



Ingeniería

ISSN: 1665-529X

ISSN: 2448-8364

ingenieria@correo.uady.mx

Universidad Autónoma de Yucatán

México

Mendoza Uribe, Indalecio

Desempeño del algoritmo RRQPE del satélite GOES 16 para la estimación de lluvia en el estado de Nayarit tras el paso del huracán Willa.

Ingeniería, vol. 23, núm. 2, 2019, Mayo-, pp. 37-51

Universidad Autónoma de Yucatán

México

Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=46760454004>

- ▶ Cómo citar el artículo
- ▶ Número completo
- ▶ Más información del artículo
- ▶ Página de la revista en redalyc.org

Desempeño del algoritmo RRQPE del satélite GOES 16 para la estimación de lluvia en el estado de Nayarit tras el paso del huracán Willa

Indalecio Mendoza Uribe*

Subcoordinación de Hidrometeorología, Coordinación de Hidrología, Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. Paseo Cuauhnáhuac 8532, Colonia Progreso, C.P. 62550, Jiutepec, Morelos.

Fecha de recepción: 27 de diciembre de 2018 — Fecha de aceptación: 02 de mayo de 2019

Resumen

El objetivo de este trabajo fue validar estadísticamente el desempeño del algoritmo RRQPE del satélite GOES 16 para estimar la tasa de lluvia en comparación con registros oficiales durante el embate del huracán Willa en el estado de Nayarit, que se originó en el Pacífico mexicano a las 0900 UTC del 20 de octubre de 2018 como Depresión Tropical, evolucionando a huracán categoría 5 para el 22 de Octubre a las 0600 UTC, el cual ocasionó severos daños y la evacuación de más de 13,000 personas en los estados de Colima, Michoacán, Nayarit y Sinaloa, siendo el estado de Nayarit el de mayor afectación por el paso del huracán, provocando el desbordamiento de los ríos Acaponeta y San Pedro con daños materiales cuantificados en más de 3 mil 650 millones de pesos de acuerdo a estimaciones de autoridades estatales. Los resultados demostraron que el algoritmo RRQPE tiende a sobreestimar la tasa de lluvia cuando la lluvia observada es inferior a 30 mm diarios, pero que estadísticamente en algunas regiones se puede llegar a obtener una eficiencia de aceptable a buena según el índice de Eficiencia de Nash-Sutcliffe, correlaciones de Pearson positivas de fuertes a muy fuertes y sesgos porcentuales inferiores al 5%. Se concluye que el algoritmo RRQPE presenta una eficiencia aceptable, aunque esta no es homogénea en toda la zona de estudio, recomendando su utilización como complemento a las observaciones o para suplir la escasa o nula disponibilidad de instrumentación meteorológica.

Palabras clave: Huracán Willa, RRQPE, GOES 16, Eficiencia Nash-Sutcliffe, Correlación de Pearson, Sesgo porcentual.

Performance of the algorithm RRQPE of the satellite GOES 16 for the estimation of rain in the state of Nayarit after the passage of hurricane Willa

Abstract

The objective of this work was to statistically validate the performance of the RRQPE algorithm of the GOES 16 satellite for the estimation of the rainfall rate compared to official records during the onslaught of Hurricane Willa in the state of Nayarit, which originated in the Mexican Pacific at 0900 UTC of October 20, 2018 as Tropical Depression, evolving into category 5 hurricane for

*indalecio_mendoza@tlaloc.imta.mx

October 22 at 0600 UTC, which caused severe damage and the evacuation of more than 13,000 people in the states of Colima, Michoacán, Nayarit and Sinaloa, being the state of Nayarit the most affected by the passage of the hurricane and the later overflow of the Acaponeta and San Pedro rivers with material damages quantified in more than 3 thousand 650 million pesos according to estimates by state authorities. The results showed that the RRQPE algorithm tends to overestimate the rainfall rate when the rainfall observed is less than 30 mm per day, but statistically in some regions it is possible to obtain an efficiency of acceptable to good according to the Nash-Sutcliffe Efficiency Index, Pearson correlations positive from strong to very strong and percentage biases below 5%. It is concluded that the RRQPE algorithm presents an acceptable efficiency, although this is not homogeneous in the whole study area, recommending its use as a complement to the observations or to supply the scarce or null availability of meteorological instrumentation.

Keywords: Hurricane Willa, RRQPE, GOES 16, Nash-Sutcliffe efficiency, Pearson correlation, percentage BIAS.

Introducción

El empleo de datos de lluvia registrados sólo por redes pluviométricas provee información puntual, pero no permite observar la evolución y magnitud de las tormentas convectivas debido a la cobertura y dinámica de los fenómenos meteorológicos. Los datos obtenidos de los pluviómetros solo representan el área circundante y próxima a la estación meteorológica en un radio de 5 km alrededor del sitio de observación según la Organización Meteorológica Mundial (2011). Pero en muchos lugares no se cuenta con la cobertura necesaria, sobre todo en las zonas altas de las cuencas, existiendo vacíos de información que pueden influir en los análisis de lluvias correspondientes. Las alternativas empleadas para salvar esta condición se han basado en el uso de imágenes de satélite o en la combinación con datos de radar, superficie y modelos atmosféricos (Moses y Barret, 1986; Ravelo y Santa, 2000; Feidas *et al.*, 2005; Feidas *et al.*, 2008; Sawunyama y Hughes, 2008; Arellano-Lara y Escalante-Sandoval, 2014).

En 1957 se lanzó el primer satélite artificial, el Sputnik, al que han seguido una larga serie de misiones civiles y militares. En el terreno civil, se destaca el lanzamiento del Satélite de Observación por Televisión e Infrarrojos o

TIROS (por sus siglas en inglés) en 1960, pionero de múltiples misiones de observación meteorológica, que han permitido un conocimiento y control más ajustados de las condiciones atmosféricas, evitando, o al menos disminuyendo, grandes catástrofes naturales (Chuvieco, 2008). Los sensores de satélite que detectan la radiación en longitudes de onda infrarroja (IR) y rango visible (VIS) se basan en el hecho de que los procesos de formación de lluvia implican la existencia de gotas de nube de gran tamaño y/o de partículas de hielo en la nube, que frecuentemente se difunden hacia la cima de ésta, por lo que la temperatura de brillo se correlacionan positivamente con la ocurrencia de lluvia; por lo tanto son estimaciones indirectas que proporcionan información rápida utilizando la información captada con los sensores a bordo de múltiples satélites, la cual es necesaria para capturar el crecimiento y decadencia de nubes precipitantes (Ramos-Fernández, 2013). No obstante, diversos autores (Dinku *et al.*, 2009; Tapiador *et al.*, 2012) indican que existen limitantes referidas al tipo de nubes y condiciones atmosféricas locales como: 1) Variación local, donde los sistemas multicapa de nubes pueden bloquear la vista de nubes que provocan la lluvia subyacente, o también la relación entre la temperatura en el tope de nube y la lluvia es altamente dependiente de la estación y el lugar; 2) Efecto de lluvia cálida,

que en regiones costeras o montañosas pueden experimentar lluvias de nubes que no llegan lo suficientemente alto en la atmósfera para registrarse como nubes frías; y 3) Efecto de nubes cirros, donde las nubes lo suficientemente altas en la atmósfera, compuesta de cristales de hielo y que el satélite detecta como muy fría y por tanto asocia con presencia de lluvia, aunque en realidad son nubes que no desarrollan lluvia.

El nuevo satélite GOES 16 (Geostationary Operational Environmental Satellite) del Servicio Meteorológico de los Estados Unidos provee datos meteorológicos cada 15 minutos con una resolución de superficie de 2 km² por cada pixel de la imagen. Los datos provistos por los satélites GOES se han utilizado desde la década de los 70 para la estimación de lluvias en áreas no cubiertas por información de superficie (Scofield y Oliver, 1977; Griffith *et al.*, 1978; Scofield, 1987).

La información satelital conjuntamente con la proveniente de redes pluviográficas están siendo utilizadas actualmente en numerosos países, dado que aseguran una cobertura mucho más densa y adecuada que permite capturar la variabilidad espacial de las lluvias, en particular durante el verano, característica que posee un valor relevante en las diferentes actividades socioeconómicas donde la lluvia es una variable importante (Ravelo, 1979; Scofield, 1987; Arkin y Ardanuy, 1989; King *et al.*, 1995; Ravelo y Santa, 2000).

El objetivo de este trabajo fue evaluar estadísticamente el desempeño del algoritmo RRQPE para la estimación de la tasa de lluvia con imágenes captadas con el sensor ABI a bordo del satélite GOES 16 en comparación con registros oficiales de lluvia acumulada en 24 horas durante el embate del huracán Willa en el estado de Nayarit.

Metodología

Descripción del huracán

El huracán Willa se originó en el Pacífico Mexicano como depresión tropical el 20 de octubre de 2018 a las 0900 UTC en las coordenadas 15.1° latitud norte y 104° longitud oeste con una presión de 1007 mb y vientos máximos de 55 km/h. Willa evolucionó rápidamente, alcanzando la categoría de huracán 5 en la escala Saffir-Simpson para el 22 de octubre a las 1500 UTC en las coordenadas 19.1° norte y 107.2° este, con una presión mínima de 925 mb y vientos máximos de hasta 260 km/h que provocaron marejadas ciclónicas y torrentes de lluvia en tierra, originando inundaciones por el desbordamiento de los ríos Acaponeta y San Pedro en el estado de Nayarit tras el impacto del huracán. Willa tocó tierra el 23 de octubre a las 1400 UTC entre las costas de Nayarit y Sinaloa, momento en el cual comenzó a degradarse paulatinamente hasta disolverse como depresión tropical el 24 de octubre en el estado de Chihuahua (NHC, 2018). En la Tabla 1 se presenta la evolución de Willa de acuerdo a los avisos oficiales del Centro Nacional de Huracanes de Miami, Florida. En la Figura 1 se muestra la trayectoria del huracán.

Tabla 1. Avisos oficiales del huracán Willa por parte del Centro Nacional de Huracanes de Miami, Florida.

Número de aviso	Fecha	Hora (UTC)	Clasificación	Latitud	Longitud	Presión mínima (mb)	Vientos máximos (km/h)
1	20 oct	0900	DT	15.1	104.9	1007	55
2	20 oct	1500	TT	14.8	105.7	1005	65
3	20 oct	2100	TT	15.2	105.8	999	95
4	21 oct	0300	TT	15.7	106.1	994	110
5	21 oct	0900	H1	16.2	106.5	984	140
6	21 oct	1500	H2	16.6	106.7	975	155
7	21 oct	1800	H2	16.8	106.9	971	165
8	21 oct	2100	H3	17.0	107.0	963	185
9	22 oct	0000	H4	17.4	107.1	946	220
10	22 oct	0300	H4	17.7	107.2	941	230
11	22 oct	0600	H5	17.9	107.1	931	250
12	22 oct	0900	H5	18.2	107.1	931	250
13	22 oct	1200	H5	18.7	107.3	931	250
14	22 oct	1500	H5	19.1	107.2	925	260
15	22 oct	1800	H5	19.4	107.2	925	260
16	22 oct	2100	H5	19.7	107.2	929	250
17	23 oct	0000	H4	20.2	107.2	933	240
18	23 oct	0600	H4	20.6	107.3	942	225
19	23 oct	0900	H4	20.8	107.3	945	215
20	23 oct	1200	H4	21.1	107.1	945	215
21	23 oct	1500	H3	21.4	106.9	966	205
22	23 oct	1800	H3	21.7	106.7	965	195
23	23 oct	2100	H3	22.2	106.4	965	195
24	24 oct	0000	H3	22.6	106.0	965	195
25	24 oct	0100	H3	22.7	105.8	965	195
26	24 oct	0300	H3	23.2	105.5	970	185
27	24 oct	0600	TT	23.8	104.6	990	75
28	24 oct	0900	DT	24.4	103.6	1000	55
29	24 oct	1500	DT	25.5	101.5	1008	35

Clasificación de ciclones tropicales según la escala Saffir-Simpson: Depresión Tropical (DT), Tormenta Tropical (TT), Huracán categoría 1 (H1), Huracán categoría 2 (H2), Huracán categoría 3 (H3), Huracán categoría 4 (H4) y Huracán categoría 5 (H5).



Figura 1. Trayectoria del huracán Willa. El número de la ubicación corresponde al número de aviso de la Tabla 1.

Zona de estudio

El estado de Nayarit se ubica en la región occidente de México, limitando al norte con los estados de Durango y Sinaloa, al este con los estados de Jalisco, Durango y Zacatecas, al sur con Jalisco y el Océano Pacífico y al oeste con el Océano Pacífico y Sinaloa. La entidad presenta variedad de climas, en donde las temperaturas más bajas son de clima templado y se registran al noroeste de la capital Tepic y el clima tropical se presenta en toda la costa del Pacífico, clasificándose de la siguiente forma: cálido subhúmedo, el 65% de la superficie estatal; semicálido subhúmedo el 33% y templado el 2%. En la llanura costera se presentan lluvias que fluctúan entre los 900 y 1,500 mm anuales. Esto sucede en un 55% del territorio del estado, mientras que el 45% restante presenta un clima semicálido subhúmedo y templado. La temperatura media

anual en la entidad es de 21°C y la precipitación media anual es de 1,150 mm (INAFED, 2010).

Datos utilizados

La Coordinación General del Servicio Meteorológico Nacional (CGSMN) tiene instaladas en el estado de Nayarit cinco estaciones meteorológicas automáticas (EMAs), de las cuales solo la ubicada en el municipio de Acaponeta (NY03) reportó datos completos durante el embate del huracán Willa. También se consideró la estación sinóptica meteorológica (ESIME) instalada en el observatorio de Tepic (NY06), así como los registros de 13 estaciones climatológicas de la Gerencia Aguas Superficiales e Ingeniería de Ríos (GASIR). En la Tabla 2 se listan los sitios de observación y en la Figura 2 su ubicación geográfica. Los datos de la EMA y ESIME

reportan datos cada 10 minutos y las estaciones climatológicas solo la lluvia acumulada en 24 horas. El análisis se realizó con la lluvia acumulada en 24 horas para todos los sitios de observación del 20 al 25 de octubre de 2018

periodo durante el cual el huracán Willa ocasionó lluvias en la entidad.

Tabla 2. Sitios de observación en el estado de Nayarit

No	Nombre	Tipo	CLAVE	Latitud	Longitud	Altitud
1	Acaponeta	EMA	NY03	22.4664	-105.3853	29
2	Acaponeta	Climática	ACANR	22.4900	-105.3542	52
3	Aguamilpa	Climática	AGMNR	21.8392	-104.8022	94
4	Caponal	Climática	CAPNR	21.8311	-105.1125	13
5	Chapalagana	Climática	CHPNR	21.9442	-104.5000	320
6	El cajón	Climática	CJNNR	21.4283	-104.4508	306
7	Gaviotas	Climática	GAVNR	20.8897	-105.1367	56
8	Jesús maría	Climática	JMANR	22.2508	-104.5169	960
9	La estancia	Climática	LESNR	22.5583	-105.3417	90
10	Pajaritos	Climática	PAJNR	22.3778	-105.0208	245
11	Rosamorada	Climática	ROMNR	22.1197	-105.2117	30
12	San Rafael	Climática	RSRNR	21.8000	-104.8000	2246
13	Ruiz	Climática	RUINR	21.9583	-105.1425	24
14	Tepic	ESIME	NY06	21.5189	-104.8839	927
15	Tepic	Climática	TEPNR	21.4894	-104.8919	941

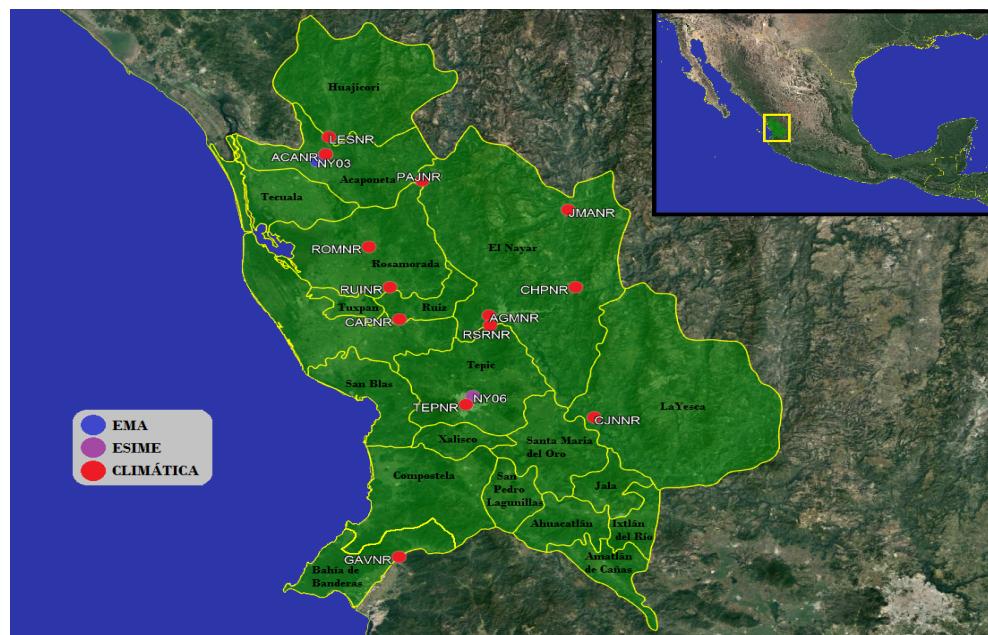


Figura 2. Ubicación de los sitios de observación en el estado de Nayarit.

Los datos de la variable RRQPE se generan por el satélite en intervalos de 15 minutos y estima la tasa de lluvia en mm h^{-1} . Para obtener la lluvia estimada proporcional a los 15 minutos que representa la imagen de satélite se utilizó la Ecuación 1. Los datos se descargaron a través de la página web <https://www.ncdc.noaa.gov/airs-web/search?datasetid=ABIL2PROD>.

$$P_{15} = \left(\frac{RRQPE}{60} \right) * 15 \quad (1)$$

Donde

P_{15} : Lluvia estimada en 15 minutos en mm

RRQPE: Tasa de lluvia estimada en mm h^{-1}

Descripción del algoritmo RRQPE

El algoritmo RRQPE, estima intensidad de lluvia a partir de las temperaturas de brillo de la banda infrarroja (IR) en cada pixel de la imagen obtenida por el satélite. Su calibración se basa en comparaciones de datos del sensor ABI (Advanced Baseline Imager) con tasas de lluvia derivadas de microondas (MW), que se consideran las estimaciones más precisas de la tasa de lluvia instantánea disponible a partir de datos satelitales. El algoritmo de tasa de lluvia

está basado en el algoritmo de recuperación de precipitación multivariable autocalibrante descrito por primera vez en Kuligowski (2002). El algoritmo deriva los campos de tasa de lluvia en dos pasos:

1. Identifica los píxeles que están experimentando lluvia. Los factores predictivos y los coeficientes de predicción para detectar la precipitación pluvial se derivan utilizando un análisis discriminante en una calibración contra áreas de lluvia recuperada de MW.
2. Recuperar las tasas de lluvia para píxeles donde se ha detectado lluvia. Los factores predictivos y los coeficientes de predicción para recuperar la tasa de lluvia se derivan utilizando una regresión lineal progresiva en una calibración contra las tasas de lluvia recuperadas de MW.

La tasa de lluvia está diseñada para ejecutarse en píxeles individuales, con cierta información requerida de los píxeles en la región vecina de 5x5 (NOAA, 2010). El esquema de procesamiento del algoritmo de la tasa de lluvia se resume en la Figura 3.

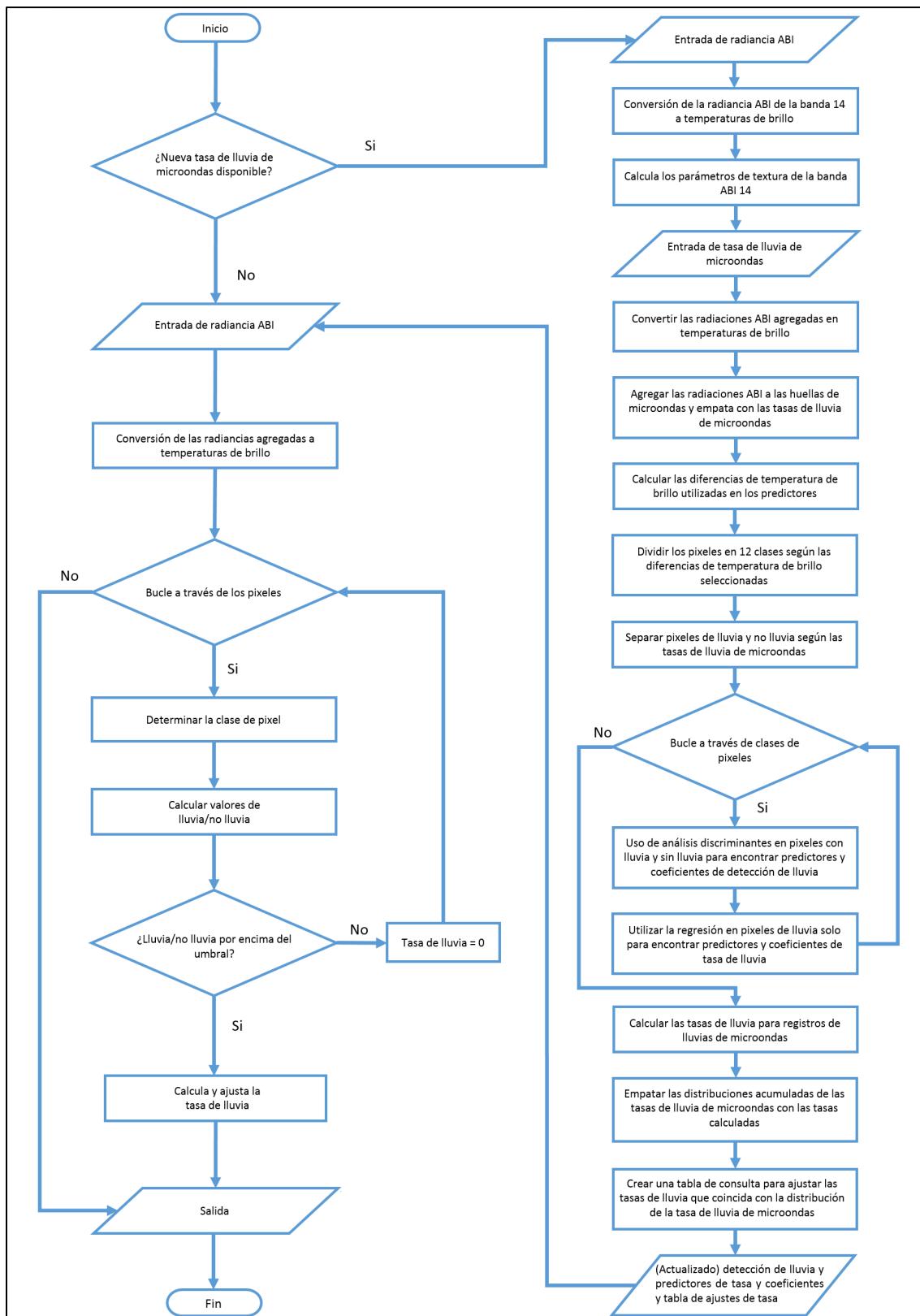


Figura 3. Diagrama de flujo de alto nivel del algoritmo de tasa de lluvia (RRQPE).

Evaluación estadística

El coeficiente de Eficiencia Nash-Sutcliffe o NSE (por sus siglas en inglés) fue propuesto por Nash y Sutcliffe (1970) como indicador adimensional de la bondad de ajuste, el cual mide cuanto de la variabilidad de las observaciones es explicada por la estimación. Este indicador es ampliamente utilizado en la evaluación de modelos hidrológicos (McCuen *et al.*, 2006). La eficiencia del coeficiente de NSE (Ecuación 2) se clasificó bajo los criterios de muy bueno (>0.90), bueno (0.80-0.90), aceptable de (0.65-0.80) e insatisfactorio (<0.65) según Ritter y Muñoz (2013).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (2)$$

Donde

NSE : Coeficiente de Eficiencia Nash-Sutcliffe

X_i : Precipitación observada en la posición i

Y_i : Precipitación estimada en la posición i

\bar{X} : Media de la precipitación observada

El sesgo porcentual indica la tendencia de las diferencias entre los datos estimados y los observados en términos de porcentaje (Gupta et al., 1999). Un sesgo positivo implica que la tendencia del algoritmo estima valores a la izquierda de las observaciones, y viceversa, cuando es negativo. Moriasi et al. (2007) menciona que el valor óptimo de Sesgo es 0.0, con valores de baja magnitud que indican modelos de simulaciones precisas (Ecuación 3).

$$Sesgo (\%) = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)}{\sum_{i=1}^N X_i} \right] * 100 \quad (3)$$

Donde

$Sesgo (\%)$: Sesgo porcentual

X_i : Precipitación observada en la posición i

Y_i : Precipitación estimada en la posición i

El coeficiente de correlación de Pearson, denotado como “r”, permite establecer similaridades o disimilaridades entre dos variables, para hacer evidente la variabilidad conjunta y por tanto tipificar lo que sucede con los datos. La correlación de Pearson (Ecuación 4) se clasificó bajo los criterios de perfecta (>0.90), muy fuerte (0.75-0.90), considerable (0.5-0.75), media (1-5), positiva débil (0-1), nula (0) y negativa (<0) de acuerdo con Mondragón-Barrera (2014).

$$r = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{[\sum (X_i - \bar{X})^2][\sum (Y_i - \bar{Y})^2]}} \quad (4)$$

Donde

r : Coeficiente de correlación de Pearson

X_i : Precipitación observada en la posición i

\bar{X} : Media de la precipitación observada

Y_i : Precipitación estimada en la posición i

\bar{Y} : Media de la precipitación estimada

Resultados

En este trabajo se evaluó el desempeño del algoritmo RRQPE para la estimación de la tasa de lluvia utilizando información captada por el sensor ABI a bordo del satélite GOES 16 en el estado de Nayarit, del 20 al 25 de octubre de 2018, periodo durante el cual impactó el huracán Willa. Los resultados incluyen el análisis del comportamiento de las lluvias durante el periodo de estudio y el análisis estadístico entre la lluvia estimada por el algoritmo y observaciones superficiales de la CGSMN y la GASIR, ambas instituciones de la Comisión Nacional del Agua (CONAGUA).

La nubosidad asociada al huracán Willa se desplazó de oeste a este presentando las lluvias con mayor intensidad en los reportes correspondientes al día 24 de octubre. Los municipios de El Nayar y Rosamorada presentaron los registros diarios de lluvia acumulada más altos, específicamente las estaciones de AGMNR, ROMNR y RUINR con 115, 149 y 184 mm respectivamente. Durante el periodo del embate del huracán, se obtuvieron registros de lluvia acumulada de hasta 227 mm en la estación RUINR del municipio de Rosamorada, que representa un 20% aproximadamente de la media acumulada anual en tan solo 5 días. La tasa de lluvia estimada por el algoritmo RRQPE predominó con valores por encima de los observados, aunque también se presentaron en menor frecuencia casos donde la lluvia observada superó a la estimada por el algoritmo, manteniendo de manera general las formas de los picos de lluvia pero con diferentes intensidades.

En términos estadísticos se obtuvieron correlaciones de Pearson positivas de medias a

muy fuertes. Destacando el desempeño del algoritmo en la región centro y noroeste del estado con valores de correlación de 0.79, 0.83 y 0.85 en las estaciones TEPNR, CHPNR y JMANR respectivamente. Por su parte, el índice de NSE resultó ser más estricto, indicando que en cuatro sitios de observación se obtuvieron valores insatisfactorios (CJNNR, GAVNR, LESNR y RSRNR), en el resto de sitios de observación se obtuvieron valores de aceptables a buenos, con excepción de la estación TEPNR donde el algoritmo obtuvo una eficiencia muy buena con un valor de 0.90. Con relación al análisis del sesgo porcentual, se observaron diferencias significativas entre la lluvia estimada por el algoritmo RRQPE y la observada por sitio de observación y por día, pero al calcular el sesgo porcentual de todo el periodo de estudio, en 12 localidades se obtuvieron valores inferiores al 5%, con excepción de las estaciones de GAVNR, RUINR y PAJNR con sesgos porcentuales de 8.32, 9.15 y 11.21 respectivamente.

En congruencia con las tres métricas estadísticas, el algoritmo RRQPE presentó bajo desempeño en las estaciones CJNNR, GAVNR y RSRNR, esta última corresponde al punto de observación más alto en la entidad, con 2,246 msnm. En el extremo opuesto, el mejor desempeño del algoritmo se obtuvo en las estaciones CHPNR, JMANR y TEPNR ubicadas en la región noroeste y centro del estado, con un sesgo porcentual entre 0 y 0.64, una correlación de Pearson superior a 0.79 y una eficiencia de Nash-Sutcliffe entre 0.87 y 0.90. En la Figura 4 se presentan las series de tiempo de la lluvia observada y estimada por el algoritmo RRQPE en los 15 sitios de observación.

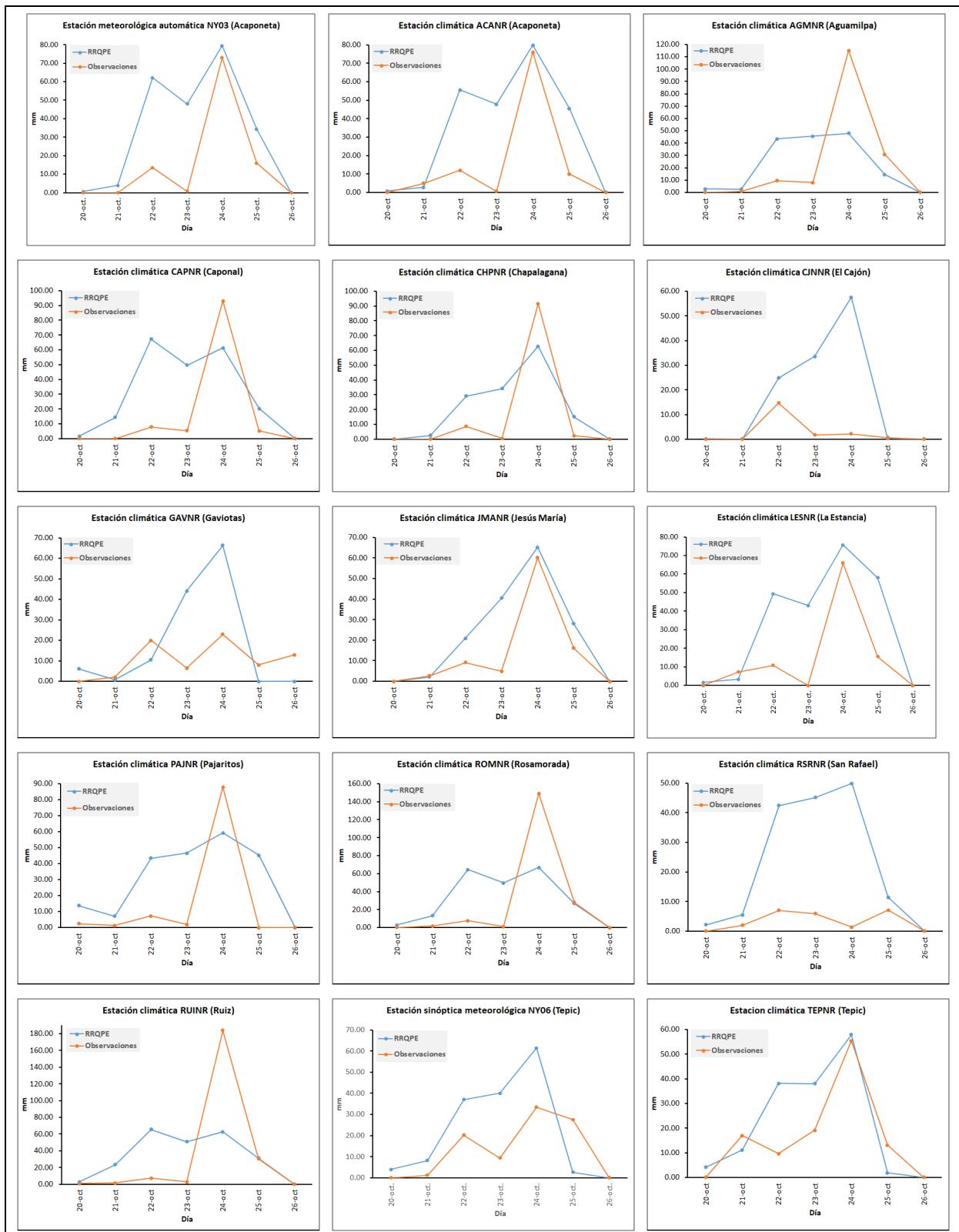


Figura 4. Relación entre la lluvia observada y estimada por el algoritmo RRQPE en los 15 sitios de observación. Es notorio que el algoritmo tiende a sobreestimar la lluvia cuando las lluvias observadas son inferiores a los 30 mm.

Como se observa en la Tabla 5, el desempeño del algoritmo RRQPE no presenta los mismos resultados en los 15 sitios de evaluación. Sin embargo, estos resultados se consideran aceptables en correspondencia con el desempeño de otros algoritmos y técnicas para la estimación de lluvia por satélite. Uno de ellos corresponde al algoritmo 3B43 que utiliza las imágenes del satélite TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission) con una resolución horizontal de 27 km y temporal entre 1 y 3 horas, el cual reproduce con cierta precisión el patrón del ciclo estacional considerándose datos fiables (Lujano-Laura *et al.*, 2015). Otra técnica corresponde al hidroestimador que emplea las imágenes del satélite GOES 13 para generar mapas de lluvia

acumulada cada 6, 12 y 24 horas con una resolución espacial de 4 km, esta técnica tiende a subestimar en los eventos de lluvia débiles, pero presenta una sobreestimación importante en los eventos de lluvia más intensas (Hobouchian, 2017).

Existen dos ventajas principales del algoritmo RRQPE del satélite GOES 16 frente a otras técnicas similares, la primera corresponde al hecho que la estimación de lluvia se calcula directamente por el satélite, mientras que otras técnicas requieren ejecutar los algoritmos en un equipo de cómputo por separado. La segunda ventaja corresponde a la mayor resolución horizontal (2 km) y temporal (15 minutos) de las imágenes del satélite GOES 16.

Tabla 5. Resumen de métricas estadísticas

Clave estación	Lluvia acumulada en el periodo de estudio		Métricas estadísticas		
	Observada	RRQPE	NSE	Sesgo %	r
NY03	103.25	228.36	0.70	0.64	0.75
NY06	92.00	153.34	0.75	4.32	0.62
ACANR	103.60	232.12	0.66	0.68	0.72
AGMNR	164.30	156.84	0.82	1.69	0.55
CAPNR	111.82	214.74	0.68	1.47	0.55
CHPNR	103.10	143.63	0.87	0.00	0.83
CJNNR	19.40	116.20	-5.87	-0.52	0.31
GAVNR	72.51	127.70	0.42	8.32	0.51
JMANR	93.20	157.02	0.87	0.00	0.85
LESNR	99.40	230.91	0.61	1.57	0.72
PAJNR	101.01	215.13	0.65	11.21	0.57
ROMNR	187.50	223.61	0.79	1.42	0.57
RSRNR	23.50	156.61	-7.48	9.15	0.47
RUINR	227.00	236.05	0.76	0.89	0.50
TEPNR	114.20	151.08	0.90	0.64	0.79
Promedio	107.72	182.89	-0.26	2.77	0.62

Conclusiones

Los resultados medidos durante el embate del huracán Willa en el estado de Nayarit demuestran, en términos generales, que el algoritmo RRQPE tiende a sobreestimar la tasa

de lluvia en la mayoría de los casos analizados. Si bien mantiene las formas de los picos de lluvia estos no corresponden a la misma intensidad, sobre todo cuando la lluvia

observada es inferior a los 30 mm acumulados en 24 horas.

De acuerdo con el análisis estadístico, el algoritmo RRQPE demostró que en ciertas regiones es posible obtener una eficiencia de aceptable a buena según el índice de Eficiencia de Nash-Sutcliffe, correlaciones positivas de fuertes a muy fuertes y sesgos porcentuales inferiores a 5%. Si bien estos resultados no se presentan de manera homogénea en todas las localidades, en promedio el desempeño del algoritmo se considera aceptable en concordancia con el desempeño de otros algoritmos y técnicas como son el 3B43 e hidroestimador, pero que a diferencia de ellos, el algoritmo RRQPE del satélite GOES16 estima directamente la tasa de lluvia y tiene una mayor resolución espacial y temporal.

Dado estos resultados, se recomienda la utilización del algoritmo RRQPE como complemento a las observaciones o para suplir

la escasa o nula disponibilidad de instrumentación meteorológica. Ante la ausencia de registros de precipitación o poca cobertura espacial en la zona de estudio, la estimación de lluvia por satélite se considera indispensable para dimensionar las características de un fenómeno meteorológico extremo, como fue el caso del huracán Willa que alcanzó la categoría 5 en la escala Saffir-Simpson. Incluso, se considera que es conveniente combinar diferentes fuentes de medición y aplicar métodos de corrección para remover errores sistemáticos, a fin de realizar análisis con mayor precisión.

Resultó inesperado el haber encontrado que el índice NSE es más severo en la evaluación del desempeño del algoritmo RRQPE, el cual castiga las diferencias de gran magnitud entre lo estimado y lo observado, pero que, en correspondencia con la correlación de Pearson, existe equivalencia cuando es notoria la similaridad entre las dos variables en cuestión.

Referencias

- Arellano-Lara F. and Escalante-Sandoval C. (2014). Estimación del potencial de tormentas vía la combinación de imágenes de satelitales e información meteorológica: caso de estudio al noroeste de México. *Tecnología y Ciencias del Agua*, vol. 5, núm. 5, pp. 39-61.
- Arkin P. A. and Ardanuy P. E. (1989). Estimating climatic-scale precipitation from space: a review. *Journal Climate*, vol. 2, pp. 1229-1238.
- Chuvieco Salinero, E. (2008). Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio. España: Ariel Ciencia, 3ra edición, 594 p.
- Dinku T., Funk C. and Grimes D. (2009). The potential of satellite rainfall estimates for index insurance. International Research Institute for Climate and Society (IRI). The Earth Instituto at Columbia University, 5 p.
- Griffith C. G., Woodley W. L., Grube P. G., Martín D. W., Stout J. and Sikdar D. N. (1978). Rain estimates from geosynchronous satellite imagery: Visible and infrared studies. *Monthly Weather Review*, vol. 106, pp. 1153-1171.
- Gupta H. V., Sorooshian S. and Yapo P. O. (1999). Status of automatic calibration of hydrologic models: Comparison with multilevel expert calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, vol. 4, núm 2, pp. 135-143.

- Feidas H., Lagouvardos K., Kotroni V. and Cartalis C. (2005). Application of Three Satellite Techniques in Support of Precipitation Forecasts of a NWP Model. International Journal of Remote Sensing, vol. 26, núm. 24, pp. 5393-5417.
- Feidas H., Kokolatos G., Negri A., Manyin M., Chrysoulakis N. and Kamarianakis Y. (2008). Validation of an Infrared-Based Satellite Algorithm to Estimate Accumulated Rainfall over the Mediterranean Basin. Theoretical and Applied Climatology, vol. 95, pp. 91-109.
- Hobouchian M. P., García-Skabar Y., Barrera D., Vila D. and Salio P., (2017). Validación de la estimación de precipitación por satélite aplicando la técnica hidroestimador. Meteorológica, vol. 42, núm. 1, pp. 19-37.
- Instituto para el Federalismo y el Desarrollo Municipal (2010). Enciclopedia de los Municipios y Delegaciones de México: Estado de Nayarit. Secretaría de Gobernación. Página web consultada de <http://www.inafed.gob.mx/work/enciclopedia/EMM18nayarit>.
- King P. W. S., Hogg W. D. and Arking P. A. (1995). A note a relationship between satellite visible and infrared measurements and rain-rate. Journal Applied Meteorology, vol. 34, pp. 1608-1621.
- Kuligowski R. J. (2002). A self-calibrating real-time GOES rainfall algorithm for shortterm rainfall estimation. Journal Hydrometeorology, vol. 3, pp. 112-130.
- Lujano-Laura E., Felipe-Obando O. G., Lujano-Laura A. y Quispe-Aragon J. P. (2015). Validación de la precipitación estimada por el satélite TRMM y su aplicación en la modelación hidrológica del río Ramis Puno Perú. Revista de Investigación Altoandina, vol. 17, núm. 2, pp. 221-228.
- McCuen R. H., Knight Z. and Cutter A. G. (2006). Evaluation of the Nash Sutcliffe Efficiency Index. Journal Hydrology Engineering, vol. 11, pp. 597-602.
- Mondragón-Barrera M. A. (2014). Uso de la correlación de Spearman en un estudio de intervención en fisioterapia. Movimiento científico, vol. 8, núm. 1, pp. 98-104.
- Moriasi D. N. Arnold J. G., Van Liew M. W. Bingner R. L., Harmel R. D. and Veith T. L. (2007). Model Evaluation Guidelines for Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulation. Transactions of the ASABE, vol. 50, núm. 3, pp. 885-900.
- Moses J. F. and Barret E. C. (1986). Interactive Procedures for Estimating Precipitation from Satellite Imagery. In Hydrologic Application of Space Technology. Ed. Johnson, International Association of Hydrological Science. Vol. 160, pp. 25-40.
- Nash J. E. and Sutcliffe J. V. (1970). River Flow forecasting through conceptual models, part I: A discussion of principles. Journal of Hydrology, vol. 10, núm. 3, pp. 282-290.

National Hurricane Center (2018). Hurricane Willa Advisory Archive. National Oceanic and Atmospheric Administration. Página web consultada de [https://www.nhc.noaa.gov/archive/2018/WILLA.shtml?](https://www.nhc.noaa.gov/archive/2018/WILLA.shtml)

National Oceanic and Atmospheric Adminitration (2010). GOES-R Advanced Baseline Imager (ABI) Algorithm Theoretical Basis Document For Rainfall Rate (QPE). United States: National Environmental Satellite, Data, and Information Service, Center for Satellite Applications and Research, 44 p.

Organización Meteorológica Mundial (2011). Guía de prácticas hidrológicas: Hidrología. Volumen I: Hidrología – de la medición a la información hidrológica. Ginebra, Suiza: Organización Meteorológica Mundial, núm. 168, Sexta Edición.

Ramos-Fernández L. (2013). Estudios de la utilidad de la lluvia estimada de satélite en la modelación hidrológica distribuida (Tesis doctoral). Valencia, España: Universidad Politécnica de Valéncia.

Ravelo A. C. (1979). Evaluation of satellite rainfall estimates for Haiti. Edit. Universidad of Missouri / AID-OFDA, 18 p.

Ravelo A. C. and Santa J. A. (2000). Estimación de las precipitaciones utilizando información satelital y terrestre en la provincia de Córdoba (Argentina). AgriScienza, vol. 17, pp. 21-27.

Ritter A. and Muñoz R. (2013). Performance evaluation of hydrological models: Statistical significance for reducing subjectivity in goodness-of-fit-assessments. Journal of Hydrology, vol. 480, pp. 33-45.

Sawunyama T. and Hughes D. A. (2008). Application of Satellite-Derived Rainfall Estimates to Extend Water Resource Simulation Modelling in South Africa. Water SA, vol. 34, pp. 1-9.

Scofield R. A. and Oliver V. J. (1977). A scheme for estimating convective rainfall from satellite imagery. NOAA Tech. Memo. NESS 86. U.S. Dept. Commerce, Washington, DC, USA, 47 p.

Scofield R. A. (1987). The NESDIS operational convective precipitation technique. Monthly Weather Review, vol. 115, núm. 8, pp. 1773-1782.

Tapiador F. J., Turk F. J., Petersen W., Hou A. Y., García-Ortega E., Machado L. A. T., Angelis C. F., Salio P., Kidd C., Huffman G. J. and de Castro M. (2012). Global precipitation measurement: methods, datasets and applications. Atmospheric Research, 104-105, pp. 70-97.