기술연구원 인지로봇연구단 선임 연구원.



#### 송 재 복

1983년 서울대학교 기계공학과(공학사). 1985년 서울대학교 기계설계학(공학석사). 1992년 MIT 공과 대학 기계공학(공학박사). 1993년~현재 고려대학교 기계공학과 교수. 관심분야는 이동로봇, 햅틱스, 로봇시스템, 모션제어.