

UNIVERSIDAD NACIONAL DE HUANCAMELICA
(Creada por Ley N° 25265)
FACULTAD DE CIENCIAS DE INGENIERÍA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA CIVIL -
HUANCAMELICA



TESIS

**PREDICCIÓN DE CAUDALES MEDIANTE REDES
NEURONALES ARTIFICIALES EMPLEANDO
INFORMACIÓN DE SENSORES REMOTOS EN LA
CUENCA EXPERIMENTAL DEL RÍO ICHU**

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN
INFRAESTRUCTURA HIDRÁULICA,
SANEAMIENTO Y MEDIO AMBIENTE

PRESENTADO POR :
Bach. RICHARD ORÉ CAYETANO
PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
INGENIERO CIVIL

Huancavelica - Perú

2019



UNIVERSIDAD NACIONAL DE HUANCAMELICA



FACULTAD DE CIENCIAS DE INGENIERÍA

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

En el Auditorium de la Facultad de Ciencias de Ingeniería, a los 10 días del mes de diciembre del año 2019, a horas 10:00 a.m., se reunieron los miembros del Jurado Calificador conformado por los siguientes: **M.Sc. Hugo Rubén LUJAN JERI (PRESIDENTE)**, **Ing. Carlos GASPAS PACO (SECRETARIO)**, **M.Sc. Marco Antonio LÓPEZ BARRANTES (VOCAL)**, designados con Resolución de Consejo de Facultad N° 489-2016-FCI-UNH, de fecha 12 de diciembre del 2016, así mismo los miembros de Jurados Evaluadores han sido reestructurados con Resolución de Decano N°260-2019-FCI-UNH, de fecha 05 de diciembre del 2019 y con Resolución de Decano N° 279-2019-FCI-UNH de fecha 06 de diciembre del 2019 se ratifica al Asesor y Jurados evaluadores, a fin de proceder con la calificación de la sustentación del informe final de tesis titulado: "PREDICCIÓN DE CAUDALES MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EMPLEANDO INFORMACIÓN DE SENSORES REMOTOS EN LA CUENCA EXPERIMENTAL DEL RÍO ICHU", presentado por el Bachiller **Richard ORÉ CAYETANO**, para optar el **Título Profesional de Ingeniero Civil**; en presencia del **M.Sc. Iván Arturo AYALA BIZARRO** como Asesor del presente trabajo de tesis. Finalizado la evaluación a horas 11:00 am, se invitó al público presente y al sustentante abandonar el recinto. Luego de una amplia deliberación por parte de los Jurados, se llegó al siguiente resultado:

APROBADO

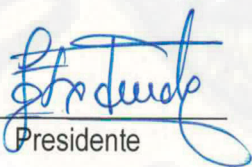


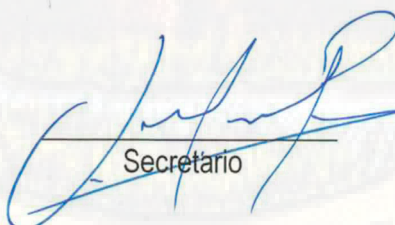
POR...UNANIMIDAD

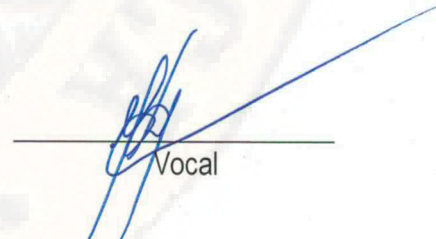
DESAPROBADO

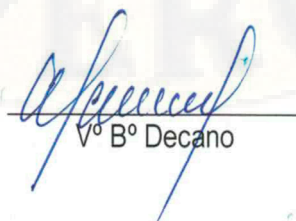


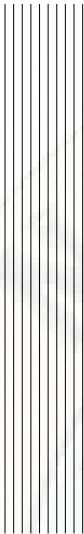
En señal de conformidad, firmamos a continuación:


Presidente


Secretario

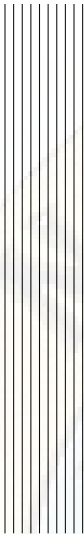

Vocal


Vº Bº Decano



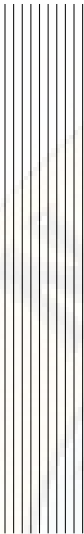
Título

**PREDICCIÓN DE CAUDALES MEDIANTE REDES
NEURONALES ARTIFICIALES EMPLEANDO INFORMACIÓN
DE SENSORES REMOTOS EN LA CUENCA EXPERIMENTAL
DEL RÍO ICHU**



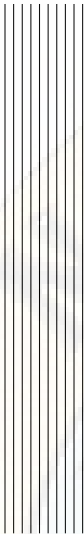
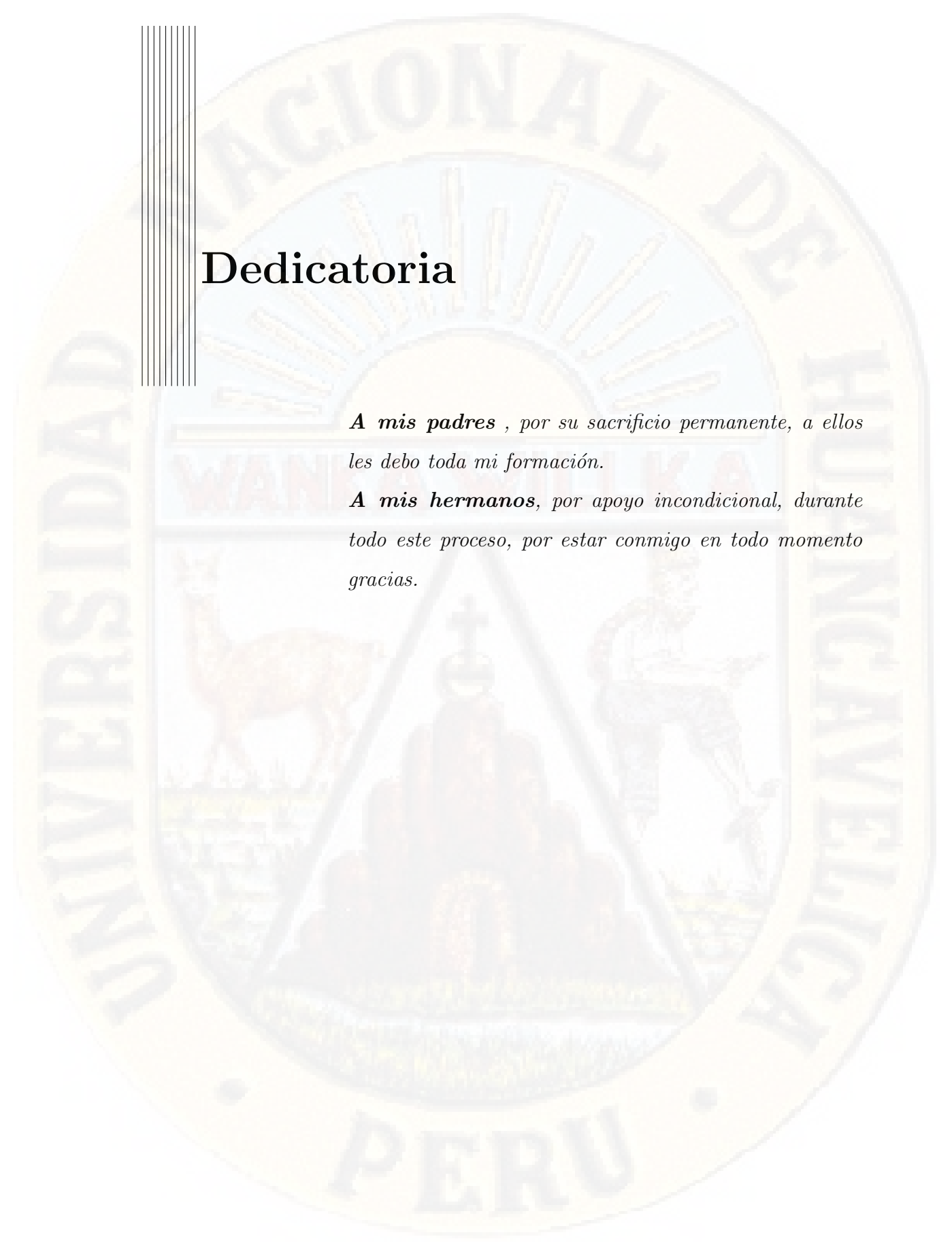
Autor

Bach. Richard Oré Cayetano



Asesor

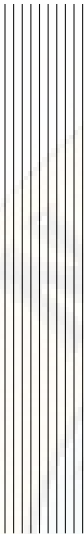
M.Sc. Ing. Iván Arturo Ayala Bizarro
Especialidad Ingeniería Hidráulica



Dedicatoria

A mis padres , por su sacrificio permanente, a ellos les debo toda mi formación.

A mis hermanos, por apoyo incondicional, durante todo este proceso, por estar conmigo en todo momento gracias.



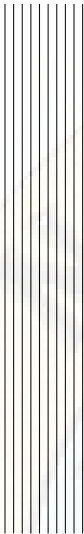
Agradecimientos

A los docentes de la Universidad Nacional de Huancavelica de la Escuela Profesional de Ingeniería Civil - Huancavelica por su contribución durante mi formación profesional.

A mi asesor de tesis, MSc. Iván Arturo Ayala Bizarro, excelente persona y profesional, quien a pesar de sus muchas ocupaciones, confió en mí e impulsó esta investigación, gracias por apoyarme y orientarme en este proceso de aprendizaje.

Al grupo de investigadores del proyecto FOCAM: “Calibración y validación lluvia - escorrentía para la previsión de inundaciones en la cuenca experimental del río Ichu del distrito y provincia de Huancavelica región Huancavelica”, por fomentar y contribuir en la investigación.

Agradezco a mis amigos y todas las personas que me apoyaron en el desarrollo de esta tesis.



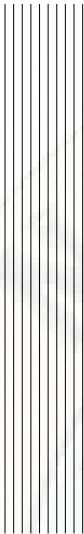
Índice general

Dedicatoria	VI
Agradecimientos	VII
Índice general	VIII
Índice de tablas	XII
Índice de figuras	XV
Resumen	XX
Abstract	XXII
Introducción	XXIV
1. CAPÍTULO I : PROBLEMA	1
1.1. Planteamiento Del Problema.	1
1.2. Formulación Del Problema.	2
1.2.1. Problema General	2
1.2.2. Problemas Específicos	2
1.3. Objetivos	3
1.3.1. Objetivo General	3
1.3.2. Objetivo Específico	3
1.4. Justificación	3
1.4.1. Justificación teórica	3
1.4.2. Justificación práctica	4
1.4.3. Justificación metodológica	4

2. CAPÍTULO II : MARCO TEÓRICO	5
2.1. Antecedentes.	5
2.1.1. Internacional	5
2.1.2. Nacional	7
2.1.3. Local	10
2.2. Cuenca Hidrográfica	11
2.2.1. Características morfométricas de la cuenca	12
2.2.2. Precipitación	14
2.2.2.1. Precipitación efectiva	16
2.2.3. Escurrimiento	17
2.2.3.1. Tipos de escurrimiento	18
2.2.3.2. Caudal	19
2.2.3.3. Hidrograma	20
2.3. Predicción Hidrológica	22
2.3.1. Necesidades de datos para las predicciones hidrológicas	23
2.3.1.1. Métodos de predicción de caudales	23
2.4. Redes neuronales artificiales	24
2.4.1. Modelo biológico	24
2.4.2. Analogía de una neurona biológica y Artificial	26
2.4.3. Definición de una red neuronal artificial	27
2.4.4. Elementos de una red neuronal artificial	28
2.4.5. Características de una red neuronal artificial	29
2.4.6. Arquitectura ó topología	30
2.4.7. Mecanismo de aprendizaje	31
2.4.8. Perceptron multicapa (MLP)	32
2.4.9. Modelo no lineal auto regresivo con entradas externas (NARX)	34
2.4.10. Redes neuronales en hidrología	35
2.5. Sensoramiento Remoto	36
2.5.1. Definición de Sensoramiento Remoto	37
2.5.2. Sensores Remotos	38

2.5.2.1.	Tipos de Sensores	38
2.5.2.2.	Resolución de sensores	39
2.5.2.3.	Satelite TRMM	40
2.5.2.4.	Satelite GPM - IMERG	41
2.5.2.5.	CHIRPS	42
2.5.2.6.	PISCO	43
2.6.	Definición De Términos	43
2.7.	Hipótesis.	44
2.7.1.	Hipótesis alterna	44
2.7.2.	Hipótesis nula	44
2.8.	Variables de estudio.	44
2.8.1.	Variable independiente.	44
2.8.2.	Variable dependiente.	45
2.9.	Operacionalización de variables	45
3.	CAPÍTULO III : METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN	46
3.1.	Ámbito de Temporal y Espacial	46
3.1.1.	Ámbito de temporal	46
3.1.2.	Ámbito de espacial	47
3.2.	Tipo de Investigación	47
3.3.	Nivel de Investigación	48
3.4.	Población, Muestra, Muestreo.	48
3.4.1.	Población	48
3.4.2.	Muestra	48
3.4.3.	Muestreo	48
3.5.	Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos	49
3.5.1.	Técnicas	49
3.5.2.	Instrumentos	50
3.5.3.	Procedimiento de Recolección de Datos.	51
3.6.	Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos.	52
3.6.1.	Técnicas de procesamiento	52
3.6.2.	Análisis de datos	53

3.7. Esquema metodológico.	54
4. CAPÍTULO IV : PRESENTACIÓN DE RESULTADOS	55
4.1. Análisis de información.	55
4.1.1. Área de estudio.	55
4.1.1.1. Parámetros Morfométricos	57
4.1.2. Información de sensores remotos	57
4.1.3. Información hidrológica	70
4.1.4. Estimación de la curva de descarga	73
4.1.5. Predicción de niveles mediante redes neuronales NARX .	74
4.1.5.1. Selección de datos de ingreso	74
4.1.5.2. Resultados del modelo NARX-CHIRPS	77
4.1.5.3. Resultados del modelo NARX-PISCO	81
4.1.5.4. Resultados del modelo NARX-GPM	86
4.1.6. Predicción de caudales	91
4.1.6.1. Predicción de caudales modelo NARX-CHIRPS	92
4.1.6.2. Predicción de caudales modelo NARX-PISCO .	93
4.1.6.3. Predicción de caudales modelo NARX-GPM . .	94
4.2. Prueba de hipótesis.	95
4.3. Discusión de resultados	96
Conclusiones	99
Recomendaciones	101
Referencias	102
Anexos	106
A1.- Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.	106
A2.- Registro de niveles de agua en sección de aforo.	129
A3.- Aforos realizados.	135
A4.- Sección del transversal del río Ichu en estación hidrológica. . . .	136
A5.- Plano clave de la cuenca río Ichu.	137
A6.- Matriz de consistencia.	138
A7.- Panel fotográfico.	139

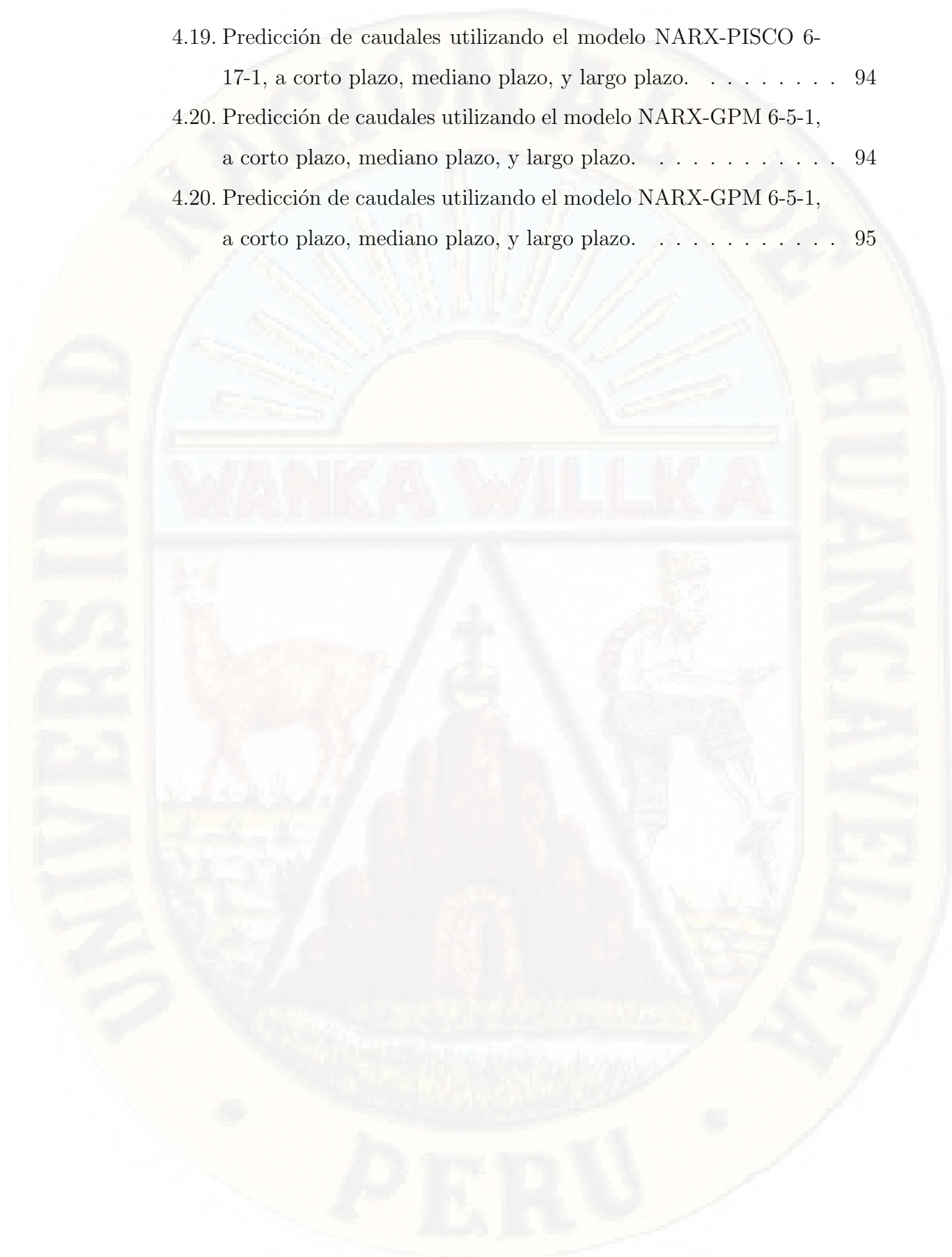


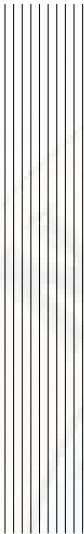
Índice de tablas

2.1. Operacionalización de variables.	45
3.1. Valores del coeficiente de Nash-Sutcliffe (NSE). Fuente: Molnar (2011).	53
4.1. Resumen de estaciones meteorológicas e hidrológica en la cuenca del río Ichu.	56
4.2. Resumen de parámetros morfométricos de la cuenca del río Ichu.	57
4.3. Resumen de la información de sensores remotos	58
4.4. Resumen de resultado de la evaluación espacial y cantidad de píxeles y/o celdas que están dentro de la cuenca del río Ichu	62
4.5. Resumen de cantidad de píxeles y/o celdas por productos de sensores remotos en la cuenca de estudio.	62
4.6. Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia medida en estación terrestre.	64
4.6. Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia medida en estación terrestre.	65

4.7. Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia medida en estación terrestre.	66
4.8. Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia medida en estación terrestre.	67
4.9. Estadístico a escala diaria de precipitación areal para los productos de CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con la precipitación areal de lluvia medida en estación terrestre.	69
4.10. Entradas exogenas a modelo de red neuronal tipo NARX para los productos de CHIRPS, PISCO Y GPM	69
4.11. Estaciones hidrológica en la cuenca del río Ichu.	70
4.12. Registro de aforos realizados en sección de aforo, con equipo Perfilador acústico y correntometro digital	72
4.13. Parámetros k , n , h_0 de la ecuación de descarga	73
4.14. Modelos predictivos con series de entradas exogenas y series de entrada a predecir	74
4.15. Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	80
4.15. Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	81
4.16. Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	86
4.17. Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	91
4.18. Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	92
4.18. Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	93
4.19. Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	93

4.19. Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	94
4.20. Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	94
4.20. Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.	95





Índice de figuras

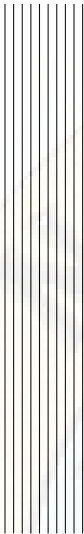
2.1. Cuenca hidrográfica	11
2.2. Formas de precipitación	14
2.3. Precipitación efectiva o exceso de precipitación	16
2.4. Transformación lluvia-escorrentía	17
2.5. Proceso del flujo de la escorrentía	17
2.6. Caudal en la salida de la cuenca	19
2.7. Hidrográma anual	20
2.8. Componentes de un hidrográma	20
2.9. Curva de descarga	22
2.10. Neurona biológica del cerebro humano	24
2.11. Red neuronal biológica del cerebro humano	25
2.12. Comparación de una neurona biológica y Artificial	26
2.13. Red biológica de neuronas y Red de neuronas artificiales.	27
2.14. Elementos de una red neuronal artificial	28
2.15. Arquitectura típica de una red neuronal artificial	30
2.16. Arquitectura típica de un Perceptrón multicapa (MLP)	33
2.17. Estructura NARX	34
2.18. ANN en hidrología con ingreso de precipitaciones y variable de salida caudales.	35

2.19. La energía que recibe la Tierra del sol se llama radiación electromagnética.	36
2.20. Diferentes materiales reflejan y absorben diferentes radiaciones electromagnéticas. Debido a esto, pueden ser detectadas por un sensor y determinar el tipo de material del que se refleja.	37
2.21. Sensores pasivos y activos.	38
2.22. Resolución espacial	39
2.23. Resolución temporal	40
2.24. Producto del TRMM con una resolución espacial(pixel) de 0.25km x 0.25km	41
2.25. Área cubierta por los sensores del GPM mostrando la recopilación de información de lluvias.	42
2.26. Comparación entre el producto de TRMM y CHIRPS	43
3.1. Alcance temporal	46
3.2. Alcance espacial	47
3.3. Esquema Metodológico de la investigación	54
4.1. Ubicación y localización geográfica del ámbito de estudio	56
4.2. Producto GPM-IMERG en ámbito espacial de investigación	59
4.3. Píxeles del producto GPM-IMERG en ámbito espacial de investigación	60
4.4. Producto TRMM en ámbito espacial de investigación	60
4.5. Píxeles del producto TRMM en ámbito espacial de investigación	60
4.6. Producto CHIRPS v2.0 en ámbito espacial de investigación	61
4.7. Píxeles del producto CHIRPS en ámbito espacial de investigación	61
4.8. Producto PISCO v2 en ámbito espacial de investigación	61
4.9. Píxeles del producto PISCO en ámbito espacial de investigación	61
4.10. Dispersión de lluvia media en estación, comparada con productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.	64
4.11. Dispersión de lluvia media en estación, comparada con productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.	65

4.12. Dispersión de lluvia media en estación, comparada con productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.	66
4.13. Dispersión de promedio areal de lluvia media en estaciones terrestres, comparada con precipitación areal de productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.	68
4.14. Series de precipitación remota total en la cuenca río Ichu durante el periodo 2016-2018.	70
4.15. Serie de tiempo de niveles de agua registrados en la estación hidrológica Huancavelica, periodo 2016-2018.	71
4.16. Histograma de frecuencias de serie de tiempo de niveles de agua registrados en la estación hidrológica Huancavelica, periodo 2016-2018.. . . .	71
4.17. Sección transversal del río, donde se viene registrando las altura de niveles de agua.	72
4.18. Curva de la ecuación de descarga en la sección de aforo del río Ichu.	73
4.19. Selección de datos de ingreso serie CHIRPS y serie NIVELES.(Fuente: Matlab)	75
4.20. Selección de datos de ingreso serie PISCO y serie NIVELES.(Fuente: Matlab)	75
4.21. Selección de datos de ingreso serie GPM y serie NIVELES.(Fuente: Matlab)	76
4.22. División de los datos de entrada y salida, para etapas de entrenamiento, validacion y test. (Fuente: Matlab)	76
4.23. Arquitectura 17-15-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-CHIRPS (Fuente: Matlab)	77
4.24. Curvas de desempeño del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red. (Fuente: Matlab)	77
4.25. Análisis de regresión para el entrenamiento, validación, prueba y test, del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red.(Fuente: Matlab)	78

4.26. Autocorrelación de los errores desplazados, del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red.(Fuente: Matlab)	79
4.27. Series de tiempo entre los niveles y errores entre los valores entrenados, del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red. (Fuente: Matlab)	79
4.28. Arquitectura de ciclo cerrado 17-15-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-CHIRPS (Fuente: Matlab)	80
4.29. Predicción con modelo NARX-CHIRPS para un un paso adelante de de 90 días (Fuente: Matlab)	80
4.30. Arquitectura 6-17-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-PISCO (Fuente: Matlab)	82
4.31. Curvas de desempeño del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red. (Fuente: Matlab)	82
4.32. Análisis de regresión para el entrenamiento, validación, prueba y test, del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red.(Fuente: Matlab)	83
4.33. Autocorrelación de los errores desplazados, del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red.(Fuente: Matlab)	84
4.34. Series de tiempo entre los niveles y errores entre los valores entrenados, del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red. (Fuente: Matlab)	84
4.35. Arquitectura de ciclo cerrado 6-17-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-PISCO (Fuente: Matlab)	85
4.36. Predicción con modelo NARX-PISCO para un un paso adelante de de 90 días (Fuente: Matlab)	85
4.37. Arquitectura 6-5-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-GPM (Fuente: Matlab)	87
4.38. Curvas de desempeño del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red. (Fuente: Matlab)	87

4.39. Análisis de regresión para el entrenamiento, validación, prueba y test, del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red.(Fuente: Matlab)	88
4.40. Autocorrelación de los errores desplazados, del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red.(Fuente: Matlab)	89
4.41. Series de tiempo entre los niveles y errores entre los valores entrenados, del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red. (Fuente: Matlab)	89
4.42. Arquitectura de ciclo cerrado 6-5-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-GPM (Fuente: Matlab)	90
4.43. Predicción con modelo NARX-GPM para un un paso adelante de de 90 días (Fuente: Matlab)	90

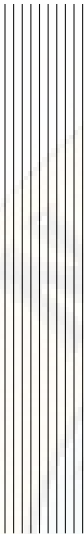


Resumen

El objetivo de esta investigación es la predicción de caudales en la cuenca experimental del río Ichu, mediante un modelo de red neuronal artificial exógeno autorregresivo no lineal (NARX). El área de estudio es la cuenca experimental del río Ichu con un área de 620.10 km², ubicado en la ciudad de Huancavelica región centro del Perú. Se desarrolló tres modelos de redes neuronales tipo NARX entrenados y validados, denominados NARX-CHIRPS, NARX-PISCO y NARX-GPM; teniendo como entradas externas cada productos de precipitación remota a escala diaria (CHIRPS v2, PISCO v2, GPM-IMERG v7). Para comparar los datos de estos productos con los datos de estaciones terrestres se usaron tres índices estadísticos, la raíz del error cuadrático medio (RMSE), suma cuadrada de residuos (SSE) y el Coeficiente de determinación (R²). Con los trabajos de campo (aforos realizados) y registro de niveles, se ha calibrado y obtenido al ecuación de descarga (altura-caudal) en la sección de aforo del río Ichu para transformar niveles de flujo en caudales. Finalmente en esta investigación se comparó lo observado y lo predicho con los modelos NARX-CHIRPS, NARX-PISCO y NARX-GPM, en un conjunto independiente de datos que no fueron utilizados en el entrenamiento ni en la validación de los tres modelos, los estadísticos analizados fueron la raíz del error cuadrático medio (RMSE), suma cuadrada de residuos (SSE) y dieron como resultados que los modelos tipo NARX, pueden predecir con éxito el caudal del río Ichu en un intervalo de tiempo de 1 a 2 días de anticipación

con valores de confiabilidad de 0.99, predicciones hasta el día 4 con valores de confiabilidad entre 0.727-0.905 y superior a los 4 días la confiabilidad nula, todo en función de las cantidades actuales de precipitación remota diaria.

Palabras claves : Predicción de caudales, red neuronal autorregresiva no lineal con entrada exógena (NARX), precipitación remota.



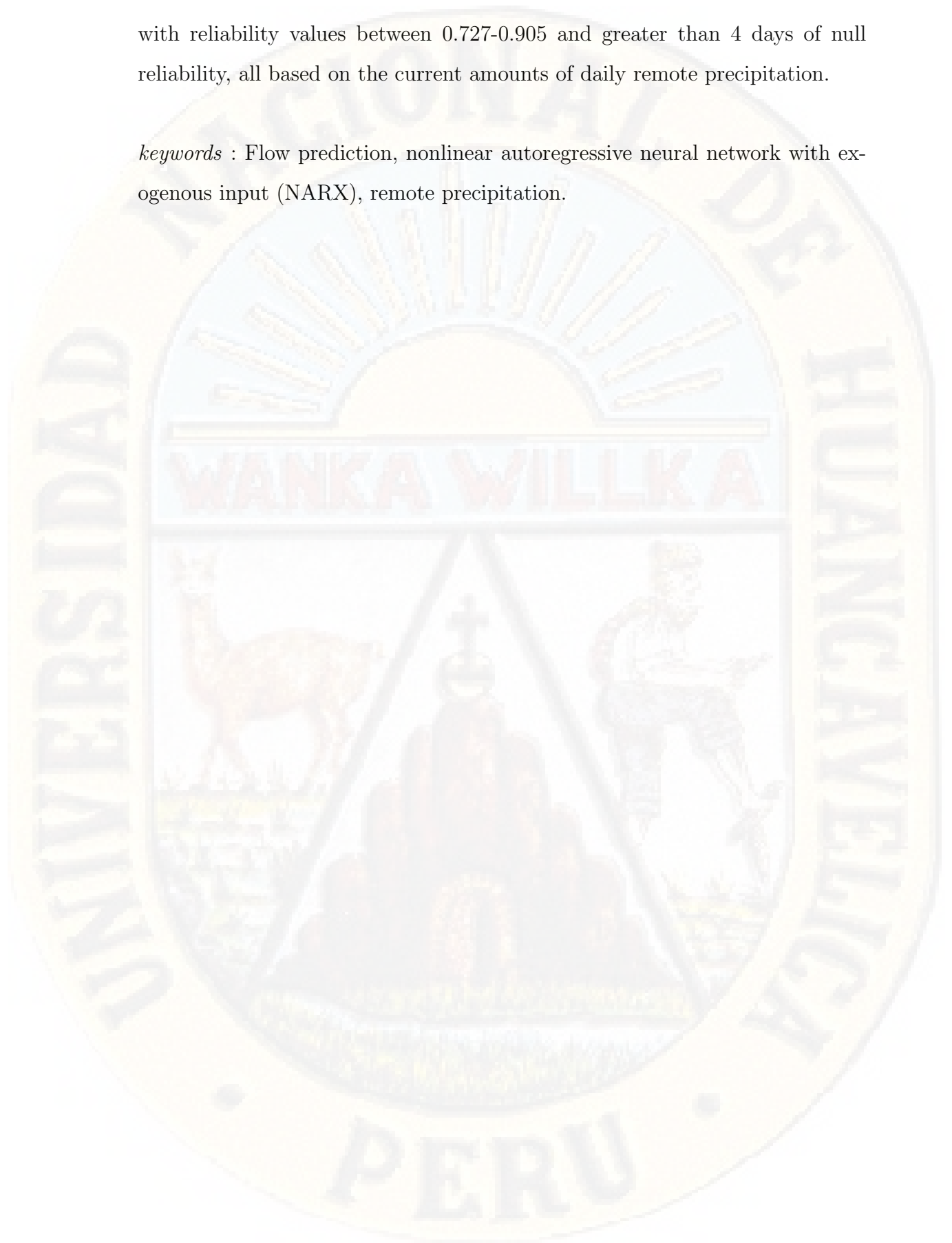
Abstract

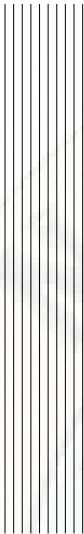
The objective of this research is to make the prediction of flows in the experimental basin of the Ichu River, using a model of nonlinear, non-linear, exogenous artificial neural network (NARX). The study area is the experimental basin of the Ichu River with an area of 620.10 km², located in the city of Huancavelica, central region of Peru. Three models of trained and validated NARX neural networks, called NARX-CHIRPS, NARX-PISCO and NARX-GPM, were developed; having as external inputs each remote precipitation products on a daily scale (CHIRPS v2, PISCO v2, GPM-IMERG v7). To compare the data of these products with the data of land stations, three statistical indices were used, the root of the mean square error (RMSE), square sum of residues (SSE) and the Coefficient of determination (R²). With the field work (capacity measurements) and level recording, the discharge equation (height-flow) has been calibrated and obtained in the capacity section of the Ichu river to transform flow levels into flows.

Finally, in this investigation the observed and predicted were compared with the NARX-CHIRPS, NARX-PISCO and NARX-GPM models, in an independent set of data that were not used in training or in the validation of the three models, the statistics analyzed were the root of the mean square error (RMSE), square sum of waste (SSE) and resulted in NARX models, can successfully predict the flow of the Ichu River in a time interval of 1 to 2 days in advance with reliability values of 0.99, predictions up to day 4

with reliability values between 0.727-0.905 and greater than 4 days of null reliability, all based on the current amounts of daily remote precipitation.

keywords : Flow prediction, nonlinear autoregressive neural network with exogenous input (NARX), remote precipitation.





Introducción

El reciente avance y desarrollo de modelos computacionales y su aplicación en el campo de la predicción y estimación en diversas áreas de la ciencia, ha incrementado la implementación de herramientas para resolver problemas y aproximar magnitudes desconocidas. La hidrología no ha sido ajena a este proceso, y ha requerido de metodologías desarrolladas por otras disciplinas, una de ellas es la Inteligencia Artificial, en la que se encuentran los modelos de Redes Neuronales (ANN), las cuales tienen como ventajas la capacidad de aprendizaje y ajuste de sistemas altamente no lineales.

En la presente investigación, para poder predecir los caudales en la cuenca experimental del río Ichu, se seleccionó el modelo de redes neuronal autorregresivo no lineal con entrada exógena (NARX), donde las entradas externas fueron la información de precipitación remota (CHIRPS V2, PISCO V2, GPM IMERG) con el fin de seleccionar uno e implementarlo como un modelo de predicción local que incorpore la variable de precipitación remota conjuntamente con la serie de niveles de flujo que se miden en la sección de aforo y que permita predecir el caudal en el río Ichu.

Para por cumplir con los objetivos de la investigación, se ha realizado el análisis exploratorio y estadístico de la información de precipitación remota tales como CHIRPS v2, PISCO v2 y GPM-IMERG v7 a escala diaria, así mismo con los datos de aforos realizados, se ha calibrado y obtenido la ecuación de descarga (altura-caudal) en la sección de aforo del río Ichu que se utilizó para

transformar los niveles predecidos en caudales predecidos.

Entonces utilizando tres modelos de redes neuronales denominados NARX-CHIRPS, NARX-PISCO y NARX-GPM, se pudo predecir con éxito los niveles de flujo y caudales del río Ichu con anticipación, para poder llegar a esta conclusión se comparó lo observado y lo predicho en un conjunto independiente de datos (niveles observados) que no fueron utilizados en el entrenamiento ni en validación del modelo de redes neuronales, los estadísticos analizados fueron la raíz del error cuadrático medio (RMSE), suma cuadrada de residuos (SSE) y el coeficiente de determinación (R^2).

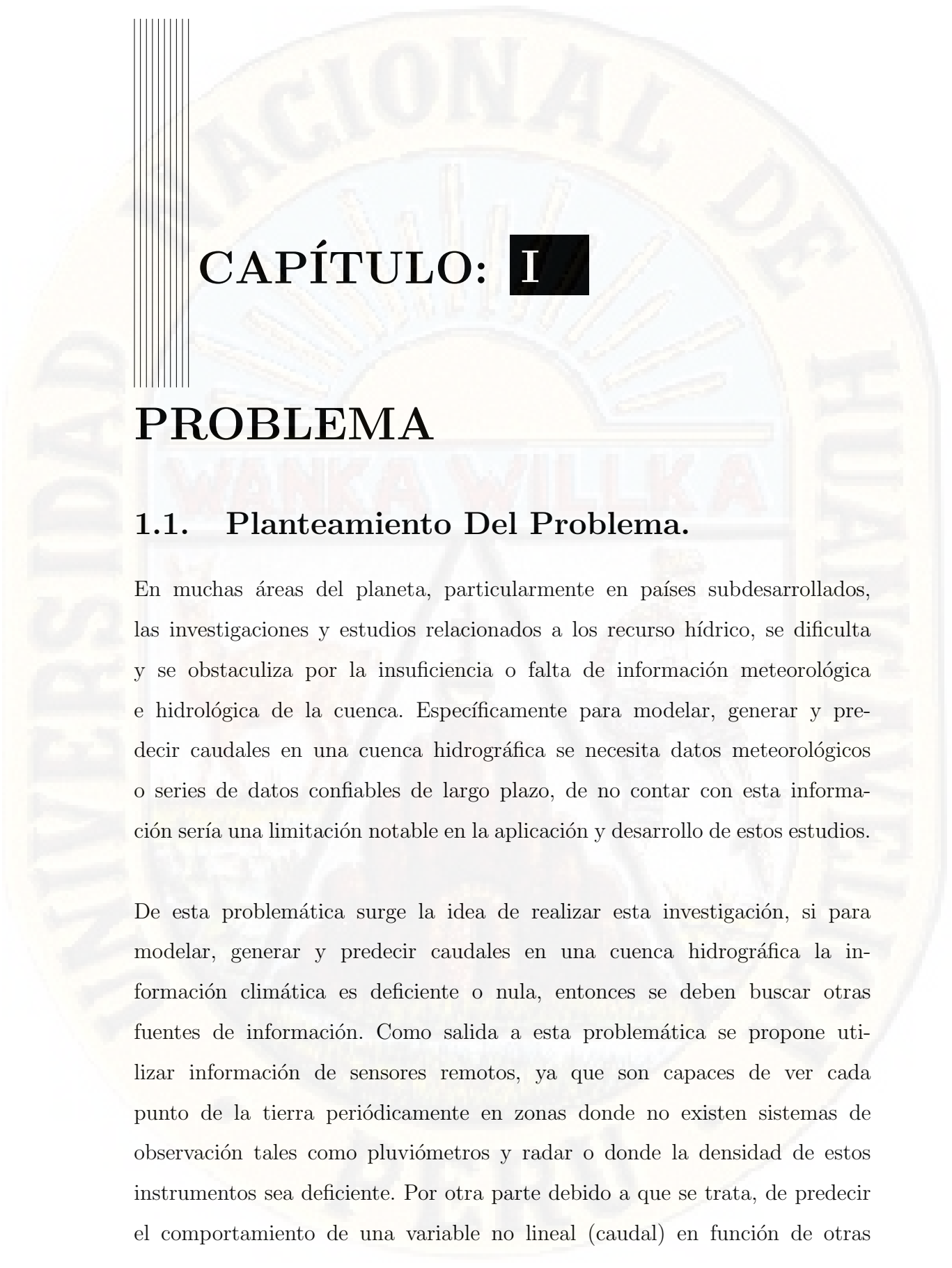
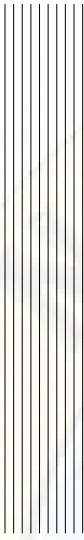
Finalmente estos modelos predictivos podrían ser utilizado en tiempo real con estimaciones de precipitaciones remotas horarias y diarias para hacer predicciones a corto plazo de crecidas que permitan alertar a la población antes posibles inundaciones y crecidas en los ríos. A su vez con esta predicción y unos criterios de gestión determinados, se podrán establecer estrategias de planeamiento y control de riesgos locales.

Para una mejor comprensión de la tesis, a continuación se detalla el contenido de cada capítulo:

- Capítulo uno: Problema.- Contiene los antecedentes bibliográficos, descripción de la problemática, formulación del problema, justificación de la investigación.
- Capítulo dos: Marco teórico.- Se desarrolla la fundamentación teórica de la tesis; información de la cuenca, predicción hidrológica, redes neuronales artificiales y lo concerniente a información de sensores remotos.
- Capítulo tres: Metodología.- corresponde al ámbito temporal y espacial de la investigación, identificación de la población, muestra de estudio, técnicas e instrumentos para la adquisición y procesamiento de datos y metodología para llegar al objetivo de la investigación.
- Capítulo cuatro: Análisis y resultado de la investigación.- Se presentan resultados del análisis exploratorio de la información de sensores

remotos(CHIRPS v2, PISCO v2, GPM-IMERG), resultados de la confrontación puntuales y areal, resultados de aforos para la obtención y calibración de la ecuación de descarga, resultados de tres modelos predictivos(NARX-CHIRPS, NARX-PISCO, NARX-GPM) teniendo como entrada externa cada producto de sensores remotos y finalmente se presenta resultados de la predicción de niveles de agua y caudales.

- Conclusiones y recomendaciones.- Se presenta las conclusiones y recomendaciones de la investigación, en relación a los objetivos establecidos.
- Anexos: Contiene los resultados, datos, gráficos y tabulares documentados.



CAPÍTULO: I

PROBLEMA

1.1. Planteamiento Del Problema.

En muchas áreas del planeta, particularmente en países subdesarrollados, las investigaciones y estudios relacionados a los recurso hídrico, se dificulta y se obstaculiza por la insuficiencia o falta de información meteorológica e hidrológica de la cuenca. Específicamente para modelar, generar y predecir caudales en una cuenca hidrográfica se necesita datos meteorológicos o series de datos confiables de largo plazo, de no contar con esta información sería una limitación notable en la aplicación y desarrollo de estos estudios.

De esta problemática surge la idea de realizar esta investigación, si para modelar, generar y predecir caudales en una cuenca hidrográfica la información climática es deficiente o nula, entonces se deben buscar otras fuentes de información. Como salida a esta problemática se propone utilizar información de sensores remotos, ya que son capaces de ver cada punto de la tierra periódicamente en zonas donde no existen sistemas de observación tales como pluviómetros y radar o donde la densidad de estos instrumentos sea deficiente. Por otra parte debido a que se trata, de predecir el comportamiento de una variable no lineal (caudal) en función de otras

1.2. Formulación Del Problema.

variables no lineales, el proceso se hace complejo y es necesario utilizar herramientas de aproximación que tengan ventajas frente a las metodologías estadísticas convencionales. La inteligencia artificial, en la que se encuentra las Redes Neuronales (RNA) son capaces de reproducir cualquier relación no lineal entre diferentes variables que describen un cierto proceso, las cuales tienen como ventajas la capacidad de aprendizaje y adaptación a nuevos datos.

En base a los argumentos planteados, en esta investigación se propone la combinación de estas ventajas para la predicción de caudales, utilizando información disponible de sensores remotos como una solución a la insuficiencia de datos, y el empleo de un modelo computacional de Redes Neuronales Artificiales, que permitirá conocer con anticipación el caudal en una sección determinada del río Ichu y pueda servir como instrumento para tomar decisiones a la hora de formular propuestas para una adecuada prevención de riesgos, planificación y gestión de los recursos hídricos.

1.2. Formulación Del Problema.

1.2.1. Problema General

habiendo presentando la realidad problemática, la investigación se puede formular mediante la siguiente interrogante general.

- ¿cuáles son los resultados de la predicción de caudales mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu?

1.2.2. Problemas Específicos

- ¿cuáles son los resultados de la predicción de niveles de flujo diario mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu?

- ¿cuáles son los resultados de predecir caudales a escalada diaria mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu?

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

- Determinar los resultados de la predicción de caudales mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu.

1.3.2. Objetivo Específico

- Determinar los resultados de la predicción de niveles de flujo diario mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu.
- Determinar los resultados de la predicción de caudales diarios mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu.

1.4. Justificación

1.4.1. Justificación teórica

Esta investigación se realiza con el propósito de contribuir y aportar conocimiento al existente, sobre el uso del modelo de redes neuronales artificiales y el uso de información de sensores remotos como metodologías alternativas para predecir caudales en una cuenca y los resultados podrán sistematizarse como propuesta para predecir niveles y caudales con horas y días de anticipación, ya que se estaría demostrando que el uso de la información proveniente de sensores remotos en combinación con un modelo de redes neuronales

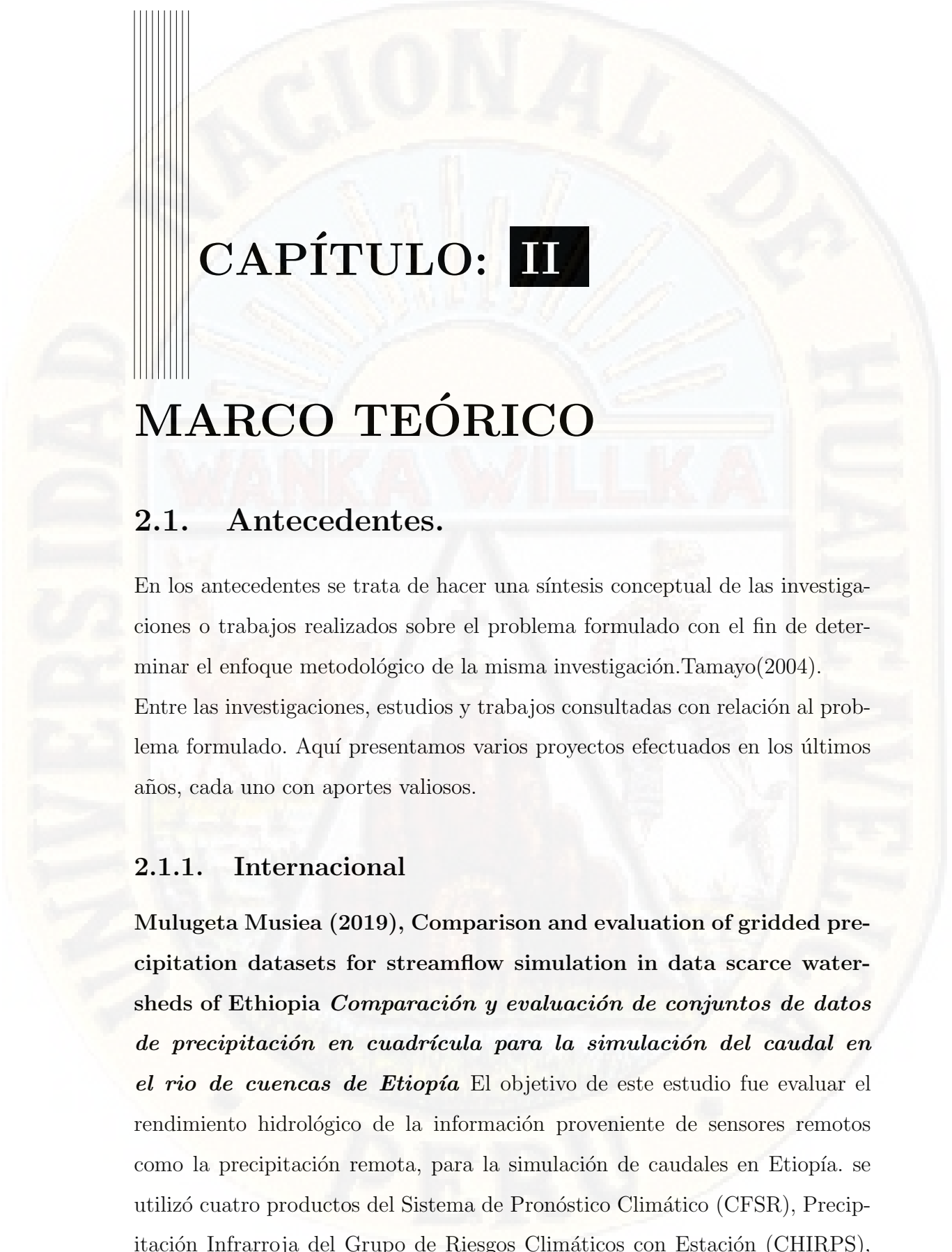
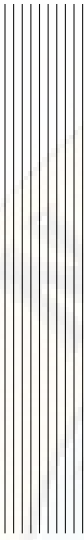
ofrece excelentes resultados en el desempeño de predicción de caudales.

1.4.2. Justificación práctica

Esta investigación se realiza porque existe la necesidad de mejorar el nivel las predicción de caudales en cuencas con escasa información meteorológica, proponiendo el uso de la información disponible de sensores remotos como insumo para generar un modelo de predicción de caudales propio de una cuenca. Cuyos resultados a su vez contribuirán a formular propuestas actuales y futuras en temas relacionados a prevención de riesgos, planificación y gestión de los recursos hídricos en cuencas hidrográficas.

1.4.3. Justificación metodológica

Si la investigación logra determinar que un modelo de redes neuronales artificiales utilizando como entradas la información de sensores remotos logre los objetivo trazados, entonces la metodología de predicción podrían ser de utilidad incluso para trabajo de investigación en cuencas donde no se tenga información pluviómetro, y la información de sensores remotos podrían ser una fuente valiosa para apoyar otro tipo de investigación hidrológica.



CAPÍTULO: II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes.

En los antecedentes se trata de hacer una síntesis conceptual de las investigaciones o trabajos realizados sobre el problema formulado con el fin de determinar el enfoque metodológico de la misma investigación. Tamayo(2004).

Entre las investigaciones, estudios y trabajos consultadas con relación al problema formulado. Aquí presentamos varios proyectos efectuados en los últimos años, cada uno con aportes valiosos.

2.1.1. Internacional

Mulugeta Musiea (2019), Comparison and evaluation of gridded precipitation datasets for streamflow simulation in data scarce watersheds of Ethiopia *Comparación y evaluación de conjuntos de datos de precipitación en cuadrícula para la simulación del caudal en el río de cuencas de Etiopía* El objetivo de este estudio fue evaluar el rendimiento hidrológico de la información proveniente de sensores remotos como la precipitación remota, para la simulación de caudales en Etiopía. se utilizó cuatro productos del Sistema de Pronóstico Climático (CFSR), Precipitación Infrarroja del Grupo de Riesgos Climáticos con Estación (CHIRPS),

2.1. Antecedentes.

Estimación de la Precipitación a partir de Información Sensible Remota usando Redes Neuronales Artificiales - Registro de Datos Climáticos (PERSIANN-CDR), y Misión de Medición de Lluvias Tropicales (TRMM) 3B42 Versión 7 (3B42V7). Los conjuntos de datos de estos productos se compararon estadísticamente con el conjunto de datos de observación de terrestre y se concluyó que todos los productos de precipitación basados en satélites (CHIRPS, PERSIANN-CDR y TRMM) funcionaron bien para las simulaciones de flujo de flujo mensual para ambas cuencas. El producto de CFSR tuvo el peor rendimiento con un error medio alto (ME) y una relación de sesgo relativo (BIAS). Los altos valores de ME y BIAS del producto CFSR afectaron negativamente el rendimiento hidrológico y dieron como resultado una simulación de flujo insatisfactoria.

Hassanuddin Mohamed (2017), Rainfall-based River Flow Prediction Usin NARX in Malasia. *predicción del caudal de los ríos basada en la lluvia utilizando NARX en Malasia* El objetivo de este estudio fue pronosticar los caudales en el río con fines de prevención contra inundaciones ya que es una de las responsabilidades operativas más importantes y exigentes que realizan en todo el mundo. Esta tarea es complicada en el campo de la meteorología debido a que todas las decisiones deben considerarse en la presencia de factores de incertidumbre fisiográfica como la cobertura del suelo y la vegetación, el tipo de suelo y la topología del área de captación, sin embargo en esta investigación muestra que el modelo exógeno autoregresivo no lineal (NARX) puede modelar con éxito un flujo de los ríos con 1 día de anticipación solo en función de las tasas actuales de lluvia.

Ceccherini et al. (2015), Realizaron la investigación: *High-Resolution Precipitation Datasets in South America and West Africa based on Satellite-Derived Rainfall, Enhanced Vegetation Index and Digital Elevation Model [Los conjuntos de datos de alta resolución de precipitación en América del Sur y África Occidental basado en lluvia derivada de satélite, índice de vegetación mejorado y modelos Digital Elevación]*. Este trabajo fue apoyado

por proyectos EUrocLIMA y RALCEA, financiado por la Oficina de Cooperación Europea de la Comisión Europea. ISPRA - ITALIA.

En este trabajo se presenta una metodología para cuantificar la precipitación media anual en la resolución espacial 1 kilómetro utilizando diferentes productos de precipitación a partir de estimaciones de satélite y observaciones con una resolución espacial gruesa (es decir, que van desde 4 km hasta 25 km) . Los ejemplos de esta metodología se dan para América del Sur y África Occidental. Desarrollaron un método de reducción de escala que explota la relación entre la precipitación obtenida por satélite, modelo digital de elevación y, índice de vegetación mejorado. Finalmente, validaron su rendimiento utilizando mediciones pluviométricas: estimaciones de precipitaciones anuales comparables tanto para América del Sur y África Occidental. La Validación indica que el conjunto de datos de alta resolución de precipitación media anual de reducción de escala CHIRP(Climate Hazards Group Infrared Precipitation) y CCPG (Global Precipitation Climatology Centre), presentan el mejor conjunto de estadísticas de rendimiento tanto para América del Sur y África Occidental . Los resultados también ponen el prestigio del potencial de la técnica presentada para reducir la escala de las precipitaciones obtenidas por satélite en todo el mundo. La Validación indica que la alta resolución de CHIRP y CCPG presentar el mejor conjunto de estadísticas de rendimiento de América del Sur. CHIRP presenta la mejor correlación para la clase de elevación por encima de los 1000 m. CCPG y CHIRP superan a los otros productos también a través de África Occidental, donde CHIRP logra mejores resultados que CCPG en zonas de clima seco, a través de clima tropical.

2.1.2. Nacional

Aybar et al. (2017) , publicaron la investigación: *Uso del Producto Grillado PISCO de precipitación en Estudios, Investigaciones y Sistemas Operacionales de Monitoreo y Pronóstico Hidrometeorológico*. En la nota técnica 001 SENAMHI-DHI-2017 Lima - Perú.

2.1. Antecedentes.

El SENAMHI, ha elaborado la nota técnica para difundir e incentivar el uso de PISCO como una solución a la falta de continuidad temporal de las series pluviométricas, baja densidad de las estaciones meteorológicas en el país, etc. Para superar estas deficiencias el SENAMHI ha generado la base de datos PISCO (Peruvian Interpolated data of the SENAMHI? Climatological and hydrological Observations) por sus siglas en ingles. El producto PISCO de precipitación (PISCOp) en su versión diaria y mensual es el resultado de la combinación de datos de estaciones terrenas con climatologías, reanálisis y productos satelitales de estimación de lluvias para obtener una base de datos grillada a nivel nacional de alta resolución espacial ($0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ}$); para la obtención de este producto ameritó la utilización de procedimientos de regionalización e interpolación espacial y así generar información hasta en sitios no instrumentados.

Los datos grillados abarcan una serie temporal que inicia el 1ro de enero 1981 hasta la actualidad, facilitando de este modo los datos de precipitación para su uso en diferentes actividades relacionadas al estudio e investigaciones hidrológica.

Como resultado de este estudio, se a utilizado actualmente con éxito en la calibración de modelos hidrológicos de lluvia-escurrentía que operacionalmente utiliza la DHI para el pronóstico de caudales de corto plazo, elaboración de los productos del Sistema de Observación de Inundaciones del SENAMHI (SONICS), Monitoreo Decadiario de Precipitaciones del SENAMHI (MIDAS), elaboración de los Mapas de Umbrales de Precipitaciones extremas a nivel nacional, Mapas hidroclimáticos de cuencas, Vigilancia Nacional de la Sequía, para la elaboración de estudios e investigaciones hidroclimáticas entre otros.

Lujano et al. (2014) , publicaron el artículo: *Pronóstico De Caudales Medios Mensuales Del Rio Ilave Usando Modelos De Redes Neuronales Artificiales*. En la Revista Investigaciones Altoandinas- Journal of High Andean Research. Puno - Perú.

La investigación se realizó en la cuenca del río Ilave, ubicado dentro de la

región Hidrográfica del Titicaca (Perú), teniendo como objetivo pronosticar los caudales medios mensuales del río Ilave usando Modelos de Redes Neuronales Artificiales, aplicado al problema del pronóstico mensual de esta variable, cuyo resultado puede emplearse en la planificación y gestión de los recursos hídricos en cuencas hidrográficas. La información hidrometeorológica utilizada, corresponde al Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología con un periodo de registro de 1965 al 2007, de donde se plantearon 06 modelos que están en función de precipitaciones y caudales, cuya fase de entrenamiento, validación y prueba, se realizaron con el 70 %, 15 % y 15 % del total de datos respectivamente, con una red de entrenamiento designada Perceptrón Multicapa (MLP) y el algoritmo back-propagación. Se concluyó que el pronóstico de caudales medios mensuales del río Ilave utilizando modelos de Redes Neuronales Artificiales, muestran un buen desempeño en la estimación de fenómenos de comportamiento no lineal como los caudales.

Zubieta (2013), realizó la investigación: *Modelado Hidrológico Distribuido De La Cuenca Amazónica Peruana Utilizando Precipitación Obtenida Por Satélite*. En la Escuela De Post Grado De La Universidad Nacional Agraria La Molina. Lima - Perú.

La utilización de precipitación estimada por satélite como entrada a modelos hidrológicos es una alternativa atractiva en regiones con datos limitados o falta de datos observados. Estos datos han sido utilizados principalmente en los estudios hidrológicos de la cuenca Amazónica Brasileña. En esta tesis, la precipitación estimada por satélite fue empleada en la evaluación de un modelado lluvia - escorrentía. Tres productos de precipitación deducidos de los datos satelitales (TMPA V7, CMORPH y PERSIANN) se utilizaron como datos forzantes para las simulaciones de caudales diarios usando el modelo hidrológico de cuencas de gran escala MGB-IPH, para el período 2003-2009. Se emplearon datos de caudales diarios de 13 estaciones hidrométricas provenientes del observatorio ORE-HYBAM. Los resultados de este estudio sugieren que el producto TMPA V7 es más representativo que los otros y se

puede utilizar como entrada para un modelado hidrológico lluvia-escorrentía sobre la cuenca amazónica peruana. Finalmente, Este trabajo constituye una importante contribución a la hidrología del Perú en términos de que las estimaciones de lluvia del TRMM producto 3B42 V7, la cual resulta útil para la simulación de caudales en los principales ríos de la amazonia peruana, principalmente en la región Sur.

Laqui (2010), realizo la investigación : *Aplicación de Redes Neuronales Artificiales a la Modelización y Previsión de Caudales Medios Mensuales del Río Huancané*. Para la RPGA. Lima - Perú.

Esta investigación centró sus esfuerzos en la predicción de caudales medios mensuales del río Huancané, desarrollo de modelos de redes neuronales a partir de datos de caudales, precipitación y evaporación, así como la evaluación de la capacidad de desempeño frente a modelos estocásticos. De esta manera, se desarrollaron 10 modelos de redes neuronales artificiales con distintas arquitecturas, cuyo entrenamiento se realizó con un primer grupo de datos correspondientes al periodo 1964-1996, y su validación con un segundo grupo de datos del periodo 1997-2002. De todo esto puede decirse que se confirma de cierta forma la necesidad de utilizar modelos de redes neuronales artificiales en el modelamiento y predicción de caudales medios mensuales, ya que se consiguió una mayor efectividad en los resultados de predicción con porcentajes muy cercanos a los reales, lo que confirma la robustez y grandes ventajas de la modelación inteligente, en comparación a un modelo de serie temporal estocástica.

2.1.3. Local

A la fecha no han realizado trabajos que aborden formalmente el tema de predicción de caudales en la cuenca del río Ichu, mucho menos utilizando información disponible de sensores remotos como datos de entrada a un modelo de red neuronal.

2.2. Cuenca Hidrográfica

El concepto de cuenca hidrográfica es básico para todos los diseños hidrológicos. Dado que las grandes cuencas hidrográficas son compuestas por muchas cuencas más pequeñas, una cuenca está delimitada por los puntos de mayor elevación altitudinal que constituyen fronteras entre cuencas y subcuencas desde la cual la lluvia que cae en estos puntos contribuirá con agua a la salida. (McCuen, 1998)

Esto se muestra mejor gráficamente, como en la figura 2.1 representa la cuenca hidrográfica de la salida en un punto A. El agua se reúne en un punto a la salida desde muchas áreas más pequeñas, que también son cuencas hidrográficas y que pueden formar grandes ríos, arroyos o simples corrientes efímeras.

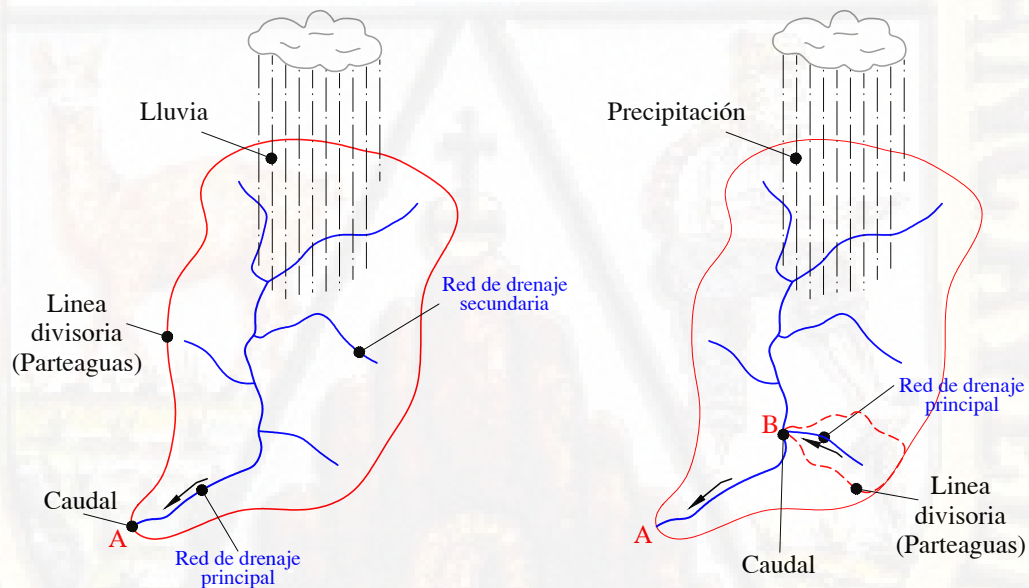


Figura 2.1: Cuenca hidrográfica

Por ejemplo, si se hiciera un diseño en el punto B en lugar del punto A, la cuenca sería la pequeña área encerrada dentro de las líneas discontinuas. La cuenca hidrográfica para el punto B, también estaría compuesta de cuencas hidrográficas más pequeñas o subcuencas. (McCuen, 1998)

También algunos autores definen a una cuenca hidrográfica de la siguiente manera:

- Una cuenca es una superficie de tierra donde la lluvia que cae sobre ella drena hacia una corriente en un lugar dado, delimitada por la divisoria de aguas, donde la lluvia es la entrada distribuida en el espacio y el caudal es la salida. (Chow et al., 1994)
- Es el área de terreno donde todas las aguas caídas por precipitación, se unen para formar un solo curso de agua. Cada curso de agua tiene una cuenca bien definida, para cada punto de su recorrido.(Villón, 2002)

2.2.1. Características morfométricas de la cuenca

El análisis morfométrico de una cuenca hidrográfica es una de las aplicaciones hidrológicas típicas de los DEM (modelo digital de elevaciones) y extraer los parámetros de un DEM para muchos investigadores es eficiente, preciso y económico.

En la actualidad una alternativa rápida y eficiente de obtener un DEM, consiste en utilizar la información proveniente de sensores remotos, las cuales se descargas de manera gratuita y que son consideradas adecuadas para las escalas de trabajo como los productos del SRTM, ASTER, PALSAR.

De acuerdo con una revisión bibliográfica, éstos son las características morfométricas más importantes a determinar para un análisis hidrológico de las cuencas y en gran medida en particular depende de los datos DEM.

- **Área de la cuenca .-** Es la proyección en el plano horizontal de toda el área de drenaje delimitada por la línea divisoria (parteaguas), caracterizándose así el tamaño de la cuenca.
- **Perímetro de la cuenca .-** Longitud del contorno de la cuenca, definida como la línea divisoria de aguas y proyectada en un plano horizontal
- **La longitud de cauce principal .-** Es la longitud del curso de agua más largo desde la cabecera de la cuenca hasta la desembocadura, para efectos prácticos se mide como su proyección en el plano horizontal.

- **Centro de gravedad de la cuenca.-** Las coordenadas de la proyección de la cuenca en el plano horizontal.
- **Factor de forma.-** Es la relación entre el ancho medio de la cuenca y la longitud del cauce principal
- **La densidad de drenaje.-** Definida como la longitud media de la red hidrográfica por unidad de área. A mayor Densidad de drenaje, mayor será el volumen de escurrimiento.
- **Pendiente de la cuenca.-** Es un parámetro relativo al relieve, factor importante para determinar el tiempo de concentración y de respuesta.
- **La pendiente media del cauce principal.-** Se define como la diferencia entre la altitud máxima y mínima del cauce principal entre la longitud del cauce principal ó promediando la pendiente de cada tramo o segmento de la longitud del principal.
- **El orden de corriente.-** Es el grado de ramificación que tiene una cuenca, pueden tener corrientes de orden 1, de orden 2, de orden 3, etc. y cuando se unen dos corrientes de orden iguales forman una superior y dos corrientes de ordenes desiguales mantienen la orden superior.
- **Curva Hipsométrica** Es una curva que representa el porcentaje de área que existe en la cuenca por encima de un valor de cota determinado.
- **Uso y Ocupación del Suelo** Uno de los factores más importantes que afecta la esorrentía en la cuenca es el tipo de uso y ocupación del suelo.
- **Tipo de Suelos.-** En cualquier cuenca hidrográfica, las características de la esorrentía superficial son muy influenciadas por el tipo de suelo predominante, por causa de las diferentes capacidades de infiltración, debido al tamaño o dimensiones de sus partículas, su estructura y porosidad.

2.2.2. Precipitación

Se define precipitación a toda forma de humedad, que originándose en las nubes, llega hasta la superficie de la tierra. De acuerdo con esta definición, las lluvias, las granizadas, las garuas y las nevadas son formas distintas del mismo fenómeno de la precipitación. (Chereque, 1985)



Figura 2.2: Formas de precipitación

Desde el punto de vista hidrológico, la precipitación es la fuente primaria del agua de la superficie terrestre, y sus mediciones forman el punto de partida de la mayor parte de los estudios concernientes al uso y control del agua (Aparicio, 1992). A su vez es una variable hidrológica que manifiesta más claramente su carácter aleatorio, variando drásticamente en el tiempo (variación temporal) y en el espacio (variación espacial). Es común que, en un determinado tiempo, mientras en una zona ocurre una lluvia, en otra zona próxima no hay precipitación ninguna. Justamente ésta característica típica de la precipitación es la que genera ciertas dificultades en su evaluación correcta. La unidad de medición es el milímetro de lluvia, definido como la cantidad de precipitación correspondiente a un volumen de 1 litro por metro cuadrado de superficie, conocido como la lámina de agua o altura de lluvia depositada sobre esa superficie (Mejía, 2006).

Medir la precipitación es determinar la cantidad (o lámina) de agua precipitada sobre la superficie del terreno y es expresada en milímetro de lluvia, que

representa la altura de agua depositada en un metro cuadrado de superficie, también conocido como la lámina de agua (Mejía, 2006).

En la actualidad, los científicos pueden medir la precipitación directamente, utilizando instrumentos terrestres como pluviómetros y pluviógrafos, o indirectamente, utilizando técnicas de detección remota como radares y satélites de observación de la Tierra (NASA y WBG, 2019)

- **Pluviómetros** .- Los pluviómetros miden las cantidades de precipitación en un lugar determinado y marca la altura de lluvia total acumulada en un período de tiempo dado. Su lectura es hecha normalmente una vez por día (a las 09:00 h), generándose con ello series de valores diarios de precipitación (Mejía, 2006).
- **Pluviógrafos** .- El pluviógrafo tiene por función registrar en un gráfico la cantidad de agua caída en un periodo de tiempo determinado, ya que permite ver la hora de comienzo y finalización de las precipitaciones, el cual sirve para conocer la distribución temporal, o la variación de las intensidades (Mejía, 2006).
- **Mediante radar** .- Los radares terrestres envían pulsos de energía de microondas(ondas electromagnéticas) que escanean en un patrón circular. Cuando el pulso de microondas encuentra partículas de precipitación en la atmósfera, la energía se dispersa en todas las direcciones, enviando algo de energía al radar. Estas medidas se utilizan para estimar la intensidad, la altitud, el tipo de precipitación (por Ejemplo, Lluvia, nieve, granizo) y el movimiento (NASA-ARSET, 2019).
- **Mediante Satélites**.- Los satélites de observación de la Tierra pueden proporcionar estimaciones frecuentes de precipitación a escala global. Para hacer esto, los satélites llevan instrumentos (sensores) para observar las características atmosféricas específicas. Estos datos son extremadamente útiles para llenar los vacíos de datos que existen entre los pluviómetros y los sitios de radar en tierra y ofrecen información sobre

cuándo, dónde y cuánta precipitación está cayendo en todo el mundo. Pueden incluso observar la estructura tridimensional de la precipitación y se detallan lo suficiente como para permitir a los científicos distinguir entre lluvia, nieve y otros tipos de precipitación, así como observar la estructura, intensidad y dinámica de las tormentas (NASA-ARSET, 2019).

2.2.2.1. Precipitación efectiva

El exceso de precipitación, o precipitación efectiva, es la precipitación que no se retiene en la superficie terrestre y tampoco se infiltra en el suelo. Después de fluir a través de la superficie de la cuenca, el exceso de precipitación se convierte en escorrentía directa a la salida de la cuenca bajo la suposición de flujo superficial (Chow et al., 1994).

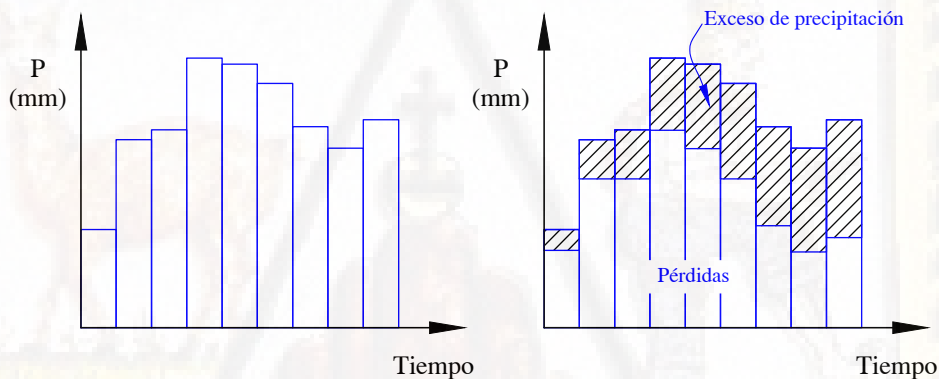


Figura 2.3: Precipitación efectiva o exceso de precipitación

En la figura 2.3, la diferencia entre el histograma de lluvia total y el histograma de exceso de precipitación, se conoce como abstracciones o pérdidas. Las pérdidas son primordialmente agua absorbida por infiltración con algo de interceptación y almacenamiento superficial (Chow et al., 1994), (Gupta, 2011). Mientras que en la figura 2.4, el exceso de precipitación se convierte en escorrentía directa a la salida de una cuenca. Es por eso que la transformación lluvia-escorrentía se considera una función muy compleja determinada por las características de la cuenca que convierte el exceso de precipitación en escorrentía directa.

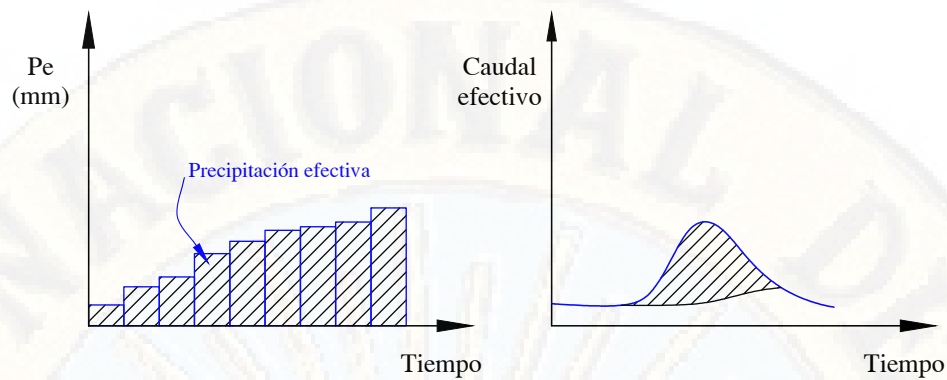


Figura 2.4: Transformación lluvia-escorrentía

2.2.3. Escurrimiento

(Aparicio, 1992) define al escurrimiento como el agua proveniente de la precipitación que circula sobre o bajo la superficie terrestre y que llega a una corriente para finalmente ser drenada hasta la salida de la cuenca.

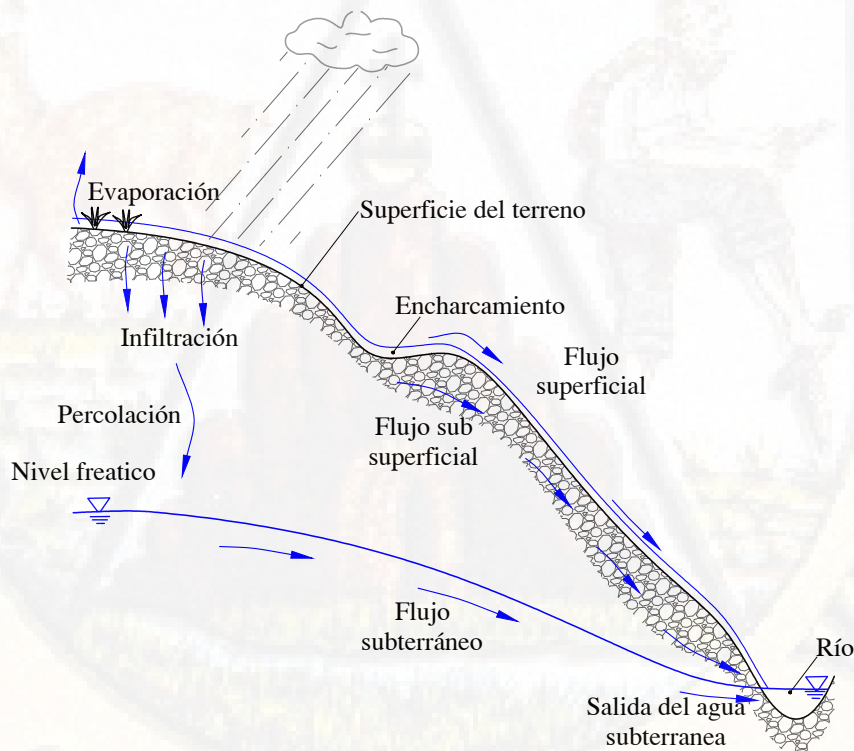


Figura 2.5: Proceso del flujo de la escorrentía

Para entender mejor el concepto de escurrimiento, en la figura 2.5. se describe brevemente el proceso del flujo de la escorrentía. Cuando llueve, parte de la

lluvia inicial es retenida en la cobertura vegetal como intercepción y en las depresiones del terreno como almacenamiento superficial. Conforme continúa la lluvia, el suelo se cubre de una delgada capa de agua conocida como detención superficial y el flujo comienza pendiente abajo hacia los cursos, lo que constituye la escorrentía superficial. Inmediatamente debajo de la superficie tiene lugar la escorrentía subsuperficial y las dos escorrentías, la superficial y la subsuperficial, constituyen la escorrentía directa. La infiltración es el paso del agua a través de la superficie del suelo hacia el interior de la tierra; la percolación es el movimiento del agua dentro del suelo. El agua que se infiltra en exceso de la escorrentía - subsuperficial puede llegar a formar parte del agua subterránea, la que eventualmente puede llegar a los cursos de agua. Chereque (1985)

2.2.3.1. Tipos de escurrimiento

El agua proveniente de la precipitación que llega hasta la superficie terrestre una vez que una parte ha sido interceptada y evaporada, sigue diversos caminos hasta llegar a la salida de la cuenca. Conviene dividir estos caminos en tres tipos: escurrimiento superficial, escurrimiento subsuperficial y escurrimiento subterráneo. Aparicio (1992)

- **Escurrimiento superficial.**- Es el flujo de agua sobre el terreno y el que llega más rápido hasta la salida de la cuenca. Por ello se dice que proviene de la precipitación en exceso o efectiva y que constituye el escurrimiento directo.
- **Escurrimiento subsuperficial.**- Es el flujo de agua que se infiltra y escurre cerca de la superficie del suelo y más o menos paralelamente a él.
- **Escurrimiento subterráneo.**- Es el flujo de agua que se infiltra incluso hasta niveles inferiores al freático, por lo general es el que de manera más lenta llega hasta la salida de la cuenca, es por eso cuando no hay lluvias es el único que alimenta a las corrientes y por eso se dice que forma el escurrimiento base.

- **Precipitación directa sobre el espejo de agua.-** Es el único incremento del volumen de agua en el cauce que ocurre durante el período inicial de la lluvia.

El escurrimiento sub superficial puede ser tan rápido como el superficial o tan lento como el subterráneo, dependiendo de diferentes factores entre ellos la permeabilidad de los estratos superiores del suelo, cobertura vegetal, contenido de humedad, porosidad, entre otros; por ello es difícil distinguido de los otros dos. Cuando es relativamente rápido se le trata junto con el escurrimiento superficial, y cuando es relativamente lento se le considera parte del subterráneo. Lo importante en realidad es la rapidez con que una cuenca responde a una tormenta, pues esto es lo que determina la magnitud del caudal de salida (Aparicio, 1992).

2.2.3.2. Caudal

Es el volumen de agua, gasto o descarga que circula por el cauce de un río en un lugar y tiempo determinados. Se refiere fundamentalmente al volumen hidráulico de la escorrentía de una cuenca hidrográfica.

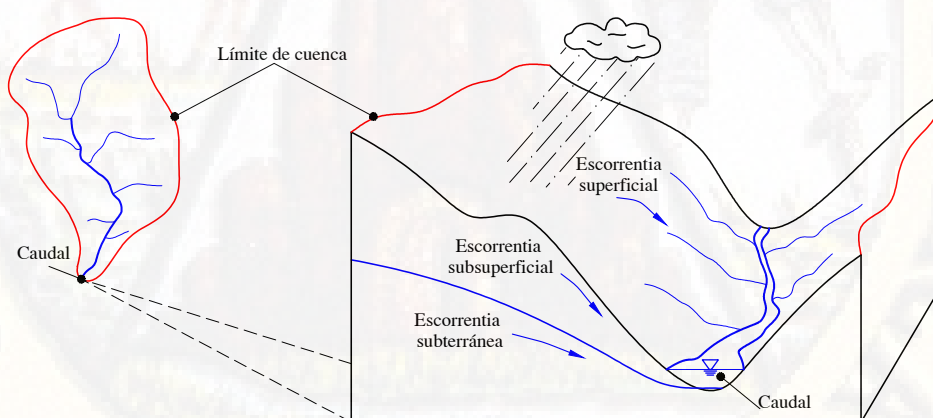


Figura 2.6: Caudal en la salida de la cuenca

Para llegar a conocer los recursos hidráulicos de una cuenca es necesario averiguar el caudal a nivel diario, y durante el mayor número posible de años. Así es como se llega a conocer el régimen de los ríos. Todos los países cuidan

de organizar este servicio, estableciendo estaciones de aforo y en el Perú esta labor la realiza principalmente SENAMHI, ANA Chereque (1985)

2.2.3.3. Hidrograma

El hidrograma es la representación gráfica del caudal, o volumen de agua que pasa por una sección del cauce en determinado tiempo. En efecto, el hidrograma es una expresión integral de las características fisiográficas y climáticas que rigen las relaciones entre la lluvia y la esorrentía de una cuenca Chow et al. (1994), (Fattorelli y Fernández, 2011)

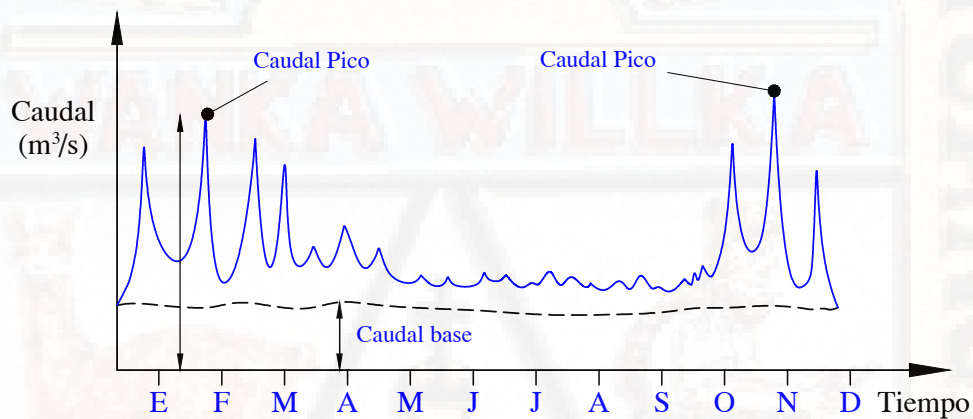


Figura 2.7: Hidrograma anual

La figura 2.7, representa un hidrograma anual. Si la escala del tiempo se amplía de tal manera que se pueda observar el caudal o escurrimiento producido por una sola tormenta, se tendría una gráfica como la siguiente, ver figura 2.8:

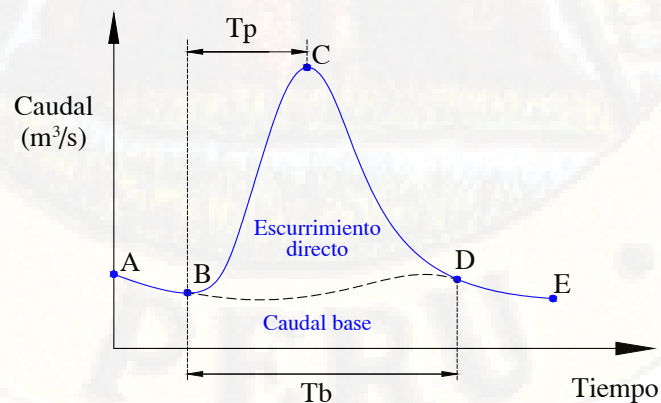


Figura 2.8: Componentes de un hidrograma

2.2. Cuenca Hidrográfica

El área bajo el hidrograma entre dos puntos, representan el volumen de agua que pasa en ese intervalo de tiempo, si restáramos el caudal base, el área restante representaría el volumen total del escurrimiento directo generado por un evento de tormenta (Aparicio, 1992).

Los elementos fundamentales del hidrograma

- B: Punto de levantamiento. En este punto el agua proveniente de la tormenta bajo análisis comienza a llegar a la salida de la cuenca.
- C: Pico. Es el gasto máximo que se produce por la tormenta.
- D: Punto de inflexión. En este punto es aproximadamente cuando termina el flujo superficial.
- E: Final del escurrimiento directo. De este punto en adelante, el escurrimiento es sólo del tipo subterráneo y marca el inicio de la curva de agotamiento.
- Tp: Tiempo de pico. Es el tiempo que transcurre desde el punto de levantamiento hasta el pico del hidrograma.
- Tb: Tiempo base. Es, el tiempo que dura el escurrimiento directo.
- Rama ascendente. Es la parte del hidrograma que va desde el punto de levantamiento hasta el pico.
- Rama descendente o curva de recesión. Es la parte del hidrograma que va desde el pico hasta el final del escurrimiento directo.

Por otra parte ya que el hidrograma es un gráfico continuo de la variación del caudal en función del tiempo, implica determinar la variación de niveles del agua en una sección determinada del río, y por medio de la relación altura - caudal ($H - Q$), se transforma y/o convierte los niveles de agua a caudales, ver figura 2.9, Chow et al. (1994), (Mejía, 2006), (Luna, 2013).

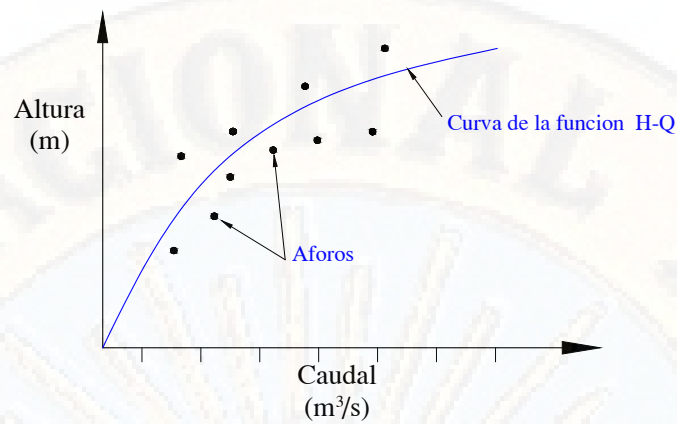


Figura 2.9: Curva de descarga

La ecuación de la función altura - caudal o curva de descarga, puede ser representada por la ecuación 2.2.1 y una vez estimada en la sección de aforos, es suficiente con determinar el nivel de la superficie libre del agua para conocer el caudal en cualquier momento. (Aparicio, 1992).

$$Q = k(H - h_0)^n \quad (2.2.1)$$

2.3. Predicción Hidrológica

Según la (OMM, 1994), una predicción hidrológica es la estimación del estado futuro de los fenómenos hidrológicos. La necesidad de estas predicciones aumenta con la expansión económica de un país y la utilización de sus recursos hídricos, los que implica la mejor gestión posible de estos recursos.

Las tareas de descripción y predicción del estado futuro del agua tal como lo menciona la OMM (2011), pueden clasificarse en términos de la lejanía en el tiempo del fenómeno que se predice.

- Predicciones hidrológicas a corto plazo, que abarcan períodos de hasta dos días.
- Predicciones hidrológicas a medio plazo, que comprenden períodos de entre 2 y 10 días.

- Predicciones hidrológicas a largo plazo, que abarcan períodos superiores a 10 días.

2.3.1. Necesidades de datos para las predicciones hidrológicas

La (OMM, 2011), menciona que las necesidades de datos para la predicción hidrológica dependen de numerosos factores:

- La finalidad y el tipo de predicción;
- Las características de la cuenca;
- El modelo de predicción;
- El grado de exactitud deseada de la predicción; y
- Las limitaciones económicas del sistema de predicción.

En conjunto, los datos necesarios para elaborar una predicción están mejorando. Un elemento indispensable para conseguir la fiabilidad de los datos en las predicciones hidrológicas es el mantenimiento de las plataformas de datos y del sistema de comunicación, (OMM, 2011).

2.3.1.1. Métodos de predicción de caudales

En hidrología se han utilizado tradicionalmente modelos lineales determinísticos y estocásticos, univariados y multivariados en la predicción de series de variables fundamentales, especialmente de caudales (Arenas, 2009). Sin embargo, con la evolución de las capacidades computacionales, se han desarrollado modelos de predicción de caudales fundamentados en el análisis de datos. Estos métodos están basados en inteligencia computacional y aprendizaje de máquina (Campozano, 2011). Existen métodos modernos de predicción hidrológica que permiten mejorar la predicción, teniendo en cuenta la no linealidad; entre estos métodos se tienen las redes neuronales (Carvajal et al., 2007).

2.4. Redes neuronales artificiales

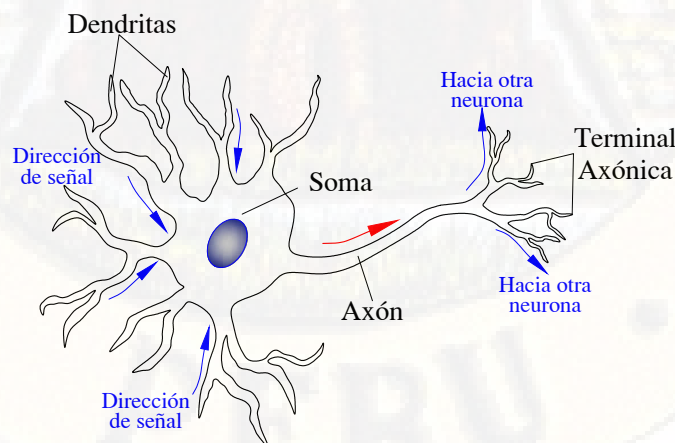
La capacidad que tiene el cerebro humano de pensar, recordar y resolver problemas ha inspirado a muchos científicos intentar modelar en el ordenador el funcionamiento del cerebro humano (Basogain, 2008). El resultado ha sido una nueva tecnología llamada Computación Neuronal o también Redes Neuronales Artificiales (Pujol, 2009).

Las RNA están inspiradas en la estructura del cerebro y es probablemente la técnica más exitosa de aprendizaje flexible, capaz de identificar las complejas relaciones no lineales entre los datos de entrada y salida sin intentar llegar a un entendimiento en cuanto a la naturaleza de los fenómenos (Arenas, 2009). A diferencia de los modelos matemáticos que requieren precisión y conocimiento de toda la variable a contribuir, una red neural artificial entrenada puede estimar el comportamiento del proceso.

2.4.1. Modelo biológico

El cerebro es el elemento principal del sistema nervioso humano y está compuesto por un tipo especial de célula llamada neurona (ver figura 2.10). Una neurona es una simple unidad procesadora que recibe y combina señales desde y hacia otras neuronas.(Basogain, 2008)

Figura 2.10: Neurona biológica del cerebro humano



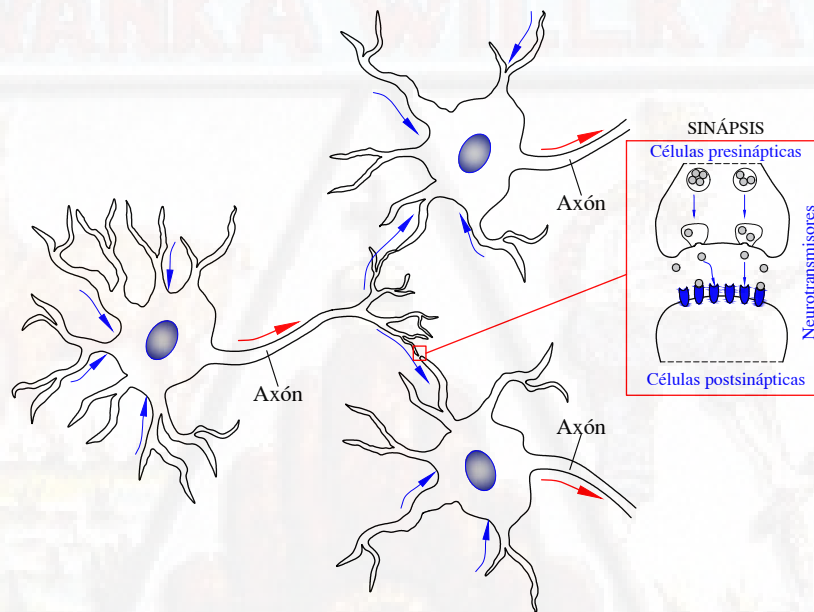
Fuente: elaboración propia

2.4. Redes neuronales artificiales

Una de las características que diferencian a las neuronas del resto de células vivas, es su capacidad de comunicación. Las dendritas y el cuerpo celular reciben señales de entrada, el cuerpo celular las combina e integra y luego se emiten señales de salida. El axón transporta esas señales a sus terminales, ya que se ramifica en su extremo final, los cuales se encargan de distribuir la información a un nuevo conjunto de neuronas. La unión entre dos neuronas se denomina sinapsis. (Sánchez, 2015)

También una de las características mas importantes de las neuronas es que tiene la capacidad para construir sus propias reglas a través de lo que conocemos como experiencia.

Figura 2.11: Red neuronal biológica del cerebro humano



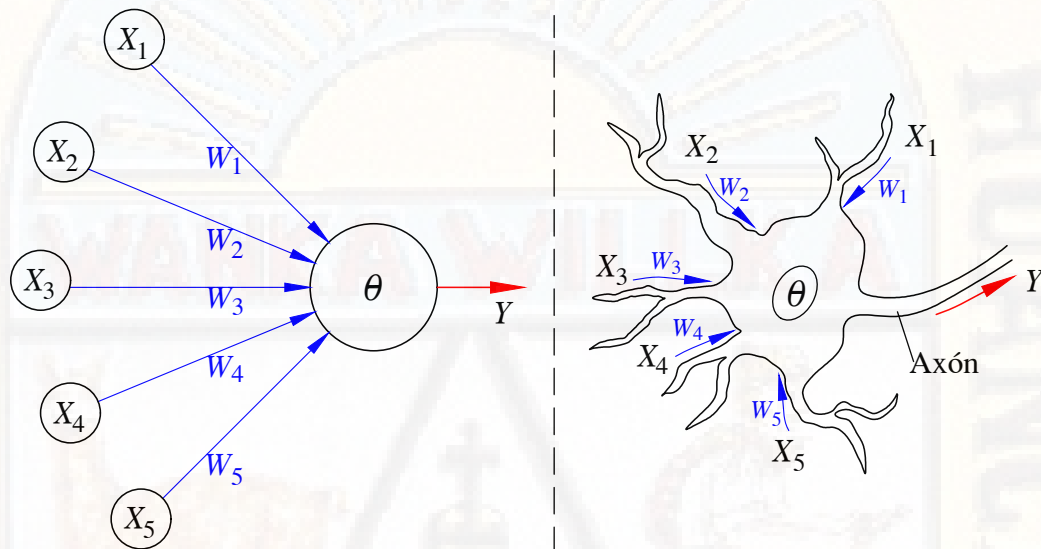
Fuente: elaboración propia

En general, una neurona recibe información de muchas neuronas vecinas y la transmite a otras tantas neuronas; conformando así, la red neuronal biológica. La figura 2.11 muestra la estructura típica de una red neuronal biológica, las neuronas conforman un procesador de información sencillo. Constan de un subsistema de entrada (dendritas), un subsistema de procesamiento (el soma) y un subsistema de salida (axón).

2.4.2. Analogía de una neurona biológica y Artificial

Existen varias formas de nombrar una neurona artificial, es conocida como nodo, neuro nodo, celda, unidad o elemento de procesamiento (PE). En la figura 2.12 se observa una red neuronal artificial en forma general y su similitud con una neurona biológica. (Morgan y Scofield, 1991)

Figura 2.12: Comparación de una neurona biológica y Artificial



Fuente: elaboración propia

De la observación detallada del proceso biológico se han hallado los siguientes análogos con el sistema artificial:

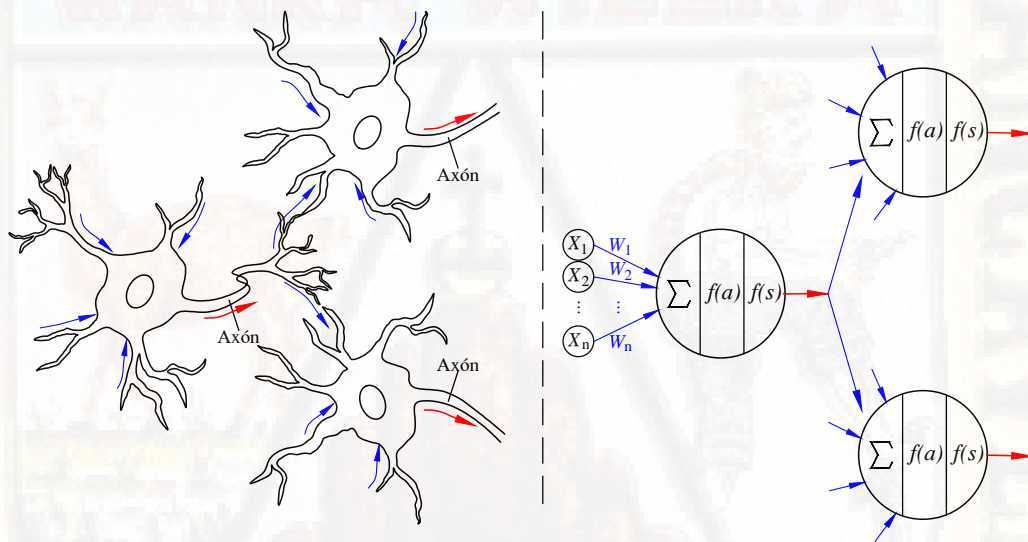
- Las entradas X_i representan las señales que provienen de otras neuronas y que son capturadas por las dendritas.
- Los pesos W_i son la intensidad de la sinapsis que conecta dos neuronas; tanto X_i como W_i son valores reales
- Theta es la función umbral que la neurona debe sobrepasar para activarse; este proceso ocurre biológicamente en el cuerpo de la célula.

2.4.3. Definición de una red neuronal artificial

(Haykin, 2009), menciona que una red neuronal es una máquina diseñada para modelar la forma en el cual el cerebro realiza una tarea particular o función de interés; la red generalmente se implementa mediante el uso de componentes electrónicos o se simula en software utilizando una computadora.

También (Arenas, 2009) define una red neuronal como en el establecimiento de un conjunto de nodos o neuronas agrupadas en varias capas e interconectadas entre si (capa de entrada, capas ocultas o intermedias y capa de salida), que pueden aprender relaciones altamente no lineales entre las variables entrada y salida, para un mejor entendimiento véase la figura 2.13

Figura 2.13: Red biológica de neuronas y Red de neuronas artificiales.



Fuente: elaboración propia

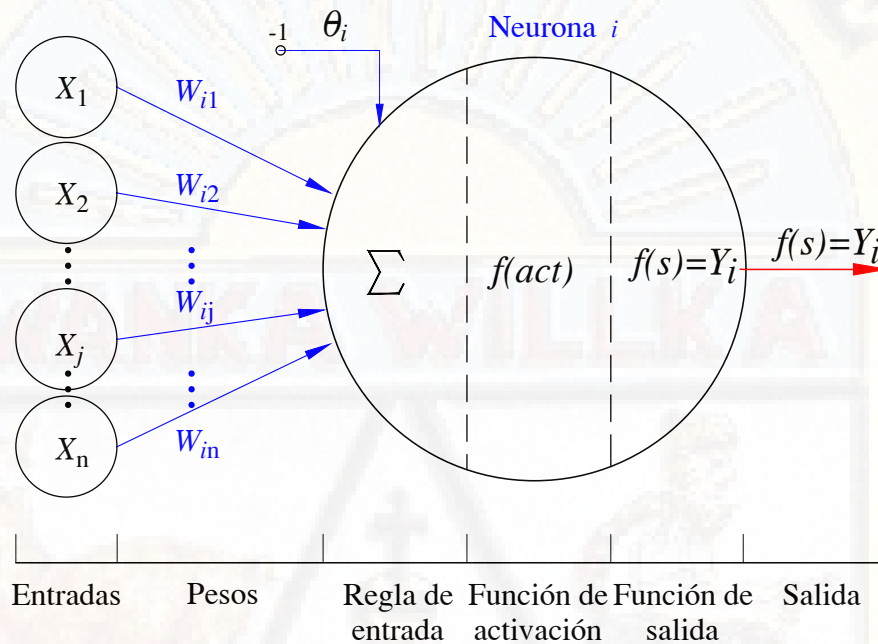
Por lo tanto, una red neuronal artificial es un procesador distribuido en paralelo que almacena conocimiento experimental y lo hace accesible al uso. Se asimila al cerebro en dos maneras:

- El conocimiento de la red es adquirido desde su entorno a través de un proceso de aprendizaje.
- Los pesos de las conexiones interneuronales, conocidas como pesos sinápticos, se usan para almacenar el conocimiento adquirido.

2.4.4. Elementos de una red neuronal artificial

Para poder especificar una red neuronal artificial se necesitan los siguientes elementos y/o partes como se ven en la figura 2.14 : (Daza, 2008), Fernández y Flórez (2008) (Jiménez, 2013) (Paul y Das, 2014), y otros.

Figura 2.14: Elementos de una red neuronal artificial



Fuente: elaboración propia

Entradas

Las entradas X_j representan las señales que provienen de otras neuronas y que son capturadas por las dendritas.

Pesos sinápticos

W_{ij} que representa la intensidad de interacción entre cada neurona presináptica i y la neurona postsináptica j .

Regla de entrada o propagación

La regla mas simple y utilizada consiste en realizar una suma de las entradas, ponderadas con sus pesos sinápticos correspondientes.

$$h_i(t) = \sum W_{ij}X_j \quad (2.4.1)$$

Función de activación

Es una función para limitar la amplitud de la salida de una neurona. calcula el estado de actividad de una neurona; trasformando la entrada global (menos el umbral Theta en un valor (estado) de activación, cuyo rango normalmente va de (0 a 1) ó de (-1 a 1).

Cabe mencionar que (Shamseldin et al., 2002), exploraron la aplicación de varias funciones de transferencia y descubrieron que en la mayoría de los casos la función sigmoidea o logística proporciona los mejores resultados y una función arco tangente produce los peores resultados.

Función de salida

El último componente que una neurona necesita es la función de salida. El valor resultante de esta, es la salida de la neurona $i(Y_i)$; por ende, la función de salida determina que valor se transfiere a las neuronas vinculadas.

2.4.5. Características de una red neuronal artificial

Las ANN presentan una serie de características propias del cerebro. Por ejemplo las ANN aprenden de la experiencia, generalizan de ejemplos previos a ejemplos nuevos y abstraen las características principales de una serie de datos. (Basogain, 2008),

- Aprender: adquirir el conocimiento de una cosa por medio del estudio, ejercicio o experiencia. Se les muestra un conjunto de entradas y ellas mismas se ajustan para producir unas salidas consistentes.
- Generalizar: extender o ampliar una cosa. Las ANN generalizan automáticamente debido a su propia estructura y naturaleza.

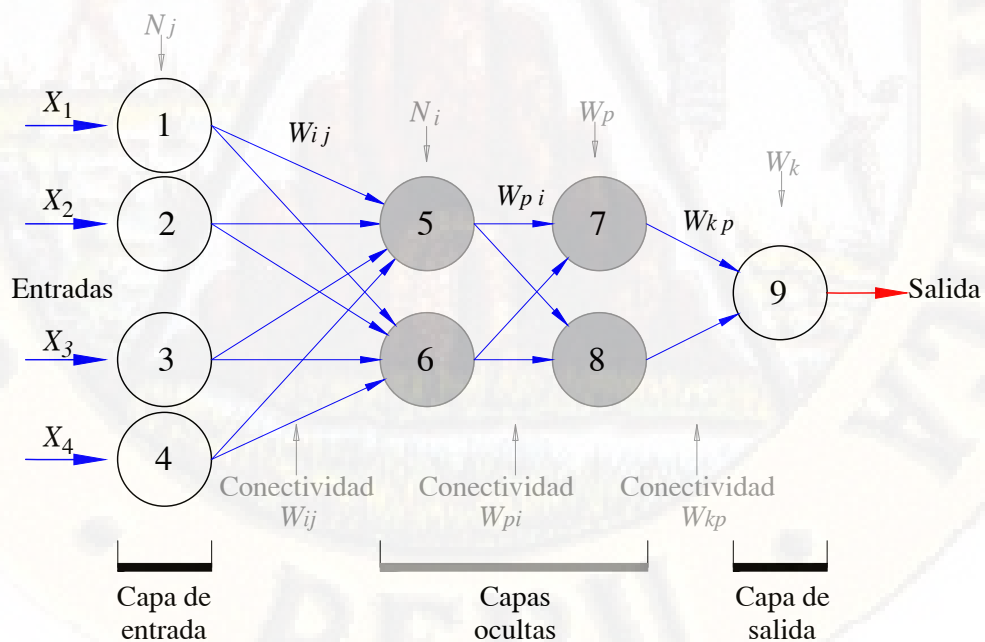
- Abstraer: aislar mentalmente o considerar por separado las cualidades de un objeto. Algunas ANN son capaces de abstraer la esencia de un conjunto de entradas que aparentemente no presentan aspectos comunes o relativos.

2.4.6. Arquitectura ó topología

La topología o arquitectura de las ANN hace referencia a la organización y disposición de las neuronas en la red formando capas de procesadores interconectados entre si y depende de cuatro parámetros principales: (1) el número de capas del sistema; (2) el número de neuronas por capa; (3) el grado de conectividad entre las neuronas; y (4) el tipo de conexiones neuronales. (Fernández y Flórez, 2008)

En la figura 2.15 se muestra una arquitectura de red neuronal artificial con una capa de entrada de $j = 4$ neuronas, dos capas ocultas $i = 2; p = 2$ neuronas respectivamente, y una capa de salida de $k = 1$ neuronas. Todas estas asociadas con grados de conectividad $W_{ij}; W_{pi}; W_{kp}$ y un tipo de conexión intercapa.

Figura 2.15: Arquitectura típica de una red neuronal artificial



Fuente: elaboración propia

Por lo tanto las arquitecturas de las redes neuronales pueden clasificarse atendiendo a distintos criterios, entre ellos los mas principales y conocidos:

Según su estructura en capas.

- **Redes monocapa.-** Compuestas por una única capa de neuronas, se debe a que en este tipo de arquitectura solo se dispone de una capa de procesamiento de los datos hasta llegar a la salida de la red.
- **Redes multicapa.-** Cuyas neuronas se organizan en varias capas (de entrada, oculta(s) y de salida), son aquellas que disponen de conjuntos de neuronas agrupadas en varios niveles o capas, normalmente entre 2 capas o más a la capa de salida, teniendo conectividad total entre neuronas.

Según el flujo de los datos en la red neuronal

- **Redes unidireccionales o de propagación hacia adelante (feedforward).-** Cuando ninguna salida de las neuronas es entrada de neuronas del mismo nivel o de niveles siguientes. La información se proyecta directamente en un único sentido, desde las neuronas de entrada hacia las neuronas de salida de la red, pero no al revés. (Haykin, 2009)
- **Redes de propagación hacia atrás (feedback).-** En las que las salidas de las neuronas pueden servir de entradas a unidades del mismo nivel (conexiones laterales) o de niveles previos. Las redes de propagación hacia atrás que presentan lazos cerrados se denominan sistemas recurrentes. (Fernández y Flórez, 2008)

2.4.7. Mecanismo de aprendizaje

Una vez que ha sido diseñada la arquitectura de red para un determinado problema, se tiene que proceder a entrenar la red para que “aprenda” el comportamiento que debe tener; es decir, para que aprenda a dar la respuesta adecuada a la configuración de estímulos o patrón de entrada que se le presente. (Pazos, 1996)

El proceso de aprendizaje se puede dividir en tres grandes grupos dependiendo del tipo de información disponible: (Xin Yao, 1999)

Aprendizaje supervisado

En este caso, los patrones para el aprendizaje están formados por parejas, que constan de un vector de variables de entrada, junto con las salidas correspondientes. Por tanto cada valor de salida es la respuesta deseada a las señales de entrada.

Aprendizaje no supervisado

En este caso, los datos se presentan a la red sin información externa, y la red tiene que descubrir por sí misma patrones o categorías. Este tipo de aprendizaje se encuadra dentro de las técnicas auto-organizativas, o técnicas automáticas para descubrir la estructura de datos (Haykin, 2009).

Aprendizaje por refuerzo

Este tipo de aprendizaje se ubica en medio de los dos anteriores. Se le presenta la red un conjunto de patrones de entrada y se le indica a la red si la salida obtenida es o no correcta, es decir, no indicar durante el entrenamiento exactamente la salida que se desea obtener por la red ante una determinada entrada (Haykin, 2009).

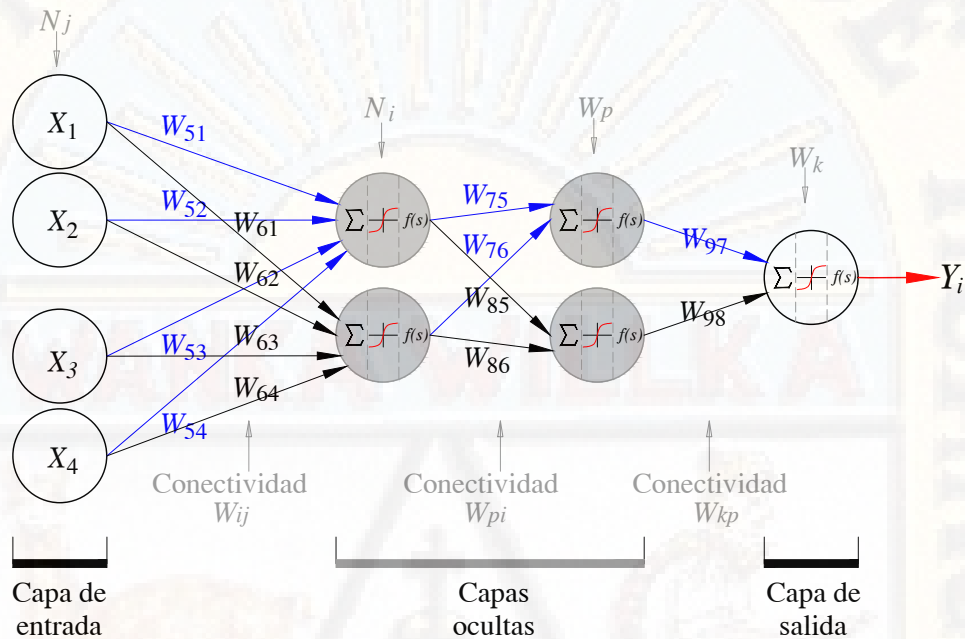
2.4.8. Perceptron multicapa (MLP)

El perceptrón multicapa es un tipo de red neuronal con una capa de entrada, una capa de salida y varias capas ocultas, a éste tipo de red se les simboliza con las siglas MLP del inglés Multi Layer Perceptron. En síntesis, un MLP es una generalización de perceptrón simple ya que su estructura está conformada por más de una neurona. Su implementación en diferentes áreas ha contribuido a la resolución de problemas actuales, cuyos comportamientos son altamente no lineal; logrando explicar dichos problemas. Por esa razón, algunos autores

coinciden en que el MLP bien podría ser un aproximador universal de funciones. Hornik et al. (1989),(Luna, 2013)

Un ejemplo de Perceptrón multicapa (MLP) puede ser el mostrado en la figura 2.16; donde este modelo se compone de la siguiente manera:

Figura 2.16: Arquitectura típica de un Perceptrón multicapa (MLP)



Fuente: elaboración propia

- Capa de entrada que sólo se encarga de recibir las señales de entrada y propagarla a la siguiente capa.
- Capa oculta que realizan un procesamiento no lineal de los datos de entrada.
- Capa de salida que proporciona al exterior la respuesta de la red.

Aunque éste modelo de MLP se muestre como una simple red, su estructura puede ser imitada para aumentar el tamaño de la red, incrementando el número de variables de entrada y/o salida, así como el de las neuronas escondidas. Por tanto, un MLP es una estructura de datos multidimensional, donde todos los datos interactúan entre sí para lograr un solo objetivo. (Luna, 2013)

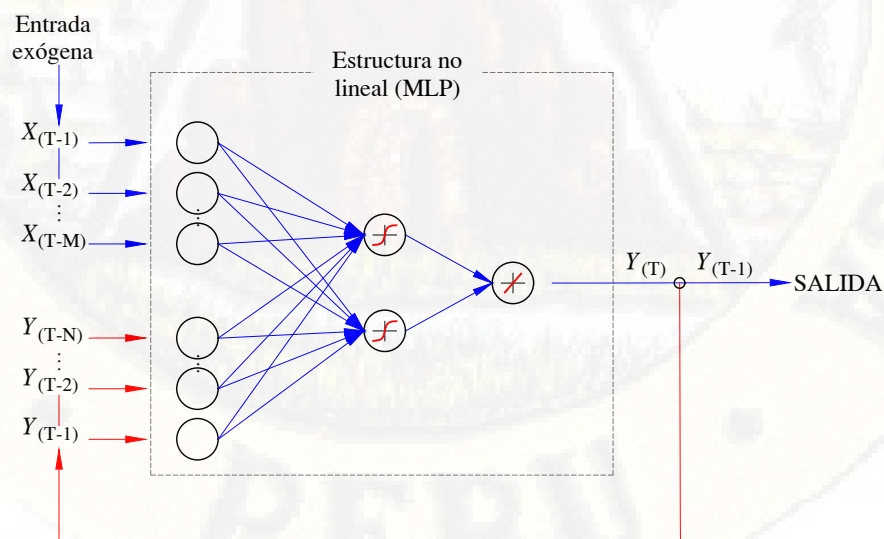
El algoritmo utilizado para el entrenamiento del perceptrón multicapa, es el de retropropagación de errores o backpropagation. Este tipo de algoritmo o regla de aprendizaje es de aplicación en redes con más de dos capas. Daza (2008)

2.4.9. Modelo no lineal auto regresivo con entradas externas (NARX)

Para la realización del modelado de sistemas dinámicos y predicción de series temporales mediante redes neuronales, es necesario seleccionar dentro de la multitud de redes neuronales existentes, un determinado tipo que permita la obtención de un valor de salida para cada valor de la entrada en el mismo instante de tiempo. Una de ellas son las redes neuronales autorregresivas no lineales con exógena de entrada externa (NARX), que predicen valores futuros de la serie a partir de los valores anteriores, por lo que son el tipo de red neuronal que mejor se adapta al modelado de sistemas dinámicos Hornik et al. (1989), (Luna, 2013), (Ayala Bizarro, 2016).

Un ejemplo de red neuronal auto regresivo no lineal con entradas externas (NARX) puede ser el mostrado en la figura 2.17; donde este modelo se compone de la siguiente manera:

Figura 2.17: Estructura NARX



Fuente: elaboración propia

2.4.10. Redes neuronales en hidrología

La utilización de las redes neuronales en ingeniería civil viene de los años 80, pero a partir de 1991, aparecen las primeras aplicaciones en hidrología y hasta la actualidad se viene aplicando en problemas de predicción de lluvias, caudales, transformación lluvia-escorrentía, optimización en el proceso de planeamiento, gestión y monitoreo de aguas superficiales, subterráneas, entre otros. Tal es el caso de (Maier y Dandy, 1997) donde menciona que Perceptrón Multicapa Retropropagación, es una red especialmente aplicada en la predicción hidrológica.

La aplicación exitosa las ANN ha añadido una nueva dimensión al modelo de sistemas complejos y en los últimos años a contribuido en resolver diversos problemas en la ingeniería hidrológica, hidráulica y la ingeniería de los recursos hídricos, apoyadonse en la información existente y disponible. La ventaja principal en la aplicación de las ANN en hidrología y otras áreas de investigación es la posibilidad de encontrar relaciones no-lineales. (Obregón-Neira et al., 2019)

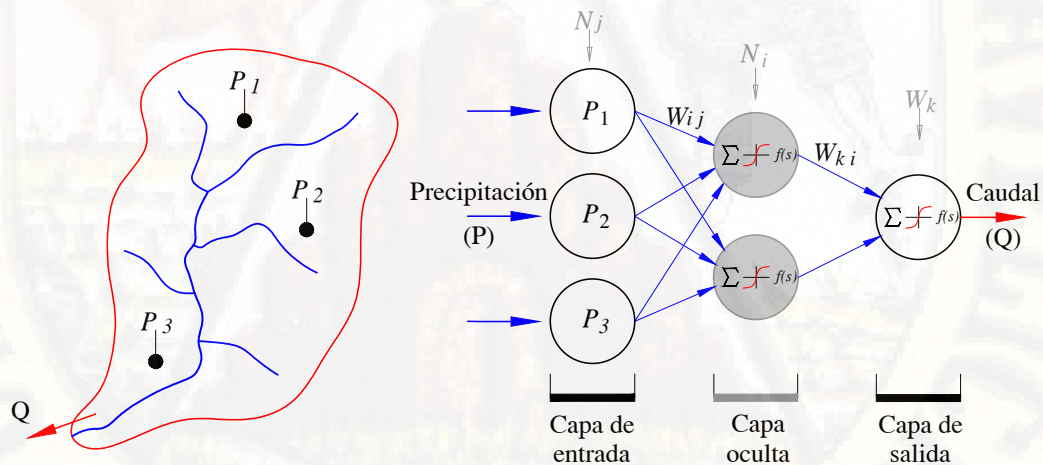


Figura 2.18: ANN en hidrología con ingreso de precipitaciones y variable de salida caudales.

En la figura 2.18 se muestra un ejemplo para el problema predictivo en tiempo real, la entrada a la ANN la constituye la serie histórica de precipitación P_1, P_2, P_3 , la función de transferencia y la variable de salida es la serie de cau-

dales. Se puede optar por empezar a modelar con todos los datos disponibles, y analizar para eliminar los que no están contribuyendo significativamente a la salida y así encontrar la solución más parsimoniosa, con el consiguiente ahorro de recopilación de datos y el tiempo de su procesamiento. (Luna, 2013)

El punto es que las ANN no tienen conocimiento de la relación espacial entre los sitios, como se ve en la figura 2.18 . Las ANN sólo buscan las relaciones entre los datos de entrada (precipitación) y salida (caudal), y a continuación crea sus propias ecuaciones y parámetros para que coincidan los patrones de una manera iterativa. (Luna, 2013)

2.5. Sensoramiento Remoto

La energía que recibe la Tierra del sol se llama radiación electromagnética y todos los objetos presentes en la superficie terrestre tienen diferentes formas de reflejar, emitir y absorber esa radiación electromagnética, la radiación electromagnética reflejada o emitida por un objeto, transporta la información sobre dicho objeto y algunas de sus propiedades pueden determinarse mediante la detección a distancia de esta radiación. (Lillesand et al., 2015), (NASA y WBG, 2019)

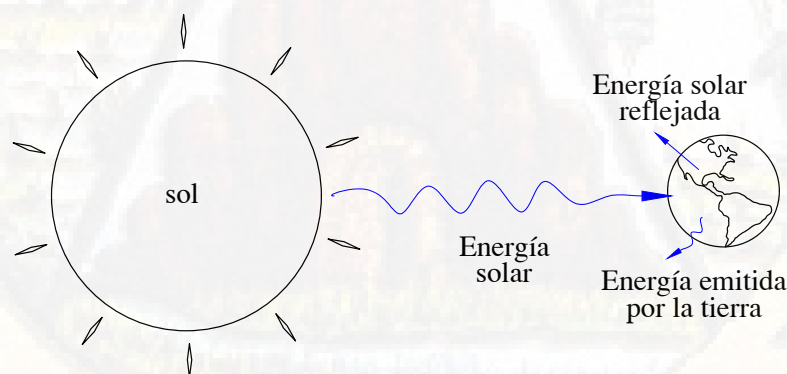


Figura 2.19: La energía que recibe la Tierra del sol se llama radiación electromagnética.

2.5.1. Definición de Sensoramiento Remoto

Históricamente, se conoce que el termino Sensoramiento remoto fue creado para designar esa nueva tecnología de herramientas capaces de obtener información de la superficie de la tierra a distancia. Por lo tanto, el término sensoramiento remoto o percepción remota, se puede definir como un conjunto de conocimientos y técnicas usadas para determinar características físicas y biológicas de objetos, sin el contacto material con los mismos o como la ciencia y arte de obtener información sobre un objeto, área o fenómeno a través de datos adquiridos por un sensor que no esté en contacto con el objeto de la investigación. (A. Schultz y Engman, 2000)

En un sentido más restricto, el sensoramiento remoto se refiere a la tecnología de adquirir información de la superficie (continentes-océanos), atmósfera (Meteorológica/Climática) y espacial, usando sensores a bordo de aeronaves (aviones, globos) o plataformas espaciales (satélites ,estaciones espaciales).(Velasco et al., 2012)

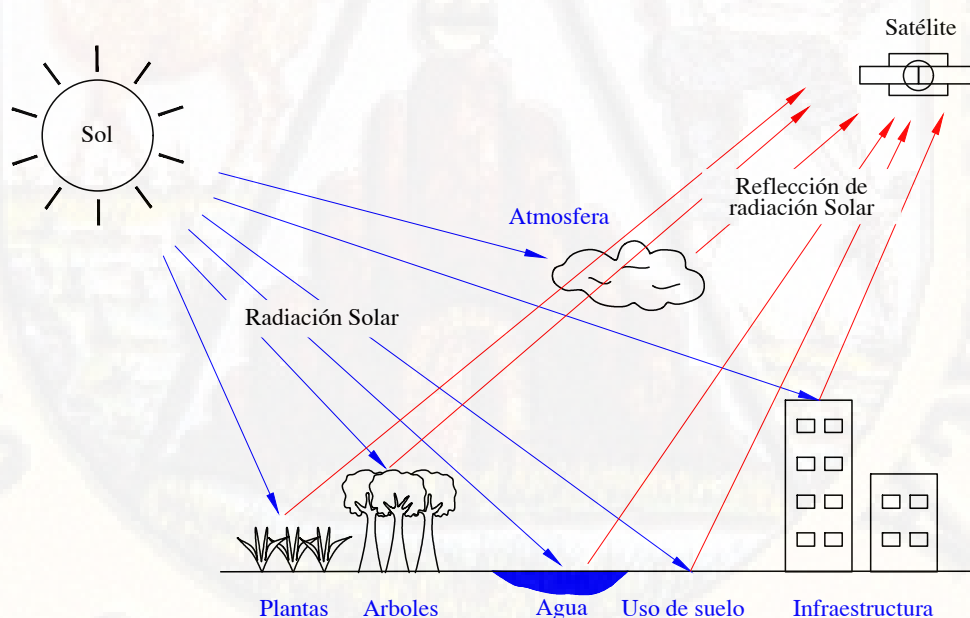


Figura 2.20: Diferentes materiales reflejan y absorben diferentes radiaciones electromagnéticas. Debido a esto, pueden ser detectadas por un sensor y determinar el tipo de material del que se refleja.

2.5.2. Sensores Remotos

Son el elemento principal del sistema de medición por sensoramiento remoto, definidos como dispositivos que permiten captar la radiación electromagnética reflejada por un objeto para obtener su información (NASA-ARSET, 2019).

2.5.2.1. Tipos de Sensores

Los sensores transportados por satélites son de dos tipos principales: pasivos y activos. Los primeros utilizan la REM producida por el sol, mientras que los segundos generan su propia REM, tal como se muestra en la figura 2.21, (Velasco et al., 2012).

- **Sensores pasivos:** Detectan la energía natural (radiación) emitida o reflejada por el objeto o la escena que se observa. La luz solar reflejada es la fuente más común de radiación medida por sensores pasivos.
- **Sensores activos:** Proporcionan su propia fuente de energía para iluminar los objetos que observan. Un sensor activo emite radiación en la dirección del objetivo a investigar. El sensor luego detecta y mide la radiación que se refleja desde el objetivo.

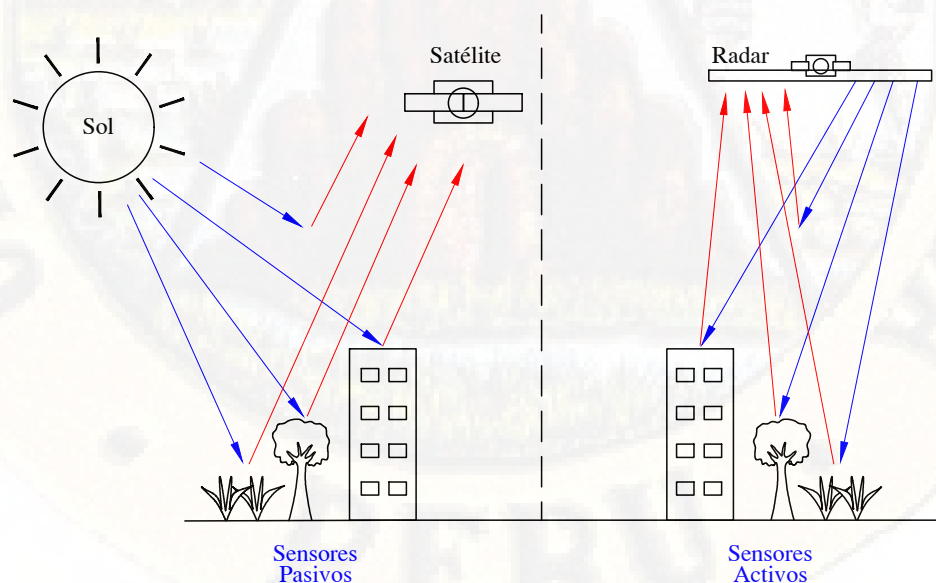


Figura 2.21: Sensores pasivos y activos.

2.5.2.2. Resolución de sensores

La resolución depende de la configuración de la órbita del satélite y del diseño del sensor. Diferentes sensores tienen diferentes resoluciones.

- **Resolución espacial:** La resolución espacial especifica el tamaño de píxel de las imágenes de satélite que cubren la superficie terrestre. Las imágenes bidimensionales de la superficie generadas por los sensores están compuestas de una matriz de elementos llamados píxeles. Un píxel es la unidad más pequeña de la imagen y representa una cierta porción de la superficie de la Tierra. Esta área en el terreno es llamada la resolución de la celda y determina la resolución espacial del sensor.

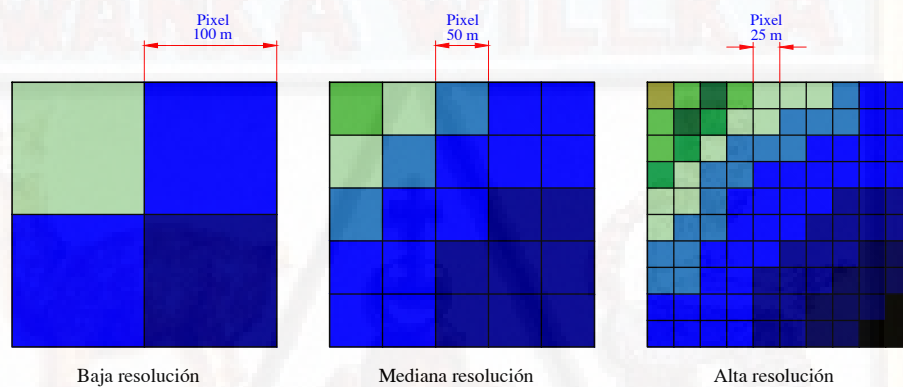


Figura 2.22: Resolución espacial

En la figura 2.22 se muestra la misma imagen en diferentes resoluciones espaciales y entre más alta se la resolución espacial los objetos son más detallados y sus características geométricas (ubicación, tamaño, forma, área) son fácilmente identificables.

- **Resolución temporal:** La resolución temporal se refiere a la frecuencia con que un punto específico de la superficie es observado por un determinado sensor.

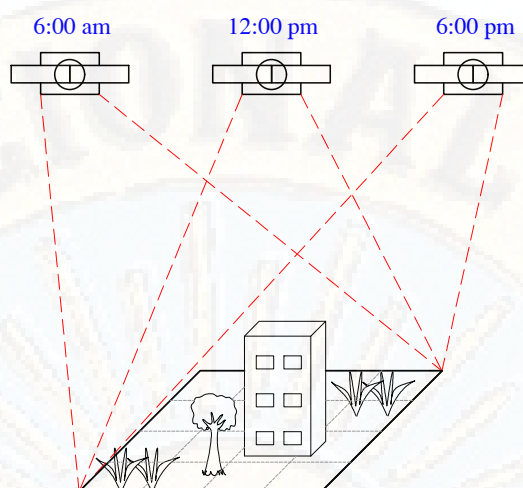


Figura 2.23: Resolución temporal

En la figura 2.23 La capacidad del sensor de recopilar imágenes del mismo área de la superficie de la Tierra en diferentes períodos de tiempo es de 6 horas.

- **Resolución radiométrica:** La resolución radiométrica describe la capacidad de un sensor para ver las diferencias de energía (o radiación). Cuanto mejor sea la resolución radiométrica, más sensible será el sensor a pequeñas diferencias de energía.
- **Resolución espectral:** La resolución espectral describe la capacidad de un sensor para detectar intervalos de longitud de onda finos. Los instrumentos detectan diferentes rangos de longitudes de onda a lo largo del espectro electromagnético, denominadas bandas.

2.5.2.3. Satelite TRMM

El TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission, NASA y JAXA), es una misión de exploración espacial entre la NASA y la Agencia de Exploración Aeroespacial Japonesa, diseñada para monitorear y estudiar las lluvia tropicales y subtropicales, es producida por el algoritmo de precipitación global (3B43 V7), de resolución temporal 3 horas y resolución espacial de $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ equivalente aproximado a $27 \times 27 \text{ km}^2$ (NASA-ARSET, 2019).

Lanzado a finales de noviembre de 1997, terminó la recolección de datos el 15 de abril de 2015. el satélite TRMM produjo más de 17 años de datos científicos valiosos y están disponibles para su descarga en <https://pmm.nasa.gov/data-access/downloads>.

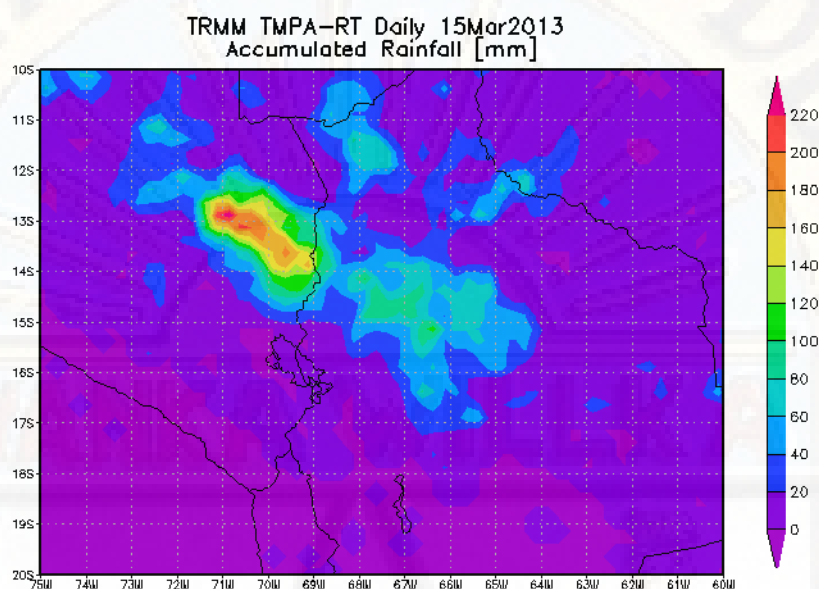


Figura 2.24: Producto del TRMM con una resolución espacial(pixel) de 0.25km x 0.25km

2.5.2.4. Satellite GPM - IMERG

La misión Global Precipitation Measurement (GPM) es una red internacional de satélites que proporciona las observaciones globales de la próxima generación de lluvia y nieve. Aprovechando el éxito de la Misión de Medición de la Lluvia Tropical (TRMM), el concepto GPM se centra en el despliegue de un satélite Core que llevan un avanzado radar, para medir la precipitación desde el espacio y sirven como patrón de referencia para unificar medidas de precipitación de una constelación de investigación y satélites operativos (NASA-ARSET, 2019). Los datos están disponibles para su descarga en <https://pmm.nasa.gov/data-access/downloads>.

El Observatorio Core GPM puso en marcha el 27 de febrero, 2014 desde la estación del Centro Espacial de Tanegashima, Japón.

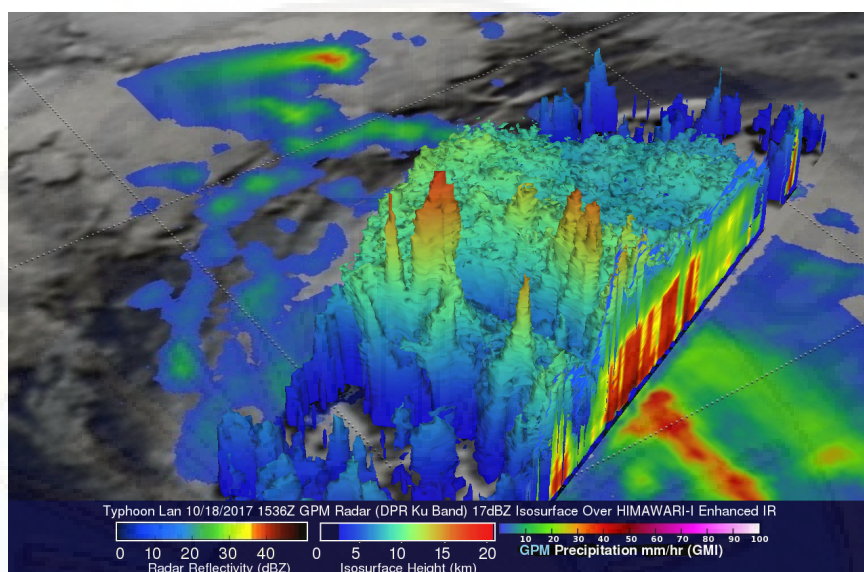


Figura 2.25: Área cubierta por los sensores del GPM mostrando la recopilación de información de lluvias.

2.5.2.5. CHIRPS

CHIRPS es una colaboración entre el Servicio Geológico de EE. UU. y el Grupo de Peligros Climáticos de la Universidad de California (EE. UU.). Son nuevos productos de precipitación global a diferentes escalas de tiempo, una alta resolución espacial de $0,05^\circ \times 0,05^\circ$, y un período de 1981 a casi en tiempo real (Funk C, 2015).

CHIRPS resulta de la combinación de lluvia estimada a través de satélites y estaciones terrenas con una climatología de alta resolución espacial y temporal (Lavado W, 2015).

Los datos del CHIRPS están disponibles en intervalos de tiempo mensual, decadal, pentadal y diarios, en formato raster con una resolución espacial de $0,05^\circ \times 0,05^\circ$ equivalente a $5 \times 5 \text{ Km}^2$, desde 1981 al presente, entre 50° latitud norte a 50° latitud sur. A partir de 12 febrero del 2015, la versión 2.0 de CHIRPS es completa y disponible para el público. <ftp://ftp.chg.ucsb.edu/pub/org/chg/products/CHIRPS-2.0>

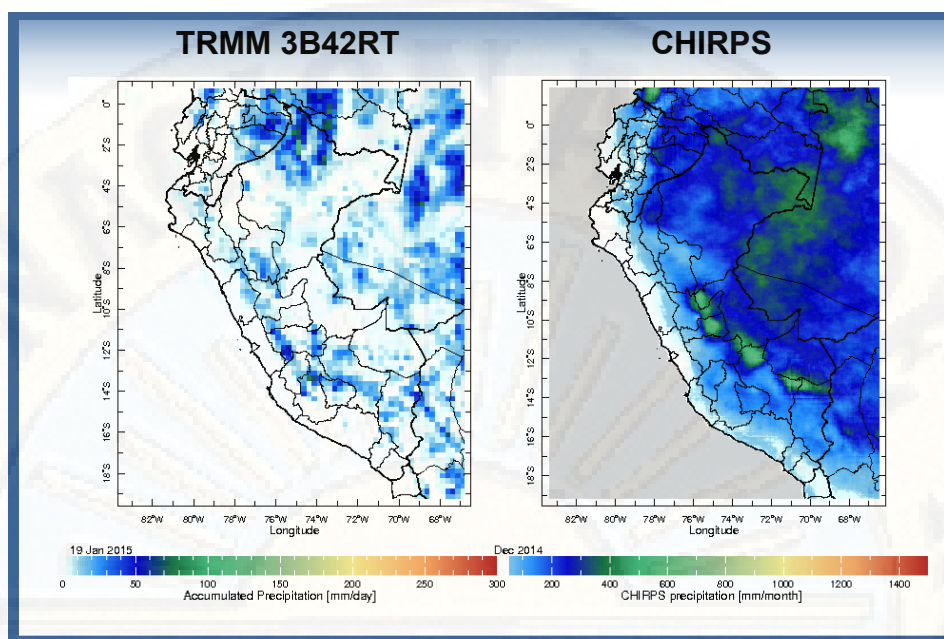


Figura 2.26: Comparación entre el producto de TRMM y CHIRPS

2.5.2.6. PISCO

PISCO es el producto resultado de la combinación entre los datos de precipitación estimados por el satélite del producto CHIRPS Climate Hazards Group InfraRed Precipitation with Stations y los datos de precipitación observada de la red de estaciones meteorológicas del SENAMHI (Lavado W, 2015) y disponible para el público en <https://piscoprec.github.io/>

2.6. Definición De Términos

- **Precipitación efectiva.-** Llamado también precipitación neta, es el exceso de precipitación que genera escorrentía directa.
- **Predicción De Caudal.-** Es la estimación del estado futuro del caudal en a corto, mediano y largo plazo.
- **Hidrograma.-** Es un gráfico que muestra típicamente la variación del caudal en el tiempo.
- **Sensoramiento Remoto.-** Sistemas de detección y medida a distancia,

2.7. Hipótesis.

generalmente empleados desde aeronaves o satélites, con los que se obtiene información meteorológica, oceanográfica, sobre la cubierta vegetal, etc.

- **Satelite Artifical.-** Es un tipo de satélite que se utiliza principalmente para supervisar el tiempo atmosférico y el clima de la Tierra. Los satélites llevan instrumentos o sensores que miden la radiación electromagnética que proviene del sistema tierra-atmósfera

2.7. Hipótesis.

2.7.1. Hipótesis alterna

- La información proveniente de sensores remotos permite obtener resultados favorables en la predicción de caudales mediante redes neuronales artificiales en la cuenca experimental del río Ichu.

2.7.2. Hipótesis nula

- La información de sensores remotos no permite obtener resultados favorables en la predicción de caudales mediante redes neuronales artificiales en la cuenca experimental del río Ichu.

2.8. Variables de estudio.

2.8.1. Variable independiente.

Información de sensores remotos.

Dimensiones.

- Precipitación remota

2.8.2. Variable dependiente.

Predicción de caudales.

Dimensiones.

- Predicción de niveles de flujo
- Predicción de caudales diarios

2.9. Operacionalización de variables .

Tabla 2.1: Operacionalización de variables.

Variable	Dimensión	Indicadores	Items	Instrumento
Variable independiente: Información de sensores remotos	Precipitación remota	Precipitación remota máxima, Precipitación remota mínima	Predicción utilizando de Variables meteorológicas Sensores remotos	Sensores remotos
Variable dependiente: Predicción de caudales	Niveles de flujo diario Caudal diario	Nivel de flujo máximo, Nivel flujo mínimo Caudal máximo, caudal mínimo	Propuestas para la prevención de riesgos respecto a las variaciones de niveles extremos Propuestas para la prevención respecto a las variaciones de caudal.	Sensor de nivel Perfilador acústico, Ecuación de descarga

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO: **III**

METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

3.1. Ámbito de Temporal y Espacial

3.1.1. Ámbito de temporal

El ámbito temporal del trabajo de investigación inicia en la etapa de recolección de datos hidrometeorológico y el procesamiento de la información, considerándose desde el mes de enero del año 2016 hasta el mes de diciembre del año 2018.



Figura 3.1: Ambito temporal

3.1.2. Ámbito de espacial

El ámbito espacial de estudio del presente trabajo de investigación se realizó en la cuenca del río Ichu, desde la cabecera de cuenca hasta la zona urbana de la ciudad de Huancavelica, ubicado en la provincia y departamento de Huancavelica. Geográficamente se ubica en el centro del Perú entre los paralelos 12°41' a 13°05' latitud sur; y entre los meridianos 74°57' a 75°15' longitud oeste.

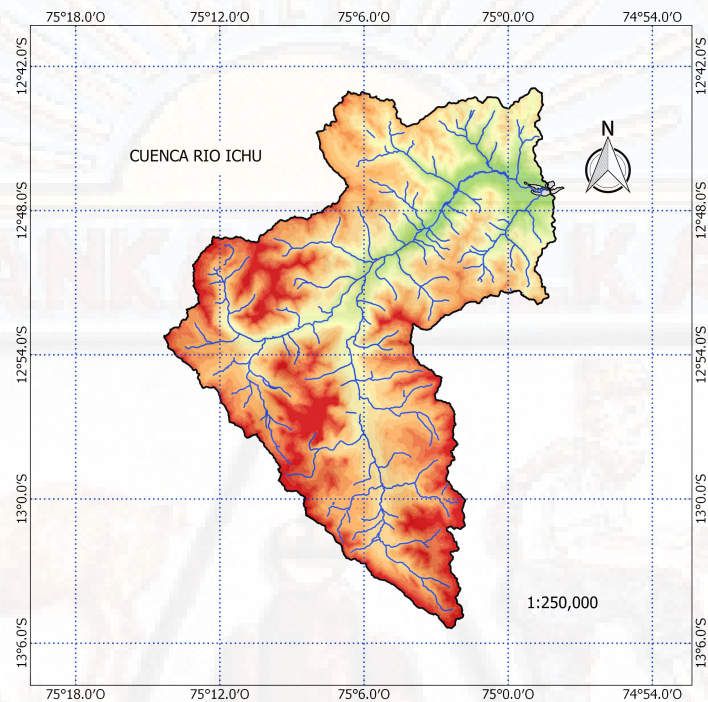


Figura 3.2: Ambito espacial

3.2. Tipo de Investigación

El proyecto de investigación científica corresponde al tipo de investigación aplicada no experimental, puesto que tratara de solucionar un problema muy frecuente en la hidrología sobre la predicción de caudales; utilizando productos de investigaciones básicas como es el caso del Sensoramiento remoto. A su vez es no experimental ó investigación Ex Post Facto, que según (Kerlinger,1983) es un tipo de investigación en la que el investigador no tiene control sobre las variables independientes porque ya ocurrieron los hechos.

3.3. Nivel de Investigación

El nivel de investigación es explicativa su finalidad es poder explicar el comportamiento de una variable en función de otras(s), pueden ocuparse tanto de la determinación de las causas, como de los efectos, mediante la prueba de hipótesis (Yanez, 2018).

3.4. Población, Muestra, Muestreo.

3.4.1. Población

Se considera como población a la serie de tiempo de niveles de flujo diarios registrados en la estación hidrológica, ubicado en el punto de aforo de la cuenca en estudio con un periodo de registro desde el mes de enero del año 2016 hasta el mes de diciembre del año 2018.

3.4.2. Muestra

Se considera como muestras a la serie de tiempo de niveles de flujo diarios registrados en la estación hidrológica, ubicado en el punto de aforo de la cuenca en estudio con un periodo de registro desde el mes de enero del año 2016 hasta el mes de diciembre del año 2018.

3.4.3. Muestreo

Al ser igual la población con la muestra, no existe ninguna aplicación de muestreo, ya que se quiere generalizar utilizando toda la formación disponible.

3.5. Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

3.5.1. Técnicas

Las técnicas para la recolección de datos y manejo de información que se han de utilizar en la ejecución y desarrollo del presente trabajo de investigación fueron:

La observación

Mediante esta técnica logramos captar hechos y sucesos que se suscitaron durante la etapa de recolección de datos meteorológicos e hidrológicos ocurridos en la cuenca y durante el periodo de duración de la investigación tales como:

- Comportamiento de precipitación.
- Geometría de la sección de aforo.
- Huella de nivel máximo en sección de aforo.

La medición

Con esta técnica se logró registrar datos de precipitación en la cuenca, así también el registro de niveles del flujo en el río Ichu durante el periodo de duración de la investigación.

- Precipitación diaria, mensual y anual.
- Nivel diario del flujo.
- Características morfométricas del Río Ichu.

Recolección de información en entidades estatales y no estatales.

Este método implica la gestión administrativa para acceder a la información disponible en entidades estatales y no estatales.

3.5. Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

- Productos de sensores remotos.
- Registro de estaciones meteorológicas.
- Información geoespacial.

La descripción

Este método implica la recopilación y presentación sistemática de datos obtenidos, de la medición y observación.

- Histogramas.
- tablas.
- Mapas y planos de la cuenca.

3.5.2. Instrumentos

Los principales instrumentos que se aplicarán en las técnicas de:

La observación

- Cámara fotográfica.

La medición

- Estaciones meteorológicas.
- Estacione hidrométrica.
- Perfilador acustico M9.
- Correntometro Global Wather.

Recolección de información en entidades estatales y no estatales.

- Guías de procedimientos de adquisición de datos.
- Guías de evaluación.

La descripción

- Software de sistema de información geográfica (Qgis, algoritmos de SagaGis, algoritmos de Grass).
- Software de procesamiento de precipitaciones (R, Weatherlink, Meteo-ReportWL, GeoCLIM, Matlab, Python).
- Software de procesamiento de caudales (R, Riversurveyor live (RSL), Matlab, Python).
- Software de procesamiento de productos de sensores remotos (R).

3.5.3. Procedimiento de Recolección de Datos.

- Durante la observación: Métodos de recolección de información de campo, reconocimiento físico de la cuenca, donde evalúa sus características geomorfológicas se observan in situ la forma de la cuenca, variaciones altitudinales, se toman las características del ríos y, entre otras.
- Durante la medición: Se miden los niveles de agua del río (Sensor de nivel), se anotan las huellas de máximas avenidas, se afora el caudal máximo (ADCP M9) y mínimo (Correntometro) del río en el punto de aforo.
- Durante la adquisición de información: Se refiere a información adquirida, del SENAMHI (PISCO) y otras entidades internacionales: Administración Nacional de Aeronáutica y del Espacio (NASA), Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS), Agencia Japonesa de Exploración Aeroespacial (JAXA) Grupo de peligros climáticos (CHG-CHIRPS).
<ftp://ftp.chg.ucsb.edu/pub/org/chg/products/CHIRPS-2.0>

3.6. Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos.

3.6.1. Técnicas de procesamiento

Las técnicas para el procesamiento de los datos fueron:

- **Estadística descriptiva o exploratoria:** Para el procesamiento de los datos hidrológicos y meteorológicos obtenidos, se emplearon cuadros, gráficos y medidas estadísticas debido a que se trabaja con datos cuantitativos, permitiendo resumir, explorar y explicar la información obtenida y evaluar las variables de entrada externa al modelo de red neuronal artificial (NARX).
- **Estadística inferencial:** Para evaluar los datos provenientes de sensores remotos, los estadísticos utilizados en esta etapa fueron: raíz del error cuadrático medio (RMSE), Suma cuadrada de residuos (SSE) y Coeficiente de determinación (R^2)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Q_{sim} - Q_{obs})^2}{n}} \quad (3.6.1)$$

Para poder contrastar la hipótesis se tomara la prueba de coeficiente de eficiencia Nash-Sutcliffe (NSE).

Durante el proceso de predicción y validación del modelo de red neuronal, se usó como función objetivo el coeficiente de Nash-Sutcliffe NSE, donde NSE se evalúa de $(-\infty$ a 1) (un ajuste perfecto establece un valor igual a 1). Este criterio es comúnmente usado en la evaluación de los modelos hidrológicos.

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{sim} - Q_{obs})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - \bar{Q})^2} \quad (3.6.2)$$

Donde:

3.6. Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos.

Q_{sim} : Caudal simulado. Q_{obs} : Caudal observado. $\bar{Q}$: Caudal medio de los observados. n : Número total de observaciones.

Tabla 3.1: Valores del coeficiente de Nash-Sutcliffe (NSE). Fuente: Molnar (2011).

Rango de NSE	Ajuste
<0.2	Insuficiente
0.2 - 0.4	Satisfactorio
0.4 - 0.6	Bueno
0.6 - 0.8	Muy bueno
>0.8	Excelente

3.6.2. Análisis de datos

Para el análisis de los datos recopilados en la investigación, se emplearon los siguientes softwares y lenguajes de programación siguientes:

- Software QGIS v.3.4 : para el análisis y evaluación de la cuenca, análisis exploratorio de los productos e sensores remotos.
- Lenguaje de programación R : para el procesamiento, análisis exploratorio y análisis estadístico de la información de sensores remotos, análisis espacial de los productos de sensores remotos dentro de la cuenca, evaluación extracción de datos.
- Software Autocad Civil 3D 2019: para el procesamiento, análisis de la sección de aforo.
- Lenguaje de programación MATLAB: para el procesamiento, análisis, entrenamiento y validación del modelo de red neuronal.

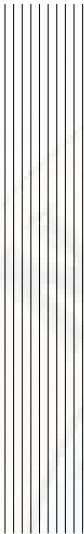
3.7. Esquema metodológico.

El esquema metodológico empleado en la presente investigación, se refleja en la figura 3.3. Es así que en éste trabajo se desarrollará siguiendo éstas etapas fundamentales.

Figura 3.3: Esquema Metodológico de la investigación



Fuente: elaboración propia



CAPÍTULO: IV

PRESENTACIÓN DE RESULTADOS

4.1. Análisis de información.

A continuación, se presenta los procedimientos y resultados obtenidos del análisis de información para lograr el objetivo de la presente investigación. Los resultados se presentan en formatos tabulares y gráficos construidos mediante softwares informáticos como R, Matlab, Qgis, entre otros.

4.1.1. Área de estudio.

La zona de estudio comprende la cuenca del río Ichu, ubicado en la provincia y departamento de Huancavelica. Se localiza geográficamente entre las coordenadas $12^{\circ}42'50.4''$ a $13^{\circ}05'24''$ latitud sur; y $74^{\circ}57'57.6''$ a $75^{\circ}14'20.4''$ de longitud oeste. ver figura 4.1. La cuenca tiene una superficie de 620.10 km^2 , se caracteriza porque es considerada como una cabecera de cuenca porque nace en los glaciares de los andes, fluye por ríos de alta montaña ($>4000 \text{ msnm}$) y después, su salida es por la estación hidrológica ubicada en la parte urbana de la ciudad de Huancavelica (3675 msnm).

4.1. Análisis de información.

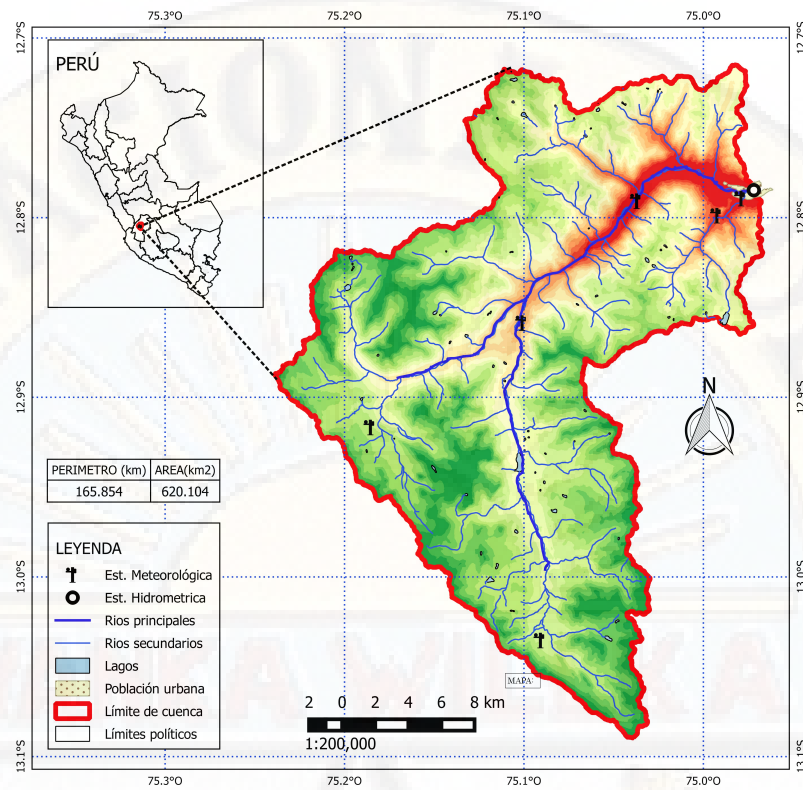


Figura 4.1: Ubicación y localización geográfica del ámbito de estudio

Las estaciones meteorológicas e hidrológica activas dentro del ámbito de estudio son administradas por la Universidad Nacional de Huancavelica, con coordenadas mostradas en la tabla 4.1.

Tabla 4.1: Resumen de estaciones meteorológicas e hidrológica en la cuenca del río Ichu.

Nombre	Latitud	Longitud	Elevación
Est. Meteorológica Huancavelica	-12.78929	-74.97910	3685
Est. Meteorológica Sacsamarca	-12.79880	-74.99249	3959
Est. Meteorológica Chunuranra	-12.79072	-75.03722	3781
Est. Meteorológica Lachocc	-12.85857	-75.10105	4217
Est. Meteorológica Cachimayo	-12.91668	-75.18560	4649
Est. Meteorológica Pucapampa	-13.03526	-75.09085	4598
Est. Hidrológica Huancavelica	-12.78462	-74.97218	3678

Fuente: Elaboración propia

4.1.1.1. Parámetros Morfométricos

El análisis morfométrico de la cuenca se realizó utilizando la información proveniente del satélite DAICHI(ALOS), un producto DEM de 12.5 m por 12.5 m de resolución espacial. En la siguiente tabla 4.2 se muestra el resumen de las principales características morfométricas para un estudio relacionado a hidrología de cuencas. De acuerdo con una revisión bibliográfica, éstos son los parámetros principales a determinar para conocer las características hidrológicas de las cuencas.

Tabla 4.2: Resumen de parámetros morfométricos de la cuenca del río Ichu.

Parámetro	Simbolo	Medición	Resultados
Área de la cuenca	A	Digital	620.10 km^2
Perímetro de cuenca	P	Digital	165.85 km
Índice de Gravelius	K	$0.25P/\sqrt{A}$	2.05
Factor de forma	f	$Ancho/L$	0.081
Rectángulo equivalente	R_L	R_L	86.5 km
Rectángulo equivalente	R_l	R_l	3.34 km
Cota máxima	C_{max}	Digital	5030 msnm.
Cota mínima	C_{min}	Digital	3675 msnm.
Longitud de cauce principal	$Long$	Digital	53.70 km
Pendiente media de cuenca	S	$\Delta/Long$	15.85 km
Orden de red hídrica	A_c	Digital	6
Centro de gravedad	x	Digital	503022.9866 m E
Centro de gravedad	y	Digital	8586746.24 m S

Fuente: Elaboración propia

4.1.2. Información de sensores remotos

Debido a que el presente estudio tiene propósitos hidrológicos necesitamos información que este interpolada a escala de la cuenca hidrográfica del río Ichu. Por lo tanto en la tabla 4.3, se muestran los productos de precipitación

4.1. Análisis de información.

provenientes de sensores remotos que se evaluaron: a escala global, TRMM 3B42, GPM v7, CHIRPS v2.0, y uno a escala regional PISCO V2, todos en formato raster de extensión .tif.

Tabla 4.3: Resumen de la información de sensores remotos

Precipitación remota	Resolución temporal	Resolución espacial	Periodo de medición
GPM-IMERG v7	Diaria	0.10°x0.10°	2015-presente
TRMM 3B42	Diaria	0.25°x0.25°	1998-2014
CHIRPS v2	Diaria	0.05°x0.05°	1981-presente
PISCO v2	Diaria	0.10°x0.10°	1981-2018

Fuente: Elaboración propia

Para el análisis descriptivo y estadístico de esta información precipitación provenientes de sensores remotos, se ha considerado en primer lugar evaluar la resolución espacial adecuada en el ámbito de estudio de la investigación.

Dentro del ámbito de la investigación, que corresponden a la cuenca del río Ichu y a partir del punto de aforo, la información proveniente de sensores remotos se distribuyen en píxeles, el cual para evaluar la cantidad de pixeles que esta dentro del ámbito de cuenca del río Ichu, se genero el siguiente código en R.

Código Fuente 4.1: Código para evaluar la resolución espacial en el ámbito de estudio

```
1 #Configura directorio de trabajo
2 setwd("C:/Users/TOTAL/Desktop/PROCESAMIENTO TESIS/01 ANALISIS↵
  EN R/DATA")
3 #Librerias cargadas
4 library(raster);library(sp);library(lattice);library(rgdal);↵
  library(rasterVis)
5 #####Importar archivo SHP Perímetro de cuenca
6 list.files("SHAPES", pattern="*.shp")
7 #Ver propiedades de SHP de carpeta de trabajo
```

```

8  ogrInfo(dsn="SHAPES", layer="CUENCALL")
9  #carga archivo SHP del perimetro de la cuenca
10 data.shape <- readOGR(dsn="SHAPES", layer="CUENCALL")#SRC=<->
    GEOGRAFICAS
11 plot(data.shape, axes=T)# Grafica la cuenca
12 #####Importa lista de informacion de sensores .tif
13 myTheme=rasterTheme(region=brewer.pal('YlGnBu', n=5))
14 lista<- list.files("DATA", pattern=".tif", full.names=TRUE)
15 lista #lista de raster de carpeta de trabajo
16 #GDALinfo(lista[1])#ver informacion acerca del raster
17 r <- stack(lista) #carga toda la lista de raster
18 #####Evalua la resolución espacial en la cuencas del rio ICHU
19 # recorta a dimensiones de cuenca
20 RASTER_ICHU <- crop(r, data.shape, snap="out")
21 # Plotea raster con dimensiones de cuenca
22 levelplot(RASTER_ICHU, par.settings=myTheme)+layer(sp.<-
    polygons(data.shape, lwd=2, col='red'))
23 # Recorta raster a dimensiones de cuenca
24 RASTER_ICHU <- mask(RASTER_ICHU, data.shape)
25 # Plotea raster con pixeles de cuenca
26 levelplot(RASTER_ICHU, par.settings=myTheme)+layer(sp.<-
    polygons(data.shape, lwd=2, col='red'))

```

Los resultados de evaluar la resolución espacial de cada producto, se obtuvieron confrontando raster de precipitaciones proveniente de sensores remotos y el ámbito espacial de investigación (área de la cuenca), el cual se muestran en las siguientes figuras, donde cada píxel representa el valor de precipitación expresado en milímetros.

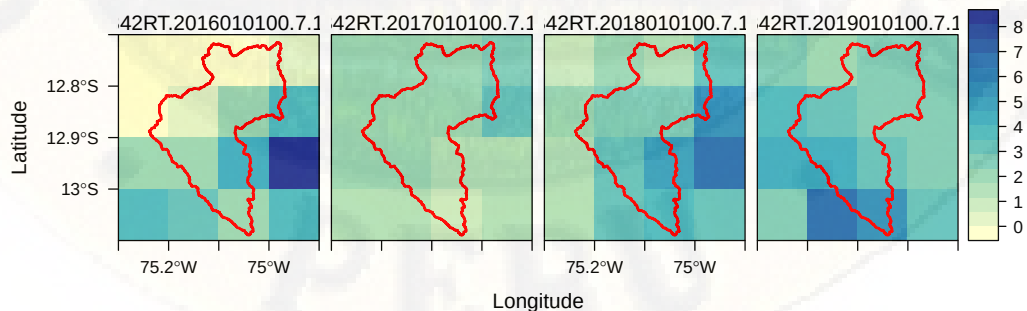


Figura 4.2: Producto GPM-IMERG en ámbito espacial de investigación

4.1. Análisis de información.

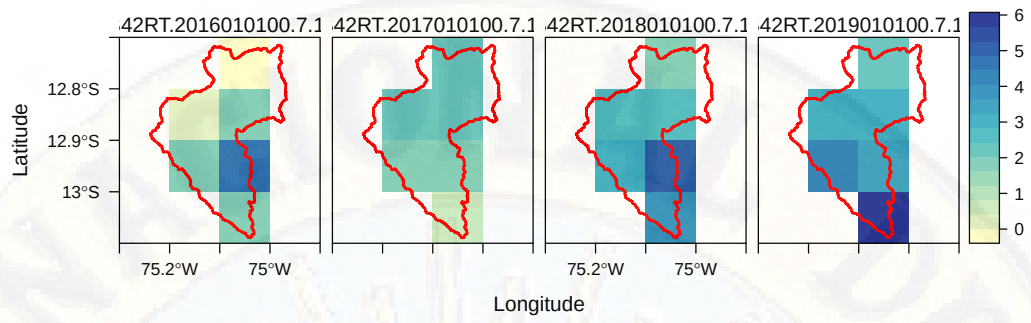


Figura 4.3: Píxeles del producto GPM-IMERG en ámbito espacial de investigación

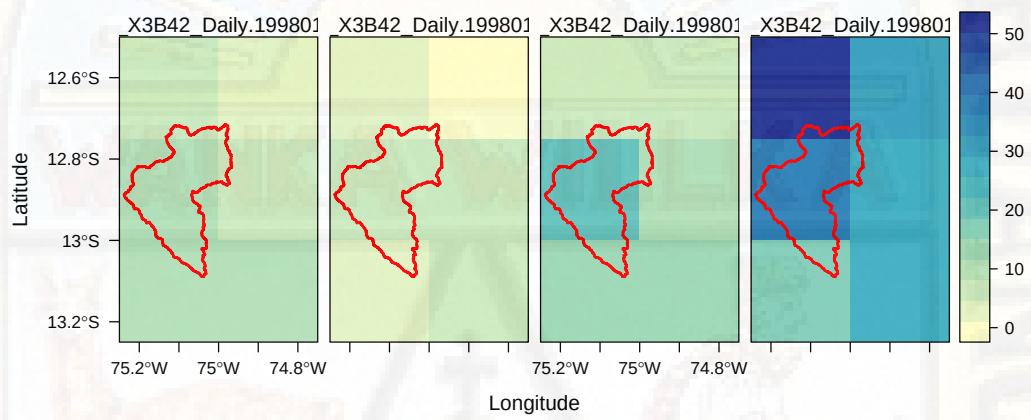


Figura 4.4: Producto TRMM en ámbito espacial de investigación

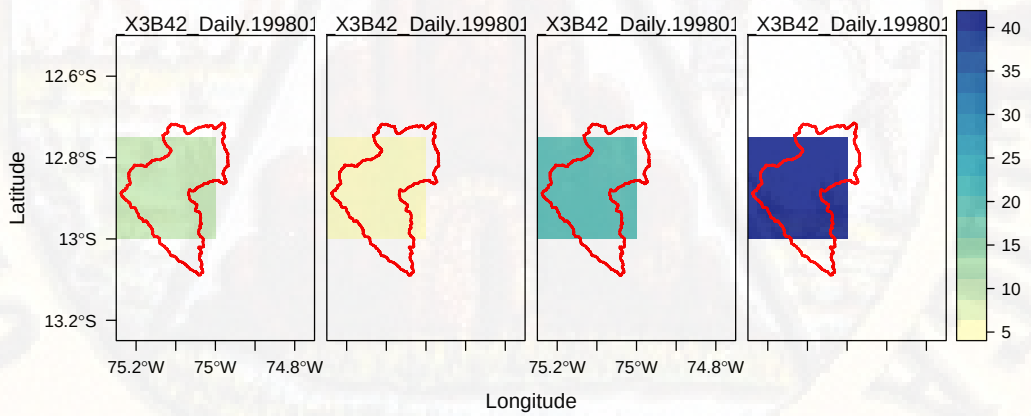


Figura 4.5: Píxeles del producto TRMM en ámbito espacial de investigación

4.1. Análisis de información.

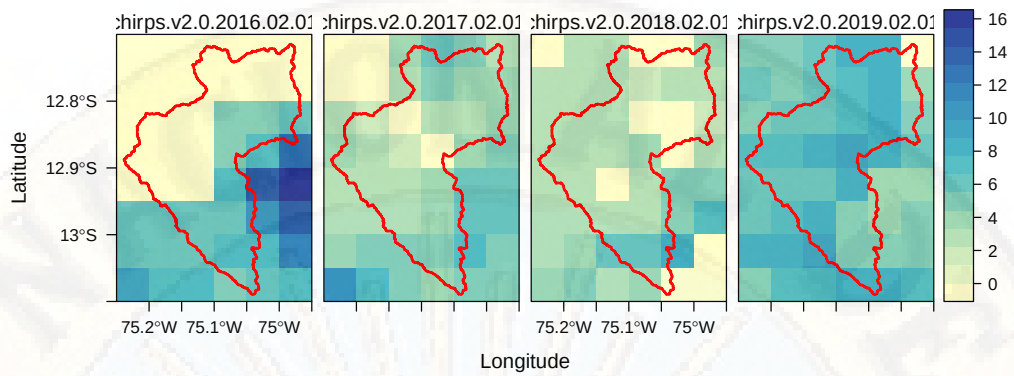


Figura 4.6: Producto CHIRPS v2.0 en ámbito espacial de investigación

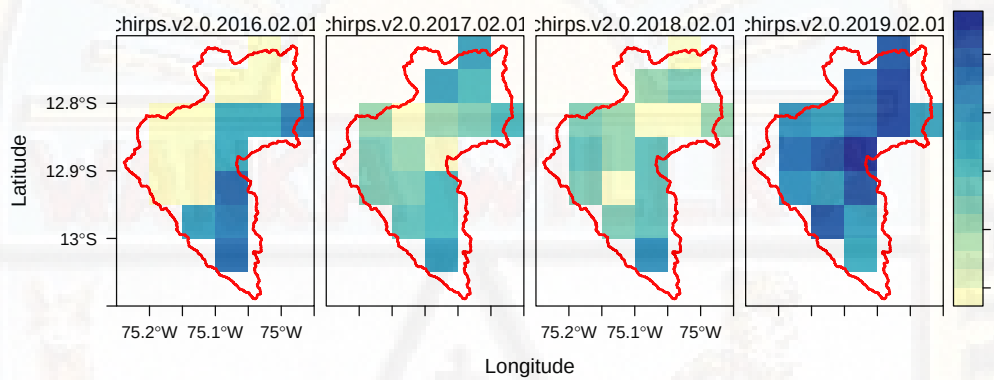


Figura 4.7: Píxeles del producto CHIRPS en ámbito espacial de investigación

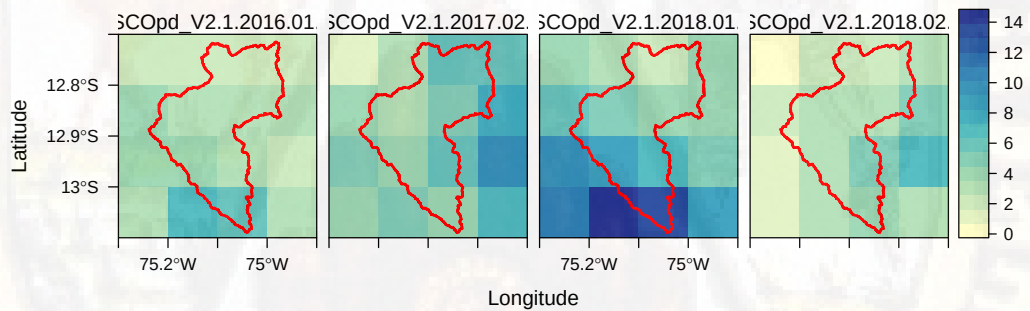


Figura 4.8: Producto PISCO v2 en ámbito espacial de investigación

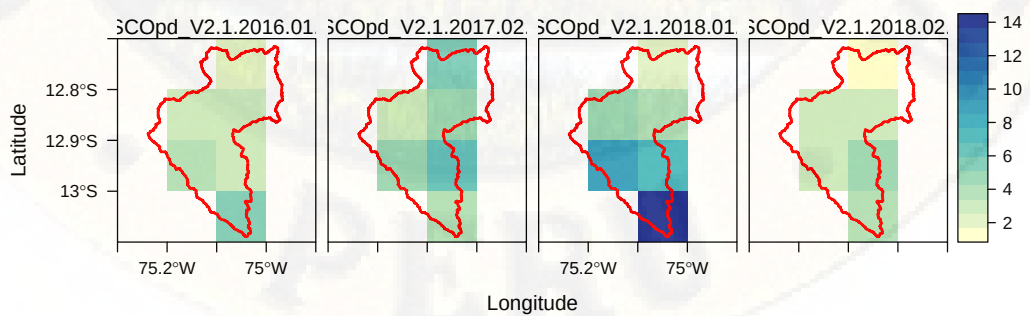


Figura 4.9: Píxeles del producto PISCO en ámbito espacial de investigación

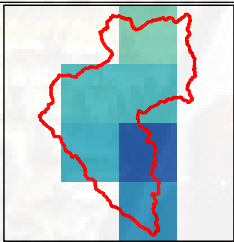
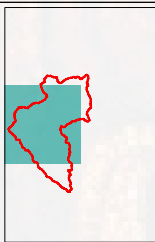
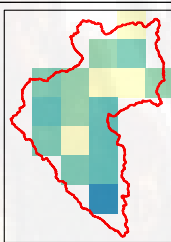
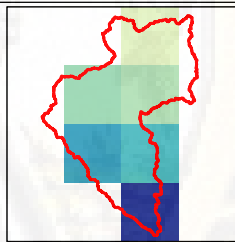
4.1. Análisis de información.

Tabla 4.4: Resumen de resultado de la evaluación espacial y cantidad de píxeles y/o celdas que están dentro de la cuenca del río Ichu

Precipitación remota	Resolución espacial	N° Píxeles totales	N° Píxeles en cuenca	N° Estaciones sintéticas
GPM-IMERG v7	0.1°x0.1°	6	1	6
TRMM 3B42	0.5°x0.5°	6	1	1
PISCO v2	0.1°x0.1°	16	6	6
CHIRPS v2	0.05°x0.05°	48	17	17

Tal como se muestra en la tabla 4.4 y 4.5, el producto CHIRPS v2.0, ofrece mayor resolución espacial dentro del ámbito de la investigación, identificándose 17 píxeles y/o celdas que representan estaciones sintéticas de precipitación a escala diaria, mientras que el producto TRMM 3B42 presenta la mas baja resolución espacial dentro del ámbito de la investigación.

Tabla 4.5: Resumen de cantidad de píxeles y/o celdas por productos de sensores remotos en la cuenca de estudio.

GPM v7 IMERG 0.1°x0.1°	TRMM 3B42 0.5°x0.5°	CHIRPS v2.0 0.05°x0.05°	PISCO v2 0.1°x0.1°
			
6 cel	1 cel	17 cel	6 cel

Cabe mencionar que a partir de este análisis no se considera el producto TRMM 3B42, por la baja resolución espacial que tiene respecto a nuestro ámbito de estudio.

Para extraer la información de precipitación remota de cada píxel y/o celda se generó el siguiente código en R, utilizando específicamente la librería RSIP.

Código Fuente 4.2: Código para extracción de información de precipitación remota en el ámbito de estudio

```

1 #Librerias cargadas
2 library(RSIP)
3 #Configura directorio de trabajo; donde estan los archivos .←
  tif, .txt, .shp
4 setwd("C:/Users/TOTAL/Desktop/01 ANALISIS EN R/data")
5 #Exporta valor desde un archivo.txt (lon, lat, name)
6 txt_xy<-read.table('ESTACIONES.txt', header=TRUE)
7 head(txt_xy)
8 exportValuePointsTxt(txt_xy)
9 library(reddPrec)
10 #Carga el nombre del poligono.shp de corte(SRC=UTM)
11 shp_poligon <- 'CUENCA '
12 maskFile(CUENCA, nam="mmm", dimname=c(1,26))
13 #Exporta el valor de cada pixel que esta dentro la cuenca
14 exportValuePoligon(shp_poligon)
15 #Exporta el valor de ún punto.shp (SRC=UTM) de cada raster
16 shp_station <- 'Est. Meteorologica '
17 exportValuePointShp(shp_station)

```

Como no todas los píxeles (celdas) de los productos de sensores remotos coinciden con la ubicación de las estaciones pluviométricas, para este análisis solo se trabajaron con aquellos píxeles que al menos contengan una estación pluviométrica.

Sin embargo, un paso importante es determinar la eficacia de estos conjuntos de datos para diversas aplicaciones mediante la prueba y comparación con los datos de precipitación observadas (disponibles) en tierra, por lo que se evaluó los estadísticos SSE, RMSE, R2, ADJ-R2 y comparó la capacidad de los productos de precipitación remota.

En las siguientes figuras y tablas se muestran los resultados obtenidos de comparar la precipitación diaria en estaciones meteorológicas (tabla 4.1) , con valores de precipitación remota extraída de cada producto (tabla 4.4).

4.1. Análisis de información.

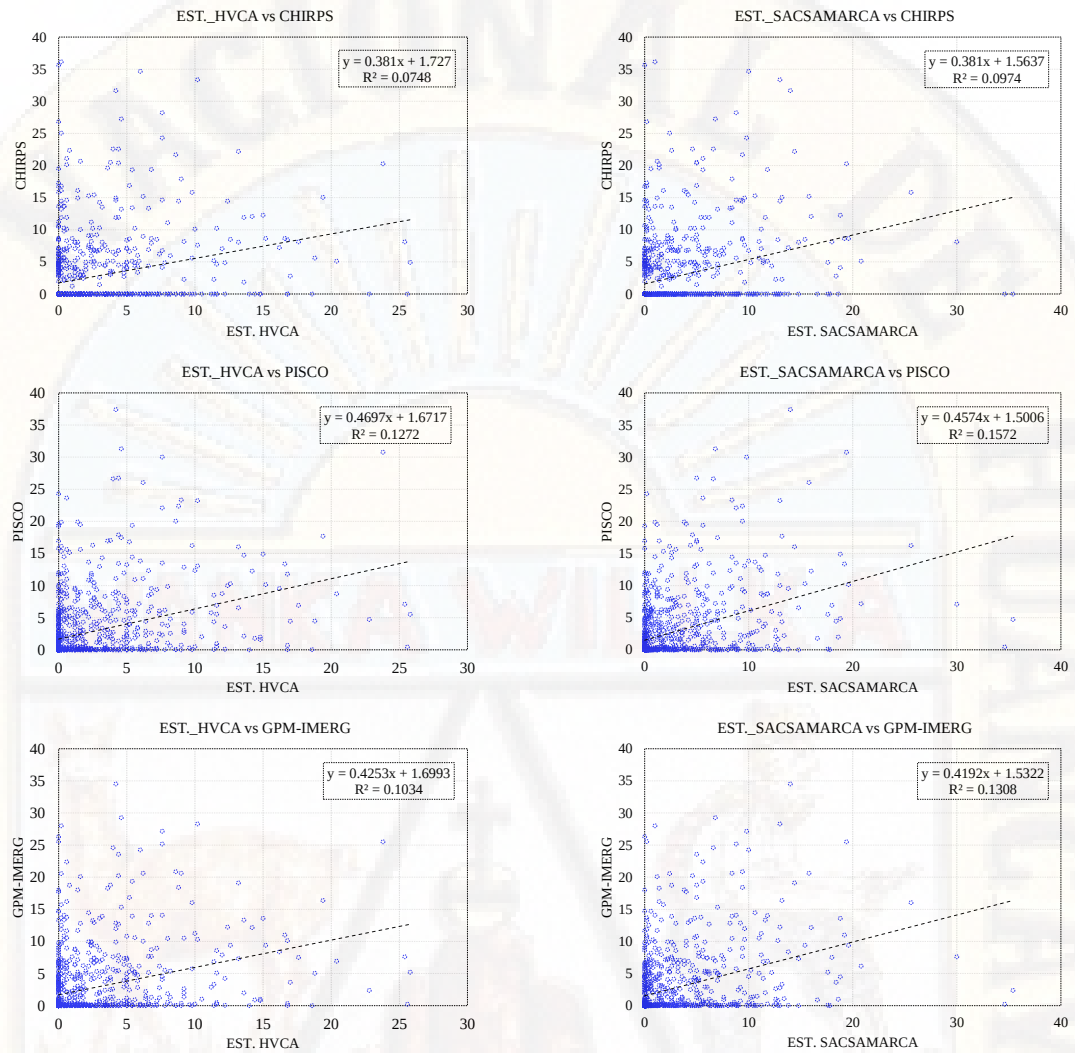


Figura 4.10: Dispersión de lluvia media en estación, comparada con productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.

Tabla 4.6: Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia media en estación terrestre.

Est. terrestre	Precipitación remota	SSE	RMSE	R2	ADJ-R2
Huancavelica	CHIRPS v2	23919.08	5.04171	0.0748	0.0738
	PISCO v2	20152.17	4.62771	0.1273	0.1263
	GPM-IMERG v7	20902.42	4.71307	0.1034	0.1024
Sacsamarca	CHIRPS v2	23334.11	4.97967	0.0974	0.0964

4.1. Análisis de información.

Tabla 4.6: Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia medida en estación terrestre.

Est. terrestre	Precipitación remota	SSE	RMSE	R2	ADJ-R2
	PISCO v2	19460.62	4.54761	0.1572	0.1563
	GPM-IMERG v7	20263.38	4.64046	0.1308	0.1298

Fuente: Elaboración propia

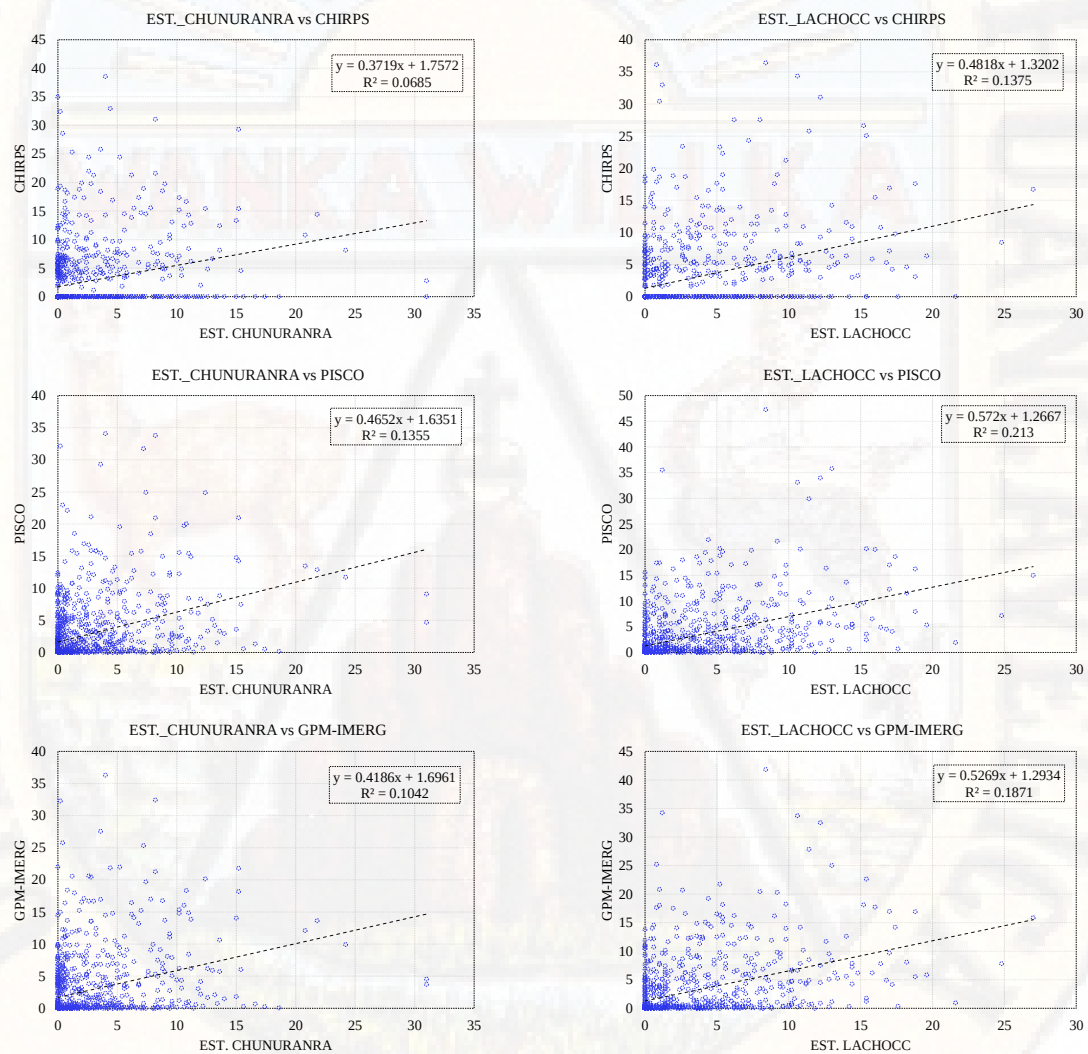


Figura 4.11: Dispersión de lluvia media en estación, comparada con roductos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.

4.1. Análisis de información.

Tabla 4.7: Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia medida en estación terrestre.

Est. terrestre	Precipitación remota	SSE	RMSE	R2	ADJ-R2
Chunuranra	CHIRPS v2	24295.86	5.08126	0.0685	0.0675
	PISCO v2	17813.88	4.35095	0.1355	0.1346
	GPM-IMERG v7	19448.10	4.54615	0.1042	0.1032
Lachocc	CHIRPS v2	22493.61	4.88917	0.1375	0.1366
	PISCO v2	18680.82	4.45557	0.2129	0.2121
	GPM-IMERG v7	18636.81	4.45032	0.1871	0.1862

Fuente: Elaboración propia

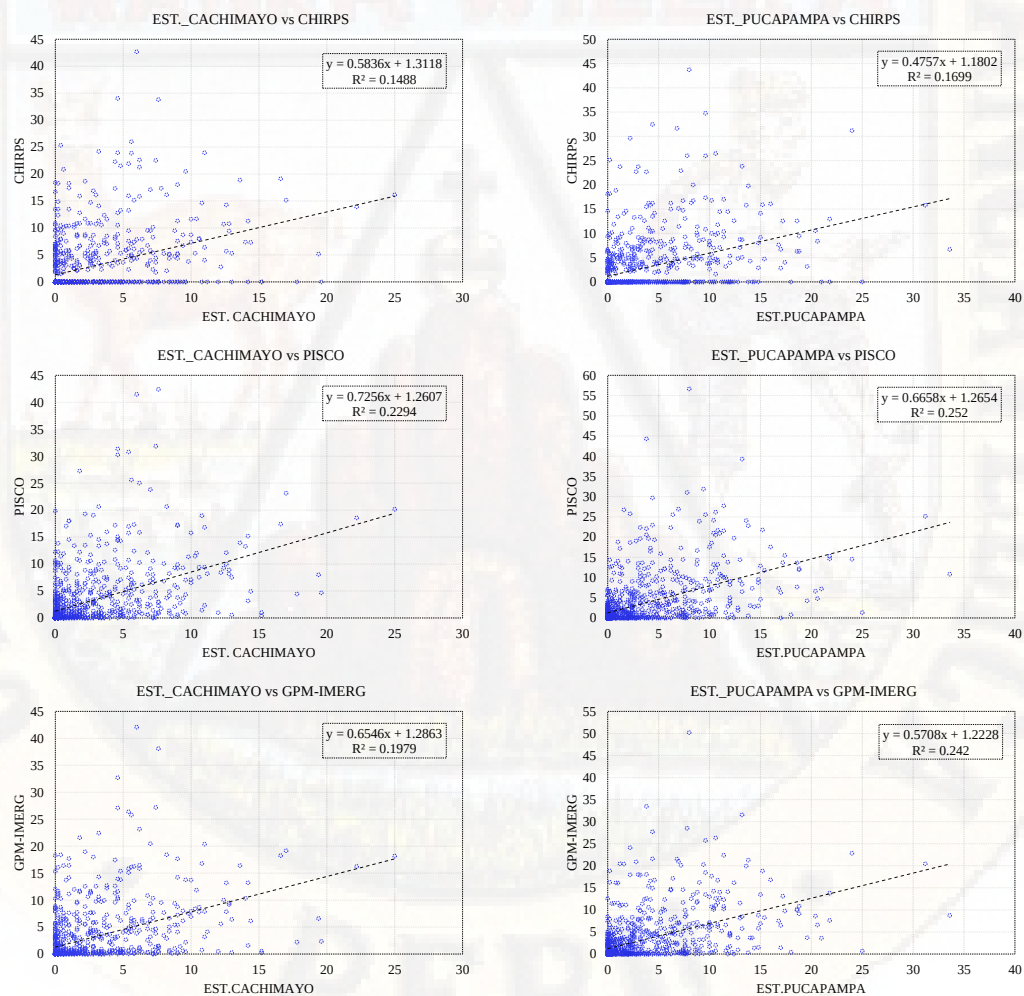


Figura 4.12: Dispersión de lluvia media en estación, comparada con productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.

4.1. Análisis de información.

Tabla 4.8: Estadístico a escala diaria para los productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con las observaciones de lluvia medida en estación terrestre.

Est. terrestre	Precipitación remota	SSE	RMSE	R2	ADJ-R2
Cachimayo	CHIRPS v2	20573.73	4.67586	0.1488	0.1479
	PISCO v2	18676.37	4.45504	0.2294	0.2286
	GPM-IMERG v7	18339.00	4.41462	0.1979	0.1970
Pucapampa	CHIRPS v2	21192.99	4.74571	0.1699	0.1690
	PISCO v2	25220.46	5.17704	0.2520	0.2512
	GPM-IMERG v7	19551.22	4.55819	0.2420	0.2412

Fuente: Elaboración propia

Debido a que los coeficientes de correlación R^2 son muy bajos y que los errores son elevados, se procedió a hacer el análisis utilizando el promedio areal de los datos; es decir extraer la información diaria de cada celda que esta dentro de la cuenca en estudio, desde el año 2016 hasta el año 2018 y comparar con el promedio areal de precipitación medida en las estaciones terrestres.

4.1. Análisis de información.

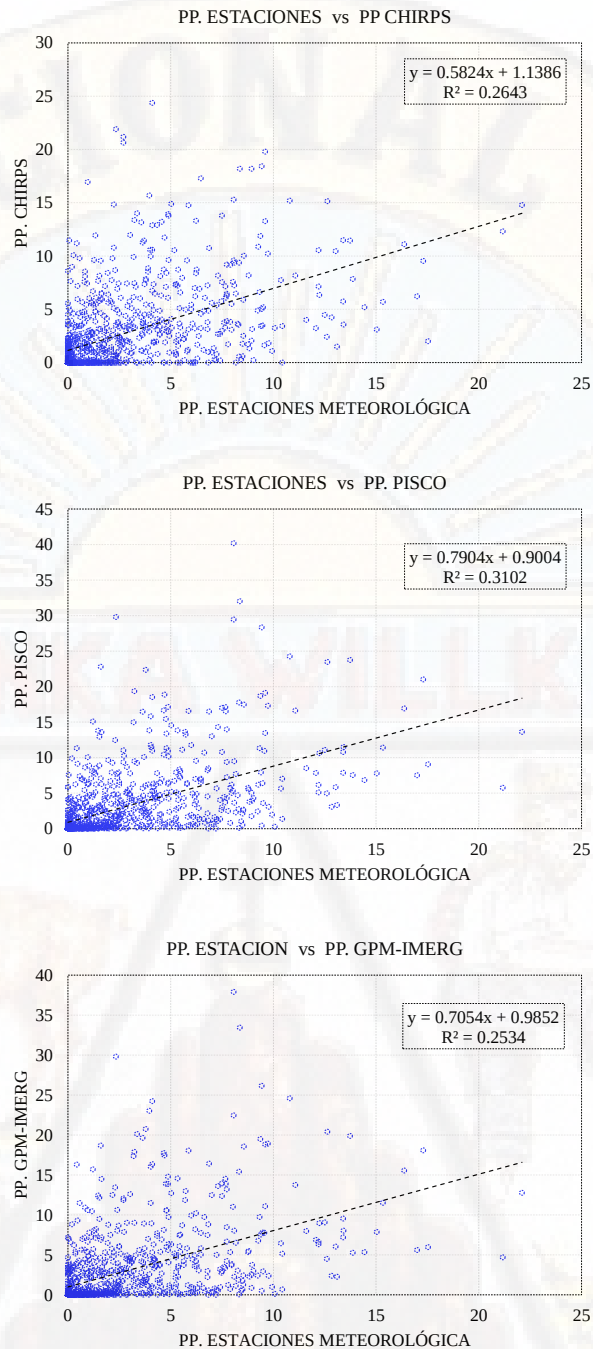


Figura 4.13: Dispersión de promedio areal de lluvia media en estaciones terrestres, comparada con precipitación areal de productos de precipitación CHIRPS, PISCO Y GPM.

Para medir el error y evaluar la precisión de la comparación del promedio areal a escala diaria de los datos de precipitación remota contra el promedio areal de lluvia medida se utilizaron el coeficiente de correlación y la raíz del error cuadrático medio (RMSE), tal como se muestra en el cuadro 4.9 donde

4.1. Análisis de información.

se puede observar una ligera diferencia en las métricas de evaluación entre productos PISCO, CHIRPS y GPM-IMERG.

Tabla 4.9: Estadístico a escala diaria de precipitación areal para los productos de CHIRPS, PISCO Y GPM, comparado con la precipitación areal de lluvia medida en estación terrestre.

N° Estaciones terrestre	N° Estaciones sintéticas	RMSE	R2
06 Est. terrestres	17 Est. CHIRPS v2	3.2094	0.2644
06 Est. terrestres	06 Est. PISCO v2	3.8931	0.3102
06 Est. terrestres	06 Est. GPM-IMERG v7	3.9999	0.2534

Fuente: Elaboración propia

Este análisis de información permitió, primero evaluar la resolución espacial de los datos a escala diaria en el ámbito de estudio y segundo, extraer, evaluar y comparar la información de precipitación remota contra la precipitación medida en estaciones terrestres.

Considerando que en el análisis anterior no hubo un producto de precipitación remota que tenga una buena o mediana correlación (R^2) con la precipitación medida en estaciones terrestres y que de acuerdo a la literatura, la variable mas importante como entradas a los modelos de transformación de lluvia escorren-tía es la precipitación total en la cuenca. Entonces se crearan tres modelos predictivos independientes con cada producto de precipitación remota.

Tabla 4.10: Entradas exogenas a modelo de red neuronal tipo NARX para los productos de CHIRPS, PISCO Y GPM

Series	Precipitación remota	N° de Píxeles	Periodo de análisis	N° de días	N° de entradas externas
Serie 1	CHIRPS v2	17 celdas	2016-2018	1096	18632
Serie 2	PISCO v2	06 celdas	2016-2018	1096	6576
Serie 3	GPM-IMERG v7	06 celdas	2016-2018	1096	6576

Fuente: Elaboración propia

4.1. Análisis de información.

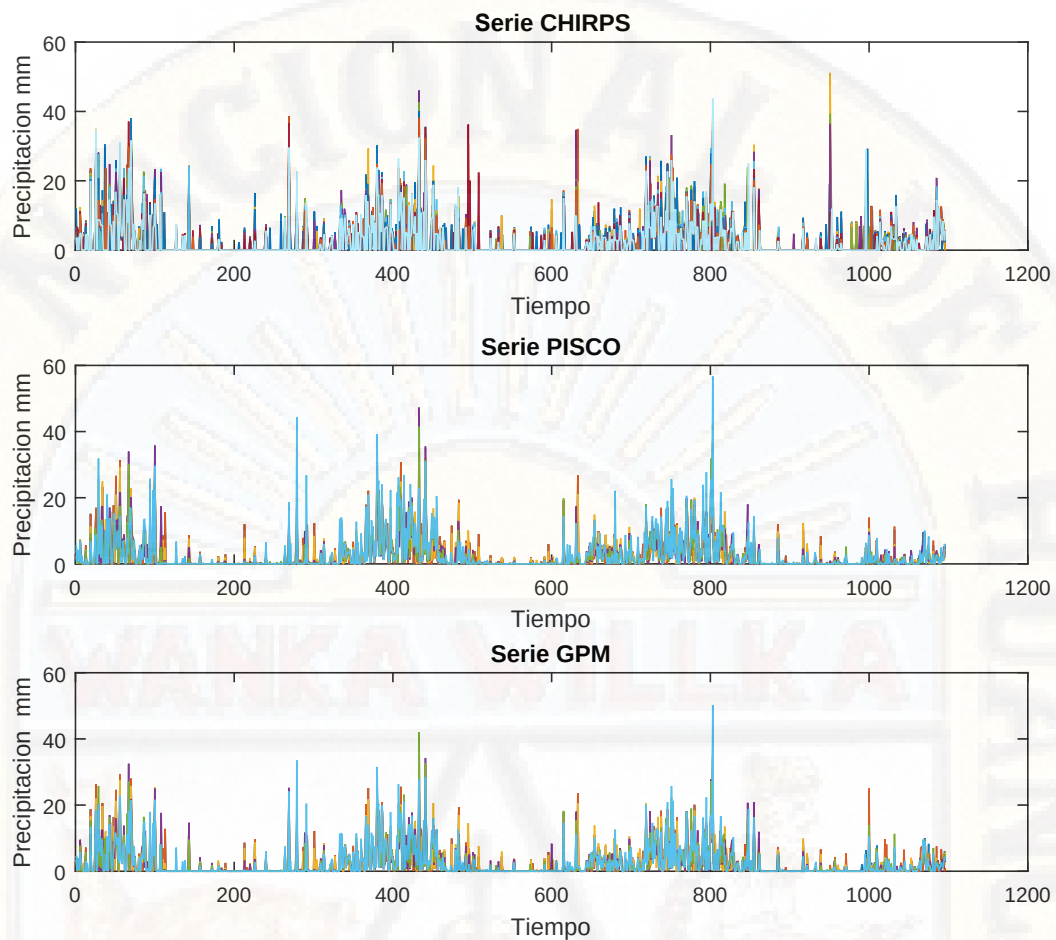


Figura 4.14: Series de precipitación remota total en la cuenca río Ichu durante el periodo 2016-2018.

4.1.3. Información hidrológica

El registro de información hidrológica que se tiene, es la serie tiempo de niveles de agua del río Ichu registrados en la estación hidrológica Huancavelica, los niveles diarios observados se muestran en la figura 4.15

Tabla 4.11: Estaciones hidrológica en la cuenca del río Ichu.

Nombre	Latitud	Longitud	Elevación
Est. Hidrológica Huancavelica	-12.78462	-74.97218	3678

Fuente: Elaboración propia

Asimismo, la serie de tiempo de niveles de agua muestra valores y tendencias

4.1. Análisis de información.

elevadas en los meses de mayor precipitación ver figura 4.15, que al compararlos gráficamente con la series de precipitaciones remotas, presentan un comportamiento similar a través del tiempo.

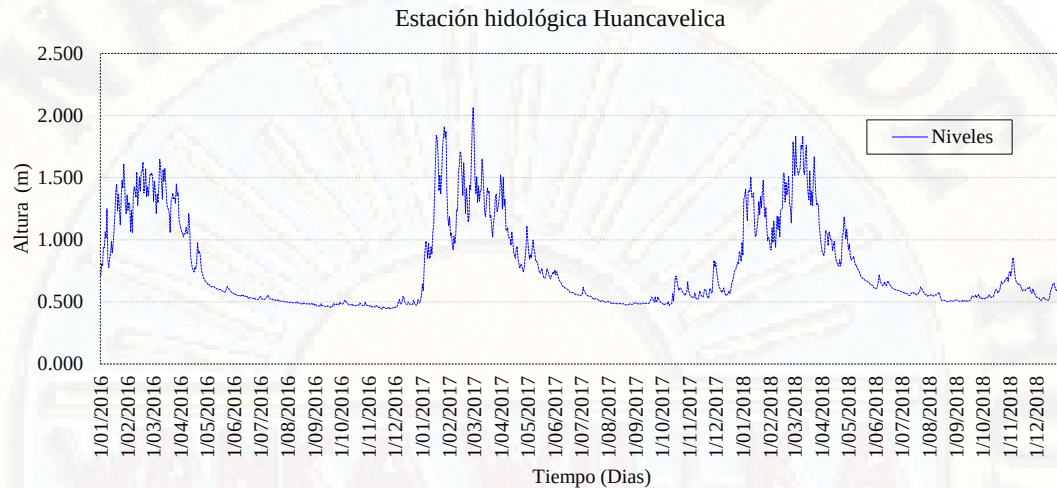


Figura 4.15: Serie de tiempo de niveles de agua registrados en la estación hidrológica Huancavelica, periodo 2016-2018.

Por otro lado, en la figura 4.16, el histograma de frecuencias de la serie de niveles de agua diarios, muestran las mayores cantidad de alturas registrados de 0.6m, 0.5m y 0.7 m, así como escaso niveles registrado superiores a 2.0 m.

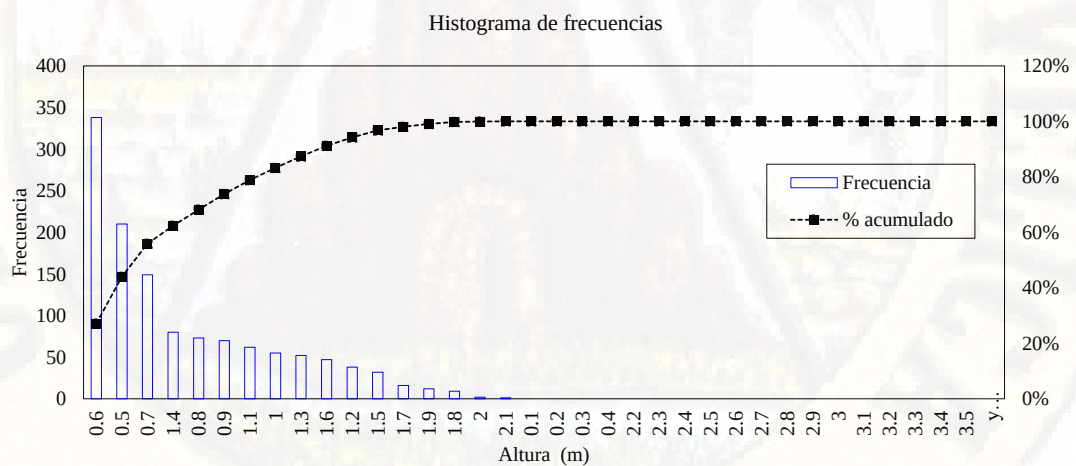


Figura 4.16: Histograma de frecuencias de serie de tiempo de niveles de agua registrados en la estación hidrológica Huancavelica, periodo 2016-2018..

Cabe mencionar que los registros de la serie de niveles de agua se miden en una sección del río Ichu, lugar donde se encuentra instalada la estación hidrológica

4.1. Análisis de información.

Huancavelica, por lo que se realizaron mediciones necesarias insitu y obtener la siguiente figura 4.17, que es la sección del río en el punto de aforo.

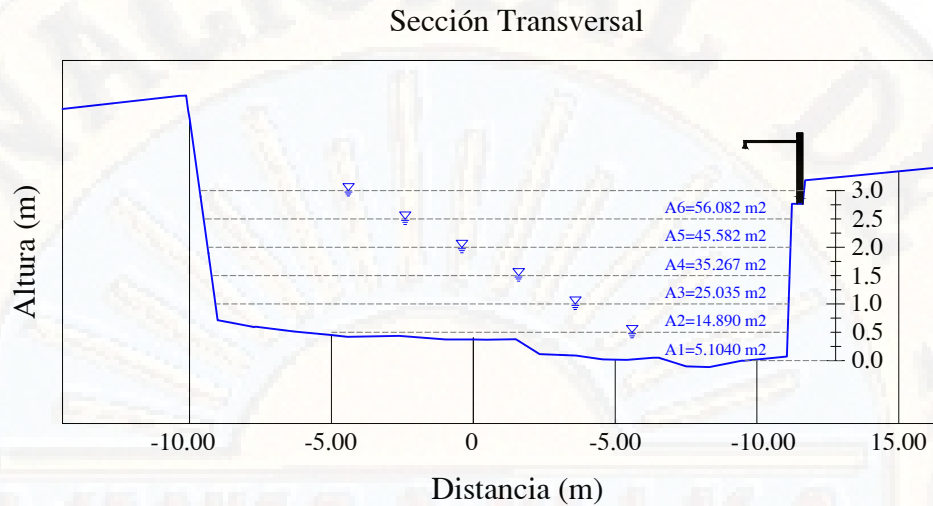


Figura 4.17: Sección transversal del río, donde se viene registrando las altura de niveles de agua.

También el cuadro 4.12 se muestran el resultados de los registros de aforos realizados en la sección del río (ver figura 4.17) , estos aforos se realizaron con equipo Perfilador acústico y correntometro digital

Tabla 4.12: Registro de aforos realizados en sección de aforo, con equipo Perfilador acústico y correntometro digital

Fecha	Altura de nivel de agua (m)	Área Cad m2	Equipo de medición	Caudal m3/s
05/02/2016	0.78	10.45	ADCP M9	6.25
21/04/2016	0.86	12.07	ADCP M9	8.15
27/05/2016	0.59	6.72	Correntometro	2.10
28/02/2017	2.00	35.27	ADCP M9	102.5
17/03/2017	1.25	19.95	ADCP M9	24.50
10/01/2018	1.51	25.25	ADCP M9	43.25
10/03/2018	1.83	31.78	ADCP M9	78.49
01/08/2019	0.50	5.10	Correntometro	1.53

Fuente: Elaboración propia

4.1.4. Estimación de la curva de descarga

En este análisis se estimó los parámetros de la ecuación de curva de descarga, linealizando la ecuación de la curva de descarga $Q = k(H - h_0)^n$ en $\text{Log}(Q) = \text{Log}(k) + n \text{Log}(H - h_0)$ y empleando los caudales aforados, con las alturas registradas en la estación hidrológica, para la sección de aforo del río Ichu, los resultados se muestran en la figura 4.18 y los valores de k , n , h_0 representados en la tabla 4.13

Tabla 4.13: Parámetros k , n , h_0 de la ecuación de descarga

Parametro	Valor	Ecuación
k	12.911	$Q = 12.911(H - 0.012)^{3.03}$
n	3.030	
h_0	0.012	

Fuente: Elaboración propia

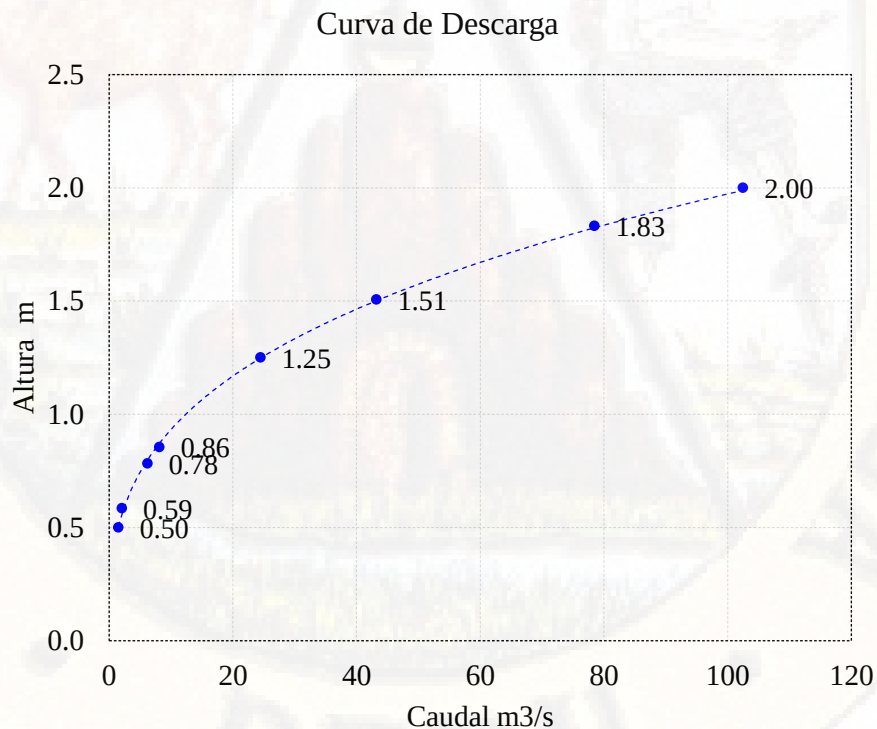


Figura 4.18: Curva de la ecuación de descarga en la sección de aforo del río Ichu.

Esta ecuación 4.1.1 generalizada de descarga, permitirá transformar los niveles registrados y niveles precedidos en en caudales registrados y caudales precedidos que es el objetivo general de esta investigación.

4.1.5. Predicción de niveles mediante redes neuronales NARX

Uno de los objetivos de esta investigación es proponer el modelado y la predicción del nivel de agua utilizando el modelo no lineal regresivo con entrada exógena (NARX) para superar el problema de no linealidad y presentar un modelo de red neuronal para la predicción de niveles y caudales a corto plazo, mediano plazo y largo plazo. Para la predicción de la series de tiempo de niveles de agua, se han considerado como variables externas la precipitación remota total que esta dentro del área de la cuenca.

4.1.5.1. Selección de datos de ingreso

Para predecir la serie temporal de niveles de agua con el modelo de red neuronal NARX, es necesario la presencia de valores pasados de esa serie (niveles) y los valores pasados de una segunda serie (variables externa de precipitación remota). Entonces crearemos tres modelos predictivos teniendo como entradas externas cada producto de precipitación remota.

Tabla 4.14: Modelos predictivos con series de entradas exogenas y series de entrada a predecir

Nombre del modelo NARX	Entrada externa	Serie de niveles
NARX-CHIRPS	17 celdas CHIRPS	NIVELES
NARX-PISCO	06 celdas PISCO	NIVELES
NARX-GPM	06 celdas GPM	NIVELES

Fuente: Elaboración propia

Por lo tanto, las variables utilizadas en cada modelo de red neuronal NARX

4.1. Análisis de información.

son las series de tiempo de precipitación remota, y la serie de tiempo de niveles registrados en la estación hidrológica de cuenca de análisis, para la creación de estos modelos se ha utilizado el programa Matlab y se muestran en las figuras 4.19, 4.20, 4.22.

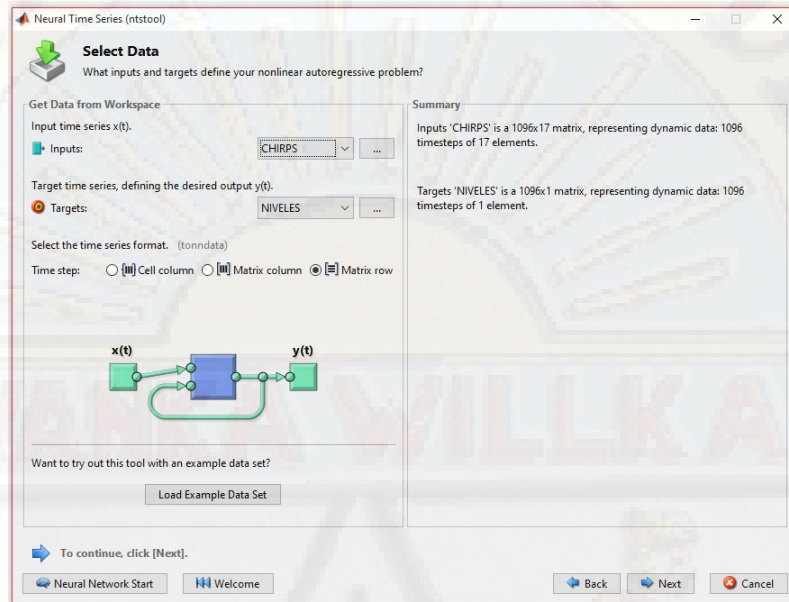


Figura 4.19: Selección de datos de ingreso serie CHIRPS y serie NIVELES.(Fuente: Matlab)

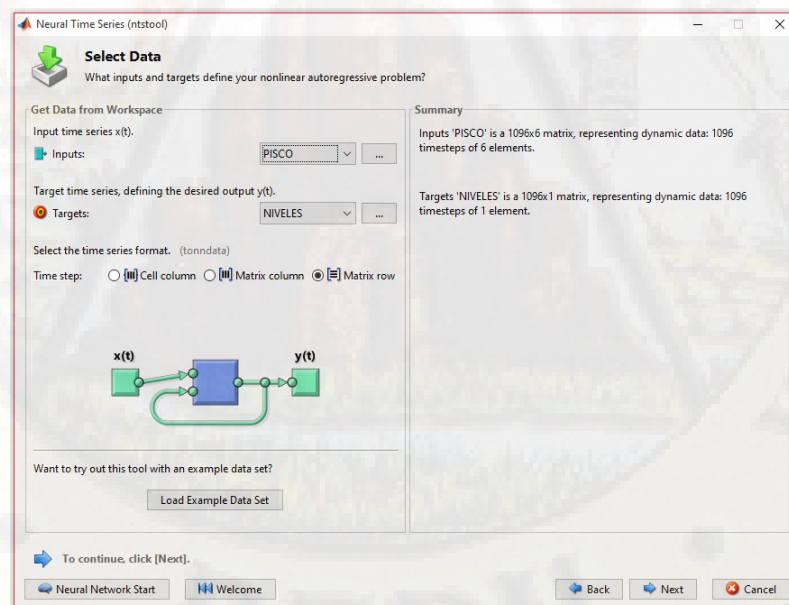


Figura 4.20: Selección de datos de ingreso serie PISCO y serie NIVELES.(Fuente: Matlab)

4.1. Análisis de información.

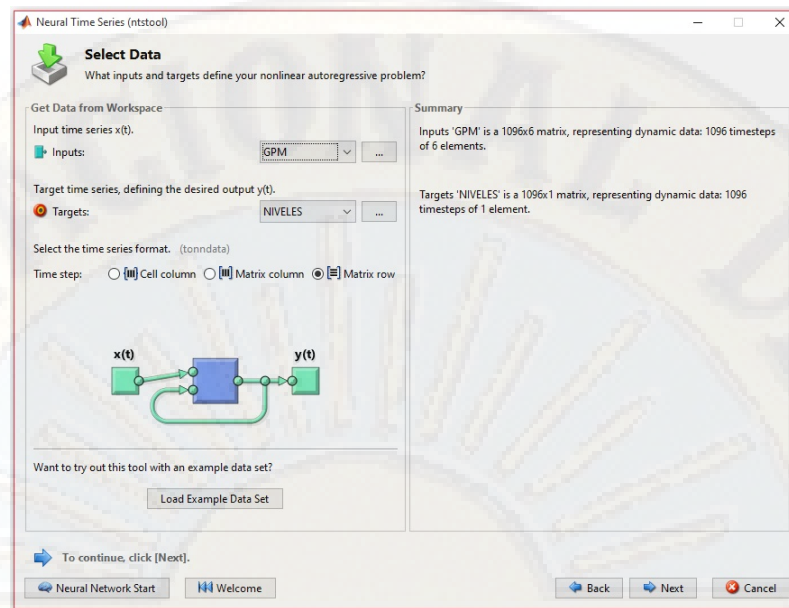


Figura 4.21: Selección de datos de ingreso serie GPM y serie NIVELES. (Fuente: Matlab)

Para la etapa de entrenamiento, validación y test, de los tres modelos se dividió aleatoriamente el 75 % de los datos (entradas y salidas) para el entrenamiento, 20 % para la validez y el 5 % como una prueba complementaria.

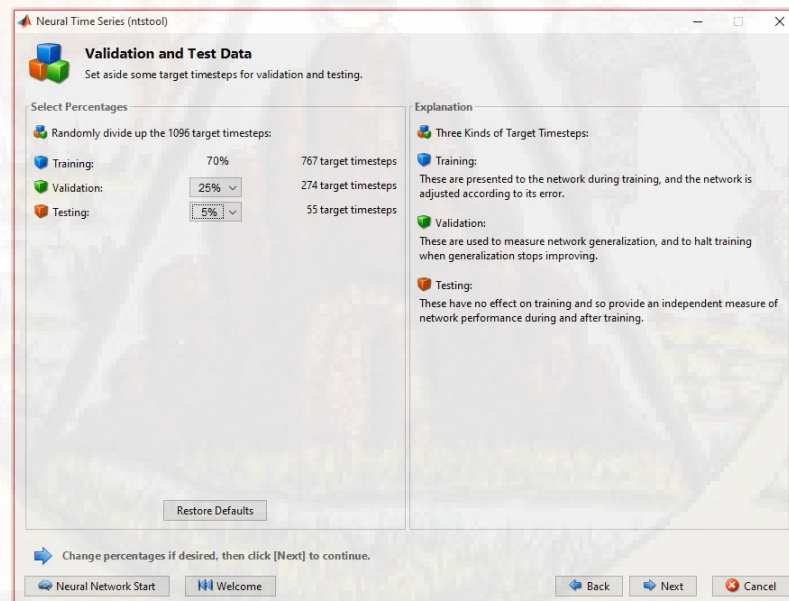


Figura 4.22: División de los datos de entrada y salida, para etapas de entrenamiento, validacion y test. (Fuente: Matlab)

Para definir la arquitectura optima de cada modelo NARX, se han realizado

simulaciones hasta encontrar la arquitectura mas adecuada y optima para cada modelo.

4.1.5.2. Resultados del modelo NARX-CHIRPS

La arquitectura optima definida en este modelo NARX-CHIRPS es 17-15-3 que se muestra en la figura 4.23, el cual presenta mejor ajuste para este modelo, el número 17 representa la entrada externa de las celdas CHIRPS, 15 neuronas en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida que vuelve a ingresar a la red.

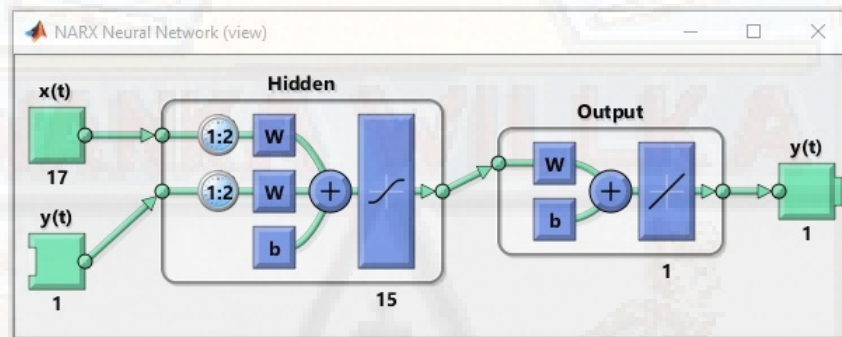


Figura 4.23: Arquitectura 17-15-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-CHIRPS (Fuente: Matlab)

La figura 4.24, muestra que los errores de entrenamiento , validación y descenso hasta la época (ciclo) 6 del modelo, se observa que no hubo un incremento del error de validación antes de este ciclo, entonces podemos afirmar que no hubo un sobre ajuste de los datos.

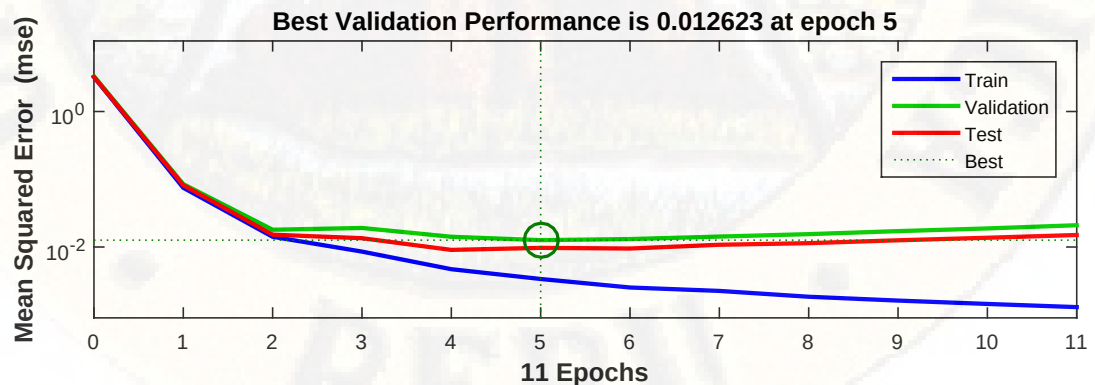


Figura 4.24: Curvas de desempeño del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red. (Fuente: Matlab)

4.1. Análisis de información.

Los resultados de los coeficientes de regresión del modelo NARX-CHIRPS de arquitectura 17-15-1 se muestran en la figura 4.25, donde muestra cuatro correlaciones y pertenecen: al entrenamiento (75 % del registro), validación (20 % del registro), test (5 % del registro) y el modelo total (100 % del registro). El modelo total presenta 0.97685 de correlación, indicándonos **significancia** del modelo propuesto.

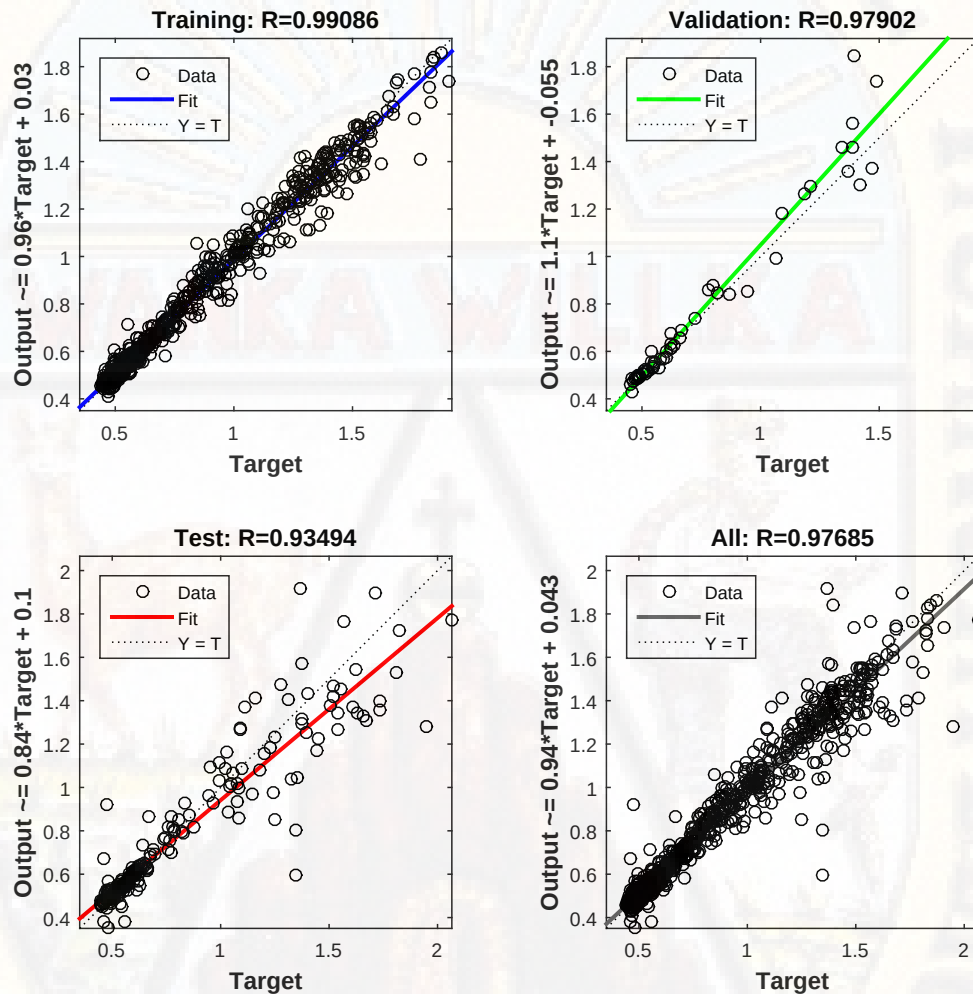


Figura 4.25: Análisis de regresión para el entrenamiento, validación, prueba y test, del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red.(Fuente: Matlab)

La figura 4.26, describe como los errores de predicción están relacionados con el tiempo y para un modelo predictivo perfecto solo debe haber un valor distinto de cero. En gráfico, se observa que las correlaciones se encuentran en algunos casos al límite del intervalo de confianza de 95 %. Por lo tanto, el presente modelo es adecuado para realizar las predicciones.

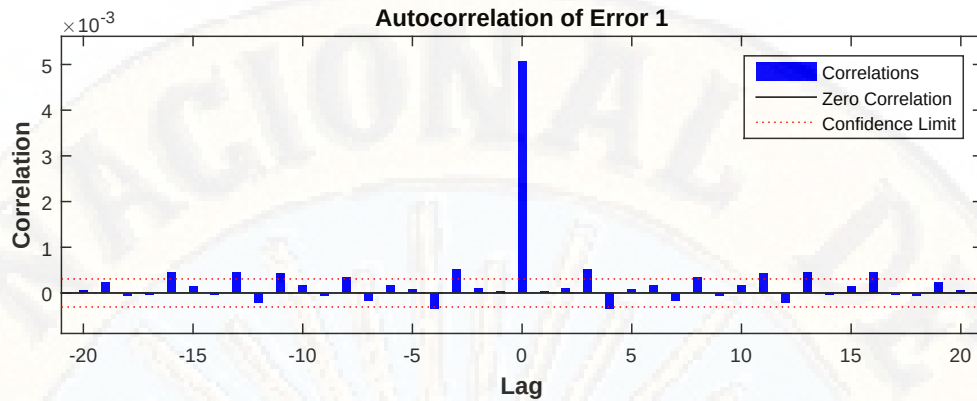


Figura 4.26: Autocorrelación de los errores desplazados, del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red.(Fuente: Matlab)

La respuesta del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 se muestra en el figura 4.27, donde se visualiza las entradas, salidas, errores y que puntos se utilizaron para el entrenamiento, validación y test.

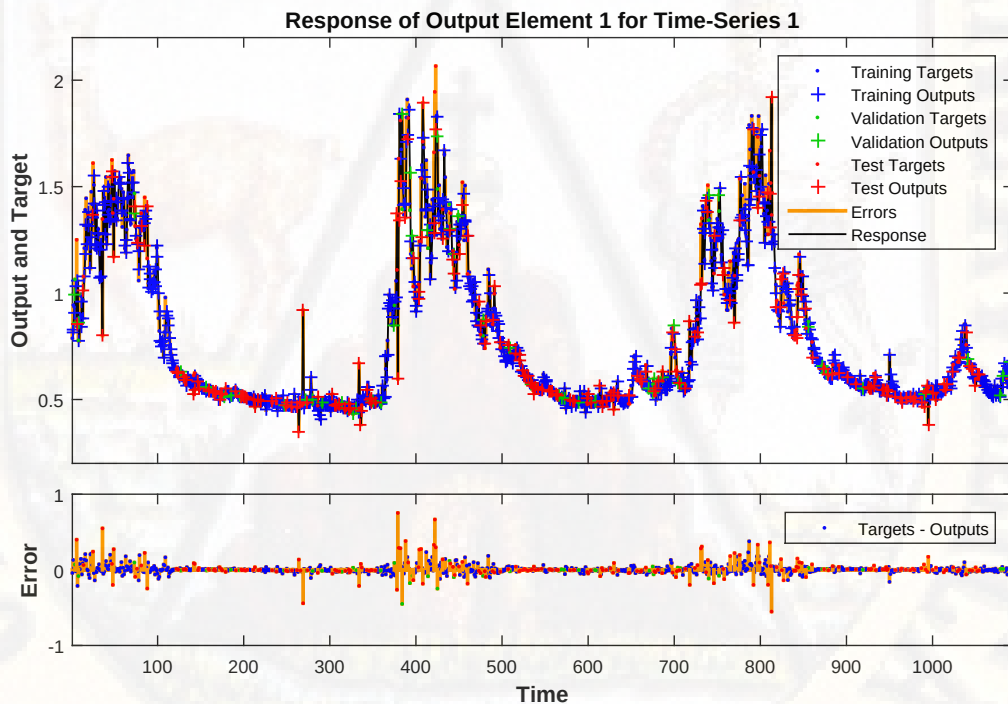


Figura 4.27: Series de tiempo entre los niveles y errores entre los valores entrenados, del modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 de red. (Fuente: Matlab)

Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-CHIRPS, arquitectura 17-15-1 con ciclo de retroalimentación cerrado o bucle cerrado para predecir varios

4.1. Análisis de información.

pasos adelante, cabe mencionar que la red neuronal tipo NARX puede realizar tantas predicciones como datos tenga la serie de entrada.

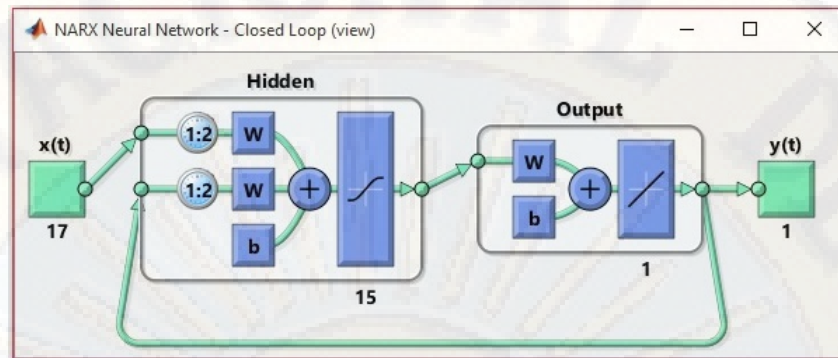


Figura 4.28: Arquitectura de ciclo cerrado 17-15-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-CHIRPS (Fuente: Matlab)



Figura 4.29: Predicción con modelo NARX-CHIRPS para un un paso adelante de de 90 días (Fuente: Matlab)

Resultados de la predicción de niveles utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Tabla 4.15: Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Niveles observados (m)	Niveles predichos (m)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
1/01/2019	0.62	0.62	0.61	0.63	0.66	0.64	0.64	0.64
2/01/2019	0.63	-	0.61	0.66	0.69	0.67	0.67	0.67

4.1. Análisis de información.

Tabla 4.15: Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Niveles observados (m)	Niveles predecidos (m)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
3/01/2019	0.60	-	-	0.68	0.69	0.68	0.68	0.68
4/01/2019	0.58	-	-	0.69	0.78	0.80	0.80	0.80
5/01/2019	0.65	-	-	-	0.76	0.78	0.78	0.78
6/01/2019	0.64	-	-	-	0.77	0.83	0.83	0.83
7/01/2019	0.63	-	-	-	0.82	0.81	0.81	0.81
8/01/2019	0.58	-	-	-	0.87	0.90	0.90	0.90
9/01/2019	0.58	-	-	-	-	0.79	0.79	0.79
10/01/2019	0.57	-	-	-	-	0.79	0.79	0.79
11/01/2019	0.57	-	-	-	-	-	0.78	0.78
12/01/2019	0.57	-	-	-	-	-	0.81	0.81
13/01/2019	0.65	-	-	-	-	-	0.80	0.80
14/01/2019	0.88	-	-	-	-	-	0.82	0.82
15/01/2019	0.86	-	-	-	-	-	0.82	0.82
16/01/2019	0.88	-	-	-	-	-	-	0.83
17/01/2019	1.08	-	-	-	-	-	-	0.79
18/01/2019	0.93	-	-	-	-	-	-	0.78
19/01/2019	1.17	-	-	-	-	-	-	0.76
20/01/2019	1.02	-	-	-	-	-	-	0.82
21/01/2019	0.92	-	-	-	-	-	-	0.89
22/01/2019	1.07	-	-	-	-	-	-	0.85
23/01/2019	0.99	-	-	-	-	-	-	0.84
24/01/2019	1.00	-	-	-	-	-	-	0.82
25/01/2019	1.33	-	-	-	-	-	-	0.81
26/01/2019	1.33	-	-	-	-	-	-	0.88
27/01/2019	1.38	-	-	-	-	-	-	1.11
28/01/2019	1.36	-	-	-	-	-	-	1.13
29/01/2019	1.60	-	-	-	-	-	-	1.12
30/01/2019	1.80	-	-	-	-	-	-	1.07
R2	=	1.000	1.000	0.727	0.047	0.048	0.027	0.536
RMSE	=	0.004	0.013	0.072	0.158	0.184	0.177	0.275

Fuente: Elaboración propia

4.1.5.3. Resultados del modelo NARX-PISCO

La arquitectura optima definida en este modelo NARX-PISCO es 6-17-1 que se muestra en la figura 4.30, el cual presenta mejor ajuste para este modelo, el número 06 representa la entrada externa de las celdas PISCO, 17 neuronas en la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida que vuelve a ingresar a la

red.

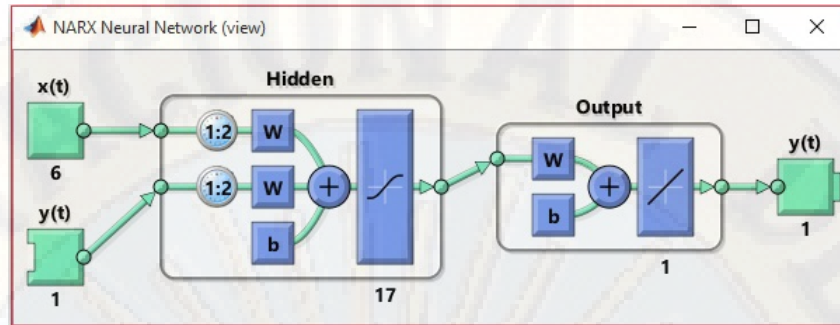


Figura 4.30: Arquitectura 6-17-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-PISCO (Fuente: Matlab)

La figura 4.31, muestra que los errores de entrenamiento, validación y descenso hasta la época (ciclo) 11 del modelo, se observa hubo un incremento del error de validación antes de este ciclo, entonces podemos afirmar que un sobre ajuste de los datos.

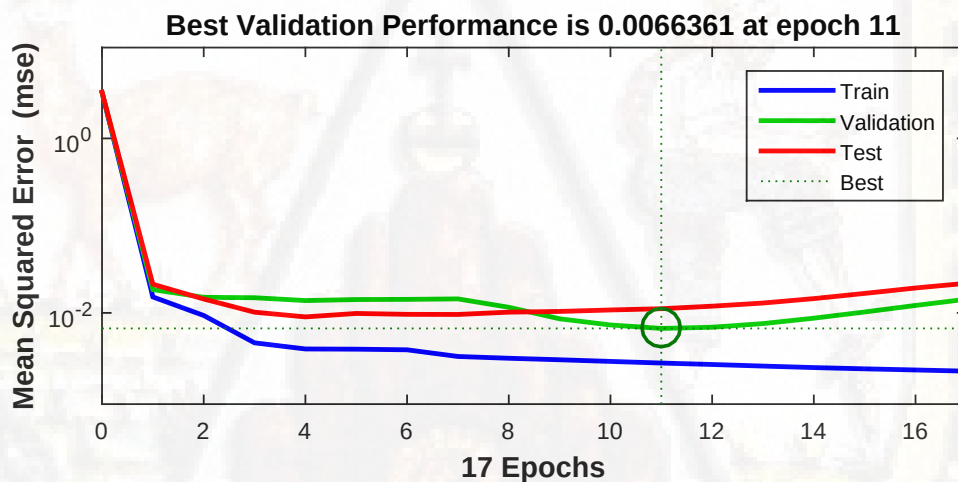


Figura 4.31: Curvas de desempeño del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red. (Fuente: Matlab)

Los resultados de los coeficientes de regresión del modelo NARX-PISCO de arquitectura 6-17-1 se muestran en la figura 4.32, donde muestra cuatro correlaciones y pertenecen: al entrenamiento (75 % del registro), validación (20 % del registro), test (5 % del registro) y el modelo total (100 % del registro). El modelo total presenta 0.98209 de correlación, indicándonos **significancia** del modelo propuesto.

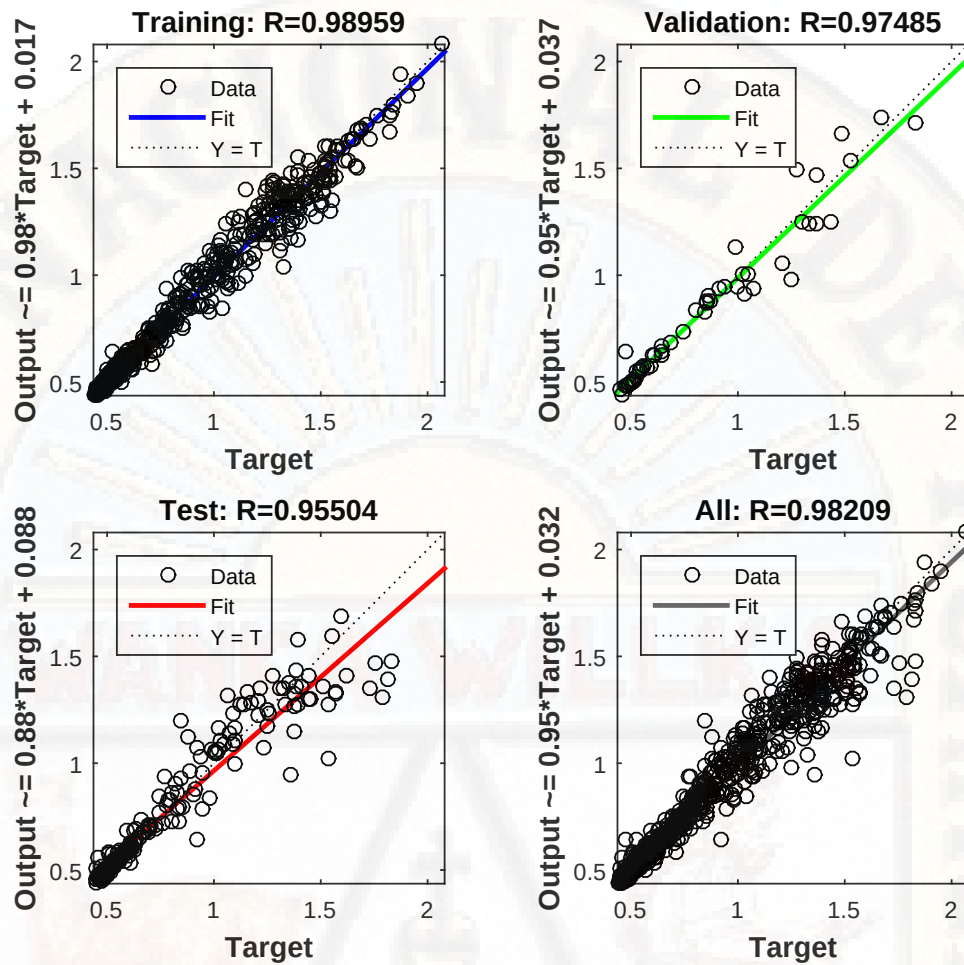


Figura 4.32: Análisis de regresión para el entrenamiento, validación, prueba y test, del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red.(Fuente: Matlab)

La figura 4.33, describe como los errores de predicción están relacionados con el tiempo y para un modelo predictivo perfecto solo debe haber un valor distinto de cero. En gráfico, se observa que las correlaciones se encuentran en algunos casos al limite del intervalo de confianza de 95 %. Por lo tanto, el presente modelo es adecuado para realizar predicciones.

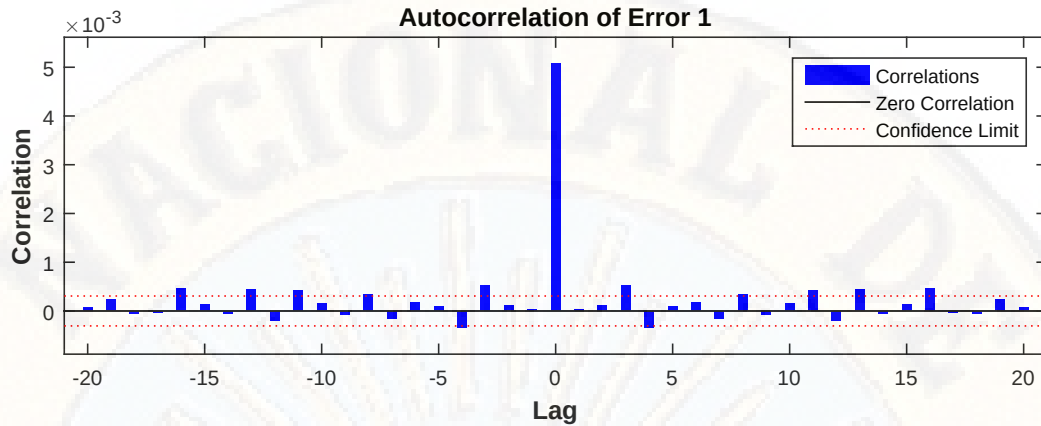


Figura 4.33: Autocorrelación de los errores desplazados, del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red.(Fuente: Matlab)

La respuesta del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 se muestra en el figura 4.34, donde se visualiza las entradas, salidas, errores y que puntos se utilizaron para el entrenamiento, validación y test.

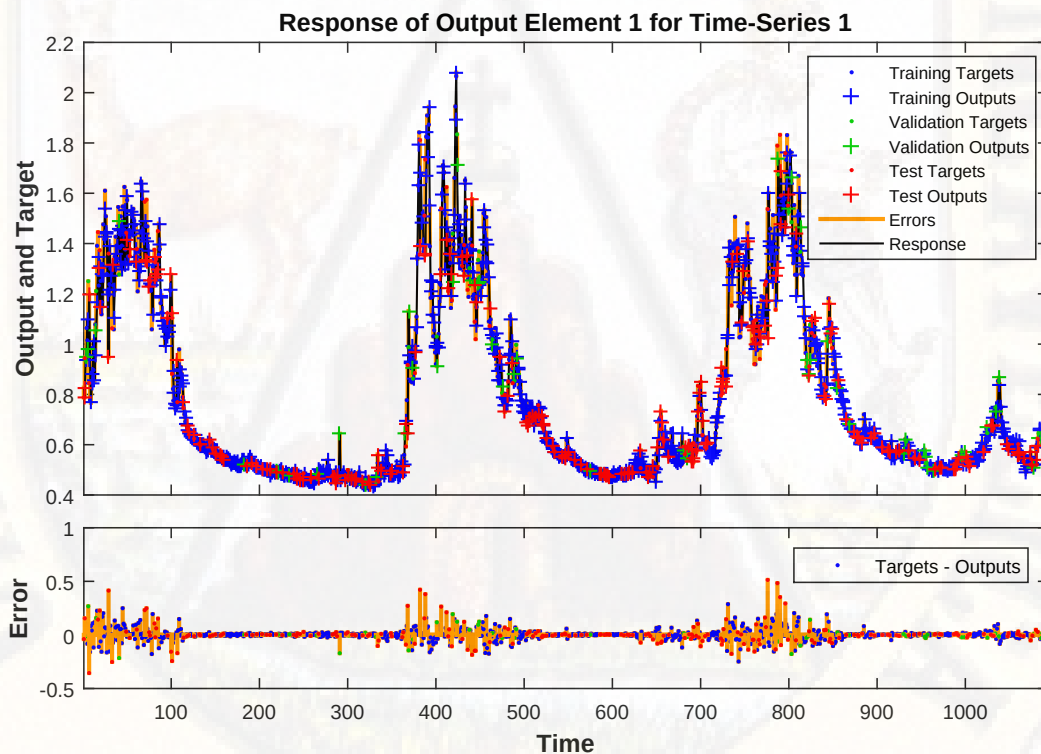


Figura 4.34: Series de tiempo entre los niveles y errores entre los valores entrenados, del modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 de red. (Fuente: Matlab)

Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-PISCO, arquitectura 6-17-1 con ciclo de retroalimentacion cerrado o bucle cerrado para predecir varios

4.1. Análisis de información.

pasos adelante, cabe mencionar que la red neuronal tipo NARX puede realizar tantas predicciones como datos tenga la serie de entrada.

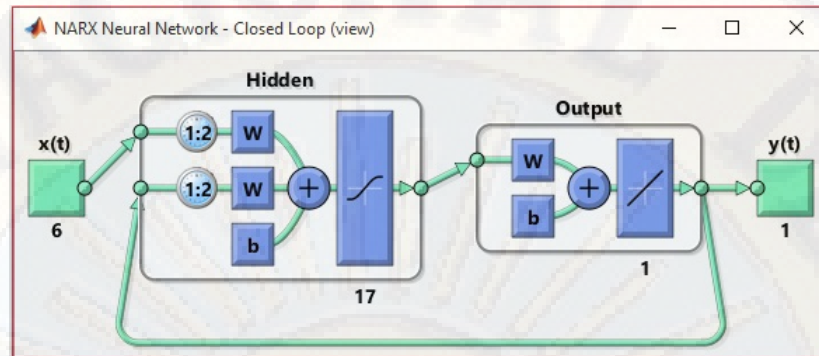


Figura 4.35: Arquitectura de ciclo cerrado 6-17-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-PISCO (Fuente: Matlab)

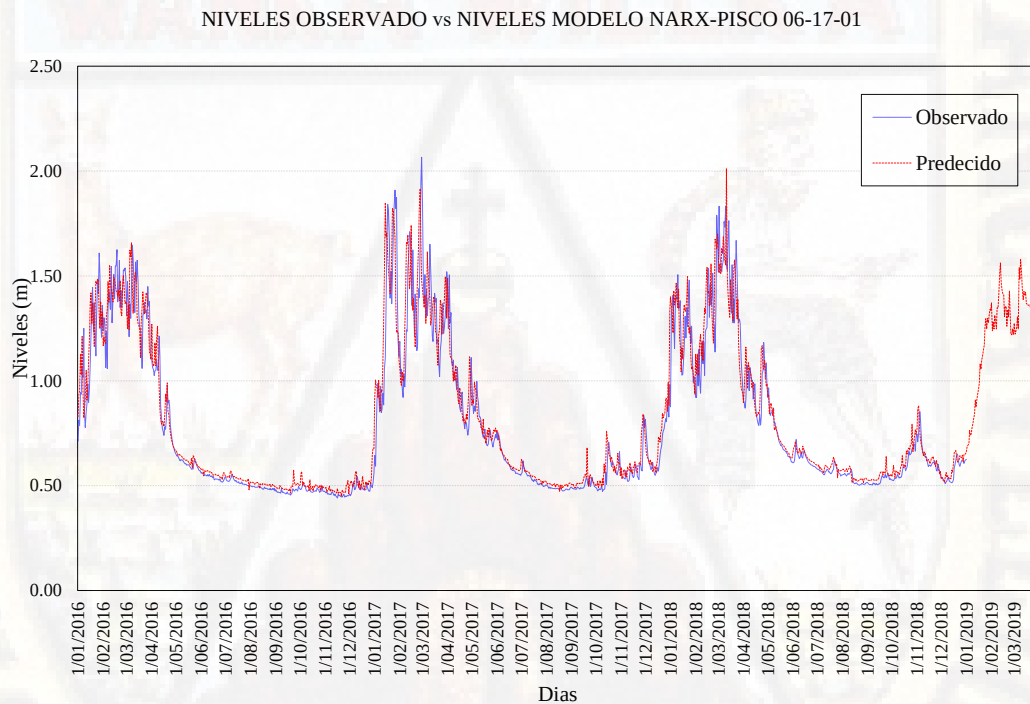


Figura 4.36: Predicción con modelo NARX-PISCO para un un paso adelante de de 90 días (Fuente: Matlab)

Resultados de la predicción de niveles utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

4.1. Análisis de información.

Tabla 4.16: Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Niveles observados (m)	Niveles predecidos (m)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
1/01/2019	0.63	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65
2/01/2019	0.63	-	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65
3/01/2019	0.60	-	-	0.66	0.66	0.66	0.66	0.66
4/01/2019	0.58	-	-	0.69	0.69	0.69	0.69	0.69
5/01/2019	0.65	-	-	-	0.69	0.69	0.69	0.69
6/01/2019	0.64	-	-	-	0.70	0.70	0.70	0.70
7/01/2019	0.63	-	-	-	0.76	0.76	0.76	0.76
8/01/2019	0.58	-	-	-	0.74	0.74	0.74	0.74
9/01/2019	0.58	-	-	-	-	0.75	0.75	0.75
10/01/2019	0.57	-	-	-	-	0.78	0.78	0.78
11/01/2019	0.57	-	-	-	-	-	0.80	0.80
12/01/2019	0.57	-	-	-	-	-	0.82	0.82
13/01/2019	0.65	-	-	-	-	-	0.84	0.84
14/01/2019	0.88	-	-	-	-	-	0.91	0.91
15/01/2019	0.86	-	-	-	-	-	0.88	0.88
16/01/2019	0.88	-	-	-	-	-	-	0.91
17/01/2019	1.08	-	-	-	-	-	-	0.94
18/01/2019	0.93	-	-	-	-	-	-	0.96
19/01/2019	1.17	-	-	-	-	-	-	0.99
20/01/2019	1.02	-	-	-	-	-	-	1.08
21/01/2019	0.92	-	-	-	-	-	-	1.06
22/01/2019	1.07	-	-	-	-	-	-	1.10
23/01/2019	0.99	-	-	-	-	-	-	1.12
24/01/2019	1.00	-	-	-	-	-	-	1.15
25/01/2019	1.33	-	-	-	-	-	-	1.17
26/01/2019	1.33	-	-	-	-	-	-	1.26
27/01/2019	1.38	-	-	-	-	-	-	1.30
28/01/2019	1.36	-	-	-	-	-	-	1.25
29/01/2019	1.60	-	-	-	-	-	-	1.30
30/01/2019	1.80	-	-	-	-	-	-	1.28
R2	=	1.000	1.000	0.905	0.001	0.153	0.356	0.847
RMSE	=	0.024	0.026	0.068	0.090	0.117	0.139	0.166

Fuente: Elaboración propia

4.1.5.4. Resultados del modelo NARX-GPM

La arquitectura optima definida en este modelo NARX-GPM es 6-5-1 que se muestra en la figura 4.37, el cual presenta mejor ajuste para este modelo, el número 06 representa la entrada externa de las celdas GPM, 5 neuronas en

la capa oculta y 1 neurona en la capa de salida que vuelve a ingresar a la red.

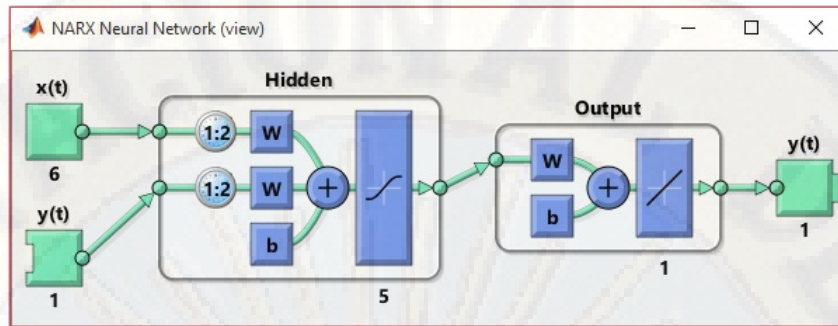


Figura 4.37: Arquitectura 6-5-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-GPM (Fuente: Matlab)

La figura 4.38, muestra que los errores de entrenamiento, validación y de-
 scienden hasta la época (ciclo) 7 del modelo, se observa hubo un incremento
 del error de validación antes de este ciclo, entonces podemos afirmar no hay
 un sobre ajuste de los datos.

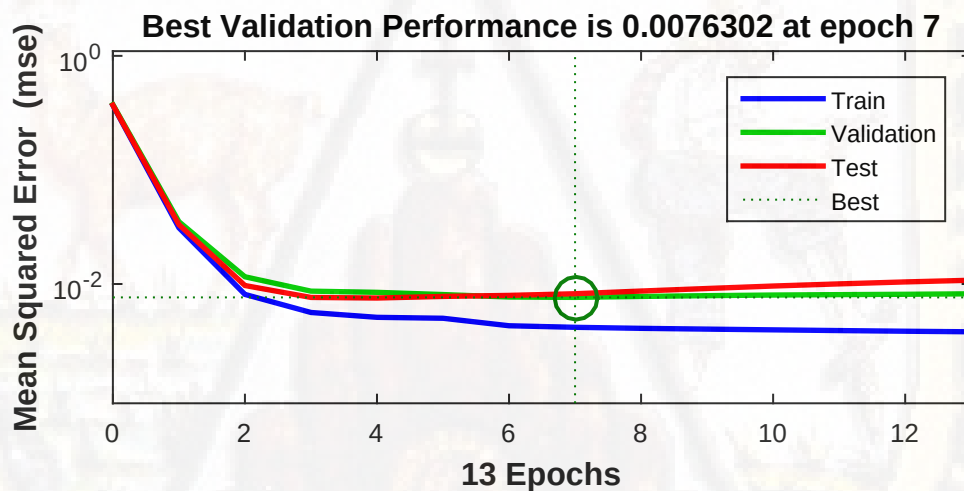


Figura 4.38: Curvas de desempeño del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red. (Fuente: Matlab)

Los resultados de los coeficientes de regresión del modelo NARX-GPM de
 arquitectura 6-5-1 se muestran en la figura 4.39, donde muestra cuatro cor-
 relaciones y pertenecen: al entrenamiento (75 % del registro), validación (20 %
 del registro), test (5 % del registro) y el modelo total (100 % del registro). El
 modelo total presenta 0.98209 de correlación, indicándonos **significancia** del
 modelo propuesto.

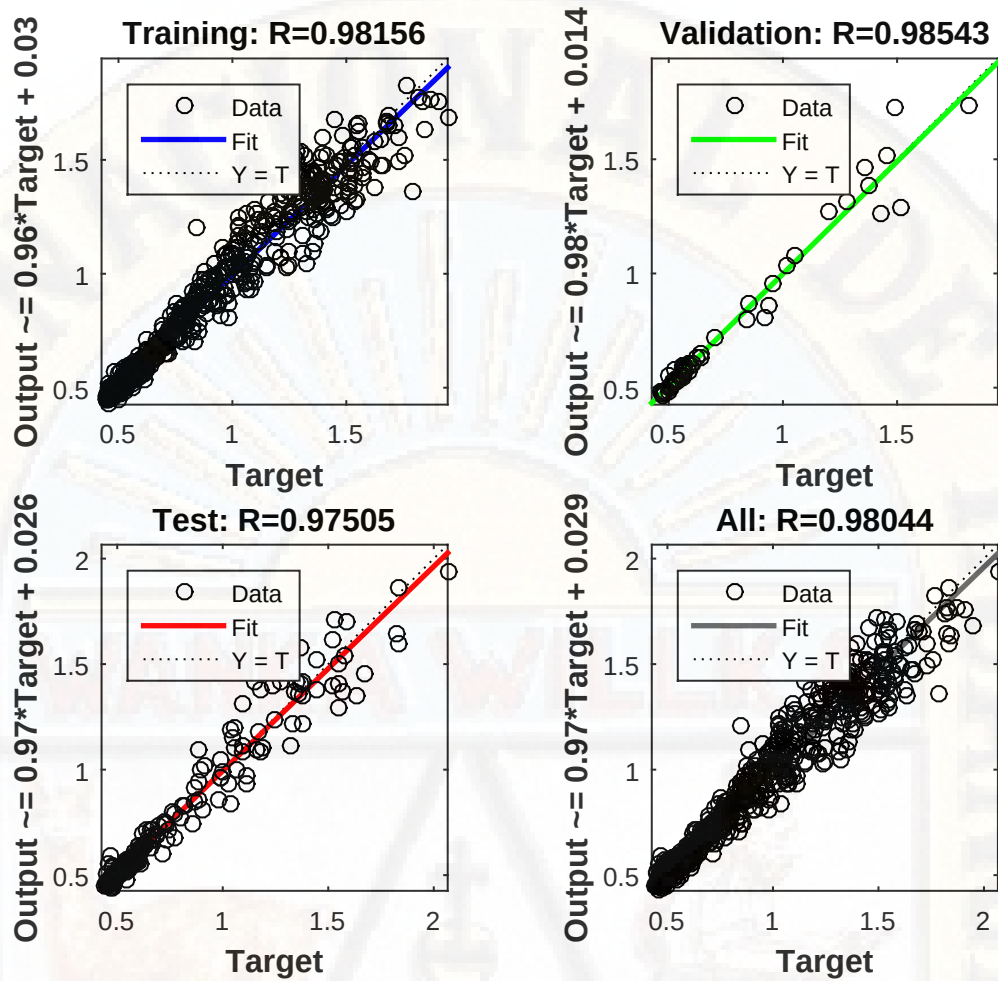


Figura 4.39: Análisis de regresión para el entrenamiento, validación, prueba y test, del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red.(Fuente: Matlab)

La figura 4.40, describe como los errores de predicción están relacionados con el tiempo y para un modelo predictivo perfecto solo debe haber un valor distinto de cero. En gráfico, se observa que las correlaciones se encuentran en algunos casos al limite del intervalo de confianza de 95 %. Por lo tanto, el presente modelo es adecuado para realizar predicciones.

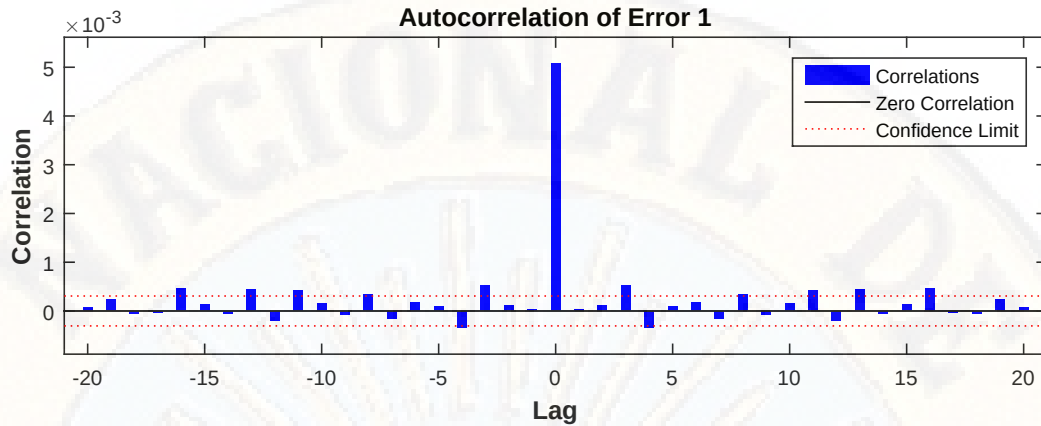


Figura 4.40: Autocorrelación de los errores desplazados, del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red.(Fuente: Matlab)

La respuesta del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 se muestra en el figura 4.41, donde se visualiza las entradas, salidas, errores y que puntos se utilizaron para el entrenamiento, validación y test.

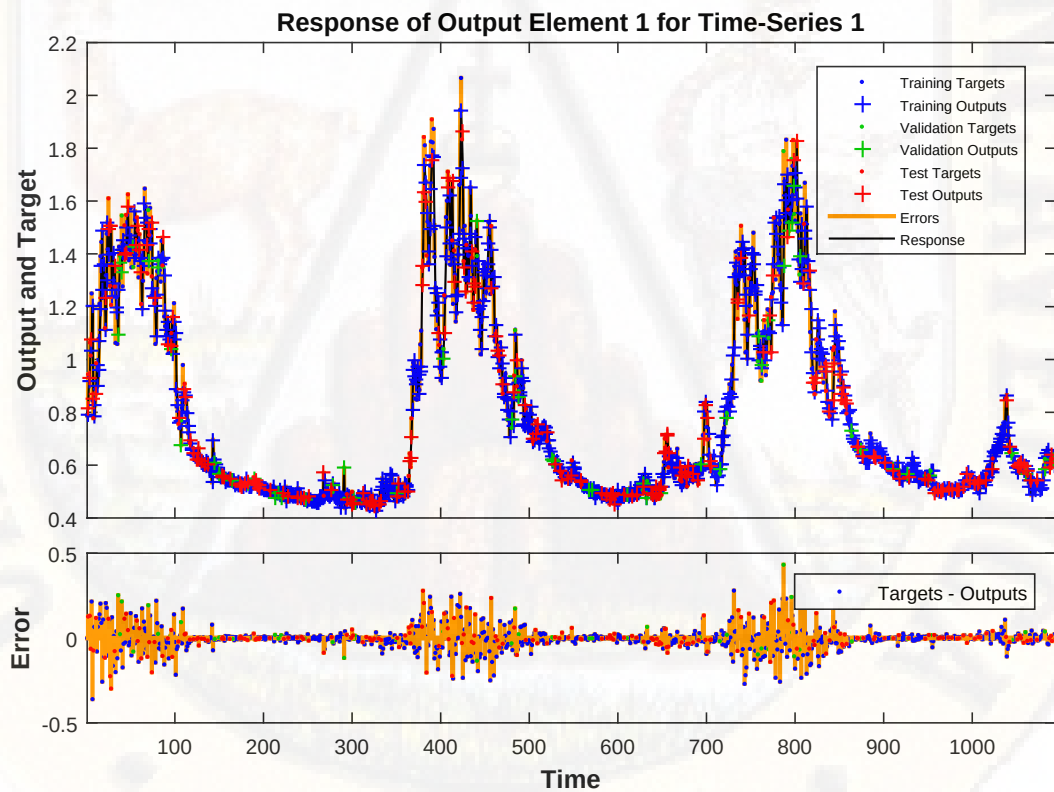


Figura 4.41: Series de tiempo entre los niveles y errores entre los valores entrenados, del modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 de red. (Fuente: Matlab)

Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-GPM, arquitectura 6-5-1 con

4.1. Análisis de información.

ciclo de retroalimentación cerrado o bucle cerrado para predecir varios pasos adelante, cabe mencionar que la red neuronal tipo NARX puede realizar tantas predicciones como datos tenga la serie de entrada.

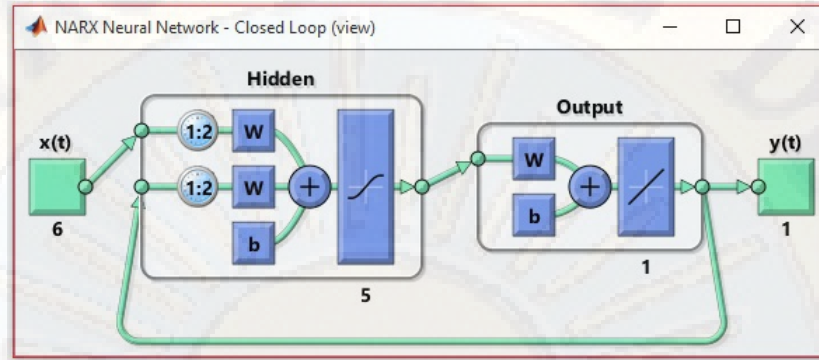


Figura 4.42: Arquitectura de ciclo cerrado 6-5-1 de red Neuronales Artificiales Modelo NARX-GPM (Fuente: Matlab)



Figura 4.43: Predicción con modelo NARX-GPM para un un paso adelante de de 90 días (Fuente: Matlab)

Resultados de la predicción de niveles utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

4.1. Análisis de información.

Tabla 4.17: Predicción de niveles utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Niveles observados (m)	Niveles predecidos (m)						
		Día 1	Día 2	Día 4	Día 8	Día 10	Día 15	Día 30
1/01/2019	0.63	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65	0.65
2/01/2019	0.63	-	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68
3/01/2019	0.60	-	-	0.68	0.68	0.68	0.68	0.68
4/01/2019	0.58	-	-	0.70	0.70	0.70	0.70	0.70
5/01/2019	0.65	-	-	-	0.69	0.69	0.69	0.69
6/01/2019	0.64	-	-	-	0.71	0.71	0.71	0.71
7/01/2019	0.63	-	-	-	0.74	0.74	0.74	0.74
8/01/2019	0.58	-	-	-	0.73	0.73	0.73	0.73
9/01/2019	0.58	-	-	-	-	0.74	0.74	0.74
10/01/2019	0.57	-	-	-	-	0.74	0.74	0.74
11/01/2019	0.57	-	-	-	-	-	0.74	0.74
12/01/2019	0.57	-	-	-	-	-	0.72	0.72
13/01/2019	0.65	-	-	-	-	-	0.72	0.72
14/01/2019	0.88	-	-	-	-	-	0.74	0.74
15/01/2019	0.86	-	-	-	-	-	0.73	0.73
16/01/2019	0.88	-	-	-	-	-	-	0.74
17/01/2019	1.08	-	-	-	-	-	-	0.74
18/01/2019	0.93	-	-	-	-	-	-	0.74
19/01/2019	1.17	-	-	-	-	-	-	0.74
20/01/2019	1.02	-	-	-	-	-	-	0.79
21/01/2019	0.92	-	-	-	-	-	-	0.81
22/01/2019	1.07	-	-	-	-	-	-	0.81
23/01/2019	0.99	-	-	-	-	-	-	0.81
24/01/2019	1.00	-	-	-	-	-	-	0.81
25/01/2019	1.33	-	-	-	-	-	-	0.83
26/01/2019	1.33	-	-	-	-	-	-	0.88
27/01/2019	1.38	-	-	-	-	-	-	0.96
28/01/2019	1.36	-	-	-	-	-	-	1.00
29/01/2019	1.60	-	-	-	-	-	-	0.99
30/01/2019	1.80	-	-	-	-	-	-	1.12
R2	=	1.000	1.000	0.517	0.012	0.182	0.013	0.792
RMSE	=	0.029	0.046	0.080	0.091	0.111	0.121	0.281

Fuente: Elaboración propia

4.1.6. Predicción de caudales

Utilizando la ecuación 4.1.1, ecuación generalizada de descarga se procedió a transformar los niveles predecidos con los tres modelos propuestos:

- Predicción de caudales modelo NARX-CHIRPS
- Predicción de caudales modelo NARX-PISCO
- Predicción de caudales modelo NARX-GPM

$$Q = 12.911(H - 0.012)^{3.03} \quad (4.1.1)$$

Los resultados de se muestran en los cuadros siguientes:

4.1.6.1. Predicción de caudales modelo NARX-CHIRPS

Resultados de la predicción de caudales utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Tabla 4.18: Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Caudales transformados (m3/s)	Caudales prededidos (m3/s)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
1/01/2019	2.90	2.85	2.72	2.96	3.47	3.12	3.12	3.12
2/01/2019	2.93	-	2.75	3.45	4.06	3.66	3.66	3.66
3/01/2019	2.53	-	-	3.77	3.93	3.75	3.75	3.75
4/01/2019	2.28	-	-	3.98	5.75	6.16	6.16	6.16
5/01/2019	3.34	-	-	-	5.33	5.80	5.80	5.80
6/01/2019	3.12	-	-	-	5.66	7.14	7.14	7.14
7/01/2019	3.05	-	-	-	6.69	6.48	6.48	6.48
8/01/2019	2.36	-	-	-	8.10	8.89	8.89	8.89
9/01/2019	2.28	-	-	-	-	6.12	6.12	6.12
10/01/2019	2.22	-	-	-	-	6.14	6.14	6.14
11/01/2019	2.23	-	-	-	-	-	5.74	5.74
12/01/2019	2.17	-	-	-	-	-	6.50	6.50
13/01/2019	3.28	-	-	-	-	-	6.31	6.31
14/01/2019	8.29	-	-	-	-	-	6.83	6.83
15/01/2019	7.86	-	-	-	-	-	6.71	6.71
16/01/2019	8.38	-	-	-	-	-	-	6.96
17/01/2019	15.94	-	-	-	-	-	-	5.92
18/01/2019	10.06	-	-	-	-	-	-	5.71
19/01/2019	20.14	-	-	-	-	-	-	5.38
20/01/2019	13.07	-	-	-	-	-	-	6.76
21/01/2019	9.48	-	-	-	-	-	-	8.65
22/01/2019	15.36	-	-	-	-	-	-	7.69
23/01/2019	12.14	-	-	-	-	-	-	7.33
24/01/2019	12.30	-	-	-	-	-	-	6.89
25/01/2019	29.60	-	-	-	-	-	-	6.50

Tabla 4.18: Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-CHIRPS 17-15-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Caudales transformados (m3/s)	Caudales predecidos (m3/s)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
26/01/2019	30.08	-	-	-	-	-	-	8.38
27/01/2019	33.22	-	-	-	-	-	-	16.91
28/01/2019	32.20	-	-	-	-	-	-	17.86
29/01/2019	52.52	-	-	-	-	-	-	17.51
30/01/2019	75.10	-	-	-	-	-	-	15.28
R2	=	1.000	1.000	0.752	0.055	0.044	0.034	0.602
RMSE	=	0.053	0.179	1.084	3.003	3.520	3.343	15.209

Fuente: Elaboración propia

4.1.6.2. Predicción de caudales modelo NARX-PISCO

Resultados de la predicción de caudales utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Tabla 4.19: Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Caudales transformados (m3/s)	Caudales predecidos (m3/s)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
1/01/2019	2.93	3.29	3.29	3.29	3.29	3.29	3.29	3.29
2/01/2019	2.93	-	3.34	3.34	3.34	3.34	3.34	3.34
3/01/2019	2.53	-	-	3.50	3.50	3.50	3.50	3.50
4/01/2019	2.28	-	-	3.96	3.96	3.96	3.96	3.96
5/01/2019	3.34	-	-	-	4.02	4.02	4.02	4.02
6/01/2019	3.12	-	-	-	4.13	4.13	4.13	4.13
7/01/2019	3.05	-	-	-	5.42	5.42	5.42	5.42
8/01/2019	2.36	-	-	-	4.92	4.92	4.92	4.92
9/01/2019	2.28	-	-	-	-	5.09	5.09	5.09
10/01/2019	2.22	-	-	-	-	5.71	5.71	5.71
11/01/2019	2.23	-	-	-	-	-	6.20	6.20
12/01/2019	2.17	-	-	-	-	-	6.75	6.75
13/01/2019	3.28	-	-	-	-	-	7.35	7.35
14/01/2019	8.29	-	-	-	-	-	9.31	9.31
15/01/2019	7.86	-	-	-	-	-	8.28	8.28
16/01/2019	8.38	-	-	-	-	-	-	9.43
17/01/2019	15.94	-	-	-	-	-	-	10.21
18/01/2019	10.06	-	-	-	-	-	-	11.07
19/01/2019	20.14	-	-	-	-	-	-	12.13
20/01/2019	13.07	-	-	-	-	-	-	15.76

4.1. Análisis de información.

Tabla 4.19: Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-PISCO 6-17-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Caudales transformados (m3/s)	Caudales predecidos (m3/s)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
21/01/2019	9.48	-	-	-	-	-	-	14.68
22/01/2019	15.36	-	-	-	-	-	-	16.64
23/01/2019	12.14	-	-	-	-	-	-	17.71
24/01/2019	12.30	-	-	-	-	-	-	18.89
25/01/2019	29.60	-	-	-	-	-	-	20.14
26/01/2019	30.08	-	-	-	-	-	-	25.13
27/01/2019	33.22	-	-	-	-	-	-	27.52
28/01/2019	32.20	-	-	-	-	-	-	24.49
29/01/2019	52.52	-	-	-	-	-	-	27.65
30/01/2019	75.10	-	-	-	-	-	-	26.27
R2	=	1.000	1.000	0.886	0.0002	0.146	0.487	0.731
RMSE	=	0.359	0.387	1.011	1.489	1.945	2.481	10.818

Fuente: Elaboración propia

4.1.6.3. Predicción de caudales modelo NARX-GPM

Resultados de la predicción de caudales utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Tabla 4.20: Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Caudales transformados (m3/s)	Caudales predecidos (m3/s)						
		Dia 1	Dia 2	Dia 4	Dia 8	Dia 10	Dia 15	Dia 30
1/01/2019	2.93	3.37	3.37	3.37	3.37	3.37	3.37	3.37
2/01/2019	2.93	-	3.86	3.86	3.86	3.86	3.86	3.86
3/01/2019	2.53	-	-	3.72	3.72	3.72	3.72	3.72
4/01/2019	2.28	-	-	4.15	4.15	4.15	4.15	4.15
5/01/2019	3.34	-	-	-	4.01	4.01	4.01	4.01
6/01/2019	3.12	-	-	-	4.33	4.33	4.33	4.33
7/01/2019	3.05	-	-	-	4.88	4.88	4.88	4.88
8/01/2019	2.36	-	-	-	4.80	4.80	4.80	4.80
9/01/2019	2.28	-	-	-	-	4.97	4.97	4.97
10/01/2019	2.22	-	-	-	-	5.00	5.00	5.00
11/01/2019	2.23	-	-	-	-	-	4.98	4.98
12/01/2019	2.17	-	-	-	-	-	4.58	4.58
13/01/2019	3.28	-	-	-	-	-	4.49	4.49
14/01/2019	8.29	-	-	-	-	-	4.85	4.85
15/01/2019	7.86	-	-	-	-	-	4.69	4.69

4.2. Prueba de hipótesis.

Tabla 4.20: Predicción de caudales utilizando el modelo NARX-GPM 6-5-1, a corto plazo, mediano plazo, y largo plazo.

Fecha de medición	Caudales transformados (m3/s)	Caudales predecidos (m3/s)						
		Día 1	Día 2	Día 4	Día 8	Día 10	Día 15	Día 30
16/01/2019	8.38	-	-	-	-	-	-	4.99
17/01/2019	15.94	-	-	-	-	-	-	4.95
18/01/2019	10.06	-	-	-	-	-	-	4.89
19/01/2019	20.14	-	-	-	-	-	-	4.86
20/01/2019	13.07	-	-	-	-	-	-	6.12
21/01/2019	9.48	-	-	-	-	-	-	6.54
22/01/2019	15.36	-	-	-	-	-	-	6.57
23/01/2019	12.14	-	-	-	-	-	-	6.56
24/01/2019	12.30	-	-	-	-	-	-	6.56
25/01/2019	29.60	-	-	-	-	-	-	6.97
26/01/2019	30.08	-	-	-	-	-	-	8.46
27/01/2019	33.22	-	-	-	-	-	-	11.01
28/01/2019	32.20	-	-	-	-	-	-	12.40
29/01/2019	52.52	-	-	-	-	-	-	12.02
30/01/2019	75.10	-	-	-	-	-	-	17.50
R2	=	1.000	1.000	0.517	0.0106	0.179	0.027	0.887
RMSE	=	0.437	0.724	1.221	1.466	1.794	2.144	15.793

Fuente: Elaboración propia

4.2. Prueba de hipótesis.

Para la prueba de hipótesis se presentan dos grupos a comparar, la serie de caudales observados y la serie de caudales simulados con los modelos de redes neuronales NARX.

En el trabajo de investigación, la hipótesis plateada es:

Hipótesis alterna (H_1): La información proveniente de sensores remotos permite obtener resultados favorables en la predicción de caudales mediante redes neuronales artificiales en la cuenca experimental del río Ichu.

Hipótesis nula (H_0): La información de sensores remotos no permite obtener resultados favorables en la predicción de caudales mediante redes neuronales artificiales en la cuenca experimental del río Ichu.

Código Fuente 4.3: Prueba de Hipótesis R

```

1 t.test(x,y,"two.sided",paired=TRUE)
2 Paired t-test
3 data: x and y
4 t = 1.485, df = 1094, p-value = 0.24571
5 alternative hypothesis: true difference in means is not equal↵
   to 0
6 95 percent confidence interval: -0.03523939  0.31254789
7 sample estimates: mean of the differences  0.1439875

```

Con las hipótesis planteadas, se procede a someter a la prueba de hipótesis con los datos simulados, con un nivel de significancia del 5 % y un 95 % de nivel de confianza. Como el valor calculado de $p - value > 0.05$ es mayor que el valor crítico se rechaza la hipótesis nula por lo tanto, **se acepta** la hipótesis alterna (H_1)

4.3. Discusión de resultados

El análisis exploratorio y estadístico, muestra que la precipitación remota, como entrada externa a un modelo de red neuronal NARX, permite obtener resultados favorables en la predicción de caudales diarios y niveles de flujo en la cuenca experimental del río Ichu.

La evaluación estadística de los tres productos de la precipitación remota (CHIRPS, PISCO Y GPM), indica que no existe buena correlación entre la precipitación remota y la precipitación observada en un punto a escala diaria, ya que la precipitación puntual no puede representar la distribución espacial de la lluvia como en los productos de precipitación remota, donde cada píxel de cuadrícula representar la lluvia ya sea excedida o subestimada, es por ello que se utilizó cada valor de pixel que esta dentro de la cuenca como ingreso a una red neuronal NARX, así mismo por ser la precipitación la variable mas influyente en el caudal pueden utilizarse como entradas a modelos hidrológicos

(Mulugeta Musiea, 2019) Sus resultados indicaron que toda la precipita-

4.3. Discusión de resultados

ciones remotas (CHIRPS, PERSIANN-CDR y TRMM) mostraron diferencias significantes en las cantidades de lluvia mensuales y diarias, comparados con estaciones terrestres, sin embargo puede usarse como entradas a modelos hidrológicos para simulación de caudales, en áreas o cuencas con escasos datos, también los resultados de buenas estimaciones podría lograrse si los modelos hidrológicos que utilizan precipitación remota son calibrados.

(Domenico Caracciolo, 2018), (Nazli Turini, 2019) Evaluaron los productos de lluvia por satélite (GPM-IMERG, MSG1) con estaciones en cada píxel de la cuadrícula resultando una subestimación en productos de satélite, los valores más altos de RMSE se mostraban normalmente en píxeles de los meses de estiaje.

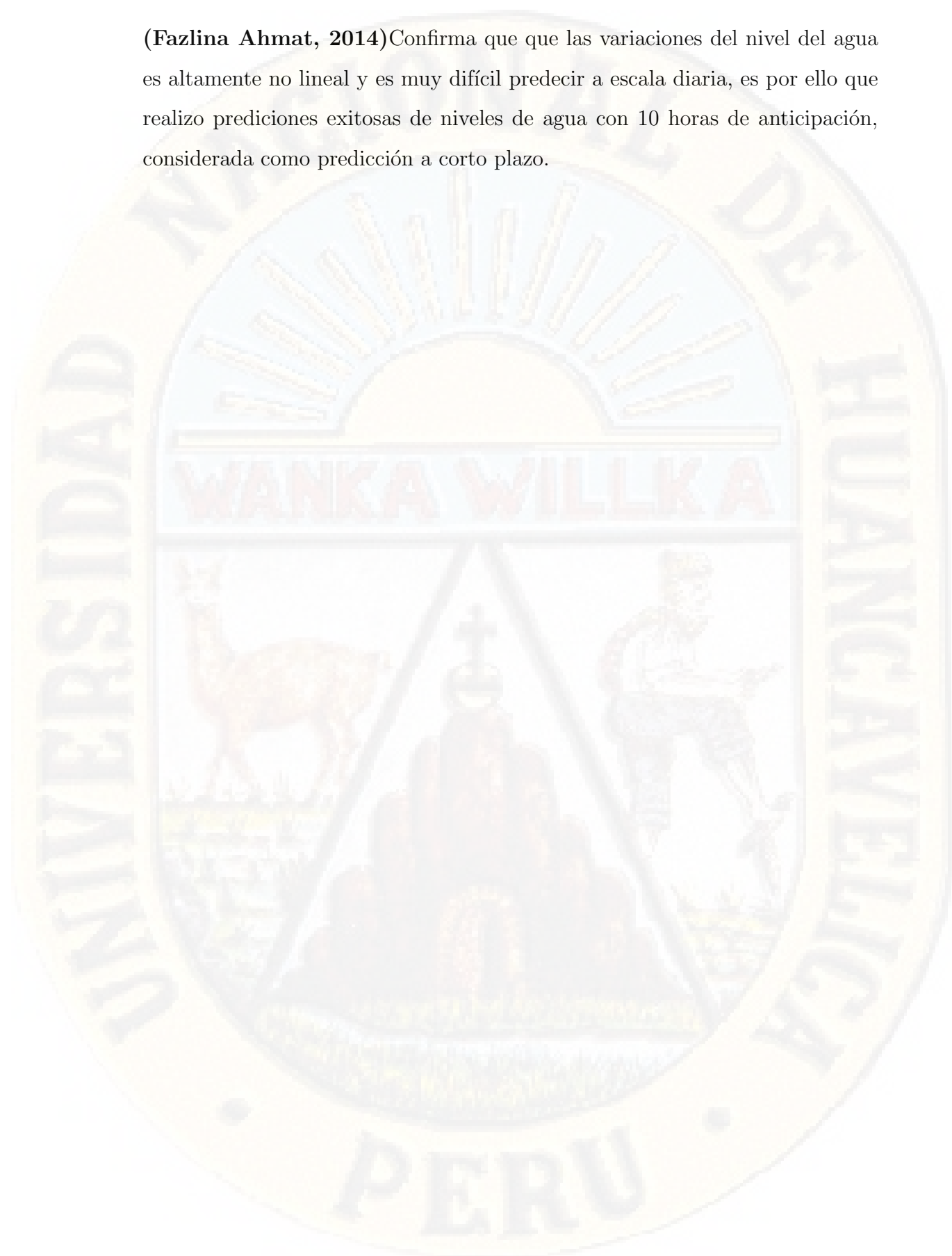
Los productos de precipitación remota (CHIRPS, PISCO Y GPM) utilizados como entradas externas en modelos de redes neuronales NARX tuvieron resultados favorables para realizar predicción de caudales y niveles de 1 a hasta 2 días de anticipación, mientras que predicciones a mediano plazo y largo plazo los errores estadísticamente se van incrementando, la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el error del porcentaje absoluto Malo (MAPE) son no son favorables. Esto nos pueden afirmar algunas investigaciones como:

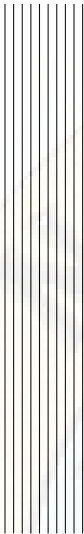
(Hassanuddin Mohamed, 2017), (Shen y Chang, 2013) Muestra que el modelo exógeno autoregresivo no lineal (NARX) puede modelar con éxito un el caudal de los ríos con 1 de anticipación en función de las precipitaciones actuales de lluvia. para poder llegar esa conclusión compara lo observado y lo predecido, mediante los estadísticos raíz del error cuadrático medio (RMSE), el error del porcentaje absoluto malo (MAPE) y la regresión (el R-cuadrado), se ha estudiado para investigar el la exactitud de la ANN modelo las predicciones basado.

(Jaime Veintimilla, 2016), Los resultados de esta investigación alcanzaron niveles altos de fiabilidad y el nivel de concluyeron que la predicción es muy buena hasta los tres días. Esta investigación incluye que dos ANN Backpropagation y un modelo híbrido Backpropagation.

4.3. *Discusión de resultados*

(Fazlina Ahmat, 2014) Confirma que que las variaciones del nivel del agua es altamente no lineal y es muy difícil predecir a escala diaria, es por ello que realizo predicciones exitosas de niveles de agua con 10 horas de anticipación, considerada como predicción a corto plazo.



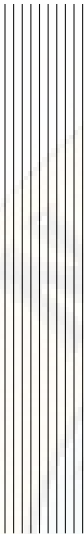


Conclusiones

- Empleando la información de precipitación remota actual como entrada externa a un modelo de red neuronal artificial tipo NARX, se puede predecir los niveles de flujo del río Ichu, de 1 a 2 días de anticipación con valores de confiabilidad de 0.99 considerado como excelente, predicciones hasta el día 4 con valores de confiabilidades entre 0.727-0.905 considerado como muy confiable y predicciones superior a los 4 días el valor de confiabilidad es inferior a 0.1 considerando como confiabilidad nula. Para poder llegar a esta conclusión se comparó los valores de niveles observados y los niveles predichos en un conjunto independiente de datos que no fueron utilizados en el entrenamiento ni en validación del modelo, y que fueron evaluados mediante los estadísticos raíz del error cuadrático medio (RMSE) y la regresión (R^2).
- Se consiguió predecir los caudales del río Ichu con anticipación de 1 a 2 días y con valores de confiabilidad de 0.99 el cual es considerado como excelente, predicciones hasta el día 4 con valores de confiabilidades entre 0.51-0.88 considerado como confiable y predicciones superiores a los 4 días el valor de confiabilidad es inferior a 0.1 considerado como confiabilidad nula. Para obtener las predicciones de caudales a escala diaria, se transformaron los niveles de flujo diario en caudales diarios utilizando la ecuación de descarga (altura-caudal): $Q = 12.911(H - 0.012)^{3.03}$, cabe

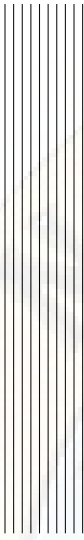
mentar que la ecuación anterior fue calibrada y obtenida gracias a los trabajos de campo (aforos realizados) y registro de niveles (estación hidrológica).

- La relación entre los productos de precipitación remota analizados (CHIRPS v2, PISCO v2 y GPM-IMERG v7) a escala diaria, han demostrado tener valores de R^2 superiores a 0.60 al ser comparados entre productos de precipitación remota, mientras que al compararlos con precipitación diaria puntual (6 estaciones meteorológicas - UNH), presentan R^2 inferiores a 0.31 con RMSE elevados.
- Finalmente se puede predecir caudales a escala diaria empleando la información de precipitación remota actual, tanto la global (CHIRPS v2 y GPM-IMERG v7) como la regional (PISCO v2) utilizadas como entrada externa a un modelo de red neuronal artificial tipo NARX, arrojan resultados predictivos en un intervalo de tiempo de 1 a 2 días de antelación con un grado de precisión alto, posterior a este intervalo de tiempo la precisión va descendiendo, esto se debe a que las variable precipitación y caudal a escala diaria son altamente no lineal y muy aleatorias.



Recomendaciones

- En las zonas donde no existen información de precipitación, los datos proveniente de sensores remotos son muy valiosos, siempre y cuando se calibren bajo una medición real.
- Ampliar la investigación, utilizando información de sensores remotos de otras variables (temperatura, índice de vegetación, usos de suelo, tipos de suelo, aguas subterranes, etc), previamente calibrados y validados para la Cuenca del río Ichu.
- La ecuación de descarga (altura-caudal): $Q = 12.911(H - 0.012)^{3.03}$, que relaciona una altura del nivel del agua y el caudal correspondiente a dicha altura para la sección de aforo del río Ichu. Está sujeta a ajustes que dependerán de la cantidad y calidad de aforos realizados.
- Es importante difundir ésta metodología porque se busca un método con la que se obtenga resultados más confiables, ya que los desastre de las inundaciones y las sequías se han convertido en una gran amenaza en todo el mundo porque causa la pérdida de vidas y daños a la propiedad.



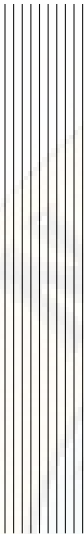
Referencias

- Aparicio, F. (1992). *Fundamentos de hidrología de superficie* (Primera edición ed.; G. noriega editores, Ed.). Limusa, S.A.
- Arenas, J. (2009). *Desarrollo de un modelo de pronóstico de caudales semanales asociado a la variabilidad climática intranual en colombia*. mathesis, Universidad Nacional de Colombia ? Sede Medellín.
- A. Schultz, G., y Engman, T. (2000). *Remote sensing in hydrology and water management*.
- Ayala Bizarro, I. A. (2016). *Predicción de sequías con redes neuronales artificiales y algoritmos genéticos utilizando precipitaciones por percepción remota*. Tesis de Master no publicada, Ayala Bizarro, Iván Arturo.
- Aybar, C., Lavado, W., Huerta, A., Fernández, C., Vega, F., Sabino, E., y cols. (2017). *Uso del producto grillado pisco de precipitación en estudios, investigaciones y sistemas operacionales de monitoreo y pronóstico hidrometeorológico* (Inf. Téc.). SENAMHI-DHI-Lima-Perú.
- Basogain, X. (2008). *Redes neuronales artificiales y sus aplicaciones*. Escuela Superior de Ingeniería de Bilbao, EHU. Departamento de ingeniería de sistemas y automática.
- Campoazano, L. (2011). *Análisis de la robustez de un modelo de redes neuronales para la predicción de caudales en la cuenca alta del río paute*. mathesis, Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca ? Ecuador.
- Carvajal, Y., Correa, G., y Mantilde, F. (2007). Modelos de predicción de caudal utilizando variables macroclimáticas y técnicas estadísticas multivariadas en el valle del río cauca. *Ingeniería de Recursos Naturales y del Ambiente*, 6, 67-81.
- Ceccherini, G., Ameztoy, I., Patricia, C., Hernández, R., y Moreno, C. C. (2015, mayo). High-resolution precipitation datasets in south america and west

- africa based on satellite-derived rainfall, enhanced vegetation index and digital elevation model. *Remote Sens*(7), 6454-6488.
- Chereque, W. (1985). *Hidrología para estudiantes de ingeniería civil*. Pontificia Universidad Católica Del Perú.
- Chow, V., Maidment, D., y Mays, L. (1994). *Hidrología aplicada*. McGraw Hill.
- Daza, F. (2008). *Demanda de agua en zonas urbanas en andalucía*. phdthesis, Universidad de Córdoba.
- Domenico Caracciolo, F. V. L. V. N. R. D., Antonio Francipanec. (2018). Performances of gpm satellite precipitation over the two major mediterranean islands. *Atmospheric Research*.
- Fattorelli, S., y Fernández, P. (2011). *Diseño hidrológico* (2^o Edición en español ed.). WASA-GN.
- Fazlina Ahmat, Z. M. R. A., Abd Manan. (2014). Flood water level modeling and prediction using narx neural network: Case study at kelang river. *Dept. of Surveying Science and Geomatics*.
- Fernández, M., y Flórez, R. (2008). *Las redes neuronales artificiales*. Netbiblo.
- Funk C, L. M. P. D. V. J. S. S., Peterson P. (2015). The climate hazards infrared precipitation with stations a new environmental record for monitoring extremes. *Scientific Data*, 150(66):1-21.
- Gupta, S. (2011). *Modern hydrology and sustainable water development*. Wiley.
- Hassanuddin Mohamed, G. Y. N. Z., David Ndzi. (2017). Rainfall-based river flow prediction usin narx in malasia. *School of Engineering, University of Portsmouth, Anglesea Buiding*.
- Haykin, S. (2009). *Neural networks and learning machines* (Third Edition ed.; P. P. Hall, Ed.). Pearson education Upper Saddle River.
- Hornik, K., Stichcombe, M., y White, M. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Network*, 2(5), 359-366.
- Jaime Veintimilla, P. V., Felipe Cisnerosc. (2016). Artificial neural networks applied to flow prediction: A use case for the tomebamba river. *Procedia Engineering* 1, 62(2016), 153-161.
- Laqui, W. (2010). Aplicación de redes neuronales artificiales a la modelización y previsión de caudales medios mensuales del río huancané. *Geo-Atmosférica RPGA*, 2, 30-44.
- Lavado W, V. F. H. A. C. T. F. O., Fernandez F. (2015). Generando datos grillados de precipitación en el Perú (1981-2013). *SENAMI-PERÚ*.

- Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., y Chipman, J. W. (2015). *Remote sensing and imagen interpretation* (Seventh edition ed.). WILEY.
- Lujano, E., Lujano, A., Pitágoras, J., y Lujano, R. (2014, junio). Pronóstico de caudales medios mensuales del río Ilave usando modelos de redes neuronales artificiales. *Investigación Altoandina*, 16(1), 89-100.
- Luna, J. (2013). *Predicción y pronóstico de tormentas en regiones de montaña aplicación en la cuenca del río la paz, bolivia*. phdthesis, Universidad Nacional Autónoma De México.
- Maier, H., y Dandy, G. (1997, octubre). The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters. *WATER RESOURCES RESEARCH*, 33(10), 2423-2424.
- McCuen, R. (1998). *Hydrologic analysis and design* (Second Edition ed.; P. Education, Ed.). Prentice Hall.
- Mejía, A. (2006). *Hidrología aplicada*. DRAT-Universidad Nacional Agraria La Molina.
- Morgan, P., y Scofield, L. (1991). *Neural networks and speech processing* (K. Academic, Ed.).
- Mulugeta Musie, P. S., Sumit Sena. (2019). Comparison and evaluation of gridded precipitation datasets for streamflow simulation in data scarce watersheds of ethiopia. *Journal of Hydrology*.
- NASA, y WBG. (2019). *Earth observations for water resources*. Disponible en <https://olc.worldbank.org/sites/default/files/sco/E7B1C4DE-C187-5EDB-3EF2-897802DEA3BF/Nasa/chapter2.html>
- NASA-ARSET. (2019). *Applied remote sensing training*. Disponible en <https://arset.gsfc.nasa.gov/webinars/fundamentals-remote-sensing>
- Nazli Turini, J. B., Boris Thies. (2019). Estimating high spatio-temporal resolution rainfall from msg1 and gpm imerg based on machine learning: Case study of iran. *remote sensing*.
- Obregón-Neira, N., Fragala, F., y Prada. (2019, 06). Redes neuronales artificiales en hidroinformática. *Pontificia Universidad Javeriana. Bogotá, Colombia*.
- OMM. (1994). *Guía de prácticas hidrológicas: Adquisición y proceso de datos, análisis, predicción y otras aplicaciones*. (Quinta ed., Vol. I) (n.º 168). Organización Meteorológica Mundial, Ginebra-Suiza.
- OMM. (2011). *Guía de prácticas hidrológicas: Gestión de recursos hídricos y aplicación de prácticas hidrológicas*. (Sexta ed., Vol. II) (n.º 168). Organización Meteorológica Mundial, Ginebra-Suiza.

- Paul, A., y Das, P. (2014, 07). Flood prediction model using artificial neural network. *International Journal of Computer Applications Technology and Research*, 3, 473-478.
- Pazos, A. (1996). *Redes de neuronas artificiales y algoritmos genéticos* (U. D. Coruña, Ed.) (n.º 324).
- Pujol, L. (2009). *Predicción de caudales en tiempo real en grandes cuencas utilizando redes neuronales artificiales*. phdthesis, Universidad Politécnica de Valencia , Valencia,España.
- Shamseldin, A., Nasr, A., y M. O'Connor, K. (2002, 08). Comparison of different forms of the multi-layer feed-forward neural network method used for river flow forecast combination. *Hydrology and Earth System Sciences*, 6.
- Shen, H.-Y., y Chang, L.-C. (2013). Online multistep-ahead inundation depth forecasts by recurrent narx networks. *Hydrology and Earth System Sciences*.
- Sánchez, N. (2015). Máquinas de soporte vectorial y redes neuronales artificiales en la predicción del movimiento usd/cop spot intradiario. *ODEON*, 9(113-172).
- Velasco, I., Flores, A., Romero, S., y Cerrudo, C. (2012). Principios y aplicaciones de sensores remotos instalados en distintos satélites. En *Principios y aplicaciones de sensores remotos instalados en distintos satélites*.
- Villón, M. (2002). *Hidrología*. Instituto tecnológico de Costa Rica.
- Xin Yao and. (1999, septiembre). Evolving artificial neural networks. *Proceedings of the IEEE*, 87(9), 1423-1447.
- Zubieta, R. (2013). *Modelado hidrológico distribuido de la cuenca amazónica peruana utilizando precipitación obtenida por satélite*. mathesis, Universidad Nacional Agraria La Molina, Lima,Perú.



Anexos.

Anexo	Descripción
A1	Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.
A2	Registro de niveles de agua en sección de aforo.
A3	Aforos realizados
A4	Sección del transversal del río Ichu en estación hidrológica
A5	Plano clave de la cuenca río Ichu
A6	Matriz de consistencia
A7	Panel fotográfico

A1.- Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-01-1	4.11	4.11	4.34	4.28	5.18	3.62	2.44	2.44	2.37	2.99	4.18	5.68	2.18	5.28	3.35	5.63	5.68	4.65
2016-01-2	0.00	0.00	0.00	4.28	5.18	0.00	0.00	0.00	0.00	1.45	1.99	0.28	0.00	0.00	0.00	3.87	3.58	0.14
2016-01-3	4.11	4.11	4.34	4.28	5.18	3.62	2.21	2.21	2.77	2.33	1.63	4.26	4.17	3.16	5.56	3.31	1.82	4.94
2016-01-4	4.11	4.11	4.34	0.00	0.00	0.00	2.18	2.18	1.44	0.76	0.00	0.79	4.16	4.14	2.89	1.38	1.00	2.40
2016-01-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.62	0.02	0.02	0.00	0.00	0.84	1.56	5.61	2.01	2.00	2.00	4.02	4.59
2016-01-6	10.21	10.21	10.32	12.44	8.28	4.84	6.92	6.92	7.41	6.64	7.23	6.79	11.58	9.57	10.87	11.54	8.75	6.82
2016-01-7	5.10	5.10	5.16	0.00	0.00	4.84	3.17	3.17	2.06	0.97	0.00	0.26	5.96	6.14	3.61	1.48	1.00	3.55
2016-01-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.07	0.15	0.30	2.49	2.00	1.01	1.03	1.08	2.15	3.24
2016-01-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.14	0.21	0.26	0.93	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.04	0.06	0.07	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-11	0.00	0.00	4.70	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.39	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.17	0.01	0.00	0.00	1.21	1.01	2.09	1.00	1.00	1.00
2016-01-13	8.67	8.67	4.70	7.21	6.99	4.67	5.59	5.59	3.55	3.29	4.42	1.58	6.76	9.13	6.12	7.25	7.71	3.13
2016-01-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.09	0.11	0.05	0.01	0.00	0.01	2.04	0.05	2.02	2.00
2016-01-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.67	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	2.00	2.00	1.00	2.00	3.34
2016-01-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.10	0.06	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.23	0.30	0.98	0.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-19	22.35	22.35	21.98	22.30	21.52	19.96	15.13	15.13	11.38	7.92	9.20	6.92	14.76	19.74	16.68	15.11	16.36	13.44
2016-01-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.85	0.19	0.20	3.67	4.14	0.01	0.43	0.10	2.10	2.84
2016-01-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.18	0.03	0.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.05	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.05	0.05	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-01-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.17	0.40	4.12	3.07	1.00	0.01	2.08	2.20	3.06
2016-01-25	15.43	15.43	14.26	13.94	13.45	16.29	10.44	10.44	8.15	7.52	10.65	8.71	11.49	14.94	12.21	10.73	12.05	13.50
2016-01-26	35.63	35.63	34.98	27.54	17.32	34.76	16.95	16.95	9.03	4.95	5.28	2.22	19.53	27.29	23.00	18.25	12.30	20.49
2016-01-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.08	1.14	1.34	0.00	1.80	1.00	2.04	1.57	0.67	2.00
2016-01-28	11.88	11.88	11.66	9.18	8.66	8.69	7.92	7.92	4.72	2.82	2.88	0.22	10.00	10.90	9.19	8.00	6.77	5.45
2016-01-29	11.88	11.88	11.66	27.54	25.99	8.69	7.88	7.88	8.24	13.32	25.57	31.86	9.65	9.88	11.95	21.43	26.78	22.27
2016-01-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.32	0.32	0.33	0.54	2.92	3.07	2.31	2.16	1.17	1.27	2.46	5.88
2016-01-31	5.94	5.94	5.83	0.00	8.66	8.69	3.75	3.75	5.51	4.66	6.79	12.50	7.03	5.84	7.67	4.33	8.73	10.60
2016-02-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	7.20	0.44	0.44	0.00	0.13	1.84	1.98	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-02-2	8.95	8.95	7.24	7.52	6.73	7.20	11.09	11.09	15.81	17.27	13.36	11.63	11.75	12.02	13.53	14.39	12.04	11.42
2016-02-3	17.90	17.90	14.48	7.52	6.73	7.20	23.32	23.32	24.92	17.39	9.27	4.29	17.74	21.61	20.70	14.45	10.00	7.74
2016-02-4	0.00	0.00	7.24	7.52	6.73	0.00	0.21	0.21	4.22	5.61	1.97	0.04	3.87	0.11	7.73	6.56	4.35	0.02
2016-02-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.11	0.09	0.00	0.03	1.41	2.02	0.06	2.05	0.04	2.02
2016-02-6	8.50	8.50	10.77	10.71	10.71	0.00	10.04	10.04	8.99	8.57	8.78	1.00	9.18	10.27	10.88	9.64	10.75	0.50
2016-02-7	8.50	8.50	10.77	5.35	10.71	0.00	10.28	10.28	13.46	10.13	9.25	10.21	13.46	10.39	14.12	7.74	11.98	7.11
2016-02-8	0.00	0.00	0.00	5.35	5.36	0.00	0.00	0.00	2.50	6.06	3.43	0.10	4.33	1.00	1.25	5.71	4.39	1.05
2016-02-9	8.50	8.50	5.35	5.35	5.36	0.00	9.37	9.37	6.11	11.66	8.06	20.98	9.36	8.93	3.06	10.50	8.71	10.49
2016-02-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30	0.30	0.00	0.00	0.00	0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-02-11	0.00	0.00	13.08	8.45	9.43	14.45	0.44	0.44	2.72	7.18	8.90	10.83	4.35	1.22	8.90	7.81	11.16	12.64
2016-02-12	13.64	13.64	0.00	16.90	18.86	14.45	14.49	14.49	12.04	17.03	13.91	13.80	11.51	15.06	6.02	16.97	18.39	14.13
2016-02-13	13.64	13.64	0.00	0.00	0.00	7.23	15.78	15.78	9.62	0.54	1.42	7.92	12.81	15.71	13.35	2.27	0.71	8.57
2016-02-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	7.23	0.00	0.00	0.00	0.68	2.92	0.39	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-02-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-02-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.09	0.39	0.69	2.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-02-17	15.04	15.04	14.40	9.49	7.37	8.37	17.67	17.67	12.88	8.76	6.51	4.80	20.37	16.36	15.64	10.12	6.51	8.58
2016-02-18	0.00	0.00	0.00	0.00	7.37	0.00	0.18	0.18	0.60	7.53	13.25	15.25	1.66	1.09	0.30	5.77	11.31	8.63
2016-02-19	7.52	7.52	7.20	9.49	7.37	16.74	8.89	8.89	10.98	13.11	12.38	6.63	5.94	12.30	10.09	12.30	10.88	13.69
2016-02-20	22.57	22.57	21.60	18.97	14.75	16.74	26.61	26.61	20.94	12.90	8.20	4.11	17.73	24.59	21.27	16.94	11.47	11.43
2016-02-21	9.08	9.08	12.90	9.49	9.56	10.39	10.79	10.79	8.88	9.59	7.49	5.76	8.37	9.94	12.89	10.54	10.52	9.07
2016-02-22	9.08	9.08	6.45	0.00	0.00	10.39	10.84	10.84	9.14	13.45	8.20	10.03	8.37	10.96	7.79	8.72	5.10	10.21
2016-02-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.12	0.39	0.47	0.26	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-02-24	0.00	0.00	0.00	0.00	9.56	0.00	0.10	0.10	0.15	8.02	12.11	5.02	2.23	2.05	0.07	10.75	12.83	3.51
2016-02-25	27.24	27.24	25.80	18.98	19.12	31.17	31.29	31.29	29.30	21.63	17.40	14.54	21.04	31.27	28.55	20.31	18.26	24.85
2016-02-26	8.27	8.27	8.28	7.97	8.76	8.20	9.65	9.65	8.08	7.14	4.94	0.69	8.17	10.96	8.18	8.55	7.85	5.45
2016-02-27	4.13	4.13	4.14	3.99	4.38	4.10	3.99	3.99	3.27	3.20	2.01	0.50	7.24	4.06	4.70	3.59	5.20	3.30
2016-02-28	4.13	4.13	4.14	3.99	4.38	4.10	4.01	4.01	6.32	7.59	3.97	0.54	5.11	5.07	5.23	6.79	4.18	4.32
2016-02-29	4.13	4.13	4.14	3.99	4.38	8.20	4.26	4.26	3.86	4.31	5.29	6.97	4.20	6.20	5.00	5.15	5.84	9.59
2016-03-1	14.95	14.95	15.50	18.68	14.86	14.59	8.46	8.46	8.91	8.87	7.18	2.34	8.27	11.70	12.21	13.78	11.02	8.46
2016-03-2	4.98	4.98	5.17	0.00	0.00	0.00	3.15	3.15	2.39	0.60	1.01	2.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.11	0.12	0.11	0.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-5	14.95	14.95	15.50	18.68	22.29	14.59	9.02	9.02	12.74	14.48	12.58	7.67	10.39	11.98	15.12	17.58	19.43	13.13
2016-03-6	14.46	14.46	14.30	7.76	7.98	7.91	9.25	9.25	14.70	14.56	9.35	3.11	9.97	12.85	16.50	11.16	9.67	6.51
2016-03-7	14.46	14.46	14.30	31.06	23.95	23.72	10.00	10.00	15.42	33.97	30.24	12.31	14.29	14.23	16.86	33.51	28.09	20.01
2016-03-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.13	0.40	0.60	0.29	10.41	3.58	2.06	0.20	1.30	0.14	5.20
2016-03-9	7.23	7.23	14.30	7.76	15.97	23.72	5.07	5.07	10.07	12.93	15.74	17.16	5.83	8.15	13.18	10.35	17.85	22.44
2016-03-10	36.14	36.14	28.60	23.29	23.95	31.62	19.84	19.84	22.96	20.21	16.80	11.41	18.73	27.99	25.78	22.75	20.37	21.52
2016-03-11	17.29	17.29	18.15	19.81	20.48	11.41	9.32	9.32	9.20	9.32	7.03	2.47	8.32	14.30	15.67	15.57	14.76	8.94
2016-03-12	0.00	0.00	3.63	4.95	5.12	3.80	0.06	0.06	2.56	8.34	5.60	1.32	4.29	1.03	3.09	7.65	6.36	4.56
2016-03-13	0.00	0.00	0.00	0.00	5.12	0.00	0.12	0.12	0.58	7.47	6.64	3.49	3.17	0.06	0.29	7.21	5.88	1.75
2016-03-14	3.46	3.46	3.63	4.95	5.12	7.61	1.72	1.72	1.90	2.55	6.84	7.35	4.05	3.59	4.76	3.28	4.42	7.48
2016-03-15	3.46	3.46	3.63	4.95	5.12	3.80	1.67	1.67	2.89	4.28	3.21	0.41	5.27	2.56	5.26	5.61	5.16	3.11
2016-03-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.11	0.11	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.03	0.07	0.13	0.98	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.24	1.63	0.96	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-20	6.62	6.62	6.37	0.00	0.00	0.00	3.97	3.97	2.49	0.08	0.00	2.46	5.53	7.29	4.43	2.04	0.00	2.23
2016-03-21	0.00	0.00	0.00	0.00	3.86	2.91	0.03	0.03	0.14	1.11	3.81	5.68	2.28	0.02	1.07	2.55	3.83	6.30
2016-03-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.15	0.53	0.97	0.00	3.80	1.01	2.08	1.27	0.48	2.00
2016-03-23	3.33	3.33	3.28	4.63	3.86	2.91	1.59	1.59	2.48	5.71	4.77	4.12	4.64	3.46	2.88	5.17	4.31	4.52
2016-03-24	6.66	6.66	6.56	9.27	7.71	8.73	4.00	4.00	5.19	5.76	3.89	1.18	7.49	6.33	5.88	7.51	7.80	4.96
2016-03-25	0.00	0.00	3.28	9.27	7.71	5.82	0.07	0.07	2.01	6.01	5.74	1.70	3.02	0.03	4.64	8.64	7.73	5.76
2016-03-26	14.61	14.61	12.37	13.94	22.62	16.21	8.70	8.70	7.11	7.86	10.27	12.82	10.97	11.65	10.74	11.90	17.44	15.51
2016-03-27	4.87	4.87	6.19	0.00	0.00	16.21	2.94	2.94	4.27	2.12	5.70	13.64	4.60	3.91	6.23	3.06	3.85	16.93
2016-03-28	4.87	4.87	6.19	13.94	11.31	0.00	2.92	2.92	5.47	10.46	9.95	10.23	6.26	5.89	5.83	14.20	12.63	5.12
2016-03-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.64	6.02	1.62	1.73	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-03-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-04-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.08	0.28	0.42	0.37	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-04-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.33	0.66	2.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-04-3	0.00	0.00	0.00	0.00	11.64	10.17	0.23	0.23	2.98	18.62	13.48	25.75	2.28	0.11	2.49	16.88	12.56	18.96
2016-04-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.23	0.23	0.94	1.37	1.08	0.26	1.37	0.12	0.47	1.68	0.54	2.13
2016-04-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10	0.34	0.51	0.47	0.15	3.23	0.05	1.17	2.26	0.24	2.07
2016-04-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.19	0.72	1.27	9.46	0.01	2.01	0.09	0.36	1.64	5.73
2016-04-7	0.00	0.00	0.00	7.10	7.96	6.75	0.23	0.23	0.96	8.27	15.34	22.35	2.08	1.12	0.48	7.69	13.65	16.55

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-04-8	0.00	0.00	0.00	7.10	7.96	6.75	0.42	0.42	9.10	12.31	9.38	2.77	8.67	1.21	5.55	9.71	8.67	6.76
2016-04-9	15.19	15.19	18.93	14.20	15.91	13.50	26.04	26.04	31.73	35.79	27.24	29.67	15.81	20.61	26.33	27.00	21.57	22.59
2016-04-10	7.59	7.59	9.46	0.00	0.00	6.75	13.05	13.05	8.78	1.77	1.11	0.57	13.28	10.32	10.12	1.88	1.55	5.66
2016-04-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	0.14	0.47	0.48	0.31	0.08	1.18	1.07	2.23	2.24	1.15	1.04
2016-04-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.01	1.00	0.00	1.00	2.00
2016-04-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	1.00	2.00	0.00	1.01	1.00	0.00
2016-04-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.04	0.11	0.09	0.01	0.14	0.00	0.02	2.05	2.05	1.01
2016-04-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.11	0.43	0.96	0.53	0.08	3.04	1.05	2.21	2.48	2.26	1.04
2016-04-16	0.00	0.00	0.00	0.00	10.16	16.22	0.01	0.01	0.27	5.66	4.49	0.17	2.87	0.00	0.13	3.83	9.33	8.20
2016-04-17	5.18	5.18	18.66	17.86	10.16	0.00	9.03	9.03	14.14	17.43	5.04	0.00	5.80	9.10	17.40	19.64	7.60	0.00
2016-04-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.25	0.64	0.28	0.02	4.68	0.01	2.13	2.32	2.14	0.01
2016-04-19	5.18	5.18	0.00	0.00	0.00	0.00	8.50	8.50	7.21	0.77	0.54	0.22	8.36	7.84	3.61	1.38	0.27	1.11
2016-04-20	5.18	5.18	0.00	0.00	0.00	0.00	8.22	8.22	2.86	0.69	0.24	0.00	4.67	7.70	3.43	0.34	1.12	0.00
2016-04-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30	0.30	1.02	0.63	0.33	0.25	2.23	1.15	0.51	1.31	0.17	2.13
2016-04-22	10.02	10.02	0.00	0.00	0.00	0.00	15.61	15.61	4.88	1.09	0.67	0.19	11.08	12.81	4.44	1.54	1.34	2.09
2016-04-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.12	0.31	0.31	0.23	0.09	1.11	1.06	2.16	0.15	2.12	0.04
2016-04-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00	0.00
2016-04-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	2.00	2.00	2.00	0.01	1.00	2.00
2016-04-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-04-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-04-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-04-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-04-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.05	0.06	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.03	0.04	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.04	0.05	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.03	0.03	0.03	0.01	2.00	2.00	2.01	1.02	2.01	0.00
2016-05-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.27	0.25	0.63	1.75	1.01	2.01	1.13	2.12	1.31	3.95
2016-05-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	2.00	0.00	0.00	1.00	2.00
2016-05-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	1.00	0.00	2.01	1.01	2.01	2.00
2016-05-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.25	0.20	0.62	2.31	2.01	1.01	2.13	0.10	1.31	4.28
2016-05-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.11	0.14	0.10	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-22	19.38	19.38	19.75	24.32	17.35	0.00	8.68	8.68	7.65	5.02	1.72	0.03	12.62	15.03	13.70	14.67	11.53	1.02
2016-05-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.17	0.23	0.15	0.03	0.28	0.02	2.08	0.12	2.07	1.01
2016-05-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.15	0.18	0.12	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.11	0.19	0.10	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-05-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.10	0.23	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-05-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-5	4.08	4.08	4.67	6.92	0.00	3.65	3.65	2.67	1.48	1.27	3.10	2.58	3.87	5.67	4.20	3.07	1.55
2016-06-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.04	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.20	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.03	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-20	0.00	0.00	0.00	4.50	0.00	0.00	0.00	0.09	0.55	0.70	1.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.08	0.06	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.07	0.19	0.13	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-28	2.98	2.98	4.38	0.00	0.00	2.34	2.34	2.08	0.81	0.31	0.13	4.31	4.66	5.23	2.40	0.15	2.59
2016-06-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-06-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.32	0.26	0.18	0.45	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.14	0.03	0.00	2.01	1.01	2.08	0.07	1.02	0.00
2016-07-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.55	0.55	1.52	0.88	0.31	0.05	0.65	0.65	2.76	0.44	0.16	0.03
2016-07-7	2.11	2.11	0.00	0.00	0.00	2.89	2.89	1.96	0.71	0.27	0.04	4.80	4.50	0.98	1.35	0.13	2.02
2016-07-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.20	0.12	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-07-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-07-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.04	0.02	0.01	0.00	1.00	2.01	1.02	1.01	2.00	1.00
2016-07-31	5.20	5.20	5.87	4.97	0.00	12.00	12.00	7.95	1.56	0.67	0.82	6.73	8.60	7.91	4.26	1.33	1.41
2016-08-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	2.00	1.00	2.00	2.00	1.00	0.00
2016-08-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-3	1.96	1.96	0.00	0.00	0.00	0.40	0.40	0.35	0.11	0.07	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-7	3.04	3.04	3.12	3.73	0.00	0.90	0.90	1.79	0.72	0.34	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.10	0.14	0.15	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.25	0.14	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.14	0.15	0.09	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-13	13.99	13.99	12.49	6.00	4.61	5.27	5.27	4.96	1.38	1.07	2.52	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.05	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.13	0.19	0.14	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.08	0.06	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.12	0.27	0.18	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.10	0.21	0.14	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.20	0.30	0.25	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.06	0.10	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.06	0.11	0.00	2.00	2.00	1.01	0.03	2.05	2.00
2016-08-26	0.00	0.00	2.20	0.00	0.00	0.02	0.02	0.12	0.14	0.05	0.02	3.01	2.01	2.16	0.07	1.03	2.01
2016-08-27	5.78	5.78	5.92	7.14	6.75	2.09	2.09	3.20	2.35	2.57	6.48	3.62	3.93	6.56	6.74	5.66	8.03
2016-08-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.08	0.06	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-08-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.10	0.73	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.10	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.46	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-09-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.07	0.15	0.11	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.83	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	2.00	0.00	2.00
2016-09-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.00	1.00	0.00	2.00	1.00
2016-09-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.11	0.08	0.01	2.00	1.01	2.03	0.06	1.04	0.00
2016-09-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.04	0.03	0.00	1.00	0.00	2.01	0.02	2.01	0.00
2016-09-20	8.56	8.56	7.66	0.00	9.81	9.39	3.97	3.97	2.80	2.44	4.51	5.56	7.91	8.27	7.23	2.22	8.16	8.48
2016-09-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.12	0.20	0.10	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.04	0.10	0.09	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.05	0.11	0.05	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-25	34.65	34.65	32.95	36.11	25.34	29.59	13.83	13.83	10.81	14.34	11.44	18.63	19.16	24.24	21.88	25.22	20.39	26.11
2016-09-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.08	0.30	0.05	0.00	0.00	3.69	1.04	1.15	2.03	1.00	0.00
2016-09-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.00	0.06	0.70	6.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.03	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-09-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.05	0.10	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.21	0.56	0.27	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.09	0.17	0.48	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.11	0.12	0.05	0.00	3.01	2.01	1.06	1.06	0.03	2.00
2016-10-4	0.00	0.00	0.00	7.87	5.19	0.00	0.11	0.11	0.92	6.97	17.96	44.27	12.81	19.72	20.41	12.48	6.09	1.27
2016-10-5	15.85	15.85	14.72	7.87	10.38	22.68	19.58	19.58	22.10	13.09	17.96	44.27	10.84	19.72	20.41	12.48	16.17	35.48
2016-10-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	1.00	1.00	0.00	2.00	1.00
2016-10-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.00	0.00	0.00	2.00	1.00
2016-10-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.17	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	1.37	0.92	0.38	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.54	0.98	0.56	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.11	0.19	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-13	6.75	6.75	6.65	0.00	0.00	0.00	7.85	7.85	5.60	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.28	1.64	0.23	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-15	6.75	6.75	6.65	13.53	10.86	0.00	7.98	7.98	9.35	9.80	5.95	1.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-16	4.91	4.91	5.09	0.00	0.00	0.00	5.39	5.39	5.40	1.58	0.08	0.00	8.30	7.15	6.25	2.79	0.04	1.00
2016-10-17	0.00	0.00	5.09	11.41	8.76	14.09	0.35	0.35	3.08	6.95	8.85	26.74	2.38	1.18	5.09	9.18	9.80	22.42
2016-10-18	9.81	9.81	5.09	0.00	0.00	0.00	11.91	11.91	9.58	1.68	1.26	1.04	10.37	10.86	9.34	1.84	1.63	2.52
2016-10-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.40	0.67	0.38	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.18	0.18	0.72	0.76	0.46	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.00	0.07	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.12	0.31	0.17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.10	0.09	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.12	0.16	0.10	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.14	0.17	0.10	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-10-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.14	0.08	0.01	2.00	2.00	2.03	2.07	2.04	1.00
2016-10-27	12.06	12.06	5.53	0.00	0.00	0.00	12.26	12.26	8.41	1.22	0.20	0.03	14.84	14.16	7.97	0.61	1.10	1.02
2016-10-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.15	0.16	0.00	0.00	2.40	2.01	1.08	0.08	0.00	1.00
2016-10-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.12	0.47	0.52	0.34	0.09	2.04	0.06	1.23	0.26	0.17	1.05
2016-10-30	0.00	0.00	5.53	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	1.56	0.35	0.00	0.00	0.00	1.01	4.54	1.17	1.00	2.00
2016-10-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.11	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	CHIRPS HVCA	PISCO HVCA	PISCO SACS	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-11-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.16	0.19	0.15	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-3	2.41	2.41	2.26	0.00	0.00	0.00	1.59	1.59	1.57	0.06	0.02	0.24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-4	1.21	1.21	1.13	3.54	2.95	0.00	1.64	1.59	2.17	4.18	3.33	3.17	1.08	3.13	2.65	5.86	3.14	2.41
2016-11-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	1.13	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2016-11-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.07	0.54	0.87	0.00	1.34	1.01	0.04	1.27	1.44	2.00
2016-11-8	6.01	6.01	9.25	8.96	7.54	4.46	5.87	5.87	7.67	6.79	5.03	6.04	4.03	6.94	9.46	7.88	6.28	7.25
2016-11-9	3.01	3.01	0.00	0.00	0.00	0.00	1.96	1.96	0.71	0.27	0.96	4.57	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-16	2.57	2.57	2.61	2.04	1.96	1.99	1.70	1.70	1.89	1.56	1.65	2.37	4.42	2.14	2.25	1.80	2.81	3.18
2016-11-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.79	2.12	3.53	0.00	1.00	0.04	0.40	4.06
2016-11-18	2.57	2.57	2.61	4.08	3.92	3.98	1.66	1.66	1.92	2.43	2.41	3.52	1.61	2.12	3.26	5.25	5.17	5.75
2016-11-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-22	5.02	5.02	4.86	0.00	0.00	0.00	4.64	4.64	4.10	0.94	0.15	0.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.06	0.00	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.04	0.11	0.12	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-11-28	6.19	6.19	6.78	0.00	0.00	9.06	6.25	6.25	3.89	2.04	3.48	13.62	4.74	8.22	7.33	2.02	1.74	11.34
2016-11-29	6.19	6.19	6.78	9.52	8.98	9.06	5.80	5.80	6.88	4.01	4.00	0.39	5.99	5.99	7.83	7.77	8.49	1.20
2016-11-30	6.19	6.19	6.78	9.52	8.98	9.06	6.30	6.30	8.88	11.40	12.29	14.04	7.16	7.24	8.83	12.46	10.63	11.55
2016-12-1	8.06	8.06	8.33	10.09	9.60	9.16	6.21	6.21	5.88	5.56	6.44	12.68	5.82	9.14	8.11	9.83	8.02	12.92
2016-12-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.09	0.91	1.07	1.97	6.20	2.00	1.05	1.45	0.54	1.98
2016-12-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.09	3.43	6.38	4.57	2.60	1.00	0.05	4.24	6.59	5.58
2016-12-4	8.06	8.06	8.33	5.05	4.80	4.58	6.54	6.54	6.21	5.33	4.59	4.59	10.27	8.30	9.27	6.19	5.70	6.88
2016-12-5	8.06	8.06	8.33	10.09	9.60	9.16	6.24	6.24	5.75	5.96	6.78	6.27	5.23	8.15	9.04	8.03	8.19	7.72
2016-12-6	6.71	6.71	7.19	1.75	2.22	0.00	4.98	4.98	2.78	1.15	0.51	1.70	7.10	5.85	6.99	2.45	1.36	2.85
2016-12-7	3.36	3.36	3.60	3.50	2.22	2.14	2.17	2.17	2.51	2.58	2.12	3.11	1.84	4.77	4.05	4.04	3.17	2.63
2016-12-8	3.36	3.36	3.60	3.50	4.43	4.29	2.30	2.30	3.10	4.46	4.86	3.49	6.82	2.83	3.35	4.98	4.65	3.89
2016-12-9	3.36	3.36	3.60	1.75	2.22	4.29	2.13	2.13	2.47	2.57	2.43	3.04	4.23	2.74	3.03	4.16	3.33	4.66
2016-12-10	0.00	0.00	0.00	7.00	6.65	6.43	0.12	0.12	1.07	3.48	3.53	3.68	2.04	0.06	1.53	6.24	6.09	7.05
2016-12-11	2.88	2.88	4.73	3.26	5.31	3.70	1.33	1.33	2.67	3.82	4.00	4.46	3.67	3.10	4.70	5.54	5.66	6.08
2016-12-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.18	0.00	3.00	0.00	1.00	0.00	1.09	0.00
2016-12-13	2.88	2.88	4.73	3.26	0.00	0.00	1.39	1.39	1.47	0.81	0.55	0.59	1.42	4.14	5.10	2.04	0.27	0.30
2016-12-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.07	0.18	0.11	0.00	0.00	1.00	0.03	2.09	2.06	2.00
2016-12-15	8.63	8.63	4.73	6.53	5.31	7.39	6.67	6.67	4.96	4.33	3.39	4.42	8.37	9.65	4.85	6.43	4.35	6.91
2016-12-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.06	0.04	0.00	2.13	0.00	1.01	2.03	2.02	2.00
2016-12-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	2.00	1.00	0.00	1.00	2.00
2016-12-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.10	0.10	0.00	0.00	3.21	1.01	1.05	2.05	1.00	0.00
2016-12-19	4.37	4.37	6.46	9.41	10.46	10.17	3.00	3.00	3.39	8.32	10.15	12.75	3.46	4.69	4.92	10.86	11.31	13.46
2016-12-20	4.37	4.37	3.23	0.00	0.00	0.00	2.96	2.96	4.67	0.96	0.15	0.00	5.58	3.66	5.95	1.48	2.08	1.00
2016-12-21	7.07	7.07	7.11	4.35	4.25	5.22	5.28	5.28	3.40	2.88	3.43	6.52	6.32	6.17	7.25	3.62	3.84	6.87
2016-12-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.13	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-12-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.12	0.22	0.21	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	PISCO HVCA	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2016-12-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.15	0.24	0.18	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-12-25	7.07	7.07	7.11	8.70	8.50	10.45	5.31	5.31	5.26	5.96	5.96	9.21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2016-12-26	3.76	3.76	6.14	4.41	3.96	3.96	2.35	2.35	3.45	3.10	2.26	2.56	2.50	5.79	4.75	3.11	5.26
2016-12-27	3.76	3.76	6.14	4.41	3.96	3.96	2.41	2.41	2.11	3.38	2.46	2.64	3.06	6.12	3.90	3.21	5.30
2016-12-28	0.00	0.00	0.00	4.41	3.96	3.96	0.00	0.00	0.54	2.50	2.82	3.64	4.40	0.00	3.45	4.39	5.80
2016-12-29	0.00	0.00	0.00	0.00	3.96	0.00	0.02	0.02	0.12	0.19	0.10	0.00	3.87	2.01	1.10	2.05	0.00
2016-12-30	0.00	0.00	0.00	0.00	3.96	0.00	0.01	0.01	0.14	1.48	2.43	0.68	2.07	2.07	0.74	4.19	1.34
2016-12-31	22.58	22.58	18.41	17.66	15.84	15.84	17.88	17.88	15.48	15.44	15.86	17.26	16.95	18.95	18.55	17.85	18.55
2017-01-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.37	2.37	2.16	2.04	1.76	0.81	5.46	1.19	3.02	1.88	0.41
2017-01-2	0.00	0.00	0.00	13.44	11.64	14.14	1.98	1.98	4.18	10.36	15.76	12.84	8.59	2.09	11.90	14.70	14.49
2017-01-3	28.22	28.22	29.33	13.44	11.64	7.07	22.09	22.09	14.26	11.56	13.73	20.93	22.30	25.15	12.50	13.68	16.00
2017-01-4	0.00	0.00	0.00	6.72	5.82	7.07	5.57	5.57	8.33	6.42	6.91	9.22	6.29	3.78	8.57	6.37	8.15
2017-01-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.48	2.48	1.73	1.14	1.10	0.81	6.29	1.24	1.57	2.55	1.41
2017-01-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.29	0.29	0.63	0.88	0.87	0.37	1.76	2.15	1.31	0.43	2.19
2017-01-7	5.11	5.11	10.06	5.30	5.06	10.01	8.13	8.13	6.22	5.22	8.21	13.23	5.28	7.62	8.14	7.26	6.64
2017-01-8	10.22	10.22	5.03	10.61	10.12	5.00	10.92	10.92	7.77	7.63	10.57	9.00	8.91	12.57	7.40	10.12	12.34
2017-01-9	5.11	5.11	5.03	5.30	5.06	10.01	8.72	8.72	6.44	4.55	7.09	11.41	14.41	6.92	7.73	6.07	12.71
2017-01-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.43	0.43	1.06	1.28	1.25	0.55	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-01-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.48	0.48	1.10	1.38	1.84	7.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-01-12	8.10	8.10	8.14	0.00	0.00	7.94	6.92	6.92	3.30	2.44	3.58	6.52	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-01-13	0.00	0.00	0.00	0.00	7.31	0.00	4.78	4.78	5.04	2.89	4.92	2.28	2.73	3.39	1.45	7.11	3.14
2017-01-14	24.30	24.30	24.43	25.07	14.62	23.82	30.01	30.01	19.56	20.20	30.80	39.25	22.64	29.15	22.99	24.64	33.53
2017-01-15	8.10	8.10	8.14	16.71	14.62	15.88	7.08	7.08	11.72	15.01	18.96	21.75	16.53	7.59	17.86	18.79	20.82
2017-01-16	14.44	14.44	12.36	17.57	16.16	15.80	22.37	22.37	19.72	16.26	20.17	25.12	17.20	19.41	18.92	18.16	20.46
2017-01-17	0.00	0.00	6.18	0.00	0.00	0.00	2.62	2.62	3.79	2.28	2.90	2.14	3.14	2.31	3.14	2.45	2.07
2017-01-18	7.22	7.22	6.18	5.86	10.77	10.53	9.52	9.52	6.28	6.53	8.16	6.62	12.98	9.37	7.23	8.19	10.47
2017-01-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.27	4.01	4.01	2.49	2.32	2.80	6.23	7.40	4.01	3.24	1.16	2.40
2017-01-20	21.66	21.66	18.53	17.57	16.16	15.80	20.03	20.03	14.96	14.81	20.64	24.07	16.76	21.85	17.19	18.40	20.93
2017-01-21	16.88	16.88	9.69	5.13	5.85	12.60	16.80	16.80	9.19	6.30	9.39	12.18	14.96	18.84	6.72	9.62	14.39
2017-01-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.38	1.38	4.15	3.55	2.98	1.30	1.93	2.69	2.78	1.49	2.65
2017-01-23	0.00	0.00	4.85	5.13	0.00	0.00	2.90	2.90	3.86	4.28	3.15	1.34	6.10	3.45	6.35	6.71	1.58
2017-01-24	0.00	0.00	4.85	5.13	5.85	6.30	4.72	4.72	7.49	6.78	9.30	11.91	12.17	4.36	7.17	9.57	9.10
2017-01-25	8.44	8.44	4.85	10.27	11.69	6.30	11.79	11.79	6.46	8.86	12.02	13.61	14.34	11.11	11.56	11.86	11.96
2017-01-26	0.00	0.00	4.90	6.33	5.18	6.69	5.75	5.75	5.74	4.86	8.01	10.82	7.65	3.88	7.32	5.60	8.75
2017-01-27	10.10	10.10	4.90	6.33	5.18	6.69	12.35	12.35	7.44	5.35	4.61	5.25	10.82	12.22	5.84	4.90	7.97
2017-01-28	0.00	0.00	0.00	0.00	5.18	0.00	0.70	0.70	0.69	1.50	4.89	1.90	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-01-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.23	0.23	0.38	0.50	0.54	0.34	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-01-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10	0.42	0.86	1.16	3.19	3.03	2.05	1.43	1.58	2.60
2017-01-31	10.10	10.10	9.81	12.67	10.36	13.37	11.00	11.00	9.39	11.76	17.03	22.37	10.23	11.55	13.21	13.69	19.87
2017-02-1	3.94	3.94	3.84	1.96	2.92	5.32	5.92	5.92	5.63	3.24	4.35	4.12	5.35	6.93	3.60	4.63	4.72
2017-02-2	3.94	3.94	3.84	5.88	5.83	5.32	4.20	4.20	3.11	7.25	7.30	4.29	5.38	5.91	6.57	8.57	4.81
2017-02-3	3.94	3.94	3.84	0.00	0.00	2.66	5.00	5.00	4.02	1.60	0.62	2.82	5.38	6.47	0.80	1.31	2.74
2017-02-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.44	1.44	0.23	0.00	0.34	0.62	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-02-5	0.00	0.00	0.00	1.96	2.92	0.00	0.02	0.02	0.50	3.25	3.04	1.81	0.00	0.00	0.00	2.98	1.91
2017-02-6	0.00	0.00	0.00	3.25	0.00	0.00	0.50	0.50	1.68	2.89	1.31	2.11	0.00	0.00	0.00	1.65	3.06
2017-02-7	5.58	5.58	5.53	3.25	0.00	0.00	5.29	5.29	7.71	3.61	2.49	1.17	6.62	5.44	5.43	2.25	0.59
2017-02-8	2.79	2.79	2.76	3.25	5.70	0.00	4.44	4.44	4.68	9.10	9.98	21.53	11.08	3.62	7.18	8.84	10.77
2017-02-9	2.79	2.79	2.76	0.00	0.00	0.00	1.67	1.67	1.30	0.19	0.23	2.96	1.89	4.23	0.10	1.12	1.48
2017-02-10	8.37	8.37	8.29	17.09	17.09	26.44	13.25	13.25	11.34	18.63	23.82	26.14	11.87	11.81	16.20	21.46	26.29
2017-02-11	6.76	6.76	7.70	8.26	7.51	8.39	8.81	8.81	6.08	5.05	9.91	17.51	8.66	8.78	6.65	8.74	14.95
2017-02-12	6.76	6.76	7.70	16.52	15.14	12.59	11.89	11.89	13.30	21.94	23.14	19.71	7.01	11.32	19.23	21.14	17.15
2017-02-13	20.27	20.27	15.41	8.26	15.14	16.78	30.75	30.75	24.87	20.13	17.33	18.51	25.94	25.51	16.20	18.23	19.64

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	CHIRPS HVCA	PISCO HVCA	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2017-02-14	6.76	6.76	7.70	8.26	7.57	8.39	5.12	8.39	11.25	10.72	6.02	8.16	5.94	8.14	10.76	11.14	7.20
2017-02-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.32	0.32	0.75	0.76	0.43	3.24	2.16	2.29	1.38	2.38	1.21
2017-02-16	0.00	0.00	0.00	6.27	5.32	10.10	1.13	2.25	11.07	11.48	13.24	4.04	0.57	2.13	10.67	9.40	13.67
2017-02-17	21.09	21.09	17.41	18.80	21.27	15.14	23.64	18.52	16.25	25.02	26.90	17.11	23.37	17.97	19.53	23.15	23.02
2017-02-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	0.55	0.59	0.62	1.44	1.84	0.26	1.28	1.30	0.31	2.72
2017-02-19	7.03	7.03	8.70	6.27	5.32	5.05	8.73	9.44	10.30	8.68	10.77	12.25	9.88	11.07	8.39	8.00	7.91
2017-02-20	7.03	7.03	8.70	6.27	5.32	5.05	7.79	10.11	15.59	7.51	1.27	8.61	9.41	9.41	12.93	7.42	3.16
2017-02-21	5.11	5.11	4.54	0.00	3.77	4.32	6.09	4.07	1.30	4.41	4.15	5.53	7.60	6.31	2.65	4.09	6.23
2017-02-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.28	1.26	3.18	4.98	15.86	1.26	1.14	1.63	1.59	2.49	8.93
2017-02-23	10.22	10.22	9.09	13.85	11.31	12.96	16.27	15.83	18.83	17.15	14.61	10.67	15.25	12.46	16.34	15.23	13.78
2017-02-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.61	1.72	1.26	1.98	7.19	1.60	1.81	0.86	2.63	2.99	3.60
2017-02-25	5.11	5.11	4.54	4.62	3.77	4.32	7.17	7.49	11.35	11.32	24.16	6.06	6.14	8.01	9.09	7.54	14.24
2017-02-26	4.08	4.08	0.00	3.09	2.78	4.02	4.86	3.61	7.96	8.40	15.45	6.31	6.47	3.81	6.52	6.59	10.74
2017-02-27	12.25	12.25	15.18	15.44	13.90	16.07	14.90	15.54	20.02	18.56	17.55	16.05	15.57	16.36	18.73	17.23	17.81
2017-02-28	8.17	8.17	10.12	6.18	8.34	8.04	12.86	12.01	9.78	10.84	9.51	10.08	11.51	12.07	8.98	10.59	8.77
2017-03-1	0.00	0.00	0.00	6.72	4.72	4.85	0.15	4.25	9.92	6.41	4.99	2.18	1.07	3.13	9.32	7.57	5.92
2017-03-2	7.32	7.32	7.33	0.00	4.72	4.85	6.83	3.21	2.85	5.89	6.45	6.52	9.07	6.27	3.42	6.31	7.65
2017-03-3	14.63	14.63	14.67	13.44	4.72	9.70	13.51	15.77	12.15	10.60	12.30	12.92	14.07	15.22	13.79	9.66	12.00
2017-03-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26	0.90	3.01	2.33	5.58	0.00	0.00	0.00	1.50	2.16	4.79
2017-03-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.85	0.02	0.00	2.50	6.04	8.85	0.00	0.00	0.00	2.25	6.38	8.85
2017-03-6	0.00	0.00	6.21	0.00	0.00	0.00	5.24	6.49	0.69	0.84	3.47	0.00	0.00	0.00	1.35	1.42	3.73
2017-03-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.53	3.37	6.67	19.63	0.00	0.00	0.00	2.69	5.33	9.81
2017-03-8	33.35	33.35	31.05	36.41	42.65	32.46	23.21	33.79	47.26	41.47	22.95	24.25	30.28	33.42	42.84	44.06	27.71
2017-03-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.15	0.69	0.50	0.06	4.67	0.01	0.08	0.35	1.25	2.03
2017-03-10	13.34	13.34	12.42	5.20	0.00	10.82	12.33	8.83	2.32	1.18	1.40	11.76	12.83	10.63	4.76	0.59	6.11
2017-03-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	0.48	1.22	1.85	1.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-03-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	1.30	1.60	1.43	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-03-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.64	3.25	3.75	3.71	6.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-03-14	14.26	14.26	13.86	11.99	8.82	11.09	12.96	15.43	17.07	14.36	19.65	10.07	15.61	14.65	16.53	11.59	15.37
2017-03-15	7.13	7.13	6.93	0.00	0.00	0.00	7.27	11.03	6.40	2.75	4.33	7.47	7.20	8.98	3.20	2.37	2.16
2017-03-16	26.80	26.80	32.41	32.96	34.03	26.00	24.30	32.14	35.51	31.34	31.02	19.03	27.55	34.27	36.24	34.68	29.51
2017-03-17	13.40	13.40	10.80	10.99	8.51	17.33	14.42	12.40	16.99	15.95	9.62	14.07	15.91	11.60	14.99	13.23	14.48
2017-03-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.74	2.07	0.86	1.20	4.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.60	4.40
2017-03-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.31	0.66	0.64	1.13	0.00	0.00	0.00	0.00	2.32	1.56
2017-03-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.84	1.37	1.77	2.09	6.60	0.00	0.00	0.00	0.00	2.05	5.30
2017-03-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.48	1.01	1.14	3.87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.57	1.93
2017-03-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	1.33	1.92	2.26	5.23	3.84	1.26	0.66	2.96	1.13	3.61
2017-03-23	0.00	0.00	0.00	6.10	5.25	0.00	0.31	1.12	7.70	10.08	9.03	0.00	0.00	0.00	8.90	9.67	4.51
2017-03-24	0.00	0.00	0.00	6.10	5.25	9.27	0.10	1.15	7.33	9.93	15.39	0.00	0.00	0.00	8.72	10.22	13.33
2017-03-25	0.00	0.00	0.00	6.10	5.25	9.27	1.54	4.37	13.26	9.19	7.55	0.00	0.00	0.00	11.68	9.22	9.41
2017-03-26	13.51	13.51	24.43	11.55	10.60	18.85	14.31	16.76	12.78	9.96	13.38	11.34	13.91	22.60	13.16	11.28	18.12
2017-03-27	6.76	6.76	0.00	0.00	0.00	0.00	2.29	1.54	3.82	5.46	14.02	5.55	4.52	2.77	2.91	2.73	9.01
2017-03-28	0.00	0.00	0.00	5.78	5.30	4.71	1.70	2.40	6.20	7.09	9.17	3.03	2.85	1.20	6.99	7.20	6.94
2017-03-29	6.76	6.76	8.14	5.78	5.30	4.71	7.21	7.02	6.68	5.64	4.21	7.12	6.98	8.58	8.23	5.47	4.46
2017-03-30	6.76	6.76	8.14	11.55	10.60	4.71	7.33	8.30	13.67	13.39	20.47	6.63	8.04	10.22	14.61	11.99	12.59
2017-03-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.98	1.57	2.83	4.42	11.76	0.00	0.00	0.00	0.00	2.21	8.24
2017-04-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	1.59	1.90	0.71	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.36	0.40
2017-04-2	4.50	4.50	4.06	2.64	4.35	3.28	6.36	5.66	4.15	3.79	3.29	8.09	6.43	5.86	4.39	4.07	5.28
2017-04-3	4.50	4.50	4.06	2.64	4.35	3.28	8.32	4.77	3.99	3.33	0.00	5.87	6.41	4.41	4.31	4.84	4.28
2017-04-4	4.50	4.50	4.06	2.64	4.35	3.28	6.00	4.49	3.90	3.32	1.71	7.63	7.25	4.27	3.23	5.79	3.50
2017-04-5	0.00	0.00	0.00	5.27	4.35	0.00	0.91	4.46	5.58	2.46	0.49	0.00	0.00	0.00	7.43	5.40	1.25
2017-04-6	5.12	5.12	3.25	1.87	3.55	0.00	4.44	4.49	2.14	1.28	0.21	3.18	6.78	4.87	4.00	2.41	2.10

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2017-04-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-8	5.12	5.12	3.25	1.87	3.73	6.14	2.92	2.22	5.20	4.56	1.79	4.04	1.46	3.11	6.47	5.83	6.26
2017-04-9	5.12	5.12	6.50	3.73	3.55	7.01	7.01	6.68	4.76	0.23	0.00	8.08	5.63	5.83	3.39	2.11	3.68
2017-04-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.09	0.94	1.62	0.89	1.34	1.03	2.04	0.47	1.74	1.45	0.67
2017-04-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.33	1.33	0.00	0.00	0.36	2.56	1.44	1.67	2.00	2.00	1.18	1.28
2017-04-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.26	0.38	0.31	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.14	0.18	0.17	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.13	0.18	0.19	0.18	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.05	0.17	0.15	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.09	0.08	0.07	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.42	0.42	0.69	0.71	0.89	3.56	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-18	8.18	8.18	7.00	0.00	0.00	11.56	11.56	9.27	1.44	0.31	2.00	10.38	10.87	9.13	2.72	0.15	3.00
2017-04-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.07	1.00	0.00	2.00	0.00	1.00
2017-04-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.27	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-23	0.00	0.00	9.64	8.84	0.00	1.72	1.72	6.65	4.96	0.02	0.00	2.57	1.86	8.15	7.90	2.01	7.64
2017-04-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.46	3.46	0.00	0.00	0.00	0.00	4.55	3.73	2.00	0.00	2.00	0.00
2017-04-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.20	5.20	0.07	0.00	0.00	0.00	2.20	4.60	2.04	0.00	2.00	0.00
2017-04-26	0.00	0.00	0.00	9.74	12.38	3.01	3.01	6.26	12.88	10.18	7.04	3.54	3.50	3.13	12.31	11.28	14.56
2017-04-27	19.33	19.33	15.54	9.74	12.38	19.38	19.38	18.46	12.75	7.48	1.89	16.70	20.35	19.00	13.24	9.93	1.95
2017-04-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.79	1.79	1.50	1.09	0.98	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.47
2017-04-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.96	0.96	1.52	1.64	2.08	6.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-04-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.28	0.28	0.39	0.34	0.27	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.05	0.21	0.41	1.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.66	0.66	1.63	1.63	2.82	5.28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.03	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.16	0.42	0.69	0.98	2.81	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.15	0.40	0.46	0.41	1.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-6	10.28	10.28	0.00	9.73	7.86	6.98	6.98	6.29	5.46	3.13	2.18	9.75	8.63	5.15	7.59	7.49	5.40
2017-05-7	7.24	7.24	0.00	0.00	0.00	3.37	3.37	3.03	0.99	0.14	0.08	6.60	7.30	3.51	0.50	1.07	1.04
2017-05-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.03	0.03	0.03	0.02	0.61	2.02	0.02	2.02	0.01	0.01
2017-05-9	0.00	0.00	18.90	0.00	0.00	6.55	6.55	10.13	1.15	0.82	0.17	4.25	4.28	15.51	2.57	0.41	0.09
2017-05-10	7.43	7.43	0.00	7.19	0.00	6.54	6.54	4.43	2.92	0.39	4.39	4.92	7.98	3.21	5.05	2.20	4.20
2017-05-11	0.00	0.00	5.96	0.00	0.00	6.17	6.17	2.68	0.00	0.00	0.07	5.12	5.09	5.32	0.00	0.00	0.04
2017-05-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	2.00	1.00	2.00
2017-05-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	1.00	2.00	0.01	1.01	2.01	2.00
2017-05-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	0.00	2.00	1.00	1.00	0.00
2017-05-15	6.99	6.99	0.00	7.25	6.31	2.36	2.36	4.25	4.21	3.01	1.30	3.25	5.67	3.12	6.73	4.66	3.50
2017-05-16	0.00	0.00	0.00	7.17	5.91	0.00	0.00	0.00	0.96	1.18	0.22	2.00	0.00	1.00	6.07	5.54	4.01
2017-05-17	0.00	0.00	0.00	8.29	6.20	3.80	3.80	0.17	1.83	0.83	0.18	3.27	2.90	1.09	6.06	4.52	4.42
2017-05-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.05	0.02	0.00	1.00	1.00	2.01	2.03	2.01	0.00
2017-05-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.12	2.12	0.62	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.36	0.36	0.61	0.44	0.28	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.22	0.51	0.51	0.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-22	0.00	0.00	9.90	0.00	0.00	8.99	8.99	5.21	0.36	0.12	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.82	0.82	0.98	0.78	0.68	1.13	2.41	1.41	0.49	2.39	2.34	2.56
2017-05-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.20	0.23	0.19	0.24	1.09	1.03	1.10	2.12	0.10	0.12
2017-05-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.08	0.11	0.06	0.04	0.01	0.09	0.04	1.05	2.03	0.02	0.01
2017-05-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.15	0.22	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.54	0.54	0.51	0.35	0.25	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.10	0.09	0.06	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2017-05-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.14	0.14	0.24	0.18	0.11	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.11	0.25	0.34	0.40	0.87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-05-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.21	0.22	0.16	0.12	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.16	0.16	0.10	0.07	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.33	0.63	1.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.60	2.60	1.65	0.90	0.35	0.04	3.87	1.30	1.82	5.23	3.01	2.78
2017-06-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	2.00	1.00	1.00	0.00
2017-06-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.06	0.04	0.03	0.02	1.02	2.04	2.03	2.02	0.01	1.01
2017-06-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.09	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.18	0.18	0.16	0.15	0.16	0.05	1.06	1.09	2.08	2.07	1.75	1.03
2017-06-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	2.00	1.00	1.00	0.00	0.00	2.03
2017-06-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	1.13	2.00	2.00	2.00
2017-06-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.77	0.77	0.72	0.83	0.44	0.11	2.26	1.39	2.36	2.95	2.22	2.24
2017-06-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.02	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.81	0.81	0.17	0.12	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-20	7.16	7.16	9.93	0.00	0.00	1.74	1.74	2.10	0.21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.59	1.59	0.89	0.10	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-06-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	2.00	1.00	1.00	0.00	0.00
2017-06-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.04	0.03	0.02	0.01	3.17	1.01	1.02	0.02	0.01	1.00
2017-06-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.13	0.11	0.07	0.05	0.03	1.11	0.06	2.06	2.03	1.03	0.02
2017-07-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.12	0.13	0.12	0.16	2.68	2.03	1.06	0.07	0.06	1.08
2017-07-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	2.33	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00
2017-07-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	0.00	1.00	0.00
2017-07-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	2.00	2.00	2.00	1.00
2017-07-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.12	0.52	0.61	0.29	0.40	2.04	2.06	2.37	3.23	0.15	3.09
2017-07-6	4.76	4.76	5.50	0.00	0.00	1.73	1.73	2.14	0.96	0.49	0.49	4.17	5.25	4.82	3.65	3.93	2.63
2017-07-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	1.00	2.00	1.00
2017-07-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2017-07-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-07-26	0.00	0.00	0.00	4.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.33	0.17	0.00	2.00	2.00	2.00	1.00	3.11	1.00
2017-07-27	5.15	5.15	5.30	0.00	1.90	1.90	1.90	1.74	0.00	0.00	0.14	2.35	3.52	4.52	2.16	2.00	2.07
2017-07-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00
2017-07-29	3.76	3.76	0.00	0.00	0.99	0.99	0.99	0.23	0.19	0.31	0.56	4.58	4.38	1.11	0.09	2.16	1.28
2017-07-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	0.00	1.00	1.00	1.00	0.00
2017-07-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.02	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.53	0.53	1.19	0.04	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.04	0.03	0.03	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.74	0.74	0.30	0.26	0.25	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-13	5.60	5.60	5.95	4.95	2.16	2.16	2.16	1.98	1.24	1.17	1.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	2.07	1.01	2.00	1.00	1.00	1.00
2017-08-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.05	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.07	0.05	0.04	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10	0.10	0.32	0.30	0.20	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-18	5.65	5.65	6.01	0.00	5.99	5.99	5.99	3.79	0.21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-20	0.00	0.00	0.00	0.00	1.02	1.02	1.02	1.01	1.07	0.40	0.14	1.34	0.51	1.51	1.53	0.20	1.07
2017-08-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.03	0.07	0.07	0.05	0.02	3.01	0.01	2.03	1.03	2.02	2.01
2017-08-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.80	1.99	1.02	0.24	1.00	0.00	1.40	9.33	2.51	1.12
2017-08-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02	0.03	0.02	0.01	0.01	2.01	0.01	2.01	2.01	1.01	1.00
2017-08-24	0.00	0.00	4.69	0.00	1.00	1.00	1.00	2.26	0.22	0.07	0.07	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-28	3.76	3.76	0.00	5.04	1.16	1.16	1.16	1.44	1.37	1.52	1.87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-08-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02	0.07	0.18	0.40	1.48	2.14	1.01	1.03	2.09	1.20	1.74
2017-08-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	2.00	2.00	1.00	1.00	1.00
2017-08-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.06	0.06	0.06	0.05	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	0.25	0.25	0.36	0.44	0.65	2.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-6	16.73	16.73	16.66	16.67	19.27	19.27	19.27	5.65	11.96	19.81	14.37	14.00	18.00	12.16	16.02	18.24	14.67
2017-09-7	0.00	0.00	0.00	0.00	2.71	2.71	2.71	3.46	3.32	2.46	0.00	3.24	1.36	1.73	2.66	2.23	2.00
2017-09-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2017-09-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.30	0.79	1.45	5.87	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.18	0.22	0.16	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.22	0.74	1.13	1.55	5.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.13	0.23	0.30	0.36	0.85	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44	0.44	0.53	0.53	0.56	0.99	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10	0.72	1.20	1.06	2.88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.38	0.38	0.45	0.43	0.44	0.81	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.19	0.19	0.17	0.14	0.13	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.06	0.05	0.04	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	1.78	0.06	3.35	1.80	2.00	1.20	1.89	1.03	8.62
2017-09-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.22	17.42	12.23	12.37	6.67	2.00	0.61	19.02	17.33	11.13
2017-09-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.77	4.77	4.69	3.30	0.45	2.56	2.72	4.39	3.35	1.15	2.22	3.37
2017-09-24	20.40	20.40	19.78	0.00	0.00	0.00	26.74	26.74	21.12	3.31	1.02	2.74	18.18	23.57	21.45	3.66	0.51	3.37
2017-09-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.91	0.91	1.07	1.05	0.42	1.48	0.90	0.46	2.54	2.53	2.21	0.74
2017-09-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.53	1.53	1.58	1.76	1.86	3.30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.65
2017-09-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00
2017-09-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-09-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-10-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-10-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-10-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.11	0.12	0.10	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03
2017-10-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.35	1.52	1.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.13
2017-10-5	2.95	2.95	3.33	2.85	1.50	2.41	2.26	2.26	2.55	3.82	2.67	3.55	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.98
2017-10-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.16	0.28	0.46	2.04	2.61	1.05	2.08	0.14	2.23	3.02	2.44
2017-10-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.12	0.36	0.59	2.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.20
2017-10-8	4.75	4.75	0.00	0.00	0.00	0.00	5.21	5.21	3.26	0.64	1.59	2.67	5.59	4.98	3.63	2.32	2.79	3.33
2017-10-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.23	1.23	2.73	6.38	5.14	5.36	2.41	0.62	3.36	5.24	6.74	5.82
2017-10-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.16	0.16	0.32	0.64	1.28	6.48	3.05	1.08	2.16	2.32	0.64	5.24
2017-10-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.07	5.23	3.77	4.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-10-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.11	0.53	1.02	2.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-10-13	4.32	4.32	0.00	0.00	0.00	0.00	3.37	3.37	2.96	5.49	7.09	7.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-10-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.42	1.42	3.35	6.79	6.54	8.61	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-10-15	8.64	8.64	12.82	3.00	2.31	6.98	13.36	13.36	14.90	5.98	5.57	13.22	12.87	12.00	14.86	5.49	5.94	11.10
2017-10-16	4.95	4.95	7.53	3.62	3.28	4.10	3.75	3.75	7.48	7.94	8.09	10.19	6.57	5.35	9.50	7.78	5.69	7.15
2017-10-17	4.95	4.95	0.00	0.00	0.00	0.00	5.88	5.88	5.51	2.35	4.56	4.36	7.28	7.41	4.76	4.99	5.92	6.23
2017-10-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.41	6.27	5.28	5.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.63
2017-10-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30	0.30	0.30	0.27	0.25	0.28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.14
2017-10-20	4.95	4.95	7.53	3.62	3.28	4.10	9.91	9.91	9.46	5.88	4.02	5.32	8.82	7.43	10.49	6.75	5.65	4.71
2017-10-21	2.89	2.89	3.32	1.61	2.90	2.47	3.01	3.01	3.07	2.98	2.64	1.51	2.57	2.95	3.20	3.29	3.77	2.99
2017-10-22	2.89	2.89	3.32	3.22	5.80	2.47	4.31	4.31	5.54	7.10	7.15	9.28	3.00	4.60	6.43	5.16	7.47	5.87
2017-10-23	1.44	1.44	1.66	1.61	0.00	0.00	2.40	2.40	3.87	2.52	1.66	1.96	2.28	1.92	4.76	4.07	2.83	2.98
2017-10-24	2.89	2.89	3.32	3.22	0.00	0.00	5.55	5.55	5.43	1.55	1.80	1.80	4.35	6.22	5.38	3.38	2.68	3.37
2017-10-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.47	2.47	1.81	0.69	0.61	1.88	1.09	3.24	0.90	2.35	1.31	0.94
2017-10-26	3.25	3.25	2.82	2.47	2.47	3.66	1.94	1.94	4.87	4.45	3.76	1.13	4.79	2.59	5.27	3.12	3.40	3.40
2017-10-27	3.25	3.25	2.82	2.47	2.47	3.66	5.51	5.51	2.63	2.29	3.66	6.04	6.19	5.38	4.15	2.56	5.06	4.85
2017-10-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.11	2.52	5.31	4.04	5.48	1.04	1.05	3.26	5.07	5.42	4.57
2017-10-29	6.50	6.50	7.35	2.82	2.47	3.66	8.72	8.72	8.84	4.44	3.17	3.95	7.41	7.61	10.09	5.63	4.82	3.81
2017-10-30	3.25	3.25	2.82	2.47	2.47	0.00	4.58	4.58	5.43	3.78	1.41	1.17	5.21	4.91	5.55	3.30	2.94	0.59
2017-10-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2017-11-1	4.59	4.59	4.58	5.00	3.28	2.65	4.62	4.62	5.78	4.60	3.11	1.95	6.07	5.61	6.18	5.80	5.19	3.30
2017-11-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	1.00	1.00	1.00
2017-11-3	4.59	4.59	4.58	5.00	6.55	5.30	4.44	4.44	5.45	5.30	4.88	1.86	7.01	5.52	7.02	7.15	5.72	4.58
2017-11-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.69	1.69	0.33	0.05	0.02	0.00	0.56	1.85	0.16	1.02	0.01	0.00
2017-11-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.65	0.00	0.00	0.00	0.00	0.24	1.42	2.00	1.00	2.00	1.00	0.12	2.04
2017-11-6	3.55	3.55	3.96	5.78	3.08	3.04	4.42	4.42	5.48	4.90	3.77	2.79	6.92	5.99	6.72	6.34	4.43	3.92
2017-11-7	3.55	3.55	3.96	5.78	3.08	3.04	3.88	3.88	4.43	3.94	2.88	2.17	3.48	3.72	5.19	4.86	3.98	3.61
2017-11-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.03	0.04	0.04	0.02	1.01	1.01	2.02	2.02	0.02	1.01
2017-11-9	10.66	10.66	11.88	5.78	6.16	6.09	9.01	9.01	8.01	3.85	3.38	1.65	8.56	11.83	10.94	4.81	5.77	4.87
2017-11-10	0.00	0.00	0.00	0.00	3.08	3.04	0.01	0.01	2.35	4.67	8.20	22.09	2.94	2.00	2.18	4.34	7.64	13.57
2017-11-11	0.00	0.00	0.00	3.83	3.04	2.85	7.15	7.15	2.52	3.04	2.05	0.00	3.40	2.00	1.26	4.43	4.54	1.42
2017-11-12	8.42	8.42	8.61	3.83	3.04	2.85	7.15	7.15	7.48	4.08	3.21	3.37	8.19	9.79	10.05	4.96	3.13	3.11
2017-11-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.78	1.47	0.00	0.00	1.00	0.00	0.39
2017-11-14	0.00	0.00	0.00	3.83	3.04	2.85	3.34	3.34	1.21	3.40	3.08	1.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.01
2017-11-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.76	1.76	0.34	1.01	1.14	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.48
2017-11-16	4.64	4.64	5.52	8.13	7.93	7.04	3.55	3.55	4.68	5.80	4.90	1.24	4.73	5.10	5.10	7.96	7.42	6.14
2017-11-17	4.64	4.64	5.52	4.07	3.97	7.04	5.54	5.54	7.82	5.71	4.36	5.22	8.26	7.09	8.67	5.89	6.16	6.13
2017-11-18	4.64	4.64	2.76	4.07	3.97	0.00	4.17	4.17	3.60	3.46	2.67	1.85	5.94	5.41	3.18	4.76	3.32	0.93
2017-11-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-11-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-11-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-11-22	0.00	0.00	0.00	0.00	2.06	2.89	0.02	0.02	0.00	0.41	1.72	3.75	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-11-23	2.76	2.76	2.88	3.36	2.06	2.89	3.54	3.54	4.88	4.01	3.70	8.76	3.17	4.15	3.88	4.69	4.88	7.82
2017-11-24	2.76	2.76	2.88	3.36	2.06	0.00	2.21	2.21	1.60	2.09	1.48	1.07	2.66	3.48	3.24	3.73	2.77	1.53
2017-11-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.32	0.09	1.00	2.00	0.00	0.01	0.16	0.04
2017-11-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.91	1.16	1.16	0.45	0.55	1.08	3.68	2.72	1.58	1.22	0.27	0.54	3.80
2017-11-27	1.84	1.84	2.01	2.07	3.49	1.91	2.12	2.12	2.40	2.60	2.99	3.79	6.85	1.98	3.21	2.34	3.24	3.85
2017-11-28	9.19	9.19	10.06	10.36	8.71	7.66	9.35	9.35	11.17	9.28	7.11	4.47	7.11	11.27	10.62	10.82	9.91	8.07
2017-11-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00	0.00	0.63	1.60	1.00	0.01	0.00	1.00	1.31
2017-11-30	3.68	3.68	4.02	4.14	3.49	5.74	3.08	3.08	4.12	4.73	4.68	0.82	2.25	3.38	4.07	6.44	6.08	9.18
2017-12-1	4.44	4.44	4.29	2.73	3.06	2.81	2.68	2.68	2.24	2.22	2.23	2.16	2.38	5.56	4.26	2.48	2.65	4.48
2017-12-2	4.44	4.44	4.29	2.73	3.06	2.81	3.69	3.69	3.40	1.84	0.84	1.44	2.71	5.07	3.84	4.28	1.42	4.12
2017-12-3	4.44	4.44	4.29	2.73	3.06	2.81	2.52	2.52	2.32	1.46	1.06	1.79	3.32	5.48	3.31	2.09	3.06	3.30
2017-12-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.71	0.71	0.36	0.49	0.75	0.45	3.57	0.36	0.18	2.24	0.37	1.22
2017-12-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.15	0.17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-6	0.00	0.00	0.00	0.00	1.79	0.00	0.13	0.13	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.21	0.38	0.57	2.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.11	0.24	0.44	0.80	4.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-9	6.11	6.11	6.25	4.18	1.79	0.00	4.61	4.61	4.95	4.16	3.57	8.18	7.97	6.36	5.60	4.17	2.68	6.09
2017-12-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	2.00	2.00	2.00	1.00	1.00
2017-12-11	6.23	6.23	11.97	0.00	5.40	0.00	2.92	2.92	1.73	0.00	0.51	0.00	4.05	5.38	6.85	0.00	2.95	1.00
2017-12-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.10	0.27	0.46	1.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.08	0.22	0.38	0.49	1.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.39	0.39	0.45	0.41	0.93	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-15	6.23	6.23	0.00	0.00	0.00	5.57	6.06	6.06	1.78	0.41	0.07	1.53	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.25	0.25	0.26	0.25	0.24	0.28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-17	4.17	4.17	4.22	4.24	4.35	3.82	2.16	2.16	3.51	4.08	4.11	9.61	4.78	3.17	4.86	5.16	5.23	8.71
2017-12-18	4.17	4.17	4.22	4.24	4.35	3.82	4.30	4.30	3.32	3.94	3.63	1.33	4.69	5.24	5.77	5.09	7.16	4.57
2017-12-19	25.03	25.03	21.22	17.41	17.41	22.90	16.11	16.11	15.83	15.27	18.03	17.29	13.78	22.57	20.57	19.25	17.72	20.10
2017-12-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.58	1.58	0.79	0.71	0.92	4.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2017-12-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.35	0.35	1.10	2.56	1.60	8.21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.10
2017-12-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	13.04	6.06	6.06	1.40	0.19	1.29	6.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	9.92

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2017-12-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.93	2.15	3.00	4.13	5.94	0.00	0.00	0.00	1.50	2.07	8.23
2017-12-24	0.00	0.00	0.00	26.61	0.00	3.42	6.02	9.61	9.84	4.86	0.00	0.00	0.00	20.11	13.66	6.69
2017-12-25	0.00	0.00	0.00	13.47	6.52	3.53	3.29	7.16	8.80	7.26	4.11	2.77	2.65	3.58	13.13	6.89
2017-12-26	5.59	5.59	9.67	4.70	3.68	4.48	4.26	5.05	4.43	10.23	10.62	6.03	7.96	4.88	5.02	6.96
2017-12-27	5.59	5.59	14.51	14.11	10.83	5.86	7.96	10.88	12.20	14.46	7.08	5.72	12.23	13.49	11.51	16.60
2017-12-28	5.59	5.59	4.84	4.70	7.22	4.35	4.20	3.98	3.90	0.84	6.38	6.97	4.52	4.34	5.56	2.26
2017-12-29	16.77	16.77	14.51	9.40	10.83	11.04	10.59	10.03	6.74	8.09	5.62	10.19	15.68	12.27	8.07	10.33
2017-12-30	5.59	5.59	4.84	4.70	3.61	3.68	4.16	4.57	4.09	4.03	4.14	5.72	4.88	6.40	4.82	5.91
2017-12-31	11.18	11.18	9.67	9.40	7.22	7.36	7.65	7.50	8.11	13.48	10.08	10.42	10.62	10.45	8.66	10.42
2018-01-1	4.87	4.87	0.00	10.90	9.50	3.60	2.07	4.83	9.15	13.67	8.89	6.23	1.03	7.87	11.32	15.11
2018-01-2	4.87	4.87	7.10	5.45	9.50	6.17	5.32	4.23	7.46	7.67	8.28	5.52	6.21	4.84	8.48	12.11
2018-01-3	14.60	14.60	21.31	10.90	9.50	11.09	11.56	9.46	9.27	12.13	11.96	12.85	16.44	11.18	10.38	14.34
2018-01-4	4.87	4.87	0.00	0.00	0.00	2.97	1.15	0.00	0.77	1.80	4.61	3.92	1.57	1.00	0.38	1.90
2018-01-5	0.00	0.00	0.00	0.00	4.75	3.74	0.67	1.44	2.53	3.59	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-01-6	4.90	4.90	6.64	8.98	7.14	4.79	5.53	5.16	5.46	6.72	13.08	6.21	5.90	9.22	7.93	7.64
2018-01-7	19.60	19.60	19.91	8.98	14.28	16.94	13.15	9.47	12.10	14.26	16.38	19.27	16.53	10.23	13.19	13.92
2018-01-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.47	0.00	2.00	1.00	1.00	1.00
2018-01-9	0.00	0.00	0.00	4.49	0.00	0.05	0.31	1.33	1.28	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.06
2018-01-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.15	0.60	1.20	1.32	2.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.65
2018-01-11	6.83	6.83	7.09	5.14	0.00	6.61	5.03	3.07	1.68	1.19	8.34	6.72	6.06	6.10	0.84	0.60
2018-01-12	6.83	6.83	7.09	5.14	6.10	6.97	6.07	5.26	6.42	7.05	7.60	7.90	7.58	5.20	6.26	8.36
2018-01-13	13.65	13.65	14.18	15.42	18.29	11.35	9.18	8.94	13.85	16.65	12.04	13.35	11.68	13.18	17.07	16.00
2018-01-14	0.00	0.00	0.00	5.14	6.10	5.68	0.98	3.53	5.08	3.01	3.07	1.00	0.49	5.34	7.59	5.34
2018-01-15	20.48	20.48	21.27	15.42	18.29	22.71	17.03	12.09	14.54	19.05	16.77	19.76	18.68	14.67	16.41	20.88
2018-01-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.56	1.14	1.25	1.28	1.58	3.72	1.79	2.57	2.63	2.41	1.79
2018-01-17	11.09	11.09	17.35	11.31	0.00	9.84	9.06	6.82	3.04	3.44	10.64	12.47	14.21	11.06	1.52	2.72
2018-01-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.41	4.13	1.42	4.42	8.33	5.60	2.21	2.06	0.71	4.21	8.49
2018-01-19	0.00	0.00	0.00	11.31	16.12	0.00	2.68	6.20	9.01	1.97	5.25	1.77	2.34	9.75	13.57	0.98
2018-01-20	22.18	22.18	17.35	11.31	24.19	25.98	12.25	13.16	20.66	25.53	19.14	21.11	14.80	14.24	22.42	25.75
2018-01-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.18	2.75	2.47	2.24	1.51	4.86	3.09	3.37	2.23	1.12	2.75
2018-01-22	13.20	13.20	16.93	17.01	18.04	19.76	12.67	11.15	17.26	22.80	16.77	16.33	15.80	16.08	17.65	21.28
2018-01-23	6.60	6.60	5.64	5.67	3.61	3.95	4.00	3.69	4.63	6.26	7.27	6.30	7.10	6.68	4.12	6.11
2018-01-24	13.20	13.20	11.28	11.34	7.22	0.00	11.83	8.32	6.36	3.25	11.41	14.52	9.80	10.85	8.55	3.63
2018-01-25	6.60	6.60	5.64	5.67	3.61	11.85	2.63	3.27	5.93	11.12	4.70	6.75	4.14	5.47	6.77	12.49
2018-01-26	0.00	0.00	0.00	7.53	5.69	4.82	0.00	1.58	4.84	1.21	3.80	0.00	1.00	5.55	7.26	4.01
2018-01-27	20.11	20.11	18.79	7.53	5.69	4.82	0.00	5.04	5.25	1.77	13.01	17.21	16.24	6.29	7.47	4.29
2018-01-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00
2018-01-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.24	0.36	1.63	2.62	9.04	0.00	0.00	0.00	2.82	5.15	6.93
2018-01-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.62	1.93	2.36	0.40	0.08	0.00	0.00	0.00	1.18	0.20	2.04
2018-01-31	0.00	0.00	0.00	7.53	5.69	4.82	0.00	2.91	6.43	10.93	0.00	0.00	0.24	5.22	8.06	8.87
2018-02-1	2.27	2.27	3.08	2.26	3.09	6.32	1.68	2.65	3.00	3.86	4.83	2.65	4.38	4.46	5.04	6.09
2018-02-2	2.27	2.27	3.08	2.26	3.09	3.16	2.05	0.91	4.24	9.98	5.43	5.44	4.56	3.59	4.66	6.57
2018-02-3	2.27	2.27	3.08	4.53	6.18	3.16	4.34	7.29	6.37	6.34	1.83	4.24	2.17	5.91	6.27	7.65
2018-02-4	2.27	2.27	3.08	4.53	6.18	3.16	4.34	5.63	3.64	0.79	9.01	4.31	5.95	6.08	6.91	2.98
2018-02-5	6.82	6.82	6.15	2.26	0.00	0.00	6.35	2.60	2.85	2.35	6.52	8.59	7.54	4.43	1.42	1.17
2018-02-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	2.31	2.93	0.00	0.00	0.00	0.00	3.15	2.46
2018-02-7	8.05	8.05	8.64	5.57	8.45	7.75	9.39	8.45	10.10	12.16	9.21	9.72	9.55	8.83	11.68	10.95
2018-02-8	16.10	16.10	17.28	16.70	16.89	15.49	16.92	19.64	19.05	20.57	13.47	20.01	17.10	19.17	17.97	20.03
2018-02-9	16.10	16.10	8.64	11.14	8.64	7.75	15.32	14.04	9.24	8.31	13.54	16.71	14.04	14.59	10.84	8.03
2018-02-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.16	1.96	1.68	1.30	2.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00
2018-02-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.42	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-02-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.69	1.24	2.54	3.47	4.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.14

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CHIRPS	CHIRPS CHUN.	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2018-02-13	8.65	8.65	8.42	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	7.99	2.83	1.01	5.56	5.40	7.60	10.21	1.42	0.51	2.78
2018-02-14	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	6.29	19.42	19.27	16.49	6.58	3.28	3.15	16.09	18.97	13.36
2018-02-15	8.65	8.65	8.42	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	8.41	4.88	7.11	10.31	14.33	9.40	10.42	8.82	3.56	11.27
2018-02-16	0.00	0.00	0.00	0.00	5.34	6.63	4.72	0.05	5.09	5.56	4.48	7.94	4.48	1.92	5.32	5.45	3.16	7.33
2018-02-17	0.00	0.00	0.00	0.00	5.34	6.63	4.72	0.05	0.48	7.30	8.69	7.49	4.82	0.03	1.24	7.32	8.66	7.10
2018-02-18	20.66	20.66	16.65	10.67	10.67	13.27	14.15	19.49	20.03	17.86	16.97	19.34	13.92	20.08	19.34	15.27	16.12	17.74
2018-02-19	6.89	6.89	5.55	10.67	10.67	13.27	9.44	8.44	6.83	13.83	14.31	12.21	8.31	9.66	6.19	14.25	13.79	11.82
2018-02-20	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	1.66	1.76	1.44	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.40
2018-02-21	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	1.86	2.87	6.13	6.28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.49
2018-02-22	7.56	7.56	6.75	11.83	11.83	7.02	6.70	8.31	8.87	12.92	10.26	9.12	6.42	7.93	7.81	12.37	8.64	7.91
2018-02-23	7.56	7.56	6.75	11.83	11.83	7.02	6.70	8.31	6.78	0.38	0.00	3.00	6.20	9.20	7.77	0.19	2.00	1.50
2018-02-24	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.87	0.65	0.52	0.29	0.23	1.24	0.44	1.32	0.26	2.15
2018-02-25	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.42	0.83	1.29	1.27	1.96	0.05	2.21	2.42	1.64	0.64
2018-02-26	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	2.39	3.27	4.66	4.23	4.09	6.74	1.19	4.69	3.33	3.70
2018-02-27	6.01	6.01	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	1.38	0.79	1.41	2.41	8.09	6.74	1.40	2.70	4.00	4.00
2018-02-28	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	5.74	9.59	8.87	9.30	3.16	2.34	8.10	7.85	11.70	9.03
2018-03-1	11.91	11.91	13.30	7.05	14.72	14.72	8.50	14.72	14.77	16.39	15.06	23.91	13.41	13.31	15.04	13.72	14.93	17.21
2018-03-2	5.96	5.96	6.65	7.05	7.05	12.79	8.50	4.80	9.25	10.46	9.40	7.34	9.32	7.38	7.95	10.75	8.90	3.67
2018-03-3	11.91	11.91	6.65	7.05	7.05	12.79	8.50	13.44	9.85	9.29	10.66	11.09	11.92	14.68	10.25	10.17	12.72	10.79
2018-03-4	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	1.04	1.19	1.09	0.52	7.04	2.26	2.52	0.59	2.54	0.26
2018-03-5	11.91	11.91	13.30	14.09	14.09	6.39	17.00	15.61	13.83	15.36	14.57	27.73	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	24.36
2018-03-6	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.82	0.77	0.59	0.23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.11
2018-03-7	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	1.62	9.08	7.54	3.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.73
2018-03-8	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.24	0.30	0.95	7.94	3.48	2.12	0.12	0.15	2.47	6.20
2018-03-9	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	2.96	5.50	2.35	7.94	1.86	1.00	7.05	7.90	3.18	1.39
2018-03-10	15.29	15.29	7.15	6.30	6.30	8.03	13.39	13.64	12.32	11.56	17.20	18.77	13.38	15.46	17.73	8.93	14.61	17.08
2018-03-11	15.82	15.82	15.42	25.76	25.76	22.54	8.74	16.22	20.97	29.92	31.84	25.54	13.95	17.02	18.19	27.84	29.19	18.14
2018-03-12	7.91	7.91	7.71	8.59	8.59	11.27	8.74	9.53	12.20	19.87	15.17	14.37	10.08	8.72	11.95	14.23	15.22	11.56
2018-03-13	31.64	31.64	38.55	34.35	34.35	33.81	43.72	37.39	34.09	33.12	42.38	56.65	24.41	34.52	37.32	35.73	38.10	51.18
2018-03-14	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	5.55	4.16	1.04	1.37	5.36	3.44	3.77	4.08	0.52	1.69
2018-03-15	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	5.28	2.97	0.75	0.23	1.86	0.00	0.00	0.00	0.00	2.12
2018-03-16	8.04	8.04	13.85	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	8.33	3.06	1.73	6.94	8.27	8.81	12.09	1.53	2.86	7.36
2018-03-17	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	3.23	2.12	1.43	0.81	1.37	1.56	3.61	2.06	0.72	0.41
2018-03-18	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.59	1.05	1.91	4.26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.02
2018-03-19	4.02	4.02	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	7.01	8.59	10.39	9.48	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	8.63
2018-03-20	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.67	0.75	0.68	0.48	3.92	2.28	0.34	0.38	0.34	2.24
2018-03-21	4.34	4.34	4.18	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	5.40	2.11	5.26	9.47	6.72	6.28	5.79	7.31	10.62	9.37
2018-03-22	4.34	4.34	4.18	12.79	12.79	7.04	3.92	5.96	6.36	11.33	8.68	5.01	5.63	5.15	6.27	14.06	9.86	6.70
2018-03-23	4.34	4.34	4.18	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	9.50	10.72	14.53	21.65	8.34	7.21	6.84	6.36	16.31	17.71
2018-03-24	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	1.58	7.53	7.52	9.93	1.53	3.89	2.79	10.16	7.28	9.89
2018-03-25	4.34	4.34	4.18	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	5.13	4.11	5.11	11.71	7.02	7.04	4.65	3.06	4.55	9.82
2018-03-26	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.07	6.34	10.36	10.95	0.00	0.00	0.00	7.31	10.62	9.37
2018-03-27	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.50	8.18	11.72	10.77	0.00	0.00	0.00	6.24	11.29	10.28
2018-03-28	10.26	10.26	11.22	8.58	8.58	0.00	0.00	10.26	15.87	10.67	1.86	4.13	7.97	12.26	13.54	10.62	2.93	3.06
2018-03-29	5.13	5.13	5.61	4.29	4.29	0.00	0.00	7.56	10.72	8.46	3.49	3.92	6.63	6.34	10.16	7.37	1.75	4.85
2018-03-30	5.13	5.13	5.61	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	3.98	0.10	0.00	0.00	7.78	8.96	5.79	0.05	0.00	2.00
2018-03-31	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.58
2018-04-1	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.02	0.31	0.31	1.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.56
2018-04-2	4.28	4.28	2.96	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	3.24	2.61	1.18	0.98	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.60
2018-04-3	0.00	0.00	0.00	0.00	10.76	18.66	0.00	0.00	0.06	1.60	2.60	3.07	1.29	0.03	1.14	0.80	5.29	3.60
2018-04-4	8.57	8.57	8.87	3.17	3.17	3.98	2.14	5.40	4.82	3.14	2.34	2.87	7.66	7.98	7.84	5.16	4.16	2.50
2018-04-5	0.00	0.00	0.00	9.51	9.51	3.98	6.43	0.35	0.82	5.08	4.89	4.31	1.52	1.18	0.41	7.29	5.43	6.37

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2018-04-6	7.04	7.04	6.00	9.93	6.67	5.48	5.83	5.83	4.30	8.17	5.68	5.79	6.69	7.44	7.15	10.05	6.17	6.64
2018-04-7	7.04	7.04	6.00	9.93	6.67	5.48	6.36	6.36	9.17	9.25	6.15	4.14	7.47	6.70	9.59	11.59	7.41	5.81
2018-04-8	7.04	7.04	6.00	9.93	6.67	5.48	2.72	2.72	1.66	0.31	2.53	9.49	8.12	4.88	4.83	1.16	1.26	12.23
2018-04-9	0.00	0.00	0.00	0.00	6.67	0.00	0.15	0.15	0.21	2.03	4.57	2.01	5.38	1.07	1.10	1.02	6.62	2.01
2018-04-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-11	0.00	0.00	0.00	0.00	1.77	0.00	0.69	0.69	0.00	0.63	0.83	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-12	3.81	3.81	1.81	1.56	0.00	2.43	1.68	1.68	1.41	0.70	0.38	1.42	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-13	3.81	3.81	1.81	3.11	1.77	2.43	1.99	1.99	1.96	2.99	2.24	2.82	3.53	4.90	2.88	5.05	3.01	4.62
2018-04-14	0.00	0.00	3.61	3.11	3.54	2.43	1.26	1.26	2.73	2.63	1.94	1.55	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.11	0.00	0.00	0.00	0.01	0.63	1.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-20	0.00	0.00	0.00	0.00	5.45	0.00	0.00	0.00	0.00	2.39	3.29	1.40	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-21	0.00	0.00	0.00	0.00	5.92	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26	0.76	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-22	0.00	0.00	5.49	4.01	0.00	0.00	0.26	0.26	1.57	2.41	2.97	2.58	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-23	11.24	11.24	5.49	4.01	0.00	5.04	5.07	5.07	3.62	1.45	1.40	1.43	8.43	8.15	6.55	3.73	0.70	5.24
2018-04-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.73	0.73	1.00	1.16	1.16	1.55	4.24	2.36	0.50	0.58	1.58	1.77
2018-04-25	0.00	0.00	0.00	4.01	5.92	5.04	1.96	1.96	3.06	9.55	6.14	6.50	1.85	1.98	1.53	6.78	7.03	5.77
2018-04-26	10.49	10.49	12.91	23.38	23.87	0.00	3.07	3.07	10.80	18.01	8.40	2.95	5.52	7.78	11.86	21.70	18.13	1.47
2018-04-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	25.11	3.97	3.97	3.22	1.31	5.60	12.55	1.32	3.99	2.61	0.65	3.80	19.83
2018-04-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.49	0.49	0.64	0.76	0.79	0.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.08	0.11	0.16	0.18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-04-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.42	0.42	0.47	1.58	1.76	6.63	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.11	0.25	0.31	0.32	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	9.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.36	6.66	2.00	0.00	1.00	2.00	2.18	7.87
2018-05-4	19.50	19.50	19.34	30.42	20.86	18.16	9.88	9.88	10.57	11.20	11.93	14.35	10.79	16.69	15.96	20.81	18.39	16.26
2018-05-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.13	0.15	0.13	0.00	2.02	0.04	1.07	2.08	2.07	0.00
2018-05-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.06	0.12	0.17	0.49	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.12	0.14	0.11	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.09	0.13	0.26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-10	8.41	8.41	9.55	17.92	7.85	0.00	5.09	5.09	5.62	5.95	3.43	1.35	4.50	6.75	9.58	11.93	6.64	2.68
2018-05-11	6.32	6.32	6.68	0.00	5.43	5.74	3.09	3.09	3.00	1.42	2.52	4.52	5.14	6.71	4.84	0.71	4.97	5.13
2018-05-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.08	0.18	0.15	0.10	1.28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.03	0.03	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.05	0.12	0.08	0.08	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.04	0.05	0.04	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.08	0.08	0.10	0.13	0.16	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2018-05-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-05-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.03	0.04	0.04	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.06	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-3	2.70	2.70	3.31	4.87	0.00	2.43	11.96	11.96	9.76	4.24	2.62	7.90	9.49	9.33	8.53	6.56	1.31	7.16
2018-06-4	2.56	2.56	3.21	5.05	5.91	2.61	7.88	7.88	8.19	4.25	2.70	0.72	5.95	5.22	7.70	5.65	4.31	2.67
2018-06-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.22	0.22	0.18	0.13	0.13	0.13	1.07	0.11	0.09	1.06	0.06	2.06
2018-06-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.32	0.32	0.26	0.16	0.14	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.41	0.49	0.39	0.42	1.21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.20	0.20	0.23	0.16	0.14	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.23	0.23	0.36	0.26	0.20	0.11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.19	0.21	0.14	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.48	2.48	0.75	0.74	0.39	0.12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.06	0.05	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.03	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.12	0.12	0.09	0.05	0.05	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.19	0.19	0.28	0.33	0.28	0.62	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.21	0.16	0.10	0.09	0.09	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.05	0.05	0.05	0.03	0.03	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-06-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.06	0.06	0.11	0.15	0.11	0.05	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-5	6.25	6.25	7.41	7.28	5.58	6.27	11.68	11.68	12.37	4.60	2.26	2.68	6.98	8.96	11.89	7.94	3.92	5.48
2018-07-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.11	0.11	0.16	0.12	0.09	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-10	4.50	4.50	4.87	3.05	0.00	0.00	4.82	4.82	6.16	1.33	0.86	3.60	5.11	4.66	5.51	2.19	1.43	3.80
2018-07-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.05	0.06	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.18	0.18	0.31	0.24	0.17	0.09	0.73	2.09	0.15	0.12	1.01	2.04
2018-07-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	0.07	0.20	0.15	0.09	0.03	3.09	2.04	1.10	2.07	1.04	2.01
2018-07-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.03	0.04	0.03	0.02	0.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.06	0.06	0.04	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10	0.25	0.22	0.18	0.42	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2018-07-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.04	0.23	0.39	0.44	1.29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.17	0.17	0.66	0.96	1.02	3.55	2.56	1.08	1.33	1.48	2.51	3.77
2018-07-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.02	2.02	0.53	0.96	1.02	3.55	7.17	2.01	0.26	2.34	0.34	3.83
2018-07-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.07	0.07	0.04	0.01	2.67	0.01	0.03	0.04	1.02	0.00
2018-07-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.26	0.26	0.23	0.15	0.12	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.02	0.02	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.00	1.00	1.00	0.00	1.00
2018-07-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	0.00	2.00	2.00	0.00	2.00
2018-07-27	4.75	4.75	4.67	3.71	2.82	8.33	8.33	5.61	1.45	0.63	0.11	4.36	8.54	5.14	3.58	2.72	0.06
2018-07-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.02	0.01	0.00	2.00	0.00	2.00	2.01	2.01	2.00
2018-07-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.00	1.00	2.00	1.00	0.00	2.00
2018-07-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-07-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-3	9.83	9.83	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-4	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.40	1.00	2.00	1.00	0.00	0.00
2018-08-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	1.33	2.00	1.00	1.00	2.05	2.00
2018-08-8	47.73	47.73	51.13	30.23	9.30	0.78	0.78	0.80	0.96	0.00	0.00	20.84	26.26	26.97	16.59	5.65	2.00
2018-08-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.07	2.00	1.00	1.00	1.00	0.00
2018-08-10	0.00	0.00	0.00	0.00	9.30	0.10	0.00	0.21	0.00	0.10	0.00	0.63	1.00	2.10	2.00	4.70	6.97
2018-08-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.62	0.51	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.23	2.97	2.97	0.72	0.10	0.72	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.69	3.69	3.31	2.05	1.18	0.80	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-16	2.50	2.50	2.00	1.43	0.91	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.83	1.25	1.00	1.71	2.45	1.29
2018-08-17	6.77	6.77	5.54	4.19	2.71	0.00	0.41	0.00	1.23	0.00	0.21	13.92	5.59	3.77	2.71	1.36	2.95
2018-08-18	2.98	2.98	2.37	1.77	1.12	0.31	0.00	0.00	1.95	1.44	0.82	3.10	2.49	2.18	1.86	1.28	0.76
2018-08-19	0.11	0.11	0.11	0.15	0.10	0.00	0.00	0.10	0.10	0.10	0.21	1.54	2.06	2.11	2.12	0.10	0.14
2018-08-20	2.61	2.61	2.07	1.53	0.96	0.00	0.00	0.00	0.51	0.00	0.10	1.00	3.30	2.03	2.02	0.48	2.36
2018-08-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.07	1.00	2.00	2.00	2.00	0.00
2018-08-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.10	0.00	0.00	2.67	2.00	0.10	0.05	1.00	2.04
2018-08-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-24	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.62	1.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.56	1.85	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.48	1.48	1.52	1.83	5.22	2.76	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-29	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-08-31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	2.00	2.00	2.00	0.00
2018-09-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.30	2.00	1.00	0.00	0.00	2.00
2018-09-4	0.00	0.00	0.00	7.57	6.70	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.10	0.00	0.00	3.79	4.35	2.00
2018-09-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-7	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS PUCAP.	CHIRPS CACH.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2018-09-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	0.00	1.00	2.00	0.00	0.00	2.00	0.00	1.00	2.00	2.00	0.00
2018-09-10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.73	1.00	2.00	3.96	0.21	0.00	3.73	1.00	2.00	3.96	4.85	1.00
2018-09-11	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.00	0.00	2.00	1.00	0.21	0.00	2.00	0.00	2.00	1.00	1.10	0.00
2018-09-12	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-13	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-18	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-19	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-21	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.86	4.55	4.84	2.67	2.62	2.41	3.35	2.28	3.42	3.36	2.31	2.20
2018-09-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.03	0.92	1.74	3.79	2.97	6.36	3.61	1.46	0.87	1.90	1.49	17.65
2018-09-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10	1.95	0.10	0.00	1.20	1.05	2.05	2.97	0.05	2.00
2018-09-24	24.38	24.38	22.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.33	1.85	0.10	0.21	10.46	12.19	13.83	2.92	2.05	2.10
2018-09-25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.26	1.95	0.92	0.72	0.10	0.92	1.75	1.97	2.46	0.36	0.05	0.46
2018-09-26	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	11.96	14.01	10.70	9.67	6.70	8.72	4.99	8.01	6.35	4.83	4.35	4.36
2018-09-27	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.03	1.44	0.92	0.00	0.10	0.41	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-09-28	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.41	1.95	0.62	1.13	1.07	2.05	1.21	1.97	1.31	0.56
2018-09-29	9.48	9.48	5.23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.92	0.41	0.92	0.21	3.69	2.56	5.87	6.94	5.08	0.10	1.85	3.28
2018-09-30	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.82	0.31	0.00	0.92	0.51	0.21	2.73	2.00	3.62	1.46	0.26	0.10
2018-10-1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.51	1.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-10-2	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.23	0.51	2.15	0.72	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-10-3	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.36	2.67	0.31	2.46	2.56	2.00	2.18	2.33	0.15	2.23	1.28
2018-10-4	5.79	5.79	5.44	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.92	0.41	0.10	0.82	2.00	3.00	3.18	2.54	0.05	1.41
2018-10-5	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	7.08	1.74	2.74	1.64	1.85	2.00	4.54	0.87	2.37	0.82	2.92
2018-10-6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.07	6.12	4.19	2.02	3.18	7.77	5.22	4.06	2.09	2.01	2.59	5.93
2018-10-7	5.73	5.73	5.37	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10	0.00	3.71	2.87	2.69	0.05	2.05	0.00
2018-10-8	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-10-9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-10-10	5.73	5.73	5.37	8.63	7.40	8.20	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.62	1.23	0.00	0.92	0.10	3.94	3.17	4.30	5.73	4.16	4.15
2018-10-11	2.59	2.59	2.12	1.32	1.28	3.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.31	0.72	1.95	2.77	0.21	0.41	2.10	2.65	3.03	2.05	0.74	2.72
2018-10-12	1.30	1.30	1.06	1.32	1.28	1.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.10	0.00	0.10	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
2018-10-13	2.59	2.59	2.12	2.65	2.55	3.02	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.00	0.00	0.00	0.00	5.06	2.50	1.06	2.32	3.28	1.51
2018-10-14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.83	2.86	1.81	0.51	0.00	0.00	3.54	1.43	0.90	0.26	1.64	1.00
2018-10-15	1.30	1.30	2.12	2.65	1.28	1.51	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	2.05	0.00	0.72	0.00	0.00	1.63	2.67	2.06	1.68	0.64	2.76
2018-10-16	3.56	3.56	2.66	3.92	2.47	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.06	3.06	1.70	4.29	2.79	0.00	6.41	5.31	2.18	6.11	2.63	1.00
2018-10-17	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.13	4.23	3.05	0.92	0.00	0.10	3.18	4.12	3.52	0.46	2.00	2.05
2018-10-18	3.56	3.56	2.66	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.41	0.92	2.13	2.93	3.37	4.43	6.39	4.24	3.39	2.46	1.69	3.22
2018-10-19	0.00	0.00	0.00	1.96	2.47	3.61	0.00	0.00	0.00	0.00	2.72	2.62	1.41	0.21	0.51	0.00	0.00	1.31	2.70	2.08	1.49	2.80
2018-10-20	3.56	3.56	5.31	1.96	2.47	3.61	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	6.99	1.31	3.66	2.98	2.24	2.80
2018-10-21	4.92	4.92	3.77	4.00	4.33	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3.08	3.49	3.18	3.79	2.36	3.18	4.86	5.20	5.47	4.90	3.35	1.59
2018-10-22	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.72	0.72	0.10	0.62	1.03	2.60	1.36	0.36	0.05	0.31	1.51
2018-10-23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.21	0.10	0.10	0.00	0.10	0.00	3.80	0.05	2.05	2.00	1.05	2.87
2018-10-24	9.83	9.83	7.53	6.01	4.33	6.98	0.00	0.00	0.00	0.00	1.13	2.36	0.41	0.00	0.00	0.10	6.72	7.10	3.97	3.00	2.17	4.54
2018-10-25	2.46	2.46	1.88	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.31	0.00	0.10	2.82	1.28	1.94	0.15	2.00	1.80
2018-10-26	0.00	0.00	5.41	3.96	6.57	3.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	4.80	0.00	4.71	2.98	3.64	2.57
2018-10-27	6.82	6.82	5.41	3.96	6.57	3.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00	0.10	7.81	4.41	3.76	3.98	5.28	3.63
2018-10-28	6.82	6.82	5.41	3.96	6.57	3.15	0.00	0.00	0.00	0.00	10.38	11.30	5.93	5.23	0.31	1.44	7.13	11.06	6.67	4.59	2.15	2.29
2018-10-29	0.00	0.00	0.00	3.96	3.28	3.15	0.00	0.00	0.00	0.00	0.62	0.72	0.41	0.51	0.72	1.44	3.34	2.36	1.21	2.24	4.00	4.29
2018-10-30	13.64	13.64	10.82	7.91	6.57	12.60	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	1.23	0.21	1.23	7.35	7.87	7.41	5.57	3.39	7.91

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	G HV
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.62	0.41	0.00	0.00	4
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3
3.01	1.87	2.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3
1.50	1.87	1.23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3
3.01	3.74	2.46	1.54	1.23	1.09	0.00	0.62	0.83	1
0.00	0.00	0.00	0.82	1.13	1.83	1.42	0.86	0.42	2
0.00	0.00	0.00	0.21	0.31	0.21	0.10	1.85	0.21	0
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	0.10	2.05	1.33	1
0.00	0.00	0.00	0.51	1.23	1.13	0.10	1.03	0.10	5
5.42	5.19	2.41	1.64	1.95	2.68	2.81	2.34	2.37	2
0.00	0.00	2.41	2.72	3.03	1.74	0.41	1.13	1.25	3
3.05	3.64	3.56	0.00	0.10	0.00	0.00	0.10	0.10	1
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
3.05	2.43	1.78	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3
4.64	4.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1
0.00	0.00	0.00	2.20	2.10	0.87	0.52	0.50	0.51	3
4.64	4.31	4.53	0.82	1.44	0.10	4.10	1.03	0.51	3
0.00	0.00	0.00	0.97	0.86	1.59	2.28	1.31	2.66	5
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.82	1
3.04	3.75	1.53	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3
0.00	3.75	3.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	3
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0
0.00	0.00	0.00	1.29	1.29	1.45	0.41	0.00	0.00	0
0.00	0.00	0.00	0.21	0.21	0.21	0.00	0.00	0.00	0
3.04	0.00	3.06	0.00	0.10	0.62	0.00	0.00	0.00	3
0.00	0.00	0.00	0.21	0.10	0.00	0.00	0.10	0.21	2
0.00	0.00	0.00	1.74	1.54	0.62	0.51	1.44	0.00	0
0.00	0.00	0.00	0.92	0.92	0.82	2.56	0.21	0.00	0
0.00	0.00	0.00	2.51	2.41	2.15	2.77	0.21	4.07	0
0.00	0.00	0.00	1.59	2.41	2.87	2.75	2.61	0.31	0
0.00	0.00	0.00	1.59	1.59	1.74	2.44	2.40	2.84	0
0.00	0.00	0.00	3.71	3.09	3.37	5.46	2.46	2.96	0
0.00	0.00	0.00	9.54	2.46	3.38	5.54	0.21	0.72	0
0.00	0.00	0.00	0.00	9.13	3.69	7.04	4.10	4.15	2
0.00	0.00	0.00	8.84	9.66	5.42	5.09	4.00	10.04	0
0.00	0.00	0.00	2.78	2.37	2.34	3.82	2.67	3.89	2
4.14	3.78	3.88	2.03	1.93	1.95	0.45	0.57	0.10	5
4.14	3.78	3.88	0.86	0.86	1.02	2.85	1.80	3.11	0
0.00	0.00	0.00	3.83	5.58	3.90	2.74	4.93	3.77	4
0.00	0.00	0.00	1.48	1.99	1.85	0.76	1.39		

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GCHIRPS HVCA
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.62	0.41	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3.01	1.87	2.46	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1.50	1.87	1.23	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3.01	3.74	2.46	1.54	1.23	1.09	0.00	0.62	0.83	0.83
0.00	0.00	0.00	0.82	1.13	1.83	1.42	0.86	0.42	0.42
0.00	0.00	0.00	0.21	0.31	0.21	0.10	1.85	0.21	0.21
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.51	0.10	2.05	1.33	1.33
0.00	0.00	0.00	0.51	1.23	1.13	0.10	1.03	0.10	0.10
5.42	5.19	2.41	1.64	1.95	2.68	2.81	2.34	2.37	2.37
0.00	0.00	2.41	2.72	3.03	1.74	0.41	1.13	1.25	1.25
3.05	3.64	3.56	0.00	0.10	0.00	0.00	0.10	0.10	0.10
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
3.05	2.43	1.78	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
4.64	4.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	2.20	2.10	0.87	0.52	0.50	0.51	0.51
4.64	4.31	4.53	0.82	1.44	0.10	4.10	1.03	0.51	0.51
0.00	0.00	0.00	0.97	0.86	1.59	2.28	1.31	2.66	2.66
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.82	0.82
3.04	3.75	1.53	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	3.75	3.06	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	1.29	1.29	1.45	0.41	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.21	0.21	0.21	0.00	0.00	0.00	0.00
3.04	0.00	3.06	0.00	0.10	0.62	0.00	0.00	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.21	0.10	0.00	0.00	0.10	0.21	0.21
0.00	0.00	0.00	1.74	1.54	0.62	0.51	1.44	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	0.92	0.92	0.82	2.56	0.21	0.00	0.00
0.00	0.00	0.00	2.51	2.41	2.15	2.77	0.21	4.07	4.07
0.00	0.00	0.00	1.59	2.41	2.87	2.75	2.61	0.31	0.31
0.00	0.00	0.00	1.59	1.59	1.74	2.44	2.40	2.84	2.84
0.00	0.00	0.00	3.71	3.09	3.37	5.46	2.46	2.96	2.96
0.00	0.00	0.00	9.54	2.46	3.38	5.54	0.21	0.72	0.72
0.00	0.00	0.00	0.00	9.13	3.69	7.04	4.10	4.15	4.15
0.00	0.00	0.00	8.84	9.66	5.42	5.09	4.00	10.04	10.04
0.00	0.00	0.00	2.78	2.37	2.34	3.82	2.67	3.89	3.89
4.14	3.78	3.88	2.03	1.93	1.95	0.45	0.57	0.10	0.10
4.14	3.78	3.88	0.86	0.86	1.02	2.85	0.80	3.11	3.11
0.00	0.00	0.00	3.83	5.58	3.90	2.74	4.93	3.77	3.77
0.00	0.00	0.00	1.48	1.99	1.85	0.76	1.39	8.28	8.28
2.34	2.69	1.50	0.00	0.00	0.10	1.79	1.71	1.65	1.65
4.68	2.69	4.51	1.15	1.66	3.06	1.04	1.36	1.15	1.15
0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	0.00	0.00	0.00	0.10	0.10
2.34	2.69	1.50	0.74	0.74	1.21	1.14	0.10	0.00	0.00
2.34	5.38	3.01	0.00	0.00	0.00	0.62	0.21	2.26	2.26
0.00	4.26	0.00	5.70	7.03	3.88	3.01	2.80	2.92	2.92
10.19	2.69	9.65	0.21	0.21	0.10	2.26	1.85	0.00	0.00
5.09	8.53	4.82	0.00	0.21	0.00	0.00	0.10	0.10	0.10
0.00	0.00	0.00	1.85	1.64	2.05	3.18	1.74	1.64	1.64
15.28	12.79	14.47	1.12	1.33	1.86	4.05	2.89	2.81	2.81
10.92	10.46	10.66	2.87	2.87	2.98	2.56	1.64	1.95	1.95

Precipitaciones a escala diaria de sensores remotos.

DIA	CHIRPS HVCA	CHIRPS SACS.	CHIRPS CHUN.	CHIRPS LACH.	CHIRPS CACH.	CHIRPS PUCAP.	PISCO HVCA	PISCO SACS.	PISCO CHUN.	PISCO LACH.	PISCO CACH.	PISCO PUCAP.	GPM HVCA	GPM SACS.	GPM CHUN.	GPM LACH.	GPM CACH.	GPM PUCAP.
2018-12-22	0.58	0.58	0.62	0.11	0.04	0.03	2.12	2.12	3.05	1.63	2.32	1.44	2.03	2.35	1.84	0.87	1.18	1.74
2018-12-23	9.36	9.36	9.72	10.27	11.07	12.25	0.10	0.10	0.00	0.10	0.10	0.00	5.56	4.73	6.86	7.19	5.59	8.12
2018-12-24	5.95	5.95	6.18	6.89	7.66	8.58	0.82	1.13	0.62	0.00	0.00	2.05	6.26	4.54	3.40	3.44	4.83	6.32
2018-12-25	5.41	5.41	5.71	6.74	7.69	8.97	1.95	1.54	0.00	0.51	1.74	0.10	2.45	5.47	4.85	4.63	6.72	5.54
2018-12-26	10.29	10.29	10.51	8.35	7.99	5.63	1.81	1.92	2.13	3.46	3.31	4.94	4.10	6.10	7.32	7.91	7.65	6.28
2018-12-27	0.00	0.00	0.00	5.57	5.33	2.82	1.68	1.79	3.63	1.54	1.02	1.12	3.96	1.89	3.81	4.56	4.17	3.97
2018-12-28	6.86	6.86	7.00	8.35	7.99	8.45	0.96	0.96	1.57	1.13	1.02	1.02	4.61	3.91	5.29	5.74	6.50	5.73
2018-12-29	3.43	3.43	3.50	2.78	2.66	2.82	2.15	1.64	1.03	5.23	1.12	1.84	4.74	6.25	6.01	7.40	5.55	3.73
2018-12-30	0.00	0.00	0.00	0.00	2.66	5.63	4.41	5.13	4.41	1.85	3.79	6.05	2.68	6.28	3.96	2.32	3.23	6.43
2018-12-31	0.00	0.00	0.00	0.00	2.66	5.63	3.18	3.49	2.77	5.95	4.61	5.33	4.53	1.74	1.38	3.97	5.63	6.48

Fuente: Elaboración propia

A2.- Registro de niveles de agua en sección de aforo.

Registro de niveles de agua en sección de aforo.

Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)
01/01/2016	0.711	01/01/2017	0.644	01/01/2018	0.875	01/01/2019	0.625
02/01/2016	0.811	02/01/2017	0.593	02/01/2018	1.323	02/01/2019	0.625
03/01/2016	0.788	03/01/2017	0.777	03/01/2018	1.351	03/01/2019	0.596
04/01/2016	0.944	04/01/2017	0.917	04/01/2018	1.408	04/01/2019	0.576
05/01/2016	0.935	05/01/2017	0.988	05/01/2018	1.283	05/01/2019	0.652
06/01/2016	1.064	06/01/2017	0.939	06/01/2018	1.154	06/01/2019	0.638
07/01/2016	1.015	07/01/2017	0.852	07/01/2018	1.381	07/01/2019	0.633
08/01/2016	1.250	08/01/2017	0.974	08/01/2018	1.400	08/01/2019	0.583
09/01/2016	0.845	09/01/2017	0.848	09/01/2018	1.388	09/01/2019	0.576
10/01/2016	0.778	10/01/2017	0.863	10/01/2018	1.506	10/01/2019	0.571
11/01/2016	0.851	11/01/2017	0.942	11/01/2018	1.343	11/01/2019	0.572
12/01/2016	0.888	12/01/2017	0.885	12/01/2018	1.349	12/01/2019	0.567
13/01/2016	0.986	13/01/2017	1.057	13/01/2018	1.382	13/01/2019	0.648
14/01/2016	0.897	14/01/2017	1.109	14/01/2018	1.151	14/01/2019	0.876
15/01/2016	0.968	15/01/2017	1.348	15/01/2018	1.027	15/01/2019	0.861
16/01/2016	1.078	16/01/2017	1.631	16/01/2018	1.030	16/01/2019	0.879
17/01/2016	1.211	17/01/2017	1.842	17/01/2018	1.092	17/01/2019	1.084
18/01/2016	1.391	18/01/2017	1.811	18/01/2018	1.163	18/01/2019	0.933
19/01/2016	1.445	19/01/2017	1.675	19/01/2018	1.307	19/01/2019	1.170
20/01/2016	1.233	20/01/2017	1.394	20/01/2018	1.204	20/01/2019	1.016
21/01/2016	1.373	21/01/2017	1.522	21/01/2018	1.348	21/01/2019	0.915
22/01/2016	1.251	22/01/2017	1.368	22/01/2018	1.259	22/01/2019	1.071
23/01/2016	1.119	23/01/2017	1.511	23/01/2018	1.385	23/01/2019	0.992
24/01/2016	1.319	24/01/2017	1.734	24/01/2018	1.480	24/01/2019	0.996
25/01/2016	1.476	25/01/2017	1.825	25/01/2018	1.272	25/01/2019	1.327
26/01/2016	1.417	26/01/2017	1.909	26/01/2018	1.180	26/01/2019	1.334
27/01/2016	1.610	27/01/2017	1.822	27/01/2018	1.260	27/01/2019	1.378
28/01/2016	1.508	28/01/2017	1.873	28/01/2018	1.099	28/01/2019	1.364
29/01/2016	1.279	29/01/2017	1.389	29/01/2018	0.993	29/01/2019	1.601
30/01/2016	1.207	30/01/2017	1.184	30/01/2018	1.020	30/01/2019	1.800
31/01/2016	1.360	31/01/2017	1.115	31/01/2018	1.007	31/01/2019	1.819
01/02/2016	1.238	01/02/2017	1.188	01/02/2018	0.921	01/02/2019	1.476
02/02/2016	1.300	02/02/2017	1.031	02/02/2018	0.920	02/02/2019	1.326
03/02/2016	1.276	03/02/2017	1.055	03/02/2018	1.095	03/02/2019	1.302
04/02/2016	1.063	04/02/2017	0.967	04/02/2018	0.976	04/02/2019	1.185
05/02/2016	1.234	05/02/2017	0.921	05/02/2018	1.149	05/02/2019	1.367
06/02/2016	1.059	06/02/2017	1.030	06/02/2018	1.003	06/02/2019	1.178
07/02/2016	1.348	07/02/2017	0.971	07/02/2018	0.941	07/02/2019	1.581
08/02/2016	1.427	08/02/2017	1.040	08/02/2018	1.079	08/02/2019	1.760
09/02/2016	1.392	09/02/2017	1.243	09/02/2018	1.190	09/02/2019	1.394
10/02/2016	1.340	10/02/2017	1.236	10/02/2018	1.082	10/02/2019	1.459
11/02/2016	1.545	11/02/2017	1.539	11/02/2018	1.185	11/02/2019	1.757
12/02/2016	1.277	12/02/2017	1.601	12/02/2018	1.026	12/02/2019	1.394
13/02/2016	1.383	13/02/2017	1.711	13/02/2018	1.236	13/02/2019	1.283
14/02/2016	1.508	14/02/2017	1.684	14/02/2018	1.248	14/02/2019	1.569
15/02/2016	1.392	15/02/2017	1.519	15/02/2018	1.255	15/02/2019	1.880
16/02/2016	1.547	16/02/2017	1.359	16/02/2018	1.537	16/02/2019	1.680
17/02/2016	1.547	17/02/2017	1.624	17/02/2018	1.533	17/02/2019	1.599
18/02/2016	1.625	18/02/2017	1.451	18/02/2018	1.303	18/02/2019	1.546
19/02/2016	1.376	19/02/2017	1.211	19/02/2018	1.459	19/02/2019	1.401
20/02/2016	1.443	20/02/2017	1.413	20/02/2018	1.362	20/02/2019	1.524
21/02/2016	1.573	21/02/2017	1.322	21/02/2018	1.398	21/02/2019	1.831
22/02/2016	1.349	22/02/2017	1.144	22/02/2018	1.513	22/02/2019	1.546
23/02/2016	1.430	23/02/2017	1.174	23/02/2018	1.283	23/02/2019	1.268
24/02/2016	1.350	24/02/2017	1.439	24/02/2018	1.262	24/02/2019	1.279
25/02/2016	1.442	25/02/2017	1.397	25/02/2018	1.137	25/02/2019	1.249

Registro de niveles de agua en sección de aforo.

Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)
26/02/2016	1.530	26/02/2017	1.661	26/02/2018	1.362	26/02/2019	1.334
27/02/2016	1.524	27/02/2017	1.945	27/02/2018	1.789	27/02/2019	1.414
28/02/2016	1.538	28/02/2017	2.066	28/02/2018	1.675	28/02/2019	1.306
29/02/2016	1.490	01/03/2017	1.834	01/03/2018	1.519	01/03/2019	1.163
01/03/2016	1.311	02/03/2017	1.489	02/03/2018	1.832	02/03/2019	1.066
02/03/2016	1.474	03/03/2017	1.372	03/03/2018	1.591	03/03/2019	1.473
03/03/2016	1.378	04/03/2017	1.506	04/03/2018	1.568	04/03/2019	1.437
04/03/2016	1.210	05/03/2017	1.301	05/03/2018	1.520	05/03/2019	1.246
05/03/2016	1.367	06/03/2017	1.434	06/03/2018	1.551	06/03/2019	1.176
06/03/2016	1.298	07/03/2017	1.310	07/03/2018	1.575	07/03/2019	1.447
07/03/2016	1.448	08/03/2017	1.393	08/03/2018	1.759	08/03/2019	1.208
08/03/2016	1.647	09/03/2017	1.394	09/03/2018	1.733	09/03/2019	1.116
09/03/2016	1.578	10/03/2017	1.651	10/03/2018	1.831	10/03/2019	1.053
10/03/2016	1.453	11/03/2017	1.544	11/03/2018	1.551	11/03/2019	1.226
11/03/2016	1.326	12/03/2017	1.386	12/03/2018	1.526	12/03/2019	1.233
12/03/2016	1.566	13/03/2017	1.216	13/03/2018	1.688	13/03/2019	1.526
13/03/2016	1.471	14/03/2017	1.188	14/03/2018	1.763	14/03/2019	1.538
14/03/2016	1.574	15/03/2017	1.302	15/03/2018	1.485	15/03/2019	1.362
15/03/2016	1.468	16/03/2017	1.417	16/03/2018	1.373	16/03/2019	1.382
16/03/2016	1.315	17/03/2017	1.375	17/03/2018	1.322	17/03/2019	1.216
17/03/2016	1.255	18/03/2017	1.392	18/03/2018	1.553	18/03/2019	1.290
18/03/2016	1.248	19/03/2017	1.180	19/03/2018	1.276	19/03/2019	1.572
19/03/2016	1.212	20/03/2017	1.198	20/03/2018	1.388	20/03/2019	1.273
20/03/2016	1.059	21/03/2017	1.089	21/03/2018	1.276	21/03/2019	1.144
21/03/2016	1.308	22/03/2017	1.020	22/03/2018	1.513	22/03/2019	1.531
22/03/2016	1.334	23/03/2017	1.147	23/03/2018	1.669	23/03/2019	1.540
23/03/2016	1.375	24/03/2017	1.191	24/03/2018	1.517	24/03/2019	1.656
24/03/2016	1.325	25/03/2017	1.335	25/03/2018	1.367	25/03/2019	1.894
25/03/2016	1.338	26/03/2017	1.368	26/03/2018	1.279	26/03/2019	1.542
26/03/2016	1.295	27/03/2017	1.226	27/03/2018	1.294	27/03/2019	1.395
27/03/2016	1.449	28/03/2017	1.255	28/03/2018	1.273	28/03/2019	1.269
28/03/2016	1.356	29/03/2017	1.312	29/03/2018	1.104	29/03/2019	1.309
29/03/2016	1.378	30/03/2017	1.364	30/03/2018	1.040	30/03/2019	1.196
30/03/2016	1.163	31/03/2017	1.520	31/03/2018	0.965	31/03/2019	1.085
31/03/2016	1.126	01/04/2017	1.446	01/04/2018	0.909	01/04/2019	1.023
01/04/2016	1.095	02/04/2017	1.248	02/04/2018	0.895	02/04/2019	1.175
02/04/2016	1.064	03/04/2017	1.505	03/04/2018	0.869	03/04/2019	1.177
03/04/2016	1.054	04/04/2017	1.276	04/04/2018	0.911	04/04/2019	0.996
04/04/2016	1.025	05/04/2017	1.325	05/04/2018	1.076	05/04/2019	0.907
05/04/2016	1.048	06/04/2017	1.090	06/04/2018	1.059	06/04/2019	0.871
06/04/2016	1.050	07/04/2017	1.072	07/04/2018	1.044	07/04/2019	0.859
07/04/2016	1.100	08/04/2017	1.098	08/04/2018	0.953	08/04/2019	0.836
08/04/2016	1.050	09/04/2017	1.019	09/04/2018	1.063	09/04/2019	0.819
09/04/2016	1.049	10/04/2017	1.018	10/04/2018	1.032	10/04/2019	0.828
10/04/2016	1.213	11/04/2017	1.010	11/04/2018	1.000	11/04/2019	0.980
11/04/2016	1.119	12/04/2017	0.957	12/04/2018	1.003	12/04/2019	0.878
12/04/2016	0.882	13/04/2017	1.064	13/04/2018	0.913	13/04/2019	0.821
13/04/2016	0.822	14/04/2017	0.988	14/04/2018	0.954	14/04/2019	0.834
14/04/2016	0.775	15/04/2017	0.902	15/04/2018	0.986	15/04/2019	1.196
15/04/2016	0.757	16/04/2017	0.871	16/04/2018	0.881	16/04/2019	0.987
16/04/2016	0.740	17/04/2017	0.852	17/04/2018	0.836	17/04/2019	0.996
17/04/2016	0.781	18/04/2017	0.934	18/04/2018	0.814	18/04/2019	1.026
18/04/2016	0.769	19/04/2017	0.946	19/04/2018	0.793	19/04/2019	0.911
19/04/2016	0.817	20/04/2017	0.847	20/04/2018	0.787	20/04/2019	0.876
20/04/2016	0.979	21/04/2017	0.806	21/04/2018	0.840	21/04/2019	1.047
21/04/2016	0.893	22/04/2017	0.771	22/04/2018	0.789	22/04/2019	0.976
22/04/2016	0.908	23/04/2017	0.803	23/04/2018	0.829	23/04/2019	1.072
23/04/2016	0.881	24/04/2017	0.799	24/04/2018	1.036	24/04/2019	1.058
24/04/2016	0.789	25/04/2017	0.768	25/04/2018	1.047	25/04/2019	0.935
25/04/2016	0.746	26/04/2017	0.741	26/04/2018	1.182	26/04/2019	0.893
26/04/2016	0.721	27/04/2017	0.773	27/04/2018	1.101	27/04/2019	0.855
27/04/2016	0.692	28/04/2017	0.851	28/04/2018	1.010	28/04/2019	0.914
28/04/2016	0.684	29/04/2017	0.939	29/04/2018	1.085	29/04/2019	0.849
29/04/2016	0.665	30/04/2017	1.111	30/04/2018	0.985	30/04/2019	0.879
30/04/2016	0.658	01/05/2017	0.997	01/05/2018	0.921	01/05/2019	0.833
01/05/2016	0.650	02/05/2017	0.899	02/05/2018	0.966	02/05/2019	0.811

Registro de niveles de agua en sección de aforo.

Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)
02/05/2016	0.641	03/05/2017	0.845	03/05/2018	0.874	03/05/2019	0.782
03/05/2016	0.644	04/05/2017	0.880	04/05/2018	0.835	04/05/2019	0.766
04/05/2016	0.633	05/05/2017	0.854	05/05/2018	0.846	05/05/2019	0.756
05/05/2016	0.625	06/05/2017	0.927	06/05/2018	0.849	06/05/2019	0.786
06/05/2016	0.618	07/05/2017	0.997	07/05/2018	0.866	07/05/2019	0.751
07/05/2016	0.624	08/05/2017	0.926	08/05/2018	0.830	08/05/2019	0.735
08/05/2016	0.622	09/05/2017	0.892	09/05/2018	0.796	09/05/2019	0.731
09/05/2016	0.622	10/05/2017	0.827	10/05/2018	0.800	10/05/2019	0.845
10/05/2016	0.615	11/05/2017	0.828	11/05/2018	0.770	11/05/2019	0.789
11/05/2016	0.609	12/05/2017	0.814	12/05/2018	0.763	12/05/2019	0.753
12/05/2016	0.604	13/05/2017	0.774	13/05/2018	0.750	13/05/2019	0.775
13/05/2016	0.605	14/05/2017	0.743	14/05/2018	0.730	14/05/2019	0.828
14/05/2016	0.597	15/05/2017	0.730	15/05/2018	0.710	15/05/2019	0.785
15/05/2016	0.599	16/05/2017	0.750	16/05/2018	0.701	16/05/2019	0.772
16/05/2016	0.600	17/05/2017	0.770	17/05/2018	0.691	17/05/2019	0.731
17/05/2016	0.597	18/05/2017	0.725	18/05/2018	0.691	18/05/2019	0.709
18/05/2016	0.589	19/05/2017	0.697	19/05/2018	0.683	19/05/2019	0.692
19/05/2016	0.586	20/05/2017	0.690	20/05/2018	0.672	20/05/2019	0.678
20/05/2016	0.578	21/05/2017	0.697	21/05/2018	0.671	21/05/2019	0.663
21/05/2016	0.580	22/05/2017	0.724	22/05/2018	0.667	22/05/2019	0.659
22/05/2016	0.579	23/05/2017	0.767	23/05/2018	0.663	23/05/2019	0.667
23/05/2016	0.613	24/05/2017	0.751	24/05/2018	0.657	24/05/2019	0.649
24/05/2016	0.624	25/05/2017	0.721	25/05/2018	0.652	25/05/2019	0.649
25/05/2016	0.610	26/05/2017	0.698	26/05/2018	0.638	26/05/2019	0.643
26/05/2016	0.603	27/05/2017	0.684	27/05/2018	0.638	27/05/2019	0.636
27/05/2016	0.592	28/05/2017	0.711	28/05/2018	0.635	28/05/2019	0.634
28/05/2016	0.583	29/05/2017	0.723	29/05/2018	0.630	29/05/2019	0.631
29/05/2016	0.575	30/05/2017	0.743	30/05/2018	0.612	30/05/2019	0.624
30/05/2016	0.570	31/05/2017	0.727	31/05/2018	0.613	31/05/2019	0.621
31/05/2016	0.570	01/06/2017	0.757	01/06/2018	0.609	01/06/2019	-
01/06/2016	0.559	02/06/2017	0.717	02/06/2018	0.610	02/06/2019	-
02/06/2016	0.562	03/06/2017	0.743	03/06/2018	0.618	03/06/2019	-
03/06/2016	0.556	04/06/2017	0.722	04/06/2018	0.663	04/06/2019	-
04/06/2016	0.557	05/06/2017	0.691	05/06/2018	0.720	05/06/2019	-
05/06/2016	0.549	06/06/2017	0.672	06/06/2018	0.678	06/06/2019	-
06/06/2016	0.551	07/06/2017	0.664	07/06/2018	0.651	07/06/2019	-
07/06/2016	0.550	08/06/2017	0.650	08/06/2018	0.638	08/06/2019	-
08/06/2016	0.546	09/06/2017	0.636	09/06/2018	0.629	09/06/2019	-
09/06/2016	0.553	10/06/2017	0.622	10/06/2018	0.636	10/06/2019	-
10/06/2016	0.546	11/06/2017	0.625	11/06/2018	0.661	11/06/2019	-
11/06/2016	0.554	12/06/2017	0.616	12/06/2018	0.637	12/06/2019	-
12/06/2016	0.545	13/06/2017	0.610	13/06/2018	0.631	13/06/2019	-
13/06/2016	0.543	14/06/2017	0.605	14/06/2018	0.656	14/06/2019	-
14/06/2016	0.547	15/06/2017	0.603	15/06/2018	0.668	15/06/2019	-
15/06/2016	0.539	16/06/2017	0.598	16/06/2018	0.651	16/06/2019	-
16/06/2016	0.543	17/06/2017	0.590	17/06/2018	0.638	17/06/2019	-
17/06/2016	0.527	18/06/2017	0.577	18/06/2018	0.630	18/06/2019	-
18/06/2016	0.531	19/06/2017	0.576	19/06/2018	0.621	19/06/2019	-
19/06/2016	0.533	20/06/2017	0.572	20/06/2018	0.612	20/06/2019	-
20/06/2016	0.531	21/06/2017	0.576	21/06/2018	0.609	21/06/2019	-
21/06/2016	0.531	22/06/2017	0.571	22/06/2018	0.605	22/06/2019	-
22/06/2016	0.530	23/06/2017	0.569	23/06/2018	0.600	23/06/2019	-
23/06/2016	0.526	24/06/2017	0.558	24/06/2018	0.598	24/06/2019	-
24/06/2016	0.533	25/06/2017	0.560	25/06/2018	0.596	25/06/2019	-
25/06/2016	0.521	26/06/2017	0.559	26/06/2018	0.592	26/06/2019	-
26/06/2016	0.519	27/06/2017	0.556	27/06/2018	0.592	27/06/2019	-
27/06/2016	0.517	28/06/2017	0.554	28/06/2018	0.591	28/06/2019	-
28/06/2016	0.520	29/06/2017	0.554	29/06/2018	0.587	29/06/2019	-
29/06/2016	0.527	30/06/2017	0.549	30/06/2018	0.583	30/06/2019	-
30/06/2016	0.540	01/07/2017	0.557	01/07/2018	0.579	01/07/2019	-
01/07/2016	0.542	02/07/2017	0.562	02/07/2018	0.578	02/07/2019	-
02/07/2016	0.527	03/07/2017	0.618	03/07/2018	0.576	03/07/2019	-
03/07/2016	0.523	04/07/2017	0.589	04/07/2018	0.570	04/07/2019	-
04/07/2016	0.521	05/07/2017	0.579	05/07/2018	0.572	05/07/2019	-
05/07/2016	0.520	06/07/2017	0.565	06/07/2018	0.567	06/07/2019	-
06/07/2016	0.523	07/07/2017	0.559	07/07/2018	0.565	07/07/2019	-

Registro de niveles de agua en sección de aforo.

Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)
07/07/2016	0.532	08/07/2017	0.551	08/07/2018	0.557	08/07/2019	-
08/07/2016	0.540	09/07/2017	0.546	09/07/2018	0.552	09/07/2019	-
09/07/2016	0.554	10/07/2017	0.549	10/07/2018	0.552	10/07/2019	-
10/07/2016	0.543	11/07/2017	0.546	11/07/2018	0.566	11/07/2019	-
11/07/2016	0.532	12/07/2017	0.544	12/07/2018	0.570	12/07/2019	-
12/07/2016	0.525	13/07/2017	0.536	13/07/2018	0.578	13/07/2019	-
13/07/2016	0.521	14/07/2017	0.526	14/07/2018	0.577	14/07/2019	-
14/07/2016	0.525	15/07/2017	0.527	15/07/2018	0.565	15/07/2019	-
15/07/2016	0.516	16/07/2017	0.519	16/07/2018	0.567	16/07/2019	-
16/07/2016	0.516	17/07/2017	0.529	17/07/2018	0.559	17/07/2019	-
17/07/2016	0.519	18/07/2017	0.524	18/07/2018	0.556	18/07/2019	-
18/07/2016	0.511	19/07/2017	0.523	19/07/2018	0.562	19/07/2019	-
19/07/2016	0.512	20/07/2017	0.519	20/07/2018	0.572	20/07/2019	-
20/07/2016	0.510	21/07/2017	0.506	21/07/2018	0.578	21/07/2019	-
21/07/2016	0.518	22/07/2017	0.508	22/07/2018	0.621	22/07/2019	-
22/07/2016	0.506	23/07/2017	0.504	23/07/2018	0.612	23/07/2019	-
23/07/2016	0.507	24/07/2017	0.512	24/07/2018	0.599	24/07/2019	-
24/07/2016	0.507	25/07/2017	0.508	25/07/2018	0.582	25/07/2019	-
25/07/2016	0.505	26/07/2017	0.505	26/07/2018	0.572	26/07/2019	-
26/07/2016	0.506	27/07/2017	0.505	27/07/2018	0.564	27/07/2019	-
27/07/2016	0.504	28/07/2017	0.496	28/07/2018	0.559	28/07/2019	-
28/07/2016	0.501	29/07/2017	0.498	29/07/2018	0.556	29/07/2019	-
29/07/2016	0.501	30/07/2017	0.498	30/07/2018	0.546	30/07/2019	-
30/07/2016	0.500	31/07/2017	0.504	31/07/2018	0.551	31/07/2019	-
31/07/2016	0.499	01/08/2017	0.503	01/08/2018	0.551	01/08/2019	-
01/08/2016	0.499	02/08/2017	0.500	02/08/2018	0.553	02/08/2019	-
02/08/2016	0.497	03/08/2017	0.494	03/08/2018	0.554	03/08/2019	-
03/08/2016	0.494	04/08/2017	0.487	04/08/2018	0.559	04/08/2019	-
04/08/2016	0.497	05/08/2017	0.493	05/08/2018	0.553	05/08/2019	-
05/08/2016	0.497	06/08/2017	0.487	06/08/2018	0.546	06/08/2019	-
06/08/2016	0.493	07/08/2017	0.490	07/08/2018	0.552	07/08/2019	-
07/08/2016	0.492	08/08/2017	0.487	08/08/2018	0.558	08/08/2019	-
08/08/2016	0.492	09/08/2017	0.487	09/08/2018	0.554	09/08/2019	-
09/08/2016	0.493	10/08/2017	0.486	10/08/2018	0.559	10/08/2019	-
10/08/2016	0.492	11/08/2017	0.486	11/08/2018	0.563	11/08/2019	-
11/08/2016	0.499	12/08/2017	0.485	12/08/2018	0.578	12/08/2019	-
12/08/2016	0.491	13/08/2017	0.485	13/08/2018	0.562	13/08/2019	-
13/08/2016	0.492	14/08/2017	0.487	14/08/2018	0.525	14/08/2019	-
14/08/2016	0.490	15/08/2017	0.487	15/08/2018	0.514	15/08/2019	-
15/08/2016	0.487	16/08/2017	0.484	16/08/2018	0.510	16/08/2019	-
16/08/2016	0.483	17/08/2017	0.484	17/08/2018	0.510	17/08/2019	-
17/08/2016	0.484	18/08/2017	0.485	18/08/2018	0.514	18/08/2019	-
18/08/2016	0.493	19/08/2017	0.484	19/08/2018	0.511	19/08/2019	-
19/08/2016	0.486	20/08/2017	0.478	20/08/2018	0.506	20/08/2019	-
20/08/2016	0.487	21/08/2017	0.475	21/08/2018	0.503	21/08/2019	-
21/08/2016	0.487	22/08/2017	0.475	22/08/2018	0.502	22/08/2019	-
22/08/2016	0.483	23/08/2017	0.477	23/08/2018	0.504	23/08/2019	-
23/08/2016	0.484	24/08/2017	0.480	24/08/2018	0.506	24/08/2019	-
24/08/2016	0.481	25/08/2017	0.484	25/08/2018	0.511	25/08/2019	-
25/08/2016	0.487	26/08/2017	0.484	26/08/2018	0.509	26/08/2019	-
26/08/2016	0.480	27/08/2017	0.480	27/08/2018	0.506	27/08/2019	-
27/08/2016	0.481	28/08/2017	0.480	28/08/2018	0.508	28/08/2019	-
28/08/2016	0.487	29/08/2017	0.481	29/08/2018	0.506	29/08/2019	-
29/08/2016	0.480	30/08/2017	0.487	30/08/2018	0.514	30/08/2019	-
30/08/2016	0.487	31/08/2017	0.493	31/08/2018	0.515	31/08/2019	-
31/08/2016	0.474	01/09/2017	0.492	01/09/2018	0.516	01/09/2019	-
01/09/2016	0.481	02/09/2017	0.487	02/09/2018	0.509	02/09/2019	-
02/09/2016	0.473	03/09/2017	0.486	03/09/2018	0.506	03/09/2019	-
03/09/2016	0.468	04/09/2017	0.484	04/09/2018	0.505	04/09/2019	-
04/09/2016	0.470	05/09/2017	0.485	05/09/2018	0.505	05/09/2019	-
05/09/2016	0.467	06/09/2017	0.483	06/09/2018	0.504	06/09/2019	-
06/09/2016	0.467	07/09/2017	0.484	07/09/2018	0.503	07/09/2019	-
07/09/2016	0.464	08/09/2017	0.493	08/09/2018	0.514	08/09/2019	-
08/09/2016	0.486	09/09/2017	0.491	09/09/2018	0.507	09/09/2019	-
09/09/2016	0.468	10/09/2017	0.488	10/09/2018	0.510	10/09/2019	-
10/09/2016	0.470	11/09/2017	0.484	11/09/2018	0.504	11/09/2019	-

Registro de niveles de agua en sección de aforo.

Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)
11/09/2016	0.466	12/09/2017	0.491	12/09/2018	0.509	12/09/2019	-
12/09/2016	0.464	13/09/2017	0.487	13/09/2018	0.505	13/09/2019	-
13/09/2016	0.461	14/09/2017	0.488	14/09/2018	0.506	14/09/2019	-
14/09/2016	0.461	15/09/2017	0.488	15/09/2018	0.509	15/09/2019	-
15/09/2016	0.470	16/09/2017	0.491	16/09/2018	0.508	16/09/2019	-
16/09/2016	0.461	17/09/2017	0.500	17/09/2018	0.516	17/09/2019	-
17/09/2016	0.460	18/09/2017	0.520	18/09/2018	0.534	18/09/2019	-
18/09/2016	0.461	19/09/2017	0.538	19/09/2018	0.547	19/09/2019	-
19/09/2016	0.455	20/09/2017	0.532	20/09/2018	0.544	20/09/2019	-
20/09/2016	0.460	21/09/2017	0.506	21/09/2018	0.537	21/09/2019	-
21/09/2016	0.465	22/09/2017	0.498	22/09/2018	0.541	22/09/2019	-
22/09/2016	0.485	23/09/2017	0.543	23/09/2018	0.555	23/09/2019	-
23/09/2016	0.479	24/09/2017	0.496	24/09/2018	0.538	24/09/2019	-
24/09/2016	0.474	25/09/2017	0.507	25/09/2018	0.543	25/09/2019	-
25/09/2016	0.479	26/09/2017	0.540	26/09/2018	0.559	26/09/2019	-
26/09/2016	0.484	27/09/2017	0.520	27/09/2018	0.550	27/09/2019	-
27/09/2016	0.478	28/09/2017	0.511	28/09/2018	0.530	28/09/2019	-
28/09/2016	0.474	29/09/2017	0.497	29/09/2018	0.534	29/09/2019	-
29/09/2016	0.498	30/09/2017	0.493	30/09/2018	0.529	30/09/2019	-
30/09/2016	0.487	01/10/2017	0.491	01/10/2018	0.528	01/10/2019	-
01/10/2016	0.484	02/10/2017	0.486	02/10/2018	0.525	02/10/2019	-
02/10/2016	0.481	03/10/2017	0.475	03/10/2018	0.524	03/10/2019	-
03/10/2016	0.488	04/10/2017	0.479	04/10/2018	0.531	04/10/2019	-
04/10/2016	0.503	05/10/2017	0.485	05/10/2018	0.537	05/10/2019	-
05/10/2016	0.514	06/10/2017	0.481	06/10/2018	0.535	06/10/2019	-
06/10/2016	0.498	07/10/2017	0.484	07/10/2018	0.540	07/10/2019	-
07/10/2016	0.499	08/10/2017	0.503	08/10/2018	0.556	08/10/2019	-
08/10/2016	0.485	09/10/2017	0.472	09/10/2018	0.544	09/10/2019	-
09/10/2016	0.474	10/10/2017	0.480	10/10/2018	0.536	10/10/2019	-
10/10/2016	0.473	11/10/2017	0.481	11/10/2018	0.541	11/10/2019	-
11/10/2016	0.477	12/10/2017	0.487	12/10/2018	0.538	12/10/2019	-
12/10/2016	0.477	13/10/2017	0.565	13/10/2018	0.544	13/10/2019	-
13/10/2016	0.483	14/10/2017	0.506	14/10/2018	0.567	14/10/2019	-
14/10/2016	0.471	15/10/2017	0.612	15/10/2018	0.591	15/10/2019	-
15/10/2016	0.470	16/10/2017	0.700	16/10/2018	0.599	16/10/2019	-
16/10/2016	0.468	17/10/2017	0.707	17/10/2018	0.595	17/10/2019	-
17/10/2016	0.470	18/10/2017	0.662	18/10/2018	0.571	18/10/2019	-
18/10/2016	0.473	19/10/2017	0.625	19/10/2018	0.581	19/10/2019	-
19/10/2016	0.473	20/10/2017	0.592	20/10/2018	0.592	20/10/2019	-
20/10/2016	0.477	21/10/2017	0.612	21/10/2018	0.625	21/10/2019	-
21/10/2016	0.473	22/10/2017	0.611	22/10/2018	0.664	22/10/2019	-
22/10/2016	0.490	23/10/2017	0.598	23/10/2018	0.646	23/10/2019	-
23/10/2016	0.483	24/10/2017	0.579	24/10/2018	0.650	24/10/2019	-
24/10/2016	0.478	25/10/2017	0.575	25/10/2018	0.656	25/10/2019	-
25/10/2016	0.468	26/10/2017	0.562	26/10/2018	0.676	26/10/2019	-
26/10/2016	0.473	27/10/2017	0.551	27/10/2018	0.676	27/10/2019	-
27/10/2016	0.473	28/10/2017	0.567	28/10/2018	0.698	28/10/2019	-
28/10/2016	0.499	29/10/2017	0.579	29/10/2018	0.697	29/10/2019	-
29/10/2016	0.475	30/10/2017	0.662	30/10/2018	0.665	30/10/2019	-
30/10/2016	0.472	31/10/2017	0.592	31/10/2018	0.735	31/10/2019	-
31/10/2016	0.474	01/11/2017	0.566	01/11/2018	0.747	01/11/2019	-
01/11/2016	0.470	02/11/2017	0.544	02/11/2018	0.709	02/11/2019	-
02/11/2016	0.465	03/11/2017	0.542	03/11/2018	0.754	03/11/2019	-
03/11/2016	0.471	04/11/2017	0.538	04/11/2018	0.853	04/11/2019	-
04/11/2016	0.459	05/11/2017	0.534	05/11/2018	0.853	05/11/2019	-
05/11/2016	0.462	06/11/2017	0.532	06/11/2018	0.757	06/11/2019	-
06/11/2016	0.458	07/11/2017	0.572	07/11/2018	0.695	07/11/2019	-
07/11/2016	0.460	08/11/2017	0.539	08/11/2018	0.665	08/11/2019	-
08/11/2016	0.457	09/11/2017	0.521	09/11/2018	0.650	09/11/2019	-
09/11/2016	0.470	10/11/2017	0.520	10/11/2018	0.649	10/11/2019	-
10/11/2016	0.470	11/11/2017	0.526	11/11/2018	0.637	11/11/2019	-
11/11/2016	0.460	12/11/2017	0.562	12/11/2018	0.638	12/11/2019	-
12/11/2016	0.453	13/11/2017	0.589	13/11/2018	0.633	13/11/2019	-
13/11/2016	0.460	14/11/2017	0.562	14/11/2018	0.610	14/11/2019	-
14/11/2016	0.451	15/11/2017	0.547	15/11/2018	0.590	15/11/2019	-
15/11/2016	0.447	16/11/2017	0.539	16/11/2018	0.598	16/11/2019	-

Registro de niveles de agua en sección de aforo.

Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)	Año (Día)	Nivel (m)
16/11/2016	0.441	17/11/2017	0.543	17/11/2018	0.597	17/11/2019	-
17/11/2016	0.458	18/11/2017	0.590	18/11/2018	0.592	18/11/2019	-
18/11/2016	0.451	19/11/2017	0.602	19/11/2018	0.599	19/11/2019	-
19/11/2016	0.455	20/11/2017	0.589	20/11/2018	0.608	20/11/2019	-
20/11/2016	0.448	21/11/2017	0.546	21/11/2018	0.612	21/11/2019	-
21/11/2016	0.447	22/11/2017	0.538	22/11/2018	0.608	22/11/2019	-
22/11/2016	0.445	23/11/2017	0.529	23/11/2018	0.618	23/11/2019	-
23/11/2016	0.454	24/11/2017	0.606	24/11/2018	0.603	24/11/2019	-
24/11/2016	0.459	25/11/2017	0.605	25/11/2018	0.571	25/11/2019	-
25/11/2016	0.445	26/11/2017	0.575	26/11/2018	0.570	26/11/2019	-
26/11/2016	0.450	27/11/2017	0.570	27/11/2018	0.602	27/11/2019	-
27/11/2016	0.448	28/11/2017	0.713	28/11/2018	0.583	28/11/2019	-
28/11/2016	0.453	29/11/2017	0.834	29/11/2018	0.564	29/11/2019	-
29/11/2016	0.451	30/11/2017	0.781	30/11/2018	0.553	30/11/2019	-
30/11/2016	0.452	01/12/2017	0.817	01/12/2018	0.537	01/12/2019	-
01/12/2016	0.459	02/12/2017	0.744	02/12/2018	0.536	02/12/2019	-
02/12/2016	0.453	03/12/2017	0.697	03/12/2018	0.533	03/12/2019	-
03/12/2016	0.460	04/12/2017	0.638	04/12/2018	0.530	04/12/2019	-
04/12/2016	0.474	05/12/2017	0.617	05/12/2018	0.519	05/12/2019	-
05/12/2016	0.505	06/12/2017	0.605	06/12/2018	0.510	06/12/2019	-
06/12/2016	0.519	07/12/2017	0.590	07/12/2018	0.518	07/12/2019	-
07/12/2016	0.481	08/12/2017	0.576	08/12/2018	0.523	08/12/2019	-
08/12/2016	0.483	09/12/2017	0.591	09/12/2018	0.537	09/12/2019	-
09/12/2016	0.498	10/12/2017	0.611	10/12/2018	0.533	10/12/2019	-
10/12/2016	0.545	11/12/2017	0.580	11/12/2018	0.521	11/12/2019	-
11/12/2016	0.536	12/12/2017	0.558	12/12/2018	0.519	12/12/2019	-
12/12/2016	0.500	13/12/2017	0.549	13/12/2018	0.516	13/12/2019	-
13/12/2016	0.485	14/12/2017	0.560	14/12/2018	0.513	14/12/2019	-
14/12/2016	0.480	15/12/2017	0.565	15/12/2018	0.517	15/12/2019	-
15/12/2016	0.481	16/12/2017	0.586	16/12/2018	0.529	16/12/2019	-
16/12/2016	0.500	17/12/2017	0.569	17/12/2018	0.586	17/12/2019	-
17/12/2016	0.484	18/12/2017	0.596	18/12/2018	0.599	18/12/2019	-
18/12/2016	0.484	19/12/2017	0.645	19/12/2018	0.624	19/12/2019	-
19/12/2016	0.478	20/12/2017	0.671	20/12/2018	0.645	20/12/2019	-
20/12/2016	0.480	21/12/2017	0.692	21/12/2018	0.651	21/12/2019	-
21/12/2016	0.480	22/12/2017	0.741	22/12/2018	0.623	22/12/2019	-
22/12/2016	0.513	23/12/2017	0.759	23/12/2018	0.599	23/12/2019	-
23/12/2016	0.492	24/12/2017	0.770	24/12/2018	0.592	24/12/2019	-
24/12/2016	0.480	25/12/2017	0.796	25/12/2018	0.605	25/12/2019	-
25/12/2016	0.473	26/12/2017	0.819	26/12/2018	0.619	26/12/2019	-
26/12/2016	0.474	27/12/2017	0.805	27/12/2018	0.623	27/12/2019	-
27/12/2016	0.517	28/12/2017	0.906	28/12/2018	0.619	28/12/2019	-
28/12/2016	0.498	29/12/2017	0.876	29/12/2018	0.606	29/12/2019	-
29/12/2016	0.491	30/12/2017	0.827	30/12/2018	0.618	30/12/2019	-
30/12/2016	0.513	31/12/2017	0.980	31/12/2018	0.623	31/12/2019	-
31/12/2016	0.559	01/01/2018	-	01/01/2019	-	01/01/2020	-

Fuente: UNH. EPICH. Dep. de Hidráulica e Hidrología

A3.- Aforos realizados.

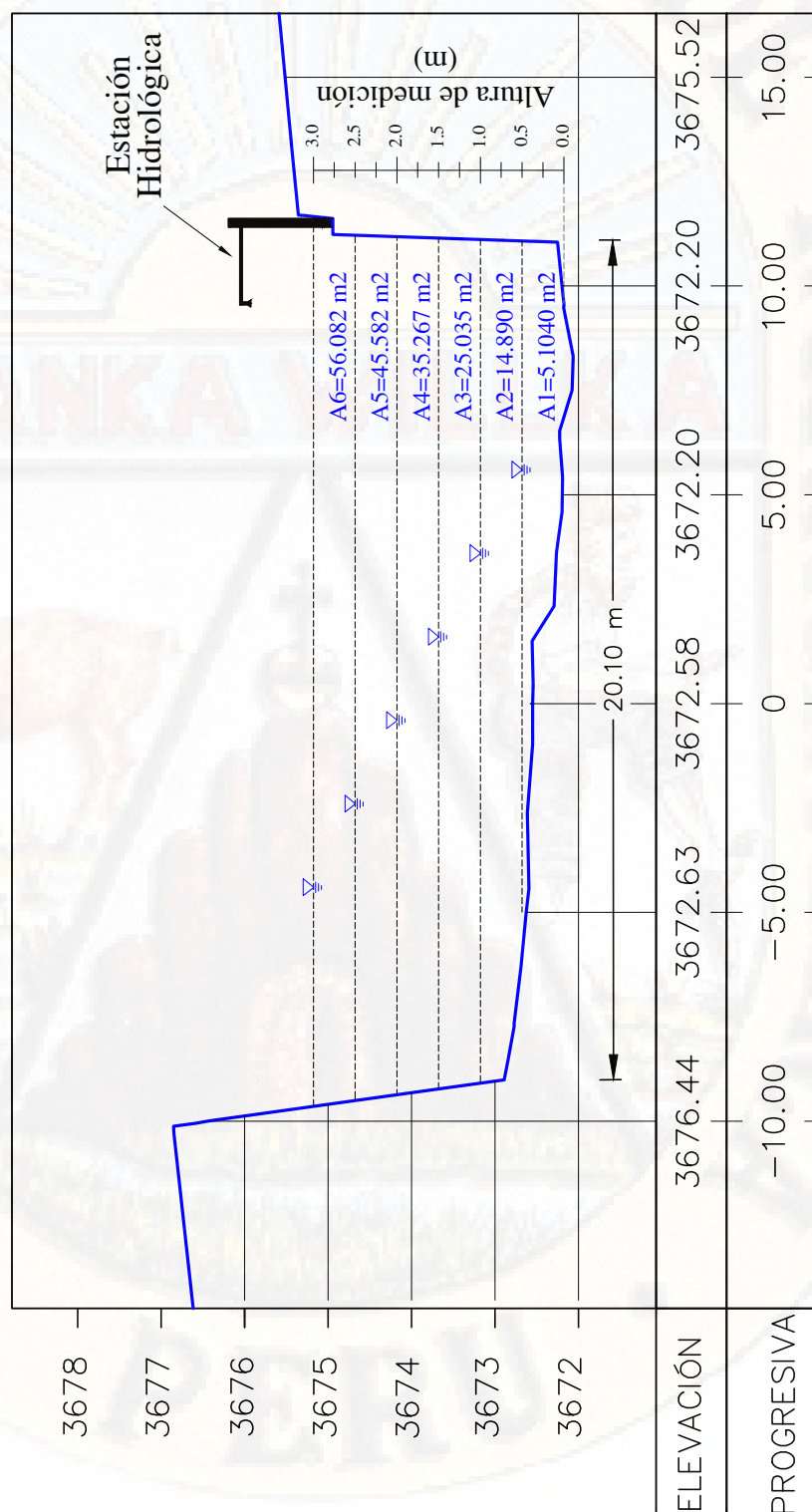
Aforos realizados en la sección transversal del río Ichu, donde se encuentra ubicado la estación hidrológica.

Fecha de medición	Nivel de agua registrado (<i>m</i>)	Área de en sección (<i>m</i> ²)	Equipo de medición	Caudal estimado (<i>m</i> ³ / <i>s</i>)
05/02/2016	0.78	10.45	ADCP M9	6.25
21/04/2016	0.86	12.07	ADCP M9	8.15
27/05/2016	0.59	6.72	Correntometro	2.10
28/02/2017	1.98	35.27	ADCP M9	102.5
17/03/2017	1.25	19.95	ADCP M9	24.50
10/01/2018	1.51	25.25	ADCP M9	43.25
10/03/2018	1.83	31.78	ADCP M9	78.49
01/08/2019	0.50	5.10	Correntometro	1.53

Fuente: Elaboración propia

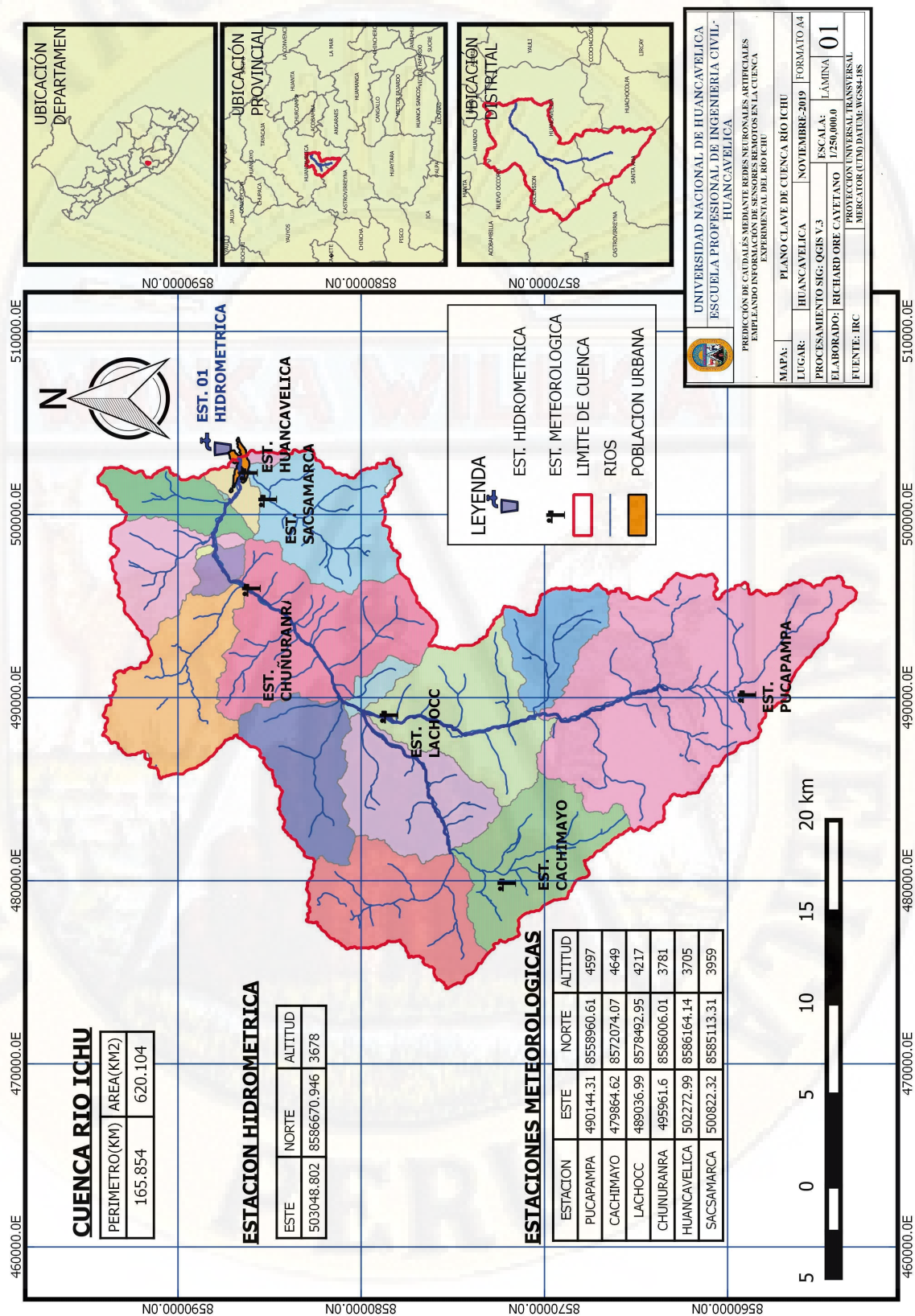
A4.- Sección del transversal del río Ichu en estación hidrológica.

Sección transversal del río Ichu en estación
Hidrológica

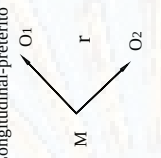


Esc: 1/50
H: 1
V: 2

A5.-Plano clave de la cuenca río Ichu.



A6.- Matriz de consistencia

PREDICCIÓN DE CAUDALES MEDIANTE REDES NEURONALES ARTIFICIALES EMPLEANDO INFORMACIÓN DE SENSORES REMOTOS EN LA CUENCA EXPERIMENTAL DEL RÍO ICHU				
Problema	Objetivos	Marco teórico	Hipótesis	Variables y dimensiones
Problema general: ¿cuáles son los resultados de la predicción de caudales mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu?	Objetivo general: Determinar los resultados de la predicción de caudales mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu.	1. Antecedentes A nivel nacional: - UNA – Puno (2014): Efraín Lujano y otros. “Pronóstico de caudales medios mensuales del río llave usando modelos de redes neuronales artificiales”. - UNALM – Lima (2013): Ricardo Zubietta Barragán. “Modelado hidrológico distribuido de la Cuenca amazónica peruana utilizando Precipitación obtenida por satélite”. - UNALM – Lima (2011): Edwin Pino y otros (2011)” Pronóstico de caudales medios mensuales del río Caplina, aplicando redes neuronales artificiales (RNA) y modelo autorregresivo periódico de primer orden par (1)” - UNALM – Lima (2009): Wilber Laqui Vilca. “Predicción de caudales medios mensuales del río Huancané utilizando modelos de redes neuronales artificiales”. A nivel internacional: - ELSEVIER- Ethiopia (2019): Mulugueta y otros. “Comparison and evaluation of gridded precipitation datasets for streamflow simulation in data scarce watersheds of Ethiopia”. - SEUP - Malasia (2017): Mohamed y otros. “Rainfall-based River Flow Prediction Usin NARX in Malasia”. - UWO - Canadá (2009): MK Akhtar, y otros. “River flow forecasting with artificial neural networks using satellite observed precipitation pre-processed with flow length and travel time information: case study of the Ganges river basin”. 2. Marco teórico referencial: • Predicción Hidrológica • Sensoramiento Remoto • Redes neuronales artificiales	Hipótesis general: La información proveniente de sensores remotos permite obtener resultados favorables en la predicción de caudales mediante un modelo de redes neuronales artificiales en la cuenca experimental del río Ichu. Hipótesis específicas 1. La información proveniente de sensores remotos permite obtener resultados en la predicción de niveles de flujo mediante redes neuronales artificiales en la cuenca experimental del río Ichu. 2. La información proveniente de sensores remotos permite obtener resultados en la predicción de caudales diarios mediante redes neuronales artificiales en la cuenca experimental del río Ichu.	Variable independiente: Información de sensores remotos Mulugueta (2019) Dimensiones: Precipitación remota Variable dependiente: predicción de caudales MK Akhtar (2009) Dimensiones: 1: Niveles de flujo 2: Caudal diario
Problemas específicos: 1. ¿cuáles son los resultados de la predicción de niveles de flujo diario mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu? 2. ¿cuáles son los resultados de predecir caudales a escalada diaria mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu?	Objetivos específicos: 1. Determinar los resultados de la predicción de niveles de flujo diario mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu. 2. Determinar los resultados de la predicción de caudales diarios mediante un modelo red neuronal artificial empleando información de sensores remotos en la cuenca experimental del río Ichu.			Metodología Tipo de investigación: Aplicada Nivel de investigación: Explicativo. Diseño de Investigación: No Experimental Longitudinal-preterito  Donde: M = Muestra O1: variable independiente O2: variable dependiente r = Relación entre las dos variables. Población y Muestra: Población: Niveles de flujo diarios registrados en la estación hidrológica de la cuenca experimental del río Ichu, región Huancavelica. Muestra: Niveles de flujo diarios registrados en la estación hidrológica de la cuenca experimental del río Ichu, región Huancavelica. Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos Técnicas: conjunto de reglas y procedimientos que permiten al investigador establecer la relación con el objeto o sujeto de la investigación. -La observación: Notas de campo. -La medición: Aforo con equipo ADCP M9, aforo con correntómetro digital, sección de río Ichu. -Descargas: Datos de Sensores remotos (TRMM, GPM, CHIRP, PISCO) -Registros: Precipitación (UNH) -Registros: Niveles (Estación Hvca) Instrumentos: Mecanismo que usa el investigador para recolectar y registrar los datos. - Instrumentos meteorológicos, perfilador acústico M9, correntómetro digital. Técnicas Estadísticas de Análisis y Procesamiento de Datos Las Medidas de Tendencia Central, de Dispersión y Forma. Prueba de hipótesis: Coeficiente de eficiencia Nash. Para la significatividad de la prueba se utilizará t de Pearson.

A7.-Panel fotográfico.



(a) Est. Cachimayo



(b) Est. Lachoc

Visita a estaciones meteorológicas de la Universidad Nacional de Huancavelica.



Visita a estación hidrológica de la Universidad Nacional de Huancavelica.



Medición de la geometría y sección del río Ichu en estación hidrológica.



Medición de la geometría y sección del río Ichu en estación hidrológica.

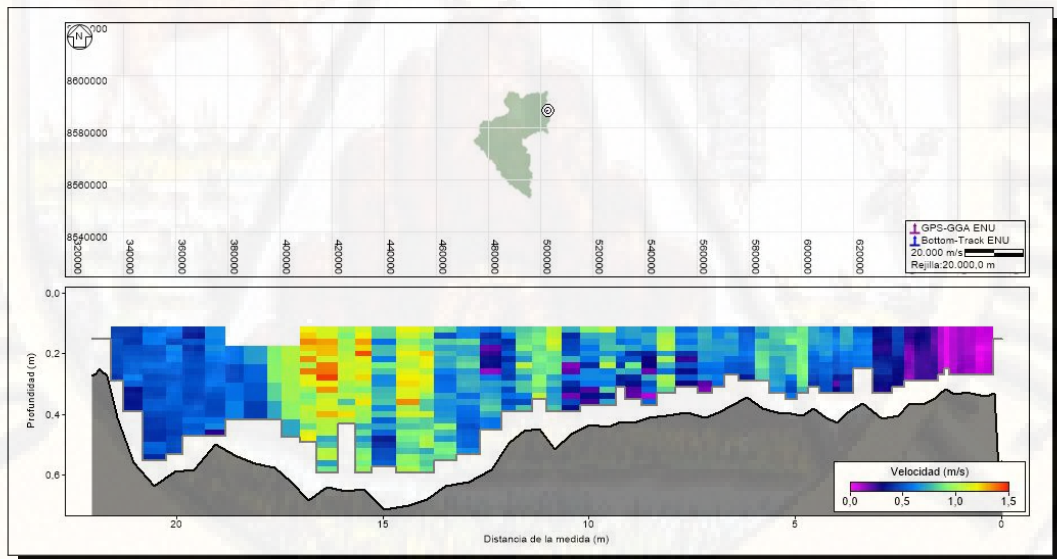


(c) Medición



(d) ADCP M9

Aforo con equipo ADCP M9 en sección del río Ichu, donde se encuentra instalada la estación hidrológica - UNH.



Gráfica en tiempo real de foro con equipo ADCP M9 en sección del río Ichu, donde se encuentra instalada la estación hidrológica - UNH.



Aforo con equipo correntómetro digital en sección del río Ichu donde se encuentra instalada estación hidrológica - UNH.



(e) Aforo ADCP y Correntometro



(f) Velocidad

(e) Aforo con equipo correntómetro digital y ADCP M9, en sección del río Ichu donde se encuentra instalada estación hidrológica - UNH. (f) Visualización digital de velocidad en pantalla de correntometro.