

## Proposal of climate variability indicators with monthly data applied to warm climates on coastal zones of Mexico

## Propuesta de indicadores de variabilidad climática con datos mensuales aplicado a climas cálidos en zonas costeras de México

Nájera González, A.<sup>1</sup>, Carrillo González, F. M.<sup>2\*</sup>, Nájera González, O.<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Centro Universitario de la Costa, Universidad de Guadalajara. Av. Universidad de Guadalajara 203, Delegación Ixtapa, CP. 48280, Puerto Vallarta, Jalisco, México. <sup>2</sup>Departamento de Ciencias Exactas, Centro Universitario de la Costa, Universidad de Guadalajara. Av. Universidad de Guadalajara 203, Delegación Ixtapa, CP. 48280, Puerto Vallarta, Jalisco, México. <sup>3</sup>Cuerpo Académico Recursos Naturales, Universidad Autónoma de Nayarit. Ciudad de la Cultura "Amado Nervo", C.P. 63155, Tepic, Nayarit, México.

**Cite this paper/Como citar este artículo:** Nájera González, A., Carrillo González, F. M., Nájera González, O. (2022). Proposal of climate variability indicators with monthly data applied to warm climates on coastal zones of Mexico. *Revista Bio Ciencias* 9, e1173. doi: <https://doi.org/10.15741/revbio.09.e1173>



### ABSTRACT

Studying climate variations over time is one way to observe signs of climate change in different areas. Variations are generally analyzed and presented descriptively, which is a problem when integrating climate variability as an element of climate change vulnerability studies. Although validated indices of climate variability exist internationally, these use daily data values, so it is a challenge to apply them in Mexico, where most of the available climate data are monthly compiled. Therefore, this research aimed to propose a list of functional indicators from monthly data to represent climate variability in an index. As a case study for validation, we choose a fragment of the Pacific Coastal Plain, a

#### Article Info/Información del artículo

Received/Recibido: April 16<sup>th</sup> 2021.

Accepted/Aceptado: December 15<sup>th</sup> 2021.

Available on line/Publicado: January 13<sup>th</sup> 2022.

### RESUMEN

Estudiar las variaciones del clima en el tiempo es una forma de observar indicios del cambio climático en diferentes zonas. Normalmente, las variaciones se analizan y presentan de forma descriptiva, lo que representa un problema cuando se desea integrar la variabilidad climática como elemento a considerar en investigaciones de vulnerabilidad al cambio climático. Aunque internacionalmente existen índices validados de variabilidad climática, estos utilizan valores de datos diarios, siendo un reto su aplicación en México en donde la mayoría de los datos climáticos disponibles se encuentran compilados en información mensual. Por lo tanto, el objetivo de esta investigación fue proponer un listado de indicadores funcionales a partir de datos mensuales para representar la variabilidad climática en un índice. Para su validación se tomó como caso de estudio un fragmento de la Llanura Costera del Pacífico, una zona de clima cálido al noroeste del país. El método consistió en un análisis conceptual (elección de dimensiones a

#### \*Corresponding Author:

Carrillo González, F. M. Departamento de Ciencias Exactas, Centro Universitario de la Costa, Universidad de Guadalajara. Av. Universidad de Guadalajara 203, Delegación Ixtapa, CP. 48280, Puerto Vallarta, Jalisco, México. E-mail: [fatima.carrillo@academicos.udg.mx](mailto:fatima.carrillo@academicos.udg.mx). Phone (322) 226 2200 <http://www.cuc.udg.mx/>

warm climate zone in the northwest of the country. The method consisted of conceptual analysis (choice of dimensions from references research) and operational analysis (definition of indicators and statistical validation process). We obtained 24 indicators, grouped into six variables and four dimensions 1) climate extreme, 2) climate anomalies, 3) natural climate variability teleconnection, and 4) long-term climate change. According to the case study results, 1980-1989 and 2010-2018 were the most variant periods concerning the average. The resulting indicators are expected to be useful in future vulnerability assessment studies.

---

### KEY WORDS

---

Climate change, climate variation index, Pacific Coastal Plain, vulnerability.

---

### Introduction

Climate analysis is essential to identify climate change processes in different areas. These analyzes intend to identify variations in the climatic variables (temperature and precipitation) concerning the normal values recorded (historical averages) (Amador & Alfaro, 2009). According to the Intergovernmental Group of Experts on Climate Change (IPCC) (IPCC, 2007), climate variability is associated with natural processes on the planet that act at different scales (diurnal, seasonal, interannual and interdecadal). Only those variations in climate that persist systemically and sustainably for extended periods (decades or longer periods) are considered signs of climate change. Similarly, these changes may be due to natural cyclical processes, physical processes such as changes in the radiative balance, or external forcings of anthropogenic origin (IPCC, 2007; Amador & Alfaro, 2009).

At the international level, the climate change discourse states that in the last 100 years, global temperatures have gradually increased due to the emission of greenhouse gases (IPCC, 2007). These increases have accelerated over the past 30 years, setting off increases in the frequency and intensity of temperature extremes (Houghton *et al.*, 2001; Alexander *et al.*, 2006; Alexander, 2016). The increase in temperature anomalies also implies alterations in precipitation (due to ocean warming

partir de investigaciones de referencia), y un análisis operativo (definición de indicadores y proceso de validación estadística). Se obtuvieron 24 indicadores, agrupados en seis variables y cuatro dimensiones 1) extremos de variables climáticas, 2) anomalías de variables climáticas, 3) correlación con la variabilidad climática natural y 4) procesos climáticos a largo plazo. De acuerdo con los resultados del caso de estudio, las décadas de 1980-1989 y 2010-2018 fueron las más variantes con respecto al promedio. Se espera que los indicadores resultantes sean útiles en próximos estudios de evaluación de vulnerabilidad.

---

### PALABRAS CLAVE

---

Cambio climático, índice de variación climática, llanura Costera del Pacífico, vulnerabilidad.

---

### Introducción

El análisis de clima es fundamental para identificar procesos de cambio climático en distintas zonas. En estos análisis se pretende identificar variaciones de las variables climáticas (temperatura y precipitación) con respecto a los valores normales registrados (promedios históricos) (Amador & Alfaro, 2009). De acuerdo con el Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático (IPCC) (IPCC, 2007), la variabilidad del clima está asociada a procesos naturales del planeta que actúan a diferentes escalas (diurna, estacional, interanual e interdecadal). Sólo son considerados indicios de cambio climático aquellas variaciones del clima que persisten de forma sistémica y sostenible durante largos periodos de tiempo (decenios o periodos más largo). De igual manera, estos cambios pueden deberse a procesos naturales cíclicos, procesos físicos como cambios en el equilibrio radiativo o forzamientos externos de origen antropogénico (IPCC, 2007; Amador & Alfaro, 2009).

A nivel internacional, el discurso del cambio climático afirma que en los últimos 100 años las temperaturas globales han aumentado paulatinamente por causa de la emisión de gases de efecto invernadero (IPCC, 2007). Estos incrementos se han acelerado en los últimos 30 años, desencadenando aumento en la frecuencia e intensidad de las temperaturas extremas (Houghton *et al.*, 2001; Alexander *et al.*, 2006; Alexander, 2016). El aumento

and variations in wind behavior). Consequently, a greater frequency of hydro-meteorological phenomena could affect biological and human communities (IPCC, 2014; Alexander *et al.*, 2019). Antecedents in Mexico mention that since 1970 there has been a significant increase in maximum temperature between 1 and 3 °C in the northwestern region (Gutiérrez-Ruacho, O. *et al.*, 2010; Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen, 2017). According to climate change scenarios, this trend is expected to continue in the country (Conde *et al.*, 2011; Magaña *et al.*, 2012), causing that the warm zones become the most vulnerable due to the increase in mean temperature.

Therefore, climate variability and its causes are the main elements to consider in climate change vulnerability studies (Tonmoy *et al.*, 2014). As a complex topic, the analysis of climate variation is usually presented descriptively, which is difficult to integrate with other vulnerability components, which are generally expressed in assessment indicators (Tonmoy *et al.*, 2014; Nájera & Carrillo, 2022). For this reason, one way to synthesize climate variability analyses is by indices (Vázquez, 2010). There are different validated indices (Alexander, 2016), most of them derived from the one proposed by the World Meteorological Organization (WMO) through the Expert Team on Climate Change Detection and Indices (ETCCDI) (Zhang, 2011), built with indicators working with daily data. However, in most Mexican territory, the largest and oldest network of weather stations only makes available to the public information from daily data collection compiled into monthly data (due to the loss of information that arises during daily collection) (Luna *et al.*, 2018). While this is not a persistent condition throughout the country, most weather stations that maintain the daily data quality restrict their information to public access. Also, the information in global estimation databases such as WorldClim 2.1 is presented in monthly compilations.

In this sense, the objective of this research was to construct and validate a climate variability index composed of functional indicators based on monthly data, applied to warm climates, using a fragment of the Pacific Coastal Plain region as a case study.

de anomalías de temperatura implica también alteraciones en la precipitación (por calentamiento de los océanos y variaciones en el comportamiento de los vientos). Por ende, mayor frecuencia de desastres hidrometeorológicos que pudieran impactar a las comunidades biológicas y humanas (IPCC, 2014; Alexander *et al.*, 2019). Antecedentes en México mencionan que a partir del año 1970 hay un incremento significativo de temperatura máxima entre 1 y 3 °C en la región noroeste (Gutiérrez-Ruacho, O. *et al.*, 2010; Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen, 2017). De acuerdo con los escenarios de cambio climático aplicados para el país (Conde *et al.*, 2011; Magaña *et al.*, 2012) se espera que la tendencia continúe, siendo las zonas cálidas las más vulnerables por incremento de temperatura promedio.

Por lo tanto, la variabilidad climática y sus causas son uno de las principales elementos a considerar en los estudios de vulnerabilidad ante el cambio climático (Tonmoy *et al.*, 2014). Al ser un tema complejo, el análisis de la variación del clima suele presentarse de forma descriptiva, lo que dificulta su integración con otros componentes de vulnerabilidad, que por lo general, al tratarse de una evaluación se expresan en indicadores (Tonmoy *et al.*, 2014; Nájera & Carrillo, 2022). Por ello, una forma de sintetizar los análisis de variabilidad climática es a través de índices (Vázquez, 2010). Existen diversos índices validados (Alexander, 2016), la mayoría de ellos derivados del propuesto por la Organización Meteorológica Mundial (WMO) a través del Grupo de Expertos en Detección e Índices de Cambio Climático (ETCCDI) (Zhang, 2011), construido con indicadores que funcionan con datos diarios. Sin embargo, en la mayoría del territorio de México, la red de estaciones meteorológicas más extensa y antigua sólo dispone al público información de tomas diarias compiladas en datos mensuales (debido a la pérdida de información que suscita durante las tomas diarias) (Luna *et al.*, 2018). Si bien, no es una condición persistente en todo el país, gran parte de las estaciones meteorológicas que mantienen la calidad de los datos de tomas diarias, mantienen limitado su acceso público. Asimismo, la información en las bases de datos de estimaciones globales como WorldClim 2.1 se presenta en compilados mensuales.

En este sentido, el objetivo de esta investigación fue construir y validar un índice de variabilidad climática compuesto de indicadores funcionales a partir de datos mensuales, aplicado a climas cálidos tomando como caso de estudio un fragmento de la región Llanura Costera del Pacífico.

## Material and Methods

To construct the indicators, we used the method described by Nardo *et al.* (2005). This method comprises two processes; conceptual analysis (choice of dimensions based on reference research) and operational analysis (definition of indicators and their application in a case study for statistical validation).

### Conceptual analysis

For choice the dimensions, we follow the recommendations of the reviews of research applied to Mexico made by Jiménez (2011) and Amador & Alfaro (2009). Jiménez (2011) states that a practical way to section climate indicators is according data measurement units. For example, indicators based on air temperature, indicators based on precipitation, and correlation climate indicators that measure the relationship of temperature and precipitation with global signals of natural climate variation originating from the ocean-atmosphere interaction, mainly for Mexico the Pacific Decadal Oscillation (PDO) and El Niño-Southern Oscillation (ENSO). In this way, conflicts for data measurement units are minimized, and the analysis is based on the general variations in temperature and precipitation and the possible influence of global signals on these variations.

Amador & Alfaro (2009), in a more complex way, propose that according to the scale of the data, the indicators can be grouped into six dimensions: 1) weather (indicators of climatic variables during the day); 2) climate (indicators that measure temperature and precipitation extremes and averages over a series of years); 3) variability (indicators that measure temperature and precipitation anomalies over a series of years); 4) planetary variability (indicators of the teleconnection of temperature and precipitation with global signals of natural climate variation derived from ocean-atmosphere interaction such as PDO and ENSO); 5) climate change (indicators that measure the relationship with extreme events); and 6) climate change scenarios (indicators that measure the difference between the scenario and the current climate). Although this classification may cause conflicts for data measurement units, it is a complete way of analyzing climate variability from the different scales of climate activity.

## Material y Métodos

Para la construcción de los indicadores se utilizó el método descrito por Nardo *et al.* (2005). Este método se compone de dos procesos; análisis conceptual (elección de dimensiones a partir de investigaciones de referencia) y análisis operativo (definición de indicadores y su aplicación en un caso de estudio para su validación estadística).

### Análisis conceptual

Para la elección de dimensiones se siguieron las recomendaciones de las revisiones de investigaciones aplicadas a México hechas por Jiménez (2011), y Amador & Alfaro (2009). Jiménez (2011) establece que una forma práctica de seccionar los indicadores climáticos es de acuerdo a la unidad de medida de los datos. Por ejemplo; indicadores basados en temperatura del aire, indicadores basados en precipitación, e indicadores climáticos de correlación que miden la relación de temperatura y precipitación con la señales globales de variación climática natural originadas de la interacción océano-atmósfera, principalmente para México la Oscilación Decadal del Pacífico (PDO) y El Niño-Oscilación del Sur (ENSO). De esta forma se minimizan conflictos de unidad de medida, y el análisis se fundamenta en las variaciones en general de temperatura y precipitación, y la posible influencia de las señales globales en estas variaciones.

Por su parte, Amador & Alfaro (2009) de forma más compleja proponen que de acuerdo a la escala de los datos los indicadores se pueden agrupar en seis dimensiones: 1) tiempo (indicadores del comportamiento de variables climáticas durante el día); 2) clima (indicadores que miden los extremos y promedios de temperatura y precipitación de una serie de años); 3) variabilidad (indicadores que miden las anomalías de temperatura y precipitación en una serie de años); 4) variabilidad del planeta (indicadores de la relación de la temperatura y precipitación con señales globales de variación climática natural derivadas de la interacción océano-atmósfera como PDO y ENSO); 5) cambio climático (indicadores que miden la relación con fenómenos extremos); y 6) escenarios de cambio climático (indicadores que miden la diferencia entre el escenario y el clima actual). Aunque de esta forma puede existir conflicto de unidades de medida entre las dimensiones, es una manera más completa de analizar la variabilidad climática desde las diferentes escalas de actuación del clima.

Se decidió tomar como eje principal para la definición de dimensiones la propuesta de acuerdo a la escala de

We chose the data scale proposed by Amador & Alfaro (2009) as the central axis for defining dimensions. Therefore, excluding the weather dimension (due to the lack of daily climate data), five dimensions were established: 1) climate; 2) climate anomalies; 3) natural climate variability teleconnection; 4) extreme events; 5) long-term climate change. Incorporating Jiménez's (2011) conclusions, we determined that the indicators obtained from the operational analysis were grouped into variables according to the data measurement units.

### Operational analysis

To define the indicators, we analyzed the indicators implemented to assess climate variability in vulnerability studies on climate change in Mexico from the literature review by Nájera & Carrillo (2022) (Monterroso *et al.*, 2012; Baca *et al.*, 2014; Rivas & Montero, 2014; Ahumada-Cervantes *et al.*, 2015; Monterroso *et al.*, 2018) and their references (Martínez & Patiño, 2010; Zhang, 2011; Fernández *et al.*, 2012; Fernández *et al.*, 2014; Arreguín *et al.*, 2015; De la Mora *et al.*, 2016; Figueroa-Gallegos, 2017). We choose the most recurrent indicators that could be integrated into the dimensions previously established in the conceptual analysis. Other indicators suggested in Jiménez (2011) and Amador & Alfaro (2009) were included. In total, 48 indicators were defined, grouped into 12 variables and five dimensions. We maintained a balance of two to three variables per dimension and three to four indicators per variable (Table 1).

The indicators of the dimensions of climate and climate anomalies were calculated only with data from weather stations. To calculate the indicators of the dimension natural climate variability teleconnection, we follow the research of Cruz-Rico *et al.* (2015), Méndez *et al.* (2007), and Méndez *et al.* (2010) correlating the ENSO (MEI and ONI) and PDO indices with the standardized anomalies of the data series (Pearson correlation at 95 % confidence level).

The MEI, Multivariate ENSO Index, is calculated over two-month periods using six atmospheric and marine variables (surface air temperature, sea surface temperature, cloudiness, zonal and meridional wind, and sea level pressure). The Oceanic Niño Index (ONI) is calculated from the sea surface temperature recorded over three-month periods in a sector of the tropical Pacific Ocean (region 3.4 for Mexico). Positive

los datos como lo describe Amador & Alfaro (2009). Por lo tanto, excluyendo la dimensión tiempo (debido a no contar con datos climáticos diarios), se establecieron cinco dimensiones: 1) clima; 2) anomalías de variables climáticas; 3) correlación con la variabilidad climática natural; 4) eventos extremos; y 5) procesos climáticos a largo plazo. Incorporando las conclusiones de Jiménez (2011), se determinó que los indicadores resultantes del análisis operativo fueran agrupados en variables de acuerdo a la unidad de medida de los datos.

### Análisis operativo

Para la definición de indicadores se analizaron los indicadores implementados en investigaciones que evalúan la variabilidad climática en estudios de vulnerabilidad al cambio climático en México procedentes de la revisión bibliográfica de Nájera & Carrillo (2022) (Monterroso *et al.*, 2012; Baca *et al.*, 2014; Rivas & Montero, 2014; Ahumada-Cervantes *et al.*, 2015; Monterroso *et al.*, 2018) y sus referencias (Martínez & Patiño, 2010; Zhang, 2011; Fernández *et al.*, 2012; Fernández *et al.*, 2014; Arreguín *et al.*, 2015; De la Mora *et al.*, 2016; Figueroa-Gallegos, 2017). Se eligieron los indicadores más recurrentes que pudieran ser integrados en las dimensiones previamente establecidas en el análisis conceptual. Se incluyeron otros indicadores sugeridos en Jiménez (2011), y Amador & Alfaro (2009). Se definieron en total 48 indicadores, agrupados en 12 variables y cinco dimensiones. Se procuró mantener un equilibrio de dos a tres variables por dimensión, y de tres a cuatro indicadores por variable (Tabla 1).

Los indicadores de la dimensiones clima y anomalías de variables climáticas fueron calculados únicamente con los datos de las estaciones meteorológicas. Para calcular los indicadores de la dimensión correlación con la variabilidad climática natural, se siguió la guía de los trabajos de Cruz-Rico *et al.* (2015), Méndez *et al.* (2007) y Méndez *et al.* (2010) correlacionando los índices ENSO (MEI y ONI) y PDO con las anomalías estandarizadas de las series de datos (correlación de Pearson al 95 % de nivel de confianza).

El índice MEI, Multivariate ENSO Index por sus siglas en inglés, es calculado en periodos de dos meses usando seis variables atmosféricas y marinas (temperatura del aire en superficie, temperatura superficial del mar, nubosidad, viento zonal y meridional, y presión a nivel del mar). El índice ONI, Oceanic Niño Index por sus siglas en inglés, es calculado en periodos de tres meses a partir de la temperatura superficial del mar registrada en un sector

**Table 1.**  
**Proposed indicators for the climate variability index from monthly data**  
 (description, units, and authors are specified in the extensive table in Annex 1).

**Tabla 1.**  
**Indicadores propuestos para conformar el índice de variabilidad climática a partir de datos mensuales**  
 (descripción, unidades, y autores se especifican en la tabla extensa en Anexo 1).

| Dimension                                     | Variable                          | Indicator   |
|---|-----------------------------------|---|
| 1. Climate                                    | Climate variables                 | Annual mean temperature (Tp) of the period                          |
|   |                                   | Maximum temperature (Tmax) of the period                            |
|   |                                   | Minimum temperature (Tmin) of the period                            |
|   |                                   | Average annual precipitation (PP) of the period                     |
|   | Extremes of climate temperature   | Maximum temperature of the monthly highs                            |
|   |                                   | Minimum temperature of monthly minimums                             |
|   |                                   | Number of summer months   |
|   |                                   | Number of tropical months   |
|   | Extremes of climate precipitation | Maximum annual accumulated monthly precipitation                    |
|   |                                   | Simple monthly intensity precipitation index                        |
|   |                                   | Dry months index  |
|   |                                   | Annual average of months with precipitation                         |
| 2. Climate anomalies                          | Anomaly index                     | Average temperature anomaly index in the period                     |
|   |                                   | Maximum temperature anomaly index in the period                     |
|   |                                   | Minimum temperature anomaly index in the period                     |
|   |                                   | Accumulated annual mean precipitation anomaly index for the period. |
|   | Incremental anomalies             | Annual average temperature anomaly index >5 %                       |
|   |                                   | Annual maximum temperature anomaly index >5 %                       |
|   |                                   | Annual minimum temperature anomaly index >5 %                       |
|   |                                   | Accumulated annual mean precipitation anomaly index >5 %            |
|   | Decrement anomalies               | Annual average temperature anomaly index <5 %                       |
|   |                                   | Annual maximum temperature anomaly index <5 %                       |
|   |                                   | Annual minimum temperature anomaly index <5 %                       |
|   |                                   | Accumulated annual mean precipitation anomaly index <5 %            |
| 3. Natural climate variability teleconnection | MEI teleconnection                | Correlation of mean temperature anomalies with MEI                  |
|   |                                   | Correlation of maximum temperature anomalies with MEI               |
|   |                                   | Correlation of minimum temperature anomalies with MEI               |
|   |                                   | Correlation of precipitation anomalies with MEI                     |
|   | ONI teleconnection                | Correlation of mean temperature anomalies with ONI                  |
|   |                                   | Correlation of maximum temperature anomalies with ONI               |
|   |                                   | Correlation of minimum temperature anomalies with ONI               |
|   |                                   | Correlation of precipitation anomalies with ONI                     |
|   | PDO teleconnection                | Correlation of mean temperature anomalies with PDO                  |
|   |                                   | Correlation of maximum temperature anomalies with PDO               |
|   |                                   | Correlation of minimum temperature anomalies with PDO               |
|   |                                   | Correlation of precipitation anomalies with PDO                     |



|                             |                                       |   |
|-----------------------------|---------------------------------------|---|
| 4. Extreme events           | Extreme events contingencies          | Floods  |
|                             |                                       | Torrential rains  |
|                             |                                       | Droughts  |
|                             |                                       | Tropical cyclones and hurricanes                                  |
| 5. Long-term climate change | Near horizon (2015-2039) A2 RCP 4.5   | Mean temperature index of the period compared with HADGEMI        |
|                             |                                       | Mean precipitation index of the the period compared to HADGEMI    |
|                             |                                       | Mean temperature index of the period compared with MPI ECHAM5     |
|                             |                                       | Mean precipitation index of the the period compared to MPI ECHAM5 |
|                             | Medium horizon (2045-2069) A2 RCP 4.5 | Mean temperature index of the period compared with HADGEMI        |
|                             |                                       | Mean precipitation index of the the period compared to HADGEMI    |
|                             |                                       | Mean temperature index of the period compared with MPI ECHAM5     |
|                             |                                       | Mean precipitation index of the the period compared to MPI ECHAM5 |

anomalies greater than 0.5 are associated with high temperatures and heavy rainfall in both indices, while negative anomalies less than 0.5 are associated with cold temperatures and dry periods. The ENSO indexes values were obtained from the National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) platform (<https://www.noaa.gov>).

The PDO index is a sea surface temperature oscillation in the Pacific Ocean in decadal periods during the winter season. Its influence is persistent on precipitation; the positive phase is associated with wet periods and the negative phase with dry periods. PDO values were obtained from the Cooperative Institute for Climate, Ocean and Ecosystem Studies (CICOES) (<https://cicoes.uw.edu>).

To calculate the indicators of the extreme event dimension, we used the number of contingencies caused by extreme events extracted from the platform of the National Risk Atlas of the National Center for Disaster Prevention (CENAPRED) of the Government of Mexico (<http://www.atlasmacionalderiesgos.gob.mx>). Moreover, the climate change scenarios for Mexico, used as the indicators of the long-term climate change dimension, were obtained from the Center for Atmospheric Sciences of the National Autonomous University of Mexico (UNAM) (<http://atlasclimatico.unam.mx/AECC/servmapas>), referred in Conde *et al.* (2011).

For the validation of the indicators, we chose as a case study a fragment of the Pacific Coastal Plain

del océano Pacífico tropical (región 3.4 para México). En ambos índices, las anomalías positivas mayores a 0.5 a temperaturas altas y lluvias intensas, mientras que las anomalías negativas menores a 0.5 con temperaturas frías y periodos secos. Sus valores se obtuvieron de la plataforma National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) (<https://www.noaa.gov>).

El índice PDO es una oscilación de temperatura superficial del mar en el Océano Pacífico que se manifiesta en la estación invernal en periodos decenales, su influencia es persistente sobre la precipitación (la fase positiva se asocia con periodos húmedos y la fase negativa con periodos secos). Los valores de PDO se obtuvieron del Cooperative Institute for Climate, Ocean and Ecosystem Studies (CICOES) (<https://cicoes.uw.edu>).

Para calcular los indicadores de la dimensión eventos extremos, se utilizó el número de contingencias por eventos extremos, extraídas de la plataforma del Atlas Nacional de Riesgos del Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED) del Gobierno de México (<http://www.atlasmacionalderiesgos.gob.mx>). Y los escenarios de cambio climático para México, utilizados para los indicadores de la dimensión procesos climáticos a largo plazo, se obtuvieron del Centro de Ciencias de la Atmósfera, de la Universidad Nacional Autónoma de México (UNAM) (<http://atlasclimatico.unam.mx/AECC/servmapas>), referidos en Conde *et al.* (2011).

Para la validación de los indicadores se tomó como caso de estudio un fragmento de la región fisiográfica Llanura

physiographic region located in northwestern Mexico, in the states of Nayarit, Sinaloa and Sonora. It is a flat warm zone influenced by marine dynamics and rivers, with predominantly coastal lagoon and estuarine landscapes rich in biodiversity and important agricultural and aquaculture areas (Bojórquez *et al.*, 2006; González *et al.*, 2009). For the case study, we use a fragment delimited by the municipalities of San Blas and Santiago Ixcuintla in the state of Nayarit (Figure 1).

According to the description by Nájera *et al.* (2020), the prevailing climate is warm sub-humid; mean temperature of 26.2 °C (thermal oscillation less than 1°C between the different zones), with an average precipitation of 1334 (rainfall during the summer months of June-September). The hottest months are May and June (35 °C), and the coldest months are January and February (15 °C). August is the rainiest month with a 400 mm average. According to the interdecadal analysis of the same authors, the mean and minimum temperatures tended to increase. In contrast, the maximum temperature showed a tendency to decrease, as did precipitation. Temperature anomalies in the area are related between 25 % and 30 % to ENSO and 25 % to PDO; the correlation is higher in the summer months (30 % to 40 % ENSO and 30 % PDO).

The selected area plays a vital role in climate change because it is one of the main reservoirs of the mangrove ecosystem in Nayarit. The mangrove is classified as a sentinel ecosystem against climate effects given its benefits for coastal protection, freshwater maintenance, carbon storage, among others related to biodiversity (Yáñez-Arancibia *et al.*, 2014). These same benefits provide the area with characteristics that have promoted its agricultural, aquaculture, fishing, and tourism uses, which are fundamental for the subsistence of different rural communities in the region (González *et al.*, 2009 Nájera *et al.*, 2021). However, this type of coastal ecosystem has been studied as one of the most vulnerable areas to climate effects because of its geographic location, human-nature subsistence styles, and marginalization (Lara *et al.*, 2008; Ramos *et al.*, 2016).

The climatic data used came from the weather stations available at three institutions. The oldest data series were obtained from the National Meteorological Service

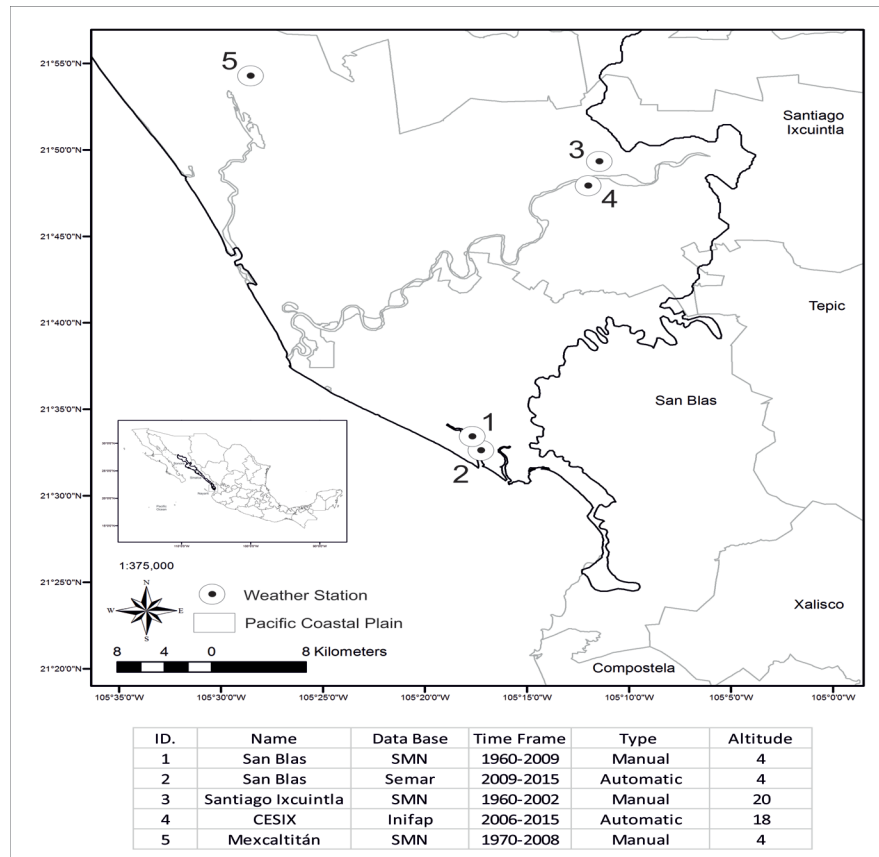
Costera del Pacífico ubicada al noroeste de México, en los estados de Nayarit, Sinaloa y Sonora. Es una zona cálida con influencia de la dinámica marina y ríos, por lo que en su paisaje predominan las lagunas costeras y estuarinas ricas en biodiversidad, y áreas agrícolas y acuícolas elementales para el país (Bojórquez *et al.*, 2006; González *et al.*, 2009). Para el caso de estudio se tomó el fragmento delimitado por los municipios San Blas y Santiago Ixcuintla en el estado de Nayarit (Figura 1).

De acuerdo con la descripción de Nájera *et al.* (2020), el clima predominante es el cálido subhúmedo; temperatura promedio de 26.2 °C (oscilación térmica menor 1 °C entre las distintas zona), con precipitación promedio de 1334 mm (lluvias los meses de verano junio-septiembre). Los meses más calientes son mayo y junio (35 °C) y los meses más fríos enero y febrero (15 °C). Agosto el mes más lluvioso con 400 mm promedio. Según el análisis interdecadal de los mismos autores, la temperatura media y mínima presentaron tendencia a aumentar, por el contrario, la temperatura máxima con tendencia a disminuir al igual que la precipitación. Las anomalías de temperatura del área están relacionadas de 25 % a 30 % con el fenómeno ENSO y 25 % con PDO, mayormente los meses de verano (de 30 % a 40 % ENSO y 30 % PDO).

El área seleccionada juega un papel importante en materia de cambio climático por ser uno de los principales reservorios de ecosistema manglar en el estado de Nayarit. El manglar es catalogado como un ecosistema centinela frente a los efectos del clima debido a sus beneficios de protección costera, mantenimiento de agua dulce, almacenamiento de carbono, entre otros relacionados con la biodiversidad (Yáñez-Arancibia *et al.*, 2014). Estos mismos beneficios dotan al área de características que han promovido su aprovechamiento agrícola, acuícola, pesquera y turística fundamentales para la subsistencia de distintas comunidades rurales en la región (González *et al.*, 2009 Nájera *et al.*, 2021). Sin embargo, ha sido estudiado que este tipo de ecosistemas costeros son una de las zonas más vulnerables a los efectos del clima por su ubicación geográfica, relación de subsistencia hombre-naturaleza y marginación (Lara *et al.*, 2008; Ramos *et al.*, 2016).

Los datos climáticos utilizados procedieron de las estaciones meteorológicas disponibles de tres instituciones. Las series de datos más antiguas se obtuvieron del Servicio Meteorológico Nacional (SMN) disponibles a través de la base de datos climatológicos Climate Computing Project





**Figure 1. Location and characteristics of the weather stations on the case study a fragment of the Pacific Coastal Plain.** Source: Own elaboration based on cartography of the National Institute of Statistic and Geograph (INEGI, 2000).

**Figura 1. Ubicación y características de las estaciones meteorológicas del caso de estudio fragmento de la región fisiográfica Llanura Costera del Pacífico.** Fuente: Elaboración propia a partir de la cartografía del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2000).

(SMN) available through the Climate Computing Project (CLICOM) climatological database. The most recent data series (2010 onwards) were obtained from the National Institute of Agricultural and Livestock Forestry Research (INIFAP) and the Secretariat of the Navy (SEMAR) (Figure 1). We corroborated that each station had at least 80 % consistent data as suggested by other research (Vázquez, 2010; Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen, 2017). In order to analyze the variability of at least the last 30 years as recommended by the WMO (Trewin, 2007), the oldest stations (San Blas and Santiago Ixcuintla of the SMN) were joined with the most recent ones (San Blas of SEMAR and CESIX of INIFAP), the homogeneity of their descriptors was

(CLICOM). Las series de datos más recientes (2010 en adelante) se obtuvieron del Instituto de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP), y la Secretaría de Marina (SEMAR) (Figura 1). Se corroboró que en cada estación se contara con al menos el 80 % de datos consistentes como lo sugieren otras investigaciones (Vázquez, 2010; Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen, 2017). Para poder analizar la variabilidad de al menos los últimos 30 años como lo recomienda la WMO (Trewin, 2007), las estaciones más antiguas (San Blas y Santiago Ixcuintla del SMN) fueron unidas con las más recientes (San Blas de la SEMAR y CESIX del INIFAP) corroborado homogeneidad en sus descriptores (Nájera et al., 2020). Para el caso de la estación meteorológica

corroborated (Nájera *et al.*, 2020). For the case of the Mexcaltitán weather station (SMN), the data series was completed with data estimated by Harris *et al.* (2014) available in the WorldClim 2.1 database (<https://www.worldclim.org>) (Fick & Hijmans, 2017). This database was also used to complete the missing data in the rest of the series.

We decided to study the years from 1980 to 2018. For the analysis, the data were grouped into 10-year periods as suggested by WMO (Trewin, 2007) called operational normals. The operational normals facilitate the interpretation of the results. For example, it allows explaining the variability according to the influence of some global signals of natural climate variation, such as the PDO, or other processes of change in the local climate due to anthropogenic actions that are visible over time, such as changes in vegetation cover. In total, we studied three sampling points (San Blas, Santiago Ixcuintla and Mexcaltitán) in four time periods (1980-1989, 1990-1999, 2000-2009, and 2010-2018). The results only can be compared between the dates referred, and by recommendation of the WMO (Trewin, 2007), comparisons cannot be made between different areas.

The statistical validation process was carried out as described in Schuschny & Soto (2009) using the principal component analysis Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) test. The principal component analysis is a statistical method that validates the cohesion between information on the same category (indicators within a variable and variables within a dimension). It helps to determine if the indicators selected were necessary to describe the phenomenon studied. The analysis is based on using as few indicators as possible to represent the information's cohesion better. Principal component analysis has become an established technique in climate regionalization because of its ability to capture much of the variation in climate data in a small number of dimensions (Pineda-Martínez *et al.*, 2007).

According to Nardo *et al.* (2005), three premises must be corroborated before performing the KMO test; the number of observations must be at least three times the number of indicators in the variable, there must be no outlier data, and the data must have a normal distribution. The first premise was met by validating the

Mexcaltitán (SMN), la serie de datos se completó con las estimaciones de Harris *et al.* (2014) disponibles en la base de datos WorldClim 2.1 (<https://www.worldclim.org>) (Fick & Hijmans, 2017). Mismas estimaciones se utilizaron para completar los datos faltantes en las series anteriormente mencionadas.

Se tomaron como fechas a estudiar los años de 1980 a 2018. Para su análisis, los datos se agruparon en periodos de 10 años según lo sugiere la WMO (Trewin, 2007) llamados normales operativas. Las normales operativas facilitan la interpretación de los resultados, por ejemplo permiten explicar la variabilidad de acuerdo a la influencia de algunas señales globales de variación climática natural como el PDO, u otros procesos de cambio en el clima local por causa de acciones antropogénicas que son visibles a través del tiempo como los cambios de cobertura vegetal. En total se estudiaron tres puntos de muestro (San Blas, Santiago Ixcuintla y Mexcaltitán), en cuatro periodos de tiempo (1980-1989, 1990-1999, 2000-2009, y 2010-2018). Los resultados sólo pueden ser comparables entre las fechas referidas, por recomendación de la WMO (Trewin, 2007) no se pueden hacer comparaciones entre distintas zonas.

Para realizar el proceso de validación estadística se utilizó lo descrito en Schuschny & Soto (2009) a través del análisis de componentes principales prueba Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). El análisis de componentes principales es un método estadístico que permite validar la cohesión de la información dentro de una misma categoría (indicadores dentro de una variable y variables dentro de una dimensión). Ayuda a determinar si los indicadores seleccionados fueron los necesarios para describir el fenómeno a estudiar. El análisis se basa en la premisa de utilizar el menor número de indicadores posibles para representar mejor la cohesión de la información. El análisis estadístico por componentes principales se ha convertido en una técnica implementada en meteorología, principalmente en el área de la regionalización climática, ya que captura gran parte de la variación de los datos climáticos en un número reducido de dimensiones (Pineda-Martínez *et al.*, 2007).

De acuerdo con Nardo *et al.* (2005), previo a realizar la prueba KMO se deben corroborar tres supuestos; el número de observaciones debe ser al menos el tripe que el número de indicadores dentro de una variable a validar, no deben existir datos atípicos, y los datos deben tener distribución normal. Se cumplió con el primer supuesto validando los indicadores por variable (cuatro indicadores

indicators by variable (four indicators per variable) and each variable in its dimension (two to three variables per dimension), maintaining the 3:1 ratio. The second and third premises were met by standardizing the data using the z-score standardization formula.

The results of the KMO test were interpreted as described in Schuschny & Soto (2009), admitting values above 0.7 as acceptable according to the criteria of Jolliffe (2002). The adequacy of the test was confirmed by performing a hypothesis test with a significance value at a 95 % confidence level. To reduce the number of indicators, we eliminated the indicators that obtained less than 0.8 value in the component. Likewise, we only accepted a percentage of explained variance more significant than 90 % to improve cohesion between variables.

The distances of the indicators were normalized to values 0 to 1 concerning the average to detect the periods different from the normal, allowing us to add the information of the different indicators in the same variable and avoid scale conflicts.

Subsequently, the normalized values of each indicator per variable were summed to obtain subindices from 0 to 1 for each dimension. To obtain the final climate variability index, we sum the subindices of the dimensions normalizing their value from 0 to 1. Finally, the index results were incorporated into a Geographic Information System to represent the climatic variability of the case study cartographically. Given the small number of weather stations, we used Kriging statistical extrapolation (cell size 50), as suggested in the literature, to extrapolate highly variable data with distribution over small flat areas (Sluiter, 2009).

## Results

The indicators, variables and dimensions resulting from the statistical validation process are shown in Table 2. As a result of the validation, the number of proposed indicators was reduced from 48 to 24, and the variables were restructured from 12 to six. Four of the five dimensions initially proposed were maintained. The extreme events dimension was excluded according to the KMO value and explained variance obtained (KMO = 0.699, Sig = 0.000, explained

por variable) y cada variable en su dimensión (dos a tres variables por dimensión), manteniendo la proporción 3:1. Para cumplir el segundo y tercer supuesto los datos fueron estandarizados por la fórmula de estandarización z-score.

Los resultados de la prueba KMO fueron interpretados según se describe en Schuschny & Soto (2009), admitiendo los valores superiores a 0.7 como aceptables según el criterio de Jolliffe (2002). Se ratificó que la prueba fuera la adecuada realizando prueba de hipótesis con valor de significancia a 95 % de nivel de confianza. Con la intención de reducir el número de indicadores, se eliminaron los indicadores que en el componente obtuvieron valor menor a 0.8. Así mismo, con la intención de mejorar la cohesión de la información entre variables solo se aceptó porcentaje de varianza explicada superior al 90 %.

Como se buscaba conocer los periodos distintos a lo normal (promedio), para sumar la información de los distintos indicadores en una misma variable y evitar conflictos de escala, se normalizaron sus distancias a valores 0 a 1 con respecto al promedio.

Posterior, se sumaron los valores normalizados de cada indicador por variable para obtener subíndices de 0 a 1 de cada una de las dimensiones. Para obtener el índice final de variabilidad climática se sumaron los subíndices de las dimensiones normalizando su valor de 0 a 1. Los valores cercanos a 1 significan mayor variabilidad con respecto al promedio. Los valores cercanos a 0 significan menor variabilidad con respecto al promedio. Finalmente, se incorporaron los resultados del índice final en un Sistema de Información Geográfica para realizar la representación cartográfica del caso de estudio. Debido al reducido número de estaciones, se utilizó la extrapolación estadística Kriging (tamaño de celda 50), según lo sugiere la literatura para extrapolar datos altamente variables con distribución en áreas llanas pequeñas (Sluiter, 2009).

## Resultados

Los indicadores, variables y dimensiones resultantes del proceso de validación estadística se muestran en la Tabla 2. Como resultado de la validación el número de indicadores propuestos se redujo de 48 a 24 indicadores, y las variables se reestructuraron de 12 a seis. Se mantuvieron cuatro dimensiones de las cinco propuestas inicialmente. Se excluyó la dimensión eventos climáticos de acuerdo al valor de KMO y la varianza explicada obtenidos

variance = 74.4 %). And, one of the two variables of the long-term climate change dimension was excluded because they were similar, and no differences in values were found when we validated the dimension. The final climate variability index application achieved KMO = 0.797, Sig = 0.000 and explained variance of 94.5 %. In the component assembly, dimension 1) climate extreme

(KMO = 0.699, Sig = 0.000, varianza explicada = 74.4 %). Y se excluyó una de las dos variables de la dimensión procesos climáticos a largo plazo, debido que al tratarse de dos variables similares no se encontraron diferencias de valores en el conjunto al validar la dimensión. La aplicación del índice final logró KMO = 0.797, Sig = 0.000 y varianza explicada de 94.5 %. En conjunto, la dimensión 1) extremos

**Table 2.**  
**Results of the statistical validation of the indicators, variables and dimensions of the climate variability index from monthly data.**

**Tabla 2.**  
**Resultados de la validación estadística de los indicadores, variables y dimensiones del índice de variabilidad climática a partir de datos mensuales.**

|  | Indicator  | Description   | Variable validation                                       | Dimension validation |
|--|--|---|---|----------------------|
| 1. Climate extreme<br>1.1. Extremes of temperature and precipitation     | 1.1.1. Maximum temperature of the monthly highs                            | Average of the Tmax of the month with the highest annual Tmax of the period.                                      |   | 0.977                |
|  | 1.1.2. Minimum temperature of monthly minimums                             | Average of the Tmin of the month with the lowest annual Tmin of the period.                                       | KMO = 0.867<br>Sig = 0.000<br>Explained variance = 94.8 % | 0.887                |
|  | 1.1.3. Maximum annual accumulated monthly precipitation                    | Average of the PP of the month with the highest annual precipitation in the period.                               |   | 0.989                |
|  | 1.1.4. Simple monthly intensity precipitation index                        | Cumulative annual precipitation divided by the number of months with PP> 1mm.                                     |   | 0.943                |
| 2. Climate anomalies<br>2.1. Temperature and precipitation anomaly index | 2.1.1. Average temperature anomaly index in the period                     | One minus the mean annual Tp between the mean annual Tp for the period. The result is averaged by the period.     |   |                      |
|  | 2.1.2. Maximum temperature anomaly index in the period                     | One minus the mean annual Tmax between the mean annual Tmax for the period. The result is averaged by the period. | KMO = 0.815<br>Sig = 0.000<br>Explained variance = 96.7 % | 0.962                |
|  | 2.1.3. Minimum temperature anomaly index in the period                     | One minus the mean annual Tmin between the mean annual Tmin for the period. The result is averaged by the period. |   | 0.983                |
|  | 2.1.4. Accumulated annual mean precipitation anomaly index for the period. | One minus annual accumulated PP between mean annual PP of the period. The result is averaged by the period.       |   | 0.940                |

|   |  |  |   |   |       |  |
|---|--|--|---|---|-------|--|
| 3. Natural climate variability teleconnection | 3.1. MEI teleconnection                  | 3.1.1. Correlation of mean temperature anomalies with MEI              | Correlation of the standardized anomalies of Tp with the MEI index.   |   | 0.945 |  |
|   |  | 3.1.2. Correlation of maximum temperature anomalies with MEI           | Correlation of standardized anomalies of Tmax with MEI index.   | KMO = 0.730<br>Sig = 0.000<br>Explained variance = 95.8 % | 0.937 |  |
|   |  | 3.1.3. Correlation of minimum temperature anomalies with MEI           | Correlation of standardized Tmin anomalies with MEI index.  |   | 0.987 |  |
|   |  | 3.1.4. Correlation of precipitation anomalies with MEI                 | Correlation of the standardized anomalies of PP with the MEI index.   |   | 0.964 |  |
|   | 3.2. ONI teleconnection                  | 3.2.1. Correlation of mean temperature anomalies with ONI              | Correlation of standardized Tp anomalies with ONI index.  |   | 0.982 | KMO= 0.789<br>Sig.= 0.000<br>Explained variance = 98.6 %<br><br>MEI teleconnection 0.988<br>ONI teleconnection 0.982<br>PDO teleconnection 0.988 |
|   |  | 3.2.2. Correlation of maximum temperature anomalies with ONI           | Correlation of standardized anomalies of Tmax with ONI index.   | KMO = 0.874<br>Sig = 0.000<br>Explained variance = 96.8 % | 0.943 |  |
|   |  | 3.2.3. Correlation of minimum temperature anomalies with ONI           | Correlation of standardized Tmin anomalies with ONI index.  |   | 0.967 |  |
|   |  | 3.2.4. Correlation of precipitation anomalies with ONI                 | Correlation of the standardized anomalies of PP with the ONI index.   |   | 0.980 |  |
|   | 3.3. PDO teleconnection                  | 3.3.1. Correlation of mean temperature anomalies with PDO              | Correlation of standardized Tp anomalies with PDO index.  |   | 0.970 |  |
|   |  | 3.3.2. Correlation of maximum temperature anomalies with PDO           | Correlation of standardized anomalies of Tmax with PDO index.   | KMO = 0.842<br>Sig = 0.000<br>Explained variance = 96.2 % | 0.953 |  |
|   |  | 3.3.3. Correlation of minimum temperature anomalies with PDO           | Correlation of standardized anomalies of Tmin with PDO index.   |   | 0.963 |  |
|   |  | 3.3.4. Correlation of precipitation anomalies with PDO                 | Correlation of the standardized anomalies of PP with PDO index.   |   | 0.964 |  |
| 4. Long-term climate change                   | 4.1. Near horizon (2015-2039) A2 RCP 4.5 | 4.1. Mean temperature index of the period compared with HADGEMI        | One minus the rate of change between Tp of the period and the Tp estimated in HADGEMI Near horizon (2015-2039) A2 RCP 4.5.    |   | 0.992 |  |
|   |  | 4.2. Mean precipitation index of the the period compared to HADGEMI    | One minus the rate of change between PP of the period and the PP estimated in HADGEMI Near horizon (2015-2039) A2 RCP 4.5.    | KMO = 0.852<br>Sig = 0.000<br>Explained variance = 98.6 % | 0.982 |  |
|   |  | 4.3. Mean temperature index of the period compared with MPI ECHAM5     | One minus the rate of change between Tp of the period and the Tp estimated in MPI ECHAM5 Near horizon (2015-2039) A2 RCP 4.5. |   | 0.991 |  |
|   |  | 4.4. Mean precipitation index of the the period compared to MPI ECHAM5 | One minus the rate of change between PP of the period and the PP estimated in MPI ECHAM5 Near horizon (2015-2039) A2 RCP 4.5. |   | 0.982 |  |

obtained 0.959, dimension 2) climate anomalies obtained 0.879, dimension 3) natural climate variability teleconnection obtained 0.987, and dimension 4) long-term climate change obtained 0.957.

de variables climáticas obtuvo 0.959; la dimensión 2) anomalías de variables climáticas 0.879; la dimensión 3) correlación con la variabilidad climática natural 0.987; y la dimensión 4) procesos climáticos a largo plazo 0.957.

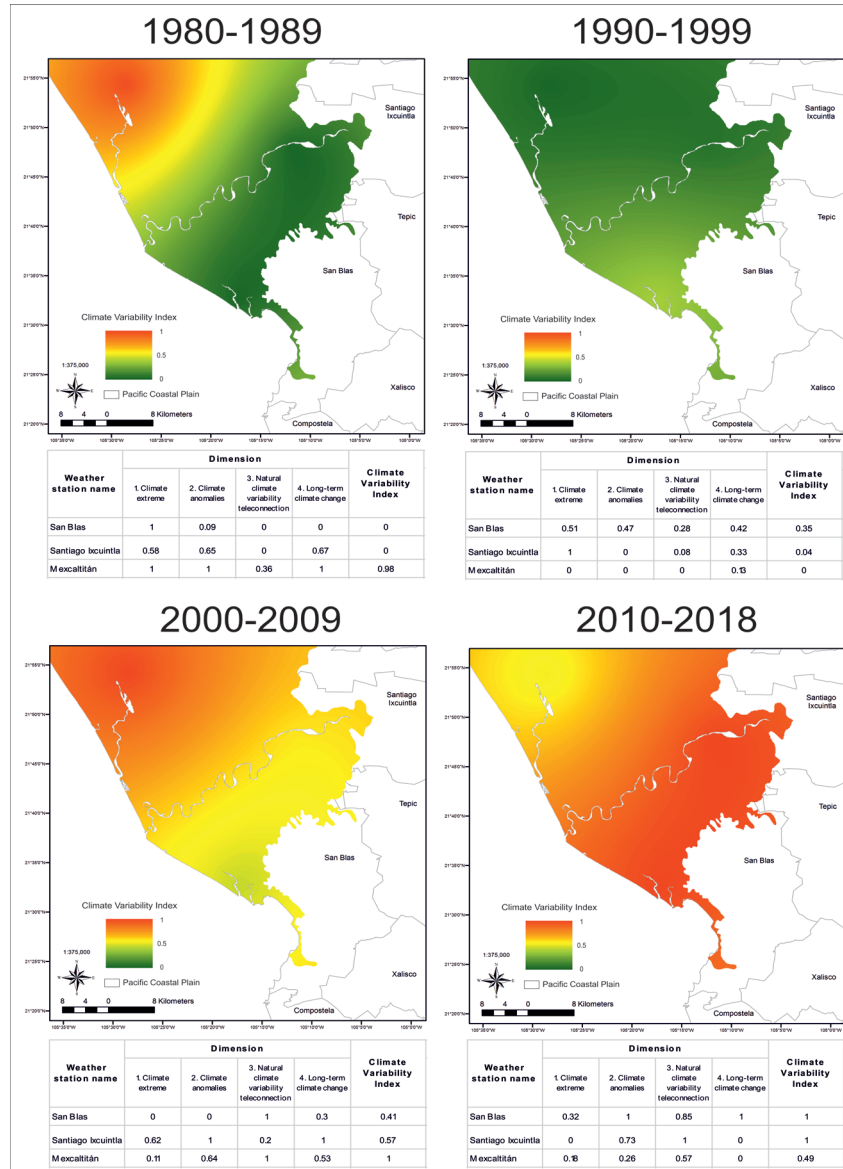


Figure 2. Results of the application of the climate variability index in the case study fragment of the Pacific Coastal Plain.

Figura 2. Resultados de la aplicación del índice de variabilidad climática en el caso de estudio fragmento de la región fisiográfica Llanura Costera del Pacífico.



Following the application of the climate variability index in the case study, the 1980-1989 and 2010-2018 decades were the most variable in the Mexcaltitán weather station area. In the rest of the area, the 2010-2018 decade was the most variable concerning the average (Figure 2).

It should be noted that although the two periods showed high variability, this does not mean that they share the same climatic characteristics. In the case of Mexcaltitán, both periods present antagonistic characteristics. The resulting values for each indicator, in each period and weather station, are shown in Annex 2.

The climate extreme dimension results showed that the most variable periods were 1980-1989 (San Blas and Mexcaltitán) and 1990-1999 (Santiago Ixcuintla). Based on the oldest period, the maximum monthly temperatures tended to increase in the northern areas (1 to 3 °C) and decrease in the San Blas area (1 °C). The same was observed for the minimum temperature of the monthly minimums (decrease of 1°C in San Blas and increase of 2 to 4°C in Mexcaltitán). Precipitation decreased in the San Blas and Santiago Ixcuintla zones (between 30 and 50 mm) and increased in the Mexcaltitán zone (50 to 60 mm). The simple monthly intensity index revealed an increase in consecutive months without rain in the San Blas area and a decrease in the Mexcaltitán and Santiago Ixcuintla áreas; however, similarities were observed between the periods 1980-1989 and 2010-2018, so the behavior is possibly related to the influence of PDO.

Regarding the climatic anomalies dimension, the most variable periods were 1980-1989 in the Mexcaltitán area, 2000-2009 in Santiago Ixcuintla and 2010-2018 in the San Blas area. The highest temperature anomalies were in the decrease of minimum temperature; anomalies higher than 4 % and 5 % in San Blas and Santiago Ixcuintla, and 7 % in Mexcaltitán. In the most variable period, the highest precipitation anomalies were in the average decrease in precipitation; San Blas 10.8%, Santiago Ixcuintla 7.8 %, and Mexcaltitán 7.6 %.

For the dimension of natural climate variability teleconnection, the most variable periods were 2000-2009 and 2010-2018. About ENSO, the highest

De acuerdo con la aplicación del índice de variabilidad climática en el caso de estudio, las décadas 1980-1989 y 2010-2018 fueron las más variables en la zona de la estación meteorológica Mexcaltitán. En el resto del área, la década 2010-2018 fue la más variable con respecto al promedio (Figura 2).

Cabe destacar que aunque dos periodos resultaron con alta variabilidad, no significa que compartan mismas características climáticas. En el caso de Mexcaltitán ambos periodos presentan características antagonicas. Los valores resultantes de cada indicador, en cada periodo y estación meteorológica se muestran en el Anexo 2.

De acuerdo con los resultados de la dimensión extremos de variables climáticas, los periodos más variables fueron 1980-1989 (San Blas y Mexcaltitán) y 1990-1999 (Santiago Ixcuintla). Con respecto al periodo más antiguo, la temperatura máxima de las máximas mensuales presentó tendencia a aumentar en las zonas al norte (1 a 3 °C) y a disminuir en la zona de San Blas (1 °C). Mismo comportamiento se observó para la temperatura mínima de las mínimas mensuales (disminución 1°C en San Blas y aumento 2 a 4 °C en Mexcaltitán). La precipitación mostró disminución en las zonas San Blas y Santiago Ixcuintla (entre 30 y 50 mm), y aumento en la zona de Mexcaltitán (50 a 60 mm). El índice simple de intensidad mensual reveló aumento del número consecutivo de meses sin lluvia en la zona de San Blas, y disminución en la zona de Mexcaltitán y Santiago Ixcuintla; sin embargo, se observó similitud entre los periodos 1980-1989 y 2010-2018 por lo que el comportamiento posiblemente esté relacionado con influencia de PDO.

A decir de la dimensión de anomalías climáticas, los periodos más variables resultaron ser de 1980-1989 en la zona de Mexcaltitán, 2000- 2009 en Santiago Ixcuintla y 2010-2018 en la zona de San Blas. Las anomalías de temperatura mayores fueron en disminución de temperatura mínima; anomalías superiores a 4 % y 5 % en San Blas y Santiago Ixcuintla, y a 7 % en Mexcaltitán. Las anomalías de precipitación mayores en el periodo más variable fueron de disminución con respecto al promedio; San Blas 10.8 %, Santiago Ixcuintla 7.8 % y Mexcaltitán 7.6 %.

Con respecto a la dimensión de correlación con la variabilidad climática natural, los periodos más variables fueron 2000-2009 y 2010-2018. En relación con ENSO, las correlaciones atípicas más altas estadísticamente significativas se presentaron durante el periodo 2010-

statistically significant outlier correlations occurred during the 2010-2018 period in all three zones (correlation with temperature anomalies between 15 % and 50 %, and between 15 % and 25 % with precipitation anomalies). About PDO, outlier correlations were observed in 2000-2009 and 2010-2018; in San Blas and Santiago Ixcuintla, unusual negative correlations with temperature anomalies in 2000-2009 and atypical high correlations in 2010-2018, unlike in Mexcaltitán unusual negative correlations with temperature anomalies in 2010-2018 and high correlations in 2000-2009.

Finally, the long-term climate change dimension indicators showed how similar the climate variables are to the climate change scenario models. Values close to zero indicate similarity, while values close to 1 indicate differences. However, in this case, the intention was to highlight those periods different from the average, regardless of the similarities with the climate change models. Thus, the most variable periods were 1980-1989 in the Mexcaltitán area, 2000-2009 in the Santiago Ixcuintla area, and 2010-2018 in San Blas.

## Discussion

The proposed climate variability index offers two main strengths; it uses monthly data and was validated by sections. Being an index that uses monthly data, it is a useful option in areas with no daily data reports, and therefore, the application of the WMO climate indices is impossible. Alexander *et al.* (2019) described this as a recurrent problem in Mexico and Latin America, where most of the available meteorological information comes from daily data collection but is available in monthly compilations to ensure the minimum quality criteria, and the existing quality daily data are complicated to acquire or inaccessible due to their cost. As a sectionally validated index, it can be flexible to be applied in its entirety or by dimensions as required. The validated by sections is an advantage over other indexes; it allows to analyze the causes of climate variability at different time scales, contributing to discuss how global climate change affects the variation in each of them (Amador & Alfaro, 2009). The dimension of correlation with natural climate variability (ENSO and PDO) is an index innovation with respect to others.

2018 en las tres zonas, (correlación con anomalías de temperatura entre 15 % y 50 %, y entre 15 % y 25 % con anomalías de precipitación). En relación con PDO, las correlaciones atípicas se observaron en el periodo 2000-2009 y 2010-2018; en San Blas y Santiago Ixcuintla correlaciones negativas inusuales con anomalías de temperatura en 2000-2009 y correlaciones altas atípicas en 2010-2018, a diferencia en Mexcaltitán correlaciones negativas inusuales con anomalías de temperatura en 2010-2018 y altas en 2000-2009.

Por último, los resultados de los indicadores de la dimensión procesos climáticos a largo plazo indicaron que tan similares son las variables climáticas a los valores proyectados en los modelos de escenarios de cambio climático. Valores cercanos a 0 indican similitud, mientras que valores cercanos a 1 indican diferencia. Sin embargo en este caso, se pretendió resaltar aquellos periodos distintos al promedio, independientemente de si estos son semejantes a los modelos de cambio climático. Siendo así, los periodos más variables fueron 1980-1989 en la zona Mexcaltitán, 2000-2009 en la zona Santiago Ixcuintla, y 2010-2018 en San Blas.

## Discusión

El índice de variabilidad climática propuesto ofrece dos principales fortalezas; utiliza datos mensuales y fue validado por secciones. Por ser un índice que utiliza datos mensuales, es una opción útil en zonas donde no existen reportes de datos diarios, y por ende, se imposibilita la aplicación de los índices climáticos de la OMM. Como se describe en Alexander *et al.* (2019), este es un problema recurrente en México y Latinoamérica, en donde la mayoría de la información meteorológica disponible, si bien proviene de tomas de datos diarios, por cuestiones de pérdida de información, se dispone en compilados mensuales para asegurar los criterios mínimos de calidad, y los datos diarios de calidad existentes son difíciles de adquirir o inaccesibles por su costo. Por ser un índice validado por secciones, tiene la capacidad de ser flexible de aplicar en su totalidad o por dimensiones según se requiera. Esta es una ventaja importante frente a otros índices, ya que permite analizar las causas de la variabilidad climática a diferentes escalas temporales, contribuyendo a la discusión de cómo afecta el cambio climático global a la variación en cada una de ellas (Amador & Alfaro, 2009). La dimensión de correlación con variabilidad climática natural (ENSO y PDO) es una

Natural climate variability is one of the principal causes of local variation in coastal zones (Méndez *et al.*, 2007), and is the scale where have been documented changes in duration and intensity due to global climate change (Méndez *et al.*, 2007; Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen, 2017).

On the other hand, three main limitations of the index are discussed: the handling of the data series, operational normals uses, and the validation process. Even though we follow the guidelines from other authors to handling the data, the reconstruction of the series with data from different sources can generate a bias in the results (Vázquez, 2010). Also, the origin of the data may be open to critique (Alexander, 2016); several authors point out that it is necessary to check the status of the SMN weather station network (Luna *et al.*, 2018). About the use of operational normals (analysis in 10-year periods), although it is helpful for the ease to interpret the results, it is also a disadvantage if we desire to know the variation between the years of the periods. According on the average, one period may be more variable than another in the index result, but when we analyze the standard deviation of each of the indicators, it may be that the years of other periods are more variable among themselves. In this regard, we recommend including the standard deviation of the indicators in the results in order to perform complex analyses, keeping in mind that by using operational normals the results only can be contrasted between similar periods (Trewin, 2007). Finally, we suggest repeating the validation process with more observations (preferably complete data series) and more robust statistical methods (Vázquez, 2010).

In addition to the above limitations, it is worth mentioning that there may be other indicators of climate variability that were not included in the dimensions of the proposed index. We use a 2019 review of vulnerability studies in Mexico as a reference in the operative analysis section. The indicators used in the index were extracted from the research cited in that review (and other relevant research cited therein). Although the reference review used a systematized method, there is no guarantee that all existing indicators were taken for each index dimension. For the same reasons, by using indicators derived from vulnerability research, the proposed climate variability index is limited to be used in vulnerability studies or other similar territorial

innovación del índice con respecto a otros. Esta es una de las principales causas de variación local en zonas costeras (Méndez *et al.*, 2007), y a su vez, es la escala en donde se ha documentado afectación en duración e intensidad por causa del cambio climático global (Méndez *et al.*, 2007; Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen, 2017).

Por otro lado, se pone a discusión tres principales debilidades del índice; el manejo de las series de datos, la utilización de normales operativas y el proceso de validación. Sobre el manejo de los datos, si bien, se siguieron los lineamientos de otras investigaciones, la reconstrucción de las series con datos de distinta procedencia puede generar sesgo en los resultados (Vázquez, 2010). Inclusive, la procedencia de los datos puede ser criticable (Alexander, 2016); diversos autores señalan la necesidad de comprobar el buen estado de la red de estaciones meteorológicas del SMN (Luna *et al.*, 2018). Sobre la utilización de normales operativas (análisis en periodos de 10 años), si bien es útil por la facilidad para interpretar los resultados, también es una desventaja si se desea conocer la variación entre los años que conforman el periodo. Tomando en cuenta el promedio, un periodo puede ser más variable que otro en el resultado del índice, pero al analizar la desviación estándar de cada uno de los indicadores puede ser que los años de otros periodos sean más variables entre sí. Al respecto, se recomienda incluir en los resultados la desviación estándar de los indicadores para realizar análisis complejos, teniendo presente que al utilizar normales operativas los resultados sólo pueden ser contrastados entre periodos similares (Trewin, 2007). Por último, se sugiere repetir el proceso de validación con un mayor número de observaciones (preferente series de datos completas), y con métodos estadísticos más robusto (Vázquez, 2010).

Adicional a las debilidades anteriores, cabe mencionar que pueden existir otros indicadores de variabilidad climática que no fueron incluidos dentro de las dimensiones del índice propuesto. Esto debido a que en el apartado análisis operativo se tomó como referencia una revisión del año 2019 de estudios de vulnerabilidad en México. De las investigaciones citadas en dicha revisión (y otras relevantes citada en las mismas) se extrajeron los indicadores empleados en el índice. Si bien la revisión de referencia utilizó un método sistemático, no hay garantía de que se hayan tomado todos los indicadores existentes para cada dimensión del índice. Por las mismas razones, al utilizar indicadores derivados de investigaciones de vulnerabilidad, el índice de variabilidad climática propuesto se limita a ser

management studies. It should be noted that it is an index designed to evaluate conditions in the present to the past. Even many of the indicators can be estimated in the future through different predictive modeling (dynamic or statistical), it is not recommended that the index be used to evaluate future simulations.

About the results found in the case study, these were consistent with global discussions that affirm variations in temperature extremes accentuated the last 30 years (Alexander *et al.*, 2006; Alexander, 2016). It is also similar to discussions in Mexico; according to Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen (2017), there has been a temperature increase in urban areas since 1970 and rural areas since 1980 (of between 1 to 3 °C in the northwestern region of the country). In general, the most drastic changes between the evaluated periods of the case study were in the Mexcaltitán zone (antagonistic values were obtained in the most variable periods 1980-1989 and 2010-2018), related to the location and the influence of ocean-atmosphere interactions (Nájera *et al.*, 2020). In San Blas and Santiago Ixcuintla, changes were gradual and sustained, with increasing variability over time. The last 20 years were the most variable in these zones, possibly associated with increased urban development and agricultural activities (De la Lanza *et al.*, 2010; Nájera *et al.*, 2020).

Studies have shown that transformations in the biosphere at the micro-scale, especially the reduction of vegetation cover, impact local climate variation (Carvajal & Pabón, 2016). Although it is a debated topic, some authors claim that the formation of patches of anthropogenic land uses (such as agricultural or urban) that differ from the radioactive and thermal properties of the natural vegetation around them, depending on their extension, can produce different thermal gradients. These, in turn, influence mesoscale circulations (10-100 km), causing long-term variations in temperature and precipitation previously unobserved in the regional climate (Baidya & Avissar, 2002). This statement has been verified in different parts of the world (Kouame *et al.*, 2019; Wang *et al.*, 2019; Eiras-Barca *et al.*, 2020; Xian *et al.*, 2020), correlating deforestation and increase in urban and agricultural land cover with historical analyses of climatic variables over 10-year periods. In contrast, natural vegetation would have the opposite effect, creating microclimatic conditions that resist the

utilizado en estudios de vulnerabilidad u otros similares de gestión territorial. Se resalta que es un índice diseñado para evaluar condiciones en el presente con relación al pasado. Aunque muchos de los indicadores pueden ser estimados al futuro a través de distintos modelados de predicción (dinámicos o estadísticos), no se recomienda que el índice sea empleado para evaluar simulaciones futuras.

En relación a los resultados encontrados en el caso de estudio, las fechas más variables concuerdan con las discusiones globales que afirman variaciones en los extremos de temperatura acentuados los últimos 30 años (Alexander *et al.*, 2006; Alexander, 2016). También es similar a lo que se discute en México; de acuerdo con Lobato-Sánchez & Altamirano-del-Carmen (2017), se observa un incremento de temperatura en las zonas urbanas a partir de 1970 y en las zonas rurales a partir de 1980 (de entre 1 a 3 °C en la región noroeste del país). De manera general, los cambios más drásticos entre los periodos evaluados fueron en la zona de Mexcaltitán (se obtuvieron valores antagónicos en los periodos más variables 1980-1989 y 2010-2018), acuñado a ubicación y la influencia de las interacciones océano-atmósfera (Nájera *et al.*, 2020). En las zonas San Blas y Santiago Ixcuintla, los cambios fueron paulatinos y sostenidos, aumentando la variabilidad conforme el paso de los periodos. Lo últimos 20 años fueron los más variables en estas zonas, asociado posiblemente al incremento de desarrollo urbano y actividades agropecuarias (De la Lanza *et al.*, 2010; Nájera *et al.*, 2020).

Estudios han demostrado que a microescala las transformaciones en la biosfera, sobre todo la reducción de coberturas vegetales, están teniendo un impacto en la variación del clima local (Carvajal & Pabón, 2016). Aunque es un tema discutido, algunos autores afirman que la formación de parches de usos de suelo antropogénico (como agrícola o urbano) que difieren de las propiedades radioactivas y térmicas de la vegetación natural a su alrededor, dependiendo de su extensión, pueden producir distintos gradientes térmicos y estos a su vez influir en circulaciones de mesoescala (10-100 km), provocando a largo plazo variaciones en temperatura y precipitación antes no observadas en el clima regional (Baidya & Avissar, 2002). Esta afirmación se ha comprobado en distintos lugares del mundo (Kouame *et al.*, 2019; Wang *et al.*, 2019; Eiras-Barca *et al.*, 2020; Xian *et al.*, 2020), correlacionando la deforestación e incremento de la mancha urbana y agrícola con análisis históricos de variables climáticas en periodos de 10 años. Por el contrario, la vegetación tendría el efecto

influence of global climate variability (Pineda-Martínez *et al.*, 2007; Carvajal & Pabón, 2016).

It is speculated that these land use change practices are mainly responsible for the variation in temperature and precipitation patterns in the San Blas and Santiago Ixcuintla area. According to the background described in Nájera *et al.* (2021), deforestation rates of vegetation cover in the area have been increasing, particularly mangrove annual deforestation rate increased from 0.1 % in 1973-2000 to 1.7 % in 2000-2019. The dates coincide with the decades with the most climate variability. In this sense, local climate variability may be associated with changes in vegetation cover that support microclimates that can deal with the influence of global climate variation and the effects that climate change has on it.

Sustained variations in precipitation and maximum and minimum temperatures of more than one degree with respect to normal (as the last decade turned out in the analysis) can have systemic impacts on ecosystems and human communities. As explained in different research about coastal zones (Botello *et al.*, 2017), similar to a domino effect, these variations can cause an imbalance in the maintenance of biodiversity that supports essential socioeconomic activities such as fishing and tourism. In addition to the direct impacts of specific hydro-meteorological phenomena such as flooding from torrential rains, hurricanes, and others particular to coastal zones location, such as sea level rise (Ramos *et al.*, 2016). Some of these problems have already been evidenced in the study region (De la Lanza *et al.*, 2010; Gutiérrez, A. *et al.*, 2013; Rodríguez *et al.*, 2017; Lithgow *et al.*, 2019).

While the climate is constantly changing, the problem resides in the speed and magnitude with which it is changing. Climate, derived from large-scale macro-atmospheric and micro-atmospheric interactions related to the biosphere, is susceptible to global climate change and can be mitigated locally by maintaining natural vegetation cover that regulates biogeochemical cycles, such as mangrove cover, estuaries, and flood marshes in the study area. The findings of this research help to

opuesto, creando condiciones microclimáticas capaces de hacer frente a la influencia de la variabilidad climática global (Pineda-Martínez *et al.*, 2007; Carvajal & Pabón, 2016).

Se especula que estas prácticas en el cambio de uso de suelo sean las principales responsables de la variación en los patrones de temperatura y precipitación en el área de San Blas y Santiago Ixcuintla. De acuerdo con los antecedentes descritos en Nájera *et al.* (2021) las tasas de deforestación de cobertura vegetal en la zona han ido en aumento, particularmente el manglar pasó de 0.1 % tasa de deforestación anual entre 1973 y el 2000 a 1.7 % entre el 2000 y 2019. Las fechas coinciden con las décadas que resultaron con mayor variabilidad. En este sentido, es posible que la variabilidad climática local está asociada con los cambios en las coberturas vegetales que soportan los microclimas capaces de hacer frente a la influencia de la variación climática global y los efectos que el cambio climático tiene sobre esta.

Las variaciones sostenidas de precipitación y temperaturas máximas y mínimas de más de un grado con respecto a lo normal (como resultó la última década en el análisis) puede tener distintos impactos sobre los ecosistemas y comunidades humanas. Como se explica en distintas investigaciones en zonas costeras (Botello *et al.*, 2017), a manera de efecto dominó, estas variaciones pueden causar un desequilibrio en el mantenimiento de la biodiversidad que soporta las actividades socioeconómicas esenciales como la pesca y el turismo. Adicional a los impactos directos de fenómenos hidrometeorológicos aislados como inundaciones por lluvias torrenciales, huracanes, y otros propios de su ubicación como el incremento del nivel del mar (Ramos *et al.*, 2016). Algunos de estos problemas ya han sido evidenciados en otras investigaciones de la región (De la Lanza *et al.*, 2010; Gutiérrez, A. *et al.*, 2013; Rodríguez *et al.*, 2017; Lithgow *et al.*, 2019).

Si bien el clima siempre es cambiante, el problema recae en la velocidad y magnitud con la que está cambiando. El clima, al derivarse de las interacciones macro atmosféricas de gran escala y micro atmosféricas relacionadas con la biosfera, está sujeto al cambio climático global y puede contrarrestarse a nivel local manteniendo las coberturas vegetales que regulan los ciclos biogeoquímicos, como en la zona de estudio son las coberturas de manglar, esteros y marismas de inundación. Los hallazgos de esta investigación son útiles para replantear la gestión territorial de la llanura costera, priorizando conservar las coberturas vegetales que hacen frente al cambio climático.



rethink the territorial management of the coastal plain, prioritizing the conservation of vegetation covers that face climate change.

We finally suggest analyzing the particular results for each zone, and including as descriptive the indicators that were discarded in the index validation process to have more elements to describe and discuss climate variability. We also suggest using more robust extrapolation methods to analyze the results spatially and corroborate the speculations raised about the relationship between increased climate variability and deforestation.

## Conclusions

We obtained a climate variability index validated with the meteorological information available in a fragment of the Pacific Coastal Plain region, delimited by the municipalities of San Blas and Santiago Ixcuintla in the state of Nayarit, Mexico. The definition of the index was based on the indicators used in other studies in the country. As a result, we obtained an index composed of 24 indicators, grouped into six variables and four dimensions; 1) climatic extremes, 2) climatic anomalies, 3) natural climatic variability teleconnection, and 4) long-term climate change. According to the case study analysis, 2000-2009 and 2010-2018 were the most variables periods concerning the average. We expect that the proposed index will be useful for incorporating climate variability in vulnerability assessment and other quantitative studies.

## References

- Ahumada-Cervantes, R., Velázquez, G., Rodríguez, H. B., Flores, E., Félix, R., Romero, J., & Granados, A. (2015). An indicator tool for assessing local vulnerability to climate change in the Mexican agricultural sector. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 22,137-152. <https://doi.org/10.1007/s11027-015-9670-z>
- Alexander, L. V., Zhang, X., Peterson, T. C., Caesar, J., Gleason, B., Klein, A. M. G., Haylock, M., Collins, D., Trewin, B., Rahimzadeh, F., Tagipour, A., Rupa, K., Revadekar, J., Griffiths, G., Vicent, L., Stephenson, D. B., Burn, J., Aguilar, E., Brunet, M., ...Vázquez, J. L. (2006). Global observed changes in daily climate extremes of temperature and precipitation. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 111(D5),1-22. <https://doi.org/10.1029/2005JD006290>
- Alexander, L. V. (2016). Global observed long-term changes in temperature and precipitation extremes: A review of progress and limitations in IPCC assessments and beyond. *Weather and Climate Extremes*, 11,4-16. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2015.10.007>

Finalmente, se sugiere analizar los resultados particulares de cada zona, e incluir como descriptivos los indicadores que fueron descartados en el proceso de validación del índice para tener mayores elementos para describir y discutir la variabilidad climática.

Asimismo, utilizar métodos de extrapolación más robustos para analizar los resultados de forma espacial y corroborar las especulaciones planteadas respecto a la relación entre el aumento de variabilidad climática y deforestación.

## Conclusiones

Se obtuvo un índice de variabilidad climática validado con la información meteorológica disponible en un fragmento de la región Llanura Costera del Pacífico, delimitada por los municipios San Blas y Santiago Ixcuintla en el estado de Nayarit. La definición del índice se realizó tomando de referencia los indicadores utilizados en otras investigaciones en el país. Como resultado se obtuvo un índice compuesto de 24 indicadores, agrupados en seis variables y cuatro dimensiones; 1) extremos de variables climáticas, 2) anomalías de variables climáticas, 3) correlación con la variabilidad climática natural y 4) procesos climáticos a largo plazo. De acuerdo con el análisis del caso de estudio, las décadas de 2000-2009 y 2010-2018 fueron las más variantes con respecto al promedio. Se espera que el índice propuesto sea de utilidad para incorporar la variabilidad climática en estudios de evaluación de vulnerabilidad y otros de tipo cuantitativo.



- Alexander, L. V., Folwer, H. J., Bador, M., Behrang, A., Donat, G. M., Dunn, R., Funk, C., Goldie, J., Lewis, E., Rogé, M., Seneviratne, S. I., & Venugopal, V. (2019). On the use of indices to study extreme precipitation on sub-daily and daily timescales. *Environmental Research Letters*, 14(12),1-12. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab51b6>
- Amador, J. A., & Alfaro, E. (2009). Métodos de reducción de escala: aplicaciones al tiempo, clima, variabilidad climática y cambio climático. *Revista Iberoamericana de Economía Ecológica*, 11,39-52. [https://ddd.uab.cat/pub/revibec/revibec\\_a2009v11/revibec\\_a2009v11p39.pdf](https://ddd.uab.cat/pub/revibec/revibec_a2009v11/revibec_a2009v11p39.pdf)
- Arreguín, C. F., López, M., & Montero, M. (2015). Atlas de vulnerabilidad hídrica en México ante el cambio climático: efectos del cambio climático en el recurso hídrico de México. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. <http://repositorio.imta.mx/handle/20.500.12013/1601>
- Baca, M., Läderach, P., Hagggar, J., Schroth, G., & Ovalle O. (2014). An integrated framework for assessing vulnerability to climate change and developing adaptation strategies for coffee growing families in Mesoamerica. *Plos One*, 9(2), e88463. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0088463>
- Baidya, S., & Avissar, R. (2002). Impact of land use/land cover change on regional hydrometeorology in Amazonia. *Journal of Geophysical Research*, 107(D20),1-12. <https://doi.org/10.1029/2000JD000266>
- Bojórquez, I., Nájera, O., Hernández, A., Flores, F., González, A., García, D., & Madueño, A. (2006). Particularidades de formación y principales suelos de la llanura costera norte del Estado de Nayarit, México. *Cultivos Tropicales*, 27(4), 19-26. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=193215912003>
- Botello, A., Villanueva, S., Gutiérrez, J., & Rojas-Galaviz, J. L. (2017). Vulnerabilidad de las zonas costeras de Latinoamérica al cambio climático. Universidad Juárez Autónoma de Tabasco, Universidad Nacional Autónoma de México, Universidad Autónoma de Campeche. <https://www.redicomar.com/wp-content/uploads/2018/10/Vulnerabilidad-de-las-Zonas-Costeras-de-Latinoame%CC%81rica-al-Cambio-Clima%CC%81tico.pdf>
- Carvajal, A. F., & Pabón J. D. (2016). Transformación de la superficie terrestre por actividad humana y su relación con el cambio climático. *Sociedad & Naturaleza*, 28(2),185-198. <https://doi.org/10.1590/1982-451320160201>
- Conde C., Estrada F., Martínez B., Sánchez O., & Gay, C. (2011). Regional climate change scenarios for México. *Atmósfera*, 24(1), 125-140. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0187-62362011000100009](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0187-62362011000100009)
- Cruz-Rico, J., Rivas, D., & Tejeda-Martínez, A. (2015). Variability of surface air temperature in Tampico, northeastern Mexico. *International Journal of Climatology*, 35(11), 3220-3228 <https://doi.org/10.1002/joc.4200>
- De la Lanza, G., Gómez, J., Blanco, M., Flores, F., & Hernández, S. (2010). Vulnerabilidad Costera: Caso de estudio del sistema de humedales de Marismas Nacionales. In: Cambio climático en México: Un enfoque costero y marino. E. Rivera, E., Azuz-Adeath, I., Alpuche, L. and Villalobos-Zapata, G. J., eds. 205-230 pp. Campeche, México. Universidad Autónoma de Campeche, CetyS-Universidad, Gobierno del Estado de Campeche. [http://etzna.uacam.mx/epomex/publicaciones/Cambio\\_Climatico/CCMexico1B.pdf](http://etzna.uacam.mx/epomex/publicaciones/Cambio_Climatico/CCMexico1B.pdf)
- De la Mora, C., Ruíz, J. A., Flores, H. E., Zarazúa, P., Ramírez, G., Medina, G., Rodríguez, V. M., & Chávez, A. A. (2016). Índices de cambio climático en el estado de Chiapas, México, en el periodo 1960-2009. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 7(spe 13), 2523-2534. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S2007-09342016000902523&lng=es&nrm=iso&tlng=es](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2007-09342016000902523&lng=es&nrm=iso&tlng=es)
- Eiras-Barca, J., Dominguez, F., Yang, Z., Chung, D., Nieto, R., Gimeo, L., & Miguez-Macho, G. (2020). Changes in South American hydroclimate under projected Amazonian deforestation. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1472(1),104-122. <http://doi.org/10.1111/nyas.14364>
- Fernández, A., Romero, R., & Zavala, J. (2012). Atlas Climático de México y Áreas Adyacentes. Volumen 1. Centro de Ciencias de la Atmósfera. Universidad Nacional Autónoma de México. Servicio Meteorológico Nacional. Comisión Nacional del Agua. <http://atlasclimatico.unam.mx/ACM>
- Fernández, A., Romero, R., Zavala, J., & Kucienska, B. (2014). Atlas Climático de México y Áreas Adyacentes. Volumen 2. Centro de Ciencias de la Atmósfera. Universidad Nacional Autónoma de México. Servicio Meteorológico Nacional. Comisión Nacional del Agua. [http://atlasclimatico.unam.mx/ACM\\_vol2/](http://atlasclimatico.unam.mx/ACM_vol2/)

- Fick, S. E., & Hijmans, R. J. (2017). WorldClim 2: new 1km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 37(12), 4302-4315. <https://doi.org/10.1002/joc.5086>
- Figueroa-Gallegos, J. A. (2017). Índices de cambio climático en la cuenca del Río Grande, Chiapas, México. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 8(6), 137-143. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2017-06-10>
- Gobierno de México. Atlas Nacional de Riesgos del Centro Nacional de Prevención de Desastres (CENAPRED). <http://www.atlasnacionalderiesgos.gob.mx>
- González, A., Bójorquez, J. I., Nájera, O., García, J. D., Madueño, A., & Flores, F. (2009). Regionalización ecológica de la llanura costera norte de Nayarit, México. *Investigaciones Geográficas*, (69),21-32. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_abstract&pid=S0188-46112009000200003&lng=es&nrm=iso](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0188-46112009000200003&lng=es&nrm=iso)
- Gutiérrez-Ruacho, O. G., Brito-Castillo, L., Díaz-Castro, S. C., & Watts, C. J. (2010). Trends in rainfall and extreme temperatures in northwestern Mexico. *Climate Research*, 42(2),133-142. <https://doi.org/10.3354/cr00874>
- Gutiérrez, A., Marcelino, S., Bojórquez, J. I., Soto, E., & Meza, E. (2013). Análisis del sector turístico como clave para la definición de estrategias de mitigación y adaptación al cambio climático en la costa de Nayarit. *Eumed*. [https://www.researchgate.net/publication/333092371\\_Analisis\\_del\\_sector\\_turistico\\_como\\_clave\\_para\\_la\\_definicion\\_de\\_estrategias\\_de\\_mitigacion\\_y\\_adaptacion\\_al\\_cambio\\_climatico\\_en\\_la\\_costa\\_de\\_Nayarit](https://www.researchgate.net/publication/333092371_Analisis_del_sector_turistico_como_clave_para_la_definicion_de_estrategias_de_mitigacion_y_adaptacion_al_cambio_climatico_en_la_costa_de_Nayarit)
- Harris, I., Jones, P. D., Osborn, T.J., & Lister, D. H. (2014). Updated high-resolution grids of monthly climatic observations - the CRU TSR.10 Dataset. *International Journal of Climatology*, 34(3), 623-642. <https://doi.org/10.1002/joc.3711>
- Houghton, J. T., Ding, Y., Griggs, D. J., Noguer, M., Van der Linden, P. J., Dai, X., Maskell, K., & Johnson, C. A. (2001). Climate Change 2001: The scientific basis. Contribution of Working Group I to the third assessment report of the intergovernmental panel on climate change. *Cambridge University Press*, Cambridge. [https://www.researchgate.net/publication/216811760\\_Climate\\_Change\\_2001\\_The\\_Scientific\\_Basis](https://www.researchgate.net/publication/216811760_Climate_Change_2001_The_Scientific_Basis)
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2000). Serie cartográfica de Fisiografía. Escala 1:1 000 000. <https://www.inegi.org.mx/temas/fisiografia>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2007). AR4 Climate Change 2007: Impacts, Adaptation, and Vulnerability. <https://www.ipcc.ch/report/ar4/wg2/>
- Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). (2014). Cambio climático 2014. Informe de síntesis. [https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/SYR\\_AR5\\_FINAL\\_full\\_es.pdf](https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/SYR_AR5_FINAL_full_es.pdf)
- Jiménez, M. C. (2011). Anexo del Informe Técnico: Elaboración de un boletín con información hidroclimática de los mares de México Indicadores climáticos. Una manera para identificar la variabilidad climática a escala global. 1-27 pp; México, Instituto Nacional de Pesca. <https://www.inapesca.gob.mx/portal/documentos/publicaciones/BOLETINES/hidroclimatico/INDICES-CLIMATICOS.pdf>
- Jolliffe, I. (2002). Principal Component Analysis, 2da edición. Springer. [http://cda.psych.uiuc.edu/statistical\\_learning\\_course/Jolliffe%20I.%20Principal%20Component%20Analysis%20\(2ed.%20Springer.%202002\)\(518s\)\\_MVsa\\_.pdf](http://cda.psych.uiuc.edu/statistical_learning_course/Jolliffe%20I.%20Principal%20Component%20Analysis%20(2ed.%20Springer.%202002)(518s)_MVsa_.pdf)
- Kouame, Y. M., Obahoundje, S., Diedhiou, A., François, B., Amoussou, E., Anquetin, S., Sacre, R., Kouakou, L., N'guessan, V. H., Soro, E. G., & Yao, E. K. (2019). Climate, land use and land cover changes in the Bandama Basin (Côte D'Ivoire, West Africa) and incidences on hydropower production of the Kossou Dam. *Land*, 8(7), 1-21. <https://doi.org/10.3390/land8070103>
- Lobato-Sánchez, R., & Altamirano-del-Carmen, M. A. (2017). Detección de la tendencia local del cambio de la temperatura en México. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 8(6),101-116. <https://doi.org/10.24850/j-tyca-2017-06-07>
- Lara, J. R., Arreola, J. A., Calderón, L. E., Camacho, V. F., De la Lanza, G., Escofet, A., Ileana, M., Guzmán, M. B. L., López, M., Meling, E. A., Moreno, P., Reyes, H., Ríos, E., & Zertuche, J. A. (2008). Los ecosistemas costeros, insulares y epicontinentales. In: Capital natural de México. Conocimiento actual de la biodiversidad. Sarukhán, J., ed. 109-134 pp. D. F., México. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO). <https://www.biodiversidad.gob.mx/pais/capitalNatMex.html>
- Lithgow, D., De la Lanza, G., & Silva, R. (2019). Ecosystem-Based Management strategies to improve aquaculture in developing countries: Case study of Marismas Nacionales. *Ecological Engineering*, 130, 296-305. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2017.06.039>
- Luna, A., Valdés, O., & Villanueva, J. (2018). Información climatológica de Veracruz, México. In: Sustentabilidad del desarrollo: desafíos y propuestas. Hernández, N., Ruelas, L. and Nava, M., eds. 163-173 pp. Veracruz, México. Secretaría de Educación de Veracruz. [https://www.researchgate.net/publication/328780933\\_Sustentabilidad\\_del\\_desarrollo\\_desafios\\_y\\_propuestas](https://www.researchgate.net/publication/328780933_Sustentabilidad_del_desarrollo_desafios_y_propuestas)

- Magaña, V., Zermeño, D., & Neri, C. (2012). Climate change scenarios and potential impacts on water availability in northern Mexico. *Climate Research*, 51(2),171-184. <https://doi.org/10.3354/cr01080>
- Martínez, P. F., & Patiño, C. (2010). Efectos del cambio climático en los recursos hídricos de México : volumen III : atlas de vulnerabilidad hídrica en México ante el cambio climático. Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. <http://repositorio.imta.mx/handle/20.500.12013/975>
- Méndez, J., Návlar, J. J., González, H., & Treviño, E. J. (2007). Teleconexiones del fenómeno ENSO a la precipitación mensual en México. *Ciencia UANL*, 10(3), 290-298. <http://www.redalyc.org/pdf/402/40210309.pdf>
- Méndez, J., Ramírez, A., Cornejo, E., Zarate, A., & Cavazos, T. (2010). Teleconexiones de la Oscilación Decadal del Pacífico (PDO) a la precipitación y temperatura en México. *Investigaciones Geográficas*, (73),57-70. <https://doi.org/10.14350/riq.23862>
- Monterroso, A., Conde, C., Gay, C. Gómez, D., & López J. (2012). Two methods to assess vulnerability to climate change in the Mexican agricultural sector. *Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change*, 19(4),445-461. <https://doi.org/10.1007/s11027-012-9442-y>
- Monterroso, A., Conde, C., Pérez, J., López, J., Gaytan, M., & Gómez, D. (2018). Multi-temporal assessment of vulnerability to climate change: insights from the agricultural sector in Mexico. *Climatic Change*, 147(3),457-473. <https://doi.org/10.1007/s10584-018-2157-7>
- Nájera, A., Carrillo, F. M., Nájera, O., & Chávez-Dagostino, R. M. (2020). Caracterización climática y variabilidad de temperatura superficial de la llanura costera de Nayarit y su teleconexión con ENSO y PDO. *Acta Universitaria*, 30, 1-21. <https://doi.org/10.15174/au.2020.2651>
- Nájera, A., & Carrillo, F. M. (2022) Vulnerability assessment studies on climate change: a review from the research in México. *Atmósfera*, 35(1),179-196. <https://doi.org/10.20937/ATM.52895>
- Nájera, A., Carrillo F. M., Morales, J. C., & Nájera, O. (2021). Cambio de cobertura y uso de suelo en llanura costera asociados a procesos antropogénicos: caso San Blas, Nayarit. *Madera y Bosques*, 27(1), 1-21. <https://doi.org/10.21829/myb.2021.2712104>
- Nardo, M., Saisana, M., Saltelli, A. Tarantola, S., Hoffman, A., & Giovannini, E. (2005). Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide. OECD Publishing. <https://www.oecd.org/els/soc/handbookonconstructingcompositeindicatorsmethodologyanduserguide.htm>
- Pineda-Martínez, L. F., Carbajal, N., & Medina-Roldan, E. (2007). Regionalization and classification of bioclimatic zones in the central-northeastern region of Mexico using principal component analysis (PCA). *Atmósfera*, 20(2), 133-143. <https://www.revistascca.unam.mx/atm/index.php/atm/article/view/8576/8046>
- Ramos, R., Gama, L. M., Núñez, J. C., Sánchez, R., Hernández H., & Ruíz, O. (2016). Adaptación del modelo de vulnerabilidad costera en el litoral tabasqueño ante el cambio climático. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, (13), 2551-2563. <http://www.redalyc.org/pdf/2631/263144472009.pdf>
- Rivas, I., & Montero, M.J. (2014). Assessment of surface runoff vulnerability to climate change in the Lerma-Chapala Basin, Mexico. *Journal of Water Resources Planning Management*, 140(12),1-13. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)WR.1943-5452.0000433](https://doi.org/10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0000433)
- Rodríguez, E. L., Torres, L. G., & Rea C. R. (2017). Los pescadores y agricultores de la costa de Nayarit frente a la gobernanza de los recursos comunes. El caso de Boca del Asadero y Laureles y Góngora (El Limón), México. *Revista de Ciencias Sociales*, 1(155), 27-44. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=15352346003>
- Schuschny A., & Soto H. (2009). Guía metodológica diseño de indicadores compuestos para el desarrollo sostenible. CEPAL. <https://www.cepal.org/es/publicaciones/3661-guia-metodologica-diseno-indicadores-compuestos-desarrollo-sostenible>
- Sluiter, R. (2009). Interpolation methods for climate data: Literature review. KNMI, R&D Information, and Observation Technology. [https://www.researchgate.net/publication/242783501\\_Interpolation\\_methods\\_for\\_climate\\_data](https://www.researchgate.net/publication/242783501_Interpolation_methods_for_climate_data)
- Tonmoy, F. N., El-Zein, A., & Hinkel, J. (2014). Assessment of vulnerability to climate change using indicators: a meta-analysis of the literature. *WIREs Climate Change* 5(6),775-792. <https://doi.org/10.1002/wcc.314>

- Trewin, B. C. (2007). Función de las normales climatológicas en un clima cambiante. World Meteorological Organization (WMO). [https://library.wmo.int/?vl=notice\\_display&id=16660#\\_Yd9ihB3MKRs](https://library.wmo.int/?vl=notice_display&id=16660#_Yd9ihB3MKRs)
- University of Washington. Cooperative Institute for Climate, Ocean, and Ecosystem Studies. <https://cicoes.uw.edu>
- U.S Department of Commerce. National Oceanic and Atmospheric Administration. <https://www.noaa.gov>
- Vázquez, J. L. (2010). Guía para el cálculo y uso de índices de cambio climático en México. Instituto Nacional de Ecología (INE) y Secretaría de Medio Ambiente <https://es.slideshare.net/wiriana/guia-indices-cc20101>
- Wang, X., Zhang, B., Xu, X., Tian, J., & He, C. (2019). Regional water-energy cycle response to land use/cover change in the agro-pastoral ecotone, Northwest China. *Journal of Hydrology*, 580,1-66. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124246>
- WorldClim 2.1. *Global climate and weather data*. <https://www.worldclim.org>
- Xian, G. Z., Loveland, T. R., Munson, S. M., Vogelmann, J. E., Zeng, X., & Homer, C. J. (2020). Climate sensitivity to decadal land cover and land use change across the conterminous United States. *Global and Planetary Change*, 192,1-35. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2020.103262>
- Yáñez-Arancibia, A., Day, J., Twilley, R., & Day, R. (2014). Manglares: ecosistemas centinela frente al cambio climático, Golfo de México. *Madera y Bosques*, 20(Es), 39-75. <https://doi.org/10.21829/myb.2014.200147>
- Zhang, X., Alexander, L., Hegerl, G. C., Jones, P., Klein-Tank, A., Peterson, T. C., Trewin, B., & Zwiers, F. W. (2011). Indices for monitoring changes in extremes based on daily temperature and precipitation data. *WIREs Climate Change*, 2(6), 851-870. <https://doi.org/10.1002/wcc.147>