

# **ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL**

**FACULTAD DE INGENIERÍA CIVIL Y AMBIENTAL**

**DISEÑO ÓPTIMO DE LA RED PLUVIOMÉTRICA UTILIZANDO  
COKRIGING Y ENTROPÍA EN LA CUENCA ALTA DEL RÍO  
GUAYLLABAMBA, DISTRITO METROPOLITANO DE QUITO.**

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL  
MENCIÓN HIDRÁULICA**

**MARÍA BELÉN CHICAIZA YÁNEZ  
b.rock05152013@gmail.com  
JHON ALEX VILLARREAL VELOZ  
alex\_ks11@hotmail.com**

**DIRECTOR: Ph.D. ING. XAVIER EDUARDO ZAPATA RÍOS  
xavier.zapata@epn.edu.ec**

**Quito, agosto 2018**

## DECLARACIÓN

Nosotros, María Belén Chicaiza Yáñez y Jhon Alex Villarreal Veloz, declaramos que el trabajo aquí descrito es de nuestra autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que hemos consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional, puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

---

**MARÍA BELÉN  
CHICAIZA YÁÑEZ**

---

**JHON ALEX  
VILLARREAL VELOZ**

## CERTIFICACIÓN

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por la señorita MARÍA BELÉN CHICAIZA YÁNEZ y el señor JHON ALEX VILLARREAL VELOZ, bajo mi supervisión.

---

**Ph.D. ING. XAVIER ZAPATA  
DIRECTOR DEL PROYECTO**

## **AGRADECIMIENTOS**

En primer lugar agradezco a mi padre celestial por su amor infinito y a mi madre dolorosa por siempre interceder por mí ante él. Les agradezco a mis padres Elsa y Adolfo por su amor incondicional, por su confianza y siempre darme su apoyo. A mis hermanos Silvia, Edwin y Luis por ser mi punto de partida, un ejemplo a seguir.

Amores míos Giovanni, Pedro y Vicky les agradezco por ser mi puerto, ustedes son mi fortaleza no solo por su comprensión sino por su paciencia en el cumplimiento de mis sueños.

Jhoncito gracias por no ser solo mi compañero de tesis sino por ser mi amigo y comprenderme en los momentos difíciles.

Le agradezco por la confianza al Doc Xavier Zapata, ha sido una aventura, gracias por dejarnos estar en ella.

Por todos los momentos de risas les agradezco a mis amigos Jenny, Kathy, Liz, Luis y Lucy.

**BELEN**

## **AGRADECIMIENTOS**

Me gustaría agradecer la ayuda y apoyo de muchas personas en el transcurso de mi vida universitaria. Especialmente agradezco a mis padres Juan y Marisol, a hermano Frank y a mi mamita Celita por todo el apoyo y amor incondicional que me han dado hasta este momento. Por todo el esfuerzo que han tenido que hacer para que yo pueda llegar hasta este momento de mi vida les estaré eternamente agradecido, los amo con todo mi corazón.

A mis amigos Danny, Israel, Kathy(gordis), Liz, Mey, Majo y Mebe que han hecho esta experiencia llevadera, enriquecedora y por sobre todo divertida. Por todas esas malas noches haciendo trabajos o estudiando, por las anécdotas graciosas que hoy podemos contar y por el gusto que hoy tengo de llamarlos “amigos”.

Y por sobre todo esta tesis me la agradezco a mí, ya que sin mi arduo trabajo, entendimiento, comprensión y paciencia este proyecto no se pudo llevar a cabo. (PD: a la Mebe también)

Al Doc Zapata que nos dio la confianza con el proyecto y guió en el camino para superar las diferentes adversidades que se nos ha presentado. Y a la Mebe por ser un gran apoyo y amiga en nuestra etapa universitaria.

**JHON ALEX**

## DEDICATORIA

*Le dedico a mi madre Elsa Yáñez por nunca permitir que me rinda, este logro es suyo también. Le dedico a Giova por confiar y ser no solo mi esposo “siempre serás mi mejor amigo en la buenas y malas”. A mis pequeñitos Vicky y Pedrito son un sol de vida. Con su apoyo estoy culminado una nueva etapa de mi vida.*

***BELEN***

## **DEDICATORIA**

Esta tesis se la dedico a mi familia, a mis padres Juan y Marisol, a mi hermano Frank y a mi mamita Celita que me han apoyado incondicionalmente en el cumplimiento de mis objetivos.

***JHON ALEX***

## CONTENIDO

DECLARACIÓN .....	ii
CERTIFICACIÓN .....	iii
AGRADECIMIENTOS.....	
..iv	
DEDICATORIA.....	
....vi	
CONTENIDO.....	viii
LISTADO DE FIGURAS .....	xiii
LISTADO DE TABLAS .....	xvi
LISTA DE SÍMBOLOS .....	xvii
LISTA DE ABREVIATURAS .....	xix
GLOSARIO.....	xx
RESUMEN	
.....	xxiii
ABSTRACT .....	xxiv
<b>CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN</b>	
1.1 ANTECEDENTES .....	1
1.2 OBJETIVOS .....	2
1.2.1 OBJETIVO GENERAL .....	2
1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	2
1.3 ALCANCE .....	3
1.4 JUSTIFICACIÓN .....	4
1.5 ESQUEMA DEL DOCUMENTO .....	4
<b>CAPÍTULO 2 CARACTERIZACIÓN DE LA ZONA DE ESTUDIO</b>	
2.1 ANÁLISIS DE CONFIABILIDAD DE INFORMACIÓN.....	6
2.1.1 HOMOGENIZACIÓN .....	6
2.1.1.1 Pruebas de Simple y Doble Masas .....	6
2.1.1.2 El Vector Regional.....	7
2.1.1.3 Prueba de Homogeneidad Normal Estándar (SNHT: Standard Normal Homogeneity Test) .....	7
2.1.1.3.1 Aplicación Climatol .....	10
2.1.2 CONTROL DE CALIDAD .....	11
2.2 ESTACIONES PLUVIOMÉTRICAS.....	12
2.2.1 PLUVIÓMETROS .....	12



2.2.2	EMPLAZAMIENTO DE LAS ESTACIONES.....	13
2.3	PREDICCIÓN ESPACIAL MÉTODOS TRADICIONALES.....	14
2.3.1	INTERPOLACIÓN DEL VECINO MÁS CERCANO .....	14
2.3.2	INVERSO DE LA DISTANCIA .....	15
2.3.3	TRIANGULACIÓN DEL ESPACIO.....	17
2.4	INTRODUCCIÓN A LA GEOESTADÍSTICA .....	17
2.4.1	DEFINICIÓN .....	18
2.4.2	DATOS GEOESTADÍSTICOS .....	18
2.4.3	ANÁLISIS ESTRUCTURAL .....	18
2.4.4	VARIABLE REGIONALIZADA .....	19
2.4.5	ESTACIONARIEDAD.....	20
2.4.5.1	ESTRICTAMENTE ESTACIONARIO .....	21
2.4.5.2	ESTACIONARIEDAD DE SEGUNDO ORDEN .....	21
2.4.5.1	ESTACIONARIDAD DÉBIL O INTRÍNSECA.....	22
2.4.6	CORRELACIÓN ESPACIAL Y AJUSTE DE MODELOS .....	23
2.4.7	VARIOGRAMA O SEMIVARIOGRAMA.....	23
2.5	PREDICCIÓN ESPACIAL ÓPTIMA.....	27
2.5.1	KRIGING.....	27
2.5.2	KRIGING ORDINARIO .....	28
2.5.3	LA VARIANZA DEL ERROR Y EL PARÁMETRO DE LAGRANGE .....	29
2.6	COKRIGING.....	30
2.6.1	DEFINICIÓN DE COKRIGING.....	31
2.6.2	ESTIMADOR DE COKRIGING .....	31
2.6.3	VARIANZA COKRIGING .....	32
2.7	ENTROPÍA.....	33
2.7.1	CONCEPTO.....	33
2.7.2	DESARROLLO DE LA ENTROPÍA.....	33
2.7.2.1	CASO UNIVARIABLE (UNA ESTACIÓN) .....	34
2.7.2.2	CASO BIVARIABLE (DOS ESTACIONES) .....	34
2.7.2.3	CASO MULTIVARIABLES (N NÚMERO DE ESTACIONES) .....	35

2.7.3	DISTRIBUCIÓN NORMAL MULTIVARIADA.....	37
2.8	MÉTODOS ESTADÍSTICOS PARA DETERMINAR LA NORMALIDAD DE LA SERIE DE DATOS .....	38
2.9	R-PROJECT .....	40
2.9.1	EXTENSIONES Y PAQUETES.....	40
2.10	ESTADO DEL ARTE .....	41
2.10.1	ESTUDIO SOBRE OPTIMIZACIÓN DEL DISEÑOS DE REDES METEOROLÓGICAS.....	41
2.10.2	DOCUMENTOS REVISADOS .....	41
2.10.2.1	A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging .....	41
2.10.2.2	Optimal design of rain gauge network in the middle Yarra river catchment, Australia .....	41
2.10.2.3	Evaluation of rainfall networks using entropy .....	42
2.10.2.4	Evaluación de diferentes métodos de interpolación para la variable precipitación en el departamento de Calcas – Colombia .....	42
2.10.2.5	Rainfall network design using kriging and entropy .....	43
2.10.2.6	Diseño óptimo de redes pluviométricas.....	43
CAPÍTULO 3 METODOLOGÍA		
3.1	ÁREA DE ESTUDIO.....	44
3.2	CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA CUENCA.....	46
3.2.1	POLÍTICO ADMINISTRATIVO.....	46
3.2.2	ESTUDIO DEL TIPO DE SUELO.....	48
3.2.2.1	TAXONOMÍA.....	48
3.2.2.2	TEXTURA.....	49
3.2.3	COBERTURA VEGETAL .....	50
3.2.4	USO DEL SUELO .....	52
3.3	CARACTERIZACIÓN FÍSICO – GEOGRÁFICA.....	52
3.3.1	DESCRIPCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS.....	53
CAPÍTULO 4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN		
4.1	PLAN DE TRABAJO.....	60
4.2	CONFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS .....	61
4.2.1	CLASIFICACIÓN DE ESTACIONES .....	63
4.2.2	ESTADÍSTICA DE INFORMACIÓN DE PRECIPITACIÓN .....	65
4.2.3	ESTACIONES SELECCIONADAS .....	66
4.2.4	RELLENO DE INFORMACIÓN .....	66

Diagrama de Flujo Conceptual “Coeficiente de Correlación” .....	69
4.2.5 ANÁLISIS DE CONFIABILIDAD DE INFORMACIÓN .....	72
4.2.5.1 Homogenización de Información .....	72
Diagrama de flujo conceptual “homogenización de información” .....	73
4.2.5.2 CONTROL DE CALIDAD DE INFORMACIÓN .....	74
DIAGRAMA DE FLUJO “CONTROL DE CALIDAD” .....	74
4.3 COKRIGING .....	75
4.3.1 PREPARACIÓN Y TRANSFORMACIÓN DE DATOS .....	76
4.3.1.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO .....	76
4.3.1.1 PRUEBA DE NORMALIDAD .....	76
4.3.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL .....	77
4.3.2.1 SEMIVARIOGRAMA Y MODELOS TEÓRICOS .....	77
4.3.2.1 Bondad de ajuste del modelo teórico .....	79
4.3.3 INTERPOLACIÓN DE COKRIGING .....	79
4.3.4 ELIMINACIÓN DE ESTACIONES REDUNDANTES .....	80
4.3.5 UBICACIÓN DE NUEVAS ESTACIONES .....	80
DIAGRAMA DE FLUJO “COKRIGING” .....	81
4.4 APLICACIÓN DE ENTROPÍA .....	83
4.4.1 DIVISIÓN DE LA ÁREA ESTUDIO .....	83
4.4.2 NORMALIZACIÓN DE LOS DATOS .....	86
4.4.3 EVALUACIÓN EN EL ESPACIO .....	86
4.4.3.1 Cálculo de entropía condicional y transinformación .....	86
4.4.3.2 CONSTRUCCIÓN DE CONTORNOS DE ISOINFORMACIÓN .....	87
4.4.4 DIAGRAMA DE FLUJO “ENTROPÍA” .....	87
CAPÍTULO 5 CONCLUSIÓN, RECOMENDACIÓN Y TRABAJOS FUTUROS	
5.1 RESULTADOS DE LA CONFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS .....	89
5.1.1 ESTACIONES SELECCIONADAS .....	89
5.1.2 RESULTADOS RELLENO DE INFORMACIÓN .....	92
5.1.3 RESULTADOS DE LA HOMOGENIZACIÓN DE LA SERIE DE DATOS 93	
5.1.4 RESULTADOS DEL CONTROL DE CALIDAD .....	94
5.2 RESULTADOS COKRIGING .....	96
5.2.1 PRUEBA DE NORMALIDAD .....	96

5.2.2	MODELO TEÓRICO ESCOGIDO.....	97
5.2.2.1	Análisis del semivariograma en las vertientes Pacífico y Amazónico.....	101
5.2.3	INTERPOLACIÓN DE COKRIGING.....	104
5.2.4	MAPA DE ERRORES SIN ESTACIONES REDUNDANTES..	109
5.2.5	UBICACIÓN POTENCIAL ESTACIONES.....	111
5.2.6	RESULTADO DE ENTROPÍA.....	114
5.3	ANÁLISIS DE LA PROPUESTA DE DISEÑO DE LA RED PLUVIOMÉTRICA.....	118
5.4	PROPUESTA DE DISEÑO ÓPTIMO DE LA RED PLUVIOMÉTRICA.....	118
5.5	DISCUSIÓN.....	124
5.5.1	COMPARACIÓN DISEÑO ÓPTIMO.....	124
5.5.1.1	Resta de la varianza de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta).....	124
5.5.1.1	Resta de la predicción de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta).....	126
5.5.1.2	Resta de la predicción (Producto EPMAPS – FONAG – red óptima propuesta).....	129
CAPÍTULO 6		132
6.1	CONCLUSIONES.....	132
6.2	TRABAJOS FUTUROS Y RECOMENDACIONES.....	135
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....		137
ANEXOS.....		140
ANEXOS 1.....		141
ANEXOS 2.....		145
ANEXOS 3.....		159
ANEXOS 4.....		174
ANEXOS 5.....		187
ANEXOS 6.....		203
ANEXOS 7.....		216

## LISTADO DE FIGURAS

<b>Figura 2.1.</b> La operación del proceso iterativo de Climatol. ....	11
<b>Figura 2.2.</b> Diagrama de Cajas y Bigotes. ....	12
<b>Figura 2.3.</b> Tipos de pluviómetros.....	13
<b>Figura 2.3.</b> Ubicación de estaciones y ponderación del vecino más cercano..	14
<b>Figura 2.5.</b> Ponderación obtenida por inversa de la distancia y por el inverso del cuadrado de la distancia. ....	16
<b>Figura 2.5.</b> Mapa de isoinformación, ponderaciones por triangulación en el espacio. ....	17
<b>Figura 2.6.</b> Esquema de la variable regionalizada. ....	20
<b>Figura 2.7.</b> Esquema de inferencia estadística. ....	21
<b>Figura 2.8.</b> Semivariograma experimental. ....	24
<b>Figura 2.9.</b> Semivariograma teórico. ....	25
<b>Figura 2.10.</b> Comparación de los semivariogramas esférico, exponencial y gaussiano. ....	27
<b>Figura 2.11.</b> Variable regionalizada en una región de estudio .....	28
<b>Figura 2.12.</b> Ejemplo del gráfico (Q – Q) plot.....	39
<b>Figura 3.1.</b> Ubicación de la zona de estudio. ....	45
<b>Figura 3.2.</b> Distribución provincial de la cuenca alta y media del río Guayllabamba y sus microcuencas. ....	47
<b>Figura 3.3.</b> Densidad de drenaje.....	55
<b>Figura 3.4.</b> Ejemplo de la curva hipsométrica de la cuenca.....	55
<b>Figura 3.5.</b> Hipsométricas según la edad del río.....	56
<b>Figura 3.6.</b> Pendientes $s_1$ y $s_2$ de la corriente principal.....	58
<b>Figura 4.1.</b> Plan de trabajo.....	60
<b>Figura 4.2.</b> Estaciones pluviométricas de la cuenca alta y media del río Guayllabamba y sus microcuencas. ....	62
<b>Figura 4.3.</b> Ubicación de las estaciones pluviométricas. ....	64
<b>Figura 4.4.</b> Representación de la información disponible. ....	65
<b>Figura 4.5.</b> Ejemplo, valores mensuales de precipitación .....	67
<b>Figura 4.6.</b> Ejemplo prueba de normalidad (Q – Q) plot – coeficiente de asimetría.....	77

<b>Figura 4.7.</b> Ejemplo, semivariograma experimentales y teóricos de la precipitación. ....	78
<b>Figura 4.8.</b> División de captaciones al mismo afluente de la cuenca alta del río Guayllabamba. ....	85
<b>Figura 4.9.</b> Diagrama de información mutua de entropía.....	87
<b>Figura 5.1.</b> Estaciones seleccionadas (91 estaciones).....	90
<b>Figura 5.2.</b> Base datos de precipitación mensual conformada. ....	92
<b>Figura 5.3.</b> Base datos de precipitación mensual conformada. ....	93
<b>Figura 5.4.</b> Diagrama de cajas y bigotes (Mensual y Global).....	94
<b>Figura 5.5.</b> Prueba de normalidad (Q – Q) plot y coeficiente de asimetría (Datos Trasformados).....	96
<b>Figura 5.6.</b> Mapa variográfico. ....	97
<b>Figura 5.7.</b> Semivariogramas y modelo teórico seleccionados. ....	99
<b>Figura 5.8.</b> Semivariogramas vertiente pacífico.....	101
<b>Figura 5.9.</b> Semivariogramas vertiente amazónico.....	103
<b>Figura 5.10.</b> Mapa de predicción de Cokriging 91 estaciones .....	105
<b>Figura 5.11.</b> Varianza de Cokriging 91 estaciones .....	106
<b>Figura 5.12.</b> Estaciones seleccionadas (sin estaciones redundantes).....	107
<b>FIGURA 5.13.</b> Mapa de error de Cokriging (estaciones redundantes eliminadas) .....	110
<b>Figura 5.14.</b> Mapa de cartografía base utilizado para la selección de las zonas posibles para la instalación de pluviómetros. ....	112
<b>Figura 5.15.</b> Mapa de error de Cokriging “potencial diseño” .....	113
<b>Figura 5.16.</b> División de la zona de estudio potencial diseño. ....	115
<b>FIGURA 5.17.</b> Mapa de contornos de isoinformación potencial diseño ..	116
<b>Figura 5.18.</b> Posibles ubicaciones de las estaciones propuestas de la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba .....	117
<b>Figura 5.19.</b> Mapa de isoinformación de la red óptima propuesta de la cuenca alta del río Guayllabamba.....	120
<b>Figura 5.20.</b> Mapa de la varianza de Cokriging de la red óptima propuesta de la cuenca alta del río Guayllabamba .....	121
<b>Figura 5.21.</b> Propuesta de configuración óptima de la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba .....	122

<b>Figura 5.22.</b> Resta de la varianza de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta) .....	124
<b>Figura 5.23.</b> Predicción de la red óptima propuesta de la cuenca alta del río Guayllabamba .....	127
<b>Figura 5.24.</b> Resta de la predicción de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta) .....	128
<b>Figura 5.25.</b> Predicción Producto EPMAPS – FONAG (IDW y Cokriging, 133 estaciones) .....	130
<b>Figura 5.26.</b> Resta de la predicción (Producto EPMAPS – FONAG – red óptima propuesta) .....	131

## LISTADO DE TABLAS

<b>Tabla 3.1</b>	Área ocupacional provincial de la cuenca .....	46
<b>Tabla 3.2</b>	Área de la cuenca y clasificación taxonómica de orden. ....	48
<b>Tabla 3.3</b>	Área de cuenca que corresponde a la textura de suelo. ....	50
<b>Tabla 3.4</b>	Área de cuenca que corresponde a la cobertura vegetal. ....	51
<b>Tabla 3.5</b>	Área de cuenca que corresponde al uso del suelo. ....	52
<b>Tabla 3.6</b>	Descripción de la hipsometría según la edad del río. ....	56
<b>Tabla 3.7</b>	Características físico – geográfica de las unidades hídricas .....	59
<b>Tabla 4.1</b>	Porcentajes de estaciones pertenecientes a las diferentes entidades. ....	61
<b>Tabla 4.2</b>	Clasificación de estaciones según datos. ....	63
<b>Tabla 4.3</b>	Porcentajes de la clasificación de la red actual. ....	63
<b>Tabla 4.4</b>	Información estadística red actual. ....	66
<b>Tabla 5.1</b>	Estaciones escogidas (porcentaje de la Entidad). ....	90
<b>Tabla 5.2</b>	Estaciones eliminadas (porcentaje de la Entidad). ....	90
<b>Tabla 5.3</b>	Validación Cruzada. ....	98
<b>Tabla 5.4</b>	Parámetros del modelo exponencial. ....	100
<b>Tabla 5.5</b>	Estaciones seleccionadas (porcentaje de la Entidad). ....	107
<b>Tabla 5.6</b>	Estaciones redundantes eliminadas (porcentaje de la Entidad). ....	107
<b>Tabla 5.7</b>	Total de estaciones eliminadas (porcentaje de la Entidad). ....	109
<b>Tabla 5.8</b>	Número óptimo de estaciones (porcentaje de la Entidad). ....	119
<b>Tabla 5.9</b>	Ubicación geográfica estaciones nuevas .....	123



## LISTA DE SÍMBOLOS

$A$	Área de la cuenca.
$a$	Rango o alcance.
$a_i, b_j, \lambda$	Ponderaciones.
$Co$	Efecto pepita.
$corr$	Correlograma
$cov / C$	Covarianza.
$D$	Diferencia de cotas.
$Dd$	Densidad de drenaje.
$E$	Esperanza o valor esperado.
$h$	Distancia entre puntos analizados.
$H(X)$	Entropía.
$H(X_1, X_2)$	Entropía conjunta.
$H(X_2   X_1)$	Entropía condicional.
$Kc$	Índice de Gravellius o Coeficiente de compacidad.
$Kf$	Factor de forma.
$L$	Longitud del cauce principal.
$LL$	Longitud total de curvas de nivel.
$L_t$	Longitud total de corrientes de agua.
$m$	Media.
$n$	Número de datos.
$P$	Perímetro.
$p$	Probabilidad.
$R$	Ero de Cokriging
$Sc$	Pendiente media cuenca.
$Sill$	Umbral.
$T(X_1, X_2)$	Transinformación.

$\hat{u}_0$	Estimación de U.
$u_i$	Información principal.
$\mu$	Parámetro de Lagrange.
$U_i$	Variable aleatoria principal.
$v_j$	Información secundaria.
$Var / \sigma$	Varianza.
$\sigma_R$	Varianza del error.
$V_j$	Variable aleatoria secundaria.
$\gamma$	Semivariograma experimental.
$Zx$	Variable regionalizada o aleatoria.

## LISTA DE ABREVIATURAS

ARCGIS	Geographic Information System
EPMAPS	Empresa Pública Metropolitana de Agua Potable y Saneamiento.
EPN	Escuela Politécnica Nacional.
IMHEA	Iniciativa Regional de Monitoreo Hidrológico de Ecosistemas Andinos.
INAMHI	Instituto Ecuatoriano de Recursos Hídricos.
FONAG	Fondo para la Protección del Agua.
R	Lenguaje de programación.
SA	Secretaría del Ambiente.
OMM	Organización Meteorológica Mundial.

## GLOSARIO

**Autocorrelación:** es definida como la correlación existente de una variable consigo misma al desfasar periodos de tiempo.

**Correlograma:** es un gráfico, donde se observa las autocorrelaciones, y permite identificar si los datos de la serie existente generan las siguientes características: estacionalidad, aleatoriedad, tendencia y estacionariedad.

**Covarianza:** está definida como una medida que asocia linealmente dos variables.

**Cuenca hidrográfica:** es considerada como el área geográfica en la que transita una corriente principal, que tiene un punto de salida y ocurre el ciclo hidrológico.

**Esperanza:** también llamado valor esperado, media poblacional o media. La esperanza matemática de una variable aleatoria es el número que representa el valor medio de un fenómeno aleatorio.

**Estacionaria:** en una serie de datos cuyas propiedades estadísticas como media y varianza permanece constante en el tiempo, por lo tanto, la serie no presenta crecimiento o declinación.

**Estimación estadística:** es un proceso para establecer un valor aproximado que debe tener un parámetro según deducciones a través de resultados muestrales.

**Estimador Insesgado:** o centrado está definido como un estimador con la propiedad que a través del promedio de las estimaciones de todos los datos muestrales es igual al valor verdadero, es decir, que el sesgo sea nulo por ser su esperanza igual al parámetro a estimar.

**Estocástico:** un proceso estocástico es una familia de variables aleatorias, definidas sobre el espacio de probabilidad.

**Incertidumbre:** o medida de un posible error, que caracteriza la dispersión de valores donde se pueden encontrar el valor real de un medurado.

**Mensurado:** es el valor que no se conoce y se desea predecir mediante un estimador de medidas.

**Predicción:** es anticipar mediante métodos valores que supuestamente va a suceder.

**Interpolación:** permite obtener un dato dentro de un intervalo donde se conocen los valores extremos.

**LaGrange:** también llamados multiplicadores de LaGrange, son considerados variables fantasmas que ayudan a resolver problemas de optimización con restricciones, encontrando los máximos o mínimos de una función multivariable.

**Media:** es una medida de tendencia central que determina el promedio de registro de datos. La media está definida como la suma del conjunto de datos para el número de datos totales.

**Parámetro:** cualquier valor característico de la población, como es su media o desviación típica.

**Pluviómetro:** es un instrumento que permite medir la cantidad de precipitación caída en un determinado tiempo y lugar. Su unidad de medida es el milímetro y es equivalente a litros por metro cuadrado.

**Ponderaciones:** en la matemática, la ponderación es una medida de tendencia central y se utiliza cuando un conjunto de datos tiene un valor correspondiente con respecto a los demás datos.

**Precipitación:** son todas las aguas meteóricas que caen desde la atmosfera hacia la superficie terrestre, pueden presentarse en estado líquido o sólido.

**Probabilidad:** es la mayor o menor posibilidad que exista u ocurra un determinado suceso entre varias posibilidades. La probabilidad asigna un número al suceso como una medida de su incertidumbre.

**Probabilidad Condicionada:** es la probabilidad de que ocurra un evento X, dado que el evento Y se ha presentado. La ocurrencia del primero no altera la ocurrencia del segundo.

**Probabilidad Conjunta:** al presentar dos sucesos X y Y siendo independientes, entonces la probabilidad conjunta es que ambos sucesos simultáneamente serán igual a producto de las probabilidades individuales.

**Red pluviométrica:** se define como el conjunto de estaciones de medición en una determinada área, que permite obtener un registro histórico de datos de precipitación el tiempo y espacio.

**Regresión Lineal:** la regresión es considerada lineal cuando la curva obtenida es una recta. Siendo esta recta la que mejor se ajusta a los datos. El método utilizado en la regresión lineal es mínimos cuadrados.

**Transinformación:** o información mutua de dos variables aleatorias discretas mide la dependencia mutua de las dos variables, es decir, mide la reducción de la incertidumbre (entropía) de una variable aleatoria,  $X$ , debido al conocimiento del valor de otra variable aleatoria  $Y$ .

**Variable:** expresa la característica de la muestra cuya medida puede cambiar de valor.

**Variable aleatoria:** también denominada variable estocástica o probabilística y es definido como la característica obtenida en un experimento aleatorio, cuyo valor de ocurrencia puede ser obtenido con exactitud al ser observado.

**Varianza:** es definida como una medida de dispersión de la información.

**Sesgo:** es denominado a la asimetría que presenta una distribución de frecuencias.

## RESUMEN

El presente estudio tiene como objetivo proponer una red pluviométrica óptima de la cuenca alta del río Guayllabamba y sus microcuencas. La optimización se realizó mediante la aplicación de técnicas geoestadísticas como son Cokriging y Entropía. La red actual consta de 133 estaciones pluviométricas con una distribución temporal de precipitación en un periodo 2001 – 2016. El registro presentó más del 50% de vacíos. Este trabajo comprende un desarrollo continuo que consta de diferentes etapas. Inicialmente se recopiló información bibliográfica de los métodos antes mencionados, se conformó la base de datos de precipitación, se aplicó la interpolación de Cokriging y se utilizó el principio de máxima entropía. El análisis para la conformación de la base de datos partió de la clasificación de las estaciones por la cantidad de información que presentan (clase A, B, C, D). De la red actual se escogió 91 estaciones con registros superiores a 5 años, es decir, se eliminaron estaciones con clasificación D. Posteriormente se realizó el relleno de datos faltantes, encontrándose irregularidades en 25 estaciones en los años 2001 y 2002, por tanto, se redujo el periodo de estudio a 2003 – 2016. El método de Cokriging ajustó la variabilidad espacial de la precipitación como una variable regionalizada, además, utilizó la altura como variable auxiliar para potenciar la predicción. Como resultados se generó mapas de varianza de Cokriging. El método de Entropía midió el nivel de incertidumbre de la red mediante las distribuciones multivariantes, asociadas a diferentes dependencias, utilizando el principio de máxima entropía. Se calculó el coeficiente de información no transferida para obtener contornos de isoinformación. Los resultados reflejan una propuesta de red pluviométrica óptima que consta de 47 estaciones existentes y 31 estaciones adicionales propuestas. La red pluviométrica óptima se diseñó de modo que la variabilidad espacial y temporal de la precipitación se registre de manera óptima, disminuyendo zonas de alta incertidumbre para la obtención de información confiable dentro del área de estudio.

## ABSTRACT

The objective of this study is to propose an optimal rain gauge network for the Guayllabamba river watershed and its sub-basins. The optimization has been made by way of geostatistics models such as Cokriging and entropy. The current network has 133 rain gauges with a precipitation records between 2001 – 2016. The precipitation data show more than 50% of empty data. This study incorporates different stages of analysis that began with collection of the bibliographic information of the aforementioned methods, the precipitation database was formed, Cokriging interpolations were performed and the maximum entropy principle was applied. The analysis for the conformation of the database started from the classification of the stations by the amount of information presented (in four classes; A, B, C and D). Of the current network, 91 stations with records of more than 5 years were chosen, that is, stations with classification D were eliminated. Subsequently, the filling of missing data was done, irregularities were found in 25 rain gauges in the 2001 and 2002 years, therefore, the study period was reduced to 2003 – 2016. Cokriging adjusted the precipitation spatial variability as a regionalized variable, also used elevation as an auxiliary variable to enhance the prediction. As a result, Cokriging prediction and variance maps are generated. Entropy measured the uncertainty level of the network through multivariate distributions, associated with different dependencies, using the principle of maximum entropy. The non-transferred information coefficient was calculated to obtain isoinformation contours. The results reflect a proposal for an optimal rainfall network consisting of 47 existing stations and 30 additional stations proposed. The optimal rainfall network was designed in such a way that the spatial and temporal variability of precipitation is recorded optimally, decreasing high uncertainty areas to obtain reliable information within the study area.



# CAPÍTULO 1

## INTRODUCCIÓN

### 1.1 ANTECEDENTES

La historia ha demostrado que el hombre se benefició del agua superficial como una fuente de abastecimiento, consumo y vía de transporte. Además, el hombre aprendió a cultivar la tierra y encontró la primera aplicación del agua lluvia. Cuando las civilizaciones crecieron demográficamente y los pueblos debieron ocupar diferentes zonas, se vio la necesidad de cuantificar y registrar la cantidad de agua lluvia.

La forma más antigua y efectiva para cuantificar la precipitación es la utilización de instrumentos denominados pluviómetros. Los pluviómetros son instalados para facilitar la medida directa de los datos de la distribución espacial y temporal de la lluvia durante un tiempo determinado. Por tanto, una red de pluviómetros permite obtener un registro continuo e histórico de datos de una región que caracteriza el fenómeno de precipitación en el espacio y en el tiempo.

Los registros históricos de precipitación obtenidos de una red meteorológica son información relevante ya que permiten cuantificar los recursos hídricos en un área en particular. La precipitación es el principal aporte de agua en las cuencas hídricas y permiten el desarrollo, estudio, planificación, gestión y diseño de proyectos de recursos hídricos.

Las configuraciones de las redes pluviométricas en el país fueron realizadas en base a la necesidad de cada institución, sin tomar en cuenta la configuración de la red pluviométrica pertenecientes a otras instituciones. Esto ha provocado una alta densidad pluviométrica en ciertas zonas generando un alto nivel de correlación entre dichas estaciones (redundancia). Además, existen amplias zonas que la red pluviométrica no cubre, como es nuestro caso particular de la parte norte de la cuenca alta del río Guayllabamba.

## **1.2 OBJETIVOS**

### **1.2.1 OBJETIVO GENERAL**

Diseñar una red pluviométrica óptima en la cuenca alta del río Guayllabamba mediante un enfoque geoestadístico basado en la comparación de Cokriging y la Entropía obteniendo el número y ubicación de estaciones óptimas.

### **1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS**

- Reconocer la posible existencia de valores atípicos recopilando una base de datos de precipitación a través de un análisis estadístico preliminar.
- Producir una superficie de predicción con una medida de certeza calculando con el método geoestadístico Cokriging mediante la autocorrelación entre los puntos medidos.
- Conocer la ubicación de nuevas estaciones con el método geoestadístico de Entropía, la incertidumbre de la red pluviométrica en base a información de precipitaciones.
- Determinar una red óptima en número y posicionamiento proponiendo diferentes redes pluviométricas basadas en los métodos geoestadísticos Cokriging y Entropía (individuales y por combinación).

### 1.3 ALCANCE

El presente estudio propone optimizar la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba, para proporcionar buenas estimaciones de las precipitaciones puntuales o promedio. La red optimizada contará con una suficiente densidad espacial para reflejar la alta variabilidad y distribución espacial de los patrones de precipitación, presentes en zonas montañosas como los Andes donde existe una gran variabilidad de la precipitación en distancias cortas (Adhikary et al., 2015).

En el diseño de la red se utilizará un enfoque geoestadístico basado en Cokriging. El método de Cokriging permitirá seleccionar la mejor configuración de red que tenga el número óptimo de estaciones en base a los datos de precipitación y considera datos digitales de elevación (Chen et al., 2008). La entropía mide la incertidumbre de la base de datos de precipitaciones para identificar la ubicación óptima de las estaciones pluviométricas (Krstanovic et al., 1992).

Esta investigación se genera por un interés mutuo entre la EPMAPS-FONAG y la Escuela Politécnica Nacional (EPN) en identificar una red óptima de pluviométricos de la cuenca alta del río Guayllabamba. Por tanto, el objetivo principal de este estudio es diseñar una red de pluviómetros óptima, a través del posicionamiento de estaciones adicionales, así como la reubicación de estaciones redundantes (Adhikary et al., 2015). Este trabajo busca lograr el diseño de una red óptima que permita reducir la incertidumbre de los datos de precipitación a obtenerse en el futuro.

## 1.4 JUSTIFICACIÓN

Las herramientas estadísticas son útiles en el desarrollo de conocimientos cualitativos sobre una amplia variedad de fenómenos naturales. Por lo tanto, la geoestadística ofrece una forma de describir la continuidad espacial que es una característica esencial de muchos fenómenos naturales y proporciona adaptaciones de técnicas de regresión clásica para aprovechar esta continuidad (Giraldo, 2014).

En la actualidad se cuenta con métodos precisos de estimación o predicción como son: Cokriging propone que el valor de la variable puede predecirse como una combinación lineal de las  $n$  variables aleatorias, y Entropía que mide la incertidumbre de una fuente de información (Chen et al., 2008).

Este estudio pretende validar la aplicación de métodos geoestadísticos en el diseño de redes pluviométricas, obteniendo estimaciones de mayor calidad en interpolaciones al usar Cokriging y Entropía, en comparación con otros métodos como la interpolación del vecino más cercano, el inverso de la distancia o la triangulación del espacio (Emery, 2013). Para brindar información que pueda ser tomada en cuenta en el desarrollo de futuros proyectos hidráulicos y gestión de recursos hídricos (Adhikary et al., 2015).

## 1.5 ESQUEMA DEL DOCUMENTO

Este trabajo técnico – experimental desea alcanzar un menor error e incertidumbre en la recolección de los datos de precipitación obtenidos de las redes pluviométricas, mediante una introducción geoestadística para un diseño con número y localizaciones óptimas de estaciones.

En el **capítulo 1** se presenta los antecedentes, introducción, objetivos, justificación y alcance, siendo las bases para el desarrollo del proyecto de titulación. El presente proyecto forma parte del Proyecto de Investigación Junior (PIJ-15-14): “EVALUACIÓN DE LA APLICACIÓN POTENCIAL DE LA PRECIPITACIÓN SATELITAL OBTENIDA

## DE LA MISIÓN GLOBAL PRECIPITATION MEASUREMENT (GPM) – A LA GESTIÓN INTEGRADA DE RECURSOS EN EL ECUADOR”

En el **capítulo 2** se encuentra los conceptos básicos a utilizar, además se explica los parámetros teóricos utilizados para la aplicación de los diferentes métodos. Este capítulo presenta los métodos tradicionales de predicción, introducción a la geoestadística, Cokriging y Entropía.

En el **capítulo 3** se realiza la caracterización general y físico – geográfica de la cuenca.

En el **capítulo 4** se explica el esquema de trabajo y metodología utilizada para aplicar la conformación de la base de datos, análisis de la confiabilidad de información, Cokriging y Entropía.

En el **capítulo 5** se presenta los resultados obtenidos al aplicar los métodos en la red pluviométrica existente, además se propone los sitios más adecuados para implementar las estaciones pluviométricas de acuerdo a los parámetros obtenidos en los métodos Cokriging y Entropía,

En el **capítulo 6** finalmente se presentan las respectivas conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros.

## **CAPÍTULO 2**

### **MARCO TEÓRICO**

#### **2.1 ANÁLISIS DE CONFIABILIDAD DE INFORMACIÓN**

##### **2.1.1 HOMOGENIZACIÓN**

Las series de observaciones meteorológicas son de capital importancia para el estudio de la variabilidad climática. Sin embargo, estas series se ven frecuentemente contaminadas por eventos ajenos a dicha variabilidad (errores en la toma de medidas o en su transmisión, y cambios en el instrumental utilizado, en la ubicación del observatorio o en su entorno). Estos últimos pueden ser cambios bruscos, como el incendio de un bosque colindante, o graduales, como la posterior recuperación de la vegetación. Estas alteraciones de las series provocan su no homogeneidad ocultan los verdaderos cambios del clima y hacen que el estudio de las series conduzca a conclusiones erróneas (Guijarro, 2018).

Para abordar la no homogeneidad se han desarrollado desde hace muchos años metodologías de homogeneización que permitan eliminar o reducir en lo posible estas alteraciones indeseadas (Guijarro, 2018). Los principales métodos serán detallados a continuación:

##### **2.1.1.1 Pruebas de Simple y Doble Masas**

Estas pruebas consideran dos parámetros: primero agrupa empíricamente las estaciones que pertenecen a la misma zona climatológica (efecto de relieve, distancia entre ellas, tipo de relieve entre otros); a continuación, se compara a cada estación con el resto de estaciones y de manera gráfica se puede observar la relación que existe (Serrano, 2010). Para la aplicación del método de doble masa de manera eficaz se debe buscar estaciones con periodos largos de tiempo y que el experto este seguro que la homogeneización este presenta la serie de datos (Serrano, 2010). El método

considera todo cambio o ruptura de pendiente. En este cambio de pendiente se debe restablecer la homogeneidad bajo las condiciones del tramo más confiable o de mayor longitud (Serrano, 2010; Quishpe, 2017).

### **2.1.1.2 El Vector Regional**

El vector regional permite homogenizar serie de datos. El método toma como parámetro que los datos sean pseudo- proporcionales (los datos de las estaciones varíen en un mismo sentido y en proporción similar). Este objetivo se puede lograr cuando en zonas donde el comportamiento climático sea similar (Serrano, 2010).

El método elabora una especie de estación ficticia a partir de un conjunto de información disponible. Vector Regional toma como primer parámetro el cálculo del promedio extendido en un periodo de tiempo para cada estación y de forma anual, a partir de este cálculo se determina un índice superior a 1 (año excedentario) e inferior a 1 (año deficitario). Estos índices anuales son los denominados Vector Regional, ya que considera la información de una zona con características climáticamente homogénea. (Serrano, 2010).

### **2.1.1.3 Prueba de Homogeneidad Normal Estándar (SNHT: Standard Normal Homogeneity Test)**

Esta prueba de homogeneidad fue desarrollada por Alexandersson (1986), que se modificó en 1997 por Alexandersson y Moberg. Se realizó una comparación exhaustiva entre diferentes métodos que identifican y ajustan discontinuidades que fueron sometidas a prueba con series no homogéneas creadas y con series con discontinuidades documentadas. Los métodos analizados fueron SNHT (Alexandersson, 1986), la técnica de Potter (Potter, 1981), de regresión (Easterling, 1992), doble masa (Kohler, 1949) y CUSUM (Dobben, 1968). Se observó que todos los métodos podían encontrar discontinuidades cuando estas son grandes. Sin embargo, la fiabilidad de estos métodos decrece en pequeñas discontinuidades (menores a la desviación de la información), de igual manera decrece cuando la correlación entre la serie candidata y la serie de referencia decrece. A partir de este

análisis se comprobó que la prueba SNHT fue de lejos la mejor prueba para revelar y fechar cambios únicos y repentinos en datos artificiales (Easterling et al., 1992).

La prueba de homogeneidad normal estándar es un método objetivo que usa pruebas paramétricas que brinda mayor información que los métodos subjetivos o paramétricos.

Se usará  $Y$  para denotar la serie candidata y  $Y_i$  para indicar un valor específico en cualquier unidad de tiempo  $i$ . Además,  $X_j$  indicará uno de los sitios de referencia circundantes y  $X_{ij}$  un valor específico del sitio. Para detectar no homogeneidades relativas, se forma proporciones de acuerdo a:

$$Q_i = \frac{Y_i}{\left\{ \frac{\sum_{j=1}^k \frac{\rho_j^2 X_{ji} \bar{Y}}{\bar{X}_j}}{\sum_{j=1}^k \rho_j^2} \right\}} \quad (2.1)$$

$$Q_i = Y_i - \left\{ \frac{\sum_{j=1}^k \rho_j^2 [X_{ji} - \bar{X}_j + \bar{Y}]}{\sum_{j=1}^k \rho_j^2} \right\} \quad (2.2)$$

Se llaman al denominador de la ecuación (2.1) y el segundo término en la parte derecha de la ecuación (2.2) expresados entre llaves, valores de referencia ya que están destinados a ser estimaciones razonables y estables para el sitio candidato utilizando un grupo de estaciones de referencia. En estas ecuaciones  $\rho_j$  indica el coeficiente de correlación entre el sitio candidato y la estación circundante (el coeficiente debe ser positivo).  $\bar{X}_j$  y  $\bar{Y}$  indican valores medios, que se han incorporado por razones de normalización. La normalización es importante porque permite utilizar diferentes conjuntos de estaciones en diferentes años, incluidos registros más cortos o no completos, cuando se calcula valores de referencia. La normalización también hace que los valores  $Q$  fluctúen alrededor de 1 para la ecuación (2.1) y alrededor de 0 para la ecuación (2.2). Es necesario que los valores medios  $\bar{X}_j$  y  $\bar{Y}$  se calculen para un periodo de tiempo común para todos los  $j = 1, \dots, k$ . De lo contrario, la prueba puede subestimar o perder el tamaño de las no homogeneidades. No es necesario estimar los coeficientes de correlación  $\rho_j$ , por razones algebraicas a partir del mismo periodo de tiempo, pero parece razonable usar un periodo común para todas las estaciones (Alexandersson, 1997).



El valor de referencia es una parte importante de las pruebas, aunque las reformulaciones del valor de referencia no influyen en la teoría de las pruebas. Peterson et al. (1994) sugieren usar diferencias sucesivas en lugar de los valores mismos para calcular los coeficientes de correlación usadas en las ecuaciones (2.1) y (2.2). Esto reducirá el riesgo de hacer estimaciones pobres de las correlaciones entre el sitio candidato y el de referencia si uno o ambos tienen no homogeneidad dentro del periodo de tiempo común utilizado para el cálculo de los coeficientes de correlación.

Las pruebas estándar de homogeneidad normal se aplican a las series estandarizadas.

$$Z_i = \frac{Q_i - \bar{Q}}{\sigma_Q} \quad (2.3)$$

Se usa (n-1) desviaciones estándar ponderadas. Esto es importante mencionar porque influencia en la estadística de prueba y los niveles críticos (Khaliq, 2007). Para una variación abrupta en el nivel medio de la serie candidata, la hipótesis nula y alternativa se expresa como:

$$H_0: Z_i \in N(0,1) \quad i \in \{1, \dots, n\}$$

$$H_1: \left\{ \begin{array}{l} Z_i \in (\mu_1, 1) \quad i \in \{1, \dots, a\} \\ Z_i \in (\mu_2, 1) \quad i \in \{a + 1, \dots, n\} \end{array} \right\}$$

Donde N indica la distribución normal con sus parámetros (valor medio y desviación estándar). La hipótesis nula, que es el caso ideal con un registro homogéneo del sitio candidato, se deriva directamente de la estandarización en la ecuación (2.3), excepto que hemos agregado la suposición de que podemos usar la distribución normal.

La hipótesis alternativa dice que en algún momento desconocido el valor medio cambia abruptamente. Se supone que la desviación estándar no cambia en este punto. Esto es una simplificación y, de hecho, como regla debería ser un poco menos de uno para la serie antes y después del año con una posible interrupción. Sin embargo, la estadística de prueba (ecuación 2.4) no se verá afectada si introducimos una desviación estándar común, desconocida en la hipótesis alternativa (Alexandersson, 1997).

Con base en las dos hipótesis podemos derivar una cantidad de prueba, es decir, una cantidad que es la más efectiva para separar  $H_0$  de  $H_1$  sea correcta. Esto se realiza generalmente formando una razón de verosimilitud (la relación de probabilidad de que  $H_1$  sea correcta, dada la serie observada  $\{z_i\}$ , a la probabilidad de que  $H_0$  sea correcta. Después de algunas pruebas se obtiene:

$$T_{\max}^s = \max_{1 \leq a \leq n-1} \{T_a^s\} = \max_{1 \leq a \leq n-1} \{a\bar{z}_1 + (n-a)\bar{z}_2^2\} \quad (2.4)$$

Donde  $\bar{z}_1$  y  $\bar{z}_2$  son los promedios aritméticos de la secuencia de  $\{z_i\}$  antes y después del cambio. El valor de  $a$ , que corresponde a este máximo, es entonces el año más probable para el corte, o más precisamente el último año con el nivel anterior  $\bar{z}_1$  (Alexandersson, 1997). Si  $T$  está por encima del valor crítico de un cierto nivel crítico (por ejemplo, 95%), entonces la hipótesis nula de homogeneidad puede rechazarse en el nivel de significancia correspondiente (es decir, 5%); (Khaliq, 2007).

### 2.1.1.3.1 Aplicación Climatol

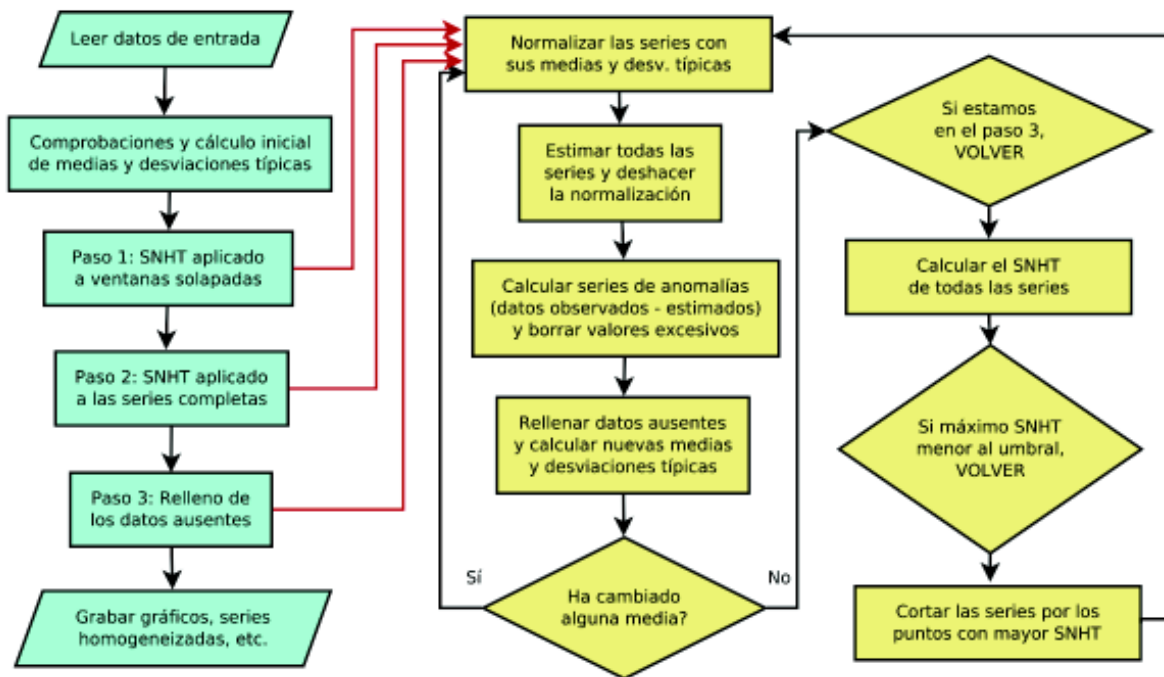
Climatol comprueba la homogeneidad de la serie mediante el método de SNHT. Si el método encuentra anomalías en la serie procede a normalizarla. Para esto, se denomina  $\bar{X}$  y  $s_X$  a la media y desviación típica de una serie  $X$ , y se tiene tres diferentes métodos para su normalización:

1. Restar la media:  $x = X - \bar{X}$
2. Dividir por la media:  $x = X/\bar{X}$
3. Estandarizar:  $x = (X - \bar{X})/s_X$

Una vez normalizada la serie se procede a verificar su homogeneidad. Cuando los máximos valores SNHT de las series son mayores que el umbral crítico, la serie se divide por el punto de máximo SNHT, pasando todos los datos antes del cambio a una nueva serie que se añade a las demás con las mismas coordenadas, pero añadiendo un sufijo numérico al código y al nombre de la estación. Este procedimiento se realiza de forma iterativa, partiendo solo las series con mayores valores SNHT en cada ciclo, hasta que no se encuentren más heterogeneidades. Además, como SNHT es una

prueba originalmente ideada para encontrar un solo punto de ruptura en una serie, la existencia de dos o más saltos en la media de un tamaño similar podría enmascarar sus resultados. Climatol para minimizar este problema, en la primera pasada se aplica SNTH sobre ventanas temporales solapadas, y después en una segunda pasada se aplica SNHT a las series completas, que es cuando la prueba tiene más poder de detección (Khaliq, 2007).

**Figura 2.1.** La operación del proceso iterativo de Climatol.



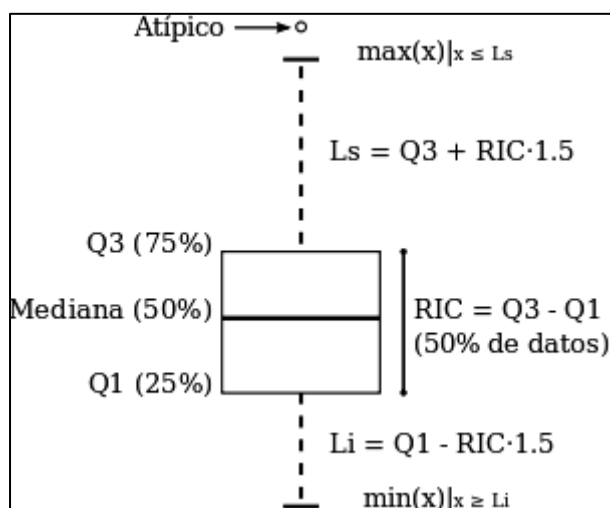
Fuente: (Guijarro, 2018)

### 2.1.2 CONTROL DE CALIDAD

Un diagrama de caja, también conocido como diagrama de caja y bigotes, es un gráfico que está basado en cuartiles y mediante el cual se visualiza la distribución de un conjunto de datos. Está compuesto por un rectángulo (la «caja») y dos brazos (los «bigotes»); (INEI, 2006).

Es un gráfico que suministra información sobre los valores mínimo y máximo, los cuartiles Q1, Q2 o mediana y Q3, y sobre la existencia de valores atípicos y la simetría de la distribución. Primero es necesario encontrar la mediana para luego encontrar los 2 cuartiles restantes (INEI, 2006).

**Figura 2.2.** Diagrama de Cajas y Bigotes.



Fuente: (INEI, 2006).

## 2.2 ESTACIONES PLUVIOMÉTRICAS

Las estaciones pluviométricas son un tipo de estaciones meteorológicas. Estas miden la cantidad de lluvia en un determinado tiempo. Las estaciones presentan valores pluviométricos diarios y mensuales. Las estaciones pluviométricas se encuentran codificadas con las siglas (PV) (Segerer, 2006).

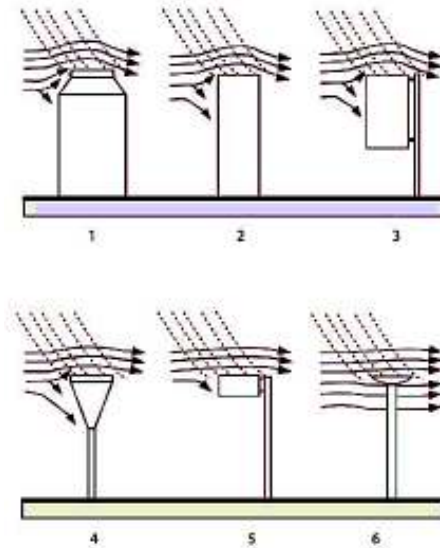
### 2.2.1 PLUVIÓMETROS

Los pluviómetros son instrumentos que recogen el agua atmosférica en sus diversos estados. El total de agua en milímetros es denominado precipitación. La precipitación es determinada a través de un recipiente estandarizado y en un periodo de tiempo. Existen varios tipos de pluviómetros. El más utilizado en estaciones meteorológicas es el pluviómetro estándar compuesto por un embudo que permite conducir el agua a un cilindro (Sánchez, 2003).

En la figura 2.3 se presenta diferentes tipos de pluviómetro estándar. La imagen muestra las líneas de corriente del viento (líneas continuas) y la trayectoria de la

precipitación (líneas discontinuas), como se puede observar los tipos de pluviómetros se diferencian por la influencia del viento.

**Figura 2.3.** Tipos de pluviómetros.



Fuente: (Mundial Organización Meteorológica, 2010)

### 2.2.2 EMPLAZAMIENTO DE LAS ESTACIONES.

Una instalación perfecta de recolección de agua representaría la recaudación total de precipitación (que se haya producido en el área) en un pluviómetro. Sin embargo, es difícil crear estas condiciones debido al efecto del viento como se observa en la Figura 2.3 por lo que es importante la elección del emplazamiento de las estaciones (OMM, 2010). Existen dos aspectos con respecto al viento: Efecto sobre el instrumento (reducir la cantidad de agua recogida) y efectos del emplazamiento sobre la trayectoria del viento (resultados superiores o inferiores de la precipitación media)

Las estaciones deben estar situadas en un emplazamiento donde los datos meteorológicos obtenidos sean de alta calidad. Por lo tanto, los parámetros que recomienda la guía del sistema mundial de observación de la Organización Meteorológica Mundial son los siguientes:

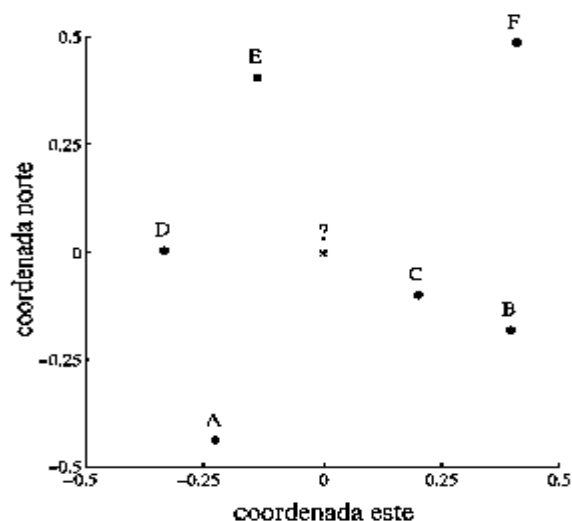
- El pluviómetro debe exponer su boca en posición horizontal sobre el nivel del suelo. Además, debe estar protegidos del viento lo más posible, se puede utilizar obstáculos (árboles, matorrales o paravientos). La altura de dichos obstáculos debe mantener al mismo nivel que la boca del pluviómetro.
- Cuando no sea posible garantizar la protección contra el viento, se debe suprimir todos los obstáculos situados a una distancia igual a cuatro veces de la altura del instrumento.
- Se debe evitar los emplazamientos situados en laderas. La superficie que rodea el pluviómetro no debe estar recubierta de cemento para evitar salpicaduras, puede estar cubierta de césped, grava o ripio.

## 2.3 PREDICCIÓN ESPACIAL MÉTODOS TRADICIONALES

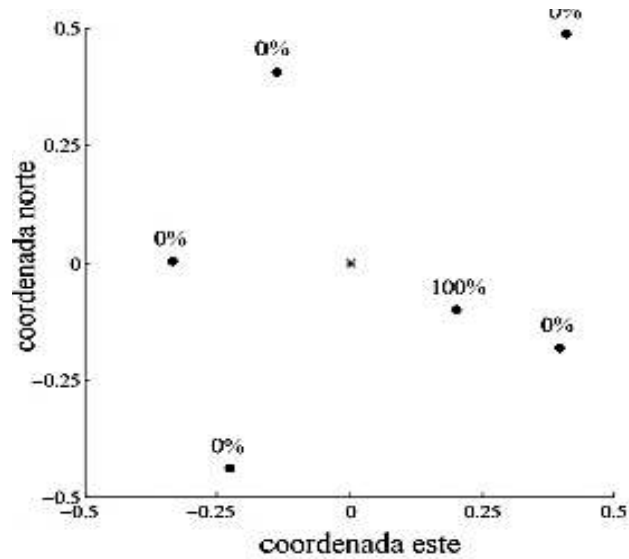
### 2.3.1 INTERPOLACIÓN DEL VECINO MÁS CERCANO

Toda la ponderación se la atribuye al dato más cercano del sitio a estimar. El estimador no toma en cuenta los datos a excepción del más cercano, después omite información y con esto su precisión está en tela de duda (Figura 2.4; Emery, 2013).

**Figura 2.4.** Ubicación de estaciones y ponderación del vecino más cercano.



a) Ubicación de estaciones A, B, C, D, F y ?.



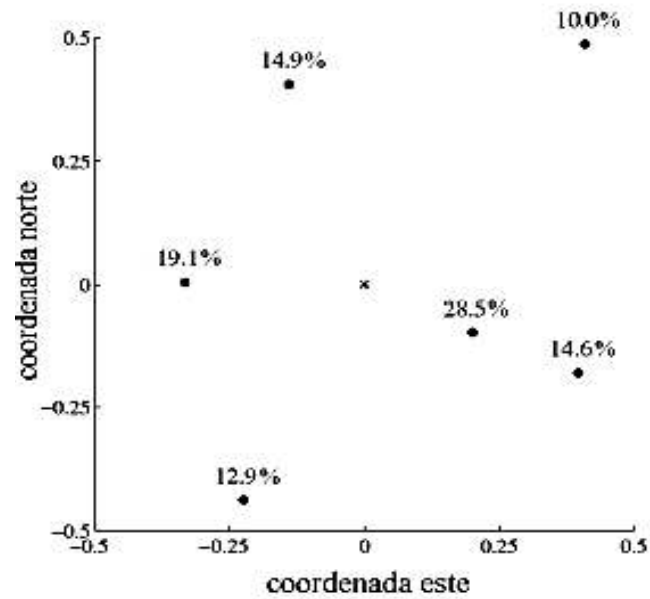
**b) Ponderación del vecino más cercano de la parte (a).**

Fuente: (Emery, 2013)

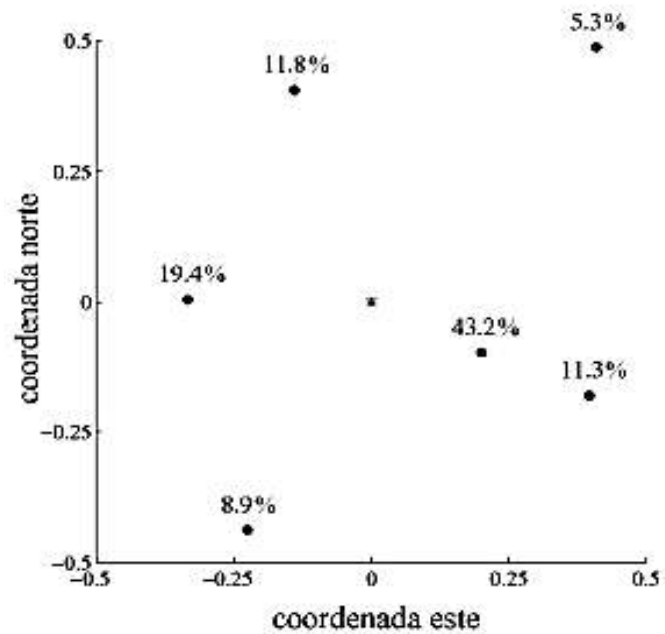
### 2.3.2 INVERSO DE LA DISTANCIA

Este estimador asigna a cada estación una ponderación inversamente proporcional a la distancia del valor que se desea estimar. Si la ponderación es cercana a cero el estimador dará la misma ponderación a todos los datos, es decir la media aritmética de los datos. Por otro lado, si la ponderación es cercana a uno, el estimador se convierte en el del vecino más cercano (Figura 2.5; Emery, 2013).

**Figura 2.5.** Ponderación obtenida por inversa de la distancia y por el inverso del cuadrado de la distancia.



a) Ponderación de la distancia inversa



b) Ponderación de la distancia inversa al cuadrado

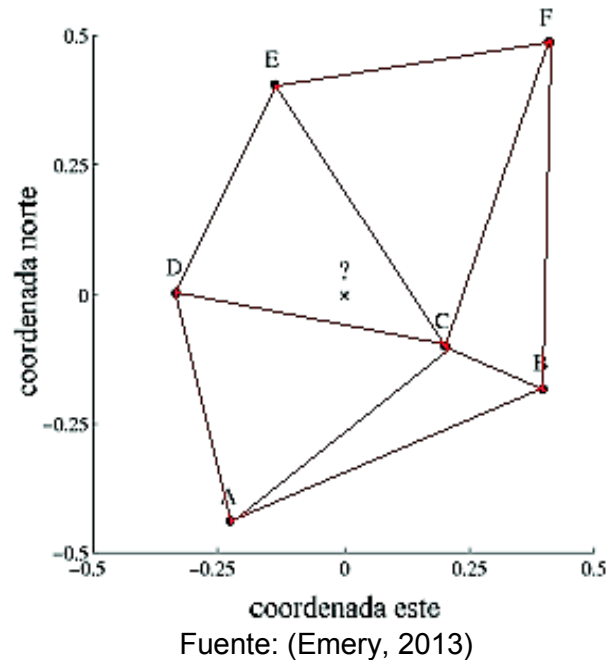
Fuente: (Emery, 2013)



### 2.3.3 TRIANGULACIÓN DEL ESPACIO

La ponderación por triangulación divide el espacio en triángulos disjuntos cuyos vértices son las estaciones con datos, luego se realiza la interpolación. Para la interpolación dentro de cada triángulo se usa la interpolación lineal (Figura 2.6; Emery, 2013).

**Figura 2.6.** Mapa de isoinformación, ponderaciones por triangulación en el espacio.



## 2.4 INTRODUCCIÓN A LA GEOESTADÍSTICA

Los primeros pasos en la geoestadística se presentan con los trabajos de Sichel y Krige (Giraldo, 2014). El primero realizó un análisis de la distribución asimétrica del contenido de oro en minas de Sudáfrica, sin embargo, este análisis no relacionaba la cuantificación del oro. A través de este primer estudio Krige generó una solución a la problemática de considerar una dependencia espacial. Krige propone una variante al método medias móviles. Este método utiliza la información estadística pasada para construir una nueva serie. Estas técnicas fueron desarrolladas en 1962 por Georges

Matheron en la Escuela de Minas de París, donde se amplió su campo de aplicación (Matheron, 1962; Cifuentes, 2016; Giraldo, 2014; Martínez & Ramírez, 2005).

#### **2.4.1 DEFINICIÓN**

La Geoestadística es una rama de la Estadística especializada en un análisis, modelación y predicción de fenómenos regionalizados que se extienden en el espacio y/o tiempo con cierta continuidad.

#### **2.4.2 DATOS GEOESTADÍSTICOS**

Los datos georreferenciados son datos distribuidos en el espacio tomados en puntos de muestreo fijo. El análisis de los valores se modela para obtener un patrón de la variabilidad del fenómeno geológico, mediante la distribución espacial de los mismos sobre la superficie de estudio, que permite determinar factores de autocorrelación para obtener predicciones de puntos no muestreados siendo este el objetivo final de la geoestadística (Casas et al., 2003).

#### **2.4.3 ANÁLISIS ESTRUCTURAL**

El análisis estructural es el primer paso para un desarrollo geoestadístico, este análisis permite determinar los parámetros descriptivos de la estructura espacial de un fenómeno y describe la correlación de los puntos en el espacio (dependencia espacial de la variable). Los datos se toman en puntos de medición fija (localizaciones) con ciertas coordenadas y se los denota  $Z(x)$  (Oliver et al., 2014)

La función de distribución acumulada de la variable depende de la localización espacial y se encuentra definida por:

$$F(x; z) = p\{Z(x) \leq z|n\} \quad (2.5)$$

Dónde:

$\mathbb{P}$ , función de probabilidad asociada.

$n$ , número de datos.

$Z(x_i), i = 1, \dots, n$ .

Se debe modelizar el grado de correlación existente entre las variables, así como su dependencia.

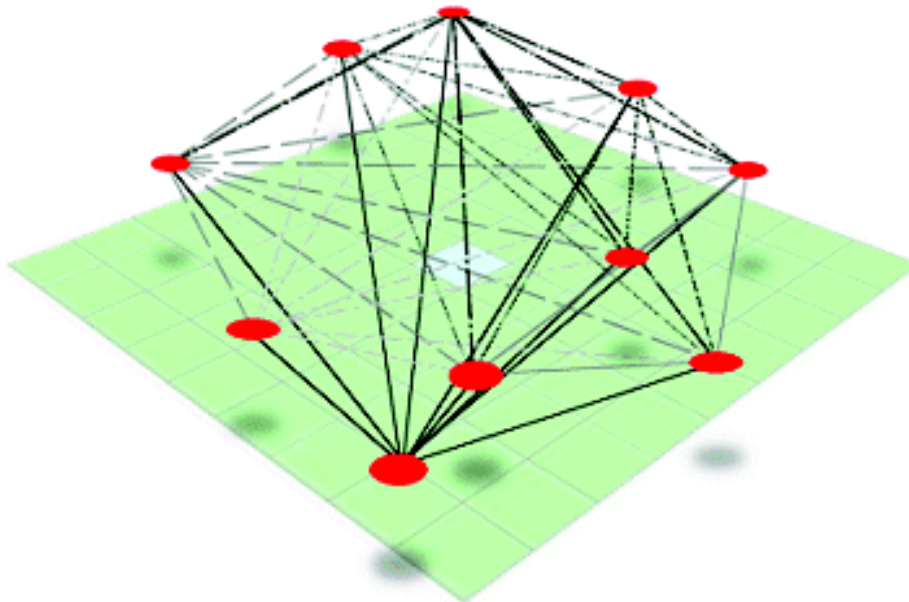
#### 2.4.4 VARIABLE REGIONALIZADA

En la geoestadística, el fenómeno geológico en el espacio se denomina variable regionalizada  $Z(x)$ . El objetivo principal de la geoestadística es determinar una o varias variables a partir del conjunto de observaciones y conocimiento de las características. Siendo la variable regionalizada un proceso estocástico de una variable aleatoria definida en un punto del espacio  $Z \in \mathbb{R}^r$ , del área de estudio (Ginzo, 2012; Cifuentes, 2016).

La variable regionalizada presenta dos aspectos complementarios: la variable es aleatoria (puede ser irregular y presentar variaciones imprevistas de un punto al otro) pero a su vez debe ser estructurada de tal manera que describa las características estructurales del fenómeno. Entonces como la variable se encuentra espacialmente distribuida forma una estructura espacial de correlación entre valores para obtener predicciones y el error depende esta estructura espacial siendo más grande cuando la variable sea más irregular (Giraldo, 2014; Rojas et al., 2009).

El análisis de una variable regionalizada permite optimizar redes de muestreo, mediante la introducción de puntos nuevos o eliminación de los mismos, así como investigar de la densidad de redes donde puede existir información deficiente (Figura 2.7; Hunter College, 2018; Cifuentes, 2016).

**Figura 2.7.** Esquema de la variable regionalizada.



Fuente: (Hunter College, 2018)

#### 2.4.5 ESTACIONARIEDAD

El análisis estructural es dado a partir de la variable regionalizada, por lo tanto, existe razones que impidan que se realice inferencia estadística figura 2.8, porque los datos de la red son irregulares y la pueden fragmentar (Giraldo, 2014). La estacionariedad permite que se realice la inferencia estadística, ya que una variable aleatoria  $Z(x)$ ,  $x \in A$  puede ser estacionaria en una región  $A$  si la función de distribución no varía con respecto a cualquier traslación  $C$  efectuada (Vicente, 2010).

$$F(x_1, \dots, x_k; Z_1, \dots, Z_k) = F(x_1 + C, \dots, x_k + C; Z_1 + C, \dots, Z_k + C) \quad (2.6)$$

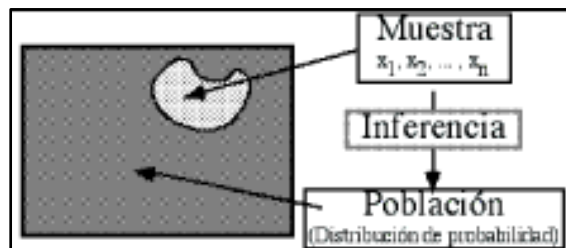
Dónde:

$F$ , función de probabilidad asociada.

$k$ , numero de datos.

$C$ , traslación.

**Figura 2.8.** Esquema de inferencia estadística.



Fuente: (Vicente, 2010)

Como se tiene un variable regionalizada es necesario asumir un tipo de estacionariedad, el cual indicará qué tipo de inferencia estadística se realizará mediante el modelo probabilístico (Giraldo, 2014; Oliver & Webster, 2014).

#### 2.4.5.1 ESTRICTAMENTE ESTACIONARIO

Si la distribución  $\{Z(x_1), Z(x_2), \dots, Z(x_k)\}$  es la misma que la del vector  $\{Z(x_1 + h), Z(x_2 + h), \dots, Z(x_k + h)\}$  para cualquier  $x_1, x_2, \dots, x_k$  (puntos espaciales) y cualquier  $h \in \mathbb{R}^d$ , el proceso es estrictamente estacionario (Cifuentes, 2016; Martínez et al, 2005).

#### 2.4.5.2 ESTACIONARIEDAD DE SEGUNDO ORDEN

Una variable aleatoria  $Z(x)$  es estacionaria de segundo orden si cumple los siguientes parámetros:

**Distribución univariable:** no depende de la localización.

$$F(x; z) = \mathbb{P}\{Z(x) \leq z | n\} \quad (2.7)$$

El valor esperado y la varianza de la variable aleatoria son finitos y constantes en el espacio.

**Distribución bivariable:** depende de un  $h$  (separación entre los sitios considerados)

$$F(u, z) = \mathbb{P}\{Z(x + h) < z | n\} \quad (2.8)$$

La covarianza existe y es función única del vector de separación  $h$ .

$$C(h) = \text{cov} [z(x + h), Z(x)] \quad (2.9)$$

La estacionariedad de segundo orden interfiere en la función de semivarianza y correlograma.

$$p(h) = \text{corr} [z(x + h), Z(x)] \quad (2.10)$$

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \text{var}[z(x + h), Z(x)] \quad (2.11)$$

Estos parámetros muestran la interacción existente entre dos valores y dan una descripción sintética de la continuidad espacial de la variable regionalizada donde:

- La covarianza y el correlograma indican que tan semejantes son los valores entre dos sitios.
- El variograma indica su diferencia (Ginzo, 2012)

#### 2.4.5.1 ESTACIONARIDAD DÉBIL O INTRÍNSECA

Los fenómenos físicos reales no presentan una varianza finita, por lo que en este caso se trabaja con una hipótesis que los incrementos y las diferencias  $[Z(x + h) - Z(x)]$  sean estacionarios (Ginzo, 2012; Martín, 2002) y deben presentar los siguientes parámetros:

- a) El valor esperado de la diferencia es

$$E[Z(x + h) - Z(x)] = 0 \quad (2.12)$$

Como  $Z(x)$  tiene esperanza finita y constante para todo punto en el dominio, entonces la esperanza de los incrementos es cero.

- b) La varianza de las diferencias es:

$$\text{Var}[Z(x + h) - Z(x)] = 2\gamma(h) \quad (2.13)$$

La varianza de incremento se encuentra definida y es una función de la distancia (Cifuentes, 2016)

## 2.4.6 CORRELACIÓN ESPACIAL Y AJUSTE DE MODELOS

La correlación espacial se generará a partir del análisis estructural que es la primera etapa en el desarrollo geoestadístico, en el que se utiliza tres funciones: variograma, covarianza y correlograma. Estas funciones se estiman y modelan en dependencia a las características de estacionariedad del fenómeno (Isaaks, 1987; Martín, 2002).

## 2.4.7 VARIOGRAMA O SEMIVARIOGRAMA

El variograma también conocido como semivariograma (mitad del variograma  $\gamma(h)$ ) es considerado como la herramienta central para el método de kriging y se emplea con frecuencia para estimar los valores deseados en ubicaciones nuevas de muestreo, que se analiza a través de ubicaciones vecinas (Adhikary et al., 2015). Si una variable regionalizada  $Z(x)$  presenta una estacionariedad débil o intrínseca. La función de varianza es denotada por  $2\gamma(h)$  y se le denomina variograma, donde esta función relaciona un vector  $h$ , que expresa la separación y la dirección del par de valores  $Z(x)$  y  $Z(x + h)$  (Martín, 2002)

$$2\gamma(h) = \text{Var}[Z(x + h) - Z(x)] \quad (2.14)$$

$$2\gamma(h) = E \left[ (Z(x + h) - Z(x))^2 \right] - \left\{ E \left[ (Z(x + h) - Z(x))^2 \right] \right\}^2 \quad (2.15)$$

$$2\gamma(h) = E \left[ (Z(x + h) - Z(x))^2 \right] \quad (2.16)$$

El semivariograma experimental caracteriza las propiedades de dependencia espacial del fenómeno (Figura 2.9) y se calcula mediante:

$$\bar{\gamma}(h) = \frac{\sum (Z(x+h) - Z(x))^2}{2n} \quad (2.17)$$

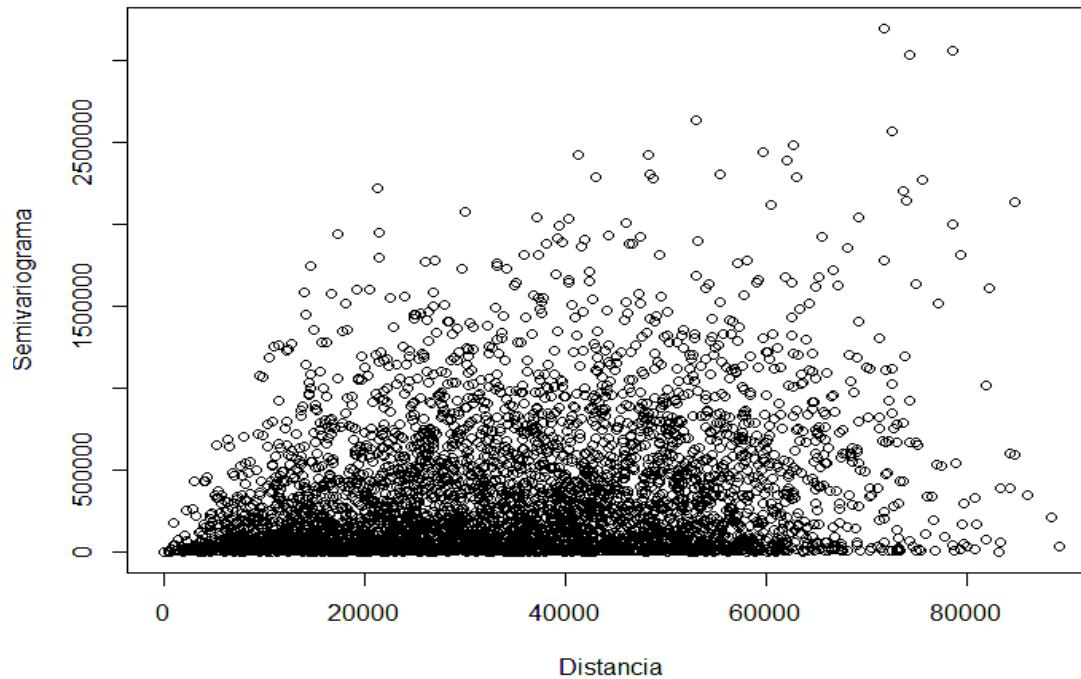
Dónde:

$Z(x)$ , variable aleatoria en un sitio  $x$ .  $Z(x$

$+ h)$ , es un valor muestral separado del anterior por una distancia  $h$ .

$n$ , número de parejas separadas por  $h$ .

**Figura 2.9.** Semivariograma experimental.



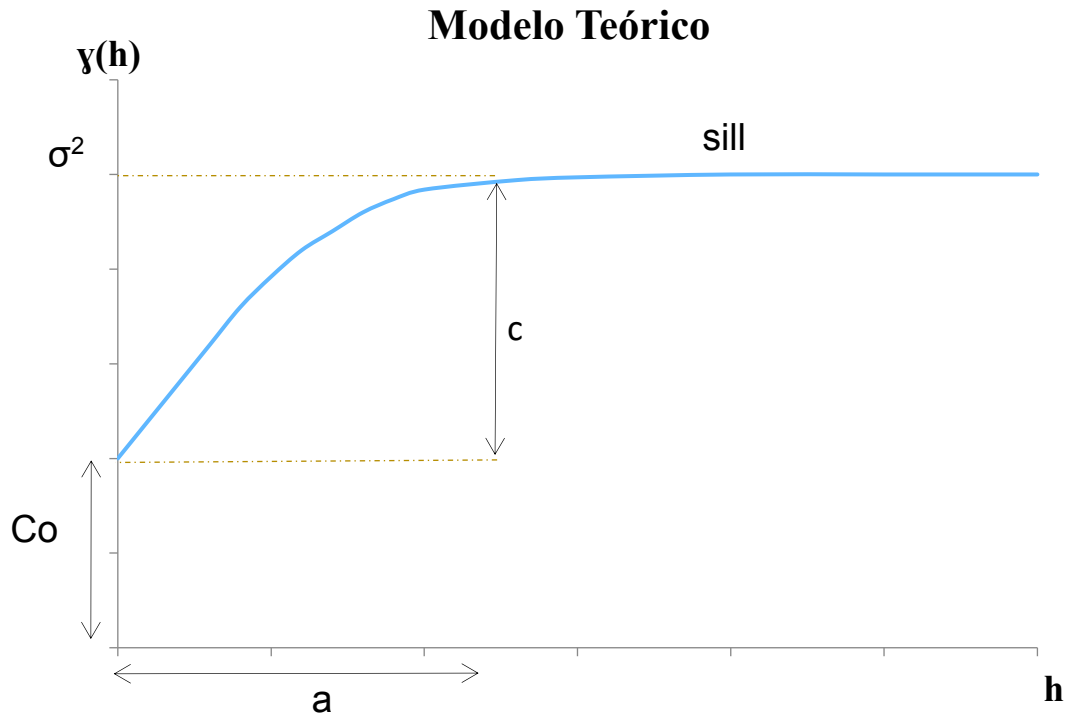
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018.

El semivariograma se calcula para diferentes distancias  $h$ . Como en la práctica, los datos en el muestreo son irregulares y por ende las distancias entre sitios, se debe buscar una solución, la cual es tomar intervalos de distancias  $\{[0, h], [h, 2h], [2h, 3h], \dots \dots\}$ , por tanto el semivariograma experimental pertenece a una distancia promedio entre parejas de sitios dentro de un intervalo.

El semivariograma representa un indicador de cambio que describe el patrón de la variación espacial en función de la magnitud, en otras palabras, muestra a la variable con respecto a la distancia (Giraldo, 2014).



**Figura 2.10.** Semivariograma teórico.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018.

### Modelos Teóricos de Semivariograma

El modelado teórico del semivariograma es un proceso que relaciona las ubicaciones de muestreo y cuantifica la variabilidad del fenómeno (Martínez et al., 2005).

Los parámetros del semivariograma se observa en la Figura 2.10 y se encuentra descrito a continuación en base al libro “La introducción a la geoestadística” (Giraldo, 2014):

- La pendiente expresa el cambio que presenta la variable con respecto a la distancia y a su vez la reducción de la misma en la dependencia espacial.
- El máximo valor que alcanza el semivariograma se llama meseta ( $C_0+C_1$ ), indica los datos que definen un proceso estacionario de segundo orden. Cuando la meseta es finita la variable cumple con una estacionariedad fuerte, caso contrario, el fenómeno natural cumplen con una estacionariedad intrínseca.

- Rango o alcance ( $a$ ) es la distancia donde alcanza la meseta, y se define como el límite de la dependencia espacial, representa la distancia donde existe poca o ninguna autocorrelación entre las variables. En casos donde el variograma no alcanza un valor finito, se toma un rango efectivo a la distancia para la cual el semivariograma alcanza el 95% de la meseta, por tanto, cuanto más pequeño sea el rango, más cerca esta del modelo de independencia espacial.
- El efecto Pepita (nugget,  $C_0$ ) es la variabilidad intrínseca de los datos y que presenta una discontinuidad puntual del semivariograma original, por tanto, representa el error de medición.

Existen varios modelos de variograma, sin embargo, los modelos exponenciales, gaussiano y esférico se usan principalmente en hidrología (Figura 2,11; Adhikary et al., 2015), y se expresan:

### Modelo Exponencial

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[ 1 - \exp\left(-\frac{h}{a}\right) \right] \quad (2.18)$$

### Modelo Gaussiano

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[ 1 - \exp\left(-\frac{h^2}{a^2}\right) \right] \quad (2.19)$$

### Modelo Esférico

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \left[ 1.5 \left( \frac{h}{a} \right) - 0.5 \left( \frac{h^3}{a^3} \right) \right] \quad h \leq a \quad (2.20)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C_1 \quad h > a \quad (2.21)$$

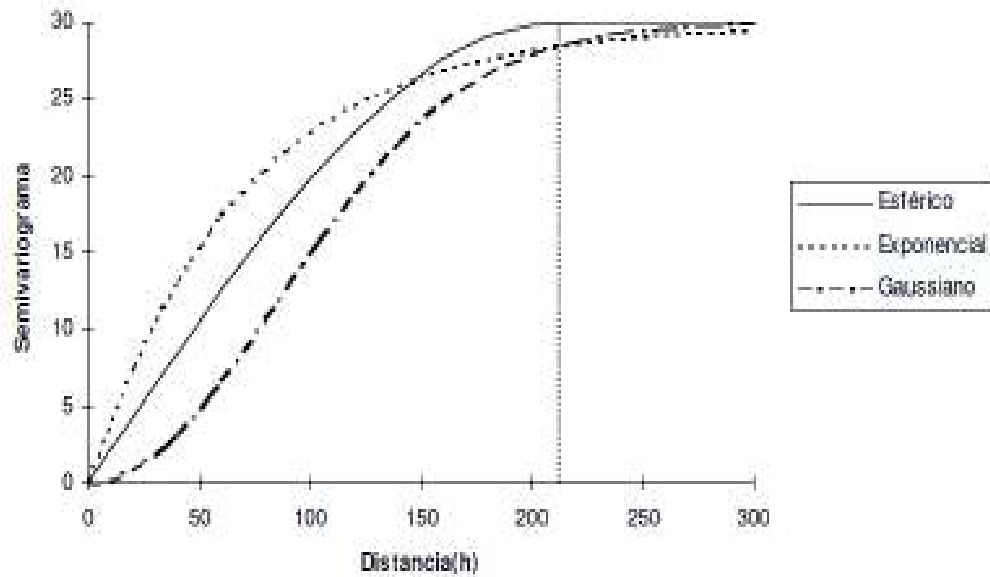
Dónde:

$C_0$ , Efecto Pepita.

$a$ , rango o alcance.

$C_0 + C_1$ , umbral.

**Figura 2.11.** Comparación de los semivariogramas esférico, exponencial y gaussiano.



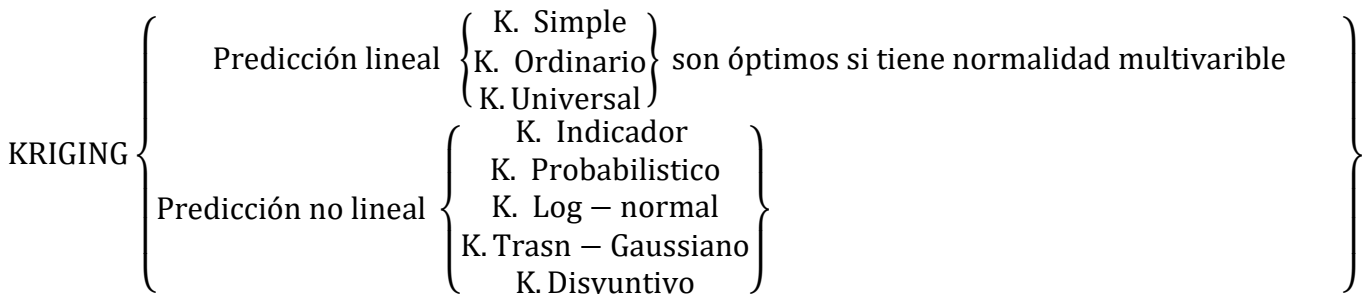
Fuente: (Giraldo, 2014)

## 2.5 PREDICCIÓN ESPACIAL ÓPTIMA

### 2.5.1 KRIGING

Kriging es un conjunto de métodos de predicción espacial que buscan minimizar el error cuadrático medio de predicción (Moreano, 2008)

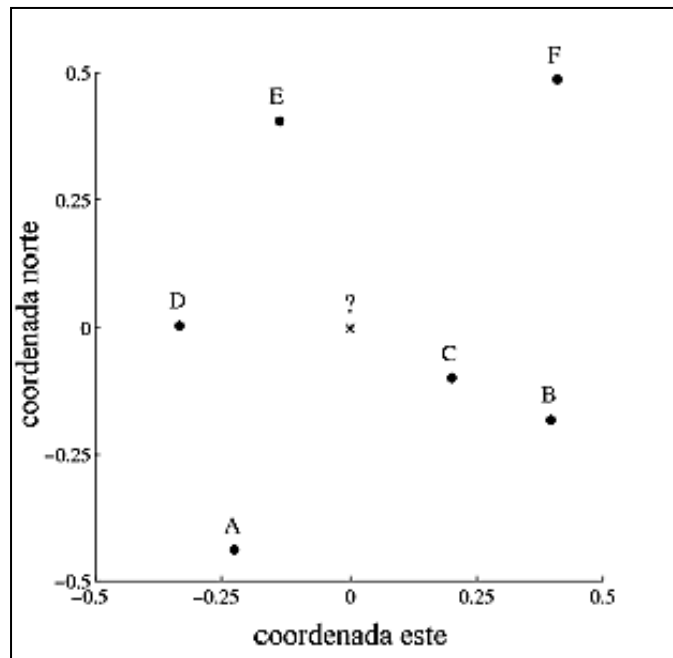
#### Tipos de Kriging



## 2.5.2 KRIGING ORDINARIO

Al tener una variable regionalizada  $Z(x)$  en una región de estudio, se puede predecir  $Z(?)$ . Generalizando el método con  $n$  puntos y se define por:

**Figura 2.12.** Variable regionalizada en una región de estudio



Fuente: (Ordoñez et al., 2006)

$$\hat{Z}(x_i) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot Z(x_i) \quad (2.22)$$

Dónde:

$\lambda_i$ , representan las ponderaciones de los valores originales.

Los valores  $\lambda_i$  se calculan en función de la distancia entre los puntos muestreados y el punto donde se va a hacer la predicción. La suma de todas las ponderaciones realizadas debe ser igual a uno. De esta manera corroboramos el requerimiento de insesgamiento, que es que la esperanza del predictor sea igual a la esperanza de la variable. Representándose matemáticamente de la siguiente manera.

$$E(Z^*(x_0)) = E(Z(x_0)) \quad (2.23)$$

Asumiendo que este proceso estacionario tiene una media  $m$  podemos demostrar que la suma de ponderaciones es igual a uno, y de esta manera es insesgado.

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (2.24)$$

Las ponderaciones se obtienen de tal manera que la varianza genere el menor error de predicción (Isaaks, 1987)

### 2.5.3 LA VARIANZA DEL ERROR Y EL PARÁMETRO DE LAGRANGE

La varianza de Cokriging en términos de su varianza y todas sus covarianzas presenta como resultado una expresión en función de n variables y con sus respectivas ponderaciones.

$$\tilde{\sigma}_R^2 = \tilde{\sigma}^2 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \lambda_i \lambda_j \tilde{C}_{ij} - 2 \sum_{i=1}^n \lambda_i \tilde{C}_{i0} \quad (2.25)$$

La minimización de la varianza se logra al derivar cada término e igualarlo a cero. Esto produce un sistema de n ecuaciones con n incógnitas que puede ser resuelta por varios métodos de resolución de ecuaciones lineales. Sin embargo, este procedimiento no es el adecuado para obtener el mínimo valor de  $\tilde{\sigma}_R^2$ . El método utilizado es insesgado y restringe que la suma de las ponderaciones sea uno. Para resolver este problema se usa el parámetro de Lagrange descrito a continuación (Isaaks, 1987)

#### PARÁMETRO DE LAGRANGE

Se desea convertir una minimización restringida a una no restringida. Entonces la condición de un método insesgado es agregar otra ecuación sin añadir otra incógnita. Esto deja un sistema con n + 1 ecuaciones y solo n incógnitas, pero con una solución no directa al problema.

Para evitar este problema, se añade otra nueva variable. La variable es  $\mu$  (el parámetro de Lagrange). Se debe asegurar que la nueva variable no modifique el comportamiento de la ecuación (2.26) y tiene como resultado 0 por la condición del método insesgado.

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1 = 0 \quad (2.26)$$

Parámetro de LaGrange:

$$2\mu = (\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1) = 0 \quad (2.27)$$

Para resolver las ponderaciones debemos multiplicar C-1 en ambas partes de la igualdad.

$$\lambda = C^{-1} \cdot S \quad (2.28)$$

$$\begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{C}_{11} & \dots & \tilde{C}_{1n} & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \tilde{C}_{n1} & \dots & \tilde{C}_{nn} & 1 \\ 1 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}^{-1} \cdot \begin{bmatrix} \tilde{C}_{10} \\ \vdots \\ \tilde{C}_{n0} \\ 1 \end{bmatrix}$$

Una vez llegada a la solución de las ponderaciones de nuestro sistema el primer paso es escoger las covarianzas  $(n + 1)^2$  que describirán la continuidad espacial en el modelo de función aleatoria. En la práctica esto se realiza al escoger una función  $\tilde{C}(h)$ , y se calcula todas las covarianzas requeridas por esta función. Una vez que todas las covarianzas han sido escogidas, las matrices C y S pueden ser hechas. Este grupo de ponderaciones producirán una estimación insesgada con el error mínimo error de covarianza por el modelo de función aleatoria dada por la ecuación de error de covarianza vista anteriormente (Isaaks, 1987)

Se puede expresar el error de la varianza minimizada de la siguiente manera:

$$\tilde{\sigma}_R^2 = \tilde{\sigma}^2 - (\sum_{i=1}^n \lambda_i \tilde{C}_{i0} + \mu) \quad (2.29)$$

Y su expresión en matrices es:

$$\tilde{\sigma}_R^2 = \tilde{\sigma}^2 - \lambda \cdot S \quad (2.30)$$

## 2.6 COKRIGING

Como se estudió anteriormente, la geoestadística se realiza a través de un análisis de estructura de autocorrelación entre los datos y su uso en la predicción a través de diferentes métodos como es kriging o Cokriging. Además, se debe tomar en cuenta para la elección del método, existen dos grandes limitantes como son: datos faltantes o ausencia de estaciones en el lugar de interés. Estos dos problemas aumentan la incertidumbre de los valores interpolados a partir de una variable, pero tomando

información geográfica como es la elevación se puede correlacionar utilizando Cokriging (Peña, 2002; Shaghaghian et al., 2012).

### 2.6.1 DEFINICIÓN DE COKRIGING

Cokriging es un método de interpolación que utiliza información de variables auxiliares para mejorar la precisión de las estimaciones o predicciones de la variable principal. Utiliza además los semivariogramas de las variables y un modelo de variograma cruzado para expresar las relaciones espaciales entre las variables (Giraldo, 2014).

### 2.6.2 ESTIMADOR DE COKRIGING

La estimación de Cokriging es una combinación lineal de los datos principales y secundarios y está dada por:

$$z^*(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot z_i(x_i) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \cdot z_j(y_j) \quad (2.31)$$

Donde:

$z^*(x_0)$  = es la estimación en una localización.

$z_i$  = es la información principal de las n localizaciones cercanas.

$z_j$  = es la información secundaria de las m localizaciones cercanas.

$\lambda_i, \lambda_j$  = son las ponderaciones que deben ser determinadas.

El desarrollo del sistema Cokriging es idéntico al desarrollo del sistema de Kriging Ordinario. Por tanto, para que la varianza de estimación sea mínima, esto lleva al siguiente sistema lineal de ecuaciones, donde  $\mu_1$  y  $\mu_2$  siendo los parámetros de Lagrange introducidos para satisfacer la condición de insesgado

Las ponderaciones  $\lambda_i, \lambda_j$  se estiman de manera semejante al proceso descrito para el método kriging ordinario, es decir estos pesos minimizan la varianza del error de predicción sujeta a la restricción de insesgado. La estimación de los parámetros se obtiene resolviendo el siguiente sistema de ecuaciones: (Isaaks, 1987)

$$\begin{array}{cccccccc|c|c}
 \gamma_i(1,1) & \dots & \gamma_i(n,1) & \gamma_{i,j}(1,1) & \dots & \gamma_{i,j}(m,1) & 1 & 0 & \lambda_{i1} & \gamma_i(0,1) \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
 \gamma_i(1,n) & \dots & \gamma_i(n,n) & \gamma_{i,j}(1,n) & \dots & \gamma_{i,j}(m,n) & 1 & 0 & \lambda_{in} & \gamma_i(0,n) \\
 \gamma_{i,j}(1,1) & \dots & \gamma_{i,j}(n,1) & \gamma_j(1,1) & \dots & \gamma_j(m,1) & 1 & 0 & \lambda_{i1} & \gamma_{i,j}(0,1) \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
 \gamma_{i,j}(1,m) & \dots & \gamma_{i,j}(n,m) & \gamma_j(1,m) & \dots & \gamma_j(m,m) & 1 & 0 & \lambda_{in} & \gamma_{i,j}(0,m) \\
 1 & \dots & 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \mu_1 & 1 \\
 0 & \dots & 0 & 1 & \dots & 1 & 0 & 0 & \mu_1 & 0
 \end{array} \quad * \quad \mathbf{w} = \mathbf{D} \quad (2.32)$$

$\mathbf{C}$

Dónde:

- La matriz C contiene valores de la función de semivarianza y semivarianza cruzada, que es calculada para las distancias entre parejas de diferentes puntos.
- Para que sea un proceso insesgado se coloca en las últimas filas y columnas las restricciones
- El vector de la derecha contiene valores de semivarianza y semivarianza cruzada evaluados para las distancias entre sitios muestreo y el sitio donde se realiza la predicción (Giraldo, 2014).

### 2.6.3 VARIANZA COKRIGING

La varianza del error del método Cokriging está definida por:

$$\begin{aligned}
 \sigma^2_{ck} = Var_{ck} = & Cov\{Z(x_0).Z(x_0)\} + \mu_1 \\
 & - \sum_{i=1}^n \lambda_i Cov\{Z(x_i).Z(x_0)\} - \sum_{j=1}^m \lambda_j Cov\{Z(y_j).Z(x_0)\} \quad (2.33)
 \end{aligned}$$

Donde:

$\mu_1$ , es el multiplicador de Lagrange que condiciona al método insesgado.

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (2.34)$$



## 2.7 ENTROPÍA

Un fenómeno aleatorio siempre tiene un grado de indeterminación. El resultado de este fenómeno de observación no puede darse con plena seguridad, lo que indica, que el fenómeno puede ser determinado si existe la observación. Para tratar la estimación cualitativa de la indeterminación de los fenómenos aleatorios, se utiliza la comunicación de cada resultado del evento para así completar el trabajo. Entonces las probabilidades de todos los resultados se toman como medida cuantitativa de indeterminación de un fenómeno con un número finito de resultados posibles y se lo denomina entropía (Pugachev, 1973).

### 2.7.1 CONCEPTO

La entropía  $H(x)$  es la medida de la cantidad de información de un fenómeno aleatorio asociada a una intensidad de precipitación en un intervalo de tiempo (día, semana, mes, año); (Krstanovic et al, 1992; Chen et al, 2008).

$$H(X) = \sum_{i=1}^N p(x_i) \log[p(x_i)] \quad (2.35)$$

Dada una variable aleatoria  $x_i$ , y se define como todos los posibles resultados que  $x$  puede tomar ( $i=1, \dots, N$ ). Para cada uno de estos valores existe una probabilidad de ocurrencia  $p(x)$ , es la probabilidad de que la variable  $x$  tome el valor de  $x_i$  (Pugachev, 1973).

$$\sum_{i=1}^N p_i = 1 \quad (2.36)$$

### 2.7.2 DESARROLLO DE LA ENTROPÍA

El concepto de entropía se explica inicialmente con respecto a una estación, luego es examinada con la incorporación de una segunda estación. Y finalmente, se realiza con varias estaciones (Krstanovic et al., 1992).

### 2.7.2.1 CASO UNIVARIABLE (UNA ESTACIÓN)

El concepto de entropía está expresado por la ecuación (2.35), la cual define a la entropía discreta o también llamada entropía marginal. Esta entropía mide la incertidumbre asociada a una variable regionalizada (Krstanovic, 1988; Krstanovic et al., 1992).

En este estudio,  $X$  representa la precipitación medida como:

- Eventos de precipitación total diaria;  $x_1, x_2, \dots, x_n$  donde  $x_1$  = precipitación en el primer día
- Eventos de precipitación total en la semana  $x_1, x_2, \dots, x_n$ ; donde  $x_1$  = precipitación en la primer semana.
- Eventos de precipitación total en el mes;  $x_1, x_2, \dots, x_n$  donde  $x_1$  = precipitación primer mes.
- Eventos de precipitación total en un año;  $x_1, x_2, \dots, x_n$  donde  $x_1$  = precipitación al año.

### 2.7.2.2 CASO BIVARIABLE (DOS ESTACIONES)

Dada dos variables aleatorias  $x_1$  y  $x_2$  con dos registros de precipitación diferentes, se tiene una probabilidad conjunta  $p(x_1, x_2) = p_{i,j}$  que representa las posibles respuestas que ocurran los dos eventos juntos, por tanto, esta probabilidad es una combinación de los registros de precipitación (Pugachev, 1973). La entropía para una probabilidad conjunta se encuentra expresada por:

$$H(X_1, X_2) = \sum_{i,j} p(x_{i,j}) \log[p(x_{i,j})] \quad (2.37)$$

La entropía conjunta o mutua expresa la cantidad total de incertidumbre de información de las estaciones  $x_1$  y  $x_2$  y tiene como máximo valor a la suma de las incertidumbres como se observó en la ecuación (2.36). La relación entre la entropía mutua  $H(X_1, X_2)$  y entropías marginales  $H(x_1)$  y  $H(x_2)$ , definidas en  $S_1$  y  $S_2$ , debe ser:

$$H(X_1, X_2) \leq H(X_1) + H(X_2) \quad (2.38)$$

Para evaluar la dependencia o independencia entre la información de las diferentes estaciones es necesario determinar la entropía condicional. Esta entropía  $H(X_2|X_1)$  está definida como la incertidumbre que aún queda de la estación  $X_2$  si se conoce la información de la estación  $X_1$ .

La probabilidad de  $X_2$  condicione a  $X_1$  es denotada como  $p(x_1|x_2) = p_{ij}$

$$H(X_2|X_1) = -\sum_{i,j} p_{ij} \log(p_{ij}) \quad (2.39)$$

$$H(X_2|X_1) = H(X_2, X_1) - H(X_1) \quad (2.40)$$

### 2.7.2.3 CASO MULTIVARIABLES (N NÚMERO DE ESTACIONES)

Al trabajar con una red pluviométrica que cuenta con un  $n$  número de variables aleatorias  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , y con diferentes registros de precipitación, se tienen dos tipos de probabilidades.

La probabilidad conjunta

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) = p_{i_1, \dots, i_n} \quad (2.41)$$

La probabilidad condicionada con respecto a una estación central  $m$ . Se toma en cuenta la información de todas las estaciones, y se define como:

$$p(x_m | x_1, x_2, \dots, x_n) = p(i_m | i_1, i_2, \dots, i_n) \quad (2.42)$$

La probabilidad condicionada al agregar una estación  $n + 1$ .

$$p(x_1 \dots x_n | x_{n+1}) = p((i_1, \dots, i_n | i_{n+1})) \quad (2.43)$$

La entropía conjunta multivariable para  $n$  estaciones pluviométricas en una región, expresa la incertidumbre de la información de los datos de precipitación y se puede expresar como:

$$H(X_1, \dots, X_n) = - \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{i=1}^{N_2} \dots \sum_{i=1}^{N_n} p_{1\dots n} * \log[p_{i\dots i}] \quad (2.44)$$

La entropía condicional multivariado representa la incertidumbre del pluviómetro central, si se conoce la información de todas las estaciones analizadas. La estación central condiciona a todas las variables aleatorias

$$H(X_m | X_1, \dots, X_i, \dots, X_n) = H(X_1, \dots, X_n, X_m) - H(X_1, \dots, X_i, \dots, X_n) \quad (2.45)$$

De igual manera, la incertidumbre que queda en el grupo de estaciones ( $i \dots i_n$ ), al agrega una nueva estación (es decir, la expansión de la red de precipitaciones existente) se puede definir como:

$$H(X_1, \dots, X_n | X_{n+1}) = H(X_1, \dots, X_n, X_{n+1}) - H(X_{n+1}) \quad (2.46)$$

La Transinformación o información mutua entre un número  $n$  de estaciones y al añadir una nueva estación ( $n + 1$ ) está definida por:

$$T((X_1, \dots, X_n), X_{n+1}) = H(X_1, \dots, X_n) - H(X_1, \dots, X_n, X_{n+1}) \quad (2.47)$$

Para construir una nueva red en una región específica se puede añadir estaciones (una por una), dependiendo del coeficiente de información no transferida.

En el primer paso, se elige una estación central.

$$1 - t_0 = 1, H(X_1) = H(X_{\text{central}}) \quad (2.48)$$

Se escoge una segunda estación.

$$t_1 = \frac{H(X_1|X_j)}{H(X_1)}, \text{ donde } j \neq 1 \quad (2.49)$$

Al elegir la estación  $i$ -ésima.

$$T_{i-1} = \frac{H(X_1, \dots, X_{i-1} | X_i)}{X(X_1, \dots, X_{i-1})}, \quad (2.50)$$

La máxima transferencia de información posible varía de un paso al otro, y siempre es igual a la entropía conjunta de las estaciones ya elegidas antes. Por ejemplo, en el segundo paso  $T_0 = H(X_1)$ , y en el  $i$ -ésimo paso  $T_0 = H(X_1, \dots, X_{i-1})$ . Las estaciones se agregan mientras la transferencia de información disminuye, es decir,

$$1 > t_1 > t_2 > \dots > t_i \quad (2.51)$$

## ISOINFORMACIÓN

Durante el proceso de selección de estaciones, se puede ir construyendo los contornos de isoinformación los cuales representan la línea de igual información entre las estaciones seleccionadas y cualquier estación existente no elegido ( $j$ ) ubicado en la región (Krstanovic, 1988; Krstanovic et al., 1992).

### 2.7.3 DISTRIBUCIÓN NORMAL MULTIVARIADA

La entropía utiliza distribución normal debido a la complejidad involucrada en la aplicación de la entropía con otras distribuciones de probabilidades discretas mediante una función de distribución de probabilidades continua, donde reemplaza el sistema de eventos por un espacio funcional que define a esta variable. Por tanto, la función de densidad caracteriza el comportamiento que tendrá una población y describe la probabilidad relativa de que una variable aleatoria continua tome un determinado valor cercano a  $x$  (Chen et al., 2008).

Donde  $f(x)$  expresa la función de distribución de probabilidad, la cual define la probabilidad de ocurrencia de cada uno de los eventos de la variable continua  $x$ . La distribución normal multivariante puede derivarse utilizando el principio de máximo entropía (Pugachev, 1973), se encuentra expresado por:

$$H(f) = - \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(x) * \ln f(x) * dx \quad (2.52)$$

$$H(f) = \frac{k}{2} + \frac{k}{2} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln(|\Sigma|) \quad (2.53)$$

Dónde:

$\Sigma$ , matriz determinante.

k, es la dimensional del espacio vectorial

Para una variable aleatoria continua de registros de precipitación multivariable, los equivalentes de entropía continua y condicional pueden reescribirse como:

$$H(X_m | X_1, \dots, X_i, \dots, X_n) = - \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} f(x_1, \dots, x_n) * \log[f(X_m | X_1, \dots, X_i, \dots, X_n)] dx_1 \dots dx_n \quad (2.54)$$

$$H(X_1, \dots, X_n) = - \int_{-\infty}^{+\infty} \dots \int_{-\infty}^{+\infty} f(x_1, \dots, x_n) * \log[f(X_1, \dots, X_n | X_{n+1})] dx_1 \dots dx_{n+1} \quad (2.51)$$

## 2.8 MÉTODOS ESTADÍSTICOS PARA DETERMINAR LA NORMALIDAD DE LA SERIE DE DATOS

Diferentes métodos como Cokriging y Entropía necesitan para su aplicación que la serie de datos cumpla una distribución normal (Walpole, 2012). A continuación, se presenta los parámetros utilizados para determinar si la serie es simétrica o no.

- **Varianza**

La varianza es la medida de dispersión de una variable aleatoria (Walpole, 2012), la cual se define como:

$$S = \sqrt{\frac{\sum(x-\bar{x})^2}{n-1}} \quad (2.52)$$

- **Coefficiente de asimetría**

El coeficiente de asimetría establece el grado de simetría de la distribución de probabilidad normal o log – normal (Walpole, 2012), la cual se define como:

$$a = \sum (x - \bar{x})^3 * \frac{n}{(n-1)(n-2)} \quad (2.53)$$

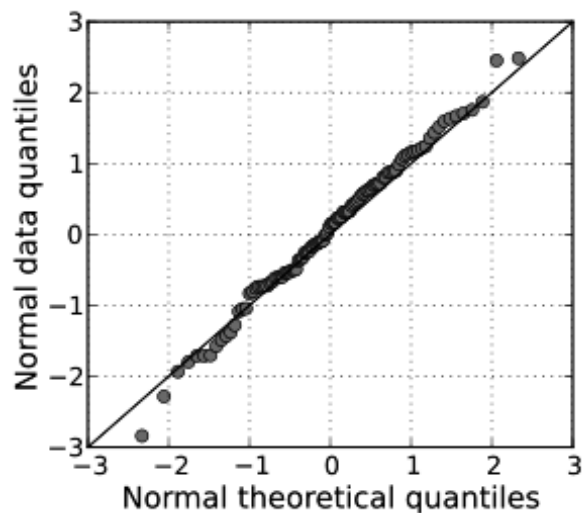
$$Cs = \frac{a}{s^3} \quad (2.54)$$

- **Gráfico Cuantil – Cuantil**

En la estadística para diagnosticar la distribución de probabilidad de una variable aleatoria se utiliza el método grafico (Q-Q) plot. Un gráfico de Cuantil – Cuantil permite observar cuan cerca está la distribución de un conjunto de datos a alguna distribución ideal (Lamothe, 2012).

En la figura 2.13 se muestra un diagrama de Q – Q normal que compara datos normales estándar independientes (generados aleatoriamente). En el eje vertical con una población normal estándar en el eje horizontal. La linealidad de los puntos sugiere que los datos se distribuyen normalmente.

**Figura 2.13.** Ejemplo del gráfico (Q – Q) plot



Fuente: (Lamothe, 2012)

## **2.9 R-PROJECT**

R-Project es el lenguaje de programación más utilizado para investigaciones con enfoques a análisis estadístico. R proporciona una variedad de técnicas estadísticas (modelado lineal y no lineal, pruebas estadísticas clásicas, análisis de series de tiempo, clasificación, agrupamiento, entre otras) y gráficos; siendo altamente extensible. Además, R proporciona una ruta de código abierto para participar y mejorar esas actividades. R-Project está disponible como Software Libre bajo los términos de la Licencia Pública General GNU de la Free Software Foundation en forma de código fuente. Se compila y se ejecuta en una amplia variedad de plataformas UNIX y sistemas similares (incluidos FreeBSD y Linux), Windows y MacOS (Santana et al., 2014).

### **2.9.1 EXTENSIONES Y PAQUETES**

R-Project permite ser parte de un proyecto colaborativo y abierto. Donde los usuarios pueden acceder y publicar paquetes con la configuración básica del proyecto. Para acceder a esta información existe un repositorio oficial de paquetes de R. Estos paquetes son de gran ayuda porque facilitan el desarrollo de la investigación y las tareas del proyecto (Follos, 2012).



## **2.10 ESTADO DEL ARTE**

### **2.10.1 ESTUDIO SOBRE OPTIMIZACIÓN DEL DISEÑOS DE REDES METEOROLÓGICAS**

A partir de la recopilación bibliográfica realizada, se determinó que no existen investigaciones o estudios previos efectuados en Ecuador para la optimización de redes meteorológicas. Sin embargo, existen estudios relacionados con la optimización de redes pluviométricas realizadas en otros países, esta optimización se logra a través de la aplicación de métodos geoestadísticos como: Cokriging y Entropía. A continuación, se presenta los documentos más relevantes que han aportado en cumplir el objetivo de nuestra investigación.

### **2.10.2 DOCUMENTOS REVISADOS**

#### **2.10.2.1 A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging**

Esa publicación se realizó por la revista CATENA, a través de la editorial ELSEVIER donde se presenta la investigación efectuada por Oliver & Webster, en el año 2013. Esta investigación tiene como objetivo “Proporcionar una guía para la utilización de geoestadística utilizando softwares computacionales”. Este documento es una guía para utilizar paquetes computacionales de métodos geoestadísticos y evitar producir resultados poco confiables e incluso resultados engañosos debido a la falta de comprensión de los métodos (Oliver et al., 2014).

#### **2.10.2.2 Optimal design of rain gauge network in the middle Yarra river catchment, Australia**

Esa publicación se realizó por la revista *Hydrological Processes*, donde se presenta la investigación efectuada por Adhikary, Yilamaz, & Muttill, en el año 2014 en Australia

y tuvo como objetivo “Diseñar una red óptima de pluviómetros en la cuenca del río Yarra situado en Australia”. Este objetivo se llevó a cabo mediante el posicionamiento óptimo de las estaciones y la reubicación de estaciones redundantes usando un enfoque geoestadístico basado en kriging donde se buscó reducir el error de estimación producido por la interpolación de kriging. Este estudio espera que la red obtenida sea apropiada y proporcione estimaciones de lluvia de alta calidad sobre la cuenca (Adhikary et al., 2015).

### **2.10.2.3 Evaluation of rainfall networks using entropy**

Esa publicación se realizó por la revista *Water Resources Management*, donde se presenta la investigación realizada por Krstanovic & Singh, en el año 1992 en Luisiana, que tuvo como objetivo “Diseñar la red de modo que la variabilidad espacial de la precipitación se muestre de manera óptima, usando Entropía”. Este documento presentó un enfoque basado en la entropía para evaluar redes de lluvia. Este método examinó las dependencias de espacio y tiempo entre las estaciones, para la aplicación de entropía conjunta, obtuvo la incertidumbre de los datos de cada estación y la transinformación para el contenido de información común entre estaciones (Krstanovic et al, 1992).

### **2.10.2.4 Evaluación de diferentes métodos de interpolación para la variable precipitación en el departamento de Calcas – Colombia**

Ese estudio se realizó en la *Universidad de Manizales* en la Facultad de Ciencias e Ingeniería (especialización en sistema de información geográfica) en Manizales - Colombia. Esta investigación fue realizada por Cifuentes, en el año 2016 en la Red Climática de la Federación Nacional de Cafeteros y tuvo como objetivo “Generar superficies de datos de lluvia a escala de tiempo anual para determinar la idoneidad de cuatro métodos de interpolación”. El proyecto utilizó los registros de precipitación diaria provenientes de las estaciones meteorológicas pertenecientes a la Red Climática de la Federación Nacional de Cafeteros de Colombia, y utilizó diferentes

herramientas geoestadísticas para determinar la utilidad de los métodos en eventos climáticos en zonas andinas ecuatoriales (Cifuentes, 2016).

#### **2.10.2.5 Rainfall network design using kriging and entropy**

Esa publicación se realizó por la revista *Hydrological Processes*, donde se presenta la investigación efectuada por Chen, Wei, & Yeh, en el año 2008 en Taiwan. El estudio tuvo como objetivo “Diseñar la red de lluvia de manera que la información obtenida sea eficiente y económica”. El objetivo se llevó a cabo mediante los siguientes parámetros: La distribución espacial de la lluvia está relacionada con factores meteorológicos y topográficos. Una comprensión del clima y la topografía es necesaria para seleccionar las ubicaciones de las estaciones de pluviómetros en la cuenca de captación para obtener la información óptima. Mediante estos criterios se generó red que puede proporcionar información precisa de la lluvia en la captación. Para el diseño se utilizó un método compuesto por kriging y entropía que puede determinar el número óptimo y la distribución espacial de pluviómetro (Chen et al., 2008)

#### **2.10.2.6 Diseño óptimo de redes pluviométricas**

Ese estudio se realizó en la *Universidad de Los Ángeles*, Facultad de Ciencias Forestales y Ambientales en Mérida - Venezuela. Esta investigación fue realizada por Rojas & Mora, en el año 2008 y fue publicada por la *Revista Forestal Venezolana* en el año 2009. Este proyecto tuvo como objetivo “Diseñar una red pluviométrica mediante la determinación del número y ubicación de estaciones para obtener un registro histórico que permita caracterizar el fenómeno de precipitación”. Este documento presenta un enfoque basado en la entropía para evaluar redes de lluvia. El método examina las dependencias de espacio y tiempo entre las estaciones. Aplicando entropía conjunta para obtener la incertidumbre de los datos de cada estación y la transinformación para el contenido de información común entre estaciones, basada en función de distribución normal (Rojas et al., 2009).

## CAPÍTULO 3

### CARACTERIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO

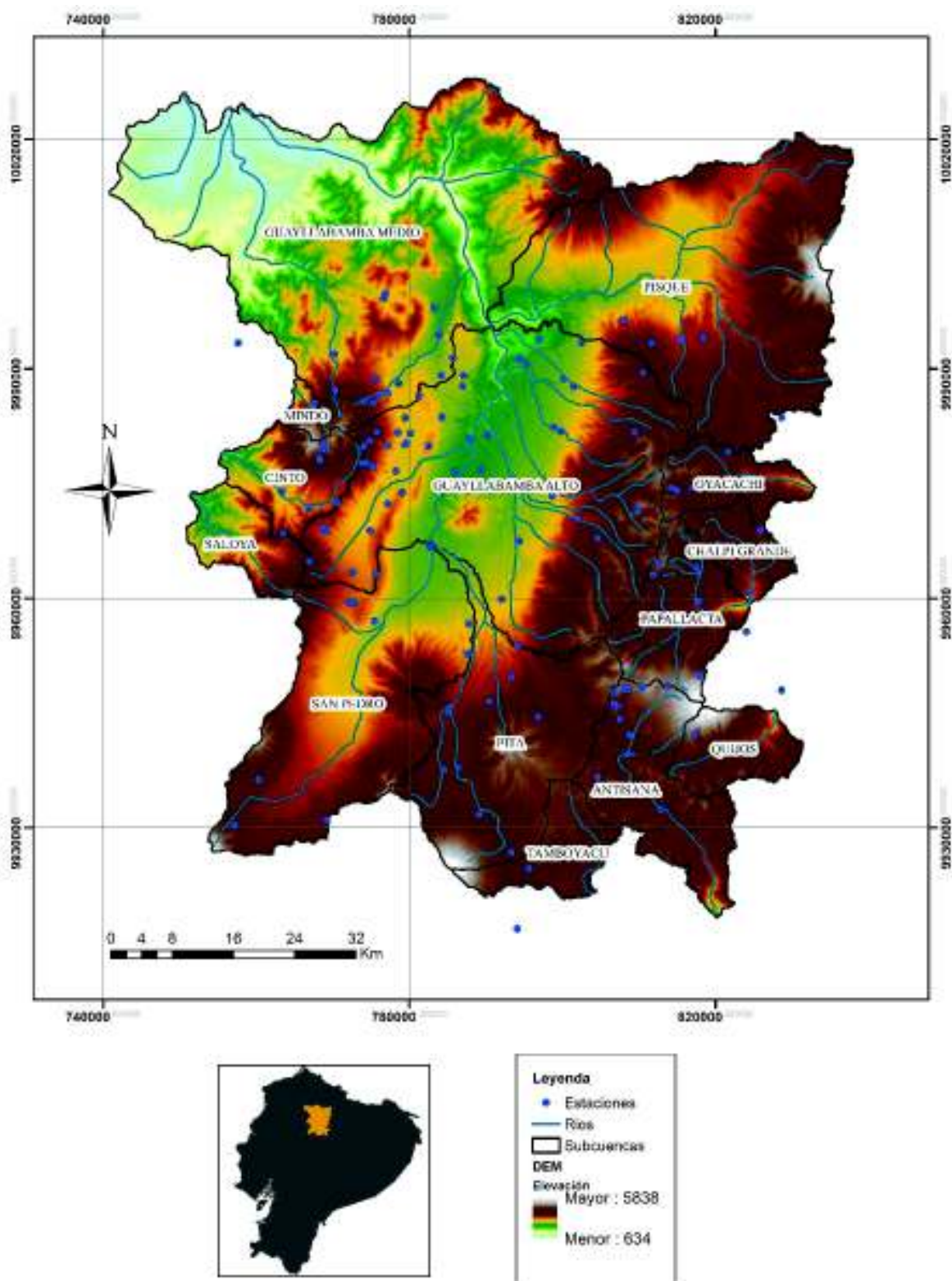
El presente proyecto de titulación toma en cuenta como área de estudio a la cuenca alta del río Guayllabamba donde nacen los ríos Pisque, Pita y San Pedro que luego conforman al río Guayllabamba, además las cuencas altas de los ríos Antisana, Tamboyacu, Chalpi Grande, Oyacachi, Papallacta, Quijos Alto, al lado oriental y en el eje Pichincha – Atacazo. En el lado occidental se entran las cuencas de los ríos Mindo, Cinto y Saloya. La zona de estudio se ubicada en las provincias Pichincha y Napo (FONAG, 2017).

#### 3.1 ÁREA DE ESTUDIO

El área de la cuenca alta del río Guayllabamba abarca 6846,49  $km^2$  y está conformado por 133 estaciones meteorológicas. Se encuentran 72 estaciones a cargo de la Empresa Pública Metropolitana de Agua Potable y Saneamiento (EPMAPS), 16 a cargo del Fondo para la Protección del Agua (FONAG), 26 a cargo del Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI), 12 a cargo de Iniciativa Regional de Monitoreo Hidrológico de Ecosistemas Andinos (IMHEA) y 7 a cargo de Secretaría del Ambiente (SA) (Muñoz et al., 2013).

A continuación, en la Figura 3.1 se presenta la ubicación del área del estudio. En la imagen se muestra como se encuentra delimitada la cuenca y las microcuencas, los ríos que la conforman y las altitudes que presenta y oscilan de 634 – 5838 m.s.n.m.

Figura 3.1. Ubicación de la zona de estudio.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

## 3.2 CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LA CUENCA

Las variables meteorológicas (precipitación, temperatura, evapotranspiración, viento, humedad relativa, heliofanía entre otros) se encuentran sujetos a la morfología, cobertura vegetal, taxonomía, textura y uso del suelo. Estas variables son fundamentales en un estudio hidrológico. Las características generales de la cuenca aportan una primera idea de la naturaleza y comportamiento de la cuenca.

### 3.2.1 POLÍTICO ADMINISTRATIVO

La zona de estudio se encuentra situada en las provincias de Pichincha, Napo, Ibarra y Cotopaxi. En la Tabla 3.1 se presenta los porcentajes que ocupa cada provincia en el área de estudio. El mayor porcentaje de la cuenca está ubicada en la provincia de Pichincha con un 83 % en relación al área total de la cuenca. En la Figura 3.2 se observa la distribución política de las provincias. Este mapa es utilizado posteriormente en la división de las vertientes, las provincias de Pichincha, Imbabura y Cotopaxi pertenece a la vertiente Pacífico y la provincia de Napo pertenece a la vertiente Amazónica.

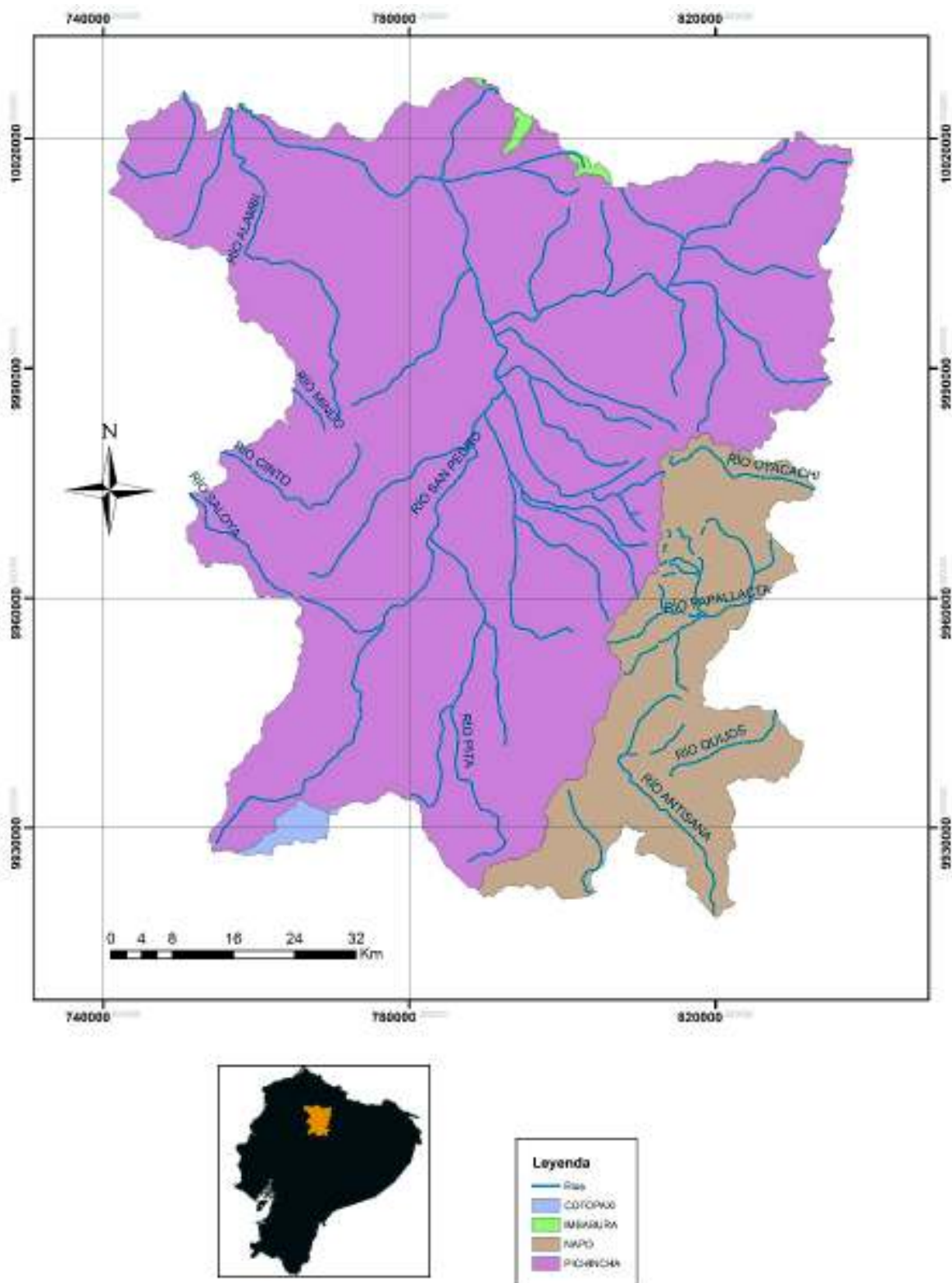
**Tabla 3.1** Área ocupacional provincial de la cuenca

Provincia	Área	
	km <sup>2</sup>	%
Pichincha	5694,9	83,18
Napo	1089,8	15,92
Cotopaxi	39,4	0,58
Imbabura	22,3	0,33

Fuente: (Geofísico, 2012)

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

**Figura 3.2.** Distribución provincial de la cuenca alta y media del río Guayllabamba y sus microcuencas.



Fuente: (Geofísico, 2012)  
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 3.2.2 ESTUDIO DEL TIPO DE SUELO

El tipo de suelo es sumamente relevante en la caracterización de una cuenca, porque influye directamente en el balance hídrico de la misma. A continuación, se describirán los suelos por su taxonomía y textura.

#### 3.2.2.1 TAXONOMÍA

La taxonomía es la ciencia para el proceso de clasificación de suelos en función de parámetros precisos (horizontes y características diagnósticas). La clasificación taxonómica general (Orden) consta de diez clases de suelos que considera los procesos de acuerdo a la presencia o ausencia de criterios morfogenéticos (Orellana, 2015).

**Tabla 3.2** Área de la cuenca y clasificación taxonómica de orden.

Taxonomía	Área	
	Km <sup>2</sup>	%
Alfisoles	0,4	0,01
Cuerpos de agua natural	3,2	0,05
Entisoles	184,7	2,82
Entisoles - inceptisoles	12,6	0,19
Entisoles – molisoles	2,9	0,04
Inceptisoles	3322,1	50,82
Inceptisoles - entisoles	1,6	0,02
Inceptisoles - mollisoles	8,5	0,13
Molisoles	810,6	12,39
Molisoles - inceptisoles	18,1	0,27
Nieve	42,6	0,65
Roca	68,8	1,05
Sin información	1959,1	29,97
Urbano	101,8	1,55

Fuente: (Geofísico, 2012)

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En la Tabla 3.2 muestra que el área de estudio presenta diferentes tipos de suelo. Siendo predominantes suelos de Orden Inceptisoles (50,82%). Los Inceptisoles son suelos jóvenes en evolución (empiezan a mostrar el desarrollo de los horizontes morfogenéticos), caracterizados por suelo de naturaleza volcánica y sedimentaria. Son suelos superficiales a moderadamente profundos de topografía plana a quebrada,



estos suelos son de baja temperatura poseen mal drenaje y predominan en la cordillera de los Andes.

Además, el área de estudio cuenta con suelos de Orden Molisoles (12,39%). Los Molisoles son suelos minerales de superficie oscura, con presencia moderada de contenido orgánico. Estos suelos presentan saturación de base mayor al 50% del tipo arcilloso, haciéndolos aptos para la agricultura (Almeida, 2010).

### **3.2.2.2 TEXTURA**

La textura del suelo indica el contenido relativo de partículas minerales y orgánicas. Las partículas minerales predominan y se clasifican en: grava, arena, arcilla y limo dependiendo de su diámetro. Para determinar la textura del suelo se realiza una clasificación granulométrica en el laboratorio (Almeida, 2010).

La textura del suelo determina la influencia en la escorrentía e infiltración. Por lo general cuando el suelo tiene una textura moderadamente gruesa existe mayor infiltración y en suelos con textura fina presenta mayor escorrentía. Por tanto, el diámetro de la partícula influye en la velocidad de infiltración (Orellana, 2015).

En la Tabla 3.3, se observa que la cuenca posee un suelo con textura media (25,28%) y gruesa (21,73%), lo que indica que la mayor parte de la precipitación podría infiltrarse. Además, la cuenca cuenta con diferentes tipos de textura como se observa en el Anexo 1 MAPA01.

**Tabla 3.3** Área de cuenca que corresponde a la textura de suelo.

Textura	Área	
	Km <sup>2</sup>	%
<b>Gruesa</b>	737,2	21,73
<b>Gruesa, moderadamente gruesa</b>	32,6	0,96
<b>Gruesa, moderadamente gruesa, muy fina</b>	27,0	0,80
<b>Gruesa – media</b>	57,4	1,69
<b>Gruesa - media - muy fina</b>	10,7	0,32
<b>Gruesa – fina</b>	19,2	0,57
<b>Gruesa - fina - muy fina</b>	5,4	0,16
<b>Gruesa - muy fina</b>	65,3	1,93
<b>Moderadamente gruesa</b>	547,3	16,13
<b>Moderadamente gruesa - media</b>	25,4	0,75
<b>Moderadamente gruesa - media - muy fina</b>	48,0	1,42
<b>Moderadamente gruesa - fina</b>	2,9	0,09
<b>Moderadamente gruesa - muy fina</b>	90,2	2,66
<b>Media</b>	857,7	25,28
<b>Media – fina</b>	50,2	1,48
<b>Media - muy fina</b>	8,6	0,25
<b>Fina</b>	130,3	3,84
<b>Cuerpo de agua</b>	3,2	0,09
<b>Nieve</b>	42,5	1,25
<b>Roca</b>	68,7	2,03
<b>Sin información</b>	460,6	13,57
<b>Urbano</b>	101,7	3,00

Fuente: (Geofísico, 2012)

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 3.2.3 COBERTURA VEGETAL

La cobertura vegetal está definida como la capa de vegetación natural que cubre la superficie terrestre. La cobertura influye en las variables hidrometeorológicas, principalmente en la evapotranspiración y escurrimiento superficial. La cobertura es un factor que regula los procesos hidrológicos, donde a la existencia de la misma disminuye la escorrentía y aumenta la infiltración. La vegetación es una barrera que detiene la precipitación, variando su flujo y distribución (FAO, 2000)

**Tabla 3.4** Área de cuenca que corresponde a la cobertura vegetal.

Cobertura vegetal	Área	
	Km <sup>2</sup>	%
Áreas pobladas	205,85	3,01
Bosque cultivo pasto	110,63	1,62
Bosque húmedo	521,49	7,62
Caña de azúcar	106,47	1,56
Chaparro	187,91	2,74
Cultivos de altura	337,77	4,93
Cultivos de zona templada	15,40	0,22
Cultivos pasto	5,42	0,08
Cultivos pasto bosque	696,63	10,17
Depósitos de agua	13,78	0,20
Eriales	325,59	4,76
Glaciales y nieve	11,69	0,17
Huertos	213,26	3,11
Invernaderos	21,38	0,31
Maíz	234,79	3,43
Matorral húmedo	490,28	7,16
Matorral seco	199,14	2,91
Pasto bosque	32,46	0,47
Pasto cultivado	1004,46	14,67
Pasto cultivo	75,83	1,11
Plantaciones forestales	77,42	1,13
Vegetación de paramo	1958,98	28,61

Fuente: (Geofísico, 2012)  
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

De la Tabla 3.4, se denota la cobertura vegetal que existe en la cuenca, la cual influye en la capacidad de infiltración de los suelos por la variedad de su cobertura. La vegetación de paramo (28,61%) es predominante en la zona, ecosistema considerado importante para el almacenamiento y regulación del flujo del agua (FAO, 2000). En el Anexo 1 MAPA02 se encuentra el mapa de cobertura vegetal.

### 3.2.4 USO DEL SUELO

El análisis del uso del suelo es importante para interpretar como actúa la cuenca ante la presencia de la precipitación. Los usos del suelo modifican un terreno natural a un terreno artificial, la presencia o ausencia de cubierta vegetal educa o incrementa las velocidades con que se mueve el agua en la cuenca.

En la Tabla 3.5, se encuentra expresado las áreas y porcentajes del uso del suelo dentro de la cuenca. El mayor porcentaje de uso de suelo es para la conservación y protección (43,47%), seguido del uso agrícola (17,88%), y en porcentajes menores uso pecuario y agropecuario.

**Tabla 3.5** Área de cuenca que corresponde al uso del suelo.

Uso del suelo	Área	
	Km <sup>2</sup>	%
Agrícola	1224,38	17,88
Agrícola - conservación y protección	245,15	3,58
Agropecuario forestal	190,21	2,78
Agropecuario mixto	610,29	8,91
Antrópico	258,85	3,78
Conservación y protección	2976,17	43,47
Cuerpo de agua	13,46	0,20
Forestal	75,33	1,10
Pecuario	672,06	9,82
Pecuario - conservación y protección	237,55	3,47
Tierras improductivas	343,19	5,01

Fuente: (Geofísico, 2012)

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En el Anexo 1 MAPA03 se encuentra el mapa uso de suelo.

### 3.3 CARACTERIZACIÓN FÍSICO – GEOGRÁFICA

El cálculo de las características físicas – geográficas de las unidades hidrológicas pertenecientes a la zona de estudio se encuentran al final del capítulo.

Las características físicas son factores que se consideran para determinar las variaciones que los regímenes hidrológicos tienen en el espacio. Estos parámetros

permiten obtener una descripción general de las cuencas. Adicionalmente estas características generan parámetros para establecer la densidad de las redes hidrográficas.

### 3.3.1 DESCRIPCIÓN DE LAS CARACTERÍSTICAS

**Área de drenaje:** Es la proyección horizontal del área total de la cuenca hidrográfica, e incluye la divisoria topográfica. Esta área se mide en km<sup>2</sup> o ha. Revisar Tabla 3.7 para observar los resultados de las microcuencas.

**Perímetro:** Es la distancia del contorno exterior de la cuenca, depende de la superficie y forma que tenga la cuenca. Se mide siguiendo el límite de la divisoria de aguas. El perímetro tiene como unidad de medida km. Revisar Tabla 3.7 para observar los resultados de las microcuencas.

**Parámetros de forma:** Son características relacionadas directamente con el tiempo de concentración (tiempo que tarda el agua en llegar al punto más bajo de la cuenca).

Los índices para representar estas características son:

**Índice de Gravelius o coeficiente de compacidad (Kc):** es la relación del perímetro con una longitud equivalente a una cuenca teórica circular con igual área y se encuentra expresada por:

$$K_c = 0,282 \frac{P}{A^{1/2}} \quad (3.1)$$

Dónde:

Kc: Coeficiente de compacidad

P: perímetro de la cuenca (km)

A: área de drenaje de la cuenca (km<sup>2</sup>)

El valor obtenido de coeficiente representa la irregularidad de la cuenca, por tanto, a mayor irregularidad mayor será el coeficiente de compacidad. Una cuenca con Kc mínimo igual a 1 es una cuenca circular.

**Factor de forma (Kf):** es la relación entre el área de la cuenca y el cuadrado de la longitud axial (distancia entre la cabecera y la desembocadura del cauce principal) y se encuentra expresada por:

$$Kf = \frac{A}{L^2} \quad (3.2)$$

Dónde:

L: longitud del cauce principal (km)

A: área de drenaje de la cuenca (km<sup>2</sup>)

El valor obtenido de coeficiente representa las crecientes a las que se encuentran sujeta la cuenca. Representando una cuenca de forma redonda a oval redonda valores de Kf entre 1 y 1.25; a una cuenca oval redonda a oval oblonda valores de Kf entre 1.25 y 1.5; y una forma Oblonda a rectangular oblonda valores entre 1.5 y 1.75.

Revisar Tabla 3.7 para observar los resultados de las microcuencas.

**Parámetros de drenaje:** El sistema de drenaje o red hidrográfica superficial es un drenaje natural que está constituido por el río principal y sus afluentes.

- *Densidad de drenaje:* Está definida por la relación entre la longitud de corrientes de agua en la cuenca para el área total (Figura 3.3).

$$Dd = \frac{L_t}{A} \quad (3.3)$$

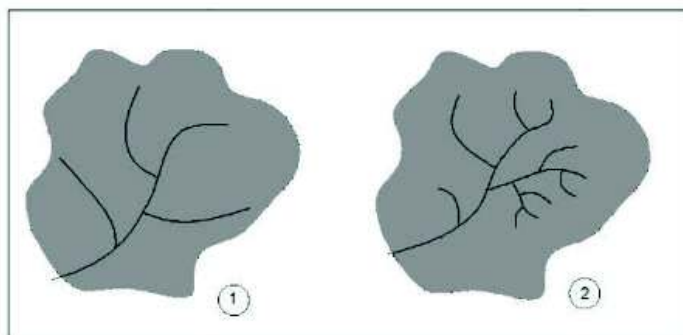
Dónde:

L<sub>t</sub>: longitud total de las corrientes de agua (km)

A: área de drenaje de la cuenca (km<sup>2</sup>)

Revisar Tabla 3.7 para observar los resultados de las microcuencas.

**Figura 3.3.** Densidad de drenaje.



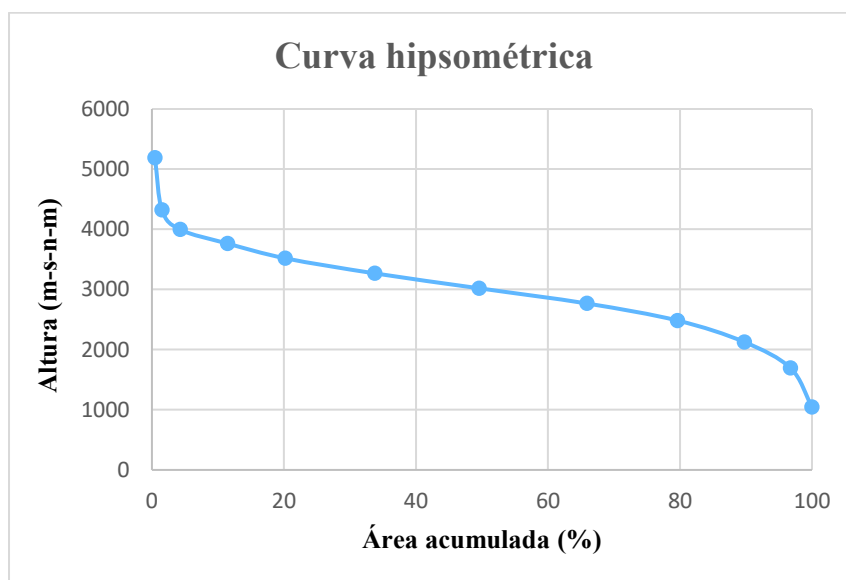
Fuente: (Instructivo de procesamiento de información Hidrometeorológica, 2010).

### Parámetros del relieve

Son parámetros que tienen influencia sobre la red de drenaje, por tanto, a mayor pendiente menor sería la duración de la concentración de las aguas de escorrentía en la red.

- **Curva hipsométrica:** permite representar gráficamente la variación de la elevación de la superficie de la cuenca. Esta curva define a la cuenca como una característica fisiográfica. La curva se obtiene mediante la relación de la cota y el porcentaje del área entre curvas de nivel en porcentaje. En la figura 3.4. se expresa la curva hipsométrica de la cuenca alta y media del río Guayllabamba. En el Anexo 2 TAB01 se encuentra el ejemplo del cálculo de la curva hipsométrica.

**Figura 3.4.** Ejemplo de la curva hipsométrica de la cuenca.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

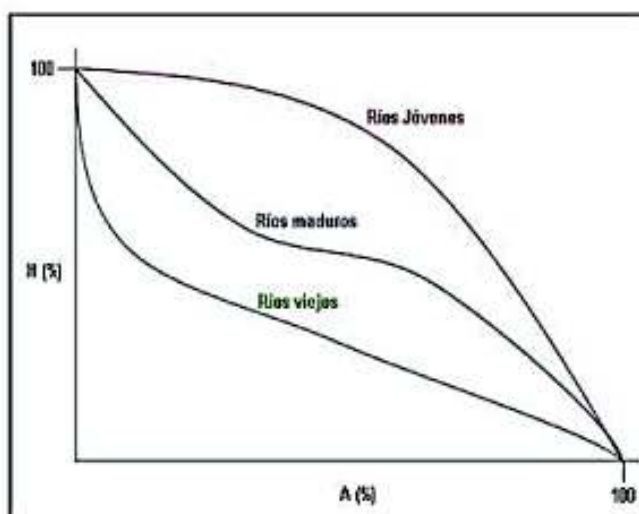
**Tabla 3.6** Descripción de la hipsometría según la edad del río.

	EDAD DEL RÍO	DESCRIPCIÓN
1	Río joven	Gran Potencia erosivo
2	Río maduro	Estado de equilibrio
3	Río viejo	Sedimentarios

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En la Tabla 3.6 y la figura 3.5 se presenta los ejemplos generales de la curva hipsométrica según la edad del río. La curva depende de las características fisiográficas de la cuenca estudiadas anteriormente.

**Figura 3.5.** Hipsométricas según la edad del río.



Fuente: (Instructivo de procesamiento de información Hidrometeorológica, 2010)

- **Pendiente media de la cuenca ( $S_c$ ):** Es el ponderado de las pendientes ubicadas en el interior del límite de la cuenca. Esta pendiente representa una característica de relieve que controla en parte a la velocidad de escorrentía superficial, además del tiempo que la lluvia tarda en concentrarse en los lechos fluviales que aportan en la red de drenaje. Se encuentra expresado en %.

$$S_c = \frac{D*LL}{A} \quad (3.4)$$

Dónde:



*D: diferencia de cotas promedio entre las curvas de nivel (km)*

*LL: longitud total de las curvas de nivel (km)*

*A: area total cuenca (km<sup>2</sup>)*

### **Pendientes del cauce principal**

La pendiente correspondiente al cauce principal es un importante indicador del grado de respuesta de una cuenca a una tormenta. La pendiente influye en la velocidad de escurrimiento, por tanto, a mayor pendiente mayor velocidad de infiltración. Existen dos tipos de pendientes y son determinadas a continuación:

- *Pendiente media (S<sub>1</sub>)*

La pendiente media está definida por la relación entre el desnivel existente entre los extremos y la longitud medida del cauce.

$$S_1 = \frac{h_1 - h_0}{L_1 - L_0} \quad (3.5)$$

Dónde,

*h<sub>1</sub>, punto más alto del perfil del río*

*h<sub>0</sub>, punto más bajo del perfil del río*

*L<sub>1</sub>, longitud final a lo largo del eje del río*

*L<sub>0</sub>, longitud inicial a lo largo del eje del río*

- *Pendiente media ponderada (S<sub>2</sub>)*

Para la determinación de la pendiente media ponderada es necesario trazar una línea, de tal manera que el área se encuentre comprendida entre esa línea y los ejes coordenados sean iguales a la comprendida entre la curva del perfil del río.

$$S_2 = \frac{h_2 - h_0}{L_1 - L_0} \quad (3.6)$$

Dónde,

*h<sub>2</sub>, punto para obtener un triángulo*

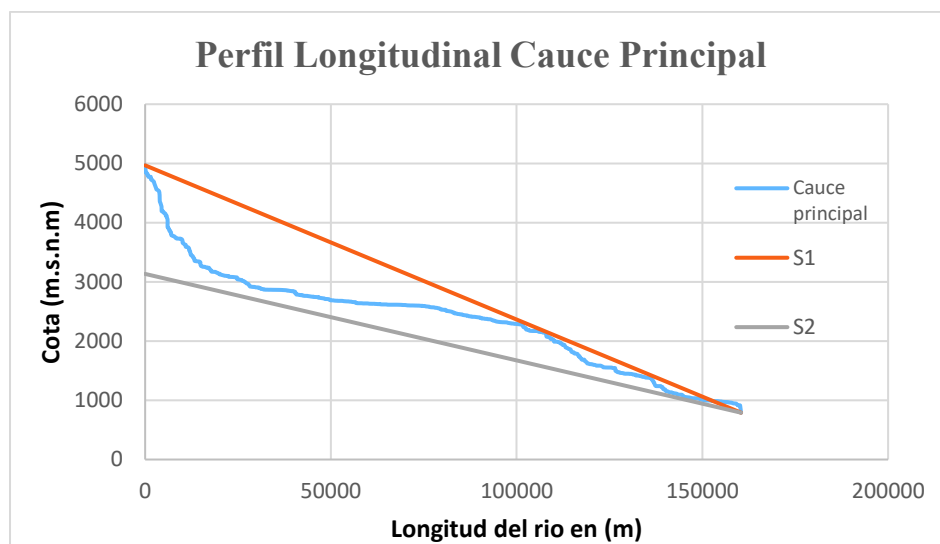
*(el área es igual al área bajo el perfil del río)*

- $h_0$ , punto más bajo del perfil del río  
 $L_1$ , longitud final a lo largo del eje del río  
 $L_0$ , longitud inicial a lo largo del eje del río

Como se muestra en la Figura 3.6, se presenta las pendientes de la corriente principal y el perfil longitudinal del cauce principal.

Revisar Tabla 3.7 para observar los resultados de las microcuencas.

**Figura 3.6.** Pendientes  $s_1$  y  $s_2$  de la corriente principal



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En la Tabla 3.7 se muestra las características de la cuenca alta y media de río Guayllabamba y sus microcuencas, denominadas como unidades hidrológicas.

**Tabla 3.7** Características físico – geográfica de las unidades hídricas

Subcuenca	Área	Perímetro	Longitud del río principal (L)	Cota máxima	Cota mínima	Longitud total de afluentes	Ancho máximo (l)	Coefficiente de forma	Coef. de compacidad (Kc)	Índice de alargamiento	Densidad de drenaje (Dd)	Constante de estabilidad del río (C)	Elevación media	Posición y Orientación
GUAYLLABAMBA MEDIO	1582,5	221,2	65,3	4632	634	77737	40,681	0,37	1,57	1,61	0,05	20,36	2633	Este-Oeste
PISQUE	1135,6	1883,8	52,217	5784	1839	73650	38,658	0,42	15,76	1,35	0,06	15,42	3811,5	Este-Oeste
MINDO	30,8	25,4	8,66	4595	2474	9552	6,335	0,41	1,29	1,37	0,31	3,22	3534,5	Este-Oeste
CINTO	171,0	63,8	18,405	4665	1948	31362	16,279	0,50	1,36	1,13	0,18	5,45	3308,5	Este-Oeste
SALOYA	136,8	57,9	19,359	4406	1935	22015	11,395	0,36	1,40	1,70	0,16	6,21	3170,5	Este-Oeste
GUAYLLABAMBA ALTO	1355,0	197,0	53,995	4478	1839	58719	45,954	0,46	1,51	1,17	0,04	23,08	3158,5	Este-Oeste
OYACACHI	140,0	68,5	20,229	4455	2785	25108	10,036	0,34	1,63	2,02	0,18	5,58	3620	Este-Oeste
CHALPI GRANDE	102,0	51,4	14,875	4272	2745	9043	8,039	0,46	1,44	1,85	0,19	5,35	3508,5	Este-Oeste
PAPALLACTA	244,9	79,5	24,5	5693	2745	22685	19,513	0,41	1,43	1,26	0,09	10,79	4219	Este-Oeste
SAN PEDRO	751,2	148,4	49,096	5092	2444	90847	27,712	0,31	1,53	1,77	0,08	12,35	3768	Este-Oeste
PITA	596,0	152,0	36,253	5838	2444	58717	24,962	0,45	1,77	1,46	0,10	9,98	4141	Este-Oeste
TAMBOYACU	140,2	72,5	21,795	5713	3527	22841	15,989	0,30	1,73	1,36	0,16	6,19	4620	Este-Oeste
ANTISANA	327,2	109,8	53,536	5690	2343	43642	14,666	0,11	1,71	3,65	0,13	7,50	4016,5	Este-Oeste
QUIJOS	143,6	52,7	18,264	5596	2739	9691	11,02	0,43	1,24	1,66	0,14	7,29	4167,5	Este-Oeste

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

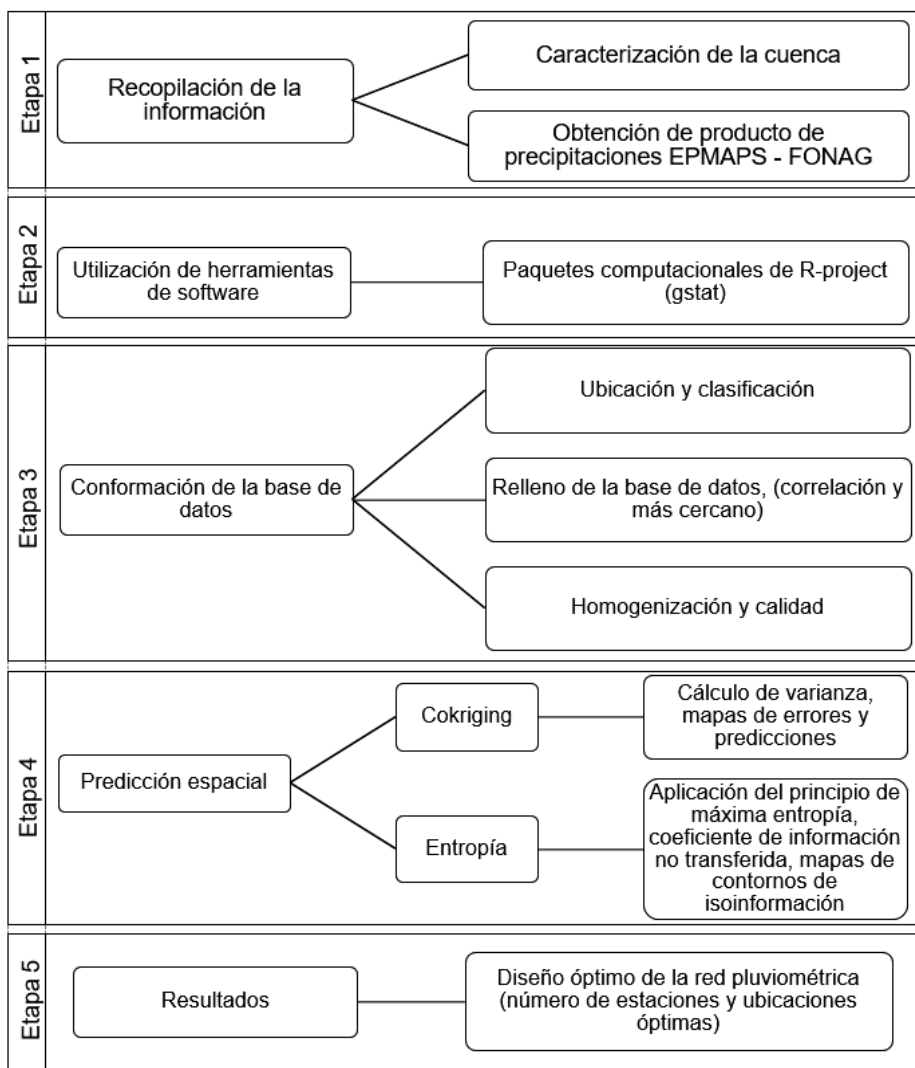
## CAPÍTULO 4

### METODOLOGÍA

#### 4.1 PLAN DE TRABAJO

El plan trabajo detalla las actividades realizadas en este proyecto y se presentan en la Figura 4.1. En esta imagen se muestra las actividades y etapas efectuadas para obtener el diseño óptimo de la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba.

**Figura 4.1.** Plan de trabajo



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

## 4.2 CONFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS

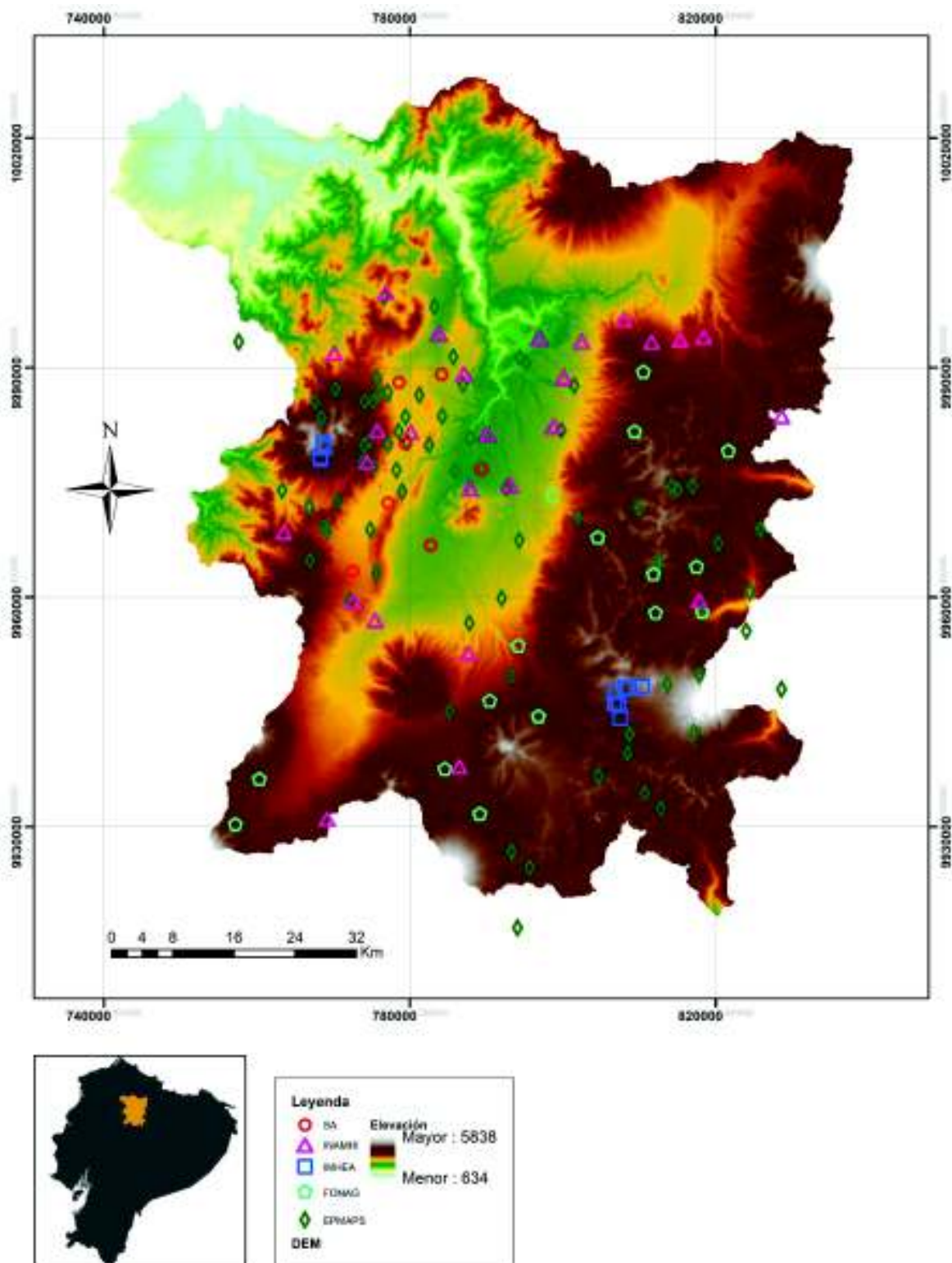
La conformación de la base de datos se realizó a través de un análisis de la red actual y se examinó los registros de precipitación mensual proveniente de 133 estaciones pluviométricas presentes en la cuenca. Los datos de precipitación corresponden a los últimos 16 años de observación (2001-2016). Se utilizó una variable auxiliar “altitud” necesaria para la aplicación del método Cokriging. Los datos de altitud proporcionados por un modelo digital de terreno (DEM) de 90 x 90m.

En la figura 4.2, se presenta la ubicación de las estaciones pluviométricas y la entidad a las que pertenecen (instituciones encargadas de su operación y mantenimiento). La figura muestra las estaciones delimitadas en la cuenca alta del río Guayllabamba y sus microcuencas. La Tabla 4.1, detalla la cantidad y porcentaje de estaciones (con respecto a la red actual) pertenecientes a las diferentes entidades. En el Anexo 2 TAB02 se muestra la información de las 133 estaciones (código, nombre de la estación, información climatológica e institución a las que pertenecen).

**Tabla 4.1** Porcentajes de estaciones pertenecientes a las diferentes entidades.

Institución	No. Estaciones	Porcentaje
<b>EPMAPS</b>	72	54.14
<b>FONAG</b>	16	12.03
<b>IMHEA</b>	12	9.02
<b>INAMHI</b>	26	19.55
<b>SA</b>	7	5.26
<b>Total</b>	133	100.00

**Figura 4.2.** Estaciones pluviométricas de la cuenca alta y media del río Guayllabamba y sus microcuencas.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 4.2.1 CLASIFICACIÓN DE ESTACIONES

Para realizar el relleno de información se analizó la cantidad de datos y la existencia de vacíos. A partir de este análisis se descartó estaciones por falta de información. El estudio se realizó mediante una clasificación de estaciones según la cantidad de información disponible. Para la categorización se utilizó el siguiente criterio:

**Tabla 4.2** Clasificación de estaciones según datos.

Clase	Denominada	Años de registro de datos
A	Estación Base	$x > 20$ años.
B	Estación de apoyo	$10 < x < 20$ años.
C	Estación de referencia	$5 < x < 10$ años.
D	Estación descartable	$x < 5$ años.

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

Mediante los parámetros indicados en la Tabla 4.2, se clasificó las estaciones pluviométricas y se presentó las estaciones clasificadas en la Figura 4.3. El análisis tomó en cuenta toda la base de datos, también es importante mencionar que el porcentaje de vacíos se calculó en función a los años de registro según la clasificación de cada estación y no al periodo tomado.

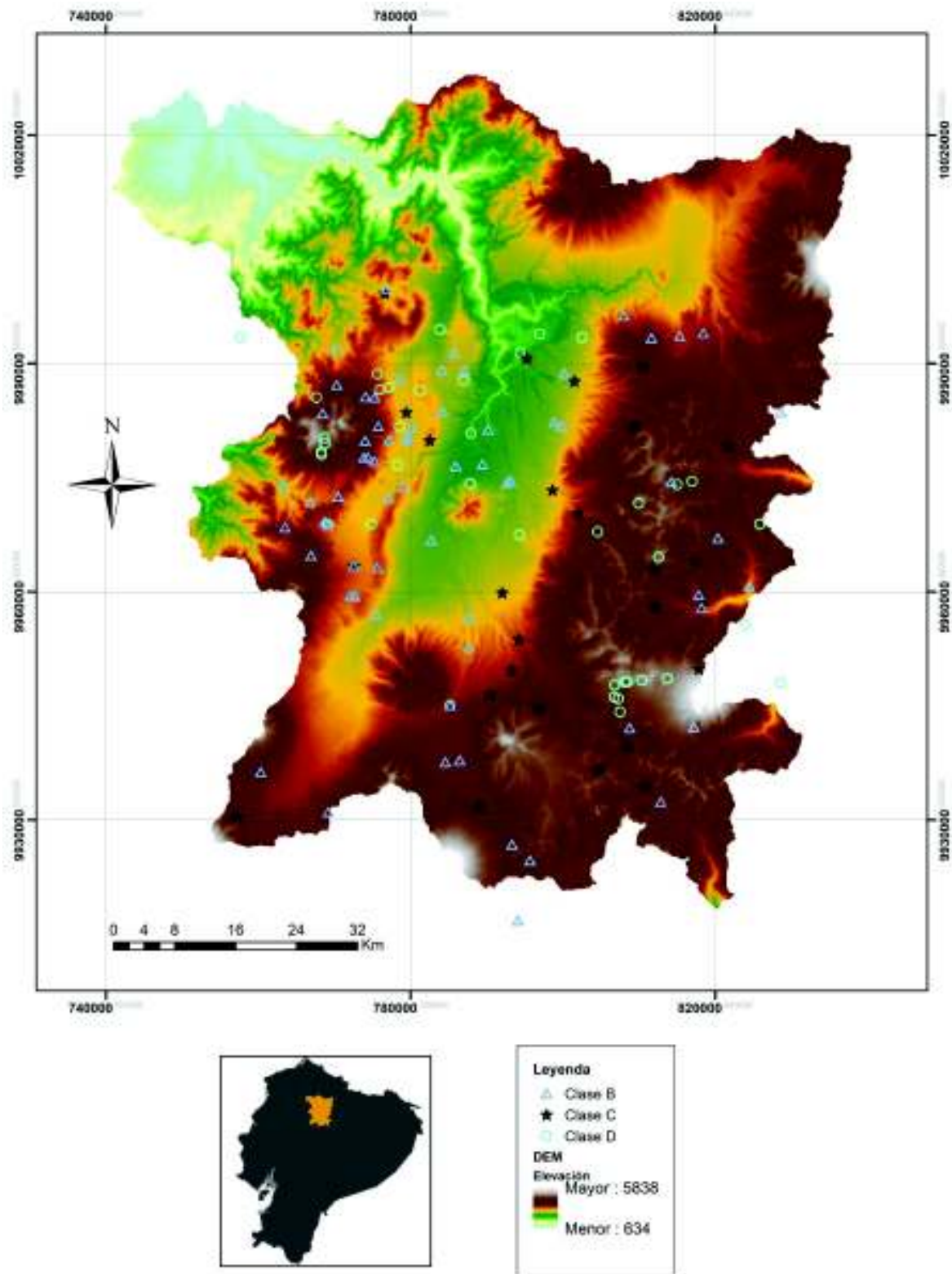
En la Tabla 4.3 se presenta el número y porcentaje de estaciones que pertenecen a las diferentes clases. Esta tabla muestra que la red no presenta estaciones clase A, la red está constituida por estaciones de clase B (casi el 50 %), estaciones de clase C (19,55%) y de clase D (30,83%). Para mayor información la clasificación de la red actual de las 133 estaciones de la cuenca alta del río Guayllabamba se presenta en el Anexo 2 TAB03.

**Tabla 4.3** Porcentajes de la clasificación de la red actual

Clase	No. Estaciones	%
A	0	0.00
B	66	49.62
C	26	19.55
D	41	30.83
<b>Total</b>	133	100.00

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

Figura 4.3. Ubicación de las estaciones pluviométricas.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

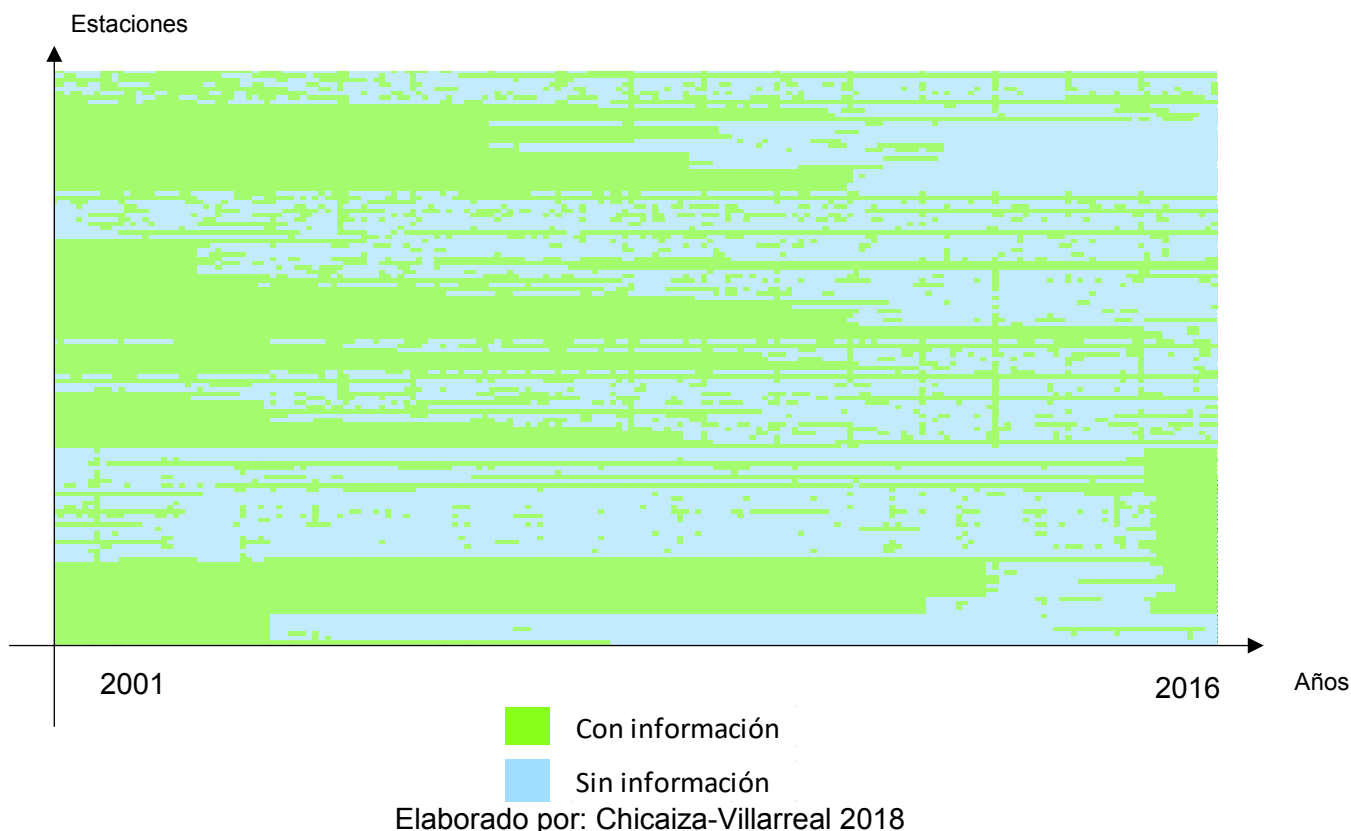


#### 4.2.2 ESTADÍSTICA DE INFORMACIÓN DE PRECIPITACIÓN

La información disponible presentada del producto de precipitación de la EPMAPS a nivel mensual, se representó en un gráfico demostrativo que evidencia la cantidad de información disponible para la conformación de la base de datos (Figura 4.4). En dicha figura se observa en color verde los meses con información y con color celeste se observa los meses sin información, debido a la gran cantidad de información la figura cumple fines demostrativos.

En la Tabla 4.4 se presenta la información estadística de la red actual (número de datos disponibles, vacíos y sus porcentajes) y se evidencia que existe menos del 50% de la información. En el Anexo 2 TAB04 se encuentra la información estadística de las 133 estaciones (periodo, datos disponibles y faltantes, porcentaje de vacíos, valor máximo, mínimo y medio).

**Figura 4.4.** Representación de la información disponible.



**Tabla 4.4** Información estadística red actual.

	N° datos	%
<b>Vacíos</b>	12776	50.03
<b>Llenos</b>	12760	49.97
<b>Total</b>	25536	100.00

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

#### 4.2.3 ESTACIONES SELECCIONADAS

Se debe analizar los registros de las estaciones pluviométricas existentes de la red actual de la cuenca alta del río Guayllabamba, se asume las normas y reglas hidrológicas de la Organización Mundial de Meteorología (OMM). La guía expresa que las estaciones de clase D (registros con menos de 5 años) no contienen la suficiente información para ser rellenadas. Por lo tanto, estas estaciones no serán tomadas en cuenta en análisis.

#### 4.2.4 RELLENO DE INFORMACIÓN

Para la conformación de la base de datos se escogió estaciones de apoyo tipo B (estaciones con registros entre 10 a 20 años) y estaciones de referencia tipo C (estaciones con registros entre 5 a 10 años). Por lo tanto, la información presentó vacíos siendo necesario realizar un relleno datos faltantes.

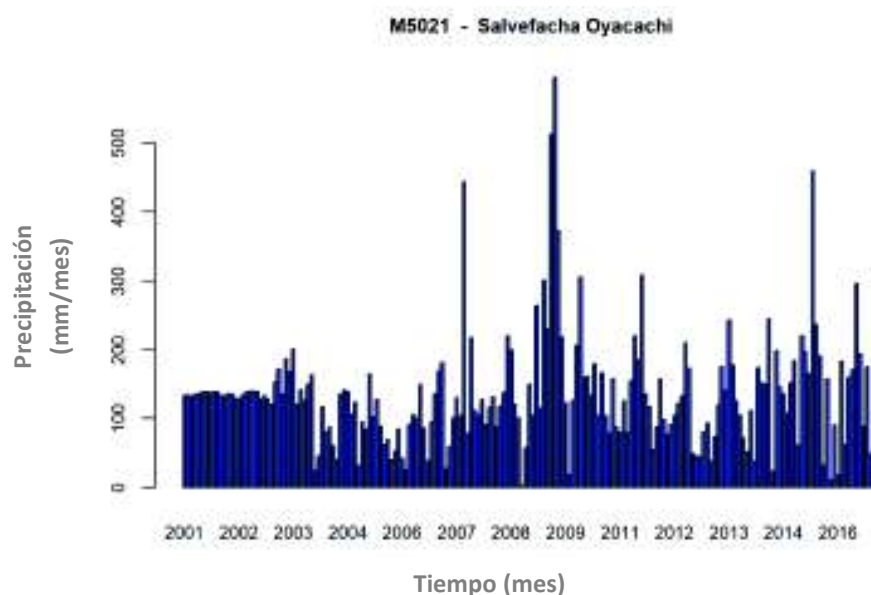
El relleno de datos se realizó a través de regresión lineal entre estaciones con un alto coeficiente de determinación y una regresión lineal entre estaciones cercanas. Este método define el grado de dependencia entre dos variables. Donde se tomó como mínimo a un coeficiente de determinación de  $R^2 > 0.7$ . El análisis se realiza para un mismo periodo de tiempo y entre estaciones que contenga información.

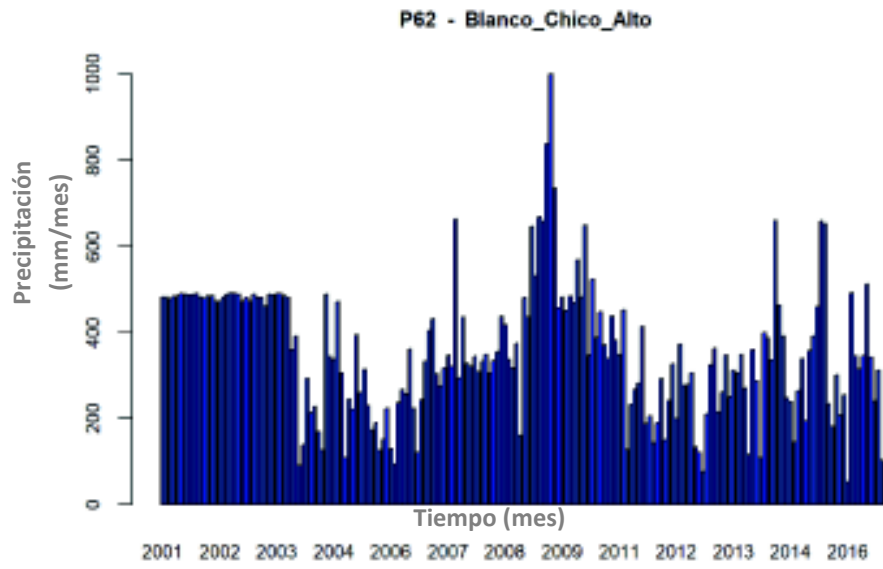
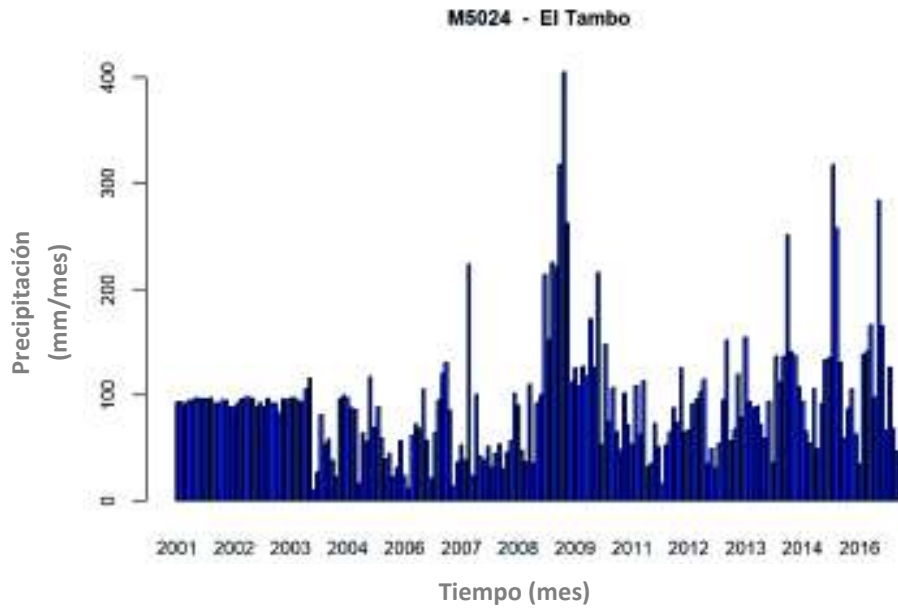
La programación se ejecutó de tal manera que evite modificar la base de datos real (coeficiente de correlación con estaciones rellenadas). Sin embargo, después de aplicar el relleno mediante la regresión lineal, todavía prevaleció la existencia de estaciones con vacíos, debido a que todas las estaciones presentaban vacíos en sus

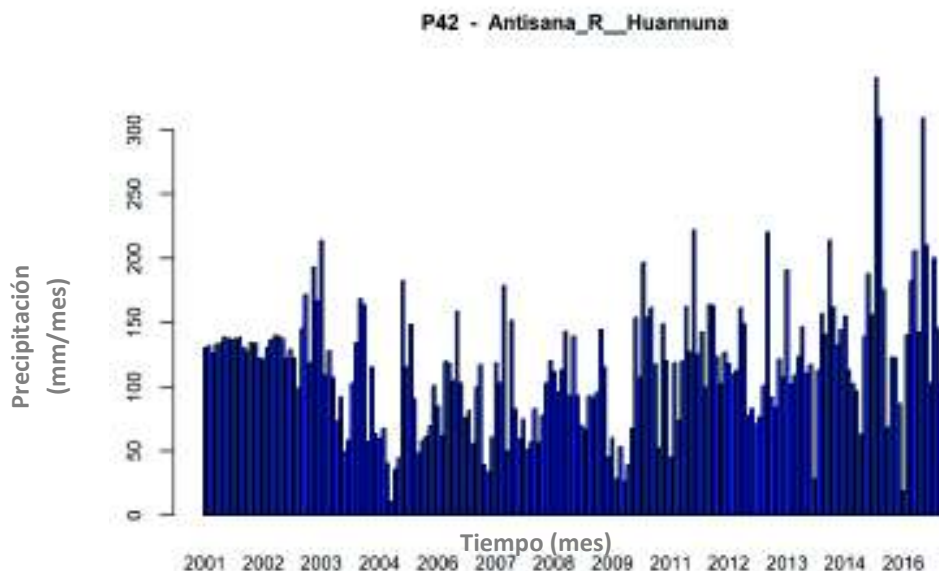
registros en la misma distribución temporal. Para solucionar este problema diversos autores proponen el uso de métodos como el vector regional (Serrano, 2010) o regresión lineal (OMM, 2010). El relleno fue realizado con el método de regresión lineal entre las estaciones que presentan características climatológicas y elevación similar (por su facilidad matemática y computacional), generando una línea de tendencia entre las estaciones y aplicando el relleno de información.

En la Figura 4.5 se presenta un ejemplo de cuatro estaciones escogidas aleatoriamente de un grupo de 25 estaciones donde se observa un relleno de datos mal efectuado por presencia de tendencia lineal en los años 2001 y 2002 en la distribución temporal de la precipitación. Al analizar la base de datos se determinó que existe una falta de correlación entre estaciones debido a la poca información en esos años.

**Figura 4.5.** Ejemplo, valores mensuales de precipitación







Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

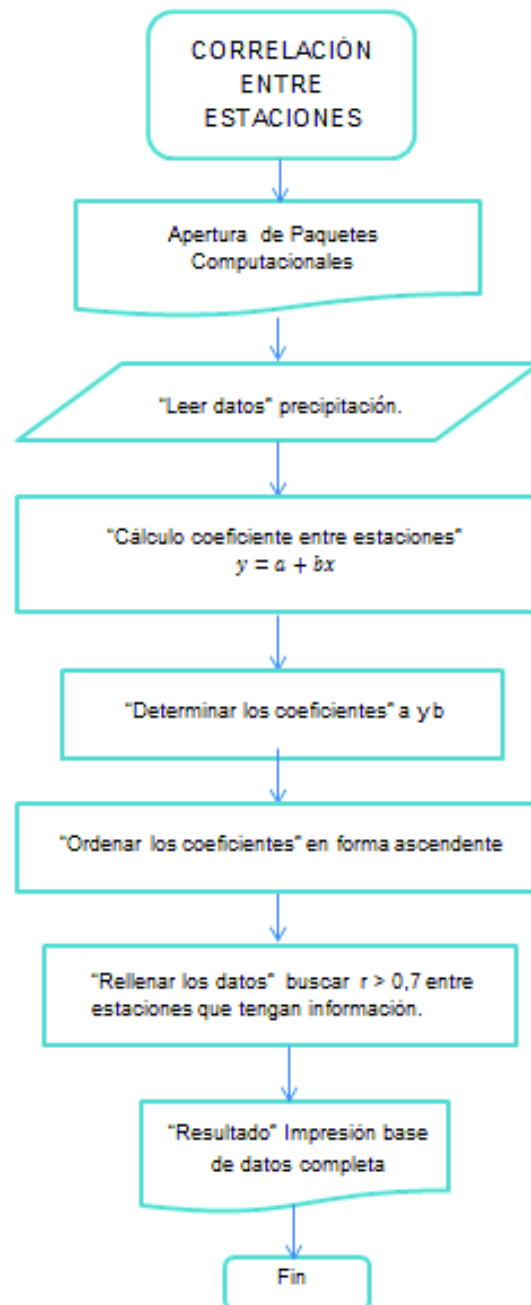
Para evitar la presencia de tendencias lineales en la serie de datos y no eliminar 25 estaciones que muestren este problema, se decidió eliminar del periodo de estudio 2001 – 2016 los años 2001 y 2002. A partir de este análisis se rellenó los datos faltantes del periodo 2003-2016. Y mediante los gráficos de distribución temporal de precipitación mensual, se determinó la presencia de estacionariedad de las 91 estaciones.

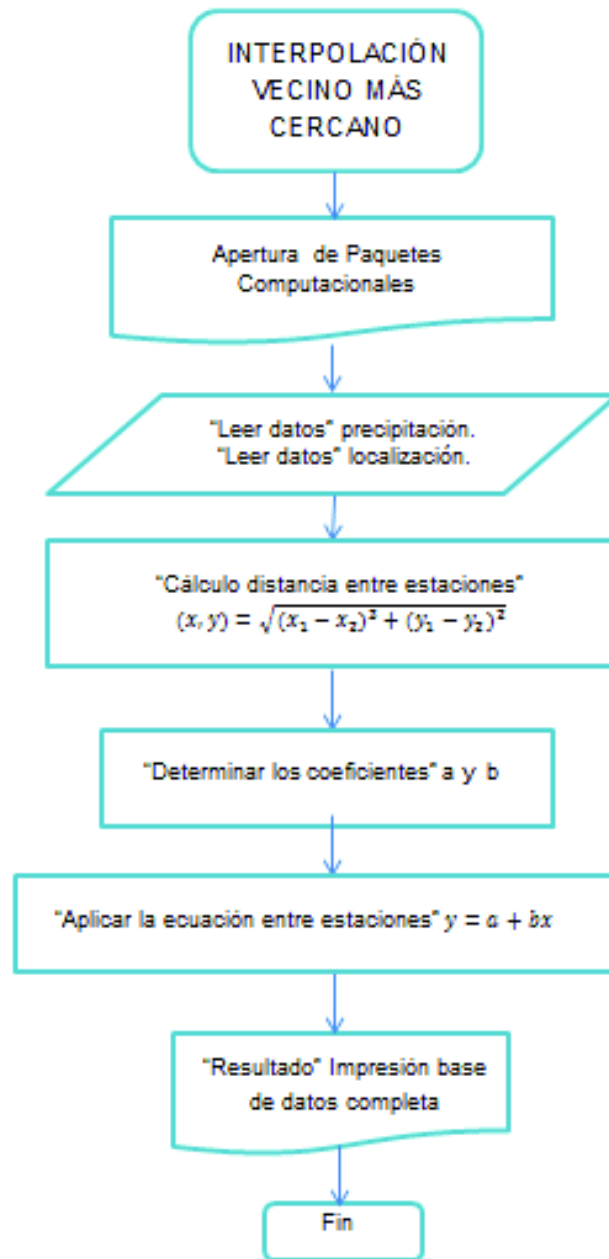
### **Diagrama de Flujo Conceptual “Coeficiente de Correlación”**

A continuación, se presenta los diagramas de flujo conceptual. Este esquema representa las operaciones realizadas para el relleno de datos con el método de interpolación Coeficiente de Correlación y el método de interpolación del vecino más cercano respectivamente.

La codificación generada del “Coeficiente de Correlación” se encuentra adjunto en el Anexo 3 COD01.

La codificación generada del “Vecino más Cercano” se encuentra en el adjunto en adjunto en Anexo 3 COD02.





#### **4.2.5 ANÁLISIS DE CONFIABILIDAD DE INFORMACIÓN**

El análisis de confiabilidad de información se efectúa posterior al relleno de datos para garantizar que la información sea adecuada. Con esta base de datos se puede aplicar los diferentes métodos para optimizar la red pluviométrica. Además, se efectuó un examen preliminar para determinar la calidad de la información. Se utilizó dos parámetros para el análisis de confiabilidad: la verificación de homogeneidad de datos de las estaciones y el control de calidad por cuartiles (detectar e identificar valores atípicos leves y extremos).

##### **4.2.5.1 Homogenización de Información**

Del análisis de confiabilidad visto en el apartado 2.1 donde se trataron diferentes métodos de homogenización, Easterling (1992) realizó una comparación exhaustiva entre diferentes métodos que identifican y ajustan discontinuidades que fueron sometidas a prueba con series no homogéneas y con series con discontinuidades. Los métodos analizados fueron SNHT, de regresión y doble masa. Se observó que los métodos podían encontrar discontinuidad cuando estas son grandes. Sin embargo, la confiabilidad decrece en pequeñas discontinuidades (menores a la desviación de la información), A partir de este análisis se comprobó que la prueba SNHT presentó los mejores resultados al fichar cambios únicos de la serie de datos (Easterling et al., 1992).

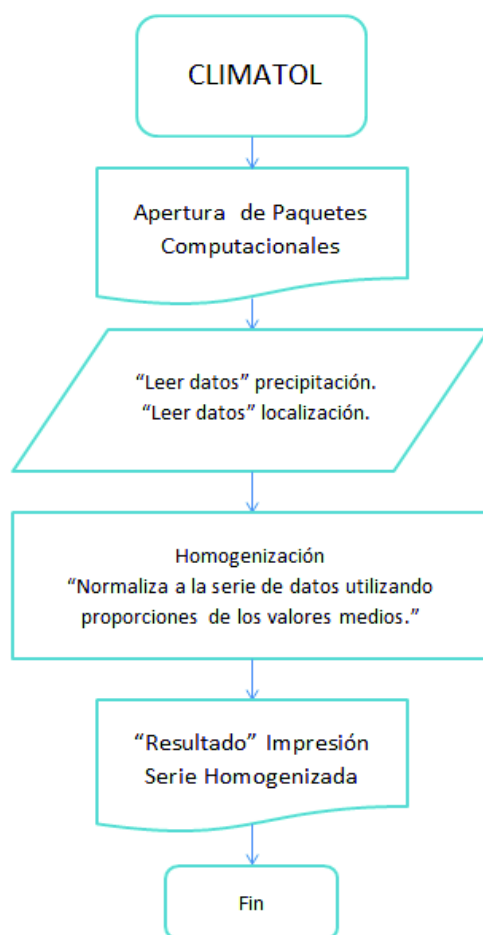
A partir de este estudio, se escogió como método de homogenización de las series temporales de precipitación al SNHT. Donde se homogeniza la serie climatológica con el paquete computacional Climatol, a través del software estadístico de acceso libre R-Project. Este paquete nos permite encontrar una tendencia histórica de precipitación. Mejora la calidad de los registros que presentan cambios bruscos por causas no relacionadas con el clima. Además, se debe ingresar como dato a las ubicaciones de las estaciones (información base). Climatol crea grupo de estaciones cercanas entre sí para homogenizar las series a partir de estos grupos. Este paquete homogeniza series de datos mensuales o diarios (De Luque, 2011).



### Diagrama de flujo conceptual “homogenización de información”

El diagrama de flujo conceptual representa la secuencia que realiza el paquete computacional CLIMATOL para la homogenización de la base de datos, Este paquete genera un fichero resumen con todos los procesos realizados. CLIMATOL utiliza el método de proporciones de valores medios debido a la existencia de ceros naturales en el registro de las series.

La codificación generada de “Climatol” se encuentra en el Anexo 3 COD03



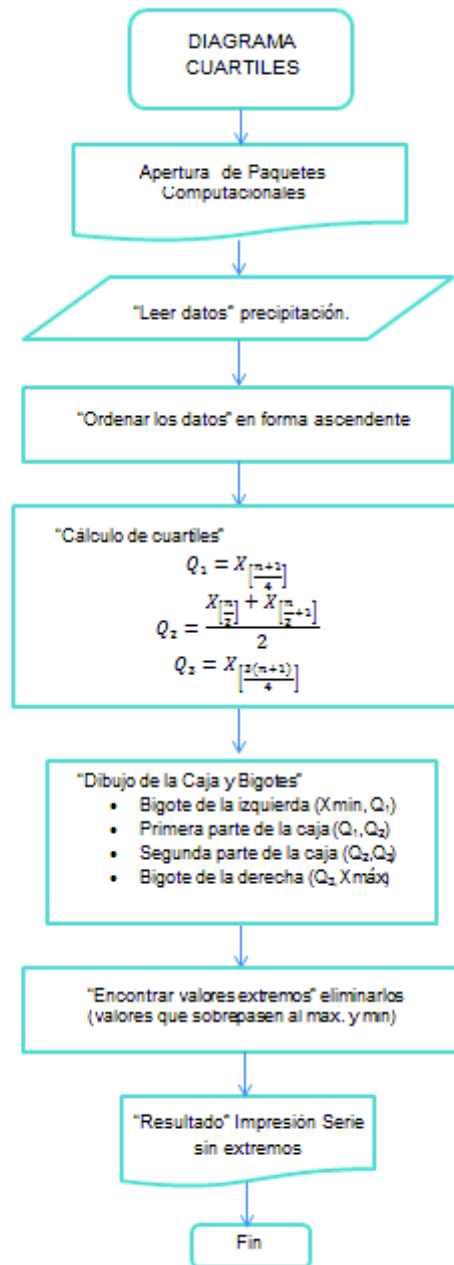
#### **4.2.5.2 CONTROL DE CALIDAD DE INFORMACIÓN**

En base a las recomendaciones para el relleno de datos, se ejecuta un control de calidad de las series. Donde se aplicó el diagrama de caja y bigotes basado en cuartiles. Este método permite visualizar la distribución de los datos, suministrar información (valores mínimos y máximos) y determinar la existencia de valores atípicos. Estos valores son eliminados directamente de la serie debido a que provocan una mayor desviación estándar (asimetría de la distribución).

#### **DIAGRAMA DE FLUJO “CONTROL DE CALIDAD”**

En el presente diagrama de flujo se expresa las actividades a desarrollarse para determinar los valores atípicos.

La codificación generada de “Diagrama de Caja – Bigotes” se encuentra en el Anexo 3 COD04



### 4.3 COKRIGING

La aplicación de Cokriging al diseño de red tiene dos objetivos: minimizar la incertidumbre de la estimación global y eliminar los máximos locales de incertidumbre. Los resultados obtenidos mediante los mapas de error de Cokriging permiten disminuir la varianza de las estimaciones local a través de eliminación de estaciones redundantes e implantación de nuevos puntos de observación.

El marco de la metodología utilizada por Cokriging se encuentra descrito a continuación:

### **4.3.1 PREPARACIÓN Y TRANSFORMACIÓN DE DATOS**

Para la aplicación del método de Cokriging se preparó la base de datos mediante la realización de un análisis exploratorio y una prueba de normalidad de los datos observados en las 91 estaciones seleccionadas. Las técnicas se describen a continuación.

#### **4.3.1.1 ANÁLISIS EXPLORATORIO**

El análisis exploratorio es una técnica de localización y eliminación de valores atípicos. Este análisis se realizó en el subcapítulo 4.2 en el control de calidad de información, donde en base al método de caja de bigotes con cuartiles se identifica los valores atípicos.

#### **4.3.1.1 PRUEBA DE NORMALIDAD**

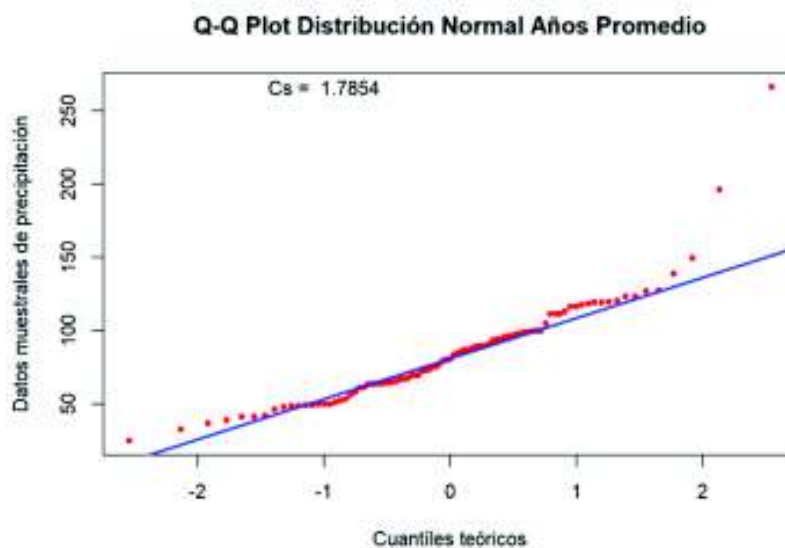
El enfoque geoestadístico basado en Cokriging requiere una distribución normal de los datos. Debido a que Kriging supone que los datos provienen de un proceso estacionario / estocástico. Cokriging es un estimador óptimo si los datos cumplen con una distribución normal. Por tanto, se procedió a realizar una prueba directa para verificar la normalidad. La prueba se efectuó a través del examen visual de Cuantil - Cuantil (Q – Q) plot y cálculo de coeficientes de asimetría. Este análisis determinó que la serie cumple con una distribución normal (Johnston et al., 2001).

En la Figura 4.6, se presenta un ejemplo de la prueba de normalidad (Q – Q) plot realizada al promedio de los registros mensuales del periodo 2003 – 2016 para cada

estación (se presentan 1 dato por cada estación que se ajustan a la línea de tendencia) y su coeficiente de asimetría en la parte superior.

Como los registros de precipitación comúnmente no cumplen una distribución normal se debe realizar una transformación (logarítmica) del conjunto de datos. La transformación de los datos inconsistentes es muy útil para hacer su variación simétrica, lineal y constante.

**Figura 4.6.** Ejemplo prueba de normalidad (Q – Q) plot – coeficiente de asimetría.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 4.3.2 ANÁLISIS ESTRUCTURAL

Se realizó el análisis estructural de la variable regionalizada principal “precipitación” y de la variable auxiliar “elevación”. Este análisis evaluó el grado de dependencia espacial de las variables y se expresó a través de un modelo de semivariograma experimental.

#### 4.3.2.1 SEMIVARIOGRAMA Y MODELOS TEÓRICOS

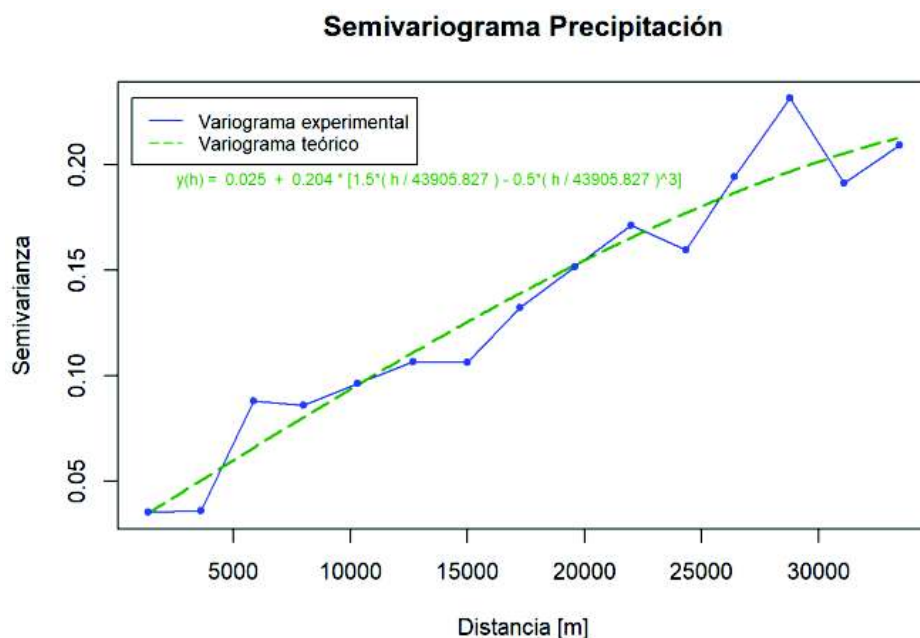
Un variograma es una función matemática de distancia y dirección que separa dos lugares y permite analizar el comportamiento espacial de una variable regionalizada.

Por tanto, la función variográfica es una herramienta fundamental para la aplicación del método Cokriging. El variograma es empleado para realizar estimaciones en ubicaciones no muestreadas.

Cokriging requiere un modelo teórico que se ajuste con el semivariograma experimental de los datos observados. La función de variograma teórico proporciona las ponderaciones requeridas para realizar la interpolación de Kriging. Existen varios modelos de variograma y depende de la forma de la función experimental.

La Figura 4.7 indica el análisis estructural (semivariograma experimental) de la precipitación y un modelo teórico ajustado. El análisis se realiza para las 91 estaciones seleccionadas de la red pluviométrica actual de la cuenca alta del río Guayllabamba. En la figura, la línea continua representa el semivariograma experimental de los datos muestreados y la línea entrecortada simboliza el ajuste del modelo teórico (esférico) y a su vez se presenta la ecuación del modelo ajustado. También la imagen indica una tendencia creciente del variograma experimental conforme aumenta la distancia que se desea estimar.

**Figura 4.7.** Ejemplo, semivariogramas experimentales y teóricos de la precipitación.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018.

#### 4.3.2.1 Bondad de ajuste del modelo teórico

La elección del modelo teórico se valida para evitar incidencias directas en el cálculo de Cokriging. Para la confirmación del modelo se aplica los métodos de ajuste manual (visual) y automático (validación cruzada).

La validación cruzada es una herramienta para comprobar la eficiencia del modelo. Este método implica eliminar individualmente los valores de los datos uno por uno y luego predecir cada valor mediante el uso de los valores de datos restantes. Así comprobar que después de eliminar los datos el valor predicho de los puntos eliminados sea parecido al valor real o con un error mínimo. Este esquema de validación permite evaluar el rendimiento de predicción de Cokriging mediante la comparación de valores estimados y observados (Cifuentes, 2016).

Para la evaluación de la validación se calcula 3 parametros: la de la media de los errores, el error cuadrático (promedio de los errores al cuadrado, es decir la diferencia entre el valor estimado y el valor real) y la varianza de Cokriging (error en el punto a estimar, mediante el mapa de error de Cokriging).

#### 4.3.3 INTERPOLACIÓN DE COKRIGING

Cokriging es una técnica de interpolación que puede generar una superficie de predicción y varianza a partir de un conjunto de datos dispersos que cumplen una variación estocástica. El método usa variables auxiliares para potenciar la predicción y disminuir la varianza. Por lo tanto, Cokriging es considerado como *El Mejor Estimador Lineal Insesgado* (sus siglas en inglés BLUE: *Best linear Unbiased Estimator*).

Para este estudio se implementó Cokriging a través del lenguaje de programación R-Project y se utilizó el paquete computacional Gstat (Oliver et al., 2014). El paquete se desarrolló para determinar la interpolación de los datos de precipitación y crear una estimación del error de Cokriging. La predicción y varianza de Cokriging esta expresado por la Ecuación 2.31 y 2.33 respectivamente.

#### **4.3.4 ELIMINACIÓN DE ESTACIONES REDUNDANTES**

A partir de los mapas de varianza de Cokriging, se deben localizar las grandes zonas de baja incertidumbre. Estas zonas se caracterizan por su gran densidad de estaciones pluviométricas. Por tal motivo, la información recolectada por estas estaciones no representa un aporte a la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba y se designan como estaciones redundantes.

Una vez ubicadas las zonas con estaciones redundantes se procede a su eliminación, con el siguiente criterio: se debe priorizar las estaciones clase B sobre las de clase C, distancia mínima entre estaciones de 5 km y una distancia máxima de 10 km (OMM, 2010).

#### **4.3.5 UBICACIÓN DE NUEVAS ESTACIONES**

La ubicación potencial de nuevas estaciones se encuentra en zonas con alta varianza presentes en los mapas de error de Cokriging. Además, se debe ubicar estas estaciones bajo una evaluación de multicriterios. Esta evaluación debe considerar criterios espaciales e hidrológicos, tomando en cuenta aspectos como:

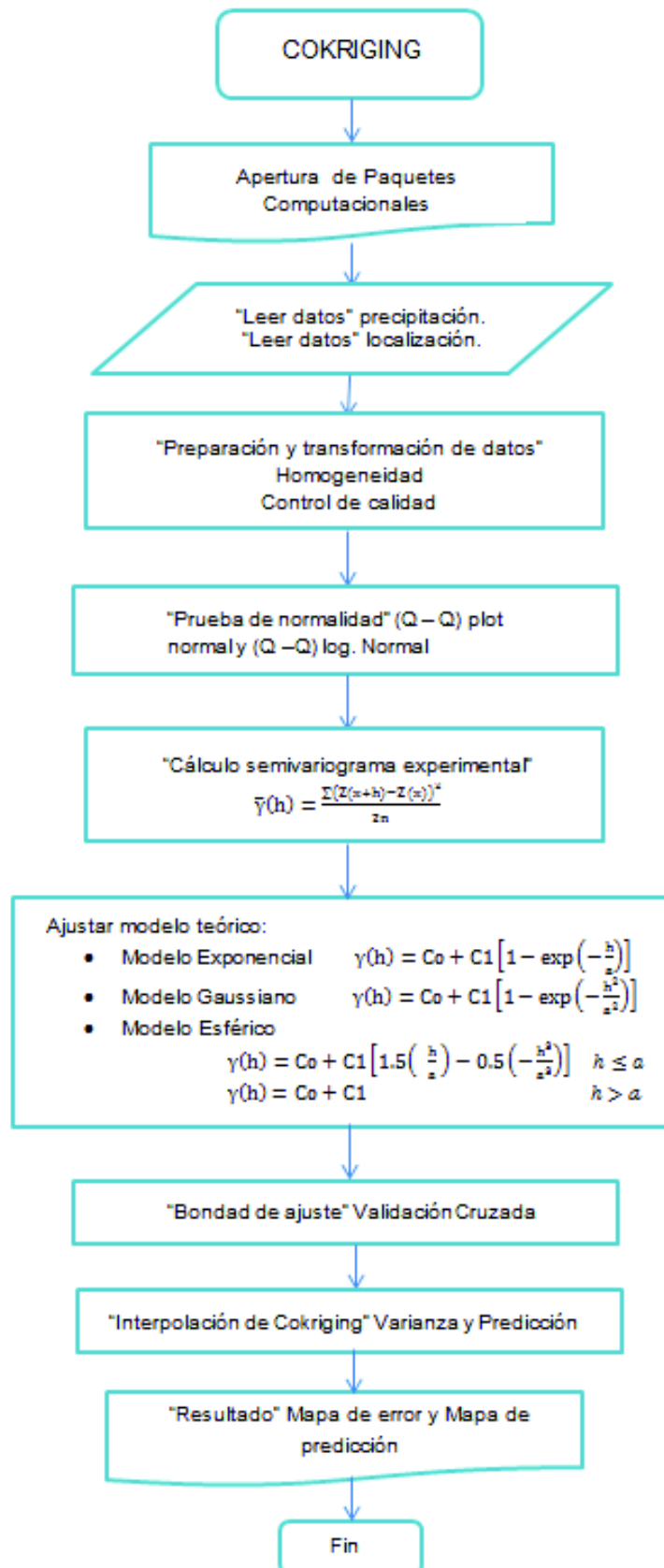
- Pendientes menores a 20°.
- Vías de accesos.
- Poblados, evitar zonas urbanas (microclimas).
- Zonas de inundación.
- Ubicar en zonas donde la cobertura vegetal no afecte la intercepción de la precipitación.
- Radio de influencia recomendada para las diferentes zonas.



## **DIAGRAMA DE FLUJO “COKRIGING”**

A continuación, se presenta el diagrama de flujo de Cokriging para comprender de mejor manera el proceso para determinar los mapas de varianza y predicción de Cokriging.

La codificación generada de “Cokriging” se encuentra en el Anexo 3 COD04



## **4.4 APLICACIÓN DE ENTROPÍA**

En este estudio se realizó un enfoque estadístico para evaluar la información de la red pluviométrica propuesta por Cokriging existente que se encuentra situado en la cuenca alta del río Guayllabamba. Para el análisis se aplicó el principio de máxima Entropía, que permite mostrar la gradiente y densidad de difusión de información entre estaciones a través de los contornos de isoinformación.

En la aplicación de Entropía al añadir estaciones es necesario reconstruir la base de datos en función de la serie existente. Se utiliza un método de predicción basado en Cokriging Ordinario y se construye los datos de precipitación de las estaciones candidatas.

### **4.4.1 DIVISIÓN DE LA ÁREA ESTUDIO**

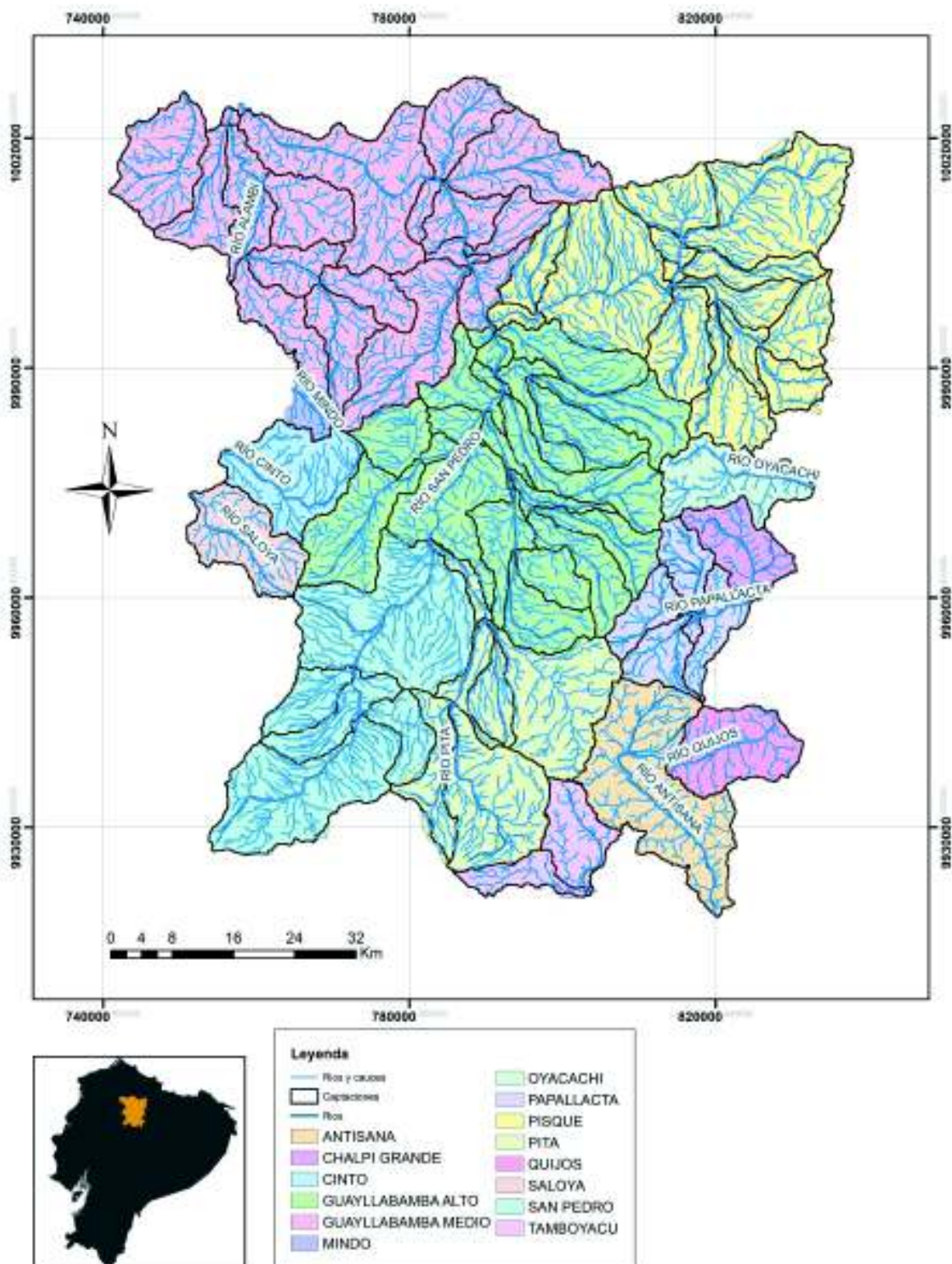
Serrano (2010) propone la división de la cuenca en base a los grupos que se conforman en la fase de homogenización (hipótesis de pseudo-proporcionalidad), así como las curvas precipitación vs altitud y los valles correspondientes para definir grupos de estaciones que verifican un cierto criterio de homogeneidad regional. Con las estaciones ya homogenizadas Serrano (2010) trató de conformar grupos de estaciones que cuyas correlaciones con su vector representativo (los coeficientes de correlación entre vectores y estaciones, así como el coeficiente de correlación promedio del grupo) sea igual o superior a 0.9.

Para obtener resultados fiables aplicando el método de Entropía se recomienda dividir a la zona de estudio en microcuencas que se suponen tienen características climatológicas similares (precipitación y altura). Además, de que cada Subzona debe contener máximo 10 estaciones por cada una ya que el coeficiente de información no transferida tiende a ser constante. Debido a la importancia de la precipitación en la gestión de recursos hídricos se recomienda que la división de las microcuencas se realice por las captaciones de la zona en estudio, es decir, por la cantidad de

precipitación recolectada en una zona (al estar intrínsecamente relacionada al clima); (Krstanovic, 1992).

En la Figura 4.8 se muestra el área de estudio dividido en subcaptaciones generados por HydroTool (ArcGIS 10.3), las subcuencas de la cuenca alta del río Guayllabamba, y los ríos principales de la cuenca. Se tomará en cuenta para esta división un número máximo de 10 estaciones por cada Subzona y la división se realizará teniendo en cuenta las microcuencas de la zona de estudio evitando en lo posible modificarlas, debido a la importancia que su estudio representa para EPMAPS-FONAG. Las áreas no deben ser muy extendidas para tener un comportamiento climatológico similar.

**Figura 4.8.** División de captaciones al mismo afluente de la cuenca alta del río Guayllabamba.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018.

#### **4.4.2 NORMALIZACIÓN DE LOS DATOS**

Para emplear el enfoque de entropía donde se involucra una distribución normal multivariable, es necesaria una base de datos normalizada. El análisis de normalidad se realizó a través del cálculo del coeficiente de asimetría para las series mensuales de cada estación. Si la serie mensual de las estaciones presenta coeficientes de asimetría mayores a 0,5 o menores a -0,5, las series deben ser transformadas a una distribución logarítmica.

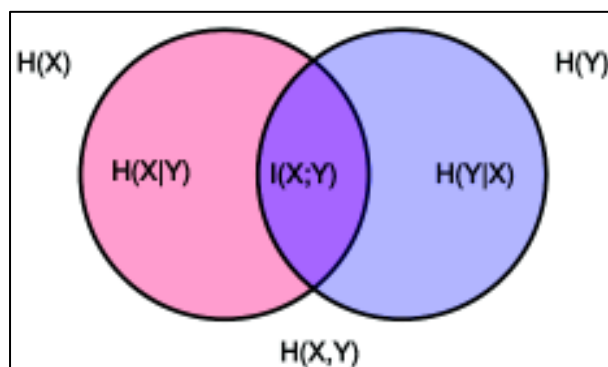
#### **4.4.3 EVALUACIÓN EN EL ESPACIO**

##### **4.4.3.1 Cálculo de entropía condicional y transinformación**

Para cada Subzona, los cálculos de entropía se llevan a cabo de la siguiente manera:

- a) Se determina la entropía individual de cada una de las estaciones para la serie de datos de precipitación mensual en un periodo de estudio de 2003 a 2016. Y se encontró la estación con la mayor incertidumbre o entropía (es decir,  $\max.(H(x_1))$ ). Esta estación se designada como la estación central.
  
- b) A continuación, se determina la entropía condicional de la estación  $x_1$ , con respecto a las demás estaciones ( $x_2$  a  $x_n$ ), y se encuentra la estación con menor información mutua. Es decir, la estación  $x_2$  aporta con mayor información a la red pluviométrica. Por lo tanto, es la segunda estación con mayor importancia (Figura 4.9).

**Figura 4.9.** Diagrama de información mutua de entropía.



Fuente: (Pugachev, 1973)

- c) Se determina la entropía condicional del resto de estaciones con respecto a la estación  $x_1$  y  $x_2$ , y se encontró la tercera estación con menor información mutua con respecto a las dos estaciones.
- d) Se repite el procedimiento para las  $n$ -ésimas estaciones de cada región.
- e) Además, se realiza el cálculo del coeficiente de información no transferida de la estación obtenida (ecuación 2.48). Este parámetro se utilizó para crear los contornos de isoinformación.

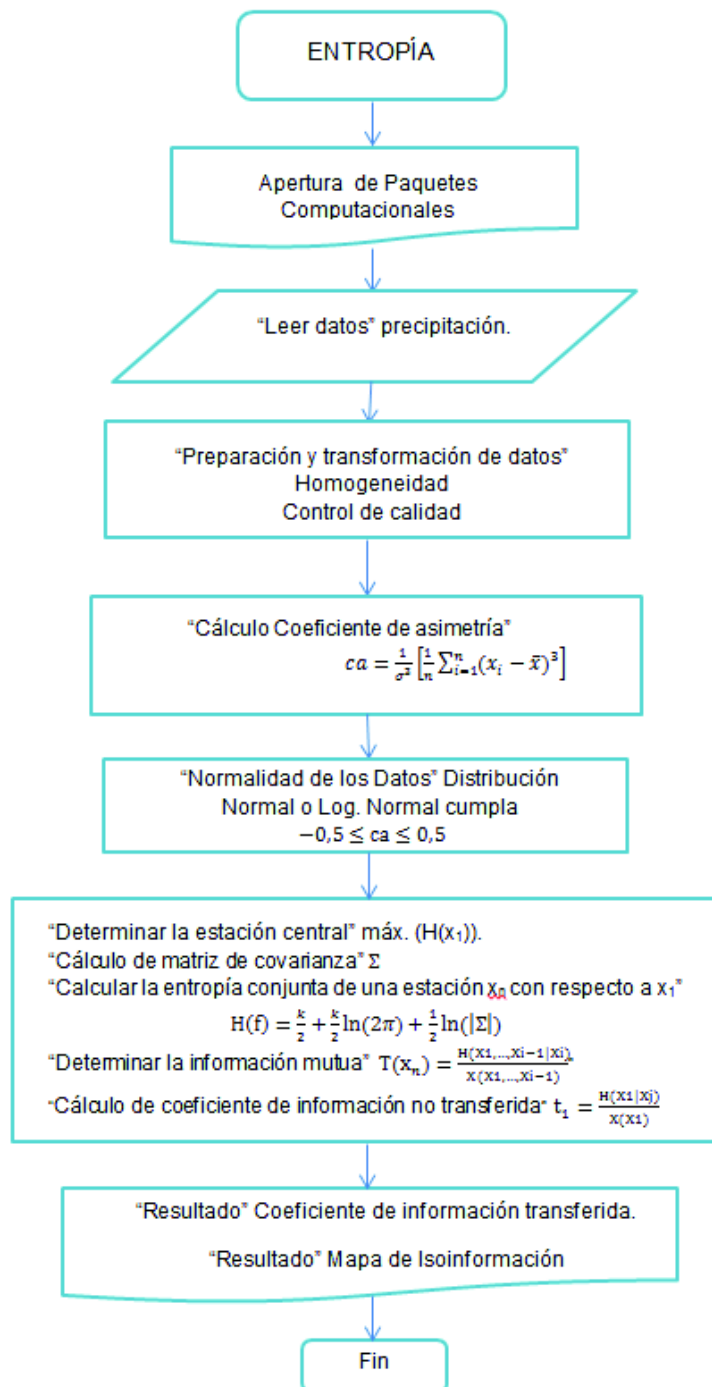
#### 4.4.3.2 CONSTRUCCIÓN DE CONTORNOS DE ISOINFORMACIÓN

Los contornos de isoinformación representan la información transferida entre estaciones de la red pluviométrica (red propuesta por método Cokriging). Estos contornos se grafican a través del cálculo de los coeficientes de información no transferida para cada Subzona, los cuales parten de su estación central.

#### 4.4.4 DIAGRAMA DE FLUJO “ENTROPÍA”

La aplicación de método de Entropía se encuentra plasmado el diagrama de flujo conceptual, donde expresa los pasos realizados para determinar los mapas de isoinformación.

La codificación generada de “Entropía” se encuentra en el Anexo 3 COD05





## **CAPÍTULO 5**

### **RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

En el presente capítulo se expone los resultados obtenidos de la metodología aplicada en este estudio. Partiendo de la selección de las estaciones (clase B y C) para la conformación de la base de datos, a través del relleno de información faltante y un análisis de confiabilidad (homogeneidad y control de calidad). Mediante la aplicación de Cokriging se generó mapas de predicción y varianza que permitieron localizar las estaciones redundantes; y a su vez, la ubicación potencial de nuevas estaciones pluviométricas. A partir de la aplicación de Entropía se obtuvo mapas de contornos de isoinformación que proporcionaron la ubicación óptima de las estaciones adicionales propuestas.

El resultado de este estudio es la propuesta de una red pluviométrica óptima. La red no muestra una falta de estaciones ni sobresaturación. Por tanto, el diseño de red despliega una combinación de todas las instalaciones pluviométricas de tal forma que minimiza la incertidumbre y maximiza el contenido de información de los datos observados.

#### **5.1 RESULTADOS DE LA CONFORMACIÓN DE LA BASE DE DATOS**

##### **5.1.1 ESTACIONES SELECCIONADAS**

En la zona de estudio existen 133 estaciones pertenecientes a la cuenca alta del río Guayllabamba, de las cuales 41 estaciones fueron eliminadas basadas en la Guía de Organización Mundial de Meteorología (OMM). La guía expresa que las estaciones de clase D (registros con menos de 5 años) no contienen la suficiente información para ser rellenas. Sin embargo, una de las estaciones clase B (Tambo 2A) no pudo ser completada al no ser correlacionada con estaciones meteorológicas vecinas, se decidió eliminar dicha estación. Por lo tanto, para una mayor confiabilidad de los resultados de este estudio y la aplicación de las metodologías escogidas la red

pluviométrica fue reducida a 91 estaciones (Figura 5.1)

En la Tabla 5.1 y 5.2 se muestra el porcentaje de estaciones escogidas y eliminadas (respectivamente) de cada institución y el porcentaje correspondiente a las 133 estaciones de la red pluviométrica actual de la cuenca alta del río Guayllabamba. Es importante recalcar que el total de las estaciones pertenecientes a la institución IMHEA son estaciones relativamente nuevas con dos años de registros. Por tanto, la cantidad de información de estas estaciones no cumple con los requerimientos mínimos para la aplicación de la metodología en la optimización de dicha red pluviométrica.

**Tabla 5.1** Estaciones escogidas (porcentaje de la Entidad).

Institución	No. Estaciones	% Inst.	% Total
EPMAPS	47	65.28	35.34
FONAG	15	93.75	11.28
IMHEA	0	0.00	0.00
INAMHI	22	84.62	16.54
SA	7	100.00	5.26
<b>TOTAL</b>	<b>91</b>		<b>68.42</b>

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

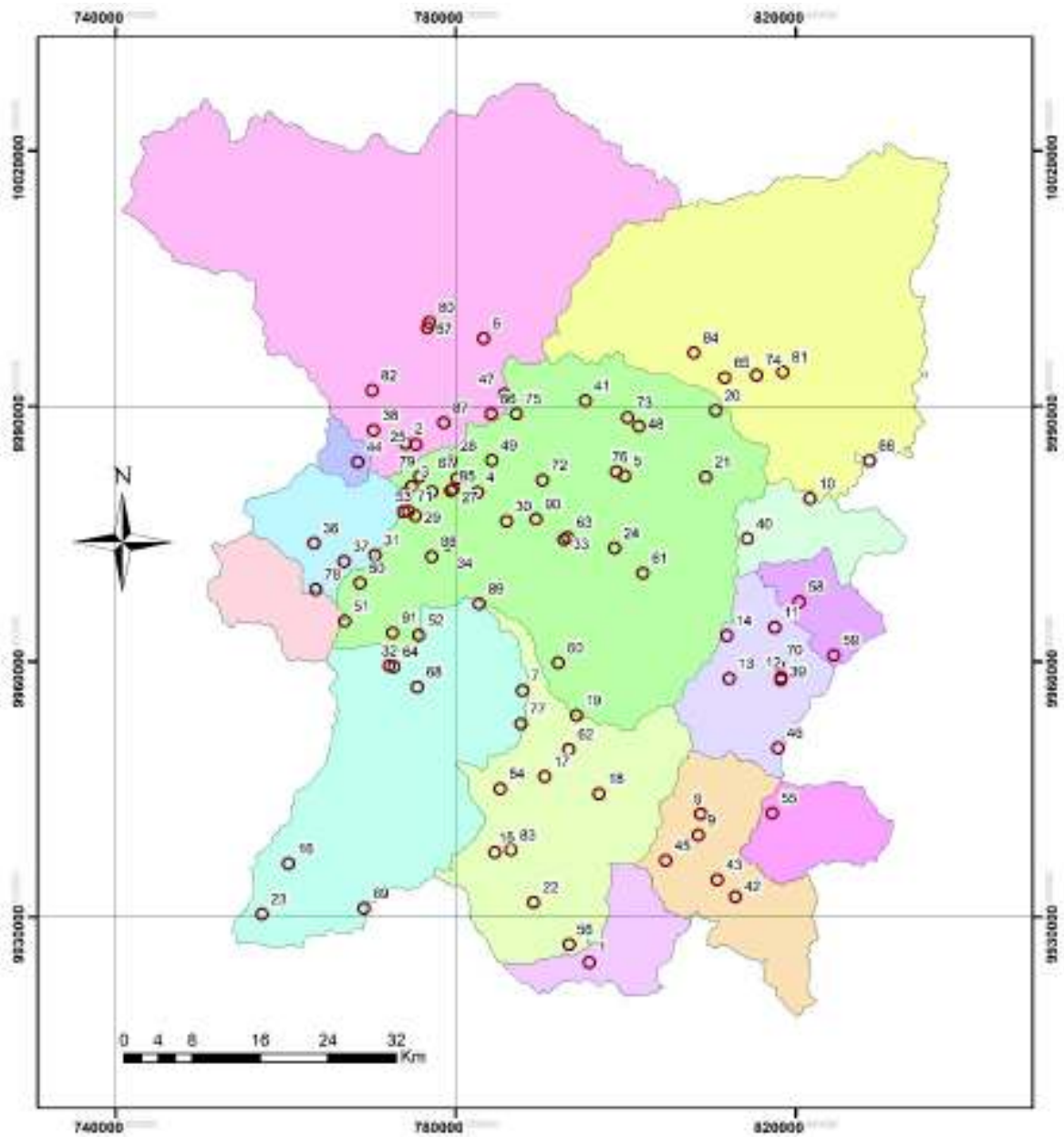
**Tabla 5.2** Estaciones eliminadas (porcentaje de la Entidad).

Institución	No. Estaciones	% Inst.	% Total
EPMAPS	25	34.72	18.80
FONAG	1	6.25	0.75
IMHEA	12	100.00	9.02
INAMHI	4	15.38	3.01
SA	0	0.00	0.00
<b>TOTAL</b>	<b>42</b>		<b>31,58</b>

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En el Anexo 2 TAB05 y Anexo 9 TAB06 se presenta la información de las estaciones seleccionadas y eliminadas (numeración, código, nombre, latitud, longitud y elevación), respectivamente.

**Figura 5.1.** Estaciones seleccionadas (91 estaciones)



**Leyenda**

○ Estaciones	PAPALLACTA
ANTISANA	PISQUE
CHALPI GRANDE	PITA
CINTO	QUIJOS
GUAYLLABAMBA ALTO	SALOYA
GUAYLLABAMBA MEDIO	SAN PEDRO
MINCO	TAMBOYAQUI
OYACACHI	

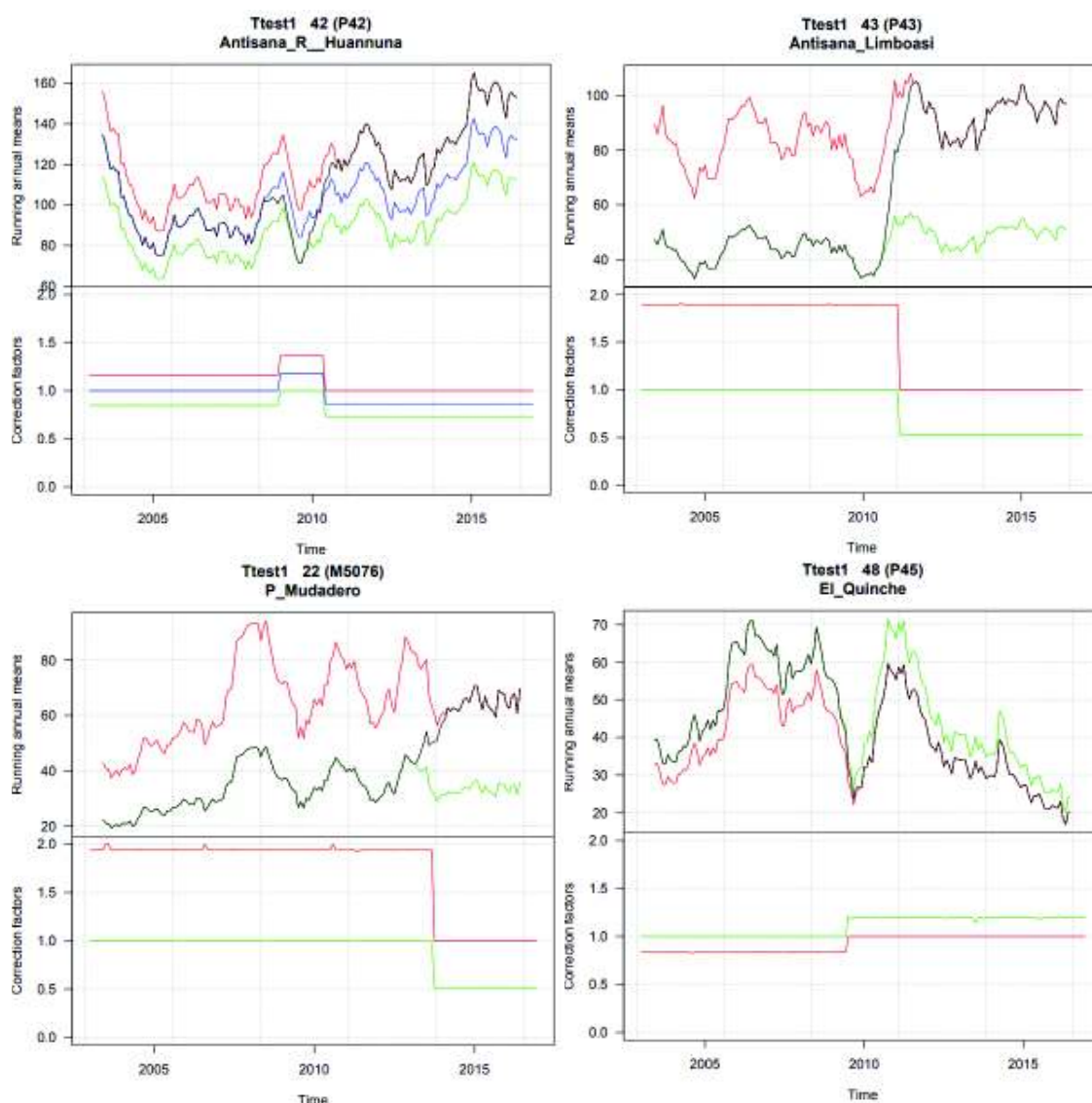
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018



### 5.1.3 RESULTADOS DE LA HOMOGENIZACIÓN DE LA SERIE DE DATOS

Para obtener resultados óptimos de los métodos escogidos es necesario garantizar la homogeneidad de las series. En la Figura 5.3 se muestran la homogenización de las series de cuatro estaciones que no presenta homogeneidad. Como se muestran en la imagen, cada color representa una tendencia siendo el color negro la serie homogenizada. En la parte inferior se puede observar el punto de quiebre donde cada serie fue homogenizada. En el Anexo 5 se presenta la homogenización de las 91 estaciones.

**Figura 5.3.** Base datos de precipitación mensual conformada.



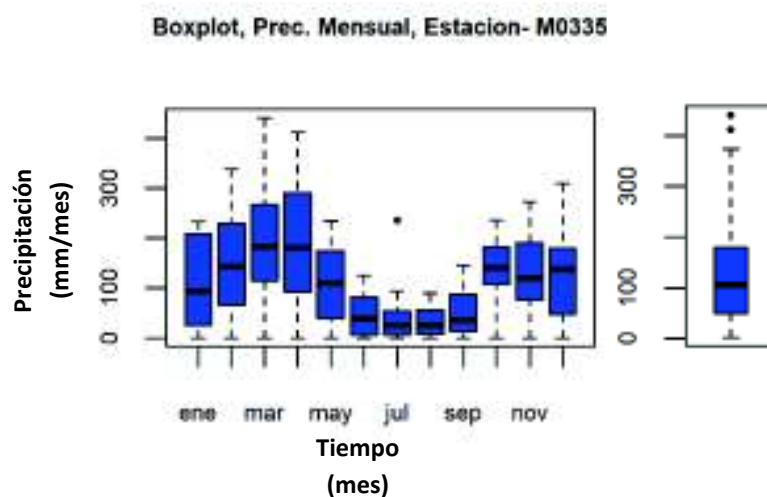
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 5.1.4 RESULTADOS DEL CONTROL DE CALIDAD

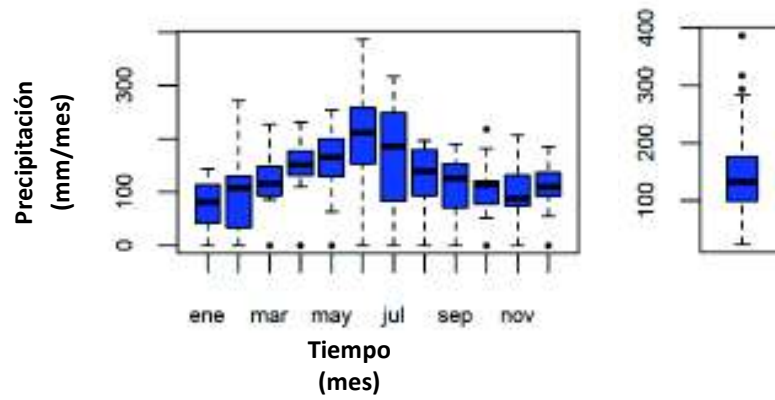
Se generó dos tipos de análisis: mensual y multianual para cada estación, debido a la persistencia de valores atípicos. El diagrama de caja y bigotes determinó los valores extremos leves y extremos de las series. Estos valores pueden alterar el análisis estructural (variograma) debido a la sensibilidad de su determinación.

La Figura 5.4 muestra la aplicación de diagrama de caja y bigotes de cuatro estaciones escogidas aleatoriamente. La imagen presenta 13 diagramas (uno por cada mes y uno global) por cada estación. El diagrama se compone de una caja de color azul donde se encuentra el 50 % de la información, los bigotes representan los valores máximo y mínimo que la serie puede llegar a tener (Q1 y Q3), y fuera de los bigotes se encuentran los valores atípicos como se observa en la figura. Es necesario mencionar que algunos valores atípico leves no fueron eliminados, por encontrarse en los límites del cuartil superior. En el Anexo 6 se presentan el control de calidad de todas las estaciones de la red pluviométrica reducida (91 estaciones).

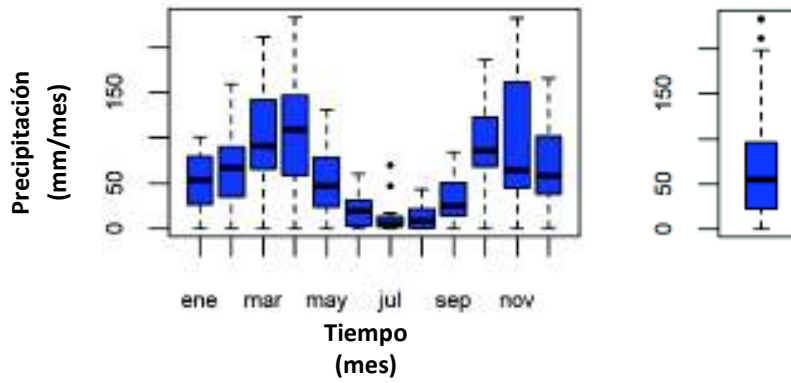
**Figura 5.4.** Diagrama de cajas y bigotes (Mensual y Global).



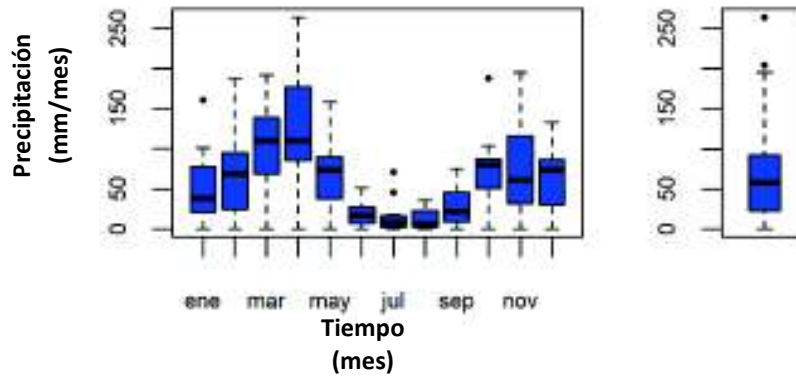
Boxplot, Prec. Mensual, Estacion- P44



Boxplot, Prec. Mensual, Estacion- M002



Boxplot, Prec. Mensual, Estacion- P14



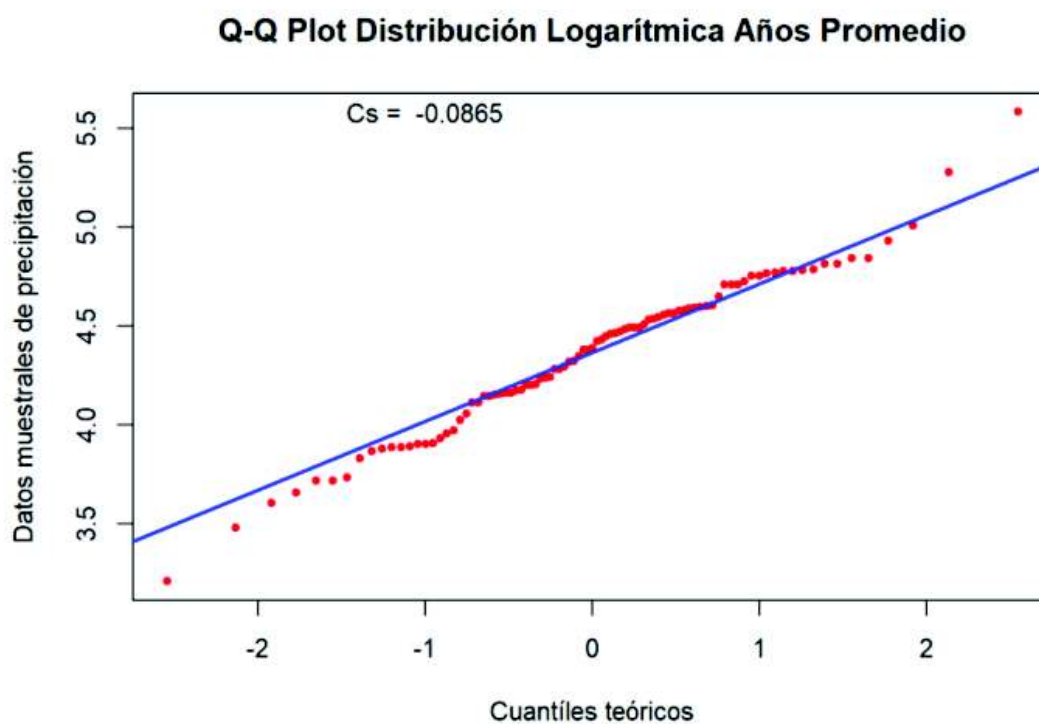
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018.

## 5.2 RESULTADOS COKRIGING

### 5.2.1 PRUEBA DE NORMALIDAD

Se garantizó a través de la transformación logarítmica que la serie de datos promedio de los registros mensuales de cada estación de la red pluviométrica tenga una distribución normal. Se realizó dos pruebas de normalidad de la serie y se evidencian en la Figura 5.5. En la imagen como se puede observar la mayor parte de la serie se encuentra sobre la línea de tendencia y el coeficiente de asimetría está en el rango aceptado, por tanto, se comprueba la distribución normal de la serie.

**Figura 5.5.** Prueba de normalidad (Q – Q) plot y coeficiente de asimetría (Datos Trasformados).

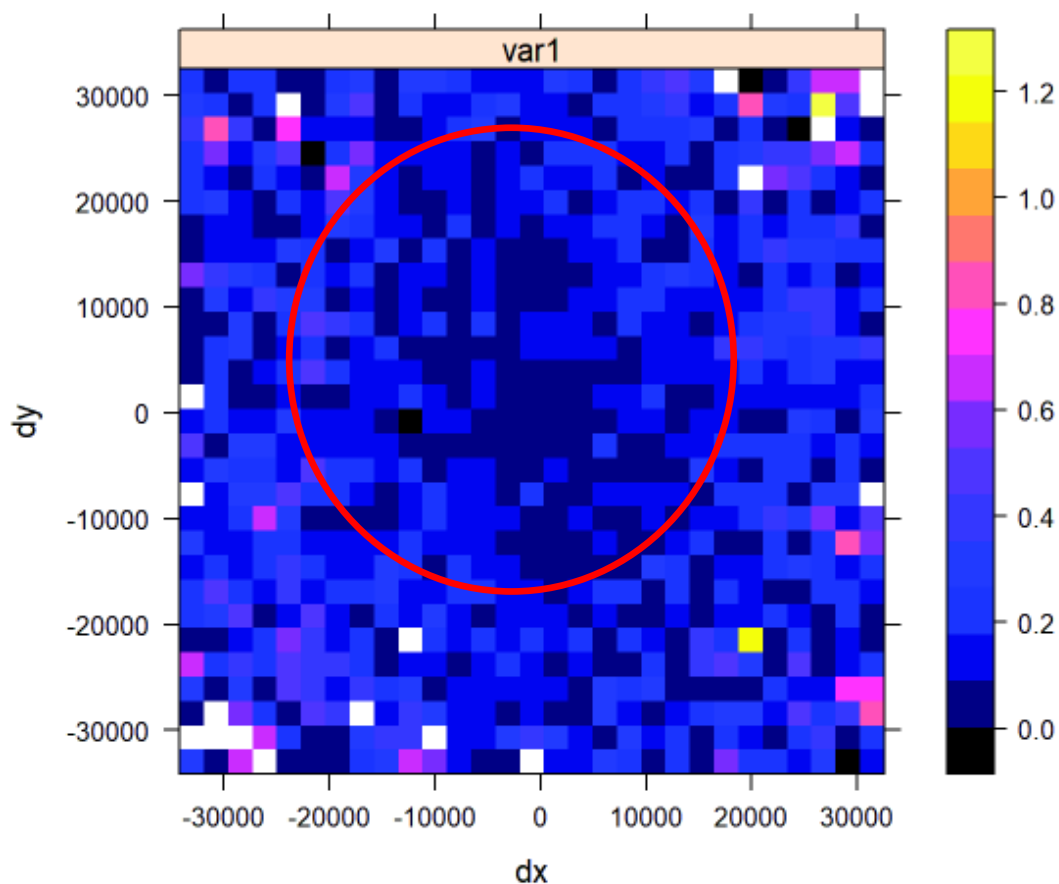




### 5.2.2 MODELO TEÓRICO ESCOGIDO

Se realizó un análisis del mapa variográfico para detectar las anisotropías que existen en el área de estudio, es decir, es un mapa de isovalores del variograma experimental en función de la distancia y dirección. En la Figura 5.6 se muestra el mapa variográfico, el cual no presentan influencia direccional (isotrópico) de los datos muestrales, por tanto, es denominado un modelo omnidireccional.

**Figura 5.6.** Mapa variográfico.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

El modelo exponencial se ajustó de manera óptima a los parámetros obtenidos del semivariograma experimental y presentó una bondad de ajuste mediante la validación cruzada. En la Tabla 5.3, se observa los valores obtenidos al realizar la predicción de cada una de las estaciones mediante el método de validación cruzada. Los resultados

de validación cruzada son satisfactorios debido a que la media estandarizada es 0,006 (asumir cero) y el error cuadrático es cercanado a cero con un valor de 0,093. Por lo tanto, se puede asegurar que el valor estimado es similar al valor real. Esta afirmación demuestra que el modelo ajustado caracteriza a la variable regionalizada (precipitación). Por tanto, el modelo teórico es válido para el cálculo de Cokriging. En el anexo TAB07 se presenta la validación cruzada de los tres modelos utilizados para la aplicación de Cokriging

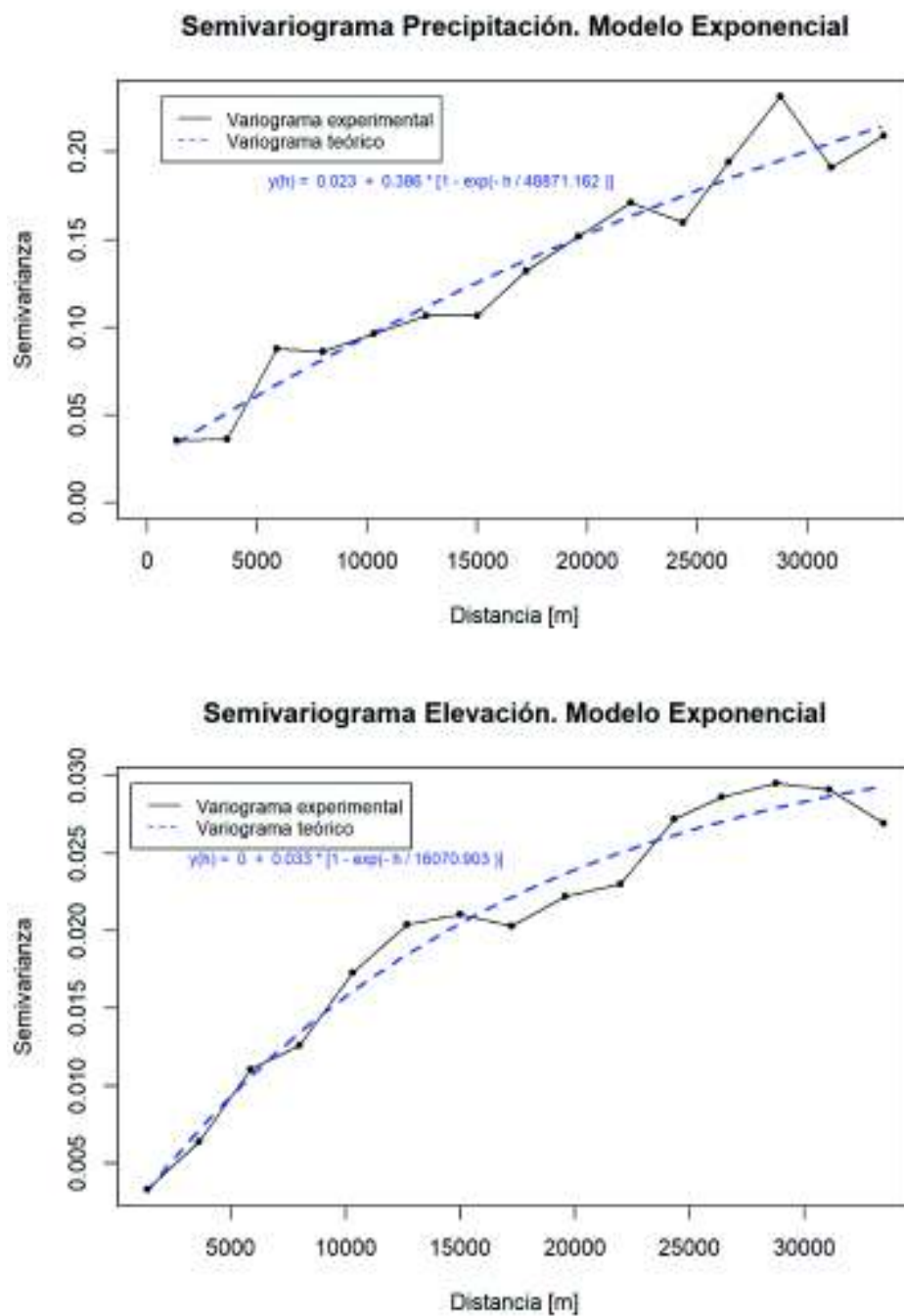
**Tabla 5.3** Validación Cruzada.

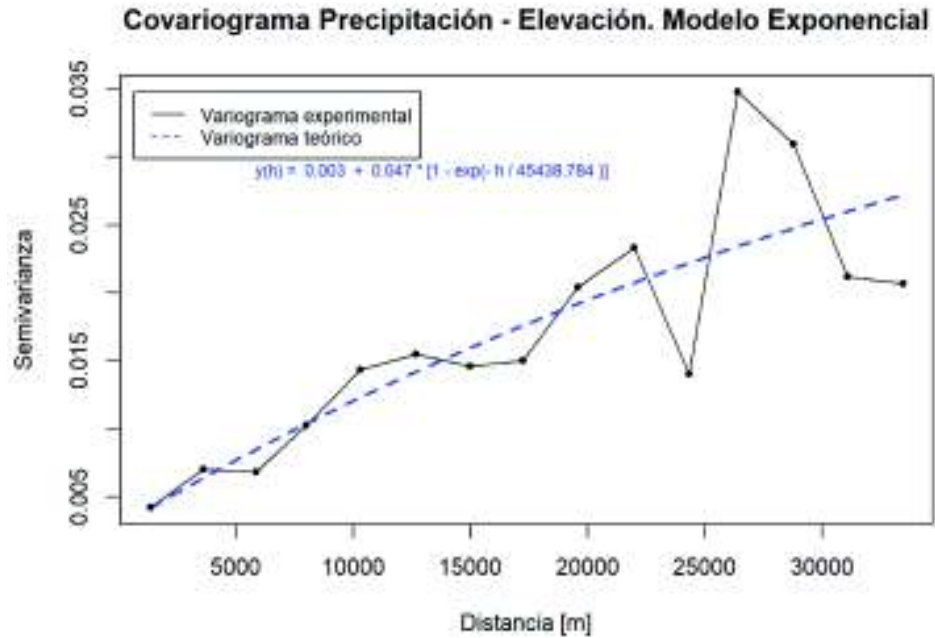
Parámetro analizado	Valor de precipitación	Criterio de aceptación
Media de los errores (Z'-Z)	0,006	Cercana a cero
Error cuadrático medio	0,093	Que sea mínimo
Varianza de Cokriging	0,056	Que sea mínima

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018.

En la Figura 5.7, se muestra a los tres semivariogramas ajustados de las diferentes variables (precipitación, elevación y precipitación – elevación). Las imágenes muestran una línea continua que representa al semivariograma experimental del área de estudio y la línea entrecortada es el modelo ajustado mediante la ecuación (2.18) correspondiente al modelo experimental con sus respectivos parámetros ( $C_0$ ,  $C_1$ ,  $a$ ). Los semivariogramas gaussiano y esférico se encuentran en el Anexo 7.

Figura 5.7. Semivariogramas y modelo teórico seleccionados.





Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

Los parámetros obtenidos de los modelos teóricos para las diferentes variables se presentan en la Tabla 5.4. (Meseta, alcance o rango y efecto pepita). Estos valores son extraídos de la Figura 5.7 y representan la estructura espacial de la variable regionalizada.

**Tabla 5.4** Parámetros del modelo exponencial.

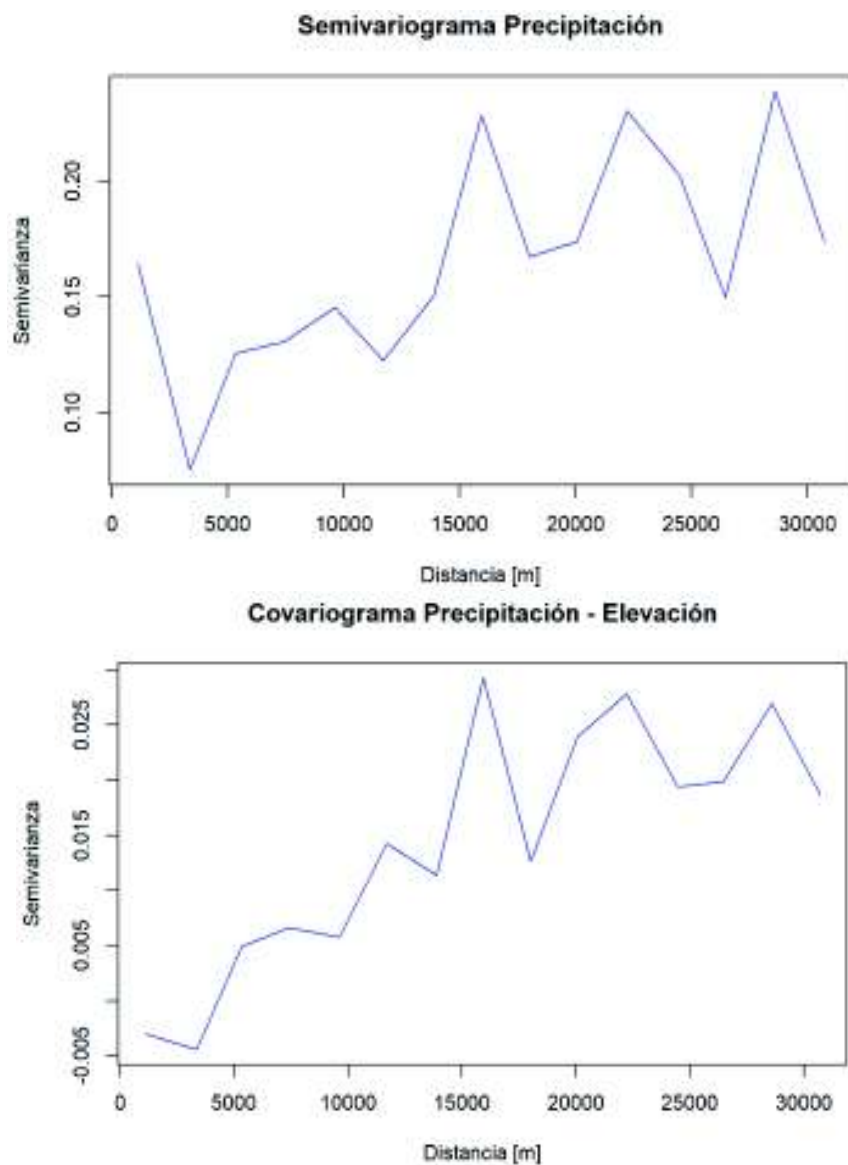
VARIABLES	Alcance o rango (a)	Meseta (C1)	Efecto pepita (Co)
Precipitación	48871,162	0,386	0,023
Altura	16070,903	0,033	0,000
Precipitación - Altura	45438,784	0,047	0,003

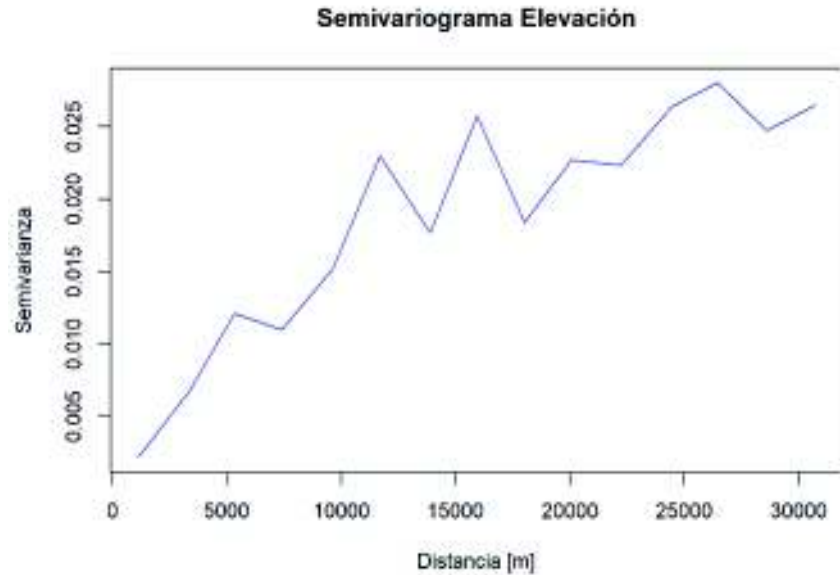
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 5.2.2.1 Análisis del semivariograma en las vertientes Pacífico y Amazónico

Se realizó adicionalmente un análisis divisorio de la zona de estudio en las vertientes del pacífico y amazónica (Figura 3.2). El objetivo de este análisis es comprobar si las vertieres mejoran el diseño de la red pluviométrica, a través de los resultados obtenidos de los semivariogramas (Figura 5.8; Figura 5.9).

**Figura 5.8.** Semivariogramas vertiente pacífico.





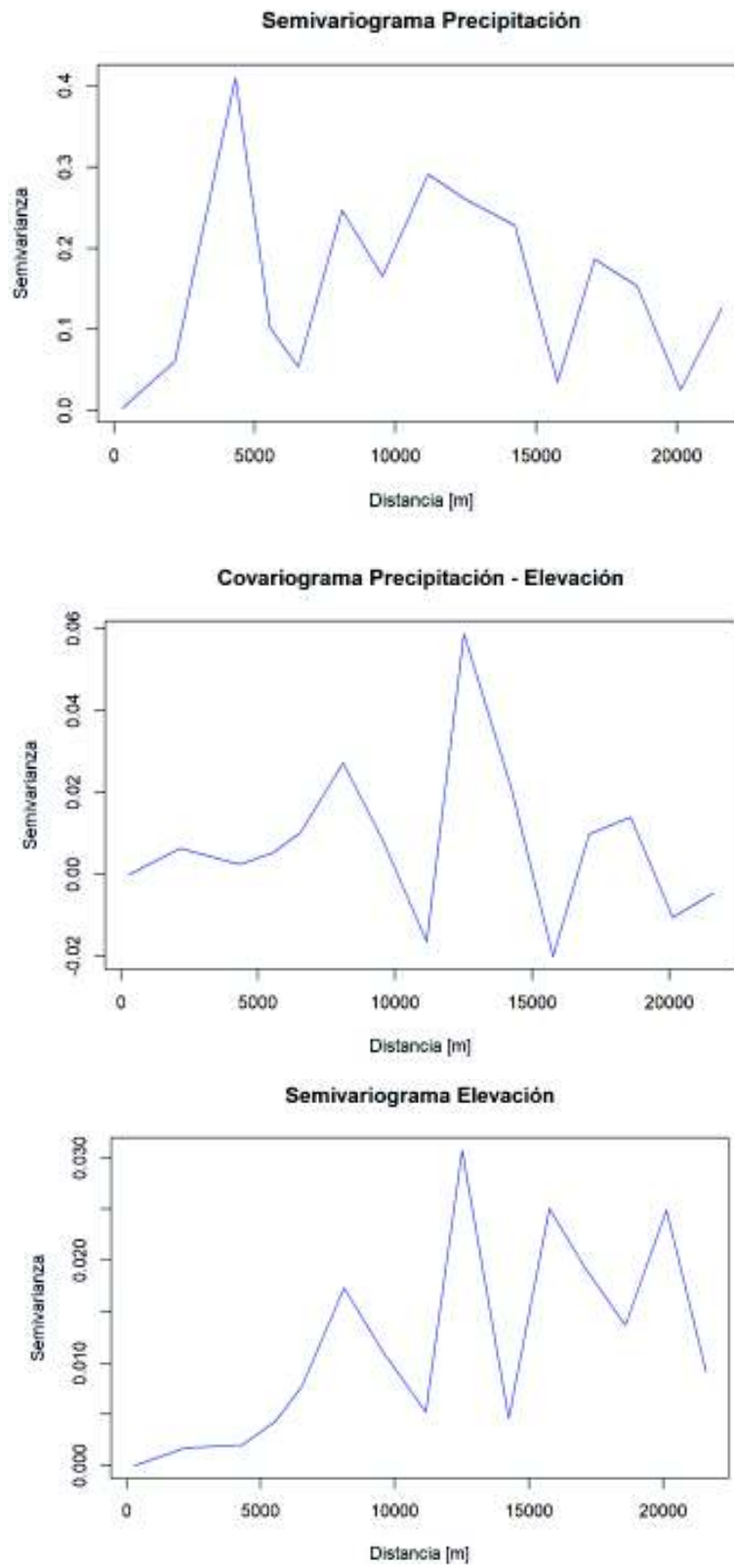
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018.

La Figura 5.8 presenta los semivariogramas experimentales de precipitación, elevación y el covariograma de precipitación - elevación de la vertiente del Pacífico. Las imágenes muestran una tendencia para un ajuste posterior al presentar una mayor cantidad de estaciones y, por ende, una mejor correlación.

La Figura 5.9 presenta los semivariogramas experimentales de precipitación, elevación y el covariograma de precipitación - elevación de la vertiente Amazónica. Las imágenes no muestran una clara tendencia para un ajuste posterior al presentar una baja cantidad de estaciones y, la configuración de las estaciones (ubicación) tiene una forma alargada en la vertiente. Por lo que los semivariogramas creados presentan un efecto pepita y las covarianzas generadas por este tipo de semivariogramas forman una matriz de covarianza singular.

A pesar de que la vertiente del Pacífico se puede ajustar un modelo teórico, la vertiente amazónica presenta un efecto pepita (no presenta tendencia). Por lo que se decidió realizar el estudio de la cuenca como un solo ente y no solo por vertientes.

**Figura 5.9.** Semivariogramas vertiente amazónico.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 5.2.3 INTERPOLACIÓN DE COKRIGING

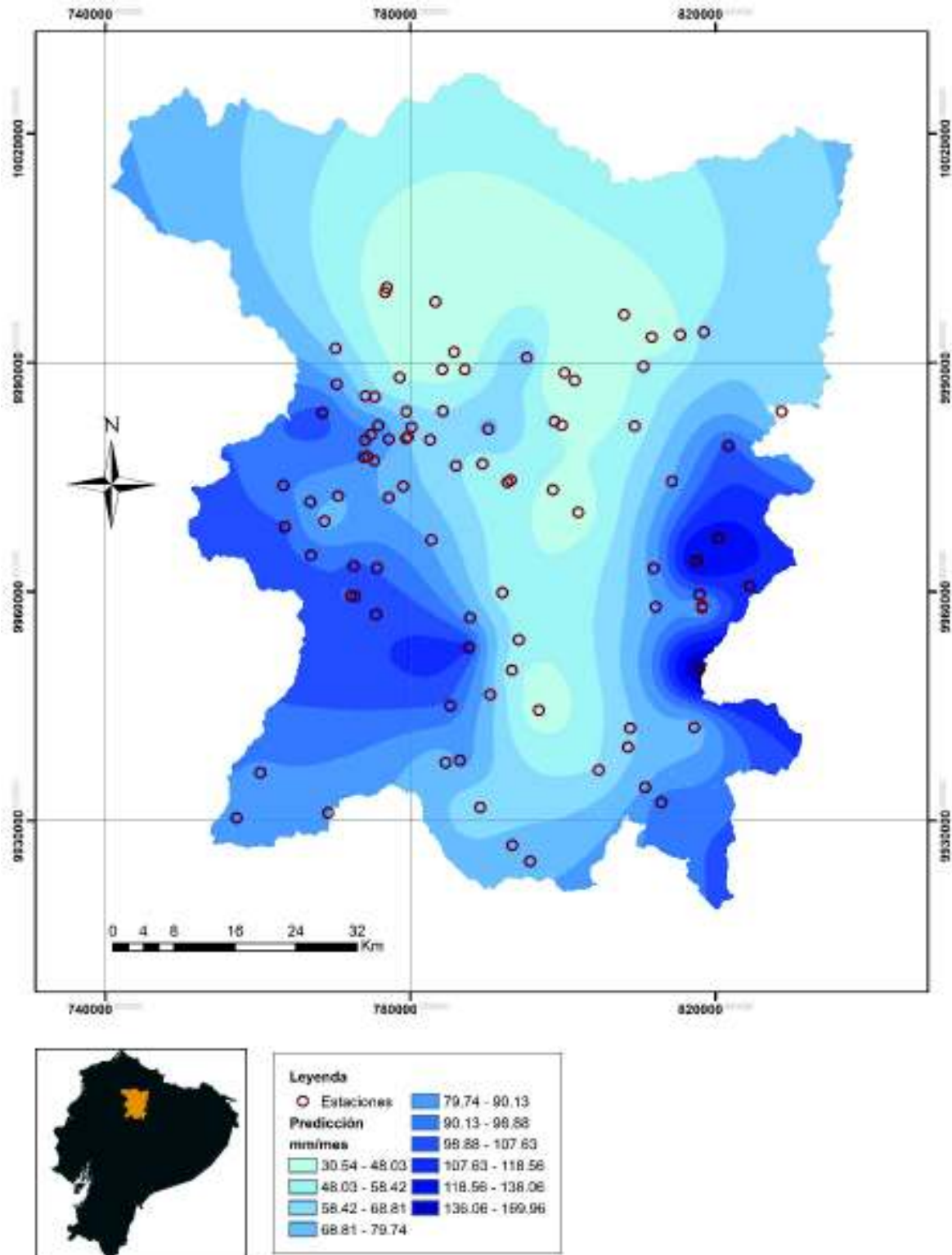
En base a la información obtenida del modelo exponencial de las variables se creó los mapas de predicción y varianza de Cokriging. Estos mapas fueron generados a partir de la información de las 91 estaciones pluviométricas seleccionadas.

En la Figura 5.10 se muestra la predicción de la precipitación para la cuenca alta del río Guayllabamba de las 91 estaciones escogidas. Las predicciones oscilan entre 30.5 a 170 mm/mes en el área de estudio donde la predicción presenta mayor precipitación en elevaciones superiores a 3800 m.s.n.m. (105 – 170 mm/mes) y menor precipitación en la parte central – noroeste de la cuenca (43.3 – 67 mm/mes) donde presentan elevaciones menores a 2600 m.s.n.m.

En la Figura 5.11 se muestra el mapa de la varianza de Cokriging que oscila entre 0.002 a 0.36. En este mapa se observa zonas de alta incertidumbre bien definidas especialmente en la parte norte de la cuenca (el error varía entre 0.13 – 0.36), donde no existen la presencia de estaciones meteorológicas. Además, el mapa presenta amplias zonas de baja incertidumbre en áreas de alta densidad pluviométrica (el error varía entre 0.04 a 0.11), estas estaciones se las denomina redundantes ya que se considera que no aportan información a la red pluviométrica.

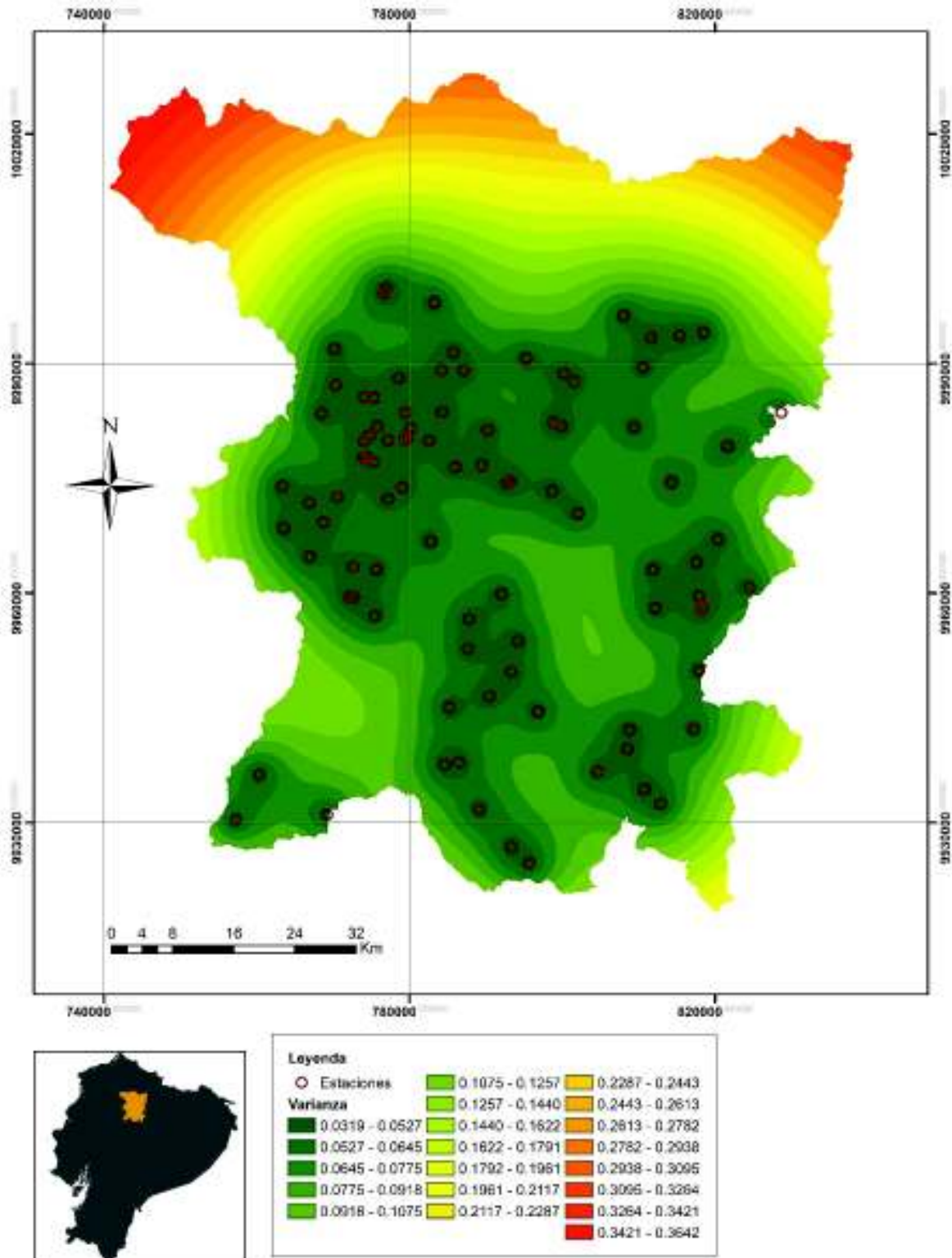


Figura 5.10. Mapa de predicción de Cokriging 91 estaciones



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

Figura 5.11. Varianza de Cokriging 91 estaciones



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

El resultado de la eliminación de las estaciones redundantes se puede evidenciar a través de la Figura 5.11. En dicha figura se determinaron grandes zonas con alta densidad pluviométricas en las que se encuentran estaciones redundantes las cuales fueron removidas de la red pluviométrica bajo los criterios mencionados en el apartado 4.3.4.

Cabe recalcar que existe la presencia de estaciones demasiado cercanas entre sí, como el caso de las estaciones pluviométricas M5023-FONAG (Pluviométrica control baños, No. 12) y P34-EPMAPS (Papallacta, No. 39) que se encuentran a una distancia de 276.2 metros en la microcuenca Papallacta. Las estaciones P09-INAMHI (Iñaquito INAMHI, No. 27) y la BELISARIO-SA (S1, No. 85) se encuentran 316.6 metros al límite de las microcuencas Guayllabamba alto-medio.

Por lo tanto, se seleccionó 47 estaciones pluviométricas (Tabla 5.5) mediante los criterios de emplazamiento y se eliminó 44 estaciones redundantes (Tabla 5.6 respecto a 91 estaciones) como se observa en la Figura 5.12. En el Anexo 2 TAB08 y TAB09 se encuentra las tablas con la ubicación de las estaciones seleccionadas (numeración) y eliminadas después de eliminar las estaciones redundantes.

**Tabla 5.5** Estaciones seleccionadas (porcentaje de la Entidad).

Institución	No. Estaciones	133 estaciones		91 estaciones	
		% Inst.	% Total	% Inst.	% Total
EPMAPS	26	36.11	19.55	55.32	28.57
FONAG	10	62.50	7.52	66.67	10.99
IMHEA	0	0.00	0.00	0.00	0.00
INAMHI	10	38.46	7.52	45.45	10.99
SA	1	14.29	0.75	14.29	1.10
<b>TOTAL</b>	<b>47</b>		<b>35.34</b>		<b>51.65</b>

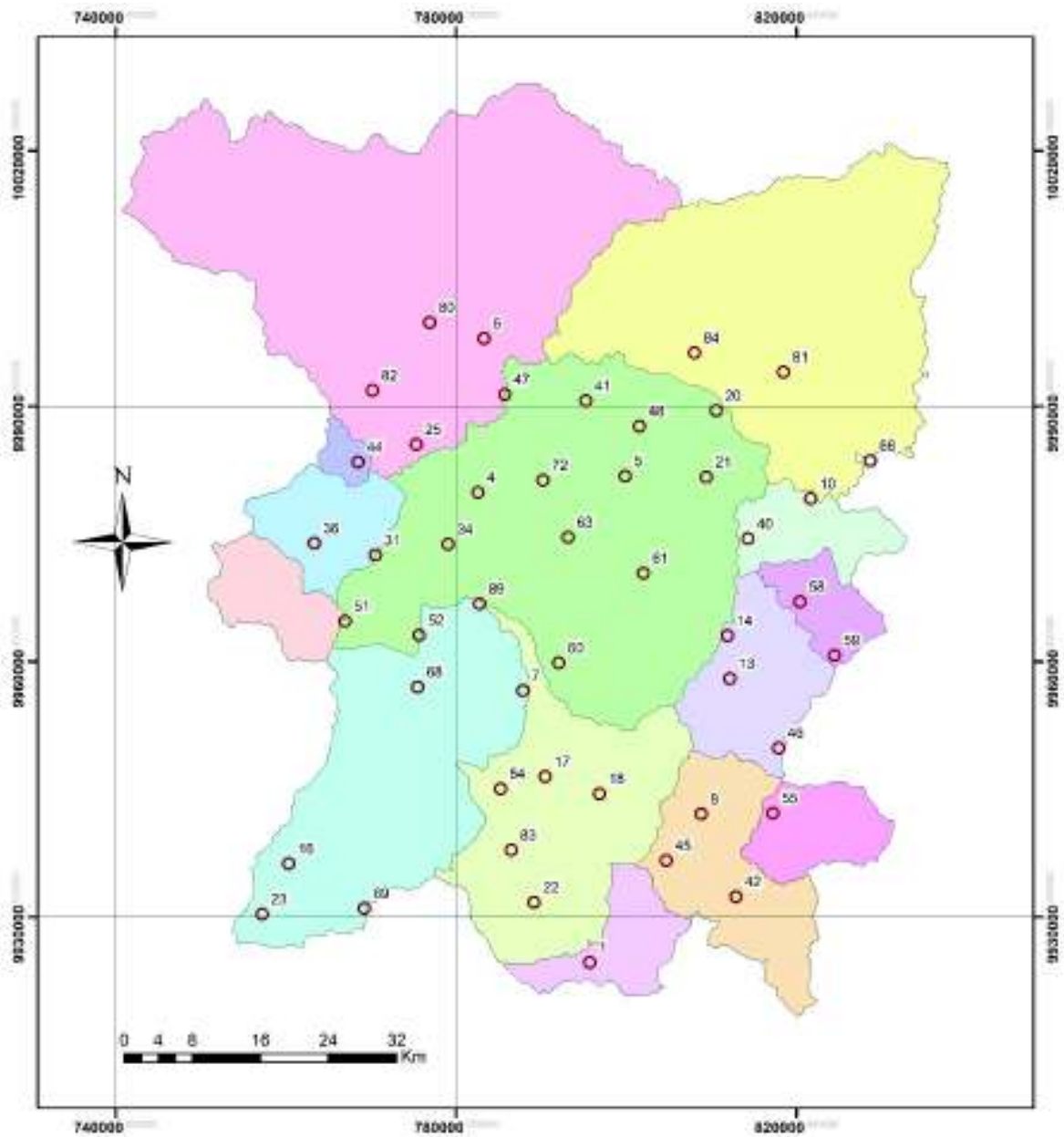
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

**Tabla 5.6** Estaciones redundantes eliminadas (porcentaje de la Entidad).

Institución	No. Estaciones	% Inst.	% Total
EPMAPS	21	44.68	23.08
FONAG	5	33.33	5.49
IMHEA	0	0.00	0.00
INAMHI	12	54.55	13.19
SA	6	85.71	6.59
<b>TOTAL</b>	<b>44</b>		<b>48.35</b>

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

**Figura 5.12.** Estaciones seleccionadas (sin estaciones redundantes)



**Leyenda**

○ Existentes	PAPALLACTA
ANTISANA	PISQUE
CHALPI GRANDE	PITA
CINTO	QUIJOS
GUAYLLABAMBA ALTO	SALOYA
GUAYLLABAMBA MEDIO	SAN PEDRO
MINCO	TAMBOYOQUI
OYADACHI	

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En la Tabla 5.7 se presenta el porcentaje total de las estaciones eliminadas con respecto a la configuración pluviométrica original (133 estaciones) y el porcentaje institucional.

**Tabla 5.7** Total de estaciones eliminadas (porcentaje de la Entidad).

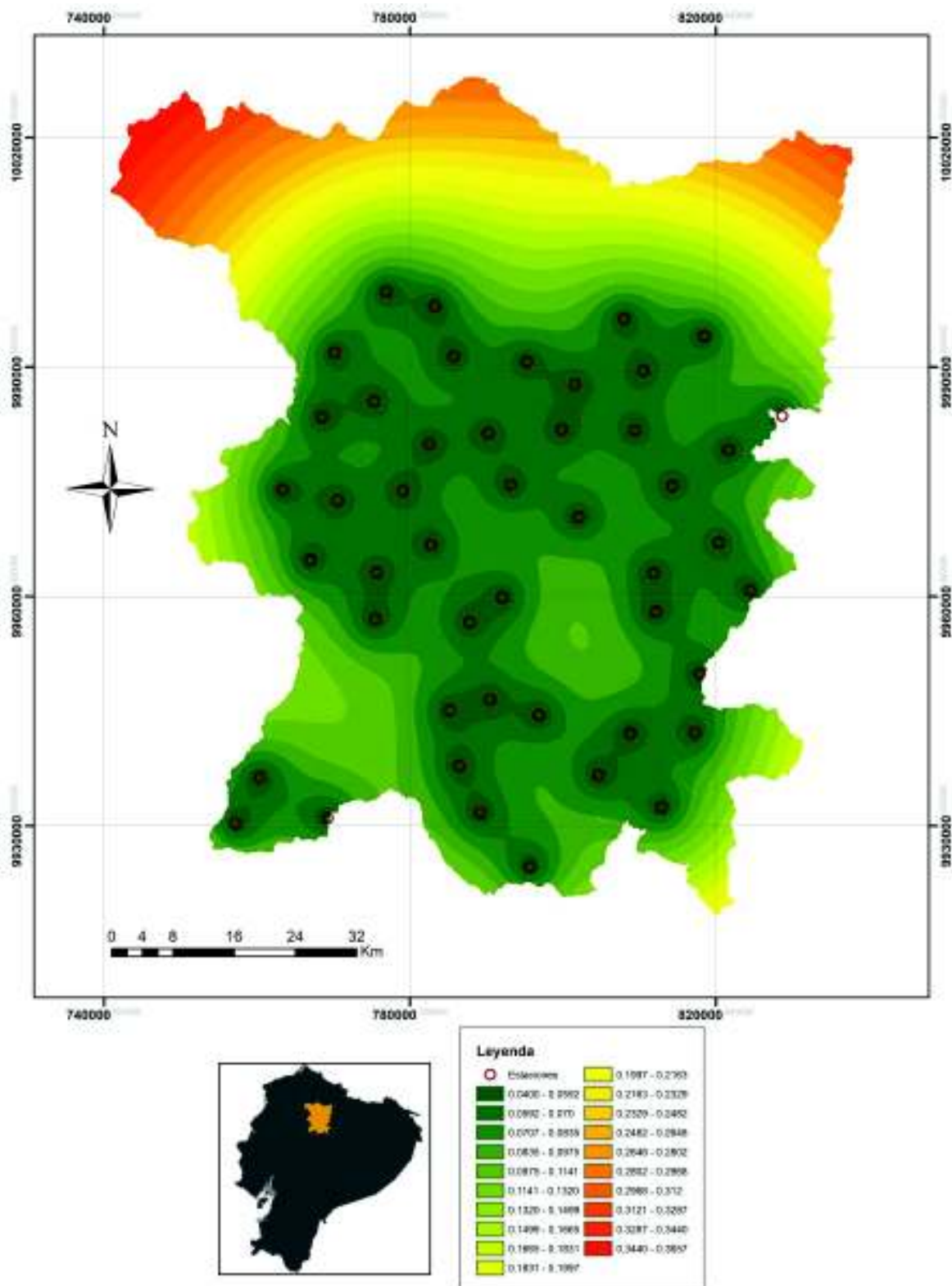
Institución	No. Estaciones	% Inst.	% Total
EPMAPS	46	63.89	34.59
FONAG	6	37.50	4.51
IMHEA	12	100.00	9.02
INAMHI	16	61.54	12.03
SA	6	85.71	4.51
<b>TOTAL</b>	<b>86</b>		<b>64.66</b>

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

#### **5.2.4 MAPA DE ERRORES SIN ESTACIONES REDUNDANTES**

El mapa de la Figura 5.13 se crea en base a la información inicial del modelo teórico de las 91 estaciones. Se observó que al eliminar las estaciones no presentan cambios significativos en el mapa de varianza de la cuenca alta del río Guayllabamba, pasando la varianza de un rango de 0.0319 – 0.3642 a 0.0400 - 0.3657. Se evidencia que las amplias áreas de baja incertidumbre de la cuenca han sido reducidas, y las zonas de alta incertidumbre se mantienen constantes.

FIGURA 5.13. Mapa de error de Cokriging (estaciones redundantes eliminadas)



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### 5.2.5 UBICACIÓN POTENCIAL ESTACIONES

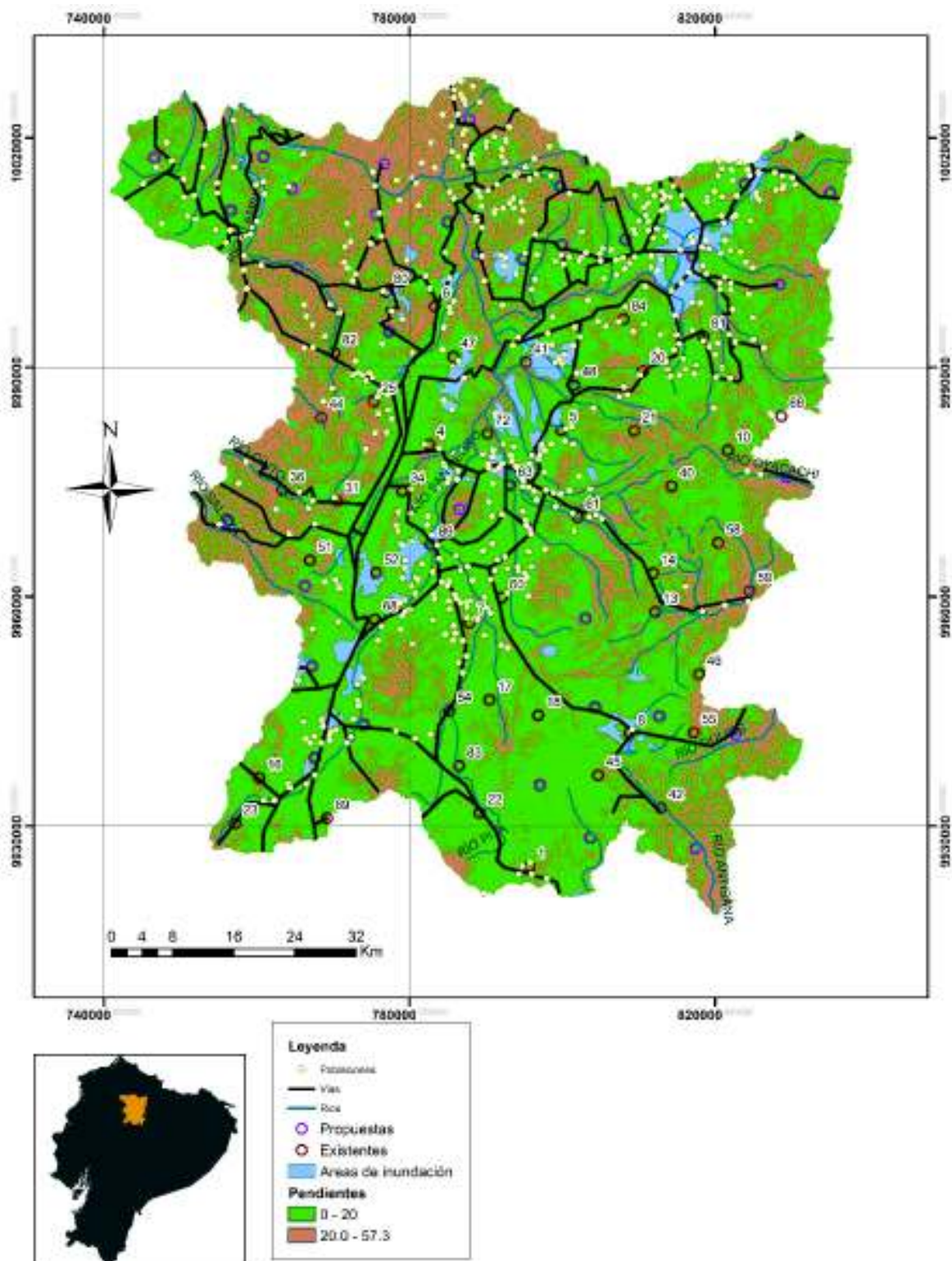
Los emplazamientos potenciales de estaciones se ubicaron principalmente en zonas de alta varianza (Figura 5.13.) y mediante la investigación realizada en el apartado 2.2.1, que enuncia los posibles lugares de emplazamientos para la ubicación de nuevas estaciones en base a las reglas y normas de la OMM, se generó las nuevas ubicaciones potenciales en base al apartado 4.3.5, donde se realizó un estudio multicriterios.

En la figura 5.14 se presenta el mapa de cartografía utilizado para proponer las ubicaciones potenciales de las nuevas estaciones. El mapa contiene las poblaciones dentro de la cuenca alta del río Guayllabamba (puntos amarillos), las vías intercantonales (línea continua negra), los ríos (línea continua azul), las áreas de inundación (polígonos celestes), las estaciones existentes (puntos rojos) y las ubicaciones potenciales para nuevas estaciones (puntos morados), las pendientes entre 0 – 20 m/m (área de color verde) y las pendientes mayores a 20 m/m (área de color café).

El estudio multicriterios buscó una recolección confiable de datos de precipitación, a través, de ubicar las estaciones fuera de las poblaciones para evitar microclimas en el ambiente, por tanto, las estaciones deben emplazarse en lugares lejanas a estas en base a las normas y reglas de las OMM. De igual manera, para la captación de datos se sugiere vías acceso cercana para una mayor facilidad en el mantenimiento y operación de los instrumentos, las estaciones deben estar emplazadas en pendientes menores a 20 m/m para evitar efectos del viento sobre la trayectoria de la precipitación y fuera de áreas inundadas para preservar la seguridad de los equipos.



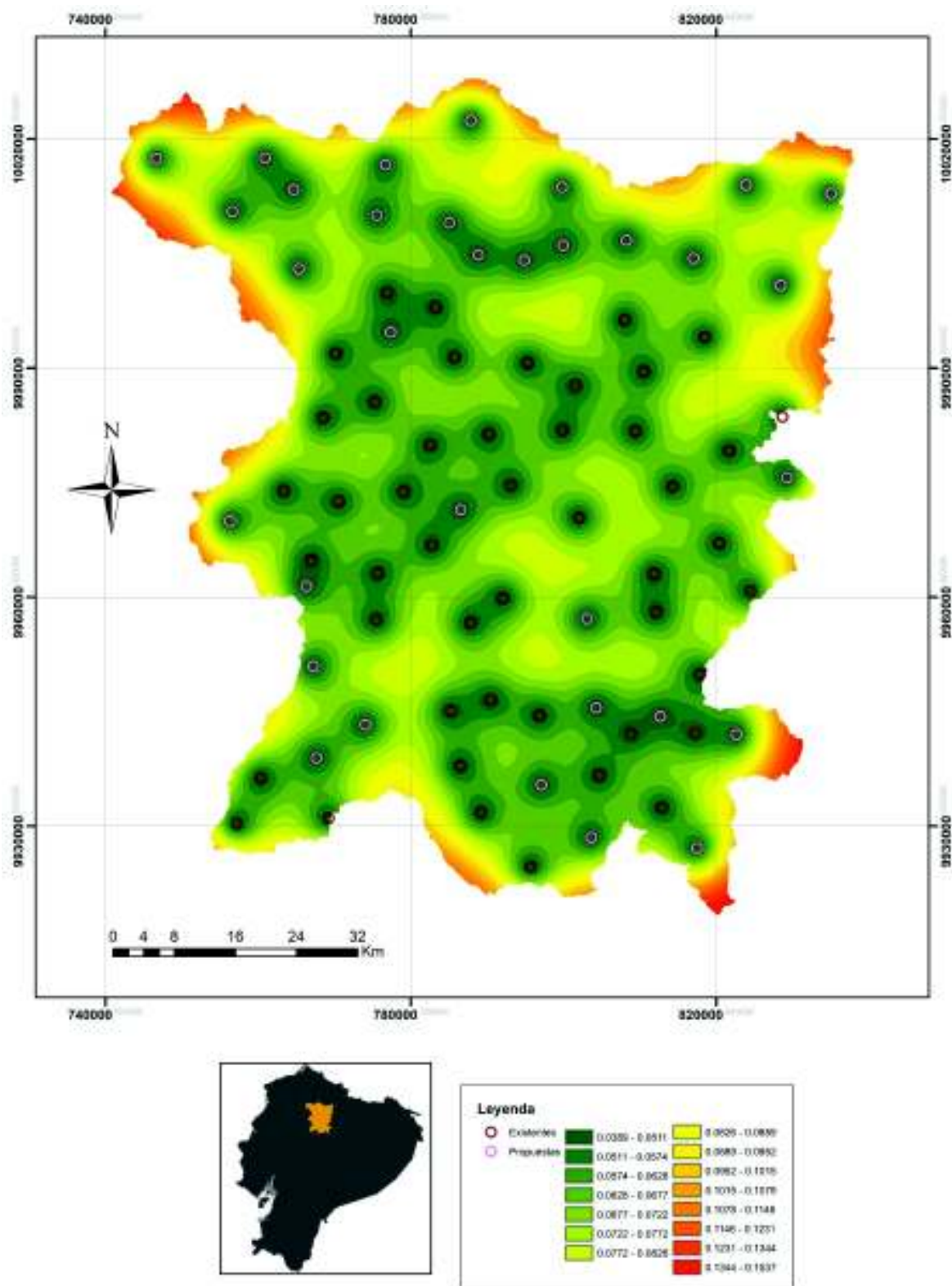
**Figura 5.14.** Mapa de cartografía base utilizado para la selección de las zonas posibles para la instalación de pluviómetros.



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018



Figura 5.15. Mapa de error de Cokriging “potencial diseño”



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En la Figura 5.15, se presenta el mapa de error al añadir estaciones en la zona de incertidumbre. La imagen muestra una disminución considerable de la varianza generado por un número mínimo de estaciones.

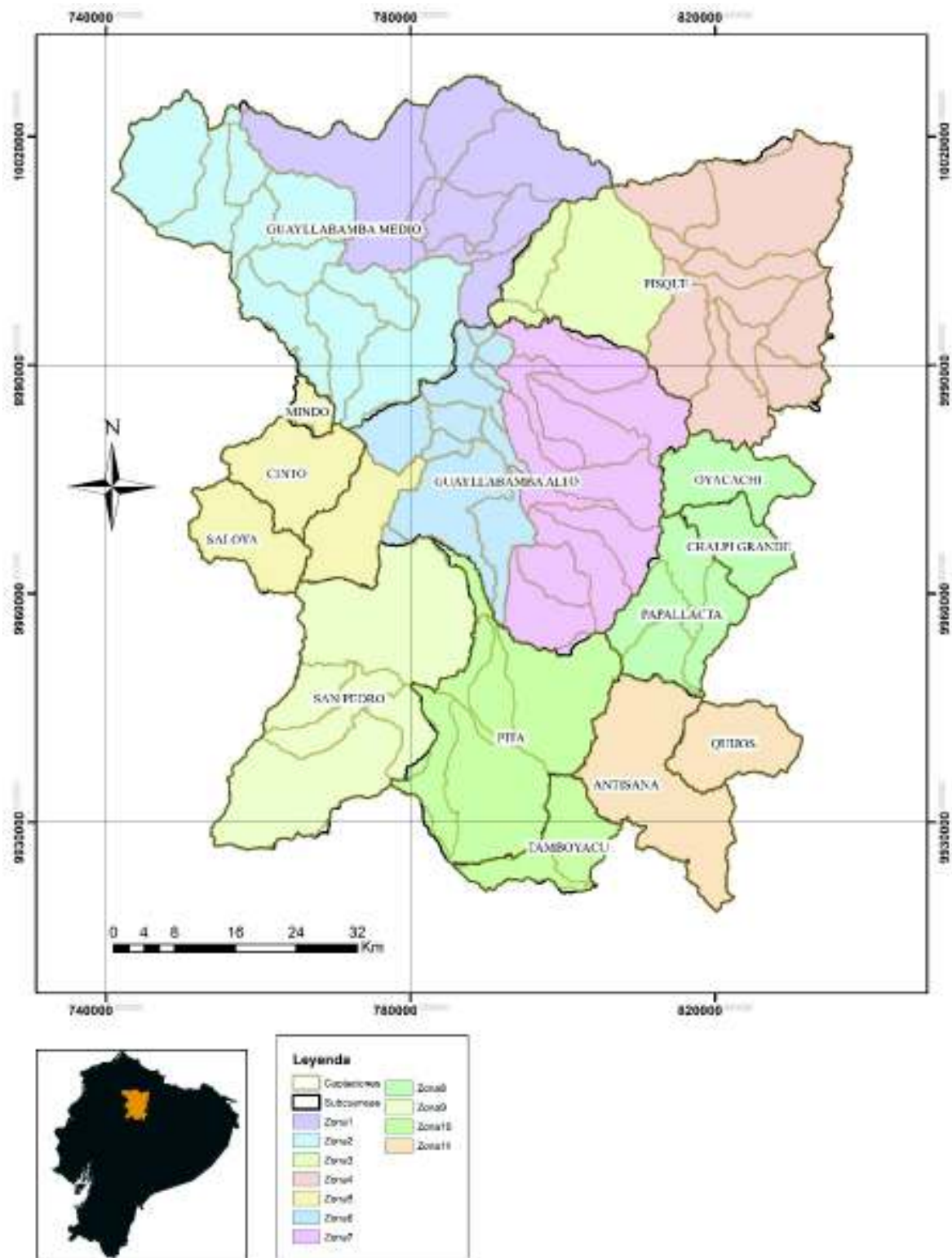
### **5.2.6 RESULTADO DE ENTROPÍA**

En base al emplazamiento de estaciones propuesta en el apartado 5.2.4 se realiza un análisis complementario para determinar el contenido de información que aportan las estaciones existentes y propuestas en la red pluviométrica. La cuenca alta del río Guayllabamba se dividió en 11 subzonas con características climatológicas similares descritas en el apartado 4.4.1, manteniendo el criterio de no presentar más de 10 estaciones por cada Subzona. Se debe tomar en cuenta que los datos de precipitación de las estaciones propuestas son predicciones de Cokriging.

En la Figura 5.16, se puede observar las captaciones producto de HydroTool (ArcGIS) para la cuenca alta del río Guayllabamba, las microcuencas (borde negro) y las 11 subzonas en las que se dividió la cuenca (colores variados).

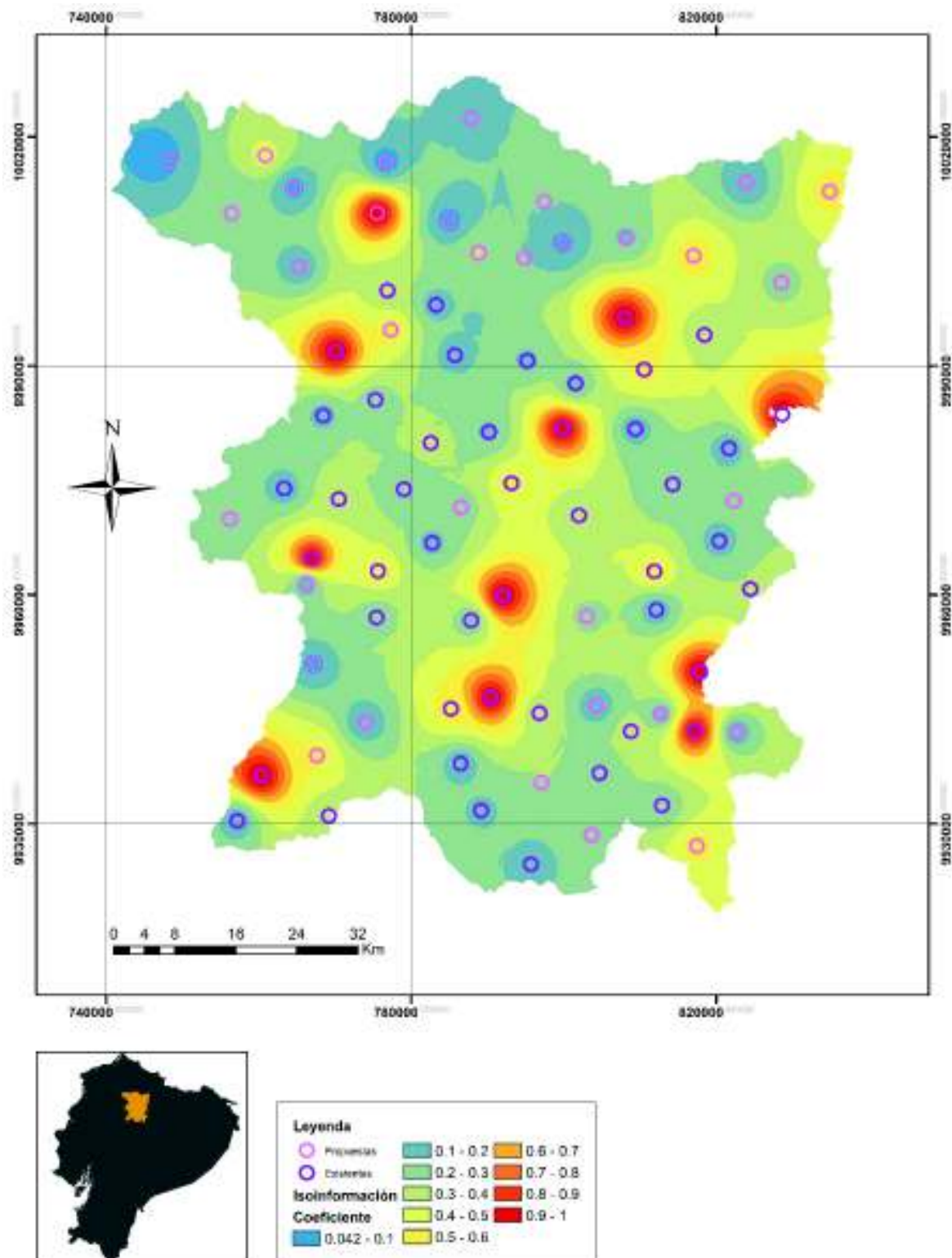
En la Figura 5.17, se observan los contornos de isoinformación de la red pluviométrica con las estaciones seleccionadas existentes y las estaciones propuestas. Cada contorno de isoinformación muestra un gradiente y la densidad de difusión de información entre estaciones (el gradiente aumenta por el número de contornos de isoinformación entre estaciones), por otro lado, si no existen contornos entre estaciones el contenido de información es el mismo según Entropía.

Figura 5.16. División de la zona de estudio potencial diseño.



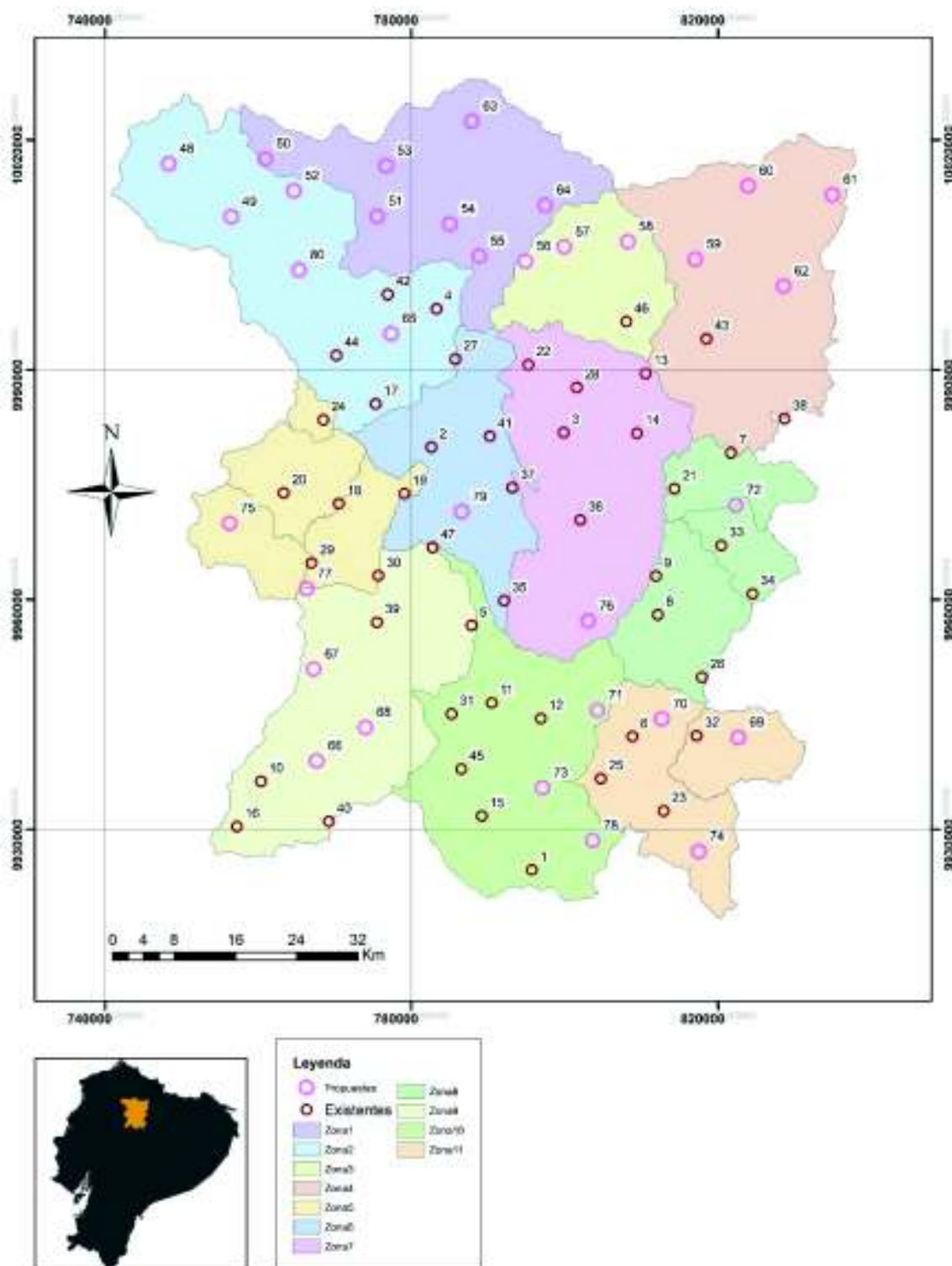
Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

FIGURA 5.17. Mapa de contornos de isoinformación potencial diseño



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

**Figura 5.18.** Posibles ubicaciones de las estaciones propuestas de la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018



### **5.3 ANÁLISIS DE LA PROPUESTA DE DISEÑO DE LA RED PLUVIOMÉTRICA**

A partir de la aplicación de los métodos Cokriging y Entropía, se propuso una red pluviométrica en la cuenca alta del río Guayllabamba (Figura 5.18). En la imagen se presenta el mapa de las 11 subzonas divididas, las estaciones existentes de la red pluviométrica seleccionada y las estaciones propuestas.

Se realizó un análisis a partir del diseño potencial desarrollado anteriormente, donde se observó que al aplicar Entropía (Figura 5.17) persistía la existencia de estaciones que no aportan información adicional a la red pluviométrica. A través de este análisis se eliminó tres estaciones propuestas (57, 73, 78) al no presentar contornos de isoinformación entre ellos. De igual manera se reubicó seis estaciones (64, 49, 48, 62, 61, 72; Figura 5.18) para maximizar el contenido de información y minimizar la incertidumbre obtenida del muestreo.

### **5.4 PROPUESTA DE DISEÑO ÓPTIMO DE LA RED PLUVIOMÉTRICA**

Una red pluviométrica óptima no debe soportar la falta de estaciones ni presentar una sobresaturación. Por tanto, el diseño de red tiene que mostrar una combinación de todas las instalaciones pluviométricas de tal forma que minimice la incertidumbre y maximice el contenido de información de los datos observados.

Una vez realizado el análisis en el apartado 5.3 se obtuvo una propuesta para la red pluviométrica óptima, con un total de 77 estaciones divididas en 47 existentes de la red actual de la cuenca alta del río Guayllabamba y la propuesta de reubicación de 30 estaciones. Este diseño presentó una varianza de predicción mínima (Cokriging), además de mostró un gradiente y densidad de difusión de información entre estaciones (Entropía), por lo tanto, el diseño optimiza el registro de las series de datos de precipitación.

En la Figura 5.19. se puede observar los contornos del coeficiente de información no transferida después del análisis del apartado 5.3 donde se eliminó 3 estaciones propuestas que no aportaban información a la red pluviométrica y se reubicó 6 estaciones a posiciones donde la captación de registro presenta contornos de isoinformación entre las estaciones pluviométricas propuestas y las ya existentes en la cuenca alta del río Guayllabamba.

En la Figura 5.20. se puede observar el mapa de varianza de Cokriging de la propuesta de diseño óptima de la red pluviométrica. Este mapa muestra un valor promedio de varianza de 0.08 entre las estaciones y fuera de las mismas existe una varianza entre 0.11 – 0.15.

En la Tabla 5.8 se muestra el número óptimo de estaciones de la red actual existente y de las estaciones adicionales propuestas. La tabla presenta el porcentaje por institución de la red actual existente (133 estaciones) y la red analizada en el presente estudio (91 estaciones).

**Tabla 5.8** Número óptimo de estaciones (porcentaje de la Entidad).

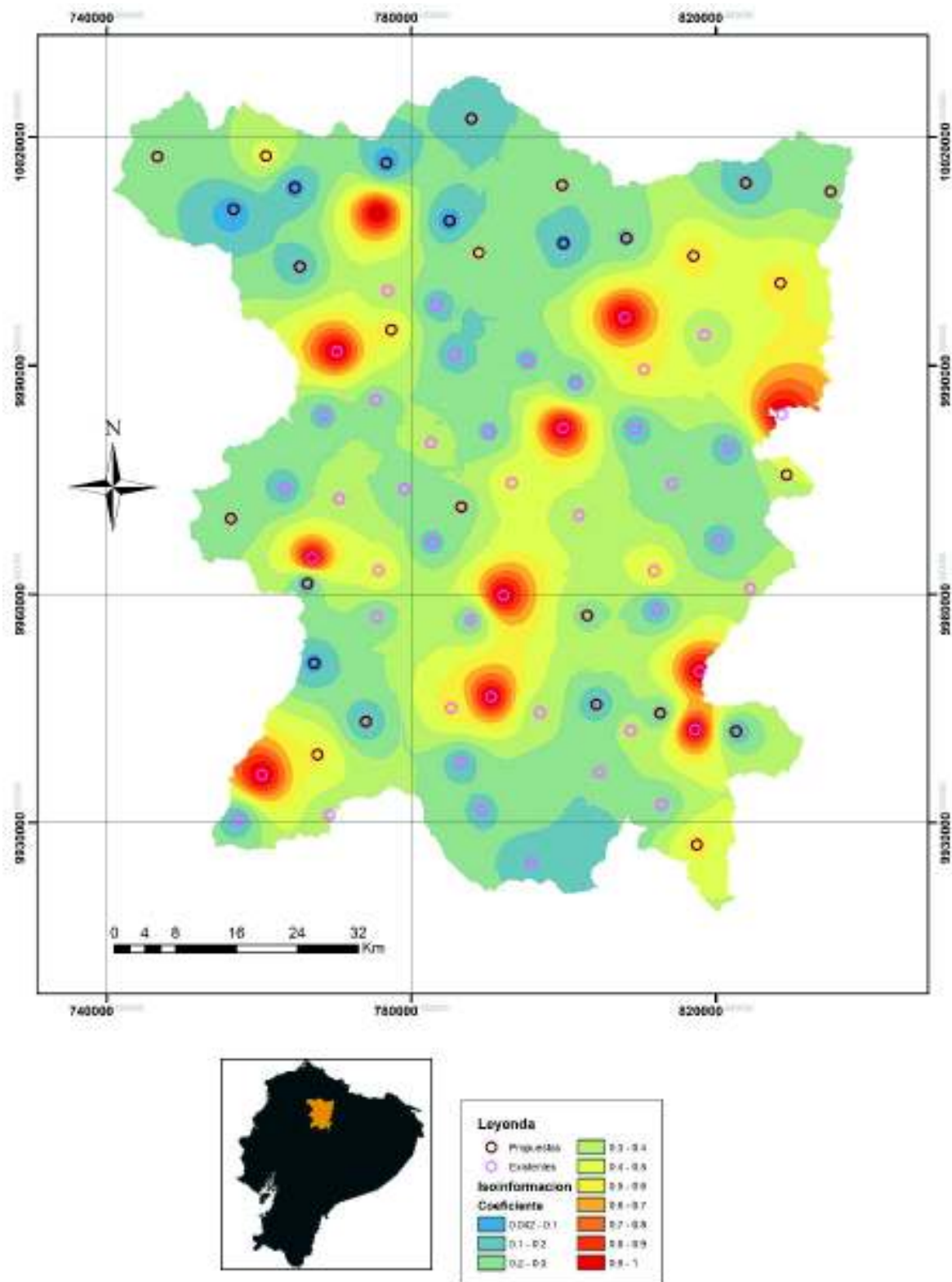
Institución	No. Estaciones	133 estaciones		91 estaciones	
		% Inst.	% Total	% Inst.	% Total
EPMAPS	26	36,11	19,55	55,32	28,57
FONAG	10	62,50	7,52	66,67	10,99
IMHEA	0	0,00	0,00	0,00	0,00
INAMHI	10	38,46	7,52	45,45	10,99
SA	1	14,29	0,75	14,29	1,10
Nuevas	30	--	22,56	--	32,97
<b>TOTAL</b>	<b>77</b>		<b>57,89</b>		<b>84,62</b>

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

En la figura 5.21. se muestra la propuesta de una configuración de red pluviométrica óptima del río Guayllabamba. La imagen presenta 47 estaciones seleccionadas de la red pluviométrica actual (puntos rojos), 30 estaciones adicionales propuestas (puntos morados) y las microcuencas (colores variados).

En la Tabla 5.9 se encuentra la información geográfica (longitud, latitud, elevación) de las estaciones seleccionadas de la red actual de la cuenca alta del río Guayllabamba y de las estaciones propuestas.

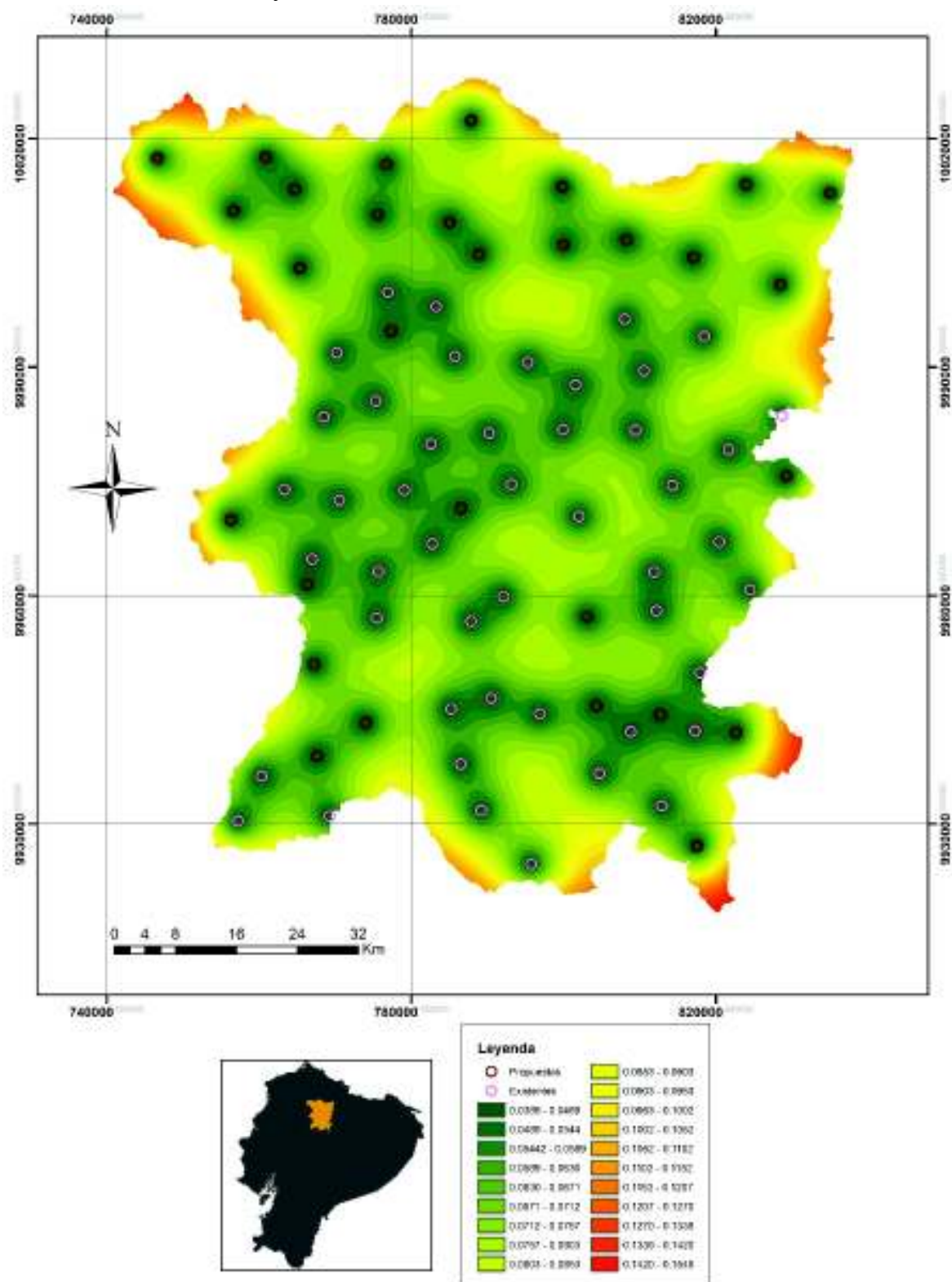
**Figura 5.19.** Mapa de isoinformación de la red óptima propuesta de la cuenca alta del río Guayllabamba



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

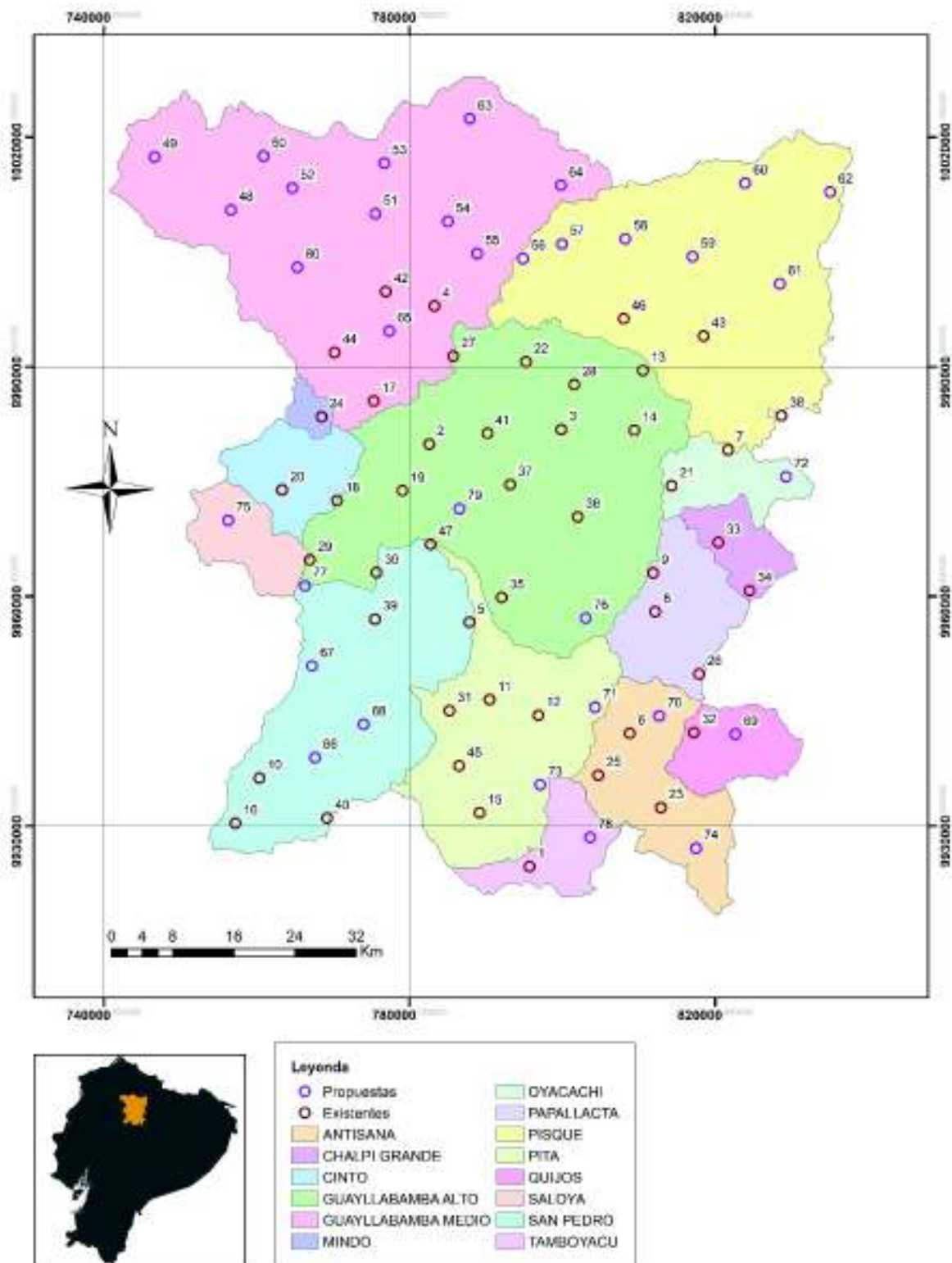


**Figura 5.20.** Mapa de la varianza de Cokriging de la red óptima propuesta de la cuenca alta del río Guayllabamba



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

**Figura 5.21.** Propuesta de configuración óptima de la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

Tabla 5.9 Ubicación geográfica estaciones nuevas

Código	Nombre	Latitud	Longitud	Elevación	Entidad
C01	Maucatambo	-0.680536	-78,34358	3838	INAMHI
C05	Bellavista	-0,181639	-78,4617	2967	INAMHI
C06	Yaruquí	-0,164357	-78,30643	2671	INAMHI
C07	San Antonio	-0,018408	-78,45541	2480	INAMHI
C08	IASA	-0,391952	-78,4144	2730	INAMHI
C09	La Mica Campamento	-0,522991	-78,22604	4024	INAMHI
M5021	Salvafacha Oyacachi	-0,188359	-78,11066	3796	FONAG
M5024	El Tambo	-0,379493	-78,19608	3636	FONAG
M5025	La Virgen Papallacta	-0,333733	-78,19848	4022	FONAG
M5027	Loma Urco Ilinizas	-0,576011	-78,66113	3712	FONAG
M5028	Miranda completa	-0,483309	-78,39071	3442	FONAG
M5029	El Carmen completa	-0,50166	-78,33337	4067	FONAG
M5031	Chumillos completa	-0,094793	-78,21054	3675	FONAG
M5074	M. Puntas	-0,16518	-78,22069	4134	FONAG
M5076	P. Mudadero	-0,61684	-78,40225	3858	FONAG
M5077	P. REI	-0,629494	-78,68933	3974	FONAG
P03	Rumihurco Machángara	-0,130678	-78,5267	3288	INAMHI
P15	El Cinto	-0,248295	-78,56983	3277	INAMHI
P26	Puengasí	-0,236666	-78,49309	2982	INAMHI
P29	Palmira	-0,235707	-78,63439	2685	INAMHI
P37	Salve Facha	-0,230861	-78,1769	4046	INAMHI
P41	Guayllabamba Hacienda	-0,084374	-78,34789	2361	INAMHI
P42	Antisana R. Huannuna	-0,610714	-78,1893	3633	INAMHI
P48	Mindo Captación	-0,149422	-78,58812	3706	INAMHI
P55	Antisana Diguchi	-0,572645	-78,26301	3935	INAMHI
P62	Blanco Chico Alto	-0,452957	-78,14449	4300	INAMHI
P20	Calderón	-0,077764	-78,43336	2767	INAMHI
P45	El Quinche	-0,111333	-78,2912	2675	INAMHI
P23	Atacazo	-0,318317	-78,60176	3874	INAMHI
P25	El Troje	-0,333371	-78,52359	3122	INAMHI
P35	Pita Bocatoma	-0,496297	-78,43782	3362	INAMHI
P38	San Simón	-0,521971	-78,15057	4309	INAMHI
P44	Guaytaloma	-0,297609	-78,122	3762	INAMHI
P46	Chalpi Grande	-0,354535	-78,08543	2911	INAMHI
P52	Pintag	-0,362642	-78,37629	2820	INAMHI
P53	Palugullo	-0,267417	-78,28711	3099	INAMHI
M0002	La Tola	-0,229444	-78,3667	2496	INAMHI
M0023	Olmedo-Pichincha	-0,148056	-78,0478	3721	INAMHI
M0113	Uyumbicho	-0,388333	-78,5253	2724	INAMHI
M0120	Cotopaxi-Clirsen	-0,623333	-78,5814	3560	INAMHI
M0337	San José De Minas	-0,168889	-78,3931	2347	INAMHI
M0358	Calacalí INAMHI	-0,001389	-78,5125	2816	INAMHI
M0359	Cayambe	-0,053889	-78,1394	3333	INAMHI
M0361	Nono	-0,073333	-78,5728	2865	INAMHI
M0364	Loreto Pedregal	-0,561389	-78,4264	3649	INAMHI
M1094	Tomalon-Tabacundo	-0,033333	-78,2333	3091	INAMHI
LOS_CHILLOS	S5	-0,300001	-78,46	2462	SA
N01	Ch-V 1	0,095117	-78,69463	1589	
N02	Ch-V 2	0,157605	-78,78424	1221	
N03	Ch-V 3	0,15859	-78,65608	1388	
N04	Ch-V 4	0,09049	-78,52483	1879	
N05	Ch-V 5	0,120832	-78,62234	1393	
N06	Ch-V 6	0,150283	-78,51453	1926	
N07	Ch-V 7	0,081473	-78,43972	1997	
N09	Ch-V 8	0,043489	-78,40538	2049	
N11	Ch-V 9	0,054771	-78,30562	3037	
N12	Ch-V 10	0,060889	-78,23133	3025	
N13	Ch-V 11	0,039846	-78,1523	2793	
N14	Ch-V 12	0,126481	-78,09055	3134	
N15	Ch-V 13	0,007595	-78,04992	3906	
N17	Ch-V 14	0,116191	-77,99071	3493	
N18	Ch-V 15	0,202707	-78,41396	2580	
N19	Ch-V 16	0,123896	-78,30699	3404	
N21	Ch-V 17	-0,047968	-78,50865	3324	
N22	Ch-V 18	-0,551799	-78,59548	3143	
N24	Ch-V 19	-0,443578	-78,59938	3088	
N25	Ch-V 20	-0,512614	-78,53848	2924	
N29	Ch-V 21	-0,524072	-78,10185	3883	
N31	Ch-V 22	-0,502491	-78,19129	4208	
N32	Ch-V 23	-0,492122	-78,2667	3983	
N33	Ch-V 24	-0,22006	-78,04249	2994	
N35	Ch-V 25	-0,658756	-78,14812	3720	
N36	Ch-V 26	-0,271686	-78,6977	2677	
N37	Ch-V 27	-0,386847	-78,27762	4044	
N38	Ch-V 28	-0,348767	-78,60752	3987	
N40	Ch-V 29	-0,258042	-78,42602	2594	
N41	Ch-V 30	0,027177	-78,61644	2048	

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

## 5.5 DISCUSIÓN

Mediante la optimización realizada a la red pluviométrica de la cuenca alta del río Guayllabamba, se realizó una comparación de los resultados obtenidos de la predicción de la red pluviométrica inicial (91 estaciones) con respecto a la red pluviométrica optimizada y al producto de precipitación EPMAPS. Además, se realizó una comparación de la varianza obtenida de la red pluviométrica inicial (91 estaciones) con respecto a la varianza lograda de la red pluviométrica optimizada. A través de esta comparación se desea observar el cambio producido por la optimización en la red pluviométrica.

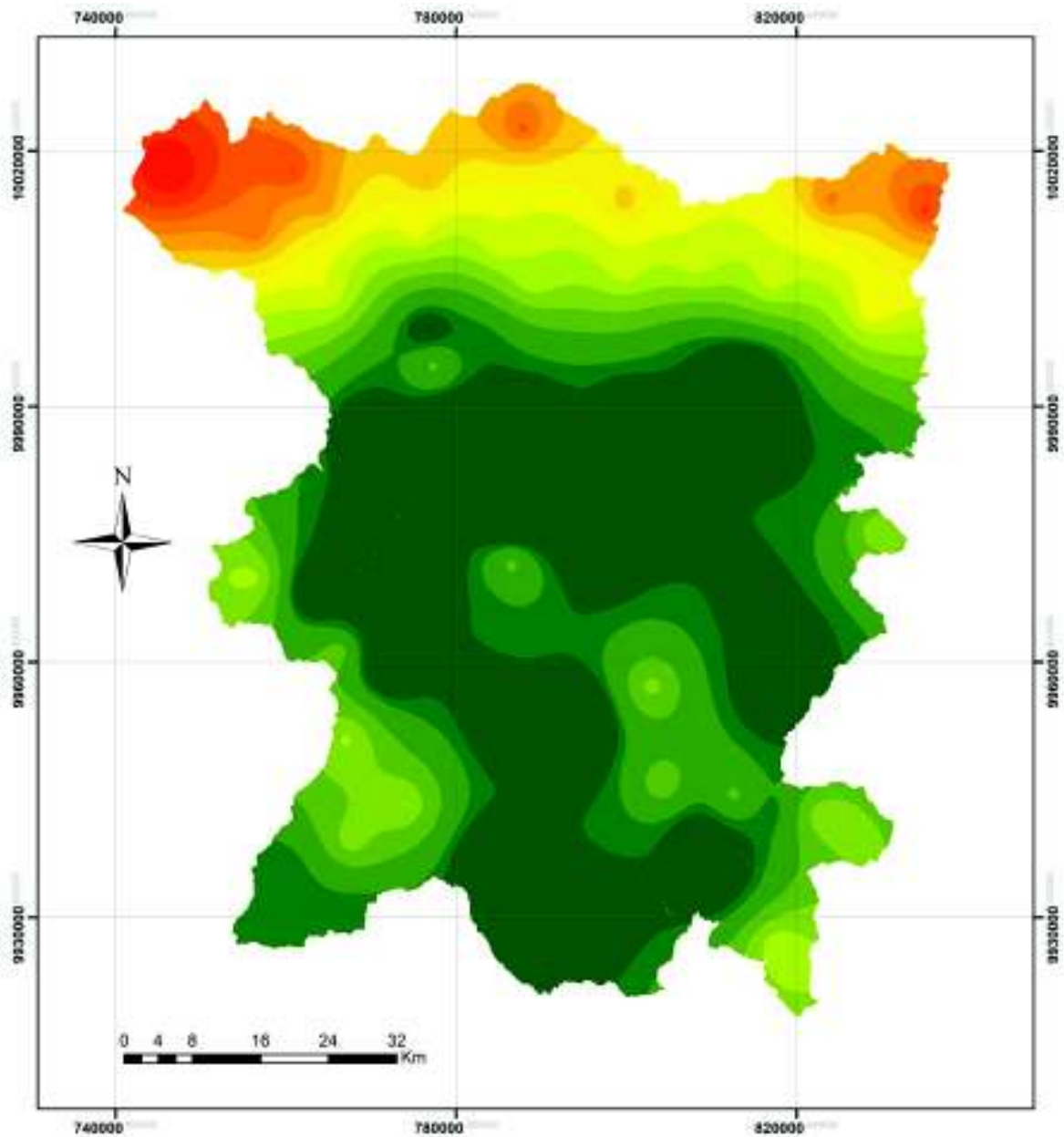
### 5.5.1 COMPARACIÓN DISEÑO ÓPTIMO

#### 5.5.1.1 Resta de la varianza de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta)

Para determinar la reducción del error de Cokriging mediante el número y posición óptima de las estaciones en la red pluviométrica se realizó una resta raster de varianza de Cokriging entre la varianza de la red optima propuesta con respecto a la varianza de las 91 estaciones.

En la Figura 5.22., se muestra el resultado de la resta del raster de varianza. La imagen muestra un rango de error (-) 0,041 – 0,2915, el rango negativo ((-)0,041 – 0 ) representa el aumento de la varianza en la red óptima propuesta y el rango positivo (0 – 0,2915) representa una disminución de la varianza. Por lo tanto, se observa una disminución global de la varianza en gran parte del área de estudio, especialmente en zonas alta varianza donde estaciones adicionales fueron ubicadas. En zonas de alta densidad pluviométrica (baja incertidumbre, Figura 5.11), al ser eliminadas y emplazadas estaciones de la red estudiada (91 estaciones) el valor de la varianza aumentó ligeramente entre 0 – 0,041 siendo casi imperceptible.

**Figura 5.22.** Resta de la varianza de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta)



**Leyenda**

<b>Resta Error</b>	0.0411 - 0.0546	0.1781 - 0.1976
<b>Varianza</b>	0.0546 - 0.0907	0.1976 - 0.2146
-0.0410 - 0.0000	0.0907 - 0.1128	0.2146 - 0.2328
0.0000 - 0.0046	0.1128 - 0.1350	0.2328 - 0.2563
0.0046 - 0.0215	0.1350 - 0.1572	0.2563 - 0.2915
0.0215 - 0.0411	0.1572 - 0.1781	

Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

### **5.5.1.1 Resta de la predicción de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta)**

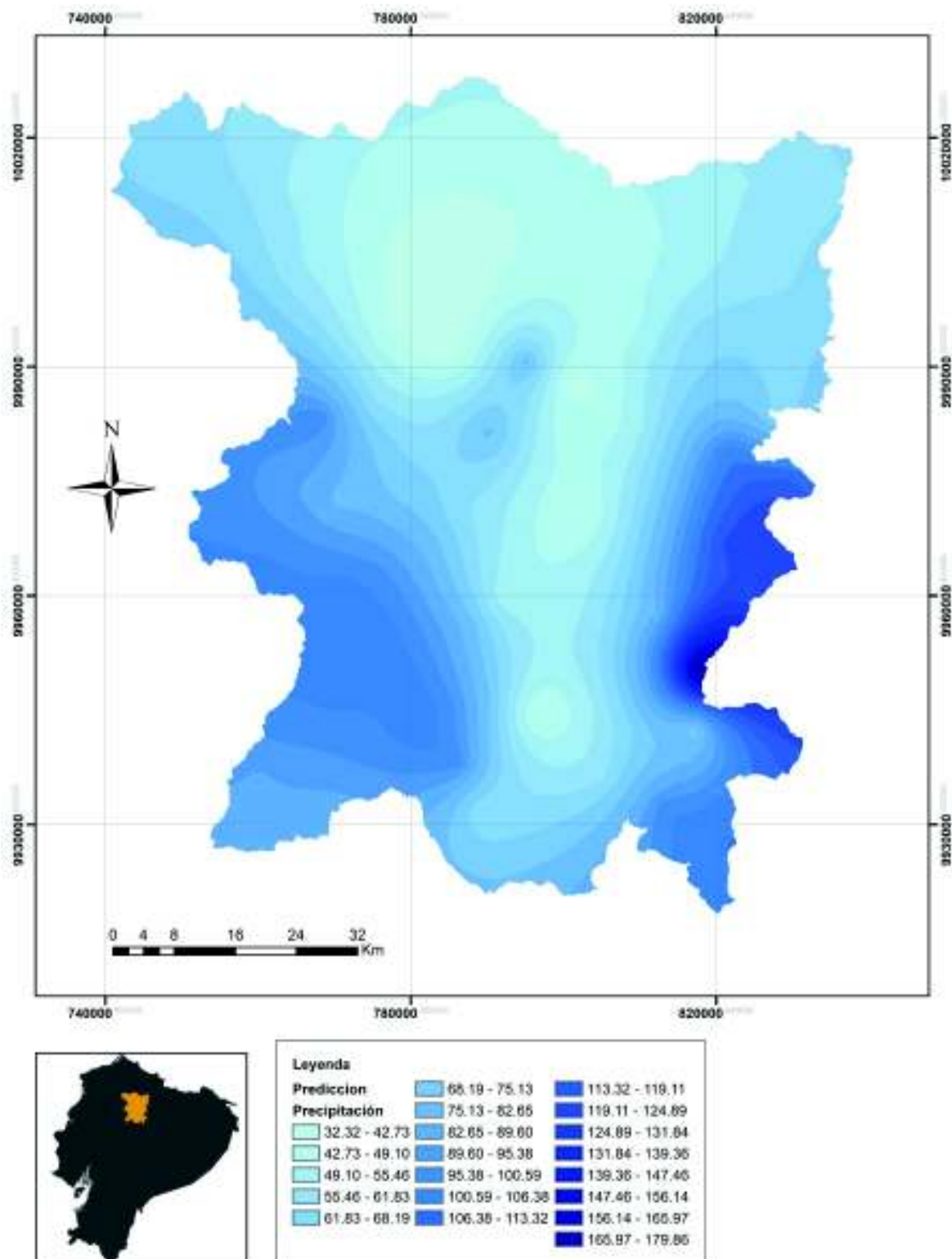
Para determinar el cambio producido de la predicción de Cokriging, se realizó una diferencia de raster entre la predicción generada por la red pluviométrica inicial (91 estaciones; Figura 5.10.) y la predicción obtenida de la red pluviométrica óptima (77 estaciones; número y localización óptimos; Figura 5,23.).

En la figura 5,23., muestra una predicción en un rango de 32,32 – 179,86 mm/mes. En la microcuenca “Papallacta” presenta picos de precipitación (100 – 179,86 mm/mes) y en las microcuencas “Guayllabamba Medio, Guayllabamba Alto (oeste) y Pintag (norte)” muestra bajas precipitaciones (32,32 – 70).

En la figura 5,24., se estima una diferencia de la predicción en un rango de (-) 40,82 – 32,87 mm/mes, es decir, existe una variación del 73,49 mm/mes en la predicción y presenta picos de predicción tanto positivos como negativos. Estos picos se generaron debido a la eliminación y reubicación de estaciones redundantes.

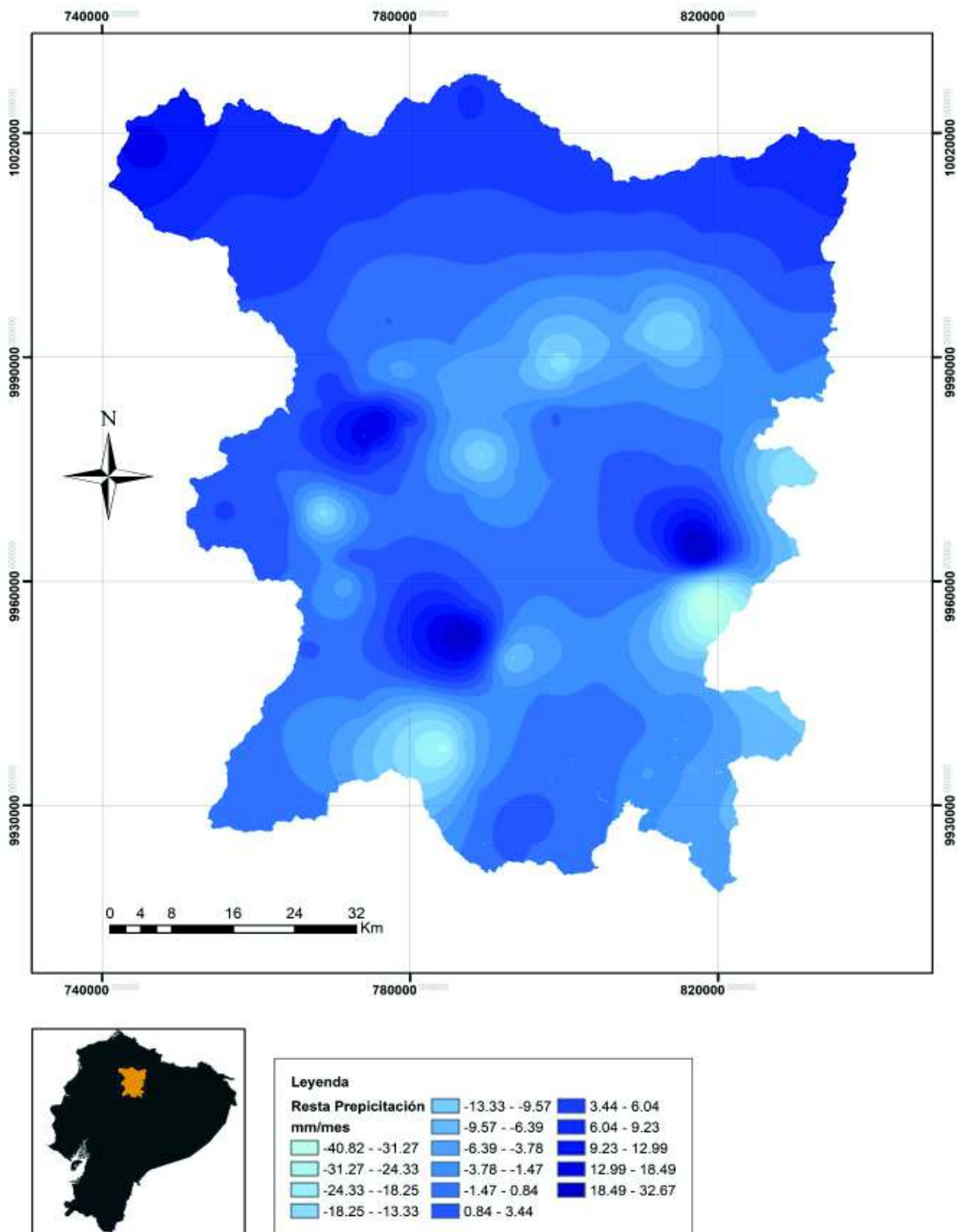


**Figura 5.23.** Predicción de la red óptima propuesta de la cuenca alta del río Guayllabamba



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

**Figura 5.24.** Resta de la predicción de Cokriging (91 estaciones – red óptima propuesta)



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018



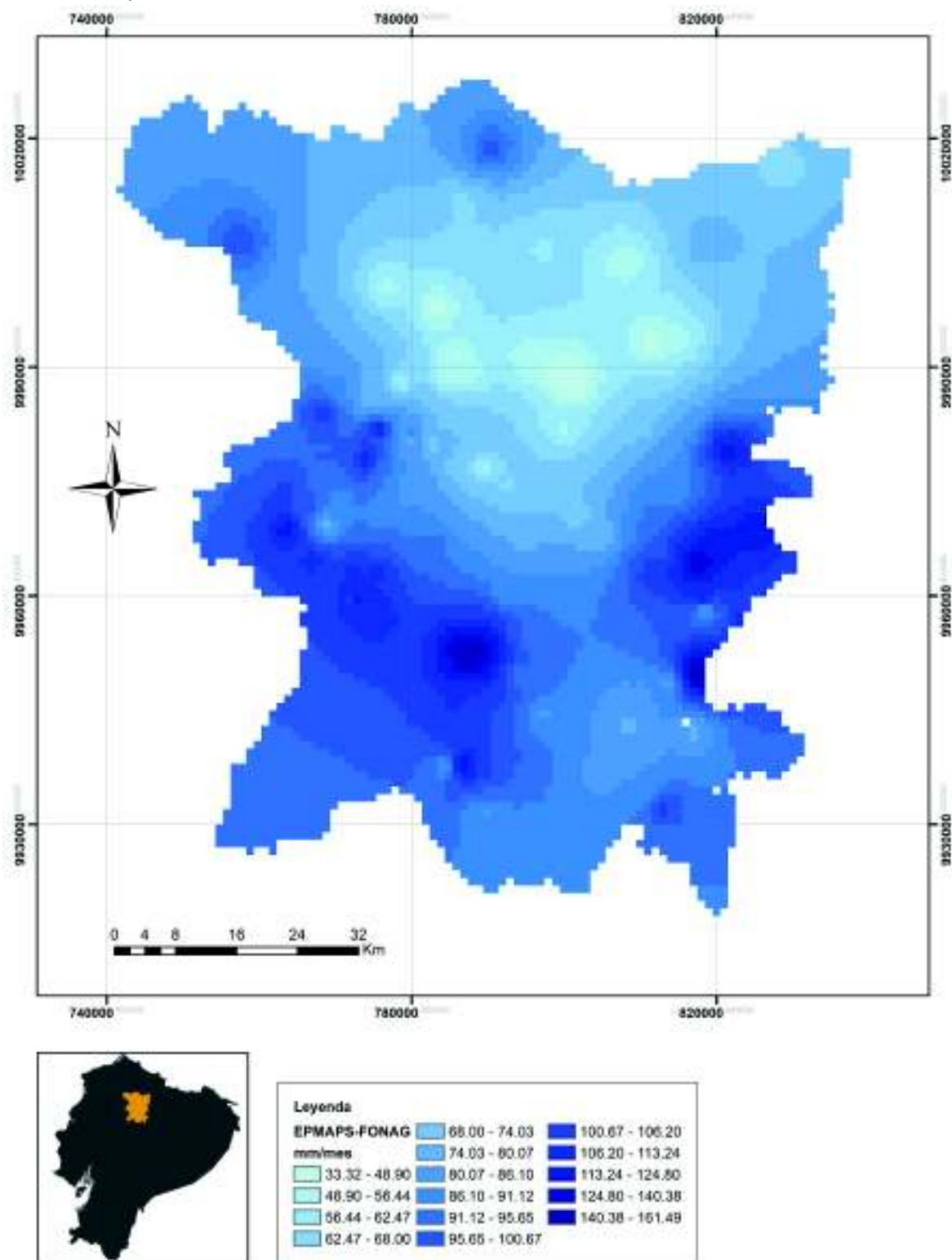
### 5.5.1.2 Resta de la predicción (Producto EPMAPS – FONAG – red óptima propuesta)

Para determinar la diferencia de predicción mediante la aplicación de diferentes métodos, se realizó una comparación del producto de predicción de lluvia EPMAPS – FONAG con la predicción generada de la red pluviométrica óptima (77 estaciones; número y localización óptimos; Figura 5,23.). El producto de precipitación EPMAPS – FONAG fue realizado con los métodos IDW y Cokriging (un solo variograma).

En la figura 5,25., muestra una predicción del promedio mensual (2003 – 2016) producto EPMAPS – FONAG. La imagen presenta un rango de 33,32 – 161,49 mm/mes. Además, se muestra en la microcuenca “Papallacta, San Pedro (norte), Saloya, Cinto, y Mindo” picos de precipitación (100 – 161,49 mm/mes) y en las microcuencas “Guayllabamba Medio (sur), Guayllabamba Alto (norte) y Pisque (sur – suroeste)” bajas precipitaciones (33,32 – 70 mm/mes).

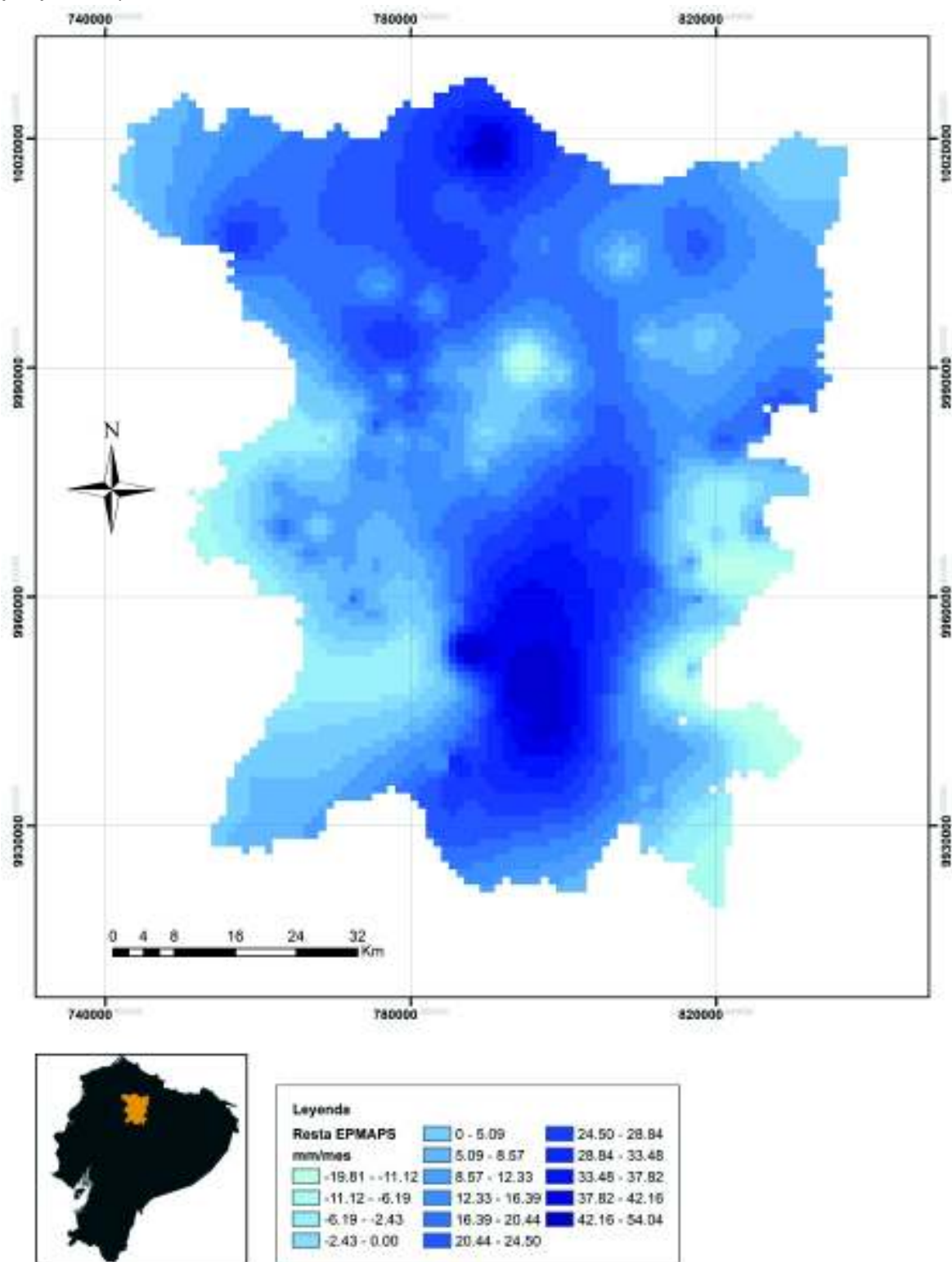
En la figura 5,26., se estima una diferencia de la predicción en un rango de (-) 19,81 – 54,04 mm/mes, es decir, existe una variación del 73,85 mm/mes en la predicción, donde presenta grandes áreas y picos de predicción tanto positivos como negativos en Pisque (norte) y Guayllabamba Alto (sur). En estas microcuencas existe una mayor predicción en el producto EPMAPS – FONAG entre 28,84 – 54, 04 mm/mes. La imagen muestra una menor predicción del producto EPMAPS – FONAG en Chalpi Grande, Papallacta, Antisana (norte) y Quijos entre 0,01 – 19,81 mm/mes.

**Figura 5.25.** Predicción Producto EPMAPS – FONAG (IDW y Cokriging, 133 estaciones)



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

**Figura 5.26.** Resta de la predicción (Producto EPMAPS – FONAG – red óptima propuesta)



Elaborado por: Chicaiza-Villarreal 2018

## CAPÍTULO 6

### CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

#### 6.1 CONCLUSIONES

- El análisis preliminar de la base de datos arrojó un 50.03% de vacíos. En la red pluviométrica no existen estaciones base (A) pero presenta 86 estaciones de apoyo (B), 26 estaciones de referencia (C) y 41 estaciones descartables (D), por lo tanto, las estaciones clase D fueron eliminadas y la red pluviométrica se redujo a 92 estaciones para ser rellenadas posteriormente.
- Mediante el uso de los métodos correlación entre estaciones y vecino más cercano se rellenó el 100% de los vacíos que presentaba el periodo seleccionado 2003 – 2016 de una red de 91 estaciones. Es necesario mencionar que el periodo de estudio se acorto debido a la presencia de tendencias lineales en el relleno de 25 estaciones en los años 2001 y 2002, además, se eliminó la estación Tambo 2A por falta de correlación con otras estaciones.
- Para garantizar la confiabilidad de la base de datos rellenados se realizó un análisis posterior confirmando su estacionariedad (distribución temporal de precipitación mensual) mediante la comprobación de homogeneidad, control de calidad (eliminación de valores atípicos extremos).
- Se comprobó que, al dividir la cuenca en vertientes, no es posible determinar un análisis estructural (semivariograma experimental) satisfactorio, debido a que la vertiente amazónica se ajusta a un modelo teórico de efecto pepita (nugget) por la configuración pluviométrica (alargada) de la vertiente.
- Se generó una superficie de predicción a través del modelo teórico exponencial y se comprobó su bondad de ajuste a través de la validación cruzada que presentó un error cuadrático medio de 0.093 siendo el mínimo entre los

modelos teóricos. Además, el semivariograma experimental presenta un comportamiento isotrópico (omnidireccional).

- Al ser analizada la base de datos de las 91 estaciones, se generó un mapa de error de Cokriging que presentó zonas de alta y baja varianza, este mapa muestra la ubicación potencial para la implementación de nuevas estaciones y la presencia de estaciones redundantes respectivamente. A partir del mapa de error se eliminó 44 estaciones que se consideraron redundantes (no aportan información adicional a la red), reduciéndose el 33,08% de la red inicial (133 estaciones y el 48,05% de la red estudiada 91 estaciones).
- Se propuso la ubicación potencial de 33 estaciones pluviométricas en zonas de alta varianza, ubicadas principalmente al norte de la cuenca. Se utilizó multicriterios que considera la morfología, vías de acceso, microclimas e influencia del viento para el emplazamiento de las estaciones. Observándose en el mapa de error de la red óptima propuesta una reducción significativa de la varianza en la parte norte de la cuenca (0.11 – 0.15).
- A partir de la implementación generada por Cokriging se realizó un análisis de la calidad de información mediante el principio de máxima entropía, determinándose el posicionamiento óptimo de las estaciones adicionales propuestas anteriormente. Es importante mencionar, que la ubicación óptima se logró a través de los contornos de isoinformación donde se eliminaron 3 estaciones (57, 73, 78; Figura 5.21) y se movieron 6 estaciones (48, 49, 61, 62, 64, 72; Figura 5.21). Se observó que los cambios generaron un mapa de contornos de isoinformación con gradiente y densidad de información entre estaciones satisfactorio.
- El uso complementario de Cokriging y Entropía permitió proponer una red pluviométrica óptima de la cuenca alta del río Guayllabamba, a través del número óptimo de 77 estaciones (47 estaciones existentes y 30 estaciones propuestas) que minimiza la incertidumbre en un rango de 0.039 – 0.155 y la

ubicación óptima que maximiza el contenido de información (contornos de isoinformación).

- Al realizar la resta de raster de la precipitación del producto EPMAPS – FONAG con la red estudiada (91 estaciones) se observó una diferencia de predicción de la precipitación entre (-) 19.81 – 54.04 mm/mes. Esta diferencia se debe a la metodología usada por cada producto, la cual se considera aceptable debido a la información utilizada. El producto EPMAPS – FONAG usó la información de 133 estaciones en un periodo 2001 - 2016 y el producto generado del presente estudio usó información de 91 estaciones en un periodo 2003 – 2016.

## 6.2 TRABAJOS FUTUROS Y RECOMENDACIONES

- Es recomendable que las estaciones que conforman la red básica, funcionen en periodos relativamente largos, con un mínimo de 10 años de registro. De esta manera se tendrá información satisfactoria de los valores observados y sus variaciones temporales.
- Se recomienda una base histórica con estaciones base (clase A), para una mayor confiabilidad en el relleno de datos evitando el uso de estaciones descartables (clase D)
- Para la aplicación de métodos geoestadísticos, se recomienda que las series de datos temporales cumplan una distribución normal, si es necesario se debe transformar la serie a Log Normal y si persiste una gran asimetría se debe emplear la transformación Box-Cox para corregir la no linealidad en las relaciones.
- Es recomendable calcular el mejor ajuste de interpolaciones mediante la aplicación de diferentes métodos Geoestadísticos, para determinar el método que mejor bondad de ajuste presente y de esta manera obtener la menor incertidumbre del sitio de estudio.
- Se recomienda que la densidad de la red pluviométrica cumpla con las reglas y normas de la Organización Mundial Meteorológica para caracterizar la precipitación en las diferentes cuencas. Además, las instituciones encargadas de las redes pluviométricas deben tomar en cuenta la configuración de red de otras instituciones para evitar información redundante y a su vez generar predicciones erróneas.
- Para trabajos futuros se debe realizar un análisis de los diferentes métodos de interpolación para el relleno de datos y determinar el método más confiable. Así se asegura una conformación de la base de datos sólida.

- Para investigaciones futuras se recomienda un estudio económico que determine el costo de la instalación y operación de las instalaciones, además de la factibilidad de implementar el diseño óptimo presentado en este proyecto de técnico experimental.
- Se recomienda realizar un análisis individual de la red pluviométrica institucional IMHEA por recolectar información fundamental para proyectos de investigaciones en páramos, debido a que la totalidad de sus estaciones fueron eliminadas en este estudio, al presentar un máximo de 2 años en sus registros (consideradas como estaciones descartables, clase D).



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Adhikary, S. K., Yilamaz, A., & Muttill, N; 2015; Optimal design of rain gauge network in the Middle Yarra River Catchment Australia; Hydrological Processes; volumen 28; págs 2582-2599.
- Alexandersson, H.; 1984; A Homogeneity test applied to precipitation data; Journal of Climatology; 6; págs 661-675.
- Almeida, M.; 2010; Instructivo de procesamiento de información Hidrometeorológica; Proyecto de titulación Ingeniería Ambiental - EPN; Quito - Ecuador; 299 págs.
- Babish, G; 2006; Geostatistics Without Tears ; Ecological Research Division; Environmental Conservation Branch; Regina, Saskatchewan; 116 págs.
- Batanero, C., & Serrano, L.; 1995; La aleatoriedad, sus significados e implicaciones educativas; Madrid - España; 23 págs.
- Bohorquez, M; 2009; Estadística espacial; Universidad Nacional de Colombia; Bogotá - Colombia; 75 págs.
- Casas, A., & Himi, M / IGME; 2003; Diseño eficiente de redes de control de la intrusión salina en los acuíferos costeros a partir de información hidrogeoquímica y geofísica; IGME; Instituto Geológico y Minero de España; disponible en [www.igme.es/](http://www.igme.es/); [14 - 02 - 2018].
- Chen, Y.-C., Wei, C., & Yeh, H.-C; 2008; Rainfall network design usin kriging an entropy; InterScience Wiley; volumen 22; págs 340-346.
- Cifuentes, A.; 2016; Evaluación de diferentes métodos de interpolación para la variable precipitación en el departamento de Caldas – Colombia; Trabajo de Grado presentado para optar al título de Especialista en Información Geográfica; Manizales - Colombia, págs 141.
- De Luque, A.; 2011; Cualificación y homogenización de las series climáticas mensuales de precipitación de canarias - memoria metodológica; Gobierno de Canarias; Canarias - España; 105 págs.
- DOG; 2015; Department of Geography, Hunter College; disponible en: <http://www.geography.hunter.cuny.edu/~jochen/GTECH361/lectures/lecture11/concepts/Kriging.htm> [2018, 06, 20]
- Easterling, D. & Peterson, T.; 1992; Techniques for detecting and adjusting for artificial discontinuities in climatological time series: a review; Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Meeting on Statistical Climatology; Toronto, Canadá; págs 28-32.
- Emery, X; 2013; Geoestadística; 1era Edición; Departamento de Ingeniería de Minas de la Facultad de Ciencias Físicas y Matemáticas de la Universidad de Chile; volumen 1; Santiago-Chile; págs 149.
- FAO; 2000; Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación; Italia: The Global Forest Assessment. FAO, Italia.
- Follos, F. 2012; Lenguaje R aplicado al análisis de datos de calidad del aire - Manual de uso de R y Openair; Environmental Risk Management; Toledo - España: 121 págs.
- FONAG; 2016; Plan Estratégico FONAG 2016-2020; Quito, Ecuador; págs 26, Disponible en: [www.fonag.org.ec/web/wp-content/uploads/2017/09/Plan-Estratégico3.pdf](http://www.fonag.org.ec/web/wp-content/uploads/2017/09/Plan-Estratégico3.pdf).
- Ginzo, M. J.; 2012; Análisis geoestadístico de datos funcionales; Madrid - España; Universidad de Coruña; 76 págs.
- Giraldo, R; 2014; Introducción a la Geoestadística Teoría y Aplicación. Facultad de Ciencias Departamento de Estadística; Universidad Nacional de Colombia; Volumen 1; págs 94.

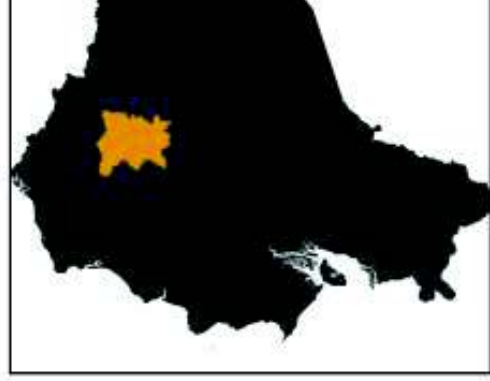
- Gonzalez, M., & Pérez, D.; 2009; Estadística aplicada una visión instrumental; Red Instituto Nacional de Investigaciones Agrícolas de Venezuela; Ediciones Díaz de Santos; 1° Edición; 785 págs.
- Guijarro, J.; 2018; Homogeneización de series climáticas con Climatol; disponible en: [http://www.climatol.eu/homog\\_climatol-es.pdf](http://www.climatol.eu/homog_climatol-es.pdf); [16 - 08 - 2018].
- Herminia. A. O; 2006; Glosario básico de términos estadísticos; Santiago Billón; Instituto Nacional de Estadística Informática; 1° edición; Lima - Perú; 68 págs.
- Isaaks, E. H., & Srivastava, M. R.; 1989; Applied Geostatistics; Oxford University; volumen 6; New York; págs 562.
- Krstanovic, P. F.; 1988; Application of Entropy Theory to Multivariate Hydrologic Analysis; volumes I and II; LSU Historical Dissertations and Theses; 601 págs.
- Krstanovic, P. F., & Singh, V. P.; 1992; Evaluation of Rainfall Networks Using Entropy: I. Theoretical Development. Water Resources Management; volumen 6; págs 273-293.
- Krstanovic, P. F., & Singh, V. P.; 1992; Evaluation of Rainfall Networks Using Entropy: II. Application. Water Resources Management; volumen 6; págs 295-314.
- Martín, D.; 2002; Geoestadística aplicada; Instituto de Geofísica, UNAM e Instituto de Geofísica y Astronomía, CITMA; Cuba; 144 págs.
- Martínez - Vargas, A., & Ramírez - Garcia, J.; 2005; Desarrollo actual de la geoestadística en el mundo; Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa "Dr. Antonio Nuñez Jiménez"; Holguin - Cuba; 22 págs.
- OMM; 2010; Guía del sistema mundial de observación; Organización Meteorológica Mundial; Tercera edición: OMM-N° 488; 128 págs.
- Muñoz, A., & Torres, W; 2013; Homogeneización de datos disponibles para el estudio especializado para la actualización y automatización del modelo hidrológico FONAG para la cuenca alta del río Guayllabamba y microcuencas Oyacachi, Chalpi Grande, Papallacta y Antisana; Agencia de los Estados Unidos para el Desarrollo Internacional - USAID y el Fondo para la Protección del Agua FONAG; Quito, Ecuador; 63 págs.
- Oliver, M., & Webster, R; 2013; A tutorial guide to geostatistics: Computing and modelling variograms and kriging; ELSEVIER - CATENA; volumen 113; 56-69 págs.
- Orellana, C.; 2015; Escenarios hidrológicos en la cuenca del río Guayllabamba: modelación de caudales mínimos; Proyecto previo a la obtención del título de ingeniero civil - EPN; Quito - Ecuador.
- Peña, D.; 2002; Análisis de datos multivariantes; Mc Graw - Hill; Interamericano de España; Volumen 1; Madrid - España; 529 págs.
- Pugachev, V.; 1973; Introducción a la teoría de las probabilidades; Mir. Moscú; Edición español 1973; Rusia - Moscú; 330 págs.
- Rojas, M., & Mora, L.; 2009; Diseño óptimo de redes pluviométricas; Revista Forestal Venezolana; Volumen 53(1); págs 9-22.
- Sánchez, J.; 2003; Hidrología; Departamento de Geología; Universidad de Salamanca; Salamanca - España; 26 págs.
- Santana, J., & Farfán, E.; 2014; El arte de programar en R: un lenguaje para la estadística; Instituto Mexicano de Tecnología del Agua; 1° Edición; México; 197 págs.
- Segeer, C & Villodas, R; 2006; Hidrología I. Las precipitaciones; Universidad Nacional del Cuyo; Mendoza - Argentina.
- Serrano, J.; 2010; Regionalización Espacial de Series Climáticas Mensuales Caso de Estudio: Cuenca Del Río Guayllabamba. Proyecto previo a la obtención del título de ingeniero civil - EPN; Quito - Ecuador.

- Shaghaghian, M., & Abedini, M; 2012; Rain gauge network design using coupled geostatistical and multivariate techniques. *Scientia Iranica*; volumen 20; págs 259-269.
- Vicente, J-L.; 2010; Introducción a la inferencia estadística: Muestreo y Estimación puntual y por intervalos; Universidad de Salamanca; Salamanca - España; 34 págs.
- Walpole, R., Myers, R., Myers, S., Ye, K.; 2012; Probabilidad y Estadística para ingeniería y ciencias.; 8° Edición; Pearson - Prentice Hall; Monterrey - México; 811 págs.
- Lamothe, G; 2012; Probability and Statistics for Engineers - Quantile-Quantile Plot (QQ-plot) and the Normal Probability Plot; Department of mathematics and statistics; Faculty of Science; Ottawa - Reino Unido; 58 págs.

## **ANEXOS**

## **ANEXOS 1**

### **MAPAS**



Leyenda:

Textura

- Cuerpo de agua
- Fina
- Gruesa
- Gruesa - fina
- Gruesa - fina, muy fina
- Gruesa - media
- Gruesa - media, muy fina
- Gruesa - muy fina
- Gruesa, muy gruesa
- Gruesa, muy gruesa, muy fina
- Media

- Media
- Media
- Muy gr
- Muy gr
- Muy gr
- Muy gr
- Muy gr
- Nieve
- Roca
- Sin info
- Sin sus
- Sin sus
- Urbanc



ESCUELA POLITECNICA  
FACULTAD DE INGENIERIA CIVIL

TEXTURA DEL SUELO DE LA  
ALTA Y MEDIA DEL RIO GUAYL  
SUS MICROCUCIENCA

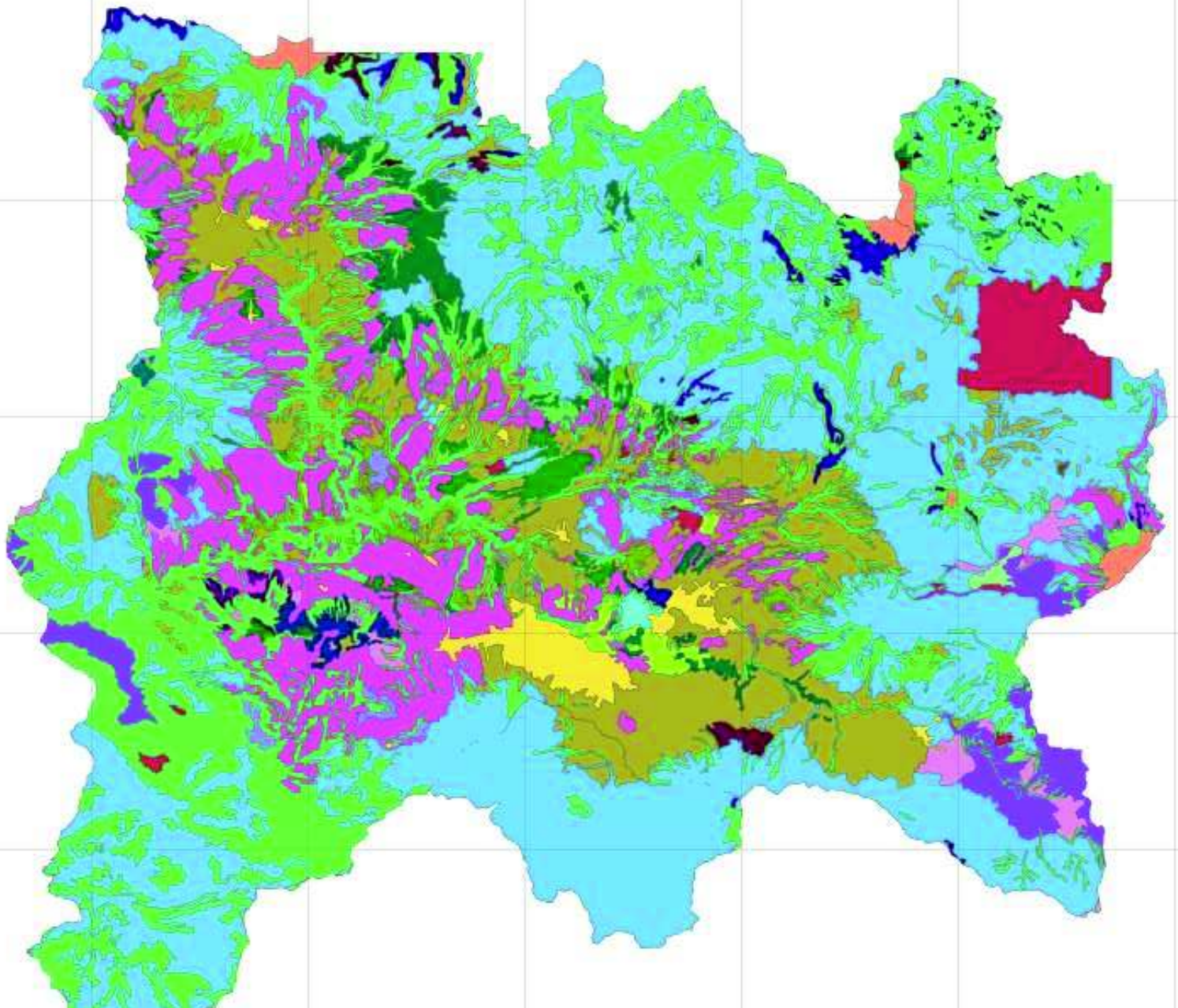
Proyecto de titulación:

Diseño óptimo de la red pluviométrica utili  
y Entropia en la cuenca alta del río Gu  
Distrito Metropolitano de Qu

Proyección:

U.T.M. Elipsoide Internacional Datum  
WGS84 (World Geodesic System)

10020000 10000000 9980000 9960000 9940000 9920000







**Leyenda:**

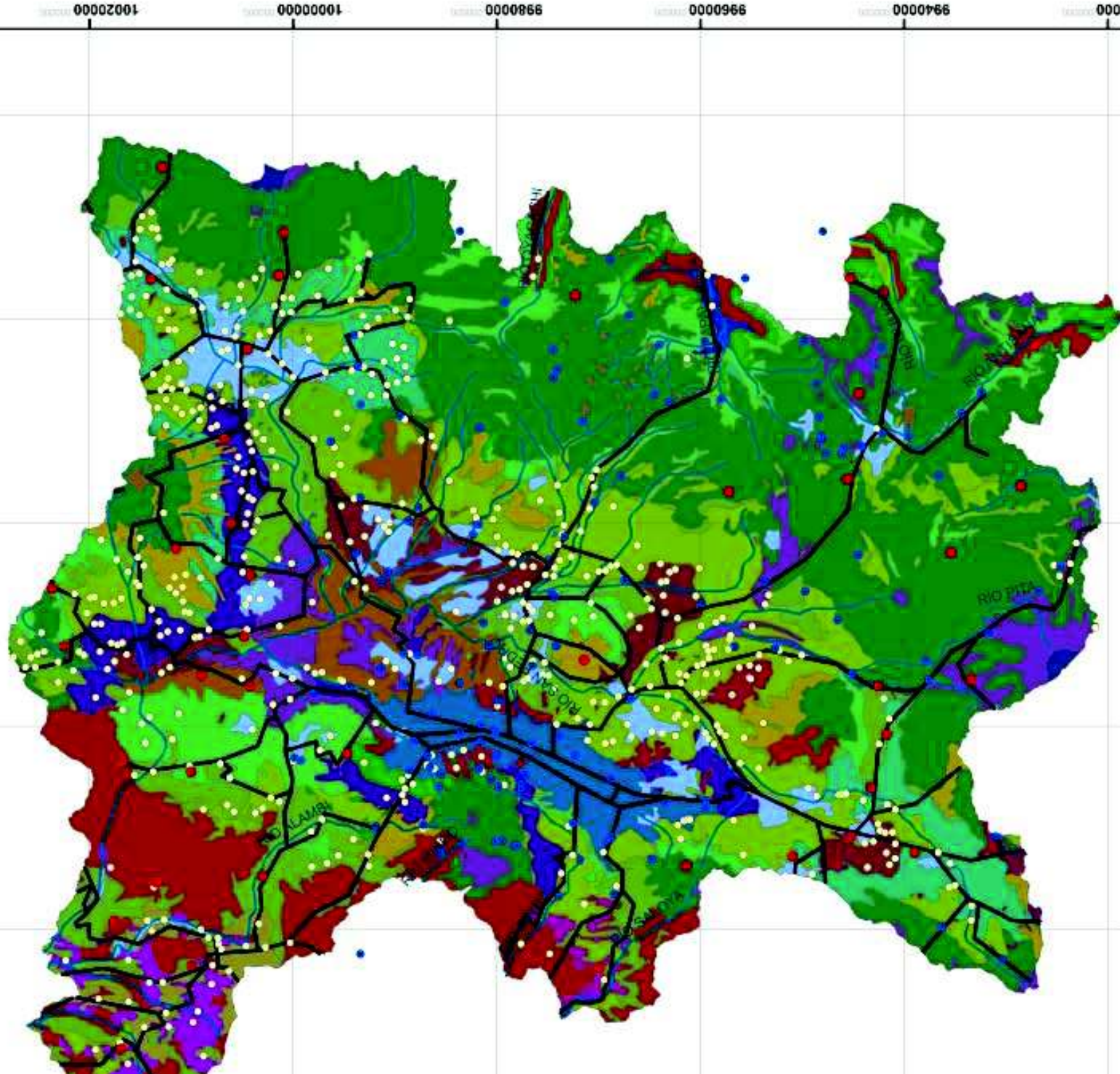
- Posibles
- Estaciones
- Poblados
- Vías
- Ríos
- Areas de inundación
- Areas pobladas
- Bosque cultivo pasto
- Bosque húmedo
- Caña de azúcar
- Chaparro
- Cultivos de altura
- Cultivos de zona templada
- Cultivos pasto
- Cultivos pasto bosque

**ESCUELA POLITECNICA**  
**FACULTAD DE INGENIERIA**

**MAPA DE COBERTURA VEGETAL PARA LA SELECCIÓN DE LA ZONA PARA LA INSTALACIÓN DE PLANTAS DE TRATAMIENTO DE AGUAS**

Proyecto de titulación:  
 Diseño óptimo de la red pluviométrica y Entropia en la cuenca alta del río...  
 Distrito Metropolitano de...

Proyección:  
 U.T.M.; Elipsoide Internacional Da...  
 WGS84 (World Geodesic System)







Leyenda:

- Agrícola
- Agrícola-Conservación
- Agropecuaria forestal
- Agropecuaria mixta
- Antropico
- Conservación y protección
- Cuerpo de agua
- Forestal
- Pecuario
- Pecuario-Conservación
- Tierras improductivas



ESCUELA POLITÉCNICA  
FACULTAD DE INGENIERÍA

### USO DEL SUELO DE LA CUENCA ALTA Y MEDIA DEL RÍO GUAYABAMBILLA SUS MICROCUENCAS

Proyecto de titulación:

Diseño óptimo de la red pluviométrica y Entropia en la cuenca alta del Distrito Metropolitano

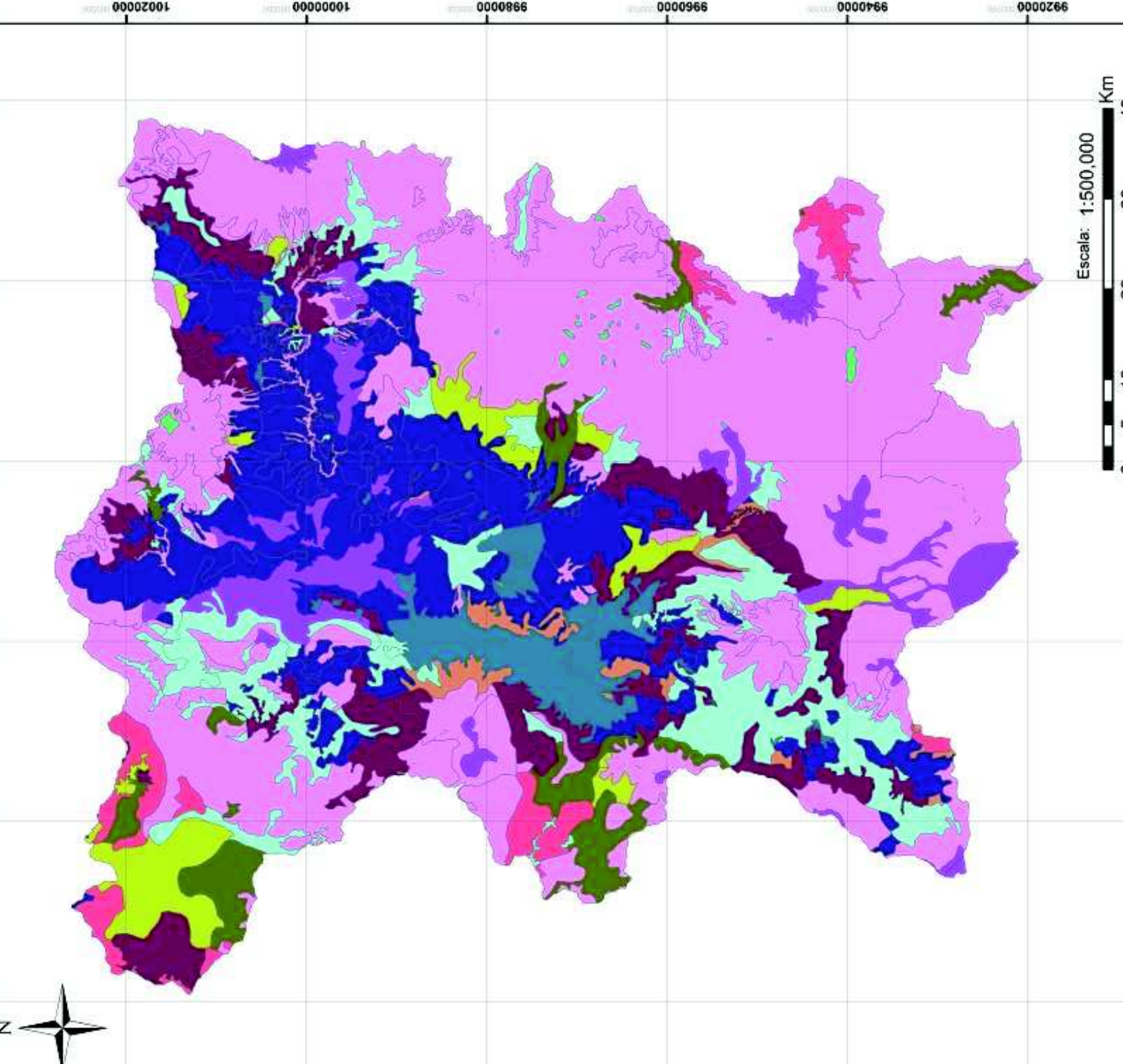
Proyección:

U.T.M. Elipsoide Internacional  
WGS84 (World Geodesic System)

Elaborado por: Chicaiza María Belén

Escala temática: 1:500,000

Fecha:



Escala: 1:500,000





## **ANEXOS 2**

### **TABLAS**

**Tabla 01.** Cálculo Curva Hipsométrica

N°	Cotas			Área			
	Mínima	Máxima	Promedio	Intervalo	Acumulado	% Acum.	%Inter
1	634	1459	1046,50	0,5602	17,2353	100,00	3,3
2	1460	1923	1691,50	1,2071	16,6751	96,75	7,0
3	1924	2329	2126,50	1,7417	15,4680	89,75	10,1
4	2330	2636	2483,00	2,3669	13,7262	79,64	13,7
5	2637	2896	2766,50	2,8132	11,3593	65,91	16,3
6	2897	3141	3019,00	2,7248	8,5462	49,59	15,8
7	3142	3392	3267,00	2,3420	5,8214	33,78	13,6
8	3393	3644	3518,50	1,5043	3,4794	20,19	8,7
9	3645	3881	3763,00	1,2339	1,9751	11,46	7,2
10	3882	4107	3994,50	0,4790	0,7413	4,30	2,8
11	4108	4533	4320,50	0,1830	0,2623	1,52	1,1
12	4534	5838	5186,00	0,0792	0,0792	0,46	0,5

**Tabla 02.** Información climatológica disponible del producto de precipitación EPMAPS.

Código	Nombre	Latitud	Longitud	Elevación	Entidad
C01	Maucatambo	-0,680536	-78,34358	3838	INAMHI
C02	Rumihurco	-0,12975	-78,53748	3577	INAMHI
C03	Rumihurco	-0,121572	-78,52043	3066	INAMHI
C04	Rumipamba	-0,175415	-78,53129	3360	INAMHI
C05	Bellavista	-0,181639	-78,4617	2967	INAMHI
C06	Yaruquí	-0,164357	-78,30643	2671	INAMHI
C07	San Antonio	-0,018408	-78,45541	2480	INAMHI
C08	IASA	-0,391952	-78,4144	2730	INAMHI
C09	La Mica Campamento	-0,522991	-78,226038	4024	INAMHI
C10	La Mica Presa	-0,545392	-78,22866	3908	INAMHI
C11	Pita Campamento	-0,496297	-78,43782	3362	INAMHI
C12	Quijos Campamento	-0,469933	-78,047966	2718	INAMHI
C13	Salve Faccha	-0,230673	-78,1525	3896	INAMHI
M5021	Salvefacha Oyacachi	-0,188359	-78,110658	3796	FONAG
M5022	Pluviométrica Control Baños	-0,324845	-78,147786	3690	FONAG
M5023	Pluviométrica Papallacta	-0,378138	-78,141172	3129	FONAG
M5024	El Tambo	-0,379493	-78,196078	3636	FONAG
M5025	La Virgen Papallacta	-0,333733	-78,198479	4022	FONAG
M5026	Cotopaxi Control Norte	-0,563824	-78,443346	3668	FONAG
M5027	Loma Urco Ilinizas	-0,576011	-78,661133	3712	FONAG
M5028	Miranda completa	-0,483309	-78,390714	3442	FONAG
M5029	El Carmen completa	-0,50166	-78,333368	4067	FONAG
M5030	Gordillo Pluviométrica	-0,418334	-78,357215	3222	FONAG
M5031	Chumillos completa	-0,094793	-78,210541	3675	FONAG
M5074	M. Puntas	-0,16518	-78,220686	4134	FONAG
M5075	M. Itulcachi	-0,290275	-78,263883	4001	FONAG
M5076	P. Mudadero	-0,61684	-78,402247	3858	FONAG
M5077	P. REI	-0,629494	-78,689334	3974	FONAG
M5078	P. Pifo	-0,240917	-78,317099	2825	FONAG
P03	Rumihurco Machángara	-0,130678	-78,5267	3288	INAMHI
P05	Rumihurco Occidental	-0,119288	-78,510372	2925	INAMHI
P08	Rumipamba Bodegas	-0,180912	-78,50994	3018	INAMHI
P09	Innaquito INAMHI	-0,178354	-78,48768	2791	INAMHI
P10	DAC Aeropuerto	-0,148424	-78,489413	2808	INAMHI
P12	Toctiuco	-0,206281	-78,52727	3223	INAMHI
P13	Cumbayá	-0,212391	-78,43105	2371	INAMHI
P15	El Cinto	-0,248295	-78,56983	3277	INAMHI
P16	Izobamba	-0,365945	-78,55514	3060	INAMHI
P18	Guayllabamba	-0,078319	-78,355686	2242	INAMHI
P19	La Tola Tumbaco	-0,23188	-78,37053	2488	INAMHI
P26	Puengasí	-0,236666	-78,49309	2982	INAMHI
P28	Cruz Loma	-0,182246	-78,53797	3943	INAMHI
P29	Palmira	-0,235707	-78,63439	2685	INAMHI
P30	Santa Rosa	-0,255008	-78,60261	2914	INAMHI
P31	Pichán	-0,115816	-78,57154	3540	INAMHI
P32	Mindo Bajo	-0,131036	-78,59563	3235	INAMHI
P33	Nunalviro	-0,256476	-78,21547	4193	INAMHI
P34	Papallacta	-0,380623	-78,1414	3119	INAMHI
P37	Salve Faccha	-0,230861	-78,176903	4046	INAMHI
P41	Guayllabamba Haciend	-0,084374	-78,34789	2361	INAMHI
P42	Antisana R. Huannuna	-0,610714	-78,1893	3633	INAMHI
P43	Antisana Limboasi	-0,592975	-78,20847	3740	INAMHI
P48	Mindo Captación	-0,149422	-78,58812	3706	INAMHI
P55	Antisana Diguchi	-0,572645	-78,26301	3935	INAMHI
P58	Nanegalito	0,059827	-78,68533	1838	INAMHI
P62	Blanco Chico Alto	-0,452957	-78,14449	4300	INAMHI
P63	La Virgen Papallacta	-0,320315	-78,19194	4352	INAMHI
P65	Laguna Santa Lucía	-0,464731	-78,18195	4364	INAMHI
P66	Blanco Grande	-0,401007	-78,08931	3231	INAMHI
P68	Salve Faccha alto	-0,234227	-78,1701	3897	INAMHI
P70	CC El Bosque	-0,16566	-78,49755	2953	INAMHI

Código	Nombre	Latitud	Longitud	Elevación	Entidad
P71	Collaloma Medio	-0,122687	-78,47327	2948	INAMHI
P72	Colinas Alto	-0,102902	-78,52339	3102	INAMHI
P20	Calderón	-0,077764	-78,43336	2767	INAMHI
P24	Observatorio	-0,211169	-78,50013	2795	INAMHI
P45	El Quinche	-0,111333	-78,2912	2675	INAMHI
P56	Tanque Solanda	-0,281734	-78,53074	2922	INAMHI
P60	San José de Minas	-0,173397	-78,4132	2163	INAMHI
P61	Perucho	-0,110552	-78,4218	2624	INAMHI
P67	Relleno El Inga	-0,294097	-78,3559	2642	INAMHI
P14	Zambiza	-0,147587	-78,4464	2682	INAMHI
P21	Río Grande Chillogallo	-0,281842	-78,5816	3079	INAMHI
P22	Chillogallo	-0,278181	-78,5857	3186	INAMHI
P23	Atacazo	-0,318317	-78,6018	3874	INAMHI
P25	El Troje	-0,333371	-78,5236	3122	INAMHI
P27	San Francisco	-0,202191	-78,5397	3596	INAMHI
P35	Pita Bocatoma	-0,496297	-78,4378	3362	INAMHI
P38	San Simón	-0,521971	-78,1506	4309	INAMHI
P39	Yangahuagra	-0,661655	-78,3647	3968	INAMHI
P59	Calacali	-0,007082	-78,5146	2811	INAMHI
P40	Tambo 2A	-0,751787	-78,3578	3903	INAMHI
P44	Guaytaloma	-0,297609	-78,122	3762	INAMHI
P46	Chalpi Grande	-0,354535	-78,0854	2911	INAMHI
P52	Pintag	-0,362642	-78,3763	2820	INAMHI
P53	Paluguillo	-0,267417	-78,2871	3099	INAMHI
P54	El Carmen	-0,454413	-78,3652	3291	INAMHI
P57	Quijos Campamento	-0,496297	-78,4378	3362	INAMHI
P64	Laguna Encantada	-0,281187	-78,0729	4104	INAMHI
M0002	LA TOLA	-0,229444	-78,3667	2496	INAMHI
M0003	IZOBAMBA	-0,366667	-78,55	3045	INAMHI
M0009	LA VICTORIA INERHI	-0,06	-78,2006	3633	INAMHI
M0010	MONTESERRIN	-0,059722	-78,2825	2604	INAMHI
M0023	OLMEDO PICHINCHA	-0,148056	-78,0478	3721	INAMHI
M0024	QUITO INAMHI INNAQUITO	-0,166667	-78,4833	2778	INAMHI
M0111	MALCHINGUI INAMHI	-0,055556	-78,3322	2165	INAMHI
M0113	UYUMBICHO	-0,388333	-78,5253	2724	INAMHI
M0114	TUMBACO	-0,233333	-78,4139	2459	INAMHI
M0120	COTOPAXI CLIRSEN	-0,623333	-78,5814	3560	INAMHI
M0188	PAPALLACTA	-0,365	-78,1447	3378	INAMHI
M0335	LA CHORRERA	-0,201667	-78,535	3495	INAMHI
M0337	SAN JOSE DE MINAS	-0,168889	-78,3931	2347	INAMHI
M0343	EL QUINCHE PICHINCHA	-0,102222	-78,3033	2547	INAMHI
M0344	CANGAHUA	-0,057222	-78,1672	3143	INAMHI
M0345	CALDERON	-0,098333	-78,4208	2679	INAMHI
M0346	YARUQUI INAMHI	-0,159722	-78,3153	2595	INAMHI
M0353	RUMIPAMBA PICHINCHA	-0,4275	-78,4158	2928	INAMHI
M0354	SAN JUAN PICHINCHA CHILLOG	-0,284722	-78,6325	3544	INAMHI
M0357	CANAL 10 TV	-0,164722	-78,5225	3730	INAMHI
M0358	CALACALI INAMHI	-0,001389	-78,5125	2816	INAMHI
M0359	CAYAMBE	-0,053889	-78,1394	3333	INAMHI
M0361	NONO	-0,073333	-78,5728	2865	INAMHI
M0364	LORETO PEDREGAL	-0,561389	-78,4264	3649	INAMHI
M1094	TOMALON-TABACUNDO	-0,033333	-78,2333	3091	INAMHI
M1200	POMASQUI	-0,05	-78,45	2430	INAMHI
JTU_01_PT_11	IMHEA1	-0,504412	-78,2374	3997	IMHEA
JTU_01_PT_22	IMHEA2	-0,48858	-78,2393	4035	IMHEA
JTU_01_PT_32	IMHEA3	-0,486802	-78,2441	4144	IMHEA
JTU_01_PT_42	IMHEA4	-0,469329	-78,2312	4127	IMHEA
JTU_01_PT_52	IMHEA5	-0,472533	-78,2436	4267	IMHEA
JTU_01_PT_63	IMHEA6	-0,46801	-78,2315	4140	IMHEA
JTU_01_PT_73	IMHEA7	-0,468569	-78,2281	4203	IMHEA
JTU_01_PT_83	IMHEA8	-0,46671	-78,2117	4407	IMHEA
LLO_01_PO_01	IMHEA9	-0,195831	-78,5898	3950	IMHEA
LLO_01_PO_02	IMHEA10	-0,198848	-78,5894	3863	IMHEA
LLO_02_PO_01	IMHEA11	-0,185428	-78,5855	4143	IMHEA
LLO_02_PO_02	IMHEA12	-0,179237	-78,5861	4213	IMHEA
BELISARIO	S1	-0,180003	-78,49	2806	SA
CARAPUNGO	S2	-0,098336	-78,4472	2654	SA
COTOCOLLAO	S3	-0,107777	-78,4972	2749	SA
EL_CAMAL	S4	-0,250002	-78,51	2906	SA
LOS_CHILLOS	S5	-0,300001	-78,46	2462	SA
TUMBACO	S6	-0,209996	-78,4	2344	SA
GUAMANI	S7	-0,330836	-78,5514	3048	SA

**Tabla 03.** Clasificación según la calidad de información mensual de precipitación.

Código	Nombre	Años de registro	Clase
C01	Maucatambo	2003 – 2015	B
C02	Rumihurco	2001 – 2016	B
C03	Rumihurco	2001 – 2006	D
C04	Rumipamba	2003 – 2016	B
C05	Bellavista	2001 – 2016	C
C06	Yaruquí	2001 – 2016	B
C07	San Antonio	2001 – 2016	B
C08	IASA	2002 - 2016	B
C09	La Mica Campamento	2001 – 2008	B
C10	La Mica Presa	2008 – 2016	C
C11	Pita Campamento	2011 – 2016	D
C12	Quijos Campamento	2011 – 2016	D
C13	Salve Faccha	2016 – 2016	D
M5021	Salvefacha Oyacachi	2007 - 2016	C
M5022	Pluviométrica Control Baños	2010 - 2016	C
M5023	Pluviométrica Papallacta	2010 - 2016	C
M5024	El Tambo	2010 - 2016	C
M5025	La Virgen Papallacta	2009 - 2016	C
M5026	Cotopaxi Control Norte	2007 - 2016	B
M5027	Loma Urco Ilinizas	2007 - 2016	B
M5028	Miranda completa	2009 - 2016	C
M5029	El Carmen completa	2009 - 2016	C
M5030	Gordillo Pluviométrica	2010 - 2016	C
M5031	Chumillos completa	2009 - 2016	C
M5074	M. Puntas	2012 - 2016	C
M5075	M. Itulcachi	2012 - 2016	D
M5076	P. Mudadero	2012 - 2016	C
M5077	P. REI	2012 - 2016	C
M5078	P. Pifo	2012 - 2016	C
P03	Rumihurco Machángara	2001 - 2016	B
P05	Rumihurco Occidental	2003 – 2006	D
P08	Rumipamba Bodegas	2001 - 2016	B
P09	Innaquito INAMHI	2001 - 2016	B
P10	DAC Aeropuerto	2001 – 2012	C
P12	Toctiuco	2001 - 2016	B
P13	Cumbayá	2001 - 2016	B
P15	El Cinto	2001 – 2016	B
P16	Izobamba	2001 - 2016	B
P18	Guayllabamba	2001 – 2008	D
P19	La Tola Tumbaco	2001 - 2016	B
P26	Puengasí	2005 - 2016	B
P28	Cruz Loma	2003 - 2016	B
P29	Palmira	2003 - 2016	B
P30	Santa Rosa	2003 - 2016	B
P31	Pichán	2003 – 2016	B
P32	Mindo Bajo	2003 – 2006	D
P33	Nunalviro	2003 - 2008	D
P34	Papallacta	2003 - 2016	B
P37	Salve Faccha	2004 – 2015	B
P41	Guayllabamba Haciend	2008 - 2016	C
P42	Antisana R. Huannuna	2003 – 2016	B
P43	Antisana Limboasi	2008 - 2016	C
P48	Mindo Captación	2006 - 2016	B
P55	Antisana Diguchi	2008 - 2016	C
P58	Nanegalito	2012 - 2016	D
P62	Blanco Chico Alto	2011 – 2016	C
P63	La Virgen Papallacta	2012 - 2016	D
P65	Laguna Santa Lucía	2012 - 2016	D
P66	Blanco Grande	2012 – 2016	D
P68	Salve Faccha alto	2018 – 2016	D
P70	CC El Bosque	2016 – 2016	D
P71	Collaloma Medio	2016 – 2016	D
P72	Colinas Alto	2016 - 2016	D
P20	Calderón	2001 - 2016	B
P24	Observatorio	2005 – 2007	D

Código	Nombre	Años de registro	Clase
P45	El Quinche	2005 - 2016	C
P56	Tanque Solanda	2011 - 2016	D
P60	San José de Minas	2010 - 2016	D
P61	Perucho	2012 - 2016	D
P67	Relleno El Inga	2013 - 2016	D
P14	Zambiza	2004 - 2016	B
P21	Río Grande Chilligallo	2001 - 2005	D
P22	Chilligallo	2006 - 2016	B
P23	Atacazo	2001 - 2016	B
P25	El Troje	2001 - 2016	B
P27	San Francisco	2003 - 2016	B
P35	Pita Bocatoma	2003 - 2011	B
P38	San Simón	2004 - 2016	B
P39	Yangahuagra	2004 - 2016	B
P59	Calacali	2010 - 2016	C
P40	Tambo 2A	2004 - 2016	B
P44	Guaytaloma	2004 - 2016	B
P46	Chalpi Grande	2007 - 2016	B
P52	Pintag	2009 - 2016	C
P53	Palugullo	2009 - 2016	C
P54	El Carmen	2009 - 2016	C
P57	Quijos Campamento	2010 - 2011	D
P64	Laguna Encantada	2012 - 2016	D
M0002	LA TOLA	2001 - 2016	B
M0003	IZOBAMBA	2001 - 2016	B
M0009	LA VICTORIA INERHI	2001 - 2015	B
M0010	MONTESERRIN	2001 - 2001	D
M0023	OLMEDO PICHINCHA	2001 - 2016	B
M0024	QUITO INAMHI INNAQUITO	2001 - 2016	B
M0111	MALCHINGUI INAMHI	2001 - 2006	D
M0113	UYUMBICHO	2001 - 2016	B
M0114	TUMBACO	2001 - 2012	D
M0120	COTOPAXI CLIRSEN	2002 - 2014	B
M0188	PAPALLACTA	2004 - 2016	B
M0335	LA CHORRERA	2002 - 2016	B
M0337	SAN JOSE DE MINAS	2002 - 2016	B
M0343	EL QUINCHE PICHINCHA	2002 - 2015	B
M0344	CANGAHUA	2002 - 2016	B
M0345	CALDERON	2001 - 2016	B
M0346	YARUQUI INAMHI	2001 - 2016	B
M0353	RUMIPAMBA PICHINCHA	2002 - 2016	B
M0354	SAN JUAN PICHINCHA CHILLOG	2001 - 2015	B
M0357	CANAL 10 TV	2001 - 2016	B
M0358	CALACALI INAMHI	2001 - 2016	B
M0359	CAYAMBE	2002 - 2015	B
M0361	NONO	2001 - 2015	B
M0364	LORETO PEDREGAL	2001 - 2016	B
M1094	TOMALON-TABACUNDO	2001 - 2016	B
M1200	POMASQUI	2001 - 2003	D
JTU_01_PT_11	IMHEA1	2014 - 2016	D
JTU_01_PT_22	IMHEA2	2014 - 2016	D
JTU_01_PT_32	IMHEA3	2013 - 2016	D
JTU_01_PT_42	IMHEA4	2014 - 2016	D
JTU_01_PT_52	IMHEA5	2014 - 2015	D
JTU_01_PT_63	IMHEA6	2013 - 2016	D
JTU_01_PT_73	IMHEA7	2014 - 2016	D
JTU_01_PT_83	IMHEA8	2013 - 2016	D
LLO_01_PO_01	IMHEA9	2013 - 2016	D
LLO_01_PO_02	IMHEA10	2013 - 2016	D
LLO_02_PO_01	IMHEA11	2013 - 2016	D
LLO_02_PO_02	IMHEA12	2013 - 2016	D
BELISARIO	S1	2004 - 2016	B
CARAPUNGO	S2	2004 - 2016	B
COTOCOLLAO	S3	2004 - 2016	B
EL CAMAL	S4	2004 - 2016	B
LOS CHILLOS	S5	2004 - 2016	B
TUMBACO	S6	2004 - 2016	B
GUAMANI	S7	2008 - 2016	C

Tabla 04. Información estadística de precipitación media mensual.

Estación	Desde	Hasta	Llenos	Vacios	% Vacío	Máx. Valor	Min Valor	Media
C01	2003 / Ago	2015 / Jun	94	98	51,04	206,1	11,1	90,36
C02	2001 / Mar	2016 / Dic	139	53	27,6	276	0	75,13
C03	2001 / Ene	2006 / Jul	29	163	84,9	220,6	0	60,56
C04	2003 / Jul	2016 / Dic	137	55	28,65	339,5	0	99,25
C05	2001 / Mar	2016 / Nov	140	52	27,08	327,7	0	72,86
C06	2001 / Ene	2016 / Nov	129	63	32,81	238	0	50,98
C07	2001 / May	2016 / Nov	135	57	29,69	125,8	0,2	33,84
08	2002 / Mar	2016 / Dic	96	96	50	320,6	0,1	100,82
C09	2001 / Jul	2008 / Ago	62	130	67,71	209,8	9,9	66,42
C10	2008 / Jul	2016 / Dic	85	107	55,73	199,4	8	84,10
C11	2011 / Sep	2016 / Dic	50	142	73,96	252,7	0,1	94,31
C12	2011 / Oct	2016 / Dic	55	137	71,35	274,1	0,2	118,53
C13	2016 / Ene	2016 / Dic	7	185	96,35	122,4	46,2	89,10
M5021	2007 / Ene	2016 / Dic	114	78	40,62	594,75	3	147,46
M5022	2010 / Mar	2016 / Dic	82	110	57,29	795,1	1,5	202,33
M5023	2010 / Mar	2016 / Dic	78	114	59,38	285,3	6,2	79,98
M5024	2010 / May	2016 / Dic	80	112	58,33	317,6	17,1	96,91
M5025	2009 / Ene	2016 / Dic	89	103	53,65	476,25	7,75	122,65
M5026	2007 / Ene	2016 / Dic	104	88	45,83	192,6	0	70,25
M5027	2007 / Jun	2016 / Dic	104	88	45,83	270	0,25	95,39
M5028	2009 / Oct	2016 / Dic	87	105	54,69	347	2	91,14
M5029	2009 / Oct	2016 / Dic	78	114	59,38	239,8	3,3	66,58
M5030	2010 / Feb	2016 / Dic	83	109	56,77	258,8	0,6	74,65
M5031	2009 / Oct	2016 / Dic	73	119	61,98	327,9	0,1	64,33
M5074	2012 / Ene	2016 / Dic	60	132	68,75	216,2	0,7	62,94
M5075	2012 / Feb	2016 / Dic	59	133	69,27	179,5	0,6	47,02
M5076	2012 / Ene	2016 / Dic	60	132	68,75	168,6	4,9	55,70
M5077	2012 / Dic	2016 / Dic	61	131	68,23	225,3	0	79,88
M5078	2012 / Dic	2016 / Dic	61	131	68,23	193,2	0,9	55,16
P03	2001 / Ene	2016 / Dic	139	53	27,6	272,1	1	75,41
P05	2003 / Ene	2006 / Jun	22	170	88,54	265,1	8,6	86,26
P08	2001 / Feb	2016 / Dic	149	43	22,4	424,8	0	99,66
P09	2001 / Ene	2016 / Dic	151	41	21,35	229,4	0,1	68,90
P10	2001 / Ene	2012 / Feb	89	103	53,65	329	0	78,09
P12	2001 / Ene	2016 / Dic	129	63	32,81	276,4	0,9	84,06
P13	2001 / Ene	2016 / Dic	154	38	19,79	286,1	0	64,19
P15	2001 / Ene	2016 / Nov	159	33	17,19	321,7	2,1	90,19
P16	2001 / Ene	2016 / Dic	174	18	9,38	282	2,8	104,25
P18	2001 / Ene	2008 / Mar	24	168	87,5	98,1	0,2	27,31
P19	2001 / Ene	2016 / Dic	155	37	19,27	251,6	0	62,43
P26	2005 / May	2016 / Dic	127	65	33,85	309,8	0,6	82,75
P28	2003 / Mar	2016 / Dic	142	50	26,04	311,5	2,6	105,26
P29	2003 / Ene	2016 / Dic	153	39	20,31	288,2	0	102,40
P30	2003 / Ene	2016 / Dic	150	42	21,88	292,4	3,8	98,76
P31	2003 / May	2016 / Oct	101	91	47,4	380,8	1	94,26
P32	2003 / Jul	2006 / Mar	20	172	89,58	290,6	30,2	137,18
P33	2003 / Ene	2008 / Ene	49	143	74,48	238,3	33,2	97,37
P34	2003 / Ene	2016 / Dic	150	42	21,88	262,8	6,6	89,02
P37	2004 / Mar	2015 / Sep	110	82	42,71	229	18,2	93,00
P41	2008 / Nov	2016 / Dic	72	120	62,5	114,6	0,3	33,64
P42	2003 / Nov	2016 / Nov	130	62	32,29	340,7	11,1	114,27
P43	2008 / Ago	2016 / Dic	82	110	57,29	201,9	15	87,60
P48	2006 / Jun	2016 / Dic	105	87	45,31	322,2	3,4	110,86
P55	2009 / Nov	2016 / Dic	84	108	56,25	160,5	12,8	75,34
P58	2012 / Jul	2016 / Dic	51	141	73,44	399,9	9,9	137,72
P62	2011 / Mar	2016 / Nov	68	124	64,58	660,2	52,8	286,23
P63	2012 / Feb	2016 / Dic	50	142	73,96	174,5	20,1	85,19
P65	2012 / Ene	2016 / Dic	58	134	69,79	191,3	9,7	69,63
P66	2012 / Dic	2016 / Dic	35	157	81,77	632,8	62,8	193,29
P68	2012 / Feb	2016 / Dic	56	136	70,83	170,1	19,7	84,45
P70	2016 / Ene	2016 / Dic	10	182	94,79	264,7	3,5	89,24
P71	2016 / Abr	2016 / Dic	7	185	96,35	153,1	0,6	58,01
P72	2016 / Abr	2016 / Dic	9	183	95,31	198,9	3,6	67,38
P20	2001 / Feb	2016 / Dic	121	71	36,98	183,3	0,2	38,66
P24	2005 / Ene	2007 / Feb	16	176	91,67	173,3	5,7	78,84
P45	2005 / Oct	2016 / Dic	107	85	44,27	153,6	0,5	43,59

Estación	Desde	Hasta	Llenos	Vacios	% Vacío	Máx. Valor	Min Valor	Media
P56	2011 / Ene	2016 / Dic	47	145	75,52	330,1	0,4	83,56
P60	2010 / Nov	2016 / Dic	58	134	69,79	239,4	0,5	75,47
P61	2012 / Feb	2016 / Dic	52	140	72,92	108,5	0	30,83
P67	2013 / Dic	2016 / Dic	41	151	78,65	194,8	0,3	56,34
P14	2004 / Ene	2016 / Sep	113	79	41,15	263,8	0,2	68,18
P21	2001 / Ene	2005 / Nov	46	146	76,04	165,6	0,5	59,97
P22	2006 / Ene	2016 / Dic	114	78	40,62	271	0,3	77,65
P23	2001 / Ene	2016 / Dic	168	24	12,5	308,8	5,4	109,79
P25	2001 / Ene	2016 / Dic	165	27	14,06	353,9	0	109,48
P27	2003 / Ago	2016 / Dic	112	80	41,67	269,9	2,4	101,94
P35	2003 / Dic	2011 / Sep	75	117	60,94	335,5	1,2	108,59
P38	2004 / Ene	2016 / Dic	103	89	46,35	169	10,6	70,74
P39	2004 / Dic	2016 / Oct	140	52	27,08	244	20,9	90,02
P59	2010 / Oct	2016 / Dic	69	123	64,06	264,4	0	47,31
P40	2004 / Abr	2016 / Sep	112	80	41,67	162,5	0	76,96
P44	2004 / Ene	2016 / Dic	131	61	31,77	317,5	24,3	135,89
P46	2007 / May	2016 / Sep	70	122	63,54	378,8	0,2	121,18
P52	2009 / Mar	2016 / Dic	72	120	62,5	209,3	0	66,48
P53	2009 / Sep	2016 / Dic	65	127	66,15	165,3	0	51,55
P54	2009 / Sep	2016 / Dic	75	117	60,94	237,3	1,1	65,95
P57	2010 / Feb	2011 / Sep	19	173	90,1	210,2	62,8	130,04
P64	2012 / Ene	2016 / Dic	59	133	69,27	391,8	40,9	190,96
M0002	2001 / Ene	2016 / Dic	179	13	6,77	263,8	0,1	67,93
M0003	2001 / Ene	2016 / Dic	180	12	6,25	326,2	3,1	120,06
M0009	2001 / Ene	2015 / Sep	173	19	9,9	162,2	0,1	43,63
M0010	2001 / Ene	2001 / Sep	7	185	96,35	66,7	1,7	30,86
M0023	2001 / Ene	2016 / Dic	148	44	22,92	199,2	0,4	62,73
M0024	2001 / Ene	2016 / Dic	176	16	8,33	372,9	0,1	88,08
M0111	2001 / Ene	2006 / Sep	57	135	70,31	141,5	0,5	38,83
M0113	2001 / Ene	2016 / Dic	171	21	10,94	326,1	0,8	115,99
M0114	2001 / Ene	2012 / Ene	19	173	90,1	283,5	3	68,38
M0120	2001 / Ene	2014 / Abr	139	53	27,6	268,5	6,2	99,56
M0188	2003 / Feb	2016 / Dic	141	51	26,56	706	1,7	120,78
M0335	2001 / Ene	2016 / Feb	173	19	9,9	439,8	2,5	122,38
M0337	2001 / Ene	2016 / Ene	175	17	8,85	312	1	103,79
M0343	2001 / Ene	2015 / Nov	158	34	17,71	121,6	0,3	30,97
M0344	2002 / Nov	2016 / Ene	118	74	38,54	167,3	2,1	55,38
M0345	2001 / Feb	2016 / Feb	152	40	20,83	223,1	0,1	52,48
M0346	2001 / Ene	2016 / Ene	172	20	10,42	291,3	0,5	63,44
M0353	2002 / Abr	2016 / Ene	147	45	23,44	1034,9	4,2	193,50
M0354	2001 / Ene	2015 / Sep	166	26	13,54	356,3	0,1	121,92
M0357	2001 / Ene	2016 / Feb	174	18	9,38	319,9	1,3	115,01
M0358	2001 / Ene	2016 / Feb	170	22	11,46	233,8	0,2	57,43
M0359	2002 / Ago	2015 / Nov	145	47	24,48	286	1,5	83,74
M0361	2001 / Ene	2015 / Nov	163	29	15,1	326	0,4	82,89
M0364	2001 / Ene	2016 / Ene	174	18	9,38	304,1	3,5	124,31
M1094	2001 / Ene	2016 / Feb	180	12	6,25	170,8	0,6	50,20
M1200	2001 / Ene	2003 / Nov	19	173	90,1	91,6	4,6	34,29
JTU_01_PT_11	2014 / Dic	2016 / Ene	26	166	86,46	121,2	3,1	50,27
JTU_01_PT_22	2014 / Dic	2016 / Mar	28	164	85,42	117	0,7	47,54
JTU_01_PT_32	2013 / Nov	2016 / Mar	27	165	85,94	119,1	0,4	48,22
JTU_01_PT_42	2014 / Ene	2016 / Feb	26	166	86,46	161,5	10,1	58,18
JTU_01_PT_52	2014 / Ene	2015 / Ene	13	179	93,23	161,6	2,3	64,02
JTU_01_PT_63	2013 / Nov	2016 / May	31	161	83,85	159,7	11,1	59,95
JTU_01_PT_73	2014 / Ene	2016 / May	29	163	84,9	166	13,6	73,66
JTU_01_PT_83	2013 / Nov	2016 / Feb	28	164	85,42	147,1	9,4	59,67
LLO_01_PO_01	2013 / Ene	2016 / Dic	27	165	85,94	257,8	2,2	91,79
LLO_01_PO_02	2013 / Ene	2016 / Ene	34	158	82,29	215,4	3,2	98,80
LLO_02_PO_01	2013 / Ene	2016 / Ene	36	156	81,25	208,2	0,2	85,58
LLO_02_PO_02	2013 / Ene	2016 / Ene	37	155	80,73	247,8	4,6	97,33
BELISARIO	2004 / Ene	2016 / Dic	155	37	19,27	331	0,2	83,90
CARAPUNGO	2004 / Ene	2016 / Dic	156	36	18,75	195,4	0,1	50,66
COTOCOLLAO	2004 / Ene	2016 / Dic	156	36	18,75	199,1	0,1	53,06
EL CAMAL	2004 / Ene	2016 / Dic	128	64	33,33	411,4	0,1	91,27
LOS CHILLOS	2004 / Ene	2016 / Dic	149	43	22,4	443,8	1	97,98
TUMBACO	2004 / Ene	2016 / Dic	153	39	20,31	200,2	0,1	56,81
GUAMANI	2008 / Sep	2016 / Dic	100	92	47,92	319,8	0,2	113,85



**Tabla 05.** Estaciones eliminadas.

<b>Código</b>	<b>ESTACIONES</b>
<b>C03</b>	Rumihurco
<b>C11</b>	Pita_Campamento
<b>C12</b>	Quijos_Campamento
<b>C13</b>	Salve_Faccha
<b>M5075</b>	M_Itulcachi
<b>P05</b>	Rumihurco_Occidental
<b>P18</b>	Guayllabamba
<b>P32</b>	Mindo_Bajo
<b>P33</b>	Nunalviro
<b>P58</b>	Nanegalito
<b>P63</b>	La_Virgen_Papallacta
<b>P65</b>	Laguna_Santa_Lucia
<b>P66</b>	Blanco_Grande
<b>P68</b>	Salve_Faccha_alto
<b>P70</b>	CC_El_Bosque
<b>P71</b>	Collaloma_Medio
<b>P72</b>	Colinas_Alto
<b>P24</b>	Observatorio
<b>P56</b>	Tanque_Solanda
<b>P60</b>	San_José_de_Minas
<b>P61</b>	Perucho
<b>P67</b>	Relleno_El_Inga
<b>P21</b>	Río_Grande_Chillogallo
<b>P57</b>	Quijos_Campamento
<b>P64</b>	Laguna_Encantada
<b>M0010</b>	MONTESERRIN
<b>M0111</b>	MALCHINGUI_INAMHI
<b>M0114</b>	TUMBACO
<b>M1200</b>	POMASQUI
<b>JTU_01_PT_11</b>	IMHEA1
<b>JTU_01_PT_22</b>	IMHEA2
<b>JTU_01_PT_32</b>	IMHEA3
<b>JTU_01_PT_42</b>	IMHEA4
<b>JTU_01_PT_52</b>	IMHEA5
<b>JTU_01_PT_63</b>	IMHEA6
<b>JTU_01_PT_73</b>	IMHEA7
<b>JTU_01_PT_83</b>	IMHEA8
<b>LLO_01_PO_01</b>	IMHEA9
<b>LLO_01_PO_02</b>	IMHEA10
<b>LLO_02_PO_01</b>	IMHEA11
<b>LLO_02_PO_02</b>	IMHEA12

**Tabla 06.** Estaciones seleccionadas, contienen la mayor cantidad de información.

N°	Código	Estaciones	Latitud	Longitud	Altura	Instituciones
1	C01	Maucatambo	-0,680536	-78,34358	3838	EPMAPS
2	C02	Rumihurco	-0,12975	-78,53748	3577	EPMAPS
3	C04	Rumipamba	-0,175415	-78,53129	3360	EPMAPS
4	C05	Bellavista	-0,181639	-78,4617	2967	EPMAPS
5	C06	Yaruqui	-0,164357	-78,30643	2671	EPMAPS
6	C07	San_Antonio	-0,018408	-78,45541	2480	EPMAPS
7	C08	IASA	-0,391952	-78,4144	2730	EPMAPS
8	C09	La_Mica_Campamento	-0,522991	-78,226038	4024	EPMAPS
9	C10	La_Mica_Presa	-0,545392	-78,22866	3908	EPMAPS
10	M5021	Salvefacha Oyacachi	-0,188359	-78,110658	3796	FONAG
11	M5022	Pluviometrica Control Banos	-0,324845	-78,147786	3690	FONAG
12	M5023	Pluviometrica Papallacta	-0,378138	-78,141172	3129	FONAG
13	M5024	El Tambo	-0,379493	-78,196078	3636	FONAG
14	M5025	La Virgen Papallacta	-0,333733	-78,198479	4022	FONAG
15	M5026	Cotopaxi Control Norte	-0,563824	-78,443346	3668	FONAG
16	M5027	Loma Urco Ilinizas	-0,576011	-78,661133	3712	FONAG
17	M5028	Miranda completa	-0,483309	-78,390714	3442	FONAG
18	M5029	El Carmen completa	-0,50166	-78,333368	4067	FONAG
19	M5030	Gordillo Pluviometrica	-0,418334	-78,357215	3222	FONAG
20	M5031	Chumillos completa	-0,094793	-78,210541	3675	FONAG
21	M5074	M_Puntas	-0,16518	-78,220686	4134	FONAG
22	M5076	P_Mudadero	-0,61684	-78,402247	3858	FONAG
23	M5077	P_REI	-0,629494	-78,689334	3974	FONAG
24	M5078	P_Pifo	-0,240917	-78,317099	2825	FONAG
25	P03	Rumihurco_Machangara	-0,130678	-78,5267	3288	EPMAPS
26	P08	Rumipamba_Bodegas	-0,180912	-78,50994	3018	EPMAPS
27	P09	Innaquito_INAMHI	-0,178354	-78,48768	2791	EPMAPS
28	P10	DAC_Aeropuerto	-0,148424	-78,489413	2808	EPMAPS
29	P12	Toctiuco	-0,206281	-78,52727	3223	EPMAPS
30	P13	Cumbaya	-0,212391	-78,43105	2371	EPMAPS
31	P15	El_Cinto	-0,248295	-78,56983	3277	EPMAPS
32	P16	Izobamba	-0,365945	-78,55514	3060	EPMAPS
33	P19	La_Tola_Tumbaco	-0,23188	-78,37053	2488	EPMAPS
34	P26	Puengasi	-0,236666	-78,49309	2982	EPMAPS
35	P28	Cruz_Loma	-0,182246	-78,53797	3943	EPMAPS
36	P29	Palmira	-0,235707	-78,63439	2685	EPMAPS
37	P30	Santa_Rosa	-0,255008	-78,60261	2914	EPMAPS
38	P31	Pichan	-0,115816	-78,57154	3540	EPMAPS
39	P34	Papallacta	-0,380623	-78,1414	3119	EPMAPS
40	P37	Salve_Faccha	-0,230861	-78,176903	4046	EPMAPS
41	P41	Guayllabamba_Haciend	-0,084374	-78,34789	2361	EPMAPS
42	P42	Antisana_R_Huannuna	-0,610714	-78,1893	3633	EPMAPS
43	P43	Antisana_Limboasi	-0,592975	-78,20847	3740	EPMAPS
44	P48	Mindo_Captacion	-0,149422	-78,58812	3706	EPMAPS
45	P55	Antisana_Diguchi	-0,572645	-78,26301	3935	EPMAPS
46	P62	Blanco_Chico_Alto	-0,452957	-78,14449	4300	EPMAPS
47	P20	Calderon	-0,077764	-78,43336	2767	EPMAPS
48	P45	El_Quinche	-0,111333	-78,2912	2675	EPMAPS
49	P14	Zambiza	-0,147587	-78,44639	2682	EPMAPS
50	P22	Chillogallo	-0,278181	-78,58572	3186	EPMAPS
51	P23	Atacazo	-0,318317	-78,60176	3874	EPMAPS
52	P25	El_Troje	-0,333371	-78,52359	3122	EPMAPS
53	P27	San_Francisco	-0,202191	-78,53969	3596	EPMAPS

N°	Código	Estaciones	Latitud	Longitud	Altura	Instituciones
54	P35	Pita_Bocatoma	-0,496297	-78,43782	3362	EPMAPS
55	P38	San_Simon	-0,521971	-78,15057	4309	EPMAPS
56	P39	Yangahuagra	-0,661655	-78,36469	3968	EPMAPS
57	P59	Calacali	-0,007082	-78,51464	2811	EPMAPS
58	P44	Guaytaloma	-0,297609	-78,122	3762	EPMAPS
59	P46	Chalpi_Grande	-0,354535	-78,08543	2911	EPMAPS
60	P52	Pintag	-0,362642	-78,37629	2820	EPMAPS
61	P53	Paluguillo	-0,267417	-78,28711	3099	EPMAPS
62	P54	El_Carmen	-0,454413	-78,3652	3291	EPMAPS
63	M0002	LA_TOLA	-0,229444	-78,3667	2496	INAMHI
64	M0003	IZOBAMBA	-0,366667	-78,55	3045	INAMHI
65	M0009	LA_VICTORIA_INERHI	-0,06	-78,2006	3633	INAMHI
66	M0023	OLMEDO-PICHINCHA	-0,148056	-78,0478	3721	INAMHI
67	M0024	QUITO_INAMHI-INNAQUITO	-0,166667	-78,4833	2778	INAMHI
68	M0113	UYUMBICHO	-0,388333	-78,5253	2724	INAMHI
69	M0120	COTOPAXI-CLIRSEN	-0,623333	-78,5814	3560	INAMHI
70	M0188	PAPALLACTA	-0,365	-78,1447	3378	INAMHI
71	M0335	LA_CHORRERA	-0,201667	-78,535	3495	INAMHI
72	M0337	SAN_JOSE_DE_MINAS	-0,168889	-78,3931	2347	INAMHI
73	M0343	EL_QUINCHE-PICHINCHA	-0,102222	-78,3033	2547	INAMHI
74	M0344	CANGAHUA	-0,057222	-78,1672	3143	INAMHI
75	M0345	CALDERON	-0,098333	-78,4208	2679	INAMHI
76	M0346	YARUQUI_INAMHI	-0,159722	-78,3153	2595	INAMHI
77	M0353	RUMIPAMBA-PICHINCHA	-0,4275	-78,4158	2928	INAMHI
78	M0354	SAN_JUAN-PICHINCHA_CHILLOG	-0,284722	-78,6325	3544	INAMHI
79	M0357	CANAL_10_TV	-0,164722	-78,5225	3730	INAMHI
80	M0358	CALACALI_INAMHI	-0,001389	-78,5125	2816	INAMHI
81	M0359	CAYAMBE	-0,053889	-78,1394	3333	INAMHI
82	M0361	NONO	-0,073333	-78,5728	2865	INAMHI
83	M0364	LORETO_PEDREGAL	-0,561389	-78,4264	3649	INAMHI
84	M1094	TOMALON-TABACUNDO	-0,033333	-78,2333	3091	INAMHI
85	BELISARIO	S1	-0,180003	-78,49	2806	SA
86	CARAPUNGO	S2	-0,098336	-78,4472	2654	SA
87	COTOCOLLAO	S3	-0,107777	-78,4972	2749	SA
88	EL_CAMAL	S4	-0,250002	-78,51	2906	SA
89	LOS_CHILLOS	S5	-0,300001	-78,46	2462	SA
90	TUMBACO	S6	-0,209996	-78,4	2344	SA
91	GUAMANI	S7	-0,330836	-78,5514	3048	SA

**Tabla 07.** Validación cruzada de los modelos teóricos aplicados.

<b>Parámetro analizado</b>	<b>Variograma Exponencial</b>	<b>Variograma Esférico</b>	<b>Variograma Gaussiano</b>
<b>Media de los errores (Z'-Z)</b>	0,006	0.045	0.235
<b>Error cuadrático medio</b>	0,093	0.198	0.489
<b>Varianza de Cokriging</b>	0,056	0.084	0.251

**Tabla 07.** Estaciones seleccionadas después del análisis de Cokriging (eliminación de redundantes).

Numeración	Código	Estaciones	Latitud	Longitud	Altura	Instituciones
1	C01	Maucatambo	-0,680536	-78,34358	3838	EPMAPS
4	C05	Bellavista	-0,181639	-78,4617	3577	EPMAPS
5	C06	Yaruqui	-0,164357	-78,30643	3360	EPMAPS
6	C07	San Antonio	-0,018408	-78,45541	2967	EPMAPS
7	C08	IASA	-0,391952	-78,4144	2671	EPMAPS
8	C09	La Mica Campamento	-0,522991	-78,226038	2480	EPMAPS
10	M5021	Salvefacha Oyacachi	-0,188359	-78,110658	2730	FONAG
13	M5024	El Tambo	-0,379493	-78,196078	4024	FONAG
14	M5025	La Virgen Papallacta	-0,333733	-78,198479	3908	FONAG
16	M5027	Loma Urco Ilinizas	-0,576011	-78,661133	3796	FONAG
17	M5028	Miranda completa	-0,483309	-78,390714	3690	FONAG
18	M5029	El Carmen completa	-0,50166	-78,333368	3129	FONAG
20	M5031	Chumillos completa	-0,094793	-78,210541	3636	FONAG
21	M5074	M Puntas	-0,16518	-78,220686	4022	FONAG
22	M5076	P Mudadero	-0,61684	-78,402247	3668	FONAG
23	M5077	P REI	-0,629494	-78,689334	3712	FONAG
25	P03	Rumihurco Machangara	-0,130678	-78,5267	3442	EPMAPS
31	P15	El Cinto	-0,248295	-78,56983	4067	EPMAPS
34	P26	Puengasi	-0,236666	-78,49309	3222	EPMAPS
36	P29	Palmira	-0,235707	-78,63439	3675	EPMAPS
40	P37	Salve Faccha	-0,230861	-78,176903	4134	EPMAPS
41	P41	Guayllabamba_Haciend	-0,084374	-78,34789	3858	EPMAPS
42	P42	Antisana R. Huannuna	-0,610714	-78,1893	3974	EPMAPS
44	P48	Mindo Captacion	-0,149422	-78,58812	2825	EPMAPS
45	P55	Antisana Diguchi	-0,572645	-78,26301	3288	EPMAPS
46	P62	Blanco Chico Alto	-0,452957	-78,14449	3018	EPMAPS
47	P20	Calderon	-0,077764	-78,43336	2791	EPMAPS
48	P45	El Quinche	-0,111333	-78,2912	2808	EPMAPS
51	P23	Atacazo	-0,318317	-78,60176	3223	EPMAPS
52	P25	El Troje	-0,333371	-78,52359	2371	EPMAPS
54	P35	Pita Bocatoma	-0,496297	-78,43782	3277	EPMAPS
55	P38	San Simon	-0,521971	-78,15057	3060	EPMAPS
58	P44	Guaytaloma	-0,297609	-78,122	2488	EPMAPS
59	P46	Chalpi Grande	-0,354535	-78,08543	2982	EPMAPS
60	P52	Pintag	-0,362642	-78,37629	3943	EPMAPS
61	P53	Paluguillo	-0,267417	-78,28711	2685	EPMAPS
63	M0002	LA TOLA	-0,229444	-78,3667	2914	INAMHI
66	M0023	OLMEDO-PICHINCHA	-0,148056	-78,0478	3540	INAMHI
68	M0113	UYUMBICHO	-0,388333	-78,5253	3119	INAMHI
69	M0120	COTOPAXI CLIRSEN	-0,623333	-78,5814	4046	INAMHI
72	M0337	SAN JOSE DE MINAS	-0,168889	-78,3931	2361	INAMHI
80	M0358	CALACALI INAMHI	-0,001389	-78,5125	3633	INAMHI
81	M0359	CAYAMBE	-0,053889	-78,1394	3740	INAMHI
82	M0361	NONO	-0,073333	-78,5728	3706	INAMHI
83	M0364	LORETO PEDREGAL	-0,561389	-78,4264	3935	INAMHI
84	M1094	TOMALON TABACUNDO	-0,033333	-78,2333	4300	INAMHI
89	LOS CHILLOS	S5	-0,300001	-78,46	2767	SA

**Tabla 08.** Estaciones redundantes eliminadas

Numeración	Idestacion	Estaciones	X	Y	Z	Institución
2	C02	Rumihurco	-0,12975	-78,53748	3577	EPMAPS
4	C04	Rumipamba	-0,175415	-78,53129	3360	EPMAPS
10	C10	La_Mica_Presa	-0,545392	-78,22866	3908	EPMAPS
15	M5022	Pluviometrica Control Banos	-0,324845	-78,147786	3690	FONAG
16	M5023	Pluviometrica Papallacta	-0,378138	-78,141172	3129	FONAG
19	M5026	Cotopaxi Control Norte	-0,563824	-78,443346	3668	FONAG
23	M5030	Gordillo Pluviometrica	-0,418334	-78,357215	3222	FONAG
29	M5078	P_Pifo	-0,240917	-78,317099	2825	FONAG
32	P08	Rumipamba_Bodegas	-0,180912	-78,50994	3018	EPMAPS
33	P09	Innaquito_INAMHI	-0,178354	-78,48768	2791	EPMAPS
34	P10	DAC_Aeropuerto	-0,148424	-78,489413	2808	EPMAPS
35	P12	Toctiuco	-0,206281	-78,52727	3223	EPMAPS
36	P13	Cumbaya	-0,212391	-78,43105	2371	EPMAPS
38	P16	Izobamba	-0,365945	-78,55514	3060	EPMAPS
40	P19	La_Tola_Tumbaco	-0,23188	-78,37053	2488	EPMAPS
42	P28	Cruz_Loma	-0,182246	-78,53797	3943	EPMAPS
44	P30	Santa_Rosa	-0,255008	-78,60261	2914	EPMAPS
45	P31	Picha	-0,115816	-78,57154	3540	EPMAPS
48	P34	Papallacta	-0,380623	-78,1414	3119	EPMAPS
52	P43	Antisana_Limboasi	-0,592975	-78,20847	3740	EPMAPS
71	P14	Zambiza	-0,147587	-78,44639	2682	EPMAPS
73	P22	Chillogallo	-0,278181	-78,58572	3186	EPMAPS
76	P27	San_Francisco	-0,202191	-78,53969	3596	EPMAPS
79	P39	Yangahuagra	-0,661655	-78,36469	3968	EPMAPS
80	P59	Calacali	-0,007082	-78,51464	2811	EPMAPS
86	P54	El_Carmen	-0,454413	-78,3652	3291	EPMAPS
90	M0003	IZOBAMBA	-0,366667	-78,55	3045	INAMHI
91	M0009	LA_VICTORIA_INERHI	-0,06	-78,2006	3633	INAMHI
94	M0024	QUITO_INAMHI- INNAQUITO	-0,166667	-78,4833	2778	INAMHI
99	M0188	PAPALLACTA	-0,365	-78,1447	3378	INAMHI
100	M0335	LA_CHORRERA	-0,201667	-78,535	3495	INAMHI
102	M0343	EL_QUINCHE-PICHINCHA	-0,102222	-78,3033	2547	INAMHI
103	M0344	CANGAHUA	-0,057222	-78,1672	3143	INAMHI
104	M0345	CALDERON	-0,098333	-78,4208	2679	INAMHI
105	M0346	YARUQUI_INAMHI	-0,159722	-78,3153	2595	INAMHI
106	M0353	RUMIPAMBA-PICHINCHA	-0,4275	-78,4158	2928	INAMHI
107	M0354	SAN_JUAN- PICHINCHA_CHILLOG	-0,284722	-78,6325	3544	INAMHI
108	M0357	CANAL_10_TV	-0,164722	-78,5225	3730	INAMHI
127	BELISARIO	S1	-0,180003	-78,49	2806	SA
128	CARAPUNGO	S2	-0,098336	-78,4472	2654	SA
129	COTOCOLLAO	S3	-0,107777	-78,4972	2749	SA
130	EL_CAMAL	S4	-0,250002	-78,51	2906	SA
132	TUMBACO	S6	-0,209996	-78,4	2344	SA
133	GUAMANI	S7	-0,330836	-78,5514	3048	SA

## **ANEXOS 3**

### **Codificaciones de los Métodos**

## Codificación 01. Correlación entre estaciones

```
#Relleno de datos entre estaciones, por coeficientes de relacion superiores o iguales a 0.7
rm(list=ls(all=TRUE)) #para limpiar las variables que puedan existir en la plataforma
#data_M<-read.table("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Relleno/Resultados/Rellen.txt",
dec = ".")
data_M<-read.xlsx("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Analisis de la base de datos/2.
Calidad/Resultados/Sin extremos.xlsx",
sheetName = "Datos",header = T)
data_M<-data_M[,2:92]
#data_M<-read.table("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/5anios.txt", dec = ".")
#Data_Estname<-read.table("C:/Users/Alex Villareal/Desktop/Est_name.txt", dec = ".")
Num_est<-length(data_M)
Dat_Est<-60 #5 anios minimo de informacion por estacion
Coeficiente<-0.7 #coeficiente de correlacion minimo entre estaciones para ser rellenadas
Num_Par<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = Num_est,byrow = TRUE)
a<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = (Num_est),byrow = TRUE)
b<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = (Num_est),byrow = TRUE)
r<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = (Num_est),byrow = TRUE)

#contador de datos por estacion estacion, si los datos son menores a 5 anios el valor por defecto es -99

for(l in 1:Num_est){
  for(k in seq(1, l, by = 1)){
    contador<-0
    for(i in 1:length(data_M[,1])){
      if((data_M[i,l]!=-99) & (data_M[i,k]!=-99) & !=k)
        {contador=contador+1
        }
    }
    if(contador>=Dat_Est){
      Num_Par[k,l]=contador
      Num_Par[l,k]=contador
    }
    else{
      Num_Par[k,l]=-99
      Num_Par[l,k]=-99
    }
  }
}
#Calculo de coeficientes de la recta

for(l in 1:Num_est){
  for(k in seq(1, l, by = 1)){
    x<-0
    y<-0
    xy<-0
    x2<-0
    y2<-0
    if(Num_Par[k,l]!=-99){
      for(i in seq(1, length(data_M[,1]), by=1)){
        if((data_M[i,l]!=-99) & (data_M[i,k]!=-99)){
          y=y+data_M[i,l]
          x=x+data_M[i,k]
          xy=xy+data_M[i,l]*data_M[i,k]
          y2=y2+(data_M[i,l])^2
          x2=x2+(data_M[i,k])^2
        }
      }
      b[l,k]=(Num_Par[k,l]*xy-x*y)/(Num_Par[k,l]*y2-(y^2))
      a[l,k]=(x-b[l,k]*y)/Num_Par[k,l]
      r[l,k]=(Num_Par[k,l]*xy-x*y)/(sqrt((Num_Par[k,l]*x2-(x^2))*(Num_Par[k,l]*y2-(y^2))))

      b[k,l]=(Num_Par[l,k]*xy-x*y)/(Num_Par[l,k]*x2-(x^2))
      a[k,l]=(y-b[l,k]*x)/Num_Par[l,k]
      r[k,l]=r[l,k]
    }
    else{
      b[l,k]=-99
      a[l,k]=-99
      r[l,k]=-99
    }
  }
}

```



```

    b[k,l]=-99
    a[k,l]=-99
    r[k,l]=-99
  }
}

rm<-matrix(c(0),nrow = (Num_est),ncol = (Num_est*2),byrow = TRUE)
am<-matrix(c(0),nrow = (Num_est),ncol = (Num_est*2),byrow = TRUE)
bm<-matrix(c(0),nrow = (Num_est),ncol = (Num_est*2),byrow = TRUE)
Est_num<-matrix(c(0),nrow = 1,ncol = (Num_est*2),byrow = TRUE)
#enumera y cuenta los valores de correlacion validos para el relleno

for(l in seq(1,Num_est,by = 1)){
  sums<-1
  conta<-0
  for(k in seq(1,Num_est,by = 1)){
    rm[k,(l*2-1)]=r[k,l]
    bm[k,(l*2-1)]=b[k,l]
    am[k,(l*2-1)]=a[k,l]
    if((r[k,l]==-99) | (r[k,l]<=Coeficiente)){
      rm[k,l*2]=-99
      bm[k,l*2]=-99
      am[k,l*2]=-99
    }
    else{
      rm[k,l*2]=sums
      bm[k,l*2]=sums
      am[k,l*2]=sums
      conta=conta+1
    }
    sums=sums+1
  }
  Est_num[1,(l*2)]=conta
}

#organiza los valores de correlacion y ecuaciones descendentemente

mat_max=max(Est_num[1,])
r_org<-matrix(c(0),nrow = mat_max,ncol = (Num_est*2),byrow = TRUE)
b_org<-matrix(c(0),nrow = mat_max,ncol = (Num_est*2),byrow = TRUE)
a_org<-matrix(c(0),nrow = mat_max,ncol = (Num_est*2),byrow = TRUE)
for(l in seq(1,(Num_est*2),by = 2)){
  if(Est_num[1,l+1]>0){
    for(k in seq(1,(Est_num[1,l+1]))){
      i=1
      max_col<-max(rm[,l])
      while(rm[i,l]!=max_col){
        i=i+1
      }
      r_org[k,l]=rm[i,l]
      r_org[k,l+1]=rm[i,l+1]
      b_org[k,l]=bm[i,l]
      b_org[k,l+1]=bm[i,l+1]
      a_org[k,l]=am[i,l]
      a_org[k,l+1]=am[i,l+1]
      rm[i,l]=-99
    }
  }
}

# busca valores a rellenar y aplica la ecuaciones
data_Cor<-matrix(c(0),nrow = length(data_M[,1]),ncol = (Num_est),byrow = TRUE)
for(l in seq(1,Num_est,by = 1)){
  for(k in seq(1, length(data_M[,1]),by = 1)){
    data_Cor[k,l]=data_M[k,l]
  }
}

rellenados<-0
for(l in seq(1,Num_est,by = 1)){
  if(Est_num[1,(l*2)]>0){
    for(k in seq(1,Est_num[1,(l*2)],by = 1)){

```



```

for(j in seq(1,i)){
  distancias[i,j]=sqrt((name[2,i]-name[2,j])^2+(name[3,i]-name[3,j])^2)
  distancias[j,i]=distancias[i,j]
}
}

limite<-11*(1000)
cero<-0
datos_i<-0
for(i in seq(1,meses)){
#busca vacios
for(j in seq(1,Num_est,by = 1)){
  if(data_M[i,j]==-99){
    #busca estaciones cercanas
    cercanas<-0
    datos_c<-0
    for(k in seq(1,Num_est)){
      if(distancias[j,k]<=limite & distancias[j,k]!=0 & j!=k & data_M[i,k]!=-99){
        parejos<-0
        for(l in seq(1,meses,by = 1)){
          if(data_M[l,j]!=-99 & data_M[l,k]!=-99){
            parejos=parejos+1
          }
        }
        datos_i<-matrix(c(0),nrow = parejos,ncol = 5,byrow = TRUE)
        sumas<-matrix(c(0),nrow = 1,ncol = 5,byrow = TRUE)
        cont<-1
        for(l in seq(1,meses,by = 1)){
          if(data_M[l,j]!=-99 & data_M[l,k]!=-99){
            datos_i[cont,1]=data_M[l,j]
            datos_i[cont,2]=data_M[l,k]
            datos_i[cont,3]=data_M[l,j]*data_M[l,j]
            datos_i[cont,4]=data_M[l,k]*data_M[l,k]
            datos_i[cont,5]=data_M[l,j]*data_M[l,k]
            sumas[1,1]=datos_i[cont,1]+sumas[1,1]
            sumas[1,2]=datos_i[cont,2]+sumas[1,2]
            sumas[1,3]=datos_i[cont,3]+sumas[1,3]
            sumas[1,4]=datos_i[cont,4]+sumas[1,4]
            sumas[1,5]=datos_i[cont,5]+sumas[1,5]

            cont=cont+1
          }
        }
        b=(parejos*sumas[1,5]-sumas[1,1]*sumas[1,2])/(parejos*sumas[1,4]-sumas[1,2]^2)
        a=(sumas[1,1]-b*sumas[1,2])/parejos
        y=a+b*data_Cor[i,k]
        cercanas=cercanas+1
      }
    }

    if(cercanas!=0){
      valor=round(y/cercanas,1)
      if(valor>=0){
        data_Cor[i,j]=valor
        cero=cero+1
      }
      else{
        data_Cor[i,j]=0
      }
    }
  }
}
}

Num_ile<-0
Num_vac<-0
fill<-0
empty<-0
for(i in 1:Num_est){
  llenos<-0
  vacios<-0
  for(j in 1:length(data_M[,1])){
    if(data_Cor[j,i]!=-99){
      Num_ile=Num_ile+1
    }
  }
}

```

```

    llenos=llenos+1
  }
  else{
    Num_vac=Num_vac+1
    vacios=vacios+1
  }
}
if(vacios==0){
  fill=fill+1
}
else{
  empty=empty+1
}
}
print(paste("reellenados = ",cero," ; vacios = ",Num_vac))
print(paste("Estaciones llenas = ",fill," ; Estaciones con vacios = ", empty," ; Porcentaje vacios = ",
round(Num_vac/(length(data_M[,1])*Num_est)*100,2)))
#write.table(data_Cor, file="Rellen.txt", row.names=FALSE, col.names=FALSE)
setwd("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Analisis de la base de datos/2.
Calidad/Resultados")
write.xlsx(data_Cor, "Sin extremos.xlsx", sheetName = "Datos")
beep(sound = 2, expr = NULL)

```

### Codificación 03. CLIMATOL

```

rm(list=ls(all=TRUE))
library(maps)
library(mapdata)
library(climatol)
setwd("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Analisis de la base de datos/3.
Homogeneidad")
library(readr)
data_M<-read.table("Ttest_2003_2016.dat",header = F,sep = ";",fill=F,dec = ".")

est_Num<-length(data_M)

datp<-matrix(c(0),nrow = length(data_M[,1]),ncol = est_Num)
for(i in seq(1,est_Num)){
  datp[,i]=data_M[,i]
}

estp_c<-read.csv("Ttest_2003_2016.EST",sep = ";")
write(datp,'Ttest1_2003-2016.dat',sep = " ")

write.table(estp_c,'Ttest1_2003-2016.est',row.names=FALSE,col.names=FALSE)
homogen('Ttest1',2003,2016,dz.max=7,nm = 12,std = 2,metad=FALSE)
load('Ttest1_2003-2016.rda')
dahstat('Ttest1',2003,2016,stat='series') #Res?menes estad?sticos de los datos homogeneizados

```

### Codificación 04. Diagrama de Cuantiles

## PARTE No. 1. ANÃ• LISIS EXPLORATORIO DE DATOS - Los conjuntos de datos meteorolÃ•gicos

#1.0 AnÃ•lisis inicial

```

###Datos de precipitaciÃ•n mensual EstaciÃ•n: "M0008"
rm(list=ls(all=TRUE)) #para limpiar las variables que puedan existir en la plataforma
library(xlsx)
data_P<-read.xlsx("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-
10/Cokriging/Datos/Prep_91est.xlsx",sheetName = "Precipitacion",header = FALSE)
Name<-read.xlsx("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-
10/Cokriging/Datos/Prep_91est.xlsx",sheetName = "Localizacion",header = TRUE)
  class(Name)
class(data_P)
Num_est<-length(data_P)
precipitaciones<-array(c(0),dim = c(16,14,Num_est))

data_se<-data_P
#for(i in 1:Num_est){
for(i in seq(1,Num_est)){
  mes<-3
  anio<-1
  for(j in 1:length(data_P[,1])){
    precipitaciones[anio,mes,i]=data_P[j,i]

```

```

mes=mes+1
if(mes==15){
  mes=3
  anio=anio+1
}
}
precipitaciones[,2,i]=2001:2016
precipitaciones[,1,i]=Name[i,1]
}
borrados<-0

for(i in 1:Num_est){
  #i<-1
  Codigo<-Name$ID[i]
  anio<-c(2001:2016)
  ene<-precipitaciones[,3,i]
  feb<-precipitaciones[,4,i]
  mar<-precipitaciones[,5,i]
  abr<-precipitaciones[,6,i]
  may<-precipitaciones[,7,i]
  jun<-precipitaciones[,8,i]
  jul<-precipitaciones[,9,i]
  ago<-precipitaciones[,10,i]
  sep<-precipitaciones[,11,i]
  oct<-precipitaciones[,12,i]
  nov<-precipitaciones[,13,i]
  dic<-precipitaciones[,14,i]

  data_M<-data.frame(Codigo,anio,ene,feb,mar,abr,may,jun,jul,ago,sep,oct,nov,dic)

  # % global de los datos perdidos faltantes (NA)
  porc_datos_perd1<-((sum(is.na.data.frame(data_M)))*100/(12*16))
  porc_datos_perd1 #El NA (%) = 17 % aprox.

  #RESUMEN
  resumen1<-summary(data_M)

  ## Convert the data frame to list, select the data columns
  list.months <- as.list(data_M[1:nrow(data_M),3:ncol(data_M)]) ##[rows:cols], cols without code and year

  ## CUARTILES 25 Y 75
  cuartil75.resumen1<-lapply(list.months, quantile, .75, na.rm=TRUE)
  cuartil75.resumen1 ## como lista no se puede realizar operaciones matemáticas, se debe transformar a caracter numerico
  #View(cuartil75.resumen1)
  class(cuartil75.resumen1)
  cuartil75.resumen1.1<-as.numeric(cuartil75.resumen1)
  cuartil75.resumen1.1
  #View(cuartil75.resumen1.1)
  cuartil75.resumen1.1+1 ##para comprobar que los datos sean numericos y se pueda realizar una operacion matematica

  cuartil25.resumen1<-lapply(list.months, quantile, .25, na.rm=TRUE)
  cuartil25.resumen1
  #View(cuartil25.resumen1)
  class(cuartil25.resumen1)
  cuartil25.resumen1.1<-as.numeric(cuartil25.resumen1)
  cuartil25.resumen1.1
  #View(cuartil25.resumen1.1)
  cuartil25.resumen1.1+1 ##para comprobar que los datos sean numericos y se pueda realizar una operacion matematica

  ##RANGO INTERCUARTIL
  IRQ.resumen1 <- lapply(list.months, IQR, na.rm=TRUE)
  IRQ.resumen1
  class(IRQ.resumen1)
  IRQ.resumen1.1<-as.numeric(IRQ.resumen1)
  IRQ.resumen1.1
  #View(IRQ.resumen1.1)
  class(IRQ.resumen1.1)
  3*IRQ.resumen1.1

  #Outliers - Datos atípicos
  #valores Atipicos leves
  #Rango Superior

```

```

Pout.mensualsup1_lev<-(cuartil75.resumen1.1+(1.5*IRQ.resumen1.1)) #los valores atipicos son identificados como esos
valores que superan un umbral máximo para cada serie temporal
Pout.resumensup1_lev <- as.data.frame(Pout.mensualsup1_lev)
tPout.resumensup1_lev<-t(Pout.resumensup1_lev)

#Rango Inferior
Pout.mensualinf1_lev<-(cuartil25.resumen1.1-(1.5*IRQ.resumen1.1)) #los valores atipicos son identificados como esos
valores que esta por debajode un umbral minimo para cada serie temporal
Pout.resumeninf1_lev <- as.data.frame(Pout.mensualinf1_lev)
tPout.resumeninf1_lev<-t(Pout.resumeninf1_lev)

#Valores Atipicos extremos
#Rango Superior
Pout.mensualsup1_ext<-(cuartil75.resumen1.1+3*IRQ.resumen1.1) #los valores atipicos son identificados como esos valores
que superan un umbral máximo para cada serie temporal
Pout.resumensup1_ext <- as.data.frame(Pout.mensualsup1_ext)
tPout.resumensup1_ext<-t(Pout.resumensup1_ext)

#Rango Inferior
Pout.mensualinf1_ext<-(cuartil25.resumen1.1-(3*IRQ.resumen1.1)) #los valores atipicos son identificados como esos valores
que esta por debajode un umbral minimo para cada serie temporal
Pout.resumeninf1_ext <- as.data.frame(Pout.mensualinf1_ext)
tPout.resumeninf1_ext<-t(Pout.resumeninf1_ext)

#Diagrama de Caja
nombre<-paste("Boxplot, Estacion-",Name$ID[i])

setwd("C:/Users/Alex Villareal/Dropbox/Tesis-/Boxplot")
if(i%%2==1){
  tiff(paste(i," Mensual.tiff"),res = 300,width = 8,height = 3,units = "in")
  layout(matrix(c(1,2,3,4), 1, 4, byrow = TRUE), widths=c(2,1,2,1), heights=c(1,2))
}
boxplot(data_M[,3:ncol(data_M)], col="blue", main=nombre,cex.main =1.4,cex.axis = 0.9,cex=0.4,pch=19,
  xlab="Meses",ylab="mm/mes",cex.lab = 1)
boxplot(data_P[,i], col="blue",cex.axis=0.9,cex=0.4,pch=19, xlab = "Serie", ylab = "mm/mes")
if(i%%2==0){
  dev.off()
}

#Número de años para análisis
numero.anios1 <-rownames(data_M)
numero.anios1 # El # de años de analisis = 5 años
#Numero de meses para análisis
numero.meses1<-colnames(data_M[3:ncol(data_M)]) # Período de análisis = 12 meses desde ene-dic

#se elimina los valores atipicos extremos

for(j in 3:14){
  for(k in 1:16){
    if(data_M[k,j]>tPout.resumensup1_ext[1,(j-2)] || data_M[k,j]<tPout.resumeninf1_ext[1,(j-2)]){
      data_M[k,j]=-99
      borrados=borrados+1
    }
  }
}
anios<-1
meses<-3
for(j in 1:length(data_P[,1])){
  data_sel[j,i]=data_M[anios,meses]
  meses=meses+1
  if(meses==15){
    anios=anios+1
    meses=meses=3
  }
}
}

#calidad de datos total por estacion

borrado<-0
for(h in seq(1,91)){
  jo<-boxplot(data_P[,h],plot = FALSE)

```

```

for(i in seq(1,length(data_P[,1]))){
  for(j in seq(1,length(jo$out))){
    if(data_P[i,h]==jo$out[j] && length(jo$out)!=0){
      data_se[i,h]=99
      borrado=borrado+1
    }
  }
}
}
}

```

```

contador<-0
for(i in seq(1,91)){
  for(j in seq(1,length(data_P[,1]))){
    if(data_se[j,i]==-99){
      contador=contador+1
    }
  }
}
}

```

```

print(paste("Datos borrados = ",contador))
setwd("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Análisis de la base de datos/2.
Calidad/Resultados")
write.xlsx(data_se, "Sin extremos.xlsx", sheetName = "Datos")

```

## Codificación 05. Cokriging

rm(list=ls(all=TRUE)) #para limpiar las variables que puedan existir en la plataforma

```

library(geoR)
library(sp)
library(gstat)
library(raster)
library(rgdal)
library(sf)
library(lattice)
library(xlsx)

```

#Lectura de información de las estaciones, precipitación y ubicación de las estaciones por cada región

```
setwd("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Cokriging/Datos")
```

```
elim<-c(2,3,9,12,15,26,27,28,33,35,43,53,56,57,62,37,50,67,90,38,79,91,64,65,70,71,73,74,75,76,85,86,88,11,39,
,77,32,24,30,49,29,78,19,87)
```

```
estaciones<-91-length(elim)
```

```

data_M<-read.xlsx("Prep_91est.xlsx",sheetName = "Precipitacion",header = FALSE)
data_M<-data_M[,-elim]
Data_Loc<-read.xlsx("Prep_91est.xlsx",sheetName = "Localizacion")
Data_Loc<-Data_Loc[-elim,]
Coord_new<-read.xlsx("Coord_grid.xlsx",sheetName = "Coordenadas UTM")
Nuevos<-read.xlsx("Pred_Nuevos.xlsx",sheetName = "Hoja1")
eliminadas<-c(23,26,16,8,20,30,27,28)
Nuevos<-Nuevos[-eliminadas,]
Nuevos<-Nuevos[,2:10]
Nuevos$NOMBRE<-c(paste("Ch-V", 1:length(Nuevos$X)))

```

```

Nuevo<-Nuevos
cont<-0

```

```

variograma<-read.xlsx("Variograma.xlsx",sheetName = "Coeficientes",header = TRUE)
shp<-readOGR("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/Informacion preliminar/Cuenca alta
Guayllabamba/subcuencas/subcuencas.shp")
Data_EL<-read.xlsx("Loc_42est.xlsx",sheetName = "Hoja1",header = TRUE)

```

```

Data_Loc<-rbind(Data_Loc,Nuevos)
row.names(Data_Loc)<-c(1:length(Data_Loc$X))
DataLoc<-Data_Loc

```

```
#write.xlsx(Data_Loc,"Red_new.xlsx",sheetName = "Localizacion")
```

```
#Grilla
```

```

cs <- c(1, 1)*100
grdpts <- makegrid(shp, cellsize = cs)
spgrd <- SpatialPoints(grdpts, proj4string = CRS(proj4string(shp)))
Data_Loc.grid <- SpatialPixels(spgrd[shp,])
crs(Data_Loc.grid)<-NA

#Creacion de los variograma de la precipitacion y altura

coordinates(Data_Loc)=~UTM.X+UTM.Y

g = gstat(NULL, "Prep", log(Prep)~1, Data_Loc)
g = gstat(g, "z", log(z)~1, Data_Loc)
v=variogram(g)
g = gstat(g, model = vgm("Exp"), fill.all = TRUE)
g.fit = fit.lmc(v, g.fit.lmc = FALSE)
g.fit$set=list(nocheck=1)

g.fit$model$Prep$psill[1]<-variograma$C0[1]
g.fit$model$Prep$psill[2]<-variograma$C1[1]
g.fit$model$Prep$range[2]<-variograma$a[1]

g.fit$model$z$psill[1]<-variograma$C0[2]
g.fit$model$z$psill[2]<-variograma$C1[2]
g.fit$model$z$range[2]<-variograma$a[2]

g.fit$model$Prep.z$psill[1]<-variograma$C0[3]
g.fit$model$Prep.z$psill[2]<-variograma$C1[3]
g.fit$model$Prep.z$range[2]<-variograma$a[3]

#Prediccion de cokriging

Modelo<-predict(g.fit, newdata = Data_Loc.grid)
Modelo@data$Prep.pred<-exp(Modelo@data$Prep.pred+0.5*Modelo@data$Prep.var)

crs(Modelo)<="+proj=utm +zone=17 +south +ellps=WGS84 +datum=WGS84 +units=m +no_defs "
setwd("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Cokriging/Raster")
writeRaster(raster(Modelo),"Cok-Alt prediction.tif",overwrite = TRUE)
writeRaster(raster(Modelo["Prep.var"]), "Cok-Alt variance.tif",overwrite = TRUE)

```

## Codificación 06. Entropía

```

rm(list=ls(all=TRUE)) #para limpiar las variables que puedan existir en la plataforma
library(beep)
library(cubature)
library(xlsx)
library(matrixcalc)

setwd("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Entropia/Datos")

data_R1<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec1",header = FALSE)
data_R2<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec2",header = FALSE)
data_R3<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec3",header = FALSE)
data_R4<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec4",header = FALSE)
data_R5<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec5",header = FALSE)
data_R6<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec6",header = FALSE)
data_R7<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec7",header = FALSE)
data_R8<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec8",header = FALSE)
data_R9<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec9",header = FALSE)
data_R10<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec10",header = FALSE)
data_R11<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Prec11",header = FALSE)

data_L1<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est1")
data_L2<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est2")
data_L3<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est3")
data_L4<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est4")
data_L5<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est5")
data_L6<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est6")
data_L7<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est7")
data_L8<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est8")
data_L9<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est9")
data_L10<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est10")
data_L11<-read.xlsx("Datos.xlsx",sheetName = "Est11")

```



```

grafico<-1

for(C1 in seq(1,11)){
  if(C1==1){
    data_M<-data_R1
  }
  if(C1==2){
    data_M<-data_R2
  }
  if(C1==3){
    data_M<-data_R3
  }
  if(C1==4){
    data_M<-data_R4
  }
  if(C1==5){
    data_M<-data_R5
  }
  if(C1==6){
    data_M<-data_R6
  }
  if(C1==7){
    data_M<-data_R7
  }
  if(C1==8){
    data_M<-data_R8
  }
  if(C1==9){
    data_M<-data_R9
  }
  if(C1==10){
    data_M<-data_R10
  }
  if(C1==11){
    data_M<-data_R11
  }
  Num_est<-length(data_M)
  Num_Dat<-length(data_M[,1])

  a<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = (Num_est))
  b<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = (Num_est))
  r<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = (Num_est))

  #Calculo de coeficientes de la recta

  for(l in 1:Num_est){
    for(k in seq(1, l, by = 1)){
      x<-0
      y<-0
      xy<-0
      x2<-0
      y2<-0
      for(i in seq(1, Num_Dat, by=1)){
        y=y+data_M[i,l]
        x=x+data_M[i,k]
        xy=xy+data_M[i,l]*data_M[i,k]
        y2=y2+(data_M[i,l])^2
        x2=x2+(data_M[i,k])^2
      }
      b[l,k]=(Num_Dat*xy-x*y)/(Num_Dat*y2-(y^2))
      a[l,k]=(x-b[l,k]*y)/Num_Dat
      r[l,k]=(Num_Dat*xy-x*y)/(sqrt((Num_Dat*x2-(x^2))*(Num_Dat*y2-(y^2))))

      b[k,l]=(Num_Dat*xy-x*y)/(Num_Dat*x2-(x^2))
      a[k,l]=(y-b[l,k]*x)/Num_Dat
      r[k,l]=r[l,k]
    }
  }

  Est<-matrix(c(0),nrow = 1,ncol = Num_est)
  Entropia<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = Num_est, dimnames = )
  Entr_tran<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = Num_est, dimnames = )

```

```

E<-matrix(c(0),nrow = 1,ncol = Num_est)
coeficiente<-matrix(c(0),nrow = 2,ncol = Num_est)
for(i in seq(1,Num_est)){
  Est[1,i]=sqrt(var(data_M[,i]))
}

#primera estacion

n<-1
for(i in seq(1,Num_est)){
  Entropia[n,i]=n/2+n/2*log(2*pi,base = exp(1))+1/2*log(Est[1,i]^2,base = exp(1))
}
constante<-0
for(i in 1:Num_est){
  if(Entropia[n,i]>constante){
    constante=Entropia[n,i]
    E[1,n]=i
  }
}
sigma2<-matrix(Est[1,(E[1,1])]^2,nrow = 1,ncol = 1)
coeficiente[1,1]=grafico
coeficiente[2,1]=grafico
#segunda estacion

for(n in seq(2,Num_est)){
  vect<-c(1:Num_est)
  no<-c(E[1:(n-1)])
  sigma<-matrix(c(0),nrow = n,ncol = n)
  for(i in seq(1,(n-1))){
    for(j in seq(1,(n-1))){
      sigma[i,j]=sigma2[i,j]
    }
  }

  for(i in vect[-no]){
    for(j in 1:(n)){
      if(j!=n){
        sigma[n,j]=Est[1,i]*Est[1,(E[1,j])]*r[i,(E[1,j])]
        sigma[j,n]=sigma[n,j]
      }
      else{
        sigma[n,j]=Est[1,i]^2
      }
    }
  }
  det<-det(sigma)
  Entropia[n,i]=n/2+n/2*log(2*pi)+1/2*log(abs(det))
  Entr_tran[n,i]=Entropia[(n-1),(E[1,(n-1)])]-Entropia[n,i]+Entropia[1,i]
}
constante<-100
#busca a la n mejor estacion
for(i in vect[-no]){
  if(Entr_tran[n,i]<constante){
    constante=Entr_tran[n,i]
    E[1,n]=i
  }
}
sigma2<-matrix(c(0),nrow = n,ncol = n)
for(i in seq(1,n)){
  for(j in seq(1,n)){
    sigma2[i,j]=Est[1,(E[1,i])]*Est[1,(E[1,j])]*r[(E[1,i]),(E[1,j])]
  }
}
det<-det(sigma2)
entro<-n/2+n/2*log(2*pi)+1/2*log(abs(det))
#coeficiente[1,n]=round((Entropia[1,E[1,1]]-Entr_tran[n,E[1,n]])/Entropia[1,E[1,1]]*100,digits = 6)
coeficiente[1,n]=round((Entropia[n,E[1,n]]-Entropia[1,E[1,n]])/Entropia[(n-1),E[1,(n-1)]]*grafico,digits = 6)
coeficiente[2,n]=abs(round((Entropia[n,E[1,n]]-Entropia[(n-1),E[1,n]])/Entropia[(n),E[1,(n)]]*grafico,digits = 6))
}
cof<-1
Ordenado<-matrix(c(0),nrow = 2,ncol = Num_est)
for(i in c(E)){
  Ordenado[1,i]=coeficiente[1,cof]
}

```

```

Ordenado[2,i]=coeficiente[2,cof]
cof=cof+1
}
x<-c(1:Num_est)
y<-c(coeficiente[1:Num_est])
setwd("C:/Users/Alex Villareal/Dropbox/Tesis-/Entropia/Graficos")
tiff(paste("Zona",C1,".tiff"),res = 200,width = 5,height = 4,units = "in")
plot(x,coeficiente[2,],type = "l",main = paste("Coeficiente de informacion no transferida Zona",C1),
      xlab = "Numero de estaciones",ylab = "Coeficiente",
      col = "blue",
      xlim = c(0,length(data_M)),
      ylim = c(min(coeficiente[2,]),grafico))
points(x,coeficiente[2,],pch=19,cex=0.7,col = "blue")
#lines(x,coeficiente[2,],lty=2,col="red")
#points(x,coeficiente[2,],pch=19,cex=0.7,col="red")
dev.off()
setwd("C:/Users/Alex Villareal/Documents/Documents/EPN/Tesis/R/2018-06-10/Entropia/Resultados")

if(C1==1){
  data_L1$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
  data_L1$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
  Isoinfo1<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)
  for(i in seq(1,Num_est)){
    cont=1
    for(j in c(4,5,11,12)){
      Isoinfo1[i,cont]=data_L1[i,j]
      cont=cont+1
    }
  }
}

if(C1==2){
  data_L2$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
  data_L2$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
  Isoinfo2<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)
  for(i in seq(1,Num_est)){
    cont=1
    for(j in c(4,5,11,12)){
      Isoinfo2[i,cont]=data_L2[i,j]
      cont=cont+1
    }
  }
}

if(C1==3){
  data_L3$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
  data_L3$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
  Isoinfo3<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

  for(i in seq(1,Num_est)){
    cont=1
    for(j in c(4,5,11,12)){
      Isoinfo3[i,cont]=data_L3[i,j]
      cont=cont+1
    }
  }
}

if(C1==4){
  data_L4$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
  data_L4$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
  Isoinfo4<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

  for(i in seq(1,Num_est)){
    cont=1
    for(j in c(4,5,11,12)){
      Isoinfo4[i,cont]=data_L4[i,j]
      cont=cont+1
    }
  }
}

if(C1==5){
  data_L5$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
  data_L5$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])

```

```

Isoinfo5<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

for(i in seq(1,Num_est)){
  cont=1
  for(j in c(4,5,11,12)){
    Isoinfo5[i,cont]=data_L5[i,j]
    cont=cont+1
  }
}
}
if(C1==6){
data_L6$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
data_L6$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
Isoinfo6<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

for(i in seq(1,Num_est)){
  cont=1
  for(j in c(4,5,11,12)){
    Isoinfo6[i,cont]=data_L6[i,j]
    cont=cont+1
  }
}
}
if(C1==7){
data_L7$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
data_L7$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
Isoinfo7<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)
for(i in seq(1,Num_est)){
  cont=1
  for(j in c(4,5,11,12)){
    Isoinfo7[i,cont]=data_L7[i,j]
    cont=cont+1
  }
}
}
if(C1==8){
data_L8$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
data_L8$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
Isoinfo8<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

for(i in seq(1,Num_est)){
  cont=1
  for(j in c(4,5,11,12)){
    Isoinfo8[i,cont]=data_L8[i,j]
    cont=cont+1
  }
}
}
if(C1==9){
data_L9$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
data_L9$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
Isoinfo9<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

for(i in seq(1,Num_est)){
  cont=1
  for(j in c(4,5,11,12)){
    Isoinfo9[i,cont]=data_L9[i,j]
    cont=cont+1
  }
}
}
if(C1==10){
data_L10$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
data_L10$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
Isoinfo10<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

for(i in seq(1,Num_est)){
  cont=1
  for(j in c(4,5,11,12)){
    Isoinfo10[i,cont]=data_L10[i,j]
    cont=cont+1
  }
}
}
}

```

```

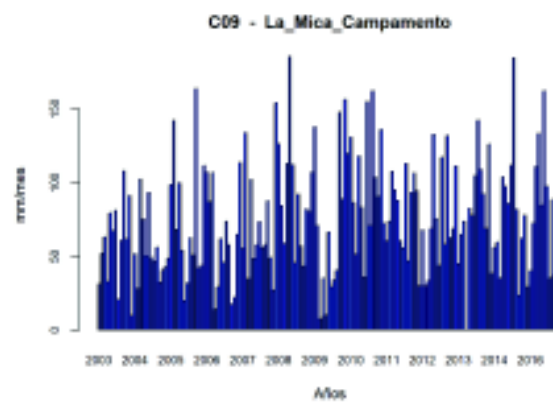
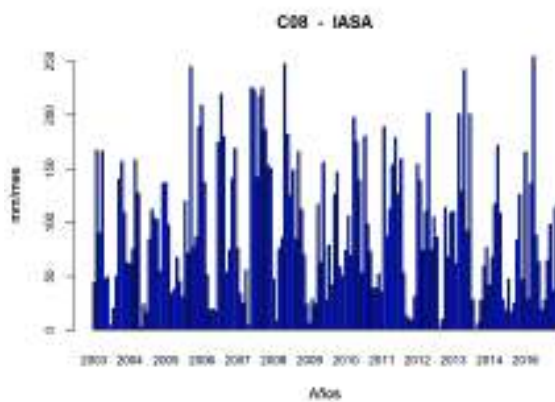
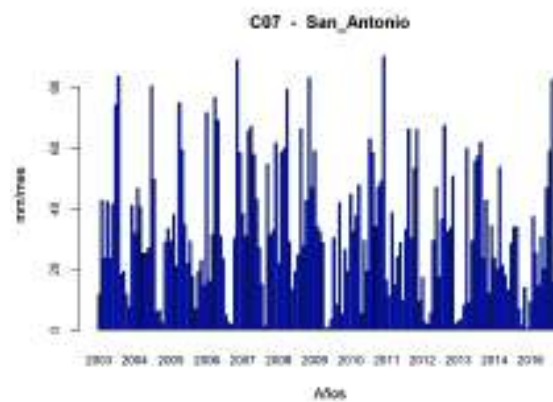
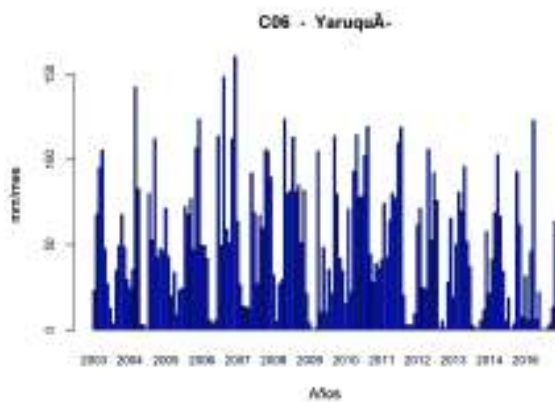
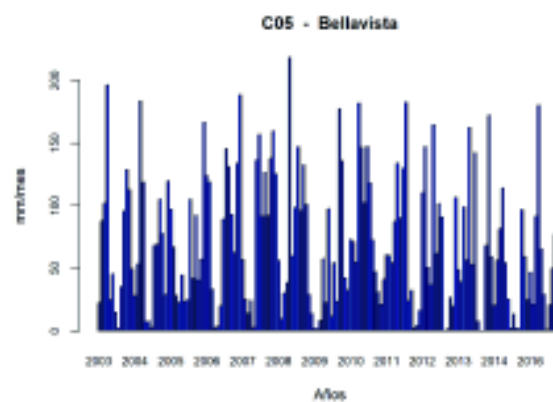
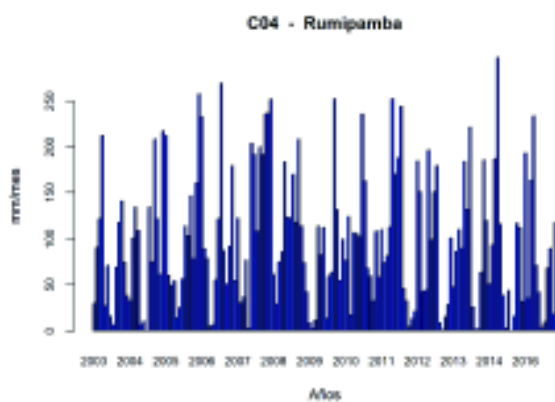
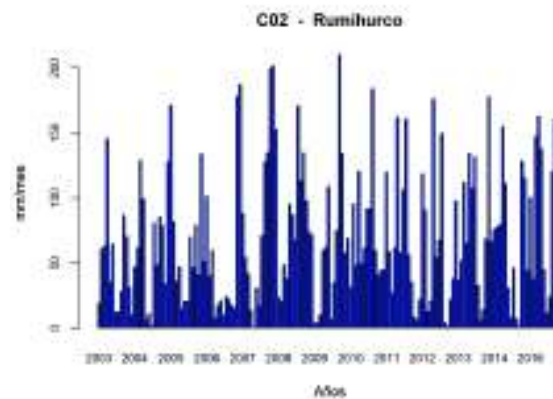
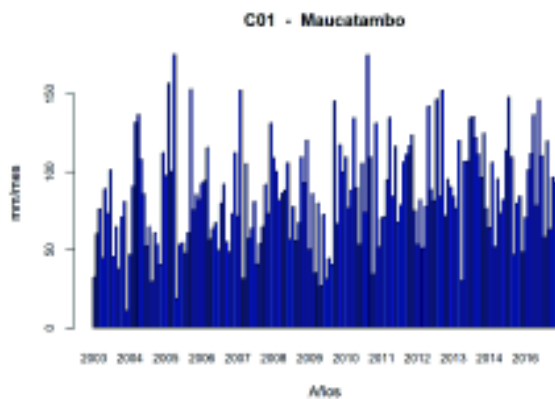
}
if(C1==11){
  data_L11$Coef=c(Ordenado[1,1:Num_est])
  data_L11$Coef1=c(Ordenado[2,1:Num_est])
  Isoinfo11<-matrix(c(0),nrow = Num_est,ncol = 4)

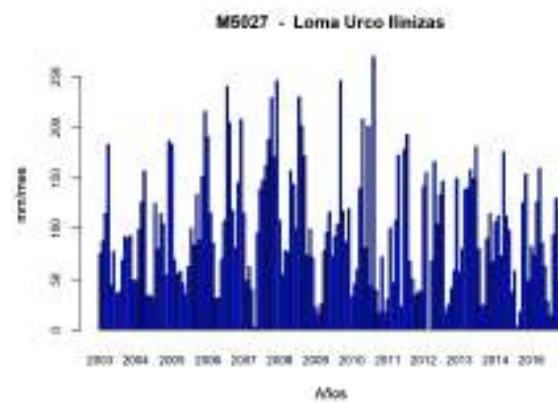
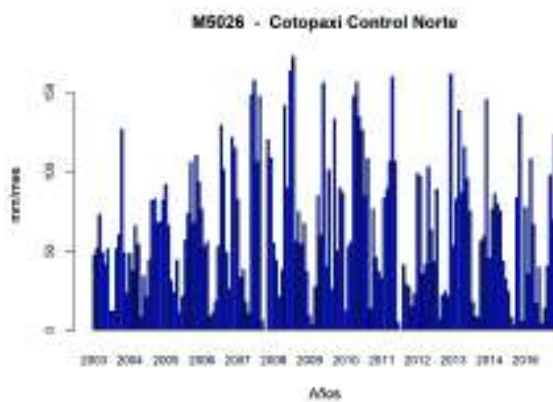
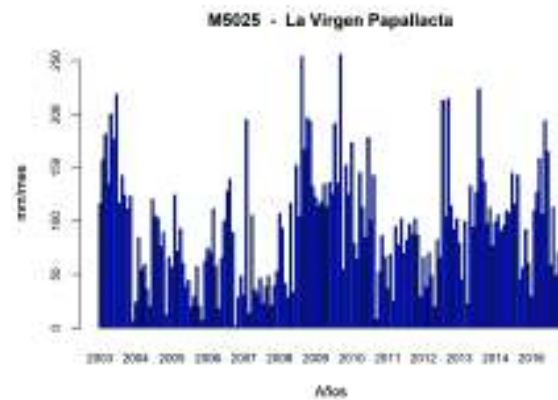
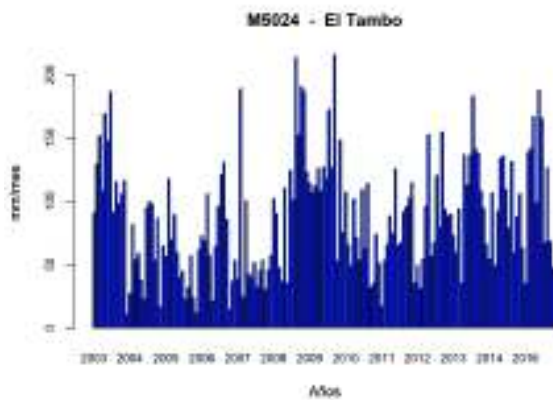
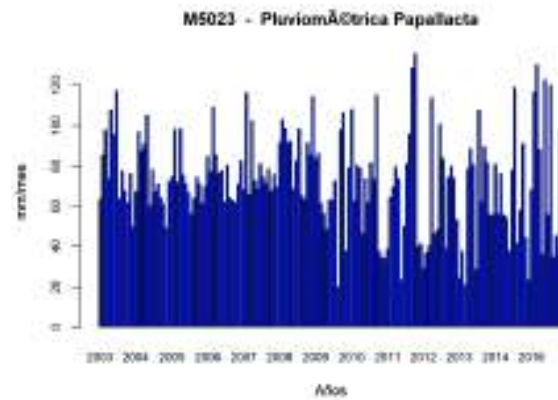
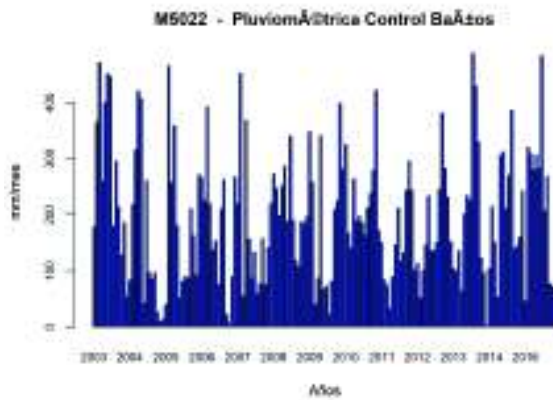
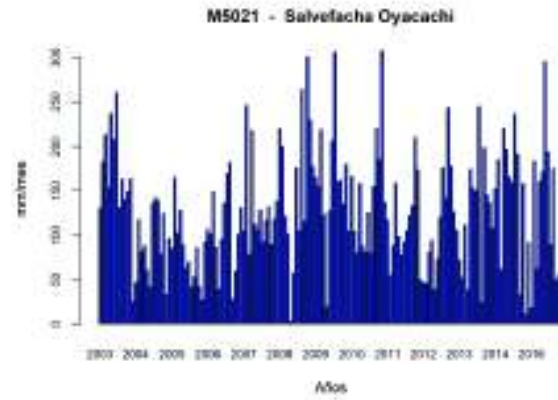
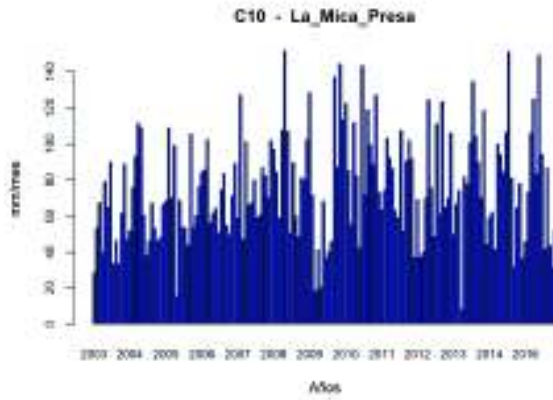
  for(i in seq(1,Num_est)){
    cont=1
    for(j in c(4,5,11,12)){
      Isoinfo11[i,cont]=data_L11[i,j]
      cont=cont+1
    }
  }
}
Isoinfo1<-data.frame(Isoinfo1[,1],Isoinfo1[,2],Isoinfo1[,3],Isoinfo1[,4])
Isoinfo2<-data.frame(Isoinfo2[,1],Isoinfo2[,2],Isoinfo2[,3],Isoinfo2[,4])
Isoinfo3<-data.frame(Isoinfo3[,1],Isoinfo3[,2],Isoinfo3[,3],Isoinfo3[,4])
Isoinfo4<-data.frame(Isoinfo4[,1],Isoinfo4[,2],Isoinfo4[,3],Isoinfo4[,4])
Isoinfo5<-data.frame(Isoinfo5[,1],Isoinfo5[,2],Isoinfo5[,3],Isoinfo5[,4])
Isoinfo6<-data.frame(Isoinfo6[,1],Isoinfo6[,2],Isoinfo6[,3],Isoinfo6[,4])
Isoinfo7<-data.frame(Isoinfo7[,1],Isoinfo7[,2],Isoinfo7[,3],Isoinfo7[,4])
Isoinfo8<-data.frame(Isoinfo8[,1],Isoinfo8[,2],Isoinfo8[,3],Isoinfo8[,4])
Isoinfo9<-data.frame(Isoinfo9[,1],Isoinfo9[,2],Isoinfo9[,3],Isoinfo9[,4])
Isoinfo10<-data.frame(Isoinfo10[,1],Isoinfo10[,2],Isoinfo10[,3],Isoinfo10[,4])
Isoinfo11<-data.frame(Isoinfo11[,1],Isoinfo11[,2],Isoinfo11[,3],Isoinfo11[,4])
colnames(Isoinfo1)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo2)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo3)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo4)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo5)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo6)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo7)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo8)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo9)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo10)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
colnames(Isoinfo11)<-c("UTM.X","UTM.Y","Coef 1","Coef 2")
Totales<-rbind(Isoinfo1,Isoinfo2,Isoinfo3,Isoinfo4,Isoinfo5,Isoinfo6,Isoinfo7,Isoinfo8,Isoinfo9,Isoinfo10,Isoinfo11)
write.xlsx(Totales,"coeficientes.xlsx",sheetName = "Datos")
data_M<-Totales
length(data_M$`Coef 2`)
Coef_1<-data.frame(UTM.X = data_M$UTM.X,UTM.Y = data_M$UTM.Y,Coef = data_M$`Coef 1`)
Coef_2<-data.frame(UTM.X = data_M$UTM.X,UTM.Y = data_M$UTM.Y,Coef = data_M$`Coef 2`)
write.table(Coef_1,"coeficientes_1.txt",sep = ",",dec = ".",col.names = FALSE,row.names = FALSE)
write.table(Coef_2,"coeficientes_2.txt",sep = ",",dec = ".",col.names = FALSE,row.names = FALSE)

```

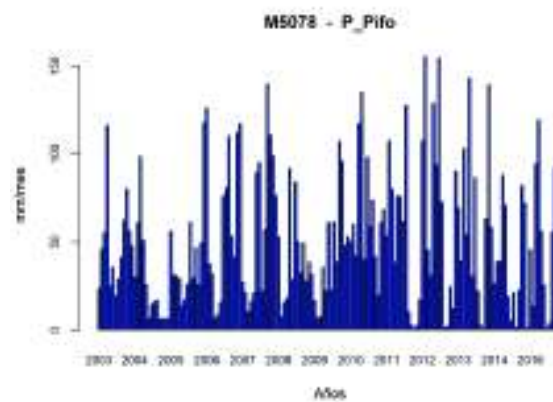
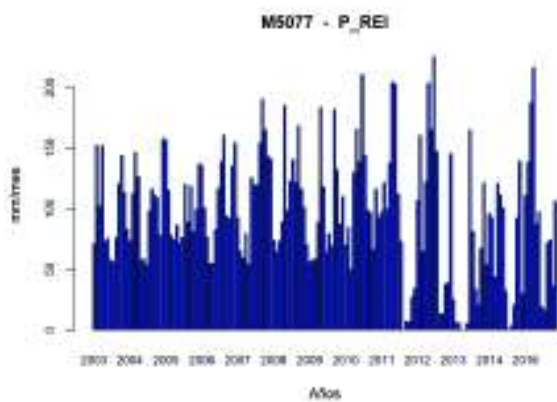
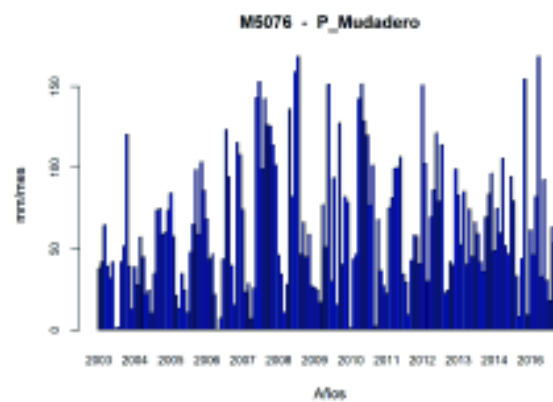
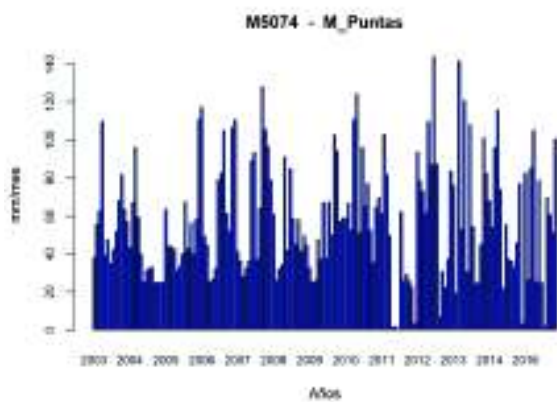
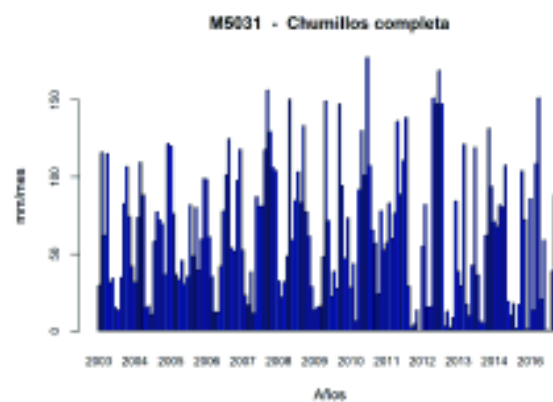
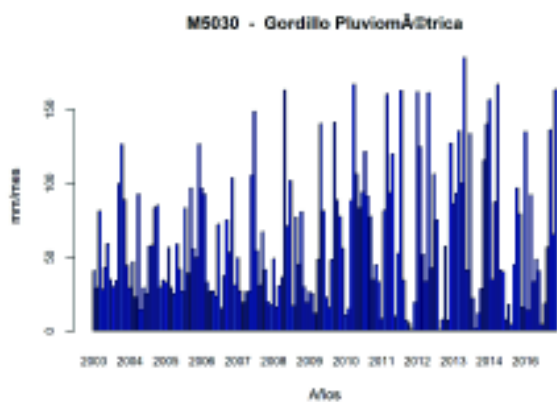
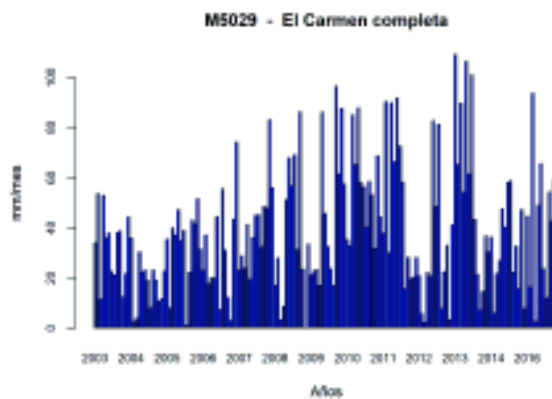
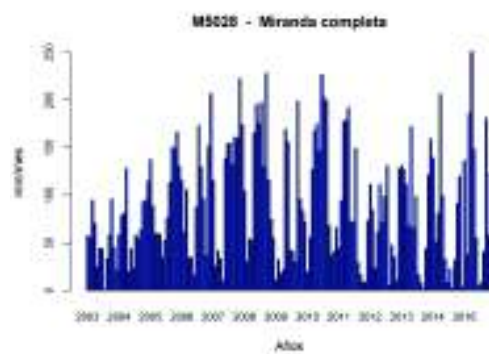
## **ANEXOS 4**

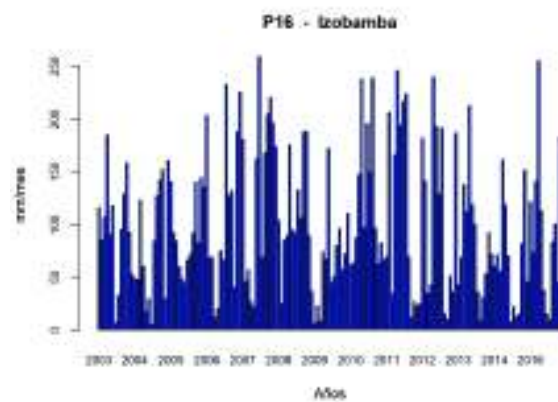
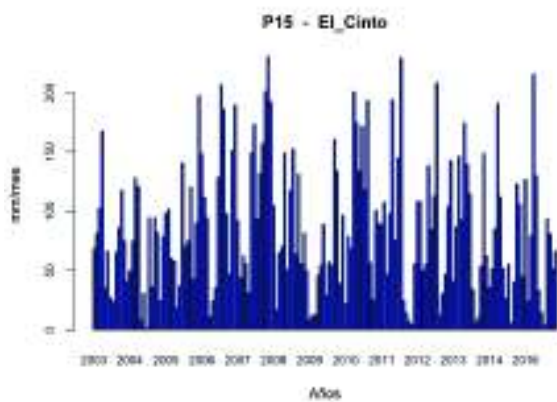
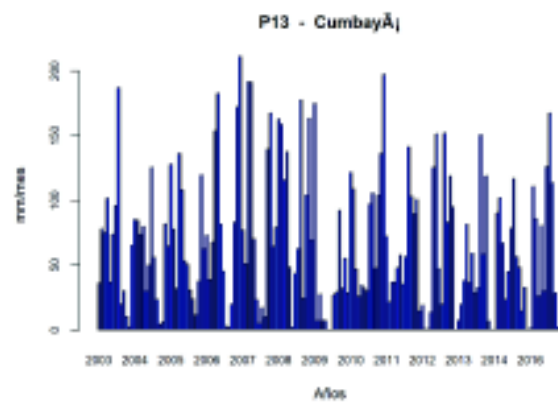
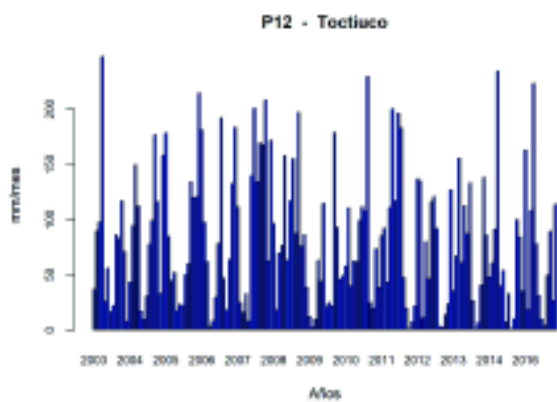
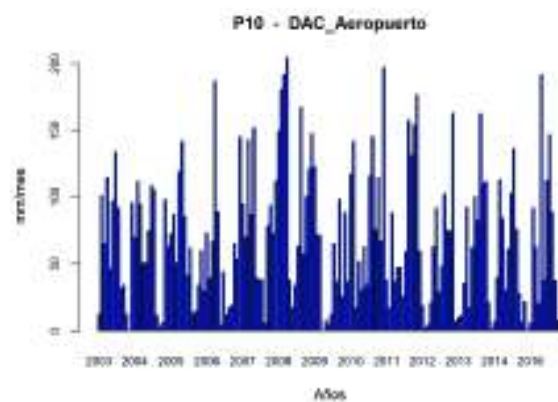
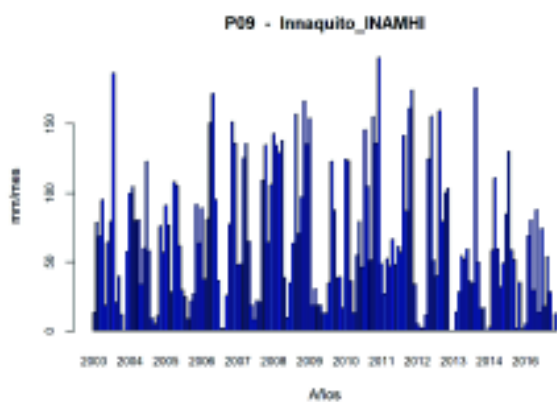
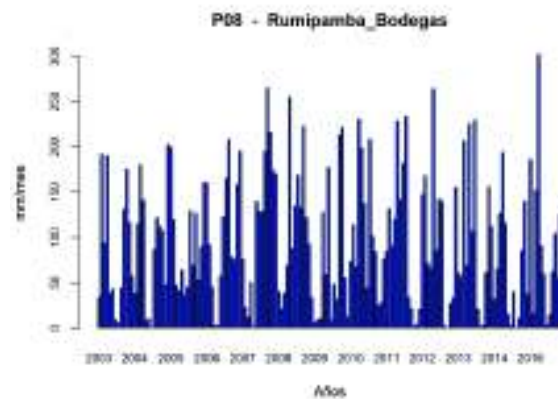
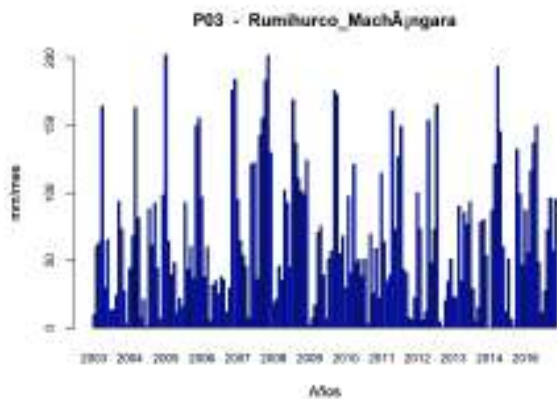
### **Distribución temporal de precipitación mensual**

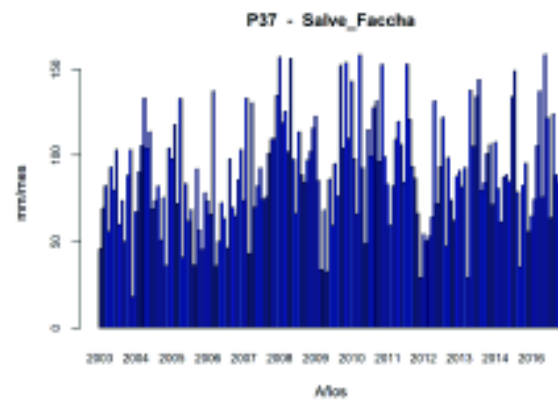
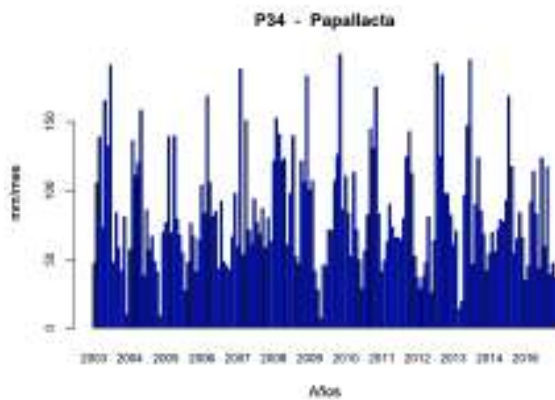
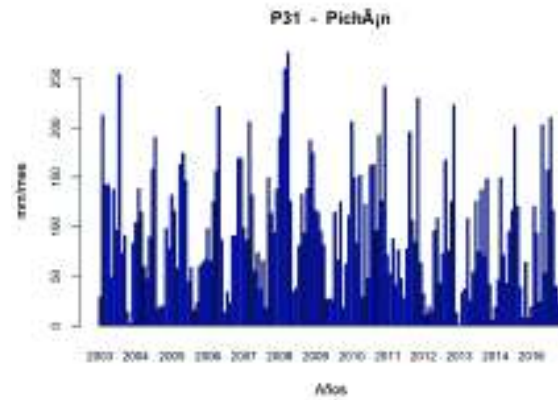
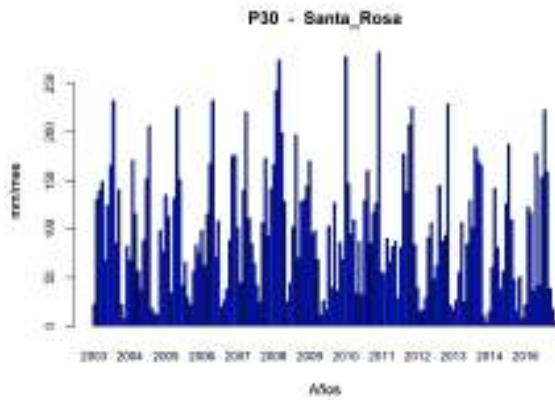
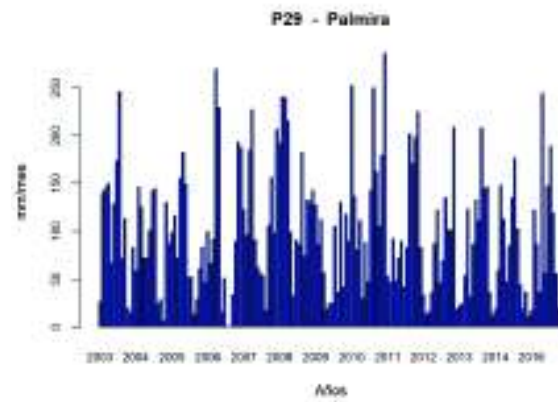
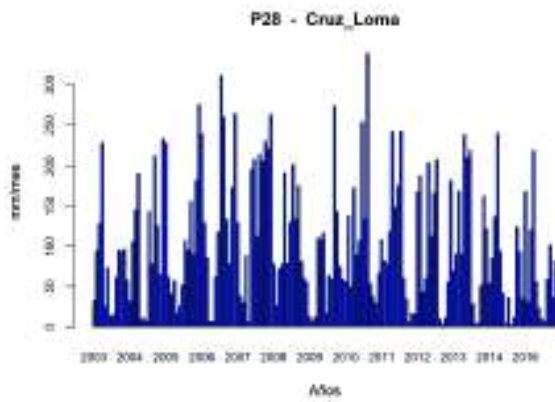
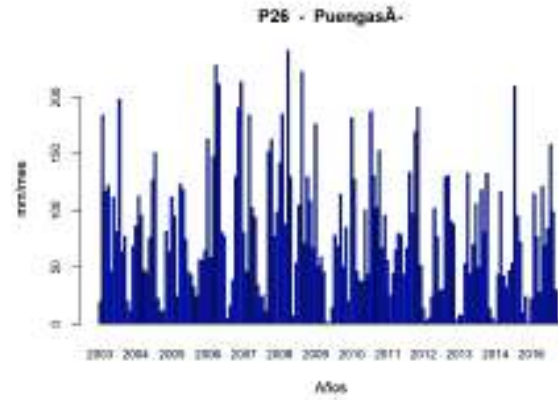
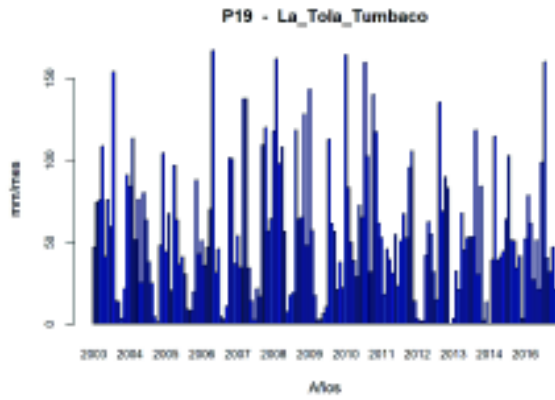


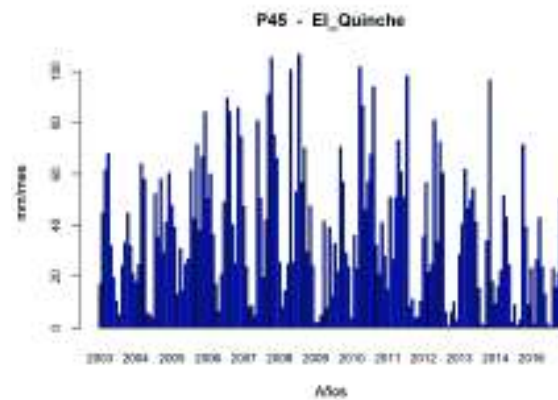
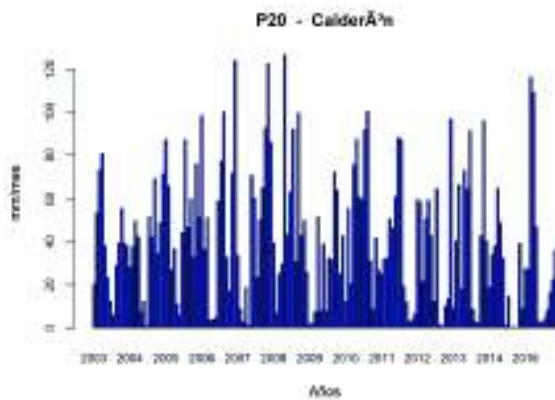
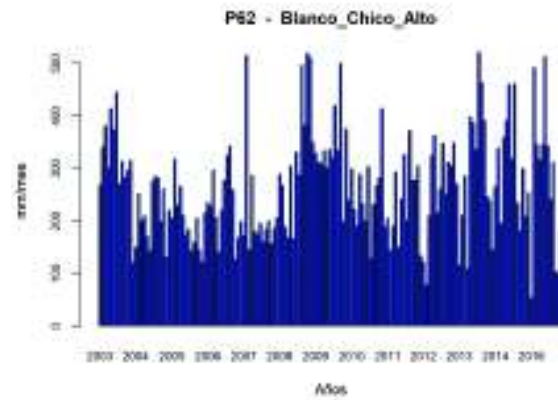
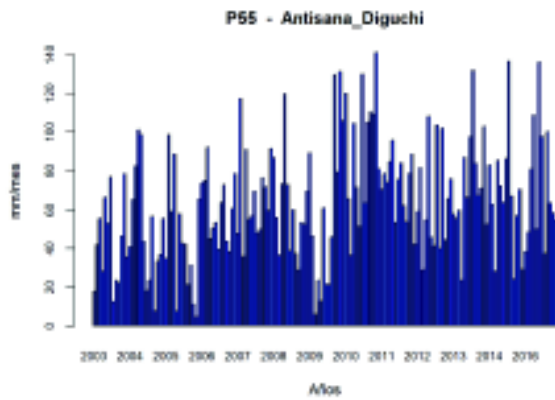
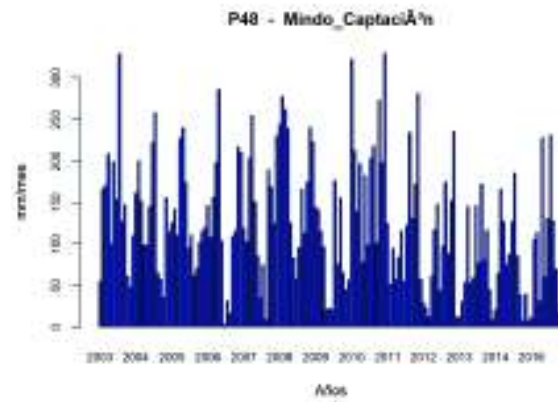
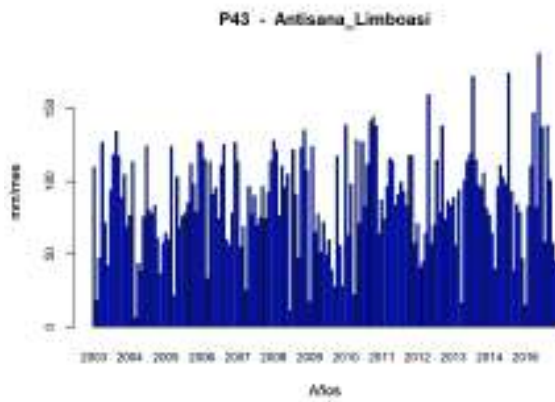
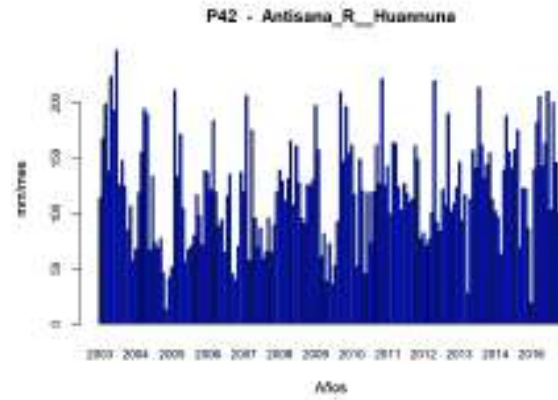
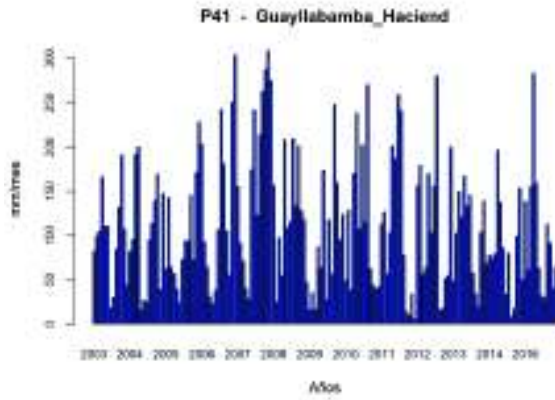




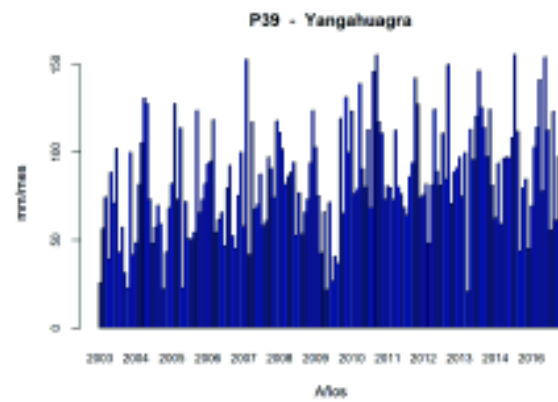
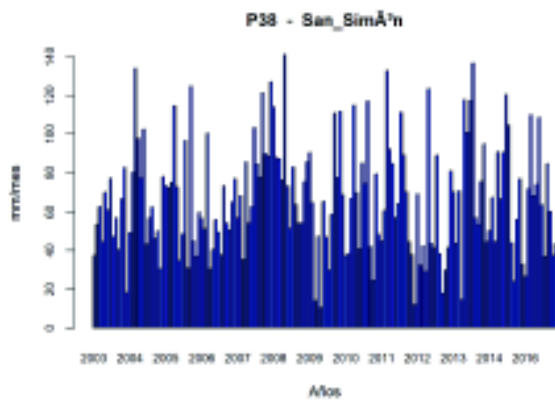
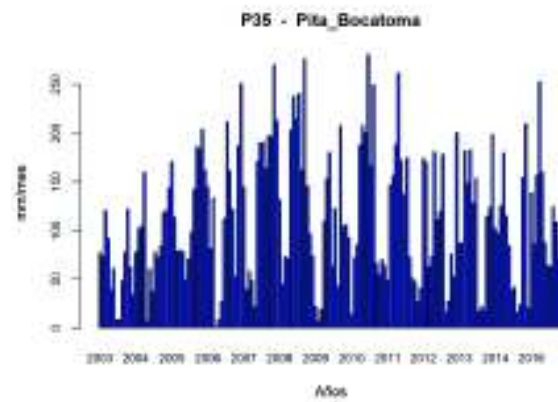
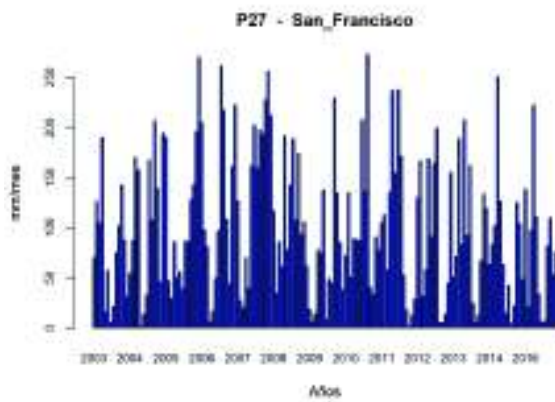
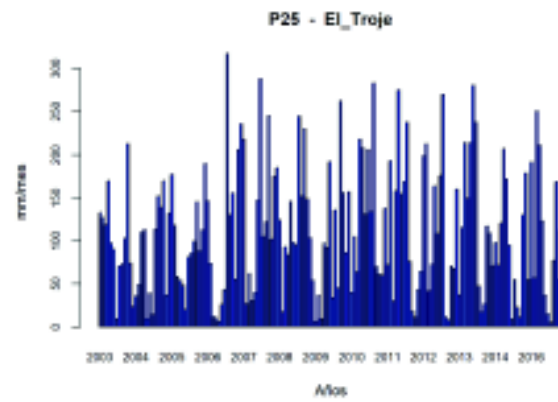
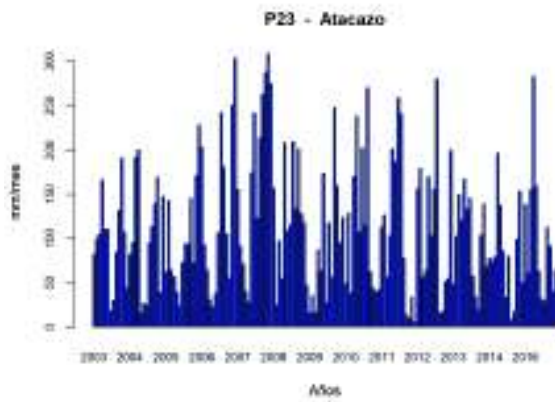
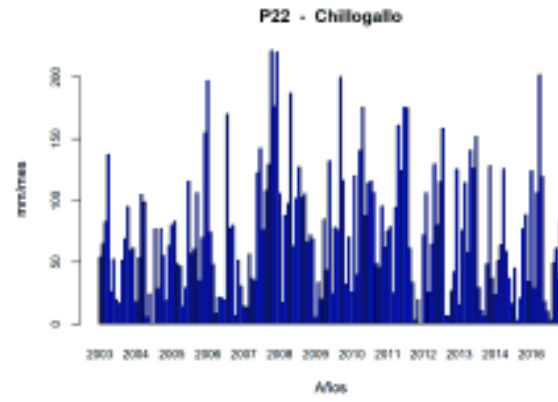
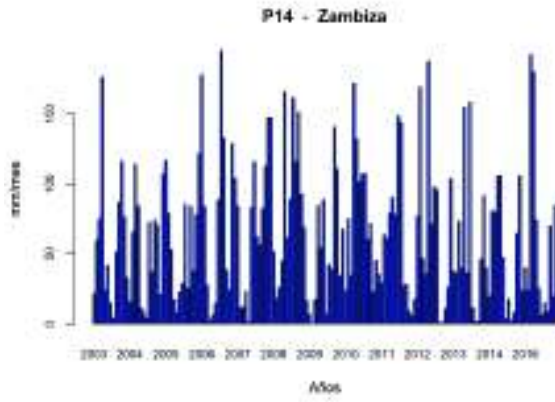


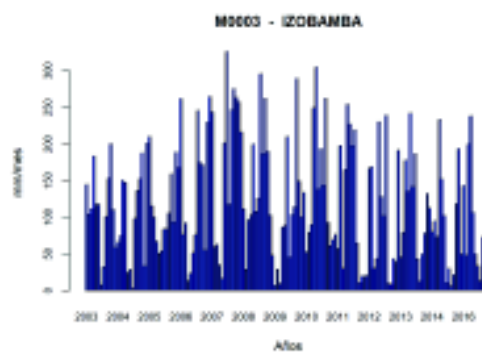
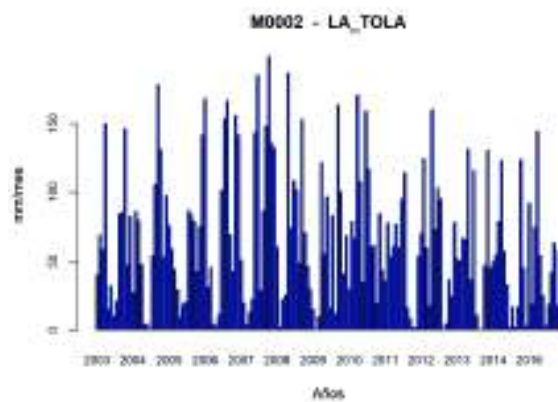
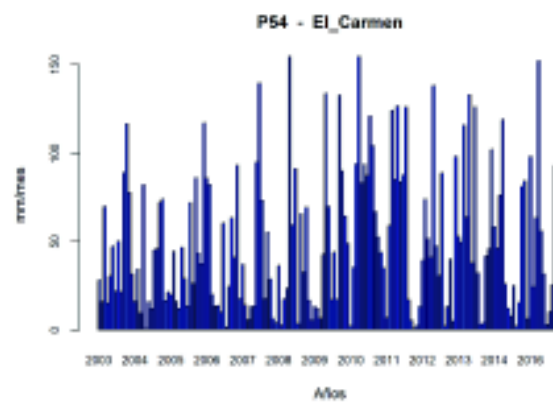
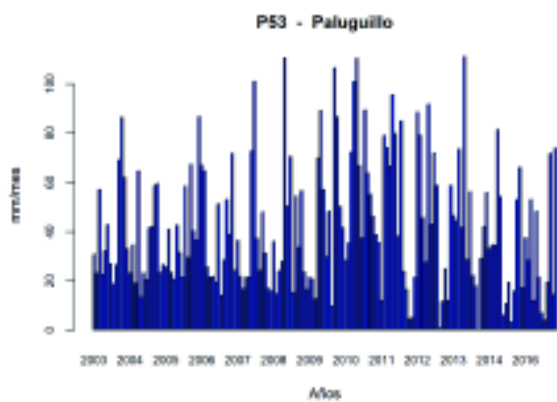
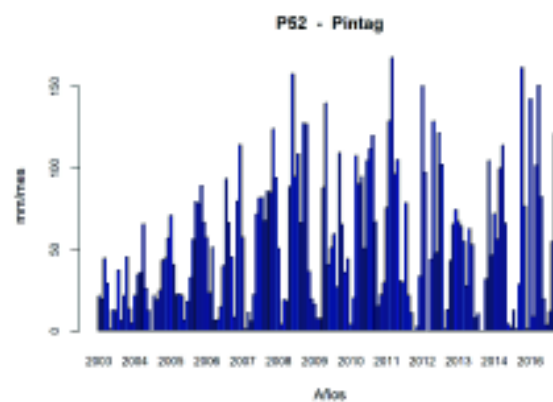
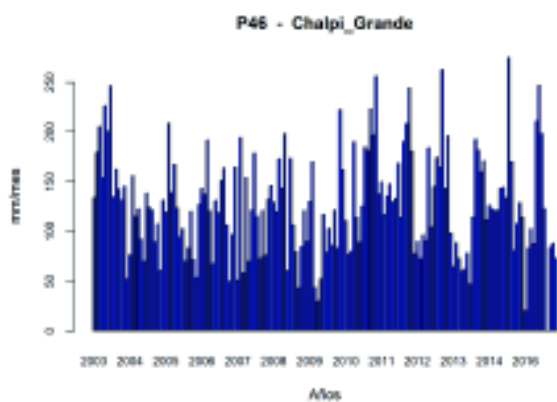
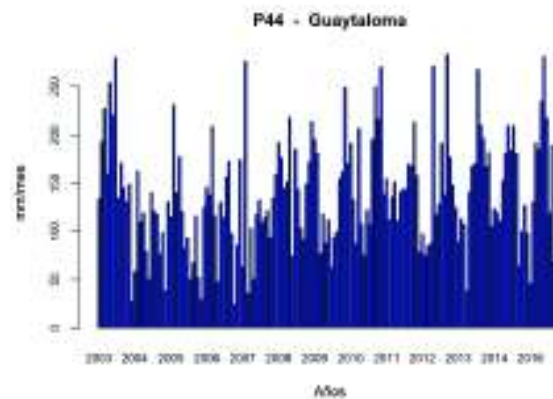
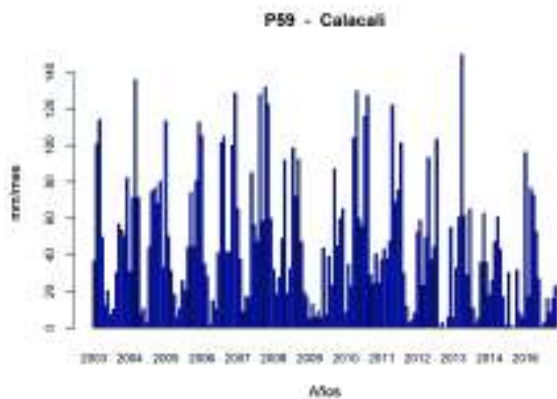


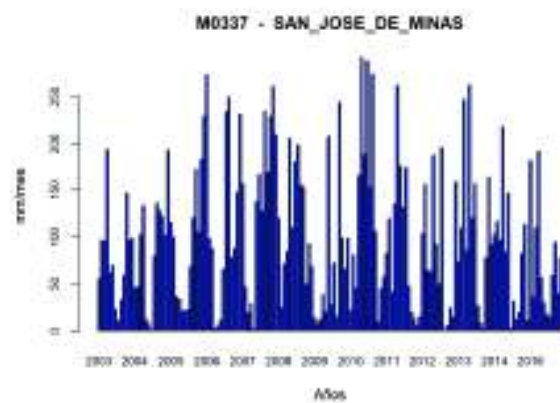
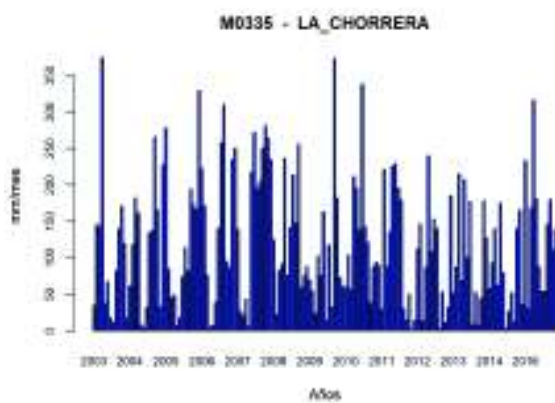
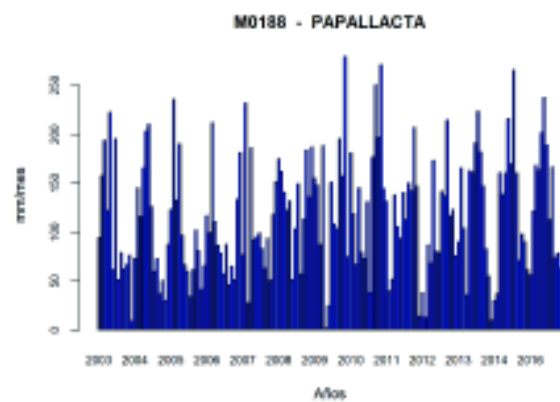
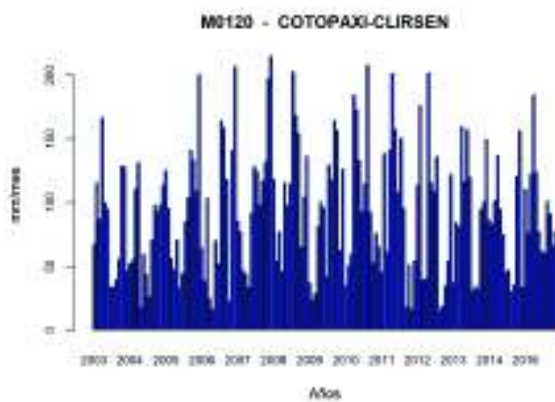
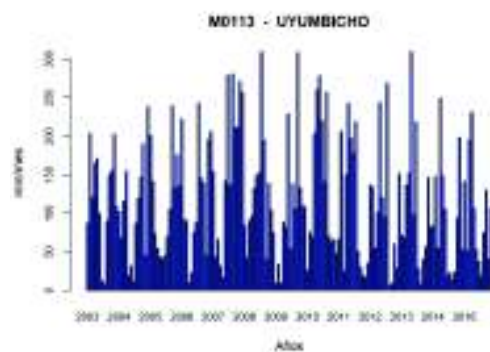
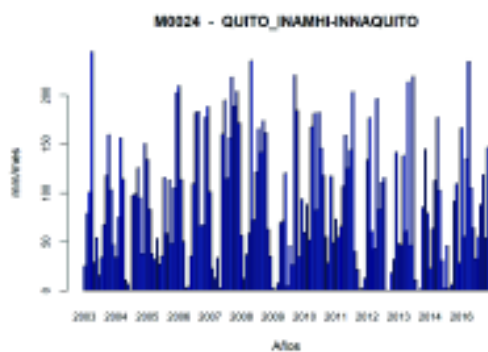
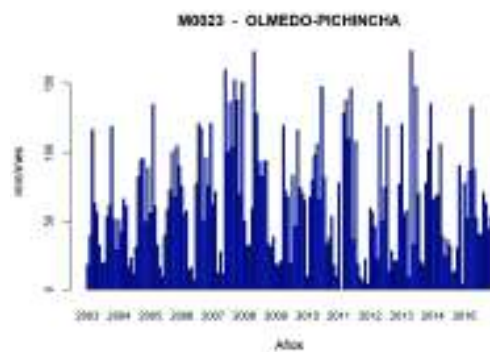
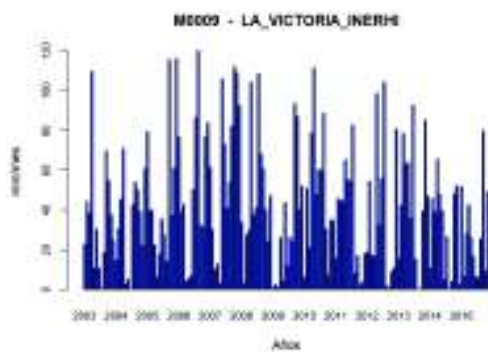




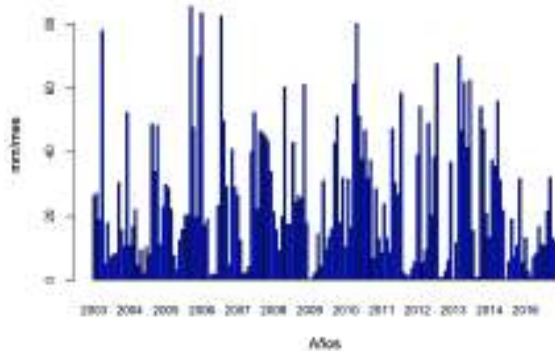




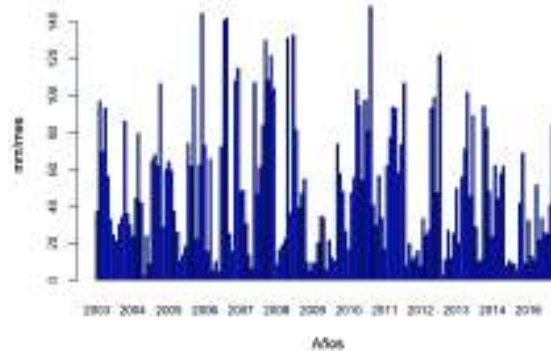




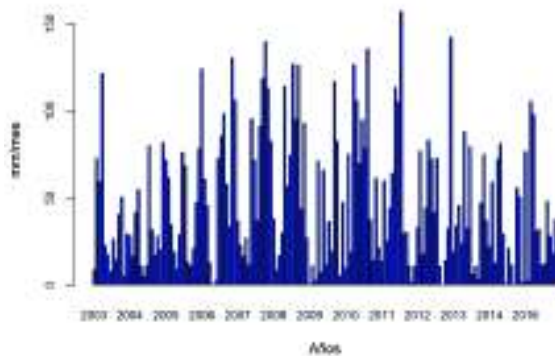
M0343 - EL\_QUINCHE-PICHINCHA



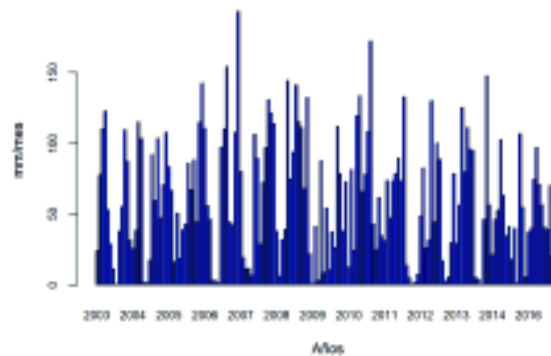
M0344 - CANGAHUA



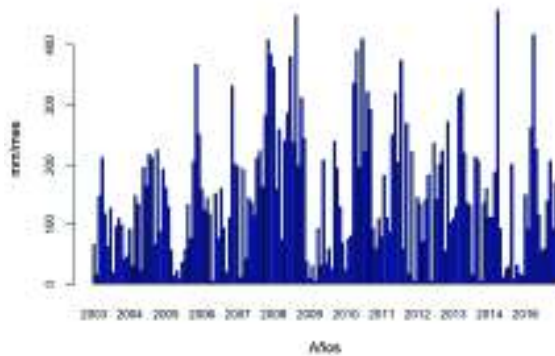
M0345 - CALDERON



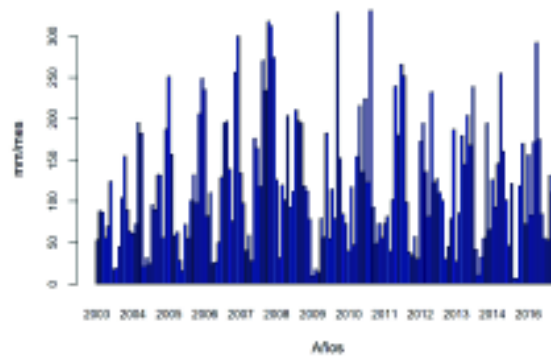
M0346 - YARUQUI\_INAMHI



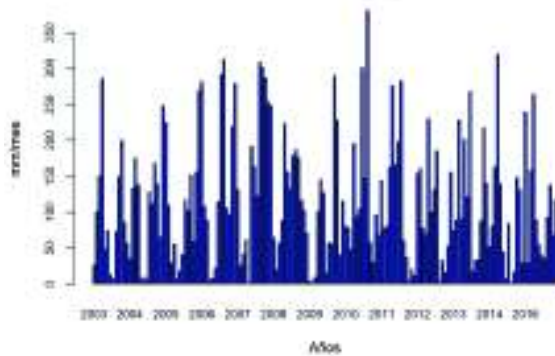
M0353 - RUMPAMBA-PICHINCHA



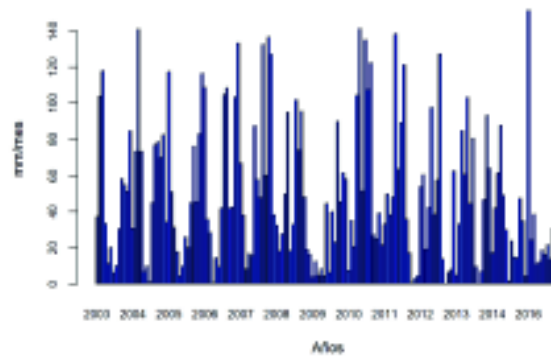
M0354 - SAN\_JUAN-PICHINCHA\_CHILLOG



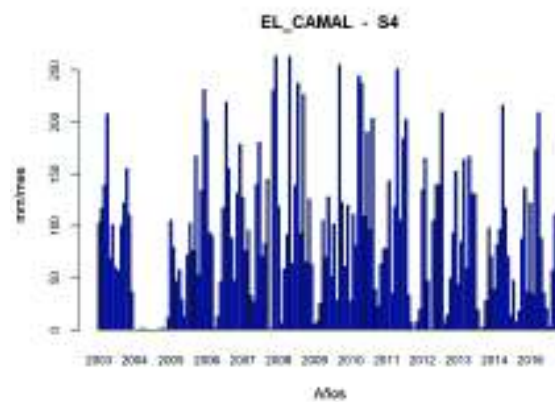
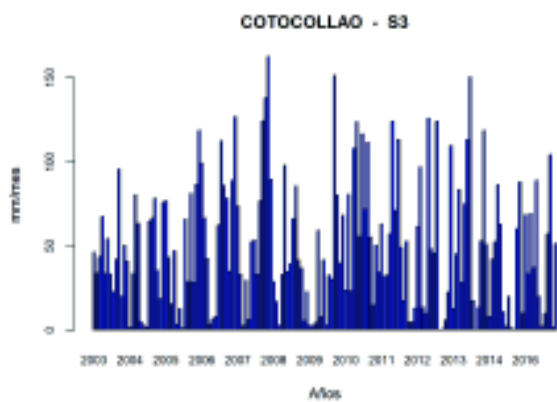
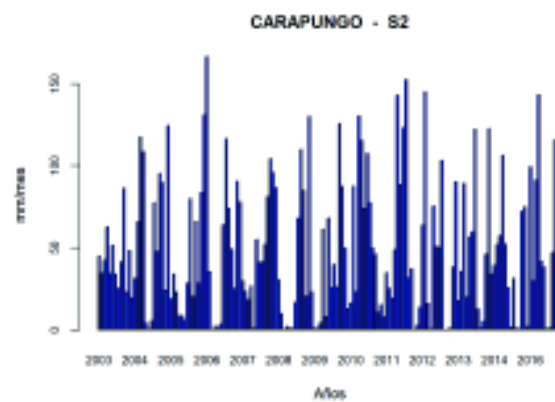
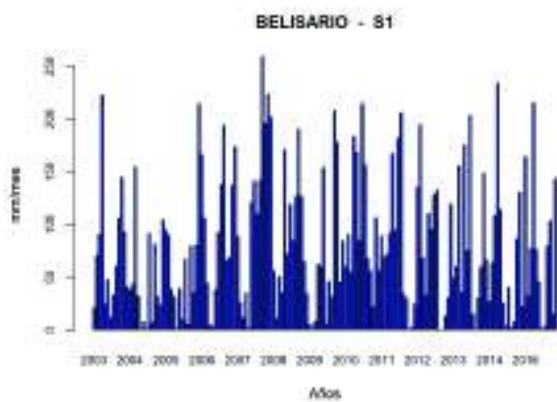
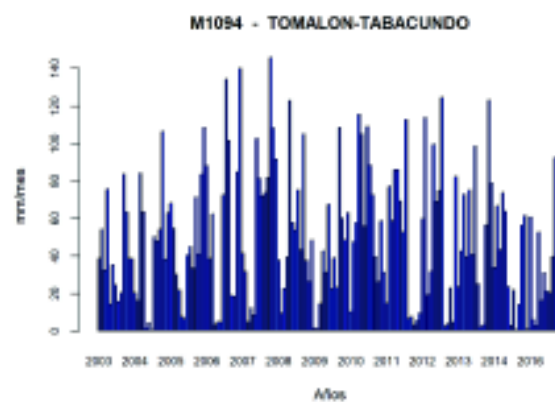
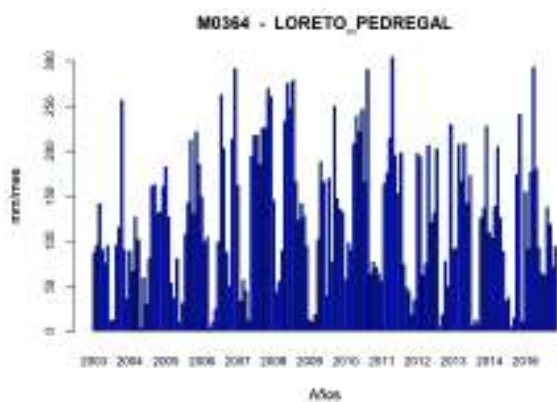
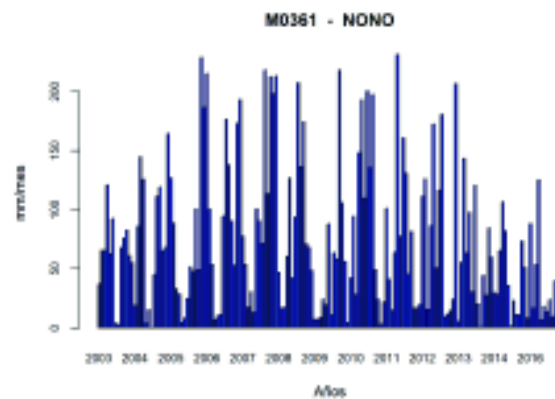
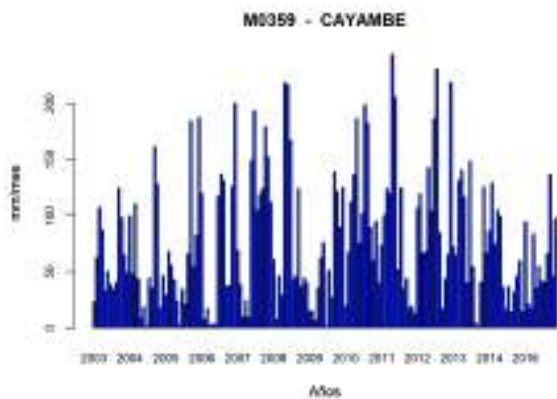
M0357 - CANAL\_10\_TV

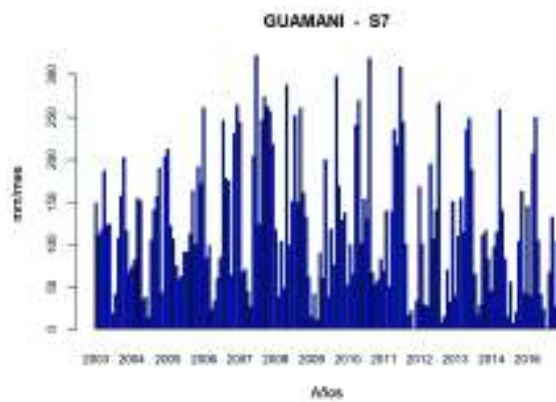
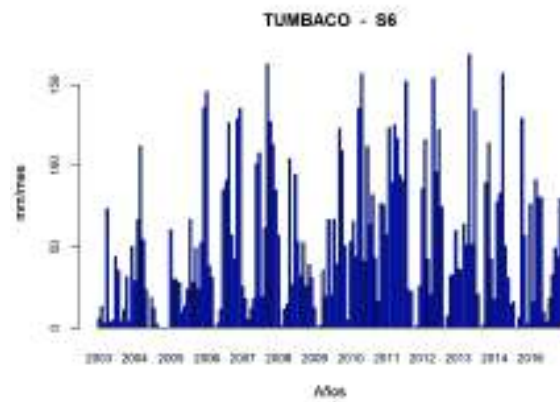
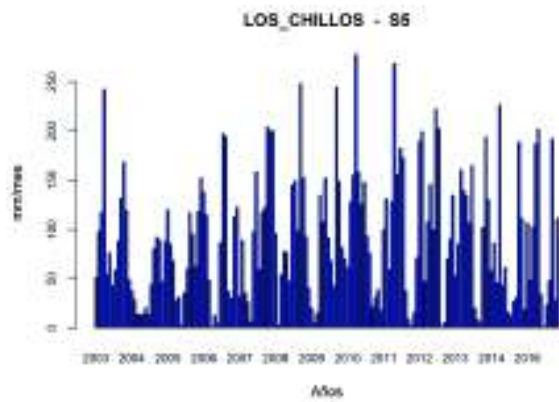


M0358 - CALACALI\_INAMHI



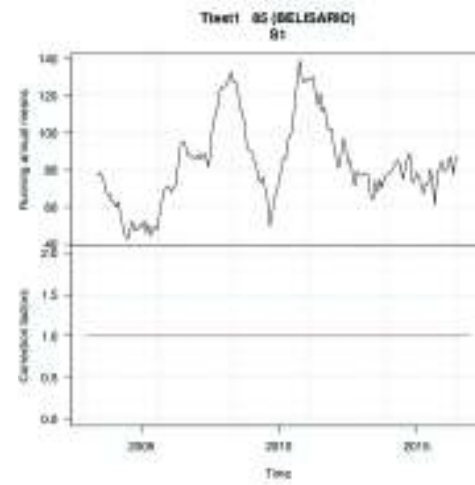
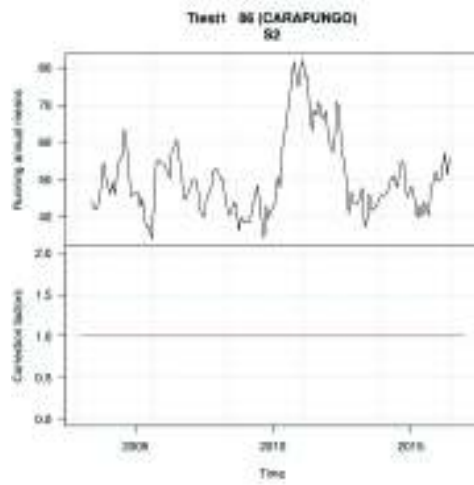
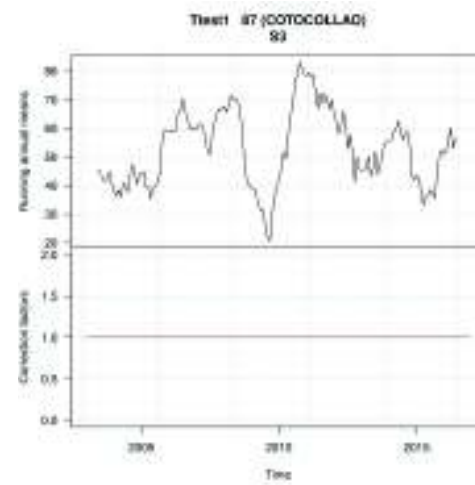
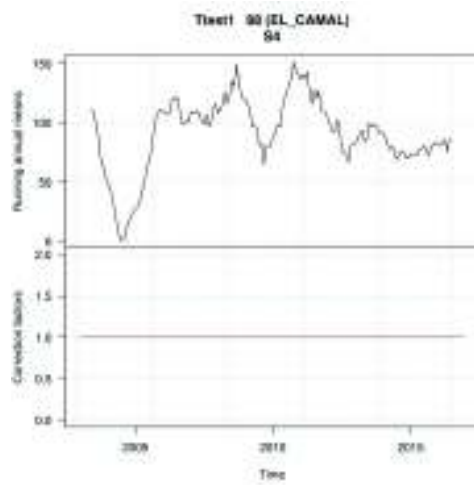
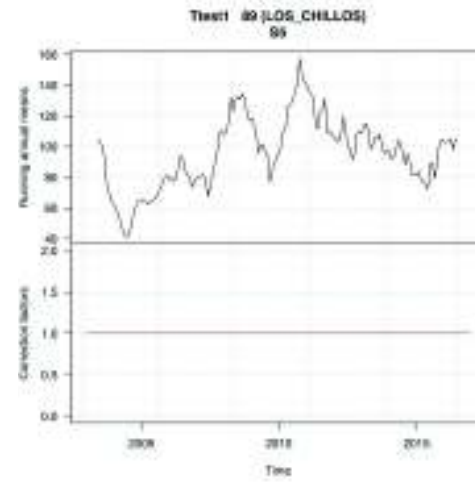
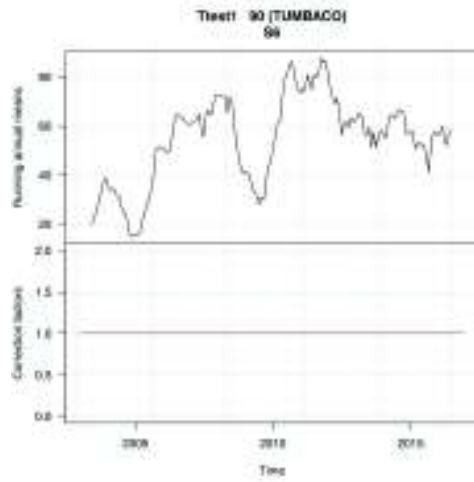


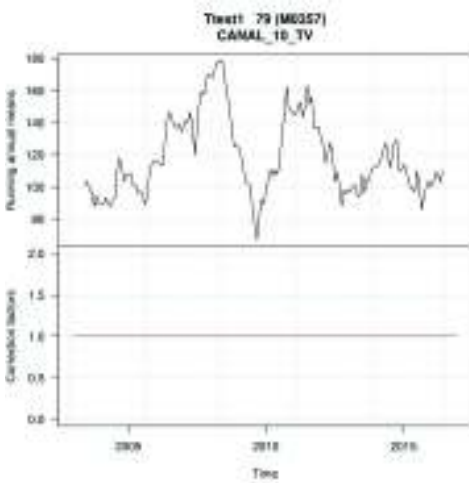
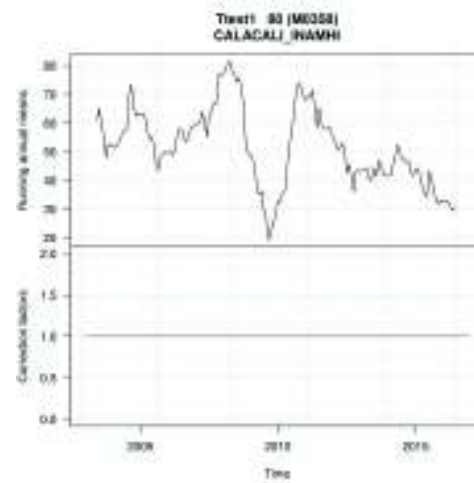
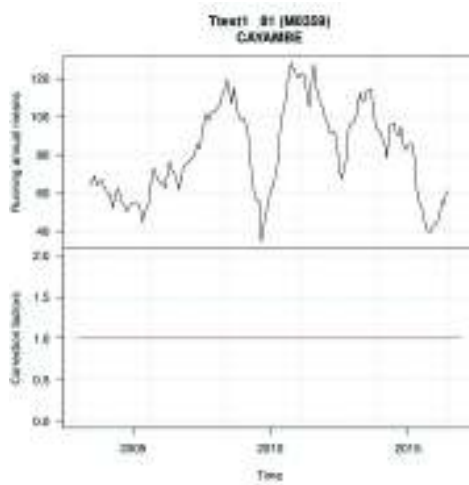
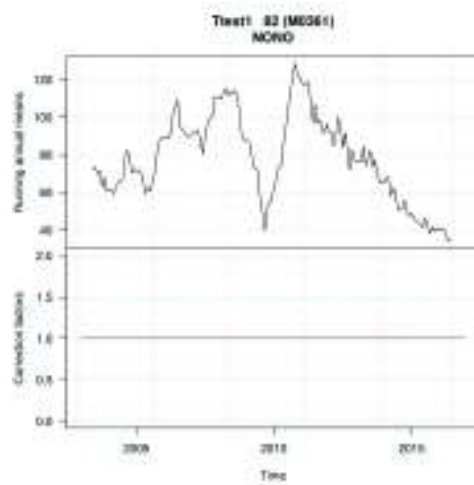
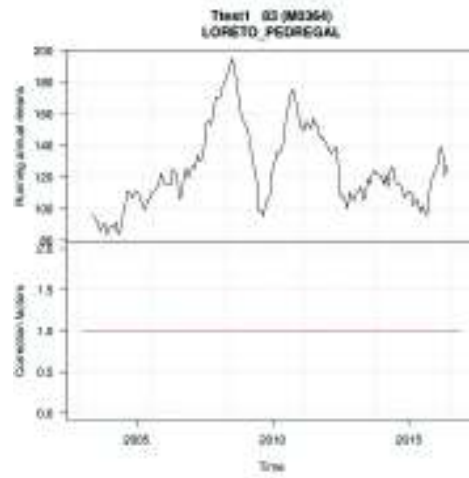
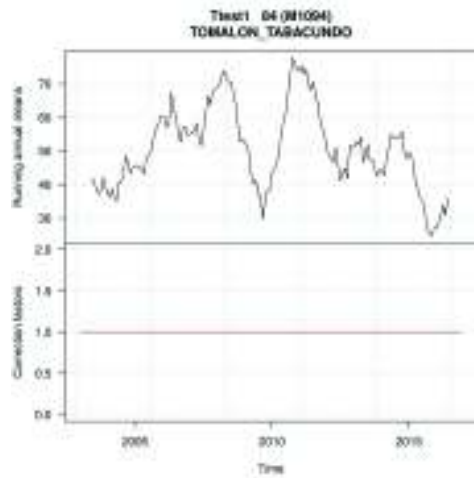


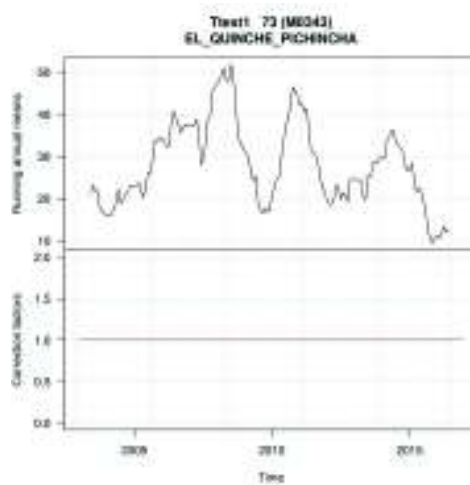
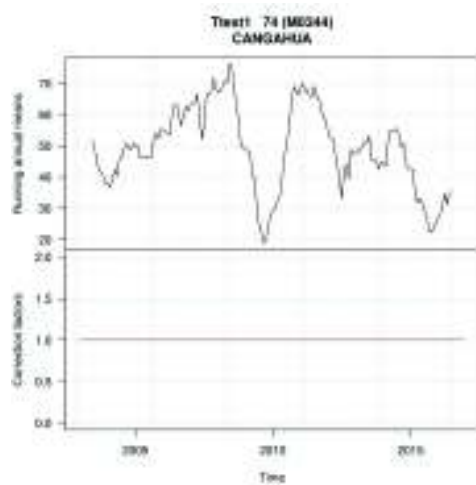
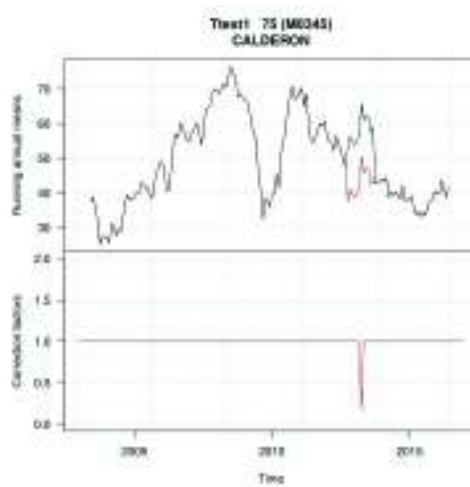
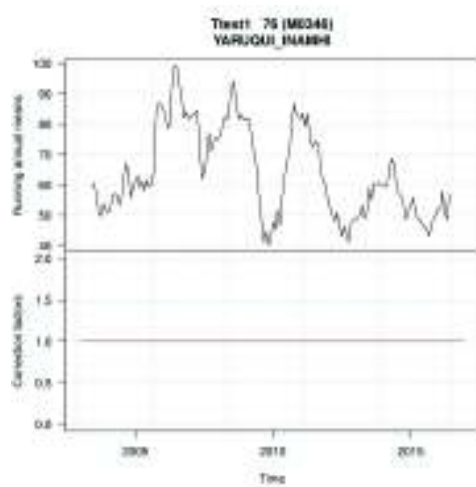
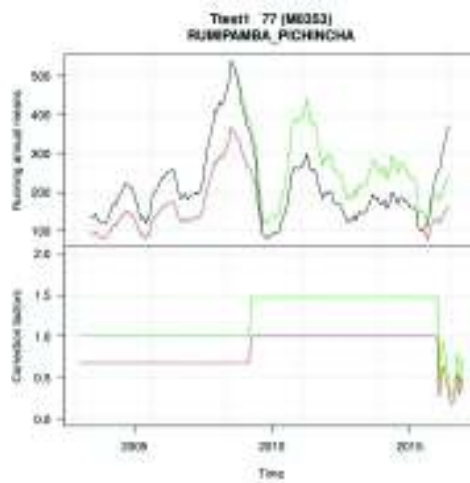
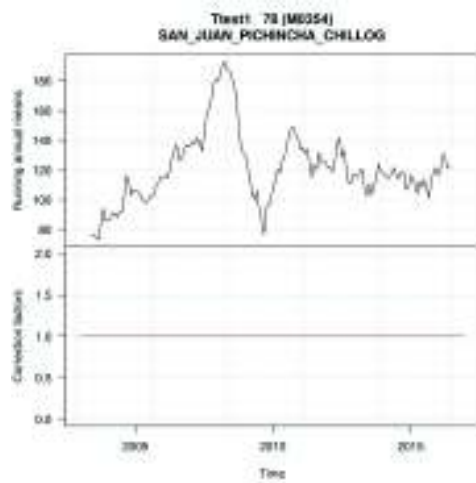


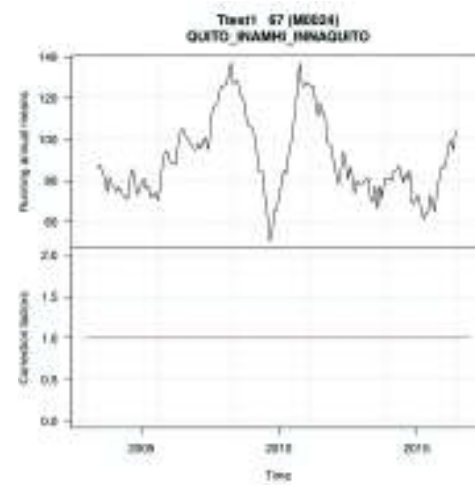
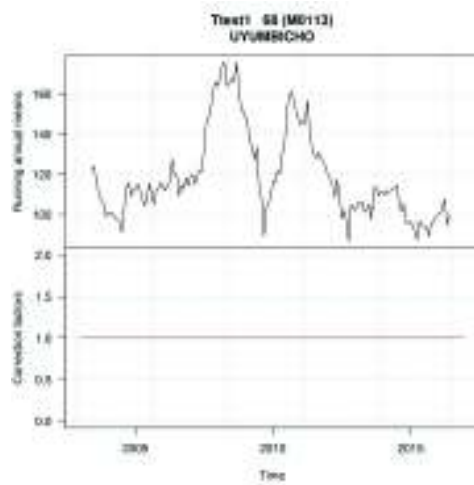
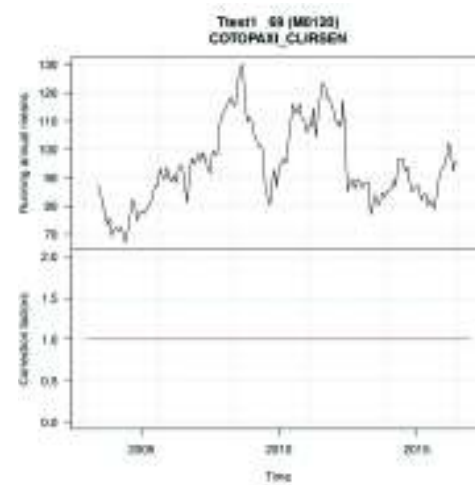
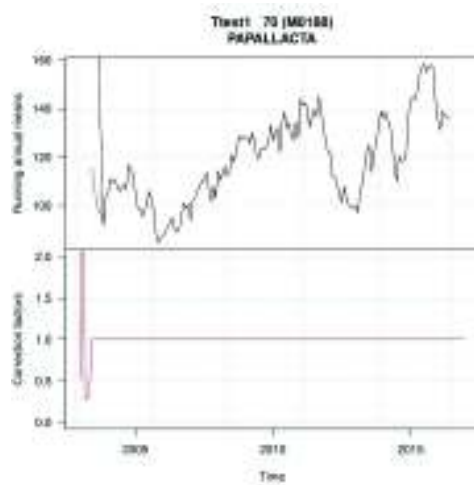
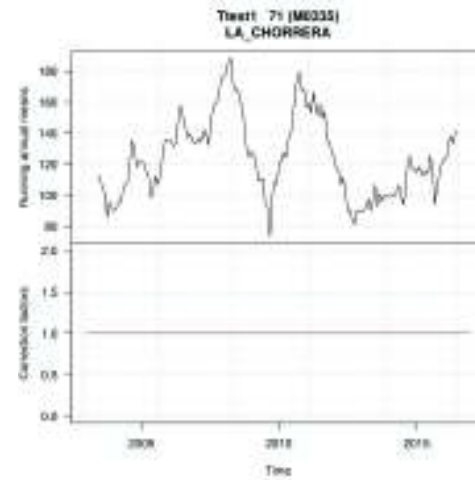
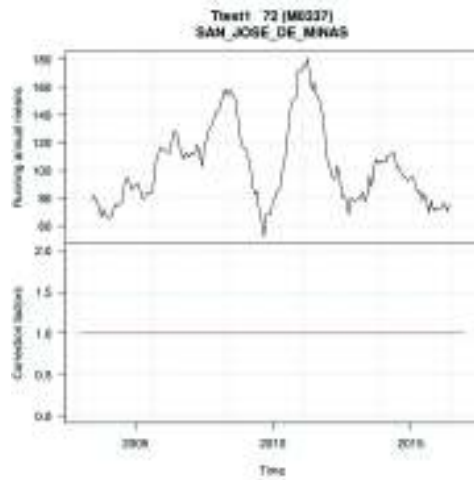
## **ANEXOS 5**

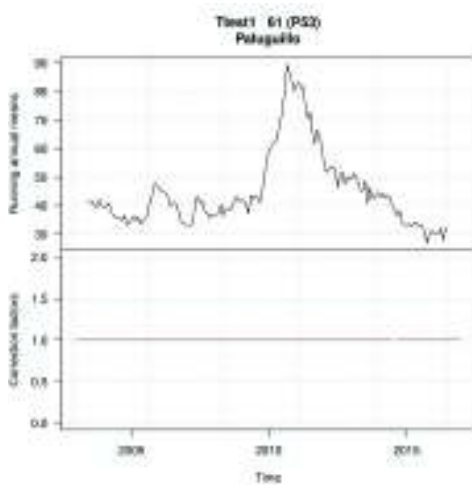
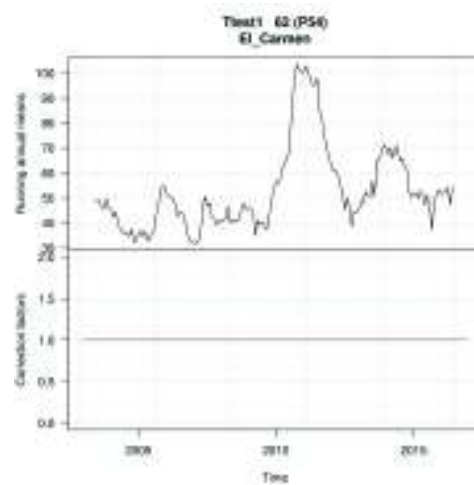
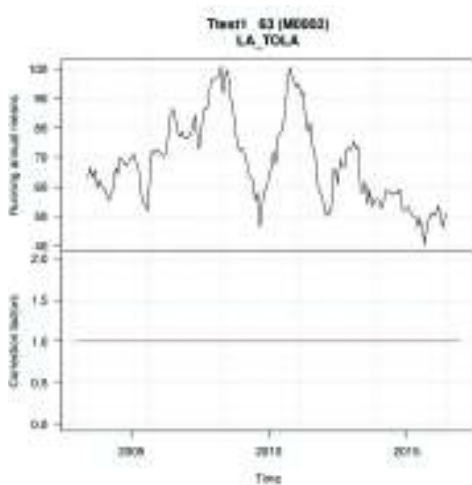
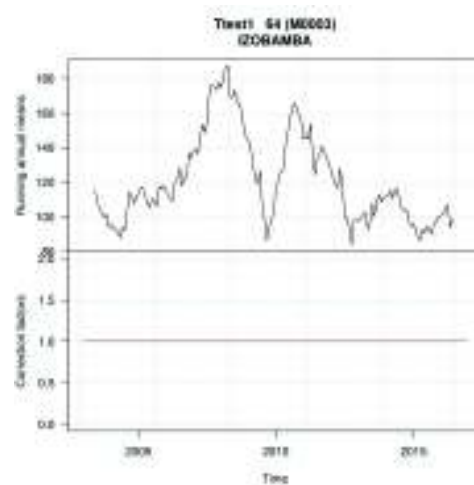
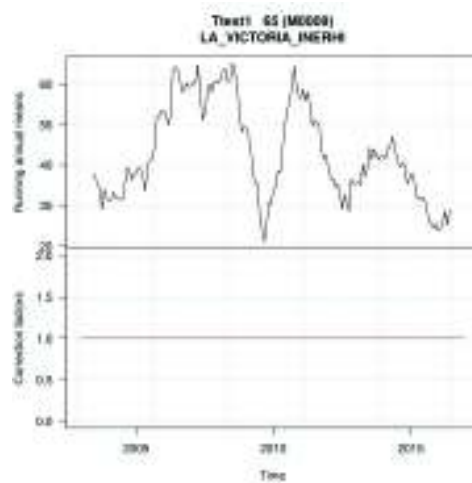
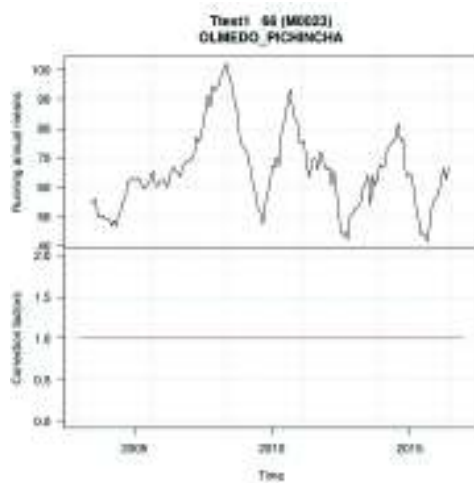
### **Homogenización**



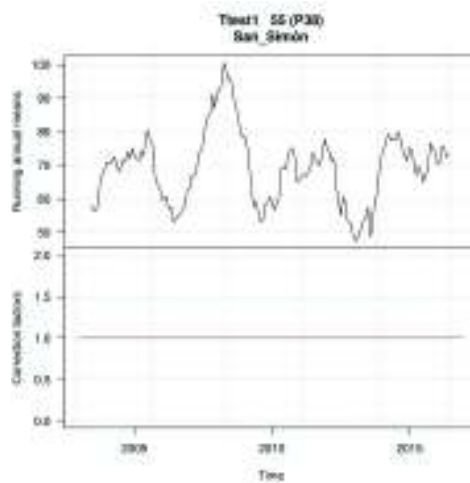
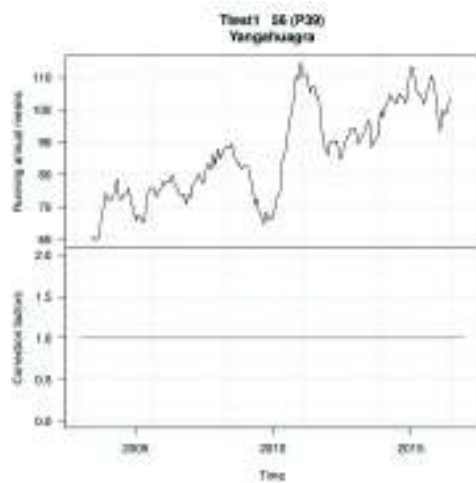
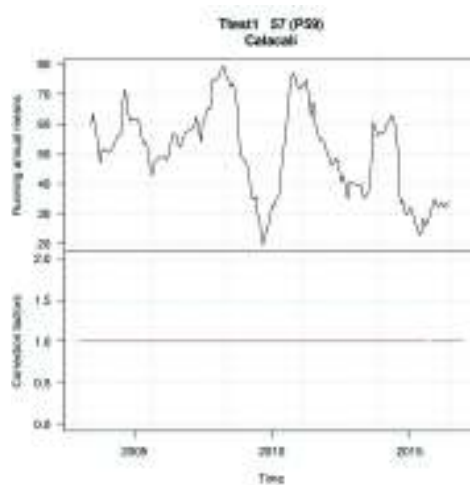
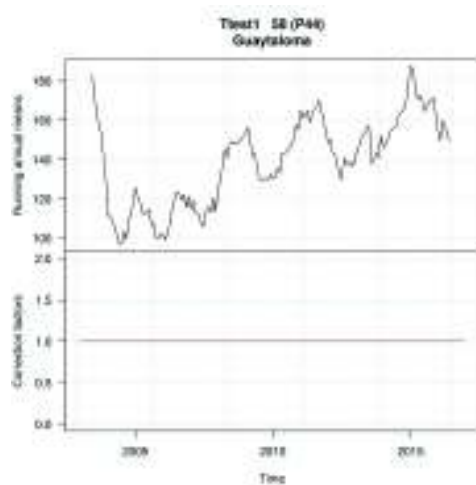
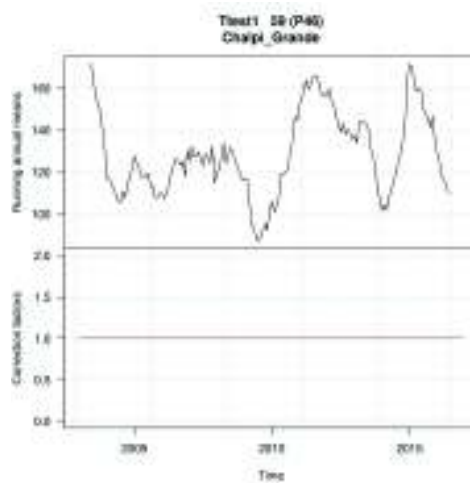
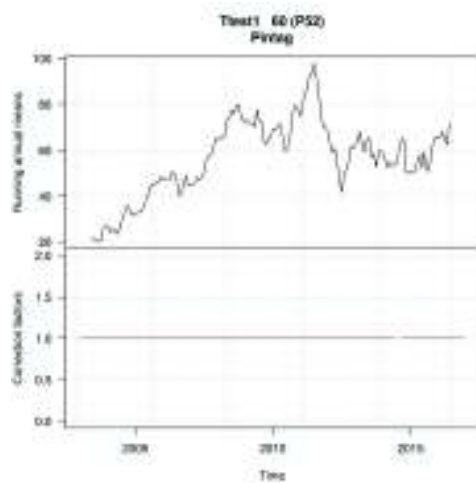


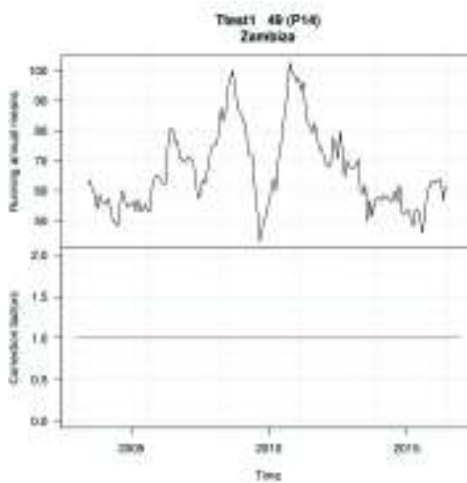
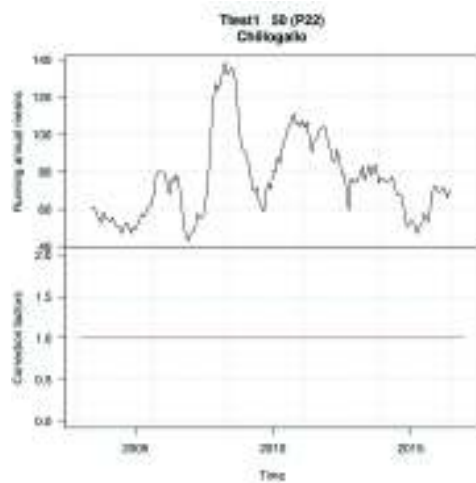
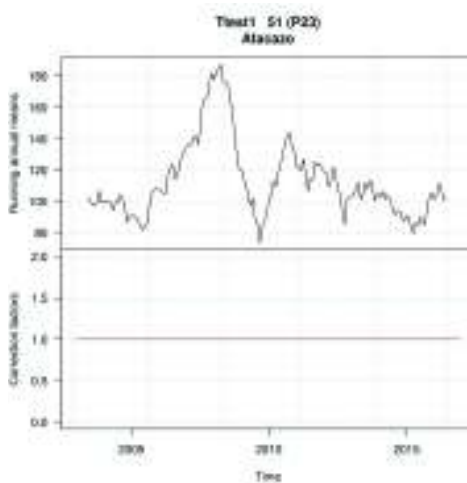
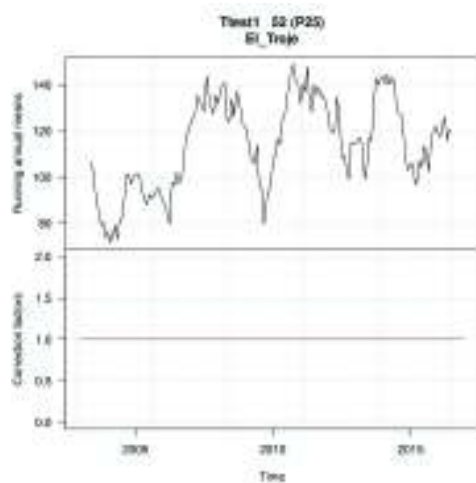
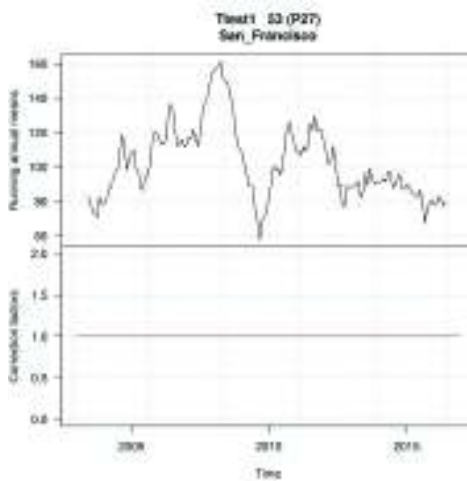
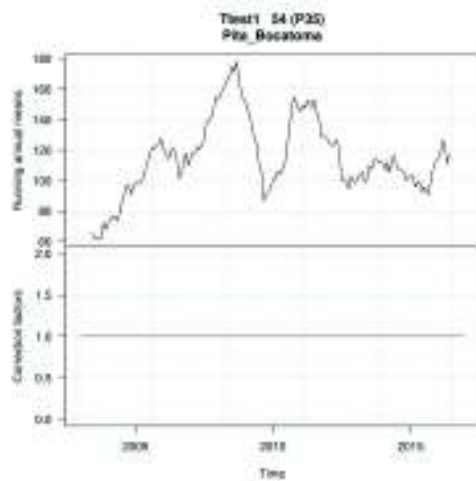


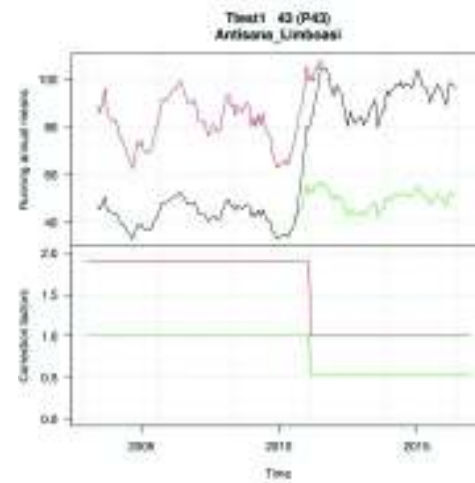
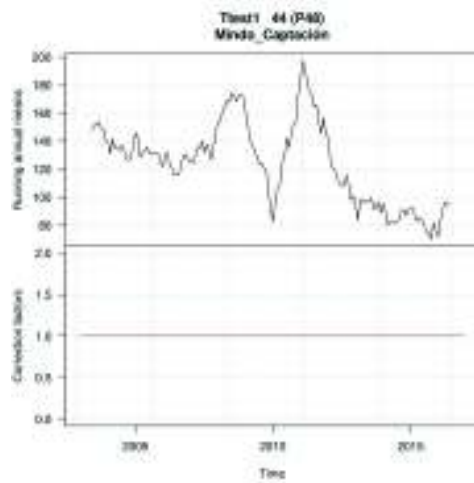
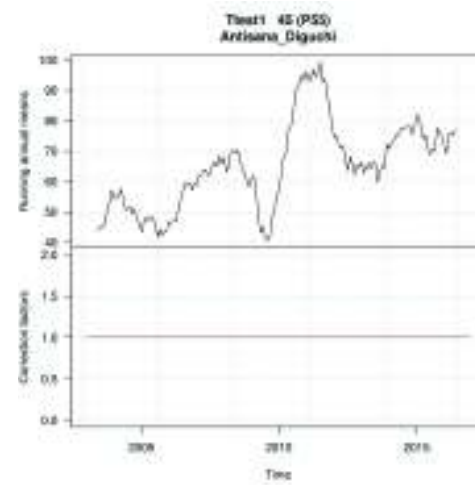
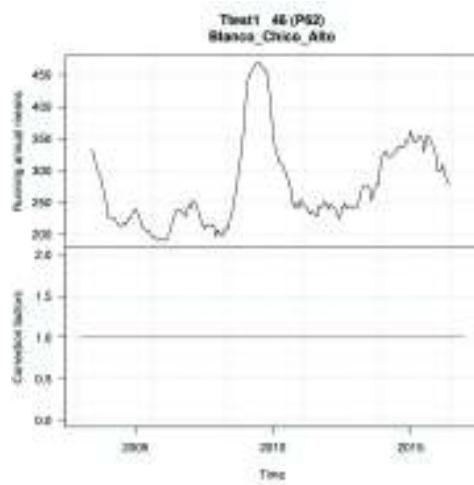
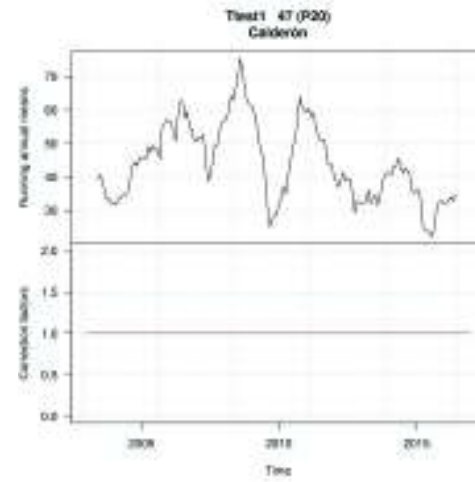
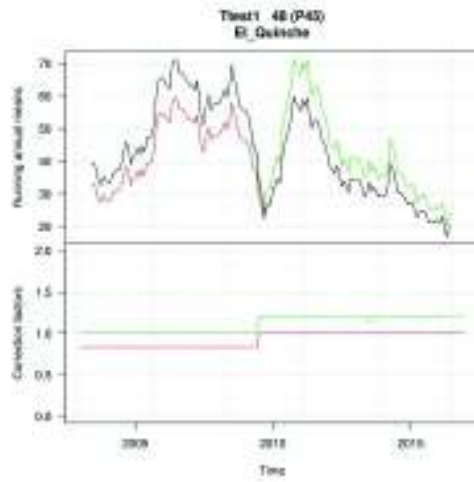


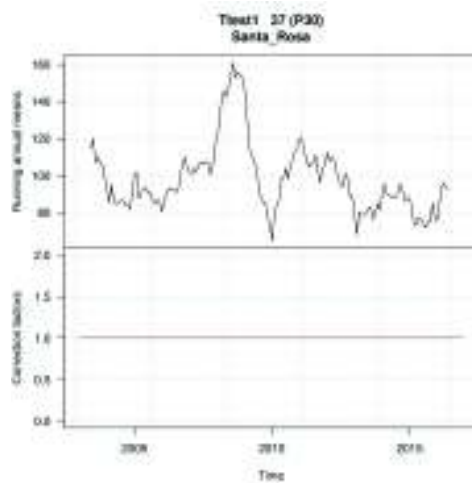
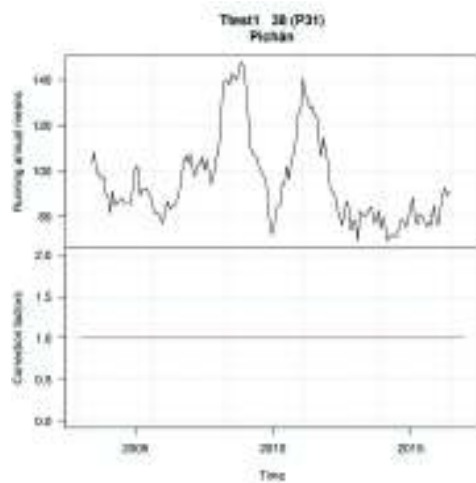
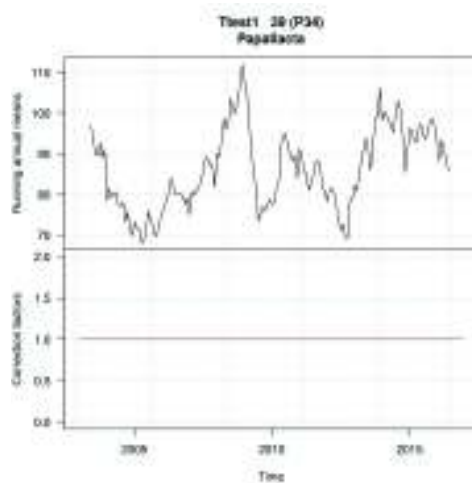
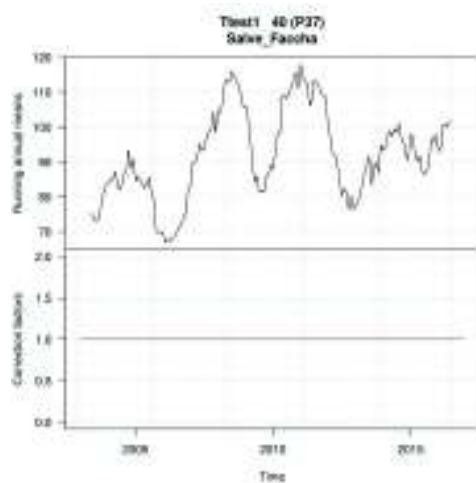
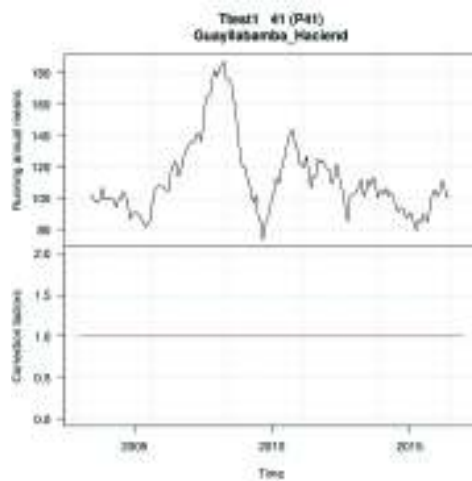
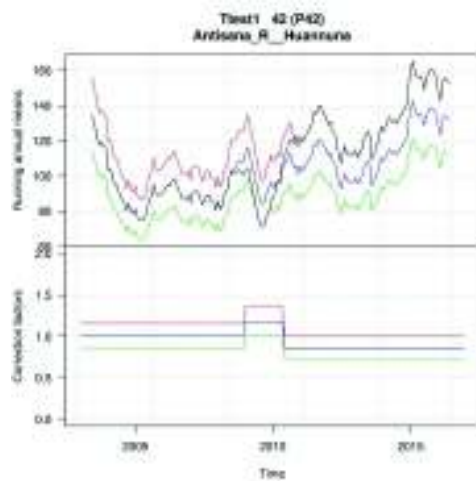


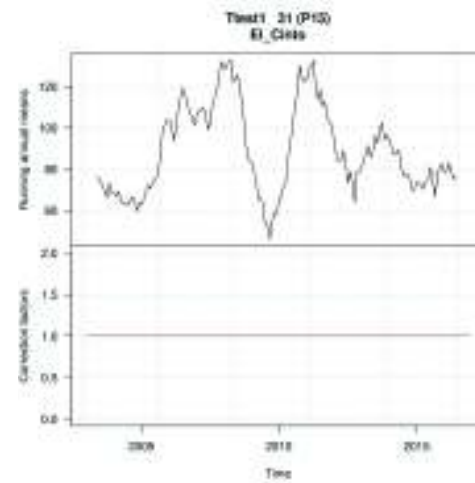
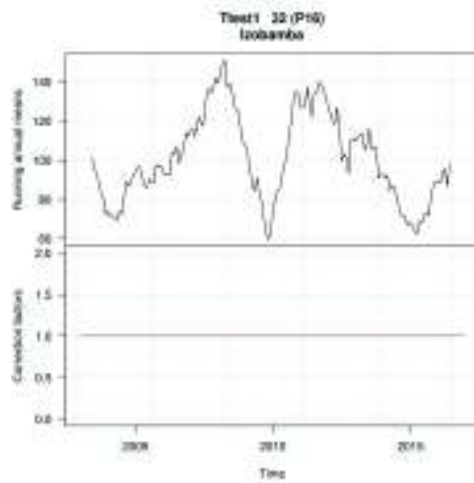
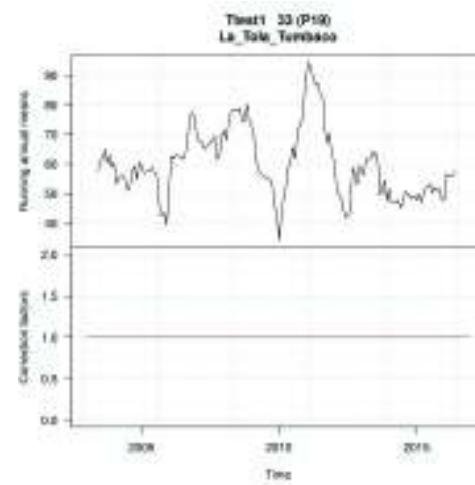
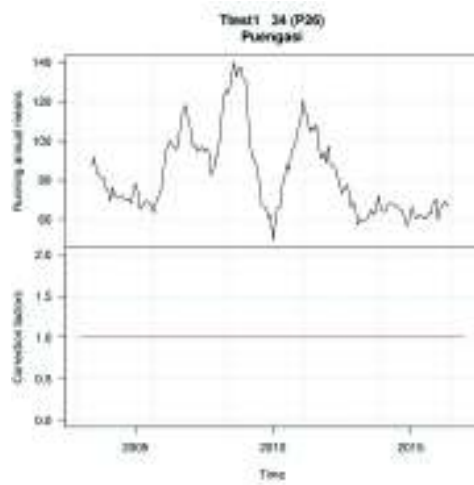
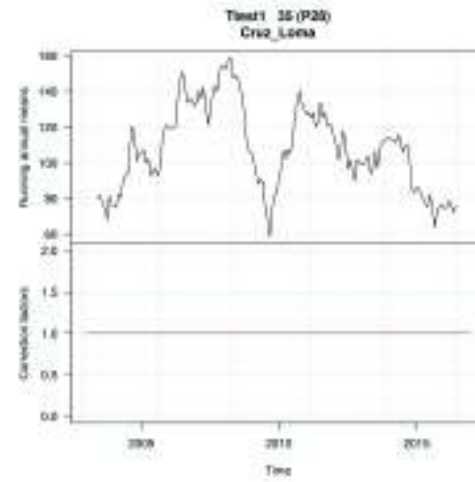
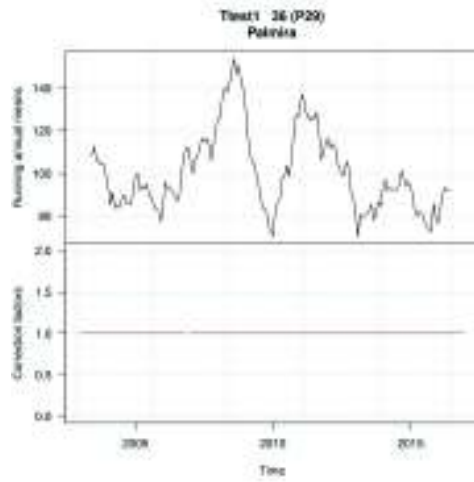


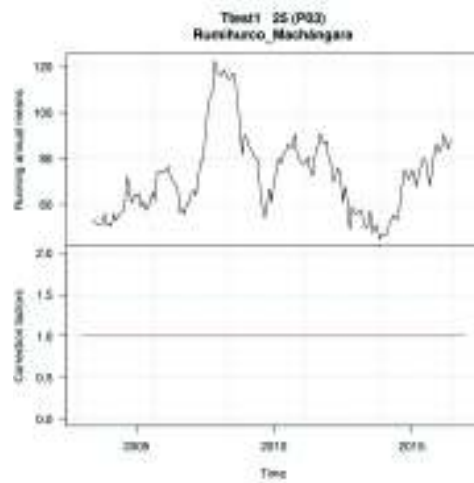
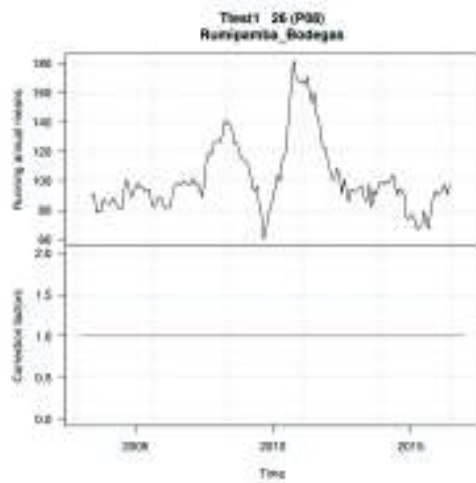
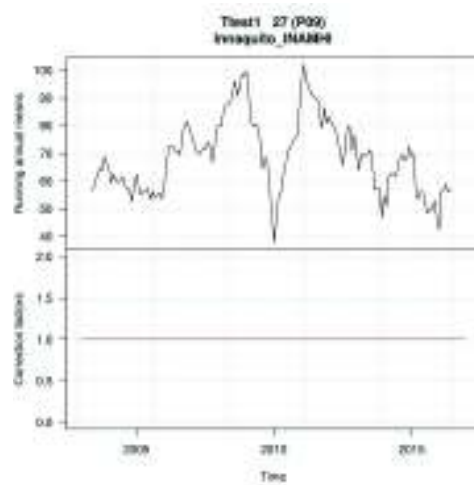
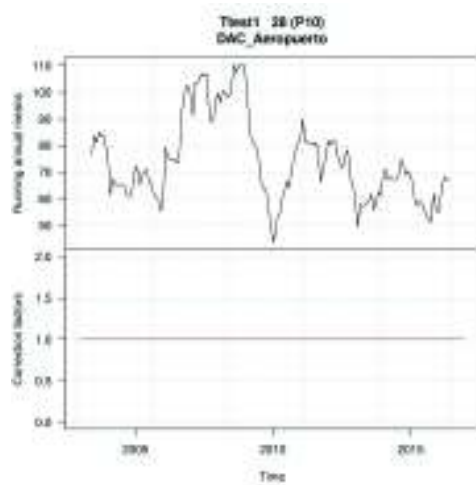
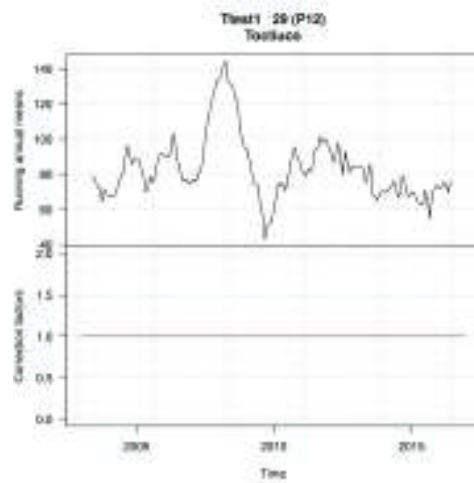
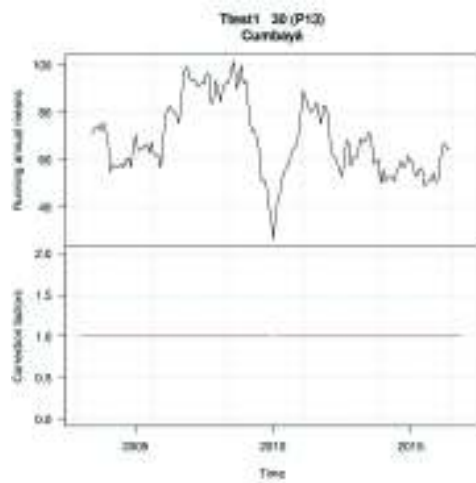


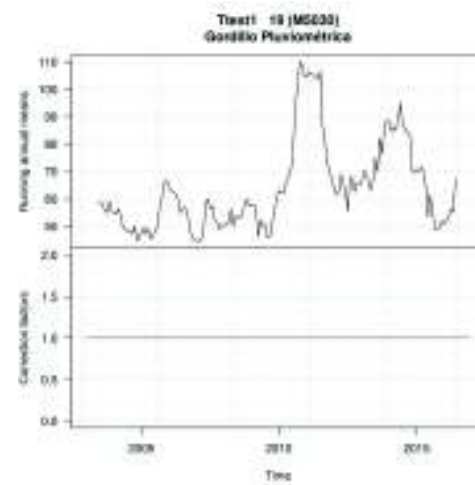
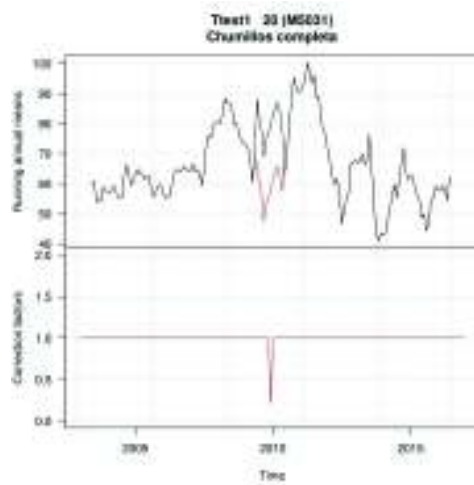
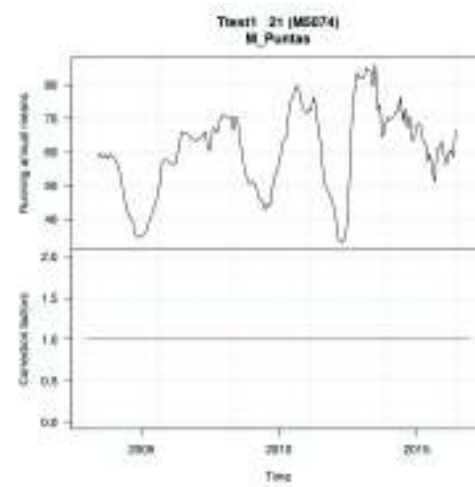
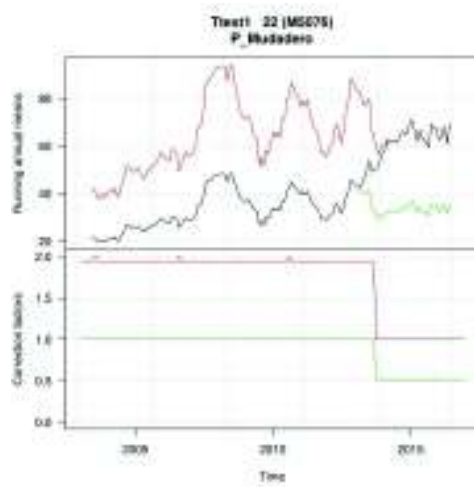
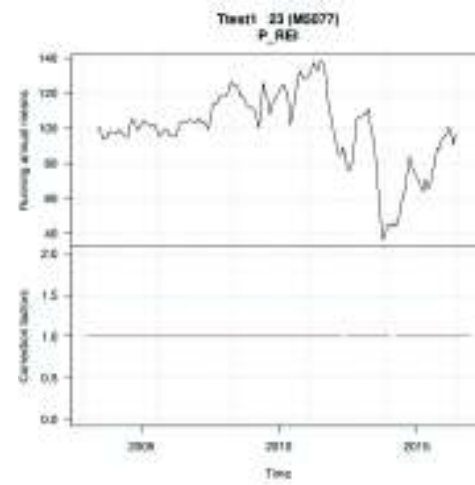
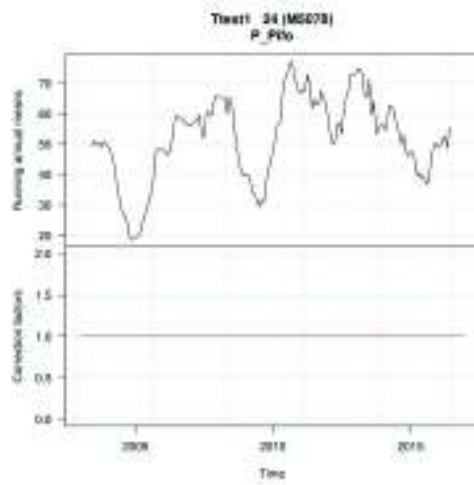


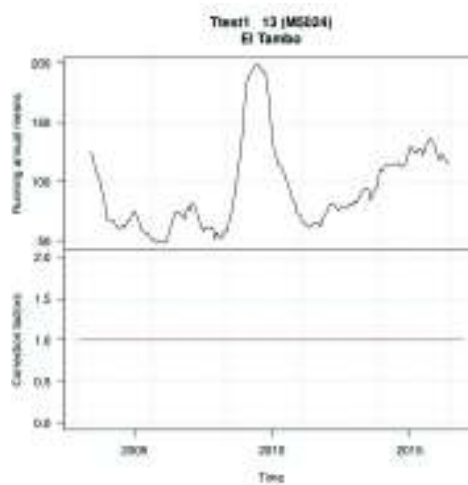
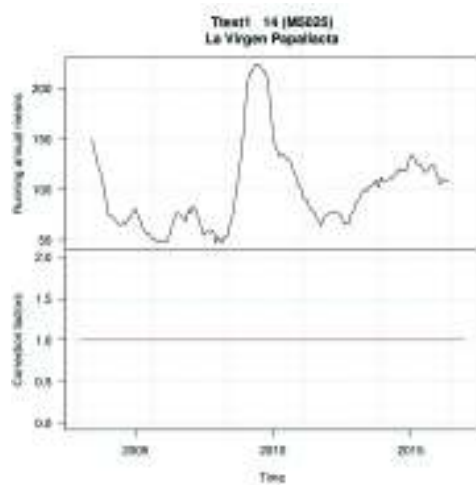
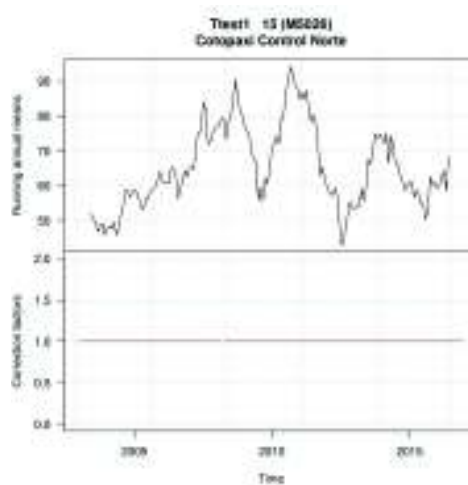
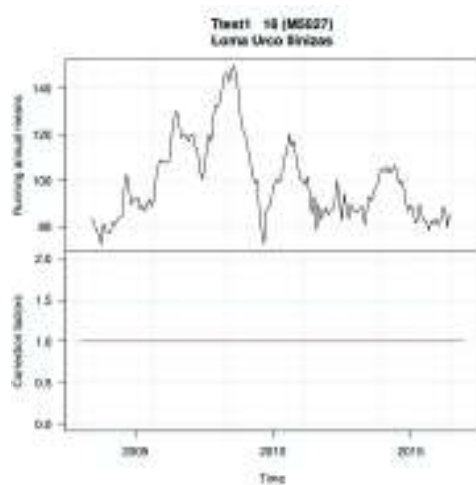
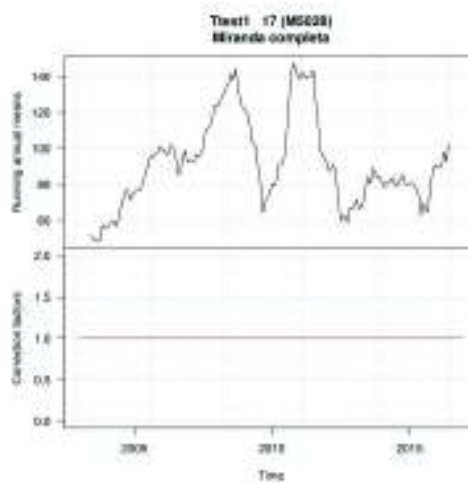
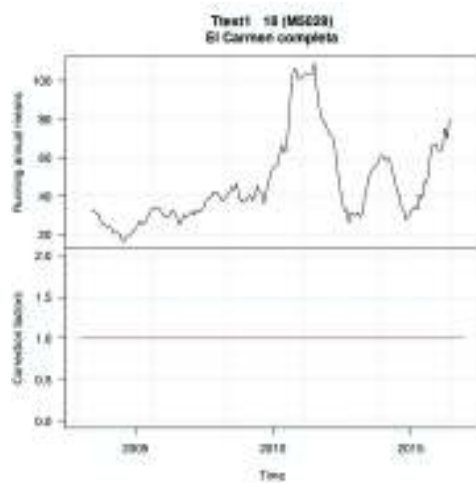




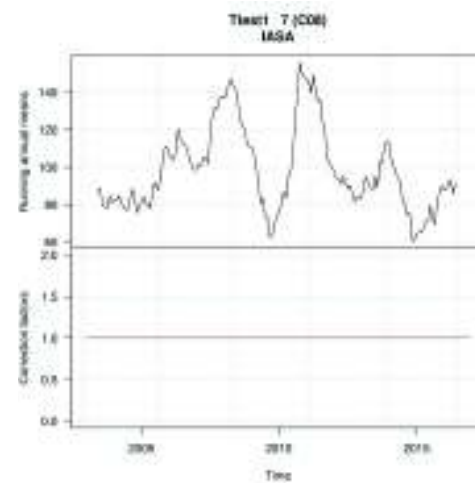
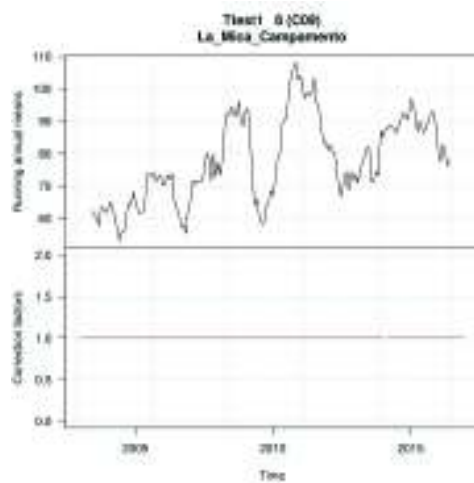
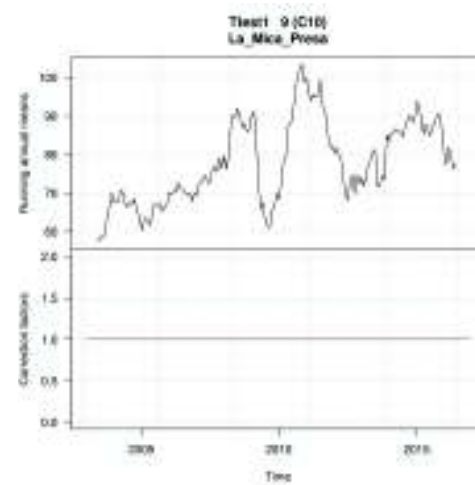
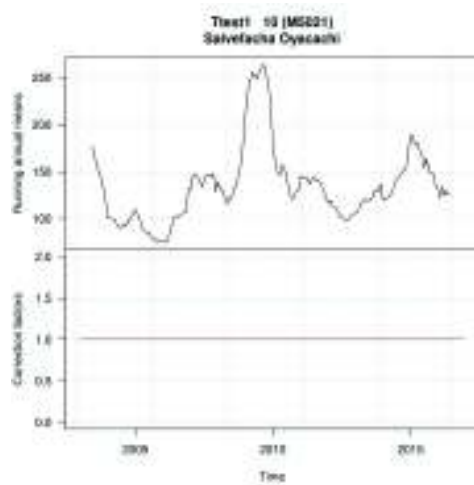
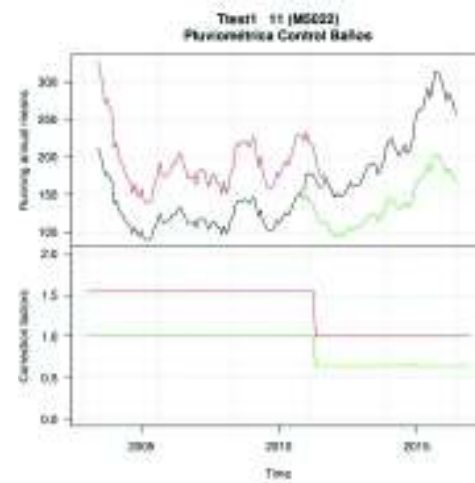
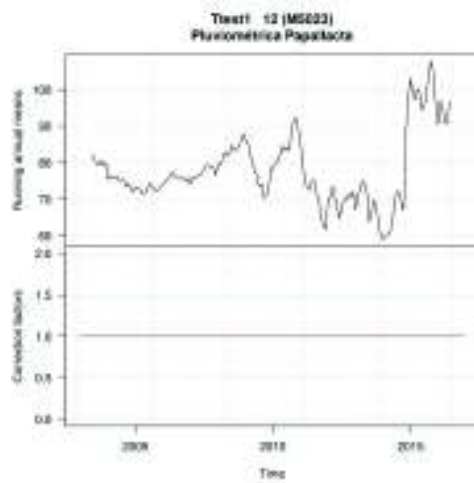


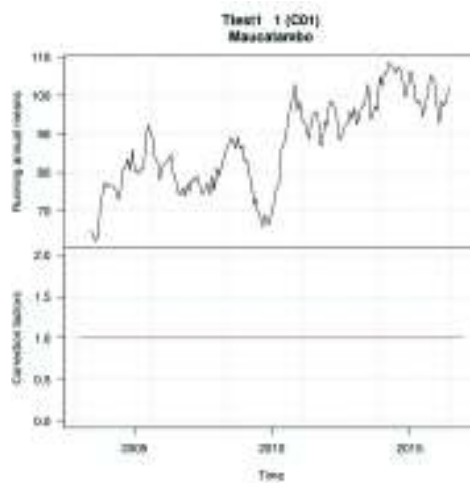
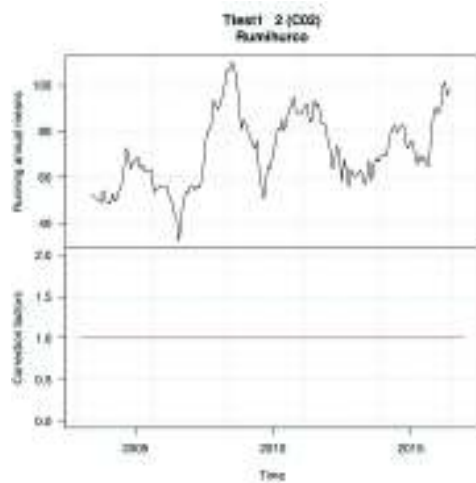
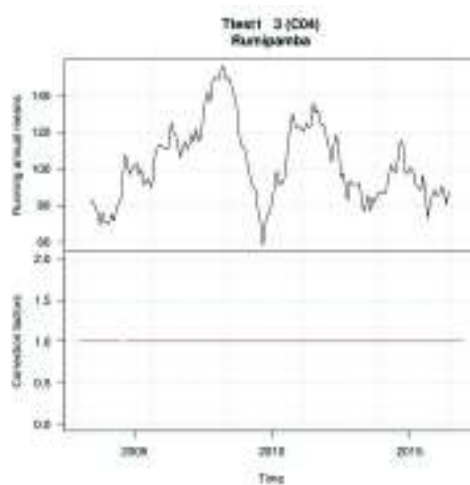
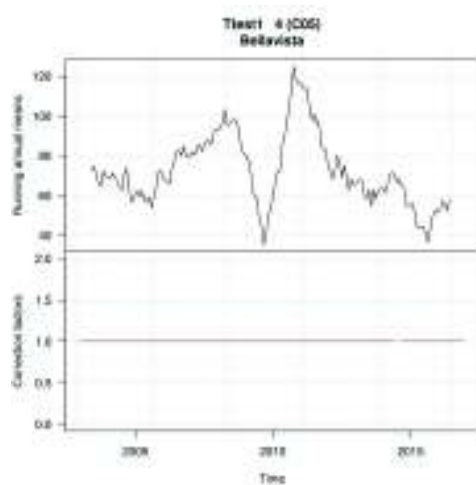
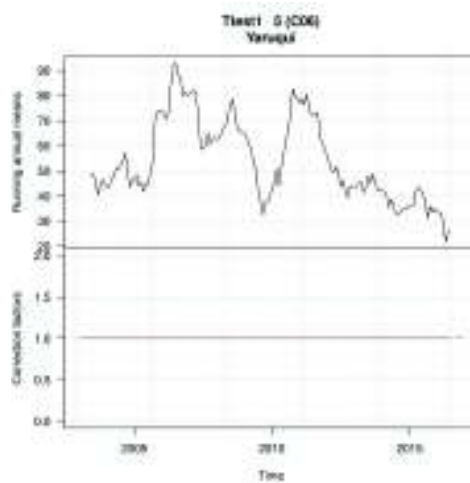
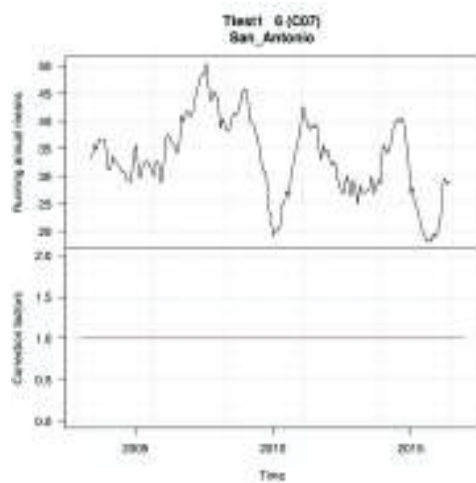




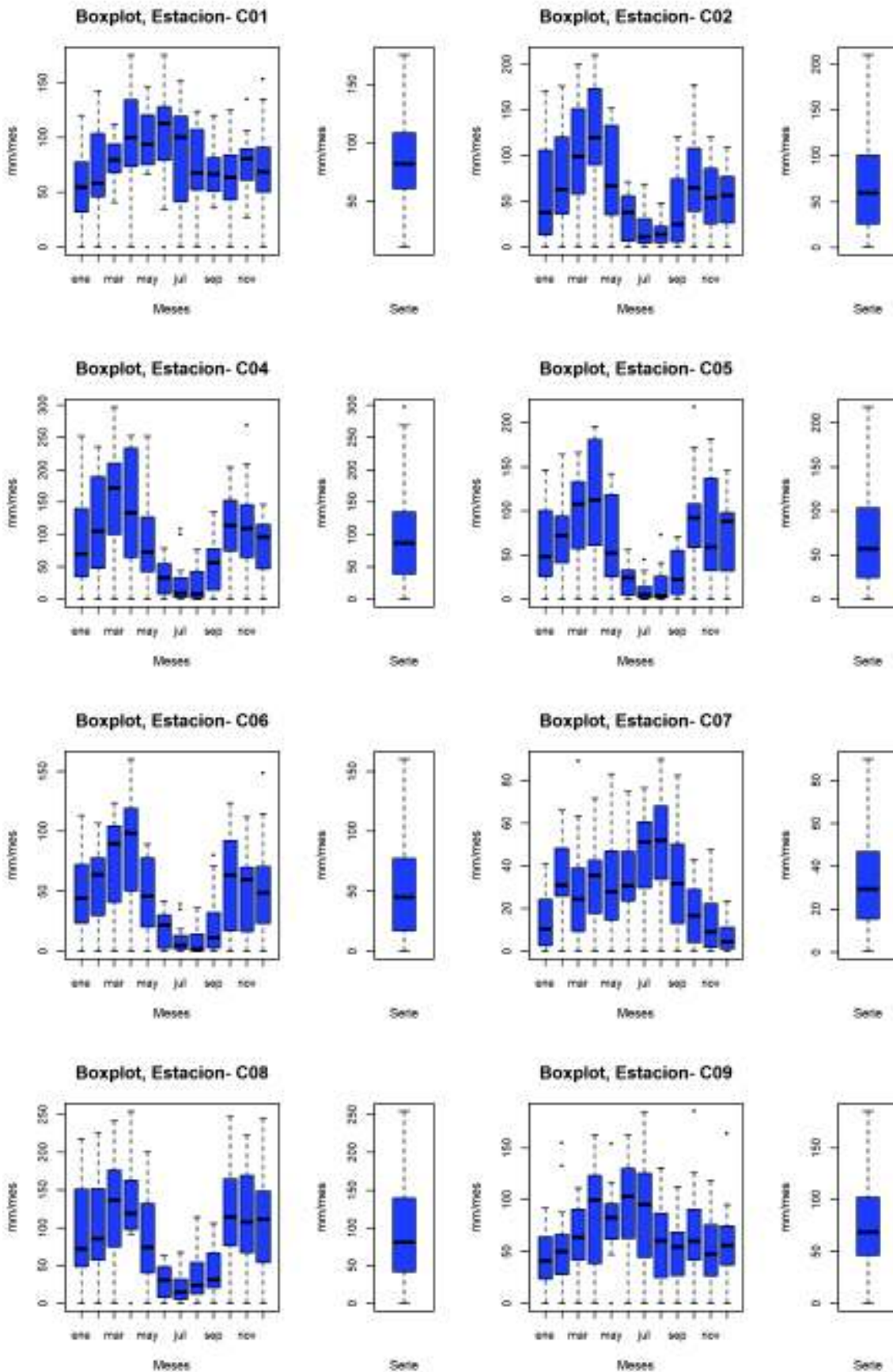




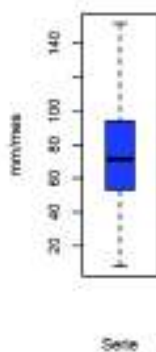
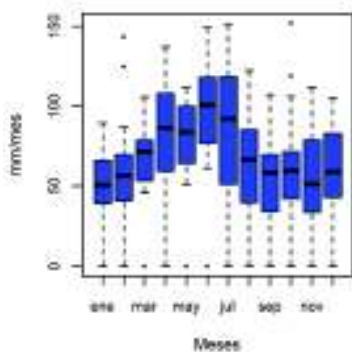




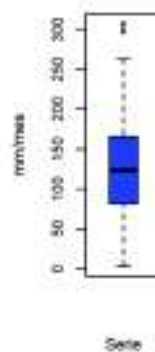
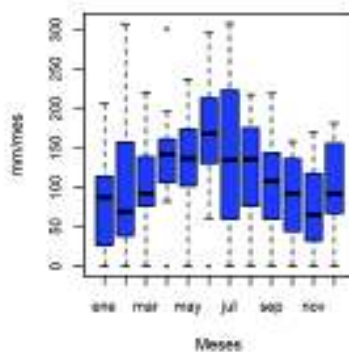
**ANEXOS 6**  
**CONTROL DE CALIDAD**



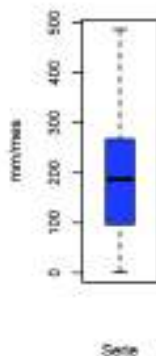
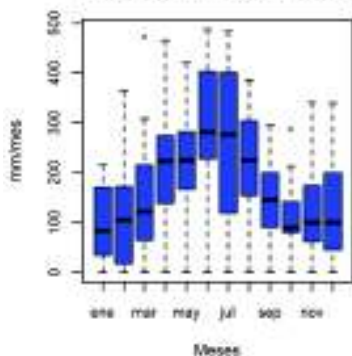
Boxplot, Estacion- C10



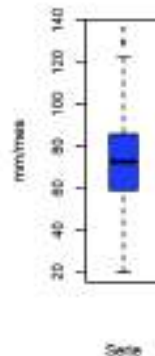
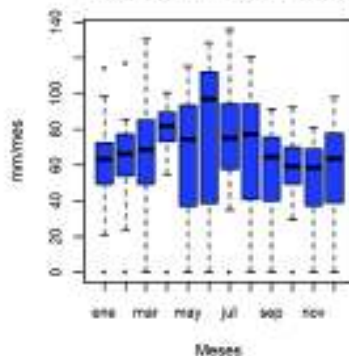
Boxplot, Estacion- M5021



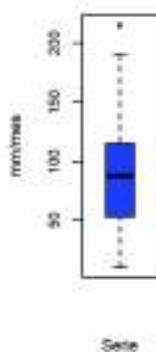
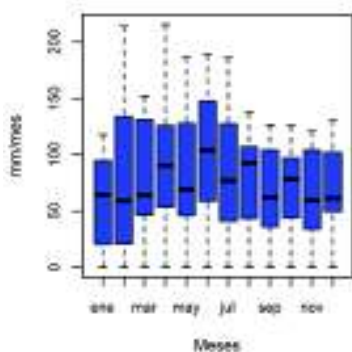
Boxplot, Estacion- M5022



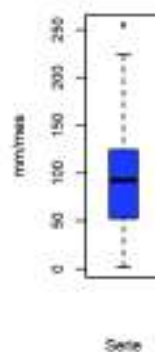
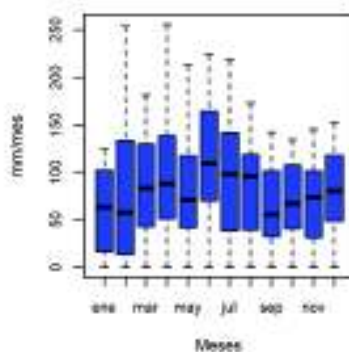
Boxplot, Estacion- M5023



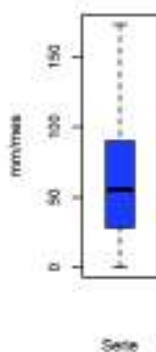
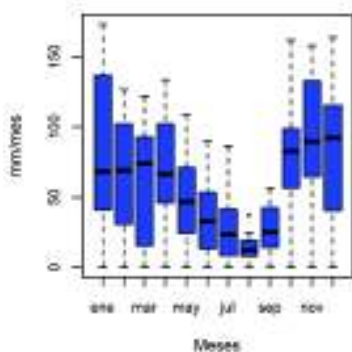
Boxplot, Estacion- M5024



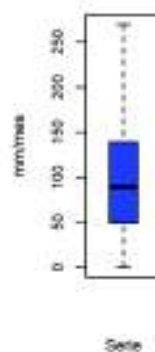
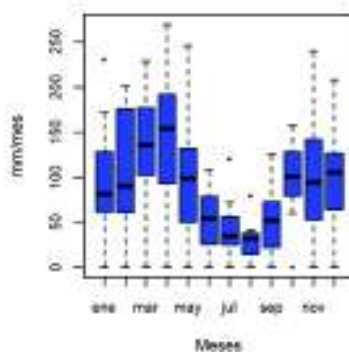
Boxplot, Estacion- M5025



Boxplot, Estacion- M5026

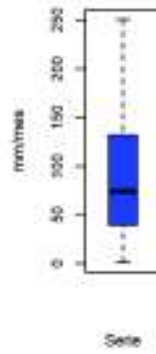
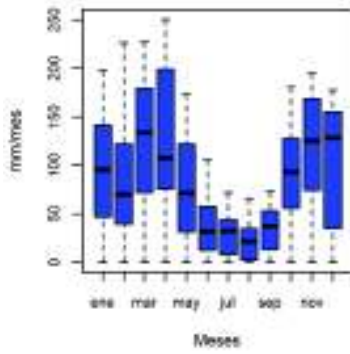


Boxplot, Estacion- M5027

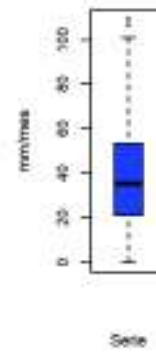
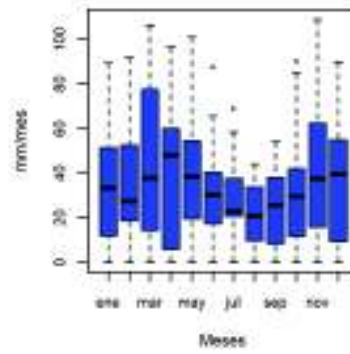




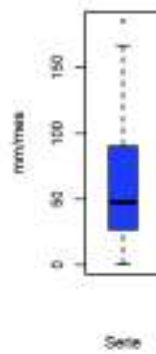
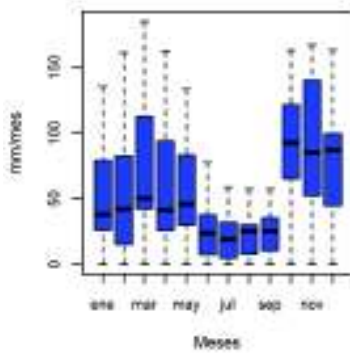
Boxplot, Estacion- M5028



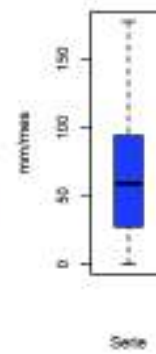
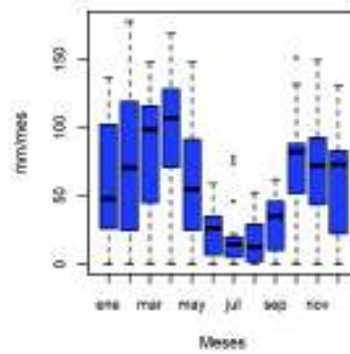
Boxplot, Estacion- M5029



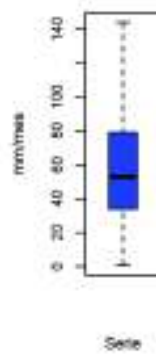
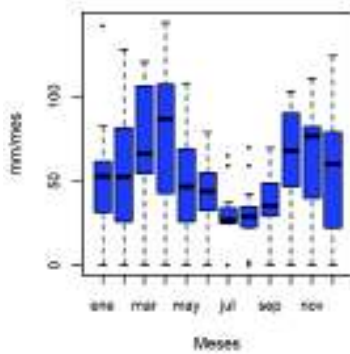
Boxplot, Estacion- M5030



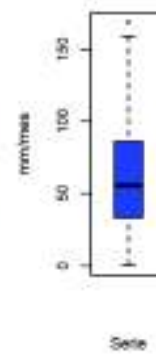
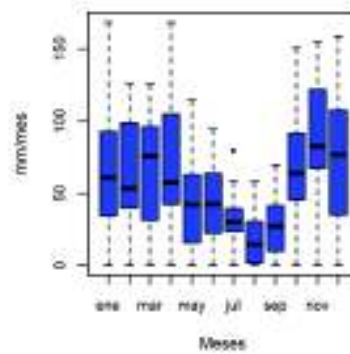
Boxplot, Estacion- M5031



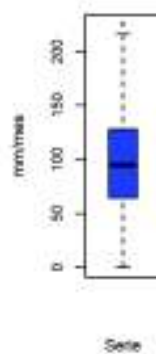
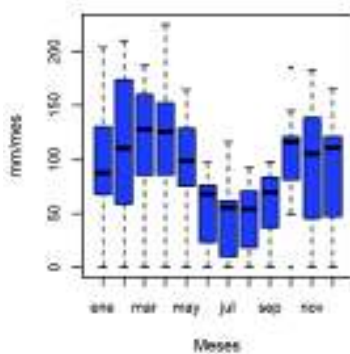
Boxplot, Estacion- M5074



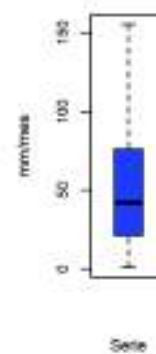
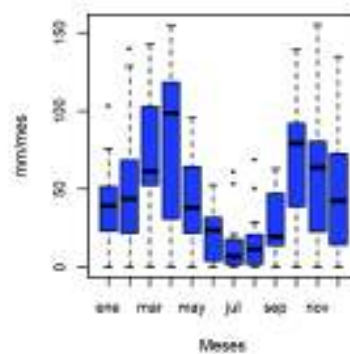
Boxplot, Estacion- M5076



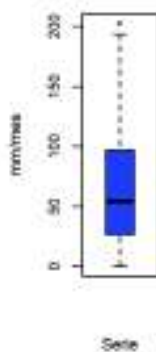
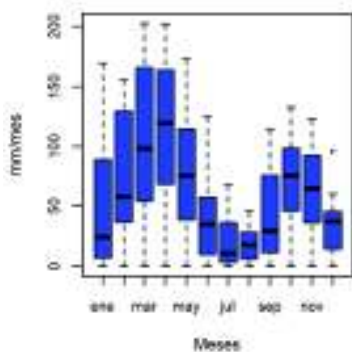
Boxplot, Estacion- M5077



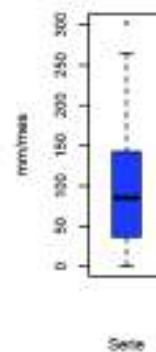
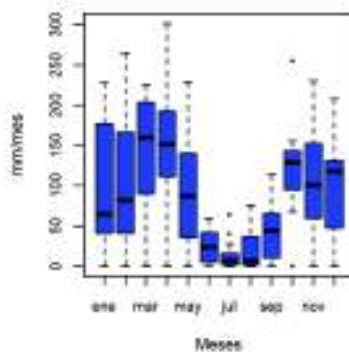
Boxplot, Estacion- M5078



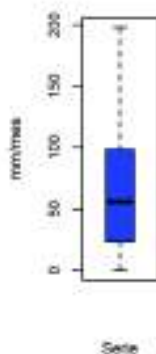
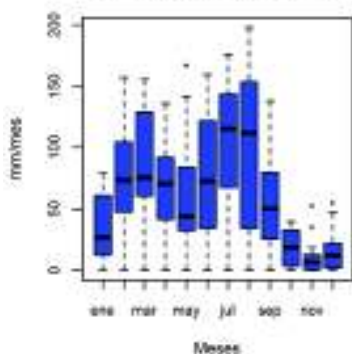
Boxplot, Estacion- P03



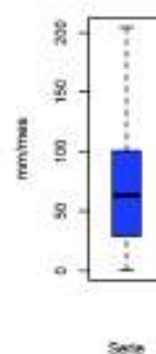
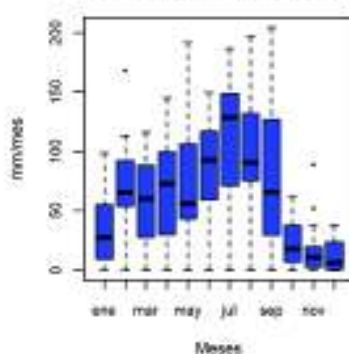
Boxplot, Estacion- P08



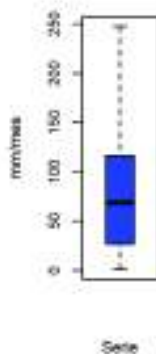
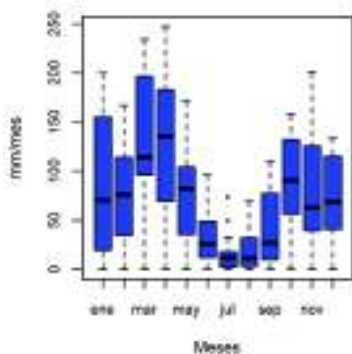
Boxplot, Estacion- P09



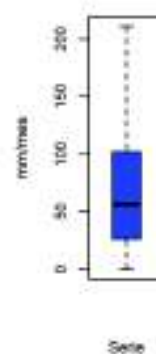
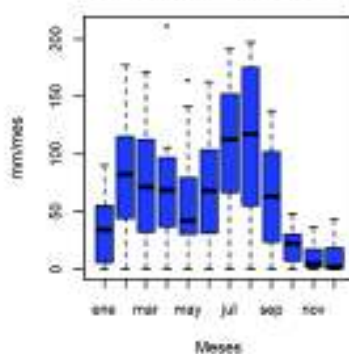
Boxplot, Estacion- P10



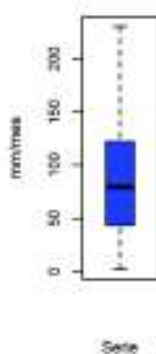
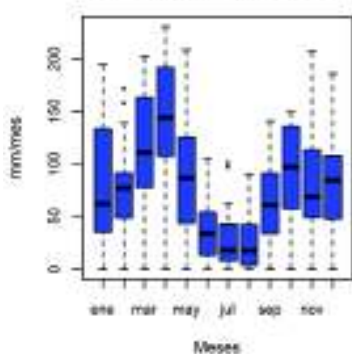
Boxplot, Estacion- P12



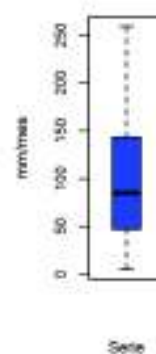
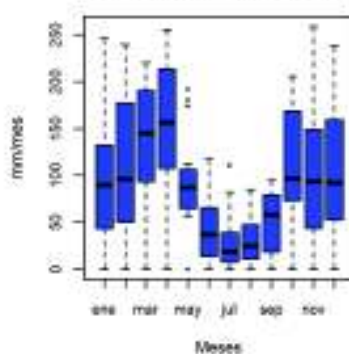
Boxplot, Estacion- P13



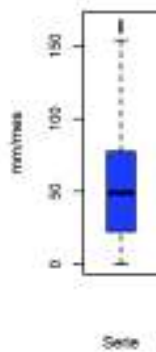
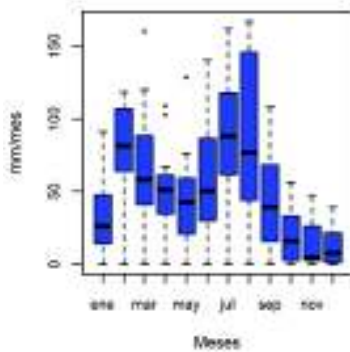
Boxplot, Estacion- P15



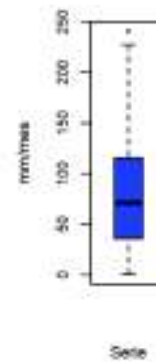
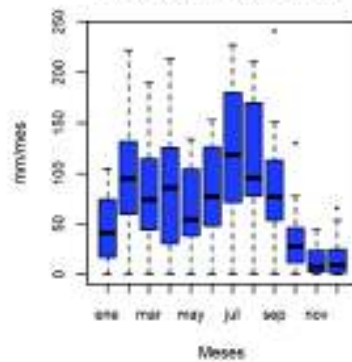
Boxplot, Estacion- P16



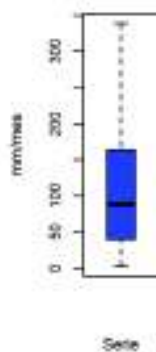
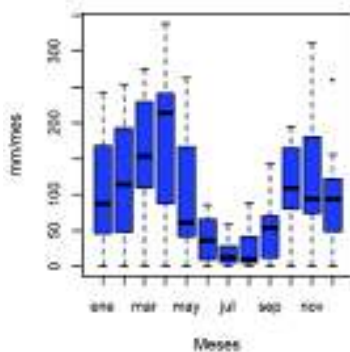
Boxplot, Estacion- P19



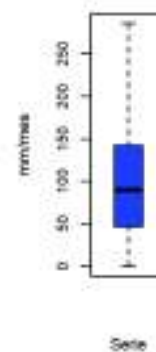
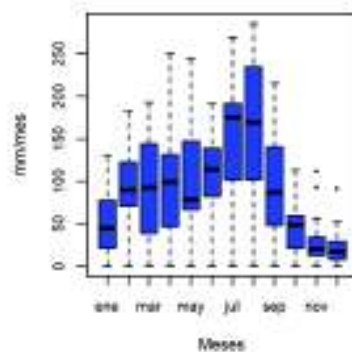
Boxplot, Estacion- P26



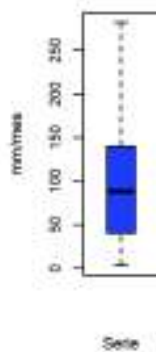
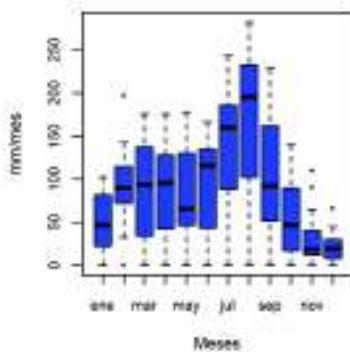
Boxplot, Estacion- P28



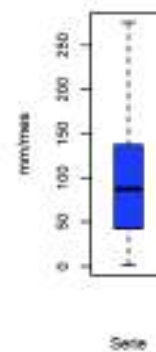
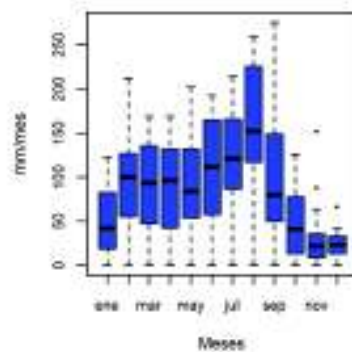
Boxplot, Estacion- P29



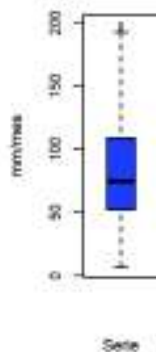
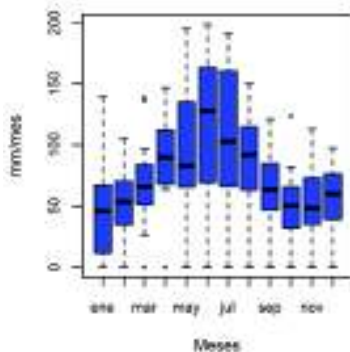
Boxplot, Estacion- P30



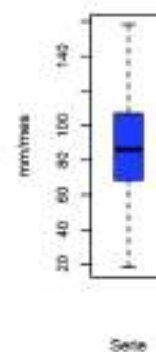
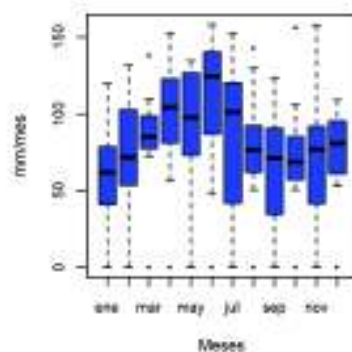
Boxplot, Estacion- P31



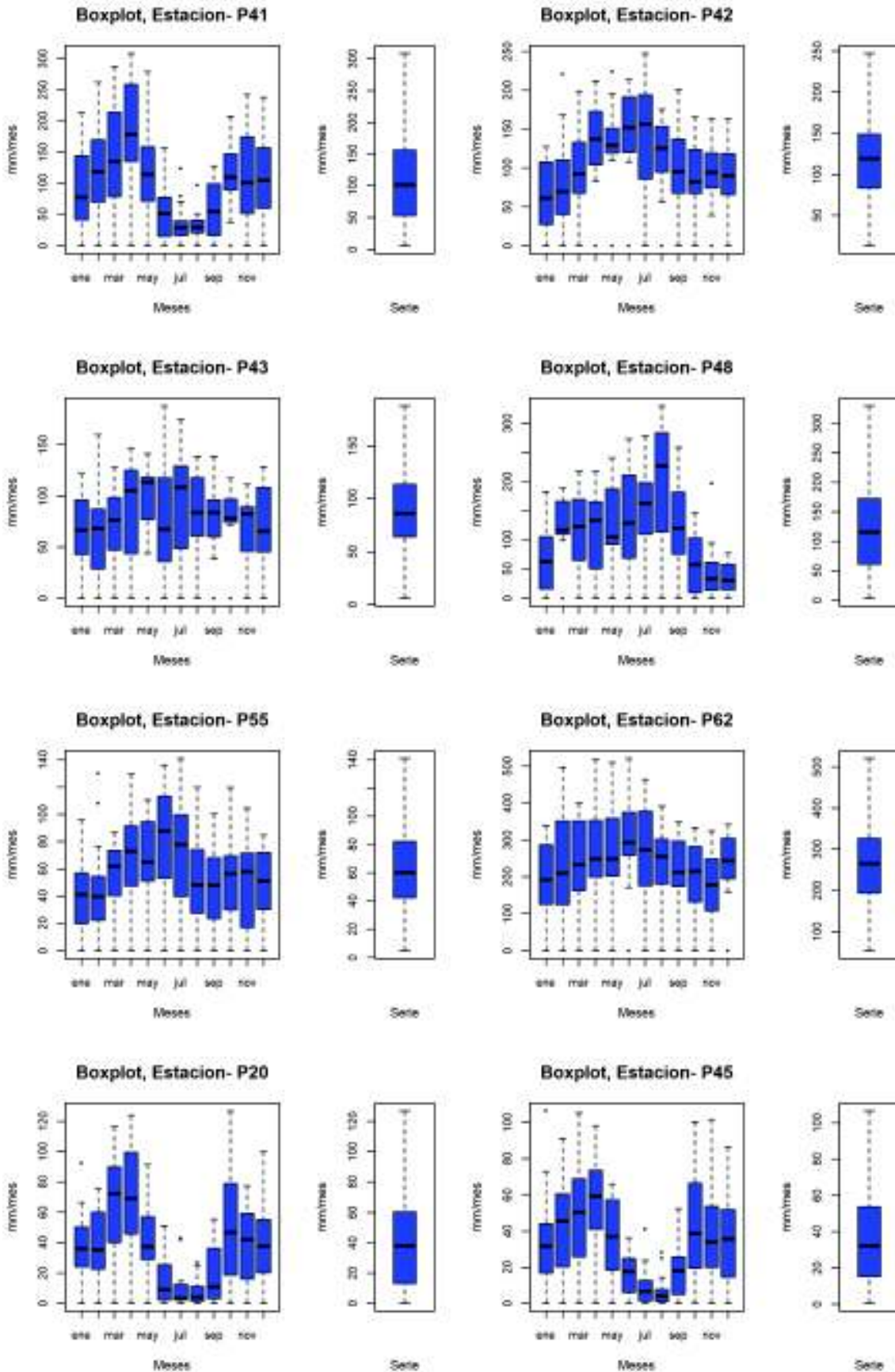
Boxplot, Estacion- P34



Boxplot, Estacion- P37

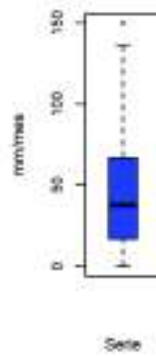
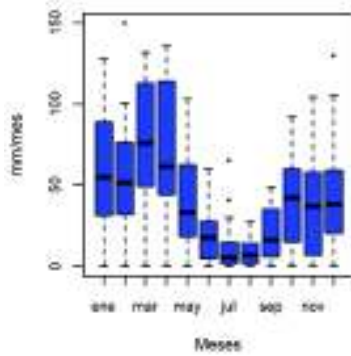




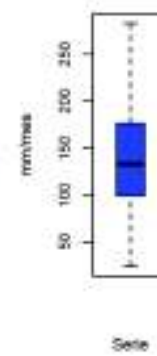
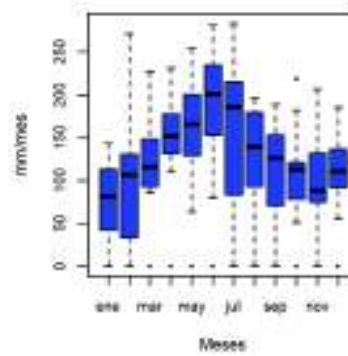




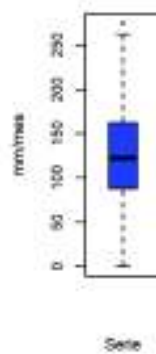
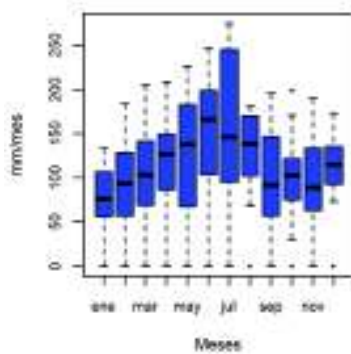
Boxplot, Estacion- P59



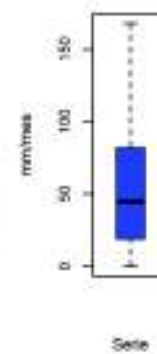
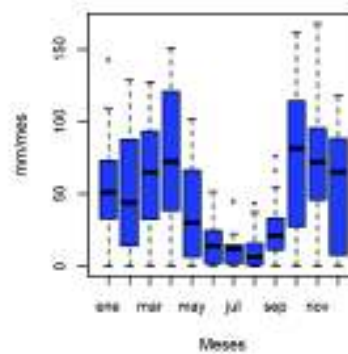
Boxplot, Estacion- P44



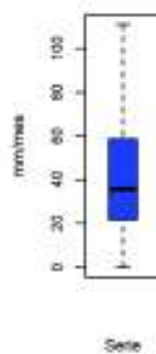
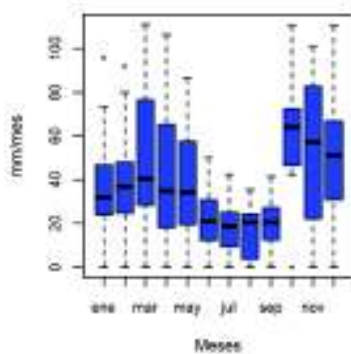
Boxplot, Estacion- P46



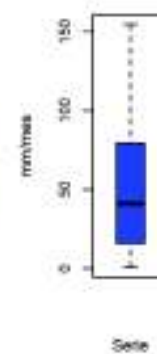
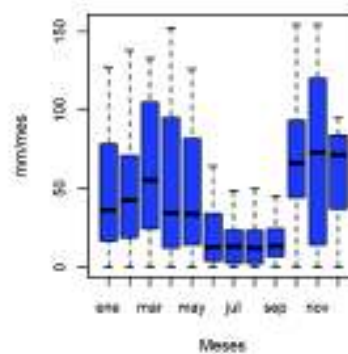
Boxplot, Estacion- P52



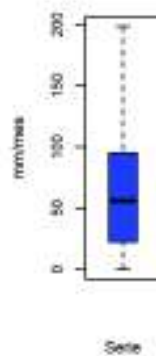
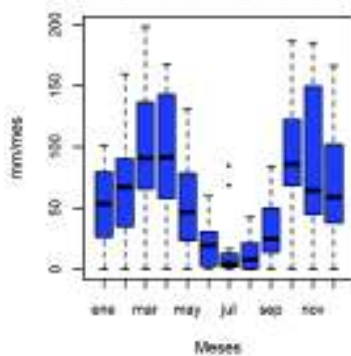
Boxplot, Estacion- P53



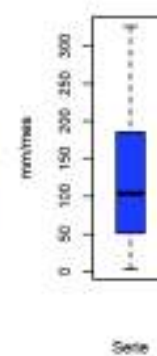
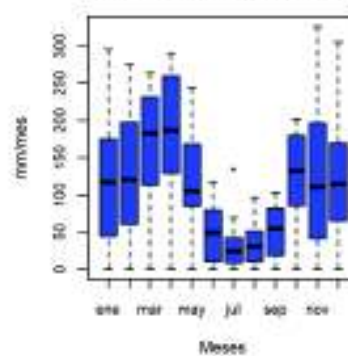
Boxplot, Estacion- P54



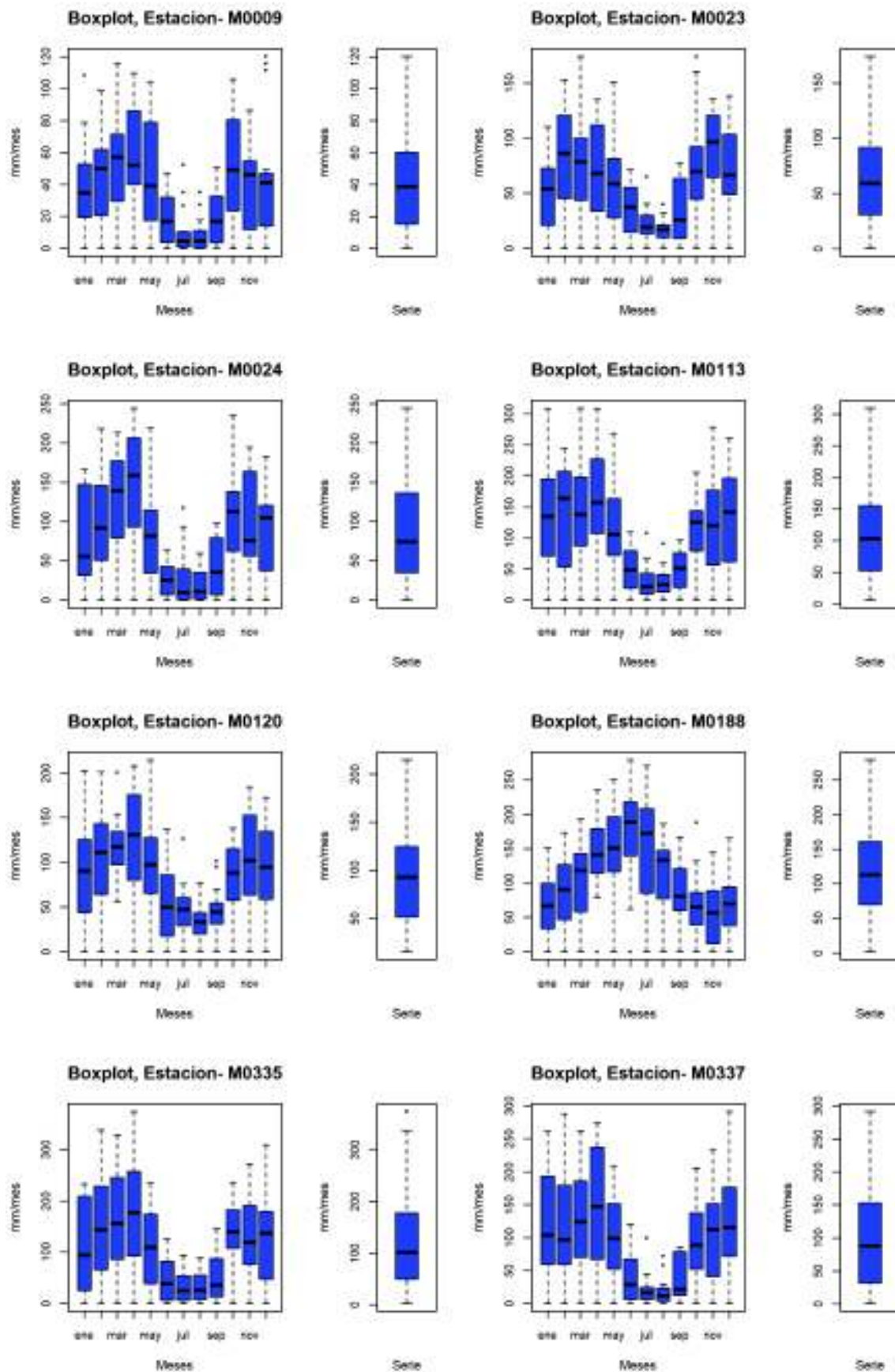
Boxplot, Estacion- M0002



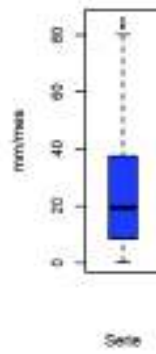
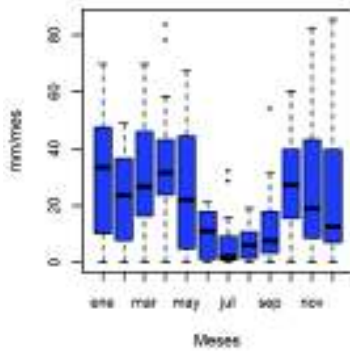
Boxplot, Estacion- M0003



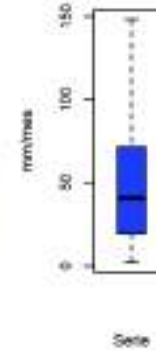
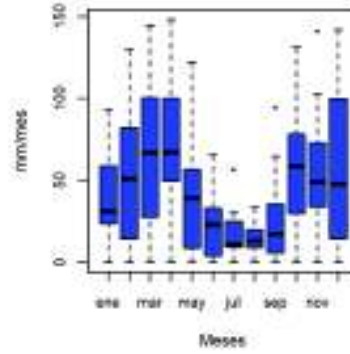




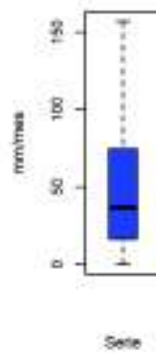
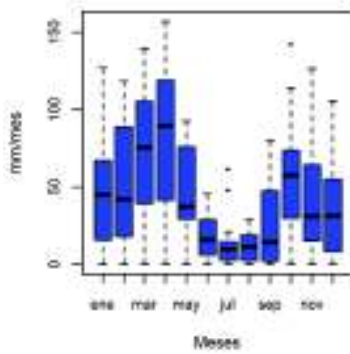
Boxplot, Estacion- M0343



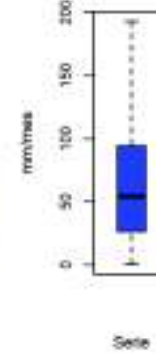
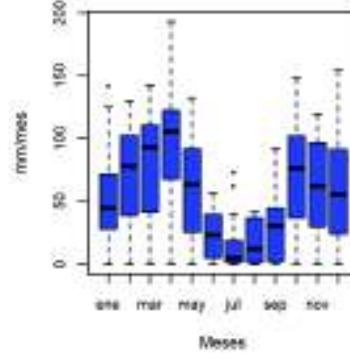
Boxplot, Estacion- M0344



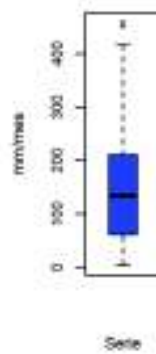
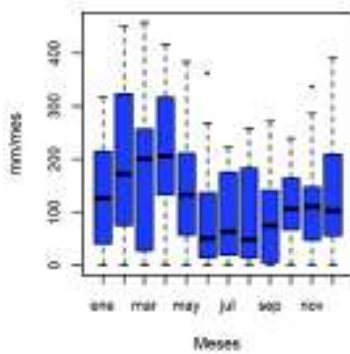
Boxplot, Estacion- M0345



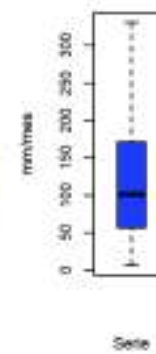
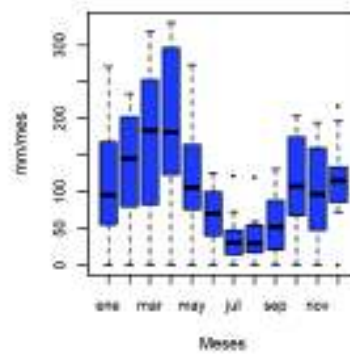
Boxplot, Estacion- M0346



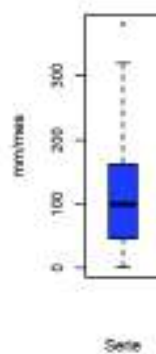
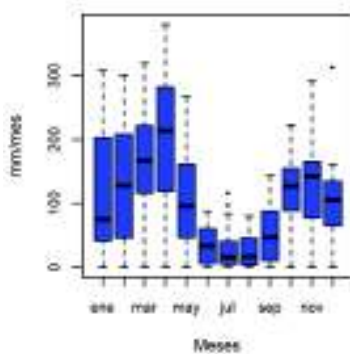
Boxplot, Estacion- M0353



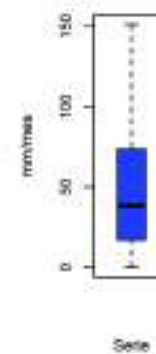
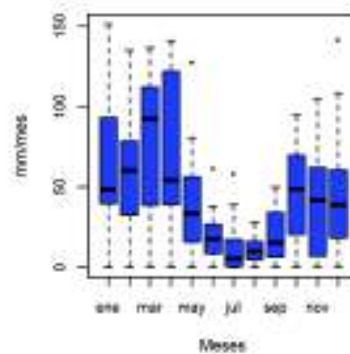
Boxplot, Estacion- M0354

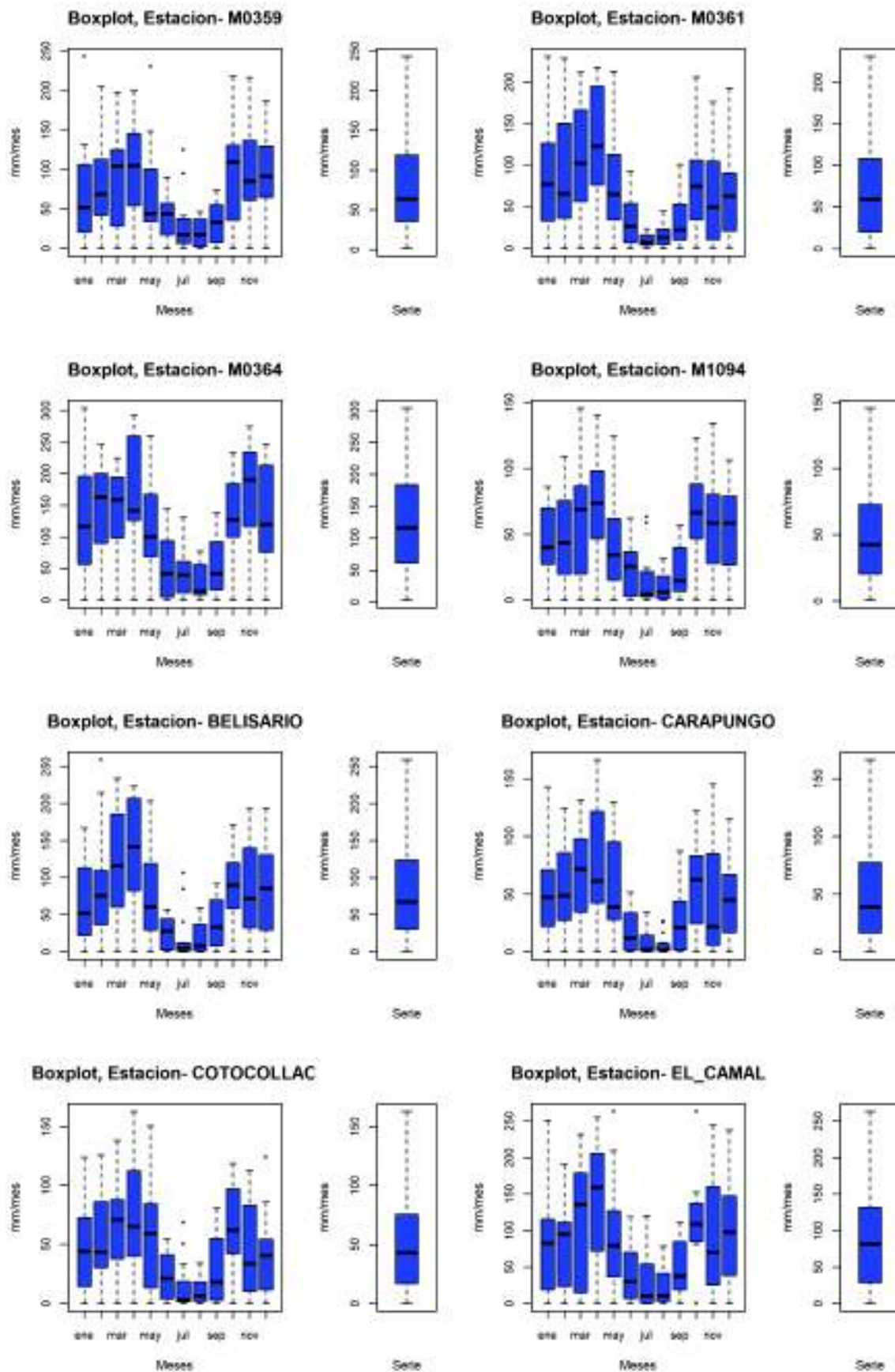


Boxplot, Estacion- M0357

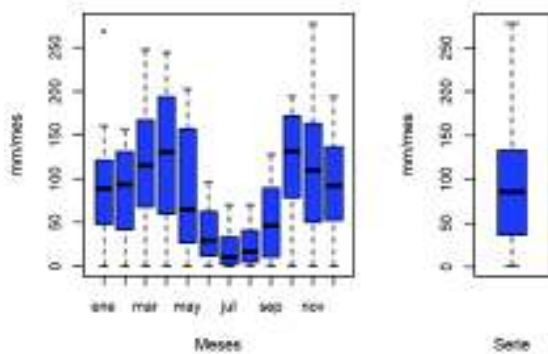


Boxplot, Estacion- M0358

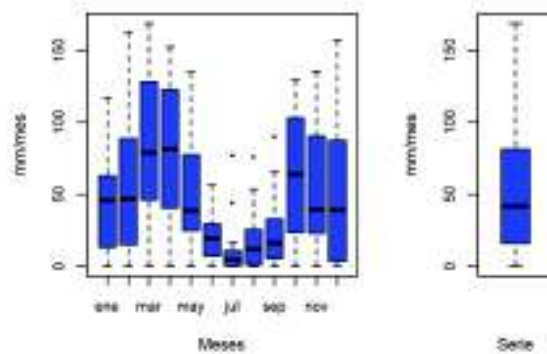




Boxplot, Estacion- LOS\_CHILLOS



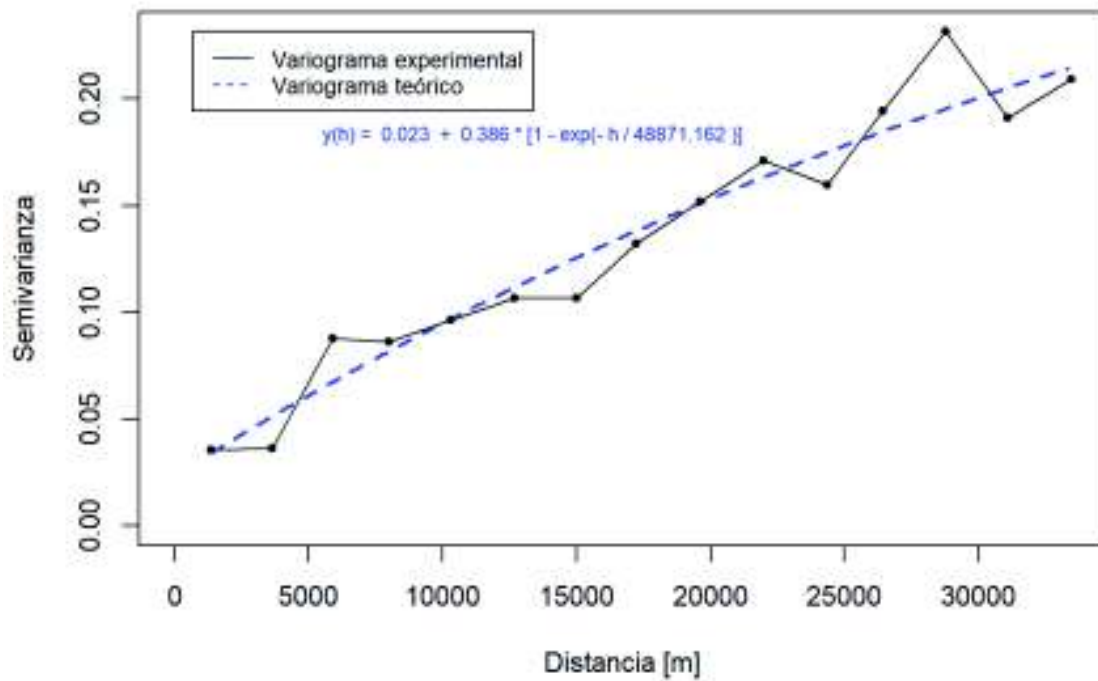
Boxplot, Estacion- TUMBACO



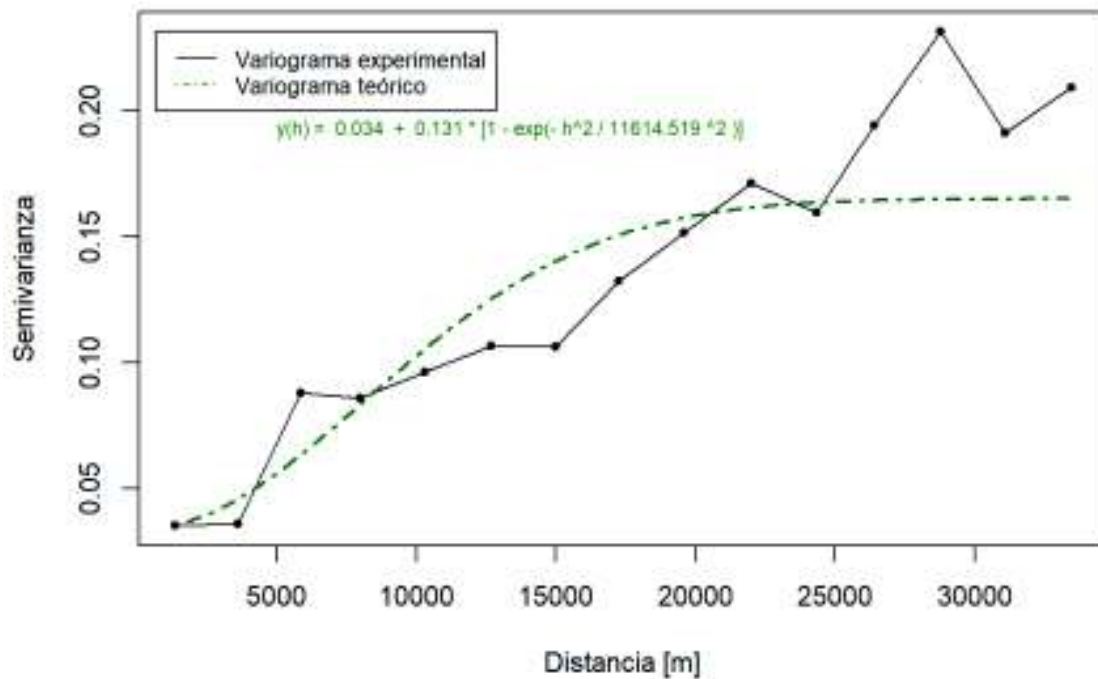
**ANEXOS 7**  
**SEMIVARIOGRAMAS EXPERIMENTALES Y MODELOS DE TEÓRICOS**



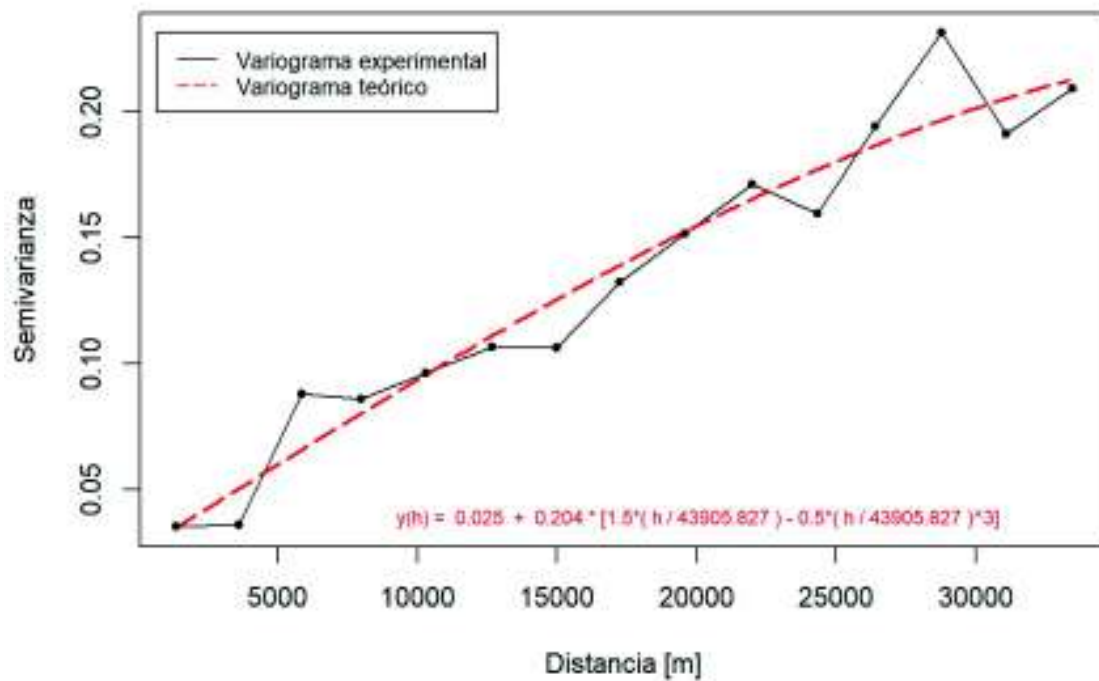
### Semivariograma Precipitación. Modelo Exponencial



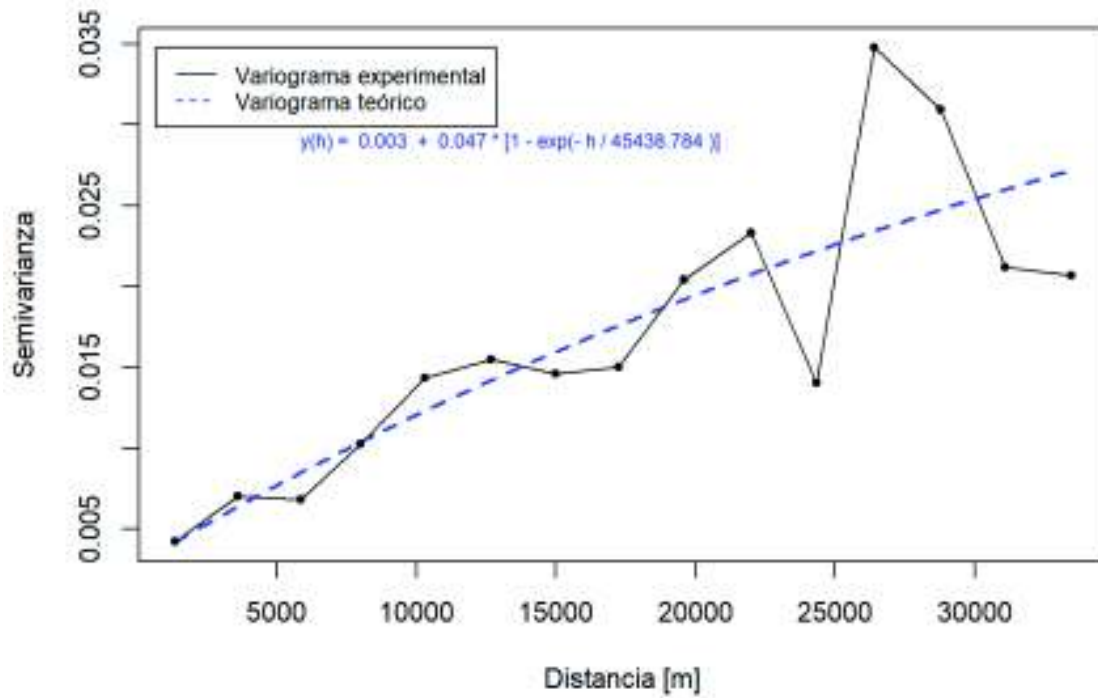
### Semivariograma Precipitación. Modelo Gaussiano



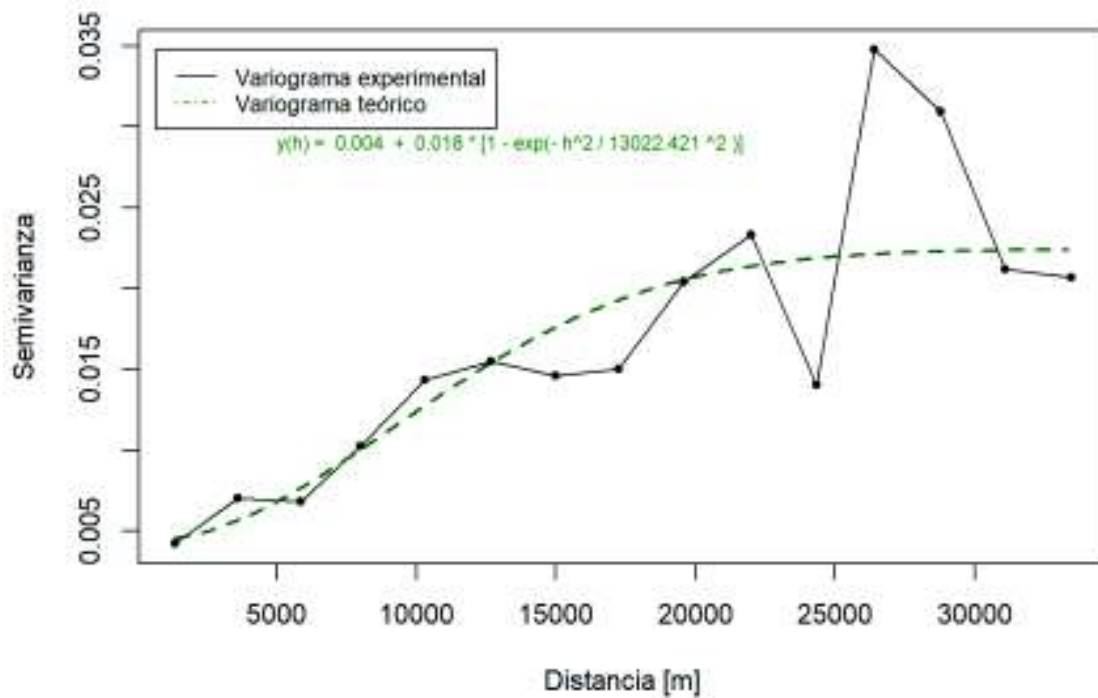
### Semivariograma Precipitación. Modelo Esférico



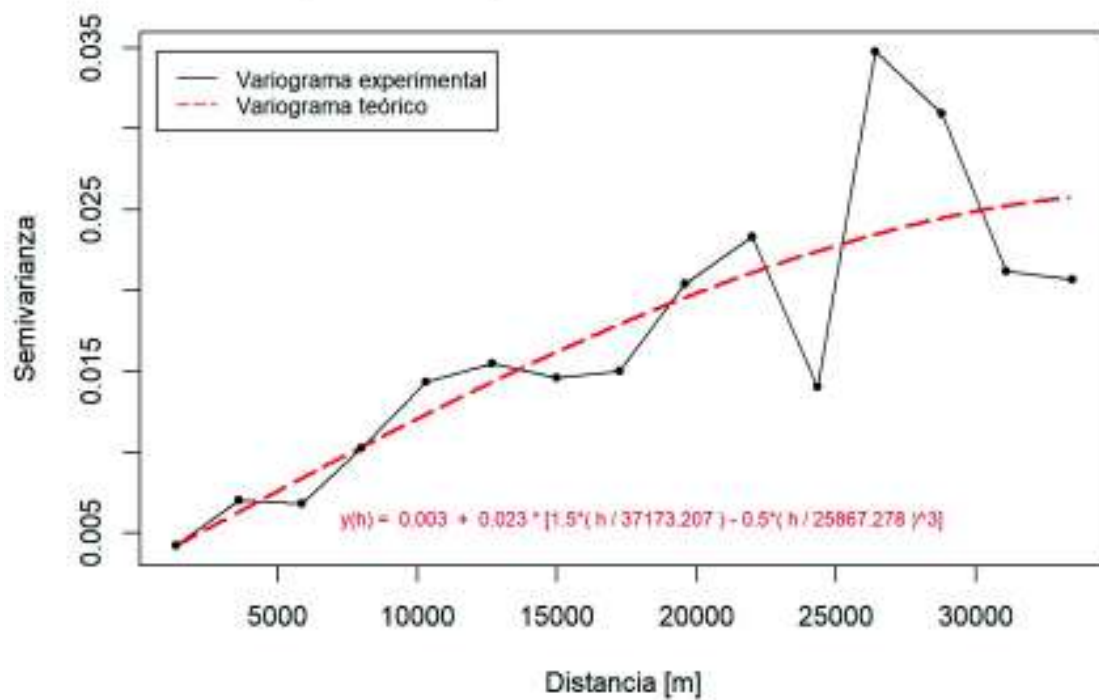
### Covariograma Precipitación - Elevación. Modelo Exponencial



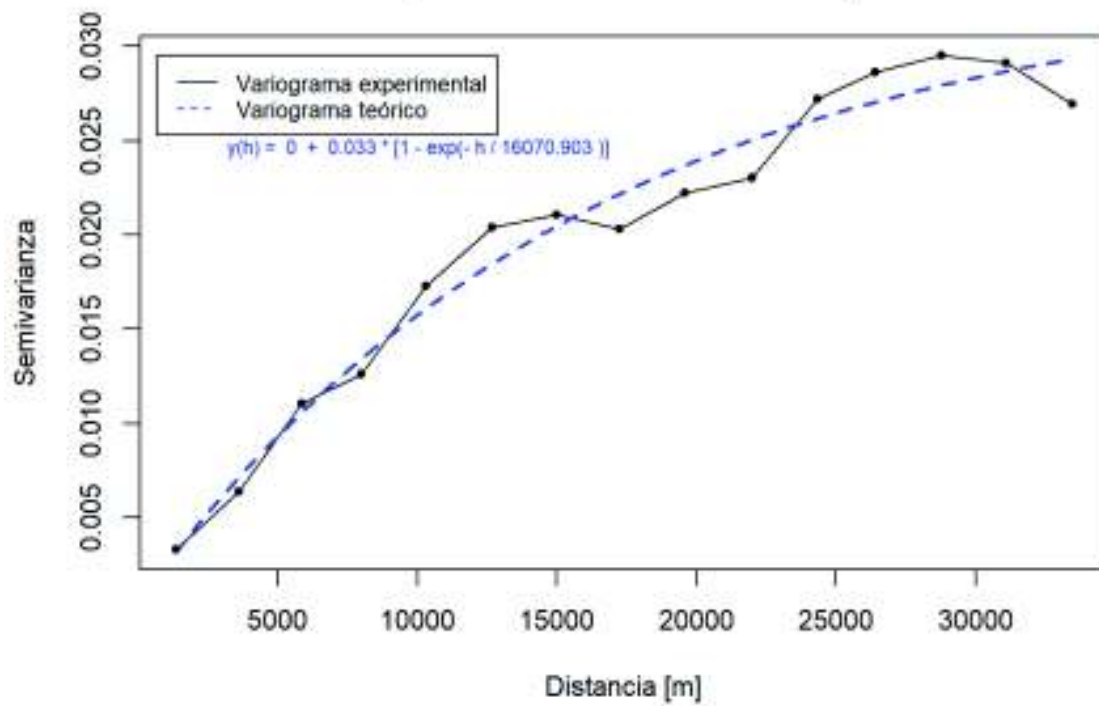
### Covariograma Precipitación - Elevación. Modelo Gaussiano



### Covariograma Precipitación - Elevación. Modelo Esférico



### Semivariograma Elevación. Modelo Exponencial



### Semivariograma Elevación. Modelo Gaussiano

