

論文99-36S-8-9

빠른 피쳐변위수렴을 위한 BMA을 이용한 STK 피쳐 추적 (STK Feature Tracking Using BMA for Fast Feature Displacement Convergence)

陳景贊*, 曹辰鎬**

(Kyung Chan Jin and Jin Ho Cho)

요 약

일반적인 피쳐검출 및 추적 알고리즘에는 Garbor-jet를 이용한 elastic bunch graph matching (EBGM), rotation normalized cross-correlation (NCC-R) 및 화소의 고유치를 이용한 Shi-Tomasi-Kanade(STK) 알고리즘 등이 있다. 이들 중에서 EBGM, NCC-R은 피쳐모델에 의해 피쳐를 검출하지만 STK 알고리즘은 피쳐를 자동적으로 검출하는 특징을 가진다. 본 논문에서는 STK 알고리즘의 Newton-Raphson (NR) 추적의 초기화 문제를 해결하기 위해서 모델링된 피쳐영역에서 STK 알고리즘으로 피쳐를 검출한 후, NR 방법으로 피쳐를 추적할 때, NR 방법에 의한 피쳐추적의 정확성을 개선시키기 위해 block matching algorithm (BMA)-NR 방법을 제안하였다. NR 방법에 의한 피쳐변위수렴시 BMA-NR 방법이 NBMA-NR (no BMA-NR)방법보다 피쳐추적의 정확성이 향상되었는데, 이는 NR의 서치영역크기로 인한 국소 최소치(local minimum) 문제를 해결하였기 때문이다.

Abstract

In general, feature detection and tracking algorithms is classified by EBGM using Garbor-jet, NNC-R and STK algorithm using pixel eigenvalue. In those algorithms, EBGM and NCC-R detect features with feature model, but STK algorithm has a characteristics of an automatic feature selection. In this paper, to solve the initial problem of NR tracking in STK algorithm, we detected features using STK algorithm in modelled feature region and tracked features with NR method. In tracking, to improve the tracking accuracy for features by NR method, we proposed BMA-NR method. We evaluated that BMA-NR method was superior to NBMA-NR in that feature tracking accuracy, since BMA-NR method was able to solve the local minimum problem due to search window size of NR.

I. 서 론

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Department of Electronic Engineering, Kyungpook National University)

** 正會員, 慶北大學校 電子電氣工學部
(School of Electronic & Electrical Engineering, Kyungpook National University)

接受日字:1999年1月4日, 수정완료일:1999年7月20日

비디오 영상신호로부터의 피쳐 검출 및 추적기술은 실시간 카메라 영상에서의 물체 인식이나 물체 추적시스템과 같은 분야로 응용이 확대될 수 있으며, 인간의 시각기능을 구현한다는 의미에서 중요성이 크다고 할 수 있다.

피쳐검출 및 추적에 대한 응용연구로서 얼굴피쳐검출을 위해 Wiskott 등^[1]은 EBGM, dynamic link

matching(DLM)에서 얼굴 피쳐의 특징그래프를 Garbo-jet로 추정하였다. 또한 Maurer 등^[2]은 Wiskott 등이 제안한 얼굴의 bunch graph (BG)를 이용하여 BG를 구한 후, 여러장의 얼굴영상에 대해 BG를 추적하였다. 비디오 시퀀스 영상에서 얼굴의 피쳐를 추적하기 위한 연구로서 Bala 등^[3]은 얼굴의 자동검출과 트랙킹을 위해 얼굴 피부색 모델을 이용하여 얼굴영역과 눈을 검출하고, 눈의 휘도영상을 이용하여 눈을 트랙킹하였다. 본 연구진은 SVD 및 알고리즘으로 눈 패턴을 검출하는 연구^[4]를 수행하였으나, 패턴서치회로망 계산량으로 인해 PC 펜티엄 200 Mhz에서는 초당 2프레임 정도의 눈 패턴을 검출할 수 있었다.

자동적인 피쳐검출과 추적을 위해 Ravela 등^[5]은 피쳐템플릿을 추정하고, NCC-R 알고리즘으로 피쳐를 추적하는 방법을 제안하였다. Shi 등^[6]은 affine 모델에 대해 고유치 및 SSD 알고리즘을 이용하여 피쳐를 검출하고 추적하는 STK 알고리즘을 제안하였고, 최근 Tommasini 등^[7]은 STK 알고리즘을 모니터링 하기 위한 median absolute deviation (MAD)의 X84 거부규칙을 제안하였다. 그러나 Tommasini 등이 제안한 NR 방법은 새로운 프레임 입력시의 피쳐 좌표들을 변위계산시 초기에 이전 프레임의 피쳐 좌표로 정하므로, 서치영역이 작을 경우에 국소 최소치방향으로 변위수렴할 경우에 피쳐를 찾지 못하는 단점이 있다.

본 논문에서는 피쳐를 자동으로 검출, 추적 및 모니터링하는 Tommasini 등이 제안한 알고리즘이 가지는 피쳐변위 서치시의 국소 최소치 문제를 해결하기 위해 BMA 알고리즘^[8]을 이용하여 피쳐의 초기 위치 정보를 결정하였다. 제안한 BMA-NR 방법은 기존의 NBMA-NR 방법에 비해 여러프레임의 동영상에 대한 피쳐 추적시에 더욱 정확하게 피쳐를 찾을 수 있다.

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 타당성을 알아보기 위하여 연속적인 얼굴 시퀀스영상에서 Commaici 등^[9]이 제안한 평균변위알고리즘(mean shift algorithm)과 elliptic fourier feature(EFF)^[10]를 이용하여 얼굴피쳐 영역을 분류하고, STK 알고리즘으로 얼굴피쳐를 자동 검출한 후에, BMA-NR 방법과 NBMA-NR 방법으로 피쳐추적의 정확성을 비교하며 피쳐를 추적하였다.

II. 본 론

1. 피쳐 영역 모델링

1) 색 모델 (Color Model)

RGB 색모델을 색공간(color space)으로 변환하기 위한 CIE-LUV나 CIE-LAB 변환은 이미 1976년에 만들어 졌으며, 최근 Stiefelhagen^[11] 등은 표준화 rg 모델, CIE-xy 및 T-S 휘도공간모델중에서 표준화 rg 영역에서 조명이 다른 얼굴색모델들이 유사한 가우스분포를 가짐을 보였다. 표준화 rg 모델은 얼굴색을 잘 표현하지만, 배경색깔이 얼굴색과 비슷할 경우에는 구별하기 어렵다. 그러므로 표준화 rg 모델과 CIE-L의 성분을 이용하여 카메라와 물체의 거리에 따른 빛의 차이를 가지도록 Lrg 모델을 이용하여 얼굴피쳐영역을 검출하였다. Lrg모델은 얼굴 영역을 평균변위알고리즘에 의해 피쳐영역추출을 위한 영상의 밝기 밀도의 함수로 이용하기 위해서이다.

2) 평균변위알고리즘에 의한 피쳐영역추출

평균변위알고리즘은 영상의 밝기 성분을 밀도로 나타낸 후에, 밀도의 분포에 따라 영역을 분할하는 방법이다. 먼저 입력영상이 주어질 때, 이 영상을 Lrg모델로 변환한 후에, Lrg 공간에서 $\{X_i\}_{i=1, \dots, n}$ 의 n 개의 데이터에 대한 커널 밀도 추정치 $f(x)$ 의 미분치는 식 (1)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta f(x) &= \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n \Delta K\left(\frac{x-X_i}{h}\right) \\ &= \frac{1}{n(h^d c_d)} \frac{d+2}{h^2} \sum_{X_i \in S_h(x)} [X_i - x] \\ &= \frac{n_x}{n(h^d c_d)} \frac{d+2}{h^2} \left(\frac{1}{n_x} \sum_{X_i \in S_h(x)} [X_i - x]\right) \end{aligned} \quad (1)$$

식 (1)에서 영역 $S_h(x)$ 는 볼륨 $h^d c_d$, 중심이 x 이고, n_x 개의 데이터를 가지며 반지름이 h 인 구를 나타낸다.

식 (1)에서 평균변위값 $M_h(x)$ 은

$$M_h(x) = \frac{1}{n_x} \sum_{X_i \in S_h(x)} [X_i - x] = \frac{h^2}{d+2} \frac{\Delta f(x)}{f(x)} \quad (2)$$

로 나타낼 수 있다. 즉 평균변위값은 밀도의 최대증가 방향을 나타내므로, 평균변위값으로부터 국소밀도최대값을 구해, 피쳐영역을 분류화할 수 있다. 구하여진 평균변위로부터 피쳐영역의 분류과정은 아래와 같다.

step 1: 서치영역의 반지름 r 을 선택

- step 2: 피쳐영역의 초기위치를 결정
- step 3: 평균변위벡터 계산 및 서치영역변환
- step 4: 수렴할 때 까지 step 3 반복
- 3) 타원형 푸리에피쳐 (Elliptic Fourier Feature)

를 이용한 피쳐 영역 추정

그림 1에서의 점선과 같은 폐곡선을 체인코딩인 $x(t)$ 에 대해 푸리에렬로 나타내면

$$x(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos \frac{2\pi n t}{T} + b_n \sin \frac{2\pi n t}{T}) \quad (3)$$

가 된다. y축의 $y(t)$ 에 대해서도 동일하게 적용한 c_n 과 d_n 을 구하면 그림 1과 같이 주어지는 폐곡선은 n-하모닉 푸리에 추정으로 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} a_n^* & b_n^* \\ c_n^* & d_n^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \psi \sin \psi \\ -\sin \psi \cos \psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_n & b_n \\ c_n & d_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \frac{2\pi n \lambda}{T} - \sin \frac{2\pi n \lambda}{T} \\ \sin \frac{2\pi n \lambda}{T} \cos \frac{2\pi n \lambda}{T} \end{bmatrix} \quad (4)$$

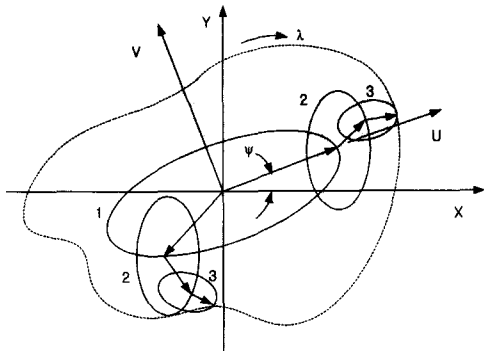


그림 1. 폐곡선의 타원형 모델 추정 곡선
Fig. 1. Elliptic model estimation curve of closed contour.

n-하모닉을 가지는 미지모델 시퀀스 r 과 m 모델 데이터베이스의 유사정도를 결정하기 위한 유사거리는

$$D_{r,m} = \sum_{n=1}^N D_n^2(r, m) * w_1 + S * w_2 \quad (5)$$

$$D_n^2(r, m) = (a^{**}_{rn} - a^{**}_{nm}) + (b^{**}_{rn} - b^{**}_{nm}) + (c^{**}_{rn} - c^{**}_{nm}) + (d^{**}_{rn} - d^{**}_{nm})$$

로 나타낼 수 있다. 식 (5)에서 S 는 기준모델의 영역크기가 되며, w_1 , w_2 는 각각 웨이트를 나타낸다.

2. 자동 피쳐 추적

1) 피쳐 검출

추출된 피쳐영역에서 추적을 위한 영상 $I(x)$, $J(x)$ 의 특정한 영역에 대한 유사성 ϵ 는

$$\epsilon = \int \int_w [\frac{I(x+d)}{2} - \frac{J(x+d)}{2}]^2 u(x) dx \quad (6)$$

여기서, $x = [x, y]^T$, $d = [d-x, d_y]^T$, $u(x)$ 는 웨이트함수를 나타낸다. 변위 d 가 0이 되는 점을 구하기 위해 식 (6)을 다시 미분하면

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial d} = \int \int_w [J(x) - I(x) + \frac{1}{2} g^T(x) d] g(x) u(x) dx \quad (7)$$

$$g = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} (I+J) \\ \frac{\partial}{\partial y} (I+J) \end{bmatrix}$$

로 할 수 있다. 이를 간략히 표현 하면

$$Gd = e, \quad G = \int \int_w g^T(x) g(x) u(x) dx, \quad e = 2 \int \int_w [I(x) - J(x)] g(x) u(x) dx \quad (8)$$

와 같이 된다. 식 (8)에서 G 은 2×2 경사행렬, e 는 2×1 행렬을 나타내며, 식 (9)에서와 같이 G 행렬 고유치(eigenvalue)인 λ_1, λ_2 를 평가하여 최소치가 문턱치 λ 보다 큰 경우에 해당되는 피쳐를 구하여 추적에 이용하였다.

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda \quad (9)$$

2) 피쳐 추적

피쳐의 정확한 추적을 위해 affine motion field (AFF) 모델을 이용하였다. AFF $\delta(x)$ 은 식 (10)과 같이 정의할 수 있다.

$$\delta(x) = Ax + d, \quad D = [d_{ij}] \quad (10)$$

식 (10)에서 A 는 유사왜곡(affine warping)를 위한 2×2 행렬식이고, d 는 변위, D 는 움직임 행렬식이다. 서치영역 w 에 대한 오차(residual) r 를 다음과 같이 정의할 때

$$r = \sum_w [I(Ax + d, t + \tau) - I(x, t)]^2 \quad (11)$$

오차 r 를 최소화 하기 위해 D 와 d 를 구하면

$$Tz = a, \quad T = \sum_w \begin{bmatrix} U & V \\ V^T & G \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$U = \begin{bmatrix} u^2 I_u^2 & u^2 I_u I_v & u v I_u^2 & u v I_u I_v \\ u^2 I_u I_v & u^2 I_v^2 & u v I_u I_v & u v I_v^2 \\ u v I_u^2 & u v I_u I_v & v^2 I_u^2 & v^2 I_u I_v \\ u v I_u I_v & u v I_v^2 & v^2 I_u I_v & v^2 I_v^2 \end{bmatrix}$$

$$V^T = \begin{bmatrix} uI_u^2 & uI_uI_v & vI_u^2 & vI_uI_v \\ uI_uI_v & uI_v^2 & vI_uI_v & vI_v^2 \end{bmatrix}$$

$$z = [d_{11} \ d_{12} \ d_{21} \ d_{22} \ d_1 \ d_2]^T,$$

$$a = -\tau \sum_w I_d [uI_u \ uI_v \ vI_u \ vI_v \ I_u \ I_v]^T$$

을 구할 수 있다. 식 (12)의 z 은 움직임 추정 행렬식 이고 T 는 x, y 성분의 미분치를 가우스분포값으로 곱 한 행렬식이다. 피쳐 추적시 피쳐변위는 식 (12)의 변 위 z 행렬식으로 구할 수 있으며, z 행렬식은 NR 방 법에 의해 구해진다.

3) BMA (Block Matching Algorithm)

검출된 피쳐의 좌표를 계산하기 위해 사용된 식 (13)에서 피쳐변위벡터의 빠른 수렴은 피쳐의 초기 좌 표를 어떻게 결정하는지에 따라 달라진다. NBMA-NR 방법은 초기 피쳐좌표를 이전 프레임에 구하여진 피쳐좌표를 이용함으로써, 이전 프레임과 현재프레임의 피쳐의 움직임 거리가 클 경우에 피쳐변위 수렴속도가 늦게 된다. 그러므로 초기적으로 현재 프레임의 피쳐 좌표를 구하기 위해 현재 프레임과 이전 프레임과의 BMA를 이용한 정합으로 피쳐초기위치를 결정할 수 있다. 피쳐초기위치는 식 (13)에서와 같이 mean absolute error(MAE)를 값이 최소가 되는 위치를 구하면 된다. 식 (13)에서 $B1$ 및 $B2$ 는 이웃하는 영 상의 서치영역내의 블록을 나타낸다.

$$MAE = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k |B_1(i, j) - B_2(i, j)| \quad (13)$$

III. 실험 및 결과

1. 얼굴 영역 추출

CCD 카메라에서 나오는 비디오 신호를 DT3153 컬러프레임그래버로 캡춰하고, Sun Ultra-sparc (133 Mhz)에서 입력영상을 Lrg 모델로 변환한 후에 평균 변위알고리즘으로 색영역을 분할하였다. 색영역 분할시 간에 걸린시간은 약 1.5초였다. 3개의 256×256 의 RGB 색영상에 대한 얼굴 영역을 추정하는 피쳐영역 추정결과를 그림 2에서는 보였다.

Stiefelhagen 등이 제안한 알고리즘에 의해 추출한 얼굴영역은 얼굴의 목부분 영상이 일그러져 나옴을 그림 3에서 알 수 있다. 이것은 표준화 rg 모델을 사용 할 때 얼굴의 불부분영역의 색을 이용하기 때문이다. 그러나 Lrg 모델을 평균변위알고리즘으로 분류화한

후 얼굴영역을 추정하는 방법은 얼굴색 전체에 대해 잘 표현하고 있음을 알 수 있다.

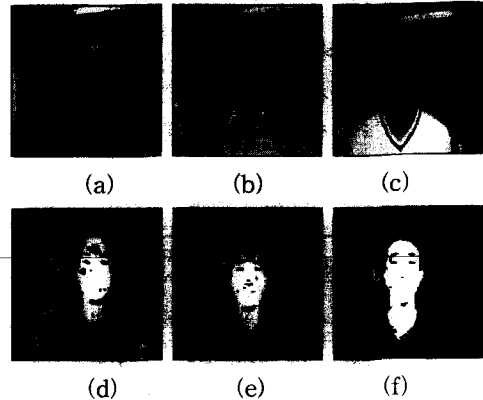


그림 2. 평균변위알고리즘에 의한 얼굴후보영역: 입력 영상 (a) a.dat, (b) b.dat, (c) c.dat; 추출된 얼굴후보영역 (d),(e),(f)

Fig. 2. Face candidate region by mean shift algorithm: input image (a) a.dat, (b) b.dat (c) c.dat; extracted face candidate region (d),(e),(f).



그림 3. Stiefelhagen의 얼굴색 모델 알고리즘 결과: (a) 얼굴, (b) 추출된 얼굴후보영역

Fig. 3. Result by implemented Stiefelhagen's face model: (a) original face, (b) extracted face candidate region.

2. 얼굴 영역 추정

얼굴색 모델에서 추출된 얼굴영역에서 EFF로 얼굴 영역을 찾은 결과를 그림 4에서 보였다.

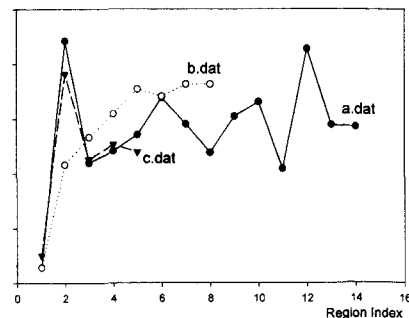


그림 4. 그림 2에서 추출된 영역의 유사정도
Fig. 4. Similarity of extracted regions in Fig. 2.

EFF의 식 (4)에서 구한 (a_n, b_n, c_n, d_n) 변수로부터 식 (5)에서 유사거리를 구하여 얼굴영역에 가장 근접한 영역을 추정하였다. 실험에 사용된 식 (5)의 w_1 은 1.0이고 w_2 는 0.001이었다. 3개의 영상에 대한 n-하모닉 EFF의 얼굴영역 모델링을 그림 5에서 보였다. 표 1에서는 그림 5의 3개의 얼굴영역 추정에서 얼굴영역의 회전 각도(ψ)를 식 (4)에서 구한 결과를 나타낸다.

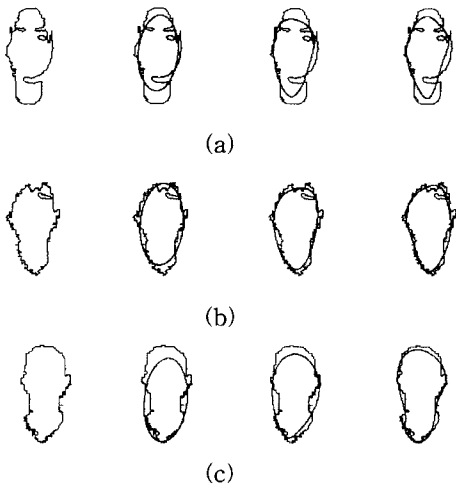


그림 5. 3-하모닉 EFF에 의한 모델링: (a) a.dat, (b) b.dat, (c) c.dat의 추정된 얼굴영역
 Fig. 5. Face region modelling of 3-harmonic EFF: face model region of (a) a.dat, (b) b.dat, (c) c.dat.

표 1. 추출된 3개의 얼굴영역에 대한 회전각도

Table 1. Rotation degree of extracted 3-face region.

figure	a.dat	b.dat	c.dat
ψ (radian)	-1.50	-1.51	-1.49

3. BMA-NR과 NBMA-NR 비교

Sun Ultra-sparc (133Mhz)에서 9 프레임의 동영상에 대해 첫 번째 프레임에서 구해진 피쳐들의 변위를 연속하는 프레임에서 구하기 위해 7×7 크기의 NR 서치영역안에서 피쳐추적을 실험하였다. 피쳐들의 최대변위수렴횟수를 30회로 정하여 30회안에 수렴하지 못하면, 피쳐는 다음 프레임 추적에서 제외되도록 하였다. 그림 6에서는 처음 프레임 영상과 마지막 프레임 영상에서의 추적 피쳐를 보여주고 있다. 0-프레임

에서 구한 12개의 피쳐를 추적한 결과 BMA-NR 방법에 의해 추적할 경우에는 6-프레임과 7-프레임사이에서 8번 피쳐가 추적에서 제외되었고, NBMA-NR 방법의 경우에는 3-프레임에서 4-프레임사이에서 2번 및 11번 피쳐가, 6-프레임에서 7-프레임사이에서 8번 피쳐가, 7-프레임에서 8-프레임사이에서 4번 피쳐가 추적에서 제외되었다.

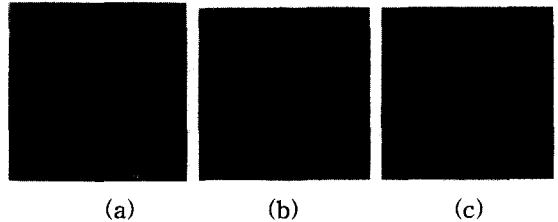


그림 6. 피쳐 트래킹 결과: (a) 0-프레임 영상, (b) BMA-NR에 의한 8-프레임 영상, (c) NBMA-NR에 의한 8-프레임 영상
 Fig. 6. Result of feature tracking: (a) 0-frame image and 8-frame image using (b) BMA-NR, (c) NBMA-NR.

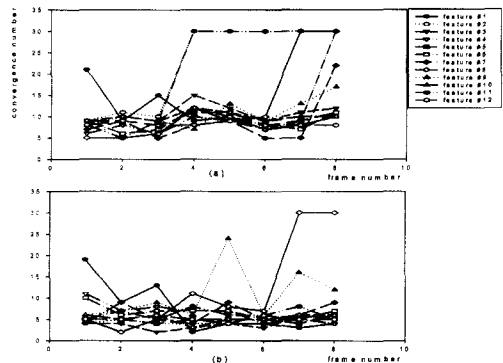


그림 7. 피쳐변위 NR 수렴곡선: (a) NBMA-NR, (b) BMA-NR
 Fig. 7. NR Convergence graph of feature displacement: (a) NBMA-NR, (b) BMA-NR.

그림 6의 프레임 영상에 대해 NBMA-NR, BMA-NR방법에 의해 추적되는 피쳐의 NR수렴횟수를 그림 7에서 보였으며, BMA의 블록을 변화에 따른 피쳐 NR수렴횟수와 전체변위계산시간을 표 2에서 보았다. BMA-NR의 전체 걸린시간이 많은 이유는 NBMA-NR보다 많은 피쳐를 추적하기 때문이다. 표 3에서는 동일한 피쳐 추적을 위한 알고리즘의 NR 수렴값과 추적 시간을 보여주고 있다. BMA방법은 FS(Full Search) 방법이므로 계산량이 많이 든다. 그

러나 본 논문에서는 블록의 크기와 서치 영역이 크지 않기 때문에, BMA를 개선한 3SS, 4SS, PSA 방법을 이용하지 않았다.

표 2. 얼굴 시퀀스 영상에 대한 NBMA-NR과 BMA-NR의 비교

Table 2. Comparison of NBMA-NR and BMA-NR for face sequence images.

feature \ NR	BMA block size	BMA search size	NR iteration number	extracted feature		total time (sec)
				0-frame	8-frame	
BMA-NR	2	5	537	12	7	20
	4	5	688	12	11	29
	6	5	642	12	11	27
	8	5	637	12	11	29
	10	5	641	12	11	27
NBMA-NR	0	0	752	12	8	24

표 3. 8-피쳐 추적을 위한 NBMA-NR과 BMA-NR의 비교

Table 3. Comparison of NBMA-NR and BMA-NR for 8-feature tracking.

feature \ NR	BMA block size	BMA search size	NR iteration number	total time (sec)
BMA-NR	6	5	433	19
	8	5	427	18
	10	5	427	19
NBMA-NR	0	0	624	18

표 3에서 사용된 피쳐는 그림 6에서 NBMA-NR 방법으로 마지막 프레임까지 추적된 8개 피쳐를 이용하여, 동일한 영상에 대해서 8개 피쳐를 기준으로 다시 추적한 결과이다.

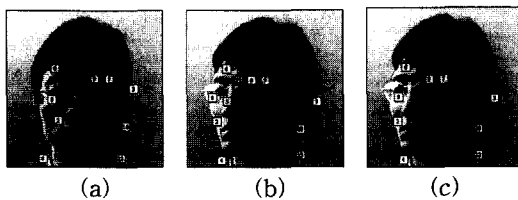


그림 8. 피쳐 트래킹 결과: (a) 0-프레임 영상, (b) BMA-NR에 의한 8-프레임 영상, (c) NBMA-NR에 의한 8-프레임 영상

Fig. 8. Result of feature tracking: (a) 0-frame image and 8-frame image using (b) BMA-NR, (c) NBMA-NR.

그림 8에서는 그림 6의 프레임 영상과는 달리 조명을 준 상태에서 피쳐를 추적하였는데, 9개의 얼굴 시퀀스 영상의 첫 번째 및 마지막 프레임 영상에 대한 피쳐추적 결과를 보여준다. BMA-NR의 경우에는 그림 8.b 처럼 (1)번 피쳐를 제외한 나머지 피쳐가 추적되지만, NBMA-NR의 경우에는 그림 8.c에서와 같이 (1), (5), (11)번 피쳐가 추적 피쳐에서 제외되었다. 이는 피쳐가 NR서치내의 국소최소치 방향으로 추적하여 추적 피쳐에서 제외되었기 때문이다.

IV. 결 론

본 논문에서는 Tommasini 등이 제안한 NR 알고리즘이 가지는 피쳐서치의 국소 최소치 문제를 해결하기 위해 BMA 알고리즘을 이용하여 피쳐의 초기 위치 정보를 결정하였다.

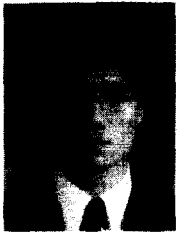
제안한 알고리즘의 타당성을 알아보기 위하여 Lrg 얼굴색모델에 대해 평균변위알고리즘으로 Lrg 공간에서 여러개의 피쳐후보영역으로 분류한 후에, 이를 타원형 퓨리에 피쳐로 모델링하여 얼굴 영역을 추출하였다. 추출된 얼굴 영역에서 STK 알고리즘으로 얼굴피쳐를 자동검출한 후에, 피쳐추적시에 제안한 BMA-NR 방법과 NBMA-NR 방법을 비교하였다. 실험을 통하여 제안한 BMA-NR 방법이 NBMA-NR 방법에 비해 같은 크기의 NR 서치영역에서 더욱 정확하게 피쳐를 찾을 수 있음을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] L. Wiskott and C. Malsburg, "Face recognition by elastic bunch graph matching", *Institut fur Neuroinformatik, FRG, Internal Report 96-08*, 1996.
- [2] T. Maurer and C. Malsburg, "Tracking and learning graphs on image sequences of faces", *Proc. Int. Conf. on ANN*, 1996.
- [3] L. Bala and K. talmi, "Automatic Detection and tracking of faces and facial features in video sequences", *Picture Coding Sympisum*, 1997.
- [4] 진경찬, P.미셰, 조진호, "CCD 카메라 얼굴영상에서의 SVD 및 HMM 기법에 의한 눈 패턴 검출", *Journal of the korean sensor*

- society*, vol 8, no 1, pp. 63-68, 1999.
- [5] S. Ravela and B. Drapper, "Adaptive tracking and model registration across distance specks", *IROS'95*, 1995.
- [6] J. Shi and C. Tomasi, "Good features to track", *IEEE Conf. on CVPR*, pp. 593-600, June. 1994.
- [7] T. Tommasini and A. Fusiello, "Making good features track better", *IEEE Conf. on CVPR*, 1998.
- [8] P. Anandan, "A computational framework and an algorithm for the measurement of visual motion", *Int. J. Comput. Vision*, Vol 2. pp. 283-310, 1989.
- [9] D. Comaniciu, "Robust analysis of feature spaces: color image segmentation", *Proc. IEEE Conf. on CVPR*, pp. 750-755, June 1997.
- [10] I. MA and D. LN, "The computer programs for shape analysis of plant leaves", *Proc. of the Mathematics Computer Education Int. conf.*, 1995.
- [11] R. Stiefelhagen, "Gaze tracking for multi-modal human-computer interaction", PhD thesis, Universitat Karlsruhe, sept. 1996.

 저 자 소 개



陳景贊(正會員)

1971년생. 1993년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1995년 2월 경북대학교 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1995년 경북대학교 대학원 전자공학과 박사과정 입학. 현재 경북대학교 박사과정 재학중. 주관심

분야는 의용생체전자, 패턴인식, 화상처리 및 하드웨어임

曹辰鎬(正會員) 第 35卷 S編 第 7號 參照

현재 경북대학교 전기·전자공학부 교수