

## 가중된 국부 최적화 방법을 이용한 속도장의 추정

正會員 李 正 熙\* 正會員 金 聖 大\*

### Velocity Field Estimation using A Weighted Local Optimization

Jung Hee Lee\*, Seong Dae Kim\* *Regular Members*

#### 要 約

연속 영상으로부터 속도를 측정하는 많은 방법들은 영상에서 밝기 함수의 시간 경사와 공간 경사사이의 관계를 이용한다. 대부분의 경우에 있어서 이 관계만으로는 관측화소의 속도를 유일하게 결정할 수 없기 때문에 추가적인 제한이 필요하다. Horn과 Schunck는 영상에서 속도장은 smooth하게 변해야 한다는 제한을 제안하였다. 그러나 이 제한을 사용하면 운동 경계 부분에서 속도장이 흐려진다는 단점이 나타난다. 이와 같은 단점을 보완하기 위하여 Nagel은 영상의 밝기 함수가 적게 변하는 방향으로만 속도의 변화를 제한하는 방향성 smoothness 제한을 사용하였다. 한편 Paquin과 Dubois는 다른 형태의 제한, 즉 영상의 작은 영역내에서의 속도는 같다는 제한을 제안하였다. 그러나 이제한 역시 속도장의 큰 변화가 존재하는 운동 경계 부분에서는 적합하지 못하다. 우리는 영상에서 밝기 함수의 불연속에 관한 정보를 이용함으로써 위의 문제를 해결하기 위한 방법을 제안하고, 새로운 방법에 대한 실험 결과를 나타낸다.

#### ABSTRACT

A variety of methods for measuring the velocity from an image sequence use the relationship between the spatial and temporal gradients of image brightness function. In most situations, an additional constraint is required because the velocity is not determined uniquely by a above relationship. Horn and Schunck proposed a constraint that the velocity field should vary smoothly over the image. This requirement, however, forces the velocity field to vary smoothly even across motion boundaries. To complement this problem, Nagel introduced an "oriented smoothness" constraint which restricts variations of velocity field only in directions with small or no variation of image brightness function. On the other hand, Paquin and Dubois proposed a different type of constraint that the velocity is constant in a small area of image. But, this constraint also creates difficulties at motion boundaries which large variations in velocity field often occur. We propose the method to overcome these difficulties by utilizing the information of discontinuities in image brightness function, and present the experimental results.

\*韓國科學技術院 電氣 및 電子工學科  
Dept. of Electrical Engineering, KAIST  
論文番號 : 93-50

## I. 서 론

운동 영상에서 밝기 함수(brightness function)의 시간, 공간적인 변화는 관측자와 3차원 공간상에 존재하는 물체간의 상대적인 운동에 관한 정보 뿐만 아니라 물체 자체의 구조에 관한 정보도 제공한다. 인간이나 모든 동물들은 주위 환경을 인식하거나 어떤 일을 수행할 때 이런 정보를 이용한다. 이러한 이유로 해서 운동 영상으로부터 운동 정보, 즉 속도장(velocity field)을 추정하기 위한 많은 연구가 계속 진행되어 왔으며, 추정된 운동정보의 응용 분야 또한 다양하게 발전되어 왔다. 대표적인 응용 분야를 예로 들면 물체의 추적 및 감시장치[3], 영상의 분할과 압축[4-7], 물체의 3차원 구조 해석[8]등이다. 그리고 운동 영상으로부터 속도장을 추정하는 방법들은 크게 다음 두 가지로 분류할 수 있다. 첫번째는[9-11] 특징에 근거한 방법(feature-based method)으로 운동 영상에서 물체의 에지(edge)나 윤곽선(contour) 같은 특별한 특징들을 추출하고, 이들 간의 상응성(correspondence)을 이용하여 속도를 추정한다. 두 번째는[12-20] 경사에 근거한 방법(gradient-based method)으로 운동 영상에서 밝기 함수의 시간적인 변화와 공간적인 구조, 즉 시간 경사와 공간 경사사이의 관계를 나타내는 운동 제한 방정식(motion constraint equation)을 이용한다[1,2].

위의 두 방법은 응용 목적에 따라 유용성이 결정되겠지만 각 방법의 일반적인 장단점을 간략하게 알아보자. 일반적으로 경사에 근거한 방법은 특징에 근거한 방법보다 많은 잇점을 갖는다. 예를 들면 특징에 근거한 방법은 이용되는 특징의 구조에 많은 영향을 받기 때문에 특징이 뚜렷이 구별되는 부분에서만 속도를 추정할 수 있다. 다시 말해서 이 방법으로는 아주 드문 위치에서만 속도를 결정할 수 있다. 그러므로 추정된 속도 정보를 실제로 응용하려면 속도장의 보간(interpolation)같은 추가적인 과정이 필요하다. 반면 경사에 근거한 방법은 특징의 선정 및 추출같은 어려운 문제를 피하고, 대신 영상의 작은 영역만을 이용하기 때문에 계산과정이 단순할 뿐만 아니라 이 과정을 전체 영상에 적용할 수 있으므로 훨씬 많은 위치에서 속도를 추정할 수 있다.

앞에서 언급했듯이 경사에 근거한 방법은 운동 제한 방정식을 이용하는 데, 이 식만으로는 어떤 화소의 속도를 유일하게 결정할 수 없기 때문에 추정될 속도장에 대한 추가적인 제한을 한다. Horn과 Sch-

unck가 제안한 전체 최적화 방법(global optimization method)에서는 영상에서 속도장은 smooth하게 변해야 한다는 제한을 이용하였다[16]. 한편, Paquin과 Dubois가 제안한 국부 최적화 방법(local optimization method)에서는 영상의 작은 영역내에서의 속도는 같다는 제한을 이용하였다[18]. 그러나 위의 두 방법에서의 공통적인 문제점은 운동 경계 부분에서 속도장의 흐려짐(blurring)이 나타난다는 것이다. Nagel은 전체 최적화 방법에서의 속도장의 흐려짐을 막기 위하여 영상에서 밝기 함수가 적게 변하는 방향으로만 속도 변화를 제한하는 방향성 smoothness 제한(oriented smoothness constraint)을 제안하였다[14]. 본 논문에서는 국부 최적화 방법에서의 속도장의 흐려짐을 막기 위한 방법을 제안하고, 몇 가지 운동 영상에 대한 실험 결과를 나타낸다.

## II. 경사에 근거한 방법

### 1. 운동 제한 방정식

경사에 근거한 방법들의 기본 가정은 영상에서 어떤 화소(pixel)의 밝기가 시간에 대하여 변하지 않는다는 것이다. 따라서 화소의 밝기 변화는 물체의 운동에 기인해야만 한다. 즉, 물체와 관측자간에 상대 운동이 존재한다면 화소의 위치  $z=(x, y)$ 는 짧은 시간구간  $\delta t$  동안에  $\delta z=(\delta x, \delta y)$ 만큼 변할 것이다. 그러나 가정에 의하여 그 화소의 밝기는 변하지 않는다. 이 가정을 식으로 나타내면 다음과 같다[16].

$$g(z, t) = g(z + \delta z, t + \delta t) \quad (1)$$

윗 식에서  $g(z, t)$ 는 위치  $(z, t)$ 에서의 밝기 함수를 나타낸다. 우변의 밝기 함수를 위치  $(z, t)$ 에 대하여 테일러 급수 전개하면 아래의 식이 얻어진다.

$$g(z + \delta z, t + \delta t) = g(z, t) + \nabla_z g(z, t)\delta z + g_t(z, t)\delta t + h.o.t \quad (2)$$

윗 식에서  $\nabla_z g=(g_x, g_y)$ 는 공간 경사를 나타내고,  $g_t$ 는 시간 경사를 나타낸다. 그리고 h.o.t는 테일러 급수 전개시의 고차항을 나타낸다. 우리는 윗 식에서 고차항을 무시하고, 속도  $v=(u, v)^T$ 를 다음과 같이 정의하면

$$v = \left[ \frac{\delta x}{\delta t}, \frac{\delta y}{\delta t} \right]^T \quad (3)$$

위의 식 (1)과 식 (2)로부터 다음과 같은 운동 제한 방정식을 얻는다.

$$\nabla_z g(z,t) \cdot v + g_t(z,t) = 0 \quad (4)$$

### 2. Smoothness 제한

위에서 유도한 운동 제한 방정식은 두 개의 미지수 ( $u, v$ )를 가지고 있으므로 어떤 화소의 속도를 유일하게 결정할 수 없다. 따라서 경사에 근거한 방법들은 이웃하는 화소들의 속도에 관계되는 추가적인 가정 (smoothness 제한)을 한다[13-15]. 이런 smoothness 제한들은 아래의 두 가지로 분류될 수 있다. 첫째는 영상의 작은 영역내에서의 속도는 같다는 가정이고, 둘째는 영상에서 속도장은 smooth하게 변한다는 가정이다.

첫번째 제한은 3차원상의 물체가 카메라의 영상면에 직각으로 투영(projection)되고, 이 물체가 순수 병진 운동만 한다면 올바른 가정이다. 기존의 정합(matching) 기법이나 상응성 기법들은 이 가정하에서 유도되었다. 그리고 경사에 근거한 방법들은 식 (4)만으로는 관측 화소에서 공간 경사 방향에 수직인 속도 성분만을 측정할 수 있다. 다시 말해서 이 식은 그림 1에서 보듯이 실제 속도가 속도 공간에서 운동 제한선(motion constraint line)위에 존재하도록 제한할 뿐이다. 따라서 이 방법들은 관측 화소의 실제 속도를 추정하기 위하여 속도장에 대한 추가적인 가정인 smoothness 제한에 따라 이웃 화소들의 제한선들을 이용한다. 이처럼 주위 화소들의 제한선들을 이용하여 속도를 추정하는 방법으로는 국부 최적화 방법[17,18]과 cluster 해석 방법[19,20]등이 있다.

두번째 제한은 3차원 공간상에서 자유로이 움직이고, 시간에 따라 변형되는 물체의 속도를 계산할 수 있도록 하는 좀더 일반적인 가정이다. 이 제한은 실제 장면(real scene)에서 물체의 표면의 물체와 관측자와의 거리에 비해 smooth할 것이라는 가정에서 시작한다. 일반적으로 smooth한 표면을 가지는 물체의 운동은 smooth한 속도장을 발생시킬 것이다. 그러므로 우리는 그것의 공간 경사 방향에 수직인 성분이 운동 영상으로부터 측정된 속도와 일치하고, 또한 smooth하게 변하는 특성을 가지도록 속도장을 추정하면 된다. 그러나 위의 두 특성을 만족하는 속도장은 무한히 많다. Horn과 Schunck는 위의 두 특성을 만족하는 속도장 중에서 가장 적은 변화(variation)를 가지는 속도장을 현재 영상의 속도장으로 추정하

는 전체 최적화 방법을 제안하였다[16]. 그러나 그들의 방법은 운동 경계 부분에서 속도장이 흐려지게 한다는 단점을 가진다. 이와같은 단점을 보완하기 위하여 Nagel은 영상의 밝기 함수가 적게 변하는 방향으로만 속도의 변화를 제한하는 방향성 smoothness 제한을 이용하였다[14].

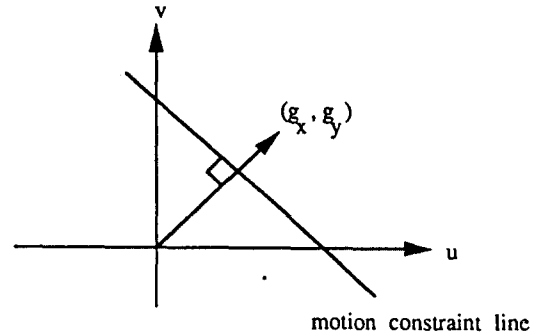


그림 1. 운동 제한 방정식이 나타내는 속도에 대한 제한  
Fig. 1. Constraint on velocity expressed by motion constraint equation.

### III. 국부 최적화 방법

이 방법은 2절에서 논의한 운동 제한 방정식과 영상의 작은 영역에 속하는 모든 화소들의 속도가 같다고 가정하는 일정한 속도 제한(velocity constant constraint)을 이용한다. 그러나 실제 영상의 경우, 주어진 작은 영역에 속하는 화소들의 속도는 항상 같지는 않기 때문에 운동 제한 방정식의 오른쪽 항은 그 영역내의 어떤 화소에서는 영이 아닐 것이다. 이때, 국부 최적화 방법은 관측 화소를 중심으로 한 작은 영역(A)에 대하여 그런 영이 아닌 항들을 제공하여 합한 아래의 식을 최소화함으로써 관측 화소의 속도를 추정한다.

$$E = \sum_{z \in A} [\nabla_z g(z,t) \cdot v + g_t(z,t)]^2 \quad (5)$$

윗 식에서 A의 크기는 추정될 속도장의 smoothness를 조절하는 역할을 한다. 만일 이방법의 기본 가정인 일정한 속도 제한에 충실하려면 A의 크기는 작아야 한다. 그러나 이때의 문제점은 추정된 속도가 잡음이나 윗 식의 불완전성때문에 부정확하게 된다는

것이다. 이 문제는  $A$ 의 크기를 증가시키면 어느정도 완화되지만, 식 (5)가 일정한 속도제한에서 운동 경계 부분에서 심각하다. 그러면 일반적인 3차원 공간상의 물체를 예로들어 이와같은 문제점에 영향을 미치는 요인, 즉 속도의 변화(variation in velocity)에 대한 물체의 구조의 관계를 알아보자.

이 관계를 유도하기위하여 영상면에서 서로  $\Delta z$ 만큼 떨어져 있고, 각각  $v$ 와  $v + \Delta v$ 의 속도를 갖는 이웃하는 두 화소  $p_1$ 와  $p_2$ 를 생각하자. 그리고 물체는 3차원 공간상에서  $X, Y, Z$ 축 방향으로 각각  $U, V, W$ 의 속도로 병진 운동한다고 가정한다. 또한 2차원 영상은 원근 투영법에 의하여 형성되고, 영상 좌표계의 원점은  $(X, Y, Z) = (0, 0, 1)$ 에 위치한다고 가정한다 (그림 2). 이런 조건하에서  $(X, Y, Z)$ 에 위치한 3차원 공간상의 점  $P$ 는 위치  $(x, y) = (X|Z, Y|Z)$ 를 가지는 영상면의 화소  $p$ 로 투영되고, 투영된 화소  $p$ 의 속도는 시간에 대하여 영상의 위치 벡터를 미분함으로써 얻어진다. 즉,  $(u, v) = (\partial x / \partial t, \partial y / \partial t)$ 는 아래의 식과 같다.

$$\begin{aligned} u &= \frac{xW}{Z} - \frac{U}{Z} \\ v &= \frac{yW}{Z} - \frac{V}{Z} \end{aligned} \quad (6)$$

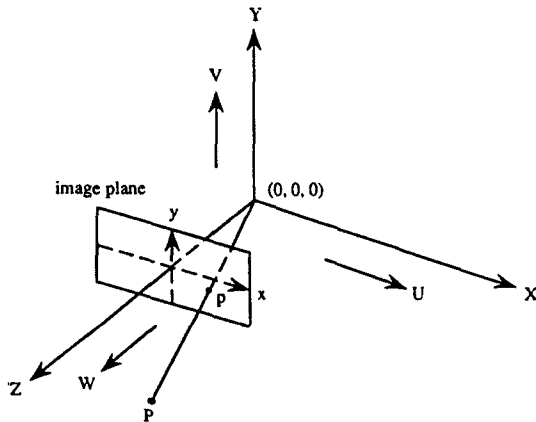


그림 2. 원근 투영법에 의해 형성된 영상 좌표계  
Fig. 2. Image coordinate system formed by a perspective projection.

실제로 많은 응용 분야에서 속도장을 2차 함수로 모델링하기때문에 우리는 3차원 공간상의 물체가 아래

의 식 (7)과 같은 방정식으로 표현된다고 가정한다.

$$Z = \alpha X + \beta Y + Z_0 \quad \text{for } Z_0 > 0 \quad (7)$$

윗 식을 원근 투영법을 이용하여 영상 좌표계로 변환한 후, 식 (6)에 대입하면  $x$ 와  $y$ 의 2차 함수로 표현되는 속도장을 얻을 수 있다[21].

$$\begin{aligned} u(x, y) &= a_1 + b_1 x + c_1 y + d_1 x^2 + e_2 xy \\ v(x, y) &= a_2 + b_2 y + c_2 x + e_2 y^2 + d_1 xy \end{aligned} \quad (8)$$

윗 식의 계수들은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} a_1 &= -\frac{U}{Z_0}, & a_2 &= -\frac{V}{Z_0} \\ b_1 &= \frac{W+U\alpha}{Z_0}, & b_2 &= \frac{W+V\beta}{Z_0} \\ c_1 &= \frac{U\beta}{Z_0}, & c_2 &= \frac{V\alpha}{Z_0} \\ d_1 &= -\frac{W\alpha}{Z_0}, & e_2 &= -\frac{W\beta}{Z_0} \end{aligned} \quad (9)$$

우리는 식 (8)과 (9)를 사용하여 영상면에서  $(0,0)$ 에 위치한 화소의 속도와 그의 미분을 구할 수 있다. 즉,

$$\begin{aligned} u &= a_1, \quad u_x = b_1, \quad u_y = c_1 \\ v &= a_2, \quad v_x = c_2, \quad v_y = b_2 \end{aligned} \quad (10)$$

이때  $p_1$ 와  $p_2$ 사이의 속도의 변화는 식 (11)과 같다.

$$\Delta v = J(z) \Delta z \quad (11)$$

윗 식에서  $J(z)$ 는 영상면의 위치  $(0,0)$ 에서의 속도 벡터  $v$ 의 Jacobian 행렬을 나타낸다. 그리고 위의 식 (9), (10), (11)로부터 다음 관계식을 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \frac{\|\Delta v\|}{\|v\|} &= \frac{\|U \cdot (\alpha, \beta) \cdot \delta z + W \Delta z\|}{\|U\|} \\ &\leq \left[ \|(\alpha, \beta) \cdot \delta z\| + \frac{|W|}{\|U\|} \|\Delta z\| \right] \end{aligned} \quad (12)$$

여기서  $U$ 는  $(U, V)^T$ 를 나타낸다. 식 (12)는 관측 화소에 가까운 화소일수록, 두 화소가 속한 물체의 표

면이 smooth할수록, Z방향의 속도의 크기와 X, Y방향의 속도의 크기간의 비가 작을수록 비슷한 속도를 갖는다는 것을 나타낸다. 즉, 이웃하는 두 화소가 같은 smooth한 영역에 속한다면, 그들의 속도는 비슷하고 또한 추정된 속도도 정확할 것이다. 그러나 영역의 경계 부분에서는 국부 최적화 방법은 큰 추정 오차를 가질 것이라고 예측할 수 있다.

#### IV. 가중된 국부 최적화 방법

##### 1. 가중치의 계산

3절에서 언급했듯이 국부 최적화 방법에서는 관측 화소를 중심으로 한 영상의 작은 영역내에서의 속도는 같다는 가정을 한다. 그러나 이 가정은 물체와 배경과의 경계부분이나 서로 다른 운동을 하는 물체간의 경계 부분에서는 맞지 않다. 그러므로 속도를 추정하기 위하여 이와같은 가정을 이용하는 방법들은 가정이 위반되는 부분을 찾아내고, 또한 이런 부분을 효율적으로 처리할 수 있어야 한다. 우리는 국부 최적화 방법에서 관측 화소의 속도 추정에 이용되는 이웃 화소들 중에서 관측 화소와 다른 영역에 속하는 화소들의 영향을 줄임으로써, 즉 관측 화소와 같은 영역에 속하는 화소들에 더 높은 가중치를 줌으로써 위에서 언급한 문제를 해결하고자 한다.

우리가 제안하는 관측 화소의 이웃 화소들 중에서 관측 화소와 같은 영역에 속하는 화소들을 정하는 방법은 어떤 영역(물체나 배경)내에서의 밝기 변화는 영역간의 밝기 변화보다 작을 것이라는 가정에서 시작한다. 다시말해서, 경계 부분에서는 서로 다른 영역에 속하는 화소들간의 밝기차가 클 것이라는 가정을 한다. 이제 문제는 국부 최적화 방법에서 이용되는 운동 제한 방정식이 유도되는 이웃 화소들중에서 관측 화소와 같은 영역에 속하는, 즉 거의 같은 속도를 가지는 화소들을 결정하는 것이다. 그러나 관측 화소  $p_z$ 와 이웃 화소  $p_{\bar{z}}$ 가 같은 영역에 속하는 지를 정확하게 결정하기는 어렵기 때문에 우리는 관측 화소와 이웃 화소의 밝기 값과 그들간의 상대 거리를 이용하여 이웃 화소가 관측 화소와 같은 영역에 속하는 지를 가능성으로 나타낸다. 이 가능성을 유도하기 위하여 관측 화소  $p_z$ 를 중심으로 하는 영상의 작은 부분(A)을 생각하자. 이때, 이웃 화소  $p_{\bar{z}}$ 가 관측 화소  $p_z$ 와 같은 영역에 속할 가능성을 3절의 식 (12)를 고려하여 다음과 같이 정의한다.

$$p(z, \bar{z}) = (|g(z, t) - g(\bar{z}, t)| + \gamma^2 |z - \bar{z}|)^{-1} \delta$$

for  $\bar{z} \neq z$  and  $\bar{z} \in A$

$$p(z, \bar{z}) = \gamma^{-2} \delta \quad \text{for } \bar{z} = z \quad (13)$$

윗 식에서  $\gamma^2$ 은 밝기 함수의 잡음에 대한 영향을 줄이기 위한 인자이고,  $\delta$ 는 아래의 식 (14)를 만족하기 위한 정규화 인자이다.

$$\sum_{\bar{z} \in A} p(z, \bar{z}) = 1 \quad (14)$$

직관적으로 위의 식 (13)으로부터 관측 화소가 경계 부분에 위치하면 관측 화소와 같은 영역에 속하는 이웃 화소들은 다른 영역에 속하는 화소들보다 더 높은 가능성을 가지게 된다는 것을 알 수 있다. 그러므로 이 가능성 함수는 어떤 화소가 관측 화소와 같은 영역에 속할 정도를 나타낸다는 것은 분명하다. 우리는 이 가능성 함수를 주위 화소에 대한 가중치로 이용하여 경계 부분에서의 속도장의 흐려짐을 방지할 수 있는 가중된 국부 최적화 방법(weighted local optimization method)을 제안한다.

##### 2. 공식화

일반적인 국부 최적화 방법[18]은 관측 화소와 이웃 화소들로부터 유도된 운동 제한 방정식들을 동시에 가장 잘 만족하는, 즉 3절의 식 (5)를 최소화하는 속도 벡터를 관측 화소의 속도로 추정한다. 이러한 방법으로 속도를 추정하는 근거는 앞 절에서도 언급했듯이 관측 화소를 중심으로한 영상의 일정한 영역내에서의 속도는 같다는 가정이다. 그러나 이 가정은 속도의 변화가 큰 부분, 즉 운동 경계 부분에서는 맞지 않다. 우리는 이런 문제를 해결하기 위하여 식 (13)과 식 (14)에 따라 관측 화소와 같은 영역에 속할 가능성이 높은 화소에 더 큰 가중치를 주는 가중된 국부 최적화 방법을 제안된다. 이 방법에서는 아래의 식 (15)를 가장 잘 만족하는 속도 벡터를 관측 화소의 속도로 추정한다.

$$E = \sum_{\bar{z} \in A} p(z, \bar{z}) [ \nabla_z g(\bar{z}, t) \cdot v + g_r(\bar{z}, t) ]^2 \quad (15)$$

윗 식이 3절의 식 (5)와 다른 점은 관측 화소와 다른 영역에 속하는, 즉 다른 속도를 가지는 이웃 화소의 영향을 줄인다는 것이다. 다시 말해서, 위의 식은 국

부 최적화 방법의 일정한 속도 제한을 더 잘 만족시키기 때문에 관측 화소의 속도를 더 정확하게 추정할 수 있다는 것이다. 일반적으로 경사에 근거한 방법에서 이용되는 시간 경사의 프레임간의 차이로 계산된다. 속도가 작은 경우에는 이런 방법으로 계산된 시간 경사를 이용하더라도 속도는 정확하게 추정될 것이다. 하지만 점차로 속도가 증가하면 시간 경사는 더욱 더 부정확하게 되고, 이는 속도의 추정 오차를 증가시킬 것이다. 우리는 이와 같은 문제점을 기존의 방법들처럼 반복적 기법을 이용하여 줄이고자 한다. 그러나 일반적인 방법과의 차이점은 반복하는 각 단계에서의 사전 추정치의 계산 방법이다.

먼저  $\tilde{v}_i$ 를 실제 속도  $v(z, t)$ 의  $(i+1)$ 번째 사전 추정치라 가정하고, 프레임율은 1로 정규화되었다고 가정한다. 이때 운동 제한 방정식 (4)를 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$\nabla_z g(z - \tilde{v}_i, t-1) \cdot (v - \tilde{v}_i) + g_t(z - \tilde{v}_i, t-1) = 0 \quad (16)$$

윗 식에서  $g_t(z - \tilde{v}_i, t-1)$ 는 첫번째 영상의 밝기 함수  $g(z, t)$ 와 이동된 두번째 영상의 밝기 함수  $g(z - \tilde{v}_i, t-1)$ 사이의 차이이다. 식 (16)은 두번째 영상을  $\tilde{v}_i$ 만큼 이동한 위치에서 보면 식 (4)와 동일하다. 그러므로 식 (15)와 같은 원리에 의해 실제 속도의  $(i+1)$ 번째 추정치  $v_{i+1}$ 은 아래의 식 (17)를 최소화는 속도 벡터이다.

$$E = \sum_{z \in A} p(z, \bar{z}) [\nabla_z g(\bar{z} - \tilde{v}_i, t-1) \cdot (v_{i+1} - \tilde{v}_i) + g_t(\bar{z} - \tilde{v}_i, t-1)]^2 \quad (17)$$

윗 식을 가장 잘 만족하는 속도 벡터를 구하기 위하여  $v_{i+1}$ 에 대한  $E$ 의 편미분을 취하고, 결과를 영으로 놓는다. 이때 추정된 속도 벡터는 아래의 식으로 주어진다.

$$v_{i+1} = \tilde{v}_i - \left[ \sum_{z \in A} p(z, \bar{z}) \nabla_z g(\bar{z} - \tilde{v}_i, t-1) \cdot \nabla_z g(\bar{z} - \tilde{v}_i, t-1) \right]^{-1} \times \left[ \sum_{z \in A} p(z, \bar{z}) g_t(\bar{z} - \tilde{v}_i, t-1) \nabla_z g(\bar{z} - \tilde{v}_i, t-1) \right] \quad (18)$$

그리고 윗 식에서 실제 속도의  $(i+1)$ 번째 사전 추정치  $\tilde{v}_i$ 는 아래의 식 (19)처럼  $i$ 번째 단계에서 추정된 관측 화소와 이웃 화소들의 속도들의 가중된 평균으로 계산된다.

$$\tilde{v}_i = \sum_{z \in A} p(z, \bar{z}) v_i \quad (19)$$

위의 방법으로 계산된 사전 추정치는 관측 화소와 다른 영역에 속하는 화소들의 속도에 더 적은 영향을 받기 때문에, 운동 경계 부분에서 속도장이 흐려지는 것을 방지할 수 있을 것으로 예측된다.

## V. 실험 결과

본 절에서는 몇 가지 운동 영상에 대한 제안된 방법과 단순한 국부 최적화 방법에 대한 실험 결과를 나타낸다. 첫번째 실험은 제안된 방법의 효율성을 알아보기 위하여 인공 연속 영상[20]을 사용하였다. 그림 3은 인공 연속 영상의 현재 프레임에 나타낸다. 이 운동 영상에서 물체는 대각선 방향으로 (3,2)화소 움직인다. 그림에서 보듯이 실험 영상들은 많은 잡음 성분을 포함하고 있기 때문에 3.0의 표준 편차를 가지는 가우시안 필터(gaussian filter)를 사용하여 smoothing하였다. 그림 5(a)는 제안된 방법을 사용하여 추정된 속도장을 나타내고, 그림 5(b)는 국부 최적화 방법[18]을 사용하여 추정된 속도장을 나타낸다. 두번째 실험은 실제 연속 영상을 사용하였다. 그림 4는 실제 연속 영상의 현재 프레임에 나타낸다. 이 운동 영상에서 물체는 오른쪽으로 이동하고 있다. 이 실험 역시 표준 편차 5.0의 가우시안 필터를 이용하여 실험 영상을 smoothing하였다. 그림 6(a)와 그림 6(b)는 위의 두 방법 각각에 대한 실험 결과를 나타낸다. 위의 그림들에서 보듯이 제안된 방법으로 추정된 속도장은 단순한 국부 최적화 방법으로 추정된 속도장보다 운동 경계 부분에서 흐려짐이 적게 나타난다는 것을 알 수 있다. 이를 실제로 확인하기 위하여 Schunck[20]가 제안한 방법을 이용하여 운동 경계 검출 실험을 하였다. 그림 7과 8은 각각 인공 연속 영상과 실제 연속 영상으로부터 추정된 속도장을 이용하여 검출한 운동 경계를 나타낸다. 그림에서 보듯이 제안한 방법이 우수한 성능을 갖는다는 것을 알 수 있다. 그러나 위의 실험에서 실제 연속 영상의 경우는 영상 자체가 낮은 contrast를 갖기때문에 운동 경계 부분이 충분히 정확하게는 검출되지 않았다.

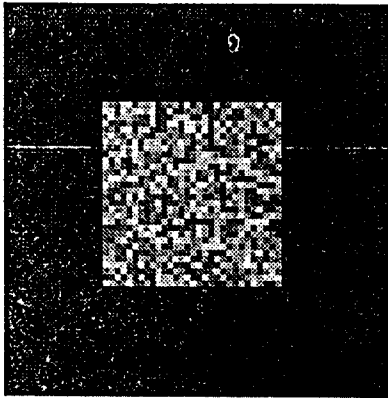
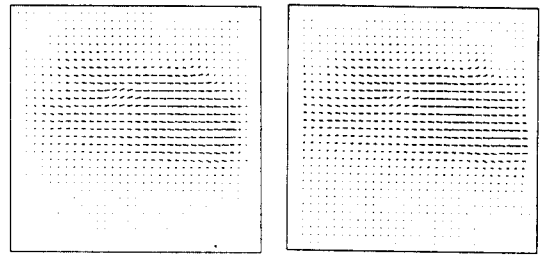


그림 3. 인공 연속 영상의 현재 프레임  
Fig. 3. Current frame of a sequence of synthetic images.



(a) 제안한 방법 (b) 기존의 방법

그림 6. 그림 4의 영상으로부터 추정된 속도장  
Fig. 6. Velocity fields computed from an image sequence of Fig. 4.



그림 4. 실제 연속 영상의 현재 프레임  
Fig. 4. Current frame of a sequence of real images.

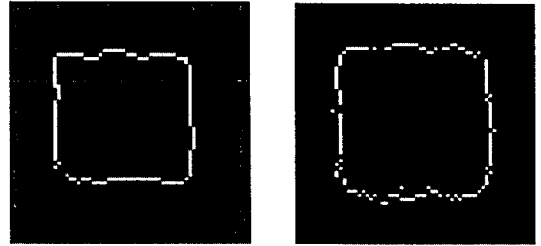
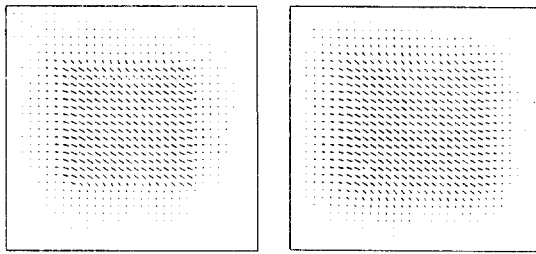
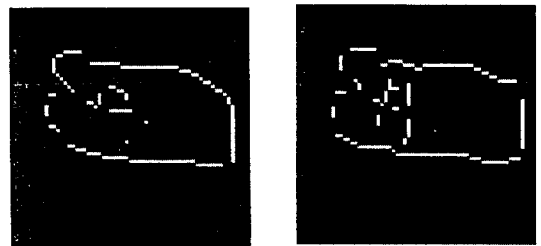


그림 7. 그림 5의 속도장에서 추정된 운동 경계  
Fig. 7. Motion boundaries computed from velocity field of Fig. 5.



(a) 제안한 방법 (b) 기존의 방법

그림 5. 그림 3의 영상으로부터 추정된 속도장  
Fig. 5. Velocity fields computed from an image sequence of Fig. 3.



(a) 제안한 방법 (b) 기존의 방법

그림 8. 그림 6의 속도장에서 추정된 운동 경계  
Fig. 8. Motion boundaries computed from velocity field of Fig. 6.

## VI. 결 론

운동 영상으로부터 속도를 측정하는 많은 방법들 중에서 경사에 근거한 방법은 운동 제한 방정식을 이용한다. 그러나 대부분의 경우에 있어서 이 식만으로는 어떤 화소의 속도를 유일하게 결정할 수 없기 때문에 속도장에 대한 추가적인 제한을 한다. 이와 같은 제한으로 전체 최적화 방법에서는 영상에서 속도장은 smooth하게 변해야 한다는 가정을 이용하였고, 국부 최적화 방법에서는 영상의 일정한 영역내에서의 속도는 같다는 가정을 이용하였다. 그러나 위의 두 방법의 공통적인 문제점은 운동 경계 부분에서 속도장이 흐려진다는 것이다. 그러므로 이와같은 제한을 이용하여 속도장을 추정하는 방법들은 그 제한이 문제시 되는 부분을 찾아내고, 또한 이런 부분을 효율적으로 처리할 수 있어야 한다. 한 방법으로 본 논문에서는 단순한 국부 최적화 방법에서처럼 영상의 일정한 영역내의 모든 화소들을 이용하는 것이 아니라, 그 영역의 화소들중에서 관측 화소와 다른 속도를 가지는, 즉 다른 영역에 속하는 화소들의 영향을 줄임으로써 위에서 언급한 문제를 해결하는 가중된 국부 최적화 방법을 제안하였다. 그리고 인공 운동 영상과 실제 운동 영상을 사용하여 실험을 하였다. 실험 결과에서 보듯이 제안된 방법으로 추정된 속도장은 단순한 국부 최적화 방법으로 추정된 속도장보다 운동 경계 부분에서 흐려짐이 적게 나타난다는 것을 알 수 있다. 그러므로 제안된 방법으로 추정된 속도장은 운동 영상에서 물체의 경계 추출이나 3차원 구조 해석등에 더 효과적으로 이용될 것으로 기대된다.

## 참 고 문 헌

1. J. K. Aggarwal and N. Nandhakumar, "On the computation of motion from sequences of images-a review," Proc. of IEEE, vol.76, no.8, pp. 917-935, Aug. 1988.
2. W. B. Thompson and S. T. Barnard, "Low-level estimation and interpretation of visual motion," Computer, pp.20-28, Aug. 1981.
3. R. J. Schalkoff and E. S. Mcvey, "A model and tracking algorithm for a class of video targets," IEEE Trans, on Pattern Anal. Machine Intell., vol. PAMI-2, no.4, pp.2-10, Jan. 1982.
4. J. L. Potter, "Scene segmentation using motion information," Computer Graphics and Image Processing, vol.6, pp.558-581, 1977.
5. D. W. Murray and B. F. Buxton, "Scene segmentation from visual motion using global optimization," IEEE Trnas, on Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-9, no.2, pp.220-228, Mar. 1987.
6. C. Cafforio and F. Rocca, "Methods for measuring small displacements of television images," IEEE Trans. on Inform. Theory, vol. IT-22, pp.573-579, Sep. 1976.
7. A. Netravali and J. D. Robbins, "Motion compensated television coding : Part I," Bell Syst. Tech. J., vol.58, pp.631-670, Mar. 1979.
8. S. Ullman, "The interpretation of structure from motion," Proc. Roy. Soc. London, vol. B-203, pp.405-426, 1979.
9. Y. C. Liu and T. S. Huang, "Estimation of rigid body motion using straight line correspondences," Proc. IEEE Comput. Soc. Workshop on Motion : Representation and Analysis, pp. 47-52, May 1986.
10. S. K. Sethi and R. Jain, "Finding trajectories of feature points in a monocular image sequences," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-9, no.1, pp.56-73, Jan. 1987.
11. D. D. Giusto and G. Vernazza, "Optical flow calculation from feature space analysis through an automatic segmentation process," Signal Processing, vol.16, 1989.
12. B. G. Schunck, "The image flow constraint equation," Comput. Vision Graphics Image Processing, vol.35, pp.20-46, 1986.
13. E. C. Hildreth, "Computations underlying the measurement of visual motion," Artif. Intell., vol.23, pp.309-354, 1984.
14. H. H. Nagel and W. Enkelmann, "An investigation of smoothness constraints for the estimation of displacement vector fields from image sequences," IEEE Trans. on Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-8, no.8, pp.



- 565-593, Sep. 1986.
15. H. H. Nagel, "On the estimation of optical flow: relations between different approaches and some new results," *Artif. Intell.*, vol.33, pp.299-324, 1987.
  16. B. K. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow," *Artif. Intell.*, vol.17, pp.185-203, 1981.
  17. J. K. Kearney and W. B. Thompson, "Optical flow estimation: an error analysis of gradient-based methods with local optimization," *IEEE Trnas. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-9, no.2, pp.229-244, Mar. 1987.
  18. R. Paquin and E. Dubois, "A spatio-temporal gradient method for estimating the displacement field in time-varying imagery," *Comput. Vision Graphics Image Processing*, vol.21, pp. 205-221, 1983.
  19. C. L. Fennema and W. B. Thompson, "Velocity determination in scenes containing several moving objects," *Comput. Vision Graphics Image Processing*, vol.9, pp.301-315, 1979.
  20. B. G. Schunck, "Image flow segmentation and estimation by constraint line clustering," *IEEE Trnas. on Pattern Anal. Machine Intell.*, vol.PAMI-11, no.10, pp.1010-1027, Oct. 1989
  21. M. Subbarao and A. M. Waxman, "On the uniqueness of image flow solutions for planar surfaces in motion," in *Proc. of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conf.*, (San Francisco, CA), pp.129-140, 1985.

李正熙(Jung Hee Lee)

正會員

1963年 10月 21日生

1986年 2月 : 한양대 전자공학과 학사학위

1988年 2月 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사

1993年~現在 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정

金聖大(Seong Dae Kim)

正會員

1953年 12月 26日生

1977年 2月 : 서울대 전자공학과 학사

1979年 2月 : 한국과학기술원 전기 전자공학과 석사

1983年 12月 : E. N. S. E. E. I. H. T. 박사학위

1993年~現在 : 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 부교수