

논문 2009-46CI-1-14

국소적 위상기반 어파인 모델을 이용한 강인한 카메라 움직임 추정

(Robust Estimation of Camera Motion Using A Local Phase Based
Affine Model)

장 석 윤*, 윤 창 용*, 박 민 용*

(Sukyoon Jang, Changyong Yoon, and Mignon Park)

요 약

동영상에서 시공간상 일정한 위상을 갖는 윤곽선을 정합시켜 물리적 공간에서의 동일한 위치를 추적하는 방법은 명암이 일정한 윤곽선을 정합시키거나 일정한 명암을 전체로 추적하는 방법에 비해 정확성이 높고 조명조건에 대해 안정된 특성이 있다. 본 논문에서는 이러한 성질을 이용하여 조명변화와 노이즈에 강인하게 카메라의 움직임을 추정하는 기법을 소개한다. 우선, 가버 필터뱅크를 사용하여 공간적으로 여과된 연속영상으로부터 계산된 위상의 크기를 기반으로 필터의 방향과 수직인 곳의 광류를 구한 후, 최소제곱법을 적용하여 어파인 모델에 상응하는 카메라의 움직임 파라미터를 구한다. 실험을 통하여 이러한 방법은 조명조건 변화의 변화를 야기하는 디스플레이 기기를 피사체로 하여 카메라의 위치변화를 추정하는 방식의 영상기반 포인팅 디바이스에도 적용될 수 있음을 보인다.

Abstract

Techniques for tracking the same region of physical space with the temporal sequences of images by matching the contours of constant phase show robust and stable performance in relative to the tracking techniques using or assuming the constant intensity. Using this property, we describe an algorithm for obtaining the robust motion parameters caused by the global camera motion. First, we obtain the optical flow based on the phase of spacially filtered sequential images on the region in a direction orthogonal to orientation of each component of gabor filter bank. And then, we apply the least squares method to the optical flow to determine the affine motion parameters. We demonstrate that proposed method can be applied to the vision based pointing device which estimate its motion using the image including the display device which cause lighting condition varieties and noise.

Keywords : Local Phase Based, Gabor Filter, Optical Flow, Affine Model, Pointing Device

I. 서 론

공간에서 주변 물체와 카메라의 상대적인 움직임을 해석하기 위해 동영상에서 각 화소의 이동 속도장으로 구성된 광류(optical flow)를 분석하는 방법은 목표물의

인식과 움직임의 추적에 관련된 컴퓨터 비전 응용 시스템에 널리 이용되고 있다. 특히, 휴먼 컴퓨터 인터랙션(HCI) 분야에서는 카메라가 장착된 입력장치로부터 동영상의 움직임을 계산하여 3차원 공간에서의 포인팅 디바이스에 적용하기 위한 연구^[1~3]가 활발하다. 자이레이션 사의 에어 마우스^[4], 닌텐도 사의 위 리모트^[5] 등 상용화된 제품도 선보이고 있지만, 자이로 센서를 기반으로 하는 에어 마우스는 평행이동에 대한 감지가 불가능하고 3방향 가속센서와 적외선 영상 이미지를 함께 이용하는 위 리모트는 별도의 센서바(sensor bar) 시스템을 추가 설치해야 하는 등 개선의 요소가 다분하기 때문에 비전기반의 입력장치에 대한 연구도 계속되고 있

* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과 지능제어시스템 연구실

(ICS Lab, Dept. of Electrical and Electronic Eng., Yonsei University)

※ 본 연구는 한국과학재단의 특정기초연구사업의 연구비 지원에 의하여 수행되었음.

(R01-2006-000-11016-0)

접수일자: 2008년9월4일, 수정완료일: 2009년1월5일

다. 본 논문에서는 이와 관련되어 카메라를 모니터나 TV 등의 디스플레이 기기를 향하여 움직였을 때 얻어지는 동영상의 중심으로 카메라의 움직임을 알아내는 방법을 다룬다.

일반적으로 디스플레이기기가 포함된 영상에서는 화면에 의한 조명효과와 동영상에 의한 광류의 발생 등으로 조명조건이 변하고 카메라의 움직임과 상관없는 광류의 간섭이 자주 발생하는데 이러한 환경에서 안정적으로 카메라의 움직임을 알아내는 데에는, 현재 일반적으로 이용되고 있는 명암기반의 움직임 추정방법으로는 한계가 많다. 최근에는 블록 정합방법^[6], 반복적 최소제곱법을 이용하는 방법^[7], 퍼지논리를 이용한 통계적 방법^[8] 등 다양한 접근을 통해 움직임 추정의 정확성과 안정성을 향상시키려는 연구가 이어지고 있으나 대부분 일정한 명암 조건을 전제로 하는 방식이다. 현재 광류를 구하는데 근간이 되며 가장 널리 이용되고 있는 방법은 Lucas-Kanade 알고리즘^[9]으로 속도가 빠르고 노이즈에 강하며 간단하여 실시간 실행이 필요한 곳에 사용하기에 유리한 것으로 알려져 있다. 하지만, 명암분포가 평탄한 영역에서의 계산이 어렵고 기본적으로 명암 경사(gradient) 기반의 광류 계산 방법이 기 때문에 인접 픽셀과 함께 이동하는 작은 범위의 움직임에 대해서만 계산이 가능하다는 한계를 극복하기 위해 피라미드식의 계층적 형태로 해상도를 낮은 단계에서부터 높은 단계로 조정하여 각 단계마다 광류를 계산하는 방법이 이용되고 있는데^[10], 이 때문에 실질적인 계산량이 많은 편이며 명암이 일정하지 않으면

오류를 유발할 가능성이 커서 명암이 수시로 변하는 디스플레이를 피사체로 하여 동작하는 포인팅 디바이스로 사용하기 곤란하다.

반면에, 대역통과필터를 거친 영상신호의 공간적 위상 분포는 명암의 절대적 크기에 비해 조명변화와 기하학적 변형의 영향을 덜 받으며 위치함수를 선형적으로 표현할 수 있는 장점이 있어서 영상 정합기술과 동영상에서의 광류계산에 이용되고 있다^[11]. 즉, 조명조건 변화는 영상에서 명암분포의 변화로 나타나기 때문에 영상을 특정한 공간적 주파수 범위에서 위상성분을 추출하여 이를 기반으로 광류를 구하면 조명조건 변화에 따른 왜곡을 크게 줄일 수 있다. 그러나, Lucas-Kanade 알고리즘에 비해 복잡하여 구현이 어렵고 여러 가지 파라미터에 대한 최적화 작업이 선행되어야 하는 불편함이 존재하며 그동안 실시간처리를 요하는 분야의 응용 연구에 사용된 예가 적은편이다.

본 논문에서는 이와 같이 국소적 위상에 기반을 둔 광류(Optical flow)를 계산하고 이로부터 어파인 모델(Affine model)에 근거한 움직임 파라미터를 구함으로써 기존의 일정한 명암조건을 근거로 계산한 카메라의 움직임 해석방법^[6~8]에 비해 안정되고 조명조건에 대해 강인한 움직임 파라미터를 얻을 수 있는 방법과 실험결과를 제시한다.

II. 국소적 위상기반 광류 모델

영상에 위상개념을 도입하여 광류를 구하는 기본 원

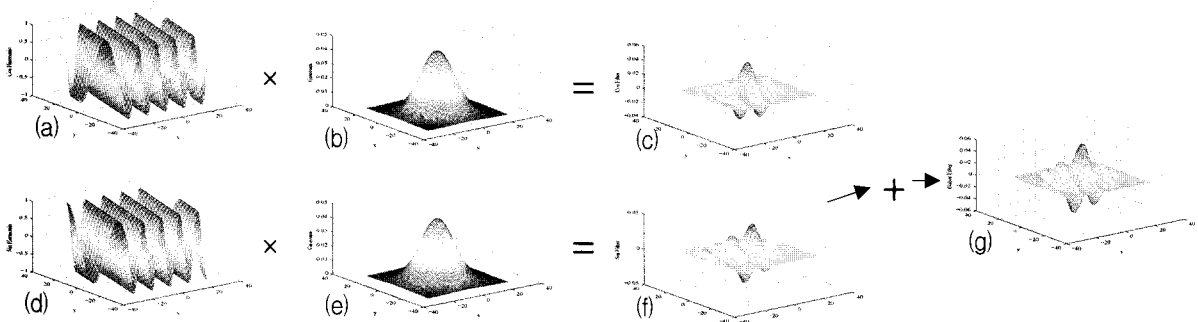


그림 1. 입체그래프를 통해 재구성한 가버 필터의 구조: (a) 여현 조화함수, (d) 정현 조화함수, (b)(e) 가우시안 함수, (c) 여현 조화함수와 가우시안 함수의 곱에 의한 여현 필터, (f) 정현 조화함수와 가우시안 곱에 의한 정현 필터, (g) 여현 필터와 정현 필터의 결합에 의한 가버 필터

Fig. 1. The architecture of Gabor filter shown by 3D graph : (a) cosine harmonic function, (d) sine harmonic function, (b)(e) Gaussian function, (c) cosine filter made by product of cosine harmonic and Gaussian function, (f) sine filter made by product of sine harmonic and Gaussian function, (g) Gabor filter made by cosine and sine filter.

리는 일정한 위상을 갖는 윤곽선에 대한 시간적 추이를 구하는 것이다^[12]. 이차원 공간 $p = (x, y)^T \in R^2$ 에서 특정한 방향에 대한 공간적 위상을 구하기 위해 사용되는 가버 필터는 식(1)과 같이 가우시안 함수와 조화함수(Harmonic function)의 곱으로 표현된다.

$$G(p) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{\|p\|^2}{2\sigma^2}} e^{-iwp} \quad (1)$$

여기서 σ 는 필터의 주파수를 결정하는 가우시안 포락선 파라미터이며 $w = (w_x, w_y)$ 는 필터의 방향을 결정하는 파라미터이다. 가버 필터는 식(2)-(3)과 같이 특정한 방향에 대하여 여현(cosine)성분에 의한 우함수와 정현(sine)성분에 의한 기함수로 나뉘어 직교쌍을 이루고 있다.

$$G_{even}(p) = \frac{1}{\sigma} \cos(wp) e^{-\frac{\|p\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

$$G_{odd}(p) = \frac{1}{\sigma} \sin(wp) e^{-\frac{\|p\|^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

그림 1은 특정한 σ 와 ω_x, ω_y 값에 대하여 정현과 여현성분으로 각각 분리된 조화함수에 가우시안 함수를 곱한 모습과 두 함수가 결합된 가버 함수의 모습을 차례로 3차원 그래프를 이용하여 나타낸 것이다.

입력영상을 $I(x, y)$ 라고 하면, 가버 필터에 대한 응답은 이차원 컨벌루션(convolution) 연산으로 얻을 수 있으며, 식(4)와 같이 응답특성에 따라 우함수부분 $C(p)$ 과 기함수 부분 $S(p)$ 으로 나눌 수 있다.

$$R(p) = (I * G)(p) = C(p) + iS(p) \quad (4)$$

그림 2에서 (a)(b)는 카메라 자체의 움직임이 있는 상태에서 촬영된 동영상중 임의의 연속된 두 샘플 프레임이고, (c)(d)는 각각 (a)와 (b)의 입력영상과 가버 필터의 우함수와의 컨벌루션 연산 결과에 의한 $C(p)$ 영상을 보이고 있으며, (e)(f)는 (a)와 (b)의 입력영상에 대한 기함수와의 컨벌루션 결과인 $S(p)$ 영상을 보이고 있다. 위상 $\phi(\phi \in [-\pi, \pi])$ 은 식 (5)를 통해 구할 수 있는데, 그림 2에서 (a)와 (b)에 대한 위상 윤곽선 영상을 (g)-(h)에 나타내었다.

$$\phi(p) = \tan^{-1} \frac{S(p)}{C(p)} \quad (5)$$

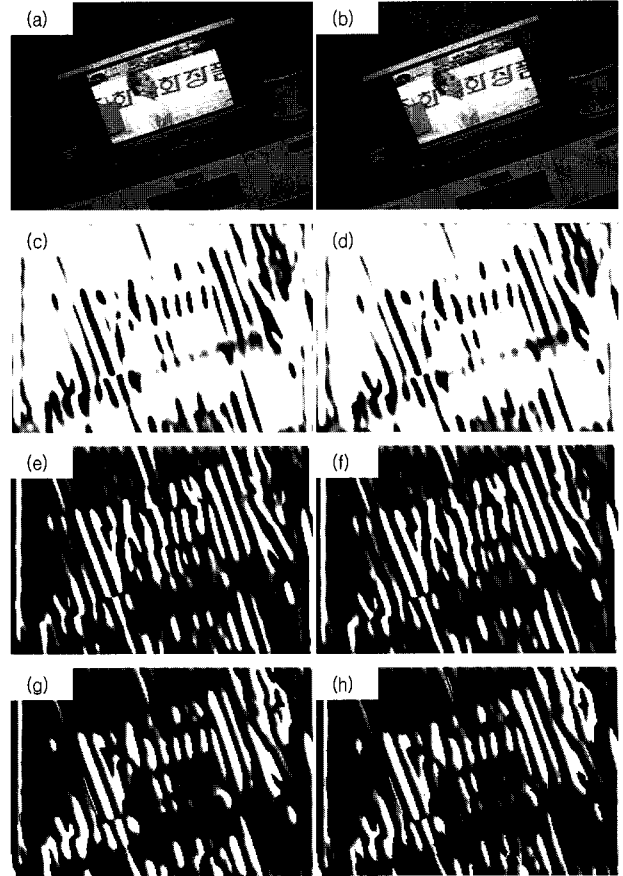


그림 2. (a)(b) 입력영상, (c)(d) 가버필터의 우함수 부분과 a,b 영상의 컨벌루션에 의한 윤곽선 영상 (e)(f) 가버필터의 기함수 부분과 a,b 영상의 컨벌루션에 의한 윤곽선 영상 (g)(h) a,b에 대한 위상(ϕ) 윤곽선 영상

Fig. 2. (a)(b) Input sequential images, (c)(d) Contour lines made by convolution of the even part of Gabor filter with the a,b images, (e)(f) Contour lines made by convolution of the odd part of Gabor filter with the a,b images, (g)(h) Contour lines of phase(ϕ) from the a,b images.

그림을 통해 확인할 수 있듯이, 이러한 윤곽선 영상은 σ 와 ω 파라미터값의 설정에 따라 좌우되는 방향과 주파수를 중심으로 한 윤곽선 영상임을 알 수 있다. 그래서, 서로 다른 여러 방향과 주파수를 가지고 위상 윤곽선을 구해보면 그림 3과 같이 다양한 응답을 얻을 수 있다. 그림 3의 상단 4개의 영상은 일정한 ω 에 대하여 오른쪽으로 갈수록 σ 값을 점점 감소시켜 점점 더 높은 주파수를 보이는 위상 윤곽선 영상이며 하단 4개의 영상은 반대로 일정한 σ 에 대하여 ω 값을 변화시켜 방향을 서로 다르게 설정한 결과에 따른 위상 윤곽선 영상이다.

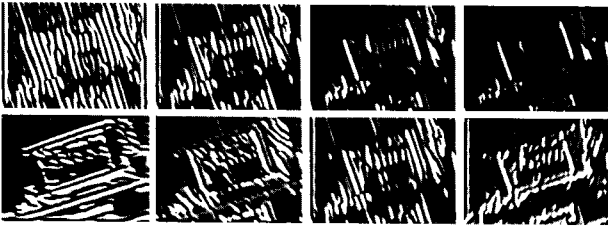


그림 3. σ 와 ω 파라미터에 의한 윤곽선의 주파수와 방향의 변화
 Fig. 3. The frequencies and directions of contour lines which are dependent upon the parameter σ and ω .

본 논문의 실험에서는 서로 다른 두 가지의 주파수를 가지고 10개로 등분된 방향에 대한 파라미터 값들로 구성된 필터뱅크를 이용하였다. 이렇게 하여 얻어진 위상을 가지고 매 프레임에서 일정한 상수 값을 갖는 점 $\phi(p, t) = c$ 를 추적하기 위해 식(6)과 같은 위상의 경사도 조건을 간략화한 선형모델^[12~13]을 도입한다.

$$\nabla \phi \cdot v + \phi_t = 0 \tag{6}$$

여기서 $\nabla = (\delta/\delta x, \delta/\delta y)^T$ 이고 $\phi_t = \frac{\delta \phi}{\delta t}$ 이며 $v = (v_x, v_y)$ 는 광류를 의미한다. 위와 같은 선형 모델이 일정한 오차범위 내에서 성립하는 위치에서 상수 c 값에 대한 성분 속도 v 는 식 (7)을 이용하여 간략화 할 수 있다.

$$v = \frac{-\phi_t(p)}{(w_x^2 + w_y^2)} w \tag{7}$$

실제 프로그램으로 구현할 때에 ϕ_t 는 이전 프레임의 ϕ 에서 현재프레임의 ϕ 를 뺀셈 연산하였다. 이러한 과정을 통하여 구한 광류를 원본 영상과 중첩하여 그려보면 그림 4와 같다.

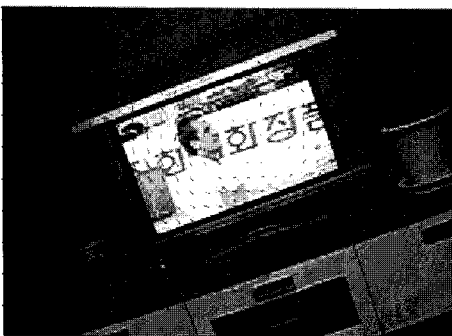


그림 4. 국소적 위상기반의 광류
 Fig. 4. A local phase based optical flow

III. 국소적 위상 기반 어파인 모델

비디오 화면에 영향을 주는 카메라의 움직임은 일반적으로 그림 5에서와 같이 수평이동(Horizontal translation), 수직이동(Vertical translation), 달링(Dollying), 틸팅(Tilting), 패닝(Panning), 회전(Rolling), 줌잉(Zooming) 등의 7가지 동작으로 구분되고 있지만^[14], 디스플레이 기기 앞에서 움직이는 카메라를 포인팅 디바이스로 이용하는 경우에는 수평이동과 패닝, 수직이동과 틸팅, 달링과 줌잉 동작이 각각 같은 효과를 나타내기 때문에 여기서는 카메라의 움직임을 수직이동, 수평이동, 회전, 달링의 4가지 중 하나의 움직임 또는 이들의 조합으로 단순화하여 카메라의 움직임을 구분하고 움직임의 크기를 결정한다.

카메라가 다양하게 움직일 경우 촬영된 동영상으로부터 얻어낸 위상 기반의 광류 데이터의 형태도 그에 따른 몇 가지 패턴을 보이게 되는데, 이것을 어파인 움직임 모델^[15]에 적용하면 파라미터의 값을 이용해 카메라의 동작을 추정할 수가 있다. 어파인 움직임 모델은 식 (8)과 같이 간단하게 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_5 \\ a_6 \end{bmatrix} \tag{8}$$

여기서 $a = [a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6]$ 는 어파인 모델의 파라미터로서 식 (9)와 같은 관계가 있다.

$$a_1 = \frac{\partial v_x}{\partial x}, a_2 = \frac{\partial v_x}{\partial y}, a_3 = \frac{\partial v_y}{\partial x}, a_4 = \frac{\partial v_y}{\partial y} \tag{9}$$

또한, $[a_5, a_6]^T$ 벡터는 각각 x 와 y 축 방향으로의 평행이동을 의미하는 것임을 쉽게 알 수 있고, 회전(rotation)을 구하기 위한 식 (10)과 발산(divergence)을 구하기 위한 식 (11)을 이용하면 a_1, \dots, a_4 에 대한 움직임 해석도 가능하다.

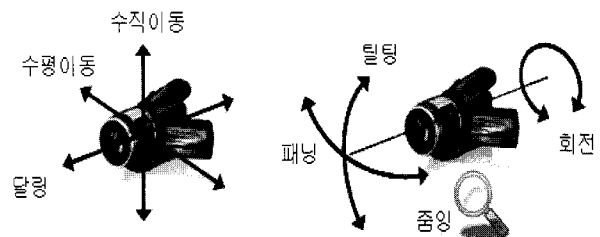


그림 5. 카메라 움직임의 일반적인 분류
 Fig. 5. General classification of camera motion.

표 1. 어파인 파라미터에 의한 카메라 움직임 해석
Table 1. Camera motion analysis by affine parameters

움직임	판별식	움직임 방향
회전	$a_3 - a_2 > 0$	시계방향
	$a_3 - a_2 < 0$	반시계방향
달링	$a_1 + a_4 > 0$	접근(In)
	$a_1 + a_4 < 0$	후퇴(Out)
수평이동	$a_5 > 0$	오른쪽
	$a_5 < 0$	왼쪽
수직이동	$a_6 > 0$	위쪽
	$a_6 < 0$	아래쪽

$$\text{rot}(v) = \frac{\partial v_x}{\partial y} - \frac{\partial v_y}{\partial x} = a_3 - a_2 \quad (10)$$

$$\text{div}(v) = \frac{\partial v_x}{\partial x} + \frac{\partial v_y}{\partial y} = a_1 + a_4 \quad (11)$$

부호를 고려한 움직임을 전체적으로 정리해 보면 표 1과 같다. 여기서, 움직임 방향은 영상 내에서 피사체의 이동방향을 기준으로 정하였다. 한편, 광류(v_x, v_y)는 단위 시간당 공간적 위치의 변화를 나타내는 속도의 개념이지만, 단위 시간을 프레임간의 간격으로 보고 프레임이 일정한 시간 간격으로 재생된다면, 식 (12)와 같이 해석할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x^1 \\ y^1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x^0 \\ y^0 \end{bmatrix} \quad (12)$$

여기서 (x^1, y^1)는 (x^0, y^0)의 다음 프레임에서의 위치를 나타낸다. 어파인 파라미터를 다시 (x^1, y^1)에 대해 정리하면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} x^1 \\ y^1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 + 1 & a_2 \\ a_3 & a_4 + 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x^0 \\ y^0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_5 \\ a_6 \end{bmatrix} \quad (13)$$

주어진 광류 벡터를 n개의 (x_i^1, y_i^1)과 (x_i^0, y_i^0) ($i=1,2,\dots,n$)의 쌍으로 나누고 이로부터 6개의 어파인 파라미터를 구하기 위해 프레임 내에서 측정된 모든 광류 벡터에 대하여 식 (14)을 통해 계산되는 오차함수의 값을 최소화하는 어파인 파라미터를 결정한다. 즉, a 는 식 (15)과 같이 Err을 최소로 하는 최소제곱법(least squares method)을 이용하여 구할 수 있다.

$$\text{Err} = \sum_{i=1}^n (x_i^1 - a_1 x_i^0 - a_2 y_i^0 - a_5 - x_i^0)^2 + \sum_{i=1}^n (y_i^1 - a_3 x_i^0 - a_4 y_i^0 - a_6 - y_i^0)^2 \quad (14)$$

$$a = \arg \min_{a_j(j=1,\dots,6)} \text{Err}(a_j) \quad (15)$$

IV. 실험결과

본 논문에서는 위상을 기반으로 하는 어파인 모델의 동작성을 평가하는데 실용성에 초점을 맞추기 위해 인위적으로 세팅하지 않은 일반적인 실내 환경에서 288×208의 저해상도로 촬영한 동영상상을 이용하여 모의 실험을 실시하였다. 보통의 가정 내 거실에서 흔히 볼 수 있는 환경으로 방송중인 32인치 TV화면을 대상으로 카메라의 회전, 달링, 패닝 및 수평이동, 틸팅 및 수직이동 등의 움직임을 가지고 촬영한 후 얻어진 동영상상을 이용해 제안된 알고리즘에 적용해 보았다. 먼저 각각의 움직임 별로 구분된 입력 동영상 중에서 임의로 샘플링한 2개의 연속된 영상과 이로부터 얻어진 위상 윤곽선을 이용한 광류를 그림 6부터 13에 나타내었다.

계산된 광류 벡터들을 (x_i^1, y_i^1)과 (x_i^0, y_i^0)의 형태로



그림 6. 시계방향 회전 움직임과 광류
Fig. 6. Clockwise rotation and optical flow.



그림 7. 반시계방향 회전 움직임과 광류
Fig. 7. Counter-clockwise rotation and optical flow.



그림 8. 접근 움직임과 광류
Fig. 8. Dolly in and optical flow.

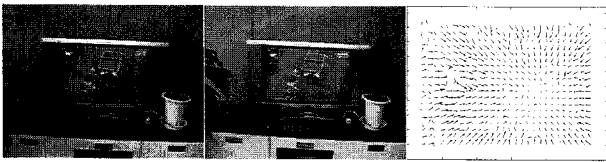


그림 9. 후퇴 움직임과 광류
Fig. 9. Dollying out and optical flow.

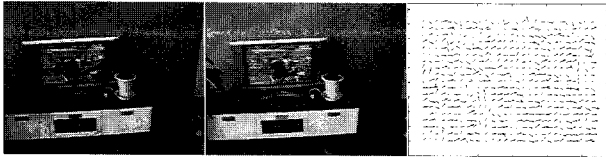


그림 10. 오른쪽 수평이동 움직임과 광류
Fig. 10. Rightward translation and optical flow.



그림 11. 왼쪽 수평이동 움직임과 광류
Fig. 11. Leftward translation and optical flow.



그림 12. 위쪽 수직이동 움직임과 광류
Fig. 12. Upward translation and optical flow.



그림 13. 아래쪽 수직이동 움직임과 광류
Fig. 13. Downward translation and optical flow.

만들어, 각 움직임 별로 최소제곱법을 이용하여 어파인 파라미터를 구하고 이를 $\{a_1, \dots, a_6\}$ 의 순서대로 정리해보면 다음과 같다.

α (그림6)
 $= \{0.0032, -0.0220, 0.0253, -0.0033, -2.4963, 3.7498\}$
 α (그림7)
 $= \{-0.0022, 0.0113, -0.0124, -0.0012, 1.4577, -1.4105\}$
 α (그림8)
 $= \{0.0240, -0.0051, 0.0031, 0.0377, -3.4243, -3.1925\}$
 α (그림9)

$= \{-0.0172, -0.0018, -0.0001, -0.0209, 3.0731, 2.1578\}$
 α (그림10)
 $= \{0.0020, -0.0016, -0.0042, -0.0018, 1.7491, 0.5576\}$
 α (그림11)
 $= \{0.0005, 0.0023, 0.0023, 0.0003, -3.6970, -0.3714\}$
 α (그림12)
 $= \{0.0004, -0.0039, -0.0018, -0.0038, 0.2837, 2.7002\}$
 α (그림13)
 $= \{-0.0008, 0.0022, 0.0014, -0.0023, 0.0395, -2.4892\}$

위에서 촬영된 영상들은 카메라를 손에 쥐고 움직이면서 얻어낸 결과이기 때문에 여러 움직임들이 조금씩 복합되어 있고 광류 계산에 있어서 실제의 움직임과 다른 방향으로 계산된 벡터들이 포함되어 있기 때문에 어파인 파라미터도 미세한 값에서는 다소 복잡한 형태로 나타나고 있으나, 일정한 임계값 이하의 작은 값을 무시하면 카메라에 의한 전역적 움직임(global motion)을 해석하는 데는 큰 무리가 없는 수준이다. 위의 데이터를 근거로 하여 움직임을 판단해 보면 표 2와 같이 정리할 수 있다. a_1 - a_4 에서는 0.001미만, a_5 - a_6 에서 ± 1 이 내의 작은 값을 배제하였다.

표 2. 어파인 모델에 의한 카메라움직임 판단
Table 2. Decision on camera motion by affine parameters.

그림	판별	시계방향회전 + 좌상향이동
6	판별	$a_3 - a_2 > 0, a_5 < -1, a_6 > 1$
	근거	$a_3 - a_2 > 0, a_5 < -1, a_6 > 1$
7	판별	반시계방향회전 + 우하향이동
	근거	$a_3 - a_2 < 0, a_5 > 1, a_6 < -1$
8	판별	접근 + 좌하향이동
	근거	$a_1 + a_4 > 0, a_5 < -1, a_6 < -1$
9	판별	후퇴 + 우상향이동
	근거	$a_1 + a_4 < 0, a_5 > 1, a_6 > 1$
10	판별	오른쪽이동
	근거	$a_5 > 1$
11	판별	왼쪽이동
	근거	$a_5 < -1$
12	판별	위쪽이동
	근거	$a_6 > 1$
13	판별	아래쪽이동
	근거	$a_6 < -1$

V. 결론 및 고찰

그 동안 영상 데이터 또는 광류 데이터로부터 카메라의 움직임을 알아내기 위한 연구는 많은 편이지만, 대부분 매 프레임 마다 명암이 일정한 지점을 찾거나 휘도가 변하지 않는다는 전제조건을 가지고 적용한 경우가 대부분이기 때문에, 실제의 조작되지 않은 환경에서 일반 카메라를 이용하여 적용해 보면 전혀 동작하지 않거나 정확성이 크게 떨어지는 경우가 많다. 본 논문에서는 가버필터뱅크를 이용하여 영상의 각 위치마다 서로 다른 주파수 성분과 방향에 대해 위상을 계산하고, 이렇게 하여 얻어진 위상 윤곽선을 근거로 광류 데이터를 계산한 후 어파인 모델을 통해 움직임을 추정하는 방법을 이용하였다. 제안된 방법을 이용하는 경우에는 특징점이 부각되지 않는 일반 동영상에서도 비교적 정확하게 움직임을 판별할 수 있으며 특히, TV나 모니터 화면과 같이 스스로 발광상태가 변화하여 노이즈 요소가 많고 조명조건이 불리한 환경에서도 움직임을 알아낼 수 있다. TV 화면이 포함된 동영상을 이용한 실험에서는 카메라의 회전, 달링, 패닝 및 수평이동, 틸팅 및 수직이동 등으로 구분된 구간에서 제안된 방법으로 어파인 파라미터를 분석하여 이를 토대로 움직임을 추정하여 보았다. 제안된 방법에 의해 판별된 움직임은 실제의 카메라 움직임과 비교적 정확하게 일치하였으며 이러한 성능은 명암 경사 기반의 광류데이터를 이용하는 방법에서는 얻기가 힘들다. 본 논문에서 사용된 방법의 강점은 로봇비전, 무인 카메라 위치제어, 비전기반 포인팅 디바이스와 같은 HCI 분야 등 카메라의 움직임 추정이 중요한 분야에 적용하기 매우 유리할 것으로 보인다.

참고 문헌

- [1] H. Cantzler and C. Hoile, "A novel form of a pointing device," *Proc. Vision, Video and Graphics*, pp.57 - 62, 2003.
- [2] J. Wang, S. Zhai, and J. Canny, "Camera phone based motion sensing: Interaction, techniques, applications and performance study," *UIST'06*, Montreux, Switzerland, pp.101-110, Oct. 2006.
- [3] C. Hand, "A Survey of 3D Interaction Techniques," *Computer Graphics Forum*, pp.269-281, December 1997.
- [4] <http://www.gyration.com>
- [5] <http://wii.nintendo.com>
- [6] S. Jang, M. Pomplun, G. Kim, and H. Choi, "Adaptive robust estimation of affine parameters from block motion vectors," *Image Vision Computing*, Vol.23(14), pp. 1250-1263, 2005.
- [7] Y.R. Huang, C.M. Kuo, and C.L. Kuo, "Efficient global motion estimation algorithm using recursive least squares," *Optical Engineering*, Vol.45(5), May 2006.
- [8] F. Comby and O. Strauss, "Using quasi-continuous histograms for fuzzy main motion estimation in video sequence," *Fuzzy Sets and Systems*, Vol.158(5), pp. 475-495, March 2007.
- [9] B.Lucas and T.Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision," *Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop*, pp.121-130, 1981.
- [10] E. Mémin and P. Pérez, "Hierarchical Estimation and Segmentation of Dense Motion Fields," *IJCV(46)*, No. 2, February 2002, pp. 129-155.
- [11] D. J. Fleet and A. D. Jepson, "Stability of Phase Information," *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 15, No. 12, pp. 1253-1268, 1993.
- [12] D. Fleet and A. Jepson, "Computation of component image velocity from local phase information," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 5(1), pp. 77-104, 1990.
- [13] T. Gautama and M. M. Van Hulle, "A phase-based approach to the estimation of the optical flow field using spatial filtering," *IEEE Trans. Neural Net.*, Vol.13, No.5, pp.1127-1136, 2002.
- [14] M. V. Srinivasan, S. Venkatesh, and R. Hosie, "Qualitative Estimation of Camera Motion Parameters from Video Sequences," *Pattern Recognition*, Vol.30, No. 4, pp.593-606, April 1997.
- [15] B. Jähne and H. Haußecker, *Computer Vision and Applications: A Guide for Students and Practitioners*, Academic Press, pp.382-388, 2000.

저 자 소 개



장 석 윤(정회원)
 1995년 충남대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2000년 충남대학교 의공학과
 석사 졸업.
 2009년 연세대학교 생체공학협동
 과정 박사 졸업.

1995년~1997년 삼성전자 연구원
 2009년 현재 유한대학 컴퓨터제어과
 강의전담교수
 <주관심분야 : 컴퓨터비전, 의용전자, 로봇공학>



윤 창 용(정회원)
 1997년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1999년 연세대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1999년~2005년 LG전자/정보통신
 네트워크 연구소
 선임연구원

2005년~2006년 LG-Nortel 연구소 선임연구원
 2009년 현재 연세대학교 전기전자공학과
 박사과정
 <주관심분야 : 지능제어, 퍼지이론, 컴퓨터비전,
 로봇공학>



박 민 용(정회원)
 1973년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 1977년 연세대학교 전자공학과
 석사 졸업.
 1982년 일본 동경대학교
 전자공학과 박사 졸업

1977년~1982년 동경대학교 의용전자 연구실
 1982년 미국 MIT&BERKELEY 연구소
 2009년 현재 연세대학교 전기전자공학과 정교수
 <주관심분야 : 로보틱스, 의용전자, 퍼지제어>