

부분적 폐색에 강건한 활동적 퓨전 모델

이 중 재[†] · 이 근 수^{††} · 김 계 영^{†††}

요 약

이동 물체 추적에 있어서 배경과 이동 물체의 동적인 변화는 폐색이라는 문제를 발생시키는 중요한 원인이다. 그리고 이러한 폐색이 발생하는 환경에서는 이동 물체 추적의 정확도가 현저하게 감소한다. 따라서 본 논문에서는 배경 또는 다른 물체에 의해 발생하는 부분적 폐색에 강건한 활동적 퓨전 모델을 제안한다. 활동적 퓨전 모델은 이동 물체의 경계선 특징을 기반으로 하는 전통적인 기존의 스네이크 모델과 경계선 내부의 영역 특징을 고려하는 영역 기반 스네이크 모델로 구성된다. 이것은 먼저 이동 물체에 발생하는 부분적 폐색의 종류를 윤곽선 폐색과 영역폐색으로 구분한 뒤 폐색이 발생하는 위치와 폐색량에 따라서 각 모델의 신뢰도를 조절함으로써 부분적 폐색문제를 극복한다. 실험 결과에서는 부분적으로 폐색이 발생하는 환경에서 기본 방법들이 이동물체 추적에 실패하는 반면에 제안하는 방법은 추적에 성공함을 보인다.

키워드 : 활동적 퓨전 모델, 이동 물체 추적, 스네이크, 폐색

Active Fusion Model with Robustness against Partial Occlusions

Joong-Jae Lee[†] · Geun-Soo Lee^{††} · Gye-Young Kim^{†††}

ABSTRACT

The dynamic change of background and moving objects is an important factor which causes the problem of occlusion in tracking moving objects. The tracking accuracy is also remarkably decreased in the presence of occlusion. We therefore propose an active fusion model which is robust against partial occlusions that are occurred by background and other objects. The active fusion model is consisted of contour-based and region-based snake. The former is a conventional snake model using contour features of a moving object and the latter is a regional snake model which considers region features inside its boundary.

First, this model classifies total occlusion into contour and region occlusion. And then it adjusts the confidence of each model based on calculating the location and amount of occlusion, so it can overcome the problem of occlusion. Experimental results show that the proposed method can successfully track a moving object but the previous methods fail to track it under partial occlusion.

Key Words : Active Fusion Model, Moving Object Tracking, Snake, Occlusion

1. 서 론

이동 물체 추적은 동영상 내용분석의 핵심 기술로서 최근 까지도 활발히 연구가 진행되고 있으며 비디오 감시 시스템, 동영상 압축에 필요한 비디오 객체 추출기술, 내용 기반의 비디오 검색 기술 등에 폭넓게 사용되고 있다[1]. 다양한 이동 물체 추적 기술 중에서 가장 많이 사용되고 있는 대표적인 방법으로 모델을 기반으로 하는 방법이 있다[2]. 그중에서도 스네이크(snake) 또는 활동적 윤곽선 모델(active contour model)은 지속적으로 관심을 받고 있다. 그 이유는 대부분의 방법들이 추적 대상이 되는 객체에 대해서 모양의 변형이 없어야 한다는 전제가 필요한 반면에 이 모델은 객

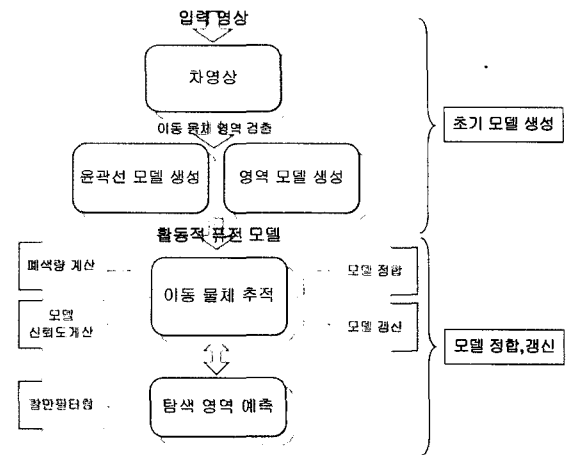
체의 윤곽선을 기반으로 하며 객체의 모양이 시간에 따라 변경되어도 윤곽선의 특징을 추적함으로써 변형이 일어나는 객체 추적에 적합하기 때문이다[3]. 그러나 초기 윤곽선 설정의 정확도에 따라 추적 결과가 좌우되고 객체의 윤곽선 정보를 추출하는 과정에서 영상의 잡음에 민감하다. 또한 이 모델에는 시간적인 예측 정보를 포함하지 않기 때문에 제한적인 동작과 변형이 가능하며 모델 정합 시 정합오류가 발생할 수 있는 단점이 있다. 이와 같은 문제점을 보완하기 위한 방법으로 이동물체의 영역 정보를 기반으로 하는 활동적 영역 모델(active region model)이 있다[4, 5]. 이 모델은 영역을 기반으로 한 이동물체 추적 방법으로서 영상간의 상관관계를 이용하고, 이때 이동영역의 텍스처 정보와 동작정보를 영상의 특징으로 사용한다. 구체적으로, 이동물체를 추적할 때 먼저 영역정보를 이용하여 다음 시점 영상에서 이동물체의 후보영역을 추출하고 다시 윤곽선 정보를 사용하여 세련화한다. 여기서 텍스처와 같은 영역 정보를 사용하

※ 본 논문은 첨단정보기술연구센터를 통하여 과학재단의 일부를 지원 받았음.
[†] 정 회 원 : 숭실대학교 정보미디어기술연구소 연구교수
^{††} 중 심 회 원 : 한경대학교 컴퓨터공학과 교수
^{†††} 중 심 회 원 : 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수
 논문접수 : 2005년 5월 6일, 심사완료 : 2006년 1월 18일

기 때문에 윤곽선 정보만을 사용한 방법에 비해 비교적 큰 변위의 동작을 처리할 수 있고 클러터(clutter)가 존재하는 환경에서도 좋은 추적 결과를 보인다. 그리고 텍스처 정보가 부족한 부분, 예를 들어 영상의 밝기 값의 분포가 균일한 부분에서는 윤곽선 정보를 활용하기 때문에 각각의 단점을 상호보완적으로 해결할 수 있다. 그러나 객체의 변형을 수용할 수 있는 스네이크 기반의 대부분의 추적 방법도 다른 기존의 방법과 같이 폐색(occlusion)이 일어나는 환경에서는 이동 물체 추적의 정확도가 현저히 떨어지는 단점이 있다[6]. 그런데 실제세계에서는 이동 물체 자체 또는 배경의 동적인 변화로 인해서 추적의 대상이 되는 객체에 부분적 또는 전체적으로 폐색이 일어날 가능성이 매우 높다. 그러므로 스네이크 모델을 기반으로 하여 이동 물체 추적 알고리즘을 개발하는데 있어서 폐색의 처리여부는 간과할 수 없는 중요한 요소가 된다.

따라서 본 논문에서는 이와 같이 이동 물체 추적의 정확도에 큰 영향을 미치는 폐색문제를 해결할 수 있는 활동적 퓨전 모델(active fusion model)을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 활동적 퓨전 모델은 윤곽선 기반의 스네이크 모델과 영역 기반의 스네이크 모델을 하나로 통합한 것이다. 윤곽선 기반의 스네이크 모델은 앞서 언급한 전통적인 스네이크 모델을 이용하는 것으로서 물체의 형태를 기술하는 윤곽선 정보인 에지 특징을 이용한다[3, 7]. 반면에 영역 기반의 스네이크 모델은 물체의 영역 정보를 기술할 수 있는 텍스처와 동작정보를 사용한다[4, 5]. 물론 기존에도 윤곽선과 영역 정보를 같이 사용하는 여러 시도가 있긴 하지만 대부분 폐색이 발생하지 않는 환경 하에서 추적의 정확도를 향상시키는 데에 주안점을 두었다[8, 9]. 이에 반해서 본 문에서는 기존 방법과 같이 윤곽선과 영역정보를 함께 사용하면서 동시에 이동물체에 발생할 수 있는 폐색 문제를 해결하기 위한 방법을 제안한다. 제안하는 활동적 퓨전 모델은 폐색 문제를 해결하기 위해서 먼저 폐색의 종류를 윤곽선 폐색과 영역 폐색으로 구분한다. 그리고 각각 윤곽선 모델과 영역 모델에 대해 발생하는 폐색의 양과 위치를 계산하여 모델 정합 시에 사용되는 모델의 신뢰도를 조절함으로써 추적의 정확도를 향상시키는 방법이다. 즉, 이웃하는 두 시점의 영상에서 모델을 정합(matching)할 때, 이동물체의 경계선에서 발생하는 윤곽선 폐색인 경우에는 영역모델의 신뢰도를 증가시키고 상대적으로 윤곽선 모델의 신뢰도는 감소시킨다. 또한 이동물체의 내부영역에서 발생하는 영역 폐색인 경우에는 윤곽선 모델의 신뢰도를 증가시키고 영역모델의 신뢰도를 감소시키면서 정합을 수행한다. 이렇게 폐색 정도에 따라 윤곽선과 영역 모델의 신뢰도를 조절함으로써 폐색에 강건한 추적 알고리즘을 구현할 수 있다.

(그림 1)은 활동적 퓨전 모델의 생성, 정합 및 갱신과정에 대한 전체 개요를 보여준다. 활동적 퓨전 모델은 윤곽선 모델과 영역 모델로 구성되므로 시간적으로 연속된 입력영상에 대해 차영상기법을 적용하여 관심 이동 물체 영역을 획득한 후에 이동 물체의 외곽선을 추출하여 윤곽선 모델을



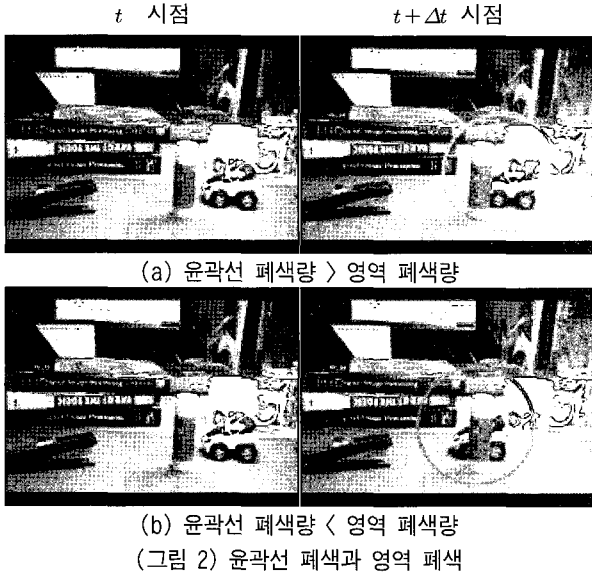
(그림 1) 전체 개요도

생성하고 이동물체의 내부영역에 대해서 영역 모델을 생성함으로써 전체 모델을 생성한다. 초기 모델이 생성된 뒤에는 다음 시점 영상의 탐색 영역 내에서 현재 시점의 모델과 가장 잘 정합이 된 영역을 찾아내고, 모델의 변형을 수용하기 위해서 모델을 갱신한다. 여기서 가장 중요한 부분은 정합을 시도할 때 모델에 발생하는 폐색량과 위치를 결정하여 모델의 신뢰도에 따른 정합을 수행함으로써 이동물체 추적의 정확도를 높이는 것이다. 모델 정합 시 발생할 수 있는 폐색은 윤곽선 폐색과 영역 폐색의 두 가지 경우로 나누어서 그 정도를 계산하며 폐색량에 따라 윤곽선 모델과 영역 모델의 신뢰도를 부여한다. 그리고 이때 본 논문에서는 예측 알고리즘인 칼만 필터를 사용하여 정합을 위한 탐색 공간을 제한함으로써 정합에 필요한 계산 시간을 줄인다.

2장에서는 본 논문에서 제안한 활동적 퓨전 모델의 정의에 대해서 기술하고 3장에서는 폐색량에 따라 적응적으로 모델의 신뢰도를 조절하는 방법에 대해서 설명한다. 4장에서는 부분적 폐색이 발생하는 환경 하에서의 실험결과를 기술하고 5장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.

2. 활동적 퓨전 모델의 정의

본 논문에서 제안하는 활동적 퓨전 모델은 이동 물체를 추적할 때 윤곽선 정보와 영역 정보를 같이 사용하기 때문에 어느 하나의 정보만을 사용하였을 때보다 더 정확하고 신뢰성 있는 추적이 가능하다. 이 방법은 윤곽선과 영역정보를 기반으로 하는 면에서 볼 때 기존의 활동적 영역 모델과 유사하다. 그러나 기존 방법의 문제점, 즉 폐색이 발생하는 환경에서 추적 결과가 현저히 떨어지는 단점을 보완하여 폐색이 일어나는 환경에서도 이동 물체 추적이 가능하다. 이것은 추적 모델에 발생하는 폐색량에 기반하여 윤곽선 모델과 영역 모델의 신뢰도를 조절하므로 정합오류를 최소화할 수 있기 때문이다. 본 논문에서 제안하는 활동적 퓨전 모델은 (그림 2)에서 볼 수 있듯이 영상에서 발생할 수 있는 폐색을 윤곽선 폐색과 영역 폐색으로 나눈다. 즉, (그림



2)의 (a)와 같이 이동물체에 대하여 영역보다는 윤곽선에서 폐색이 더 많이 일어난 경우에는 윤곽선 모델의 신뢰도를 감소시키고 영역 모델의 신뢰도를 증가시킴으로써 보다 정확한 정합이 가능하다. 이와 반대로 (그림 2)의 (b)는 윤곽선 폐색에 비해서 영역 폐색이 더 심한 경우이다.

본 논문에서는 활동적 퓨전 모델을 식 (1)과 같이 폐색량에 따라 조절되는 신뢰도를 기반으로 하는 윤곽선 모델과 영역 모델의 에너지 총합으로 정의한다.

$$E_{AFM} = \int_0^1 w_{CM} \cdot E_{CM}(v(s))ds + \int_0^1 w \cdot E(p(t))dt \quad (1)$$

$$v(s) = (x(s), y(s)), p(t) = (x(t), y(t)), s \in [0, 1], t \in [0, 1]$$

식 (1)에서 s 는 전체 윤곽선에 대한 매개변수이고, t 는 전체 영역에 대한 매개변수이다. 그리고 $v(s)$ 와 $p(t)$ 는 각각 전체 윤곽선을 구성하는 한 점과 전체 영역을 구성하는 영역 내부의 한 점을 나타낸다. 또한 $E_{CM}(v(s))$ 는 윤곽선 모델을 구성하는 점 $v(s)$ 에서의 색상, 에지, 곡률 정보를 특징으로 하는 윤곽선 모델에 대한 에너지를, $E(p(t))$ 는 점 $p(t)$ 에서의 색상, 에지, 텍스처 정보를 특징으로 하는 영역 모델의 에너지를 나타낸다. 그리고 w_{CM} , w 은 폐색량에 따라 부여되는 각 모델에 대한 신뢰도를 나타낸다.

식 (1)과 같이 활동적 퓨전 모델을 에너지 함수로 정의하였기 때문에, 매 시점마다 입력영상에서 이동 물체를 추적하는 방법은 활동적 퓨전 모델의 에너지 총합을 최소화하는 문제로 재해석될 수 있다. 한편, 식 (1)에서 정의한 에너지 함수는 연속적인 형태이지만 실제로는 이산적인 형태의 에너지 함수를 사용한다.

2.1 윤곽선 모델

활동적 퓨전 모델은 이동 물체를 경계 특징과 그 내부의 영역 특징을 결합하여 표현하는 방법이다. 이때 이동 물체

의 경계 특징을 표현하는데 사용하는 것이 윤곽선 모델로서 본 논문에서는 전체 윤곽선 모델을 식 (2)와 같이 칼라, 에지, 곡률을 특징으로 하는 에너지 함수 E_{CM} 로 정의한다. 그리고 전체 윤곽선 모델의 에너지 함수를 구성할 때, 전체 윤곽선을 다시 서브(sub) 윤곽선 모델 단위로 분할하여 각 특징에 대한 에너지를 계산한다. 이와 같이 전체 윤곽선을 서브 단위의 윤곽선으로 분할하는 이유는 폐색이 발생하는 위치를 쉽게 파악할 수 있으며, 모델 정합 시에 동적 계획법을 적용하여 계산시간을 줄일 수 있다는 장점이 있기 때문이다.

$$E_{CM} = \frac{1}{N_C} \sum_{k=1}^{N_C} E_{CM}(C_k) \quad (2)$$

$$= \frac{1}{N_C} \sum_{k=1}^{N_C} [w_{CL} \cdot E_{color}(C_k) + w_{ED} \cdot E_{edge}(C_k) + w_{CV} \cdot E_{curvature}(C_k)]$$

$$E_{color}(C_k) = \frac{\| \overrightarrow{CL}_{C_k} \|_2}{\| CL_{max} \|_2}, E_{edge}(C_k) = \frac{ED_{C_k}}{ED_{max}},$$

$$E_{curvature}(C_k) = \frac{CV_{C_k}}{CV_{max}}$$

$$0 \leq w_{CL}, w_{ED}, w_{CV} \leq 1, w_{CL} + w_{ED} + w_{CV} = 1$$

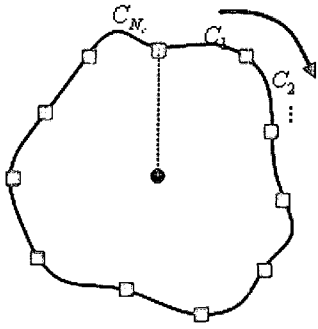
식 (2)에서 k 는 서브 윤곽선 모델의 인수(index)를 의미하고 N_C 는 전체 서브 윤곽선 모델의 수를 나타낸다. 그리고 $E_{color}(C_k)$, $E_{edge}(C_k)$, $E_{curvature}(C_k)$ 는 차례대로 k 번째 서브 윤곽선 모델 C_k 의 칼라, 에지, 곡률 특징에 대한 에너지 값을 나타내며 w_{CL} , w_{ED} , w_{CV} 는 각각 칼라, 에지, 그리고 곡률 특징에 대한 가중치를 의미한다. 또한 본 논문에서는 모델의 크기에 따라 에너지 값의 범위가 변경되는 문제점을 방지하기 위해 각 특징에 대한 최대값인 $\overrightarrow{CL}_{max}$, ED_{max} , CV_{max} 으로 정규화하여 0에서 1사이의 값을 갖도록 에너지 함수를 정의한다. 그리고 식 (2)에서 칼라 에너지의 크기를 나타내는데 사용한 $\| \cdot \|_2$ 기호는 칼라 특징 벡터의 L2-Norm을 의미한다.

앞서 언급한 바와 같이 이동 물체에 대한 전체 윤곽선 모델 에너지는 서브 단위의 윤곽선 모델에 대한 에너지의 합으로 정의되기 때문에 전체 윤곽선을 서브 단위의 윤곽선으로 분할하는 작업이 선행되어야 한다. 본 논문에서는 전체 윤곽선 C_{Total} 을 서브 단위의 윤곽선으로 분할하기 위해서 식 (3)을 사용한다. 식 (3)에서 DR 은 전체 윤곽선을 일정한 간격으로 분할하는 데에 필요한 윤곽선 분할비율, 그리고 N_C 는 서브 윤곽선 모델의 수를 나타내며 $L(C_k)$ 는 k 번째 서브 윤곽선의 길이를 나타내는 함수이다.

$$C_{Total} = \bigcup_k C_k \quad (3)$$

$$L(C_k) = L(C_{Total}) \times DR$$

$$N_C = \frac{L(C_{Total})}{L(C_k)} = \frac{1}{DR}$$



(그림 3) 윤곽선 모델

(그림 3)은 윤곽선 모델을 서브 단위의 윤곽선 모델로 분할한 예를 보여준다. (그림 3)에서 볼 수 있듯이 이동 물체 무게 중심의 12시 방향을 기준선으로 하여 시계방향으로 윤곽선을 분할한다. 그리고 경계 부분의 사각형 박스는 서브 윤곽선 모델의 시작점과 끝점을 나타내는 제어점의 위치를 보여준다.

위와 같이 전체 윤곽선이 서브 단위의 윤곽선으로 분할되면 각각의 서브 윤곽선 모델에 대하여 칼라, 예지, 곡률과 같은 세가지 특징을 사용한 에너지를 계산한다.

첫째, 윤곽선 모델 에너지를 정의하기 위해 사용하는 칼라 특징으로는 YIQ 칼라 모델을 이용한다. 일반적으로 칼라 정보를 나타낼 때 많이 사용되는 것은 RGB 모델로서 이 모델은 빛의 삼원색인 빨강, 초록, 파랑의 혼합으로 색상을 표현하며 칼라 모니터와 그래픽 시스템에서 주로 사용된다. 그런데, RGB 모델은 영상의 밝기 변화에 매우 민감하므로 조명의 변화가 일어나는 동영상 처리에는 적합하지 않다 [10]. 따라서 본 논문에서는 명암 특징보다 더 많은 정보를 가지고 있으면서 조명의 변화에 강건한 YIQ 칼라 모델을 사용한다. YIQ 칼라 모델은 NTSC에서 채택한 합성 칼라 비디오 표준 방식으로서 밝기값의 변화에 대해 색상이나 채도가 변하지 않는 특징을 가진다[11]. YIQ 칼라 모델에서 Y(Luminance)요소는 밝기 값을 나타내고, I(Inphase) 요소와 Q(Quadrature) 요소는 두 요소를 합성하여 얻어지는 색상과 채도를 나타낸다. 본 논문에서는 YIQ 칼라모델에서 조명의 변화에 강건한 I, Q 요소만을 칼라 특징으로 사용한다. 식 (4)는 서브 윤곽선 모델을 구성하는데 사용되는 칼라 특징에 대한 정의를 보여주고 있다. 식 (4)에서 μ_I, μ_Q 는 k 번째 서브 윤곽선 C_k 에 속하는 모든 화소에 대한 I, Q요소의 평균을 의미하고, σ_I, σ_Q 는 표준편차를 의미한다.

$$\vec{CL}_{C_k} = [\mu_I, \sigma_I, \mu_Q, \sigma_Q]^T \quad (4)$$

$$\begin{cases} \mu_I = \frac{1}{N_v(k)} \sum_{v(k) \in C_k} I(v(k)) \\ \mu_Q = \frac{1}{N_v(k)} \sum_{v(k) \in C_k} Q(v(k)) \\ \sigma_I = \sqrt{\frac{1}{N_v(k)} \sum_{v(k) \in C_k} \{I(v(k)) - \mu_I\}^2} \\ \sigma_Q = \sqrt{\frac{1}{N_v(k)} \sum_{v(k) \in C_k} \{Q(v(k)) - \mu_Q\}^2} \end{cases}$$

둘째, 윤곽선 모델 에너지를 정의하기 위해 사용하는 예지 특징은 예지 연산자 중에서 잡음에 덜 민감한 LoG(Laplacian of Gaussian) 연산자를 적용하여 추출한다[12]. 예지 특징을 사용하는 이유는 대부분의 예지가 영상의 밝기 값이 낮은 곳에서 높은 쪽으로 또는 높은 쪽에서 낮은 쪽으로 변하는 지점, 즉 물체의 윤곽선 부분에 많이 존재하므로 윤곽선 정보를 표현하는데 적합한 특징이기 때문이다.

식 (5)는 서브 윤곽선 C_k 에 대한 평균 예지 강도를 나타내며, $LoG(v(k))$ 는 서브 윤곽선을 구성하는 점 $v(k)$ 에 대한 LoG 예지 연산을 나타낸다. 그리고 식 (5)에서 * 기호는 컨볼루션(convolution) 연산을 의미한다.

$$ED_{C_k} = \frac{1}{N_v(k)} \times \sum_{v(k) \in C_k} LoG(v(k)) * I(v(k)) \quad (5)$$

$$LoG(v(k)) = LoG(x_k, y_k) = -\frac{1}{\pi \sigma^4} \left[1 - \frac{x_k^2 + y_k^2}{2\sigma^2} \right] e^{-\frac{(x_k^2 + y_k^2)}{2\sigma^2}}$$

셋째, 윤곽선 모델 에너지를 정의하기 위해 사용하는 특징은 모델의 기하학적 특성과 모양 정보를 나타내는데 사용하는 곡률(curvature)이다. 여기서 곡률은 기울기의 변화율로 정의되며 곡률의 크기와 부호에 따라서 윤곽선의 모양을 직선형, 원형, 볼록한 모서리형, 오목한 모서리형 또는 굴절형 등으로 구분할 수 있다. 그러므로 곡률 정보는 물체의 윤곽선 정보를 잘 반영할 수 있다[13].

본 논문에서는 다양한 곡률측정 방법 중에서 식 (6)과 같이 이웃하는 세 정점들 사이의 기울기의 변화율을 곡률로 정의하는 간단한 방법을 사용한다. 식 (6)은 서브 윤곽선 모델을 구성하는 정점들의 곡률의 합을 평균한 것으로서 이 값이 작으면 직선형에, 반대로 이 값이 크면 원형에 가까운 윤곽선 모양을 가지게 된다.

$$CV_{C_k} = \frac{\sum_{v(k-1), v(k), v(k+1) \in C_k} \|(v(k+1) - v(k)) + (v(k) - v(k-1))\|}{N_v(k) - 1}$$

$$= \frac{\sum_{v(k-1), v(k), v(k+1) \in C_k} \|v(k-1) - 2v(k) + v(k+1)\|}{N_v(k) - 1} \quad (6)$$

식 (6)에서 CV_{C_k} 는 서브 윤곽선 C_k 에 대한 평균 곡률을 나타내고, $v(k)$ 와 N_v 는 각각 서브 윤곽선을 구성하는 k 번째 정점과 정점의 전체개수를 나타낸다.

2.2 영역 모델

2.1절에서 소개한 윤곽선 모델은 이동 물체의 경계 정보를 표현하는데 비해서 영역 모델은 경계 내부의 영역 정보를 나타내는데 사용된다. 본 논문에서는 영역 모델을 정의하기 위한 특징으로 칼라, 예지, 텍스처 정보를 사용한다. 그리고 전체 영역 모델에 대한 에너지 함수는 식 (7)과 같이 각각 경계 블록(boundary block)에 대한 영역 모델과 내부 블록(inside block)에 대한 영역 모델의 에너지 총합으로 정

의한다.

$$E = \alpha_B \cdot E_{BB} + \beta_{IN} \cdot E_{\in B} \quad (7)$$

$$\begin{cases} E_{BB} = \frac{\sum_{l=1}^{N_{BB}} \alpha_{CL} \cdot E_{color}(R_l^B) + \beta_{TX} \cdot E_{texture}(R_l^B) + \gamma_{ED} \cdot E_{edge}(R_l^B)}{N_{BB}} \\ E_{INB} = \frac{\sum_{m=1}^{N_{INB}} \alpha'_{CL} \cdot E_{color}(R_m^{IN}) + \beta'_{TX} \cdot E_{texture}(R_m^{IN}) + \gamma'_{ED} \cdot E_{edge}(R_m^{IN})}{N_{INB}} \end{cases}$$

$$\begin{cases} E_{color}(R_l^B) = \frac{\|\overrightarrow{CL_{R_l^B}}\|_2}{\|\overrightarrow{CL_{max}}\|_2}, E_{edge}(R_l^B) = \frac{ED_{R_l^B}}{ED_{max}}, E_{texture}(R_l^B) = \frac{\|\overrightarrow{TX_{R_l^B}}\|_2}{\|\overrightarrow{TX_{max}}\|_2} \\ E_{color}(R_m^{IN}) = \frac{\|\overrightarrow{CL_{R_m^{IN}}}\|_2}{\|\overrightarrow{CL_{max}}\|_2}, E_{edge}(R_m^{IN}) = \frac{ED_{R_m^{IN}}}{ED_{max}}, E_{texture}(R_m^{IN}) = \frac{\|\overrightarrow{TX_{R_m^{IN}}}\|_2}{\|\overrightarrow{TX_{max}}\|_2} \end{cases}$$

$$0 \leq \alpha_B, \beta_{IN} \leq 1, \alpha_B + \beta_{IN} = 1,$$

$$0 \leq \alpha_{CL}, \beta_{ED}, \gamma_{CV} \leq 1, \alpha_{CL} + \beta_{ED} + \gamma_{CV} = 1$$

$$0 \leq \alpha'_{CL}, \beta'_{ED}, \gamma'_{CV} \leq 1, \alpha'_{CL} + \beta'_{ED} + \gamma'_{CV} = 1$$

식 (7)에서 E_{RM}, E_{BB}, E_{INB} 는 각각 전체 영역 모델, 경계 블록에 대한 영역 모델, 내부 블록에 대한 영역 모델의 에너지 값을 나타낸다. 그리고 $E_{color}(R_l^B), E_{edge}(R_l^B), E_{texture}(R_l^B)$ 는 l 번째 경계 블록의 영역 모델을 기술하기 위한 칼라, 에지, 텍스처 에너지를 나타내고 $E_{color}(R_m^{IN}), E_{edge}(R_m^{IN}), E_{texture}(R_m^{IN})$ 는 m 번째 경계 블록의 영역 모델을 기술하기 위한 칼라, 에지, 텍스처 에너지를 나타낸다. 식 (7)에서 N_{BB}, N_{INB} 는 각각 경계 블록에 대한 영역 모델 수와 내부 블록에 대한 영역 모델 수를 나타내며, α_B 는 경계 블록에 대한 영역 모델의 가중치를, β_{IN} 는 내부 블록에 대한 영역 모델의 가중치를 나타낸다. 그리고 $\alpha_{CL}, \beta_{TX}, \gamma_{ED}$ 는 각각 경계 블록의 영역 모델을 구성하는 칼라, 텍스처, 에지 정보에 대한 가중치를 의미하고, $\alpha'_{CL}, \beta'_{TX}, \gamma'_{ED}$ 는 각각 내부 블록의 영역 모델을 구성하는 칼라, 텍스처, 에지 정보에 대한 가중치를 의미한다. 또한 식 (7)에서 R_l^B 는 l 번째 경계 블록에 대한 영역 모델을, R_m^{IN} 는 m 번째 내부 블록에 대한 영역 모델을 나타낸다. 그리고 $\overrightarrow{CL_{R_l^B}}, \overrightarrow{TX_{R_l^B}}$ 는 각각 경계블록과 내부블록의 텍스처 특징값을 나타낸 벡터이다.

이동 물체에 대한 영역 모델 생성 역시 윤곽선 모델을 생성할 때 사용한 윤곽선 분할 방법과 유사하게, 전체 영역을 일정한 크기의 서브 블록으로 분할하는 영역 분할 기법을 적용한다. 영역 분할 방법에서는 이동 물체에 대한 전체 영역을 (그림 4)와 같이 단위 블록 크기인 $W \times H$ 로 분할한다. 이렇게 분할된 각 블록에 대해서 서브 영역 모델을 생성하는데 이 목적 또한 폐색량 계산과 폐색 발생 위치를 쉽게 파악할 수 있는데 있으며, 이것은 전체 모델에 대한 구조적 정보를 획득할 수 있는 장점을 가진다. 그런데, 본 논문에서는 전체 영역 모델을 다시 경계 블록과 내부 블록으로 구분하여 구성한다. 여기서 경계 블록은 이동 물체의 경계 부분에 해당하는 블록으로서 영역 특징과 윤곽선 특징을 동시에 포함하고 있다. 이에 비해서 영역 내부의 블록은 영역의 고유한 특징을 나타내므로 두 영역의 차이점을 고려하여 각 특징에 맞는 처리를 한다. 식 (8)은 전체 영역 모델이 경계

블록에 대한 영역 모델과 내부 블록에 대한 영역 모델의 합으로 정의됨을 보여준다.

$$R_{Total} = \bigcup_l R_l^B + \bigcup_m R_m^{IN} \quad (8)$$

(그림 4)는 이동 물체에 대한 영역 모델의 구성을 보여주는데 전체 영역 모델은 배경 영역과 이동 물체가 접하는 곳에 위치한 경계 블록과 경계 블록의 안쪽에 해당하는 내부 블록으로 구성되며 각 블록에 대해서 서브 영역 모델을 생성함을 알 수 있다.

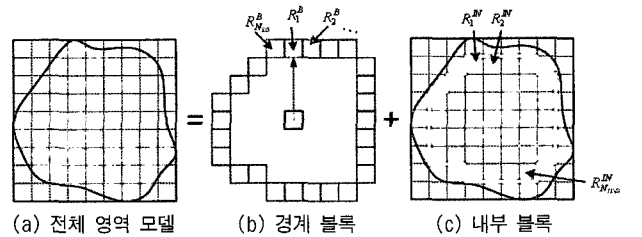
위와 같이 전체 영역이 서브 단위의 블록으로 분할되면 각각의 서브 영역 모델에 대하여 칼라, 에지, 텍스처와 같은 세가지 특징을 사용하여 에너지를 계산한다. 영역 모델 에너지를 정의하기 위해 사용하는 칼라 특징과 에지 특징의 계산 방법은 윤곽선 모델과 동일하며, 식 (9)와 (10)은 각각 l 번째 경계블록의 영역 모델 R_l^B 에 대한 칼라 특징과 에지 특징에 대한 정의를 보여준다. 식 (10)에서 w, h 는 각각 $W \times H$ 블록 내에서의 x, y 에 대한 상대적 좌표를 의미한다. 그리고 이 식은 경계블록의 영역 모델에 대한 칼라 특징과 에지 특징을 계산할 때도 동일하게 적용된다.

$$\overrightarrow{CL_{R_l^B}} = [\mu_r \sigma_r \mu_q \sigma_q]^T \quad (9)$$

$$ED_{R_l^B} = \frac{1}{W \times H} \sum_{w=0}^{W-1} \sum_{h=0}^{H-1} LoG(x+w, y+h) * I(x+w, y+h) \quad (10)$$

영역 모델에 대한 에너지를 정의할 때 윤곽선 모델과 비교되는 특징은 텍스처이다. 즉, 에지와 곡률 정보가 윤곽선의 특징을 잘 반영하는 장점을 가진데 비하여 텍스처 정보는 영역의 특징을 잘 기술할 수 있는 특징이다. 영상의 텍스처 정보는 영역에 대한 밝기 값의 공간적 분포로 정의하는데 이러한 텍스처 정보는 표면(surface) 검사, 장면 분할, 표면 방향과 모양을 결정하는 등에 사용되며 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 역할을 담당한다.

본 논문에서는 영상의 텍스처 정보를 획득하는데 사용하는 여러 방법 중에서 가보 웨이블릿(Gabor Wavelet)을 사용한다. 가보 웨이블릿을 이용하여 텍스처 정보를 획득하는 방법은 다양한 방향과 크기를 갖는 가보 웨이블릿 커널(kernel)을 영상에 씌운 뒤 컨볼루션을 수행함으로써 영상에



(그림 4) 영역 모델

대한 텍스처 정보를 계산한다. 이 방법은 기존의 텍스처 추출 방법 보다 더 구분력이 뛰어난 텍스처 정보를 얻을 수 있기 때문에 텍스처에 기반한 영상처리에 널리 사용되고 있다[14].

식 (11)은 가보 웨이블릿을 이용한 l 번째 경계블록의 영역 모델 R_l^p 대한 텍스처 특징의 정의를 보여준다. 여기서, 가보 텍스처 특징 $\overrightarrow{TX}_{R_l^p}$ 은 4개의 방향과 4개의 크기에 의해 생성되는 16개의 가보 웨이블릿 인수를 가지는 벡터로 정의되고 $g_{m\theta}$ 는 커널의 크기 및 방향을 나타내는 색인 벡터(index vector)를 의미한다.

$$\overrightarrow{TX}_{R_l^p} = [G_{00}, G_{01}, \dots, G_{m\theta} \text{RIGHT}] \quad (11)$$

$$G_{m\theta} = \frac{1}{W \times H} \sum_{w=0}^{W-1} \sum_{h=0}^{H-1} I(x+w, y+h) \cdot g_{m\theta}(x, y)$$

3. 폐색량에 적응적인 모델의 신뢰도 조절

본 장에서는 폐색량에 따라 활동적 퓨전 모델을 구성하는 윤곽선 모델과 영역 모델의 신뢰도를 적응적으로 조절함으로써 모델에 대한 정합 정확도를 향상시키는 방법에 대해서 기술한다.

윤곽선 모델과 영역 모델로 구성되는 활동적 퓨전 모델이 생성되면 연속적으로 입력되는 영상에 대해서 정합을 수행함으로써 이동 물체를 추적할 수 있다. 이때 본 논문에서는 선형 최소 오차 알고리즘인 칼만 필터를 이용하여 이동 물체 추적에 필요한 탐색 공간을 예측한다. 칼만 필터에 의해서 이동 물체의 동작 정보를 예측함으로써 모델 정합 시에 필요한 탐색 공간을 줄일 수 있기 때문에 더 효율적인 이동 물체 추적이 가능하다[15]. 그리고 모델을 정합하기 위하여 식 (12)과 같이 에너지 최소화 기법인 동적 계획법을 사용한다[16]. 식(12)에서 E_{AFM}^n 는 활동적 퓨전 모델에 대한 n 번째 단계(stage)까지의 전체 에너지를 나타내고 $E_{AFM}(i)$ 는 i 번째 지역적 에너지를 나타낸다. 그리고 $E_{AFM}(i)$ 는 다시 윤곽선 모델에 대한 에너지 $E_{CM}(i)$ 와 영역 모델에 대한 에너지 $E_{RM}(i)$ 의 합으로 정의된다. 식 (12)를 통해서 n 번째 단계(stage)까지 최소 전체 에너지는 이전 단계인 $n-1$ 단계까지의 전체 에너지 E_{AFM}^{n-1} 과 i 번째 지역적 에너지 $E_{AFM}(i)$ 중에서 최소가 되는 j 번째 지역적 에너지 $E_{AFM}(i, j)$ 의 합으로 결정됨을 알 수 있다.

$$E_{AFM}^n = \sum_{i=1}^n E_{AFM}(i) = \sum_{i=1}^n (E_{CM}(i) + E_{RM}(i)) \quad (12)$$

$$= \min_j \{E_{AFM}^{n-1} + E_{AFM}(i, j)\}$$

3.1 폐색량 및 폐색위치 결정

이동 물체 추적에 있어서 폐색의 발생은 추적 모델의 신

뢰도를 급격히 감소시켜 부정확한 추적 결과를 보이는 중요한 원인이 된다. 이것은 이전 시점의 모델과 현재 시점의 모델을 정합할 때 폐색이 발생한 영역을 고려하지 않았기 때문에 일어난다. 따라서 본 논문에서는 이런 문제점을 보완하여 정합 정확도를 높이기 위해 폐색이 발생하는 위치와 폐색량을 계산하여 모델정합에 반영한다. 즉, 윤곽선 모델과 영역 모델에서 어떤 위치에 어느 정도의 폐색이 일어났는지를 판단해서 두 모델의 신뢰도를 조절하고, 폐색된 서브 모델에 대해서는 정합 시 고려 대상에서 제외시킴으로써 정합의 정확도를 높인다.

일반적으로 폐색의 발생여부를 판단하는 방법은 이전 시점 영상과 현재 시점 영상간의 상관관계(correspondence)를 이용한다. 이동 물체 영역에 속하는 화소들은 조명의 변화와 잡음의 영향을 받지 않는 환경 하에서 시점이 달라져도 거의 동일한 특징 값을 가지게 된다. 즉, 이웃하는 두 시점 영상 간에는 높은 상관관계를 가지게 되는데 만약 폐색이 발생하는 경우라면 상관관계가 급격히 줄어든다는 특성을 보인다.

본 논문에서는 이동 물체의 폐색을 판단하기 위하여 에너지의 변화 및 동작정보의 변화와 같은 두 가지 척도를 사용한다. 활동적 퓨전 모델은 칼라, 에지, 곡률, 텍스처 특징을 사용하여 에너지 함수형태로 정의되므로, 이전 시점 영상에서의 에너지와 현재 시점 영상에서의 에너지 변화율을 계산하여 변화율이 임계값 보다 큰 경우에는 폐색으로 판단한다. 그리고 이동 물체를 구성하는 서브 영역들은 군집 특성을 가지는데, 이것은 각 서브 영역들이 유사한 동작 정보를 가지게 된다는 사실을 말해준다. 즉, 전체 영역에 대한 전역적인 동작 정보와 전체 영역을 구성하는 서브 영역의 동작정보는 유사하며 또한 서로 이웃하는 영역 간에는 동작의 일관성(motion coherency)이 더욱 높다.

본 논문에서 폐색을 정의하기 위해 두 가지 척도를 사용한 이유는 다음과 같다.

첫째, 에너지의 변화만을 고려했을 때는 폐색이 발생하는 경우 이외에도 즉, 잡음 또는 조명의 변화로 인해 에너지의 변화율이 커질 수 있고 이에 따라서 폐색으로 잘못 판단하는 문제점이 있다. 둘째, 동작정보의 변화만을 이용한 방법 역시 이동 물체의 변형(deformation)이 일어난 경우에 서브 영역간의 동작 변화율이 급격히 높아지는데 이를 폐색으로 간주하는 문제점이 나타난다. 그러므로 본 논문에서는 모델의 에너지 변화율과 동작정보 변화율을 동시에 고려하여 상호보완적으로 폐색 여부를 결정한다.

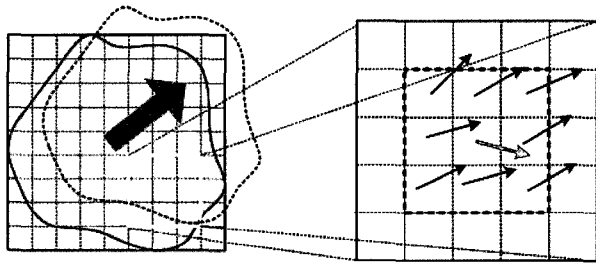
먼저, 식 (13)은 폐색량을 측정하기 위한 활동적 퓨전 모델의 에너지 변화율에 대한 정의를 보여준다. 식 (13)에서 알 수 있듯이 활동적 퓨전 모델의 에너지 변화율 ΔE_{AFM} 은 각각 전체 모델을 구성하는 윤곽선 모델과 영역 모델에 대한 에너지 변화율인 ΔE_{CM} 와 ΔE_{RM} 의 합으로 계산된다. 그리고 다시 윤곽선 모델과 영역 모델의 에너지 변화율은 이전 시점 영상과 현재 시점 영상에 대해 모델을 구성하는 서브 윤곽선 모델과 서브 영역 모델의 에너지 변화율의 총합

으로 결정된다. 식 (13)에서 ΔE_{C_i} 는 i 번째 서브 윤곽선 모델의 에너지 변화율을 나타내고, ΔE_{R_j} 는 내부 및 경계 블록에 관계없이 j 번째 서브 영역 모델의 에너지 변화율을 나타낸다.

$$\Delta E_{AFM} = \Delta E_{CM} + \Delta E_{RM} \quad (13)$$

$$\begin{cases} \Delta E_{CM} = \sum_{C_i \in C_{Total}} \Delta E_{C_i}, \Delta E_{C_i} = |E_{C_i}(t) - E_{C_i}(t-1)| \\ \Delta E_{RM} = \sum_{R_j \in R_{Total}} \Delta E_{R_j}, \Delta E_{R_j} = |E_{R_j}(t) - E_{R_j}(t-1)| \end{cases}$$

(그림 5)는 이동 물체에 대한 동작정보의 일관성에 대한 설명을 예로 보여주는데, (그림 5)(a)에서 화살표는 이동 물체에 해당하는 영역 전체에 대한 전역적 동작 정보를 나타낸다. (그림 5)(b)는 전체 영역 중에서 노란색 사각형에 해당하는 부분 영역만을 확대한 것으로 서브 영역에 대한 동작정보를 동작벡터로 보여준다. 여기서 이웃하는 블록 간에는 군집 특성을 유지하는 경향이 강하기 때문에 동작정보에 대한 일관성이 존재하게 된다. 따라서 만약 (그림 5)(b)에서 녹색 화살표로 표시한 동작벡터(motion vector)처럼 이웃하는 블록에 대한 동작벡터에 대해서 유사도가 떨어지는 블록은 폐색이 발생할 확률이 높다.



(a)전역적 동작정보 (b)지역적 동작정보

(그림 5) 동작정보의 일관성

폐색량을 측정하는 두 번째 척도는 영역 모델에 대한 동작정보의 일관성이다. 식 (14)는 전체모델을 구성하는 서브 영역에 대한 동작정보의 일관성을 계산하는 방법을 보여준다. 본 논문에서는 이동 물체에 대한 전체 동작정보의 일관성을 각 서브 영역에 대해 전역적 동작정보의 일관성과 이웃하는 블록간의 지역적 동작정보 일관성의 합으로 나타낸다. 식 (14)에서 알 수 있듯이 전역적, 지역적 동작 정보의 일관성은 동작벡터에 대한 유사도 함수 $Sim(X, Y)$ 을 통하여 계산한다. 유사도 함수 $Sim(X, Y)$ 는 정보검색이론에서 주로 사용하는 유사도 측정방법인 코사인 계수를 이용한 것이다 [17]. 여기서 유사도 함수 $Sim(X, Y)$ 는 1의 값에 가까워질수록 비교하려는 두 벡터의 유사도가 증가하며 0에 가까워질수록 유사도는 감소한다.

$$TMC = w_1 \times GMC + w_2 \times LMC \quad (14)$$

where $0 \leq w_1, w_2 \leq 1, w_1 + w_2 = 1$

$$GMC = \sum_{R_i \in B} GMC_{R_i}, GMC_{R_i} = Sim(MV_{R_i}, MV_G)$$

$$LMC = \sum_{R_i \in B} LMC_{R_i}, LMC_{R_i} = \frac{\sum_{NH_j \in NH} Sim(MV_{R_i}, MV_{NH_j})}{L_{NH}}$$

where

$$\begin{cases} Sim(MV_{R_i}, MV_{NH_j}) = \frac{(M_R \times M_{NH_i}) + (D_R \times D_{NH_i}) + 1}{2\sqrt{(M_R^2 + D_R^2) \times (M_{NH_i}^2 + D_{NH_i}^2)}} \\ MV = M \cdot F_1 + D \cdot F_2 \\ 0 \leq \sim (X, Y) \leq 1 \end{cases}$$

식 (14)에서 TMC (Total Motion Coherency)는 이동 물체에 대한 전체 동작정보의 일관성을 나타내며, GMC (Global Motion Coherency), LMC (Local Motion Coherency)는 각각 전역적, 지역적 동작정보의 일관성을 나타낸다. 그리고 MV_{R_i} 은 비교하려는 i 번째 영역의 동작벡터를, MV_G 와 MV_{NH_j} 는 각각 이동 물체의 전역적 동작정보를 나타내는 평균 동작벡터, j 번째 이웃하는 블록의 동작벡터를 의미한다. 또한 동작벡터 MV 는 각각 벡터의 크기와 방향을 나타내는 단위벡터 F_1, F_2 에 대한 가중치 M, D 의 곱을 합한 것으로 정의된다. 그러므로 M_R, M_{NH_i} 는 각각 R 블록과 j 번째 이웃하는 블록에 대한 동작벡터에서 단위벡터 F_1 에 대한 가중치를 의미하고 D_R, D_{NH_i} 는 F_1 에 대한 가중치를 의미한다. 식 (13)에서 지역적 동작정보를 계산하기 위해 본 논문에서는 8방향의 이웃하는 블록을 고려한다.

식 (15)는 앞서 소개했듯이 모델의 에너지 변화율과 동작정보의 일관성 측정을 통해 이동 물체 추적 시에 발생하는 전체 폐색량을 측정하기 계산하는 방법을 보여준다. 식 (15)에서 O_{Total} 는 전체 폐색량을 나타내고 $O_{contour}, O_{region}$ 은 각각 윤곽선 폐색과 영역 폐색을 의미한다. 그리고 w_c 와 w_r 는 각각 윤곽선 폐색과 영역 폐색에 대한 가중치를 나타낸다. 식 (15)에서 알 수 있듯이 영역 모델의 폐색을 계산하기 위해서 모델의 에너지 변화와 동작 정보의 변화를 동시에 고려한 반면에 윤곽선 모델에서는 에너지 변화만을 고려한다. 그 이유는 이동 물체의 경계 부분에 해당하는 윤곽선 모델에서는 변형이 일어날 수 있으며 군집성을 대표하기에는 부족하기 때문에 영역 모델에 대해서만 동작정보의 변화를 이용한다.

$$O_{Total} = w_c \times O_{contour} + w_r \times O_{region} \quad (15)$$

$$= w_c \times \Delta E_{CM} + w_r \times \frac{1}{2} [\Delta E_{RM} + (1 - TMC)]$$

where $0 \leq w_c, w_r \leq 1, w_c + w_r = 1$

그리고 식 (13), (14)를 이용하여 윤곽선 모델과 영역 모델을 구성하는 서브 윤곽선 모델과 서브 영역 모델에 대한 폐색량을 계산하면 이동 물체에서 폐색이 발생한 위치를 알아낼 수 있다. 식 (16)은 계산된 폐색량을 통해서 폐색의 발생여부를 판단하는 방법을 보여준다. 식 (16)에서 O_{C_i} 는 i 번째 서브 윤곽선 모델에 대한 폐색량을 그리고 O_{R_j} 는 j 번째

서브 영역 모델에 대한 폐색량을 나타내는데 이 값들은 식 (15)를 통해서 계산된다. 즉, 활동적 퓨전 모델은 전체 모델을 윤곽선 모델과 영역 모델로 구성되며 각각의 모델은 다시 단위 크기를 갖는 서브 모델로 분할하여 유지하기 때문에 폐색량이 임계값 보다 더 큰 서브 모델은 폐색이 발생한 위치로 결정된다. (식) 16에서 TH_C , TH_R 는 각각 윤곽선 모델과 영역 모델의 폐색여부를 결정하는 데 사용하는 임계값이다.

$$\begin{aligned} \text{if } O_C > TH_C \text{ then } C_i \text{ is occluded} \\ \text{if } O_R > TH_R \text{ then } R_j \text{ is occluded} \end{aligned} \quad (16)$$

3.2 폐색량에 기반한 모델의 신뢰도 조절

폐색은 이동물체가 다른 물체에 의해 전체적 또는 부분적으로 발생할 수 있는데 기존의 대부분 방법에서는 정합 시에 이러한 상황을 고려하지 않은 문제점이 있다[8, 9]. 본 논문에서 제안한 활동적 퓨전 모델은 이러한 문제점을 해결하고자 모델에 발생하는 폐색의 정도와 위치를 계산하여 모델 정합 시에 사용되는 모델의 신뢰도를 조절한다. 즉, 이동물체의 경계선에서 발생하는 윤곽선 폐색량이 클 경우에는 영역모델의 신뢰도를 증가시키고 상대적으로 윤곽선 모델의 신뢰도는 감소시키면서 정합을 수행한다. 또한 이동물체의 내부영역에서 발생하는 영역 폐색량이 클 경우는 윤곽선 모델의 신뢰도를 증가시키고 영역 모델의 신뢰도를 감소시킨다. 이렇게 폐색 정도에 따라 윤곽선과 영역 모델의 신뢰도를 조절함으로써 폐색에 강건한 추적 알고리즘을 구현할 수 있다.

식 (17)은 폐색량에 따라 윤곽선 모델과 영역 모델의 신뢰도를 계산하는 방법을 보여준다. 식 (17)에서 C_{CM} , C_{RM} 은 각각 윤곽선 모델과 영역 모델의 신뢰도(confidence)를 나타내며 CF_{min} 은 두 모델의 신뢰도 중에서 크기가 작은 모델의 신뢰도를 의미하며 이것은 폐색량에 따라서 결정된다. 그리고 식 (17)에서 O_C 와 O_R 은 각각 윤곽선 모델과 영역 모델에 대한 폐색량으로 식 (15)를 통해서 계산된다.

$$\begin{cases} C_{CM} = CF_{min}, \text{ if } O_C > O_R \\ C_{RM} = CF_{min}, \text{ otherwise} \\ C_{CM} + C_{RM} = 1 \end{cases} \quad (17)$$

$$CF_{min} = 1 - \begin{cases} 0.5, & \text{if } O_C = O_R \\ O_C, & \text{if } O_C > O_R \\ O_R, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\text{where } \begin{cases} 0 \leq O_C, O_R \leq 1, O_C + O_R = 1 \\ 0 \leq C_{CM}, C \leq 1, C_{CM} + C = 1 \end{cases}$$

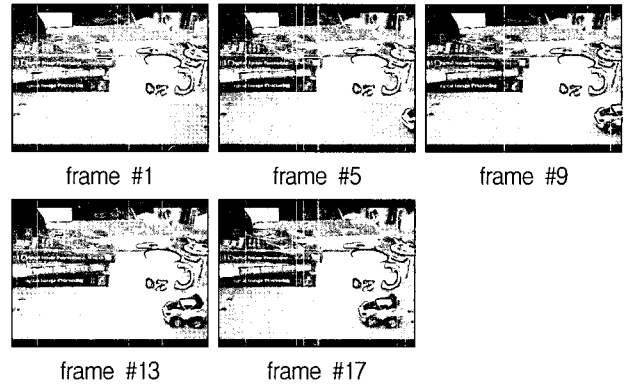
4. 실험 및 결과

본 장에서는 본 논문에서 제안한 활동적 퓨전 알고리즘을

이용한 이동물체 추적 결과에 대해서 기술한다.

4.1 활동적 퓨전 모델의 생성 및 정합과정

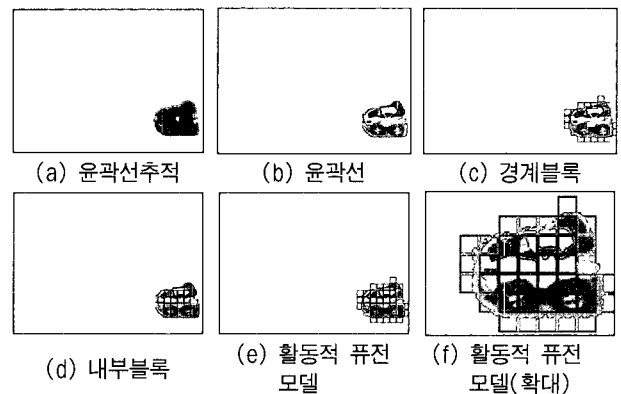
(그림 6)은 이동물체에 대해 활동적 퓨전 모델의 생성 및 정합과정을 보여주기 위해 실험에 사용한 영상시퀀스로서 SONY사의 DCR-PC5로 촬영한 후 320×240 크기의 영상으로 정규화 하였다.



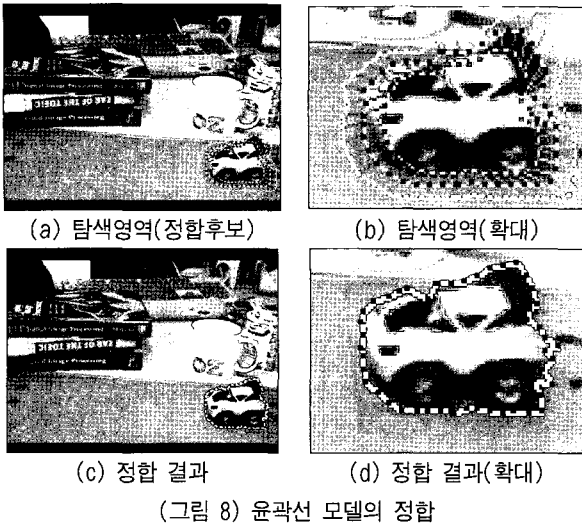
(그림 6) 입력 영상

(그림 7)은 차영상을 통해서 검출된 이동물체 영역에 대해서 활동적 퓨전 모델을 생성하는 과정을 보여주고 있다. 활동적 퓨전 모델을 생성하기 위해서는 (a)와 같이 이동물체 영역에 대한 윤곽선을 추적하는 과정이 필요하다. 윤곽선 추적이 완료되면 (b)와 같이 윤곽선 분할비에 따라 윤곽선 모델을 생성한다. 이때 윤곽선 모델을 구성하는 모든 스넬셀(snaxel)에 대한 칼라, 에지, 곡률 특징값을 계산한다. 영역 모델 구성은 (c), (d)와 같이 경계블록과 내부블록으로 나누어서 진행하며 각 블록에 대해서 칼라, 에지, 텍스처 특징값을 계산한다. 최종적으로 생성된 활동적 퓨전 모델은 (e), (f)에서 볼 수 있다.

(그림 8)은 윤곽선 모델의 정합 과정을 보여주고 있다. (그림 8)의 (a), (b)는 윤곽선 모델 정합을 수행하기 위한 탐색영역을 보여 주는데, 이 영역은 그림에서 볼 수 있듯이 모델의 윤곽선을 중심으로 내부와 외부로 각각 확대, 축소



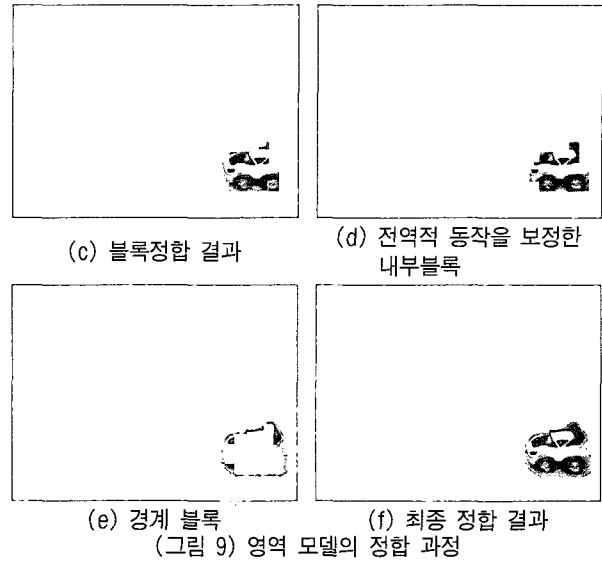
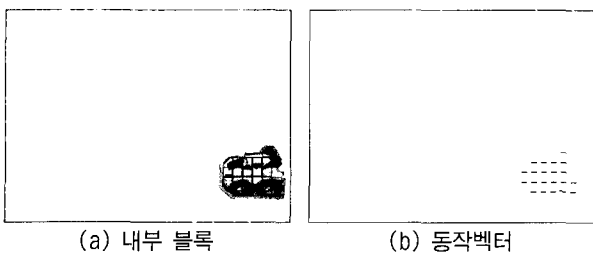
(그림 7) 활동적 퓨전 모델 생성



되어 일정한 두께를 갖는 띠 모양을 갖는다. 이 탐색영역을 기반으로 이전 시점 모델 에너지와의 차이가 가장 작은 위치의 윤곽선을 최적의 정합결과로 판단하며 (c), (d)에서 그 결과를 볼 수 있다.

(그림 9)는 영역 모델의 정합 과정을 보여 준다. 영역 모델에 대한 정합은 경계블록을 제외한 즉, 내부 블록에 대해서만 수행한다. 그 이유는 외부블록의 경우 모델의 영역보다는 배경영역을 더 많이 포함하고 있고 따라서 영역을 대표할 만한 특징을 계산하는 데에는 무리가 있기 때문이다. (그림 9)의 (a)는 영역모델을 구성하는 내부 블록을 보여주고 있으며, (b)는 내부블록과 다음 시점의 영상에 블록 정합 알고리즘을 수행해 얻은 결과인 동작벡터를 보여준다. (그림 9)의 (c)는 추출된 동작벡터를 이용하여 획득한 내부블록에 대한 블록정합 결과이다. 그런데 (c)에서 볼 수 있듯이 정합된 블록 사이에는 약간의 오차가 발생할 수 있으므로 (d)와 같이 전체 블록에 대한 전역적 동작을 계산하여 보정한 후 마지막으로 이전 시점의 경계블록을 내부블록과 합성함으로써 (f)와 같은 영역 모델에 대한 최종적인 정합 결과를 얻을 수 있다. 이때 동작의 보정은 식 (14)에서 언급한 전역적 동작정보를 나타내는 평균 동작벡터를 계산한 후 이 벡터의 변위 값을 각 동작벡터에 반영을 통해 수행된다.

(그림 10)은 활동적 퓨전 모델을 사용하여 이동 물체를 추적한 결과를 프레임별로 보여주고 있다. 그리고 (그림 10) (b)에서 MER(Minimum Enclosing Rectangle)은 최소인접사각형을 의미한다.

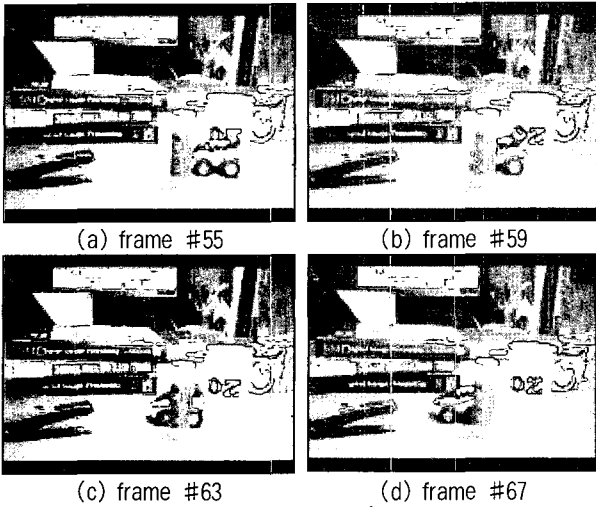


(그림 10) 프레임별 정합 결과

4.2 부분적 폐색이 발생하는 경우

(그림 11)은 이동물체에 대해서 부분적 폐색이 발생하는 경우에 대한 실험에 사용한 입력 영상으로 이동물체의 진행 방향에 따라 부분적인 윤곽선 및 영역 폐색이 발생한다.

본 논문에서는 부분적 폐색이 발생하는 경우에 대한 성능 비교를 위해서 기존의 방법인 윤곽선 기반 모델[3], 영역 모



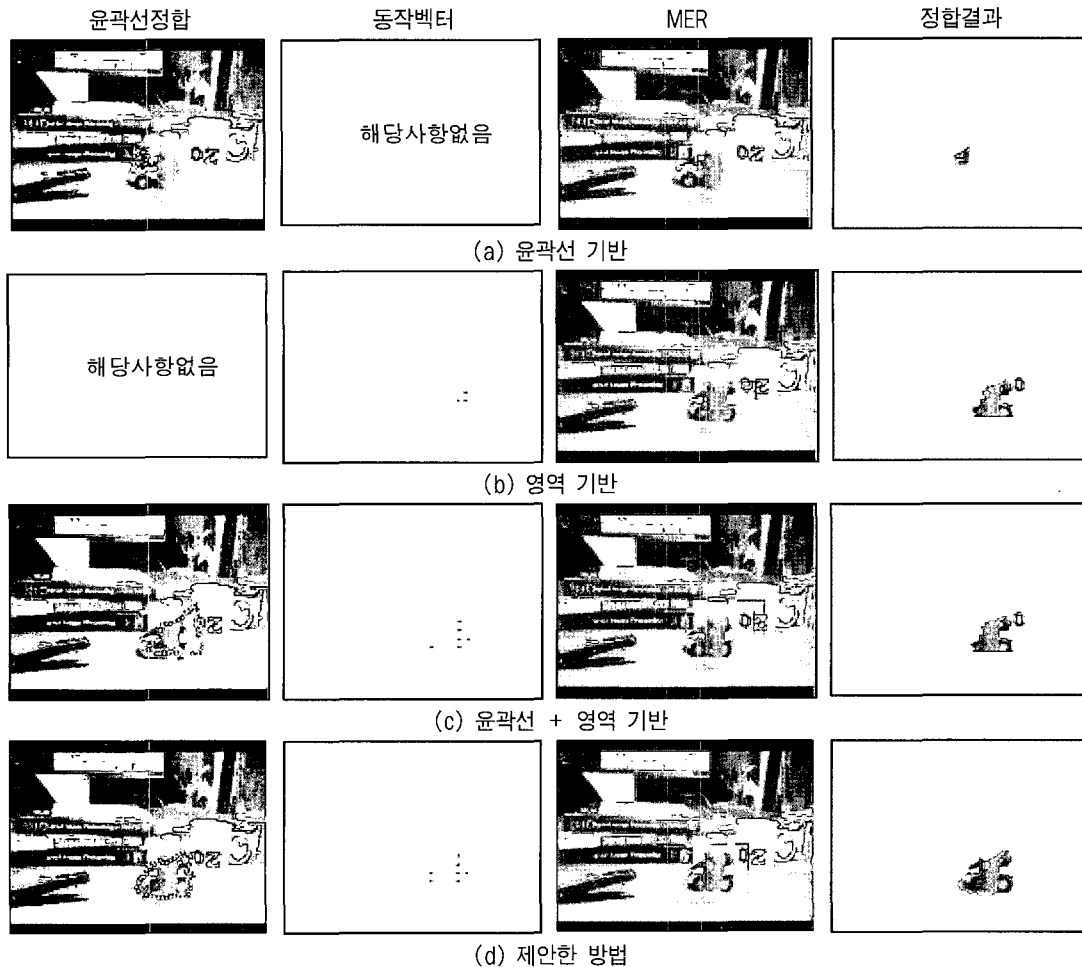
(그림 11) 부분적 폐색이 발생하는 경우에 대한 입력 영상

델[4], 윤곽선과 영역 모델을 결합한 모델[8]과 본 논문에서 제안한 활동적 퓨전 모델에 대한 모델 정합도를 비교한다.

(그림 12)는 기존방법과 제안한 방법을 이용하여 부분적인 폐색이 발생하는 입력영상에 대한 이동물체 추적결과를

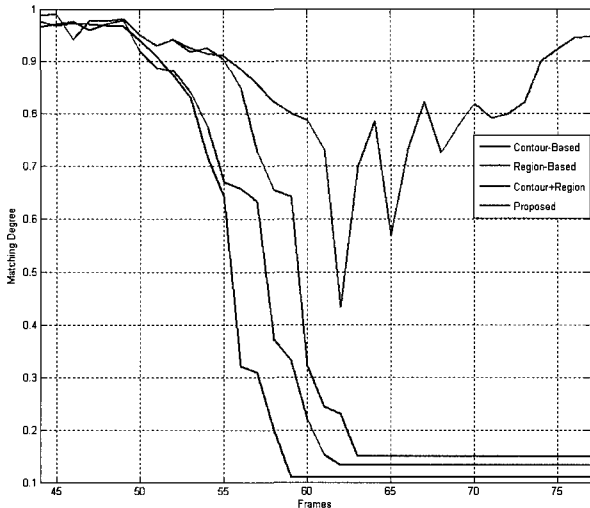
보여주고 있으며 이것은 65번째 프레임까지 이동물체에 대한 추적이 진행되었을 때의 정합 결과이다.

(그림 13)은 각각의 모델을 사용하여 모델을 정합했을 때 입력영상에 대한 정합도의 변화를 보여준다. 본 논문에서는 식(1)에서 정의한 현재 시점 t 에 대한 에너지 함수 $E_{AFM}(t)$ 와 이전시점 $t-1$ 에 대한 에너지 함수 $E_{AFM}(t-1)$ 의 차이를 정합도로 사용한다. 그리고 에너지 함수를 계산할 때 윤곽선 기반 모델은 윤곽선 특징만을, 영역 모델은 영역 특징만을 그리고 윤곽선과 영역 모델을 결합한 모델은 두 특징을 사용한다. 마지막으로 제안한 방법은 두 특징을 사용하면서 폐색처리를 수행한다. (그림 13)에서 윤곽선 모델과 영역 모델은 50번째 입력영상을 기준으로 모델의 정합도가 급격히 감소하는 경향을 볼 수 있는데, 이것은 (그림 13)에서 확인할 수 있듯이 이동물체에 대한 윤곽선 폐색과 영역 폐색의 양이 증가하기 때문이다. 그리고 윤곽선 모델과 영역 모델을 결합한 모델은 정합도의 변화가 상대적으로 천천히 일어나지만 폐색이 발생하는 경우에 대한 처리를 하지 않기 때문에 결국 정합도가 감소하면서 이동물체 추적에 실패하게 된다. 이것은 윤곽선 모델이 폐색을 발생시키는 물체와 중첩되면서 그 물체의 윤곽선에 수렴하려는 경향 때문에 원래



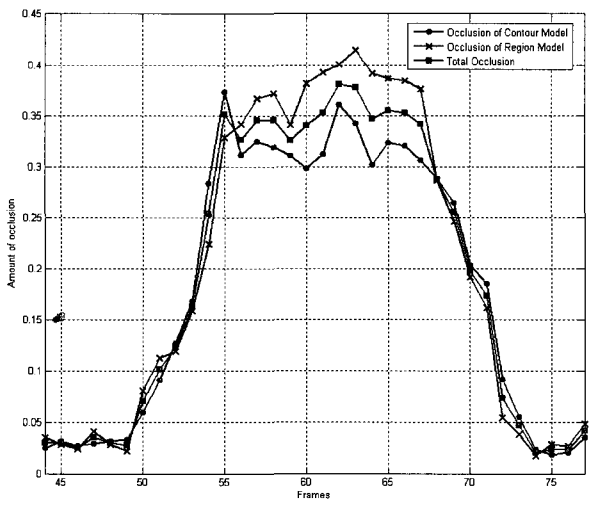
(그림 12) 이동물체 추적 결과 비교

의 윤곽선을 추적하지 못하는 지역적 오류에 빠지기 때문이다. 이에 비해서 본 논문에서 제안한 활동적 퓨전 모델은 부분적 폐색이 발생하는 구간에서 모델의 정합도가 감소하지만 최대 폐색구간을 지나면서 다시 정합도가 증가하는 것을 볼 수 있다.

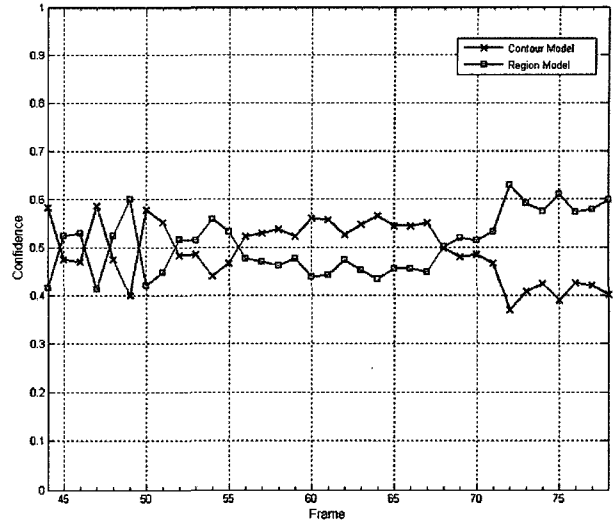


(그림 13) 각 모델의 정합도 변화

(그림 14)는 이동물체에 발생하는 폐색량의 변화를 보여주는데 폐색이 발생하는 시작과 마지막 구간에서는 윤곽선 폐색이 영역 폐색보다 많이 일어나고 이 구간 사이에서는 영역 폐색이 더 많이 일어나고 있음을 알 수 있다. (그림 15)는 식 (16)에서 언급한 모델의 신뢰도를 폐색량에 따라 계산한 결과를 보여주고 있다. (그림 15)에서 볼 수 있듯이 각 모델에 발생하는 폐색량과는 반비례하게 모델의 신뢰도가 결정됨을 알 수 있다. 그 예로 입력영상의 52번째부터 67번째 구간에서는 영역 폐색의 양이 윤곽선 폐색보다 상대적으로 크기 때문에 윤곽선 모델의 신뢰도가 더 크게 부여된다.



(그림 14) 폐색량의 변화



(그림 15) 폐색에 따른 윤곽선 모델과 영역 모델의 신뢰도 변화

5. 결 론

본 논문에서는 다른 물체에 의해 폐색이 일어나는 환경에서도 이동 물체를 효과적으로 추적할 수 있는 활동적 퓨전 모델을 제안하였다. 활동적 퓨전 모델은 이동 물체 추적에 사용되는 기존의 대표적 방법 중의 하나인 윤곽선 기반의 스네이크 모델과 영역 기반의 스네이크 모델이 가지고 있는 각각의 장점들을 하나의 모델로 통합한 것이다. 이러한 두 모델을 통합한 시도로 여러 방법이 있지만 대부분 폐색이 일어나는 환경에서는 이동 물체 추적의 정확도가 현저히 떨어지는 문제점을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서 제안한 방법은 폐색이 발생하는 환경에서도 강건하게 이동 물체를 추적할 수 있도록 하였다. 즉, 제안한 활동적 퓨전 모델은 모델에 발생하는 폐색의 정도와 위치를 계산하여 모델 정합시에 사용되는 모델의 신뢰도를 조절하는데 예를 들어, 이동 물체의 경계선에서 발생하는 윤곽선 폐색의 경우에는 영역 모델의 신뢰도를 증가시키고 상대적으로 윤곽선 모델의 신뢰도를 감소시키면서 정합을 수행한다. 반대로 이동 물체의 내부영역에서 발생하는 영역 폐색의 경우에는 윤곽선 모델의 신뢰도를 증가시키고 상대적으로 영역 모델의 신뢰도를 감소시키는 방식으로 각 모델의 신뢰도를 조절함으로써 폐색에 강한 추적 알고리즘을 구현할 수 있다. 활동적 퓨전 모델은 서브 단위의 윤곽선과 블록으로 구성되며 색상, 예지, 텍스처, 곡률 정보를 모델의 특징으로 사용하였다. 그리고 모델 정합 단계에서는 에너지 최소화 기법인 동적 계획법을 사용하였다.

참 고 문 헌

[1] R. Brunelli, O. Mich, and C. M. Modena, "A Survey on the Automatic Indexing of Video Data," Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol.2, No.10,

pp.78-112, 1999.

[2] D.W. Thompson and J.L. Mundy, "Model-based motion analysis : Motion from motion," Robotics Research : The 4th International Symposium, MIT press: Cambridge, MA, pp.299-309, 1988.

[3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes : Active contour models," International Journal of Computer Vision, Vol.1, No.4, pp.321-331, 1998.

[4] Benedicte Bascle and Rachid Deriche, "Region tracking through image sequences," In Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, pp.302-307, 1995.

[5] F. Meyer, and P. Bouthemy, "Region-Based Tracking using Affine Motion Models in Long Image Sequences," Computer Vision, Graphics and Image Processing: Image-Understanding, Vol.60, No.2., pp.119-140, 1994.

[6] Natan Peterfreund, "Robust Tracking of Position and Velocity With Kalman Snakes," IEEE Transaction on PAMI, Vol.21, No.6, pp.564-569, 1999.

[7] F. Leymarie, and M. Levine, "Tracking Deformable Objects in the Plane Using an ActiveContour Model," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.15, No.6, pp.617-634, 1993.

[8] Nikos Paragios and Rachid Deriche, "Unifying Boundary and Region-based Information for Geodesic Active Tracking," IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.300-305, 1999.

[9] S. Birchfield, "Elliptical Head Tracking Using Intensity Gradients and Color Histograms," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Santa Barbara, California, June, pp.232-237, 1998.

[10] F. Perez and C. Koch, "Toward Color Image Segmentation in Analog VLSI: Algorithm and Hardware," International Journal of Computer Vision, Vol.12, No.1, pp.17-42, 1994.

[11] Christopher C. Yang and Jeffrey J. Rodriguez, "Efficient Luminance and Saturation Processing Techniques for Bypassing Color Coordinate Transformations," IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pp.667-672, 1995.

[12] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of Edge Detection," Proceedings of the Royal Society London, Vol.207, pp.187-217, 1980.

[13] M.D. Levine, Vision in Man and Machine, McGraw-Hill, NY, 1985.

[14] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, "Texture Features and Learning Similarity," IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, CA, June, pp.425-430, 1996.

[15] D. Terzopoulos and R. Szeliski, "Tracking with Kalman Snakes," Active Vision, A. Blake and A. Yuille, eds., pp.3-20. MIT Press, 1992.

[16] Amir A. Amini, Terry E. Weymouth, and Ramesh C. Jain, "Using Dynamic Programming for Solving Variational Problems in Vision," IEEE Transaction PAMI, Vol.12, No.9, pp.855-867, 1990.

[17] Frakes, W. B. and Baeza-Yates, R., Information Retrieval, Data Structure and Algorithms. Prentice Hall, 1992.



이 중 재

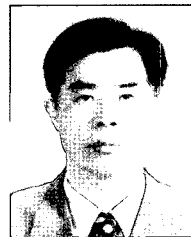
e-mail : arbitlee@vision.ssu.ac.kr

1999년 2월 숭실대학교 전자계산학과 (공학사)

2001년 2월 숭실대학교 컴퓨터학과 (공학석사)

2005년 2월 숭실대학교 컴퓨터학과 (공학박사)

2005년 9월~현재 숭실대학교 정보미디어기술연구소 연구교수
관심분야 : 컴퓨터 비전, 증강현실, 3차원 복원, 의료영상처리



이 근 수

e-mail : kslee@hknu.ac.kr

1983년 숭실대학교 전자계산학과(공학사)

1988년 숭실대학교대학원 컴퓨터학과 (공학석사)

1993년 숭실대학교 컴퓨터학과 (공학박사)

1992년 9월~1993년 8월 군산대학교 컴퓨터학과 교환교수
2003년 3월~2004년 2월 미국 George Mason University, 전자계산학과 객원교수

1989년~현재 환경대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 패턴인식, 퍼지이론, 컴퓨터비전, 지식기반 시스템, 비디오검색



김 계 영

e-mail : gykim@computing.ssu.ac.kr

1990년 2월 숭실대학교 전자계산학과 (공학사)

1992년 2월 숭실대학교 컴퓨터학과 (공학석사)

1996년 2월 숭실대학교 컴퓨터학과 (공학박사)

1996년 3월~1997년 11월 한국전자통신연구원 Post Doc.

1997년 12월~2001년 2월 한국전력공사 전력연구원 선임연구원

2001년 3월~현재 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수

관심분야 : 컴퓨터비전, 형태인식, 생체인식, 증강현실, 영상 및 신호처리