

PSO를 이용한 휴머노이드 로봇의 최적자세 생성

Posture Optimization for a Humanoid Robot using Particle Swarm Optimization

윤재훈* · 당 반 치엔* · 트란 트링 틴* · 김종욱*

JaeHum Yun, Dang Van Chien, Tran Trung Tin, and Jong-Wook Kim†

*동아대학교 전자공학과

† Department of Electronic Engineering, Dong-A University

요 약

휴머노이드 로봇은 인간-로봇 상호작용에 가장 효과적인 로봇 플랫폼이지만 20개 이상의 관절로 구성되어 있을 만큼 복잡한 구조여서 전통적인 역기구학적 방법으로 안정되면서도 정교한 자세를 생성하기가 어렵다. 본 논문에서는 고속 연산최적화 기법인 Particle Swarm Optimization 기법을 사용해서 앞쪽 지면에 놓인 물체를 단축지지 상태로 상체를 굽혀서 왼팔이나 오른팔로 짚는 고난도의 자세를 생성하고, 이를 상용 휴머노이드 로봇 플랫폼에 적용하여 검증함으로써 제안된 방법의 적용 가능성을 확인한다.

키워드 : 휴머노이드 로봇, 최적 자세, Particle Swarm Optimization, 역기구학

Abstract

Humanoid robot is the most suitable robot platform for effective human and robot interaction. However, the robot's complicated body structure containing more than twenty joint actuators makes it difficult to generate stable and elaborate postures using the conventional inverse kinematic method. This paper proposes an alternative approach to generate difficult postures of touching an object placed in front of the foot by the left or right hand with its torso bent forward in single support phase using the fast computational optimization method, particle swarm optimization. The simulated postures are also applied to a commercial humanoid robot platform, which validates the feasibility of the proposed approach.

Key Words : Posture, Humanoid Robot, Particle Swarm Optimization, Global Optimization.

1. 서 론

휴머노이드 로봇은 인간의 신체구조를 모방하여 설계된 로봇 플랫폼으로서 인간과의 자연스러운 교감이 필수적인 지능·감성형 서비스 및 재난구호에 가장 적합하다.

휴머노이드 로봇이 비평탄지형에서 이족보행을 하거나 비정형화된 환경에서 주어진 작업을 완수하기 위해서는 미

리 대상 로봇으로 특정한 보행 모션이나 자세 프리미티브(primitive)들을 만들고 이를 라이브러리에 저장 후 필요에 따라 검색 및 재배열함으로써 적절한 모션을 생성하는 방법이 많이 사용되고 있다[1][2].

휴머노이드 로봇이 다양한 작업을 수행하기 위해서는 자세 프리미티브 라이브러리에 등록되어 있지 않은 새로운 자세를 생성해야 하는 경우가 자주 발생한다. Wakabayashi 등은 모션 캡처 장치로 사람의 동작을 인식 후, 인공신경망을 사용한 associative motion generation 기법을 적용해서 사람의 새로운 동작을 인식 및 모방할 수 있음을 보였다[3]. 그러나 연구 범위를 제자리에 선 상태에서 팔을 돌리는 간단한 동작에 국한했으며 한쪽 다리로 선 상태에서 물건을 집어 올리는 것과 같은 불안정한 자세에 대해서는 시도하지 않았다. 이를 위해서는 로봇의 손끝이 정확한 좌표에 위치하면서도 지지하는 발이 전신의 안정도를 유지할 수 있어야 하므로 상당히 어려운 자세에 속한다.

이렇게 휴머노이드 로봇이 팔을 뻗어서 어떤 물체를 잡으려고 할 때, 이 목표물의 3차원 세계좌표(world coordinate)를 알고 있다면 전신의 모든 관절을 적절한 각도로 회전시켜서 말단부(end effector)에 해당되는 손끝이 목표 위치에 닿게 해야 한다. 이러한 방법론을 역기구학(inverse

접수일자: 2014년 5월 28일

심사(수정)일자: 2014년 6월 28일

게재확정일자: 2014년 7월 1일

† Corresponding author

본 논문은 2013년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(NRF-2013R1A1A2064135)을 받고, 2013년 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원(KETEP)의 지원을 받아 수행한 연구과제(No. 20134010200550)의 결과물임.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

kinematics)이라고 하는데, 휴머노이드 로봇에 적용된 방법으로는 확장된 자코비안(Jacobian) 알고리즘이 있다[4]. 이 방법은 기본적으로 관절 각속도와 말단부 속도의 관계를 규정하는 자코비안을 수식으로 도출할 수 있어야 하는데, 실제 3차원 전신 휴머노이드 로봇 모델로부터 이를 구하는 것은 대단히 복잡하거나 불가능한 경우가 많다. 또한 이러한 자코비안 알고리즘으로 계산한 관절각 해는 무한히 많거나, 중복되거나, 심지어는 불가능할 수도 있다.

휴머노이드 로봇의 자세를 정할 때 또 한가지 고려해야 할 사항은 자세 안정성이다[5]. 아무리 정확히 목표물에 로봇의 말단부가 닿는다 하더라도 불안정한 자세가 되면 로봇이 쓰러져서 파손 될 수도 있기 때문이다. 휴머노이드 로봇의 자세 안정성을 위한 척도로서 많이 사용되는 것이 ZMP(zero moment point)나 무게중심점(center of mass)이다. ZMP는 중력에 의해 휴머노이드 로봇이 쓰러지게 만드는 토크와 이를 막기 위해 상지나 하지를 움직임으로써 발생하는 토크의 합이 0이 되게 하는 지면위의 한 점을 의미하며, 접지한 발바닥이 만드는 다각형 안에 현재 모션의 ZMP가 존재하면 안정한 자세로 간주된다[6-9]. 휴머노이드 로봇의 무게중심점은 각 링크의 무게중심점의 위치에 대해 링크 질량으로 가중평균을 취한 점이며, 정지자세 시 각 링크 질량중심점의 가속도가 0이므로 ZMP와 무게중심점은 동일해진다. 본 논문에서는 정지 자세를 다루므로 안정도의 척도로서 무게중심점을 사용한다.

최근 컴퓨터 연산속도의 지속적인 증가로 종래의 역기구학적 방법 대신 연산적 최적화기법(computational optimization method)을 이용해서 휴머노이드 로봇의 최적자세를 정하는 방법이 연구되고 있다. 이 중에서 가장 많이 사용되는 방법은 유전알고리즘(genetic algorithm)으로서 Hettiarachchi 등은 개체의 유전 코드를 변형함으로써 세 가지 요가 자세를 구현했으며[5], An 등은 로봇이 전방 또는 후방으로 넘어질 때 충격량 등을 최소화할 수 있는 관절 각 궤적을 구했다[7]. 또한 Choi 등은 유전알고리즘에 다층 신경망을 추가하여 큰 물체를 밀기 위한 최적자세 생성법을 제안했다[8].

일반적으로 유전알고리즘은 한 파라미터에 할당되는 비트 수가 제한되어 있어서 해의 정밀도가 낮으며, 교배(crossover) 연산의 비효율성으로 인해 최적화 연산 속도가 상대적으로 느린 단점이 있다. 이에 비해 particle swarm optimization(PSO)은 코드가 간단하면서도 다수 개체들이 상호간의 정보교환을 통해 전역해로 신속히 수렴하므로[10], 이족보행 시 최적의 보행 계획을 정하는 방법[11]과 보행로봇의 최적의 다리 길이를 선정하는 문제[12]에 성공적으로 적용되었다.

본 논문에서는 PSO를 이용해서 휴머노이드 로봇의 최적자세를 생성하는 방법을 새롭게 제안한다. 본 논문이 목표로 하는 자세는 앞에서 기술한 바와 같이 대인 서비스를 위해 로봇이 한 쪽 다리로 지지한 상태에서 허리를 굽혀 발 앞에 놓인 물체를 손끝으로 집을 동작을 선택했으며, Matlab 시뮬레이션으로 최적화 후 DARwin-OP로 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 최적화기법인 PSO에 대해 설명하고, 3장에서는 휴머노이드 로봇 모델과 자세 설정을 위한 비용함수 설계법을 설명한다. 4장에서는 휴머노이드 로봇이 단족지지 상태에서 발 앞쪽에 놓인 물건을 집을 몇 가지 자세를 PSO로 최적화하고 이를 로봇 플랫폼으로 검증한 결과를 제시하고, 5장에서는 결론과 향후 연

구 주제에 관해 논한다.

2. Particle Swarm Optimization

PSO는 1995년 Kennedy와 Eberhart에 의해 제안된 전역최적화 기법으로서, 조류나 어류 등의 무리가 서로의 정보를 공유하면서 먹이를 찾아가는 과정을 흉내 낸 자연모방형 알고리즘이다[10]. PSO는 조류나 어류의 개체군이 목표물을 찾아가는 과정에서 각 개체가 알고 있는 최적해 정보와 개체군이 공유하고 있는 최적해 정보를 조합하여 전역해(global optimum)의 위치를 예측하고 그 쪽으로 집단 전체가 점차 수렴하게 한다.

PSO의 원리를 설명하기 위해, i 번째 탐색 시 k 번째 개체(particle)의 위치벡터를 $\mathbf{x}_k^i \in R^n$ 라고 하면, 그 개체는 탐색 시작 후 개별적으로 발견한 해 중 가장 비용함수가 작은 위치벡터를 \mathbf{x}_k^{pbest} 로 저장한다. 그리고 모든 개체가 한 번씩 이동한 직후 가상적인 감독자(supervisor)가 탐색 이후 개체군 전체에서 가장 비용함수가 작은 개체의 존재 여부를 검색해서 전역해 위치벡터를 \mathbf{x}^{gbest} 로 저장하고 각 개체에 이를 전달한다. 이러한 정보를 바탕으로 k 번째 개체는 다음 탐색을 위한 이동 방향벡터를 다음과 같이 계산한다.

$$\mathbf{v}_k^{i+1} = w\mathbf{v}_k^i + c_1r_1(\mathbf{x}_k^{pbest} - \mathbf{x}_k^i) + c_2r_2(\mathbf{x}^{gbest} - \mathbf{x}_k^i) \quad (1)$$

식에서 \mathbf{v}_k^i 와 \mathbf{v}_k^{i+1} 은 k 번째 개체의 i 번째와 $i+1$ 번째 이동 방향을 각각 나타낸다. w 는 현재 방향벡터의 관성 가중치(inertial weight)를, c_1 과 c_2 는 학습요인(learning factor)의 가중치 계수를 나타낸다. 그리고 r_1 과 r_2 는 0과 1사이에서 발생시킨 균일분포 랜덤 값을 나타낸다.

PSO에서 k 번째 개체(particle)의 다음 번 탐색 시 위치벡터는 식 (1)에서 구한 \mathbf{v}_k^{i+1} 을 이용해서 다음과 같이 계산한다.

$$\mathbf{x}_k^{i+1} = \mathbf{x}_k^i + \mathbf{v}_k^{i+1}, k = 1, \dots, N \quad (2)$$

식에서 N 은 집단의 총 개체수를 의미한다.

PSO는 전체적으로 다음의 연산 과정을 거친다.

단계 1 : 전 개체에 대해 초기 위치벡터 $\mathbf{x}_k^0, k = 1, \dots, N$ 와 방향벡터 \mathbf{v}_k^0 를 난수를 이용해 설정한다. 그리고 \mathbf{x}_k^{pbest} 는 초기 위치벡터 \mathbf{x}_k^0 로 설정한다.

단계 2 : 1단계에서 비용함수가 최소(최대화 문제의 경우 최대)인 \mathbf{x}_k^{pbest} 를 전체 집단의 전역 최적해 위치벡터 \mathbf{x}^{gbest} 로 한다.

단계 3 : 각 개체의 다음 반복 시 방향벡터 \mathbf{v}_k^{i+1} 을 (1)을 사용해서 갱신하고, 다음 위치벡터 \mathbf{x}_k^{i+1} 를 (2)를 사용해서 갱신한다.

단계 4 : 개체별로 현재의 위치벡터에서 비용함수 값 $\mathcal{J}(\mathbf{x}_k^i)$ 가 $\mathcal{J}(\mathbf{x}_k^{pbest})$ 보다 개선된 목적함수 값을 가지면 \mathbf{x}_k^i 를 \mathbf{x}_k^{pbest} 로 대체한다.

단계 5 : 전체 개체에 대해서 $\mathcal{J}(\mathbf{x}_k^i)$ 가 $\mathcal{J}(\mathbf{x}^{gbest})$ 보다 개선된 비용함수 값을 가지면 \mathbf{x}_k^i 를 \mathbf{x}^{gbest} 로 대체한다.

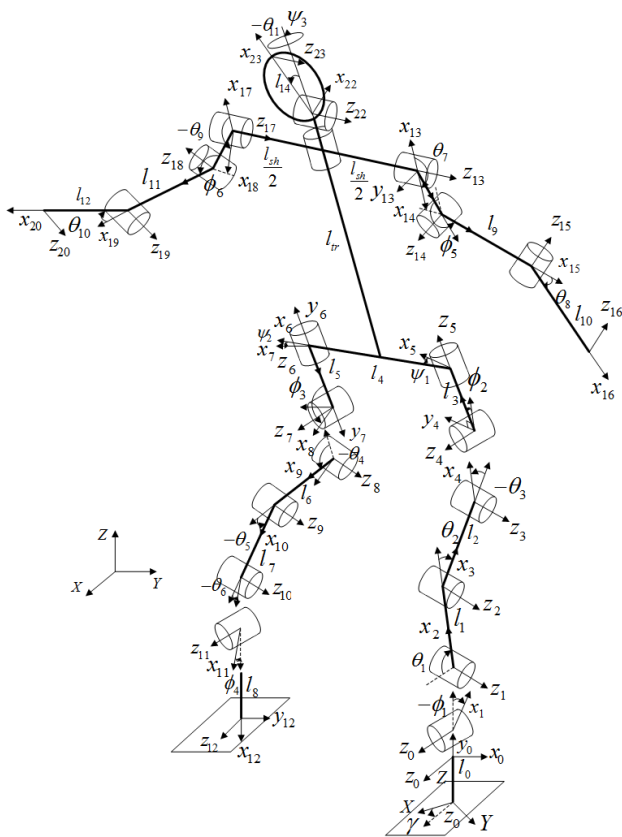


그림 1. 왼발지지 상태의 휴머노이드 로봇 3차원 전신 모델
Fig. 1. 3D full-body humanoid robot model standing on the left foot

단계 6 : 만족할 만한 비용함수를 가진 해를 얻거나 충분히 많은 세대가 경과될 때까지 3단계로 돌아가서 루프를 반복 수행한다.

3. 휴머노이드 로봇의 최적 자세 생성

인체와 마찬가지로 휴머노이드 로봇은 세 개의 2차원 직교 평면 상에서 회전하는 관절로 구성되어 있으며[9], 그림 1은 본 논문에서 대상으로 하는 휴머노이드 로봇의 전신 3차원 링크-관절 구조를 보인다. 먼저, 측면에서 바라볼 때의 평면인 시상면(sagittal plane) 상에서 회전하는 관절은 총 11개인데, 6개(θ_1, θ_6 : 발목, θ_2, θ_5 : 무릎, θ_3, θ_4 : 고관절)는 하지에, 4개(θ_7, θ_9 : 어깨, θ_8, θ_{10} : 팔꿈치)는 상지에, 마지막 1개(θ_{11})는 목 부위에 장착되어 있다. 로봇을 정면에서 바라볼 때의 평면인 관상면(coronal plane) 상에서 회전하는 관절은 총 6개이며, 4개(ϕ_1, ϕ_4 : 발목, ϕ_2, ϕ_3 : 고관절)는 하지에, 2개(ϕ_5, ϕ_6)는 상지의 어깨에 장착되어 있다. 마지막으로 로봇을 상부에서 바라볼 때의 평면인 횡평면(transversal plane) 상에서 회전하는 관절은 총 3개이며, 2개(ψ_1, ψ_2)는 하지 골반부에, 나머지 1개(ψ_3)는 목 부위에 장착되어 있다.

이 모든 관절이 이루는 각도의 조합으로 휴머노이드 로봇이 특정 자세를 형성하므로 PSO로 최적화해야 할 파라미터 벡터는 다음과 같이 총 20개에 이르는 관절변수로 구

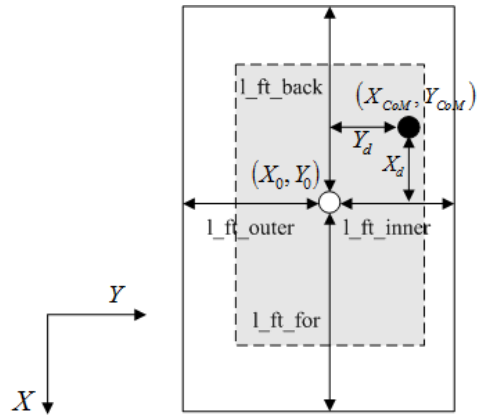


그림 2. 지지하는 발에서 무게중심점과 발중심점 간 거리 정의
Fig. 2. Definition of distances between center of mass point and foot center point

성된다.

$$\Gamma = [\theta_1 \theta_2 \dots \theta_{11} \phi_1 \phi_2 \dots \phi_6 \psi_1 \psi_2 \psi_3] \quad (3)$$

안정된 휴머노이드 로봇의 자세를 구현하기 위한 PSO의 비용함수는 크게 세 가지 조건을 포함해야 한다. 첫 번째, 안정된 자세를 위해 로봇 전신 무게중심점의 x 축(진진방향)과 y 축(좌우측 방향) 세계좌표인 (X_{CoM}, Y_{CoM}) 이 지면에서 지지하는 발바닥이 만드는 지지다각형(support polygon) 안에 위치해야 한다. 전신 무게중심점은 다음 식으로 표현된다.

$$X_{CoM} = \frac{\sum_{i=1}^n m_i X_{im}}{\sum_{i=1}^n m_i}, \quad Y_{CoM} = \frac{\sum_{i=1}^n m_i Y_{im}}{\sum_{i=1}^n m_i} \quad (4)$$

식에서 (X_{im}, Y_{im}, Z_{im}) 과 m_i 는 i 번째 링크 무게중심점의 세계좌표와 질량을 각각 나타낸다.

비용함수의 두 번째 조건으로 자유다리(들어올린 다리)의 발바닥이 지면 위에 있어야 한다. 그리고 세 번째 조건으로 주어진 작업을 수행하기 위해 말단부의 세계좌표 $\mathbf{p}_{end} = (X_{end}, Y_{end}, Z_{end})$ 가 대상 물체의 세계좌표 $\mathbf{p}_{obj} = (X_{obj}, Y_{obj}, Z_{obj})$ 에 최대한 가까워야 한다.

이러한 세 가지 조건을 벌칙함수와 말단부-물체 간 거리 오차로 수식화한 비용함수 식은 다음과 같다.

$$\mathcal{J}(\Gamma) = P_1(X_{CoM}, Y_{CoM}) + P_2(Z_{min}^{st}) + \sqrt{(X_{end} - X_{obj})^2 + (Y_{end} - Y_{obj})^2 + (Z_{end} - Z_{obj})^2} \quad (5)$$

식에서 $P_1(X_{CoM}, Y_{CoM})$ 은 첫 번째 조건과 관련된 벌칙함수로서, 전신의 무게중심점과 지지하는 발 중심점간의 거리를 x 축과 y 축 별로 계산해서 그 값이 하나라도 정해진 안정 범위를 넘어가면 상대적으로 큰 비용함수 값을 출력한다.

그림 2는 벌칙함수 P_1 의 계산방법을 설명하기 위해 어떤

표 1. DARwIn-OP의 발길이 치수 명세
Table 1. Foot length specification of DARwIn-OP

name	l_ft_inner	l_ft_outer	l_ft_for	l_ft_back
length (m)	0.023	0.043	0.052	0.052

자세에 대해 식 (4)로 계산된 무게중심점 (X_{CoM} , Y_{CoM})이 지지하는 발바닥에 위치한 예를 보인다. X_d 와 Y_d 는 이 무게중심점과 발바닥 중심점 (X_0 , Y_0)간의 x 축과 y 축 상에서의 거리를 각각 나타내며 다음 식으로 표현된다.

$$X_d = |X_{CoM} - X_0|, Y_d = |Y_{CoM} - Y_0| \quad (6)$$

벌칙함수 $P_1(X_{CoM}, Y_{CoM})$ 은 이렇게 계산된 X_d 와 Y_d 값이 모두 안정한 영역에 있으면 0을, 하나라도 불안정한 영역에 있으면 상대적으로 큰 값인 100을 반환한다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$P_1(X_{CoM}, Y_{CoM}) = \begin{cases} 0, & X_d \leq r_s l_x \text{ and } Y_d \leq r_s l_y \\ 100, & otherwise \end{cases} \quad (7)$$

식에서 r_s 는 안정한 발바닥 면적을 조절하는 역할을 하는 비율로서 0과 1사이의 값이다. l_x 는 x 축 상의 관련 발 길이로서 무게중심점이 발바닥 안쪽에 존재하면 그림 2에서 보듯이 l_ft_inner가 되고, 바깥쪽에 존재하면 l_ft_outer가 된다. 마찬가지로 l_y 는 무게중심점이 발바닥 앞쪽에 존재하면 l_ft_for가 되고, 뒤쪽에 존재하면 l_ft_back이 된다. 표 1은 본 논문의 대상 휴머노이드 로봇 플랫폼인 DARwIn-OP의 발길이 관련 치수 파라미터의 값을 나타낸다.

식 (7)에서 r_s 가 1보다 작아지면 안정한 발바닥 영역은 그림 2에서처럼 실제 로봇 발보다 작은 회색 사각형이 된다. 이렇게 정하는 이유는 시뮬레이션에서 안정된 자세로 판정되었다 하더라도 실제 휴머노이드 로봇에 적용하면 링크별 무게중심점의 위치 차이로 인해 불안정한 자세가 되는 경우가 많아서 보다 자세 안정도를 엄격하게 하기 위함이다.

비용함수 식 (5)에서 $P_2(Z_{min}^{st})$ 는 두 번째 벌칙함수를 나타내는데, Z_{min}^{st} 는 로봇이 들어올린 발의 네 꼭지점 높이 중 최소값을 의미하며 이 값이 0보다 작으면 100이라는 큰 값을 비용함수 값으로 반환한다. 그러므로 말단부 세계좌표 p_{end} 가 아무리 p_{obj} 에 가까워져서 식 (5)의 세 번째 항이 0에 가까워진다고 하더라도, 무게중심점이 지지하는 발의 바닥면 안에 위치하지 않거나 들어올린 발이 지면보다 위에 있지 않으면 비용함수가 큰 값이 되어 PSO는 현 탐색해를 열등한 해로 간주한다.

4. PSO로 생성한 최적자세

본 논문에서는 휴머노이드 로봇에게 비교적 어려운 자세인 단족지지(single support) 상태에서 발 앞에 놓인 물체를 허리를 굽혀 잡는 자세를 PSO로 생성한다. 이를 위해 PSO의 탐색조건을 다음과 같이 설정했다.

표 2. PSO의 탐색 조건
Table 2. Search parameters of PSO

number of population	maximum iteration	ω	c_1	c_2
50	200	0.8	2	2

첫 번째 자세로서, 왼발 지지 시 왼발 앞에 놓인 물체를 왼손으로 잡는 자세를 PSO로 생성하기로 한다. 이를 위해 $p_{obj} = (0.1, 0.05, 0.07)$, 식 (7)의 r_s 는 1.0으로 설정하고 비용함수 (5)를 PSO로 최소화한다. 그림 3은 PSO가 반복적으로 탐색을 하면서 비용함수를 최소화하는 과정을 보이며, 약 30회의 반복 후에 전역해로 수렴함을 알 수 있다. PSO가 도출한 20개의 최적 관절각을 표 3에 나타냈다.

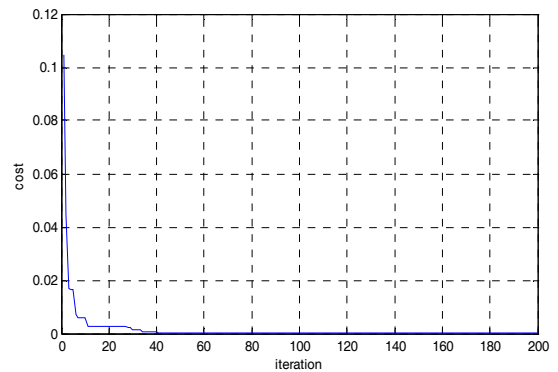


그림 3. 왼발지지 상태에서 왼발 앞쪽의 물건을 왼손으로 터치하는 자세 최적화 시 비용함수 감소 양상

Fig. 3. Minimization aspect of the cost function for touching with the left hand an object in front of the left leg

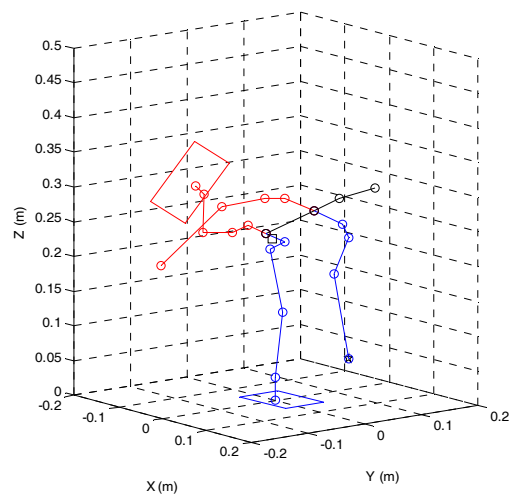


그림 4. 왼발지지 상태에서 왼쪽 앞의 물건을 왼손으로 잡는 최적 자세 시뮬레이션

Fig. 4. Simulation of touching with the left hand an object placed in front left in left leg support

표 3. 그림 4의 자세를 이루는 최적 관절각

Table 3. Optimal joint angles in degrees for the posture of Fig. 4

θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	θ_7
90.0	26.5	-86.7	150.6	-43.5	23.2	215.4
θ_8	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3
53.9	191.6	38.4	-7.9	-6.9	-10.4	188.8
ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ψ_1	ψ_2	ψ_3	
-8.4	197.5	140.4	-16.3	-18.2	4.0	

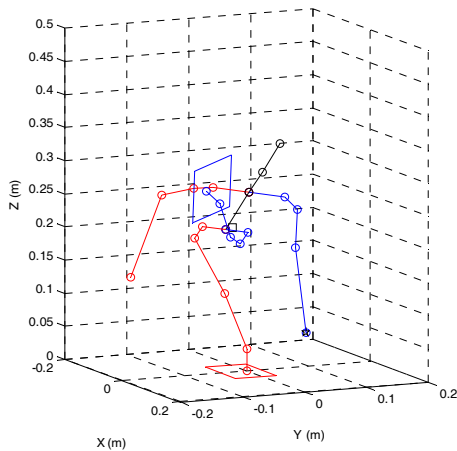


그림 5. 오른발 지지 상태에서 왼쪽 앞의 물건을 왼손으로 터치하는 최적 자세 시뮬레이션

Fig. 5. Simulation of touching with the left hand an object placed in front right in left leg support

그림 4는 휴머노이드 로봇의 3차원 Matlab 시뮬레이터를 이용해서 표 3의 최적 관절각으로 구현한 자세를 보인다. 그림에서 신체 중심 부위의 사각형은 무게중심점을 나타내며, 왼손 부위의 별표 도형이 목표물을 나타낸다. 자세 시뮬레이션 결과로부터 전신 무게중심점의 x 축과 y 축 세계좌표가 $(-0.01, 0.0)$ 이어서 왼발 발바닥 내에 존재하며, 목표물과 왼손의 위치가 일치함을 확인할 수 있다.

두 번째 자세로서, 오른발 지지 상태에서 왼손으로 동일한 위치에 있는 물체를 왼손으로 잡는 자세를 PSO로 구현해 보자. 이 자세는 첫 번째 자세보다 약간 더 상체를 비틀어야 하므로 좀 더 어려운 자세라고 할 수 있다. 이를 위해 $r_s = 0.7$ 로 설정하고 비용함수 (5)를 PSO로 최소화한다. 이 경우에 대해 동일 조건의 PSO가 도출한 20개의 최적 관절각은 표 4와 같으며 비용함수는 2.73×10^{-6} 이다.

그림 5는 표 4의 최적 관절각을 이용해서 자세 시뮬레이션을 한 것으로, 마찬가지로 무게중심점이 $(-0.01, 0.02)$ 에서 지지다각형 안에 존재하며 오른발 앞에 놓여있는 목표물을 정확히 터치한다는 것을 알 수 있다.

표 4의 최적 관절각을 표 3과 비교해 보면 물체가 있는 오른쪽으로 상체를 더 틀기 위해 자세의 방향을 결정하는 지지다리의 횡평면 고관절 각도의 크기가 더 커졌음 ($\psi_1: -16.3^\circ \rightarrow -26.8^\circ$)을 알 수 있다.

표 4. 그림 5의 자세를 이루는 최적 관절각

Table 4. Optimal joint angles for the posture of Fig. 5

θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	θ_7
90.0	19.1	-67.7	136.4	-25.0	-10.4	216.6
θ_8	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3
28.9	157.9	64.2	1.5	22.8	-20.9	198.8
ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ψ_1	ψ_2	ψ_3	
-24.9	190.3	152.4	-26.8	1.0	9.8	

표 5. 그림 6의 자세를 이루는 최적 관절각

Table 5. Optimal joint angles for the posture of Fig. 6

θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	θ_7
72.4	60.0	-90.0	219.4	-36.8	14.5	200.7
θ_8	θ_9	θ_{10}	θ_{11}	ϕ_1	ϕ_2	ϕ_3
62.8	211.3	51.5	-17.5	14.0	28.0	180.5
ϕ_4	ϕ_5	ϕ_6	ψ_1	ψ_2	ψ_3	
5.4	248.4	180.0	7.2	-3.9	-2.5	

세 번째 자세로서, 오른쪽 앞에 위치한 물체 ($p_{obj} = (0.1, -0.05, 0.07)$)를 오른발 지지상태에서 오른손으로 잡는 자세를 PSO로 구현해 보자. 이번에는 무게중심점이 지지하는 발 중심점에 좀 더 가까울 때의 자세 변화를 보기 위해 $r_s = 0.4$ 로 재조정하고 PSO를 실행했다. 그 결과 PSO가 도출한 20개의 최적 관절각은 표 5와 같으며 비용함수는 1.54×10^{-6} 이다.

그림 6은 표 5의 최적 관절각을 이용해서 자세 시뮬레이션을 한 것으로, 무게중심점이 $(0.02, -0.02)$ 이므로 안정한 자세임을 알 수 있다. 이 자세와 유사한 첫 번째 자세와 비교하면, 지지하는 다리의 발목관절(θ_1)이 90° 에서

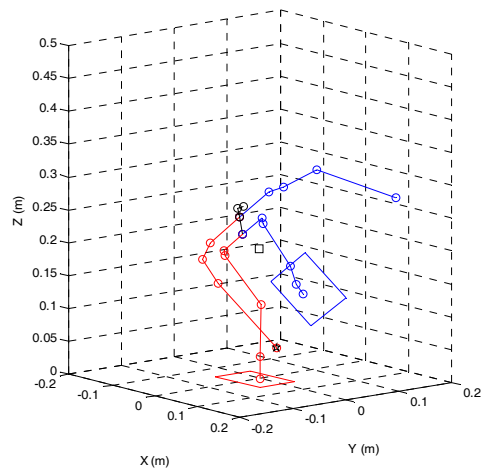
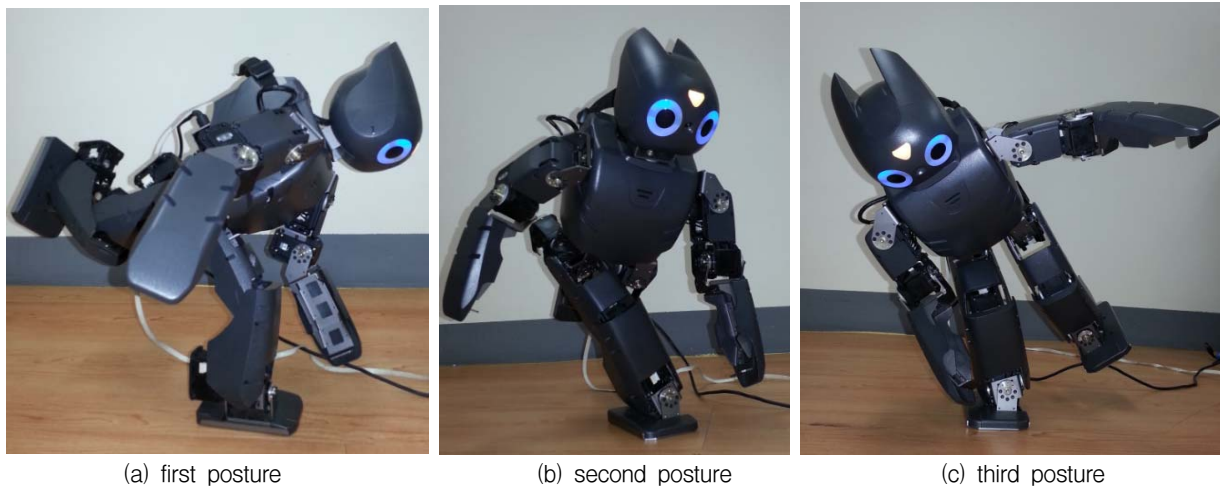


그림 6. 오른발 지지 상태에서 오른발 앞쪽의 물건을 오른손으로 터치하는 최적 자세 시뮬레이션

Fig. 6. Simulation of touching with the right hand an object placed in front right in right leg support



(a) first posture (b) second posture (c) third posture
 그림 7. 물건을 잡는 세 가지 최적 자세를 DARwIn-OP로 구현한 모습
 Fig. 7. Implementation of the three optimal postures with DARwIn-OP platform for picking up an object

72.4°로 감소하고, 무릎관절(θ_2)이 26.5°에서 60°로 증가했음을 알 수 있다. 이는 그림 6에서 보듯이 무릎을 좀 더 구부린 자세에 해당되는데, 무게중심점이 발 중심점에 최대한 가깝게 오게 하는 최적의 방법은 자세를 좀 더 낮추는 것임을 의미한다. 또한, 물체가 이번에는 지지하는 발의 왼쪽에 있으므로 횡평면 고관절각인 ψ_1 이 양의 각도를 가짐을 확인할 수 있다.

그림 7은 제안된 자세 생성 기법의 적용 가능성을 검증하기 위해 로보티즈사의 DARwIn-OP에 상기 세 가지 자세의 최적각을 적용했을 때 구현한 자세를 보인다. 그림에서 보듯이 시뮬레이션 결과와 동일하면서도 안정된 자세를 구현함을 확인할 수 있다.

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 휴머노이드 로봇이 다양한 작업을 수행할 수 있게 하기 위해 고속 최적화기법인 PSO를 이용해서 필요한 자세 프리미티브를 생성하는 방법을 새롭게 제안했다. 자세의 일반화를 위해 안정도가 취약한 단측지지 상태에서 발 앞에 놓인 물건을 잡는 세 가지 경우를 대상으로 했으며, PSO가 최소화 할 비용함수에는 로봇의 전신 무게중심점을 이용해서 자세안정도를 판별하는 항과 들어올린 발이 항상 지면에 있는지 판단하는 항, 그리고 목표 물건과 발단부(손) 간의 거리 오차를 계산한 항을 포함하게 했다.

제안한 방법을 이용하여, 휴머노이드 로봇이 왼발이나 오른발만으로 선 상태에서 상체를 굽혀 지면에 위치한 물체를 정확하고 안정되게 잡는 자세를 시뮬레이션으로 생성할 수 있었으며, 이를 상용 로봇 플랫폼인 DARwIn-OP에 적용하여 동일한 결과를 얻을 수 있었다.

향후 휴머노이드 로봇이 카메라 영상을 이용해서 실시간으로 대상 물건의 3차원 좌표를 측정 후 독자적으로 자세 최적화를 수행하여 실시간으로 적절한 자세를 취하는 연구를 수행할 계획이다.

References

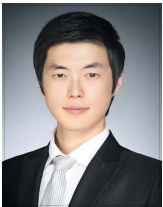
- [1] Y.-T. Kim, S.-H. Noh, and H.-J. Lee, "Walking and stabilization algorithm of a biped robot on the uneven ground," *Proceedings of KFIS Fall Conference*, vol. 14, no. 2, pp. 71-74, 2004.
- [2] S.-H. Noh and Y.-T. Kim, "Behavior planning for humanoid robot using behavior primitive", *KIIS*, vol. 19, no. 1, pp. 108-114, 2009.
- [3] A. Wakabayashi, S. Motomura, and S. Kato, "Associative motion generation for humanoid robot reflecting human body movement," *International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems*, vol. 12, no. 2, pp. 121-130, June 2012.
- [4] G. Tevatia and S. Schaal, "Inverse kinematics for humanoid robot," *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics & Automation*, pp. 294-299, 2000.
- [5] D. S. Hettiarachchi and H. Iba, "An evolutionary computational approach to humanoid motion planning," *International Journal of Advanced Robotics*, vol. 9, no. 167, pp. 1-11, 2012.
- [6] M. Vukobratović and D. Juričić, "Contribution to the synthesis of biped gait," *Proc. IFAC Symp. Technical and Biological Problem on Control*, Erevan, USSR, 1968.
- [7] K. An, Y.-W. Cho, K. Seo, "Generation of falling motion for humanoid robot using GA," *KIIS*, vol. 17, no. 6, pp. 843-848. 2007.
- [8] K.-J. Choi and D. S. Hong, "Posture optimization for a humanoid robot using a simple genetic algorithm," *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing*, vol. 11, no. 3, pp. 381-390, 2010.
- [9] J. -W. Kim, *How to Manage Humanoid Robot By Yourself: BIOLOID*, HongRung Publishing Company, 2012.
- [10] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle Swarm

Optimization,” *Proceedings of IEEE International Conf. on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942-1948, Nov/Dec 1995.

- [11] S.-S. Kim and Y.-T. Kim, “Footstep planning of biped robot using particle swarm optimization,” *KIIS*, vol. 18, no. 4, pp. 566-571, 2009.
- [12] S.-W. Kim and D. H. Kim, “Design of leg length for a legged walking robot based on Theo Jansen using PSO,” *KIIS*, vol. 21, no. 5, pp. 660-666, 2011.

관심분야 : 휴머노이드 로봇, 지능 제어
 Phone : +82-51-200-5579
 E-mail : dvchienbkv@gmail.com

저 자 소 개



윤재훈(JaeHun Yun)
 2011년 : 동아대학교 전자공학과(공학사)
 2013년 : 동 대학원 전자공학과(공학석사)

관심분야 : 휴머노이드 로봇, 최적화 알고리즘
 Phone : +82-51-200-5579
 E-mail : melode1004@naver.com



당반치엔(Dang Van Chien)
 2010년 : Hanoi University of Science and Technology, 자동제어공학과 (공학사)
 2014년 ~ 현재 : 동아대학교 전자공학과 석사과정



트란트럼틴(Tran Trung Tin)
 2010년 : Duy Tan University, IT통신학과 (공학사)
 2013년 ~ 현재 : 동아대학교 전자공학과 석사과정

관심분야 : 로보틱스, 센서 디바이스
 Phone : +82-51-200-5579
 E-mail : trantrungtin.vhit@gmail.com



김종욱(Jong-Wook Kim)
 2004년 : 포항공대 전자전기공학과(공학박사)
 2006년 ~ 현재 : 동아대학교 전자공학과 부교수

관심분야 : 휴머노이드 로봇, 최적화 알고리즘, 지능제어
 Phone : +82-51-200-7714
 E-mail : kjwook@dau.ac.kr