

http://dx.doi.org/10.7236/JIIBC.2013.13.1.1

JIIBC 2013-1-1

고밀도 이산 웨이브렛 변환을 이용한 2차원 디지털 영상처리

2D Digital Image Processing Using High Density Discrete Wavelet Transformation

임중희*, 신중홍**, 지인호***

Joong-Hee Lim, Jong-Hong Shin, Inn-Ho Jee

요약 표준 웨이브렛 변환은 많은 장점에도 불구하고 이동 불변을 만족하지 못하는 단점으로 인해 많은 제약을 받았다. 이 단점은 다운 샘플링 과정으로 인한 표본수의 부족에서 기인한다. 고밀도 이산 웨이브렛 변환은 생성되는 부대역 신호의 수를 증가시켜서 이동 불변의 단점을 극복한 방법이다. 본 논문에서는 세 개의 채널로 구성된 삼중 밀도 이산 웨이브렛 변환을 설계하고 2차원 영상처리에 적용하였다. 이 변환은 부대역의 수가 표준 웨이브렛 변환보다 세 배가 되어서 과표본화가 되지만 이동 불변을 잘 만족한다. 그리고 생성된 부대역 영상은 대역별로 다양한 크기를 갖으며, 다양한 방향 선택성을 갖는다. 이 방향성은 영상처리에서 최적의 부대역을 제공할 수 있다.

Abstract High-density discrete wavelet transformation is one way to overcome the disadvantages of the standard wavelet transform of shift invariant because it increases the number of subband signals. In this paper, high-density discrete wavelet transform consisting of three channels is applied in a two-dimensional image processing. Experimental results show that the proposed method is well satisfied with the shift invariant and is excellent directional selectivity because it could generate many subband images.

Key Words : High-density, Wavelet, Shift Invariant

1. 서 론

디지털 데이터를 효과적으로 처리할 수 있는 이산 웨이브렛 변환(discrete wavelet transformation:DWT)에는 다양한 종류가 존재한다. 이 중에서 표준 웨이브렛 변환에 해당하는 정교하게 표본화하는 이산 웨이브렛 변환(critically-sampling discrete wavelet transformation: CDWT)은 필터 뱅크(filter bank)에서 표본 수를 감소시

키는 다운 샘플링(down sampling)과정으로 인해서 이동 불변(shift invariance)의 성질을 만족하지 못한다^[1].

이 단점은 작은 지연 이동(delay shift)들로 구성된 입력 신호들이 웨이브렛 변환을 통해서 각 스케일(scale)에서 출력될 때, 생성된 계수들 간에 중첩(aliasing)을 발생시켜서 에너지 분포에 큰 변화를 일으킬 수 있게 한다. 즉, 서로 상이한 계수 값들을 출력하게 된다. 따라서 이런 결과는 디지털 영상을 비롯한 멀티미디어 신호처리에 많

*정회원, 홍익대학교 대학원 전자전산공학과

**정회원, 한국사이버대학교 정보보안학과

***정회원, 홍익대학교 컴퓨터정보통신공학과

접수일자 : 2013년 1월 15일, 수정완료 : 2013년 2월 1일

게재확정일자 : 2013년 2월 8일

Received: 15 January 2013, Revised: 1 February 2013 /

Accepted: 8 February 2013

**Corresponding Author: ijee@hongik.ac.kr

Dept. of Computer & Information Communications, Engineering., Hongik University, Korea

은 제약사항을 주게 된다^[2].

고비용 웨이브렛 변환은 N개의 신호들이 M개의 변환 계수들로 증가하는 것으로($M > N$), 이동 불변의 성질을 만족시킨다. 고비용 웨이브렛 변환의 한 종류인 비압축 이산 웨이브렛 변환(Undecimated DWT: UDWT)은 잡음 감소, JPEG 압축의 블록킹 현상제거, 그리고 색감이 훼손된 영상을 향상을 위해서 사용되어 왔다. 그러나 웨이브렛 변환의 단계가 증가할수록 생성되는 부대역 데이터가 동일한 크기로 증가하는 단점을 가진다. 또 다른 고비용 웨이브렛 변환으로는 이중 밀도 이산 웨이브렛 변환(Double Density Discrete Wavelet Transformation: DDDWT)이 있다. 이것은 웨이브렛 변환의 단계의 증가와는 상관없이 독립적으로 확장인자 2에 의해서만 데이터의 양이 증가하는 특징을 갖는다. 그래서 기존의 이산 웨이브렛 변환보다 2배정도의 부대역 데이터들이 생성된다. 그렇지만 UDWT에서 생성되는 부대역 데이터의 양보다는 적다^{[3][4]}.

본 논문에서 사용된 고비용 웨이브렛 변환은 DDWT와 유사하게 3개의 채널로 구성된다. 그렇지만 DDWT가 CDWT보다 두 배 많은 밀도를 갖지만, 본 논문에서의 고비용 웨이브렛 변환은 세 배 많은 밀도를 갖도록 시간-주파수 평면을 표본화해서 3의 인자에 의한 고비용이 된다. 그리고 이 변환은 기존의 DWT와 같이 디지털 필터뱅크를 가지고 실행될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 고비용 웨이브렛 변환을 활용하여 2차원 영상처리를 수행하였다. 그 결과 이동불변을 만족하면서 더 많은 방향 선택성을 갖는 것을 확인하였다.

II. 고비용 웨이브렛의 개념

정교하게 표본화하는 이산 웨이브렛 변환(CDWT)에서는 다운 샘플링에 의해서 단계가 증가할수록 부대역 신호의 길이가 1/2씩 감소한다. 그래서 입력 데이터 신호와 생성된 부대역의 웨이브렛 계수의 크기가 동일하다. 그림 1은 시간-주파수 평면에서의 표본을 나타낸 것으로, 각 단계(scale)에 따른 임의의 부대역 웨이브렛 계수들의 표본수를 나타낸 것이다. 첫 번째 그림이 CDWT를 나타낸 것으로 단계가 증가할수록 1/2씩 감소하는 것을 확인할 수 있다^[5].

그림 1의 두 번째 이하부터는 고비용 웨이브렛 변환들

을 나타낸 것으로 이동 불변특성을 만족하도록 표본화되었다. 두 번째 그림의 UDWT에서는 표본들이 각 스케일에서 모두 동일하다. 이것은 저주파 성분에 대해서는 비효율적이고 J번째 스케일이 실행될 때, UDWT는 J+1 인자에 의해서 고비용이 된다.

UDWT와 CDWT의 절충된 방식인, 이중 밀도 이산 웨이브렛 변환(DDDWT)은 세 번째 그림이다. DDDWT는 중간 스케일을 갖고 있으며, 스케일 수와 관계없이 두 배의 고비용이 된다. 그렇지만 UDWT보다는 그 비용이 많지 않으며 근사적으로 이동 불변을 만족한다. 따라서 DDDWT는 부분적 압축 웨이브렛 변환(Partially decimated WT : PWT)이라고 한다. PWT의 초과되는 데이터는 1부터 J+1까지의 임의 상수가 될 수 있다. 그리고 이 초과 데이터는 변환이 이동 불변이 되는 정도를 조절한다. 또한 중간 스케일은 잡음 제거를 위한 향상된 성능을 제공한다^{[1][5]}.

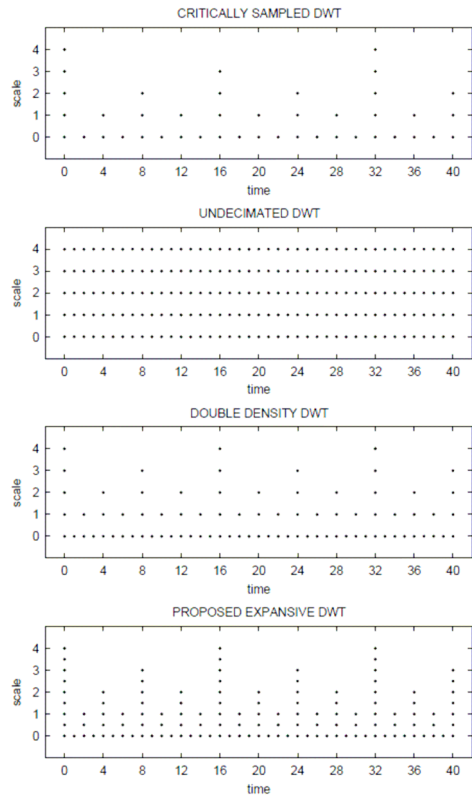


그림 1. 웨이브렛의 시간-주파수 평면도
Fig. 1. Wavelet Time-Frequency Plane

그림 1의 마지막 그림은 본 논문에서 실험한 방식으로, 인자 2에 의해서 시간과 주파수 모두에서 과표화하는 고비용 웨이브렛 변환이다. 이것은 DDDWT와 같이, 각 스케일에서 CDWT보다 두 배 많은 계수들이 존재하며, 중간 스케일들을 갖는다. 중간 스케일들은 CDWT의 각 스케일 쌍의 사이에 위치한다. 이 고비용 변환은 DDDWT와 마찬가지로 한 개의 스케일링 함수와 두 개의 웨이브렛을 갖는다. 그렇지만 이 변환은 일반 웨이브렛 변환보다 세 배 많은 밀도를 갖도록 시간-주파수 평면을 표본화하므로, 3의 인자에 의한 고비용이 된다. 또한 이 변환은 기존의 CDWT와 같이 디지털 필터뱅크를 가지고 실행될 수 있다.

III. 삼중 밀도의 고비용 웨이브렛 변환

CDWT보다 세 배의 밀도를 갖는 고비용 웨이브렛 변환의 실행을 위해서는 그림 2와 같은 3채널 필터뱅크가 사용된다. 처음의 두 채널은 2에 의해서 다운 샘플링 되지만 세 번째 채널은 다운 샘플링 과정이 없다^[1].

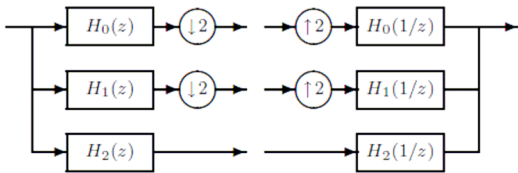


그림 2. 삼중 밀도 이산 웨이브렛의 필터뱅크
Fig. 2. Triple-Density Discrete Wavelet Filter Banks

1. 완전재생 조건

그림 2의 3채널 필터뱅크는 완전재생 조건을 만족하도록 설계가 되어야 한다. 저대역 통과 필터 h_0 의 전달함수 $H_0(z)$ 는 $P(z)$ 와 $Q(z)$ 의 곱으로 인수 분해가 가능하다. 그리고 이 인수 분해로부터 필터 h_1 과 h_2 를 결정할 수 있다. 그림 2에서 입력이 $x(n)$ 이고 출력이 $y(n)$ 이라고 하면, $y(n)$ 은 다음과 같다^{[6][7]}.

$$Y(z) = 0.5[H_0(z)X(z) + H_0(-z)X(-z)]H_0(1/z) + 0.5[H_1(z)X(z) + H_1(-z)X(-z)]H_1(1/z) + H_2(z)H_2(1/z)X(z) \quad (1)$$

그리고 다시 정리하면

$$Y(z) = T(z)X(z) + V(z)X(-z)$$

여기서, $T(z)$ 는 다음과 같고

$$0.5[H_0(z)H_0(1/z) + H_1(z)H_1(1/z)] + H_2(z)H_2(1/z)$$

$V(z)$ 는 다음과 같다.

$$0.5[H_0(-z)H_0(1/z) + H_1(-z)H_1(1/z)]$$

완전재생을 만족시키기 위해서는 다음과 같은 조건들이 필요하다.

$$H_0(z)H_0(1/z) + H_1(z)H_1(1/z) + 2H_2(z)H_2(1/z) = 2 \quad (2)$$

그리고

$$H_0(-z)H_0(1/z) + H_1(-z)H_1(1/z) = 0 \quad (3)$$

완전재생 조건을 만족하는 필터 h_0, h_1, h_2 를 생성하기 위해서 $H_0(z)$ 를 다음과 같다고 하자.

$$H_0(z) = P(z)Q(z) \quad (4)$$

$Q(z)$ 의 차수는 L 에 의해서 정의된다.

$$H_1(z) := z^{-\alpha} P(z) Q(-1/z) (-z)^{-L} \quad (5)$$

여기서

$$\alpha = \begin{cases} 0, & \text{if } L \text{ is odd} \\ 1, & \text{if } L \text{ is even} \end{cases} \quad (6)$$

$\alpha+L$ 이 홀수이면 다음의 관계를 얻는다.

$$H_1(-z)H_1(1/z) = -H_0(-z)H_0(1/z) \quad (7)$$

이것은 식(3)의 두 번째 완전재생조건을 만족시킨다. 그래서 완전재생의 조건 식(2)를 만족하는 $H_2(z)$ 를 찾는 것이 필요하다. $H_2(z)$ 를 찾기 위해서 식(2)를 다시 표현하면

$$H_2(z)H_2(1/z) = \frac{1}{2}[2 - H_0(z)H_0(1/z) - H_1(z)H_1(1/z)] \quad (8)$$

식(8)의 오른쪽 식은 단위원 $z=e^{j\omega}$ 상에서 음수가 아니므로, 필터 $H_2(z)$ 는 인수분해를 경유해서 얻어질 수 있다. 따라서 필터 집합들은 저역통과 필터 h_0 와 이것의 전달 함수에 대한 인수분해로부터 차례로 얻어진다. 결과적으로 필터들은 다음과 같이 정리된다.

$$\begin{aligned} H_0(z) &= \left(\frac{1+z^{-1}}{2}\right)^{k_0} \\ H_1(z) &= z^{-\alpha} \left(\frac{1+z^{-1}}{2}\right)^{k_1} \left(\frac{1-z^{-1}}{2}\right)^{k_2} A(-1/z)(-z)^{-M} \\ H_2(z) &= \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{1-z^{-1}}{2}\right)^{k_2} C(z) \end{aligned} \quad (9)$$

그리고 $F(z)=H_0(z)H_0(1/z)$ 라고 가정하면, $f(n)$ 은 대칭의 홀수 길이의 필터(선형 위상 FIR 필터)가 된다. $F(z)$ 가 최대평탄(maximal-flat) 선형위상 FIR조건에 의해서 다음과 같이 얻어진다.

$$F(z) = 2 \left(\frac{z+2+z^{-1}}{4}\right)^{K_0} \sum_{k=0}^{K_2-1} \binom{K_0-1+k}{k} \left(\frac{-z+2-z^{-1}}{4}\right)^k \quad (10)$$

2. 삼중 밀도 이산 웨이브렛 필터뱅크

고비용의 웨이브렛 변환을 실행하는 필터뱅크의 필터들의 계수는 주어진 K_0, K_1, K_2 에 의해서 여러 종류를 생성할 수 있다. 그래서 $K_1=1, K_2=3$ 으로 설정하면 $K_0=K_1+K_2=4$ 이다. 이 설정으로부터

$$F(z) = 2 \left(\frac{z+2+z^{-1}}{4}\right)^4 \left(13.5 - 7(z+z^{-1}) + 1.25(z^2+z^{-2})\right) \quad (11)$$

$F(z)$ 로부터 $H_0(z)$ 를 얻기 위해 인수분해를 실행하면,

$$H_0(z) = \left(\frac{1+z^{-1}}{4}\right)^4 (3.0337 - 2.0315z^{-1} + 0.4120z^{-2}) \quad (12)$$

그리고

$$H_1(z) = \left(\frac{1+z^{-1}}{2}\right) \left(\frac{1-z^{-1}}{2}\right)^3 \times (0.4120 + 2.0315z^{-1} + 3.0337z^{-2}) \quad (13)$$

$$H_2(z) = \frac{1}{\sqrt{2}} \left(\frac{1-z^{-1}}{2}\right)^4 (0.1150 + 0.8740z^{-1} + 2.1792z^{-2}) \quad (14)$$

필터 계수들은 표1에 기록되어 있다. 그리고 이 필터들의 주파수 응답은 그림 3에 나타내었다. 필터 h_0 은 저역통과 필터이고 필터 h_1 은 대역통과 필터이다. 그리고 h_2 는 고역통과 필터이다.

표 1. 필터뱅크의 필터계수

Table 1. Filter Coefficient of Filter Bank

n	$h_0(n)$	$h_1(n)$	$h_2(n)$
0	0.189604909379	0.025752563665	0.010167956157
1	0.631450512121	0.075463998066	0.046750380120
2	0.655505518357	-0.06433341412	-0.009172584871
3	0.099615139800	-0.327704691428	-0.354664087684
4	-0.163756210215	0.228185687127	0.499004628714
5	-0.023958870736	0.252240693362	-0.192086292435
6	0.025752563665	-0.189604909379	0

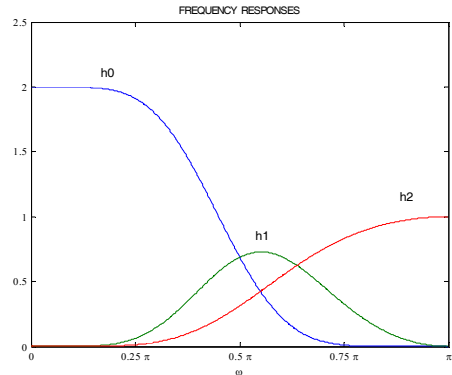


그림 3. 필터 h_0, h_1, h_2 의 주파수 응답

Fig. 3. Frequency Response of the Filter h_0, h_1, h_2

IV. 영상처리를 위한 이차원 변환

고비용 웨이브렛 변환이 다차원 신호를 처리하기 위해서는 기존의 분리처리 방법과 유사하게 수행된다. 영상처리를 위한 2차원 처리에서는 각 단계마다 9개의 부대역이 존재한다. L을 저대역, H를 고대역, B를 대역통과라고 하면, 생성되는 부대역은 LB, LH, BL, BB, BH, HL, HB, HH로 표현할 수 있다. 그리고 최저주파수 부대역인 LL이 존재한다. 그림 4는 2차원 삼중 밀도 이산 웨이브렛 변환의 수행 과정을 나타낸 것이다.

그런데 이 변환의 세 번째 채널에서 다운 샘플링 과정이 생략이 되어서 각 부대역의 크기는 일정하지 않다. 만약 LL 대역의 크기가 $N \times N$ 이면 LB 부대역은 $N \times 2N$ 이 되고 HH 부대역은 $2N \times 2N$ 이 된다. 표 2는 각 부대역의 크기를 나타낸 것이다. 2차원 CDWT는 LH, HL, HH의 3개 부대역이 생성된다. 그리고 최저주파수 부대역 LL이 존재하며, 크기는 모두 동일하게 $N \times N$ 이다. 표 2는 부대역 영상의 대역별 크기를 정리한 것이다. 결과적으로 2차원 삼중 밀도 이산 웨이브렛 변환은 $15(N \times N)$ 배의 고비용이 된다. 그렇지만 2차원 UDWT에서 J가 단계의 수라면, $(3J+1)$ 배의 고비용이므로 잠재적으로 2차원 삼중 밀도 이산 웨이브렛 변환의 비용이 더 작다.

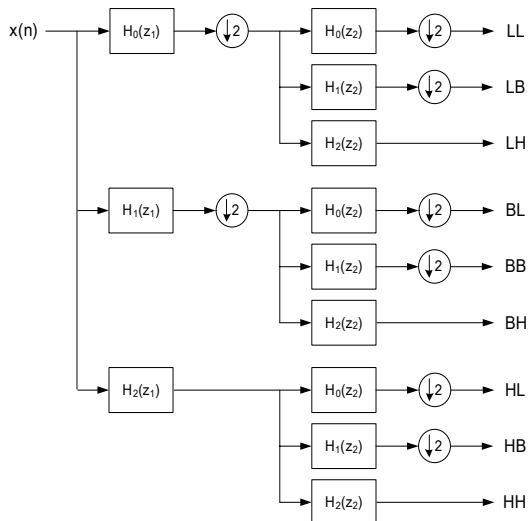


그림 4. 2차원 삼중 밀도 이산 웨이브렛 변환
Fig. 4. Triple Density Two-Dimensional Discrete Wavelet Transform

표 2. 부대역 영상의 대역별 크기
Table 2. Size of Subband Images

LB	$N \times N$
LH	$N \times 2N$
BL	$N \times N$
BB	$N \times N$
BH	$N \times 2N$
HL	$2N \times N$
HB	$2N \times N$
HH	$2N \times 2N$
총계	$15(N \times N)$

V. 고비용 웨이브렛 변환의 성능 실험

본 논문에서 사용된 실험 디지털 영상은 8비트 그레이 영상을 사용하였다. 그리고 영상의 크기는 256 X 256 또는 512 X 512를 선택적으로 사용하였다. 그림 5는 본 논문에서 사용한 실험 영상을 나타낸 것으로 (a)와 (b) 영상의 크기는 256 X 256이고 (c)와 (d)의 영상 크기는 512 X 512이다. 그리고 변환을 위해서 표 1의 계수를 갖는 필터들을 사용하였다.



그림 5. 실험 영상
Fig. 5. Experimental Images

실험 성능을 정량적으로 평가하기 위해 식(8)로 정의되는 첨두 신호대 잡음비(Peak Signal to Noise Ratio)를 사용하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (15)$$

여기서, MSE(mean square error)는 평균 제곱 오차로 다음과 같다.

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \|I(i, j) - k(i, j)\|^2 \quad (16)$$

여기서, I(i,j)는 원 영상, k(i,j)는 복원 영상을 나타낸다.

1. 부대역 영상 실험

2차원 3중 밀도 이산 웨이브렛 변환으로 생성되는 부대역 영상은 다양한 크기를 갖는다. 그림 6은 Lenna 영상을 1단계만 변환하여 얻어진 부대역 영상들을 나타낸 것이다. LB, BL, BB는 크기가 이고 LH, BH는 이다. 그리고 HL, HB는 이다. 마지막으로 HB는 이다.

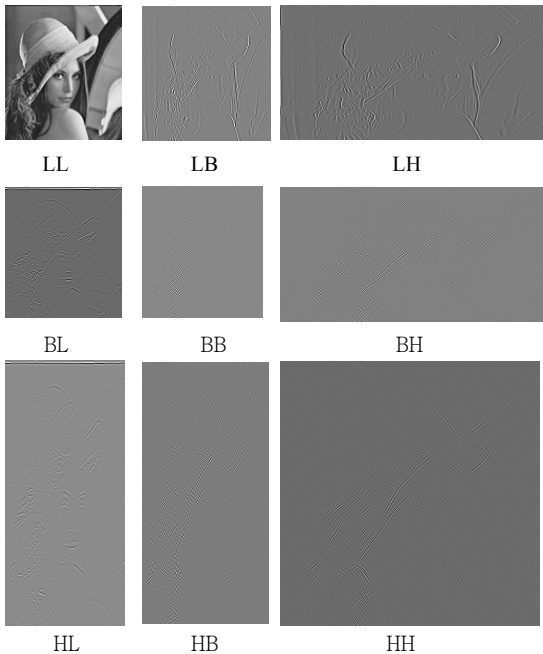


그림 6. 2차원 부대역 영상들
Fig. 6. Two-dimensional Subband Images

2. 완전재생 실험

제안된 방법이 완전재생을 만족하여야만 웨이브렛 변환을 만족한다. 그리고 완전 재생된 복원 영상의 품질이 다른 웨이브렛 변환보다 우수함을 판단하기 위해서 가장 기본적인 완전재생 실험을 실시하였다. 표 3은 실험영상들에 대한 이산 웨이브렛 변환(DWT), 이중 밀도 이산 웨이브렛 변환(DDDWT), 그리고 3중 밀도 이산 웨이브렛 변환(TDDWT)을 1~5단계까지 수행하고 역변환을 통해서 복원했을 때의 복원된 영상의 PSNR을 나타낸 것이다.^{[7][8]}

표 3. 완전재생 실험 결과

Table 3. Perfect Reconstruction Experimental Result

실험 영상	DWT	DDDWT	TDDWT	
Lenna	1단계	267.6040	277.2506	267.6705
	2단계	261.6922	271.3427	261.7698
	3단계	258.2983	267.9322	258.3844
	4단계	255.9178	265.5600	256.0234
	5단계	254.0834	263.7561	254.2039
Peppers	1단계	267.5203	277.1950	267.5895
	2단계	261.5803	271.2528	261.6548
	3단계	258.1550	267.8156	258.2351
	4단계	255.7546	265.4115	255.8455
	5단계	253.8952	263.5728	253.9968
Stone	1단계	267.4081	277.1328	267.4787
	2단계	261.4138	271.1388	261.4860
	3단계	257.9260	267.6471	258.0011
	4단계	255.4702	265.1881	255.5503
	5단계	253.5979	263.3064	253.6842
Barbara	1단계	267.4820	277.1942	267.5562
	2단계	261.5126	271.2221	261.5866
	3단계	258.0553	267.7531	258.1316
	4단계	255.6326	265.3186	255.7142
	5단계	253.7731	263.4574	253.8620

실험 결과를 분석하여 보면 3중 밀도 이산 웨이브렛 변환이 표준 이산 웨이브렛 변환보다 약간의 차이지만 좀더 우수하다는 것을 확인할 수 있다. 그렇지만 이중 밀도 이산 웨이브렛 변환보다는 성능이 저하되는 것을 확인할 수 있다. 그러나 이동불변의 특성은 더 고비용인 3중 밀도 이산 웨이브렛 변환이 더 만족된다.

3. 선택적 방향성 실험

3중밀도 이산 웨이블릿 변환은 여러 부대역 영상으로부터 다양한 방향성을 얻을 수 있다. 그림 7은 변환의 결과로부터 얻어진 방향성을 나타낸 것으로 최저주파수의 부대역 LL을 제외한 8개의 부대역 영상에서 6개의 방향성이 생성된 것을 확인할 수 있다. 이것은 3개의 방향성을 갖는 표준 웨이블릿 변환보다 많으며 이중 밀도 이산 웨이블릿 변환과는 동일하다.

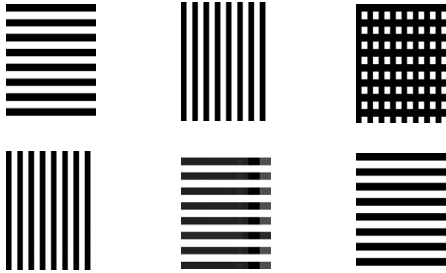


그림 7. 3중밀도 웨이블릿 변환의 방향성분
Fig. 7. The Directional Components of Triple Density Wavelet Transform

VI. 결론

본 논문에서는 고비용 이산 웨이블릿 변환중에서 3중밀도 이산 웨이블릿 변환을 이용하여 2차원의 디지털 영상을 분리처리 하는 실험을 수행하였다. 고비용 이산 웨이블릿 변환의 특징은 이동불변을 만족하는 것으로 그 비용이 많을수록 이동불변의 만족도는 더 높다. 따라서 이중 밀도 이산 웨이블릿 변환보다는 3중밀도 이산 웨이블릿 변환이 우수한 성능을 가질 수 있다. 본 실험에서는 우선적으로 2차원 분리 처리를 통한 영상처리의 가능성을 확인하였다. 그래서 모두 9개의 부대역 영상이 생성되고 그 크기가 다르다는 것을 확인하였다. 그리고 웨이블릿 역변환 과정으로부터 완전재생이 되는 것을 확인하였다. 마지막으로 최저주파수 부영상 LL을 제외한 8개의 부대역 영상으로부터 얼마나 많은 방향성이 얻어지는가를 실험하였다. 그래서 6개의 방향성분이 존재하는 것을 확인하였다.

향후적으로 이런 장점을 활용하여 잡음제거 기술, 워터마킹 기술, 텍스처 분할 기술에서 효과적인 결과를 얻는 실험이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] I. W. Selesnick, "A higher-density discrete wavelet transform," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 54, no. 8, pp. 3039-3048, August 2006.
- [2] Jingyu Yang, Yao Wang, "Image Coding Using Dual-Tree Discrete Wavelet Transform," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 17, no. 9, pp. 1555-1569, September 2008.
- [3] I. W. Selesnick, "The double-density dual-tree DWT," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 52, no. 5, pp. 1304-1314, May 2004.
- [4] I. W. Selesnick, "The double density Dual - Tree DWT," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 52, no. 5, pp. 1304-1314, May 2004.
- [5] N. G. Kingsbury, "Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals," *Appl. Comput. Harmon. Anal.*, vol. 10, no. 3, pp. 234 - 253, May 2001.
- [6] Jonghong Shin, "Dual-tree discrete wavelet transformation using quincunx sampling for image processing," *Journal of the Korea Society of Digital Industry and Information Management*, vol. 7, no. 4, Dec. 2011.
- [7] Joonghee Lim and Innho Jee, "A study on enhancement of digital image performance using dual tree wavelet transformation in non-separable image processing," *The Journal of The Institute of Webcasting, Internet and Telecommunication*, vol. 12, no. 1, Feb. 2012.
- [8] Joonghee Lim and Jonghong Shin, "Quincunx sampling method for improvement of double-density wavelet transformation," *Journal of the Korea Society of Digital Industry and Information Management*, vol. 8, no. 1, March 2012.

※ 이 논문은 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (과제번호 : 2012R1A1A4A01010492).

저자 소개

임 중 희(정회원)



- 2001년 2월 : 홍익대학교 전자 전기 컴퓨터공학부 공학사
- 2009년 2월 : 홍익대학교 전자 전산공학과 공학석사
- 2012년 8월 : 홍익대학교 전자 전산공학과 공학박사
- 2013년 1월 ~ 현재 : 한국특허정보원

<주관심분야 : 3D Image Processing, Multimedia Signal Processing>

지 인 호(정회원)



- 1980년 2월 : 서울대학교 전자 공학과 공학사
 - 1983년 8월 : 서울대학교 전자 공학과 공학석사
 - 1995년 6월 : Polytechnic Institute of New York University, USA 전기 및 컴퓨터공학과 공학박사
 - 1982년 ~ 1988년 : 국방과학연구소 선임연구원
 - 2004년 ~ 2005년 : University of Maryland at College Park, USA, 연구교수
 - 1995년 ~ 현재 : 홍익대학교 컴퓨터정보통신 공학과 정교수
- <주관심분야 : DSP, 3D Image Processing, Multimedia Security, Multimedia Signal Processing>

신 중 흥(정회원)



- 1997년 2월 : 홍익대학교 전자 전기 공학과 공학사
- 1999년 2월 : 홍익대학교 전자 전기 공학과 공학석사
- 2002년 8월 : 홍익대학교 전자 전기 공학과 공학박사
- 2003년 ~ 현재 : 숭실사이버대학교

정보보안학과 부교수

<주관심분야 : 3D Image Processing, Multimedia Security, Multimedia Signal Processing>