

논문 2008-45C1-4-5

손 모양 인식을 이용한 모바일 로봇제어

(Mobile Robot Control using Hand Shape Recognition)

김영래*, 김은이**, 장재식***, 박세현****

(Youngrae Kim, Eun Yi Kim, Jae Sik Chang, and Se Hyun Park)

요약

본 논문에서는 손 모양 인식을 이용한 비전기반의 모바일 로봇제어 시스템을 제안한다. 손 모양을 인식하기 위해서는 움직이는 카메라로부터 정확한 손의 경계선을 추출하고 추적하는 것이 필요하다. 이를 위해 본 논문에서는 초기 윤곽선 위치 및 경계에 강건하고, 빠른 물체를 정확히 추적할 수 있는 mean shift를 이용한 활성 윤곽선 모델(ACM) 추적 방법을 개발하였다. 제안된 시스템은 손 검출기, 손 추적기, 손 모양 인식기, 로봇 제어기 4가지 모듈로 구성된다. 손 검출기는 영상에서 피부색 영역으로 정확한 모양을 손으로 추출한 이후 활성 윤곽선 모델(ACM) 과 mean shift를 사용하여 손 영역을 정확히 추적한다. 마지막으로 Hue 모멘트에 이용하여 손의 형태를 인식한다. 제안된 시스템의 적합성을 평가하기 위하여 2족 보행로봇 RCB-1에서 실험이 수행 되었다. 실험 결과는 제안된 시스템의 효율성을 증명하였다.

Abstract

This paper presents a vision based walking robot control system using hand shape recognition. To recognize hand shapes, the accurate hand boundary needs to be tracked in image obtained from moving camera. For this, we use an active contour model-based tracking approach with mean shift which reduces dependency of the active contour model to location of initial curve. The proposed system is composed of four modules: a hand detector, a hand tracker, a hand shape recognizer and a robot controller. The hand detector detects a skin color region, which has a specific shape, as hand in an image. Then, the hand tracking is performed using an active contour model with mean shift. Thereafter the hand shape recognition is performed using Hue moments. To assess the validity of the proposed system, we tested the proposed system to a walking robot, RCB-1. The experimental results show the effectiveness of the proposed system.

Keywords : Robot control, hand shape recognition, object tracking, active contour, mean-shift

I. 서론

최근 인간과 컴퓨터의 상호작용을 위한 많은 인터페

이스들이 개발되었다^[2-3,5]. 이러한 인터페이스들 중 시각정보를 이용한 인터페이스는 저렴한 장치를 사용하여 사용자에게 보다 편리하고 친숙한 수단을 제공할 수 있기 때문에 많은 주목을 받고 있다. 지금까지 다양한 사용자의 동작이 텔레비전, 컴퓨터 및 로봇의 제어를 위해 사용되고 있는데, 이중 가장 널리 사용되고 있는 것이 사용자의 손동작이다. 기존의 연구에서는 손 동작의 움직임 방향, 또는 손 모양의 인식을 통해 여러 가지 장치를 제어하고 있다. 예를 들어, Freedman은 손을 이용하여 텔레비전의 소리와 채널을 제어하는 원격제어 시스템을 연구했다^[2]. 이 시스템에서는 고정된 카메라를 통해 손의 위치 정보를 이용한다. 단순한 손의 위치 정보 뿐 만 아니라, 손동작의 인식을 이용한 제어시스템

* 학생회원, ** 정회원, 건국대학교 신기술융합학과
(Dept. of advanced technology fusion, school of
Internet and multimedia Eng.Konkuk Univ)

*** 정회원, 삼성전자 통신연구소
(Samsung Electronics and Telecommunications
Research Institute)

**** 정회원-교신저자, 대구대학교 정보통신공학부
(School of Computer and Communication
Engineering, Daegu Univ)

※ 이 논문 또는 저서는 2005년 정부(교육인적자원부)
의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행
된 연구임(KRF-2005- D00753)

접수일자: 2008년3월18일, 수정완료일: 2008년7월9일

도 많이 개발되고 있다. Lee et. al.^[6]은 손동작 인식을 이용하여 presentation program을 제어하는 Power Gesture 시스템을 개발하였으며, Shin et al.^[7]은 시각화된 프로그램을 조작하기 위한 손동작 인식 시스템을 개발하였다. 그리고 시각적인 내비게이션을 위한 제스처 인식 프로그램을 기술하였다. 또한 최근에는 피부색과 엔트로피를 이용하여 복잡한 환경과 조명에 강건한 손동작 인식 시스템이 개발되었다^[11]. 이 방법은 초당 15 프레임의 속도로 90%이상의 인식률을 제공한다.

하지만, 이러한 기술들은 대부분 고정된 카메라로부터 입력된 영상의 분석을 통해 손동작을 인식하기 때문에, 모바일 로봇 및 장치에 부착된 카메라로부터 입력된 영상의 처리에 사용되기에는 제약이 있다. 예를 들어, 모바일 장치의 움직임 때문에 카메라로부터 입력된 영상의 배경 및 조명의 변화는 고정된 위치의 카메라의 경우보다 다양하다. 뿐만 아니라, 현재 시스템을 제어하고 있는 사용자의 손동작과 다른 사람의 동작을 구분하기 위해서는 정확한 추적 기술을 포함하고 있어야 하는데, 이러한 경우 연산 시간의 증가를 야기하게 된다. 따라서 모바일 로봇을 제어하기 위해서는 다양한 배경 및 조명 변화에 강건하고, 정확한 물체 추적 기술을 포함하고 있는 손동작 인식 시스템의 개발이 필요하다.

이러한 목적으로 최근 손동작 인식을 위해 활성 윤곽선 모델(ACM)이 많이 사용되고 있다^[12-13]. ACM은 곡선의 효율적인 표현능력과 유연하다는 장점이 있다^[1]. ACM을 이용하여 물체의 추적에 사용할 경우, 각 프레임에서 초기 윤곽선은 이전 프레임의 목표 물체의 경계선으로 초기화되고, 이로부터 점차적으로 진화함으로써 물체의 형태를 추적한다. 하지만 이 경우 추적 결과는 초기 윤곽선의 위치에 매우 민감하다. 모바일 로봇에 부착된 카메라로부터 입력되는 영상을 처리하는 경우 실제 손이 움직이지 않더라도 로봇의 움직임으로 인해 손의 위치가 변하게 된다. 이 때 손의 위치 변화가 큰 경우, 목표 물체의 위치와 거리가 먼 곳에 초기 윤곽선이 설정 되게 된다. 이러한 초기 곡선으로부터 손의 경계선으로 수렴하기 위해서 보다 많은 계산이 필요로 할 뿐만 아니라, 손의 경계선과 유사한 특징을 가진 잡음과 홀들이 생성될 가능성이 높아진다. 게다가 손의 움직임이 큰 경우 손을 잃어버리게 된다.

본 논문에서는 손 모양 인식기술을 이용한 모바일 로봇제어 시스템을 제안한다. 이 때, 앞서 말한 활성 윤곽선 모델(ACM)의 초기 곡선에 대한 민감성을 최소화하기 위하여 mean shift를 이용한 활성 윤곽선 모델

(ACM) 추적 방법을 사용한다.

제안된 시스템은 손 검출기, 손 추적기, 손 모양 인식기, 로봇 제어기 4가지 모듈로 구성되었다. 손 검출기는 영상에서 피부색 정보를 이용하여 손 영역을 추출한다. 추출된 손 영역은 활성 윤곽선 모델(ACM)과 mean shift에 사용하여 정확히 추적된다. 마지막으로 Hue 모멘트를 사용하여 손 영역을 인식한다. 제안된 시스템의 적합성을 평가하기 위하여 2족 보행로봇 RCB-1을 이용하여 실험이 수행되었으며 그 결과는 제안된 시스템의 효율성을 증명하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 제안된 시스템의 개요를 설명하고, III장에서는 모바일 로봇 제어 시스템에 대해 자세히 설명한다. 그리고 IV장에서는 제안된 시스템의 실험결과를 보이고, V장에서 결론을 내렸다.

II. 시스템 개요

그림 1은 제안된 모바일 로봇 제어 시스템을 보여주고 있다. 사용자와 카메라의 거리는 약 1m이다. 시스템은 데이터 클러브와 프레임 그래버 보드와 같은 별도의 장비 없이 PC와 웹캠을 사용하여 구현하였다. 사용자는 어떤 장비도 없이 카메라 앞에서 미리 정의된 손의 제스처로 모바일 로봇을 제어할 수 있다.

제안된 시스템에서 모바일 로봇은 오른손 모양에 의해서 제어된다. 표 1은 미리 정의한 5개의 손 모양과 그에 대응되는 명령들을 보여준다.

제안된 시스템에서 사용자는 'stop' 명령어로 시작한다. 일단 사용자로부터 'stop' 명령어가 인식되면 시스템은 손영역을 계속 추적하고, 이 때 연속된 3 프레임 이상에서 같은 명령어의 손 제스처가 인식이 되면 그 명령어를 수행한다. 이러한 제스처 인식 및 로봇 제어 과정은 III 장에서 설명된다.

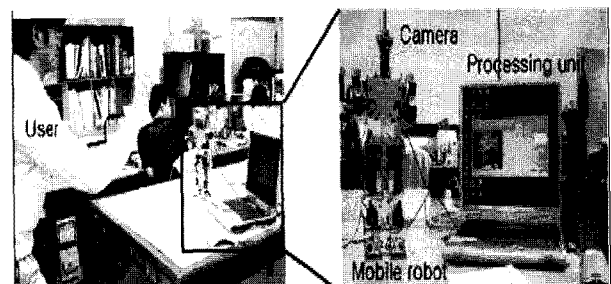







그림 1. 시스템 환경
Fig. 1. System Environment.

표 1. 손동작을 이용한 로봇 제어 명령어
Table 1. Predefined hand shapes and commands.

제스처	로봇 제어 명령
	stop
	go-forward
	crouch
	turn-left
	turn-right

III. 모바일 로봇 제어 시스템

제안된 시스템은 손 검출기, 손 추적기, 손 모양 인식기, 로봇 제어기, 4가지 모듈로 구성되었다. 로봇 제어기로 상용 프로그램인 HeartToHeart1.0을 사용하였다. 따라서 아래에서는 중요한 3개의 모듈에 대해서만 설명하도록 한다.

3.1 손 검출기

이 단계에서는 입력 영상으로부터 손 영역을 검출하기 위한 방법을 설명한다. 본 논문에서는 피부색 정보를 사용한다.

모든 사람과 인종은 다른 피부색을 갖는다. 또한, 다양한 조명 상태에서 사람의 피부색은 분명히 다르게 관측될 수 있다. 이러한 차이의 주된 원인은 밝기의 차이이다^[9]. RGB-컬러 공간에서 칼라표현은 색상뿐 아니라 밝기(brightness)도 포함하기 때문에 피부색을 표현하는데 적합하지 않다. 따라서 밝기 정보의 영향을 제거하고 크로매틱(chromatic) 컬러공간에서 컬러(C_r, C_g)의 두 요소로 피부색을 정의한다. 피부색 모델은 200개의 실험 영상으로부터 얻어진 파라미터를 가지고 2차원 가우시안 모델 $N(m, \Sigma^2)$ 로 근사화 된다. 피부색 모델의 평균과 공분산 행렬(편차)은 다음과 같다.

$$\mu = (r, g) = (117.588, 79.064)$$

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_r^2 & \rho_{X,Y}\sigma_r\sigma_g \\ \rho_{X,Y}\sigma_r\sigma_g & \sigma_g^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 24.132 & -10.085 \\ -10.085 & 8.748 \end{bmatrix}$$

제안된 방법에서 피부색 모델을 사용하여 영상에서 피부색 화소들을 먼저 추출한 후 모폴로지 연산을 사용하여 노이즈를 제거한다. 검출된 화소들 중 일정한 크기의 연결 성분들을 후보영역으로 생성한다. 검출된 모든 후보 영역 중에서 'stop' 형태의 손 영역이 있는지 확인한다. 이 때 인식 방법은 3.3에서 자세히 설명된다.

3.2 손 추적기

제안된 시스템에서 손이 추출된 후 연산시간을 줄이고 연속된 프레임간의 손 대응관계를 위해서 이전프레임에서 추출된 손을 추적한다. 손을 추적하기 위하여 활성 윤곽선 모델(ACM)을 사용하였다. 이 모델은 곡선의 효율적인 표현능력과 유연한 특징 때문에 물체를 추적하는데 많이 사용된다. 그러나 실행결과가 초기곡선 위치에 매우 민감하다. 찾는 물체로부터 멀리 떨어진 초기곡선으로부터 물체의 경계선으로 수렴하기 위해서는 더 많은 계산 량이 필요하고 물체의 경계선과 유사한 특징을 가진 노이즈나 홀과 같은 예러들을 발생시킨다. 게다가 움직임이 큰 물체의 경우 추적 중에 잃어버리는 경우도 발생한다. 따라서 mean shift algorithm을 이용한 활성 윤곽선 모델(ACM) 기반의 추적방법을 제안한다. 손 추적은 초기 곡선의 재배치와 곡선 진화 2 단계로 실행되었다. 이러한 과정이 그림 2에 주어진다.

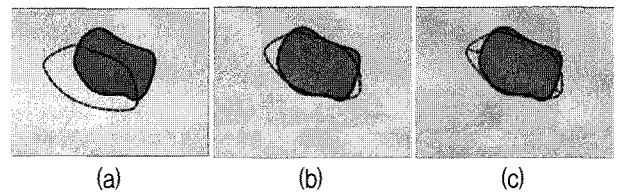


그림 2. 제안된 추적 방법. (a) 초기 윤곽선, (b) mean-shift를 이용한 초기 곡선 재배치, (c) 활성 윤곽선 모델을 이용한 곡선 진화

Fig. 2. Scheme of the proposed tracking method. (a) Initial curve, (b) Localized curve using mean-shift, (c) Curve deformation using active contours.

초기 곡선 재배치: 제안된 방법에서 현재 프레임의 초기 윤곽선은 이전 프레임에서의 목표 물체의 윤곽선으로 초기화 된다. 이 때 윤곽선의 진화 전에 연산 시간의 감소와 정확한 경계면을 찾기 위해 초기 윤곽선은

mean shift algorithm을 이용하여 재배치된다.

Mean shift algorithm은 손의 확률분포 $\{P(I_{ij}|a_0)\}_{i,j=1,\dots,IW,IH}$ (IW : image width, IH : image height)를 이용하여 탐색창의 위치를 반복적으로 바꾸는 방법이다. 이때 확률 $P(I_{ij}|a_0)$ 은 각 픽셀(i,j)이 손의 일부분일 확률을 나타낸다. 여기서 a_0 는 손의 확률분포 파라미터들이고, I 는 칼라 값이다. 본 논문에서는 손의 확률분포로 피부색 모델을 사용하였다. 탐색창의 새로운 위치는 다음과 같이 간단하게 계산되어진다^[5].

$$m_x = M_{10}/M_{00} \text{ and } m_y = M_{01}/M_{00} \quad (1)$$

이때, M_{ab} 는 $(a+b)$ 차 모멘트로 정의된다.

$$M_{ab}(W) = \sum_{i,j \in w} i^a j^b P(I_{ij}|\alpha_0)$$

손의 위치는 탐색 창 W 의 위치(x,y)의 연속적인 계산을 통해 얻어진다. 탐색 창 W 의 중심은 초기곡선 B 의 경계선 박스의 중심으로 초기화 된다 (그림 2(a)의 붉은 색 점선의 중심). 그리고 탐색 창 W 의 크기는 다음과 같이 각 프레임에서 물체들의 움직임 양에 비례하여 갱신된다.

$$W_{width(height)} = \max(\alpha(|m_y^{(t-1)} - m_y^{(t-2)}| - B_{width(height)}), 0) + \beta B_{width(height)}$$

($t > 2$) 여기서 α 와 β 는 상수이고, t 는 프레임 인덱스이다.

곡선 진화 : 초기 곡선이 재배치된 후, 곡선은 정확한 손의 경계선과 일치되도록 영역 경쟁 기반의 활성 윤곽선 모델(ACM)을 이용하여 반복적으로 진화한다.

이 때 사용되는 에너지 함수는 다음과 같다.

$$E[\Gamma, \{\alpha_i\}] = \sum_{i=0}^M \left\{ \frac{\mu}{2} \int_{R_i} ds - \log P(I_s : s \in R_i | \alpha_i) + \lambda \right\} \quad (2)$$

여기서 Γ 는 영상에서 경계선, $P(\cdot)$ 는 영역 R_i 의 특징 분포, α_i 는 분포들의 파라미터, M 은 영역의 수, s 는 영상 좌표에서 하나의 위치, μ 와 λ 는 상수들이다.

에너지 E 를 최소화하기 위하여, 각 경계선 Γ 에 대해서 steepest descent을 사용한다. 경계 Γ 에서 어떤 점 \vec{v} 를 얻을 수 있다.

$$\frac{d\vec{v}}{dt} = - \frac{\delta E[\Gamma, \{\alpha_i\}]}{\delta \vec{v}} \quad (3)$$

오른쪽 항은 에너지 E 함수의 (-)미분함수이다. 함수

를 미분하면 각 점 \vec{v} 에 대한 모션 방정식을 구할 수 있다.

$$\frac{d\vec{v}}{dt} = \sum_{k \in Q(\vec{v})} \left\{ -\frac{\mu}{2} k_{k(\vec{v})} \vec{n}_{k(\vec{v})} + \log P(I_{\vec{v}}|\alpha_k) \vec{n}_{k(\vec{v})} \right\} \quad (4)$$

여기서, $Q(\vec{v}) = \{k|\vec{v} \text{ lies on } \Gamma_k\}$ 이다. 이때, $k_{k(\vec{v})}$ 는 한 점에서의 곡률이고, $\vec{n}_{k(\vec{v})}$ 는 같은 점 \vec{v} 에서 Γ_k 까지 하나의 수직선이다.

Active contours는 다음의 식에서 보는 것처럼 영상을 공동의 경계선 Γ 를 가지는 두 영역(object region R_o and background region R_b)으로 분류하는 특별한 경우이다.

$$\frac{d\vec{v}}{dt} = -\mu k_{o(\vec{v})} \vec{n}_{o(\vec{v})} + (\log P(I_{\vec{v}}|\alpha_o) - \log P(I_{\vec{v}}|\alpha_b)) \vec{n}_{o(\vec{v})} \quad (5)$$

Active contour의 진화는 레벨 집합 기술을 사용하여 구현한다. 곡선 Γ 함수는 $u:R^2 \rightarrow R$ 의 체로 레벨 집합을 함축적으로 표현하고, 곡선 Γ 의 내부는 $u > 0$ 인 영역이다. 따라서 위의 식을 레벨 집합 진화 방정식으로 다시 쓸 수 있다.

$$\frac{du(s)}{dt} = -\mu k_s \|\nabla u\| + (\log P(I_s|\alpha_o) - \log P(I_s|\alpha_b)) \|\nabla u\| \quad (6)$$

여기서 k 는 다음과 같이 정의 된다.

$$k = \frac{u_{xx}u_y^2 - 2u_xu_{xy} + u_{yy}u_x^2}{(u_x^2 + u_y^2)^{3/2}}$$

3.3 손 모양 인식기

손의 형태를 표현하기 위해서 제안된 방법에서는 방향 및 크기에 영향을 받지 않는 Hu et al.의 invariant moment를 사용한다^[3].

주어진 화소 (x, y) 가 손 영역에 속하는지 그렇지 않은지는 다음의 $f(x,y)$ 의 2차 ($p+q$) 모멘트에 의해 결정이 된다.

$$M_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x,y) dx dy, \quad p,q=0,1,2 \dots \quad (7)$$

디지털 영상에서 수식 (7)은 다음과 같이 표현된다.

$$M_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x,y) \quad (8)$$

중심 모멘트는 다음과 같이 정의된다.

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (9)$$

$$\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}} \quad \text{and} \quad \bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad (10)$$

정규화된 중점 모멘트는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \eta_{pq} &= \mu_{pq} / \mu_{00}^{\hat{q}}, \\ &= (p+q)/2 + 1 \quad (p+q = 2, 3, \dots) \end{aligned} \quad (11)$$

2차, 3차 모멘트로부터 7가지의 invariant 모멘트가 얻어진다. 이들 모멘트는 이동, 회전, 크기 변화에 영향을 받지 않는다.

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02}, \quad \phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \phi_5 &= (3\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03}) [3(\eta_{03} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} - \eta_{03}) \\ \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (12)$$

손 모양을 인식하기 위해서 현재 프레임에서 손과 템플릿의 불변 모멘트들 간의 유클리디언 거리를 사용했다.

IV. 실험결과

제안된 제어 시스템은 MS Visual C++ 6.0과 OpenCV beat3.1으로 구현되었고 프레임 그래버 보드 없이 모바일 로봇에 부착된 카메라로부터 초당 3프레임으로 320×240 크기의 24-비트의 칼라 영상을 캡처하였다. 실험에는 KONDO에서 제작한 두발로봇 KHR-1을 사용하였다. 이 로봇은 알루미늄 프레임들과 전선으로 17개의 서브모터 KRS-784 ICS, 2개의 서브 보드 RCB-1으로 구성되어있다. 그리고 작은 웹캠은 로봇의 머리 위에 설치하였다.

제안된 시스템은 사용자 10명을 대상으로 총 529 프레임에 대해 테스트하였다. 각 사용자들의 손 모양을 바꿔가면서 실험하였다.

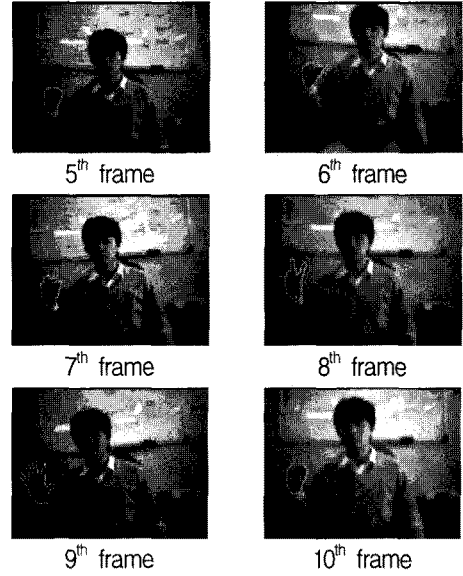


그림 3. 손 모양 추적 결과

Fig. 3. Results of the hand tracking.

그림 3은 손 추적 결과의 예를 보여준다.

제안된 손 추적방법의 효율성을 보여주기 위해서 제안된 mean shift를 사용한 방법과 mean shift 없이 활성윤곽선 모델(ACM)만 사용한 방법을 비교하였다.

그림 4는 수렴속도에 관한 정량적인 비교를 보여준다. 제안된 방법에서는 초기 곡선이 mean shift를 이용하여 손 근처로 재위치 되어 지기 때문에 곡선진화의 반복이 빨리 수렴한다. 제안된 방법이 활성윤곽선만 사용한 방법에 비해서 빠른 수렴 시간을 필요로 한다.

표 2는 모바일 로봇 제어에 사용된 손 제스처 명령어의 인식 결과를 보여준다. 전체적으로 529개의 테스트 프레임 중에 17개의 에러가 나타났고 96.8%는 정확하게 분류되었다.

실험 결과를 통해서 제안된 시스템은 모바일 로봇에

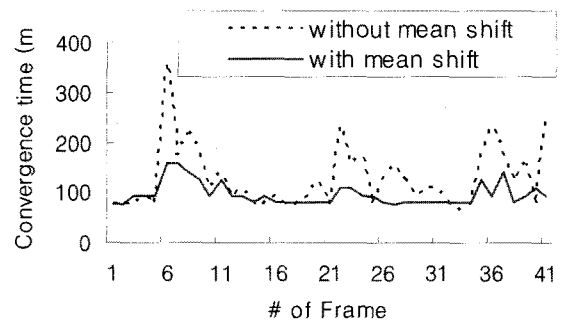


그림 4. 두 방법 간의 수렴 속도 비교

Fig. 4. Comparison of two methods in term of convergence time.

표 2. 손 모양 인식결과

Table 2. Hand shape recognition results.

		Shape recognized				
		Stop	Go forward	Crouch	Turn left	Turn right
Shape given	529					
Stop	107	101	2	4		
Go forward	103	2	101			
Crouch	112	2		109	1	
Turn left	106			1	103	2
Turn right	101		2		1	98

서 사용자의 손을 실시간으로 정확히 추적하고 인식을 함으로써 로봇 제어에 효율적으로 사용될 수 있음을 증명하였다.

V. 결 론

본 논문은 손 모양 인식을 사용한 비전 기반의 보행 로봇 제어 시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 손 검출기, 손 추적기, 손 모양 인식기, 로봇 제어기, 4개의 모듈로 구성된다. 손 검출기는 영상에서 미리 정의된 손의 모양을 가지는 피부색 영역을 추출한다. 검출된 손은 활성 윤곽선 모델(ACM) 과 mean shift 방법을 사용하여 추적된다. 이후에 Hu 모멘트를 사용하여 추적된 손의 모양을 인식한다. 제안된 방법을 평가하기 위해서 2족 보행 로봇 KHR-1의 제어에 적용을 하였고, 그 결과 96.8%는 정확도를 보여주었다.

참 고 문 헌

- [1] Freedman, D. and Zhang, T, "Active Contours for Tracking Distributions," IEEE Transactions on Image Processing. Vol. 13, No. 4, 518-526, April 2004.
- [2] Freeman, W. T. and Weissman, C. D, "Television control by hand gestures," IEEE International Workshop. on Automatic Face and Gesture Recognition, 179-183, December 1995.
- [3] Gonzalez, R. C. and Woods R. R. "Digital Image Processing," Prentice Hall, New Jersey, 2002.
- [4] Iba, S. Weghe, M. V. Paredis, C. J. J. Khosla, P. K. "An architecture for gesture-based control of mobile robots," Proceedings of the 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 851-857, October 1999.
- [5] Kim, K. I, Jung, K., and Kim, J. H. "Texture-based approach for text detection in image using support vector machines and continuously adaptive mean shift algorithm," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 25, No. 12, 1631-1639, December 2003.
- [6] Lee, H. K. and Kim, J. H. "An HMM-based threshold model approach for gesture recognition," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol. 21, No. 10, 961-973, October 1999.
- [7] Shin, M. C. Tsap, L. V. and Goldgof, D. B. "Gesture recognition using Bezier curves for visualization navigation from registered 3-D data," Pattern Recognition. Vol. 37, No. 5, 1011-1024, November 2004.
- [8] Waldherr, S. Thrun, S. and Romero, R. "A neural-network based approach for recognition of pose and motion gestures on a mobile robot," Proceedings of the 5th Brazilian Symposium on Neural Networks, 79 - 84, December 1998.
- [9] Yang, J., Waibel, A. "A real-time face tracker," Proceedings of the Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Sarasota, Florida, 142-147, 1996.
- [10] Zhu, S. C. and Yuille, A. "Region competition: unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 18, No 9, 884-900, September 1996.
- [11] Jae-Ho Shin, Jong-Shill Lee, Se-Kee Kil, Dong-Fan Shen, Je-Goon Ryu, Eung-Hyuk Lee, Hong-Ki Min, Seung-Hong Hong. "Hand Region Extraction and Gesture Recognition using entropy analysis," IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.6 No.2A, February 2006.
- [12] Asanterabi Malima, Erol Özgür, and Müjdat Çetin. "A Fast Algorithm for Vision-Based Hand Gesture Recognition for Robot Control," Signal Processing and Communications Applications, 2006 IEEE 14th 17-19 April 2006.
- [13] Hee-Deok Yang, A-Yeon Park, and Seong-Whan Lee. "Gesture Spotting and Recognition for Human-Robot Interaction," IEEE Transactions on [see also Robotics and Automation, IEEE Transactions on] Volume: 23 Issue: 2 April 2007.

저 자 소 개



김 영 래(학생회원)
 2007년 서울보건대 컴퓨터공학과
 전문학사 졸업.
 2007년 한국교육개발원 컴퓨터
 공학 학사 졸업
 2007년~건국대학교 신기술융합
 학과 iT전공 석사 재학

<주관심분야: 영상처리, 패턴인식, 컴퓨터 비전>

김 은 이(정회원)
 대한전자공학회 논문지
 2007-44CI-1-8 참조

장 재 식(정회원)
 대한전자공학회 논문지
 2005-42CI-1-9 참조

박 세 현(정회원)
 대한전자공학회 논문지
 2004-41CI-4-2 참조