

TESIS  
AI  
09.



UNIVERSIDAD SIMÓN BOLÍVAR  
DECANATO DE ESTUDIOS DE POSTGRADO  
COORDINACIÓN DE POSTGRADO EN ESTADÍSTICA  
MAESTRÍA EN ESTADÍSTICA

**ELABORACIÓN DE UN CRITERIO DE CONSENSO EN LA  
APLICACIÓN GRUPAL DE PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD**

Trabajo de Grado presentado a la Universidad Simón Bolívar por

**Katuska Liliana Alvarado Ibarra**

Como requisito parcial para optar al grado académico de

**Magister en Estadística**

Con la asesoría de la profesora

**Dra. Isabel Llatas**

Julio, 2009



UNIVERSIDAD SIMÓN BOLÍVAR  
DECANATO DE ESTUDIOS DE POSTGRADO  
COORDINACIÓN DE POSTGRADO EN ESTADÍSTICA  
MAESTRÍA EN ESTADÍSTICA

**ELABORACIÓN DE UN CRITERIO DE CONSENSO EN LA  
APLICACIÓN GRUPAL DE PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD**

Por: Alvarado Ibarra Katuska Liliana  
Carnet N°: 0685139

Este Trabajo Especial de grado ha sido aprobado en nombre de la Universidad  
Simón Bolívar por el siguiente jurado examinador:

---

Prof. Nombre y Apellido  
Presidente

---

Prof. Nombre y Apellido  
Miembro Principal (Jurado Externo)  
Institución (Maestría y Doctorado)

---

**Dra. Isabel Llatas**  
Miembro Principal - Tutor

\_\_\_\_\_ de Julio de 2009

"En la pugna entre el arroyo y la roca, siempre  
triunfa el arroyo... no porque sea muy fuerte,  
sino porque persevera."

H. Jackson Brown

**DEDICADO A:**  
Rodrigo,  
Papá, Mamá,  
Susan y Oscarina

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco principalmente a Dios, por permitirme lograr mis metas, llenando el camino de experiencias que me han dejado valiosos aprendizajes.

A mi esposo, gran compañero de aventuras, por todo el apoyo y el amor que me ha brindado de manera incondicional, además de toda la paciencia y buenas atenciones que ha tenido conmigo en los momentos de mucho estrés y múltiples actividades; todo esto ha sido motor de empuje para llegar hasta aquí y lograr esta meta.

A mi familia, base primordial en mi crecimiento y desarrollo personal y profesional; con su apoyo, confianza y buena formación he logrado cosas que no pensaba que podía alcanzar.

A la Profesora Isabel Llatas por dirigirme con mucha paciencia en este trabajo. Muchos conocimientos y un excelente ejemplo a nivel académico he logrado tener de su parte. ¡Mil gracias!

A la gente del CESMa, mi familia académica desde que comencé en el área de estadística, por hacerme reír y al mismo tiempo por desarrollarme habilidades que en la carrera como estadístico son indispensables.

A mis amigos del día a día, que me alivian del estrés y me permiten mantener la fe en que es posible ser feliz a través de la hermandad, sinceridad y apoyo incondicional.

¡Que Dios los bendiga!



UNIVERSIDAD SIMÓN BOLÍVAR  
Decanato de Estudios de Postgrado  
Coordinación de Postgrado en Estadística  
Maestría en Estadística

## ELABORACIÓN DE UN CRITERIO DE CONSENSO EN LA APLICACIÓN GRUPAL DE PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD

Por: Katuska Liliana Alvarado Ibarra  
Carnet N°: 0685139  
Tutor: Dra. Isabel Llatas  
Julio 2009

### RESUMEN

El estudio de series temporales, específicamente climáticas, permite establecer características objetivas sobre el comportamiento de algún fenómeno natural en un lugar o localidad determinada. Usualmente, el analista cuenta con información que es producida por instrumentos de medición, los cuales dan como resultado una serie de datos en el tiempo. Los modelos de análisis suponen previamente que la forma de la serie refleja el comportamiento del fenómeno en estudio. Sin embargo, en las series de datos se observan frecuentemente características o saltos que difícilmente pueden ser atribuidos a un cambio abrupto del proceso que se encuentra bajo estudio, de manera que usar el conjunto de datos sin tomar en cuenta la presencia de saltos o no-homogeneidades da como resultado conclusiones erróneas.

Un conjunto de datos climáticos es homogéneo cuando las variaciones que existen en él son producto de las variaciones en el tiempo y el clima, situaciones en las que el hombre no se ve directamente involucrado. Con el objetivo de detectar discontinuidades en las series temporales, se implementan pruebas de homogeneidad.

En este trabajo se implementaron cuatro (4) pruebas de homogeneidad que usan solo la serie aislada: la Prueba de Distancias de Buishand, Prueba de Pettitt, Prueba del Cociente de Von Neumann y la Prueba Normal Estándar de Alexandersson; se analiza para cada una de ellas la potencia con niveles de significancia de 0.05 y 0.01 y luego son aplicadas a diez (10) estaciones de precipitación anual en Venezuela ubicadas en los estados Aragua, Guárico y Miranda, las cuales fueron previamente seleccionadas a través de un índice de calidad propuesto.

Los resultados fueron analizados a través de un Índice de Consenso ponderado, observando las decisiones de las cuatro (4) pruebas de homogeneidad y calculando el grado de acuerdo entre ellas a través del coeficiente *Kappa* generalizado.

**PALABRAS CLAVES:** Coeficiente Kappa, Grado de Acuerdo entre Pruebas, Índice de Calidad, Pruebas de homogeneidad, Potencia de la prueba.

## ÍNDICE GENERAL

<b>APROBACION DEL JURADO</b> .....	<b>ii</b>
<b>DEDICATORIA</b> .....	<b>iii</b>
<b>AGRADECIMIENTOS</b> .....	<b>iv</b>
<b>RESUMEN</b> .....	<b>v</b>
<b>ÍNDICE GENERAL</b> .....	<b>vi</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS</b> .....	<b>viii</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS</b> .....	<b>ix</b>
<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>1</b>
<b>CAPÍTULO I : FUNDAMENTOS TEÓRICOS</b> .....	<b>4</b>
1.1 PRUEBAS DE HIPÓTESIS ESTADÍSTICAS. ....	4
1.2 LA HOMOGENEIDAD EN LA SERIE DE TIEMPO, MÉTODOS PARA DETECTAR NO-HOMOGENEIDADES. ....	9
1.3 EL COEFICIENTE KAPPA. ....	18
<b>CAPÍTULO II : DATOS: SELECCIÓN, TRATAMIENTO Y ANÁLISIS</b> .....	<b>22</b>
2.1 SELECCIÓN DE LOS DATOS. ....	22
2.2 TRATAMIENTO APLICADO AL CONJUNTO DE DATOS. ....	24
2.3 ÍNDICE DE CALIDAD.....	25
2.4 TRANSFORMACIÓN DE DATOS DIARIOS A DATOS ANUALES.....	29
2.5 SÍNTESIS DE ESTACIONES SELECCIONADAS.....	30
<b>CAPÍTULO III : PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD Y SU POTENCIA</b> .....	<b>37</b>
3.1 PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD. ....	37
3.1.1 Prueba de homogeneidad normal estándar de Alexandersson. ....	37
3.1.2 Prueba de distancias de Buishand. ....	38
3.1.3 Prueba de Pettitt. ....	39
3.1.4 Prueba del cociente de Von Neumann. ....	39
3.2 POTENCIA DE LAS PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD. ....	40
3.2.1 Generación de series de tiempo de datos normales.....	40
3.2.2 Generación de series de tiempo con distribución chi-cuadrado.....	44
<b>CAPÍTULO IV : RESULTADOS</b> .....	<b>48</b>
4.1 APLICACIÓN DE PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD.....	48
4.2 CÁLCULO DE COEFICIENTE KAPPA.....	56
4.3 ÍNDICE DE CONSENSO.....	57
<b>CAPÍTULO V : CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES</b> .....	<b>60</b>
<b>REFERENCIAS</b> .....	<b>63</b>
<b>ANEXOS</b> .....	<b>65</b>

ANEXO 1: IMPLEMENTACIÓN EN R PROJECT PARA CALCULAR EL ÍNDICE DE COMPLETITUD O CALIDAD DE UNA SERIE. ....	65
ANEXO 2: IMPLEMENTACIÓN EN R PROJECT PARA CONVERTIR DATOS DE PRECIPITACIÓN DIARIOS EN DATOS MENSUALES O ANUALES. ....	68
ANEXO 3: IMPLEMENTACIÓN EN R PROJECT DE LA PRUEBA NORMAL ESTÁNDAR DE ALEXANDERSSON SIN EL USO DE ESTACIONES DE REFERENCIA. ....	69
ANEXO 4: IMPLEMENTACIÓN EN R PROJECT DE LA PRUEBA DE DISTANCIAS DE BUISHAND. ....	71
ANEXO 5: IMPLEMENTACIÓN EN R PROJECT DE LA PRUEBA DE PETTITT. ....	73
ANEXO 6: IMPLEMENTACIÓN EN R PROJECT DE LA PRUEBA DEL COCIENTE DE VON NEUMANN. ....	75
ANEXO 7: GENERACIÓN DE SERIES NORMALES EN R PROJECT PARA APLICAR LAS PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD. ....	76
ANEXO 8: GENERACIÓN DE SERIES CHI-CUADRADO EN R PROJECT PARA APLICAR LAS PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD. ....	80
ANEXO 9: IMPLEMENTACIÓN EN R PROJECT DEL COEFICIENTE KAPPA GENERALIZADO. ....	84

## ÍNDICE DE TABLAS

TABLA I.1 INFORMACIÓN MÍNIMA DE IDENTIFICADORES Y DATOS GEOGRÁFICOS QUE SE DEBEN TENER DE UNA ESTACIÓN CUALQUIERA.....	12
TABLA I.2 EJEMPLO DE CLASIFICACIÓN CRUZADA 3 POR 3. TOMADO DE BERRY Y MIELKE (1988).....	19
TABLA I.3 ESCALA PROPUESTA PARA EL COEFICIENTE KAPPA. TOMADA DE LANDIS Y KOCH (1977).....	20
TABLA II.1 NOMBRE, UBICACIÓN GEOGRÁFICA Y PERIODO DE DATOS DE LAS ESTACIONES UTILIZADAS DEL ESTADO ARAGUA.....	22
TABLA II.2 NOMBRE, UBICACIÓN GEOGRÁFICA Y PERIODO DE DATOS DE LAS ESTACIONES UTILIZADAS DEL ESTADO GUÁRICO.....	23
TABLA II.3 NOMBRE, UBICACIÓN GEOGRÁFICA Y PERIODO DE DATOS DE LAS ESTACIONES UTILIZADAS DEL ESTADO MIRANDA.....	24
TABLA II.4 – NOMBRE, CANTIDAD DE AÑOS DE DATOS E ÍNDICE DE CALIDAD $I_{cp}$ PARA LAS ESTACIONES UTILIZADAS DEL ESTADO ARAGUA.....	27
TABLA II.5 NOMBRE, CANTIDAD DE AÑOS DE DATOS E ÍNDICE DE CALIDAD $I_{cp}$ PARA LAS ESTACIONES UTILIZADAS DEL ESTADO GUÁRICO.....	28
TABLA II.6 NOMBRE, CANTIDAD DE AÑOS DE DATOS E ÍNDICE DE CALIDAD $I_{cp}$ PARA LAS ESTACIONES UTILIZADAS DEL ESTADO MIRANDA.....	28
TABLA II.7 NOMBRE Y ESTADO DE LAS ESTACIONES SELECCIONADAS PARA LA APLICACIÓN DE PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD.....	28
TABLA II.8 SÍNTESIS INFORMATIVA DE LAS ESTACIONES SELECCIONADAS PARA APLICAR PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD.....	36
TABLA III.1 VALORES CRÍTICOS PARA $T_0$ CON NIVELES DE SIGNIFICANCIA DE 0.01 Y 0.05 CORRESPONDIENTES A LA PRUEBA NORMAL ESTÁNDAR DE ALEXANDERSSON.....	38
TABLA III.2 VALORES CRÍTICOS PARA $R/\sqrt{n}$ CON NIVELES DE SIGNIFICANCIA DE 0.01 Y 0.05 CORRESPONDIENTES A LA PRUEBA DE DISTANCIAS DE BUSHAND.....	38
TABLA III.3 VALORES CRÍTICOS PARA $X_B$ CON NIVELES DE CONFIANZA DE 0.01 Y 0.05 CORRESPONDIENTES A LA PRUEBA DE PETTITT.....	39
TABLA III.4 VALORES CRÍTICOS PARA N CON NIVELES DE CONFIANZA DE 0.01 Y 0.05 CORRESPONDIENTES A LA PRUEBA DEL COCIENTE DE VON NEUMANN.....	40
TABLA III.5 CANTIDAD DE VECES QUE LAS CUATRO PRUEBAS DETECTARON HOMOGENEIDAD EN LOS 11 TIPOS DE SERIES NORMALES CON UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE 0.05.....	42
TABLA III.6 CANTIDAD DE VECES QUE LAS CUATRO PRUEBAS DETECTARON HOMOGENEIDAD EN LOS 11 TIPOS DE SERIES NORMALES CON UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE 0.01.....	44
TABLA III.7 CANTIDAD DE VECES QUE LAS CUATRO PRUEBAS DETECTARON HOMOGENEIDAD EN LOS 11 TIPOS DE SERIES CHI-CUADRADO CON UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE 0.05.....	46
TABLA III.8 CANTIDAD DE VECES QUE LAS CUATRO PRUEBAS DETECTARON HOMOGENEIDAD EN LOS 11 TIPOS DE SERIES CHI-CUADRADO CON UN NIVEL DE SIGNIFICANCIA DE 0.01.....	47
TABLA IV.1 RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE LAS PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD A LAS ESTACIONES ESCOGIDAS.....	50
TABLA IV.2 PARÁMETROS ESTABLECIDOS PARA DEFINIR EL CASO PARTICULAR DEL CÁLCULO DEL COEFICIENTE KAPPA.....	56
TABLA IV.3 DECISIÓN PARA LA SERIE TEMPORAL DADO QUE SÓLO DOS PRUEBAS DETECTAN HOMOGENEIDAD.....	58
TABLA IV.4 RESULTADOS DEL CÁLCULO DEL ÍNDICE DE CONSENSO UTILIZANDO LAS ESTACIONES SELECCIONADAS.....	59

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>FIGURA I.1</b> REPORTE CON METADATA DE UNA ESTACIÓN FICTICIA. FUENTE: GUIDELINES ON CLIMATE METADATA AND HOMOGENIZATION – ENRIC AGUILAR ET AL. (2004).....	11
<b>FIGURA II.1</b> EJEMPLO DE ESTRUCTURA DE LOS DATOS UTILIZADOS. ESTACIÓN CASUPITO, ESTADO ARAGUA, AÑO 1967. ....	25
<b>FIGURA II.2</b> UBICACIÓN GEOGRÁFICA DE LAS ESTACIONES SELECCIONADAS PARA LA APLICACIÓN DE PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD .....	29
<b>FIGURA II.3</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN SANTA CRUZ EDAFO DURANTE EL PERIODO 1970-1999 .....	30
<b>FIGURA II.4</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN CUA-TOVAR DURANTE EL PERIODO 1951-1998 .....	31
<b>FIGURA II.5</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN EMBALSE DE SUATA DURANTE EL PERIODO 1967-1988.....	31
<b>FIGURA II.6</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN EMBALSE DE TAGUAIGUAI DURANTE EL PERIODO 1967-1998.....	32
<b>FIGURA II.7</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN SAN JUAN DE LOS MORROS DURANTE EL PERIODO 1958-1986 .....	32
<b>FIGURA II.8</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN ALTAGRACIA DE ORITUCO DURANTE EL PERIODO 1956-1982.....	33
<b>FIGURA II.9</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN EMBALSE DE CAMATAGUA DURANTE EL PERIODO 1971-2001.....	34
<b>FIGURA II.10</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN BIOLÓGICA LOS LLANOS DURANTE EL PERIODO 1969-2002.....	34
<b>FIGURA II.11</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN LA VERANIEGA DURANTE EL PERIODO 1969-1998 .....	35
<b>FIGURA II.12</b> SERIE TEMPORAL CORRESPONDIENTE A LA PRECIPITACIÓN (EN MM POR AÑO) DE LA ESTACIÓN HACIENDA TAZÓN DURANTE EL PERIODO 1957-1983.....	35
<b>FIGURA III.1</b> EJEMPLOS DE SERIES UTILIZADAS PARA EL ESTUDIO DE LA POTENCIA DE LAS PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD (BASADAS EN DISTRIBUCIÓN NORMAL) .....	42
<b>FIGURA III.2</b> EJEMPLOS DE SERIES UTILIZADAS PARA EL ESTUDIO DE LA POTENCIA DE LAS PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD (BASADAS EN DISTRIBUCIÓN CHI-CUADRADO).....	45
<b>FIGURA IV.1</b> ESQUEMA DE UN ESTUDIO DE HOMOGENEIDAD DE UNA SERIE USANDO VARIAS PRUEBAS Y UN MÉTODO DE CONSENSO .....	49
<b>FIGURA IV.2</b> ESQUEMA DE UN ESTUDIO DE HOMOGENEIDAD PARTICULAR CON 4 PRUEBAS, COEFICIENTE KAPPA Y UN ÍNDICE DE CONSENSO .....	50
<b>FIGURA IV.3</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k$ , $X_k$ , $T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN SANTA CRUZ EDAFO. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5%.....	51
<b>FIGURA IV.4</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k$ , $X_k$ , $T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN EMBALSE DE CAMATAGUA. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5%.....	51
<b>FIGURA IV.5</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k$ , $X_k$ , $T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN EMBALSE DE TAGUAIGUAI. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	52

<b>FIGURA IV.6</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k, X_k, T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN EMBALSE DE SUATA. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	52
<b>FIGURA IV.7</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k, X_k, T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN SAN JUAN DE LOS MORROS. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	53
<b>FIGURA IV.8</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k, X_k, T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN ALTAGRACIA DE ORITUCO. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	53
<b>FIGURA IV.9</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k, X_k, T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN BIOLÓGICA LOS LLANOS. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	54
<b>FIGURA IV.10</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k, X_k, T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN CÚA-TOVAR. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	54
<b>FIGURA IV.11</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k, X_k, T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN LA VERANIEGA. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	55
<b>FIGURA IV.12</b> GRÁFICOS DE LOS ESTADÍSTICOS $S_k, X_k, T_k$ CORRESPONDIENTES A LA ESTACIÓN HACIENDA TAZÓN. NIVEL DE SIGNIFICANCIA 5% .....	55

## INTRODUCCIÓN

Al analizar series temporales climáticas se pueden obtener respuestas sobre el posible comportamiento de algún fenómeno natural que ocurra en una determinada zona o localidad. Generalmente, la información que se obtiene para realizar los análisis proviene de instrumentos de medición que registran de manera diaria, mensual o anual (según sea estipulado) variables como precipitación, temperatura, radiación solar, humedad relativa, evaporación, velocidad del viento, entre otras.

Con la información de los registros es posible ajustar modelos que permitan entender el comportamiento del fenómeno en estudio. Sin embargo, debido a diversos factores, comúnmente se observan cambios o saltos en las series de datos que por supuesto afectan el modelo si no son atendidos, lo puede llevar a análisis equivocados que a la final no representan el comportamiento del fenómeno. Para evitar esto es necesario que las series cumplan una condición de homogeneidad, la cual se observa cuando las variaciones que existen en ella son productos de cambios en el tiempo o en el clima y no involucran factores en los que el hombre pudo haber incidido.

Las pruebas de homogeneidad son utilizadas para encontrar discontinuidades en las series, comúnmente denominadas *puntos de cambio*. Las pruebas de homogeneidad pueden ser aplicadas a una serie aislada o considerar en el procedimiento el uso de una o varias series de referencia, las cuales son series que se definen en el mismo periodo temporal y que no presentan inhomogeneidades; estas pueden ser creadas de forma artificial o pueden elegirse a partir de las series de las estaciones vecinas.

Este trabajo busca utilizar métodos indirectos de detección de homogeneidad, implementando cuatro (4) de ellos (que trabajan sólo con la serie aislada) y aplicándolos a series de tiempo anuales de precipitación en Venezuela. El objetivo general es proponer un criterio que permita el acuerdo entre varios métodos al definir si una serie de tiempo hidrológica es homogénea o no, utilizando varias pruebas de homogeneidad presentadas en la literatura del área. Para lograr esto, fue necesario estudiar varias pruebas de homogeneidad presentadas en la literatura del área, encontrando así sus dificultades, beneficios, diferencias y semejanzas entre sí. Posteriormente se seleccionaron las pruebas para formar un solo bloque que permitiese dar una apreciación general de la homogeneidad de las estaciones seleccionadas. Adicionalmente se estableció el periodo de tiempo de los datos de precipitación de algunas estaciones hidrológicas disponibles en Venezuela y se implementaron las pruebas de homogeneidad a través de R Project permitiendo evaluar la homogeneidad de las series previamente seleccionadas.

En el Capítulo 1 se presenta una introducción a las pruebas de hipótesis estadísticas; también se muestra una pequeña síntesis de algunas de las pruebas de homogeneidad desarrolladas a nivel mundial desde 1941 hasta nuestros días. Posteriormente, se expone un método que mide el grado de acuerdo entre pruebas denominado Coeficiente *Kappa*.

El Capítulo 2 contiene el proceso de selección de datos, el tratamiento y el análisis aplicado a los mismos. Se describe la estructura inicial del conjunto de datos y las transformaciones realizadas para poder aplicar las pruebas de homogeneidad. Se propone un índice de calidad que detecta el nivel de completitud de los datos y los resultados obtenidos al implementarlo en las estaciones seleccionadas. Adicionalmente se describen brevemente las 10 estaciones escogidas de acuerdo a su índice de calidad resultante y al número de datos presentes en cada una.

El Capítulo 3 presenta en detalle las cuatro (4) pruebas de homogeneidad seleccionadas: Prueba de Homogeneidad Normal Estándar de Alexandersson (SNHT, sus siglas en inglés), la Prueba de Distancias de Buishand, la Prueba del Cociente de Von Neumann y la Prueba de Pettitt. También describe el procedimiento

utilizado para hallar la potencia de cada una, utilizando series de tiempo con datos normales independientes e idénticamente distribuidos y a través de series generadas con distribución chi-cuadrado.

En el Capítulo 4 se encuentran los resultados obtenidos al aplicar las pruebas de homogeneidad a las estaciones seleccionadas y el resultado de la prueba conjunta para cada una de ellas. Utilizando como base la potencia calculada para cada prueba, se propone un Índice de Consenso que permite decidir si una serie es homogénea o no.

En el Capítulo 5 se exponen las conclusiones y recomendaciones resultantes de la aplicación de las pruebas de homogeneidad, su potencia, el uso del Coeficiente *Kappa* y la aplicación del Índice de Consenso.

## CAPÍTULO I : FUNDAMENTOS TEÓRICOS

### 1.1 Pruebas de hipótesis estadísticas.

Según E.L. Lehmann las pruebas de hipótesis son un procedimiento de toma de decisiones, que permiten elegir entre dos hipótesis formuladas basándose en el valor de cierta variable aleatoria  $X$ . La materia prima de este estudio es un conjunto de observaciones representadas por variables aleatorias  $X$ , cuya distribución  $P_\theta$  es parcialmente desconocida. Del parámetro  $\theta$  se puede suponer solamente que está contenido en cierto conjunto  $\Omega$ , denominado el espacio del parámetro.

La necesidad de aplicar un análisis estadístico se basa en que la distribución de  $X$  y por ende algún aspecto del modelo matemático son desconocidos; esta falta de conocimiento trae como resultado incertidumbre. Para formalizar esta situación, se establece la suposición de que se hará una elección entre un número de acciones alternativas. Las observaciones podrían ser una guía para escoger la mejor decisión siempre y cuando den información sobre la distribución de la cual provienen.

El problema es determinar la regla con la cual se tomará la decisión. Matemáticamente, tal regla es una función  $\delta$  para la cual cada posible valor de  $x$ , de las variables aleatorias  $X$ , asigna una decisión  $d = \delta(x)$  cuyo dominio es el conjunto de valores de  $X$  y cuyo rango es el conjunto de todas las posibles decisiones.

Con el objetivo de saber cómo  $\delta$  debería escogerse, se deben comparar las consecuencias de usar distintas reglas. Para este fin, supongamos que la consecuencia de tomar la decisión  $d$  cuando la distribución de  $X$  es  $P_\theta$  es una pérdida, lo cual puede ser expresado con un número real no negativo  $L(\theta, d)$ .

Entonces, la pérdida promedio que podría resultar del uso de  $\delta$  en un número de repeticiones del experimento es el valor esperado  $E[L(\theta, d(X))]$  evaluado bajo la suposición que  $P_\theta$  es la distribución verdadera de  $X$ . Este valor esperado, el cual depende de la regla de decisión  $\delta$  y de la distribución  $P_\theta$  es llamado *Función de Riesgo* de  $\delta$  y será denotada por  $R(\theta, \delta)$ . Basándose en la decisión sobre las observaciones, el problema original de escoger la decisión  $d$  con función de pérdida  $L(\theta, d)$  es entonces reemplazada por la escogencia de  $\delta$ , donde la pérdida es ahora  $R(\theta, \delta)$ .

Desafortunadamente, minimizar  $\delta$  depende de  $\theta$ , el cual es desconocido. En ausencia de una función de decisión que minimiza el riesgo para todo  $\theta$ , no se define aún el problema. La no existencia de una regla de decisión óptima es una consecuencia de la posibilidad que la atención de un procedimiento esté girando en torno al valor de un solo parámetro al costo de rechazar los otros valores que puedan surgir. Esto sugiere la restricción a procedimientos de elección que poseen un cierto grado de imparcialidad y la posibilidad que en tal restricción pueda existir un procedimiento con el menor riesgo de manera uniforme.

En vez de restringir los procedimientos, se pueden considerar las funciones correspondientes a dos reglas de decisión diferentes  $\delta_1$  y  $\delta_2$ . Si  $R(\theta, \delta_1) < R(\theta, \delta_2)$  para todo  $\theta$ , entonces se elegirá  $\delta_1$  en vez de  $\delta_2$  debido a que su uso generará un riesgo mucho más pequeño sin importar el valor de  $\theta$ .

Al analizar pruebas de hipótesis se decide cuándo éstas son correctas y la elección se limita a solo dos decisiones: rechazar o no la hipótesis formulada. La decisión estará basada en cierta variable aleatoria  $X$  con una distribución  $P_\theta$  de la cual se conoce que está contenida en la clase  $\mathcal{P} = \{P_\theta, \theta \in \Omega\}$ . Se supondrá que si  $\theta$  fuese conocido se podría saber cuándo la hipótesis es verdadera o no. Las distribuciones de  $\mathcal{P}$  pueden ser clasificadas en aquellas para las cuales la hipótesis es verdadera y aquellas para las cuales es falsa. Las dos clases resultantes, mutuamente excluyentes, son denotadas por  $H$  y  $K$ , y los subconjuntos

correspondientes de  $\Omega$  por  $\Omega_H$  y  $\Omega_K$  respectivamente, teniendo entonces que  $H \cup K = \mathcal{P}$  y  $\Omega_H \cup \Omega_K = \Omega$ .

Matemáticamente la hipótesis es equivalente a decir que  $P_\theta$  es un elemento de  $H$ . Análogamente se definirán las distribuciones en  $K$  como las Alternativas a  $H$ , así que  $K$  es la *clase de las alternativas*.

Se definen entonces las decisiones de no rechazar y rechazar  $H$  como  $d_0$  y  $d_1$  respectivamente. Una prueba no aleatoria asigna a cada posible valor  $x$  de  $X$  una de esas dos decisiones y por ende divide el espacio muestral en dos regiones complementarias  $S_0$  y  $S_1$ . Si  $X$  cae en  $S_0$  la hipótesis no es rechazada; en caso contrario sí es rechazada. El conjunto  $S_0$  es llamado la *región de no rechazo* y el conjunto  $S_1$  la *región de rechazo* o *región crítica*.

Cuando se emplea una prueba se puede llegar a una decisión correcta o cometer dos tipos de errores: rechazar la hipótesis cuando es verdadera (Error Tipo I) o no rechazarla cuando es falsa (Error Tipo II). Las consecuencias de esto son variadas y el efecto depende del área de estudio en la que ocurra; por ejemplo, si la prueba consiste en la presencia de alguna enfermedad, una decisión incorrecta en la necesidad de aplicar un determinado tratamiento podría causar al paciente incomodidad y pérdida económica y en el peor de los casos, la falla en el diagnóstico de la presencia de una enfermedad puede producir la muerte del paciente.

Lo más deseable es implementar la prueba de manera que se mantengan las probabilidades de los dos tipos de error en un valor mínimo. Desafortunadamente, cuando el número de observaciones es dado, ambas probabilidades no pueden ser controladas simultáneamente. Es común entonces asignar un límite a la probabilidad de rechazar incorrectamente  $H$  cuando es verdadero e intentar minimizar la otra probabilidad.

De esta manera se selecciona un número entre 0 y 1, llamado *nivel de significancia* e impone la condición que:

$$P_{\theta}\{\delta(X) = d_1\} = P_{\theta}\{X \in S_1\} \leq \alpha \quad \text{para todo } \theta \in \Omega_H \quad (1)$$

Sujeto a esta condición, se desea minimizar  $P_{\theta}\{\delta(X) = d_0\}$  para  $\theta$  en  $\Omega_K$ , o de manera equivalente, maximizar:

$$P_{\theta}\{\delta(X) = d_1\} = P_{\theta}\{X \in S_1\} \quad \text{para todo } \theta \in \Omega_K \quad (2)$$

Aunque comúnmente (2) implica que:

$$\sup_{\Omega_H} P_{\theta}\{X \in S_1\} = \alpha \quad (3)$$

El término izquierdo de (3) es llamado el *tamaño* de la prueba o región crítica  $S_1$ . La condición (1) restringe a las pruebas cuyo tamaño no excede el nivel de significancia dado. La probabilidad de rechazo (2) evaluada para un  $\theta$  en  $\Omega_K$  es llamada *Potencia* de la prueba en contra de la alternativa  $\theta$ . Considerada como una función de  $\theta$  para todo  $\theta \in \Omega$ , la probabilidad (2) es llamada la función de potencia de la prueba y es denotada por  $\beta(\theta)$ .

La elección de un nivel de significancia  $\alpha$  será usualmente arbitraria, debido a que en la mayoría de las situaciones no hay un límite preciso a la probabilidad de un error tipo I que pueda ser tolerado. Los valores estándar, tales como .01 o .05, fueron escogidos originalmente para hacer una reducción en las tablas que se necesitaban para implementar varias pruebas. Por hábito, y porque la conveniencia de estandarización provee un marco de referencia común, estos valores se han convertido gradualmente como niveles convencionales de uso. Esto no debería ser lo correcto ya que la elección del nivel de significancia debería tomar en cuenta la potencia de la prueba.

Idealmente, el tamaño de la muestra debería entonces incrementarse para que se manejen valores adecuados tanto para el nivel de significancia como para la potencia. Si eso no es posible, uno podría desear el uso de valores de  $\alpha$  más altos que los acostumbrados. La posibilidad contraria, disminuir el valor de  $\alpha$ , surge cuando éste se encuentra tan cerca de 1 que puede tomar valores más bajos sin una pérdida de potencia significativa.

En cuanto al nivel de significancia, un bajo valor de éste en los resultados de la prueba de hipótesis, rechazando la misma sólo para un conjunto de valores de las observaciones cuya probabilidad total bajo la hipótesis es pequeña, tales valores deben tener probabilidad baja de ocurrir si  $H$  fuese verdadera.

Es común tener una familia anidada de regiones de rechazo correspondientes a diferentes niveles de significancia. En la práctica, es útil determinar el nivel de significancia más pequeño  $\hat{\alpha} = \hat{\alpha}(x)$ , denominado *p-valor*, el cual da una idea de cuán fuerte el conjunto de datos contradice la hipótesis y permite a otros llegar a una respuesta basada en el nivel de significancia de su elección.

Consideremos la estructura de una prueba aleatoria. Para cualquier valor  $x$  tal prueba elige entre dos decisiones, rechazo o no rechazo, con ciertas probabilidades que dependen de  $x$  y que serán denotadas por  $\phi(x)$  y  $1 - \phi(x)$  respectivamente. Si el valor de  $X$  es  $x$ , un experimento aleatorio es implementado con dos posibles salidas  $R$  y  $\bar{R}$  cuyas probabilidades son  $\phi(x)$  y  $1 - \phi(x)$ . Si en ese experimento ocurre  $R$ , la hipótesis es rechazada, de lo contrario es no rechazada. Una prueba aleatoria es entonces caracterizada completamente por una función  $\phi$ , denominada *función crítica*, con  $0 \leq \phi(x) \leq 1$  para todo  $x$ . Si  $\phi$  toma sólo los valores 1 y 0, uno es el resultado en caso de una prueba aleatoria. El conjunto de puntos  $x$  para los cuales  $\phi(x) = 1$  es entonces la región de rechazo, así que en una prueba no aleatoria  $\phi$  es simplemente la función indicadora de la región de rechazo.

Si la distribución de  $X$  es  $P_\theta$ , y la función  $\phi$  es usada, la probabilidad de rechazo es  $E_\theta\phi(X) = \int \phi(x)dP_\theta(x)$ , donde  $\phi(x)$  es la probabilidad condicional de rechazo dado  $x$  y ésta es integrada con respecto a la distribución de probabilidad de  $X$ . El problema es seleccionar  $\phi$  con la intención de maximizar la potencia

$$\beta_\phi(\theta) = E_\theta\phi(X) \quad \text{para todo } \theta \in \Omega_K \quad (4)$$

sujeto a la condición

$$E_\theta\phi(X) \leq \alpha \quad \text{para todo } \theta \in \Omega_H \quad (5)$$

## 1.2 La homogeneidad en la serie de tiempo, métodos para detectar no-homogeneidades.

Las series temporales climáticas han sido útiles para la humanidad a lo largo de la historia, por ejemplo, para concluir qué tan apto es un terreno para construir residencias, cuándo comienza el verano, para decidir qué lugares se pueden visitar en esa época, qué periodo de tiempo es invierno para tomar precauciones en cuanto a alimento y vestimenta, qué tan fuerte inciden los rayos del sol en una zona determinada para recomendar qué tipo de bloqueador solar utilizar, entre otras.

El estudio de series temporales, específicamente climáticas, permite establecer características objetivas sobre el comportamiento de algún fenómeno natural en un lugar o localidad determinada. Usualmente, el analista cuenta con información que es producida por instrumentos de medición, los cuales dan como resultado una serie de datos en el tiempo. Los modelos de análisis suponen previamente que el comportamiento de la serie refleja el comportamiento del fenómeno en estudio. Sin embargo, en las series de datos se observan frecuentemente características o saltos que difícilmente pueden ser atribuidos a un cambio abrupto del proceso que se encuentra bajo estudio, de manera que usar el conjunto de datos sin tomar en cuenta la presencia de saltos o no-homogeneidades puede llevar a conclusiones erróneas.

Un conjunto de datos climáticos es homogéneo cuando las variaciones que existen en él son producto de las variaciones en el tiempo y el clima, situaciones en las que el hombre no se ve directamente involucrado. El homogeneizar datos

climáticos es muy importante, sobre todo cuando ellos son usados para estudiar fluctuaciones y cambios climáticos. Alexandersson (1986) lo explica muy bien y en pocas palabras: "Las series no-homogéneas son una fuente pobre de información para la investigación climática". Otros factores que afectan la calidad de una serie son los cambios de unidades de medida, valores raros o no concordantes con el resto de la serie temporal, valores atípicos y valores faltantes, entre otros.

Los factores externos que pueden alterar las series climáticas y que producen inhomogeneidades son:

1. Cambios de localización y el entorno del observatorio.
2. Cambios en la instrumentación.
3. Cambios en la forma de tomar las mediciones (modificación de fórmulas, etc.)
4. Errores de codificación.

Easterling *et. al.* (1996), explican que la falta de homogeneidad en las series de tiempo climáticas se evidencia básicamente de dos maneras: cuando se observa una tendencia gradual y cuando se aprecia una discontinuidad en la media o varianza.

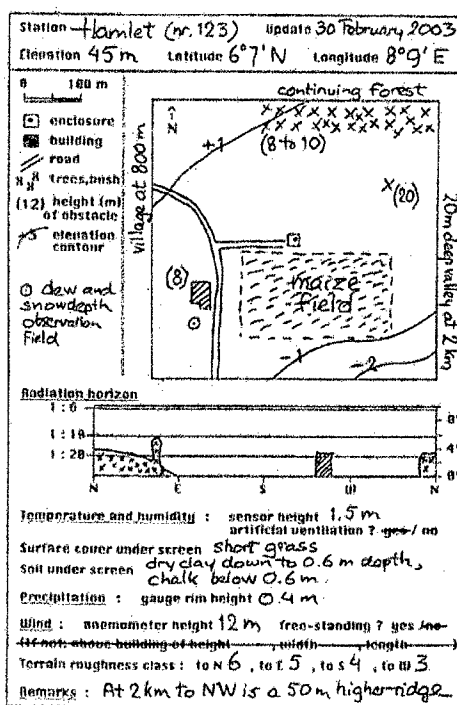
Hay dos opciones para el desarrollo de una base de datos homogénea:

- a) La primera, escoger solo estaciones relativamente homogéneas. El problema de esta opción es que los datos podrían tener serias deficiencias en cobertura espacial debido a que es posible obtener pocas estaciones homogéneas.
- b) La segunda, aplicar técnicas de ajuste para homogeneizar los datos. El problema de esta opción es aclarar todas las dudas relacionadas a los ajustes que se le hagan a los datos.

Los métodos de homogeneización tratan de detectar estas discontinuidades en los datos y, si es posible, corregirlas para obtener una serie de datos que refleje únicamente la señal climática. Los métodos para detectar y remediar las no homogeneidades se pueden dividir en dos grupos:

1. **Métodos Directos:** Toman en cuenta el análisis de la Metadata de las estaciones, la cual recoge los cambios más relevantes de la estación,

como por ejemplo los cambios de localización, instrumentación, etc. El estudio directo de este tipo de datos dan una referencia de las posibles discontinuidades de la serie, por lo tanto debería considerarse el primer paso en el análisis de homogeneidad de una serie climática. Lo ideal es poder contar con un reporte que muestre todos los detalles de la estación. En la guía sobre Metadata y Homogeneización de Aguilar *et al.* (2004) muestran un reporte de una estación ficticia, la cual es presentada en la figura 1.1:



**Figura 1.1** Reporte con metadata de una estación ficticia. Fuente: *Guidelines on Climate Metadata and Homogenization – Enric Aguilar et al. (2004)*

La importancia y necesidad de la metadata puede ser entendida al tomar en cuenta uno de los principios de monitoreo climático del *Global Climate Observing System (GCOS)*: "Los detalles e historia de las condiciones locales, instrumentos, procedimientos de operación, algoritmos de procesamiento y otros factores pertinentes para

interpretar los datos, deben estar documentados y tratados con el mismo cuidado que el grupo de datos en sí”.

La información mínima que se puede tener de una estación con respecto a los identificadores de la estación y de los datos geográficos se especifica en la guía sobre Metadatos y Homogeneización de Aguilar *et al.* (2004) y se describe a continuación en la Tabla 1.1:

**Tabla 1.1 Información Mínima de identificadores y datos geográficos que se deben tener de una estación cualquiera.**

<b>Identificador de la estación</b>	<b>Detalles</b>
<i>Nombre</i>	Nombre que usualmente son usados para hacer referencia a la localidad donde se realiza la toma de datos.
<i>Alias</i>	Nombre o nombres con los que se conoce la estación, aparte del nombre oficial.
<i>Código WMO o número de referencia</i>	El código de la <i>World Meteorological Organization</i> (WMO) identifica, a nivel mundial, las estaciones cuyo conjunto de datos es usado internacionalmente. Éste código tiene cinco (5) dígitos.
<i>Número de estación o código en otras redes</i>	Es el número que identifica la estación a nivel nacional o regional y no tiene nada que ver con el código de la WMO.
<i>Fechas de Apertura y Cierre</i>	Identifican cuándo la estación comenzó su periodo operacional y cuándo lo culminó (si aplica)
<i>Tipo de estación</i>	Identificación del tipo de estación (sinóptica, aeronáutica, agrometeorológica, etc.)
<i>Información del contacto de la estación</i>	La metadata debería proveer información que permita obtener más detalles sobre la estación (nombre del responsable, teléfonos, dirección, correo electrónico, etc.)
<b>Datos Geográficos</b>	<b>Detalles</b>
<i>Latitud y longitud</i>	Preferiblemente que esté registrada con la mayor precisión posible. Primero se debe definir cómo reportar las fracciones de grados (en minutos y segundos o en forma decimal) y luego hacer una distinción clara de los hemisferios y reportar de manera diferente las latitudes norte y sur y las longitudes este y oeste.
<i>Elevación sobre el nivel del mar</i>	Debe ser registrada también con la mayor precisión posible.
<i>Reubicaciones</i>	Es necesario registrar las ubicaciones y fechas en las que hubo modificaciones en la estación, ya sea porque se reubicó toda la estación como tal o sólo un instrumento de medición.

Otra información que se debe considerar referente a la estación es la distancia que hay entre la misma y las superficies de agua más

cercanas (se debe registrar también el tamaño de esas superficies de agua). Es necesario también registrar a qué distancias se encuentran las zonas urbanas y las áreas montañosas (si aplica). Se debe considerar también el registrar la pendiente del terreno, la presencia de bosques y/o arbustos, obstáculos cercanos (casas, árboles, etc.), proximidad de riego, características principales del suelo (artificial, espacio de agricultura, vegetación natural, terrenos húmedos, cuerpos de agua, etc.), tipos de instrumentos para hacer las mediciones y detalles de los mismos.

2. **Métodos Indirectos:** Dentro de los métodos indirectos se encuentra el análisis de la Serie Aislada, el cual no es muy utilizado debido a que se confunden las discontinuidades debidas a cambios bruscos en la climatología de la zona con aquellas provocadas por factores externos. Existe también el estudio a través de la comparación de la serie climática con otras series de referencia las cuales se definen en el mismo periodo temporal y son homogéneas. Estas series de referencia se pueden construir de forma artificial o generarse a partir de las series de las estaciones vecinas.

El método más común para construir una serie de tiempo de referencia es calcular, para cada periodo de tiempo (mes o año) un promedio ponderado de los datos provenientes de las estaciones vecinas o secciones de series de tiempo vecinas que son consideradas homogéneas dada la información contenida en la metadata. Usualmente se considera calcular el coeficiente de correlación para seleccionar las estaciones vecinas más adecuadas.

Si se cuenta con metadatos precisos y completos de una estación determinada, se conoce el registro temporal de factores no climáticos o externos que afectan el grupo de datos. Si no se tiene la certeza que esos metadatos tienen precisión o

están incompletos, ya no se considera trivial la detección de no-homogeneidades e involucra el uso de otros métodos.

Las pruebas de homogeneidad son implementadas con el objetivo de detectar discontinuidades en las series, comúnmente denominadas *puntos de cambio*. Las pruebas de homogeneidad pueden ser aplicadas a una serie aislada o considerar en el procedimiento el uso de una o varias series de referencia. La mayoría de estas pruebas han sido diseñadas con el objetivo de detectar cambios en la media de las series de tiempo y pocas reconocen un cambio en la varianza.

Muchas pruebas de homogeneidad son aplicadas relativamente, es decir, los datos son probados de acuerdo a estaciones homogéneas vecinas (método indirecto); según Alexandersson (1986) esa es la clave de todos los estudios de homogeneidad relativa. Sin embargo, muchos otros métodos sólo trabajan con la serie que se desea estudiar de manera aislada y muchos investigadores deciden, en este caso, aplicar varias pruebas de homogeneidad a la misma serie temporal. Klok *et. al.* (2006) afirman que una combinación de métodos estadísticos y análisis histórico de las estaciones es considerada la aproximación más efectiva. A continuación se describen brevemente algunos de los métodos que han sido desarrollados:

La prueba de Von Neumann (1941) es una prueba clásica que no ubica específicamente el punto de cambio, más bien evalúa cuándo un grupo de observaciones son independientes o existe una tendencia. Esta prueba es una de las más usadas para decidir si una serie es homogénea o no.

Kohler (1949), propone un análisis de doble masa en el que se comparan series de referencia con la serie que se desea examinar. Su método concluyó que es imposible determinar cuál de las dos series que se están comparando contiene heterogeneidades.

La prueba de Pettitt (1979), también una de las más usadas, trabaja con pruebas no-paramétricas basadas en series de rangos  $r_i$ , los cuales se definen como

las posiciones de los datos en las series ordenadas de menor a mayor y toma como hipótesis nula la homogeneidad de la serie.

El método de Potter (1981), denominado Prueba Bivariada de Potter, es una prueba de cociente de verosimilitud que tiene como hipótesis nula que toda la serie temporal tiene la misma distribución normal bivariada y como hipótesis alternativa que la población, en el año anterior al que está siendo analizado, tiene una distribución diferente a la que tiene la misma después del año en cuestión. Una parte del estadístico de prueba depende de todos los puntos de la serie, mientras que la otra parte depende sólo de los puntos previos al año en estudio. Este método detecta un cambio en la media de una serie de tiempo independiente basado en una segunda serie correlacionada que se asume sin cambios. Esta prueba fue desarrollada originalmente por Maronna y Yohai (1978).

La prueba de Buishand (1982), otra de las pruebas más utilizadas, trabaja con desviaciones acumuladas de la media. El método asume Normalidad en el conjunto de datos y establece como hipótesis nula la homogeneidad de la serie. En su trabajo presenta cinco (5) pruebas en las que usa las desviaciones acumuladas de la media.

La prueba de Homogeneidad Normal Estándar de Alexandersson es una prueba paramétrica de cociente de verosimilitud que trabaja con series de diferencias o cocientes entre la estación candidata y las estaciones de referencia. También se aplica a series aisladas. El procedimiento asume que la diferencia o cocientes de las series tienen distribución normal estándar. Existen variaciones de este método que permiten obtener más de una discontinuidad, buscando tendencias no-homogéneas en lugar de encontrar sólo un punto donde existe no homogeneidad.

Solow (1987) muestra una técnica para detectar cambios en la tendencia de una serie de tiempo identificando el punto de cambio en una regresión de dos fases, donde las líneas de regresión anterior y posterior al año que está siendo probado fueron limitadas para satisfacer ese punto.

Peterson (1995 a,b), propuso una variación del método de regresión de dos fases, donde las líneas de regresión no fueron limitadas y donde la regresión lineal

es ajustada a la parte de las series diferenciadas antes del año en estudio y otra después del año en cuestión. Ésta prueba se repite para todos los años de la serie de tiempo (con un mínimo de 5 años en cada sección), y el año con la más baja suma de cuadrados residual es considerado el año donde encuentra la discontinuidad de mayor potencia.

Lanzante (1996), propone una prueba no paramétrica relacionada con la prueba de Wilcoxon-Mann-Whitney. El estadístico de prueba es calculado en cada punto basado en la suma de las filas de valores desde el inicio al punto en cuestión. El máximo valor es considerado como el posible punto de discontinuidad.

A través de Regresión Lineal Múltiple, Vincent (1998), propone una técnica basada en la aplicación de cuatro modelos de regresión para determinar si una serie es homogénea, si tiene tendencia, si es de un solo punto de cambio o si hay tendencia antes y/o después de un punto de cambio. La variable dependiente es la serie de la estación seleccionada y las variables independientes son las series de ciertas estaciones vecinas. Para identificar la posición del punto de cambio, el tercer modelo es aplicado sucesivamente para diferentes localidades en el tiempo y el primer modelo produce la suma de mínimos cuadrados residuales que representa la posición en la que se encuentra, con probabilidad muy alta, un punto de cambio.

La detección de no homogeneidad se realiza generalmente sobre valores mensuales o anuales, sin embargo, el cálculo de ajustes requiere diferentes métodos para escalas de tiempo más cortas o más largas; incluso, en la actualidad, existen pocos métodos para homogeneizar datos diarios debido a su nivel de complejidad, el cual se debe a la alta variabilidad en datos diarios y la necesidad de hacer ajustes individuales a cada día. Uno de ellos fue desarrollado por Della-Marta y Wanner (2006) el cual es capaz de ajustar la media de la serie de temperatura diaria y los momentos de más alto orden a través de un método basado en un modelo no lineal que estima las relaciones entre una estación candidata y otra vecina altamente correlacionada. Otro trabajo con datos diarios corresponde a Vincent *et. al.* (2002) en el que presentan una metodología para el ajuste de temperaturas máximas y

mínimas diarias de Canadá, la cual está basada en ajustes mensuales previamente definidos registrados en el anuario de series de temperatura canadiense.

Con un método de diagnóstico compuesto por varias pruebas de homogeneidad se puede obtener una herramienta eficiente para detectar No-Homogeneidad en un conjunto de datos determinado. El reto se encuentra en desarrollar un criterio que permita dar una respuesta que sea la voz de todas las respuestas por separado de cada prueba de homogeneidad.

Klok *et. al.* (2006) aplicaron cuatro (4) pruebas de homogeneidad a cinco (5) variables dispuestas anualmente. Las variables que utilizaron fueron:

1. El rango de la media anual de temperatura diurna,
2. El rango de la media anual de las diferencias absolutas día a día de la temperatura diurna,
3. La media anual de la presión del aire,
4. La cantidad de días lluviosos y
5. La profundidad de la nieve.

Las pruebas de homogeneidad aplicadas a estas variables (resumidas bajo el nombre de Prueba Absoluta) fueron:

1. La prueba de homogeneidad normal estándar de Alexandersson (1986),
2. La prueba de Distancia de Buishand (1982),
3. La prueba de Pettit (1979) y
4. La prueba del cociente de Von Neumann (1941)

Después de la aplicación de las pruebas, los resultados fueron agrupados en tres clases: útiles, dudosos y sospechosos y esta clasificación dependía del número de pruebas que rechazaban la hipótesis nula al nivel del 1%, siendo este criterio usado sin justificación probabilística.

Otros trabajos han recurrido también a la aplicación de varias pruebas de homogeneidad a una misma serie de datos como Wijngaard y Klein (2000), los cuales utilizaron las pruebas Alexandersson, Distancia de Buishand y Cociente de Von Neumann para estudiar la homogeneidad de las series temporales de

temperatura en Europa. Wijngaard et al. (2003) estudian la homogeneidad de las series de temperatura del aire y precipitación europeas usando las pruebas de Alexandersson, Distancia de Buishand, Pettitt y Cociente de Von Neumann. Costa y Soares (2006) estudiaron la homogeneidad de la precipitación diaria de Portugal usando las pruebas de Alexandersson, Buishand y Pettitt.

En el presente trabajo se decidió trabajar con las pruebas de Distancia de Buishand, Prueba de Pettitt, Prueba de Homogeneidad Normal Estándar de Alexandersson y la Prueba de Cociente de Von Neumann.

### 1.3 El coeficiente Kappa.

*Kappa* es una medida que se usa de manera frecuente en estudios de confiabilidad y permite cuantificar el grado de acuerdo entre observadores. Este es uno de los más populares índices de concordancia y fue introducido por Cohen (1960) como un índice de confiabilidad para medir acuerdo entre dos observadores empleando escalas nominales. A pesar que se han propuesto mejores métodos para evaluar o medir la concordancia entre distintos procedimientos o resultados, el índice *Kappa* aún es muy usado en la literatura clínica epidemiológica, en el análisis de exámenes físicos, interpretación de radiografías, investigaciones en el área educativa y en psicología, entre otras pruebas de diagnóstico.

Berry y Mielke (1988) explican que una medida universal de concordancia debería, como mínimo, tener siete características básicas:

1. Corrección de azar. Cualquier coeficiente que mida concordancia debería reflejar la cantidad de "acuerdo" que debería esperarse por azar.
2. Posee ventaja adicional si es directamente aplicable al manejo de confiabilidad.
3. Contiene la propiedad de distancia Euclídea, considerada por muchos investigadores como una medida que simplifica el estudio de concordancia.

4. Debe tener una base estadística. Una medida de concordancia sin una prueba de significancia adecuada estaría severamente limitada como para hacer experimentos a nivel práctico.
5. Una medida de concordancia que analiza datos multivariados tiene una ventaja sobre el caso univariado, ya que permite averiguar el grado para el cual un segundo observador ubica los mismos sujetos en el mismo espacio de datos.
6. Debe analizar los datos a cualquier nivel de medida.
7. Debe estar disponible para evaluar información de dos o más observadores.

El coeficiente Kappa, presentado por Cohen (1960) satisface los primeros cinco criterios listados. Este estadístico supone la existencia de dos (2) observadores independientes que clasifican  $n$  observaciones en una de  $c$  categorías. La clasificación resultante puede reflejarse en una clasificación cruzada de tamaño  $c$  por  $c$  compuesta por proporciones; un ejemplo se presenta en la tabla 1.2:

**Tabla 1.2 Ejemplo de clasificación cruzada 3 por 3. Tomado de Berry y Mielke (1988)**

Filas	Columnas			Totales de filas
	1	2	3	
1	$P_{11}$	$P_{12}$	$P_{13}$	$P_{1.}$
2	$P_{21}$	$P_{22}$	$P_{23}$	$P_{2.}$
3	$P_{31}$	$P_{32}$	$P_{33}$	$P_{3.}$
Totales de Columnas	$P_{.1}$	$P_{.2}$	$P_{.3}$	$P_{..} = 1.0$

La variación entre observadores puede ser medida en cualquier situación en la cual dos o más observadores independientes evalúan el mismo objeto de estudio. El cálculo de esta variación se basa en la diferencia entre el valor representativo de concordancia presente (nivel de acuerdo "observado") y el valor calculado de la concordancia esperada actualmente por azar (nivel de acuerdo "esperado"). El Coeficiente *Kappa* es dado por:

$$k = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e} \quad (6)$$

donde  $P_0 = \sum_{i=1}^c P_{ii}$  y  $P_e = \sum_{i=1}^c P_i \cdot P_i$ . En esta configuración  $P_0$  es la proporción observada de aquellos datos en los que sí hay acuerdo y  $P_e$  es la proporción esperada de observaciones para las cuales la concordancia es por azar.  $P_0 - P_e$  es la proporción de acuerdo más allá de lo que se espera calcular por azar y  $1 - P_e$  es la proporción de concordancia máxima posible más allá de lo que se espera por azar y el coeficiente  $k$ , kappa, es la proporción de acuerdo entre dos observadores luego que la concordancia por azar es removida.

Si el valor del estadístico *Kappa* es 1 indica perfecto acuerdo, mientras que un *Kappa* de 0 indica concordancia equivalente al azar. Landis y Koch (1977) proponen una escala que se presenta en la tabla 1.3:

**Tabla 1.3 Escala propuesta para el coeficiente Kappa. Tomada de Landis y Koch (1977)**

Kappa	Nivel de Acuerdo
< 0	Acuerdo menor al azar
0.01-0.20	Acuerdo Ligero
0.21-0.40	Acuerdo Justo
0.41-0.60	Acuerdo Moderado
0.61-0.80	Acuerdo Sustancial
0.81-0.99	Acuerdo Casi Perfecto

Cuando hay solo dos observadores, la definición de acuerdo es obvia. Sin embargo, cuando hay más de dos observadores, la concordancia puede ser definida de distintas maneras. Abaira y Vargas (1999) usan dos métodos específicamente: Concordancia Pareada y Concordancia Mayoritaria. Estos dos métodos son utilizados para calcular el coeficiente Kappa cuando se está trabajando con datos categóricos ordinales, múltiples observadores y diseños incompletos (procedimientos en los que existen  $t$  observadores y un sujeto es clasificado por  $s$  observadores, donde  $s < t$ )

Uebersax(1982) propone un método generalizado para calcular el coeficiente *Kappa* que puede ser usado en un amplio rango de diseños de categorización.

Sean  $i$  y  $j$  los índices correspondientes a los observadores,  $k$  para las categorías y  $l$  para los sujetos. El término  $R_{ikl}$  valdrá uno (1) si el  $i$ -ésimo observador clasifica en la categoría  $k$  al sujeto  $l$  y tendrá valor cero (0) en caso contrario.

La proporción esperada de acuerdo se puede calcular a través de:

$$P_e = \sum_i \sum_j \frac{\sum_l [(\sum_k R_{ikl})(\sum_k R_{jkl})]}{\sum_l [(\sum_i \sum_k R_{ikl})(\sum_i \sum_k R_{ikl} - 1)]} \sum_k \frac{\sum_l R_{ikl}}{\sum_k \sum_l R_{ikl}} \frac{\sum_l R_{jkl}}{\sum_k \sum_l R_{jkl}} \quad (7)$$

La proporción observada de acuerdo viene dada por la expresión:

$$P_o = \frac{\sum_k \sum_l [(\sum_i R_{ikl})(\sum_i R_{ikl} - 1)]}{\sum_l [(\sum_i \sum_k R_{ikl})(\sum_i \sum_k R_{ikl} - 1)]} \quad (8)$$

El coeficiente *Kappa*  $k$  es calculado finalmente usando (6), (7) y (8).

## CAPÍTULO II : DATOS: SELECCIÓN, TRATAMIENTO Y ANÁLISIS

### 2.1 Selección de los datos.

El conjunto de datos fue obtenido a través del proyecto "Desarrollo de un Repositorio de datos hidroclimáticos para la gestión de Riesgos Epidemiológicos y Ambientales". El conjunto de datos contiene información sobre la precipitación en Venezuela del cual se consideraron 32 estaciones ubicadas en el estado Aragua, 27 estaciones del estado Guárico y 12 del estado Miranda. La presentación de los datos es diaria. Para cada estación, se tiene el nombre, su ubicación geográfica (latitud y longitud) y el periodo de tiempo para el cual se tienen datos de precipitación, lo que se refleja en las tablas 2.1, 2.2 y 2.3, donde cada tabla corresponde a un estado:

**Tabla II.1 Nombre, ubicación geográfica y periodo de datos de las estaciones utilizadas del estado Aragua**

	Nombre	Ubicación (Lat. Y Long.)	Periodo
1	San Francisco Pa	+10° 5' 45.00" -67° 17' 5.00"	1967 - 2002
2	Los Manires	+9° 58' 30.00" -66° 50' 40.00"	1967 - 2002
3	Santa Cruz Edafo	+10° 10' 0.00" -67° 29' 15.00"	1970 - 1999
4	La Morita	+10° 13' 55.00" -67° 32' 7.00"	1969 - 1983
5	La Espinosa	+9° 49' 0.00" -66° 46' 60.00"	1968 - 2002
6	La Pereña	+10° 11' 2.00" -67° 34' 30.00"	1967 - 2002
7	Gonzalito	+10° 13' 24.00" -67° 31' 14.00"	1967 - 2001
8	La Torena	+10° 10' 10.00" -67° 29' 15.00"	1967 - 1969
9	Tocorón-Caserío	+10° 6' 15.00" -67° 35' 4.00"	1968 - 2002
10	Tocorón-Parcela	+10° 5' 60.00" -67° 34' 60.00"	1967 - 1969
11	Guacamaya	+10° 3' 2.00" -67° 39' 57.00"	1967 - 1983
12	Las Cenizas	+10° 1' 38.00" -67° 33' 55.00"	1967 - 2002
13	El Cortijo	+10° 4' 53.00" -67° 25' 5.00"	1971 - 2002
14	La Candelaria	+10° 7' 6.00" -67° 14' 38.00"	1972 - 1983
15	EL Playon	+9° 32' 40.00" -66° 52' 18.00"	1962 - 1995
16	Barbacoas	+9° 28' 50.00" -66° 57' 55.00"	1967 - 1995
17	Carmen de Cura	+9° 46' 60.00" -66° 50' 38.00"	1955 - 1983
18	Camatagua	+9° 47' 25.00" -66° 54' 16.00"	1961 - 1983
19	Embalse de Camat	+9° 49' 0.00" -66° 57' 22.00"	1971 - 2001
20	Valle Morin	+9° 55' 20.00" -66° 55' 10.00"	1961 - 2002
21	San Sebastian	+9° 56' 53.00" -67° 10' 41.00"	1961 - 2002
22	Hacienda el Anco	+10° 4' 28.00" -67° 27' 52.00"	1967 - 1983

23	Embalse Taiguai	+10° 8' 49.00"	-67° 29' 59.00"	1967 – 1999
24	El Saman-Haciend	+10° 1' 31.00"	-67° 27' 26.00"	1961 – 1983
25	Hacienda El Palm	+10° 12' 35.00"	-67° 26' 30.00"	1967 – 1977
26	Tiara	+10° 7' 49.00"	-67° 8' 60.00"	1958 – 2002
27	Casupito	+10° 8' 36.00"	-67° 26' 24.00"	1967 – 1994
28	San Mateo	+10° 13' 5.00"	-67° 25' 20.00"	1953 – 1983
29	Embalse de Suata	+10° 12' 46.00"	-67° 22' 58.00"	1967 – 1988
30	Cagua-Grupo Esco	+10° 11' 20.00"	-67° 28' 0.00"	1967 – 1983
31	El Consejo	+10° 14' 30.00"	-67° 16' 10.00"	1953 – 1994
32	Colonia Tovar	+10° 12' 0.00"	-67° 16' 60.00"	1952 – 1974

**Tabla II.2 Nombre, ubicación geográfica y periodo de datos de las estaciones utilizadas del estado Guárico**

	Nombre	Ubicación (Lat. Y Long.)		Periodo
1	Santa Rita	+08° 08' 30.00"	-66° 15' 30.00"	1967 – 1998
2	Guanapito	+09° 55' 37.00"	-66° 24' 00.00"	1967 – 2002
3	San Juan de los Mor	+09° 55' 11.00"	-67° 21' 43.00"	1958 – 1986
4	Vega Grande	+09° 39' 40.00"	-67° 02' 00.00"	1967 – 1987
5	La Palmita	+09° 36' 00.00"	-67° 28' 30.00"	1967 – 1998
6	Mapurite	+09° 13' 00.00"	-67° 24' 00.00"	1969 – 1983
7	Sosa	+09° 19' 30.00"	-67° 12' 40.00"	1971 – 1983
8	Canta Gallo	+09° 47' 25.00"	-67° 25' 55.00"	1961 – 1983
9	Paso Pelao	+09° 47' 00.00"	-67° 31' 00.00"	1963 – 1983
10	La Yeguera	+09° 15' 00.00"	-67° 23' 00.00"	1967 – 2002
11	Hato Paradero	+09° 46' 20.00"	-67° 34' 40.00"	1967 – 1998
12	Rio Verde-Tiznad	+09° 32' 10.00"	-67° 37' 07.00"	1967 – 1978
13	La Socorrita	+09° 52' 00.00"	-67° 30' 00.00"	1967 – 1998
14	Parapara	+09° 42' 10.00"	-67° 17' 32.00"	1967 – 2002
15	Rio Verde	+09° 33' 00.00"	-67° 40' 00.00"	1967 – 2001
16	Ortiz	+09° 37' 00.00"	-67° 17' 00.00"	1967 – 2002
17	El sombrero-Kilo	+09° 29' 00.00"	-67° 11' 00.00"	1967 – 1983
18	Morrocayos	+09° 27' 00.00"	-67° 21' 50.00"	1967 – 1983
19	Kilometro 25	+09° 23' 27.00"	-66° 49' 30.00"	1967 – 2001
20	San José de Tizn	+09° 23' 20.00"	-67° 33' 42.00"	1967 – 2002
21	San Francisco Ti	+09° 36' 40.00"	-67° 36' 27.00"	1961 – 1977
22	El Sombrero	+09° 23' 00.00"	-67° 03' 20.00"	1958 – 2002
23	Faltriguera	+09° 46' 25.00"	-67° 07' 45.00"	1967 – 1998
24	Altagracia de Or	+09° 55' 00.00"	-66° 23' 06.00"	1956 – 1982
25	San Antonio Tama	+09° 41' 30.00"	-66° 02' 32.00"	1970 – 2002
26	Mayalito-Cujialo	+09° 32' 57.00"	-66° 12' 00.00"	1967 – 1979
27	Biologica Los LI	+08° 53' 00.00"	-67° 19' 00.00"	1969 – 2002

**Tabla II.3 Nombre, ubicación geográfica y periodo de datos de las estaciones utilizadas del estado Miranda**

	Nombre	Ubicación: (Lat. Y Long.)	Periodo
1	Macaguita	+10° 07' 41.00" -66° 56' 22.00"	1967 - 1999
2	Cua-Tovar	+10° 08' 45.00" -66° 51' 50.00"	1951 - 1998
3	Cua-Bomba	+10° 09' 00.00" -66° 53' 00.00"	1942 - 1950
4	Caña Amarga	+10° 03' 11.00" -66° 57' 41.00"	1967 - 1999
5	Paraparo-Tazon-Cua	+10° 08' 53.00" -66° 54' 20.00"	1967 - 1978
6	Onza-Hda. Villega	+10° 04' 00.00" -66° 53' 00.00"	1959 - 1999
7	Río Arriba	+10° 09' 00.00" -67° 01' 00.00"	1959 - 1999
8	Colonia Mendoza	+10° 07' 41.00" -66° 49' 50.00"	1967 - 1983
9	Hacienda La Emilia	+10° 06' 00.00" -67° 06' 00.00"	1959 - 1999
10	La Ceiba	+10° 13' 50.00" -66° 48' 30.00"	1971 - 1983
11	La Veraniega	+10° 08' 30.00" -66° 45' 30.00"	1969 - 1998
12	Hacienda Tazon	+10° 10' 00.00" -66° 55' 00.00"	1957 - 1983

## 2.2 Tratamiento aplicado al conjunto de datos.

Los datos en todas las estaciones seleccionadas tienen una estructura particular: las columnas corresponden a los meses del año, las filas corresponden a los días del mes. Para cada año hay un encabezado que contiene el nombre, código, localización (latitud, longitud y altitud), fecha de instalación y fecha de eliminación de la estación y al final de cada año se observa una tabla resumen de esos datos. La siguiente figura muestra un ejemplo de la estructura antes descrita:

Para estudiar estos datos se hicieron algunos ajustes en su estructura:

- Los encabezados y resúmenes por año fueron eliminados.
- Los datos faltantes, también denominados datos perdidos o incompletos, denotados con un guión "-", fueron sustituidos por el código "9999".
- Los datos englobados referidos a valores que contienen la medida de precipitación de 2 días o más consecutivos, denotados con un asterisco "\*\*", fueron sustituidos por el código "8888".
- Los datos considerados dudosos (datos que pueden considerarse errores de registro o datos no consistentes con el resto del conjunto de datos) fueron sustituidos por el código "9898".

M. A. R. N.

DIRECCION DE HIDROLOGIA Y METEOROLOGIA

PRECIPITACION 08000-0800 (mm)

ESTACION: CASUPITO SERIAL: 1483 ZONA: 02 EDO: ARAGUA AYO: 1967  
LATITUD: 10/08/36 LONGITUD: 67/26/24 ALTITUD: 450 M INS: 05/1944 ELIM: 00/0000

DIA	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC	DIA
1	.0	.0	.0	.0	10.7	.0	.6	3.1	.0	7.9	.0	5.1	1
2	.0	.0	.0	3.2	1.2	.0	14.8	.0	.0	.1	.0	.0	2
3	.0	.0	.0	1.0	4.8	.0	1.2	2.2	.0	.0	.0	.0	3
4	.0	.0	.0	.0	.0	.0	1.6	3.8	.1	.0	.0	3.4	4
5	.0	.0	.0	.0	.0	.0	1.3	16.4	1.3	.0	.6	.0	5
6	.0	.0	.0	.0	.0	4.1	1.1	7.9	2.9	.0	.4	.3	6
7	.0	.0	.0	.0	.0	.0	.3	.0	2.6	.0	.0	.2	7
8	.0	.0	.0	.0	.0	.4	2.1	.9	.1	50.4	.4	2.3	8
9	.0	.0	.0	12.3	.1	6.1	.3	.1	4.2	8.7	.0	.0	9
10	.0	.0	.0	.0	8.2	16.9	.0	2.7	3.0	2.5	.0	.1	10
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
29	.0	.0	.0	.0	15.1	16.8	1.2	.7	50.2	*	.0	.0	29
30	.0	.0	.0	5.8	.0	.0	1.4	.7	16.4	77.5	.0	.0	30
31	.0	.0	.0	.0	.0	.0	1.6	.0	.0	.0	.0	.0	31
TOTAL	.0	.0	.0	38.1	54.2	96.6	66.3	52.3	134.0	174.9	40.9	12.5	

TOTAL ANUAL: 669.8 MAXIMA: 50.4 EL 8/10

D I A S C O N L L U V I A

\*\*\*\*\*

RANGO	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC	RANGO
> 0.0				9	10	18	-	15	19	-	11	8	> 0.0
> 0.9				7	8	11	-	8	15	-	4	3	> 0.9
> 9.9				1	2	4	-	1	4	-	1		> 9.9
>19.9							-		1	-	1		>19.9
>29.9							-		1	-			>29.9
>39.9							-		1	-			>39.9
>49.9							-		1	-			>49.9

Los puntos suspensivos significan que el conjunto de datos continua y existe información para esos días, pero por cuestiones de espacio se decidió mostrar en el ejemplo hasta el día 10 y posteriormente los días 29, 30 y 31

**Figura II.1 Ejemplo de estructura de los datos utilizados. Estación Casupito, estado Aragua, año 1967.**

### 2.3 Índice de calidad.

Luego que los datos fueron tratados se procedió a analizar la completitud de los mismos, observando así su nivel de calidad. La completitud de un conjunto de datos determinado se refiere a qué tanta información se tiene o se puede utilizar de ese conjunto de datos. Debido a muchos factores, la información disponible se puede encontrar incompleta y dependiendo de la institución o persona responsable de la toma de datos, estas fallas son registradas de manera diferente.

Un conjunto de datos puede presentar Datos Faltantes (datos que no fueron registrados el día y la hora esperada), Datos Inciertos o Dudosos (datos que fueron registrados pero que no parecen estar acordes con el resto de la información, ya sea a nivel de estructura o a nivel de valor) y/o Datos englobados (los cuales reúnen los valores de varios datos previos consecutivos). Mientras menos datos faltantes, dudosos y englobados estén presentes en el conjunto, éste resultará ser mejor para trabajar. Debido a esto, se utilizaron índices de calidad, basados principalmente en proporciones, que permiten tener una mejor percepción de la completitud de un conjunto de datos determinado.

Para el trabajo con este tipo de datos (Faltantes, Dudosos, Englobados), primero es necesario contar la cantidad de días total  $T$  para los cuales se deberían tener datos. Luego, se debe contar la cantidad de datos Faltantes  $X_f$ , Dudosos  $X_d$  y Englobados  $X_e$  que se tienen en ese conjunto de datos. Cada total se debe dividir entre el total de días y restar esa proporción a 1, con el objetivo de concluir que un conjunto de datos con pocos datos faltantes, por ejemplo, se aproxima al valor de 1, dando una apreciación de que a mayor valor del índice mayor calidad.

$$P_f = 1 - \frac{X_f}{T} \quad \text{Indice de Calidad de datos faltantes}$$

$$P_d = 1 - \frac{X_d}{T} \quad \text{Indice de Calidad de datos dudosos}$$

$$P_e = 1 - \frac{X_e}{T} \quad \text{Indice de Calidad de datos englobados}$$

Considerando que el hecho de tener datos englobados es más útil que tener datos faltantes o dudosos, ya que se pueden hacer diversos procedimientos para desenglobar los datos, se realizó una suma ponderada de los tres resultados arriba propuestos ( $P_f$ ,  $P_d$  y  $P_e$ ), con el objetivo de tener un índice de calidad  $I_{cp}$  donde su valor máximo sea cinco (5) y su valor mínimo sea cero.

$$I_{cp} = P_f + P_d + 3P_e$$

Para esto se implementó una función con el paquete estadístico R (Ver Anexo 1) que calcula este índice, a partir de la lectura de los datos ya tratados y el año inicial para el que se tiene información de esa estación, considerando en sus cálculos los años bisiestos. Además, esta aplicación crea un archivo de texto que contiene la cantidad de datos faltantes, datos englobados y datos dudosos para cada mes de cada año dentro del conjunto de datos, así como el índice de calidad  $I_{cp}$  de todo el periodo de tiempo que fue introducido.

El índice de calidad fue aplicado a las 71 estaciones seleccionadas obteniendo los resultados reflejados en las tablas 2.4, 2.5 y 2.6, refiriéndose cada una a un estado. Las tablas muestran el nombre de la estación, la cantidad de años de datos para cada una y el índice de calidad  $I_{cp}$  calculado:

**Tabla II.4 – Nombre, cantidad de años de datos e índice de calidad  $I_{cp}$  para las estaciones utilizadas del estado Aragua**

	Nombre de Estación	Cant. de años de datos	$I_{cp}$		Nombre de Estación	Cant. de años de datos	$I_{cp}$
1	San Francisco Pa	36	4.556088	17	Carmen de Cura	29	4.755476
2	Los Manires	36	4.36056	18	Camatagua	23	4.635714
3	Santa Cruz Edafo	21	4.904262	19	Embalse de Camat	31	4.812417
4	La Morita	15	4.996166	20	Valle Morin	42	4.511213
5	La Espinosa	35	4.699859	21	San Sebastian	42	4.756193
6	La Pereña	36	4.745608	22	Hacienda el Anco	18	4.738605
7	Gonzalito	35	4.617178	23	Embalse Taiguaig	33	4.948063
8	La Torena	3	4.682482	24	El Saman-Haciend	23	4.779643
9	Tocorón-Caserío	35	4.765097	25	Hacienda El Palm	11	4.91115
10	Tocorón-Parcela	3	4.87135	26	Tiara	45	4.665855
11	Guacamaya	18	4.855532	27	Casupito	28	4.735406
12	Las Cenizas	36	4.727356	28	San Mateo	31	4.722840
13	El Cortijo	32	4.634668	29	Embalse de Suata	22	4.886262
14	La Candelaria	11	4.878394	30	Cagua-Grupo Esco	17	4.917861
15	EL Playon	34	4.668385	31	El Consejo	42	4.671317
16	Barbacoas	29	4.702039	32	Colonia Tovar	23	4.782645

Las estaciones seleccionadas para aplicar las pruebas de homogeneidad fueron aquellas con 20 años o más de datos y con un  $I_{cp} \geq 4.8$ . Estas estaciones tienen datos faltantes, por lo que estos fueron sustituidos con el promedio de al menos 10 años de registro de la misma estación.

**Tabla II.5 Nombre, cantidad de años de datos e índice de calidad  $I_{cp}$  para las estaciones utilizadas del estado Guárico**

	Nombre de Estación	Cant. de años de datos	$I_{cp}$		Nombre de Estación	Cant. de años de datos	$I_{cp}$
1	Santa Rita	32	4.425137	15	Rio Verde	35	4.637516
2	Guanapito	36	4.7342	16	Ortiz	36	4.543539
3	San Juan de los Morros	29	4.984989	17	El sombrero-Kilo	17	4.946851
4	Vega Grande	21	4.511473	18	Morrocayos	17	4.38106
5	La Palmita	32	4.34899	19	Kilometro 25	34	4.558041
6	Mapurite	15	4.95345	20	San José de Tizn	36	4.401704
7	Sosa	13	4.565291	21	San Francisco Ti	17	4.860042
8	Canta Gallo	23	4.302262	22	El Sombrero	45	4.74854
9	Paso Pelao	21	4.797001	23	Faltriguera	32	4.339151
10	La Yeguera	36	4.219332	24	Altagracia de Or	27	4.800243
11	Hato Paradero	31	4.402036	25	San Antonio Tama	33	4.232805
12	Rio Verde-Tiznado	12	4.901437	26	Mayalito-Cujialo	13	4.935552
13	La Socorrita	32	4.437714	27	Biologica Los LI	34	4.958286
14	Parapara	36	4.184425				

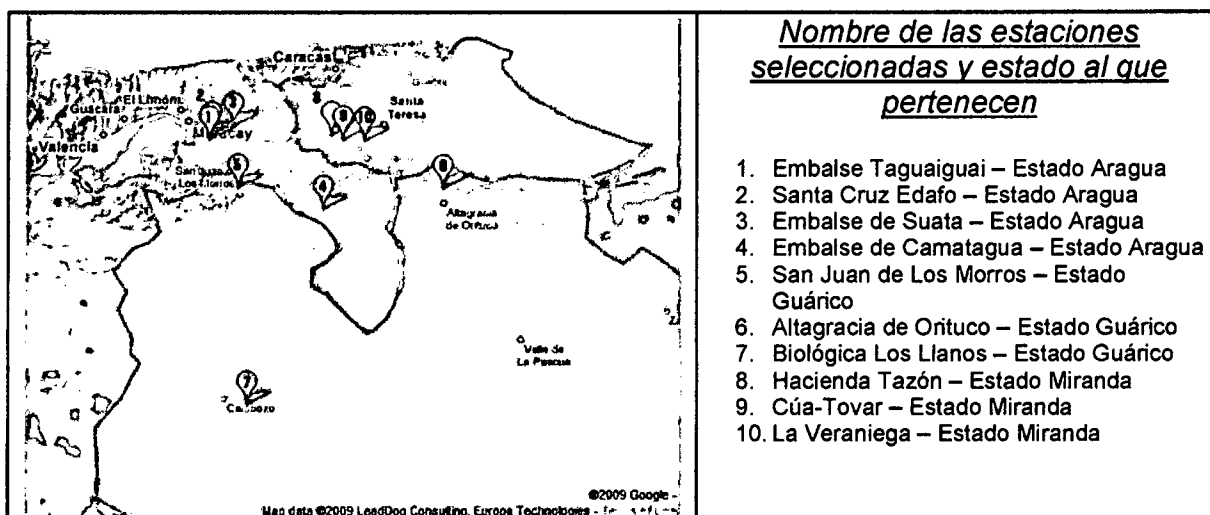
**Tabla II.6 Nombre, cantidad de años de datos e índice de calidad  $I_{cp}$  para las estaciones utilizadas del estado Miranda**

	Nombre de Estación	Cant. de años de datos	$I_{cp}$		Nombre de Estación	Cant. de años de datos	$I_{cp}$
1	Macaguaita	33	4.490251	7	Rio Arriba	41	4.707513
2	Cua-Tovar	48	4.887463	8	Colonia Mendoza	17	4.967789
3	Cua-Bomba	9	4.643748	9	Hacienda La Emilia	41	4.57222
4	Caña Amarga	33	4.374927	10	La Ceiba	13	4.738206
5	Paraparo -Tazon - Cua	12	4.89117	11	La Veraniega	30	4.94378
6	Onza-Hda. Villega	41	4.488414	12	Hacienda Tazon	27	4.838049

La tabla 2.7 muestra las estaciones elegidas y la Figura 2.2 presenta la ubicación geográfica de las mismas:

**Tabla II.7 Nombre y estado de las estaciones seleccionadas para la aplicación de pruebas de homogeneidad**

	Nombre de Estación	Estado
1	Santa Cruz Edafo	Aragua
2	Embalse de Camatagua	Aragua
3	Embalse Taguiguai	Aragua
4	Embalse de Suata	Aragua
5	San Juan de los Morros	Guárico
6	Altagracia de Orituco	Guárico
7	Biologica Los Llanos	Guárico
8	Cua-Tovar	Miranda
9	La Veraniega	Miranda
10	Hacienda Tazon	Miranda



**Figura II.2 Ubicación Geográfica de las estaciones seleccionadas para la aplicación de pruebas de homogeneidad**

#### 2.4 Transformación de datos diarios a datos anuales.

Debido a que las pruebas de homogeneidad utilizadas manejan datos en formato anual, se realizó una aplicación computacional que permite modificar las precipitaciones diarias originales a precipitaciones anuales (Ver Anexo 2). Para datos de precipitación, la transformación se logró haciendo la suma de todos los datos diarios para cada año de un determinado periodo. La aplicación produce como salida un archivo de texto (extensión .txt) que tendrá un vector con la precipitación de cada año del periodo en cuestión.

Luego de hacer la transformación, la estructura resultante del archivo de texto es indispensable para la aplicación de las pruebas de homogeneidad ya que las mismas fueron diseñadas para manejar los datos con ese formato específicamente.

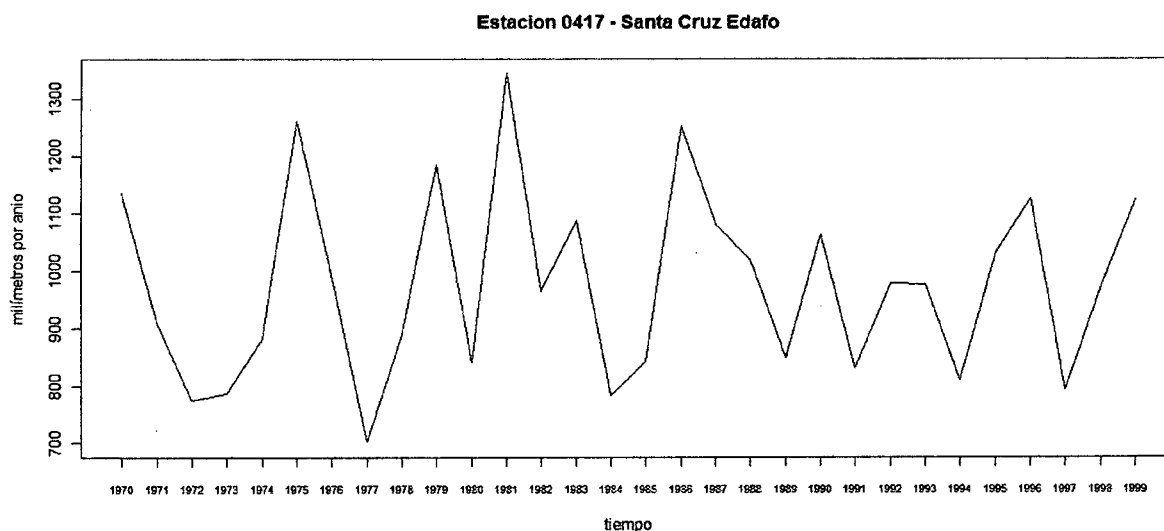
## 2.5 Síntesis de estaciones seleccionadas.

Las series temporales correspondientes a las estaciones seleccionadas se muestran desde la Figura 2.3 a la 2.12 y la síntesis informativa de cada una de ellas se presenta en la tabla 2.8.

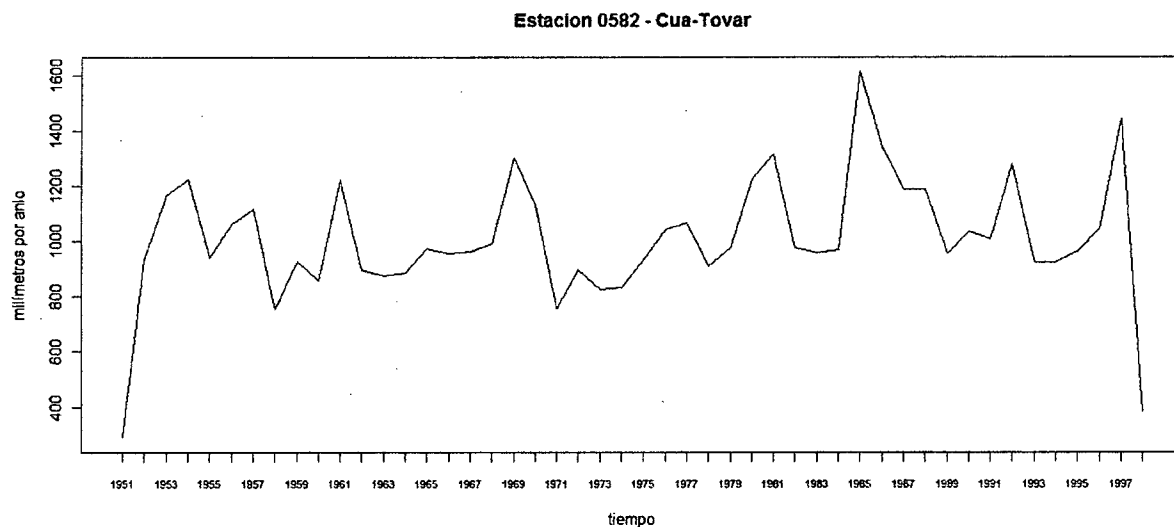
La estación Santa Cruz Edafo presenta, en la mayoría del periodo de datos, un año con más precipitación que su registro anterior y que su registro posterior. El valor mínimo, 701.3 mm, se observó en 1977 y su precipitación máxima, de 1344 mm, corresponde a 1981. Esta estación tiene una precipitación promedio de 976.42 mm en el periodo 1970-1999.

La estación Cúa-Tovar presenta al inicio y al final del periodo las precipitaciones más bajas; la mínima (288.6 mm) se encuentra en 1951 y la máxima (1614.4 mm) en 1985. En promedio, la precipitación para esta estación durante el periodo 1951-1998 fue de 1008.72 mm.

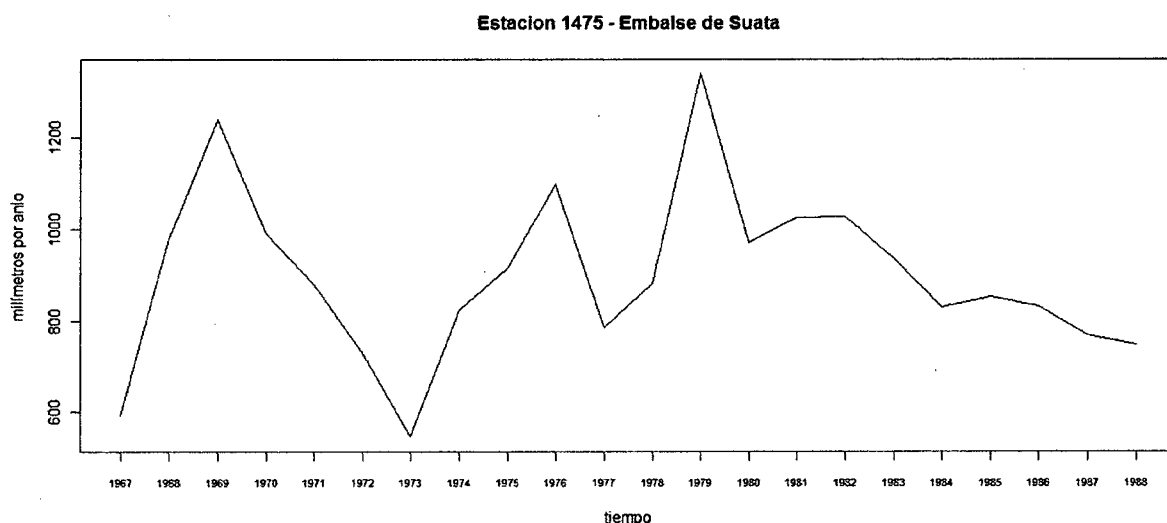
Embalse de Suata muestra periodos de 3 o 4 años en los que aumenta o disminuye sostenidamente la precipitación. En 1973 se registra la menor medida de lluvia (545.1 mm) y en 1979 se observa la precipitación máxima con un valor de 1338.3 mm. Entre 1967 y 1988 el promedio de lluvia anual fue de 898.64 mm.



**Figura II.3 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Santa Cruz Edafo durante el periodo 1970-1999**



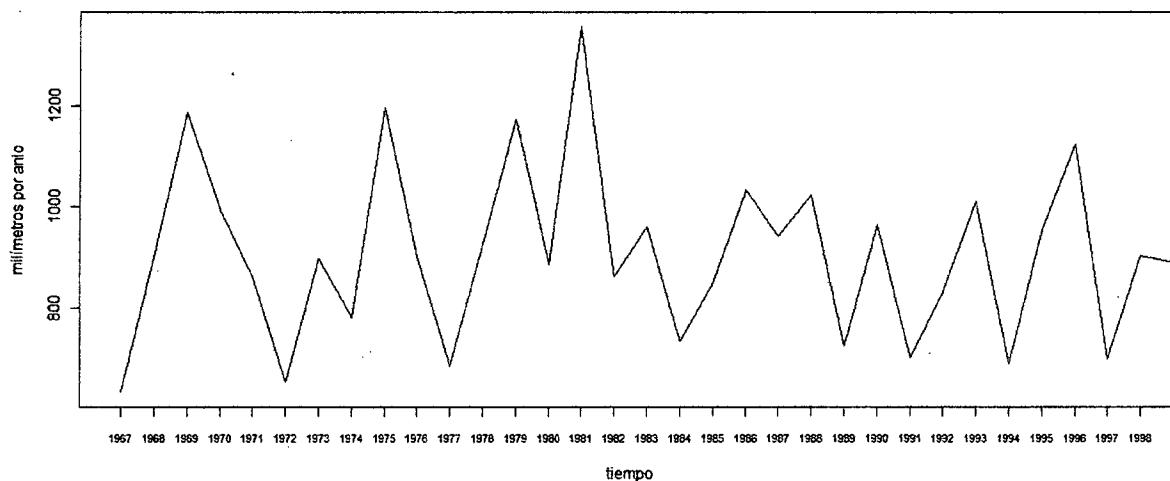
**Figura II.4 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Cua-Tovar durante el periodo 1951-1998**



**Figura II.5 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Embalse de Suata durante el periodo 1967-1988**

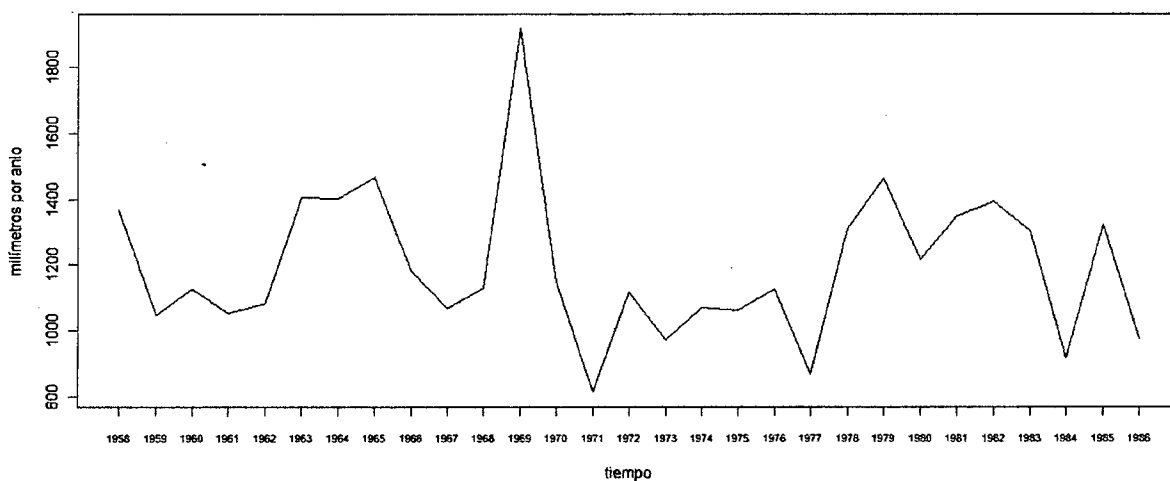
El Embalse de Taguaiguai presenta periodos de 1 o 2 años en los que aumenta o disminuye de manera sostenida la precipitación. El máximo de lluvia se observa en 1981 (1355.3 mm) y el mínimo en 1967 (634.7 mm), ambos para el periodo 1967-1999. El promedio de lluvia anual de este periodo es de 907.8 mm.

Estacion 1494 - Embalse de Taguaigui



**Figura II.6 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Embalse de Taguaigui durante el periodo 1967-1998**

Estacion 2417 - San Juan de Los Morros



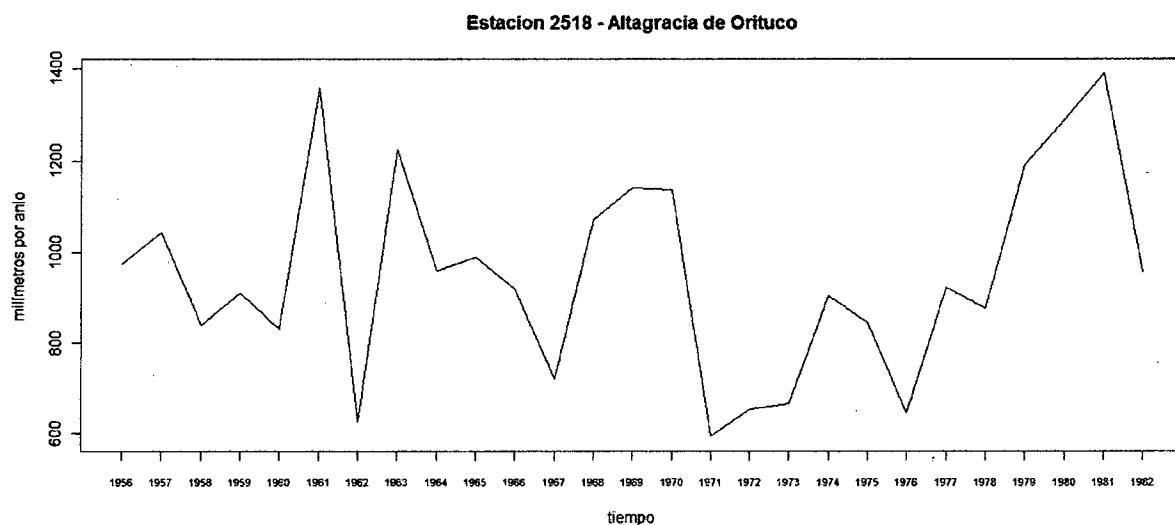
**Figura II.7 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación San Juan de Los Morros durante el periodo 1958-1986**

En la estación San Juan de los Morros se observa una precipitación máxima de 1915.8 mm en el año 1969 y dos años después se registra la menor precipitación (812.4 mm) de todo el periodo 1958-1986. 1195.06 mm es la precipitación anual promedio para este periodo.

En la estación Altagracia de Orituco la precipitación máxima se ubicó en el año 1981 siendo de 1389.6 mm y la mínima fue de 592.8 mm en el año 1971. El promedio anual para el periodo 1956-1982 fue de 950.58 mm.

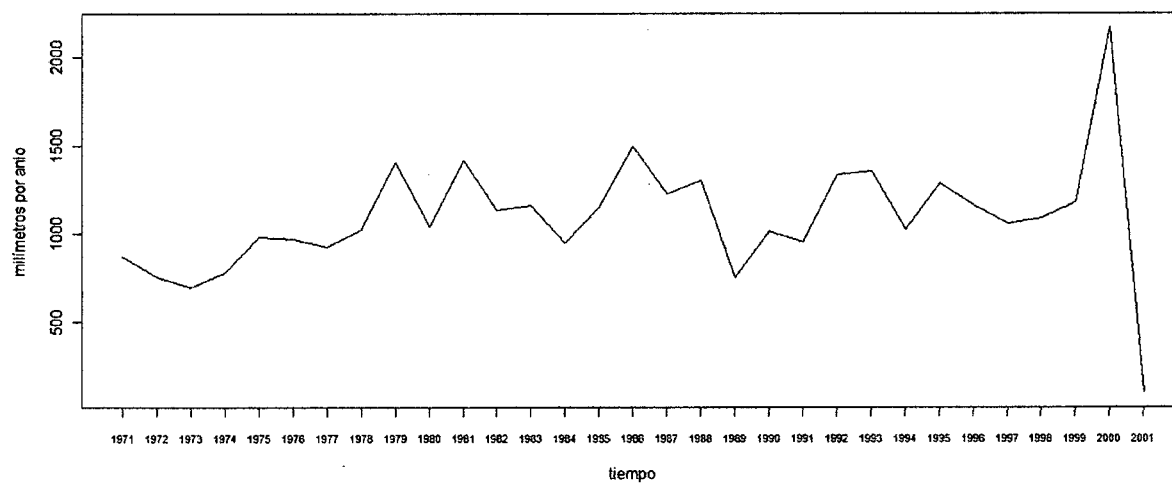
La estación Embalse de Camatagua presenta un promedio anual de 1086.27 mm para el periodo 1971-2001. Las precipitaciones anuales de este periodo de tiempo se encuentran entre 500 mm y 1500 mm, a excepción del año 2000 y 2001; en el primero se registra la precipitación máxima de 2162.42 mm y en el segundo se observa la precipitación mínima de 99.6 mm.

Para el periodo 1969-2002, la estación Biológica Los Llanos presenta un promedio anual de 1319.04 mm. El máximo anual de lluvia observado fue de 1839.4 mm en el año 1969 y la precipitación mínima registrada fue de 779.9 mm en el año 1972.



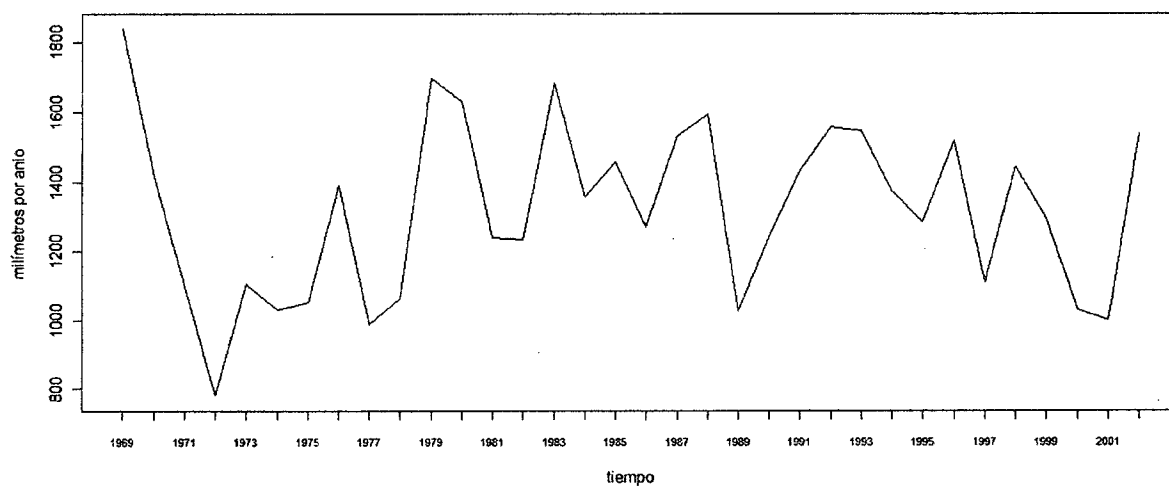
**Figura II.8 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Altagracia de Orituco durante el periodo 1956-1982**

Estacion 2520 - Embalse de Camatagua



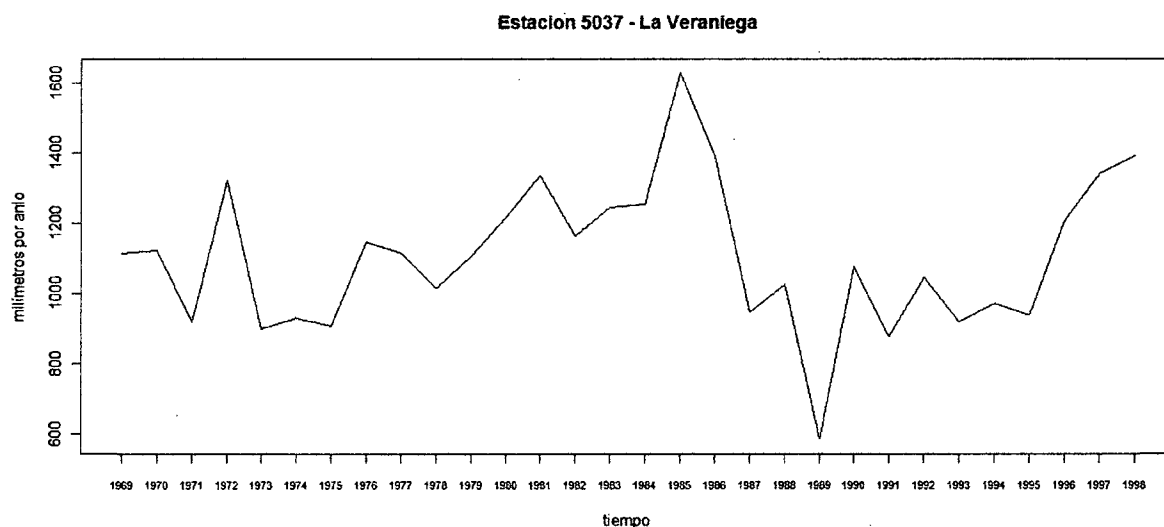
**Figura II.9 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Embalse de Camatagua durante el periodo 1971-2001**

Estacion 3400 - Biologica Los Llanos



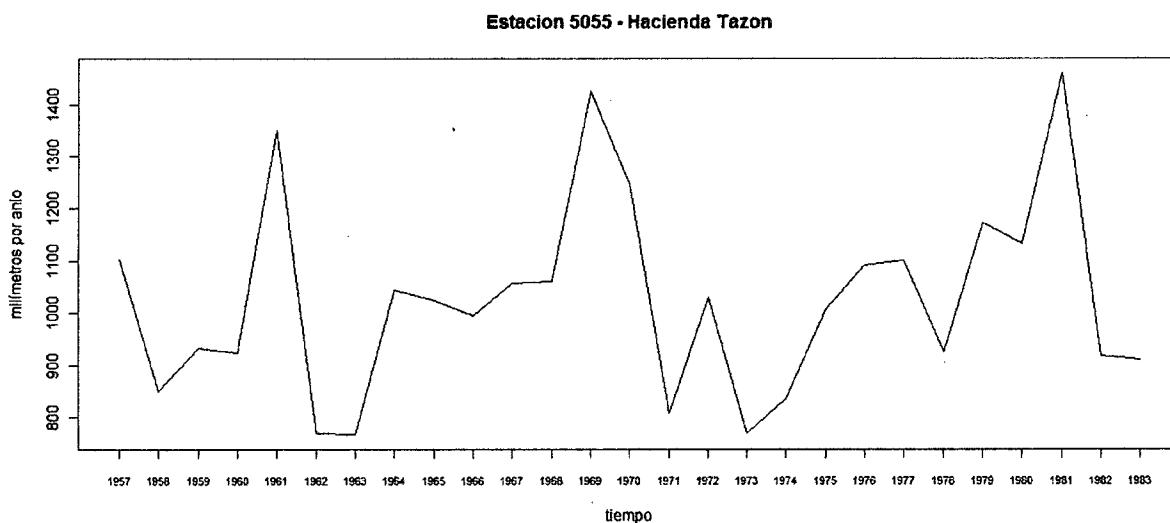
**Figura II.10 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Biológica Los Llanos durante el periodo 1969-2002**

La estación La Veraniega presenta un máximo en el año 1985 de 1625.6 mm y un mínimo de 584 mm en el año 1989. El promedio anual para el periodo 1969-1998 de esta estación es de 1104.22 mm.



**Figura II.11 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación La Veraniega durante el periodo 1969-1998**

Hacienda Tazón presenta una precipitación promedio anual de 1026.46 mm durante el periodo 1957-1983. Su valor máximo se observa en el año 1981 y es de 1461.4 mm y el mínimo de lluvia es de 766.8 mm correspondiente al año 1973.



**Figura II.12 Serie Temporal correspondiente a la Precipitación (en mm por año) de la estación Hacienda Tazón durante el periodo 1957-1983**

**Tabla II.8 Síntesis informativa de las estaciones seleccionadas para aplicar Pruebas de Homogeneidad**

	Estación	Estado	Precipitación Mínima (mm)	Precipitación Máxima (mm)	Precipitación Promedio (mm)
1	Santa Cruz Edafo	Aragua	701.3	1344	976.42
2	Embalse de Camatagua	Aragua	99.6	2162.42	1086.27
3	Embalse de Taguaiguai	Aragua	634.7	1355.3	907.28
4	Embalse de Suata	Aragua	545.1	1338.3	898.64
5	San Juan de Los Morros	Guárico	812.4	1915.8	1195.06
6	Altagracia de Orituco	Guárico	592.8	1389.6	950.58
7	Biológica Los Llanos	Guárico	779.9	1839.4	1319.04
8	Cúa-Tovar	Miranda	288.6	1614.4	1008.72
9	La Veraniega	Miranda	584	1625.6	1104.22
10	Hacienda Tazón	Miranda	766.8	1461.4	1026.46

## CAPÍTULO III : PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD Y SU POTENCIA

De las diversas pruebas de homogeneidad que existen, se eligieron cuatro de ellas: la Prueba de Homogeneidad Normal Estándar de Alexandersson (SNHT, sus siglas en inglés), la Prueba de Distancias de Buishand, la Prueba del Cociente de Von Neumann y la Prueba de Pettitt. Cabe destacar que las 4 pruebas elegidas no hacen uso de series de referencia, sólo trabajan con la serie aislada. A continuación se presenta en detalle cada una de estas pruebas:

### 3.1 Pruebas de homogeneidad.

#### 3.1.1 Prueba de homogeneidad normal estándar de Alexandersson.

Alexandersson (1986) es un procedimiento paramétrico que supone que la diferencia de la serie tiene una distribución normal estándar y usa un estadístico, llamado  $T_v$ , que compara la media de los primeros  $v$  años de la serie con los  $n - v$  restantes siendo  $n$  el total de años de registro. El estadístico se define por la expresión:

$$T_v = v(z_1)^2 + (n - v)(z_2)^2$$

donde  $\bar{z}_1 = \frac{1}{v} \sum_{i=1}^v (Y_i - \bar{Y}) / s$  y  $\bar{z}_2 = \frac{1}{n-v} \sum_{i=v+1}^n (Y_i - \bar{Y}) / s$ .  $\bar{Y}$  es la media aritmética de los datos de la serie y  $s$  su desviación estándar.

La hipótesis nula establece la homogeneidad de la serie.  $T_v$  será pequeño para todo  $v$  si  $H_0$  es verdadera, mientras que valores grandes de  $T_v$  hacen que  $H_1$  sea más probable. Sea  $T_0 = \max_{1 \leq v < n} (T_v)$ ; La hipótesis nula será rechazada si  $T_0$  se encuentra por encima de cierto valor que depende del tamaño muestral. Los valores críticos son dados en la tabla 3.1:

**Tabla III.1 Valores críticos para  $T_0$  con niveles de significancia de 0.01 y 0.05 correspondientes a la Prueba Normal Estándar de Alexandersson**

n	20	30	40	50	70	100
1%	9.56	10.45	11.01	11.38	11.89	12.32
5%	6.95	7.65	8.10	8.45	8.80	9.15

Los valores al 1% fueron calculados por simulaciones hechas por Jarusková (1994) y al 5% fueron obtenidos de Alexandersson y Moberg (1997)

Esta prueba fue implementada en R Project (Ver Anexo 3).

### 3.1.2 Prueba de distancias de Buishand.

Buishand (1992) formula una prueba basada en sumas parciales ajustadas y su estadístico define como:

$$S_0^* = 0 \text{ y } S_k^* = \sum_{i=1}^k (Y_i - \bar{Y}) \quad k = 1, \dots, n$$

Cuando una serie es homogénea los valores de  $S_k^*$  varían alrededor de cero, debido a que no aparecerán desviaciones significativas de los  $Y_i$  con respecto a su media. Si un punto de cambio está presente en el año  $K$ , entonces  $S_k^*$  alcanza un máximo o un mínimo cerca del año  $k = K$ . La significancia del punto de cambio puede ser evaluada con la distancia ajustada re-escalada  $R$ , la cual viene dada por la diferencia entre el máximo y el mínimo de los valores de  $S_k^*$  escalados por la desviación estándar muestral:

$$R = (\max_{1 \leq k < n} S_k^* - \min_{1 \leq k < n} S_k^*) / s$$

Los valores críticos para  $R/\sqrt{n}$  son obtenidos por Buishand (1992) y se muestran en la tabla 3.2. La implementación de esta función en R Project se puede apreciar en el Anexo 4:

**Tabla III.2 Valores críticos para  $R/\sqrt{n}$  con niveles de significancia de 0.01 y 0.05 correspondientes a la Prueba de Distancias de Buishand**

n	20	30	40	50	70	100
1%	1.60	1.70	1.74	1.78	1.81	1.86
5%	1.43	1.50	1.53	1.55	1.59	1.62

Los valores para  $n=70$  fueron simulados por Buishand (1992)

### 3.1.3 Prueba de Pettitt.

Pettitt (1979) desarrolla una prueba no paramétrica (no supone distribución) basada en la serie de los rangos  $r_i$   $i = 1, \dots, n$ . La implementación de esta prueba se puede ver en el Anexo 5.

El rango se define como la posición del dato en la serie ordenada de manera ascendente. En caso de tener observaciones con el mismo valor se les asigna a todas el mismo rango que corresponderá a la media aritmética de los rangos asignados a los elementos. En este caso se usa el estadístico

$$X_k = 2 \sum_{i=1}^k r_i - k(n+1), k = 1, \dots, n.$$

En caso de existir un punto de cambio en el año  $E$ , entonces el estadístico tendrá un mínimo o un máximo cerca del año  $k = E$ :  $X_E = \max_{1 \leq k \leq n} |X_k|$ . Los valores críticos para  $X_E$  se presentan en la Tabla 3.3:

**Tabla III.3 Valores críticos para  $X_E$  con niveles de confianza de 0.01 y 0.05 correspondientes a la Prueba de Pettitt**

$n$	20	30	40	50	70	100
1%	1.60	1.70	1.74	1.78	1.81	1.86
5%	1.43	1.50	1.53	1.55	1.59	1.62

Valores obtenidos por Pettitt (1979)

### 3.1.4 Prueba del cociente de Von Neumann.

Von Neumann (1941) propone un cociente de diferencias cuadráticas medias sucesivas (año a año) calculado por:

$$N = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} (Y_i - Y_{i+1})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}$$

A diferencia de las pruebas anteriores, esta prueba no aporta información sobre la localización del punto de cambio. La manera de detectar una discontinuidad con esta prueba se basa en el valor de  $N$ : si la serie es homogénea, entonces  $N = 2$ . Buishand(1981) afirma que si la serie tiene una discontinuidad, entonces el valor de

$N$  tiende a ser más bajo que su valor esperado. Bingham y Nelson (1981) explican que si la muestra tiene variaciones rápidas en la media, los valores de  $N$  serán mayores a 2. Adicionalmente, Buishand(1981) establece que para valores grandes de  $n$ , la distribución de  $N$  tiende a ser normal. La tabla 3.4 muestra los valores críticos para esta prueba:

**Tabla III.4 Valores críticos para  $N$  con niveles de confianza de 0.01 y 0.05 correspondientes a la Prueba del cociente de Von Neumann**

$n$	20	30	40	50	70	100
1%	1.04	1.20	1.29	1.36	1.45	1.54
5%	1.30	1.42	1.49	1.54	1.61	1.67

Los valores para  $n \leq 50$  fueron tomados de Owen(1962); para  $n = 70$  y  $n = 100$  los valores críticos están basados en la distribución normal asintótica de  $N$

La implementación de esta prueba se presenta en el anexo 6.

### 3.2 Potencia de las pruebas de homogeneidad.

La potencia de una prueba se refiere a la probabilidad de rechazar  $H_0$  (la hipótesis nula), dado que la hipótesis alternativa es verdadera. Para verificar la potencia de las cuatro pruebas de homogeneidad implementadas se utilizaron dos métodos que se explican a continuación:

#### 3.2.1 Generación de series de tiempo de datos normales.

Se generaron series distribuidas normalmente con media y varianza provenientes de nueve (9) series de precipitación, consideradas de referencia, de datos suministrados por la Fuerza Aérea Venezolana (FAV). Estas series tienen año de inicio 1950 y cada una tiene 49 años de información. Para el análisis se consideraron los siguientes tipos de series:

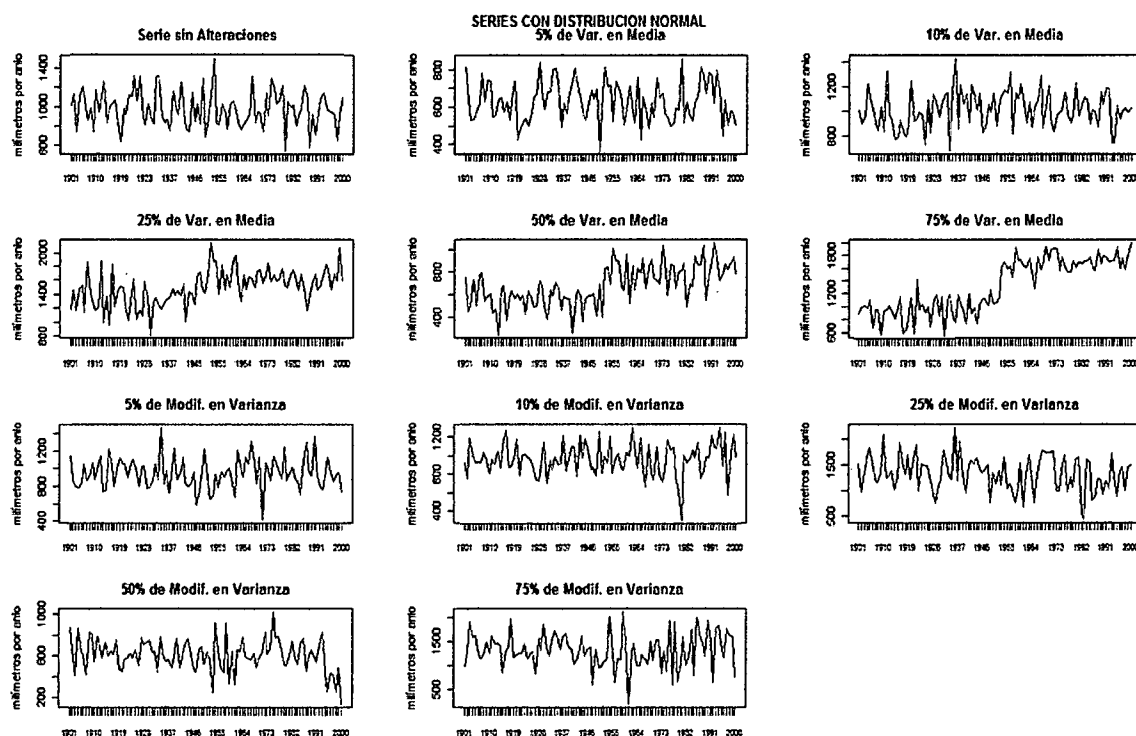
1. Sin alteraciones.
2. Con una variación del 5% en la media a partir de cierto año.

3. Con una variación del 10% en la media a partir de cierto año.
4. Con una variación del 25% en la media a partir de cierto año.
5. Con una variación del 50% en la media a partir de cierto año.
6. Con una variación del 75% en la media a partir de cierto año.
7. Con una modificación del 5% en la varianza a partir de cierto año.
8. Con una modificación del 10% en la varianza a partir de cierto año.
9. Con una modificación del 25% en la varianza a partir de cierto año.
10. Con una modificación del 50% en la varianza a partir de cierto año.
11. Con una modificación del 75% en la varianza a partir de cierto año.

En la Figura 3.1 se observa un ejemplo de cada uno de los tipos series utilizados para estudiar la potencia de las pruebas de homogeneidad, basados en distribución normal. La implementación en R project de la generación de estas series normales se encuentra en el Anexo 7.

Para cada uno de los casos arriba enunciados, se generaron 1000 series normales de 100 registros cada una. Los puntos de cambio (discontinuidades) son generados de manera aleatoria entre las posiciones 40 y 60. A cada una de esas 11.000 series se les aplicaron las 4 pruebas de homogeneidad. Las siguientes tablas muestran la cantidad de veces que las pruebas detectaron homogeneidad. La Tabla 3.5 tiene los resultados usando un nivel de significancia de 0.05 y la Tabla 3.6 tiene los resultados con un nivel de significancia de 0.01.

La tabla 3.5 muestra que, para un nivel significancia del 5%, la prueba de distancias de Buishand detectó como homogéneas un 95% de las series sin alteraciones. La prueba de Pettitt tuvo 89% (dado que es una prueba de dos colas), la prueba de Von Neumann 95% y la prueba de Alexandersson 94%.



**Figura III.1 Ejemplos de series utilizadas para el estudio de la potencia de las pruebas de homogeneidad (basadas en distribución normal)**

**Tabla III.5 Cantidad de Veces que las cuatro pruebas detectaron homogeneidad en los 11 tipos de series normales con un nivel de significancia de 0.05**

Tipo de Serie / Prueba de Homogeneidad	Prueba de Distancias de Buishand	Prueba de Pettitt	Prueba del Cociente de Von Neumann	Prueba Normal Estándar de Alexandersson
Sin alteraciones	950	889	953	940
Var. 5% en media	853	720	919	868
Var. 10% en media	538	337	831	529
Var. 25% en media	62	28	229	75
Var. 50% en media	0	0	32	0
Var. 75% en media	0	0	0	0
Mod. 5% en varianza	952	911	947	953
Mod. 10% en varianza	937	895	949	934
Mod. 25% en varianza	946	886	945	939
Mod. 50% en varianza	951	888	950	938
Mod. 75% en varianza	951	886	932	909

La detección de discontinuidades en las series con una variación del 5% en la media fue escasa. Buishand solo detectó no-homogeneidad en el 14.7% de estas series, Pettitt identificó el 28%, Von Neumann el 8.1% y Alexandersson el 13.2%.

Para las series con una variación de 10% en la media, Buishand clasificó como no-homogéneas el 46.2% de ellas, Pettitt el 66.3%, Von Neumann el 16.9% y Alexandersson el 47.1%. Los porcentajes de detección de no homogeneidad aumentaron mucho más al estudiar las series con 25% de variación: Buishand encuentra puntos de cambio en el 93.8% de ellas, Pettitt en el 97.2%, Von Neumann en el 77.1% y Alexandersson en el 92.5%.

Cuando la variación en la media es de 50% o 75%, a un nivel de significancia de 0.05, las pruebas de Buishand, Pettitt y Alexandersson detectan el 100% de los puntos cambio, a diferencia de Von Neumann que encontró como no-homogéneas el 96.8% de las series con 50% de variación en la media. Para las series con un 75% de variación en la media Von Neumann si clasificó el 100% de las series como no-homogéneas.

La tabla 3.6 presenta los resultados de la tabla anterior pero con un nivel de significancia de 0.01. Las series sin alteraciones, fueron clasificadas como homogéneas en un 99.4% por Buishand, 97.8% por Pettitt (prueba de dos colas), 98.9% por Von Neumann y un 99.1% por Alexandersson.

La detección de discontinuidades en las series con un 5% de variación en la media resultó de la siguiente manera: Buishand 4.7%, Pettitt 11.3%, Von Neumann 2.4%, Alexandersson 4.6%. De las series con un 10% de variación en la media, fueron clasificadas como no homogéneas un 25% por Buishand, 44.2% por Pettitt, 5% por Von Neumann y 25.5% por Alexandersson.

A partir de un 25% de variación en la media, la detección de no homogeneidades mejora: para Buishand 88.3% de las series son no homogéneas, para Pettitt el 93.4%, para Von Neumann 65.1% y para Alexandersson el 88.6%.

Para el caso de las series con 50% y 75% de variación en la media, Buishand, Pettitt y Alexandersson clasifican el 100% de ellas como no homogéneas, mientras que Von Neumann detecta no homogeneidad en el 92.6% de las series con 50% de variación en la media y en el 99.8% de las series con 75% de variación en la media.

**Tabla III.6 Cantidad de Veces que las cuatro pruebas detectaron homogeneidad en los 11 tipos de series normales con un nivel de significancia de 0.01**

Tipo de Serie / Prueba de Homogeneidad	Prueba de Distancias de Buishand	Prueba de Pettitt	Prueba del Cociente de Von Neumann	Prueba Normal Estándar de Alexandersson
Sin alteraciones	994	978	989	991
Var. 5% en media	953	887	976	954
Var. 10% en media	750	558	950	745
Var. 25% en media	117	66	349	114
Var. 50% en media	0	0	74	0
Var. 75% en media	0	0	2	0
Mod. 5% en varianza	989	984	983	991
Mod. 10% en varianza	981	970	988	984
Mod. 25% en varianza	989	977	989	979
Mod. 50% en varianza	988	979	988	982
Mod. 75% en varianza	990	972	985	978

Para los dos niveles de significancia escogidos, en ninguno de los casos, fue eficiente la detección de no homogeneidades en series con modificaciones en la varianza. La prueba con mayor potencia resultó ser la de Pettitt y la de menor potencia la de Von Neumann.

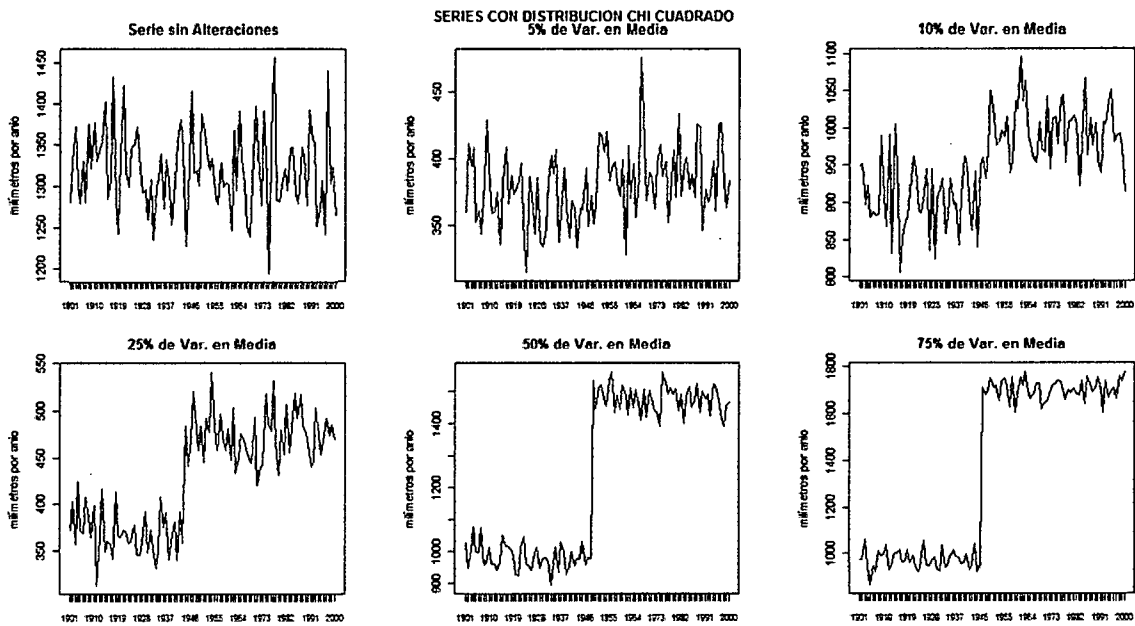
### 3.2.2 Generación de series de tiempo con distribución chi-cuadrado

Se generaron series distribuidas chi-cuadrado con el parámetro igual a la media proveniente de alguna de las nueve (9) series de precipitación, consideradas de referencia, de datos suministrados por la Fuerza Aérea Venezolana (FAV). Estas series tienen año de inicio 1950 y cada una tiene 49 años de información. Para el análisis se consideraron los siguientes tipos de series:

1. Sin alteraciones.

2. Con una variación del 5% en la media a partir de cierto año.
3. Con una variación del 10% en la media a partir de cierto año.
4. Con una variación del 25% en la media a partir de cierto año.
5. Con una variación del 50% en la media a partir de cierto año.
6. Con una variación del 75% en la media a partir de cierto año.

En la Figura 3.2 se observa un ejemplo de cada uno de los tipos series utilizados para estudiar la potencia de las pruebas de homogeneidad, basados en distribución chi cuadrado.



**Figura III.2 Ejemplos de series utilizadas para el estudio de la potencia de las pruebas de homogeneidad (basadas en distribución chi-cuadrado)**

Para cada uno de los casos arriba enunciados, se generaron 1000 series chi-cuadrado de 100 registros cada una. Los puntos de cambio (discontinuidades) son generados de manera aleatoria entre las posiciones 40 y 60. A cada una de esas 11.000 series se les aplicaron las 4 pruebas de homogeneidad. Las siguientes tablas muestran la cantidad de veces que las pruebas detectaron homogeneidad. La Tabla

3.7 tiene los resultados usando un nivel de significancia de 0.05 y la Tabla 3.8 tiene los resultados con un nivel de significancia de 0.01. La implementación en R project de la generación de estas series chi-cuadrado se encuentra en el Anexo 8.

En la tabla 3.7 se observa que las series sin alteraciones, fueron clasificadas como homogéneas en un 94.5% por Buishand, 89% por Pettitt (prueba de dos colas), 95% por Von Neumann y un 95.2% por Alexandersson.

Las series cuya variación en la media era de 5% fueron catalogadas como no homogéneas en un 94.5% por Buishand, 98.5% por Pettitt, 61.9% por Von Neumann y 94.9% por Alexandersson. La prueba de Von Neumann determinó que el 99% series con 10% de variación en la media eran no homogéneas y el resto de las pruebas detectaron discontinuidades en el 100% de las series.

Las series con un 25%, 50% y 75% de variación en la media fueron clasificadas en su totalidad como no homogéneas por las cuatro pruebas.

**Tabla III.7 Cantidad de veces que las cuatro pruebas detectaron homogeneidad en los 11 tipos de series chi-cuadrado con un nivel de significancia de 0.05**

Tipo de Serie / Prueba de Homogeneidad	Prueba de Distancias de Buishand	Prueba de Pettitt	Prueba del Cociente de Von Neumann	Prueba Normal Estándar de Alexandersson
Sin alteraciones	945	890	950	952
Var. 5% en media	55	15	381	51
Var. 10% en media	0	0	10	0
Var. 25% en media	0	0	0	0
Var. 50% en media	0	0	0	0
Var. 75% en media	0	0	0	0

En la tabla 3.8 se observa que las series sin alteraciones, fueron clasificadas como homogéneas en un 99.1% por Buishand, 97.4% por Pettitt (prueba de dos colas), 98.9% por Von Neumann y un 98.8% por Alexandersson.

Las series con una variación de 5% en la media fueron clasificadas como no homogéneas en un 87.4% por Buishand, 95.1% por Pettitt, 43.9% por Von Neumann y 88.3% por Alexandersson. Von Neumann clasificó como no homogéneas el 95.5% de las series con 10% de variación en la media, mientras que el resto de las pruebas detectaron discontinuidades en el 100% de las series.

Las series con un 25%, 50% y 75% de variación en la media fueron clasificadas en su totalidad como no homogéneas por las cuatro pruebas.

**Tabla III.8 Cantidad de veces que las cuatro pruebas detectaron homogeneidad en los 11 tipos de series  $\chi^2$ -cuadrado con un nivel de significancia de 0.01**

Tipo de Serie / Prueba de Homogeneidad	Prueba de Distancias de Buishand	Prueba de Pettitt	Prueba del Cociente de Von Neumann	Prueba Normal Estándar de Alexandersson
Sin alteraciones	991	974	989	988
Var. 5% en media	126	49	561	117
Var. 10% en media	0	0	45	0
Var. 25% en media	0	0	0	0
Var. 50% en media	0	0	0	0
Var. 75% en media	0	0	0	0

## CAPÍTULO IV : RESULTADOS

### 4.1 Aplicación de pruebas de homogeneidad

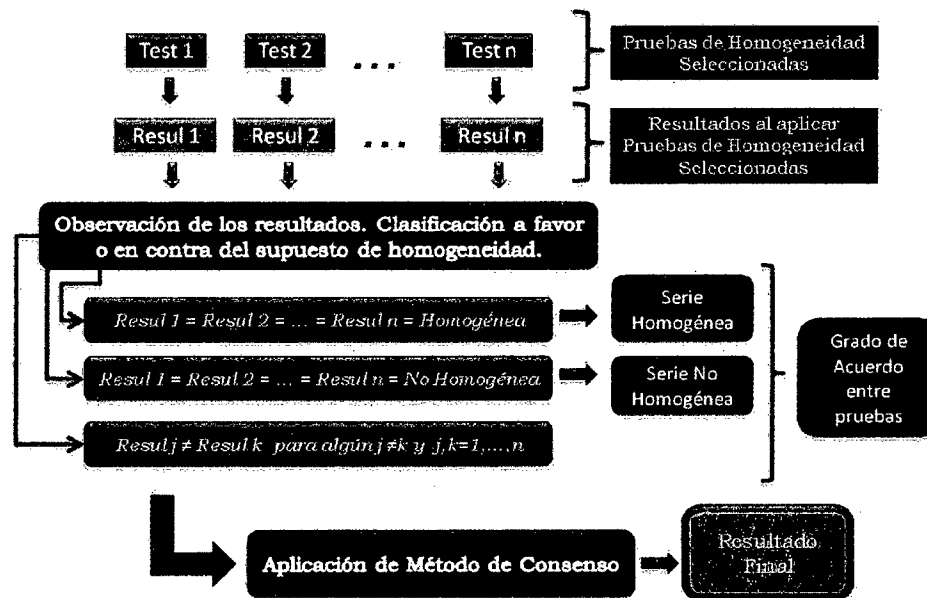
Para obtener resultados, se utilizó el esquema general que se muestra en la figura 4.1. Este esquema propone la aplicación de varias Pruebas de Homogeneidad observando luego el resultado de cada una de ellas. Si los resultados de las pruebas son iguales, la serie puede ser clasificada como homogénea o no-homogénea según sea el caso. Si 2 o más pruebas difieren en sus resultados se aplica el método de consenso que permita obtener una percepción general sobre la homogeneidad de la serie temporal. Con los resultados obtenidos de la aplicación de las pruebas se puede estudiar el grado de acuerdo entre ellas.

La Figura 4.2 presenta el mismo procedimiento descrito anteriormente pero reducido al caso particular de este trabajo, el cual utiliza 4 pruebas de homogeneidad y un método de consenso.

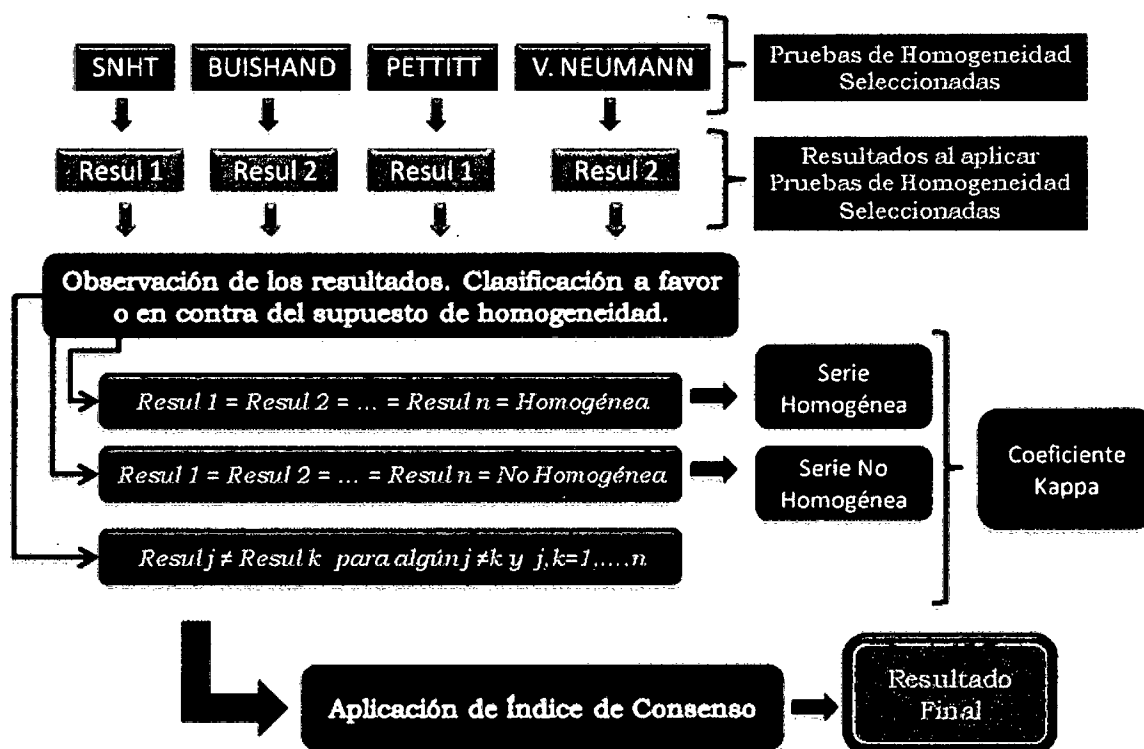
Haciendo uso del esquema 4.2, se aplicaron las cuatro pruebas de homogeneidad a cada una de las diez series seleccionadas. Se obtuvo para cada estación y por cada prueba la clasificación de "Homogénea (H)" o "No Homogénea (NH)" y adicionalmente se generaron los gráficos de los estadísticos calculados en la prueba de Buishand ( $S_k$ ), prueba de Pettitt( $X_k$ ) y la prueba de Alexanderson ( $T_k$ ). En la Tabla 4.1 se presenta la decisión de cada prueba (con un nivel de significancia del 5%) para cada una de las estaciones seleccionadas.

Las estaciones Santa Cruz Edafo, Embalse de Taguaiguai, San Juan de Los Morros, Altagracia de Orituco y Hacienda Tazón obtuvieron como resultado que las 4 pruebas aplicadas las clasificaron como homogéneas. Embalse de Suata, Biológica Los Llanos y La Veraniega fueron clasificadas como homogéneas a excepción de la

Prueba de Von Neumann, la cual las catalogó como No Homogéneas; para este caso no fue posible determinar dónde se identificaba el punto de cambio pues la prueba de Von Neumann no determina el año en el que ocurre la discontinuidad. La estación Embalse de Camatagua fue clasificada como No Homogénea por dos de las cuatro pruebas: la prueba de Pettitt (identificando el punto de cambio en el año 1977) y la prueba de Alexandersson (indicando discontinuidad en el año 1999). La estación Cúa-Tovar fue clasificada como No Homogénea por las pruebas de Pettitt (discontinuidad detectada en el año 1974), Von Neumann y Alexandersson (Punto de Cambio encontrado en el año 1951).



**Figura IV.1 Esquema de un estudio de homogeneidad de una serie usando varias pruebas y un método de consenso**



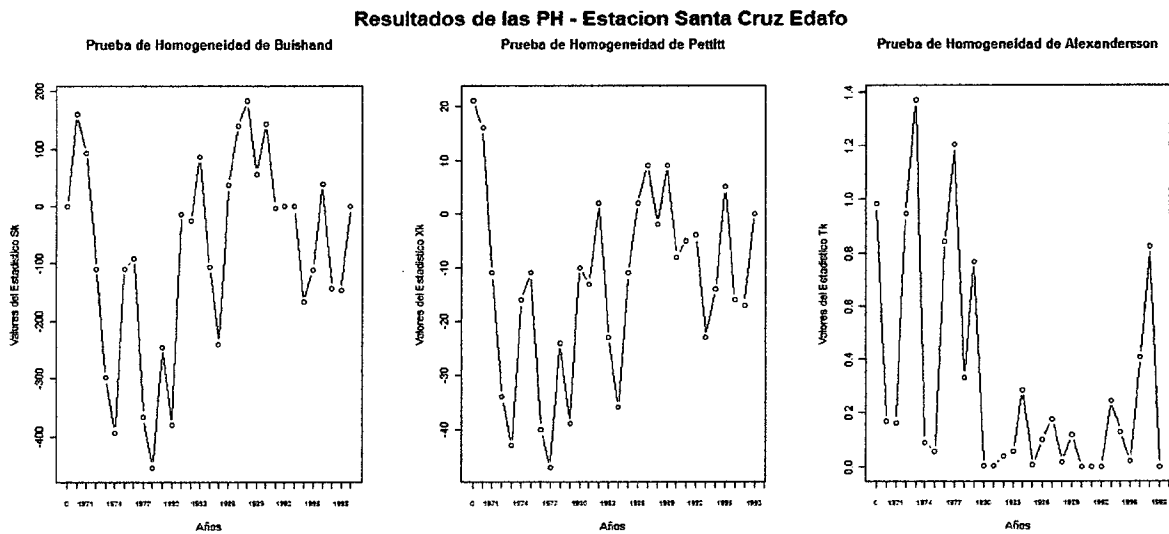
**Figura IV.2** Esquema de un estudio de homogeneidad particular con 4 pruebas, Coeficiente Kappa y un índice de consenso

**Tabla IV.1** Resultados de la Aplicación de las Pruebas de Homogeneidad a las estaciones escogidas.

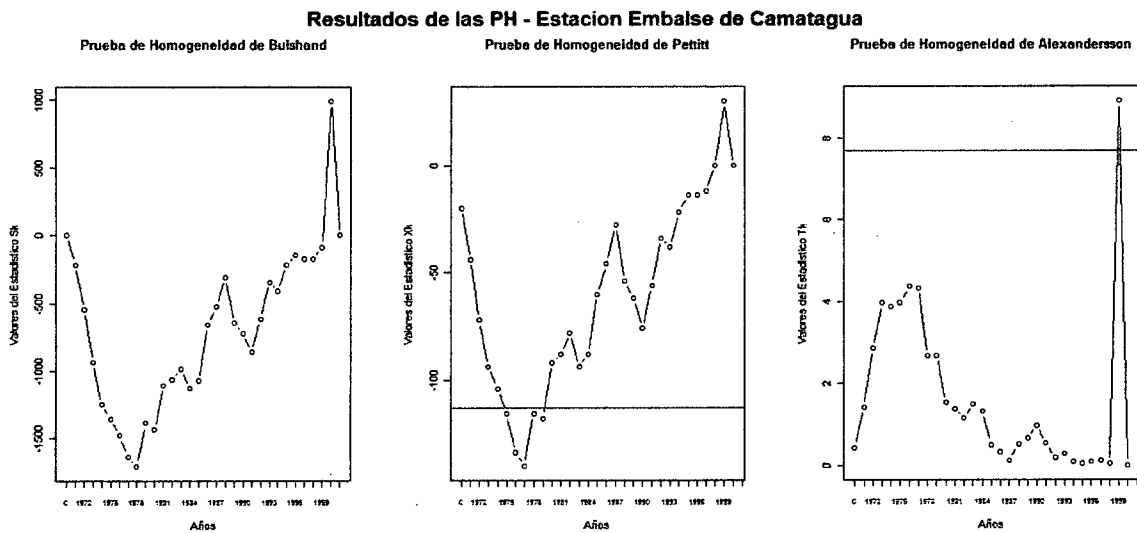
Estación / Prueba de Homogeneidad	Prueba de Distancias de Buishand	Prueba de Pettitt	Prueba del Cociente de Von Neumann	Prueba Normal Estándar de Alexandersson
Santa Cruz Edafo	H	H	H	H
Embalse de Camatagua	H	NH	H	NH
Embalse de Taguaigui	H	H	H	H
Embalse de Suata	H	H	NH	H
San Juan de Los Morros	H	H	H	H
Altagracia de Orituco	H	H	H	H
Biológica Los Llanos	H	H	NH	H
Cúa-Tovar	H	NH	NH	NH
La Veraniega	H	H	NH	H
Hacienda Tazón	H	H	H	H

H= Homogénea – NH: No Homogénea

Desde la Figura 4.3 a la 4.12 se muestran los resultados de las pruebas de Buishand, Pettitt y Alexandersson para cada estación.

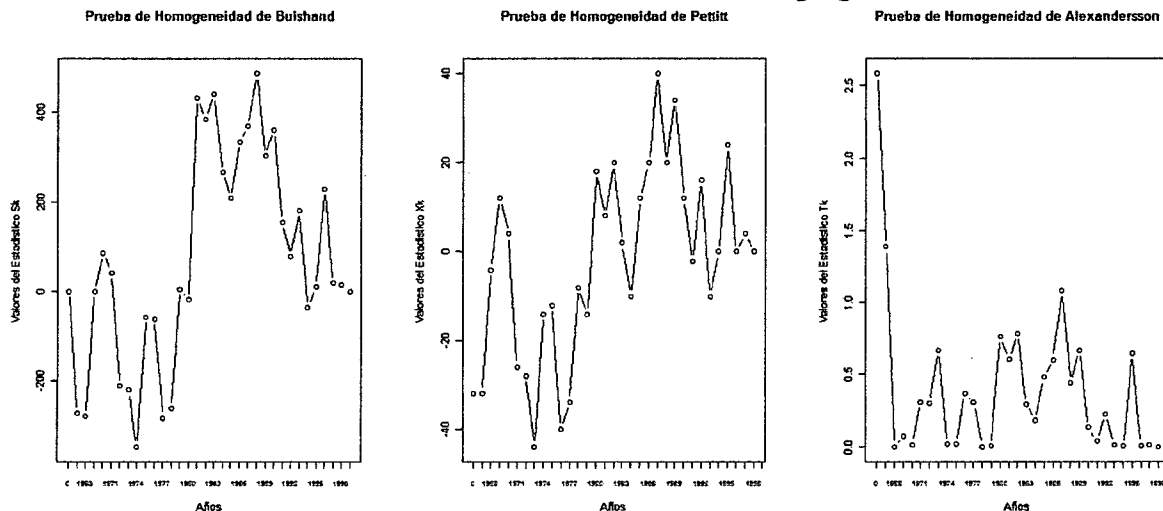


**Figura IV.3 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Santa Cruz Edafo. Nivel de Significancia 5%**



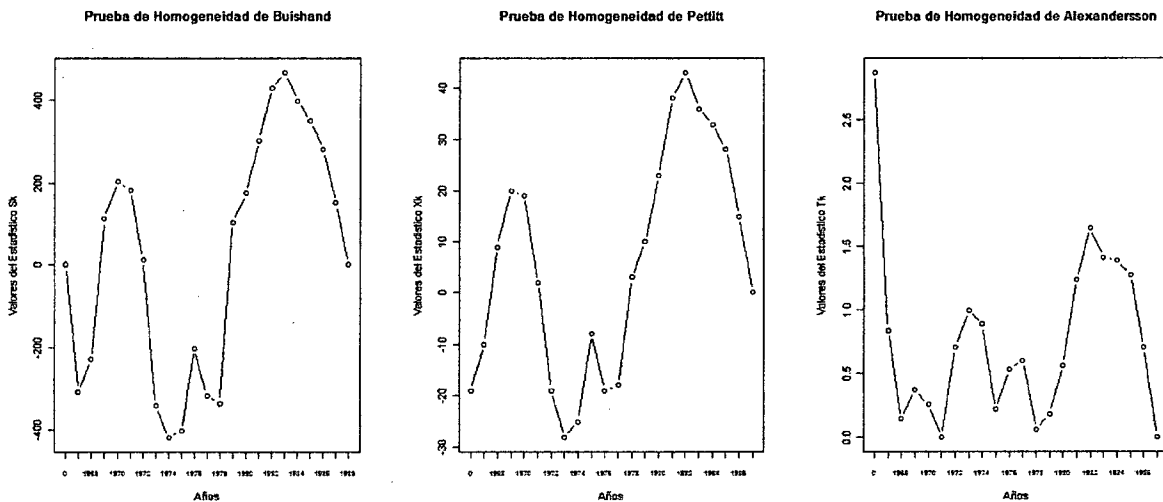
**Figura IV.4 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Embalse de Camatagua. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion Embalse de Taguaguai**



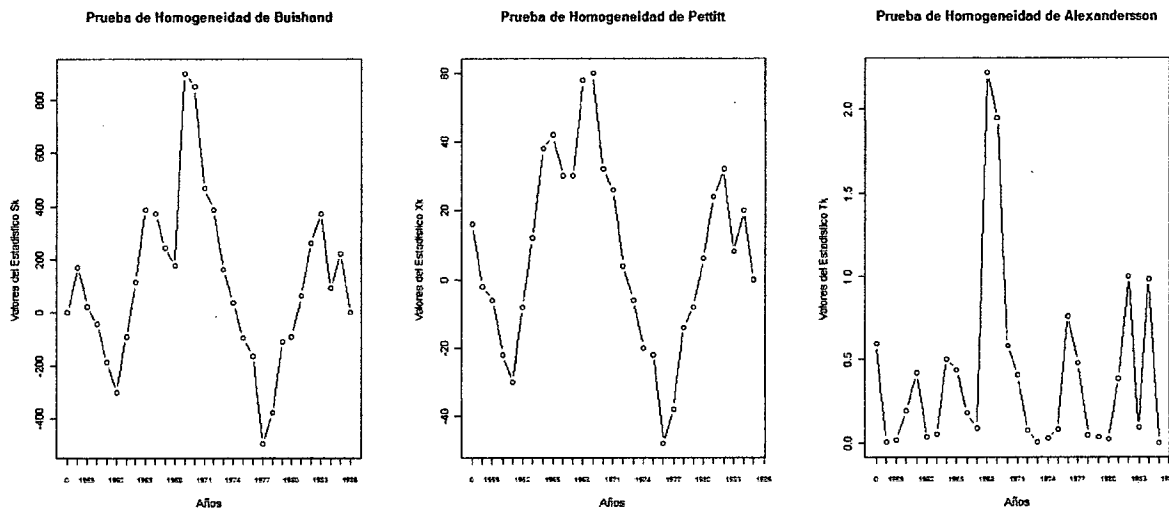
**Figura IV.5 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Embalse de Taguaguai. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion Embalse de Suata**



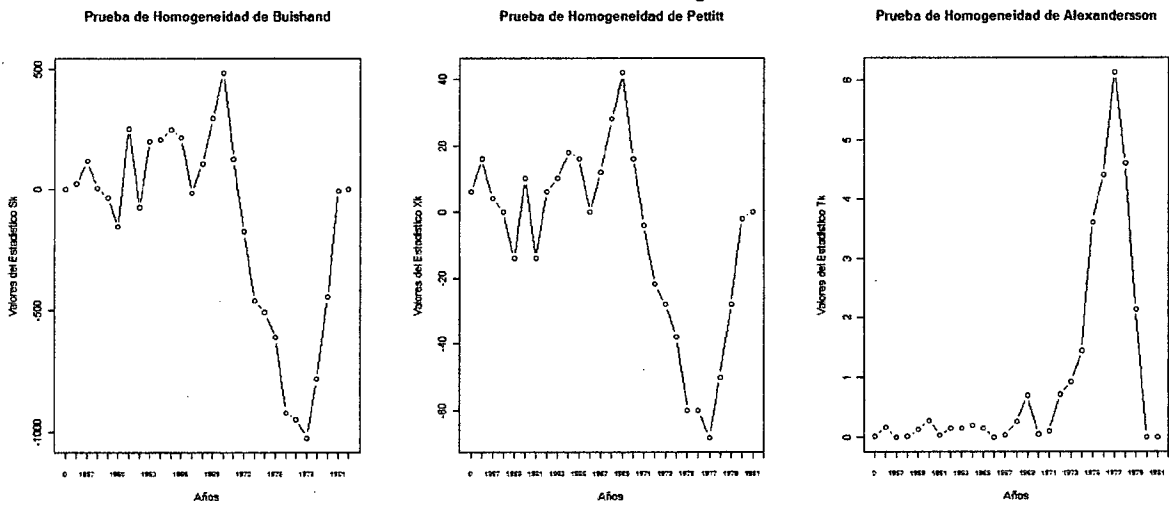
**Figura IV.6 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Embalse de Suata. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion San Juan de Los Morros**



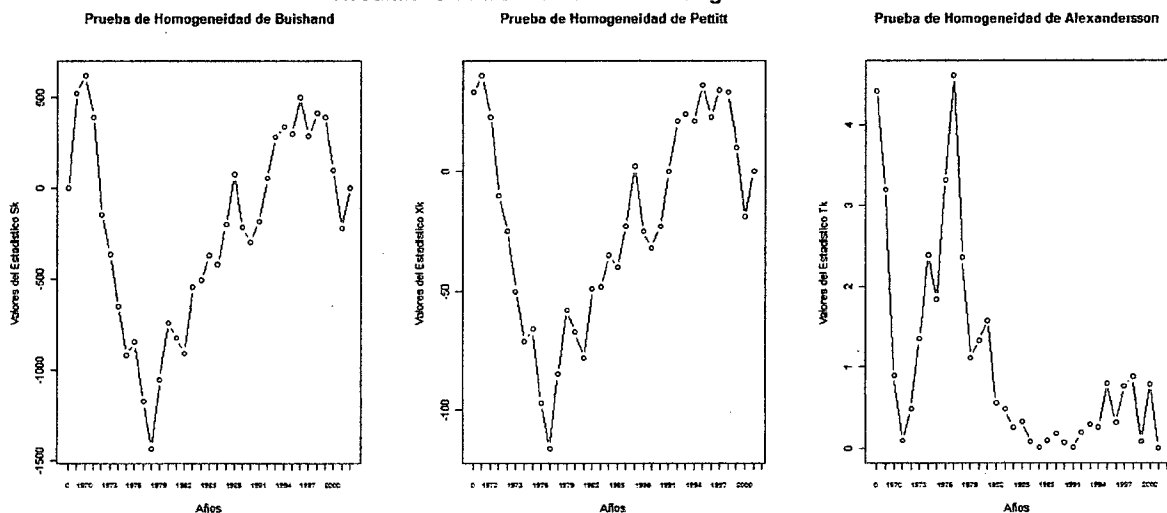
**Figura IV.7 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación San Juan de Los Morros. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion Altigracia de Orituco**



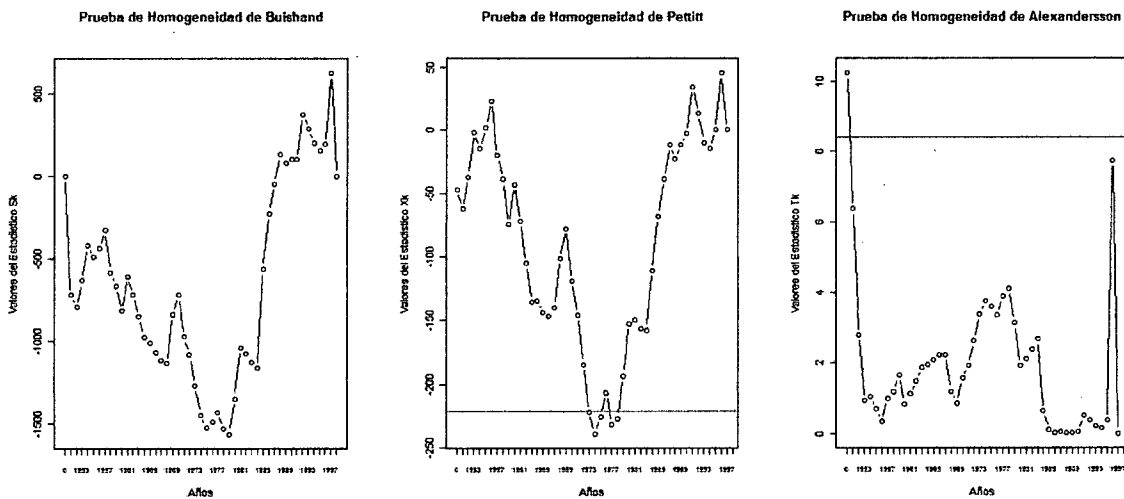
**Figura IV.8 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Altigracia de Orituco. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion Biologica Los Llanos**



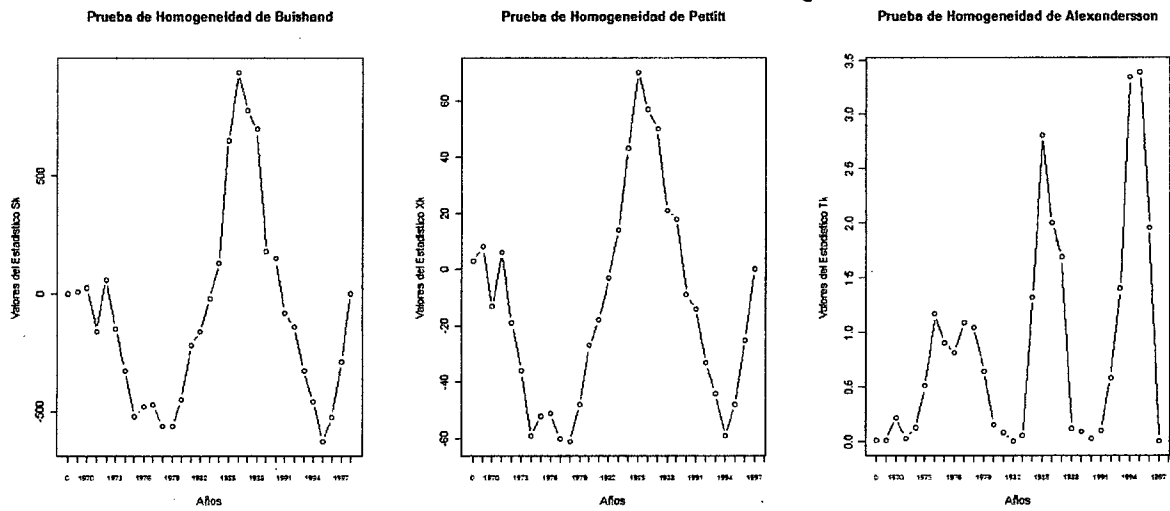
**Figura IV.9 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Biológica Los Llanos. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion Cua-Tovar**



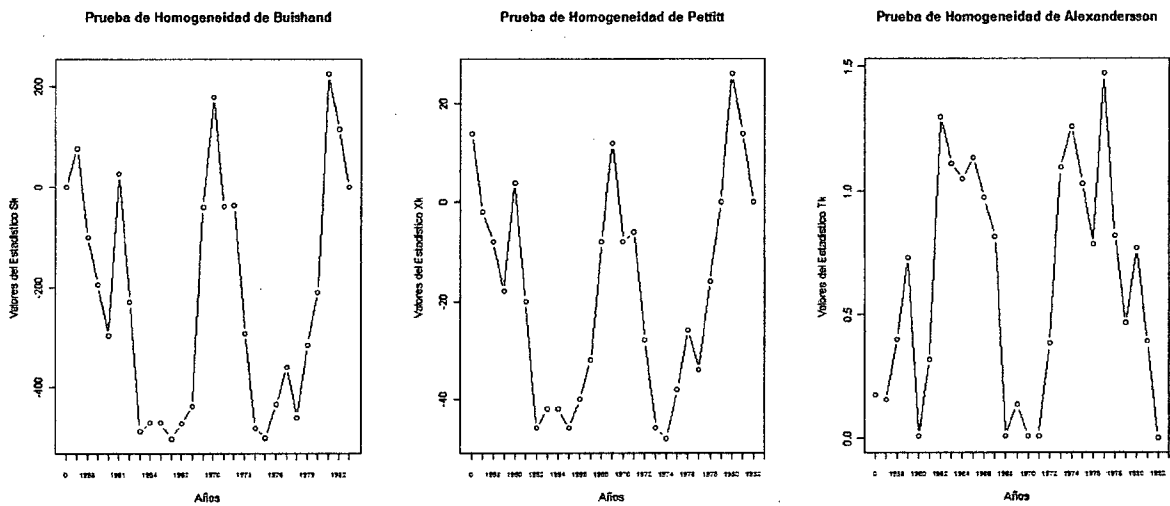
**Figura IV.10 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Cúa-Tovar. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion La Veraniega**



**Figura IV.11 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación La Veraniega. Nivel de Significancia 5%**

**Resultados de las PH - Estacion Hacienda Tazon**



**Figura IV.12 Gráficos de los estadísticos  $S_k, X_k, T_k$  correspondientes a la estación Hacienda Tazón. Nivel de Significancia 5%**

## 4.2 Cálculo de coeficiente Kappa

En el cálculo del Coeficiente *Kappa* se tomaron en cuenta las 10 estaciones seleccionadas. Usando las fórmulas (6), (7) y (8) del Capítulo 1 y la Tabla 4.1 se calculó el Coeficiente *Kappa*, estableciendo los siguientes parámetros presentados en la Tabla 4.2:

**Tabla IV.2 Parámetros establecidos para definir el caso particular del cálculo del Coeficiente Kappa**

Término	Definición - General	Definición - Caso Particular
<i>l</i>	Índice correspondiente a los sujetos	10 estaciones seleccionadas: 1. Santa Cruz Edafo 2. Embalse de Camatagua, 3. Embalse de Taguiguai 4. Embalse de Suata, 5. San Juan de Los Morros 6. Altagracia de Orituco 7. Biológica Los Llanos 8. Cúa-Tovar 9. La Veraniega 10. Hacienda Tazón
<i>i, j</i>	Índice correspondiente a los observadores	4 pruebas de Homogeneidad: 1. Prueba de Distancias de Buishand, 2. Prueba de Pettitt, 3. Prueba del Cociente de Von Neumann, 4. Prueba Normal Estándar de Alexandersson
<i>k</i>	Índice correspondiente a las categorías	Se utilizan sólo 2 categorías: <i>k</i> = 1 – Homogénea, 2 – No Homogénea

Utilizando el paquete estadístico R Project, se implementó el cálculo del coeficiente Kappa obteniendo los siguientes resultados:

$$P_e = \left(\frac{10}{120} 0.8\right) + \left(\frac{10}{120} 0.6\right) + \left(\frac{10}{120} 0.8\right) + \left(\frac{10}{120} 0.68\right) + \left(\frac{10}{120} 0.56\right) + \left(\frac{10}{120} 0.68\right) + \left(\frac{10}{120} 0.56\right) + \left(\frac{10}{120} 0.52\right) + \left(\frac{10}{120} 0.56\right) = 0.48$$

$$P_o = \frac{88}{120} = 0.733333 \dots$$

Usando (6) del capítulo 1 se obtiene que:

$$k = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} = \frac{0.73 - 0.48}{1 - 0.48} = \frac{0.25}{0.52} = 0.4871795$$

lo que corresponde a un acuerdo moderado según la tabla 1.3.

### 4.3 Índice de Consenso

Se propone un índice de consenso que permita decidir si una serie es homogénea o no luego de la aplicación de la prueba de Buishand, Pettitt, Von Neumann y Alexandersson.

Sea  $I_i$  la decisión de la  $i$ -ésima prueba, donde  $i = \begin{cases} 1 = \text{Buishand} \\ 2 = \text{Pettitt} \\ 3 = \text{Von Neumann} \\ 4 = \text{Alexandersson} \end{cases}$  y

donde la respuesta es uno (1) si la  $i$ -ésima prueba decide que la serie es homogénea y cero (0) en caso contrario.

Si a cada una de las pruebas de homogeneidad se le asignara el mismo nivel de importancia, el índice de consenso tendría la siguiente estructura:

$$\text{Índice de Consenso} = \sum_{i=1}^4 1 \cdot I_i \quad (9)$$

Un índice de Consenso igual a cuatro significaría que la serie es homogénea (las cuatro pruebas estarían de acuerdo en el resultado de homogeneidad), mientras que un índice de cero determinaría la no homogeneidad de la serie (las cuatro pruebas estarían de acuerdo en que la serie es no homogénea). Si el índice es igual a 3 se podría designar homogeneidad en la serie y si resulta igual a 1 se detectaría no homogeneidad. Resulta problemático el caso en que el índice es igual a dos, dado que en este tema particular, dos pruebas detectan homogeneidad y las dos restantes no.

Para solventar este inconveniente, y tomando como base los resultados del cálculo de la potencia a cada una de las pruebas (capítulo 3), se decidió cambiar los pesos asignados a cada prueba, haciendo que la prueba de Pettitt tuviese mayor importancia y reducir el peso de la prueba de Von Neumann, todo esto debido a que la primera tuvo mayor potencia y la segunda tuvo menos. El índice de Consenso con pesos distintos se representaría por:

$$\text{Índice de Consenso} = 1 \cdot I_1 + 1.5 \cdot I_2 + 0.5 \cdot I_3 + 1 \cdot I_4 \quad (10)$$

Se observa entonces que se mantienen los resultados extremos (4=serie homogénea, 3=serie homogénea, 1=serie no homogénea, 0=serie no homogénea), pero se presenta una mejor visión de los casos intermedios cuando sólo dos pruebas detectan homogeneidad. En la tabla 4.3 se muestran los posibles casos de pares de pruebas detectando homogeneidad, el índice de consenso resultante según el cálculo con (10) y la decisión que se propone para la serie.

**Tabla IV.3 Decisión para la serie temporal dado que sólo dos pruebas detectan homogeneidad**

Par de pruebas detectando Homogeneidad	Índice de Consenso	Decisión para la serie
Pettitt - Alexandersson	2.5	Homogénea
Buishand - Pettitt	2.5	Homogénea
Pettitt - Von Neumann	2	No Homogénea
Buishand - Alexandersson	2	No Homogénea
Von Neumann - Alexandersson	1.5	No Homogénea
Von Neumann - Buishand	1.5	No Homogénea

El objetivo general de la asignación de los pesos en la fórmula (10) es dar mayor importancia a la decisión de la prueba de Pettitt y restarle significancia a la prueba de Von Neumann.

En la tabla 4.3 se observa que cuando sólo hay dos pruebas detectando homogeneidad el valor mayor del Índice de Consenso es igual a 2.5 y el menor valor es 1.5. En estos casos, si la prueba de Pettitt detecta homogeneidad, ésta resulta determinante en la decisión final para la serie. La serie se considera homogénea cuando la prueba con mayor potencia obtiene el mismo resultado que una de las otras pruebas excepto la de Von Neumann. Para el caso en que el índice es igual a 2, la prueba con mayor potencia da el mismo resultado que la de menor potencia, caso poco consistente como para declarar la serie homogénea. También es difícil decidir cuando sólo dos pruebas, ambas con potencias parecidas, detectan

homogeneidad, mientras que las dos restantes, siendo una de ellas la de mayor potencia, encuentran discontinuidades. Cuando el resultado de Von Neumann es similar al de cualquiera de las pruebas de Alexandersson o Buishand el resultado no parece ser consistente para la detección de homogeneidad, debido a que forma parte del resultado la decisión de la prueba con menor potencia.

Calculando el Índice de Consenso en las series de tiempo venezolanas seleccionadas, se obtuvieron los siguientes resultados, reflejados en la tabla 4.3

**Tabla IV.4 Resultados del cálculo del Índice de Consenso utilizando las estaciones seleccionadas**

Estación	Índice de Consenso	Decisión para la serie
Santa Cruz Edafo	4	H
Embalse de Camatagua	1.5	NH
Embalse de Taguaiguai	4	H
Embalse de Suata	3.5	H
San Juan de Los Morros	4	H
Altagracia de Orituco	4	H
Biológica Los Llanos	3.5	H
Cúa-Tovar	1	NH
La Veraniega	3.5	H
Hacienda Tazón	4	H

*H= Homogénea – NH: No Homogénea*

Obtenido el Índice de Consenso, se observa que, de las diez estaciones, sólo dos son consideradas no homogéneas: Embalse de Camatagua y Cúa-Tovar.

## CAPÍTULO V : CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En promedio, las 72 series temporales venezolanas seleccionadas para trabajar tuvieron un índice de calidad de 4.75 para las correspondientes al estado Aragua, 4.59 para las estaciones del estado Guárico y 4.71 para las del estado Miranda. En el caso del estado Aragua, el índice de calidad varió entre 4.36 y 4.99, en el estado Guárico estuvo entre 4.18 y 4.99 y en el estado Miranda el rango se estableció entre los valores 4.38 y 4.97.

En el estado Aragua, el tiempo promedio de información sobre la precipitación en Venezuela y considerando solo las estaciones de la tabla 2.1, fue de 27.34 años; en el estado Guárico resultó ser de 27.59 años utilizando las estaciones de la tabla 2.2 y en el estado Miranda fue de 28.75 años, teniendo en cuenta las estaciones de la tabla 2.3.

De las estaciones antes mencionadas se seleccionaron diez (10) con el objetivo de aplicarles las pruebas de homogeneidad de Buishand, Pettitt, Von Neumann y Alexandersson, procedimientos que fueron aplicados sin el uso de series de referencia. Las diez estaciones tenían un índice de calidad mayor o igual a 4.8 y con un mínimo de veinte años de información; cuatro de esas estaciones se ubicaron en el estado Aragua, tres en Guárico y tres en el estado Miranda.

Las cuatro estaciones correspondientes al estado Aragua tenían en promedio 967.15 mm de lluvia anual con un mínimo de 99.6 mm (Embalse de Camatagua) y un máximo de 2162.42 mm (Embalse de Camatagua). Las tres estaciones del estado Guárico presentaron un promedio de lluvia anual de 1154.89 mm, con un mínimo de 592.8 mm (Altagracia de Orituco) y un máximo de 1915.8 mm (San Juan de los Morros). En las tres estaciones del estado Miranda se registró, en promedio, 1046.47

mm anuales de lluvia, un mínimo de 288.6 mm (Cúa-Tovar) y un máximo de 1625.6 mm (La Veraniega).

Utilizando el esquema de la figura 4.2, se aplicó a cada estación las cuatro pruebas de homogeneidad, obteniendo así que las estaciones Santa Cruz Edafo, Embalse de Taguaiguai, San Juan de Los Morros, Altagracia de Orituco y Hacienda Tazón fueron clasificadas como Homogéneas por las cuatro pruebas. La prueba de Von Neumann fue la única en clasificar como no homogéneas a las estaciones Embalse de Suata, Biológica Los Llanos y La Veraniega. La estación Embalse de Camatagua fue catalogada como no homogénea por las pruebas de Pettitt y Alexandersson, mientras que la estación Cúa-Tovar fue la que más se clasificó como no homogénea ya que sólo la prueba de Buishand definió a la misma como homogénea. Al calcular el coeficiente Kappa, éste tuvo un valor de 0.487, concluyendo que el grado de acuerdo entre las cuatro pruebas de homogeneidad se denomina un acuerdo moderado según la tabla 1.3.

Adicionalmente, al estudiar la potencia de las pruebas de homogeneidad, se concluyó que la prueba con mayor potencia es la prueba de Pettitt; las pruebas de Alexandersson y Buishand, tienen una potencia similar y por último, la prueba de Von Neumann, representa la prueba con menor potencia de los cuatro procedimientos involucrados. Con este estudio se logró verificar que ninguna de las cuatro pruebas detecta modificación en la varianza de la serie temporal.

Dadas las diferencias en la potencia de las pruebas, se propuso un Índice de Consenso que diera más peso al resultado obtenido por la prueba de Pettitt y que redujera la importancia de lo concluido por la prueba de Von Neumann.

Al calcular el Índice de Consenso para cada una de las diez estaciones seleccionadas, el resultado fue la no homogeneidad de las estaciones Embalse de Camatagua y Cúa-Tovar. Las ocho estaciones restantes se consideraron homogéneas dado que los Índices de Consenso fueron de 3.5 y 4.

Se recomienda para trabajos futuros la implementación de pruebas de homogeneidad que identifiquen modificaciones en la varianza de la serie temporal,

así como la implementación de otras pruebas que detecten puntos de cambio utilizando series de referencia y el uso de más estaciones a nivel nacional.

## REFERENCIAS

- Abraira, V., & Vargas, A. P. (1999). GENERALIZATION OF THE KAPPA COEFICCIENT FOR ORDINAL CATEGORICAL DATA, MULTIPLE OBSERVERS AND INCOMPLETE DESIGNS. *Qüestiió* , 561-571.
- Aguilar, E., Auer, I., Brunet, M., Peterson, T. C., & Wieringa, J. (2004). *GUIDELINES ON CLIMATE METADATA AND HOMOGENIZATION*. WCDMP-No. 53, WMO-TD No. 1186.
- Alexandersson, H. (1986). A HOMOGENEITY TEST APPLIED TO PRECIPITATION DATA. *Journal of Climatology* , 661-675.
- Berry, K. J., & Paul W. Mielke, J. (1988). A GENERALIZATION OF COHEN'S KAPPA AGREEMENT MEASURE TO INTERVAL MEASUREMENT AND MULTIPLE RATERS. *Educational and Psychological Measurement* , 921-933.
- Costa, A. C., & Soares, A. (2006). IDENTIFICATION OF INHOMOGENEITIES IN PRECIPITATION TIME SERIES USING SUR MODELS AND THE ELLIPSE TEST. *7th International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in Natural resources and Enviromental Sciences*. Lisbon, Portugal.
- Easterling, D. R., Peterson, T. C., & Kharl, T. R. (1996). ON THE DEVELOPMENT AND USE OF HOMOGENIZED CLIMATE DATASETS. *Journal of Climate* , 1429-1434.
- Klok, L., Tank, A. K., Begert, M., & Zenklusen, E. (2006). *ASSESSMENT OF THE AVAILABLE STATION DENSITY FOR THE GRIDDING AND DAILY DATA QUALITY/HOMOGENEITY*. Holanda: ENSEMBLE-Based Predictions of Climate Changes and their Impacts.
- Landis, J. R., & G.G., K. (1977). THE MEASUREMENT OF OBSERVER AGREEMENT FOR CATEGORICAL DATA. *Biometrics* , 159-74.
- Lehmann, E. L. (1997). *TESTING STATISTICAL HYPOTHESES*. Springer, 2dn Edition.

Neumann, J. V. (1941). DISTRIBUTION OF THE RATIO OF THE MEAN SQUARE SUCCESSIVE DIFFERENCE TO THE VARIANCE. *Ann. Mathematical Stat.* , 367-395.

Uebersax, J. S. (1982). A GENERALIZED KAPPA COEFFICIENT. *Educational and Psychological Measurement* , 181-183.

Viera, A. J., & Garret, J. M. (2005). UNDERSTANDING INTEROBSERVER AGREEMENT: THE KAPPA STATISTIC. *Family Medicine* , 360-363.

Wijngaard, J. B., & Tank, A. M. (2000). HOMOGENEITY OF THE ECA TEMPERATURE DATA. *THIRD SEMINAR FOR HOMOGENIZATION OF SURFACE CLIMATOLOGICAL DATA*. Budapest - Hungary.

Wijngaard, J. B., Tank, A. M., & Könen, G. P. (2003). HOMOGENEITY OF 20TH CENTURY EUROPEAN DAILY TEMPERATURE. *International Journal of Climatology* , 679-692.



```

#El bloque de NA's es para verificar que los espacios en
blanco
#Son los adecuados. Lo normal son 7 o 6 NA's
NAdelanio=sum(matrizResul[i,c(1,5,9,13,17,21,25,29,33,37,41,45)])
NAporanio[i]=NAdelanio
#write(c("NA's del año ",(anioinic-1+i)," son ",
NAdelanio),"NAS.txt",append=TRUE, sep=" ", ncolumns=4)

faltantesdelanio=sum(matrizResul[i,c(2,6,10,14,18,22,26,30,34,38,42,46)])
faltantesporanio[i]=faltantesdelanio

englobadosdelanio=sum(matrizResul[i,c(3,7,11,15,19,23,27,31,35,39,43,47)])
englobadosporanio[i]=englobadosdelanio
dudososdelanio=sum(matrizResul[i,c(4,8,12,16,20,24,28,32,36,40,44,48)])
dudososporanio[i]=dudososdelanio
porcentajesanio[i,1]=NAdelanio
porcentajesanio[i,2]=((faltantesdelanio/diasdelanio))*100
porcentajesanio[i,3]=((englobadosdelanio/diasdelanio))*100
porcentajesanio[i,4]=((dudososdelanio/diasdelanio))*100
write(c((anioinic-
1)+i,porcentajesanio[i,]),"porcentajesporanio.txt",ncolumns=5,sep="\t",append=TRUE)
write(c((anioinic-1)+i,porcentajesmes[i,]),"porcentajespormes.txt",
ncolumns=49, sep="\t", append=TRUE)
}
if(diasporanio[i]==366){

diaspormes=c(31,31,31,31,29,29,29,29,31,31,31,31,30,30,30,30,31,31,31,31,30,30,30,30,
31,31,31,31,31,31,31,31,30,30,30,30,31,31,31,31,30,30,30,30,31,31,31,31)
porcentajesmes[i,]=(matrizResul[i,]/diaspormes))*100
diasdelanio=sum(c(31,28,31,30,31,30,31,31,30,31,30,31))
#El bloque de NA's es para verificar que los espacios en blanco
#Son los adecuados. Lo normal son 7 o 6 NA's
NAdelanio=sum(matrizResul[i,c(1,5,9,13,17,21,25,29,33,37,41,45)])
NAporanio[i]=NAdelanio
#write(c("NA's del año ",(anioinic-1+i)," son ",
NAdelanio),"NAS.txt",append=TRUE, sep=" ", ncolumns=4)

faltantesdelanio=sum(matrizResul[i,c(2,6,10,14,18,22,26,30,34,38,42,46)])
faltantesporanio[i]=faltantesdelanio

englobadosdelanio=sum(matrizResul[i,c(3,7,11,15,19,23,27,31,35,39,43,47)])
englobadosporanio[i]=englobadosdelanio
dudososdelanio=sum(matrizResul[i,c(4,8,12,16,20,24,28,32,36,40,44,48)])
dudososporanio[i]=dudososdelanio
porcentajesanio[i,1]=NAdelanio
porcentajesanio[i,2]=((faltantesdelanio/diasdelanio))*100
porcentajesanio[i,3]=((englobadosdelanio/diasdelanio))*100
porcentajesanio[i,4]=((dudososdelanio/diasdelanio))*100
write(c((anioinic-
1)+i,porcentajesanio[i,]),"porcentajesporanio.txt",ncolumns=5,sep="\t",append=TRUE)
write(c((anioinic-1)+i,porcentajesmes[i,]),"porcentajespormes.txt",
ncolumns=49, sep="\t", append=TRUE)

}
}

falttotalperiodo=1-(sum(faltantesporanio)/sum(diasporanio))
englobtotalperiodo=1-(sum(englobadosporanio)/sum(diasporanio))
dudototalperiodo=1-(sum(dudososporanio)/sum(diasporanio))
cat("Indice de Faltantes ",falttotalperiodo,"\n")
cat("Indice de Englobados ",englobtotalperiodo,"\n")
cat("Indice de Dudosos ",dudototalperiodo,"\n")
ICalPon=falttotalperiodo+(3*englobtotalperiodo)+dudototalperiodo
#ICal=falttotalperiodo+englobtotalperiodo+dudototalperiodo

```

```

cat("Indice General de Calidad Ponderado",ICalPon,"\n")

}

#Funcion dentro de la función Principal
completitud= function(datos,datainicio){
  datos=datos[,-14]
  anios= sum(datos[datos=="1",1],na.rm=TRUE)
  matresul=matrix(0,anios,48) # filas son los anios y las columnas son 4 por mes
  (datos faltantes, dudosos y englobados)
  #mat9999=c(2,6,10,14,18,22,26,30,34,38,42,46)
  #matNA=c(1,5,9,13,17,21,25,29,33,37,41,45)
  filas=length(datos[,1])
  cols=length(datos)
  bloqueinic=1
  bloquefin=31
  anioNA=rep(0,12)
  anio9999=rep(0,12)
  anio8888=rep(0,12)
  anio9898=rep(0,12)
  anioindic=1 #anio en el que se estan analizando los datos
  # Conteo de datos
  while(bloquefin<=filas){
    indice = 1
    for(j in 2:13){
      cuentaNA=0
      cuenta9999=0
      cuenta8888=0
      cuenta9898=0
      for(i in bloqueinic:bloquefin){
        if(is.na(datos[i,j])==TRUE){cuentaNA=cuentaNA+1}
        if(is.na(datos[i,j])==FALSE &&
datos[i,j]==9999){cuenta9999=cuenta9999+1}
        if(is.na(datos[i,j])==FALSE &&
datos[i,j]==8888){cuenta8888=cuenta8888+1}
        if(is.na(datos[i,j])==FALSE &&
datos[i,j]==9898){cuenta9898=cuenta9898+1}
      }
      anioNA[j-1]=cuentaNA
      anio9999[j-1]=cuenta9999
      if(cuenta8888==0){anio8888[j-1]=cuenta8888} else{anio8888[j-1]=cuenta8888+1}
      anio9898[j-1]=cuenta9898
    }
    for(k in 1:12){
      matresul[anioindic,indice]=anioNA[k]
      indice = indice + 1
      matresul[anioindic,indice]=anio9999[k]
      indice = indice + 1
      matresul[anioindic,indice]=anio8888[k]
      indice = indice + 1
      matresul[anioindic,indice]=anio9898[k]
      indice = indice + 1
    }
    anioindic=anioindic+1
    bloqueinic=bloquefin+1
    bloquefin=bloquefin+31
  }
  nombrecols=c("ENE-NA","ENE-FALT","ENE-ENGLob","ENE-DUDOS","FEB-NA","FEB-FALT","FEB-
ENGLob","FEB-DUDOS","MAR-NA","MAR-FALT","MAR-ENGLob","MAR-DUDOS","ABR-NA","ABR-
FALT","ABR-ENGLob","ABR-DUDOS","MAY-NA","MAY-FALT","MAY-ENGLob","MAY-DUDOS","JUN-
NA","JUN-FALT","JUN-ENGLob","JUN-DUDOS","JUL-NA","JUL-FALT","JUL-ENGLob","JUL-
DUDOS","AGO-NA","AGO-FALT","AGO-ENGLob","AGO-DUDOS","SEP-NA","SEP-FALT","SEP-

```

```

ENGLOB", "SEP-DUDOS", "OCT-NA", "OCT-FALT", "OCT-ENGLOB", "OCT-DUDOS", "NOV-NA", "NOV-
FALT", "NOV-ENGLOB", "NOV-DUDOS", "DIC-NA", "DIC-FALT", "DIC-ENGLOB", "DIC-DUDOS")
nombrefilas=rep(0,anios)
for (i in 1:anios){nombrefilas[i]=datainicio-1+i}
write.table(matresul,"matrizderesultados.txt", sep="\t", append=FALSE, col.names=nombre
cols,row.names=nombrefilas)
return(matresul)
}
#Funcion dentro de la función Principal
bisiesto=function(inicio,long){
vector=rep(0,long)
numanio=1
for(i in inicio:(inicio+(long-1))){
div4=i/4; piso4=floor(div4)
difer4=div4-piso4
div100=i/100; piso100=floor(div100)
difer100=div100-piso100
div400=i/400; piso400=floor(div400)
difer400=div400-piso400
if((difer4==0)&&(difer100!=0 || difer400==0)){vector[numanio]=366}
else (vector[numanio]=365)
numanio=numanio+1
}
return(vector)
}

```

## **Anexo 2: Implementación en R Project para convertir datos de precipitación diarios en datos mensuales o anuales.**

Basada en la suma de las precipitaciones, esta función permite transformar datos diarios en datos mensuales o anuales según lo requiera el usuario. El parámetro de entrada de esta función es la tabla de datos diarios ya tratados y la salida es un archivo denominado "datosmensuales.txt" o "datosanuales.txt", según la petición del usuario.

El archivo "datosmensuales.txt" tendrá una tabla donde las filas corresponderán a los años y las columnas serán los meses de la serie. El archivo "datosanuales.txt" mostrará una línea de datos cuya longitud dependerá de la cantidad de años presentes en la serie.

```

diarioaotro=function(datos){
datos=datos[,-14]
anios= sum(datos[datos=="1",1],na.rm=TRUE)
datamensual=matrix(0,anios,12)
dataanual=matrix(0,1,anios)
filas=length(datos[,1])
cols=length(datos)
bloqueinic=1
bloquefin=31
anioindic=1
cat("Seleccione una opcion: \n")

```

```

cat("1 para transformar datos diarios a datos mensuales \n")
opcion=readline("2 para transformar datos diarios a datos anuales: ")
cantfal=length(which(datos==9999))
cantenglob=length(which(datos==8888))
cantdudos=length(which(datos==9898))
if(cantfal!=0){
  pos1=which(datos==9999,arr.ind=TRUE)
  for(j in 1:cantfal){datos[pos1[j,1],pos1[j,2]]=0}
}
if(cantenglob!=0){
  pos2=which(datos==8888,arr.ind=TRUE)
  for(j in 1:cantenglob){datos[pos2[j,1],pos2[j,2]]=0}
}
if(cantdudos!=0){
  pos3=which(datos==9898,arr.ind=TRUE)
  for(j in 1:cantdudos){datos[pos3[j,1],pos3[j,2]]=0}
}

if(opcion=="1"){
  while(bloquefin<=filas){

    for(j in 2:13){
      datamensual[anioindic,j-
1]=sum(datos[bloqueinic:bloquefin,j],na.rm=TRUE)
    }
    anioindic=anioindic+1
    bloqueinic=bloquefin+1
    bloquefin=bloquefin+31
  }
  write.table(datamensual,"datosmensuales.txt",sep="\t",append=FALSE)
  cat("Los datos han sido satisfactoriamente modificados \n")
}
if(opcion=="2"){
  while(bloquefin<=filas){
    dataanual[1,anioindic]=sum(datos[bloqueinic:bloquefin,2:13],na.rm=TRUE)
    anioindic=anioindic+1
    bloqueinic=bloquefin+1
    bloquefin=bloquefin+31
  }
  write.table(dataanual,"datosanuales.txt",sep="\t",append=FALSE)
  cat("Los datos han sido satisfactoriamente modificados \n")
}
}

```

### Anexo 3: Implementación en R Project de la prueba normal estándar de Alexandersson sin el uso de estaciones de referencia.

La función AlenxandT toma como parámetros de entrada los datos anuales y el año para el cual comienza la serie. Sus salidas son el valor de  $T_0$ , el valor crítico utilizado (el cual depende de la longitud de la serie y del nivel de significancia que elija el usuario) y el gráfico de los valores  $T_v$ .

```

AlexandT=function(datos,anioinic){
datos=unlist(datos)

```

```

longitud=length(datos)
prome=mean(datos)
Tk=rep(0,longitud)
  k=1
while(k<=longitud){
  normalizados=(datos-prome)/sd(datos)
  z1=(sum(normalizados[1:k]))/k
  z2=(sum(normalizados[(k+1):longitud]))/(longitud-k)
  if(k==longitud){z2=0}
  Tk[k]=(k*(z1^2))+((longitud-k)*(z2^2))
  k=k+1
}
T0=max(Tk)
vcriticosa=matrix(0,3,81)
vcriticosa[1,]=20:100 #cantidad de datos
#valores criticos al 1%
vcriticosa[2,1:11]=c(9.56,9.649,9.738,9.827,9.916,10.005,10.094,10.183,10.2
72,10.361,10.45)
vcriticosa[2,12:21]=c(10.506,10.562,10.618,10.674,10.73,10.786,10.842,10.89
8,10.954,11.01)
vcriticosa[2,22:31]=c(11.047,11.084,11.121,11.158,11.195,11.232,11.269,11.3
06,11.343,11.38)
vcriticosa[2,32:51]=c(11.431,11.482,11.533,11.584,11.635,11.686,11.737,11.7
88,11.839,11.89)
vcriticosa[2,52:81]=c(11.933,11.976,12.019,12.062,12.105,12.148,12.191,12.2
34,12.277,12.32)
#valores criticos al 5%
vcriticosa[3,1:11]=c(6.95,7.02,7.09,7.16,7.23,7.30,7.37,7.44,7.51,7.58,7.65
)
vcriticosa[3,12:21]=c(7.695,7.74,7.785,7.83,7.875,7.92,7.965,8.01,8.055,8.1
)
vcriticosa[3,22:31]=c(8.135,8.17,8.205,8.24,8.275,8.31,8.345,8.38,8.415,8.4
5)
vcriticosa[3,32:51]=c(8.485,8.52,8.555,8.59,8.625,8.66,8.695,8.73,8.765,8.8
)
vcriticosa[3,52:81]=c(8.835,8.87,8.905,8.94,8.975,9.01,9.045,9.08,9.115,9.1
5)
cat("Escoja el nivel de confianza: \n")
opcion=readline("1-95% 2-99% ")
if(opcion==1){
  datapos=which(vcriticosa[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)
  valcritico=vcriticosa[3,datapos]
  cat("Valor de T0: ",T0," Valor critico: ", valcritico, "\n")
  plot(Tk,type="b",axes=FALSE,xlab="Años",ylab="Valores del Estadistico
Tk",main="Prueba de Homogeneidad de Alexandersson")
  box()
  axis(2)
  axis(1,1:(longitud+1),labels=c(0,seq(anioinic,anioinic+longitud-
1)),cex.axis=0.6)
  abline(h=valcritico,col="green")
  if(T0<valcritico){cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(1)}
  else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(0)}
}
if(opcion==2){
  datapos=which(vcriticosa[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)

```

```

valcritico=vcriticosa[2,datos]
cat("Valor de T0: ",T0," Valor critico: ", valcritico, "\n")
plot(xk,type="b",axes=FALSE,xlab="Años",ylab="Valores del Estadístico
Xk",main="Prueba de Homogeneidad de Alexandersson")
box()
axis(2)
axis(1,1:(longitud+1),labels=c(0,seq(anioinic,anioinic+longitud-
1)),cex.axis=0.7)
#abline(h=valcritico,col="green")
if(T0<valcritico) {cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")}
return(1)}
else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")}
return(0)}
}
}

```

#### Anexo 4: Implementación en R Project de la prueba de distancias de Buishand.

La función BuishandT toma como parámetros de entrada los datos anuales y el año para el cual comienza la serie. Sus salidas son el valor de  $R/\sqrt{n}$ , el valor crítico utilizado (el cual depende de la longitud de la serie y del nivel de significancia que elija el usuario) y el gráfico de los valores  $S_k$ .

```

#Prueba de Buishand (uso de datos anuales)
BuishandT=function(datos,anioinic){
datos=unlist(datos)
longitud=length(datos)
anos=c(0,seq(anioinic,anioinic+longitud-1,1))
sk=rep(0,longitud+1)
sk[1]=0
k=1
prome=mean(unlist(datos))
while(k<=longitud){
suma=0
for(i in 1:k){
suma=suma+(datos[i]-prome)
}
sk[k+1]=suma
k=k+1
}
ValorR=(max(sk)-min(sk))/sd(datos)
Rajustado=ValorR/sqrt(longitud)
vcriticosa=matrix(0,3,81)
vcriticosa[1,]=20:100 #cantidad de datos
#valores criticos al 1%
vcriticosa[2,1:11]=c(1.60,1.61,1.62,1.63,1.64,1.65,1.66,1.67,1.68,1.69,1.70)
vcriticosa[2,12:21]=c(1.704,1.708,1.712,1.716,1.720,1.724,1.728,1.732,1.736,
1.74)
vcriticosa[2,22:31]=c(1.744,1.748,1.752,1.756,1.760,1.764,1.768,1.772,1.776,
1.78)

```

```

vcriticos[2,32:51]=c(1.7815,1.783,1.7845,1.786,1.7875,1.789,1.7905,1.792,1.
7935,1.795,1.7965,1.798,1.7995,1.801,1.8025,1.804,1.8055,1.807,1.8085,1.81)
vcriticos[2,52:81]=c(1.811667,1.813333,1.815,1.816667,1.818333,1.82,1.82166
7,1.823333,1.825,1.826667,1.828333,1.83,1.831667,1.833333,1.835,1.836667,1.
838333,1.84,1.841667,1.843333,1.845,1.846667,1.848333,1.85,1.851667,1.85333
3,1.855,1.856667,1.858333,1.86)
#valores criticos al 5%
vcriticos[3,1:11]=c(1.43,1.437,1.444,1.451,1.458,1.465,1.472,1.479,1.486,1.
493,1.5)
vcriticos[3,12:21]=c(1.503,1.506,1.509,1.512,1.515,1.518,1.521,1.524,1.527,
1.53)
vcriticos[3,22:31]=c(1.532,1.534,1.536,1.538,1.540,1.542,1.544,1.546,1.548,
1.55)
vcriticos[3,32:51]=c(1.552,1.554,1.556,1.558,1.560,1.562,1.564,1.566,1.568,
1.570,1.572,1.574,1.576,1.578,1.580,1.582,1.584,1.586,1.588,1.590)
vcriticos[3,52:81]=c(1.591,1.592,1.593,1.594,1.595,1.596,1.597,1.598,1.599,
1.600,1.601,1.602,1.603,1.604,1.605,1.606,1.607,1.608,1.609,1.610,1.611,1.6
12,1.613,1.614,1.615,1.616,1.617,1.618,1.619,1.620)

cat("Escoja el nivel de confianza: \n")
opcion=readline("1-95% 2-99% ")
if(opcion==1){
  datapos=which(vcriticos[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)
  valcritico=vcriticos[3,datapos]
  cat("Valor de R: ",Rajustado," Valor critico: ", valcritico, "\n")
  plot(sk,type="b",axes=FALSE,xlab="Años",ylab="Valores del Estadistico
Sk",main="Prueba de Homogeneidad de Buishand")
  box()
  axis(2)
  axis(1,1:(longitud+1),labels=c(0,seq(anioinic,anioinic+longitud-
1)),cex.axis=0.6)
  #abline(h=0,col="green")
  if(Rajustado<valcritico){cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(1)}
  else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(0)}
}
if(opcion==2){
  datapos=which(vcriticos[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)
  valcritico=vcriticos[2,datapos]
  cat("Valor de R: ",Rajustado," Valor critico: ", valcritico, "\n")
  plot(sk,type="b",axes=FALSE,xlab="Años",ylab="Valores del Estadistico
Sk",main="Prueba de Homogeneidad de Buishand")
  box()
  axis(2)
  axis(1,1:(longitud+1),labels=c(0,seq(anioinic,anioinic+longitud-
1)),cex.axis=0.7)
  abline(h=0,col="green")
  if(Rajustado<valcritico){cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(1)}
  else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(0)}
}
}

```

## Anexo 5: Implementación en R Project de la prueba de Pettitt.

La función `PettittT` toma como parámetros de entrada los datos anuales y el año para el cual comienza la serie. Sus salidas son el valor de  $X_E$ , el valor crítico utilizado (el cual depende de la longitud de la serie y del nivel de significancia que elija el usuario) y el gráfico de los valores  $X_k$ .

```
PettittT=function(datos, anioinic){
  datos=unlist(datos)
  longitud=length(datos)
  anios=seq(anioinic, anioinic+longitud-1, 1)
  datosrango=rbind(datos, rep(0, length(datos)))
  ordenados=sort(datos)
  posinic=which(datosrango==ordenados[1], arr.ind=TRUE)
  datosrango[2, posinic[2]]=1
  rango=1
  for(k in 2:longitud){
    posicion=which(datosrango==ordenados[k], arr.ind=TRUE)
    datosrango[2, posicion[2]]=rango+1
    rango=rango+1
  }
  #Correccion para cuando hay datos iguales
  k=2
  while(k<=longitud){
    if(ordenados[k]==ordenados[k-1]){
      posrep=which(datosrango==ordenados[k-1], arr.ind=TRUE)
      cant=length(posrep[, 2])
      datosrango[2, posrep[, 2]]=mean(datosrango[2, posrep[, 2]])
      k=k+cant
    }
    else{k=k+1}
  }
  #Calculo de los Xk
  xk=rep(0, longitud)
  k=1
  while(k<=longitud){
    suma=2*(sum(datosrango[2, 1:k]))
    xk[k]=suma-(k*(longitud+1))
    k=k+1
  }
  valorxk=max(abs(xk))
  vcriticosP=matrix(0, 3, 81)
  vcriticosP[1,]=20:100 #cantidad de datos
  #valores criticos al 1%
  vcriticosP[2, 1:11]=c(71, 77.2, 83.4, 89.6, 95.8, 102, 108.2, 114.4, 120.6, 126.8, 133
  )
  vcriticosP[2, 12:21]=c(140.5, 148, 155.5, 163, 170.5, 178, 185.5, 193, 200.5, 208)
  vcriticosP[2, 22:31]=c(216.5, 225, 233.5, 242, 250.5, 259, 267.5, 276, 284.5, 293)
  vcriticosP[2, 32:51]=c(312.5, 332, 351.5, 371.0, 390.5, 410, 429.5, 449.0, 468.5, 488
  )
  vcriticosP[2, 52:81]=c(523.3, 558.6, 593.9, 629.2, 664.5, 699.8, 735.1, 770.4, 805.7
  , 841)
```

```

#valores criticos al 5%
vcriticosP[3,1:11]=c(57,62,67,72,77,82,87,92,97,102,107)
vcriticosP[3,12:21]=c(113,119,125,131,137,143,149,155,161,167)
vcriticosP[3,22:31]=c(173.8,180.6,187.4,194.2,201,207.8,214.6,221.4,228.2,2
35)
vcriticosP[3,32:51]=c(250.8,266.6,282.4,298.2,314.0,329.8,345.6,361.4,377.2
,393.0)
vcriticosP[3,52:81]=c(421.4,449.8,478.2,506.6,535.0,563.4,591.8,620.2,648.6
,677)

cat("Escoja el nivel de confianza: \n")
opcion=readline("1-95% 2-99% ")
if(opcion==1){
  datapos=which(vcriticosP[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)
  valcritico=vcriticosP[3,datapos]
  cat("Valor de Xk: ",valorxk," Valor critico: ", valcritico, "\n")
  plot(xk,type="b",axes=FALSE,xlab="Años",ylab="Valores del Estadistico
Xk",main="Prueba de Homogeneidad de Pettitt")
  box()
  axis(2)
  axis(1,1:(longitud+1),labels=c(0,seq(anoioinic,anoioinic+longitud-
1)),cex.axis=0.6)
  abline(h=0,col="green")
  if(valorxk<valcritico){cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(1)}
  else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(0).}
}

if(opcion==2){
  datapos=which(vcriticosP[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)
  valcritico=vcriticosP[2,datapos]
  cat("Valor de Xk: ",valorxk," Valor critico: ", valcritico, "\n")
  plot(xk,type="b",axes=FALSE,xlab="Años",ylab="Valores del Estadistico
Xk",main="Prueba de Homogeneidad de Pettitt")
  box()
  axis(2)
  axis(1,1:(longitud+1),labels=c(0,seq(anoioinic,anoioinic+longitud-
1)),cex.axis=0.6)
  abline(h=0,col="green")
  if(valorxk<valcritico) {cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(1)}
  else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")
  return(0)}
}
}
}

```

## Anexo 6: Implementación en R Project de la prueba del cociente de Von Neumann.

La función `VneumannT` toma como parámetros de entrada los datos anuales y el año para el cual comienza la serie. Sus salidas son el valor de  $N$  y el valor crítico utilizado (el cual depende de la longitud de la serie y del nivel de significancia que elija el usuario).

```
VneumannT=function(datos,anioinicio){
  datos=unlist(datos)
  longitud=length(datos)
  prome=mean(datos)
  suma1=0
  for(i in 1:(longitud-1)){
    suma1=suma1+((datos[i]-datos[i+1])^2)
  }
  denominador=sum(((datos-prome)^2))
  VNratio=suma1/denominador
  vcriticosVN=matrix(0,3,81)
  vcriticosVN[1,]=20:100 #cantidad de datos
  #valores criticos al 1%
  vcriticosVN[2,1:11]=c(1.040,1.056,1.072,1.088,1.104,1.12,1.136,1.152,1.168,1.184,1.200)
  vcriticosVN[2,12:21]=c(1.209,1.218,1.227,1.236,1.245,1.254,1.263,1.272,1.281,1.29)
  vcriticosVN[2,22:31]=c(1.297,1.304,1.311,1.318,1.325,1.332,1.339,1.346,1.353,1.36)
  vcriticosVN[2,32:51]=c(1.369,1.378,1.387,1.396,1.405,1.414,1.423,1.432,1.441,1.45)
  vcriticosVN[2,52:81]=c(1.459,1.468,1.477,1.486,1.495,1.504,1.513,1.522,1.531,1.54)
  #valores criticos al 5%
  vcriticosVN[3,1:11]=c(1.3,1.312,1.324,1.336,1.348,1.36,1.372,1.384,1.396,1.408,1.42)
  vcriticosVN[3,12:21]=c(1.427,1.434,1.441,1.448,1.455,1.462,1.469,1.476,1.483,1.49)
  vcriticosVN[3,22:31]=c(1.495,1.500,1.505,1.510,1.515,1.520,1.525,1.530,1.535,1.54)
  vcriticosVN[3,32:51]=c(1.547,1.554,1.561,1.568,1.575,1.582,1.589,1.596,1.603,1.61)
  vcriticosVN[3,52:81]=c(1.616,1.622,1.628,1.634,1.640,1.646,1.652,1.658,1.664,1.67)

  #cat("Escoja el nivel de confianza: \n")
  #opcion=readline("1-95% 2-99% ")
  opcion=2
  if(opcion==1){
    datapos=which(vcriticosVN[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)
    valcritico=vcriticosVN[3,datapos]
    cat("Valor de N: ",VNratio," Valor critico: ", valcritico, "\n")
    if(VNratio>valcritico){cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")}
    return(1)}
  else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")}
  return(0)}
}

if(opcion==2){
  datapos=which(vcriticosVN[1,]==longitud,arr.ind=TRUE)
  valcritico=vcriticosVN[2,datapos]
  cat("Valor de N: ",VNratio," Valor critico: ", valcritico, "\n")
  if(VNratio>valcritico){cat("No se rechaza la hipotesis nula \n")}
  return(1)}
else {cat("Se rechaza la hipotesis nula \n")}
return(0)}
}
```

## Anexo 7: Generación de series normales en R Project para aplicar las pruebas de homogeneidad.

```

#POTENCIA DE LAS PRUEBAS
#Generacion de muestras normales tomando como referencia los datos de la FAV
#Se deben cargar las funciones de las pruebas de homogeneidad antes de correr
#esta secuencia

referencias=read.table(file.choose(),header=T) #para buscar el archivo de la FAV
# cagigal maraca barce matur boliv coro merida barqui maracay
# Los datos son mensuales asi que se transformaron a anuales
# Se hizo una matriz con las medias y desv estandar de cada serie para generar
# Las series normales con media y desv estandar de cada una
long=length(referencias[,1])
newref=matrix(0,49,9)
for(i in 1:9){
  inic=1
  fin=12
  k=1
  while(fin<=long){
    newref[k,i]=sum(referencias[inic:fin,i])
    k=k+1
    inic=fin+1
    fin=fin+12
  }
}
mediaysd=matrix(0,9,2)
for(i in 1:9){
mediaysd[i,1]=mean(newref[,i])
mediaysd[i,2]=sd(newref[,i])
cat(i," Media:",mean(newref[,i])," DesvEst:",sd(newref[,i])," \n")
}
#*****
#.....NORMALES.....
#*****
#generacion de series que no van a modificarse
normales=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
if(serie==0){serie=serie+1}
normales[i,]=rnorm(100,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
}
#*****
#.....VARIACION EN LA MEDIA.....
#*****

#generacion de series con una modificacion del 5% en la media
media5=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
if(serie==0){serie=serie+1}
media5[i,]=rnorm(100,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
}
for(i in 1:1000){
saltopos=rbinom(1,60,.8)
prom=mean(media5[i,])*0.05
media5[i,saltopos:100]=media5[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 10% en la media

```

```

media10=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
if(serie==0){serie=serie+1}
media10[i,]=rnorm(100,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
}
for(i in 1:1000){
saltopos=rbinom(1,60,.8)
prom=mean(media10[i,])*0.1
media10[i,saltopos:100]=media10[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 25% en la media
media25=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
if(serie==0){serie=serie+1}
media25[i,]=rnorm(100,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
}
for(i in 1:1000){
saltopos=rbinom(1,60,.8)
prom=mean(media25[i,])*0.25
media25[i,saltopos:100]=media25[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 50% en la media
media50=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
if(serie==0){serie=serie+1}
media50[i,]=rnorm(100,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
}
for(i in 1:1000){
saltopos=rbinom(1,60,.8)
prom=mean(media50[i,])*0.5
media50[i,saltopos:100]=media50[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 75% en la media
media75=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
if(serie==0){serie=serie+1}
media75[i,]=rnorm(100,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
}
for(i in 1:1000){
saltopos=rbinom(1,60,.8)
prom=mean(media75[i,])*0.75
media75[i,saltopos:100]=media75[i,saltopos:100]+prom
}

#*****
#.....MODIFICACION EN VARIANZA.....
#*****

#generacion de series con una modificacion del 5% en la varianza
var5=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
saltopos=rbinom(1,60,.8)
if(serie==0){serie=serie+1}
var5[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
}

```

```

var5[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.05))
}

#generacion de series con una modificacion del 10% en la varianza
var10=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
saltopos=rbinom(1,60,.8)
if(serie==0){serie=serie+1}
var10[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
var10[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.1))
}

#generacion de series con una modificacion del 25% en la varianza
var25=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
saltopos=rbinom(1,60,.8)
if(serie==0){serie=serie+1}
var25[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
var25[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.25))
}

#generacion de series con una modificacion del 50% en la varianza
var50=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
saltopos=rbinom(1,60,.8)
if(serie==0){serie=serie+1}
var50[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
var50[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.5))
}

#generacion de series con una modificacion del 75% en la varianza
var75=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
serie=rbinom(1,9,.5)
saltopos=rbinom(1,60,.8)
if(serie==0){serie=serie+1}
var75[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
var75[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.75))
}

#*****
#+++++ LLAMADA A LAS PRUEBAS DE HOMOGENEIDAD +++++
#*****

#Ahora veo los resultados de aplicar las pruebas a las series generadas
gbuishand=rep(0,11000)
for(i in 1:1000){
gbuishand[i]=BuishandT(normales[i,],1950)
gbuishand[i+1000]=BuishandT(media5[i,],1950)
gbuishand[i+2000]=BuishandT(media10[i,],1950)
gbuishand[i+3000]=BuishandT(media25[i,],1950)
}

```

```

gbuishand[i+4000]=BuishandT(media50[i,],1950)
gbuishand[i+5000]=BuishandT(media75[i,],1950)
gbuishand[i+6000]=BuishandT(var5[i,],1950)
gbuishand[i+7000]=BuishandT(var10[i,],1950)
gbuishand[i+8000]=BuishandT(var25[i,],1950)
gbuishand[i+9000]=BuishandT(var50[i,],1950)
gbuishand[i+10000]=BuishandT(var75[i,],1950)
}

```

```

gpettitt=rep(0,11000)
for(i in 1:1000){
gpettitt[i]=PettittT(normales[i,],1950)
gpettitt[i+1000]=PettittT(media5[i,],1950)
gpettitt[i+2000]=PettittT(media10[i,],1950)
gpettitt[i+3000]=PettittT(media25[i,],1950)
gpettitt[i+4000]=PettittT(media50[i,],1950)
gpettitt[i+5000]=PettittT(media75[i,],1950)
gpettitt[i+6000]=PettittT(var5[i,],1950)
gpettitt[i+7000]=PettittT(var10[i,],1950)
gpettitt[i+8000]=PettittT(var25[i,],1950)
gpettitt[i+9000]=PettittT(var50[i,],1950)
gpettitt[i+10000]=PettittT(var75[i,],1950)
}

```

```

gvneumann=rep(0,11000)
for(i in 1:1000){
gvneumann[i]=VneumannT(normales[i,],1950)
gvneumann[i+1000]=VneumannT(media5[i,],1950)
gvneumann[i+2000]=VneumannT(media10[i,],1950)
gvneumann[i+3000]=VneumannT(media25[i,],1950)
gvneumann[i+4000]=VneumannT(media50[i,],1950)
gvneumann[i+5000]=VneumannT(media75[i,],1950)
gvneumann[i+6000]=VneumannT(var5[i,],1950)
gvneumann[i+7000]=VneumannT(var10[i,],1950)
gvneumann[i+8000]=VneumannT(var25[i,],1950)
gvneumann[i+9000]=VneumannT(var50[i,],1950)
gvneumann[i+10000]=VneumannT(var75[i,],1950)
}

```

```

galexandersson=rep(0,11000)
for(i in 1:1000){
galexandersson[i]=AlexandT(normales[i,],1950)
galexandersson[i+1000]=AlexandT(media5[i,],1950)
galexandersson[i+2000]=AlexandT(media10[i,],1950)
galexandersson[i+3000]=AlexandT(media25[i,],1950)
galexandersson[i+4000]=AlexandT(media50[i,],1950)
galexandersson[i+5000]=AlexandT(media75[i,],1950)
galexandersson[i+6000]=AlexandT(var5[i,],1950)
galexandersson[i+7000]=AlexandT(var10[i,],1950)
galexandersson[i+8000]=AlexandT(var25[i,],1950)
galexandersson[i+9000]=AlexandT(var50[i,],1950)
galexandersson[i+10000]=AlexandT(var75[i,],1950)
}

```

```

TOTALbuishand=rep(0,11)
TOTALpettitt=rep(0,11)
TOTALalexand=rep(0,11)
TOTALneumann=rep(0,11)

```

```

TOTALbuishand[1]=sum(gbushand[1:1000])
TOTALbuishand[2]=sum(gbushand[1001:2000])
TOTALbuishand[3]=sum(gbushand[2001:3000])
TOTALbuishand[4]=sum(gbushand[3001:4000])

```

```

TOTALbuishand[5]=sum(gbuishand[4001:5000])
TOTALbuishand[6]=sum(gbuishand[5001:6000])
TOTALbuishand[7]=sum(gbuishand[6001:7000])
TOTALbuishand[8]=sum(gbuishand[7001:8000])
TOTALbuishand[9]=sum(gbuishand[8001:9000])
TOTALbuishand[10]=sum(gbuishand[9001:10000])
TOTALbuishand[11]=sum(gbuishand[10001:11000])

```

```

TOTALpettitt[1]=sum(gpettitt[1:1000])
TOTALpettitt[2]=sum(gpettitt[1001:2000])
TOTALpettitt[3]=sum(gpettitt[2001:3000])
TOTALpettitt[4]=sum(gpettitt[3001:4000])
TOTALpettitt[5]=sum(gpettitt[4001:5000])
TOTALpettitt[6]=sum(gpettitt[5001:6000])
TOTALpettitt[7]=sum(gpettitt[6001:7000])
TOTALpettitt[8]=sum(gpettitt[7001:8000])
TOTALpettitt[9]=sum(gpettitt[8001:9000])
TOTALpettitt[10]=sum(gpettitt[9001:10000])
TOTALpettitt[11]=sum(gpettitt[10001:11000])

```

```

TOTALneumann[1]=sum(gvneumann[1:1000])
TOTALneumann[2]=sum(gvneumann[1001:2000])
TOTALneumann[3]=sum(gvneumann[2001:3000])
TOTALneumann[4]=sum(gvneumann[3001:4000])
TOTALneumann[5]=sum(gvneumann[4001:5000])
TOTALneumann[6]=sum(gvneumann[5001:6000])
TOTALneumann[7]=sum(gvneumann[6001:7000])
TOTALneumann[8]=sum(gvneumann[7001:8000])
TOTALneumann[9]=sum(gvneumann[8001:9000])
TOTALneumann[10]=sum(gvneumann[9001:10000])
TOTALneumann[11]=sum(gvneumann[10001:11000])

```

```

TOTALalexand[1]=sum(galexandersson[1:1000])
TOTALalexand[2]=sum(galexandersson[1001:2000])
TOTALalexand[3]=sum(galexandersson[2001:3000])
TOTALalexand[4]=sum(galexandersson[3001:4000])
TOTALalexand[5]=sum(galexandersson[4001:5000])
TOTALalexand[6]=sum(galexandersson[5001:6000])
TOTALalexand[7]=sum(galexandersson[6001:7000])
TOTALalexand[8]=sum(galexandersson[7001:8000])
TOTALalexand[9]=sum(galexandersson[8001:9000])
TOTALalexand[10]=sum(galexandersson[9001:10000])
TOTALalexand[11]=sum(galexandersson[10001:11000])

```

## Anexo 8: Generación de series Chi-Cuadrado en R Project para aplicar las pruebas de homogeneidad.

### #POTENCIA DE LAS PRUEBAS

```

#Generacion de muestras chi cuadrado tomando como referencia los datos de la FAV
#Se deben cargar las funciones de las pruebas de homogeneidad antes de correr
#esta secuencia

```

```

referencias=read.table(file.choose(),header=T) #para buscar el archivo de la FAV
# cagigal maraca barce matur boliv coro merida barqui maracay
# Los datos son mensuales asi que se transformaron a anuales
# Se hizo una matriz con las medias y desv estandar de cada serie para generar
# Las series normales con media y desv estandar de cada una
long=length(referencias[,1])
newref=matrix(0,49,9)

```

```

for(i in 1:9){
  inic=1
  fin=12
  k=1
  while(fin<=long){
    newref[k,i]=sum(referencias[inic:fin,i])
    k=k+1
    inic=fin+1
    fin=fin+12
  }
}
medias=rep(0,9)
for(i in 1:9){
  medias[i]=mean(newref[,i])
}
#####
#.....CHI CUADRADOS.....
#####
#generacion de series que no van a modificarse
chis=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  chis[i,]=rchisq(100,medias[serie])
}
#####
#.....VARIACION EN LA MEDIA.....
#####
#generacion de series con una modificacion del 5% en la media
media5=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  media5[i,]=rchisq(100,medias[serie])
}
for(i in 1:1000){
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  prom=mean(media5[i,])*0.05
  media5[i,saltopos:100]=media5[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 10% en la media
medial0=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  medial0[i,]=rchisq(100,medias[serie])
}
for(i in 1:1000){
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  prom=mean(medial0[i,])*0.1
  medial0[i,saltopos:100]=medial0[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 25% en la media
media25=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  media25[i,]=rchisq(100,medias[serie])
}

```

```

for(i in 1:1000){
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  prom=mean(media25[i,])*0.25
  media25[i,saltopos:100]=media25[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 50% en la media
media50=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  media50[i,]=rchisq(100,medias[serie])
}
for(i in 1:1000){
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  prom=mean(media50[i,])*0.5
  media50[i,saltopos:100]=media50[i,saltopos:100]+prom
}

#generacion de series con una modificacion del 75% en la media
media75=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  media75[i,]=rchisq(100,medias[serie])
}
for(i in 1:1000){
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  prom=mean(media75[i,])*0.75
  media75[i,saltopos:100]=media75[i,saltopos:100]+prom
}

*****
#.....MODIFICACION EN VARIANZA.....
*****

#generacion de series con una modificacion del 5% en la varianza
var5=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  var5[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
  var5[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.05))
}

#generacion de series con una modificacion del 10% en la varianza
var10=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  var10[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
  var10[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.1))
}

#generacion de series con una modificacion del 25% en la varianza
var25=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){

```

```

    serie=rbinom(1,9,.5)
    saltopos=rbinom(1,60,.8)
    if(serie==0){serie=serie+1}
    var25[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
    var25[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.25))
}

#generacion de series con una modificacion del 50% en la varianza
var50=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  var50[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
  var50[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.5))
}

#generacion de series con una modificacion del 75% en la varianza
var75=matrix(0,1000,100)
for(i in 1:1000){
  serie=rbinom(1,9,.5)
  saltopos=rbinom(1,60,.8)
  if(serie==0){serie=serie+1}
  var75[i,1:(saltopos-1)]=rnorm(saltopos-
1,mean=mediaysd[serie,1],sd=mediaysd[serie,2])
  var75[i,saltopos:100]=rnorm(100-
saltopos+1,mean=mediaysd[serie,1],sd=(mediaysd[serie,2]*1.75))
}

*****
#+++++ Llamada a las pruebas de homogeneidad +++++
*****

#Ahora veo los resultados de aplicar las pruebas a las series generadas
gbuishand=rep(0,6000)
for(i in 1:1000){
  gbuishand[i]=BuishandT(chis[i,],1950)
  gbuishand[i+1000]=BuishandT(media5[i,],1950)
  gbuishand[i+2000]=BuishandT(media10[i,],1950)
  gbuishand[i+3000]=BuishandT(media25[i,],1950)
  gbuishand[i+4000]=BuishandT(media50[i,],1950)
  gbuishand[i+5000]=BuishandT(media75[i,],1950)
}

gp Pettitt=rep(0,6000)
for(i in 1:1000){
  gp Pettitt[i]=PettittT(chis[i,],1950)
  gp Pettitt[i+1000]=PettittT(media5[i,],1950)
  gp Pettitt[i+2000]=PettittT(media10[i,],1950)
  gp Pettitt[i+3000]=PettittT(media25[i,],1950)
  gp Pettitt[i+4000]=PettittT(media50[i,],1950)
  gp Pettitt[i+5000]=PettittT(media75[i,],1950)
}

gvneumann=rep(0,6000)
for(i in 1:1000){
  gvneumann[i]=VneumannT(chis[i,],1950)
  gvneumann[i+1000]=VneumannT(media5[i,],1950)
}

```

```

gvneumann[i+2000]=VneumannT(media10[i,],1950)
gvneumann[i+3000]=VneumannT(media25[i,],1950)
gvneumann[i+4000]=VneumannT(media50[i,],1950)
gvneumann[i+5000]=VneumannT(media75[i,],1950)
}

galexandersson=rep(0,6000)
for(i in 1:1000){
galexandersson[i]=AlexandT(chis[i,],1950)
galexandersson[i+1000]=AlexandT(media5[i,],1950)
galexandersson[i+2000]=AlexandT(media10[i,],1950)
galexandersson[i+3000]=AlexandT(media25[i,],1950)
galexandersson[i+4000]=AlexandT(media50[i,],1950)
galexandersson[i+5000]=AlexandT(media75[i,],1950)
}

TOTALbuishand=rep(0,6)
TOTALpettitt=rep(0,6)
TOTALalexand=rep(0,6)
TOTALneumann=rep(0,6)

TOTALbuishand[1]=sum(gbuishand[1:1000])
TOTALbuishand[2]=sum(gbuishand[1001:2000])
TOTALbuishand[3]=sum(gbuishand[2001:3000])
TOTALbuishand[4]=sum(gbuishand[3001:4000])
TOTALbuishand[5]=sum(gbuishand[4001:5000])
TOTALbuishand[6]=sum(gbuishand[5001:6000])

TOTALpettitt[1]=sum(gpettitt[1:1000])
TOTALpettitt[2]=sum(gpettitt[1001:2000])
TOTALpettitt[3]=sum(gpettitt[2001:3000])
TOTALpettitt[4]=sum(gpettitt[3001:4000])
TOTALpettitt[5]=sum(gpettitt[4001:5000])
TOTALpettitt[6]=sum(gpettitt[5001:6000])

TOTALneumann[1]=sum(gvneumann[1:1000])
TOTALneumann[2]=sum(gvneumann[1001:2000])
TOTALneumann[3]=sum(gvneumann[2001:3000])
TOTALneumann[4]=sum(gvneumann[3001:4000])
TOTALneumann[5]=sum(gvneumann[4001:5000])
TOTALneumann[6]=sum(gvneumann[5001:6000])

TOTALalexand[1]=sum(galexandersson[1:1000])
TOTALalexand[2]=sum(galexandersson[1001:2000])
TOTALalexand[3]=sum(galexandersson[2001:3000])
TOTALalexand[4]=sum(galexandersson[3001:4000])
TOTALalexand[5]=sum(galexandersson[4001:5000])
TOTALalexand[6]=sum(galexandersson[5001:6000])

```

### Anexo 9: Implementación en R Project del Coeficiente Kappa generalizado.

```

vals1=matrix(0,80,4)
vals1[1,]=c(1,1,1,1)
vals1[2,]=c(1,1,2,1)
vals1[3,]=c(1,1,3,1)
vals1[4,]=c(1,1,4,1)
vals1[5,]=c(1,1,5,1)
vals1[6,]=c(1,1,6,1)
vals1[7,]=c(1,1,7,1)
vals1[8,]=c(1,1,8,1)

```

```
vals1[9,]=c(1,1,9,1)
vals1[10,]=c(1,1,10,1)
vals1[11,]=c(1,2,1,0)
vals1[12,]=c(1,2,2,0)
vals1[13,]=c(1,2,3,0)
vals1[14,]=c(1,2,4,0)
vals1[15,]=c(1,2,5,0)
vals1[16,]=c(1,2,6,0)
vals1[17,]=c(1,2,7,0)
vals1[18,]=c(1,2,8,0)
vals1[19,]=c(1,2,9,0)
vals1[20,]=c(1,2,10,0)
vals1[21,]=c(2,1,1,0)
vals1[22,]=c(2,1,2,1)
vals1[23,]=c(2,1,3,1)
vals1[24,]=c(2,1,4,0)
vals1[25,]=c(2,1,5,1)
vals1[26,]=c(2,1,6,1)
vals1[27,]=c(2,1,7,1)
vals1[28,]=c(2,1,8,1)
vals1[29,]=c(2,1,9,1)
vals1[30,]=c(2,1,10,1)
vals1[31,]=c(2,2,1,1)
vals1[32,]=c(2,2,2,0)
vals1[33,]=c(2,2,3,0)
vals1[34,]=c(2,2,4,1)
vals1[35,]=c(2,2,5,0)
vals1[36,]=c(2,2,6,0)
vals1[37,]=c(2,2,7,0)
vals1[38,]=c(2,2,8,0)
vals1[39,]=c(2,2,9,0)
vals1[40,]=c(2,2,10,0)
vals1[41,]=c(3,1,1,1)
vals1[42,]=c(3,1,2,0)
vals1[43,]=c(3,1,3,0)
vals1[44,]=c(3,1,4,0)
vals1[45,]=c(3,1,5,0)
vals1[46,]=c(3,1,6,1)
vals1[47,]=c(3,1,7,1)
vals1[48,]=c(3,1,8,1)
vals1[49,]=c(3,1,9,1)
vals1[50,]=c(3,1,10,1)
vals1[51,]=c(3,2,1,0)
vals1[52,]=c(3,2,2,1)
vals1[53,]=c(3,2,3,1)
vals1[54,]=c(3,2,4,1)
vals1[55,]=c(3,2,5,1)
vals1[56,]=c(3,2,6,0)
vals1[57,]=c(3,2,7,0)
vals1[58,]=c(3,2,8,0)
vals1[59,]=c(3,2,9,0)
vals1[60,]=c(3,2,10,0)
vals1[61,]=c(4,1,1,0)
vals1[62,]=c(4,1,2,1)
vals1[63,]=c(4,1,3,1)
vals1[64,]=c(4,1,4,0)
vals1[65,]=c(4,1,5,1)
vals1[66,]=c(4,1,6,1)
vals1[67,]=c(4,1,7,1)
vals1[68,]=c(4,1,8,1)
vals1[69,]=c(4,1,9,1)
vals1[70,]=c(4,1,10,1)
vals1[71,]=c(4,2,1,1)
```

```

vals1[72,]=c(4,2,2,0)
vals1[73,]=c(4,2,3,0)
vals1[74,]=c(4,2,4,1)
vals1[75,]=c(4,2,5,0)
vals1[76,]=c(4,2,6,0)
vals1[77,]=c(4,2,7,0)
vals1[78,]=c(4,2,8,0)
vals1[79,]=c(4,2,9,0)
vals1[80,]=c(4,2,10,0)
vals11=as.data.frame(vals1)
dimnames(vals11)[[2]]=c("obs", "cat", "subj", "Rval")
attach(vals11)
sumat4=0
for(i in 1:3){
  for(j in 2:4){
    sumat1=0
    for(k in 1:2){
      suma=0
      sumal=0
      for(l in 1:10){
        suma=suma+Rval[obs==j & cat==k & suj==1]
        sumal=sumal+Rval[obs==i & cat==k & suj==1]
      }
      suma2=0
      suma3=0
      for(k1 in 1:2){
        for(l1 in 1:10){
          suma2=suma2+Rval[obs==j & cat==k1 & suj==11]
          suma3=suma3+Rval[obs==i & cat==k1 & suj==11]
        }
      }
      sumat1=sumat1+((sumal/suma3)*(suma/suma2))
    }
    sumat2=0
    for(l2 in 1:10){
      suma4=0
      for(i1 in 1:4){
        for(k2 in 1:2){
          suma4=suma4+Rval[obs==i1 & cat==k2 & suj==12]
        }
      }
      sumat2=sumat2+(suma4*(suma4-1))
    }
    sumat3=0
    for(l3 in 1:10){
      suma5=0
      suma6=0
      for(k3 in 1:2){
        suma5=suma5+Rval[obs==i & cat==k3 & suj==13]
        suma6=suma6+Rval[obs==j & cat==k3 & suj==13]
      }
      sumat3=sumat3+(suma5*suma6)
    }
    sumat4=sumat4+((sumat3/sumat2)*sumat1)
  }
}
pc=sumat4

sumat5=0
for(k in 1:2){
  for(l in 1:10){
    suma7=0

```

```
        for(i in 1:4){
            suma7=suma7+Rval[obs==i & cat==k & suj==1]
        }
        sumat5=sumat5+(suma7*(suma7-1))
    }
}
sumat6=0
for(l in 1:10){
    suma8=0
    for(i in 1:4){
        for(k in 1:2){
            suma8=suma8+Rval[obs==i & cat==k & suj==1]
        }
    }
    sumat6=sumat6+(suma8*(suma8-1))
}
po=sumat5/sumat6
kappa=(po-pc)/(1-pc)
```