

Optical Flow 추정을 위한 Fuzzy Constraint Line Clustering에 관한 연구

(A Study on Fuzzy Constraint Line Clustering for Optical Flow Estimation)

金賢珠*, 姜海錫**, 李尙洪***, 金文鉉*

(Hyun Joo Kim, Hae Seok Kang, Sang Hong Lee and Moon Hyun Kim)

要約

본 논문에서는 optical flow 추정을 위한 Fuzzy Constraint Line Clustering(FCLC) 방식을 제안한다. 제안한 방식에서는 x , y , t 축 각 방향으로의 시 공간 밝기 경사(spatiotemporal gradient)를 퍼지 집합으로 표현함으로써, 속도를 구하고자 하는 화소에 대하여 각기 다른 소속 함수값을 갖는 여러개의 제약선(constraint line)이 구성되도록 한다. 시 공간 밝기 경사의 소속 함수값을 구하는 과정과 이로 부터 제약선의 소속 함수값을 결정하는 과정 및 제약선의 갯수만큼 생성되는 가장 좁은 범위의 클러스터(tightest cluster)들 중에서 하나의 클러스터를 결정하는 과정을 기술한다. 합성 영상과 실제 영상에 대하여 FCLC를 수행한 결과를 기존의 CLC 방식과 비교하여 보인다.

Abstract

In this paper, Fuzzy Constraint Line Clustering (FCLC) method for optical flow estimation is proposed. FCLC represents the spatial and temporal gradients as fuzzy sets. Based on these sets, several constraint lines with different membership values are generated for the pixel whose velocity is to be estimated. We describe the process for obtaining the membership values of the spatial and temporal gradients and that of the corresponding constraint line. We also show the process for deciding the tightest cluster of points formulated by intersection between constraint lines. For the synthetic and real images, the results of FCLC are compared with that of CLC.

*正會員, 成均館大學校 情報工學科
(Dept. of Information Eng., SungKyunKwan Univ.)

**正會員, 韓國海洋研究所
(Korea Ocean Research & Development Institute)

***正會員, 韓國通信
(Korea Telecommunication)

※ 본 논문은 한국과학재단의 지원으로 이루어졌습니다. (과제번호 : 890113)

接受日字 : 1993年 9月 22日

1. 서론

대부분의 영상 처리와 컴퓨터 비전의 응용 분야에 서 고려되는 움직임은 실세계의 시간적 변화(time-varying) 특성에 기인한다.^[1] 연속적인 영상에서 객체의 움직임이란 공간 상의 객체와 카메라 사이의 상대적인 움직임이 카메라의 투영 표면 상에 투영됨으로써 만들어지며, 이러한 움직임의 해석은 3차원 영상의 구조에 대한 중요한 정보를 제공한다.^[2,3,4] 즉, 움직임 정보는 객체의 상대적인 깊이와 3차원 구조에 대한 중요한 단서가 되며^[5,6,7,8], 움직임 경계의 인식으로 부터 영상을 서로 다른 객체와 대응되는 영역으로 분할할 수 있다.^[9,10] 실제로 이런 정보는 로봇의 시각 안내 시스템(robotic visual guidance system), 인공위성 추적(satellite tracking), 자동 비행기 착륙 및 항해(autonomous aircraft landing and navigation) 등에 널리 이용되고 있다.^[11,12]

지금까지 제안되어 온 많은 동영상 해석 방법들은 optical flow를 계산하는데 기초하고 있다. optical flow란 3차원 객체의 움직임에 의해 영상 좌표계 상에 투영된 2차원 영상 내의 각 화소의 이동 속도를 나타내는 속도장(velocity field)으로서 실세계 객체들의 연속적인 흐름을 반영한다.^[13] Optical flow를 구하는 방법은 크게 특징을 기반으로한 방법(feature-based method)과 밝기 경사를 기반으로한 방법(gradient-based method)로 나뉘어 진다. 특징을 기반으로한 방법은 영상 프레임 내의 특징점을 뽑아내고 프레임 사이에서 이러한 특징점들을 정합(match)시켜 특징점들 간의 위치 차이를 계산한다. 이 방법은 특징점에서 정확하게 속도를 추정할 수 있으나 특징 선택이 어렵고 몇몇개의 특징점에서만 속도 벡터를 만든다는 단점이 있다.^[12] 밝기 경사를 기반으로한 방법은 밝기의 국부적인 시 공간 경사와 속도 사이의 관계로 모델링되는 optical flow 제약 방정식(optical flow constraint equation)을 이용한다. 즉, 밝기의 시 공간적 변화로부터 영상 좌표계 상의 속도를 계산하여 각 화소에서 밀집된 속도장을 얻는다.^[12,13]

Horn과 Schunck는 optical flow가 영상의 대부분의 영역에서 크게 변화하지 않는다는 smoothness 가정아래 반복적인 방식으로 optical flow를 구했다.^[2,3,14,15] Yachida는 특징점에서 정확하게 속도를 구할 수 있는 특징점 정합 방식과 Horn과 Schunck의 반복적 방식을 결합하였다. 즉, 특징점에서 구한 속도를 Horn과 Schunck의 반복적 방식의 초기치로

사용하고, 그것을 이웃 화소 사이의 제약 관계를 이용하여 다른 화소로 전파시켰다. 이 때, smoothness 제약은 프레임 내의 공간적 이웃 영역(neighborhood)뿐만 아니라 시간적 이웃 영역에서도 고려된다.^[2,16] Hildreth는 HVS(Human Visual System)에 의하여 측정되는 초기 움직임은 단지 중요하게 밝기가 변화하는 부분에서만 만들어진다는 Marr의 이론에 기초하여 LOG 필터링(Laplacian Of Gaussian filtering)을 한 영상의 zero-crossing들로 형성되는 경계선을 따라 속도 벡터를 계산하였다.^[2,17]

Schunck는 optical flow 제약 방정식을 x, y 축 각 방향으로의 속도, (u, v) 평면 상에서 하나의 제약선으로 표현하고 속도를 구하고자 하는 화소의 제약선과 이웃 화소들의 제약선과의 교점을 클러스터링(clustering)하여 optical flow를 구하는 Constraint Line Clustering(CLC) 방식을 제안하였다.^[14,18] 속도를 구하고자 하는 화소는 그 화소를 중심으로 형성되는 이웃 영역의 중심 화소가 되는데, CLC 방식의 결과는 이 중심 화소의 제약선의 정확도에 크게 좌우된다. 그러나 시 공간 모델에서 영상의 밝기 함수가 선형이라는 가정하에 Taylor 급수 전개 of 고차항을 무시함으로써 구해진 제약선은 일반적인 영상의 경우 선형 함수의 성질이 만족되지 못하므로 오차를 갖게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 논문에서는 Fuzzy Constraint Line Clustering(FCLC) 방식을 제안한다.

Ⅱ장에서는 Schunck가 제안한 CLC 방식에 대하여 살펴보고, Ⅲ장에서는 제안한 FCLC 방식을 설명한다. Ⅳ장에서는 합성 영상과 실제 영상에 대하여 FCLC를 수행한 결과를 기존의 CLC 방식과 비교하여 보이고, 마지막으로 5장에서는 본 연구에 대한 고찰로써 결론을 맺는다.

Ⅱ. Constraint Line Clustering

Schunck가 제안한 CLC 방식은 밝기 경사를 기반으로한 방법 중의 하나로서 시 공간 모델로부터 유도되는 식 (1)과 같은 optical flow 제약 방정식을 기초로 한다.

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \quad (1)$$

이 방정식에서 E_x, E_y, E_t 는 각각 x, y, t 방향으로의 밝기 경사가 되며 E_x, E_y 는 영상 내에서 직접 계산할 수 있고, E_t 는 두개의 영상 프레임에서 구할 수

있다. 여기서 u, v 는 각각 x, y 방향으로의 속도로서 구하고자 하는 값이 된다. 이와 같이 식 (1)은 하나의 방정식에 두개의 미지수가 존재하므로, u, v 를 구하기 위해서는 추가적인 조건이 필요하게 된다.

제약 방정식 (1)은 (u, v) 평면 상에 제약선이라는 하나의 직선으로 정의된다. 이 직선은 optical flow 제약 방정식에 의하여 정의되는 모든 가능한 속도들을 나타내며, 원점에서 제약선까지의 수직 거리, d 와 이 수직선의 u 축에 대한 각, α 로써 유일하게 정의된다. 이 때 d 를 제약선의 변위라고 하고, α 를 제약선의 방향이라고 부른다.

$$d = \frac{|E_x|}{\sqrt{E_x^2 + E_y^2}} = \frac{|E_x|}{|VE|} \quad (2)$$

$$a = \begin{cases} \arctan(E_x, E_y), & \text{if } E_x \geq 0 \\ \arctan(E_x, E_y), & \text{otherwise} \end{cases}$$

이러한 제약선 상에 있는 하나의 속도를 구하기 위한 추가적인 제약 조건으로서 Schunck는 이웃하는 화소들끼리의 속도는 유사하다는 사실을 이용하였다. 속도를 구하고자 하는 영상 내의 한 화소를 P 라고 가정하자. 먼저 영상 전체 각 화소들의 d 와 α 로부터, P 를 중심으로 이웃하는 화소들 n_i 에 대한 $\{d_i, \alpha_i\}$ 집합을 구한 후, P 의 d, α 와 n_i 의 d_i, α_i 로부터 P 의 제약선 상에서 교차하는 교점들을 계산한다. P 와 같은 움직임 영역에 있는 이웃 화소들의 제약선은 실제 속도 주변의 좁은 범위 내에서 P 의 제약선과 교차하고 P 와 다른 움직임 영역에 있는 이웃 화소들의 제약선은 넓은 범위에 걸쳐 P 의 제약선과 교차하게 된다. 그러므로 P 의 속도를 구하는 문제는 그림 1과 같이 P 의 제약선 상에 있는 교점들을 1차

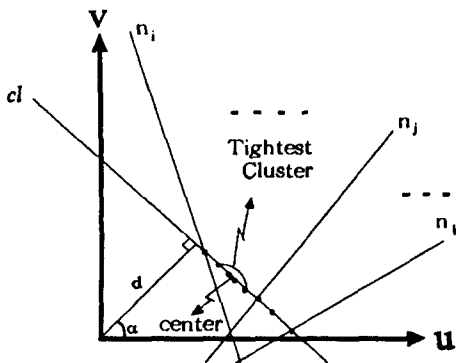


그림 1. Constraint Line Clustering
Fig. 1. Constraint Line Clustering.

원적으로 클러스터링하는 문제로 변환된다. 즉, 이러한 교점들의 집합, $\{b_i\}$ ($i = 1, \dots, n$)를 정렬한 후, $\lfloor \frac{n}{2} \rfloor$ 개의 연속된 교점들을 각각 조사하여 그 크기가 가장 작은 범위를 찾는다. 이러한 tightest cluster의 중간값을 P 의 속도로서 추정한다.

III. Fuzzy Constraint Line Clustering

기본적으로 시 공간 모델에서 영상의 밝기 함수는 선형이라고 가정한다. 따라서, 그림 2(a)와 같은 램프 형태의 선형적인 1차원 밝기 함수가 있을 때, 시간 t_0 에서의 밝기값은 시간 t_1 에서 x 축을 따라 dx 만큼 이동함으로써 임의의 한 화소 x_0 에서 dI 만큼의 밝기 변화를 일으킨다. 이 때, x 방향으로의 공간적 변화를 경사 벡터 E_x 로 표시한다면 다음과 같은 관계를 만족하게 된다. [7]

$$dI = -E_x \cdot dx \quad (3)$$

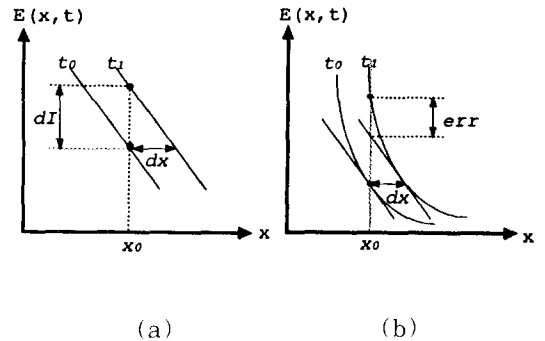


그림 2. 영상의 1차원 밝기 함수
(a)선형함수 (b)비선형함수

Fig. 2. 1-D image intensity function.
(a) linear function
(b) nonlinear function

그러나, 영상의 밝기 함수는 일반적으로 비선형이므로 식 (3)은 성립되지 않는다. 예를 들어 그림 2(b)와 같은 밝기 함수가 있다고 가정하면, 시간 t_1 에서의 임의의 한 화소 x_0 에 대한 밝기는 err 만큼의 오차를 갖게 된다. 이러한 오차로 인하여 optical flow 제약 방정식 (1)로부터 정의되는 제약선은 부정확하게 된다.

본 논문에서는 좀 더 정확한 제약선을 계산하기 위하여 제약선 계산시 기본 요소가 되는 시·공간 경사

를 퍼지 집합으로 표현한다. 이에 따라 시 공간 경사로 부터 계산되는 제약선의 변위 d 와 방향 α 또한 퍼지 집합이 되며, d 와 α 에 의하여 정의되는 제약선도 퍼지 집합이 된다.

1. 시 공간 밝기경사의 추정

속도를 추정하려는 중심화소와 고려되는 이웃화소와의 거리에 따라 두가지 방식으로 시·공간 밝기경사를 구한다. 방식 1에서는 그림 3(a)에서와 같이 중심 화소 P 와 P' 를 기준으로 한 화소씩 떨어진 대각 이웃 화소들로부터, 방식 2에서는 그림 3(b)와 같이 중심 화소 P 와 P' 로부터 두 화소씩 떨어진 대각 이웃 화소들로부터 구한다.

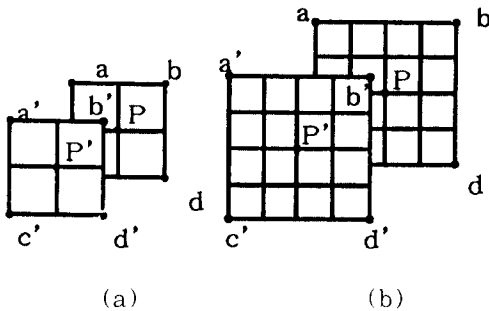


그림 3. 시 공간 경사 계산시 참조되는 화소의 위치

Fig. 3. The position of the pixel to be referenced for calculation of the spatiotemporal gradients.

현재 영상에서 속도를 구하고자 하는 화소를 P . 과거 영상에서 P 와 같은 위치에 있는 화소를 P' 라 할 때, 식 (4)와 같이 시 공간 밝기경사를 구한다.

$$\begin{aligned}
 E_x &= \frac{1}{4dx_i} (E(b) - E(a) + E(d) - E(c) \\
 &\quad + E(b') - E(a') + E(d') - E(c')) \\
 E_y &= \frac{1}{4dy_i} (E(a) - E(c) + E(b) - E(d) \\
 &\quad + E(a') - E(c') + E(b') - E(d')) \\
 E_t &= \frac{1}{4dt_i} (E(a) - E(a') + E(b) - E(b') \\
 &\quad + E(c) - E(c') + E(d) - E(d')) \quad (4)
 \end{aligned}$$

이 때, $E(\cdot)$ 는 각 화소에서의 밝기를 나타내며, d_{xi} , d_{yi} , d_{ti} 는 x , y , t 방향으로의 거리를 나타낸다. 두가지 방식으로부터 구해진 시공간 밝기경사 집합

$E_1 = \{E_{x1}, E_{y1}, E_{t1}\}$, $E_2 = \{E_{x2}, E_{y2}, E_{t2}\}$ 로부터 아래와 같이 퍼지 집합 \hat{E} 를 구성한다.

$$\begin{aligned}
 \hat{E} &= \{(E_{x1}, \mu_{\hat{E}}(E_{x1})), (E_{y1}, \mu_{\hat{E}}(E_{y1})), (E_{t1}, \mu_{\hat{E}}(E_{t1})), \\
 &\quad (E_{x2}, \mu_{\hat{E}}(E_{x2})), (E_{y2}, \mu_{\hat{E}}(E_{y2})), (E_{t2}, \mu_{\hat{E}}(E_{t2}))\} \quad (5)
 \end{aligned}$$

이때, E_{di} 는 i 번째 방식에 의해 추정된 d 방향으로의 밝기 경사값이며, $\mu_{\hat{E}}(E_{di})$ 는 \hat{E} 에서 E_{di} 의 소속 함수값으로, 추정된 시·공간 밝기경사가 자신의 참값에 얼마나 가까운지를 나타낸다.

2. Fuzzy Constraint Lines

방향 $d(x, y, t)$ 에 대해 방식 1로부터 구해진 각 시·공간 밝기경사의 소속함수값 $\mu_{\hat{E}}(E_{di})$ 을 구하기 위하여, 먼저 중심화소 P 를 둘러싸는 $n \times n$ 이웃 영역내의 각 화소 p_i 에 대한 E_{di1} 과 E_{di2} 의 절대차 $ed_d^{(pi)}$ 를 계산하고 그들의 평균 m_d 를 구한다. 계산된 평균값 m_d 는 P 를 둘러싼 주위 영역에서의 밝기경사의 비선형정도를 반영한다. 따라서, 중심화소의 밝기경사 E_{di1} 의 소속함수값 $\mu_{\hat{E}}(E_{di1})$ 은, 식 (6)과 같이 그 화소의 절대차 $ed_d^{(pi)}$ 가 주위영역의 평균 밝기경사의 비선형정도로부터 얼마만큼 떨어져 있는가에 의해 결정된다.

$$\mu_{\hat{E}}(E_{di}) = \begin{cases} 1 - \omega \left(\frac{|ed_d^{(pi)} - m_d|}{e_m - e_n} \right), & \text{if } e_m \neq e_n, \\ 1, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

이 때, e_m, e_n 은 각각 이웃영역 내에서 비선형적인 밝기 변화의 최대, 최소값이며, ω 는 소속함수값의 하한치를 결정하는 상수값으로 실험에서는 0.5를 이용하였다.

소속함수 $\mu_{\hat{E}}(E_{di})$ 는 중심화소와 주위화소들 간의 비선형정도에 대한 차에 따라 단조감소하는데, 이 관계를 보이면 그림 4와 같다.

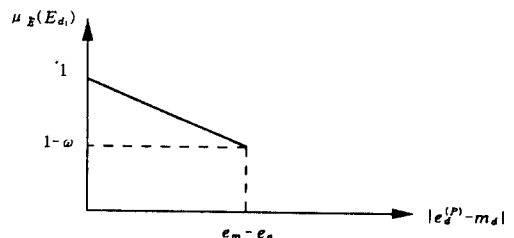


그림 4. $\mu_{\hat{E}}(E_{di})$ 과 $|ed_d^{(pi)} - m_d|$ 의 관계
Fig. 4. The relation of $\mu_{\hat{E}}(E_{di})$ and $|ed_d^{(pi)} - m_d|$

방식 2로부터 구해진 밝기경사 E_{d2} 의 소속함수 $\mu_{\tilde{E}}(E_{d2})$ 는 $\mu_{\tilde{E}}(E_{d1})$ 을 기준으로 결정된다. 이는 E_{d2} 를 구하기 위해 이용된 이웃화소들은 E_{d1} 을 구하기 위한 이웃화소들보다 더욱 멀리 떨어져 있으므로, 밝기경사 E_{d2} 보다는 E_{d1} 의 값이 중심화소 P 의 실제 밝기경사에 더욱 근접하기 때문이다. 따라서 소속함수 $\mu_{\tilde{E}}(E_{d2})$ 는 식 (7)와 같이 계산된다.

$$\mu_{\tilde{E}}(E_{d_i}) = \begin{cases} \mu_{\tilde{E}}(E_{d_i}) \left(1 - \frac{e_d^{(P)}}{e_m}\right), & \text{if } e_m \neq 0, \\ \mu_{\tilde{E}}(E_{d_i}), & \text{otherwise.} \end{cases} \quad \text{for } d = x, y, t \quad (7)$$

이 때, 식 (6)과 같이 $e_d^{(P)}$ 는 중심화소 P 에 대한 방식 1, 2간의 밝기경사의 절대차이며, e_m 은 이웃영역 내에서 비선형적인 밝기 변화의 최대값이다. $\mu_{\tilde{E}}(E_{d2})$ 와 $e_d^{(P)}$ 와의 관계를 보이면 그림 5와 같다.

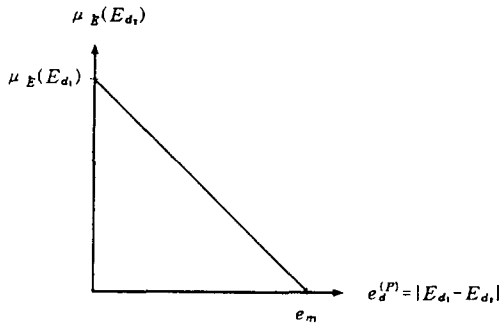


그림 5. $\mu_{\tilde{E}}(E_{d_i})$ 와 $e_d^{(P)} = |E_{d1} - E_{d2}|$ 와의 관계
Fig. 5. The relation of $\mu_{\tilde{E}}(E_{d_i})$ and $e_d^{(P)} = |E_{d1} - E_{d2}|$.

이와 같이 구해진 \tilde{E} 로부터 각 중심 화소에 대하여 각각 2개의 원소를 갖는 x, y, t 방향으로의 경사에 대한 세개의 퍼지 집합 $\tilde{E}_x, \tilde{E}_y, \tilde{E}_t$ 가 얻어진다. 한 화소에서의 제약선의 변위 d 와 방향 α 에 대한 퍼지 집합, $\tilde{d}, \tilde{\alpha}$ 는 $\tilde{E}_x, \tilde{E}_y, \tilde{E}_t$ 가 갖는 원소들의 조합으로 구성되며, 이 원소들은 각기 다른 소속 함수값을 갖게 된다. 이 때, 소속함수값은 fuzzy 집합의 확장 이론(extension principle) [19] 에 의하여 구하여지며, 본 연구에서는 식(8)과 같이 설정하였다.

$$\begin{aligned} \mu_{\tilde{d}}(d) &= \text{Min}(\mu_{\tilde{E}_x}(e_x), \text{Max}(\mu_{\tilde{E}_x}(e_x), \mu_{\tilde{E}_y}(e_y))) \\ \mu_{\tilde{\alpha}}(\alpha) &= \text{Min}(\mu_{\tilde{E}_x}(e_x), \mu_{\tilde{E}_y}(e_y)) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서, $\mu_{\tilde{E}_x}(e_x), \mu_{\tilde{E}_y}(e_y), \mu_{\tilde{E}_t}(e_t)$ 는 각각 x, y, t 방향으로의 경사, E_x, E_y, E_t 에 대한 소속 함수이다.

최종적으로, 각각 8개의 원소를 갖는 퍼지 집합 $\tilde{d}, \tilde{\alpha}$ 의 원소들의 조합으로 한 화소에 대하여 64개의 원소를 갖는 제약선의 퍼지 집합, \tilde{CL} 이 생성된다. \tilde{CL} 원소들의 소속 함수, $\mu_{\tilde{CL}}(cl)$ 은 이들 두 원소의 소속 함수값의 평균치로 설정하였다.

$$\mu_{\tilde{CL}}(cl) = 0.5 \times (\mu_{\tilde{d}}(d) + \mu_{\tilde{\alpha}}(\alpha)) \quad (9)$$

3. Tightest Cluster의 결정

속도를 구하고자 하는 화소를 중심으로 형성되는 이웃 영역내에서 중심 화소를 제외한 다른 화소들은 E_i 에 의한 d 와 α 만을 갖는다. 그러므로 이웃 영역의 크기를 $n \times n$ 이라고 할 때, 중심 화소의 64개의 제약선들은 각각 최대 $(n^2 - 1)$ 개의 교점을 갖게 된다. 이러한 교점들에 대하여 제약선별로 클러스터링을 수행하여 제약선별 tightest cluster를 찾아낸 후, 이들 중 식 (10)을 만족하는 하나의 클러스터를 선택한다.

$$\text{Min} \left(\frac{SOC_i}{\mu_{\tilde{CL}}(cl_i)} \right) \quad (i = 1, 2, \dots, 64) \quad (10)$$

이 때, SOC_i 는 제약선별 클러스터의 크기로서 제약선 상의 1차원적인 거리이다.

IV. 실험 결과

실험은 합성 영상과 실제 영상에 대하여 SUN4/370 상에서 수행하였으며, CLC와 FCLC의 성능 평가 기준으로 식 (11)와 같은 RMSE 측정 함수를 사용하였다.

$$RMSE = \frac{1}{N^2} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sqrt{(u_{ij} - u_{ij}')^2 + (v_{ij} - v_{ij}')^2} \quad (11)$$

$N \times N$: 영상의 크기

u_{ij}, v_{ij} : (i, j) 위치에서의 x, y 방향으로의 실제 속도

u_{ij}, v_{ij} : (i, j) 위치에서의 x, y 방향으로의 추정된 속도

실험에 사용된 합성 영상은 Schunck가 사용한 합성 영상과 같은 절차를 거쳐 만들어진 텍스처(texture) 배경에 텍스처 사각형이 있는 영상으로서 256 명암도를 갖는다. 본 실험에서는 64×64 크기의 배경 텍스처에 30×30 크기의 사각형 텍스처가 겹쳐 있는 합성 영상을 3×3 가우스 필터링 처리를 하여 사용하였다. CLC를 수행할 때, 이웃 영역의 크기는

추정된 optical flow의 질에 별 영향을 끼치지 않으므로^[18], 5×5로 고정시켜 실험하였다. 텍스처와 잡음 생성에 사용되는 uniform random number generator로는 C 언어의 random 함수를 사용하였으며, 그림 6은 실험에 사용된 합성 영상 프레임이다.

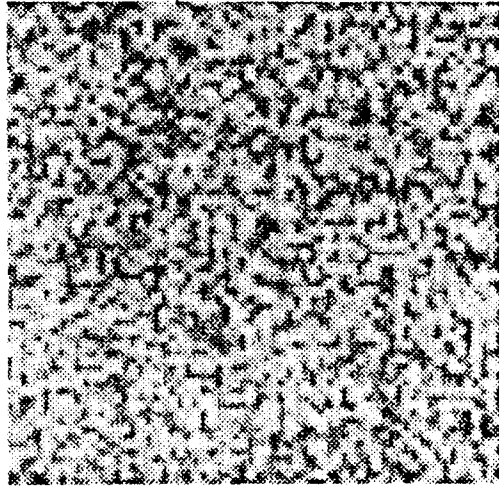


그림 6. 합성 영상 프레임
Fig. 6. The synthetic image frame.

5%~90%의 uniform 잡음을 첨가한 합성 영상에 대하여 각각 CLC와 FCLC를 수행한 후, RMSE를 측정하여 비교하였다. 그림 7은 RMSE 비교 결과에 대한 그래프이다. 그림 7에서 보듯이 FCLC가 CLC 보다 더 좋은 결과를 나타내며, 잡음이 커질수록 FCLC의 성능이 상대적으로 더 좋다는 것을 알 수 있다.

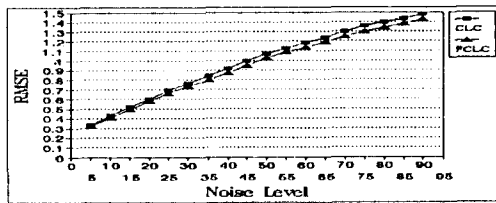


그림 7. CLC와 FCLC의 RMSE 측정 비교 그래프
Fig. 7. RMSE comparison between CLC and FCLC for the synthetic image.

그림 8과 9는 각각 5%의 uniform 잡음이 첨가된 합성 영상에 대하여 CLC와 FCLC를 수행시켜 얻은 optical flow장이다.

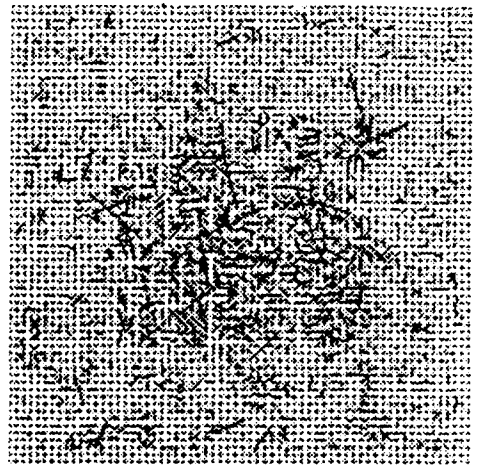


그림 8. 5%의 uniform 잡음이 첨가된 합성 영상에 대한 CLC 수행 결과
Fig. 8. The result of CLC for the synthetic image with 5% uniform noise.

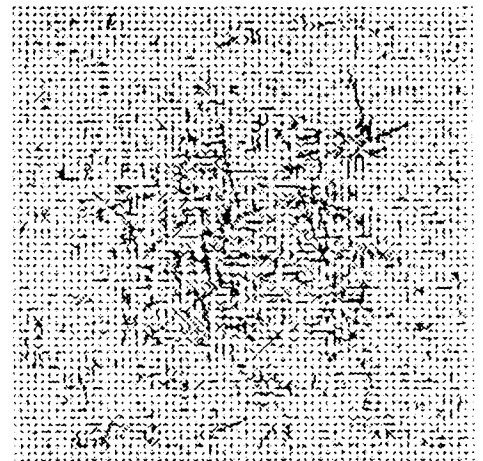


그림 9. 5%의 uniform 잡음이 첨가된 합성 영상에 대한 FCLC 수행 결과
Fig. 9. The result of FCLC for the synthetic image with 5% uniform noise.

실제 영상에 대한 실험은 그림 10과 같은 영상을 사용하였다. 단색 종이위에 뉴스위크지 표지를 올려 놓고 스캐너(모델 MICROTEC MSF 300G)를 통하여 흑백 256 명암도로 읽어 들인 후, 배경 종이와 뉴스위크지의 경계선을 포함한 256×256 크기의 영역을 뽑아내어 첫번째 프레임으로 사용하였다. 두번째 프레임은 256 명암도의 영상을 볼 수 있도록 해주는

유틸리티를 사용하여 배경과 뉴스워키지 표지의 경계선의 위치를 알아낸 후, 뉴스워키지 표지 부분만 오른쪽으로 한 화소씩 이동시켜 구성하였다. 실제 영상도 합성 영상과 마찬가지로 3×3 가우스 필터링 처리를 하여 CLC와 FCLC의 입력 영상으로 사용하였으며, 이웃 영역의 크기 또한 5×5 로 고정시켜 실험하였다.

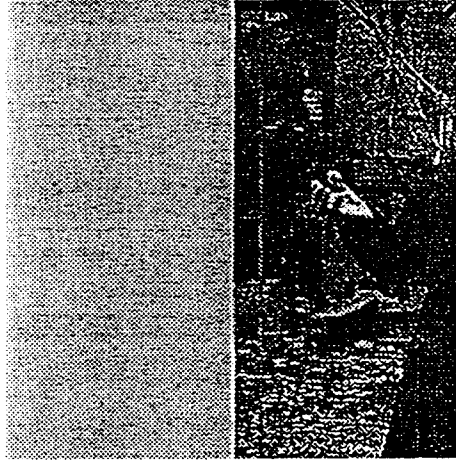


그림 10. 실제 영상 프레임
Fig. 10. The real image frame.

그림 11과 12는 각각 CLC와 FCLC를 수행시켜 얻은 optical flow장이며, 각 방식에서 계산된 RMSE 값은 각각 0.411114와 0.405187으로 제안된 FCLC가 더욱 우수함을 알 수 있다.



그림 11. 실제 영상에 대한 CLC 수행 결과
Fig. 11. The result of CLC for the real image.

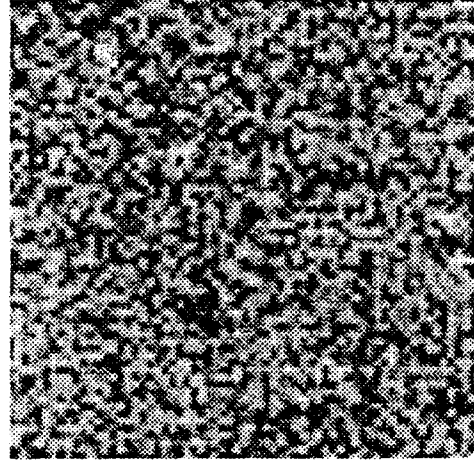


그림 12. 실제 영상에 대한 FCLC 수행 결과
Fig. 12. The result of FCLC for the real image.

우측 하단 부분에서 optical flow가 점으로만 표시되어 움직임이 없는 것처럼 나타났는데 이것은 뉴스워키지 표지에 있는 여성의 무늬 없는 단색의 옷 부분이다. 밝기 경사를 기반으로 한 방식들은 명암도가 동일한 부분에서 시 공간 경사를 구할 수 없으므로 이러한 부분의 optical flow를 추정할 수 없다는 단점을 갖고 있다.

V. 결론

Schunck가 제안한 CLC 방식은 중심 화소의 제약선의 정확도에 크게 영향을 받는다. 그러나 시 공간 모델에서 영상의 밝기 함수가 선형이라는 가정하에 Taylor 급수 전개에 고차항을 무시함으로써 구해지는 제약선은 일반적인 영상의 경우 선형 함수의 성질이 만족되지 못하므로 오차를 갖게 된다.

본 논문에서는 중심 화소의 제약선이 갖는 오차를 줄이기 위하여 FCLC 방식을 제안하였다. FCLC 방식은 제약선 오차의 원인이 되는 부정확한 시 공간 경사값에 범위를 주자는 것에 기초한다. 즉, 그 범위 내에서 경사값에 부여된 소속 함수값의 조작으로 정확한 제약선에 접근해감으로써 제약선이 갖는 오차를 줄이고자 하였다. 실험 결과를 통하여, 제약선을 하나로 고정하는 CLC 방식보다 중심 화소에 대하여 각기 다른 소속 함수값을 갖는 여러개의 제약선을 형성하는 FCLC 방식이 더 좋은 결과를 보여주는 것을 알 수 있다.

参 考 文 献

- [1] Robert J. Schalkoff. *Digital image processing and computer vision*. John Wiley & Sons, New York, pp. 210-253, 1989.
- [2] J. K. Aggarwal and N. Nandhakumar. "On the computation of motion from sequence of images - A review", *Proc. IEEE*, vol. 76, no. 8, pp. 917-935, Aug. 1988.
- [3] B. K. P. Horn and B. G. Schunck. "Determining optical flow", *Artificial Intelligence*, vol. 17, pp. 185-203, 1981.
- [4] 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, 1987.
- [5] A. R. Bruss and B. K. P. Horn. "Passive navigation", *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 21, pp. 3-20, 1983.
- [6] K. Prazhny. "On the information in optical flows", *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 22, pp. 239-259, 1983.
- [7] W. B. Thompson and S. T. Barnard. "Lower-level estimation and interpretation of visual motion", *Computer*, vol. 14, pp. 20-28, 1981.
- [8] D. H. Ballard and O. A. Kimball. "Rigid body motion from optical flow and depth", *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 22, pp. 95-115, 1983.
- [9] W. B. Thompson. "Combining motion and contrast for segmentation", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 2, pp. 543-549, 1980.
- [10] J. L. Potter. "Scene segmentation using motion information", *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 6, pp. 558-581, 1972.
- [11] D. H. Ballard and C. M. Brown. *Computer Vision*, Prentice-Hall, New Jersey, pp. 102-105, 1982.
- [12] Rangachar Kasturi and Ramesh C. Jain. *Computer vision: Principles*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, pp. 469-480, 1991.
- [13] B. G. Schunck. "The image flow constraint equation", *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 35, pp. 20-46, 1986.
- [14] B. G. Schunck. "Image flow : Fundamentals and future research", *Proc. of IEEE conf. on Pattern Recognition and Image Processing*, pp. 560-671, 1985.
- [15] D. H. Ballard and O. A. Kimball. "Rigid body motion from depth and optical flow", *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 22, pp. 95-115, 1983.
- [16] M. Yachida. "Determining velocity maps by spatio-temporal neighborhood from image sequences", *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 21, pp. 262-279, 1983.
- [17] E. C. Hildreth. "Computations underlying the measurement of visual motion", *Artificial Intelligence*, vol. 23, pp. 309-354, 1984.
- [18] B. G. Schunck. "Image flow segmentation and estimation by constraint line clustering", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 11, no. 10, pp. 1010-1027, Oct. 1989.
- [19] Yoh-Han Pao, 1989. *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*. Addison Wesley.

著者紹介



金賢珠(正會員)

1965年生. 1988年 2月 성균관대학교 정보공학과 졸업 (공학사.)
1994年 2月 성균관대학교 정보공학과 졸업 (공학석사). 1994年 3월 ~ 현재. POS DATA 근무. 주관심 분야는 패턴인식, 동영상

처리 등임.



姜海錫(正會員)

1955年生. 77年 2月 송전대학교 (현 한남대학교) 수학과 (이학사).
81年 2月 고려대학교 수학과 (이학석사). 92年 2月 성균관대학교 정보공학과 박사과정 재학중. 79

年 3월 ~ 83年 3월 국방과학연구소 연구원. 83年 3월 ~ 현재 한국해양연구소 선임연구원. 주관심 분야는 패턴인식, 퍼지이론 등임.



李尙洪(正會員)

1955年生. 80年 2月 경북대학교 전자공학과 (공학사). 89年 8월 연세대학교 전산과 (공학석사).
92年 2月 성균관대학교 정보공학과 박사과정 재학중. 80年 ~ 83年 ETRI 연구원. 84年 ~ 현재

한국통신 연구개발단 선임연구원. 주관심 분야는 화상처리, 인공지능 등임.



金文鉉(正會員)

1956年生. 1978年 2月 서울대학교 전자공학과 (공학사). 1980年 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 (공학석사). 1988年 2월 University of Southern California 컴퓨터공학과 (공학박

사). 1988年 3월 ~ 현재 성균관대학교 정보공학과 부교수. 주관심 분야는 인공지능 등임.