

주입-이주형 PGA를 이용한 휴머노이드 로봇의 넘어짐 자세 개선

Improvement of Falling Motions for Humanoid Robot Using Injection-migration PGA

안 광 철, 조 영 완, 서 기 성*
(Kwang-Chul An, Young-Wan Cho, and Ki-Sung Seo)

Abstract : This paper introduced an automatic generation method of falling motions for humanoid robots to minimize a damage. The proposed approach used a PGA based optimization technique to find a set of joint trajectories which minimize a damage of the falling over and down. Injection-migration PGA technique is introduced and compared with EMO and various migration topologies. To verify the proposed method, experiments for falling motions were executed for Sony QRIO robot in Webots simulation environments.

Keywords : falling motion generation, humanoid robot, injection-migration parallel genetic algorithm, multi objective, sony qrio

I. 서론

휴머노이드 로봇의 적용 범위가 넓어지면서 활용도가 증대되고 있는 반면, 보행로봇의 특성상 갑작스런 지형 변화나 외력에 의해 로봇이 전복되거나 쓰러져 손상을 입을 수 있는 문제점이 존재한다. 더욱이 이족보행 휴머노이드 로봇의 경우, 지면을 지지하고 있는 영역이 좁아 이러한 문제점이 가중되어지며, 로봇을 보호할 수 있는 넘어짐 자세를 필요로 한다[1,2].

지금까지 넘어짐 자세 연구는 사람의 동작을 모방하여 반복적인 시뮬레이션을 통해 경험적으로 구하는 방식[1] 또는 특별한 구조의 무릎관절을 이용한 제어방법[2] 등이 있다. 이들 방법의 문제점은 구한 결과가 최적에 가까운 자세 인지를 판별하기가 어렵고[1], 전체 관절 움직임 조합에 의해 생성될 수 있는 충격량 최소화 자세와는 거리가 있다[2]. GA를 이용하여 관절 움직임의 최적 조합을 설계하는 본 연구자의 선행 연구가 있었으나, 복수개의 목적 특성을 충분히 반영하지 못하고 있다[3].

다목적 함수를 최적화하는 진화기법으로 NSGA2, SPEA2 등의 EMO 기법[4] 알려져 있지만, 이 역시 반복적으로 파레토 해를 찾을 뿐이지, 목적함수의 연관 관계나 특성을 고려하지는 않고 있다.

한편, 주입형 섬모델을 이용하여 각 군집에 대해서 각기 다른 수준의 해상도를 가진 적합도 함수를 사용함으로써, 복잡도가 높은 문제에 대해 해의 공간을 분할하여 빠르고 신뢰성 있는 탐색이 시도되었다[5].

본 연구에서는 주입-이주형 PGA (Injected-migration Parallel Genetic Algorithm)[5,6]모델에 다목적 함수를 고려한

군집 간 효율적 이주 방식의 조합을 결합하여, 충격량을 최소화하는 넘어짐 자세의 자동 생성 기법을 제안한다. Sony QRIO 로봇 모델을 대상으로 ODE 기반의 시뮬레이션이 가능한 Webots[7,8]을 이용하여 실험을 수행하였다.

II. 휴머노이드 로봇의 넘어짐 자세

1. 휴머노이드 로봇 모델

넘어짐 자세 생성을 위한 휴머노이드 로봇 모델은 Sony 사의 QRIO (Quest for Curiosity)를 사용하였다. QRIO는 크기가 260(W)×190(D)×580(H)mm, 중량은 약 6.5kg로서 전부 38개의 관절로 구성된다[1].

2. 넘어짐 자세의 관절 좌표계 표현

휴머노이드 로봇의 넘어짐 자세는 각 관절각의 조합으로 구성된 집합들로 나타내어진다. 또한 전체 넘어짐 자세는 한 시점에서의 관절값 집합이 여러 구간점에서(t_1, t_2, \dots, t_n)

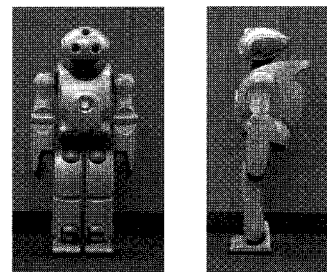


그림 1. Sony QRIO 로봇.

Fig. 1. Sony QRIO robot.

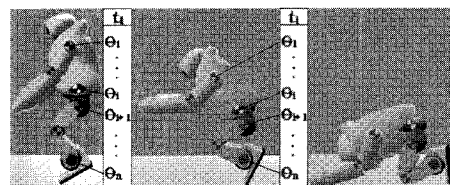


그림 2. 자세 생성을 위한 관절각 조합.

Fig. 2. Joints set for robot motions.

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 7. 24., 채택확정 : 2008. 11. 26.

안광철, 서기성 : 서경대학교 전자공학과

(dockan@skuniv.ac.kr/ksseo@skuniv.ac.kr)

조영완 : 서경대학교 컴퓨터공학과(ywcho@skuniv.ac.kr)

※ 본 논문은 2007년 정부재원(교육인적자원부 학술연구조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음(KRF-2007-314-D00176).

시점 joint	t1	t2	t3
shoulder	01	...	
elbow			
back1			
hip2			
knee			
ankle1		...	18

그림 3. 염색체 표현.

Fig. 3. Chromosome representation.

전체 집합으로 확장되어야 하므로, 전체 해 공간은 매우 방대해진다(그림 2).

3. GA 염색체(chromosome) 구성

휴머노이드 로봇이 전방으로 넘어지는 경우를 가정하고, 전방향의 주요 관절 동작인 피치(pitch) 동작만을 고려하였다. 좌우 대칭의 특성을 이용하여, 총 6개 관절만을 염색체로 구성하였다.

로봇의 초기 자세는 모든 관절각 값이 '0'이며, 이는 염색체에 포함되지 않는다. 반복적 실험을 통하여 동작의 마무리 시점은 약 640ms로 고정시켰으며, 각 시점은 해당 관절의 염색체 크기로 균등 분할한다. 그림 3은 각 관절의 염색체 크기가 3개씩 조합되어 총 18개의 스트링으로 표현된 염색체를 보이고 있다.

III. 다목적 함수와 다중 군집 기법

1. 다목적 함수 최적화 진화 알고리즘

다목적 함수 최적화 문제는 그림 4에서와 같이 그림에서와 같이 여러개의(f_1, f_2, \dots, f_n) 목적 함수가 존재할 경우, 파레토 개념으로 설명되어 진다. (3)은 (1),(2)에 의해 지배되어지고 (2)는 (1)에 의해 지배되어지며, (1)은 비지배해로써 가장 높은 적합도를 갖는다. 기존에 다목적 함수 최적화 기법은 각 파레토에 차등 가중치를 주어 해를 탐색하는 기법으로 NSGA (Nondominated Sorting Genetic Algorithm), NSGA2, NPGA (Niche -Pareto Genetic Algorithm), SPEA (Strength Pareto Evolutionary Algorithm), SPEA2, 그리고 PAES (Pareto Archived Evolution Strategy) 등이 있다[4].

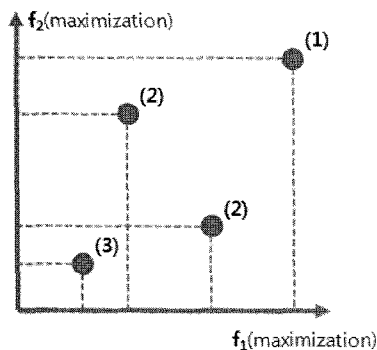


그림 4. 파레토 해.

Fig. 4. Pareto solutions.

본 연구에서는 파레토 판별을 위한 적합도 평가 횟수를 감소시키고 다양한 해의 유지를 위해 다중 군집을 구성하였다. 각 군집은 하나의 목적을 최적화하는 기능을 수행하고 다목적 해로서의 성장을 위해 군집 간에는 주입-이주형 이주 방식을 택하였다.

2. 목적 함수

넘어짐 자세 생성을 위한 목적 함수의 구성은 3가지로 분류 된다. CoM의 원점으로부터 변화된 CoM의 거리 차와 압력센서 값을 지면과 닿는 순간부터 일정 스텝 동안 누적시킨 값, 그리고 관절 토크 값의 누적으로 구성하였다.

$$-\sum_{i=1}^m \sqrt{(O_{cx_i} - C_{x_i})^2 + (O_{cz_i} - C_{z_i})^2} \quad (1)$$

$$\sum_{i=1}^m (1/H_{sen_i} + 1/E_{sen_i} + 1/K_{sen_i}) \quad (2)$$

$$1 / \sum_{i=1}^m T_{joint_i} \quad (3)$$

O_{cx} : CoM의 X축 원점

O_{cz} : CoM의 Z축 원점

C_x : CoM X축 좌표

C_z : CoM Z축 좌표

$H_{sen}, E_{sen}, K_{sen}$: 손, 팔꿈치, 무릎의 압력 센서값

('0'일 경우, ∞로 가정)

T_{joint} : 관절 토크 값

식 (1)은 로봇의 체중 범위를 줄여 중력 가속도에 따른 운동에너지를 감소시키고, 식 (2)의 압력 센서 값은 로봇의 직접적인 충격을 감지하는 역할을 한다. 식 (3)은 무리한 움직임과 체공시간 동안의 불필요한 동작을 억제시킬 수 있다.

3. 군집과 이주방식의 구성

PGA는 전체개체를 다중 군집으로 나누어 구성하고 분리적으로 진화시켜서 다양성을 확보할 수 있는 장점이 있다. 다중 군집은 군집 간 개체의 이주 방식에 따라 분류되며, 그림 5에는 격리형, 원형이주 및 주입형 3가지 형태의 구성이 나와있다.

기본적인 군집구조를 기반으로 전기와 후기에 서로 다른 조합을 적용한 확장된 주요 구조들이 그림 6에 나와 있다 - 격리-이주형, 이주-이주형, 그리고 주입-이주형. 그림에서 바깥쪽의 박스는 전기 세대와 후기세대를 구분하며, 안쪽의 다각형들은 각기 다른 목적함수를 나타낸다.

4. 제안된 주입-이주형 군집구조

본 논문에서는 다목적함수 문제를 효율적으로 처리하기 위한 주입-이주형 군집구조를 제안한다. 즉, 지정세대이전(전기 세대)과 지정세대이후(후기 세대)로 나누어, 처음에는 주입형 구조를 이용하여, 복수개의 목적함수별로 최대한 해공간의 다양성을 확보한 후, 후기에는 단일 목적함수로 통합하여 이주형 구조를 통해 전역탐색과 지역탐색의 균형을 취한다(그림 6의 세 번째 구조).

전기 세대에서는 해상도가 낮은 - 최고적합도 값에 비해

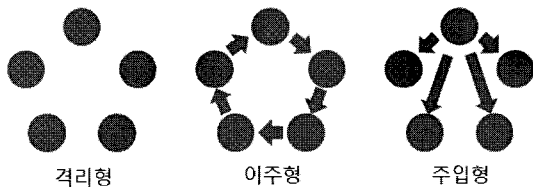


그림 5. 격리형, 이주형, 주입형 구조.

Fig. 5. Isolation, migration, and injection topologies.

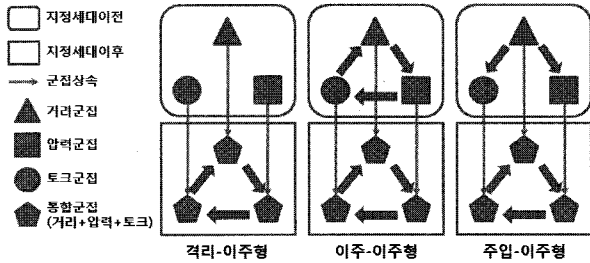


그림 6. 주요 군집 구조.

Fig. 6. Major multiple population topologies.

개체들의 적합도 차이가 적게 나타나는 - 군집에서 해를 진화시키므로써, 우수한 개체로 조기 수렴하는 현상을 억제한다. 즉, 해상도가 낮은 군집에서 초기해의 다양성을 확보한 후, 이들 개체를 다른 목적함수를 가진 군집으로 주입시킨다. 따라서 이전 목적함수에 대해서 어느정도 진화된 개체들을 다른 탐색 목적함수에 따라 순차적으로 진화시킬 수 있다.

후기 세대에서는 전기 세대에서 구해진 다목적 함수별 진화 개체들을 하나의 단일 목적함수로 통합하여 해를 구한다. 전기 세대에서 개별목적으로 진화된 개체들을 통합된 목적함수를 사용하여 진화속도를 빠르게 하고, 지역탐색을 위주로 수행하여 탐색 연산량을 줄일 수 있다. 다중군집에서 널리 쓰이고 있는 원형이주구조를 사용함으로써, 전역탐색과 지역탐색과의 균형을 취하게 한다. 제안된 주입-이주형 군집구조를 휴머노이드 넘어짐 자세에 대해 적용하면 다음과 같다. 초기세대부터 지정세대까지 거리와 압력 그리고 토크에 관련된 군집이 하나씩 주어지고 일정 세대마다 거리 군집의 우수 개체들이 압력과 토크 군집으로 유입된다. 진화연산을 수행하던 군집들은 지정세대 이후 3가지 목적 함수가 통합되어지며, 목적 함수의 통합은 군집별로 적용되었던 목적 함수를 모두 합산한 방식을 사용하였다. 이주방식 또한 주입이주에서 원형이주로 바뀌어 수행된다 (표 1).

표 1. 주입-이주형 알고리즘.

Table 1. Injection-migration algorithm.

1) 지정 세대 이전
① 군집별로 다른 목적함수 적용
② 일정세대마다 우수개체의 주입이주
2) 지정 세대 이후
① 군집들에 통합된 목적함수 적용
② 일정세대마다 우수개체의 원형이주

IV. 실험 및 결과

1. 시뮬레이션 환경

시뮬레이션은 Core 2 Duo 2.13 GHz PC에서 Cyberbotics사의 Webots를 사용하여 수행되었다. 유전 알고리즘으로는 SGA (Simple Genetic Algorithm)[5]를 사용하였으며, 군집 수는 3, 개체 수는 군집 당 20개, 세대 수는 수행 시간을 고려하여 100세대로 설정 하였다. 교배확률 80%, 돌연변이확률 10%를 사용하고, 각 방법에 대해서 5회씩 반복 실험하였다. 넘어짐을 발생시키기 위해서 서 있는 자세에서 로봇의 후면에 12[N] 외력을 가하였다.

본 연구자의 선행 연구에서 단일 군집과 다중군집의 성능이 비교되었으며, 다중 군집이 이주가 이루어질 경우에 단일 군집보다 성능이 좋고, 격리형의 경우에는 단일 군집보다 성능이 저하됨을 확인하였다[3]. 선행 연구결과를 토대로, 주입형 구조(그림 5 세 번째)를 추가하고, 지정세대 이전과 이후의 이주 방식과의 조합으로 확장하여, 5회 반복적인 성능 실험을 수행하였으며, 그 결과가 그림 7에 나와 있다. 그림 7의 결과를 보면, 그 중 주입형 이주 방식(지정세대 이전)에서 원형 이주방식(지정세대 이후)으로 변화되는 조합이 가장 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

2. EMO 알고리즘과의 성능 비교

주입-이주형 구조의 다목적함수 탐색성능 비교를 위하여 파레토 지배 개념을 이용한 진화 알고리즘인 NSGA2와 SPEA2를 3개 군집과 원형이주방식을 적용하여 실험을 수행하였다. 주입-이주형 이주 방식과 EMO 알고리즘의 비교를 위하여 다목적 함수의 각 적합도를 모두 합산한 수치를 비교 적합도로 선택하였다. 50세대 이전에 주입-이주형 이주방식은 군집별로 서로 다른 목적을 최적화 시키는 진화를 수행하기 때문에 직접적인 비교가 어렵다. 따라서, 목적함수 통합 이후의 세대를 기준으로 적합도를 평가하고, 최우수 개체를 선별하여 비교를 수행하였다. 그림 8에 각 알고리즘의 최우수 개체 평균 적합도 수치 그래프가 나와 있다.

그림 9에는 IPGA와 두가지 EMO의 다목적 적합도를 비교한 도식이 나와 있다. 삼각형의 각 꼭지점은 목적함수를 가리키고, 삼각형 중심에서부터 꼭지점 방향으로 적합도가 높아짐을 의미한다. 초기 세대에는 NSGA2와 SPEA2가 높

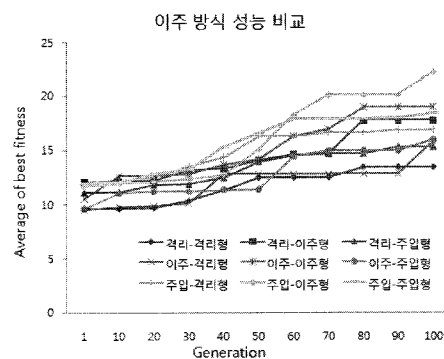


그림 7. 다양한 군집 구조에 따른 성능비교.

Fig. 7. Performance comparison by various methods for multiple population topologies.

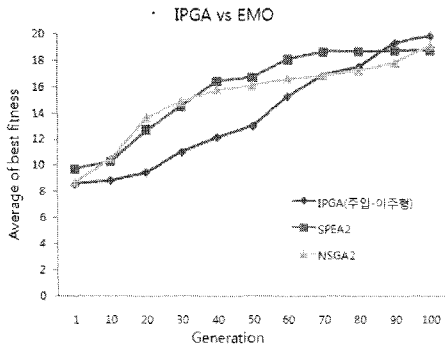


그림 8. EMO와 IPGA의 최우수 개체 평균 적합도.
Fig. 8. Average fitness of best individuals for EMO and IPGA.



그림 9. IPGA와 EMO의 다목적 적합도 비교.
Fig. 9. Comparison of multi-objective fitness among IPGA and EMOs.

은 적합도를 가지지만, 세대가 지날수록 주입-이주형 구조가 각 목적 모두를 만족시키는 결과를 보이고 있다. 특히, NSGA2와 SPEA2는 목적함수의 개수가 n개이면 주입-이주형 구조에 비해 개체의 평가 횟수가 n배만큼 증가되는 단점을 지닌다. 이에 반해 주입-이주형 구조는 목적함수의 개수만큼 군집을 할당하고 각 군집에서 하나의 목적을 위한 진화 알고리즘을 수행하여 이주시키는 방식으로 적은 평가 횟수로 EMO 알고리즘보다 우수하거나 준하는 성능을 보이고 있다.

3. 주요 다른 군집구조의 넘어짐 실험 결과 비교

거리, 압력 그리고 토크에 대한 개별 적합도 및 통합 적합도에 대해서 제안된 주입-이주형 구조와 다른 주요 구조인 격리-이주형, 이주-이주형과 넘어짐 실험 결과를 비교하였다. 거리는 넘어짐시 충격량과는 간접적인 관계를 가지는 물리량이며 계산에 의해 얻어진다. 압력과 토크는 충격에 직접적으로 비례하는 물리적 특성을 가지고 있으며, 실험환경인 webots에서 제공되는 센서값을 이용하였다. 50세대 이전까지의 거리, 압력 그리고 토크에 대한 적합도를 격리-이주형과 이주-이주형 그리고 주입-이주형 3 가지 조건에서 비교한 결과와 넘어짐 동작이 그림 10~15에 나와있다.

거리 적합도와 압력 적합도는 격리-이주형 군집이 우수한 성능을 보이며, 토크 적합도에서는 주입-이주형과 이주-이주형이 비슷한 성능을 나타낸다. 이것은 통합 목적 함수를 사용하기 이전에 성능을 나타내며, 그림 16은 모든 세대 즉, 목적 함수 통합에 기준한 최우수 개체들의 적합도를 보인다. 목적 함수의 통합 이전에는 주입-이주형이 성능이 낮았으나, 통합 이후(50세대 이후)에는 가장 높은 적합도를 보이고 있음을 알 수 있다(그림16). 이것은 격리-이주형과 이주-이주형 방식의 개체보다 주입-이주형이 단일 적합도에

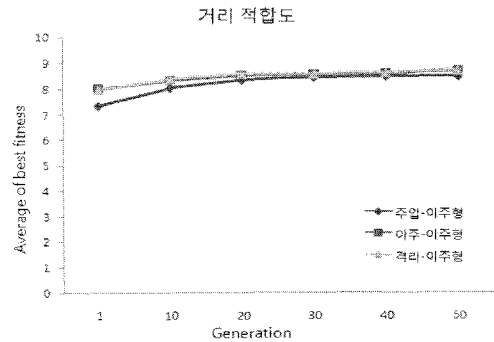


그림 10. 목적 함수 통합 이전 거리 최우수 개체의 평균 적합도.
Fig. 10. Average fitness values of distance best individual for different topologies before unification of objective function.

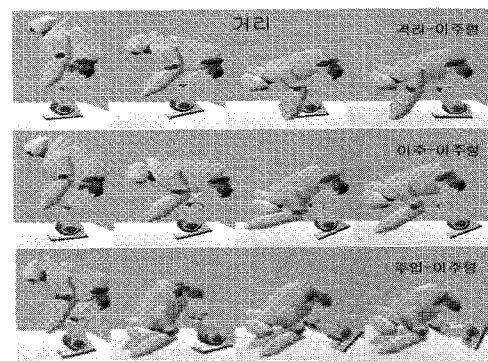


그림 11. 거리 최우수 개체의 넘어짐 동작.
Fig. 11. Falling down motions of distance best individual.

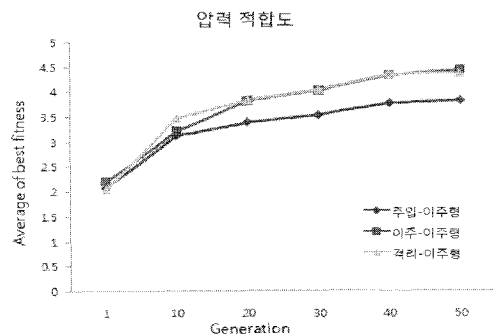


그림 12. 목적 함수 통합 이전 압력 최우수 개체의 평균 적합도.
Fig. 12. Average fitness values of pressure best individual for different topologies before unification of objective function.

서는 성능이 떨어지더라도 거리 군집에서의 우수한 개체들이 압력과 토크 군집으로 유입되어 각각의 단일 목적 함수에 적응되어져 목적 함수가 통합된 이후에 양질의 개체로 발전 될 가능성이 상대적으로 크게 됨을 의미한다.

세대가 증가하면서 개체들은 각 목적함수 특성에 맞게 진화를 해 나가고, 다중 군집에 의해 해의 다양성이 확보되기 때문에, 후기에 통합된 목적함수로의 효율적인 탐색 개선이 이루어짐을 알 수 있다. 그림 17의 동작을 분석하면,

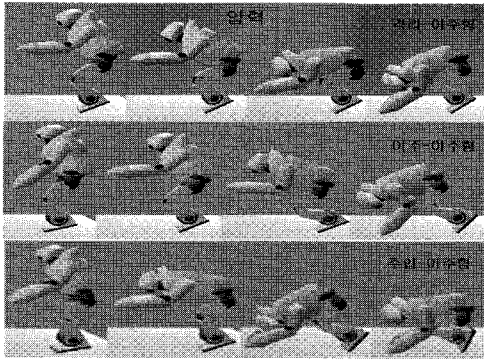


그림 13. 압력 최우수 개체의 넘어짐 동작.
Fig. 13. Falling down motions of pressure best individual.

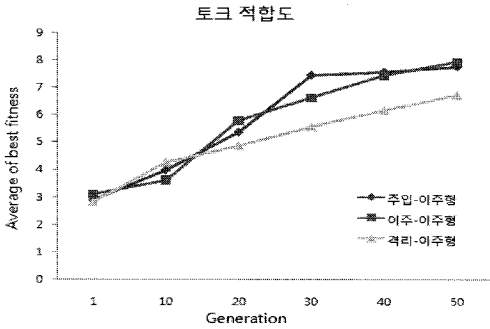


그림 14. 목적 함수 통합 이전 토크 최우수 개체의 평균 적합도.
Fig. 14. Average fitness values of torque best individual for different topologies before unification of objective function.

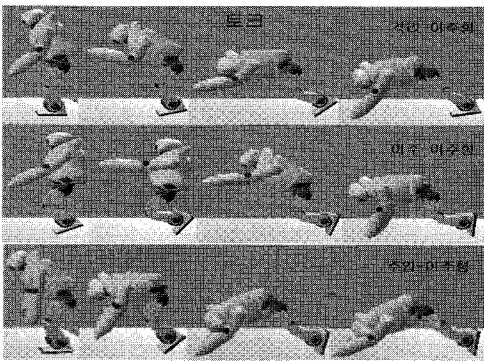


그림 15. 토크 최우수 개체의 넘어짐 동작.
Fig. 15. Falling down motions of torque best individual.

격리-이주형은 상체와 하체를 일정한 속도로 기울이면서 지면에 엎드린 자세를 취하고 있으며, 이주-이주형은 상체를 펴고 있다가 손으로 지면을 짚으면서 자세를 마무리 짓고 있다. 이에 비해 제한된 주입-이주형은 하체를 최대한 버티면서 상체를 90도 가까이 숙이어서 지면에 접촉할 때의 충격을 줄인 후, 하체와 상체 관절을 수축시켜 최대한 웅크린 자세를 취하고 있다.

4. 넘어짐 자세 충격량 실험 결과 비교

물체의 충돌 과정에서 물체가 받는 충격력을 \vec{F} , 충돌 시간을 Δt 라고 하면 충격량은 충격력과 충돌 시간의 곱인

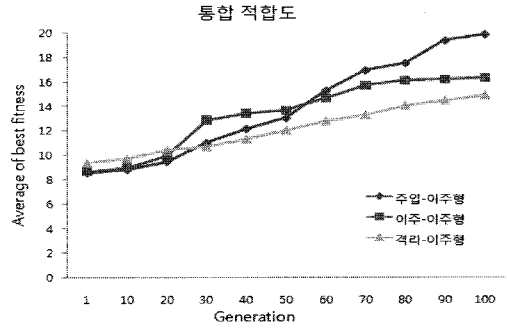


그림 16. 목적 함수 통합 이후 최우수 개체의 평균 적합도.
Fig. 16. Average fitness values of best individual for different topologies after unification of objective function.

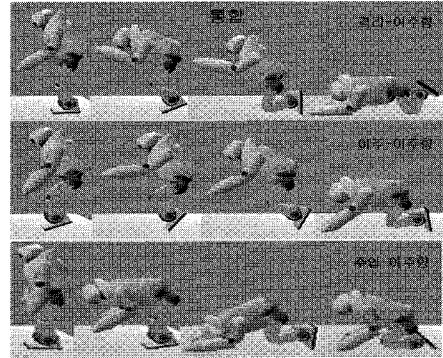


그림 17. 통합 최우수 개체의 넘어짐 동작.
Fig. 17. Falling down motions of after unification best individual.

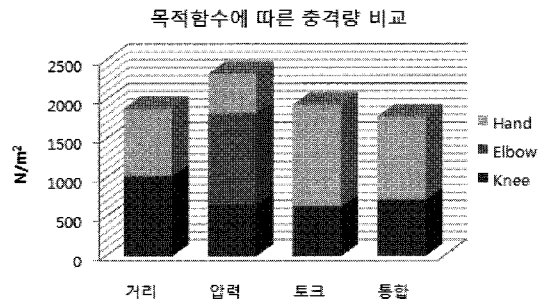


그림 18. 목적함수에 따른 넘어짐 자세 충격량
Fig. 18. Comparison of impulse for Falling down motions by objective functions.

$\vec{F} \cdot \Delta t$ 로 정의되어진다. 본 실험에서는 휴머노이드의 몸체 부분이 지면과 접촉될 때의 압력 센서값을 시간에 대해서 누적시켜 충격량을 측정하였다. 구체적으로 손과 팔꿈치 그리고 무릎이 지면과 접촉 되어질 때의 각 부분에서의 충격량을 합산하여 구하였다.

그림 18은 각각의 목적 함수 및 통합 목적 함수를 사용한 진화에 대해서 충격량 결과를 나타낸다. 일부 팔꿈치 충격량의 누락은 팔꿈치가 지면에 접촉되지 않았음을 의미한다. 압력 목적 함수의 충격량이 적을 것으로 예상되지만, 실제 실험 결과에 있어서는 통합 목적함수를 사용한 진화 방식이 가장 낮은 충격량 수치를 보인다. 이는 압력만을 고려한 진화보다 거리와 토크의 목적함수가 충격량 감소에

기여하고 있음을 보인다. 따라서 본 연구의 다목적함수 구성이 충격량에 대한 성능 개선으로 이어지고 있음을 입증한다고 볼 수 있다.

V. 결론

본 연구는 로봇이 넘어짐시 충격량을 최소화하기 위한 자세를 자동 생성하는 접근법으로서, PGA (Parallel Genetic Algorithm) 기반에서 다목적 함수를 고려한 군집 간 효율적 이주 방식의 조합을 통한 진화 탐색기법을 제안하였다. 초기 진화에는 각각의 군집마다 단일 목적 함수로 해의 진화 방향을 다양화하고, 후기 진화에는 전기에서 얻어진 해의 다양성을 토대로 통합된 목적함수의 개선된 탐색 능력을 도출하였다. 다른 이주 방식의 군집에 의한 결과에 비해 우수한 성능을 보이며, 충격량을 만족할만한 수준으로 최소화할 수 있는 넘어짐 자세를 생성하였다.

향후 연구로, 주입-이주형 이주방식에 대한 심화된 분석 및 다목적 진화기법의 적용 구성과 그리고 다양한 조건에서의 넘어짐 자세와 실제 로봇에의 적용이 필요하다.

참고문헌

[1] T. Ishida, Y. Kuroki, and T. Takahashi, "Analysis of Motions of a Small Biped Entertainment Robot," *In Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS2004)*, Sendai, Japan, vol. 1, pp. 142-147, 2004.

[2] K. Fujiwara, F. Kanehiro, S. Kajita, and H. Hirukawa, "Safe Knee Landing of a Human-size Humanoid Robot while Falling Forward," *In Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and*

Systems(IROS2004), Sendai, Japan, vol. 1, pp. 503-508, 2004.

[3] 안광철, 조영완, 서기성, "GA를 이용한 휴머노이드 로봇의 넘어짐 자세 생성," *퍼지 및 지능시스템학회 논문지*, 제17권, 제2호, pp. 77-81, 2007.

[4] K. Deb and H. Gupta, "Searching for robust Pareto-optimal solutions in multi-objective optimization," *In Proceedings of the Third International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization(EMO2005)*, Lecture Notes on Computer Science 3410, Guanajuato, Mexico, pp. 150-164, 2005.

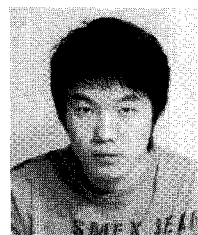
[5] D. Eby, R. C. Averill, E. Goodman, and W. Punch, "Optimal Design of Flywheels Using an Injection Island Genetic Algorithm," *Artificial Intelligence in Engineering Design, Analysis and Manufacturing*, vol. 13, issue 5, pp. 327-340, 1999.

[6] Z. Skolicki and K. De Jong, "The Influence of Migration Sizes and Intervals on Island Models," *In Proceedings of Genetic and Evolutionary Computation Conference(GECCO2005)*, pp. 1295-1302, Washington, D.C. USA, 2005.

[7] Cyberbotics, *Webots Reference Manual release 5.1.9*, 2006.

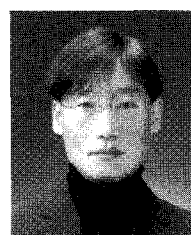
[8] Y. Bachar, "Developing Controllers for Biped Humanoid Locomotion" Master thesis, University of Edinburgh, 2004.

[9] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.



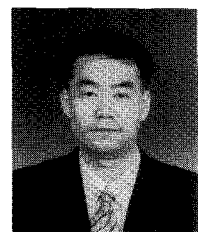
안 광 철

2007년 서경대학교 전자공학과 공학사. 2007년~현재 서경대학교 전자공학과 석사과정. 관심분야는 GA, 지능로봇.



조 영 완

1991년 연세대학교 전자공학과 공학사. 1993년 연세대학교 전자공학과 공학석사. 1999년 연세대학교 전자공학과 공학박사. 2000년~2003년 삼성전자 디지털프린팅 사업부 책임연구원. 2003년~현재 서경대학교 컴퓨터공학과 조교수. 관심분야는 퍼지제어, 로봇제어.



서 기 성

1986년 연세대학교 전기공학과 공학사. 1988년 연세대학교 전기공학과 공학석사. 1993년 연세대학교 전기공학과 공학박사. 1993년~1998년 서경대학교 산업공학과 조교수. 1999년~2003년 Michigan State University, Genetic

Algorithms Research and Applications Group, Research Associate. 2002년~2003년 Michigan State University, Electrical & Computer Engineering, Visiting Assistant Professor. 2003년~2004년 서경대학교 전자공학과 조교수. 2004년~현재 서경대학교 전자공학과 부교수. 관심분야는 GA, GP, 진화 디자인, 지능로봇.