

## 퍼지 기반 다기준 의사 결정을 이용한 휴머노이드 로봇 걸음새 계획기

이기백<sup>a\*</sup>

## Humanoid Robot Footstep Planner with Fuzzy-Based Multi-Criteria Decision Making

Ki-Baek Lee<sup>a\*</sup><sup>a</sup>Dept. Electrical Engineering., Kwangwoon University, 20, Gwangwoon-ro, Nowon-gu, Seoul 139-701, Korea

## ARTICLE INFO

## Article history:

Received	11	May	2015
Revised	30	June	2015
Accepted	16	July	2015

## Keywords:

Humanoid robot  
Footstep planning  
Fuzzy measure  
Fuzzy integral  
Multi-criteria decision making  
Multi-objective evolutionary algorithm

## ABSTRACT

This paper proposes a novel fuzzy-based multi-criteria decision making method and implements a footstep planner for humanoid robots with it. Humanoid robots require additional footstep planning process in addition to path planning for the autonomous navigation. Moreover, it is necessary to consider safety and energy consumption as well as path efficiency and multi-criteria decision making is indispensable. The proposed method can provide not only well- distributed and non-dominated, but also more preferable solutions for users. The planned footsteps by the proposed method were verified through simulation. The results indicate that the user's preference is properly reflected in optimized solutions maintaining solution quality.

## 1. 서론

## 1.1 연구 배경

근래에 들어 로봇의 범용적인 활용을 위한 연구가 주목을 받고 있다. 공장과 같은 정적인 환경에서 벗어나 집이나 사무실과 같은 장소에서도 로봇이 활용되려면 무엇보다도 원하는 곳으로 정확히 이동하는 것이 중요하다. 바퀴를 이용한 로봇의 경우, 자신의 위치를 파악하고 그곳으로부터 목표까지의 경로를 계획한 후 그 경로를 정확히 따라가도록 하기 위한 연구가 많이 수행되었다<sup>1-4)</sup>. 하지만 바퀴 로봇과 달리 휴머노이드 로봇(humanoid robot)의 경우에는 그 과정이 좀 더 복잡하다. 휴머노이드 로봇이 원하는 곳으로 이동하기 위해서는 경로 계획(path planning) 뿐 아니라 걸음새를 계획(footstep planning) 해야한다. 왜냐하면 휴머노이드 로봇은 두 발

을 번갈아 디디며 불연속적으로 이동하기 때문에 로봇의 위치를 연속적인 곡선 경로에 일치시킬 수 없기 때문이다. 게다가 경로에 인접해 이동하기 위한 걸음새 시퀀스(footstep sequence)는 그 경우의 수가 무수히 많아서 그 중 가장 효과적인 시퀀스가 어떤 것인지 판단해야 한다. 가장 간단한 방법은 몇 가지 가능한 경우에 대해 사전에 패턴을 정의해 두고 경로를 따라가기 위해 이를 조합하는 것이다<sup>5)</sup>. 좀 더 효과적으로 장애물을 극복하기 위해 A\* 알고리즘을 활용하는 연구도 있었다<sup>6-8)</sup>. 또한 A\*가 많은 연산량을 요구하기 때문에 상대적으로 빠른 RRT(rapidly-exploring random tree) 알고리즘을 활용한 방법도 고안되었다<sup>9-11)</sup>.

## 1.2 연구의 필요성

기존 연구들의 공통점은 휴머노이드 로봇 걸음새 계획 문제를

\* Corresponding author. Tel.: +82-2-940-8375

Fax: +82-2-940-5141

E-mail address: kblee@kw.ac.kr (Ki-Baek Lee).

일종의 단일 기준 문제로 단순화하였다는 것이다. 주어진 경로를 따라가는 데 필요한 시퀀스의 개수를 기준으로 하도록 문제를 정의했다. 즉, 가장 적은 개수의 걸음새로 경로를 따라갈 수 있는 시퀀스를 구하고자 했고 결과적으로 이를 풀어냈다. 하지만 휴머노이드 로봇의 걸음새 계획은 실제로는 단일 기준 문제가 아니라 다기준 문제이다. 왜냐하면 주어진 경로를 따라갈 때는 그 효율성뿐 아니라, 안정성, 에너지소모와 같은 요소들도 고려해야하기 때문이다. 다시 말해서, 휴머노이드 로봇 걸음새 계획을 제대로 수행하기 위해서는 다기준 의사 결정(MCDM: multi-criteria decision making)이 필요하다.

### 1.3 연구 방향

앞서 설명한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서는, 퍼지 이론을 기반으로 한 다기준 의사 결정 기법을 제안하고 이를 이용한 휴머노이드 로봇의 걸음새 계획기를 설계하고자 한다. 제안하는 다기준 의사 결정 기법은 퍼지 척도(fuzzy measure)와 퍼지 적분(fuzzy integral)을 다목적 최적화(multi-objective optimization) 과정과 연계하여 사용자의 선호도를 반영한 다기준 의사 결정이 가능하도록 한다<sup>[12]</sup>. 결과적으로 사용자의 선호도를 가장 잘 반영하면서 여러 가지 기준을 동시에 만족하는 우수한 걸음새 시퀀스를 찾는 걸음새 계획기를 설계하는 것이 가능하다.

제안하는 다기준 의사 결정 기법의 우수성을 보이기 위해서 본 논문에서는 잘 알려진 성능 검증 문제인 DTLZ 문제를 반복해서 풀어낸 후 그 결과를 통계적으로 분석한다<sup>[13]</sup>. 또한 걸음새 계획기가 효과적으로 설계되었는지 검증하기 위해 하나의 복잡한 테스트 경로에 대한 걸음새 시퀀스 결과물을 MATLAB 시뮬레이션으로 보인다.

## 2. 다기준 의사 결정을 이용한 로봇 걸음새 계획

### 2.1 퍼지 기반 다기준 의사 결정

기준에 제안된 다기준 의사 결정 기법은 공통적으로 두 가지 문제를 가지고 있다<sup>[14]</sup>. 첫째로, 기준들이 서로 독립적이고 동등하다고 가정하였다. 하지만 실제 문제들은 기준들이 항상 독립적이지 않고 어느 정도 상호 의존적인 관계에 있을 뿐 아니라 사용자의 선호도에 따라 우선권(priority)이 달라질 수 있으므로 이 부분을 고려해야 한다. 둘째로, 기준의 개수가 많아질수록 전체 해답에서 비지배해(non-dominated solution)가 차지하는 비율이 높아진다. 즉, 다양한 해답 가운데 어떤 해답이 좋은지, 그 중에 어떤 것을 골라 사용해야하는지 판단할 수 없다. 그렇기 때문에 결국 사용자의 선호도에 따른 해답간의 우열을 적절히 평가해야 한다<sup>[12]</sup>.

본 논문에서 제안하는 다기준 의사 결정 기법의 과정은 앞서 언

급한 기준의 문제점들을 해결하기 위해 두 단계의 비지배 정렬<sup>[15]</sup>을 거치도록 구성하였다. 이를 그림으로 표시하면 Fig. 1과 같다. 먼저 문제에서 주어진 기준(primary objectives)에 대한 주목적함수를 계산한 후 각 목적 함수 값을 바탕으로 1차적인 비지배 정렬을 수행한다. 이후 그 결과물로 얻어진 비지배해들을 대상으로 부차적인 기준(secondary objectives)에 대한 2차 목적함수를 계산한다. 본 논문에서는 부차적인 기준으로 광역 평가 값(global evaluation)과 혼잡거리(crowding distance)를 정의해 사용하였다. 광역 평가 값은 주 기준 목적 함수 값들을 각 기준에 대한 사용자의 선호도와 기준들 간 의존성을 감안하여 하나로 합산한 평가 값이고, 혼잡거리는 해공간(solution space)에서 인접한 해들이 어느 정도 혼잡한지 나타내는 값이다. 광역 평가 값은 사용자의 선호도에 적합할수록 큰 값을 나타내므로 해들을 수렴하게 하지만 반대로 혼잡거리는 해들을 서로 떨어지게 만들어서 발산하게 만든다. 즉, 이렇게 정의한 2차 목적 함수 값을 바탕으로 2차적인 비지배 정렬을 수행하면 좀 더 사용자의 선호도에 적합하면서도 서로 적당히 떨어진 해들이 골라진다. 이와 같은 과정을 임의의  $T_{max}$ 회 반복하게 되면 최종적으로는 사용자의 선호도가 반영된 다양한 비지배해가 얻어지고 이 중에서 가장 광역 평가 값이 좋은 해를 최종 의사로 결정하면 모든 과정이 종료된다.

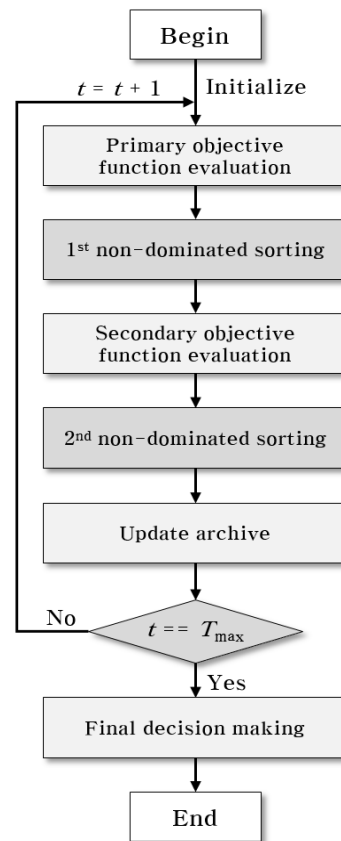


Fig. 1 The proposed MCDM method

### 2.2 광역 평가와 혼잡거리

광역 평가 값은  $\lambda$ -퍼지 척도와 Choquet 퍼지 적분을 이용해 계산한다. 먼저 사용자의 선호도를 각 기준에 대한 고려 정도(degree of consideration)로 표현한 후 이를 해당하는  $\lambda$ -퍼지 척도 값으로 환산한다<sup>[12]</sup>.  $\lambda$ -퍼지 척도,  $g$ 는 다음 식과 같이 정의된다.

$$g: P(X) \rightarrow [0,1] \text{ where} \quad (1)$$

$$\forall A_{i,j} \in P(X), i, j = 1, \dots, M, A_i \cap A_j = \emptyset, -1 < \lambda,$$

$$\text{and } g(A_i \cup A_j) = g(A_i) + g(A_j) + \lambda g(A_i)g(A_j)$$

이 때  $M$ 은 기준의 개수,  $\lambda$ 는 두 집합  $A_i$ 와  $A_j$  사이의 상호 연관성 정도(interaction degree)를 의미한다. 이렇게 환산된 퍼지 척도 값은 0과 1 사이의 실수 값을 갖는다. 퍼지 척도 값들이 구해지고 나면, 주 기준에 대한 목적 함수 값들을 가장 좋은 값이 1이 되고 가장 나쁜 값이 0이 되도록 0과 1 사이에 정규화 한다. 마지막으로, 두 값들을 Choquet 퍼지 적분을 이용해 합산하면 최종적으로 하나의 광역 평가 값을 얻을 수 있다<sup>[12]</sup>. 기준 의한 부분 평가 값  $h$ 와 기준에 대한 고려 정도  $g$ 가 각각  $h: X \rightarrow [0,1]$ 와  $g: P(X) \rightarrow [0,1]$ 로 정의될 때 Choquet 퍼지 적분은 다음 식을 통해 계산된다.

$$\int h \circ g = \sum_{i=1}^M (h(x_i) - h(x_{i-1}))g(E_i) \text{ where} \quad (2)$$

$$h(x_0) = 0 \leq h(x_1) \leq h(x_2) \leq \dots \leq h(x_M),$$

$$E_i = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_M\}, x_i \in X, \text{ and } i = 1, \dots, M$$

혼잡거리는 해공간(solution space)에서 인접 해들의 유클리드 거리(euclidean distance)를 말한다. 즉 Fig. 2와 같이, 해  $i$ 의 혼잡 거리는  $i$ 를 포함하면서 그 이외의 해들은 포함하지 않는 가장 큰 큐보이드(cuboid) 값을 계산하여 구할 수 있다. 각 기준에서 가장 자리에 있는 해에 대해서는 큐보이드를 구할 수 없으므로 임의의 매우 큰 값(예를 들어 100)을 갖게 하였다. Fig. 3에 혼잡거리를 구하는 의사 코드가 정리되어 있다.

### 2.3 휴머노이드 로봇 걸음새 계획기

휴머노이드 로봇을 원하는 위치로 이동시키기 위해서는 현재 위치에서부터 목적지까지 경로 계획을 해준 후, 그 경로를 따라갈 수 있도록 걸음새 시퀀스를 계획해야 한다. 주어진 경로를 따라가는 걸음새 시퀀스는 셀 수 없이 많은 경우의 수가 존재하므로 최적화된 시퀀스를 찾는 것이 필요한데, 이 때 최적화의 기준은 걸음새의 효율성 뿐 아니라, 걸음새 위치의 안정성, 걸음새를 위한 에너지 소모와 같은 것들도 포함해야 한다. 결국 이 문제는 다기준 최적화 및 다기준 의사 결정 문제라고 볼 수 있다. 그러므로 본 논문에서는 휴머노이드 로봇의 걸음새 계획기를 설계할 때, 앞서 제안한 퍼지 기반 다기준 의사 결정 기법을 적용하고자 한다.

휴머노이드 로봇의 걸음새는 변위(sagittal 방향, lateral 방향)와 회전(orientation)으로 이루어지므로, Fig. 4와 같이 하나의 걸음새는 3개의 원소를 가진 변위 벡터,  $[l_k, s_k, \phi_k]^T$ 로 나타낼 수 있다. 예를 들어, 한 번에 10개의 걸음새를 계획한다고 하면 이는 30차원 문제로 정의할 수 있다. 이 때 임의의 걸음새( $k$  번째 걸음새)의 자세 벡터는 변위 벡터 사이의 관계를 이용하면 다음과 같은 점화식으로 표현할 수 있다.

$$x_k = x_{k-1} + (l_{off} + l_k) \cdot \cos(\theta_{k-1} + (-1)^k \frac{\pi}{2}) \quad (3)$$

$$+ (s_k) \cdot \sin(\theta_{k-1} + (-1)^k \frac{\pi}{2})$$

$$y_k = y_{k-1} + (l_{off} + l_k) \cdot \cos(\theta_{k-1}) + s_k \cdot \sin(\theta_{k-1})$$

$$\theta_k = \theta_{k-1} + \phi_k$$

걸음새 계획의 기준으로는, 1) 최대 거리 이동, 2) 경로 중심 근접, 3) 최소 lateral 방향 변위, 4) 최소 발목 회전, 네 가지를 선정하였다. 로봇이 같은 개수의 걸음새로 멀리 갈수록 걸음새의 효율성이 높은 것은 자명한 사실이다. 그렇기 때문에 걸음새의 효율성 측면에서 첫 번째 기준으로 최대 거리 이동을 선정하였다. 경로의 중심에서 벗어날수록 걸음새의 위치가 장애물과 가까워지므로 걸음

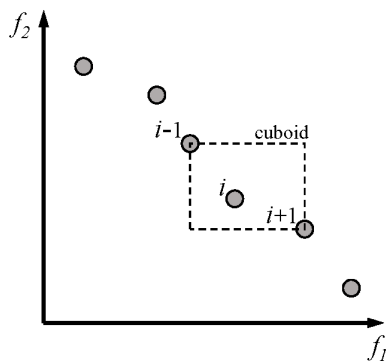


Fig. 2 Crowding distance computation

```

• M: The number of objectives
• N: The number of solutions
• O = {o1, o2, ..., oM}: A set of objectives
• fi(xk): The objective function value of the k-th solution over the i-th objective
• CDk: The crowding distance of the k-th solution

1: for k = 1, 2, ..., N do
2:   CDk = 0
3:   for i = 1, 2, ..., M do
4:     Sort the solutions with respect to fi(xk)
5:     CD1 = CD1 + 100
6:     CDN = CDN + 100
7:     for j = 2, ..., N - 1 do
8:       CDj = CDj + fi(xj+1) - fi(xj-1)
9:     end for
10:  end for
11: end for
    
```

Fig. 3 Crowding distance computation pseudo code



$$f_M(\vec{x}) = (1 + g(\vec{x})) \sin(x_1 \frac{\pi}{2}),$$

$$\text{where } g(\vec{x}) = \sum_{i=1}^N (x_i - \frac{1}{2})^2$$

### 3.1.3 DTLZ3

$f_1 \sim f_M$ : DTLZ2와 같음

$g(\vec{x})$ : DTLZ1과 같음

### 3.1.4 DTLZ4

$f_1 \sim f_M$ : DTLZ2와 같음

$$g(\vec{x}) = \sum_{i=1}^N (x_i^\alpha - \frac{1}{2})^2, \alpha = \text{상수}$$

### 3.1.5 DTLZ5

$$f_1(\vec{x}) = (1 + g(\vec{x})) \cos(\theta_1 \frac{\pi}{2}) \cdots \cos(\theta_{M-1} \frac{\pi}{2}),$$

$$f_2(\vec{x}) = (1 + g(\vec{x})) \cos(\theta_1 \frac{\pi}{2}) \cdots \cos(\theta_{M-2} \frac{\pi}{2}) \sin(\theta_{M-1} \frac{\pi}{2}),$$

...

$$f_{M-1}(\vec{x}) = (1 + g(\vec{x})) \cos(\theta_1 \frac{\pi}{2}) \sin(\theta_2 \frac{\pi}{2}),$$

$$f_M(\vec{x}) = (1 + g(\vec{x})) \sin(\theta_1 \frac{\pi}{2}),$$

$$\text{where } g(\vec{x}) = \sum_{i=1}^N (x_i - \frac{1}{2})^2, \theta_i = \frac{\pi}{4(1+g(\vec{x}))} (1 + 2g(\vec{x})x_i)$$

### 3.1.6 DTLZ6

$f_1 \sim f_M$ : DTLZ5와 같음

$$g(\vec{x}) = \sum_{i=1}^N x_i^{0.1}$$

### 3.1.7 DTLZ7

$$f_1(\vec{x}) = x_1,$$

...

$$f_{M-1}(\vec{x}) = x_{M-1},$$

$$f_M(\vec{x}) = (1 + g(\vec{x})) h(\vec{x})$$

$$\text{where } g(\vec{x}) = 1 + \frac{9}{|x|} \sum_{i=1}^N x_i,$$

$$h(\vec{x}) = M - \sum_{i=1}^{M-1} \frac{f_i(\vec{x})}{1 + g(\vec{x})(1 + \sin(3\pi f_i(\vec{x})))}$$

먼저 다목적 입자군집 최적화 알고리즘만을 단독으로 사용하여 모든 문제에 대해 각각 50회씩 실행하였다. 이후 같은 문제에 대해

제안하는 기법을 추가로 적용하여 다시 한 번 50회씩 실행하였다. 두 경우 모두 기준의 개수는 5개, 입자의 개수는 100개, 최적화 반복문은 3,000회로 통일하였다.

첫 번째 비교 기준으로 지배 공간(dominated space)의 크기를 사용하였다<sup>17)</sup>. 지배 공간은 해 공간(solution space)에서 참조 지점(reference point)을 기준으로 비지배해들이 이루고 있는 초부피(hypervolume)를 의미한다. Fig. 5는 DTLZ1 문제에 대해 기준이 세 개인 경우의 초부피를 시각화 한 것이다. Fig. 5에서 좌측은 최적화 이후 얻은 해들을 세 개의 기준에 의한 3차원 공간에 점으로 표시한 것이고, 우측에 이 해들에 의해 결정되는 지배 공간을 밝은 색으로 표시하였다. 그림에서 볼 수 있듯이, DTLZ 문제들과 같이 최소화 문제의 경우, 최적에 가까운 해들 일수록 원점에 가깝게 되고 그에 따라 지배 공간이 커지게 된다. 본 논문에서는 참조 지점 (10, 10, 10, 10, 10)을 기준으로 하였는데, 이때 얻을 수 있는 지배 공간의 최대값은 100,000이다. Table 1은 그 비교 결과이다. 제안한 기법이, DTLZ3 함수를 제외하고, 모든 함수에 대해 입자군집 최적화만을 썼을 때 보다 우수한 값을 보여주는 것을 알 수 있다. 두 번째 비교 기준은 다양성(diversity)를 사용하였다<sup>18)</sup>. 다양성 D는 다음과 같은 수식에 의해 계산된다.

$$D = \frac{\sum_{k=1}^n (f_k^{(\max)} - f_k^{(\min)})}{\sqrt{\frac{1}{|N_0|} \sum_{i=1}^{|N_0|} (d_i - \bar{d})^2}} \quad (5)$$

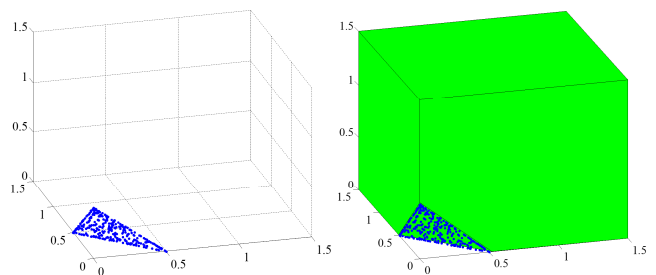


Fig. 5 An example of the hypervolume measure with DTLZ1

Table 1 Comparison result through size of dominated space

Problem	MOPSO		The proposed method	
	Mean	Std.	Mean	Std.
DTLZ1	99,999.97	0.04	<b>99,999.99</b>	0.00
DTLZ2	99,993.30	5.55	<b>99,999.22</b>	0.66
DTLZ3	<b>99,997.32</b>	5.43	99,636.01	2569.11
DTLZ4	99,998.87	0.66	<b>99,999.46</b>	0.15
DTLZ5	98,879.65	46.32	<b>98,898.38</b>	40.40
DTLZ6	98,926.78	58.06	<b>99,059.78</b>	59.57
DTLZ7	59,974.64	610.80	<b>59,996.91</b>	608.83

여기서  $N_0$ 는 비지배해의 개수를 나타내고  $d_i$ 는  $i$ 번째 비지배해와 그것과 가장 가까운 해와의 거리이다.  $\bar{d}$ 는  $d$ 를 평균 낸 값이고,  $f_k^{(max)}$ 와  $f_k^{(min)}$ 는 각각  $k$ 번째 목적 함수의 최대값과 최소값을 나타낸다. 다양성 역시 크면 클수록 좋은 값이다. Table 2에 나타난 것 같이 다양성 면에서도 제안한 기법이 우수한 결과를 보였다.

### 3.2 휴머노이드 로봇 걸음새 계획 시뮬레이션 결과

걸음새 계획기가 효과적으로 설계되었는지 검증하기 위해, 하나의 복잡한 테스트 경로에 대해 걸음새 계획을 수행한 후 그 결과물을 MATLAB 시뮬레이션으로 확인하였다. Fig. 6은 임의의 곡선 경로에 대해 다목적 입자 군집 최적화 기법만을 적용한 결과이고, Fig. 7은 제안한 기법을 함께 적용해 얻어진 걸음새들을 보여준다. 이 때 사용자의 선호도는 경우 다른 기준보다 최대 거리 이동을 좀 더 고려하는 것으로 가정하였다. 출발 위치는 (20 cm, 200 cm)이며 목적지는 (350 cm, 30 cm)로 설정하였다. 그림에서 붉게 표시된 곡선 경로는 임의로 선정하였고 총 5,000개의 위치 벡터의

집합으로 정의하였다. 또한 직사각형은 걸음새를 나타내고, 이 때 직사각형 내부의 ○는 왼발, ×는 오른발을 의미한다. 한 번에 걸음새 10개씩 최적화 한 후 결과를 모아서 하나의 그림에 함께 나타내었다. Fig. 6을 보면 목적지 까지 가기 위해 총 132개의 걸음새를 사용하였고, Fig. 7의 경우 120개의 걸음새를 사용하였다. 각 그림의 하단에 있는 구간 확대 영역에서도 볼 수 있듯이, 제안한 기법을 적용한 경우에는 사용자의 선호도를 반영하여 최대 거리 이동을 좀 더 고려하였고, 이는 곡선 경로에서 좀 더 경로의 안쪽 공간을 활용해 같은 경로를 보다 적은 걸음새로 이동한 결과로 나타났다. 반면, 입자 군집 최적화 기법만을 사용했을 때는 사용자의 선호도와 관계없이 최적화 과정 중에 우연히 경로 중심 근접 기준 값이 가장 좋은 해가 선택되었고 경로의 중심에 붙어서 이동하는 걸음새를 결과로 얻었다. 결과적으로 제안한 기법으로 인해 같은 경로를 따라가면서도 사용자의 선호도를 반영해 필요에 따라 경로 가장자리의 지름길을 선택하는 방식으로 더욱 효과적인 걸음새를 선택한 것을 확인할 수 있다. 참고로 이와 같이 계획한 걸음새 시퀀스를 실제 휴머노이드 로봇이 따라 걷기 위해서는 각 걸음새 위치에 대한 역기구학 계산이 필요한데, 이 경우 가변적 걸음새 생성기(modifiable walking pattern generator)를 활용하면 효과적으로 계산할 수 있다<sup>[19]</sup>.

Table 2 Comparison result through diversity

Problem	MOPSO		The proposed method	
	Mean	Std.	Mean	Std.
DTLZ1	1,044.57	40.49	<b>1,067.48</b>	31.47
DTLZ2	202.40	5.44	<b>204.84</b>	4.32
DTLZ3	202.78	10.75	<b>208.77</b>	24.86
DTLZ4	262.23	12.43	<b>262.74</b>	9.39
DTLZ5	160.46	9.56	<b>172.34</b>	7.47
DTLZ6	130.40	12.87	<b>146.65</b>	15.47
DTLZ7	43.36	0.68	<b>44.34</b>	0.61

### 4. 결론

본 논문에서는 퍼지 기반 다기준 의사 결정 기법을 제안하였고 이를 이용해 휴머노이드 로봇의 걸음새 계획기를 구현하였다. 휴머노이드 로봇은 원하는 곳으로 이동하기 위해 경로 계획에 더하여

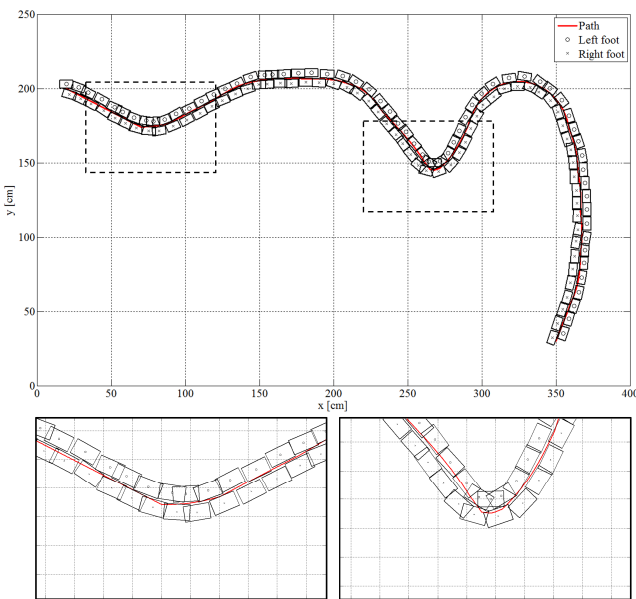


Fig. 6 The simulation result without the proposed approach

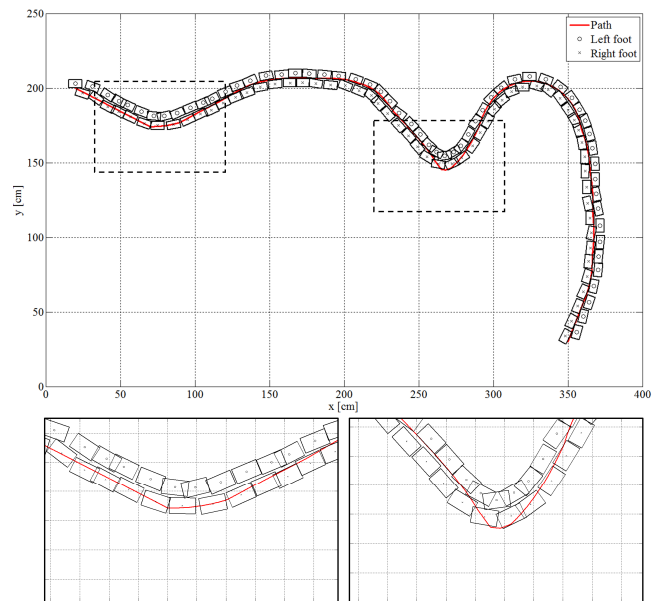


Fig. 7 The simulation result with the proposed approach

이를 따라가기 위한 걸음새 계획이 추가로 필요하다. 뿐만 아니라 걸음새를 계획하는 과정에서 그 효율성 뿐 아니라 안정성, 에너지 소모와 같은 요소들도 고려해야하기 때문에 다기준 의사 결정을 어떻게 하는지가 핵심이다. 제안한 퍼지 기반 다기준 의사 결정 기법에서는 두 단계의 비자배 정렬을 통해 사용자의 선호도에 적합하면서도 양질의 다양한 해들을 얻을 수 있게 하였는데, 사용자의 선호도를 반영하기 위해 퍼지 척도와 퍼지 적분을 활용하였다. 제안한 기법은 기존의 다목적 최적화 기법만을 사용했을 경우와 비교하여 우수한 성능을 보여주었고, 이를 활용한 휴머노이드 로봇 걸음새 계획 결과 역시 임의의 복잡한 경로에 대해 선정한 네 가지 기준을 적절히 고려하면서 사용자의 선호도를 반영해 효과적으로 따라가는 것을 확인하였다.

## References

- [1] Wai, R.-J., Liu, C.-M., 2009, Design of Dynamic Petri Recurrent Fuzzy Neural Network and Its Application to Path-tracking Control of Nonholonomic Mobile Robot, *IEEE Trans. on Ind. Elec.*, 56:7 2667-2683.
- [2] Garcia, M., Montiel, O., Castillo, O., Sepúlveda, R., Melin, P., 2009, Path Planning for Autonomous Mobile Robot Navigation with Ant Colony Optimization and Fuzzy Cost Function Evaluation, *Applied Soft Computing*, 9:3 1102-1110.
- [3] Sasaki, T., Brscic, D., Hashimoto, H., 2010, Human-observation-based Extraction of Path Patterns for Mobile Robot Navigation, *IEEE Trans. on Ind. Elec.*, 57:4 1401-1410.
- [4] Dudek, G., Jenkin, M., 2010, *Computational Principles Of Mobile Robotics*, Cambridge University Press, England.
- [5] Wong, T. E., Jarvis, R., 2004, Real Time Obstacle Detection and Navigation Planning for a Humanoid Robot in an Indoor Environment, in *Proc. IEEE Conference on Robotics*, 693-698.
- [6] Chestnutt, J., Kuffner, J., Nishiwaki, K., Kagami, S., 2003, Planning Biped Navigation Strategies in Complex Environments, in *Proc. IEEE Int. Conf. Humanoid Robotics*.
- [7] Chestnutt, J., Lau, M., Cheung, G., Kuffner, J., Hodgins, J., Kanade, T., 2005, Human-observation-based Extraction of Path Patterns for Mobile Robot Navigation, in *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, 629-635.
- [8] Chestnutt, J., Michel, P., Nishiwaki, K., Kuffner, J., Kagami, S., 2006, Human-observation-based Extraction of Path Patterns for Mobile Robot Navigation, in *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, 860-865.
- [9] Xia, Z., Xiong, J., Chen, K., 2010, Parameter Self-adaptation in Biped Navigation Employing Nonuniform Randomized Footstep Planner, *Robotica*, 28:6 929-936.
- [10] Xia, Z., Xiong, J., Chen, K., 2011, Global Navigation for Humanoid Robots using Sampling-based Footstep Planners, *IEEE Trans. Mech.*, 16:4 716-723.
- [11] Perrin, N., Stasse, O., Baudouin, L., Lamiraux, F., Yoshida, E., 2012, Fast Humanoid Robot Collision-free Footstep Planning using Swept Volume Approximations, *IEEE Trans. Robotics*, 28:2 427-439.
- [12] Kim, J.-H., Han, J.-H., Kim, Y.-H., Choi, S.-H., Kim, E.-S., 2012, Preference-based Solution Selection Algorithm for Evolutionary Multiobjective Optimization, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, 16:1 20-34.
- [13] Deb, K., Thiele, L., Laumanns, M., Zitzler, E., 2002, Scalable Multi-objective Optimization Test Problems, in *Proc. IEEE Congr. Evol. Comput.*, 825-830.
- [14] Saaty, T. L., 2008, Decision Making with the Analytic Hierarchy Process, *Int. J. Services Sci.*, 1:1 83-98.
- [15] Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T., 2002, A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II, *IEEE Trans. Evol. Comput.*, 6:2 182-197.
- [16] Coello, C., Lechuga, M., 2002, MOPSO: A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization, in *Proc. IEEE Congr. Evol. Comput.*, 1051-1056.
- [17] Zitzler, E., 1999, *Evolutionary Algorithms for Multiobjective Optimization: Methods and Applications*, A Thesis for a Doctorate, Swiss Federal Instit. Technol., Swiss.
- [18] Li, H., Zhang, Q., Tsang, E., Ford, J., 2004, Hybrid eStimation of Distribution Algorithm for Multiobjective Knapsack Problem, *Lecture Notes in Computer Science*, 3004:2 145-154.
- [19] Lee, B.-J., Stonier, D. J., Kim, Y.-D., Yoo, J.-K., Kim, J.-H. 2008, Modifiable Walking Pattern of a Humanoid Robot by using Allowable ZMP Variation, *IEEE Trans. Robot.*, 24:4 917-925.