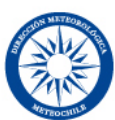


GUÍA DEL SISTEMA DE PRONÓSTICOS SUBESTACIONALES DEL PROYECTO ENANDES

Enero de 2024



ADAPTATION FUND



Reconocimiento

"Este trabajo cuenta con el apoyo financiero del proyecto **ENANDES (Enhancing Adaptive Capacity of Andean Communities through Climate Services)** financiado por el Fondo de Adaptación (LAC/MIE/DRR/2018/2) e implementado por la Organización Meteorológica Mundial (OMM) en colaboración con los Servicios Meteorológicos e Hidrológicos Nacionales de Chile, Colombia y Perú y el Centro Internacional de Investigación sobre El Fenómeno del Niño - CIIFEN".

¿Cómo citar este documento?

ENANDES et al., 2024: *Guía de pronósticos subestacionales del proyecto ENANDES*. Organización Meteorológica Mundial (OMM). Ginebra, Suiza.

Lista de co-autores del documento

(en orden alfabético - ver cada capítulo para autores correspondientes)

Felipe Costa (CIIFEN – CRC OSA)
Yury Escajadillo Fernández (SENAMHI Perú)
Carmen González Romero (BSC)
Jorge Llamoca Humani (SENAMHI Perú)
Pier Maquilón (CIIFEN – CRC OSA)
Catalina Medina (DMC)
Jeimmy Yanely Melo Franco (IDEAM)
Johnny Morán (CIIFEN – CRC OSA)
Alicia Moya (DMC)
Ángel G. Muñoz (BSC)
Matías Pino (DMC)
José Franklyn Ruiz Murcia (IDEAM)

Edición, revisión técnica y coordinación general del documento

Carmen González Romero (BSC)
Ángel G. Muñoz (BSC)

Cuarto de Mapas del Sistema de Predicción ENANDES

Rémi Cousin (IRI)

Nota Legal:

Las denominaciones empleadas en las publicaciones de la OMM y la forma en que aparecen presentados los datos que contiene no implican, por parte de la OMM, juicio alguno sobre la condición jurídica de países, territorios, ciudades o zonas, o de sus autoridades, ni respecto del trazado de sus fronteras o límites. La mención de determinadas sociedades mercantiles o de nombres comerciales de ciertos productos no implica que la OMM los apruebe o recomiende con preferencia a otros análogos que no se mencionan ni se anuncian. Los resultados, interpretaciones y conclusiones expresados en las publicaciones de la OMM en las que se menciona a los autores son responsabilidad exclusiva de éstos y no reflejan necesariamente los de la OMM o sus Miembros. El presente documento no es una publicación oficial de la OMM y se ha publicado sin revisión editorial. Las opiniones expresadas en él no cuentan necesariamente con el respaldo de la OMM ni de sus Miembros.

ÍNDICE

RESUMEN EJECUTIVO.....	5
1. FUNDAMENTOS DE LOS PRONÓSTICOS SUBESTACIONALES PARA PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN Y SU REPRESENTACIÓN EN LOS MODELOS	6
I. INTRODUCCIÓN.....	6
II. TIPOS DE INCERTIDUMBRES	9
III. EL ENSEMBLE MULTIMODELO	11
IV. LA CALIBRACIÓN ESTADÍSTICA Y MODEL OUTPUT STATISTICS (MOS).....	12
V. LOS PRONÓSTICOS RETROSPECTIVOS.....	13
VI. EL SISTEMA S2S DEL ECMWF.....	13
VII. FUENTES DE PREDICTIBILIDAD Y HABILIDAD PREDICTIVA DE LA ESCALA TEMPORAL S2S.....	14
VIII. PROYECTO DE PREDICCIÓN ESTACIONAL S2S.....	14
IX. FUENTES REGIONALES DE PREDICTIBILIDAD.....	14
Alta Subtropical del Atlántico Norte (NASH)	14
Ondas Kelvin y Rossby Ecuatoriales	15
Ondas Rossby Meridionales:	16
Oscilación de Madden-Julian (MJO)	16
Las Zona de Convergencia del Atlántico Sur (ZCAS o SACZ)	17
Índice a gran Escala del Monzón Suramericano (LISAM)	17
Jet(s) de Bajo Nivel de Suramérica	17
Ondas del Este	18
Modo Intraestacional del Pacífico Este	19
2. MÉTODOS Y CONFIGURACIÓN DEL SISTEMA DE PRONÓSTICO SUBESTACIONAL ENANDES DE PRECIPITACIÓN PARA LA REGIÓN	20
I. ESTADÍSTICAS DE SALIDA DE MODELOS (MOS), EN PROFUNDIDAD	20
II. TÉCNICAS DE CALIBRACIÓN LOCAL.....	20
Ajuste de la Media y la Varianza (MVA) – e.g., Leung et al. 1999	21
Mapeo Cuantílico Empírico (EQM)– e.g., Manzanas et al., 2018.	22
Recalibración Conservadora del Clima (CCR)–e.g., Doblas-Reyes et al., 2005	23
Proporción de Componentes Predecibles (RPC)– e.g., Eade et al., 2014	23
Regresión Lineal (LR)– e.g., Manzanas et al., 2019	23
Relación Gaussiana No Homogénea (NGR) - e.g., Gneiting et al., 2019	24

III. TÉCNICAS DE CALIBRACIONES NO LOCALES	24
Regresión Logística (RL) - Extendida (ELR) - Wilks 2019	24
Una nota sobre homocedasticidad y heterocedasticidad	25
IV. CONFIGURACIÓN DEL SISTEMA ENANDES	26
V. TABLA RESUMEN DE LA CONFIGURACIÓN	27
3. INTERPRETACIÓN Y USO DE LOS RESULTADOS, INCLUYENDO PRONÓSTICOS FLEXIBLES Y USO DE TERCILES.....	28
I. GENERALIDADES DEL CUARTO DE MAPAS ENANDES PARA PRONÓSTICOS SUBESTACIONALES	28
Página Principal	29
Pronóstico Semanal Flexible De Precipitación	31
Selección de Países	35
Cambio de Idioma	36
II. USO Y FUNCIONALIDAD DEL PRONÓSTICO SEMANAL FLEXIBLE DE PRECIPITACIÓN.....	36
Pronósticos Subestacionales	37
Funciones de Probabilidad	37
Calibración Estadística	37
Capacidad Predictiva	38
III. INTERPRETACIÓN DE LOS MAPAS DE LOS PRONÓSTICOS	39
Pronósticos Subestacionales de Precipitación	39
Incertidumbre Asociada a los Pronósticos Semanales	40
Probabilidad De Excedencia y No-Excedencia	41
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	45

RESUMEN EJECUTIVO

Carmen González Romero y Ángel G. Muñoz
Barcelona Supercomputing Center (BSC)

El presente documento resume los fundamentos conceptuales y operacionales necesarios para poder entender y usar el nuevo sistema de predicción climática a escala subestacional producido por el proyecto ENANDES entre 2022 y 2023.

Está escrito de manera que los propios pronosticadores de los Servicios Meteorológicos e Hidrológicos socios del proyecto ENANDES puedan usarlo como manual de consulta rápida en las actividades diarias relacionadas. Adicionalmente, durante la escritura se ha hecho énfasis en que pueda servir como documento base para entrenar a nuevas generaciones de pronosticadores que deseen usar este sistema. En modo alguno, el documento pretende ser un compendio académico de todo lo que hay que aprender sobre pronóstico subestacional y sus métodos, sino un instrumento de uso cotidiano según sea necesario en el área operacional subestacional.

El documento está dividido en tres partes principales, claramente distinguibles en el índice incluido.

El Capítulo 1 tiene que ver con un resumen de los fundamentos necesarios para entender las fuentes de capacidad predictiva y los métodos para producir y calibrar pronósticos subestacionales.

El Capítulo 2 versa sobre los detalles más específicos de la configuración del sistema de predicción subestacional de ENANDES, que puede clasificarse como un sistema de la siguiente generación de pronósticos -metodología “NextGen” (e.g. Muñoz et al., 2019; IRI, 2020)- que usa calibración local (retícula a retícula).

Y finalmente el Capítulo 3 discute en detalle cómo usar la plataforma del sistema de predicción subestacional, y la interpretación de cada uno de los productos y configuraciones ofrecidas.

Se adjuntan referencias clave a la fecha de escritura de este documento (Enero de 2024), sobre todo en lo que se refiere a los elementos necesarios y directamente involucrados con el sistema de predicción en cuestión.

Los socios del proyecto ENANDES esperan que este sistema de pronósticos pueda no sólo apoyar el desarrollo de los servicios climáticos pautados en el proyecto, sino que permita desarrollar ecosistemas de servicios climáticos (Goddard et al., 2020; González Romero et al., 2023) en la región.

1. FUNDAMENTOS DE LOS PRONÓSTICOS SUBESTACIONALES PARA PRECIPITACIÓN EN LA REGIÓN Y SU REPRESENTACIÓN EN LOS MODELOS

Jeimmy Yanely Melo Franco y José Franklyn Ruiz Murcia
Grupo Modelamiento Numérico de Tiempo y Clima de IDEAM

I. INTRODUCCIÓN

La necesidad de mejorar la planificación sectorial y socioeconómica basada en la toma de decisiones climáticamente inteligentes ha hecho que los últimos años la comunidad científica internacional esté logrando avances en el desarrollo de aplicaciones no solo en la escala de tiempo y estacional, sino también en la escala intermedia a la cual se la ha denominado escala subestacional o S2S (del inglés subseasonal-to-seasonal).

Los pronósticos subestacionales abarcan varias escalas temporales que permiten generar predicciones con diferente anticipación que corresponden a pronósticos que van más allá de dos semanas, pero que no superan los tres meses consolidados de predicción (escala estacional). Estas predicciones subestacionales pueden ser utilizadas como actualizaciones de las predicciones estacionales por diferentes sectores como la agricultura, la energía, la salud, etc., como aporte a la prevención y a la formulación de sus planes de contingencia.

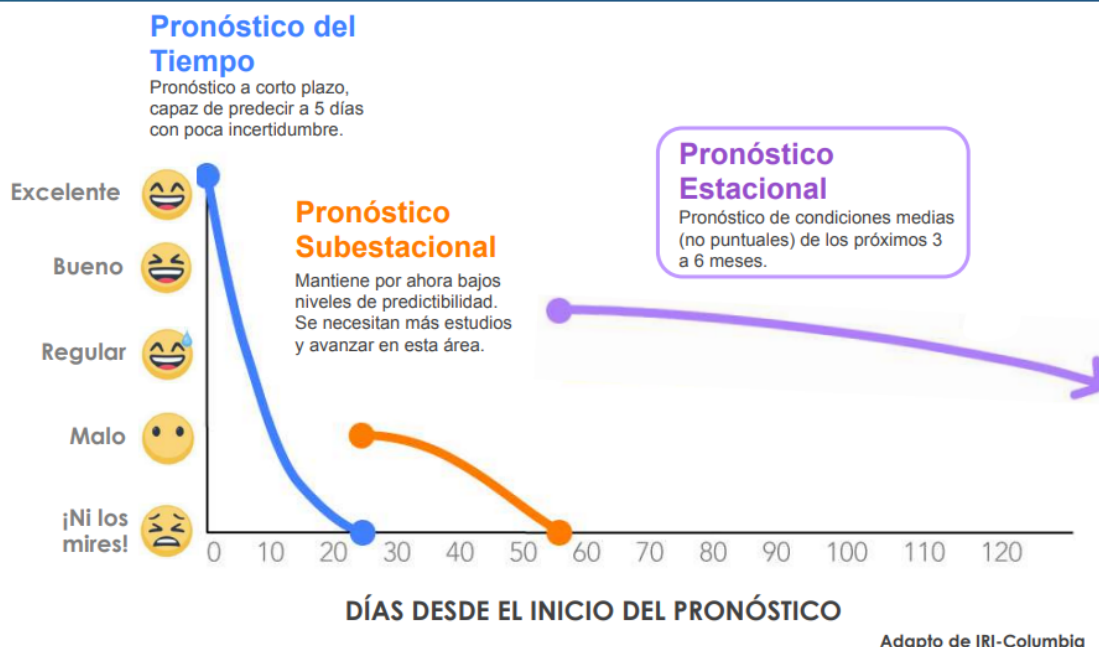


Figura 1. Capacidad predictiva a distintas escalas temporales.

Los modelos meteorológicos de tiempo (corto plazo) en general dependen de las llamadas condiciones iniciales, las cuales permiten resolver numéricamente las ecuaciones de la dinámica y la física atmosférica para poder producir pronósticos determinísticos de patrones meteorológicos con antelación de unas pocas horas hasta cerca de dos semanas. La predicción estacional depende de la evolución lenta de determinados componentes del sistema Tierra, en especial de la temperatura superficial del mar (TSM), cobertura de hielo y vegetal, etc., que normalmente son conocidos como condiciones de borde. Dicho de otra manera, la predicción estacional depende de fluctuaciones del clima promediadas a lo largo de un periodo de tiempo largo (e.g., una estación del año).

La predicción subestacional se encuentra en el medio de estas dos escalas. Es por ello que existe una gran tendencia a examinar modelos climáticos a fin de identificar errores sistemáticos para mejorar la capacidad predictiva de situaciones meteorológicas. Una manera de lograr esto es ejecutar modelos de tiempo en modo clima para estudiar la evolución de los errores sistemáticos asociados a la variación lenta de las condiciones de frontera (Hazeleger et al., 2010; Brunet et al., 2010). Esta idea de poseer predicciones continuas a lo largo de múltiples escalas de tiempo es precisamente lo que se desea con la predicción sub-estacional-a-estacional (S2S), en donde la predictibilidad procede tanto de condiciones iniciales como de condiciones de frontera.

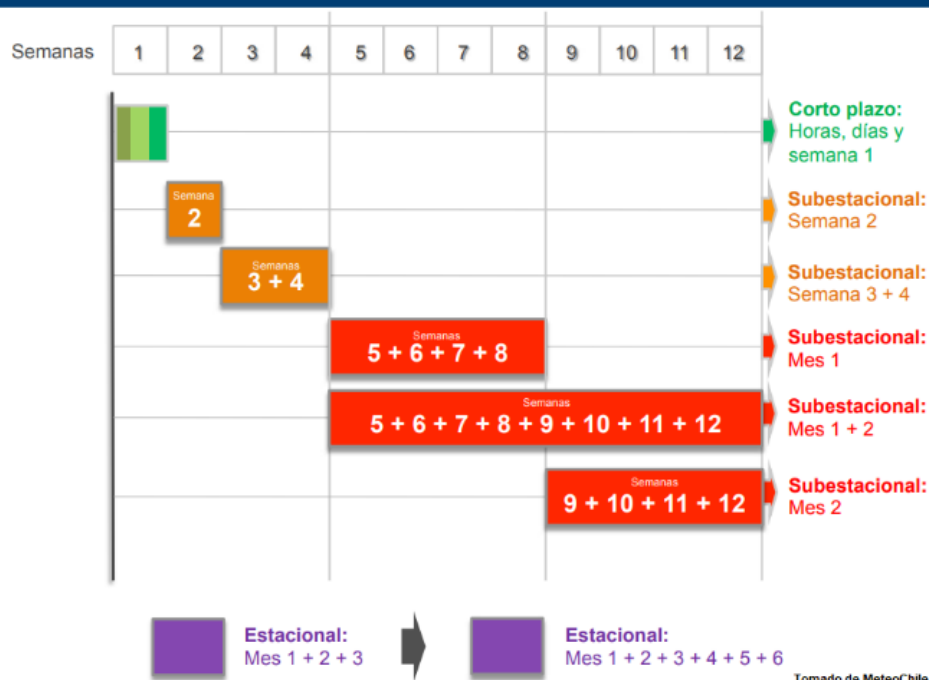


Figura 2. Escala de predicción subestacional

Los pronósticos S2S brindan información adicional y complementaria de “conocimiento de la situación” que puede ser utilizada para impulsar tomas de decisión basadas en horizontes de pronóstico semanales a mensuales.

A nivel regional, y dentro del proyecto ENANDES (Enhancing Adaptive Capacity of Andean Communities through Climate Services) coordinado por la Organización Meteorológica Mundial (OMM), se desarrolló una iniciativa basada en la experticia de los servicios meteorológicos de Colombia, Perú y Chile con la asesoría del Instituto Internacional de Investigaciones para el Clima y la Sociedad (IRI) y de dos expertos internacionales ahora afiliados al Centro de Supercomputación de Barcelona, a fin de obtener pronósticos probabilísticos semanales con base en un ensamble multimodelo de 3 modelos globales: CFSv2, ESRL y GEFSv2. Más detalles sobre la metodología empleada pueden encontrarse en el Capítulo 2, y específicamente la configuración del nuevo sistema de pronóstico en la sección IV de dicho capítulo.

Se espera que estos proyectos, junto con la base de datos del proyecto internacional S2S, sean un instrumento que propicie una participación amplia de la comunidad de investigadores en S2S y ayuden a promover el uso de predicciones en el intervalo de escala subestacional-a-estacional, así como a generar respuesta a inquietudes de la comunidad científica en lo concerniente a predicciones continuas a múltiples escalas de tiempo, que conlleven a una toma de decisión cualificada del comportamiento esperado del clima y sus eventos extremos.

II. TIPOS DE INCERTIDUMBRES

La incertidumbre es un elemento inherente a toda la cadena del proceso de predicción meteorológica y climatológica como resultado del comportamiento caótico de la atmósfera, de las limitaciones de nuestras capacidades de medición y simulación de su estado en un momento dado, de la interpretación realizada de los datos de los modelos, y de las observaciones.

La incertidumbre de las predicciones puede surgir también por el modo en que el pronosticador hace uso de la información disponible. Incluso en los casos en los que las predicciones de los modelos sean muy precisas, un pronosticador seguirá teniendo que interpretarlas y aplicarlas. Esta interpretación tiende a involucrar una predicción con carga subjetiva que, a su vez, el usuario recibirá e interpretará. La incertidumbre puede aparecer en cada una de estas etapas de la “cadena de información” y por ello, comunicar la incertidumbre de las predicciones es de vital importancia para los usuarios ya que les permite tomar mejores decisiones acordes con la fiabilidad de las predicciones.

Asímismo, ayuda a manejar las expectativas de éstos en lo que se refiere a predicciones precisas y constituye un valor agregado útil permitiéndoles reaccionar de manera apropiada a una situación determinada. Por otra parte, es importante también que los usuarios entiendan que al tomar decisiones teniendo en cuenta la incertidumbre, se darán casos en los que ocurran “*falsas alarmas*”, por lo que es importante que comprendan en términos reales la precisión y fiabilidad de las mismas para generar un ambiente de credibilidad y confianza en la información facilitada por un servicio meteorológico, ya sea nacional o extranjero.

Para entender un poco más lo anterior, a continuación, se describen algunas fuentes de incertidumbre.

Por condiciones iniciales: según Lorenz (1963), la incertidumbre en las condiciones iniciales introduce sesgos en la predicción dependiendo del estado inicial de la atmósfera, y que van creciendo rápidamente a medida que se intenta pronosticar a horizontes más amplios. Es por ello que a nivel de predicción numérica se utilizan métodos probabilísticos aplicando perturbaciones aleatorias a las variables de estado atmosférico (presión, humedad, vientos y temperatura) en la condición inicial analizada (Figura 3). En otras palabras, pequeñas diferencias en el estado inicial de la atmósfera dan como resultado grandes diferencias en los pronósticos.

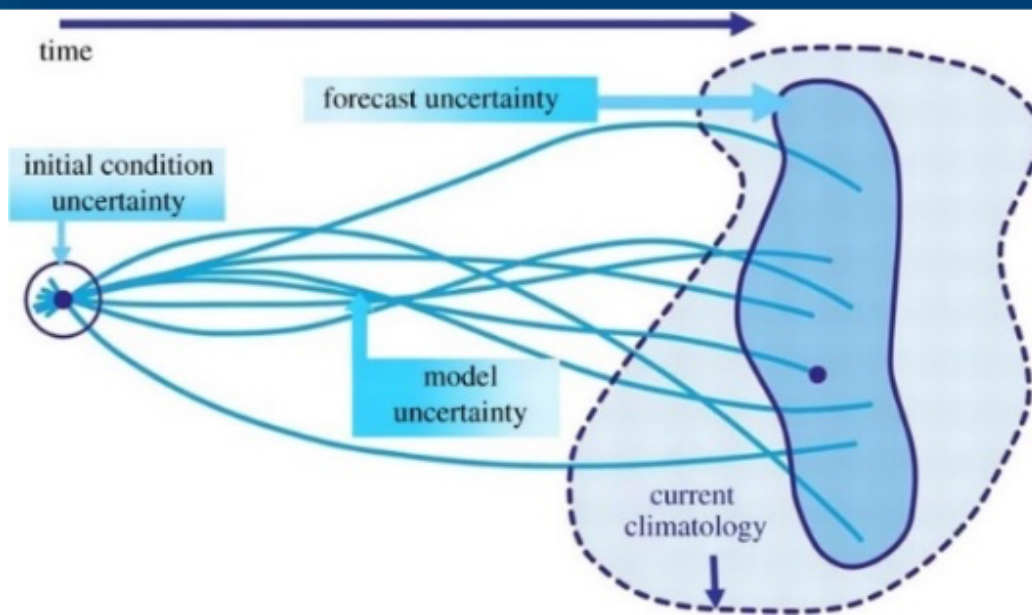


Figura 3. Esquema de pronóstico por ensemble utilizando incertidumbre de condiciones iniciales. Las líneas azules muestran las trayectorias de los pronósticos individuales que divergen entre sí debido a incertidumbres en las condiciones iniciales y en la representación de procesos subescala en el modelo. La envoltura discontinua de color azul más claro representa el rango de estados posibles que la atmósfera real podría abarcar y la envoltura sólida de color azul oscuro representa el rango de estados muestreados por las predicciones del modelo. Tomado de: Slingo & Palmer, 2011.

Por condiciones de contorno o frontera: los errores inducidos por las condiciones de contorno son independientes del propio modelo (Figura 4) ya que vienen dadas por otros modelos globales en los que se anida el modelo de área limitada, es decir, aquellas condiciones que definen el comportamiento de un modelo en los bordes del dominio computacional. Algunos de los motivos de estas propagaciones de error son: la resolución espacial tanto vertical como horizontal, el dominio espectral, el tratamiento de la física de los modelos globales y sus parametrizaciones.

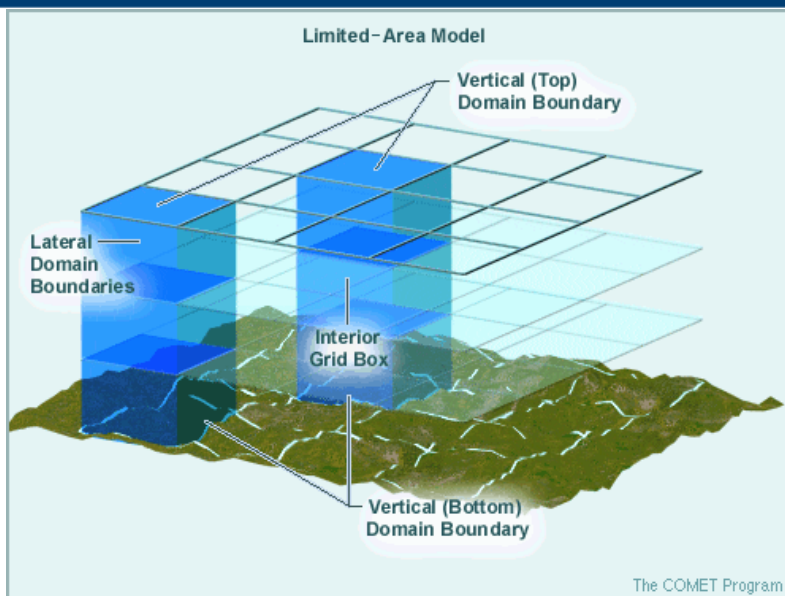


Figura 4: Un ejemplo de una retícula en un modelo de área limitada.

Por formulación del modelo: la incertidumbre por modelo se encuentra relacionada a sus parametrizaciones (ecuaciones en el modelo que le permiten estimar procesos que no pueden resolverse directamente en parte debido a la resolución espacial), la dinámica y sesgos sistemáticos adyacentes. Es por ello que, aunque las parametrizaciones de los modelos se basan en la física correspondiente, es necesario realizar suposiciones empíricas para representar a través de fórmulas (propiedades estadísticas de los procesos y su relación con la atmósfera), los procesos en la escala de resolución del modelo de una forma mejorada. Lo anterior es debido a que la baja resolución de los modelos pasa por alto algunos procesos no lineales fundamentales para el sistema caótico de la atmósfera. Las incertidumbres asociadas se ven marcadas en las diferencias en la resolución vertical, las diferencias de la representación del terreno y las diferencias de las parametrizaciones físicas.

En resumen, tanto la descripción de condiciones iniciales como los procesos que se representan en los modelos de predicción, ya sean de tiempo o de clima, son causa de la incertidumbre de los pronósticos. Dependiendo de la escala temporal, unos serán más relevantes que otros.

III. EL ENSEMBLE MULTIMODELO

Este sistema de múltiples miembros (realizaciones físicas, ver Figura 3), conocido también como Sistema de Predicción por Conjuntos (SPC), ensamble multimodelo (MME, por sus siglas en inglés) o Sistemas de Predicción de Ensamblados (EPS, por sus siglas en inglés), permite introducir pronósticos probabilísticos de forma natural en el sistema de predicción,

y suele considerar las incertidumbres de las condiciones iniciales, las condiciones de frontera y las condiciones del modelo, utilizando física estocástica. Con este enfoque se puede lograr:

- Estimar la función de densidad de probabilidad (PDF) de la predicción mediante un conjunto de escenarios plausibles y un conjunto de predicciones válidas para un determinado rango espacio temporal,
- Cuantificar la incertidumbre,
- Identificar y calibrar los pronósticos probabilísticos,
- Evaluar el potencial de ocurrencia de fenómenos adversos o extremos.

IV. LA CALIBRACIÓN ESTADÍSTICA Y MODEL OUTPUT STATISTICS (MOS)

Se han propuesto variedad de métodos estadísticos para la calibración de la salida del modelo o Model Output Statistics (MOS, por sus siglas en inglés) que permiten corregir diferentes tipos de sesgo (Glahn y Lowry 1972) y obtener realizaciones del modelo lo más parecidas a la realidad; en otras palabras, MOS trata de optimizar los resultados directos de la predicción numérica mediante relaciones estadísticas entre las salidas directas del modelo con datos de observaciones, reduciendo al mínimo posible cualquier desviación entre la previsión del modelo y los datos de observación. Esta técnica de post-procesamiento estadístico determina las dependencias sistemáticas entre los predictores y los predictandos, aplicada a una situación y región específica. Si bien es común en países que trabajan con la Climate Predictability Tool (CPT; Mason et al., 2023) del IRI usar dos técnicas no-locales (regionales) para calibrar los modelos -regresión de componentes principales (PCR) y análisis de correlación canónica (CCA)- en este sistema de ENANDES se usa la regresión logística extendida (ELR).

Para efectos de las calibraciones MOS, el predictando (variable a pronosticar) es la variable observada para el período objetivo de interés, y el predictor (variable a corregir) es la variable pronosticada por el modelo S2S no corregida para el mismo período.

En la *regresión de componentes principales (PCR)* cada celda de cuadrícula en el campo del predictando se estima por regresión utilizando una combinación lineal de los EOFs del predictor.

El *análisis de correlación canónica (CCA)* es un método estadístico que se utiliza con frecuencia para pronosticar variables climáticas utilizando un enfoque empírico (Mason y Baddour 2008; Barnston et al. 2012). Este análisis identifica modos de covariabilidad (modos canónicos) al maximizar la correlación entre las combinaciones reales del predictor y los EOFs del predictando; permite adicionalmente pronosticar patrones espaciales de variabilidad que se extienden a lo largo de una región de interés en lugar de hacer pronósticos por ubicaciones individuales.

Éstas dos técnicas permiten abordar los sesgos tanto en magnitud como en distribución espacial de los patrones de precipitación modelados. Para detalles técnicos ver el Capítulo 2 de este documento, y Wilks (2006) y OMM (2020).

La *regresión logística (LR)* es muy similar a una regresión lineal, aunque en este caso, el algoritmo trabaja con umbrales, clasificando si el valor del predictando cae por debajo o por encima el umbral permitiendo desarrollar una regresión basada en la ecuación logística para cada umbral; su principal desventaja es que es posible que produzca probabilidades inconsistentes entre los distintos umbrales, en particular es capaz de producir probabilidades negativas. Debido a esa desventaja, Wilks (2006) propone la *regresión logística extendida (ELR)*, que es básicamente lo mismo que la regresión logística, pero corrigiendo errores de consistencia asociados a diferentes umbrales, incluyendo el umbral mismo como predictor adicional. Más detalles en el Capítulo 2 de este documento.

V. LOS PRONÓSTICOS RETROSPECTIVOS

Los pronósticos retrospectivos son un conjunto de pronósticos generados por una misma versión del modelo pero para un período pasado. Permiten calibrar las probabilidades del pronóstico con base en el desempeño del pasado y corrigiendo sesgos del modelo, utilizando los miembros correspondientes.

Teniendo en cuenta lo mencionado por Hamill et. al., (2008), la utilización de pronósticos retrospectivos para corregir los errores sistemáticos del modelo, produce impactos positivos en los pronósticos de variables como precipitación y temperatura a corto y mediano plazo y, en particular, en el pronóstico de eventos extremos; adicionalmente como se obtiene información sobre la componente sistemática de los errores, se puede estimar el grado de acierto de las predicciones.

VI. EL SISTEMA S2S DEL ECMWF

Durante los últimos años, el Centro Europeo de Previsiones Meteorológicas a Mediano Plazo (ECMWF, por sus siglas en inglés) en su búsqueda hacia una predicción sin discontinuidad, ha realizado desde 2004 la implementación de la predicción de alcance S2S, tiempo en el que las predicciones subestacionales pasaron a ser operativas y se elaboraban a partir de un sistema de predicción diferente, tanto del utilizado para las predicciones a medio plazo (alta resolución, atmósfera únicamente), como del utilizado para las predicciones estacionales (baja resolución, océano-atmósfera acoplados).

En aquel entonces, el sistema de predicción de largo plazo compartía características con los otros dos sistemas (resolución intermedia, océano-atmósfera acoplados). Fue hasta el 2008 cuando las predicciones de medio y largo plazo se transformaron en un sistema único en el que, dos veces por semana, la predicción de plazo medio se prolongaba hasta los 32 días para dar lugar al pronóstico de largo plazo (Janssen et al., 2013).

En 2017 debido a la importancia del papel del acoplamiento de interacción océano-atmósfera se incorporó el acoplamiento con el océano, beneficiando la predicción de plazo medio, en particular en lo referido al pronóstico de la intensidad de los ciclones tropicales.

VII. FUENTES DE PREDICTIBILIDAD Y HABILIDAD PREDICTIVA DE LA ESCALA TEMPORAL S2S

Las fuentes de predictibilidad y la habilidad predictiva en el pronóstico subestacional se basan en modos de baja frecuencia de variabilidad (e.g., la Oscilación Madden & Julian, ondas Kelvin & Rossby, y otras detalladas en la Sección IX de este Capítulo) y componentes de evolución terrestre tales como la temperatura superficial del Mar (TSM), la humedad del suelo, etc.; además, suelen estar acoplados a modelos de circulación general océano-atmósfera.

Para la corrección de la incertidumbre emplean sistemas de predicción por conjuntos y pronósticos retrospectivos para eliminar y/o corregir la influencia de los sesgos, mejorar la habilidad de predicción y calibrar los pronósticos para aumentar la confiabilidad en los mismos.

VIII. PROYECTO DE PREDICCIÓN ESTACIONAL S2S

El Proyecto Internacional de Predicción S2S (<http://www.s2sprediction.net>), es un proyecto de investigación conjunto entre el Programa de investigación Meteorológica Mundial (WWRP, por sus siglas en inglés), Programa de investigación THORPEX y el Programa Mundial de Investigación climática (WCRP, por sus siglas en inglés), cuyo objetivo principal es mejorar la capacidad de pronóstico y la comprensión en la escala de tiempo subestacional a estacional a través de la recolección de datos de pronóstico y datos retrospectivos de diferentes centros meteorológicos para ponerlos a disposición de la comunidad científica de manera gratuita, a fin de promover su adopción con fines de investigación y educación (Vitart y otros, 2012), prestando especial atención al riesgo de fenómenos meteorológicos extremos, incluidos ciclones tropicales, sequías, inundaciones, olas de calor y el aumento y disminución de las precipitaciones monzónicas.

IX. FUENTES REGIONALES DE PREDICTIBILIDAD

Las fuentes de predictibilidad estacional provienen de varios procesos de interacción atmósfera- océano-suelo.

Alta Subtropical del Atlántico Norte (NASH)

También conocido como el Anticiclón de los Azores, o Alta de los Azores, es un sistema fundamental de la circulación general de la atmósfera que predomina en una región amplia del hemisferio norte que interviene en el comportamiento de los sistemas tropicales. Este

sistema subtropical de altas presiones se extiende sobre el Atlántico Nororiental y Europa Occidental en las llamadas “latitudes del caballo” y muestra una naturaleza anticiclónica haciendo circular las masas de aire en sentido horario favoreciendo la ciclogénesis tropical, en especial en la temporada de huracanes del Atlántico Norte.

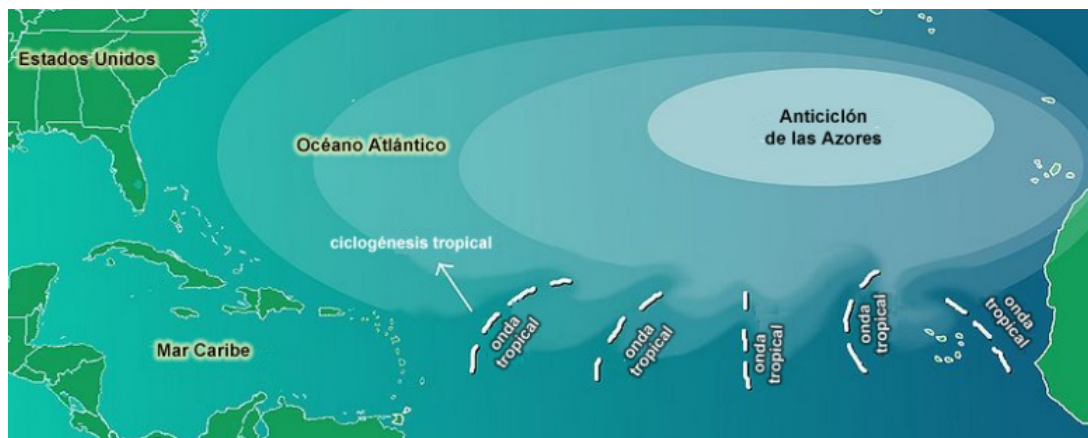


Figura 5: Alta subtropical del Atlántico Norte o Alta de los Azores.

Ondas Kelvin y Rossby Ecuatoriales

Las Ondas Kelvin atmosféricas son ondas que se propagan hacia el Este por la alta tropósfera y usan el ecuador como medio de propagación (Figura 6). Las ondas Rossby ecuatoriales atmosféricas son ondas que se propagan hacia el Oeste por la alta tropósfera ecuatorial y usan como frontera el cambio de signo de Coriolis con la latitud (Figura 7). Existen ondas similares en el océano.

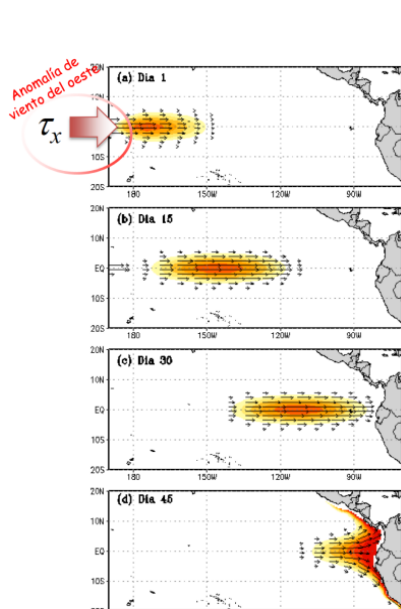


Figura 6: Propagación de una Onda Kelvin Ecuatorial. Tomado de Mosquera (2009)

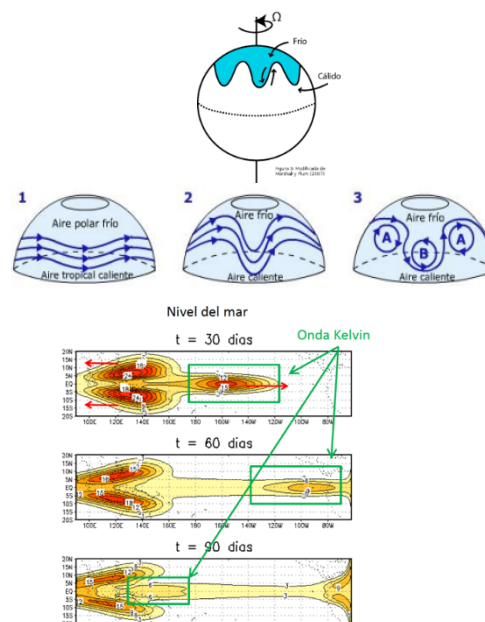
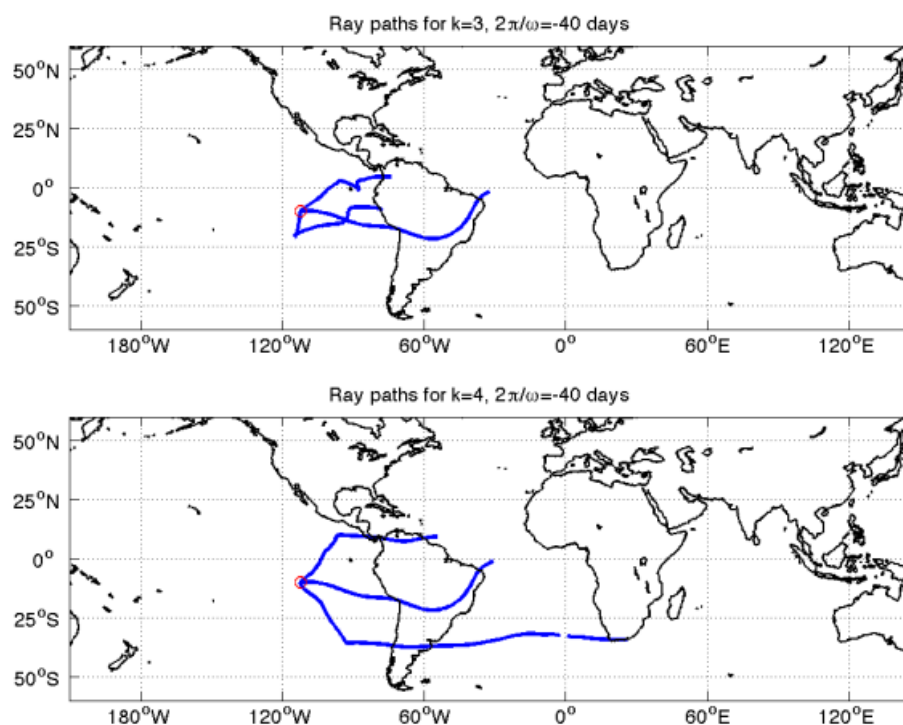


Figura 7: Onda Kelvin y Rossby Ecuatorial. Tomado de Mosquera (2009)

Ondas Rossby Meridionales:

Durante el invierno septentrional, el Pacífico oriental se caracteriza por un flujo en los niveles superiores, que se extiende desde el ecuador hasta las latitudes medias de ambos hemisferios (ver Figura 8 para ejemplos). Estudios teóricos y de modelización simple sugieren que dicha región debería favorecer la penetración de ondas de Rossby en los trópicos desde latitudes más altas. Resultados observacionales utilizando datos de 200 mb indican que las ondas Rossby efectivamente se propagan libremente en el Pacífico oriental tropical durante el invierno septentrional desde la región de salida de los jets asiáticos.



RWS tracing. Á.G. Muñoz (Princeton U.)

Figura 8: Propagación de Ondas Rossby en el Pacífico. Fuente: Á.G. Muñoz (2016, Princeton University)

Oscilación de Madden-Julian (MJO)

Es el modo dominante de la variabilidad intraestacional especialmente en el trópico, que modula la actividad convectiva organizada e impacta también en las latitudes medias y altas (Figura 9). Es un acoplamiento de gran escala entre las circulaciones atmosféricas y la convección tropical profunda. Su propagación es de oeste a este a velocidades de 4-8 m/s, dando la vuelta al globo en periodos de 30-60 días.

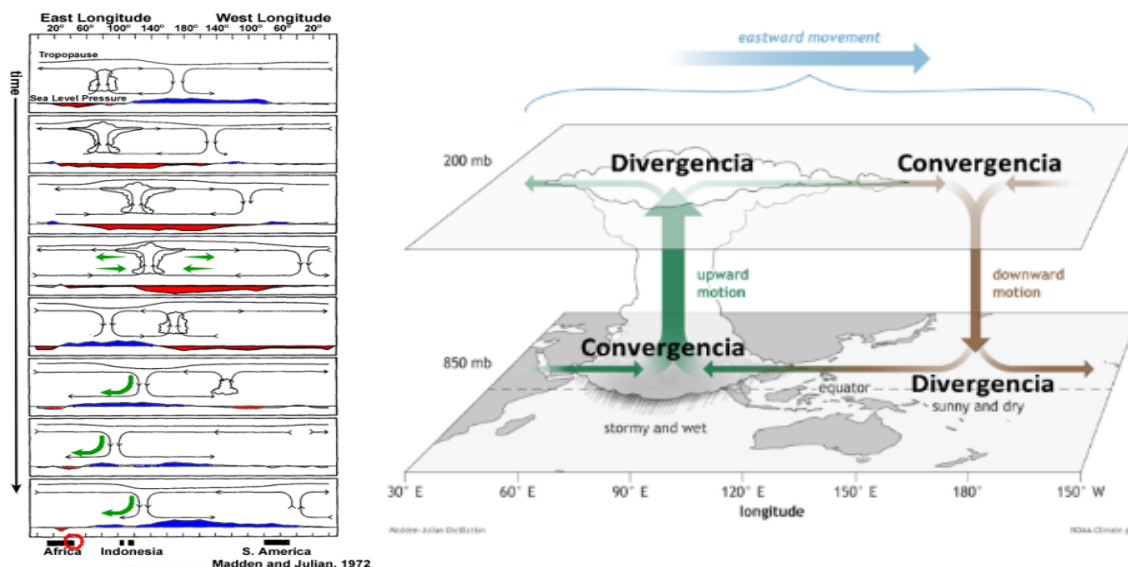


Figura 9: Esquema que muestra la estructura simple de la oscilación de Madden Julian. Fuente: Climate.gov, disponible en línea en https://www.climate.gov/sites/default/files/MJO_large.png

Las Zona de Convergencia del Atlántico Sur (ZCAS o SACZ)

Es una banda de convección elongada que se origina en la cuenca amazónica y se extiende hacia el sureste de Brasil y el Océano Atlántico subtropical.

Índice a gran Escala del Monzón Suramericano (LISAM)

Índice basado en la componente principal de un análisis de funciones ortogonales empíricas (EOF por sus siglas en inglés) “combinado” a partir de las anomalías de precipitación, humedad específica, temperatura del aire, viento zonal y meridional en el nivel de 850 hPa capaz de representar las características espaciales a gran escala del Sistema Monzónico de América del Sur (SAMS por sus siglas en inglés; Silva & Carvalho, 2007); posee continuidad en el tiempo para la evaluación del inicio y fin del monzón de verano, y permite evaluar las características de la estación seca identificando la fase activa y las etapas de ruptura del monzón, así como las variaciones interanuales de SAMS.

Jet(s) de Bajo Nivel de Suramérica

Corresponden a corrientes en chorro de vientos del norte ubicado al este de los Andes a una altura máxima de 2 km de la superficie (Figura 10); su presencia es frecuente en primavera y verano del Hemisferio Sur.

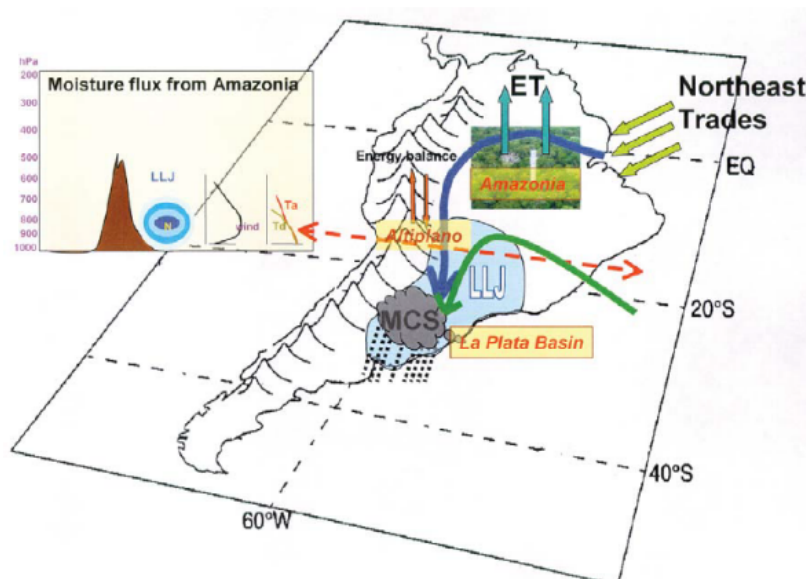


Figura 10: Modelo Conceptual de LLJ al este de los Andes. Fuente: VERA, C. et. al. 2006. The south american low-level jet experiment. January 2006 – BAMS

Ondas del Este

Conocidas también como ondas tropicales (Figura 11), son aquellas perturbaciones de los vientos alisios que se desplazan de Este a Oeste desde las costas africanas paralelas a los trópicos; pueden conducir a la formación de ciclones tropicales en las cuencas del océano Atlántico Norte y Pacífico Nororiental. Se forman cada 3 o 4 días durante los meses de mayo a noviembre sobre las aguas del Océano Atlántico cerca de la línea ecuatorial.



Figura 11: Desplazamiento de las ondas del Este sobre el Atlántico Tropical

Fuente: Meteored

Modo Intraestacional del Pacífico Este

La piscina cálida del Pacífico oriental es una región de fuerte variabilidad intraestacional (ISV) durante el verano boreal. El modo ISV de 30 a 50 días (en adelante 40 días) del Pacífico oriental (EPAC) se caracteriza en gran medida por la propagación hacia el este de anomalías convectivas (Knutson & Weickmann, 1987; Kayano & Kousky, 1999). Además del modo de 40 días, también destaca un modo cuasi quincenal con una periodicidad de aproximadamente 16 días en el dominio EPAC (Jiang & Waliser, 2009; Wen et al., 2011). Además de la propagación hacia el este, el ISV de EPAC también exhibe un componente de propagación hacia el norte, posiblemente debido a la presencia de una fuerte cizalladura vertical zonal del viento sobre la piscina cálida de EPAC (Maloney et al. 2008). Aunque el ISV de EPAC está restringido a un dominio tropical relativamente pequeño, ejerce influencias generalizadas sobre el tiempo y el clima regionales e impacta y modula la actividad de los ciclones tropicales sobre el EPAC y el Golfo de México, los chorros de viento y las precipitaciones del verano (Martin & Schumacher, 2011; Moon et al., 2013), el monzón norteamericano y las sequías de verano en Centroamérica y México.

2. MÉTODOS Y CONFIGURACIÓN DEL SISTEMA DE PRONÓSTICO SUBESTACIONAL ENANDES DE PRECIPITACIÓN PARA LA REGIÓN

Yury Escajadillo Fernández y Jorge Llamoca Humaní
SENAMHI Perú

Alicia Moya, Catalina Medina y Matías Pino
Dirección Meteorológica de Chile

I. ESTADÍSTICAS DE SALIDA DE MODELOS (MOS), EN PROFUNDIDAD

Como se reseñó en el Capítulo I, debido a las incertidumbres en las condiciones iniciales y de borde, así como en los procesos físicos no resueltos y la naturaleza caótica del sistema climático, los modelos siempre están sujetos a errores, tanto aleatorios como sistemáticos.

Los errores sistemáticos suelen corregirse, ya que tienden a presentar una sobrestimación o subestimación de variables de interés, como precipitación y temperaturas. Por ejemplo, mediante las Estadísticas de Salida del Modelo, conocidas por sus siglas en inglés como Model Output Statistics (MOS), se aplican metodologías estadísticas como parte de un post-procesamiento para corregir las salidas de los modelos. Mientras tanto, los errores aleatorios, que expresan la incertidumbre inherente, suelen cuantificarse a través de probabilidades obtenidas del procesamiento de los ensambles (pronósticos por conjuntos).

En resumen, la calibración aplicada a las salidas de los modelos numéricos que intentan representar las condiciones del océano/atmósfera es un proceso mediante el cual se ajustan los resultados para que representen con mayor precisión las observaciones.

Las Estadísticas de Salida del Modelo representan procesos de post-procesamiento estadístico diseñado para corregir errores y/o sesgos generados en las predicciones. Dado que los modelos de predicción pueden generar varios tipos de errores, se emplean distintos métodos estadísticos en el proceso de MOS. Para los fines prácticos de esta Guía, de aquí en adelante, MOS se entenderá como *cualquier* proceso de post procesamiento cuyo objetivo sea calibrar, corregir y ajustar las salidas de un modelo de pronóstico.

Es importante destacar que existen diversos tipos de errores, y por ende diferentes enfoques de MOS, ya que se requiere una calibración específica para cada tipo de error presente. Existen diversas técnicas para lograr calibraciones óptimas, dependiendo de los objetivos o los resultados que se desean obtener. A continuación se describen algunos de los principales métodos.

II. TÉCNICAS DE CALIBRACIÓN LOCAL

Una de las formas de corregir los sesgos de los modelos de predicción es a través de métodos aplicados a punto de grilla, es decir, las correcciones se realizan de manera local,

donde el ajuste se lleva a cabo en los puntos de retícula coincidentes con la ubicación espacial de los datos observados; en general se usan datos observados en retícula, pero es posible realizar calibraciones locales interpolando (por ejemplo, bilinealmente) desde las retículas del modelo hasta las estaciones meteorológicas. Por lo tanto, las estadísticas resultantes de cada ajuste son independientes para cada punto de grilla y no representan necesariamente un patrón regional (conjunto de puntos de retícula vecinos) de ajuste.

Tabla 1. Notación usada para las ecuaciones de este documento.

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
$y_{m,t}$	Datos originales de los miembros (m) del ensamble para un tiempo (t).
$y'_{m,t}$	Datos calibrados de los miembros (m) del ensamble para un tiempo (t).
t	Tiempo expresado en año o una estación.
$\hat{y}$	Es el promedio de la media de los ensambles $\bar{y}_t$ en todos los tiempos t .
$\hat{y}_t$	Promedio de los ensambles.
$\hat{o}$	Es el promedio de las observaciones en todos los tiempos t .
σ_f	Desviación estándar del ensamble completo
σ_o	Desviación estándar de los datos observados.
ρ	Correlación entre el promedio de los ensambles y las observaciones.

A continuación, se describen algunos métodos:

Ajuste de la Media y la Varianza (MVA) – e.g., Leung et al. 1999

Uno de los errores típicos entre las salidas de modelos y los valores observados son las diferencias en los promedios o climatologías y en la varianza de los datos. En la Figura 12, podemos ejemplificar la línea azul como datos de modelo de la temperatura superficial del mar en el área Niño3.4, la línea roja como datos observados y se observa la diferencia (sesgo o bias) en magnitudes de ambas series, además de la magnitud de su variabilidad.

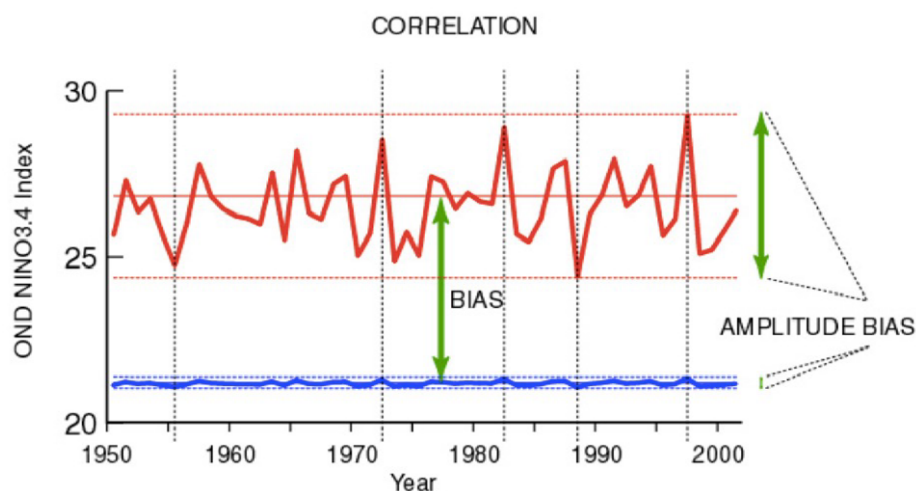


Figura 12. Correlación de Pearson. Asociación entre el coeficiente de correlación de anomalías entre el modelo y lo observado. Fuente: Simon J. Mason.

Los errores mencionados anteriormente en las ecuaciones básicas pueden corregirse mediante la siguiente ecuación (1):

Ecuación (1)

$$y'_{m,t} = (y_{m,t} - \hat{y}) \frac{\sigma_o}{\sigma_f} + \hat{o}$$

Este cálculo busca establecer una media en común que permita corregir valores medios y medias de la amplitud, con el objetivo de tener una respuesta más precisa de la concordancia entre las predicciones y las observaciones.

Mapeo Cuantílico Empírico (EQM)– e.g., Manzanas et al., 2018.

El Mapeo Cuantílico Empírico, conocido en inglés como Empirical Quantile Mapping (EQM), se utiliza para corregir las discrepancias distribucionales entre las variables climáticas simuladas y los datos observados.

Sin embargo, es importante tener en cuenta que esta técnica puede ser sensible a la elección del período de calibración y propensa al sobreajuste. El EQM se basa en la idea de que la distribución de una variable climática simulada se ajusta a la distribución observada mediante el mapeo empírico de los cuantiles. En otras palabras, el EQM ajusta la distribución simulada para que tenga los mismos cuantiles que la distribución observada.

Este método se utiliza si estamos interesados en que las distribuciones probabilísticas coincidan y mejoren el comportamiento de la función de densidad en el modelo.

Recalibración Conservadora del Clima (CCR)—e.g., Doblas-Reyes et al., 2005

La recalibración conservadora del clima, conocida en inglés como Climate Conserving Recalibration (CCR), se encarga de generar la corrección de fases, magnitud en variabilidad y la magnitud media. De esta manera, se busca presentar observaciones que estén alineadas con lo presentado por el modelo.

Este método tiene como objetivo garantizar que el valor corregido tenga magnitudes y variabilidades medias como las observaciones y que estén en fase, permitiendo así una presentación consistente de las observaciones en relación al modelo.

Ecuación (2)

$$y'_{m,t} = \rho \frac{\sigma_o}{std(\bar{y}_t)} \bar{y}_t + \sqrt{1 - \rho^2} \frac{\sigma_o}{\sigma_f} (y_{m,t} - \bar{y}_t) + \hat{o}$$

Proporción de Componentes Predecibles (RPC)—e.g., Eade et al., 2014

La Proporción de Componentes Predecibles, conocida en inglés como Ratio of Predictable Components (RPC) es un método de calibración que utiliza ensambles para reducir el ruido, además de ajustar la proporción de la varianza predecible por el modelo acorde con las condiciones observadas. Este método tiene como objetivo maximizar la señal y capacidad predictiva del ensamble del modelo y múltiples miembros punto a punto:

Ecuación (3)

$$y'_{m,t} = \rho \frac{\sigma_o}{std(\bar{y}_t)} (\bar{y}_t - \hat{y}) + \sqrt{1 - \rho^2} \frac{\sigma_o}{\sqrt{var(y_{m,t} - \bar{y}_t)}} (y_{m,t} - \bar{y}_t) + \hat{o}$$

Regresión Lineal (LR)—e.g., Manzanas et al., 2019

La Regresión Lineal (LR), en inglés Linear Regression, es un método que considera a las observaciones (temperatura, precipitación, etc.) como variable dependiente y a los datos obtenidos de los modelos de predicción como variable independiente. De esta forma, se obtienen las estimaciones de los modelos calibrados (variabilidad y media) linealmente:

Ecuación (4)

$$\gamma_t = std(\epsilon_{fit}) \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(y_t - \bar{y}_t)^2}{(n-1) var(\epsilon_{obs})}}$$

Relación Gaussiana No Homogénea (NGR)- e.g., Gneiting et al., 2019

Corresponde a una generalización particular de la regresión lineal, dada por:

Ecuación (5)

$$y'_{m,t} = \alpha + \beta (\bar{y}_t - \hat{y}) + \sqrt{\gamma^2 + \delta^2 \text{var}(y_t)} (y_{m,t} - \bar{y}_t)$$

III. TÉCNICAS DE CALIBRACIONES NO LOCALES

Las técnicas de calibración no locales son aquellas que necesitan información más extensa espacialmente (más allá de un punto o retícula computacional) para lograr un ajuste o corrección de los errores de manera conjunta.

Una de las técnicas más usadas es la calibración mediante *Análisis de Correlación Canónica* asociadas a las *componentes principales* (que representan la evolución espacio-temporal de los modos de variabilidad) de una o varias variables predictoras y un predictando. Este método está implementado en la Herramienta de Previsibilidad Climática (CPT, por sus siglas en inglés: Climate Predictability Tool; Mason et al., 2023) y su wrapper en Python (PyCPT, Muñoz, 2019).

La calibración a través de esta técnica no local permite correlacionar los modos de variabilidad de dos variables y, por lo tanto, obtener patrones espaciales asociados que fluctúan de forma similar en el tiempo (ver Figura 13).

Lo interesante de este método de calibración es que nos brinda resultados que tienden a interpretarse físicamente, e incluso sus resultados pueden ser validados estadísticamente en un contexto espacial, por ejemplo, en la figura 13, se observa los patrones espaciales de lluvia ajustados entre los resultados del CanCM4i y los datos del CHIRPS, con un valor de correlación canónica de **0.83**.

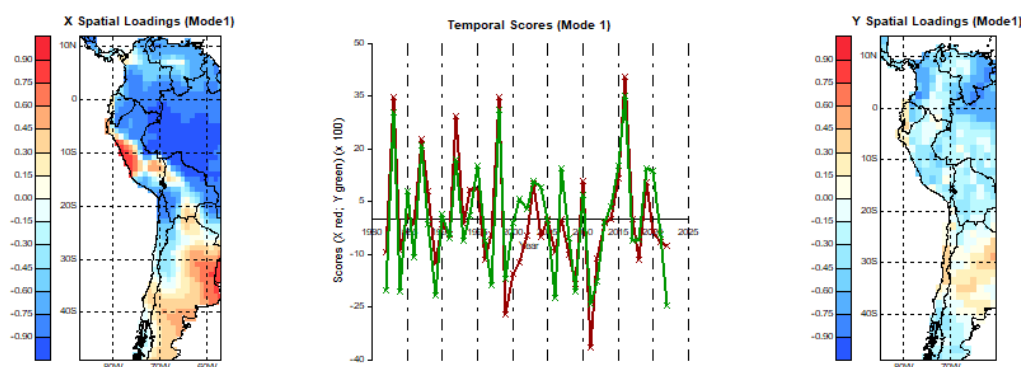


Figura 13. Calibración no local para lluvias totales entre enero y marzo, basada en Correlaciones Canónicas de los componentes principales de los pronósticos retrospectivos del CanCM4i (NMME - IRI Data Library, periodo de evaluación entre los años 1982-2023 para condiciones iniciales de noviembre) y datos CHIRPS.

Regresión Logística (RL)- Extendida (ELR) – Wilks, 2009

La regresión logística (RL) y regresión logística extendida (ERL, por sus siglas en inglés) son métodos de calibración local basados en la función logística con el objetivo de obtener

resultados determinísticos o probabilísticos (excedencia o no excedencia) definidos para un umbral o percentil.

Sin embargo, la diferencia en estas variaciones de calibración radica en la generalización de la función logística de ajuste. Por un lado, la **RL** ajusta una función para un umbral y/o percentil específico (e.g., la media), lo que implica que no hay consistencias garantizadas entre estos umbrales y/o percentiles necesarios para la construcción de un pronóstico flexible (esto es, para cualquier otro umbral de interés). Es por este motivo es que se da paso a la **ERL**, ya que esta, mediante una única función generaliza probabilidades de excedencia o no excedencia para una variable predictora que puede tomar distintos valores (por ejemplo, cuantiles, percentiles, etc.). Ver figura 14.

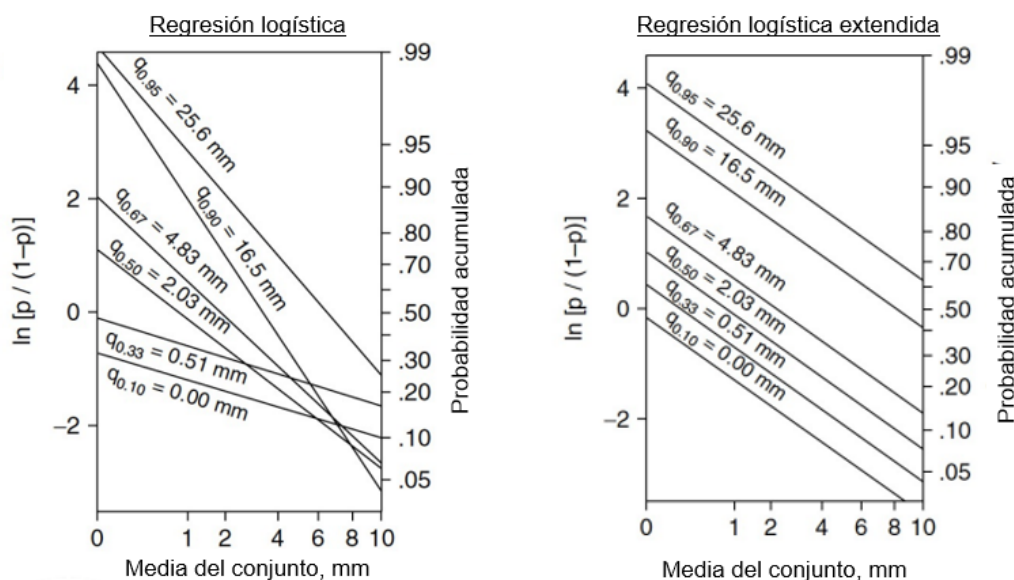


Figura 14. GFS día 6-10 Pronóstico de precipitación para Mineapolis 28 de noviembre - 2 de diciembre 2001. Fuente: Wilks 2009.

La ELR muestra esta función de densidad de probabilidad modificada, integrando umbrales o percentiles como predictores para evitar cruces no deseados y verificar que los umbrales son consistentes entre ellos, evitando incluso el problema posible en la RL de probabilidades negativas.

En términos generales, la RL o ELR son regresiones a nivel de punto de grilla, lo que las hace independientes de sesgos que puedan existir en los puntos de grillas cercanos. Por lo tanto, esta metodología no permite analizar patrones espaciales asociados entre los valores observados y los datos objeto de calibración. Sin embargo, su implementación para un sistema de calibración operativo es más práctico.

Una nota sobre homocedasticidad y heterocedasticidad

Asimismo, es importante mencionar dos términos relacionados a estos métodos de calibración extendida expuestos en la presente guía.

Uno de ellos es la *homocedasticidad*, que se refiere al uso de la media de los ensambles de los modelos para aplicarlos en algún tipo de calibración.

El otro término es la *heterocedasticidad*, que hace referencia al uso de la dispersión o desviación estándar de los distintos ensambles de modelos de predicción en la técnica de calibración.

Ambas formas de realizar las calibraciones (ELR) han demostrado resultados similares, al menos para la variable de precipitación y temperatura. Es decir, en principio no hay ganancia al usar la dispersión de los ensambles en la calibración ELR.

IV. CONFIGURACIÓN DEL SISTEMA ENANDES

La configuración general del sistema de predicción S2S de ENANDES corresponde a la de un sistema de pronósticos subestacionales de precipitación a escala semanal, basados en un ensamble de múltiples modelos emitidos todos los viernes a través de la base de datos en tiempo real SubX (Pegion et al., 2019; ahora esta base de datos es llamada SubC).

El tipo de configuración especialmente diseñada para ENANDES -descrita más en detalle en el resto de la sección y en el Capítulo 3-, ha sido originalmente propuesta por el IRI como el producto de décadas de investigación tanto en el área de predicción climática como en el de servicios climáticos, y es conocida como NextGen (e.g. Muñoz et al., 2019, 2020; IRI, 2020; Becker et al., 2022). Dentro de la multitud de configuraciones posibles de NextGen, el sistema de pronósticos de ENANDES se clasifica como un NextGen de calibración local (o basado en calibración retícula a retícula). Los detalles siguen a continuación.

El método de calibración que se implementó es la Regresión Logística Extendida, que - como se ha explicado- es la misma regresión logística, pero agregando como predictor adicional una función para distintos umbrales de percentil. En este sentido se logra construir una función de densidad de probabilidad de una manera consistente.

El dominio geográfico está configurado para toda la región ENANDES, así como regiones específicas para Colombia, Perú y Chile, co-diseñadas con IDEAM, SENAMHI, DMC, CIIFEN/CRC-OSA e IRI. Además, se ofrece la posibilidad de visualizar pronósticos retrospectivos desde 2021 para evaluar el rendimiento del sistema.

La configuración del pronóstico es “flexible”, es decir, los pronósticos se expresan en términos de la mediana, con mapas adicionales que ilustran la incertidumbre asociada, además se proporciona la probabilidad de excedencia y no excedencia para umbrales y percentiles específicos.

La funcionalidad también incluye la opción de zoom en zonas de interés, y la entrega de información adicional, como capas geográficas y descargas en formatos variados (JPG, PNG, PDF, entre otros).

La evaluación de la capacidad predictiva se realiza mediante el Ranked Probability Skill Score (RPSS), que mide la mejora de las predicciones probabilísticas en comparación con las frecuencias climatológicas. Este indicador ofrece información valiosa sobre la utilidad de los pronósticos subestacionales en términos de espacio y tiempo.

Más información sobre cómo se presentan estos productos en el Capítulo 3.

V. TABLA RESUMEN DE LA CONFIGURACIÓN

A continuación, se resume la configuración del sistema de predicción S2S de ENANDES.

PARÁMETRO	CONFIGURACIÓN
Tipo de Sistema	Multimodelo NextGen de calibración local
Escala de predicción	Subestacional (semanal)
Modelos del Ensemble	CFsv2, ESRL y GEFSv12
Variable pronosticada	Precipitación
Calibración	Regresión Logística Extendida
Dominio espacial	Latitudes: 16° Norte - 56° Sur Longitud: 86° Oeste - 64° Oeste
Lead time / Periodo de predicción	1 - 4 semanas
Actualizaciones	Viernes de cada semana
Formato de Pronóstico	Flexible (<i>mediana, rango intercuartil para medir incertidumbre, probabilidad de excedencia o no excedencia para distintos umbrales de lluvia</i>)
Métricas de habilidad (Skill)	Ranked Probability Skill Score (RPSS por sus siglas en inglés)

3. INTERPRETACIÓN Y USO DE LOS RESULTADOS, INCLUYENDO PRONÓSTICOS FLEXIBLES Y USO DE TERCILES

Felipe Costa, Pier Maquilón, Johnny Morán
CIIFEN / CRC OSA

I. GENERALIDADES DEL CUARTO DE MAPAS ENANDES PARA PRONÓSTICOS SUBESTACIONALES

El cuarto de mapa (Maproom en inglés) del sistema de predicción S2S de ENANDES es un portal que brinda acceso a mapas de pronósticos subestacionales de precipitación y a documentación necesaria para su empleo, por ejemplo, relacionada con la capacidad predictiva de los mismos.

Los pronósticos se basan en el ensamble de múltiples modelos de pronósticos individuales que son calculados a través de la base de datos en tiempo real SubX/SubC (ver Sección V del Capítulo 2 y Sección II de este Capítulo 3). Se calculan de forma operacional todos los días viernes, son pronósticos semanales correspondientes a las siguientes semanas futuras, desde la primera hasta la cuarta.

Se puede acceder directamente al Maproom de ENANDES por medio de la URL: <https://iridl.ldeo.columbia.edu/maproom/ENANDES/> o a través de la sección de Maprooms de la Biblioteca de Datos de IRI (<https://iridl.ldeo.columbia.edu/maproom/>), buscando el Maproom del proyecto ENANDES (ver Figura 15).

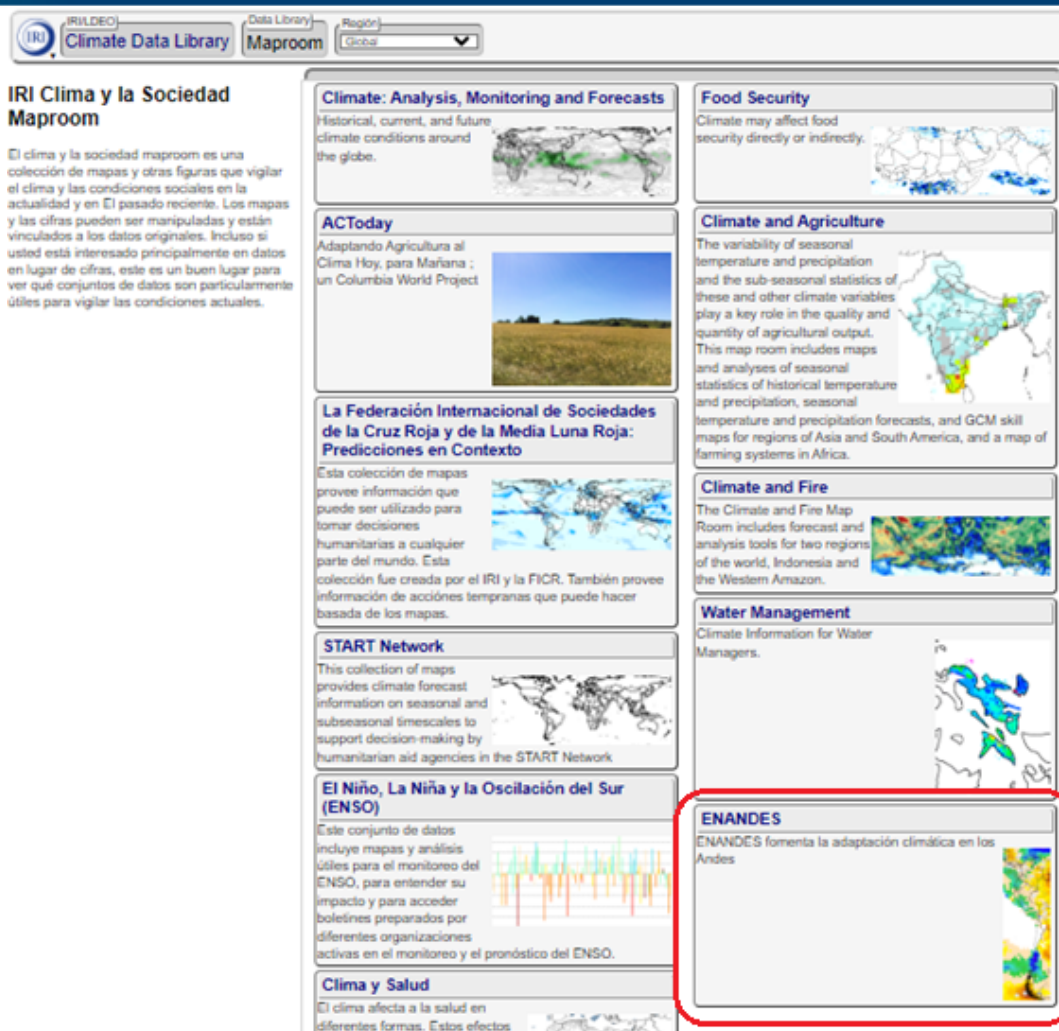


Figura 15. Ubicación visual del cuarto de mapas de ENANDES en la Biblioteca de Datos del IRI.

Página Principal

El portal del Maproom de ENANDES (Figura 16) consta de:

1. Barra de Control, ubicada en la parte superior,
2. Barra de Pestañas, ubicada en la parte derecha, debajo de la Barra de Control.
3. Barra de Opciones, en la parte inferior y está presente en todas las páginas de la Biblioteca de Datos del IRI. Se brindan más detalles de la misma en la sección "Barra de Opciones".

La Barra de Control contiene opciones que nos permiten especificar parámetros de búsqueda de los productos a consultar. En la página principal del Maproom de ENANDES, en la Barra de Control, se presenta el parámetro "Región", que permite indicar el área espacial en la que se desea enfocar las salidas de los pronósticos por medio de las opciones de un cuadro de lista. Por defecto, se presenta la región "Andes"

pero el usuario puede seleccionar cualquiera de las opciones del cuadro de lista y se actualizarán las salidas (Ver sección “Selección de países”).

En la Barra de Pestañas se presentan dos pestañas: “Pronóstico SubX” y “Capacidad predictiva del pronóstico retrospectivo SubX”.



Figura 16. Sección principal del cuarto de mapas de ENANDES.

En la pestaña “Pronóstico SubX” (Figura 17, parte superior) se puede acceder a la sección de “Pronóstico Semanal Flexible de Precipitación” dándole clic al título o a la imagen del marco que tiene ese nombre. En esta sección se puede consultar las salidas del pronóstico subestacional para la región indicada.

En la pestaña “Capacidad predictiva del pronóstico retrospectivo SubX” (Figura 17, parte inferior) se puede acceder a la sección de “Capacidad predictiva del pronóstico retrospectivo semanal” dándole clic al título o a la imagen del marco que tiene ese nombre. En esta sección se puede consultar el rendimiento histórico de cada modelo SubX calibrado y del ensamble lo que permite inferir la confiabilidad de los pronósticos.

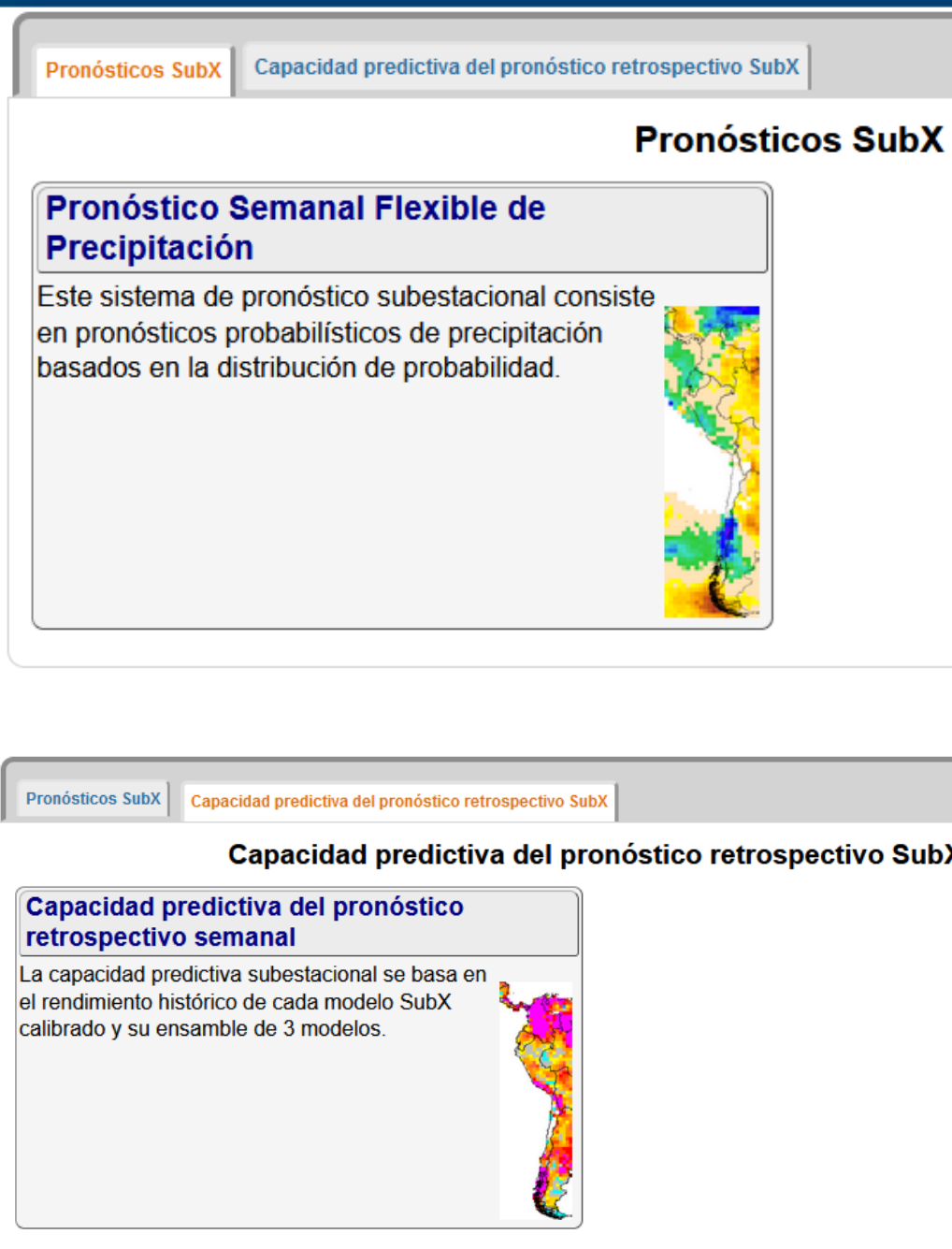


Figura 17. Las dos “pestañas” principales del cuarto de mapas de ENANDES.

Pronóstico Semanal Flexible De Precipitación

En la sección “Pronóstico Semanal Flexible de Precipitación” (Figura 18) se brinda acceso a los pronósticos subestacionales.

El sistema consta de:

1. Barra de Control, ubicada en la parte superior,
2. Barra de Pestañas, debajo de la barra de control y donde se despliega la información organizada por pestañas.
3. Barra de Opciones, en la parte inferior como todas las páginas de la Biblioteca de Datos del IRI. Se brindan más detalles de la misma en la sección “Barra de Opciones”.

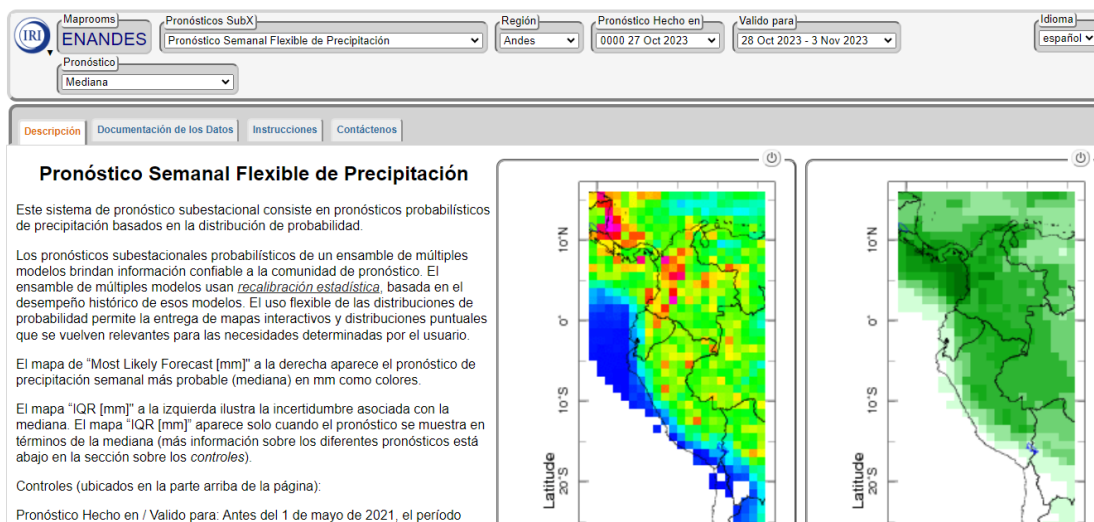


Figura 18. Ejemplo de pronóstico semanal del cuarto de mapas de ENANDES.

La Barra de Control cuenta con varios campos que sirven para ingresar parámetros de búsqueda de los pronósticos a consultar. El usuario solo debe dar clic en la opción que se le presenta en los campos de cada parámetro para que se actualice la información que se presenta en la pantalla. Estos parámetros son:

1. **Pronósticos SubX** (Figura 19): Permite cambiar a otro producto del MapRoom ENANDES. Por el momento las opciones son: el mismo “Pronóstico Semanal Flexible de Precipitación” y “Capacidad predictiva del pronóstico retrospectivo semanal”.

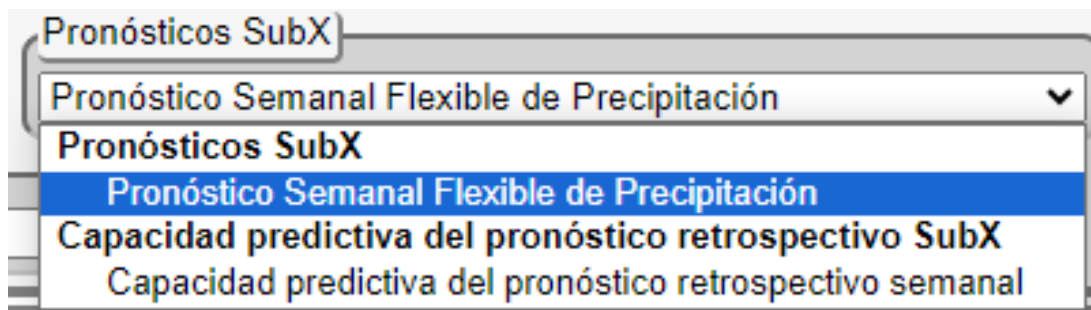


Figura 19. Las dos “pestañas” principales del cuarto de mapas de ENANDES.

2. **Región:** Permite indicar el área espacial en la que se desea enfocar las salidas de los pronósticos por medio de las opciones de un cuadro de lista. Por defecto, se presenta la región que haya sido seleccionada previamente por el usuario. Además de la región “Andes”, el usuario puede seleccionar los países de “Colombia”, “Perú” y “Chile” (Figura 20).

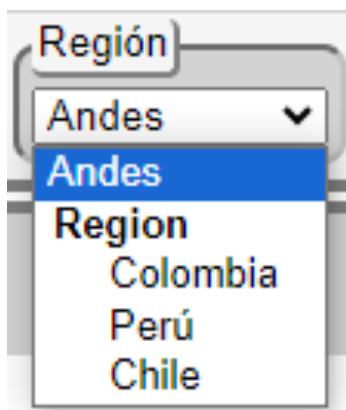


Figura 20. Selección de regiones del cuarto de mapas de ENANDES.

3. **Pronóstico Hecho en:** Es un cuadro de lista que permite seleccionar las fechas de generación de los pronósticos, que corresponden a días viernes. Al seleccionar alguna fecha, se actualizan las opciones del cuadro de lista “Válido para” para presentar las semanas que fueron pronosticadas en la fecha seleccionada. Se permite seleccionar desde el 30 de abril de 2021 hasta el último viernes a la fecha (Figura 21).

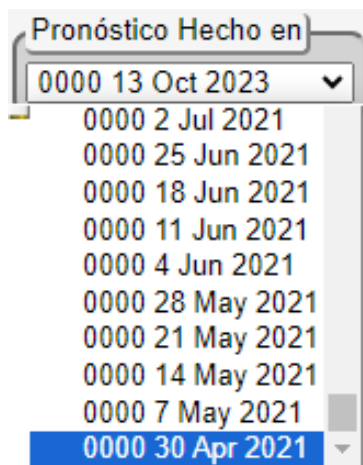


Figura 21. Selección de fecha de inicialización del pronóstico cuarto de mapas de ENANDES.

4. **Válido para:** Es un cuadro de lista que despliega los pronósticos realizados en la fecha especificada en el campo “**Pronóstico Hecho en**” y que corresponden a las fechas de las cuatro semanas subsiguientes a la fecha de pronóstico. El usuario debe seleccionar la opción de la fecha de pronóstico que desea consultar para que se despliegue las salidas en la pestaña Descripción de la Barra de Pestañas (Figura 22).

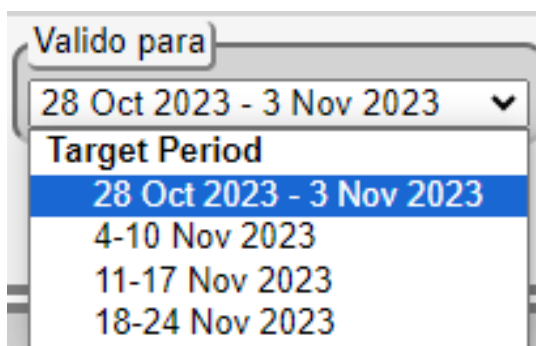


Figura 22. Selección de la semana de pronóstico del cuarto de mapas de ENANDES.

5. **Pronóstico:** Permite seleccionar las opciones de pronóstico a presentar. Estas son (Figura 23):
 - (a) Mediana: Presenta dos mapas; uno con los valores pronosticados en milímetros y otro con la incertidumbre asociada con la mediana.
 - (b) Probabilidad de excedencia: para mostrar un mapa de probabilidad de exceder un valor de umbral o un percentil de la serie de tiempo.
 - (c) Probabilidad de no-excedencia: para mostrar un mapa de probabilidad de no exceder un valor de umbral o un percentil de la serie de tiempo.

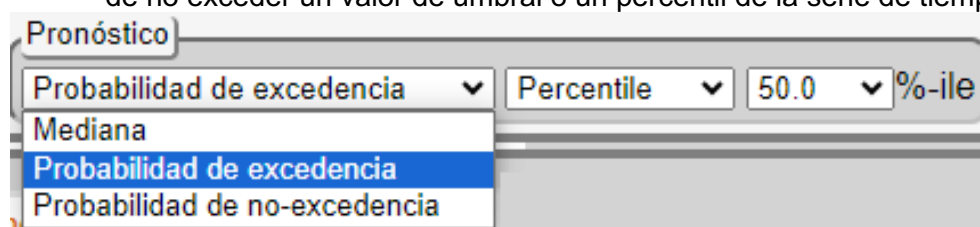


Figura 23. Selección del campo de pronóstico a visualizar en cuarto de mapas de ENANDES.

Al seleccionar las opciones de “Probabilidad de excedencia” y “Probabilidad de no-excedencia” se habilitan dos nuevos campos de parámetros. El que se encuentra a la derecha del cuadro de lista de tipo de pronóstico permite especificar el tipo de umbral que se quiere emplear: Precipitación o Percentil (Figura 24).

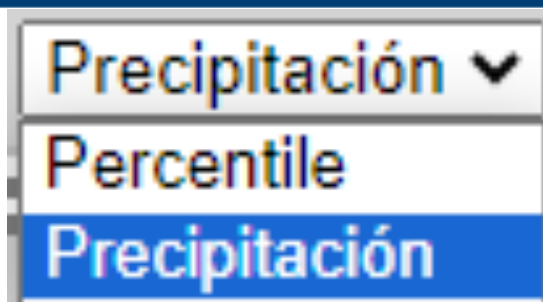
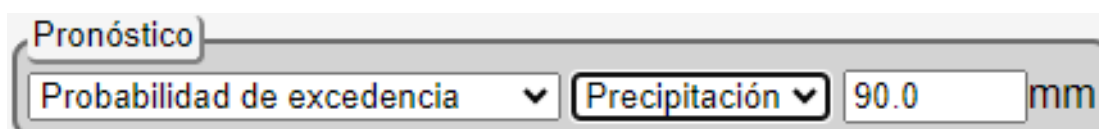


Figura 24. Selección de la semana de pronóstico del cuarto de mapas de ENANDES.

Si se especifica “Precipitación”, el cuadro de texto a la derecha del cuadro de lista del tipo de umbral permitirá ingresar el umbral expresado en milímetros:



Si se especifica “Percentil”, aparece un cuadro de lista para seleccionar varias opciones de percentiles ordenadas de mayor a menor. Estas opciones de percentil se presentan en incrementos de cinco desde el percentil 5 hasta el percentil 95. Pero también se presentan los valores de los extremos comúnmente empleados: 1, 2.5, 97.5 y 99 (Figura 25).

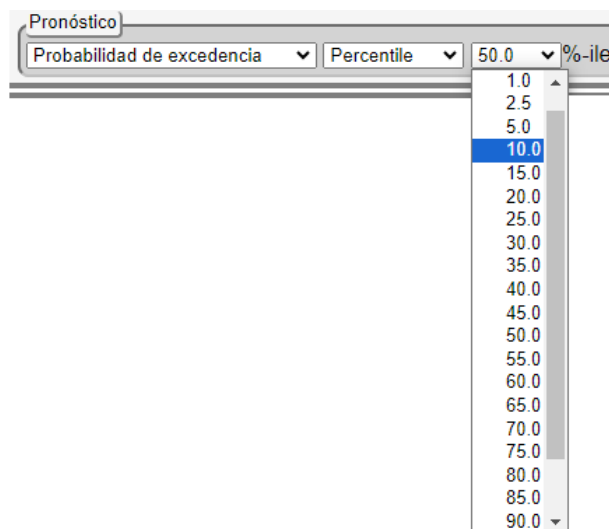


Figura 25. Selección del percentil en el cuarto de mapas de ENANDES.

Selección de Países

El Maproom de ENANDES por defecto muestra los pronósticos enfocándose en la región de “Andes”. Se puede cambiar la región de enfoque de los productos,

seleccionando el país de interés del cuadro de lista “Región” de la Barra de Control. Permite enfocar la visualización de los pronósticos y mapas de capacidad predictiva a los países colaboradores del proyecto: Colombia, Perú y Chile. Para ello en la Barra de Control ubicada en la parte superior, el usuario puede seleccionar el país de interés que se presenta en el cuadro de lista de la opción “Región” (Figura 26).

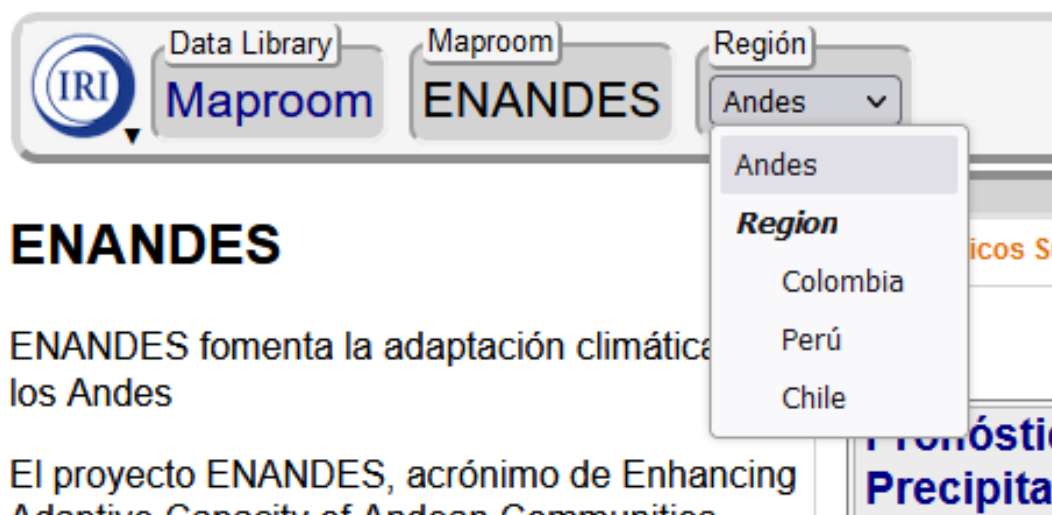


Figura 26. Selección de región en el cuarto de mapas de ENANDES.

Cambio de Idioma

Es trivial cambiar el idioma en el cuarto de mapas (Figura 27).

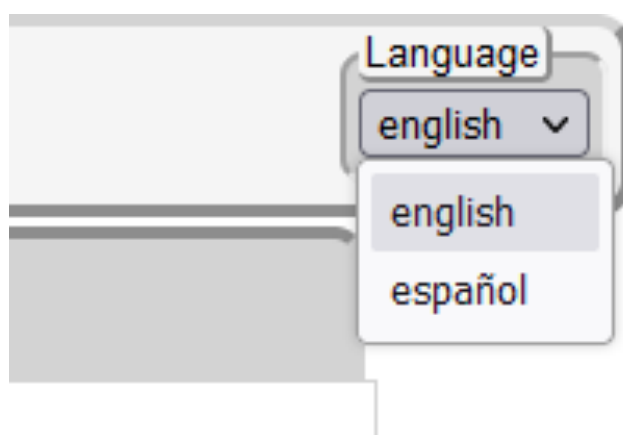


Figura 27. Selección del idioma en el cuarto de mapas de ENANDES.

II. USO Y FUNCIONALIDAD DEL PRONÓSTICO SEMANAL FLEXIBLE DE PRECIPITACIÓN

Pronósticos Subestacionales

El pronóstico subestacional (semanal) desarrollado el marco del proyecto ENANDES permite la visualización de los pronósticos de precipitación para las cuatro siguientes semanas a partir del viernes de cada semana (inicialización los miércoles, típicamente los jueves está disponible). Utiliza el período climatológico de 1999 a 2016 y está compuesto por un ensamble de modelos a partir del CFSv2, ESRL y GEFSv12 que utilizan como calibración el método de Regresión Logística Extendida (ver Capítulo 2).

Esta información empezó a ser producida desde el 30 de abril de 2021 y por lo tanto el usuario podrá encontrar en la plataforma del IRI todos los pronósticos de todas las semanas por lo menos hasta la fecha de publicación de este manual. Se puede visualizar tanto para la región Andina como por separado para Colombia, Perú y Chile.

Funciones de Probabilidad

Las probabilidades son medidas cuantitativas de la posibilidad de que ocurra un determinado evento en una determinada región y tiempo. Por lo general, se expresa entre valores de 0 y 1, o 0 y 100%, donde 0 indica ninguna probabilidad y 100% una certeza concreta de que ocurrirá. Esta medida es muy utilizada en la meteorología para comunicar sobre todo la incertidumbre asociada a los pronósticos y permitir una evaluación real de las posibilidades y con esto tomar decisiones.

En cuanto a los pronósticos de precipitación, debido a que la variabilidad de su distribución no es gaussiana, en lugar de utilizar la media convencional, se debe utilizar la mediana, o el rango de valor más probable en las salidas de los pronósticos que se despliegan en milímetros. Esto permite tener en cuenta la naturaleza no lineal y asimétrica de los datos climáticos, proporcionando información más precisa y realista sobre las posibilidades de lluvia.

En el Maproom de ENANDES se configuró la posibilidad de elegir la visualización de la información a partir de las categorías de probabilidad de “excedencia” o de “no-excedencia” para los percentiles que fueron elegidos por los técnicos del IDEAM, SENAMHI, DMC y CIIFEN: 1, 2.5, 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, 50, 55, 60, 65, 70, 75, 80, 85, 90, 95, 97.5 y 99. También se resalta la posibilidad de elegir “excedencia” o “no-excedencia” para un valor de precipitación en mm a definirse por el usuario.

Calibración Estadística

La calibración de este pronóstico está basada en el desempeño histórico estadístico utilizando la metodología de Regresión Logística Extendida (ELR), que, a diferencia de la regresión logística tradicional, considera la naturaleza específica de los datos de precipitación que no presenta una característica lineal y simétrica. Su objetivo es modelar la probabilidad de ocurrencia de eventos de precipitación basado en diferentes niveles de intensidad, o cuantiles. Esta metodología que tiene la ventaja de calibrar cada uno de los percentiles de la distribución de probabilidad.

De esta forma en el Maproom de ENANDES se muestra la probabilidad de ocurrencia o no-ocurrencia, calibrado a partir de la metodología ELR para todos los percentiles mencionados anteriormente.

Capacidad Predictiva

Para evaluar la capacidad predictiva se generó el rendimiento histórico de cada uno de los tres modelos por separado, así como para el ensemble final. Esta es una medida estática que se genera históricamente para cada semana para todos los meses entre 1999 y 2016. A seguir se indica los días correspondientes a las semanas del rendimiento histórico:

Tabla 2. Días del mes correspondientes a cada una de las semanas de pronóstico.

Semanas de pronóstico	Días correspondientes
Semana 1	2 a 8
Semana 2	9 a 15
Semana 3	16 a 22
Semana 4	23 a 29

El rendimiento histórico fue estimado a través de la metodología *Ranked Probability Skill Score* (RPSS) o Índice de Habilidad de Pronóstico Probabilístico, que busca estimar la probabilidad de la precipitación en diferentes rangos de confianza. Es especialmente útil para la generación de los pronósticos flexibles ya que proporciona una distribución de probabilidad para cada percentil elegido. Su método se basa en la comparación de la distribución de probabilidad pronosticada con la distribución real de eventos observados y clasifica los eventos según la habilidad de identificar mayores probabilidades en eventos históricos que ocurrieron. Un RPSS más alto indica un mejor rendimiento del modelo en predecir la ocurrencia de determinada condición. Para los modelos seleccionados se utilizan tres parámetros: la resolución, la confianza (o reliability en inglés), y la incertidumbre.

La resolución es, junto con la discriminación, uno de los atributos más importantes de un pronóstico. En breve, responde a la pregunta “¿la ocurrencia de un evento se hace más o menos probable cuando cambia la probabilidad del pronóstico”? Independientemente de la confianza de un pronóstico (que se explica a continuación) si un sistema de predicción no posee resolución (o discriminación) no se considera un sistema útil para la toma de decisión.

La confianza es una medida de la calidad del pronóstico que tiene que ver con qué tanto se puede confiar en las probabilidades que indica el sistema. Un sistema con confianza perfecta es uno en el que las probabilidades coinciden exactamente con la frecuencia observada de los eventos que se desean pronosticar.

Por último, la incertidumbre depende únicamente de los datos observacionales, y no del sistema de predicción como tal. Incertidumbre nula implica que las variables de interés no varían, por lo que siempre hay un grado de incertidumbre en las predicciones.

Se puede observar en el ejemplo del mes de noviembre (Figura 28) una mayor habilidad, en general, del pronóstico en estimar la precipitación en la primera semana. A medida que avanza a las semanas 2, 3 y 4 va disminuyendo la habilidad. Cabe resaltar que los valores de RPSS tienen una tendencia a ser pequeños aún para pronósticos con mayores habilidades.

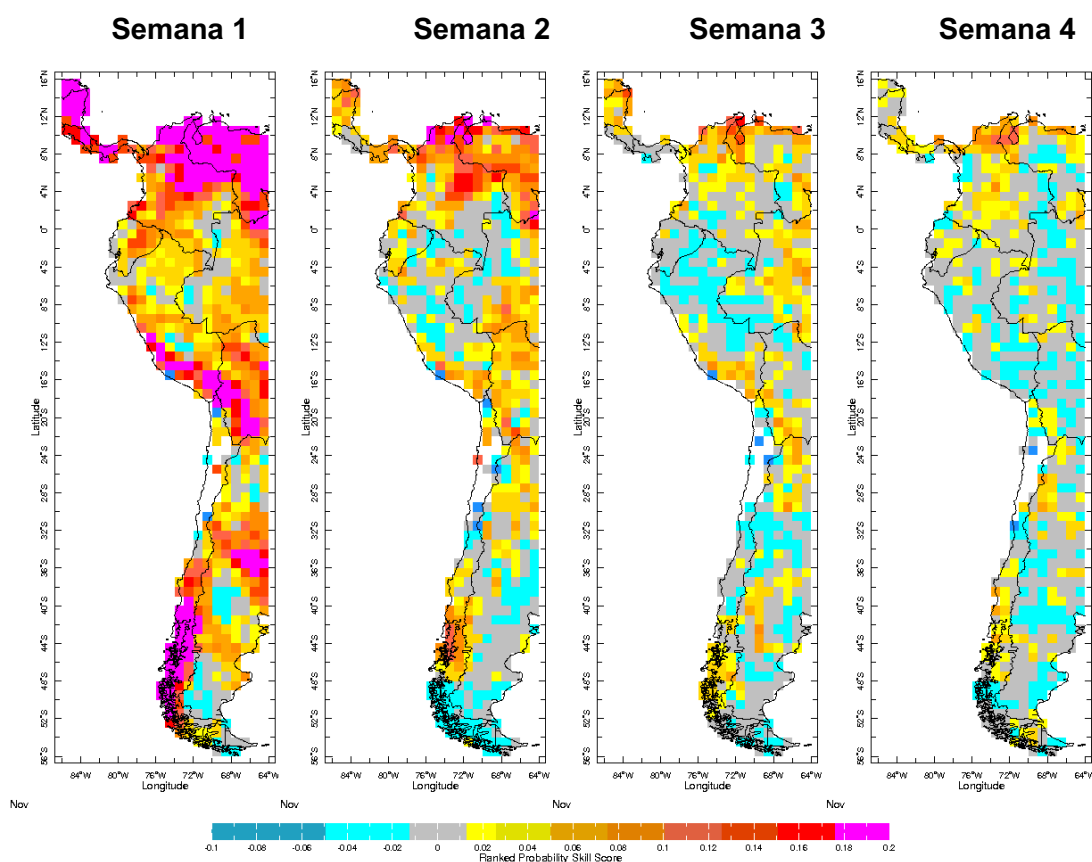


Figura 28. Mapas de capacidad predictiva probabilística (RPSS) para las cuatro semanas de noviembre. Semanas de 1 a 4 de izquierda a derecha.

III. INTERPRETACIÓN DE LOS MAPAS DE LOS PRONÓSTICOS

Pronósticos Subestacionales de Precipitación

En la pantalla principal de los pronósticos semanales flexibles de precipitación se ven dos mapas. El mapa de la derecha indica el pronóstico de la semana desplegada. Los valores

en milímetros están dispuestos en una escala de verde de 0 (blanco y tonos más claros, valores más bajos de precipitación) a más de 120 mm (verdes más oscuros, valores más altos de precipitación).

Cada pixel muestra el valor más probable pronosticado (mediana). A seguir se muestra el ejemplo del pronóstico de las cuatro semanas siguientes para la corrida generada el 24 de noviembre de 2023. Para las cuatro semanas pronosticadas se estiman precipitaciones entre 40 y 80 mm en la región de la costa del Pacífico y región oriental de Colombia, región norte y oriental del Ecuador, gran parte del Perú con excepción de la región costera, y norte de Bolivia (Figura 29).

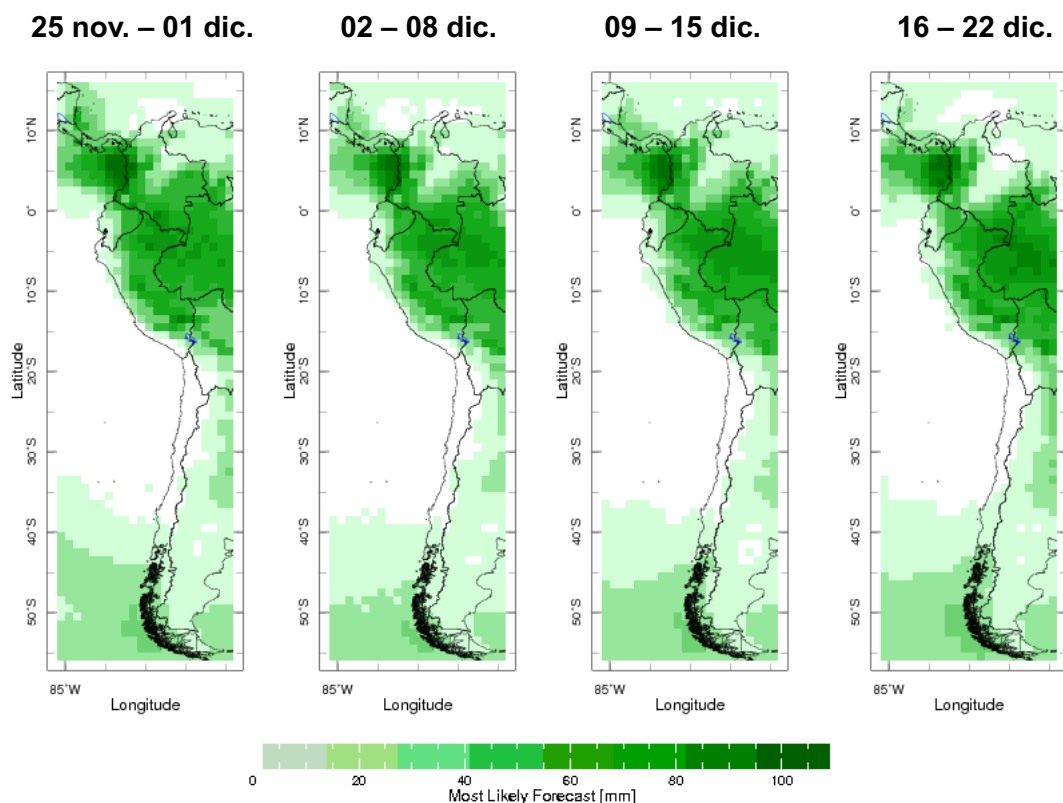


Figura 29. Pronóstico de precipitación subestacional realizado en 24 de noviembre de 2023 para las cuatro semanas subsiguientes de izquierda a derecha: 25 de noviembre al 01 de diciembre; 02 al 08; 09 al 15 y 16 al 22 de diciembre.

Incertidumbre Asociada a los Pronósticos Semanales

El mapa de la izquierda indica la incertidumbre asociada con la mediana o el valor más probable. Esta información solo se despliega cuando se está observando el pronóstico con

la opción de la mediana, ya que cuando se despliega las opciones “probabilidad de excedencia” o “probabilidad de no-excedencia” esta información es la misma probabilidad.

Está dada por el “Rango intercuartílico” o IQR por sus siglas en inglés, que, expresado en milímetros, indica la amplitud de la variación en la cantidad de lluvia pronosticada en la semana. Mayores valores de IQR indican una mayor diferencia entre los valores más bajos y más altos en una misma semana o una mayor incertidumbre. Para las semanas del 25 de noviembre al 22 de diciembre de 2023 se observa una mayor incertidumbre, en general, en la región occidental central de Colombia, norte del Ecuador y del Perú, y centro-norte de Bolivia (Figura 30).

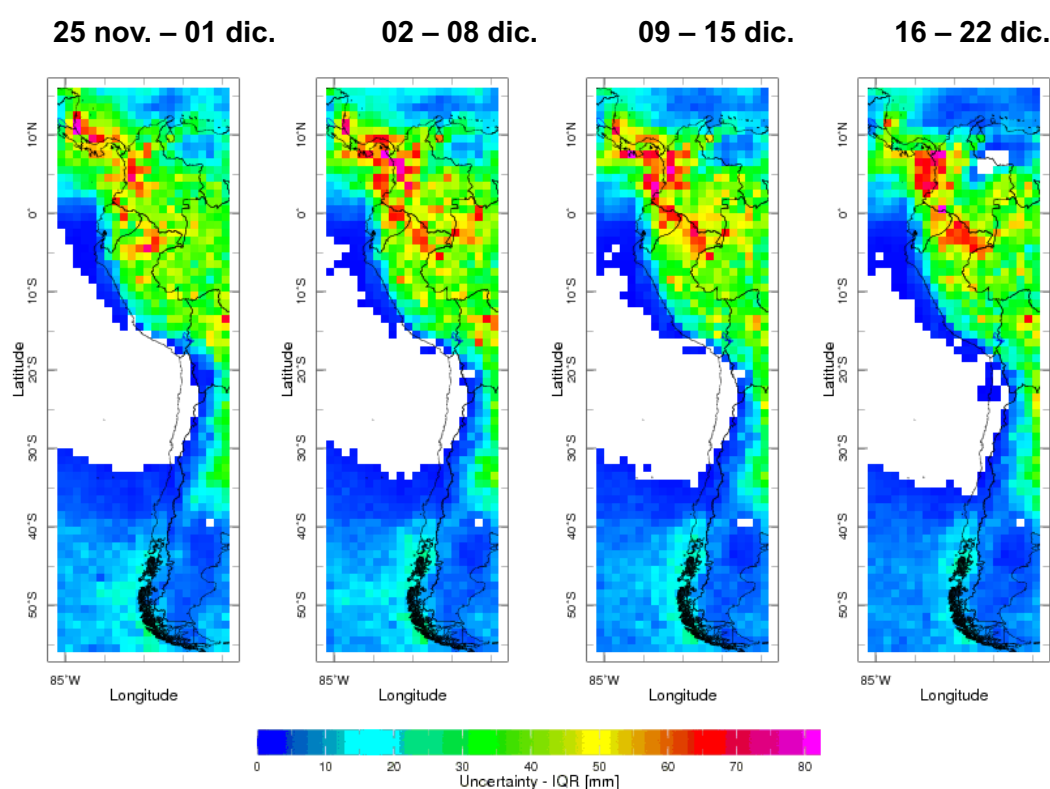


Figura 30. Incertidumbre medida por el “Rango intercuartílico” o IQR para las cuatro semanas subsiguientes a la corrida del 24 de noviembre de 2023: 25 de noviembre al 01 de diciembre; 02 al 08; 09 al 15 y 16 al 22 de diciembre.

Probabilidad De Excedencia y No-Excedencia

Al elegir la opción de probabilidad de excedencia el Maproom de ENANDES despliega por defecto el mapa de las mayores probabilidades de que la precipitación exceda el percentil 50. Sin embargo, como mencionado anteriormente, hay una amplia diversidad de percentiles que se puede elegir.

A continuación, se muestra un ejemplo para los mapas de los percentiles 5, 50 y 95 para la semana del 25 de noviembre al 01 de diciembre 2023. Para el percentil 5, se observa que, en general, hay mayores probabilidades de que las precipitaciones superen este umbral en parte de la región, con excepción de parte de Venezuela y norte de Colombia, costa del Ecuador y norte del Perú, suroeste de Bolivia y centro de Chile.

Para el mapa del percentil 50, se observa mayores probabilidades de lluvias por encima de este umbral en la región oriental de Colombia, costa norte de Ecuador, centro y sur de Perú, y occidente de Bolivia. Para el percentil 95, hay pequeñas áreas aisladas en el oriente y sur de Colombia, norte de Ecuador y sur de Perú, que indican hasta un 30% de probabilidad de que las lluvias sean intensas en esta semana, es decir, que superen el umbral del percentil 95 (Figura 31).

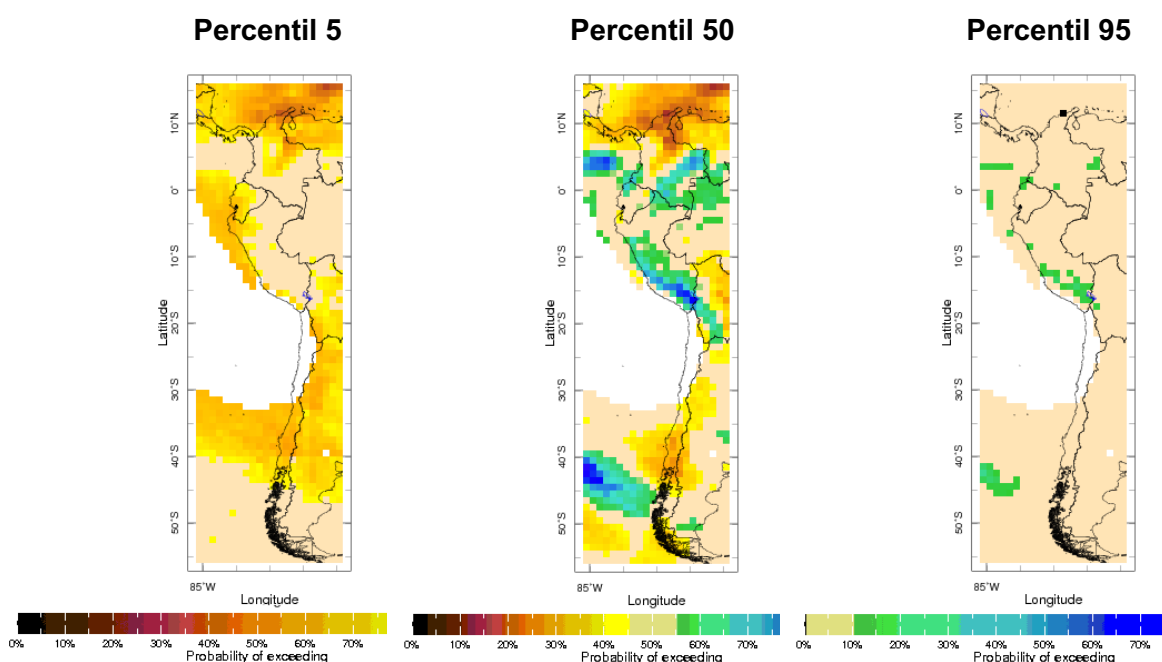


Figura 31. Probabilidades de que la precipitación exceda los percentiles 5 (izquierda), 50 (centro) y 95 (derecha) para el pronóstico de la semana del 25 de noviembre al 01 de diciembre de 2023.

También se puede seleccionar la opción de probabilidad de excedencia de un valor en milímetros a definirse por el usuario. Para el ejemplo se utilizó el valor de 20 milímetros para la semana del 25 de noviembre al 01 de diciembre de 2023. En la imagen a seguir se observa altas probabilidades (+80%) de que la precipitación esté por encima de los 20 mm en la región de la costa del Pacífico y oriental de Colombia, en la región oriental del Ecuador, gran parte del Perú, con excepción de la región costera, y parte del norte de Bolivia (Figura 32).

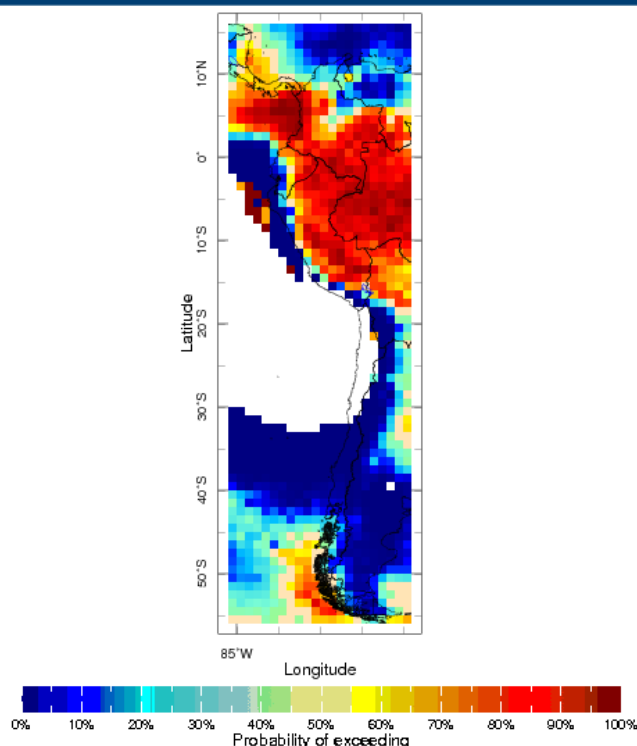


Figura 32. Pronóstico de la probabilidad de excedencia de 20 milímetros de precipitación para la semana del 25 de noviembre a 01 de diciembre de 2023.

Al hacer clic en cualquier pixel del mapa desplegado en el Maproom de ENANDES se abren los gráficos de la función de la probabilidad de excedencia y de la distribución de las probabilidades. Ambos muestran los pronósticos en comparación con la distribución climatológica. Como ejemplo se seleccionó un punto aleatorio cerca de Alejandría, Antioquia en Colombia y el pronóstico de la semana del 25 de noviembre al 01 de diciembre de 2023 (75°W-76°W, 6°N-7°N). Por la línea de puntos negros se puede ver la distribución de la climatología, mientras que la línea verde indica el pronóstico.

En el gráfico de la izquierda de la Figura 33 se observa la probabilidad (eje Y) de que la precipitación alcance determinado umbral (eje X) en milímetros en la semana. Se puede observar que hay aproximadamente un 70% de probabilidad que la lluvia alcance 20 milímetros en esta semana. Esta condición es similar a la climatología. Entre los 30 y 120 mm, las probabilidades de ocurrencia de estos valores son ligeramente menores en lo pronosticado en relación a la climatología.

En la derecha de la Figura 33 se puede observar a su vez la distribución de las probabilidades para este mismo punto. En el eje X se observa cómo los valores de precipitación en milímetros se relacionan con la densidad de probabilidad del eje Y. Por ejemplo, para 20 mm, la normal climatológica indica un 0.011 de densidad de probabilidad, mientras que para el valor pronosticado se estima más de 0.012.

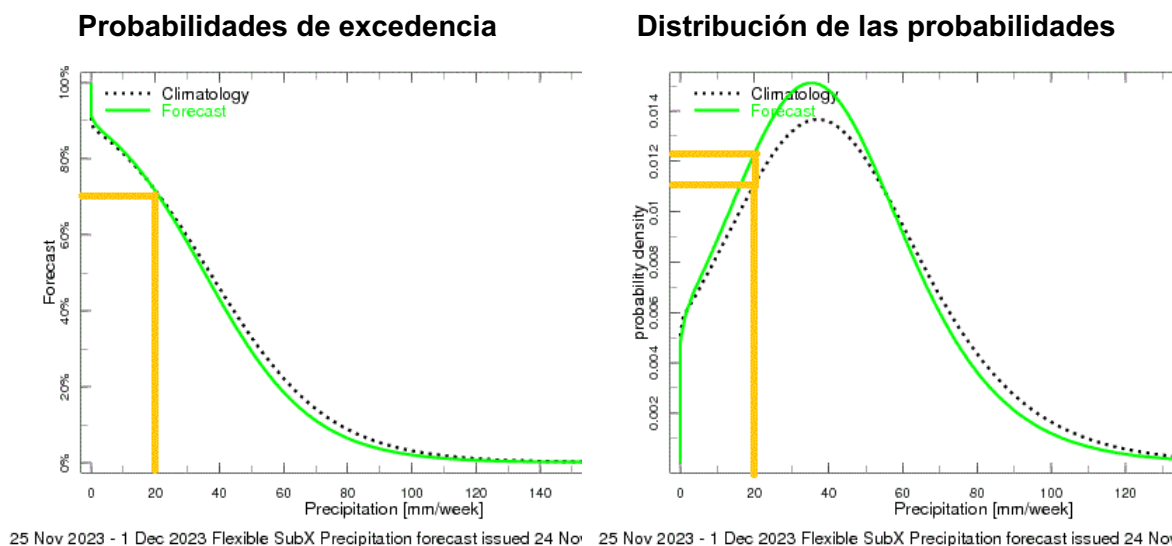


Figura 33. Funciones de probabilidades de excedencia (izquierda) y densidad de las probabilidades (derecha) para la semana del 25 de noviembre al 01 de diciembre de 2023 para un punto aleatorio cerca de Alejandría, Antioquia en Colombia.

La probabilidad de no-excedencia sigue la misma lógica, la única diferencia se da en la interpretación de los resultados, que en lugar de que supere o exceda determinado umbral de percentil o milímetro, para este caso es la probabilidad de que esté por debajo del umbral seleccionado.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Becker, E. J., Kirtman, B. P., L'Heureux, M., Muñoz, Á. G., & Pegion, K., 2022: A Decade of the North American Multimodel Ensemble (NMME): Research, Application, and Future Directions. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 103(3), E973–E995. <https://doi.org/10.1175/bams-d-20-0327.1>

Brunet, G., M. Shapiro, D. Hoskins, M. Moncrieff, R. Dole, G. N. Kiladis, B. Kirtman, A. Lorenc, B. Mills, R. Morss, S. Polavarapu, D. Rogers, J. Schaake y J. Shukla, 2010: Collaboration of the weather and climate communities to advance subseasonal to seasonal prediction. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 1397-1406.

Doblas-Reyes FJ, Hagedorn R, Palmer TN, 2005: The rationale behind the success of multi-model ensembles in seasonal forecasting II. Calibration and combination. *Tellus A* 57(3):234–252. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0870.2005.00104.x>

Eade, R., Smith, D., Scaife, A. A., Wallace, E., Dunstone, N., Hermanson, L., & Robinson, N. (2014). Do seasonal-to-decadal climate predictions underestimate the predictability of the real world? *Geophysical Research Letters*, 41(15), 5620-5628. <https://doi.org/10.1002/2014gl061146>.

Glahn, H. R., and D. A. Lowry, 1972: The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecasting. *J. Appl. Meteor. Climatol.*, 11, 1203–1211, [https://doi.org/10.1175/1520-0450\(1972\)011<1203:TUOMOS.2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0450(1972)011<1203:TUOMOS.2.0.CO;2).

Gneiting T, Raftery AE, Westveld AH, Goldman T, 2005: Calibrated probabilistic forecasting using Ensemble Model Output Statistics and minimum CRPS estimation. *Mon Weather Rev* 133(5):1098–1118. <https://doi.org/10.1175/MWR2904.1>

Goddard, L., González Romero, C., Muñoz, Á. G., Acharya, N., Ahmed, S., Baethgen, W., Blumenthal, B., Braun, M., Campos, D., Chourio, X., Cousin, R., Cortés, C., Curtis, A., del Corral, J., Dinh, D., Dinku, T., Fiondella, F., Furlow, J., García-López, A., ... Vu-Van, T. (2020). Climate Services Ecosystems in times of COVID-19. *WMO at 70 - Responding to a Global Pandemic*. *WMO Bulletin* 69(2), 39–46. <https://public.wmo.int/en/resources/bulletin/climate-services-ecosystems-times-of-covid-19>

González Romero, C., Muñoz, A. G., Goddard, L., St.Clair, A. L., Doblas- Reyes, F., Terrado, M., and Bojovic, D.: Climate Services Ecosystems: an opportunity to increase optimization , EGU General Assembly 2023, Vienna, Austria, 24–28 Apr 2023, EGU23-14170, <https://doi.org/10.5194/egusphere-egu23-14170>, 2023.

Hazeleger, W., X. Wang, C. Severijns, S. Stefanescu, S. Yang, X. Wang, K. Wyser, E. Dutra, J. M. Baldasano, R. Bintanja, P. Bougeault, R. Caballero, A. M. L. Ekman, J. H. Christensen, B. van den Hurk, P. Jiménez, C. Jones, P. Kallberg, T. Koenigk, R. McGrath, P. Miranda, T. van Noije, T. Palmer, J. A. Parodi, T. Schmith, F. Selten, T. Storelvmo, A. Sterl, H. Tapamo,

M. Vancoppenolle, P. Viterbo y U. Willen, 2010: EC-Earth: A seamless Earth system prediction approach in action. *Bull. Amer. Met. Soc.*, 91, 1357-1363.

IRI, 2020: The Next Generation of Climate Forecasts. International Research Institute for Climate and Society. https://iri.columbia.edu/wp-content/uploads/2020/06/Fact-Sheet_Next-Gen_small.pdf

Janssen, P, O. Breivik, K. Mogensen, F. Vitart, M. Balmaseda, J. Bidlot, S. Keeley, M. Leutbecher, L. Magnusson y F. Molteni, 2013: Air-sea interaction and surface waves. ECMWF technical memorandum, 712, 36 pp <https://www.ecmwf.int/sites/default/files/elibrary/2013/10238-air-sea-interaction-and-surface-waves.pdf>

Jiang, X., and D. E. Waliser, 2009: Two dominant subseasonal variability modes of the eastern Pacific ITCZ. *Geophys. Res. Lett.*, 36, L04704, doi:10.1029/2008GL036820.

Kayano, M., and V. Kousky, 1999: Intraseasonal (30–60 day) variability in the global tropics: Principal modes and their evolution. *Tellus*, 51, 373–386, doi:10.1034/j.1600-0870.1999.t01-3-00003.x.

Knutson, T. R., and K. M. Weickmann, 1987: 30–60 day atmospheric circulations: Composite life cycles of convection and circulation anomalies. *Mon. Wea. Rev.*, 115, 1407–1436, doi:10.1175/1520-0493(1987)115<1407:DAOCLC>2.0.CO;2

Maloney, E. D., D. B. Chelton, and S. K. Esbensen, 2008: Subseasonal SST variability in the tropical eastern North Pacific during boreal summer. *J. Climate*, 21, 4149–4167, doi:10.1175/2007JCLI1856.1.

Manzanas, R., Gutiérrez, J. M., Bhend, J., Hemri, S., Doblas-Reyes, F. J., Torralba, V., Penabad, E., & Brookshaw, A., 2019: Bias adjustment and ensemble recalibration methods for seasonal forecasting: A comprehensive intercomparison using the C3S dataset. *Climate Dynamics*, 53(3-4), 1287-1305. <https://doi.org/10.1007/s00382-019-04640-4>.

Martin, E. R., and C. Schumacher, 2011: Modulation of Caribbean precipitation by the Madden–Julian oscillation. *J. Climate*, 24, 813–824, doi:10.1175/2010JCLI3773.1.

Mason, S. J., and O. Baddour, 2008: Statistical modelling. *Seasonal Climate: Forecasting and Managing Risk*, A. Troccoli et al., Eds., Springer, 163–201.

Mason, S. J., Tippett, M. K., Song, L., Muñoz Á. G., 2023: Climate Predictability Tool version 18.2.3. Columbia University Academic Commons. <https://doi.org/10.7916/f1xp-z725>

Moon, J. Y., B. Wang, K.-J. Ha, and J.-Y. Lee, 2013: Teleconnections associated with Northern Hemisphere summer monsoon intraseasonal oscillation. *Climate Dyn.*, 40, 2761–2774, doi:10.1007/s00382-012-1394-0.

Leung LR, Hamlet AF, Lettenmaier DP, Kumar A, 1999: Simulations of the ENSO hydroclimate signals in the Pacific Northwest Columbia river basin. *Bull Am Meteorol Soc* 80(11):2313–2330. [https://doi.org/10.1175/1520-0477\(1999\)080<2313:SOTEHS>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0477(1999)080<2313:SOTEHS>2.0.CO;2)

Lorenz, E. N., 1963: Deterministic Nonperiodic Flow. *J. Atmos. Sci.*, 20, 130–141, [https://doi.org/10.1175/1520-0469\(1963\)020<0130:DNF>2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0469(1963)020<0130:DNF>2.0.CO;2)

Manzanas, R., Gutiérrez, J. M., Bhend, J., Hemri, S., Doblas-Reyes, F. J., Torralba, V., Penabad, E., & Brookshaw, A., 2019: Bias adjustment and ensemble recalibration methods for seasonal forecasting: a comprehensive intercomparison using the C3S dataset. *Climate Dynamics*, 53(3–4), 1287–1305. <https://doi.org/10.1007/s00382-019-04640-4>

Mosquera, K. A., 2009: Variabilidad intra-estacional de la Onda de Kelvin Ecuatorial en el Pacífico (2000-2007): Simulación numérica y datos observados (Tesis para obtener el grado académico de Magister en Física con mención en Geofísica). Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Lima, Perú.

Muñoz, Á.G., 2016: Rossby way tracing example (figures), produced in 2016 as part of a series of talks. Available by the author.

Muñoz, Á. G. 2019: agmunozs/PyCPT: PyCPTv1.5 (v1.5). Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3551936>

Muñoz, A., Robertson, A. W., Mason, S. J., Goddard, L. M., Pons, D., Turkington, T., Acharya, N., Siebert, A., & Chourio, X. M. (2019, December). NextGen: A Next-Generation System for Calibrating, Ensembling and Verifying Regional Seasonal and Subseasonal Forecasts. American Geophysical Union, Fall Meeting 2019. <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2019AGUFM.A23U3024M/abstract>

Muñoz, A., Chourio, X., Rivière-Cinamond, A., Diuk-Wasser, M. A., Kache, P. A., Mordecai, E. A., Harrington, L., & Thomson, M. C. (2020). AeDES: A next-generation monitoring and forecasting system for environmental suitability of Aedes-borne disease transmission. *Scientific Reports*, 10(1), 12640. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-69625-4>

Organización Meteorológica Mundial (OMM), 2020: Guidance on Operational Practices for Objective Seasonal Forecasting. WMO-No 1246. ISBN: ISBN 978-92-63-11246-9. https://library.wmo.int/viewer/57090?medianame=1246_en_#page=1&viewer=picture&o=bookmark&n=0&q=

Palmer, T., Doblas-Reyes, F. J., Hagedorn, R., & Weisheimer, A., 2005: Probabilistic prediction of climate using multi-model ensembles: From basics to applications. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 360(1463), 1991-1998. <https://doi.org/10.1098/rstb.2005.1750>.

Pegion, K., Kirtman, B. P., Becker, E., Collins, D. C., Lajoie, E., Burgman, R., Bell, R., Delsole, T., Min, D., Zhu, Y., Li, W., Sinsky, E., Guan, H., Gottschalck, J., Joseph Metzger, E., Barton, N. P., Achuthavarier, D., Marshak, J., Koster, R. D., ... Kim, H. (2019). The subseasonal experiment (SUBX). *Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(10), 2043–2060. <https://doi.org/10.1175/BAMS-D-18-0270.1>

Silva, A.E, Carvalho LMV. 2007: Large-scale index for South America monsoon (LISAM). *Atmos Sci Lett* 8:51–57.

Slingo, J. y Palmer, T., 2011: Uncertainty in weather and climate prediction. En: Phil. Trans. R. Soc. A 369.1956, páginas 4751-4767. DOI: 10.1098/rsta. 2011.0161

Tippett, M. K., Barnston, A. G., & DelSole, T., 2010: Comments on “Finite Samples and Uncertainty Estimates for skill Measures for seasonal prediction”. Monthly Weather Review, 138(4), 1487-1493. <https://doi.org/10.1175/2009mwr3214.1>.

Vera, C., Baez, J., Douglas, M., Emmanuel, C. B., Marengo, J., Meitin, J., Nicolini, M., Nogues-Paegle, J., Paegle, J., Penalba, O., Salio, P., Saulo, C., Silva Dias, M. A., Silva Dias, P., Zipser, E., Vera, C., Baez, J., Douglas, M., Emmanuel, C. B., ... , Zipser, E., 2006: The South American Low-Level Jet Experiment. Bulletin of the American Meteorological Society, 87(1), 63–77. <https://doi.org/10.1175/BAMS-87-1-63>

Vitart, F., A. W. Robertson y D. L. T. Anderson, 2012: Proyecto de predicción subestacional a estacional: tendiendo un puente entre el tiempo y el clima. Boletín de la OMM, 61(2), 23-28.

Weigel, A., Liniger, M. A., & Appenzeller, C., 2007: The discrete brier and ranked probability skill scores. Monthly Weather Review, 135(1), 118-124. <https://doi.org/10.1175/mwr3280.1>.

Wen, M., S. Yang, W. Higgins, and R. Zhang, 2011: Characteristics of the dominant modes of atmospheric quasi-biweekly oscillation over tropical–subtropical Americas. J. Climate, 24, 3956–3970, doi:10.1175/2011JCLI3916.1.

Wilby, Robert L y Dessai, Suraje, 2010: Robust adaptation to climate change. En: Weather 65.7, páginas 180-185. DOI: 10. 1002/wea.543

Wilks, D. S., 2009: Extending logistic regression to provide full-probability-distribution MOS forecasts. Meteorological Applications, 16(3), 361–368. <https://doi.org/10.1002/met.134>

Wilks, D. S., 2006: Comparison of ensemble-MOS methods in the Lorenz '96 setting. Meteor. Appl., 13, 243–256, <https://doi.org/10.1017/S1350482706002192>.