

Optical Flow 추정

심동규, 박래홍

서강대학교 전자공학과

1. 서론

동영상에서의 움직임은 영상데이터 압축뿐만 아니라 영상 해석, 영상 구조 복원 등에 중요한 정보이다[1,2]. 특히 영상 해석 분야에서의 움직임 검출은 물체 추적 및 인식을 위한 중요한 과정이며, 3차원 영상복원과 3차원상에서의 움직임 추정을 가능케 한다[3]. 그러나 이러한 유용성에도 불구하고 2차원 움직임을 찾는 기존의 방법은 여러가지 문제점을 내포하고 있다.

움직임 검출 방법은 영역에 기반을 둔 방법, 특징에 의한 방법과 시공간 경사법 등으로 분류할 수 있다. 영역에 바탕을 둔 알고리즘은 동영상 부호화에서 주로 사용하는 방법으로 오차를 최소로 하는 움직임을 찾기 때문에 부호화에는 적합하나, 실제 물체의 움직임과는 다른 움직임을 찾는 경우가 많다. 특히 밝기값이 일정한 부분과 직선 형태의 에지 부분에서는 좋은 결과를 주지 못한다. 특징정합법으로 Barnard와 Thompson[4], Wang 등[5] 그리고 Haynes와 Jain[6]의 방법 등이 있다. 이러한 방법의 경우 특징으로 주어진 점에서는 정확한 움직임을 구할 수 있으나, 모든 점에서의 움직임을 구하기 위해서는 보간이 필요하고, 특징점이 많이 나타나지 않거나 움직임이 불연속인 경우 보간이 어렵다. 이 방법은 카메라가 움직이는 경우에는, 영상내의 모든 움직임이 연속성이 크기 때문에 물체만 움직이는 경우보다 좋은 결과를 얻을 수 있다. 시공간 경사법으로 Horn과 Schunck[7], Yachida[8], Glazer[9], Nagel[10], Nagel과 Enkelmann[11], Paquin과 Dubois[12], Hildreth[13], Mitiche 등[14]의 방법이 있다. 시공간 경사법에 의하여 구해지는 optical flow는 영상의 밝기값의 변화는 움직임에 의해서만 결정된다는 밝기값 제한조건에 바탕을 두고 있다. Optical flow를 안정적으로 구하기 위해서는 일반적으로 제약조

건을 추가시키는 형태를 취하고 있어, 이들 방법 대부분이 편미분 방정식 형태를 가지기 때문에 반복적으로 해를 얻게된다.

영역에 기반을 둔 방법은 실제의 움직임과는 다른 움직임을 찾는 단점을 가지며 특징에 의한 방법은 특징점에서는 정확한 움직임을 구할 수 있으나 모든 영역에서 움직임을 구할 수 없는 단점을 가진 반면, 시공간 경사법은 특징점과 같이 영상 불연속에서는 움직임 추정이 평활화되나 실제의 움직임을 구하기에 적합하며 영상전체에서 움직임을 구할 수 있어 영상해석에 중요한 방법이다. 그래서 시공간 경사법은 연속영상 해석분야에서 많은 연구가 진행되어 왔다. 그러나 이 방법들의 공통적인 문제점은 영상에서 불연속성에 대처하기 어렵다는 것이며, 움직임이 큰 경우 국부 최소값에서 움직임을 구하거나 발산하게 된다는 것이다. 또한 움직임 제한식 자체가 움직임을 계산할 수 있는 점은 1차 혹은 2차 방정식으로 근사화할 수 있어야 한다는 가정과 움직임에 의해서만 밝기값이 변해야 한다는 점, 그리고 움직임을 구하는 데 물체를 고려하지 않고 국부적으로 고려하기 때문에 전체적인 움직임 정보를 사용할 수 없다는 점이 단점으로 지적된다. 또한 움직임 제한식과 연속성 제한식을 미분에 의해 구하므로 잡음에 민감한 특성을 가지고 있다. 또한 가려질 영역과 가릴 영역에 대한 전체적 고려가 어렵다는 것이다. 그리고 균일 영역에서는 움직임을 결정할 수 없다는 점과 균일영역이 아닌 점에서도 움직임이 유일하게 결정되지 않는다는 근본적인 문제 때문에 실제로 움직임을 모든 경우에 대하여 정확히 구하기란 매우 어려운 일이다.

이러한 여러 가지 문제점들 중에 유일한 해를 구하기 위해 초기에는 연속성 제약조건을 추가하는 regularization에 바탕을 relaxation기법[7]이 제안되었다. 그러나 이러한 기법이 해를 안정화시켜면서 유일한 해를 구할 수 있도록 함에도 불구하고 본래 불연속적인 해를 평탄화시키는 단점을

가지고 있어, 이것을 해결하려는 연구들이 진행되어 왔다. 또한 이론적 바탕을 달리하여 Markov random field (MRF)에 바탕을 둔 기법[15,16]도 제안되었으며, 이 기법은 line process를 추가함으로써 불연속성 문제를 해결하려 하였다. 이 방법은 문제를 표현하기 위한 수학적 기법으로는 효과적이거나 실제적으로 해를 구하기 위해서는 비선형 최적화 문제를 풀어야 하는 단점을 가지고 있다. 또한 최근에 컴퓨터 비전문제를 해결하기 위한 robust 통계학에 바탕을 둔 기법들이 제안되기 시작하였는데, 이러한 기법이 optical flow추정의 분야에도 적용되기 시작하였다[17,18,19,20]. 이 기법은 기존의 regularization기법을 확장하여 적용되기도 하고 초기 알고리즘들 중의 least square (LS)에 적용되기도 하였다. 또한 optical flow추정에서는 큰 움직임을 구하는데 어려움이 있어, 이러한 문제점을 해결하기 위한 계층적 기법들 또한 제안되어 왔다[21,22,23,24,25,26]. 이러한 기본적인 기법과 달리 새로운 시도로서 연속영상의 주파수 평면에서의 위상을 이용하는 방법 등이 제안되기도 했다[27]. 본 논문에서는 기존의 대표적인 기법들에 대하여 소개하고 실험결과를 보인다.

본 논문의 2장에서는 optical flow문제를 기술하고, 3장에서는 optical flow문제를 풀기 위한 기법들 중에 대표적인 regularization과 MRF기법, 계층적인 기법과 LS와 robust 통계학에 근거한 기법들에 대하여 소개한다. 그리고 4장에서는 이러한 방법들의 실험결과에 대하여 보인다. 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. Optical flow 문제

동영상은 정지영상에 비하여 더 많은 정보를 포함하고 있다. 그러나 우리가 다루는 2차원 영상은 3차원 실제 움직임과는 다른 특성을 나타낸다. 이러한 이유로 Horn과 Schunck는 optical flow와 실제 움직임에 대하여 설명하고 있다. 3차원 공간상의 움직임에 의해서만 2차원 영상에 밝기값의 변화를 일으킬 때, 영상평면상에서의 움직임을 optical flow로 정의한다[7].

먼저 optical flow 제약조건식을 구하기 위하여 연속영상의 밝기값을 시간 t 에서 위치 x, y 의 연속함수 $E(x, y, t)$ 로 쓸 수 있다. 그리고 $u(x, y)$ 와 $v(x, y)$ 를 각각 (x, y) 에서의 x 축 및 y 축의 optical flow라고 하고, 영상의 밝기값이 움직임에 의해서만 결정된다고 하면 밝기값 보전식

$$E(x+u\delta t, y+v\delta t, t+\delta t)=E(x, y, t) \quad (1)$$

이 성립한다. Taylor 전개에 의하여 (1)은

$$E(x, y, t)+\delta x \frac{\delta E}{\delta x}+\delta y \frac{\delta E}{\delta y}+\delta t \frac{\delta E}{\delta t}=E(x, y, t)$$

으로 표현될 수 있다. 여기서 $\delta x=u\delta t$ 이고 $\delta y=v\delta t$ 이며, δt 는 작은 시간 간격을 나타낸다. 식을 정리하면

$$\frac{\delta E}{\delta x} \frac{\delta x}{\delta t}+\frac{\delta E}{\delta y} \frac{\delta y}{\delta t}+\frac{\delta E}{\delta t}=0$$

으로 표현할 수 있고 δt 를 0으로 보내면

$$E_x u+E_y v+E_t=0 \quad (2)$$

로 된다. 여기서 E_x 와 E_y 는 각각 x 축 및 y 축으로의 밝기값 기울기이며, E_t 는 시간축으로 미분값을 나타낸다. (2)를 optical flow 제약조건식이라 한다. 이 식은 영상의 한점에서 밝기값의 편미분값이 결정되면 그 점에서의 optical flow는 직선의 방정식을 만족한다는 것이다. 다시 말하면 한 점에서의 관측치를 가지고 그 점에서의 움직임을 유일하게 결정할 수 없는 것이다. 이러한 형태의 문제를 해가 존재하지 않거나 유일하지 않거나 불안정한 문제라는 뜻의 ill-posed 문제라 한다. 이러한 ill-posed된 문제를 풀기 위하여 추가적인 가정을 포함시키거나 주변의 움직임을 함께 고려하는 등의 방법 등이 연구되어 왔다. 다음 장에서는 이러한 optical flow추정 문제의 기존의 해법에 대하여 서술한다.

3. Optical flow 추정 기법

Optical flow문제는 영상 평면의 한 점에서 한 개의 직선의 방정식 형태의 제약식만을 얻을 수 있기 때문에 유일하면서 안정한 해를 구하기 위해서는 해가 존재할 수 있는 영역을 제한하거나 추가적인 방정식을 필요로 한다. 본 장에서는 optical flow 문제를 풀기 위한 가장 기본적인 Horn과 Schunck의 알고리즘의 소개하고 이것의 변형에 대하여 서술한다. 다음으로 최근에 연구가 시작되고 있는 robust 통계학에 바탕을 둔 기법들에 대하여 설명하고, 마지막으로 optical flow가 큰 움직임을 추정하기에는 안정하지 않아 이러한 문제를 해결하는 계층적 기법들에 대하여 서술한다.

3.1. Regularization과 MRF기법에 근거한 optical flow 추정기법

Optical flow문제를 해결하기 위한 초기의 방법으로 Horn과 Schunck는 regularization기법을 제안하였다[7]. 이것은 해가 존재할 수 있는 영역을 제한하는 것으로 optical flow 제약조건식에 한 점에서의 optical flow는 주변의 것과 비슷해야 한다는 제약조건을 추가함으로써 안정한 유일한 해를 결정할 수 있다. 이것을 수학적으로 표현하기 위하여 에너지 함수를

$$J(u, v)=\iint\left(E_x u+E_y v+E_t\right)^2+\lambda\left(u_x^2+u_y^2+v_x^2+v_y^2\right) dx dy$$

으로 정의하였다. 이것을 u 와 v 에 대하여 미분하는 방법으로 최적화는 편미분 방정식의 형태로 되고, 이것의 해를 한번에 구하기는 어렵게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 반복적 기법을 사용하여 다음과 같은 알고리즘을 제안하였다.

$k=0$

u^0 와 v^0 를 0으로 초기화

오차조건이 만족할 때까지 반복

$$u^k = u_{av}^{k-1} - E_x \frac{E_x u_{av} + E_y v_{av} + E_t}{\lambda^2 + E_x^2 + E_y^2}$$

$$v^k = v_{av}^{k-1} - E_y \frac{E_x u_{av} + E_y v_{av} + E_t}{\lambda^2 + E_x^2 + E_y^2}$$

여기서 k 는 반복횟수를 나타내며, u^k, v^k 는 k 번째 반복에서 구해진 optical flow이고 u_{av} 와 v_{av} 는 optical flow의 평균값을 나타낸다.

이러한 방법이 연속성가정으로 인하여 실제해가 연속일 경우 좋은 결과를 줄 수 있으나 실제 연상의 경우 움직임이 불연속인 지역에서 실제와 달리 해를 평활화시키는 단점을 가지고 있다. 또한 λ 값의 따라 다른 해로 수렴하는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점들에도 불구하고 안정한 해를 구할 수 있도록 해주기 때문에 이 알고리즘을 바탕으로 하는 연구들이 진행되었다.

Horn과 Schunck의 방법에 바탕을 두어 불연속 움직임에 대처할 수 있는 기법에 대한 많은 연구가 진행되어 왔다. Nagel과 Enkelmann[11]의 경우 oriented smoothness라는 연속성 제약 조건을 사용하여 불연속 문제를 해결하려고 하였다. 이것은 물체의 기울기가 큰 방향으로 움직임 연속성 제약조건을 약화시키는 방법이다. 이러한 방법의 경우 2차 미분항 등이 들어감으로써 시스템이 잡음에 민감한 단점을 가지고 있다. 또 다른 방법으로 Perona와 Malik에 의하여 제안된 비등질 확산[28], 편미분방정식을 optical flow추정을 위한 편미분 방정식에 적용함으로써 비등질 연속성제약 조건을 줌으로써 효과적인 결과를 얻기도 하였다[29,30]. 또한 MRF를 이용하여 초기 비전문제를 해결하기 위한 시도들이 진행되었고, 이것은 regularization기법과 달리 추가적인 제약조건이 아니라 해가 존재할 수 있는 선형적 확률들을 추가함으로써 안정한 해를 구할 수 있도록 하는 방법이다. 이 방법은 유도 방법은 regularization기법과는 다르나 결과적으로 regularization의 일반화로 볼 수 있어, 추가적인 다른 제약조건을 쉽게 적용할 수 있는 장점을 가지고 있다. 그리하여 불연속 문제를 해결하기 위하여 line process를 추가함으로써 불연속 문제를 해결하려 하였다. 그러나 이 방법의 경우 유도과정은 수학적으로 정의되나 실제 해를 구하는 과정에서는 최적해를 구하기 어려운 단점이 있고, line process까지 예측해야 하는 어려움이 따르게 된다.

3.2. Robust 예측에 바탕을 둔 optical flow 추정기법

여러가지 컴퓨터 비전 문제는 ML 형태의 least square (LS)에 바탕을 둔 기법에 의하여 해결될 수 있다. Optical flow 추정문제의 경우 앞에서 언급한 것과 같이 한 점에서 직선의 방정식 형태로 해가 제한되므로 한 점에서 식이 두 개 이상이 있으면 해를 구할 수 있다. 많은 영상처리 기법에서 사용되는 창 개념을 사용할 경우 한 점을 중심으로 3×3 창에서 9개의 방정식을 사용하여 LS에 기법에 의하여 해를 구할 수 있다. 그러나 이러한 방법은 영상의 주변 화소 사이에는 비슷한 영상특성으로 기울기가 비슷하여 그림 1에서 보듯이 오차에 의하여 B 가 B' 으로 변할 경우 그 각각의 해는 크게 변함을 알 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 robust statistics에 바탕을 두어 풀려는 시도가 몇가지 응용분야에 적용되었다[17,18,19,20,31,32]. LS 추정법은 측정치에 포함된 오차를 가우시안 잡음으로 가정하여 추정값의 오차의 제곱의 합을 최소화시키는 방법이다. 이러한 방법은 측정치에 포함된 잡음이 가우시안일 때는 최적의 성능을 가지나, outlier로 가우시안 잡음으로 모델링되지 않는 잡음에 대해서는 추정치는 큰 오차를 포함하는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 잡음모델을 달리한 ML 형태의 M 추정법이 있다. 이 방법 이외에도 L 그리고 R 추정법 등이 응용되고 있다[33]. 그리고 LMedS 추정법은 수학적으로 매우 robust한 것으로 알려져 최근에 영상복원에 적용된 예가 있다[34].

Optical flow 추정 문제의 경우 움직임 불연속과 영상의 불연속을 다루기 위하여 최근에 regularization 기법과 MAP 추정법에 robust estimation 기법에서 사용되어 왔던 M 추정법을 적용하는 방법들이 제안되었다[18]. 이러한 방법들의 형태는 일반적으로 regularization 기법의 stabilizing 항이나 MAP 방법의 선형적 해 존재 확률분포를 Huber의 min max 함수를 사용하는 방법이다. 또한 Black과 Ananda-

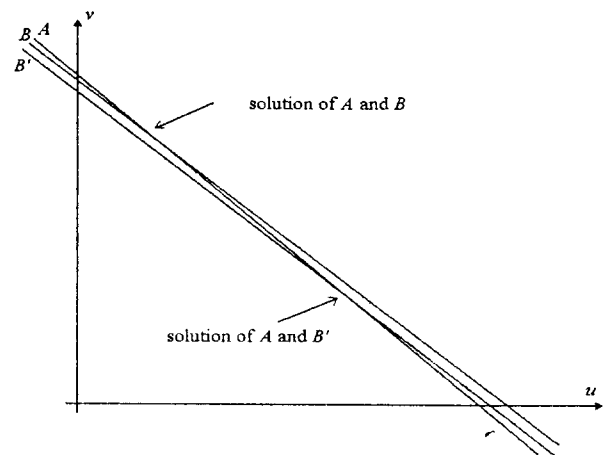
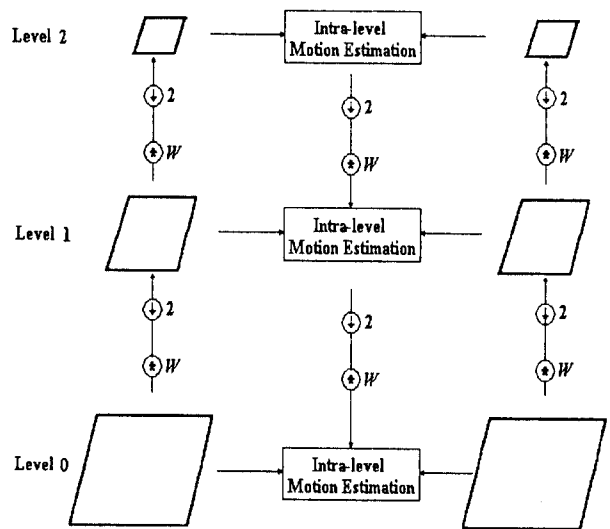


그림 1. 국부 관측치에 의한 Optical flow의 불안정성.

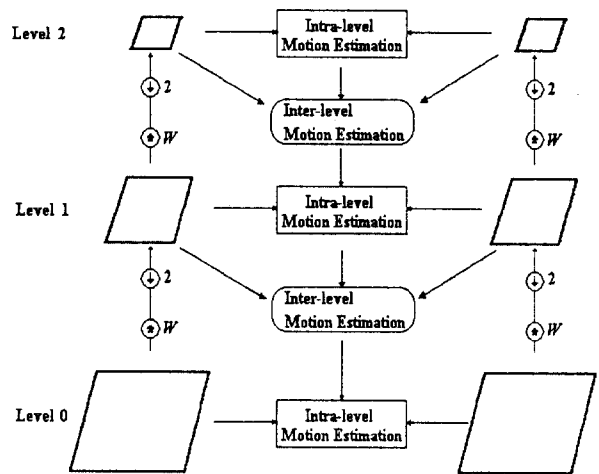
n은 연속성 함수이외에 움직임 제한식에까지 M 추정법을 적용하였다[18]. 그리고 기존의 MRF의 line process를 M 추정법에 의하여 일반화할 수 있다. 이러한 접근방법 이외에도 움직임 추정을 연속성 가정없이 비교적 큰 창틀에서 국부 regression하는 방법으로 total least square(TLS) 방법[17]이나 M 추정법에 바탕을 둔 Hough transform 기법[19]을 이용한 움직임 추정법 등이 제안되어 왔다. 그러나 M 추정법을 stabilizing항에 포함시키는 접근 방법은 표면 근사화와 같이 해가 어느 정도 구해져 있는 경우에는 적합하나, 움직임 추정시 전혀 구해져 있지 않기 때문에 scale 추정이 어렵고 최적화 자체가 비선형이어서 국부최소에 빠지는 경우가 많은 단점을 가지고 있다. 그리고 움직임 제한식에 leverage 데이터를 포함할 수 있으나 M 추정법이 이러한 데이터에 robust하지 않은 특성때문에 큰 오차를 발생시킬 수 있다. 또한 TLS 방법도 많은 메모리를 필요로 하고 큰 창틀 때문에 움직임이 불연속인 곳에서도 평활화된 추정결과를 내는 단점을 가지고 있다. 또한 Bober와 Kittler의 Hough 방법도 M 추정에 바탕을 두어 scale 추정이 어렵고 M 추정법은 breakdown point가 파라미터수에 비례하여 떨어지는 단점을 가지고 있으며, Hough 공간이 커질 경우 많은 계산시간을 필요로 한다. 여기서 breakdown point는 예측기가 잘못된 결과를 내지않도록 하는 최대 outlier의 비율을 나타낸다. 또한 전역 최소화 과정인 MAP 움직임 추정법과 국부 최소화 방법인 regression 방법을 통합하는 움직임 추정법도 제안되었다. 통합 과정에서 불연속 움직임을 해결하기 위하여 robust statistics 분야에서 높은 breakdown point를 가진 것으로 알려진 LMedS에 사용되었던 중간값 연산자를 MAP 움직임 추정기에 적용하는 optical flow 추정법이다[35,36]. 이러한 방법이 움직임 불연속과 영상 불연속 등에 효과적임을 보였다.

3.3. 계층적 기법에 의한 optical flow 추정기법

계층적 방법은 여러가지 장점을 가지고 있어 컴퓨터 비전 및 영상처리 분야뿐만 아니라 움직임 추정분야에서도 많이 연구되어 왔다[22,23,24,25,26]. 계층적 방법은 여러가지 주파수로 구성된 영상을 주파수대를 달리하여 분리하는 과정과 분리된 각 단계에서 움직임을 추정하고 이것을 통합하는 과정으로 되어있다. 여기서 영상을 분리하는 과정으로 주로 평균 피라미드 형태나 Laplacian 피라미드가 주로 사용된다. 각 영역에서 움직임을 추정하는 과정은 각 계층에서의 주파수 특성을 알고 있으므로 이것을 이용하는 방법이 주로 사용된다. 이러한 정보의 통합과정은 주로 저해상도에서부터 고해상도로 정보를 통합하는 방법 (coarse to fine)이 주로 사용된다. 기존의 계층적 움직임 추정기법은 그림 2(a)에서 보듯이 연속된 두 영상을 필터링과 간축(decimation) 필터를 통하여 구성하며 구성된 계층 구조영상의 각 레벨에



(a) 계층적 optical flow 추정기법의 기본구조.



(b) 계층간 불연속 optical flow를 고려한 구조.

그림 2. 계층적 optical flow 추정기법의 구조.

서 계층내 움직임 추정을 한 후 선형 보간을 통하여 각 계층의 움직임 정보를 통합한다. 그림 2에서 *는 2차원 convolution 연산을, ↓2는 2:1 간축을 나타낸다.

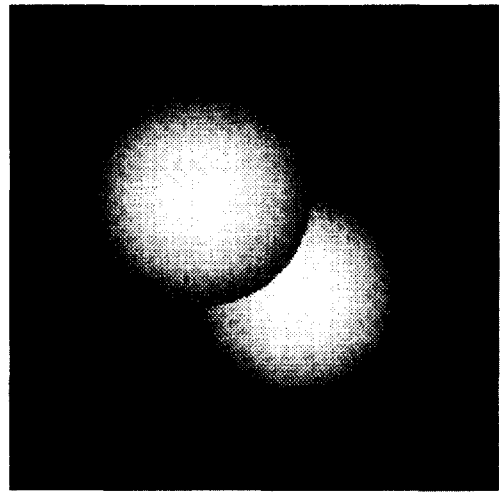
초기의 계층적 방법은 영역에 바탕을 둔 계층적 블록정합의 형태를 가지고 있다. 이러한 방법은 주로 계산량을 감소시킨다는 측면에서 연구되었는데 아에는 multigrid 방법을 시공간 경사법에 적용한 것으로 Glazer의 방법[9]과 Terzopoulos의 방법[22]이 있다. 이 방법들은 Horn과 Schunck의 방법[7]을 multigrid 방법으로 확장한 구조를 가지고 있어 수렴속도가 빠른 것이 특징이다. 그러나 이 방법들은 움직임의 경계에서도 Horn과 Schunck의 움직임 연속성 가정을 사용하기 때문에 많은 오차를 발생시킨다. 이러한 전체적인 움직임 연속성 가정을 완화시킨 방법으로 Enkelmann의 방법과 Hwang과 Lee의 방법[24]이 있다. Enkelmann

의 방법은 영상의 밝기값에 바탕을 둔 Nagel과 Enkelmann의 oriented smoothness 방법[11]을 계층적 방법으로 확장한 것이며, Hwang과 Lee의 방법은 Glazer와 Terzopoulos의 multigrid relaxation 방법을 확장한 것이다. 이들 방법도 각 계층에서 움직임의 불연속 문제를 해결하려고 하였으나 Enkelmann의 방법의 경우 영상의 밝기값만을 이용하는 연속성 제한으로 추정된 움직임이 실제의 움직임과 일치하지 않는 경우가 발생하며 많은 미분 연산으로 큰 오차가 발생한다. 또한 움직임은 물체의 경계에서 추정식이 불안정하여 발산하는 경우가 생기는 단점을 가지고 있다. 그리고 Hwang과 Lee의 방법은 계층간의 움직임 연속성을 사용하는 방법으로 저해상도에서 고해상도로 움직임의 선형 투영 결과를 이용하는 것이므로 움직임의 불연속과 관계없이 일정하게 움직임 연속성을 가정한다. 이러한 방법 이외에 Battiti 등의 방법[23]이 있는데 이것은 미분연산자의 오차와 양자화 오차를 분석하여 영상의 위치에 따라 적당한 해상도를 결정하여 움직임을 추정하는 방법이다. 그러나 움직임 추정오차에 있어서 미분연산자나 양자화에 의한 오차는 불연속 움직임을 갖는 위치에서 움직임 추정의 가정에 의한 오차에 비하여 작아, 불연속 움직임을 갖는 위치에서 움직임 추정오차 감소에 크게 기여하지는 못한다. 이러한 모든 방법은 각 해상도에서 움직임 추정을 하고 해상도간의 움직임 정보를 통합하기 위하여 선형 보간을 사용한다. 그러므로 움직임의 불연속이 존재하는 곳에서는 오차의 전파가 생기는 단점이 있다. 또한 불연속 움직임을 추정하기 위하여 각 해상도에서 다른 가중치를 가지고 움직임을 추정하는 방법도 계층간 선형 보간을 이용한 움직임 투영으로 일관성을 잃게 된다.

그림 2(b)는 계층간 optical flow 추정기법을 가진 방법의 흐름도를 나타내는데, 이 구조는 피라미드 구성, 계층내 움직임 추정 그리고 계층간 움직임 추정으로 구성된다[25, 26]. 연속 영상의 피라미드 구조는 근사화 Gaussian 필터와 2:1의 간축필터로 구성된다. 이렇게 형성된 피라미드에서 저해상도 레벨부터 계층내 움직임 추정을 수행하고 추정된 움직임과 현재 해상도 두 영상을 가지고 계층간 움직임 선형보간을 계층내 비선형 움직임 추정으로 바꿈으로써 움직임 추정이 이루어진다. 이 방법은 계층내 움직임 추정과 계층간 움직임 추정을 함으로써 계층내에서 불연속에 대처하는 추정기법에 의한 추정결과를 불연속 움직임을 고려한 계층간 예측을 사용함으로써 기존의 선형 보간에 의한 계층간 평활화 현상없이 불연속 optical flow를 보다 정확히 예측할 수 있다.

4. 실험결과

본 실험에서 원영상과 Yosemite영상을 가지고 몇 개의 optical flow 추정기법을 실험하였다. 여기서 optical flow 추



(a) 원 영상



(b) Yosemite 영상

그림 3. 실험에 사용한 합성영상.

정기법으로 방향성 평활화 제약조건을 가진 regularization 기법[11], 비등질 평활에 의한 방법[29,30], LMedS에 바탕을 둔 방법[35,36], 그리고 계층적 방법[25,26]을 실험하였다.

그림 3은 본 실험에서 사용한 합성영상이다. 그림 3(a)는 합성영상 1로서 256×256 두개의 원으로 구성된 원영상이다. 합성영상 1은 겹쳐진 두 개의 원으로 구성되어 있는데 큰 원은 움직임

$$u(x, y) = \gamma \sin\left(\pi - \frac{y-100}{180}\right)$$

$$v(x, y) = \gamma \sin\left(\pi - \frac{x-100}{180}\right)$$

에 따라 합성된 영상이며, 여기서 γ 은 zoom 파라미터이다. 작은 원은 움직임 파라미터 $(dx, dy) = (\gamma, \gamma)$ 에 따라 합성된 것이다. 여기서 dx와 dy는 x축과 y축으로 직선운동한 양이다. 그림 3(b)는 합성영상 2로서 316×252 의 Yo-

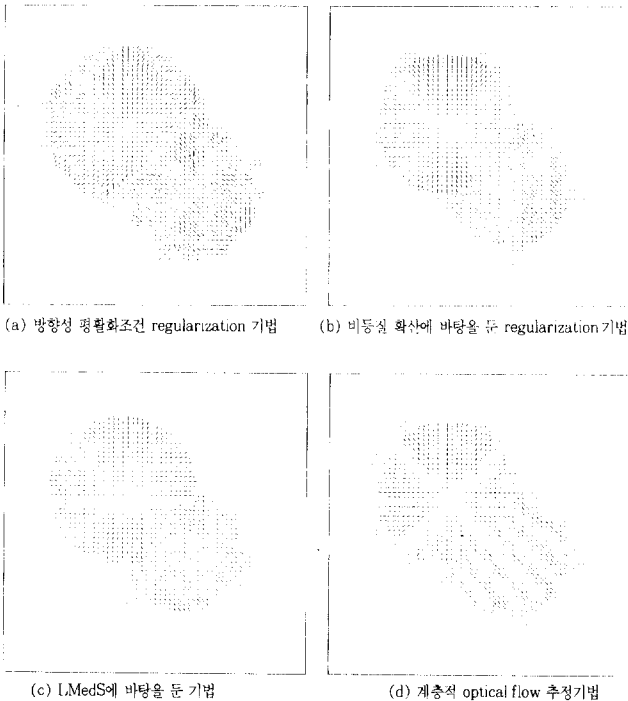


그림 4. 합성영상 1(원 영상)에 대한 optical flow 추정결과.

semiter 영상이다. 실험에 사용한 모든 영상은 균일하게 8비트로 양자화된 영상들이다.

그림 4는 원영상에 대한 실험결과이다. 이 영상의 경우 움직임 파라미터 $\gamma=3$ 인 경우이다. 그림 4 (a)에서 보듯이, 방향성 평활화 조건을 가진 방법은 Horn과 Schunck의 방법에 비해 불연속 움직임을 평활화가 작으므로 이차 미분값을 사용함으로써 정확하지 않은 부분이 많이 생기고 있다. 또한 수렴을 위한 많은 반복횟수가 필요한 단점을 가지고 있다. 그림 4(b)는 비등질 확산에 바탕을 둔 방법으로 불연속 움직임을 비교적 잘 추정하는 것으로 볼 수 있다. 그러나 작은 원의 밑부분은 많은 outlier가 존재하여 부정확한 결과를 볼 수 있다. 반면 이러한 outlier에 덜 민감한 LMedS에 바탕을 둔 기법에 의한 결과에서는 좋은 결과를 볼 수 있다. 마지막으로 계층적 기법에 바탕을 둔 기법은 큰 움직임을 잘 추정할 수 있는 방법으로 비교적 좋은 결과를 볼 수 있다.

그림 5는 Yosemite영상에 대한 optical flow 추정결과이다. Yosemite 영상은 카메라 zoom in과 구름의 수평 움직임으로 움직임 벡터가 발생한다. 이 영상의 zoom의 양이 크며 산과 구름사이의 움직임 불연속이 존재한다. 본 실험에선 10번째와 11번째 영상 사이의 움직임 추정결과이다. 그림 5 (a)는 방향성 평활에 조건에 의한 것으로 많은 부분에서 부정확한 결과를 볼 수 있다. 반면 비등질 확산에 의한 방법은 구름과 산사이의 움직임 불연속을 비교적 잘 추정함으로써 볼 수 있다. 또한 LMedS의 방법은 구름과 부분에서는 좋은 결과를 볼 수 있다. 그리고 계층적 방법은 움직임이 큰 부분에서

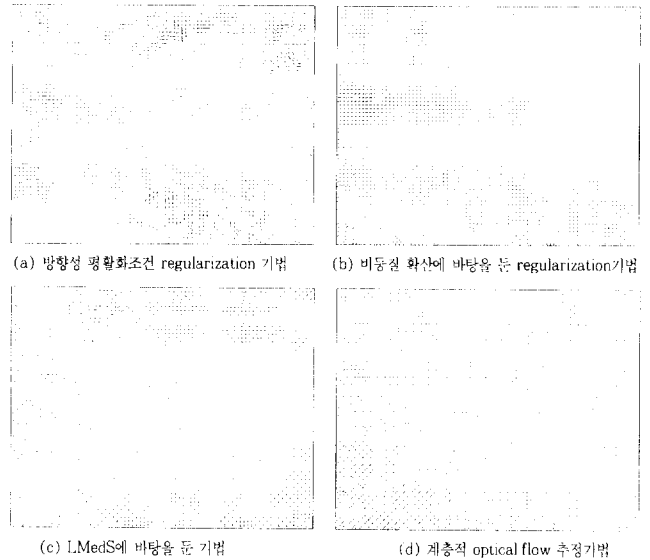


그림 5. 합성영상 2(Yosemite 영상)에 대한 optical flow 추정결과.

서 좋은 결과를 볼 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 optical flow 추정과 그 문제점에 대하여 기술하였다. 이 문제를 해결하기 위한 대표적인 방법으로 regularization기법에 대하여 설명하고 이의 변형에 대하여 기술하였다. 또한 최근에 활발히 연구되고 있는 robust 통계학을 이용한 움직임 추정 및 계층적 기법에 대하여 기술하였다. 또한 두 개의 합성 영상에 대하여 optical flow 추정결과를 보였다. Optical flow는 여러 가지 컴퓨터 비전문제의 기본 정보를 제공함에도 불구하고, 문제 자체가 ill-posed 문제이어서 아직까지도 효과적인 방법이 제안되어 있지 않아 앞으로 많은 연구가 진행될 것으로 생각된다.

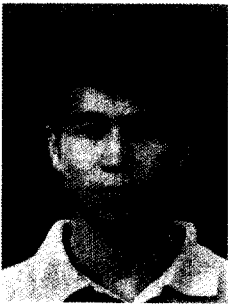
참고문헌

- [1] J. K. Aggarwal and N. Nandhakumar, "On the computation of motion sequences of images A review," *Proc. IEEE*, vol. 76, no. 8, pp. 917-935, Aug., 1988.
- [2] J. F. Vega Riveros and K. Jabbour, "Review of motion analysis techniques," *IEE Proc. Pt. I*, vol. 136, no. 6, pp. 397-404, Dec., 1989.
- [3] G. Adiv, "Determining three dimensional motion and structure from optical flow generated by several moving objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI 7, no. 4, pp. 384-401, July., 1985.
- [4] S. T. Barnard and W. B. Thompson, "Disparity analysis of images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine*

- Intell.*, vol. PAMI 2, no. 4, pp. 333-340, July, 1980.
- [5] C. Y. Wang, H. Sun, S. Yada, and A. Rosenfeld, "Some experiments in relaxation image matching using corner features," *Pattern Recognition*, vol. 16, no. 2, pp. 167-182, Mar./Apr., 1983.
- [6] S. M. Haynes and R. Jain, "Detection of moving edges," *Comput. Vision, Graphics, Image Process.*, vol. 21, no. 3, pp. 345-367, Mar., 1983.
- [7] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow," *Artif. Intell.*, vol. 17, pp. 185-203, Aug., 1982.
- [8] M. Yachida, "Determining velocity maps by spatio-temporal neighborhoods from image sequences," *Comput. Vision, Graphics, Image Process.*, vol. 21, no. 2, pp. 262-279, Feb., 1983.
- [9] F. C. Glazer, *Hierarchical Motion Detection*, Ph. D. dissertation, Dept. of Computer and Information Science, University of Massachusetts, Feb., 1987.
- [10] H. H. Nagel, "Displacement vectors derived from second order intensity variations in image sequences," *Comput. Vision, Graphics, Image Process.*, vol. 21, no. 1, pp. 85-117, Jan., 1983.
- [11] H. H. Nagel and W. Enkelmann, "An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI 8, no. 5, pp. 565-593, July, 1986.
- [12] R. Paquin and E. Dubois, "A spatio-temporal gradient method for estimating the displacement field in time varying imagery," *Comput. Vision, Graphics, Image Process.*, vol. 21, no. 2, pp. 205-221, Feb. 1983.
- [13] E. C. Hildreth, *The Measurement of Visual Motion*. The MIT Press, Cambridge, MA, 1984.
- [14] A. Mitiche, Y. F. Wang, and J. K. Aggarwal, "Experiments in computing optical flow with the gradient based, multiconstraint method," *Pattern Recognition*, vol. 20, no. 2, pp. 173-179, Mar./Apr., 1987.
- [15] 김창익, 우운택, 정홍, "확률 모형을 이용한 옵티컬 플로우의 계산," 한국정보과학회 논문지, 제 19권, 제 6호, pp. 581-594, 1992년 11월.
- [16] J. J. Clark and A. L. Yuille, *Data Fusion for Sensory Information Processing Systems*. Kluwer Academic, 1990.
- [17] J. Weber and J. Malik, "Robust computation of optical flow in a multi scale differential framework," *Proc. 4th Int. Conf. Comput. Vision*, Berlin, Germany, pp. 12-20, May, 1993.
- [18] M. J. Black and P. Anandan, "A framework for the robust estimation of optical flow," *Proc. 4th Int. Conf. Comput. Vision*, Berlin, Germany, pp. 231-236, May, 1993.
- [19] M. Bober and J. Kittler, "Robust motion analysis," *Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recognition*, Miami Beach, FL, pp. 947-952, June, 1994.
- [20] 이광호, 원광연, "강인한 회귀방법에 의한 영상운동의 추정," 제 8회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp. 109-114, 1996년 1월.
- [21] 김문갑, 진성일, "계층적 Hopfield 신경 회로망을 이용한 optical flow 추정," 대한전자공학학회논문지, 제 32권, B편, 제 3호, pp. 48-56, 1995년 3월.
- [22] D. Terzopoulos, "Image analysis using multigrid relaxation methods," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no. 2, pp. 129-139, Mar., 1986.
- [23] R. Battiti, E. Amaldi, and C. Koch, "Computing optical flow across multiple scales: An adaptive coarse to fine strategy," *Int. J. Computer Vision*, vol. 6, no. 2, pp. 133-145, June, 1991.
- [24] S. H. Hwang and S. U. Lee, "A hierarchical optical flow estimation algorithm based on the interlevel motion smoothness constraint," *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 6, pp. 939-952, June, 1993.
- [25] 심동규, 박래홍, "범함수 정의역 분할에 바탕을 둔 비선형 계층적 움직임 추정기법," 한국통신학회 논문지, 제 21권 제 4호, 1996년 4월.
- [26] D.-G. Sim and R.-H. Park, "Anisotropic hierarchical motion estimation method based on decomposition of the functional domain," in press, *Journal Visual Commun. Image Representation*, vol. 7, no. 3, Sept., 1996.
- [27] J. L. Barron, D. J. Fleet, and S. S. Beauchemin, "System and experiment: Performance of optical flow techniques," *Int. J. Computer Vision*, vol. 12, no. 1, pp. 43-77, Feb., 1994.
- [28] P. Perona and J. Malik, "Scale space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI 12, no. 7, pp. 629-639, July, 1990.
- [29] 심동규, 박래홍, "특징정합과 순환적 모듈융합에 의한 움직임 추정," 전자공학회 논문지, 제 31권, B편, 제 12호, pp. 59-71, 1994년 12월.

- [30] D. G. Sim and R. H. Park, "A two stage algorithm for motion discontinuity preserving optical flow estimation," will be published in *Computer Vision and Image Understanding*.
- [31] X. Yu, T. D. Bui, and A. Krzyzak, "Robust estimation for range image segmentation and reconstruction," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI 16, no. 5, pp. 530-538, Sept., 1992.
- [32] R. L. Kashyap and K. B. Eom, "Robust image modeling techniques with an image restoration application," *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Process.*, vol. ASSP 36, no. 8, pp. 1313-1325, Aug., 1988.
- [33] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos, *Nonlinear Digital Filters*. Kluwer Academic : MA, 1990.
- [34] P. Meer, D. Mintz, and A. Rosenfeld, "Robust regression methods for computer vision : A review," *Int. Journ. Computer Vision*, vol. 6, no. 1, pp. 59-70, Apr., 1990.
- [35] 심동규, 박래홍, "Robust MAP 움직임 추정," 한국통신학회 논문지, 제 20권, 제 4호, pp. 167-190, 1995년 4월.
- [36] D.-G. Sim and R.-H. Park, "Robust reweighted MAP motion estimation," submitted to *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1995.

저 자 소 개



심 동 규

1993년 서강대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1995년 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1995년~현재 서강대학교 대학원 전자공학과 박사과정
 주관심분야: 컴퓨터 비전, 영상 처리 등.



박 래 홍

1976년 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1979년 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1981년 Stanford University, Electrical Eng.(공학석사)
 1984년 Stanford University, Electrical Eng.(공학박사)
 1984년~현재 서강대학교 전자공학과 교수
 현재 서강대학교 전자공학과 교수
 주관심분야: 컴퓨터 비전, 패턴인식, 영상통신 등.