UNIVERSIDAD NACIONAL DANIEL ALCIDES CARRION

FACULTAD DE INGENIERIA

ESCUELA DE FORMACION PROFESIONAL DE INGENIERIA CIVIL



TESIS

Redes neuronales artificiales como herramienta para la corrección del

sesgo de la precipitación mensual estimada por satélite en la

Intercuenca Alto Huallaga

Para optar el título profesional de:

Ingeniero Civil

Autor: Bach. Grover Giovanni PALACIOS PAYTAN

Asesor: Mg. Julio Alejandro MARCELO AMES

Cerro de Pasco – Perú – 2022

UNIVERSIDAD NACIONAL DANIEL ALCIDES CARRION

FACULTAD DE INGENIERIA

ESCUELA DE FORMACION PROFESIONAL DE INGENIERIA CIVIL



TESIS

Redes neuronales artificiales como herramienta para la corrección del

sesgo de la precipitación mensual estimada por satélite en la

Intercuenca Alto Huallaga

Sustentada y aprobada ante los miembros del jurado:

Mg. Vicente Cesar DAVILA CORDOVA PRESIDENTE Mg. Luis Villar REQUIS CARBAJAL MIEMBRO

Mg. Pedro YARASCA CORDOVA MIEMBRO

DEDICATORIA

A mis padres por el apoyo constante en cada etapa de mi vida.

A Dios por permitirme seguir avanzando en la vida.

AGRADECIMIENTO

Mi agradecimiento a la Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión, mi alma máter, en cuyas aulas realicé mi formación profesional y conocí a grandes profesionales que me motivaron a seguir adelante.

RESUMEN

En la investigación se obtienen modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales para la corrección de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (producto 3B43V7) y GPM (producto 3IMERGV05), en la cuenca aguas arriba de la Estación Hidrométrica San Rafael, ubicada dentro de la Intercuenca Alto Huallaga. Para el análisis se utilizó información del SENAMHI de 3 estaciones meteorológicas (Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael), con sus correspondientes estaciones virtuales TRMM y GPM. Se evalúa la calidad de la precipitación satelital antes y después de la corrección con los modelos propuestos mediante estimadores de bondad de ajuste y se da una mayor relevancia al coeficiente de Nash-Sutcliffe debido a su amplio uso en hidrología. Los resultados indican que se obtienen mejoras en todos los indicadores de bondad de ajuste empleados, es así que para el satélite TRMM a nivel puntual el coeficiente de Nash para la Estación Cerro de Pasco pasa de 0.57 a 0.71, para la Estación Yanahuanca pasa de 0.55 a 0.66, para la Estación San Rafael pasa de 0.09 a 0.70 y a nivel areal pasa de 0.56 a 0.75; para el satélite GPM a nivel puntual el coeficiente de Nash para la Estación Cerro de Pasco pasa de 0.44 a 0.81, para la Estación Yanahuanca pasa de 0.56 a 0.92, para la Estación San Rafael pasa de -0.13 a 0.73 y a nivel areal pasa de 0.47 a 0.81. Se concluye que los modelos propuestos mejoran la calidad de la precipitación satelital a valores adecuados para su uso.

Palabras clave:

Redes neuronales artificiales, precipitación mensual, TRMM, GPM, Intercuenca Alto Huallaga.

ABSTRACT

In the investigation, metaheuristic models based on artificial neural networks are obtained for the correction of the monthly precipitation estimated by the TRMM satellites (product 3B43V7) and GPM (product 3IMERGV05), in the upstream basin of the San Rafael Hydrometric Station, located within Intercuenca Alto Huallaga. For the analysis, information from SENAMHI from 3 meteorological stations (Cerro de Pasco, Yanahuanca and San Rafael) was used, with their corresponding virtual stations TRMM and GPM. The quality of the satellite precipitation is evaluated before and after the correction with the proposed models using goodness of fit estimators and a greater relevance is given to the Nash-Sutcliffe coefficient due to its wide use in hydrology. The results indicate that improvements are obtained in all the goodness of fit indicators used, so for the TRMM satellite at a specific level the Nash coefficient for the Cerro de Pasco Station goes from 0.57 to 0.71, for the Yanahuanca Station it goes from 0.55 to 0.66, for the San Rafael Station it goes from 0.09 to 0.70 and at the areal level it goes from 0.56 to 0.75; for the GPM satellite at the punctual level the Nash coefficient for the Cerro de Pasco Station goes from 0.44 to 0.81, for the Yanahuanca Station it goes from 0.56 to 0.92, for the San Rafael Station it goes from -0.13 to 0.73 and at the areal level it goes from 0.47 to 0.81. It is concluded that the proposed models improve the quality of satellite precipitation to adequate values for its use.

Keywords:

Artificial neural networks, monthly precipitation, TRMM, GPM, Intercuenca Alto Huallaga.

INTRODUCCIÓN

La precipitación es un componente principal del ciclo hidrológico, por lo cual es fundamental su estudio para comprender su variabilidad espacial y temporal, para esto es necesario contar con datos que posean una extensión y precisión adecuada.

La variabilidad temporal de la precipitación influye en múltiples actividades humanas, sobre todo en la gestión y manejo de los recursos hídricos, la prevención de inundaciones y sequías, la planificación y operación de actividades agrícolas, la generación hidroeléctrica y el abastecimiento de agua a la población humana (Aguirre Bortoni, Vargas Tristán, Gutiérrez Lozano, Fernández Villarreal, & Treviño Carreón, 2011).

En la actualidad entre los métodos usados para la medición de la precipitación se tienen el pluviómetro, los radares meteorológicos y los satélites meteorológicos, recientemente estos últimos han adquirido gran popularidad debido a la libre disponibilidad de varios productos satelitales, además de las ventajas que poseen frente a métodos tradicionales.

El mayor problema en el Perú, y en muchos países en desarrollo, es la disponibilidad de información hidrometeorológica confiable y suficiente, principalmente precipitación. Según el ANA, las redes hidrometeorológicas disponibles se encuentran en un estado de mantenimiento variable en función de varios factores. La densidad y número de estaciones existentes es insuficiente en el marco a nivel nacional. Similares condiciones tenemos en términos de información edafológica y de vegetación, información que se requiere para una evaluación hidrológica (García Quijano & Bolzicco).

La Región de Pasco también presenta este problema por lo cual contar con información adecuada se hace una necesidad, en la actualidad existen productos satelitales de precipitación, como los obtenidos de los satélites TRMM y GPM que son de libre disponibilidad, debido a esto se han realizado múltiples investigaciones en

V

muchos lugares del mundo a fin de validar los datos obtenidos de esta forma, además existen estudios realizados en zonas de montaña y en zonas andinas los cuales arrojan resultados insatisfactorios por lo cual se recomienda un tipo de corrección para los datos obtenidos en estos lugares, y de esta manera aprovechar algunas de sus ventajas con respecto a los métodos tradicionales como puede ser la cobertura global y la información continua que nos ofrecen.

Diversos estudios emplean variadas formas de corrección para la información de la precipitación satelital, en Perú, Lujano y Oscar (2013) en la cuenca del rio Huancané, propusieron la corrección de la precipitación obtenida del satélite TRMM mediante redes neuronales artificiales logrando resultados muy alentadores ya que se consiguieron mejoras significativas en las pruebas de bondad de ajuste efectuadas.

Las redes neuronales se han empleado en la solución de problemas que involucran modelos lineales y no lineales obteniendo muy buenos resultados, razón por la cual la presente investigación propone la corrección de los productos de precipitación satelital TRMM y GPM por este método.

La finalidad del presente estudio es diseñar modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales que servirán como herramientas para corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) en la cuenca aguas arriba de la Estación Hidrométrica San Rafael, ubicada dentro de la Intercuenca Alto Huallaga, para esto se evalúa la calidad de la precipitación satelital de forma puntual y areal, antes y después de la corrección con los modelos propuestos, con el propósito de contar con información dentro de los rangos aceptables para su uso en el campo hidrológico e hidrometeorológico y de esta manera aprovechar la información que los satélites nos brindan.

Para el desarrollo de la presente investigación se seleccionaron las estaciones meteorológicas con mayor cantidad de datos disponibles en el periodo 1998 – 2016 en el área de influencia de la zona de estudio, las estaciones empleadas son: la Estación Cerro de Pasco. Estación Yanahuanca y Estación San Rafael, con el fin de evaluar la calidad de la precipitación satelital se determina la bondad de ajuste con respecto a la precipitación obtenida por pluviómetros, esto se realiza por medio de indicadores estadísticos como son: el coeficiente de correlación (r), coeficiente de determinación (r2), Estadístico RSR, Criterio de Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y porcentaje Bias (PBIAS), se da una mayor importancia a la prueba de Nash-Sutcliffe ya que es una de las pruebas más empleadas en hidrología.

La presente investigación está estructurada de la siguiente manera:

- CAPÍTULO I: PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA, en donde se realizó el planteamiento y formulación del problema así como los objetivos general y específicos, justificación, importancia, alcances y limitaciones del trabajo de investigación.
- CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO, en donde se establecen los antecedentes, las bases teóricas, definición de terminología clave, hipótesis general y especificas e identificación de variables.
- CAPÍTULO III: METODOLOGÍA, en donde se describe el tipo y diseño de la investigación, las características de la zona, técnicas e instrumentos de recolección de datos, técnicas de procesamiento y análisis de datos, se determinan pruebas para evaluar la bondad de ajuste y se diseñan los modelos de redes neuronales artificiales capaces de corregir el sesgo de la precipitación satelital en la zona de estudio.

 CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN, en donde se describen y analizan los resultados, se contrastan las hipótesis planteadas y se realiza la discusión de resultados.

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA
AGRADECIMIENTO
RESUMEN
INTRODUCCIÓN
ÍNDICE GENERAL
ÍNDICE DE FIGURAS
ÍNDICE DE TABLAS
ÍNDICE DE ANEXOS

CAPÍTULO I

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

Determinación del problema	.1
Delimitación de la investigación	.3
1.2.1.Delimitación espacial	.3
1.2.2.Delimitación temporal	.3
Formulación del problema	.4
1.3.1.Problema principal	.4
1.3.2.Problemas específicos	.4
Objetivos	.5
1.4.1. Objetivo general	.5
1.4.2. Objetivos específicos.	.5
Justificación del problema	.6
Importancia y alcances de la investigación	.9
Limitaciones	.9
	Determinación del problema Delimitación de la investigación 1.2.1.Delimitación espacial 1.2.2.Delimitación temporal Formulación del problema 1.3.1.Problema principal. 1.3.2.Problemas específicos Objetivos 1.4.1. Objetivo general. 1.4.2. Objetivos específicos Justificación del problema Importancia y alcances de la investigación Limitaciones

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1.	Antecedentes	.11
	2.1.1.Antecedentes a nivel nacional	.11
	2.1.2. Antecedentes a nivel internacional	.12
2.2.	Bases teórico – científicas	.14
	2.2.1.Precipitación	.14
	2.2.2.Pluviómetros	.15
	2.2.3. Radar meteorológico	.28

	2.2.4. Satélites meteorológicos	.29
	2.2.5.La misión de medición de lluvias tropicales (Tropical Rainfall Measuring Mission o TRMM)	.38
	2.2.6.La misión de medición de precipitación global (Global Precipitation Measurements o GPM)	.43
	2.2.7.Redes neuronales artificiales	.48
2.3.	Definición de términos	.72
2.4.	Hipótesis: genéricos y específicos	.74
	2.4.1. Hipótesis general	.74
	2.4.2. Hipótesis específicas	.74
2.5.	Identificación de variables	.75
	2.5.1.Variable independiente	.75
	2.5.2. Variables dependientes	.75
	2.5.3.Variable interviniente	.76
2.6.	Definición operacional de variables e indicadores	.76

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1.	Tipo de investigación	77
3.2.	Nivel de investigación	77
3.3.	Método de investigación	78
3.4.	Diseño de investigación	78
3.5.	Población y muestra	79
	3.5.1. Población	79
	3.5.2. Muestra	79
3.6.	Técnicas e instrumentos de recolección de datos	80
	3.6.1. Información cartográfica	80
	3.6.2. Información meteorológica	80
	3.6.3. Adquisición de datos meteorológicos	81
3.7.	Técnicas de procesamiento y análisis de datos	86
	3.7.1. Relleno de datos faltantes	88
	3.7.2. Análisis de consistencia de los datos	88
	3.7.3. Cálculo de la precipitación media areal mensual	92
	3.7.4. Metodología empleada	95
	3.7.5. Características generales de la zona de estudio	96
	3.7.6. Pruebas para evaluar la bondad de ajuste	101
	3.7.7. Diseño del modelo de red neuronal	106

3.8.	Tratamiento estadístico	11	1
------	-------------------------	----	---

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1.	Descripción del trabajo de campo	113
4.2.	Resultados de la investigación	114
4.3.	Contrastación de hipótesis	130
4.4.	Discusión de resultados	134

CONCLUSIONES RECOMENDACIONES REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA ANEXOS

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Pluviómetro estándar del U.S. National Weather Service, las partes indicadas
son recipiente cilíndrico (a), embudo colector (b) y tubo medidor (c)16
Figura 2. Esquema de funcionamiento de radar meteorológico
Figura 3. Elementos del proceso de teledetección. (A. Fuente de energía o iluminación,
B. Radiación y la atmósfera., C. Interacción con el objeto, D. Detección de energía por
el sensor, E. Transmisión, recepción y procesamiento, F. Interpretación y análisis, G.
Aplicación)
Figura 4. Signaturas espectrales típicas de distintas cubiertas32
Figura 5. Organización de datos en una imagen digital
Figura 6. Niveles de la nube y partículas de agua que contribuyen a la precipitación
desde la base, principio básico de los algoritmos de inversión para el cálculo de la lluvia.
Figura 7. Representación del satélite TRMM y de los sensores que posee42
Figura 8. Conjunto de Satélites que conforman el GPM44
Figura 9. Elementos de la neurona biológica
Figura 10. Funciones de activación habituales (se han omitido algunas constantes)53
Figura 11. Modelo genérico de neurona artificial53
Figura 12. Modelo de neurona artificial estándar
Figura 13. Equivalencia entre los componentes de las neuronas biológicas y los de las
neuronas artificiales
Figura 14. Clasificación de redes neuronales artificiales
Figura 15. Ejemplos de arquitecturas de redes neuronales artificiales57
Figura 16. Tipos de regiones de decisión en el perceptrón
Figura 17. Arquitectura del Perceptrón Multicapa
Figura 18. Ejemplo representativo de una forma de la superficie de error donde w
representa los posibles valores de la matriz de pesos de la red
Figura 19. Errores de entrenamiento y validación durante el proceso de entrenamiento
de la red neuronal
Figura 20. Periodo y longitud de la información pluviométrica histórica de las estaciones
meteorológicas seleccionadas
Figura 21. Vista de presentación de la Plataforma Giovanni

Figura 22. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3B43 V7 del
satélite TRMM para la Estación Cerro de Pasco, periodo 1998 – 201684
Figura 23. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3B43 V7 del
satélite TRMM para la Estación Yanahuanca, periodo 1998 – 2016
Figura 24. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3B43 V7 del
satélite TRMM para la Estación San Rafael, periodo 1998 – 2016
Figura 25. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3IMERGM
V05 del satélite GPM para la Estación Cerro de Pasco, periodo abril 2014 – diciembre
2016
Figura 26. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3IMERGM
V05 del satélite GPM para la Estación Yanahuanca, periodo abril 2014 – diciembre 2016.
Figura 27. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3IMERGM
V05 del satélite GPM para la Estación San Rafael, periodo abril 2014 – diciembre 2016.
Figura 28. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Cerro
de Pasco del periodo 1998-2016
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitacion total mensual de la Estacion Yanahuanca del periodo 1998-2014.
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. S9 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°).
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). 93 Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). 93 Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera
 Figura 29. Hidrograma del registro de precipitacion total mensual de la Estacion Yanahuanca del periodo 1998-2014
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitacion total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). 93 Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del GPM (0.1° x 0.1°). 94 Figura 33. Ubicación hidrográfica del área de estudio.
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San 89 Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). 93 Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del GPM (0.1° x 0.1°). 94 Figura 33. Ubicación hidrográfica del área de estudio. 98 Figura 34. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación 98
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitacion total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014.
 Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera el centroide de la cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera el centroide de la cuadricula del GPM (0.1° x 0.1°). Polígonos de Thiessen y cuadricula del área de estudio. 94 Figura 33. Ubicación hidrográfica del área de estudio. 98 Figura 34. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 - 2016.
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014
Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. 89 Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. 90 Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). 93 Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del GPM (0.1° x 0.1°). 94 Figura 33. Ubicación hidrográfica del área de estudio. 98 Figura 34. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 - 2016. 116 Figura 35. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 - 2014. 116 Figura 36. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación

Figura 37. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 - diciembre Figura 38. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 - diciembre 2016. 119 Figura 39. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación San Rafael SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016....119 Figura 40. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y TRMM corregida con RNA (azul), periodo 1998 -Figura 41. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y TRMM corregida con RNA (azul), periodo 1998 - 2014. Figura 42. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación San Rafael SENAMHI (rojo) y TRMM corregida con RNA (azul), periodo 1998 – 2016. 122 Figura 43. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y GPM corregida con RNA (azul), periodo abril 2014 Figura 44. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y GPM corregida con RNA (azul), periodo abril 2014 -Figura 45. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación San Rafael SENAMHI (rojo) y GPM corregida con RNA (azul), periodo abril 2014 -Figura 46. Histograma de comparación de la precipitación media areal mensual de las estaciones SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 - 2016.....126 Figura 47. Histograma de comparación de la precipitación media areal mensual de las estaciones del SENAMHI (rojo) y TRMM corregidas con RNA (azul), periodo 1998 – Figura 48. Comparación de la precipitación media areal mensual de las estaciones SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016. 128

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Densidad mínima recomendada de estaciones pluviométricas
Tabla 2 Resumen de los sistemas de observación de la lluvia 38
Tabla 3 Características comparativas de los satélites TRMM y GPM45
Tabla 4 Comparativa de productos producidos por los algoritmos IMERG y TMPA47
Tabla 5 Ubicación de las estaciones meteorológicas del SENAMHI 80
Tabla 6 Ubicación de las estaciones satelitales TRMM 81
Tabla 7 Ubicación de las estaciones satelitales GPM
Tabla 8 Análisis de consistencia en la media91
Tabla 9 Análisis de consistencia en la desviación estándar91
Tabla 10 Ubicación de la Estación Hidrométrica San Rafael 96
Tabla 11 Parámetros geomorfológicos de la cuenca en estudio 99
Tabla 12 Subcuenca y Microcuenca según Distritos de la Cuenca Alto Huallaga 100
Tabla 13 Criterios de evaluación de desempeño para los modelos de cuencas y
campos103
Tabla 14 Calificaciones de rendimiento general para las estadísticas recomendadas para
un período de tiempo mensual105
Tabla 15 Valores referenciales del criterio de Nash-Sutcliffe
Tabla 16 Partición de los datos del satélite TRMM para los procesos de entrenamiento,
validación y prueba107
Tabla 17 Partición de los datos del satélite GPM para los procesos de entrenamiento,
validación y prueba107
Tabla 18 Arquitecturas de los modelos de RNA para la corrección de la precipitación
del TRMM
Tabla 19 Arquitecturas de los modelos de RNA para la corrección de la precipitación
del GPM108
Tabla 20 Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del TRMM
sin corrección117
Tabla 21 Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del GPM
sin corrección120
Tabla 22 Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del TRMM
corregida

Tabla 23 Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del GPM
corregida125
Fabla 24 Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación media areal
nensual del TRMM sin corregir y corregida mediante RNA127
Fabla 25 Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación media areal
nensual del GPM sin corregir y corregida mediante RNA129

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A: Modelo creado con la aplicación ModelBuilder del Software ArcGIS para la obtención de los parámetros geomorfológicos de la Cuenca de estudio.

Anexo B: Datos de precipitación mensual de las estaciones meteorológicas del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI).

Anexo C: Datos de precipitación del satélite artificial TRMM (Producto 3B43 V7)

Anexo D: Datos de precipitación del satélite artificial GPM (Producto 3IMERGM V05)

Anexo E: Datos completados de las Estaciones Meteorológicas del SENAMHI

Anexo F: Análisis de consistencia de los datos de las estaciones meteorológicas -Análisis Doble Masa

Anexo G: Análisis de consistencia de los datos de las estaciones meteorológicas – Análisis Estadístico

Anexo H: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones SENAMHI).

Anexo I: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones TRMM sin corregir).

Anexo J: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones GPM sin corregir)

Anexo K: Aplicación de Redes Neuronales en la corrección de datos meteorológicos estimados por el Satélite TRMM con el Software Alyuda NeuroIntelligence 2.2.

Anexo L: Aplicación de Redes Neuronales en la corrección de datos meteorológicos estimados por el Satélite GPM con el Software Alyuda NeuroIntelligence 2.2.

Anexo M: Datos completados con redes neuronales artificiales Estación Yanahuanca periodo enero 2015 – diciembre 2016

Anexo N: Datos de precipitación del satélite TRMM corregidos con redes neuronales artificiales

Anexo O: Datos de precipitación del satélite GPM corregidos con redes neuronales artificiales

Anexo P: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones TRMM corregidas)

Anexo Q: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones GPM corregidas)

CAPÍTULO I

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Determinación del problema

En la actualidad los productos de los satélites meteorológicos se han convertido en una fuente valiosa para estimar la precipitación y su uso se ha extendido debido a la libre disponibilidad de varios de estos, además ofrecen varias ventajas respecto a los métodos conocidos, pero por tratarse de una forma de medición indirecta posee errores que deben ser evaluados y corregidos de ser necesario.

De acuerdo a Nikolopoulos et al., (2010) y Semire et al., (2012) "La lluvia estimada por satélite está sujeta a diversos errores debido a problemas instrumentales, naturaleza del sistema de medición, simplificaciones teóricas, relación no lineal entre la variable observada y la lluvia, entre otras razones" (Ramos Fernández, 2013, pág. 70)

Si bien es cierto varios estudios realizados en diferentes zonas del mundo han validado los datos obtenidos de productos satelitales, también es cierto que estudios realizados en zonas de montaña muestran demasiado error con respecto a la precipitación registrada por pluviómetros por lo cual es necesario la corrección de estos datos antes de su uso.

En los últimos tiempos las redes neuronales artificiales se han convertido en una herramienta muy empleada debido a la versatilidad que poseen para aprender modelos lineales y no lineales, además de los buenos resultados obtenidos en investigaciones referidas a series de tiempo, especialmente las redes tipo perceptrón multicapa, por lo cual se puede considerar adecuado su uso para corregir la precipitación satelital.

De acuerdo al Compendio de los Recursos Hídricos Superficiales de Pasco (ANA, 2012), en el Departamento de Pasco existen pocas estaciones meteorológicas, gran parte de ellas inoperativas, además varias estaciones poseen pocos datos y otras presentan vacíos en sus registros, esto se hace presente en la zona hidrográfica a la que pertenece el Departamento de Pasco que es la Intercuenca Alto Huallaga, por esta razón realizar ciertos estudios se hace imposible, la presente investigación abarca la parte alta de ésta que es la cuenca ubicada aguas arriba de la Estación Hidrométrica San Rafael.

Existen varias investigaciones realizadas en diversas partes del mundo para determinar la validez de la precipitación estimada por satélite, en las cuales se evalúan diversos productos satelitales, también se proponen algunos métodos para corregir el sesgo que está presenta en ciertas regiones, pero hasta el momento no existe una forma estandarizada para solucionar este problema, debido principalmente a la variabilidad de la precipitación entre zonas con características diferentes.

Existen investigaciones como las realizadas por Condom, Rau y Espinoza (2010) y también por Scheel y otros (2011) en zonas de montaña de los Andes peruanos que han demostrado que los datos obtenidos por satélite presentan sesgos importantes en estas zonas, por lo cual deben corregirse con información obtenida por pluviómetros antes de emplearse. Una investigación reciente realizada por Lujano y Oscar (2013) en la cuenca del rio Huancané de la Región Hidrográfica del Titicaca del Departamento de Puno, en la cual efectuó la validación y corrección de la precipitación obtenida por medio del satélite TRMM con redes neuronales artificiales expuso resultados muy alentadores ya que se obtuvieron mejoras significativas en las pruebas de bondad de ajuste efectuadas.

Este trabajo de investigación busca evaluar el sesgo o error de la precipitación estimada por satélite con respecto a la precipitación registrada por pluviómetros a través de pruebas estadísticas y obtener modelos basados en redes neuronales artificiales capaces de reducir este error a valores aceptables para su utilización en el manejo y gestión de los recursos hídricos y en diversas aplicaciones en la hidrología y meteorología.

1.2. Delimitación de la investigación

1.2.1. Delimitación espacial

La investigación se realiza en la zona hidrográfica a la que pertenece el Departamento de Pasco que es la Intercuenca Alto Huallaga, el alcance específico es la cuenca ubicada aguas arriba de la Estación Hidrométrica San Rafael, la cuenca materia de estudio abarca partes de las Provincias de Pasco y Daniel Alcides Carrión del Departamento de Pasco.

1.2.2. Delimitación temporal

La investigación emplea datos de precipitaciones mensuales de los años 1998 a 2016 tanto del SENAMHI como de los satélites artificiales TRMM y GPM, en el caso del satélite GPM los datos que se emplean abarcan el periodo de abril de 2014 a diciembre de 2016. Se emplean las estaciones con mayor cantidad de datos disponibles que son las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael.

1.3. Formulación del problema

1.3.1. Problema principal.

¿Son las redes neuronales artificiales una herramienta adecuada para la corrección del sesgo de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) en la Intercuenca Alto Huallaga?

1.3.2. Problemas específicos.

 ¿Cuál es la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7), en la Intercuenca Alto Huallaga?

2) ¿Cuál es la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM
(Producto 3IMERGM V05), en la Intercuenca Alto Huallaga?

3) ¿Cuál es la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7), corregida con los modelos propuestos de redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga?

4) ¿Cuál es la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), corregida con los modelos propuestos de redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga?

5) ¿Cuál es la calidad de la precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite TRMM (Producto 3B43 V7), antes y después de la corrección con redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga?
6) ¿Cuál es la calidad de la precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), antes y

después de la corrección con redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga?

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general.

Diseñar modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales para la corrección del sesgo de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) en la Intercuenca Alto Huallaga.

1.4.2. Objetivos específicos.

 Evaluar la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7) en la Intercuenca Alto Huallaga.

 Evaluar la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), en la Intercuenca Alto Huallaga.

 Evaluar la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7), corregida con los modelos propuestos de redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.

 4) Evaluar la calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), corregida con los modelos propuestos de redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.

5) Evaluar la calidad de la precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite TRMM (Producto 3B43 V7), antes y después de la corrección con redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.
6) Evaluar la calidad de la precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), antes y

después de la corrección con redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.

1.5. Justificación del problema

a) Justificación teórica

Actualmente en los países en desarrollo como Perú existe una baja densidad de estaciones meteorológicas, esto se puede apreciar en el Departamento de Pasco en donde según el Compendio de los Recursos Hídricos Superficiales de Pasco elaborado por la ANA (2012), el SENAMHI en el 2009 reportó que el Perú necesita 4280 estaciones y en el año 2012 solo se cubría el 3% de esta cantidad. En el Departamento de Pasco existen 63 estaciones meteorológicas y 01 estación hidrométrica de las cuales solo 5 funcionan, todas de tipo meteorológicas y la única estación hidrométrica de la región es la denominada Ulpamayo, que realiza la medición de las aguas del rio Mantaro.

En el área de estudio solamente existen 3 estaciones meteorológicas en funcionamiento y con datos extensos capaces de brindarnos información necesaria para la presente investigación, los datos empleados corresponden al periodo 1998-2016, dos de estas tres estaciones poseen datos en este rango, estas son la Estación Cerro de Pasco y la Estación San Rafael, sin embargo la estación Yanahuanca solo tiene datos en el periodo 1998-2014. El problema que representa la falta de estaciones sumado a la escasez y vacíos en los registros de precipitación existentes en la zona de estudio hace necesario contar con una alternativa que nos permita tener datos de fuentes complementarias como son los satélites artificiales razón por la cual se hace necesaria la investigación, en la que se plantea modelos que son validados con información existente con el fin de garantizar su eficiencia.

El avance de la ciencia nos permite disponer de otros medios como son los satélites artificiales para incrementar los conocimientos referentes al clima y sus componentes, en este caso la precipitación y es por eso que es necesario conocer la calidad de esta información para poder obtener el máximo beneficio posible y aprovechar sus ventajas, en este caso nos permitirán obtener un registro continuo de datos y de escala global que son características de los datos obtenidos por estos medios.

La presente investigación permitirá conocer la calidad de los productos de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) tanto de forma puntual como areal en el área investigada, esto es importante porque permite contrastar los resultados obtenidos por otras investigaciones como los de Condom, Rau y Espinoza (2010), Scheel y otros (2011), que refieren que las precipitaciones obtenidas por este medio en zonas de montañas andinas requieren corrección al presentar sesgos importantes. Además la investigación plantea el uso de redes neuronales artificiales como herramienta para la corrección de la precipitación satelital TRMM y GPM lo cual nos permitirá comprobar los resultados obtenidos por Lujano y Oscar (2013) quienes en su investigación emplearon esta herramienta para la corrección de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM en la cuenca del rio Huancané, de la Región Hidrográfica del Titicaca en el Departamento de Puno, obteniendo resultados satisfactorios.

Las redes neuronales artificiales se han convertido en una potente herramienta para la solución de problemas lineales y no lineales, su uso en series de tiempo ha dado muy buenos resultado en diversas investigaciones, en la presente investigación se plantea su uso como corrector debido a la flexibilidad que poseen.

b) Justificación práctica

La presente investigación servirá para conocer la calidad de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05), además permite obtener modelos basados en redes neuronales artificiales que corrigen el sesgo o error presente, a valores aceptables.

La investigación puede servir para la gestión y manejo de los recursos hídricos, aplicaciones hidrológicas, medidas de prevención entre otras aplicaciones.

La investigación puede servir para el relleno de datos mensuales faltantes como se realizó con la Estación Yanahuanca de la que se obtuvieron los datos del periodo de enero del 2015 a diciembre del 2016.

La investigación beneficiara a los profesionales involucrados con el recurso hídrico ya que permite contar con un medio alterno para obtener datos de precipitación mensual, fortaleciendo la capacidad de la obtención de datos para una mejor comprensión de la variabilidad espacial y temporal de la precipitación.

c) Justicia Metodológica

La investigación permite obtener modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales que sirven como instrumentos para corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) a valores aceptables para su uso, estos son válidos para el área de influencia de la cuenca aguas arriba de la estación Hidrométrica San Rafael, ubicada en la zona hidrográfica a la que pertenece el Departamento de Pasco que es la Intercuenca Alto Huallaga. Los modelos creados fueron validados por medio de pruebas de bondad de ajuste las cuales son: el coeficiente de correlación (r), coeficiente de determinación (r²), Eficiencia de Nash Sutcliffe (NSE), el coeficiente PBIAS y el estadístico RSR, a fin de garantizar su eficiencia.

1.6. Importancia y alcances de la investigación

Mediante la presente investigación se puede conocer la calidad de los productos de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) en la zona de estudio y de esta forma contrastar investigaciones realizadas en zonas con características similares que indican la presencia de errores importantes en esta forma de medición, además se obtienen modelos basados en redes neuronales artificiales para corregir la precipitación satelital a valores aceptables.

Los resultados sirven para determinar si los modelos creados corrigen de manera satisfactoria la precipitación satelital, además esta investigación beneficiara a profesionales involucrados con el recurso hídrico ya que fortalecerá la capacidad de obtención de datos de precipitación a nivel mensual al poder contar con un método alterno que nos ofrezca valores dentro de los rangos aceptables.

La investigación se realiza en la zona hidrográfica a la que pertenece el Departamento de Pasco que es la Intercuenca Alto Huallaga, en específico el alcance es el área de influencia de la cuenca aguas arriba de la estación Hidrométrica San Rafael y los modelos obtenidos son válidos solamente para precipitaciones mensuales de los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05).

1.7. Limitaciones

Las limitaciones encontradas durante el desarrollo de la investigación fueron la baja cantidad de estaciones meteorológicas y los escasos registros de precipitación que existen en la zona de estudio, razón por la cual se emplearon las estaciones con mayor cantidad de datos disponibles entre los años 1998-2016. Además en la zona de estudio no existen investigaciones relacionadas a la problemática que se pretende estudiar, por lo que se tuvo que tomar como referencia estudios realizados en las zonas montañosas y andinas en el Perú y en el mundo.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes

2.1.1. Antecedentes a nivel nacional

Condom, Rau y Espinoza (2010) en su trabajo de investigación "Correction of TRMM 3B43 monthly precipitation dataover the mountainous areas of Peru duringthe period 1998–2007" (Corrección de los datos de la precipitación mensual TRMM 3B43 sobre las zonas montañosas del Perú durante el período 1998–2007), evaluaron el comportamiento espacial y temporal de la precipitación sobre las zonas de montaña de los Andes peruanos, para lo cual analizaron los registros mensuales de precipitación in situ y del satélite TRMM (Producto 3B43) en el periodo 1998-2007, los cuales fueron comparados en regiones ubicadas sobre los 3000 msnm. Concluyendo que en cada región analizada la confiabilidad de los registros TRMM es variable, debido al sesgo presente, por este motivo proponen dos modelos estadísticos para la corrección de los datos del TRMM, uno aditivo y otro multiplicativo. Scheel y otros (2011) en su investigacion "Evaluation of TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA) performance in the Central Andes region and its dependency on spatial and temporal resolution" (Evaluación del rendimiento del Análisis de precipitación multisatélite TRMM (TMPA) en la región de los Andes centrales y su dependencia de la resolución espacial y temporal), realizaron investigaciones en los Andes centrales (Cuzco y La Paz) con el fin de evaluar la capacidad de los productos del TRMM en estos lugares concluyendo que estos no son buenos reemplazantes de la precipitación diaria observada porque presentan grandes sesgos por lo cual se debe tener precaución en el empleo de los productos del TRMM en el modelamiento hidrológico.

Lujano y Oscar (2013) en su trabajo de investigación "Validación y Corrección de la Precipitación estimada por Satélite TRMM aplicando Redes Neuronales Artificiales", realizaron un análisis en la cuenca del Rio Huancané, de la Región Hidrográfica del Titicaca para verificar la calidad de la información del producto mensual 3B43 proporcionada por el satélite TRMM y proponen una metodología de corrección basada en redes neuronales artificiales, para lo cual utilizan datos de precipitación de 7 estaciones del SENAMHI en el periodo 1998-2010, concluyendo que existen mejoras significativas en relación a los datos originales sin corregir, las cuales se observan en las pruebas de bondad realizadas, entre ellas el coeficiente de determinación y de Nash, tanto a nivel puntual como a nivel espacial.

2.1.2. Antecedentes a nivel internacional

Ramos Fernández (2013), para optar el grado de Doctor sustentó en la Universidad Politécnica de Valencia; la tesis "Estudio de la utilidad de la lluvia estimada de satélite en la modelación hidrológica distribuida", en la que evaluó dos productos estimados por satélite (PERSIANN y PERSIANN - CCS) en la cuenca del río Júcar que desemboca en el mar Mediterráneo, el relieve está formado por cadenas de montañas del sistema Ibérico, una meseta continental y una llanura costera, para conocer el error se comparó los productos satelitales con información hidrometeorológica con base en tierra. Los resultados muestran correlación aceptable a escala anual, menos aceptable a escala mensual y pobre a escala diaria, en invierno esta correlación es más débil a escala diaria mientras que en verano ocurre lo contrario, por lo general los productos de PERSIANN sobrevaloran la lluvia, por el contrario los productos PERSIANN - CCS subestiman la lluvia a diferentes escalas, se considera que estas diferencias se deben a características climáticas y fisiográficas de la zona, en este trabajo se realiza una calibración con el modelo hidrológico TETIS con lo cual se obtiene un rendimiento de eficiencia de Nash y del estadístico RSR de "insatisfactorio" con PERSIANN y "satisfactorio" con PERSIANN - CCS.

Castro Loayza (2014), para optar el título de Ingeniero Civil sustentó en la Universidad de Cuenca; la tesis "Evaluación de Imágenes Satelitales de Precipitaciones (TRMM 3B43 mensual) en Región Costa, Sierra y Oriente del Ecuador", en el cual evaluó el producto de precipitación 3B43 utilizando series de datos de catorce pluviómetros del INAMHI distribuidos en la Costa, Sierra y Oriente del Ecuador entre 1998-2010. Los resultados arrojan que la precipitación del producto 3B43 es representada de mejor manera en la región Costa y Oriente que en la región andina.

Asimismo Cabrera Atiencia (2016), para optar el título de Ingeniero Civil sustentó en la Universidad de Cuenca; la tesis "Evaluación de imágenes satelitales de precipitaciones GPM (Global Precipitation Measurement) a escala mensual para el Azuay", en esta se evalúa las estimaciones de precipitación mensual del satélite GPM utilizando datos de diez pluviómetros de los observatorios ecohidrológicos del Centro de Hidrología y Clima del Departamento de Recursos Hídricos y Ciencias Ambientales (iDRHiCA) en la provincia del Azuay y el período es de abril del 2014 a enero del 2015. Según los resultados existe una buena estimación de la precipitación, a excepción de dos pluviómetros, existe una mejora en la estimación de la precipitación por satélite en comparación de investigaciones realizadas con su antecesor (TRMM), además se presentan mejores resultados en precipitaciones bajas.

Diversos autores como Santa Cruz R. y Corrêa (2017), Sánchez Anzola (2015), Ruelas Santoyo y Laguna González (2013), Mercado Polo, Pedraza Caballero y Martínez Gómez (2015), entre otros realizaron trabajos de investigación relacionados con el empleo de redes neuronales en series de tiempo en diversos campos de estudio, obteniendo muy buenos resultados.

2.2. Bases teórico - científicas

En este apartado se presenta la fundamentación teórica-científica del conocimiento que se ha utilizado en la presente investigación.

2.2.1. Precipitación

Se denomina de esta manera a los productos provenientes de la condensación del vapor de agua de la atmosfera, la cual cae en estado líquido (lluvia) o solido (nieve o granizo).

La presente investigación trata sobre la precipitación pluvial o lluvia que es la precipitación liquida a la cual para fines prácticos en este trabajo se le denominará simplemente como precipitación. De acuerdo a UNESCO y ROSTLAC (1982), para evaluar la precipitación es necesario estudiar y analizar las siguientes características:

- Errores en su medida
- Consistencia y ajuste de las estadísticas
- Ampliación de los registros
- Evaluación de la precipitación espacial
- Régimen pluviométrico de un lugar, zona o región.

Medidas de la precipitación

Tradicionalmente la medición de la precipitación se ha realizado a través de pluviómetros, contando con una variedad de estos, pero debido al avance de la tecnología hoy en día se cuentan con otros medios para realizar dicha medida como son los radares meteorológicos y más recientemente los satélites artificiales.

2.2.2. Pluviómetros

Se considera el instrumento más confiable para recoger y medir la precipitación, es un recipiente de paredes verticales abierto en la parte superior la cual se encarga de recibir el agua proveniente de la lluvia y conecta a un embudo que desemboca en un tubo graduado en el cual se mide la lluvia caída.

El U.S. National Weather Service establece un pluviómetro estándar con medidas específicas, las cuales son: un colector de con un diámetro de 8" y una altura de 24", un tubo medidor que tiene un área transversal que es un décimo del colector, de forma que 1 mm de lluvia llenará el tubo en 10 mm. En caso de la caída de nieve se quitan el embudo y el tubo para luego verter la nieve recolectada pero ya fundida en el tubo medidor (Chereque Morán, 1989, pág. 17). La figura 1 muestra las partes y dimensiones del pluviómetro estándar.



Figura 1. Pluviómetro estándar del U.S. National Weather Service, las partes indicadas son recipiente cilíndrico (a), embudo colector (b) y tubo medidor (c). **Fuente:** Chereque Morán (1989)

2.2.2.1. Metodología de análisis pluviométrico

A. Estimación de registros faltantes

a) Estimación de Registros diarios y mensuales faltantes

• Método del U.S. National Weather Service

Puede ser empleado para hallar valores mensuales o anuales faltantes, consiste en ponderar los valores observados en una cantidad W, igual al reciproco del cuadrado de la distancia (D) entre cada estación vecina y la estación A. Es recomendable emplear cuatro estaciones auxiliares que sean las más cercanas de forma que queden localizadas en los cuadrantes que limitan unos ejes coordenados que pasan por la estación incompleta. La lluvia buscada P_x sera igual a (Campos Aranda, 1992):

$$Px = \sum (Pi . Wi) / \sum Wi$$

En donde:

Pi = precipitación observada para la fecha de la faltante, en las estaciones auxiliares circundantes (pueden ser como mínimo 2), en milímetros.
Wi = 1/Di², siendo Di la distancia entre cada estación circundante y la estación incompleta, en Km.
• Método racional deductivo

Cuando no existen estaciones cercanas alrededor de la estación incompleta o estas no cuentan con información de los datos mensuales faltantes, se estima el dato faltante por un promedio aritmético de los valores en el registro histórico para ese mes, esto se acepta si el dato faltante es solo un año o máximo dos y este promedio debe realizarse con un mínimo de 10 datos (años) como mínimo o 20 años si los datos mensuales faltantes son dos. En caso el registro de precipitaciones mensuales existiesen uno o más años incompletos se puede estimar los datos mensuales faltantes (como máximo once), a través del promedio de los años completos. El método racional deductivo consta de los siguientes pasos (Campos Aranda, 1992): Paso 1).- Se efectúa la suma de precipitaciones mensuales en todos los años completos y se obtiene la lluvia mensual promedio.

Paso 2).- Se calculan para todos los años completos los porcentajes mensuales de precipitación, los que serán igual a la lluvia mensual entre el promedio mensual calculado en el paso anterior y por 100. Al sumar los porcentajes calculados y obtener su promedio deberán de obtenerse 1200 y 100, respectivamente.

Paso 3).- Todos los porcentajes mensuales correspondientes a cada uno de los doce meses se suman y se divide tal suma entre el número de años completos, esto es, se calcula el porcentaje promedio que se denomina Sj, con j variando de 1 a 12, uno para enero y doce para diciembre.

Paso 4).- El método acepta la hipótesis que considera que los meses desconocidos tendrán un porcentaje igual al porcentaje promedio (Sj). Se designan las variables siguientes:

i = cada uno de los meses desconocidos, como máximo pueden ser once.

Pi = precipitación mensual desconocida en cada año incompleto, en milímetros.

 \sum Si = Suma de los porcentajes promedio de los meses cuya precipitación se desconoce, en porcentaje.

 $\sum P$ = Suma de las precipitaciones mensuales conocidas en los años incompletos, en milímetros.

Si = porcentaje promedio asignado a cada uno de los meses desconocidos o faltantes.

De acuerdo a las variables anteriores se puede establecer la siguiente proporción:

$$\frac{\mathrm{Pi}}{\mathrm{Si}} = \frac{\sum \mathrm{P}}{1200 - \sum \mathrm{Si}}$$

Por lo cual:

$$\mathrm{Pi} = \left(\frac{\Sigma \mathrm{P}}{1200 - \Sigma \mathrm{Si}}\right) \,\mathrm{Si}$$

La expresión entre paréntesis es una cantidad constante para cada año incompleto, por lo que finalmente se tiene:

$$Pi = K \times Si$$

b) Estimación de registros anuales faltantes

• Método de la relación normalizada

Este método es recomendable para deducir datos faltantes a nivel mensual o anual, utilizando registros de precipitación de estaciones cercanas auxiliares a la estación base. La deducción de datos faltantes en este método se hace aplicando dos criterios (Torres Martínez, Brandebourger, Mora, & Mahlknecht, 2017): -Si la precipitación media anual (Nx) de la estación base está dentro de un 10% de las precipitaciones medias anuales de las estaciones auxiliares, el dato faltante se calculan como el "simple promedio aritmético" de las precipitaciones de las estaciones auxiliares para el período faltante.

-Si la precipitación media anual (Nx) de la estación base difiere en una o más de las estaciones auxiliares más del 10% de su media anual, se recomienda usar la fórmula de relación normalizada siguiente:

$$Px = \frac{1}{3} \left(\frac{N_X}{N_1} P_1 + \frac{N_X}{N_2} P_2 + \frac{N_X}{N_3} P_3 \right)$$

Donde:

 P_X = dato de precipitación por deducir para la estación base en el periodo faltante (mm).

 P_1 , P_2 , P_3 = precipitaciones registradas en las estaciones auxiliares 1,2 y 3 para el mismo periodo faltante (mm).

Nx = precipitación media anual (o media mensual) en la estación base (mm).

 N_1 , N_2 , N_3 = precipitaciones medias anuales de las estaciones auxiliares (mm).

• Correlación

Es un estadístico que brinda información de la dirección o sentido y la cercanía o fuerza entre dos variables, este estadístico solo tiene sentido si la relación es de tipo lineal, de no ser así solo indicaría la falta de relación lineal y no la presencia de alguna relación, por esta razón generalmente este estadístico es definido como un instrumento que mide el grado de asociación lineal entre dos variables. (Lahura, 2003)

$$Correl(X,Y) = r = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2\sum(y-\bar{y})^2}}$$

Donde:

 $\bar{x} \in \bar{y}$ son medias de los grupos de datos

x e y son datos de cada grupo

B. Análisis de Registros Mensuales

B.1. Análisis de Consistencia de la Información Pluviométrica

El análisis de consistencia de la información hidrometeorológica es una técnica que permite detectar, identificar, cuantificar, corregir y eliminar los errores sistemáticos de la no homogeneidad e inconsistencia de una serie hidrometeorológica. Antes de proceder a efectuar el Modelamiento Matemático de cualquier serie hidrometeorológica es necesario efectuar el análisis de consistencia respectivo a fin de obtener una serie homogénea, consistente y confiable. El análisis de consistencia se realiza con tres métodos, tales como son (Bernabé Orellano, Pineda Quispe, Alanoca Vilca, & Collantes Mondragón, 2010):

- Análisis visual de hidrogramas.
- Análisis de doble masa.
- Análisis estadístico.

a) Análisis visual gráfico

Se obtiene ploteando en coordenadas cartesianas la información hidrológica histórica, ubicándose en las ordenadas, los valores de la serie y en las abscisas el tiempo (años, meses, días, etc).

Este grafico sirve para analizar la consistencia de la información hidrológica en forma visual, e indicar el periodo o periodos en los cuales la información es dudosa, lo cual se puede reflejar como "picos" muy altos o valores muy bajos, saltos y/o tendencias, los mismos que deberán comprobarse, si son fenómenos naturales que efectivamente han ocurrido, o si son producto de errores sistemáticos.

b) Análisis doble masa

Este análisis se utiliza para tener una cierta confiabilidad en la información, así como también para analizar la consistencia en lo relacionado a errores, que pueden producirse durante la obtención de los mismos, y no para una corrección a partir de la recta doble masa.

c) Análisis estadístico

Después de obtener de los gráficos construidos para el análisis visual y de los de doble masa, los periodos de posible corrección, y los periodos de datos que se mantendrán con sus valores originales, se procede al análisis estadístico de saltos, tanto en la media como en la desviación estándar. (Villón Béjar, Hidrología Estadística, 2005)

Análisis de Saltos

- Consistencia de la Media

Este análisis estadístico consiste en probar, mediante la prueba t (prueba de hipótesis), si los valores medios de las submuestras, son estadísticamente iguales o diferentes con una probabilidad del 95% o con 5% de nivel de significación, de la siguiente manera:

• Se determina la t calculada (t_c):

$$t_c = \frac{(\overline{x}_1 - \overline{x}_2) - (\mu_1 - \mu_2)}{S_{\overline{d}}}$$

Siendo:

 $(\overline{x}_1, \overline{x}_2)$ = Media de los periodos 1 y 2 respectivamente S₁(x), S₂(x)

= Desviación estándar periodos 1 y 2 respectivamente $n = n_1 + n_2 = Tamaño de la muestra$

Además: $\mu_1 - \mu_2 = 0$ (por hipótesis de medias iguales)

Además:

$$S_{\overline{d}} = S_p \left[\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right]^{\overline{2}}$$

$$S_{p} = \left[\frac{(n_{1} - 1)S_{1}^{2} + (n_{2} - 1)S_{2}^{2}}{n_{1} + n_{2} - 2}\right]^{\frac{1}{2}}$$

 $S_{\overline{d}}$ = desviación de las diferencias de los promedios S_p = desviación estándar ponderada.

• Se determina la t tabular (t_t):

El valor crítico de t se obtiene de la tabla t de Student, con una probabilidad al 95%, o con un nivel de significación del 5%, es decir con $\alpha/2=0.025$ y con grados de libertad v = $n_1 + n_2 - 2$.

• Comparación del t_c con el t_t:

Si $|t_c| \le t_t (95\%) \rightarrow \overline{x}_1 = \overline{x}_2$ (estadísticamente); no se debe realizar corrección.

Si $|t_c| > t_t$ (95%) $\rightarrow \overline{x}_1 \neq \overline{x}_2$ (estadísticamente); se debe realizar corrección.

- Consistencia de la Desviación Estándar

Consiste en probar, mediante la prueba F, si los valores de las desviaciones estándar de las submuestras son estadísticamente iguales o diferentes, con un 95% de probabilidad o con un 5% de nivel de significación, de la siguiente forma: • Calculo del F calculado (F_c):

$$F_{c} = \frac{S_{1}^{2}(x)}{S_{2}^{2}(x)}, \text{ si } S_{1}^{2}(x) > S_{2}^{2}(x)$$
$$F_{c} = \frac{S_{2}^{2}(x)}{S_{1}^{2}(x)}, \text{ si } S_{2}^{2}(x) > S_{1}^{2}(x)$$

Siendo: $S_1^2(x) y S_2^2(x)$ las varianzas del periodo 1 y 2 respectivamente.

• Calculo del F tabular (F_t):

Se obtiene de las tablas F, para una probabilidad del 95%, es decir, con un nivel de significación α =0.05 y los grados de libertad se determinan según:

Si:
$$S_1^2(x) > S_2^2(x) \to G.L.N. = n_1 - 1, G.L.D. = n_2 - 1$$

Si: $S_2^2(x) > S_1^2(x) \to G.L.N. = n_2-1, G.L.D. = n_1-1$

Donde:

G.L.N. = grados de libertad del numerador.

G.L.D. = grados de libertad del denominador.

• Comparación del Fc con el Ft:

Si Fc \leq Ft (95%) \rightarrow S₁(x) = S₂(x) (estadísticamente)

Si Fc > Ft (95%) \rightarrow S₁(x) \neq S₂(x) (estadísticamente), por lo que se

debe corregir.

Corrección de los datos:

Se realiza mediante las siguientes ecuaciones:

$$X'_{(t)} = \frac{x_t - \overline{x}_1}{S_1(x)} \cdot S_2(x) + \overline{x}_2$$
$$X'_{(t)} = \frac{x_t - \overline{x}_2}{S_2(x)} \cdot S_1(x) + \overline{x}_1$$

Donde:

 $X'_{(t)}$ = valor corregido de saltos

 $X_t = valor a ser corregido$

Análisis de Tendencias

Luego de realizar el análisis de saltos, y realizadas las correcciones si fueran necesarias, se procede con el análisis de tendencias, la tendencia se puede definir como el cambio gradual que experimenta una variable a lo largo del tiempo, en el presente estudio la variable es la precipitación mensual. Existen varios métodos para determinar la tendencia en una serie temporal, en la presente investigación se emplea el Test de Mann Kendall.

- Test Mann Kendall

La prueba de MK, también llamada prueba de Kendall tau por Mann (1945) y Kendall (1975), es la prueba no paramétrica basada en el rango para evaluar la importancia de una tendencia, y ha sido ampliamente utilizado en detección de tendencia en estudios hidrológicos.

La hipótesis nula H₀: No existe una tendencia en la serie { X_i , i = 1,2,...,n}. La hipótesis alternativa es Ha: Hay una tendencia en la serie.

El estadístico S de Tau de Kendall se define como sigue (Yue, Pilon, Phinney, & Cavadias, 2002):

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} signo(x_j - x_i)$$

Donde el Xj son los valores de datos secuenciales, n es la longitud del conjunto de datos, y:

$$signo (\theta) = \begin{cases} 1, & si \ \theta > 0 \\ 0, & si \ \theta = 0 \\ -1, & si \ \theta < 0 \end{cases}$$

Siendo $X_j - X_i = \theta$

Mann (1945) y Kendall (1975) han documentado que cuando $n \ge 8$, la estadística S es aproximadamente normal distribuido con la media y la varianza de la siguiente manera:

E(S) = 0

$$Var(S) = \frac{1}{18} \left[n(n-1)(2n+5) - \sum_{m=1}^{n} t_m m (m-1)(2m+5) \right]$$

Donde t_m es el número de vínculos de grado m. La prueba estadística estandarizada Z se calcula:

$$Z = \begin{cases} \frac{S-1}{\sqrt{Var(S)}}, & si S > 0\\ 0, & si S = 0\\ \frac{S+1}{\sqrt{Var(S)}}, & si S < 0 \end{cases}$$

El valor de probabilidad P de la estadística S de MK para datos de la muestra se puede estimar usando la función de distribución acumulativa normal como:

$$P = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{Z} e^{-t^2/2} dt$$

C. Métodos para determinar los valores medios de la cuenca

El volumen que cae sobre un área determinada es de fundamental importancia en hidrología y para poder determinarlo es necesario conocer la precipitación media existente en ese lugar, para el cálculo de la precipitación media existen tres métodos de uso generalizado, los cuales son: el método aritmético, método de polígonos de Thiessen y método de las isoyetas.

a) Método del promedio aritmético

Este método considera la precipitación media como el promedio aritmético de los datos de alturas de precipitación de las estaciones en estudio.

$$\overline{h}_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{h}_{pi}$$

Donde:

h_p es la altura de precipitación media,

 $h_{\text{pi}}\,\text{es}$ la altura de precipitación registrada en la estación i y

n es el número de estaciones bajo análisis.

b) Polígonos de Thiessen

El cálculo de la precipitación media por este método se realiza de la siguiente manera:

Se trazan líneas que unen las estaciones más próximas entre sí, con lo cual se forman triángulos de los cuales se trazan sus medianas, los puntos de unión de las mediatrices vendrán a ser los vértices de los polígonos de Thiessen, de tal forma que este polígono y el parteaguas es el área de influencia de la estación que encierra, el promedio ponderado de la precipitación para el área de toda la cuenca se determina como la sumatoria de la precipitación en cada estación por el área del polígono que la encierra, dividida por el área de la cuenca.

$$\overline{h}_p = \frac{1}{A_T} \sum_{i=1}^n A_i \mathbf{h}_{pi}$$

Donde A_i es el área de influencia de la estación i y A_T es el área total de la cuenca.

Debido a que una vez hallados los porcentajes de áreas que participan para cada estación, estos se mantienen constantes, este método es fácil de usar para distintos periodos, por esta razón se utilizó este método en la investigación.

c) Método de las isoyetas

Consiste en trazar curvas de nivel a partir de las precipitaciones registradas en las estaciones, estas curvas se denominan isoyetas. La precipitación media se calcula como la suma del área entre cada dos isoyetas y el parteaguas de la cuenca A'_i por la precipitación promedio entre las dos isoyetas, \overline{h}_{pi} y todo esto se divide entre el área total.

$$\overline{h}_p = \frac{1}{A_T} \sum_{i=1}^{n'} (\overline{h}_{pi} A'_i)$$

Donde n' es el número de áreas A_i consideradas.

El método más simple es el de promedio aritmético y de estos tres métodos se considera como el más exacto el método de las isoyetas.

D. Red pluviométrica

La Guía de Prácticas Hidrológicas (OMM-N°168, 1994) recomienda una cantidad mínima de estaciones que pueden cubrir un área determinada, dependiendo de las características que posea esta área, esta se muestra en la tabla 1.

Unidad fisiográficas	Densidades mínimas por estación (superficie en km² por estación)		
	Sin registro *	Con registro **	
Zonas costeras	900	9000	
Zonas montañosas	250	2500	
Llanuras interiores	575	5750	
Zonas escarpadas/ondulantes	575	5750	
Pequeñas islas	25	250	
Zonas urbanas		10 a 20	
Zonas polares y áridas	10000	100000	

Tabla 1Densidad mínima recomendada de estaciones pluviométricas

*: Compuesto por pluviómetros ordinarios

**: Compuesto por pluviómetros registradores

Fuente: Organización Meteorológica Mundial (OMM-N°168, 1994)

2.2.3. Radar meteorológico

Las mediciones de la precipitación realizadas con radar tienen como fundamento que los radares envían energía a los objetos en forma de radiación, esta es absorbida, disipada y buena parte reflejada por la lluvia, cristales de hielo o granizo, la parte reflejada regresa a la antena para su procesamiento, la distancia del radar al objeto se determina por el tiempo entre el envío y recepción de la energía electromagnética. (Pardo Gómez & Martínez Rodríguez, 2012)

Debido a la forma de operar del radar podemos determinar el desplazamiento y la posición de las zonas de precipitación. Según las características del radar se pueden alcanzar una distancia de 40 a 200 kilómetros, estas características son la potencia de salida, el haz de antena y la sensibilidad del receptor. (OMM-N°168, 1994)

Por tratarse de un tipo de medición indirecta es necesaria la calibración con información pluviométrica ya que existen varios factores complejos. El funcionamiento de este tipo de radar se muestra en la figura 2.



Figura 2. Esquema de funcionamiento de radar meteorológico. **Fuente:** Calheiros (1982) citado por Pardo Gómez y Martínez Rodríguez (2012).

2.2.4. Satélites meteorológicos

Los satélites meteorológicos son un tipo de satélites artificiales empleados principalmente para para la supervisión del tiempo atmosférico y el clima de la Tierra, poseen sensores que miden la radiación procedente del objeto y dependiendo del tipo de sensor y rango de frecuencias de la radiación medida es posible relacionar esta radiación con variables meteorológicas como temperatura, precipitación, viento u otras, por lo tanto se puede realizar estimaciones de estas.

Los satélites artificiales poseen sensores capaces de captar el flujo de radiación de los objetos por medio de la teledetección que es la técnica que permite obtener información a distancia de los objetos con lo cual se pueden adquirir imágenes de la superficie terrestre, que puede ser a causa de la reflexión de la energía solar o de un haz energético artificial, o por la emisión de ésta del objeto, el flujo de radiación puede ser de tres tipos:

- Radiación solar reflejada por los objetos (luz visible e infrarrojo reflejado)
- Radiación terrestre emitida por los objetos (infrarrojo térmico)
- Radiación emitida por el sensor y reflejada por los objetos (radar)

Las técnicas basadas en los dos primeros se conocen teledetección pasiva, porque los sensores no emiten radiación alguna, reciben la radiación propia de los objetos, mientras la última se conoce como teledetección activa, porque en este caso los sensores emiten radiación que es reflejada por el objeto, se trata esencialmente del radar. Los tipos de radiaciones empleadas en ambos son electromagnéticas.



Figura 3. Elementos del proceso de teledetección. (A. Fuente de energía o iluminación, B. Radiación y la atmósfera., C. Interacción con el objeto, D. Detección de energía por el sensor, E. Transmisión, recepción y procesamiento, F. Interpretación y análisis, G. Aplicación).

Fuente: Esparza Gil (2013)

A. Tipos de satélites artificiales

De acuerdo a su órbita los satélites meteorológicos se dividen principalmente en satélites de órbitas terrestres bajas y geoestacionarias.

a) Satélites de órbita terrestre baja (LEO - low earth orbit)

Suelen tener una altura entre 500 y 2000 kilómetros sobre la superficie de la Tierra, no permanecen estáticos ya que realizan movimientos circulares o ligeramente excéntricos que van en dirección Norte a Sur, mientras la Tierra lo hace de Oeste a Este, por ser de órbita baja tienen la ventaja de que la resolución espacial es mayor con respecto a otros satélites de mayor altura.

Estos satélites de acuerdo a su órbita se pueden clasificar en polar y no polar, los satélites de órbita polar son aquellos en los que el ángulo formado por el plano orbital con el plano ecuatorial es aproximadamente 90°, ofrecen una cobertura global, pero solo realizan una o dos mediciones diarias por sensor,

mientras más grande sea el tamaño del barrido más alta será la resolución temporal, en cambio los satélites de órbita no polar son aquellos en los que sus planos orbitales están inclinados con respecto al plano ecuatorial, esta inclinación es con el fin de que el movimiento de estos satélites se encuentre sincronizado con el sol y pueda pasar por el mismo lugar a la misma hora, debido a la inclinación estos satélites no llegan a cubrir la totalidad del planeta, no pudiendo recopilar datos de la parte de los polos, son de cobertura no global, realizan menos de una medición diaria, mientras más grande sea el tamaño del barrido más alta será la resolución temporal. Los satélites TRMM y GPM pertenecen a este tipo.

b) Satélites geoestacionarios o geosincrónicos:

Giran a una altura aproximada de 36000 km sobre la tierra, sus orbitas son ecuatoriales, giran a la misma velocidad que lo hace la tierra por lo que parece que no se mueven, debido a esto se mantiene fijos en una posición pudiendo realizar múltiples observaciones al día de la superficie de la tierra que cubren, estos satélites poseen cobertura espacial limitada, es decir la resolución temporal está en función de la velocidad de escaneo del instrumento y el área que se pretende escanear, por lo que se necesitan varios satélites para lograr una cobertura total de la tierra. En la actualidad la mayoría de satélites meteorológicos son de este tipo ya que permiten hacer un seguimiento de los cambios climáticos y ambientales.

B. Procesamiento de la información en los sensores

Los sensores presentes en las estaciones artificiales poseen una serie de detectores, cada uno de ellos capaces de captar longitudes de onda de un cierto intervalo provenientes de la radiación electromagnética de un cuerpo, cualquier objeto con una temperatura superior al cero absoluto radia energía, cada detector genera una imagen o banda distinta, que son tomadas en simultaneo, los canales o

bandas son zonas o regiones ubicadas en distintas zonas del espectro electromagnético con los cuales se trabajan, estos permiten obtener una imagen del objeto a través de la cantidad de radiación absorbida, al conjunto de estas bandas se le denomina imágenes multiespectrales, cada conjunto de datos se toman para cada pixel o porción del terreno, con lo cual se puede reconstruir la curva espectral de esta porción del terreno, la curva espectral denominada también firma espectral o signatura espectral es la forma en que cada objeto de la superficie terrestre refleja o emite la radiación electromagnética.

En la actualidad se vienen desarrollando sensores hiperespectrales, con un elevado número de detectores estos son capaces de producir imágenes tomadas en muchos intervalos de longitudes de onda, debido a esto se puede reconstruir de una manera más exacta la curva espectral de cada porción de terreno.



Figura 4. Signaturas espectrales típicas de distintas cubiertas. **Fuente:** Chuvieco (1996)

C. Imágenes de Satélite

La información captada en forma de imagen por los sensores del satélite se obtiene mediante la transformación de la intensidad de radicación de los objetos en valores numéricos denominados Niveles Digitales (ND), es decir el valor del nivel digital para cada pixel depende de la intensidad de radiancia proveniente del objeto, además este valor define el color del pixel, es un número entero y puede ser una intensidad luminosa que designe un color o un nivel de gris, normalmente el rango de valores del nivel digital esta de 0 a 255 (256 valores) donde 0 indica que no existe radiación y 255 expresa el valor más alto de ésta.

Las imágenes provenientes del satélite artificial están formada por un conjunto de matrices una por cada canal o banda del sensor, las cuales están en 3 dimensiones, dos correspondientes a las coordenadas geográficas y una indica su dimensión espectral, cada una de estas matrices están conformadas por pixeles donde cada pixel puede tomar generalmente valores de 0 a 255, según la intensidad de la radiación detectada, este tipo de representación es comúnmente conocido como imagen ráster.

Los sensores de los satélites artificiales poseen la capacidad de discriminar la imagen percibida por medio de la radiación de los objetos, es decir separar las imágenes por particularidades que reciben el nombre de resoluciones, las cuales determinan las características de la imagen digital final, estas son:

- Resolución espacial, esta define el tamaño del pixel que es la unidad más pequeña distinguida en una imagen digital medida por un sensor.
- Resolución temporal, Indica el tiempo que demora en pasar el satélite por el mismo sitio, es decir el intervalo de tiempo entre imágenes obtenidas.
- Resolución espectral, Se refiere a la capacidad del sensor de poder discriminar bandas espectrales y los intervalos de longitudes de onda o ancho que estas poseen, es decir es la cantidad de bandas que puede detectar el sensor.
- Resolución radiométrica, Capacidad de detectar la radiación proveniente de los objetos, numero de intervalos que puede captar el sensor, indica el número máximo de niveles digitales de la imagen (rango dinámico), expresa el número

de valores que son posibles, así por ejemplo con 8 bits, el rango de valores va de 0 a 255.



Figura 5. Organización de datos en una imagen digital. **Fuente:** Chuvieco (1996)

D. Observación de la lluvia por satélite

Las técnicas empleadas para la estimación de precipitación por satélite pueden ser divididas en las de sensores visibles (VIS) e infrarrojos (IR), técnicas basadas en microondas activas y pasivas (MW), técnicas que fusionan información de sensores en el infrarrojo y microondas y recientemente las de radar que utilizan un sensor activo.

La lluvia estimada por satélite depende principalmente de las características y propiedades de las nubes y de los hidrometeoros grandes en su interior.

a) Técnicas en el espectro visible (VIS) e infrarrojo (IR)

Para las técnicas en el VIS/IR las nubes son opacas por lo cual solo se puede detectarse la cima o tope, no existe penetración, es indirecta, se evalúa la precipitación que cae de la base a partir del análisis de la radiación de la superficie de la cima o tope de la nube, la lluvia que se producirá se puede relacionar con el brillo de esta superficie o su equivalente en temperatura. Los principios que emplean los algoritmos que se usan para determinar la precipitación por satélite son que en la región del espectro visible (VIS) el brillo de la nube indica el grosor de la misma y este grosor es un indicador de la lluvia y en la región del infrarrojo térmico (IR) la temperatura del tope o cima de la nube es un indicador de la altura de la nube y las nubes más altas y más frías son las más gruesas con más probabilidad de ocasionar lluvia, pero las relaciones antes planteadas no son totalmente ciertas ya que para el primer caso no tobas las nubes que son brillantes producen lluvia y para el segundo no todas las nubes frías producen precipitaciones y estas no solo caen de nubes frías. (OMM, 2000, pág. 82)

b) Técnicas con sensores pasivos de microondas (PMW)

La energía de longitud de onda de las microondas al ser mucho más largas que las VIS/IR, permiten que la radiación penetre en las nubes y los radiómetros puedan distinguir entre la nubosidad que puede generar precipitación con la que no la genera de acuerdo a las partículas de hielo y gotas grandes de lluvia detectadas.

Los hidrometeoros presente en las nubes tienen una mayor relación con los sensores PMW que con los VIS/IR, motivo por el cual buena parte de estudios de algoritmos para determinar la cantidad de lluvia que precipita se basaron en estos, esto a pesar de que tanto el vapor de agua como el oxígeno absorben la radiación de microondas y esto pueda inferir al momento de realizar la estimación de la lluvia. (OMM, 2000, págs. 84,86)



Figura 6. Niveles de la nube y partículas de agua que contribuyen a la precipitación desde la base, principio básico de los algoritmos de inversión para el cálculo de la lluvia. **Fuente:** OMM (2000).

El Tropical Rainfall Measuring Mission (TRMM) fue el primer satélite que llevaba un radar para la medición de lluvia tropical a escala global es decir, esta misión además de los sensores infrarrojos, visibles y microondas tuvo un sensor activo. Su sucesor la misión Global Precipitation Measurement (GPM), lleva el primer radar de doble frecuencia, y un generador de imágenes de microondas de múltiples canales, estos poseen mejoras con respecto al TRMM.

Las estimaciones de la lluvia realizadas por satélite dependen más de las características de las nubes y/o de los hidrometeoros más grandes que se encuentran dentro de ellas.

Con todo, esos métodos se benefician tanto de toda el área que abarcan las imágenes satelitales, al menos dentro de los límites de cada zona o lugar explorado, como de la anchura de cobertura de las imágenes satelitales del globo en su totalidad.

E. Errores en la lluvia estimada por satélite

Las principales ventajas este tipo de observaciones son que ofrecen datos de precipitación de casi todo el planeta con resoluciones cada vez mejores, debido a esta cobertura podemos obtener información en zonas de difícil acceso y en lugares donde exista poca o nula presencia de instrumentos de medición y por lo tanto no existan registros de precipitación.

Por tratarse de mediciones indirectas existen errores en la medición que pueden darse por los instrumentos encargados de recolectar la información (sensores), las variables medidas (características o propiedades de las nubes), la eficiencia del algoritmo que se emplea para determinar la precipitación, u otros que puedan existir, estos errores producen incertidumbre en los productos obtenidos por satélite, la verificación de la calidad de estos productos se realiza por un proceso de validación ante datos obtenidos por otros medios más confiables como radares o pluviómetros

Actualmente se busca que los datos que se obtengan sean confiables para lo cual se realiza la calibración de los algoritmos que se emplean para la obtención de los productos con datos de radares y pluviómetros, para su posterior validación, además buscando el mismo objetivo se combina información de los diversos sensores y satélites. Si bien es cierto que cuando se iniciaron las mediciones a través de estaciones satelitales se pensó que estos reemplazarían a los tradicionales pluviómetros, esto aún requiere de tiempo e incluso podría no darse debido a los errores que existen en los datos obtenidos de satélites. (OMM, 2000)

Тіро	Exactitud	Resolución espacial	Resolución temporal	Extensión espacial	Comentarios
Pluviómetro	Elevada	Punto	Milisegundos - diario	Global	Restringida sobre todo para zonas terrestres
Radar	Buena	1-2 km	5-15 minutos	Global	Mayor calidad cuando se calibra a nivel local con pluviómetros
PMW	Buena	12-50 km	Horas	Global	Detecta la emisión y/o la dispersión de los hidrometeoros
VIS/IR geoestacionario	Moderada	1-5 km	30-60 minutos	Global	Propiedades del tope nuboso relacionadas directamente con la lluvia

Tabla 2Resumen de los sistemas de observación de la lluvia

Fuente: Organización Meteorológica Mundial (2000).

2.2.5. La misión de medición de lluvias tropicales (Tropical Rainfall Measuring Mission o TRMM)

La Misión de medición de lluvias tropicales (TRMM, por sus siglas en inglés) es una misión conjunta entre la NASA y la Agencia de Exploración Aeroespacial de Japón (JAXA) para monitorear y estudiar la precipitación tropical y subtropical con fines de investigación meteorológica y climática, es un satélite de órbita baja no polar. El satélite TRMM terminó de recopilar datos el 15 de abril de 2015. Lanzado a fines de noviembre de 1997, con una vida útil de diseño de 3 años, el satélite TRMM produjo más de 17 años de datos científicos valiosos. TRMM llevó 5 instrumentos: un conjunto de lluvia de 3 sensores (PR, TMI, VIRS) y 2 instrumentos relacionados (LIS y CERES). El conjunto de datos de TRMM se convirtió en el estándar espacial para medir la precipitación y condujo a investigaciones que mejoraron nuestra comprensión de la estructura y evolución de los ciclones tropicales, las propiedades del sistema convectivo, las relaciones de

tormentas eléctricas, el modelado del clima y el tiempo, y los impactos humanos sobre la lluvia. Los datos también apoyaron aplicaciones operativas como el monitoreo de inundaciones, sequías y el pronóstico del tiempo. (Center, 2018)

a) Instrumentos del TRMM

Las características de los instrumentos del TRMM son (MMAyA, 2016):

- El Radar de Precipitación (Precipitation Radar, PR) es un instrumento que determina la dirección e intensidad de la señal de las tormentas en 3D y proporciona perfiles verticales de lluvia o nieve.
- El Escáner de Visibles e Infrarrojos (Visible and Infrared Scanner, VIRS) es un radioespectrómetro generador de imágenes que capta la radiación infrarroja y visible, a partir de la cual se pueden distinguir características individuales de nubes de 2,4 km de extensión con una resolución temporal comprendida entre 15-60 min y una resolución espacial de entre 1 y 4 km.
- El Generador de Imágenes Microondas (TRMM Microwave Image, TMI) es un radiómetro que escanea el vapor de agua, el agua de las nubes, y la intensidad de lluvia en la atmósfera.
- El Sensor de Energía Radiante desde Tierra y Nubes (Clouds and the earth's Radiant, Energy System, CERES) es un sensor diseñado para determinar el balance neto de energía radiante entre el Sol y la Tierra, midiendo la cantidad de radiación en la superficie de la atmósfera.
- El Sensor Generador de Imágenes Relámpagos (Lighting Imaging Sensor, LIS) detecta los relámpagos producidos entre las nubes y la superficie, dentro de una nube o entre nubes.

Una de las principales limitaciones de la TRMM fue que no podía estimar la precipitación congelada ni detectar la lluvia ligera (<0,5 mm / h). Además, la frecuencia de muestreo de TRMM fue de 15 horas a 4 días en cualquier momento y esto introdujo incertidumbres sustanciales en las estimaciones de lluvia. Otra limitación de TRMM fue la falta de cobertura en latitudes más altas. (Boluwade, Stadnyk, Fortin, & Roy, 2017)

La misión TRMM orbita a una altura de 403 km y consigue una cobertura global diaria en la toma de datos con resolución de 3 horas. Los productos satelitales del TRMM se dividen en 3 niveles de acuerdo al procesamiento que reciben.

Los algoritmos que emplean el TRMM y el GPM son teóricamente similares, existiendo 4 principales usados para estimar la presentación.

- Algoritmos de radar
- Algoritmos de radiómetro
- Algoritmos radar + radiómetro combinados
- Algoritmos multisatélitales

En la presente investigación se emplean los algoritmos multisatélites, que son el TMPA para el TRMM y el IMERG, para el GPM.

b) El algoritmo TMPA (TRMM Multisatellite Precipitation Analysis)

TMPA es una base de dados de estimación de lluvia por satélite a partir principalmente del satélite TRMM y otros satélites de órbita polar y geoestacionaria. Los productos de TMPA generan dos principales tipos: estimaciones de lluvia en tiempo real (denominadas RT o Real Time) y estimaciones de lluvia corregidas en base a datos de pluviómetros (denominada Research). Este último estima varios productos de lluvia por satélite de forma secuencial, uno de ellos es el 3B42, que proporciona datos de lluvia en escala espacial en grillas de 0,25°×0,25° con cobertura espacial entre los meridianos 50°N hasta 50°S, cada 3 horas, disponibles a partir de enero de 1997 hasta la actualidad. (Huffman, y otros, 2007)

Los productos derivados de TMPA están basados en dos fuentes de bandas espectrales: imágenes de microondas obtenidas por satélites polares e imágenes de infrarrojo (longitud de onda próxima a 10,7 µm) obtenida de sensores a bordo de satélites geoestacionarios. Los productos de TMPA son elaborados en cuatro etapas. En la primera etapa la lluvia fue estimada a partir de imágenes de microondas pasivas calibradas con el producto TMI (TRMM Microwave Imager) y el PR (Precipitation Radar) del satélite TRMM. En la segunda etapa la lluvia fue estimada a partir de imágenes del infrarrojo calibradas con imágenes de microonda. En la tercera etapa la lluvia se estimó a partir de la combinación de las dos etapas anteriores. Finalmente, en la última etapa, se efectuaron las correcciones con información de lluvia de pluviómetros en base a los datos del GPCP (Global Project Climatologic) y CAMS (Climate Assessment and Monitoring System). (Huffman, y otros, 2007)

c) Producto 3B42 y 3B43

El algoritmo de recuperación de precipitación de superficie TMPA Nivel 3 (conocido como 3B42) se actualizó de la Versión 6 a la Versión 7 (3B42V7) el 30 de junio de 2011 y el nuevo producto de precipitación se puso a disposición para uso público después de reprocesar todo el Registro de datos (desde 1998) con el nuevo algoritmo de la versión 7.

El algoritmo 3B42 consta de cuatro pasos: (a) todas las estimaciones de radar pasivo de microondas y precipitación están intercalibradas y combinadas en un producto de precipitación de alta calidad (HQ) a escala de 3 horas, (b) las estimaciones de IR de 3 horas son computados usando el histograma HQ – IR

coincidente mensual, (c) los datos faltantes en los campos HQ individuales en la escala de 3 horas se llenan con las estimaciones de IR y (d) las estimaciones combinadas de HQ – IR se escalan de modo que la suma mensual coincida con la Estimaciones mensuales de satélites (SG) (producto TMPA 3B43). (Sahoo, Sheffield, Pan, & Wood, 2014)



Figura 7. Representación del satélite TRMM y de los sensores que posee. **Fuente:** NASA G. S (2008).

d) La Misión TRMM llega a su fin

La misión de TRMM llega a su fin Después de más de 17 años de recolección de datos productivos, los instrumentos en TRMM se apagaron el 8 de abril de 2015. La nave volvió a entrar en la atmósfera de la Tierra el 15 de junio de 2015, a las 11:55 p.m, sobre el Océano Índico Sur, según el Comando del Componente Funcional Conjunto del Comando Estratégico de los Estados Unidos para el Espacio a través del Centro de Operaciones Espaciales Conjuntas (JSpOC, por sus siglas en inglés), y se esperaba que la mayoría de las naves se quemaran en

la atmósfera durante su reingreso incontrolado. La Misión de Medición de Lluvias Tropicales (TRMM), una misión conjunta de la NASA y la Agencia de Exploración Aeroespacial de Japón, se lanzó en 1997 para estudiar las precipitaciones en el tiempo y la investigación del clima. El producto multi-satélite 3B42/TMPA continuará produciéndose hasta mediados de 2019. (NASA N. A., 2019)

2.2.6. La misión de medición de precipitación global (Global Precipitation Measurements o GPM)

La misión de medición de precipitación global (GPM) es una red internacional de satélites que proporciona las observaciones globales de la próxima generación de lluvia y nieve. Sobre la base del éxito de la Misión de Medición de Lluvia Tropical (TRMM), el concepto GPM se centra en el despliegue de un satélite "Núcleo" que lleva un sistema avanzado de radar / radiómetro para medir la precipitación desde el espacio y sirve como estándar de referencia para unificar las mediciones de precipitación desde una constelación de satélites de investigación y operacionales. A través de mediciones mejoradas de precipitación a nivel mundial, la misión GPM está ayudando a mejorar nuestra comprensión del ciclo de agua y energía de la Tierra, a mejorar el pronóstico de eventos extremos que causan peligros y desastres naturales, y ampliar las capacidades actuales para usar información precisa y oportuna de precipitación para beneficiar directamente a la sociedad. GPM, iniciado por la NASA y la Agencia de Exploración Aeroespacial de Japón (JAXA) como un sucesor global de TRMM, comprende un consorcio de agencias espaciales internacionales. (NASA, 2011)

El Observatorio Central GPM se lanzó el 27 de febrero de 2014 del Centro Espacial de Tanegashima, Japón. (NASA, 2011)

Observatorio Central GPM (GPM Core Observatory)

El Observatorio Central GPM es una extensión del exitoso paquete de TRMM para la detección de la lluvia, que se centró principalmente en la lluvia pesada a moderada sobre los océanos tropicales y subtropicales. Dado que la lluvia ligera y la nieve que cae representan importantes fracciones de ocurrencias de precipitación en latitudes medias y altas, un avance clave de GPM sobre TRMM es la capacidad extendida para medir lluvia ligera (<0.5 mm/hr).

El Observatorio Central GPM lleva el primer radar de precipitación de doble frecuencia Ku / Ka de banda espacial (DPR) y un generador de imágenes de microondas de múltiples canales GPM (GMI). En relación con el radar de precipitación TRMM, el DPR es más sensible a las tasas de lluvia ligera y nevadas. (NASA, 2011)



Figura 8. Conjunto de Satélites que conforman el GPM. **Fuente:** NASA (2011).

- a) Instrumentos del GPM
- Reproductor de imágenes por microondas GPM (GPM Microwave Imager

ó GMI)

El GMI usa 13 canales de microondas diferentes para observar la energía de los diferentes tipos de precipitación a través de las nubes para estimar todo, desde lluvia intensa hasta lluvia ligera y para detectar la caída de nieve. A medida que el satélite pasa sobre la Tierra, el GMI escanea constantemente una región de 550 millas (885 kilómetros) de ancho.

Radar de precipitación de doble frecuencia (Dual-Frequency Precipitation Radar ó DPR)

El DPR proporciona información tridimensional sobre las partículas de precipitación derivadas de la energía reflejada por estas partículas a diferentes alturas dentro del sistema de nubes. Las dos frecuencias del DPR también permiten al radar inferir los tamaños de las partículas de precipitación y ofrecer información sobre las características físicas de una tormenta. La frecuencia de la banda Ka explora una región de 78 millas (125 kilómetros) y está anidada dentro de la exploración más amplia de la frecuencia de la banda Ku de 158 millas (254 kilómetros). (NASA, 2017)

De la misma forma que el TRMM, el GPM ofrece tres niveles de productos de acuerdo a la información procesada.

Tabla 3

Características comparativas de los satélites TRMM y GPM

	TRMM	GPM
Mediciones	Tropical y subtropical	Globales
Detección de precipitación	Lluvia: no detecta lluvia ligera (menor a 0.5 mm/hr)	Lluvia, hielo y nieve
Órbita	No polar	No polar
Tiempo de revisita	~91.5 minutos	~95 minutos
Número de órbitas	16	16
Cobertura	35°S a 35°N de latitud	65°S a 65°N de latitud
Altitud	350 km (403* km)	407 km

*Después de elevar la órbita en agosto de 2001

Fuente: Cabrera Atiencia (2016).

b) El algoritmo IMERG

El algoritmo de recuperaciones integradas de múltiples satélites para GPM (Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM "IMERG"), está diseñado para intercalibrar, fusionar e interpolar todas las estimaciones de precipitación de microondas por satélite, junto con las estimaciones de satélite infrarrojo calibradas por microondas (IR), los análisis de medidor de precipitación y potencialmente otros estimadores de precipitación a escalas finas de tiempo y espacio para el TRMM y GPM a lo largo de todo el mundo. El sistema se ejecuta varias veces para cada tiempo de observación, dando primero una estimación rápida y proporcionando sucesivamente mejores estimaciones a medida que llegan más datos. (Huffman, y otros, 2015)

El sistema IMERG se ejecuta dos veces en tiempo casi real (near real time o NRT), primero para producir datos IMERG Ejecución temprana (IMERG Early Run o IMERG-E), aproximadamente 6 horas después del tiempo de observación nominal para los usuarios que necesitan una respuesta rápida relacionada con posibles advertencias de inundaciones o deslizamientos de tierra, y segundo para producir IMERG Ejecución Tardía (IMERG Later Run o IMERG-L), con una latencia (cantidad de tiempo que pasa entre una observación del satélite y cuando se produjo el producto) de aproximadamente 18 horas, para usuarios que trabajan en pronósticos agrícolas o monitoreo de sequía. Una vez que se recibe el análisis mensual del medidor, se ejecuta el último ciclo IMERG para crear los datos IMERG Ejecución Final (IMERG Final Run o IMERG-F), aproximadamente 3 meses después del mes de observación. Para el ajuste de sesgo, las corridas IMERG-F ingieren análisis mensuales de medidores GPCC, por lo que se supone que las estimaciones de IMERG-F son las más precisas y confiables. (Huffman, Bolvin, & Nelkin, 2017)

c) Producto 3IMERGM

Las recuperaciones de satélites integrados múltiples para GPM se ejecutan dos veces casi en tiempo real, después de la observación (tardía o media), y después del análisis mensual de calibres (final). Independientemente de las 3 ejecuciones, el IMERG se calcula en una resolución de media hora (3IMERGHH) y mensual (3IMERGM), mientras que esta última solo está disponible para las ejecuciones finales.

Las tres ejecuciones de IMERG crean productos de $0.1^{\circ} \ge 0.1^{\circ}$ cada media hora (3IMERGHH), mientras que la Ejecución final en tiempo real adicionalmente proporciona un conjunto de datos de combinación de indicador satelital mensual de $0.1^{\circ} \ge 0.1^{\circ}$ (3IMERGM). Estos productos corresponden al nivel 3. La misión GPM ha proporcionado los productos IMERG de nivel 3 desde marzo de 2014.

Al igual que en 3B43, las estimaciones de 3IMERGM también se combinan con los datos mensuales del medidor GPCC. (Huffman, Bolvin, & Nelkin, 2017)

Tabla 4

Comparativa de productos producidos por los algoritmos IMERG y TMPA

	IMERG	TMPA	
Resolución Temporal	30 minutos	3 Horas	
	(Agregaciones diarias y	(Agregaciones diarias y	
	mensuales)	mensuales)	
Resolución Espacial	0.1° x 0.1°	0.25° x 0.25°	
	(~10 x 10 km)	(~27 x 27 km)	
Cobertura Espacial	Global	Global	
	60°S a 60°N (90°S a 90°N)	50°S a 50°N	

*La cobertura para IMERG es 60°S a 60°N y se extenderá a 90°S a 90°N en futuras versiones **Fuente:** Cabrera Atiencia (2016).

2.2.7. Redes neuronales artificiales

La Inteligencia Artificial (IA) es un área del conocimiento compuesta por un conjunto de técnicas que se basan en imitar computacionalmente las distintas habilidades relacionadas con la inteligencia del ser humano, como por ejemplo: reconocimiento de patrones, diagnostico, clasificación entre otros. Una de estas técnicas imita, específicamente el comportamiento de las neuronas en el cerebro humano, por lo cual se le han denominado Redes Neuronales Artificiales (RNA).

Las RNA son modelos matemático-computacionales que poseen una elevada capacidad de generalización y de tratamiento de problemas tanto lineales como no lineales, no requiere un conocimiento exhaustivo de la distribución de las variables en estudio (Cortina Januchs, 2012).

Las redes neuronales artificiales (RNA) son sistemas que tratan de emular a las redes neuronales biológicas, están conformadas por unidades simples de procesamiento denominadas neuronas que están unidas por conexiones que se conocen como pesos sinápticos los cuales equivalen a lo que sería la fuerza sináptica en la neurona biológica, la fuerza de esta conexión depende en cuán importante es para producir cambios en la salida o neurona siguiente.

Los datos de entrada se adecuan para las funciones de activación y transferencia, esto se realiza mediante un proceso de normalización. El funcionamiento de las redes abarca dos fases o etapas, la primera es la etapa de creación y desarrollo de la red, en esta etapa se entrena la red con entradas y salidas conocidas buscando los pesos que nos brinden un resultado o salida aproximada que sea satisfactoria, posteriormente se da la etapa de ejecución o funcionamiento real, en esta etapa la red tanto los parámetros como los pesos no varían y se puede aplicar la red a nuevos datos.

A. Historia de las redes neuronales artificiales

Matich (2001), presento un breve resumen de la historia de las redes neuronales artificiales, algunas de las fechas y sucesos más importantes son:

- Alan Turing (1936): Primero en estudiar el cerebro como una forma de ver el mundo de la computación.
- Donald Hebb (1949): Primero en explicar los procesos del aprendizaje desde un punto de vista psicológico, desarrollando una regla de como el aprendizaje ocurría. También intentó encontrar semejanzas entre el aprendizaje y la actividad nerviosa.
- Frank Rosenblatt (1957): Comenzó el desarrollo del Perceptrón. Esta es la red neuronal más antigua; utilizándose hoy en día para aplicación como identificador de patrones. Este modelo era capaz de generalizar, es decir, después de haber aprendido una serie de patrones podía reconocer otros similares, aunque no se le hubiesen presentado en el entrenamiento. Sin embargo, tenía una serie de limitaciones, por ejemplo, su incapacidad para resolver el problema de la función ORexclusiva y, en general, era incapaz de clasificar clases no separables linealmente.
- Bernard Widroff y Marcian Hoff (1960): Desarrollaron el modelo Adaline (ADAptative LINear Elements). Esta fue la primera red neuronal aplicada a un problema real (filtros adaptativos para eliminar ecos en las líneas telefónicas) que se ha utilizado comercialmente durante varias décadas.

49

- Marvin Minsky y Seymour Papert (1969): En este año casi se produjo la "muerte abrupta" de las Redes Neuronales; ya que Minsky y Papert probaron (matemáticamente) que el Perceptrón no era capaz de resolver problemas relativamente fáciles, tales como el aprendizaje de una función no-lineal. Esto demostró que el Perceptrón era muy débil, dado que las funciones no-lineales son extensamente empleadas en computación y en los problemas del mundo real.¹
- Paul Werbos (1974): Desarrolló la idea básica del algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation); cuyo significado quedó definitivamente aclarado en 1985.
- John Hopfield (1985): Provocó el renacimiento de las redes neuronales con su libro: "Computación neuronal de decisiones en problemas de optimización."
- David Rumelhart y G. Hinton (1986): Redescubrieron el algoritmo de aprendizaje de propagación hacia atrás (backpropagation).

A partir de 1986, el panorama fue alentador con respecto a las investigaciones y el desarrollo de las redes neuronales. En la actualidad, son numerosos los trabajos que se realizan y publican cada año, las aplicaciones nuevas que surgen (sobre todo en el área de control) y las empresas que lanzan al mercado productos nuevos, tanto hardware como software (sobre todo para simulación).

B. La neurona biológica y la neurona artificial

a) La neurona biológica

¹ Minsky y Papert publicaron el libro "*Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry*" en el cual demostraron que los perceptrones eran muy limitados al no ser linealmente separables, razón por la cual el interés por las redes neuronales artificiales decayó, esto contribuyó a lo que se conoce como el Invierno de la Inteligencia Artificial o AI Winter en la década del 70.

Una neurona biológica es una célula especializada en procesar información. Está compuesta por el cuerpo de la célula (soma) y dos tipos de ramificaciones: el axón y las dendritas. La neurona recibe las señales (impulsos) de otras neuronas a través de sus dendritas y transmite señales generadas por el cuerpo de la célula a través del axón. (Ponce Cruz, 2010)



Figura 9. Elementos de la neurona biológica. **Fuente:** Ponce Cruz (2010).

b) La neurona artificial

La red neuronal artificial está conformada por varias unidades procesales o neuronas artificiales, siendo así ésta la unidad básica de dicha red, la neurona artificial posee elementos análogos a la neurona biológica.

Modelo General de una neurona artificial

Se denomina procesador elemental o neurona a un dispositivo simple de cálculo que, a partir de un vector de entrada procedente del exterior o de otras neuronas, proporciona una única respuesta o salida. Los elementos que constituyen la neurona de etiqueta i son los siguientes:

• Conjunto de entrada, $x_i(t)$

- Pesos sinápticos de la neurona *i*, w_{ij} que representan la intensidad de interacción entre cada neurona presináptica *j* y la neurona postsináptica *i*.
- Regla de Propagación σ(w_{ij}, x_j(t)), que proporciona el valor del potencial postsináptico h_i(t) = σ(w_{ij}, x_j(t)) de la neurona i en función de sus pesos y entradas.
- Función de activación f_i(a_i(t 1), h_i(t)), que proporciona el estado de activación actual a_i(t) = f_i(a_i(t 1), h_i(t)) de la neurona i, en función de su estado anterior a_i(t 1) y de su potencial postsináptico actual.
- Función de salida $F_i(a_i(t))$, que proporciona la salida actual $y_i(t) = F_i(a_i(t))$ de la neurona i en función de su estado de activación.

De este modo, la operación de la neurona i puede expresarse como:

$$y_i(t) = F_i\left(f_i\left[a_i(t-1), \sigma_i\left(w_{ij}, x_j(t)\right)\right]\right)$$
	Función	Rango	Gráfica
Identidad	y = x	[-∞,+∞]	
Escalón	y = signo(x) $y = H(x)$	{-1,+1} {0,+1}	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, \ si x < -1 \\ x, \ si +1 \le x \le -1 \\ +1, \ si x > +1 \end{cases}$	[-1,+1]	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = tgh(x)$	{0,+1} {-1,+1}	
Gaussiana	$y = A \cdot e^{-Bx^2}$	{0,+1}	
Sinusoidal	$y = Asen(\omega x + \varphi)$	[-1,+1]	

Figura 10. Funciones de activación habituales (se han omitido algunas constantes). **Fuente:** Del Brío y Sanz Molina (2007).

Este modelo de neurona formal se inspira en la operación de la biológica, en el sentido de integrar una serie de entradas y proporcionar cierta respuesta, que se propaga por el axón.



Figura 11. Modelo genérico de neurona artificial. **Fuente:** Del Brío y Sanz Molina (2007).

> Modelo estándar de neurona artificial

En la práctica suele usarse un modelo de neurona más simple, denominada neurona estándar, el cual considera que la regla de propagación es la suma ponderada y que la función de salida es la identidad. De esta forma, la neurona estándar consiste en:

- Un conjunto de estradas $x_i(t)$ y pesos sinápticos w_{ii}
- Una regla de propagación $h_i(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t)); h_i(t) = \sum w_{ij}x_j$ es la más común
- Una función de activación $y_i(t) = f_i(h_i(t))$, que representa simultáneamente la salida de la neurona y su estado de activación.



Figura 12. Modelo de neurona artificial estándar. **Fuente:** Del Brío y Sanz Molina (2007).

Con frecuencia se añade al conjunto de pesos de la neurona un parámetro adicional θ_i , que se denomina umbral, que se resta del potencial postsinaptico, por lo que el argumento de la función de activación queda:

$$\sum_{j} w_{ij} x_j - \theta_i$$

Lo que representa añadir un grado de libertad adicional a la neurona.

En conclusión el modelo de neurona estándar queda:

$$y_i(t) = f_i\left(\sum_j w_{ij} x_j - \theta_i\right)$$

Si los índices i y j comienzan en 0, se puede definir $w_{i0} = \theta_i$ y $x_0 = -1$ (constante), con lo que el potencial postsináptico (potencial local, o de membrana) se obtiene realizando la suma desde j=0.

$$y_i(t) = f_i\left(\sum_{j=0}^n w_{ij} \, x_j\right)$$

Definida de esta manera la neurona estándar, basta con establecer la función de activación para determinarla por completo.





C. Arquitecturas de redes neuronales artificiales

La arquitectura o topología de una red neuronal se define como la organización de las neuronas en distintas capas, así como los parámetros que afectan a la configuración de las neuronas, tales como las funciones de entrada o activación. Cada arquitectura o topología puede ser válida para algunos tipos de problemas, presentando diferentes niveles de calidad de los resultados y, también, diferentes niveles de coste computacional.

La red neuronal más simple está formada por una única neurona, conectada a todas las entradas disponibles y con una única salida.

D. Clasificación de las Redes Neuronales Artificiales

En la actualidad existen diferentes maneras de clasificar a las RNA, ya sea por su arquitectura, tipo de aprendizaje, etc. Charytoniuk propone una clasificación según la arquitectura, estrategia y tipología de aprendizaje y sus posibles aplicaciones.



Figura 14. Clasificación de redes neuronales artificiales. **Fuente:** Charytoniuk citado en Vega Huerta (2011).

a) Según su arquitectura:

Las neuronas de una RNA están distribuidas en niveles o capas que están unidas entre sí por conexiones llamadas sinapsis, esto depende también del flujo de la información transmitida entre neuronas, pudiendo ser en este caso recurrentes y no recurrentes.

Con Conexiones hacia Adelante (No Recurrentes o Feedforward)

Son aquellas cuyas conexiones son hacia adelante y unidireccionales.

Según el número de capas que posean pueden ser:

• Redes Neuronales Monocapa

Sólo tienen una capa de neuronas que proyectan las entradas a una capa de neuronas de salida, donde se realizan diferentes cálculos.

• Redes Neuronales Multicapa

Es una generalización de la anterior existiendo un conjunto de capas intermedias entre la entrada y la salida.



Figura 15. Ejemplos de arquitecturas de redes neuronales artificiales. **Fuente:** Gironés Roig, Casas Roma, Minguillón Alfonso, y Caihuelas Quiles (2017).

Con Retroalimentación total o parcial (Recurrentes o Feedback)

Se caracterizan por la existencia conexiones de retorno entre neuronas de una determinada capa con otras de capas anteriores, conexiones entre neuronas una misma capa o conexiones de una neurona consigo misma, por lo que desaparece el concepto de agrupamiento en capas.

b) Según la estrategia de aprendizaje

> Aprendizaje Supervisado

Caracterizado porque el proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro) que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. El supervisor controla la salida de la red y en caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida obtenida se aproxime a la deseada.

Aprendizaje No supervisado

Estos tipos de redes no tienen una referencia de comparación por lo cual contemplan la autoorganización y la autoasociación, como procesos de obtención de la salida de la red. Se caracteriza por que la salida no requiere ser contrastada con algo específico ya conocido (maestro).

El aprendizaje no supervisado es conocido también como auto supervisado no requieren influencia externa para ajustar los pesos de las conexiones entre sus neuronas, por ello, suele decirse que estas redes son capaces de auto organizarse.

Aprendizaje Reforzado

Se trata de un aprendizaje supervisado, más lento que el anterior, que se basa en la idea de no disponer de un ejemplo completo del comportamiento deseado, es decir, de no indicar durante el entrenamiento exactamente la salida que se desea que proporcione la red ante una determinada entrada.

En el aprendizaje por refuerzo la función del supervisor se reduce a indicar mediante una señal de refuerzo si la salida obtenida en la red se ajusta a la deseada (éxito = +1 o fracaso = -1), y en función de ello se ajustan los pesos basándose en un mecanismo de probabilidades. Se podría decir que en este tipo de aprendizaje la función del supervisor se asemeja más a la de un crítico (que opina sobre la respuesta de la red) que a la de un maestro (que indica a la red la respuesta concreta que debe generar).

c) Según la tipología de aprendizaje

Aprendizaje estocástico

Consiste básicamente en realizar cambios aleatorios en los valores de los pesos de las conexiones de la red y evaluar su efecto a partir del objetivo deseado y de distribuciones de probabilidad.

Aprendizaje por correccion de error

Consiste en ajustar los pesos de las conexiones de la red en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos a la salida de la red, es decir, en función del error cometido en la salida.

> Aprendizaje Hebbiano

Esta regla de aprendizaje es la base de muchas otras, la cual pretende medir la familiaridad o extraer características de los datos de entrada. El fundamento es una suposición bastante simple: si dos neuronas Ni y Nj toman el mismo estado simultáneamente (ambas activas o ambas inactivas), el peso de la conexión entre ambas se incrementa.

> Aprendizaje Competitivo y comparativo

Se orienta a la clusterización o clasificación de los datos de entrada. Como característica principal del aprendizaje competitivo se puede decir que, si un patrón nuevo se determina que pertenece a una clase reconocida previamente, entonces la inclusión de este nuevo patrón a esta clase matizará la representación de la misma. Si el patrón de entrada se determinó que no pertenece a ninguna de las clases reconocidas anteriormente, entonces la estructura y los pesos de la red neuronal serán ajustados para reconocer la nueva clase.

d) Según las aplicaciones

En la actualidad existen muchos tipos de RNA, según la aplicación requerida, y su uso sigue en crecimiento por tener las ventajas del procesado paralelo, adaptativo y no lineal, tomando en cuenta el dominio de las aplicaciones se puede hacer la clasificación en:

- Memoria Asociativa
- Optimización
- Reconocimiento de patrones
- Mapeo de características
- Predicción
- Clasificación

E. Ventajas que ofrecen las redes neuronales.

Por la estructura y características que presentan las redes neuronales artificiales presentan ventajas similares de los sistemas biológicos, estas son (Jorge Matich, 2001):

- Aprendizaje Adaptativo: Capacidad de aprender a realizar tareas basadas en un entrenamiento o en una experiencia inicial.
- Auto-organización: Una red neuronal puede crear su propia organización o representación de la información que recibe mediante una etapa de aprendizaje.
- Tolerancia a fallos: La destrucción parcial de una red conduce a una degradación de su estructura; sin embargo, algunas capacidades de la red se pueden retener, incluso sufriendo un gran daño.
- Operación en tiempo real: Los cómputos neuronales pueden ser realizados en paralelo; para esto se diseñan y fabrican máquinas con hardware especial para obtener esta capacidad.

 Fácil inserción dentro de la tecnología existente: Se pueden obtener chips especializados para redes neuronales que mejoran su capacidad en ciertas tareas. Ello facilitará la integración modular en los sistemas existentes.

F. El Perceptrón Multicapa

El perceptrón multicapa o también conocido como red multicapa es una generalización del perceptrón simple (primer modelo de red neuronal artificial, red constituida por 2 capas, una de entrada y otra de salida), esta red surge como una solución a los inconvenientes que presenta el perceptrón simple por sus limitaciones al no poder resolver problemas con separabilidad no lineal, como el que se presenta en la función XOR en este caso se busca que para las entradas 00 y 11 se devuelva la clase 0 y para los patrones de entrada 01 y 10, devuelva la clase 1. El problema es que no existe ninguna recta que separe los patrones de ambas clases. Una solución podría ser descomponer el espacio entres regiones, en la cual una contendría una clase de salida y las otras dos la otra clase. El perceptroón multicapa plantea para la solución de las limitaciones del perceptrón simple, la inclusión de capas ocultas o capas intermedias.

Arquitectura	Región de decisión	Ejemplo 1: XOR	Ejemplo 2: clasificación	Regiones más generales
Sin capa oculta	Hiperplano (dos regiones)	B A	В	
Una capa oculta	Regiones polinomiales convexas	B		
Dos capas ocultas	Regiones arbitrarias	B		

Figura 16. Tipos de regiones de decisión en el perceptrón. **Fuente:** Lippmann (1987).

Se considera al perceptrón multicapa como un aproximador universal de cualquier función continúa, por lo cual actualmente es uno de los tipos de redes más usadas, la arquitectura de esta red realiza el aprendizaje o entrenamiento mediante el algoritmo backpropagation o retropropagación de errores, por lo cual a esta arquitectura también se le conoce como red de retropropagación, este red posee alimentación hacia adelante.

a) Arquitectura del Perceptrón Multicapa

La arquitectura de esta red se caracteriza por tener neuronas agrupadas en capas, cada capa está formada por neuronas y se pueden distinguir tres tipos: la capa de entrada, las capas ocultas y la capa de salida, las neuronas de la capa de entrada únicamente reciben las señales provenientes del exterior y las propagan a la siguiente capa y asi sucesivamente hasta llegar a la última capa que vendría a ser la salida de la red, es decir la respuesta, el procesamiento que se realiza en las capas ocultas es no lineal. Estas redes están conectadas hacia adelante, por eso también se les denomina redes "feedforward" o alimentadas hacia adelante.

Las conexiones entre las neuronas llevan asociado un número real, llamado peso de la conexión. Todas las neuronas de la red llevan también asociado un umbral, que en el caso del perceptrón multicapa suele tratarse como una conexión más a la neurona, cuya entrada es constante e igual a 1.

Generalmente, todas las neuronas de una capa están conectadas a todas las neuronas de la siguiente capa. De este modo, las neuronas de la capa de entrada están conectadas a todas las neuronas de la primera capa oculta; las neuronas de la primera capa oculta se conectan a las neuronas de la siguiente capa, etc. Se dice entonces que existe conectividad total o que la red está totalmente conectada. Cuando se aborda un problema con el perceptrón multicapa, en la mayoría de los casos se parte de una arquitectura totalmente conectada, es decir, todas las neuronas de una capa están conectadas a todas las neuronas de la siguiente capa. No es posible demostrar que si se utilizan arquitecturas en las que se eliminan conexiones o se añaden conexiones de una capa a capas no inmediatamente posteriores, se pueden obtener mejores resultados. Sin embargo, en ocasiones y debido fundamentalmente a la naturaleza del problema, se pueden encontrar redes multicapa con estas características en sus conexiones. (Isasi Viñuela & Galván León, 2004, págs. 46-48)



Figura 17. Arquitectura del Perceptrón Multicapa. **Fuente:** Isasi Viñuela y Galván León (2004).

b) Diseño de la Arquitectura del Perceptrón Multicapa

Al construir una red perceptrón multicapa uno de los primeros pasos es el diseño de la arquitectura, lo cual implica determinar algunos componentes como son: el número de capas, el número de neuronas presentes en cada capa, la función de activación, entre otras. La función de activación se elige basado en el recorrido que se requiere y elegir una u otra generalmente no influye en la capacidad de la red para resolver el problema. El número de capas y neuronas en muchos problemas están definidos y en otros casos deben ser elegidos por el diseñador, en múltiples casos el número de neuronas en la capa de entrada y salida están definidos por el problema, pero en algunos casos el número de neuronas en la capa de entrada no se conoce con precisión ya que se disponen de varios datos de los cuales pueden existir algunos que no aporten información relevante a la red y su inclusión podría hacer más compleja la red, por lo cual se debe realizar un análisis previo de los datos de entrada, a fin de descartar aquellos que no aportan información a la red.

En cuanto al número de capas ocultas así como el número de neuronas de estas capas serán elegidas por el diseñador debido a que no existe un método para determinar el número adecuado de neuronas en esta capa para un problema específico, en la mayoría de casos estos parámetros se obtienen por prueba y error. Con una arquitectura ya entrenada se aumenta y disminuyen las neuronas ocultas y el número de capas hasta lograr una arquitectura adecuada al problema, esta arquitectura puede no resultar ser la óptima pero nos brinda una solución adecuada.

El número de neuronas ocultas puede influir en el comportamiento de la red, en el caso del percetrón multicapa, generalmente el número de neuronas ocultas no es parámetro significativo, pues dado un problema, pueden existir una gran cantidad de arquitecturas capaces de resolver de manera adecuada dicho problema.

Además, añadir o eliminar una neurona oculta no influye, de manera significativa en la capacidad de la red.

Actualmente para determinar el número de capas y el número de neuronas ocultas se abierto líneas de investigación. (Isasi Viñuela & Galván León, 2004)

c) El Algoritmo Backpropagation

64

Antes de poder usar la red es necesario realizar un proceso de aprendizaje, con el fin de encontrar los valores adecuados de los pesos, esto en el caso del perceptrón multicapa se logra a través del algoritmo backpropagation.

El algoritmo backpropagation o retropropagación o propagación hacia atrás, es un algoritmo de aprendizaje supervisado, de los que se denominan por corrección de errores, en los cuales se ajustan los pesos en proporción a la diferencia existente entre la salida actual y la salida deseada, con el fin de minimizar el error producido. Se puede dividir en 2 fases que se repiten hasta minimizar el error:

– Propagación hacia adelante

- Propagación hacia atrás

En la primera fase las neuronas de la capa de entrada se encargan únicamente de recibir las señales del exterior y propagarlas a todas las neuronas de la capa siguiente (capas ocultas), las neuronas de la capa oculta procesan la información recibida aplicando la función de activación a la suma de los productos de las activaciones que recibe por sus correspondientes pesos, se sigue el mismo procedimiento para las neuronas de la capa de salida, el objetivo es conseguir los valores de salida de la red.

En la siguiente fase se compara la salida obtenida con la deseada, calculando el error producido, y este es transmitido hacia atrás, a través de las capas ocultas hasta llegar a la capa de entrada, a su vez los pesos de toda la red se corrigen de acuerdo con la regla de aprendizaje que es una generalización de la Regla Delta ó Regla de Widrow-Hoff ó LMS(Least Mean Squares, mínimos cuadrados), que realiza actualizaciones continuas de los pesos proporcional al error que la neurona comete, buscando minimizar la función de error cuadrático.

El backpropagation utiliza la regla del descenso de gradiente que es un método de optimización (minimización), el cual es empleado sobre una función error o coste que mide el rendimiento de la red, esta función depende de los pesos sinápticos y proporciona una regla de actualización de los pesos para modificarlos iterativamente hasta alcanzar el punto óptimo del criterio de parada establecido y entonces se detiene.

Se puede imaginar la gráfica de la función de coste o error como una hipersuperficie con montañas y valles.

El objetivo del proceso de aprendizaje es encontrar la configuración de pesos que corresponde al mínimo global de la función de error, aunque frecuentemente se obtiene resultados satisfactorios en algún mínimo local.

d) Aprendizaje de las Redes Neuronales

Pesos y parámetros de aprendizaje

Los pesos deben tener valores iniciales pequeños y aleatorios (entre ± 0.5) de la misma forma que el umbral θ_i , cuya entrada se considera 1.

El parámetro de velocidad de aprendizaje, η , determina la convergencia de la red, se recomienda valores pequeños (0.05 a 0.25) con el fin de lograr una solución adecuada y evitar que la red rebote alejándose del valor mínimo verdadero con un η demasiado grande. Además η puede incrementarse conforme se realiza el aprendizaje.

También para incrementar la velocidad de convergencia se suele utilizar la técnica denominada momento que consiste en obtener el valor del cambio de peso $\Delta_p w$ y añadirle un porcentaje del cambio anterior, este término que se adiciona mantiene los pesos en la misma dirección. Las ecuaciones de cambio de peso para la capa de salida serán:

$$w_{kj}^{0}(t+1) = w_{kj}^{0}(t) + \eta \delta_{pk}^{0} i_{pj} + \alpha \Delta_{p} w_{kj}^{0}(t-1)$$

Para las capas ocultas la ecuación es similar, en la ecuación anterior α es el parámetro de momento, y se acostumbra darle un valor positivo menor que 1, el uso del término momento es opcional.

Cuando la red alcanza un mínimo local o global el aprendizaje se detiene, puede darse el caso que la red alcance un mínimo local y el error de las salidas sigan siendo excesivamente alto, pero esto generalmente no representa ningún inconveniente al obtener resultados satisfactorios, en caso la red deje de aprender y no se obtengan estos resultados, se debe cambiar el número de nodos ocultos, parámetros de aprendizaje o empezar nuevamente el entrenamiento con un conjunto de pesos distintos.

Cuando se llega a una solución aceptable, so se puede afirmar haber alcanzado un minimo global en lugar de uno local. Si se obtiene una solución con un error aceptable, no importa si el mínimo sea local o global, tampoco que el entrenamiento se haya detenido antes de alcanzar un verdadero mínimo. (Freeman & Skapura, 1993)



Figura 18. Ejemplo representativo de una forma de la superficie de error donde w representa los posibles valores de la matriz de pesos de la red. **Fuente:** Hilera González y Martínez Hernando (1995).

> Pasos del Algoritmo Backpropagation

- 1) Inicializamos los pesos del MLP.
- 2) Mientras la condición de parada sea falsa ejecutamos los pasos 3 a 12
- 3) Aplicamos un vector de entrada

$$x_p = \left[x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pi}, \dots, x_{pn}\right]^T$$

4) Calculamos los valores de las entradas netas para la capa oculta.

$$Neta_{pj}^{h} = \sum_{i}^{N} w_{ji}^{h} x_{pi} + \theta_{j}^{h}$$

5) Calculamos la salida de la capa oculta.

$$i_{pj}^h = f_j^h (Neta_{pj}^h)$$

6) Calculamos los valores netos de entrada para la capa de salida.

$$Neta_{pk}^{o} = \sum_{j=1}^{L} w_{kj}^{o} i_{pj}^{o} + \theta_{k}^{o}$$

7) Calculamos las salidas de la red.

$$y_{pk} = f_k^o (Neta_{pk}^o)$$

8) Calculamos los términos de error para las unidades de salida.

$$\delta_{pk}^{o} = \left(d_{pk} - y_{pk}^{o}\right) f_k^{o'} \left(Neta_{pk}^{o}\right)$$

9) Estimamos los términos de error para las unidades de salida.

$$\delta_{pj}^{h} = f_{j}^{h'} \left(Neta_{pj}^{h} \right) \sum_{k=1}^{M} \delta_{pk}^{o} w_{kj}^{o}$$

10) Actualizamos los pesos en la capa de salida.

$$w_{kj}^o(t+1) = w_{kj}^o(t) + \alpha \delta_{pk}^o i_{pj}^h$$

11) Actualizamos pesos en la capa oculta.

$$w_{ji}^h(t+1) = w_{ji}^h(t) + \alpha \delta_{pj}^h x_{pi}$$

12) Verificamos si el error global cumple con la condición de finalizar.

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^{P} \sum_{k=1}^{M} (d_{pk} - y_{pk})^2$$

Donde:

 x_p Patrón o vector de entrada.

 x_{pi} Entrada i-ésima del vector de entrada x_p .

- N Dimensión del vector de entrada.
- P Número de ejemplos, vectores de entrada y salidas diferentes.
- L Número de neuronas de la capa oculta: h.
- M_h Número de neuronas de la capa de salida, dimensión del vector de salida.
- w_{ji} Peso de interconexión entre la neurona i-ésima de la entrada y la j-ésima de la capa oculta.
- θ_j^h Termino de tendencia de la neurona j-ésima de la capa oculta.

 $Neta_{pj}^h$ Entrada neta de la j-ésima neurona de la capa oculta.

- i_{pj} Salida de la j-ésima neurona de la capa oculta.
- f_j^h Función de activación de la j-ésima unidad oculta.

 w_{kj}^{o} Peso de interconexión entre la j-ésima neurona de la capa oculta y la k-ésima neurona de la capa de salida.

 θ_k^o Término de tendencia de la k-ésima neurona de la capa de salida.

 $Neta_{pk}^{o}$ Entrada neta de la k-ésima neurona de la capa de salida.

 y_{pk} Salida de la k-ésima unidad de salida.

- f_k^o Función de activación de la k-ésima unidad de salida $0 \in \Re^m$; $x \in \Re^n$
- d_{pk} Valor de salida deseado para la k-ésima neurona de la capa de salida.
- e_p Valor de error para el p-ésimo patrón de aprendizaje.

 α Tasa o velocidad de aprendizaje.

 δ_{pk}^{o} Termino de error para la k-ésima neurona de la capa de salida.

- δ_{pj}^{h} Termino de error para la j-ésima neurona de la capa oculta h.
- f'_{i}^{h} Derivada de la función de activación de la j-ésima neurona de la capa oculta.
- f'_k^o Derivada de la función de activación de la k-ésima neurona de la capa de salida.

Sobre-entrenamiento, Regularización y Detención Temprana

Al trabajar con redes neuronales artificiales, la red ajustarse demasiado a los datos de entrenamiento o sobre-ajustarse, dando inicialmente un error muy bajo con los datos de entrenamiento, pero al emplear datos nuevos el error es bastante grande, este problema se denomina sobre – entrenamiento. Lo anterior se puede mejorar de dos maneras, con regularización o detención temprana. (Artigas Muñoz, 2015)

La regularización permite a través de la modificación de la función de desempeño (error cuadrático medio), obtener pesos de menor magnitud, lo cual fuerza a que la respuesta de la red sea más suave y a la vez reduce la probabilidad de que se produzca sobreentrenamiento.

La nueva función de desempeño, involucra un término que corresponde al promedio de la suma de los cuadrados de los pesos y sesgos de la red. (Muñoz Bonacic, 2008)

70

La otra forma de evitar el sobreentrenamiento es la detención temprana, al respecto que divide todos los datos en grupos.

La detención temprana consiste en dividir el conjunto de datos en tres grupos, datos para entrenamiento, datos para validación y datos de prueba. La idea es que al final de cada iteración, la red se simule con los datos de validación y se compare el error obtenido versus el error obtenido con los datos de entrenamiento en la última iteración. Normalmente el error de validación decrece durante la fase inicial del entrenamiento, al igual, que el error de entrenamiento, sin embargo, cuando la red comienza a sobre ajustar los datos, el error de validación comienza a aumentar, luego, el entrenamiento se detiene. (Artigas Muñoz, 2015)

Generalmente se suele usar el 50% de los datos para entrenamiento, el 25% para validación y el 25% restante para prueba.

Los datos de entrenamiento se usan para ajustar los pesos, los de validación se usan para monitorear el proceso de entrenamiento y los datos de prueba sólo se usan para observar el desempeño del modelo frente a datos totalmente desconocidos. (Gonzáles, 2003)

La presente investigación emplea la detención temprana con el objetivo de evitar el sobreentrenamiento.



71

Figura 19. Errores de entrenamiento y validación durante el proceso de entrenamiento de la red neuronal. **Fuente:** Muñoz Bonacic (2008).

2.3. Definición de términos

A continuación se presentan las definiciones de los términos más usados en la presente investigación:

- Altura de precipitación mensual: Es la suma de las alturas diarias, ocurridas en un mes. (Villón Béjar, Hidrología, 2002)
- Análisis de Consistencia: Es el proceso que consiste en la identificación o detección, descripción y remoción de la no homogeneidad e inconsistencia de una serie de tiempo hidrológica. (Villón Béjar, 2005)
- Bondad de ajuste: La bondad de ajuste de un modelo estadístico describe lo bien que se ajusta un conjunto de observaciones. Las medidas de bondad en general resumen la discrepancia entre los valores observados y los k valores esperados en el modelo de estudio. (Wikipedia, 2019)
- Cuenca: es un área que no recibe drenaje de ninguna otra área, pero si contribuye con flujo a otra unidad de drenaje a través del curso del río, considerado como principal, al cual confluye. (Andina, 2008)
- Estación meteorológica: Instalación destinada a medir y registrar regularmente diversas variables meteorológicas. Estos datos se utilizan tanto para la elaboración de predicciones meteorológicas a partir de modelos numéricos como para estudios climáticos. (Chira La Rosa)
- **GPM:** Misión internacional por satélite para proporcionar observaciones de la próxima generación de lluvia y nieve en todo el mundo cada tres horas, cuenta con instrumentos avanzados que establecen un nuevo estándar para las mediciones de precipitación desde el espacio. (NASA, 2017)

- Modelo Metaheurístico: Los metaheurísticos son métodos aproximados diseñados para resolver problemas de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son efectivos. Los metaheurísticos proporcionan un marco general para crear nuevos algoritmos híbridos, combinando diferentes conceptos derivados de la inteligencia artificial, la evolución biológica y los mecanismos estadísticos. (Osman & Kelly, 1996)
- Pluviómetro: Instrumento para medir la altura de agua de precipitación en un punto. (OMM-N° 385, 2012)
- Precipitación: 1) Elementos líquidos o sólidos procedentes de la condensación o sublimación del vapor de agua que caen de las nubes o son depositados desde el aire en el suelo. 2) Cantidad de precipitación caída sobre una unidad de superficie horizontal por unidad de tiempo. (OMM-N° 385, 2012)
- Precipitación areal (zonal): Precipitación sobre un área específica, expresada como la altura media de la lámina de agua sobre dicha superficie. (OMM-N° 385, 2012)
- Precipitación puntual: Precipitación registrada en un lugar determinado. (OMM-N° 385, 2012)
- **Red neuronal:** Estructura conectiva de cálculo que simula la estructura y el funcionamiento de las redes de neuronas biológicas, compuesta de neuronas artificiales (nudos) y elementos de proceso (conexiones) capaces de aprender y generalizar conceptos aprendidos a partir de una gran cantidad de datos o patrones. (OMM-N° 385, 2012)
- Satélite artificial: Vehículo espacial, tripulado o no, que se coloca en órbita alrededor de la Tierra o de otro astro, y que lleva aparatos apropiados para recoger información y transmitirla. (RAE, 2019)

- SENAMHI (Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú): Organismo público cuyo propósito es generar y proveer información y conocimiento meteorológico, hidrológico y climático de manera confiable, oportuna y accesible en beneficio de la sociedad peruana. (SENAMHI, 2019)
- Sesgo: Diferencia entre la expectativa relativa a los resultados de un ensayo o una medición y el valor verdadero. (VIM, 2007)
- **TRMM:** Satélite de investigación diseñado para mejorar la comprensión de la distribución y variabilidad de las precipitaciones en los trópicos como parte del ciclo del agua en el sistema climático actual, cubrió las regiones tropicales y subtropicales de la Tierra, proporcionó información importante sobre las precipitaciones. (NASA, Precipitation Measuremente Missions, s.f.)

2.4. Hipótesis: genéricos y específicos

2.4.1. Hipótesis general

La aplicación de los modelos metaheuristicos basados en redes neuronales artificiales permitirán corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) en la Intercuenca Alto Huallaga, a valores adecuados para su uso.

2.4.2. Hipótesis específicas

- La precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7) en la Intercuenca Alto Huallaga, requiere corrección debido al sesgo que presenta.
- La precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05) en la Intercuenca Alto Huallaga, requiere corrección debido al sesgo que presenta.

- 3) La aplicación de los modelos metaheuristicos basados en redes neuronales artificiales permitirá corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7) en la Intercuenca Alto Huallaga, a valores adecuados para su uso.
- 4) La aplicación de los modelos metaheuristicos basados en redes neuronales artificiales permitirá corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), en la Intercuenca Alto Huallaga, a valores adecuados para su uso.
- 5) La precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite TRMM (Producto 3B43 V7), corregida mediante redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga, mejora su calidad a valores aceptables para su uso.
- 6) La precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), corregida mediante redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga, mejora su calidad a valores aceptables para su uso.

2.5. Identificación de variables

2.5.1. Variable independiente

• Modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales

2.5.2. Variables dependientes

- Sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7).
- Sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05).

2.5.3. Variable interviniente

• Consistencia de los datos registrados por las estaciones meteorológicas.

Variables	Definición	Dimensiones	Indicadores				
	conceptual						
Independiente: • Modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales	Métodos aproximados diseñados para resolver problemas de optimización combinatoria, en los que los heurísticos clásicos no son efectivos. (Osman & Kelly, 1996)	 Modelos metaheurísticos basados en RNA para corregir la precipitación mensual obtenida del satélite TRMM. Modelos metaheurísticos basados en RNA para corregir la precipitación mensual obtenida del satélite GPM 	 Coeficiente de correlación (r). Coeficiente de determinación (r2). Estadístico RSR 				
 Dependientes: Sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7). Sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05). 	Diferencia entre la expectativa relativa a los resultados de un ensayo o una medición y el valor verdadero. (VIM, 2007)	 Calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7) antes y después de la corrección con RNA. Calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05) antes y después de la corrección con RNA. 	 Criterio de Eficiencia de Nash Sutcliffe (NSE). Porcentaje Bias (PBIAS). 				

2.6. Definición operacional de variables e indicadores

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1. Tipo de investigación

Según la clasificación propuesta por Hernández Sampieri, Fernández Collado y Baptista Lucio (2010) el presente trabajo de tesis tiene un enfoque de investigación CUANTITATIVA.

La investigación está clasificada en un enfoque CUANTITATIVO porque utiliza la medición de datos mensuales de precipitaciones para probar las hipótesis formuladas, los datos son mediciones numéricas realizadas por el SENAMHI y la información procesada por los satélites artificiales TRMM y GPM, para posteriormente utilizar el análisis estadístico (análisis de consistencia, relleno de datos faltantes, pruebas de bondad de ajuste) para probar modelos y teorías propuestas.

3.2. Nivel de investigación

La investigación es de alcance (o nivel) definido como EXPLICATIVO.

La investigación realizada es de nivel EXPLICATIVO ya que pretende establecer por qué los modelos basados en redes neuronales artificiales son herramientas adecuadas para la corrección del sesgo de la precipitación estimada por satélite (causalidad).

3.3. Método de investigación

• Método general

Método Científico

• Método específico

Método hipotético – deductivo

Se busca a partir de las hipótesis planteadas determinar si estas son verdaderas o falsas.

3.4. Diseño de investigación

• Diseño general

La investigación utiliza un diseño general EXPERIMENTAL ya que se manipula la variable independiente modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales (causa) con un nivel o grado de presencia – ausencia, para analizar su consecuencia sobre las variables dependientes que son los sesgos de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM y GPM (efectos).

• Diseño especifico

A su vez de acuerdo a su clasificación se tiene un diseño específico CUASIEXPERIMENTAL, ya que se trabajan con grupos intactos que son las precipitaciones registradas por el SENAMHI y las precipitaciones obtenidas de los satélites artificiales, la formación de estos grupos es independiente del experimento y se consideran formados antes del mismo.

La investigación se adapta a un **Diseño con preprueba posprueba y grupo de control,** el cual posee el siguiente esquema:

Donde:

 $G_1 = Grupo Experimental$

 $G_2 = Grupo de control$

 O_1 , O_3 = Medición pretest

 O_2 , O_4 = Medición postest

X = tratamiento o estimulo de la variable experimental (Modelos de redes neuronales artificiales)

- = Ausencia de estímulo o tratamiento

La primera fila corresponde al grupo experimental (precipitaciones estimadas por satélite), la segunda corresponde al grupo de control (precipitaciones registradas por SENAMHI).

3.5. Población y muestra

3.5.1. Población

La población elegida son todos los datos de precipitaciones mensuales registrados por las estaciones meteorológicas del SENAMHI en el área de influencia de la cuenca ubicada aguas arriba de la estación Hidrométrica San Rafael, en la zona hidrográfica que pertenece al Departamento de Pasco que es la Intercuenca Alto Huallaga, en el periodo de 1998-2016.

3.5.2. Muestra

El tipo de muestreo empleado es no probabilístico de tipo intencional o por criterio, debido a que se busca tener la mayor cantidad estaciones meteorológicas que cuenten con la mayor cantidad de registros de precipitaciones mensuales entre los años 1998-2016, de acuerdo a las características descritas se encontraron tres estaciones meteorológicas: Estación Cerro de Pasco, Estación Yanahuanca y Estación San Rafael, las cuales pertenecen al Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI).

3.6. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

3.6.1. Información cartográfica

La información cartográfica utilizada fueron las hojas 21-k (Ambo) y 22-k (Cerro de Pasco), a escala 1:100000, elaboradas por el Instituto Geográfico Nacional.

3.6.2. Información meteorológica

Para la presente tesis se utilizó las estaciones meteorológicas Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI) y las estaciones satelitales virtuales de los satélites TRMM y GPM, estas últimas los cuales se ubicaron en el centro de las grillas de 0.25° x 0.25° para el satélite TRMM y de 0.1°x0.1° para el satélite GPM que contienen a cada estación meteorológica correspondiente.

Tabla 5

Ubicación de las estaciones meteorológicas del SENAMHI

N° F	Estación	Ubic Geog	ación ráfica	Altitud	Ubicación Política					
1	Estacion	Latitud	Longitud	Annuu	Dpto.	Provincia	Distrito			
1	Cerro de Pasco	10° 41´ S	76° 15′ W	4260 msnm	Pasco	Pasco	Chaupimarca			
2	Yanahuanca	10° 29′ S	76° 30′ W	3150 msnm	Pasco	Daniel A. Carrión	Yanahuanca			
3	San Rafael	10° 19´ S	76° 10′ W	2722 msnm	Huánuco	Ambo	San Rafael			
Fuent	e: SENAMHI									

Tabla 6Ubicación de las estaciones satelitales TRMM

NTO	T : 14	Ubicaciór	n Geográfica		Ubicación Política					
N°	Estación	Latitud	Longitud	Altitud	Dpto.	Provincia	Distrito			
1	Cerro de Pasco	10° 37.5′ S	76° 7.5′ W	4260 msnm	Pasco	Pasco	Chaupimarca			
2	Yanahuanca	10° 22.5´ S	76° 22.5´ W	3150 msnm	Pasco	Daniel A. Carrión	Yanahuanca			
3	San Rafael	10° 22.5′ S	76° 7.5´ W	2722 msnm Huánuco Ambo Sa		San Rafael				

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7

Ubicación de las estaciones satelitales GPM

N°	Estagión	Ubic Geog	ación ráfica	Altitud	Ubicación Política					
	Estación	Latitud	Longitud	Annuu	Dpto.	Provincia	Distrito			
1	Cerro de Pasco	10° 39´ S	76° 15′ W	4260 msnm	Pasco	Pasco	Chaupimarca			
2	Yanahuanca	10° 27´ S	76° 27′ W	3150 msnm	Pasco	Daniel A. Carrión	Yanahuanca			
3	San Rafael	10° 21´ S	76° 9′ W	2722 msnm	722 Huánuco Ambo Sa snm		San Rafael			

Fuente: Elaboración propia

3.6.3. Adquisición de datos meteorológicos

Uno de los primeros procedimientos para el desarrollo de la investigación consistió en la adquisición de información de datos de precipitación mensual de las estaciones meteorológicas, las cuales son operadas por SENAMHI y de sus correspondientes estaciones satelitales virtuales GPM y TRMM.

3.6.3.1. Adquisición de datos meteorológicos del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI)

La información de la data de precipitación mensual de las estaciones en estudio se obtuvo directamente del SENAMHI, esta entidad entrega esta información por medio de hojas membretadas. Para la investigación se usaron los datos de precipitación total mensual de las estaciones Cerro de Pasco registro 1998-2016, Yanahuanca registro 1998-2016 y San Rafael registro 1998-2014. Los registros obtenidos del SENAMHI se muestran en el Anexo B. En la figura 20 se presentan la longitud de datos existentes, así como también si estos se encuentran completos o incompletos.

N		Periodo de Registro												Tota							
0	Estacion	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	l años
1	Cerro de Pasco																				19
2	Yanahuanc a																				17
3	San Rafael																				19

Registro con datos completos Registro con datos incompletos Registro sin datos

Figura 20. Periodo y longitud de la información pluviométrica histórica de las estaciones meteorológicas seleccionadas. **Fuente:** Elaboración propia.

3.6.3.2. Adquisición de datos de las estaciones satelitales TRMM y GPM

Los datos de precipitación mensual de las estaciones virtuales TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05), se obtuvieron del portal NASA Giovanni, al cual se accede mediante el link <u>https://giovanni.gsfc.nasa.gov/giovanni/.</u> Giovanni es una interfaz web que permite que los usuarios puedan acceder y analizar una amplia variedad de datos de la NASA obtenidos por teledetección, la información que se obtiene son datos ambientales (precipitación, temperatura atmosférica, evaporación, evapotranspiración, radiación, etc.), que ha permitido su uso en diversos campos como son la hidrología, oceanografía, ciclo del agua y energía, gestión de desastres, entre otros. La información que se obtiene son datos reticulados globales con resolución espacial reducida, existen varios formatos de salida para los datos requeridos como son: GeoTIFF, KMZ, ASCII CSV, PNG entre otros, para el presente estudio debido a que se requiere comparar cantidades numéricas se emplea el formato ASCII CSV porque es compatible con el programa Excel.

Los datos de precipitación del satélite TRMM (Producto 3B43 V7) se muestran en el Anexo C y del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05) en el Anexo D.

😁 EARTH DATA Data Discovery - DAAC	is Community Science Disciplines		٩
GIOVANNI The Bridge Between Da	ata and Science v 4.28 Feedba	ck Help	Login
AIRS Project recommends not to use total column	n CO and CH4 [1 of 1 messages] Read More		
Select Plot			
• Maps: Time Averaged Map 🕶 🔍 Comparison	15: Select • O Vertical: Select • O Time Series: Select • O Miscellaneous: Select •		
Select Date Range (UTC) YYYY-MM-DD. HH:mm	Select Region (Bounding Box or Shape) Format West, South, East, North		
1998 - 01 - 01 🛗 00 : 00 to	iii (23 : 59)		
Valid Range: 1948-01-01 to 2018-10-30 Please specify an end date. Select Variables			
► Disciplines Number of	of matching Variables: 0 of 1932 Total Variable(s) included in Plot: 0		
Measurements Keyword :	Search Clear		
Platform / Instrument			
Spatial Resolutions			
Temporal Resolutions			
► Wavelengths			
► Depths			
Special Features			
► Portal			
Responsible NASA Official: <u>Angela Li</u> Powered Web Curator: <u>M. Hegde</u>	d By A Contact Us Reset Pi	ot Data	

Figura 21. Vista de presentación de la Plataforma Giovanni. **Fuente:** Plataforma Giovanni



Figura 22. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3B43 V7 del satélite TRMM para la Estación Cerro de Pasco, periodo 1998 – 2016. **Fuente:** Plataforma Giovanni.



Figura 23. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3B43 V7 del satélite TRMM para la Estación Yanahuanca, periodo 1998 – 2016. **Fuente:** Plataforma Giovanni.



Figura 24. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3B43 V7 del satélite TRMM para la Estación San Rafael, periodo 1998 – 2016. **Fuente:** Plataforma Giovanni.



Figura 25. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3IMERGM V05 del satélite GPM para la Estación Cerro de Pasco, periodo abril 2014 – diciembre 2016.

Fuente: Plataforma Giovanni.



Figura 26. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3IMERGM V05 del satélite GPM para la Estación Yanahuanca, periodo abril 2014 – diciembre 2016. **Fuente:** Plataforma Giovanni.



Figura 27. Hidrograma de registro de precipitación mensual del producto 3IMERGM V05 del satélite GPM para la Estación San Rafael, periodo abril 2014 – diciembre 2016. **Fuente:** Plataforma Giovanni.

3.7. Técnicas de procesamiento y análisis de datos

El procesamiento y análisis de la información se realiza por separados para

los datos obtenidos por el SENAMHI y los obtenidos por satélites artificiales.

Para las estaciones meteorológicas:

Se realiza el relleno de los datos faltantes y posteriormente se realiza el análisis de consistencia de la información proporcionada por las estaciones meteorológicas del SENAMHI, se realiza la corrección de los datos en caso de ser necesario, se ubican las estaciones en el plano, luego se trazan los Polígonos de Thiessen, los cuales vienen a ser el área de influencia de la estación contenida, luego se determina la precipitación media areal,

Para las estaciones satelitales virtuales:

Se trazan las cuadriculas correspondientes para el TRMM $(0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ})$ y para el GPM $(0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ})$, se ubica la estación satelital virtual en el centroide de la cuadricula, estas cuadriculas se consideran como el área de influencia de la estación satelital virtual, se considera que las precipitaciones de las estaciones del SENAMHI dentro de una cuadricula trazada son equivalentes a la precipitaciones satelitales estimadas para esta cuadricula.

Posteriormente se comparan las precipitaciones del SENAMHI con sus equivalentes satelitales, a través de las pruebas de bondad de ajuste, esto se realiza a nivel puntual y a nivel areal.

Se crean modelos basados en redes neuronales para la corrección de la precipitación estimada por satélite, se comparan las precipitaciones del SENAMHI con las precipitaciones satelitales corregidas por medio de las pruebas de bondad de ajuste, esto se realiza a nivel puntual y a nivel areal.

Debido a que la Estación Yanahuanca solo tiene datos del SENAMHI desde 1998 al 2014, los datos para los años 2015 y 2016 se completan empleando el modelo creado para esta estación a partir de los datos de precipitación del satélite TRMM, los datos así creados son tomados para la construcción del modelo basado en la precipitación del satélite GPM.

3.7.1. Relleno de datos faltantes

Previo al análisis de consistencia, se debe realizar el relleno de datos faltantes, en este caso por la disposición de datos, se emplea el método racional deductivo para completar los datos faltantes en los registros de las estaciones Cerro de Pasco y San Rafael, según este método para obtener el valor mensual faltante se realiza un simple promedio aritmético de los valores en el registro histórico para el mes faltante. Los datos completos de las estaciones meteorológicas del SENAMHI se muestran en el Anexo E.

3.7.2. Análisis de consistencia de los datos

Los registros obtenidos del SENAMHI deben ser sometidos a pruebas de consistencia a fin de saber si los datos son consistentes y homogéneos, estas pruebas son el análisis visual (hidrogramas y doble masa) y el estadístico (análisis de saltos y tendencias).

a) Análisis visual de hidrogramas

De los registros completos se realizaron hidrogramas de la precipitación mensual para cada estación con el fin de identificar posibles saltos o tendencias en las series analizadas así como para detectar valores dudosos representados por picos extremadamente altos o bajos que no reflejen el comportamiento de la variable precipitación.

Luego de realizar los hidrogramas se concluye que no existen periodos que presenten información dudosa en ninguna de las tres estaciones analizadas, es decir los registros son consistentes.


Figura 28. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Cerro de Pasco del periodo 1998-2016.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 29. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación Yanahuanca del periodo 1998-2014. **Fuente:** Elaboración propia.



Figura 30. Hidrograma del registro de precipitación total mensual de la Estación San Rafael del periodo 1998-2016. **Fuente:** Elaboración propia.

b) Análisis de doble masa

Se efectuó el análisis de doble masa para las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael, en las curvas obtenidas y presentadas en el Anexo F, no se aprecian quiebres pronunciados, por lo cual se considera que las series son homogéneas y consistentes.

c) Análisis Estadístico

No se determinó inconsistencias en las series mediante el análisis visual efectuado en los hidrogramas y en la curva doble masa, pero para una mayor certeza se realiza el análisis estadístico a las series de precipitaciones mensuales de cada estación. El análisis estadístico se muestra se muestra en el Anexo G.

Análisis de Saltos

Visualmente no se evidencian saltos en las series mostradas, por lo cual se realiza el análisis estadístico considerando dos grupos de datos de cantidades similares para cada estación de estudio. La tabla 8 muestra el resumen del análisis de consistencia de consistencia. Se concluye que los datos son consistentes.

Tabla 8Análisis de consistencia en la media

	Periodo de análisis		Número de datos, promedio y desviación estándar			Consistencia en la media			
Estación			N° Datos	Promedio	Desv. Est.	T calculada Tc	T tabla (95%) Tt	Comparación	Diferencia Significativa
Cerro de	n1: PC	1998-2007	120	77.65	55.50	0 21 9/	1.9705	Tcl < Tt	NO
Pasco	n2: PD	2008-2016	108	80.03	57.16	0.5164			NO
Vanahuanca	n1: PC	1998-2003	84	66.60	50.28		1 0719	Tc / Tt	NO
fallalluallua	n2: PD	2004-2014	120	73.38	59.60	0.8506	1.9710		NO
Can Dafaal	n1: PC	1998-2007	120	57.44	46.37	0 2020	1 0705	Tc / Tt	NO
San Kalael	n2: PD	2008-2016	108	59.90	48.40	0.3920	1.9705	IC < Tt	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 9

Análisis de consistencia en la desviación estándar

	Estación Periodo de análisis		Número de datos, promedio y desviación estándar			Consistencia en la desviación estándar			
Estación			N° Datos	Promedio	Desv. Est.	F calculada Fc	F tabla (95%) Ft	Comparación	Diferencia Significativa
Cerro de	n1: PC	1998-2007	120	77.65	55.50	1 0600	1 2620		NO
Pasco	n2: PD	2008-2016	108	80.03	57.16	1.0609	1.3630	FC < FC	NO
Vanahuanca	n1: PC	1998-2003	84	66.60	50.28	1 4047	1 4050		NO
Tananuanca	n2: PD	2004-2014	120	73.38	59.60	1.4047	1.4050	FC \ FL	NU
San Pafaol	n1: PC	1998-2007	120	57.44	46.37	1 0000	1.3630	Fc < Ft	NO
San Rafael	n2: PD	2008-2016	108	59.90	48.40	1.0095			

Fuente: Elaboración propia.

> Análisis de Tendencias

Con el fin de determinar posibles tendencias se realizó el Test Mann Kendall en las series de precipitaciones.

- Análisis de tendencias por Test Mann Kendall

El análisis Test Mann Kendall se efectuó por medio del software XLSTAT que es un complemento para Microsoft Excel, de acuerdo a los resultados obtenidos las series no presentan tendencias, los resultados se muestran en el Anexo G.

En general, luego de haber realizado el análisis de la información de las precipitaciones mensuales de las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael, para el periodo considerado, se concluye que están libres de saltos y tendencias, son series homogéneas, consistentes y confiables, para su empleo en el presente estudio.

3.7.3. Cálculo de la precipitación media areal mensual

Para el cálculo de la precipitación media areal a escala mensual se empleó el método de polígonos de Thiessen debido a que este método es fácil de usar para periodos distintos por que los porcentajes de participación de cada estación se mantienen constantes variando únicamente las precipitaciones. El Anexo H muestra el cálculo de las precipitaciones medias areales a partir de las estaciones meteorológicas del SENAMHI, el Anexo I muestra el cálculo de las precipitaciones medias areales a partir de las estaciones virtuales del TRMM antes de la corrección con RNA, de la misma forma el Anexo J muestra el cálculo de las precipitaciones medias areales a partir de las estaciones virtuales del GPM antes de la corrección con RNA.

Las figuras 31 y 32 muestran las cuadriculas trazadas para las estaciones TRMM y GPM así como los polígonos de Thiessen obtenidos de las estaciones meteorológicas.



Figura 31. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del TRMM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del TRMM (0.25° x 0.25°). **Fuente:** Elaboración propia.



Figura 32. Mapa de ubicación de las estaciones del SENAMHI y del GPM (se considera el centroide de la cuadricula como ubicación de la estación satelital), trazado de los Polígonos de Thiessen y cuadricula del GPM $(0.1^{\circ} \times 0.1^{\circ})$. **Fuente:** Elaboración propia.

3.7.4. Metodología empleada

La metodología seguida consta de 5 etapas:

Etapa 1.- Análisis y estudio de la zona de estudio y la cartografía existente.

- Delimitación de la cuenca hidrográfica.
- Determinación de parámetros geomorfológicos de la cuenca hidrográfica.

Etapa 2.- Recolección de la información de estaciones meteorológicas del SENAMHI y estaciones satelitales virtuales TRMM y GPM.

- Adquisición de datos de precipitaciones mensuales del SENAMHI para las estaciones meteorológicas Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael.
- Adquisición de datos de precipitaciones mensuales de los satélites artificiales TRMM y GPM.

Etapa 3.- Análisis de la información pluviométrica de las estaciones meteorológicas del SENAMHI.

- Relleno de datos faltantes.
- Análisis de consistencia de la información pluviométrica.
- Determinación de la precipitación media areal de la cuenca hidrográfica.

Etapa 4.- Construcción de los modelos basados en RNA para la corrección de la precipitación mensual

- Diseño y construcción de los modelos de RNA.

Etapa 5.- Evaluación del ajuste bondad de los datos de precipitación antes y después de la corrección con los modelos basados en RNA.

- Evaluación de la calidad de la precipitación estimada por el satélite _ TRMM (Producto 3B43 V7), a nivel puntual y a nivel areal, antes y después de la corrección con los modelos de RNA.
- Evaluación de la calidad de la precipitación estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), a nivel puntual y a nivel areal, antes y después de la corrección con los modelos de RNA.

3.7.5. Características generales de la zona de estudio

3.7.5.1. Ubicación de la zona de estudio

La cuenca materia de estudio se ubica aguas arriba de la Estación Hidrométrica San Rafael, en la zona hidrográfica perteneciente al Departamento de Pasco que es la Intercuenca Alto Huallaga, específicamente la Estación Hidrométrica San Rafael se ubica en el Puente Raquia en el Distrito de San Rafael.

Tabla 10

Ubicación de la Estación Hidrométrica San Rafael

NT O	Estación ⁻	Ubicación	Geográfica		Ubicación Política			
N°		Latitud	Longitud	Altitud	Dpto.	Provincia	Distrito	
1	San Rafael	10°20'24" S	76°10'57" W	2717 msnm	Huánuco	Ambo	San Rafael	
Fuor	Fuente: Flahoración propia							

Fuente: Elaboración propia

> Ubicación Geográfica

Geográficamente la cuenca materia de estudio se ubica entre las siguientes coordenadas:

• Coordenadas Geográficas:

Latitud Sur: 10°45' - 10°20'

Longitud Oeste: 76°20' - 76°02'

• Coordenadas UTM (WGS84):

Este: 353577m. - 385281m.

Norte: 8810184 m. - 8856625m.

Altitud entre: 4260 – 2722 msnm.

> Ubicación Hidrográfica

Está ubicada entre los departamentos de Huánuco y Cerro de Pasco (entre los meridianos 76° 20' y 76° y los paralelos 10° 50' y 10° 10'), limita con las cuencas siguientes:

- Por el Norte: Cuenca media del río Huallaga
- Por el Este: Cuenca del río Pachitea
- Por el Sur: Cuencas de los ríos Mantaro y Perené
- Por el Oeste: Cuenca alta del río Marañón

> Ubicación Política

- Departamento: Pasco
- Provincias: Pasco y Daniel Alcides Carrión



Figura 33. Ubicación hidrográfica del área de estudio. **Fuente:** Elaboración propia

3.7.5.2. Parámetros geomorfológicos del área de estudio

En esta parte se obtienen los parámetros geomorfológicos de la cuenca en estudio por medio del software ArcGIS 10.3 mediante el modelo creado a través del ModelBuilder que se muestra en el Anexo A. La tabla 11 muestra los principales parámetros de la cuenca.

Tabla 11

D / /	c	1/ .	1 1	1	. 1.
Parametroc	anomorto	LAMICAG	101	la cuonca	on octudio
<i>i uiumeiios</i>	2601101101	$u \sigma z u \sigma \sigma$	ие і	и спенси	еп емицио
	0				

Parámetros básicos	Unidades
Perímetro de la cuenca	166.92 Km
Área de la cuenca	960.41 km²
Longitud del río más largo	55.88 Km
Altitud mayor	4700 msnm
Altitud menor	2750 msnm
Longitud total de ríos	604.25 Km
Total de ríos	317 ríos
Altitud media de la cuenca	4053.63 msnm
Ríos de primer orden	251 ríos
Parámetros de Forma	Unidades
Coeficiente de compacidad	1.51
Ancho medio	17.19 Km
Factor de forma	0.31
Relación de elongación	0.63
Parámetros de relieve	Unidades
Lado mayor del rectángulo equivalente	69.68 Km
Lado menor del rectángulo equivalente	13.78 Km
Pendiente media de la cuenca	2.80%
Pendiente media de río principal	2.78%
Parámetros de la red de drenaje	Unidades
Densidad de drenaje	0.63 Km/Km ²
Frecuencia de ríos	0.33 ríos/Km ²
Extensión media de escurrimiento superficial	0.40 Km
Coeficiente de torrencialidad	0.26 ríos/Km ²
Coeficiente de masividad	4.22 m/Km ²

Fuente: Elaboración propia

3.7.5.3. Características Hidrográficas

El área de estudio abarca principalmente el Departamento de Pasco, el sistema hidrográfico de este departamento pertenece a la Vertiente del Atlántico, el cual nace en el Nudo de Pasco, aproximadamente en los 11° de latitud Sur, entre los 4,000 y 6,000 m.s.n.m., alimentando sus cursos de agua, principalmente con las precipitaciones estacionales, ello origina un escurrimiento de comportamiento irregular.

El período de crecidas o avenidas se inicia en octubre y concluye en marzo, alcanzando su nivel máximo en los meses de enero y febrero.

El periodo de vaciante o de estiaje comienza en abril y concluye en septiembre, llegando a su mínimo en los meses de julio y agosto.

La Cuenca Alto Huallaga se alimenta de los ríos Huallaga, Yanacocha y Huertas y estos a su vez son alimentadas por los ríos Tingo, Huallaga, Ticlacayán, Pucurhuay, Yanacocha y Chaupihuaranga.

Tabla 12

Subcuenca y Microcuenca según Distritos de la Cuenca Alto Huallaga

Cuenca	Subcuenca	Micro-cuenca	Distritos	
		Dío Tingo	Pallanchacra y	
		Kio Tingo	Yarusyacán	
		Día Unallaga	Yarusyacán y	
	Río Huallaga	Rio Huallaga	Yanacancha	
Alto Huellege		Río Ticlacayán	Ticlacayán	
Alto Huallaga		Día Dugurhugy	Huariaca y	
		RIO Puculliuay	Ticlacayan	
	Río Yanacocha	Río Yanacocha	Pallanchacra	
	Dío Unantos	Río	Simón Dolívon	
	KIO nuertas	Chaupihuaranga	Simon Bolivar	

Fuente: GOREPA (2012)

3.7.5.4. Características Climáticas

La clasificación climática en la Provincia de Pasco, según el sistema Koppen, el cual identifica cada clima con una serie de letras que se corresponden con el comportamiento de las temperaturas y precipitaciones de este clima, son:

Clima de Nieve (Gélido) de Alta Montaña (EFH) (por encima de los 5000 m.s.n.m.).

- Clima Frígido (de Tundra) de Alta Montaña (ETH) (4,000 a 5,000 m.s.n.m.).
- Clima Frío o Boreal (DWB) (3,000 a 4,000 m.s.n.m.).
- Clima Templado Moderado Lluvioso (CW) (1,500 y los 3,000 m.s.n.m.).

3.7.6. Pruebas para evaluar la bondad de ajuste

La correlación y las medidas basadas en esta como el coeficiente de determinación, han sido usadas ampliamente para evaluar la "bondad de ajuste" de los modelos hidrológicos e hidroclimáticos. Estas medidas son demasiado sensibles a los valores extremos (valores atípicos) y son insensibles a las diferencias aditivas y proporcionales entre las predicciones del modelo y las observaciones. Debido a estas limitaciones, las medidas basadas en correlación pueden indicar que un modelo es un buen predictor, incluso cuando no lo es. (Legates & McCabe Jr., 1999)

La selección y el uso de un criterio de desempeño específico y la interpretación de los resultados son muy difíciles, ya que cada criterio puede poner un énfasis diferente en diferentes tipos de pronóstico y comportamientos observados, y porque la selección de una medida de error depende de la situación, y no de si se encontró que una de las medidas de error es superior en todos los criterios. (Hwan Hwang, Heon Ham, & Hoon Kim, 2012)

Según (Legates & McCabe Jr., 1999), una evaluación completa del rendimiento del modelo debe incluir al menos una medida de bondad de ajuste o medida de error relativo (por ejemplo, el coeficiente de eficiencia de Nash y Sutcliffe) y al menos una medida de error absoluta (por ejemplo, RMSE o MAE)

101

con información de apoyo (por ejemplo, una comparación entre la media observada y simulada y las desviaciones estándar).

En la presente tesis para evaluar la bondad de ajuste se emplean el coeficiente de correlación (r), coeficiente de determinación (r2), Estadístico RSR, Criterio de Eficiencia de Nash Sutcliffe (NSE) y porcentaje Bias (PBIAS), se da una mayor importancia a la prueba de Nash-Sutcliffe ya que es una de las pruebas más empleadas en hidrología.

a) El Coeficiente de Correlación

Es un estadístico que brinda información de la dirección o sentido y la cercanía o fuerza entre dos variables, este estadístico solo tiene sentido si la relación es de tipo lineal, de no ser así solo indicaría la falta de relación lineal y no la presencia de alguna relación, por esta razón generalmente este estadístico es definido como un instrumento que mide el grado de asociación lineal entre dos variables. (Lahura, 2003)

$$Correl(X,Y) = r = \frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2 \sum(y-\bar{y})^2}}$$

Donde:

 $\bar{x} \in \bar{y}$ son medias de los grupos de datos

x e *y* son datos de cada grupo

Según (Calzada Benza, 1981) para determinar el grado de significancia del coeficiente de correlación simple (r), se empleara la siguiente escala:

- De r = 0.2 a r = 0.3 el coeficiente muy bajo
- De r = 0.4 a r = 0.5 el coeficiente bajo
- De r = 0.6 a r = 0.7 el coeficiente alto
- De r = 0.8 a r = 1.0 el coeficiente muy alto.

b) Coeficiente de Determinación (r²)

Puede definirse como el cuadrado del coeficiente de correlación, estima la dispersión combinada contra la dispersión única de las series observadas y simuladas. El rango de r2 se encuentra entre 0 y 1, que describe qué tanto de la dispersión observada se explica por la predicción. Un valor de cero significa que no hay correlación, mientras que un valor de 1 significa que la dispersión de la predicción es igual a la de la observación. El hecho de que solo se cuantifique la dispersión es uno de los principales inconvenientes de r2 si se considera solo. Un modelo que sistemáticamente sobreestima o subestima todo el tiempo todavía resultará en buenos valores de r2 cercanos a 1.0, incluso si todas las predicciones fueran erróneas. (Krause, Boyle, & Base, 2005)

$$r^{2} = \left(\frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^{2}\sum(y-\bar{y})^{2}}}\right)^{2}$$

Donde:

 $\bar{x} \in \bar{y}$ son medias de los grupos de datos

x e *y* son datos de cada grupo

Tabla 13

Criterios de evaluación de desempeño para los modelos de cuencas y campos

\mathbf{R}^2	Ajuste
> 0.85	Muy bueno
$0.75 < R^2 \le 0.85$	Bueno
$0.60 < R^2 \le 0.75$	Satisfactorio
≤ 0.60	Insatisfactorio
Fuente: Moriasi, G	itau, Pai y Daggupati (2015)

c) Eficiencia de Nash – Sutcliffe (NSE)

El criterio de Nash-Sutcliffe es uno de los más usados en Hidrología. Mide cuánto de la variabilidad de las observaciones es explicada por la simulación. Si la simulación es perfecta, E=1; si se intentase ajustar las observaciones con el valor promedio, entonces E=0. (Cabrera, 2008)

$$NSE = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_{i}^{obs} - Y_{i}^{sim})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (Y_{i}^{obs} - \bar{Y})^{2}}\right]$$

Donde:

 $Y_i^{obs} = datos \, observados$

 $Y_i^{sim} = datos simulados$

 \overline{Y} = media de los datos observados

d) Coeficiente PBIAS

El coeficiente PBIAS o porcentaje de sesgo, mide a tendencia de que el promedio de los valores simulados sea mayor o menor que los valores observados. El valor óptimo de sesgo es cero, o valores pequeños que indican que el modelo es preciso. Valores positivos indican una subestimación por parte del modelo, mientras que valores negativos indican una sobreestimación. (Morales Pino, 2016)

$$PBIAS = \left[\frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_i^{obs} - Y_i^{sim}) \times 100}{\sum_{i=1}^{n} (Y_i^{obs})}\right]$$

Donde:

 $Y_i^{obs} = datos \ observados$

 $Y_i^{sim} = datos simulados$

e) Estadístico RSR (relación de RMSE- observaciones de desviación estándar)

Es la relación de la raíz del error medio cuadrático o RMSE y la desviación estándar de los datos, la RMSE es uno de los estadísticos de índice de error más utilizados. RSR incorpora los beneficios de las estadísticas de índice de error e incluye un factor de escala / normalización, de modo que la estadística resultante y los valores informados pueden aplicarse a varios componentes. RSR varía desde el valor óptimo de 0, que indica un valor de cero para el RMSE o variación residual y por lo tanto, una simulación perfecta del modelo, hasta un gran valor positivo. Cuanto menor sea el RSR, menor será el RMSE y mejor será el rendimiento de simulación del modelo. (Moriasi, y otros, 2007)

$$RSR = \frac{RMSE}{STDEV_{obs}} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (Y_i^{obs} - Y_i^{sim})^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (Y_i^{obs} - \bar{Y})^2}}$$

Donde:

 $Y_i^{obs} = datos \ observados$

 $Y_i^{sim} = datos simulados$

 \overline{Y} = media de los datos observados

Tabla 14

Calificaciones de rendimiento general para las estadísticas recomendadas para un período de tiempo mensual

Clasificación de	DCD	NSE	DRIAS (0/.)
Rendimiento	KSK	INSE	I DIAS (70)
Muy Bueno	0.00≤RSR≤0.50	0.75 <nse≤1.00< td=""><td>PBIAS< ±10</td></nse≤1.00<>	PBIAS< ±10
Bueno	0.50 <rsr≤0.60< td=""><td>0.65<nse≤0.75< td=""><td>$\pm 10 \leq PBIAS \leq \pm 15$</td></nse≤0.75<></td></rsr≤0.60<>	0.65 <nse≤0.75< td=""><td>$\pm 10 \leq PBIAS \leq \pm 15$</td></nse≤0.75<>	$\pm 10 \leq PBIAS \leq \pm 15$
Satisfactorio	0.60 <rsr≤0.70< td=""><td>0.50<nse 0.65<="" td="" ≤=""><td>$\pm 15 \leq PBIAS \leq \pm 25$</td></nse></td></rsr≤0.70<>	0.50 <nse 0.65<="" td="" ≤=""><td>$\pm 15 \leq PBIAS \leq \pm 25$</td></nse>	$\pm 15 \leq PBIAS \leq \pm 25$
Insatisfactorio	RSR>0.70	NSE≤0.50	PBIAS≥±25
E	(2007)		

Fuente: Moriasi, y otros (2007)

Recientemente (Ritter & Muñoz-Carpena, 2013), consideraron las

calificaciones presentadas en la Tabla 15 para la Eficiencia de Nash Sutcliffe, en la

cual para que el ajuste sea satisfactorio debe ser mayor a 0.65.

Tabla 15

Valores referenciales del criterio de Nash-Sutcliffe

NSE	Ajuste	
≥ 0.90	Muy bueno	-
0.90 - 0.80	Bueno	
≥ 0.65	Aceptable	
< 0.65	Insatisfactorio	

Fuente: Ritter y Muñoz-Carpena (2013),

En el presente trabajo para comprobar la eficiencia del método empleado, en el caso del Criterio de Nash – Sutcliffe se emplearan los valores propuestos por Ritter y Muñoz.

3.7.7. Diseño del modelo de red neuronal

El tipo de red utilizada es el Perceptrón Multicapa con conexión hacia adelante (feedforward), se elige esta red debido al buen desempeño en la solución de problemas lineales y no lineales y en problemas de series de tiempo, además de su popularidad por los buenos resultados obtenidos en diversas investigaciones, esta red utiliza el algoritmo back propagation o de propagación hacia atrás.

Para el diseño del modelo se utilizó el programa Alyuda NeuroIntelligence 2.2 version trial, desarrollado por ALYUDA Research Company.

a) Partición de los datos

Previo al diseño se realiza la partición de datos en grupos para los procesos de entrenamiento, validación y prueba, en porcentajes de 50%, 25% y 25% respectivamente, a fin de que la red no se sobre – entrene, se realiza esto para obtener una detención temprana, debido a que los datos no necesariamente cumplen estos porcentajes se buscan los valores más cercanos a estos tratando de mantener periodos completos (12 meses), luego se realiza la normalización de los datos de entrada.

Para el satélite TRMM

La tabla 16 muestra la partición de los datos del satélite TRMM para las 3 estaciones.

Tabla 16

Conjunto do dotos	Estaciones						
	Cerro de Pasco		Yan	ahuanca	San Rafael		
Total	228	100 %	204	100 %	228	100 %	
Entrenamiento	108	47.37 %	108	52.94 %	108	47.37 %	
Validación	60	26.32 %	48	23.53 %	60	26.32 %	
Prueba	60	26.32 %	48	23.53 %	60	26.32 %	

Partición de los datos del satélite TRMM para los procesos de entrenamiento, validación y prueba

Fuente: Elaboración propia

Para el satélite GPM

La tabla 17 muestra la partición de los datos del satélite GPM para las 3

estaciones.

Tabla 17

Partición de los datos del satélite GPM para los procesos de entrenamiento, validación y prueba

Conjunto do dotos	Estaciones						
Conjunto de datos	Cerr	o de Pasco	Yar	nahuanca	Sa	n Rafael	
Total	33	100 %	33	100 %	33	100 %	
Entrenamiento	18	48.48 %	18	48.48 %	18	48.48 %	
Validación	8	27.27 %	8	27.27 %	8	27.27 %	
Prueba	7	24.24 %	7	24.24 %	7	24.24 %	

Fuente: Elaboración propia

b) Arquitectura

En el estudio, se usó prueba y error para encontrar la arquitectura de red

neuronal más adecuada

- Capa de entrada, existe una única capa con una neurona que es la precipitación estimada por satélite.
- Capas ocultas, se considera una única capa oculta porque la mayoría de problemas se resuelven con una sola capa oculta, para determinar el número de neuronas en esta capa no existe una regla y esta cantidad es variable según la aplicación, por lo cual el número de neuronas de esta capa se obtuvo por el método de prueba – error de los resultados obtenidos.

- Capa de salida, existe una única capa con una neurona de salida la cual

es la precipitación corregida.

Para el satélite TRMM

Las funciones de activación son:

- Capas ocultas: función lineal
- Capa de salida: función logística
- La tabla 18 muestra las arquitecturas para las estaciones virtuales del

TRMM.

Tabla 18

Arquitecturas de los modelos de RNA para la corrección de la precipitación del TRMM

Estación	N° de neuronas en la capa de entrada	N° de neuronas en la capa oculta	N° de neuronas en la capa de salida
Cerro de Pasco	13*	17	1
Yanahuanca	13*	8	1
San Rafael	13*	72	1

*Existe una sola neurona de entrada, las otras 12 corresponden al proceso de normalización que se realiza creándose una neurona por cada mes.

Fuente: Elaboración propia

Para el satélite GPM

Las funciones de activación son:

- Capas ocultas: Función Logística
- Capa de salida: Función Logística

La tabla 19 muestra las arquitecturas para las estaciones virtuales del GPM.

Tabla 19

Arquitecturas de los modelos de RNA para la corrección de la precipitación del GPM

Estación	N° de neuronas en la capa de entrada	N° de neuronas en la capa oculta	N° de neuronas en la capa de salida
Cerro de Pasco	13*	58	1
Yanahuanca	13*	59	1
San Rafael	13*	65	1

*Existe una sola neurona de entrada, las otras 12 corresponden al proceso de normalización que se realiza creándose una neurona por cada mes.

Fuente: Elaboración propia

c) Entrenamiento de modelos

Para esta fase se emplea el 50% de los datos debido a que se busca ajustar los pesos de la red y se requiere la mayor cantidad de datos para obtener un aprendizaje adecuado buscando evitar caer en un mínimo local que no satisfaga los resultados buscados, el tipo de aprendizaje empleado es el supervisado, siendo controlado por la precipitación mensual obtenida de las estaciones meteorológicas del SENAMHI.

• Algoritmo de entrenamiento

El algoritmo de entrenamiento elegido es el de propagación hacia atrás (back propagation), debido a la gran popularidad y capacidad que ha demostrado cuando se emplea en series de tiempo.

El valor de la tasa de aprendizaje se considera 0.25 y el factor momento de 0.9 tomando como referencia distintos textos y trabajos realizados anteriormente como los mencionados en los antecedentes y por estar estos valores dentro de los rangos recomendados.

• Pesos aleatorios

Se eligió pesos aleatorios manuales en el rango ± 0.1 , además se especificó una semilla aleatoria del generador de números aleatorios de 100 para que se reproduzcan las mismas condiciones iniciales de la red para diferentes configuraciones de entrenamiento con el fin de poder replicar los resultados obtenidos.

• Condiciones para detener el entrenamiento

Se considera la detención cuando el cambio de error en la red es menor que el especificado durante las últimas iteraciones, este error es:

d) Validación de modelos

Luego del entrenamiento, se realizó la validación, para este proceso se utiliza el 25% del total de datos, este proceso se realiza para ajustar los parámetros y la topología de la red, en este parte se busca la red con menor perdida de generalización.

e) Prueba de modelos

Para este proceso se utiliza el 25% o valores cercanos a este porcentaje tomado del total de datos, este proceso se realiza solo para probar el funcionamiento de la red con datos nuevos. El Anexo K y el Anexo L muestran la aplicación de las RNA con el software Alyuda NeuroIntelligence 2.2 en la corrección de datos de los satélites TRMM y GPM respectivamente.

f) Consulta de datos

En esta etapa se consulta la red entrenada con nuevos datos. Para la investigación se realizó la consulta para completar los datos proporcionados por el SENAMHI de la Estación Yanahuanca, que posee datos desde enero de 1998 hasta diciembre de 2014, mediante los modelos creados para esta estación y para el satélite TRMM, debido a que este satélite es el que tiene una data más extensa que el satélite GPM, se completaron los datos desde enero de 2015 hasta diciembre de 2016, los cuales además sirvieron para diseñar el modelo de red neuronal artificial del satélite GPM para ésta estación. En el Anexo M se muestran los datos obtenidos a partir del modelo propuesto para el satélite TRMM para la Estación Yanahuanca en el periodo enero 2015 – diciembre 2016.

Los Anexos N y O muestran las precipitaciones satelitales corregidas con los modelos de RNA para los satélites TRMM y GPM respectivamente, estas correcciones se realizan a las tres estaciones estudiadas. Los Anexos P y Q muestran las precipitaciones medias areales mensuales para los satélites TRMM y GPM respectivamente, éstas son obtenidas a partir de las estaciones virtuales del TRMM y GPM corregidas con RNA.

3.8. Tratamiento estadístico

Para el tratamiento de la información se empleó formulas y gráficos usados en la estadística descriptiva e inferencial.

Obtenidos los datos de precipitación mensual del SENAMHI, estos datos son sometidos a análisis de consistencia, esto se realiza por 3 métodos:

- Análisis visual de hidrogramas
- Análisis de doble masa
- Análisis estadístico

En el análisis visual de hidrogramas y de doble masa la obtención de resultados numéricos y gráficos fue por medio del software MS Excel.

El análisis estadístico consistió en el análisis de saltos y tendencias, en el análisis de saltos se evalúa la consistencia en la media y la consistencia en la desviación estándar de los datos de precipitación mensual. El análisis de tendencias se realizó por medio del Test Mann Kendall para las 3 estaciones meteorológicas, el análisis de saltos se realizó por medio del software MS Excel mientas que el de tendencias mediante la extensión XLSTAT para MS Excel.

Para comparar las precipitaciones mensuales obtenidas del SENAMHI con las precipitaciones mensuales obtenidas de los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) sin corregir y corregidas con los modelos propuestos de redes neuronales artificiales se emplean los siguientes estimadores de bondad de ajuste:

- Coeficiente de correlación (r)

- Coeficiente de determinación (r2)
- Estadístico RSR
- Criterio de Eficiencia de Nash Sutcliffe (NSE)
- Porcentaje Bias (PBIAS)

Para determinar los indicadores estadísticos de bondad de ajuste, los gráficos de barras e hidrogramas correspondientes a estos se emplea el software MS Excel.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Descripción del trabajo de campo

En la presente investigación se ha empleado las precipitaciones mensuales obtenidas del SENAMHI y de las estaciones meteorológicas TRMM y GPM en el periodo de enero del 2018 a diciembre del 2016. Las estaciones meteorológicas empleadas son: Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael y sus correspondientes precipitaciones obtenidas de los satélites TRMM y GPM.

Antes de emplear los datos del SENAMHI se realiza el relleno de datos faltantes y el análisis de consistencia es estos, con el fin de obtener series homogéneas, consistentes y confiables para su empleo en el presente estudio.

Inicialmente se realiza la delimitación de la cuenca y se ubican las estaciones meteorológicas, luego se trazan las cuadriculas correspondientes a las estaciones meteorológicas TRMM y GPM. Se considera la ubicación de las estaciones satelitales como el centroide de las cuadriculas de estas, para realizar la comparación se considera que las precipitaciones de las estaciones meteorológicas del SENAMHI que se encuentran dentro de una cuadricula son equivalentes a las

113

precipitaciones de las estaciones satelitales a las cuales corresponde esta cuadricula.

Posteriormente se comparan las precipitaciones del SENAMHI con sus equivalentes satelitales, a través de las pruebas de bondad de ajuste, esto se realiza a nivel puntual y a nivel areal. Para determinar la precipitación media areal mensual se empleó el método de polígonos de Thiessen.

Luego se crean modelos basados en redes neuronales artificiales para la corrección de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM y GPM, se comparan las precipitaciones del SENAMHI con las precipitaciones satelitales corregidas por medio de las pruebas de bondad de ajuste, esto se realiza a nivel puntual y a nivel areal.

Debido a que la Estación Yanahuanca solo tiene datos del SENAMHI desde 1998 al 2014, los datos para los años 2015 y 2016 se completan empleando el modelo creado para esta estación a partir de los datos de precipitación del satélite TRMM, los datos así creados son tomados para la construcción del modelo basado en la precipitación del satélite GPM.

4.2. Resultados de la investigación

En este capítulo se presentan los principales resultados obtenidos de la investigación, se muestran de forma general los modelos metaheurísticos basados en redes neuronales artificiales obtenidos para la corrección del sesgo de la precipitación mensual tanto para el producto 3B43 v7 del TRMM, como para el producto 3IMERGV05 del GPM, también se presentan los resultados de las pruebas de bondad de ajuste realizadas a las precipitaciones satelitales y las precipitaciones medias areales mensuales sin corregir y corregidas con los modelos propuestos.

El modelo TRMM está basado en redes neuronales artificiales de Perceptrón Multicapa, el cual tiene como objetivo corregir la precipitación estimada por el Satélite TRMM (Producto 3B43 V7), el modelo está compuesto por una neurona de ingreso, la cual es la precipitación estimada por el satélite TRMM, una capa oculta y una capa de salida.

$MRNA_{TRMM} = f(P. TRMM)$

El modelo GPM está basado en redes neuronales artificiales de Perceptrón Multicapa, el cual tiene como objetivo corregir la precipitación estimada por el Satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), el modelo está compuesto por una neurona de ingreso, la cual es la precipitación estimada por el satélite GPM, una capa oculta y una capa de salida.

$$MRNA_{GPM} = f(P. GPM)$$

Los modelos propuestos se han validado por los siguientes estimadores de bondad de ajuste: coeficiente de correlación (r), coeficiente de determinación (r2), Estadístico RSR, Criterio de Eficiencia de Nash Sutcliffe (NSE) y porcentaje Bias (PBIAS), se da una mayor importancia a la prueba de Nash-Sutcliffe ya que es una de las pruebas más empleadas en hidrología.

a) Calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7), en la Intercuenca Alto Huallaga.

En las figuras 34, 35 y 36 se observan las comparaciones de los hidrogramas de las series de precipitación mensual del SENAMHI y del satélite TRMM.



Figura 34. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 - 2016. **Fuente:** Elaboración propia.



Figura 35. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 - 2014. **Fuente:** Elaboración propia.



Figura 36. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación San Rafael SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 – 2016. **Fuente:** Elaboración propia.

La tabla 20 muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste

realizadas a las series de precipitaciones mensuales del SENAMHI con las

obtenidas del TRMM.

Tabla 20

Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del TRMM sin corrección

Clasificación de	Estación	Estación	Estación
Rendimiento	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael
R	0.78 (Correl. alta)	0.76 (Correl. alta)	0.77 (Correl. alta)
\mathbb{R}^2	0.61 (Satisfactorio)	0.58 (Insatisfactorio)	0.60 (Insatisfactorio)
RSR	0.66 (Satisfactorio)	0.67 (Satisfactorio)	0.96 (Insatisfactorio)
NSE	0.57 (Insatisfactorio)	0.55 (Insatisfactorio)	0.09 (Insatisfactorio)
PBIAS (%)	9.55 (Muy bueno)	3.15 (Muy bueno)	-38.44 (Insatisfactorio)

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la tabla 20, en los principales indicadores de ajuste como son: RSR, NSE y PBIAS la que presenta mejor ajuste es la Estación Cerro de Pasco y la de peor ajuste es la Estación San Rafael, además se obtienen valores de NSE de 0.57, 0.55 y 0.09 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran dentro de la categoría de "INSATISFACTORIO", siendo este criterio el de mayor relevancia para la investigación por ser uno de los más empleadas en hidrología, de acuerdo a las figuras 34, 35, 36 y al valor del PBIAS se aprecia una subestimación de las precipitaciones del TRMM para las estaciones Cerro de Pasco y Yanahuanca y una sobreestimación para la estación San Rafael.

b) Calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), en la Intercuenca Alto Huallaga.

En las figuras 37, 38 y 39 se observan las comparaciones de los hidrogramas de las series de precipitación mensual del SENAMHI y del satélite GPM.



Figura 37. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 38. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016. **Fuente:** Elaboración propia.



Figura 39. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación San Rafael SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016. Fuente: Elaboración propia.

La tabla 21 muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste realizadas a las series de precipitaciones mensuales del SENAMHI con las obtenidas del GPM.

Tabla 21

Clasificación de	Estación	Estación	Estación
Rendimiento	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael
R	0.77 (Correl. alta)	0.88 (Correl. Muy alta)	0.67 (Correl. alta)
\mathbb{R}^2	0.59 (Insatisfactorio)	0.77 (Bueno)	0.45 (Insatisfactorio)
RSR	0.75 (Insatisfactorio)	0.66 (Satisfactorio)	1.06 (Insatisfactorio)
NSE	0.44 (Insatisfactorio)	0.56 (Insatisfactorio)	-0.13 (Insatisfactorio)
PBIAS (%)	23.82 (Satisfactorio)	31.54 (Insatisfactorio)	-34.72 (Insatisfactorio)

Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del GPM sin corrección

Fuente: Elaboración propia

Como se observa en la tabla 21, en los principales indicadores de ajuste como son: RSR, NSE y PBIAS, la que presenta el peor ajuste es la Estación San Rafael, además se obtienen valores de NSE de 0.44, 0.56 y -0.13 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran dentro de la categoría de "INSATISFACTORIO", siendo este criterio el de mayor relevancia para la investigación por ser uno de los más empleadas en hidrología, de acuerdo a las figuras 37, 38, 39 y al valor del PBIAS se aprecia una subestimación de las precipitaciones del GPM para las estaciones Cerro de Pasco y Yanahuanca y una sobreestimación para la estación San Rafael.

c) Calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7), corregida con los modelos propuestos de redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.

En las figuras 40, 41 y 42 se observan las comparaciones de los hidrogramas de las series de precipitación mensual del SENAMHI y del satélite TRMM corregidas con RNA.



Figura 40. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y TRMM corregida con RNA (azul), periodo 1998 - 2016.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 41. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y TRMM corregida con RNA (azul), periodo 1998 - 2014.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 42. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación San Rafael SENAMHI (rojo) y TRMM corregida con RNA (azul), periodo 1998 – 2016. **Fuente:** Elaboración propia.

La tabla 22 muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste realizadas a las series de precipitaciones mensuales del SENAMHI con las obtenidas del TRMM corregidas con RNA.

Tabla 22

Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del TRMM corregida

Clasificación de Rendimiento	Estación Cerro de Pasco	Estación Yanahuanca	Estación San Rafael	
R	0.84 (Correl. Muy alta)	0.81 (Correl. Muy alta)	0.84 (Correl. Muy alta)	
\mathbb{R}^2	0.71 (Satisfactorio)	0.66 (Satisfactorio)	0.71 (Satisfactorio)	
RSR	0.54 (Bueno)	0.58 (Bueno)	0.55 (Bueno)	
NSE	0.71 (Aceptable)	0.66 (Aceptable)	0.70 (Aceptable)	
PBIAS (%)	-1.72 (Muy bueno)	-1.40 (Muy bueno)	1.97 (Muy bueno)	
Eventer Eleboración propio				

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 22 se aprecia que después de la corrección todos los indicadores de ajuste de bondad mejoran, además se obtienen valores de NSE de 0.71, 0.66 y 0.70 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran dentro de la categoría de "ACEPTABLE", siendo este criterio el de mayor relevancia para la investigación por ser uno de los más empleadas en hidrología, de acuerdo a las figuras 40, 41, 42 y al valor del PBIAS se aprecia una mejora considerable pasando de una subestimación a una ligera sobrestimación para las estaciones Cerro de Pasco y Yanahuanca y de una sobrestimación a una ligera subestimación para la estación San Rafael.

d) Calidad de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), corregida con los modelos propuestos de redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.

En las figuras 43, 44 y 45 se observan las comparaciones de los hidrogramas de las series de precipitación mensual del SENAMHI y del satélite GPM corregidas con RNA.



Figura 43. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Cerro de Pasco SENAMHI (rojo) y GPM corregida con RNA (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 44. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación Yanahuanca SENAMHI (rojo) y GPM corregida con RNA (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016.

Fuente: Elaboración propia.



Figura 45. Hidrograma de comparación de series de precipitación mensual de la Estación San Rafael SENAMHI (rojo) y GPM corregida con RNA (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016.

Fuente: Elaboración propia.

La tabla 23 muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste realizadas a las series de precipitación mensual del SENAMHI con las obtenidas del GPM corregidas con RNA.
Tabla 23

Clasificación de Rendimiento	Estación Cerro de Pasco	Estación Yanahuanca	Estación San Rafael
R	0.90 (Correl. Muy alta)	0.96 (Correl. Muy alta)	0.86 (Correl. Muy alta)
\mathbb{R}^2	0.81 (Bueno)	0.92 (Muy bueno)	0.74 (Satisfactorio)
RSR	0.43 (Muy bueno)	0.28 (Muy bueno)	0.52 (Bueno)
NSE	0.81 (Bueno)	0.92 (Muy bueno)	0.73 (Aceptable)
PBIAS (%)	-2.47 (Muy bueno)	-2.05 (Muy bueno)	-4.56 (Muy bueno)

Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación del GPM corregida

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 23 se aprecia que después de la corrección todos los indicadores de ajuste de bondad mejoran, además se obtienen valores de NSE de 0.81, 0.92 y 0.73 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran categorizadas dentro de las categorías de "ACEPTABLE" a "MUY BUENO", siendo este criterio el de mayor relevancia para la investigación por ser uno de los más empleadas en hidrología, de acuerdo a las figuras 43, 44, 45 y al valor del PBIAS se aprecia una mejora considerable pasando de una subestimación para las estaciones Cerro de Pasco y Yanahuanca y una sobreestimación para la estación San Rafael a una ligera sobrestimación para todas las estaciones.

 e) Calidad de la precipitación media areal obtenida a partir de las estaciones espaciales puntuales del satélite TRMM (Producto 3B43 V7), antes y después de la corrección con redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.

En la figura 46 se observa la comparación de los hidrogramas de las series de precipitación media areal mensual del SENAMHI y del satélite TRMM.



Figura 46. Histograma de comparación de la precipitación media areal mensual de las estaciones SENAMHI (rojo) y TRMM (azul), periodo 1998 – 2016. **Fuente:** Elaboración propia

En la figura 47 se observa la comparación de los hidrogramas de las series de precipitación media areal mensual del SENAMHI y del satélite TRMM corregidas con RNA.



Figura 47. Histograma de comparación de la precipitación media areal mensual de las estaciones del SENAMHI (rojo) y TRMM corregidas con RNA (azul), periodo 1998 – 2016.

Fuente: Elaboración propia

La tabla 24 muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste

realizadas a las series de precipitación media areal mensual del SENAMHI con las

obtenidas del TRMM sin corregir y corregidas con RNA.

Tabla 24

Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación media areal mensual del TRMM sin corregir y corregida mediante RNA

Clasificación de Rendimiento	PMA estaciones TRMM (mm/mes) antes de la corrección con RNA	PMA estaciones TRMM (mm/mes) después de la corrección con RNA
R	0.80 (Correl. Muy alta)	0.86 (Correl. Muy alta)
\mathbb{R}^2	0.64 (Satisfactorio)	0.75 (Satisfactorio)
RSR	0.66 (Satisfactorio)	0.50 (Muy bueno)
NSE	0.56 (Insatisfactorio)	0.75 (Aceptable)
PBIAS (%)	-5.09 (Muy bueno)	-0.45 (Muy bueno)
Fuentes Elaborad	ón propis	

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 24 se muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste realizadas a la precipitación media areal mensual antes y después de la corrección a las estaciones TRMM, se aprecia una mejora en todas las pruebas de bondad de ajuste realizadas, el valor de NSE pasa de un valor de 0.56 con la categoría de "INSATISFACTORIO" a un valor de 0.75 categorizado como "ACEPTABLE", siendo este criterio el de mayor relevancia para la investigación por ser uno de los más empleadas en hidrología, además de acuerdo a las figuras 46, 47 y al coeficiente PBIAS se observa una reducción de la sobrestimación de -5.09 a -0.45.

f) Calidad de la precipitación media areal obtenida a partir de las estaciones espaciales puntuales del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), antes y después de la corrección con redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga.

En la figura 48 se observa la comparación de los hidrogramas de las series de precipitación media areal mensual del SENAMHI y del satélite GPM.



Figura 48. Comparación de la precipitación media areal mensual de las estaciones SENAMHI (rojo) y GPM (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016. **Fuente:** Elaboración propia

En la figura 49 se observa la comparación de los hidrogramas de las series

de precipitación media areal mensual del SENAMHI y del satélite GPM corregidas



con RNA.

Figura 49. Comparación de la precipitación media areal mensual de las estaciones SENAMHI (rojo) y GPM corregidas con RNA (azul), periodo abril 2014 – diciembre 2016.

Fuente: Elaboración propia

La tabla 25 muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste realizadas a la serie de precipitación media areal mensual del SENAMHI con las obtenidas del GPM sin corregir y corregidas con RNA.

Tabla 25

Clasificación de	Precipitación media mensual	Precipitación media mensual
Rendimiento	estaciones GPM (mm/mes)	estaciones GPM (mm/mes)
R	0.76 (Correl. alta)	0.90 (Correl. Muy alta)
\mathbb{R}^2	0.57 (Insatisfactorio)	0.82 (Bueno)
RSR	0.73 (Insatisfactorio)	0.43 (Muy bueno)
NSE	0.47 (Insatisfactorio)	0.81 (Bueno)
PBIAS (%)	8.82 (Muy bueno)	-3.00 (Muy bueno)

Resultados de las pruebas de bondad de ajuste para la precipitación media areal mensual del GPM sin corregir y corregida mediante RNA

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 25 se muestra los resultados de las pruebas de bondad de ajuste realizadas a la precipitación media areal mensual antes y después de la corrección a las estaciones GPM, se aprecia una mejora en todas las pruebas de bondad de ajuste realizadas, el valor de NSE pasa de un valor de 0.47 con la categoría de "INSATISFACTORIO" a un valor de 0.81 categorizado como "BUENO", siendo este criterio el de mayor relevancia para la investigación por ser uno de los más empleadas en hidrología, además de acuerdo a las figuras 48, 49 y al coeficiente PBIAS se observa que inicialmente existe una subestimación y después de la corrección se pasa a una sobrestimación de 8.82 a -3.00.

4.3. Contrastación de hipótesis

a) Hipótesis general:

La aplicación de los modelos metaheuristicos basados en redes neuronales artificiales permitirán corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05) en la Intercuenca Alto Huallaga, a valores adecuados para su uso.

La hipótesis general propone a los modelos basados en RNA como herramientas adecuadas para corregir la precipitación estimada por los satélites TRMM (Producto 3B43 V7) y GPM (Producto 3IMERGM V05). De acuerdo a los resultados obtenidos en las tablas del 20 al 25 tanto de forma puntual como areal, se observa que el empleo de los modelos propuestos permite obtener mejoras en las diversas pruebas de bondad de ajuste realizadas a los datos hasta valores adecuados para su uso. Por tanto se acepta la hipótesis general.

- b) Hipótesis específicas
- Hipótesis específica 1: La precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7) en la Intercuenca Alto Huallaga, requiere corrección debido al sesgo que presenta.
- La hipótesis especifica 1 de investigación propone que los datos de precipitación obtenidos por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7) necesitan corregirse. De acuerdo a los resultados obtenidos en la tabla 20, se obtienen valores de NSE de 0.57, 0.55 y 0.09 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran dentro de la categoría de "INSATISFACTORIO". Por tanto se acepta la hipótesis 1.

- Hipótesis específica 2: La precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05) en la Intercuenca Alto Huallaga, requiere corrección debido al sesgo que presenta.
- La hipótesis especifica 2 de investigación propone que los datos de precipitación obtenidos por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05) necesitan corregirse. De acuerdo a los resultados obtenidos en la tabla 21, se obtienen valores de NSE de 0.44, 0.56 y -0.13 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran dentro de la categoría de "INSATISFACTORIO". Por tanto se acepta la hipótesis 2.
- 3) Hipótesis específica 3: La aplicación de los modelos metaheuristicos basados en redes neuronales artificiales permite corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7) en la Intercuenca Alto Huallaga, a valores adecuados para su uso.
- La hipótesis especifica 3 de investigación propone a los modelos basados en RNA como un método adecuado de corrección de los datos de precipitación obtenidos por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7). De acuerdo a los resultados obtenidos en la tabla 22, se observan valores de NSE de 0.71, 0.66 y 0.70 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran dentro de la categoría de "ACEPTABLE". Por tanto se acepta la hipótesis 3.
- 4) Hipótesis específica 4: La aplicación de los modelos metaheuristicos basados en redes neuronales artificiales permitirá corregir el sesgo de la precipitación mensual estimada por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), en la Intercuenca Alto Huallaga, a valores adecuados para su uso.

131

- La hipótesis especifica 4 de investigación propone a los modelos basados en RNA como un método adecuado de corrección de los datos de precipitación obtenidos por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05). De acuerdo a los resultados obtenidos en la tabla 23, se observan valores de NSE de 0.81, 0.92 y 0.73 en las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, estos se encuentran dentro de la categorías de "ACEPTABLE" a "MUY BUENO". Por tanto se acepta la hipótesis 4.
- 5) Hipótesis específica 5: La precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite TRMM (Producto 3B43 V7), corregida mediante redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga, mejora su calidad a valores aceptables para su uso.
- La hipótesis especifica 5 de investigación propone que las precipitaciones medias areales mensuales obtenidas en base a las precipitaciones de las estaciones virtuales del TRMM (Producto 3B43 V7) corregidas con RNA son adecuadas para su empleo. De acuerdo a los resultados obtenidos de la tabla 24, se observa un NSE de 0.56 obtenido a partir de las precipitaciones satelitales sin corregir categorizado como "INSATISFACTORIO", este valor pasa a 0.75 cuando se emplean las precipitaciones satelitales corregidas, cuya categoría es "ACEPTABLE". Por tanto se acepta la hipótesis 5.
- 6) Hipótesis específica 6: La precipitación mensual media areal obtenida a partir de las estaciones virtuales del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), corregida mediante redes neuronales artificiales, en la Intercuenca Alto Huallaga, mejora su calidad a valores aceptables para su uso.
- La hipótesis especifica 6 de investigación propone que las precipitaciones medias areales mensuales obtenidas en base a las precipitaciones de las

estaciones virtuales del GPM (Producto 3IMERGM V05) corregidas con RNA son adecuadas para su empleo. De acuerdo a los resultados obtenidos de la tabla 25, se observa un NSE de 0.47 obtenido a partir de las precipitaciones satelitales sin corregir categorizado como "INSATISFACTORIO", este valor pasa a 0.81 cuando se emplean las precipitaciones satelitales corregidas, cuya categoría es "BUENO". Por tanto se acepta la hipótesis 6.

4.4. Discusión de resultados

- Los resultados de la presente investigación fueron obtenidos en base a la información de registros de precipitación mensual total del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI), evaluando su homogeneidad mediante análisis de consistencia y para las estaciones satelitales virtuales TRMM y GPM los registros se obtuvieron del portal NASA Giovanni.
- Para la verificación de la bondad de ajuste entre los datos de las estaciones meteorológicas y estaciones satelitales virtuales se emplearon instrumentos ampliamente utilizados y recomendados, los cuales son: coeficiente de correlación (r), coeficiente de determinación (r²), Estadístico RSR, Criterio de Eficiencia de Nash-Sutcliffe (NSE) y porcentaje Bias (PBIAS), se da una mayor importancia a la prueba de Nash-Sutcliffe ya que es una de las pruebas más empleadas en hidrología.
- Las limitaciones que se encontraron en la investigación son la escasa información pluviométrica y la falta de bibliografía referente al tema en la zona de estudio, para superar esto se consideraron las estaciones con mayor registro en el periodo 1998-2016 y se utilizó bibliografía nacional e internacional como referencia.
- Los modelos obtenidos en base a la precipitación del satélite GPM se realizaron con un registro corto de datos (abril 2014 – diciembre 2016), estos modelos deben corroborarse en la medida que sean liberados más datos con el fin de poder emplearlos en aplicaciones hidrológicas.
- Para poder contar con el máximo posible de estaciones se solicitó información de las estaciones y de los datos que estas poseen al SENAMHI, asimismo a la Empresa Cerro SAC, pero esta última a través de sus representantes mencionó

que no cuenta con información consistente que pueda ser útil a la presente investigación, por lo cual únicamente se empleó la información del SENAMHI.

- En cuanto a la información que poseen las estaciones para la investigación se empleó las que tienen la mayor cantidad posible de datos (a partir de enero de 1998 hasta diciembre de 2016) y que estos concuerden en fecha entre estaciones.
- Los resultados obtenidos corresponden a las estaciones en estudio pudiendo generalizarse a otras estaciones dentro del área de influencia de la cuenca, esto previa verificación de los resultados que se obtengan luego de usar el modelo.
- No se puede afirmar que estos resultados puedan emplearse en toda la Región de Pasco, esto porque existe variaciones climáticas y topográficas dentro de esta área.
- Lo que sí podría generalizarse es la metodología, ya que es la que se realiza en estudios similares, además las pruebas empleadas para verificar la bondad de ajuste, son las recomendadas por diversos investigadores.
- Los resultados que se obtuvieron en el área de estudio para precipitaciones satelitales TRMM y GPM se asemejan a los obtenidos en las investigaciones realizadas por Condom, Rau y Espinoza (2010) y también por Scheel y otros (2011) en zonas de montaña de los Andes peruanos, esta semejanza se debe a que en estas investigaciones se presentan sesgos importantes que necesitan ser corregidos. Además las precipitaciones corregidas empleando modelos de redes neuronales artificiales que se obtienen en la investigación muestran resultados satisfactorios de forma similar a los obtenidos por Lujano y Oscar (2013) en la cuenca del rio Huancané de la Región Hidrográfica del Titicaca del Departamento de Puno, en la cual efectuaron la validación y corrección de la precipitación obtenida por medio del satélite TRMM con redes neuronales

artificiales obteniendo resultados muy alentadores ya que se obtuvieron mejoras significativas en las pruebas de bondad de ajuste efectuadas.

CONCLUSIONES

 En la investigación se obtienen modelos basados en redes neuronales artificiales para la corrección de la precipitación estimada por los satélites TRMM y GPM, estos son del tipo perceptrón multicapa que emplean el algoritmo backpropagation, los cuales permiten mejorar la calidad de los datos a valores aceptables para su uso, obteniendo:

• Para el satélite TRMM:

Para las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael el modelo propuesto es:

$$MRNA_{TRMM} = f(P. TRMM)$$

• Para el Satélite GPM:

Para las estaciones Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael el modelo propuesto es:

$$MRNA_{GPM} = f(P. GPM)$$

- A nivel puntual, las precipitaciones estimadas por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7), muestran valores del coeficiente de Nash de 0.57, 0.55 y 0.09 para las estaciones virtuales Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, categorizados como "INSATISFACTORIOS" por tanto se concluye que estos datos requieren corrección.
- 3. A nivel puntual, las precipitaciones estimadas por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), muestran valores del coeficiente de Nash de 0.44, 0.56 y -0.13 para las estaciones virtuales Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, categorizados como "INSATISFACTORIOS" por tanto se concluye que estos datos requieren corrección.

- 4. A nivel puntual, las precipitaciones estimadas por el satélite TRMM (Producto 3B43 V7), corregidas con RNA muestran valores del coeficiente de Nash de 0.71, 0.66 y 0.70 para las estaciones virtuales Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, categorizados como "ACEPTABLES", por tanto se concluye que estos datos son adecuados para su uso.
- 5. A nivel puntual, las precipitaciones estimadas por el satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), corregidas con RNA muestran valores del coeficiente de Nash de 0.81, 0.92 y 0.73 para las estaciones virtuales Cerro de Pasco, Yanahuanca y San Rafael respectivamente, dentro de las categorías de "ACEPTABLE" a "MUY BUENO", por tanto se concluye que estos datos son adecuados para su uso.
- 6. Las precipitaciones medias areales mensuales obtenidas en base a las precipitaciones del TRMM (Producto 3B43 V7) corregidas con RNA mejoran su calidad al pasar de un valor inicial del coeficiente de Nash de 0.56 (INSATISFACTORIO) a un valor de 0.75 (ACEPTABLE).
- 7. Las precipitaciones medias areales mensuales obtenidas en base a las precipitaciones del GPM (Producto 3IMERGM V05) corregidas con RNA mejoran su calidad al pasar de un valor inicial del coeficiente de Nash de 0.47 (INSATISFACTORIO) a un valor de 0.81 (BUENO).
- El número de estaciones en el Departamento de Pasco es inferior al mínimo recomendado por la Organización Meteorológica Mundial en su Guía de Prácticas Hidrológicas (OMM-N°168, 1994).
- Las pruebas de bondad realizadas muestran que no existen grandes diferencias entre los resultados obtenidos para las estaciones virtuales evaluadas del satélite TRMM (Producto 3B43 V7) y del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05), existiendo

resultados parecidos, a excepción del satélite virtual Cerro de Pasco del TRMM que muestra un ajuste que es ligeramente mejor que su correspondiente del satélite GPM.

- Los productos mensuales del TRMM y GPM después de la corrección con RNA muestran una mejora cuantitativa en todos los indicadores de ajuste de bondad aplicados.
- Luego de las correcciones con RNA, las precipitaciones del satélite GPM (Producto 3IMERGM V05) presentan mejor ajuste que las precipitaciones del satélite TRMM (Producto 3B43 V7).
- A medida que sean liberados más datos se podrán realizar más estudios en el satélite
 GPM a fin de poder emplearlo en aplicaciones hídricas.

RECOMENDACIONES

- Emplear las precipitaciones corregidas mediante redes neuronales artificiales en simulaciones hidrológicas y evaluar los resultados obtenidos.
- Evaluar los modelos creados en la presente investigación para el satélite GPM con una mayor extensión de datos.
- 3. Evaluar los modelos obtenidos para el TRMM y GPM a otras escalas de tiempo como anual o diaria.
- 4. Evaluar la calidad de la precipitación obtenida de otros productos satelitales.
- 5. Incrementar el número de estaciones meteorológicas en el Departamento de Pasco.

REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA

- Aguirre Bortoni, M. d., Vargas Tristán, V., Gutiérrez Lozano, J., Fernández Villarreal,
 J., & Treviño Carreón, J. (2011). La precipitación como variable de riesgo climático en el Estado de Tamaulipas. México: Facultad de Ingeniería y Ciencias.
- ANA, A. N. (2012). Compendio de los Recursos Hídricos Superficiales de Pasco. Perú.
- Andina, C. (Abril de 2008). Delimitación y Codificación de las Cuencas Hidrográficas en la CAN. Colombia.
- Artigas Muñoz, M. (2015). Pronóstico de Caudales de deshielo a distintas escalas temporales, usando Redes Neuronales Artificiales en la Cuenca del Río Mapocho en los Almendros. 12-13. Chile: Universidad de Chile.
- Bernabé Orellano, M. A., Pineda Quispe, W. J., Alanoca Vilca, G., & Collantes Mondragón, N. (Diciembre de 2010). Evaluación de los Recursos Hídricos en la Cuenca del Río Rímac. *I*, 121. Lima, Perú: Ministerio de Agricultura.
- Boluwade, A., Stadnyk, T., Fortin, V., & Roy, G. (2017). Assimilation of precipitation
 Estimates from the Integrated Multisatellite Retrievals for GPM (IMERG, early
 Run) in the Canadian Precipitation Analysis (CaPA). *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 14, 10-22. doi:10.1016/j.ejrh.2017.10.005
- Cabrera Atiencia, E. B. (2016). Evaluación de imágenes satelitales de precipitaciones
 GPM (Global Precipitation Measurement) a escala mensual para el Azuay. 1921. Cuenca, Ecuador: Universidad de Cuenca Facultad de Ingenieria.
- Cabrera, J. (2008). Calibración de Modelos Hidrológicos. Universidad Nacional de Ingeniería Facultad de Ingeniería Civil.
- Calzada Benza, J. (1981). *Métodos estadísticos para la investigación*. Lima, Perú: Universidad Nacional Agraria La Molina.
- Campos Aranda, D. F. (1992). *Procesos del Ciclo Hidrológico*. México: Universitaria Potosina.
- Castro Loayza, E. S. (2014). Evaluación de Imágenes Satelitales de Precipitaciones (TRMM 3B43 mensual) en Región Costa, Sierra y Oriente del Ecuador. Cuenca, Ecuador: Universidad de Cuenca.
- Center, G. S. (9 de Noviembre de 2018). *TRMM Tropical Rainfall Measuring Mission*. Obtenido de https://trmm.gsfc.nasa.gov/
- Chereque Morán, W. (1989). *Hidrología para estudiantes de Ingeniería Civil*. Lima: Pontificia Universidad Católica del Perú.

- Chira La Rosa, J. (s.f.). Fortalecimiento de la Red de Estaciones Cuenca Chicama. Perú: Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología.
- Chuvieco, E. (1996). Fundamentos de Teledetección Espacial. Madrid: RIALP S.A.
- Condom, T., Rau, P., & Espinoza, J. (2010). Correction of TRMM 3B43 monthly precipitation dataover the mountainous areas of Peru duringthe period 1998– 2007. Hydrological Processes. doi:10.1002/hyp.7949
- Cortina Januchs, M. (2012). Aplicación de Técnicas de Inteligencia Artificial a la Predicción de contaminantes atmosféricos. España: Universidad Politécnica de Madrid.
- Del Brío, B. M., & Sanz Molina, A. (2007). *Redes Neuronales y Sistemas Borrosos*. (Tercera, Ed.) México D.F., México: Alfaomega Ra-Ma.
- Esparza Gil, J. (2013). Contraste Espacio Temporal de Indicadores de Interés Hidrológico derivados desde Teledetección. Cartagena, Murcia, España: Universidad Politécnica de Cartagena - Escuela de Ingeniería de Caminos, Canales y Puertos y de Ingeniería de Minas.
- Freeman, J. A., & Skapura, D. M. (1993). Redes neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación. Wilmington, Delaware, Estados Unidos de America: Addison Wesley Iberoamericana S.A. y Ediciones Diaz de Santos S.A.
- García Quijano, J. F., & Bolzicco, J. (s.f.). Evaluación Hidrológica de (Cabecera de) Cuencas con Modelos Numéricos e Información Satelital. Perú: MWH Perú S.A.
- Gironés Roig, J., Casas Roma, J., Minguillón Alfonso, J., & Caihuelas Quiles, R. (2017). *Minería de datos modelos y algoritmos.* Barcelona: Editorial UOC.
- Gonzáles, R. (2003). Pronóstico de crecidas en tiempo real. Uso de Redes Neuronales. Santiago de Chile, Chile: Tesis para optar al grado de Magíster en Ciencias de la Ingeniería Mención Recursos Hídricos y Medio Ambiente. Universidad de Chile.
- GOREPA, G. (Enero de 2012). Estudio de diagnóstico y zonificación para el tratamiento de la demarcación territorial Provincia Pasco. Pasco, Perú.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. (2010). Metodología de la Investigación (Quinta edición ed.). México: McGraw-Hill.
- Hilera González, J. R., & Martínez Hernando, V. J. (1995). *Redes neuronales artificiales : fundamentos, modelos y aplicaciones.* Madrid, España: RA - MA.
- Huffman, G. J., Adler, R. F., Bolvin, D. T., Gu, G., Nelkin, E. J., Bowman, K. P., ... Wolff, D. B. (2007). *The TRMM Multisatellite Precipitation Analysis (TMPA):*

Quasi-Global, Multiyear, Combined-Sensor Precipitation Estimates at Fine Scales, 8, 38-54. doi:10.1175/JHM560.1

- Huffman, G. J., Bolvin, D. T., & Nelkin, E. J. (22 de March de 2017). Integrated MultisatellitE Retrievals for GPM (IMERG) Technical Documentation, 1-54.
 (Mesoscale Atmospheric Processes Laboratory, NASA G, & Science Systems and Applications, Inc, Edits.) Obtenido de https://pmm.nasa.gov/sites/default/files/document_files/IMERG_doc.pdf
- Huffman, G. J., NASA/GSFC, NASA/GSFC Code 612, Greenbelt, MD 20771, Bolvin,
 D. T., Braithwaite, D., . . . Xie, P. (16 de Noviembre de 2015). Algorithm Theoretical Basis Document (ATBD) Version 4.5 - NASA Global Precipitation Measurement (GPM) Integrated Multi-satellitE Retrievals for GPM (IMERG), 1-26. National Aeronautics and Space Administration NASA.
- Hwan Hwang, S., Heon Ham, D., & Hoon Kim, J. (2012). A new measure for assessing the efficiency of hydrological data-driven forecasting models. 57(7), 1257–1274.
 Hydrological Sciences Journal. doi:10.1080/02626667.2012.710335
- Isasi Viñuela, P., & Galván León, I. M. (2004). *Redes de Neuronas Artificiales Un enfoque práctico*. Madrid, España: Pearson Prentice Hall.
- Jorge Matich, D. (Marzo de 2001). Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos Orientación I. *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones*. Rosario, Argentina: Universidad Tecnológica Nacional – Facultad Regional Rosario.
- Krause, P., Boyle, D. P., & Base, F. (5 de 2005). Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. 89-97. (Department for Geoinformatics, Hydrology and Model, & Department of Hydrologic Sciences, Desert Research, Edits.) Advances in Geosciences.
- Lahura, E. (Enero de 2003). *El Coeficiente de Correlación y Correlaciones Espúreas*. Recuperado el 11 de Noviembre de 2018, de http:/.pucp.edu.pe/departamento/economia/DDD218.pdf
- Legates , D. R., & McCabe Jr. , G. J. (Enero de 1999). Evaluating the use of "goodnessof-fit" measures in hydrologic. *Water Resources Research, 35, 1*, 233-241. doi:10.1029/1998WR900018.
- Lippmann, R. P. (1987). An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine.

- Lujano, L., & Oscar, F. (Diciembre de 2013). Validación y Corrección de la Precipitación estimada por Satelite TRMM aplicando Redes Neuronales Artificiales. Perú: PREVAE.
- Matich, D. J. (Marzo de 2001). Informática Aplicada a la Ingeniería de Procesos Orientación I. *Redes Neuronales: Conceptos Básicos y Aplicaciones.*, 6-7. República Argentina: Universidad Tecnológica Nacional – Facultad Regional Rosario. Obtenido de https://www.frro.utn.edu.ar/repositorio/catedras/quimica/5_anio/orientadora1/m onograias/matich-redesneuronales.pdf
- Mercado Polo, D., Pedraza Caballero, L., & Martínez Gómez, E. (2015). Comparación de Redes Neuronales aplicadas a la predicción de Series de Tiempo. *13(2)*, 88-95. doi:http://dx.doi.org/10.15665/rp.v13i2.491
- MMAyA, M. d. (Julio de 2016). Balance Hídrico Superficial de Bolivia. 49. La Paz, Bolivia.
- Morales Pino, Y. A. (2016). Evaluación y Modelación de Informacion Hidrolóogica para propuesta de mejoras en la programación a largo plazo de Centrales Hidroelectricas en Chile. 11. Santiago de Chile, Chile: Universidad de Chile.
- Moriasi, D. N., Arnold,, J. G., Van Liew,, M. W., Bingner,, R. L., Harmel,, R. D., & Veith, T. L. (Marzo de 2007). Model Evaluation Guidelines For Systematic Quantification of Accuracy in Watershed Simulations. 50, 885-900. ASABE American Society of Agricultural and Biological Engineers. doi:10.1.1.532.2506&rep=rep1&type=pdf
- Moriasi, D. N., Gitau, M. W., Pai, N., & Daggupati, P. (2015). Hydrologic and Water Quality Models: Performance Measures and Evaluation Criteria. American Society of Agricultural and Biological Engineers - ASABE, 58(6), 1763-1785. doi:10.13031/trans.58.10715
- Muñoz Bonacic, M. (Enero de 2008). Pronóstico de Crecidas en Tiempo Real usando Redes Neuronales Recurrentes. 37. Santiago de Chile, Chile: Universidad de Chile - Departamento de Ingeniería Civil.
- NASA. (04 de 01 de 2011). *Precipitation Measurement Missions*. Obtenido de Global Precicpitation Measurement: https://pmm.nasa.gov/GPM
- NASA. (03 de 08 de 2017). *Global Precipitation Measurement*. (L. Jenner, Editor) Obtenido de https://www.nasa.gov/mission_pages/GPM/spacecraft/index.html

- NASA. (2017). *Global Precipitation Measurement*. Obtenido de https://www.nasa.gov/mission_pages/GPM/overview/index.html
- NASA. (s.f.). *Precipitation Measuremente Missions*. Obtenido de https://pmm.nasa.gov/trmm
- NASA, G. S. (Setiembre de 2008). *TRMM Tropical Rainfall Measuring MIssion*. Obtenido de https://trmm.gsfc.nasa.gov/overview_dir/background.html
- NASA, N. A. (10 de 01 de 2019). *Precipitation Measurement Missions*. Obtenido de https://pmm.nasa.gov/data-access/downloads/trmm
- OMM, O. M. (2000). Técnicas de Satélite para estimar la cantidad de lluvia asociada a los Ciclones Tropicales. Ginebra, Suiza.
- OMM-N° 385, O. M. (2012). Glosario Hidrológico Internacional. Suiza: Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura, UNESCO.
- OMM-N°168, O. (1994). Guía de Prácticas Hidrológicas. Quinta.
- Osman, I. H., & Kelly, J. P. (1996). Meta-Heuristics: theory and applications. 1-21. Boston: Kluwer Academic.
- Pardo Gómez, R., & Martínez Rodríguez, J. B. (Marzo de 2012). El empleo del Radar Meteorológico en los Sistemas de Alerta Temprana para la Predicción de Inundaciones. La Habana, Cuba: Instituto Superior Politécnico "José Antonio Echeverría".
- Ponce Cruz, P. (2010). *Inteligencia Artificial con aplicaciones a la Ingeniería*. México: Alfaomega Grupo Editor, S.A.
- RAE, R. A. (2019). Diccionario de la lengua española. Obtenido de https://dle.rae.es/
- Ramos Fernández, L. (Enero de 2013). Estudio de la lluvia estimada de satélite en la modelación hidrológica distribuida. Valencia, España: Universitat Politécnica de Valencia.
- Requena, A., Quintanilla, R., Bolarín, J., Vázquez, A., Bastida, A., Zúñiga, J., & Tomás Balibrea, L. M. (s.f.). Programa de Actualización y Especialización "ON LINE" en Nuevas Tecnologías y Contaminación de Atmósferas, para PYMEs. (U. d. Spain, Editor, & E. M. Grupo de Investigación en Láseres, Productor) Obtenido de https://www.um.es/LEQ/Atmosferas/index.htm
- Ritter, A., & Muñoz-Carpena, R. (14 de Febrero de 2013). Performance evaluation of hydrological models: Statistical significance for reducing subjectivity in goodness-of-fit assessments. *Journal of Hydrology*, 480, 33-45. doi:10.1016/j.jhydrol.2012.12.004.

- Ruelas Santoyo, E. A., & Laguna González, J. A. (2013). Comparación de predicción basada en redes neuronales contra métodos estadísticos en el pronóstico de ventas. *IV(12)*, 91-105. Ingeniería Industrial. Actualidad y Nuevas Tendencias.
- Sahoo, A. K., Sheffield, J., Pan, M., & Wood, E. F. (21 de 11 de 2014). Evaluation of the Tropical Rainfall Measuring Mission Multi-Satellite Precipitation Analysis (TMPA) for assessment of large-scale meteorological drought. *Remote Sensing* of Environment, 1-13. (P. N. Princeton University, Ed.) doi:doi.org/10.1016/j.rse.2014.11.032
- Sánchez Anzola, N. (2015). Máquinas de soporte vectorial y redes neuronales artificiales en la predicción del movimiento USD/COP spot intradiario. 113-172. ODEON. doi:http://dx.doi.org/10.18601/17941113.n9.04
- Santa Cruz R., R., & Corrêa, C. (Diciembre de 2017). Previsión de demanda intermitente con métodos de series de tiempo y redes neuronales artificiales: Estudio de caso. 84(203), 9-16. DYNA. doi:10.15446/dyna.v84n203.63141
- Scheel, M. L., Rohrer, M., Huggel, C., Santos Villar, D., Silvestre, E., & Huffman, G. (2011). Evaluation of TRMM Multi-satellite Precipitation Analysis (TMPA) performance in the Central Andes region and its dependency on spatial and temporal resolution. Hydrology and Earth System Sciences. doi:10.5194/hess-15-2649-2011

SENAMHI. (2019). SENAMHI. Obtenido de https://www.senamhi.gob.pe/?p=senamhi

- Torres Martínez, J. A., Brandebourger, N. I., Mora, A., & Mahlknecht, J. (Noviembre de 2017). Modelación numérica para la determinación de flujos subterráneos. Sitio Piloto: La Paz, Baja California Sur, México. 47-48. Monterrey, México: Comisión Europea en el marco del proyecto WATERCLIMA-LAC.
- UNESCO, & ROSTLAC. (1982). *Guía metodológica para la elaboración del balance hídrico de America del Sur*, 26. Montevideo, Uruguay: Oficina Regional de Ciencia y Tecnología de la Unesco para América Latina y el Caribe.
- Vega Huerta, H. F. (2011). Redes neuronales para el reconocimiento de la calidad morfológica de mangos exportables para la empresa Biofruit del Perú S.A.C. Lima, Perú: Universidad Nacional Federico Villarreal.

Villón Béjar, M. (2002). Hidrología. Lima, Perú: Villón.

Villón Béjar, M. (2005). Hidrología Estadística (Tercera ed.). Lima, Perú: Villón.

VIM, I. v. (2007). Guía ISO 99. Tercera. Ginebra, Suiza.

- Wikipedia. (2019). *Wikipedia la enciclopedia libre*. Obtenido de https://es.wikipedia.org/wiki/Bondad_de_ajuste
- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B., & Cavadias, G. (21 de Enero de 2002). The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. 1807-1829. (H. Processes, Ed.) Canada: John Wiley & Sons, Ltd. doi:10.1002/hyp.1095

ANEXOS

Anexo A: Modelo creado con la aplicación ModelBuilder del Software ArcGIS para la obtención de los parámetros geomorfológicos de la Cuenca de estudio.



			C HUROLOGIA C C HUROLOGIA C C HUROLOGIA C C HUROLOGIA C		CI INVERDIALE DE M CENACIÓNAL DE M O MACIÓNAL DE M O MACIÓNAL DE M	ETTOPOLOSIA E I ETTOPOLOSIA E I ETTOPOLOSIA E I ETTOPOLOSIA E I	NURALARIA DEL PER NURALARIA DEL PER NURALARIA DEL PER NURALARIA DEL PER			Contraction of the second
DIRE	CC	ION DI	EREDE	S DE OI	BSERVA	ACION Y	DATOS	0 SERVICIO IM 0 SERVICIO IM 0 SERVICIO IM 0 SERVICIO IM 0 SERVICIO IM	DENAL DE METRO DENAL DE METRO DENAL DE METRO DENAL DE METRO DENAL DE METRO	
1 DZ-1					LAT.	10°41	S.	DPTO.	PASCO	NW-C
MENSUAL (Ē				LONG. ALT.	: 76° 15 : 426	Nu" 'W"	PROV. : DIST. :	PASCO CHAUPIMARO	٩ V
MAR.	1 10	BR.	MAY.	NN	JUL	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
112.0	06.0	72.2	15.7	11.4	0.0	1.5 P	25.4	130.5	103.7	69.0
146.3	18.6	58.9	32.5	21.6	5.9 01	3.3	87.4	70.7	116.6	124.0
132.5		42.8	43.6	5.5	11.4	29.0	25.1	118.2	48.2	144.0
160.0		52.7	62.0	5.7	32.4	13.3	34.5	97.8	88.9	163.6
150.1		72.8	44.3	10.9	41.7	11.6	52.0	136.2	100.5	131.8
174.7		14.0	39.2	26.2	5.0	20.2	50.7	24.8	98.4	141.9
69.1		52.0	36.7	30.6	24.0	29.6	112.6	88.7	130.8	151.5
159.2	100	53.3	12.2	6.8	7.8	20.3	32.2	7.67	85.9	85.3
150.4		97.0	13.3	37.9	5.6	15.1 CE	62.7	169.0	134.2	126.4
183.9	No in i	80.5	63.9	0.0	17.1	5.4	30.4	88.0	101.1	97.4
(and the second s		RETEARCION RETEARCION		Kel Period Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service Service	CONCURACIÓN DE MO CONCURACIÓN DE MO DO BARCIÓN AL DE MO DO BARCIÓN AL DE MO COURTON AL DE MO COURTON AL DE MO DO MOCON AL DE MO	RE EDROLCISIA E RE E		IDA SU RI	EPRODUCC PARCIAL	No.
			VFORMACION IMA , 7 DE JUJ	PREPARADA NIO DEL 2017	PARA : GROV	ER GIOVANNI	PALACIOS PAYT	AN	CENTRAL DE MALTING IL ANAL DE MALTING	
ACTO NACIONAL DE			A E REPORTO DE A	NEL PERIO SERVIC		ETEOPOLOGIA M				

Anexo B: Datos de precipitación mensual de las estaciones meteorológicas del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología (SENAMHI).

		L'ELE PLAN		51 METERADIO		Cherry is the state of the stat					VOIDHAL DE METEOR VOIDHAL DE METEOR	Service and
			DIREC	CCION	DE REDE	IS DE O	BSERV	ACION Y	DATOS		ADDRESS OF RELEVAN	
02	CERRO E	DE PASCO / C	000593 / DZ-1 AL MENSUAL	1	Cliffs is employing online cliffs is employing online cliffs is employing online on a series of a series of a series of a series of a seri		LAT. LONG. ALT.	: 10° 41 : 76° 15 : 426	"S" "W" 30 msnm	DPTO. PROV. DIST.	PASCO PASCO CHAUPIMAR(5
1010	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN		AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
	135.8	94.1	50.2	63.7	11.6	26.8	6.2	13.2	58.4	103.3	68.8	83.0
	119.4	116.4	188.2	54.2	34.7	30.3	23.0	58.8	21.4	68.8	135.4	213.0
10.0	178.0	123.3	126.5	59.9	17.0	2.0	9.6	0.0	23.7	101.2	73.1	120.0
55	165.8	164.0	149.3	65.7	25.6	0.0	15.6	12.9	60.3	74.0	76.5	191.7
5.5	152.6	166.6	88.4	104.7	44.2	16.6	5.7	7.3	53.6	106.8	116.7	203.8
101	190.4	134.7	177.0	85.3	46.7	26.6	21.4	35.6	52.5	168.3	77.8	119.2
	200.0	165.2	156.0	71.1	45.2	22.0	19.7	8.3	73.7	63.4	92.9	124.9
1999	139.0	65.0	130.5	98.0	43.1	15.7	19.5	8.9	56.6	76.3	124.4	120.9
188	87.7	164.6	107.0	76.2	23.7	20.0	9.7	33.5	32.7	S/D	S/D	S/D
	ASA F 10000000 10000000 10000000 10000000 10000000 10000000 100000000					LICE RECUENTS SERVICE SERVIC			OHIBIDA SU TOTAL O	REPRODI	lcción	
ę		CONTRACT PLANE	ENAM	0.0401100000000000000000000000000000000	INFORMACIO	N PREPARADA	N PARA : GROV	ER GIOVANNI	PALACIOS PAY1	TAN .		
			SERVERY APPROVAL			SÓI O FN	ORIGINAL	E FORULUGA E E FORULUGIA E E TEORULUGIA E E TEORULUGIA E	ALE DE CONTRE DE LE DE L			

CIUDAC PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN DANIEL ALCIDES CARRION 0 153.1 150.7 138.0 110.3 148.7 214.7 114.4 145.4 DIC. 48.6 98.6 78.2 93.9 82.2 53.0 TOTAL O PARCIAL YANAHUANCA 110.2 87.5 128.9 98.9 128.7 NOV. 70.9 73.5 97.9 93.7 92.0 71.8 94.7 93.7 60.6 PASCO PROV. 121.6 108.0 123.6 78.4 66.0 98.0 74.1 80.0 DPTO. DIST. OCT. 81.5 33.6 42.9 58.2 89.7 36.0 INFORMACION PREPARADA PARA : GROVER GIOVANNI PALACIOS PAYTAN DIRECCION DE REDES DE OBSERVACION Y DATOS 15.1 3150 msnm 14.4 38.3 11.4 69.2 24.9 48.0 34.0 51.2 9.4 39.4 16.8 15.6 SET. 12.1 LAT. : 10° 29' "S" LONG. : 76° 30' "W" ALT. : 3150 msnm 12.1 18.3 16.1 AGO. 11.5 12.3 11.4 22.1 17.9 11.9 27.7 0.3 0.0 0.0 4.0 JUL. 70.9 20.8 21.8 16.9 11.6 54.9 31.6 0.0 8.4 30.1 0.0 0.5 0.0 0.0 LIMA , 28 DE AGOSTO DEL 2017 JUN. 15.4 12.8 20.6 2.6 12.4 35.9 0.0 22.3 13.7 5.8 0.0 9.2 0.7 2.3 SERVICIO NACIONAL DE METEOROLOGÍA E HIDROLOGÍA DEL PERÚ 26.3 74.6 21.4 27.4 39.0 32.7 12.2 11.9 15.5 40.8 4.1 MAY. 30.4 60.0 5.4 100.8 102.8 29.4 122.0 ABR. 70.5 79.2 43.4 79.8 65.2 43.3 74.9 34.9 50.1 60.3 ESTACION : YANAHUANCA / 000475 / DZ-11 PARAMETRO : PRECIPITACION TOTAL MENSUAL (mm) 128.3 169.9 106.3 144.2 123.9 148.6 201.6 123.6 206.5 139.2 167.8 196.5 MAR. 81.1 86.5 R 101.6.RIA 101.2 111.4 165.2 101.4 168.7 192.0 84.9 123.9 55.6 122.0 65.3 FEB. 84.6 7.9.7 Senamini 138.2 102.1 107.8 127.7 116.0 114.3 137.5 43.3 29.9 50.0 104.8 150.3 108.2 243.2 ENE. S/D= Sin Dato T = Traza AÑO 2000 2002 2005 2009 2010 2011 2001 2003 2004 2006 2007 1998 1999 2008

N° PRES/SOLIC: 201703000066 / 201706000007 2809

VÁLIDO SÓLO EN ORIGINAL

MHUMICA I 000475 / DZ11 LAT LAT 10° 29' "S DPTD PASCO CEPTACION TOTAL MENSUAL (mm) LONG 78° 30' W PROV DANEL ALCIDES CARRON CEPTACION TOTAL MENSUAL (mm) LONG 78° 30' W PROV DANEL ALCIDES CARRON CEPTACION TOTAL MENSUAL (mm) LONG 78° 30' W PROV DANEL ALCIDES CARRON CEPTACION TOTAL MENSUAL (mm) LLONG 78° 30' W ALT 3150 msm DANEL ALCIDES CARRON FEB. MAR. ABR. MAY. JUN ULL AGO. SET OCT NANHUNCA 178.4 91.3 137.8 8.5 30.4 16.3 12.1 107 107 107 2 158.5 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 4 158.5 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 158.5 158.5 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 158.5 158.5 16.7 1	Anumentation Lut Lut Lut Lut Lut Pacto Pa	AAH	HUANCA / 0004	75 / D2-11 AL MENSUAL MAR. 91.3 91.3 170.2 146.4	(mm) ABR. 35.2 78.6	8.5 000 56.0 00 56.0 0	JUN.	LAT. LONG. JUL. 16.3 9.3 19.7	: 10° 29 . 76° 30 . 31: 31: AGO. 13.9	- "S" "W" 50 msnm	DPTO. PROV. DIST.	PASCO DANIEL ALC	SENAMIN'	
E. FEB. MAR. Mar. JUN. <	E FEB. MAR. ABR. MAY. JUN. JUL. AGO. SET. OCCT. NOV. DIC. 2 1784 913 137.8 8.6 30.4 16.3 2.2 51.1 59.1 130.7 107.4 6 125.1 170.2 35.2 16.4 9.3 13.9 80.7 102.1 102.1 7 166.5 16.7 19.7 8.0 3.8 4.9.7 106.5 103.4 7 166.5 16.7 19.7 8.0 3.8 4.9.7 106.5 104.4 7 166.5 16.7 19.7 8.0 3.8 4.9.7 106.5 104.4 7 166.5 16.7 19.7 8.0 3.8 4.9.7 106.7 7 166.5 16.7 19.7 8.0 16.7 109.7 100.4 7 169.5 16.7 19.7 10.7 10.7 10.4 160.5	ш N 0 4	FEB. 178.4	MAR. 91.3 170.2 146.4	and and an and an	66.0 000	15,4 ****	JUL. 16.3 and 16.3 an	AGO. 2.2 13.9	E CALLER CALLER		: YANAHUANG	IDES CARRION	
178.4 91.3 137.8 18.5 90.4 16.3 2.2 51.1 59.1 130.7 187.4 06 175.1 170.2 35.2 25.2 15.4 93 13.3 19.1 90.9 80.7 102.1 5.4 155.5 146.4 78.6 56.0 16.7 19.7 80.7 102.1 5.4 155.5 146.4 78.6 56.0 16.7 19.7 80.9 30.4 105.5 130.4 6.4 155.5 146.4 78.6 56.0 16.7 19.7 80.9 33.8 49.7 109.5 130.4	2 1784 913 1378 855 304 163 22 511 591 1307 1874 66 125.1 1702 352 352 154 93 1391 909 807 1021 54 158.5 146.4 78.6 16.7 19.7 80 33.8 49.7 109.5 180.4 54 158.5 146.4 78.6 16.7 19.7 80 33.8 49.7 109.5 180.4 64 78.6 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 65 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 66 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 66 16.7 19.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 66 16.7 10.7 10.7 10.7 10.7 10.7 10.7	5.4	178.43	91.3	78.6	8.5.000 8.5.000 25.2.000 56.0.000	130,4 200,4	16.3 E	2.2 13.9	NIDEOLOGIA DEL 2	OCT.	NOV.	DIC.	
0.6 125.1.1 170.2 35.2 25.2 15.4 9.3 13.9 19.1 90.9 80.7 102.1 15.4 158.5 146.4 78.6 56.0 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 1111 112.1 112.1 113.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 1111 112.1 113.7 8.0 33.8 39.7 109.5 180.4 11111<	0.6 12.1 170.2 35.2 25.2 15.4 9.3 13.9 19.1 90.9 80.7 102.1 5.4 15.5 14.4 78.6 56.0 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 OCULAR SECTION PROHIBIDA SUREPRODUCCIÓN PROHIBIDA SUREPRODUCCIÓN PROHIBIDA SUREPRODUCCIÓN PROHIBIDA SUREPRODUCCIÓN PROHIBIDA SUREPRODUCCIÓN PROMISIDA SUREPRODUCCIÓN <td colspan<="" td=""><td>95.4</td><td>PER DURATE AND AND AND AND AND AND AND AND AND AND</td><td>170.2</td><td>35.2 78.6</td><td>56.0 044</td><td></td><td>0.000 (0.</td><td>13.9</td><td>0.0151.1 m.</td><td>59.1</td><td>130.7</td><td>187.4</td></td>	<td>95.4</td> <td>PER DURATE AND AND AND AND AND AND AND AND AND AND</td> <td>170.2</td> <td>35.2 78.6</td> <td>56.0 044</td> <td></td> <td>0.000 (0.</td> <td>13.9</td> <td>0.0151.1 m.</td> <td>59.1</td> <td>130.7</td> <td>187.4</td>	95.4	PER DURATE AND	170.2	35.2 78.6	56.0 044		0.000 (0.	13.9	0.0151.1 m.	59.1	130.7	187.4
	6.4 158.5 146.4 78.6 56.0 16.7 19.7 8.0 33.8 49.7 109.5 180.4 Index in the second of the secon	95.4	AND DOINT STATE S	146.4	78.6	56.0 outai		DIACTORIA DE N DIACTORIAL DE N DIACTORIAL DE N DIACTORIAL DE N DIACCORIAL DE N DIACTORIAL DE N DIACTORIAL DE N		19.1	90.9	80.7	102.1	
			PROJ CLOP PER PER PER PER PER PER PER PER PER PE	Service Service Service Service Service Service Service Service				DI VICIONAL DE R			 Contract and account of the second of the sec	An unclude to the factor field of the factor f		
					0.1111.0110.000 0.1111.0110.000 0.0111.0110.000 0.0111.0110.000 0.0111.0110.000 0.0111.0110.000 0.0111.0110.000 0.0111.0110.000	A E HDROLOGIA S E HDROLOGIA S E HDROLOGIA M E HDROLOGIA	PROHIBIDA	A SU REPRI	opucción	MIDROLOFIA DEL P MIDROLOFIA DEL P MIDROLOFIA DEL P MIDROLOFIA DEL P MIDROLOFIA DEL P MIDROLOFIA DEL P MIDROLOFIA DEL P	ODIALIS (189 ODIALIS (189 ODIALIS (189 ODIALIS (189 ODIALIS (189 ODIALIS (189			
	C DUCT - NOT SET THE REPORT OF A STOCK OF THE SEA OF SEA O		RELOOF DEL PERI RECEDIT DE PERI RECEDIT DE DES RECEDIT DE DES	SERVICIO MACIONAL SERVICIO MACIONAL SERVICIO NACIONAL SERVICIO NACIONAL		INFORMACION LIMA . 28 DE A	I PREPARADA GOSTO DEL 20	PARA : GROV	FER GIOVANNI	PALACIOS PAN	YTAN	NACONAL DE METO NACONAL DE METO NACONAL DE METEO NACONAL DE METO STACONAL DE METO		
INFORMACION PREPARADA PARA GROVER GIOVANNI PALACIOS PAYTAN LIMA 28 DE AGOSTO DEL 2017	SECTION OF A DESCRIPTION OF A DESCRIPTIO		PERIO OCIA DEL PERIO DES COLA DEL PERIO	SEPURIO NACIONAL SEPURIO NACIONAL	LINE METERORY COM	A 5 HUROLOG A	OEL PERU SERVICI	CONCONAL DE N	METEOROLOGIA E	a 130 vibo ibadee a 130 vibo ibadee	CIONALS HEA			

N° PRES/SOLIC: 201703000066 / 201706000007 2810

しいい	acct on the Final of the Pinal	L. L				C L L C O	DeEDV	N NOIDI	DATOS				1111 12.81%
NAME OF STREET			חואפו				DOLAN						
ESTACION	: SAN RAF	-AEL / 000552	: / DZ-10	L DE METEONOLO L DE METEONOLO L DE METEONOLO	GIN E HIDROLOGIA ON E HIDROLOGIA ON E HIDROLOGIA	DEL PERU SERVI DEL PERU SERVI DEL PERU SERVI	LAT.	: 10° 19	"S"	DPTO.	HUANUCO AMBO		
PARAMET	RO : PRECIPI	TACION TOT.	AL MENSUAL	L (mm) FOROLO L DE VELEOROLO L DE VELEOROLO	GIA F HERELEGIA GIA F HERELEGIA GIA F HERELEGIA	Dell Perlo Servio	ALT.	27:	22 msnm	DIST.	SAN RAFAEL		
AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	, inc	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.	
1998	143.4	164.2	79.7	29.5	0.6.6.000	12.5	0.0	7.6	10.7	72.1	90.4	129.2	BLOOK DE
1999	129.4	160.1	115.1	42.8	018 E 11.7 0018	10.9	4.4	13.2	64.4	24.0	75.0	63.1	
2000	119.9	100.9	158.6	47.5	9.7	20.5	5.4	35.0	22.1	46.2	33.4	113.1	
2001	125.4	100.9	e. 117.8	72.1	10.5	DEL PERO SERVIC	26.5	13.0	28.0	68.9	104.6	151.7	di vela di
2002	35.1	88.0	157.8	38.6	32.2	3.2	30.3	1.2	17.5	106.8	63.0	135.4	
2003	00067.1	47.3	116.5	101.4	8.6	7.2	0.0	33.2	28.6	19.4	83.3	126.8	n octe pr
2004	40.2	84.3	60.7	53.5	45.7	16.7	5.0	9.5	45.0	66.0	86.3	S/D	
2005	71.5	100.4	125.5	S/D	1.9	0.0	4.4	16.4	30.1	55.2	67.8	72.7	A CREW DE COLORE DE C
2006	112.0	68.7	104.6	54.2	0.9 0.9	9.7	5.8	9.8	22.101 P	64.3	97.9	96.9	
2007	93.6	18.9	157.3	47.4	18.5		DO NACIONAL DE L DO NA 41.0 . DE L DO NACIDIAL DE L	3.70 × 1	21.7	67.4	70.3	114.6	OCOCIA DI OCOCIA DI OCOCIA DI
		COGA EE PERU A COMA EE PERU A COMA EE PERU A COGA EE PERU A COGA DE PERU A COGA DE PERU A COGA DE E			GA = 100140.004A OA = 100190.005A OA = 10029.01.005A CA = 10029.01.005A CA = 10029.01.005A CA = 10028.01.005A CA = 10038.01.005A OA = 10038.01.005A OA = 10038.01.005A	Liel PERU SERVI OLL PERU SERVI ULL PERU SERVI PERU SERVI PERU SERVI PERU SERVI PERU SERVI DEL PERU SERVICO DEL PERU SERVICO DEL PERU SERVICO	CONFICTURED DE CONFICTURED DE CONFIC	WETEOROLOGIA E WETEOROLOGIA E WETEOROLOGIA E WETEOROLOGIA E WETEOROLOGIA E METEOROLOGIA E METEOROLOGIA E METEOROLOGIA E METEOROLOGIA E METEOROLOGIA E	HIDROLOOM DEL HIDROLOOM DEL HIDROLOGIA DEL HIDROLOGIA DEL HIDROLOGIA DEL HIDROLOGIA DEL HIDROLOGIA DEL HIDROLOGIA DEL HIDROLOGIA DEL HIDROLOGIA DEL	EFFOR TEPATOR ALL SECTOR AL SECTOR AL SEC		J REPRODI	ucció,
			SENAMI		ola E HDROLOGIA Gla E HDROLOGIA Gla E HDROLOGIA	DEL TERU SERVI DEL PERU SERVI DEL PERU SERVI DEL PERU SERVI	DO NACIONAL DE 1 DIC RACIONAL DE 1 NO NACIONAL DE 1 NO NACIONAL DE 1	REFERENCE OCA E		ERU SERVICIO MA ERU SERVICIO MA ERU SERVICIO MA	TOTAL	O PARCIAL	
S/D= Sin Da T = Traza			STEVE COMPLETE STEVE STEVE STEVE STEVE COMPLETE STEVE		INFORMACIOI LIMA , 7 DE JL	NIO DEL 2017					CONAL DE REFERIO CONAL DE REFERIO CONAL DE REFERIO CONAL DE REFERIO CONAL DE REFERIO CONAL DE REFERIO		
					COLIVA		VINCIOU	- A WIRTH MARKEN THE					

SERVICIO NACIONAL DE METEOROLOGÍA E HIDROLOGÍA DEL PERÚ

	uuco D Rafael	ov. DIC.	2.3 100.2	7.5 114.7	3.1 134.2	.9.4 157.3	3.8 223.0	175.6	1.4 72.4	3.6 88.6	3.9 122.6	PRODUCCIÓN ARCIAL		DE METEOROFORIA E PROFIL DE METEOROFORIO E PROFIL
 SCREEKSCO ARCONOMICS SCREEKSCO ARCONOMICS	DPTO. HUAN PROV. AMB(DIST. SAN	OCT. N	84.8 4	42.9 9	43.9 4	66.2	77.2 8	104.3	19.5	25.3 7	75.2 5	HIBIDA SU RE TOTAL O P		
DATOS	"S" "W" 2 msnm	SET.	89.4	25.2	9.9	32.4	8.3	24.5	81.0	12.8	0100 09(4 ,000 P R		PALACIOS PAYT	
CION Y	. 10° 19' . 76° 10' . 272	AGO.	3.9	13.8	5.4	5.2	11.2	S/D	11.5	7.7	2.2		ER GIOVANNI F	ETEOPOLOGIA E HI
BSERVA	LAT. LAT. ALT.	JUL	1.9	21.8	10.6	1.6	3.3	S/D	0.0	6.9	2.2	O BALOURALDE M O BALOURALDE M O BALOURALDE M O BALOURALDE DE M O BALOURALDE DE M O BALOURALDE DE M O BALOURALDE M O BAL	PARA : GROVI	O NACIONAL DE MI
S DE O	JE PERI SLIVIT DE PLETSTEVIC DE PLETSTEVIC DE PLETSTESTEVIC DE PLETSTESTEVIC DE PLETSTESTEVIC DIT PERU SETVIC DIT PERU SETVIC DIT PERU SETVIC	JUN.	14.5	8.6	5.2	0.1 1 1.0	30.2	16.9	3.0	0.7	1.5		N PREPARADA	DEL PERO SERVIC
E REDE		MAY.	21.2	54.1	24.9	33.7	12.1	11.9	37.3	59.6	16.4		INFORMACIO	AN E MOROLOGIA
CCION D		ABR.	35.4	44.0	78.3	53.4	111.6	71.4	51.6	57.0	61.9	 P. Martino, S. Ma		
DIREC	/ DZ-10 L MENSUAL	MAR.	58.8	108.8	E. 111.1	104.9	63.0	123.1	134.2	83.6	63.9			
n n	AEL / 000552 ACION TOTA	PERSONAL PROPERTY	133.2	75.2	133.6	116.7	123.2	135.9	155.5	50.7				
nainn	: SAN RAF. 0 : PRECIPIT	ENE.	100.2	84.9	134.9	125.7	85.1	94.0	110.1	97.4	S/D			OF DISTA E HIDROUT
Se	TACION	AÑO	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016)= Sin Dato Traza	

Anexo C: Datos de precipitación del satélite artificial TRMM (Producto 3B43 V7)

a) Estación Cerro de Pasco

ESTACIÓN: CERRO DE PASCO/000593/DZ-11	LAT. : 10°41′ "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°15′ "W"	PROV. : PASCO
	ALT.: 4260 msnm	DIST. : CHAUPIMARCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	186.0869	206.2168	164.2319	59.8464	43.9575	20.1907	14.4100	27.7320	56.4455	106.5728	107.5728	112.7301
1999	178.0292	237.7156	179.8845	91.1728	51.7580	24.0835	27.9850	28.8292	92.9446	99.9065	83.3414	144.9310
2000	182.9615	181.8442	196.6502	105.8007	48.3295	22.3847	20.2472	41.2611	59.3578	80.1564	82.2228	167.4145
2001	203.2491	160.8934	190.3073	104.1522	38.0376	12.5886	29.5579	25.0013	71.9577	105.9419	121.4660	107.0823
2002	88.1509	154.3190	164.4326	96.8238	40.3332	17.1711	36.9971	32.9139	76.0657	130.9891	131.1333	131.7221
2003	127.0272	121.3954	167.7787	92.8030	39.0702	13.4517	9.4575	30.8041	47.2099	59.9631	93.4546	155.4168
2004	84.0596	136.2789	110.8523	66.3955	55.6553	22.2565	29.5962	38.0582	50.1983	110.8815	104.5260	160.3374
2005	87.4352	96.7950	134.8074	53.6390	24.8597	6.8569	17.4410	23.2632	43.3092	98.4266	62.7133	138.4657
2006	158.7697	107.1297	156.3753	98.0099	26.2419	17.3626	13.6037	29.5021	45.7398	103.1947	113.3901	160.6060
2007	42.9146	56.7731	133.2421	25.3089	1.5993	9.6551	15.9698	11.9648	18.9280	27.7770	44.8100	101.2251
2008	114.1614	93.6446	98.9518	43.0773	12.9478	8.5527	10.9541	12.0496	57.3020	74.3232	40.5315	53.5089
2009	102.2669	22.3450	106.9706	37.0398	24.6542	7.6862	9.1131	22.9006	25.9590	54.8623	30.8758	85.5135
2010	78.6333	92.5546	83.0165	36.3389	8.3292	6.4223	8.7838	18.5018	30.9821	49.6710	66.2451	91.3056
2011	93.9460	121.5462	189.0963	84.7228	30.8154	3.3781	9.9690	5.5297	24.8319	55.1084	56.1449	126.7133
2012	112.0425	115.5118	131.3513	59.2736	7.8676	22.7714	27.1406	24.8753	32.0004	88.5717	21.2560	96.6643
2013	67.0805	115.1000	80.0367	34.4488	9.4803	17.4583	9.7659	17.9438	39.9738	101.0052	58.0248	104.2448
2014	87.7783	111.6375	142.6324	36.9466	54.8409	12.1662	6.2329	13.2776	42.5919	111.2753	155.9874	95.3433
2015	73.2312	108.1431	93.0598	12.6563	48.6877	6.9814	28.1693	18.4408	38.2425	47.9181	58.5338	134.3556
2016	105.7157	152.2675	141.6953	19.2105	3.8614	9.2645	6.0226	21.4876	20.9590	65.4498	66.4574	135.5174

b) Estación Yanahuanca

ESTACIÓN: YANAHUANCALAT. : 10°29′ "S"DPTO. : PASCOPARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)LONG. : 76°30′ "W"PROV. : DANIEL ALCIDES CARRIONALT. : 3150 msnmDIST. : YANAHUANCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	184.1302	174.1169	153.2345	63.7236	39.4153	15.8708	8.4991	21.6204	52.0719	96.1325	101.7395	94.7535
1999	168.9440	231.9639	176.3555	77.9229	55.1193	23.0524	26.0558	22.3698	77.9947	86.0899	82.6578	122.9695
2000	152.9861	167.0217	179.7428	90.9030	45.1158	22.7878	17.6045	31.2983	49.6792	66.6382	80.5951	164.2606
2001	177.3559	135.8147	200.0101	85.4983	36.2470	13.5073	27.3951	20.4786	59.1457	82.5900	128.6950	100.4089
2002	70.6791	132.4607	147.8495	101.6981	42.8135	15.3418	26.0042	27.2912	65.1160	127.9968	119.8229	134.5643
2003	99.8544	112.2998	151.5578	87.8255	35.7590	13.4420	7.9493	29.3996	43.5420	55.9643	91.8397	144.1099
2004	67.8143	108.1081	104.9759	61.0964	42.2620	13.1697	23.8120	28.1059	49.2811	97.4575	107.4517	160.9542
2005	74.2765	85.4979	137.3839	45.3453	22.1687	6.7292	9.0326	23.4198	41.2484	86.8330	58.6481	143.1796
2006	129.7060	100.5834	154.6646	96.7628	21.6817	12.1441	7.5238	24.9239	40.4194	94.9586	118.5212	149.0391
2007	30.6943	47.0787	129.8220	19.9736	1.3166	3.6979	15.6380	8.6435	20.9783	36.4628	60.1986	107.0203
2008	94.1512	114.4942	105.7567	62.9152	8.4208	5.0680	10.6165	11.1967	41.9302	71.1938	73.2555	83.9627
2009	101.9525	39.7672	112.6178	44.1951	21.7600	5.9097	8.6683	24.4897	15.0752	49.0968	31.0596	76.4569
2010	48.3178	67.6057	93.8776	34.3319	9.7647	4.7575	6.8749	19.3761	25.6226	54.4347	75.1842	103.6784
2011	87.1941	131.7892	218.6561	59.9247	23.8100	6.8840	15.3988	4.6720	13.9118	50.8196	57.1308	145.7104
2012	107.4908	128.7850	117.7996	65.6766	16.5866	25.2146	3.9054	12.9534	25.3389	52.7165	25.3613	83.6264
2013	88.1553	117.4773	83.2069	35.6589	13.5834	14.8753	11.0989	19.6328	19.7282	91.2691	54.9633	105.5246
2014	62.8822	119.8038	151.2850	14.8622	57.0990	13.6536	5.1127	4.5573	51.2068	103.3817	162.7844	96.3542
2015	60.1801	97.7224	106.2466	11.3680	45.4373	6.3537	26.2586	15.2188	25.0599	49.1461	61.2281	113.6229
2016	107.0801	144.8826	151.2949	19.4479	5.1685	7.3092	5.4667	15.9741	19.0643	54.4307	62.7073	133.5778

c) Estación San Rafael

ESTACION: SAN RAFAEL/000552/DZ-10	LAT. : 10°19′ "S"	DPTO. : HUANUCO
PARAMETRO: PRECIPITACION TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°10′ "W"	PROV. : AMBO
	ALT. : 2722 msnm	DIST. : SAN RAFAEL

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	204.9462	218.4095	187.2228	72.8338	51.1472	24.2394	12.4321	29.5836	59.5795	112.8585	125.6966	124.7787
1999	207.3886	269.1660	209.3473	93.7402	63.4733	27.5198	31.3001	29.2384	94.8498	101.0120	99.2603	159.8004
2000	191.3914	201.5322	216.3995	111.7735	52.0535	30.2479	25.6641	43.7181	62.6344	86.9771	95.4694	180.2866
2001	220.0924	168.4428	226.6424	107.0243	45.0694	16.2216	32.8903	28.2100	74.3927	111.0744	148.3206	117.5924
2002	98.8637	172.2220	181.0519	118.7470	53.7524	25.3377	41.0038	36.6532	77.8756	148.3137	151.4852	158.1693
2003	133.6977	137.7871	185.8969	107.5968	51.9420	15.4962	12.1453	38.0725	57.1189	69.5404	105.7919	179.9517
2004	93.4509	143.3213	128.1526	73.2756	56.0655	21.4373	32.1632	39.7361	59.3278	127.6470	126.9712	192.1537
2005	93.4820	105.9112	169.2802	64.3597	29.4245	10.3099	16.7376	27.5561	52.3361	111.9820	73.9529	172.3073
2006	177.6255	127.7056	180.7207	108.1139	28.9120	20.7596	12.6929	33.9770	47.6422	124.9000	147.7079	193.5658
2007	41.6801	74.1131	129.9511	24.2170	3.8808	9.0474	15.5658	10.3495	22.8895	36.0795	45.9037	99.9810
2008	128.3346	179.8804	142.8364	58.5326	11.1670	10.1506	13.4916	14.3462	45.7877	80.9312	74.1246	62.5617
2009	104.6826	41.1902	114.0977	48.9468	26.2105	4.4445	11.1064	15.7514	21.4535	80.9640	34.7656	100.2957
2010	77.5666	98.7064	118.8375	46.9738	10.1726	8.3269	13.0798	17.1679	33.7338	45.1539	93.3426	124.2199
2011	106.9636	149.3687	270.9428	62.1898	30.4438	4.2083	13.7978	3.1704	25.5731	73.2494	66.5384	137.3654
2012	120.5856	143.0117	120.0268	76.3326	9.6883	29.7300	4.5653	15.6190	24.3543	89.4656	28.3951	102.1224
2013	64.7389	165.8349	95.9826	35.7453	9.9950	26.4051	13.3017	20.0156	33.1747	106.7529	73.8346	111.6867
2014	91.3591	119.8055	191.7283	31.1731	65.0992	13.3531	6.3348	8.0243	53.3199	123.7288	181.9926	116.9211
2015	72.6428	129.2983	117.1351	19.8665	55.8199	9.7177	28.4688	22.1775	32.1878	50.7388	73.9451	143.0949
2016	114.1167	168.4995	173.1289	25.5675	3.6829	11.2599	7.0989	18.2464	18.5354	70.8281	76.1326	172.3821

Anexo D: Datos de precipitación del satélite artificial GPM (Producto 3IMERGM V05)

a) Estación Cerro de Pasco

ESTACIÓN: CERRO DE PASCO/000593/DZ-11	LAT. : 10°41´ "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°15′ "W"	PROV. : PASCO
	ALT. : 4260 msnm	DIST. : CHAUPIMARCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
2014				43.9598	61.2317	12.8719	8.8134	8.0030	32.4798	80.5287	116.9684	81.2236
2015	55.8557	106.3286	107.2836	16.1540	46.6269	8.9368	26.3183	17.1320	29.7275	51.6249	54.8178	95.0688
2016	94.0116	140.7634	127.9509	25.7180	3.0438	12.5168	6.4516	31.1483	19.2022	52.8453	55.3663	124.9256

b) Estación Yanahuanca

ESTACIÓN: YANAHUANCA/000475/DZ-11	LAT. : 10°29′ "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°30′ "W"	PROV. : DANIEL ALCIDES CARRION
	ALT.: 3150 msnm	DIST. : YANAHUANCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	ОСТ.	NOV.	DIC.
2014				14.1342	64.3342	8.3821	4.9196	4.7853	31.8804	72.1924	109.3240	74.9577
2015	40.1159	95.5890	88.1089	9.6493	41.6932	7.1202	25.7101	11.4975	21.7146	45.2532	49.9034	84.5942
2016	77.5094	110.2931	107.5306	20.3690	2.4664	10.3533	3.6016	18.9374	13.6472	42.2763	54.1912	97.6048

c) Estación San Rafael

ESTACION: SAN RAFAEL/000552/DZ-10	LAT. : 10°19′ "S"	DPTO. : HUANUCO
PARAMETRO: PRECIPITACION TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°10′ "W"	PROV. : AMBO
	ALT. : 2722 msnm	DIST. : SAN RAFAEL

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
2014				26.5129	59.9480	22.0386	12.9734	9.0892	43.3805	99.9114	167.0631	89.9018
2015	56.9607	125.1535	96.5183	12.7019	71.7360	16.7912	38.0508	18.0377	42.9690	45.3280	65.3922	118.8811
2016	111.6728	136.2745	146.8649	25.1256	7.2928	19.9130	11.0708	22.9151	20.3290	55.8115	78.9289	148.3617

Anexo E: Datos completados de las Estaciones Meteorológicas del SENAMHI

a) Estación Cerro de Pasco

ESTACIÓN: CERRO DE PASCO/000593/DZ-11	LAT. : 10°41´ "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°15′ "W"	PROV. : PASCO
	ALT.: 4260 msnm	DIST. : CHAUPIMARCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	ОСТ.	NOV.	DIC.
1998	91.5	214.2	112.0	72.2	15.7	11.4	0.0	1.5	25.4	130.5	103.7	69.0
1999	135.6	176.8	146.3	68.9	32.5	21.6	5.9	3.3	87.4	70.7	116.6	124.0
2000	189.1	153.1	132.5	42.8	43.6	5.5	11.4	29.0	25.1	118.2	48.2	144.0
2001	178.9	142.9	160.0	52.7	62.0	5.7	32.4	13.3	34.5	97.8	88.9	163.6
2002	37.0	172.5	150.1	72.8	44.3	10.9	41.7	11.6	52.0	136.2	100.5	131.8
2003	124.2	125.6	174.7	114.0	39.2	26.2	5.0	20.2	50.7	24.8	98.4	141.9
2004	69.6	163.9	69.1	62.0	36.7	30.6	24.0	29.6	112.6	88.7	130.8	151.5
2005	93.6	138.4	159.2	53.3	12.2	6.8	7.8	20.3	32.2	79.7	85.9	85.3
2006	97.2	110.4	150.4	97.0	13.3	37.9	5.6	15.1	62.7	169.0	134.2	126.4
2007	92.8	76.4	183.9	80.5	63.9	0.0	17.1	5.4	30.4	88.0	101.1	97.4
2008	135.8	94.1	50.2	63.7	11.6	26.8	6.2	13.2	58.4	103.3	68.8	83.0
2009	119.4	116.4	188.2	54.2	34.7	30.3	23.0	58.8	21.4	68.8	135.4	213.0
2010	178.0	123.3	126.5	59.9	17.0	2.0	9.6	0.0	23.7	101.2	73.1	120.0
2011	165.8	164.0	149.3	65.7	25.6	0.0	15.6	12.9	60.3	74.0	76.5	191.7
2012	152.6	166.6	88.4	104.7	44.2	16.6	5.7	7.3	53.6	106.8	116.7	203.8
2013	190.4	134.7	177.0	85.3	46.7	26.6	21.4	35.6	52.5	168.3	77.8	119.2
2014	200.0	165.2	156.0	71.1	45.2	22.0	19.7	8.3	73.7	63.4	92.9	124.9
2015	139.0	65.0	130.5	98.0	43.1	15.7	19.5	8.9	56.6	76.3	124.4	120.9
2016	87.7	164.6	107.0	76.2	23.7	20.0	9.7	33.5	32.7	98.1	98.6	134.0

Nota: Las celdas en amarillo son los datos completados
b) Estación Yanahuanca

ESTACIÓN: YANAHUANCA/000475/DZ-11	LAT. : 10°29′ "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°30′ "W"	PROV. : DANIEL ALCIDES CARRION
	ALT. : 3150 msnm	DIST. : YANAHUANCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	138.2	168.7	139.2	70.5	11.9	15.4	0.0	0.3	14.4	81.5	70.9	48.6
1999	107.8	192.0	128.3	79.2	21.4	12.8	8.4	11.5	38.3	33.6	73.5	98.6
2000	137.5	84.6	167.8	43.4	15.5	9.2	11.6	0.0	11.4	42.9	60.6	78.2
2001	127.7	65.3	169.9	79.8	27.4	20.6	30.1	22.1	15.1	66.0	97.9	145.4
2002	43.3	79.7	106.3	65.2	26.3	2.6	70.9	18.3	69.2	108.0	93.7	114.4
2003	116.0	111.4	144.2	102.8	74.6	12.4	0.0	17.9	24.9	58.2	128.9	153.1
2004	29.9	84.9	86.5	29.4	39.0	35.9	20.8	16.1	48.0	121.6	94.7	150.7
2005	50.0	123.9	123.9	43.3	32.7	0.0	21.8	12.1	34.0	89.7	92.0	93.9
2006	114.3	101.2	148.6	60.3	12.2	22.3	0.5	12.3	51.2	98.0	98.9	138.0
2007	102.1	55.6	196.5	74.9	40.8	0.7	54.9	11.9	9.4	123.6	93.7	82.2
2008	104.8	122.0	81.1	34.9	30.4	13.7	0.0	11.4	39.4	78.4	71.8	53.0
2009	150.3	165.2	201.6	122.0	60.0	2.3	31.6	27.7	16.8	36.0	128.7	110.3
2010	108.2	101.4	123.6	50.1	5.4	5.8	0.0	0.0	12.1	74.1	110.2	148.7
2011	243.2	101.6	206.5	100.8	4.1	0.0	16.9	4.0	15.6	80.0	87.5	214.7
2012	82.2	178.4	91.3	137.8	8.5	30.4	16.3	2.2	51.1	59.1	130.7	187.4
2013	160.6	125.1	170.2	35.2	25.2	15.4	9.3	13.9	19.1	90.9	80.7	102.1
2014	195.4	158.5	146.4	78.6	56.0	16.7	19.7	8.0	33.8	49.7	109.5	180.4

c) Estación San Rafael

ESTACION: SAN RAFAEL/000552/DZ-10LAT.: 10°19´ "S"DPTO.: HUANUCOPARAMETRO: PRECIPITACION TOTAL MENSUAL (mm)LONG.: 76°10´ "W"PROV.: AMBOALT.: 2722 msnmDIST.: SAN RAFAEL

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	143.4	164.2	79.7	29.5	6.6	12.5	0.0	7.6	10.7	72.1	90.4	129.2
1999	129.4	160.1	115.1	42.8	11.7	10.9	4.4	13.2	64.4	24.0	75.0	63.1
2000	119.9	100.9	158.6	47.5	9.7	20.5	5.4	35.0	22.1	46.2	33.4	113.1
2001	125.4	100.9	117.8	72.1	10.5	11.1	26.5	13.0	28.0	68.9	104.6	151.7
2002	35.1	88.0	157.8	38.6	32.2	3.2	30.3	1.2	17.5	106.8	63.0	135.4
2003	67.1	47.3	116.5	101.4	8.6	7.2	0.0	33.2	28.6	19.4	83.3	126.8
2004	40.2	84.3	60.7	53.5	45.7	16.7	5.0	9.5	45.0	66.0	86.3	121.8
2005	71.5	100.4	125.5	58.4	1.9	0.0	4.4	16.4	30.1	55.2	67.8	72.7
2006	112.0	68.7	104.6	54.2	0.9	9.7	5.8	9.8	22.1	64.3	97.9	96.9
2007	93.6	18.9	157.3	47.4	18.5	0.7	41.0	3.7	21.7	67.4	70.3	114.6
2008	100.2	133.2	58.8	35.4	21.2	14.5	1.9	3.9	89.4	84.8	42.3	100.2
2009	84.9	75.2	108.8	44.0	54.1	8.6	21.8	13.8	25.2	42.9	97.5	114.7
2010	134.9	133.6	111.1	78.3	24.9	5.2	10.6	5.4	9.9	43.9	43.1	134.2
2011	125.7	116.7	104.9	53.4	33.7	1.0	1.6	5.2	32.4	66.2	49.4	157.3
2012	85.1	123.2	63.0	111.6	12.1	30.2	3.3	11.2	8.3	77.2	83.8	223.0
2013	94.0	135.9	123.1	71.4	11.9	16.9	9.5	11.3	24.5	104.3	96.5	175.6
2014	110.1	155.5	134.2	51.6	37.3	3.0	0.0	11.5	81.0	19.5	51.4	72.4
2015	97.4	50.7	83.6	57.0	59.6	0.7	6.9	7.7	12.8	25.3	73.6	88.6
2016	98.3	103.2	63.9	61.9	16.4	1.5	2.2	2.2	9.4	75.2	53.9	122.6

Nota: Las celdas en amarillo son los datos completados

Anexo	F:	Análisis	de	consistencia	de	los	datos	de	las	estaciones	meteorológicas	-
Análisi	s Do	oble Masa	a									

		E		Dromodio				
Mac	Cerr	o de Pasco	Yar	nahuanca	Sa	n Rafael	Pro	medio
wies	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec. Prom.	Prec. acumulada
ene-98	91.5	91.5	138.2	138.2	143.4	143.4	124.4	124.4
feb-98	214.2	305.7	168.7	306.9	164.2	307.6	182.4	306.7
mar-98	112.0	417.7	139.2	446.1	79.7	387.3	110.3	417.0
abr-98	72.2	489.9	70.5	516.6	29.5	416.8	57.4	474.4
may-98	15.7	505.6	11.9	528.5	6.6	423.4	11.4	485.8
jun-98	11.4	517.0	15.4	543.9	12.5	435.9	13.1	498.9
jul-98	0.0	517.0	0.0	543.9	0.0	435.9	0.0	498.9
ago-98	1.5	518.5	0.3	544.2	7.6	443.5	3.1	502.1
sep-98	25.4	543.9	14.4	558.6	10.7	454.2	16.8	518.9
oct-98	130.5	674.4	81.5	640.1	72.1	526.3	94.7	613.6
nov-98	103.7	778.1	70.9	711.0	90.4	616.7	88.3	701.9
dic-98	69.0	847.1	48.6	759.6	129.2	745.9	82.3	784.2
ene-99	135.6	982.7	107.8	867.4	129.4	875.3	124.3	908.5
feb-99	176.8	1159.5	192.0	1059.4	160.1	1035.4	176.3	1084.8
mar-99	146.3	1305.8	128.3	1187.7	115.1	1150.5	129.9	1214.7
abr-99	68.9	1374.7	79.2	1266.9	42.8	1193.3	63.6	1278.3
may-99	32.5	1407.2	21.4	1288.3	11.7	1205.0	21.9	1300.2
jun-99	21.6	1428.8	12.8	1301.1	10.9	1215.9	15.1	1315.3
jul-99	5.9	1434.7	8.4	1309.5	4.4	1220.3	6.2	1321.5
ago-99	3.3	1438.0	11.5	1321.0	13.2	1233.5	9.3	1330.8
sep-99	87.4	1525.4	38.3	1359.3	64.4	1297.9	63.4	1394.2
oct-99	70.7	1596.1	33.6	1392.9	24.0	1321.9	42.8	1437.0
nov-99	116.6	1712.7	73.5	1466.4	75.0	1396.9	88.4	1525.3
dic-99	124.0	1836.7	98.6	1565.0	63.1	1460.0	95.2	1620.6
ene-00	189.1	2025.8	137.5	1702.5	119.9	1579.9	148.8	1769.4
feb-00	153.1	2178.9	84.6	1787.1	100.9	1680.8	112.9	1882.3
mar-00	132.5	2311.4	167.8	1954.9	158.6	1839.4	153.0	2035.2
abr-00	42.8	2354.2	43.4	1998.3	47.5	1886.9	44.6	2079.8
may-00	43.6	2397.8	15.5	2013.8	9.7	1896.6	22.9	2102.7
jun-00	5.5	2403.3	9.2	2023.0	20.5	1917.1	11.7	2114.5
jul-00	11.4	2414.7	11.6	2034.6	5.4	1922.5	9.5	2123.9
ago-00	29.0	2443.7	0.0	2034.6	35.0	1957.5	21.3	2145.3
sep-00	25.1	2468.8	11.4	2046.0	22.1	1979.6	19.5	2164.8

	Estación Hidrométrica							madia
Mag	Cerr	o de Pasco	Yar	nahuanca	Sa	n Rafael	Pro	medio
ivies	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec. Prom.	Prec. acumulada
oct-00	118.2	2587.0	42.9	2088.9	46.2	2025.8	69.1	2233.9
nov-00	48.2	2635.2	60.6	2149.5	33.4	2059.2	47.4	2281.3
dic-00	144.0	2779.2	78.2	2227.7	113.1	2172.3	111.8	2393.1
ene-01	178.9	2958.1	127.7	2355.4	125.4	2297.7	144.0	2537.1
feb-01	142.9	3101.0	65.3	2420.7	100.9	2398.6	103.0	2640.1
mar-01	160.0	3261.0	169.9	2590.6	117.8	2516.4	149.2	2789.3
abr-01	52.7	3313.7	79.8	2670.4	72.1	2588.5	68.2	2857.5
may-01	62.0	3375.7	27.4	2697.8	10.5	2599.0	33.3	2890.8
jun-01	5.7	3381.4	20.6	2718.4	11.1	2610.1	12.5	2903.3
jul-01	32.4	3413.8	30.1	2748.5	26.5	2636.6	29.7	2933.0
ago-01	13.3	3427.1	22.1	2770.6	13.0	2649.6	16.1	2949.1
sep-01	34.5	3461.6	15.1	2785.7	28.0	2677.6	25.9	2975.0
oct-01	97.8	3559.4	66.0	2851.7	68.9	2746.5	77.6	3052.5
nov-01	88.9	3648.3	97.9	2949.6	104.6	2851.1	97.1	3149.7
dic-01	163.6	3811.9	145.4	3095.0	151.7	3002.8	153.6	3303.2
ene-02	37.0	3848.9	43.3	3138.3	35.1	3037.9	38.5	3341.7
feb-02	172.5	4021.4	79.7	3218.0	88.0	3125.9	113.4	3455.1
mar-02	150.1	4171.5	106.3	3324.3	157.8	3283.7	138.1	3593.2
abr-02	72.8	4244.3	65.2	3389.5	38.6	3322.3	58.9	3652.0
may-02	44.3	4288.6	26.3	3415.8	32.2	3354.5	34.3	3686.3
jun-02	10.9	4299.5	2.6	3418.4	3.2	3357.7	5.6	3691.9
jul-02	41.7	4341.2	70.9	3489.3	30.3	3388.0	47.6	3739.5
ago-02	11.6	4352.8	18.3	3507.6	1.2	3389.2	10.4	3749.9
sep-02	52.0	4404.8	69.2	3576.8	17.5	3406.7	46.2	3796.1
oct-02	136.2	4541.0	108.0	3684.8	106.8	3513.5	117.0	3913.1
nov-02	100.5	4641.5	93.7	3778.5	63.0	3576.5	85.7	3998.8
dic-02	131.8	4773.3	114.4	3892.9	135.4	3711.9	127.2	4126.0
ene-03	124.2	4897.5	116.0	4008.9	67.1	3779.0	102.4	4228.5
feb-03	125.6	5023.1	111.4	4120.3	47.3	3826.3	94.8	4323.2
mar-03	174.7	5197.8	144.2	4264.5	116.5	3942.8	145.1	4468.4
abr-03	114.0	5311.8	102.8	4367.3	101.4	4044.2	106.1	4574.4
may-03	39.2	5351.0	74.6	4441.9	8.6	4052.8	40.8	4615.2
jun-03	26.2	5377.2	12.4	4454.3	7.2	4060.0	15.3	4630.5
jul-03	5.0	5382.2	0.0	4454.3	0.0	4060.0	1.7	4632.2
ago-03	20.2	5402.4	17.9	4472.2	33.2	4093.2	23.8	4655.9
sep-03	50.7	5453.1	24.9	4497.1	28.6	4121.8	34.7	4690.7
oct-03	24.8	5477.9	58.2	4555.3	19.4	4141.2	34.1	4724.8
nov-03	98.4	5576.3	128.9	4684.2	83.3	4224.5	103.5	4828.3

	Estación Hidrométrica							
Maa	Cerr	o de Pasco	Yar	nahuanca	Sa	n Rafael	Pro	medio
wies	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec. Prom.	Prec. acumulada
dic-03	141.9	5718.2	153.1	4837.3	126.8	4351.3	140.6	4968.9
ene-04	69.6	5787.8	29.9	4867.2	40.2	4391.5	46.6	5015.5
feb-04	163.9	5951.7	84.9	4952.1	84.3	4475.8	111.0	5126.5
mar-04	69.1	6020.8	86.5	5038.6	60.7	4536.5	72.1	5198.6
abr-04	62.0	6082.8	29.4	5068.0	53.5	4590.0	48.3	5246.9
may-04	36.7	6119.5	39.0	5107.0	45.7	4635.7	40.5	5287.4
jun-04	30.6	6150.1	35.9	5142.9	16.7	4652.4	27.7	5315.1
jul-04	24.0	6174.1	20.8	5163.7	5.0	4657.4	16.6	5331.7
ago-04	29.6	6203.7	16.1	5179.8	9.5	4666.9	18.4	5350.1
sep-04	112.6	6316.3	48.0	5227.8	45.0	4711.9	68.5	5418.7
oct-04	88.7	6405.0	121.6	5349.4	66.0	4777.9	92.1	5510.8
nov-04	130.8	6535.8	94.7	5444.1	86.3	4864.2	103.9	5614.7
dic-04	151.5	6687.3	150.7	5594.8	121.8	4986.0	141.3	5756.0
ene-05	93.6	6780.9	50.0	5644.8	71.5	5057.5	71.7	5827.7
feb-05	138.4	6919.3	123.9	5768.7	100.4	5157.9	120.9	5948.6
mar-05	159.2	7078.5	123.9	5892.6	125.5	5283.4	136.2	6084.8
abr-05	53.3	7131.8	43.3	5935.9	58.4	5341.8	51.7	6136.5
may-05	12.2	7144.0	32.7	5968.6	1.9	5343.7	15.6	6152.1
jun-05	6.8	7150.8	0.0	5968.6	0.0	5343.7	2.3	6154.4
jul-05	7.8	7158.6	21.8	5990.4	4.4	5348.1	11.3	6165.7
ago-05	20.3	7178.9	12.1	6002.5	16.4	5364.5	16.3	6182.0
sep-05	32.2	7211.1	34.0	6036.5	30.1	5394.6	32.1	6214.1
oct-05	79.7	7290.8	89.7	6126.2	55.2	5449.8	74.9	6288.9
nov-05	85.9	7376.7	92.0	6218.2	67.8	5517.6	81.9	6370.8
dic-05	85.3	7462.0	93.9	6312.1	72.7	5590.3	84.0	6454.8
ene-06	97.2	7559.2	114.3	6426.4	112.0	5702.3	107.8	6562.6
feb-06	110.4	7669.6	101.2	6527.6	68.7	5771.0	93.4	6656.1
mar-06	150.4	7820.0	148.6	6676.2	104.6	5875.6	134.5	6790.6
abr-06	97.0	7917.0	60.3	6736.5	54.2	5929.8	70.5	6861.1
may-06	13.3	7930.3	12.2	6748.7	0.9	5930.7	8.8	6869.9
jun-06	37.9	7968.2	22.3	6771.0	9.7	5940.4	23.3	6893.2
jul-06	5.6	7973.8	0.5	6771.5	5.8	5946.2	4.0	6897.2
ago-06	15.1	7988.9	12.3	6783.8	9.8	5956.0	12.4	6909.6
sep-06	62.7	8051.6	51.2	6835.0	22.1	5978.1	45.3	6954.9
oct-06	169.0	8220.6	98.0	6933.0	64.3	6042.4	110.4	7065.3
nov-06	134.2	8354.8	98.9	7031.9	97.9	6140.3	110.3	7175.7
dic-06	126.4	8481.2	138.0	7169.9	96.9	6237.2	120.4	7296.1
ene-07	92.8	8574.0	102.1	7272.0	93.6	6330.8	96.2	7392.3

	Estación Hidrométrica							
Maa	Cerr	o de Pasco	Yar	nahuanca	Sa	n Rafael	Pro	medio
wies	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec. Prom.	Prec. acumulada
feb-07	76.4	8650.4	55.6	7327.6	18.9	6349.7	50.3	7442.6
mar-07	183.9	8834.3	196.5	7524.1	157.3	6507.0	179.2	7621.8
abr-07	80.5	8914.8	74.9	7599.0	47.4	6554.4	67.6	7689.4
may-07	63.9	8978.7	40.8	7639.8	18.5	6572.9	41.1	7730.5
jun-07	0.0	8978.7	0.7	7640.5	0.7	6573.6	0.5	7730.9
jul-07	17.1	8995.8	54.9	7695.4	41.0	6614.6	37.7	7768.6
ago-07	5.4	9001.2	11.9	7707.3	3.7	6618.3	7.0	7775.6
sep-07	30.4	9031.6	9.4	7716.7	21.7	6640.0	20.5	7796.1
oct-07	88.0	9119.6	123.6	7840.3	67.4	6707.4	93.0	7889.1
nov-07	101.1	9220.7	93.7	7934.0	70.3	6777.7	88.4	7977.5
dic-07	97.4	9318.1	82.2	8016.2	114.6	6892.3	98.1	8075.5
ene-08	135.8	9453.9	104.8	8121.0	100.2	6992.5	113.6	8189.1
feb-08	94.1	9548.0	122.0	8243.0	133.2	7125.7	116.4	8305.6
mar-08	50.2	9598.2	81.1	8324.1	58.8	7184.5	63.4	8368.9
abr-08	63.7	9661.9	34.9	8359.0	35.4	7219.9	44.7	8413.6
may-08	11.6	9673.5	30.4	8389.4	21.2	7241.1	21.1	8434.7
jun-08	26.8	9700.3	13.7	8403.1	14.5	7255.6	18.3	8453.0
jul-08	6.2	9706.5	0.0	8403.1	1.9	7257.5	2.7	8455.7
ago-08	13.2	9719.7	11.4	8414.5	3.9	7261.4	9.5	8465.2
sep-08	58.4	9778.1	39.4	8453.9	89.4	7350.8	62.4	8527.6
oct-08	103.3	9881.4	78.4	8532.3	84.8	7435.6	88.8	8616.4
nov-08	68.8	9950.2	71.8	8604.1	42.3	7477.9	61.0	8677.4
dic-08	83.0	10033.2	53.0	8657.1	100.2	7578.1	78.7	8756.1
ene-09	119.4	10152.6	150.3	8807.4	84.9	7663.0	118.2	8874.3
feb-09	116.4	10269.0	165.2	8972.6	75.2	7738.2	118.9	8993.3
mar-09	188.2	10457.2	201.6	9174.2	108.8	7847.0	166.2	9159.5
abr-09	54.2	10511.4	122.0	9296.2	44.0	7891.0	73.4	9232.9
may-09	34.7	10546.1	60.0	9356.2	54.1	7945.1	49.6	9282.5
jun-09	30.3	10576.4	2.3	9358.5	8.6	7953.7	13.7	9296.2
jul-09	23.0	10599.4	31.6	9390.1	21.8	7975.5	25.5	9321.7
ago-09	58.8	10658.2	27.7	9417.8	13.8	7989.3	33.4	9355.1
sep-09	21.4	10679.6	16.8	9434.6	25.2	8014.5	21.1	9376.2
oct-09	68.8	10748.4	36.0	9470.6	42.9	8057.4	49.2	9425.5
nov-09	135.4	10883.8	128.7	9599.3	97.5	8154.9	120.5	9546.0
dic-09	213.0	11096.8	110.3	9709.6	114.7	8269.6	146.0	9692.0
ene-10	178.0	11274.8	108.2	9817.8	134.9	8404.5	140.4	9832.4
feb-10	123.3	11398.1	101.4	9919.2	133.6	8538.1	119.4	9951.8
mar-10	126.5	11524.6	123.6	10042.8	111.1	8649.2	120.4	10072.2

		E		Dree				
Maa	Cerr	o de Pasco	Yar	nahuanca	Sa	n Rafael	Pro	medio
ivies	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec. Prom.	Prec. acumulada
abr-10	59.9	11584.5	50.1	10092.9	78.3	8727.5	62.8	10135.0
may-10	17.0	11601.5	5.4	10098.3	24.9	8752.4	15.8	10150.7
jun-10	2.0	11603.5	5.8	10104.1	5.2	8757.6	4.3	10155.1
jul-10	9.6	11613.1	0.0	10104.1	10.6	8768.2	6.7	10161.8
ago-10	0.0	11613.1	0.0	10104.1	5.4	8773.6	1.8	10163.6
sep-10	23.7	11636.8	12.1	10116.2	9.9	8783.5	15.2	10178.8
oct-10	101.2	11738.0	74.1	10190.3	43.9	8827.4	73.1	10251.9
nov-10	73.1	11811.1	110.2	10300.5	43.1	8870.5	75.5	10327.4
dic-10	120.0	11931.1	148.7	10449.2	134.2	9004.7	134.3	10461.7
ene-11	165.8	12096.9	243.2	10692.4	125.7	9130.4	178.2	10639.9
feb-11	164.0	12260.9	101.6	10794.0	116.7	9247.1	127.4	10767.3
mar-11	149.3	12410.2	206.5	11000.5	104.9	9352.0	153.6	10920.9
abr-11	65.7	12475.9	100.8	11101.3	53.4	9405.4	73.3	10994.2
may-11	25.6	12501.5	4.1	11105.4	33.7	9439.1	21.1	11015.3
jun-11	0.0	12501.5	0.0	11105.4	1.0	9440.1	0.3	11015.7
jul-11	15.6	12517.1	16.9	11122.3	1.6	9441.7	11.4	11027.0
ago-11	12.9	12530.0	4.0	11126.3	5.2	9446.9	7.4	11034.4
sep-11	60.3	12590.3	15.6	11141.9	32.4	9479.3	36.1	11070.5
oct-11	74.0	12664.3	80.0	11221.9	66.2	9545.5	73.4	11143.9
nov-11	76.5	12740.8	87.5	11309.4	49.4	9594.9	71.1	11215.0
dic-11	191.7	12932.5	214.7	11524.1	157.3	9752.2	187.9	11402.9
ene-12	152.6	13085.1	82.2	11606.3	85.1	9837.3	106.6	11509.6
feb-12	166.6	13251.7	178.4	11784.7	123.2	9960.5	156.1	11665.6
mar-12	88.4	13340.1	91.3	11876.0	63.0	10023.5	80.9	11746.5
abr-12	104.7	13444.8	137.8	12013.8	111.6	10135.1	118.0	11864.6
may-12	44.2	13489.0	8.5	12022.3	12.1	10147.2	21.6	11886.2
jun-12	16.6	13505.6	30.4	12052.7	30.2	10177.4	25.7	11911.9
jul-12	5.7	13511.3	16.3	12069.0	3.3	10180.7	8.4	11920.3
ago-12	7.3	13518.6	2.2	12071.2	11.2	10191.9	6.9	11927.2
sep-12	53.6	13572.2	51.1	12122.3	8.3	10200.2	37.7	11964.9
oct-12	106.8	13679.0	59.1	12181.4	77.2	10277.4	81.0	12045.9
nov-12	116.7	13795.7	130.7	12312.1	83.8	10361.2	110.4	12156.3
dic-12	203.8	13999.5	187.4	12499.5	223.0	10584.2	204.7	12361.1
ene-13	190.4	14189.9	160.6	12660.1	94.0	10678.2	148.3	12509.4
feb-13	134.7	14324.6	125.1	12785.2	135.9	10814.1	131.9	12641.3
mar-13	177.0	14501.6	170.2	12955.4	123.1	10937.2	156.8	12798.1
abr-13	85.3	14586.9	35.2	12990.6	71.4	11008.6	64.0	12862.0
may-13	46.7	14633.6	25.2	13015.8	11.9	11020.5	27.9	12890.0

		E		Dro	madia			
Mac	Cerr	o de Pasco	Yar	nahuanca	Sa	n Rafael	Pro	medio
ivies	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec. Prom.	Prec. acumulada
jun-13	26.6	14660.2	15.4	13031.2	16.9	11037.4	19.6	12909.6
jul-13	21.4	14681.6	9.3	13040.5	9.5	11046.9	13.4	12923.0
ago-13	35.6	14717.2	13.9	13054.4	11.3	11058.2	20.3	12943.3
sep-13	52.5	14769.7	19.1	13073.5	24.5	11082.7	32.0	12975.3
oct-13	168.3	14938.0	90.9	13164.4	104.3	11187.0	121.2	13096.5
nov-13	77.8	15015.8	80.7	13245.1	96.5	11283.5	85.0	13181.5
dic-13	119.2	15135.0	102.1	13347.2	175.6	11459.1	132.3	13313.8
ene-14	200.0	15335.0	195.4	13542.6	110.1	11569.2	168.5	13482.3
feb-14	165.2	15500.2	158.5	13701.1	155.5	11724.7	159.7	13642.0
mar-14	156.0	15656.2	146.4	13847.5	134.2	11858.9	145.5	13787.5
abr-14	71.1	15727.3	78.6	13926.1	51.6	11910.5	67.1	13854.6
may-14	45.2	15772.5	56.0	13982.1	37.3	11947.8	46.2	13900.8
jun-14	22.0	15794.5	16.7	13998.8	3.0	11950.8	13.9	13914.7
jul-14	19.7	15814.2	19.7	14018.5	0.0	11950.8	13.1	13927.8
ago-14	8.3	15822.5	8.0	14026.5	11.5	11962.3	9.3	13937.1
sep-14	73.7	15896.2	33.8	14060.3	81.0	12043.3	62.8	13999.9
oct-14	63.4	15959.6	49.7	14110.0	19.5	12062.8	44.2	14044.1
nov-14	92.9	16052.5	109.5	14219.5	51.4	12114.2	84.6	14128.7
dic-14	124.9	16177.4	180.4	14399.9	72.4	12186.6	125.9	14254.6
ene-15	139.0	16316.4			97.4	12284.0	118.2	14372.8
feb-15	65.0	16381.4			50.7	12334.7	57.9	14430.7
mar-15	130.5	16511.9			83.6	12418.3	107.1	14537.7
abr-15	98.0	16609.9			57.0	12475.3	77.5	14615.2
may-15	43.1	16653.0			59.6	12534.9	51.4	14666.6
jun-15	15.7	16668.7			0.7	12535.6	8.2	14674.8
jul-15	19.5	16688.2			6.9	12542.5	13.2	14688.0
ago-15	8.9	16697.1			7.7	12550.2	8.3	14696.3
sep-15	56.6	16753.7			12.8	12563.0	34.7	14731.0
oct-15	76.3	16830.0			25.3	12588.3	50.8	14781.8
nov-15	124.4	16954.4			73.6	12661.9	99.0	14880.8
dic-15	120.9	17075.3			88.6	12750.5	104.8	14985.5
ene-16	87.7	17163.0			98.3	12848.8	93.0	15078.5
feb-16	164.6	17327.6			103.2	12952.0	133.9	15212.4
mar-16	107.0	17434.6			63.9	13015.9	85.5	15297.9
abr-16	76.2	17510.8			61.9	13077.8	69.1	15366.9
may-16	23.7	17534.5			16.4	13094.2	20.1	15387.0
jun-16	20.0	17554.5			1.5	13095.7	10.8	15397.7
jul-16	9.7	17564.2			2.2	13097.9	6.0	15403.7

		E	staciór	h Hidrométric	a		Bromodio		
Maa	Cerr	o de Pasco	Yanahuanca		San Rafael		FIGHIEUIO		
ivies	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec.	Prec. acumulada	Prec. Prom.	Prec. acumulada	
ago-16	33.5	17597.7			2.2	13100.1	17.9	15421.5	
sep-16	32.7	17630.4			9.4	13109.5	21.1	15442.6	
oct-16	98.1	17728.5			75.2	13184.7	86.7	15529.2	
nov-16	98.6	17827.1			53.9	13238.6	76.3	15605.5	
dic-16	134.0	17961.1			122.6	13361.2	128.3	15733.8	



Anexo G: Análisis de consistencia de los datos de las estaciones meteorológicas – Análisis Estadístico.

a) Estación Cerro de Pasco

Análisis de Saltos

- Evaluación de la consistencia en la media

Prueba t para dos muestras suponiendo varianzas iguales

	Variable 1	Variable 2
Media	77.65083333	80.02777778
Varianza	3079.949579	3267.570436
Observaciones	120	108
Varianza agrupada	3168.778923	
Diferencia hipotética de las medias	0	
Grados de libertad	226	
Estadístico t	-0.318352407	
P(T<=t) una cola	0.375255814	
Valor crítico de t (una cola)	1.651623859	
P(T<=t) dos colas	0.750511627	
Valor crítico de t (dos colas)	1.970516243	

 $\textit{Como:} \; |t_c| = 0.31835 \; < t_t = 1.9705 \; \rightarrow \overline{x}_1 = \overline{x}_2 \; (estadisticamente),$

Por lo tanto no se corrige la serie.

- Evaluación de la consistencia en la desviación estándar

Cálculo del Fc:

 $S_1^2 = 3079.9495; S_2^2 = 3267.5704$

Fc = 1.06091686

Cálculo del Ft:

G.L.N. = 107; GL.D. =119

Ft= 1.363

Como: $F_c = 1.06091686 < F_t = 1.363 \rightarrow S_1(x) = S_2(x)$ (estadisticamente),

Por lo tanto no se corrige la serie.

Análisis de Tendencias

• Pruebas de Tendencia de Mann – Kendall.- los resultados de XLSTAT son:

Hipótesis:

H0: No existe una tendencia en la serie

Ha: Hay una tendencia en la serie

- Primera prueba: estadísticos básicos asociados a las series de tiempo.

Prueba de Mann-Kendall / Prueba bilateral (Precipitación):

Tau de Kendall	0.014
S	355.000
Var(S)	1325509.000
p-valor (bilateral)	0.758
alfa	0.05

Interpretación de la prueba:

Como el p-valor calculado es mayor que el nivel de significación alfa=0.05, no se puede

rechazar la hipótesis nula H0.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es de 75.85%.

- Segunda prueba: serie de tiempo estacional de 12 meses.

Prueba estacional de Mann-Kendall / Periodicidad = 12 / Dependencia serial / Prueba

bilateral:

Tau de Kendall	0.053
S'	109.000
p-valor (bilateral)	0.336
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

Como el p-valor calculado es mayor que el nivel de significación alfa=0.05, no se puede

rechazar la hipótesis nula H0.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es de 33.55%.

b) Estación Yanahuanca

Análisis de Saltos

- Evaluación de la consistencia en la media

Prueba t para dos muestras suponiendo varianzas iguales

	Variable 1	Variable 2
Media	66.6047619	73.37583333
Varianza	2528.402146	3551.672268
Observaciones	84	120
Varianza agrupada	3131.219693	
Diferencia hipotética de las medias	0	
Grados de libertad	202	
Estadístico t	-0.850581255	
P(T<=t) una cola	0.198004553	
Valor crítico de t (una cola)	1.652431964	
P(T<=t) dos colas	0.396009107	
Valor crítico de t (dos colas)	1.971777385	

Como: $|t_c| = 0.85058 < t_t = 1.9717 \rightarrow \overline{x}_1 = \overline{x}_2$ (estadisticamente),

Por lo tanto no se corrige la serie.

- Evaluación de la consistencia en la desviación estándar

Cálculo del Fc:

 $S_1^2 = 2528.4021; S_2^2 = 3551.6722$

Fc = 1.40471019

Cálculo del Ft:

G.L.N. = 83; GL.D. =119

Ft= 1.405

Como: $F_c = 1.40471019 < F_t = 1.405 \rightarrow S_1(x) = S_2(x)$ (estadisticamente),

Por lo tanto no se corrige la serie.

Análisis de Tendencias

• Pruebas de Tendencia de Mann – Kendall.- los resultados de XLSTAT son:

Hipótesis:

H0: No existe una tendencia en la serie

Ha: Hay una tendencia en la serie

- Primera prueba: estadísticos básicos asociados a las series de tiempo.

Prueba de Mann-Kendall / Prueba bilateral (Precipitación):

Tau de Kendall	0.044
S	909.000
Var(S)	950097.000
p-valor (bilateral)	0.352
alfa	0.05

Interpretación de la prueba:

Como el p-valor calculado es mayor que el nivel de significación alfa=0.05, no se puede

rechazar la hipótesis nula H0.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es de 35.16%.

- Segunda prueba: serie de tiempo estacional de 12 meses.

Prueba estacional de Mann-Kendall / Periodicidad = 12 / Dependencia serial / Prueba

bilateral:

Tau de Kendall	0.096
S'	156.000
p-valor (bilateral)	0.113
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

Como el p-valor calculado es mayor que el nivel de significación alfa=0.05, no se puede

rechazar la hipótesis nula H0.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es de 11.35%.

c) Estación San Rafael

Análisis de Saltos

- Evaluación de la consistencia en la media

Prueba t para dos muestras suponiendo varianzas iguales

	Variable 1	Variable 2
Media	57.43583333	59.89722222
Varianza	2150.136268	2342.124759
Observaciones	120	108
Varianza agrupada	2241.033474	
Diferencia hipotética de las medias	0	
Grados de libertad	226	
Estadístico t	-0.39200458	
P(T<=t) una cola	0.347712117	
Valor crítico de t (una cola)	1.651623859	
P(T<=t) dos colas	0.695424234	
Valor crítico de t (dos colas)	1.970516243	

 $\textit{Como:} \; |t_c| = 0.39200 < t_t = 1.97051 \rightarrow \overline{x}_1 = \overline{x}_2 \; (estadisticamente),$

Por lo tanto no se corrige la serie.

- Evaluación de la consistencia en la desviación estándar

Cálculo del Fc:

 $S_1^2 = 2150.13626; S_2^2 = 2342.12475$

Fc = 1.089291313

Cálculo del Ft:

G.L.N. = 107; GL.D. =119

Ft= 1.363

Como: $F_c = 1.089291313 < F_t = 1.363 \rightarrow S_1(x) = S_2(x)$ (estadisticamente),

Por lo tanto no se corrige la serie.

Análisis de Tendencias

• Pruebas de Tendencia de Mann – Kendall.- los resultados de XLSTAT son:

Hipótesis:

H0: No existe una tendencia en la serie

Ha: Hay una tendencia en la serie

- Primera prueba: estadísticos básicos asociados a las series de tiempo.

Prueba de Mann-Kendall / Prueba bilateral (Precipitación):

Tau de Kendall	-0.014
S	-353.000
Var(S)	1325501.000
p-valor (bilateral)	0.760
alfa	0.05

Interpretación de la prueba:

Como el p-valor calculado es mayor que el nivel de significación alfa=0.05, no se puede

rechazar la hipótesis nula H0.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es de 75.98%.

- Segunda prueba: serie de tiempo estacional de 12 meses.

Prueba estacional de Mann-Kendall / Periodicidad = 12 / Dependencia serial / Prueba

bilateral:

Tau de Kendall	-0.018
S'	-37.000
p-valor (bilateral)	0.715
alfa	0.05

El p-valor es calculado utilizando un método exacto.

Interpretación de la prueba:

Como el p-valor calculado es mayor que el nivel de significación alfa=0.05, no se puede

rechazar la hipótesis nula H0.

El riesgo de rechazar la hipótesis nula H0 cuando es verdadera es de 71.49%.

Anexo H: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones SENAMHI).

Precipitaciones medias en estaciones meteorológicas (Poligonos de Thiessen)							
	Precipitación mensual (mm) Area parcial (Km ²)						
Mes	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
ene-98	91.50	138.20	143.40	621.75	5.78	332.87	109.77
feb-98	214.20	168.70	164.20	621.75	5.78	332.87	196.60
mar-98	112.00	139.20	79.70	621.75	5.78	332.87	100.97
abr-98	72.20	70.50	29.50	621.75	5.78	332.87	57.39
may-98	15.70	11.90	6.60	621.75	5.78	332.87	12.52
jun-98	11.40	15.40	12.50	621.75	5.78	332.87	11.81
jul-98	0.00	0.00	0.00	621.75	5.78	332.87	0.00
ago-98	1.50	0.30	7.60	621.75	5.78	332.87	3.61
sep-98	25.40	14.40	10.70	621.75	5.78	332.87	20.24
oct-98	130.50	81.50	72.10	621.75	5.78	332.87	109.96
nov-98	103.70	70.90	90.40	621.75	5.78	332.87	98.89
dic-98	69.00	48.60	129.20	621.75	5.78	332.87	89.74
ene-99	135.60	107.80	129.40	621.75	5.78	332.87	133.28
feb-99	176.80	192.00	160.10	621.75	5.78	332.87	171.10
mar-99	146.30	128.30	115.10	621.75	5.78	332.87	135.38
abr-99	68.90	79.20	42.80	621.75	5.78	332.87	59.92
may-99	32.50	21.40	11.70	621.75	5.78	332.87	25.22
jun-99	21.60	12.80	10.90	621.75	5.78	332.87	17.84
jul-99	5.90	8.40	4.40	621.75	5.78	332.87	5.40
ago-99	3.30	11.50	13.20	621.75	5.78	332.87	6.78
sep-99	87.40	38.30	64.40	621.75	5.78	332.87	79.13
oct-99	70.70	33.60	24.00	621.75	5.78	332.87	54.29
nov-99	116.60	73.50	75.00	621.75	5.78	332.87	101.92
dic-99	124.00	98.60	63.10	621.75	5.78	332.87	102.74
ene-00	189.10	137.50	119.90	621.75	5.78	332.87	164.80
feb-00	153.10	84.60	100.90	621.75	5.78	332.87	134.60
mar-00	132.50	167.80	158.60	621.75	5.78	332.87	141.76
abr-00	42.80	43.40	47.50	621.75	5.78	332.87	44.43
may-00	43.60	15.50	9.70	621.75	5.78	332.87	31.68
jun-00	5.50	9.20	20.50	621.75	5.78	332.87	10.72
jul-00	11.40	11.60	5.40	621.75	5.78	332.87	9.32
ago-00	29.00	0.00	35.00	621.75	5.78	332.87	30.90
sep-00	25.10	11.40	22.10	621.75	5.78	332.87	23.98

Precipitaciones medias en estaciones meteorológicas (Poligonos de Thiessen)							
	Precipitación mensual (mm) Area parcial (Km ²)						
Mes	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
oct-00	118.20	42.90	46.20	621.75	5.78	332.87	92.79
nov-00	48.20	60.60	33.40	621.75	5.78	332.87	43.15
dic-00	144.00	78.20	113.10	621.75	5.78	332.87	132.89
ene-01	178.90	127.70	125.40	621.75	5.78	332.87	160.05
feb-01	142.90	65.30	100.90	621.75	5.78	332.87	127.88
mar-01	160.00	169.90	117.80	621.75	5.78	332.87	145.43
abr-01	52.70	79.80	72.10	621.75	5.78	332.87	59.59
may-01	62.00	27.40	10.50	621.75	5.78	332.87	43.94
jun-01	5.70	20.60	11.10	621.75	5.78	332.87	7.66
jul-01	32.40	30.10	26.50	621.75	5.78	332.87	30.34
ago-01	13.30	22.10	13.00	621.75	5.78	332.87	13.25
sep-01	34.50	15.10	28.00	621.75	5.78	332.87	32.13
oct-01	97.80	66.00	68.90	621.75	5.78	332.87	87.59
nov-01	88.90	97.90	104.60	621.75	5.78	332.87	94.40
dic-01	163.60	145.40	151.70	621.75	5.78	332.87	159.37
ene-02	37.00	43.30	35.10	621.75	5.78	332.87	36.38
feb-02	172.50	79.70	88.00	621.75	5.78	332.87	142.65
mar-02	150.10	106.30	157.80	621.75	5.78	332.87	152.51
abr-02	72.80	65.20	38.60	621.75	5.78	332.87	60.90
may-02	44.30	26.30	32.20	621.75	5.78	332.87	40.00
jun-02	10.90	2.60	3.20	621.75	5.78	332.87	8.18
jul-02	41.70	70.90	30.30	621.75	5.78	332.87	37.92
ago-02	11.60	18.30	1.20	621.75	5.78	332.87	8.04
sep-02	52.00	69.20	17.50	621.75	5.78	332.87	40.15
oct-02	136.20	108.00	106.80	621.75	5.78	332.87	125.84
nov-02	100.50	93.70	63.00	621.75	5.78	332.87	87.46
dic-02	131.80	114.40	135.40	621.75	5.78	332.87	132.94
ene-03	124.20	116.00	67.10	621.75	5.78	332.87	104.36
feb-03	125.60	111.40	47.30	621.75	5.78	332.87	98.38
mar-03	174.70	144.20	116.50	621.75	5.78	332.87	154.34
abr-03	114.00	102.80	101.40	621.75	5.78	332.87	109.57
may-03	39.20	74.60	8.60	621.75	5.78	332.87	28.81
jun-03	26.20	12.40	7.20	621.75	5.78	332.87	19.53
jul-03	5.00	0.00	0.00	621.75	5.78	332.87	3.24

Precipitaciones medias en estaciones meteorológicas (Poligonos de Thiessen)							
	Preci	Precipitación mensual (mm) Area parcial (Km ²)					
Mes	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
ago-03	20.20	17.90	33.20	621.75	5.78	332.87	24.69
sep-03	50.70	24.90	28.60	621.75	5.78	332.87	42.88
oct-03	24.80	58.20	19.40	621.75	5.78	332.87	23.13
nov-03	98.40	128.90	83.30	621.75	5.78	332.87	93.35
dic-03	141.90	153.10	126.80	621.75	5.78	332.87	136.73
ene-04	69.60	29.90	40.20	621.75	5.78	332.87	59.17
feb-04	163.90	84.90	84.30	621.75	5.78	332.87	135.84
mar-04	69.10	86.50	60.70	621.75	5.78	332.87	66.29
abr-04	62.00	29.40	53.50	621.75	5.78	332.87	58.86
may-04	36.70	39.00	45.70	621.75	5.78	332.87	39.83
jun-04	30.60	35.90	16.70	621.75	5.78	332.87	25.81
jul-04	24.00	20.80	5.00	621.75	5.78	332.87	17.40
ago-04	29.60	16.10	9.50	621.75	5.78	332.87	22.55
sep-04	112.60	48.00	45.00	621.75	5.78	332.87	88.78
oct-04	88.70	121.60	66.00	621.75	5.78	332.87	81.03
nov-04	130.80	94.70	86.30	621.75	5.78	332.87	115.16
dic-04	151.50	150.70	121.80	621.75	5.78	332.87	141.20
ene-05	93.60	50.00	71.50	621.75	5.78	332.87	85.68
feb-05	138.40	123.90	100.40	621.75	5.78	332.87	125.14
mar-05	159.20	123.90	125.50	621.75	5.78	332.87	147.31
abr-05	53.30	43.30	58.40	621.75	5.78	332.87	55.01
may-05	12.20	32.70	1.90	621.75	5.78	332.87	8.75
jun-05	6.80	0.00	0.00	621.75	5.78	332.87	4.40
jul-05	7.80	21.80	4.40	621.75	5.78	332.87	6.71
ago-05	20.30	12.10	16.40	621.75	5.78	332.87	18.90
sep-05	32.20	34.00	30.10	621.75	5.78	332.87	31.48
oct-05	79.70	89.70	55.20	621.75	5.78	332.87	71.27
nov-05	85.90	92.00	67.80	621.75	5.78	332.87	79.66
dic-05	85.30	93.90	72.70	621.75	5.78	332.87	80.98
ene-06	97.20	114.30	112.00	621.75	5.78	332.87	102.43
feb-06	110.40	101.20	68.70	621.75	5.78	332.87	95.89
mar-06	150.40	148.60	104.60	621.75	5.78	332.87	134.52
abr-06	97.00	60.30	54.20	621.75	5.78	332.87	81.94
may-06	13.30	12.20	0.90	621.75	5.78	332.87	9.00

Precipitaciones medias en estaciones meteorológicas (Poligonos de Thiessen)							
	Preci	recipitación mensual (mm) Area parcial (Km ²)					
Mes	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
jun-06	37.90	22.30	9.70	621.75	5.78	332.87	28.03
jul-06	5.60	0.50	5.80	621.75	5.78	332.87	5.64
ago-06	15.10	12.30	9.80	621.75	5.78	332.87	13.25
sep-06	62.70	51.20	22.10	621.75	5.78	332.87	48.56
oct-06	169.00	98.00	64.30	621.75	5.78	332.87	132.28
nov-06	134.20	98.90	97.90	621.75	5.78	332.87	121.41
dic-06	126.40	138.00	96.90	621.75	5.78	332.87	116.25
ene-07	92.80	102.10	93.60	621.75	5.78	332.87	93.13
feb-07	76.40	55.60	18.90	621.75	5.78	332.87	56.35
mar-07	183.90	196.50	157.30	621.75	5.78	332.87	174.76
abr-07	80.50	74.90	47.40	621.75	5.78	332.87	68.99
may-07	63.90	40.80	18.50	621.75	5.78	332.87	48.03
jun-07	0.00	0.70	0.70	621.75	5.78	332.87	0.25
jul-07	17.10	54.90	41.00	621.75	5.78	332.87	25.61
ago-07	5.40	11.90	3.70	621.75	5.78	332.87	4.85
sep-07	30.40	9.40	21.70	621.75	5.78	332.87	27.26
oct-07	88.00	123.60	67.40	621.75	5.78	332.87	81.07
nov-07	101.10	93.70	70.30	621.75	5.78	332.87	90.38
dic-07	97.40	82.20	114.60	621.75	5.78	332.87	103.27
ene-08	135.80	104.80	100.20	621.75	5.78	332.87	123.27
feb-08	94.10	122.00	133.20	621.75	5.78	332.87	107.82
mar-08	50.20	81.10	58.80	621.75	5.78	332.87	53.37
abr-08	63.70	34.90	35.40	621.75	5.78	332.87	53.72
may-08	11.60	30.40	21.20	621.75	5.78	332.87	15.04
jun-08	26.80	13.70	14.50	621.75	5.78	332.87	22.46
jul-08	6.20	0.00	1.90	621.75	5.78	332.87	4.67
ago-08	13.20	11.40	3.90	621.75	5.78	332.87	9.97
sep-08	58.40	39.40	89.40	621.75	5.78	332.87	69.03
oct-08	103.30	78.40	84.80	621.75	5.78	332.87	96.74
nov-08	68.80	71.80	42.30	621.75	5.78	332.87	59.63
dic-08	83.00	53.00	100.20	621.75	5.78	332.87	88.78
ene-09	119.40	150.30	84.90	621.75	5.78	332.87	107.63
feb-09	116.40	165.20	75.20	621.75	5.78	332.87	102.41
mar-09	188.20	201.60	108.80	621.75	5.78	332.87	160.76

P	Precipitaciones medias en estaciones meteorológicas (Poligonos de Thiessen)						
	Preci	pitación mens	ual (mm)		Area parcial (I		
Mes	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
abr-09	54.20	122.00	44.00	621.75	5.78	332.87	51.07
may-09	34.70	60.00	54.10	621.75	5.78	332.87	41.58
jun-09	30.30	2.30	8.60	621.75	5.78	332.87	22.61
jul-09	23.00	31.60	21.80	621.75	5.78	332.87	22.64
ago-09	58.80	27.70	13.80	621.75	5.78	332.87	43.02
sep-09	21.40	16.80	25.20	621.75	5.78	332.87	22.69
oct-09	68.80	36.00	42.90	621.75	5.78	332.87	59.63
nov-09	135.40	128.70	97.50	621.75	5.78	332.87	122.22
dic-09	213.00	110.30	114.70	621.75	5.78	332.87	178.31
ene-10	178.00	108.20	134.90	621.75	5.78	332.87	162.64
feb-10	123.30	101.40	133.60	621.75	5.78	332.87	126.74
mar-10	126.50	123.60	111.10	621.75	5.78	332.87	121.14
abr-10	59.90	50.10	78.30	621.75	5.78	332.87	66.22
may-10	17.00	5.40	24.90	621.75	5.78	332.87	19.67
jun-10	2.00	5.80	5.20	621.75	5.78	332.87	3.13
jul-10	9.60	0.00	10.60	621.75	5.78	332.87	9.89
ago-10	0.00	0.00	5.40	621.75	5.78	332.87	1.87
sep-10	23.70	12.10	9.90	621.75	5.78	332.87	18.85
oct-10	101.20	74.10	43.90	621.75	5.78	332.87	81.18
nov-10	73.10	110.20	43.10	621.75	5.78	332.87	62.93
dic-10	120.00	148.70	134.20	621.75	5.78	332.87	125.09
ene-11	165.80	243.20	125.70	621.75	5.78	332.87	152.37
feb-11	164.00	101.60	116.70	621.75	5.78	332.87	147.23
mar-11	149.30	206.50	104.90	621.75	5.78	332.87	134.26
abr-11	65.70	100.80	53.40	621.75	5.78	332.87	61.65
may-11	25.60	4.10	33.70	621.75	5.78	332.87	28.28
jun-11	0.00	0.00	1.00	621.75	5.78	332.87	0.35
jul-11	15.60	16.90	1.60	621.75	5.78	332.87	10.76
ago-11	12.90	4.00	5.20	621.75	5.78	332.87	10.18
sep-11	60.30	15.60	32.40	621.75	5.78	332.87	50.36
oct-11	74.00	80.00	66.20	621.75	5.78	332.87	71.33
nov-11	76.50	87.50	49.40	621.75	5.78	332.87	67.17
dic-11	191.70	214.70	157.30	621.75	5.78	332.87	179.92
ene-12	152.60	82.20	85.10	621.75	5.78	332.87	128.78

P	Precipitaciones medias en estaciones meteorológicas (Poligonos de Thiessen)						
	Preci	pitación mens	ual (mm)		Area parcial (H	(m²)	
Mes	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
feb-12	166.60	178.40	123.20	621.75	5.78	332.87	151.63
mar-12	88.40	91.30	63.00	621.75	5.78	332.87	79.61
abr-12	104.70	137.80	111.60	621.75	5.78	332.87	107.29
may-12	44.20	8.50	12.10	621.75	5.78	332.87	32.86
jun-12	16.60	30.40	30.20	621.75	5.78	332.87	21.40
jul-12	5.70	16.30	3.30	621.75	5.78	332.87	4.93
ago-12	7.30	2.20	11.20	621.75	5.78	332.87	8.62
sep-12	53.60	51.10	8.30	621.75	5.78	332.87	37.88
oct-12	106.80	59.10	77.20	621.75	5.78	332.87	96.25
nov-12	116.70	130.70	83.80	621.75	5.78	332.87	105.38
dic-12	203.80	187.40	223.00	621.75	5.78	332.87	210.36
ene-13	190.40	160.60	94.00	621.75	5.78	332.87	156.81
feb-13	134.70	125.10	135.90	621.75	5.78	332.87	135.06
mar-13	177.00	170.20	123.10	621.75	5.78	332.87	158.28
abr-13	85.30	35.20	71.40	621.75	5.78	332.87	80.18
may-13	46.70	25.20	11.90	621.75	5.78	332.87	34.51
jun-13	26.60	15.40	16.90	621.75	5.78	332.87	23.17
jul-13	21.40	9.30	9.50	621.75	5.78	332.87	17.20
ago-13	35.60	13.90	11.30	621.75	5.78	332.87	27.05
sep-13	52.50	19.10	24.50	621.75	5.78	332.87	42.59
oct-13	168.30	90.90	104.30	621.75	5.78	332.87	145.65
nov-13	77.80	80.70	96.50	621.75	5.78	332.87	84.30
dic-13	119.20	102.10	175.60	621.75	5.78	332.87	138.65
ene-14	200.00	195.40	110.10	621.75	5.78	332.87	168.81
feb-14	165.20	158.50	155.50	621.75	5.78	332.87	161.80
mar-14	156.00	146.40	134.20	621.75	5.78	332.87	148.39
abr-14	71.10	78.60	51.60	621.75	5.78	332.87	64.39
may-14	45.20	56.00	37.30	621.75	5.78	332.87	42.53
jun-14	22.00	16.70	3.00	621.75	5.78	332.87	15.38
jul-14	19.70	19.70	0.00	621.75	5.78	332.87	12.87
ago-14	8.30	8.00	11.50	621.75	5.78	332.87	9.41
sep-14	73.70	33.80	81.00	621.75	5.78	332.87	75.99
oct-14	63.40	49.70	19.50	621.75	5.78	332.87	48.10
nov-14	92.90	109.50	51.40	621.75	5.78	332.87	78.62
dic-14	124.90	180.40	72.40	621.75	5.78	332.87	107.04

Anexo I: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones TRMM sin corregir).

	Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)						
	Precip	itación mensu	ıal (mm)	Á			
Fecha	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
ene-98	186.09	184.13	204.95	621.75	5.78	332.87	192.61
feb-98	206.22	174.12	218.41	621.75	5.78	332.87	210.25
mar-98	164.23	153.23	187.22	621.75	5.78	332.87	172.13
abr-98	59.85	63.72	72.83	621.75	5.78	332.87	64.37
may-98	43.96	39.42	51.15	621.75	5.78	332.87	46.42
jun-98	20.19	15.87	24.24	621.75	5.78	332.87	21.57
jul-98	14.41	8.50	12.43	621.75	5.78	332.87	13.69
ago-98	27.73	21.62	29.58	621.75	5.78	332.87	28.34
sep-98	56.45	52.07	59.58	621.75	5.78	332.87	57.51
oct-98	106.57	96.13	112.86	621.75	5.78	332.87	108.69
nov-98	107.57	101.74	125.70	621.75	5.78	332.87	113.82
dic-98	112.73	94.75	124.78	621.75	5.78	332.87	116.80
ene-99	178.03	168.94	207.39	621.75	5.78	332.87	188.15
feb-99	237.72	231.96	269.17	621.75	5.78	332.87	248.58
mar-99	179.88	176.36	209.35	621.75	5.78	332.87	190.07
abr-99	91.17	77.92	93.74	621.75	5.78	332.87	91.98
may-99	51.76	55.12	63.47	621.75	5.78	332.87	55.84
jun-99	24.08	23.05	27.52	621.75	5.78	332.87	25.27
jul-99	27.98	26.06	31.30	621.75	5.78	332.87	29.12
ago-99	28.83	22.37	29.24	621.75	5.78	332.87	28.93
sep-99	92.94	77.99	94.85	621.75	5.78	332.87	93.51
oct-99	99.91	86.09	101.01	621.75	5.78	332.87	100.21
nov-99	83.34	82.66	99.26	621.75	5.78	332.87	88.85
dic-99	144.93	122.97	159.80	621.75	5.78	332.87	149.95
ene-00	182.96	152.99	191.39	621.75	5.78	332.87	185.70
feb-00	181.84	167.02	201.53	621.75	5.78	332.87	188.58
mar-00	196.65	179.74	216.40	621.75	5.78	332.87	203.39
abr-00	105.80	90.90	111.77	621.75	5.78	332.87	107.78
may-00	48.33	45.12	52.05	621.75	5.78	332.87	49.60
jun-00	22.38	22.79	30.25	621.75	5.78	332.87	25.11
jul-00	20.25	17.60	25.66	621.75	5.78	332.87	22.11
ago-00	41.26	31.30	43.72	621.75	5.78	332.87	42.05
sep-00	59.36	49.68	62.63	621.75	5.78	332.87	60.44

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)							
	Precip	itación mensu	ıal (mm)	Á	Área parcial (Km²)		
Fecha	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
oct-00	80.16	66.64	86.98	621.75	5.78	332.87	82.44
nov-00	82.22	80.60	95.47	621.75	5.78	332.87	86.80
dic-00	167.41	164.26	180.29	621.75	5.78	332.87	171.86
ene-01	203.25	177.36	220.09	621.75	5.78	332.87	208.93
feb-01	160.89	135.81	168.44	621.75	5.78	332.87	163.36
mar-01	190.31	200.01	226.64	621.75	5.78	332.87	202.96
abr-01	104.15	85.50	107.02	621.75	5.78	332.87	105.04
may-01	38.04	36.25	45.07	621.75	5.78	332.87	40.46
jun-01	12.59	13.51	16.22	621.75	5.78	332.87	13.85
jul-01	29.56	27.40	32.89	621.75	5.78	332.87	30.70
ago-01	25.00	20.48	28.21	621.75	5.78	332.87	26.09
sep-01	71.96	59.15	74.39	621.75	5.78	332.87	72.72
oct-01	105.94	82.59	111.07	621.75	5.78	332.87	107.58
nov-01	121.47	128.69	148.32	621.75	5.78	332.87	130.82
dic-01	107.08	100.41	117.59	621.75	5.78	332.87	110.68
ene-02	88.15	70.68	98.86	621.75	5.78	332.87	91.76
feb-02	154.32	132.46	172.22	621.75	5.78	332.87	160.39
mar-02	164.43	147.85	181.05	621.75	5.78	332.87	170.09
abr-02	96.82	101.70	118.75	621.75	5.78	332.87	104.45
may-02	40.33	42.81	53.75	621.75	5.78	332.87	45.00
jun-02	17.17	15.34	25.34	621.75	5.78	332.87	19.99
jul-02	37.00	26.00	41.00	621.75	5.78	332.87	38.32
ago-02	32.91	27.29	36.65	621.75	5.78	332.87	34.18
sep-02	76.07	65.12	77.88	621.75	5.78	332.87	76.63
oct-02	130.99	128.00	148.31	621.75	5.78	332.87	136.98
nov-02	131.13	119.82	151.49	621.75	5.78	332.87	138.12
dic-02	131.72	134.56	158.17	621.75	5.78	332.87	140.91
ene-03	127.03	99.85	133.70	621.75	5.78	332.87	129.18
feb-03	121.40	112.30	137.79	621.75	5.78	332.87	127.02
mar-03	167.78	151.56	185.90	621.75	5.78	332.87	173.96
abr-03	92.80	87.83	107.60	621.75	5.78	332.87	97.90
may-03	39.07	35.76	51.94	621.75	5.78	332.87	43.51
jun-03	13.45	13.44	15.50	621.75	5.78	332.87	14.16
jul-03	9.46	7.95	12.15	621.75	5.78	332.87	10.38
ago-03	30.80	29.40	38.07	621.75	5.78	332.87	33.31

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)							
	Precipitación mensual (mm) Área parcial (Km²)						Due sinite si én
Fecha	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
sep-03	47.21	43.54	57.12	621.75	5.78	332.87	50.62
oct-03	59.96	55.96	69.54	621.75	5.78	332.87	63.26
nov-03	93.45	91.84	105.79	621.75	5.78	332.87	97.72
dic-03	155.42	144.11	179.95	621.75	5.78	332.87	163.85
ene-04	84.06	67.81	93.45	621.75	5.78	332.87	87.22
feb-04	136.28	108.11	143.32	621.75	5.78	332.87	138.55
mar-04	110.85	104.98	128.15	621.75	5.78	332.87	116.81
abr-04	66.40	61.10	73.28	621.75	5.78	332.87	68.75
may-04	55.66	42.26	56.07	621.75	5.78	332.87	55.72
jun-04	22.26	13.17	21.44	621.75	5.78	332.87	21.92
jul-04	29.60	23.81	32.16	621.75	5.78	332.87	30.45
ago-04	38.06	28.11	39.74	621.75	5.78	332.87	38.58
sep-04	50.20	49.28	59.33	621.75	5.78	332.87	53.36
oct-04	110.88	97.46	127.65	621.75	5.78	332.87	116.61
nov-04	104.53	107.45	126.97	621.75	5.78	332.87	112.32
dic-04	160.34	160.95	192.15	621.75	5.78	332.87	171.37
ene-05	87.44	74.28	93.48	621.75	5.78	332.87	89.45
feb-05	96.79	85.50	105.91	621.75	5.78	332.87	99.89
mar-05	134.81	137.38	169.28	621.75	5.78	332.87	146.77
abr-05	53.64	45.35	64.36	621.75	5.78	332.87	57.30
may-05	24.86	22.17	29.42	621.75	5.78	332.87	26.43
jun-05	6.86	6.73	10.31	621.75	5.78	332.87	8.05
jul-05	17.44	9.03	16.74	621.75	5.78	332.87	17.15
ago-05	23.26	23.42	27.56	621.75	5.78	332.87	24.75
sep-05	43.31	41.25	52.34	621.75	5.78	332.87	46.43
oct-05	98.43	86.83	111.98	621.75	5.78	332.87	103.05
nov-05	62.71	58.65	73.95	621.75	5.78	332.87	66.58
dic-05	138.47	143.18	172.31	621.75	5.78	332.87	150.22
ene-06	158.77	129.71	177.63	621.75	5.78	332.87	165.13
feb-06	107.13	100.58	127.71	621.75	5.78	332.87	114.22
mar-06	156.38	154.66	180.72	621.75	5.78	332.87	164.80
abr-06	98.01	96.76	108.11	621.75	5.78	332.87	101.50
may-06	26.24	21.68	28.91	621.75	5.78	332.87	27.14
jun-06	17.36	12.14	20.76	621.75	5.78	332.87	18.51
jul-06	13.60	7.52	12.69	621.75	5.78	332.87	13.25

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)							
	Precip	itación mensu	ıal (mm)	Á	Dracinitación		
Fecha	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
ago-06	29.50	24.92	33.98	621.75	5.78	332.87	31.03
sep-06	45.74	40.42	47.64	621.75	5.78	332.87	46.37
oct-06	103.19	94.96	124.90	621.75	5.78	332.87	110.67
nov-06	113.39	118.52	147.71	621.75	5.78	332.87	125.32
dic-06	160.61	149.04	193.57	621.75	5.78	332.87	171.96
ene-07	42.91	30.69	41.68	621.75	5.78	332.87	42.41
feb-07	56.77	47.08	74.11	621.75	5.78	332.87	62.72
mar-07	133.24	129.82	129.95	621.75	5.78	332.87	132.08
abr-07	25.31	19.97	24.22	621.75	5.78	332.87	24.90
may-07	1.60	1.32	3.88	621.75	5.78	332.87	2.39
jun-07	9.66	3.70	9.05	621.75	5.78	332.87	9.41
jul-07	15.97	15.64	15.57	621.75	5.78	332.87	15.83
ago-07	11.96	8.64	10.35	621.75	5.78	332.87	11.38
sep-07	18.93	20.98	22.89	621.75	5.78	332.87	20.31
oct-07	27.78	36.46	36.08	621.75	5.78	332.87	30.71
nov-07	44.81	60.20	45.90	621.75	5.78	332.87	45.28
dic-07	101.23	107.02	99.98	621.75	5.78	332.87	100.83
ene-08	114.16	94.15	128.33	621.75	5.78	332.87	118.95
feb-08	93.64	114.49	179.88	621.75	5.78	332.87	123.66
mar-08	98.95	105.76	142.84	621.75	5.78	332.87	114.20
abr-08	43.08	62.92	58.53	621.75	5.78	332.87	48.55
may-08	12.95	8.42	11.17	621.75	5.78	332.87	12.30
jun-08	8.55	5.07	10.15	621.75	5.78	332.87	9.09
jul-08	10.95	10.62	13.49	621.75	5.78	332.87	11.83
ago-08	12.05	11.20	14.35	621.75	5.78	332.87	12.84
sep-08	57.30	41.93	45.79	621.75	5.78	332.87	53.22
oct-08	74.32	71.19	80.93	621.75	5.78	332.87	76.59
nov-08	40.53	73.26	74.12	621.75	5.78	332.87	52.37
dic-08	53.51	83.96	62.56	621.75	5.78	332.87	56.83
ene-09	102.27	101.95	104.68	621.75	5.78	332.87	103.10
feb-09	22.34	39.77	41.19	621.75	5.78	332.87	28.98
mar-09	106.97	112.62	114.10	621.75	5.78	332.87	109.47
abr-09	37.04	44.20	48.95	621.75	5.78	332.87	41.21
may-09	24.65	21.76	26.21	621.75	5.78	332.87	25.18
jun-09	7.69	5.91	4.44	621.75	5.78	332.87	6.55

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)							
	Precipitación mensual (mm) Área parcial (Km²)						
Fecha	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
jul-09	9.11	8.67	11.11	621.75	5.78	332.87	9.80
ago-09	22.90	24.49	15.75	621.75	5.78	332.87	20.43
sep-09	25.96	15.08	21.45	621.75	5.78	332.87	24.33
oct-09	54.86	49.10	80.96	621.75	5.78	332.87	63.87
nov-09	30.88	31.06	34.77	621.75	5.78	332.87	32.23
dic-09	85.51	76.46	100.30	621.75	5.78	332.87	90.58
ene-10	78.63	48.32	77.57	621.75	5.78	332.87	78.08
feb-10	92.55	67.61	98.71	621.75	5.78	332.87	94.54
mar-10	83.02	93.88	118.84	621.75	5.78	332.87	95.50
abr-10	36.34	34.33	46.97	621.75	5.78	332.87	40.01
may-10	8.33	9.76	10.17	621.75	5.78	332.87	8.98
jun-10	6.42	4.76	8.33	621.75	5.78	332.87	7.07
jul-10	8.78	6.87	13.08	621.75	5.78	332.87	10.26
ago-10	18.50	19.38	17.17	621.75	5.78	332.87	18.04
sep-10	30.98	25.62	33.73	621.75	5.78	332.87	31.90
oct-10	49.67	54.43	45.15	621.75	5.78	332.87	48.13
nov-10	66.25	75.18	93.34	621.75	5.78	332.87	75.69
dic-10	91.31	103.68	124.22	621.75	5.78	332.87	102.79
ene-11	93.95	87.19	106.96	621.75	5.78	332.87	98.42
feb-11	121.55	131.79	149.37	621.75	5.78	332.87	131.25
mar-11	189.10	218.66	270.94	621.75	5.78	332.87	217.64
abr-11	84.72	59.92	62.19	621.75	5.78	332.87	76.76
may-11	30.82	23.81	30.44	621.75	5.78	332.87	30.64
jun-11	3.38	6.88	4.21	621.75	5.78	332.87	3.69
jul-11	9.97	15.40	13.80	621.75	5.78	332.87	11.33
ago-11	5.53	4.67	3.17	621.75	5.78	332.87	4.71
sep-11	24.83	13.91	25.57	621.75	5.78	332.87	25.02
oct-11	55.11	50.82	73.25	621.75	5.78	332.87	61.37
nov-11	56.14	57.13	66.54	621.75	5.78	332.87	59.75
dic-11	126.71	145.71	137.37	621.75	5.78	332.87	130.52
ene-12	112.04	107.49	120.59	621.75	5.78	332.87	114.98
feb-12	115.51	128.79	143.01	621.75	5.78	332.87	125.12
mar-12	131.35	117.80	120.03	621.75	5.78	332.87	127.34
abr-12	59.27	65.68	76.33	621.75	5.78	332.87	65.22
may-12	7.87	16.59	9.69	621.75	5.78	332.87	8.55

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)							
	Precip	itación mensu	ıal (mm)	Á			
Fecha	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	Cerro de Pasco	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
jun-12	22.77	25.21	29.73	621.75	5.78	332.87	25.20
jul-12	27.14	3.91	4.57	621.75	5.78	332.87	19.18
ago-12	24.88	12.95	15.62	621.75	5.78	332.87	21.60
sep-12	32.00	25.34	24.35	621.75	5.78	332.87	29.31
oct-12	88.57	52.72	89.47	621.75	5.78	332.87	88.67
nov-12	21.26	25.36	28.40	621.75	5.78	332.87	23.76
dic-12	96.66	83.63	102.12	621.75	5.78	332.87	98.48
ene-13	67.08	88.16	64.74	621.75	5.78	332.87	66.40
feb-13	115.10	117.48	165.83	621.75	5.78	332.87	132.70
mar-13	80.04	83.21	95.98	621.75	5.78	332.87	85.58
abr-13	34.45	35.66	35.75	621.75	5.78	332.87	34.91
may-13	9.48	13.58	10.00	621.75	5.78	332.87	9.68
jun-13	17.46	14.88	26.41	621.75	5.78	332.87	20.54
jul-13	9.77	11.10	13.30	621.75	5.78	332.87	11.00
ago-13	17.94	19.63	20.02	621.75	5.78	332.87	18.67
sep-13	39.97	19.73	33.17	621.75	5.78	332.87	37.50
oct-13	101.01	91.27	106.75	621.75	5.78	332.87	102.94
nov-13	58.02	54.96	73.83	621.75	5.78	332.87	63.49
dic-13	104.24	105.52	111.69	621.75	5.78	332.87	106.83
ene-14	87.78	62.88	91.36	621.75	5.78	332.87	88.87
feb-14	111.64	119.80	119.81	621.75	5.78	332.87	114.52
mar-14	142.63	151.29	191.73	621.75	5.78	332.87	159.70
abr-14	36.95	14.86	31.17	621.75	5.78	332.87	34.81
may-14	54.84	57.10	65.10	621.75	5.78	332.87	58.41
jun-14	12.17	13.65	13.35	621.75	5.78	332.87	12.59
jul-14	6.23	5.11	6.33	621.75	5.78	332.87	6.26
ago-14	13.28	4.56	8.02	621.75	5.78	332.87	11.40
sep-14	42.59	51.21	53.32	621.75	5.78	332.87	46.36
oct-14	111.28	103.38	123.73	621.75	5.78	332.87	115.54
nov-14	155.99	162.78	181.99	621.75	5.78	332.87	165.04
dic-14	95.34	96.35	116.92	621.75	5.78	332.87	102.83

Anexo J: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones GPM sin corregir)

Precipitaciones medias en estaciones GPM (Polígonos de Thiessen)							
	Preci	pitación mensu	ual (mm)		Área parcial (K		
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
abr-14	43.96	14.13	26.51	621.75	5.78	332.87	37.73
may-14	61.23	64.33	59.95	621.75	5.78	332.87	60.81
jun-14	12.87	8.38	22.04	621.75	5.78	332.87	16.02
jul-14	8.81	4.92	12.97	621.75	5.78	332.87	10.23
ago-14	8.00	4.79	9.09	621.75	5.78	332.87	8.36
sep-14	32.48	31.88	43.38	621.75	5.78	332.87	36.25
oct-14	80.53	72.19	99.91	621.75	5.78	332.87	87.20
nov-14	116.97	109.32	167.06	621.75	5.78	332.87	134.28
dic-14	81.22	74.96	89.90	621.75	5.78	332.87	84.19
ene-15	55.86	40.12	56.96	621.75	5.78	332.87	56.14
feb-15	106.33	95.59	125.15	621.75	5.78	332.87	112.79
mar-15	107.28	88.11	96.52	621.75	5.78	332.87	103.44
abr-15	16.15	9.65	12.70	621.75	5.78	332.87	14.92
may-15	46.63	41.69	71.74	621.75	5.78	332.87	55.30
jun-15	8.94	7.12	16.79	621.75	5.78	332.87	11.65
jul-15	26.32	25.71	38.05	621.75	5.78	332.87	30.38
ago-15	17.13	11.50	18.04	621.75	5.78	332.87	17.41
sep-15	29.73	21.71	42.97	621.75	5.78	332.87	34.27
oct-15	51.62	45.25	45.33	621.75	5.78	332.87	49.40
nov-15	54.82	49.90	65.39	621.75	5.78	332.87	58.45
dic-15	95.07	84.59	118.88	621.75	5.78	332.87	103.26
ene-16	94.01	77.51	111.67	621.75	5.78	332.87	100.03
feb-16	140.76	110.29	136.27	621.75	5.78	332.87	139.02
mar-16	127.95	107.53	146.86	621.75	5.78	332.87	134.38
abr-16	25.72	20.37	25.13	621.75	5.78	332.87	25.48
may-16	3.04	2.47	7.29	621.75	5.78	332.87	4.51
jun-16	12.52	10.35	19.91	621.75	5.78	332.87	15.07
jul-16	6.45	3.60	11.07	621.75	5.78	332.87	8.04
ago-16	31.15	18.94	22.92	621.75	5.78	332.87	28.22
sep-16	19.20	13.65	20.33	621.75	5.78	332.87	19.56
oct-16	52.85	42.28	55.81	621.75	5.78	332.87	53.81
nov-16	55.37	54.19	78.93	621.75	5.78	332.87	63.53
dic-16	124.93	97.60	148.36	621.75	5.78	332.87	132.88

Anexo K: Aplicación de Redes Neuronales en la corrección de datos meteorológicos estimados por el Satélite TRMM con el Software Alyuda NeuroIntelligence 2.2.



a) Estación Cerro de Pasco





b) Estación Yanahuanca



Correlation: 0.812519 R-squared: 0.527365 Analysis Preprocessing Design Training Testing Query 10:07:51 p.m.: Network training completed. Ready for oursering.

100 Data Row Nur - Targe

140

arget O Selected output

13

<u>.</u> ×

c) Estación San Rafael





Anexo L: Aplicación de Redes Neuronales en la corrección de datos meteorológicos estimados por el Satélite GPM con el Software Alyuda NeuroIntelligence 2.2.



a) Estación Cerro de Pasco



b) Estación Yanahuanca



20 21 22 23 26

29

<u>.</u> ×

 Target
 Output
 AE
 ARE

 Meant 64.831913
 66.161484
 8.9781439
 0.166967

 Std Dev 47.158214
 47.01203
 9.781915
 0.299352

 Mint@
 19.990682
 0.005278
 0.005216

 Max
 180.4
 155.707358
 32.552383
 1.498835
 13 14 15 16 17 Data Row Number 18 19 - Target Selected target
 Selected output - Output Correlation: 0.960637 R-squared: 0.92022

Analysis Preprocessing Design Training Testing Query
11:37:34 p.m.: Network training completed.

c) Estación San Rafael







<u>. ×</u>

Analysis | Preprocessing | Design | Training | Testing | Query | 11:16:59 p.m. i Network training completed. Beach for pure-vine. Anexo M: Datos completados con redes neuronales artificiales Estación Yanahuanca

periodo enero 2015 - diciembre 2016

	Precipitación				
Mes	mensual				
	(mm)				
ene-15	69.32				
feb-15	106.92				
mar-15	136.39				
abr-15	39.39				
may-15	35.72				
jun-15	20.01				
jul-15	24.60				
ago-15	20.28				
sep-15	27.74				
oct-15	67.29				
nov-15	83.08				
dic-15	122.26				
ene-16	94.35				
feb-16	135.14				
mar-16	161.96				
abr-16	42.10				
may-16	25.20				
jun-16	20.18				
jul-16	20.41				
ago-16	20.42				
sep-16	26.32				
oct-16	69.86				
nov-16	83.89				
dic-16	134.21				
Anexo N: Datos de precipitación del satélite TRMM corregidos con redes neuronales artificiales

a) Estación Cerro de Pasco

ESTACIÓN: CERRO DE PASCO	LAT. : 10°37′30′′ "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°7′30′′ "W"	PROV. : PASCO
	ALT.: 4260 msnm	DIST. : CHAUPIMARCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	143.7212	184.3333	161.7867	78.4228	42.8832	26.2666	21.5770	25.7531	46.3004	99.0867	114.7631	131.8544
1999	139.6566	191.8791	168.0285	95.3994	45.7668	27.2250	24.5100	26.0157	61.7266	95.3639	101.1329	148.2270
2000	142.1579	177.1161	174.0960	103.5937	44.4823	26.8031	22.7980	29.1557	47.4218	84.5344	100.5050	158.5096
2001	151.9811	169.8653	171.8757	102.6663	40.7872	24.4786	24.8715	25.1093	52.4956	98.7334	122.4949	128.8230
2002	90.2320	167.3846	161.8702	98.5539	41.5905	25.5433	26.6441	27.0139	54.2269	112.8200	127.7848	141.7205
2003	111.9861	153.4999	163.2496	96.3076	41.1471	24.6761	20.5870	26.4943	42.8718	73.9414	106.8235	153.1533
2004	87.9925	160.0738	136.6060	81.8779	47.2595	26.7715	24.8803	28.3174	43.9599	101.5039	113.0539	155.3872
2005	89.8391	141.6449	148.5961	75.2061	36.4049	23.2015	22.2036	24.7069	41.4821	94.5410	89.6634	145.0823
2006	129.5331	146.7660	158.4464	99.2181	36.8464	25.5887	21.4130	26.1780	42.3440	97.1972	118.0151	155.5077
2007	66.7063	120.3118	147.8444	61.3787	29.5951	23.8175	21.8975	22.2256	33.5686	58.5050	80.0221	125.6405
2008	104.7426	140.0466	130.3109	69.8779	32.7735	23.5731	20.8818	22.2433	46.6282	81.4156	77.7792	98.9663
2009	98.0635	100.9927	134.5743	66.9214	36.3396	23.3826	20.5197	24.6237	35.7158	71.3655	72.8210	116.9508
2010	85.0489	139.4897	121.6186	66.5826	31.4475	23.1071	20.4555	23.6331	37.3161	68.7909	91.6058	120.1759
2011	93.4298	153.5688	171.4414	91.8241	38.3373	22.4552	20.6873	20.9129	35.3643	71.4888	86.0831	139.1727
2012	103.5499	150.7720	146.9300	78.1235	31.3174	26.8986	24.3179	25.0800	37.6473	89.1040	68.0388	123.1385
2013	78.9016	150.5784	119.9676	65.6738	31.7737	25.6114	20.6475	23.5100	40.3211	95.9757	87.1032	127.2859
2014	90.0274	148.9375	152.2814	66.8763	46.9447	24.3824	19.9644	22.5022	41.2303	101.7251	140.8584	122.4103
2015	82.1527	147.2576	127.1275	55.7195	44.6153	23.2286	24.5522	23.6196	39.7284	67.9327	87.3801	143.0429
2016	99.9951	166.5903	151.8466	58.6084	30.2073	23.7306	19.9244	24.3016	34.1778	76.7601	91.7229	143.6224

b) Estación Yanahuanca

ESTACIÓN: YANAHUANCALAT. : 10°22′30′′ "S"DPTO. : PASCOPARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)LONG. : 76°22′30′′ "W"PROV. : DANIEL ALCIDES CARRIONALT. : 3150 msnmDIST. : YANAHUANCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	140.0510	152.1063	162.9933	59.5597	33.9407	21.8042	20.9762	21.4916	35.0110	92.0215	106.1491	110.9487
1999	131.0468	181.7593	174.7717	66.0967	38.7336	23.2553	24.5509	21.6372	43.4131	86.4142	95.0302	127.8769
2000	121.4733	148.0758	176.4065	72.4511	35.6203	23.2003	22.7672	23.4416	34.3080	76.0216	93.8521	152.0422
2001	136.0538	129.7352	185.6656	69.7627	33.0362	21.3448	24.8448	21.2714	37.1597	84.4962	122.2685	114.3295
2002	74.5768	127.7261	160.1059	77.9945	34.9339	21.7007	24.5397	22.6157	39.0563	110.6008	116.9377	134.8000
2003	90.2580	115.6171	162.0997	70.9130	32.8987	21.3323	20.8722	23.0470	32.5586	70.6186	100.3350	140.4374
2004	73.1203	113.1063	135.6414	58.3993	34.7710	21.2800	24.0656	22.7815	34.1921	92.7720	109.5386	150.1718
2005	76.4285	99.7412	154.3566	51.7704	29.2601	20.0755	21.0775	21.8427	31.9244	86.8239	81.6950	139.8912
2006	107.5424	108.6189	163.7515	75.4322	29.1364	21.0839	20.7921	22.1402	31.6977	91.3585	116.1566	143.3179
2007	55.8134	78.3786	150.1000	42.2816	24.3549	19.5304	22.3691	19.1071	26.7649	61.3594	82.5287	118.2959
2008	87.0814	116.9336	136.1043	59.2010	25.9380	19.7751	21.3809	19.5563	32.1118	78.3950	89.7060	104.5479
2009	91.4386	74.5891	140.1520	51.3085	29.1562	19.9268	21.0083	22.0539	25.4060	67.2651	67.6144	100.1496
2010	63.6564	89.5225	129.0237	47.4719	26.2475	19.7194	20.6704	21.0608	27.8784	69.8632	90.7883	116.2896
2011	83.2750	127.3234	193.3670	57.8868	29.6803	20.1037	22.3211	18.4271	25.1455	68.0971	80.8831	141.3753
2012	94.5834	125.5204	143.1819	60.4324	27.8690	23.7088	20.1219	19.8709	27.8092	69.0204	64.8988	104.3497
2013	83.7962	118.7250	122.6186	47.9751	27.1447	21.6097	21.4741	21.1097	26.4719	89.2875	79.7305	117.3977
2014	70.6513	120.1230	161.9539	40.5454	39.3753	21.3730	20.3433	18.4078	34.7554	96.1555	142.5493	111.9042

c) Estación San Rafael

ESTACION: SAN RAFAEL

PARAMETRO: PRECIPITACION TOTAL MENSUAL (mm)

LAT. : 10°22′30′′ °S" LONG. : 76°7′30′′ "W" ALT. : 2722 msnm DPTO. : HUANUCO PROV. : AMBO DIST. : SAN RAFAEL

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
1998	114.8859	126.5453	116.3664	53.6395	27.3704	19.7678	17.7279	23.9768	34.8989	53.8514	73.3757	105.1392
1999	115.8031	144.6863	124.6271	59.5913	29.4299	20.1700	19.9188	23.9270	42.4854	50.6556	64.8793	118.2919
2000	109.7905	120.2737	127.2341	65.0500	27.5176	20.5101	19.2399	26.0943	35.5097	47.0459	63.7094	125.9218
2001	120.5618	107.8517	130.9889	63.5841	26.4013	18.8150	20.1142	23.7792	37.9417	53.3615	81.0736	102.4502
2002	76.2505	109.2716	114.0488	67.2380	27.7951	19.9016	21.1383	25.0163	38.6871	64.2099	82.1781	117.6807
2003	88.4355	96.4170	115.8688	63.7598	27.4994	18.7309	17.6964	25.2297	34.4132	42.8287	66.9243	125.7979
2004	74.4295	98.4647	94.2978	53.7610	28.1769	19.4300	20.0246	25.4818	34.8490	58.0297	73.7995	130.2842
2005	74.4399	84.8635	109.6233	51.3459	24.0426	18.1394	18.2076	23.6857	33.4848	53.6103	57.3156	122.9622
2006	104.6232	92.7142	113.9244	63.9187	23.9685	19.3490	17.7566	24.6182	32.5939	57.2380	80.8605	130.7997
2007	58.2207	73.9124	94.9586	41.4302	20.5891	17.9980	18.0759	21.3389	28.2167	35.5560	49.6357	95.9112
2008	86.5127	112.1509	99.7245	49.8092	21.5260	18.1215	17.8449	21.8647	32.2474	45.5501	57.3650	82.4261
2009	78.2318	63.3778	89.1803	47.3530	23.5816	17.4911	17.5826	22.0524	27.9789	45.5581	46.7975	96.0272
2010	69.2150	82.3244	90.8964	46.8586	21.3959	17.9178	17.7993	22.2429	30.0691	37.4235	63.0587	104.9298
2011	79.0149	100.7124	146.6128	50.7698	24.1905	17.4654	17.8788	20.4227	28.6658	43.7010	55.2122	109.8649
2012	83.7621	98.3498	91.3286	54.6067	21.3328	20.4451	16.8812	22.0346	28.4611	47.6719	45.2286	96.7014
2013	65.1547	106.8725	82.7289	44.1172	21.3728	20.0325	17.8239	22.6305	29.9711	52.1874	57.2817	100.2482
2014	73.7315	89.8417	118.0560	43.0361	29.7112	18.4844	17.0684	21.0382	33.6741	56.9025	93.1127	102.1995
2015	67.6400	93.2966	90.2788	40.4495	28.1362	18.0730	19.5751	22.9287	29.7988	38.6112	57.3134	112.0191
2016	81.4931	107.8730	111.0703	41.7383	20.5642	18.2465	17.1498	22.3890	27.5009	43.1300	57.9439	122.9900

Anexo O: Datos de precipitación del satélite GPM corregidos con redes neuronales artificiales

a) Estación Cerro de Pasco

ESTACIÓN: CERRO DE PASCO	LAT. : 10°39′00′′ "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°15′00′′ "W"	PROV. : PASCO
	ALT.: 4260 msnm	DIST. : CHAUPIMARCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
2014				87.5238	47.7372	24.7682	22.9076	20.5058	62.3012	83.1085	114.2119	119.5610
2015	121.2542	94.5503	127.7273	75.1794	42.6134	24.0616	26.0610	21.8407	61.1095	70.1542	88.4644	123.8169
2016	131.7200	108.6583	133.0682	79.4334	30.2380	24.7032	22.5252	24.1697	56.6586	70.6952	88.7131	131.7656

b) Estación Yanahuanca

ESTACIÓN: YANAHUANCA	LAT.: 10°27'00'' "S"	DPTO. : PASCO
PARÁMETRO: PRECIPITACIÓN TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°27′00′′ "W"	PROV. : DANIEL ALCIDES CARRION
	ALT.: 3150 msnm	DIST. : YANAHUANCA

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
2014				49.4295	53.4293	21.0510	20.3746	19.9907	33.6772	68.7149	127.9535	147.8476
2015	72.8086	124.0490	136.2262	46.5661	39.4973	20.7362	26.4369	21.6432	29.3066	49.3062	82.4120	151.4868
2016	103.8384	133.0417	145.6820	53.6265	23.4189	21.5579	20.0624	23.7287	26.3118	47.4109	86.0058	155.7074

c) Estación San Rafael

ESTACION: SAN RAFAEL	LAT. : 10°21′00′′ "S"	DPTO. : HUANUCO
PARAMETRO: PRECIPITACION TOTAL MENSUAL (mm)	LONG. : 76°9′00′′ "W"	PROV. : AMBO
	ALT. : 2722 msnm	DIST. : SAN RAFAEL

AÑO	ENE.	FEB.	MAR.	ABR.	MAY.	JUN.	JUL.	AGO.	SET.	OCT.	NOV.	DIC.
2014				58.0112	50.0729	10.2723	9.9751	12.7844	47.3794	38.3366	69.2627	78.8649
2015	91.2716	66.3313	85.0516	55.2317	52.5145	9.8984	11.8941	13.5919	47.2964	28.5355	48.1095	83.7039
2016	97.8973	68.5604	92.5142	57.7324	39.5232	10.1193	9.8418	14.0507	42.7912	30.2908	50.9363	88.2042

Anexo P: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones TRMM corregidas)

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)											
	Preci	pitación mensu	ıal (mm)		Área parcial (K	m²)					
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación				
reena	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)				
	Pasco			Pasco							
ene-98	143.72	140.05	114.89	621.75	5.78	332.87	133.70				
feb-98	184.33	152.11	126.55	621.75	5.78	332.87	164.11				
mar-98	161.79	162.99	116.37	621.75	5.78	332.87	146.05				
abr-98	78.42	59.56	53.64	621.75	5.78	332.87	69.72				
may-98	42.88	33.94	27.37	621.75	5.78	332.87	37.45				
jun-98	26.27	21.80	19.77	621.75	5.78	332.87	23.99				
jul-98	21.58	20.98	17.73	621.75	5.78	332.87	20.24				
ago-98	25.75	21.49	23.98	621.75	5.78	332.87	25.11				
sep-98	46.30	35.01	34.90	621.75	5.78	332.87	42.28				
oct-98	99.09	92.02	53.85	621.75	5.78	332.87	83.37				
nov-98	114.76	106.15	73.38	621.75	5.78	332.87	100.37				
dic-98	131.85	110.95	105.14	621.75	5.78	332.87	122.47				
ene-99	139.66	131.05	115.80	621.75	5.78	332.87	131.34				
feb-99	191.88	181.76	144.69	621.75	5.78	332.87	175.46				
mar-99	168.03	174.77	124.63	621.75	5.78	332.87	153.03				
abr-99	95.40	66.10	59.59	621.75	5.78	332.87	82.81				
may-99	45.77	38.73	29.43	621.75	5.78	332.87	40.06				
jun-99	27.22	23.26	20.17	621.75	5.78	332.87	24.76				
jul-99	24.51	24.55	19.92	621.75	5.78	332.87	22.92				
ago-99	26.02	21.64	23.93	621.75	5.78	332.87	25.27				
sep-99	61.73	43.41	42.49	621.75	5.78	332.87	54.95				
oct-99	95.36	86.41	50.66	621.75	5.78	332.87	79.81				
nov-99	101.13	95.03	64.88	621.75	5.78	332.87	88.53				
dic-99	148.23	127.88	118.29	621.75	5.78	332.87	137.73				
ene-00	142.16	121.47	109.79	621.75	5.78	332.87	130.81				
feb-00	177.12	148.08	120.27	621.75	5.78	332.87	157.24				
mar-00	174.10	176.41	127.23	621.75	5.78	332.87	157.87				
abr-00	103.59	72.45	65.05	621.75	5.78	332.87	90.05				
may-00	44.48	35.62	27.52	621.75	5.78	332.87	38.55				
jun-00	26.80	23.20	20.51	621.75	5.78	332.87	24.60				
jul-00	22.80	22.77	19.24	621.75	5.78	332.87	21.56				
ago-00	29.16	23.44	26.09	621.75	5.78	332.87	28.06				
sep-00	47.42	34.31	35.51	621.75	5.78	332.87	43.21				

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Polígonos de Thiessen)											
	Preci	pitación mensu	ıal (mm)		Área parcial (K	m²)					
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación				
reena	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)				
	Pasco			Pasco							
oct-00	84.53	76.02	47.05	621.75	5.78	332.87	71.49				
nov-00	100.50	93.85	63.71	621.75	5.78	332.87	87.71				
dic-00	158.51	152.04	125.92	621.75	5.78	332.87	147.18				
ene-01	151.98	136.05	120.56	621.75	5.78	332.87	141.00				
feb-01	169.87	129.74	107.85	621.75	5.78	332.87	148.13				
mar-01	171.88	185.67	130.99	621.75	5.78	332.87	157.79				
abr-01	102.67	69.76	63.58	621.75	5.78	332.87	88.92				
may-01	40.79	33.04	26.40	621.75	5.78	332.87	35.75				
jun-01	24.48	21.34	18.82	621.75	5.78	332.87	22.50				
jul-01	24.87	24.84	20.11	621.75	5.78	332.87	23.22				
ago-01	25.11	21.27	23.78	621.75	5.78	332.87	24.63				
sep-01	52.50	37.16	37.94	621.75	5.78	332.87	47.36				
oct-01	98.73	84.50	53.36	621.75	5.78	332.87	82.92				
nov-01	122.49	122.27	81.07	621.75	5.78	332.87	108.14				
dic-01	128.82	114.33	102.45	621.75	5.78	332.87	119.60				
ene-02	90.23	74.58	76.25	621.75	5.78	332.87	85.29				
feb-02	167.38	127.73	109.27	621.75	5.78	332.87	147.00				
mar-02	161.87	160.11	114.05	621.75	5.78	332.87	145.28				
abr-02	98.55	77.99	67.24	621.75	5.78	332.87	87.58				
may-02	41.59	34.93	27.80	621.75	5.78	332.87	36.77				
jun-02	25.54	21.70	19.90	621.75	5.78	332.87	23.56				
jul-02	26.64	24.54	21.14	621.75	5.78	332.87	24.72				
ago-02	27.01	22.62	25.02	621.75	5.78	332.87	26.30				
sep-02	54.23	39.06	38.69	621.75	5.78	332.87	48.75				
oct-02	112.82	110.60	64.21	621.75	5.78	332.87	95.96				
nov-02	127.78	116.94	82.18	621.75	5.78	332.87	111.91				
dic-02	141.72	134.80	117.68	621.75	5.78	332.87	133.35				
ene-03	111.99	90.26	88.44	621.75	5.78	332.87	103.69				
feb-03	153.50	115.62	96.42	621.75	5.78	332.87	133.49				
mar-03	163.25	162.10	115.87	621.75	5.78	332.87	146.82				
abr-03	96.31	70.91	63.76	621.75	5.78	332.87	84.87				
may-03	41.15	32.90	27.50	621.75	5.78	332.87	36.37				
jun-03	24.68	21.33	18.73	621.75	5.78	332.87	22.60				
jul-03	20.59	20.87	17.70	621.75	5.78	332.87	19.59				

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Poligonos de Thiessen)								
	Precipitación mensual (mm)							
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación	
reena	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)	
	Pasco			Pasco				
ago-03	26.49	23.05	25.23	621.75	5.78	332.87	26.04	
sep-03	42.87	32.56	34.41	621.75	5.78	332.87	39.88	
oct-03	73.94	70.62	42.83	621.75	5.78	332.87	63.14	
nov-03	106.82	100.34	66.92	621.75	5.78	332.87	92.96	
dic-03	153.15	140.44	125.80	621.75	5.78	332.87	143.60	
ene-04	87.99	73.12	74.43	621.75	5.78	332.87	83.20	
feb-04	160.07	113.11	98.46	621.75	5.78	332.87	138.44	
mar-04	136.61	135.64	94.30	621.75	5.78	332.87	121.94	
abr-04	81.88	58.40	53.76	621.75	5.78	332.87	71.99	
may-04	47.26	34.77	28.18	621.75	5.78	332.87	40.57	
jun-04	26.77	21.28	19.43	621.75	5.78	332.87	24.19	
jul-04	24.88	24.07	20.02	621.75	5.78	332.87	23.19	
ago-04	28.32	22.78	25.48	621.75	5.78	332.87	27.30	
sep-04	43.96	34.19	34.85	621.75	5.78	332.87	40.74	
oct-04	101.50	92.77	58.03	621.75	5.78	332.87	86.38	
nov-04	113.05	109.54	73.80	621.75	5.78	332.87	99.43	
dic-04	155.39	150.17	130.28	621.75	5.78	332.87	146.66	
ene-05	89.84	76.43	74.44	621.75	5.78	332.87	84.42	
feb-05	141.64	99.74	84.86	621.75	5.78	332.87	121.71	
mar-05	148.60	154.36	109.62	621.75	5.78	332.87	135.12	
abr-05	75.21	51.77	51.35	621.75	5.78	332.87	66.80	
may-05	36.40	29.26	24.04	621.75	5.78	332.87	32.08	
jun-05	23.20	20.08	18.14	621.75	5.78	332.87	21.43	
jul-05	22.20	21.08	18.21	621.75	5.78	332.87	20.81	
ago-05	24.71	21.84	23.69	621.75	5.78	332.87	24.34	
sep-05	41.48	31.92	33.48	621.75	5.78	332.87	38.65	
oct-05	94.54	86.82	53.61	621.75	5.78	332.87	80.31	
nov-05	89.66	81.69	57.32	621.75	5.78	332.87	78.40	
dic-05	145.08	139.89	122.96	621.75	5.78	332.87	137.38	
ene-06	129.53	107.54	104.62	621.75	5.78	332.87	120.77	
feb-06	146.77	108.62	92.71	621.75	5.78	332.87	127.80	
mar-06	158.45	163.75	113.92	621.75	5.78	332.87	143.05	
abr-06	99.22	75.43	63.92	621.75	5.78	332.87	86.84	
may-06	36.85	29.14	23.97	621.75	5.78	332.87	32.34	

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Poligonos de Thiessen)								
	Precipitación mensual (mm)							
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación	
reena	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)	
	Pasco			Pasco				
jun-06	25.59	21.08	19.35	621.75	5.78	332.87	23.40	
jul-06	21.41	20.79	17.76	621.75	5.78	332.87	20.14	
ago-06	26.18	22.14	24.62	621.75	5.78	332.87	25.61	
sep-06	42.34	31.70	32.59	621.75	5.78	332.87	38.90	
oct-06	97.20	91.36	57.24	621.75	5.78	332.87	83.31	
nov-06	118.02	116.16	80.86	621.75	5.78	332.87	105.13	
dic-06	155.51	143.32	130.80	621.75	5.78	332.87	146.87	
ene-07	66.71	55.81	58.22	621.75	5.78	332.87	63.70	
feb-07	120.31	78.38	73.91	621.75	5.78	332.87	103.98	
mar-07	147.84	150.10	94.96	621.75	5.78	332.87	129.53	
abr-07	61.38	42.28	41.43	621.75	5.78	332.87	54.35	
may-07	29.60	24.35	20.59	621.75	5.78	332.87	26.44	
jun-07	23.82	19.53	18.00	621.75	5.78	332.87	21.77	
jul-07	21.90	22.37	18.08	621.75	5.78	332.87	20.58	
ago-07	22.23	19.11	21.34	621.75	5.78	332.87	21.90	
sep-07	33.57	26.76	28.22	621.75	5.78	332.87	31.67	
oct-07	58.51	61.36	35.56	621.75	5.78	332.87	50.57	
nov-07	80.02	82.53	49.64	621.75	5.78	332.87	69.51	
dic-07	125.64	118.30	95.91	621.75	5.78	332.87	115.29	
ene-08	104.74	87.08	86.51	621.75	5.78	332.87	98.32	
feb-08	140.05	116.93	112.15	621.75	5.78	332.87	130.24	
mar-08	130.31	136.10	99.72	621.75	5.78	332.87	119.74	
abr-08	69.88	59.20	49.81	621.75	5.78	332.87	62.86	
may-08	32.77	25.94	21.53	621.75	5.78	332.87	28.83	
jun-08	23.57	19.78	18.12	621.75	5.78	332.87	21.66	
jul-08	20.88	21.38	17.84	621.75	5.78	332.87	19.83	
ago-08	22.24	19.56	21.86	621.75	5.78	332.87	22.10	
sep-08	46.63	32.11	32.25	621.75	5.78	332.87	41.56	
oct-08	81.42	78.39	45.55	621.75	5.78	332.87	68.97	
nov-08	77.78	89.71	57.36	621.75	5.78	332.87	70.78	
dic-08	98.97	104.55	82.43	621.75	5.78	332.87	93.27	
ene-09	98.06	91.44	78.23	621.75	5.78	332.87	91.15	
feb-09	100.99	74.59	63.38	621.75	5.78	332.87	87.80	
mar-09	134.57	140.15	89.18	621.75	5.78	332.87	118.87	

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Poligonos de Thiessen)							
	Precipitación mensual (mm)						
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
abr-09	66.92	51.31	47.35	621.75	5.78	332.87	60.05
may-09	36.34	29.16	23.58	621.75	5.78	332.87	31.87
jun-09	23.38	19.93	17.49	621.75	5.78	332.87	21.32
jul-09	20.52	21.01	17.58	621.75	5.78	332.87	19.50
ago-09	24.62	22.05	22.05	621.75	5.78	332.87	23.72
sep-09	35.72	25.41	27.98	621.75	5.78	332.87	32.97
oct-09	71.37	67.27	45.56	621.75	5.78	332.87	62.40
nov-09	72.82	67.61	46.80	621.75	5.78	332.87	63.77
dic-09	116.95	100.15	96.03	621.75	5.78	332.87	109.60
ene-10	85.05	63.66	69.22	621.75	5.78	332.87	79.43
feb-10	139.49	89.52	82.32	621.75	5.78	332.87	119.38
mar-10	121.62	129.02	90.90	621.75	5.78	332.87	111.02
abr-10	66.58	47.47	46.86	621.75	5.78	332.87	59.63
may-10	31.45	26.25	21.40	621.75	5.78	332.87	27.93
jun-10	23.11	19.72	17.92	621.75	5.78	332.87	21.29
jul-10	20.46	20.67	17.80	621.75	5.78	332.87	19.54
ago-10	23.63	21.06	22.24	621.75	5.78	332.87	23.14
sep-10	37.32	27.88	30.07	621.75	5.78	332.87	34.75
oct-10	68.79	69.86	37.42	621.75	5.78	332.87	57.93
nov-10	91.61	90.79	63.06	621.75	5.78	332.87	81.71
dic-10	120.18	116.29	104.93	621.75	5.78	332.87	114.87
ene-11	93.43	83.28	79.01	621.75	5.78	332.87	88.37
feb-11	153.57	127.32	100.71	621.75	5.78	332.87	135.09
mar-11	171.44	193.37	146.61	621.75	5.78	332.87	162.97
abr-11	91.82	57.89	50.77	621.75	5.78	332.87	77.39
may-11	38.34	29.68	24.19	621.75	5.78	332.87	33.38
jun-11	22.46	20.10	17.47	621.75	5.78	332.87	20.71
jul-11	20.69	22.32	17.88	621.75	5.78	332.87	19.72
ago-11	20.91	18.43	20.42	621.75	5.78	332.87	20.73
sep-11	35.36	25.15	28.67	621.75	5.78	332.87	32.98
oct-11	71.49	68.10	43.70	621.75	5.78	332.87	61.84
nov-11	86.08	80.88	55.21	621.75	5.78	332.87	75.35
dic-11	139.17	141.38	109.86	621.75	5.78	332.87	129.03
ene-12	103.55	94.58	83.76	621.75	5.78	332.87	96.64

Precipitaciones medias en estaciones TRMM (Poligonos de Thiessen)								
Precipitación mensual (mm)								
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación	
	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)	
	Pasco			Pasco				
feb-12	150.77	125.52	98.35	621.75	5.78	332.87	132.45	
mar-12	146.93	143.18	91.33	621.75	5.78	332.87	127.64	
abr-12	78.12	60.43	54.61	621.75	5.78	332.87	69.87	
may-12	31.32	27.87	21.33	621.75	5.78	332.87	27.84	
jun-12	26.90	23.71	20.45	621.75	5.78	332.87	24.64	
jul-12	24.32	20.12	16.88	621.75	5.78	332.87	21.72	
ago-12	25.08	19.87	22.03	621.75	5.78	332.87	23.99	
sep-12	37.65	27.81	28.46	621.75	5.78	332.87	34.40	
oct-12	89.10	69.02	47.67	621.75	5.78	332.87	74.62	
nov-12	68.04	64.90	45.23	621.75	5.78	332.87	60.11	
dic-12	123.14	104.35	96.70	621.75	5.78	332.87	113.86	
ene-13	78.90	83.80	65.15	621.75	5.78	332.87	74.17	
feb-13	150.58	118.73	106.87	621.75	5.78	332.87	135.24	
mar-13	119.97	122.62	82.73	621.75	5.78	332.87	107.08	
abr-13	65.67	47.98	44.12	621.75	5.78	332.87	58.10	
may-13	31.77	27.14	21.37	621.75	5.78	332.87	28.14	
jun-13	25.61	21.61	20.03	621.75	5.78	332.87	23.65	
jul-13	20.65	21.47	17.82	621.75	5.78	332.87	19.67	
ago-13	23.51	21.11	22.63	621.75	5.78	332.87	23.19	
sep-13	40.32	26.47	29.97	621.75	5.78	332.87	36.65	
oct-13	95.98	89.29	52.19	621.75	5.78	332.87	80.76	
nov-13	87.10	79.73	57.28	621.75	5.78	332.87	76.72	
dic-13	127.29	117.40	100.25	621.75	5.78	332.87	117.86	
ene-14	90.03	70.65	73.73	621.75	5.78	332.87	84.26	
feb-14	148.94	120.12	89.84	621.75	5.78	332.87	128.28	
mar-14	152.28	161.95	118.06	621.75	5.78	332.87	140.48	
abr-14	66.88	40.55	43.04	621.75	5.78	332.87	58.45	
may-14	46.94	39.38	29.71	621.75	5.78	332.87	40.93	
jun-14	24.38	21.37	18.48	621.75	5.78	332.87	22.32	
jul-14	19.96	20.34	17.07	621.75	5.78	332.87	18.96	
ago-14	22.50	18.41	21.04	621.75	5.78	332.87	21.97	
sep-14	41.23	34.76	33.67	621.75	5.78	332.87	38.57	
oct-14	101.73	96.16	56.90	621.75	5.78	332.87	86.16	
nov-14	140.86	142.55	93.11	621.75	5.78	332.87	124.32	
dic-14	122.41	111.90	102.20	621.75	5.78	332.87	115.34	

Anexo Q: Cálculo de la precipitación media por el método de Polígonos de Thiessen (Estaciones GPM corregidas)

Precipitaciones medias en estaciones GPM (Polígonos de Thiessen)							
	Precipitación mensual (mm)						
Fecha	Cerro			Cerro			Precipitación
recha	de	Yanahuanca	San Rafael	de	Yanahuanca	San Rafael	media (mm)
	Pasco			Pasco			
abr-14	87.52	49.43	58.01	621.75	5.78	332.87	77.07
may-14	47.74	53.43	50.07	621.75	5.78	332.87	48.58
jun-14	24.77	21.05	10.27	621.75	5.78	332.87	19.72
jul-14	22.91	20.37	9.98	621.75	5.78	332.87	18.41
ago-14	20.51	19.99	12.78	621.75	5.78	332.87	17.83
sep-14	62.30	33.68	47.38	621.75	5.78	332.87	56.96
oct-14	83.11	68.71	38.34	621.75	5.78	332.87	67.50
nov-14	114.21	127.95	69.26	621.75	5.78	332.87	98.72
dic-14	119.56	147.85	78.86	621.75	5.78	332.87	105.63
ene-15	121.25	72.81	91.27	621.75	5.78	332.87	110.57
feb-15	94.55	124.05	66.33	621.75	5.78	332.87	84.95
mar-15	127.73	136.23	85.05	621.75	5.78	332.87	112.99
abr-15	75.18	46.57	55.23	621.75	5.78	332.87	68.09
may-15	42.61	39.50	52.51	621.75	5.78	332.87	46.03
jun-15	24.06	20.74	9.90	621.75	5.78	332.87	19.13
jul-15	26.06	26.44	11.89	621.75	5.78	332.87	21.15
ago-15	21.84	21.64	13.59	621.75	5.78	332.87	18.98
sep-15	61.11	29.31	47.30	621.75	5.78	332.87	56.13
oct-15	70.15	49.31	28.54	621.75	5.78	332.87	55.60
nov-15	88.46	82.41	48.11	621.75	5.78	332.87	74.44
dic-15	123.82	151.49	83.70	621.75	5.78	332.87	110.08
ene-16	131.72	103.84	97.90	621.75	5.78	332.87	119.83
feb-16	108.66	133.04	68.56	621.75	5.78	332.87	94.91
mar-16	133.07	145.68	92.51	621.75	5.78	332.87	119.09
abr-16	79.43	53.63	57.73	621.75	5.78	332.87	71.76
may-16	30.24	23.42	39.52	621.75	5.78	332.87	33.42
jun-16	24.70	21.56	10.12	621.75	5.78	332.87	19.63
jul-16	22.53	20.06	9.84	621.75	5.78	332.87	18.11
ago-16	24.17	23.73	14.05	621.75	5.78	332.87	20.66
sep-16	56.66	26.31	42.79	621.75	5.78	332.87	51.67
oct-16	70.70	47.41	30.29	621.75	5.78	332.87	56.55
nov-16	88.71	86.01	50.94	621.75	5.78	332.87	75.60
dic-16	131.77	155.71	88.20	621.75	5.78	332.87	116.81