



PERÚ

Ministerio
del Ambiente



IGP

Instituto
Geofísico
del Perú



BOLETÍN CIENTÍFICO

EL NIÑO

Vol. 10 n.º 11 noviembre 2023

PROGRAMA PRESUPUESTAL n.º 068

«Reducción de la vulnerabilidad y
atención de emergencias por desastres»

En este boletín ◆◆◆

4

pág.

Machine learning y causalidad

10

pág.

Implementación del componente acoplado
océano-atmósfera del Modelo Regional del
Sistema Tierra (RESM) en modo pronóstico para
el territorio peruano y el océano Pacífico oriental:
periodo enero-julio 2023

14

pág.

Resumen del informe técnico de El Niño

15

pág.

Resumen de los comunicados ENFEN



BICENTENARIO
PERÚ
2024

CRÉDITOS

Albina Ruiz Ríos
Ministra del Ambiente

Instituto Geofísico del Perú:

Hernando Tavera
Presidente Ejecutivo

Edmundo Norabuena Ortiz
Director Científico

Ken Takahashi Guevara
Director de Ciencias de la Atmósfera e Hidrósfera

Antonella Condorena Franco
Jefatura de la Unidad Funcional de Comunicaciones

Ivonne Katherine Montes Torres
Ken Takahashi Guevara
Jorge Andrés Concha Calle
Editores

Jorge Andrés Concha Calle
Diseño y diagramación

Carátula: Figura representativa de machine learning, deep learning y desarrollo de algoritmos
Fuente: HP

El boletín científico “El Niño” es generado en el marco del Programa Presupuestal n.º 068 “Reducción de la vulnerabilidad y atención de emergencias por desastres”

Producto 1: Estudios para la estimación del riesgo de desastres
Actividad 5: Generación de información y monitoreo del Fenómeno El Niño
Instituto Geofísico del Perú

Calle Badajoz 169 Mayorazgo, Ate, 15012

Teléfono: +51-1-3172300

Lima, enero de 2024

Puedes acceder a la colección completa de los boletines científicos El Niño escaneando el siguiente código QR.



INTRODUCCIÓN

El Programa Presupuestal por Resultados (PPR) es una estrategia de gestión pública que vincula la asignación de recursos a productos y resultados medibles a favor de la población. Dichos resultados se vienen implementando progresivamente a través de los programas presupuestales, las acciones de seguimiento del desempeño sobre la base de indicadores, las evaluaciones y los incentivos a la gestión, entre otros instrumentos que determina el Ministerio de Economía y Finanzas (MEF), a través de la Dirección General de Presupuesto Público, en colaboración con las demás entidades del Estado.

El Instituto Geofísico del Perú (IGP) viene participando en el Programa Presupuestal por Resultados 068: "Reducción de vulnerabilidad y atención de emergencias por desastres". A partir del año 2014, algunas de las instituciones integrantes de la Comisión Multisectorial para el Estudio Nacional del Fenómeno El Niño (ENFEN) participan en este PPR con el producto denominado "Estudios para la estimación del riesgo de desastres", el cual consiste en la entrega en forma oportuna de información científica sobre el monitoreo y pronóstico de este evento natural océano-atmosférico, mediante informes técnicos mensuales, que permita la toma de decisiones a autoridades a nivel nacional y regional.

A este producto, el IGP contribuye con la actividad "Generación de información y monitoreo del Fenómeno El Niño", la cual incluye la síntesis y evaluación de los pronósticos de modelos climáticos internacionales, el desarrollo y validación de nuevos modelos de pronóstico, así como el desarrollo de estudios científicos que fortalecerán en forma continua la capacidad para este fin.

El presente boletín tiene como objetivo difundir conocimientos y avances científicos, además de noticias relacionadas, con la finalidad de mantener informados a los usuarios y proporcionarles las herramientas para un uso óptimo de la información presentada. Asimismo, comparte una versión resumida del Informe Técnico que el IGP elabora mensualmente para cumplir con los compromisos asumidos en el marco del PPR 068. Dicho Informe contiene información actualizada operativamente y proporcionada por el IGP como insumo para que el ENFEN genere en forma colegiada la evaluación final que será entregada a los usuarios. Se advierte que, en caso de discrepancias, el Informe Técnico del ENFEN prevalecerá.

Los resultados de esta actividad están disponibles en https://bit.ly/IGP-SCAH-informes_tecnicos

MACHINE LEARNING Y CAUSALIDAD

Ken Takahashi¹

¹ Instituto Geofísico del Perú (IGP), Lima, Perú



Ken Takahashi es investigador científico principal del Instituto Geofísico del Perú, especializado en El Niño y aplicaciones de la inteligencia artificial. Es director de la Subdirección de Ciencias de la Atmósfera e Hidrósfera y responsable del Observatorio del Conocimiento Científico sobre Cambio Climático. Doctor en Ciencias Atmosféricas por la Universidad de Washington e investigador distinguido en RENACYT.

Palabras clave: *Machine learning*, causalidad, IA

Citar como Takahashi, K. (2023). Machine learning y causalidad. *Boletín científico El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, vol. 10 n.º 11, págs. 4-9.

Resumen

La inteligencia artificial, particularmente el *machine learning*, está mostrando grandes avances en muchos campos de la ciencia. Sin embargo, los patrones que estas técnicas identifican para hacer sus predicciones no consideran las relaciones causa y efecto entre las variables consideradas, lo cual puede resultar en modelos que no sean robustos ante cambios en la naturaleza de los datos, como podría ocurrir con El Niño ante el cambio climático. Es necesario potenciar el entendimiento humano experto en los dominios del conocimiento, como la variabilidad y cambio climático, para que sea la guía para la evaluación y mejora de los modelos de *machine learning*.

1. Introducción

El año 2023 se caracterizó por un crecimiento acelerado en el uso directo y explícito de la inteligencia artificial (IA) por parte del público en general, particularmente de las herramientas de IA generativa como el ChatGPT. Estas herramientas han demostrado una extraordinaria capacidad para producir textos, imágenes, música, video, entre otros, con habilidad comparable o incluso superior a la de las personas promedio en algunas tareas.

Sin embargo, la IA ya tiene varios años de rápidos

avances gracias al uso de las diversas técnicas de *machine learning* (aprendizaje automático), que van desde la regresión lineal más sencilla hasta el *deep learning* (aprendizaje profundo) basado en redes neuronales artificiales. El *machine learning* permite que los algoritmos descubran y aprendan relaciones y patrones a partir de grandes volúmenes de datos, lo que posibilita realizar predicciones con un alto nivel de exactitud. Esto se logra sin necesidad de que expertos en el tema específico programen cada regla o fórmula necesaria para decidir o calcular el resultado, como se hace con los denominados “sistemas expertos”, labor muy difícil para problemas complejos con múltiples aspectos. En cambio, con el aprendizaje automático, se preparan conjuntos de datos de entrada y sus correspondientes resultados esperados. A través de un proceso automático, el modelo se ajusta por sí mismo hasta alcanzar la capacidad de producir dichos resultados, sin mayor intervención humana.

Como ejemplo, la definición operacional de El Niño en la costa del Perú se basa únicamente en el Índice Costero El Niño (ICEN). Este índice es una medida de la temperatura de la superficie del mar en la región Niño 1+2, ubicada frente a nuestra costa norte. La magnitud de los eventos se determina según los valores umbral que sean excedidos por el ICEN por al menos tres meses (ENFEN, 2014; Takahashi et al., 2012). La especificación del índice, los umbrales y el criterio de los tres meses se realizó en consenso por el grupo

de especialistas de la comisión ENFEN. Por tanto, este procedimiento operacional, empleado para determinar si estamos en presencia de El Niño, se consideraría un “sistema experto”. Ahora, si bien el uso de algoritmos es relativamente complejo, lo sería mucho más si adicionalmente se quisiera considerar variables como las lluvias extremas, inundaciones en la costa, aumento en el nivel del mar, ocurrencia de golpes de calor, enfermedades infecciosas como el dengue, impactos en la pesquería o agricultura, ya que sería necesario incorporar reglas para cada una de estas variables adicionales, lo cual sería un ejercicio bastante subjetivo en tanto que, por ejemplo, un físico y un biólogo tendrían una diferente noción de lo que es importante. Otra opción sería que el grupo de especialistas se ponga de acuerdo con el listado de eventos El Niño históricos y sus magnitudes, basado en criterios no especificados, con el cual luego se podría “entrenar” un modelo de aprendizaje automático para que desarrolle un algoritmo que considere todas las diferentes variables para establecer la ocurrencia de El Niño y su magnitud.

A grandes rasgos, si bien este segundo enfoque tiene mucho potencial, se requiere un gran volumen de datos para entrenar un modelo confiable, lo cual no se cumple en el caso de la variabilidad climática. Se puede pensar que por tener 50 años de registros climáticos tenemos una gran base de datos, pero esto dependerá mucho de la aplicación, particularmente de la escala temporal. Si queremos entrenar un modelo para el pronóstico de lluvias intensas en el Perú, podríamos considerar datos de precipitación horaria. Como primera aproximación, podríamos tener 24 horas por día multiplicado por 90 días por pico de temporada de lluvia anual, multiplicado por 50 años de registro, lo que daría 108 000 datos efectivos. Por otro lado, para el caso del pronóstico de El Niño, dado que este ocurre —a lo más— una vez por año, tenemos solo 50 años efectivos de datos con la misma longitud de registro. Esto sería insuficiente, ya que un modelo de aprendizaje profundo básico para el pronóstico de El Niño podría tener cientos de parámetros o más, los cuales tendrían que ser ajustados durante el entrenamiento.

Una forma de superar la limitación de lo corto del registro de El Niño es el uso de datos sintéticos para entrenar estos modelos, técnica que se está aplicando con bastante éxito en muchos campos, incluyendo

el pronóstico de El Niño (Ham et al., 2019). En el caso del reciente modelo para el pronóstico de El Niño que desarrollamos en el Instituto Geofísico del Perú (IGP), este fue entrenado inicialmente usando miles de años de simulaciones de modelos climáticos globales con una representación adecuada de El Niño y, posteriormente, fue afinado con datos observacionales (Rivera-Tello et al., 2023). Sin embargo, una limitación en este ejemplo es que no se tiene certeza de que dichos modelos globales ni el registro observacional representen la diversidad de eventos El Niño que puedan presentarse en la naturaleza, por lo que siempre existirá la posibilidad de que un próximo evento no pueda ser pronosticado adecuadamente, sobre todo considerando que el contexto del cambio climático implica un cambio constante en la estadística de los datos, algo que se conoce como “deriva de datos” (*data drift*) en el ámbito del aprendizaje automático. Esta falta de representatividad es una limitante fundamental de todos los modelos empíricos generados solo mediante datos, a diferencia de los modelos climáticos globales y otros basados en las leyes de la naturaleza, aún cuando son aproximados, ya que, en principio, podrían tener validez fuera del rango de situaciones para los cuales fueron desarrollados.

Una diferencia fundamental en la generalizabilidad de los modelos empíricos típicos y los modelos climáticos basados en la física es que los primeros identifican correlaciones, pero no la causalidad. El *machine learning* está orientado a identificar patrones en las bases de datos que corresponden a determinados resultados. En la medida en que las bases de datos sean suficientemente amplias, no solo en cantidad de datos sino en la diversidad de posibilidades y situaciones que pudieran darse en la realidad, los modelos podrían desempeñarse bien con nuevos datos, es decir, que podrán “generalizar” adecuadamente sin necesidad de identificar las causas y efectos. Lamentablemente, como se indicó arriba, el mundo está en constante cambio, lo que implica una deriva, de manera que los datos del pasado no reflejarán necesariamente lo que se presentará en el futuro. Por lo tanto, estos patrones podrían dejar de ser válidos.

Por ejemplo, sabemos que para que ocurran fuertes lluvias en la costa norte del Perú es necesario tener una alta temperatura del mar en la costa, por encima de un umbral de aproximadamente 26 °C (Woodman

y Takahashi, 2014); sin embargo, sabemos que este modelo empírico se volverá inadecuado en el futuro dado que, con el cambio climático, la temperatura umbral también aumentaría en el futuro debido al calentamiento de la atmósfera (Johnson y Xie, 2012). Conociendo los mecanismos físicos, se puede incorporar esta corrección a los modelos empíricos (Jáuregui y Takahashi, 2016), pero esto requiere participación de expertos en clima tropical y El Niño en el diseño y ajuste de los modelos. Un modelo puro de *machine learning* identifica patrones, pero no distingue causa y efecto, es decir, no considera los mecanismos. Las correlaciones entre los datos pueden ser fuertes, pero pueden sugerir relaciones de causalidad erradas y los modelos basados en estas relaciones pueden fallar ante nuevos datos.

En el caso de los modelos climáticos globales, sus ecuaciones matemáticas se basan en las leyes de la física, las cuales, en teoría, son aplicables en nuevas situaciones, incluyendo el cambio climático (excepto por ciertas relaciones empíricas que puedan

ser incorporadas al modelo por necesidad). Las leyes dinámicas incorporan la causalidad explícitamente y codifican los mecanismos que determinan cómo deben cambiar las variables del clima dada la situación actual.

2. Análisis causal

En las últimas décadas, el análisis de la causalidad ha pasado a ser algo que se puede evaluar empíricamente. Como explica Judea Pearl en “El Libro del Por Qué” (Pearl & Mackenzie, 2018), se puede aplicar la estadística utilizando datos preexistentes, incluso para responder preguntas como ¿qué pasaría con B si modificamos A?, aun cuando dichos datos no provengan de experimentos controlados diseñados para este fin. No obstante, esto es posible siempre y cuando se tenga una noción clara de las relaciones causa-efecto, lo cual debe provenir del conocimiento y entendimiento experto de la situación específica bajo estudio.

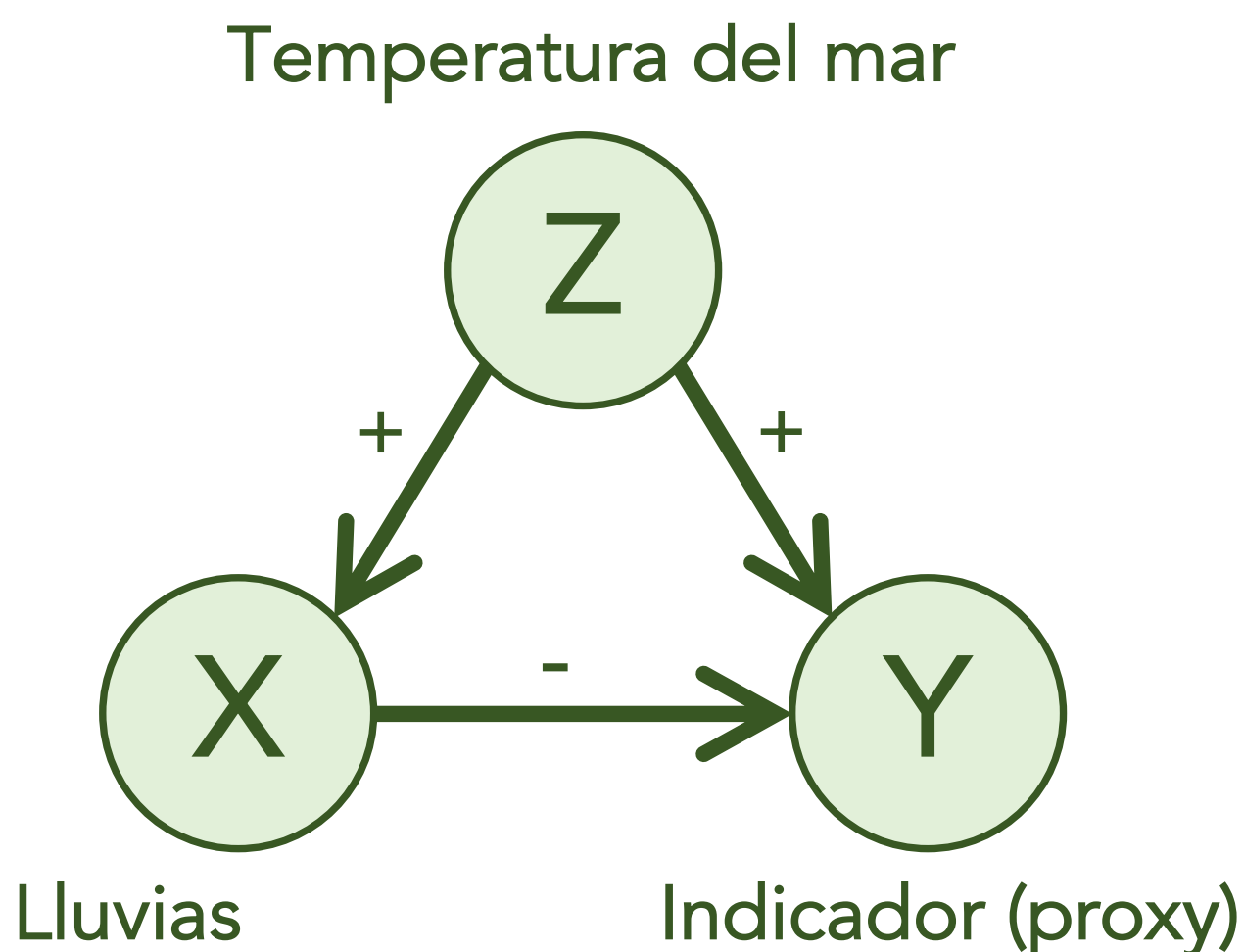


Figura 1. Diagrama de causalidad para las variables, X, Y y Z. Las flechas apuntan de causa a efecto. Los símbolos + y - indican si la causa genera un efecto en la misma dirección o en el opuesto, respectivamente.

La importancia de las relaciones causales en los resultados estadísticos se puede ilustrar con el siguiente ejemplo. Consideremos las variables Z, X e Y, las cuales representan, respectivamente, la variabilidad de la temperatura superficial del mar asociada a El Niño y La Niña, las lluvias en la costa norte que son afectadas por la temperatura del mar, y una variable hipotética que podría ser un indicador paleoclimático de El Niño que es influenciado tanto por la temperatura del mar como por las lluvias, es decir, Z es causa de X, mientras que X y Z son causas de Y. Estas relaciones de causalidad se ilustran en la Figura 1, en la que las flechas apuntan de las causas a los efectos. Además, en la figura, las flechas tienen un signo más (+) o menos (-) según si, un incremento en la variable causa, produce directamente un incremento o una reducción, respectivamente, en la variable de efecto. Implícito en esta figura es que tanto X, Y y Z pueden estar influenciadas por otros factores externos que son causalmente independientes entre sí y que no son afectadas por las tres variables, generando “ruido” en su variabilidad.

Estas relaciones de causalidad las hacemos cuantitativas con las siguientes ecuaciones:

- $Z = (\text{causas externas de Z})$ (1)
- $X = Z + (\text{causas externas de X})$ (2)
- $Y = 2.5 Z - X + (\text{causas externas de Y})$ (3)

En las que las causas externas se representan mediante números aleatorios con distribución normal. En estas ecuaciones, las causas están en el lado derecho y los efectos al lado izquierdo. Con estas ecuaciones podemos generar datos como los mostrados en la Figura 2.

La Figura 2 es una gráfica de dispersión de datos de Y contra X generados por las ecuaciones 1-3. Sabemos que X debería producir un efecto negativo en Y según la ecuación 3, ¡pero la figura parece mostrar lo contrario!, es decir, a mayores valores de X tenemos mayores valores de Y en promedio, lo cual se verifica con una línea de tendencia correspondiente a un ajuste de regresión lineal, cuya ecuación:

- $Y = 0.63 X + 0.02$ (4)

Tiene un coeficiente positivo para X de 0.63, mientras que la ecuación 3 indica que el coeficiente debería ser -1.

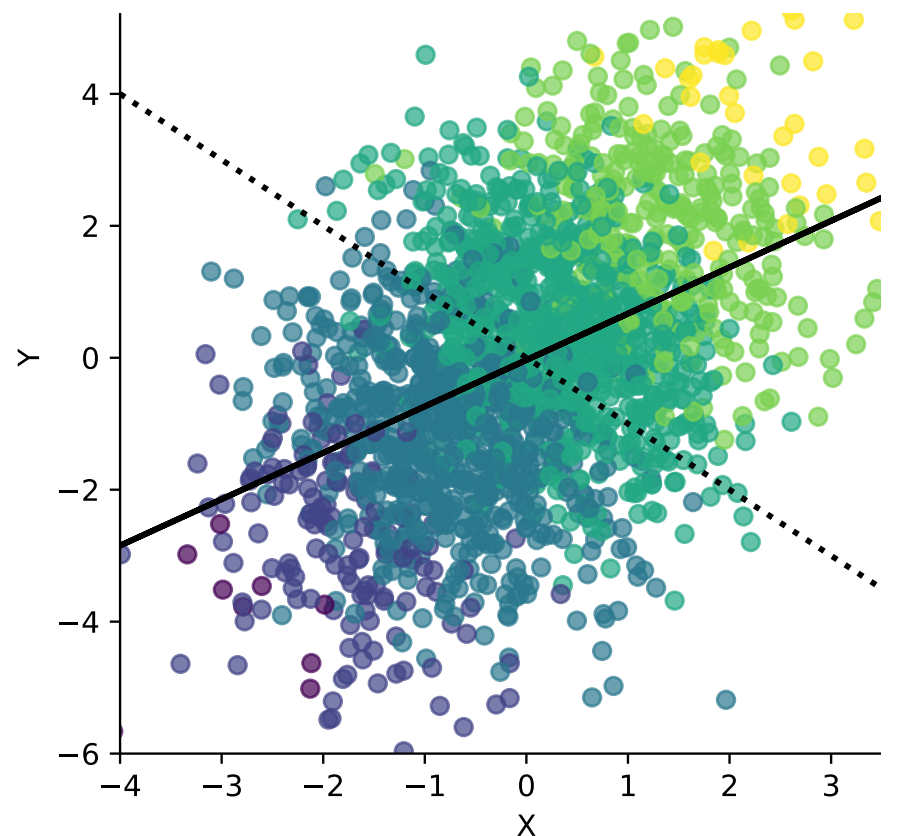


Figura 2. Diagrama de dispersión entre los valores de X e Y generados por las ecuaciones 2-4; los colores indican valores de Z (valores menores son más oscuros). El efecto causal de X sobre Y es negativo, pero el diagrama de dispersión y el ajuste de regresión lineal (línea negra, ecuación 1) sugieren un efecto positivo debido a la acción del confusor Z. La línea punteada indica el efecto real de X sobre Y ($Y = -X$).

La explicación de esta situación se encuentra en la variable Z, la cual afecta tanto a X como a Y (ecuaciones 2 y 3) y no es influenciada ni por X ni Y (ecuación 1). Dado que genera confusión en la relación entre X e Y, a Z se le denomina “variable de confusión”. La regresión lineal en la Figura 2 en realidad está mostrando el efecto combinado de X y de Z sobre Y. Si anuláramos el efecto de la variabilidad de Z sobre Y, por ejemplo, fijándonos en los puntos de un solo color en la Figura 2, los que aproximadamente corresponden a un valor de Z específico, podemos verificar que la relación entre Y y X es negativa, ilustrada con la línea punteada. Así que, si sabemos *a priori* que Z es un confusor, sería incorrecto hacer simplemente la regresión lineal de la ecuación 4 para estimar el efecto directo de X sobre Y, aun cuando el ajuste sea cuantitativamente bueno. Más bien, si usamos tanto X como Z como predictores, obtendremos un resultado más real, con una ecuación de regresión lineal múltiple cercana a la ecuación 3.

Esto nos podría sugerir que, en el caso de que no conozcamos bien las relaciones causales indicadas, como se muestra en la Figura 1, en general deberíamos incluir todas las posibles variables relacionadas a

Y como predictores para corregir los efectos de los potenciales confusores; sin embargo, esto tampoco es una solución confiable. Por ejemplo, si nuestro interés fuera ahora estimar X y usáramos Y y Z como predictores, obtendremos $X = 1.50 Z - 0.32 Y$, lo cual es causalmente erróneo, ya que, al compararlo con la ecuación 2, no existe una influencia causal de Y sobre X. Además, la magnitud estimada del efecto de Z sobre X es 50 % mayor que el real (coeficiente de 1.5 vs. 1.0). En este caso, el incorporar Y como predictor distorsiona el resultado, ya que Y es efecto de X, no causa, así como también es efecto de Z. En esta situación, Y es conocido como un “colisionador” debido a que las flechas colisionan en Y en la Figura 1. Si más bien, sabiendo que Y no debe ser predictor, solo consideramos a Z, obtenemos un resultado consistente con la ecuación 2 ($X \approx Z$). Sin embargo, un punto crucial es que la regresión lineal causalmente errónea presenta un mejor ajuste que la regresión lineal causalmente correcta (menor error cuadrático medio de 0.57 vs. 0.70). Esto significa que, si no conociéramos las relaciones causales, es probable que elijamos el modelo errado como una mejor representación de la realidad. Con la tendencia actual de desarrollar grandes modelos de IA contruidos ciega y exclusivamente sobre la base de datos (*data driven*), con la mínima intervención humana en su diseño y ajuste, prevalecerán las relaciones o patrones que resultan en mejor ajuste, aun cuando representen erróneamente la causalidad.

Pero ¿qué importa si la causalidad en el modelo es errada, si lo que nos interesa es el mejor ajuste para la predicción? Desde una perspectiva práctica, ¿no es esto lo único que nos interesa? Más allá de conocer y entender el funcionamiento de la realidad, un modelo causalmente correcto, como los modelos climáticos globales, es más robusto si algo cambia en las condiciones en las que es aplicado. El caso más obvio es el cambio climático, el cual genera gran incertidumbre acerca de si los modelos empíricos puramente basados en datos mantengan su validez en un clima futuro. En nuestro ejemplo, si el *proxy* paleoclimático Y incorporara una tendencia que no tiene relación directa con la temperatura Z o la lluvia X (con una magnitud aproximadamente igual a la del efecto de Z sobre Y), por ejemplo, debido a cambios en el uso del suelo producidos por la acción humana, el desempeño del modelo desarrollado con

X y Z como predictores ahora presentaría un mayor error cuadrático medio (0.73) que el modelo que solo considera X. Este último es más robusto, ya que representa más fielmente al proceso real que genera los datos.

3. Perspectivas

Ante el rápido avance en el *machine learning*, no podemos decir “jamás” en relación con las capacidades de la inteligencia artificial, particularmente en comparación con las humanas. Sin embargo, en este momento, los modelos no respetan necesariamente la causalidad de las relaciones entre las variables consideradas y sigue estando en el dominio de los humanos el asegurar que el diseño de estos modelos lo hagan. Si bien hay intentos de automatizar la identificación de relaciones causales (por ej., Runge et al., 2019), por lo pronto, las estructuras de causalidad, como en la Figura 1, deben ser construidas por expertos humanos sobre el balance de los resultados de investigaciones previas, así como su propia experiencia e intuición. Este último punto de la intuición implica que las estructuras causales en muchos casos serán hipótesis que deben ser validadas.

Con la revolución que está trayendo la IA, los científicos humanos no pueden desaprovechar las ventajas que traen las nuevas herramientas. Sin embargo, una reciente encuesta de la revista Nature a más de 1600 investigadores (Van Noorden y Perkel, 2023) indicó que casi el 70 % de estos consideran que uno de los impactos negativos de la IA a la investigación científica sería generar una mayor dependencia en la identificación de patrones (es decir, correlaciones) en lugar de entendimiento (causalidad), sobre todo en aquellos casos en los que más adelante podría producir la degradación de la base de la ciencia. Es esencial asegurar que los investigadores que incursionan en el uso de la IA mantengan una perspectiva crítica hacia esta y prioricen el entendimiento como un objetivo, al menos, tan importante como la predicción. De esta manera, el expertise humano en los dominios del conocimiento, como la variabilidad y cambio climático, sirva de guía para la evaluación y mejora de los modelos de *machine learning*.

Referencias

Ham, YG., Kim, JH. & Luo, JJ., 2019: Deep learning for multi-year ENSO forecasts. *Nature* 573, 568–572. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1559-7>

Jauregui, Y.R., and K. Takahashi, 2017: Simple physical-empirical model of the precipitation distribution based on a tropical sea surface temperature threshold and the effects of climate change. *Clim. Dyn* 50, no. 2217. <https://doi.org/10.1007/s00382-017-3745-3>.

Johnson, Nathaniel C, and Shang-Ping Xie, 2010: Changes in the sea surface temperature threshold for tropical convection." *Nature Geoscience* 3, no. 12, 842–45. <https://doi.org/10.1038/ngeo1008>.

Pearl, J., y Mackenzie, D., 2018: *The Book of Why. The New Science of Cause and Effect*, Basic Books. 418 pp.

Rivera Tello, G.A., Takahashi, K. & Karamperidou, C., 2023: Explained predictions of strong eastern Pacific El Niño events using deep learning. *Scientific Reports* 13, 21150. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-45739-3>

Runge, J., Bathiany, S., Bollt, E. et al., 2019: Inferring Causation from Time Series in Earth System Sciences. *Nature Communications* 10, no. 1: 2553. <https://doi.org/10.1038/s41467-019-10105-3>.

Takahashi, K., Mosquera, K. y Reupo, J. (2014). El Índice Costero El Niño (ICEN): historia y actualización. *Boletín técnico: Generación de modelos climáticos para el pronóstico de la ocurrencia del Fenómeno El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, 1 (2), 8-9. <http://hdl.handle.net/20.500.12816/4639>

Van Noorden, Richard, and Jeffrey M. Perkel, 2023: AI and Science: What 1,600 Researchers Think. *Nature* 621, no. 7980: 672–75. <https://doi.org/10.1038/d41586-023-02980-0>.

Woodman, R. y Takahashi, K. (2014). ¿Por qué no llueve en la costa del Perú (salvo durante El Niño)? *Boletín técnico: Generación de modelos climáticos para el pronóstico de la ocurrencia del Fenómeno El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, 1 (6), 4-7. <http://hdl.handle.net/20.500.12816/5046>

IMPLEMENTACIÓN DEL COMPONENTE ACOPLADO OCÉANO-ATMÓSFERA DEL MODELO REGIONAL DEL SISTEMA TIERRA (RESM) EN MODO PRONÓSTICO PARA EL TERRITORIO PERUANO Y EL OCÉANO PACÍFICO ORIENTAL: PERIODO ENERO-JULIO 2023

Berlín Segura¹, Ivonne Montes¹, Fiorela Castellón¹, Roger Manay¹, Ken Takahashi¹

¹ Instituto Geofísico del Perú (IGP), Lima, Perú

Palabras clave: Modelo regional del sistema tierra, RESM, CROCO, OASIS, WRF, ENSO, acoplamiento océano-atmósfera, pronóstico

Citar como Segura, B., Montes, I., Castellón, F., Manay R. & Takahashi, K. (2023). Implementación del componente acoplado océano-atmósfera del Modelo Regional del Sistema Tierra (RESM, por sus siglas en inglés) para el territorio peruano y el océano Pacífico oriental: periodo enero-julio 2023. *Boletín científico El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, vol. 10 n.º 11, págs. 10-13.

Resumen

Este avance de investigación tiene como propósito mostrar el progreso de la implementación de la componente acoplada océano-atmósfera del Modelo Regional del Sistema Tierra (RESM), cuyo objetivo final es su empleo como herramienta de predicción para la Comisión Multisectorial encargada del Estudio Nacional del Fenómeno “El Niño” (ENFEN).

1. Introducción

El Niño Oscilación del Sur (ENSO, por sus siglas en inglés) es uno de los modos de variabilidad climática más importantes en el océano Pacífico (Dewitte et al., 2014), con gran influencia sobre las precipitaciones a nivel global y regional. En el Perú, durante la

fase fría del ENSO, La Niña en el océano Pacífico central incrementa las precipitaciones en la sierra sur (Barreiro et al., 2016), así como en la región noreste del altiplano-Puno (Sulca et al., 2018). Por otro lado, El Niño en el océano Pacífico oriental es el que causa mayores impactos a través del incremento de las precipitaciones y olas de calor en la costa norte, mientras que El Niño en el océano Pacífico central puede resultar en sequías en los Andes y la Amazonía (Takahashi, 2022). Esto afecta enormemente el ámbito socioeconómico (Cai et al., 2020), ya que provoca daños a la infraestructura (Machuca et al., 2014), la agricultura (Heino et al., 2018) y pesca (Bertrand et al., 2020), entre otros.

El Perú, como parte de la estrategia de gestión pública para enfrentar al ENSO, especialmente respecto al Niño, establece el Programa Presupuestal por

Resultados (PPR) 068 “Reducción de vulnerabilidad y atención de emergencias por desastres”. El Instituto Geofísico del Perú (IGP), al igual que otras instituciones que conforman la Comisión Multisectorial encargada del Estudio Nacional del Fenómeno “El Niño”, participa en este PPR con el producto denominado “Estudios para la estimación del riesgo de desastres”. Este producto consiste en la entrega en forma oportuna de información científica, mediante informes técnicos mensuales, sobre el monitoreo y pronóstico de este evento natural oceánico-atmosférico que permita la toma de decisiones a autoridades a nivel nacional y regional.

El IGP, pionero en el modelado numérico en el Perú y como parte del producto antes mencionado, viene desarrollando e implementando actualmente el componente acoplado océano-atmósfera (Segura & Montes, 2021; Castellón et al., 2023) del Modelo Regional del Sistema Tierra (RESM, por sus siglas en inglés), haciendo uso del sistema computacional de alto rendimiento HPC-Linux-Clúster (Montes et al., 2016), cuyo fin último es su utilización como herramienta de pronóstico. El presente artículo tiene como objetivo mostrar los avances de la implementación del componente acoplado océano-atmósfera del Modelo Regional del Sistema Tierra (RESM), los que son descritos en las siguientes secciones.

2. Metodología

El componente acoplado océano-atmósfera del RESM se construye sobre la base del modelo oceánico regional CROCO (*Coastal and Regional Ocean COmmunity model*; Debreu et al., 2012), el modelo atmosférico WRF (*Weather Research and Forecasting model*; Skamarock et al., 2019) y el acoplador OASIS (*Ocean Atmosphere Sea Ice Surface*; Valcke et al., 2013).

CROCO es el nuevo modelo oceánico construido con base en ROMS (Sistema Regional de Modelado Oceánico; Shchepetkin y McWilliams, 2005), diseñado para simular la circulación a escalas espaciales muy finas y su interacción con escalas mayores. WRF está diseñado para ser un sistema de simulación atmosférica flexible, portátil y eficiente en una plataforma de cálculo paralela (Skamarock et al., 2019). OASIS tiene como función principal el intercambiar e interpolar los campos de acoplamiento

entre los modelos CROCO y WRF. WRF envía a CROCO, cada hora, los promedios de las simulaciones horarias del esfuerzo de viento zonal y meridional, de los flujos radiativos de onda corta y larga y de los flujos de agua dulce (evaporación-precipitación). En tanto, CROCO envía al WRF, cada hora, el promedio horario de la temperatura superficial del mar (TSM; ver Segura & Montes, 2021 para más detalles).

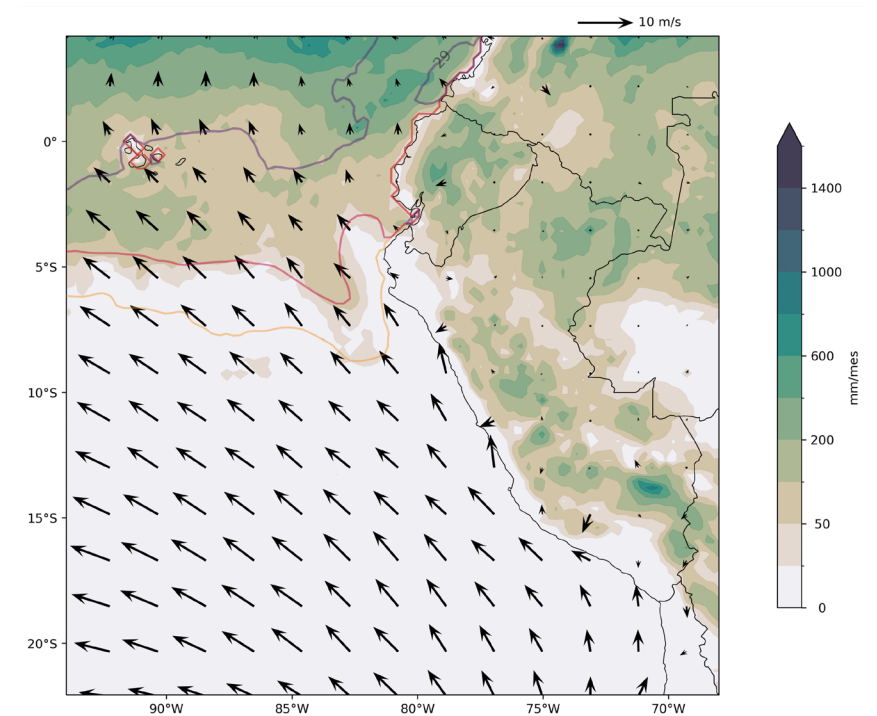


Figura 1. Promedios mensuales de la precipitación, vientos en superficie y contornos de TSM (27 °C, 28 °C y 29 °C, línea amarilla, roja y morada, respectivamente) calculados a partir de las salidas del componente acoplado océano-atmósfera del RESM en modo pronóstico durante abril de 2023 con condición inicial enero de 2023.

La configuración del modelo acoplado CROCO-OASIS-WRF para el territorio peruano (Figura 1) se realiza bajo dos modos denominados diagnóstico y pronóstico. El periodo de diagnóstico se refiere a una corrida histórica que abarca el periodo 2000-2022 (Segura & Montes, 2021), mientras que el periodo de pronóstico se refiere a una corrida futura con un horizonte de 7 meses que hace uso de los datos provenientes del Sistema de Pronóstico Climático (*Climate Forecast System-CFS*) para el periodo enero-julio de 2023. Cabe señalar que los datos de modelos globales muestran sesgos de sobreestimación de la temperatura y precipitación en el océano Pacífico oriental, por ejemplo, en la región El Niño 1+2; en el caso de modelos de pronóstico, se observa que existe una “deriva” al establecerse progresivamente dicho sesgo. Por ello, se debe realizar una corrección a los

datos de los modelos globales de pronóstico utilizados como condición de frontera para el RESM para evitar que dichos sesgos contaminen la simulación regional. Para estas correcciones, se ha calculado el error promedio climatológico de los datos retrospectivos de CFS para cada mes de condición inicial y de pronóstico (para 12 meses de condición inicial por año y hasta 7 meses de pronóstico por corrida, se tiene un total de $12 \times 7 = 84$ promedios).

3. Resultados preliminares

Se han efectuado varias corridas experimentales del componente acoplado océano-atmósfera del RESM en modo pronóstico, lo que ha permitido (1) evaluar las técnicas necesarias (tanto de personal como computacionales) para completar la implementación, (2) aplicar la corrección climatológica a todos los datos que forman parte de las condiciones de frontera del modelo y (3) evaluar el realismo de la simulación ejecutada.

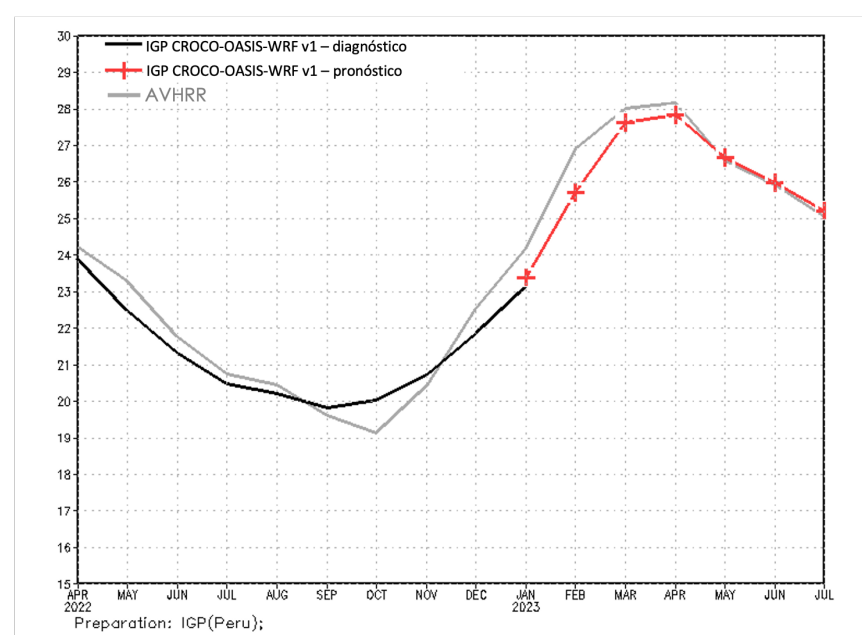


Figura 2. Serie de tiempo del promedio mensual de la temperatura superficial del mar en la región Niño 1+2 calculada con las salidas del modelo acoplado en modo diagnóstico, periodo 2000-2022 (línea negra, que es usada como condición inicial para el modo pronóstico), modo pronóstico, periodo enero-julio de 2023 (línea roja) y los datos observados del AVHRR (línea gris).

Respecto al realismo de la simulación, la validación preliminar de la implementación en modo pronóstico del periodo enero-julio de 2023 muestra que el modelo acoplado es capaz de reproducir la dinámica de la región de estudio. Esto se observa en la Figura 2, donde se compara la temperatura superficial del mar (TSM) simulada en la región Niño 1+2 con la

TSM observada extraída del producto OISST AVHRR (es decir, la TSM de interpolación óptima diaria del satélite/sensor [NOAA/AVHRR: *Advanced Very High Resolution Radiometer*]) con resolución de 25 km.

4. Perspectivas

Se espera que, a corto plazo, el modelo RESM constituya una herramienta adecuada para predecir con anticipación las condiciones del océano-atmósfera, de necesaria importancia bajo el contexto del cambio climático que vivimos. A mediano plazo, se aspira a utilizar otros modelos globales para mejorar las condiciones de frontera del modelo. Asimismo, se espera integrar otros componentes del sistema Tierra, tal como el componente biológico, el cual podría incluir cambios en el tipo de cobertura vegetal en el continente, el ciclo de carbono o el aporte de microorganismos en el océano para los *stocks* de nutrientes y concentración de gases (oxígeno principalmente). Estos hitos demandan mayores recursos computacionales y masa crítica capacitada, es decir, investigadores, tesisas, practicantes y otros servicios asociados para el desarrollo sostenido del modelo RESM, lo cual se traduce a un presupuesto consistente que asegure su sostenibilidad en el tiempo.

Referencias

Barreiro, M. (2016). La Niña y sus teleconexiones. *Boletín técnico: Generación de información y monitoreo del Fenómeno El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, 3 (8), 4-7.

Bertrand, A., Lengaigne, M., Takahashi, K., Avadí, A., Poulain, F. & Harrod, C. 2020. El Niño Southern Oscillation (ENSO) effects on fisheries and aquaculture. *FAO Fisheries and Aquaculture Technical Paper* No. 660. Rome, FAO. <https://doi.org/10.4060/ca8348en>

Cai, W., Wang, G., Santoso, A., McPhaden, M. J., Wu, L., Jin, F.-F., Timmermann, A., Collins, M., Vecchi, G., Lengaigne, M., England, M. H., Dommenges, D., Takahashi, K., & Guilyardi, E. (2015). Increased frequency of extreme La Niña events under greenhouse warming. *Nature Climate Change*, 5(2), 132–137. <https://doi.org/10.1038/nclimate2492>

Castillón, F., Segura, B. & Montes, I. (2023), Validación de la componente atmosférica del sistema acoplado regional océano-atmósfera del Pacífico sudeste. *Boletín científico El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, vol. 10 n.º 01, págs. 9-12.

Debreu, L., Marchesiello, P., Penven, P., y Cambon, G. (2012). Two-way nesting in split-explicit ocean models: Algorithms, implementation and validation. *Ocean Modelling*, 49, 1–21.

Dewitte, B., Takahashi, K., Goubanova, K., Montecinos, A., Mosquera, K., Illig, S., Montes, I., Paulmier, A., Garçon, V., Purca, S., Flores, R., Bourrel, L., Rau, P., Labat, D., Lavado, W., & Espinoza, J. C. (2014). 9. *Las diversas facetas de El Niño y sus efectos en la costa del Perú*. En S. González Molina & J.-J. Vacher (Eds.), *El Perú frente al cambio climático* (pp. 125-140). IRD Éditions. <https://doi.org/10.4000/books.irdeditions.19877>

Heino, M., Puma, M. J., Ward, P. J., Gerten, D., Heck, V., Siebert, S., & Kumm, M. (2018). Two-thirds of global cropland area impacted by climate oscillations. *Nature Communications*, 9(1), Art. 1. <https://doi.org/10.1038/s41467-017-02071-5>

Machuca, R., Takahashi, K. y Martínez, A. G. (2014). Impactos económicos de El Niño costero en el sector vivienda a causa de inundaciones en la costa norte del Perú. *Boletín técnico: Generación de modelos climáticos para el pronóstico de la ocurrencia del Fenómeno El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, 1 (12), 4-8.

Montes, I., Mosquera, K., Luna, M., Gilt, H., Gazen, D., & Woodman, R. (2016). Sistema computacional de alto rendimiento para la simulación de fluidos geofísicos HPC-Linux-Clúster. *Boletín técnico: Generación de información y monitoreo del Fenómeno El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, 3(3). <https://repositorio.igp.gob.pe/handle/20.500.12816/4663>

Segura, B., Montes, I. (2021). Análisis de sensibilidad del sistema acoplado regional COW para el Pacífico sudeste. *Boletín científico El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, Vol. 8 n.º 02. págs. 12-17.

Shchepetkin, A. F., and J. C. McWilliams, 2005: The regional oceanic modeling system (ROMS): A split-explicit, free-surface, topography-following-coordinate oceanic model, *Ocean Modelling*, 9, 347–404.

Skamarock, W., Klemp, J., Dudhia, J., Gill, D., Liu, Z., Berner, J., Wang, W., Powers, J., Duda, M., Barker, D., y Huang, X. (2019). *A Description of the Advanced Research WRF Version 4*. NCAR Tech. Note NCAR/TN-556+STR, 145 pp. doi:10.5065/1dfh-6p97

Sulca, J., Takahashi, K., Espinoza, J. C., Vuille, M., & Lavado-Casimiro, W. (2018). Impacts of different ENSO flavors and tropical Pacific convection variability (ITCZ, SPCZ) on austral summer rainfall in South America, with a focus on Peru. *International Journal of Climatology*, 38(1), 420–435. <https://doi.org/10.1002/joc.5185>

Takahashi K. (2022). Avances en el conocimiento y la predicción de El Niño y su diversidad en el Perú. *Boletín científico El Niño*, Instituto Geofísico del Perú, vol. 9 n.º 07, págs. 5-13.

Valcke, S. (2013). The OASIS3 coupler: A European climate modelling community software, *Geoscientific Model Development*, 6(2), 373–388, doi:10.5194/gmd-6-373-2013

RESUMEN INFORME TÉCNICO

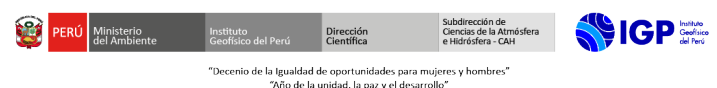
n.º PPR/EL NIÑO-IGP/2023-10

Para el mes de setiembre, según el valor del Índice Costero El Niño (ICEN), se presentó la condición climática cálida fuerte (2.70 °C). Los valores del ICEN temporal (ICEN-tmp) de octubre (2.22 °C) y noviembre (1.94 °C), coinciden en indicar condiciones cálidas fuertes. Por otro lado, en el Pacífico central, el valor del Índice Oceánico Niño (ONI, por sus siglas en inglés) de setiembre (1.54 °C) indica la condición cálida fuerte. Los valores temporales (ONI-tmp) de octubre (1.69 °C) y noviembre (1.81 °C), concuerdan en condiciones cálidas fuertes.

Según la información satelital, la magnitud de las ondas de Kelvin cálidas están disminuyendo conforme se aproximan a la costa americana.

El promedio de las predicciones de los seis modelos climáticos de NMME —inicializados con la información de noviembre de 2023— para el Pacífico oriental indica condiciones cálidas moderadas de hasta enero de 2024, condiciones cálidas para los meses de febrero y marzo. Por otro lado, para el Pacífico central, se esperarían condiciones cálidas fuertes hasta el mes de febrero de 2024, y condiciones de cálidas moderadas a cálidas débiles para los meses de marzo a mayo.

El informe técnico completo se encuentra disponible en <https://bit.ly/InfTecnElNino2023-10IGP>



PP 068 "Reducción de la Vulnerabilidad y Atención de Emergencia por Desastres"

Producto: "Estudios para la estimación de los riesgos de desastres"

Actividad: "Generación de información y monitoreo del Fenómeno El Niño"

Instituto Geofísico del Perú

INFORME TÉCNICO N° PpR/El Niño-IGP/2023-10

24/11/2023

Advertencia: El presente informe sirve como insumo para la Comisión Multisectorial encargada del Estudio Nacional del Fenómeno "El Niño" (ENFEN). El pronunciamiento colegiado de la comisión multisectorial del ENFEN es la información oficial definitiva. La presente información podrá ser utilizada bajo su propia responsabilidad.

Resumen

Para el mes de setiembre, según el valor del Índice Costero El Niño (ICEN), se presentó la condición climática cálida fuerte (2.70 °C). Los valores del ICEN temporal (ICEN-tmp) de octubre (2.22 °C) y noviembre (1.94 °C), coinciden en indicar condiciones cálidas fuertes. Por otro lado, en el Pacífico central, el valor del Índice Oceánico Niño (ONI, por sus siglas en inglés) de setiembre (1.54 °C) indica la condición cálida fuerte. Los valores temporales (ONI-tmp) de octubre (1.69 °C) y noviembre (1.81 °C), concuerdan en condiciones cálidas fuertes.

Según la información satelital, la magnitud de las ondas de Kelvin cálidas están disminuyendo conforme se aproximan a la costa americana.

El promedio de las predicciones de los seis modelos climáticos de NMME —inicializados con la información de noviembre de 2023— para el Pacífico oriental indica condiciones cálidas moderadas de hasta enero de 2024, condiciones cálidas para los meses de febrero y marzo. Por otro lado, para el Pacífico central, se esperarían condiciones cálidas fuertes hasta el mes de febrero de 2024, y condiciones de cálidas moderadas a cálidas débiles para los meses de marzo a mayo.

www.igp.gob.pe
Calle Badoz N° 169
Urb. Mayrén 19 etapa
Ate, Lima 15012 - Perú.
(51) 13172300

Gobierno del Perú

BICENTENARIO
DEL PERÚ
2021 - 2024

Advertencia: El presente informe sirve como insumo para la Comisión Multisectorial encargada del Estudio Nacional del Fenómeno "El Niño" (ENFEN). El pronunciamiento colegiado de la comisión multisectorial del ENFEN es la información oficial definitiva. La presente información podrá ser utilizada bajo su propia responsabilidad.

COMUNICADO OFICIAL

ENFEN n.º 18-2023



ESTUDIO NACIONAL DEL
FENÓMENO "EL NIÑO"

COMISIÓN MULTISECTORIAL ENCARGADA
DEL ESTUDIO NACIONAL DEL FENÓMENO "EL NIÑO" – ENFEN
Decreto Supremo n.º 007-2017-PRODUCE

Estado del sistema de alerta: **Alerta de El Niño costero¹**

La Comisión Multisectorial del ENFEN mantiene el estado de "Alerta de El Niño Costero", ya que se espera que El Niño costero (región Niño 1+2, Figura 1) continúe por lo menos hasta inicios de otoño de 2024, como consecuencia de la evolución de El Niño en el Pacífico central.

Conforme al juicio experto del ENFEN, basado en los datos observados, así como de los pronósticos de los modelos climáticos internacionales que se tienen hasta la fecha, en la región Niño 1+2 es más probable que las condiciones cálidas fuertes se mantengan hasta febrero (Figura 2). Para el próximo verano 2024, en promedio, las magnitudes más probables de El Niño costero son fuerte (42 %) y moderada (41 %) (Tabla 1).

Por otro lado, en el Pacífico central (región Niño 3.4, Figura 1) se espera que El Niño continúe por lo pronto hasta mediados de otoño de 2024, alcanzando su máxima intensidad entre fines de este año e inicios del 2024. Las magnitudes más probables de El Niño

en el Pacífico central para el verano son fuerte (62 %) y moderada (31 %) (ver Figura 2 y Tabla 2).

El pronóstico estacional vigente noviembre de 2023-enero de 2024², sugiere la persistencia de las condiciones cálidas de la temperatura del aire a lo largo de la costa; asimismo, es más probable que las lluvias superen sus valores acumulados normales en la costa norte, costa centro y sierra norte, principalmente. Para el verano de 2024, considerando el escenario de lluvias, en el contexto de El Niño costero, es probable la ocurrencia de lluvias por encima de lo normal en la costa norte y central, así como en la sierra norte, principalmente; sin descartar lluvias muy fuertes³ en estos sectores. Considerando el escenario de El Niño en el Pacífico central se prevé lluvias por debajo de lo normal en la región andina, particularmente en la sierra sur oriental⁴.

En noviembre, los caudales y niveles de los principales ríos del país presentarían valores entre debajo

¹ Alerta de El Niño costero: Según las condiciones recientes, usando criterio experto en forma colegiada, el Comité ENFEN considera que el evento El Niño costero ha iniciado y/o el valor del ICENtmp indica condiciones cálidas, y se espera que se consolide El Niño costero. Al inicio del texto del CO se indicará un rango de magnitudes tentativas y su posible duración, así como una indicación sobre los posibles impactos en la lluvia y temperaturas.

² Perspectivas climáticas noviembre 2023-enero 2024: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/02262SENA-40.pdf>

³ "Lluvias muy fuertes" se definen como el percentil 95% de la precipitación diaria; "lluvias extremas" se definen como el percentil 99 % de la precipitación diaria: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/01402SENA-6.pdf>

⁴ Escenario probabilístico de lluvias verano 2024: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/02261SENA-12.pdf>

de lo normal y normal; mientras que en la zona noroccidental del país se presentarían caudales por encima de lo normal hacia diciembre. El nivel del lago Titicaca continuaría con una tendencia descendente; asimismo, los caudales de los principales ríos afluentes al lago Titicaca presentarían un comportamiento por debajo de lo normal⁵. En el verano de 2024, bajo el escenario de El Niño, se prevé que en la zona noroccidental del país se presenten caudales por encima de lo normal, con la posibilidad de ocurrir crecidas; sin descartar, además, crecidas repentinas en la región hidrográfica del Pacífico centro. Por otro lado, es probable un escenario de caudales por debajo de lo normal en la zona sur de la región hidrográfica del Pacífico y Titicaca.

En cuanto a los recursos pesqueros pelágicos, para las próximas semanas, se espera que la distribución del stock norte-centro de la anchoveta se mantenga dentro de las 60 mn. Continuará la disponibilidad de perico a lo largo del litoral. En cuanto al proceso reproductivo del bonito, este mantendrá una alta actividad de maduración y desove. En relación con la situación de los recursos demersales para las próximas semanas, se prevé que se mantenga la baja disponibilidad de la merluza a la pesquería industrial. Asimismo, se espera que el calamar gigante o pota mantenga su disponibilidad a la pesquería de la costa norte.

Se recomienda a los tomadores de decisiones tener en cuenta los posibles escenarios de riesgo, de acuerdo con el pronóstico estacional vigente y las proyecciones para el verano de 2024, con la finalidad de que se adopten las acciones que correspondan para la reducción del riesgo y la preparación para la respuesta.

La Comisión Multisectorial del ENFEN continuará informando sobre la evolución de las condiciones oceánicas-atmosféricas y actualizando las perspectivas. El ENFEN emitirá su próximo comunicado oficial el viernes 24 de noviembre de 2023.

- Para mayor información, consultar el Informe Técnico Mensual en el siguiente enlace: <https://bit.ly/InfTecENFEN17-2023>
- Puede acceder a leer en comunicado en su totalidad a través del siguiente enlace: <https://bit.ly/comunicadoENFEN2023-018>

INSTITUCIONES MIEMBROS DEL ENFEN



⁵ Pronóstico hidrológico a nivel nacional noviembre 2023-marzo 2024: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/02694SENA-39.pdf>

COMUNICADO OFICIAL

ENFEN n.º 19-2023



ESTUDIO NACIONAL DEL
FENÓMENO "EL NIÑO"

COMISIÓN MULTISECTORIAL ENCARGADA
DEL ESTUDIO NACIONAL DEL FENÓMENO "EL NIÑO" – ENFEN
Decreto Supremo n.º 007-2017-PRODUCE

Estado del sistema de alerta: **Alerta de El Niño costero¹**

La Comisión Multisectorial del ENFEN mantiene el estado de "Alerta de El Niño Costero", ya que se espera que El Niño costero (región Niño 1+2, Figura 1) continúe por lo menos hasta inicios de otoño de 2024, como consecuencia de la evolución de El Niño en el Pacífico central.

Por otro lado, en el Pacífico central (región Niño 3.4, Figura 1) se espera que El Niño continúe hasta mediados de otoño de 2024, alcanzando su máxima intensidad entre fines de este año e inicios del 2024. Las magnitudes más probables de El Niño en el Pacífico central para el verano son fuerte (60%) y moderada (31 %) (ver Figura 2 y Tabla 2).

Según el pronóstico estacional diciembre 2023-febrero 2024², persistirían las condiciones cálidas de la temperatura del aire a lo largo de la costa. Es más probable que las lluvias superen sus valores acumulados normales en la costa norte, costa centro y sierra norte. Para el verano de 2024, son

más probables lluvias por encima de lo normal en la costa norte y central, así como en la sierra norte; no se descartan lluvias muy fuertes³ en estos sectores. Considerando el escenario de El Niño en el Pacífico central, se prevén lluvias por debajo de lo normal en la región andina, particularmente en la sierra sur oriental⁴.

Los caudales y niveles de los principales ríos del país presentarían predominantemente valores entre debajo de lo normal y normal para noviembre; mientras que en la zona noroccidental del país se prevén caudales por encima de lo normal hacia diciembre. En lo que resta del año, el nivel del lago Titicaca mantendría la tendencia descendente; asimismo, los caudales de los principales ríos afluentes al lago presentarían un comportamiento por debajo de lo normal⁴. Para el verano de 2024, bajo el escenario de El Niño, es probable que se presenten caudales por encima de lo normal en la zona noroccidental del país, con la ocurrencia de crecidas; sin descartar, además,

¹ Alerta de El Niño costero: Según las condiciones recientes, usando criterio experto en forma colegiada, el Comité ENFEN considera que el evento El Niño costero ha iniciado y/o el valor del ICENtmp indica condiciones cálidas, y se espera que se consolide El Niño costero. Al inicio del texto del CO se indicará un rango de magnitudes tentativas y su posible duración, así como una indicación sobre los posibles impactos en la lluvia y temperaturas.

² Perspectivas climáticas noviembre 2023-enero 2024: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/02262SENA-40.pdf>

³ "Lluvias muy fuertes" se definen como el percentil 95 % de la precipitación diaria; "lluvias extremas" se definen como el percentil 99 % de la precipitación diaria: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/01402SENA-6.pdf>

⁴ Escenario probabilístico de lluvias verano 2024: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/02261SENA-13.pdf>

crecidas repentinas en la región hidrográfica del Pacífico centro. Por otro lado, se prevé un escenario de caudales por debajo de lo normal en la región hidrográfica del Pacífico sur y Titicaca⁵.

En cuanto a los recursos pesqueros pelágicos, para las próximas semanas, se espera que la distribución del stock norte-centro de la anchoveta se mantenga principalmente dentro de las 40 mn. Continuará la disponibilidad del perico a lo largo del litoral. En cuanto al proceso reproductivo del bonito, de acuerdo a su patrón histórico, la actividad de maduración y desove estaría declinando en las próximas semanas. En lo que respecta a los recursos demersales, se prevé que en las próximas semanas se mantenga la baja disponibilidad de merluza en las áreas de pesca de la flota industrial. Asimismo, se espera que el calamar gigante o pota mantenga su accesibilidad a la pesquería, especialmente frente a la costa norte.

Se recomienda a los tomadores de decisiones tener en cuenta los posibles escenarios de riesgo, de acuerdo con el pronóstico estacional vigente y las proyecciones para el verano de 2024, con la finalidad de que se adopten las acciones que correspondan para la reducción del riesgo y la preparación para la respuesta.

La Comisión Multisectorial del ENFEN continuará informando sobre la evolución de las condiciones oceánicas-atmosféricas y actualizando las perspectivas. El ENFEN emitirá su próximo comunicado oficial el viernes 15 de diciembre de 2023.

- Para mayor información, consultar el Informe Técnico Mensual en el siguiente enlace: <https://bit.ly/InfTecENFEN18-2023>
- Puede acceder a leer en comunicado en su totalidad a través del siguiente enlace: <https://bit.ly/comunicadoENFEN2023-019>

INSTITUCIONES MIEMBROS DEL ENFEN



⁵ Pronóstico hidrológico a nivel nacional noviembre 2023-marzo 2024: <https://www.senamhi.gob.pe/load/file/02694SENA-39.pdf>



-  @igp.peru
-  @igp_peru
-  @igp.peru
-  @igp_videos
-  @institutogeofisicodelperu
-  @igp.peru