

쌍방향 대응기법을 이용한 특징점 기반 움직임 계수 추정

正會員 徐琮烈*, 金慶重*, 林采旭*, 朴圭泰*

A Feature-Based Motion Parameter Estimation using Bi-Directional Correspondence Scheme

Jong Yeul Suh*, Kyung Joong Kim*, Chae Wook Lim*, Kyu Tae Park* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 임의의 모양을 갖는 물체의 움직임 계수를 추정하기 위해 쌍방향 대응 기법과 점강 기법의 2단계로 구성된 새로운 계수 추정 방법을 제시한다.

물체 내의 특징점의 이동량을 검출하기 위해서는 특징점의 정확한 대응이 필요하다. 본 논문에서는 쌍방향 대응 기법을 사용하여 안정적인 대응 관계를 수립한다. 이 방법은 현재 영상의 특징점과 이전 영상의 특징점 사이에 완전한 일대일 대응이 수립될 때까지 반복적으로 특징점과 대응점을 재 설정해 나가는 것으로 잡음의 발생이나 특징점의 가려짐이나 없어짐으로 인한 잘못된 대응을 방지한다. 쌍방향 대응에 의해 추정된 움직임 계수를 초기값으로 변형된 반복적인 기법을 사용하여 보다 정확한 움직임 계수를 추정한다. 제안한 방법은 기존의 점강 기법의 단점을 보완하기 위해 실제 움직임에 근거한 초기값 설정 방법을 사용한다. 이 방법은 물체의 모든 움직임 계수의 초기값을 동시에 추정하므로 점강 기법의 정확성과 수렴성을 향상 시킬 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법은 물체 기반 부호화 시스템 등에서 움직임 추정 기법으로 사용될 수 있으며 실험 결과, 실제 동영상에서 뛰어난 움직임 보상 결과를 얻을 수 있음을 보였다.

ABSTRACT

A new feature-based motion parameter estimation for arbitrary-shaped regions is proposed. Existing motion parameter estimation algorithms such as gradient-based algorithm require iterations that are very sensitive to initial values and which often converge to a local minimum. In this paper, the motion parameters of an object are obtained by solving a set of linear equations derived by the motion of salient feature points of the object. In order to estimate the displacement of the feature points, a new process called the "bi-directional correspondence scheme"

*연세대학교 전자공학과
Dept. of Electronic Engineering, Yonsei University
論文番號: 96191-0629
接受日字: 1996년 6월 29일

is proposed to ensure the robustness of correspondence. The proposed correspondence scheme iteratively selects the feature points and their corresponding points until unique one-to-one correspondence is established. Furthermore, initially obtained motion parameters are refined using an iterative method to give a better performance.

The proposed algorithm can be used for motion estimation in object-based image coder, and the experimental results show that the proposed method outperforms existing schemes in estimating motion parameters of objects in image sequences.

I. 서 론

최근 영상 통신 및 멀티미디어 등의 급속한 발달에 힘입어 영상 정보의 효율적인 부호화에 대한 연구의 중요성이 더욱 강조되고 있다. 특히 동영상은 매우 큰 정보량을 가지고 있으므로 효율적인 전송과 저장 등을 위해서는 압축이 필요하다. 그러나 동영상 압축은 압축율이라는 수치적인 면과 시각적으로 보기 좋아야 한다는 질적인 면을 동시에 만족해야 한다는 어려운 과제를 안고 있다. 동영상의 특징은 반복적인 정보가 많다는 것인데 이러한 반복성을 줄이는 것이 동영상 압축의 기본 원리이다. 현재까지 수많은 동영상 압축 표준안이 제시되었으며 이들은 각각 서로 다른 응용 분야와 전송율을 가지고 있으며 최근에는 64 kbps 이하의 저 전송율 부호화를 위한 MPEG-4의 표준화 작업이 진행 중이다. 기존의 부호화 기법에서는 블록 단위로 움직임을 추정하는 방식을 사용하고 있으나 이러한 방법으로 저 전송율 채널에서 영상 정보를 전송하는 경우 블록화 현상(blocking effect)이라는 시각적인 문제가 발생한다. 또한 이 방법으로 추정된 움직임 벡터와 실제적인 물체의 움직임간에 실질적인 관계가 없다는 단점이 존재하며 블록의 움직임 벡터로는 회전이나 확대 등의 움직임을 나타낼 수 없다. 이러한 방법은 영상의 통계적인 특성만을 이용하므로 영상의 실제 내용, 즉 물체의 모양, 경계선, 3차원적인 구조 등을 고려하지 않는 단점이 있다. 이러한 문제점을 극복하면서 영상의 영역 정보에 대한 지식을 활용할 수 있는 방법으로 물체기반 부호화(object-based coding)^{(1-3), (6), (10), (11), (17)}라는 기법이 제시되었다. 물체 기반 부호화의 목적은 영상으로부터 실제 물체의 추출과 그 물체의 움직임을 추출하는 것이다. 즉 영상 내의 물체를 부호화의 기본단위로 하여 영상을 움직임이 있는 물체 부분과 움직임이 없는 배경

부분으로 나누어, 배경 부분은 이전 영상의 정보를 그대로 이용하고 물체 부분은 기하학적인 특징을 바탕으로 부호화 하는 방법으로 시각적인 면에서 우수한 부호화를 구현하려는 것이다.

효율적인 부호화와 영상에 대한 보다 정확한 분석을 위해서는 영역의 실제적인 움직임을 정확하게 추정할 필요가 있으며 이를 위해서는 물체의 병진 운동(translational motion)외에도 회전 운동(rotational motion), 변형(deformation) 및 확대(zooming)를 나타낼 수 있는 움직임 모델이 필요하다. 즉 영상의 물체를 효과적이고 자연스럽게 표현하기 위해서는 물체와 그 움직임에 대한 기하학적인 모델링이 필요하다. 본 논문에서 사용한 움직임 모델은 3차원 공간에 있는 평면체를 평행 직교 투영(parallel orthogonal projection)시킨 것인데 이러한 경우 그 물체의 움직임은 2차원 평면상에서 6개의 계수로 표현할 수 있다. 일반적으로 움직임 계수를 찾는 방법은 점강 기법(gradient-based motion estimation)⁽³⁾을 이용한 움직임 계수의 결정 방법이 있다. 점강 기법은 초기값과 잡음에 의해 그 성능이 크게 영향을 받으며 급격한 움직임이 존재하는 경우 우수한 복원 화질을 나타내지 못하는 단점이 있으며 또한 지역 최소값(local minimum)에 빠질 확률이 높다.

본 논문에서는 동영상에서 임의의 모양을 가진 물체의 움직임을 추정하는 2단계 방법을 제안한다. 이 방법은 물체의 움직임을 6개의 계수로 모델링하고 그 움직임 계수를 효과적으로 추출해 내는 것인데 먼저 연속된 두 영상에서 물체의 특징점을 뽑아 내 그들의 대응 관계를 이용하여 움직임 계수를 계산한다. 그 다음 단계에서는 이 움직임 계수를 초기 값으로 사용하여 점강 기법의 원리에 근거한 반복 기법⁽⁸⁾을 사용하여 최종적으로 물체의 움직임을 추정한다. 여기서 움직임 계수의 초기값을 계산하기 위해서 물체의 특

정점(feature point)의 정확한 대응이 필요한데, 본 논문에서는 쌍방향 대응 기법을 사용하여 잡음 또는 가려짐에도 크게 영향을 받지 않는 방법을 제안한다. 쌍방향 대응이란 특징점과 그 대응점간의 일대일 대응이 보장되어야 한다는 개념에 기반한 것으로 대응 관계의 정확성과 유일성(uniquness)을 목표로 한다. 일반적으로 두 개의 영상이 있을 때 한 쪽 영상에서 특징점을 추출하고 다른 하나의 영상에서 이 점에 대응되는 특징점을 찾는 문제를 대응 관계 문제(correspondence problem)라고 한다. 그러나 기존의 방법은 잡음에 민감하고 특징점의 가려짐이 발생하는 경우 잘못된 대응이 나오므로 안정적이지 못한 경우가 많다. 그러나 쌍방향 대응을 사용하면 이러한 가려짐이 발생하더라도 반복해서 일대일 대응 관계가 수립될 때까지 특징점을 수정해 나가므로 안정적인 대응 관계를 수립할 수 있는 장점이 있다.

II. 동영상에서의 움직임 추출

1. 물체 기반 부호화

물체 기반 부호화의 기본적인 구조는 그림 1과 같다. 이 방법은 블록을 기본 구조로 하는 기존의 부호

화 방법과는 달리 물체를 부호화의 기본 단위로 하여 영상을 움직임이 있는 물체 부분과 움직임이 없는 배경 부분으로 나눈다. 이 때 배경 부분은 이전 프레임의 정보를 그대로 이용하고 물체 부분은 기하학적인 움직임 변환의 특징을 사용하여 부호화한다. 각 물체마다 3종류의 매개 변수를 부호화하는데 이들은 각각 모양(shape), 움직임(motion)과 색(color) 정보들이다. 모양 정보란 물체를 이루는 영역의 윤곽선(silhouette)을 의미하며 움직임 정보는 물체의 이동 또는 기하학적인 변환을 나타내며 색 정보란 물체를 이루는 영역이 갖는 화소값들을 의미한다. 이 방법은 블록 기반 부호화 기법과는 달리 물체별로 움직임을 추정하기 때문에 물체의 움직임을 보다 자연스럽게 표현할 수 있는 장점을 가지고 있다.

물체 기반 부호화에서는 물체를 움직임 보상 가능 물체(model compliance object)와 움직임 보상 불가능 물체(model failure object)로 분류한다. 움직임 보상 가능 물체란 현재 설정된 움직임 모델에 의해 움직임 보상이 가능한 영역을 의미한다. 이러한 움직임 보상 가능 물체들은 모양과 움직임 정보만을 부호화 하여 전송한다.

움직임 보상 불가능 물체는 현재 설정된 움직임 모

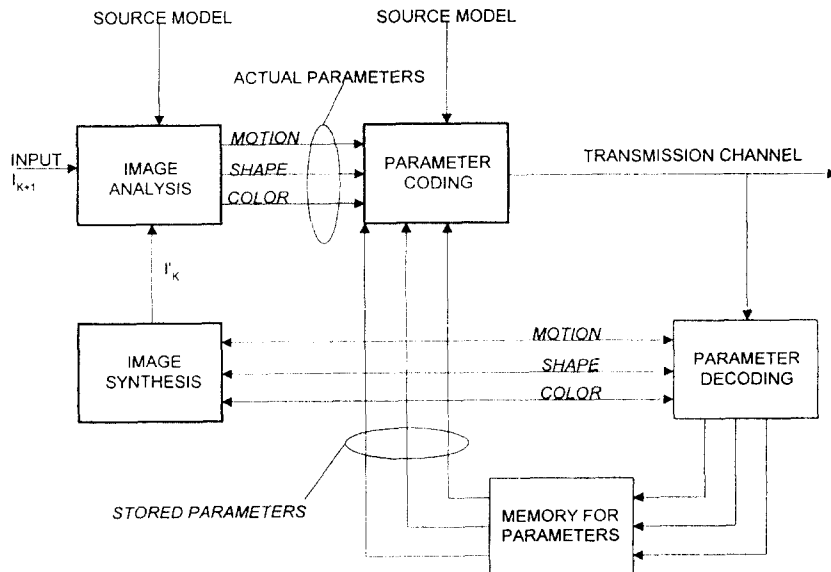


그림 1. 물체 기반 부호화

Fig. 1 Block diagram of object-based image coder

델에 의해 움직임 보상이 만족스럽게 이루어지지 않는 영역으로 다음 영상에서 새롭게 나타난 물체 또는 새롭게 드러난 배경(uncovered background) 부분이 여기에 속한다. 움직임 보상 불가능 물체들은 모양과 색 정보를 부호화 하여 전송한다. 특히 색 정보는 많은 데이터량을 차지하므로 부호화의 효율을 높이기 위해서는 이러한 움직임 보상 불가능 물체가 한 영상에서 차지하는 영역이 매우 작아야 한다.

영상 분석 단계에서는 두 입력 영상으로부터 물체를 추출한 다음 각각의 물체에 대하여 움직임을 추정하여 움직임 보상 가능 물체와 움직임 보상 불가능 물체를 검출해 낸다. 영상 합성 단계에서는 파라미터 메모리에 저장된 파라미터들을 이용하여 재구성된 영상을 보여준다. 파라미터 부호화 단계와 파라미터 복호화 단계에서는 각각 전 단계에서 추정된 모양, 움직임, 색 정보들을 부호화하고 영상 합성을 위해 파라미터 성분을 복원하는 역할을 수행한다.

2. 물체의 움직임 모델링

동영상에서 물체(object)란 균일한 움직임을 갖는 영역으로 정의한다^{(2),(6)}. 동영상의 분석에 있어서 물체의 움직임 추출은 매우 중요한 문제이다. 움직임 계수들에 대한 최적의 추정값을 얻기 위해서는 물체의 움직임에 대한 보다 정확한 모델링이 필요하다. 움직임 모델은 움직임 계수의 개수와 움직임 정보 추정에 필요한 계산량과 복잡도 등에 큰 영향을 주게 된다. 또한 설정된 움직임 모델에 따라 움직임 계수의 추정 기법과 부호화 역시 영향을 받으므로 최적의 움직임 추출을 위해서는 움직임 모델의 설정이 매우 중요하다. 일반적으로 기존의 MPEG-1이나 MPEG-2에서 쓰이는 움직임 추정 기법은 2차원 영상 평면상에서의 병진 운동을 움직임 모델로 하고 있다⁽⁵⁾. 그러나 이러한 움직임 모델은 계산량이 적고 구현하기가 용이하다는 장점은 있으나 물체의 회전운동, 찌그러짐, 크기의 변형 등을 표현할 수 없으므로 실제적인 물체의 움직임을 나타낼 수 없는 단점을 가지고 있다. 따라서 물체의 실제적인 움직임을 자연스럽게 적절하게 표현할 수 있는 기하학적인 움직임 모델의 설정이 필요하다.

3차원 공간상에 있는 평면 강체가 다음 식과 같이 정의된다고 할 때,

$$ax + by + cz = 1 \tag{1}$$

이 물체를 영상 평면 위로 집중 투영 방법에 의해 투영시킬 경우 이 평면체의 움직임은 8개의 움직임 계수로 표현할 수 있다⁽⁷⁾.

$$\begin{aligned} X' &= \frac{a_1X + a_2Y + a_3}{a_7X + a_8Y + 1} \\ Y' &= \frac{a_4X + a_5Y + a_6}{a_7X + a_8Y + 1} \end{aligned} \tag{2}$$

Tsai와 Huang⁽⁷⁾은 이 8개의 움직임 계수값으로부터 8개의 변수로 구성된 6차 다항식의 근을 구함으로써 물체의 실제 3차원 움직임 계수값을 구하였다.

물체와 카메라와의 거리가 물체의 크기에 비해 충분히 크다고 가정하면 집중 투영은 평행 직교 투영에 의해 근사화 될 수 있다. 3차원 공간상에 있는 평면 강체(rigid planar patch)를 평행 직교 투영 방법을 사용하여 영상 평면 위에 투영할 경우 물체의 움직임은 6개의 움직임 계수로 표현된다. 즉 k번째 영상의 좌표 (X, Y)가 k+1 번째 영상의 (X', Y')로 움직였다고 하면 이 움직임은 6개의 계수로

$$\begin{aligned} X' &= a_1X + a_2Y + a_3 \\ Y' &= a_3X + a_4Y + a_6 \end{aligned} \tag{3}$$

와 같이 쓸 수 있다. 이러한 움직임 모델은 물체의 회전운동, 찌그러짐, 병진 운동 등을 표현할 수 있으며 8개의 계수를 사용하는 움직임 모델에 비해 양자화 오차에 대한 영향이 작으며 움직임 영역이 작은 경우 물체의 움직임을 비교적 정확하게 찾을 수 있는 장점이 있다⁽¹⁰⁾.

3. 점강 기법에 의한 움직임 계수 추정

점강 기법은 반복적인 기법에 의해 영상에서 물체를 나타내는 영역에 대하여 움직임 보상의 오차가 최소가 되는 움직임 계수 $\hat{\Theta}$ 를 선택하는 것이다. 식(3)에서 정의된 6개의 움직임 계수 $\hat{\Theta}$ 는 다음 식과 같은 기준에 의해 구한다⁽⁵⁾.

$$\hat{\Theta} = \arg \min_{\Theta} \sum_{p(i, j) \in R} [I_k(i, j) - I_{k+1}(u(\Theta), v(\Theta))]^2 \tag{4}$$

여기서, $\hat{\Theta} = (\hat{a}_1, \hat{a}_2, \hat{a}_3, \hat{a}_4, \hat{a}_5, \hat{a}_6)^T$
 $u(\Theta) = a_1 i + a_2 j + a_5$
 $v(\Theta) = a_3 i + a_4 j + a_6$

$I(i, j)$ 는 (i, j) 를 좌표값으로 갖는 화소이며 R 은 움직임 추정하고자 하는 영역이다.

이 방법은 반복적인 기법에 의해 최적의 움직임 계수를 찾는데 각 단계에서 움직임 계수는 다음과 같이 결정된다.

$$\Theta^{m+1} = \Theta^m - \Gamma \frac{\Delta \Theta^m}{N_R} \tag{5}$$

이 때,

$$\Delta \Theta^m = \sum_{(i, j) \in R} \begin{pmatrix} \frac{\delta}{\delta a_1} [I_k(i, j) - I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m))]^2 \\ \vdots \\ \frac{\delta}{\delta a_n} [I_k(i, j) - I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m))]^2 \end{pmatrix}$$

여기서 m 은 반복 단계 번호(iteration index)를 나타내고 N_R 은 영역의 크기이며 Γ 는 가중치 벡터로 임의의 상수값 또는 적응적으로 값을 할당할 수 있다. 식 (6)에 의해 6개의 움직임 계수($a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6$)는 각 반복 단계에서 다음과 같이 정의된다.

$$\Theta^{m+1} = \Theta^m - \sum_{(i, j) \in R} \Gamma \Phi^m(i, j) |I_k(i, j) - I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m))| \tag{6}$$

이 때 Φ^m 을 이동 미분 벡터(displaced gradient vector)라고 하는데 다음과 같다.

$$\Phi^m(i, j) = \begin{pmatrix} \frac{d}{dx} I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m)) \\ i \frac{d}{dx} I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m)) \\ j \frac{d}{dx} I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m)) \\ \frac{d}{dy} I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m)) \\ i \frac{d}{dy} I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m)) \\ j \frac{d}{dy} I_{k+1}(u(\Theta^m), v(\Theta^m)) \end{pmatrix} \tag{7}$$

가중치 Γ 는 대각선 행렬의 형태를 갖도록 하는데 그 이유는 각각의 계수들이 서로 영향을 미치는 것을 방지하기 위함이다.

이러한 짐강 기법은 초기값의 결정과 수렴 속도가 큰 문제로 작용한다. 또한 영상에서 급격한 움직임이나 잡음이 존재할 경우 이 방법은 우수한 복원 화질을 나타내지 못하며 부호화가 진행될수록 오차가 크게 누적되는 단점이 존재한다⁽¹⁰⁾. 또한 움직임 계수 추정 과정에서 지역 최소값으로 수렴하는 경우가 발생하므로 최적값을 구하지 못하는 상황이 발생한다.

Kalivas 등⁽⁸⁾은 이전 프레임의 움직임 계수값을 초기값으로 사용하여 영역의 움직임을 추정하였는데 이 방법은 물체가 완만하게 움직인다는 가정 하에서 사용한 방법이므로 급격한 움직임이 발생할 때 좋은 성능을 보이지 못하는 단점이 있다. 또한 영역 분할을 각 영상에 대하여 독립적으로 수행하는 경우 이전 영상에서 얻어진 움직임 계수값을 사용한다는 것은 문제가 있다. 따라서 각 영상에서 그 때마다 발생하는 움직임의 특성을 파악하여 그에 맞게 적응적으로 초기값을 설정해야 한다.

짐강 기법을 사용하는 경우 물체의 이동에 근거하여 초기값을 구하는 방법으로는 BMA 기법을 사용하는 경우가 있다.⁽¹⁰⁾ 그러나 이 방법으로는 물체의 병진 운동 계수의 초기값을 구할 수 있을 뿐 회전 운동 계수에 대한 초기값을 얻을 수는 없다.

따라서 짐강 기법의 성능을 보다 향상시키기 위해서는 사용되는 모든 계수의 초기값을 얻을 수 있는 방법이 필요하다.

III. 제안한 움직임 추정 방법

기존의 움직임 추정 기법 중에서 짐강 기법에 근거한 방법들은 물체의 급격한 움직임을 정확하게 추정하지 못하며 지역 최소값에 수렴하여 최적값을 얻지 못하는 경우가 많다. 그 이유는 대부분의 방법들이 움직임 계수의 초기값을 이전 프레임에서 얻은 계수값을 사용하기 때문이다. 그러나 실제 물체의 움직임을 보다 자연스럽게 정확하게 구하기 위해서는 보다 정확한 초기값의 설정이 필요하다. 짐강 기법은 구하려는 계수의 초기값을 어떻게 결정하느냐에 따라 그 성능이 좌우되므로 초기값을 비교적 정확하게 설정할

경우 좋은 결과를 얻을 수 있다. 따라서 본 논문에서는 물체의 특징점의 이동을 이용하여 초기값을 설정하는 방법을 제안하였다. 이 방법을 사용하면 초기값이 최적값에 비교적 가깝게 설정이 되어 있으므로 수렴 속도가 빠르고 물체의 급격한 움직임이 발생하더라도 안정적으로 움직임을 추정할 수 있다. 본 논문에서는 먼저 입력 영상에 대하여 영역 분할을 수행한 다음 2단계의 과정을 거쳐 각각의 영역의 움직임 계수를 추출하는데 먼저 3개의 대응점으로부터 얻어지는 6개의 선형 방정식을 풀어서 6개의 움직임 계수의 초기값을 얻는다. 만약 이 움직임 계수에 의해 만족할 만한 움직임 보상 결과를 얻으면 움직임 추정 작업은 종료한다. 그렇지 않은 경우 초기값을 중심으로 주변의 계수값들에 대하여 움직임 보상을 수행하여 가장 오차가 작은 움직임 계수를 최종적으로 선택한다. 이 때 움직임 보상이 잘 이루어지지 않는 영역에 대해서는 영역 내에서 오차가 큰 부분을 분리시킨 후 이 부분에 대하여 새로운 움직임 계수를 추출한다.

본 논문에서 사용한 영역 분할 기법은 Cortez가 제안한 방법⁽¹⁸⁾으로 분할 및 병합(split and merge) 방법에 근거한 것이다. 이 방법은 먼저 각 입력 영상에 대하여 미디안 필터(median filter)를 사용하여 영상의 불필요한 미세 영역(detail)을 제거한다. 영상을 16×16 블록으로 분할한 후 화소값에 근거하여 각각의 블록을 quad-tree 구조로 재귀적으로 분할한다. 여기서 얻어진 영역들에 대하여 병합 과정을 수행하며 매우 작은 영역의 제거 등의 단계를 거쳐 최종적인 영역을 얻는다.

1. 일대일 대응을 보장하기 위한 쌍방향 대응 기법

본 논문에서는 특징점의 대응 관계를 이용하여 물체의 움직임 계수를 계산한다. 따라서 정확한 움직임 계수 추출을 위해서는 특징점의 정확한 대응 관계를 수립하는 것이 필요하다. 이 때 특징점이란 그 대응 관계로부터 물체의 전체적인 움직임을 파악할 수 있는 점을 의미한다.

기존의 일반적인 대응 기법은 특징점의 가려짐이 발생하거나 영상에 잡음이 발생하는 경우 정확한 대응 관계 수립을 하지 못하는 안정적이지 못한 단점이 있다. 본 논문에서 제안한 쌍방향 대응 기법은 반복적으로 특징점과 그 대응점을 수정해 나가면서 잡음

이나 가려짐이 발생하여 대응을 수립할 수 없는 특징점들을 제외시키는 방법을 사용하여 물체 내의 특징점들의 안정적인 대응을 수립하는 방법이다.

물체의 6개의 움직임 계수 모델에 의한 좌표(x, y)에서 (x', y')로의 이동은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} a_5 \\ a_6 \end{pmatrix} \quad (8)$$

본 논문에서 사용하는 방법은 많은 대응쌍을 이용하여 계수를 근사화하는 최소 자승법이나 선형 회귀법과는 달리 6개의 방정식으로부터 6개의 유일한 해를 얻는 것으로 알고리즘의 구현이 비교적 간단하며 동시에 계산량을 크게 줄일 수 있다. 하나의 물체를 이루는 영역 내의 모든 점들이 균일한 움직임을 갖는다고 가정하면 이 물체의 움직임을 나타내는 6개의 계수는 6개의 선형 방정식만 있으면 구할 수 있다. 각 대응점 쌍(corresponding point pair)은 2개의 선형 방정식을 이끌어 낸다. 따라서 6개의 계수를 얻기 위해서는 6개의 선형 방정식이 필요하므로 3쌍의 대응만이 필요하다. 그러나 보다 확실한 결과를 위해서는 더 많은 대응쌍을 사용하여 그 중에서 가장 좋은 결과를 내는 3개의 대응쌍을 추출하는 방법을 사용할 필요가 있는데 만약 n 개의 대응쌍을 사용하는 경우 가능한 조합의 개수는 nC_3 이 된다. 따라서 n의 값이 크면 그만큼 조합의 수도 늘어나기 때문에 많은 계산량이 요구된다. 그러나, 안정적인 대응 기법을 사용하는 경우 n이 작아도 된다.

먼저 현재 영상의 물체에서 특징점을 설정하는데 이들을 본 논문에서는 초기 특징점이라고 부른다. 이들 초기 특징점은 주어진 물체의 윤곽선을 따라서 선택하게 되는데 그 이유는 보다 뚜렷한 특징점의 설정을 위해서이다. 먼저 윤곽선 위의 점들 중에서 주변 8개의 점들과의 화소값 차이가 가장 큰 점을 택한 후 윤곽선을 따라서 윤곽선의 길이를 4등분한 길이 만큼 떨어진 점들을 초기 특징점으로 선택한다. 이렇게 선택된 4개의 점들에 대해 각각 이전 영상에서 대응되는 점들을 찾는다.

대응점을 탐색하는 방법은 현재 특징점의 위치를 중심으로 이전 영상에서 일정한 탐색 영역에서 찾는 방법인데 여기서는 사각형 템플릿(rectangular template)의 정합 방법을 사용하였다. 즉 특징점을 중심

으로 하는 템플리트를 이전 영상에서 탐색하는 것이며 오차 함수 $K(u, v)$ 는 다음과 같다.

$$K(u, v) = \sum_{i=-TS/2}^{TS/2} \sum_{j=-TS/2}^{TS/2} |I_2(x+i+u, y+j+v) - I_1(x+i, y+j)|^2 \quad (9)$$

여기서 $I_1(x, y)$ 과 $I_2(x, y)$ 는 각각 첫 번째 영상과 두 번째 영상의 화소값을 나타내는 것이며 (u, v) 는 현재의 위치로부터의 이동을 나타내고 TS는 템플리트의 가로 및 세로의 크기이다. 즉 현재 특징점의 위치가 (x, y) 라고 할 때 $K(u, v)$ 가 (u_1, v_1) 에서 최소가 된다고 하면 대응점의 위치는 $(x + u_1, y + v_1)$ 이 된다.

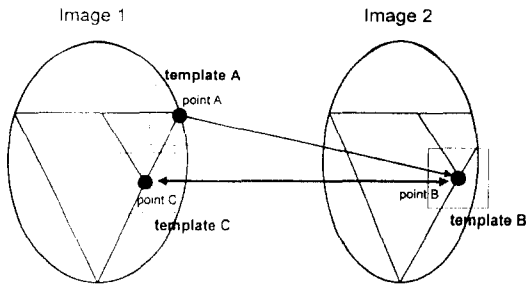


그림 2. 쌍방향 대응 기법의 개념도
Fig. 2 Bi-directional correspondence scheme

그림 2에서는 쌍방향 대응 기법의 개념도를 보여 주고 있다. 왼쪽은 현재 영상이고 오른쪽은 이전 영상을 보여 준다. 점 A가 초기 특징점이라고 할 때 이에 대한 대응점을 이전 영상에서 탐색한다. 여기서 점 B를 A에 대한 대응점으로 설정한다. 그러나 그림에서 알 수 있듯이 실제로 A는 이전 영상에서는 존재하지 않는 점이다. 다음 단계에서는 현재 영상에서 B에 대한 대응점을 찾는다. 만약 그 점의 좌표가 초기 특징점 A와 일치하면 쌍방향 일대일 대응이 수립되었다고 판정한다. 그러나 그림과 같이 점 A가 이전 영상에서 나타나지 않는 경우에는 B에 대한 대응점은 A가 아닌 다른 점이 된다. 따라서 점 C를 점 B에 대한 대응점으로 설정하게 된다. 다시 점 C에 대한 대응점을 이전 영상에서 탐색하며 그 대응점이 B이면 두 점은 쌍방향 대응이 수립되었다고 판정하게 되

며 따라서 대응점 설정 작업은 종료하게 된다. 그렇지 않을 경우 대응점 설정 과정은 쌍방향 대응 관계가 수립될 때까지 계속해서 반복한다.

이 때, 제안한 쌍방향 대응기법의 수렴성은 다음과 같이 보장된다. 첫 번째 단계에서 현재 영상의 특징점 A와 이전 영상의 대응점 B를 중심으로 하는 두 템플리트 사이에는 $K_1(u, v)$ 라는 오차 함수가 존재한다. 이 때, 이전 영상의 점들 중에서 점 A에 가장 최적의 대응을 보이는 점이 B가 된다고 하면 다음 단계에서 점 B에 대한 대응점을 현재 영상에서 탐색하는데 여기서 얻어진 점 A'이 점 A와 일치하지 않기 위한 조건은 다음 식과 같다.

$$K_2(u, v) < K_1(u, v) \quad (10)$$

이 때, $K_2(u, v)$ 는 점 A'을 중심으로 한 템플리트와 점 B를 중심으로 한 템플리트 사이의 오차함수이다. 즉, 반복 단계가 진행되면서 새로운 대응점 쌍을 설정함에 따라 오차는 감소되며 현재 영상의 특징점과 이전 영상의 특징점 사이에 쌍방향 대응이 수립되는 경우 오차는 더 이상 줄어들지 않으며 반복 과정은 종료하게 된다.

위의 대응점을 찾는 과정에서 사용한 템플리트는 영상의 화소값에 근거한 것이다. 이러한 경우 물체의 배경이 항상 일정한 경우에는 좋은 성능을 보이지만 주변의 배경이 급격하게 변하는 경우 템플리트의 정확한 정합이 어려워진다. 따라서 영상의 화소 이외에도 다른 정보들을 이용할 필요가 있다. 따라서 본 논문에서는 템플리트의 정합 과정에서 영역 정보와 경계선 정보를 모두 사용하여 보다 확실한 대응을 얻고자 하였다.

다시 말해서 대응점을 찾는 과정에서 대응점 후보를 물체의 영역에 속해 있는 점들만을 고려하여 물체에 속하지 않는 점을 특징점으로 설정할 가능성을 배제하였고 화소값의 오차와 경계선 영상의 오차를 동시에 고려하면서 대응점을 찾아낸다. 따라서 최종적인 오차 함수는 다음과 같다.

$$K(u, v) = \alpha G(u, v) + \beta E(u, v) \quad (11)$$

여기서 $G(u, v)$ 은 영상의 화소값만을 이용하여 구한 자

승오차값이고 $E(u, v)$ 는 경계선 영상의 자승오차값을 나타내며 α 와 β 는 각각 가중치(weighting factor)이다.

위의 과정을 거쳐 산출된 4쌍의 대응쌍들 중 3쌍을 선택해야 하는데 이런 경우 가능한 조합은 4가지이다. 이에 따라 가능한 움직임 계수도 4가지가 발생하며 이 중에서 가장 좋은 움직임 보상 결과를 내는 계수가 선택된다. 즉 식 (11)의 오차를 최소로 하는 움직임 계수 집합을 선택하며 식 (8)에서 정의한 움직임 계수($a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6$)는 이들 대응으로부터 다음 식과 같이 구해진다.

$$\begin{aligned}
 a_1 &= \frac{(x_1' - x_3')(y_2 - y_3) - (x_2' - x_3')(y_1 - y_3)}{(x_1 - x_3)(y_2 - y_3) - (x_2 - x_3)(y_1 - y_3)} \\
 a_2 &= \frac{(x_2 - x_3)(x_1' - x_3') - (x_2' - x_3')(x_1 - x_3)}{(x_2 - x_3)(y_1 - y_3) - (x_1 - x_3)(y_2 - y_3)} \\
 a_3 &= \frac{(y_1' - y_3')(y_2 - y_3) - (y_2' - y_3')(y_1 - y_3)}{(x_1 - x_3)(y_2 - y_3) - (x_2 - x_3)(y_1 - y_3)} \\
 a_4 &= \frac{(x_2 - x_3)(y_1' - y_3') - (y_2' - y_3')(x_1 - x_3)}{(x_2 - x_3)(y_1 - y_3) - (x_1 - x_3)(y_2 - y_3)} \\
 a_5 &= -x_3 a_1 - y_3 a_2 + x_3' \\
 a_6 &= -x_3 a_3 - y_3 a_4 + y_3'
 \end{aligned} \tag{12}$$

여기서 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3)$ 은 각각 첫 번째 영상에서 최종적으로 설정된 특징점들이며 $(x_1', y_1'), (x_2', y_2'), (x_3', y_3')$ 는 각각 이들에 대한 다음 영상에서의 대응점들이다.

일반적인 움직임 추정 기법이나 대응 기법들은 물체의 움직임이 완만하다는(smooth motion) 가정을 하는 경우가 많다^{(8), (13)}. 그러나 이러한 가정 하에서 움직임을 추정하면 급격한 움직임이 발생하는 경우 물체의 정확한 움직임을 추출하는데 실패하게 된다. 그러나 본 논문에서 제안한 방법은 물체의 움직임에 대한 특별한 가정이 필요 없으며 따라서 물체의 급격한 움직임이 발생하더라도 비교적 정확하게 물체의 움직임을 추정할 수 있다.

2. 변형된 점강 기법(descent method)에 의한 움직임 계수 추정

이 절에서는 앞에서 설명한 쌍방향 대응 기법에 의

해 추출된 움직임 계수를 초기값으로 사용하여 반복적으로 움직임 계수값을 추정해 나가는 방법에 대해 설명한다. 이 방법은 점강 기법에 근거하여 반복적으로 움직임 계수를 추정해 나가는 것으로 현재의 움직임 계수를 성능이 좋아지는 방향으로 점차 수정해 가면서 최종적으로 보다 정확한 움직임 계수를 얻는 것이 그 목적이다. 일반적으로 이 방법을 사용하는 경우 지역 최소값에 빠질 위험성이 있고 수렴의 정확도 및 속도가 문제가 되나 초기값이 비교적 정확한 경우 즉 실제 움직임 계수값에 상당히 근접한 경우에는 뛰어난 성능을 보인다.

제안한 방법은 점강 기법에서의 초기값을 실제 물체의 움직임에 따라 설정하며 따라서 실제 동영상에 대하여 실험을 하는 경우 초기값 자체가 실제 움직임 계수에 상당히 근접한 값을 얻게 되므로 수렴 속도가 빠르고 보다 우수한 움직임 보상 결과를 얻을 수 있다.

본 논문에서 사용한 반복적인 움직임 추정 기법은 점강 기법을 변형한 것으로 병진 운동 계수와 회전 운동 계수를 따로 추정하지 않고 현재 영상의 영역 정보와 경계선 정보를 사용하여 각 영역에 대하여 6개의 움직임 계수를 동시에 추적한다.

먼저 쌍방향 대응 기법에서 얻어낸 움직임 계수를 초기값으로 사용하여 그 주변의 계수값을 모두 탐색하는 방법을 사용하며 회전 운동 계수(a_1, a_2, a_3, a_4)의 증가치의 크기를 Δ

$1 \rightarrow \Delta_2 \rightarrow \Delta_3$ ($\Delta_1 > \Delta_2 > \Delta_3$)와 같이 3단계로 변화시킨다. 이 과정에서 식 (13)의 오차 함수가 만족스러운 정확도 이내로 수렴하는 경우 3단계를 모두 거치지 않고 바로 움직임 계수 추출 과정을 끝내며 그 때의 계수값이 최종적인 움직임 계수가 된다.

따라서 각 반복 단계에서 얻어지는 영역의 움직임 계수는 다음의 오차 함수에 의해 그 정확성을 측정하게 된다.

$$\begin{aligned}
 F(\Theta) &= \sum_i \sum_j |I_k(i, j) - I_{k-1}(a_1 i + a_2 j + a_5, a_3 i + a_4 j + a_6)|^2 \\
 &, \text{ for } (i, j) \in R
 \end{aligned} \tag{13}$$

여기서 $I_k(i, j)$ 와 $I_{k-1}(i, j)$ 는 각각 현재 프레임과 이전 프레임 영상이며 R 은 움직임 계수를 구하려는 영역이고 $\Theta = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)$ 는 움직임 계수이다.

IV. 실험 결과

본 논문에서 사용된 실험 영상은 Claire와 Carphone이다. 실험 영상은 QCIF 화색 계조도 영상(gray-level image)이다. 프레임 간격은 10 Hz이며 30 프레임의 영상에 대하여 움직임을 추정하였다.

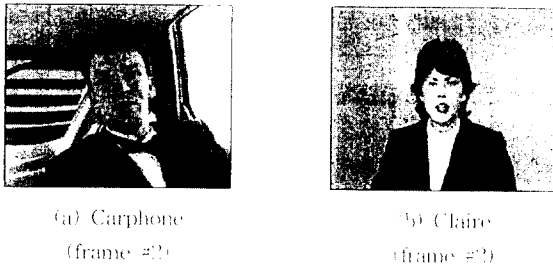


그림 3. 실험 영상
Fig. 3 Test sequences

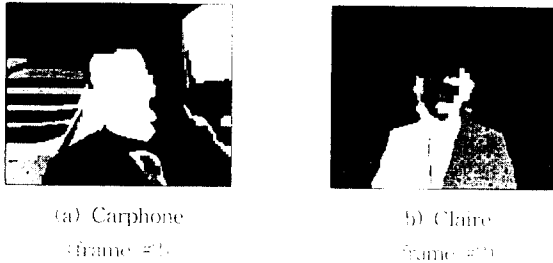


그림 4. 영역 분할 결과
Fig. 4 Results of region segmentation

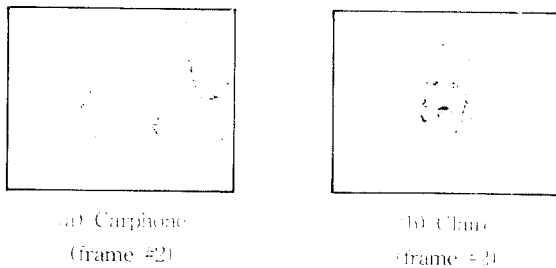


그림 5. 제안한 방법에 의한 복원 오차
Fig. 5 Error images for the proposed method

1. 영역 분할 결과

본 논문에서 제안한 방법은 물체 내의 점들의 이동을 이용하여 물체의 움직임 계수를 추출하는 것으로 영상의 영역 분할에 재구성 영상의 성능이 크게 영향을 받는다. 즉 물체를 이루는 영역 내에서 다른 움직임이 존재할 경우 정확한 움직임 계수의 추정이 불가능해진다. 특히 실험 과정에서 얼굴 부위에 대한 움직임 보상 오차가 크게 나타났다. 그 이유는 작은 영역에서 여러 가지 복잡한 움직임이 서로 섞여 있으므로 quad tree를 이용한 split and merge 기법으로는 이러한 미세한 영역까지 정확하게 분할하는데는 다소 어려움이 있다. 눈, 코, 입 등과 같은 작은 영역들에서는 그 내부에서도 서로 다른 움직임이 존재하므로 이 영역에서 움직임 보상 오차가 크게 발생하였다.

각 입력 영상으로부터 물체를 추출하기 위해 quad tree를 이용한 split and merge 기법을 사용하여 영역 분할을 수행하였다. 영역의 갯수는 각 영상마다 차이가 있으며 본 실험에서는 15개에서 25개 정도의 영역이 검출되었다. 그림 4에서 영역 분할 수행 결과의 예를 나타내었다.

2. 제안한 움직임 추정 기법의 성능 및 비교

그림 5는 제안한 방법에 의한 복원 영상의 오차 영상을 나타내고 있다. 그림 6은 쌍방향 대응 기법 대신 단방향 대응 기법을 사용했을 때의 복원 오차를 보여 준다. 그림 7은 제안한 방법에서 짐강 기법 과정을 생략한 경우의 오차 영상을 보여 주며 그림 8은 각 영역의 움직임 계수의 초기값을 BMA 방법을 사용하여 구한 다음 짐강 기법을 수행한 경우의 오차 영상을 보여주고 있다.

이전 영상과 추정된 움직임 정보에 의해 현재 영상을 재구성하였다. 제안한 움직임 추정 방법의 성능을 측정하기 위해 재구성 영상과 현재 영상의 오차를 구하였다. 움직임 보상 오차를 측정하는 단위는 PSNR (peak signal to noise ratio)을 사용하였으며 이는 다음 식과 같이 정의된다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\left(\frac{1}{M \times N}\right) \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N |I(i, j) - \hat{I}(i, j)|} \quad (14)$$

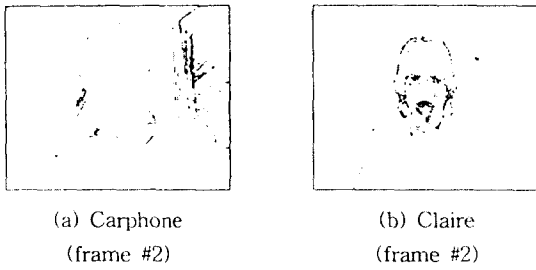


그림 6. 단방향 대응 방법을 사용한 경우의 복원 오차
Fig. 6 Error images for the method employing uni-directional correspondence scheme

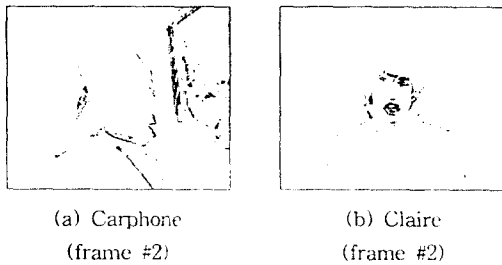


그림 7. 제안한 방법에서 점강 기법을 제외한 경우의 복원 오차
Fig. 7 Error images for the method using only the first stage of the proposed algorithm

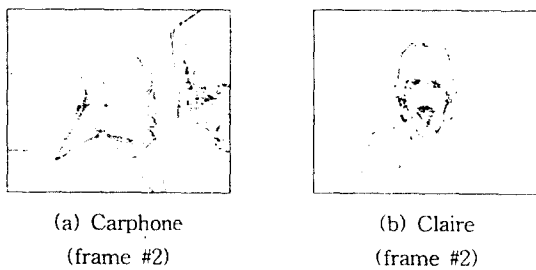


그림 8. 움직임 계수 초기값을 BMA 방법에 의해 구한 후 점강 기법을 사용한 경우의 복원 오차
Fig. 8 Error images of the descent method where the initial motion parameter set is obtained by BMA method

여기서 $M \times N$ 은 영상의 크기이며 $I(i, j)$ 는 원 영상을 나타내고 $\hat{I}(i, j)$ 는 재구성 영상을 나타낸다.

본 논문에서 제안한 쌍방향 대응 기법과 단방향 대

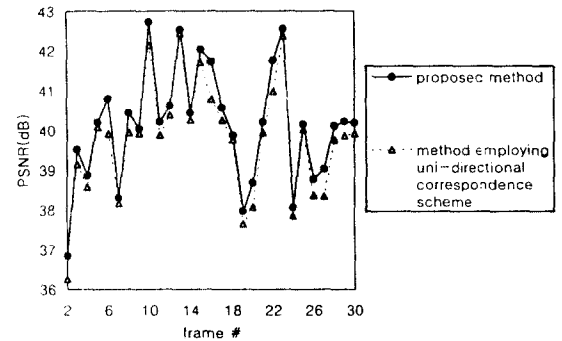


그림 9. 제안한 방법과 단방향 대응 기법에 의해 얻어진 초기값을 사용한 방법과의 성능 비교(Claire)

Fig. 9 The performance comparison between the proposed method and the method where the initial motion parameters are determined by the uni-directional correspondence scheme: for Claire sequence

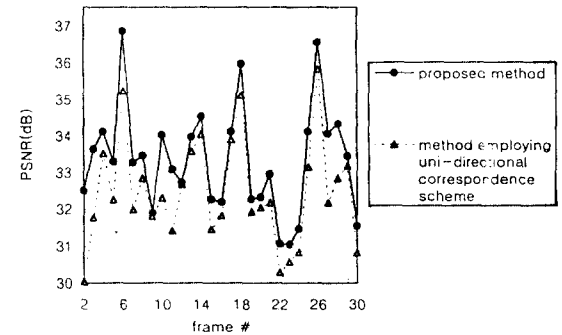


그림 10. 제안한 방법과 단방향 대응 기법에 의해 얻어진 초기값을 사용한 방법과의 성능 비교(Carphone)

Fig. 10 The performance comparison between the proposed method and the method where the initial motion parameters are determined by the uni-directional correspondence scheme: for Carphone sequence

응 기법의 성능을 비교한 그래프가 그림 9와 그림 10에 나와 있다. 두 방법 모두 실제 물체의 움직임에 근거하여 직접적인 방법으로 움직임 계수를 구하며 이를 초기값으로 반복적인 방법을 사용하여 최종적인 움직임 계수를 구한다. 그러나 제안한 방법은 일대일 대응이 보장되는 대응점들을 이용하여 움직임 계수를 구하므로 더욱 정확한 값을 얻을 수 있다. 실험 결과, 쌍방향 대응 기법을 사용함으로써 만족스러운 성능 향상이 존재함을 보일 수 있었다. 특히 제안한 방법과 단방향 대응을 사용한 방법 사이의 성능 차이가

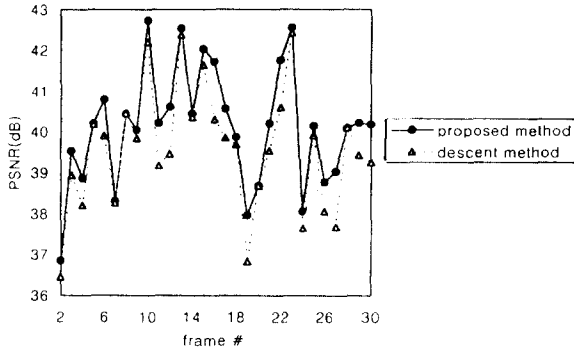


그림 11. 제안한 방법과 점강 기법과의 성능 비교(Claire)
 Fig. 11 The performance comparison between the proposed method and the descent method where the initial parameters are obtained by BMA method:for Claire sequence

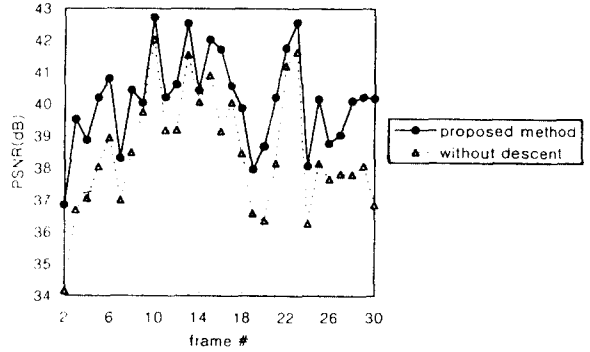


그림 13. 제안한 방법에서 점강 기법을 생략한 경우와의 성능 비교(Claire)
 Fig. 13 The performance comparison between the proposed method and the method where the descent stage is omitted from the proposed algorithm:for Claire sequence

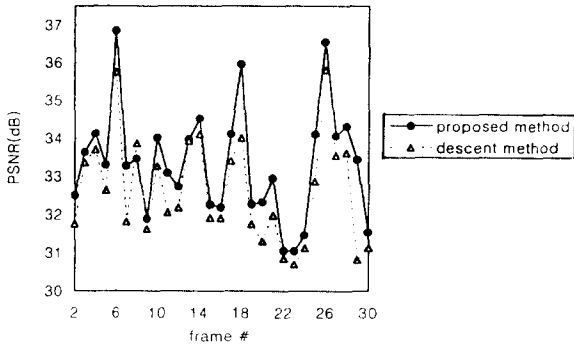


그림 12. 제안한 방법과 점강 기법과의 성능 비교(Carphone)
 Fig. 12 The performance comparison between the proposed method and the descent method where the initial parameters are obtained by BMA method:for Carphone sequence

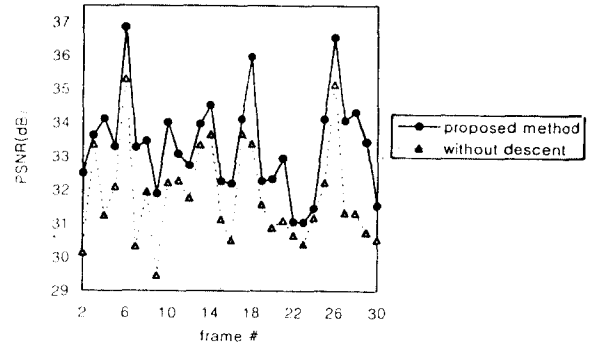


그림 14. 제안한 방법에서 점강 기법을 생략한 경우와의 성능 비교(Carphone)
 Fig. 14 The performance comparison between the proposed method and the method where the descent stage is omitted from the proposed algorithm:for Carphone sequence

Claire 보다는 Carphone에서 더욱 뚜렷해지며, 그 이유는 Carphone 영상에서 배경 부분의 가려짐 현상이 더 많이 발생하기 때문이다. 즉 제안한 방법이 카러짐 등에 기존 방법보다 강하다는 것을 알 수 있다.

그림 11과 12에서 비교 대상이 된 점강 기법은 제안한 방법에서 사용한 점강 기법과 동일하나 초기값을 BMA 방법에 의해 구한 것으로 점강 기법에서 초기값의 설정에 따른 전체적인 성능의 변화를 보여 주었다. 여기서 사용한 BMA 방법은 각 영역에 대하여 -16에서 16 화소 만큼의 탐색 영역에 대해 병진 운동 계수를 찾는 것이다. 제안한 방법은 병진 운동 계

수 뿐만 아니라 회전 운동 계수의 초기값도 동시에 구하므로 급격한 기하학적 움직임에 강하다. 그것은 회전 운동이 비교적 급격하게 나타나는 Claire 영상에서의 성능 차이가 더 뚜렷하다는 점에서 알 수 있다.

본 논문에서 제안한 방법은 두 개의 단계로 구성되어 있다. 따라서 각 단계별로 성능의 향상 과정을 그래프로 비교해 보았다. 그림 13은 Claire 영상에 대하여, 그림 14는 Carphone 영상에 대하여 제안한 방법

의 전체적 성능과 점강 기법 단계를 생략하였을 경우의 성능 비교 그래프를 나타낸다.

실험 결과에서 알 수 있듯이 제안한 방법의 성능이 수치적으로는 물론 시각적으로도 우수하며 따라서 제안한 방법의 움직임 추정의 정확도가 뛰어나다는 것을 확인할 수 있다. 또한 본 논문에서 사용한 점강 기법보다 더 우수한 성능을 보이는 점강 기법을 제안한 초기값 설정 방법과 접목시킬 경우 더욱 뛰어난 성능의 향상을 기대할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 동영상에서 임의의 모양을 갖는 물체의 움직임 계수를 추정하는 새로운 방법을 제시하였다.

움직임 계수를 추정하기 위해 사용되는 기존의 점강 기법과 같은 반복적인 기법은 초기값의 설정에 크게 영향을 받으므로 움직임 계수의 초기값을 비교적 정확하게 설정할 경우 우수한 움직임 보상 결과를 얻을 수 있다. 또한 물체가 균일한 움직임을 갖는다고 가정하면 물체의 움직임은 물체에 속한 몇 개의 점의 이동만을 가지고 파악할 수 있다. 점의 이동을 파악하기 위해서는 점의 이동의 정확한 추적이 필요하며 이를 위해서는 대응 기법이 필요하다. 본 논문에서 제안한 쌍방향 대응 기법은 현재 영상의 특징점과 이전 영상의 특징점 사이에 완전한 일대일 대응이 수립될 때까지 반복적으로 특징점과 대응점을 재 설정하므로 잡음의 발생이나 특징점의 가려짐 또는 없어짐으로 인한 잘못된 대응을 방지할 수 있다. 제안한 방법은 먼저 물체 내의 특징점의 이동으로부터 얻어진 선형 방정식의 해를 이용하여 물체의 움직임 계수를 추출한다. 이렇게 얻어진 움직임 계수값을 초기값으로 반복적인 기법을 사용하여 최종적인 움직임 계수를 추정한다. 이 방법은 실제 영역의 움직임에 근거하여 초기값을 계산하므로 물체의 움직임에 대한 가정이 필요없으며 따라서 최적의 움직임 계수를 구할 수 있다.

본 논문은 물체의 이동량 추정을 위한 특징점의 안정적인 대응 관계를 수립할 수 있는 방법을 제시하였고 이를 초기값으로 이용하여 반복적인 움직임 계수 추정 과정이 가지고 있는 약점을 보완할 수 있는 방

법을 제시했다는 점에서 그 의미가 크다고 할 수 있다. 본 논문은 직접적인 방법과 반복적인 방법을 모두 사용하여 물체의 움직임 계수를 구하였으며 두 방법은 모두 영역의 분할 정보에 크게 영향을 받는다. 따라서 보다 효율적인 영역 분할 방법과 점강 기법을 본 논문에서 제안한 직접적인 방법에 접목시킬 경우 보다 뛰어난 결과를 얻을 수 있다.

참 고 문 헌

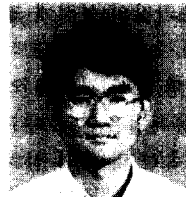
1. Haibo Li, A. Lundmark, and R. Forchheimer, "Image Sequence Coding at Very Low Bitrates: A Review," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 3, No. 5, pp. 589-609, Sept. 1994.
2. N. Diehl, "Object-Oriented Motion Estimation and Segmentation in Image Sequences," *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 3, No. 1, pp. 23-56, 1991.
3. J. Ostermann, "Object-Based Analysis-Synthesis Coding based on the Source Model of Moving Rigid 3D Objects," *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 6, pp. 143-161, 1994.
4. J. K. Aggarwal and N. Nandhakumar, "On the Computation of Motion from Sequences of Images-A Review," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 76, No. 8, pp. 917-935 August 1988.
5. G. Tziritas and C. Labit, *Motion Analysis for Image Sequence Coding*, Elsevier, 1994.
6. H. G. Musmann, M. Hotter, and J. Ostermann, "Object-Oriented Analysis-Synthesis Coding of Moving Images," *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 1, No. 2, pp. 117-138, Oct. 1989.
7. R. Y. Tsai and T. S. Huang, "Estimating Three-Dimensional Motion Parameters of a Rigid Planar Patch," *IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing*, Vol. Assp-29, No. 6, pp. 1147-1152, Dec. 1981.
8. D. S. Kalivas and A. A. Sawchuk, "A Region Matching Motion Estimation Algorithm," *CVGIP: Image Understanding*, Vol. 54, No. 2, pp. 275-288, Sept. 1991.

9. J. K. Aggarwal, L. S. Davis, and W. N. Martin, "Correspondence Processes in Dynamic Scene Analysis," Proc. IEEE, Vol. 69, No. 5, pp. 562-572, May 1981.
10. 조대성, 박래홍, "블럭기반 움직임 벡터와 오차 영상 보상을 이용한 물체지향 부호화기," 대한전자공학회 논문지, Vol. 33-B, No. 3, pp. 96-107, March 1996.
11. M. Hotter, "Object-Oriented Analysis-Synthesis Coding Based on Moving Two-Dimensional Objects," Signal Processing: Image Communication, Vol. 2, No. 4, pp. 409-428, Dec. 1990.
12. V. Salari and I. K. Sethi, "Feature Point Correspondence in the Presence of Occlusion," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence PAMI-12, pp. 87-91, 1990.
13. I. K. Sethi and R. Jain, "Finding Trajectories of Feature Points in a Monocular Image Sequence," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence PAMI-9, No. 1, pp. 56-73, 1987.
14. W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 2nd. ed., Wiley & Sons, 1991.
15. V. S. Nalwa, *A Guided Tour of Computer Vision*, Addison-Wesley Publishing Company, 1993.
16. J. S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, Inc. 1990.
17. P. Gerken, "Object-Based Analysis-Synthesis Coding of Image Sequences at Very Low Bit Rates," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Tech., Vol. 4, No. 3, June 1994.
18. D. Cortez, P. Nunes, M. Menezes de Sequeira, and F. Pereira, "Image segmentation towards new image representation methods," Signal Processing: Image Communication, Vol. 6, pp. 485-498, 1995.



徐 琮 烈(Jong Yeul Suh) 정회원
 1971년 11월 27일생
 1994년 2월:연세대학교 전자공학과 학사
 1996년 8월:연세대학교 전자공학과 석사
 1996년 9월~현재:연세대학교 전자공학과 박사과정
 ※주관심분야:영상 부호화, 시각 인식

金 慶 重(Kyung Joong Kim) 정회원
 1969년 7월 10일생
 1992년 2월:연세대학교 전자공학과 학사
 1994년 2월:연세대학교 전자공학과 석사
 1994년 3월~현재:연세대학교 전자공학과 박사과정
 ※주관심분야:영상 부호화, 시각 인식



林 采 旭(Chae Wook Lim) 정회원
 1968년 2월 20일생
 1989년 2월:연세대학교 전자공학과 학사
 1991년 8월:연세대학교 전자공학과 석사
 1992년 9월~현재:연세대학교 전자공학과 박사과정
 ※주관심분야:영상 부호화, 시각 인식, 멀티미디어 시스템

朴 圭 泰(Kyu Tae Park) 정회원
 한국통신학회지 제19권 12호 참조