

Article

베링해 해빙 상태와 척치해 해빙 변화 간의 연관성 분석: 정보 엔트로피 접근

오민기 ¹⁾ · 김현철 ^{2)†}

Coupling Detection in Sea Ice of Bering Sea and Chukchi Sea: Information Entropy Approach

Mingi Oh ¹⁾ · Hyun-cheol Kim ^{2)†}

Abstract: We examined if a state of sea-ice in Bering Sea acts as a prelude of variation in that of Chukchi Sea by using satellites-based Arctic sea-ice concentration time series. Datasets consist of monthly values of sea-ice concentration during 36 years (1982-2017). Time series analysis armed with Transfer entropy is performed to describe how sea-ice data in Chukchi Sea is affected by that in Bering Sea, and to explain the relationship. The transfer entropy is a measure which identifies a nonlinear coupling between two random variables or signals and estimates causality using modification of time delay. We verified this measure checked a nonlinear coupling for simulated signals. With sea-ice concentration datasets, we found that sea-ice in Bering Sea is influenced by that in Chukchi Sea 3, 5, 6 months ago through the transfer entropy measure suitable for nonlinear system. Particularly, when a sea-ice concentration of Bering Sea has a local minimum, sea ice concentration around Chukchi Sea tends to decline 5 months later with about 70% chance. This finding is considered to be a process that inflow of Pacific water through Bering strait reduces sea-ice in Chukchi Sea after lowering the concentration of sea-ice in Bering Sea. This approach based on information theory will continue to investigate a timing and time scale of interesting patterns, and thus, a coupling inherent in sea-ice concentration of two remote areas will be verified by studying ocean-atmosphere patterns or events in the period.

Key Words: Bering Sea, Chukchi Sea, Sea-ice, Time series analysis, Transfer entropy

요약: 본 연구에서는 위성영상 기반의 북극의 해빙 농도 시계열 데이터를 이용하여 베링해의 해빙 상태가 척치해 해빙 농도 변화의 전조로서 작용할 수 있는지를 실험하였다. 해빙 농도 자료는 1982년부터 2017년의 36년 간의 월평균 시계열 데이터로 이뤄져 있으며, 베링해의 해빙 농도와 척치해 해빙 농도 사이의 관계성을 전송

Received November 30, 2018; Revised December 4, 2018; Accepted December 13, 2018; Published online December 20, 2018

¹⁾ 극지연구소 박사후연구원 (Postdoctoral Researcher, Unit of Arctic Sea-Ice Prediction, Korea Polar Research Institute)

²⁾ 극지연구소 책임연구원 (Principal Researcher, Unit of Arctic Sea-Ice Prediction, Korea Polar Research Institute)

[†] Corresponding Author: Hyun-cheol Kim (kimhc@kopri.re.kr)

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

엔트로피 측정을 통해 분석하였다. 전송 엔트로피는 두 개의 확률변수 또는 신호 간의 비선형적 연관성을 파악하게 해주는 동시에 변수 사이의 시간 간격 조절을 통해 인과관계를 추정할 수 있는 측정이다. 해빙 농도를 대상으로 한 측정 결과, 베링해의 과거 3, 5, 6개월 전의 해빙 농도값이 척치해 해빙의 변화에 관련되어 있음을 알 수 있었다. 특히, 베링해의 해빙 농도값이 극소를 나타냈을 때, 5개월 후의 척치해의 해빙 농도는 감소될 확률이 약 70%로 나타났다. 이는 태평양에서 베링해협을 통해 북극해로 유입되는 해류가 베링해의 해빙 농도를 감소시킨 후 해협을 통해 척치해로 이동하여 해빙을 녹이는 과정에 비롯한 것으로 사료된다. 향후 위성데이터에 정보 이론으로 접근하는 이 연구를 더 발전시켜 어떤 시점과 시간적 스케일로 특이 패턴이 발생하는지 조사하고 그 기간에 관련된 해양-대기의 패턴 또는 사건들을 분석하여, 떨어진 두 지역의 해빙 농도 상태에 내재된 연관성에 대한 심층적 이해가 가능할 것이다.

1. 서론

지구온난화로 대표되는 기후 변화가 전지구적으로 진행 중이다. 특히 북극은 기후 변화의 영향을 두배 가까이 받는다고 알려져 있다(Serreze *et al.*, 2009; Screen and Simonds, 2010). 그로 인하여 생기는 북극권의 가장 가시적인 변화는 북극해 해빙의 면적의 감소다. 1980년대의 본격적인 위성탐사 시대 이래로 현재까지 줄곧 감소 추세를 보이고 있다(Vihma, 2014; Swart *et al.*, 2015). 총 해빙 면적의 감소뿐 아니라 해빙의 두께와 평균 나이도 급속히 줄어들고 있다(Maslanik *et al.*, 2007; Maslanik *et al.*, 2011; Frey *et al.*, 2014). 이러한 해빙의 급격한 감소는 알베도(albedo)를 낮추어 북극해가 흡수하는 태양에너지가 증가하고 그로 인해 해양의 온도가 올라가 다시 해빙의 용융을 가속화시키는 피드백 작용을 일으킨다(Curry *et al.*, 1995; Serreze *et al.*, 2007; Perovich *et al.*, 2008). 북극권의 온도 상승은 기후 변화를 더 복잡하게 만들기도 하지만 동아시아에서 서유럽으로 바로 가는 북극 항로를 구현시킬 수도 있다(Ho, 2010; Khon *et al.*, 2010). 2012년 9월 해빙은 상당히 많이 녹아 넓은 해상 루트가 생기기도 하였다. 이처럼 북극 해빙이 어떻게 변화할지 예측하는 것은 기후변화를 이해하는데 도움을 줄 뿐만 아니라 북극 항로의 운송을 위해 매우 중요하다(Baksh *et al.*, 2018).

우리나라를 비롯한 동아시아 국가의 북극 항로는 북태평양에 위치한 베링해(Bering Sea)가 첫 출발점이다. 북극해와 태평양을 잇는 관문인 베링 해협(Bering Strait)을 지나면 척치해(Chukchi Sea)를 마주하게 된다. 2012년과 같은 수준의 해빙의 용융이 있다면, 척치해를 중심으로 서쪽으로는 동시베리안해(East Siberian Sea)를 통해 유럽으로 향하는 북동항로와 동쪽으로는 보퍼트해

(Beaufort Sea)를 지나 캐나다 군도(Canadian Archipelago)를 통과하는 북서항로를 이용할 수 있다. 본 연구에서는 항로의 첫 관문인 베링 해협에 초점을 맞추어 베링해의 해빙과 척치해의 해빙의 연관성을 분석하였다. 베링해의 해빙이 녹은 후 위도가 더 높은 지역인 척치해의 해빙이 녹기 시작한다. 따라서 베링해 해빙의 용융 과정이 어떠한지에 따라 척치해 해빙 변화가 달라질 것이라고 생각할 수 있다. 즉, 베링해의 해빙의 상태가 척치해 해빙 농도 변화의 전조가 될 수 있다는 가정하에 연구를 진행하였다.

북극 해빙의 변동성을 광역적으로 연구한 문헌들은 대개 해빙 농도를 포함한 여러가지 기상, 기후 변수(기온, 기압, 습도 등등)들의 추세에 집중하며, 대기 인덱스(Arctic Oscillation, North Atlantic Oscillation 등)와 견주어 서로 증감을 같이 하는지 분석한다(Swart *et al.*, 2015; Serreze and Stroeve, 2015; Ding *et al.*, 2017). 또한 시계열 데이터를 종종 월별로 따로 분리하거나 여름철 데이터만 추출하여 다른 변수와의 시간 지연된 상관계수를 구한다. 연구 대상 지역인 베링해와 척치해의 해빙 농도 또한 여러 요인에 영향을 받는다. 태평양에서 북극해로 유입되는 따뜻한 해수와 기압 배치에 따른 남풍의 형성 등은 베링해의 해빙을 녹이고 북쪽으로 올라가 척치해 해빙에게도 영향을 미치게 될 것이다(Serreze and Meier, 2018). 이 과정은 단순히 선형적으로 일어나지 않을 것이다. 이 과정은 단순한 선형관계로 설명될 수 없기 때문에 본 연구에서는 기존의 방식과는 다른 접근법인 전송 엔트로피(Transfer entropy, TE) 측정을 사용하였다. 정보 이론에서 비롯된 TE 측정을 활용하여 비선형적으로 얽힌 두 시계열 간의 인과성을 판단하고 어떤 시간 간격으로 영향을 주고 받는지 알아 보았다(Schreiber,

2000). 이 TE 분석은 뇌과학, 사회과학, 금융 및 주식 등의 복잡계를 다루는 분야에서 변수 간의 연관성 및 인과관계를 설명하는데 활용되어 오고 있다(Kwon and Yang, 2008; Vicente *et al.*, 2011; Dimpfl and Peter, 2013). 위성으로 측정된 기후 데이터도 근본적으로 지구라는 복잡계로부터 발생하기에 이 TE 분석이 효과적일 것으로 기대한다.

2장에서는 사용된 데이터와 전처리 방법과 더불어 통계적 접근의 일환으로 TE분석법에 대한 설명이 이뤄진다. 3장에서는 TE분석법이 알맞게 적용되는 사례를 보이고자 시뮬레이션 테스트를 소개한 뒤 기후 데이터에 TE분석이 활용되었고 그 결과와 의미가 기술되었다. 마지막으로 4장에서 본 연구의 결론 및 향후 발전 계획에 대해 설명한다.

2. 데이터 및 분석 방법

1) 시계열 데이터 및 전처리

본 연구는 인공위성 다중분광센서 관측으로 생성된 해빙 농도 데이터를 이용하여 베링해의 해빙과 척치해의 해빙 간의 연관성 분석을 목적으로 두고 있다. 사용된 해빙 농도 시계열 자료는 NOAA(National Oceanic and Atmospheric Administration)의 Optimum Interpolation Sea Surface Temperature V2 데이터세트에 포함된 것이며, 이 데이터세트는 현장 관측 자료(선박 및 부표)와 인공위성(NOAA/AVHRR) 자료의 융합으로 형성되었다(Reynolds *et al.*, 2002; Banzon *et al.*, 2016). 이 자료는 공간적으로 지구의 거의 모든 지역을 포함하며 위도 $1^\circ \times$ 경도 1° 를 한 픽셀로 하는 180×360 격자 형식을 갖추고 있다. 시간적으로는 1982년 1월부터 2017년 12월까지 36년 동안의 월평균값으로 이뤄져 있다. Fig. 1은 이 시

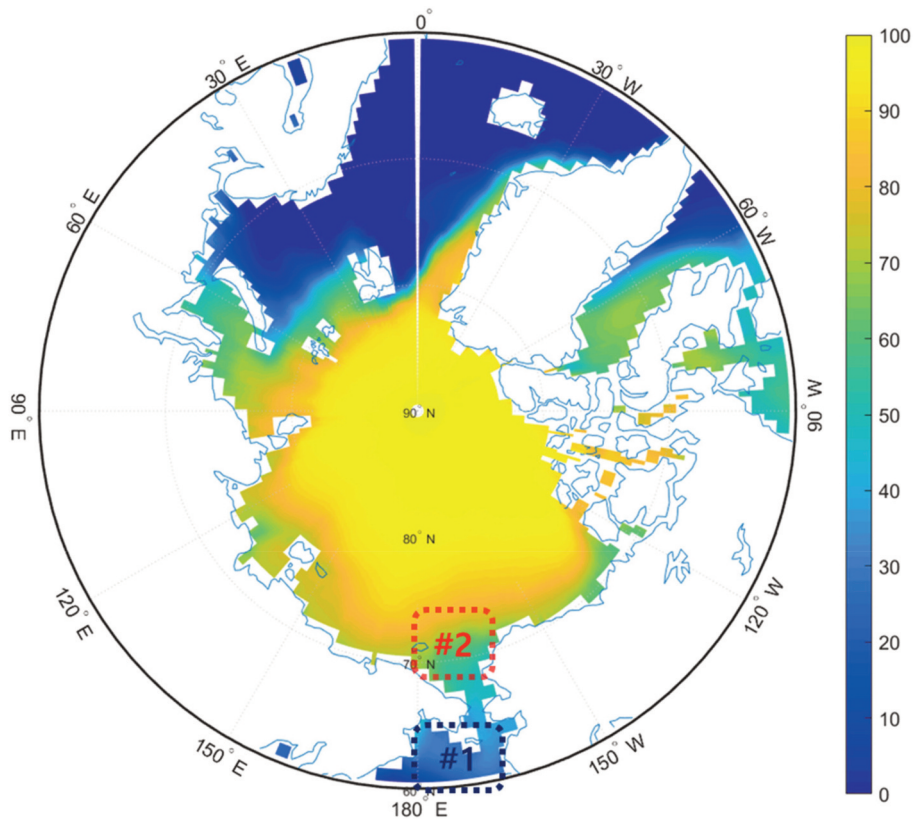


Fig. 1. Arctic Sea-ice concentration map and areas of interest. The sea-ice concentration ranges from 0 to 100%. The areas with dashed box indicate Bering (#1) and Chukchi (#2) Sea where they are connected with Bering Strait, a gateway to the northern sea route.

계열 자료의 36년간의 평균 해빙 농도 지도이다. 이 그림에서 점선으로 표시된 지역(1번 베링해, 2번 척치해)이 관심 연구 지역이며, 척치해와 베링해 각각의 월평균 해빙 농도 시계열 데이터가 분석대상이 된다. 각 해역의 공간 평균된 해빙 농도 시계열 자료를 이용하여 전처리 과정 후 시계열 통계 분석을 수행하였다.

대부분의 기후 또는 기상 데이터 분석 시 그 데이터를 형성하는 물리적인 요인을 고려하여 데이터를 분해할 수 있다. 대표적으로 대부분의 기상데이터는 지구 공전에 의해 결정되는 계절성을 제거하여 계절 요인과 나머지 요인으로 분해된다. 또한 전지구적 온난화의 영향에 의한 추세를 파악하고 분리해낸다. 그러한 전처리 과정을 거치면 분산의 대부분을 차지하는 요인들을 제외한 나머지 요인들이 드러나게 되며 그것이 이 연구의 분석 대상이 된다. 본 연구에서는 시계열 자료를 월별로 분리 후 월별 추세를 구하고 그것에 대한 편차들을 이어 붙이는 전처리 과정을 통해 계절성과 추세를 한번에 분리하였다. 이러한 전처리 과정을 거친 시계열(Fig. 2)은 뒤에서 다룰 분석 시 갖추어야 할 형태를 보인다. 그 형태란 시계열이 시간에 무관하게 평균과 분산이 일정한 정상과정(stationarity)을 가정할 수 있는 구조를 말한다. 이 연

구에 사용된 시계열 자료와 같이 한 시점에 하나의 값만을 얻을 수 밖에 없는 경우 양상불 분석을 할 수 없다. 따라서 이러한 자료를 통계적으로 다루기 위해 정상과정의 가정이 필수적이다.

2) 분석 방법

Shannon(1948)은 정보 엔트로피(Information entropy)의 개념을 도입하여 신호 처리 및 통신 이론에 지대한 발전을 이루었다. 그의 연구에서 도입된 정보 엔트로피 또는 샤논 엔트로피는 정보 이론에서 핵심이 되는 측정량으로 어떤 확률 변수 또는 신호의 불확실성을 정량화할 수 있다. 이 측정량을 기반으로 한 또 다른 다양한 측정량, 상호 정보(mutual information, MI), 전송 엔트로피 등이 정의되어 여러 분야에 응용되고 있다(Schreiber, 2000; Kraskov *et al.*, 2004; Ruddell and Kumar, 2009; Borge-Holthoefer, 2016; Bhaskar *et al.*, 2017; Ramos *et al.*, 2018; Sendrowski *et al.*, 2018). 어떤 확률밀도함수 p 에 의한 확률변수 X 가 주어졌을 때, 정보 엔트로피 H_x 는 다음과 같이 정의된다.

$$H_x = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i \quad (1)$$

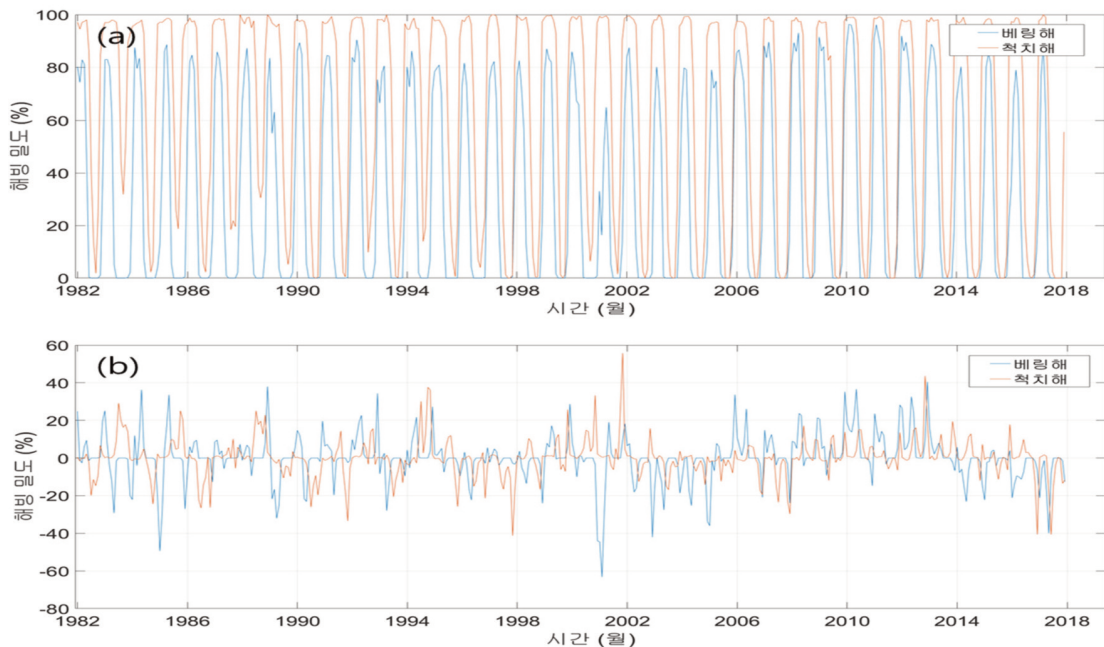


Fig. 2. Time series of sea-ice concentration from Bering Sea (blue line) and Chukchi Sea (red line). (a) Raw data and (b) deseasonalized and detrended data.

식 (1)에서 n 은 그 확률변수 X 에서 나오는 결과(상태)의 수이며, p_i 는 i 번째 결과가 나올 확률을 뜻한다. 만일 확률밀도함수 p 가 균일분포라면, 그 확률변수에서 나오는 결과들이 동일한 확률로 발생한다. 이는 어떤 값이 확률변수 X 에서 나올지 가장 예측하기 어렵기에 엔트로피관점에서 최대의 불확실성을 의미하며, 실제로 정보 엔트로피가 가질 수 있는 최대치를 갖게 된다. 즉, 정보 엔트로피의 범위는 $0 \leq H_x \leq \log(n)$ 이며 최대치 값은 p 가 균일분포함수일 때의 엔트로피 값이고, 하나의 결과만 발생하는 확률변수라면 결과에 불확실성이 전혀 없기에 엔트로피 값은 최소치인 0이 된다.

정보 엔트로피가 불확실성의 척도를 잴다면, MI는 다른 확률변수에 대한 지식이 주어졌을 때 불확실성의 감소를 정량화 한다. 서로 다른 두 개의 확률변수 X_i 와 Y_i 각각의 변수와 관련된 확률밀도함수 p_i 와 p_j 가 주어졌을 때, 두 확률변수 간의 MI는 다음과 같이 정의 된다.

$$MI(X_i, Y_i) = \sum_{x_i, y_i} p(x_i, y_i) \log \frac{p(x_i, y_i)}{p(x_i)p(y_i)} \quad (2)$$

$p(x_i, y_i)$ 는 결합 확률이며 적분은 확률변수 X_i 와 Y_i 가 도출하는 모든 값에 대하여 계산된다. 만약 두 변수가 서로 독립이라면 $p(x_i, y_i) = p(x_i)p(y_i)$ 일 것이고, 이는 식 (2)에서 $\log$ 함수 값을 0으로 만들고 MI값도 0이 된다. 반면 $p(x_i, y_i) \neq p(x_i)p(y_i)$ 인 경우, MI계산식의 로그 함수의 분해를 통해 결합 확률이 $p(x_i, y_i)$ 일 때의 정보 엔트로피와 $p(x_i)p(y_i)$ 인 경우의 정보 엔트로피의 값의 차이를 보는 것과 같다. 그러므로 MI는 두 변수 간의 상호작용의 크기를 불확실성의 감소 정도로 판단할 수 있게 된다. 하지만 이 MI는 정의될 때부터 생겨나는 구조적인 단점이 있다. 그것은 MI값이 확률변수 X_i 와 Y_i 에 대해 대칭인 점이다. 즉, $MI(X_i, Y_i) = MI(Y_i, X_i)$ 이다. 그러므로 이러한 대칭성은 두 확률변수 사이의 공유하는 정보의 양을 판단할 수 있을 뿐 정보의 이동방향에 대해서는 말할 수 없다. 반면, TE는 조건부 MI의 변형으로서 두 변수 간의 주고 받는 정보의 양을 판단하여 정보의 흐름 또는 선후관계를 가늠할 수 있으며 Schreiber(2000)에 의해 식 (3)과 같이 정의되었다.

$$TE(X_i \rightarrow Y_i) = \sum_{x_i^{[k]}, y_i^{[l]}} p(y_i, x_i^{[k]} | y_i^{[l]}) \log \frac{p(y_i | x_i^{[k]}, y_i^{[l]})}{p(y_i | y_i^{[l]})} \quad (3)$$

여기서 $x_i^{[k]}$ 와 $y_i^{[l]}$ 는 각각 $\{x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_{i-k}\}$ 과 $\{y_{i-1}, y_{i-2},$

$\dots, y_{i-l}\}$ 으로 t 시점의 변수 Y 의 발생 확률, 즉 $p(y_i)$ 의 조건부로 들어가는 과거 지식(history)에 해당한다. 즉, TE는 l 길이의 Y_i 의 history가 아닌 k 의 길이를 갖는 X_i 의 history에 의해 얻어지는 Y_i 의 현재 상태의 불확실성의 감소를 측정한다. 다르게 말하자면, TE는 Y_i 의 역학이 온전히 그것의 과거 지식에 의해 기술될 수 있으며 X_i 의 역학의 고려와는 무관하다는 가설의 편차 정도를 측정한다고 말한다(Nichols, 2006). 더 쉽게 이해하고자 TE는 아래와 같이 두 개의 조건부 정보 엔트로피로 분해하여 해석할 수 있다.

$$TE(X_i \rightarrow Y_i) = H(y_i | y_{i-1}^{[l]}) - H(y_i | x_{i-1}^{[k]}, y_{i-1}^{[l]}) \quad (4)$$

식 (4)의 우변은 크게 두개의 조건부 엔트로피의 차이를 나타내며 구체적으로는 조건부로 변수 X 의 history가 있을 때와 없을 때의 변수 Y 의 엔트로피 값이다. 결국 TE는 X_i 의 history에 의한 Y_i 의 정보 엔트로피의 변화 정도를 계산하여 불확실성의 감소를 판단하므로 변수 X 에서 Y 로 전송되는 정보의 양을 가늠하는 것으로 해석할 수 있다. 두 변수가 서로 연결이 되어 있지 않거나 거의 동기화되어 한 변수의 history가 다른 변수에 어떠한 새로운 정보도 제공하지 못하는 경우 정보 전달은 나타나지 않는다. 또한, TE는 방향성을 갖는 측정량으로 Y 에서 X 로의 정보 전달은 없을 수도 있으며, k 와 l 에 의해 정해지는 history는 어떠한 시간 스케일에서 통계적으로 유의미한 정보 전달이 발생하는지 판단하는 척도가 된다.

실제 시계열 데이터 세트를 대상으로 TE를 구하려면 몇가지 제약이 따른다. TE를 구하기 위해선 시점 t 의 2가지의 확률밀도함수(결합 및 조건부)를 알아야 하지만 그것은 대부분의 관측에선 절대 주어지지 않는다. 다만 시간에 따른 실현값(realization)들의 나열을 얻을 뿐이다. 그러므로 TE값의 추정(estimation)이 이루어지며 그 방법에는 여러가지가 있다. 그 중 가장 단순하면서 오래된 방법으로는 연속적인 값의 집합에서 측정된 데이터를 불연속 시계열로 만들어 확률밀도함수를 구하는 bin-counting 방법(Ruddell and Kumar, 2009)과 가장 최근의 적용되는 방법으로, $k+l+1$ 차원의 state-space $\{y_i, x_{i-1}^{[k]}, y_{i-1}^{[l]}\}$ 에서 한 점 기준으로 K 개의 최근접 이웃(K-nearest neighbors) 점들을 포함하는 체적을 계산하여 확률밀도함수를 추정하는 K-최근접 이웃 방법이 있다

(Kraskov *et al.*, 2004). 어떠한 추정 방법을 적용한다 하더라도 시계열 데이터 사용에서 필연적으로 따라오는 정상 과정(stationarity)의 가정과 유한한 길이의 한계로 인해 TE값의 오차와 편향이 발생하게 된다. 또한 history를 결정하는 k 와 l 의 값에 따라 TE값이 커지기도 작아지기도 한다. 유의미한 TE값을 보이는 k 와 l 을 결정하기 위하여 Kantz and Schreiber(2004)는 시간 지연된 MI의 최초 국소 최저치를 사용하였다.

본 연구에서는 36년간의 월별 시계열 자료를 다루기 때문에 길어야 432개의 길이로 결코 길지 않은 양이다. 그러므로 계산 시간은 더 오래 걸리지만 추정 방법마다 결정해야 하는 변수에 의한 결과의 변동이 덜 민감한 K-최근접 이웃법을 이용하여 TE값을 추정하였다. 또한 history의 크기를 결정짓는 k 와 l 의 최적값을 구하기 보단 $l=1$ 로 고정한 채 k 값에 변화를 주어 유의미한 history를 찾는 과정을 거쳤다. 최종적으로 구해지는 TE값을 신뢰할 수 있는지 판단하기 위해 영가설을 도입하여 가

설 검정을 수행하였다. 영가설은 확률변수 X 에서 확률변수 Y 로 전송되는 정보가 없다는 것이며, 대립가설은 반대로 있다는 것이다. X 와 Y 를 무작위로 시간에 따른 순서를 섞어 새로운 시계열 데이터 쌍(surrogate data)을 수백 개를 만든 후 그것들의 TE값을 집계한다. 만약 실제 $TE(X \rightarrow Y)$ 값이 surrogate data에 의해 계산된 TE값들의 99% 범위 안에 있다면 그 $TE(X \rightarrow Y)$ 값은 특별한 값이 아닌 무작위성에서 우연히 도출될 수 있는 값으로 볼 수 있다. 그런 경우라면 영가설은 기각될 수 없고 추정된 TE는 유의미한 결과라고 볼 수 없다.

3. 분석 결과 및 토의

1) 시뮬레이션 테스트

TE분석으로 해빙 농도 시계열 데이터를 다루기 전에, 인위적으로 만들어진 시계열 데이터를 통해 시뮬레이

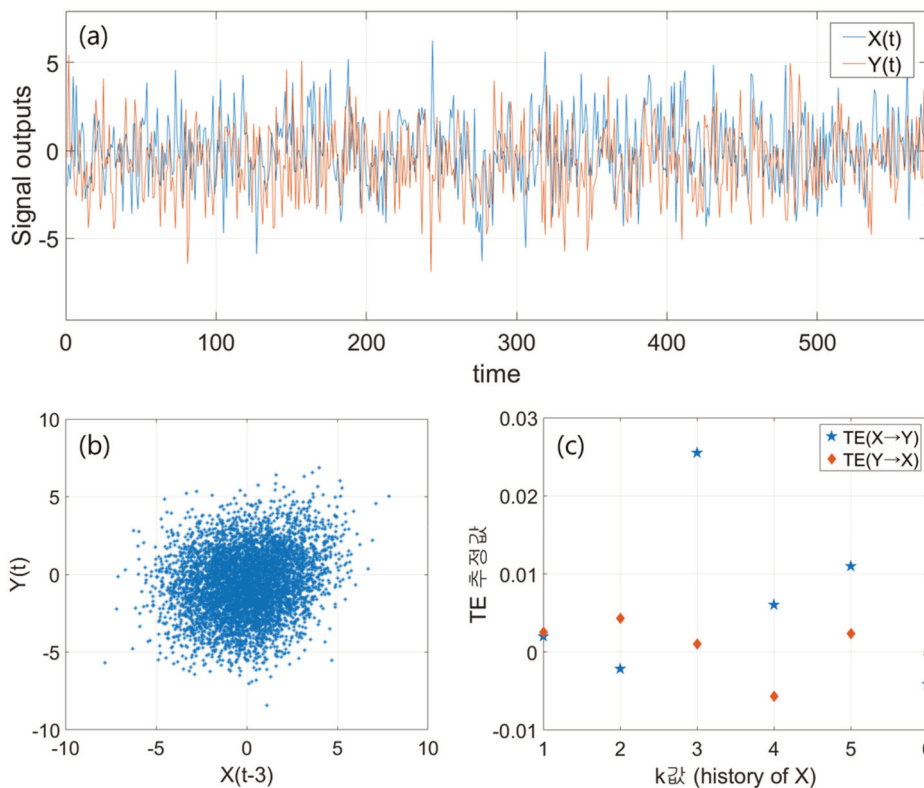


Fig. 3. (a) Two time series data for simulation test, (b) scatter plot and (c) result of TE analysis. No linear relation is shown in the scatter plot, but a distinct TE value of about 0.026 is found in the graph (c), reflecting how the variables X and Y are coupled.

선 테스트를 진행하였다. 이를 통해 TE분석의 효용성을 가시적으로 표현할 수 있다. 시뮬레이션에 사용될 데이터는 1차 autoregressive(AR) 모델을 기반으로 만들었으며 자세한 식은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} x(t) &= 0.2 * x(t-1) + N(0, 2) \\ y(t) &= \text{real}(0.2 * x(t-3)^{1.5} - \exp(0.1 * |x(t-3)|) \\ &\quad + 0.4 * \ln(|x(t-3)| + 1) + N(0, 2)) \end{aligned} \quad (5)$$

위 식에서 $N(0,2)$ 는 평균 0과 표준편차 2를 갖는 정규 분포함수에 의한 잡음 항이다. 시계열 x 는 단순 AR(1) 시계열이고, y 는 x 의 과거 3단계 전의 값에 비선형적으로 의존하도록 의도적으로 복잡하게 설계하였다. 실제로 구현된 시계열 x 와 y 는 Fig. 3(a)와 같으며 총 길이는 6000으로 충분히 길게 설정하였다. Fig. 3(b)는 $x(t-3)$ 과 $y(t)$ 의 산점도이며 시간 지연효과를 고려한 경우라도 선형관계는 전혀 보이지 않음을 알 수 있다.

반면, Fig. 3(c)는 x 의 history k 값을 1부터 6까지 변화를 주고 y 의 history l 값은 1로 고정하여 $y(t)$ 에서 $y(t+1)$ 로 변화하는 경우에 한하여 x 의 과거값이 시계열 y 에 미치는 영향을 TE($X \rightarrow Y$) 측정된 결과를 그래프로 나타낸 것이다. 이 그래프에서 볼 수 있듯이, TE 측정에서는 분명하게 시계열 $x(t-3)$ 에서 $y(t)$ 로 정보의 전달을 볼 수 있다. 그 외의 k 값과 반대 방향의 TE측정인 TE($Y \rightarrow X$)는 모든 k 값에서 유의미하지 않음을 알 수 있다. 결론적으로 이 시뮬레이션 테스트에서 의도한 대로 비선형적으로 얹힌 두 개의 시계열 간의 정보의 이동은 뚜렷한

방향성을 보여주며 어떠한 history에 의해 작용하는지 알 수 있다.

2) 북극 해빙 농도 데이터의 Transfer entropy 분석

본 연구에서는 베링해의 해빙농도가 척치해의 해빙 농도에 어떤 시간 스케일로 영향을 주는지 알아보기 위해 TE 분석을 수행하였다. TE분석 대상이 되는 데이터는 베링해와 척치해의 해빙 농도 자료의 전처리된 시계열이며, 정보 이론의 관점에서 기본적으로 베링해는 정보 전달의 기증자(donor), 척치해는 수납자(acceptor)의 역할을 상정하였다. 즉, 베링해의 해빙 농도 시계열은 X_t , 척치해의 해빙 농도 시계열은 Y_t 로 정의하였으며, k 와 l 은 각각 X_t 와 Y_t 의 history의 범위와 관련된 변수이다. 하지만 실제로는 두 지역은 상호작용하며 서로 피드백 관계에 있기에 반대 방향의 연구도 추가로 이뤄질 계획이다. K-최근접이웃법을 적용한 TE분석 결과는 Table 1과 같다. 최근접 이웃의 수를 7부터 12까지 늘려가면서 기증자 역할을 하는 베링해 해빙 농도 시계열의 history k 값을 1부터 12까지 변화를 주며 계산한 TE값과 그 값의 유의성 검사 결과를 볼 수 있다. 주목할 점은 k 값이 3, 5, 6, 10, 12일 때, 모든 최근접 이웃 수에서 일관된 유의성 검사결과를 보이며 신뢰할 수 있는 결과를 얻게 되었다. 이 분석에서 Table 1에 보이는 많은 TE값들 자체는 다뤄지지 않고 있다. 한 시계열에서 다른 여러 시계열에 미치는 영향 또는 여러 시계열에서 하나의 시계열

Table 1. TE estimation and its significance according to k values and the number of nearest neighbors

최근접 이웃수	7		8		9		10		11		12	
k 값	TE값	유의성	TE값	유의성	TE값	유의성	TE값	유의성	TE값	유의성	TE값	유의성
1	0.018	0	0.015	0	0.026	0	0.036	0	0.042	0	0.042	0
2	0.016	0	0.020	0	0.020	0	0.019	0	0.008	0	0.009	0
3	0.076	1	0.068	1	0.068	1	0.068	1	0.063	1	0.057	1
4	0.048	0	0.047	0	0.047	0	0.046	0	0.045	0	0.043	0
5	0.108	1	0.102	1	0.094	1	0.086	1	0.084	1	0.079	1
6	0.088	1	0.085	1	0.087	1	0.075	1	0.067	1	0.070	1
7	0.033	0	0.034	0	0.024	0	0.025	0	0.023	0	0.010	0
8	0.039	0	0.029	0	0.025	0	0.029	0	0.029	0	0.034	0
9	0.058	0	0.042	0	0.046	0	0.045	0	0.043	0	0.044	0
10	0.131	1	0.125	1	0.122	1	0.110	1	0.101	1	0.092	1
11	0.058	1	0.052	0	0.051	0	0.045	0	0.048	0	0.037	0
12	0.117	1	0.111	1	0.111	1	0.109	1	0.108	1	0.110	1

에 미치는 영향을 비교 분석하고자 한다면 TE값의 유의성을 비롯하여 TE값의 크기로 영향력의 경중을 따질 수 있다. 하지만 본 연구에서는 연관성의 유무만을 고려하기에 2장에서 설명된 유의성 검사 결과만을 활용하게 되었다.

k 값이 3일 때 유의미한 TE값을 얻었으므로 3개월 전의 베링해 해빙 농도가 현재의 척치해 해빙 농도 변화에 영향을 준다고 해석할 수도 있다. 하지만 TE 값이 계산되는 과정에서 TE 값을 크게 만들어 유의성 검사를 통과할 수 있도록 하는 특정 시점의 X , Y 값이 존재한다. 예를 들어 $y_t = -1, x_{t-3} = 2.7, y_{t-1} = 5$ 일 때, $TE(X \rightarrow Y, k = 3)$ 값에 가장 크게 기여한다. 하지만 그러한 X , Y 값들은 전체 시계열을 놓고 보았을 때, 사소한 변동에 불과하다. 그래서 변동폭이 크고 극대 또는 극소값이 TE값에 반영되는 경우를 조사해보았다. 그 결과 $k = 6$ 에서 의미있는 배열을 찾을 수 있었다. 6개월 전의 X 값이 극소값이면서 현재 Y 값은 감소하는 패턴을 여럿 볼 수가 있었으며 그러한 패턴들을 전체 시계열에서 모두 찾아본 결과 아래와 같은 그래프를 얻을 수 있었다. Fig. 4의 파란색 점은 X 시계열에서 보이는 대부분의 부분적 극소값(local minimum)을 나타낸다. $X(t-6)$ 값이 극소값을 가질 때 $Y(t-1)$ 과 $Y(t)$ 는 어떠한 값을 가질 지 알아보기 위해 각각을 빨간색과 검은색 점으로 표시하였다. 그 결과 $X(t-6)$ 값이 극소값이면서 $Y(t-1) > Y(t)$ 인 패턴이 전체 세 점의 쌍(파란, 빨강, 검정) 중에 약 70%를 넘었다. 베링

해의 해빙이 평년보다 매우 작은 값으로 관측되었을 때 5개월 뒤의 척치해의 해빙은 감소할 확률이 높다고 해석할 수 있다. 이 정도의 시간 간격에 의한 영향은, Woodgate *et al.*(2007)에서 언급되었듯이, 태평양에서 베링해협으로 통해 들어오는 따뜻한 해류에 의한 것으로 판단된다. 해석에서 주의할 점은 전처리된 시계열이기에 값 자체만으로 해빙의 많고 적음을 논할 수 없다. 가장 큰 분산을 차지하는 계절적 요소(여름에 녹고 겨울에 어는)와 온난화로 인한 추세도 다 고려하여 해석해야 함이 옳다.

4. 결론 및 향후 계획

본 연구에서는 위성영상 기반의 북극의 해빙 농도 시계열 데이터를 이용하여 베링해의 해빙 농도가 척치해 해빙 농도 변화의 징후가 될 수 있는지 알아보려 한다. 그러기 위해 36년간의 월평균 베링해의 해빙 농도가 척치해 해빙 농도에 어떻게 그리고 얼마나 영향을 끼치는지 어떤 관계하에 있는지 정량화하여 설명할 수 있는 전송 엔트로피 측정을 도입하였다. 두 지역의 해빙 농도 시계열 간의 Lagged cross-correlation으로는 어떠한 선형 관계도 볼 수 없었지만, 비선형관계에서도 적용되는 TE분석을 통하여 베링해의 과거 3, 5, 6개월 전의 해빙 농도 값이 척치해 해빙의 변화에 관련되어 있음을 알 수

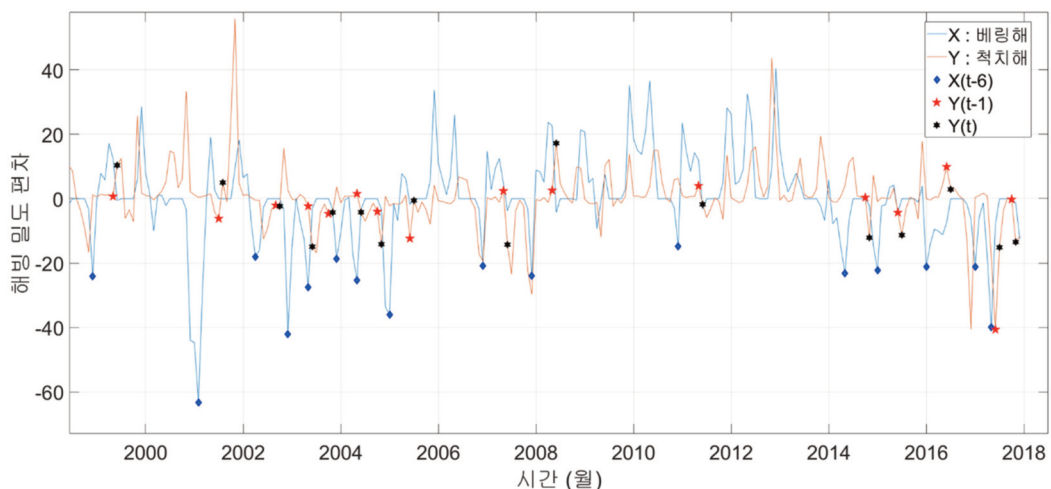


Fig. 4. When $X(t-6)$ is a local minimum (blue dots on blue line), $Y(t-1)$ and $Y(t)$ are also depicted as red and black dots on red line. With about 70% chance, $Y(t)$ is lower than $Y(t-1)$.

있었다. 특히 베링해의 해빙 농도값이 극소를 나타냈을 때, 5개월 후의 척치해의 해빙 농도는 감소될 확률이 약 70%로 나타났다. 5개월 정도의 시간 간격을 둔 정보의 흐름은 태평양에서 베링 해협을 통해 북극해로 유입되는 해류에 의한 것으로 보인다. 이 연구를 더 발전시켜 어떤 연도와 월에 그와 같은 패턴이 잘 발생하는지 그리고 베링해 해빙의 극대값은 어떤 패턴에 포함되어 반복적으로 나타날 것인지 알 수 있다면 그 또한 숨겨진 메커니즘을 알아가는 데 시작이 될 것이다. 이와 같이 위성으로부터 얻어지는 빅데이터와 정보 이론 기반의 통계분석으로 시계열 사이에 잘 드러나지 않은 패턴을 발견하여 북극 해빙 변화의 이해의 폭을 넓힐 수 있을 것으로 기대한다.

사 사

본 연구는 극지연구소의 북극 해빙 위성관측을 위한 분석 기술 개발(PE18120) 연구과제의 지원으로 수행되었습니다.

References

- Banzon, V., T.M. Smith, T.M. Chin, C.Y. Liu, and W. Hankins, 2016. A long-term record of blended satellite and in situ sea-surface temperature for climate monitoring, modeling and environmental studies, *Earth System Science Data*, 8: 165-176.
- Bhaskar, A., D.S. Ramesh, G. Vichare, T. Koganti, and S. Gurubaran, 2017. Quantitative assessment of drivers of recent global temperature variability: an information theoretic approach, *Climate Dynamics*, 49(11-12): 3877-3886.
- Baksh, A.A., R. Abbassi, V. Garaniya, and F. Khan, 2018. Marine transportation risk assessment using Bayesian Network: Application to Arctic waters, *Ocean Engineering*, 159: 422-436.
- Borge-Holthoefer, J., N. Perra, B. Gonçalves, S. González-Bailón, A. Arenas, Y. Moreno, and A. Vespignani, 2016. The dynamics of information-driven coordination phenomena: A transfer entropy analysis, *Science Advances*, 2(4): e1501158.
- Curry, J.A., J.L. Schramm, and E.E. Ebert, 1995. Sea ice-albedo climate feedback mechanism, *Journal of Climate*, 8(2): 240-247.
- Dimpfl, T. and F.J. Peter, 2013. Using transfer entropy to measure information flows between financial markets, *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, 17(1): 85-102.
- Ding, Q., A. Schweiger, M. L'Heureux, D.S. Battisti, S. Po-Chedley, N.C. Johnson, E. Blanchard-Wigglesworth, K. Harnos, Z. Qin, R. Eastman, and E.J. Steig, 2017. Influence of high-latitude atmospheric circulation changes on summertime Arctic sea ice, *Nature Climate Change*, 7(4): 289.
- Frey, K.E., J.A. Maslanik, J.C. Kinney, and W. Maslowski, 2014. Recent variability in sea ice cover, age, and thickness in the Pacific Arctic region, In: Grebmeier, J.M., Maslowski, W. (Eds.), *The Pacific Arctic Region*, Springer, Dordrecht, Netherlands, pp. 31-63.
- Ho, J., 2010. The implications of Arctic sea ice decline on shipping, *Marine Policy*, 34(3): 713-715.
- Kantz, H. and T. Schreiber, 2004. *Nonlinear time series analysis*, Cambridge university press, Cambridge, UK.
- Khon, V.C., I.I. Mokhov, M. Latif, V.A. Semenov, and W. Park, 2010. Perspectives of Northern Sea Route and Northwest Passage in the twenty-first century, *Climatic Change*, 100(3-4): 757-768.
- Kraskov, A., H. Stögbauer, and P. Grassberger, 2004. Estimating mutual information, *Physical Review E*, 69(6): 066138.
- Kwon, O. and J.S. Yang, 2008. Information flow between composite stock index and individual stocks, *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(12): 2851-2856.
- Nichols, J.M., 2006. Examining structural dynamics using information flow, *Probabilistic Engineering*

- Mechanics*, 21(4): 420-433.
- Maslanik, J., J. Stroeve, C. Fowler, and W. Emery, 2011. Distribution and trends in Arctic sea ice age through spring 2011, *Geophysical Research Letters*, 38(13).
- Maslanik, J.A., C. Fowler, J. Stroeve, S. Drobot, J. Zwally, D. Yi, and W. Emery, 2007. A younger, thinner Arctic ice cover: Increased potential for rapid, extensive sea-ice loss, *Geophysical Research Letters*, 34(24).
- Perovich, D.K., J.A. Richter-Menge, K.F. Jones, and B. Light, 2008. Sunlight, water, and ice: Extreme Arctic sea ice melt during the summer of 2007, *Geophysical Research Letters*, 35(11).
- Ramos, A.M.D.T., Y. Zou, G.S. de Oliveira, J. Kurths, and E.E. Macau, 2018. Unveiling non-stationary coupling between Amazon and ocean during recent extreme events, *Climate Dynamics*, 50(3-4): 767-776.
- Reynolds, R.W., N.A. Rayner, T.M. Smith, D.C. Stokes, and W. Wang, 2002. An improved in situ and satellite SST analysis for climate, *Journal of climate*, 15(13): 1609-1625.
- Ruddell, B.L. and P. Kumar, 2009. Ecohydrologic process networks: 1. Identification, *Water Resources Research*, 45(3).
- Schreiber, T., 2000. Measuring information transfer, *Physical Review Letters*, 85(2): 461.
- Screen, J.A. and I. Simmonds, 2010. The central role of diminishing sea ice in recent Arctic temperature amplification, *Nature*, 464(7293): 1334.
- Sendrowski, A., K. Sadid, E. Meselhe, W. Wagner, D. Mohrig, and P. Passalacqua, 2018. Transfer Entropy as a Tool for Hydrodynamic Model Validation, *Entropy*, 20(1): 58.
- Serreze, M.C., M.M. Holland, and J. Stroeve, 2007. Perspectives on the Arctic's shrinking sea-ice cover, *Science*, 315(5818): 1533-1536.
- Serreze, M.C. and J. Stroeve, 2015. Arctic sea ice trends, variability and implications for seasonal ice forecasting, *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 373(2045): 20140159.
- Serreze, M.C. and W.N. Meier, 2018. The Arctic's sea ice cover: trends, variability, predictability, and comparisons to the Antarctic, *Annals of the New York Academy of Sciences*, <https://doi.org/10.1111/nyas.13856>.
- Serreze, M.C., A.P. Barrett, J.C. Stroeve, D.N. Kindig, and M.M. Holland, 2009. The emergence of surface-based Arctic amplification, *The Cryosphere*, 3(1): 11-19.
- Shannon, C.E., 1948. A mathematical theory of communication, *Bell System Technical Journal*, 27(3): 379-423.
- Swart, N.C., J.C. Fyfe, E. Hawkins, J.E. Kay, and A. Jahn, 2015. Influence of internal variability on Arctic sea-ice trends, *Nature Climate Change*, 5(2): 86.
- Vicente, R., M. Wibral, M. Lindner, and G. Pipa, 2011. Transfer entropy—a model-free measure of effective connectivity for the neurosciences, *Journal of Computational Neuroscience*, 30(1): 45-67.
- Vihma, T., 2014. Effects of Arctic sea ice decline on weather and climate: A review, *Surveys in Geophysics*, 35(5): 1175-1214.
- Woodgate, R.A., T. Weingartner, and R. Lindsay, 2010. The 2007 Bering Strait oceanic heat flux and anomalous Arctic sea-ice retreat, *Geophysical Research Letters*, 37(1).