
조명 변화에 강건한 움직임 추정 기법

이임건*

Robust Motion Estimation for Luminance Fluctuation Sequence

Imgeun Lee*

이 논문은 2009학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음(과제번호 2009AA203)

요 약

본 논문은 명암도의 변화가 많은 영상 시퀀스에서 움직임 정보를 효율적으로 추정하는 알고리즘을 제안한다. 기존의 계조도 기반의 움직임 추정 알고리즘은 조명 변화가 심한 시퀀스에서 오류가 많이 발생하지만 제안하는 알고리즘은 장면에서의 밝기 변화를 계인과 오프셋의 선형 모델로 정의하고 각 프레임에서의 그라디언트와 위상 정보를 이용하여 움직임을 정합시키므로 극단적인 상황에서도 강건한 특성을 갖는다. 제안하는 알고리즘을 인위적으로 움직임과 명암 변화를 발생시켜 만든 시퀀스와 플리커가 발생한 실제 동영상 시퀀스에 대해 적용하여 기존의 알고리즘과 성능을 비교하였다

ABSTRACT

This In this paper, we propose an efficient algorithm for motion estimation of the image sequences with luminance fluctuation. For such sequences, conventional motion estimation methods based on the difference of pixel values usually produce the erroneous motion information. The proposed algorithm defines the luminance fluctuation as a linear model with gain and offset parameter, and extracts motion information using gradient and phase of the corresponding local region within consecutive frames. Therefore the method is robust to the luminance change of the frames. We test our algorithm for the ground truth sequence with artificially added luminance change and motion, and real sequences corrupted by the flicker. The results shows that the proposed algorithm outperforms the conventional methods.

키워드

움직임 예측, 그라디언트, 명암변화, 영상안정화

Key word

Motion Estimation, Gradient of Image, Luminance Fluctuation, Image Stabilization

* 동의대학교 영상정보공학과 (교신저자, iglee@deu.ac.kr)

접수일자 : 2010. 04. 02

심사완료일자 : 2010. 05. 13

I. 서 론

영상처리에는 시퀀스 내의 움직임을 분석하여 활용하는 많은 응용 분야가 있다. 이들 분야에는 감시용 시스템의 움직임 추출, MPEG과 같은 영상 시퀀스 압축, 움직임 정보 기반의 세그먼테이션 및 깊이나 구조 정보를 추출하는 영상 이해, 충돌회피, 영상 정합 및 합성 등이 있다. 영상 시퀀스 분석의 첫 단계는 전형적으로 영상속도의 추정 과정이다. 이 과정은 영상에서 작은 영역에 대응하는 2차원 속도벡터인 광흐름 필드를 구하는 것이다[1].

영상속도인 광흐름 필드를 구하는 방법은 상관성을 이용하거나, 특징 추출 및 정합, 그리고 그라디언트를 이용하는 것이 있다. 상관성을 이용하는 대표적인 방법은 블록 정합이며 가장 직관적인 형태의 움직임 예측 알고리즘으로 밝기값의 기하학적인 형태를 이용한다. 이 방법은 한 프레임에서 영상의 작은 영역을 정의하고 다음 프레임에서의 해당 영역의 주변 패치들에 대해 비용함수를 평가하여 차이가 가장 적은 영역을 정합으로 결정하게 된다[2].

특징 추출을 이용하여 움직임을 찾는 방법은 두 프레임에서 현저한 특징점을 찾아내고 이를 정합시키는 것이다. 특징점으로는 밝기값이나 색상, 기하학적인 형태 등을 이용한다. 그라디언트를 이용하는 방법은 영상 밝기값의 시공간적인 변화로부터 움직임을 예측한다. 많은 학자들이 영상 밝기값의 공간 그리고 시간상의 미분으로부터 광흐름을 계산하는 방법을 제안하였다[3][4].

일반적으로 공간영역에서 움직임을 예측하기 위해서는 연속한 두 프레임 사이에서 작은 영역의 화소 집합은 밝기 변화가 없이 일정한 계조도를 유지하면서 이동하는 것을 가정한다. 그러나 실제 취득된 영상 프레임은 카메라의 기계적 오차나 촬영 당시의 주변 상황에 따라 프레임의 밝기가 심하게 변하는 경우가 많으며 이 경우 밝기값이 보존된다는 가정을 유지하기가 힘들게 된다. 따라서 해당 작은 영역에 대해 잘못된 움직임 예측이 늘어나게 된다.

밝기값의 변화가 심한 시퀀스의 전형적인 예는 오래된 필름에 기록된 영상이다. 최근 사료적 가치가 높은 오래된 필름을 텔레시네를 통해 디지털로 변환시킨 후 복

원을 거쳐 보관하는 연구가 활발하다. 오래된 필름에 발생하는 전형적인 훼손 패턴을 후처리 작업으로 수정하기 위해서는 장면 내의 움직임 정보를 추출하는 것이 필수적이나 오래된 필름은 보관 과정에서 화학적인 열화로 인해 전역적이거나 부분적인 계조도의 변화가 심하게 발생하는 것이 일반적인 현상이다[5].

본 논문은 영상의 밝기값 변화를 계인과 오프셋 파라미터를 이용하여 선형적으로 모델링 하고 밝기 변화가 존재하는 시퀀스에서도 움직임을 강건하게 예측할 수 있는 알고리즘을 소개한다. 제안하는 알고리즘은 지역적인 영상 패치에서 광흐름 필드를 구하고 이의 위상을 정합시켜 움직임을 찾는다. 영상에서 위상 정보는 밝기 변화의 선형 모델에 불변인 특징이 있으므로 오래된 필름과 같은 시퀀스에서도 움직임을 정확히 찾아낸다. 제안하는 알고리즘을 인위적으로 밝기값을 변화시키고 움직임을 부가한 기준 시퀀스(ground truth sequence)와 플리커를 발생시킨 동영상 시퀀스에 적용한 결과 기존의 움직임 예측보다 우수한 결과를 얻었다.

II. 밝기변화와 움직임 예측 알고리즘

움직임을 예측하기 위해서는 영상 시퀀스에 대한 모델이 필요하며 일반적으로 광원의 정보에 무관하게 관찰된 영상의 화소 밝기에 대한 제한만을 부가하는 다음의 모델을 사용한다.

$$I_n(\bar{x}) = I_{n-1}(F(\bar{x})) \quad (1)$$

여기서 I_n 는 n-번째 영상을 의미하며 $F(\bar{x})$ 는 영상 각 화소에서의 벡터인 \bar{x} 에 대한 움직임을 표현하기 위한 선형변환이다. 물체의 움직임은 이동, 회전 및 스케일링이 포함된다. 식 (1)의 시퀀스 모델에서 움직임을 예측하는 가장 일반적인 방법은 블록 정합이다. 블록 정합에서 영상 블록 간의 최적합을 판단하기 위한 비용 함수로는 화소값의 최대자승오차나 절대평균오차 등이 사용된다. 최적의 정합은 이들 오차를 최소로 하는 블록으로 결정된다.

$$e(\bar{v}) = I_n(\bar{x}) - I_{n-1}(\bar{x} + \bar{v}) \quad (2)$$

블록정합을 이용한 움직임 예측은 변위가 큰 경우에도 강건하게 동작하므로 움직임 예측뿐만 아니라 서로 다른 관점에서 취득된 영상의 대응관계를 파악하는데도 이용된다. 최적의 정합을 찾기 위해 탐색영역의 모든 화소에 대해 식 (2)의 비용함수를 계산하는 과정은 비경제적이며 자원을 많이 소모하는 과정이므로 움직임 예측의 계산 속도를 높이기 위해 탐색영역을 최적화하는 많은 연구가 진행되어 왔다[6].

그라디언트를 이용한 움직임 예측은 밀집된 광흐름 필드나 움직임 벡터를 찾는 데 유용하며 블록 정합에 비해 계산량이 많지 않지만 물체의 움직임 변위가 몇 화소 이내로 제한된다는 단점이 있다. 그라디언트를 이용한 알고리즘은 식 (1)의 시퀀스 모델을 테일러 확장을 이용하여 선형화함으로써 얻어진다.

$$I_n(\bar{x}) = I_{n-1}(\bar{x} + \bar{v}) \tag{3}$$

$$= I_{n-1}(\bar{x}) + \bar{d}^T \nabla I_{n-1}(\bar{x}) + e_{n-1}(\bar{x})$$

식 (3)에서 \bar{d} 는 움직임 파라미터이며 $e(\bar{x})$ 는 현재 점에서 그라디언트를 이용하여 추정된 변위와 실제 변위의 차이인 오차이다. 테일러 확장에서는 고차항의 오차에 해당한다. 따라서 정합을 찾기 위한 비용함수는 다음으로 주어진다.

$$\epsilon(\bar{x}) = I_n(\bar{x}) - I_{n-1}(\bar{x}) \tag{4}$$

$$= \bar{d}^T \nabla I_{n-1}(\bar{x}) + e_{n-1}(\bar{x})$$

식 (4)에서 고차항의 오차를 무시하고 작은 영역 내의 관찰화소들에 대한 비용함수 방정식을 행렬식으로 표시하면 유사 역(pseudo inverse)를 이용하여 움직임 벡터를 구할 수 있다.

공간 영역에서 움직임을 구하는 블록 정합이나 그라디언트 기반의 방법은 몇 가지 가정을 전제로 한다. 일반적으로 공간 영역에서 움직임을 예측하기 위해서는 다음의 세 가지 가정을 만족해야 한다[1].

• 유사이동(Proximity Translation)

영상에서 명백히 인지되는 물체는 온전한 형태를 유지한 채 움직이며 시각적으로 충분히 예측 가능한 경로로 이동하는 것으로 가정한다.

• 계조도의 안정성(Intensity Stability)

한 영역에서의 픽셀은 움직임에 상관없이 상대적인 위치변화에 의해서 매우 적은 밝기의 변화만을 갖는다.

• 선형이동(Linear Motion)

물체의 움직임은 부드럽게 연속적이다. 처음 프레임과 두 번째 프레임에서 움직임의 차이는 두 번째와 세 번째 영상에서 물체의 움직임의 차이와 같다는 것으로 가정한다.

영상 시퀀스의 종류에 따라 유사이동과 선형 이동의 가정이 성립하지 않는 경우가 있으며 대표적인 경우는 운전자 보조 시스템에서 장착된 카메라로부터 취득되는 시퀀스이다. 고속으로 도로를 주행하면서 촬영되는 시퀀스에서 물체는 가장자리에 위치할수록 원근 투영에 가까운 형태로 변형되므로 위의 가정을 위배하는 경우가 많다. 최근 이러한 시퀀스의 움직임을 추출하기 위해 아핀 파라미터를 예측하는 방법이 제안되기도 하였다.

움직임 예측의 가정에서 가장 흔하게 벗어나는 가정은 밝기값의 일정함을 보장하는 계조도의 안정성에 대한 가정이다. 촬영 당시의 카메라 주변부 상황이나 그림자에 의해 프레임들 사이에 밝기값의 변화가 발생할 수 있으며 오래된 필름을 텔레시네한 시퀀스에도 많은 계조도 변화가 존재할 수 있다. 이러한 변동은 움직임 예측을 어렵게 만드는 요인이 된다. 이와 같이 시간에 따른 시퀀스의 원치 않는 밝기 변화를 플리커(flicker)라 하고 이를 제거하기 위한 많은 연구가 있어 왔다[7].

플리커가 문제가 되는 전형적인 예는 오래된 필름의 복원 과정에서 나타난다. 오래된 필름은 기계적인 결함이나 필름 보관상의 부주의로 인한 화학적 변화로 원치 않는 밝기 변화를 장면 내에 포함하는 경우가 많다. 플리커는 시각적으로 명암도가 급격하게 변하는 훼손으로 나타나므로 눈에 쉽게 인지된다. 또한 시퀀스 내에 존재하는 급격한 명암변화는 움직임 예측의 효율을 저하시키거나 물체의 추출을 불가능하게 하므로 영상처리 전 단계에서 제거하는 것이 바람직하다.

III. 조명변화에 강건한 움직임예측 알고리즘

밝기 변화가 존재하는 시퀀스에서 움직임을 예측하기 위해서는 이를 발생시키는 요인에 대한 분석이 필요하다. 일반적으로 플리커는 평균 밝기의 변화를 의미하는 부가적(additive)인 요소만으로는 모델링이 불가능하며 명도대비를 변화시키는 다중적(multiplicative)인 요소를 모두 포함해서 분석한다. 이러한 두 요소를 각각 개인과 오프셋 파라미터라 하고 플리커를 다음과 같이 선형으로 모델링 한다[6].

$$\tilde{I}_n(\bar{x}) = \alpha_n(\bar{x})I_n(\bar{x}) + \beta_n(\bar{x}) \quad (5)$$

여기서 I_n 은 플리커가 발생하기 전의 참조영상이며 \tilde{I}_n 은 플리커가 발생한 관찰영상이다. 그리고 α_n 은 영상의 명암 대비값을 변화시키는 개인 파라미터, β_n 은 평균 밝기를 변화시키는 오프셋 파라미터이다. 플리커의 제거는 이들 파라미터를 추정하고 이를 관찰영상에 역으로 적용하여 영상 시퀀스의 밝기 변화를 안정화 시킨다. 이 과정에서 이전 프레임의 정보로부터 영상 밝기의 기준이 되는 참조영상을 예측해야 하며 이는 이전 프레임 I_{n-1} 과 관찰영상 \tilde{I}_n 사이의 움직임 예측을 필요로 한다. 이전 프레임 I_{n-1} 과 관찰영상 \tilde{I}_n 사이의 움직임 예측은 밝기값의 안정성을 보장하지 못하므로 식 (2)나 (4)를 적용할 수 없다. 이런 경우 밝기값의 변화에 무관한 새로운 비용함수가 필요하게 된다.

식 (5)의 플리커가 발생 모델에서 개인과 오프셋 파라미터는 공간적으로 평탄한 함수임을 가정한다. 또한 실제 적용을 위해 임의의 작은 영역 $\Omega \in I_n$ 에 대해서는 두 파라미터가 지역적으로 상수임을 가정하면 다음의 모델을 얻는다.

$$\tilde{I}_n(\bar{x}) = \alpha_\Omega \cdot I_n(\bar{x}) + \beta_\Omega \quad (6)$$

식 (6)에서 $I_n(\bar{x})$ 는 이전 프레임에서 변위벡터를 이용하여 추정할 수 있다. 만약 움직임 벡터의 추정에 오차가 없다면 $I_n(\bar{x}) = I_{n-1}(\bar{x} + \bar{v})$ 가 되고 그라디언트 ∇

를 취하면 오프셋 파라미터 β_Ω 의 영향을 제거할 수 있으므로 식 (7)을 얻는다.

$$\nabla \tilde{I}_n(\bar{x}) = \alpha_\Omega \cdot \nabla I_{n-1}(\bar{x} + \bar{v}) \quad (7)$$

그라디언트는 2차원 영상 공간에서의 기울기 벡터를 의미하며 각 성분이 이루는 위상각은 α_Ω 의 상수배에 영향을 받지 않으므로 관찰영상과 참조영상의 그라디언트의 위상각은 동일하다.

$$\begin{aligned} \angle \nabla \tilde{I}_n(\bar{x}) &= \angle \alpha_\Omega \cdot \nabla I_{n-1}(\bar{x} + \bar{v}) \\ &= \angle \nabla I_{n-1}(\bar{x} + \bar{v}) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서 \angle 은 그라디언트 벡터의 위상각을 의미하며 다음으로 정의된다.

$$\angle f(x,y) = \tan^{-1} \left\{ \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} / \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \right\} \quad (9)$$

식 (8)로부터 그라디언트의 위상각 정보는 관찰영상의 밝기 변화 요소인 α_Ω 과 β_Ω 에 무관한 특성이므로 본 논문에서는 관찰영상의 그라디언트에 대한 위상각과 이전 프레임의 위상각과의 차이를 이용하는 새로운 비용함수를 제안한다.

$$\begin{aligned} r(\bar{v}) &= \angle \nabla \tilde{I}_n(\bar{x}) - \angle \nabla I_{n-1}(\bar{x} + \bar{v}) \\ \epsilon(\bar{v}) &= \min[r(\bar{v}), 2\pi - r(\bar{v})] \end{aligned} \quad (10)$$

식 (10)의 비용함수를 기존의 블록 탐색 알고리즘에 따라 이동하면서 평가하고 가장 오차가 적은 위치를 정함으로 결정하게 된다.

플리커가 발생한 영상에 대한 움직임 예측/보상의 결과를 평가하는 방법으로 기존의 PSNR을 사용하는 것은 의미가 없다. PSNR은 계조도를 기반으로 하므로 이미 플리커로 인해 밝기값의 차이가 심한 영상에 대해서는 주관적으로 보이는 화질 평가와는 차이가 많이 발생한다. 본 논문에서는 움직임이 보상된 영상과 원영상을 식 (10)을 이용하여 히스토그램 정규화를 시킨 다음 두 영상의 PSNR을 비교하는 방법을 이용하였다.

여기서 n 은 전체 화소수이며 $H(\cdot)$ 은 누적 히스토그램 함수이다. 그리고 \hat{I} 은 이전 프레임과 움직임 벡터를 이용하여 움직임이 보상된 영상을 의미한다.

$$I_{eq}(\bar{x}) = \frac{\max[I(\bar{x})]}{n} H(I(\bar{x})) \quad (11)$$

$$PSNR_{eq} = 10 \log_{10} \left[\frac{n}{\sum (I_{eq}(\bar{x}) - \hat{I}_{eq}(\bar{x}))^2} \right] \quad (12)$$

IV. 실험 및 고찰

제안하는 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 인위적으로 움직임과 밝기변화를 생성시킨 시퀀스에 대해 실험하였다. 이 테스트 시퀀스는 움직임 정보와 밝기 변화에 관련된 파라미터를 이미 알고 있으므로 기준 데이터(ground truth data)로 사용하게 된다. 정지 영상 LENA를 이용하여 가로 3화소 세로 4화소의 전역 움직임을 부가하고 동시에 플리커 모델을 이용하여 영상에 밝기 변화를 부가하였다. 사용한 계인과 오프셋 파라미터의 값은 각각 $\alpha_n = 1.2$, $\beta_n = 30$ 이다. 그림 1에 실험에 사용한 영상을 보였다. 그림 1(a)는 원영상이며 (b)는 원영상을 가로, 세로 각각 3화소, 4화소로 이동시킨 것이다. 그림 1(c)는 이동과 밝기변화가 동시에 발생한 영상이다.

첫 번째 실험은 원영상을 기준영상으로 하고 그림 1(b)를 관찰영상으로 하여 움직임 정보를 얻는 것이다. 제안하는 알고리즘과의 비교를 위해 식 (2)를 비용함수로 사용하는 기존의 블록 정합 알고리즘을 사용하였다. 플리커 파라미터의 평탄함을 보장하기 위한 국소영역 Ω 는 16x16의 블록으로 설정하였으며 정합을 위한 탐색 알고리즘은 두 알고리즘 모두 전역탐색으로 수행하고 탐색 범위는 -7~+7 화소이다. 그림 2에 실험 결과를 보였다. 경계부분의 오류를 제외하고는 두 알고리즘 모두 움직임 벡터를 정확히 찾아낸다.



그림 1. 실험에 사용한 기준영상
(a) 참조영상 (b) 이동영상 (c) 이동/조명변화
Fig. 1 Ground Truth Test Images
(a) Reference Image (b) Translate image
(c) Trans.&Flicker

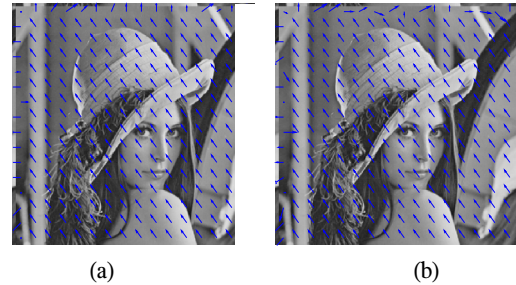


그림 2. 밝기변화가 없는 경우의 움직임 예측
(a) 블록 정합 (b) 제안한 알고리즘
Fig. 2 Motion Estimation for Stationary Sequence
(a) Block Matching (b) Proposed Algorithm

두 번째 실험은 원영상을 기준영상으로 한 다음 그림 1(c)처럼 움직임과 밝기변화가 동시에 발생한 영상에서 움직임 정보를 찾는 것이다. 그림 3에 두 알고리즘에서 찾은 움직임 벡터를 표시하였다. 계조도 기반의 블록 정합 알고리즘의 결과인 그림 3(a)는 밝기 변화가 존재하는 시퀀스에서는 오정합이 많이 나타나지만 제안하는 알고리즘은 계조도 차이를 비용함수로 사용하지 않고 그래디언트의 위상 차이를 사용함으로써 밝기 변화에 강건한 특성을 보이고 있다.

다음 실험은 Susie 시퀀스에 플리커를 부가하고 움직임 예측을 수행한 것이다. 프레임의 개수는 74장이며 계인 파라미터는 $0.7 \leq \alpha_n \leq 1.3$, 오프셋 파라미터는 $-30 \leq \beta_n \leq 30$ 에서 랜덤하게 선택하여 플리커를 생성시켰다. 전체 시퀀스에 대해 이전 프레임을 참조 영상으로 하고 예측된 움직임 벡터를 이용하여 현재 프레임을 구성하였다.

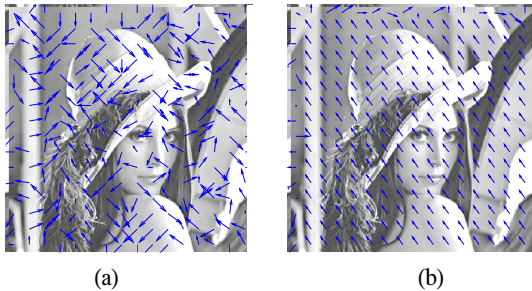


그림 3. 밝기변화가 있는 경우의 움직임 예측
(a) 블록 정합 (b) 제안한 알고리즘
Fig. 3 Motion Estimation for Flickering Sequence
(a) Block Matching (b) Proposed Algorithm

그림 4에 20번째 프레임에 대한 움직임 보상된 영상을 보였다. 기존 계조도 기반의 블록 정합으로는 이전 프레임과의 밝기차가 많은 경우 움직임을 찾지 못함을 알 수 있다. 이에 반해 제안하는 알고리즘은 이런 극단적인 상황에서도 움직임을 잘 찾는다. 그러나 두 영상에서의 주관적인 화질은 (b)가 훨씬 우수함에도 불구하고 기준 영상과의 PSNR을 비교하면 (a)가 약간 우세하게 나온다. 실제 그림 4(a)의 움직임 보상 영상과 20번째 실험영상의 PSNR은 15.2dB, 그림 4(b)와의 PSNR은 13.7dB로 그림 4(a)가 우수하게 나온다. 따라서 플리커가 있는 시퀀스에 대해서 기존의 PSNR을 이용하여 객관적인 평가를 하는 것은 불합리하다.

그림 5는 전체 시퀀스에 대해 식 (12)의 $PSNR_{eq}$ 를 구하여 기존 알고리즘과 비교를 한 그래프이다. 제안하는 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문은 프레임 간의 명암차가 많은 영상 시퀀스에서 움직임 예측을 정확히 수행할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안하는 방법은 밝기 변화에 비교적 강건한 속성인 그래디언트의 위상을 이용한다. 플리커의 발생을 계인과 오프셋 요소를 갖는 선형모델로 모델링하고 이를 분석하여 그래디언트의 위상 정보가 플리커에 영향을 받지 않는 요소임을 확인하였다. 정지 영상을 사용하여 플리커가 발생하고 평행이동을 부가한 인위적인 시퀀

스를 생성하고 이를 기준 데이터로 사용하여 제안하는 알고리즘의 성능을 실험하였으며 실제 시퀀스에도 적용하여 알고리즘의 성능을 평가였다. 실험 결과를 통해 제안하는 알고리즘이 밝기변화가 심한 상황에서도 움직임 벡터를 강건하게 찾을 수 있음을 보였다.



그림 4. 움직임 복원 영상(Susie, n=20)
(a) 블록 정합 (b) 제안한 알고리즘
Fig. 4 Motion Compensated Frame(Susie, n=20)
(a) Block Matching (b) Proposed Algorithm

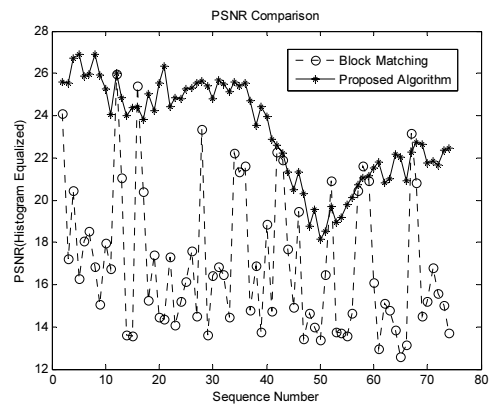


그림 5. 정규화 PSNR 비교(Susie)
Fig. 5 Equalized PSNR Comparison(Susie)

참고문헌

[1] Anil Kokaram, *Motion Picture Restoration*, Springer, pp.13-44, 1998.
[2] Christoph Stiller, Janusz Konrad, "Estimating Motion in Image Sequences," *IEEE Signal Processing Mag.*, Vol. 16, Issue 4, 1999.

- [3] B.K.P. Horn, B.G. Schunk, "Determining Optical Flow," *Artificial Intelligence*, 17, 1981.
- [4] H.H. Nagel, "On the estimation of optical flow: relation between different approaches and some new results", *Artificial Intelligence*, 33, pp.299-324, 1987.
- [5] Valery Naranjo, Antonio Albiol, "Flicker Reduction in Old Films," *Proc. of 2000 ICIP*, Vol. 2, pp.657-659, 2000.
- [6] Borko Furht, Joshua Greenberg, Raymond Westwater, *Motion Estimation Algorithms For Video Compression*, Kluwer Academic, 1997.
- [7] P.M.B van Roosemalen, R.L. Lagendijk, J. Biemond, "Correction of Intensity Flicker in Old Film Sequences," *IEEE Trans. on Circuit and Systems*, Vol. 9, Issue 7, 1999.

저자소개



이임건(Imgeun Lee)

1991년 연세대학교 전자공학과
공학사

1993년 연세대학교 전자공학과
공학석사

1998년 연세대학교 전자공학과 공학박사

2002년 ~ 현재 동의대학교 영상정보공학과 교수

※관심분야: 영상복원, 영상 신호처리, 컴퓨터비전