

# 휴머노이드 로봇의 경사면 내리막 보행을 위한 지능보행 연구

## Intelligent Walking of Humanoid Robot for Stable Walking on a Decent

김 동 원<sup>1</sup> · 박 귀 태<sup>2</sup>

Kim, Dongwon<sup>1</sup>, Park, Gwi-Tae<sup>2</sup>

**Abstract** We present the synergy effect of humanoid robot walking down on a slope and support vector machines in this paper. The biped robot architecture is highly suitable for the working in the human environment due to its advantages in obstacle avoidance and ability to be employed as human substitutes. But the complex dynamics in the robot and ground makes robot control difficult. The trajectory of the zero moment point (ZMP) in a biped walking robot is an important criterion used for the balance of the walking robots. The ZMP trajectory as dynamic stability of motion will be handled by support vector machines (SVM). Three kinds of kernels are also employed, and each result from these kernels is compared to one another.

**Keywords** : Humanoid robot, Intelligent walking, Support vector machines, Slope, Decent

### 1. 서 론

보행로봇에 대한 연구는 로봇분야에서 활성화된 연구주제이다. 특히, 인간의 외형과 유사한 형태를 보이며, 인간의 보행처럼 유연하게 걷는 휴머노이드 로봇의 연구는 아직도 새롭고 흥미로운 분야다. 휴머노이드 로봇의 구조는 이족구조이다. 이족 구조는 보행 로봇을 위한 가장 유연한 형태이며, 이족 로봇은 사람과 매우 유사한 구조를 가지고 있다. 이는 사람이 살고 있는 환경 즉 계단이나 장애물 등을 포함하는 다양한 환경에서 다양한 움직임을 위해 가장 적합하다고 볼 수 있다. 이족 보행은 두발로 바닥을 지지하고 있는 안정적인 상태와 한발로 몸체를 지지하는 2개의 서로 다른 상황이 연속해서 이루어지는 보행사이클을 이룬다. 따라서 보행에 포함된 다이내믹은 매우 복잡하며 비선형적이다. 그러므로 인간과 같은 자연스런 보행움직임을 구현하는 것은 쉬운 일이 아니다. 최근 들어 보행로봇과 지면의 복잡한 상호작용을 다루기 위한 중요한 요소로써 로봇의 균형점,

ZMP (zero moment point)라는 개념[1]이 알려졌고 보행의 안정성을 위한 중요한 기준으로 연구되고 있다 [2-3]. 이와 같은 연구의 일환으로 [4,5]에서는 휴머노이드 로봇의 안정적인 평지보행과 경사면의 오르막 보행을 구현하고 이에 대한 균형점을 퍼지 시스템과 서포트 벡터 머신을 이용하여 분석하여 휴머노이드 로봇의 보행과 관련된 비선형성을 잘 묘사하였다. 그러나 휴머노이드 로봇의 보행과 관련된 새로운 실험에 대한 결과고찰이 꾸준히 요구되며, 서포트 벡터 머신과 같은 지능연산 알고리즘과의 시너지 효과를 응용하여 보행로봇의 안정성에 대한 연구가 더욱 필요하다. 본 논문에서는 새로운 연구결과로 휴머노이드 로봇의 경사면 내리막 보행을 위한 지능보행 연구에 중점을 둔다.

### 2. 휴머노이드 로봇

#### 2.1 휴머노이드 로봇 모델링

이족 보행로봇은 단순히 바퀴가 달린 이동로봇에 비해 높은 기동성을 가지고 있으며 특히 복잡한 지형이나 경사면, 혹은 장애물이 있는 환경에서 움직일 때 더욱 높은 기동력을 보여준다. 휴머노이드 로봇을 움직이기

※ 본 연구는 한국과학재단 특정기초 연구(R01-2005-000-11044-0) 지원으로 수행된 연구로서, 관계부처에 감사 드립니다.

<sup>1</sup> 고려대학교 전기전자전파공학과 박사

<sup>2</sup> 고려대학교 전기전자전파공학과 교수

위한 구동방법으로 전신제어 방법이 [11]에서 제안되었으며 이를 참고하여 휴머노이드 로봇 모델을 간단히 살펴보면 아래와 같다.

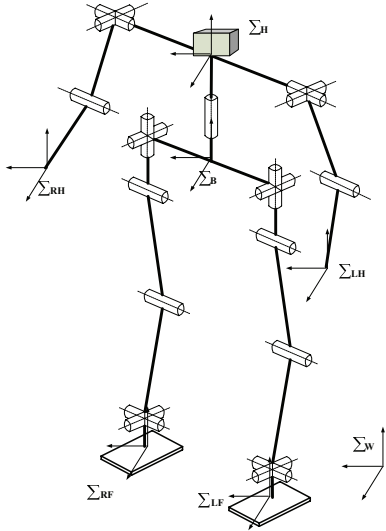


그림 1. 휴머노이드 로봇모델

휴머노이드 로봇은 6자유도의 몸체에 5개의 링크가 붙어있는 나무구조 메커니즘으로 모델링할 수 있다. 몸체에 붙어있는 고정축을  $\Sigma_B$  라 정의하며, 속도를  ${}^w v_B$ , 각속도를  ${}^w \omega_B$  라고 정의한다. 여기서, 첨자  $w$ 는 지면 ( $\Sigma_w$ )에 고정되어 있는 카테시안 축을 이용하여 묘사되는 속도이다. 이와 유사하게, 속도 ( ${}^w v_{RH,LH,RF,LF}$ )와 각속도 ( ${}^w \omega_{RH,LH,RF,LF}$ )로 머리, 오른손, 왼손, 오른발과 왼발에 있는 고정축( $\Sigma_{H,RH,LH,RF,LF}$ )을 그림 1에서 정의하였다.

로봇의 관절은 머리와 양쪽 손, 양 발의 5개 관절로 나뉜다. 로봇의 모든 관절을 위한 속도는 아래와 같이 정의할 수 있다.

$$\dot{\theta} = [\dot{\theta}_H^T \quad \dot{\theta}_{RA}^T \quad \dot{\theta}_{LA}^T \quad \dot{\theta}_{RL}^T \quad \dot{\theta}_{LL}^T]^T$$

여기서,  $\dot{\theta}$ 는 모든 관절의 속도로 이루어진 벡터를 의미하며, H는 머리, RA는 오른손, LA는 왼손, RL는 오른발, LL는 왼발을 각각 나타낸다. 로봇의 모션은 이와 같은 5개의 관절속도에 의하여 결정

된다.

머리의 모션은 대부분 시각인식을 위해 정면을 바라보게 설정되며, 머리축의 피치와 요의 각속도에 의해 결정된다. 즉 기준값은 다음과 같다.

$$\dot{\theta}_H^{ref} = [\dot{\theta}_{H_p}^{ref} \quad \dot{\theta}_{H_y}^{ref}]^T$$

각 관절 ( $\dot{\theta}_i^{ref}$ ,  $i = RA, LA, RL, LL$ )의 목표 관절속도는 목표값을 통하여 계산할 수 있으며 다음과 같은 식을 이용한다.

$$\dot{\theta}_i^{ref} = J_i^{-1} \left\{ w_{\xi_i}^{ref} - \begin{pmatrix} E_3 & -{}^w \hat{r}_{B \rightarrow i} \\ 0 & E_3 \end{pmatrix}^w \xi_B^{ref} \right\}$$

여기서,

$$w_{\xi_B}^{ref} = {}^w T^r \xi_B^{ref}, \quad r_{\xi_B}^{ref} = [r_{v_B}^{refT} \quad r_{\omega_B}^{refT}]^T,$$

$$w_{\xi_i}^{ref} = {}^w T^r \xi_i^{ref}, \quad r_{\xi_i}^{ref} = [r_{v_i}^{refT} \quad r_{\omega_i}^{refT}]^T,$$

${}^w \xi_B^{ref}$  와  ${}^w \xi_i^{ref}$  는 각각 몸체와 이에 해당되는 끝단의 목표 속도값을 나타낸다.  $J_i^{-1}$  는 각각의 관절구성을 통한 자코비안 매트릭스의 역을 의미한다.  $E_3$  는 3x3 단위행렬을 의미하며,  ${}^w \hat{r}_{B \rightarrow i}$  는 몸체에서  $i$ 번째 끝단까지의 위치벡터가 스쿼 대칭행렬인 3x3 행렬로 변환되는 것을 나타낸다.

### 2.2 설계된 휴머노이드 로봇

설계되고 제작된 이족 휴머노이드 로봇은 그림 2와 같다. 19개의 관절을 가지며, 로봇의 길이는 카메라를 포함하여 약 445mm이고 전체 무게는 3kg이다. 무게를 줄이기 위하여 알루미늄 소재가 몸체 제작에 이용되었으며, 각각의 관절은 DC 모터와 기어 그리고 제어기로 이루어진 RC 서보 모터에 의해 구동된다. 각각의 RC 서보 모터는 링크 구조로 탑재되었다. 이 구조로 인해 로봇은 넘어지지 않고 보다 인간과 흡사하게 보이며 인간의 보행 동작을 따라 할 수 있다. 휴머노이드 로봇의 세부내역은 표 1에서 살펴볼 수 있다.

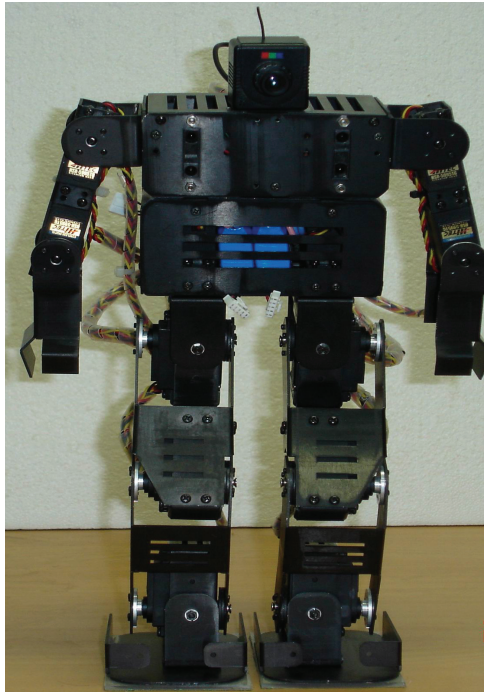


그림 2. 제작된 이족 휴머노이드 로봇

표 1. 휴머노이드 로봇의 세부내역

Size	Height : 445mm
Weight	3kg
CPU	TMS320LF2407 DSP
Actuator (RC Servo motors)	HSR-5995TG (Torque : 30kg-cm at 7.4V)
Degree of freedom	19 DOF (Leg+Arm+Waist) = 2*6 + 3*2+1)
Power source	Battery
Actuator	: AA Size Ni-poly (7.4V, 1700mAh )
Control board	: AAA size Ni-poly (7.4V, 700mAh)

제작된 로봇의 보행동작을 그림 3에서 나타내었다. 그림 3에서는 휴머노이드 로봇의 보행장면으로 기울어진 경사면을 따라 내려올 때의 모습을 나타내었다. 이때 휴머노이드 로봇의 균형점에 대한 분석으로, 보행시  $x$  축값과  $y$  축값, 이에 해당되는 궤적을 그림 4에서 나타내었다. 균형점 측정 및 궤적과 관련된 데이터는 [3]에서 추출한 실험값을 이용하였다.

휴머노이드 로봇의 경사면 보행시 관측된 균형점은 다음 장에서 살펴보게 될 서포트 벡터 머신을 이용하여 분석하고 이의 결과를 휴머노이드 로봇의 안정적인 보행과 제어에 이용될 수 있도록 시너지 효과를 연구한다.

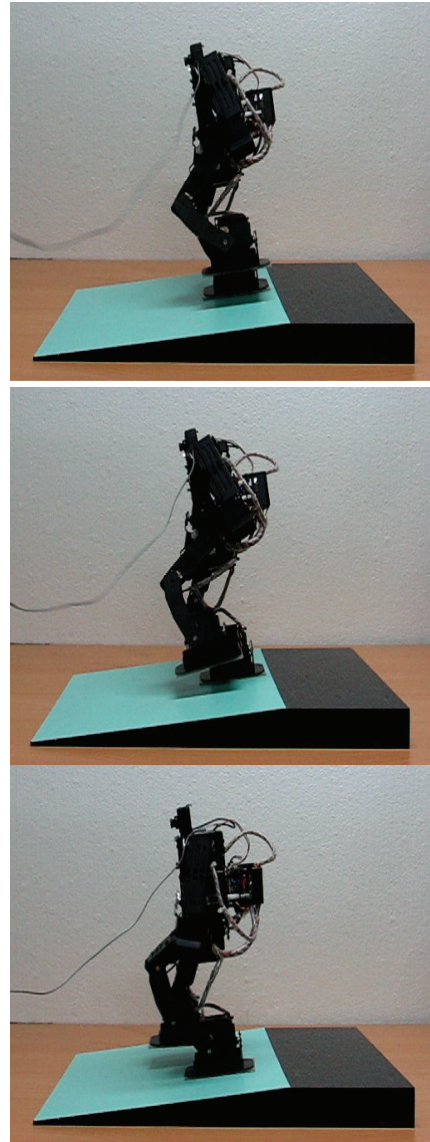


그림 3. 휴머노이드 로봇의 경사면 보행

### 3. 서포트 벡터 머신과 이를 이용한 결과

본 장에서는 앞 장에서 보여준 경사면의 내리막 보행을 하는 휴머노이드 로봇을 새로운 지능연산 기법인 서포트 벡터 머신(support vector machine: SVM) [6,7,8]을 이용하여 모델링하고 이의 결과를 비교 분석하는 것에 중점을 둔다. 기존의 다른 방법과 비교함으로써 SVM을 이용한 모델링 결과가 상대적으로 우수함을 확인할 수 있으며, 이를 통하여 복잡하고 비선형성이 강한 로봇에 효율적으로 적용될 수 있음을 확인할 수 있다. SVM은 범주문제를 해결하기 위한 최적의 분리 경계면을

제공한다. 두 개의 범주로 구성된 N개의 객체가 p차원 공간에 위치하는데 하나의 분리 경계면으로 구분되는 경우를 고려하여 설명하면 다음과 같다. 학습데이터  $x_i$  ( $i=1,2,\dots,N$ )가 주어졌을 때,  $x_i$ 는 두 범주 중 하나에 속하며  $y_i$ 는 해당범주에 포함되는 것을 표시하기 위해  $y_i \in \{-1,1\}$ 로 나타낸다.

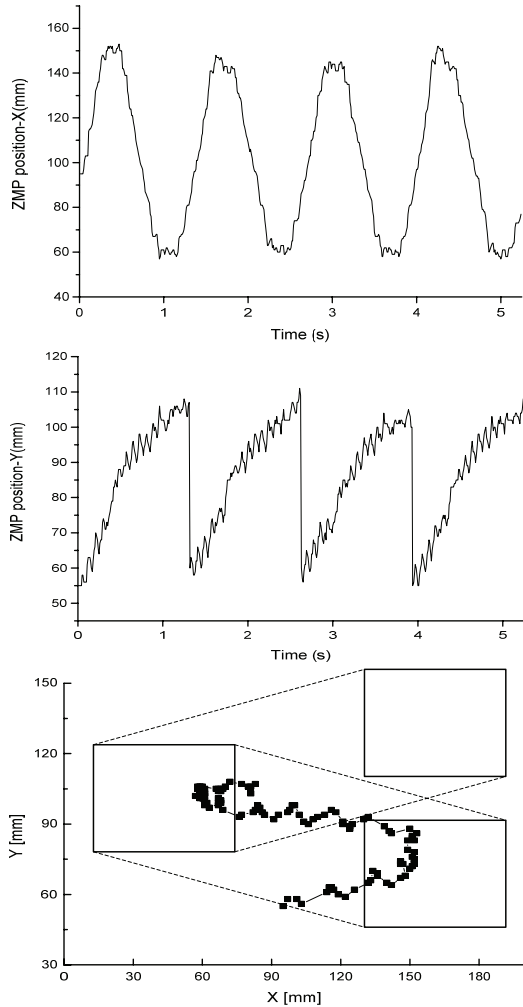


그림 4. 휴머노이드 로봇의 경사면 보행시 ZMP궤적

SVM은 각 범주를 구분하는 최적의 분리 경계면을 찾기 위해 분리 경계면과 가장 인접한 점(support vector: SV)의 거리를 최대화 한다. 최적의 선형 분리 경계면을 초월평면(Hyperplane)이라 하고  $H: y = w' \cdot x + b$ 로 나타낼 수 있다. 만약 데이터가 분리 가능하고, 적절한 초월평면을 찾았다면 데이터는 적절한 범주로 분류되고 오분류를 피할 수 있다. 그림 5에서는 두 범주를 잘 구분하고 있는

초월평면과 경계면과 가장 인접한 점인 SV를 원으로 나타내고 있다.

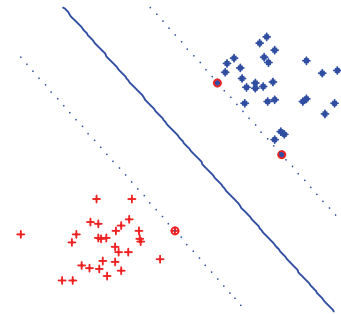


그림 5. 두 범주를 구분하는 초월평면과 SV

그림 5에서 보듯이 SVM은 SV와 초월평면 사이의 거리를 최대로 하는 분리 경계면을 찾는 문제로 해석할 수 있다. 즉

$$\text{Max } \frac{2}{w'w} \tag{1}$$

여기서,

$$\begin{aligned} w' \cdot x_i + b &\geq 1, \quad y_i = 1 \\ w' \cdot x_i + b &\leq -1, \quad y_i = -1 \end{aligned} \tag{2}$$

식 (2)는 다음과 같이 된다.

$$y_i(w' \cdot x_i + b) \geq 1$$

따라서 식 (1)은 다음과 같이 표현된다.

$$\text{Min } \frac{w'w}{2} \tag{3}$$

여기서,

$$y_i(w' \cdot x_i + b) \geq 1 \tag{4}$$

라그랑지 계수( $\alpha_i$ )를 이용하여 라그랑지 함수를 유도하면 다음과 같은 최적화 문제가 되며, 울프의 이론 [9]을 통하여 초월평면의 계수 b와 w를 유도할 수 있다. 또한 쌍대 라그랑지 함수는 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Min } L_p &= \frac{w'w}{2} - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i (w' \cdot x_i + b) - 1] \\ \alpha_i &\geq 0, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned} \tag{5}$$

$$\begin{aligned} W(\alpha) &= \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i' \cdot x_j) \\ \alpha_i &\geq 0, \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{aligned} \tag{6}$$

여기서,  $x_i$  는 p차원에서 고차원의 m 차원으로 맵핑되어 새로운 특징공간으로 변환될 수 있으며, 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$x_i \cdot x_j \rightarrow \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \tag{7}$$

여기서, 식 (7)은  $K(x_i \cdot x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$  이며 커널 함수로 정의한다. 커널 함수는 입력공간에서의 데이터를 새로운 고차원의 특징공간으로 비선형 맵핑하는 것으로 다음과 같은 3가지 형태가 널리 사용된다.

- 선형 커널함수:  $K(x, y) = x^T y$
- 다항식 커널함수:  $K(x, y) = (xy + 1)^d$
- 가우시안 RBF 커널 함수:

$$K(x, y) = \exp\left(\frac{-\|x - y\|^2}{2\delta^2}\right)$$

여기서,  $d$  와  $\delta$  는 각각 다항식의 차수와 RBF 커널의 폭을 의미한다. 또한 SVM은 계수  $\alpha_i$  에 대하여 상위 한계값 C를 설정함으로써 일반화 될 수 있다. 본 논문에서는 특정한 학습을 수행하지 않고, 경험적으로 한계값 C와 RBF의 폭을 각각 1000과 2로 설정했다.

위에서 보인 3가지 커널함수인 선형함수, 다항식, 가우시안 RBF 커널함수를 이용하여 SVM 모델을 구성하고 이의 결과를 얻었다. 각각의 결과는 표 2에서 나타내었으며, 이 값들을 비교 할 수 있다. 모델의 정밀도는 평균제곱오차인 MSE(mean squared error) 값으로 표현하였다.

표에서 보듯이 가우시안 RBF 커널함수를 사용했을 때 3가지 커널함수 중 가장 우수한 정밀도를 보였으며 선형함수는 가장 좋지 않은 성능을 보였다.

표 2. 커널함수에 따른 휴머노이드 로봇의 경사면 보행시 ZMP궤적의 정밀도

kernel type	x-coordinate	y-coordinate
linear	51.05	52.69
polynomial	10.29	19.95
RBF	<b>2.70</b>	<b>4.25</b>

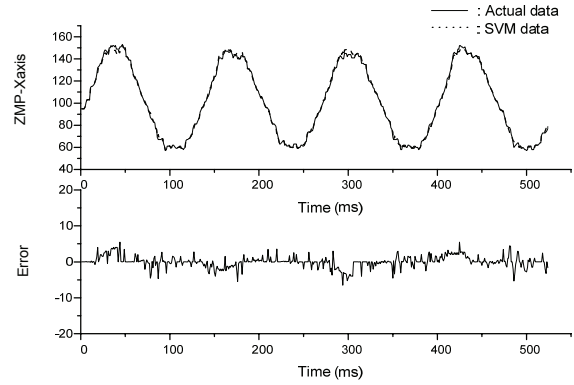


그림 6. 휴머노이드 로봇의 x 축 보행값과 SVM 모델값과의 비교 및 오차

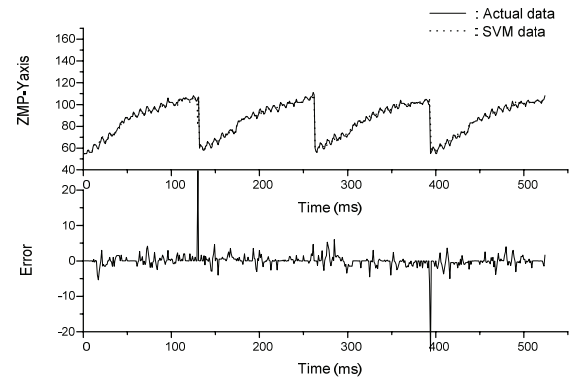


그림 7. 휴머노이드 로봇의 y 축 보행값과 SVM 모델값과의 비교 및 오차

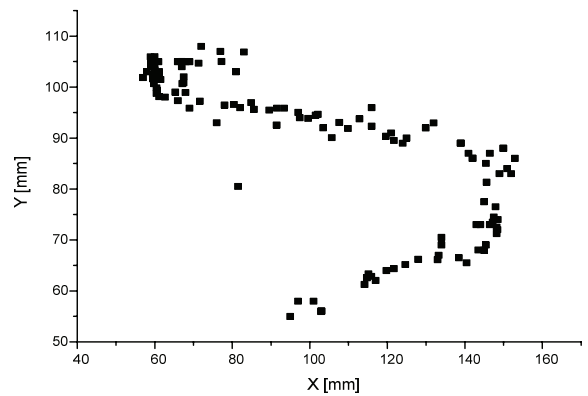


그림 8. SVM 모델을 이용한 ZMP궤적

가장 우수한 정밀도를 보인 RBF 커널함수의 결과값을 좀더 정밀히 살펴보면 그림 6-8과 같다. 그림 6에서는 휴머노이드 로봇의  $x$  축 보행값과 SVM 모델값을 비교하고 이의 오차를 나타내었다. 그림에서 보듯이, 오차가 거의 없고 일정한 상태를 유지함을 알 수 있다. 반면  $y$  축 보행값과 SVM 모델값을 비교한 그림 7에서는  $x$  축 보행값을 보인 그림 6과는 다르게 두 지점에서 약간 큰 오차가 발생한다. 이와 같은 이유로 인하여 SVM 모델을 이용한 최종적인 ZMP궤적에서 약간 벗어난 균형점을 확인할 수 있다. 그림 8을 통하여 이것을 확인할 수 있다. 이는 추후 개선해야 될 내용으로 간주 할 수 있다.

#### 4. 결론 및 추후 연구과제

본 논문에서는 경사면의 내리막 보행을 하는 이족 휴머노이드 로봇과 서포트 벡터 머신과의 시너지 효과를 연구하였다. 휴머노이드 로봇은 인간의 작업환경에 매우 적합한 구조이나 내재되어 있는 복잡성으로 인해 제어가 어렵다. 이를 위해 로봇의 균형점인 ZMP 궤적을 이용하여 보행의 안정성을 구현하고자 서포트 벡터 머신을 이용하였다. 3가지 형태의 커널함수를 이용하여 서포트 벡터 머신의 성능을 예러에 기반하여 비교 분석하는 작업이 이루어 졌다. 가우시안 RBF 커널의 정밀도가 가장 우수하였고 이에 대한 ZMP 궤적을 생성하였다. 따라서 서포트 벡터 머신이 휴머노이드 로봇의 안정적인 보행에 유용하게 적용될 수 있음을 보였다.

#### 참고문헌

[1] M. Vukobratovic, B. Brovac, "Zero-Moment Point-Thirty Five Years of Its Life," *Int. J. Humanoid Robotics*, vol. 1, pp. 157-173, 2004.  
 [2] D. Kim, N.H. Kim, S.J. Seo, and G.T. Park, "Fuzzy Modeling of Zero Moment Point Trajectory for a Biped Walking Robot," *Lect. Notes Artif. Int.*, vol. 3214, pp. 716-722, 2005.  
 [3] D. Kim, S.J. Seo, and G.T. Park, "Zero-moment point trajectory modeling of a biped walking robot using an adaptive neuro-fuzzy systems," *IEE Proc.-Control Theory Appl.*, vol. 152, pp. 411-426, 2005.  
 [4] 김동원, 박귀태, " 이족 휴머노이드 로봇의 안정적인 보행패턴 분석: 퍼지 모델링 접근방

법", 전기학회논문지, vol. 54D, no. 6, pp. 376-382, Jun, 2005.

[5] 김동원, 박귀태, "안정적인 보행을 위한 이족 휴머노이드 로봇에서의 서포트 벡터 머신 이용", 제어, 자동화, 시스템공학 논문지, 12권, 4호, pp. 315-319. April. 2006.  
 [6] V. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory," John Wiley, New York, 1995.  
 [7] S. Gunn, "Support vector machines for classification and regression," ISIS technical report, Image Speech & Intelligent Systems Group University of Southampton, 1998.  
 [8] K. Kim, "Financial time series forecasting using support vector machines," *Neurocomputing*, vol. 55, pp. 307-319, 2003.  
 [9] P. Wolfe, A duality theorem for non-linear programming, *Quart. Appl. Math.* 19, 1961.  
 [10] W. Wang, Z. Xu, "A heuristic training for support vector regression," *Neurocomputing*, vol. 61, pp. 259-275, 2004.  
 [11] E. neo, L. Yokoi, F. kanehiro, and K. Tanie, "A Switching Command-Based Whole-Body Operation Motion for Humanoid Robots," *IEEE Trans., Mechatronics*, vol. 10, no. 5, pp. 546-559, 2005.



#### 김 동 원

2007 고려대학교 공과대학  
제어시스템 및 로봇학  
스 전공(공학박사)  
2004~현재 고려대학교 공학  
기술 연구소 연구원

관심분야: 휴머노이드 로봇 설계 및 지능 모델링, 소프트웨어 기반 진화된 뉴로-퍼지 시스템, 지능제어



#### 박 귀 태

1981 고려대학교 공과대학 자  
동제어 전공(공학박사)  
1981~현재 고려대학교 전기  
공학과 교수  
2006~현재 (사)IBS-Korea 고문

관심분야: 휴머노이드 로봇 및 모바일 로봇, 컴퓨터 비전, 지능제어, 인텔리전트 빌딩시스템 및 정보통신