

고해상도 멀티미디어 처리를 위한 영상복원 기술

신정호* · 백준기**

1. 서론

해상도개선(resolution enhancement)을 위한 영상복원(image restoration) 기술은 크게 두 개의 분류로 나눌 수 있는데, 첫째는 초점 열화와 잡음에 의해 훼손된 영상에 대한 고전적인 복원기술이고[1], 둘째는 정지영상 또는 동영상에 대한 공간적 해상도를 증가시키는 영상보간 기술이다[2,3]. 본 기고에서는 해상도 개선을 목적으로 하는 영상복원 기술을 다루고자 한다. 이러한 고해상도 영상복원 기술은 HDTV, 항공 사진, 의료 영상, 감시 카메라, 군사용 영상과 같은 고해상도 영상처리 응용분야에서 필수적인 기술이라 할 수 있다.

영상의 해상도를 개선하고 향상시키는 많은 알고리즘들 중에서 전통적인 방법으로 영차보간, 선형보간, 큐빅B-스플라인 보간, 그리고 DFT 기반의 보간 등이 있다. 이 보간 기법들은 이들이 가진 기저 함수들에 의해서 분류될 수 있으며 단순히 영상의 확대에 초점을 맞추고 있다[2,4,5]. 이와 같은 알고리즘들은 몇 가지 가정, 즉 영상 센서에서 인접한 픽셀들 사이의 혼합, 카메라의 움직임과 셔터 스피드에 의한 움직임 열화, 부정확한 초점

에 의한 영상의 흐림 효과, 부표본화에 의한 중첩 등의 현상이 없다는 이상적인 가정 하에 만들어진 것이다. 그러나 저해상도 영상 시스템에서는 이런 가정들을 보장하기 힘들기 때문에 고전적인 알고리즘들을 사용해서 원래의 고해상도 영상을 복원하는 것에는 한계가 있다.

이러한 한계를 극복하기 위한 방법으로 최적화 기법에 근거한 영상복원을 이용한 해상도 개선 기술을 사용한다. 그 예로써 MAP 추정 기법을 적용해서 원래 영상의 불연속성을 보존하는 비선형 영상복원 방법[6]이 개발되었으며 Projection onto convex sets(POCS) 이론을 사용한 공간 영상보간 알고리즘[7]도 개발 되었다.

한편 디지털 영상을 효율적으로 저장하기 위해 필연적으로 압축을 해야 하고, 압축된 영상으로부터 고해상도의 영상을 복원해야 하는 경우가 발생할 수 있다. 예를 들면 영상 감시 시스템의 경우에는 저장과 모니터링이 가능해야하기 때문에 고해상도 영상복원이 가능해야 한다. 위의 두 가지 과정에서 영상확대와 압축이 동시에 발생하게 되고, 이로 인해서 독립적으로 영상확대와 압축을 수행하게 될 때와는 다른 열화가 발생하게 된다.

현재 영상 압축의 방식으로 가장 많이 쓰이고 있는 JPEG, MPEG등은 블록 이산 코사인변환(Block Discrete Cosine Transform: BDCT)을 이용한다[8,9]. 그러나 블록 이산 코사인 변환은 블

* 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 연구교수

** 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 교수

※ 본 연구는 과학기술부 국가지정연구실 지원 및 교육부 BK21 특화사업 지원으로 수행되었음.

※ 삼가 이 논문을 허 박지환 교수님 영전에 올립니다.

록 상호간의 상관관계를 고려하지 않고 독립적인 양자화 과정에 의해서 블록 경계에 블록화 현상이 발생한다.

위와 같이 압축과 확대의 과정을 거치면서 영상이 열화 되기 때문에 적절한 영상복원 방법들이 필요하다. 그중 반복적 정규화 복원방식(regularized iterative method)은 많은 장점을 가지고 있으나 장점들에도 불구하고 실제적으로는 느린 수렴속도 때문에 많은 반복을 필요로 하게 되고, 결과적으로는 엄청난 양의 계산을 필요로 하기 때문에 시간의 제약이 존재하지 않는 한 장의 영상을 처리하는 분야에서만 사용한다[10].

본 기고에서는 정지영상이나 동영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 기술과, 압축-확대 열화가 발생한 동영상의 해상도를 개선하기 위한 방법으로 반복적 정규화 복원방식을 이용한 영상복원 기법을 소개한다.

2. 영상복원

본 절에서는 영상복원 기법 중 대표적으로 사용되는 제약적최소제곱 필터(constrained least squares; CLS), 반복적 방법, 위너 필터를 이용한 영상복원 기법을 소개하고자 한다.

다양한 영상복원 기법들의 한 가지 분류 방법으로 결정론적(deterministic) 접근 방식과 확률론적(stochastic) 접근 방식으로 나눌 수 있다. 결정론적 접근 방식은 입력 영상 x 와 영상 시스템 h 가 모두 결정된 하나의 신호와 시스템이라고 가정한다. 이런 경우에 관찰된 영상 y 는 영상 시스템 h 의 결정론적 성분의 출력과 확률론적 성분의 잡음을 함께 가진다[11]. 결정론적 접근 방식의 해는 일반적으로 잡음의 분산과 같은 특정한 통계적 특성에 따라서 그 존재 영역이 확장 또는 축소된다. 대수학적 영상복원[12]과 반복적 영상복원

[13]이 이러한 범주에 포함된다.

반면에 확률론적 접근 방식에서 입력 영상 x 와 잡음 η 는 확률론적 신호로서 각각 해당되는 전체 영상 집합들(ensemble) 중 하나의 샘플 함수로 간주된다. 관찰된 영상 y 는 확률론적 성분의 입력을 가진 결정론적 시스템 h 와 부가된 잡음이 혼재된 출력이며, 따라서 하나의 확률과정(stochastic process)으로 생각할 수 있다. 영상복원을 위한 대부분의 최소평균제곱에러 또는 위너 필터[1]가 이러한 범주에 속한다.

영상복원의 결정론적 접근 방식의 해는 거의 모든 경우 ill-posed 문제가 된다. 이것은 관찰된 영상 y 에서의 유한한 변동(bounded perturbation)이 해 x 에서 무한한 변동(unbounded perturbation)을 초래한다는 의미로 해석된다. 물리적인 관점에서 볼 때, 열화 연산자 H 는 보통 2차원 공간 영역에서 직사각형 또는 가우스 모양과 같은 저역통과필터로 모델링된다. 따라서 H 의 역 연산자 H^{-1} 가 존재한다면 복원된 영상에서 고주파 성분을 증폭시키게 된다. 여기에서 고주파 성분이라는 관측된 영상의 작은 변동이나 잡음에 해당한다.

영상복원 문제의 ill-posedness를 well-posedness가 되도록 하는 것을 정칙화라고 한다. 영상복원 문제를 정칙화하기 위해서 사전 (*a priori*) 평활도(smoothness) 제약조건이 복원과정에 적용된다. 정칙화 접근 방식에 의한 해는

$$f(x, \lambda) = \frac{1}{2} (|y - Hx|^2 - |\eta|^2) + \frac{1}{2} \lambda |Cx|^2 \quad (1)$$

과 같은 범함수(functional)를 최소화시킴으로써 구할 수 있다.

식 (1)에서 C 는 고역통과필터를 나타내고, 범함수 $|Cx|^2$ 는 주로 증폭된 잡음에 의한 고주파 성분을 억제하여 복원된 신호의 에너지를 제한하

기 때문에 안정화 범함수(stabilizing functional)라고 한다. 또한 λ 는 평활도 제약조건의 양을 조절하는 정칙화 매개변수(regularization parameter)를 나타낸다. 정칙화 접근 방식에 의하여 식(1)의 해는 그림 1에서 보여지듯이 잡음이 증폭된 해와 부드러운 해 사이에 존재하며, 이러한 해의 위치는 정칙화 매개변수에 의하여 조절된다. 식(1)에서 나타난 제약적최소제곱 접근 방식에 근거하여 제약적최소제곱 필터와 정칙화된 반복적복원 알고리즘이 여러 논문에서 제안되었다[11-14]. 정칙화된 알고리즘들을 구현할 때, 정칙화 매개변수 λ 를 결정하는 것은 매우 중요하다. 이러한 정칙화 매개변수를 결정하는 다양한 방법들이 제안되었다[14,15].

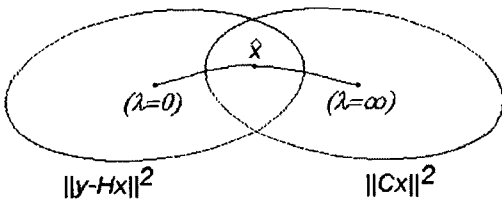


그림 1. 정칙화 접근 방식에 의한 해의 위치

3. 공간 해상도 개선을 위한 영상복원

3.1 해상도 관점의 영상 형성 모델

$N \times N$ 의 고해상도 영상을 부표본화 함으로써 $N/2 \times N/2$ 의 저해상도 영상을 얻는다. 이러한 저해상도 열화 과정을 이산 선형 공간불변 열화 모델(discrete linear space invariant degradation model)이라 가정하고 행렬을 벡터식으로 표기하면,

$$y_i = Hx + \eta_i \quad (2)$$

와 같다. 여기에서 y_i 와 η_i 는 각각 $(\frac{N}{2})^2 \times 1$ 길이를 가지며 사전순(lexicographical)으로 배열된 i 번째의 저해상도 영상, 잡음을 나타내는 벡터를

의미하며, x 는 $N^2 \times 1$ 길이를 갖는 고해상도 영상 벡터를 의미한다. 그리고 H 는 고해상도의 영상을 저해상도 영상으로 표본화하는 표본화 시스템이며, $\frac{N}{2} \times N$ 크기의 부 블록을 갖는 $(\frac{N}{2})^2 \times N^2$ 크기의 블록 토플리츠(block Toeplitz) 행렬을 나타내며, 수평 수직 방향으로 독립적인 2차원의 지역통과 필터링과 부표본화를 수행하는 과정을 의미하기 때문에 다음과 같이 분리하여 나타낼 수 있다.

$$H = H_1 \otimes H_1 \quad (3)$$

여기에서, \otimes 는 크로네커 곱(Kronecker product)을 나타내며, $\frac{N}{2} \times N$ 크기의 행렬, H_1 는 다음과 같은 일차원 지역통과 필터링 및 부표본화 과정을 나타낸다.

$$H_1 = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & \cdots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

3.2 공간 적응적 고해상도 영상복원

인간의 시각특성에 적절하게 부합하는 결과를 보이는 적응적 영상보간 방식을 소개하고, 이의 효율적 구현 방식에 대해서 논하기로 한다.

인간의 시각체계(human visual system; HVS)에 관해서 알려진 특성들은 대부분 심리학적 실험 결과에 의존하고 있다. 이에 따르면 인간의 시각은 영상의 평탄한 부분에서는 잡음에 민감하지만, 변화하는 부분에서는 에지의 정도가 심할수록 잡음에 둔감하고, 에지부분에서 멀어질수록 급격하게 잡음에 대한 민감도가 증가함을 보여준다. 즉, 일반적으로 사람의 눈은 윤곽 내지는 에지에서의 잡음의 인지가 평탄한 부분의 잡음의 인지에 비해서 둔감하다.

이 결과에 따라서 영상보간을 수행함에 있어서 윤곽부분에서는 잡음 성분이 다소 증폭되더라도 변화하는 부분의 선명도를 살려내고, 평탄한 부분에서는 잡음성분을 많이 억제시켜서 그 결과영상을 주관적으로 향상시키는 다양한 방법들이 연구되었다.

3.2.1 공간 적응적 제약조건을 사용한 보간

정칙화 접근 방식에 의한 식 (1)의 해는 잡음이 증폭된 해와 평활한 해 사이에 존재하며, 이러한 해의 위치는 정칙화 매개변수에 의하여 조절된다. 정칙화에 기반을 둔 많은 영상복원에 있어서 2차원 등방형 고역통과 필터가 C 에 사용되고 있다. 그러나 영상보간에 있어서 공간불변 고역통과 필터는 영상에 존재하는 다양한 방향에 대한 고주파 정보를 효율적으로 복원할 수 없기 때문에 M 개의 다른 고역통과 필터 ($C_i, i=1, 2, \dots, M$)를 사용하는 공간적응적 보간 알고리즘을 적용한다. 이 방식은 해당 모서리의 방향만을 따라 분포하는 고주파 성분을 선택적으로 억제한다. 예를 들어, 영상의 각 화소들을 평탄 영역, 수평 에지, 수직 에지 그리고 두 개의 대각선 에지로 분류할 수 있으며, 이 경우 $M=5$ 가 되고 각 C_i 는 주어진 방향의 고역통과 필터가 된다(그림 2 참조). 이와 같은 공간 적응적 영상복원 방법을 k 번째 반복된 정칙화 단계에 적용하면 다음과 같다.

$$x^{k+1} = x^k + \beta(b - \sum_{i=1}^M I_i T_i x^k) \tag{5}$$

여기에서

$$b = H^T y \text{ 그리고 } T_i = H^T H + \lambda C_i^T C_i \tag{6}$$

를 각각 의미하며, I_i 는 0 또는 1을 대각 성분으로 갖는 대각 행렬을 나타낸다. 보다 구체적으로 영상의 각 화소와 일대일 대응 관계를 갖는 I_i 의 대각 성분들은 해당 화소가 i 번째 에지 상에 존재할 때에는 1을, 아니면 0을 갖는다. I_i 의 특성은 다음과 같이 간단히 요약할 수 있다.

$$I_i I_j = 0, \text{ for } i \neq j, \text{ 그리고 } \sum_{i=1}^M I_i = I \tag{7}$$

여기에서, I 는 단위 행렬을 나타낸다.

3.2.2 공간적응적 매개변수를 사용한 보간

인간의 시각체계에 따르는 적응적인 영상보간을 수행하기 위해서, 지역 분산값(local variance)을 사용하여 영상을 평탄한 영역과 복잡한 영역으로 구분하는 visibility 함수를 구하고, 이 값에 따라 식 (6)에서 사용된 정규화 매개변수 λ 를 적응적으로 변화시켜 영상의 복잡한 부분에서는 고주파 성분을 증폭시키고, 평탄하고 단순한 부분에서는 고주파성분을 억제하는 영상 보간 방법에 대해서 논의하기로 한다[19].

Visibility 함수의 값을 결정하기 위해서 해당위치 (i, j)에서의 지역평균값(local mean)을

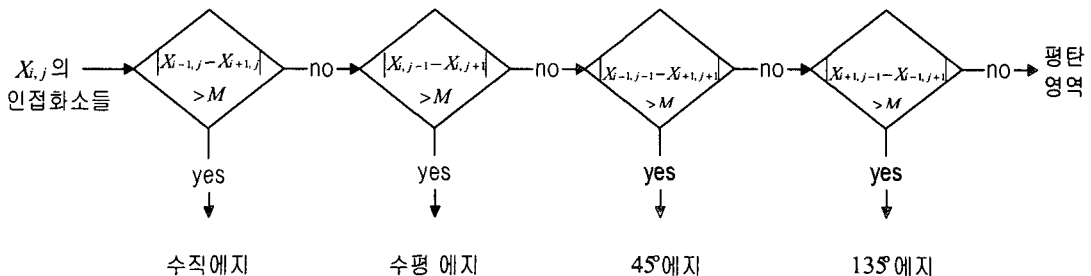


그림 2. 각 화소의 에지 방향을 결정하는 과정

$$m_x(i, j) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \sum_{m=i-P}^{i+P} \sum_{n=j-Q}^{j+Q} x(m, n) \quad (8)$$

와 같이 구하고, 이 값을 이용해서 지역분산을

$$\sigma_x^2(i, j) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \sum_{m=i-P}^{i+P} \sum_{n=j-Q}^{j+Q} \{x(m, n) - m_x\}^2 \quad (9)$$

와 같이 구할 수 있다.

여기서 $(2P+1) \times (2Q+1)$ 는 윈도우의 크기를 나타내고, 이 윈도우는 보통의 경우 (i, j) 에 대해서 2차원 공간상에서 대칭인 형태를 갖는다. 식 (9)에서 구한 지역분산값 σ^2 을 사용하여 visibility 함수를

$$v(i, j) = \frac{1}{\theta \sigma_x^2(i, j) + 1} \quad (10)$$

와 같이 정의하는데, 여기서 θ 는 $v(i, j)$ 의 값이 0과 1사이의 적당한 영역에 존재하도록 해주는 매개 변수를 나타낸다. 식 (10)에서 볼때 에지영역에서는 함수값이 0에 가까워지고, 반대로 평탄한 영역에서는 1에 가까워짐을 볼 수 있다.

식 (10)에서 결정된 각 화소의 visibility 함수값을 사용하여 다음과 같은 방법을 적용한다. 정규화 매개변수 λ 는 영상의 선명도와 잡음제거의 상대적 가중치를 조절해주는 변수인데, 에지부분에서는 λ 를 작게 하고 평탄한 부분에서는 λ 를 크게 함으로써 적응적인 영상복원이 가능하게 된다. 구체적으로 각 화소에 λ 대신에 $v^2(i, j) \times \lambda$ 를 사용한다면 이것이 가능해 진다.

여기서 주목해야할 것은 v 가 0에서 1사이에 존재한다는 것에서 볼때 λ 는 $v^2 \times \lambda$ 의 최대값을 나타내 준다는 것을 알 수 있다. 한편 v 가 분포하는 영역은 θ 에 좌우된다. 즉, 식 (10)에서 보듯이 어

떤 영상에서 각 화소의 $\sigma_x^2(i, j)$ 이 결정된 후 큰 θ 를 사용할 경우 분모를 크게 만들어 v^2 의 값이 주로 0에 가까운 값을 갖게 되고, θ 를 작게 할수록 분모가 1에 가까워져 v^2 의 값이 1에 가까워진다는 것이다. 예를 들어, λ 를 3이라 결정했을 때 v 의 값이 0에 가까운 경우에는 $v^2 \times \lambda$ 값이 상당히 작아진다. $v^2 = 0.01$ 이라면 $v^2 \times \lambda = 0.03$ 이 된다. 물론 v 의 값이 1에 가까운 경우에는 $v^2 \times \lambda$ 값이 3에 가까워진다. 즉, v 의 값에 따라 $v^2 \times \lambda$ 값은 상당히 넓은 범위의 값을 갖게 된다. 여기서 알 수 있는 것은 θ 를 크게 하면 복원시 잡음을 억제시키는 것에 강조를 두게 되는 것이고, 반대로 θ 를 작게 하면 선명도를 강조하는 복원을 수행하는 것이 된다.

위의 방법을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$(H^T H + \lambda C^T V^T V C)x = H^T y \quad (11)$$

여기서 x 가 $N \times N$ 영상이라 할 때, V 는 $N^2 \times N^2$ 크기의 대각행렬을 나타내고, $v^2(i, j)$ 이 대각 원소가 된다.

식 (11)의 해를 반복적으로 구하기 위해서 아래와 같은 방법을 사용한다.

$$\begin{aligned} x^0 &= \beta H^T y, \\ x^{k+1} &= x^k + \beta \{H^T y - (H^T H + \lambda C^T V^T V C)x^k\} \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 $b = H^T y$, $T = H^T H + \lambda C^T V^T V C$ 라 하면 수렴을 위해서는 앞에서 보았듯이 $\|I - \beta T\| < 1$ 을 만족시켜야 한다. 비적용적 방식에서는 T 가 λ 만의 함수이기 때문에 수렴조건을 만족시키기 비교적 쉬우나, 적응적 방식에서는 T 가 λ 이외에, v 값에 따라서도 변하기 때문에 수렴조건을 만족시키는 것이 어렵게 된다. 또한, λ

와 θ 값을 실험에 의해서 결정해야한다는 단점을 가지고 있다.

3.2.3 공간 적응적 정칙화 영상보간 알고리즘

3.2.1절과 3.2.2절에서 언급한 적응적 영상보간 기법을 사용하여 보간한 영상의 화질을 인간의 시각체계에 적합하게 개선하는 방법을 소개한다.

제안한 알고리즘은 식 (5)와 (6)을 사용함으로써 영상의 에지를 M 개의 방향으로 구분하고 이를

정칙화 보간 방법으로 처리하여 선명한 에지정보를 유지하는 동시에 식(12)을 사용하여 고주파 영역을 강조하고 평탄한 영역을 부드럽게 처리하여 잡음을 억제하는 효과를 나타낸다. 제안한 알고리즘을 다음식과 같이 나타낼 수 있다.

$$x^{k+1} = x^k + \beta \left\{ H^T y - \sum_{i=0}^M I_i (H^T H + \lambda C_i^T V^T V C_i) x^k \right\} \quad (13)$$

4. 압축 동영상의 해상도 개선을 위한 영상 복원

4.1 압축영상의 확대-열화 모델링

영상을 압축한 후, 이것을 다시 확대해서 볼 필요가 있을 때가 있다. 이 과정에서는 압축과정도 하나의 열화이고 확대도 하나의 열화이므로 두 가지가 동시에 적용되는 새로운 열화로 구성이 된다.

$M \times N$ 의 압축영상을 확대하는 과정을 생각해 보자. $kM \times kN$ 의 원 영상 x 를 표본화 단위를 k 로 하여 부표본화(subsampling)를 거쳐 $M \times N$ 크기의 영상을 얻는다. 부표본화를 통해 얻게 된 축소된 결과 영상을 블록 이산 코사인 변환을 이용해 압축을 한 후, 여러 가지 보간 방법을 이용해 확대를 하면 압축영상의 확대의 과정을 통해 $kM \times kN$

의 확대 영상을 얻게 된다. 여기서 부표본화 과정에서의 열화와 압축과정에서의 열화가 동시에 발생하게 된다.

압축과정의 열화모델은 $H_{COMP} = C^{-1}D^{-1}QC$ 이고, 부표본화 과정에서 발생하는 확대 열화 모델을 H_S 라고 하면 이때 열화 모델은

$$H = H_{COMP}H_S \quad (14)$$

로 나타낼 수 있다. x 를 사전순으로 배열하면 $k^2MN \times 1$ 의 벡터이고 H_S 는 $MN \times k^2MN$ 크기의 행렬이고 H_{COMP} 는 $MN \times MN$ 크기의 행렬이 된다. 여기서도 확대영상의 열화모델에서와 마찬가지로 어떤 보간 방법을 통해서 확대를 하느냐에 따라서 결과가 틀려지게 된다. 따라서 여러 가지 보간 방법이 존재하기 때문에 무한히 많은 결과를 가지는 ill-posed 문제를 발생시킨다. 그림 3은 압축후 확대할 때 발생하는 열화의 과정을 블록도로 나타내었다.

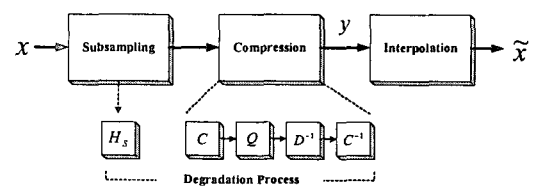


그림 3. 압축후 확대시 발생하는 열화 과정 블록도

4.2 압축된 동영상의 고해상도 고속 영상복원

비디오 시퀀스의 화질개선에 반복적 정규화 복원방식을 적용하기 위해서는 움직임이 없는 고정된 시퀀스이어야 한다. 그러나 이러한 비디오 시퀀스는 거의 존재하지 않기 때문에 고정된 카메라를 통해서 입력되는 비디오 시퀀스로 가정한다. 입력되는 비디오 시퀀스는 같은 배경을 가지므로, 배경을 추출해 반복적 정규화 복원방식을 적용해 화질개선을 한다. 따라서 비디오의 화질을 개선하

기 위해선 두 가지로 나누어 생각할 수 있다. 첫째로 배경을 추출해 배경의 화질을 개선하는 방법에 대해 생각하고, 둘째로 복원 과정을 거친 배경과 움직이는 물체를 합성하는 방법이다.

고정된 카메라를 통해 획득한 영상에서 추출한 배경은 항상 같다고 볼 수 있다. 따라서 분할영역 구성을 통해 배경을 구성해내면 각 프레임에서의 배경은

$$y_{b1} = y_{b2} = \dots = y_{bN} \quad (15)$$

이고, y_{bN} 은 재구성된 배경의 N 번째 프레임이 나타낸다. 식(15)은 배경이 구성만 된다면 구성된 한 장의 배경에 대해서만 반복적 정규화 영상복원 방식을 이용해 복원을 해서 각 프레임의 배경을 대신해도 문제가 없음을 알 수 있다. 따라서 첫 번째 배경 y_{b1} 을 반복적 정규화 영상복원의 초기 값 x_0 로 사용하게 된다.

배경의 반복적 정규화 영상복원 방식을 수식으로 나타내면 다음과 같다. 첫 번째 배경 프레임이

반복적 정규화 복원방식의 입력으로 사용되어

$$\begin{aligned} x_{b1}^0 &= H^T y_{b1} \\ \hat{x}_{b1} &= x_{b1}^0 \end{aligned} \quad (16)$$

으로 표현할 수 있고, 두 번째 프레임부터 N 번째 프레임까지의 전체 배경 복원 과정은

$$\begin{aligned} x_{b1}^1 &= x_{b1}^0 + \\ &\beta [H^T y_1 - (H^T H + \lambda C^T C) x_{b1}^0] \\ \hat{x}_{b2} &= x_{b1}^1 \\ &\vdots \\ x_{b1}^{N-1} &= x_{b1}^{N-2} + \\ &\beta [H^T y_1 - (H^T H + \lambda C^T C) x_{b1}^{N-2}] \\ \hat{x}_{bN} &= x_{b1}^{N-1} \end{aligned} \quad (17)$$

이 된다.

배경과 객체의 합성은 다음과 같다. 복원이 진행되는 배경에 움직임이 있는 물체를 추출해 삽입

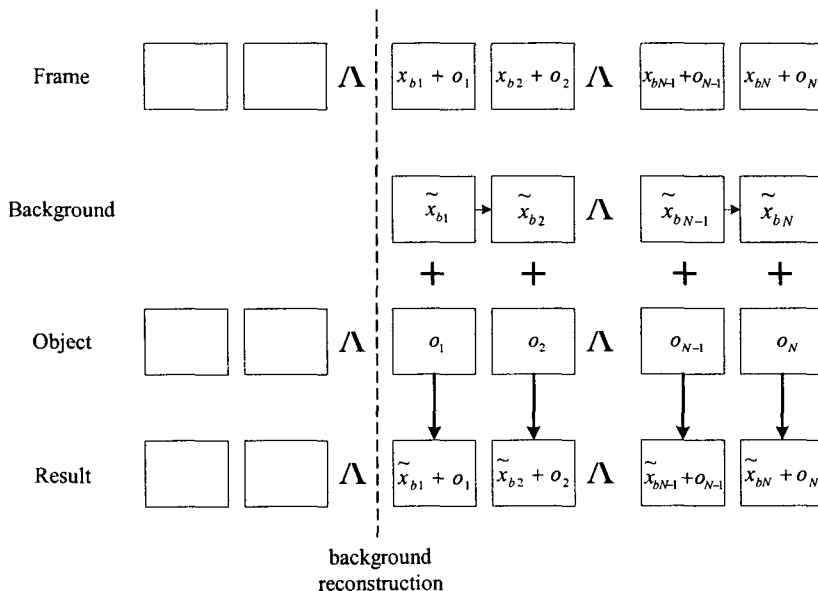


그림 4. 배경과 물체의 분리를 통한 화질 개선 방식

한다. 배경의 추출이 끝난 후 현재 프레임과 배경과의 차분을 구하게 되면 고정된 카메라에서 같은 배경을 가지고 있으므로 물체를 추출할 수 있다. 블록단위로 차분을 해 블록의 차분의 절대값의 합을 구해서 이것이 문턱치보다 작으면 배경이 되는 것이고, 문턱치보다 크다면 움직임이 물체로 간주할 수 있어 추출이 가능해진다. 추출된 물체에도 열화가 존재하고 있으므로 화질 향상 처리를 해야 한다. 이때 실시간 처리를 위해서 일반적으로 사용하는 비선형 필터링 또는 공간 필터링 방식을 물체에 적용한다. 비선형 필터링 방식은 적은 계산량으로 효율적인 화질 개선이 가능하므로 실시간 처리에 이용할 수 있어 MPEG에서의 블록저거 필터에도 이용이 되고 있다. 그림 4는 물체와 배경의 분리를 통해 화질 향상의 방식을 나타내고 있다. 물체와 배경을 분리해 배경은 반복적 정규화 복원방식을 이용해 처리를 하는 모습은, 물체는 비선형 필터링 방식을 이용해 다시 합성을 통해 복원된 결과를 볼 수 있다는 것을 알 수 있다.

5. 결론

본 기고에서는 정지영상이나 동영상으로부터 고해상도 영상을 복원하는 기술과, 압축-확대 열화가 발생한 동영상의 해상도를 개선하기 위한 방법으로 반복적 정규화 복원방식을 이용한 영상 복원 기법을 살펴보았다.

적용적인 영상복원 알고리즘은 각 프레임들이 공간 불변적인 병진(translational) 움직임을 갖고 있다는 가정 하에서, 움직임 보상된 영상 시퀀스의 보간으로 쉽게 확장될 수 있고, 이는 전송률을 높이지 않고서도 영상전화기나 영상회의 시스템의 해상도 향상을 가능하게 하는 동시에, MPEG-2나 디지털 HDTV의 공간 스케일러빌리티 기능에 적용되어 보다 고화질, 고압축률의 영상통신을

가능하게 할 것으로 예상된다.

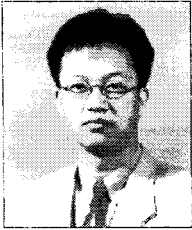
또한 압축후 확대한 영상의 열화모델을 규정한 후 반복적 정규화 영상복원 방식을 이용해 개선하는 방법과 이러한 열화를 가지는 동영상의 반복적 정규화 영상복원 방식을 이용한 실시간 처리방법을 소개하였다. 압축된 영상의 확대는 압축된 영상자체가 열화를 포함하고 있기 때문에 압축된 영상의 확대시 열화모델은 압축과 확대를 동시에 고려할 수 있도록 열화모델을 정의하였다.

정의된 열화모델에 따라서 반복적 정규화 영상복원 방식을 이용해 실시간 처리방법으로의 확장가능성을 확인하였다. 이 방식은 고정된 카메라를 통해서 입력되는 영상에서 배경과 물체를 추출해낸 후, 배경과 물체로 구성된 한 프레임이 반복적 정규화 영상복원을 통해 결과가 수렴할 때까지 기다리는 것이 아니라 배경은 프레임의 진행시 1회의 반복과정을 거쳐서 계산량의 감소를 유도하고 물체는 비선형 공간필터링의 방식을 통해서 영상 열화를 제거할 수 있다. 이와 같은 해상도 개선을 위한 영상복원 기술을 이용해 영상 감시시스템, 영상 통신시스템, 압축저장 영상의 확대에 이용이 가능할 것으로 생각된다.

참고 문헌

- [1] H. C. Andrew and B. R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, 1977.
- [2] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, 1989.
- [3] J. S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Prentice-Hall, 1990.
- [4] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "Fast b-spline transforms for continuous image representation and interpolation," *IEEE Trans. Pattern Analysis, Machine Intelligence* 13, pp. 277-285, March 1991.
- [5] J. A. Parker, R. V. Kenyon, and D. E. Troxel,

- "Comparison of interpolating methods for image resampling," *IEEE Trans. Med. Imaging* 2, pp. 31-39, March 1983.
- [6] R. R. Schultz and R. L. Stevenson, "A bayesian approach to image expansion for improved de_nition," *IEEE Trans. Image Processing* 3, pp. 233-242, May 1994.
- [7] J. H. Shin, J. H. Jung, and J. K. Paik, "Spatial interpolation of image sequences using truncated projections onto convex sets," *IEICE Trans. Fundamentals of Electronics, Communications, Computer Sciences*, June 1999.
- [8] *ITU-T Recommendation H.263: Video coding for low rate communication*, ITU-T, 1996.
- [9] J. L. Mitchell, W. B. Pennebaker, C. E. Fogg, and D. J. LeGall, *MPEG video compression standard*, Chapman and Hall, 1996.
- [10] Y. Yang, N. P. Galatsanos, and A. K. Katsaggelos, "Regularized reconstruction to reduce blocking artifacts of block discrete cosine transform compressed images," *IEEE Trans. Circuits, Syst., Video Technol.*, vol. 3, no. 6, pp. 421-432, December 1993.
- [11] A. K. Katsaggelos, editor, *Digital Image Restoration*, Springer-Verlag, 1991.
- [12] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley, 1992.
- [13] A. K. Katsaggelos, "Iterative image restoration algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, pp. 735-748, 1989.
- [14] A. K. Katsaggelos, J. Biemond, R. W. Schafer, and R. M. Mersereau, "A Regularized Iterative image restoration algorithm," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 39, no. 4, pp. 914-929, April 1991.
- [15] M. G. Kang and A. K. Katsaggelos, "Simultaneous multichannel image restoration and estimation of the regularization parameters," *IEEE Trans. Image Processing* 6, pp. 774-778, May 1997.
- [16] M. Unser, A. Aldroubi, and M. Eden, "Fast B-spline transforms for continuous image representation and interpolation," *IEEE Trans. Pattern Analysis, Machine Intelligence*, vol. 13, no. 3, pp. 277-285, March 1991.
- [17] S. Kim, J. Shin, and J. Paik, "Real-time iterative framework of regularized image restoration and its application to video enhancement," *Real-Time Imaging*, vol. 9, no. 1, pp. 61-72, February 2003.



신 정 호

- 1994년 2월 중앙대학교 전자공학과(공학사)
- 1998년 2월 중앙대학교 대학원 전자공학과(공학석사)
- 2001년 8월 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 (공학박사)
- 1993년 12월~1995년 8월 (주) 기아자동차 중앙기술 연구소 연구원
- 1999년 12월~2001년 6월 테네시 주립대학 전기 및 컴퓨터 공학과 방문연구원
- 2001년 7월~2001년 10월 존스홉킨스대학 방사선과 연구원
- 2002년 2월~2002년 5월 한국과학재단 연구원
- 2002년 6월~2003년 3월 한국과학기술기획평가원 선임연구원
- 2003년 4월~현재 중앙대학교 영상공학과 연구교수
- 관심분야: 영상처리 및 개선, 영상융합, 컴퓨터시각



백 준 기

- 1984년 2월 서울대학교 제어계측공학과 (공학사)
- 1987년 6월 Northwestern University 전기 및 컴퓨터공학과(공학석사)
- 1990년 6월 Northwestern University 전기 및 컴퓨터공학과(공학박사)
- 1990년 7월~1993년 1월 삼성전자 반도체연구소 선임 연구원.
- 1993년 2월~1997년 1월 삼성전자 MICRO 사업부 기술 고문
- 1993년 3월~2001년 12월 중앙대학교 공과대학교 전자공학과 교수
- 1999년~2002년 테네시 주립대학 연구교수
- 2003년 1월~현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공학과 교수, 시각 및 지능 시스템 연구실 국가지정 연구실 연구책임자
- 관심분야: 영상처리, 컴퓨터비전