

粗細단계를 이용한 光流검출 알고리즘

이희만*, 서정만**

Coarse to Fine Optical Flow Detection

Hee-Man Lee* Jeong-Man Seo**

요 약

본 논문에서는 조세단계의 광류검출 알고리즘을 제안하였다. 검출된 광류 값이 2차원 공간상에서의 영상 움직임에 대하여 신뢰성 있는 근사 값을 얻을 수 있다면 이 광류의 값은 3차원에서의 물체의 움직임에 대한 정보를 역산할 수 있을 것이나 일반적으로 이는 매우 어렵다. 본 논문에서 제안한 방법은 Horn의 방법을 이용하여 광류를 일단 검출하고 이 광류 정보와 TPS를 이용하여 초기 영상을 차기 영상이 되도록 워핑한다. 워핑된 영상과 차기 영상과의 자승평균 오차가 일정 수준 이하로 될 때 까지 이 과정을 반복한다. 이 과정은 또한 저급 해상도의 영상에서 고 해상도의 영상으로 반복된다. 본 논문에서 제안한 알고리즘은 일반 동영상에서 실험하였다. 이 알고리즘은 밀한 광류를 얻을 수 있다.

Abstract

In this paper, a coarse-to-fine optical flow detection method is proposed. Provided that optical flow gives reliable approximation to two-dimensional image motion, it can be used to recover the three-dimensional motion, but usually to get the reliable optical flows are difficult. The proposed algorithm uses Horn's algorithm for detecting initial optical flow, then Thin Plate Spline is introduced to warp a image frame of the initial optical flow to the next image frame. The optical flow for the warped image frame is again used iteratively until the mean square error between two image sequence frames is lowered. The proposed method is experimented for the real moving picture image sequence. The proposed algorithm gives dense optical flow vectors.

▶ Keyword : 광류(Optical Flow), TPS(Thin Plate Spline), 워핑(Warphing)

• 제1저자 : 서정만

• 접수일 : 2005.01.15, 심사완료일 : 2005.03.08

* 서원대학교 컴퓨터공학부 교수 ** 한국재활복지대학 컴퓨터게임개발과 교수

I. 서론

동영상의 처리에 있어 광류(Optical Flow)의 계산은 물체의 움직임 검출, 피사체의 3차원 공간에서의 움직임 분석, 또는 카메라 움직임 분석 등에 있어 매우 중요하다. 문헌상에서 광류를 계산하는 방법을 분류하면 (1) 영상 명도값의 미분을 이용하는 방법 (2) 주파수 성분을 이용하는 방법 (3) 코릴레이션을 이용하는 방법 (4) 기타 계층적 접근 방법 등을 이용하는 방법 등으로 구분할 수 있다(1)(2). 광류(Optical Flow)는 동영상상의 명도가 시간에 따라 변할 때 이동되는 이차원의 속도의 장(Velocity Field)을 의미한다. 즉 3차원 공간상에서 이동하는 물체를 카메라를 이용하여 2차원 공간으로 투영할 때 이차원 공간에서 형성되는 영상의 이동 속도이다. 그러므로 광류의 검출에 의하여 역으로 3차원 공간에서의 물체의 이동을 추정할 수가 있으며 물체의 움직임 검출, 물체의 세그멘테이션, 모션보상에 의한 영상 코딩, 스테레오 비전 등 다양한 분야에 응용될 수 있다. 그러나 기존 광류검출 알고리즘의 문제점은 로컬정보에 의한 불안정한 광류의 검출과 어쩌쳐 문제가 있다. 본 논문에서는 TPS를 사용하여 영상을 워핑하는 방법을 광류검출에 적용하는 새로운 광류검출 알고리즘을 제안한다.

TPS는 좌표의 변환에 있어 R^2 에서 새로운 R^2 로 매핑하는데 많이 사용된다(3). Bookstein는 생물학적 변화의 모델링에 이를 효과적으로 적용하였다(4). Asker M. Bazen는 지문의 인식에 이를 적용하였으며 기타 의료영상의 레지스트레이션 등에 많이 응용되는 기술로 2차원 평면의 인터플레이션을 할 수 있다(5). 본 연구에서 제안한 기법은 Horn의 알고리즘을 통하여 광류를 검출하고 이 계산된 광류 벡터를 TPS 영상 워핑의 제어좌표로 이용하여 밀도있는 광류를 검출하는 방법을 제안한다.

II. 기존 광류검출방법

광류는 일단 계산되지만 하면, 여러 가지 영상에 대한 해석에 사용될 수 있기 때문에 다양한 기법이 제안되어 왔다. 하여 영상을 부드럽게 한다. 본 절에서는 지금까지 제안된 일반적인 광류를 추출하는 기법에 대하여 살펴본다.

2.1 영역을 기반의 정합기법

너무 작은 수의 프레임이 존재하고 영상을 취득하는 단계에서 엘리어싱(aliasing) 또는 잡음이 발생하면 정확한 수학적 미분은 사용이 불가능할 수도 있다. 이런 경우에는 미분은 사용하는 방법이 부적절하기 때문에 영역을 기반으로 한 정합 기법(6)(7)(8)이 사용되기도 한다. 영역을 기반으로 한 정합 방법은 속도 v 를 서로 다른 시간에 대하여 영상에서의 일정한 영역이 가장 잘 일치하는 이동 $d=(dx, dy)$ 으로 정의한다. 가장 정확한 경합을 찾는 방법은 정규화된 상호 상관 광계(normalized crosscorrelation)와 같은 유사도(similar measure)를 최대화하는 방법이나, 자승한차에 대한 합(sum of squared difference(SSD))과 같은 거리(distancemeasure)를 최소화하는 방법이다(9).

2.2 미분을 이용하는 방법

광류(Optical Flow)는 동영상상의 명도가 시간에 따라 변할 때 이동되는 이차원의 속도의 장(Velocity Field)을 의미한다. 광류의 계산은 동영상상의 물체 움직임 검출, 피사체의 3차원 공간에서의 움직임 분석, 또는 카메라 움직임 분석 등에 있어 매우 유용한 정보를 제공한다. 광류의 중요한 특징 중의 하나는 지역정보(Local Information)를 이용하여 계산할 수 있다는 것이다. 즉 동영상상의 명도변화를 시간과 위치의 함수로 모델링하고 이에 따라 광류를 계산한다. 주어진 시간 t 에서 영상 상의 좌표 (x, y) 에서의 명도값을 $f(x, y, t)$ 라고 하면 단위 시간 경과 후의 해당 명도의 값은 $f(x+dx, y+dy, t+dt)$ 로 표현된다. $f(x+dx, y+dy, t+dt)$ 함수를 Taylor 시리즈로 전개하면 다음과 같다.

$$f(x + dx, y + dy, t + dt) = f(x, y, t) + \frac{\partial f}{\partial x} dx + \frac{\partial f}{\partial y} dy + \frac{\partial f}{\partial t} dt + \text{higher terms} \dots\dots\dots (2.1)$$

차수가 높은 항을 무시를 하고 다음과 같은

$f(x + dx, y + dy, t + dt) = f(x, y, t)$ 조건을 만족 함으로 위 수식 (2.1)은 (2.2)와 같이 표현된다.

$$-\frac{\partial f}{\partial t} = \frac{\partial f}{\partial x} \frac{dx}{dt} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{dy}{dt} \dots\dots\dots (2.2)$$

위 수식 (2.2)에서

$$f_x = \frac{\partial f}{\partial x}, f_x = \frac{\partial f}{\partial x} \text{ 와 } f_y = \frac{\partial f}{\partial y} \text{ 는 쉽게 계산되는}$$

값이며 $\frac{dx}{dt}$ 와 $\frac{dy}{dt}$ 는 알고자 하는 광류의 벡터이다. x 축과 y축의 광류의 속도를 다음과 같이 표현하기로 하자.

$$\frac{dx}{dt} = u, \frac{dy}{dt} = v \dots\dots\dots (2.3)$$

수식(2.2)는 (2.3)를 이용하여 다시 정리하면 (2.4)과 같다.

$$-\frac{\partial f}{\partial t} = \frac{\partial f}{\partial x} u + \frac{\partial f}{\partial y} v$$

또는

$$-f_t = f_x u + f_y v \dots\dots\dots (2.4)$$

수식 (2.4)는 다음 수식 (2.5)과 같이 표현이 된다.

$$-\frac{\partial f}{\partial t} = \nabla f \cdot U \dots\dots\dots (2.5)$$

수식 (2.5)에서 ∇f 는 영상 공간에서의 명도의 기울기 이며 $U=(u, v)$ 는 속도가 된다.

위 수식에서 속도 $U=(u, v)$ 는 (그림 1)와 같이 u, v 공간에서 직선 위에 존재하여야 만 하는데 이를 광류제한선 (Optical Flow Constraint Line)이라고 한다.

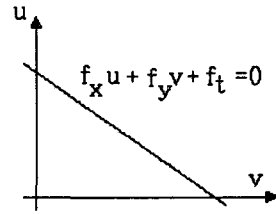


그림 1. 광류제한선
Fig 1. Optical Flow Constraint Line

수식(2.4)으로부터 $U=(u, v)$ 속도 벡터를 구하는 것은 미지수가 2개로 유일하게 결정되지 않는다. 다만 제한선 상의 임의의 위치이라는 것만을 알 수 가 있다. 유일하게 $U=(u, v)$ 속도 벡터를 결정하기 위하여 또 다른 관계식을 필요로 한다. 본 논문에서 제안한 광류의 검출 방법은 Horn의 방법을 개선한 것이다.

Horn는 $U=(u, v)$ 벡터가 동영상에서 서서히 변화된다고 가정하고 또 다른 관계식으로 유연제한 (Smoothness Constraint)을 추가하였다. 즉 $U=(u, v)$ 벡터의 미분인 ∇u 와 ∇v 변화율이 적어지도록 하면서 에러의 값을 줄이도록 한다. ∇u 와 ∇v 의 변화율 정도를 e_s 라고 하고 다음과 같이 정의하자.

$$e_s = \int \int (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2) dx dy \dots\dots\dots (2.6)$$

$$= \int \int \left(\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial y}\right)^2 \right) dx dy$$

광류에러는 수식 (2.5)로 부터 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$e_c = \int \int \left(\nabla f \cdot U + \frac{\partial f}{\partial t} \right)^2 dx dy \dots\dots\dots (2.7)$$

그러므로 Lagrange Multipliers를 이용하여 광류에러를 최소화하도록 한다.

$$e = e_c + \lambda e_s \dots\dots\dots (2.8)$$

수식 (2.8)을 u, v 에 대하여 미분을 하고 미분 값이 영이 되도록 하여 최소화를 한다.

$$\frac{\partial e}{\partial u(i, j)} = 2 \left[\left(-\frac{\partial f}{\partial x} u(i, j) + \frac{\partial f}{\partial y} v(i, j) + \frac{\partial f}{\partial t} \right) \frac{\partial f}{\partial x} + 2\lambda [u(i, j) - \overline{u(i, j)}] \right] = 0 \dots\dots\dots (2.9)$$

$$\frac{\partial e}{\partial v(i, j)} = 2 \left[\left(-\frac{\partial f}{\partial x} u(i, j) + \frac{\partial f}{\partial y} v(i, j) + \frac{\partial f}{\partial t} \right) \frac{\partial f}{\partial y} + 2\lambda [v(i, j) - \overline{v(i, j)}] \right] = 0 \dots\dots\dots (2.10)$$

수식 (2.9)에서 $\overline{u(i, j)}$ 와 수식 (2.10)에서 $\overline{v(i, j)}$ 는 지역 평균값이다. 위 수식을 정리하면 다음과 같다.

$$\left[\lambda + \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 \right] u(i, j) + \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} v(i, j) = \lambda \overline{u(i, j)} - \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial t} \dots\dots\dots (2.11)$$

$$\frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y} u(i, j) + \left[\lambda + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right] v(i, j) = \lambda \overline{v(i, j)} - \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial f}{\partial t} \dots\dots\dots (2.12)$$

(2.13)(2.12)를 반복법에 의해 해를 구하기 위하여 다음과 같은 수식을 사용한다.

$$u(i, j)^k = \overline{u(i, j)^{k-1}} - \left[\frac{\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right) \overline{u(i, j)^{k-1}} + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right) \overline{v(i, j)^{k-1}} + \frac{\partial f}{\partial t}}{\lambda + \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2} \right] \frac{\partial f}{\partial x} \dots\dots\dots (2.13)$$

$$v(i, j)^k = \overline{v(i, j)^{k-1}} - \left[\frac{\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right) \overline{u(i, j)^{k-1}} + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right) \overline{v(i, j)^{k-1}} + \frac{\partial f}{\partial t}}{\lambda + \left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2} \right] \frac{\partial f}{\partial y} \dots\dots\dots (2.14)$$

III. 영상워핑

TPS(Thin Plate Spline)는 큐빅 스피라인(Cubic Spline)과 같이 2차원 평면에서의 인터플레이션 방법이다.

평면상에서의 좌표 v_i 는 좌표 (x_i, y_i) 에서의 함수 값이고 모든 좌표 (x_i, y_i) 가 각각 다른 위치에 있으며 또한 같은 라인 선상에 위치하지 않는다고 가정하면, TPS는 다음과 같이 정의된 벤딩 에너지,

$$I_f = \int \int_{R^2} (f_{xx}^2 + 2f_{xy}^2 + f_{yy}^2) dx dy$$

를 최소화하는 함수 $f(x, y)$ 로 정의되며 수식 (3.1)과 같은 형식을 갖고 있다.

$$f(x, y) = a_1 + a_x x + a_y y + \sum_{i=1}^n w_i U(\| (x_i, y_i) - (x, y) \|) \dots\dots\dots (3.1)$$

여기에서 $U(r) = r^2 \log r^2$ 함수임.

함수 $f(x, y)$ 가 이차원 도함수로서 2차원 적분이 가능하기 위하여 다음과 같은 조건을 만족하여야 한다.

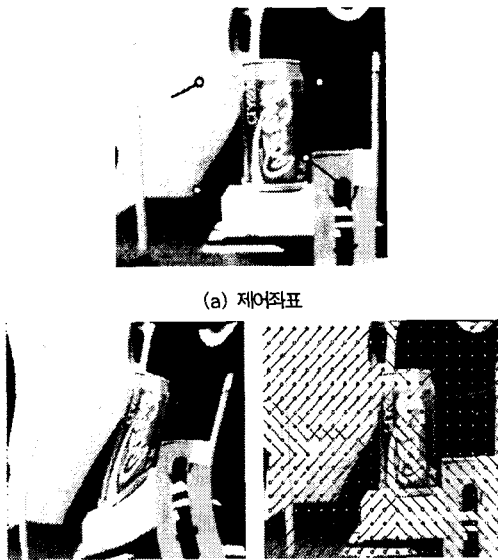
$$\sum_{i=1}^n w_i = 0 \text{ 이고 } \sum_{i=1}^n w_i x_i = \sum_{i=1}^n w_i y_i = 0$$

조건을 만족하여야 한다. 또한 $f(x_i, y_i) = v_i$ 조건을 만족하여야 하며 이런 조건은 다음과 같은 선형관계식을 성립시킨다.

$$\begin{bmatrix} K & P \\ P^T & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v \\ o \end{bmatrix} \dots\dots\dots (3.2)$$

여기에서 $K_{ij} = U(\|(x_i, y_i) - (x_j, y_j)\|)$ 이며, i 번째 P 행렬은 $P_i = (1, x_i, y_i)$ 이 되며, O 는 영값을 갖는 3×3 행렬이며 o 는 3×1 행렬이다. 매트릭스 v 는 알려진 좌표 v_i 에 대한 행렬이며 w 는 w_i 계수의 행렬이고, a 는 a_1, a_x, a_y 를 행렬요소로 갖는다. v_i 에 노이즈가 가미되는 경우 v_i 의 조건을 절대적으로 만족하는 인터플레이션을 할 필요가 없다. 이때 정규화에 의해 제어를 할 수 있으며 $H[A] = \sum_{i=1}^n (v_i - f(x_i, y_i))^2 + \lambda I_f$ 조건을 만족하도록 한다. 정규화 파라미터인 λ 는 양의 스칼라로서 부드러운 정도를 제어할 수 있다. 정규화를 위한 선형방정식은 행렬 K 를 $K + \lambda I$ 행렬로 대체한다. 행렬 I 는 단위 행렬이다. TPS는 의료영상 등의 처리에서 많이 활용되고

있다. 여러 단층의 x선 촬영의 3차원 복원 또는 2차원 영상 비교에 유용한 방법이다. 다음은 TPS를 이용한 영상의 워핑을 한 예이다. (그림 2)의 (a) 원본 영상에 몇 개의 제어좌표를 설정한다. 이 제어좌표는 기존의 좌표를 다른 위치로 이동할 예정 위치가 된다. 이 소수의 제어점을 이용하여 다른 모든 좌표의 위치를 TSP를 이용하여 인터폴레이션을 한 결과의 영상을 (그림 2)의 (b)에 보였다. 그림(c)는 영상 픽셀의 이동에 따른 광류를 계산한 것이다. TSP에 의해 이미 이동한 위치를 알 수 있으므로 광류를 검출하여 표시할 수 있다.



(a) 제어좌표 (b) 워핑 영상 (c) 광류
 그림 2. TPS를 이용한 영상 워핑의 예
 Fig. 2. Example of Image Warping for TPS

IV. 組細단계 광류 검출 알고리즘

광류의 검출방법에 대해 여러 가지 방법이 제안되었지만 실제 응용 분야에 적용할만한 신뢰성 높은 광류의 검출은 매우 어렵다. 본 연구는 TPS를 이용한 광류의 검출방법 [10]에서 제안한 방법의 문제점을 개선하였다. 수식 (2.1)에서 Taylor 시리즈로 전개하고 그 중에서 차수가 높은 항을 무시하고 다음과 같은

$f(x + dx, y + dy, t + dt) = f(x, y, t)$ 조건을 만족한다는 전제 조건에서 출발한다. 그러나 실제적으로 대부분의 동영상은 이 조건을 만족하지 못하는 경우가 있다. 물론 촬영하는 영상의 프레임율을 높이면 가능하지만 이 역시 한계가 있다. 그러므로 이러한 문제점을 해소하는 방법으로 組細단계(Coarse-to-Fine)로 광류를 검출한다. 먼저 해상도가 높은 영상을 축소하여 해상도가 떨어지는 작은 영상에서 광류를 추출하고, 추출한 광류 정보를 다음 고해상도에서 영상을 미분할 때 활용한다. 결론적으로 본 알고리즘은 [10]에서 제안된 방법에 다단계 기법을 도입한 것이다.

본 논문에서 제안하는 광류의 검출방법을 요약하면 다음과 같다. 광류의 검출에 있어 원래의 영상을 다단계로 만들고 저단계의 영상부터 Horn의 방법을 사용하여 광류를 검출한다. Horn의 방법에 의해 검출된 광류 값에서 신뢰성을 평가하여 신뢰성이 높은 광류 벡터만을 선택한다. 신뢰성의 판단은 수식 (2.4)의 광류제한선(Optical Flow Constraint Line)을 만족하는지 여부에 따라 선택된다.

선택된 광류 벡터를 TPS의 제어 벡터로 사용하여 초기 프레임의 영상을 광류벡터에 따라 워핑을 하고 차기 프레임과 위치가 같아지도록 한다. 워핑된 영상을 다시 초기 프레임으로 설정하고 초기 프레임과 차기 프레임에서 광류를 계산한다. 더 이상 광류가 검출되지 않을 때까지 위 과정을 계속한다. 저단계의 영상에 대한 광류 검출과정이 끝나면 다음 고단계의 영상에 대하여 위 과정을 반복한다. 이를 알고리즘으로 표현하면 다음과 같다.

▶ 組細단계 광류검출 알고리즘

- 단계 1. 고해상도 영상을 組細의 다단계 영상으로 만들고 저급단계의 영상을 선택한다.
- 단계 2. 현 단계의 초기 프레임(A)과 차기 프레임(B) 영상을 준비한다.
- 단계 3. Horn의 방법에 의해 광류를 계산한다.
- 단계 4. 검출된 광류의 신뢰성을 평가한다. 광류 제한선을 만족하는지를 검사한다.
- 단계 5. 신뢰성 있는 광류 벡터만을 이용하여 초기 프레임(A)을 TSP 영상 워핑을 한다.
- 단계 6. 워핑 처리된 영상(C)와 프레임(B)의 자승평균 오차(Mean Square Error)를 계산하고 오차가 일정 값보다 적어지면 단계 8를 한다.
- 단계 7. 워핑 처리된 영상(C)를 초기프레임(A)로 재설정하고 단계 2를 실시한다.
- 단계 8. 최초의 프레임(A) 영상과 최종 워핑된 영상(C)의 좌표위치 변환을 계산하여 광류 벡터를 계산한다.

단계 9. 고 단계 영상까지 처리가 끝났으면 알고리즘을 종료하고 그렇지 않으면 다음 단계의 영상을 이용하여 단계 2를 실시한다.

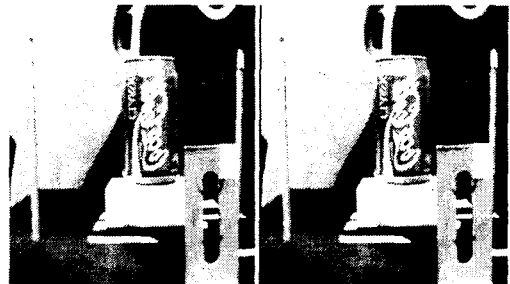
단계 4의 신뢰성 평가가 성능에 중요한 역할을 한다. 신뢰성의 평가는 영상 프레임의 공간 미분 $f_x = \frac{\partial f}{\partial t}$ 와 $f_y = \frac{\partial f}{\partial y}$ 값이 일정 값 이상인 경우만을 평가 대상으로 하며 $\|f_x u + f_y v + f_t\| < \epsilon$ 조건을 만족하고 제어 벡터의 상호위치가 토폴로지를 변화시키지 않는 벡터를 신뢰성이 높다고 평가한다.

V. 실험결과

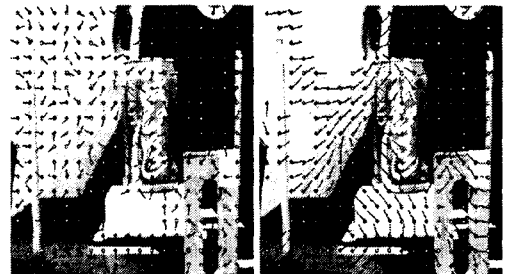
실험환경으로는 운영체제 윈도우 XP, 메모리 1기가 바이트, 비주얼 C++ 6.0, 펜티엄 4 CPU를 사용하였다. 본 연구의 알고리즘을 구현하여 각각 2 종류의 일련(Sequence) 영상에 적용하여 보았다. 본 실험에 사용된 영상은 <http://www.csd.uwo.ca/>에서 다운로드를 받았다.

(그림 3)은 NASA 영상으로 2개의 동영상 이미지이다. (a) 초기영상에서 (b) 다음 영상으로 변화될 때 광류의 검출을 (c) Horn의 방법과 (d) 본 논문에서 제안한 알고리즘으로 계산한 방법을 보인 것이다. (그림 4)도 (그림 3)과 같은 순서로 보인 것이다. 본 논문에서 제안한 방법은 Horn의 방법으로 계산한 광류에서 신뢰성이 높은 광류만을 이용하여 영상의 워핑에 의해 가른 광류를 검출하므로 Horn의 방법에 비해 코스트가 많이 드는 단점이 있으나 보단 안정적이고 밀한 광류의 검출이 가능한 장점이 있다.

광류검출 알고리즘의 문제점인 불안정한 광류의 검출과 어퍼쳐 문제를 개선하는 새로운 광류검출 알고리즘을 제안하였다. TPS는 의료영상의 레지스트레이션 등에 많이 응용되는 기술로 2차원 평면의 인터 플레이션을 할 수 있다. 본 연구에서 제안한 알고리즘은 Horn의 알고리즘을 통하여 광류를 검출하고 검출된 광류 값에서 비교적 신뢰도가 높은 데이터 만을 이용하여 TPS의 영상 워핑 제어에 활용한다. 워핑된 영상과 처음 영상의 픽셀 위치를 차이를 이용하여 밀한 광류를 검출하는 기법으로 요약할 수 있다. 또한 신뢰성을 좀더 향상하기 위하여 크기가 작은 저수준의 영상으로부터 다소 크기가 큰 고수준의 영상으로 점진적으로 광류를 검출하도록 한다. 그러므로 소수이지만 신뢰성 높은 광류 벡터를 안정적으로 얻는 근원적인 문제와 이에 대한 평가방법이 성능에 많은 영향을 주게 된다. 본 논문의 향후 연구과제는 광류의 값을 정확히 알고 있는 일반 동영상에 이용하여 신뢰성을 평가하고 새로운 알고리즘을 개발하는 것이다.



(a) 초기영상 (b) 차기영상



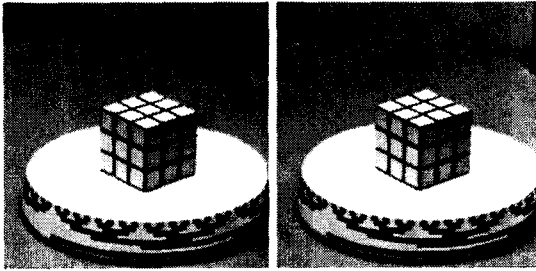
(c) Horn의 방법 (d) 제안알고리즘

그림 3. NASA영상

Fig 3. Image of NASA

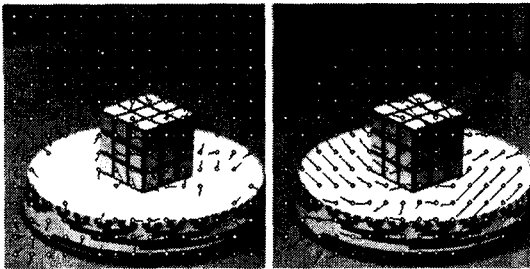
VI. 결론

본 논문에서는 細細 다단계 방법에 의하여 기존 Horn의



(a) 초기영상

(b) 차기영상



(c) Horn의 방법

(d) 제안알고리즘

그림 4. RUBIC 영상

Fig 4. Image of RUBIC

- [7] 가상현실용 3차원 시뮬레이터, 특허, 출원번호 20-1998-0006935, 1999
- [8] 안교주, "비디오 압축을 위한 고속 블록 정합 알고리즘에 관한 연구", 세종대학교 대학원, 석사학위 논문, pp13, 2000
- [9] 서정만, 정순기, "모션벡터를 이용한 가상현실 체험 시스템의 구현," 컴퓨터정보학회 논문지, 제8권, 제3호, pp87-88, 2003.
- [10] 이희만, "TPS를 이용한 광류의 검출방법," 과학과 문화, vol.1, No.1, pp355-360, 2004.

참고문헌

- [1] S.S. Beauchemin, J.L. Barron, "The Computing of Optical Flow", ACM Computing Surveys, Vol. 27, No.3, pp.433-467, 1995.
- [2] J.L. Barron, D.J. Fleet, "Performance of Optical Flow", IJCV 12:1, pp.43-77, 1994.
- [3] Gianluca Donato, "Approximate Thin Plate Spline Mapping", NIPS 2001.
- [4] F.L. Bookstein, "Principal Warps: Thin-plate splines and decomposition of deformation", IEEE Trans, PAMI, 11(6), pp.567-585, 1989.
- [5] Asker M. Bazen, "Elastic Minutiae Matching by Means of Thin-Plate Spline Model", IEEE1051-4651, pp.985-988, 2002.
- [6] 김성곤, "전역 탐색 알고리즘을 이용한 이동 무선 통신 네트워크의 최적화에 대한 연구", 컴퓨터정보학회 논문지, 제9권, 제1호, pp88-89, 2004

저자 소개



이 희 만

1994년 6월 Texas A&M

Electrical Eng. Ph.D

1996~현재 서원대학교 컴퓨터공학

부 부교수



서 정 만

2003년 2월 충북대학교 컴퓨터공학

과 공학박사

2002년~현재 한국재활복지 대학

컴퓨터게임개발과 교수