

동아시아 여름몬순 지수의 자기조직화지도(SOM)에 의한 강수량의 계절 내 진동 분류

추정은 · 하경자*

부산대학교 지구환경시스템학부 대기과학전공

(접수일 : 2011년 5월 13일, 게재확정일 : 2011년 6월 28일)

Classification of Intraseasonal Oscillation in Precipitation using Self-Organizing Map for the East Asian Summer Monsoon

Jung-Eun Chu and Kyung-Ja Ha*

Division of Earth Environmental System, Pusan National University

(Received : 13 May 2011, Accepted : 28 June 2011)

Abstract The nonlinear characteristics of summer monsoon intraseasonal oscillation (ISO) in precipitation, which is manifested as fluctuations in convection and circulation, is one of the major difficulty on the prediction of East Asian summer monsoon (EASM). The present study aims to identify the spatial distribution and time evolution of nonlinear phases of monsoon ISO. In order to classify the different phases of monsoon ISO, Self-Organizing Map(SOM) known as a nonlinear pattern recognition technique is used. SOM has a great attractiveness detecting self-similarity among data elements by grouping and clustering such self-similar components. The four important patterns are demonstrated as Meiyu-Baiu, Changma, post-Changma, and dry-spell modes. It is found that SOM well captured the formation of East Asian monsoon trough during early summer and its northward migration together with enhanced convection over subtropical western Pacific and regionally intensive precipitation including Meiyu, Changma and Baiu. The classification of fundamental large scale spatial pattern and evolutionary history of nonlinear phases of monsoon ISO provides the source of predictability for extended-range forecast of summer precipitation.

Key words: East Asian Summer Monsoon, Monsoon Intraseasonal oscillation, Self-Organizing Map (SOM)

1. 서 론

동아시아 몬순은 중위도뿐만이 아니라 적도, 아열대와 강한 상호작용을 하고 있으며 계절 내 규모에서 시간적, 공간적 변동이 큰 매우 복잡한 시스템이다. 가장 잘 알려진 특징 중의 하나는 동서쪽으로 길게 늘어져 있는 강수밴드로서, 6월과 7월에 현저하게 나

타나며, 중국, 한국, 일본을 포함한 인근 지역에 많은 영향을 미친다. 이러한 집중적인 강수대는 중국에서는 메이유(Meiyu), 한국은 장마(Changma), 일본에서는 바이유(Baiu)로 불린다.

몬순의 강수밴드는 계절 내에서 서로 다른 위상들을 가지면서 진동하는데, 지역적인 강수대의 변화는 대규모 몬순의 순환장과 관계 되어 있다(Kang et al., 1999). 특히 동아시아 지역은 북서태평양 고기압의 발달, 하층 수증기의 수송, 상층 제트기류 출구의 위치 등의 영향을 받으며, 이러한 동아시아 몬순의 강도를 정량화시키기 위해 순환장을 이용한 많은 지수들이 개발되

*Corresponding Author: Kyung-Ja Ha
Corresponding Author: Kyung-Ja Ha, Division of Earth Environmental System, Pusan National University, 30 Jangjeondong, Geumjeong-gu, Busan 609-735, Korea.
Phone : +82-51-510-3809, Fax : +82-51-515-1689
E-mail : kjha@pusna.ac.kr

어왔다(하경자 등, 2005; Ha et al., 2005; Ha and Lee, 2007; Lau et al., 2000; Li and Zeng, 2002; Wang, 1998; Wang et al., 2001). 하지만 하나의 지수만으로는 동아시아 몬순의 복잡한 시스템을 이해하기 힘들며, 강수량과 순환장 사이의 비선형적인 관계로 인해 순환 시스템과 관계된 강수량 분포와 서로 다른 위상을 구분해 내는 데에는 어려움이 따른다. Kang et al.(1999)은 경험적 직교함수(empirical orthogonal function, EOF)을 이용하여 인도와 아열대서태평양 모드, 메이유-바이유 모드, 장마모드를 구분하였지만, EOF 가 가지는 직교성으로 인해 동아시아 강수의 계절 내 진동의 준주기적 현상을 구분하기에는 충분하지 않다.

동아시아 몬순 계절 내 진동(intraseasonal oscillation, ISO)의 대류활동과 순환장 사이의 비선형적인 변동은 동아시아 몬순 강수를 예측하는데 있어 어려움 중의 하나이다. 하지만 이러한 비선형적인 위상에 관한 공간적, 시간적 분포를 구분해 낼 수 있다면, 이는 여름철 강수량 예측에 있어 새로운 길을 제시할 것이다. Chattopadhyay et al.(2008)은 비선형적인 패턴인식 기술인 자기조직화지도(self-organizing map, SOM)를 이용하여 인도 몬순의 계절 내 진동을 순환장으로부터 구분해 내었으며, SOM이 인도 몬순의 강하고(active) 약한(break) 위상들을 잘 잡아냄을 보인 바 있다. 하지만 SOM이 아열대의 인도 몬순에 비해 복잡한 시스템에 속해있는 동아시아 몬순의 계절 내 진동 분류에 적용된 바는 없다.

본 연구에서는 Chattopadhyay et al.(2008)에서 소개한 자기조직화지도라는 기술을 동아시아 몬순 계절 내 진동 구분에 적용하고자 하며, SOM의 내부과정과 순환 지수를 이용한 적용과정을 자세히 설명하고자 한다. 또한 최종 분류된 패턴을 이용하여 장기적 계절예보 예측 기술 향상을 위해 강수의 계절 내 진동의 주요한 모드를 제시하고자 한다.

2. 연구방법

2.1. 자기조직화지도 방법론

자기조직화지도(self-organizing map, SOM)는 핀란드 헬싱키 공과대학의 투보 코호넨 (Teuvo Kohonen)에 의해 제안된 군집분석 기법으로, 자율학습을 바탕으로 하는 인공 신경망(artificial neural networks)의 일종이다. 인공신경망의 최소 처리단위는 뉴런(neuron)이며 신경망의 구조는 층(layer)의 수, 그리고 뉴런간의 연결 상태 및 연결강도를 조정하는 학습 규칙에 따라서 지도학습(supervised learning)과 자율학습(unsupervised learning)으로 구분된다. 지도학습은 입력 값에 대한 바람직한 출력값을 미리 알려주고 학습시키는 과정인 반면, 자율학습은 입력된 데이터에 대한 사전 지식이나 함수적

관계없이 스스로 유사성을 찾아 군집화 시키는 과정을 말한다. 군집분석은 입력 데이터의 다양한 특성을 유사성을 바탕으로 집단으로 분류하는 것으로써, 동일 집단 내에 속해있는 연구대상들의 공통된 특성이나 서로 다른 집단 간의 차이를 분석하기 위해 사용된다. 이 과정은 N-차로 구성된 입력 데이터를 1차원 또는 2차원의 격자 형태로 분배시키는, 다시 말해서 고차원의 데이터를 저차원으로 줄여주는 일종의 데이터 압축 기술이라고도 말할 수 있다.

지금까지 의학, 공학, 경제학 등 다양한 분야에 걸쳐 활용되어 왔으며, 1990년대 이후로 대기과학 분야에서도 종관 날씨 상태의 분류 (Cavazos, 1999; Hewitson and Crane, 2002), 규모축소법(downscaling) (Malmgren and Winter, 1999; Gutierrez et al., 2005), 구름 분류(Ambrose et al., 2000), 위성 자료를 이용한 해양학적 분석(Richardson et al., 2003) 등에 사용되면서 활용도가 높아지고 있다.

자율학습에 기초한 신경망 모형 중 가장 많이 활용되는 모형은 코호넨 네트워크로써 일반적으로 입력층(input layer)과 출력층(competitive layer), 두 개의 층으로 구성되어 있다 (Fig. 1). 모든 연결은 입력층에서 출력층의 방향으로 되어있으며 모든 출력층의 데이터는 입력층과 완전연결(fully connected) 되어있다. 입력층 뉴런은 각 출력층 뉴런에 입력 패턴을 배열 시키는데, 유사한 패턴을 가진 입력층 뉴런은 동일한 출력층 뉴런으로 배열된다. 자율학습 동안에 입력 패턴과 유사한 연결강도(weight)를 갖는 출력층 뉴런 j 가 승자(winner)뉴런이 된다. 그리고 승자 뉴런 j 를 중심으로 반경(radius) r 을 설정하면 반경 내의 모든 뉴런들이 출력층 내에서 유사한 연결강도를 갖는 입력패턴의 하위 집합이 되고, 이 집합이 입력공간의 지도(map)를 형성하게 되는 승자전취(winner take all) 방식을 따르는데, 이것이 바로 SOM이다.

SOM은 크게 훈련과정(training process)과 매핑과정(mapping process), 두 가지의 작동모드를 가진다. 훈련 과정은 또 다시 참조벡터를 초기화 시키는 단계와 출력 뉴런간의 경쟁과정(competitive process)을 통해 최종

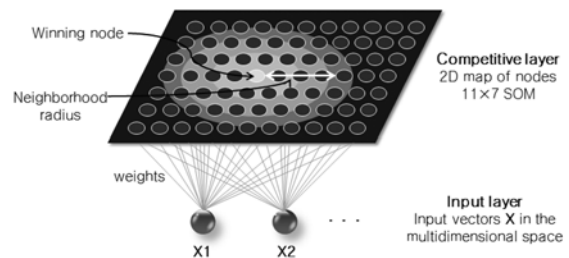


Fig. 1. Layout of the Self-Organizing Map. Selection of a node and adaptation of neighboring nodes of neural network to the input data.

적인 지도(map)를 구축하는 단계로 나뉜다. 무작위적인 순서로 신경망에 입력 패턴이 하나씩 들어오면, 출력 뉴런은 각각의 모든 패턴과 경쟁하여 가장 유사한 연결강도를 갖는 출력 뉴런이 승자뉴런이 된다(Fig. 1). 이때 유사한 정도를 평가하는 척도로써 데이터의 속성 값에 기초한 유클리드 거리(Euclidean distance)에 의해서 계산되며 식은 다음과 같다.

$$EUD = \|X - W_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - W_{ij})^2}$$

여기서 X는 입력벡터, W_j는 j 번째 노드의 참조벡터이며, n은 벡터의 크기를 의미한다. 특정 입력 벡터에 대해서 기중치 벡터가 입력벡터에 가장 가까이 위치하는 단 하나의 노드가 승자노드가 된다. 사용자가 정의한 반복 횟수만큼의 학습이 진행되면 반경 r과 학습률(learning rate)을 감소시킨 후 이러한 과정을 반복하는데 과정을 요약하면 다음과 같다.

- 단계 1 : 연결강도를 초기화
- 단계 2 : 새로운 입력벡터를 제시
- 단계 3 : 입력벡터와 모든 노드들 간의 거리를 계산
- 단계 4 : 최소거리에 있는 출력 노드(승자 뉴런)를 선택하며, 출력 노드의 이웃 노드들도 선택
- 단계 5 : 승자뉴런과 이웃노드들의 연결강도를 조정
- 단계 6 : 단계 2로 가서 모든 뉴런들이 변화가 없을 때 까지 반복

단계 4와 단계 5에서 이웃 뉴런들을 선택하여 연결강도를 조정해 나가는 과정은 다음 식과 같이 표현된다.

$$W_j(n+1) = \begin{cases} W_j(n) + c(n)[X(n) - W_j(n)], & j \in R_j(n) \\ W_j(n), & \text{otherwise.} \end{cases}$$

여기서 W_j(n)은 n번째 훈련 사이클에서 j번째 노드의 참조벡터, X(n)은 입력 벡터, R_j(n)은 노드 j 주변의 이웃, 그리고 c(n)은 이웃을 결정하는 함수이다. 이때, 이웃을 결정하는 함수는 0에서 1사이 값을 가지면서 단조롭게 감소하는 버블 타입(Bubble type)과 가우시안 타입(gaussian type)이 있으며 가우시안 타입의 식은 아래와 같다.

$$\alpha(n) \exp \left[\frac{-\|r_j - r_i\|^2}{2\sigma^2(n)} \right]$$

α(n)과 σ(n)은 n에 따라 꾸준히 감소하는 상수이며, 여기서 α(n)은 학습률, σ(n)은 이웃의 폭을 결정짓는 폭이다. r_j와 r_i는 이웃 내에서 j와 i번째 노드의 좌표

를 의미한다. 또 2차원 배열에는 사각형 배열(rectangular array)와 육각형 배열(hexagonal array)의 두 가지 형태가 있다 (Fig. 2). 사각형 배열은 각 뉴런이 4개의 이웃과 연결되어 있는데, 반경이 0이면 하나의 뉴런만 포함하는 사각형이 되며, 반경이 1이면 이웃하는 하나의 뉴런을 포함하는 사각형 범위가 된다. 반면 육각형 배열은 모든 뉴런이 6개의 이웃과 연결되어 있으며, 반경을 적용했을 때 육각형 형태로 반경이 조정된다. 본 연구의 분석과정에서는 사각형 배열을 사용하였고, 이웃은 가우시안 타입으로 적용하였다.

훈련과정이 끝나고 나면 사용자가 원하는 격자 체계 만큼 입력 데이터들이 분류된 최종적인 지도가 완성된다. 지도상에서 각 노드를 대표하는 벡터를 참조벡터(reference vector)라고 한다. 매핑 과정은 각각의 입력 벡터가 자신과 가장 유사한 즉 유클리드 거리가 가장 가까운 노드를 찾고 분배시키는 과정이다. 따라서 지도 상에서 비슷한 노드들끼리는 가까운 곳에, 비슷하지 않은 노드들은 먼 곳에 위치하게 된다.

SOM은 흔히 대기과학에서 자주 사용되는 경험적 직교함수나 다중 회귀(multiple regression) 분석과 같은 통계적 분석과는 다르다. 각 모드들 사이의 특성을 ‘분산’을 이용하여 구분하는 EOF와 달리, SOM은 참조 벡터와 입력 벡터 사이의 유클리드 거리를 바탕으로 유사성과 차이성을 구분하며, EOF의 각 모드들이 ‘직

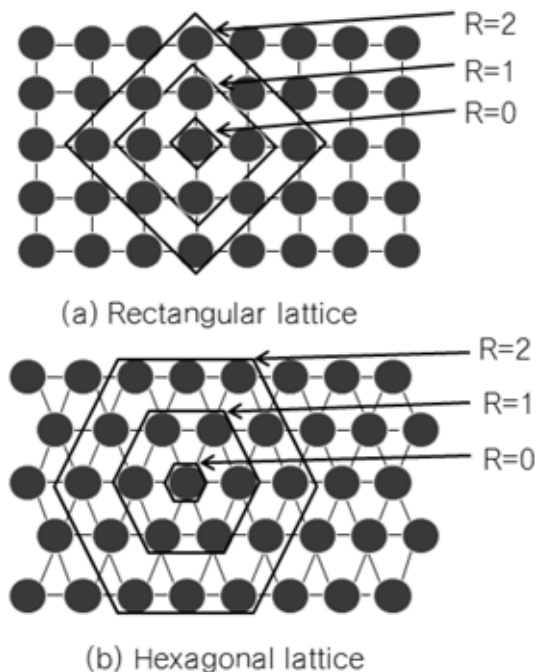


Fig. 2. Neighborhood of (a) rectangular lattice, and (b) hexagonal lattice.

교성'을 가지고 있는 반면 SOM의 모드들은 비선형적인 과정을 통해 분배되기 때문에 준주기적인(quasiperiodic)이고 비대칭적인 ISO와 같은 진동을 분석하기에 더욱 적합하다. 다중회귀 함수는 변수들 사이의 관련성을 분석하기 위하여 관측된 자료간의 함수적인 관계식을 통계적 방법으로 추정하는 것으로써, 처음 격자를 먼저 선택된 후 반복 과정을 통해 어떠한 함수적 관계없이 각 노드의 패턴이 분류되는 SOM 과는 다르다. 이러한 EOF 와 다양한 기존의 연구에 단점에 관해서는 Goulet and Duvel (2000)에서 자세히 논의되었다.

2.2. 동아시아 몬순지수의 적용

SOM 분류를 위해 동아시아 여름몬순의 지역적 특징을 잘 담고 있는 6개의 순환 지수들이 사용되었으며, 자세한 내용과 참조는 Table 1과 같다. 초기의 몬순 강수 밴드는 6월 중순에 타이유와 바이유 지역에 형성되며, 6월 초에서 7월 말까지 일본 남쪽에서 한반도로 북상한다. 6월 말 경이 되면 일본의 큐슈 지역, 제주도 그리고 동중국해에 최대 강수량이 놓이게 되면서 한반도 남쪽의 강수량이 증가한다. 7월 초부터 7월 중순까지 최대 강수량선이 북쪽으로 이동하면서 최대 강수량선이 급격한 위상 변화를 겪는다. 이때 CI500H는 강수 밴드의 북상과 관련되어 있는 북서태평양에 위치한 정체성 고기압과 연관되어 있으며, CI850U와 CI850V는 강한 장마의 특징을 잘 설명하는 한반도와 한반도의 남동쪽 지역에 걸친 남서풍의 발달과 연관되어 있다. 이 두 지수는 따뜻한 해수면 위를 지나가는 바람에 의한 수증기 수송이 대류 불안정을 야기시켜 대류활동을 지속시킴으로써 강한 장마를 형성하는 현상을 설명한다 (Ha et al., 2005). Lau et al.(2000)에 의해 제시된 RM2

Table 1. The description of the 6 EASM circulation indices. Here U = zonal wind, V = meridional wind, and Z = geopotential height.

Indices	Definition	Reference
CI500H	Z500 [25°N~35°N, 135°E~152.5°E]	Ha et al. (2005)
CI850U	U850 [32.5°N~37.5°N, 127.5°E~147.5°E]	Ha et al. (2005)
CI850V	V850 [32.5°N~37.5°N, 127.5° E~147.5°E]	Ha et al. (2005)
RM2	U200 [40°N~50°N, 110°E~150°E] - U200 [25°N~35°N, 110°E~150°E]	Lau et al. (2000)
SI	U850 [5°N~15°N, 90°E~130°E] - U200 [5°N~15°N, 90°E~130°E]	Wang (1998)
WNPMI	U850 [5°N~15°N, 100°E~130°E] - U850 [20°N~30°N, 110°E~140°E]	Wang et al. (2001)

한국기상학회 대기 제21권 3호 (2011)

지수는 동아시아 지역 상층의 와도를 의미하는 지수로써, 상층의 아열대 제트가 약 10°-15° 북쪽으로 이동하는 것과 관계되며 인도 북서쪽의 고기압 아노말리와 연결되는 풍상측 상층 순환의 반응으로 여겨진다. SI는 Wang et al. (1998)에서 제시된 지수가 동서 바람의 연직 쉬어를 통해 구해졌기 때문에 쉬어 지수 (shear index)를 줄여 SI 라고 표현하였다. 여기서 연직 쉬어는 남중국해와 동아시아 대륙의 남북 온도차에 의해 생성되므로, SI는 남북 그리고 대륙 해양간의 열적 차이를 강조한 지수이다. 마지막으로 WNPMI는 북서태평양 몬순 지수(western North Pacific monsoon index, WNPMI)의 약자로서, 하층의 남북 간의 동서바람의 차이로 이루어진 지수이며, 남중국해와 필리핀 해에서의 강한 대류활동을 대표한다.

2.3. SOM의 입력데이터 구성

자기조직화 지도의 입력 데이터로 Table 1에 나와 있는 6개의 정규화된 순환 지수가 사용되었다. 지수들은 National Center for Environmental Prediction-National Center for Atmospheric Research (NCEP-NCAR) 재분석 자료를 이용하여 산출되었다. 1979년부터 2008년까지 총 30년 동안의 6월에서 8월까지 92일, 총 92일30년 = 2760개의 날 수에 해당하는 지수 집합이 입력 샘플로 제시되었고, 한 입력 벡터의 크기는 지수들의 개수와 같은 6이다. 같은 방법으로 연결강도 벡터의 크기도 6이며 최종적으로 출력되는 노드의 격자체계는 33으로 주어졌다. 출력되는 9개의 노드는 2760개의 입력 샘플들을 가장 잘 대표하는 것으로, 비슷한 패턴은 가까운 곳에 서로 다른 패턴은 먼 곳에 배치된다. 즉, 훈련기간 동안에 SOM은 2760개의 입력 샘플들을 가장 잘 대표하는 9개 노드의 참조벡터를 조정하며, 매핑과정 동안에는 각각의 입력벡터들이 유클리드 거리가 가장 가까운 노드에 분류된다. 따라서 2760일이 9개의 노드에 고르게 분배되고, 각각의 노드는 분류된 날짜에 관한 정보를 가지게 된다.

3. 결과 및 분석

3.1 Map 파일 분석

훈련과정이 끝나게 되면 2760일에 해당하는 6개의 지수 세트를 가장 잘 대표하는 9개의 노드(즉, 참조벡터)를 생성하며, 이는 Fig. 3에 제시하였다. 지수의 분포에서도 알 수 있듯이 거리가 가까운 노드일수록 유사한 분포를, 먼 노드일수록 반대의 분포를 가지는 경향이 있으며, EOF 와 같이 모든 노드들이 독립적으로 직교하지 않고 유사성을 바탕으로 분류되어있다. 그 중 (1,1) 노드는 모든 지수가 음의 분포를, (3,3) 노드는 모든 지수가 양의 분포를 가진다. (1,3) 노드는 장마와 관련

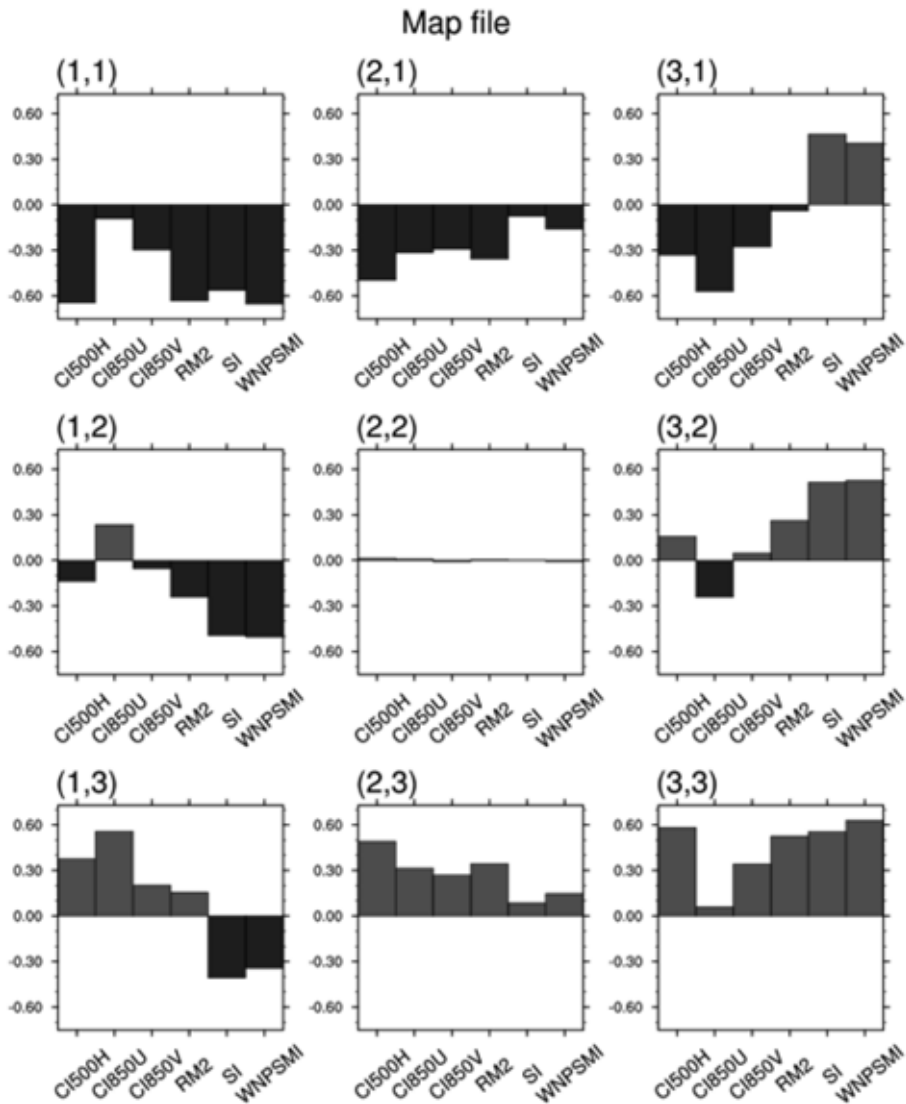


Fig. 3. 3 × 3 classification of EASM indices by SOM analysis.

된 앞의 세 지수와 RM2 지수가 양의 값을, 아열대 대류활동과 관계된 뒤의 두 지수가 음의 값을 가지며 (3,1) 노드는 (1,3) 노드와 반대의 분포를 가진다. Fig. 3에서 보여준 참조벡터의 분포는 SOM 이 훈련과정을 거쳐 입력벡터를 가장 잘 설명하는 9개의 벡터를 구분해 놓은 것으로, 이는 각 노드에 분류된 모든 날짜에 대한 지수의 평균과 유사한 분포를 가진다. 즉 참조 벡터는 분류된 입력 벡터들의 평균을 대표하는 것으로 생각 할 수 있다.

각 노드에 관한 강수량 분포 특징을 보기 위해 Fig. 4에서 해당 날짜들에 대한 강수량 합성도를 제시하였다.

강수량으로는 Global Precipitation Climatology Project (GPCP; Huffman et al., 2001)의 자료가 사용되었으며, 합성은 일 자료가 존재하는 1997년부터 2008년까지 12년 동안의 분류된 날짜에 대해서만 수행되었다. 오른쪽 위의 퍼센트 단위로 표시된 숫자는 전체 12년간의 6월에서 8월까지에 해당하는 일 수 중에서 각 노드의 분류된 일 수가 차지하는 비율을 의미한다. (3,3) 노드가 20.1%로 가장 높은 비중을 차지하며 (1,1) 노드가 18.1%로 두 번째로 높은 비중을 차지하는데 가장 자리에 위치한 노드들이 안쪽의 노드에 비해 높게 분류되는 특징이 있다. 이 때 퍼센트는 전체 입력샘플에 대한 비

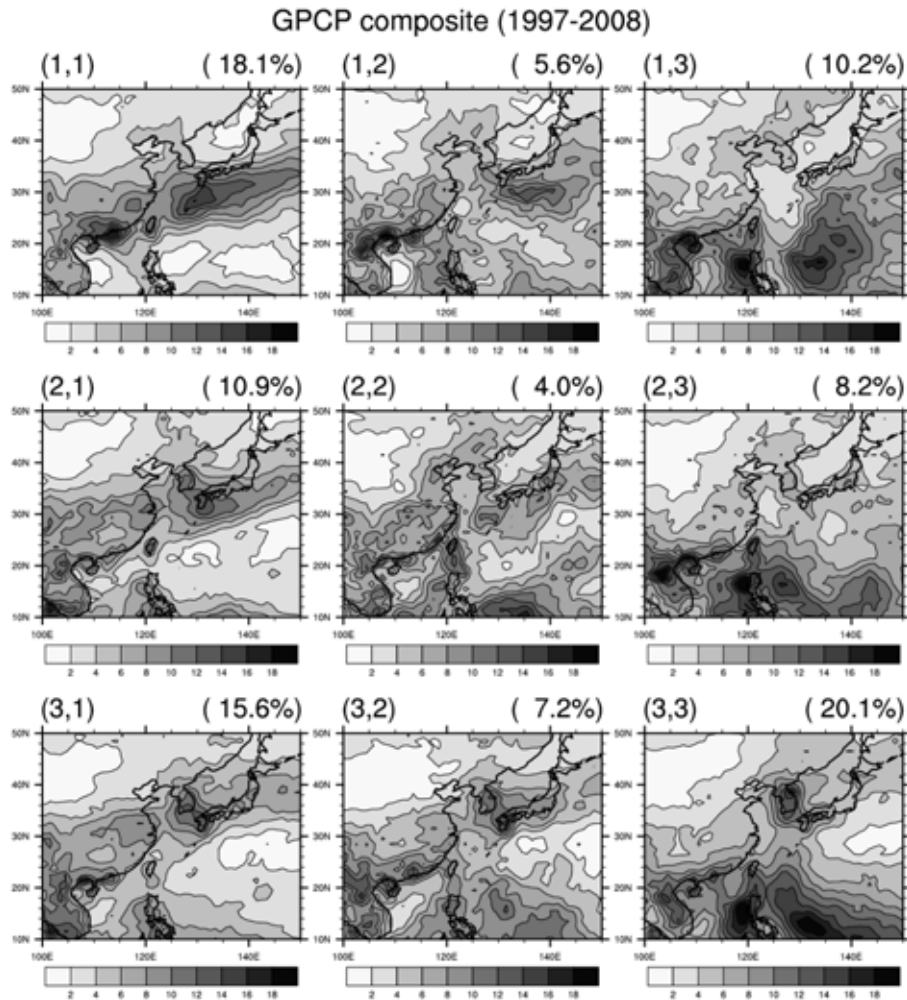


Fig. 4. The spatial distribution of precipitation (mm day⁻¹) associated with SOM classified patterns, obtained by compositing the GPCP daily precipitation corresponding to the days clustered at the respective nodes.

중을 의미하는 것이지 자연현상에서 각 노드의 강수량 분포가 차지하는 비율이라고 설명하기는 힘들며, 실제 자연현상을 대표하는 값이 되기 위해서는 몬순 시스템의 특징을 설명할 수 있는 가능한 많은 입력 샘플들이 주어져야 할 것이다.

3.2 강수량 패턴 분류

강수량의 합성도에서 노드별 특징을 살펴보면, (1,1) 노드는 초여름 몬순 강수밴드의 형성과 관련된 메이유-바이유의 강수량 분포를 보이고 있으며, 반시계방향으로 돌아가면서 (3,3)에 이르기까지 강수 밴드가 북상하는 특징을 잘 담고 있다. 각 노드의 강수량 합성도가 가지는 공간적 분포의 특징을 이용하여 비교적 많

은 퍼센트를 차지하는 네 가지 노드 ((1,1), (3,1), (1,3) 그리고 (3,3)노드)를 각각 메이유-바이유 모드(Meiyu-Baiu mode), 건조기 모드(Dry-spell mode), 장마 모드(Changma mode), 그리고 포스트-장마 모드(post-Changma mode)로 명명하였다. Meiyu-Baiu 모드는 중국에서 일본으로 쪽 늘어선 몬순 강수 밴드의 형성이 현저히 나타나며, Changma 모드인 (1,3) 노드는 강수 밴드의 북상과 함께 한반도 전역과 일본의 큐슈지방에 걸쳐 지역적인 강수인 장마 때의 강수량 분포를 가진다. Post-Changma 모드인 (3,3) 노드에서는 Changma 모드에 비해 집중적인 강수량의 중심이 북쪽으로 조금 더 이동해 있다. Changma 모드와 차별되는 특징은 열대 서태평양에서의 대류활동이 강화되었다는 점이며, 이는 7월

말에서 8월 사이 서태평양에서 활발히 진행되는 태풍과 2차 장마의 특징을 담고 있다. Dry-spell 모드로 진행 하면서 동아시아 지역에서의 대류활동은 약화되고 적도와 아열대 서태평양의 대류활동은 지속된다. 기존의 연구에서 Meiyu-Baiu mode와 Changma mode를 하나의 동아시아 몬순 시스템으로 간주한 데 반해, 본 연구에서는 Meiyu-Baiu로부터 Changma mode를 분리 해 내었으며 post-Changma mode도 하나의 독립적인 모드로 분류한 것이 특징이다.

SOM에서 분류된 각 노드들은 동아시아 몬순 시스템의 공간적 특징을 잘 담아내고 있지만, 강수밴드의 시간적 진화과정을 각 노드의 반시계방향으로만 설명하기는 힘들다. Fig. 5는 계절 내에서 6월 1일부터 8월 31일까지 각 노드의 분류된 날짜들이 차지하는 일 수를 의미한다. 예를 들어 30년의 모든 6월 1일이 (1,1) 노드에 분류되었다면 (1,1)의 6월 1일에 해당하는 값은 30이 되며, 8월 30일 중 5개의 해만 (1,1) 노드에 분류되었다면 8월 30일에 해당하는 값은 5가 된다. 몬순 강수밴드가 형성되는 6월 중순 이전 기간은 Meiyu-Baiu 모드가 지배적으로 차지하고 있으며, 6월 중순에서 7월 중순까지도 어느 정도 차지하고 있다. Changma 모드는 대부분이 6월 중순에서 7월 중순사이에 분포하는 특징이 있으며 이는 시기적으로 장마 시기와 일치한다. Post-Changma 모드는 7월 말부터 8월 말까지 골고루 분포하고 있으며 2차 장마기와 태풍활동이 활발한 시기와 일치한다. 마지막으로 Dry-spell 모드 또한 7월 말

이후에 분포한다. 각 노드가 가장 많이 차지하는 시기는 Meiyu-Baiu 모드에서 시작하여 반시계방향으로의 흐름과 일치하며 따라서 SOM이 동아시아 몬순 시스템의 공간적 특징뿐만이 아니라 시간적 진화과정 또한 보여준다고 할 수 있다.

4. 결론 및 토의

본 연구에서는 동아시아 여름몬순의 계절 내 진동에 있어 시간적 공간적 특징을 분석하는데 있어 자기조직화지도(SOM)이라는 새로운 인공지능망 기술을 소개하였다. SOM은 선형적인 다른 기술과는 달리 몬순 계절 내 진동과 같은 비선형적인 패턴을 분류해 내는데 훌륭한 능력을 보여주었다.

우리는 30년 동안 6개의 일별 여름몬순 순환 지수를 구성하였고, 혼련과정을 통해 33 격자 체계의 최종적인 지도와 각 노드에 해당하는 날짜에 관한 정보를 얻었다. 또한 각 노드에 해당하는 강수량의 합성도를 통해 SOM이 동아시아 몬순 시스템의 주요한 모드인 메이유, 장마, 바이유의 공간 분포뿐만이 아니라 몬순 강수밴드의 복상과 관계된 시간적 분포를 잘 모의함을 확인하였다. 그 중 주요 네 모드를 Meiyu-Baiu, Changma, post-Changma 그리고 dry-spell 모드로 정의하였고, 강수량의 EOF 분석에서 구분해 내기 힘든 post-Changma 모드와 dry-spell 모드를 추출함으로써 강수량의 계절 내 진동에 있어 SOM 사용의 우수성을 보여주었다. 특히나

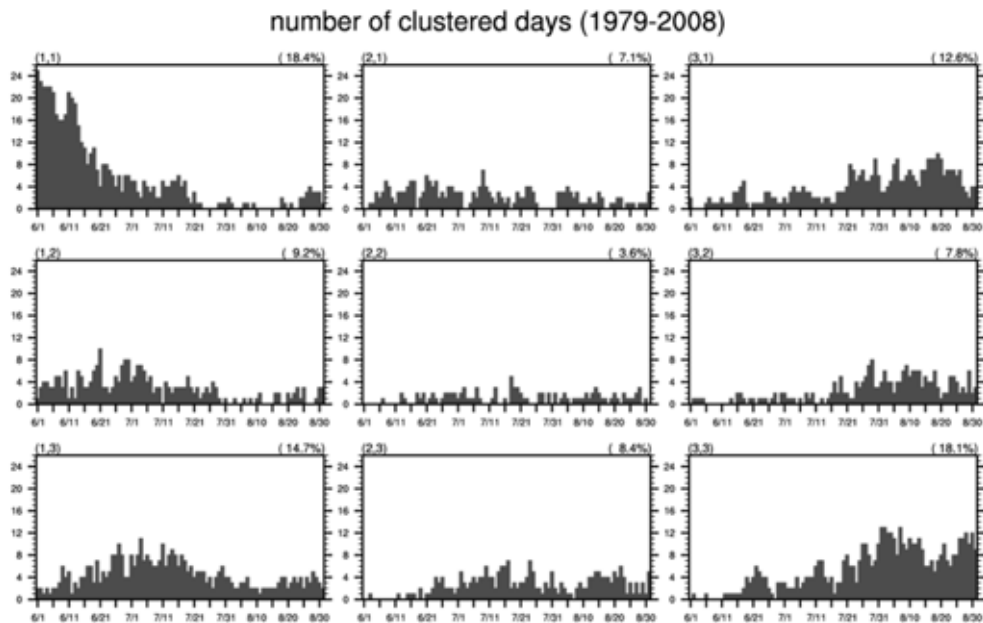


Fig. 5. The number of clustered days in each node for JJA 30 years period from 1979 to 2008.

시계열이 시간 창(time window)에 한정되어 있는 확장된 경험적 직교함수(Extended EOF)와 비교했을 때, 모드의 전체적인 시계열을 사용 할 수 있다는 점에서 의미가 있다. 여름 몬순 강수가 이벤트에서 이벤트로 전해지는 비선형적인 현상이라는 점으로 미루어 볼 때, 강수량에 비해 예측성이 높은 순환지수만을 구성하여 동아시아 여름몬순의 패턴을 분류해 내는 것은 앞으로 비선형적인 강수량 예측에 있어 새로운 가능성을 열어 줄 것이다.

하지만 SOM이 다른 기술에 비해 입력된 데이터 구성에 크게 영향을 받으며 최종적인 격자체계를 사용자가 직접 지정해 주어야 하기 때문에 패턴을 분류하는데 있어 최소한의 노드 개수로 최대한의 분리된 모드를 분류하도록 주의해야 한다는 단점이 있다.

지금까지 자기조직화 지도를 이용하여 동아시아 몬순지수의 계절 내 진동 패턴을 분류해 보았다. 본 연구에서 사용된 순환 지수들은 경년 변동성을 포함하고 있기 때문에, 엘리뇨-남방진동과의 관계성이나 몬순의 경년 변동 특성을 분석하는 데에도 적용 가능 할 것이다. 만약 엘리뇨-남방진동과 같은 저주파 변동과의 관계를 분석한다면 이는 중장기 예측에 있어서도 적용 가능할 것으로 사료된다. 앞으로는 각 노드가 가지는 역학적 의미를 해석하고 이를 여름 강수예측에 활용할 수 있는 방안에 대한 연구가 더 수행되어야 할 것이다.

감사의 글

이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.

참고문헌

하경자, 윤경숙, 전종갑, 박정규, 2005: 하계 몬순 기간중의 장마의 시작, 종료 및 세기의 정의. *대기*, **41(6)**, 927-942.

Ambroise, C., G. Seze, F. Badran, and S. Thiria, 2000: Hierarchical clustering of self-organizing maps for cloud classification. *Neurocomputing*, **30**, 47-52.

Cavazos, T., 1999: Large-scale circulation anomalies conducive to extreme precipitation events and derivation of daily rainfall in northeastern Mexico and southeastern Texas. *J. Climate*, **12**, 1506-1523.

Chattopadhyay, R., A. K. Sahai, and B. N. Goswami, 2008: Objective Identification of nonlinear convectively coupled phases of monsoon intraseasonal oscillation:

Implications for prediction, *J. Atmos. Sci.*, **65**, 1549-1569.

Ha, K.-J., S.-K. Park, and K.-Y. Kim, 2005: On interannual characteristics of climate prediction center merged analysis precipitation over the Korean peninsula during the summer monsoon season, *International Journal of Climatology*, **25**, 99-116.

Ha, K.-J., and S.-S. Lee, 2007: On the interannual variability of the Bonin high associated with the East Asian summer monsoon rain, *Climate Dynamics*, **28(1)**, 67-83.

Hewitson, B. C., and R. G. Crane, 2002: Self-organizing maps: Applications to synoptic climatology. *Climate Res.*, **22**, 13-26.

Goulet, L., and J.-P. Duvel, 2000: A new approach to detect and characterize intermittent atmospheric oscillations: Application to the intraseasonal oscillation. *J. Atmos. Sci.*, **57**, 2397-2416.

Gutiérrez, J. M., R. Cano, A. S. Cofiño, and C. Sordo, 2005: Analysis and downscaling multi-model seasonal forecasts in Peru using self-organizing maps. *Tellus*, **57A**, 435-447.

Kang, I.-S., C.-H. Ho, and Y.-K. Lim, 1999: Principal modes of climatological seasonal and intraseasonal variations of the Asian summer monsoon, *Monthly Weather Review*, **127**, 322-340.

Lau, K.-M., and S. Yang, 2000: Dynamical and boundary forcing characteristics of regional components of the Asian summer monsoon. *J. Climate*, **13**, 2461-2482.

Li, J. P., and Q. C. Zeng, 2002: A unified monsoon index. *Geophys. Res. Lett.*, **29**, 1274.

Malmgren, B. A., and A. Winter, 1999: Climate zonation in Puerto Rico based on principal components analysis and an artificial neural network. *J. Climate*, **12**, 977-985.

Richardson, A. J., C. Risien, and F. A. Shillington 2003: Using self-organizing maps to identify patterns in satellite imagery, *Prog. Oceanogr.*, **59**, 223-239.

Wang, B., R. Wu, and K.-M. Lau, 2001: Interannual variability of the Asian summer monsoon: Contrasts between the Indian and the western North Pacific summer monsoon. *J. Climate*, **14**, 4073-4090.

Wang, Q., Y. H. Ding, and Y. Jiang 1998: Relationship between Asian monsoon activities and the precipitation over China mainland. *J. Appl. Meteor.*, **9**, 84-89.