

인공지능을 이용한 휴머노이드 로봇의 자세 최적화

Optimization of Posture for Humanoid Robot Using Artificial Intelligence

최국진*

Kook-Jin Choi*

〈Abstract〉

This research deals with posture optimization for humanoid robot against external forces using genetic algorithm and neural network. When the robot takes a motion to push an object, the torque of each joint is generated by reaction force at the palm. This study aims to optimize the posture of the humanoid robot that will change this torque. This study finds an optimized posture using a genetic algorithm such that torques are evenly distributed over the all joints. Then, a number of different optimized postures are generated from various the reaction forces at the palm. The data is to be used as training data of MLP(Multi-Layer Perceptron) neural network with BP(Back Propagation) learning algorithm. Humanoid robot can find the optimal posture at different reaction forces in real time using the trained neural network include non-training data.

Keywords : Humanoid Robot, Artificial Intelligent, Genetic Algorithm, Neural Network, Optimization

* 정회원, 교신저자, 한국폴리텍대학 창원캠퍼스, 조교수 * Dept. of Mechatronics, Assistant Professor
E-mail: kookjin_choi@kopo.ac.kr

1. 서론

기술적인 관점에서 휴머노이드 로봇의 개발은 필수적이라고 할 수 있다. 로봇을 사용하기 위한 별도의 환경 구축이 필요 없이 인간이 일상생활을 수행하는 모든 공간에 공존할 수 있으며, 인간이 사용할 수 있는 모든 도구와 장치들을 공유할 수 있기 때문이다. 결국 휴머노이드 로봇 기술의 완성은 모든 로봇 연구의 최종 목표라고 볼 수 있다. 이러한 이유로 1973년 일본 와세다 대학의 최초의 전신 휴머노이드 로봇인 WABOT-1을[1] 필두로 시작된 휴머노이드 로봇 개발은 한국 KAIST의 HUBO와 일본 HONDA의 ASIMO를 비롯하여 미국 Boston Dynamics의 ATLAS까지 비약적인 발전을 하고 있다. 초기 휴머노이드 로봇 개발의 가장 최우선 과제였던 보행은 현재 인간의 보행기술과 유사한 수준까지 발전하였으며, 이제는 인공지능을 이용한 각종 과제 수행을 위한 기술 개발 단계로 접어들었다. 그러나 인공지능을 이용한 휴머노이드 로봇 관련 기술 개발은 대부분

이 사물의 인식, 추론, 사물회피, 경로계획 등에 한정되어 있다[2-3]. 기존에 선행연구로서 인공지능을 이용한 휴머노이드 로봇의 자세 최적화를 수행하였으나, 시뮬레이션을 통한 검증에 머물렀다 [4-5]. 본 논문에서는 인공지능을 이용한 휴머노이드 로봇의 자세 최적화를 실제 로봇에 적용하여 그 결과를 검증하고 향후 휴머노이드 로봇의 대량 생산에 적용 가능성을 제시하고자 한다.

2. 선행연구 요약

기존의 선행연구에서는 외부의 힘에 대한 휴머노이드 로봇의 자세를 최적화하였는데, 로봇의 모델링과 실험을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 수행하였다. 이에 대한 전체적인 구성은 Fig. 1에 나타내었다. 휴머노이드 로봇이 특정 자세를 취할 때 특정 외부의 힘에 대해 각 관절의 토크가 최적화될 수 있는 자세들을 유전알고리즘을 통해 찾아내었고, 이 최적화 값을 신경회로망의 학습 데이터

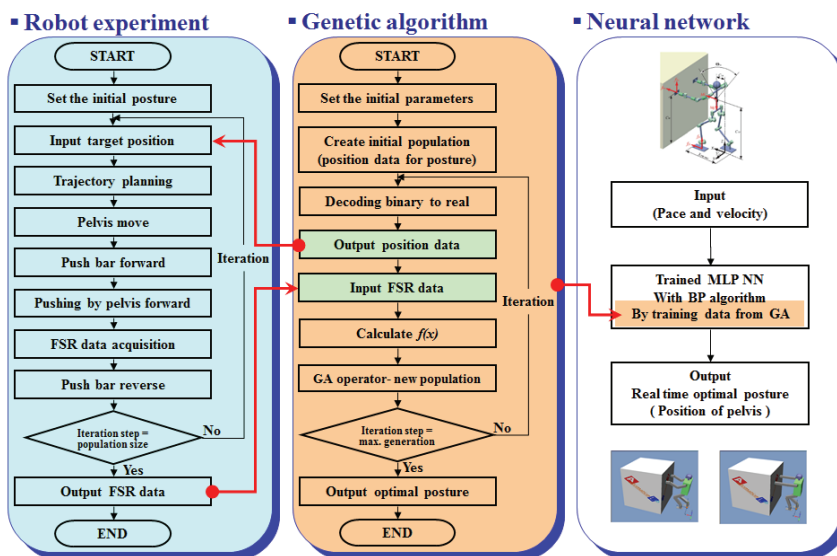


Fig. 1 Architecture of the proposed methods.

로 활용하여 다양한 외부의 힘에 대한 자세를 실시간으로 최적화 할 수 있도록 하였다. 이를 위해 먼저 전신 18자유도의 휴머노이드 로봇을 모델링하여 물체를 미는 자세를 취하게 하였고, 이때의 토크를 계산하여 이 값들을 유전알고리즘의 목적함수를 계산하기 위한 변수로 사용하고, 로봇의 무게 중심의 위치와 자세 값을 유전알고리즘의 설계 변수로 설정하였다. 최적화를 위한 목적함수는 Table 1.과 같이 3가지를 사용하였다. Case1은 각 관절의 발생 토크 비율의 합을 최소화하는 것이 되며 이것은 로봇의 전체적인 작용력 증대를 위한 목적이다. 여기에서 τ_i 는 i 번 째 관절의 토크이며, τ_{max_i} 는 i 번 째 관절의 최대 허용 토크, n 은 전체 관절의 수가 된다. Case2는 각 관절에 토크가 고르게 분포되도록 하려는 목적으로서 본 연구에도 연계되어 사용된다. 여기에서 x_i 는 i 번 째 관절의 τ_{max_i} 에 대한 τ_i 의 비율이며 \bar{x} 는 전체 관절의 τ_{max} 에 대한 τ 의 비율의 평균값, 그리고 n 은 전체 관절 수이다. Case3는 상대적으로 용량이 작은 구동부가 장착된 관절의 토크를 최소화하기 위한 것이며 이를 통한 외부 작용력 증대가 그 목적이 된다. 여기에서는 토크 비율이 사용되지 않고 τ_{max} 에서 τ 를 뺀 값이 사용되었다. 즉, 전체 관절 중에서 τ_{max} 에서 τ 를 뺀 값이 가장 작은 것을 취하여 목적함수로 사용하며, 이를 최대화하는 것이 된다. 실험결과 3가지 Case 모두 각각의 목적함수에 부합되는 최적화 결과를 얻을 수 있었다.

Table 1. Objective functions.

No	Name	Objective function
1	Case1	$F(x) = \sum_{i=1}^n \left(1 - \left \frac{\tau_i}{\tau_{max_i}} \right \right)^2$
2	Case2	$F(x) = \sqrt{\left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) / n \right\}}$
3	Case3	$F(x) = \wedge (\tau_{max_i} - \tau_i)$

3. 로봇의 제작

선행연구에서의 최적화 결과가 실제 로봇에서도 적용이 가능한지 검증하기 위하여 실제 로봇을 제작하였다. 시뮬레이션에서는 전신 18자유도의 로봇을 모델링하여 사용하였지만, 실제 로봇 제작에 있어서는 비용적인 제약이 있어 하반신 12자유도의 로봇을 제작하였다. 로봇의 기본적인 사양은 Table 2.에 나타내었으며, 자유도 배치는 Fig. 2.에 나타내었다.

Table 2. Specifications of the robot

Item	Contents
Height	0.9 m
Weight	30 kg
Joints	12 DOF
Actuator	BLDC servo motor
Controller	NI PXI with motion controller
Power	External DC 24V

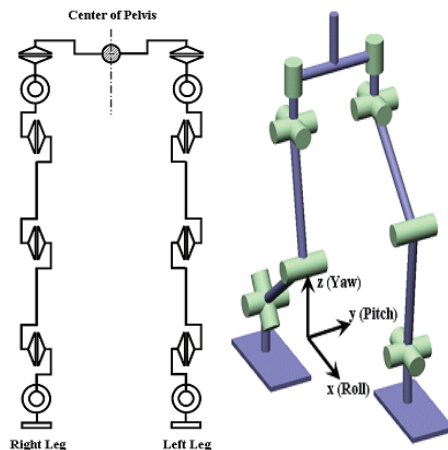


Fig. 2 Degree of freedoms of the robot

Fig. 2.와 같이 설정된 좌표계를 기준으로 로봇의 순기구학을 계산하였으며, X-Y-Z Euler Angle을 이용한 회전행렬과 위치벡터를 포함한 동차행

렬을 연산자로 하였다. 최종적으로 계산된 순기구학 결과는 식 (1)과 같다. 여기에서 첨자 I 는 바닥에 위치한 가상의 기준원점 좌표계를 의미하며, B 는 로봇의 골반 중심 좌표계를 의미하고, O 는 각 다리의 시작 좌표계를 의미하고, 마지막으로 e 는 각각의 발바닥 좌표계를 의미한다. 휴머노이드 로봇의 기구학 해석에 있어서 가상의 기준원점 좌표계가 필요한 이유는 일반적인 산업용 로봇처럼 물리적으로 고정된 기저 좌표계가 있고 그 곳을 원점으로 기구학적 해석이 이루어지는 것이 아니라, 몸체의 모든 좌표계가 움직일 수 있는 이동 로봇의 특성을 가지고 있기 때문이다. 또한 로봇의 골반 중심 좌표계는 로봇의 보행이나 자세 최적화를 위한 경로계획을 수행할 때 중요한 기준점이 된다.

$$\begin{aligned} {}^I_e T_{Rleg} &= {}^I_B T \cdot {}^B_0 T \cdot {}^0_e T_{Rleg} \\ {}^I_e T_{Lleg} &= {}^I_B T \cdot {}^B_0 T \cdot {}^0_e T_{Lleg} \end{aligned} \quad (1)$$

순기구학에 비하여 로봇의 역기구학은 풀기가 매우 어렵다. 일반적으로 역기구학 문제는 비선형 연립 방정식을 풀어야 하는데 이러한 비선형 연립 방정식의 해를 구하는 일반적인 방법은 없다. 특히 6자유도를 갖는 로봇은 일반적으로 폐형식(Closed-form) 해를 갖지 않으나 특별한 경우에 대해서는 풀리는 것이 있다. Pieper는 6관절 모두가 회전형이고 마지막 세 축이 한 점에서 교차하는 경우에 대해서 역기구학 해를 다루었다. 이 Pieper 방식의 역기구학 해석 방법은 전체 역기구학 해석 부분을 두 개로 분리하여 구하는 방법이다. 하나는 로봇의 원점에서부터 세 축이 한 점에서 교차하는 지점까지의 위치 값을 구하여 처음 세 관절의 회전각을 기하학적으로 구하는 부분이고, 다른 하나는 먼저 구해진 세 관절의 회전각과 처음 주어진 말단 장치의 위치와 자세 값을 이용하여 대수적으로 나머지 세 관절을 구하는 부분이

다. 본 논문에서는 이 Pieper 방식으로 역기구학을 해석하기 위해 설계 단계부터 관절의 배치를 고려하였다.

로봇의 프레임은 알루미늄으로 하여 경량화를 추구하였고 각 관절의 구동부는 서보 모터와 하모닉 드라이브를 벨트 및 풀리로 연결한 구조로 구성하였다. 제어기는 서보 모터를 직접 제어하는 하위 제어기 부분과, 모션 생성 및 역기구학 해석 등을 수행하는 상위 제어기로 구성하였다. 특히 상위 제어기는 PXI 기반에 Windows XP를 운영체제로 하였고, 그래픽 기반 과학기술용 프로그램인 LabVIEW를 이용하여 로봇을 동작시키기 위한 프로그래밍 작업을 용이하게 하였다. 최종 완성된 로봇은 Fig. 3.과 같다. 다음으로는 실험 장치를 구성하는 것인데, 실험 장치는 크게 세 부분으로 구성되어 있다. 첫째는 로봇 플랫폼이며 둘째는 물체를 미는 동작을 구현하기 위한 기구부이다. 로봇 플랫폼은 현재 하반신만으로 구성되어 있기 때문에 선행연구에서의 시뮬레이션처럼 두 손을 이용하여 물체를 미는 동작을 수행할 수 없다. 따라서 상반신과 손을 대신하여 물체를 미는 동작을 수행할 별도의 기구부가 필요하다.

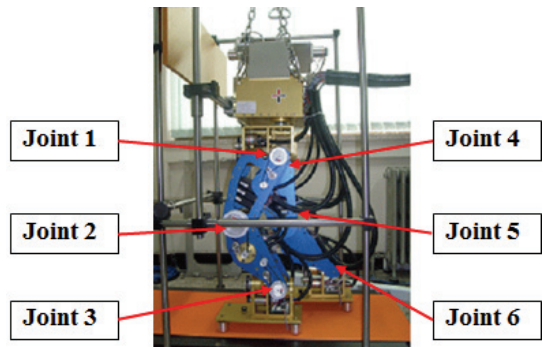


Fig. 3 Photograph of the robot.

또한 미는 대상이 되는 물체를 대신 할 물리적 고정 벽면이 필요하게 되는데, 이것을 별도의 기

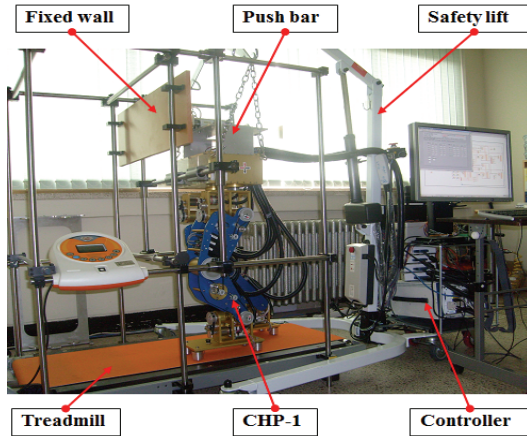


Fig. 4 Experimental setup.

구부로 구성하여 설치하였다.

셋째는 현재 로봇 플랫폼의 모션 제어를 위해 구동되고 있는 PXI이다. 이 PXI에는 LabVIEW와 EPOS UI가 실행되게 되는데, LabVIEW는 로봇의 제어와 유전알고리즘의 구현을 담당하고 EPOS UI는 서보 모터의 토크를 구하기 위해 사용된다.

물체를 미는 동작을 구현하기 위한 장치는 볼스크류에 별도의 서보 모터를 장착하여 전진과 후진을 하도록 되어 있다. 고정벽면에 접촉되는 부분은 스프링을 장착하여 어느 위치에서 미는 동작을 하더라도 항상 일정한 힘이 발생하도록 하였

다. 전체적인 실험장치의 모습은 Fig. 4에 나타내었고, 로봇의 모션 제어를 위한 블록다이어그램은 Fig. 5에 나타내었다.

4. 로봇의 자세 최적화 실험

실험을 위한 목적함수로서는 Table 1.의 Case2를 적용하였고 이는 관절 전체에 토크가 고르게 분배되기 위하여 토크 비율의 표준편차를 최소화하기 위한 목적이다. 그 외의 유전알고리즘의 파라미터와 수행 조건은 선행연구[4-5]와 동일하게 적용하였다. 다만 높은 목적함수 값을 가졌지만 물리적인 최적화 자세가 될 수 없는 값들을 배제시키기 위한 적합도 함수 $f(x)$ 는 식 (2)와 같다. 여기에서 $F(x)$ 는 목적함수, $P(x)$ 는 페널티 함수이다.

$$f(x) = \frac{1}{(F(x) + P(x) + 0.002)} \quad (2)$$

구성된 실험 장치에서 휴머노이드 로봇이 전면의 벽에 Push bar를 밀착한 상태에서 5mm를 전진하는 동작을 취하게 되는데, 이 때 Push bar에

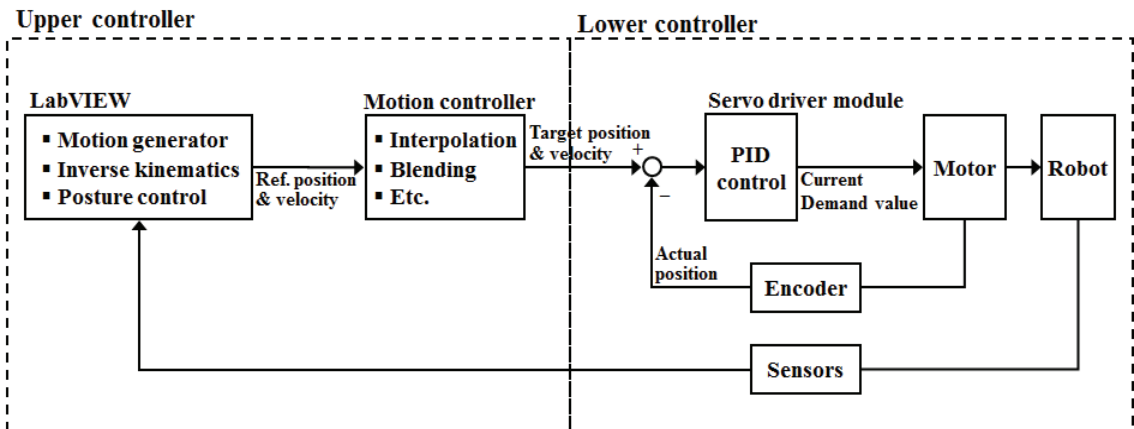


Fig. 5 Block diagram of motion control.

스프링을 달아 그 힘을 조절하게 하였다. 실험에서는 각각 4N(Exp.1)과 6N(Exp.2)의 힘을 가진 스프링을 사용하였다. Fig. 6.은 4N(Exp.1)에서 유전알고리즘이 진행될 때의 목적함수와 적합도 함수의 변화를 나타낸 그래프이며, 6N(Exp.2)의 경우에도 유사한 경향을 나타내었다.

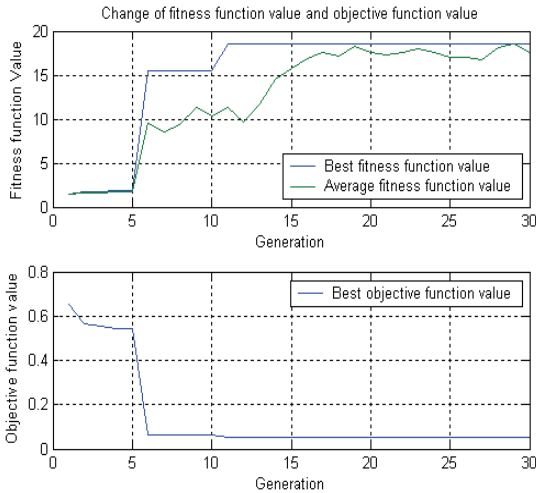


Fig. 6 Change of the fitness function

Fig. 7.과 Fig. 8.에 각각 4N과 6N에 대한 초기 자세와 최적화 자세에 대한 토크 비율의 변화를 그래프로 나타내었고, Table 3.에 각각의 경우에 대한 토크 비율의 편차 변화를 수치로 표현하여 나타내었다. 여기에서 토크비율이란 각 관절의 모터가 가지고 있는 최대 토크 값에 대한 실제 발생 토크의 비율을 말한다. 이 값이 줄어든다는 것은 로봇이 더 큰 힘을 낼 수 있는 여유가 발생한다는 것을 의미한다. 또한 본 실험에서 사용된 목적함수는 각 관절의 표준편차를 최소화 하는 것인데, 이것은 사람으로 치면 전체적으로 관절에 고르게 토크가 분포되어 편안한 자세를 취하게 되는 상태를 말하며, 특정 관절에 무리가 가지 않으므로 오랫동안 작업을 진행하기에 적합한 자세가 될

수 있다. Table 3.에서 보듯 토크 비율의 최대 편차가 각각 25.6에서 17.1로 33.2% 감소, 25.6에서 13.4로 47.7% 감소 한 것을 확인할 수 있다. 이것은 각 관절의 토크 비율의 표준편차를 감소하기 위한 원래의 목적함수에 잘 부합되는 결과라고 할 수 있다.

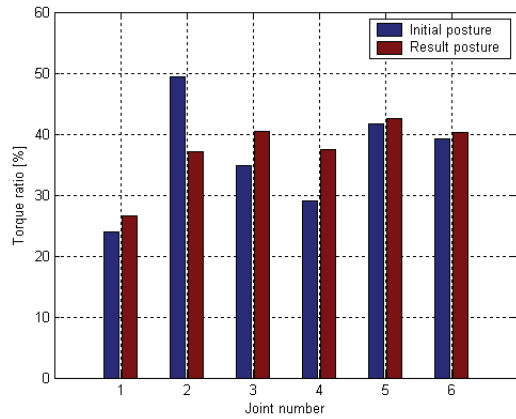


Fig. 7 Comparison of torque ratio for Exp. 1

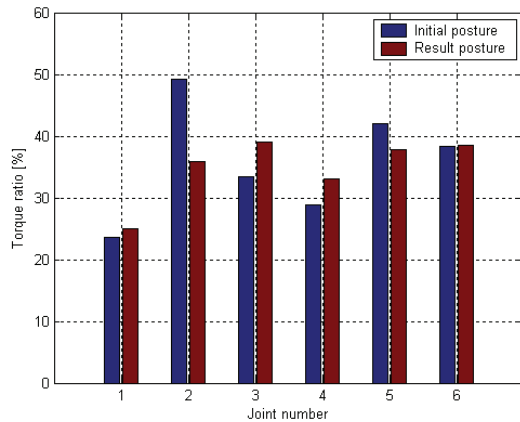


Fig. 8 Comparison of torque ratio for Exp. 2

Table 3. Comparison of optimized results between Exp. 1 and Exp. 2 표 18

Item	Initial posture		Final posture	
	Exp. 1	Exp. 2	Exp. 1	Exp. 2
CoP_x [m]	0.100		0.090	0.118
CoP_y [m]	0.000		-0.007	-0.003
CoP_z [m]	0.850		0.861	0.861
Min. torque ratio [%]	24.4	23.2	25.6	25.6
Max. torque ratio [%]	50.0	48.8	42.7	39.0
Max. deviation	25.6	25.6	17.1	13.4
Rate of change of deviation [%]			-33.2	-47.7

5. 결론 및 향후계획

본 연구에서는 외부의 힘에 대한 휴머노이드 로봇의 자세를 인공지능을 이용하여 최적화하였다. 시뮬레이션을 통한 선행연구의 결과를 실제 로봇에 적용하여 그 효율성을 검증하고자 하였으며, 이를 위해 총 12자유도의 하반신 휴머노이드 로봇을 설계 제작하고, 물체를 미는 동작을 구현하기 위한 실험 장치를 구성하였다. 실험은 로봇이 미는 힘을 다르게 하여 초기 자세와 유전알고리즘을 통한 최적화 자세의 토크 비율의 변화를 비교 분석하였으며, 그 결과 두 가지 모두 각 관절의 토크 비율의 편차가 크게 줄어들어 목적함수에 부합하는 결과를 보였다. 이것은 어느 한 관절에 무리하게 토크가 편중되는 것을 피할 수 있으며 동시에 외부 작용력의 증대 효과도 가져올 수 있다.

이러한 결과는 최종적으로 실제 휴머노이드 로봇이 여러 가지 동작을 할 때, 설정된 목적함수에 따라 외부 작용력 증대나 에너지 소모 최소화 같은 기능을 갖도록 하는데 적용될 수 있다.

본 연구를 통해 시뮬레이션을 통한 휴머노이드 로봇의 실시간 자세 최적화가 실제 로봇에도 적용이 가능하다는 것을 검증하였다. 그러나, 유전알고리즘은 최적화 수행 시간이 길기 때문에 로봇의 실시간 자세 최적화에 적용하기 위해서는 일정한 수의 학습 데이터를 도출하여 신경회로망을 학습시키고, 학습된 신경회로망을 통해 로봇의 실시간 최적화 자세를 출력하는 시스템이 필요하게 되는데, 향후 다양한 실험을 통해 학습데이터를 도출하고 실제 휴머노이드 로봇에 적용 가능한 신경회로망 시스템을 구축하고자 한다.

참고문헌

- [1] I. Kato, S. Ohteru, H. Kobayashi, K. Shirai and A. Uchiyama, "Information-power machine with senses and limbs (WABOT-1)," Proc. of the 1st CISM-IFoMM Symposium on Theory and Practice of Robots and Manipulators, pp. 11-24, (1973).
- [2] Arakawa and T. Fukuda, "Natural motion generation of biped locomotion using hierarchical trajectory generation method consisting of GA, EP layers," Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 211-216, (1997).
- [3] D. Katic and M. Vukobratovic. "Intelligent soft-computing paradigms for humanoid robot," Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 2533-2538, (2002).
- [4] Y. K. Hwang, K. J. Choi and D. S. Hong, "Self-learning control of cooperative motion for humanoid robots," Int. Journal of Control, Automation, and Systems, pp. 725-735, (2006).
- [5] K. J. Choi and D. S. Hong, "Posture Optimization for a Humanoid Robot using a Simple Genetic Algorithm," Int. Journal of Precision Engineering and Manufacturing, pp. 381-390, (2010).

(접수: 2018.10.10. 수정: 2019.02.13. 게재확정: 2019.03.05.)