

논문-02-07-1-07

적응적 웨이브렛 영역에서의 고속의 다해상도 움직임 예측방법

신 종 흥*, 김 상 준*, 지 인 호*

A Fast Multiresolution Motion Estimation Algorithm in the Adaptive Wavelet Transform Domain

Jonghong Shin*, Sangjun Kim*, and Innho Jee*

요 약

웨이브렛 변환은 최근에 동영상 처리 분야에서 비정체적 동영상 신호를 나타낼 수 있기 때문에 많은 관심을 받고 있다. 대역 분할 방식의 웨이브렛 변환을 사용한 움직임 예측은 많은 곳에서 응용되어 지고 있으나 움직임 예측 오류가 최저 주파수 대역에서 발생하면 움직임 예측 오류는 다음 단계로 누적되고 각각의 단계에서 계산에 소요되는 시간과 데이터량이 증가하는 문제점을 가지고 있다. 다른 한편으로 왜곡을 관점에서 주어진 비트율에서 최고의 화질을 얻는 웨이브렛 패킷이 제안되었다. 그러나 이 방법에서 웨이브렛 패킷 설계를 위해 많은 시간이 소요되는 단점이 존재한다. 그래서 소요시간 문제를 해결하기 위해 Top-down 방식이 제시되었으나 주어진 비트율에서 최적의 해를 찾지는 못했다. 본 논문에서는 영상의 분산이 영상의 복잡도를 나타낼 수 있다는 것을 고려했다. 그래서 동영상 압축을 위한 적응적인 웨이브렛 패킷을 사용한 고속의 다해상도 움직임 예측 방법을 제안하였다.

Abstract

Wavelet transform has recently emerged as a promising technique for video processing applications due to its flexibility in representing non-stationary video signals. Motion estimation which uses wavelet transform of octave band division method is applied in many places but if motion estimation error happens in the lowest frequency band, motion estimation error is accumulated by next time step and there has the problem that time and the data amount that are cost in calculation at each steps are increased. On the other hand, wavelet packet that achieved the best image quality in a given bit rate from a rate-distortion sense is suggested. But, this method has the disadvantage of time costs on designing wavelet packet. In order to solve this problem we solved this problem by introducing Top_down method. But we did not find the optimum solution in a given bit rate. That image variance can represent image complexity is considered in this paper. In this paper, we propose a fast multiresolution motion estimation scheme based on the adaptive wavelet transform for video compression.

I. 서 론

영상신호를 디지털 형태로 처리할 경우 전송과 저장에 상

당히 넓은 대역폭과 메모리를 필요로 하므로 영상신호를 충실하게 재생하면서 영상의 시간적, 공간적 중복성(redundancy)을 효과적으로 제거하기 위한 데이터 압축 기법들이 많이 연구되어 왔다. 그 중에서 웨이브렛 변환(wavelet transform)은 프레임 단위로 신호의 주파수 성분을 분해하여 부호화하는 방법으로 최근에 많은 연구가 집중되고 있다.

일반적인 웨이브렛 기반의 영상 부호화는 입력영상을 두

* 홍익대학교 전자전기컴퓨터공학부
School of Electronics Electrical and Computer Eng., Hongik University

※ 본 연구는 정보통신부에서 지원하는 대학기초연구지원사업(2001-089-3)으로 수행되었습니다.

개의 대역으로 분할한 후, 생성되는 최저 주파수 대역에만 다시 반복적으로 두 개의 대역으로 분할하여 얻을 수 있으며, 이를 옥타브(octave)대역 분할 방식이라 한다. 그 다음 분할된 대역은 그 대역의 특성에 따라 적합한 양자화기를 선택하여 부호화되는 방식이다. 그러나 웨이브렛 기반의 영상 부호화의 장점은 영상을 그 특성에 맞는 적합한 대역으로 분할하는 것이나 옥타브 대역 분할은 모든 영상의 특성에 적합한 형태는 아니다. 그래서 입력 영상의 특성이 가장 부합된 대역 분할을 가능하게 하는 웨이브렛 패킷이 제시되었다. Taswell^[1]에 의해 제시된 Top-down 방식의 웨이브렛 패킷은 소요되는 시간을 절약할 수 있으나 대역분할의 기준점이 되는 문턱치 값의 최적 해는 제시하지 못했다.

동영상 움직임 추정 분야에서도 Ya-Quin Zhang^[2]등에 의해 옥타브 대역 분할 방식의 웨이브렛 변환을 사용한 방법이 제안되었다. 그러나 이 방식의 문제점은 최저 주파수 대역에서의 움직임 추정에서 오류가 발생되면 다음 단계의 움직임 추정에서는 오류가 계속 누적되며 또한 각 계층에서 소비되는 계산량 그리고 전송 데이터의 양이 크다는 단점을 갖고 있다. 따라서 본 논문에서는 영상의 분산이 영상의 복잡도를 나타낼 수 있다는 관점에서 동영상 압축을 위한 적응적인 웨이브렛 패킷 기반의 고속의 다해상도 움직임 예측 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 영상의 분산을 문턱치로 이용하여 Top-down 방식의 웨이브렛 패킷을 실행하여, 영상의 특성에 맞는 최적의 대역 분할을 가능하게 하였다. 따라서 분할된 각 부 영상들은 작은 탐색영역에서 높은 정합도의 움직임 벡터를 찾을 수 있어, 고속의 부호화와 높은 압축율의 효과를 얻을 수 있다.

본 논문에서 먼저 II장에서 적응적 대역분할을 위한 웨이브렛 패킷에 대하여 알아보고 III장에서는 기존에 제시되었던 MPEG의 움직임 예측과 다해상도 움직임 예측의 방법과 문제점을 제시하였다. IV장에서는 웨이브렛 패킷 기반의 새로운 다해상도 움직임 예측을 제안하였다. V장에서는 제안된 움직임 예측과 기존 움직임 예측을 비교하여 실험하였다. 마지막으로 VI장에서는 제안된 방법의 우수성과 향후 연구방향을 제시하면서 결론을 맺었다.

II. 웨이브렛 패킷

1차원 웨이브렛 변환의 기본 개념은 어떠한 임의의 함수도 웨이브렛 기저 함수 P의 중첩으로 표현이 가능하다는 것이다. 여기서, 웨이브렛 함수 P와 스케일링 함수 Q는 다음과 같은 기저 함수들의 집합이라고 정의 할 수 있다.

$$\{ P^J(x) \}, J \in Z \quad (1)$$

여기서, $P^J(x) = (2^J)^{1/2} P(2^J x)$ 이며 단위적교를 유지하며, 2^J 는 x 의 스케일링이며(J 는 옥타브 대역 분할 단계의 수이다.) 그리고 Z 는 정수를 의미한다.

영상처리에 사용되는 웨이브렛은 1차원의 웨이브렛 변환을 2차원으로 확장한 것이다. 분리 가능한 영상은 먼저 웨이브렛 변환을 수평 방향으로 적용하고 필터의 출력 결과를 반으로 다시 표본화된다. 그 다음 수직 방향에 대해서도 동일한 방법을 적용한다. 그림 1은 영상에 대한 2차원 웨이브렛 변환의 과정을 나타낸 것으로, 출력 LL은 입력 영상 x 의 근사화 부분이고, LH는 x 의 수직 성분, HL은 x 의 수평 성분이고 HH는 x 의 대각 성분이다.

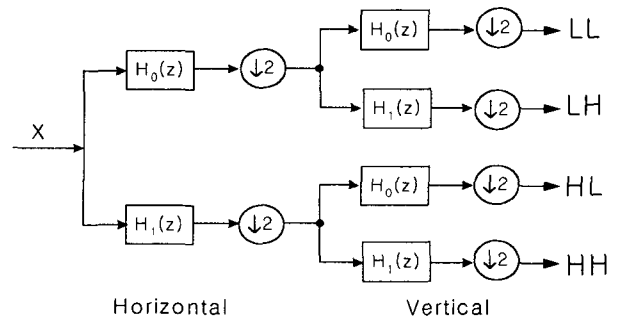


그림 1. 분리가능한 영상의 처리
Fig. 1. Separable image processing

최저 주파수 대역 LL에 대해 그림 1의 과정을 반복 수행하면 2차원 영상의 스케일링 함수 Q와 웨이브렛 함수 P를 얻을 수 있다. 그림 2에서는 3단계의 반복과정을 통해

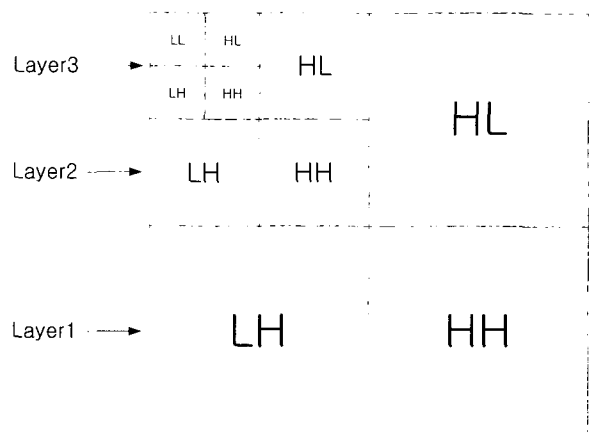


그림 2. 옥타브 나무 분할
Fig. 2. Division of the octave tree band

얻어진 영상의 대역 분할된 모습을 나타낸다. 이 구조를 옥타브 나무(octave tree)구조라 한다.

그림 3에서는 실제로 Lena 영상을 3-단 웨이브렛 옥타브 나무 분할의 결과를 나타낸 것이다. 이러한 옥타브 나무

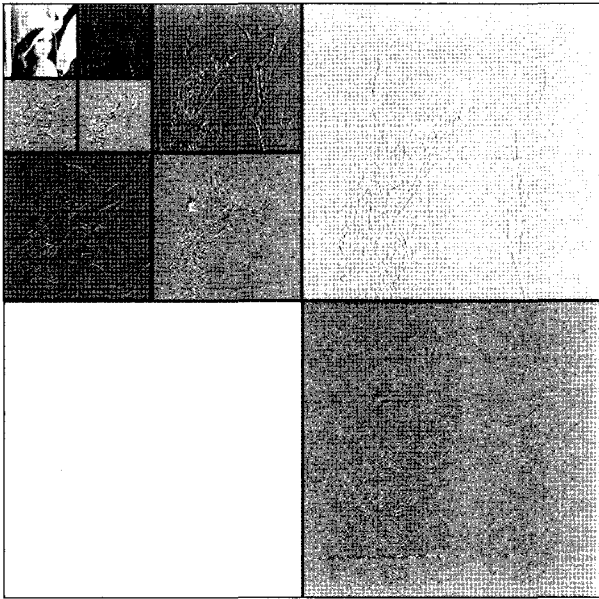


그림 3. Lena 영상의 웨이브렛 변환
Fig. 3. Wavelet transform of Lena image

구조에서 저주파는 낮은 해상도를 가지고 있고, 고주파일 수록 높은 해상도를 가져서 지수 함수적인 주파수 분해 능력을 이룬다. 그러나 이런 분할 방법은 영상의 특성을 고려하지 않고 저주파 부분만 계속해서 분할하므로 모든 영상 신호에 대하여 적절한 대역 분할방법은 될 수 없다. 따라서 주어진 영상의 특성에 부합하는 대역분할을 할 수 있는 웨이브렛 변환이 요구되었는데, Vetterli^[3]은 왜곡을 관점에서 주어진 비트율에서 최고의 화질을 얻기 위한 방법으로 웨이브렛 패킷을 제안했다. 웨이브렛 패킷 시스템은 고주파 성분에서도 정밀하고, 가변의 주파수 분해 능력을 가지고 있어서 적응적으로 특별한 신호나 그룹에 가장 부합되는 대역 분할을 제공해 준다. Vetterli가 제안한 방법은 그림 4와 같이 한 계층에서 다음 계층으로 넘어갈 때, 최저 주파수 대역뿐만 아니라 모든 대역에서 원하는 레벨까지 웨이브렛 변환을 반복 수행을 하게 된다. 그런 후 나무(tree)의 끝 부분에서부터 시작하여 주어진 비트율에서 최소의 오류를 얻기 위해 가지치기(pruning)를 하게 된다.

그러나 이러한 방법은 웨이브렛 패킷을 설계하기 위하여 먼저 모든 대역을 분할해야만 하기 때문에 소요되는 시간이 많다는 단점이 존재한다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 Taswell^[11]은 나무의 시작 부분에서부터 주어진 비트율에서 최소의 오류를 얻기 위해 가지치기를 하는 Top-down

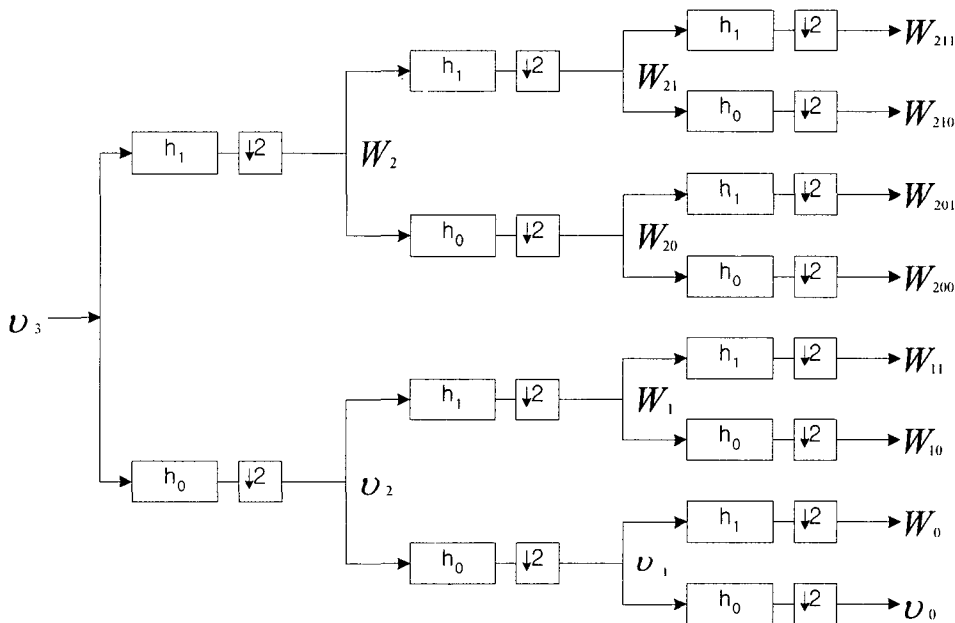


그림 4. 3-단 스케일 웨이브렛 패킷변환의 전체 이진 tree 구조
Fig. 4. Full binary tree structure of 3-stage wavelet packet transform

방법을 제시하였으나 가지치기를 하는데 기준이 되는 최적의 해를 찾지는 못했다. 본 논문에서는 빠른 시간 내에 주어진 비트율에서 최소의 오류를 얻기 위한 방법으로 영상의 통계적 특성인 분산을 이용하였다. 영상의 통계적 특성을 생각하면 그림 3에서 알 수 있듯이 고주파 성분 HH에서 저주파 성분 LL로 갈수록 영상이 표현하고 있는 내용의 복잡도는 높아진다. 본 논문에서는 이 영상의 복잡도를 나타내는 수치적 기준을 분산으로 설정하였다. 표 1에서는 옥타브 나무 구조에서 단계별 각 대역의 평균과 분산을 나타낸 것으로 저주파 부분에서 분산이 크다는 것을 알 수 있다.

표 1. 옥타브 나무 구조에서의 각 대역별 통계적 특성
Table 1. Statistical property of each bands in octave tree structure

단계	대역	Lena		Girl		Cronkite	
		평균	분산	평균	분산	평균	분산
3	LL	98.5	2363.8	71.8	429.5	88.2	2772.0
	HL	-0.0	137.5	0.1	39.8	-0.2	70.0
	LH	-0.2	38.9	-0.19	64.1	0.6	30.1
	HH	-0.1	37.5	0.1	17.4	0.0	10.4
2	HL	-0.1	80.1	0.0	18.8	-0.0	19.2
	LH	-0.4	31.8	0.0	36.2	0.3	14.7
	HH	-0.1	26.3	0.0	6.8	0.0	2.1
1	HL	0.0	49.7	0.0	7.6	0.0	1.3
	LH	-0.4	43.1	0.0	12.1	0.0	19.0
	HH	0.0	18.8	0.0	3.2	0.0	0.2

Ⅲ. 움직임 예측

1. 블록 정합 방식의 움직임 예측

MPEG에서 시간의 중복성을 제거하기 위한 움직임 추정에는 참조 영상에 따라 앞의 프레임을 참조하는 순방향 예측과 뒤의 프레임을 참조하는 역방향 예측이 있다. 또한 MPEG에서는 세 가지 프레임 형식을 지원하고 있는데, 먼저 움직임 추정을 사용하지 않는 I 프레임(Intra frame)과 순방향 예측만을 사용하는 P 프레임(Predictive frame), 그리고 순방향 예측과 역방향 예측 모두를 사용하는 B 프레

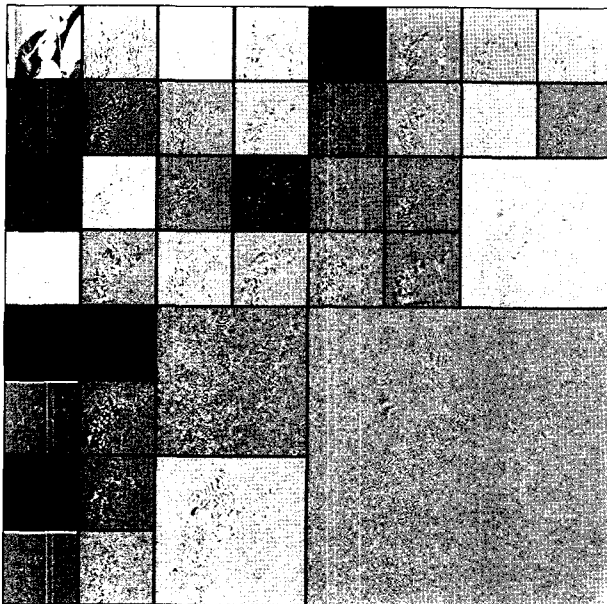


그림 5. 웨이블릿 패킷으로 분해된 Lena 영상
Fig. 5. Divided Lena image by wavelet packet

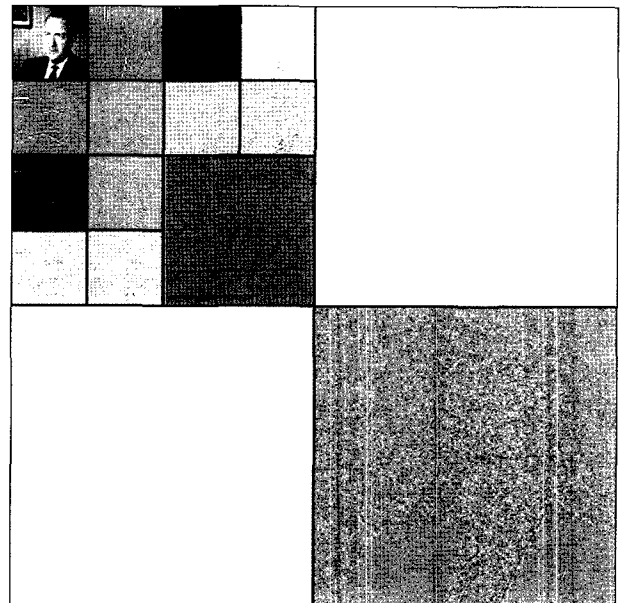


그림 6. 웨이블릿 패킷으로 분해된 Cronkite 영상
Fig. 6. Divided Cronkite image by wavelet packet

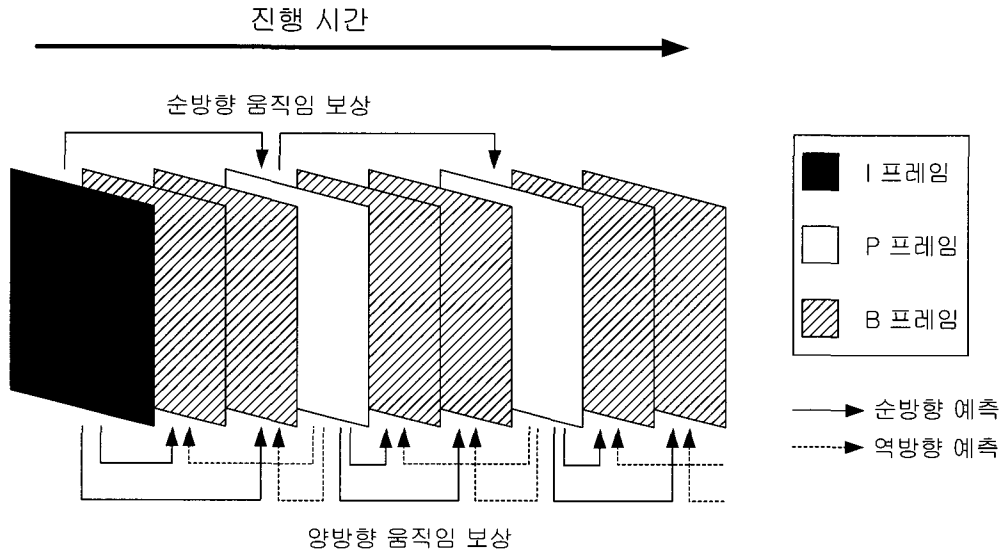


그림 7. GOP(Group of Picture) 구조(크기 9, I와 P의 거리가 3)
 Fig. 7. Structure of Group of Picture (Size 9, The length of I and P is 3)

임(Bidirectionally predictive frame)이 있다. I 프레임에서 다음에 오는 I 프레임까지의 프레임의 집합을 GOP(Group Of Picture)라 한다.

그림 7은 GOP 구조와 순방향과 역방향의 예측을 통해 움직임 추정을 하는 절차를 나타낸다. 움직임 보상 부호화에서 가장 중요한 문제는 움직임 벡터 검출에 있으며, 움직임 벡터를 추정하는 방법에는 대표적으로 블록 정합 방식(Block Matching Algorithm : BMA)이 있다.

BMA를 이용하여 움직임 추정 시 매크로 블록 MB(Macro Block)단위로 추정이 이루어진다. 여기서 MB는 움직임이 일어나는 단위로 블록 부호화 모드가 결정되는 단위이다. 정합 방식은 연속된 영상들 중에서 영상 신호를 $n \times n$ 크기의 매크로 블록 단위로 비교, 신호 유형의 정합도에 기초하여 움직임을 추정한다. 현재 영상 블록과 참조 영상의 특정 탐색 영역 내의 모든 블록과 패턴 정합(pattern matching)을 행하기 때문에 탐색 영역 내의 제한된 움직임 즉, 블록의 실제 최대 움직임이 탐색 영역을 벗어나지 않는 경우에 대해서는 높은 정확도의 움직임 정보가 찾아진다. 그러나 탐색 영역의 모든 블록에 대해 정합을 행하는 전역 탐색(full search, exhaustive search)방식이 적용되고 있어 최소의 정합 오차를 위해 탐색 영역이 넓으면 넓을수록 움직임 벡터를 선정하는데 시간이 오래 걸리는 단점이 있다.

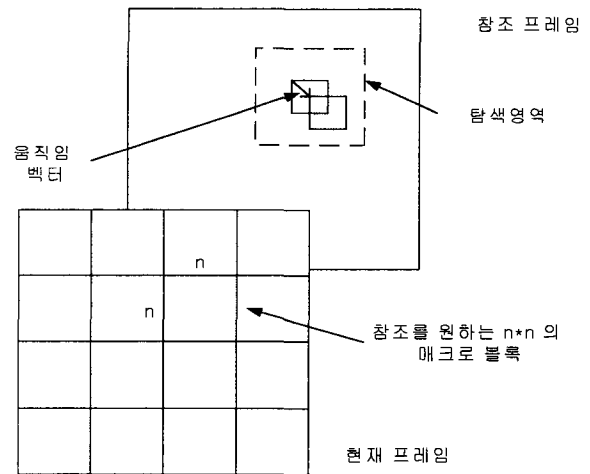


그림 8. 블록 정합 움직임 예측 과정
 Fig. 8. Process of motion estimation with block matching

2. 다해상도 움직임 예측

웨이브렛 변환 기반의 다해상도 움직임 예측(Multi-resolution Motion Estimation : MRME)은 웨이브렛 변환이 가지는 계층적 구조에 의해 움직임 예측에서 소요되는 많은 계산 시간을 단축시킬 수 있다. 기존에 Zhang과 Zafar가 제안한 MRME^[2] 방법에서는 웨이브렛 변환에서 계층간의 높은 상관도를 이용하여 최저 주파수 성

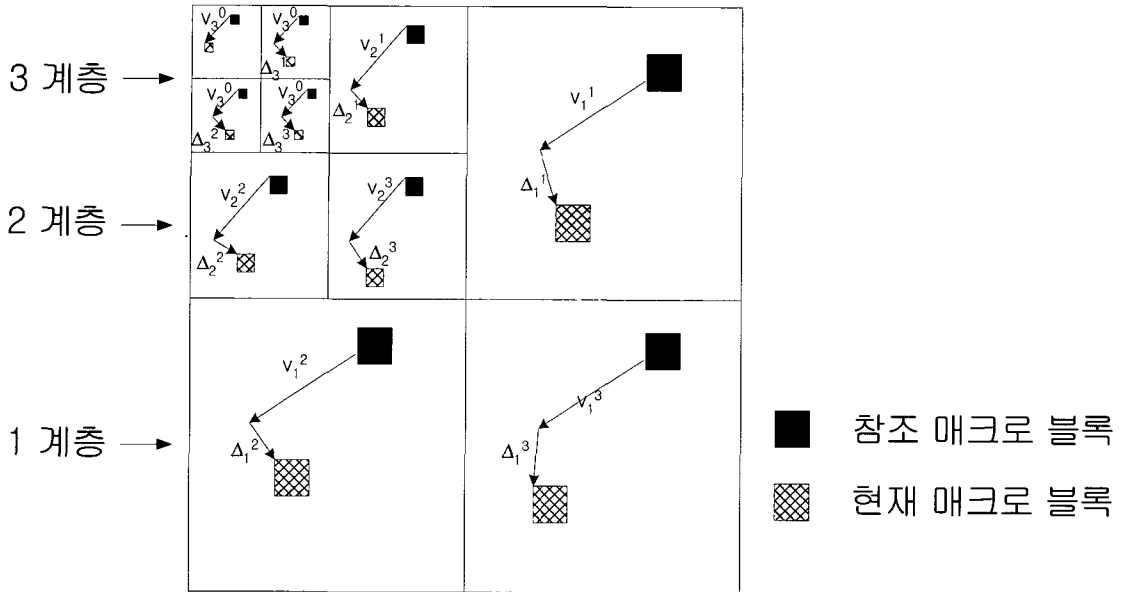


그림 9. Zafar가 제안한 MRME
Fig. 9. Proposed MRME by Zafar

본에서 기존의 블록 정합 방식에 의한 움직임 예측을 수행한다. 그런 후 여기서 얻어진 움직임 벡터를 기반으로 나머지 모든 부 영상에서는 보다 좁은 탐색영역에서 블록정합을 수행하는 정제(refine) 과정으로 움직임을 추정하는 방식이다.

그림 9는 Zafar가 제안한 방식의 예로 단계별로 움직임을 추정을 살펴보면 다음과 같다.

1. 최저 주파수 대역 LL에서 블록정합 방식을 이용하여 움직임 벡터 v_3^0 를 구한다.
2. 동일한 계층인 3 계층의 나머지 부 영상에 대해서 이미 구해진 움직임 벡터 주변의 작은 탐색영역에서 블록 정합 방식을 이용하여 움직임 벡터를 구한다. 이 과정을 정제라 하며 여기서 얻어진 움직임 벡터와 v_3^0 의 차를 구하여 오차 벡터 $\Delta_3^1, \Delta_3^2, \Delta_3^3$ 를 얻는다.
3. 다음 계층인, 2 계층에서는 3 계층의 기저 벡터 v_3^0 와 오차 벡터에 의해 수정된 정제 벡터에 증가된 영상의 크기, 즉 2배를 곱 해주어서 벡터 v_2^1, v_2^2, v_2^3 를 만든다. 그리고 또 다시 정제를 하여서 오차 벡터 $\Delta_2^1, \Delta_2^2, \Delta_2^3$ 를 구한다.
4. 위의 과정을 모든 계층에서 반복을 수행하여 최종 전송되는 움직임 벡터는 최저 주파수 대역에서 얻어진 기저 벡터와 각 부 영상에서 정제되어진 오차 벡터가 된다.

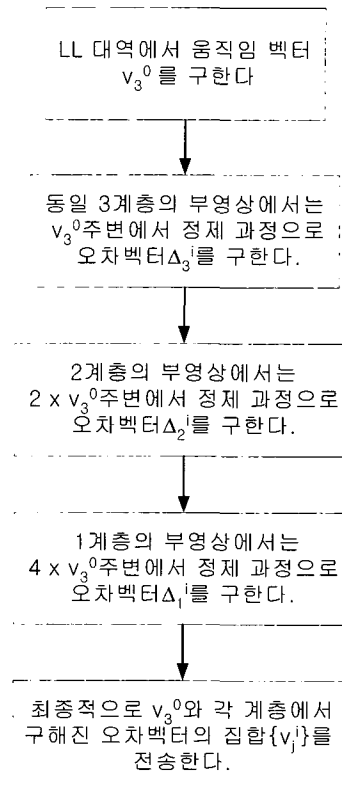


그림 10. MRME의 순서도
Fig. 10. Flow chart of MRME

그러나 이 움직임 추정 방식의 문제점은 첫 번째로 최저 주파수의 대역에서의 움직임 추정에서 오류가 발생하면 다음 계층의 움직임 추정에서 오류가 누적된다는 것이다. 둘째로 각 계층의 부 영상의 움직임 벡터 정제를 위해 소비되는 계산량이 여전히 많다. 셋째로 모든 대역에서 움직임 추정을 통해서 발생한 움직임 오차 벡터를 전송하기 위한 데이터의 양이 많다는 것이다. 첫 번째의 문제점은 블록 단위 움직임 추정 대신 화소단위 움직임 추정 방식을 이용할 경우 해결 가능하나 나머지는 새로운 방법을 요구한다.

IV. 제안한 방식

제안한 방식은 웨이브렛 패킷을 통해서 영상의 최적 대역 분할을 얻은 다음, 각 부 영상들에 대하여 움직임 추정과 정제를 하는 것이다. 제안된 웨이브렛 패킷으로 생성되는 각 부 영상들은 영상의 복잡도, 즉 분산이 임의의 문턱치보다 크면 다음 단계를 수행하게 되며 이 과정 중 부 표본화를 통해서 보다 작은 부 영상을 생성하게 된다. 따라서 복잡한 부 영상에 대한 움직임 추정의 절대적 탐색영역은 작아지고 부 영상 크기에 대한 상대적 탐색영역은 커지게 되어 보다 정확한 움직임 벡터를 찾을 수 있다. 물론 문턱치보다 작은 분산의 부 영상은 다음 단계로 진행되지 않고 정지된다. 이 부 영상의 절대적 탐색영역은 한 단계 전진된 부 영상보다 크며 상대적 탐색 영역은 작아지지만 영상의 복잡도를 고려했을 때 적응적인 움직임 벡터를 찾게된다. 제안된 움직임 추정 방식을 그림 6의 Cronkite 영상의 웨이브렛 패킷분할의 분해도인 그림 11을 가지고 설명하면 다음과 같다.

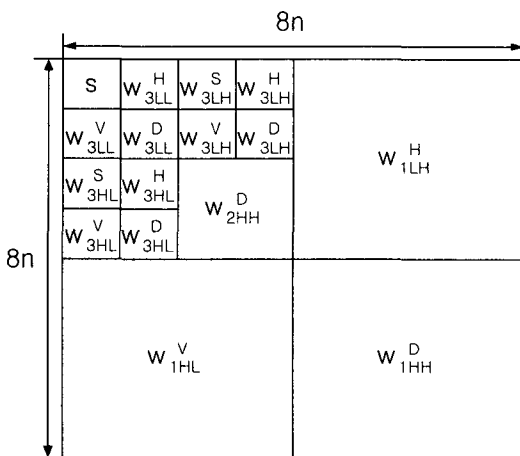


그림 11. Cronkite 웨이브렛 패킷 분해
Fig. 11. Wavelet packet of Cronkite

1. 최저 주파수 부 영상 S는 오류를 최소화하기 위해서 화소단위 움직임 추정 방식을 이용하여 움직임 벡터 V_s 를 찾는다. 따라서 MRME의 첫 번째 단점인 오류 누적을 최소화한다.
2. 동일 계층, 즉 3계층까지 분해된 부 영상들의 $n \times n$ 의 대표 영상을 그림 12와 같이 생성한다. 같은 계층에서의 부 영상들은 원영상의 각각 다른 방향성분을 나타내고 있으나 서로 높은 상관도를 가지고 있는 특징이 있다. 이를 이용하여 각 계층을 대표하는 영상을 만드는 것이다.

$$\boxed{W_{3LL}^H} + \boxed{W_{3LL}^V} + \boxed{W_{3LL}^D} + \dots + \boxed{W_{3HL}^V} + \boxed{W_{3HL}^D} = \boxed{W_3}$$

그림 12. 대표 영상의 생성
Fig. 12. Generation of representative image

3. 생성된 대표 영상내의 기저 움직임 벡터 V_s 의 주변에서 블록 정합 움직임 예측을 사용하여 움직임 벡터를 찾는 정제과정을 거쳐 기저 움직임 벡터와의 오차 벡터 Δ_3 를 구한다. 여기에서 구해진 움직임 벡터가 3계층에 존재하는 부 영상의 움직임 벡터들로 설정된다. 구해진 대표 영상의 움직임 벡터는 다음과 같이 표시된다.

$$V_3(x, y) = V_s(x, y) + \Delta_3(x, y) \quad (2)$$

따라서 MRME의 두 번째 단점인 움직임 벡터의 정제를 위해 소비되는 계산량을 $\frac{1}{(\text{동일 계층의 부 영상수})}$ 로 줄일 수 있다. 이 과정은 부 영상들이 웨이브렛 패킷에 의해 적응적으로 분해되었기 때문에 가능하다.

4. 다음 단계인, 2계층에서 부 영상의 대표 영상을 생성한다. 그림 11에서 부 영상이 하나만 존재할 때는 그 자체가 대표 영상이 된다. 그리고 이 대표 영상의 크기가 $2n \times 2n$ 이므로 기저 움직임 벡터를 2배로 하고 정제 과정을 거쳐 오차 벡터 Δ_2 를 구한다. 2계층에서 구해진 대표 영상의 움직임 벡터는 다음과 같다.

$$V_2(x, y) = 2V_s(x, y) + \Delta_2(x, y) \quad (3)$$

5. 마지막 계층인, 1계층도 마찬가지로 $4n \times 4n$ 의 대표 영상을 생성하고 기저 움직임 벡터를 4배로 하여 정제 과정을 거쳐 오차 벡터 Δ_1 를 구한다. 찾아진 움직임 벡터는 다음과 같다.

$$V_1(x, y) = 4V_s(x, y) + \Delta_1(x, y) \quad (4)$$

6. 최종 전송되는 움직임 벡터는 최저 주파수 대역에서 얻어진 기저 벡터와 각 계층에서의 오류 벡터가 된다. 따라서 MRME의 세 번째 단점인 모든 대역에서 발생한 움직임 벡터를 전송하기 위한 데이터량의 증가 문제를 해결 할 수 있다.

결과적으로 이 방식은 Zhang과 Zafar가 제안방식보다 비슷한 화질을 유지하면서 정제를 수행하는 횟수와 전송되

는 움직임 벡터량을 크게 줄일 수 있다.

줄어든 움직임 벡터량을 계산하면 먼저 3 계층에서는 11개의 부 영상을 1개의 대표 영상으로 대체하였으므로 전송되는 오류벡터는 1/11로 감소된다. 그리고 2 계층에서 오류벡터의 양은 변함이 없고 1계층에서 1/3으로 감소하게 된다.

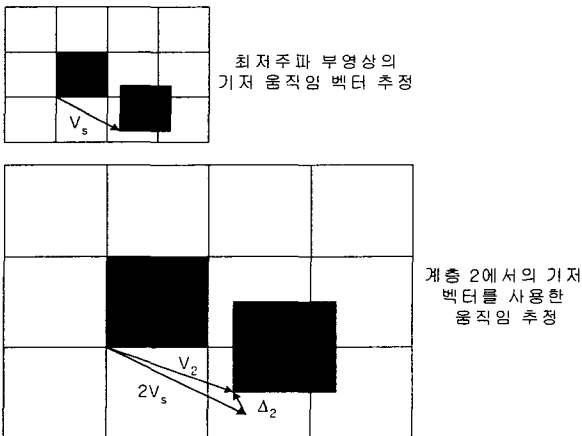


그림 13. 전방향 부 영상의 움직임 예측과 정제
Fig. 13. Motion estimation and motion refinement of forward sub-image

V. 모의 실험 및 결과

성능 평가를 위해 동영상 모의 실험에 널리 사용되고 있는 QCIF(176 × 144) 크기의 Akiyo, Carphone, Clair 영상을 사용하였고, GOP(Group Of Picture)를 6으로 하고 I 프레임과 P 프레임의 거리를 2로 하였다. 또한 웨이브렛 패킷은 3단계까지만 분해하였고 사용된 필터는 8 탭의 FIR 필터를 사용하였다. 그리고 사용된 프레임의 수는 80프레임이다.

성능 평가를 위해 제안된 방식과 기존에 제시된 3가지 방식을 비교하여 실험하였다. 실험한 방법들은 다음과 같다.

- 방식 1 : 표준안인 MPEG-2의 블록 정합 알고리즘 기반의 움직임 예측
- 방식 2 : 옥타브 대역에서의 웨이브렛 변환에 의한 움직임 예측 (MRME)
- 방식 3 : 적응적 웨이브렛 패킷 변환에 의한 움직임 예측⁽⁴⁾
- 방식 4 : 제안된 방식

방식 3은 기저 움직임 벡터를 가지고 다른 계층에 단순히 영상의 증가분만큼의 양을 곱해 준 방법으로 정제과정 이 생략된 방식이다.

움직임 예측에서 사용되는 문턱치에 따른 웨이브렛 패킷의 복원된 영상의 화질이 달라진다. 표 2에서는 여러 가지의

문턱치에 따른 평균 PSNR 값을 나타내었다. 일반적으로 문턱치가 40에서 가장 좋은 성능을 나타낸다. 영상에 따라 문턱치 40에서 완전 나무 구조에 가까워져서 정제를 통한 오차가 감소했기 때문이다. 표 3에서는 표 2에서 얻은 문턱치 값으로 제안한 방식 이외의 3가지 방식으로 실험을 한 결과의 평균 PSNR을 구한 것으로 Y(밝기) 성분을 기준으로 했을 때 제안된 방식은 움직임이 가장 작은 Clair 영상에서 가장 우수하며 그 다음으로 움직임이 작은 Akiyo 영상에서는 기존 방법과 거의 비슷한 성능을 보이고 움직임이 가장 많은 Carphone 영상은 방식 1보다는 약간 떨어지지만 방식 2와 방식 3 보다는 우수한 성능을 보였다. 따라서 제안된 움직임 예측 방법은 기존의 방법보다 정확도가 높은 움직임 벡터를 찾을 수 있음을 보여준다. 또한 실행 방법에 있어서 빠른 부호화와 높은 압축율이 가능하다고 할 수 있다.

표 2. 문턱치에 따른 평균 PSNR
Table 2. Average PSNR based on threshold

		(단위 : dB)			
threshold test image		40	80	100	120
Akiyo	Y	42.4	42.2	41.9	41.0
	U	47.6			
	V	50.4			
Claire	Y	32.6	33.2	33.2	33.2
	U	42.1			
	V	43.5			
Carphone	Y	28.3	28.2	28.2	28.2
	U	40.5			
	V	41.8			

표 3. 기존의 방법과 제안된 방법의 비교 (Threshold=40)
Table 3. Comparison the existing method with the suggested method (Threshold=40)

		(단위 : dB)			
Method test image		방식 1	방식 2	방식 3	방식 4
Akiyo	Y	44.3	40.4	42.4	44.3
	U	51.5	47.6	47.6	47.6
	V	53.1	50.4	50.4	50.4
Claire	Y	40.1	37.1	32.6	45.2
	U	43.2	42.1	42.1	42.1
	V	44.9	43.5	43.5	43.5
Carphone	Y	30.5	25.2	28.3	29.9
	U	40.4	40.5	40.5	40.5
	V	43.3	41.8	41.8	41.8



그림 14. Akiyo 원 영상
Fig. 14. Original Akiyo image



그림 15. Akiyo 보상한 영상
Fig. 15. Compensated Akiyo image

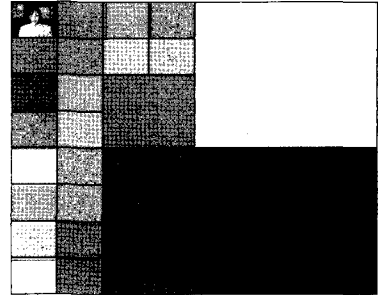


그림 16. 웨이블릿 패킷으로 분해한 영상
Fig. 16. Divided image by wavelet packet



그림 17. Carphone 원 영상
Fig. 17. Original Carphone image



그림 18. Carphone 보상한 영상
Fig. 18. Compensated Carphone image

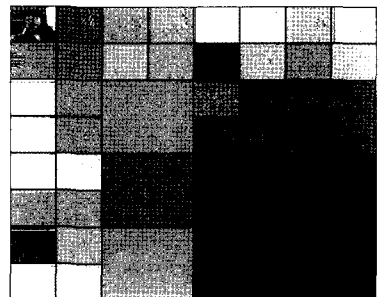


그림 19. 웨이블릿 패킷으로 분해한 영상
Fig. 19. Divided image by wavelet packet



그림 20. Clair 원 영상
Fig. 20. Original Clair image



그림 21. Clair 보상한 영상
Fig. 21. Compensated Clair image

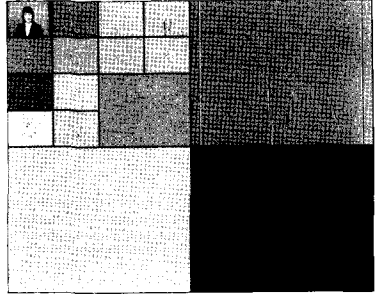


그림 22. 웨이블릿 패킷으로 분해한 영상
Fig. 22. Divided image by wavelet packet

그림 14, 17, 20은 실험에 사용된 프레임 중에서 재생된 프레임이 평균 PSNR에 근접한 값을 갖는 원 영상들이다. 그리고 그림 15, 18, 21은 제안된 움직임 예측을 통해서 복원된 영상이다. 약간의 블록킹 현상이 있기는 하지만 시각적으로 원 영상과 크게 차이가 없음을 알 수 있다. 그림 16, 19, 22는 적응적 웨이블릿 패킷으로 분해된 구조를 나타낸다. 분할의 기준을 영상의 분산을 사용했기 때문에 뒷 배경이 없는 Clair 영상은 분할이 적게된 것을 알 수 있으며, 대표 영상으로 인한 움직임 벡터 오류가 작다는 것을 알

수 있다. 반면 Akiyo 영상은 배경이 복잡해서 Clair 영상보다는 더 많이 분할된 것을 볼 수 있으면 대표 영상의 사용으로 생기는 움직임 벡터 오류가 더 커서 평균 PSNR이 Clair 영상보다는 낮게 나왔다. 마지막으로 Carphone 영상은 차의 창문 밖이 계속해서 바뀌는 영상으로 앞의 두 영상보다 복잡도는 훨씬 높다. 그래서 분해된 영상도 많이 움직임 벡터 오류가 제일 크며 평균 PSNR도 가장 낮게 나왔다.

VI. 결 론

영상의 복잡도 기준의 웨이브렛 패킷 분할은 주어진 임의의 영상에 대해 대역별 부 영상의 복잡도에 따라 적응적으로 분해될 수 있다. 이렇게 적응적으로 분해된 부 영상은 다해상도 움직임 추정에 사용된다. 제안된 움직임 추정 방법은 다해상도 분해로 인한 부 영상을 사용하므로 블록 정합 방법의 탐색 영역의 절대적인 크기가 작아서 웨이브렛 패킷으로 분해되는 전 처리 시간을 감안하더라도 정합하는데 소요되는 시간을 감소시킬 수 있다. 그리고 탐색 영역의 크기는 부 영상의 크기에 비해 상대적으로 커져서 높은 정확도의 움직임 벡터를 찾을 수 있다. 또한 기존의 제시된 다해상도 움직임 예측에서는 전송되는 움직임 벡터와 오류 벡터의 양이 많아서 압축율의 성능이 저하되지만 제안된 방법에서는 적응적인 대표 영상을 사용하므로 전송되는 데이터의 양을 줄일 수 있어 압축율의 효과를 높일 수 있는 장점을 가진다. 본 논문에서 사용된 영상의 분산은 영상의 특성 중 영상의 복잡도를 고려한 것으로 따라서 영상의 일반적인 특성을 만족하는 최적의 문턱치를 찾는 연구가 더 필요하다. 그리고 본 실험에서는 시간적 중복성만을 고려했는데 실제 MPEG에서 사용되는 공간적 중복성 제거 기술을 함께 고려한 실험이 앞으로 더 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] C. Taswell, "Image compression by parameterized-model coding of wavelet packet near best bases," SPIE, Vol. 2491, pp. 153-161, 1995.
- [2] Y. Q. Zhang and S. Zafar, "Motion-compensated wavelet transform coding for color video compression," IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 2, No. 3, pp. 285-296, Sep. 1992.
- [3] K. Ramchandran and M. Vetterli, "Best wavelet packet bases in a rate-distortion sense," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 2, No. 2, pp. 160-175, Apr. 1993.
- [4] Jonghong Shin and Innho Jee, "Efficient motion estimation in the wavelet transform domain for moving image codecs," Proc. of KSPC, Vol. 12, No. 1, pp. 785-788, Sep. 1999.
- [5] W. R. Zettles, J. Huffman, and D. C. P. Linden, "Application of compactly supported wavelets to image compression," Image Processing Algorithms and Techniques, Proc. SPIE, Vol. 1244, pp. 150-160, 1990.
- [6] S. Mallat, "Multifrequency channel decomposition of image and wavelet models," IEEE Trans. on Acoustic, Speech and Signal Processing, Vol. 17, No. 12, pp. 2091-2110, Dec. 1989.
- [7] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal representation: the wavelet decomposition," IEEE Trans. on pattern Analysis Mach. Intell., Vol. 11, No. 7, pp. 674-693, Jul. 1989.
- [8] Sethuraman Panchanathan, Eric Chan, and Xiping Wang, "Fast multiresolution motion estimation scheme for a wavelet transform video coder," SPIE, Vol. 2308, pp. 671-681, 1994.
- [9] A. N. Akansu and R. A. Haddad, Multiresolution Signal Decomposition: Transforms, Subbands, and Wavelets, Academic Press Inc., 1992.
- [10] S. Mallat, "Multiresolution approximations and wavelet orthonormal bases of $L_2(\mathbb{R})$," Trans. of the American Math. Society, Vol. 315, No. 2, Apr. 1993.
- [11] A. N. Akansu, "Multiplierless suboptimal PR-design," Proc. SPIE Visual Comm. and Image Proc., pp. 723-734, Nov. 1992.
- [12] M. Vetterli and J. Kovacevic, Wavelets and Subband Coding, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1995.
- [13] Kwong H. Goh, John J. Sorghan, and Tariq S. Durrani, "Multi-resolution based algorithms for low-bit-rate image coding," Proc. of IEEE ICIP 94, pp. 285-289, 1994.
- [14] S. Choi and J. Wood, "Motion-compensated 3-D subband coding of video," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 8, No. 2, Feb. 1999.
- [15] A. M. Tekalp, Digital Video Processing, Prentice Hall, 1995.

저 자 소 개



신 종 홍

- 1997년 2월 : 홍익대학교 전기공학과(공학사)
- 1999년 2월 : 홍익대학교 전기공학과(공학석사)
- 1999년 3월~현재 : 홍익대학교 전기공학과 박사과정
- 주관심분야 : 통신 신호처리, 무선 통신, 멀티미디어 통신



김 상 준

- 2000년 2월 : 홍익대학교 컴퓨터정보통신학과(공학사)
- 2002년 2월 : 홍익대학교 전자전산공학과(공학석사)
- 2002년 3월~현재 : (주)이엠테크닉스
- 주관심분야 : 영상처리, MPEG, CDMA 응용



지 인 호

- 1980년 2월 : 서울대학교 전자공학과(공학사)
- 1983년 8월 : 서울대학교 전자공학과(공학석사)
- 1995년 6월 : Polytechnic University (New York City) 전기 및 컴퓨터공학과(공학박사)
- 1982년 2월~1988년 6월 : 국방과학연구소 연구원
- 1995년 8월~현재 : 홍익대학교 전자전기컴퓨터공학부 교수
- 주관심분야 : 영상 신호처리, 이동통신, 멀티미디어 통신