

# Wavelet Transform을 이용한 수문시계열 분석

## Analysis of Hydrologic Time Series Using Wavelet Transform

권 현 한\* / 문 영 일\*\*

Kwon, Hyun-Han / Moon, Young-Il

### Abstract

This paper introduces the wavelet transform that was improved by the fourier transform to assess periodicities and trends, we assessed propriety with examples of two monthly precipitation data, annual precipitation, SOI index and SST index. The wavelet transform can effectively assess the power spectrum corresponding to frequency as maintaining chronological characteristics. The results of the analysis using the wavelet transform showed that the monthly precipitation have the strongest power spectrum near that of 1 year, and the annual precipitation represent the dominated spectrum in the band of 2-8 years. Also, the SOI index and SST index indicate the strongest power spectrum in the band of 2-8 years.

**keywords** : fourier transform, wavelet transform, spectrum, time series

### 요 지

본 논문은 수문시계열에서 나타나는 주기성 및 경향성 등을 평가하기 위한 방법으로 Fourier Transform을 개선한 Wavelet Transform 방법을 제시하고 이에 대한 타당성 및 적용성을 월강수량 및 연강수량 자료와 대표적인 기상인자인 남방진동지수(SOI)와 해수면온도(SST)를 대상으로 평가해 보았다. Fourier Transform은 시간적인 특성을 파악하지 못하는 반면에 Wavelet Transform은 수문시계열이 갖는 시간적인 특성을 유지하면서 빈도에 대한 스펙트럼을 보다 효율적으로 평가할 수 있었다. Wavelet Transform을 이용하여 분석한 결과 국내 월강수량은 1년을 중심으로 강한 스펙트럼을 나타내고 있으며 연강수량은 2-8년 주기에서 통계적으로 유의한 주기를 확인할 수 있었다. SOI와 SST에서는 2-8년 주기가 지배적임을 확인할 수 있었다.

**핵심용어** : fourier transform, wavelet transform, 스펙트럼, 시계열

### 1. 서 론

수문학과 수문기상학에서 시계열분석은 수문시스템의 장기계획에 있어서 매우 중요한 요소이며 특히 수문시계열의 주기 및 빈도를 추정하는 것은 시계열의 예측 및 모의 등에 있어서 필수적인 해석단계라 할 수

있다. 그러나 국내에서는 수문시계열의 주기 및 상관성을 평가하기 위한 방법론 및 이에 대한 연구가 미진한 실정이며 따라서 본 논문에서는 시간과 주파수영역에서 모두 해석이 가능한 Wavelet Transform을 소개하고 수문시계열에 대해서 적용성을 평가하고자 한다.

\* Postdoctoral Research Associate, Columbia University in the City of New York. New York, NY 10027, U.S.A.  
(e-mail: hk2273@columbia.edu)

\*\* Corresponding Author · 서울시립대학교 토목공학과 부교수(Visiting Professor, Columbia University)  
(e-mail: ymoon@uos.ac.kr)

Wavelet Transform은 1900년대 초, Haar에 의해서 처음 제안된 것으로 지금까지 신호 처리 분야에서 가장 널리 사용된 Fourier Transform과 같은 직교 변환 방법으로 자료나 함수 등을 여러 다른 주파수 성분으로 나누어 각 스케일에 맞는 해상도를 가지고 나누어진 각 성분들을 해석하는데 사용한다. Wavelet Transform은 유한한 시간과 공간영역에서 다중규모, 비정상상태 과정을 평가하고 확인하기 위한 방법론을 제공해 주고 있다. Wavelet을 이용한 연구는 최근 여러 분야에서 다양하게 적용되어 왔다(Torrence와 Compo, 1998). 카오스 이론 및 비선형상관성 분석에 이르기까지 그 응용분야가 광범위하다. 특히, 수문기상학 및 수문시계열 분석에서는 시스템에서 나타나는 비정상상태의 신호에서 정상상태의 신호를 감지해 내기 위해서 Wavelet Transform을 활용이 가능하다.

최근에 특히 지구물리학(geophysics)과 열대 대류현상(tropical convection) 등 여러 분야에서 Wavelet Transform은 활용도가 높은 방법론으로 인식되고 있다(Weng과 Lau, 1994). 주요 적용 대상을 살펴보면 El Niño-Southern Oscillation (ENSO)에 대한 분석(Gu와 Philander 1995; Wang과 Wang 1996), 대기의 한랭전선에 대한 연구(Gamage과 Blumen 1993), 온도(Baliunas 등, 1997), 파의 전이(Meyers 등, 1993), 파의 성장 및 쇠퇴(Liu, 1994)등에 적용된바 있다. 이외에도 난류에서의 동일한 구조 분석(Farge, 1992)의 적용된바 있으며 Foufoula-Georgiou와 Kumar (1995)는 지구물리학적 적용에 대한 상세한 연구가 진행된바 있다.

국내에서는 수문시계열에 대한 Wavelet Transform 분석에 대한 적용사례 및 연구가 미진한 실정이며 조용준과 김종문(1998)은 상수도 수요예측을 위한 성분분석을 위해서 Wavelet Transform을 이용하였으며 Kim (2004)은 미국 California의 강수량의 변동성을 Wavelet Transform을 이용하여 분석하였다. 박대형 등(2000)은 MSSA(multichannel singular spectrum analysis) 등을 이용하여 강우량과 기상인자와 저빈도 상관관계를 검토하였다.

본 논문에서의 목적은 Wavelet Transform의 이론을 소개하고 Wavelet Transform을 적용함에 있어서 통계학적인 유의성을 확보하기 위한 신뢰구간 추정 방법(Torrence와 Compo, 1998)을 제시하기 위함이며 최종적으로 Wavelet Transform을 수문시계열인 강수량과 남방진동지수(southern oscillation index, SOI), 해수면 온도(sea surface temperature, SST)에 적용하여 방법론의 적합성과 적용성을 검증하고자 한다.

## 2. Wavelet Transform 방법

음성이나 영상 신호 처리 및 시간이 아닌 주파수를 검토하기 위한 방법으로 가장 많이 사용되는 방법으로 Fourier Transform이 있다. Fourier Transform은 신호를 주파수 성분으로 분해한 뒤 각 주파수 성분의 상대적 크기를 가지고 신호의 특징을 나타내는 방법으로 시계열의 주파수 성분을 파악하는데 유용하다. 임의의 주기함수는 그 평균값과 주기함수와 동일 주파수를 갖는 기본파인 정현파 및 정수배의 주파수를 갖는 고조파인 정현파로 분해할 수 있다. 이와 같이 분해하는 것을 Fourier 해석이라 한다.

그러나 실제의 문제는 주기함수를 포함하지 않는 경우도 많으므로 비주기함수를 포함하여 Fourier 해석하는 방법을 고찰할 필요가 있다. 비주기함수는 연속적인 무수히 많은 주파수의 정현파성분의 합, 즉 적분으로 나타낼 수 있는데 이것을 Fourier 적분(Fourier integral) 또는 Fourier Transform이라고 한다. Fourier Transform에 의하여 시간영역의 함수는 주파수 영역의 함수로 변환된다. 이것은 주파수영역에서 처리가 가능하게 되므로 이것을 주파수영역해석이라 한다.

Fourier Transform은 주기함수나 비주기함수를 막론하고 함수영역을 시간영역으로부터 주파수영역으로 변환하여 주파수영역에서 처리하는 것을 목적으로 한다. 임의의 연속시계열  $f(t)$ 의 Fourier Transform을  $F(j\omega)$ 로 표시하며 다음 식 (1)과 같이 정의한다. 여기서,  $\omega$ 는 각주파수를  $t$ 는 시간을 의미한다.

$$F(j\omega) = F.T[f(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

$F(j\omega)$ 가 주어졌을 때  $f(t)$ 를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$f(t) = F.T^{-1}[F(j\omega)] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(j\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad (2)$$

식 (2)를 Fourier 역변환이라 한다. Fourier Transform에서 스펙트럼이라는 용어는 신호의 정현파성분을 의미한다. 신호가 시간에 따라 통계적 성격이 변하지 않는 정상 신호(stationary signal)인 경우 Fourier Transform을 시행하면 쉽게 주파수 성분을 알 수 있으나 시간에 따라 통계적 성격이 변화하는 비정상 신호는 시변환 스펙트럼 특성을 갖기 때문에 Fourier Transform으로는 적절하게 나타낼 수가 없다는 단점이 있다.

이러한 단점을 극복하기 위한 방법에는 작은 시간의 신호만을 해석하는 방법으로 Fourier 해석에 시간축 상의 창(window) 개념을 접목시킨 식 (3)과 같은 단기간 Fourier Transform (short time fourier transform, SFT)이 있다.

$$F(w, x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) w(t-x) e^{-j\omega t} dt \quad (3)$$

그러나 이러한 방법도 시간 영역의 해상도와 주파수 영역의 해상도를 동시에 일정 값 이상 개선 할 수 없는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 보완하는, 즉 시간 영역의 해상도와 주파수 영역의 해상도를 시간과 주파수에서 변경할 수 있는 변환이 Wavelet Transform이다.

Wavelet Transform은 스케일과 시간이라는 두 변수로 표현되고 Fourier Transform과 같이 기저 함수들의 집합으로 표현되며 자료와 함수들을 서로 다른 스케일 성분들로 분해하고 각 스케일에 해당하는 해상도와 연관된 각각의 성분들을 조사할 수 있고 공간에 대한 지역적 특성을 가지고 있어 전체 또는 지역적인 특징도 분석 가능한 특성을 지닌다. 이러한 특징으로 2차원 영역의 복잡성을 효과적으로 분석할 수 있으며 시계열 분석 있어 많은 장점을 제공한다.

SFT의 경우 식 (4)와 같이  $e^{-j\omega t}$  함수에 창(window) 함수  $w(t)$ 를 곱한 신호를 기저 함수로 사용한다. 이는 그림 1(a)와 같이 일정한 구간 안에서 진동수를 바꾸어 가며 변환을 수행한다.

$$W_{w,b}(t) = e^{-j\omega t} w(t-b) \quad (4)$$

반면 Wavelet Transform은 기저 함수가 정해진 것이 아니며 기저 함수가 될 수 있는 조건이 정해져 있다.

식 (5)는 기저 함수의 스케일과 천이를 나타내며 여기서  $a$ 는 스케일을 결정하는 값이고,  $b$ 는 함수를 얼마나 이동시킬 것인가를 결정하는 값이다.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in R \quad (5)$$

그림 1(b)와 같이 기저 함수가 될 수 있는 함수  $\Psi(t)$ 의 스케일과 천이를 통해서 Wavelet Transform을 수행한다.

Wavelet Transform의 기저 함수로 사용되는  $\Psi(t)$ 를 모(mother) Wavelet 함수라고 하며 다음의 식 (6)과 식 (7)의 두 가지 조건을 만족 시키면 모 Wavelet 함수가 될 수 있다. 이러한 조건을 만족하는 함수는 조그만 파형의 모양을 가지기 때문에 Wavelet이라고 하며 그림 2는 Morlet 모함수를 나타낸다(Morlet, 1982).

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (6)$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\Psi(t)|^2 dt < \infty \quad (7)$$

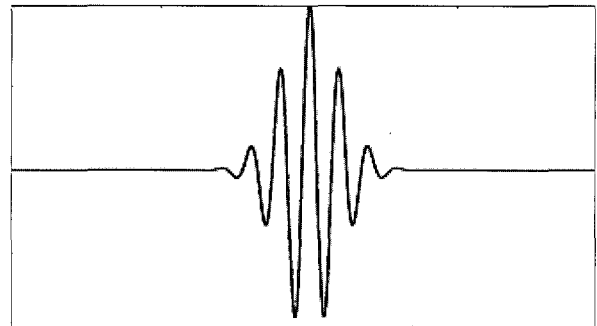


그림 2. 대표적인 기저함수인 Morlet 함수

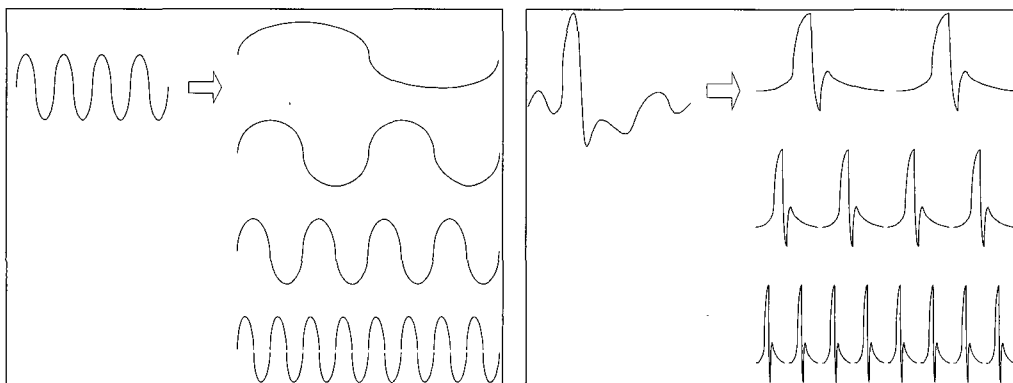


그림 1. Transform 해석

Wavelet Transform은 식 (5)에서 모 Wavelet을  $b$ 만큼 이동하고  $a$ 에 의해 크기를 변화시켜가는 기저 함수를 사용한다. 이는 고주파로 갈수록 Wavelet은 함수의 폭이 좁아지고, 저주파로 갈수록 함수의 폭이 넓어지는 것을 나타낸다. Wavelet Transform은 Wavelet 기본 함수들의 중첩으로 임의의 함수를 표현하는 것인데 이러한 Wavelet 기본 함수들의 중첩은 각각 다른 스케일 레벨을 가지고 임의의 함수를 만들어 내며, 각 레벨은 그 레벨에 맞는 해상도를 가지게 된다. 연속적인 신호의 Wavelet Transform(continuous wavelet transform, CWT)은 식 (8)과 같이 정의되며 그것의 역 변환은 식 (9)와 같이 정의 된다. 여기서  $X(t)$ 는 원자료를 나타내며  $W(a,b)$ 는 에너지 스펙트럼을 의미한다.  $\Psi^*$ 는  $\Psi$ 의 켈레복소수(complex conjugate)를 의미한다.

$$W(a,b) = \int_{-\infty}^{\infty} X(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt \quad (8)$$

$$X(t) = \frac{1}{C} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|a|^2} W(a,b) \Psi_{a,b}(t) da db$$

$$C \equiv \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(w)|^2}{|w|} dw \quad (9)$$

일반적으로 CWT에서 스펙트럼 추정 시에 효율적인 방법은 이산(discrete) Fourier Transform을 이용해서 Fourier Transform 영역에서 스펙트럼을 추정하는 것이다.

$$W_t(s) = \sum_{k=0}^T \hat{X}_k \hat{\Psi}^*(s\omega_k) e^{i\omega_k n \delta_t} \quad (10)$$

여기서  $\hat{X}_k$ 은 원시계열  $X$ 의 Fourier Transform을,  $k$ 는  $(0, \dots, T)$ 의 주파수 지수를 의미하며  $\hat{\Psi}^*(s\omega_k)$ 는 Wavelet Transform의 Fourier Transform을 나타낸다. Wavelet 스펙트럼은 다음 식 (11)의 이산 스케일을 이용하여 계산된다.

$$s_j = s_0 2^{j\delta_j} \quad (11)$$

여기서  $s_0$ 는 추출 가능한 가장 작은 스케일을 나타내며  $\delta_j$ 는 추출간격을 의미하고 모 Wavelet 함수의 특성에 따라 다른 값을 나타낸다. 일반적으로 많이 사용되는 Morlet 모함수의 경우 0.6의 값을 갖는다. 표 1은 일반적인 모 Wavelet 함수와 유도된 인자를 나타낸다.

시계열을 분석할 때 일반적으로 유한한 길이의 자료를 대상으로 하며 또한 Fourier Transform처럼 자료가 일정한 주기를 가지고 있다고 가정하기 때문에 자료의 처음과 끝의 파워스펙트럼에서 오차가 발생하게 된다. 이러한 문제를 해결할 수 있는 하나의 방법은 Wavelet Transform을 실시하기 전에 자료의 끝을 0으로 대체시키거나(padding) Wavelet Transform 분석 후에 이를 제거하는 방법이 있으며 또 다른 방법으로 Meyers 등 (1993)은 Cosine Damping 방법을 제시하기도 하였다. 본 논문에서는 0으로 자료의 끝을 대체시켰다.

이러한 방법은 마지막 점에서의 불연속을 가져오게 되며 스케일이 점점 커짐에 따라 가장자리 부분에서 진폭이 감소하게 된다. Cone of Influence (COI)는 이러한 가장자리 부분의 효과가 유의한(significant) 지역을 의미하며 일반적으로 각 스케일의 Wavelet의 자기상관계수에 대해서  $e$ -folding 시간으로 정의될 수 있다. 여기서  $e$ -folding 시간은 Wavelet 스케일과 상응하는 Wavelet 폭을 결정하는 요소로 작용한다.

Wavelet Transform 방법은 우리가 알고 있는 모 Wavelet 함수를 통하여 스펙트럼을 추정하기 때문에 원시계열로 다시 재구성이 가능하다. 또한 Wavelet Transform을 통하여 주기 및 시간에 따라 보다 효과적으로 스펙트럼을 검토할 수 있는 방법이 있다. 즉 주기 및 시간에 따라 각각의 스펙트럼을 평균하는 것이다. 먼저 주기에 대해서 평균값을 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$\overline{W_t^2}(s) = \frac{1}{T} \sum_{n=0}^{T-1} |W_t(s)|^2 \quad (12)$$

위의 식 (12)를 일반적으로 Global Wavelet Power (GWP)이라 한다. 이와 함께 식 (13)은 시간에 따른 평균스펙트럼을 나타내며 Scaled Average Wavelet Power (SAWP)라고 한다.

$$W_t^2 = \frac{\delta_j \delta_t}{C_\delta} \sum_{j=j_1}^{j_2} \frac{|W_t(s_j)|^2}{s_j} \quad (13)$$

여기서  $C_\delta$ 는 재구성 계수를 나타내며 모 Wavelet 함수에 따라 다른 값을 제시하고 있으며 표 1에 나타내었다.  $\delta_j$ 는 스케일을 평균하기 위한 계수를 의미하며  $j_1$ 과  $j_2$ 는 찾고자 하는 스케일, 즉 주기의 범위를 나타낸다.

신뢰구간 추정은 어떤 시간과 스케일에서의 참값을

표 1. 일반적인 모 Wavelet 함수와 유도된 인자

모 Wavelet 함수	함수 형태	$\tau_s$	$C_\delta$	$\gamma$	$\delta j_0$
Morlet( $\omega_0 = \text{frequency}$ )	$\pi^{-1/4} e^{i\omega_0 t} e^{-t^2/2}$	$\sqrt{2} s$	0.776	2.32	0.6
Paul( $m = \text{order}$ )	$\frac{2^m i^m m!}{\sqrt{\pi} (2m)!} (1 - i\eta)^{-(m+1)}$	$s/\sqrt{2}$	1.132	1.17	1.5
DOG( $m = \text{derivative}$ )	$\frac{-1^{m+1}}{\sqrt{\Gamma(m + \frac{1}{2})}} \frac{d^m}{dt^m} (e^{-t^2/2})$	$\sqrt{2} s$	1.966	1.37	0.97

$\tau_s$ : e-folding 시간,  $C_\delta$ : 재구성 계수,  $\gamma$ : 시간평균 Decorrelation factor,  $\delta j_0$ : 스케일 평균 계수

갖는 Wavelet Power가 추정된 Wavelet Power에 어떤 구간 안에 위치하게 될 확률로서 정의되며 다음 식 (14)로 나타낼 수 있다. 여기서  $p$ 는 유의수준을 나타내며  $\chi^2_2(p/2)$ 는  $p/2$ 에서의  $\chi^2$ 의 값을 나타낸다.

$$\frac{2}{\chi^2_2(p/2)} |W_n(s)|^2 \leq \omega_n^2(s) \tag{14}$$

$$\leq \frac{2}{\chi^2_2(1-p/2)} |W_n(s)|^2$$

Fourier Transform방법과 Wavelet Transform 방법을 간단히 비교하기 위해서 소양강댐 1974년부터 1996년까지의 월유입량 자료를 대상으로 예를 들어 나타내었다. 그림 3은 Fourier Transform을 이용한 소양강댐 유입량의 스펙트럼을 나타내며 국내 수문자료의 특성상 계절 특성을 반영한 1년을 전후로 가장 강한 주기를 나타내는 것을 볼 수 있다. 그러나 시계열자료인 유입량자료의 시간에 따른 어떠한 결과도 제시해 주지 못하고 단지 주파수에 대한 스펙트럼만을 나타내주는 단점이 있다.

그림 4는 Wavelet Transform을 이용하여 추정된 스

펙트럼을 나타낸다. Fourier Transform과 다르게 Wavelet Transform은 관측된 시계열의 시간에 대한 주기와 스펙트럼을 동시에 나타내고 있다. Fourier Transform과 동일하게 수문자료의 특성상 1년을 중심으로 스펙트럼이 집중되어 있는 것을 확인할 수 있다. 이와 함께 1984년부터 1995년에서 3년 주기의 비교적 강한 스펙트럼을 확인할 수 있으며 1985년과 1996년의 1년 미만의 강한 주기성을 나타내고 있다. 따라서 Fourier Transform에 비해 경향성 및 변동성을 보다 용이하게 확인할 수 있으며 시계열의 구조 및 특성을 이해하는데 유리하다.

### 3. Wavelet Transform적용

#### 3.1 대상 자료

본 연구에서는 국내 월강우량 중 비교적 자료연수가 장기간인 목포지점(1905년-2004년)과 부산지점(1906년-2004년)을 대상으로 하였으며 엘니뇨와 라니냐 사상의 대표적 지수인 남방진동지수 SOI (southern oscillation index, 1933년-2004년), Nino+3 SST (sea surface temperature, 1880년-2004년)를 대상으로 분석을 실시하였다. SOI는 ENSO현상을 표현하기 위한 대기성분을

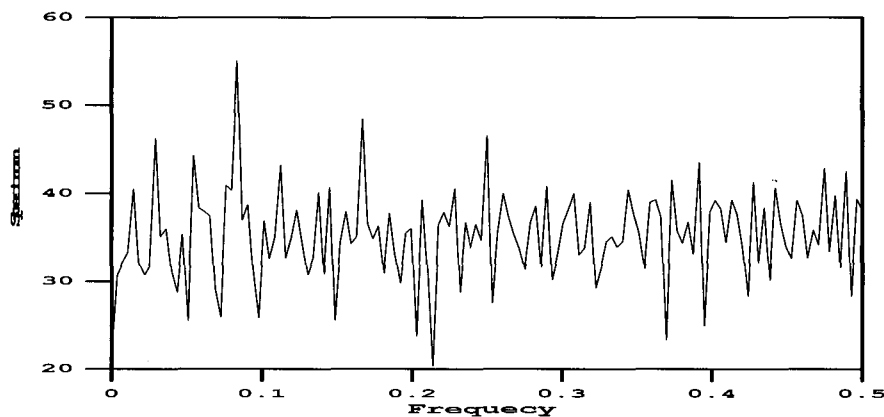


그림 3. Fourier Transform을 이용한 스펙트럼 분석

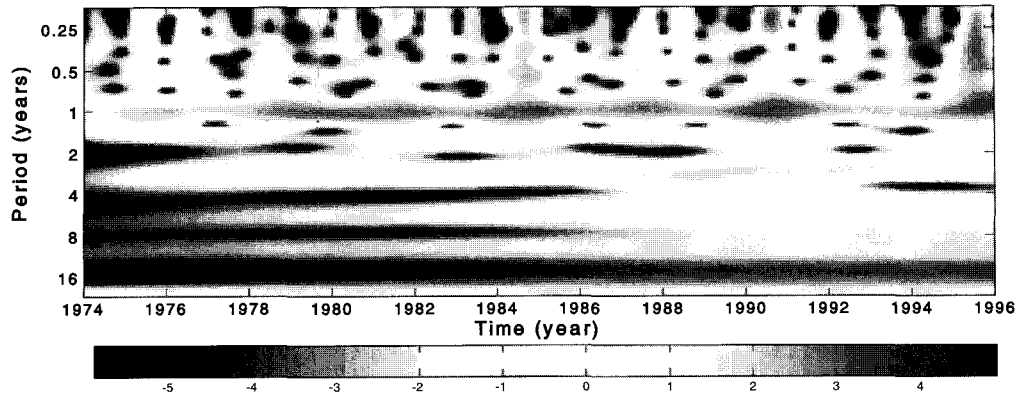


그림 4. Wavelet Transform을 이용한 스펙트럼 분석

표현하여 주는 지수로서, 남태평양 Tahiti (149°W, 17°S)와 호주 북부의 Darwin시(131°E, 12°S) 사이의 표준화된 월 평균 해수면 압력의 차이를 나타내며 ENSO 현상을 파악하기 위하여 사용되는 지수이다. SOI는 다음과 같이 간략하게 정의된다.

$$SOI = SLP(Tahiti) - SLP(Darwin) \quad (15)$$

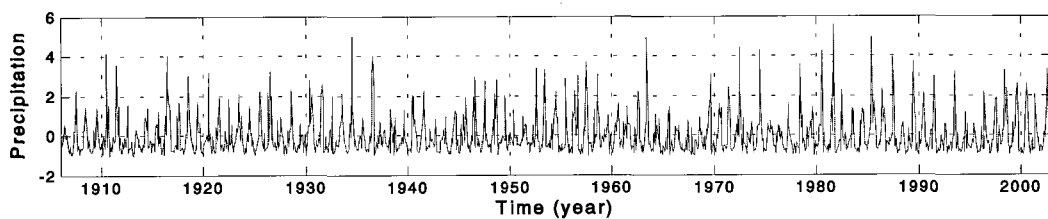
엘니뇨 해양성분에 대한 기준이 되는 SST의 측정 지점들을 살펴보면, Nino1.2(0°~10°S, 90°W~80°W), Nino3(5°N~5°S, 150°W~90°W), Nino4(5°N~5°S, 160°E~150°W), Nino3.4(5°N~5°S, 170°W~120°W) 등이 있으며 본 논문에서는 Nino3지역의 SST 자료를 대상으로 분석을 실시하였다. 본 논문에서 사용한 모 Wavelet 함수는 일반적으로 가장 많이 사용되는 Morlet 함수를

사용하여 분석하였다.

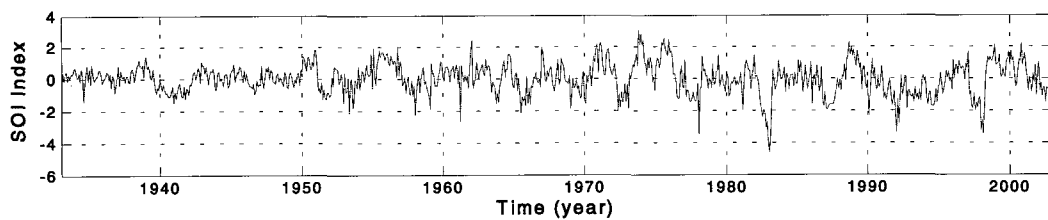
그림 5는 분석 대상 시계열을 나타내며 목포지점의 월강우량의 경우 큰 연주기 성분을 시각적으로 확인할 수 있으며 SOI와 SST는 2-8년 주기의 값을 갖는 ENSO 지수로 알려지고 있으나 시각적으로 뚜렷한 주기성을 판단하기 어렵다.

앞서 설명했듯이 Wavelet Transform 방법은 우리가 알고 있는 모 Wavelet 함수를 통하여 스펙트럼을 추정하기 때문에 원시계열로 다시 재구성 가능하다. 이에 대한 타당성을 평가하기 위해서 SOI 자료를 대상으로 Wavelet Transform으로 분해된 시계열을 다시 재구성하여 이에 통계적인 특성치를 비교하여 평가하였다. 그림 6은 원자료의 SOI와 재구성된 SOI를 도시한 그림이다.

그림 6에서 보듯이 원자료와 재구성된 자료간의 거의

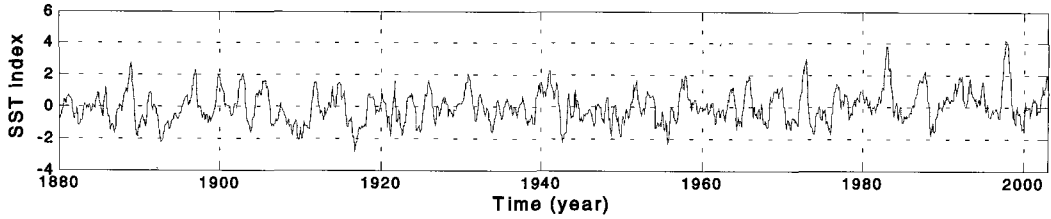


a) 목포지점의 월강우량



b) SOI

그림 5. 목포지점의 월강우량, SOI, SST의 시계열 자료(계속)



c) Nino+3 SST

그림 5. 목포지점의 월강우량, SOI, SST의 시계열 자료

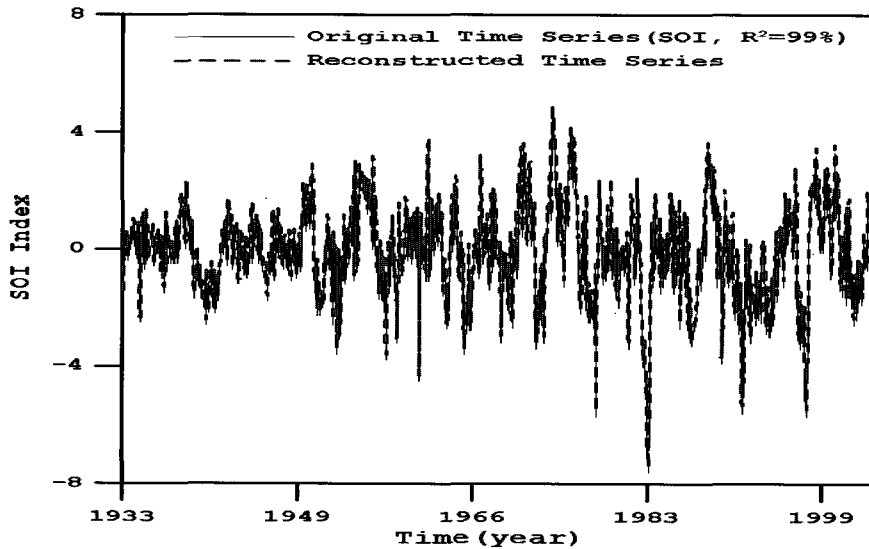


그림 6. SOI 자료와 Wavelet Transform을 이용해 재구성된 SOI

같은 값을 나타내고 있음을 확인할 수 있으며 통계적인 결과로 판단해 보면 원자료의 분산이 2.56이며 재구성된 자료의 분산은 2.45로서 이에 대한 비율이 0.96으로 거의 같은 통계적인 특성을 갖고 있다. 또한 원자료와 재구성된 자료간의 평균제곱오차는 0.035의 값을 나타내었고 결정계수는 0.99의 높은 상관성을 갖는 결과를 나타내었다. 따라서 통계적으로 평가해보면 거의 동일한 시계열로 재구성되었음을 확인할 수 있다.

이런 결과를 바탕으로 원하는 스케일을 갖는 주기성분을 시계열의 시간간격으로 추출할 수 있으며 이를 앞

서 설명했듯이 SAWP라 한다. 그림 7은 SOI 자료의 일반적인 주기인 2-8년의 주기를 갖는 성분을 스펙트럼에서 추출한 결과이며 시간에 따라 위상이 다르게 나타나고 있다.

### 3.2 Wavelet Transform 분석 결과

그림 8-13은 Wavelet Transform 분석 결과를 나타낸다. 각 대상 자료마다 Wavelet 스펙트럼과 GWP를 나타내었다. 각 Wavelet Transform 분석 결과에서 아래 부분에 실선으로 나타난 곳은 앞서 설명했듯이 COI

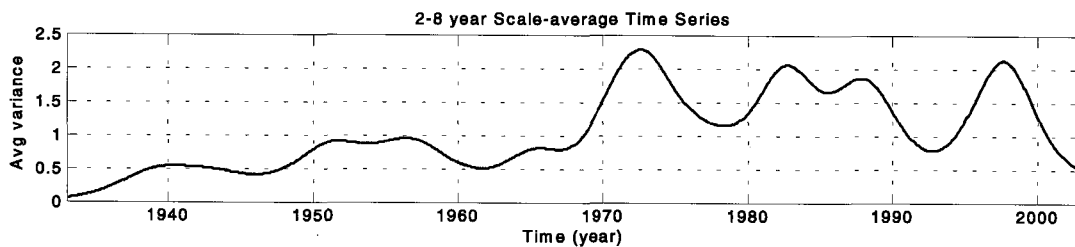


그림 7. SOI 자료의 2-8년의 주기를 갖는 성분 추출

발생하는 지역으로 해석대상에서 제외된다. 스펙트럼 중 검은 실선으로 둘러싸인 부분이 신뢰구간 95%에서의 유의한 스펙트럼을 나타낸다. GWP의 경우도 빨간 실선은 95%신뢰구간을 의미한다. 즉 신뢰구간 위쪽의 나타

나는 스펙트럼이 통계적으로 유의하다고 할 수 있다.

그림 8-11은 각각 목포와 부산지점의 월강수량과 연강수량 대한 스펙트럼을 나타내며 목포 지점의 경우 월강수량의 특성상 1년을 중심으로 통계적으로 유의한 강

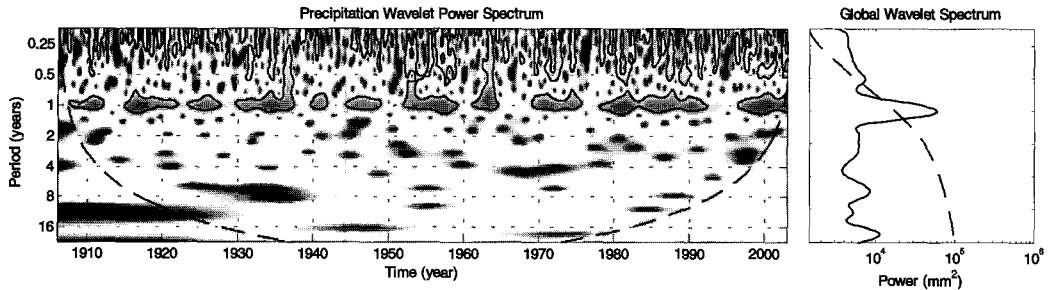


그림 8. 목포지점 월강수량의 Wavelet Transform 분석 결과(반원실선: COI, 실선: 95% 신뢰구간)

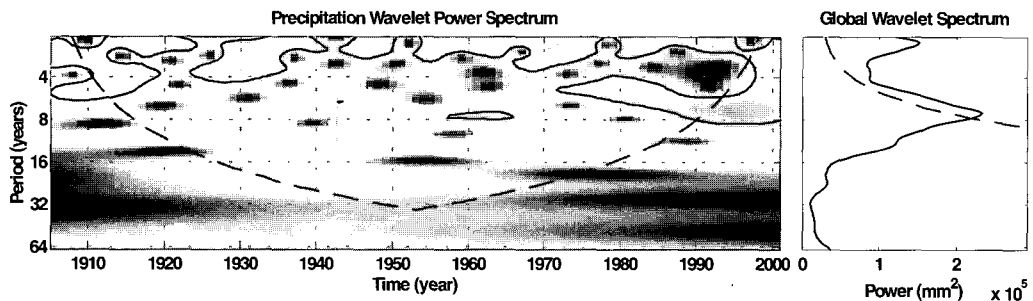


그림 9. 목포지점 연강수량의 Wavelet Transform 분석 결과(반원실선: COI, 실선: 95% 신뢰구간)

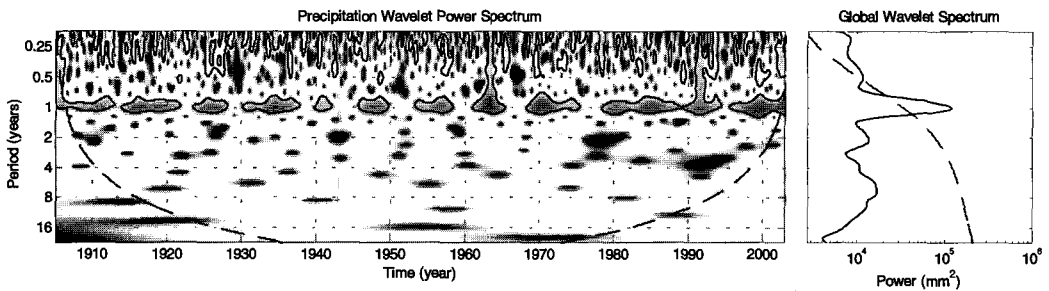


그림 10. 부산지점 월강수량의 Wavelet Transform 분석 결과(반원실선: COI, 실선: 95% 신뢰구간)

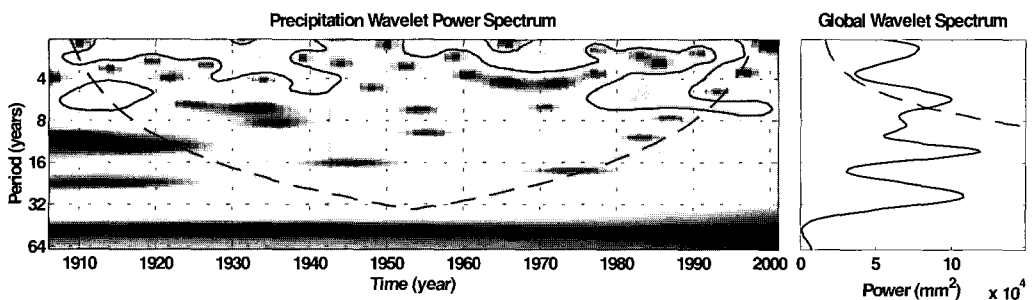


그림 11. 부산지점 연강수량의 Wavelet Transform 분석 결과(반원실선: COI, 실선: 95% 신뢰구간)



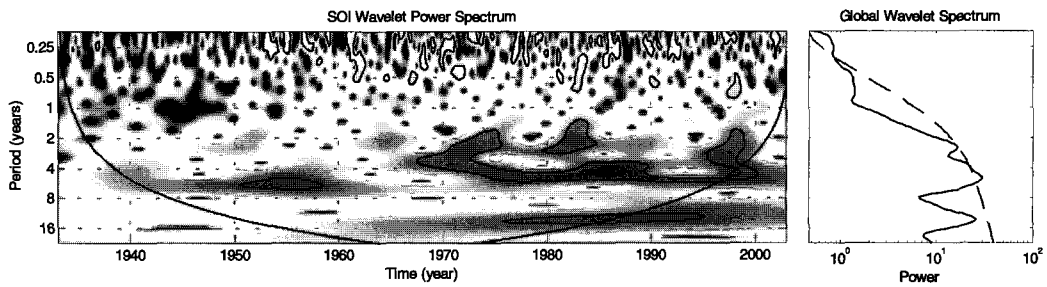


그림 12. SOI의 Wavelet Transform 분석 결과(반원실선: COI, 실선: 95% 신뢰구간)

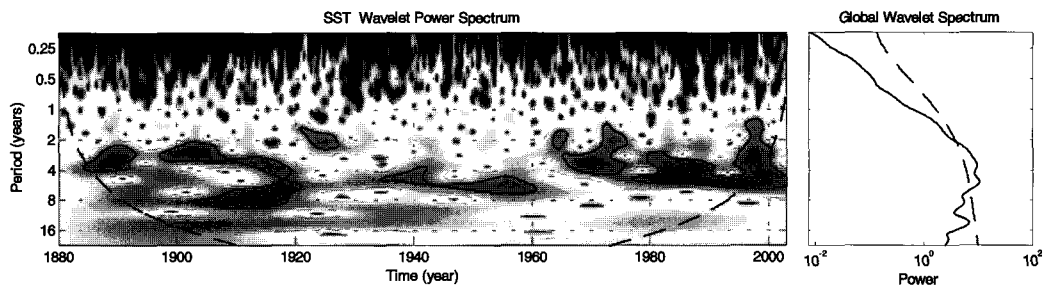


그림 13. SST의 Wavelet Transform 분석 결과(반원실선: COI, 실선: 95% 신뢰구간)

한 스펙트럼이 존재하고 있으며 1년 미만의 고빈도의 주기를 갖는 성분도 일부 관찰할 수 있다. 연강수량의 경우 2-8년 정도의 경년변화에 대한 스펙트럼이 매우 크게 나타나고 있으며 1980년대 이후로 4-8년 주기의 강한성분을 확인할 수 있으며 이는 최근에 상대적으로 강한 El Niño와 La Niña의 특성과 개연성이 있는 것으로 사료된다.

GWP는 스케일별로 평균한 스펙트럼의 개념을 의미하며 통계적으로 유의한 스펙트럼을 쉽게 판단할 수 있는 장점이 있다. 목포지점은 스펙트럼분석과 동일하게 월강수량에서는 에너지가 1년 미만 스케일에서 집중되어 있으며 연강수량은 2-8년 사이에서 통계적인 유의성을 갖는 스펙트럼을 나타내고 있다. 특히, 7년 정도에서 가장 강한 스펙트럼을 보이고 있다. 부산지점의 경우도 월강수량과 연강수량을 대상으로 분석하였으며 스펙트럼 분포에서 시간에 따라 목포지점과 차이를 나타내지만 전체적으로 유사한 결과를 제시해 주고 있다. 연강수량의 경우 2-8년 사이에서 통계적인 유의성을 갖는 성분을 확인할 수 있으며 목포지점에 비해 상대적으로 큰 10년 이상의 주기가 존재함을 스펙트럼에서 확인할 수 있다.

그림 12과 그림 13은 각각 ENSO의 대표지수인 SOI와 Niño3지점 SST의 Wavelet Transform 분석 결과를 나타낸다. 일반적으로 ENSO의 주기는 2-8년의 주기를

갖는 것으로 알려지고 있다. 그림 12에서 SOI는 통계적으로 유의한 스펙트럼이 2년에서 8년 사이의 주기를 갖는 경년변화(interannual)가 집중적으로 발생되고 있으며 특히 최근 30년 사이에 이에 대한 특징이 더욱 분명하게 나타나고 있음을 알 수 있다. 그리고 1975년과 1996년 사이에는 10년 이상의 주기(interdecadal)가 일부 관찰되고 있다. GWP에서도 2-8년 사이에서 통계적으로 유의한 스펙트럼을 확인할 수 있다.

SST도 SOI와 동일하게 2-8년의 주기를 갖는 스펙트럼이 가장 강하게 나타났으며 SOI 보다 더 큰 주기성을 갖는 시계열임을 그림에서 확인할 수 있다.

따라서 전체적으로 3가지의 시계열에 대한 분해 능력을 판단해보면 각 시계열에 대한 사전지식에 합당한 분석결과를 제시해주고 있으며 일반적으로 사용되어온 Fourier Transform 분석에 비해 보다 효율적이고 신뢰성 있는 해석이 가능하다고 할 수 있다.

#### 4. 결 론

본 논문은 수문시계열에서 나타나는 주기성 및 경향성 등을 평가하기 위한 방법으로 Fourier Transform을 개선한 Wavelet Transform 방법을 제시하고 이에 대한 타당성 및 적용성을 월강수량 및 연강수량 자료와 대표적인 기상인자인 SOI와 SST를 대상으로 평가해 보았다. 본 논문을 통해 분석한 결론은 다음과 같다.

- 1) Fourier Transform은 수문시계열에 대한 시간적인 변화양상을 파악하지 못하고 단지 빈도에 대한 스펙트럼만을 제시하고 있어 수문시계열에 시간적인 경년변화 등을 파악하기가 어려운 단점을 나타냈다.
- 2) Fourier Transform과는 다르게 Wavelet Transform은 수문시계열이 갖는 시간적인 특성을 유지하면서 빈도에 대한 스펙트럼을 보다 효율적으로 평가할 수 있었다.
- 3) Wavelet Transform을 이용하여 수문시계열의 분해 특성과 함께 이를 다시 재구성하는 능력을 평가하기 위해서 SOI 자료를 대상으로 검토한 결과 통계적으로 동일한 시계열로 재구성이 가능한 것으로 판단되었다.
- 4) Wavelet Transform을 이용하여 분석한 결과 국내 월강수량은 1년을 중심으로 강한 스펙트럼을 나타냈으며 연강수량은 2-8년 주기에서 통계적인 유의성을 확인할 수 있었다. ENSO 기상인자에서는 2-8년 주기가 지배적임을 확인할 수 있었으며 자료의 특성을 고려해보면 타당한 결과를 나타낸다고 할 수 있다.

따라서 본 논문에서 제시한 Wavelet Transform을 수문시계열분석에서 이용한다면 기존 방법에 비해 구조적인 특성을 효율적으로 판단할 수 있을 것이다.

## 참 고 문 헌

- 박대형, 황성환, 문영일 (2000). "서울 강수량과 남방진 동지수간의 저빈도 관계 분석." **한국수자원학회 학술발표회 논문집**, 한국수자원학회, pp. 341-346.
- 조용준, 김중문 (1998). "Wavelet Transform을 이용한 물수요량의 특성분석 및 다윈 ARMA모형을 통한 물수요량 예측.", **한국수자원학회 논문집**, 한국수자원학회, 제31권, 제3권, pp. 317-326.
- Baliunas, S., Frick, P., Sokoloff, D., and Soon, W. (1997). "Time scales and trends in the central England temperature data (1659-1990): A wavelet analysis.", *Geophys. Res. Lett.*, Vol. 24, pp. 1351-1354.
- Farge, M. (1992). "Wavelet transforms and their applications to turbulence." *Annu. Rev. Fluid Mech.*, Vol. 24, pp. 395-457.
- Foufoula-Georgiou, E., and Kumar, P. (1995). *Wavelets in Geophysics*. Academic Press.
- Gamage, N., and Blumen, W. (1993). "Comparative analysis of low level cold fronts: Wavelet, Fourier, and empirical orthogonal function decompositions." *Mon. Wea. Rev.*, Vol. 121, pp. 2867-2878.
- Gu, D., and Philander, S.G.H. (1995). "Secular changes of annual and interannual variability in the Tropics during the past century." *J. Climate*, Vol. 8, pp. 864-876.
- Kim, S. (2004). Wavelet analysis of precipitation variability in northern California, U.S.A., *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol. 8, pp. 471-477.
- Liu, P.C. (1994). "Wavelet spectrum analysis and ocean wind waves." *Wavelets in Geophysics*, Edited by Foufoula-Georgiou, E., and Kumar, P., Academic Press, pp. 151-166.
- Morlet, J. (1982). "Wave propagation and sampling theory." *Geophys.*, Vol. 47, pp. 222-236.
- Meyers, S.D., Kelly, B.G., and O'Brien, J.J. (1993). "An introduction to wavelet analysis in oceanography and meteorology: With application to the dispersion of Yanai waves." *Mon. Wea. Rev.*, Vol 121, pp. 2858-2866.
- Torrence C, Compo GP. (1998) "A practical guide to wavelets analysis." *Bulletin of the American Meteorological Society*, Vol. 79, No. 1, pp. 61-78.
- Weng, H., and Lau, K.M. (1994). "Wavelets, period doubling, and time-frequency localization with application to organization of convection over the tropical western Pacific." *J. Atmos. Sci.*, Vol 51, pp. 2523-2541.
- Wang, B., and Wang, Y. (1996). "Temporal structure of the Southern Oscillation as revealed by waveform and wavelet analysis." *J. Climate*, Vol. 9, pp. 1586-1598.

(논문번호:05-44/접수:2005.3.8/심사완료:2005.05.18)