

# 다중해상도 웨이브렛 해석을 기본으로 한 가시화 영상의 극대값 해석

## Maxima Analysis from Visualized Image based on Multi-Resolution Analysis

박 영식\*, 김옥규\*\*

Young-Sik Park\*, Og-Gyu Kim\*\*

### 요 약

이 논문은 이산 웨이브렛 영역에 기반을 둔 fractal 해석에 관한 것이다. 많이 알려진 푸리에 변환은 임의 신호의 주파수 해석에 폭넓게 사용되어 왔다. 그러나 이 방법은 시간 축에서 발생하는 갑작스러운 신호 변환과 비정상적인 신호를 주파수 변환 영역에서 검출하기 어렵다.

웨이브렛 영역에서 극대 값은 Lipschitz 지수 표현이 가능하고, 또한 극대값만 사용하여 영상 데이터의 윤곽선 및 데이터 특성을 표현하는 유용함을 나타내었다. 이것은 극대 값만 사용하여 본래 영상을 재생하는 것도 가능하다. 극대값 해석을 위해서 기름을 사용한 가시화 영상을 획득했다. 그런 후 ship model의 가시화 영상에 적용했다. 더욱이 sediment 입자의 붕괴과정에 의한 fractal 차원을 조사하였다. 본 논문은 가시화 영상의 극대값으로 fractal 차원을 계산하였고, 실험으로 얻은 가시화 영상으로부터 얻은 해석도 적은 데이터로 기존의 방법과 같은 결과를 나타냄을 보였다.

### ABSTRACT

In this paper we propose a fractal analysis based on the discrete wavelet transform. It is well known that Fourier Transform is widely used for frequency analysis of random signal. However, the frequency domain is not used for expressing the sudden signal change and non-stationary signal at the time-axis by this method. Maximum value in the wavelet modules can be expressed by the Lipschitz exponent, which is useful to represent the characteristics of signal or the edge of an image. It is possible to reconstruct the original image only by using the few maximum points. The v possible image It iusing oil was acquired to interpret the maximum value. after that, it was applied to the v possible image of a ship model. In addition, the fractal dimens by by the conlapse process of the sediment particle was examined. In this paper, the fractal dimens by has been obtained by the maximum value and the experiment obtained from the visualized image also acquired the same result as existing methods.

**Keywords** : wavelet, visualized image, fractal, maxima, Lipschitz, collapse process, sediment

## I. 서 론

최근 여러 산업분야의 공정에 있어서 시각적으로 인식할 수 없는 물체나 인간의 오감으로 느낄 수 없는 것들을 재현하고 또한 가시화하는 해석방법의 요구가 높아

지고 있다. 특히 시계열 신호의 스펙트럼 해석에 웨이브렛 변환이 많은 주목을 받고 있다. 현재 웨이브렛 변환은 경제, 의학, 심리치료, 공학 등 다양한 분야에 응용되고 있다. Mallat는 웨이브릿 필터의 스케일 변환이 다해상도 변환이 됨을 보였다[1]. 또한 Daubechies는 직교 웨이브렛 변환이 각종 신호해석에 유용함을 증명함과 동시에 직교웨이브렛 필터를 구축할 수 있는 공식을 발표하였다.

그 후 많은 연구자들은 웨이브렛 변환이 가지고 있는 새로운 가능성을 주목하여 각종 연구를 하는 데 있어 웨이브렛을 활발히 사용하고 있다[2-5].

최근 한국에도 가시화학회가 설립되었다. 여기서도 가시화한 영상 데이터 해석을 위하여 많은 연구자들이 웨이

\* 동의대학교 \*\* 오사카 시립대

투고 일자 : 2009. 12. 3 수정완료일자 : 2010. 4. 27  
게재확정일자 : 2010. 4. 29

\* 이 논문은 2009년도 동의대학교 학술연구지원비를  
받아 연구되었음.(2009AA096)

브렛을 사용하고 있다[6]. 본 연구의 전개는 먼저 신호를 웨이브렛 변환 후 주파수 공간에서 변환된 신호의 극대값을 구한다. 그 후 극대값 해석을 시도하였다.

이는 웨이브렛 변환 영역의 데이터는 새로운 함수구간이 되고, 이 구간의 극대값 데이터만 가지고도 본래의 영상을 복원하는 것도 가능하다[7]. 이와 같은 원리를 이용하면 대량의 데이터를 가진 신호를 적은 데이터로 표현될 수 있는 것을 의미하고 있다. 이것은 데이터 압축뿐만 아니라 웨이브렛 공간에서 심전도 해석과 같은 신호처리가 극대값을 이용하면 보다 쉽게 해석할 수 있음을 의미하고 있다. 또한 본 논문에서 이산 웨이브렛을 사용한 시뮬레이션에서 웨이브렛 공간에서 구한 극대값이 원 신호의 급격한 변화에 대응하고 있는 것을 나타내었다. 이 방법은 영상의 윤곽선 추출에 유용한 것을 나타냄과 동시에 이 구간에서 구한 극대값 신호를 가지고 의미 있는 Lipschitz 지수로 나타내었다. 이와 같은 방법을 사용하면 신호의 국소적인 정량화가 가능함을 알 수 있다. 또한 여기서는 극대값만을 가지고 fractal 차원을 구하여 기존의 방법과 비교 분석하였다[8]. 이것도 fractal 차원과 같은 자기 상관성을 가지는 신호의 대부분은 극대치 값으로 충분함을 알 수 있다. 이는 적은 정보량으로도 데이터 해석이 가능함을 나타내고 있다. 더욱이 이 방법을 사용하여 가시화한 난류와 층류에 관하여 통계적인 관점에서 정량적 해석을 시도하였다. 또 하나의 실험으로 sediment 입자의 붕괴과정의 메커니즘의 결과에 관해서 조사하기 위하여 붕괴과정에 관한 실험과 이것의 fractal 성을 조사하였다. 이와 같은 실험은 실제로 비로 인한 산이나 제방 등의 여러 가지 붕괴에 관한 예측을 수치화함으로써 붕괴에 관한 자연재해로부터 피해를 줄 일 수 있다.

## II. 이산 웨이브렛 변환

다중해상도 라는 것은 원 영상을 고주파성분과 저주파 성분으로 분해한 뒤 더욱이 그 저주파 성분을 원 영상으로 하여 다시 고주파 성분과 저주파 성분으로 분해하는 과정으로 여기서 여러 가지 성분의 해상도 영상을 생성하는 것이다. 본 논문에서는 어떤 신호  $f(x)$ 의 웨이브렛 변환은 mother 웨이브렛 함수  $\psi(x)$ 의 스케일  $s$ 에 의해서 얻어지는 함수는 다음과 같이 표현되어 진다.

$$\psi_s(x) = s^{-1} \psi(xs^{-1}) \tag{1}$$

또 입력신호  $f$ 와의 컨볼루션 연산은 식 (2)로 표현된다.

$$Wf(s, x) = f * \psi_s(x) \tag{2}$$

스케일  $s$ 와 좌표  $x$ 을  $1/s = 2^j$ ,  $x = \xi$ 로 이산화하면, 다음과 같은 이산 웨이브렛 변환 식으로 정의할 수 있다.

$$W_2^j f(j, \xi) = f * \psi_2^j(\xi) \tag{3}$$

그림 1은 평균과 편차가 서로 다른 가우스 분포의 일차원 신호를 Mallet의 이론에 의해 웨이브렛 변환시킨 것이다. 여기서 신호는 가우스 분포를 하며 특이성이 각각 다른

(a), (b), (c)의 3개의 신호 파형을 웨이브렛 레벨 4까지 전개한 것을 보이고 있다. 일반적으로 웨이브렛 레벨을 높이는 것은 해상도를 낮추는 것을 의미한다. 이는 공간주파수에서 생각하면 저주파성분만을 추출한 것을 의미한다. 신호 처리에 있어서는 웨이브렛 변환이 어떤 필터의 조작과 같이 취급되는 것은 이와 같은 이유이다.

여기서 사용한 웨이브렛 식은 Haar 함수이다.

$$\psi_H(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } 0 \leq x \leq 1/2 \\ -1, & \text{if } 1/2 \leq x < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{4}$$

그리고 극대값 얻기 위해 다운샘플링을 하지 않는 다중 해상도 표현을 사용하였다. 사용한 스케일 함수는 (5)와 같다.

$$\Phi_H(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } 0 \leq x < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{5}$$

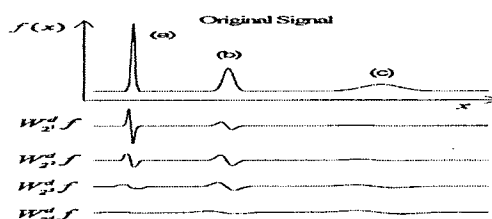


그림 1. 1차원 신호의 웨이브렛 해석

Fig. 1. Wavelet analysis on one-dimensional signal.

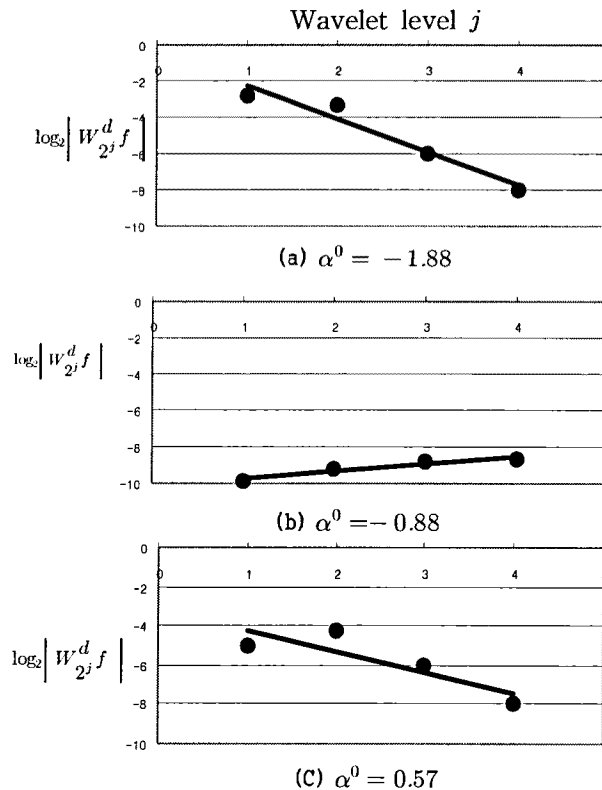


그림 2. 립쉬츠  $\alpha^0$  해석

Fig. 2. Lipschitz  $\alpha^0$  analysis.

여기서 함수  $f(x)$ 가 임의의 점  $x_0$ 에 있어서 Lipschitz 조건은 식 (6)에 의해 표현된다.

$$|f(x_0+h) - P_n(h)| \leq A|h|^\alpha \quad (6)$$

$n \in \mathbb{Z}, n \leq \alpha < n+1, A \rightarrow \text{Constant}$   $P_n$ 은 신호  $f(x)$ 를 테일러 전개하여 얻은 함수이다. 이것의 이산 웨이브렛 변환은 식 (7)처럼 표현된다.

$$\left| W_{2^j}^d f(j, \xi) \right| \leq A_1 (2^j)^\alpha \quad (7)$$

여기서 밑수를 2로 하는 대수를 취한 후, 여기서 이 식을 만족하는  $\alpha$ 의 상한치를  $\alpha^0$ 라고 하면 식 (8)과 같다.

$$\log_2 \left| W_{2^j}^d f(j, \xi) \right| = \log_2 A_1 + \alpha^0 j \quad (8)$$

$\alpha^0$ 는 웨이브렛 계수의 대수를 레벨에 놓았을 때의 직선의 기울기로 나타낼 수 있다. 여기서 기울기 값  $\alpha^0$ 을 Lipschitz 지수라고 부른다. 그림 2는  $j$ 이러한 상태를 나타낸 것으로 신호파형이 날카로울수록  $\alpha^0$  값이 적어짐으로 파형의 특이성 정도가  $\alpha^0$ 로 값으로 나타낼 수 있음을 알 수 있다.[10]

### III. 데이터의 극대값을 이용한 신호의 복원

영상의 윤곽선 특성을 표현하기 위해서 식 (6)에 정의한 Lipschitz지수를 이용한다. 2차원 신호의 경우, 점  $f(x_0, y_0)$ 는 1차원 신호를 확장하면 되므로 다음 식처럼 표현된다.

$$|f(x_0+h, y_0+k) - f(x_0, y_0)| \leq A(h^2+k^2)^{\alpha/2} \quad (9)$$

이미 알려진 바와 같이 일반적으로 2차원 데이터의 웨이브렛 변환은 고주파 및 저주파 필터의 콘볼루션 연산에 의해 4개의 부분공간으로  $W_{\psi_{LL}}, W_{\psi_{LH}}, W_{\psi_{HL}}, W_{\psi_{HH}}$ 로 분류된다. 여기서 크기  $Mf(2^j, x, y)$ 는 다음과 같은 식으로 정의되어진다.

$$Mf(2^j, x, y) = \sqrt{|W_{\psi_{LL}} f(2^j, x, y)|^2 + |W_{\psi_{LH}} f(2^j, x, y)|^2} \quad (10)$$

그러므로, 2차원의 Lipschitz 지수  $\alpha$ 는 식 (11)로 된다.

$$|Mf(2^j, x, y)| = A_2 (2^j)^\alpha \quad (11)$$

또한 2차원 데이터의 경우 특이성을 가지는 방향성을 나타낼 수 있다. 이것은 식 (12)의  $Af(2^j, x, y)$ 에 의해 표현된다.

$$Af(2^j, x, y) = \arctan \left( \frac{W_{\psi_{LH}} f(2^j, x, y)}{W_{\psi_{HL}} f(2^j, x, y)} \right) \quad (12)$$

웨이브렛 공간에서 극대값을 이용한 원 신호 복원 방법에는 convex 사영(射影)복원이 있다[9]. 이 방법으로 원 신호를 복원하기 위해서는 많은 반복 계산이 필요하다.

convex 사영복원 방식을 이용하여 실험한 신호의 시뮬레이션 결과를 그림 3에 나타내었다. 여기서 신호 A는 원 신호로서 여러 가지 특이성이 많은 신호를 포함하고 있다. 원 신호 A를 앞 절에서 설명한 바와 같이 웨이브렛 변환 영역에서 극대값을 구한 후, 복원한 경우로 반복 계산 횟수  $N=1$ 인 경우는 A4 파형이 되었고,  $N=50$  경우에는 A3,  $N=300$  일 때는 A2가 되고, 마지막으로  $N=1000$ 번 일 때는 A1으로 원 신호에 가장 가까운 것을 나타내고 있다. 이와 같이 반복횟수를 증가시킬수록 원 신호 A에 근접하게 되는 것을 알 수 있었다. 이것은 적은 데이터로도 신호 표현이 가능함을 나타냄과 동시에 극대값을 이용한 데이터 압축이 가능함을 보이고 있다.

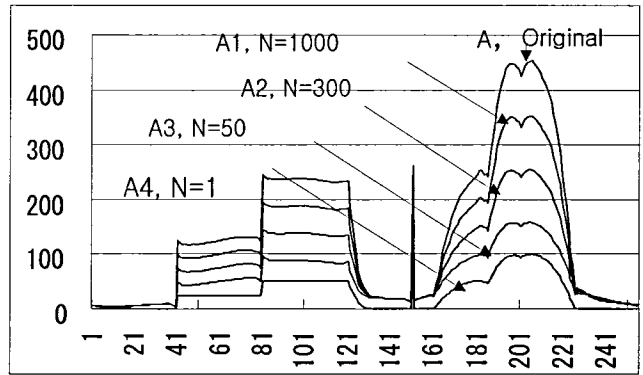


그림 3. 1차원 극대값을 사용한 신호의 복원  
Fig. 3. Reconstruction of signal using one dimensional maxima.

### IV. Fractal 차원

자연계의 많은 현상 및 심지어 심리적인 면까지 통계적으로 볼 때 자기상사 (self similar) 를 가지고 있다. 이것의 상호관계는 자기상관성을 나타내는 fractal 차원으로 표현할 수 있다. fractal 차원은 어떤 점  $x_0$ 의 근방의 함수가 식 (13)으로 정의되고,

$$f_{x_0} = f(x_0+x) - f(x_0) \quad (13)$$

$f(x)$ 가 fractal 특성을 가지고 있는 경우는  $x \rightarrow \lambda x$ 라는 변환에 의해서도 그 분포가 불변하므로 식 (14)의 함수식이 성립된다.

$$f_{x_0}(\lambda x) \propto f_{x_0}(x) \quad (14)$$

따라서  $f(x)$ 가  $x = x_0$ 에서 지수  $\alpha$ 의 특이성을 갖는 경우는 다음과 같으며

$$f_{x_0}(\lambda x) \approx \lambda^\alpha f_{x_0}(x) \quad (15)$$

이 함수를 웨이브렛 변환하면  $x_0$ 부근에서 다음 식이 성립된다.

$$Wf(\lambda s, x_0 + \lambda x) = \lambda^{\alpha+1/2} W(s, x_0 + x) \quad (16)$$

이때  $\alpha$  값이 fractal 차원이 된다. 이 지수는 앞에서 설명한 Lipschitz 지수와 같은 순서로 구해지므로 신호에 의한 국소적 스펙트럼 분포의 특이성을 나타내는 것이 된다. 또한 입력 영상 데이터에 통계적 자기상관을 가지고 있는 것의 하나로 많이 알려져 있는 브라운 입자의 궤적이 자기상관성을 가지고 있고 더욱이 프랙털 차원이 있음이 알려져 있다[11]. 이것은 자기상관성 파라미터  $H$ 를 구한 뒤, fractal 차원을  $D=3-H$ 로서 구하는 방법이다. 2차원 데이터가 이산 웨이브렛 변환되어 있는 경우 먼저 가우스 과정이기도 한 브라운 운동을  $B(x)$ 로 가정하면, 이것의 이산 웨이브렛 변환의 차분신호를 다음과 같이 정의된다.

$$d_j[\xi] = 2^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} B(x) \psi(2^j x - \xi) dx \quad (17)$$

그리고 아래의 관계식이 성립된다.

$$\log_2(\text{var}(d_j[\xi])) = (2H+1)j + \text{const} \quad (18)$$

따라서 고주파 성분을 나타내는 차분신호의 분산치를 각각의 레벨 별로 구한 뒤, 이 기울기로부터  $H$ 가 구하여 지는 것을 알 수 있다. 이것은 스펙트럼 분포의 특이성을 나타내고 있는 것이다. 더욱이 이 분산치는 식 (19)와 같이 차분신호의 극대값들만으로 구할 수 있음을 알 수 있다. 여기서 max는 웨이브렛 공간에서의 고주파성분의 국부적 극대값이다.

$$\log_2(\text{var}(d_j[\xi]_{\max})) = (2H+1)j + \text{const} \quad (19)$$

극대값을 가지고 fractal 차원을 구하는 것이 가능함을 조사하기 위하여 일반적으로 많이 알려지고 여러 분야에서 많이 사용하고 있는 달 표면 영상의 fractal 차원(2.7차원)을 이용하였다. 달 표면의 영상을 본 논문에서 제안한 극대값만 가지고 계산한 결과 기존의 데이터 전부를 사용한 방법과 같은 fractal 차원의 결과를 얻을 수 있었다.[11]

### V. 가시화 영상의 해석

충류와 난류의 가시화 영상을 해석하기 위해 충류와 난류를 확인할 수 있는 실험 장치에 오일을 투입하여 가시화한 후, 한계유선 패턴에 관한 실험을 실행하였다. 실험으로 얻은 데이터로 fractal 차원을 구한 결과 양쪽 모두 3.0에 가까운 값을 얻을 수 있었다. 이것은 충류와 난류의 통계적 성질은 비슷한 것을 의미하고 있음을 나타내고 있다.

또 하나의 가시화 영상 해석으로 경사면의 붕괴과정에 관한 메커니즘을 해석하기 위한 실험을 실시하였다. 이 실험에도 앞 절과 같이 붕괴한 곳의 표면에 대해서 극대값을 이용한 fractal 해석을 시도하였다.

실험 장치는 두께 5mm, 밀면적, 200mm×250mm 높이 300mm의 아크릴판을 이용하여 구성하였다(가고센 마고센 제공)[12].

먼저, 그림 4에는 건조한 상태의 입자를 이용한 실험 결

과를 나타내었다. 여기서 흰 선은 입자의 이동 상태를 가시화하기 위하여 표시한 것이다. 그림에서 수평축으로 표시한 일부분이 비스듬히 굽은 것을 알 수 있다.

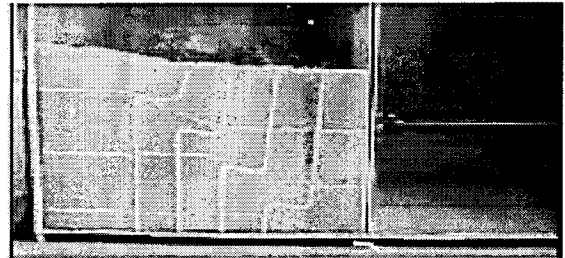


그림 4. 건조 상태의 붕괴장치  
Fig. 4. Collapse of dry condition.

또한 중축으로 표시한 선의 일부분도 수평으로 되어 있음을 보이고 있다. 이 실험으로 건조한 상태에서 붕괴는 끝부분에서 전체가 하나의 덩어리가 되어 이동한 것을 알 수 있다. 이것은 coulomb theory 과 rankine theory 이론과도 정성적으로 일치하고 있다.

현재 여로 모로 가장 피해를 많이 주고 있는 붕괴로 습기를 포함한 상태에서의 붕괴과정을 관찰하기 위한 실험도 실시하였다. 실험에서 사용한 유리구슬의 크기는 지름이 1mm, 질량 0.001429g을 사용하였다. 그리고 높이 200mm 높이의 작은 유리구슬에 더미에 1500ml의 물을 혼합하였다. 더욱이 300ml의 수분을 분무기를 사용하여 위쪽에서 분사시켜 수분을 첨가하였다. 이것은 실제 붕괴과정에 가장 적합한 모델로 그림 6에 나타내었다. 이것은 앞서 보인 것처럼 수분을 포함하지 않는 건조 상태는 붕괴 후의 표면이 거의 직선으로 되어있지만, 수분을 포함한 상태의 표면은 계단형태로 되는 것을 알 수 있다.

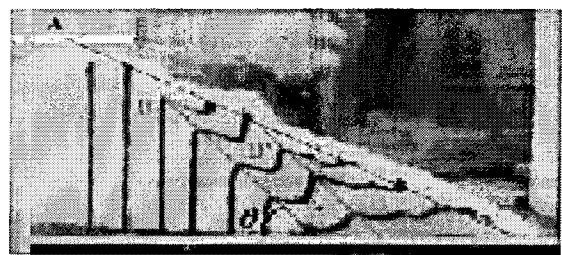


그림 5. 습한 상태의 붕괴장치  
Fig. 5. Collapse of moisture condition.

이는 건조 상태는 입자간 흡착력이 적기 때문에 직선 상태로 붕괴되지만, 수분을 포함하고 있는 상태는 입자 간에 표면장력이 생겨 흡착력이 강하게 작용한 결과로 실험과 같이 됨을 알 수 있다. 또한 그림 5에서 B와 B'에 보이는 것처럼 표면층에 가까운 계단층의 위치와 붕괴경사면 내부의 잘린 면의 위치가 대응하고 있는 것을 알 수 있다. 이것으로 두 개의 면이 상관관계가 있는 것을 나타내고 있다.

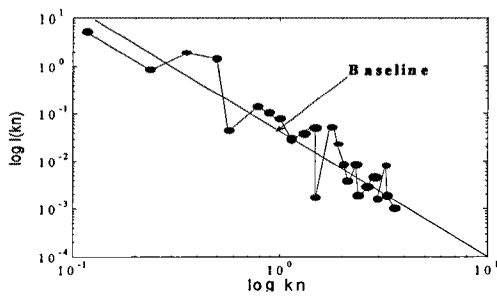


그림 6. 파워 스펙트럼  
Fig. 6. Power spectrum.

그림 5에서 직선 A의 기준선에 표면 좌표 값을 측정하여 plot한 결과에 대하여 주파수 분포의 강도를 조사하기 위해 푸리에 변환을 사용하였다. 또한 여기서 푸리에 변환으로 구한 파워스펙트럼  $I(k_n)$ 은 그림 6에 나타내었다. 여기서  $k_n$ 은 푸리에 급수로  $I(k_n)$ 과  $k_n$ 에 대수를 취해 그래프로 나타내었다. 그림 6에서 보이는 바와 같이 표면좌표 값은 조금 흩어져 있지만 거의 직선상에 있는 것을 알 수 있다. 이 결과, 그림 6의 붕괴 현상은 자기상관성을 가지고 있고, 이것이 fractal성을 가지고 있음을 예측할 수 있다 [12].

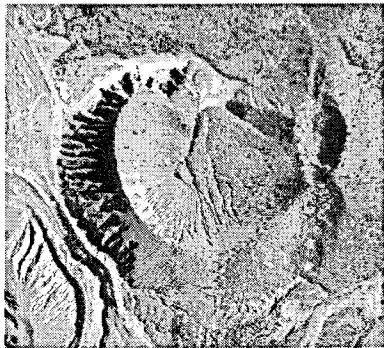


그림 7. 타카나베 산  
Fig. 7. Takanabeyama.



그림 8. 타카나베 산의 극대값 .  
Fig. 8. Maxima value of Takanabeyama.

그림 7은 실험을 위하여 일본 가고시마에 있는 타카나베 산으로 침식의 진행을 조사하기 위해 공중에서 촬영한 영

상이다(가고시마고센 제공). 이 산의 성분은 주로 마이크로 단위의 미세한 작은 화산재로 이루어져 바람과 비와 같은 수분의 영향으로도 빠른 침식을 보이고 있는 특징이 있다. 그림 7의 계곡과 급경사 부분이 fractal 적인 진행 중인 것을 알 수 있다. 본 논문에서 극대치 값의 fractal 차원을 구하는데 유용함을 보이기 위하여 구한 극대값이 그림 8이다.

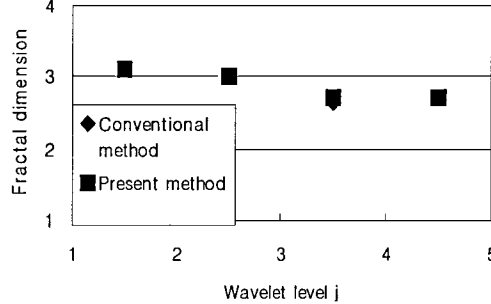


그림 9. 타카나베 산의 프랙탈차원  
Fig. 9. Fractal dimension of Takanabeyama surface.

또한 극대값을 가지고 fractal 차원을 구한 것을 그림 9에 나타내었다. 여기서 구한 fractal 차원은 2.64의 차원을 나타내었다.

차후 연구과제로 더 많은 경우의 fractal 성이 있는 데이터를 획득하여 해석할 것이다. 또한 좀 더 세분화한 국부적인 fractal 성을 조사하여 fractal 차원 값으로 붕괴의 위험을 사전에 정량화 하는 방법을 연구할 것이다. 더욱이 sediment의 물리적인 형태도 체계적으로 실험을 반복 하여 지반 붕괴에 관한 메커니즘을 사용하여 산사 태나 지반 등의 붕괴사고로부터 인명과 재산을 보호 하는 것을 연구의 목표로 하고 있다.

## VI. 결론

본 논문은 웨이브렛을 이용하여 새로운 해석을 시도하기 위해 웨이브렛 공간에서 각각의 주파수별로 극대값을 추출한 후, 여기서 구한 각각의 주파수대역의 극대값을 이용한 해석을 시도 하였다. 실험에서 각각의 주파수대역에서 구한 극대값의 기술기는 원신호의 날카로움의 정도를 나타낼 수 있음을 보였다. 이러한 성질을 사용하면 국부적인 신호의 특징을 정량화할 수 있음도 보였다. fractal차원을 구하는데 있어서도 모든 데이터를 사용하던 기존의 방법과 웨이브렛 공간에서 극대값만을 사용하여 fractal 차원을 비교한 결과 같은 값을 얻었다.

이것은 fractal 차원에서 자기상관성은 원 데이터의 극대값만으로도 충분히 나타 낼 수 있는 것을 나타내고 있음을 알 수 있다. 본 논문에서 자기상관성이 있는 데이터에 적용하기 위하여 자기상관성이 있다고 알려진 한계유선의 가시화 영상 해석에 사용하였다. 특히 상관성이 많은 난류와 층류의 fractal 차원을 계산한 결과 fractal 차원이 3.0근처로 거의 같은 값의 수치를 얻었다. 이는 난류와 층류의 기본

구조는 달라도 통계적 특성의 복잡 도는 같음을 알 수 있었다. 마지막으로 본 논문에서 지반이나 산사태와 같은 붕괴의 메커니즘을 분석하기 위한 실험을 하였다. 특히 습기를 포함한 상태에서 붕괴는 다수의 shear가 발생하고 표면 형태에서 자기 상관성을 가지는 fractal 성이 있음을 알 수 있었다. 실제로 습한 경우의 실험 장치에서 얻은 표면에서 fractal성이 있음을 보였고 이것의 fractal 차원도 계산하였다.

향후 연구계획은 지반이나 산사태와 같은 붕괴에 관한 물리적 메커니즘을 좀 더 정확하게 실험함과 동시에 fractal차원을 가지고 지반의 붕괴에 관한 사전예측을 함으로써 붕괴로 인한 사고를 최소한으로 하는 것을 목적으로 연구할 것이다.

### 참 고 문 헌

[1] Mallat, S. G., "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," " *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 11, 1989, pp. 674-693.

[2] 上山 剛, 李鹿 輝., "Application of wavelet compress to PIV," " *可視化情報* vol. 25 suppl. no. 1 2008, pp. 79-80.

[3] Maki Takada., "Ovserving development of autonomic-nerve from using wavelet analysis of fetal heart rate variability," " *IEICE Tech, Rep.*, vol. 108, no. 405, MBE2008-79,, Jan. 2009, pp. 15-18.

[4] 小林 邦和, 大林 正直, 吳本 堯., "局所線形モデルを導入したウェーブレットニューラルネットワークのベイズ的設計法," " *電氣學會論文誌 C (電子 · 情報 · システム部門誌)* ,129, , Number 7, 2009, pp 1356-1362.

[5] 山形知行, 佐古淳., "FBANKとGabor Wavelet を用いたシステムへの問い合わせと雑談の判別," " *日本音響學會講演論文集*, Mar, 2008, pp 49-50.

[6] Okuno Taketossi., "Wavelet Analysis of Visualized Image," " *Journal of The Visualization Society of Japan*, Vol. 17, Suppl., No. 1, 1997, pp 64-66.

[7] Okazaki Hidetoshi., "Edge Enhancement by the Wavelet Maxima and Its Application to Image Enlargement," " *電子情報通信學會論文誌. A, 基礎 · 境界* J86-A(4) 2003, pp.410-426

[8] J.F. Muzy, E Barcy and A. Areneodo., "Wavelet and Multifractal formalism for singular signals: Application to turbulence data", *Physical Review Letters*, Vol. 67, No. 25, 1991, pp. 3515-3518.

[9] Yulla, D.C. and Webb, H., "Image restoration by the method of convex projection", Part 1 theory, *IEEE Trans. on Medical Imaging* , Vol. MI-1, No.2,, 1991, pp81-94.

[10] 澁谷陽ニ., "ウェーブレットによる表面マイクロ構造のマルチフラクタル解析", *日本機械學會論文書 (A) Vo. 61A, No. 591, 1995, pp. 2501-2507.*

[10] 박영식, 김옥규, "가시화 영상의 웨이브렛 해석 ", *新學期報* 8권3호, 2007. 07, pp.143-148.

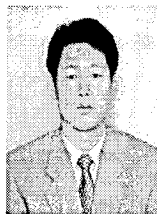
[11] 表面映像(東京大學 生産技術 研究所의 公開映像 SIDBA), fractal 次元은 2.7.

[12] [http://www.jpo.go.jp/shiryous/s\\_sonota/hyoujun\\_gijutsu/spm/3\\_c\\_2\\_b2.htm#top#top](http://www.jpo.go.jp/shiryous/s_sonota/hyoujun_gijutsu/spm/3_c_2_b2.htm#top#top)



**박 영 식 (Young-sik Park)**

1953년 9월 17일생.  
1979년 동아대학교 졸업  
1990년 동아대학교 박사  
1992년 동의대학교 컴퓨터과학과 교수  
관심 분야: 영상처리 및 시스템 제어, 신경회로망



**김 옥 규(Og-Gyu Kim)**

1992년 2월 금오공과대학(공학석사)  
2000년12월 오사카 부립대 해양시스템공학(공학박사)  
2001년8월-2005년 8월 밀양대학교 겸임교수  
2006년6월-현재 오사카시립대 객원 연구원  
관심분야: 디지털신호처리, 웨이브렛 변환