

진화 알고리즘을 사용한 휴머노이드 로봇의 동작 학습 알고리즘

박가람^{1),2)} 나성권¹⁾ 김창환¹⁾ 송재복²⁾¹⁾한국과학기술연구원(KIST) 인지로봇연구단, ²⁾고려대학교 기계공학과

Generation Method of Robot Movement Using Evolutionary Algorithm

GaLam Park^{1),2)} Syungkwon Ra¹⁾ ChanHwan Kim¹⁾ JaeBok Song²⁾¹⁾ The Center for Cognitive Robotics Research, Korea Institute of Science and Technology²⁾ Dept. of Mechanical Engineering, Korea University

Abstract - This paper presents a new methodology to improve movement database for a humanoid robot. The database is initially full of human motions so that the kinetics characteristics of human movement are immanent in it. then, the database is updated to the pseudo-optimal motions for the humanoid robot to perform more natural motions, which contain the kinetics characteristics of robot. for this, we use the evolutionary algorithm. the methodology consists of two processes : (1) the offline imitation learning of human movement and (2) the online generation of natural motion. The offline process improve the initial human motion database using the evolutionary algorithm and inverse dynamics-based optimization. The optimization procedure generate new motions using the movement primitive database, minimizing the joint torque. This learning process produces a new database that can endow the humanoid robot with natural motions, which requires minimal torques. In online process, using the linear combination of the motion primitive in this updated database, the humanoid robot can generate the natural motions in real time. The proposed framework gives a systematic methodology for a humanoid robot to learn natural motions from human motions considering dynamics of the robot. The experiment of catching a ball thrown by a man is performed to show the feasibility of the proposed framework.

1. 서 론

최근 로봇의 움직임은 점점 더 인간같은 움직임을 보여주고 있다. 그리고 더욱더 인간과 닮아가는 모습을 보여주고 있다. 그러나 이러한 발전에도 불구하고 아직까지 로봇의 움직임은 인간이 보여주고 있는 움직임을 보여주지 못한다. 더구나, 그런 움직임들은 인간과 닮은 동작이 아니라 프로그래머에 의해 입력된 동작만을 수행하게 된다. 이 논문의 목적은 휴머노이드 로봇에서 인간과 같이 동작을 학습하게 하고, 그 과정을 통해 생성된 움직임은 동역학적 특성이 고려된 자연스러운 움직임을 생성하는 것이다. 여기서 자연스러운 움직임은 토크를 최소화하는 움직임으로 정의한다. 그리고 그것을 위해서 진화 알고리즘을 사용하여 위의 목적을 수행하게 된다.

2. 본 론

2.1 Motion Generation using Pattern Database

움직임을 만들어내기 위해서 첫 번째로 특정 작업환경에서의 다양한 조건들로 구성된 인간 움직임들을 모션 캡처하여 데이터베이스를 생성한다. 여기서 각 관절각들로 구성된 움직임들을 'movement primitive'라고 부른다. 그런 movement primitive는 기구학 정보만을 포함한 것처럼 보이지만, 최적화를 통해서 동역학적 특성이 포함되어 있다. 그 다음, 특정한 작업에서의 다양한 조건들을 만족시키는 움직임을 원하는 움직임이라고 가정하고, 위에서 정의한 movement primitive 중 n개를 선택한다. 그리고, principal components analysis(PCA)를 적용하여 평균 궤적과 m개의 principal component를 얻는다. 그런 후에, m개의 pc를 이용하여 선형결합이나 최적화를 통해서 움직임을 생성하게 된다. 이 과정을 'movement compiler'라고 부른다.

2.1.1 Movement Compiler via Interpolation

이 과정은 [1],[2]에 의해서 고안되어진 방법이다. n개의 movement primitive database를 PCA 과정을 거쳐 평균 궤적과 처음 3개의 pc들을 얻어낸다. 그리고 난후, 임의의 움직임은 pc들을 중첩을 이용하여 아래와 같은 식으로 표현할 수 있다.

$$q(t) = q_{mean}(t) + \sum_{i=1}^3 x_i \cdot q_{pc_i}(t) + x_4 \quad (1)$$

$$q(t_0) = q_0, \quad q(t_f) = q_f, \quad \dot{q}(t_0) = \dot{q}_0, \quad \dot{q}(t_f) = \dot{q}_f \quad (2)$$

이 과정은 매우 적은 계산량을 필요로 하므로, 로봇은 원하는 움직임을 실시간으로 생성 가능하다.

2.1.2 Movement Compiler via optimization

이 과정은 동역학기반의 PCA를 사용한 최적화 전략을 사용한다[3]. 위의

과정과 마찬가지로 n개의 movement primitive에 의해 PCA를 수행하고, 이 과정에서는 4개의 pc를 사용한다. 식은 다음과 같다.

$$q(t) = q_{mean}(t) + \sum_{i=1}^4 x_i \cdot q_{pc_i}(t) + x_5 \quad (3)$$

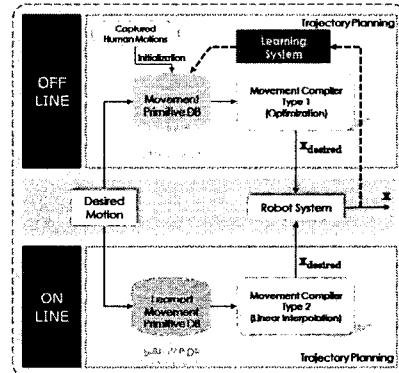
그리고, 로봇시스템에 대한 동작 방정식은 커플된 강인한 동체 모델화된 아래와 같은 식을 사용한다.

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

그런 다음, (4)식을 아래와 같은 형태로 최적화 문제를 수행하였다[4][5].

$$\min \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} \| \tau(q, \dot{q}, \ddot{q}) \|^2 dt \quad (5)$$

이 과정은 매우 복잡하고 계산량이 많아지지만, 동역학적 특성이 반영된 동작을 얻어낼수 있다.



<그림 1> 제안된 동작 학습에 대한 전체 과정.

2.2 Overview for Movement Learning Algorithm

특정 작업의 특정 조건에 대한 원하는 움직임을 만들어내기 위해서 본 논문에서 제시된 동작학습 방법은 온라인 단계와 오프라인 단계로 나뉘게 된다. 오프라인 단계에서 학습되어진 모션 데이터들을 가지고 온라인 단계에서는 실시간으로 움직임들을 생성하게 된다.

2.2.1 Offline Step : 동작 학습

우선 우리가 원하는 동작들을 만들어내기 위한 기본 데이터베이스를 구축한다. 본 논문에서는 모션캡처된 인간의 동작들을 변환하여 기본 데이터베이스로 구성하였다. 그런 후, 인간과 로봇의 신장의 길이, 무게등의 차이로 인한 차이점을 극복하고, 로봇 스스로 최적화된 움직임을 얻어내기 위해서 기계학습의 일종인 evolutionary algorithm(EA)을 사용하여 기본 데이터들을 새로운 데이터로 갱신하였다.

EA의 과정은 그림 2와 같다.

```

BEGIN
    INITIALIZE population with random candidate solutions ;
    EVALUATE each candidate ;
    LOOP
        1. SELECT parents ;
        2. RECOMBINE pairs of parents ;
        3. MUTATE the resulting offspring ;
        4. EVALUATE new candidate ;
        5. SELECT individuals for the next generation ;
    Until (TERMINATION CONDITION is satisfied ) ;
END
  
```

<그림 2> evolutionary algorithm의 기본 과정.

위의 과정과 같이 모션캡처된 인간의 동작을 initialize population으로 설정하고, 이 동작들을 최적화후에(evaluate) parents로 설정한다. 그리고 movement compiler via optimization을(Recombine,Mutate) 통해 offspring

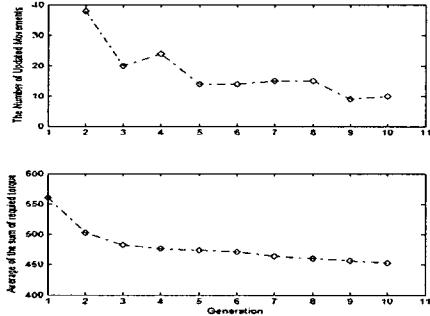
개체군을 형성하고 다시 토크를 최소화(evaluate)하는 개체군을 업데이트 시키면서 다음 세대의 parents을 만들어낸다. 그리고 이것을 반복하면서 결국에는 여기서 우리가 원하는 자연스러운(토크를 최소화하는) 움직임을 위한 데이터베이스를 구축할 수 있게 된다.

2.2.2 Online Step : 움직임 생성

이 단계에서는 오프라인 단계에서 생성된 학습된 데이터베이스를 가지고 movement compiler via interpolation을 통해서 우리가 원하는 작업의 원하는 조건을 만족시키는 움직임을 실시간으로 생성이 가능하다. 이 움직임들은 기구학적 동역학적 특성이 반영된 움직임을 나타내게 된다.

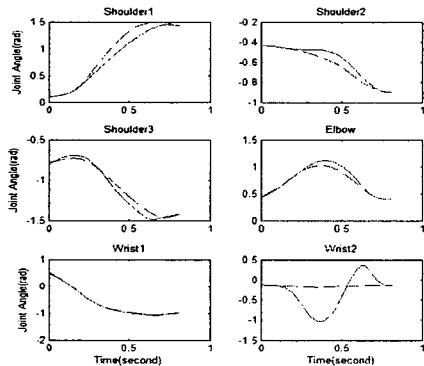
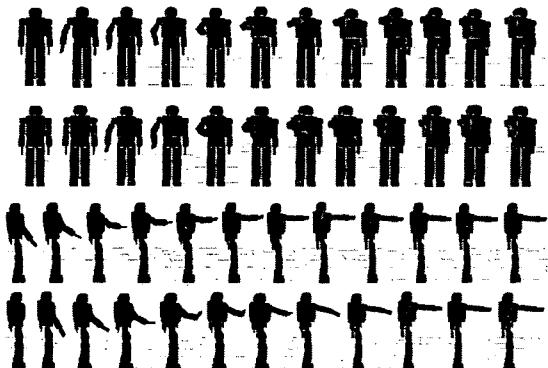
2.3 Simulation

위의 동작학습 알고리즘을 KIST에서 개발된 Mahrul 1을 가지고 시뮬레이션을 수행하였다. 우선 다양한 위치로 날라오는 공을 잡는 동작들을 본 논문에서 제시된 방법으로 학습을 시킨 후 움직임을 생성하였다.



〈그림 3〉 진화 과정을 통해 업데이트된 움직임들의 수를 나타냄(위), 각 세대에 해당하는 요구되는 토크량의 평균을 나타냄(아래)

그림 3에서 보듯이 세대를 거듭할수록 움직임들이 최적화되어 업데이트 되는 수가 줄어들기를 볼 수 있고, 각 세대에서의 토크 평균량도 계속적으로 줄어들기를 볼 수 있다.



〈그림 4〉 10세대에서 생성된 모션(red line), 1세대에서 생성된 모션(blue line)

그림 4에서 보듯이 10세대에서 생성된 모션과, 1세대에서 생성된 모션을 비교하고 있는데, 위의 결과에서 보듯이 세대가 증가할수록 총 소요되는 토크량이 점점 줄어드는 움직임으로 진화하고 있음을 보여주고 있다.

3. 결 론

이 논문은 evolutionary algorithm을 이용한 기계학습을 통해 로봇의 자연스러운 움직임 생성을 위한 새로운 framework를 제시한다. 모션생성과정은 두가지 과정으로 구성되는데 오프라인 단계에서는 EA를 사용하여 학습을 통해 데이터베이스를 업데이트하여 최적화된 데이터베이스를 얻는다. 온라인 단계에서는 학습된 데이터베이스를 통해 실시간으로 기구학적 동역학적으로 최적화된 움직임을 pc들의 선형결합을 통해 얻어낼수 있다. 시뮬레이션 결과를 통해서 세대를 거듭할수록 토크가 최소화되는 걸 볼수 있었다. 다음 연구에서는 좀더 다양한 환경에서의 동역학적 움직임을 생성할 수 있도록 할 것이다.

【참 고 문 헌】

- [1] A. Fod, M. J. Mataric, and O. C. Jenkins(2002), "Automated Derivation of Primitives for Movement Classification", *Autonomous Robots*, vol. 12, no. 1, pp. 39-54.
- [2] T. D. Sanger(2000), "Human arm movements described by a low-dimensional superposition of principal components," *The J. of Neuroscience*, vol. 20, no. 3, pp. 1066-1072.
- [3] B. Lim, S. Ra, F. C. Park(2005), "Movement primitives, principal component analysis, and the efficient generation