

로봇의 이동물체 추적을 위한 새로운 확장 스네이크 모델

A New Snake Model for Tracking a Moving Target Using a Mobile Robot

한영준 · 한현수

Youngjoon HAN and Hernsoo HAHN

송실대학교 정보통신전자공학부

156-743 서울특별시 동작구 상도5동 1-1

{young,hahn}@ssu.ac.kr

요 약

카메라와 목표물이 함께 움직이는 작업환경에서는 영상의 배경이 연속적으로 바뀌고 다른 움직이는 물체와 겹치기 쉽다. 스테이크 알고리즘은 다양하게 변형되어 목표물을 추적하는데 사용되어 왔지만, 물표물의 형태의 변형이 심하거나 추적물체의 윤곽선과 스네이크 사이의 거리인 바이어스(bias)가 큰 상황에서는 적용되기 어렵다. 이런 문제점들을 해결하기 위해, 본 논문에서는 윤곽선검출에서 가지는 스네이크 알고리즘의 장점을 활용하는 확장 스네이크 모델(extended snake model)을 제안한다. 제안하는 알고리즘은 닫힌 스네이크(closed snake)의 면적 변화율을 면적에너지로 변환하여 스네이크 에너지에 추가하고, 새로운 영상이 입력될 때마다 이전에 검출된 윤곽선을 목표물의 새로운 템플릿으로 정의하는 적응 템플릿(adaptive template) SSD(sum of square difference) 알고리즘을 이용한다. 면적에너지는 새로 입력된 영상에서 얻어지는 윤곽선의 면적이 일정범위를 벗어나지 않도록 제약하며 적응 템플릿 SSD알고리즘은 목표물의 속도를 고려하여 목표물의 위치를 예측함으로써 윤곽선 검출의 속도와 정확도를 향상시킨다. 제안된 알고리즘의 우수성은 실험을 통해 검증하였다.

Abstract

In the case where both a camera and a target are moving at the same time, the image background is successively changed, and the overlap with other moving objects is apt to be generated. The snake algorithms have been variously used in tracking the object, but it is difficult to be applied in the excessive overlap with other objects and the large bias between the snake and the target. To solve this problem, this paper presents an extended snake model. It includes an additional energy function which considers the temporal variation rate of the snake's area and a SSD algorithm which generates the template adaptive to the snake detected in the previous frame. The new energy function prevents the snake from over-shrinking or stretching and the SSD algorithm with adaptively changing template allows the prediction of the target's position in the next frame. The experimental results have shown that the proposed algorithm successfully tracks the target even when the target is temporarily occluded by other objects.

Key words : 스네이크 알고리즘, 이동물체 추적, 면적변화율, 적응 템플릿, SSD 알고리즘

1. 서 론

최근에 사람과 비슷한 동작이 가능한 ASIMO[1]와 같은 휴먼로봇이 소개되면서 로봇의 자율성을 증대시키기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 로봇의 지능을 높이고 자율성을 증대하기 위해서는 로봇이 주변 상황을 인식하고 적응적인 동작을 계획할 수 있는 능력을 갖도록 만들어야 한다. 이와 같은 기능의 구현에 있어서 비전센서인 카메라는 주변 환경에 대한 정보를 비접촉으로 광범위하게 제공할 수 있다는 장점으로 인해 가장 핵심적인 도구로 인식되고 있다. 비전센서를 이용한 주된 연구의 대상은 주로 이동하는 로봇이 장애물을 피해 가는 능력[2-3]이나 보이는 물체의 종류를 판별하는

기능을 구현하는 것이었으며 이러한 문제는 상당한 수준으로 실현되어 있다[4-6]. 최근에는 로봇이 일상에서 활용될 수 있는 범위를 넓히기 위해 이동물체를 추적하는 기능의 구현을 위한 연구가 활발히 진행되고 있다[7-9].

카메라의 2차원 영상을 이용하여 3차원의 물체를 추적하는 경우에 있어서 목표물이 회전하고 카메라와의 거리가 변하면 물체가 강체(rigid body)일 경우라도 2차원 영상에서 변형이 발생한다. 이런 변형에 가장 적절히 적응하면서 목표물을 검출할 수 있는 방법으로는 능동윤곽선모델(active contour model)인 스네이크(snake)알고리즘이 가장 적합한 것으로 연구되어 왔다[7-15]. 스네이크는 내부적인 제약조건 하에서 영상 정보에 따라 2차원 평면에서 제어되는 변형 가능한 곡선이며 이는 Euler-Lagrange 방정식에 의해 제어되는 스네이크 동역학(dynamics)에 따라 움직인다. 배경이 고정된 이동물체 추적의 응용분야에서 스네이크는 물체의 윤곽선을 보완하는 광류(optical flow)와 같은 중요한 정보를 얻을 수 있기 때문에 매우 우수한 성능을 보인다. 그러나 카메라를 장착한 로봇을 이

접수일자 : 2004년 8월 26일

완료일자 : 2004년 11월 23일

감사의 글 : 본 연구는 송실대학교 교내 연구비 지원으로 연구되었습니다.

용한 이동물체의 추적에서처럼 배경이 동적으로 변하면서 잡음이 빈번히 발생하거나 목표물이 다른 물체로 인해 겹치는 경우는 기존의 스네이크 모델을 그대로 적용하기 어렵다. 또한 카메라와 목표물이 동시에 움직이면 목표물만 움직일 경우에 비해 영상에서 목표물의 변위가 상대적으로 크다는 것이다. 실제로 기존의 스네이크 모델을 이용한 물체추적은 연속되는 영상에서 물체의 이동변위가 작다라는 가정을 함축하고 있다. 스네이크 모델은 등속도 운동으로 움직이는 스네이크를 이동물체의 윤곽선에 수렴하도록 하지만 추적물체의 윤곽선과 스네이크 사이의 거리인 바이어스(bias)가 크면 물체추적이 중단되거나 다른 물체를 추적하는 오류를 낳는다.

이러한 문제를 해결하여 스네이크 알고리즘의 장점을 살리기 위해 다양한 연구가 진행되고 있다. 비디오 영상과 같은 복잡한 배경에서 주어지는 잡음문제와 변형문제를 해결하기 위해 Jiang 등은 예측 윤곽선에 기반하는 에너지 항을 추가함으로써 이전 물체의 윤곽선에 유사한 형태에 수렴하도록 하는 스네이크 모델을 제시했다[7]. 이 방법은 일시적인 물체의 중단에서 발생하는 문제와 물체 내부로 추적되는 문제를 해결했지만 외부환경에 의해 윤곽선이 손실되는 문제가 발생한다. 바이어스 문제를 해결하기 위해서 Kim 등은 영상 흐름(image flow)을 이용한 스네이크 모델을 제시했다[8]. 바이어스가 크지 않을 경우에는 구름 방식(rolling mode)을 사용했으며 물체의 속도가 갑자기 증가하여 바이어스가 커지면 도약 방식(jump mode)로 전환하여 물체추적을 수행하였다. 영상흐름을 이용하여 물체의 큰 변위가 발생하더라도 효율적인 물체추적을 해결했지만 두 방식 사이에 발생하는 비연속성은 Jiang 등이 해결하고자 했던 일시적인 물체의 중단에서 발생하는 문제점을 낳을 수 있다. Peterfreund는 광류(optical flow) 정보로부터 추정된 이동물체의 속도와 스네이크 속도의 차를 고려하는 에너지 소산함수를 최소화하도록 함으로써 바이어스 문제를 해결하였다[9]. 하지만, 카메라와 목표물이 동시에 움직이는 경우는 광류 정보를 얻기 어려워서 이런 경우엔 적용할 수 없다.

본 논문에서는 목표물의 변형문제와 잡음문제는 스네이크의 속도를 제동하는 에너지 소산함수(energy dissipation function)에 닫힌 스네이크(closed snake)의 면적 변화율을 추가하는 방법으로, 바이어스 문제는 적응 템플릿(adaptive template)을 사용한 SSD(sum of square difference) 알고리즘으로 예측한 이동물체의 속도를 동적 스네이크 모델의 소산함수에 포함시킴으로써 해결하였다. 즉, 실제 물체의 위치와 스네이크 위치의 차이 바이어스를 최소화하기 위해 적응 템플릿을 사용한 SSD 알고리즘에서 구해진 이동물체의 예측 속도와 스네이크 속도의 차를 최소화하는 방법을 사용하였다. 따라서, 제안한 확장 스네이크 모델은 카메라와 이동물체가 함께 움직이는 연속적인 영상간에 이동물체의 변위가 크더라도 안정적으로 물체추적이 가능하다. 본 논문에서 카메라와 목표물의 이동으로 발생하는 문제를 위와 같이 두 가지로 분리해서 다루었지만 이들은 상호보완적이다. 형태를 보존하려는 특성은 이웃하는 물체가 존재하는 상황에서 스네이크가 인접하는 물체의 영역으로 갑작스럽게 확장되는 것을 막아주며 이동물체의 속도에 수렴하도록 하는 제약조건은 스네이크가 물체의 형태를 유지하도록 해주기 때문이다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 면적 변화율과 물체의 속도 예측을 이용한 확장 스네이크 모델을 제시한다. 3장에서는 제안하는 확장 스네이크 모델을 이용한 목표물 추적 알고리즘에 관해서 설명한다. 4장에서는 제안하는 확장 스네이크 모델의 성능을 평가하기 위해 카메라를 장착

한 이동로봇이 목표물을 추적하는 실험의 결과를 보여주며 5장에서는 결론을 맺는다.

2. 면적 변화율과 물체의 속도 예측을 이용한 확장 스네이크 모델

앞에서 언급한 바와 같이 스네이크 알고리즘을 이용하여 이동물체를 추적하는데 있어서 발생하는 문제는 목표물이 다른 물체에 의해 겹치거나 외부환경의 변화에 따라 영상에서 이동물체가 사라지는 경우, 그리고 큰 바이어스(bias)가 발생하는 경우 목표물의 윤곽선을 추출하기 어렵고 추적물체를 놓치거나 인접하는 다른 이동물체를 추적할 수 있다는 것이다.

위 문제를 해결하기 위해 본 논문은 면적 변화율을 최소화하고 스네이크와 이동물체의 속도 차를 최소화하는 새로운 확장 스네이크 모델을 제안한다.

2.1 적응 템플릿을 갖는 SSD 알고리즘을 이용한 이동물체의 속도 예측

SSD 알고리즘은 (k-1)번째 영상의 한 점($p_i(k-1)$)이 주어졌을 때 k번째 영상에서 이와 동일한 점($p_i(k)$)을 찾는 방법이다. 일반적으로 특징점의 이동 변위를 찾기 위해 이동물체의 정보를 포함하고 있는 고정 템플릿을 이용한다. 하지만, 카메라와 물체가 함께 움직이는 경우 영상의 물체가 변형될 수 있기 때문에 고정 템플릿을 연속적으로 사용할 수 없다. 본 논문은 이동물체의 정확한 물체의 위치를 예측하기 위해 (k-1)번째 영상의 스네이크로부터 얻어진 물체의 윤곽선 정보를 이용하여 템플릿을 재구성하는 방법을 사용한다.

SSD 알고리즘은 다음의 세 가지 가정을 기반으로 한다. 첫 번째는 $p_i(k)$ 의 이웃 영역의 화소들의 밝기 값이 상대적으로 변화가 적다는 것이고, 두 번째는 다음 영상에서 $p_i(k)$ 는 제한된 영역 Ψ 내에 존재한다는 것이며, 세 번째는 $p_i(k)$ 의 이동 속도는 한 영상 획득 시간 동안 일정하다는 것이다. 위의 가정 하에서 SSD 알고리즘은 $p_i(k-1)$ 점이 주어지면 다음의 식 (1)과 같이 SSD 척도 $Z(p_i(k-1), \Delta x)$ 을 최소화하는 변위(displacement) $\Delta v = [u, v]^T$ 을 구하게 된다.

$$Z(p_i(k-1), \Delta x) = \sum_{m \in M, n \in N} \left[\begin{matrix} I_{k-1}(x_i(k-1) + m, y_i(k-1) + n) \\ -I_k(x_i(k-1) + m + u, y_i(k-1) + n + v) \end{matrix} \right]^2 \quad (1)$$

여기서 $u, v \in \Psi$ 이고 N과 M은 $p_i(k-1)$ 을 포함하는 적응 템플릿의 넓이와 크기이다. 그리고 I_{k-1} 과 I_k 는 (k-1)과 (k)번째 영상이다.

여기서 제안된 SSD 알고리즘은 SSD 척도를 최소화하는 변위의 탐색시간을 줄이기 위해 그림 1에서처럼 3단계 탐색 방법을 사용하여 구현되었다. 본 논문에서 사용된 3단계 탐색 방법 알고리즘의 자세한 내용은 다음과 같다.

단계 1: 1단계에서는 새로운 입력영상에 대해, 이전의 위치 (⊙)로부터 4 화소 떨어진 8개의 점(1'), 즉 총 9개의 위치에서 SSD 척도가 최소인 점을 찾는다.

단계 2: 1단계에서 SSD 척도가 최소인 점(⊙)으로부터 2 화소 떨어진 8점(2')에 관해 SSD 척도가 최소인 점을 찾는다.

단계 3: 2단계의 SSD척도가 최소인 점(②)으로부터 1화소 떨어진 8점(3)에 관해 SSD 척도가 최소인 점을 찾고 한 화소 이하의 정확한 변위를 얻기 위해 선형보간을 수행한다.

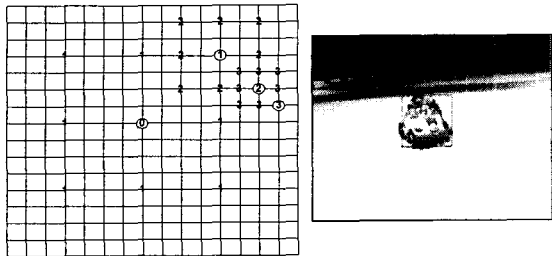


그림 1. SSD 알고리즘 구현을 위한 3단계 탐색 방법.

Fig. 1 Three step SSD algorithm for searching the new template

위의 SSD 알고리즘을 이용하여 영상에서 물체의 이동변위를 구하고 영상을 획득하는 주기(T)가 주어지면 영상에서 물체의 이동속도 $v_i^p \equiv \frac{\partial v}{\partial t}$ 는 다음 식(2)로 예측할 수 있다.

$$v_i^p \equiv \lim_{T \rightarrow 0} \left[\frac{u}{T}, \frac{v}{T} \right]^T \quad (2)$$

2.2 제안하는 동적 스네이크 모델

시간 t에서 얻어진 2차원 영상에서 변형이 가능한 닫힌곡선(deformable closed curve) $v(x(t), y(t))$ 를 [0,1]로 정규화 된 매개변수 s를 이용하면 다음과 같이 표현할 수 있다:

$v(s,t) = (x(s,t), y(s,t)) : s \in [0,1], t \in T$. 이렇게 표현된 스네이크가 가지는 에너지는 다음의 식 (3)으로 주어진다[10].

$$E_{snake}(v) = \frac{1}{2} \oint [E_{int}(v) + E_{ext}(v)] ds \quad (3)$$

식 (3)에서 Eint는 스네이크의 내부 에너지(internal energy)를 말하며 스네이크 곡선에 가해지는 휨(bending)과 펴(stretching)의 힘을 에너지로 나타낸 것으로 다음의 식 (4)와 같이 정의한다.

$$E_{int}(v) = \alpha |v_s|^2 + \beta |v_{ss}|^2 \quad (4)$$

여기서, $v_s = \frac{\partial v}{\partial s}$ 는 스네이크 곡선이 스프링(spring)처럼 퍼지는 것(stretching)을 억제하며 $v_{ss} = \frac{\partial^2 v}{\partial s^2}$ 는 장대(rod)처럼 휘는 것을 억제한다. α 는 스네이크 곡선의 탄성(tension)을 조절하는 가중치이며 β 는 강도(rigidity)을 조절하는 가중치이다.

또한 식 (3)에서 Eext는 스네이크의 외부 에너지(external energy)를 말하며 주로 스네이크 상의 점(snake element: snaxel)들을 코너나 영상의 특징점, 혹은 위치에너지가 최소화하는 쪽으로 수렴하도록 하기 위해 사용한다. 일반적으로 외부 에너지에서 코너나 특징점을 고려하기는 어려움으로 외부 에너지는 영상의 밝기 변화율을 이용하여 다음의 식 (5)와 같이 정의한다.

$$E_{ext}(v)(\equiv P(v,t)) = -|\nabla G_\sigma(x) * I(x,t)| \quad (5)$$

여기서 $I(x,t)$ 는 시간 t에서 좌표점 x 에 주어지는 영상 밝기 값, $G_\sigma(x)$ 는 표준편차 σ 을 갖는 Gaussian kernel, 그리고 ∇ 는 경사 연산자(gradient operator)이다.

스네이크 모델은 정의된 스네이크 에너지 E_{snake} 를 최소화 하는 $v(s)$ 를 찾는 과정을 말한다. 동력학적 측면에서 스네이크는 새로운 저 평형상태(lower equilibrium)의 위치에너지에 도달할 때 안정화되며 물체의 윤곽선에 수렴한다. 저 평형상태로 접근한다는 것은 위치에너지를 운동에너지(kinetic energy)로 변환시킨 후, 운동에너지를 에너지소산함수(energy dissipation function)에 의해 제동시키는 과정이다. 이 둘 과정은 마찰력을 고려한 운동에 관한 다음의 Euler-Lagrange 방정식에 의해 기술된다. Lagrangian $L(v)$ 는 식 (6)으로 주어진다.

$$L(v) = T(v) - U(v) \quad (6)$$

여기서 T(v)는 스네이크 곡선의 운동에너지를 표현하고 U(v)는 위치에너지를 말한다. 그리고 운동 에너지는 다음 식 (7)과 같이 주어진다.

$$T(v) = \frac{1}{2} \oint \mu |v_i|^2 ds \quad (7)$$

여기서 $v_i \equiv \frac{\partial v}{\partial t}$ 이다. 위치에너지 U(v)는 식 (1)에서 정의된 스네이크의 순시 위치에너지 E_{snake} 이므로 식 (3), (6) 그리고 (7)로부터 스네이크의 Lagrangian은 식 (8)과 같이 쓸 수 있다.

$$L(v) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} [\mu |v_i|^2 - E_{int}(v(s)) - E_{ext}(v(s))] ds \quad (8)$$

식 (8)으로부터 변분법(calculus of variations)에 따라 유도되는 Euler-Lagrange 방정식은 스네이크에 가해지는 힘이 위치에너지로부터 유도되는 보존계(conservative system)의 운동임을 보여준다. 즉, 보존계가 새로운 저 평형상태에 도달하기 위해 운동에너지가 움직임 제동에 의해 소산되어야만 한다. 이런 스네이크를 비보존계의 운동으로 표현하기 위해 snaxel들의 속도에 의해 주어지는 마찰력의 효과를 보존계의 운동방정식에 포함시키는 것이다.

본 논문에서는 카메라와 이동물체가 함께 움직이는 동적 환경에서 이동물체추적에 적합하도록 에너지 소산 함수에 면적 변화율(식 (9)의 첫 번째 항)과 함께 스네이크 동역학(snake dynamics)과 이동물체 속도 사이의 차(식 (9)의 두 번째 항)를 고려한다.

$$D(v_s, v_i, v_i^p) = \frac{1}{2} \oint \gamma |A_i(v_i, v_s)|^2 ds + \frac{1}{2} \oint \kappa |v_i - v_i^p|^2 ds \quad (9)$$

여기서 γ 와 κ 는 각각 면적의 변화율과 속도 변화의 영향력을 표현하는 가중치이다. 첫 번째 항은 면적의 변화율을 최소화하는 내부 힘을 유발하여 운동에너지를 소산시키는 역할을 한다. 닫힌 스네이크의 면적은 Green 정리로부터 식 (10)으로 주어진다.

$$A(v(s,t)) = \frac{1}{2} \oint \{x(s,t)y_s(s,t) - y(s,t)x_s(s,t)\} ds \quad (10)$$

시간에 따르는 면적의 변화율인 식 (11)은 식 (10)을 부분 적분하여 얻을 수 있다.

$$A_t(\mathbf{v}_t, \mathbf{v}_s) = \frac{d}{dt} A(\mathbf{v}(s, t)) = \frac{1}{2} \oint \left\{ \begin{matrix} -x_{st}(s, t)y(s, t) + x(s, t)y_{st}(s, t) \\ + y_{st}(s, t)x(s, t) - y(s, t)x_{st}(s, t) \end{matrix} \right\} ds \quad (11)$$

$$= \oint \begin{vmatrix} x_t & x_s \\ y_t & y_s \end{vmatrix} ds$$

여기서, $x_t \equiv dx/dt$, $x_s \equiv dx/ds$, $y_t \equiv dy/dt$, $y_s \equiv dy/ds$ 이고 $\begin{vmatrix} x_t & x_s \\ y_t & y_s \end{vmatrix}$ 는 행렬값(determinant)을 의미한다. 위 식은 시간에 따르는 면적의 변화율은 스네이크 시간 속도와 스네이크 공간 속도의 함수임을 말해준다. 따라서, 면적 변화율을 최소화하면 snaxel들의 시간 속도에 따르는 마찰력 및 물체의 형태를 보존하려는 힘이 생겨남을 알 수 있다.

식 (9)의 두 번째 항은 스네이크와 물체의 예측 속도의 차를 최소화하는 항($\kappa(\mathbf{v}_t - \mathbf{v}_t')$)이다. 실제로 물체의 정확한 속도를 알 수 없기 때문에 앞 절의 적응 템플릿을 갖는 SSD 알고리즘에서 얻어진 영상에서 이동물체의 예측 속도 \mathbf{v}_t' 를 사용하였다. 이를 힘들을 운동에 관한 Euler-Lagrange 방정식에 통합하면 다음의 식 (12)가 얻어진다.

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{v}_t} (L) - \frac{\partial}{\partial t} \left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{v}_t} \right) - \frac{\partial}{\partial s} \left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{v}_s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\frac{\partial L}{\partial \mathbf{v}_{ss}} \right) = -\gamma \mathbf{A}_t - \kappa(\mathbf{v}_t - \mathbf{v}_t') \quad (12)$$

식 (8)로 주어지는 Lagrangian을 식 (12)에 대입하면 위 방정식은 다음의 식 (13)과 같이 된다.

$$\mu \mathbf{v}_{tt} + \gamma \mathbf{A}_t + \kappa(\mathbf{v}_t - \mathbf{v}_t') - \frac{\partial}{\partial s} (\alpha \mathbf{v}_s) - \frac{\partial^2}{\partial s^2} (\beta \mathbf{v}_{ss}) = -\nabla P(\mathbf{v}, t) \quad (13)$$

여기서 $\mathbf{v}_{tt} \equiv \partial^2 \mathbf{v}_t / \partial t^2$, $\mathbf{v}_s \equiv \partial \mathbf{v}_t / \partial s$, 그리고 $\mathbf{v}_{ss} \equiv \partial^2 \mathbf{v}_t / \partial s^2$ 이다.

이들 미분방정식의 해를 얻기 위해 $t=0$ 와 Ω 의 극치에서 각각 적절한 초기조건과 경계조건을 갖는다.

제안하는 확장 스네이크 모델은 물체의 형태를 보존하려는 내구성을 갖기 때문에 윤곽선의 일부가 소실되더라도 이동물체를 추적할 수 있다. 기존의 스네이크 모델은 등속도로 이동물체를 추적하기 때문에 실제 이동물체의 윤곽선과 스네이크 사이에 큰 바이어스(bias)가 발생할 수 있다. 이런 바이어스는 스네이크 속도에 비례하며 이동물체를 놓치거나 인접하는 다른 물체를 추적하는 문제점을 유발한다. 하지만, 제안하는 스네이크 모델은 이동물체의 예측 속도 \mathbf{v}_t' 에 스네이크 속도를 수렴하도록 제한함으로써 바이어스 문제를 해결한다. 사실, 스네이크에 대한 두 제약조건을 영향을 분리했지만 서로 상호보완적이다. 형태를 보존하려는 스네이크의 내구성은 이웃하는 물체가 존재하는 상황에서 스네이크의 곡선이 다른 물체로 확대되는 것을 막아주며 이동물체의 속도에 수렴하도록 하는 제약조건은 스네이크에게 물체의 형태를 유지하게 한다.

3. 제안하는 확장 스네이크 모델을 이용한 목표물 추적 알고리즘

카메라 영상에서 움직이는 목표물을 검출하는 가장 일반적인 방법은 차영상을 이용하는 것이다. 차영상을 이용하기

위해서는 고정된 배경영상이 있어야 하지만 물체뿐만 아니라 카메라도 이동하는 환경에서는 물체의 이동과 배경영상이 구분되지 않음으로 새로운 방법이 필요로 한다. 따라서 본 논문에서는 정지 상태에서 로봇이 차영상을 이용하여 목표물을 검출하고 초기 적응 템플릿을 결정하여 추적을 시작하는 것으로 가정하고, 일단 목표물의 적응 템플릿이 결정되면 이를 이용하여 목표물을 찾아가는 방법을 적용한다. 그림 2는 이와 같은 과정의 흐름도를 보여주고 있다.

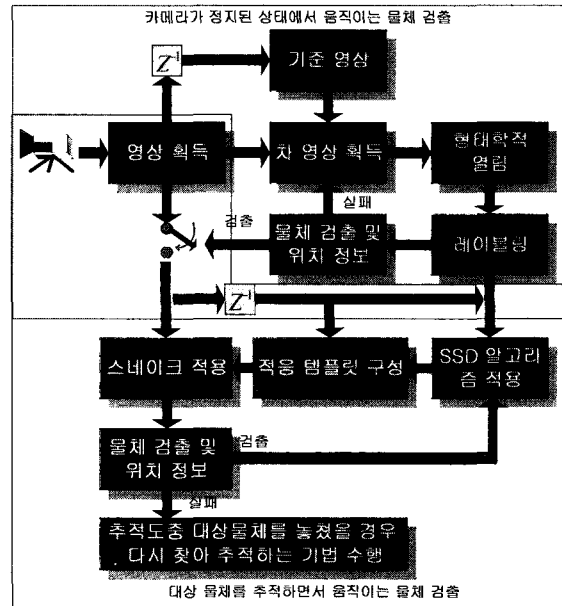


그림 2. 움직이는 목표물의 추적 알고리즘. Fig. 2 Flow of the proposed algorithm.

3.1 차영상을 이용한 목표물의 검출

일반적으로 스네이크를 적용하기 전에 수동으로 초기화하는 작업이 필요하지만 본 논문은 '물체를 추적하기 전에 카메라가 정지된 상태에 있다'라는 가정 하에 움직이는 목표물을 검출한 후 자동으로 초기화하는 방법을 사용한다. 카메라가 정지되어 있고 움직이는 물체가 없는 상태에서 얻어진 영상이 배경영상이 되며 이후에 연속적으로 입력되는 영상을

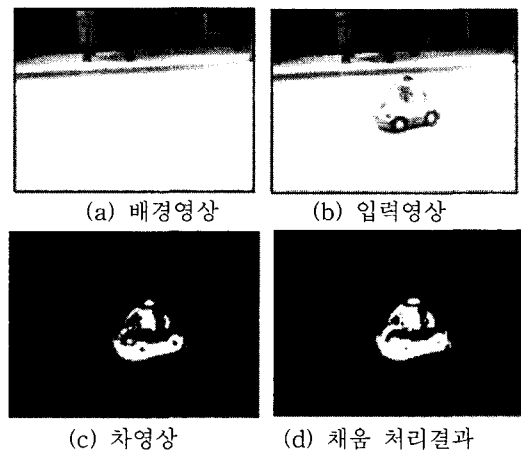


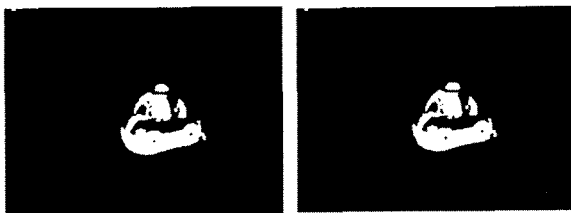
그림 3. 배경영상을 이용한 물체의 검출 Fig. 3 Detection of a moving image using a background image

배경영상에서 뺄으로써 차영상이 얻어진다. 차영상에서 임계값 이상의 화소를 갖는 영역은 물체영역으로 간주하고, 그 이하의 화소를 갖는 영역은 배경영역으로 판단한다.

그림 3(a)는 배경 영상, 3(b)는 카메라로부터 얻어진 현재 입력 영상, 3(c)는 배경영상과 입력영상의 차영상을 보여주고 있다. 그림 3(c)에서 알 수 있듯이 대부분의 경우 차영상에서 얻어진 물체의 영역정보만으로는 물체의 형태를 정확히 정의하기 어렵다. 동일한 물체라도 화소의 밝기 분포, 영상의 잡음, 그리고 외부 광원의 영향에 의해 여러 영역으로 나누어질 수 있기 때문이다.

따라서 차영상에서 이웃하는 물체영역을 병합하기 위해 이진차영상에 대해 1차적으로 형태학적 채움(morphological closing) 처리를 적용한다. 형태학적 채움 처리는 인접한 동일 물체의 영역들을 병합할 뿐 아니라 영역 내부의 공백을 채워준다. 그림 3(d)는 그림 3(c)의 영상에 형태학적 채움 처리한 결과를 보여준다.

다음 과정에서는 영역을 분리하여 물체영역은 통합하고 잡음영역을 제거한다. 병합여부를 판단하는 기준으로는 영역간의 근접성과 연결성을 고려한다. 분리된 각 영역에 대해 고유번호를 부여하고 4각영역 분할을 시행한다. 그림 4(a)는 그림 3(d)의 영상을 4각영역으로 분할한 결과를 보여준다. 분할 결과를 보면, 크기가 다른 3개의 영역이 겹쳐있다. 가장 큰 4각영역이 다른 2개의 영역과 겹쳐있고 다른 2개의 영역은 분할 후에 각 4각영역에 속하는 화소의 수를 비교하여 일정 수보다 작으면 잡음에 의해 생성된 것으로 판단하고 버린다. 제거되지 않은 영역이 겹치면 두 4각영역은 동일한 물체에 속한다고 판단하여 두 4각영역을 통합하고 통합된 영역의 최대·최소 좌표값은 각 영역의 경계를 참조하여 재구성한다. 겹치지 않는 경우에도 두 영역의 최단 거리가 일정화소 이하이면 마찬가지로 동일 물체라고 판단하고 4각영역 분할을 재구성한다. 잡음영역제거 및 통합과정의 수행 후에 얻어지는 4각영역은 각각 이동하는 물체로 판단하며 이들 중에서 추적할 물체를 선택하여 적응 템플릿을 구한다. 그림 4(b)는 그림 4(a)에서 가장 작은 영역은 잡음영역으로 제거하고 남은 두 개의 영역은 겹쳐있으므로 하나의 영역으로 통합한 결과를 보여준다.



(a) 4각영역의 분할 결과 (b) 영역통합의 결과
그림 4. 4각영역의 분할 및 영역의 통합/제거결과

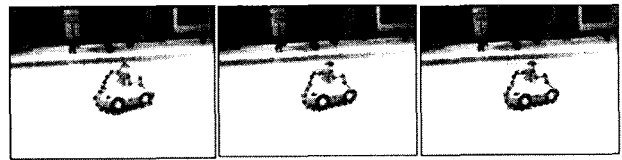
Fig. 4 Segmentation of rectangle (a) and the result of noise elimination and region merging (b)

3.2 목표물의 적응 템플릿 생성

카메라로부터 얻어진 2차원 영상에 투영된 강체라도 작업 환경의 변화에 의해 상당한 정도로 변화된다. 그리고 로봇을 이용한 이동물체를 추적하는 작업환경에서 카메라에서 얻어진 이동물체를 포함하는 영상의 배경을 얻기 힘들며 여러 개의 물체가 이동하거나 이동경로에 유사한 형태를 지닌 물체가 존재하는 경우 추적 목표물을 결정하는 일은 매우 어려워

진다. 새로 입력된 영상에서 추적 목표물의 위치를 예측하기 위해 사용하는 가장 쉽고 일반적인 방법은 템플릿 비교방법인 SSD 알고리즘이다. SSD 알고리즘은 하나의 모델영상을 다른 하나의 비교대상 물체영상과 비교하는 차의 자승을 합하는 방법이다. 두 영상의 유사성을 비교하여 가장 적은 값을 갖는 물체를 찾는 방법으로 쉽기는 하나 템플릿의 회전이나 위치이동에 상관없는 특징으로 결정해야 하는 어려운 문제를 안고 있다.

본 논문에서는 이러한 점에 착안하여 확장 스테이크 모델을 이용하여 SSD알고리즘을 위한 물체의 변형에 적응적인 템플릿을 만드는 방법을 사용한다. 움직이는 물체가 점진적으로 변형됨(영상 표본화율인 12Hz보다 움직이는 물체의 변화율이 충분히 작다)을 가정하고 물체의 모델영상을 계속적으로 재구성하도록 하면 추적 목표물의 표현을 단순화할 수 있다는 점을 이용하고 있으며 물체를 포함하는 최소 4각영역을 적응 템플릿으로 사용하는 방법을 제안한다.



(a) 제어점 (b) 스네이크 수행 (c) 적응 템플릿
그림 5. 스네이크를 이용한 초기 템플릿의 생성

Fig. 5 Initial template constructed by snake algorithm

목표물이 그림 5에서처럼 4각영역으로 결정되면 목표물을 포함하는 최소영역을 재구성하여 초기의 적응 템플릿을 만든다. 적응 템플릿이 구성되면 윤곽선 표현 방법인 signature 알고리즘[4]을 적용하여 확장 스네이크 모델을 초기화한다. 움직이는 목표물을 포함하는 4각영역에서 영역의 무게중심을 얻고 signature 알고리즘을 이용하면 그림 5(a)에서처럼 무게중심으로부터 15°만큼 회전하면서 윤곽선에 접하는 예지점들을 얻는다. Signature 알고리즘에 의해 윤곽선을 표현하는 점들이 얻어지면 이들을 스네이크의 snaxel들로 사용한다. 이들에 대해 다음의 2.2절에서 설명한 확장 스네이크(extended snake) 모델을 적용하여 그림 5(b)에서처럼 목표물을 추적하고 얻어지는 스네이크 윤곽선을 표현하는 snaxel들을 얻는다. 여기서, 확장 스네이크가 처음 수행될 때, 물체의 예측 속도 값은 0로 초기화한다. 이와 같이 얻어진 윤곽선 상의 점들의 최대·최소 좌표를 찾아 이들을 경계로 하는 4각영역을 얻어 적응 템플릿을 재구성한다. 그림 5(c)는 확장스네이크 알고리즘 적용하여 목표물 추적으로부터 재구성된 적응 템플릿을 보여준다.

3.3 확장 스테이크 모델을 이용한 이동물체 추적

제안하는 확장 스네이크 모델은 물체의 형태를 보존하려는 내구성을 갖기 때문에 윤곽선의 일부가 소실되더라도 이동물체를 추적할 수 있다. 또한, 카메라가 움직이는 동적인 작업환경에서 큰 바이어스 때문에 발생하는 목표물을 놓치거나 인접하는 다른 물체를 추적하는 문제점을 제안하는 확장 스네이크는 물체의 속도를 예측함으로써 해결한다.

스네이크 모델을 이용하여 이동물체를 추적할 때, 어려운 문제 중에 하나는 스네이크 에너지의 최적화를 판단하는 문제이다. 일반적으로 스네이크가 안정상태($v_i(\bullet, t) = 0$)에 도달할 때, 스네이크의 에너지가 최적화되었다고 판단한다. 즉, 스네이

크를 충분히 반복 수행하여 더 이상의 snaxel들의 움직임이 없을 때, 스네이크가 물체의 윤곽선에 수렴했다고 판단한다. 하지만, 스네이크 움직임을 고려한 판별법은 수렴구간을 잘못 설정하면 최적화된 스네이크의 에너지에서 진동을 일으켜 비 안정상태가 지속되는 문제점을 발생시킬 수 있다. 스네이크가 물체의 윤곽선 근처에서 수렴하지 못하고 진동을 하는 이유는 에너지를 최적화하기 위해 스네이크를 물체의 윤곽선 방향으로 미는 외부 힘과 비연속적인 좌표값 때문이다. 즉, 스네이크가 비연속적인 좌표값 때문에 외부 힘에 의해 물체의 윤곽선에 수렴하지 못하고 넘어서게 되고 다시 에너지를 최적화하기 위해 반대 방향으로 외부 힘을 받게 되어 다시 윤곽선을 넘어서게 되는 반복 수행을 하게 된다. 여기서, 스네이크가 물체의 윤곽선에 수렴함에 따라 좌표값의 방향을 바꾸는 snaxel들의 수가 증가하는 것을 관찰할 수 있다. 스네이크의 위치 에너지의 최적화에 대한 다른 판별법은 관심의 특징에 대한 정보를 고려하여 사전에 종결기준(stopping criterion)을 설정하는 것이다. 하지만, 에너지의 최적화를 종결기준으로 판별한다면 영상에서 이동물체 추적에 관한 주어진 처리시간(deadline)을 넘길 수 있기 때문에 실시간으로 이동물체를 추적하는 응용분야에서는 부적절하다.

이런 문제점을 때문에, 본 논문은 실시간 추적을 위한 최적의 반복수행 횟수와 스네이크 에너지의 안정상태에서 snaxel들의 움직임을 고려한 스네이크의 확률 통계적 종결기준을 제안한다. 먼저, 물체의 윤곽선에 관한 snaxel들의 수렴 정도와 수렴방향에 따라 조건을 만족하는 랜덤 변수(random variable) Z 를 정의한다.

$$Z = \begin{cases} -e^{-n\tau} & , \text{if } (\sqrt{(\Delta x_i^n)^2 + (\Delta y_i^n)^2} > \varepsilon) \text{ and } (\Delta x_i^n \Delta y_i^n < 0) \\ 0 & , \text{if } (\sqrt{(\Delta x_i^n)^2 + (\Delta y_i^n)^2} \leq \varepsilon) \\ +e^{-n\tau} & , \text{if } (\sqrt{(\Delta x_i^n)^2 + (\Delta y_i^n)^2} > \varepsilon) \text{ and } (\Delta x_i^n \Delta y_i^n > 0) \end{cases} \quad (14)$$

여기서, $\Delta x_i^n (= x_i^n - x_{i-1}^{n-1})$ 과 $\Delta y_i^n (= y_i^n - y_{i-1}^{n-1})$ 는 n-1번과 n번 스네이크의 반복수행 후 얻어진 i번째 snaxel의 x축 이동변위와 y축 이동변위이다. 그리고 τ 는 종결 수행횟수를 결정하는 시간지연이며 ε 는 두 연속적인 반복수행 동안에 snaxel의 움직임 거리를 고려하여 그 snaxel이 정상상태에 이를 확률을 결정한다. ε 를 e^5 로 결정함으로써 5 τ 의 시간이 지났을 때 움직임 거리에 상관없이 모든 snaxel들이 정상상태에 이르도록 한다. 따라서, 스네이크 반복수행이 증가할 수록 물체의 윤곽선에 수렴하는 snaxel들의 수가 늘어 위 랜덤변수는 평균값(average)이 0이고 표준편차가 σ 인 가우시안 분포(Gaussian distribution)로 근사화할 수 있다. 즉,

$$f_z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{z^2}{2\sigma^2}} \text{이다.}$$

위 랜덤변수로부터 종결조건은 시간지연 τ 와 스네이크의 움직임을 고려하여 확률통계 식(15)으로 정의한다.

$$P(|z| \leq \varepsilon) = \int_{-\varepsilon}^{\varepsilon} f_z(z) dz \geq T_p \quad (15)$$

여기서, τ_p 는 ε 보다 작은 값을 갖는 snaxel들의 확률이다. 제안하는 스네이크의 종결조건은 snaxel들의 움직임을 고려할 때 통계적으로 접근함으로써 객관적으로 스네이크의 정상상태를 판단할 수 있으며 시간지연을 고려함으로써 실시간으로 움직이는 물체를 추적하는 응용분야에 적용할 수 있다.

식 (15)에 근거하여 확률 T_p 가 0.95(95%)로 주어질 때 스네이크 에너지가 충분히 안정상태를 도달함을 많은 실험을 통하여 확인할 수 있었다. 그리고 확률 T_p 와 실시간 이동물체 추적을 위한 deadline을 고려하여 τ 를 3.0×10^{-3} 로 결정했다.

그림 6은 (t) 시간에서 얻어진 영상(그림 6(a))에서 이동물체의 중심위치가 7.5화소 옮겨진 (t+1) 시간에 얻어진 영상(그림 6(b))에 관해 제안한 확장 스네이크를 54회 반복 수행한 결과(그림 6(c))를 보여준다. (반복수행 결과의 시각적 편의를 위해 9번마다 반복 수행한 결과를 보여준다.) 그림 6(b)에서 보는 바와 같이 겹쳐있는 인접하는 다른 이동물체(고양이)가 존재하여 목표물을 분간하기 어렵고 스네이크와 목표물 사이의 바이어스가 상대적으로 크다. 하지만, 물체의 형태를 보존하려는 특징과 목표물에 수렴하려는 특징을 갖고 있는 확장 스네이크는 제한된 반복 수행을 통해 목표물의 윤곽선을 잘 추적함을 보여준다.



(a) 겹치기 전 (b) 물체와 겹침 (c) 스네이크 적용
그림 6. 다른 움직이는 물체와 겹치는 상황에서 확장 스네이크를 적용한 결과

Fig. 6 Result of the extended snake algorithm in case where occlusion occurs with other object

4. 실험 및 고찰

제안된 방법은 그림 7에서와 같이 하나의 흑백용 CCD 카메라를 장착한 Nomad Scout Robot II 이동로봇을 사용하여 이동물체를 추적하는 실험을 하였다. 카메라의 영상 신호는 On-Air TV Card를 통해 320x240 화소 크기의 영상용 12Hz 주기로 PC에 제공한다.

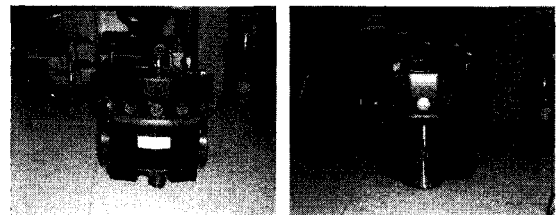


그림 7. 하나의 카메라가 설치된 Nomad Scout Robot II
Fig. 7 Experimental set consisted of Nomad Scout Robot II and one camera.

실험 프로그램(그림 8)은 MS Windows의 운영체제를 갖춘 Pentium IV 2.8GHz PC상에서 수행되었으며 프로그램의 컴파일러로서 Visual C++ 6.0을 사용하였다. 본 프로그램은 카메라에서 얻어지는 영상을 보여주는 영역, 스네이크 알고리즘의 수행을 시각적으로 보여주는 영역, 이동물체의 템플릿과 이동물체 추적을 실시간으로 보여주는 영역, 그리고 이동물체와 이동로봇의 실세계 좌표상의 궤적 정보를 제공하는 영역으로 구성된다.

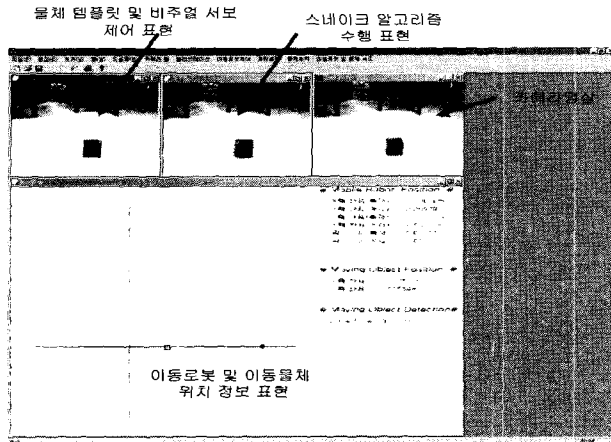


그림 8. 효과적인 실험을 위한 GUI.
Fig. 8 GUI for experiments

본 논문은 제안된 알고리즘의 검증을 위해 실내 환경에서 다음의 3가지 실험을 수행하였다. 첫 번째, 이동로봇과 목표물을 동시에 움직이는 동적환경에서 영상에서 형태가 변화하는 목표물을 추적하는 실험이 수행되었다. 두 번째 실험은 일시적으로 목표물이 가려지거나 이웃하는 물체가 존재하는 상황에서 목표물을 추적하는 실험을 수행하였다. 세 번째 실험은 기존 스네이크 모델과 확장 스네이크 모델을 기반으로 다양한 상황에서 목표물을 추적을 위한 비교실험을 하였다.

4.1 영상에서 목표물의 형태가 변하는 경우 추적 실험

카메라와 목표물이 움직이는 동적환경에서 물체를 예측할 때 고정 템플릿 사용한 SSD 알고리즘이 사용할 수 없기 때문에 제안한 적응 템플릿을 사용한 확장된 스네이크 알고리즘이 사용된다. 여기서 움직이는 정확한 목표물의 경로를 결정하기 위해 로봇축구의 이동로봇이 사용되었다. 그림 9는 실세계 좌표 X축을 따라 이동한 후 (1.2m, 0) 좌표점에서 360°회전하여 다시 X축을 따라 이동하는 목표물과 이동로봇의 궤적을 보여준다. 그림 8에서 (1.25m, 0.09m) 좌표점 부근에서 목표물이 회전을 하는 동안 목표물의 약간의 위치 이동이 있었다.

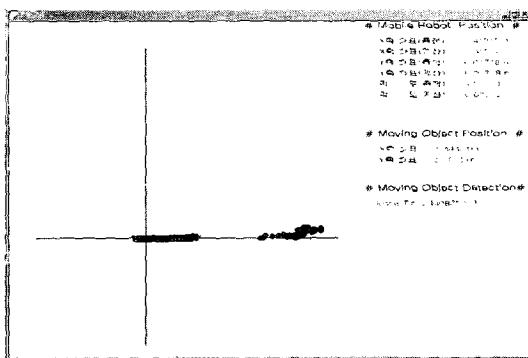


그림 9. 실세계 좌표상에서 목표물 및 이동 로봇의 궤적
Fig. 9 Trajectories of moving target and mobile robot in the world frame

그림 10은 목표물을 추적하는 동안 목표물의 적응 템플릿과 영상에서 목표물의 위치를 보여준다. 시간 10.3초와 11.8초에서 목표물의 회전에 의해 영상에서 물체의 형태가 변하는 것을 볼 수 있다.

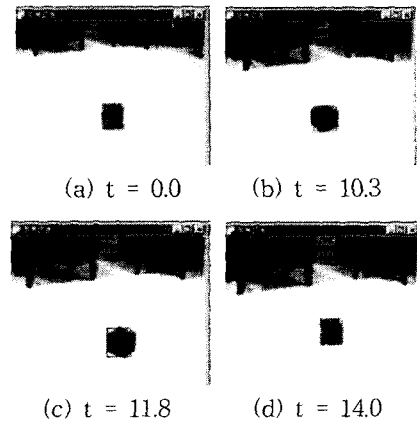


그림 10. 목표물의 템플릿과 영상에서 목표물의 위치
Fig. 10 Template and position of the target object in a sequence of input images

그림 11는 목표물을 추적하는 동안 추적 대상물체의 현재 위치와 목표 위치의 차에 해당하는 에러값을 보여준다. 목표물이 회전하는 동안 X축과 Y축의 에러값이 상당히 변화가 있는 확인할 수 있다. 회전하는 동안 상당한 에러값의 존재 하지만 제안하는 확장 스네이크 모델이 이동물체의 예측 속도에 스네이크의 속도를 수렴하도록 제어하기 때문에 안정적으로 목표물을 추적하는 것을 볼 수 있다.

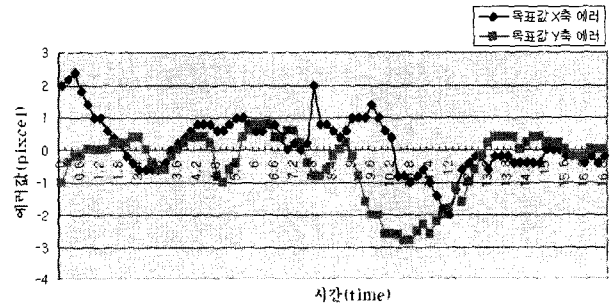


그림 11. 목표값과 영상에서 목표물 위치 에러
Fig. 11 Positional error between moving object and mobile robot

4.2 일시적으로 가려지거나 이웃하는 목표물이 존재하는 상황에서 목표물을 추적하는 실험

카메라와 이동물체가 움직이는 작업환경의 변화에 의해 물체의 윤곽선이 소실되거나 다른 물체에 의해 가려지는 상황에서 스네이크를 이용한 이동물체 추적은 어렵다. 제안하는 확장 스네이크 모델은 소산함수에 면적의 변화율을 더함으로써 물체의 형태를 보존하려는 특성을 갖기 때문에 윤곽선의 일부가 소실되더라도 이동물체를 추적할 수 있다. 또한 제안하는 확장 스네이크 모델은 바이어스 문제를 해결함으로써 인접하는 다른 물체를 추적하는 문제를 회피할 수 있다. 이 번 실험은 제안하는 확장 스네이크 모델의 제약조건의 효용성을 추적하는 물체를 일시적으로 목표물을 가리는 상황과 작업환경에서 목표물이 다른 움직이는 물체와 인접하는 상황에서 검증하였다.

- 1) 일시적으로 가려지는 상황에서 움직이는 목표물을 추적하는 실험
경차차 모형의 장난감을 추적하는 동안 사람이 빠르게 앞

으로 지나가도록 하여 영상에서 추적 목표물이 가려지도록 하였다. 그림 12(a)는 경찰차 모형의 목표물을 추적하는 상황을 보여준다. 그림 12(b)는 경찰차 모형의 목표물을 추적 중에 사람이 앞으로 빠르게 지나가는 상황을 보여주고 있으며 스네이크 곡선이 목표물의 형태를 보존하고 있는 것을 볼 수 있다. 그림 12(c)는 SSD 알고리즘에서 예측된 목표물의 속도로부터 스네이크가 제어되어 목표물을 다시 찾아 추적하는 모습을 보여준다.

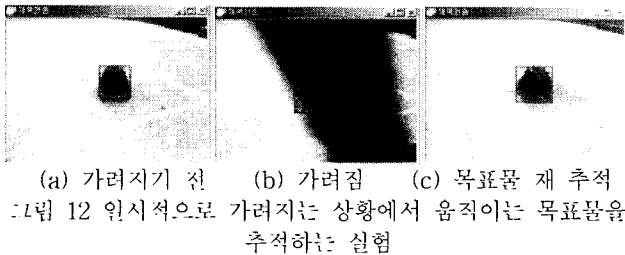


Fig. 12 Tracking of a moving object when it is overlapped temporarily

2) 움직이는 이웃하는 목표물이 존재하는 상황에서 움직이는 물체를 추적하는 실험

움직이는 이웃하는 목표물이 존재하는 작업환경에서 움직이는 목표물을 추적하는 실험은 경찰차 모형의 장난감을 추적하는 동안 비행기 모형의 장난감을 접근시켰다. 그림 13(a)은 경찰차 모형의 장난감을 추적하고 있는 상황을 보여준다. 그림 13(b)는 경찰차 모형의 목표물을 추적하는 동안 비행기 모형의 장난감을 접근시킨 모습을 보여준다. 비행기 모형의 장난감이 지속적으로 목표물과 함께 이동하는 상황이 발생하지만 목표물 템플릿의 크기가 일정하게 유지되는 것을 확인할 수 있다. 그림 13(c)는 비행기 모형의 장난감이 분리된 후 경찰차 모형의 목표물을 추적하는 모습을 보여준다.



Fig. 13 Tracking of a target in case where occlusion occurs with other object

4.3 다양한 상황에서 움직이는 물체 추적의 비교실험

마지막 실험은 기존의 스네이크 모델과 제안하는 확장 스네이크 모델을 기반으로 하는 목표물을 추적하는 비교실험을 수행하였다. 한 예로써 추적 목표물이 다른 움직이는 물체와 서로 겹치는 상황에서 기존의 스네이크 모델과 확장 스네이크 모델을 기반으로 한 움직이는 목표물 추적 실험의 결과를 그림 14에서 보여주고 있다.

이 실험에서 자동차 모형의 장난감을 추적 물체로 사용했으며 비행기 모형의 장난감을 겹치는 물체로 사용하였다. 그리고 동일한 환경에서 비교 실험하기 위해 사전에 CCD 카메라를 이용하여 두 움직이는 물체가 서로 겹치는 상황을 녹화하였다. 그림 14(a)는 기존의 스네이크 모델을 적용하여 실험한 결과를 보여주며 그림 14(b)는 제안하는 확장 스네이크

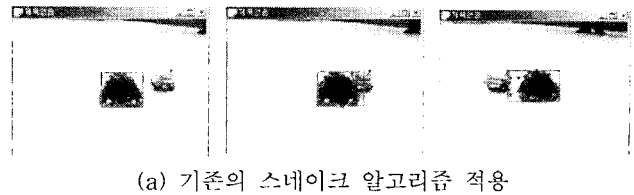


그림 14. 움직이는 물체와 겹치는 상황에서 물체를 추적하는 비교 실험: 왼쪽에서 오른쪽 방향으로 각각 15, 57, 그리고 94번째 영상

Fig. 14 Tracking a moving object when overlapping occurs: Frames 15, 57, and 94 are shown from left to right

모델을 적용하여 실험한 결과를 보여준다. 그림 14은 자동차 모형의 장난감이 비행기 모형의 장난감과 겹치기 직전인 상태에 있는 15번째 프레임, 두 움직이는 물체가 겹쳐진 상태에 있는 57번째 프레임, 그리고 두 물체가 분리된 상태에 있는 94번째 프레임을 보여주고 있다. 두 물체가 겹치기 직전의 두 모델의 실험결과 영상 프레임들을 분석해보면 제안하는 확장 스네이크 모델은 기존의 스네이크보다 잡음과 같은 바닥의 무늬에 강인하며 인접하는 움직이는 물체가 존재하는 경우에도 물체추적의 성능이 뛰어난 것을 확인할 수 있다.

표 1은 위 실험처럼 3가지 상황에서 실험을 수행한 결과를 보여주고 있다. 첫 번째 실험은 다른 움직이는 물체가 없는 작업환경에서 자동차 모형의 장난감만 추적하는 실험이다(상황1). 두 번째 실험은 움직이는 물체가 없는 작업환경에서 비행기 모형의 장난감만 추적하는 실험이다(상황 2). 그리고 세 번째 실험은 비행기 모형의 장난감과 자동차 모형의 장난감이 겹치는 상황에서 자동차 모형의 장난감을 추적하는 실험이다(상황 3). 표 1의 결과는 위에서 주어진 3가지 상황을 다르게 5번 녹화하여 실험한 결과의 통계이다.

표 1. 다양한 상황에서 움직이는 목표물의 추적 결과
Table 1 Comparison of the proposed algorithm against the conventional one

작업 환경		평균 에러 분산(pel ²)	평균 놓친 프레임 수	에러 최대값(pel)
상황1	기존 스네이크	2.57	4.40	>8.0
	확장 스네이크	1.85	0	2.97
상황2	기존 스네이크	3.20	6.20	>8.0
	확장 스네이크	2.02	0	3.85
상황3	기존 스네이크	4.35	8.50	>8.0
	확장 스네이크	2.17	0	4.16

표 1에서 보듯이 확장 스네이크 모델은 목표값과 현재 목표물의 위치 사이의 최대 에러값이 항상 유효한 탐색범위 내에 존재하여 실험하는 동안 목표물을 한번도 놓치지 않았지만, 기존 스네이크 모델은 빈번하게 추적 목표물을 놓쳤다. 상황 2에서 평균 에러 분산이 상황 1보다 큰 이유는 비행기 모양의 장난감이 배경의 밝기값과 유사하기 때문이다. 그리고 상황 3의 확장 스네이크 모델이 다른 상황의 평균 에러 분산보다 큰 이유는 겹치는 물체의 영향을 받았기 때문이다.

5. 결 론

본 논문은 카메라를 장착한 이동로봇의 움직이는 물체추적을 위한 새로운 확장 스네이크 모델을 제시하였다. 제안하는 스네이크 모델은 소산함수에 면적의 변화율을 더함으로써 윤곽선의 일부가 소실되더라도 물체의 형태를 보존하려는 특성 때문에 이동물체의 윤곽선을 얻는데 뛰어나다. 또한 영상의 잡음에 강인하여 상당한 잡음에 노출된 작업환경에서도 물체추적의 임무를 잘 수행함을 다양한 실험을 통해서 검증하였다. 또한, 제안하는 스네이크 모델은 SSD알고리즘을 이용한 이동물체의 예측 속도에 스네이크 속도를 수렴하도록 제어함으로써 다른 물체가 인접하는 경우에도 충실하게 목표물의 윤곽선 정보를 얻었다. 제안된 확장 스네이크 모델과 기존의 스네이크 모델과 비교하는 실험은 다양한 상황에서 기존의 모델보다 더 효과적으로 물체를 추적함을 보여준다. 향후 연구계획은 이동물체를 탐색할 때 이동물체의 크기에 비례하는 탐색범위를 설정하여 좀 더 정확한 움직임 변위를 예측하고 물체의 위치를 추정하는데 칼만필터(Kalman filter)를 사용하여 일시적으로 가려지는 경우에 물체의 크기와 위치에 대한 예측 신뢰도를 높일 예정이다.

참 고 문 헌

[1] Y. Sakagami et al., "The intelligent ASIMO: system overview and integration," 2002. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System, Vol. 3, pp. 2478-2483, 2002.

[2] M. T. Chao et al., "Visually-guided obstacle avoidance," 1999. Proceedings. ICONIP'99. 6th International Conference on Neural Information, Vol. 2, pp.650-655, November 1999.

[3] J. A. Piepmeier, "Uncalibrated vision-based mobile robot obstacle avoidance," 2001. Proceedings of the 33rd Southeastern Symposium on System Theory, pp.251-255, March 2001.

[4] 이부형, 한헌수, "하나의 2차원영상에서 표면의 signature를 이용한 다면체의 표현 및 인식 알고리즘," 대한전자공학회논문지-A, 제34-s권 제2호, pp.63-70, 1997년 2월.

[5] Abou-El-Ela, M. El-Amroussy, "A Machine Vision System For The Recognition And Positioning Of Two-Dimensional Partially Occluded Objects," Electrotechnical Conference, 1996. MELECON '96., 8th Mediterranean, Vol. 2, pp.1087 -1092, 1996.

[6] S. Z. Li, "Recognizing Multiple Overlapping Objects in Image: An Optimal Formulation," IEEE Transaction on Image Processing, Vol. 9, No. 2, pp.273-277, February 2000.

[7] Hao Jiang, Mark S. Drew, "A Predictive Contour Inertia Snake Model for General Video Tracking," International Conference on Image Processing, Rochester, September, 2002.

[8] W. Kim et al., "An Active Contour Model using Image Flow for Tracking a Moving Object," Proceeding of the 1999 IEEE/RSJ International

Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.216-221, 1999.

[9] N. Peterfreund, "Robust Tracking of Position and Velocity With Kalman Snakes," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence," Vol. 21, No. 6, pp.564-569, June 1999.

[10] M. Kass et al., "Snake: Active contour models," International Journal of Computer Vision, vol. 1, pp.321-331, 1988.

[11] D. J. Kang, I. S. Kweon, "A Visual Tracking Algorithm by Integrating Rigid Model and Snakes," Proceedings of the 1996 IEEE/RSJ international Conference on Intelligent Robots and Systems, Vol. 2, pp.777-784, November 1996.

[12] J. DenZler et al., "An Efficient Combination of 2D and 3D Shape Descriptions for Contour Based Tracking of Moving Objects," Lecture Notes in Computer Science, springer-Verlag Berlin Heidelberg, Vol. 1406, pp.843-857, 1998.

[13] D. J. Williams, M. Shar, "A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation," CVGIP: Image Understanding, Vol. 55, No. 1, pp.14-26, 1992.

[14] L. D. Cohen et al., "Finite-element method for active contour models and balloons for 2D and 3D image," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, pp.1131-1147, 1993.

[15] M.P. Dubuisson et al., "Vehicle segmentation and classification using deformable templates," IEEE Transaction of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 18, no. 3, pp. 293-308, 1996.

저 자 소 개



한영준(Youngjoon HAN)

1998년 : 송실대학교 전자공학과(석사).
 2003년 : 송실대학교 전자공학과(박사).
 2003년~현재 : 송실대학교 정보통신 전자공학부 전임강사

관심분야 : Mobile Robot, Computer Vision to Robot Application, Visual Servo Control,
 E-mail : young@ssu.ac.kr



한헌수(Hernsoo HAHN)

제 13권 4호(2003년 8월호) 참조