휴머노이드 로봇을 위한 비전기반 장애물 회피 시스템 개발

논 문
60-1-26

Development of Vision based Autonomous Obstacle Avoidance System for a Humanoid Robot

강 태 구* · 김 동 원** · 박 귀 태†
(Tae-Koo Kang · Dongwon Kim · Gwi-Tae Park)

Abstract - This paper addresses the vision based autonomous walking control system. To handle the obstacles which exist beyond the field of view(FOV), we used the 3d panoramic depth image. Moreover, to decide the avoidance direction and walking motion of a humanoid robot for the obstacle avoidance by itself, we proposed the vision based path planning using 3d panoramic depth image. In the vision based path planning, the path and walking motion are decided under environment condition such as the size of obstacle and available avoidance space. The vision based path planning is applied to a humanoid robot, UR10. The results from these evaluations show that the proposed method can be effectively applied to decide the avoidance direction and the walking motion of a practical humanoid robot.

Key Words : Obstacle avoidance, Humanoid robot, Vision system

1. 서 론

휴머노이드 로봇은 최근에 연구와 개발이 진행되고 있는 분야이다. 특히 경사면을 오르내리고, 장애물을 넘는 등의 장애물 회피와 이러한 장애물 인식과 같은 자율보행에 관련된 연구들이 많이 진행되고 있다. Yagi and Lumelsky[1]는 로봇이 움직이는 방향으로의 로봇과 가장 가까운 장애물까지의 거리에 따라서 로봇의 걸음 보폭을 조절하는 연구를 하였다. 그러나, 이 연구에서는 장애물 회피 방향이 미리 정해진 방향으로만 회피하는 방법을 사용하였다. Kuffner[2]는 환경에서 전체 장애물을 파악하는 게임 이론에 기반한 보행 계획 알고리즘을 제안하였다. Chestnutt[3]과 Michel[4]은 아시모를 위에 카메라를 설치하여 top-down view를 통하여 로봇의 위치를 파악하여 보행안내를 하는 시스템을 제안하였다. 이러한 방법들은 공통적으로 경로 계획자(path planner)를 이용하여 로봇의 보행을 안내하였다. Stasse[5]와 Kanehiro[6]는 스테레오 비전을 이용하여 이동 가능 공간의 높이에 따라서 로봇의 상체의 동작을 수정하는 장애물 회피 방법을 제안하였다. 또한 Ayaz[7]는 장애물 상황에 따라서 보행 스텝 알고리즘을 이용하여 복잡한 환경에 적합한 보행 알고리즘을 제안하였으며, Gutmann[8]은 휴머노이드 네비게이션 시스템을 여러 layer로 나누어 각각 모듈화 구조의 자율보행 제어 시스템을 제안하였다. 하지만 기존의 방법에서

는 이러한 path planner들은 장애물의 위치나 방향 크기들을 사전에 미리 알고 있고, 이를 통하여 최적의 경로를 안내하는 방법을 사용하였다. 하지만 이러한 방법은 미지의 환경 내에서의 보행에는 적용이 힘들다. 따라서 이러한 장애물의 상황이나 주변 환경의 상황에 따라 로봇 스스로 회피 방향이나 회피 동작 등을 결정하는 시스템이 필요하다. 특히 로봇 스스로 보행하는 자율보행 분야에서는 이러한 기능은 필수적이라 할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 자율보행을 위하여 로봇 스스로 장애물을 인지 회피할 수 있는 시스템을 제안한다. 또한 비전기반 자유 보행 시스템에서 비전의 Field Of View(FOV)를 벗어난 장애물에 대해서는 정확하게 정보를 얻기 힘든 문제가 있다. 본 시스템에서는 이러한 FOV문제를 해결하기 위하여 Panoramic Depth Image(PDI)를 생성하여 로봇 주위의 환경을 보다 정확하게 분석하고 이에 적절한 보행을 하도록 정보를 제공한다.

제안된 시스템은 3D TOF Sensor를 이용하여 카메라의 FOV를 벗어나는 크기의 장애물도 인식이 가능하도록 PDI를 생성하고 이를 이용하여 장애물과의 거리와 방향을 분석하고, 그 분석된 정보를 Geographical Measurement(GM)에 의하여 회피 방향을 결정하고, 회피방향에 대하여 rule기반 fuzzy logic을 이용하여 회피 동작을 결정한다. 또한 제안된 알고리즘을 실제 휴머노이드 로봇 UR10을 통하여 장애물 회피 실험을 통하여 복잡한 환경의 비전기반 환경인식 및 자율 보행 경로 안내시스템의 유용성과 효율성을 입증한다.

본 논문의 2장에서는 PDI생성과 이를 이용한 장애물 정보 분석, 회피 방향 결정, 회피 동작 및 이동 경로 결정에 대하여 구체적으로 설명한다. 3장에서는 제안된 방법을 이용하여 실제로 휴머노이드 로봇 UR10에 적용하여 실험을 통하여 제안된 방법의 유용성을 입증하였다.

* 정 회 원 : 고려대학교 전자전기공학과 박사과정

** 정 회 원 : 인하공업전문대학 디지털 전자과 교수

† 교신저자, 펠로우회원 : 고려대학교 전기공학과 교수

E-mail : gtpark@korea.ac.kr

접수일자 : 2010년 7월 16일

최종완료 : 2010년 12월 7일

2. 비전기 기반 장애물 회피 시스템

본 장에서는 비전 기반 보행제어 시스템을 제안하고자 한다. 우선 제안하는 시스템의 전체구성은 그림 1과 같다. 그림 1에서 보는바와 같이 비전 기반 보행제어 시스템은 크게 PDI 생성, 환경 정보 추출과 분석, 회피 방향 결정 및 경로, 동작 self-planning으로 나눌 수 있다. 각 모듈의 구체적인 방법은 다음과 같다.

그림 1 비전기 기반 장애물 회피시스템

Fig. 1 Vision based obstacle avoidance system

2.1 Panoramic Depth Image(PDI) 생성

기존의 거리정보를 추출하는 시스템들은 기본적으로 Field Of View(FOV)의 문제가 있었다. 즉, 일반적으로 거리를 측정하는 1D-레이저 스캐너 등은 표현할 수 있는 범위가 좁아서 효율성에 문제가 있었다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 2대의 perspective 카메라를 이용하여 거리정보를 얻어오는 Stereo-Vision(SV)방법이 사용되었다. 이외에도 여러 가지 거리정보를 가져오는 비전시스템들이 연구되었다 [11][12]. 요즈음에는 Time-Of-Flight(TOF)방법을 이용한 비전 시스템들이 각광받고 있다. TOF방식의 비전시스템은 두 장의 영상으로부터 거리를 계산하는 SV방식과는 달리, 카메라 내부의 센서를 통하여 직접 거리데이터를 획득함으로써 보다 정확한 거리 정보를 제공한다. 본 논문에서는 이러한 TOF방식의 비전을 이용하여 FOV를 넘어가는 장애물을 인식 및 상태를 분석하기 위하여 2D 파노라마 영상기법 [9]을 3D로 확장한 Panoramic Depth Image를 생성하여, 이것으로부터 장애물의 상태 및 정보를 추출하고자 한다. PDI는 그림 2와 같은 과정 과정으로 생성된다. 본 논문에서는 정면을 기준으로 -60도(왼쪽)에서 60도(오른쪽)로 15도씩 이동하여 얻은 TOF영상 9장으로 PDI영상을 생성하였다.

그림 2 PDI 생성과정

Fig. 2 Procedure of PDI generation

위와 같이 생성된 PDI는 환경 정보 추출과 분석을 통하여 장애물 위치나 크기와 같은 보행 환경 정보를 추출하여 로봇의 self-planning시스템에 전달하게 된다. 이러한 정보를 얻은 로봇 self-planning시스템은 회피보행 방향과 보행 동작, 그리고 보행 경로등을 스스로 판단하여 로봇의 회피보행을 제어한다.

2.2 환경 정보 추출과 분석

본 장에서는 2.1에서 생성된 PDI를 이용하여 각종 환경정보를 분석하여 로봇이 환경을 인식하는 데 필요한 정보를 추출하고자 한다. 우선 preprocessing으로 극 좌표계로 표현된 PDI이미지를 직교좌표계로 변환한다. 우선 2.1절에서 PDI의 입력으로 사용된 9장의 이미지를 PDI에서 식 1과 같이 Fast Normalized Cross Correlation(FNCC)[10]방법을 이용하여 각도의 위치를 찾는다.

$$\gamma(u,v) = \frac{\sum_{x,y} [f(x,y) - \bar{f}_{u,v}] [t(x-u, y-v) - \bar{t}]}{\left\{ \sum_{x,y} [f(x,y) - \bar{f}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [t(x-u, y-v) - \bar{t}]^2 \right\}^{0.5}} \quad (1)$$

위 식에서 f 는 PDI를 t 는 각 각도에서의 TOF 영상을 나타하며, $\bar{t}$ 는 t 의 평균을 $\bar{f}_{u,v}$ 는 TOF 영상 t 에서의 $f(x,y)$ 의 평균을 나타낸다. 나머지 각도의 위치는 식 2와 같이 linear interpolation을 이용하여 구할 수 있다.

$$\theta = \begin{cases} (A_{i+1} - A_i) / (x_{A_{i+1}} - x_{A_i}) \times (x - x_{A_i}), & A_{i+1} > A_i > 0 \\ (A_i - A_{i+1}) / (x_{A_i} - x_{A_{i+1}}) \times (x_{A_i} - x), & 0 < A_{i+1} < A_i \end{cases} \quad (2)$$

$$\phi = \begin{cases} (B_{i+1} - B_i) / (y_{B_{i+1}} - y_{B_i}) \times (y - y_{B_i}), & B_{i+1} > B_i > 0 \\ (B_i - B_{i+1}) / (y_{B_i} - y_{B_{i+1}}) \times (y_{B_i} - y), & 0 < B_{i+1} < B_i \end{cases}$$

식 2에서 각각 $A = \{-60, -45, -30, -15, 0, 15, 30, 45, 60\}$, $B = \{-17, 0, 17\}$ 를 나타낸다. 이렇게 거리 정보를 가지는 PDI의 각 픽셀의 정보를 이용하여 식 3을 이용하여 직교좌표계로 변환하게 된다.

$$\begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r \sin \theta \cos \phi & 0 & 0 \\ 0 & r \sin \theta \sin \phi & 0 \\ 0 & 0 & r \cos \theta \end{pmatrix} \quad (3)$$

변환된 직교 좌표계에서의 영상을 이용하여 물체들을 추출하고 이를 이용하여 정보를 계산한다. 직교 좌표계로 변환된 PDI를 $I(x_i, y_i, z_i), i=1, \dots, N$ 이라 하면 Connected Component Labeling(CCL)을 이용한 object를 추출하기 위하여 식 4를 이용하여 m 개의 level-set으로 나눈다.

$$levelset(I_k) = \begin{cases} I_k(x_i^k, y_i^k, z_i^k) \leftarrow I(x_i, y_i, z_i) & k=j \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

where $k = 0, \dots, m-1, j = \text{floor}(z_i) / \Delta d, \Delta d = d_{\max} / m$

식 4로부터 각 levelset(k)에 대하여 CCL을 이용하여 추출된 object들(l)은 다음과 같이 index한다.

$$o_l^k(x_i^k, y_i^k, z_i^k) = CCL(I_k(x_i^k, y_i^k, z_i^k)) \quad (5)$$

그림 3에서 보는바와 같이 추출된 object들을 이용하여 각 장애물에 대한 정보를 분석하여 장애물의 위치와 장애물의 크기를 계산 할 수 있다.

그림 3 추출된 장애물의 정보 분석

Fig. 3 Information analysis of the extracted obstacles

본 논문에서 장애물을 피하기 위하여 얻어야 하는 장애물의 정보는 장애물의 크기(폭), 로봇에서 장애물까지의 각도, 그리고 장애물 간의 회피 공간의 크기이다. 우선, 그림 2에서 각 장애물의 폭은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$w_{FOV} = 2 \times \tan(\theta_{FOV}/2) \times d_{z_l^k} \quad (6)$$

$$w_k^l = w_{FOV} \times \frac{\#p_{o_l^k}}{\#p_{FOV}} \quad (7)$$

또한, 로봇에서부터 장애물까지의 거리 $d_{x_l^k}$ 와 로봇에서부터 장애물까지의 각도 θ_l^k 는 식 8과 식 9를 이용하여 계산되어진다.

$$d_{x_l^k} = d_{z_l^k} \sin \theta_{FOV} \times \frac{\#p_{o_l^k}}{\#p_{FOV}} \quad (8)$$

$$\theta_l^k = \arctan(d_{x_l^k} / d_{z_l^k}) \quad (9)$$

마지막으로 장애물 간의 회피 공간의 크기는 식 10을 이용하여 계산할 수 있다.

$$(10)$$

식 6에서 10까지 이용하여 로봇이 회피 보행을 하는데 필요한 장애물들의 정보를 획득하였다. 이렇게 획득된 정보들을 이용하여 로봇이 회피 방향, 회피 동작과 회피 경로를 스스로 판단하여 보행한다. 구체적인 내용은 다음 장에서 설명하도록 한다.

2.3 회피방향 결정 및 경로, 동작 self-planning

PDI로부터 추출된 장애물들에 대한 정보를 이용하여 본 장에서는 로봇의 회피 이동 방향과 회피 동작 및 회피 경로를 결정하게 된다. 로봇의 회피 방향은 추출된 정보 중에 장애물의 크기(폭)와 장애물의 각도를 이용하여 결정하게 된다. 장애물의 크기(폭)와 장애물의 각도는 식 11과 같이 geographical measurement(GM)를 이용하여 좌우 방향에 대한 장애물 배치의 복잡도를 계산하게 된다.

$$GM = \begin{cases} \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n 2^k + 2^{(\pi/2-\theta_l^k)} + w_l^k, & \theta_l^k > 0 \\ -\sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n 2^k + 2^{(\pi/2+\theta_l^k)} + w_l^k, & \theta_l^k < 0 \\ \sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n 2^k + w_l^k, & \theta_l^k = 0 \end{cases} \quad (11)$$

식 11에서 보는바와 같이 각 장애물의 개수가 많을수록 각도가 작을수록 복잡도가 커진다. 또한 장애물의 크기(폭)이 클수록 역시 복잡도가 커진다. 좌우 방향에 대한 GM을 이용한 복잡도를 계산한 다음 최종 회피 방향은 식 12를 이용하여 결정한다.

$$Direction = \text{sign}(\sum_{\text{all obstacle}} GM) \quad (12)$$

식 12에서 회피 방향을 양의 값일 경우 오른쪽으로, 음의 값을 가질 경우 왼쪽으로 결정하게 된다. 회피 방향이 결정되면, 회피 방향에 대한 장애물의 조건에 따라서 적절한 회피 동작이 결정된다. 회피 동작의 결정은 물 기반 퍼지 로직(rule based fuzzy logic)을 이용하여 결정하게 된다. 퍼지 로직의 입력변수는 장애물 폭과 로봇 너비의 차(w_{ro})와 회피 공간과 로봇 너비의 차(w_{rs})을, 출력변수는 각각의 조건에 따른 7가지의 회피 동작으로 구성하였다. 그림 4는 퍼지 로직의 입력변

수와 출력변수의 멤버십 함수를 나타낸다.

그림 4 퍼지 입력변수(위)와 출력변수(아래)의 멤버십함수

Fig. 4 Membership functions of input and output variable

또한, 입력변수 조건에 따른 퍼지 추론 룰 테이블은 다음과 같다.

표 1 퍼지 추론 룰 테이블

Table 1 Rule table for fuzzy inference

		w_{rs}				
		NL	NS	Z	PS	PL
w_{ro}	NL	ST	SS	SF	SF	SF
	NS	ST	SS	SF	SF	SF
	Z	ST	RS	RF	RF	RF
	PS	ST	RS	RF	RF	RF
	PL	ST	TS	TF	TF	TF

표 1에서 보는바와 같이 입력변수 w_{ro} 는 very small(NL), small(NS), middle(Z), large(PS), very large(PL)를 w_{rs} 는 very narrow(NL), narrow(NS), middle(Z), wide(PS), very wide(PL)를 서브셋으로 구성하였고, 이로 인하여 25개의 퍼지 추론 룰을 생성 하였다. 출력변수는 ST(STop)을 제외한 횡 보행(S), 종 보행(F), 회전 보행(R), 턴 보행(T) 중에 2개의 조합으로 이루어진 7개의 서브셋(SS, SF, RS, RF, TS, TF)으로 구성하였다.

퍼지 추론으로 회피 동작이 결정되면 마지막으로 회피 경로를 결정하게 된다. 회피 동작 결정은 장애물을 어떻게 회피할 것인가에 결정이라면 회피 경로는 로봇이 장애물을 어떻게 회피할 것인가에 대한 결정이다. 따라서 로봇 경로는 장애물 회피에 대한 회전 각도와 이동 거리를 결정한다. 회피 경로는 퍼지 추론으로 로봇의 회피동작이 2개 동작의 조합으로 이루어져 있어서 이 두 동작이 교차점(pivot point)의 위치까지의 경로를 계산하도록 하였다. 이 동작의 교차점은 크게 횡보행과 회전보행의 두 가지 동작으로 접근하게 된다. 따라서 이 두 가지의 경우에 대하여 교차점까지의 경로를 결정하도록 한다. 회전 보행이 경우 식 13과 식 14를 이용하여 교차점까지의 회전 각도와 이동거리를 계산할 수 있다.

$$d_{pivot} = \sqrt{(\sqrt{d_{x_l^k}^2 - d_{x_l^k}^2} - 0.5 \times s_l^k)^2 + (d_{x_l^k} - 1/2 w_l^k + 0.5 \times s_l^k)^2} \quad (13)$$

$$\theta_{pivot} = \arctan \left(\frac{|d_{x_l^k} - 1/2 w_l^k| + 0.5 \times s_l^k}{\sqrt{d_{x_l^k}^2 - d_{x_l^k}^2} - 0.5 \times s_l^k - 0.5 \times s_l^k} \right) \quad (14)$$

횡 보행의 경우 교차점까지 회전 동작이 없으므로 식 15를 이용하여 이동거리를 계산한다.

$$d_{pivot} = |d_{x_l^k} - 1/2 w_l^k| + 0.5 \times s_l^k \quad (15)$$

식 13에서 식 15에서와 보는 바와 같이 회피 경로는 로봇과 장애물과의 회피 과정 중 로봇과 장애물의 충돌을 막기 위하여 회피 공간의 중간을 동작 교차점으로 설정하였다.

3. 실험 및 결과

본 장에서는 2장에서 제안된 휴머노이드 로봇을 위한 장애물 회피 시스템을 실제 휴머노이드 로봇에 적용하여 장애물 회피 능력을 실험하였다. 실험은 단순 장애물 조건과 보다 복잡한 장애물 조건에 대하여 회피 실험을 하였다. 실험에 사용된 휴머노이드(URIA)의 사양은 표 2와 같다.

표 2 비전 및 휴머노이드 로봇 사양

Table 2 Specification of vision and humanoid robot system

3d TOF sensor (SR-4000)		URIA	
Pixel Array Size	176X144	Height	60cm
Modulation Frequency	30MHz	Weight	6.0 kg
Non Ambiguity Range	5.0m	DOF	25 DOF
Field of View	44°x35°	Sensors	8 FSRs
Dimensions	65x65x68		1 6-axis gyro

그림 5 단순 환경 내에서의 휴머노이드 로봇의 장애물 회피 (위: RF 모션, 아래: SF 모션)

Fig. 5 Obstacle avoidance of a humanoid robot in simple walking environment

3.1 단순 환경에서의 휴머노이드 로봇의 회피 실험

본 실험은 같은 크기의 장애물과 하나의 장애물만이 존재하는 단순 환경에서 회피 실험을 하였다. 회피 조건은 두 가지 장애물 환경 내에서 실험하였다. 실험 결과는 그림 5와 같다. 그림 5에서 보는 바와 같이 단순 환경 내에서는 비교적 쉽게 장애물을 회피하는 것을 알 수 있었다. 하지만 장애물에 너무 가까이 로봇이 접근한 경우에는 회피 동작과 다시 장애물 정보를 획득하는 과정이 무한 반복되어 장애물을 벗어나지 못하는 경우도 발생하였다.

3.2 복합 환경에서의 휴머노이드 로봇의 회피 실험

본 실험에서는 장애물의 크기와 높이 다른 복합 환경 내에서의 장애물 회피 실험을 하였다. 실험 환경은 그림 6과 같다. 그림에서 보는 바와 같이 장애물은 2.5m x 3m의 공간 안에서 2 종류의 블록으로 장애물이 구성되었으며, 표 2와 같이 4 가지 종류의 회피 환경에 대하여 실험을 수행하였다. 회피 결과는 그림 7과 같다.

그림 6 복합 장애물 회피 실험 환경

Fig. 6 Complex environment for obstacle avoidance

표 3 휴머노이드 로봇의 회피 환경

Table 3 Walking environment of a humanoid robot

URIA	실험환경	w_s (cm)	w_o (cm)
$w_r = 35\text{cm}$	(a)	32	24
$h_r = 60\text{cm}$	(b)	60	48
	(c)	32	48
$d_r = 15\text{cm}$	(d)	70	142

3. 결 론

본 논문에서는 휴머노이드 로봇의 자율보행을 위하여 스스로 장애물의 상태를 분석하여 이에 알맞은 회피 동작과 회피 방향을 결정하여 보행을 제어하는 시스템을 제어하였다. 본 시스템은 기존의 미리 설정된 환경에서의 보행을 제어하는 방법에서 벗어나, 미지의 환경에서도 로봇 스스로 판단하고 보행할 수 있도록 하였다. 제안된 방법은 기존의 비전의 FOV문제를 PDI를 이용하여 해결하고, 이런 PDI로부터 장애물에 대한 크기 및 위치, 회피 공간 등의 정보를 추출하여, GM을 이용하여 회피 방향을 결정하고, 퍼지추론을 이용하여 조건에 적절한 회피 동작을 결정하고 이동 경로를 스스로 계산하였다. 제안된 방법을 휴머노이드 로봇 URIA에 적용하여 다양한 장애물 환경에서 실험하여 회피능력을 테스트 하였으며, 다양한 환경에서도 비전만으로도 그 로봇 자체의 판단으로 보행이 가능함을 알 수가 있었다. 향후 보다 정확한 PDI생성을 위한 특징추출 방법 및 연산량을 줄일

그림 7 복합 환경 내에서의 휴머노이드 로봇의 장애물 회피 (첫째행: SS, 둘째행: RF, 셋째행: RS, 넷째행: TF 모션)

Fig. 7 Obstacle avoidance of a humanoid robot in complex walking environment

수 있는 방법과 계단이나 경사면, 터널과 같은 보다 복잡한 환경에서의 장애물 인식 및 회피 방법에 대하여 연구가 되어야 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 건설교통부가 출연하고 한국건설교통기술평가원에서 위탁 시행한 2006년도 첨단융합건설기술개발사업[과제번호:06첨단융합D01]의 지원으로 이루어졌습니다.

참 고 문 헌

- [1] M. Yagi and V. Lumelsky, "Biped Robot Locomotion in Scenes with Unknown Obstacles," Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation (ICRA), pp. 375 - 380, 1999.
- [2] J. J. Kuffner, K. Nishiwaki, S. Kagami, M. Inaba, H. Inoue, "Footstep Planning Among Obstacles for Biped Robots," Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems(IROS), pp. 500 - 505, 2001.
- [3] J. Chestnutt, M. Lau, G. Cheung, J. Kuffner, J. Hodgins, T. Kanade, "Footstep Planning for the Honda ASIMO Humanoid," Proc. of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 629-634, 2005.
- [4] P. Michel, J. Chestnutt, J. Kuffner, T. Kanade, "Vision-guided humanoid footstep planning for dynamic environments," 5th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, pp. 13-18, 2005.
- [5] O. Stasse, B. Verrelst, B. Vanderborght, K. Yokoi, "Strategies for Humanoid Robots to Dynamically Walk Over Large Obstacles," IEEE Transactions on Robotics, vol. 25, no. 4, pp. 960-967, 2009.
- [6] F. Kanehiro, T. Yoshimi, S. Kajita, M. Morisawa, K. Fujiwara, K. Harada, K. Kaneko, H. Hirukawa, F. Tomita, "Whole Body Locomotion Planning of Humanoid Robots based on a 3-D Grid Map," Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 1072-1078, 2005.
- [7] Y. Ayaz, A. Konno, K. Munawar, T. Tsujita, M. Uchiyama, "Planning footsteps in obstacle cluttered environments," IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, pp. 156-161, 2009.
- [8] J.-S. Gutmann, M. Fukuchi, M. Fujita, "The International Journal of Robotics Research vol. 27, no. 10, pp. 1117-1134, 2008.
- [9] M. Brown and D. Lowe, "Automatic Panoramic Image Stitching using Invariant Features," International Journal of Computer Vision, vol. 74, no. 1, pp. 59-73, 2007.
- [10] K. Zhang, J. Lu, G. Lafruit, R. Lauwereins, L. V. Gool, "Robust stereo matching with fast Normalized

Cross-Correlation over shape-adaptive regions," 16th IEEE International Conference on Image Processing, pp. 2357-2360, 2009.

- [11] S.B. Kang, R. Szeliski, "3-D scene data recovery using omnidirectional multibaseline stereo," International Journal of Computer Vision, vol. 25, no. 2, pp. 167-83, 1997.
- [12] A. Krishnan, N. Ahuja, "Range estimation from focus using a non-frontal imaging camera," International Journal of Computer Vision, vol. 20, no. 3, pp. 169-185, 1996.

저 자 소 개

강 태 구 (姜 泰 求)

2001년 고려대학교 응용전자공학과(공학사). 2004년 동 대학원 영상정보처리학과(공학석사). 2005년 (주)퍼스텍 연구원. 2006년~현재 동 대학원 전자전기공학과 박사과정. 관심분야는 로보틱스, 머신러닝, 컴퓨터 비전, 지능제어.

김 동 원 (金 東 源)

2007년 고려대학교 전기공학과 (공학박사). 2007년 고려대학교 공학기술연구소 선임연구원 및 연구교수. 2008년 University of California, Berkeley (Prof. Zadeh; BISC Group) Post-Doc., 2009년 University of California, Davis(AHMT Center) Research Fellow. 2009년~현재 인하공업전문대학 디지털 전자과 교수. 관심분야는 이족 휴머노이드 로봇 설계, 지능 모델링 및 로봇지능, 멀티로봇의 학습 및 응용, 소프트웨어 기반 진화된 뉴로-퍼지 시스템 및 이를 이용한 지능제어.

박 귀 태 (朴 貴 泰)

1975년 고려대학교 전기공학과(공학사). 1977년 동 대학원 전기공학과(공학석사). 1981년 동 대학원 전기공학과(공학박사). 1978년~1981년 광운대학교 전기공학과 조교수. 1981년~현재 고려대학교 전기전자전파공학부 교수. 1994년~2000년 대한전기학회 이사 및 평의원. 1994년~1996년 퍼지시스템학회 이사. 1996년~1998년 제어·자동화·시스템학회 이사. 대한전기학회 및 제어·로봇·시스템학회 Fellow. 2000년~2005년 (사)IBS KOREA 회장. 2006년 12월~ 현재 국토해양부 고층건물 시공자동화 연구단장. 관심분야는 진화된 퍼지 및 신경망, 로보틱스, 컴퓨터 비전, 지능제어, 인텔리전트 빌딩 시스템 및 정보통신.