A ConvLSTM Network with CBAM Attention for Short-Term Precipitation Forecasting over Peru

Jose Sulla-Torres[1]; Juan Diego Treviño-Ticlavilca[2]; Mario Cesar Santillana-Valdivia[3]; Andrea Sofía Maxi-Salas[4]; Robert Joaquin Medina-Ramos[5]
Universidad Católica de Santa María, Arequipa, Perú, [1,3,5]{jsullato, msantillana, robert.medina}@ucsm.edu.pe, [2,4]{juan.trevino, andrea.maxi}@estudiante.ucsm.edu.pe

Abstract*– This study evaluates a deterministic encoder-decoder for one-month-ahead spatial precipitation forecasting over Peru. The architecture combines three Convolutional Long Short-Term Memory 2D (ConvLSTM2D) layers with a Convolutional Block Attention Module (CBAM) to model annual temporal dependence and weight informative channels and geographic regions. Monthly ERA5-Land precipitation fields from 1950 to the latest available month of 2026 are organized as 12-month input sequences to predict the following month. We use chronological partitions for training (1950-2009), validation (2010-2017), and testing (2018-2026). On the model's internal normalized [0,1] scale, Pearson correlations of 0.891 and 0.864 and R^2 values of 0.747 and 0.710 are obtained on validation and test data, respectively. In physical units, the model achieves RMSEs of 66.29 and 66.92 mm/month on validation and test, respectively. Event-oriented evaluation at a 0.1 mm/day threshold over the full spatial domain yields Critical Success Index (CSI) values of 0.874 and 0.877, together with a Probability of Detection above 0.99 in both subsets. A regional breakdown reveals substantial spatial heterogeneity, with the Andes showing the highest relative agreement and lower explained variance over both the arid coast and the Amazon basin, and an ablation study shows that CBAM improves event detection only marginally while degrading continuous reconstruction fidelity relative to a ConvLSTM without attention. The model reproduces the large-scale seasonal and spatial structure of precipitation but attenuates localized rainfall cores. The evaluated configuration is therefore interpreted as a baseline for monthly field reconstruction, with performance that varies meaningfully across regions and evaluation criteria.

Keywords*-- precipitation forecasting, ConvLSTM, CBAM attention, ERA5-Land, spatiotemporal learning, Peru.

Red ConvLSTM con Atención CBAM para la Predicción de Precipitación a Corto Plazo en el Perú

Jose Sulla-Torres[1]; Juan Diego Treviño-Ticlavilca[2]; Mario Cesar Santillana-Valdivia[3]; Andrea Sofía Maxi-Salas[4]; Robert Joaquin Medina-Ramos[5]
Universidad Católica de Santa María, Arequipa, Perú, [1,3,5]{jsullato, msantillana, robert.medina}@ucsm.edu.pe, [2,4]{juan.trevino, andrea.maxi}@estudiante.ucsm.edu.pe

Resumen– ***Este estudio evalúa un modelo determinista codificador-decodificador para predecir, con un mes de anticipación, la distribución espacial de la precipitación en el Perú. La arquitectura combina tres capas de Memoria a Corto y Largo Plazo Convolucional 2D (ConvLSTM2D) con un Módulo de Atención de Bloque Convolucional (CBAM) para modelar la dependencia temporal anual y ponderar los canales y las regiones geográficas informativos. Los campos mensuales de precipitación de ERA5-Land, desde 1950 hasta el último mes disponible de 2026, se organizan en secuencias de 12 meses para estimar el mes siguiente. Se emplea una división temporal: 1950-2009 para entrenamiento, 2010-2017 para validación y 2018-2026 para prueba. En la escala normalizada [0,1] utilizada internamente por el modelo, se obtienen correlaciones de Pearson de 0.891 y 0.864, y valores de R^2 de 0.747 y 0.710 en validación y prueba, respectivamente. Expresado en unidades físicas, el modelo alcanza un RMSE de 66.29 y 66.92 mm/mes en los conjuntos de validación y de prueba, respectivamente. La evaluación de ocurrencia con un umbral de 0.1 mm/día en todo el dominio espacial arroja Índices de Éxito Crítico (CSI) de 0.874 y 0.877, junto con una Probabilidad de Detección superior a 0.99 en ambos subconjuntos. El análisis regional evidencia una marcada heterogeneidad espacial, con el mejor ajuste relativo en los Andes y valores bajos de varianza explicada tanto en la costa árida como en la Amazonía. Además, un estudio de ablación muestra que CBAM mejora solo marginalmente la detección de eventos, mientras que degrada la fidelidad de la reconstrucción continua en comparación con una variante de ConvLSTM sin atención. El modelo reproduce la estructura estacional y espacial de gran escala de la precipitación, pero atenúa los núcleos localizados de precipitación. Por ello, la configuración evaluada se interpreta como una línea de base para la reconstrucción mensual del campo, con un desempeño que varía significativamente entre regiones y criterios de evaluación.***

Palabras clave- predicción de precipitación, ConvLSTM, atención CBAM, ERA5-Land, aprendizaje espaciotemporal, Perú.

I. Introducción

La precipitación condiciona la disponibilidad de agua, la productividad agrícola y la exposición a inundaciones y movimientos de masa. En el Perú, esta relación es especialmente compleja debido a la coexistencia de la costa árida, la cordillera de los Andes y la cuenca amazónica. Los impactos de El Niño-Oscilación del Sur (ENSO) no dependen únicamente de la intensidad de la anomalía oceánica, sino también de la exposición territorial y de la capacidad institucional para anticipar sus efectos [1]. En el norte peruano, episodios de temperaturas superficiales del mar elevadas pueden favorecer lluvias intensas y altamente localizadas, como se documentó en Piura durante los eventos de 1997-1998 y 2002 [2]. La predicción mensual de estos campos no equivale al nowcasting de radar. Mientras el nowcasting sigue el desplazamiento de las celdas de lluvia durante minutos u horas, el horizonte mensual exige aprender sobre la estacionalidad, la persistencia y las teleconexiones de mayor escala. Estudios regionales en la costa del Pacífico sudoriental han mostrado que la señal ENSO puede aportar información para pronosticar la precipitación mensual, aunque su relación con la precipitación varía espacialmente y no siempre es lineal [3].

Los reanálisis climáticos proporcionan registros espacialmente completos y consistentes para estudiar esta dinámica. ERA5 integra observaciones y modelado numérico en una reconstrucción global de largo plazo [4], mientras que ERA5-Land aumenta la resolución de la componente terrestre y ofrece una descripción coherente del ciclo hidrológico desde 1950 [5]. Estos productos son apropiados para construir secuencias multidecadales, pero presentan campos muy desbalanceados: predominan valores bajos o nulos, y los máximos se concentran en pocas celdas y periodos.

En el aprendizaje profundo, las redes Convolutional Long Short-Term Memory (ConvLSTM) incorporan recurrencia convolucional para preservar simultáneamente la estructura espacial y la dependencia temporal [6], También se han aplicado arquitecturas CNN-LSTM [7] a la predicción de El Niño. Por su parte, el Convolutional Block Attention Module (CBAM) pondera secuencialmente la información por canal y por ubicación [8], [9]. La combinación es atractiva para la precipitación porque permite representar la evolución del campo sin convertir cada mapa en un vector y, al mismo tiempo, aprovechar la capacidad del modelo en regiones con mayor señal. Sin embargo, la literatura también advierte que los modelos deterministas optimizados con pérdida promedio producen campos suavizados y pierden detalle en eventos intensos; esta limitación ha impulsado el desarrollo de modelos generativos y físicamente condicionados [10].

A. Trabajos Relacionados

1) Modelos recurrentes para predicción espaciotemporal: ConvLSTM formuló la predicción de la precipitación como un problema de secuencia a secuencia y reemplazó las transformaciones densas de LSTM por operaciones convolucionales [6]. Trabajos posteriores ampliaron esta idea. TrajGRU aprendió dependencias recurrentes dependientes de la ubicación y propuso un protocolo de evaluación con métricas ponderadas y categóricas [11]. PredRNN introdujo una memoria espaciotemporal que circula entre capas y pasos temporales para modelar dinámicas de orden superior [12].

Estas variantes suelen mejorar la representación del movimiento, aunque incrementan la complejidad y no eliminan por sí solas el suavizado asociado a las pérdidas cuadráticas.

2) Convoluciones, atención y modelos generativos: Las arquitecturas convolucionales también han mostrado un buen desempeño. RainNet adaptó un esquema tipo U-Net al nowcasting y reportó que la optimización del error continuo favorecía predicciones espacialmente suavizadas [13]. SmaAt-UNet incorporó módulos de atención y convoluciones separables para reducir el costo computacional [14]. A mayor escala, MetNet-2 utilizó un contexto espacial amplio para generar pronósticos probabilísticos de precipitación con un horizonte de 12 horas [15], mientras que Earthformer aplicó atención espaciotemporal basada en cuboides a diversos problemas del sistema terrestre [16]. Para eventos extremos, NowcastNet combinó la evolución física con el aprendizaje condicional para preservar las estructuras multiescala [17]. En este trabajo se adopta CBAM porque es un bloque ligero que integra atención de canal y espacial [8]. Su componente de canal se relaciona con la recalibración propuesta por las redes Squeeze-and-Excitation [18], pero añade un mapa espacial capaz de resaltar zonas del campo con patrones consistentes. A diferencia de los sistemas de radar citados, el problema abordado aquí opera con agregación mensual y reanálisis, por lo que el interés principal no es extrapolar celdas convectivas, sino representar la estacionalidad y la organización geográfica en un horizonte mensual.

B. Brecha de Investigación y Contribución

La mayoría de los trabajos recientes se concentra en horizontes de minutos u horas y en dominios con radar denso. Son menos frecuentes los estudios que evalúan, en el territorio peruano, modelos recurrentes con mecanismos de atención aplicados a campos mensuales de reanálisis y que, además, distinguen entre la calidad de la reconstrucción continua del campo y la capacidad de detectar la ocurrencia de precipitación. Esta diferencia es relevante porque un modelo puede reproducir adecuadamente la estructura espacial y estacional promedio y, al mismo tiempo, presentar limitaciones en la representación de eventos localizados o de mayor intensidad.

El objetivo de este trabajo es evaluar una arquitectura ConvLSTM-CBAM para estimar el mapa mensual de precipitación del Perú a partir de los 12 meses anteriores. El análisis utiliza una partición cronológica y combina métricas continuas y categóricas con evaluaciones por región natural, comparaciones con líneas base, ablación del módulo CBAM y contrastes con una fuente independiente de precipitación. De esta manera, el estudio busca determinar no solo la capacidad de reconstrucción espacial del modelo, sino también la contribución específica del mecanismo de atención y la variabilidad de su desempeño entre las diferentes regiones del territorio peruano.

Las principales contribuciones del estudio son: i) una formulación ConvLSTM-CBAM para predicción mensual de precipitación sobre el territorio peruano utilizando ERA5-Land; ii) una evaluación temporal independiente sobre el periodo 2018–2026 y el reporte de errores en unidades físicas; iii) una comparación con modelos de persistencia y una ablación específica del módulo CBAM; iv) un análisis diferenciado para costa, Andes y Amazonía; y v) un contraste exploratorio con el producto independiente CHIRPS. Estos análisis permiten caracterizar con mayor precisión tanto las fortalezas como las limitaciones de la arquitectura propuesta

La Tabla I resume las principales diferencias entre los enfoques revisados y la propuesta evaluada en este estudio. A diferencia de los trabajos orientados principalmente al nowcasting de radar, el presente análisis aborda un horizonte mensual con datos de reanálisis y complementa la evaluación global con comparaciones de referencia, análisis de ablación del mecanismo de atención y análisis regional.

TABLA I
COMPARACIÓN DE ENFOQUES DE PREDICCIÓN DE PRECIPITACIÓN

Estudio	Datos / horizonte	Arquitectura	Aporte relevante
Shi et al. [6]	Radar; minutos	ConvLSTM	Memoria temporal con convoluciones.
Shi et al. [11]	Radar; minutos	TrajGRU	Conexiones dependientes de la ubicación y del benchmark.
Ayzel et al. [13]	Radar 5-60 min	CNN tipo U-Net	Buen error continuo; evidencia de suavizado.
Trebing et al. [14]	Radar; corto plazo	SmaAt-UNet	Atención eficiente y de bajo costo.
Espeholt et al. [15]	Multifuente; hasta 12 h	MetNet-2	Pronóstico probabilístico con contexto amplio.
Ravuri [10] / Zhang [17]	Radar 1.5-3 h	Generativo / físico-IA	Mayor nitidez y mayor habilidad en los extremos.
Este trabajo	ERA5-Land; un mes	ConvLSTM + CBAM	Evaluación continua y categórica sobre Perú.

El resto del artículo se organiza de la siguiente manera. La Sección II describe la metodología, que incluye el conjunto de datos, el preprocesamiento, la arquitectura ConvLSTM-CBAM y el protocolo experimental. La Sección III presenta los resultados, incluidas las comparaciones con las líneas base, el estudio de ablación, la evaluación regional y el contraste con CHIRPS. La Sección IV discute los resultados, sus implicancias y limitaciones, y la Sección V presenta las conclusiones.

II. METODOLOGÍA

A. Datos y Preprocesamiento

1) Área de estudio y fuente de datos

El dominio comprende el territorio peruano y una franja adyacente del océano Pacífico, destinada a mantener una rejilla rectangular. La fuente es ERA5-Land, un producto derivado de ERA5 que describe variables terrestres con una resolución espacial cercana a 9 km y una frecuencia horaria, además de agregados mensuales [5]. Se utiliza la variable de precipitación total (*tp*) en formato Network Common Data Form (NetCDF) para el periodo 1950-2026. Por tratarse de un reanálisis, el objetivo del experimento es aprender las regularidades del

propio producto y no reemplazar la validación con estaciones o satélites.

2) Preparación de los campos mensuales

a) Extracción y unidades: la precipitación se extrae del producto ERA5-Land monthly averaged reanalysis, cuya variable de precipitación total (*tp*) reporta la tasa media diaria de cada mes calendario. El valor se convierte de metros de agua equivalentes por día a milímetros por día mediante un factor de 1000. El modelo se entrena y se evalúa internamente en esta escala (mm/día). Para la presentación de resultados en la Sección III, las métricas de error se convierten, adicionalmente, en un equivalente mensual acumulado (mm/mes), multiplicándolas por el número de días de cada mes calendario correspondiente, a fin de facilitar su interpretación física. Se conservan las coordenadas para que todas las muestras compartan la misma orientación y la misma extensión espacial.

b) Máscara oceánica: las celdas oceánicas sin información de ERA5-Land se rellenan con 0 mm para evitar tensores irregulares. Esta decisión simplifica el procesamiento, pero aumenta la proporción de valores nulos; por ello, la exactitud global se interpreta con cautela y no se utiliza como único criterio de desempeño.

c) Construcción de secuencias: para cada mes objetivo t se forma una entrada $X_t = \{P_{t-12}, \ldots, P_{t-1}\}$ y una salida $Y_t = P_t$. La ventana de 12 meses permite al modelo observar un ciclo anual completo antes de estimar el siguiente campo.

d) Normalización: se aplica la normalización Min-Max global en el rango [0,1]. Los valores mínimo y máximo se calculan únicamente a partir del conjunto de entrenamiento y luego se reutilizan en la validación y la prueba. Se añade $\varepsilon = 1 \times 10^{-8}$ al denominador para la estabilidad numérica. Este procedimiento evita que la información de periodos futuros influya en el escalamiento.

e) División temporal: las secuencias se asignan según el mes objetivo: 1950-2009 para entrenamiento, 2010-2017 para validación y 2018-2026 para prueba. No se mezclan los meses entre los subconjuntos. La partición reproduce un escenario de generalización temporal y evita la fuga de información que provocaría una división aleatoria de mapas consecutivos.

3) Consideraciones sobre la calidad de los datos

ERA5-Land ofrece consistencia multidecadal, pero no constituye una observación directa de la precipitación. Su precipitación depende del forzamiento atmosférico y de la parametrización del modelo [5]. Además, el promedio mensual reduce la variabilidad intramensual y puede ocultar máximos de corta duración. En consecuencia, las métricas cuantifican la fidelidad del modelo con respecto a ERA5-Land. Se realizó un contraste exploratorio con el producto independiente de precipitación Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS), que combina información satelital y observaciones de estaciones [19], que evidenció un sesgo sistemático de ERA5-Land parcialmente heredado por el modelo. Sin embargo, la ausencia de contraste directo con observaciones pluviométricas in situ sigue limitando la interpretación hidrológica y operativa de los resultados a nivel de estación.

B. Arquitectura Propuesta

La red utiliza un diseño codificador-decodificador. El codificador recibe tensores de forma (batch, 12, H, W, 1) y transforma la secuencia mensual en un estado espacial compacto. CBAM refina ese estado y el decodificador produce un mapa de un solo canal. El modelo es determinista: para cada secuencia genera una única estimación del mes siguiente.

TABLA II
CONFIGURACIÓN DE LAS CAPAS CONVLSTM2D

Capa	Filtros	Return Seq.	Otros parámetros
ConvLSTM2D #1	64	Sí	kernel 3x3, dropout 0.2
ConvLSTM2D #2	32	Sí	kernel 3x3, dropout 0.2
ConvLSTM2D #3	16	No	kernel 3x3, dropout 0.2

1) Codificador ConvLSTM

ConvLSTM reemplaza las multiplicaciones densas de una LSTM por convoluciones en las transiciones de entrada-estado y de estado-estado [6]. De esta manera, las compuertas de entrada, de olvido y de salida se calculan localmente en cada mapa, mientras que el estado de la celda conserva información temporal. La primera capa emplea 64 filtros, la segunda 32 y la tercera 16. Las dos primeras devuelven la secuencia completa y la última entrega únicamente el estado asociado al paso final. Cada bloque se acompaña de Batch Normalization y de regularización recurrente.

2) Bloque de atención CBAM

CBAM se aplica al tensor final F de tamaño H x W x 16. Primero, la atención de canal obtiene descriptores mediante el agrupamiento por promedio y máximo, los procesa con una red compartida de razón de reducción de 8 y genera pesos $M_c(F)$. El tensor refinado $F' = M_c(F) \odot F$ pasa luego a la atención espacial, que concatena promedios y máximos a lo largo de los canales y calcula $M_s(F')$ mediante una convolución. La salida $F'' = M_s(F') \odot F'$ conserva la resolución del campo y pondera de forma adaptativa las variables latentes y sus ubicaciones [8]. El uso de descriptores globales de canal se relaciona con el principio de recalibración de SE-Net [18].

3) Decodificador

Después de CBAM, una convolución de 32 filtros con un kernel de 3 × 3 y una Rectified Linear Unit (ReLU) integra la información local. Dropout(0.2) reduce la coadaptación, y una Conv2D de 1 filtro, kernel 1 × 1 y activación sigmoide genera valores normalizados. Finalmente, una capa Lambda elimina la dimensión del canal y devuelve una matriz de H x W. La cabeza es deliberadamente ligera para que la mayor parte de la capacidad se concentre en el aprendizaje espaciotemporal.

4) Función de pérdida

El entrenamiento utiliza una pérdida combinada que equilibra fidelidad numérica y estructura espacial:

$$\mathcal{L} = \alpha \cdot \mathrm{MSE} + (1 - \alpha) \cdot (1 - \mathrm{SSIM}), \quad \alpha = 0.7 \qquad (1)$$

donde el Mean Squared Error (MSE) penaliza las diferencias píxel a píxel y el Structural Similarity Index Measure (SSIM) mide la similitud de luminancia, contraste y estructura [20]. Con $\alpha = 0.7$, el MSE domina la optimización y 1-SSIM actúa como término estructural. Esta formulación conserva parte de la organización regional del campo, pero trata de la misma manera los errores asociados a eventos frecuentes y a eventos raros; por tanto, no compensa el desequilibrio de las precipitaciones intensas.

TABLA III
CONFIGURACIÓN DE OPTIMIZACIÓN

Parámetro	Valor
Optimizador	Adam
Tasa de aprendizaje inicial	$1x10^{-3}$
Gradient clipping (norma)	1.0
Dropout espacial	0.2
Recurrent dropout	0.2
Regularización L2 (ConvLSTM)	$1x10^{-4}$

5) Optimización y regularización

Adam actualiza los parámetros con una tasa de aprendizaje inicial de 1×10^{-3} [21]. La norma del gradiente se limita a 1.0 para estabilizar la recurrencia. Batch Normalization [22], dropout [23] y regularización L2 de 1×10^{-4} se combinan para reducir el sobreajuste, especialmente porque las ventanas mensuales consecutivas comparten gran parte de su contexto.

C. Protocolo Experimental

TABLA IV
HIPERPARÁMETROS DE ENTRENAMIENTO

Parámetro	Valor
Épocas máximas	150
Tamaño de batch	8
División de datos	1950-2009 / 2010-2017 / 2018-2026
Early stopping	paciencia 20 épocas, monitor val_loss
Reducción de LR en meseta	factor 0.5, paciencia 8, LR min 1e-6
Checkpoint	guarda el mejor modelo (val_loss)
Logs	CSV (training_log.csv) + TensorBoard

El entrenamiento se ejecuta en GPU con lotes de 8 secuencias y un máximo de 150 épocas. El pipeline utiliza prefetching para solapar la lectura y el cómputo. EarlyStopping conserva el punto de menor pérdida de validación y detiene el proceso después de 20 épocas sin mejora; ReduceLROnPlateau disminuye la tasa de aprendizaje por un factor de 0.5 tras 8 épocas de estancamiento, con un mínimo de 1×10^{-6}. El checkpoint, el registro en CSV y TensorBoard permiten reconstruir la trayectoria de optimización.

1) Métricas continuas

El desempeño continuo se cuantifica mediante el error cuadrático medio (MSE), la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el error absoluto medio (MAE), el coeficiente de determinación (R^2), la correlación de Pearson, el sesgo medio y el error máximo. MSE y RMSE penalizan los errores grandes; MAE mide la desviación absoluta; y R^2 expresa la fracción de la varianza explicada. La correlación evalúa la coherencia lineal, pero no garantiza la calibración; por eso se reporta junto con el sesgo. Las métricas continuas se calculan sobre todos los píxeles y las muestras en la escala normalizada [0, 1] utilizada por el modelo. Por lo tanto, para obtener la magnitud física cuantificable en milímetros (mm), los errores reportados (como el RMSE y el MAE) deben multiplicarse por el valor máximo de la tasa diaria de precipitación del conjunto de entrenamiento (Sección II.A.2), lo que refleja la desviación real dentro del rango dinámico de ERA5-Land. Dado que el modelo opera internamente sobre la tasa media diaria (mm/día, Sección II.A.2), las métricas reportadas en la Sección III se presentan en su equivalente acumulado mensual (mm/mes), obtenido al multiplicar por el número de días del mes calendario correspondiente a cada muestra de prueba. R^2 y la correlación de Pearson son invariantes ante este reescalamiento lineal positivo y se reportan sin modificaciones.

2) Métricas de ocurrencia

Para evaluar la ocurrencia de precipitación se adoptó un umbral de 0.1 mm/día sobre los campos desnormalizados —que corresponde al límite estándar de la traza pluviométrica y al umbral operativo convencional en climatología para distinguir la precipitación efectiva de las condiciones de sequedad o de trazas inapreciables— y se contabilizaron aciertos, falsas alarmas, omisiones y negativos correctos. A partir de esa matriz se calculan la precisión, la Probability of Detection (POD) o recall, el F1-score (F1), el False Alarm Ratio (FAR) y el Critical Success Index (CSI). En campos sin lluvia, la exactitud (accuracy) puede ser alta, aunque el modelo omita la mayoría de los eventos; por ello, el CSI y el POD tienen mayor peso interpretativo. La verificación espacial de la precipitación debe considerar la intensidad, la ubicación y la escala [24], [25].

3) Criterio de generalización

Los hiperparámetros se fijaron sin utilizar información del conjunto de prueba, y la diferencia entre los conjuntos de validación y de prueba se utilizó como indicador de estabilidad temporal. El experimento evalúa la arquitectura completa de ConvLSTM-CBAM. Se entrenaron, además, dos líneas base sin aprendizaje (persistencia del mes anterior y persistencia estacional a 12 meses) y una variante de la arquitectura sin el módulo CBAM, todas bajo la misma partición cronológica, para aislar el efecto del módulo de atención y contextualizar el desempeño del modelo propuesto frente a referencias simples (Secciones III.C y III.D).

La unidad de análisis es cada celda de la rejilla en cada mes objetivo. Al calcular las métricas sobre el dominio completo, las zonas secas y las celdas oceánicas rellenadas con cero presentan una presencia mayor que la de las regiones húmedas. Esta composición explica por qué la exactitud categórica y los errores globales pueden describir un comportamiento distinto del observado en los mapas de precipitación. La comparación entre validación y prueba se mantiene bajo la misma definición de dominio y umbral, de modo que las diferencias reportadas reflejan cambios de desempeño entre periodos y no cambios en el procedimiento de evaluación. Las métricas de ocurrencia de las Tablas V y VI se calculan sobre el dominio espacial completo (tierra y océano), de acuerdo con el diseño original del experimento. Para los análisis complementarios de líneas

base, ablación de CBAM y evaluación regional (Secciones III.C y III.E), se aplica adicionalmente una máscara terrestre derivada de la orografía de ERA5-Land, que excluye las celdas oceánicas rellenadas con valor cero. Esta segunda definición de dominio se declara explícitamente en cada tabla correspondiente para evitar ambigüedades entre ambos criterios de evaluación.

III. Resultados

Los resultados se presentan mediante métricas globales y regionales, comparaciones con líneas base, un estudio de ablación del módulo CBAM, una validación independiente con CHIRPS y diferentes diagnósticos gráficos del comportamiento espacial y temporal del modelo. Las Figuras 2 a 6 se muestran en la escala normalizada [0,1] utilizada internamente por la red, mientras que las Tablas V a XI reportan las métricas de error en unidades físicas cuando corresponde. Esta organización permite diferenciar el desempeño global, el aporte específico del mecanismo de atención, la heterogeneidad regional y la concordancia con una fuente independiente de precipitación.

A. Curvas de entrenamiento

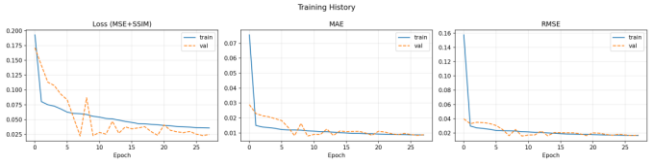


Fig. 1 Evolución de la pérdida combinada (MSE+SSIM), del MAE y del RMSE durante el entrenamiento y la validación. Las curvas convergen y mantienen una separación acotada entre entrenamiento y validación en las últimas épocas.

B. Métricas globales

La Tabla V resume las métricas continuas en su equivalente acumulado mensual (mm/mes). El RMSE aumenta un 0.96% entre la validación y la prueba, y el MAE un 4.76%. R^2 disminuye en 0.0364 puntos y la correlación de Pearson disminuye un 3.09% en términos relativos. Estas variaciones son moderadas y sugieren que el patrón aprendido se mantiene en años posteriores, aunque con una pérdida visible de la varianza explicada.

TABLA V
Métricas Continuas de Desempeño (mm/mes, dominio completo)

Métrica	Validación	Prueba
RMSE (mm/mes)	66.2912	66.9248
MAE (mm/mes)	33.4060	34.9950
Sesgo (mm/mes)	-21.0168	-18.5645
R^2	0.7465	0.7101
Correlación de Pearson	0.8913	0.8638

La Tabla VI presenta las métricas de ocurrencia del dominio completo. La exactitud (accuracy) supera 0.91 en ambos subconjuntos, y el CSI se mantiene relativamente estable entre validación (0.8740) y prueba (0.8767), con un POD superior a 0.99 en ambos casos. La precisión (complemento del FAR) indica que la gran mayoría de las detecciones son correctas, con un FAR de 0.1178 en la prueba. Estos valores reflejan la evaluación del dominio espacial completo y su equivalente físico de acumulado mensual, consistente con el criterio de dominio y las unidades descritos en la Sección II.C; asimismo, se mantiene la estructura estacional y espacial descrita en las secciones siguientes.

TABLA VI
Métricas de Evento de Lluvia (umbral: 0.1 mm, dominio completo)

Métrica	Validación	Prueba
Accuracy	0.9121	0.9143
POD (Recall)	0.9927	0.9930
FAR	0.1204	0.1178
CSI	0.8740	0.8767

C. Comparación con líneas base

Para contextualizar el desempeño del modelo frente a referencias sin aprendizaje, se evaluaron dos líneas base sobre el mismo conjunto de prueba, restringidas al dominio de tierra: la persistencia del mes inmediatamente anterior (P_{t-1}) y la persistencia estacional a 12 meses (P_{t-12}). La Tabla VII resume los resultados.

TABLA VII
Comparación con líneas base (mm/mes, solo tierra, prueba 2018-2026)

Modelo	RMSE	MAE	R^2	Pearson r	CSI	POD
Persistencia P_{t-1}	86.5110	57.7031	0.5620	0.7821	0.9960	0.9980
Persistencia P_{t-12}	98.9949	62.7569	0.4264	0.7232	0.9962	0.9981
ConvLSTM-CBAM	85.2142	56.4191	0.5750	0.7966	0.9909	0.9930

El modelo propuesto supera a ambas líneas base en las métricas continuas (RMSE, MAE, R^2, correlación de Pearson), con mejoras de hasta 13.9% en RMSE y 34.8% en R^2 frente a la persistencia estacional. Sin embargo, en las métricas de ocurrencia (CSI, POD), ambas líneas base son ligeramente superiores al modelo propuesto (con diferencias de hasta 0.6 puntos porcentuales). Esto indica que, si bien el modelo mejora sustancialmente la reconstrucción de la magnitud del campo, la persistencia captura, de una efectividad casi igual, la ocurrencia binaria de lluvia en este dominio, donde el umbral de 0.1 mm se supera en la gran mayoría de los meses y celdas de tierra evaluadas.

D. Estudio de ablación del módulo CBAM

Para cuantificar el efecto del mecanismo de atención, se entrenó una variante de ConvLSTM sin CBAM utilizando los mismos hiperparámetros y la misma partición temporal que la arquitectura propuesta. Para la configuración sin atención se realizaron cinco ejecuciones con diferentes semillas de inicialización, a fin de caracterizar la variabilidad asociada al entrenamiento estocástico. La Tabla VIII compara ambas configuraciones en el dominio terrestre del conjunto de prueba.

TABLA VIII
ABLACIÓN DEL MÓDULO CBAM (MM/MES, SOLO TIERRA, PRUEBA 2018-2026)

Configuración	RMSE	MAE	R^2	Pearson r	CSI	POD
ConvLSTM sin CBAM (media de 5 semillas ± DE)	76.48 ± 3.76	50.92 ± 2.29	0.657 ± 0.033	0.838 ± 0.015	0.983 ± 0.004	0.985 ± 0.005
ConvLSTM + CBAM	85.21	56.42	0.575	0.797	0.991	0.993

La variante ConvLSTM sin CBAM obtuvo un RMSE medio de 76.48 ± 3.76 mm/mes y un MAE de 50.92 ± 2.29 mm/mes, mientras que ConvLSTM-CBAM alcanzó 85.21 y 56.42 mm/mes, respectivamente. En términos relativos, la incorporación de CBAM incrementó el RMSE en 11.4 % y el MAE en 10.8 %, mientras que el R^2 disminuyó en 12.5 % y la correlación de Pearson en 5.0 %. En contraste, las métricas categóricas mostraron variaciones menores: el CSI aumentó aproximadamente 0.8 % y el POD 0.8 %.

Para analizar si esta diferencia variaba con la intensidad de la precipitación, se calculó el RMSE por percentiles del campo observado. La Tabla IX presenta los valores de los percentiles P50, P75, P90, P95 y P99.

TABLA IX
DEGRADACIÓN DEL RMSE POR PERCENTIL DE INTENSIDAD (CBAM VS. SIN CBAM, DOMINIO COMPLETO)

Percentil	Umbral (mm/mes)	RMSE sin CBAM	RMSE con CBAM	Δ RMSE
P50	111.1	100.5	113.9	+13.4%
P75	226.3	127.1	146.0	+14.9%
P90	327.5	167.0	189.9	+13.7%
P95	389.0	201.4	226.0	+12.2%
P99	531.8	294.0	320.6	+9.0%

La diferencia relativa de RMSE fue positiva en todos los percentiles evaluados. El mayor incremento se observó entre P75 y P90, con diferencias de 14.9 % y 13.7 %, respectivamente, mientras que en P99 la diferencia se redujo a 9.0 %. La correlación espacial promedio píxel a píxel fue de 0.689 para la variante sin CBAM y de 0.656 para ConvLSTM-CBAM. Asimismo, el sesgo medio fue de −13.35 mm/mes para la variante sin atención y de −18.56 mm/mes para la arquitectura con CBAM.

E. Evaluación por región natural

El desempeño del modelo se evaluó de manera independiente para la costa, los Andes y la Amazonía utilizando las máscaras regionales definidas sobre el dominio terrestre. La Tabla X presenta RMSE, R^2, correlación de Pearson, CSI y POD para cada región durante el periodo de prueba 2018–2026.

TABLA X
EVALUACIÓN POR REGIÓN NATURAL (MM/MES, SOLO TIERRA, PRUEBA 2018-2026)

Región	RMSE	R^2	Pearson r	CSI	POD	Celdas
Costa	44.62	0.2018	0.5050	0.9464	0.9572	35,300
Sierra (Andes)	89.63	0.5186	0.7727	0.9997	1.0000	159,600
Selva (Amazonía)	104.37	0.0851	0.5260	1.0000	1.0000	17,300
Global (referencia, tierra)	85.21	0.5750	0.7966	0.9909	0.9930	212,200

La costa presentó el menor RMSE absoluto, de 44.62 mm/mes, pero también valores bajos de R^2 (0.2018) y de la correlación de Pearson (0.5050). En los Andes, el RMSE fue de 89.63 mm/mes, con R^2 = 0.5186 y r = 0.7727. La Amazonía presentó el RMSE más alto, con 104.37 mm/mes, y un R^2 de 0.0851. Las métricas categóricas mostraron valores elevados en los Andes y la Amazonía, con CSI y POD cercanos o iguales a 1.0, mientras que en la costa fueron menores (CSI = 0.9464 y POD = 0.9572).

Estos resultados muestran una marcada variabilidad espacial del desempeño y justifican analizar tanto las métricas globales como las regionales.

F. Validación independiente con CHIRPS

Para evaluar la concordancia con una fuente independiente del reanálisis utilizada durante el entrenamiento, se compararon tanto ERA5-Land como las predicciones de ConvLSTM-CBAM con el producto Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Station data (CHIRPS) [19] durante el periodo común comprendido entre enero de 2018 y abril de 2026. La comparación incluyó 100 meses con información disponible en ambas fuentes. La Tabla XI presenta el RMSE, la correlación de Pearson, el sesgo y el R^2.

TABLA XI
VALIDACIÓN CONTRA CHIRPS (MM/MES, PERIODO 2018-2026)

Comparación	RMSE	Pearson r	Sesgo	R^2
ERA5-Land vs. CHIRPS	120.48	0.6045	+55.60	-0.3650
Predicción del modelo vs. CHIRPS	92.51	0.5991	+24.94	0.1952

ERA5-Land presentó un RMSE de 120.48 mm/mes, una correlación de Pearson de 0.6045 y un sesgo de +55.60 mm/mes frente a CHIRPS. Las predicciones del modelo presentaron un RMSE de 92.51 mm/mes, una correlación de 0.5991 y un sesgo de +24.94 mm/mes. El R^2 respecto de CHIRPS fue de −0.3650 para ERA5-Land y de 0.1952 para las predicciones del modelo.

G. Diagrama de dispersión

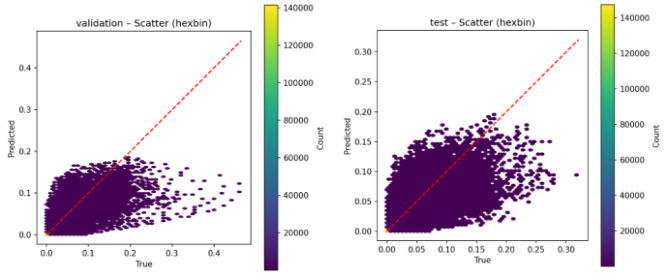


Fig. 2 Dispersión predicción-verdad (densidad hexagonal) en validación (izquierda) y en prueba (derecha). La línea roja discontinua indica la coincidencia perfecta; se observa una concentración de puntos cerca de la diagonal, aunque la dispersión aumenta con valores moderados de precipitación.

H. Distribución del error

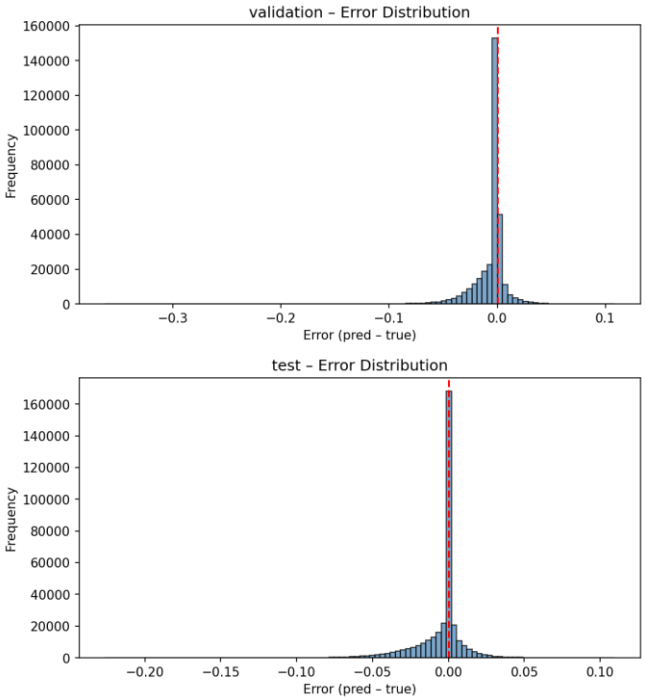


Fig. 3 Distribución del error (predicho − real) para todos los píxeles, en validación (arriba) y en prueba (abajo). La distribución se concentra cerca de cero y presenta colas asociadas a errores de mayor magnitud.

I. Mapas espaciales medios

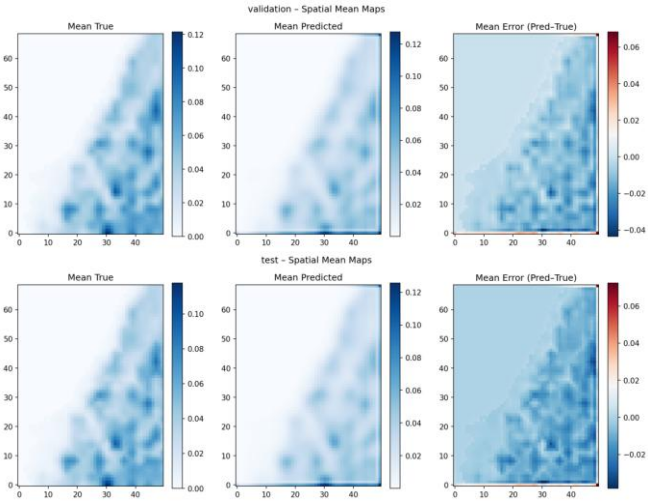


Fig. 4 Precipitación media real, predicha y error medio espacial, para validación (arriba) y prueba (abajo). El modelo reproduce la distribución geográfica de las lluvias, aunque tiende a subestimar la precipitación en regiones de alta variabilidad como la costa y los Andes.

J. Predicciones de ejemplo

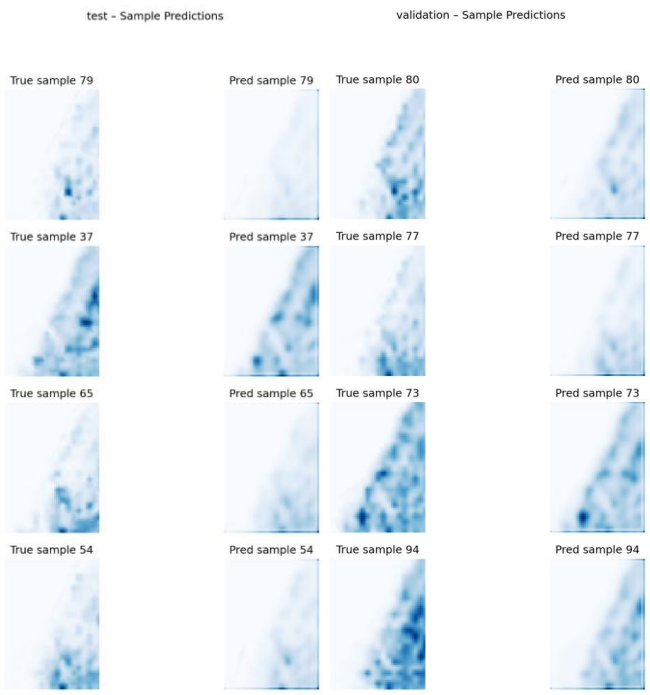


Fig. 5 Pares verdad-predicción para validación (izquierda) y prueba (derecha). El modelo conserva la forma general de las áreas de lluvia, aunque suaviza los núcleos más intensos.

K. Serie temporal del píxel central

La Fig. 6 muestra la evolución del valor de precipitación en la celda central de la rejilla a lo largo de todas las muestras del conjunto.

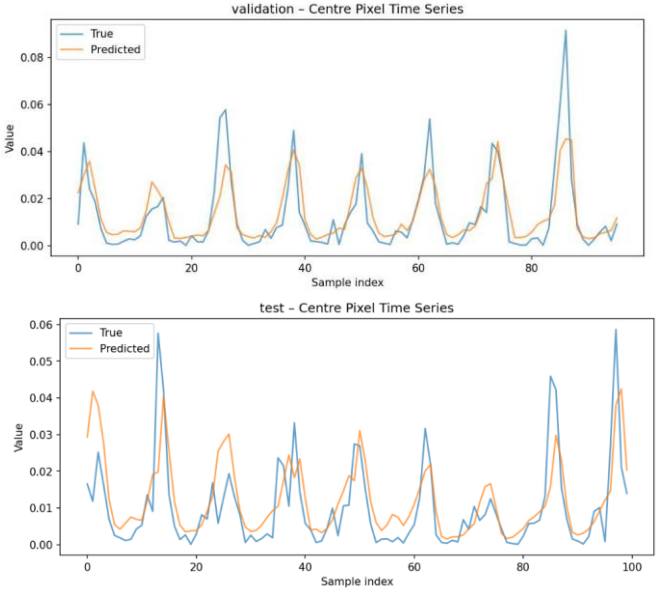


Fig. 6 Serie temporal del píxel central en validación (arriba) y prueba (abajo). El modelo sigue la tendencia general y los cambios estacionales, pero tiende a suavizar los picos.

L. Síntesis de la generalización

Los mapas medios conservan el patrón costa-Andes-Amazonía y las series reproducen la estacionalidad, mientras

que los máximos aparecen atenuados. La concentración del error cerca de cero contrasta con las colas de los episodios menos frecuentes. En conjunto, el modelo reproduce la organización espacial y la estacionalidad general de los campos mensuales, aunque atenúa los máximos de precipitación. Las métricas categóricas son elevadas por encima del umbral utilizado; sin embargo, su interpretación debe realizarse junto con las líneas base y el análisis regional, dado que la persistencia alcanza valores similares o superiores y el umbral se encuentra prácticamente saturado en varias regiones.

IV. Discusión

En la prueba, $R^2 = 0.710$ y $r = 0.864$ indican que la red conserva una parte importante de la variabilidad y la organización espaciotemporal de ERA5-Land. El sesgo de -18.56 mm/mes en la prueba (Tabla V) es negativo pero moderado en relación con la media observada (88.87 mm/mes), lo cual coincide con la atenuación de los máximos. Este comportamiento es consistente con una reproducción adecuada de los patrones regionales agregados dentro del alcance del experimento.

El desempeño categórico global (Tabla VI) es alto, con un CSI de 0.877 y un POD superior a 0.99 en prueba; no obstante, este resultado agregado está fuertemente influenciado por la composición del dominio, en el que el umbral de 0.1 mm se supera en la gran mayoría de las celdas y periodos evaluados (Sección III.E, Tabla X), lo que satura estas métricas en regiones como la sierra andina y la selva amazónica. La comparación con las líneas base de persistencia (Tabla VII) confirma que esta alta capacidad de detección no es exclusiva del modelo propuesto: la persistencia iguala o supera ligeramente al modelo en CSI y POD, mientras que el modelo aporta su principal ventaja en la fidelidad continua del campo reconstruido. La combinación de las pérdidas MSE y SSIM premia la cercanía promedio y la estructura dominante; en los percentiles de mayor intensidad, el modelo atenúa los núcleos de precipitación (Figs. 4 y 5), un comportamiento consistente con la pérdida de nitidez documentada en modelos convolucionales deterministas [13] y con el desarrollo posterior de enfoques generativos para representar la incertidumbre y los extremos [10], [17].

El estudio de ablación (Sección III.D) muestra que la incorporación de CBAM no mejora de manera uniforme el desempeño de la arquitectura. Bajo la función de pérdida combinada MSE+SSIM, el mecanismo de atención produce una ligera mejora en CSI y POD, pero deteriora las métricas de reconstrucción continuas. Este comportamiento sugiere que la atención de canal y espacial modifica la distribución de la capacidad representacional del modelo, favoreciendo parcialmente la separación entre ocurrencia y no ocurrencia a costa de una mayor atenuación de la magnitud del campo. La degradación observada en distintos percentiles de intensidad indica, además, que el efecto no se limita a los eventos extremos. Estos resultados contrastan con trabajos en los que CBAM mejora la reconstrucción de la precipitación grillada [26], lo que evidencia que su beneficio depende de la función de pérdida, del régimen de datos y del objetivo de evaluación.

La evaluación regional (Sección III.E) evidencia que las métricas globales ocultan diferencias importantes entre las principales regiones naturales del Perú. Aunque la costa presenta el menor RMSE absoluto debido a sus menores acumulaciones medias de precipitación, sus valores de R^2 y de correlación indican una representación relativa más débil de la variabilidad temporal. Este resultado es relevante porque la precipitación costera presenta un comportamiento altamente episódico y está particularmente influenciada por eventos asociados al ENSO [1], [2]. En los Andes y la Amazonía, los valores de CSI y POD cercanos a 1 deben interpretarse con cautela, ya que el umbral de ocurrencia se supera en una gran proporción de los meses evaluados, lo que reduce la capacidad discriminativa de estas métricas.

El contraste con CHIRPS (Sección III.F) permite examinar hasta qué punto las predicciones reproducen una fuente de precipitación independiente del reanálisis utilizada para el entrenamiento. ERA5-Land presenta un sesgo positivo respecto de CHIRPS, del cual el modelo hereda solo una parte. La reducción del RMSE y del sesgo respecto de CHIRPS indica que el modelo no amplifica esta discrepancia sistemática; sin embargo, la correlación cercana a 0.60 confirma que aún persisten diferencias espaciales y temporales importantes entre ambas fuentes. Este contraste debe considerarse una validación independiente a nivel de producto grillado y no sustituye una validación con observaciones pluviométricas in situ.

El CSI se mantiene estable entre validación y prueba (0.8740 y 0.8767, respectivamente), a diferencia de la mayor variación relativa observada en la correlación de Pearson (-3.09%). Con el diseño actual no es posible atribuir estas variaciones a cambios interanuales, a la frecuencia de eventos o al umbral, porque no se realizaron pruebas formales de cambio de régimen. El resultado se limita a mostrar que MSE, RMSE y la correlación no describen por sí solos la capacidad de detección, y que esta última se mantiene relativamente estable en el horizonte de prueba evaluado.

Un mapa mensual anticipado puede incorporarse como variable en análisis estacionales de la disponibilidad hídrica o de la susceptibilidad. Sin embargo, los resultados obtenidos no respaldan su uso de forma independiente para emitir alertas. Los impactos dependen, además de la intensidad, de la acumulación previa, la pendiente, el suelo, la exposición y la vulnerabilidad, y la relación entre ENSO y las amenazas inducidas por la lluvia varía entre regiones y temporadas [27]. En consecuencia, la aplicación operativa del modelo no forma parte del alcance de este estudio.

El estudio mantiene algunas limitaciones. La arquitectura utiliza únicamente la precipitación histórica como predictor, sin incorporar explícitamente variables oceánicas y atmosféricas que aporten información adicional sobre la variabilidad interanual. Aunque se realizó un contraste independiente con CHIRPS, aún no se dispone de una validación sistemática con estaciones pluviométricas in situ. Asimismo, la salida es

determinista y mensual, por lo que no refleja explícitamente la incertidumbre de los posibles escenarios ni la variabilidad intramensual. Finalmente, las comparaciones actuales incluyen modelos de persistencia y una variante de ConvLSTM sin atención, pero aún no abarcan otras arquitecturas de referencia, como U-Net, ni una climatología mensual explícita.

Para contextualizar el alcance de esta línea base frente a los avances recientes, es necesario señalar que la literatura ha destacado la importancia de utilizar benchmarks y métricas estandarizadas para comparar de manera objetiva los modelos de predicción meteorológica [28]. A nivel global, modelos basados en datos como Pangu-Weather y GraphCast han mostrado un desempeño competitivo o superior al de sistemas numéricos operativos en numerosos objetivos de verificación de medio plazo [29], [30]. No obstante, la predicción regional de precipitación sigue beneficiándose del acoplamiento de mecanismos de atención para capturar dinámicas complejas en múltiples escalas [31] y en horizontes temporales extendidos [32]. Específicamente, la literatura reciente ha demostrado que la integración de redes ConvLSTM con módulos CBAM constituye una estrategia eficaz y vigente para estimar campos de precipitación de alta resolución a partir de datos en rejilla [26]. Por lo tanto, la configuración adoptada se alinea con las tendencias metodológicas actuales en la reconstrucción espacial, lo que constituye un punto de partida sólido para futuras evaluaciones operativas en el Perú.

A partir de este punto de partida, la siguiente etapa del estudio se concentrará en tres líneas de trabajo: una pérdida ponderada por intensidad con una cabeza auxiliar de ocurrencia, orientada a mitigar el suavizado de núcleos intensos identificado en la ablación de CBAM (Sección III.D); una comparación adicional con climatología mensual y con una arquitectura U-Net, para ampliar el conjunto de líneas base más allá de la persistencia y la variante sin atención ya evaluadas en este trabajo; y una validación con observaciones pluviométricas in situ que complemente el contraste exploratorio con CHIRPS aquí presentado, particularmente en la región costera, donde se identificó el menor ajuste relativo del modelo. Las salidas probabilísticas y la incorporación de variables oceánicas y atmosféricas se abordarán en una de estas líneas adicionales.

V. Conclusiones

Se desarrolló y evaluó una red ConvLSTM-CBAM para predecir el campo mensual de precipitación en el Perú a partir de una ventana de 12 meses de datos de ERA5-Land. La partición cronológica permitió medir el desempeño en periodos posteriores al entrenamiento. En la prueba, el modelo alcanzó una correlación de Pearson de 0.864, un R^2 de 0.710 y un RMSE de 66.92 mm/mes, lo que confirma su capacidad para reproducir la estructura espacial y estacional de gran escala.

La evaluación categórica sobre el dominio completo mostró un desempeño alto en términos agregados, con un POD de 0.993 y un CSI de 0.877 en prueba (Tabla VI); sin embargo, la comparación con líneas base de persistencia (Tabla VII) y la evaluación por región natural (Tabla X) mostraron que esta capacidad de detección agregada no siempre refleja una ventaja real del modelo sobre referencias simples, y que su desempeño relativo es heterogéneo entre regiones, siendo más débil en la costa árida. El aporte del experimento consiste en establecer una línea de base reproducible y en evidenciar que una alta correlación puede coexistir con una capacidad categórica heterogénea entre regiones. La comparación con las líneas base de persistencia mostró que el modelo propuesto mejora sustancialmente la reconstrucción continua del campo (hasta un 34.8% en R^2 frente a la persistencia estacional), aunque no supera a la persistencia en las métricas de ocurrencia bajo el umbral evaluado. El estudio de ablación mostró que el módulo CBAM, bajo la función de pérdida combinada empleada, mejora marginalmente la detección de eventos a costa de una degradación consistente de la fidelidad de magnitud del campo (RMSE +11.4%, R^2 -12.5% frente a la variante sin atención), particularmente en los percentiles de intensidad moderada a alta. La evaluación regional reveló una marcada heterogeneidad espacial, con el mejor ajuste relativo en los Andes y valores bajos de varianza explicada tanto en la costa árida como en la Amazonía. El contraste exploratorio con el producto satelital CHIRPS evidenció que el modelo hereda, aunque atenuado, el sesgo positivo de ERA5-Land frente a observaciones independientes. En la siguiente etapa se incorporarán una pérdida ponderada por intensidad, líneas base adicionales (climatología, U-Net) y validación con observaciones pluviométricas in situ, con énfasis en la región costera.

Agradecimiento

Se agradece a la Universidad Católica de Santa María y al Vicerrectorado de Investigación por su apoyo al desarrollo del proyecto de investigación con Resolución 31951-R-2025 “Sistema modular de alerta temprana para deslizamientos inducidos por El Niño en el norte del Perú: Predicción escalonada del ENSO, precipitaciones extremas y susceptibilidad mediante aprendizaje automático”, ahora P PI-2025-1-016.

Referencias

[1] A. French, R. Mechler, M. Arestegui, K. MacClune, and A. Cisneros, “Root causes of recurrent catastrophe: The political ecology of El Niño-related disasters in Peru,” *International Journal of Disaster Risk Reduction*, vol. 47, p. 101539, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.ijdrr.2020.101539.

[2] K. Takahashi, “The atmospheric circulation associated with extreme rainfall events in Piura, Peru, during the 1997--1998 and 2002 El Niño events,” *Annales Geophysicae*, vol. 22, no. 11, pp. 3917–3926, Nov. 2004, doi: 10.5194/angeo-22-3917-2004.

[3] L. B. de Guenni *et al.*, “Predicting monthly precipitation along coastal Ecuador: ENSO and transfer function models,” *Theor Appl Climatol*, vol. 129, no. 3, pp. 1059–1073, Aug. 2017, doi: 10.1007/s00704-016-1828-4.

[4] H. Hersbach *et al.*, “The ERA5 global reanalysis,” *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, vol. 146, no. 730, pp. 1999–2049, 2020, doi: 10.1002/qj.3803.

[5] J. Muñoz-Sabater *et al.*, “ERA5-Land: a state-of-the-art global reanalysis dataset for land applications,” *Earth System Science Data*, vol. 13, no. 9, pp. 4349–4383, Sep. 2021, doi: 10.5194/essd-13-4349-2021.

[6] X. SHI, Z. Chen, H. Wang, D.-Y. Yeung, W. Wong, and W. WOO, “Convolutional LSTM Network: A Machine Learning Approach for

Precipitation Nowcasting," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2015. Accessed: Aug. 02, 2026. [Online]. Available: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2015/hash/07563a3fe3bbe7e3ba84431ad9d055af-Abstract.html

[7] V. Trinh, H.-V. Luu, Q.-K. Nguyen-Pham, H. Tong, T.-H. Tran, and H.-N. N. Dang, "El Nino Prediction Based on Weather Forecast and Geographical Time-series Data," Apr. 05, 2026, *arXiv*: arXiv:2604.04998. doi: 10.48550/arXiv.2604.04998.

[8] S. Woo, J. Park, J.-Y. Lee, and I. S. Kweon, "CBAM: Convolutional Block Attention Module," in *Computer Vision – ECCV 2018*, V. Ferrari, M. Hebert, C. Sminchisescu, and Y. Weiss, Eds., Cham: Springer International Publishing, 2018, pp. 3–19. doi: 10.1007/978-3-030-01234-2_1.

[9] Y. Li, W. Chen, J. Shi, and Z. Lin, "Deep learning for global sea surface temperature anomaly forecasting with balanced spatiotemporal features," *AIMS Mathematics*, vol. 11, no. 7, pp. 22770–22806, 2026, doi: 10.3934/math.2026919.

[10] S. Ravuri *et al.*, "Skilful precipitation nowcasting using deep generative models of radar," *Nature*, vol. 597, no. 7878, pp. 672–677, Sep. 2021, doi: 10.1038/s41586-021-03854-z.

[11] X. Shi *et al.*, "Deep Learning for Precipitation Nowcasting: A Benchmark and A New Model," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2017. Accessed: Aug. 02, 2026. [Online]. Available: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/hash/a6db4ed04f1621a119799fd3d7545d3d-Abstract.html

[12] Y. Wang, M. Long, J. Wang, Z. Gao, and P. S. Yu, "PredRNN: Recurrent Neural Networks for Predictive Learning using Spatiotemporal LSTMs," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2017. Accessed: Aug. 02, 2026. [Online]. Available: https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2017/hash/e5f6ad6ce374177eef023bf5d0c018b6-Abstract.html

[13] G. Ayzel, T. Scheffer, and M. Heistermann, "RainNet v1.0: a convolutional neural network for radar-based precipitation nowcasting," *Geoscientific Model Development*, vol. 13, no. 6, pp. 2631–2644, Jun. 2020, doi: 10.5194/gmd-13-2631-2020.

[14] K. Trebing, T. Stańczyk, and S. Mehrkanoon, "SmaAt-UNet: Precipitation nowcasting using a small attention-UNet architecture," *Pattern Recognition Letters*, vol. 145, pp. 178–186, May 2021, doi: 10.1016/j.patrec.2021.01.036.

[15] L. Espeholt *et al.*, "Deep learning for twelve hour precipitation forecasts," *Nat Commun*, vol. 13, no. 1, p. 5145, Sep. 2022, doi: 10.1038/s41467-022-32483-x.

[16] Z. Gao *et al.*, "Earthformer: Exploring Space-Time Transformers for Earth System Forecasting," in *Advances in Neural Information Processing Systems*, Curran Associates, Inc., 2022, pp. 25390–25403. doi: 10.52202/068431-1841.

[17] Y. Zhang *et al.*, "Skilful nowcasting of extreme precipitation with NowcastNet," *Nature*, vol. 619, no. 7970, pp. 526–532, Jul. 2023, doi: 10.1038/s41586-023-06184-4.

[18] J. Hu, L. Shen, S. Albanie, G. Sun, and E. Wu, "Squeeze-and-Excitation Networks," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 42, no. 8, pp. 2011–2023, Aug. 2020, doi: 10.1109/TPAMI.2019.2913372.

[19] C. Funk *et al.*, "The climate hazards infrared precipitation with stations—a new environmental record for monitoring extremes," *Sci Data*, vol. 2, no. 1, p. 150066, Dec. 2015, doi: 10.1038/sdata.2015.66.

[20] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, Apr. 2004, doi: 10.1109/TIP.2003.819861.

[21] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A Method for Stochastic Optimization," presented at the Proc. Int. Conf. Learn. Representations, 2015. doi: 10.48550/arXiv.1412.6980.

[22] S. Ioffe and C. Szegedy, "Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift," in *Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning*, PMLR, Jun. 2015, pp. 448–456. Accessed: Aug. 02, 2026. [Online]. Available: https://proceedings.mlr.press/v37/ioffe15.html

[23] N. Srivastava, G. Hinton, A. Krizhevsky, I. Sutskever, and R. Salakhutdinov, "Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting," *The journal of machine learning research*, vol. 15, no. 1, pp. 1929–1958, 2014.

[24] E. E. Ebert, "Fuzzy verification of high-resolution gridded forecasts: a review and proposed framework," *Meteorological Applications*, vol. 15, no. 1, pp. 51–64, 2008, doi: 10.1002/met.25.

[25] N. M. Roberts and H. W. Lean, "Scale-Selective Verification of Rainfall Accumulations from High-Resolution Forecasts of Convective Events," Jan. 2008, doi: 10.1175/2007MWR2123.1.

[26] B. Tian, H. Chen, X. Yan, S. Sheng, and K. Lin, "A Downscaling–Merging Scheme for Monthly Precipitation Estimation with High Resolution Based on CBAM-ConvLSTM," *Remote Sensing*, vol. 15, no. 18, p. 4601, Jan. 2023, doi: 10.3390/rs15184601.

[27] R. Emberson, D. Kirschbaum, and T. Stanley, "Global connections between El Nino and landslide impacts," *Nat Commun*, vol. 12, no. 1, p. 2262, Apr. 2021, doi: 10.1038/s41467-021-22398-4.

[28] S. Rasp, P. D. Dueben, S. Scher, J. A. Weyn, S. Mouatadid, and N. Thuerey, "WeatherBench: A Benchmark Data Set for Data-Driven Weather Forecasting," *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, vol. 12, no. 11, p. e2020MS002203, 2020, doi: 10.1029/2020MS002203.

[29] K. Bi, L. Xie, H. Zhang, X. Chen, X. Gu, and Q. Tian, "Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks," *Nature*, vol. 619, no. 7970, pp. 533–538, Jul. 2023, doi: 10.1038/s41586-023-06185-3.

[30] R. Lam *et al.*, "Learning skillful medium-range global weather forecasting," *Science*, vol. 382, no. 6677, pp. 1416–1421, Dec. 2023, doi: 10.1126/science.adi2336.

[31] S. Pan, W. Zhang, Y. Shen, J. Wan, F. Tong, and T. Yang, "Improving multi-scale short-term precipitation forecasting through frequency domain analysis and attention mechanisms," *Water Research*, vol. 291, p. 125276, Mar. 2026, doi: 10.1016/j.watres.2025.125276.

[32] L. Zeng, X. Wu, B. Zhu, G. Tan, H. Zhao, and Y. Zhang, "Extended-Range Forecasting Experiments Basedon Multi-Intelligent Models for Regional Precipitation Process," *Meteorological Applications*, vol. 33, no. 5, p. e70245, 2026, doi: 10.1002/met.70245.