

신호 종속적인 웨이블릿 변환과 무 손실 영상 압축

정회원 유 훈*, 정 제 창*

Signal-Dependent Wavelet Transforms and Its Application to Lossless Image Compression

Hoon Yoo*, Jechang Jeong* *Regular Members*

요 약

영상 압축 분야에서 많은 정수 웨이블릿 변환들이 손실 압축 성능, 무 손실 압축 성능, 그리고 복잡성을 기준으로 비교되었다. 응용분야에 따라서 상대적인 조건에 의한 최적인 웨이블릿 변환을 선택함에 따라서 여러 웨이블릿 변환들 중에서 상대적으로 우수한 변환들이 존재함이 알려졌다. 본 논문에서는 우수한 성능을 보이는 웨이블릿 필터들을 리프팅 기법을 응용해서 통합한다. 이들 우수한 몇 개의 변환들은 간단한 파라미터로 표현이 가능하고 이들 파라미터들은 주어진 입력 영상에 종속적이다. 본 논문에서는 이들 파라미터를 구현하는 이론적인 결과와 실험 결과를 제공한다. 제안된 방법이 S+P[2] 방법보다 대다수 경우에서 우수함을 실험결과로서 보여주고 있다.

ABSTRACT

In the context of image coding, a number of reversible integer-to-integer wavelet transforms are compared on the basis of their lossy compression performance, lossless compression performance, and computational complexity. Of the transforms considered, some of them were found to perform particularly well, with the best choice for a given application depending on the relative importance of the preceding criteria. In this paper, we unify several good-performance-transforms using the lifting scheme. It is possible to represent the transforms with simple parameters for each wavelet filter. The parameters are dependent on input images. We give mathematical formulation on the framework and the experimental results as well. The results show that the proposed method is superior to the S+P[2] in most case.

1. 서론

영상 압축 부문에서 웨이블릿 변환은 높은 에너지 집중성과 분해된 각 부 밴드의 상호간의 상관성을 이용한 엔트로피 부호기의 이용으로 고효율 압축을 제공하였다^[1,2,3]. 따라서 보다 더 효율이 높은 웨이블릿 변환, 보다 더 계산량이 적은 웨이블릿에 대한 많은 연구가 진행되었다^[4,5,6,7,8]. 이들 결과 중 리프팅은 기존 필터뱅크로 구현되는 웨이블릿 변환에 비해 계산량이 절감되고 정수 대 정수 웨이블릿 변환의 구현이 용이하여 무 손실 영상 압축 뿐만 아니라 기존의 실수 웨이블릿 변환을 대체할 변

환으로 많은 연구가 진행 되고 있다^[7,9]. 특히 리프팅은 2세대 웨이블릿 변환으로서 선형 변환 뿐만 아니라 비 선형 변환의 구현이 가능하고, 적응 웨이블릿 변환도 용이하게 구현된다^[10,11,12]. 리프팅을 기반으로 구현된 알려져 있는 웨이블릿 변환들에 대해서 M. D. Adams와 F. Kossentini는 주관적, 객관적인 성능을 평가하였다^[9]. 평가된 웨이블릿 변환들 가운데 5/3, 9/7M, 13/7SWE, 13/7CRF 등의 웨이블릿 필터들이 주관적, 객관적으로 우수한 성능을 보였다. 이 논문의 실험 결과는 모든 영상에 대해서 우수한 성능을 보이는 하나의 웨이블릿은 존재하지 않는다는 것을 보여주었다. 즉, 특정 영상에 가장

* 한양대학교 전자통신공학과
논문번호: 010124-0529, 접수일자: 2001년 5월 29일

잘 맞는 웨이블릿 필터는 그 영상에 종속적임을 알 수 있다.

본 논문에서는 신호 종속적인 웨이블릿 변환에 대해서 이들을 구현하는 방법론을 제안한다. 우수한 성능을 보이는 신호 종속적인 웨이블릿을 만들기 위해서 [9]에서 평가된 웨이블릿 변환들을 통합하는 방법론을 제공한다. 제안된 방법은 일반적인 리프팅 구조에서 출발한다. 리프팅 구조는 크게 예측(prediction) 단계와 갱신(update) 단계로 나누어지고 예측 계수와 갱신 계수를 구하면 된다. 본 논문에서는 영상 분해 필터로써 적합한 조건을 가미하여 갱신계수와 예측 계수와의 관계식을 유도한다. 이 관계식으로부터 일반적인 리프팅 구조의 예측 계수와 갱신 계수의 자유도를 줄여서 보다 간단한 파라미터로서 신호 종속적인 웨이블릿 계수를 정의한다. 예를 들면, (4,4) 리프팅에서 제안된 방법은 예측 단계에서 자유도가 1인 변수 a 하나와 갱신 단계에서 자유도가 1인 변수 b 에 의해서 결정된다. 통합 파라미터는 자유도가 낮아서 특정 영상에 종속적으로 사용하기가 용이하다. 또한 이 파라미터는 특정 영상 군에 잘 맞는 웨이블릿 계수를 제공한다.

통합 파라미터로부터 얻어진 신호원에 종속적인 웨이블릿 필터 계수의 성능 평가를 위해서 무 손실 영상 압축을 수행한다. 먼저, 최적의 통합 파라미터 값을 찾기 위해서 적절한 가격함수를 도입한다. 본 논문에서는 이 가격함수로써 가중된 1차 엔트로피를 사용하였다. 엔트로피가 최소가 되는 파라미터가 구해지면 이 파라미터를 이용하여 영상을 웨이블릿 변환을 한다. 마지막으로 변환된 각각의 부 대역 영상에서 독립적으로 신호 부호화를 사용해서 압축한다. 제안된 방법은 계층적인 무 손실 영상 압축을 지원하고 알려져 있는 S+P방법^[2] 보다 우수한 압축 효율을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 먼저 II장에서 일반적인 리프팅에 대한 소개를 한다. III장에서는 II장에서 소개된 리프팅에서 영상 데이터에 적합한 두개의 조건을 가미하고 이 조건에 의한 통합 파라미터를 추출한다. IV장에서는 웨이블릿 분해된 영상을 각 대역 영상을 신호 부호화 하는 방법에 대해서 기술한다. V장에서는 ISO 표준 영상에 대한 실험을 실시하고 분석한다. 마지막으로 VI장에서 결론을 내리고 차후 연구과제에 대해 논의 한다.

II. 리프팅 (Lifting scheme)

리프팅은 쌍직교 웨이블릿 변환의 시간축 또는 공간축 상에서의 구현 방법론이다^[6,8]. 리프팅은 필터 기반의 웨이블릿 변환을 구현하는 방법으로써 다음과 같은 장점을 갖고 있다: (1) 계산량이 절반 정도로 적다(필터종류에 따라 종속적임). (2) 메모리를 적게 사용한다. (3) 무 손실 영상 압축을 위한 정수 대 정수 웨이블릿 변환이 용이하게 구현된다. (4) 역 변환이 쉽게 구현되고 순방향 변환과 복잡성이 동일하다. (5) 명시적인 신호 가장자리 확장이 필요하지 않다. (6) 선형, 비선형, 적응적인 예측단계와 갱신단계로 비선형 적응 웨이블릿 변환 구현이 가능하고 역 변환도 쉽게 구현 가능하다. 그림 1에서 리프팅을 이용한 웨이블릿 변환과 그 역 과정을 보여주고 있다.

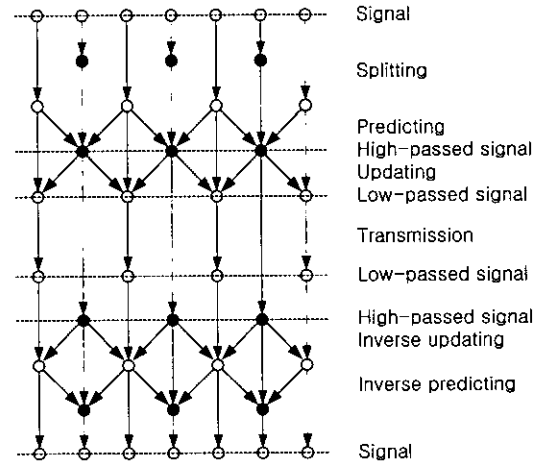


그림 1. 리프팅 기반 웨이블릿 변환과 역 변환.

그림 1에서 보여주듯이 리프팅은 크게 입력 신호를 짝수 번째와 홀수 번째 신호로 나누는 분할 단계(splitting stage), 고 대역 신호를 만들기 위한 예측 단계(prediction stage), 그리고 저 대역 신호를 만들기 위한 갱신 단계(update stage)로 구성되어있다. 웨이블릿 변환의 순서는 신호 분할, 예측, 그리고 갱신 단계를 거쳐서 저 대역과 고 대역 신호를 얻고, 역 변환의 순서는 저 대역과 고 대역 신호로부터 역 갱신과 역 예측을 거쳐서 원 신호의 짝수 번째 및 홀수 번째 신호를 얻은 후 합치면 된다. 예측 단계와 갱신 단계는 다단계로 구성될 수 있다. 즉, 앞 예측 단계에서 나온 신호(고 대역 신호)를 앞 갱신 단계에서 얻은 신호(저 대역 신호)로 다시 예측을 수행하고 새롭게 얻은 예측 신호(새로운 고 대역 신호)로부터 다시 갱신 단계를 거쳐서 새로운

갱신 신호(새로운 저 대역 신호)를 얻을 수 있고 계속적으로 반복될 수 있다. 이 과정을 수식으로 설명하면 다음과 같다.

분할 (Split): 먼저 입력 신호 x_n 을 짝수위치와 홀수 위치를 분할해서 두개의 신호로 만든다.

$$s_i^{(0)} = x_{2i}, \quad d_i^{(0)} = x_{2i+1}, \quad (1)$$

예측 (Predict): $s^{(k-1)}$ 으로부터 $d^{(k-1)}$ 를 예측함으로써 얻어지는 에러 값으로 고 대역 신호 $d^{(k)}$ 을 식 (2)와 같이 구한다.

$$d_i^{(k)} = d_i^{(k-1)} + \sum_j p_j^{(k)} \cdot s_{i+j}^{(k-1)}, \quad k = \{1, \dots, K\}, \quad (2)$$

갱신 (Update): 원 신호 x_n 의 저 대역 신호인 $s^{(k)}$ 를 얻기 위해서 $s^{(k-1)}$ 와 $d^{(k)}$ 를 식 (3) 같이 이용하여 갱신한다.

$$s_i^{(k)} = s_i^{(k-1)} + \sum_j u_j^{(k)} \cdot d_{i+j}^{(k)}, \quad k = \{1, \dots, K\}. \quad (3)$$

여기서 K 는 예측 단계와 갱신단계의 반복되는 계층 수이다. 예측 단계와 갱신 단계를 다단계를 거쳐서 웨이블릿 변환을 구현할 수 있지만 단계수가 많아 질수록 일반적으로 성능이 떨어져서 비교적 우수한 리프팅 기반 웨이블릿 필터들은 $K=1$, 즉 한계만 거치는 것이 보통이다. 예를 들면 (2,2) 리프팅의 경우는 앞의 숫자 2는 예측 단계에서 사용되는 예측 계수의 개수를 의미한다. 식 (2) 에서 첨자 j 의 개수와 동일하고 두 번째 숫자 2는 갱신 단계에서 사용되는 갱신 계수 개수를 의미한다. 그리고 $K = 1$ 이 된다. 만약 (4,2) 리프팅이라고 한다면, 예측 단계에서 예측 계수의 개수가 4이고 갱신 단계에서 갱신 계수의 개수가 2인 리프팅을 의미한다. 마지막으로 (2+2,2) 경우는 예측 단계의 수가 2가 되고 첫 번째 단계 예측 계수의 개수와 두 번째 단계의 예측 계수의 개수가 둘 다 2인 경우를 의미하고 갱신 계수의 개수는 2이고 단계는 1단계를 의미한다. 리프팅에서 중요한 단계는 예측 단계와 갱신 단계이다. 식 (2)와 식 (3)에서 기술된 각각의 예측 계수와 갱신 계수에 대한 일반적인 설명과 예를 [13]에서 알 수 있다.

1. 최적 예측 방법

일반적인 알려져 있는 예측 방법들을 리프팅 예측 단계에서 사용할 수 있다. 예를 들어 설명하면, 그림 2는 (2,2) 리프팅의 일반적인 구조를 보여주고 있다. 예측 계수와 갱신 계수가 각각 자유도가 2인 구조이다. 그림 2와 같은 구조에서 예측 계수를 구하기 위해서 신호에 최적인 예측 계수를 구할 수 있다^[11]. 입력 신호에 최적인 예측 계수 p_j 를 구하기 위해서 식 (4)와 같은 가격함수를 정의한다.

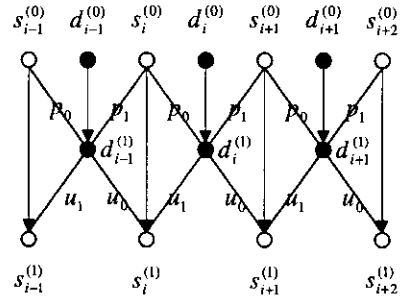


그림 2. 일반적인 (2,2) 리프팅 구조

$$C_p = E[(d_i^{(1)})^2], \quad (4)$$

식 (4)에 정의된 가격함수를 최소화하는 예측 계수를 구하기 위해서 가격함수를 각 계수에 대한 편미분 값을 영으로 하면 식 (5)가 얻어진다.

$$\frac{\partial}{\partial p_j} E[(d_i^{(0)} - p_0 s_i^{(0)} - p_1 s_{i+1}^{(0)})^2] = 0, \quad j = 0, 1, \\ = \begin{bmatrix} E[s_i^{(0)} s_i^{(0)}] & E[s_{i+1}^{(0)} s_i^{(0)}] \\ E[s_i^{(0)} s_{i+1}^{(0)}] & E[s_{i+1}^{(0)} s_{i+1}^{(0)}] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E[d_i^{(0)} s_i^{(0)}] \\ E[d_i^{(0)} s_{i+1}^{(0)}] \end{bmatrix}, \quad (5)$$

식 (1)를 식 (5)에 대입하면 식 (6)이 얻어진다.

$$\begin{bmatrix} R_x(0) & R_x(2) \\ R_x(2) & R_x(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_x(1) \\ R_x(1) \end{bmatrix}, \quad (6)$$

여기서 $R_x(i) = E[x_n x_{n+i}]$.

식 (6)을 풀면 식 (7)이 얻어진다.

$$p_0 = p_1 = \frac{R_x(1)}{R_x(0) + R_x(2)}. \quad (8)$$

식 (8)에서 양방향 예측 계수가 대칭임을 알 수 있다. 예측 계수의 영향이 동일한 거리에서 동일한 조건으로 미치므로 대칭성을 갖음을 할 수 있다. 식

(5)를 일반화 하면 고차 양방향 예측 계수를 구할 수 있다. 또한 그 결과가 식 (8)의 결과와 유사하게 대칭성을 갖음을 확인할 수 있다.

2. 다항식 보간에 의한 예측 방법과 갱신 방법

일반적인 (2,2) 리프팅 구조에서 p_0, p_1 을 동일하게 둘 수 있다. 유사한 개념으로 u_0, u_1 또한 동일하게 둘 수 있다. 즉 예측 계수와 갱신 계수에 대칭성을 주어도 최적화된 결과와 동일하게 된다. 고정적인 예측 계수를 얻기 위해서 다항식 보간이 좋은 예가 될 수 있다. 또한 다항식 보간에 의한 보간은 리프팅 구조에서 대칭성을 보여주고 있다. 일반적인 (2,2) 리프팅 구조에서 1차 모델(bilinear interpolation)에 의한 보간을 생각할 수 있다. 즉, 주변 화소의 평균값으로 예측을 하면, p_0, p_1 은 $1/2$ 로 고정할 수 있다. 계수의 개수가 증가하면 고차 다항식 모델을 사용함으로써 고정 계수 값을 얻을 수 있다^{6, 13}. 예를 들면, 예측 단계 계수의 개수가 2이면 $1/2$ [1,1] 고정되고 웨이블릿 필터 형태로 변환하면 $1/2$ [-1,2,-1]의 필터 계수를 갖는다.

갱신 단계에서는 원 신호의 이동 평균(moving average)과 저 대역 신호의 이동 평균이 동일한 u_0, u_1 를 구하면 $u_0 = u_1 = 1/4$ 가 된다^{6,13}. 즉, 갱신 단계의 계수가 [1,1]이 된다. 이를 필터 형식으로 변환할 때 예측 단계의 영향을 받으므로 그림 2에서 저 대역 신호에 영향을 끼치는 계수를 필터 형식으로 계산해 보면 저 대역 통과 필터는 $1/8$ [-1, 2, 6, 2, -1]이 되고 이 필터는 쌍직교 $5/3$ 필터로 알려져 있다. 또한 일반적으로 (2,2) 리프팅은 쌍직교 $5/3$ 필터를 의미한다.

Ⅲ. 통합된 리프팅 파라미터 (Unified lifting parameters)

1. 예측 계수, 갱신 계수, 필터 계수와의 관계

먼저, 그림 2에서 보이는 (2,2) 경우에서 최적인 예측 계수가 대칭성을 갖기 때문에 예측 계수를 대칭적으로 $p_0 = p_1 = p$ 라고 잡는다. 갱신 계수도 대칭적으로 $u_0 = u_1 = u$ 로 둔다. 대칭성을 갖는 필터의 계수들이 선형 위상을 갖기 때문에 계수의 대칭성은 영상을 처리하는데 매우 중요한 조건이다. 예측 계수 p 와 갱신 계수를 u 라고 놓고 해당되는 고 대역 통과 필터 계수와 저 대역 통과 필터 계수를 구하면 각각 식 (9)와 식 (10)이 된다.

$$h(z) = 1 + p(z^1 + z^{-1}), \tag{9}$$

$$h_0(z) = 1 + 2up + u(z^1 + z^{-1}) + up(z^2 + z^{-2}), \tag{10}$$

영상을 처리하는 필터로서 저 대역 통과 필터 $h_0(z)$ 는 $z=-1$ 일 때 영 응답이 되는 식 (11)과 같은 조건과 고 대역 통과 필터 $h_1(z)$ 가 $z=1$ 일 때 영 응답을 갖는 식 (12)와 같은 조건은 합리적인 제한 조건이 된다. 즉, 저 대역 통과 필터의 Nyquist 응답이 영 응답이 되고 고 대역 통과 필터의 DC 응답이 영 응답이 되는 것을 의미한다.

$$h(z)|_{z=-1} = 0, \tag{11}$$

$$h_0(z)|_{z=1} = 0, \tag{12}$$

식 (11)과 식 (12)의 제한 조건을 식 (9)와 식 (10)에 각각 가하면 식 (13)과 식 (14)가 각각 얻어진다.

$$p = -\frac{1}{2}, \tag{13}$$

$$u = \frac{1}{2-4p} = \frac{1}{4}. \tag{14}$$

식 (13)과 식 (14)의 결과를 필터 계수 형태로 풀어 보면 저 대역 통과 필터 계수는 $1/8$ [-1, 2, 6, 2, -1]가 되고 고 대역 통과 필터의 계수는 $1/2$ [-1, 2, -1]가 된다. 이 필터는 $5/3$ 쌍직교 웨이블릿이 된다. 여기서 일반적인 (2,2) 리프팅 구조에서 대칭성, 식 (11), 그리고 식 (12) 조건을 가하면 식 (13)과 식 (14)에 의해서 더 이상의 신호에 종속적인 파라미터는 존재하지 않음을 알 수 있다. 또한 이 결과는 $5/3$ 필터가 실험적으로 우수한 성능을 보이는 결과와도 일치하고 있다⁹.

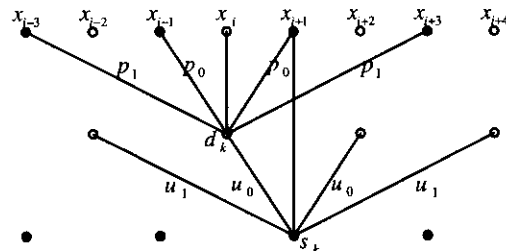


그림 3. 일반적인 (4,4) 리프팅 구조

일반적인 (4,4) 리프팅 구조도 동일하게 대칭성을 적용할 수 있다. 그림 3에서 예측 계수와 갱신 계수를 대칭으로 놓은 일반적인 (4,4) 리프팅 구조를 보여주고 있다. 그림 3에서 고 대역 통과 필터 계수와 저 대역 통과 필터 계수를 구하면 식 (15)와 식 (16)이 된다.

$$h_1(z) = 1 + p_0(z^1 + z^{-1}) + p_1(z^3 + z^{-3}), \quad (15)$$

$$h_0(z) = 1 + 2u_0p_0 + 2u_1p_1 + u_0(z^1 + z^{-1}) + (u_0p_0 + u_0p_1 + u_1p_0)(z^2 + z^{-2}) + u_1(z^3 + z^{-3}) + (u_0p_1 + u_1p_0)(z^4 + z^{-4}) + u_1p_1(z^6 + z^{-6}), \quad (16)$$

식 (15)와 식 (16)에 식 (11)과 식 (12)조건을 가하면 식 (17)과 식 (18)을 얻는다.

$$p_0 + p_1 = -\frac{1}{2}, \quad (17)$$

$$u_0 + u_1 = \frac{1}{2 - 4(p_0 + p_1)} = \frac{1}{4}. \quad (18)$$

식 (17)과 식 (18)은 식 (13)과 식 (14)와 매우 유사한 것을 알 수 있다. 단지 예측 계수들 사이에 식 (17)과 같은 조건에 의해서 자유도가 1임을 알 수 있다. 갱신 계수들도 자유도가 1인 것을 식 (18)에서 알 수 있다. 일반적으로 (2M,2M) 리프팅에 있어서 예측 계수와 갱신 계수간의 관계는 식 (19)와 식 (20)과 같이 구해진다.

$$\sum_{i=0}^{M-1} p_i = -\frac{1}{2}, \quad (19)$$

$$\sum_{i=0}^{N-1} u_i = \frac{1}{2 - 4 \sum_{i=0}^{M-1} p_i} = \frac{1}{4}. \quad (20)$$

식 (19)와 식 (20)에 결과에 의하면 갱신 계수는 예측 계수에 영향을 미치지 않고, 갱신 계수는 예측 계수의 합에 대해서만 종속적임을 알 수 있다.

2. (4,4) 리프팅에 있어서 통합된 예측 계수와 갱신 계수

(4,4) 리프팅의 경우 식 (17)과 식 (18)에서 알 수 있듯이 예측 계수와 갱신 계수의 자유도는 1이다. 즉, p_0, p_1 계수들을 통합하여 파라미터 a 로, u_0, u_1 계수들을 통합하여 파라미터 b 로 표시할 수 있다.

파라미터 a, b 와 p_0, p_1, u_0, u_1 와의 관계식은 식 (21)과 식 (22)로 각각 표현할 수 있다. 또한 이 식들은 식 (17)과 식 (18)을 언제나 만족한다. 여기서 256으로 나누는 항은 정수 연산의 편의상으로 정했다.

$$p_1 = -\frac{a}{256}, \quad p_0 = -\frac{128-a}{256}, \quad (21)$$

$$u_1 = \frac{b}{256}, \quad u_0 = \frac{64-b}{256}. \quad (22)$$

식 (21)과 식 (22)에서 사용되는 파라미터 a, b 는 임의의 실수를 갖지만, 본 논문에서는 정수 연산을 위해서 정수로 한정한다. 구해진 파라미터 값들은 하나의 변수로 취급할 수 있다. 이 변수 값들을 변형함에 따라 실제 구해지는 필터 계수들이 어떠한 결과를 보이는가를 분석해 볼 필요가 있다. 먼저, 파라미터 값을 $a=0, b=0$ 라고 두면 5/3 필터 계수가 유도된다. $a=16, b=8$ 라고 두면 13/7 SWE 필터 계수가 되고, $a=16, b=16$ 라고 두면 13/7 CRF 필터 계수가 되고, $a=0, b=12$ 라고 두면 MPEG-4 웨이블릿 필터 계수가 되고, $a=16, b=0$ 라고 두면 9/7M 필터 계수가 유도된다. 이에 관한 결과를 표 1에 기술하였다. 표 1에서 알 수 있듯이 파라미터 a, b 에 의해서 현재 사용되고 있고 그 효율성이 입증된 다수의 웨이블릿 변환 필터 정의가 가능하다. 즉 다시 말하면, 대칭성 조건과 식 (11)과 식 (12) 조건은 합리적인 조건임을 의미한다. 또한 이들 알려져 있는 필터 계수들 이외의 많은 쌍 직교 웨이블릿 필터 계수들을 통합된 파라미터 a, b 로 유도할 수 있다. 다른 각도로 생각하면 주어진 입력 영상에 최적인 파라미터 a, b 가 존재한다고 생각할 수 있다.

입력 영상에 최적인 파라미터를 구하기 위해서 비용 함수가 필요하다. 정해진 비용 함수에 따라서 최적인 파라미터를 구하는 방법이 판이하게 다르고, 때로는 정한 비용함수를 수학적으로 처리하기가 어려운 경우도 많다. 따라서 최적인 파라미터를 구하는 문제도 쉽지가 않다. 수학적으로 유도하기 어려운 최적인 파라미터를 추출하기 위한 방법으로 파라미터 공간에서 모든 조건을 다 찾아 보는 방법이 해결책이 될 수 있다. 이 방법은 복잡도가 매우 높은 단점으로 대다수의 경우에서 사용하지 않지만 본 논문에서 제안된 방법에서 파라미터 공간이 2차원 정도면 파라미터 공간을 양자화해서 찾는 조건을 줄임으로써 현실화 될 수 있다.

표 1. 통합 파라미터와 알려져 있는 웨이블릿 필터와의 관계

a	b	Filter Notation	Lifting Notation
0	0	5/3	(2,2)
0	12	9/3 MPEG-4	(2,4)
16	0	9/7 M	(4,2)
16	8	13/7 SWE	(4,4)
16	16	13/7 CRF	(4,4)

IV. 웨이블릿 변환된 영상의 산술 부호화

통합 파라미터 값이 결정되고 이 값에 의해서 영상이 웨이블릿 변환이 수행된 이후에 최종적인 비트열을 얻기 위해서 산술 부호화를 이용하였다. 본 논문에서 사용된 산술 부호화 방법은 [3]과 [10] 방법과 유사한 방법을 사용하였다. 이 둘 방법은 상위 대역 영상과 하위 대역 영상 사이의 상호 상관성을 사용하여 문맥 기반 산술 부호기를 사용한 반면, 본 논문에서 사용한 방법은 각 부 대역 영상을 독립적으로 문맥 기반 산술 부호기를 사용하였다. 즉, 상위 대역 영상과 하위 대역 영상간의 상관도를 사용하지는 않았다. 각 부 대역 영상에서 웨이블릿 계수 하나를 부호화 하기 위해서 계수를 클래스(class), 부호(sign), 그리고 나머지(residual)로 변환한다. 3개로 분할된 웨이블릿 계수는 클래스, 부호, 나머지 순으로 각각 산술 부호화 된다. 웨이블릿 계수를 3개의 항으로 변환과정을 표 2에 정리 하였다. 예를 들면, 만약에 웨이블릿 계수가 -87이라면 클래스 값은 표2에 의해서 10이 되고 부호는 음이므로 0로 되고 나머지 값은 87에서 64를 뺀 나머지 23를 갖게 된다. 역 과정은 클래스 값으로 부호와 나머지를 필요한 지의 여부를 알 수 있다. 따라서 클래스 값을 부호화되고 표2에 근거해서 알 수 있는 부호와 나머지를 차례로 부호화 하면 된다. 앞의 예시에 해당하는 복호 과정을 설명하면 먼저 클래스 정보 10를 얻고 10번 클래스는 부호와 나머지를 필요함

b	c	d
a	X	

그림 4. 클래스 부호화를 위한 문맥형태.

로 부호 0을 얻고 나머지 23을 차례로 얻는다. 표 2에 의해서 10번 클래스의 시작 값은 64가 되므로 웨이블릿 계수의 크기 값은 87이 되고 부호를 적용 해주면 웨이블릿 계수가 87 뒤를 최종적으로 얻게 된다.

1. 클래스 부호화

웨이블릿 계수의 클래스 정보를 부호화 하기위해서 과거의 계수 값을 이용하여 적절히 분류하여 각 분류된 계수들을 각각 독립적인 산술 부호화 한다. 이 방법은 문맥 기반 산술 부호화(context-based arithmetic coding)로 알려져 있다. 과거의 계수 값으로 적절히 분류하기 위한 문맥형태(templet)는 그림 4과 같다. 즉, 주변 계수 a, b, c, d값 4개를 이용하여 현재의 계수 X 값을 적절히 분류한다. 분류 정보를 얻기 위해서 먼저 식 (23)과 같이 과거 계수 값들의 절대값의 가중된 평균 값, w를 구한다. 식 (23)에서 분모가 10이 아니라 9로 나누어 주고 있다. 이것은 w 의 크기를 약간 증가시키는 효과를 얻고 현재 입력된 클래스를 분류하는 방법에 다소 차이를 준다. 이 값은 실험에 의해서 얻어졌고 현재의 클래스 값을 어떻게 분류하느냐에 따라서 성능의 차이를 다소간 볼 수 있다. w 값은 대체로 4095 이내의 값을 갖는다. 만약에 w값을 그대로 분류정보로 사용한다면, 4096개의 분류된 집합을 얻게 된다. 이론적으로 분류정보가 많으면 많을수록 효율이 좋아진다고 보지만, 실제적인 부호화 방법과 결합해서 생각하면 분류정보가 많으면 각 개별적인 분류된 집합에 대한 부가정보도 많아지고, 적응적인 산술부호화의 경우 각 분류된 집합을 부호화할 때 테이블 적용이 잘 안 되는 현상으로 오히려 성능이 저하된다. 이런 상황을 문맥 희석(context dilution)이라고 알려져 있다.

$$w = \frac{3|a|+2|b|+3|c|+2|d|}{9} \tag{23}$$

문맥 희석 현상을 막기위해서 취하는 방법이 문맥 양자화(context quantization)이다. 이 방법은 JPEG-LS와 같은 무 손실 영상압축 표준 안에서 채택 되어 사용되고 있고 [3], [10] 등에서 사용되고 있다. 본 논문에서는 [10] 방법에서 사용한 방법으로 w값을 양자화 하여 분류 정보를 얻어 사용하였다. w를 양자화하는 방법은 표2에 기술된 웨이블릿 계수를 클래스로 변환하는 테이블을 동일하게 사용

하였다. 예를 들면, w 값이 54를 갖는다면 표2에 의해서 9번 집합으로 분류가 된다. 표2에 의하면 최대 분류될 수 있는 집합의 개수는 16개 될 수 있다.

과거의 계수 값으로 w 값을 계산하고 w 를 적절히 양자화 하여 16개중 하나의 집합으로 현재의 계수의 클래스를 분류한다. 분류하는 과정에서 각 분류된 집합 내에서의 최대값들을 구한다. 이 들 최대값들은 실제로 산술 부호화되는 최대 심벌 개수를 알려줌으로써 산술 부호기의 초기화할 때 유용한 정보가 된다. 각 분류된 집합의 최대값들은 부가 정보로 저장되는데 이들 최대값들도 산술 부호기를 이용하여 부호화한다.

2. 부호 및 나머지 부호화

부호를 산술 부호화하기 위해서 문맥 기반 산술 부호화는 사용하지 않았다. 최근 들어서 부호를 효율적으로 압축하는 방법론 [10]이 제시되기는 하고 있지만 그 효과가 그렇게 크지 않았기 때문에 본 논문에서는 간단한 산술부호기만을 사용하였다.

나머지를 압축 하기위해서 클래스의 정보가 필요하다. 즉, 표2에서도 알 수 있듯이 클래스가 0부터 3의 값을 갖는 경우는 나머지를 부호화할 필요가 전혀 없다. 또한 클래스가 4부터 12까지의 경우의 나머지는 각 클래스별로 서로 다른 심벌 개수를 갖기 때문에 서로 다른 산술 부호기 모델을 이용하여 부호화하면 된다. 클래스 13, 14, 15의 경우는 나머지를 표2에 기술한 것과 같이 고정길이부호(fixed length code)를 각각 사용하여 부호화 하였다. 실질적으로 클래스가 13부터 15가 되는 경우는 확률적으로 매우 적어서 고정길이부호를 사용해도 효율에는 거의 변화가 없다.

V. 실험 및 결과

제안된 웨이블릿 변환의 평가를 위해서 ISO 8-bpp 영상을 사용하였고 무 손실 영상압축을 수행하였다. 주어진 영상에 대한 최적인 파라미터 a , b 를 구하기 위해서 본 논문에서 동일한 간격으로 전역 탐색 방법을 사용하였다. 즉, $a=0,4,\dots, 32$ 으로 $b=0,4,\dots,16$ 으로 각각 9단계와 5단계로 구분하여 수행하였다. 각 파라미터 값을 적용한 웨이블릿 변환된 영상의 각 대역별로 독립적으로 엔트로피를 구한 뒤 이를 대역의 크기에 따라 가중평균을 취한 값을 저장하여 이들 중 최소가 되는 파라미터 a , b

를 선택하였다. 통합된 파라미터의 성능을 비교하기 위해서 알려져 있는 리프팅 기반 웨이블릿 변환도 수행하여 동일한 가중된 1차 엔트로피를 구하였다. 표3에서 결과를 보여주고 있다. 표 3의 첫 번째 행은 사용된 영상들의 이름들이고, 두 번째 행부터 여섯 번째 행까지는 알려져 있는 웨이블릿 필터에 대한 성능이 기술되어 있다. 일곱 번째 행에서는 제안된 방법으로 얻어진 결과에 대한 기술과 해당되는 최적의 파라미터 값들이 기술되어 있다.

실험 결과, 제안된 방법은 알려져 있는 웨이블릿 필터의 결과들과 비교했을 때 최소한 같거나 우수한 결과를 보이고 있다. 물론 이 결과는 전역 탐색의 결과지만 이 결과로서 영상에 따른 최적의 필터가 존재함을 알 수 있고, 또한 보다 우수한 새로운 웨이블릿 필터들이 존재함을 알 수 있다. 영상에 따라 서로 다른 파라미터 값을 갖는 것을 알 수 있지만, 영상에 특성에 따라서 비슷하거나 동일한 파라미터를 갖는 경우도 있다. cats이나 seismic 영상은 [28, 12]의 파라미터를 갖는 반면에 cmprnd1, target, us 등의 영상들은 [0,0] 파라미터를 갖는 것이 특징이다. [0,0]에서 최적인 영상들은 일반적으로 많은 에지를 갖는, 또는 고주파 성분이 많은 영역을 갖는 경향을 보여주고 있다. bike, caf와 같은 영상은 [8,0]에서 최적인 결과를 보이고 있다. 이 들 결과에 의하면 웨이블릿 필터 길이가 길다고 항상 좋은 것은 아님을 알 수 있다.

표3에 의한 결과를 이용해서 각 영상별로 해당하는 최적의 파라미터를 이용하여 분해한 뒤 실질적인 비트열을 얻기 위해서 IV장에 기술된 방법을 적용하여 산술 부호화한 결과가 표4에 기술되어있다. 표4에서 새로운 행이 추가되었는데 이 행의 결과는 S+P 변환과 문맥기반 산술 부호기를 적용한 결과이다^[2]. [2]의 결과는 공개되어 있는 프로그램을 이용하여 각 실험 영상에 대해 실험한 결과를 보여주고 있다. bike 영상에서 표3의 결과와 다소의 차이가 있지만 대다수는 영상에서 가중된 1차 엔트로피에 의한 결과와 동일한 결과를 보여주고 있다. 또한 제안된 방법의 결과는 우수한 효율을 제공하는 SPC 결과보다 거의 대부분 우수한 효율을 제공하고 있다. SPC의 결과는 상위 대역 영상과 하위 대역 영상의 상관 관계를 이용하여 문맥 기반 산술 부호화를 적용하고 있는 것을 감안하면 제안된 방법의 웨이블릿 변환은 S+P 변환 보다 매우 우수함을 알 수 있다.

VI. 결론 및 차후 과제

본 논문에서는 우수한 성능을 보이는 정수 대 정수 웨이블릿 변환들을 통합하였고, 통합하는 방법론을 리프팅을 이용하여 제시하였다. 일반적인 리프팅 구조에서 영상을 처리하는데 있어서 유용한 조건을 가미하여 예측 계수와 갱신 계수간의 조건을 유도하였다. 이 조건은 가장 기본적인 조건이 되지만 충분히 좋은 조건이 되었다. 이 조건에 의하여 일반적인 리프팅 구조에서 예측 계수와 갱신 계수의 자유도를 줄여서 간단한 통합 파라미터로 표현하였다. 또한 이 파라미터는 신호에 종속적인 웨이블릿을 제공했다. 무 손실 영상 압축에 대해서 제안된 웨이블릿 변환을 적용하였다. 본 논문에서는 일반적인 (4,4) 리프팅 구조에서 파라미터 a, b 를 추출하였고 파라미터 값을 전역 탐색 법을 이용하여 구하였다. 웨이블릿 분해된 영상을 대역 영상별로 독립적으로 산술 부호화를 하였다. 실험 결과적으로 신호에 따라서 최적의 파라미터가 존재함이 보였고, 엇비슷한 특성을 갖는 영상 부류들은 같거나 비슷한 값의 파라미터를 갖음을 실험적으로 알 수 있었다. 또한 제안된 무 손실 영상 압축 방법이 S+P[2] 방법보다 대다수 영상에서 우수함이 실험 결과적으로 보여주고 있다.

차후 과제로서 파라미터를 빨리 구하는 방법의 보강이 필요하다. 본 논문에서는 가중된 1차 엔트로피를 비용함수로 전역 탐색 법을 이용하여 구하였다. 리프팅을 기반 하는 웨이블릿 변환은 빠른 변환을 지원하므로 양자화된 파라미터 a, b 값에 대해서 전역 탐색하는 것은 많은 시간을 소요하지는 않는다. 또한 알려져 있는, 최적의 예측 계수를 구하는 방법 등을 사용해서 예측 에러의 에너지가 최소화되는 파라미터 a, b 를 구할 수 있지만 이 방법도 상당한 시간을 요구하고 구해진 파라미터가 주어진 영상에 궁극적으로 최적의 값을 제공하지 않을 수도 있다. 따라서 전역 탐색에 의한 파라미터 값과 유사한 결과를 얻을 수 있고 또한 빠르게 찾을 수 있는 방법을 더 연구해야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] J. Shapiro, "Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41,

pp. 3445-3462, Dec. 1993.
 [2] A. Said and W.A. Pearlman, "An image multiresolution representation for lossless and lossy compression," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 5, pp. 1303-1310, Sept. 1996.
 [3] A. Said and W. A. Pearlman, "A new fast and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Tech.*, vol. 6, pp. 2432-2450, June 1996.
 [4] I. Daubechies, "Orthonormal bases of compactly supported wavelets," *Communications on Pure and Applied Mathematics*, vol. XLI, pp. 909-996, 1988.
 [5] A. Cohen, I. Daubechies, and J. C. Feauveau, "Biorthogonal bases of compactly supported wavelets," *Comm. Pure Appl. Math.*, vol. 45, pp. 485-560, 1992.
 [6] W. Sweldens, "The lifting scheme: A custom-design construction of biorthogonal wavelets," *Journal of Applied and Computational Harmonic Analysis*, vol. 3(2), pp. 186-200, 1996.
 [7] R. Calderbank, I. Daubechies, W. Sweldens, and B.-L. Yeo, "Wavelet transforms that map

표 2. 웨이블릿 계수의 클래스, 부호, 나머지로의 변환 표.

Magnitude Range	Class	Sign 0 : - 1 : +	Residual Range	Note
0	0	No need	No need	
1	1	0-1	No need	
2	2	0-1	No need	
3	3	0-1	No need	
4-5	4	0-1	0-1	
6-7	5	0-1	0-1	
8-11	6	0-1	0-3	
12-15	7	0-1	0-3	
16-31	8	0-1	0-15	
32-63	9	0-1	0-31	
64-127	10	0-1	0-63	
128-255	11	0-1	0-127	
256-511	12	0-1	0-255	
512-1023	13	0-1	0-511	9 bit FLC
1023-2047	14	0-1	0-1023	10 bit FLC
2048-4095	15	0-1	0-2047	11 bit FLC

표 3. 웨이블릿 대역별 기중된 일차 엔트로피.

Images	5/3	9/3	9/7	13/7SWE	13/7 CRF	Optimal	
	(2,2)	(2,4)	(4,2)	(4,4)	(4,4)	[a,b]	
Aerial2	5.3338	5.3518	5.3066	5.3045	5.3104	5.3044	[20,8]
Bike	4.8148	4.8408	4.8156	4.8145	4.8240	4.8095	[8,0]
Cafe	5.6233	5.6518	5.6177	5.6219	5.6355	5.6102	[8,0]
Cats	3.4316	3.4463	3.3846	3.3830	3.3888	3.3696	[28,12]
Cmpnd1	2.7461	2.9611	3.2735	3.3346	3.3788	2.7461	[0,0]
Finger	5.4936	5.5226	5.3459	5.3522	5.3624	5.3224	[28,8]
Gold	4.6761	4.6930	4.6749	4.6744	4.6817	4.6697	[8,0]
Hotel	4.7064	4.7211	4.6999	4.6965	4.7048	4.6920	[12,4]
Seismic	3.2074	3.0505	2.8340	2.8357	2.8371	2.7424	[28,12]
Target	3.2181	3.2848	3.4224	3.4165	3.4065	3.2181	[0,0]
Txtur1	6.6686	6.6814	6.6700	6.6638	6.6689	6.6637	[12,8]
Txtur2	5.5128	5.5322	5.5070	5.5057	5.5143	5.5033	[8,0]
Us	3.4815	3.5547	3.6563	3.6715	3.6980	3.4815	[0,0]
Woman	4.7547	4.7778	4.7204	4.7215	4.7314	4.7215	[16,8]

표 4. 산술 부호기를 적용한 비트율.

Images	5/3	9/3	9/7	13/7SWE	13/7CRF	SPC	Optimal [a,b]	
	(2,2)	(2,2)	(4,2)	(4,4)	(4,4)			
Aerial2	5.2374	5.2555	5.2144	5.2124	5.2183	5.2588	5.2116	[20,8]
Bike	4.4366	4.4534	4.4231	4.4200	4.4280	4.4418	4.4225	[8,0]
Café	5.2144	5.2359	5.1949	5.1966	5.2079	5.2208	5.1947	[8,0]
Cats	2.5695	2.5804	2.5263	2.5264	2.5306	2.5088	2.5133	[28,12]
Cmpnd1	2.1135	2.2911	2.5496	2.5941	2.6272	2.3543	2.1135	[0,0]
Finger	5.5030	5.5326	5.3561	5.3620	5.3724	5.5101	5.3316	[28,8]
Gold	4.4943	4.5110	4.4924	4.4917	4.4991	4.5567	4.4852	[8,0]
Hotel	4.4775	4.4893	4.4687	4.4677	4.4720	4.5284	4.4634	[12,4]
Seismic	2.9736	2.9822	2.7955	2.7909	2.7976	2.9313	2.7097	[28,12]
Target	2.4151	2.4613	2.5120	2.5019	2.4951	2.8681	2.4151	[0,0]
Txtur1	6.5685	6.5805	6.5715	6.5640	6.5684	6.5874	6.5636	[12,8]
Txtur2	5.4126	5.4312	5.4062	5.4044	5.4130	5.4195	5.4031	[8,0]
Us	2.8631	2.9207	2.9586	2.9731	2.9974	2.9998	2.8631	[0,0]
Woman	4.3920	4.4066	4.3678	4.3668	4.3756	4.3718	4.3668	[16,8]

integers to integers,” *Journal of Applied and Computational Harmonics Analysis*, 5(3), pp.332-369, 1998.

[8] I. Daubechies and W. Sweldens, “Factoring wavelet and subband transforms into lifting steps,” *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 4(3):245-267, 1998.

[9] M. D. Adams and F. Kossentini, “Reversible Integer-to-Integer Wavelet Transforms for Image Compression: Performance Evaluation

and Analysis,” *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 9, No. 6, pp 1010-1024, June 2000.

[10] N.V. Boulgouris and M.G. Strintzas, “Reversible multiresolution image coding based on adaptive lifting,” *ICIP 99. Proceedings*, Vol. 3, pp: 546550, 1999.

[11] R. L. Claypoole, Jr, R. G. Baraniuk, and R. D. Nowak, “Adaptive wavelet transforms via lifting,” *Proceedings of the 1998 IEEE*

International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 3, pp. 1513-1516, 1998.

[12] R. L. Claypoole, Jr, G. Davis, W. Sweldens, and R. G. Baraniuk, "Nonlinear wavelet transforms for image coding," 1997. *Conference Record of the Thirty-First Asilomar Conference on Systems & Computers*, Vol. 1, pp. 662-667, 1998.

[13] W. Sweldens and P. Schrder. "Building your own wavelets at home," *Wavelets in Computer Graphics*, pp. 15-87, ACM SIGGRAPH Course notes, 1996.

1995~현재: 한양대학교 전자통신공학과 교수 (영상 통신 및 신호처리 연구실)

1998년 11월 27일: 과학기술자상 수상

1998년 12월 31일: 정보통신부장관상 표창

<주관심 분야> 영상압축 및 영상처리

유 훈(Hoon Yoo)

정회원



1990~1997: 한양대학교
전자통신 공학과 공학사

1997~1999: 한양대학교
대학원 전자통신공학과
공학석사

1999~현재: 한양대학교 대학원 전자통신 공학과
박사과정

1997년 2월 26일: 제3회 삼성전자 휴먼테크 논문상
대회 입상

<주관심 분야> 영상압축 및 영상처리

정 제 창(Jechang Jeong)

정회원



1976~1980: 서울대학교
전자공학과 공학사

1980~1982: KAIST
전기전자공학과 공학석사

1986~1990: 미국 미시간대학
전기공학과 공학박사

1980~1986: KBS 기술연구소 연구원(디지털 TV 및
뉴미디어 연구)

1990~1991: 미국 미시간 대학 전기공학과 연구교수
(영상 및 신호처리 연구)

1991~1995: 삼성전자 멀티미디어 연구소 수석연구
원 (MPEG, HDTV, 멀티미디어 연구개발)