

論文94-31B-12-8

특징정합과 순환적 모듈융합에 의한 움직임 추정

(Motion Estimation Using Feature Matching and Strongly Coupled Recurrent Module Fusion)

沈 東 圭*, 朴 來 弘**

(Dong Gyu Sim and Rae-Hong Park)

要約

본 논문에서는 특징정합과 이방적 움직임 전파를 이용한 동영상 움직임 추정 방법을 제안하였다. 본 방법은 특징점에서 이완기법을 이용하고 영상에서 물체를 고려한 이방적 움직임 전파를 수행하여 연속인 영역뿐만 아니라 불연속인 영역에서도 직선운동과 회전운동량을 추정하였다. 또한 적응 영상 평활화과정과 반복적 움직임 추정과정을 결합하는 순환적 모듈융합에 바탕을 둔 반복 움직임 추정기법을 제안하였다. 전산 모의실험을 통하여 제안된 방법이 효율적임을 보였다.

Abstract

This paper proposes a motion estimation method in video sequences based on the feature based matching and anisotropic propagation. It measures translation and rotation parameters using a relaxation scheme at feature points and object oriented anisotropic propagation in continuous and discontinuous regions. Also an iterative improvement motion estimation based on the strongly coupled module fusion and adaptive smoothing is proposed. Computer simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

1. 서론

동영상에서의 움직임은 영상데이터 압축뿐만 아니라 영상해석, 영상 구조 복원 등에 중요한 정보이다.^{1,2} 특히 영상해석 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 내포 하고 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 Moravec^[4], Barnard와 Thompson^[5], Wang 등^[6] 그리고 Haynes와 Jain^[7]의 방법 등이 있다. 이러한 방법의 경우 특징으로 주어진 점에서는 정확한 움직

*準會員, **正會員, 西江大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Sogang Univ.)
接受日字: 1993年 11月 11日

임을 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 Schunck⁹⁾, Yachida⁹⁾, Glazer¹⁰⁾, Nagel¹¹⁾, Nagel과 Enkelmann¹²⁾, Paquin과 Dubois¹³⁾, Hildreth¹⁴⁾, Mitiche 등¹⁵⁾의 방법이 있다. 이러한 방법은 영상의 모든 점에서 움직임 제한식에 또 다른 제한조건을 추가시킴으로써 움직임을 추정하는 방법이다. 이들 방법 대부분이 편미분 방정식 형태를 가지며, 반복적으로 해를 수렴하도록 하여야 한다.

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 영상 해석에 중요한 방법이다. 그래서 본 논문에서는 특징정합법과 시공간 경사법의 장점을 효과적으로 이용하는 움직임 추정 기법을 연구하였다. 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 구하는데 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.

본 논문에서는 특징정합과 이방적 (anisotropic) 움직임 전파에 의한 움직임 검출법을 제안하였다. 이 방법에서는 영상에서 영역을 고려한 이완기법 (relaxation algorithm)을 사용하여 특징점에서 직선 운동과 제한적인 회전운동량을 구한다. 여기서 차

영상을 이용함으로써 탐색영역을 감소시키며 가려질 영역을 제거하였다. 이 특징점에서의 움직임을 가지고 이방적 전파를 통하여 물체를 고려한 움직임을 구하였고, 움직임을 구하는 방법은 Horn과 Schunck의 방법에 기본을 두고 이전에 계산한 값을 이용하여 새로운 시간 미분값을 구하는 반복 향상법에 의하여 더욱 정확한 움직임을 얻었다. 이러한 방법으로 구한 초기 움직임을 가지고 효과적인 모듈간의 순환적 융합을 통한 반복적 향상법에 의하여 더욱 정확한 움직임을 구할 수 있었다. 여기서는 추정한 움직임의 변화량에 비례하여 이방적 평활화를 행하고, 이것을 가중치로 하여 새로운 움직임을 반복적으로 구하였다.

본 논문에서는 II장에서 적음 평활화 (smoothing) 과정에서 사용된 이방적 확산이론을 움직임 추정에 적용하는 regularization기법을 유도하였다. III장에서 제안한 움직임 검출 기법에 대하여 서술하고 IV장에서 실험 결과와 분석을 서술하였으며 마지막 V장에서 결론을 맺었다.

II. Regularization과 이방 전파

Hadamard는 well-posed 문제를 해의 존재성, 유일성 그리고 연속성을 만족하는 것으로 정의하였다.¹⁶⁾ 여기서 연속성은 안정성 (stability)을 만족하기 위한 필요조건이 되고, 여기서 안정성이란 well-conditioned와 같은 의미이다. 영상처리의 많은 문제가 역문제 (inverse problem)이고, 이러한 문제는 보통 ill-posed 문제인데 이의 해석법으로 generalized inverse 이론¹⁶⁾과 Tikhonov의 regularization¹⁶⁾ 이론이 있다. Regularization 방법은 경계선 검출, shape from shading, 스테레오 정합, 표면 근사화 등에 사용되어 왔다.¹⁶⁾ 특히 이 이론은 Horn과 Schunck의 연속성 제한을 사용한 움직임 검출 방법에 이용되었으며 그 후의 다른 많은 방법들도 이것에 바탕을 두고 있다.

이방적 확산은 Perona와 Malik에 의하여 제안된 것으로 영상의 scale 변화에 따른 Gaussian 필터링인 확산 포물선형 미분방정식에서 확산계수값이 상수이어야 할 필요가 없다는 개념이며, 확산 계수를 영상에 따라 적응적으로 결정하여 좋은 결과를 얻을 수 있다.¹⁹⁾ 확산 방정식은

$$E_t = \text{div}(s(x, y, t)\nabla E) \quad (1)$$

로 표기되는데, 여기서 E_t 는 영상 밝기의 시간 편미분값이며, $s(x, y, t)$ 는 상수일 필요가 없는 확산계수,

div는 divergence 연산자, 그리고 ∇ 는 gradient 연산자이다. 이 식을 전개하여

$$E_i = s(x, y, t)\Delta E + \nabla s \nabla E \quad (2)$$

로 나타낼 수 있다. 여기서는 Laplacian 연산자이다. 이러한 이방적 확산 이론을 이용 하여 기존의 움직임 추정식에서 불연속 및 연속적인 영역에서 움직임의 적응적 조절 방법을 일반화시킬 수 있다.

Nagel과 Enkelmann¹¹²⁾은 oriented smoothness term으로

$$\iint dx dy \alpha^2 \text{trace}((\nabla U)^T C^{-1} (\nabla U)) \quad (3)$$

을 사용하였다. 여기서 U 는 $(u, v)^T$ 를 나타내며, C 는 gray값의 변화를 나타내는 oriented smoothness를 나타낸다. 이 term을 minimization하기 위하여 Euler Lagrange equation을 풀면 식

$$\alpha^2 \begin{bmatrix} \frac{d}{dx} & \frac{d}{dy} \end{bmatrix} C^{-1} \begin{bmatrix} u_x & v_x \\ u_y & v_y \end{bmatrix} \quad (4)$$

이 되고, 여기서 좌표축을 C 의 eigenvalue 방향으로 바꾸면

$$C \begin{bmatrix} c_1 & 0 \\ 0 & c_2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

로 표시된다. 윗 식을 다시 풀면

$$\begin{bmatrix} \frac{d}{dx} & \frac{d}{dy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1^{-1} & 0 \\ 0 & c_2^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{c_1^2} \frac{dc_1}{dx} & -\frac{1}{c_2^2} \frac{dc_2}{dy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \end{bmatrix} + \frac{u_{xx}}{c_1} + \frac{u_{yy}}{c_2}$$

$$\begin{bmatrix} \frac{d}{dx} & \frac{d}{dy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_1^{-1} & 0 \\ 0 & c_2^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{c_1^2} \frac{dc_1}{dx} & -\frac{1}{c_2^2} \frac{dc_2}{dy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} + \frac{v_{xx}}{c_1} + \frac{v_{yy}}{c_2} \quad (6)$$

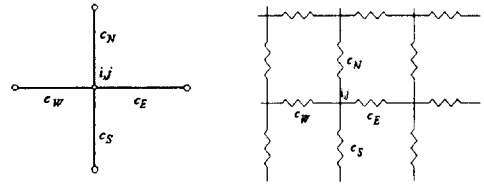
로 주어진다. 여기서 Nagel은 위치에 따른 C 의 변화량을 무시하여

$$\alpha^2 \text{trace} \left(C^{-1} \begin{bmatrix} u_{xx} & u_{yy} \\ u_{yy} & u_{xx} \end{bmatrix} \right)$$

$$\alpha^2 \text{trace} \left(C^{-1} \begin{bmatrix} v_{xx} & v_{yy} \\ v_{yy} & v_{xx} \end{bmatrix} \right) \quad (7)$$

을 유도하였고, 이것으로부터 반복법을 제안하였다. 그러나 실제로 C 는 움직임 불연속을 조절하기 위하여 제안되었으나 C 값의 변화를 무시하였다.

본 방법에서는 일반화된 연속 및 불연속 영역에서 연속성을 조절하기 위하여 영상에서 점들간의 연관관계를 이용하였다. 이러한 점들간의 상호관계는 그림 1에 나타내었다.



격자간의 비등질적 연관성

격자간의 연관성의 아날로그 모델링

그림 1. 격자간의 비등질적 연관성의 모델링

Fig. 1. Model of the anisotropic relation in a lattice.

이것은 MRF (Markov Random Field)에서 site 간의 상호영향력과 같은 것이다. 본 방법에선 움직임 추정식을 구하기 위하여 디지털 영상에서 최소화하는 과정을 사용하였다. 에너지 함수는

$$e = \sum_i \sum_j (s_{ij} + \lambda^2 c_{ij}) \quad (8)$$

로 주어지며, 여기서 c_{ij} 는

$$c_{ij} = E_x u_{ij} + E_y v_{ij} + E_i \quad (9)$$

로 주어지며 s_{ij} 는

$$s_{i,j} = c_{N_{i,j}}(u_{i+1,j} - u_{i,j})^2 + c_{S_{i,j}}(u_{i,j} - u_{i-1,j})^2$$

$$+ c_{E_{i,j}}(u_{i,j+1} - u_{i,j})^2 + c_{W_{i,j}}(u_{i,j} - u_{i,j-1})^2$$

$$+ c_{N_{i,j}}(v_{i+1,j} - v_{i,j})^2 + c_{S_{i,j}}(v_{i,j} - v_{i-1,j})^2$$

$$+ c_{E_{i,j}}(v_{i,j+1} - v_{i,j})^2 + c_{W_{i,j}}(v_{i,j} - v_{i,j-1})^2 \quad (10)$$

로 주어진다. 에너지 함수를 미분하면

$$\frac{\partial e}{\partial u_{i,j}} = 2\lambda^2 (E_x u_{i,j} + E_y u_{i,j} + E_i) E_x$$

$$- 2c_{N_{i,j}}(u_{i+1,j} - u_{i,j}) + 2c_{S_{i,j}}(u_{i,j} - u_{i-1,j})$$

$$- 2c_{E_{i,j}}(u_{i,j+1} - u_{i,j}) + 2c_{W_{i,j}}(u_{i,j} - u_{i,j-1})$$

$$+ 2c_{N_{i-1,j}}(u_{i,j} - u_{i-1,j}) + 2c_{S_{i+1,j}}(u_{i+1,j} - u_{i,j})$$

$$+ 2c_{E_{i,j-1}}(u_{i,j} - u_{i,j-1}) - 2c_{W_{i,j+1}}(u_{i,j+1} - u_{i,j})$$

과

$$\frac{\partial e}{\partial v_{i,j}} = 2\lambda^2 (E_x u_{i,j} + E_y u_{i,j} + E_i) E_y$$

$$- 2c_{N_{i,j}}(v_{i+1,j} - v_{i,j}) + 2c_{S_{i,j}}(v_{i,j} - v_{i-1,j})$$

$$- 2c_{E_{i,j}}(v_{i,j+1} - v_{i,j}) + 2c_{W_{i,j}}(v_{i,j} - v_{i,j-1})$$

$$+ 2c_{N_{i-1,j}}(v_{i,j} - v_{i-1,j}) + 2c_{S_{i+1,j}}(v_{i+1,j} - v_{i,j})$$

$$+ 2c_{E_{i,j-1}}(v_{i,j} - v_{i,j-1}) - 2c_{W_{i,j+1}}(v_{i,j+1} - v_{i,j})$$

으로 주어진다. 위 식은 연속성 함수 C_i ($i = N, S, E, W$)의 미분항을 포함한 식이다. 여기서 $c_{Ni-1,j} = c_{Si,j}$, $c_{Si+1,j} = c_{Wi,j}$, $c_{Ei,j-1} = c_{Wi,j}$ 그리고 $c_{Wi,j+1} = c_{Ei,j}$ 이므로, 정리하면

$$\begin{aligned} \frac{\partial e}{\partial u_{i,j}} &= 2\lambda^2 (E_u u_{i,j} + E_v v_{i,j} + E_t) E_u \\ &\quad - 4c_{Ni,j}(u_{i+1,j} - u_{i,j}) + 4c_{Si,j}(u_{i,j} - u_{i-1,j}) \\ &\quad - 4c_{Ei,j}(u_{i,j+1} - u_{i,j}) + 4c_{Wi,j}(u_{i,j} - u_{i,j-1}) \\ \frac{\partial e}{\partial v_{i,j}} &= 2\lambda^2 (E_u u_{i,j} + E_v v_{i,j} + E_t) E_v \\ &\quad - 4c_{Ni,j}(v_{i+1,j} - v_{i,j}) + 4c_{Si,j}(v_{i,j} - v_{i-1,j}) \\ &\quad - 4c_{Ei,j}(v_{i,j+1} - v_{i,j}) + 2c_{Wi,j}(v_{i,j} - v_{i,j-1}) \end{aligned} \quad (12)$$

으로 주어진다. 여기서 α 를 $\frac{4}{2\lambda^2}$ 로 하면

$$\begin{aligned} \alpha [c_N(u_{i-1,j} - u_{i,j}) + c_S(u_{i+1,j} - u_{i,j}) + c_E(u_{i,j+1} - u_{i,j}) + c_W(u_{i,j-1} - u_{i,j})] \\ = (E_u u + E_v v + E_t) E_u \\ \alpha [c_N(v_{i-1,j} - v_{i,j}) + c_S(v_{i+1,j} - v_{i,j}) + c_E(v_{i,j+1} - v_{i,j}) + c_W(v_{i,j-1} - v_{i,j})] \\ = (E_u u + E_v v + E_t) E_v \end{aligned} \quad (13)$$

로 주어진다. 이 식을 다시 정리하면

$$\begin{aligned} \alpha (c_N u_{i-1,j} + c_S u_{i+1,j} + c_E u_{i,j+1} + c_W u_{i,j-1}) \\ = \alpha (c_N + c_S + c_E + c_W) u_{i,j} + (E_u u + E_v v + E_t) E_u \\ \alpha (c_N v_{i-1,j} + c_S v_{i+1,j} + c_E v_{i,j+1} + c_W v_{i,j-1}) \\ = \alpha (c_N + c_S + c_E + c_W) v_{i,j} + (E_u u + E_v v + E_t) E_v \end{aligned} \quad (14)$$

로 주어진다. 이것은 그림 1에서 보는 것과 같이 각 격자의 해가 다른 가중치를 가지고 서로 영향을 준다. 이것은 새로운 연속성 조절함수를 이용하여 Aisbett^[20]의 intensity weighted smoothness와 oriented smoothness 방법의 일반화 식을 유도하였다. 또한 Schnörr^[21]는 밝기값에 따라 domain을 분해하는 방법을 사용하였으나, 본 방법은 움직이는 물체를 domain으로 분해하게 된다.

III. 제안한 움직임 검출 기법

국부적인 특징만을 이용하는 기존의 움직임 추정 방법은 잘못된 움직임을 구하므로 본 방법에서는 특징점 정합 과정에서 강체 (rigid body)의 움직임을 가정하여 초기의 움직임을 구하고, 이 움직임으로부터 같은 물체로 생각되는 영역에서 움직임을 추정하

는 방법을 제안하였다. 또한 모듈 융합법^[22]에 기초하여, 초기 움직임에 의한 영상의 평활화 과정과 평활화된 영상에 의한 움직임 추정과정을 반복적으로 행하여 영상의 경계부근에서는 움직임의 불연속을 가지며 같은 물체에서는 움직임의 연속성을 갖는 효과적인 움직임 추정방법을 제안하였다.

1. 특징점 검출

특징점 검출 기법은 영상의 밝기값의 변화 (gradient)가 큰 점이나 변화의 방향 변화율이 큰 점을 찾는 것이다. 영상은 물체와 배경 그리고 이들을 분리하는 경계로 나눌 수 있다. 여기서 경계 부분을 특징으로 하는 방법은 경계 정합이나 밝기값의 변화율이 큰 점의 정합과정을 기본으로 한다. 그러나 실제 경계 부분에서의 움직임은 주위로 움직임을 전파 하기에는 부적합하다. 이것은 경계 부분의 움직임이 실제 경계의 두 쪽중에 어느 쪽인지 결정하는 것은 어려운 문제이기 때문이다. 그래서 본 방법에서는 물체의 구석점은 convex로 구성된다고 가정했는데, 이 가정은 실제의 영상에서 대부분 성립한다. 본 방법에서는 밝기값 변화의 방향 변화율인 curvature값을 이용하여 특징점을 찾는다. 이 값은 좌표축에 관계없이 영상의 기하학적 구조에만 관계되고 구석점 위에서 특징점이 추출되는 것이 아니라 구석점의 안쪽에 나타나기 때문이다.^[11] 그러나 이 값은 잡음에 민감하다는 단점을 가지고 있다. 그래서 본 방법에서는 차영상을 이용하여 임계값보다 큰 부분에서만 특징점을 찾고 5×5 창틀을 이용하여 국부 최대값을 최종 특징점으로 한다. 본 방법에선 구석점을 구하기 위한 curvature값으로

$$\begin{aligned} K &= E_{xx} \cdot E_{yy} - E_{xy}^2 \\ H &= E_{xx} + E_{yy} \end{aligned} \quad (15)$$

를 이용하였다.^[11] 여기서 (Gaussian curvature인 K 값은 영상의 구조 즉 표면의 형태에 의해서만 결정되고 mean curvature인 H 값은 오목인지 볼록인지를 결정하는데, 본 방법에선 K 값을 이용하여 후보점을 결정하고 K 와 H 값을 이용하여 정합을 행한다.

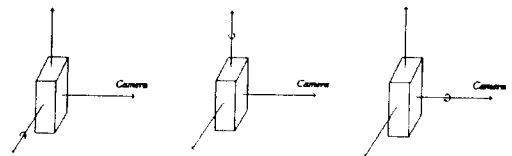


그림 2. 회전의 3가지 경우

Fig. 2. Three cases of rotations.

특히 K와 H는 회전에 불변이므로 회전을 고려한 정합에 적합하다. 또한 회전량을 고려하기 위하여 밝기 값의 기울기값을 같이 이용한다. 실제 회전은 3차원 좌표에서 그림 2와 같이 3가지가 있으나 본 방법에선 카메라와 같은 축에 대한 회전만을 고려하였다.

2. 이완기법에 의한 움직임 검출

이완기법에 의한 정합은 이전 영상에서의 특징점과 현재 영상에서의 특징점사이의 관계를 주변 상황의 조건에 잘 맞게 정합점의 정합 확률을 높이는 방법으로 주로 카메라가 움직일 경우 움직임 자체가 한쪽 방향으로 연속일 것이라는 조건이나 카메라의 회전에 대처하기 위하여 정합의 형태에 제한을 둬으로써 특징점 사이에 정합관계를 결정하는 방법이다.^{23, 24)}

본 방법에서는 특징점에서의 움직임을 구하기 위하여 한 물체라고 생각되는 주위의 특징점들과의 관계를 이용함으로써 정합 확률을 갱신하게 된다. 여기서 한 물체내라고 판단하는 기준이 필요한데, 물체를 구분하는 방법은 경계검출 방법과 영역 분할 방법이 있다. 그러나 실제 이 두 방법이 항상 좋은 결과를 주지 못하고 많은 계산이 필요하며 경계인지 아닌지 판단할 경우 임계치를 필요로 하는데, 이 임계치의 선택이 매우 어려운 단점이 있다. 그래서 본 방법에서는 한 특징점에서 주위의 특징점들 사이의 경계 정도로 가중치를 주어 정합 확률을 계산하였다. 여기서 경계정도 $e(i, j)$ 란 두개의 특징점 FP_i 과 FP_j 사이에 영상의 밝기값의 변화량 $\sqrt{E_x^2 + E_y^2}$ 을 합한 양이다.

제한한 방법의 특징정합 방법은 차영상이 임계치를 넘는 점들 중에 이전 영상에서 K 값이 국부 최대인 점을 특징점으로 선택하고, 이 점을 중심으로 5 × 5 범위에서 K값과 H 값을 이용하여 각각의 거리 $\sqrt{(K_{prev} - K_{pres})^2 + (H_{prev} - H_{pres})^2}$ 를 계산한다. 여기서 K_{prev} 와 H_{prev} 는 이전영상에서의 특징값이며, K_{pres} 와 H_{pres} 는 현재영상에서의 특징값이다. 그리고 이 점들 중에서 후보점으로 5개를 선택하고 이 중에서 임계값보다 큰 것은 제외시킨다. 그리고 정합점이 존재하지 않을 확률은 차영상을 이용하여 계산한다. 식 (16) (19)는 초기 확률을 계산하는 식이다. 초기 labeling 정도는

$$w_i(\lambda_{i,n}) = \frac{1}{1 + c \cdot d(\lambda_{i,n})} \quad (16)$$

로 표시되며, 여기서 c는 상수이며, 또한 $d(\lambda_{i,n})$ 는

$$d(\lambda_{i,n}) = \sqrt{(K_i - K_{i,n})^2 + (H_i - H_{i,n})^2} \quad (17)$$

로 표시된다. 여기서 K_i 와 H_i 는 이전영상의 i 번째

특징점의 특징값이며, $K_{i,n}$ 와 $H_{i,n}$ 는 이 특징점에 대응되는 후보점의 특징값이다. 또한 특징점 i 가 labeling되지 않을 확률은

$$P_i^{(0)}(\lambda^*) = \frac{1 - \max[w_i(\lambda_{i,n})]}{1 + Diff(i)} \quad (18)$$

로 주어진다. 여기서 Diff(i)는 i위치에서 영상 사이의 밝기값의 차이이다. 정규화된 labeling 초기 확률은

$$P_i^{(0)}(\lambda_{i,n}) = \frac{w_i(\lambda_{i,n})}{\sum_{all n} w_i(\lambda_{i,n})} \cdot (1 - P_i^{(0)}(\lambda^*)) \quad (19)$$

로 주어진다.

그림 3에서 FP_i , FP_{i-1} 은 이전 영상에서의 특징점이고 $\lambda_{i,1}, \dots, \lambda_{i,5}$ 은 FP_i 와 정합될 후보 label이며, $\lambda_{i-1,1}, \dots, \lambda_{i-1,5}$ 은 FP_{i-1} 과 정합될 후보 label이다. 정합 확률 갱신은 이전 영상의 한 특징점에서 현재 영상에서 이 점에 정합된 정합점의 정합확률값에 주위의 정합점들 중에 consistency가 가장 좋은 점을 경계 정도로 곱하여 누적한다.

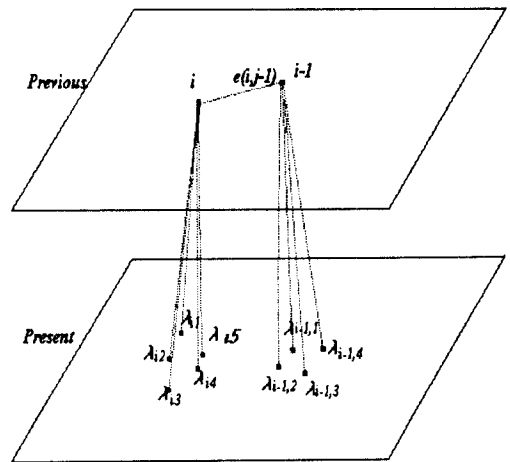


그림 3. 특징점간의 정합

Fig. 3. Matching between feature points.

이전영상에서 i 번째 특징점이 label $\lambda_{i,n}$ 으로 정합된 확률을 갱신하기 위하여 i 번째 점이 label $\lambda_{i,n}$ 로 되기 위한 움직임을 T_i 와 R_i 로 분해한 변환을 F_i 라 할 때, 이 변환에 의하여 이전영상에서 i 번째 특징점 주위의 점 j 에 대하여 변환식

$$F_i(FP_j) = R_i \cdot FP_j + T_i \quad (20)$$

을 이용하여 변환한다.

$$\|FP_{j,n} - F_i(FP_j)\| \quad (21)$$

을 최소로 하는 n 을 p 라고 하면, 정합정도 확률 변화량은

$$q_i^{(k)}(\lambda_{i,n}) = \sum_{j \neq i} \frac{1}{e(i,j)} \cdot P_j^{(k)}(\lambda_{j,p}) \quad (22)$$

로 표기된다. 여기서 $e(i, j)$ 는 점 i 와 j 사이의 경계정도이다. 이 식은 FP_j 점 주위의 점 FP_i 를 점 FP_j 를 $FP_{i,n}$ 으로 움직임 변환식에 따라 움직일 경우 j 에 정합된 점중에 가장 잘 정합되는 점의 이전 확률 값에 경계정도로 곱하여 확률값을 갱신하는 것이다. 다음 최적 정합확률 갱신은 정규화 과정으로

$$P_i^{(k+1)}(\lambda_{i,n}) = \frac{P_i^{(k)}(\lambda_{i,n}) \cdot [1 + q_i^{(k)}(\lambda_{i,n})]}{\sum_{all\ n} P_i^{(k)}(\lambda_{i,n}) \cdot [1 + q_i^{(k)}(\lambda_{i,n})]} \quad (23)$$

로 표시된다. 이것은 이전영상에서 i 번째 특징점이 i, n 로 정합된 확률을 k 번째 반복에서 구한 정합확률을 이용하여 갱신하는 식이다.

3. 이방전파에 의한 움직임 검출

Yachida¹⁰⁾에 의한 움직임 추정 방법은 직선인 경계에서 움직임은 경계에 수직인 성분만이 결정될 수 있지만, 구석점에서는 움직임을 유일하게 결정할 수 있다는 점을 이용한 것이다. Horn과 Schunck⁸⁾의 검출기법의 문제점은 움직임 연속성 가정과 영상의 연속성 가정 그리고 영상이 1차식으로 근사화되어야 한다는 점이다. 실제 1차식 근사화가 만족되는 점에서는 aperture 문제로 해가 유일하게 결정될 수 없고 aperture 문제가 발생하지 않는 점에서는 움직임 제한식 가정이 맞지 않아 불연속이 많이 존재하는 실제 영상에서 움직임을 찾는데 많은 오류가 발생하게 된다. 또한 반복법에 의한 방법이 가지는 문제점은 한 점에서 해를 구하기 위하여 주위점들의 값을 이용하기 때문에 잘못된 해가 먼저 구해지면 그 오차가 계속 주위로 전파된다는 것이다. 그림 4는 움직임이 클 경우 국부 최소 움직임을 얻게 됨을 보여주는 2차원 영상평면의 단면으로서 곡선 a가 다음 순간에 곡선 b로 움직였을 경우를 보여준다. 여기서 실제의 움직임이 u 이지만, 국소적 특성만을 고려할 경우 u^* 를 움직임으로 찾게 된다. 이것은 오차를 최소화하는 방법에서 항상 발생하는 문제이다.

이러한 문제를 해결하는 방법의 기본은 aperture 문제가 발생하지 않는 점에서 움직임을 구하고 이 점

을 초기점으로 주위의 영역에서의 움직임을 반복적으로 구하는 것이다. 기존의 방법은 움직임의 전파는 단지 움직임 제한식에 의한 오차 등으로 가중치를 주어 동심원 형태로 전파해 나아간다.¹⁰⁾ 실제로 이 방법에서 오차는 Horn과 Schunck의 가정에 의한 식이므로 실제로 움직임의 오차를 계산한 것은 아니다. 즉 특징점으로 계산된 곳이 오차가 가장 적을 것임에도 불구하고 이 점에서는 움직임 제한식의 가정에 맞지 않아 큰 오차가 생긴다. 또한 전파의 방향이 등방향으로 이루어짐으로써 물체를 고려한 움직임 전파라고 볼 수 없다.

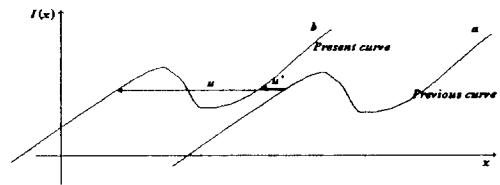


그림 4. 국부 및 전역 최적 움직임

Fig. 4. Local and global optimum motion.

본 방법에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 이방적 가중치와 물체를 고려한 이방적 전파를 함으로써 불연속점과 움직임이 큰 경우에도 실제 움직임과 근사한 결과를 가진다. 본 방법에서는 물체를 고려한 이방적 전파를 위하여 에지를 구하여 이것을 경계로 하는 방법과 영역을 경계로 하는 방법을 고려하였다. 그러나 경계를 이용하는 방법은 실제로 임계치의 개념이 포함되고 이로 인하여 영상마다 임계치를 결정하는 문제가 발생한다. LoG (Laplacian of Gaussian) 필터를 사용할 경우 scale의 증가로 인하여 경계부분이 변하기 때문에 특징점을 벗어날 수 있는 경우가 발생하고, scale을 0으로 할 경우 잘못된 경계를 제거하는데 많은 시간이 필요하며, 이러한 과정 자체도 임계치의 개념으로 문제를 발생시킨다. 또한 영역 분할에 의한 방법도 임계치를 필요로 하며 실제로 작은 영역이 많이 발생하게 되는데 이를 제거하기 위하여 추가적인 계산이 필요하다. 그래서 본 방법에서는 밝기값의 변화량을 직접 사용한다. 특징점으로 추출되는 점은 보통 물체의 구석으로 변화량이 큰 부분에 속하여 변화량이 작은 쪽으로 전파해 나가면 될 것이다. 그러나 이러한 방법을 취하면 실제로 작은 잡음과 구석점이 실제 물체에서 최대의 변화량을 가진 부분이 아니기 때문에 한 물체지만 구석점보다 변화량이 큰 부분에서 움직임을 구할 수 없다. 본 방법은 이러한 문제를 해결하기 위하여 국부

최대 변화량을 갖는 점까지만 움직임을 전파 시키고 이 점으로부터는 움직임을 전파하지 않는 방법을 취함으로써 물체를 고려한 움직임을 구할 수 있다.

다음으로 연속적인 움직임을 구하기 위하여 추가된 연속성 제한에 가중치의 적응적 변화가 주위 움직임의 가중치 평균과 같은 의미라는 것을 Ⅱ장에서 보았다. 여기서 확산 계수의 함수 형태와 함수의 매개변수를 선택하는 것이 중요하다. 기존의 방법에서는 움직임 제한식에 오차의 역수로 가중치를 주고 있다.¹⁹⁾ 이것은 실제 정확한 움직임이 구해진 위치에 가중치를 크게 주는 방법이 아니고 단지 움직임 제한식을 만족하기 위한 조건이다. 본 방법에서는 움직임 추정의 정확도에 의하여 가중치를 주기 위하여 움직임이 구해진 점과 대응되는 현재 영상의 위치의 밝기값의 차를 가중치로 사용하였다. 그리고 확산 계수의 함수는 $c_d(x) = \frac{1}{x^2 + 1}$ ($d = N, S, E, W$) 로 하였다. 여기서 상수 1은 $c_d(x)$ 값이 0이 되지 않게 하기 위한 값이다. 즉 파라미터 x 는 움직임이 추정된 이전영상과 이에 대응되는 현재 영상 사이의 밝기값의 차이이다.

4. 모듈융합에 의한 반복적 움직임 추정법

초기 움직임 추정후 반복적인 영상 평활화과정과 반복적 움직임 추정방법을 결합하는 방법을 제안하였다. 움직임 추정에 있어서 움직임이 같은 영역은 하나의 움직임 방향을 갖는 것이 보통이며 또한 다른 영역이라도 한 개의 물체인 경우 한 방향의 움직임을 갖는다. 움직임 추정에서 움직이는 물체 단위의 영역화가 잘되면 이것을 한 영역으로 하여 움직임을 추정하면 좋은 결과를 낼 수 있다는 점에 착안하여 움직이는 물체를 고려한 효과 적인 순환적 모듈통합 방법을 제안하였다. Stereo 정합, shape from shading 이나 surface reconstruction 등에서 모듈 통합을 위하여 regularization은 물론 MRF 등의 개념을 이용하여 왔다.²¹⁾ 이중에서 regularization에 의한 방법은 MRF에 비하여 모듈통합에 어려움 점을 가지고 있다. 본 방법에서는 효과적인 움직임 추정을 위하여 Ⅱ장에서 서술한 일반화된 연속성 조절함수를 다른 모듈을 통하여 구하고, 이 두 모듈이 모두 수렴할 수 있도록 각 모듈을 일정회수 반복하는 방법을 사용하였다. 이러한 개념을 구현하기 위하여 본 논문에서는 Ⅱ장에서 서술된 Perona와 Malik¹⁹⁾에 의하여 제안된 이방적 평활화를 움직임의 변화량에 의하여 행하고 이를 이용하여 움직임을 추정하고 다시 이 움직임을 이용하여 평활화를 수행하는 방법을 사용하였다. 그림 5에 보인 것과 같이 움직임을 이용하여 평활화를 수행하고 이것을 이용함으로써 움직이는 물

체의 영역을 고려한 움직임 추정을 행한다. 이것은 결국 MRF에서 추가적인 모듈로서 line process를 추가시키는 것²⁵⁾을 일반화한 것으로, line process에서 경계의 존재여부를 이전적으로 고려한 것에 비하여 가중치를 이용함으로써 더욱 일반화된 모듈결합이 된다. 또한 기존의 움직임 추정에서 영상의 밝기값의 경계만을 혹은 움직임의 분산만을 이용하는 방법에 비하여 두개의 모든 특성을 이용하여 움직이는 물체의 개념을 고려한 것이다.

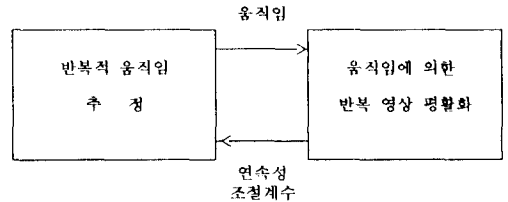


그림 5. 움직임 추정을 위한 상호 순환적 모듈통합
Fig. 5. Recurrent module fusion for motion estimation.

움직임을 구하기 위하여 식 (14)을 연립하여 정리하면 다음과 같다.

$$u_{i,j}^{t+1} = W(u^k) - \frac{(E_N W(u^k) + E_S W(v^k) + E_i)}{\alpha(c_N + c_S + c_E + c_W) + E_i^2 + E_s^2} E_i$$

$$u_{i,j}^{t+1} = W(v^k) - \frac{(E_i W(u^k) + E_S W(v^k) + E_i)}{\alpha(c_N + c_S + c_E + c_W) + E_i^2 + E_s^2} E_s$$
(24)

여기서 c_N, c_S, c_E, c_W 는 움직임에 의한 영상의 평활화 결과의 변화량을 말하며, $W(u), W(v)$ 는

$$W(u) = \frac{(c_N u_{i-1,j} + c_S u_{i+1,j} + c_E u_{i,j+1} + c_W u_{i,j-1})}{c_N + c_S + c_E + c_W}$$

$$W(v) = \frac{(c_N v_{i-1,j} + c_S v_{i+1,j} + c_E v_{i,j+1} + c_W v_{i,j-1})}{c_N + c_S + c_E + c_W}$$
(25)

로 주어진다. 여기서 c_d ($d = N, S, E, W$) 는 움직임 양에 따라 반복 평활화된 E^k 에 의하여 결정된다. 즉

$$c_N(i, j) = g(|E_{i+1,j}^k - E_{i,j}^k|)$$

$$c_S(i, j) = g(|E_{i-1,j}^k - E_{i,j}^k|)$$

$$c_E(i, j) = g(|E_{i,j+1}^k - E_{i,j}^k|)$$

$$c_W(i, j) = g(|E_{i,j-1}^k - E_{i,j}^k|)$$
(26)

로 정의된다. 여기서 $g(s)$ 는

$$\exp\left(-\left(\frac{s}{K}\right)^2\right) \quad (27)$$

를 사용하였다. 또한 E^* 는 이전에 계산된 움직임 u^k 와 v^k 를 이용하여 식 (1)의 $s(x, y, t)$ 값을 결정하여 적응적 평활화를 시킨다. 즉 움직임이 일정한 부분에서 평활화를 많이 시키고 움직임이 적은 부분에서 평활화를 시키지 않는 적응적 반복 평활화기법이다. 식 (1)을 이산화시킨 k 번째 평활화 영상은

$$E_{i,j}^k = E_{i,j}^{k-1} + \lambda [s_N \cdot \nabla_N E_{i,j}^{k-1} + s_S \cdot \nabla_S E_{i,j}^{k-1} + s_E \cdot \nabla_E E_{i,j}^{k-1} + s_W \cdot \nabla_W E_{i,j}^{k-1}] \quad (28)$$

로 주어진다. 여기서 기호 ∇_d . ($d = N, S, E, W$)는

$$\begin{aligned} \nabla_N E_{i,j}^{k-1} &= E_{i-1,j}^{k-1} - E_{i,j}^{k-1} \\ \nabla_S E_{i,j}^{k-1} &= E_{i+1,j}^{k-1} - E_{i,j}^{k-1} \\ \nabla_E E_{i,j}^{k-1} &= E_{i,j+1}^{k-1} - E_{i,j}^{k-1} \\ \nabla_W E_{i,j}^{k-1} &= E_{i,j-1}^{k-1} - E_{i,j}^{k-1} \end{aligned} \quad (29)$$

로 주어진다. 또한 s_d . ($d = N, S, E, W$) 는 움직임의 변화량에 따라 결정되어,

$$\begin{aligned} s_N(i, j) &= g\left(\sqrt{(u_{i+1,j}^k - u_{i,j}^k)^2 + (v_{i+1,j}^k - v_{i,j}^k)^2}\right) \\ s_S(i, j) &= g\left(\sqrt{(u_{i-1,j}^k - u_{i,j}^k)^2 + (v_{i-1,j}^k - v_{i,j}^k)^2}\right) \\ s_E(i, j) &= g\left(\sqrt{(u_{i,j+1}^k - u_{i,j}^k)^2 + (v_{i,j+1}^k - v_{i,j}^k)^2}\right) \\ s_W(i, j) &= g\left(\sqrt{(u_{i,j-1}^k - u_{i,j}^k)^2 + (v_{i,j-1}^k - v_{i,j}^k)^2}\right) \end{aligned} \quad (30)$$

로 주어진다. 여기서 $g(\cdot)$ 는 식 (27)을 사용하였다. 이렇게 함으로써 기존의 움직임 추정에서 영상의 밝기값의 경계만을 혹은 움직임의 분산만을 이용하는 방법에 비하여 두개의 모든 특성을 이용하여 움직이는 물체의 개념을 고려한 것이 된다.

또한 본 방법은 회전을 고려한 움직임 반복 향상기법을 사용하였다. 여기서 회전을 고려한 것은 반복적 향상 기법과 관계가 있는데, 기존의 방법은 현재 위치의 주위점의 움직임과 그 위에서의 시간 미분값과 공간 미분값을 이용한다.^{8,11)} 이 방법은 실제 영상에서 평면 가정이 맞지 않는 부분에서는 성립되지 않아 발산하는 경우가 생기게 된다. 그래서 본 방법에서는 전 방법에서 구한 움직임 위치로 이전 영상을 이동시켜 놓고, 그 점에서 초기의 움직임을 0으로 하고 새로운 움직임을 구하도록 하였다. 이전 영상을 실제의 움직임 근처로 이동시킴으로써 움직임을 구할 수 있

는 제한 조건을 만족하여 더욱 정확한 움직임을 구할 수 있다. 여기서 회전을 고려해야 하므로 이전에 추정된 움직임에 의하여 이전 영상을 현재 영상으로 움직일 때 기울기값을 고려하여 움직여 준다.

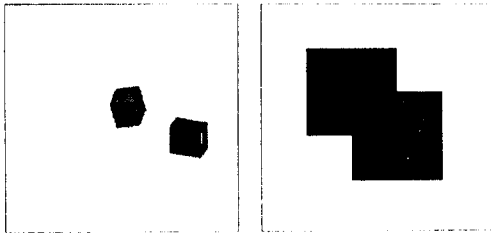
Optical flow에 바탕을 둔 방법의 문제점은 미분 연산이 안정하지 않기 때문에 실제 작은 잡음에 민감한 특성을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 본 방법에서는 움직임을 추정하기 전에 median filtering을 하여 잡음을 줄이고 경계를 유지하도록 하였다. 다음으로 움직임식에 포함되는 공간 미분값을 구하기 위하여 robust한 적응적 미분값을 구하였다. 제한한 움직임 방정식의 공간 미분값에 의한 오차를 고려하기 위하여 공간 미분값에 잡음이 더해져 있다면, 움직임 식은

$$\begin{aligned} u_{i,j}^{(k+1)} &= W(u_{i,j}^k) - \frac{E_i(i+W(u_{i,j}^k), j+W(v_{i,j}^k))}{\alpha \cdot (c_w + c_s + c_e + c_w) + (E_i + \Delta E_i)^2 + (E_i + \Delta E_i)} \cdot (E_i + \Delta E_i) \\ v_{i,j}^{(k+1)} &= W(v_{i,j}^k) - \frac{E_i(i+W(u_{i,j}^k), j+W(v_{i,j}^k))}{\alpha \cdot (c_x + c_s + c_e + c_w) + (E_i + \Delta E_i)^2 + (E_i + \Delta E_i)} \cdot (E_i + \Delta E_i) \end{aligned} \quad (31)$$

으로 표현된다. 여기서 실제 움직임 보정값의 오차는 실제 기울기 값이 작을 때 상대적으로 큰 오차를 발생시킨다. 또한 초기의 움직임 추정이 정확하다면 E_i 값이 작게 되어 절대적 오차가 작게 될 것이다. 본 방법에서는 기울기값이 작을수록 상대적 오차를 크게 발생시킨다는 점과 잡음의 형태가 평균이 0인 Gaussian 분포를 갖는 경우 평균값은 잡음을 감소시킬 수 있다는 점을 이용하여 공간 미분값의 창틀크기를 기울기값이 작을수록 크게 잡아 오차를 줄였다.

IV. 실험결과 및 토의

합성영상과 실영상을 사용하여 제안한 방법의 모의 실험하였다. 본 논문에선 제안한 방법의 성능 평가를 위하여 합성영상에서는 실제 움직임을 알고 있으므로 이것과 추정한 결과와의 차를 기존의 방법과 비교하였으며, 또한 잡음의 변화량에 대한 움직임 추정 오차와 실영상에서 움직임 추정 오차를 비교하였다. 또한 반복 횟수에 따른 오차의 감소를 기존의 방법과 비교하였다. 여기서 기존의 방법으로 움직임의 연속성을 가정하는 Horn과 Schunck의 방법, 방향성 연속성 가정에 바탕을 둔 Nagel과 Enkelmann의 방법, 그리고 시공간축에서 움직임을 반복법을 사용하지 않고 구하는 Paquin과 Dubois의 방법을 실험하였다.



(a) 실험영상 1 (b) 실험영상 2

그림 6. 시뮬레이션에 사용된 영상
Fig. 6. Images used in simulation.

그림 6(a)와 (b)는 실험에 사용한 합성영상이다. 이 영상은 이전 영상을 합성하여 만들고 현재 영상은 직선운동과 회전운동량에 따라 합성하였다. 그러므로 본 실험영상의 실제의 움직임은 모든 점에서 알고 있다. $N \times N$ 영상에서 실제의 움직임과 추정한 움직임의 오차를 평가하기 위하여 RMSE (Root Mean Square Error)를 사용하였다. 그리고 Horn과 Schunck의 방법, Nagel과 Enkelmann의 방법 그리고 제안한 방법은 모두 반복회수를 200으로 고정하고 실험하였다.

실험영상 1은 직육면체 두개의 직선 운동 및 회전 운동의 성분을 포함하고 있다.

표 1. 실험 영상 1에 대한 움직임추정 결과 비교 (RSME)

Table 1. Comparison of motion estimation results for the test image 1. (RMSE).

방법 (dx, dy, dθ)	Horn과 Schunck	Nagel과 Enkelmann	Paquin과 Dubois	제안한 방법
(3, 3, 0)	0.20	0.16	0.15	0.14
(5, 5, 0)	0.38	0.35	0.39	0.33
(5, 0, 0)	0.31	0.28	0.29	0.26
(2, 2, 2)	0.20	0.18	0.21	0.16
(2, 2, 5)	0.26	0.24	0.28	0.25
(2, 2, 8)	0.40	0.37	0.45	0.35

표 1은 실험 영상 1에 대한 움직임의 양을 변화시키면서 Horn과 Schunck의 방법, Nagel과 Enkelmann의 방법, Paquin과 Dubois의 방법 그리고 제안한 방법에 대한 실험결과이다. 여기서 움직임 양 (dx, dy, dθ)는 각각 x 축, y 축으로 직선운동한 화소의 양이며 중심을 기준으로 회전한 각도이다. 기존의 방법에 비하여 움직임 추정이 효과적임을

보여준다. 표 2는 실험 영상 2에 대한 실험 결과를 RMSE로 나타내었다. 움직임이 커질 경우 기존의 방법에 비하여 좋은 결과를 보이고 있다.

표 2. 실험 영상 2에 대한 움직임추정 결과 비교 (RMSE)

Table 2. Comparison of motion estimation results for the test image 2. (RMSE)

방법 (dx, dy, dθ)	Horn과 Schunck	Nagel과 Enkelmann	Paquin과 Dubois	제안한 방법
(3, 3, 0)	0.23	0.20	0.18	0.17
(5, 5, 0)	0.40	0.38	0.42	0.36
(5, 0, 0)	0.33	0.30	0.31	0.28
(2, 2, 2)	0.23	0.22	0.23	0.19
(2, 2, 5)	0.28	0.26	0.31	0.28
(2, 2, 8)	0.43	0.40	0.42	0.39

그림 7은 반복회수에 따른 수렴정도를 보이는 것으로 실험 영상 2의 경우에 움직임이 (2, 2, 2)인 경우이다. 기존의 방법에 비하여 초기 움직임 추정에 의하여 빠른 수렴특성을 가짐을 알 수 있다. 여기서 Paquin과 Dubois의 방법은 반복법이 아니므로 제외하였다.

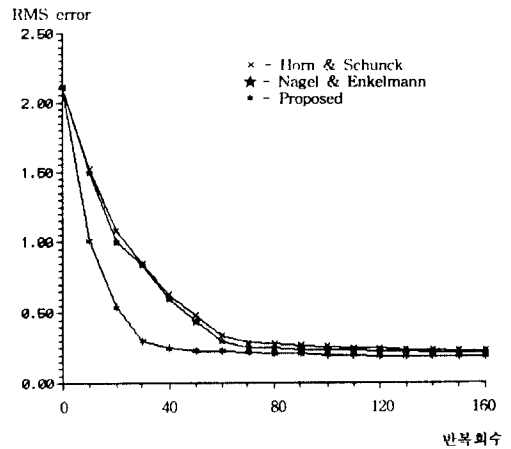
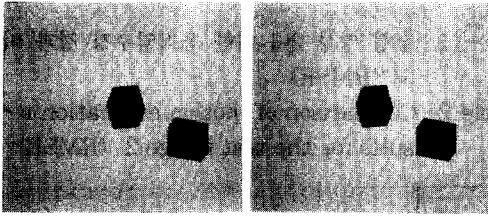


그림 7. 실험영상 2에서 반복 회수에 따른 움직임 추정오차의 수렴 ((dx, dy, dθ) = (2, 2, 2))

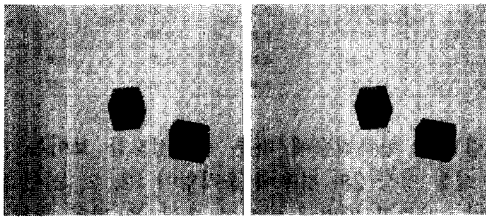
Fig. 7. Convergence of the motion estimation error with the test image 2. ((dx, dy, dθ) = (2, 2, 2))

그림 8은 실험영상 1에 대한 기존의 방법과 제안한 방법의 움직임 추정결과이다. 그림에서 보듯이 기존

의 방법과 비교하여 경계부분에서 움직임의 잘못된 전파가 없고 움직임의 연속성이 큼을 알 수 있다.



(a) Horn과 Shunck (b) Nagel과 Enkelmann



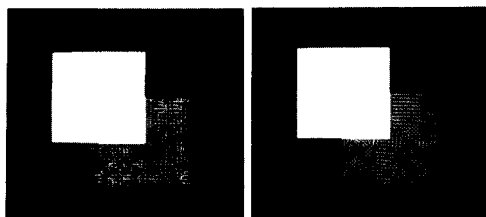
(c) Paquin과 Dubois (d) 제안한 방법

그림 8. 실험영상 1에 대한 움직임 추정 결과 비교 $((dx, dy, d\theta) = (2, 2, 7))$

Fig. 8. Comparison of motion estimation results for the test image 1. $((dx, dy, d\theta) = (2, 2, 7))$



(a) Horn과 Shunck (b) Nagel과 Enkelmann



(c) Paquin과 Dubois (d) 제안한 방법

그림 9. 실험영상 2에 대한 움직임 추정 결과 비교

$$((dx, dy, d\theta) = (0, 0, 5))$$

Fig. 9. Comparison of motion estimation results for the test image 2. $((dx, dy, d\theta) = (0, 0, 5))$

그림 9는 실험영상 2에 대한 기존의 방법과 제안한 방법에 움직임 추정결과이다. 제안한 방법이 기존의 방법에 비교하여 회전 움직임을 효과적으로 추정함을 보여준다. 그러나 제안한 방법도 다른 방법에서와 같이 현재 영상에서 없어지는 부분에서 좋은 결과를 주지 못함을 볼 수 있다.

표 3과 4는 합성영상에 가산형 Gaussian 불규칙 잡음을 합한 양에 따른 실험결과이다. 여기서 이전 영상과 현재 영상에 각각 독립적으로 잡음을 섞어 실험하였다.

표 3. 가산형 가우시안 잡음레벨에 따른 실험영상 1에 대한 움직임 추정 결과 비교 (RMSE, $(dx, dy, d\theta) = (2, 2, 2)$)

Table 3. Comparison of motion estimation with varying additive Gaussian noise levels for the test image 1 (RMSE, $(dx, dy, d\theta) = (2, 2, 2)$)

방법	Horn과 Schunck	Nagel과 Enkelmann	Paquin과 Dubois	제안한 방법
표준편차 2	0.23	0.21	0.25	0.18
5	0.30	0.28	0.33	0.25
8	0.35	0.31	0.38	0.30

표 4. 가산형 가우시안 잡음레벨에 따른 실험영상 2에 대한 움직임 추정 결과 비교 (RMSE, $(dx, dy, d\theta) = (2, 2, 2)$)

Table 4. Comparison of motion estimation with varying additive Gaussian noise levels for the test image 2 (RMSE, $(dx, dy, d\theta) = (2, 2, 2)$)

방법	Horn과 Schunck	Nagel과 Enkelmann	Paquin과 Dubois	제안한 방법
표준편차 2	0.25	0.24	0.27	0.20
5	0.33	0.31	0.35	0.28
8	0.39	0.35	0.42	0.33

표 3은 실험 영상 1에서 움직임이 $(2, 2, 2)$ 인 경우이고, 표 4는 실험영상 2에서 움직임이 $(2, 2, 2)$ 인 경우이다. 본 방법에서는 잡음에 영향을 많이 받는 미분값을 적응적으로 구함으로써 움직임 추정값이

잡음에 영향을 덜 받음을 알 수 있다. 그러나 잡음이 커질 경우에는 좋지 않은 특성을 볼 수 있다. 그러나 제안한 방법이 기존의 방법에 비하여 좋은 결과를 낼 수 있다.

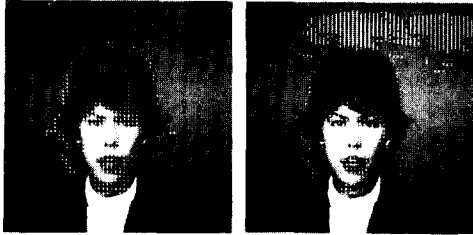
10(d)는 모듈의 효과적 결합을 통하여 본 방법이 불연속점에서 움직임의 잘못된 전파가 적고, 움직이던 한 물체에서의 움직임의 연속성이 좋음을 보여준다.

V. 결론

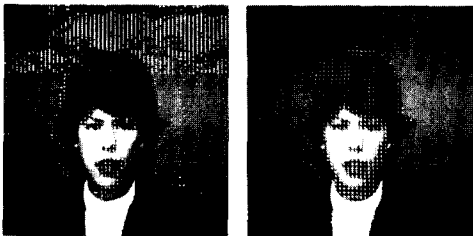
본 논문에서는 물체를 고려한 이완 특징 정합법을 이용하여 직선운동과 회전을 효과적으로 추정하였다. 또한 기존의 가중치 평균을 구하는 것이 Perona와 Malik에 의하여 제안된 이방적 확산방법을 움직임을 구하는 식에 적용하여 얻은 결과가 같음을 보이고, 이 개념을 한 물체라고 생각되는 영역으로만 전파하는 방법을 제안하였다. 그리고 이방적 영상 평활화 과정과 반복적 움직임 추정과정을 효과적으로 결합하여, 제한적 회전을 고려한 이방적 전파특성을 갖는 반복적 향상기법을 제안하였다. 또한 잡음에 덜 영향을 받게하기 위하여 영상 공간 미분값을 적응적으로 결정하였다. 본 논문에서는 제안한 방법이 기존의 방법에 비교하여 효과적임을 보였다.

앞으로의 과제는 잡음에 덜 민감한 optical flow 움직임 추정기법에 관한 연구이다. 또 한 점단위의 움직임 추정과 반복적인 계산과정으로 인하여 계산시간이 많은 점을 해결해야 할 것이다.

參考文獻



(a) Horn과 Shunck (b) Nagel과 Enkelmann



(c) Paquin과 Dubois (d) 제안한 방법

그림 10. 실영상의 움직임 추정결과 비교
Fig. 10. Comparison of motion estimation results for real sequences.

그림 10은 352 × 288 크기의 Clair 영상 첫번째와 두번째 영상에 대한 기존의 방법과 제안한 방법에 의한 움직임 추정결과이다. 여기서는 실제의 움직임을 알 수 없으므로 기존의 방법과 비교하기 위하여,

$$E_{error} = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} |E_{pres}(x+u(x,y), y+v(x,y)) - E_{pre}(x,y)| \quad (32)$$

을 오차로 정의하였다. 여기서 E_{pres} 와 E_{pre} 는 각각 현재영상과 이전영상을 나타낸다. 위 측정 척도는 이전 영상에서 움직임에 의하여 예측한 영상과 실제의 현재 영상 사이에 오차를 계산한 식이다. Horn과 Schunck에 의한 방법은 42.6dB이고 Nagel과 Enkelmann에 의한 방법은 42.7dB이며 Paquin과 Dubois에 의한 방법은 40dB이고, 제안한 방법은 43.1dB이다. 실제로 움직임에 의해서만 밝기값이 변화하는 것이 아니므로 식 (32)에 의한 측정은 실제의 움직임의 정확도를 측정한다고 볼 수 없다. 그림

[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] W. N. Martin and J. K. Aggarwal, Eds., *Motion Understanding*, Kluwer Academic, pp. 189-226, 1988.

[5] 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.
- [6] 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.
- [7] S. M. Haynes and R. Jain, "Detection of moving edges." *Comput. Vision, Graphics, Image Process.*, vol. 21, no. 3, pp. 345-367, Mar. 1983.
- [8] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining optical flow." *Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- [9] 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.
- [10] F. C. Glazer, *Hierarchical Motion Detection*, Ph. D. dissertation, Dept. of Computer and Information Science, University of Massachusetts, Feb. 1987.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] E. C. Hildreth, *The Measurement of Visual Motion*, The MIT Press, Cambridge Massachusetts, 1984.
- [15] 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.
- [16] M. Bertero, T. A. Poggio, and V. Torre, "Ill posed problems in early vision." *Proc. IEEE*, vol. 76, no. 8, pp. 869-889, Aug. 1988.
- [17] A. N. Tikhonov and V. Y. Arsenin, *Solution of Ill Posed Problems*, John Wiley & Sons, pp. 45-94, 1977.
- [18] D. Lee, "Some computational aspects of low level computer vision." *Proc. IEEE*, vol. 76, no. 8, pp. 890-898, Aug. 1988.
- [19] 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.
- [20] J. Aisbett, "Optical flow with an intensity weighted smoothing." *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI 11, no. 5, pp. 512-522, May 1989.
- [21] C. Schnörr, "Computation of discontinuous optical flow by domain decomposition and shape optimization." *Int. Journ. Computer Vision*, vol. 8, no. 2, pp. 153-165, Aug. 1992.
- [22] J. J. Clark and A. L. Yuille, *Data Fusion for Sensory Information Processing Systems*, Kluwer Academic, 1990.
- [23] R. A. Hummel and S. W. Zucker, "On the foundations of relaxation labeling processes." *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI 5, no. 3, pp. 267-287, Sep. 1985.
- [24] K. E. Price, "Relaxation matching techniques A comparison." *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI 7, no. 5, pp. 617-623, Sep. 1985.
- [25] S. German and D. Geman, "Stochastic

relaxation, Gibbs distributions, and the
Bayesian restoration of images." *IEEE*
Trans. Pattern Anal. Machine Intell.,

vol. PAMI 6, no. 6, pp. 721-741, Nov.
1984.

著者紹介

沈 東 圭(準會員) 第 30卷 B編 第 4號 參照
현재 서강대학교 석사과정 재학중

朴 來 弘(正會員) 第 23卷 第 6號 參照
현재 서강대학교 전자공학과 교수