

OFC 기반 SFM 을 이용한 정확한 광학 흐름 추정

김 중 성^o, 홍 기 상

포항공과대학 전자전기공학부

High Accuracy Optical Flow Estimation using OFC-based SFM

Jong-Sung Kim^o, Ki-Sang Hong

Department of Electronic and Electrical Engineering, POSTECH

kimjs@postech.ac.kr, hongks@postech.ac.kr

요 약

본 논문에서는 영상의 밝기 정보로부터 광학 흐름 및 깊이 정보와 카메라 움직임 추정이 가능한, 새로운 SFM 기반 광학 흐름 추정 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 두 장의 영상 간의 광학 흐름 제약과 순간적인 3 차원 움직임 모델에 기반하며, Variational Method 를 이용하여 불연속성을 보전하는 고밀도 광학 흐름 및 깊이 정보의 추정을 가능하게 한다. 또한 기존의 SFM 알고리즘과 달리, 깊이와 움직임의 초기값 추정을 위한 전처리 과정이나 카메라 내부변수 추정을 위한 Calibration 과정을 필요로 하지 않는다. 합성 영상 및 실 영상을 이용한 실험을 통해서 제안된 광학 흐름 제약 기반 SFM 을 이용한 광학 흐름 추정 방법이 기존의 방법에 비하여 수렴 속도가 빠르고, Aperture 문제를 해결하는데 효율적이면서, 부가적인 정보 없이 카메라 움직임과 일치하는 정확한 광학 흐름 추정이 가능함을 보인다.

1. 서 론

영상에서 관찰되는 물체의 움직임을 분석하거나 구조를 이해하기 위하여 2 차원 및 3 차원 영상 정보를 추출하는 연구는 영상 처리 및 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 문제라 할 수 있다. 이러한 연구를 위하여 영상에서 2 차원 움직임 정보를 추정하는 방법으로서 광학 흐름(optical flow, OF) 추정은 오랫동안 연구되어왔다[1, 2, 4, 9, 10, 14]. 3 차원 정보 중에서 영상 획득에 직접적인 연관이 있는 카메라의 움직임과 영상에서 관찰되는 물체의 깊이 정보가 일반적이라 할 수 있으며, 획득된 2 차원 광학 흐름 또는 영상 연결(Correspondence)로부터 3 차원 정보를 추정하는 SFM(Shape from Motion) 문제는 컴퓨터 비전에서 기본적인 문제이다[3, 5, 12, 13]. 그러나 영상의 밝기 정보만을 이용하여 2 차원 또는 3 차원 정보를 추출하는 문제는 잘 알려진 ill-posed 문제이다. 예를 들면 광학 흐름 추정에서 있어서 Aperture 문제를 들 수 있다. 이 문제를 해결하기 위한 접근 방법으로 Horn-Schunck[1] 방법과 Lucas-Kanade[2] 방법이 있으며, 최근에는 이 두 방법의 장점만을 결합한 CLG(Coupled Local and Global Method[14]) 방법이 제안되었다. 그 외 정확한 광학 흐름 추정을 위해 광학 흐름의 불연속성(Discontinuity)과 물체의 가려짐(Occlusion) 등도 고려되어야 한다[4, 10, 13]. 이렇게 하여 추정된 광학 흐름으로부터 카메라 움직임 정보를 추출하거나 깊이 정보를 얻기 위한 방

법들이 제안되어왔다[5, 13]. 그러나 이러한 방법은 추정된 어떠한 방법으로 2 차원 정보를 추정하였는가에 따라 정확도를 달리하는 문제가 있다. 이러한 문제를 해결하고자 영상의 밝기 정보로부터 직접 3 차원 정보를 추정하기 위한 방법이 있다[3, 6, 11].

본 논문에서는 영상의 밝기 정보로부터 광학 흐름 및 깊이 정보와 카메라 움직임 추정이 가능한, 새로운 SFM 기반 광학 추정 알고리즘을 제안한다. 제안된 방법은 두 장의 영상 간의 광학 흐름 제약(OFC, Optical Flow Constraint[1])과 순간적인 3 차원 움직임 모델 (Instantaneous 3-D Motion Model[3])에 기반하며, Variational Method[4, 8, 9]를 이용하여 불연속성을 보전하는 고밀도 광학 흐름 추정 및 깊이 정보의 추정을 가능하게 한다. 제안된 방법은 기존의 SFM 알고리즘과 달리, 깊이와 움직임의 초기값 추정을 위한 전처리 과정이나 카메라 내부변수 추정을 위한 Calibration 과정을 필요로 하지 않는다. 합성 영상 및 실 영상을 이용한 실험을 통해서 제안된 광학 흐름 제약 기반 SFM(OFC-based SFM)을 이용한 광학 흐름 추정 방법이 기존의 방법에 비하여 수렴 속도가 빠르고, Aperture 문제를 해결하는데 효율적이며, 부가적인 정보 없이 카메라 움직임과 일치하는 확한 광학 흐름 추정이 가능함을 보인다.

2 절에서는 OFC 기반 SFM 알고리즘에 대하여 설명하고, 3 절에서 알고리즘의 산술적 계산 구현 과정을 설명하며, 4 절에서는 합성 및 실 영상을 실험결과를 제시한다. 그리고 5 절에는 제안된 방법을

요약하고 본 논문의 결론을 제시한다.

2. OFC 기반 SFM 알고리즘

2.1 OFC 기반 국부적 영역 상이성 기준

광학 흐름 추정에 있어서 가정은 영상의 밝기 정도가 시간에 따라 변하지 않는다는 것이다. 이러한 가정으로부터 다음과 같은 픽셀단위의 광학 흐름 방정식(Optical Flow Equation)을 얻을 수 있다[1].

$$\frac{dI}{dt} \approx \frac{\partial I}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial I}{\partial y} \frac{dy}{dt} + \frac{\partial I}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

위 식(1)은 깊이 정보와 카메라 움직임 변수를 이용하여 다음과 같이 재정의 할 수 있다.

$$\frac{dI}{dt} = I_t((P \circ S)(\mathbf{x})) - I_{t-1}(\mathbf{x}) = 0 \quad (2)$$

여기에서 P 는 투영 카메라를 나타내는 함수이고 S 는 영상의 3 차원 모델이다. 순간적 3 차원 움직임 모델로부터 식(2)의 $(P \circ S)(\mathbf{x})$ 는 다음과 정의할 수 있다.

$$(P \circ S)(\mathbf{x}) \equiv (P(f, \mathbf{t}, \varpi) \circ S(\mu))(\mathbf{x}) \approx \mathbf{x} + \mu \mathbf{A} \mathbf{t} + B \varpi \quad (3)$$

여기에서 f 는 카메라 초점 길이, \mathbf{t} 와 ϖ 는 카메라 이동 및 회전 속도, μ 는 각 픽셀의 깊이 값이다. \mathbf{t} 와 ϖ , 행렬 A 와 B 의 세부적 정의는 다음과 같다.

$$\mathbf{t} \equiv (t_x, t_y, t_z)^T \quad (4)$$

$$\varpi \equiv (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T \quad (5)$$

$$A \equiv \begin{pmatrix} f & 0 & -x \\ 0 & f & -y \end{pmatrix} \quad (6)$$

$$B \equiv \begin{pmatrix} xy/f & f+x^2/f & -y \\ -f-y^2/f & xy/f & x \end{pmatrix} \quad (7)$$

식(3)으로부터 광학 흐름 벡터 $\mathbf{u} = (u, v)^T$ 은 다음과 같음을 알 수 있다.

$$\mathbf{u} \equiv \mu \mathbf{A} \mathbf{t} + B \varpi \quad (8)$$

그러나 식(2)는 식(1)과 마찬가지로 Aperture 문제와 잡음에 민감하다는 제약을 가지고 있다. 그래서 본 논문에서는 국부적 영역 D 에서는 동일한 깊이를 가진다는 가정하에 다음과 같은 공간적으로 가우시안 정규화된 상이성 기준(Spatially Gaussian-Smoothed Dissimilarity Measure)을 제시한다.

$$M_L \equiv \frac{1}{2} \int_D [G_\sigma(I_t((P \circ S)(\mathbf{x})) - I_{t-1}(\mathbf{x}))^2] d\mathbf{x} \quad (9)$$

위 상이성 기준은 Lucas-Kanade[2] 방법과 같이 잡음에 강인한 특성을 가지게 된다. 그러나 이러한 영역 단위의 비유사성을 최소화하는 광학 흐름은 영상의 모든 영역에서 적용 가능하지 않으므로, Horn-Schunck[1] 방법과 같이 전역적 정규기(Regularizer)[1, 4, 8, 9, 14]를 통하여 광학 흐름이 추정되지 않는 동일한 영역에서는 주변 값으로부터 채워짐 효과(Filling-in Effect[1, 14])를 가능하게 해야 한다. 그래

서 본 논문에서는 다음과 같은 불연속성을 보존하는 정규기(Discontinuity-Preserving Regularizer)를 깊이 정보에 대하여 정의하여 사용한다.

$$R \equiv \int_\Omega \Psi(|\nabla \mu|^2) d\mathbf{x} \quad (10)$$

여기에서 비선형함수 $\Psi(s^2)$ 는 다음과 같이 정의되는 Aubert[9] 함수를 사용한다.

$$\Psi(s^2) = 2\sqrt{1+s^2} - 2 \quad (11)$$

위 정규기는 광학 흐름 측정에 사용될 경우에 수학적으로 수렴 가능함이 증명되었다[9].

2.2 OFC 기반 SFM 을 위한 전역 에너지 함수

영상의 밝기 정보로부터 광학 흐름 제약을 기반으로 깊이 정보와 카메라 움직임 및 초점길이를 추정하기 위한 전역 에너지 함수(Energy Functional)는 식(9)에서 정의된 상이성 기준과 식(10)의 전역적 정규기와 함께 다음과 같이 정의된다.

$$E_G \equiv \int_\Omega M_L d\mathbf{x} + \lambda R \\ = \frac{1}{2} \int_\Omega [G_\sigma \otimes (I_t((P \circ S)(\mathbf{x})) - I_{t-1}(\mathbf{x}))^2] d\mathbf{x} \\ + \lambda \int_\Omega \Psi(|\nabla \mu|^2) d\mathbf{x} \quad (12)$$

여기에서 \otimes 은 승적(Convolution)을 나타내며, λ 는 정규기에 대한 상대적 가중치이다. 산술적 계산 과정 유도 편의를 위하여 전역 에너지 함수는 다음과 같이 국부 에너지 함수들의 합으로 정의한다.

$$E_G \equiv \int_\Omega E_L d\mathbf{x} \quad (13)$$

여기에서 국부 에너지 함수 E_L 은 다음과 같다.

$$E_L \equiv \frac{1}{2} \int_D [G_\sigma(I_t((P \circ S)(\mathbf{x})) - I_{t-1}(\mathbf{x}))^2] d\mathbf{x} + \lambda \Psi(|\nabla \mu|^2) \quad (14)$$

전역 변수에 해당하는 카메라 움직임 변수 \mathbf{t} 와 ϖ , 그리고 초점 길이 f 는 식(13)에서 정의된 전역 에너지 함수 E_G 에서 계산되고, 국부 변수에 해당하는 영상의 각 픽셀의 깊이 정보 μ 는 식(14)에서 정의된 국부 에너지 함수 E_L 에서 계산할 수 있다.

2.3 OFC 기반 SFM 을 위한 산술적 계산 방법

영상의 각 픽셀의 깊이 정보 μ 를 계산하기 위하여, 식(13)의 전역 에너지 함수를 최소화하는 해가 만족해야 할 Euler-Lagrange 방정식은 다음과 같다.

$$\lambda \operatorname{div} \left(g(|\nabla \mu|^2) \nabla \mu \right) \\ = \int_D \left[G_\sigma(I_t((P \circ S)(\mathbf{x})) - I_{t-1}(\mathbf{x})) \frac{\partial I_t((P \circ S)(\mathbf{x}))}{\partial \mu} \right] d\mathbf{x} \quad (15)$$

여기에서 전도계수(Conduction Coefficient) $g(s^2)$ 는 식(11)로부터 다음과 같이 정의 된다.

$$g(s^2) \equiv \Psi'(s^2) = \frac{1}{\sqrt{1+s^2}} \quad (16)$$

식(15)와 같은 비선형 Euler-Lagrange 방정식은 광학 흐름 추정에 사용되는 Jacobi 방법 또는 Gauss-Seidel[1, 14] 방법으로 해를 계산하는 것은 비효율적이다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 Half-Quadratic 방법[9]이 제안되었지만, 본 논문에서는 기존의 Gradient Descent Flow 방법을 개선한 Steepest Descent Flow 방법을 이용한 새로운 계산 방법을 제시한다. 제안된 계산 방법에서는 각 변수의 Steepest Descent Flow $\Delta\mu, \Delta f, \Delta t$ 와 $\Delta\varpi$ 를 계산하여 초기값으로부터 시작하여 다음과 같이 각 변수의 값을 반복적으로 변화시킨다.

$$\begin{aligned} \mu_0 &= 1, \mu_{k+1} = \mu_k + \Delta\mu \\ f_0 &= 1, f_{k+1} = f_k + \Delta f \\ \mathbf{t}_0 &= \mathbf{0}, \mathbf{t}_{k+1} = \mathbf{t}_k + \Delta \mathbf{t} \\ \varpi_0 &= \mathbf{0}, \varpi_{k+1} = \varpi_k + \Delta\varpi \end{aligned} \quad (17)$$

위와 같은 초기값 설정이 가능한 이유는 제안된 알고리즘에서 계산하는 깊이 정보와 움직임 정보는 모두 상대적인 값(Up to Scale)이기 때문이다. 초점 길이 f 는 시야각(FOV) 53° 에 해당하는 초점길이의 비율에 해당하도록 영상의 좌표계 및 카메라 좌표계를 변환 시킬 수 있다. $\Delta\mu, \Delta f, \Delta t$ 와 $\Delta\varpi$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \Delta\mu &= \frac{\lambda\beta D_\mu - E_\mu}{\lambda\beta G_\mu - H_\mu} \\ \Delta\theta &= -\frac{\int_{\Omega} E_\theta d\mathbf{x}}{\int_{\Omega} H_\theta d\mathbf{x}} \end{aligned} \quad (18)$$

여기에서 $0 \leq \beta \leq 0.25$ 이고, $\theta = \{f, \mathbf{t}, \varpi\}$ 이다. 식(18)-(21)에 나타나는 기호들의 정의는 다음과 같다.

$$D_\mu \equiv (g^N \nabla^N \mu + g^S \nabla^S \mu + g^E \nabla^E \mu + g^W \nabla^W \mu) \quad (22)$$

$$G_\mu \equiv (g^N + g^S + g^E + g^W) \quad (23)$$

$$E_{\{\mu, \theta\}} \equiv \int_D \left[G_\sigma \left(I_t((P \circ S)(\mathbf{x})) - I_{t-1}(\mathbf{x}) \right) \frac{\partial I_t((P \circ S)(\mathbf{x}))}{\partial \{\mu, \theta\}} \right] d\mathbf{x} \quad (24)$$

$$H_{\{\mu, \theta\}} \equiv \int_D \left(\frac{\partial I_t((P \circ S)(\mathbf{x}))}{\partial \{\mu, \theta\}} \right) \left(\frac{\partial I_t((P \circ S)(\mathbf{x}))}{\partial \{\mu, \theta\}} \right)^T d\mathbf{x} \quad (25)$$

여기에서 인접한 픽셀 간의 미분치 $\nabla^N, \nabla^S, \nabla^E$ 와 ∇^W 는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \nabla^N \mu &\equiv \mu_k(i-1, j) - \mu_k(i, j) \\ \nabla^S \mu &\equiv \mu_k(i+1, j) - \mu_k(i, j) \\ \nabla^E \mu &\equiv \mu_k(i, j+1) - \mu_k(i, j) \\ \nabla^W \mu &\equiv \mu_k(i, j-1) - \mu_k(i, j) \end{aligned} \quad (26)$$

그리고 확산 계수 g^N, g^S, g^E 와 g^W 는 식(16)으로부터 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} g^N &\equiv g\left(\left|\nabla^N \mu\right|^2\right) \\ g^S &\equiv g\left(\left|\nabla^S \mu\right|^2\right) \\ g^E &\equiv g\left(\left|\nabla^E \mu\right|^2\right) \\ g^W &\equiv g\left(\left|\nabla^W \mu\right|^2\right) \end{aligned} \quad (27)$$

그리고 변수에 대한 영상의 미분치는 연쇄법(Chain Rule)에 의하여 다음과 같이 계산된다.

$$\frac{\partial I_t((P \circ S)(\mathbf{x}))}{\partial \{\mu, \theta\}} = \frac{\partial I_t(\mathbf{x}')}{\partial \mathbf{x}'} \cdot \frac{\partial \mathbf{x}'}{\partial \{\mu, \theta\}} \quad (28)$$

여기에서 $\mathbf{x}' \equiv (P \circ S)(\mathbf{x})$ 이다. 식(28)에서 \mathbf{x}' 가 변할 때 마다 영상 미분치를 다시 계산하는 어려움을 해결하기 위하여 다음과 같이 식(28)을 변경하여 변수에 대한 미분치를 계산 할 수 있다[7].

$$\frac{\partial I_t((P \circ S)(\mathbf{x}))}{\partial \{\mu, \theta\}} = \frac{\partial I_{t-1}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \left(\frac{\partial \mathbf{x}'}{\partial \mathbf{x}} \right)^{-1} \cdot \frac{\partial \mathbf{x}'}{\partial \{\mu, \theta\}} \quad (29)$$

식(29)에서 $\partial I_{t-1}(\mathbf{x})/\partial \mathbf{x}$ 는 이전 영상의 미분치 값으로 사전에 계산된 값을 이용한다.

3. 구현 및 실험 결과

제안된 OFC 기반 SFM 을 이용한 광학 흐름 추정 방법의 성능을 비교하기 위하여 Horn-Schunck[1] 방법과 CLG[14] 방법과 비교하였다. 빠른 수렴을 위하여 영상 피라미드 기법을 사용하였다. 그리고 제안된 방법이 상대적인 깊이 정보와 움직임 정보 그리고 카메라 초점 길이에 대한 정보를 추정할 수 있음을 보인다. 성능 비교를 위하여 각 알고리즘의 반복 횟수는 각 피라미드 레벨마다 100 으로 제한하였다.

3.1 합성 영상을 통한 성능 비교

합성 영상을 통한 성능 비교 실험을 참값을 예측할 수 있도록 카메라 줌인(Zoom-In)에 의하여 발생하는 광학 흐름 추정을 실험하였다. 실험 영상은 다음과 같다.



그림 1. 합성 영상(해상도: 200×200, 카메라: 줌인, 출처: 'Office' 영상열)

추정된 광학 흐름의 정확도를 비교하기 위하여, 각 픽셀 위치에서 식(2)를 이용하여 에러를 계산한 후

표 1에 제시된 5가지 레벨을 이용하여 에러 레벨 영상을 만들었다.

표 1. 에러 레벨 영상의 기준

BLACK	BLUE	GREEN	RED	WHITE
0~5	5~10	10~20	20~255	Out of Domain

그림 2의 결과에서 알 수 있듯이, 제안된 방법은 다른 방법에 비교하여 더 적은 에러를 가지며, 카메라 변화에 일치하는 광학 흐름 추정치가 얻어짐을 할 수 있다. 또한 카메라의 초점 변화만 있어 깊이 정보를 계산할 수 없는 경우에도 제안된 방법은 동작함을 알 수 있다.

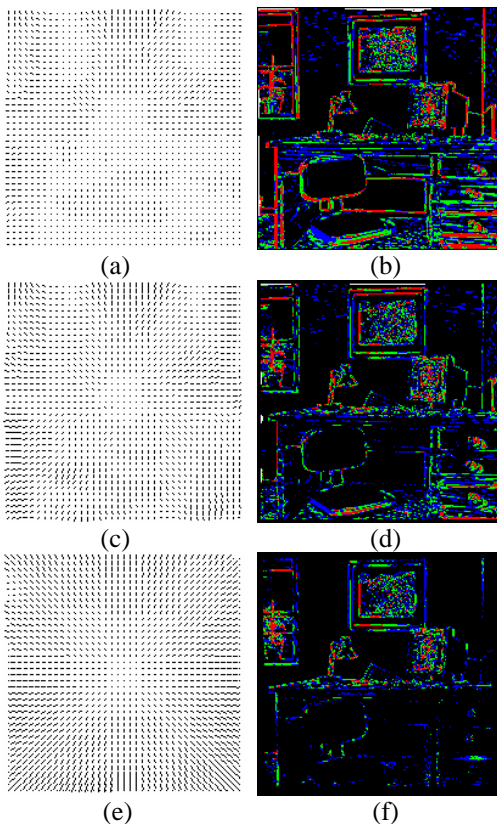


그림 2. 합성 영상에서 추정된 광학 흐름과 에러 레벨 영상 (a-b: Horn-Schunk 방법, b-c: 2D CLG (linear), e-f: 제안된 방법)

3.2 실내 영상을 통한 성능 비교

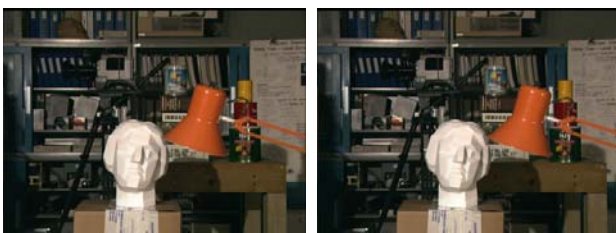


그림 3. 실내 영상(해상도: 384×288, 카메라: 수평 방향으로의 이동, 출처: 'Tsukuba' 영상열)

카메라의 움직임이 알려져 있는 실내 영상을 이용하여, 제안된 알고리즘의 실내 영상에서의 성능을 실험하였다. 그림 3에서 알 수 있듯이 실험에 사용된 영상을 획득한 카메라는 수평방향으로만 이동하였다. 그러므로 이 경우 광학 흐름은 영상의 가로방향과 평행한 방향으로 발생함을 예측해 볼 수 있다. 그러나 그림 4의 결과에서도 알 수 있듯이 기존의 광학 흐름 추정 알고리즘은 카메라 움직임과 일치하는 광학 흐름을 추정하는데 실패하였음을 알 수 있고, 또한 추정된 광학 흐름의 에러가 크음을 에러 레벨 영상으로부터 알 수 있다. 이와 반면 제안된 알고리즘은 카메라 움직임과 일치하는 광학 흐름을 추정하는데 성공하였고, 상대적으로 적은 에러를 가짐을 알 수 있다.

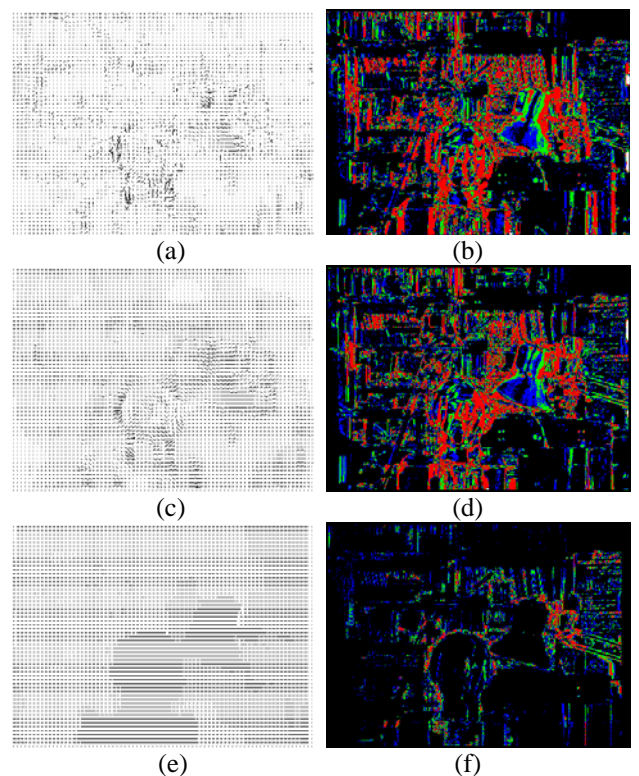


그림 4. 실내 영상에서 추정된 광학 흐름과 에러 레벨 영상 (a-b: Horn-Schunk 방법, b-c: 2D CLG (linear), e-f: 제안된 방법)

3.3 실외 영상을 통한 성능 비교

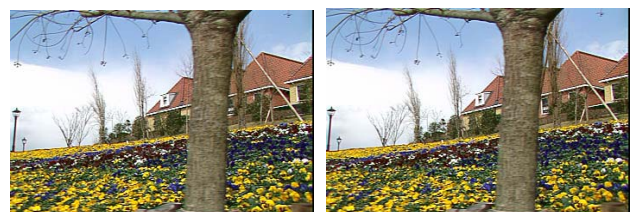


그림 5. 실외 영상(해상도: 352×240, 카메라: 수평 방향으로의 이동, 출처: 'Flow Garden' 영상열)

실험에 사용된 그림 5의 실외 영상은 그림 3의 실내 영상과 비교하여 깊이 정보의 변화가 크고, 따

라서 광학 흐름 변화도 크며, 넓은 균일 영역을 가지고 있어 광학 흐름 측정의 어려움의 요인 많아, 성능 비교로서 많이 이용된다.

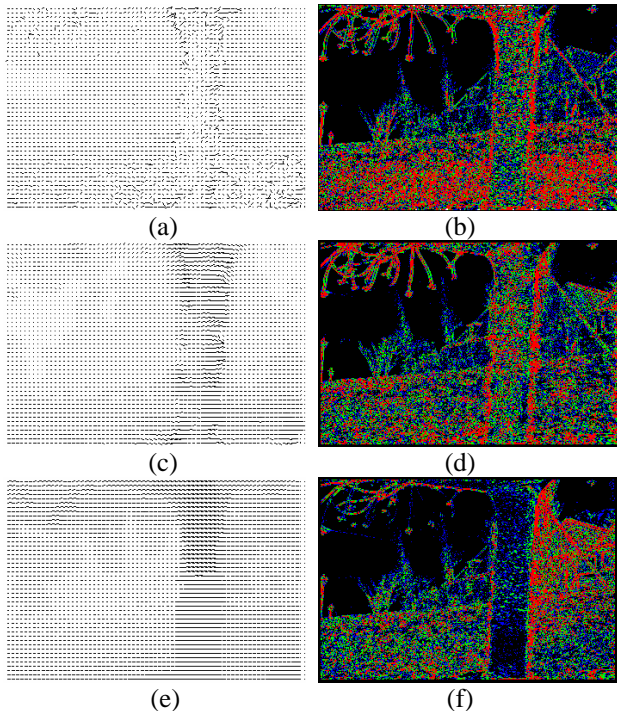


그림 6. 실외 영상에서 추정된 광학 흐름과 에러 레벨 영상 (a-b: Horn-Schunk 방법, b-c: 2D CLG (linear), e-f: 제안된 방법)

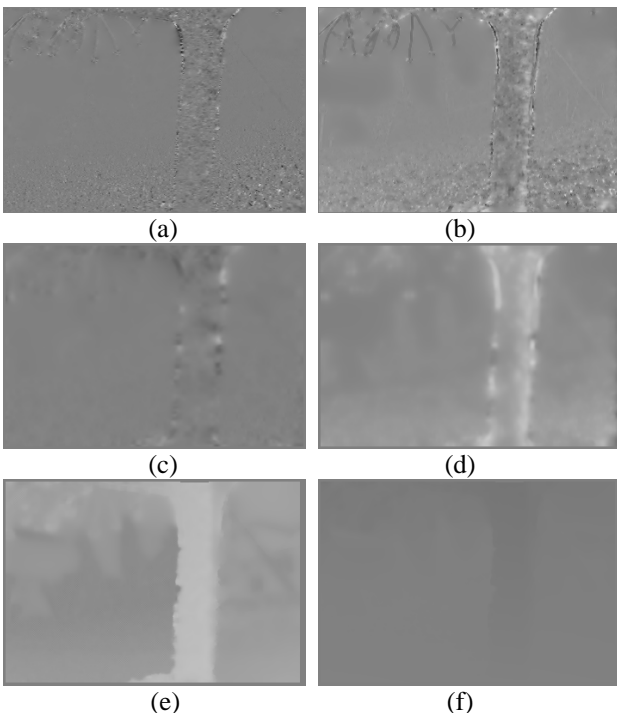


그림 7. 실외 영상에서 추정된 가로 방향과 세로 방향으로의 광학 흐름 영상 (a-b: Horn-Schunk 방법, b-c: 2D CLG (linear), e-f: 제안된 방법)

그림 6의 결과에서 제안된 방법으로 카메라의 움직임

직입과 일치되는 광학 흐름이 정확히 추정됨을 알 수 있다. CLG 방법은 Horn-Schunk 방법과 비교하여 좀 더 안정적인 결과를 얻을 수 있지만 제안된 방법에 비교하여 에러가 높음을 알 수 있다. 특히 그림 7의 가로 방향과 세로 방향 각각의 광학 흐름 영상에서 관찰되듯이 Horn-Schunk 방법과 CLG 방법은 잘못된 세로 방향 성분이 많이 나타남을 볼 수 있다.

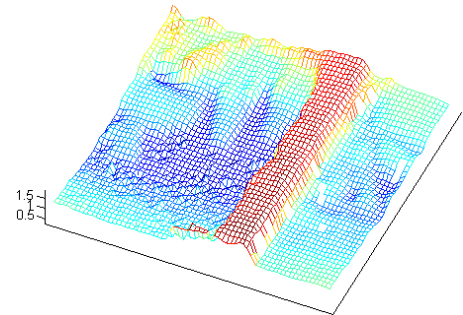


그림 8. 실외 영상에서 추정된 영상의 깊이 정보

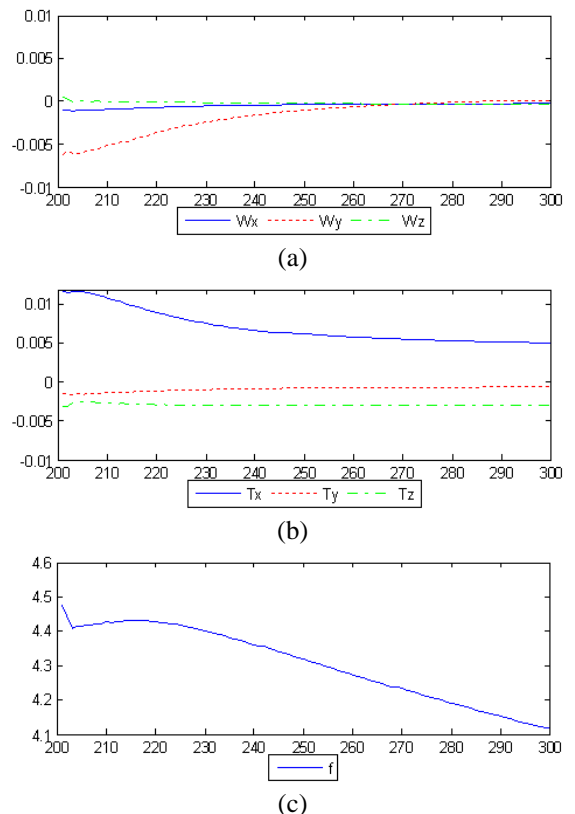


그림 9. 실외 영상에서 추정된 카메라 정보 (a: 카메라 회전 속도, b: 카메라 이동 속도, c: 카메라 초점)

그림 8은 실외 영상으로부터 최종적으로 얻어진 영상의 깊이 정보이다. 깊이 정보는 실제 상대적 깊이 정보의 역수 값에 해당한다. 그림 8의 결과로부터 제안된 알고리즘이 깊이 정보의 불연속성을 보존하고 있음을 알 수 있다. 그림 9는 영상 피라미드 마지막 단계에서의 카메라 각 변수의 변화를 나타내는 그래프이다. 그림 9의 (b)에서 알 수 있듯이

제안된 알고리즘이 카메라의 수평 방향(X 방향)으로 이동 속도를 가장 크게 추정했음을 알 수 있다. 그리고 카메라의 회전 속도는 0으로 수렴함을 그림 9의 (a)로부터 알 수 있다.

4. 결론

본 논문에서는 영상의 밝기 정보로부터 광학 흐름 및 깊이 정보와 카메라 움직임 추정이 가능한, 새로운 OFC-based SFM 알고리즘을 제안하고, 이를 광학 흐름 추정에 적용하였다. 제안된 알고리즘은 Variation Method를 이용하여 불연속성을 보존하면서 고밀도 광학 흐름 및 깊이 정보의 추정을 가능하게 하면서, 동시에 전역변수에 해당하는 카메라 초점 길이 및 움직임 변수를 추정하여 별도의 Calibration 과정 없이 SFM 알고리즘을 적용 가능하도록 하였다. 제안된 알고리즘은 기존의 광학 흐름 추정 알고리즘에 비하여 수렴 속도가 빠르고, Aperture 문제를 해결하는데 효율적이며, 부가적인 정보 없이 카메라 움직임과 일치하는 정확한 광학 흐름 추정이 가능하였다. 또한 상대적인 깊이 정보를 별도의 Calibration이나 영상 연결 정보의 추출과정 없이 추정할 수 있어 더욱 많은 응용 분야가 가능할 것으로 기대된다.

5. 참고문헌

- [1] B.K.P. Horn and B.G. Schunk, "Determining optical flow", *Artificial Intelligence*, 1981, Vol. 17, pp. 185-201, 1981
- [2] B. Lucas and T. Kanade, "An iterative image registration technique with applications in stereo vision", In Proc. of the DARPA Image Understanding Workshop, pp. 121-130, 1981
- [3] K. Hanna, "Direct multi-resolution estimation of egomotion and structure from motion", In IEEE Workshop on Visual Motion, Princeton, NJ, October, pp. 156-162, 1991
- [4] M.Proesmans, E.Pauwels, and L.van Gool, "Coupled geometry-driven diffusion equations for low-level vision, Geometry-driven diffusion in computer vision", B. Romeny, ed., The Netherlands: Kluwer, 1994
- [5] M.J. Brooks, W.Chojnacki, and L. Baumela, "Determining the egomotion of an uncalibrated camera from instantaneous optical flow". *Journal of the Optical Society of America A*, 1997, Vol. 14 No. 10 pp. 2670-2677.
- [6] M. Irani, B. Rousso, and P. Peleg, "Recovery of egomotion using region alignment", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 3, pp. 268-272, Mar. 1997
- [7] G.D. Hager and P.N. Belhumeur, "Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 20, No. 10, pp. 1-15, Oct. 1998
- [8] M.J. Black, G. Sapiro, D.H. Marimont, and D. Heeger, "Robust anisotropic diffusion", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, March 1998, Vol. 7, No. 3, pp. 421-432, Mar. 1998
- [9] G. Aubert, R. Deriche, and P. Kornprobst, "Computing optical flow via variational techniques", *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1999, Vol. 60, No. 1, pp. 156-182, 1999
- [10] K.P. Lim, A. Das, and M.N. Chong, "Estimation of occlusion and dense motion fields in a bidirectional Bayesian framework", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, May 2002, Vol. 24, No. 6, pp. 712-718, May 2002
- [11] M. Irani, P. Anandan, M. Cohen, "Direct recovery of planar-parallax from multiple frames", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, November 2002, Vol. 24, No. 11, pp. 1528-1534.
- [12] A.Mitiche and S. Hadjres, "MDL estimation of a dense map of relative depth and 3D motion from a temporal sequence of images", *Pattern Analysis and Applications*, Vol. 6, pp. 78-87, 2003
- [13] J. Sun, N.-N. Zheng, and H.-Y. Shum, "Stereo matching using belief propagation", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 25, No. 7, pp. 787-800, July 2003
- [14] A. Bruhn, J. Weickert, and C. Schnorr, "Lucas/Kanade meets Horn/Schunck: Combining local and global optic flow methods", *International Journal of Computer Vision*, 2005, Vol. 61, No. 3, pp. 1-21, Feb. 2005