

Pronóstico de precipitaciones mensuales: Un estudio de caso en las comunidades nativas del Perú

Forecasting monthly rainfall: A case study in Peruvian native communities

Eli Morales Rojas¹ , Edwin Adolfo Díaz Ortiz² , Ligia García¹  y Manuel Milla Pino³ .

RESUMEN

El análisis de registros de precipitación permite determinar patrones de cambio actuales y retrospectivos, que usados adecuadamente determinarán el potencial de agua de lluvia. El objetivo de la investigación fue pronosticar las precipitaciones mensuales, para la evaluación de instalación de sistemas de captación de agua de lluvia en comunidades nativas de Perú. Se evaluó el comportamiento de las precipitaciones durante los años 2016-2020 con datos del SENAMHI y se determinó los pronósticos de precipitación para el año 2021 y 2022. Se utilizó el modelo aditivo de Holt-Winters para el cálculo de las predicciones. La precipitación promedio durante los 5 años evaluados fue 1 786.24 (mm). El área promedio del techo de las viviendas fue de 47.5 m², la cantidad de captación de agua fue de 76 361.76 litros anuales/vivienda. Las estimaciones de los pronósticos son constantes, el modelo de tendencia cuadrática arrojó que, para el año 2021 la precipitación se estima en 2 038,804 (mm) y para el año 2022 se estiman 2 217.338 (mm).

Palabras clave: Agua de lluvia, tendencias, pronósticos, precipitación.

ABSTRACT

The analysis of rainfall records allows current and retrospective patterns of change to be determined, which when used appropriately will determine rainwater potential. The objective of the research was to forecast monthly rainfall for the evaluation of the installation of rainwater harvesting systems in native communities in Peru. The behaviour of rainfall during the years 2016-2020 was evaluated with data from SENAMHI and rainfall forecasts for the years 2021 and 2022 were determined. The Holt-Winters additive model was used to calculate the forecasts. The average precipitation during the 5 years assessed was 1 786.24 (mm). The average roof area of the dwellings was 47.5 m², the amount of water catchment was 76 361.76 litres per year/household. The forecast estimates are constant, the quadratic trend model yielded that, for the year 2021 the rainfall is estimated at 2 038.804 (mm) and for the year 2022 it is estimated at 2 217.338 (mm).

Keywords: Rainfall, trends, forecasts, precipitation.

DOI: <https://doi.org/10.37787/pakamuros-unj.v9i3.219>

Recibido: 28/05/2021. Aceptado: 01/07/2021

* Autor para correspondencia

1. Escuela de Postgrado de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, Chachapoyas 01001, Perú. Email: eli.morales.epg@unrm.edu.pe
2. Facultad de Ingeniería Civil y Ambiental, Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, Perú. Email: edwin.diaz@unrm.edu.pe
3. Facultad de Ingeniería Civil. Universidad Nacional de Jaén (UNJ), Jirón Cuzco, n° 250, 06801, Jaén, Cajamarca, Perú., País. Email: manuel.milla@unj.edu.pe

INTRODUCCIÓN

La precipitación es importante en el ciclo hidrológico, por ser la cantidad de agua que cae a la superficie terrestre y provee de agua dulce para el desarrollo de la vida (Priyan, 2015). Las precipitaciones son importantes conocerlas, ya sea para la prevención de riesgos y diferentes actores, tales como los sectores productivos y económicos (Olivares et al., 2016). Son de gran utilidad para evaluar el comportamiento del clima y pronosticar efectos sobre la disponibilidad futura de agua, excepcionalmente en las comunidades nativas (González-Reyes & Muñoz, 2013).

A través de las tendencias de regresión lineal anuales y estacionales se puede analizar el aumento o la disminución de las precipitaciones durante un periodo proyectado (Márdero et al., 2012). Es importante las estimaciones, dado que ayuda a pronosticar, a medida que la atmósfera terrestre se calienta, y no se sabe cómo cambiará la precipitación, ni cómo estos cambios afectarán las precipitaciones regionales (Magallanes-Quintanar et al., 2019). Con la implantación de modelos de predicción, se determina las características de zonas climatológicas con diferentes intensidades (Siles & Chirinos, 2018).

La predicción en temas medioambientales hace que utilicen métodos estadísticos más precisos para estudiar el tiempo y el cambio climático, entre ellos está el modelo de Holt-Winters, el cual puede predecir variables de temperatura y precipitación (Heydari et al., 2020). El modelo de Holt Winters es usado para pronosticar y estimar parámetros del tiempo (Liu & Wu, 2020; Puah et al., 2016; Shah et al., 2018).

En Tailandia utilizaron el modelo de Holt Winters para estimar precipitaciones, afianzándose el error porcentual medio (MAPE) y el error medio absoluto (MAE) (Sopipan, 2014). Las precipitaciones muestran una alta variabilidad, según los análisis realizados mediante un análisis de frecuencia, donde los valores pueden ser crecientes o decrecientes según las épocas del año (Wong, 2009). En Irán demostraron que los datos de severidad de la lluvia tuvieron altas variaciones a los valores promedio (Tabari et al., 2011). Las estimaciones de las precipitaciones en los últimos 5 años han aumentado, dado la importancia, y permita la toma de decisiones adecuadas basados en predicciones (Tabla 1).

Tabla 1. Investigaciones en la aplicación del modelo Holt Winters en los últimos 5 años

Cita	Tipo modelo Holt-Winters	Aplicación	País
Sinay & Kembauw, 2021	Exponencial	Predicción de precipitaciones	Indonesia**

Shah et al., 2018	Aditivo y multiplicativo	Predicción de precipitaciones	India***
Manideep & Sekar, 2018	Aditivo y multiplicativo	Predicción de precipitaciones	India***
Mohammad et al., 2021	Multiplicativo	Predicción de precipitaciones	Inglaterra*
Dhamodharavadhani & Rathipriya, 2019	Exponencial	Predicción de precipitaciones	India***
Raha & Gayen, 2021	Aditivo y multiplicativo	Predicción de sequias	India***
Pushpalatha, 2019	Exponencial	Predicción de sequias	India***
Anggono et al., 2018	Aditivo	Predicción de sequias	Indonesia**
Salauddin Khan et al., 2018	Exponencial	Predicción de precipitaciones temperaturas, humedad y	Bangladés*

*un estudio; **dos estudios; ***más de tres estudios

En base a lo mencionado el objetivo fue determinar las tendencias de precipitación mensual, con fines de instalación de sistemas de captación de agua de lluvia, en las comunidades nativas de Tunants y Yahuahua.

MATERIALES Y MÉTODOS

La zona de estudio estuvo localizada en las comunidades nativas de Tunants y Yahuahua de la selva del Perú, departamento Amazonas, provincia Condorcanqui, distrito Nieva. Las coordenadas se tomaron con GPS modelo GPSMAP 66i-GARMIN (Tabla 1 y Figura 1).

Tabla 1. Coordenadas de la ubicación de las comunidades

Comunidades	Coordenadas		Altitud (msnm)	Temperatura (°C)
	Este	Norte		
Tunants	830543	9481810	196	26
	830880	9481944		
Yahuahua	832070	9482801		
	167331	9482999		

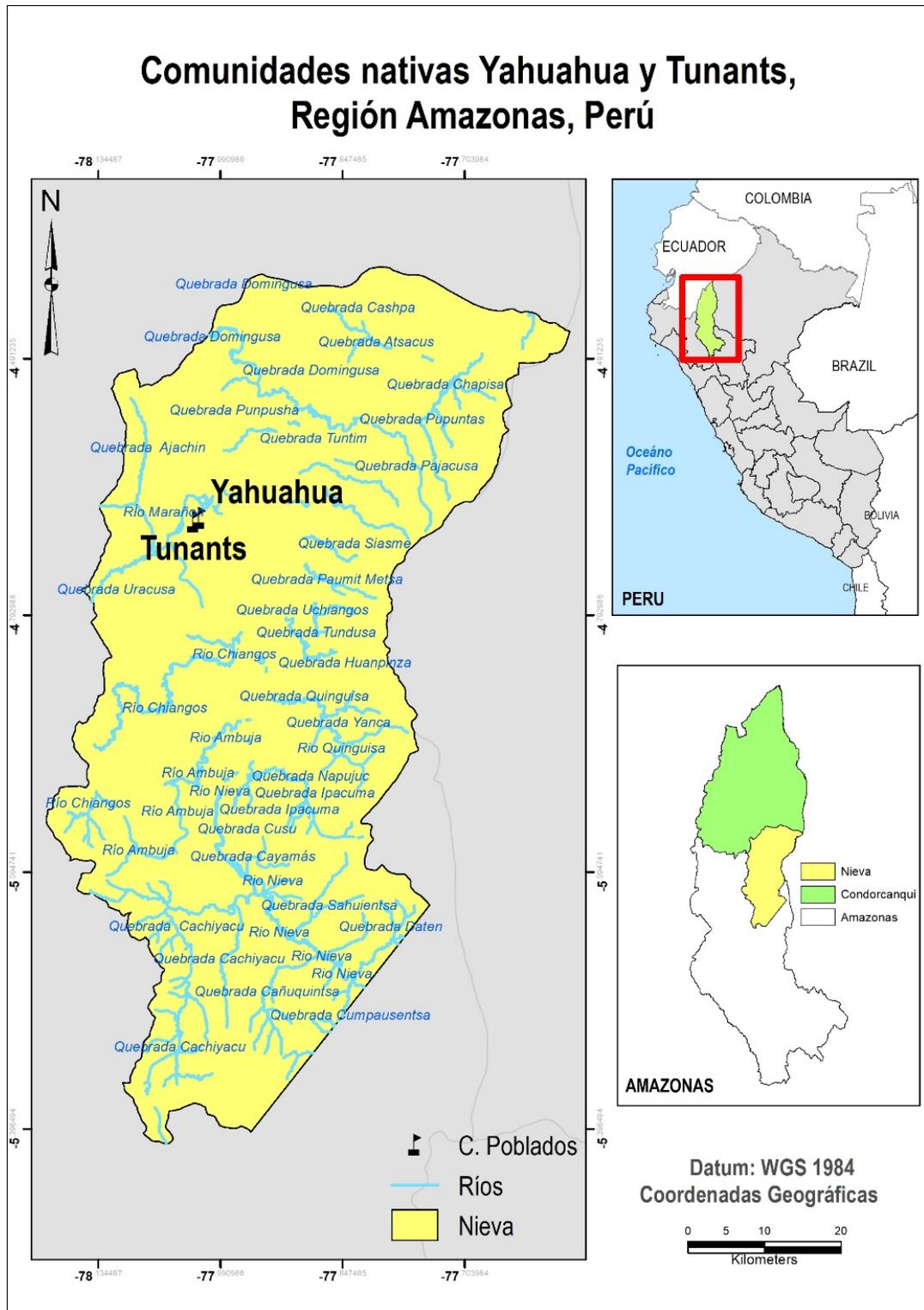


Figura 1. Mapa de ubicación de las comunidades nativas de Tunants y Yahuahua

Estas comunidades no cuentan con abastecimiento de agua potable destinado al consumo humano. Se abastecen de agua, proveniente del río marañón y lagos cercanos (Tunants y Yahuahua). Comúnmente el agua lo acarrear y lo depositan en cilindros o baldes grandes, lo dejan reposar mínimo media hora para su uso (Figura 2).



Figura 2. Nativo recolectando agua de lluvia (A); Cilindro de almacenamiento de agua (B)

Estimación de la captación de agua de lluvia por vivienda

La colecta de datos de precipitación se realizó de la estación del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú (SENAMHI) y se evaluó el comportamiento de las precipitaciones desde el 2016 al 2020 (máximos, mínimos y desviación estándar), así como la captación promedio de agua de lluvia por vivienda, destinado al consumo humano, se muestra en la ecuación (1).

$$Allca = Precipitación * AC * C_e \quad (1)$$

Donde:

Allca=Agua de lluvia captada.

AC=Área de captación (Tamaño de techo de la vivienda, puede ser variable).

C_e=coeficiente de esorrentía (Lámina metálica galvanizada R.M. N° 173-2016-VIVIENDA).

Modelo Holt-Winters aditivo

El modelo aditivo se determinó en base a las ecuaciones (1), (2), (3) y (4) (Sinay & Kembauw, 2021).

Nivel estimado:

$$B_s = \alpha (X_t - S_{t-s}) + (1-\alpha)(X_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2)$$

Determinación de la tendencia:

$$T_t = \gamma(B_s - B_{s-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (3)$$

Determinación de la estacionalidad:

$$S_t = \delta(X_t - B_s) + (1 - \delta)S_{t-1} \quad (4)$$

Determinación de periodos futuros

$$\hat{X}_{t+m} = B_s + mT_T + S_{T+m-s} \quad (5)$$

Modelo Holt-Winters multiplicativo

El modelo multiplicativo se basó en las ecuaciones 1, 2, 3 y 4.

Nivel estimado:

$$B_s = \alpha \frac{X_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) (B_{s-1} + T_{t-1}) \quad (6)$$

Determinación de la tendencia:

$$T_t = \gamma(B_s - B_{s-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (7)$$

Determinación de la estacionalidad:

$$S_t = \delta \frac{X_t}{B_s} + (1 - \delta)S_{t-s} \quad (8)$$

Determinación de periodos futuros

$$\hat{X}_{t+m} = B_s + mT_T + S_{T+m-s} \quad (9)$$

Donde:

B_s : Es el valor suavizado en un periodo.

α : Es la constante de suavización exponencial para la tendencia.

γ : Es la tendencia de suavización para la estacionalidad.

s : Es el tiempo de la estacionalidad.

m : Es los periodos futuros.

\hat{X}_{t+m} : es la predicción del modelo Holt – Winters

Elección del modelo para estimación de las precipitaciones

El modelo se eligió en función Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE), en ese sentido se ha procedido a evaluar el modelo que tenga menor MAPE, comparándole entre el modelo Holt-Winters aditivo y Holt-Winters multiplicativo (Puah et al., 2016; Wichitarapongsakun et al., 2016). También se evaluó la desviación cuadrática media (MSD) que está relacionada con los valores del MAPE. El cálculo del MAPE, MAD y el MSD se realizó mediante la estadística descriptiva, con la aplicación de series de tiempo. La verificación se realizó mediante las constantes de suavización α (nivel) 0.2, γ (tendencia) 0.2 δ (estacional) 0.2. Siendo el mejor modelo ajusta el Holt-Winters aditivo (Tabla 2).

Tabla 2. Indicadores para el modelo de Holt-Winters aditivo y el modelo Holt-Winters multiplicativo

Meses	Holt-Winters aditivo			Holt-Winters multiplicativo		
	MAPE	MAD	MSD	MAPE	MAD	MSD
Enero	13.25*	17.33	332.08	13.19**	17.15	324.82
Febrero	51.80**	66.79	5835.83	55.41*	73.72	7117.91
Marzo	14.65*	23.54	658.65	14.09**	23.21	692.79
Abril	64.08*	57.23	5838.49	55.78**	49.72	4299.24
Mayo	48.62**	59.11	3811.71	49.99*	61.35	4079.76
Junio	6.63**	8.73	122.32	8.68*	11.58	178.15
Julio	26.87*	33.38	1147.82	26.21**	32.63	1093.49
Agosto	90.07**	63.40	5894.61	90.55*	62.24	5655.34
Setiembre	20.45**	20.17	477.45	21.25*	21.67	537.05
Octubre	4.80**	5.78	41.01	4.87*	5.89	42.17
Noviembre	30.42**	44.61	2182.24	32.82*	45.11	2239.59
Diciembre	37.36**	52.80	5320.45	37.53*	52.54	5680.87
Total	408.99**	452.88	31662.65	410.36*	456.81	31941.17

**Ajuste con menor error porcentual absoluto medio para la toma de decisión; *Ajusta con mayor error porcentual absoluto medio; MAPE=Error Porcentual Absoluto Medio; MAD=Desviación absoluta de la media; MSD= Desviación cuadrática media.

Análisis de datos

El análisis de datos para la estimación de las precipitaciones, así como la determinación de los máximos y mínimos se realizó mediante el software estadístico minitab 2019 (Okagbue et al., 2021).

RESULTADOS

Las precipitaciones muestran diferencias entre los valores máximos y mínimos, y tienen relación con las épocas del año (lluviosas y estiaje) (Tabla 3).

Tabla 3. Mínimos y máximos de la precipitación de agua de lluvia

Estadístico descriptivo	2016	2017	2018	2019	2020
Máximo (mm)	189.9 mayo	201.9 marzo	230.9 diciembre	260 febrero	169.6 febrero
Mínimo (mm)	92.8 abril	59.4 agosto	92.4 setiembre	129.3 febrero	54.6 agosto
Promedio (mm)	143.84±33.40	114.70±43.50	135.10±43.50	185.65±43.50	113.69±43.50

Tabla 4, se muestra los resultados de captación de agua de lluvia en el área de techo de 47.5 m², utilizando los pronósticos del modelo Holt- Winters aditivo, durante el año 2021-2022.

Tabla 4. Captación de agua de lluvia mediante modelo Holt- Winters aditivo, para el año 2021 y 2022

Meses del año	Agua cosechada, mediante modelo Holt- Winters aditivo			
	Año 2021		Año 2022	
	Litros	m ³	Litros	m ³
01	5786.51	5.79	6514.33	6.51
02	11123.51	11.12	13040.67	13.04
03	8122.63	8.12	6636.94	6.64
04	12401.48	12.40	10645.78	10.65
05	7898.83	7.90	9076.17	9.08
06	4317.88	4.32	2308.46	2.31
07	7716.38	7.72	6742.02	6.74
08	8881.74	8.88	8200.99	8.20
09	6319.18	6.32	3777.43	3.78
10	5227.34	5.23	4684.80	4.68
11	6970.82	6.97	7570.30	7.57
12	11765.66	11.77	13084.66	13.08
Total	96531.94	96.53	92282.54	92.28

Tendencia de las precipitaciones analizadas

El comportamiento de las precipitaciones durante los últimos 60 meses evaluados desde el año 2016-2020, se observa que los pronósticos a partir del mes 65 empiezan a bajar (Figura, 3).

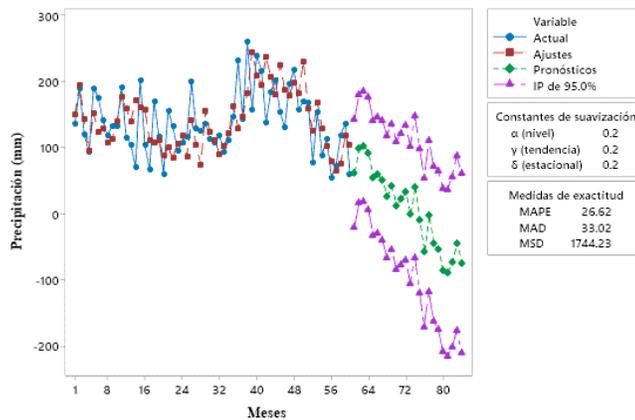


Figura 3. Comportamiento de las precipitaciones mensuales

Tabla 6, se muestra los valores de los pronósticos para los años 2021 y 2022. Para el año 2021, la precipitación anual será de 2258.057 mm, mientras que para el año 2022 la precipitación será de 2158.656 mm. Las precipitaciones al 2022 disminuirán en 99.402 mm. El límite inferior para el año 2021 es de 1148.52 mm y el límite superior es de 3367.58 mm. Mientras que para el año 2022 el límite inferior de precipitación es 1031.74 mm a comparación del límite superior es 3285.57 mm.

Tabla 6. Predicción de las precipitaciones

Modelo Holt- Winters aditivo, para los años 2021-2022						
Meses del año	Predicción de las precipitaciones para el 2021 (mm)	Límite de confianza inferior (LCI)	Límite de confianza superior (LCS)	Predicción de las precipitaciones para el 2022 (mm)	Límite de confianza inferior (LCI)	Límite de confianza superior (LCS)
01	135.357	92.9	177.8	152.382	109.268	195.496
02	260.199	96.6	423.8	305.045	138.841	471.25
03	190.003	132.3	247.7	155.25	96.664	213.836
04	290.093	149.9	430.3	249.024	106.624	391.425
05	184.768	39.9	329.6	212.308	65.2194	359.396
06	101.003	79.6	122.4	53.999	32.27	75.729
07	180.5	98.7	262.3	157.708	74.6449	240.771
08	207.76	52.4	363.1	191.836	34.0783	349.594
09	147.817	98.4	197.2	88.361	38.161	138.561
10	122.277	108.1	136.4	109.586	95.206	123.966
11	163.06	53.8	272.3	177.083	66.085	288.08
12	275.22	145.9	404.6	306.074	174.681	437.467
Total	2258.057	1148.5258	3367.589	2158.656	1031.7426	3285.571

DISCUSIÓN

Las precipitaciones estacionales en la región Amazonas se ha incrementado en los últimos años (Espinoza, 2009). En muchas oportunidades las precipitaciones en la zona del nor oriente peruano ha generado inundaciones, por lo general estos eventos ocurre durante los meses de febrero (temporada lluviosa) (INDECI, 2020). Esta investigación afirma que las precipitaciones máximas ocurren durante las temporadas de lluvias anuales (diciembre –abril) y las mínimas ocurre durante los meses de estiaje (junio-setiembre).

La medida de error MAPE, permite tener la certeza de la confiabilidad de los datos evaluados (Arruti, 2019). En ese sentido el MAPE más cerca a uno fue de 4.8 para el mes de octubre. El modelo aditivo Holt- Winters permitió estimar precipitaciones de 2258.057 mm para el año 2021 y para el 2022 las estimaciones indican una disminución de 100 mm. Las estimaciones arrojan valores promedios por debajo 3121 mm, promedios estimados durante los años 2013-2018 (Cornejo et al., 2017). Las precipitaciones son muy heterogéneos, en el nor este de Brasil, encontraron valores superiores a 2000 mm y 800 mm en la época de sequía (Catulé et al., 2018).

Las proyecciones de captación de agua de lluvia, es importante porque nos permite determinar el abastecimiento de agua por persona y estimar la cantidad de agua para una familia promedio de las zonas indígenas. El área de techo es importante para abastecer de agua a una familia, con un techo promedio de 47,5 m² se puede aprovechar 76 361,76 litros/año. Díaz-Ortiz Medina-Tafur, (2020), encontraron que la demanda de agua por persona en comunidad nativa es de 60 litros/día. Los resultados están por encima de la norma peruana, que establece la dotación normativa de 30 l/persona/día (Ministerio de Vivienda, Construcción y Saneamiento, 2016). La cantidad de agua en una vivienda estará en función a las actividades básicas que se desarrollen, en tal sentido se recomienda, su uso el consumo humano y preparado de alimentos. Con la estimación del modelo Holt-Winters aditivo estimo, para el año 2021 96.53 m³ de agua y pronóstico para el año 2022 fue 92.28 m³. Las predicciones de precipitaciones, pueden estar sujetas a la las condiciones climáticas futuras, al tener variaciones máximas y mínimas (Robinson et al., 2017). En ese sentido las estimaciones están a los LCI y el LCS propios del modelo Holt-Winters (Franco Rodríguez & Velasteguí López, 2020).

Los sistemas de almacenamiento y captación de agua en comunidades nativas son importantes e incluso pueden reemplazar al agua potable (Agatón, 2016) . Antes de empezar la implantación de sistemas de captación de agua de lluvia es importante realizar un análisis de las precipitaciones para diferentes escenarios (Chiu et al., 2009). En ese sentido las proyecciones de captación de agua de lluvia futura, es

de gran utilidad para la toma de decisiones en la instalación de proyectos, en las zonas rurales de la amazonia. Las tendencias, permite determinar el comportamiento de las precipitaciones a los años futuros y ayuda a predecir deslizamiento de tierras (Orozco et al., 2011).

CONCLUSIONES

La determinación de pronósticos para datos de precipitación es importante, antes de la toma de decisiones en la instalación de proyectos de captación de agua de lluvia. Con un área de techo de 47.5 m² permitió estimar 96.53 m³ de agua de lluvia para el 2021 y para el año 2022, habrá una disminución de 4.25 m³ de agua. Sin embargo, las áreas de techo de las viviendas son variables y la captación de agua puede estar sujeta al área de cada vivienda en las zonas de estudio.

AGRADECIMIENTOS

Al proyecto de investigación “Prototipos de sistema de potabilización del agua de lluvia en comunidades nativas del departamento de Amazonas. Perú 2019-2020” (PROLLUVIA), al Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDES-CES) de la Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas, por el apoyo logístico para realizar la investigación, así como al FONDECYT por el financiamiento del proyecto de investigación mediante contrato de subvención N° 185-2018- FONDECYT-BM-IADT-SE.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agatón, Adolfo León, Juan Carlos Córdoba RuizUriel, F. C. S. (2016). Revisión del estado de arte en captación y aprovechamiento de aguas lluvias en zonas urbanas y aeropuertos. *Tecnura*, 20(50), 141–153. <https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.tecnura.2016.4.a10>
- Anggono, D., Suparjo, W., Hartomo, K. D., Tanone, R., Informasi, F. T., Studi, P., Informatika, T., Kristen, U., Wacana, S., & Pendahuluan, I. (2018). Model Prediksi Kekeringan Menggunakan Metode Holt-Winters (Studi Kasus : Wilayah Kabupaten Boyolali).
- Arruti, A. R. S. G. S. (2019). Evaluación preliminar de un sistema de pronóstico de precipitación a muy corto plazo basado en la extrapolación de datos sintéticos de radar. *Meteoro Lógico*, 44.
- Catulé, P. F., Presidente, U., & Carlos, A. (2018). Estudo de verificação da viabilidade de captação e uso de água da chuva no município de Teófilo Otoni - MG. c, 1–25.

- Chiu, Y. R., Liaw, C. H., & Chen, L. C. (2009). Optimizing rainwater harvesting systems as an innovative approach to saving energy in hilly communities. *Renewable Energy*, 34(3), 492–498. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2008.06.016>
- Cornejo, M. V., Del, P., Ministros, C. D. E., Arévalo, C. V., & Aponte, F. C. (2017). Presidente Constitucional de la República.
- Dhamodharavadhani, S., & Rathipriya, R. (2019). Region-Wise Rainfall Prediction Using MapReduce-Based Exponential Smoothing Techniques. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 750). Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-13-1882-5_21
- Díaz-Ortiz, E. A. A. M.-T. (2020). Demanda, colecta y calidad del agua de lluvia en la comunidad nativa yahuahua, nieva, amazonas (Perú). *Revista de Investigación Científica REBIOL*, 40(2), 188–205.
- Espinoza Villar Lavado; Ordoñez, Juan Julio; Fraizy, Pascal; Guyot, Jean Loup; Ronchail, Josyane; Vauchel, Philippe; Cochonneau, Gérard; Filizola, Naziano; Labat, David; De Oliveira, Eurides, J. C. W. (2009). Evolución regional de los caudales en el conjunto de la cuenca del Amazonas para el periodo 1974-2004 y su relación con factores climáticos. *Revista Peruana Geo-Atmosférica RPGA*, 1(1), 66–89.
- Franco Rodríguez, M. del C., & Velasteguí López, E. (2020). El suavizado exponencial en el pronóstico de series no estacionarias. *Ciencia Digital*, 4(1), 97–110. <https://doi.org/10.33262/cienciadigital.v4i1.1073>
- González-Reyes, Á., & Muñoz, A. A. (2013). Cambios en la precipitación de la ciudad de Valdivia (Chile) durante los últimos 150 años. *Bosque*, 34(2), 191–200. <https://doi.org/10.4067/S0717-92002013000200008>
- Heydari, M., Ghadim, H. B., Rashidi, M., & Noori, M. (2020). Application of holt-winters time series models for predicting climatic parameters (Case study: Robat Garah-Bil station, Iran). *Polish Journal of Environmental Studies*, 29(1), 617–627. <https://doi.org/10.15244/pjoes/100496>
- INDECI. (2020). Precipitaciones pluviales en el departamento de Arequipa.
- Liu, L., & Wu, L. (2020). Holt–Winters model with grey generating operator and its application. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 0(0), 1–14. <https://doi.org/10.1080/03610926.2020.1797804>
- Magallanes-Quintanar, R., Blanco-Macías, F., Galván-Tejada, E. C., Galván-Tejada, J., Márquez-Madrid, M., & Valdez-Cepeda, R. D. (2019). Negative regional standardized precipitation index

- trends prevail in the Mexico's state of Zacatecas. *Terra Latinoamericana*, 37(4), 487–499. <https://doi.org/10.28940/terra.v37i4.563>
- Manideep, K., & Sekar, K. R. (2018). Rainfall prediction using different methods of Holt winters algorithm: A big data approach. *Int. J. Pure Appl. Math*, 119(15), 379–386. <https://acadpubl.eu/hub/2018-119-15/1/38.pdf>
- Márdero, S., Nickl, E., Schmook, B., Schneider, L., Rogan, J., Christman, Z., & Lawrence, D. (2012). Sequías en el sur de la península de Yucatán: análisis de la variabilidad anual y estacional de la precipitación. *Investigaciones Geográficas*, 78, 19. <https://doi.org/10.14350/rig.32466>
- Mohammad, M., Malakoutian, A., Malakoutian, Y., Mostafapoor, P., Mohammad, M., Malakoutian, A., Malakoutian, Y., Mostafapoor, P., Ziafat, S., & Abed, D. (2021). Prediction for Monthly Rainfall of Six Meteorological Regions and TRNC (Case Study : North Cyprus) To cite this version : HAL Id : hal-03228691 Prediction for Monthly Rainfall of Six Meteorological Regions and TRNC (Case Study : North Cyprus).
- Okagbue, H. I., Oguntunde, P. E., Obasi, E. C. M., & Akhmetshin, E. M. (2021). Trends and usage pattern of SPSS and Minitab Software in Scientific research. *Journal of Physics: Conference Series*, 1734(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1734/1/012017>
- Olivares, B. O., Cortez, A., Lobo, D., Parra, R. M., Rey B., J. C., & Rodríguez, M. F. (2016). Estudio de la Sequía Meteorológica en Localidades de los Llanos de Venezuela Mediante el Índice de Precipitación Estandarizado. *Acta Nova*, 7(3), 266–283.
- Orozco, O. L. P., Escobar, Y. C., & Angel, M. Q. (2011). Estudio de tendencias de la precipitación mensual en la cuenca alta-media del río Cauca, Colombia. *DYNA (Colombia)*, 78(169), 112–120.
- Priyan, K. (2015). Spatial and Temporal Variability of Rainfall in Anand District of Gujarat State. *Aquatic Procedia*, 4(Icwrcoe), 713–720. <https://doi.org/10.1016/j.aqpro.2015.02.092>
- Puah, Y. J., Huang, Y. F., Chua, K. C., & Lee, T. S. (2016). River catchment rainfall series analysis using additive holt–Winters method. *Journal of Earth System Science*, 125(2), 269–283. <https://doi.org/10.1007/s12040-016-0661-6>
- Pushpalatha, S. P. M. (2019). Drought prediction based on SPI and SPEI with varying timescales using LSTM recurrent neural network. *Soft Computing*, 1. [https://doi.org/10.1007/s00500-019-04120-](https://doi.org/10.1007/s00500-019-04120-1)

- Raha, S., & Gayen, S. K. (2021). Comparative study of different exponential smoothing models in simulation of meteorological drought: A study on purulia district, west bengal, india. *Journal of Applied and Natural Science*, 13(2), 504–511. <https://doi.org/10.31018/jans.v13i2.2637>
- Robinson, J. D., Vahedifard, F., & Aghakouchak, A. (2017). Rainfall-triggered Slope Instabilities under a Changing Climate: Comparative Study using Historical and Projected Precipitation Extremes Joe D. Robinson 1, Farshid Vahedifard 2 , Amir AghaKouchak 3 1. *Canadian Geotechnical Journal*.
- Salauddin Khan, M., Islam, M., Adhikary, S., Murad Hossain, M., & Afroja, S. (2018). Analysis and Predictions of Seasonal Affected Weather Variables of Bangladesh: SARIMA Models vs. Traditional Models. *International Journal of Business and Management*, 13(12), 70. <https://doi.org/10.5539/ijbm.v13n12p70>
- Shah, U., Garg, S., Sisodiya, N., Dube, N., & Sharma, S. (2018). Rainfall prediction: Accuracy enhancement using machine learning and forecasting techniques. PDGC 2018 - 2018 5th International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing, 776–782. <https://doi.org/10.1109/PDGC.2018.8745763>
- Siles, G., & Chirinos, D. (2018). Estimación De Intensidad De Lluvia Para Estudios De Propagación Radioeléctrica En Bolivia. *Investigacion & Desarrollo*, 18(1), 69–79. <https://doi.org/10.23881/idupbo.018.1-5i>
- Sinay, L. J., & Kembauw, E. (2021). Monthly Rainfall Components in Ambon City : Evidence from the Serious Time Analysis Monthly Rainfall Components in Ambon City : Evidence from the Serious Time Analysis. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/755/1/012079>
- Sopipan, N. (2014). Forecasting Rainfall in Thailand : A Case Study of Nakhon Ratchasima Province. 8(11), 712–716.
- Tabari, H., Abghari, H., & Talaei, P. H. (2011). Temporal trends and spatial characteristics of drought and rainfall in arid and semiarid regions of Iran. <https://doi.org/10.1002/hyp>
- Wichitarapongsakun, P., Sarin, C., Klomjek, P., & Chuenhooklin, S. (2016). Rainfall prediction and meteorological drought analysis in the Sakae Krang River basin of Thailand. *Agriculture and Natural Resources*, 50(6), 490–498. <https://doi.org/10.1016/j.anres.2016.05.003>
- Wong, C. L. (2009). Variability of rainfall in Peninsular Malaysia. 5471–5503.