

**UNIVERSIDAD DE PANAMÁ**

**VICERRECTORÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSTGRADO**

**FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES, EXACTAS Y TECNOLOGÍA**

**DISEÑO DE UN MODELO ESTADÍSTICO DE PRONÓSTICO DE  
CAUDALES PROMEDIOS MENSUALES PARA LA CUENCA  
HIDROGRÁFICA 108 DEL RIO CHIRIQUÍ,**

**AÑOS, 1970 - 2012.**

**PRESENTADO POR**

**DIANA Y. LEE DE CENTANARO**

**TESIS PRESENTADA COMO UNO DE LOS REQUISITOS PARA OPTAR POR  
EL TÍTULO DE "MAESTRÍA EN ESTADÍSTICA APLICADA"**

**PANAMÁ REPÚBLICA DE PANAMÁ**

**2016**



**Título de la Práctica Profesional / Proyecto de Intervención: "Diseño de un Modelo Pronóstico de Caudales Promedios Mensuales para la Cuenca Hidrográfica 108 del Río Chiriquí, Años 1970-2012"**

**PRÁCTICA PROFESIONAL / PROYECTO DE INTERVENCIÓN**

Sometida para optar al título de Maestría en **ESTADÍSTICA APLICADA**

Vicerrectoría de Investigación y Postgrado  
Facultad de Ciencias Naturales, Exactas y Tecnología

APROBADO POR:

  
Mgtr. Rafael Camarena  
Presidente

  
Mgtr. Mitzi Cubilla  
Miembro

  
Mgtr. Aurora Mejía  
Miembro

REFRENDADO POR:

  
REPRESENTANTE DE LA VICERRECTORÍA  
DE INVESTIGACIÓN Y POSTGRADO

FECHA:

20 de abril 2016

ST  
14 JUL 2016

## DEDICATORIA

*A "Dios" por estar tan cerquita de mí*

*A "Mi Familia" por creer en mí y su valioso apoyo desde el inicio de mis estudios de maestría*

*A "Mi Esposo" que con la inteligencia que lo caracteriza, por ese Don de superación que lo mantiene dando siempre el ciento por ciento en todo lo que hace por el bien de su familia, fue la fuerza que me mantuvo para llegar hasta el final; por todos aquellos días que ocupó mi lugar para que nuestras hijas no les hiciera falta mi ausencia.*

*A "Mi Bebé Mayor", que con su juventud y profesionalismo me ayudó en todo momento a ser más creativa y actual.*

*A "Mi Bebé Menor", que me impulsa a exigirme cada día más, ya que piensa que soy la mamá perfecta.*

*"Gracias, con todo mi corazón".*

Obsequio

## AGRADECIMIENTO

*A "Dios" por estar conmigo lomo a lomo en todos los años de mi vida, levantándome cada vez que caigo. "Realmente siento tu presencia".*

*Quiero agradecer a "todos los profesores" que impartieron cada uno de los módulos de ésta maestría, por compartir sus conocimientos más allá de su deber, ya que me han abierto las puertas al conocimiento y la investigación.*

*A mi asesor de maestría, Profesor "Rafael Camarena" por su profesionalismo, paciencia y confianza que deposito en mí, dándome la seguridad y el impulso para que todo mi trabajo se desarrollara al más alto nivel técnico abriendo mi mente a nuevas metodologías de análisis ayudándome no solo en mi tesis sino en mi vida profesional diaria.*

*A la Profesora "Clara Cruz" por su dedicación y apoyo incondicional.*

*A todos aquellos "Profesionales" en las áreas de la hidrología, meteorología y estadística que me brindaron su apoyo, sus conocimientos, su experiencia y por sobre todo su amistad durante la realización de esta investigación, ayudándome a tomar mejores decisiones de análisis. Este es el esfuerzo de un gran equipo de trabajo, gracias a cada uno de ellos.*

*Gracias mil a todos*

## CONTENIDO

DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTO	
RESUMEN	1
SUMMARY	1
INTRODUCCIÓN	2
<b>CAPITULO 1 MARCO CONCEPTUAL</b>	
1.1 Definición del Problema	6
1.2 Justificación e importancia en el estudio	8
1.3 Objetivos	9
1.3.1 General	9
1.3.2 Especifico	10
1.4 Variables	10
1.4.1 Definición Conceptual y Operacional de las variables	11
1.5 Hipótesis del Diseño.	11
<b>CAPÍTULO II MARCO REFERENCIAL Y MARCO TEÓRICO</b>	
2.1 Aspectos Históricos.	13
2.1.1. La Hidrología	13
2.1.1.1 Importancia de la Hidrología	13
2.1.1.2 Clasificación de la Hidrología en base al área de estudio	14
2.1.1.2.1 Hidrología Cualitativa	14
2.1.1.2.2 Hidrología hidrométrica	14
2.1.1.2.3 Hidrología cuantitativa..	15
2.1.1.2.4. Hidrología en tiempo real.	15
2.1.1.2.5 Hidrología forestal .	15

2 1 2	Ciclo Hidrológico	15
2 1.3.	Precipitación	18
2 2	Sistemas meteorológicos que causan la lluvia en Panamá	20
2 2 1	Sistemas Macro y Meso climáticos	20
2 2 1 1.	Zona de Convergencia Intertropical (ZCIT)	20
2 2 1 2	Vaguada y Vaguada Monzónica.	21
2 2 1 3	Ondas de Este/ Tropicales	22
2 2 1 4	Frentes Frío	23
2.2.1 5	Ciclones Tropicales.	24
2 2 1 6	Sistemas de bajas presiones / Ciclones	25
2 2.2.	Sistemas Micro climáticos	26
2 2 2 1	Lluvias orográficas	26
2 2 2.2	Sistemas Brisa Mar	26
2 2 2 3	Sistema Brisa Tierra	27
2 3	Caudal o Gasto.	28
2 3.1	Medición del caudal .	28
2 3 2.	Obtención de la Información Hidrológica	29
2 3 2 1	Estaciones Limnimétricas (Lm)	29
2 3.2 1	Estaciones Fluviográficas o Limnigráficas	30
2.3.2 2	Estaciones Automáticas.	31
2 3 2 3	Estaciones Satelitales o Telemétricas (medición a distancia)	32
2 4	Base de Datos	34
2 5.1	Recolección de datos y orígenes	34
2 5 2	Descripción de las estaciones.	35
2.5.3	Técnicas de relleno.	35
2.4 3 1	Curvas de Doble Masa .	36
2 4 3 2	Método de la Razón	37
2 4 3 3	La Mediana Histórica.	37
2 4 3 4	Regresión Lineal Simple .	37

2.5	Características de una cuenca	37
2.5.1	Cuenca en estudio	38

### CAPITULO III DISEÑO METODOLOGICO

3.1.	Metodología	42
3.1.1	Análisis Multivariante de Componentes Principales	45
3.1.1.1	Fases para el cálculo de las componentes	47
3.1.1.1.1	Cálculo de la matriz capaz de expresar la variabilidad conjunta de todas las variables	47
3.1.1.1.2	Extracción del número óptimo de factores	47
3.1.1.1.3	Rotación de la solución para facilitar su interpretación	47
3.1.1.1.4	Estimación de puntuaciones de los sujetos en las nuevas dimensiones	47
3.1.2	Análisis de Series Temporales	47
3.1.2.1	Función de autocorrelación Simple (ACF)	50
3.1.2.2	Función de autocorrelación Parcial (PACF)	50
3.1.2.3	Procesos Autorregresivos AR (p).	51
3.1.2.4	Procesos de media móvil MA (p).	51
3.1.2.5	Modelos no estacionarios (ARIMA).	53
3.1.3	Metodología de Box – Jenkins.	54
3.1.3.1	Etapas de la metodología de Box- Jenkins	55
3.1.3.1.1	Identificación del Modelo	56
3.1.3.1.2	Estimación de los parámetros.	56
3.1.3.1.3	Validación del Modelo	56
3.1.3.1.4	Predicción o Pronóstico	56
3.1.4	Criterios para seleccionar el mejor modelo	57
3.1.4.1.	Métodos numéricos Estadísticos del error residual.	57
3.1.4.1.1	Desviación Absoluta de la media (DAM)	57

3 1 4 1 2.	Error Medio Cuadrado (EMC).	58
3 1 4 1 3	Porcentaje del error Medio Cuadrado Absoluto (PEMA) .	56
3 1 4 1 4	Porcentaje Medio de Error (PME) .	58
3 1 4 1 5	Método Gráfico	59

## CAPITULO IV PRESENTACION Y ANALISIS DE LOS RESULTADOS

<b>4.1</b>	<b>Análisis de la Información</b>	<b>61</b>
4.1 1	Análisis Factorial por componentes principales	61
4.1.1 1.	<u>Estadísticos Descriptivos.</u>	63
4.1.1.2	Tabla de comunalidades .	64
4 1 1.3	Criterios para seleccionar cuántos factores debemos retener	65
4 1 1 3 1	Valores propios mayores que uno .	65
4 1 1 3 2	Regla del 75% de la varianza explicada	66
4 1 1 3 3	Regla del codo Scree Plot (Cattell 1966)	66
4 1 1 3 4	Especificaciones Técnicas y del usuario.	67
4 1 1 4.	Matriz de correlaciones y matriz unilateral	68
4 1 1 5	Matriz de componentes	69
4 1 1.6.	Estadísticos para evaluar la bondad de ajuste de un modelo de AFC .	70
4 1 1 6 1	Medida de adecuación de Kaiser Meyer Olkin (KMO)	70
4.1.1.6 2.	Prueba de esfencidad de Bartlett	71
4 1.1.7.	Nombre de la Variable latente .	72
4 1 2	Análisis de series Temporales Univariada	73
4.1 2.1.	Análisis Descriptivo de la serie Índice de Lluvia	73
4 1 2 1 1	Serie de tiempo "Índice de Lluvia".	73
4 1 2 1 2	Gráfico de Box Plot.	75
4 1 2 1 3.	Gráfico de Scatterplot .	76



4.1.2.2	Identificación de las Componentes de la serie.	77
4.1.2.2.1	Tendencia.	77
4.1.2.2.2	Estacionalidad	79
4.1.2.2.3	Estacionariedad	79
4.1.2.2.4	Aleatoriedad	81
4.1.2.2.5	Ciclicidad.	82
4.1.2.3	Resumen del análisis descriptivo de la serie Índice de lluvia..	84
4.1.2.4.	Transformación de la serie. Transformaciones Box-Cox Estacionariedad en Varianza	84
4.1.2.4.1	Transformación Logaritmo natural, ( $\lambda = 0$ )	86
4.1.2.4.2	Transformación ( $\lambda = 1/2$ ).	86
4.1.2.5	Eliminación de la Tendencia Estacionariedad en media	87
4.1.2.5.1	Parte Estacional	87
4.1.2.6.	Identificación del Modelo	90
4.1.2.7	Estimación de los coeficientes del Modelo	92
4.1.2.8.	Interpretación de los Correlogramas de las Funciones Simple y Parcial.	92
4.1.2.8.1	La función de autocorrelación Simple, ACF	92
4.1.2.8.2	La función de autocorrelograma Parcial, PACF	92
4.1.2.9.	Modelos Propuestos .	93
4.1.2.10	Validación del Modelo	93
4.1.2.11	Modelo óptimo	93
4.1.2.12.	Predicción	94
4.1.2.13	Comparación de datos reales versus pronóstico	97
4.1.3	Análisis de Series Temporales Bivariadas	98
4.1.3.1	Diferenciado Regular y Estacional de la serie Transformada	99

4.1.3.2. Función autocorrelación simple y parcial de la serie transformada y diferenciada.....	100
4.1.3.3. Justificación del modelo en la tercera etapa.....	100
4.1.3.4. Modelos propuestos.....	100
4.1.3.4.1. Modelo Óptimos ARIMA (1, 1,1) (0, 1,1).....	101
4.1.3.4.2. Modelo ARIMA (1, 1,1) (1, 0,1).....	103
4.1.3.5. Validación del modelo.....	104
4.1.3.5.1. Estadísticos de error.....	105
4.1.3.6. Predicciones.....	105
4.1.3.7. Comparación de datos reales versus pronóstico.....	106

CONCLUSIONES

RECOMENDACIONES

BIBLIOGRAFÍA

ANEXOS

## INDICE DE CUADROS

Cuadro I	Definición Conceptual y Operacional	11
Cuadro II	Información de las estaciones hidrometeorológicas	35
Cuadro III.	Estaciones Meteorológicas utilizadas en el AFCP	46
Cuadro IV.	Estadísticos Descriptivos	63
Cuadro V	Comunalidades iniciales y saturaciones	65
Cuadro VI	Varianza total explicada	66
Cuadro VII.	Coefficientes de correlación de Pearson	68
Cuadro VIII	Matriz de extracción	69
Cuadro IX	Medida de adecuación de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)	71
Cuadro X	Estadísticos de Prueba	72
Cuadro XI	Prueba Beta	78
Cuadro XII	Prueba de Levene	80
Cuadro XIII.	Prueba de Hartley, Cochran y Bartlett	82
Cuadro XIV	Prueba de Rachas	82
Cuadro XV	Coefficiente de Variación	83
Cuadro XVI	Componentes de la Variable "índice de Lluvia"	84
Cuadro XVII	Estadístico de Lambda	85
Cuadro XVIII	Modelos optativos	93
Cuadro XIX.	Estadísticos de Box & Ljung Q	96
Cuadro XX	Comparación de los valores registrados y pronosticados	97
Cuadro XXI	Modelos propuestos para el pronóstico de caudales	101

Cuadro XXII	Estadísticos de Box & Ljung - Modelo ARIMA (1, 1,1) (0,1 1)	102
Cuadro XXIII.	Estadísticos de Box & Ljung- Modelo ARIMA (1, 1,1) (1, 0,1)	104
Cuadro XXIV.	Pronóstico ARIMA (1, 1,1) (1, 0,1) y ARIMA (1,1,) (0, 1,1)	105

## INDICE DE FIGURAS

Fig. 1	Central Hidroeléctrica Edwin Fábrega, "Lago Fortuna"...	7
Fig 2	Ciclo Hidrológico	16
Fig 3	Pluviómetro - ETESA	19
Fig 4	Zona de Convergencia Intertropical. "Fotografía Satelital" - NASA	21
Fig 5	Vaguada Monzónica	22
Fig 6	Ondas del Este u Ondas Tropicales	23
Fig 7	Frente Frio	24
Fig 8	Ciclones tropicales -Tanna.net	24
Fig. 9	Sistema de Baja Presión	25
Fig 10	Lluvias Orográficas	26
Fig 11	Sistema Brisa Mar	27
Fig 12	Sistema Brisa Tierra	27
Fig 13	Estación Limnimétrica	29
Fig 14	Limnígrafo - ETESA	30
Fig. 15	Estación Automática – ETESA	31
Fig 16	Estaciones Satelitales o Telemétricas - ETESA	32
Fig 17a, b	Estación Hidrológica y estación Meteorológica - ETESA	34
Fig 18	Mapa de la cuenca Hidrográfica 108 del Río Chiriquí	40
Fig 19	Plan Metodológico Estadístico en las series hidrometeorológicas	42
Fig 20	Serie índice de Lluvia "Temporada seca y lluviosa"	43
Fig 21	Metodología de Box - Jenkins	55

Fig 22	Análisis Factorial	62
Fig. 23	Gráfico de la serie del Factor obtenido por ACP	63
Fig 24	Gráfico de sedimentación	67
Fig 25	Índice de Lluvia original resultado del ACP	74
Fig 26	Serie índice de Lluvia, transformada	74
Fig 27	Salida del Programa Statistic "Gráfico Box Plot"	75
Fig 28	Salida del Programa Statistic - "Gráfico Scatterplot"	76
Fig. 29	Correlograma Simple de la serie Índice de Lluvia	77
Fig. 30	Transformación logaritmo natural	86
Fig 31	Transformación $\lambda=1/2$	86
Fig 32a, b	Función autocorrelación Simple (ACP) y Parcial (PACF) de la transformación Ln	87
Fig 33a, b	Función autocorrelación Simple (ACF) y Parcial (PACF) de la transformación $\lambda=1/2$	88
Fig 34	Diferencia estacional de la serie transformada $\lambda =0$ y $\lambda =1/2$	89
Fig 35a y b	Gráfico AFC y PACF de la serie transformada y diferenciada	89
Fig 36a y b	ACF y PACF de la serie estacionaria en media y varianza	90
Fig 37a, b	ACF y PACF de la serie estacionaria en media y varianza	91
Fig. 38a y b	Autocorrelación Simple y Parcial de los residuales	94
Fig 39a y b	Histograma y Normalidad del Modelo ARIMA (2, 1,1) (1, 0,1)	94
Fig. 40	Pronóstico del mejor Modelo	97
Fig 41	Datos Registrados y Pronosticados de Ene-Mar de 2012	98
Fig. 42	Serie QFortuna	99

Fig 43	Serie QFortuna Transformada	99
Fig 44 a, b	ACF y PACF de la serie transformada	100
Fig 45	Autocorrelación Simple y Parcial de los residuales	101
Fig 46	Histograma y Normalidad del modelo ARIMA (1, 1,1) (0, 1,1)	102
Fig 47	Autocorrelograma Simple y Parcial de los residuales	103
Fig. 48	Histograma y Normalidad del Modelo ARIMA (1, 1,1,) (1, 0,1)	103
Fig 49	Datos Registrados y Pronosticados para el año 2012	106

## RESUMEN

En los últimos años nos hemos dado cuenta de la necesidad e importancia del manejo y planificación de los recursos hídricos en el país; y en base a esto hemos empezado la titánica tarea de conservar los manglares, evitando los desperdicios para disminuir la contaminación de los mismo y tratar de que el incremento del uso y la contaminación no superen su capacidad de auto regeneración. El agua es esencial para la vida y de gran importancia para casi todos los sectores de la economía, se encuentra repartida de manera desigual de región en región por lo que se hace indispensable su correcta administración. El presente estudio trata de la correcta administración del recurso hídrico para el sector energético como un sector importante de nuestra economía. El análisis consiste en la recopilación de datos históricos de precipitación de una de las 52 cuencas del país para crear un modelo estadístico matemático, "Lluvia escorrentia" que nos ayude a pronosticar caudales promedios mensuales en el Lago Fortuna donde se encuentra la Central Hidroeléctrica Fortuna que abastece el 23% de la energía del país.

## SUMMARY

In recent years we have realized the need and importance of management and planning of water resources in the country; and on this basis we have begun the daunting task of preserving the mangroves, avoiding waste to reduce pollution of the same and try to increase the use and pollution do not exceed their capacity for self-regeneration. Water is essential for life and of great importance to virtually all sectors of the economy; it is distributed unevenly across regions so proper management is essential. This study deals with the proper administration of water resources for the energy sector as an important sector of our economy. The analysis consists of collecting historical data on precipitation of one of the 52 basins in the country to create a mathematical statistical model, "Rain runoff" to help us predict flows monthly averages Lake Fortuna where is the Hydroelectric Fortuna supplies 23% of the country's energy.



## INTRODUCCIÓN

La ubicación geográfica de Panamá, su tamaño, forma, orientación y relieve determinan la distribución temporal y espacial de la lluvia y, por ende, de los caudales y sus rendimientos en las diferentes regiones del país =

Las características geomorfológicas, geológicas y de uso del suelo influyen en la longitud, pendiente y orientación de los cursos de agua, así como en la capacidad de retención de las cuencas

En Panamá la división continental está constituida por una serie de cadenas montañosas que se extienden de Este a Oeste. Esta cadena montañosa hace que los ríos corran en dos vertientes: la del **Pacífico**, que abarca el 70% del territorio nacional, y la del **Caribe o Atlántico**, que ocupa el 30% restante. En términos generales, los ríos son de recorrido corto y sus cursos están usualmente orientados en dirección normal a las costas,

La magnitud y comportamiento de los caudales en Panamá, está determinada por diversos factores meteorológicos regionales y globales que explican su comportamiento. Entre los factores más comunes y más significativos tenemos la Temporada de Huracanes en el Atlántico, Los Frentes fríos, Las Ondas del este, La Zona de Convergencia Intertropical (ZCIT), La Orografía y Vientos Alisios, Lluvias convectivas, Los Fenómenos de El Niño y La Niña, que hacen que el comportamiento de la lluvia en Panamá sea muy irregular lo que motiva a estudiar cómo la lluvia incide en el comportamiento hidrológico

En la precipitación (lluvia) por ejemplo, los factores que influyen son la ubicación geográfica, específicamente la latitud. La cercanía del mar pues generalmente los vientos provienen del este y traen mucha humedad que luego es depositada en forma de lluvia en el continente o sea que entre más lejos estés del mar, menos húmedo será el viento. Por otro lado la radiación solar, a mayor radiación solar mayor evaporación y por lo tanto mayor precipitación, los países cercanos al ecuador son más húmedos por ésta razón. En lo que la altura se refiere, a mayor altura mayor precipitación, esto se conoce como gradiente hipsométrico de precipitaciones.

“La Lluvia orográfica es la producida por el ascenso de una columna de aire húmedo al encontrarse con un obstáculo orográfico, como una montaña” (Whiteman, 2000)

Para el estudio en desarrollo, se propone encontrar un modelo de pronóstico más óptimo para estimar caudales medios mensuales por medio de la lluvia acumulada mensual registrada en la cuenca hidrográfica 108 de la Provincia de Chiriquí de la República de Panamá, que permita determinar la respuesta hídrica futura.

En la actualidad existen diversas metodologías para estimar condiciones hidrológicas futuras, las cuales relacionan variables meteorológicas con hidrológicas tales como series de tiempo, correlación, regresión lineal múltiple, entre otros.

En el desarrollo de éste estudio nos apoyaremos principalmente en las Técnicas de Análisis Factorial por Componentes Principales y Los Modelos de Pronóstico de Series de Tiempo

El Análisis de Componentes Principales (ACP) es una técnica estadística de síntesis de la información, o reducción de la dimensión (variables meteorológicas) perdiendo la menor cantidad de información posible, (Spearman, 1904)

Los nuevos componentes principales o factores serán una combinación lineal de las variables originales, y además serán independientes entre sí. Un aspecto clave en ACP (Johnson & Wichern, 2001) es la interpretación de los factores, ya que ésta no viene dada a priori, sino que será deducida tras observar la relación de los factores con las variables iniciales (habrá, pues, que estudiar tanto el signo como la magnitud de las correlaciones). Esto no siempre es fácil, y será de vital importancia el conocimiento que el experto tenga sobre el área de investigación.

Una serie de tiempo es aquel conjunto de observaciones sobre una variable, que generalmente es espaciada en el tiempo.

Para el análisis de las series temporales se usan métodos que ayudan a interpretarlas y que permiten extraer información representativa sobre las relaciones subyacentes entre los datos de la serie o de diversas series y que permiten en diferente medida y con distinta confianza extrapolar o interpolar los datos y así predecir el comportamiento de la serie en momentos no observados, sean en el futuro (extrapolación pronóstica), en el pasado (extrapolación retrógrada) o en momentos intermedios (interpolación).

**CAPITULO I,  
MARCO CONCEPTUAL**

## 1.1 Definición del Problema

“Los pronósticos del Plan de Expansión del Sistema Interconectado Nacional, indican que el consumo de energía eléctrica podrían presentar tasas de crecimiento, por el orden de 5.7% a 6.0% promedio anual, mientras que la potencia máxima exigida al sistema podría crecer entre 5.6% a 5.8%, de darse situaciones socioeconómicas pesimistas a una opción optimista, respectivamente” (ASEP, 2012)

Relacionado a esto, la Provincia de Chiriquí es una de las provincias más explotadas por el sector energético. En ella existen más de veinte centrales hidroeléctricas en funcionamiento y otras tantas en construcción o concesión

Solamente en el río Chiriquí existen en la actualidad once Centrales Hidroeléctricas en funcionamiento, siendo la más importante la Central Hidroeléctrica de Fortuna

La planta hidroeléctrica Fortuna es una hidroeléctrica con embalse inaugurada en marzo de 1984, con una capacidad instalada de 300 MW (3 unidades o turbinas Pelton de 100MW cada una) aprovechando las aguas fluyentes del Río Chiriquí desviado por una presa de enrocado con pantalla de hormigón de unos 100 metros de altura

La hidroeléctrica Fortuna es uno de los principales proveedores de energía eléctrica de la República de Panamá.

La central Hidroeléctrica Fortuna, (Fig. 1), es la segunda en importancia en el país, que producen en su conjunto en un año de hidrología promedio 1450GWH, que es aproximadamente el 23% de las necesidades eléctricas de Panamá.



Fig. 1 Central Hidroeléctrica Edwin Fabrega, "Lago Fortuna" EISA.

Este proyecto tiene su origen en la necesidad de enfrentar una crisis energética iniciada por el aumento en el costo del petróleo en la década de los años 60 y fue parte de una estrategia para producir energía eléctrica a un menor costo. "En la actualidad, Panamá se enfrenta a una situación similar lo que originó el diseño de este proyecto: aumento del costo del petróleo y dependencia de la energía térmica. Por otro lado, la superficie de bosques naturales de nuestro país está disminuyendo en forma acelerada provocando la pérdida de oportunidades de uso en el futuro" (Mendieta, 2006).

De acuerdo a lo detallado, es que se tiene la necesidad de diseñar un Modelo Estadístico de Pronóstico de Caudales Promedios Mensuales para la cuenca hidrográfica 108 del río Chiriquí.

Existen diversas metodologías estadísticas para estimar condiciones hidrológicas futuras, que relacionan variables meteorológicas. Nos apoyaremos en éstas metodologías estadísticas para llevar a cabo éste proyecto. ¿Será posible obtener un factor que sintetice la variabilidad de la lluvia de manera óptima medida en las doce estaciones meteorológicas? ¿Cuáles serían los patrones descriptivos del índice de lluvia? ¿Será posible aplicar la modelación estadística ARIMA – SARIMA, para el factor (Índice de lluvia)? ¿Cuál será la incertidumbre de los modelos ajustados y los retardos? ¿Es eficiente el modelo ARIMA ajustado a la serie índice de lluvia? ¿Será eficiente utilizar el índice de lluvia pronosticado, para la estimación de caudales promedios mensuales? ¿Será posible obtener estimaciones óptimas utilizando series de tiempo bi-variado utilizando el índice de lluvia como variable independiente y el caudal como variable dependiente?

De aquí se deduce la gran importancia para el país de analizar la disponibilidad y utilización de los recursos hídricos para generación eléctrica y pronóstico de los aportes de agua a las diferentes centrales. Sin embargo es necesario mencionar que el buen planeamiento de los recursos hídricos no solo beneficia al sector eléctrico, sino a todas las áreas que tengan que ver con el agua, por no decir todas, así podemos mencionar salud, ganadería, construcción, agronomía, etc.

## 1.2 Justificación e importancia en el estudio

Hasta el momento no se conoce publicado o elaborado algún análisis o estudio acerca de un modelo de estimación de caudales medios mensuales para un área

específica del país, tomando este antecedente se ha considerado la necesidad de la elaboración de un modelo de pronóstico de caudales medios mensuales, para ello se incluirían doce estaciones meteorológicas que miden la precipitación de toda la cuenca y guardan una fuerte relación con los datos de caudales medios de los ríos en la cuenca hidrográfica 108 del río Chiquí

Es un estudio innovador ya que en éstos momentos no contamos con un modelo de lluvia escorrentia para pronóstico de caudales promedios mensuales, lo que sería un aporte significativo, analizar una cuenca piloto para más adelante poder implementarlo a otras cuencas hidrográficas del país, que si bien no todas están explotadas en el área energética, es de suma importancia en el planeamiento del uso de los Recursos Hidráulicos para otras áreas importantes tales como, la Ganadería, Agricultura, Protección Civil, construcción, en el sector Salud, etc

Un modelo de pronóstico bien estructurado, basados en herramientas estadísticas de actualidad servirá de gran apoyo a la Dirección de Hidrometeorología y a la vez al Centro Nacional de Despacho para el correcto planeamiento, manejo y ejecución de los recursos hídricos de los embalses

### 1.3 Objetivos

#### 1.3.1 General

Proponer un modelo de pronóstico de caudales promedios mensuales aplicando diversas técnicas estadísticas para estimar el caudal promedio mensual



en el sitio de toma de la Central Hidroeléctrica de Fortuna ubicada en el Lago Fortuna, basado en la influencia de la precipitación promedio mensual registrada en los ríos de la cuenca hidrográfica 108 del río Chiriquí.

### 1.3.2 Específico

- Crear un Índice de lluvia utilizando el Análisis Factorial como método de reducción de variables (estaciones meteorológicas)
- Describir los patrones de índices de lluvia
- Ajustar Modelos SARIMA para la variable índice de lluvia
- Validar los modelos con las estadísticas de error
- Obtener los pronósticos con el modelo SARIMA ajustado
- Elaborar un modelo "bi-variado de Series de Tiempo" como modelo de pronóstico de caudales medios mensuales
- Comprobar la validez y eficacia en el modelo bi-variado de Serie de Tiempo

## 1.4 Variables

Para éste estudio se utilizaron variables meteorológicas y variables hidrológicas. En el análisis factorial por componentes principales (Johnson D. E , 2000), se utilizaron doce estaciones meteorológicas de registro de lluvia, ubicadas en la cuenca hidrográfica 108, del río Chiriquí

Para el análisis de Series Temporales, tenemos las nuevas variables o (cargas factoriales) resultado del análisis factorial y además una variable hidrológica

(caudal), proveniente de la estación hidrológica de Fortuna que mide los niveles y es llevada a caudal por medio de la ecuación de Balance Hídrico (UNESCO, 2008)

#### 1.4.1 Definición Conceptual y Operacional de las variables

Cuadro I. Definición Conceptual y Operacional

Variables	Definición Conceptual	Definición Operacional
Periodo	Representa el nivel de agregación semanal, mensual, diario	Mensual
Precipitación, mm	En meteorología, la precipitación es cualquier forma de hidrometeoros que cae de la atmósfera y llega a la superficie terrestre. Este fenómeno incluye lluvia, lluvia, nieve, aguanieve, granizo	Todo valor no negativo
Caudal, m <sup>3</sup> /s	El caudal es la cantidad de agua que escurre o que pasa por una sección de cauce o conducto en la unidad de tiempo	Todo valor no negativo
Índice de Lluvia	Son las cargas facticiales resultantes de la reducción de variables por medio de AFPC	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Cargas positivas - Temporada Lluviosa</li> <li>• Cargas negativas - Temporada Seca</li> <li>• De positivas a negativas - Transición a la temporada Seca</li> <li>• De negativas a positivas - Transición a la temporada Lluviosa</li> </ul>

#### 1.5 Hipótesis del Diseño

**Ho:** El índice de lluvia influye en los pronósticos de caudales medios mensuales de la Central Hidroeléctrica Fortuna.

**Ha:** El índice de lluvia NO influye en los pronósticos de caudales medios mensuales de la Central Hidroeléctrica Fortuna.

## **CAPÍTULO II**

### **MARCO REFERENCIAL Y MARCO TEÓRICO**

## 2.1 Aspectos Históricos

### 2.1.1 La Hidrología

“Del griego ὕδωρ (hídros) agua, y λόγος (logos) estudio) es la ciencia que se dedica al estudio de la distribución, espacial y temporal, y las propiedades del agua presente en la atmósfera y en la corteza terrestre”, (Chow V. T., 1964) Esto incluye las precipitaciones, la escorrentía, la humedad del suelo, la evapotranspiración y el equilibrio de las masas glaciares en algunos países. La hidrología es una rama de las Ciencias de la Tierra.

Recordemos que un río es una corriente de agua que fluye por un cauce desde las tierras altas a las tierras bajas y vierte en el mar o en una región endorreica (río colector) o a otro río (afluente). Los ríos se organizan en redes. Una cuenca hidrográfica es el área total que vierte sus aguas de escorrentía a un único río, aguas que dependen de las características de la alimentación. Una cuenca de drenaje es la parte de la superficie terrestre que es drenada por un sistema fluvial unitario. Su perímetro queda delimitado por la divisoria o interfluvio.

#### 2.1.1.1. Importancia de la Hidrología

En la actualidad la hidrología tiene un papel muy importante en el planeamiento del uso de los Recursos Hídricos, y ha llegado a convertirse en parte fundamental de los proyectos de ingeniería que tienen que ver con suministro de agua, disposición de aguas servidas, drenaje, protección contra la acción de ríos y recreación. Además de la ganadería, agricultura, Protección Civil, en la Salud,

etc. Todo esto y muchas aplicaciones más hacen que el hidrólogo sea un personaje importante en todo equipo multidisciplinar que enfrenta problemas de ingeniería civil en general y problemas de carácter ambiental. De ésta manera podemos mencionar (Heras, 1976)

## 2.1.1.2 Clasificación de la Hidrología en base al área de estudio

### 2.1.1.2.1 Hidrología Cualitativa

En la hidrología cualitativa el énfasis está dado en la descripción de los procesos. Por ejemplo en la determinación de las formas y causas que provocan la formación de un banco de arena en un río, estudio asociado al transporte sólido de los cursos de agua, o al análisis de la ocurrencia de condensaciones en determinados puntos de una carretera, que afectan la visibilidad y por lo tanto pueden aconsejar a cambiar el trazado de la misma.

### 2.1.1.2.2 Hidrología hidrométrica

En la hidrología hidrométrica, o hidrometría, se centra en la medición de las variables hidrológicas, se trata básicamente de trabajos de campo, donde el uso adecuado de los instrumentos de medición, la selección adecuada de los locales en los cuales las medidas son efectuadas y la correcta interpretación de los resultados es fundamental para la calidad de la información recabada. Ayudando en su totalidad a poder calcular aspectos relacionados con cauces y las dependencias hidrológicas.

### 2.1.1.2.3. Hidrología cuantitativa

El énfasis está en el estudio de la distribución temporal de los recursos hídricos en una determinada cuenca hidrográfica. Los instrumentos más utilizados en esta rama de la hidrología son los instrumentos matemáticos, modelos estadísticos y modelos conceptuales.

### 2.1.1.2.4. Hidrología en tiempo real

Es la rama más nueva de la hidrología, y se populariza a partir de los años 1960 – 1970, con el auge de las redes telemétricas, donde sensores ubicados en varios puntos de una cuenca transmiten, en tiempo real los datos a una central operativa donde son analizados inmediatamente para utilizarlos en auxilio de la toma de decisiones de carácter operativo, como abrir o cerrar compuertas de una determinada obra hidráulica (Chow V. T., 1983).

### 2.1.1.2.5. Hidrología forestal

Es el estudio del ciclo hidrológico, es decir, la circulación del agua entre la Tierra y la atmósfera en los montes, bosques o demás áreas naturales.

## 2.1.2. Ciclo Hidrológico

El agua terrestre puede estar en forma sólida, líquida, o de vapor, debido a que las condiciones de presión/temperatura en el planeta se sitúan alrededor de las de su punto triple. Esto determina que debido a la radiación solar, el agua cambie de estado y se trasvase continuamente entre los distintos reservorios, lo

que se conoce como ciclo hidrológico, (Fig. 2). Esta transferencia de agua de unos lugares a otros, supone un gigantesco intercambio no solo de materia sino también de energía entre la atmósfera, los océanos y las tierras emergidas. El ciclo hidrológico es por tanto el responsable de la continua redistribución del agua terrestre a escala global. Esta redistribución, aunque muy irregular y desigual en las distintas zonas de la Tierra y a lo largo del tiempo, proporciona los suministros de agua dulce a las zonas continentales que son imprescindibles para los seres vivos que las habitan y, en otro orden y dentro de ciertos límites, cubre las necesidades de agua de los asentamientos humanos a lo largo del tiempo.

Aunque el motor del ciclo es la energía solar que origina la evaporación del agua líquida, y por tanto su paso a la atmósfera, resulta también fundamental el papel de la gravedad, gracias a la cual caen las precipitaciones y retornan las aguas continentales a los océanos.



Fig. 2 Ciclo Hidrológico.  
<http://www.eco.cqiaf.oy.com/ciclo-del-aqua>

El agua en su constante movimiento, cambia de estado o de posición en relación con la corteza terrestre, el conjunto de cambios que experimenta el agua en la naturaleza tanto en su estado (sólido, líquido y gaseoso) como en su forma (agua superficial, agua subterránea, etc.). Siguiendo las líneas principales de este ciclo (Evaporación, precipitación, escurrimiento superficial y subterráneo) y mantiene en el transcurso del tiempo una distribución equilibrada de la cual es una buena evidencia la constancia del nivel medio de los mares (Béjar, 2002)

En resumen el ciclo hidrológico sirve para destacar cuatro fases básicas de interés para el hidrólogo: Precipitación, Evaporación y Transpiración, escurrimiento Superficial y agua Subterránea. Con ellas tratará de dar solución cuantitativa a la ecuación del balance hidrológico.

$$P - E \pm S = A$$

**Donde:**

**P** - Precipitación Media

**E** - Evapotranspiración Media

**S** - Almacenamiento en la cuenca

**A** - Aportación

Algunas veces se producen lluvias torrenciales que hacen crecer los ríos en exceso. En otras ocasiones la precipitación y la escurrimiento son insignificantes. Estos extremos de crecientes y sequías son precisamente los que a menudo tienen mayor interés para el hidrólogo, en vista de que muchos proyectos hidráulicos se diseñan para la protección contra los efectos perjudiciales de los extremos



El hidrólogo no solo debe tener interés en medir las cantidades de agua en tránsito durante el desarrollo del ciclo hidrológico. También debe estudiar la frecuencia con la cual pueden ocurrir los **diversos extremos del ciclo** ya que, ésta es la base del análisis.

En resumen el objetivo fundamental de la hidrología es proveer datos relacionados con la distribución espacial y temporal del agua sobre la tierra, es decir proporcionar la información básica que requieren los proyectos sobre planeamiento y manejo de los recursos hídricos.

El conocimiento del comportamiento hidrológico de una cuenca es primordial para poder establecer las áreas vulnerables a los eventos hidrometeorológicos extremos por lo que es necesario el correcto planeamiento, manejo y ejecución de los recursos hídricos.

### 2.1.3 Precipitación

En meteorología, la precipitación es cualquier forma de hidrometeoro que cae de la atmósfera y llega a la superficie terrestre. Este fenómeno incluye lluvia, llovizna, nieve, aguanieve, granizo. La cantidad de precipitación sobre un punto de la superficie terrestre es llamada pluviosidad, o monto pluviométrico. La precipitación es una parte importante del ciclo hidrológico, responsable del depósito de agua dulce en el planeta y, por ende, de la vida en nuestro planeta, tanto de animales como de vegetales, que requieren del agua para vivir. La precipitación es generada por las nubes, cuando alcanzan un punto de saturación,

en este punto las gotas de agua aumentan de tamaño hasta alcanzar el punto en que se precipitan por la fuerza de gravedad

En la precipitación se mide la tasa de acumulación de lluvia o nieve, por unidad de área horizontal. Una acumulación de 1mm corresponde al volumen de 1 litro por metro cuadrado de superficie

El instrumento para medir la precipitación líquida se llama pluviómetro, (Fig 3). En la mayoría de las estaciones meteorológicas, la precipitación se mide una vez al día



**Fig. 3 Pluviómetro - ETESA**

La Intensidad de la precipitación es la razón de incremento de la altura que alcanza la lluvia respecto al tiempo. Se clasifica en ligera, moderada y fuerte. La lluvia en nuestro país se caracterizan por ser muy intensas y de corta duración

aunque con cierta frecuencia se observan períodos secos durante la temporada lluviosa

Esta característica produce valores medios anuales comprendidos entre 1000 y 7000 mm. La lluvia promedio anual en todo el territorio de Panamá es de 2924 mm lo que equivale a 220 8 km<sup>3</sup>

Sobresalen regiones como el este de la Península de Azuero, en donde se registran los totales de lluvia más bajos durante el año con valores ligeramente inferiores a 1000 mm

Por otra parte existen áreas de alta pluviosidad como la Zona Costera del Caribe (Golfo de los Mosquitos) y en la provincia de Chiriquí, sobre la Cordillera Central (Fortuna, Río Chiriquí, Chorcha, área de Potrerillos), (Empresesa de Transmisión Eléctrica S A , 2015)

## 2.2. Sistemas meteorológicos que causan la lluvia en Panamá

Existen diferentes sistemas meteorológicos que influyen en las lluvias en Panamá, entre ellos tenemos sistemas Macro y Meso climáticos y sistemas Micro climáticos o sistemas locales

### 2.2.1. Sistemas Macro y Meso climáticos

#### 2.2.1.1 Zona de Convergencia Intertropical (ZCIT)

Es un cinturón de bajas presiones que ciñe el globo terrestre en la región ecuatorial, (Fig. 4) Está formado, como su nombre indica, por la convergencia de aire cálido y húmedo de latitudes al norte y al sur del ecuador.

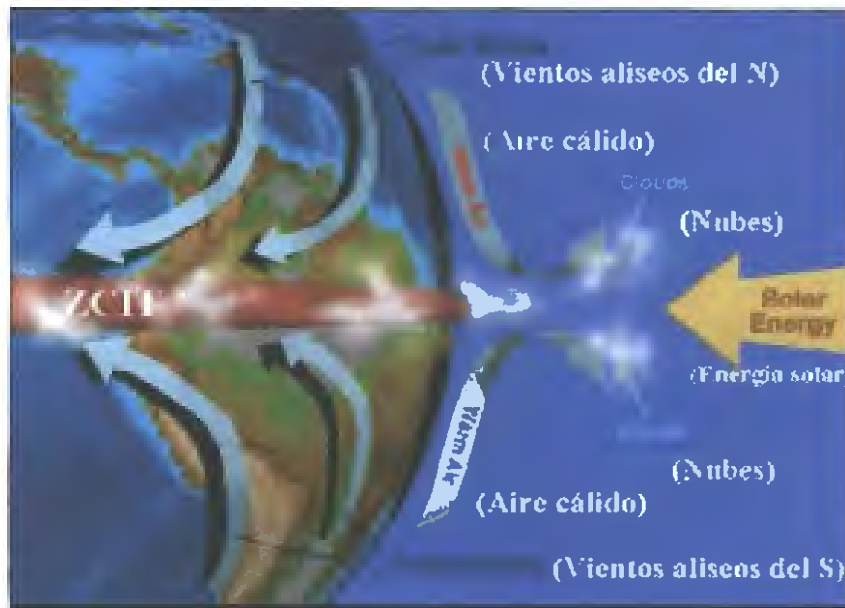


Fig. 4 Zona de Convergencia Intertropical. "Fotografía Satelital" – NASA  
<http://www.tiempo.com/ram/382/la-zona-de-convergencia-intertropical>

#### 2.2.1.2. Vaguada y Vaguada Monzónica

Se refiere al ascenso de masas de aire cálido y húmedo a lo largo de una zona alargada de baja presión atmosférica que se ubica entre dos áreas de mayor presión (anticiclones) formadas por masas de aire mucho más frío y pesado que se introducen como una curia y dan origen a una formación de nubes de gran desarrollo vertical y a las consiguientes lluvias. Así pues, en el campo de la Meteorología se refiere a una depresión barométrica alargada que se ubica entre dos anticiclones o, para decirlo con mayor propiedad, dos áreas anticiclónicas ligeramente desiguales en lo que respecta a sus características.

La vaguada monzónica, (Fig. 5) es una parte de la Zona de Convergencia Intertropical que se extiende hacia o través de una circulación de monzones.



Fig. 5 Vaguada Monzónica  
<https://www.meted.ucar.edu>

### 2.2.1.3. Ondas de Este/ Tropicales

Las Ondas Tropicales o del Este, (Fig. 6) son líneas de flujo onduladas cuyo eje es perpendicular a los vientos del este (vientos alisios). Presentan isobaras alargadas en forma de "U" o "V" pero no isobaras cerradas. Nacen en el área de los vientos alisios cerca de la ITCZ (Zona de Convergencia Intertropical). Su desplazamiento es de más o menos 5° (20-30kph) por día y con mayor ocurrencia entre Mayo y Noviembre en el Caribe. A medida que avanza la presión baja y los vientos giran hacia el norte, la inversión se eleva y se desarrollan cumulonimbos que producen fuertes chubascos y tormentas eléctricas.

Las Ondas Tropicales pueden incrementar su intensidad y transformarse en una Depresión Tropical.

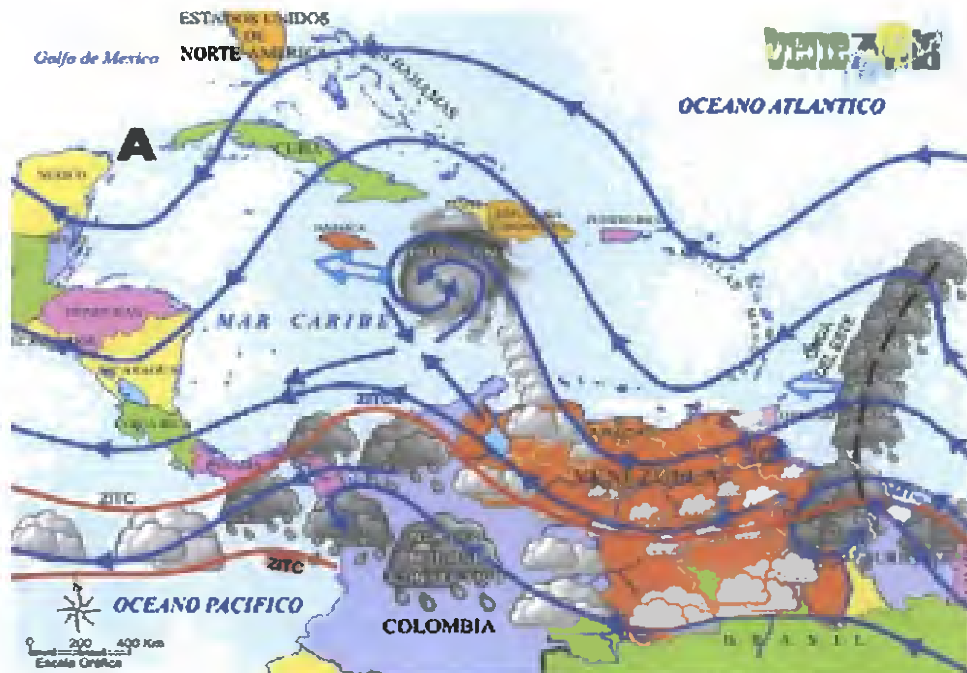


Fig. 6 Ondas del Este u Ondas Tropicales  
<http://www.venemia.com/Caribe/CariClima/CariClima2Huracan.php>

#### 2.2.1.4. Frentes Frio

Es una franja de inestabilidad que ocurre cuando una masa de aire frío se acerca a una masa de aire caliente. El aire frío, siendo más denso, genera una "cuña" y se mete por debajo del aire cálido y menos denso.

Los frentes fríos se mueven rápidamente, (Fig. 7). Son fuertes y pueden causar perturbaciones atmosféricas tales como tormentas de truenos, chubascos, tornados, vientos fuertes y cortas tempestades de nieve antes del paso del frente frío, acompañadas de condiciones secas a medida que el frente avanza. Dependiendo de la época del año y de su localización geográfica, los frentes fríos pueden venir en una sucesión de 5 a 7 días.



Fig. 7 Frente Frío

#### 2.2.1.5. Ciclones Tropicales

Los huracanes son las tormentas más grandes y violentas de la Tierra. Las personas llaman a estas tormentas con distintos nombres como tifones o ciclones según el lugar donde se producen. El término científico para todas estas tormentas es **ciclón tropical**, (Fig. 8). Sólo los ciclones tropicales que se forman sobre el Océano Atlántico y el Océano Pacífico oriental se llaman "huracanes".

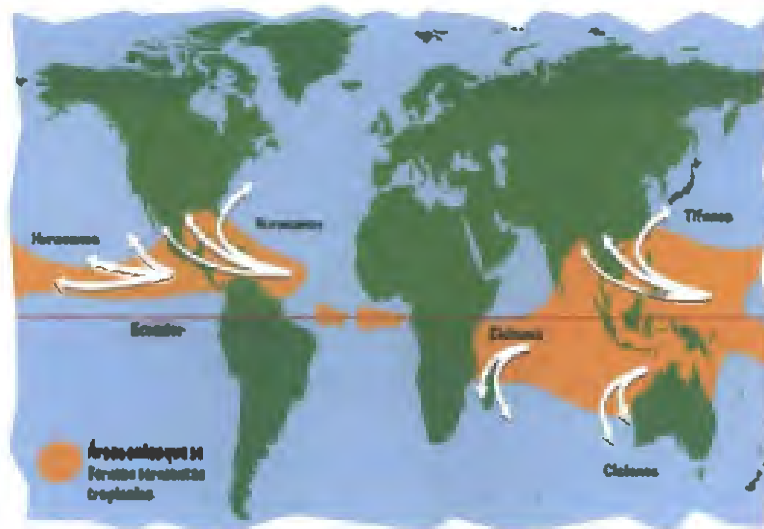


Fig. 8 Ciclones tropicales  
<http://spaceplace.nasa.gov/hurricanes/s>

### 2.2.1.6. Sistemas de bajas presiones / Ciclones

Las regiones de aire ascendente se llaman sistemas de bajas presiones, depresiones o ciclones, (Fig. 9). En estas regiones a menudo se dan condiciones de nubosidad, vientos, periodos de lluvia y en invierno, nieve, y tiempo inestable y cambiante.

Un sistema de baja presión se desarrolla donde se produce un ascenso de aire caliente y relativamente húmedo desde la superficie de la Tierra. Estos son sistemas de isobaras cerradas (líneas de presión constante) que rodean una región de presiones relativamente bajas.

El aire que se encuentra cercano al centro del sistema de baja presión es inestable. A medida que el aire caliente y húmedo asciende, enfría las nubes, y así éstas se hacen más gruesas, por lo que se pueden comenzar a formar lluvia, nieve o la combinación de ambas.

En los sistemas de bajas presiones el aire sube espiral desde la superficie de la Tierra. Si la presión es muy baja, el viento puede llegar a ser de tormenta o una

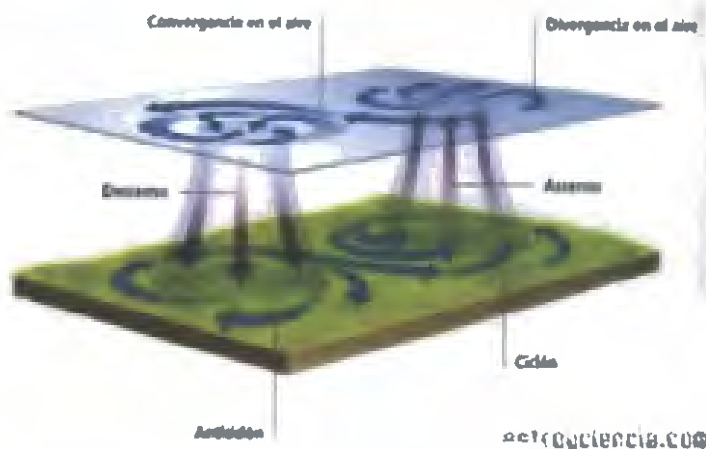


Fig. 9 Sistema de Baja Presión  
www.astrociencia.com

fuerza huracanada. Por esta razón el término ciclón se ha usado, aunque de manera poco precisa, para tormentas y alteraciones de estos sistemas de bajas presiones, para huracanes tropicales particularmente violentos y tifones.



## 2.2.2. Sistemas Micro climáticos

### 2.2.2.1. Lluvias orográficas

Es el tipo de lluvia producida por el ascenso de una columna de aire húmedo, (Fig. 10), al encontrarse con un obstáculo orográfico, como una montaña. En su ascenso el aire se enfría hasta alcanzar el punto de saturación del vapor de agua, y una humedad relativa del 100%, que origina la lluvia.

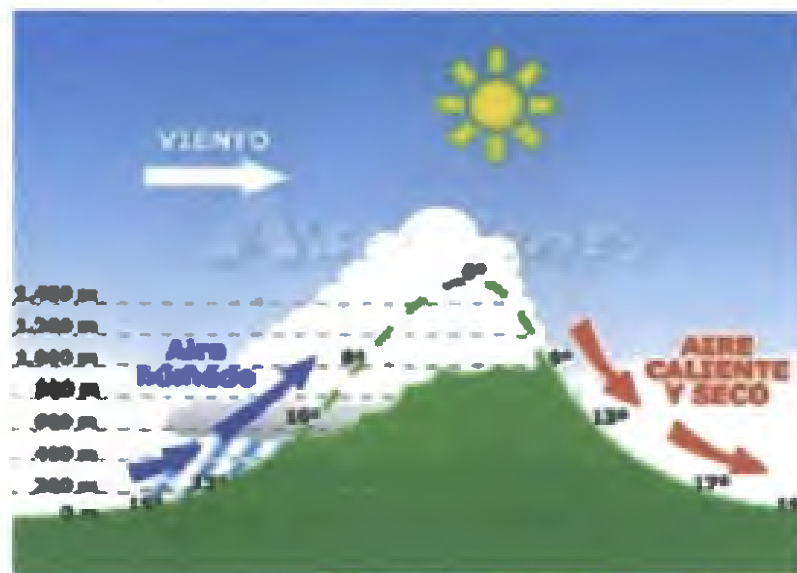


Fig. 10 Lluvias Orográficas  
[www.ecured.cu](http://www.ecured.cu)

### 2.2.2.2. Sistemas Brisa Mar

Los vientos locales ocurren por las variaciones diarias de temperatura entre la tierra y el agua, las que se dan principalmente en verano (Fig. 11). La tierra, debido a la presencia del sol, se calienta más rápidamente que el mar durante el día. El aire caliente que proviene de la tierra se eleva, dirigiéndose hacia el mar, y es reemplazado a nivel del suelo por el aire frío del mar. Esto produce vientos llamados "Brisas Marinas".



Fig. 11 Sistema Brisa Mar  
[www.esperandoocio.blogspot.com](http://www.esperandoocio.blogspot.com)

### 2.2.2.3. Sistema Brisa Tierra

Durante la noche se produce lo contrario (Fig. 12). La tierra está más fría que el mar, lo que origina que el aire frío descienda sobre la tierra y se dirija hacia el mar. El aire marino que ahora está más caliente, se eleva y es reemplazado por el aire frío de la tierra. Estos vientos son conocidos con el nombre de "Brisas Terrestres". Estas brisas son de menor velocidad que las anteriores, debido a que en la noche existen menores diferencias de temperatura entre la tierra y el mar.



Fig. 12 Sistema Brisa Tierra  
[www.esperandoocio.blogspot.com](http://www.esperandoocio.blogspot.com)

## 2.3 Caudal o Gasto

El caudal es la cantidad de agua que escurre o que pasa por una sección de un cauce o conducto, en la unidad de tiempo y se mide generalmente, en metros cúbicos por segundo. El caudal relativo es la relación entre el caudal medio anual y los  $\text{Km}^2$  de cuenca ( $\text{l/seg/km}^2$ ). La caudalosis suele ser mayor en la desembocadura del río, siempre que no se produzcan filtraciones o que la evaporación haya disminuido su caudal. El caudal varía también según la estación del año

### 2.3.1 Medición del caudal

El método más usado para medir la esorrentía de los ríos o el caudal, es el establecimiento de estacione hidrométricas. Una estación hidrométrica componen una serie de infraestructuras que permiten determinar el caudal de paso simplemente mediante el registro de un nivel. La estructura simplemente debe garantizar la existencia de una relación caudal elevación. Se coloca una boya que marca en un sistema mecánico o electrónico el nivel y mediante una ecuación de transformación nivel-caudal se conoce en cada instante el caudal de paso. Las relaciones de nivel caudal se deben obtener mediante aforo en ciertos momentos del año, mejor que cada aforo sea representativo de un estado del cauce. De esta manera se puede obtener una mejor función de interpolación. La estación hidrométrica se ubica en una sección favorable del río, donde se instalan limnímetros, que son instrumentos para medir los niveles del agua por encima de un punto de referencia estable.

### 2 3 2 Obtención de la Información Hidrológica

Los datos utilizados en éste análisis son el resultados del registro de cuatro tipos de estaciones hidrológicas administradas por la Dirección de Hidrometeorología de la Empresa de Transmisión Eléctrica S A

#### 2 3 2 1 Estaciones Limnimétricas (Lm)

Se ubica en una sección favorable del río, donde se instalan los limnímetros, que son instrumentos para medir los niveles del agua por un punto de referencia estable, (Fig 13),-ETESA



**Fig. 13 Estación Limnimétrica - ETESA**

Los Limnómetros (Fig 13) (Estación "Los Valles"), consisten generalmente en una regla en posición vertical apoyada en una estructura adaptada a las condiciones de tal manera de garantizar su inmovilidad y la consecuente consistencia de las lecturas

La velocidad de la corriente generalmente se mide con un molinete, en diferentes puntos de la sección transversal del río. Estos valores se integran a lo largo de toda el área para calcular el caudal para un nivel dado. Varios valores definen la curva de caudales que muestra la relación entre descarga y nivel de agua para la sección analizada. Esta curva se utiliza más tarde para convertir los niveles medidos por los limnómetros en caudales.

Para obtener los datos de nivel se emplean observadores que registran manualmente los niveles indicados por los limnómetros en horas pre-establecidas

#### 2 4 3 1 Estaciones Fluviográficas o Limnigráficas

Los limnógrafos o aparatos registradores, (Fig 14), permiten la obtención de un registro continuo y automático de niveles, se instalan cuando el río presenta

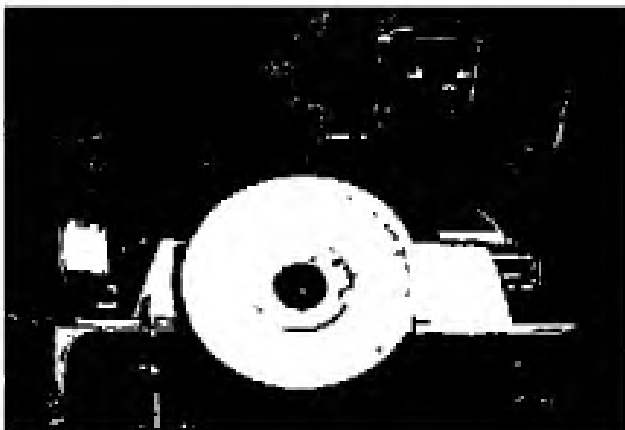


Fig. 14 Limnógrafo – ETESA

fluctuaciones fuertes de nivel a lo largo del día, cuando los accesos a la estaciones impiden un control regular y generalmente en todas las estaciones de primer orden. Estos aparatos registran el nivel del río en

función del tiempo

Para obtener los datos de nivel se realiza la visita a la estación y el hidromensurador anota la fecha de corte del gráfico (fecha final de la gráfica), anota niveles de reglas y nivel base. Luego de cambiar el papel limnigráfico de 24 horas anota la base (cualquier nivel que se escoja y que permita hacer una medición), la fecha de inicio de la gráfica y anota la fecha inicial de registro de niveles en la gráfica.

#### 2.4.3.2 Estaciones Automáticas

Son aquellas que utilizan una plataforma colectorora de datos digital (datalogger) y un sensor para medir el nivel del río. (Fig. 15).

Para obtener los datos de nivel el operador de campo baja los datos en un dispositivo de almacenamiento en un computador o PDA. Los datos se envían hacia las oficinas central donde el supervisor de Operaciones de Campo lo decodifica a través de un software (AXREAD). La tarjeta se lee, se decodifica la información y se convierte a un formato CVS. Estos datos se envían al analista hidrólogo para su proceso.



**Fig. 15 Estación Automática – ETESA**

### 2.4 3 3 Estaciones Satelitales o Telemétricas (medición a distancia)

Estas estaciones utilizan sensores digitales para la medición del nivel del río y la lluvia (Fig 16) Estos datos son almacenados en una plataforma colectora de datos digital (datalogger), la cual se encuentra conectada a un transmisor satelital y son capaces de enviar a un servidor, los datos recolectados por medio de transmisores satelitales, cada hora o tres horas dependiendo del canal de transmisión que utilice

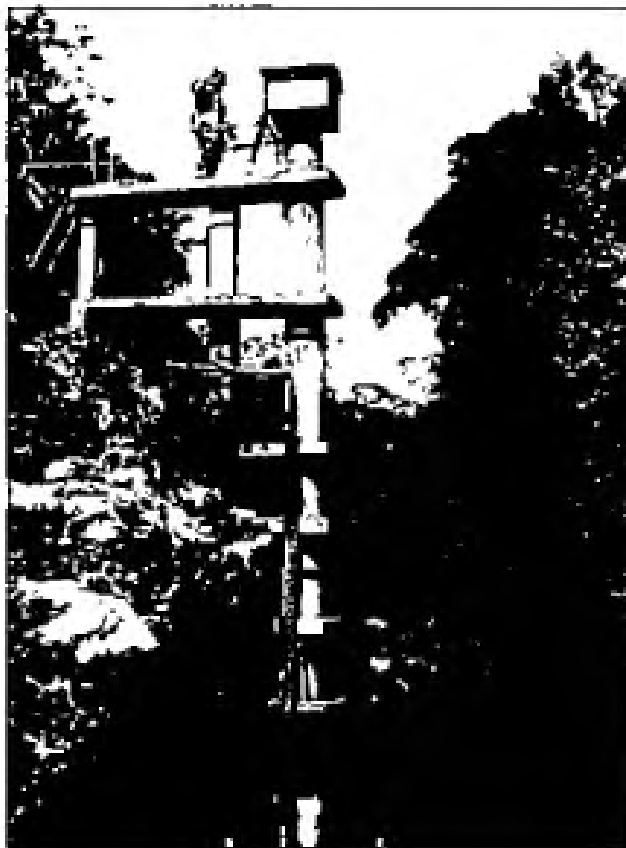


Fig. 16 Estaciones Satelitales o Telemétricas - ETESA

Para obtener los datos se reciben en una estación "Terrestre Receptora de Datos"

El Supervisor de Operaciones de Campo administra estos datos utilizando un software llamado Datawise (este software también decodifica los datos recibidos)

El Datawise almacena los datos en una base de Datos propia del software Actualmente los datos de las estaciones se reciben de las transmisiones cada hora ó cada tres horas Existen dos Base de Datos en las estaciones receptoras con la información proveniente de las estaciones satelitales

El satélite devuelve la información transmitida por las estaciones satelitales a las Estaciones Receptoras activas actualmente, instaladas en David (Malek) y la otra en Tocumen (al lado del Aeropuerto) Estos datos se almacenan en una Base de Datos SQL Server (Tocumen) y una BD específica del software Datawise (Malek).

El equipo de Operaciones de Campo, se conecta al Servidor de los Estados Unidos (Propietarios de los satélites y de la frecuencia de transmisión (Satélites GOES) En Estados Unidos cuentan con un Centro de Recepción de Datos, en los que captan información de todas las transmisiones realizadas a través de sus satélites de todas partes del mundo.

En caso de que las estaciones receptoras de datos estén fuera de servicio, los Estados Unidos brinda un acceso a través de INTERNET utilizando Hyper Terminal validado con usuario y clave, el operador de campo se conecta y baja los datos de Estaciones Fortuna y Bayano. Esos datos vienen codificados en formato Pseudo Binario y a través de una macro en Excel se decodifican, se ordenan por fecha



## 2.4 Base de Datos

La base utilizada en éste análisis son los datos de doce estaciones meteorológicas (Fig 17 b), que registran la precipitación media de la cuenca 108 del río Chiquí operadas por ETESA a través de la dirección de hidrometeorología y una estación Hidrológica (Fig 17a), que mide los niveles (m) registrados a las 0:00 horas y que por medio del cálculo de balance hídrico es llevado a caudal ( $m^3/s$ ).

El período en estudio es desde 1970 al 2012, haciendo un total de 43 años de registros. Cabe destacar que dentro del área de la hidrología para que un estudio sea óptimo debe tener un mínimo de 30 años. Anexo, Cuadro XXIV.

### 2.5.1 Recolección de datos y orígenes

Los datos de las estaciones meteorológicas son registros de estaciones automáticas y convencionales (Cuadro II). La data faltante fue rellenada por diferentes metodologías estadísticas y se le efectuó análisis de control de calidad asesorado por los especialistas analistas hidrólogos y analistas meteorólogos.



Fig. 17a, b Estación Hidrológica y estación Meteorológica – ETESA

## 2.5.2 Descripción de las estaciones

En el (Cuadro II), se muestran las estaciones utilizadas en este análisis, su tipo, elevación y ubicación. Todas operadas por ETESA e instaladas de acuerdo a las normas internacionales establecidas por Organización Meteorológica Mundial.

**Cuadro II. Información de las estaciones hidrometeorológicas**

ID	Nombre	Tipo	Provincia	Latitud Norte	Longitud Oeste	Elevación, msnm	Operadas
108001	Fincá Landa	CC	Chiniquí	8°49'00"	82°29'00"	1700	ETESA
108004	Cabera (Pueblo Nuevo)	CM	Chiniquí	8°38'11.34"	82°22'64.73"	360	ETESA
108008	Patorillo Aniba	CM	Chiniquí	8°41'5.67"	82°28'22.76"	930	ETESA
108009	Los Palomas	CC	Chiniquí	8°35'00"	82°28'00"	420	ETESA
108013	Argostura de Cochos	CM	Chiniquí	8°33'00.00"	82°23'00.00"	210	ETESA
108014	Valadero Guabira	CC	Chiniquí	8°25'49.62"	82°17'11.85"	45	ETESA
108016	Ciermeño	CM	Chiniquí	8°31'12.66"	82°25'57.66"	170	ETESA
108017	Los Naranjos	BC	Chiniquí	8°46'44.78"	82°25'52.60"	1200	ETESA
108018	Papa de Sombrero	BC	Chiniquí	8°41'6.85"	82°18'14.55"	388	ETESA
108019,042	Fortuna (Casa Control)	CA	Chiniquí	8°40'45.01"	82°15'41.89"	1010	ETESA
108023	David	AM	Chiniquí	8°23'47.69"	82°25'42.20"	27	ETESA
108022	Hornito	CA	Chiniquí	8°43'8.05"	82°13'41.07"	1340	ETESA
108-0107	Oloruna	AT	Chiniquí	8°43'0.00"	82°13'0.00"	1040	ETESA

## 2.5.3 Técnicas de relleno

Las mediciones de la precipitación pueden estar afectadas por diferentes errores. Estos errores pueden ser sistemáticos o accidentales, además de los producidos por la acción del viento o la perturbación aerodinámica del pluviómetro.

Los errores accidentales se pueden originar por errores en el instrumental, perturbaciones aleatorias por la vida silvestre (animales) y se manifiestan por "ruido" en las mediciones. Estos errores tienden a disminuir al considerar un período extenso de observaciones.

Los errores sistemáticos se pueden presentar por varias razones. Por ejemplo la instalación de un pluviómetro cerca de algún obstáculo que pueda llevar a mediciones de precipitación por defecto

Otra fuente de error es la observación permanente del nivel de la precipitación por defecto/exceso que puede conducir a precipitaciones subestimadas/sobreestimadas por el observador. De igual manera puede ser fuente de error el criterio empleado para elegir datos para los promedios cuando faltan observaciones

Una técnica clásica para evaluar la exactitud de una estación es comparar las tendencias de esta estación con las tendencias en estaciones vecinas. Si se producen cambios abruptos en una estación con respecto a otras estaciones, entonces se sugiere que existiría algún tipo de error que puede afectar las mediciones. La técnica clásica de comparación es el análisis de las curvas Doble Masa

En el caso nuestro se han utilizado diferentes métodos de relleno, que enumeramos a continuación

#### 2 4 3 1 Curvas de Doble Masa

El primer paso para la evaluación espacial de la precipitación es verificar que las observaciones son consistentes, o sea, que la estación haya permanecido durante el período de observaciones en las mismas condiciones sin cambiar el

instrumental o las condiciones del predio no se alteraran significativamente. Más detalles [15] en bibliografía

#### 2.4.3.2 Método de la Razón

El método de la razón se basa en el hecho de que para pares de estaciones, la razón entre sus valores mensuales, anuales o medios, tiende a ser constante, (Montoya Restrepo & Medina Rivera, 2001)

#### 2.4.3.3 La Mediana Histórica

En un conjunto de valores ordenados, la mediana es el valor medio. Corresponde al porcentaje 50% o segundo cuartil ( $P_{50}$  o  $Q_2$ ), (Sánchez, 2008)

#### 2.4.3.4 Regresión Lineal Simple

Cuando el análisis de regresión se centra en el estudio de la relación entre una variable dependiente y una variable independiente, dicho estudio se conoce como análisis de regresión simple o en dos variables, (Peña, 1999). Un modelo de regresión lineal simple, representa la relación lineal entre dos variables, una variable endógena o dependiente y una variable exógena o independiente, (Naciones Unidas, OMM, 1977)

### 2.5. Características de una cuenca

El parteaguas es la línea imaginaria que divide la parte más alta de las cuencas de manera que las aguas de lluvia que caen se reparten en una u otra cuenca. De

esa forma la cuenca sólo tiene una salida por donde pasa el cauce principal de la misma, (Proyecto Hidrometeorológico Centroamericano, 1972)

Los demás cursos de agua desembocan en el cauce principal y se denominan Tributarios. Las cuencas formadas por el cauce tributario son cuencas tributarias o subcuencas. Entre mayor densidad de tributarios una cuenca responde más rápido a una precipitación o tormenta. De hecho una de las formas como se distingue una cuenca es por el orden de tributarios que la conforman

#### 2.5.1 Cuenca en estudio

Con la ejecución del Proyecto Hidrometeorológico Centroamericano (PHCA, 1967-1972) bajo la coordinación del Comité Regional de Recursos Hidráulicos (CRRH) y con el auspicio de la Organización Meteorológica Mundial (OMM), apoyado por el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD) se acordó unificar criterios para el trazado y numeración de las cuencas hidrográficas principales en todos los países del istmo centroamericano (Costa Rica, El Salvador, Guatemala, Honduras, Nicaragua y Panamá)

En ese entonces, se acordó que a las cuencas de la vertiente de Atlántico se le asignarían números impares comenzando con la cuenca N° 1 en Guatemala, hasta la 121 en Panamá, y las de la vertiente del Pacífico, números pares desde la 2 a la 164

Como resultado del Proyecto Hidrometeorológico Centroamericano, el territorio continental e insular de la república de Panamá, con un área de 75,524

km<sup>2</sup>, se ha dividido en 52 cuencas hidrográficas. De estas cuencas, 18 están en la vertiente del mar Caribe (30% del territorio nacional) y le corresponden números impares comenzando desde la 87 hasta la 121, y 34 pertenecen a la vertiente del océano Pacífico (70% del territorio nacional), con números pares desde la 100 hasta la 166.

La cuenca en estudio es la cuenca 108 del río Chiriquí se localiza en la provincia de Chiriquí, en la parte occidental de la república de Panamá, entre las coordenadas 8° 15' y 8° 53' de Latitud Norte y 82° 10' y 82° 33' de la Longitud Oeste

El área de drenaje es de 1,995.9 Km<sup>2</sup>, hasta la desembocadura en el océano Pacífico, y la longitud del río principal es de 130 Km.

La elevación media de la cuenca es de 270 msnm, y el Volcán Barú, ubicado al noreste de la cuenca, con una altitud de 3,474 msnm

El río Chiriquí tiene como afluentes principales a los ríos Caldera, Los Valles, Estí, Gualaca y los que nacen en las laderas del Volcán Barú como Cochea, David, Majagua, Soles y Platanal. Tres esquemas de hidroeléctricas afectan los registros de caudales de las estaciones del río Chiriquí, en interamericana, David, La Esperanza y Paja de Sombrero

El sistema de Caldera desvía por un canal, aguas del río Caldera hacia la Planta Caldera, vertiéndola posteriormente al río Cochea, esto ocurrió durante el periodo que estuvo en funcionamiento la hidroeléctrica de Planta Caldera, desde 1955 hasta 1979

Aguas del río Cochea se desviaron por un canal hacia Planta Dolega, vertiéndolas posteriormente al río David. Desde marzo de 1984, con el cierre de compuertas y entrada en operación de la central Edwin Fábrega (Fortuna), aguas del río Chiriqui se desvian por un túnel hacia la Casa de Máquina de dicha central y luego son vertidas en la quebrada Buenos Aires, que es un afluente del río Chiriqui. En el Mapa (Fig. 18), se muestra la ubicación de las estaciones hidrometeorológicas utilizadas en éste estudio.



Fig. 18 Mapa de la cuenca Hidrográfica 108 del Río Chiriquí-ETES

**CAPITULO III.**  
**DISEÑO METODOLOGICO**



### 3.1 Metodología

Este estudio es de tipo longitudinal ya que los datos fueron recolectados, en varias muestras en diferentes periodos de tiempo, es de tipo retrospectivo y prospectivo debido a que los datos dependen del pasado y se proyectan al futuro.

Para la realización de este proyecto se ha trabajado con la Metodología Análisis Factorial por Componentes Principales y Series de Tiempos Univariadas y Multivariadas, (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994).

Lo que se quiere es poder llegar a obtener un modelo de pronóstico de caudales medios mensuales para una cuenca hidrográfica piloto específica del país.

Las metodologías estadísticas aplicadas, se llevaron a cabo en tres etapas principales, como se muestra en el siguiente diagrama de flujo (Fig. 19).

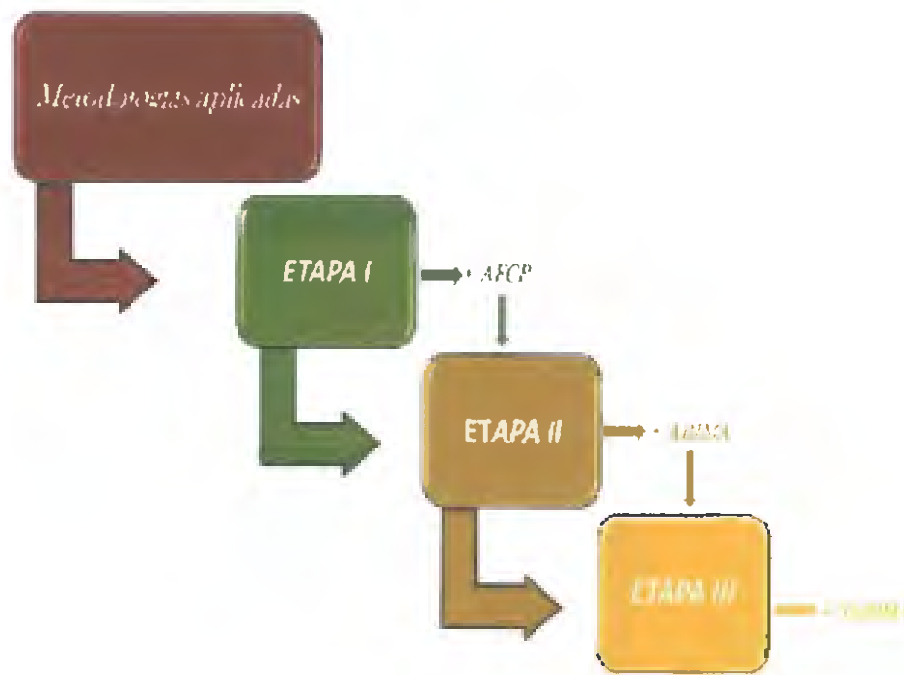


Fig. 19 Plan Metodológico Estadístico en las series hidrometeorológicas

En la **primera etapa** se aplicó, el “**Análisis Factorial por Componentes Principales (AFCP)**”, utilizando doce estaciones meteorológicas con registros promedios mensuales de precipitación, distribuidas en la cuenca alta, media y baja cuenca del Río Chiquí

Del resultado de ésta primera fase, se obtuvo una serie factorial la cual llamamos “**Índice de Lluvia**”. Esta serie (Fig. 20) va desde valores positivos a valores negativos

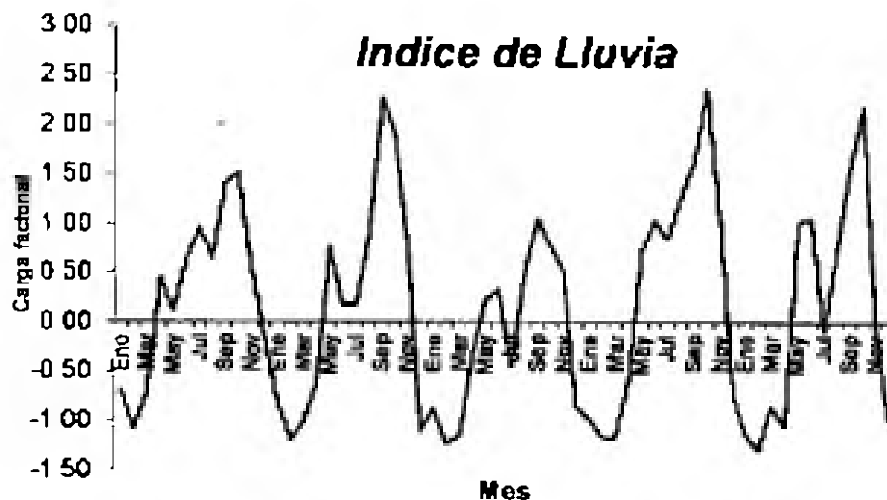


Fig. 20 Serie Índice de Lluvia "Temporada seca y lluviosa"

Según la interpretación de los expertos podemos concluir que los valores negativos marcan la temporada seca, los valores positivos marcan la temporada lluviosa, de positivos a negativos el período de transición de la temporada lluviosa a la seca y de negativo a positiva marca el periodo de transición de la temporada seca a la lluviosa

Es por tal motivo que llamamos a esta variable “**Índice de Lluvia**”.

"I Lluv (t) "

En la **segunda etapa** utilizando la serie **Índice de Lluvia** obtenida con AFCP, se utilizó el análisis de **Serie de tiempo univariada**, dando como resultado un modelo ARIMA para pronóstico de precipitación (lluvia)

Es importante señalar que la constante ( $\lambda$ ) en el método de Box Cox para homogenizar la varianza del Índice de Lluvia, obtenido por, (Guerrero, 1990) sufre perturbaciones cuando la data incluye valores negativos, por lo cual sugerimos para la determinación del valor lambda  $\lambda$ , la transformación de traslación dada por la ecuación

$$(1) \quad T(I \text{ Lluv}'(t)) = I \text{ Lluv}(t) + C$$

$$\text{Donde: } C \geq | \text{Min } I \text{ Lluv}(t) |$$

En este caso se tomó que  $C = | \text{Min } I \text{ Lluv}(t) |$

Esta transformación de la serie nos garantiza que las dispersiones se mantienen y en consecuencia el valor de lambda  $\lambda$  también. Lo que significa que

$$\text{Var}(T(I \text{ Lluv}'(t))) = \text{Var}(I \text{ Lluv}(t)) \text{ pues}$$

$$(2) \quad \text{Var}(X(t) + C) = \text{Var}(X(t))$$

En la **tercera y última etapa** se desarrolló el análisis de **Series de Tiempo bivariada** dando como resultado un modelo SARIMA de pronóstico de caudales promedios mensuales

### 3.1.1 Análisis Multivariante de Componentes Principales

El Análisis Factorial es una técnica de simplificación o reducción de datos que sirve para encontrar grupos homogéneos de variables a partir de un conjunto numeroso de variables. Esos grupos homogéneos se forman con las variables que correlacionan mucho entre sí y procurando, inicialmente, que dichos grupos sean independientes entre sí. **“El Análisis factorial es un método de análisis multivariante que intenta explicar, un conjunto extenso de variables observables mediante un número reducido de variables hipotéticas llamadas factores”** (Cuadras, 1996)

Generalmente la información que proporcionan estas muchas “variables” suele ser en buena parte redundante al presentarse entre ellas múltiples relaciones de dependencia manifestadas por la existencia de correlaciones considerables. Así, el explicar el comportamiento de los datos, de una forma clara (o al menos simple), a partir de esas variables inicialmente observadas y altamente correlacionadas resulta una tarea difícil.

El Análisis Factorial es, por tanto, una técnica de reducción de la dimensionalidad de los datos. Su propósito último consiste en buscar el número mínimo de dimensiones capaces de explicar el máximo de información contenida en los datos.

A diferencia de lo que ocurre en otras técnicas como el análisis de varianza o el de regresión, en el análisis factorial todas las variables del análisis cumplen el

mismo papel. todas ellas son independientes en el sentido de que no existe a priori una dependencia conceptual de unas variables sobre otras.

Apoyados en las bondades de la metodología, del AFCP, se tomaron las doce estaciones meteorológicas con registros de lluvia promedio mensual

En ésta primera etapa se desarrollaron las cuatro fases características de la metodología de AFCP, para determinar las nuevas variables latentes.

En el (

Cuadro III), se muestran las estaciones meteorológicas utilizadas en el análisis de ésta primera etapa

**Cuadro III. Estaciones Meteorológicas utilizadas en el AFCP**

<i>Nº</i>	<i>Estaciones Meteorológicas</i>	<i>ID</i>
X1	Finca Leída	108001
X2	Caldera (Pueblo Nuevo)	108004
X3	Potrillo Arriba	108006
X4	Los Palomos	108009
X5	Angostura de Cochea	108013
X6	Veladero Guataca	108014
X7	Cerroño	108015
X8	Los Naranjos	108017
X9	Paja de Sombrero	108018
X10	Fortuna (Casa Control)	108019, 042
X11	David	108023
X12	Homito	108022

### 3 1.1.1 Fases para el cálculo de las componentes

- 3 1 1 1 1 Cálculo de la matriz capaz de expresar la variabilidad conjunta de todas las variables
- 3 1.1 1 2 Extracción del número óptimo de factores
- 3 1.1 1 3 Rotación de la solución para facilitar su interpretación.
- 3 1 1 1 4 Estimación de puntuaciones de los sujetos en las nuevas dimensiones

En nuestro caso se obtuvo una variable la cual llamamos **Índice de Lluvia** por ser el resultado de las estaciones meteorológicas que miden la lluvia promedio de la cuenca 108, del río Chiriquí que es la cuenca en estudio, (Cuadro XXV ) en Anexo

### 3.1 2 Análisis de Series Temporales

Con el análisis de series temporales se pretende extraer el patrón de comportamiento sistemático contenido en las observaciones que se recoge de forma regular y homogénea a lo largo del tiempo (Registro de las estaciones hidrometeorológicas) y así a) caracterizar el comportamiento del fenómeno (precipitación y caudal) estudiado, b) predecir su evolución futura, y c) extraer componentes no observables (señales) que reflejan más fielmente la evolución subyacente de las variables de interés.

El tratamiento numérico de las series temporales es variado y la metodología a utilizar depende de los objetivos planteados. En general, se puede decir que de una secuencia cronológica nos puede interesar adquirir un conocimiento descriptivo o diagnóstico, en el sentido de poder detectar la dinámica generadora del fenómeno bajo estudio, y un conocimiento predictivo o pronóstico, pretendiendo deducir de los datos registrados hasta el momento, cómo será su comportamiento futuro.

Una serie de tiempo es una secuencia de observaciones, medidos en determinados momentos del tiempo, ordenados cronológicamente y, espaciados entre sí de manera uniforme, así los datos usualmente son dependientes entre sí. El principal objetivo de una serie de tiempo  $X_t$ , donde  $t = 1, 2, 3, \dots, n$  es su análisis para hacer pronóstico.

El análisis clásico de las series temporales se basa en la suposición de que los valores que toma la variable de observación es la consecuencia de tres componentes principales (tendencia, estacionalidad, aleatoriedad), cuya actuación conjunta da como resultado los valores medidos. De éstas tres componentes las dos primeras son componentes determinísticos y la tercera es aleatoria; así se puede denotar la serie de tiempo como

$$(3) \quad X_t = T + E_t + I_t$$

**Donde:**  $T$  es la tendencia

$E_t$  es la componente estacional

$I_t$  es la componente aleatoria

El instrumento fundamental para analizar los patrones de una serie temporal es el coeficiente de autocorrelación, que mide el grado de correlación lineal existente entre las observaciones separadas por  $k$  retardos.

La función de autocorrelación de un proceso estocástico estacionario es una función de  $k$  que recoge el conjunto de los coeficientes de autocorrelación del proceso y se representa por un gráfico de barras denominado correlograma

Las series temporales se definen como un caso particular de los procesos estocásticos. Para poder aplicar la metodología de Box- Jenkins se debe convertir éste proceso estocástico en un proceso estacionario

Significa que cuando la serie es estable a lo largo del tiempo, es decir cuando su media y su varianza permanecen constante a lo largo del tiempo. Esto se refleja gráficamente en que los valores de la serie tienden a oscilar alrededor de una media constante y la variabilidad con respecto a esa media también es constante en el tiempo

Las series no estacionarias son series en la cual la tendencia y/o la variabilidad cambian en el tiempo. Los cambios en la media determinan una tendencia a crecer o decrecer a largo plazo, por lo que la serie no oscila alrededor de un valor constante

Las alternativas del modelo se darán de acuerdo a los parámetros que se puedan estimar en la serie, estas estimaciones se hacen por medio de las funciones de autocorrelograma simple y parcial



### 3.1.2.1. Función de autocorrelación Simple (ACF)

La autocorrelación simple de orden  $k$  ( $\rho_k$ ) mide la correlación entre dos variables separadas por  $k$  periodos

$$(4) \rho = \text{corr}(X_j, X_{j-k}) = \frac{\text{cov}(X_j, X_{j-k})}{\sqrt{V(X_j)} \sqrt{V(X_{j-k})}}$$

La función de autocorrelación simple tiene las siguientes propiedades

$$\rho_0 = 1$$

$$-1 \leq \rho_j \leq 1$$

$$(5) \rho_j = \rho_{-j} \text{ Simetría } (\forall j)$$

$$\sum \rho_j a_j \geq 0 \quad \forall a_j \in \mathbb{R}$$

### 3.1.2.2. Función de autocorrelación Parcial (PACF)

La función de autocorrelación parcial mide la correlación entre dos variables separadas por  $k$  periodos cuando no se considera la dependencia creada por los retardos intermedios existentes entre ambas

$$(6) \pi_j = \text{corr}(X_j, X_{j-k}) / X_{j-1}, X_{j-2}, \dots, X_{j-(k-1)}$$

$$(7) \pi_j = \frac{\text{cov}(X_j - \bar{X}_j, X_{j-k} - \bar{X}_{j-k})}{\sqrt{V(X_j - \bar{X}_j)} \sqrt{V(X_{j-k} - \bar{X}_{j-k})}}$$

Donde:  $\bar{X}_j$ , es el valor esperado de  $X_j$  cuando  $j=1,2,$

### 3.1 2.3 Procesos Autorregresivos AR (p)

$$(8) \quad X_t = a_t + \theta_1 X_{t-1} + \theta_2 X_{t-2} + \dots + \theta_p X_{t-p}$$

Los modelos autorregresivos se basan en la idea de que el valor actual de la serie,  $X_t$ , puede explicarse en función de  $p$  valores pasados

$$X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p}$$

**Donde:**  $p$  determina el número de rezagos necesarios para pronosticar un valor actual

Todos los procesos autorregresivos son procesos invertibles

- La función de autocorrelación simple de un modelo autorregresivo no se corta abruptamente, tiende a cero gradualmente
- La función de autocorrelación parcial de un modelo autorregresivo se corta (se hace cero) en el orden del modelo ( $p$ )

Debemos tener en cuenta que los coeficientes de correlación de ambas funciones pueden ser positivos y negativos

### 3.1 2.4 Procesos de media móvil MA (p)

$$(9) \quad X_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

Un proceso de medias móviles de orden  $q$  es un proceso en el que la variable  $X_t$  se obtiene como un promedio de variables de ruido blanco ( $a_t$ ), siendo los  $\theta_i$  sus coeficientes de ponderación

Entendiéndose por proceso de ruido blanco al definido por las siguientes condiciones

- La esperanza es siempre constante e igual a cero

$$(10) \quad E(Z_t) = 0, \quad t = 1, 2, \dots$$

- Varianza es constante

$$(11) \quad \text{Var}(Z_t) = \sigma^2 \quad t = 1, 2, \dots$$

- Las variables del proceso están incorreladas para todos los retardos

$$(12) \quad \text{Cov}(Z_t, Z_{t+k}) = 0, \quad k = \pm 1, 2, \dots$$

Todos los procesos de medias móviles son procesos estacionarios

Existen  $2q$  procesos de medias móviles de orden  $q$  que poseen la misma función de autocorrelación, pero solo uno es invertible. De ésta manera si solo consideramos procesos invertibles la función de autocorrelación determina unívocadamente un proceso de media móvil

- La función de autocorrelación simple de un modelo de medias móviles se corta (se hace cero) en el orden del modelo ( $q$ ) y caracteriza los procesos de medias móviles
- La función de autocorrelación parcial de un modelo de media móvil no se corta abruptamente sino que tiende a cero gradualmente

### 3.1.2.5 Modelos no estacionarios (ARIMA) (Ezequiel & Peiro, 2002)

La palabra ARIMA significa Modelos Autorregresivos Integrados de Medias Móviles. Existe gran cantidad de series temporales que no son estacionarias, sin embargo es posible transformar las series no estacionarias para que verifiquen o cumplan los supuestos que necesitamos (nivel de la serie y variabilidad constantes a lo largo del tiempo).

En primer lugar debemos analizar la dependencia entre la variabilidad y nivel. Si existe dependencia de este tipo la serie no es estacionaria en varianza, de manera que debemos transformarla. En estos casos, cuando la variabilidad depende del nivel, se realizan transformaciones de la familia Box-Cox.

Cuando estamos ante una serie no estacionaria en nivel (serie con tendencia) se consigue que la serie sea estacionaria.  $X_t$  (integrarla) consiste en aplicarle el operador diferencia simple ( $\nabla$ ) que hace lo siguiente:

$$(13) \quad \nabla X_t = X_t - X_{t-1}$$

Existe la posibilidad que tras diferenciar una serie, esta siga siendo no estacionaria, en tal caso puede ser que necesite una nueva diferencia. De tal manera que la notación que se emplea con estos modelos es ARIMA (p,d,q), donde d es el número de diferencias que se efectúan sobre la serie original.

Los Modelos ARIMA estacionales multiplicativos, ARIMA (p,d,q) (P,D,Q)<sub>s</sub>, son flexibles en el sentido de que especifican estacionalidades estocásticas,

tendencias estocásticas y además, recogen la posible interacción entre ambos componentes

Esta clase de modelos se basa en la hipótesis central de que la relación de dependencia es la misma para todos los períodos. Este supuesto no se tiene porque cumplir siempre, pero de todas maneras son capaces de representar muchos fenómenos estacionales que se encuentran en la práctica de una forma muy simple

### 3.1.3 Metodología de Box - Jenkins

A inicio de los años 70, G. E. P. Box, profesor de Estadística de la Universidad de Wisconsin, y G. M. Jenkins, profesor de Ingeniería de Sistemas de la Universidad de Lancaster, introdujeron una pequeña revolución en el enfoque del análisis de series temporales, en su libro *Time Series Analysis. Forecasting and Control* (Box y Jenkins, 1976) con el propósito de establecer mejores mecanismos de pronósticos y control para el modelaje de series temporales reales

El libro se convirtió rápidamente en un clásico, y sus procedimientos se utilizan ampliamente desde entonces en diferentes ramas de la ciencia, conociéndose como modelos ARIMA o **Metodología de Box-Jenkins** (Fig. 21)

Esta gran aportación consistía en proponer una metodología de modelización de las series, es decir, un conjunto de reglas para construir modelos que reproduzcan

### 3.1.3.1. Etapas de la metodología de Box- Jenkins

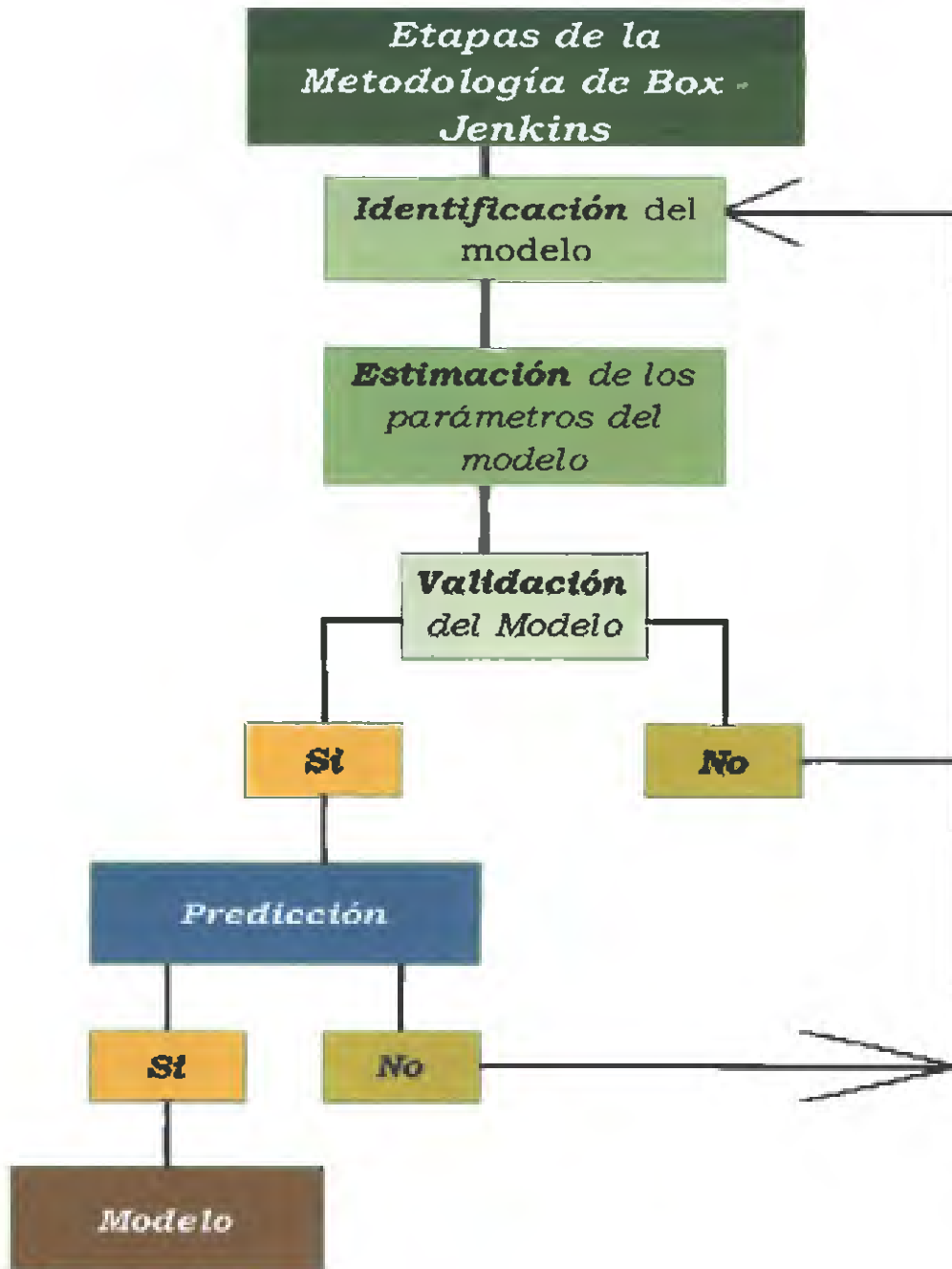


Fig. 21 Metodología de Box - Jenkins

#### 3.1.3.1.1 Identificación del Modelo

El objetivo es definir si es necesario aplicar algún tipo de transformación, si el modelo debe incluir una media no nula y finalmente decidir cuál de los modelos es el indicado y con qué parámetros

Para determinar el modelo, utilizaremos la función de autocorrelación simple y parcial.

#### 3.1.3.1.2 Estimación de los parámetros

Se trata de encontrar los parámetros del posible modelo a desarrollar que sea capaz de representar la serie con el mínimo de parámetros posibles. La naturaleza del modelo implica que la variable a explicar se hace depender de valores pasados de la misma y errores cometidos en la estimación de dichos valores pasados

#### 3.1.3.1.3 Validación del Modelo

La validación es la adecuación general del modelo, fundamentada en un análisis residual del mismo, para elegir el proceso estacionario AR (p), MA (q), ARMA (p,q), ARIMA (p,d,q), ARIMA (p,d,q)(P,D,Q)s

#### 3.1.3.1.4 Predicción o Pronóstico

La predicción es el fin último y primordial del análisis univariante de series temporales

Una vez identificado y estimado el modelo ARIMA, se plantea su utilización para conseguir la mejor predicción de los valores a futuro de una serie a partir de

su propia historia de no ser así, se deberá repetir en forma reiterada el ciclo indicado en (Fig 21)

### 3.1.4 Criterios para seleccionar el mejor modelo

Existen diferentes criterios para evaluar o seleccionar el mejor modelo de ajuste a los datos originales. Para esto se obtuvieron los residuales calculados por la diferencia entre el valor real y su valor de pronóstico

$$(14) \quad \varepsilon_t = Y_t - \hat{Y}_t$$

**Donde:**

$\varepsilon_t$ , es el residual del pronóstico en el período t

$Y_t$ , es el valor real en el período t

$\hat{Y}_t$ , es el valor del pronóstico en el período t

Para escoger el mejor modelo nos basaremos entre los métodos matemáticos y gráficos definidos a continuación

#### 3.1.4.1 Métodos numéricos Estadísticos del error residual

##### 3.1.4.1.1 Desviación Absoluta de la media (DAM)

Mide la precisión de un pronóstico mediante el promedio de la magnitud de los errores, el cual se presenta en la siguiente ecuación.

$$(15) \quad DMA = \frac{\sum |Y_t - \hat{Y}_t|}{n}$$



### 3 1 4 1 2 Error Medio Cuadrado (EMC)

Cada error o residual se eleva al cuadrado, luego, estos valores se suman y se divide entre el n° de observaciones, este enfoque penaliza los errores mayores de pronóstico, ya que se eleva cada uno al cuadrado.

$$(16) EMC = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}$$

### 3 1 4 1 3 Porcentaje del error Medio Cuadrado Absoluto (PEMA)

Se calcula encontrando el error absoluto en cada período, dividiendo entre el valor real observado para este periodo y después promediando estos errores absolutos de porcentaje

$$(17) PEMA = \frac{\sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \frac{1}{n}$$

### 3.1 4 1.4 Porcentaje Medio de Error (PME)

Se calcula encontrando el error en cada periodo, dividiendo esto entre el valor real de ese periodo y promediando despues estos porcentajes de error. Mide si el enfoque de pronóstico está sesgado o no

$$(18) PME = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)}{Y_t} \frac{1}{n}$$

El mejor predictor posible será "el que menos se equivoca" o, aquel que cumpla con los requerimientos de optimización del mayor número de estadísticas de error residual

#### 3.1.4.1.5 Método Gráfico

Este método consiste en observar la distribución aleatoria de los pronósticos vs datos reales, de modo que se generen una secuencia de errores cuyos signos permitan evaluar el patrón o señal de dichos signos. De manera que un modelo aceptable deberá distribuir signos en forma equitativa (Fattorelli & Fernández, 2011)

## **CAPITULO IV.**

### **PRESENTACION Y ANALISIS DE LOS RESULTADOS**

## 4.1 Análisis de la Información

Es importante destacar que el análisis desarrollado, ha sido asesorado desde sus inicios por especialistas en cada una de las ramas involucradas, tales como Hidromensores, Analistas de datos hidrometeorológicos, Hidrólogos, Meteorólogos, Sinópticos y Profesionales de la Estadística, con la finalidad de llevar éste proyecto a sus mejores resultados, ya que es sumamente importante tener en cuenta la experticia de cada uno de los especialistas en el área, para la interpretación correcta de cada salida obtenida en los diferentes softwares y así obtener resultados lo más óptimos posibles a la realidad. Como se explicó en el capítulo III el desarrollo de éste estudio se clasificó en tres etapas. La primera comprende el **Análisis Factorial por Componentes Principales**, la segunda y tercera etapa presentaremos los resultados del análisis de **Serie de Tiempo del modelo ARIMA y SARIMA** respectivamente.

Como herramientas de cálculo se utilizaron los Software INFOSTAT, ESTATISTIC, SPSS, EIEWS y el programa EXCEL.

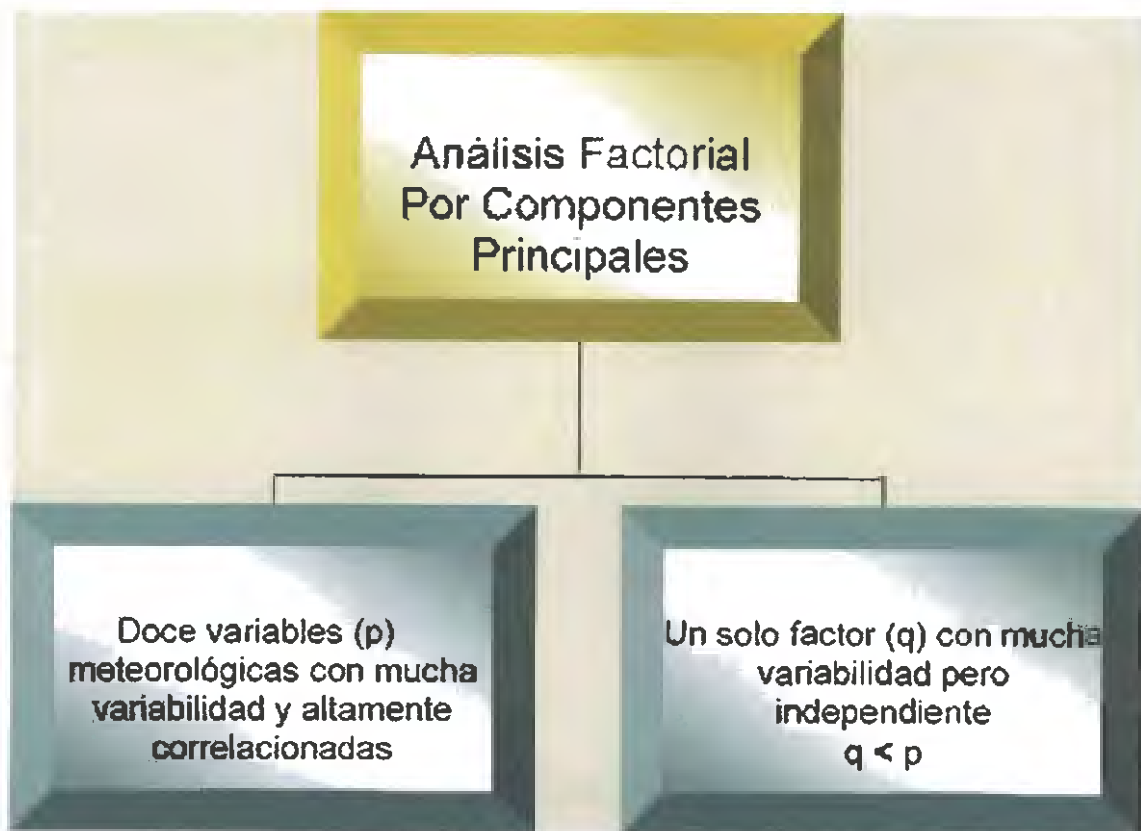
### 4.1.1 Análisis Factorial por componentes principales

Se utilizó ésta metodología como técnica de reducción de la dimensionalidad, en la que de las doce variables existentes con registro de lluvia originó una sola variable latente, explicando así la mayor información de los datos originales.

Las doce variables corresponden a estaciones meteorológicas ubicadas en la cuenca Hidrográfica 108, (Fig. 18), del río Chiriquí, y sus datos se muestran en las

tablas N°29- N°43 en el Anexo. Cada variable con registros de precipitación media mensual con un periodo de 1970-2012. Se utilizó el Software del SPSS y el INFOSTAT en busca de las variables latentes, componentes principales o factores. Esto se explica en el siguiente Diagrama de flujo, (Fig. 22).

El diagrama de flujo muestra de manera esquemática lo que se obtuvo con la metodología del análisis factorial.



**Fig. 22 Análisis Factorial**

La serie obtenida a través del análisis Factorial por Componentes Principales se muestra en la (Fig. 23).

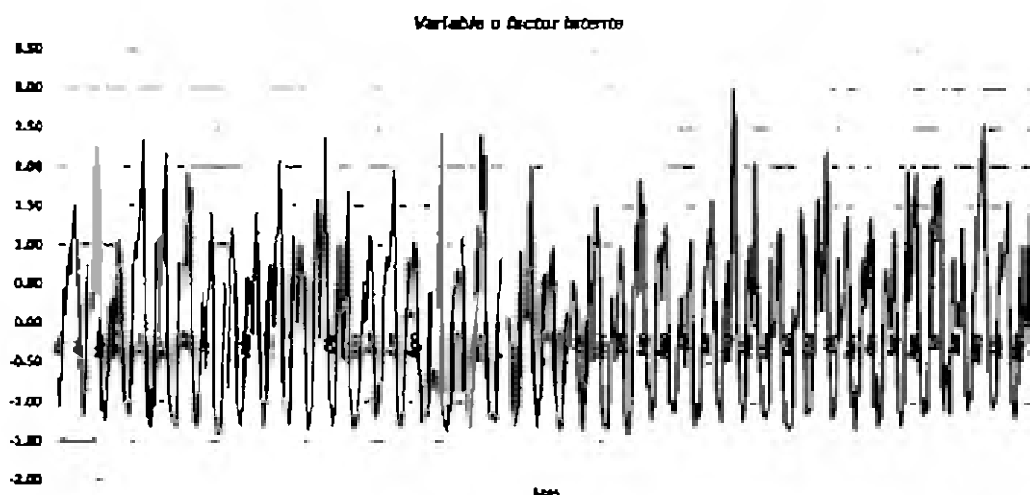


Fig. 23 Gráfico de la serie del Factor obtenido por ACP

#### 4.1.1.1. Estadísticos Descriptivos

En el (Cuadro IV), muestra las variables incluidas en el análisis, la media y la desviación típica y el número de casos válidos que en éste estudio es igual al número de casos del archivo de datos; obtenido con el software SPSS

**Cuadro IV. Estadísticos Descriptivos**

Estadísticos Descriptivos				
N°	Variables	Media	Desviación Típica	N° del Análisis
X1	Finca Léndá	236.04	162.88	516
X2	Caldera Pueblo Nuevo	325.37	287.31	516
X3	Potrenlio Amba	322.68	307.98	516
X4	Los Palomos	366.95	279.71	516
X5	Angostura de Cochea	333.82	267.81	516
X6	Veladero Gualaca	286.01	214.09	516
X7	Cermeño	276.79	201.6	516
X8	Los Naranjos	209.61	174.15	516
X9	Paja de Sombrero	287.24	271.86	516
X10	Fortuna Casa Control	279.79	218.78	516
X11	David	218.09	172.53	516
X12	Homito	316.8	212.72	516

#### 4.1.1.2 Tabla de comunalidades

La comunalidad de una variable es la proporción de su varianza que puede ser explicada por el modelo factorial obtenido

El (Cuadro V), muestra las comunalidades asignadas a las variables iniciales y las comunalidades reproducidas por la solución factorial (extracción)

De acuerdo a la tabla de comunalidades podemos observar cuales variables pueden ser excluidas del análisis

En el (Cuadro V), se puede observar que la estación Meteorológica Hornito ( $X_{12}$ ), es la peor explicada por el modelo. El modelo solo es capaz de reproducir esta variable un 47% de su variabilidad original. Sin embargo por recomendación de los expertos en el área de la meteorología no se excluirá esta variable del análisis

Este cuadro nos ayudó también a determinar si la cantidad de factores obtenidos son suficientes para explicar todas y cada una de las variables incluidas en el análisis

La extracción por Componentes Principales asume que es posible explicar el 100% de la varianza observada y es por tanto que todas las comunalidades son iguales a la unidad que es la varianza de una variable en puntuaciones típicas

**Cuadro V. Comunalidades iniciales y saturaciones**

<b>Comunalidades</b>			
Variables	Variables	Inicial	Extracción
x1	Finca Lénda	1 00	0 783
x2	Caldera Pueblo Nuevo	1 00	0 899
x3	Potrerillo Amba	1 00	0 686
x4	Los Palomos	1 00	0 883
x5	Angostura de Cochea	1 00	0 833
x6	Veladero Gualaca	1 00	0 807
x7	Cemeño	1 00	0 883
x8	Los Naranjos	1 00	0 832
x9	Paja de Sombrero	1 00	0 831
x10	Fortuna Casa Control	1 00	0 647
x11	David	1 00	0 796
x12	Homito	1 00	0 469

**Método de extracción: Análisis de Componentes Principales**

El (Cuadro V), muestra que las comunalidades obtenidas, casi en su totalidad, son superiores al 65%, lo que quiere decir que las variables quedan muy bien explicadas a través de las componentes extraídas. Lo que significa que en nuestro caso todas las variables están bien representadas en la extracción obtenida.

#### 4.1.1.3 Criterios para seleccionar cuántos factores debemos retener

##### 4.1.1.3.1 Valores propios mayores que uno

Los auto valores (Cuadro VI), expresan la cantidad de la varianza total que está explicada por cada factor.



### Cuadro VI. Varianza total explicada

Varianza total explicada						
Componente	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción		
	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado
1	9 349	77 905	77 905	9 349	77 905	77 905
2	0 675	5 623	83 528			
3	0 495	4 128	87 655			
4	0 366	3 053	90 709			
5	0 261	2 177	92 886			
6	0 202	1 68	94 566			
7	0 182	1 351	95 917			
8	0 13	1 084	97 001			
9	0 117	0 979	97 98			
10	0 099	0 825	98 805			
11	0 073	0 607	99 412			
12	0 071	0 588	100 000			

**Método de extracción:** Análisis de Componentes Principales

Basados en éste criterio debemos retener todos aquellos autovalores mayores que uno. En este caso y de acuerdo a los datos mostrados (Cuadro VI), solo tenemos un autovalor mayor que uno.

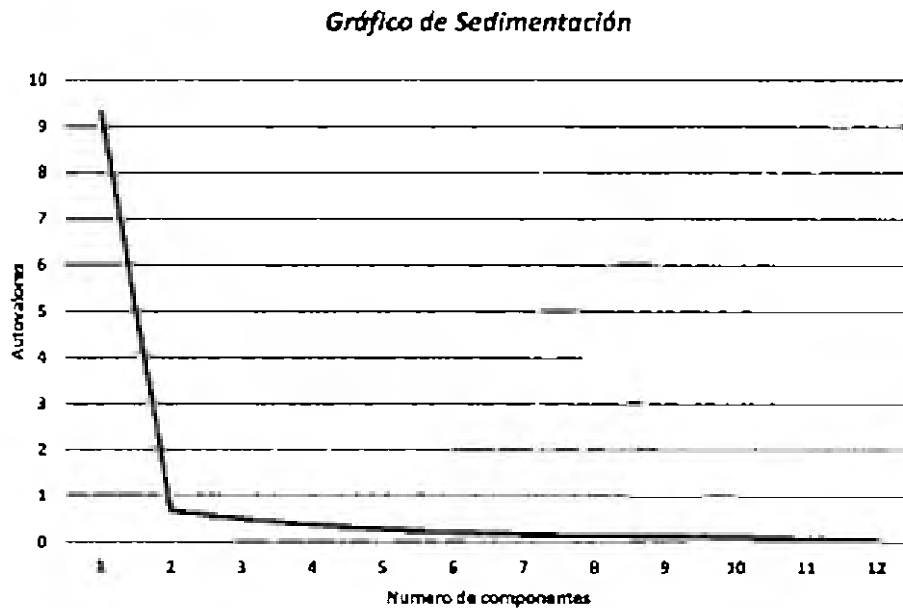
#### 4.1.1.3.2. Regla del 75% de la varianza explicada

Este criterio se basa en escoger el 75% de la varianza explicada (Cuadro VI). En nuestro análisis, basado en éste criterio tomamos un solo factor que logra explicar el 78% de la varianza de los datos originales.

#### 4.1.1.3.3. Regla del codo Scree Plot (Cattell 1966)

Este procedimiento consiste en representar gráficamente los valores propios en orden descendente y dibujar una recta a través de las componentes con los

valores propios más bajos. Se retienen las componentes que corresponden con los autovalores que quedan por encima de la línea. Por ello es conveniente inspeccionar el gráfico de sedimentación de izquierda a derecha, buscando el punto de inflexión en el que los autovalores dejan de forma una pendiente significativa y comienza a describir una caída de poca inclinación, (Fig 24)



**Fig. 24 Gráfico de sedimentación**

En nuestro análisis la pendiente pierde inclinación a partir del primer autovalor lo que significa que no hay una pendiente significativa a partir del segundo autovalor y nos indica que debemos considerar un solo factor

#### 4.1.1.3.4 Especificaciones Técnicas y del usuario

Es posible especificar personalmente el número de factores y no debe ser mayor al número de variables dividido entre dos

#### 4.1 1.4 Matriz de correlaciones y matriz unilateral

La matriz de correlaciones (Cuadro VII), muestra los coeficientes de correlación de Pearson entre cada par de variables. Al hacer la extracción con el método de componentes principales la matriz de correlación se descompone en sus autovalores y autovectores para alcanzar la solución factorial, (Manso Pinto, 2006) Para que el análisis sea fructífero es necesario que las variables correlacionen fuertemente entre sí (Cuadro VII)

**Cuadro VII. Coeficientes de correlación de Pearson**

Matriz de correlaciones													
Variables		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
Cantidades	X1	1.00	0.84	0.69	0.78	0.74	0.72	0.77	0.88	0.82	0.76	0.73	0.61
	X2	0.84	1.00	0.77	0.87	0.88	0.82	0.87	0.98	0.90	0.76	0.80	0.61
	X3	0.69	0.77	1.00	0.77	0.73	0.72	0.76	0.73	0.75	0.59	0.70	0.54
	X4	0.78	0.87	0.77	1.00	0.88	0.87	0.92	0.82	0.82	0.70	0.85	0.59
	X5	0.74	0.88	0.73	0.88	1.00	0.88	0.89	0.78	0.78	0.68	0.84	0.57
	X6	0.72	0.82	0.72	0.87	0.88	1.00	0.88	0.78	0.78	0.84	0.87	0.61
	X7	0.77	0.87	0.76	0.92	0.89	0.88	1.00	0.87	0.81	0.70	0.88	0.58
	X8	0.88	0.98	0.76	0.82	0.78	0.78	0.82	1.00	0.88	0.78	0.77	0.58
	X9	0.82	0.90	0.75	0.82	0.78	0.78	0.81	0.88	1.00	0.75	0.77	0.59
	X10	0.76	0.75	0.59	0.70	0.68	0.84	0.70	0.78	0.75	1.00	0.84	0.59
	X11	0.73	0.80	0.70	0.85	0.84	0.87	0.88	0.77	0.77	0.84	1.00	0.54
	X12	0.61	0.62	0.54	0.59	0.57	0.55	0.58	0.58	0.58	0.59	0.54	1.00
	Dg (distancia)	X1	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X2		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X3		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X4		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X5		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X6		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X7		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X8		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X9		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X10		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X11		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
X12		0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

Determinante = 1.4019 008

La matriz de correlaciones también nos ayuda a determinar la cantidad de factores que estarán presentes en la solución, determinando el tamaño de los autovalores y se extraen los factores cuyo autovalores sean mayores a la unidad. A éste criterio se le conoce como la regla K1

Además si las variables de la matriz están linealmente relacionadas el valor del determinante de la matriz de correlación se aproxima a cero, (Cuadro VII), lo

cual es buen indicio de la idoneidad del análisis.

Además se muestra (Cuadro VII), el nivel crítico unilateral asociado a cada coeficiente de correlación. Si el nivel crítico unilateral es menor que 0.05 indica que la relación poblacional entre el correspondiente par de variables puede ser considerada significativamente distinta de cero. Lo deseable es por tanto encontrar muchos niveles próximos a cero.

#### 4.1.1.5. Matriz de componentes

La matriz de componentes (Cuadro VIII), muestra la solución factorial propiamente dicha. Contiene las correlaciones entre las variables originales (saturaciones) y cada uno de los factores. Cabe señalar que esta matriz cambia de nombre dependiendo el método de extracción que se utilice. En nuestro caso su nombre es Matriz de componente.

**Cuadro VIII. Matriz de extracción**

Variables	Componente 1
X1	0.948
X3	0.828
X4	0.939
X5	0.913
X6	0.898
X7	0.940
X8	0.912
X9	0.912
X10	0.804
X11	0.892
X12	0.685
1 componente extraído	
Método de extracción: Análisis de	

En nuestro estudio como ya lo hemos explicado la matriz de componente muestra que todas las variables saturan en un único factor.

4.1.1.6 Estadísticos para evaluar la bondad de ajuste de un modelo de AFC

4.1.1.6.1 Medida de adecuación de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)

“La Medida de *adecuación muestral KMO* (Kaiser- Meyer- Olkin) **contrasta si las correlaciones parciales entre variables son suficientemente pequeñas. Permite comparar la magnitud de los coeficientes de correlación observados con la magnitud de los coeficientes de correlación parcial**” (Pérez López, 2004).

La medida de adecuación (KMO) es un índice que compara la magnitud de los coeficientes de correlación observados con la magnitud de los coeficientes de correlación parcial.

$$(19) \quad KMO = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} r_{ijm}^2}$$

**Dónde:**  $r_{ij}$  representa el coeficiente de correlación simple entre las variables  $i$  y  $j$

$r_{ijm}$  representa la correlación parcial entre las variables  $i$  y  $j$  eliminando el efecto de las restantes  $m$  variables incluidas en el análisis

El Estadístico KMO (Cuadro IX), varía entre 0 y 1. Los valores pequeños indican que el análisis factorial puede no ser una buena idea, dado que las

correlaciones entre los pares de variables no pueden ser explicadas por otras variables

Para que el modelo sea adecuado la correlación parcial entre dos variables debe ser pequeña o sea KMO debe tomar un valor próximo a uno. Si el valor de la medida de adecuación muestral es reducido (por debajo de 0.6) no es pertinente utilizar el análisis factorial.

**Cuadro IX. Medida de adecuación de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)**

Valores de KMO	
$0.9 < KMO < 1.0$	Excelente adecuación muestral
$0.8 < KMO < 0.9$	Buena adecuación muestral
$0.7 < KMO < 0.8$	Aceptable adecuación muestral
$0.6 < KMO < 0.7$	Regular adecuación muestral
$0.5 < KMO < 0.6$	Mala adecuación muestral
$0.0 < KMO < 0.5$	Adecuación muestral inaceptable

#### 4.1.1.6.2 Prueba de esfericidad de Bartlett

La prueba de esfericidad de Bartlett contrasta la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones observada es en realidad una matriz identidad. Asumiendo que los datos provienen de una distribución normal multivariante, el estadístico de Bartlett se distribuye aproximadamente según el modelo de probabilidad **chi-cuadrado** y es una transformación del determinante de la matriz de correlaciones. Si el nivel crítico (Sig.) es mayor que 0.05, no podremos rechazar la hipótesis nula de esfericidad y, consecuentemente, no podremos asegurar que el modelo factorial sea adecuado para explicar los datos.

**Cuadro X. Estadísticos de Prueba**

KMO y prueba de Bartlett		
Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin		0,963
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi cuadrado aproximado	8362,87
gl		66
Sig.		0

Basados en las salidas del SPSS mostradas (Cuadro X), los estadísticos de prueba indican que el análisis factorial tiene una excelente adecuación muestral ya que el valor obtenido del estadístico KMO y prueba de Bartlett es muy cercano a uno

#### 4.1.1.7 Nombre de la Variable latente

Como resultado del análisis factorial se obtuvo un solo factor. Al analizar éste factor se observó que la serie de datos del factor comprendía tanto valores positivos como negativos.

Al consultar con los analistas meteorólogos observaron que los valores negativos se encontraban justamente en los meses de la temporada seca en Panamá marcando déficit de lluvia y que los valores positivos marcaban la temporada lluviosa. Además se notó valores negativos en algunos meses de junio y julio, época en la que ocurre el Fenómeno Meteorológico llamado Veranillo de San Juan (el **Veranito o Veranillo de San Juan** es un fenómeno meteorológico que se produce en América del Sur y en América Central. En el primer caso los

frentes fríos subantárticos no logran subir hacia el norte, por lo que las temperaturas suelen alcanzar valores altos para la época del año, en especial en la parte de Sudamérica que está en el Hemisferio Sur, en el segundo caso (América Central) hay una interrupción de la estación de las lluvias) y por otro lado el factor explicaba la transición de la época lluviosa a la época seca y viceversa

Debido a lo anteriormente expuesto y a que todas las variables involucradas en el análisis miden la precipitación (lluvia), es que se decidió llamar a ésta variable “**Índice de Lluvia**”.

#### 4.1.2 Análisis de series Temporales Univariada

En ésta segunda etapa utilizamos el Índice de Lluvia (1), que obtuvimos en el AFC como variable dependiente y el tiempo (meses) como variable independiente (Ver ANEXO)

##### 4.1.2.1 Análisis Descriptivo de la serie Índice de Lluvia

Como resultado del análisis factorial se obtuvo una serie con valores positivos y negativos. Para poder utilizar la Metodología de series temporales se le aplicó a la serie una transformación ya que el método de Guerrero para homogeneizar la varianza, sufre perturbaciones cuando los datos son negativos

##### 4.1.2.1.1 Serie de tiempo “Índice de Lluvia”

La (Fig. 25), presenta la serie de tiempo la cual llamamos **Índice de Lluvia** original y en la (Fig. 26 se presenta el Índice de Lluvia transformado a serie positiva



y es la serie final utilizada en la primera etapa de este análisis; para identificar los patrones que posee,

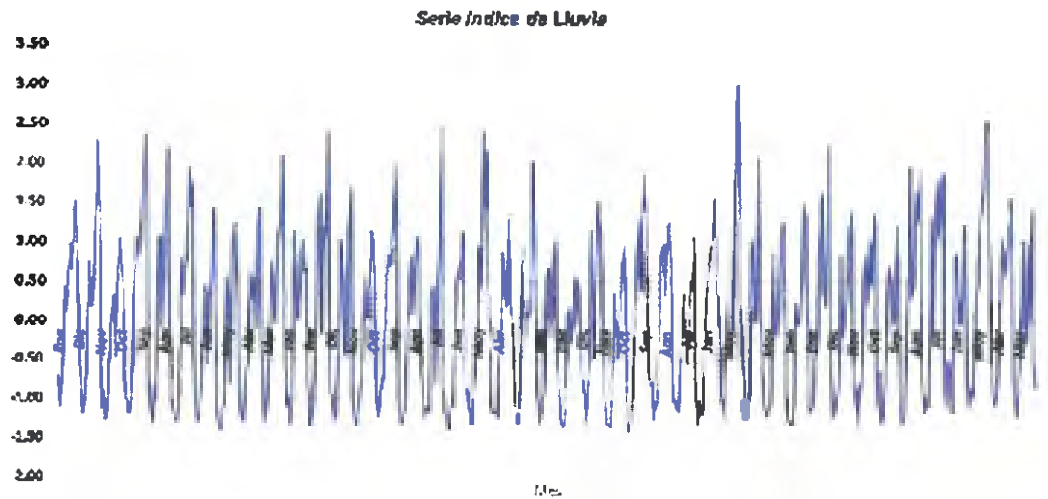


Fig. 26 Índice de Lluvia original resultado del ACP

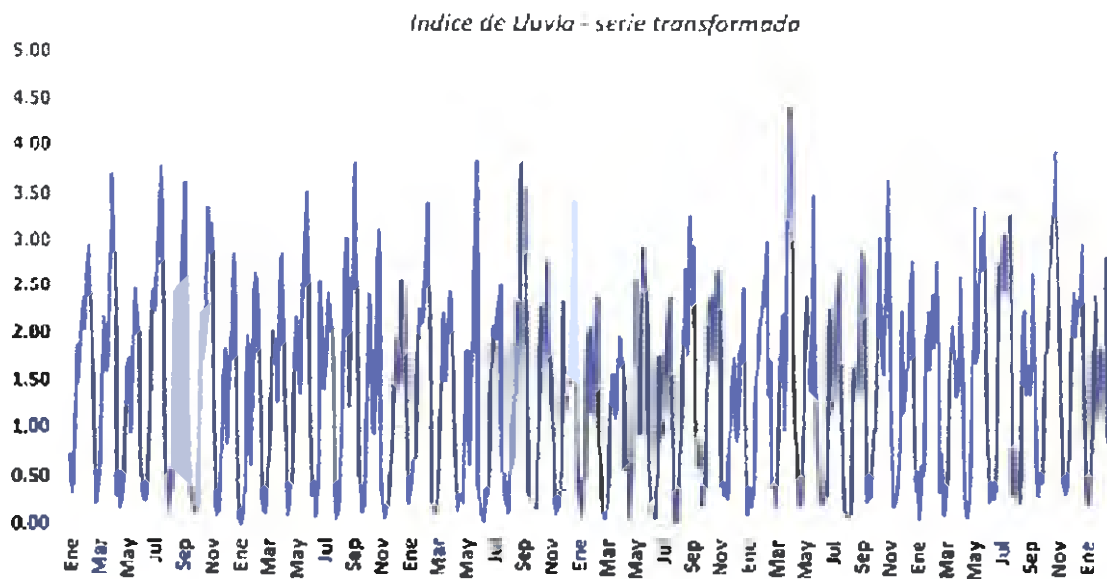


Fig. 26 Serie índice de Lluvia, transformada

En la serie de tiempo presentada no se observa claramente una gran variabilidad estacional e irregularidad, sin embargo a simple vista no podemos inferir con seguridad si la serie posee estas componentes. Para esto se analizaron los gráficos de Box Plot y Scatterplot de la serie, (Fig. 27, Fig. 28).

#### 4.1.2.1.2. Gráfico de Box Plot

En el gráfico de Box Plot, (Fig. 27), se corrobora que la serie tiene gran variabilidad estacional e irregularidad; además muestra que la serie tiene valores extremos, valores atípicos y que su media no es constante.

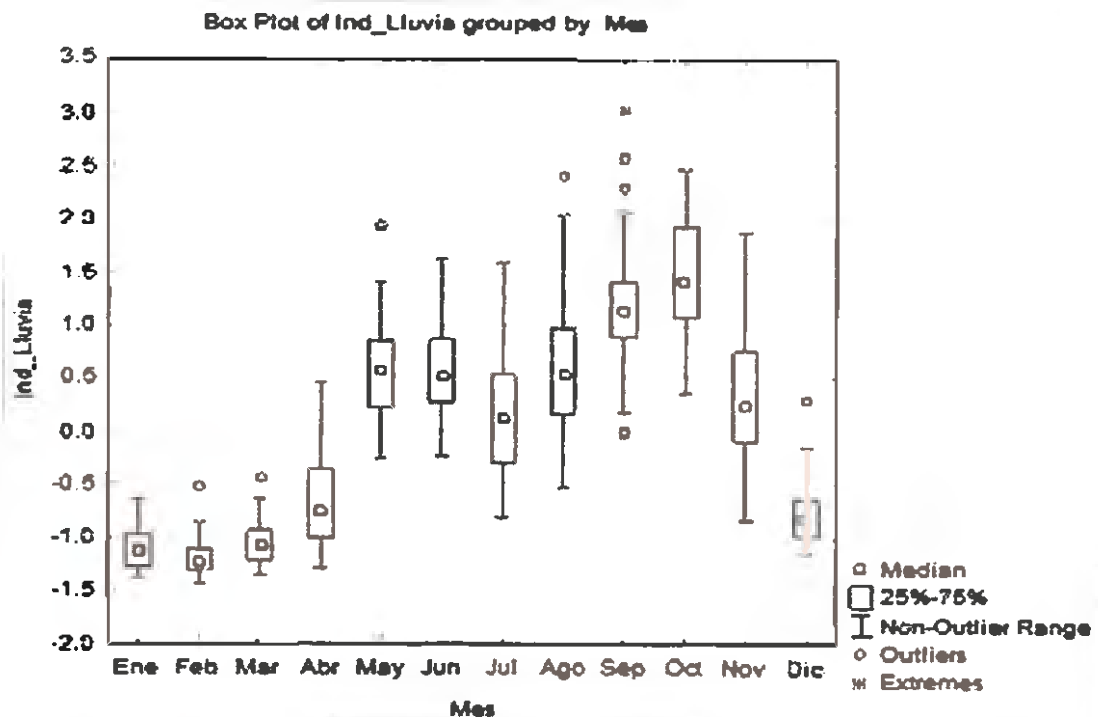


Fig. 27 Salida del Programa Statistic "Gráfico Box Plot"

### 4.1.2.1.3. Gráfico de Scatterplot

En el gráfico de Scatterplot (Fig. 28), se observó que la varianza de los datos de la serie Índice de Lluvia no se distribuyen por periodo, de modo similar indica que no tienen varianza constante.

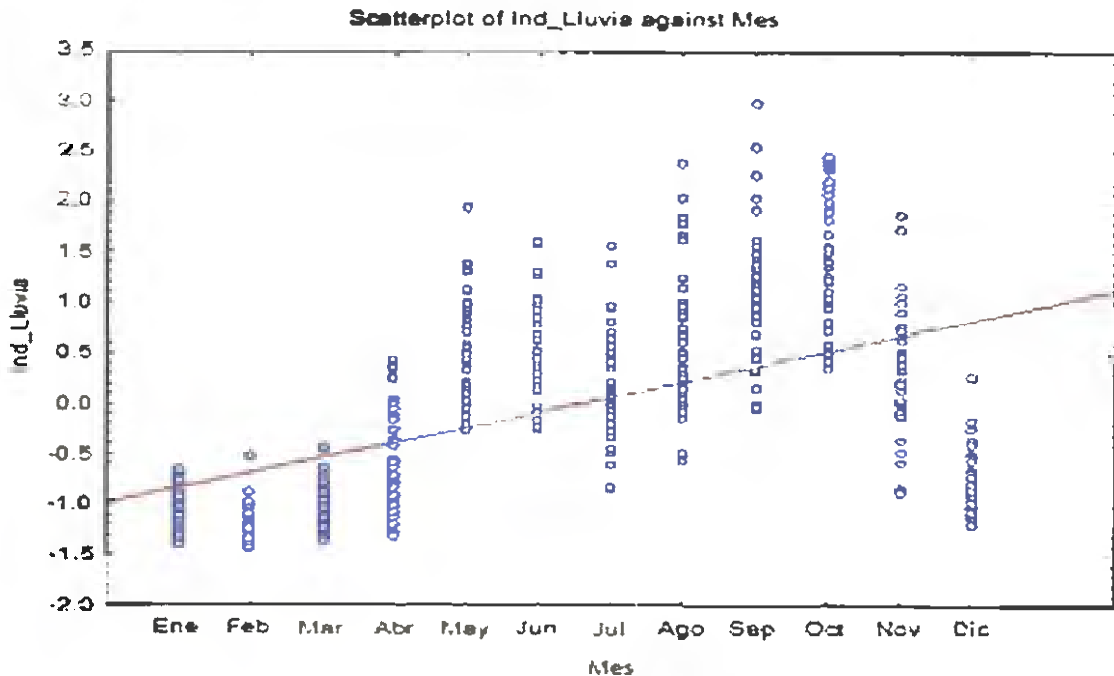


Fig. 28 Salida del Programa Statistic - "Gráfico Scatterplot"

Debemos recalcar que como la serie en estudio son datos climáticos incluiremos los datos atípicos y los extremos por ser datos reales normales (eventos meteorológicos extremos), del comportamiento de éste tipo de series.

Además se puede observar en los gráficos de Scatterplot y Box Plot los periodos de transición o cambio de la temporada seca a lluviosa (abril) y de lluviosa a seca (dic) Cabe señalar que la temporada seca en Panamá es desde el mes de diciembre a mayo y la temporada lluviosa de junio a noviembre.

## 4.1.2 2. Identificación de las Componentes de la serie

### 4 1 2 2 1 Tendencia

La Tendencia de una serie de tiempo es el componente mediano y largo plazo de la variable que representa el crecimiento o disminución en la serie sobre un periodo amplio. Los factores que explican la tendencia de la serie de tiempo son aquellas variables importantes y relevantes que inciden de manera significativa en la serie de tiempo.

La tendencia puede ser estocástica o aleatoria cuando la pendiente de la misma cambia a través del tiempo y determinística cuando ésta pendiente no varía. Se muestra (Fig. 26), la secuencia de la serie Índice de lluvia utilizada en el análisis.

Para evidenciar la componente de Tendencia nos apoyamos en la función de autocorrelación de la serie, (Fig 29)

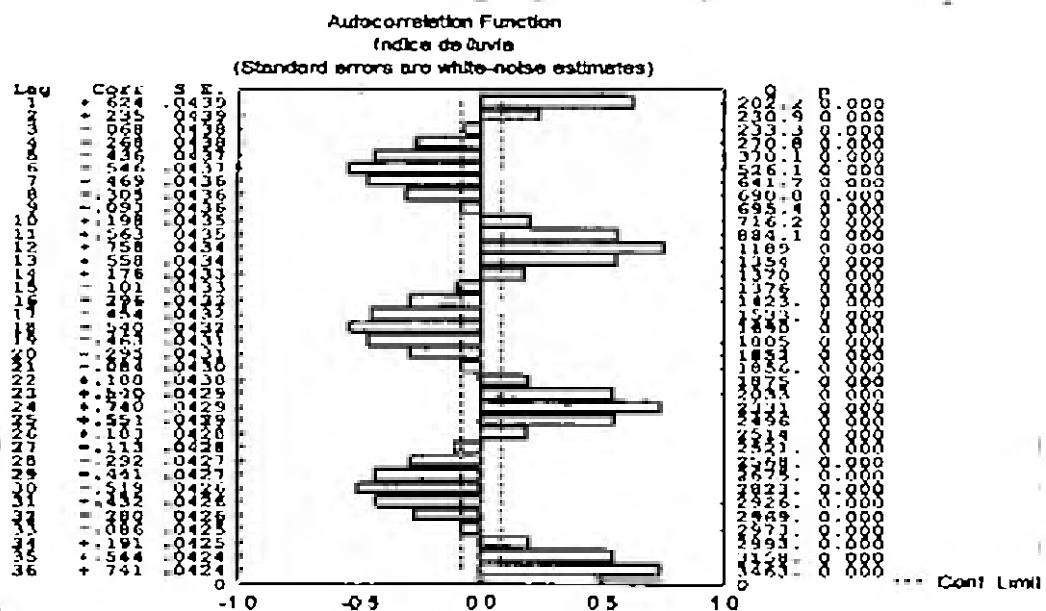


Fig. 29 Correlograma Simple de la serie Índice de Lluvia

Se puede evidenciar que la serie aparenta tener tendencia oscilatoria en vista de que las barras decrecen rápidamente de valores positivos a valores negativos, este cambio se produce en cada 6 retardos "lags" Para verificar si existe o no tendencia, se efectuó la prueba de hipótesis " $\beta$ " (BETA) para la pendiente y comprobar la existencia o no de tendencia en la serie Índice de lluvia. Los coeficientes de correlación para el primer retardo son significativos

### Prueba de Hipótesis para la $\beta$

$H_0: \beta_1 = 0$  La variable Índice de lluvia No cambia a través del tiempo

$H_1: \beta_1 \neq 0$  La variable Índice de lluvia Si cambia a través del tiempo

### Regla de Decisión

*Si  $p \leq 0.05$  se rechaza  $H_0$ , en base a un nivel de confianza del 95%*

**Cuadro XI. Prueba Beta**

<b>Regrasion Summary For Dependent Variable: Índice de Lluvia.</b>						
<b>N = 516</b>	<b>Beta</b>	<b>Std. Err. of Beta</b>	<b>B</b>	<b>Std. Err. of B</b>	<b>t (514)</b>	<b>p-level</b>
<b>Intercept</b>			-16.07	1.16	-13.85	0.00
<b>Mes</b>	0.52	0.038	0.15	0.011	13.85	0.00

De acuerdo (Cuadro XI), a los resultados de la prueba de Hipótesis efectuada, (prueba  $\beta$ ) que la probabilidad calculada de  $p \approx 0$ . Según la regla de decisión estadística el valor de probabilidad asociado a la prueba es menor que el nivel de significancia propuesto de  $\alpha = 0.05$ , por lo tanto se puede inferir que se rechaza la  $H_0$

Es decir que existe suficiente evidencia de que la variable índice de lluvia sí cambia a través del tiempo (Tendencia) Se evidencia la componente de tendencia de la serie por lo tanto no es estacionaria en media

#### 4.1.2.2. Estacionalidad

La componente estacional de una serie es muy importante cuando tratamos de identificar el comportamiento de una variable endógena (variable dependiente o independiente generada dentro de un modelo y cuyo valor se determina por alguna de sus relaciones), ya que mucho del comportamiento o cambio de la variable se debe a factores estacionales

La componente estacional se hace evidente a intervalos de tiempo similares con subidas y bajadas (picos o vallas) en dichos períodos fijos de tiempo, en el caso nuestro se debe a razones estacionales (estación seca y estación lluviosa)

En base al gráfico del autocorrelograma simple de la variable (Fig. 29), se observó de una manera bastante clara que existe estacionalidad en la serie índice de lluvia en cada 12 meses. Lo que nos hace concluir que existe una componente estacional de cada 12 meses de retardo. Además por ser una serie climática es una variable que presenta natural estacionalidad

#### 4.1.2.3. Estacionariedad

Para que una serie sea estacionaria debe ser constante en media y en varianza

Se ha evidenciado que la serie muestra tendencia por lo que su media no es

constante. Esto quiere decir que la serie no es estacionaria en media

Se observa (Fig 27 y Fig. 28), **NO Estacionariedad en Varianza** lo cual se comprueba por los resultados (Cuadro XII), de la Prueba de Levene

Para **demostrar** si la serie es estacionaria en varianza se efectuó la prueba de Levene y se verificó con la prueba de Hartley, Cochran y Bartlett para la homogeneidad de la varianza por ser ésta una prueba más robusta que la anterior. Ambas pruebas demostraron que la serie no es estacionaria en varianza

### Prueba de Hipótesis

$$H_0, \sigma^2_i = \sigma^2_j$$

Existe homogeneidad entre varianzas

$$H_1, \sigma^2_i \neq \sigma^2_j$$

No existe homogeneidad entre varianzas

Para algún  $i \neq j = 1, \dots, n$

### Regla de Decisión

Si  $p \leq 0.05/2$  se rechaza  $H_0$ , en base a un nivel de confianza del 95%

**Cuadro XII. Prueba de Levene**

Indice de Lluvia	<b>Levene's Test for Homogeneity of Variances</b>			
	<b>Effect: Mes</b>			
	<b>Degrees of freedom for all F'S: 11,504</b>			
	MS Effect	MS Error	F	P
	0.835	0.086	9.769	0.00

**Cuadro XIII. Prueba de Hartley, Cochran y Bartlett**

Indice de Lluvia	<i>Tests of Homogeneity of Variances</i>				
	<i>Effect: Mes</i>				
	Hartley F- max	Cochran C	Bartley Chi- Sqr.	df	p
	15.34	0.16	166.44	11	0.00

De acuerdo a los resultados de las pruebas (Cuadro XII y Cuadro XIII), la probabilidad calculada asociada a la prueba estadística es menor que el nivel de significancia propuesto de  $\alpha=0.5$ , por lo tanto se rechaza la hipótesis nula  $H_0$ , y se puede inferir que no existe igualdad entre las varianzas de la serie índice de lluvia y se comprueba estadísticamente que la serie no es estacionaria en varianza

#### 4.1.2.2.4 Aleatoriedad

Como ya se ha explicado con anterioridad, toda serie hidrometeorológica es aleatoria por definición. Sin embargo haremos las pruebas correspondientes para demostrar la existencia de ésta componente. Primero con la ayuda del autocorrelograma simple de la serie, (Fig 29), se observó que la serie tiene ese movimiento sinusoidal indicando de una manera visual que existe aleatoriedad en la serie. Para verificar lo que indica el correlograma simple efectuamos la prueba de Rachas con el programa INFOSTAT versión libre

**Prueba de Hipótesis:**

**$H_0$ :** La serie Índice de lluvia no aleatoria

**$H_1$ :** La serie índice de lluvia es aleatoria



## Regla de Decisión

Si  $p \leq 0.05$  se rechaza  $H_0$ , en base a un nivel de confianza del 95%

**Cuadro XIV. Prueba de Rachas**

<i>Prueba de rachas</i>							
Variable	Mediana	(n1 + n2)	n1	n2	rachas	E(R)	p(2colas)
Índice de Lluvia	1.41	516	258	258	139	259	< 0.0001

El valor de la probabilidad asociado al estadístico de prueba es menor que el nivel de significancia propuesto  $\alpha/2 = 0.025$  por ser una prueba de dos colas, entonces se rechaza la hipótesis nula y se puede inferir que la serie índice de lluvia es aleatoria en base a ésta prueba

### 4.1.2.2.5 Ciclicidad

Para determinar si la serie índice de lluvia tiene o no ciclicidad se procede a observar el gráfico original de la serie. Se observa (Fig. 26), de una manera visual si la serie presenta ciclicidad

Para determinar ésta componente se realizaron los cálculos de los factores cíclicos con el cálculo del Índice Estacional en la descomposición de la serie por medio de la rutina CENSUS I del programa STATISTICA. Se identificó que los datos se ajustaban a un modelo multiplicativo, por medio de los coeficientes de variación. Tal como se muestra (Cuadro XIV), el menor coeficiente de variación se obtuvo en el modelo multiplicativo. Esto quiere decir que el Modelo de descomposición que mejor se ajusta a la serie de "Índice de lluvia", es el **Modelo Multiplicativo**.

**Cuadro XV. Coeficiente de Variación**

<b>Coeficiente de Variación</b>					
$\bar{R}$	$\sigma(\bar{R})$	CV	$\bar{R}$	$\sigma(\bar{R})$	CV
<b>Modelo Multiplicativo</b>			<b>Modelo Aditivo</b>		
20.86	12.88	0.62	-1.11	0.21	-0.19
14.99	10.59	0.71	-1.2	0.19	-0.16
24.35	12.96	0.53	-1.07	0.21	-0.2
50.52	26.58	0.53	-0.69	0.37	-0.55
142.4	29.19	0.20	0.59	0.41	0.69
141	29.49	0.21	0.56	0.42	0.75
110.1	30.61	0.28	0.16	0.44	2.85
143.3	32.11	0.22	0.64	0.51	0.8
183.6	35.35	0.19	1.17	0.51	0.43
202	36.33	0.18	1.43	0.49	0.34
121.7	40.72	0.33	0.31	0.55	1.78
43.98	18.70	0.43	-0.78	0.27	-0.34
0.37			0.52		

Una vez obtenido el Modelo de descomposición a seguir se procede a analizar el cálculo de los factores cíclicos para ver si la serie presenta o no ciclicidad

El 19% de un total de 516 observaciones se encuentran dentro del rango de  $\pm 3\%$ . Como la mayoría se encuentra fuera del rango, se puede decir que en el análisis de la serie de índice de Lluvia se debe incluir la **componente ciclicidad**.

#### 4 1 2 3 Resumen del análisis descriptivo de la serie Índice de Lluvia

**Cuadro XVI. Componentes de la Variable "índice de Lluvia"**

<i>Componentes de la serie Índice de Lluvia</i>	
Tendencia	Si
Aleatoriedad	No
Estacionariedad	No
Estacionalidad	Si
Ciclicidad	Si

Una vez identificadas las componentes de la serie, procederemos a hacer las transformaciones necesarias para hacer la serie constante en varianza y media

#### 4 1 2 4 Transformación de la serie Transformaciones Box Cox Estacionariedad en Varianza

Como hemos observado en los gráficos de Scatter Plot y Box Plot (Fig 27 y Fig 28), la serie no es constante en varianza lo que nos indica que necesitamos transformar la serie para hacerla estacionaria en varianza. Para ello utilizaremos las transformaciones Box-Cox. Las **transformaciones de Box-Cox** son una familia de transformaciones potenciales usadas en estadística para corregir sesgos en la distribución de errores, para corregir varianzas desiguales (para diferentes valores de la variable predictora) y principalmente para corregir la no linealidad en la relación (mejorar correlación entre las variables). Esta transformación recibe el nombre de los estadísticos George P. D. Box y David Cox

Para realizar una transformación de Box Cox (20), la serie debe ser no estacionaria en varianza, proceder con el cálculo del coeficiente  $\lambda$  (lambda) y se toma el coeficiente de variabilidad menor correspondiente a dicho lambda

La transformación consiste en calcular la variable  $W$ , por medio de la siguiente ecuación

$$(20) \quad X^{(\lambda)} W = \begin{cases} \frac{y^{\lambda-1}}{\lambda}, & \text{si } \lambda \neq 0 \\ \ln Y, & \text{si } \lambda = 0 \end{cases}$$

Esta transformación es llamada transformación Box Cox. El criterio para determinar cuál es la mejor potencia lambda ( $\lambda$ ) se basa en el método de Guerrero, el cual divide la data en grupos completos y calcula el valor,

$$\frac{S_i}{Z^{1-\lambda}}$$

Este valor se obtiene calculando la desviación estándar por grupo  $S$  y dividiendo por la potencia  $1-\lambda$  de las medias de cada grupo. Los valores de lambda se escogen en un grupo espaciado de rangos simétricos

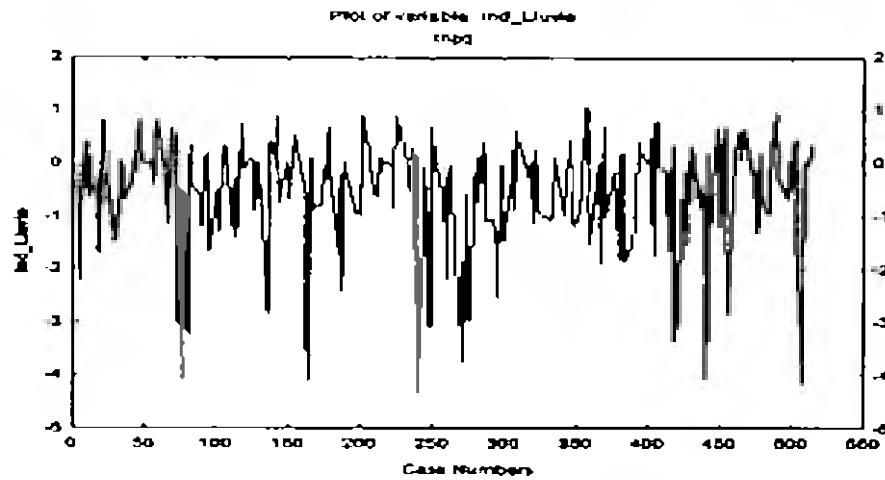
La mejor potencia lambda la determina aquella que tiene el menor coeficiente de variación correspondiente a dicho lambda, (Cuadro) en el Anexo

**Cuadro XIII. Estadístico de Lambda**

Estadísticos	$\lambda=-2$	$\lambda=-1$	$\lambda=-1/2$	$\lambda=0$	$\lambda=1/2$	$\lambda=1$	$\lambda=2$
Media	0.33	0.62	0.61	0.71	0.84	1.00	1.45
Desvest	0.14	0.12	0.10	0.08	0.10	0.17	0.48
CV(%)	0.37	0.23	0.16	0.12	0.12	0.17	0.32

En base a los resultados mostrados (Cuadro XIII), el menor coeficiente de variación se obtuvo con Lambda  $\lambda = 0$  y  $\lambda = 1/2$ ; con un valor de  $CV = 0.12$  en ambos casos

#### 4 1 2 4.1 Transformación Logaritmo natural, ( $\lambda = 0$ )



Se observa (

Fig. 30), que la variabilidad de la serie es un poco más estable

#### 4 1 2 4.2. Transformación ( $\lambda = 1/2$ )

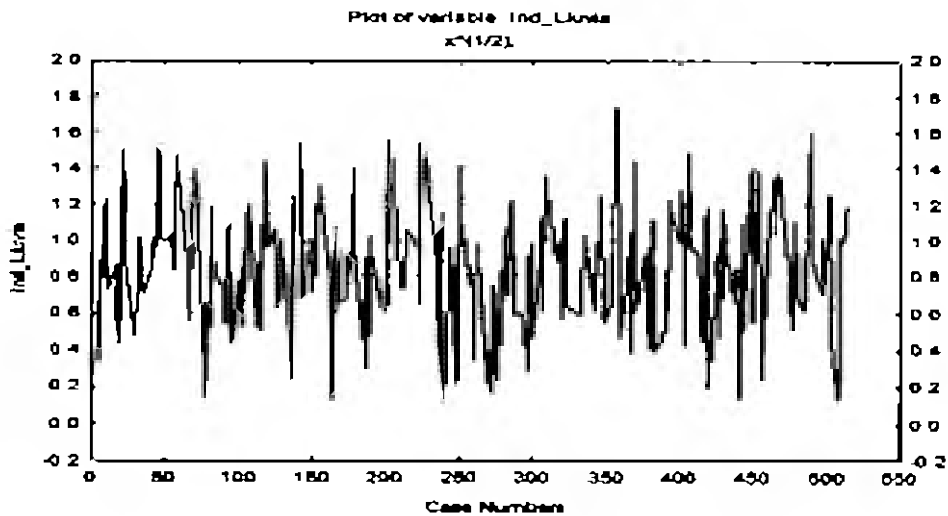


Fig. 31 Transformación  $\lambda=1/2$

Tal como se observa en la (Fig 31), correspondiente a la transformación potencia de  $\lambda=1/2$ , la serie mantiene una variabilidad más uniforme en torno a su media a lo largo del tiempo, sugiriendo que la serie es constante en varianza, logrando estabilizarla mucho mejor que con la transformación Ln

#### 4.1.2.5 Eliminación de la Tendencia. Estacionariedad en media

Una vez estabilizada la varianza, se procede a estabilizar la media. Sabemos que una serie de tiempo no es estacionaria en media cuando su función de autocorrelación simple y parcial decae lentamente hacia cero y la serie no fluctúa alrededor de una media constante. Para ello se muestran los Gráficos de ACF y PACF, además de las gráficas de la serie estacionaria en varianza para observar si posee tendencia en la serie, y de ser así diferenciarla en la parte estacional y/o regular las veces que sea necesario

##### 4.1.2.5.1 Parte Estacional

Función autocorrelación simple y parcial de la serie transformada

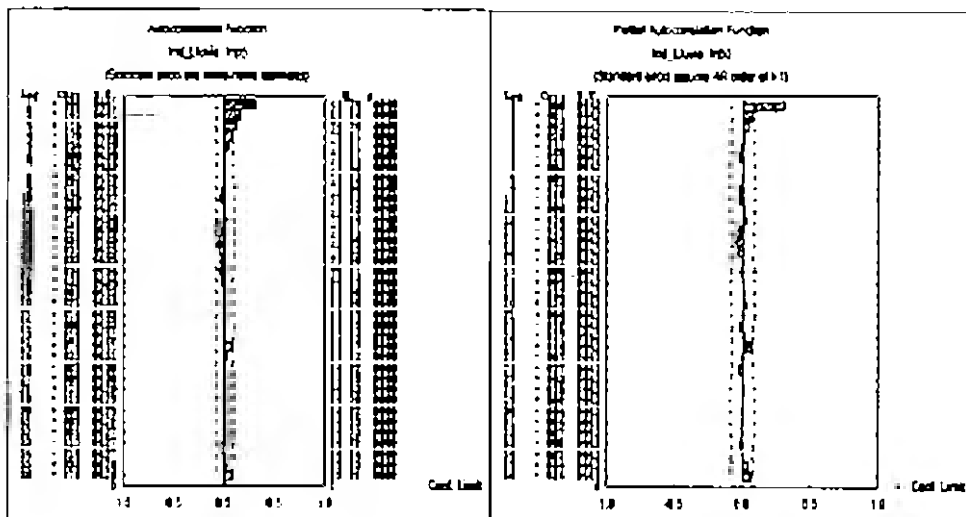


Fig. 32a, b Función autocorrelación Simple (ACP) y Parcial (PACF) de la transformación Ln

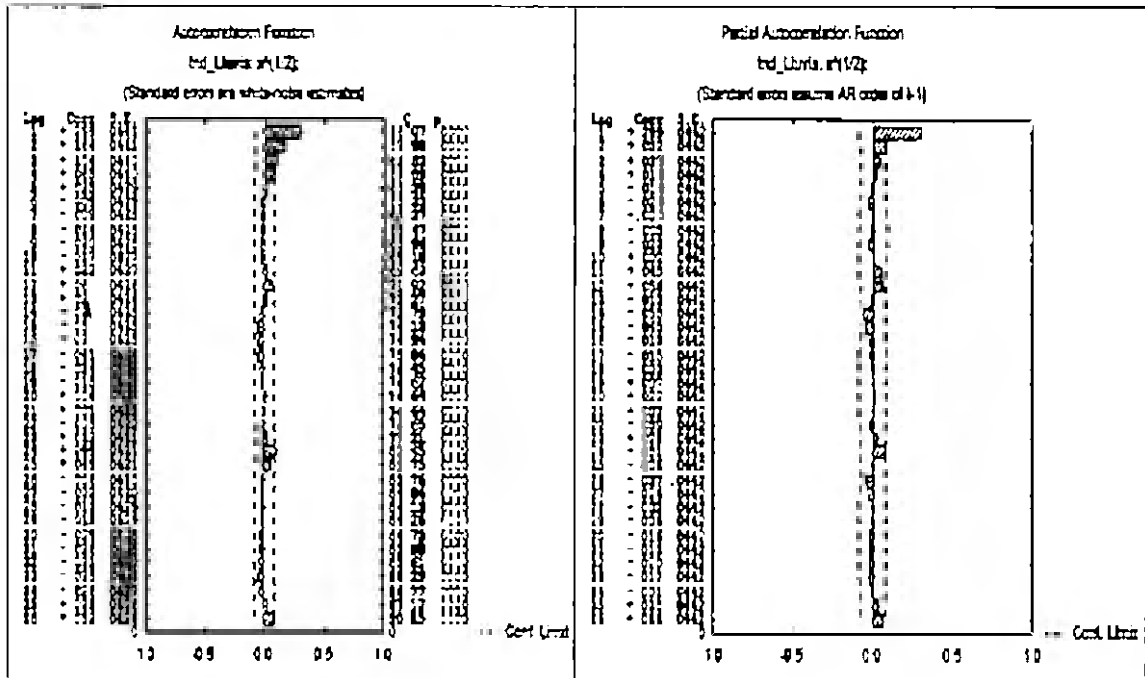
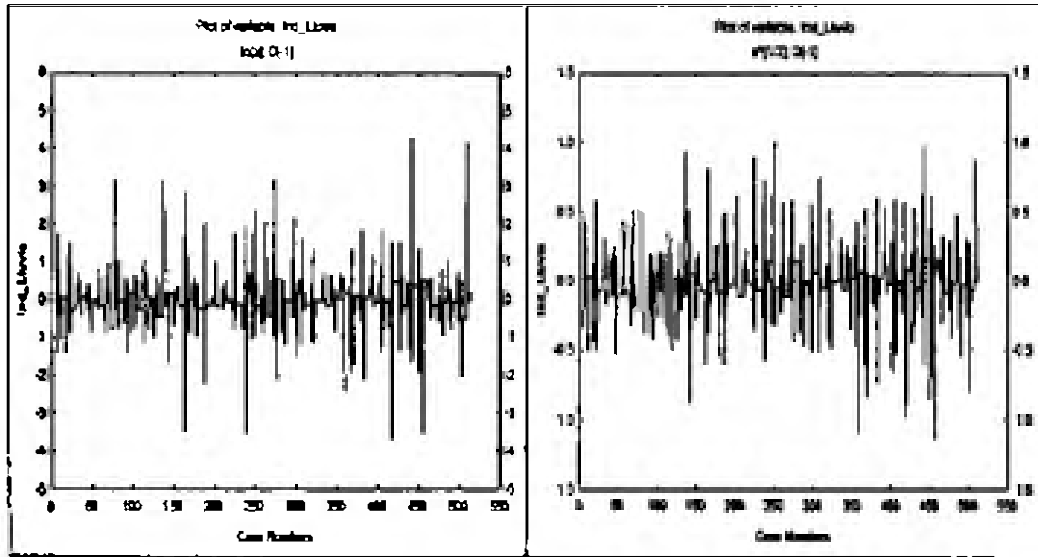


Fig. 33 a, b Función autocorrelación Simple (ACF) y Parcial (PACF) de la transformación  $\lambda=1/2$

Se observa en las (Fig. 32 a y Fig 33 a), que hay estacionalidad, ya que vemos ese comportamiento mensual en los retardos 12, 24 y 36 con estructura positiva con decrecimiento lo que marca las temporadas secas y lluviosas del año. En la (Fig 33 b y Fig 33 b), se corrobora la estacionalidad en los períodos 12, 24 y 36 que se observa, (Fig 25), en la serie original.

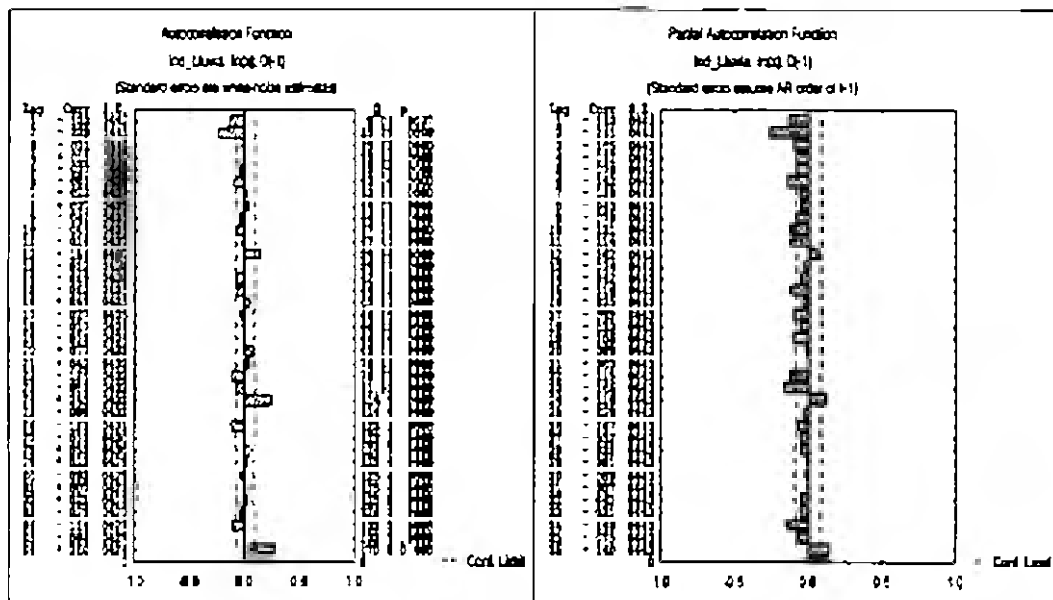
Esto es indicativo de que la serie en estudio son integradas en la parte estacional. Para la estacionariedad en media se hace el  $D = 1$  con un retardo estacional de  $s=12$  y se procede a graficar la serie diferenciada en la parte estacional.



**Fig. 34** Diferencia estacional de la serie transformada  $\lambda = 0$  y  $\lambda = 1/2$

Se observa en la (Fig 34), que se estabilizan los picos que representan la parte estacional sin embargo se evidencia una posible tendencia en la parte regular ya que no se evidencia que la serie fluctúe a través de un nivel constante

Se rectifica la tendencia en la parte regular con la función de autocorrelación simple y parcial, de la serie transformada y diferenciada en la parte estacional.



**Fig. 35a y b** Gráfico AFC y PACF de la serie transformada y diferenciada



Según la (Fig. 35), se comprueba que la serie tiene tendencia en su parte regular, ya que decae lentamente hasta aproximarse a cero en los once primeros retardos dando a entender que es una serie integrada en la parte regular y se debe diferenciar con  $d=1$

Ahora se procede a graficar la serie transformada y diferenciada en la parte regular y estacional para corroborar la estacionariedad en media

#### 4.1.2.6. Identificación del Modelo

Una vez que se obtiene la serie estabilizada en media y en varianza se procede a tratar de interpretar la estructura de sus correlogramas. Por medio de los gráficos ACF y PACF de la serie estacionaria en media y varianza se identificarán los órdenes de  $p$  y  $q$  (Fig. 36)

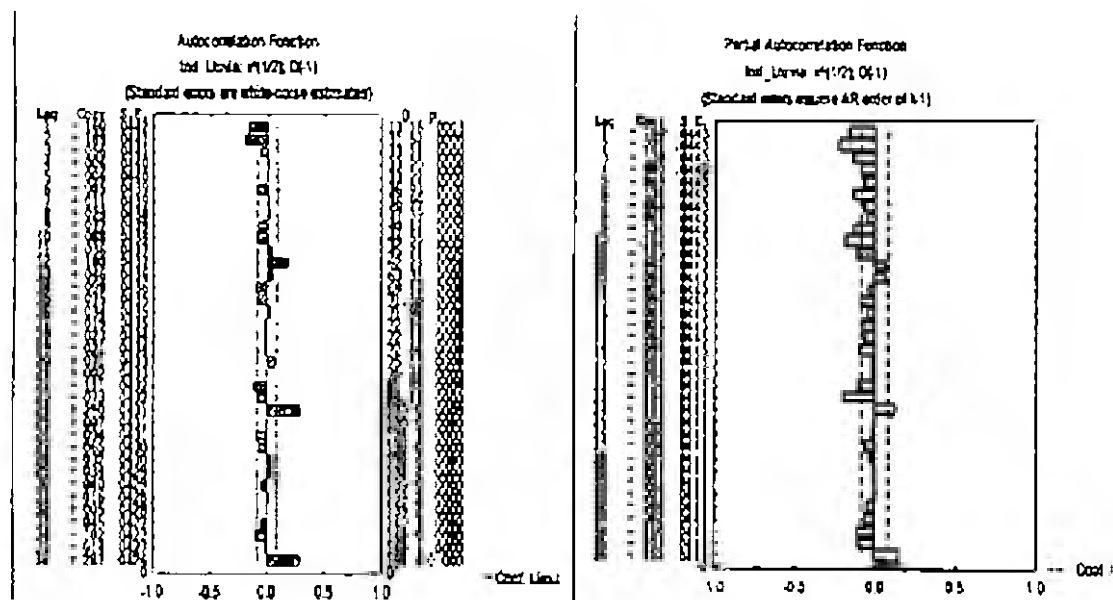


Fig. 36a y b ACF y PACF de la serie estacionaria en media y varianza

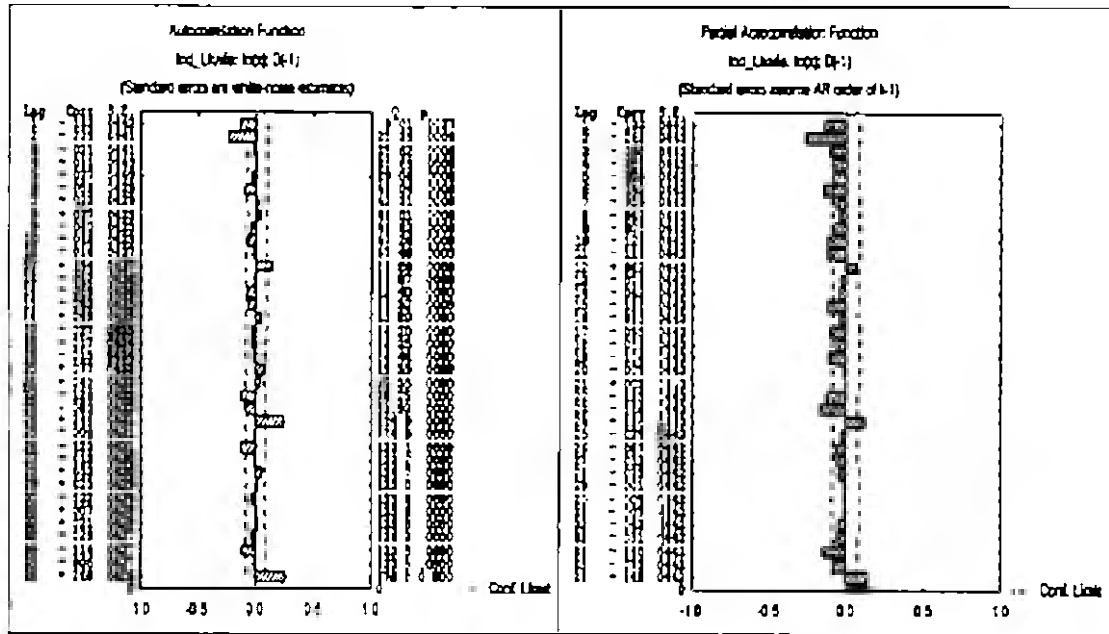


Fig. 37a, b ACF y PACF de la serie estacionaria en media y varianza

Se observa en los gráficos {

Fig. 36a y Fig. 37a), de las ACF no evidencia ningún corte abrupto que indique claramente un orden de retardo media móvil o autorregresivo y que el primer retardo significativo se da en  $k=12$  el cual en éste caso es negativo notándose también significancia en los retardos vecinos, lo que se denomina correlaciones espurnas o satélites

Los gráficos de la PACF {

Fig. 36b y Fig. 37b), indican que hay un decrecimiento gradual de tipo lineal. Basados en lo que se observa en las funciones de autocorrelación se sugiere aplicar un Modelo de Descomposición Multiplicativo ARIMA  $(p, d, q)$   $(P, D, Q)$ ,

#### 4.1.2.7. Estimación de los coeficientes del Modelo

Una vez que se tiene una percepción de la estructura del modelo se estiman los parámetros "q" y "p" en base a los gráficos de ACF y PACF (Fig. 36 y Fig. 37) comparándolos con los autocorrelogramas teóricos (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994), para los modelos AR y MA teniendo en cuenta que

- "d" son las diferencias regulares
- "D" diferencias estacionales
- "p" orden de la parte AR, autorregresivo de la parte regular
- "q" orden de la parte MA, media móvil de la parte regular
- "P" orden de la parte AR, autorregresivo de la parte estacional y
- "Q" orden de la parte MA, media móvil de la parte estacional

#### 4.1.2.8. Interpretación de los Correlogramas de las Funciones Simple y Parcial

##### 4.1.2.8.1 La función de autocorrelación Simple, ACF

Indica una posible estructura regular con retardo  $p=1$ , y  $q=1,2$

##### 4.1.2.8.2 La función de autocorrelograma Parcial, PACF

Sugiere una posible estructura estacional de tipo reproductiva que pudiera extenderse hasta 3 periodos estacionales de 12 meses, 24 meses o 36 meses inclusive

#### 4 1 2.9 Modelos Propuestos

Las consideraciones en 4 1.2.8.1. y 4.1.2.8 2 permiten proponer lo siguiente

**Cuadro XIVI. Modelos optativos**

<i>Estructura del Modelo</i>						
N°	Regular			Estacional		
	p	d	q	P	D	Q
1	1	1	1	1	1	0
2	1	1	1	0	1	1
3	2	1	1	1	1	1
4	2	1	2	1	1	2
5	2	1	1	1	0	1

#### 4 1.2 10 Validación del Modelo

Mediante la validación de cada uno de los modelos anteriores, cuyo resumen aparece en el Anexo, se sugiere como modelo óptimo el modelo ARIMA (2, 1,1) (1, 0,1)

#### 4 1 2 11. Modelo óptimo

**ARIMA (2, 1, 1) (1, 0,1)**

### A. Análisis de los residuos

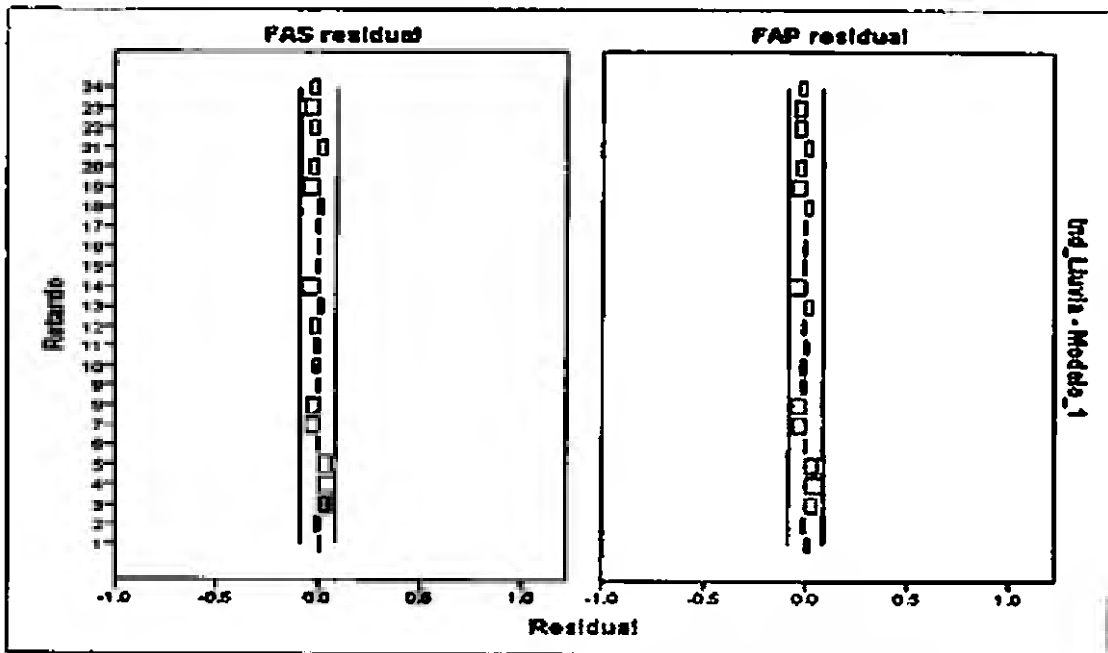


Fig. 38a y b Autocorrelación Simple y Parcial de los residuos

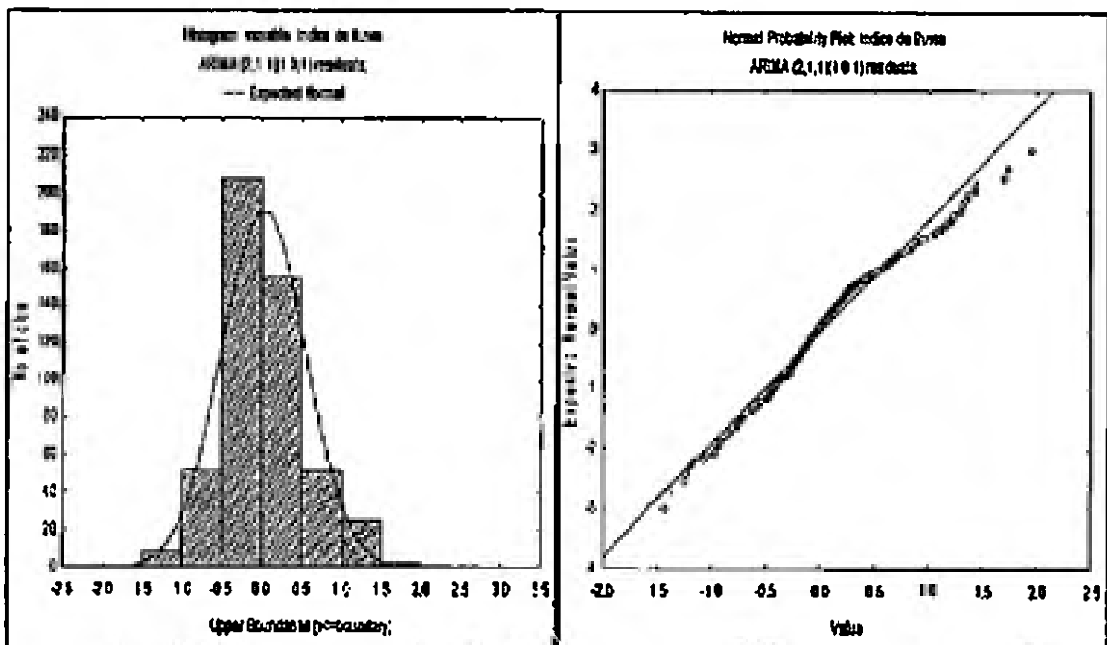


Fig. 38a y b Histograma y Normalidad del Modelo ARIMA (2, 1, 1) (1, 0, 1)

Se observó en el histograma (Fig 39a), que la mayoría de las barras se encuentran dentro de la línea de ajuste además el gráfico de probabilidad normal (Fig 39b), muestra que los valores de los residuales siguen muy cerca de la línea de ajuste

### B. Prueba de Hipótesis Prueba de Ljung – Box

El estadístico de L- Jung, Box, permite probar en forma conjunta de que todos los coeficientes de autocorrelación residual son simultáneamente iguales a cero, esto es que los residuales del modelo correspondiente son incorrelacionados o que el modelo es aceptable desde la estructura de ruido blanco

$$(21) LB = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \left( \frac{\hat{\rho}_k^2}{n - k} \right) \sim X_{(m)}^2$$

**Donde:** n tamaño de la muestra, m longitud del rezago

Si q calculada excede el q crítico de la tabla Chi cuadrado al nivel de significancia seleccionado, no se acepta la hipótesis nula de que todos los coeficientes de autocorrelación residuales son iguales a cero; por lo menos algunos de ellos debe ser diferentes de cero

La hipótesis de la prueba se plantea de la siguiente manera

**H<sub>0</sub>:  $\rho=0$ ;** los residuos se distribuyen como estructura de ruido blanco Las autocorrelaciones son nulas

**H<sub>1</sub>:  $\rho \neq 0$ ;** los residuos no se distribuyen como estructura de ruido blanco Las autocorrelaciones no son nulas

**Regla de Decisión:** si  $p < 0.05$ , se rechaza H<sub>0</sub>.

**Cuadro XIX. Estadísticos de Box & Ljung Q**

Lag	Auto-Corr.	Std. Err.	Box & Ljung Q	P
1	-0.0083	0.0444	0.0351	0.8513
2	-0.0273	0.0444	0.4134	0.8132
3	0.0181	0.0443	0.5792	0.9011
4	0.0673	0.0443	2.8817	0.5778
5	0.0507	0.0442	4.1918	0.5221
6	-0.0331	0.0442	4.7509	0.5761
7	-0.0639	0.0441	6.8429	0.4454
8	-0.0443	0.0441	7.85	0.4482
9	0.0126	0.0441	7.9317	0.541
10	0.0305	0.0440	8.41	0.5888
11	0.0847	0.0440	12.1117	0.3553
12	-0.0238	0.0439	12.5696	0.4011
13	0.1158	0.0439	19.5248	0.1077
14	-0.0394	0.0438	20.3322	0.12
15	0.0045	0.0438	20.3426	0.1592

Al observar todos los valores (Cuadro XVIII), de probabilidad asociados al estadístico Box & Ljung Q, se tiene que todos son mayores que el nivel de significancia propuesto de  $\alpha = 0.05$ , según la regla de decisión se acepta  $H_0$ , por lo tanto se puede inferir que los residuos de la variable "Índice de Lluvia" se distribuyen como estructura de ruido blanco en el modelo propuesto

#### 4.1.2.12. Predicción

Luego de haber efectuado todas las pruebas según la metodología (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994) de, finalizamos proponiendo la predicción del mejor modelo ARIMA (2, 1, 1) (1, 0, 1), mostrado a continuación

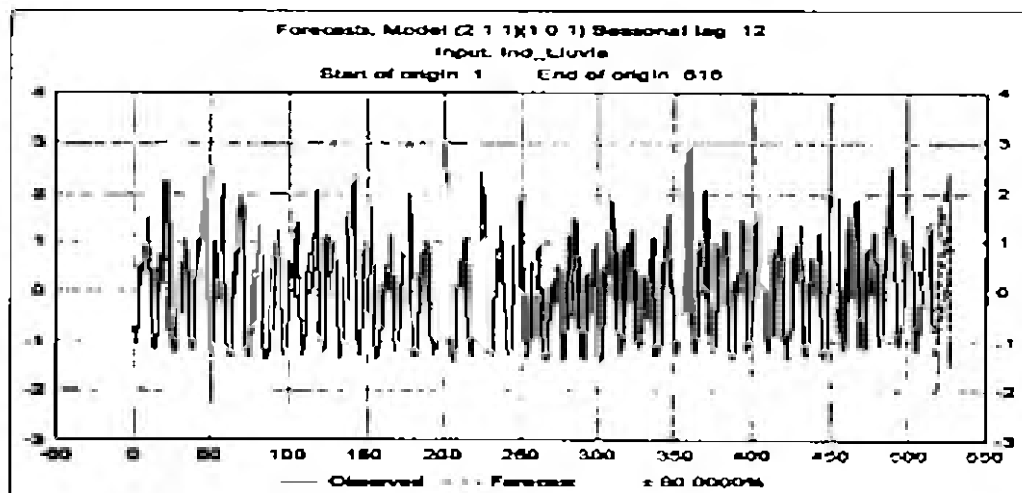


Fig. 40 Pronóstico del mejor Modelo

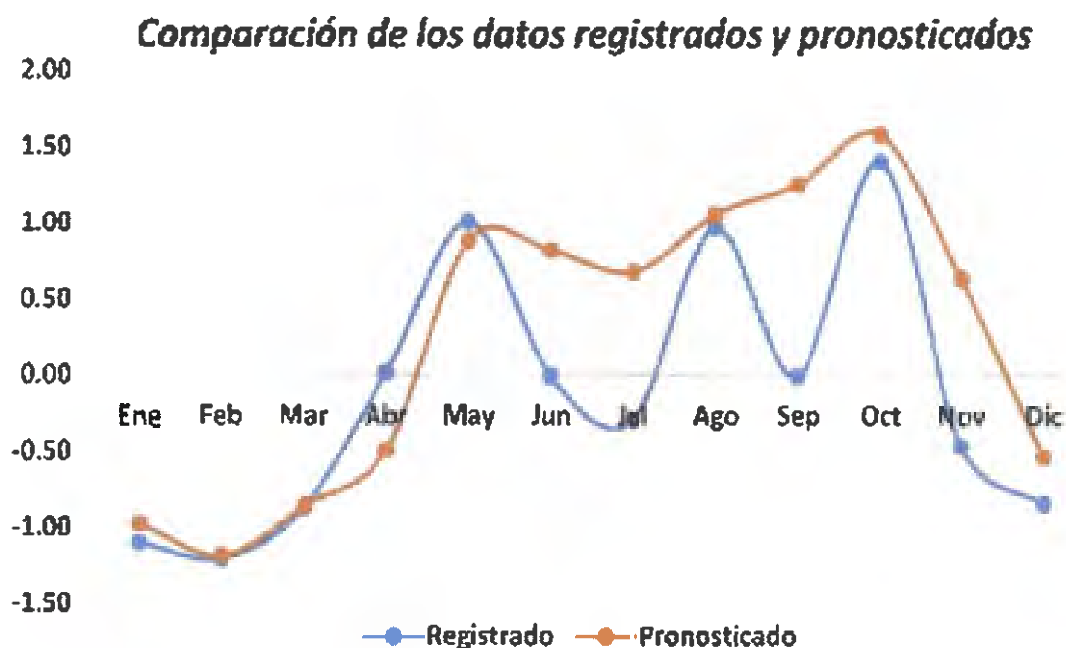
#### 4.1.2.13. Comparación de datos reales versus pronóstico

En el (Cuadro XIX), se presentan los valores mensuales reales de la variable índice de lluvia y los valores mensuales pronosticados según el mejor modelo. Con la finalidad de verificar la validez de los datos pronosticados del año 2012 a través de la metodología de Box- Jenkins.

**Cuadro XX. Comparación de los valores registrados y pronosticados**

2012		
Mes	Registrado	Pronosticado
Ene	-1.102	-0.976
Feb	-1.208	-1.189
Mar	-0.868	-0.861
Abr	0.016	-0.489
May	1.007	0.880
Jun	-0.008	0.820
Jul	-0.293	0.674
Ago	0.972	1.057
Sep	-0.004	1.251
Oct	1.408	1.580
Nov	-0.465	0.633
Dic	-0.839	-0.535





**Fig. 41 Datos Registrados y Pronosticados de Ene-Mar de 2012**

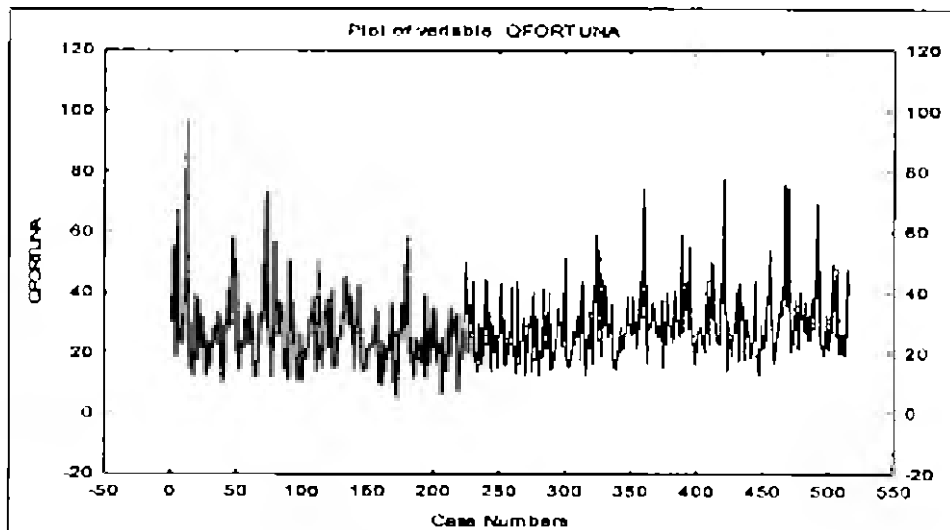
Se observa la (Fig 41) comparación de resultados que los valores pronosticados no están muy lejanos a los valores registrados en los tres primeros meses del año 2012, por lo que se considera que el modelo obtenido es satisfactorio.

#### 4.1.3. Análisis de Series Temporales Bivariadas

Una vez encontrado el modelo óptimo de pronóstico de lluvia procederemos a ejecutar el análisis de series temporales multivariadas teniendo como variable independiente e Índice de lluvia ( $I(t)$ ) y los caudales de Fortuna la cual llamamos  $Q_{Fortuna}$  ( $QF(t)$ ) como variable dependiente.

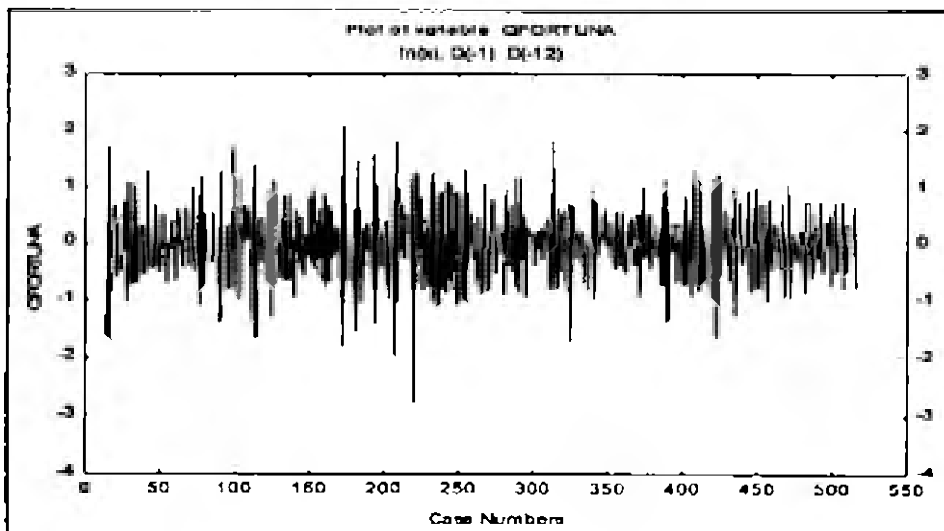
La base de datos de las series a trabajar en ésta tercera fase  $\{I(t), QF(t)\}_t$ , se muestra en el Anexo,(Cuadro XLV)

Se cumplieron las etapas de la metodología predictiva de Box-Jenkins igual que en la segunda etapa (análisis de los residuos, validación de los modelos y predicciones) tal como se detalla a continuación



**Fig. 42 Serie QFortuna**

#### 4.1 3 1 Diferenciado Regular y Estacional de la serie Transformada



**Fig. 43 Serie QFortuna Transformada**

#### 4 1 3 2 Función autocorrelación simple y parcial de la serie transformada y diferenciada

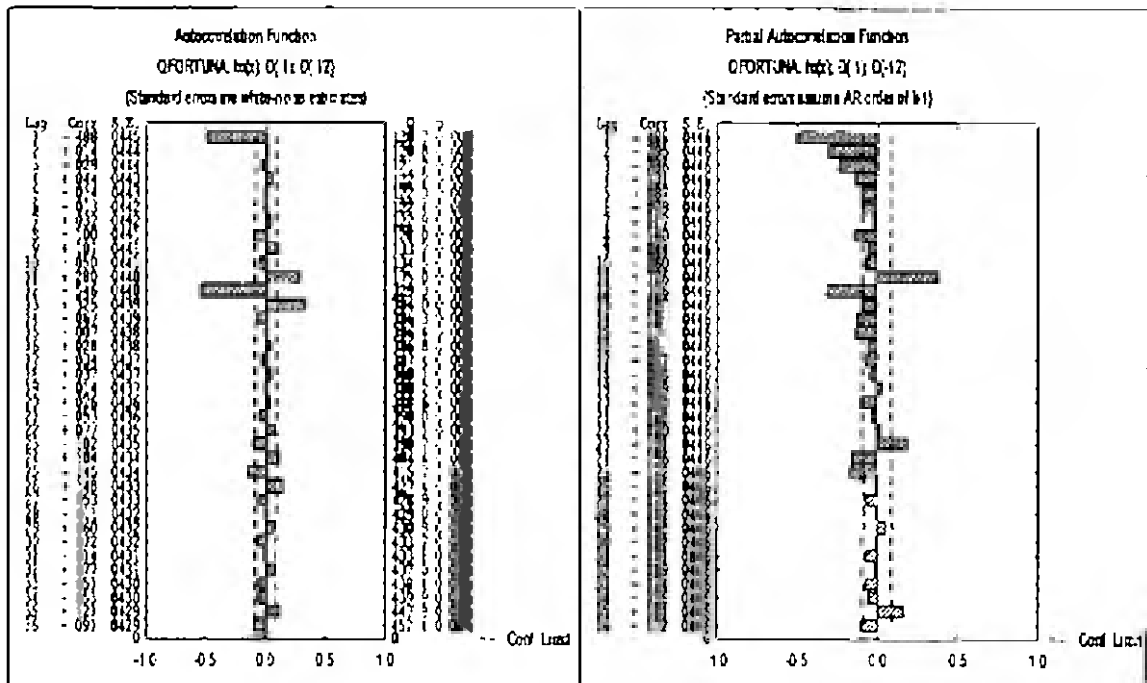


Fig. 44a, b ACF y PACF de la serie transformada

#### 4 1 3 3 Justificación del modelo en la tercera etapa

Basándonos en que el caudal medido en una cuenca, es el resultado directo de la precipitación registrada en dicha cuenca es que consideramos en ésta última etapa el Análisis de series de Tiempo bivanado para desarrollar este estudio en su tercera fase

#### 4 1 3 4 Modelos propuestos

Considerando los correlogramas Simple y Parcial (Fig 44), podemos proponer los siguientes modelos

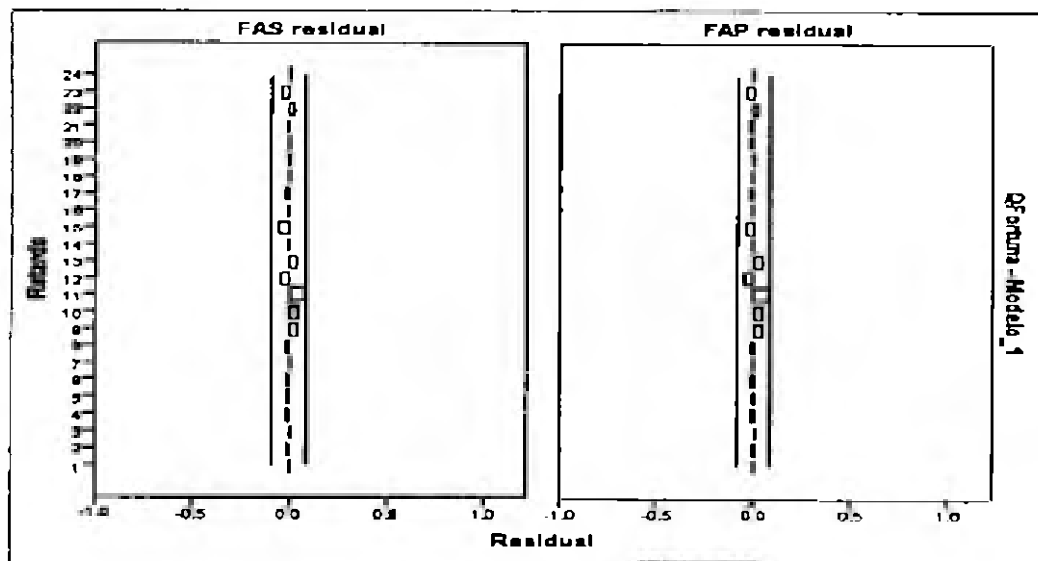
**Cuadro XXI. Modelos propuestos para el pronóstico de caudales**

<i>Modelos ARIMA Propuestos</i>	
N°	Estructura
1	(2,1,1) (1,1,1)
2	(2,1,0) (0,1,1)
3	(1,1,1) (1,1,1)
4	(1,1,1) (0,1,1)
5	(1,1,1) (1,0,1)

Una vez encontrados los modelos posibles descritos (Cuadro XXI), se efectuaron a cada uno de ellos todas las pruebas consideradas dentro de la metodología de Box y Jenkins teniendo como resultado dos modelos viables, el modelo ARIMA (1,1,1) (0,1,1) y el modelo ARIMA (1,1,1) (1,0,1), y se muestra a continuación un resumen de la fase de validación.

#### 4.1.3.4 1 Modelo Óptimos ARIMA (1, 1,1) (0, 1,1)

##### A. Análisis de los residuos



**Fig. 45 Autocorrelación Simple y Parcial de los residuos**

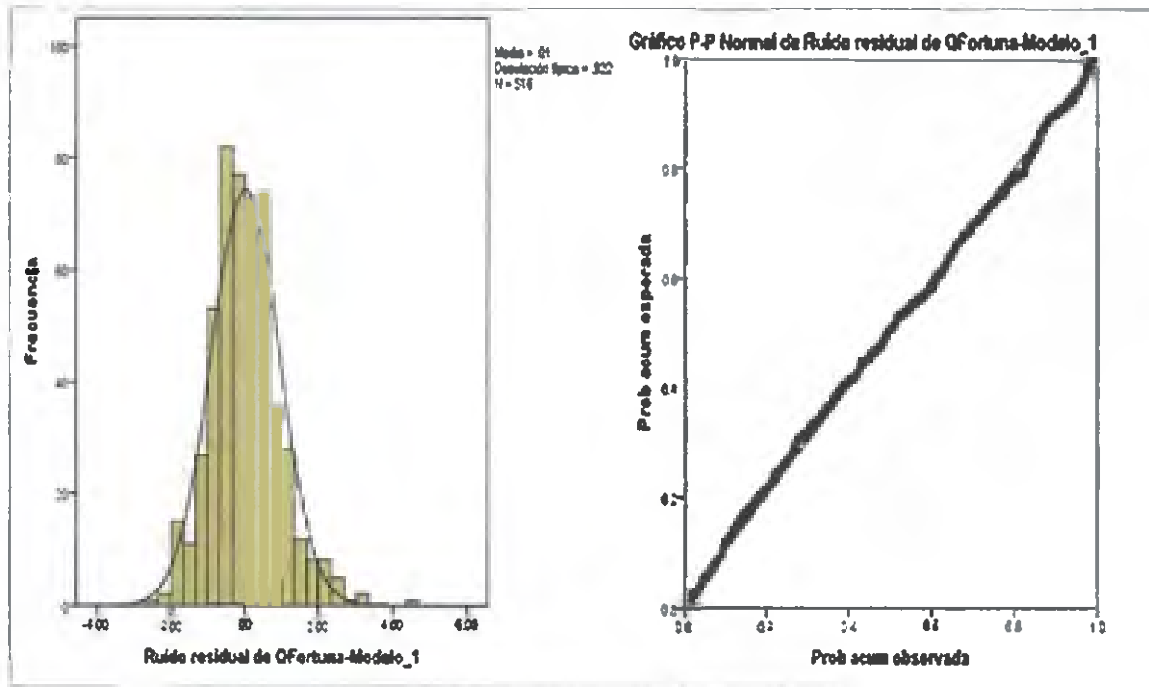


Fig. 46 Histograma y Normalidad del modelo ARIMA (1, 1,1) (0, 1,1)

### B. Prueba de Hipótesis a los residuales

$H_0: \rho=0$ ; los residuos se distribuyen con estructura de ruido blanco

$H_1: \rho \neq 0$ ; los residuos no se distribuyen con estructura de ruido blanco

Regla de Decisión: sí  $p < 0.05$ , se rechaza  $H_0$ .

### Cuadro XXII. Estadísticos de Box & Ljung - Modelo ARIMA (1, 1,1) (0,1,1)

Estadísticos del modelo ARIMA (1,1,1)(0,1,1)								
Modelo	Estadísticos de Ajustes del modelo					Ljung-Box Q(18)		
	RMSE	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	Estadísticos	GL	Sig.
QFortuna- (1,1,1) (0,1,1)	13.60	33.36	8.26	492.25	177.16	18.08	15.00	0.26

El valor de probabilidad asociado al estadístico Box & Ljung, de la salida del programa SPSS (Cuadro XXI), para el modelo ARIMA (1, 1,1) (0, 1,1) indica que

el valor de la prueba es mayor que el nivel de significancia propuesto de  $\alpha = 0.05$ , por lo que se acepta la hipótesis nula,  $H_0$ , lo que demuestra que los residuos se distribuyen con estructura de ruido blanco.

#### 4.1.3.4.2. Modelo ARIMA (1, 1, 1) (1, 0, 1)

##### A. Análisis de los residuos

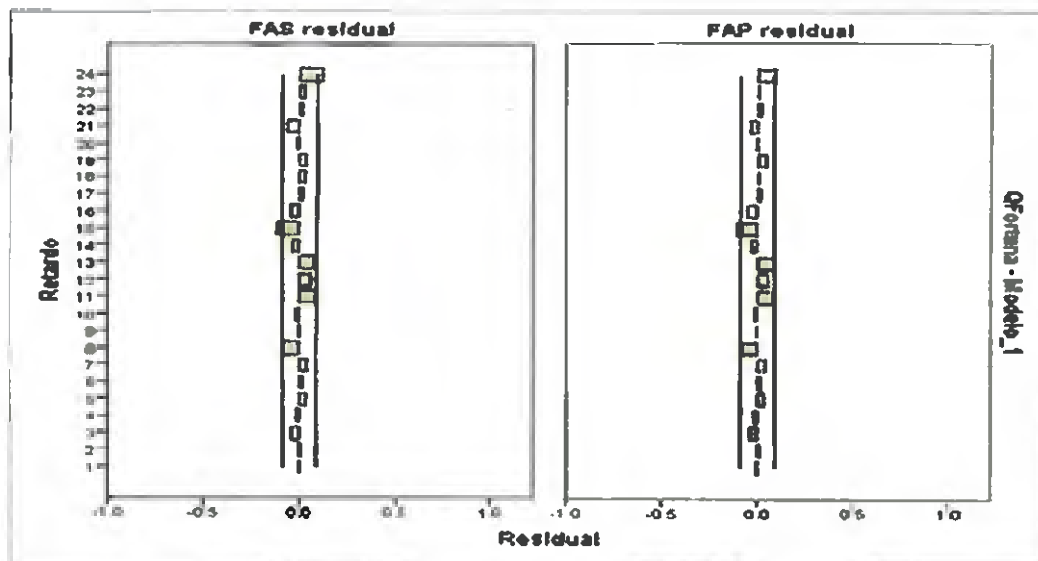


Fig. 47 Autocorrelograma Simple y Parcial de los residuales

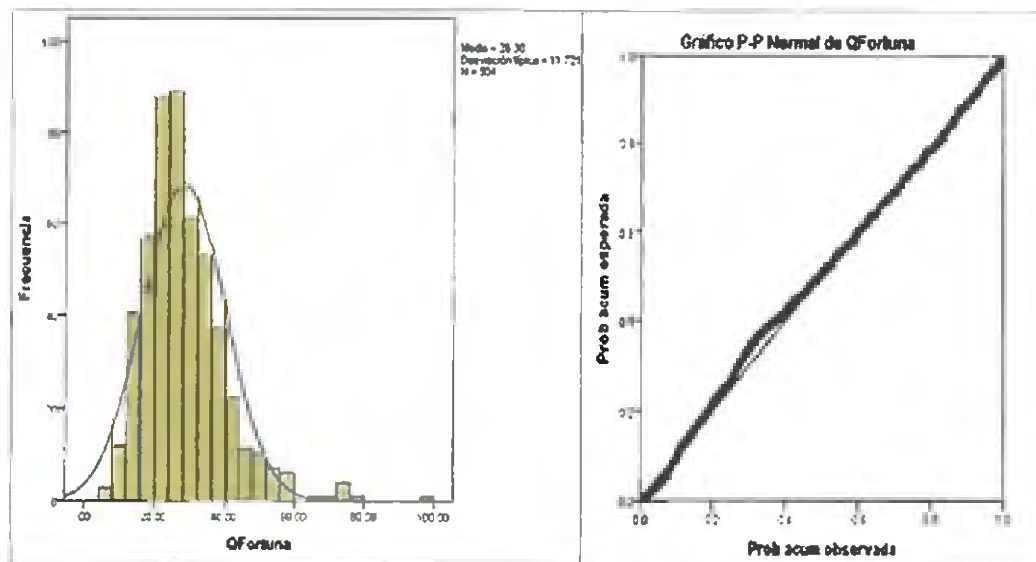


Fig. 48 Histograma y Normalidad del Modelo ARIMA (1, 1, 1) (1, 0, 1)

## B. Prueba de Hipótesis a los residuales

$H_0: \rho=0$ ; los residuos se distribuyen con estructura de ruido blanco

$H_1: \rho \neq 0$ ; los residuos no se distribuyen con estructura de ruido blanco

Regla de Decisión: si  $p < 0.05$ , se rechaza  $H_0$ .

**Cuadro XXIII. Estadísticos de Box & Ljung- Modelo ARIMA (1, 1, 1) (1, 0, 1)**

Estadísticas del modelo ARIMA (1, 1, 1)(1, 0, 1)								
Modelo ARIMA	Estadísticos de ajustes del modelo					Ljung-Box Q(18)		
	RMSE	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	Estadísticos	GL	Sig.
QFortuna- (1,1,1)(1,0,1)	10.81	32.64	8.11	214.43	54.02	25.74	14.00	0.28

### 4.1.3.5. Validación del modelo

Con los modelos óptimos presentados en el capítulo 4, se analizan los estadísticos de error para cada modelo y así determinar si el modelo producirá errores de predicción que sean lo suficientemente pequeños o aceptables.

**“En igualdad de condiciones, la explicación más sencilla suele ser la más probable”** (criterio de parsimonia o Navaja de Ockham) Lo que quiere decir que la elección del modelo final debe ser un balance entre la simplicidad y eficacia sin descartar la opinión de los expertos del área de la Hidrometeorología

En nuestro caso, dos modelos han dado resultados aceptables de acuerdo a los estadísticos de error, sin embargo se puede notar (Fig. 49), en el gráfico de comparación, que un modelo da valores de pronóstico por arriba de los valores registrados (sobrestimados) y el otro modelo da valores por debajo de los datos registrados (subestimados).

Una alternativa para lograr mejorar dichos pronósticos es hacer regresión lineal sobre los pares promedios correspondientes  $(Y\hat{y}^{(1)}(t), (Y\hat{y}^{(2)}(t))$

Es decir 
$$(21) \hat{y} = a + b \hat{y}^{(1)}(t) + c \hat{y}^{(2)}(t) + \varepsilon$$

O bien el equivalente a tomar el promedio, como se muestra en la (Fig 49)

#### 4.1.3 5 1 Estadísticos de error

Como hemos mencionado con anterioridad los modelos con estadísticos de error más bajos lo obtuvimos en los modelos: **ARIMA 1 (1, 1,1) (1, 0,1)**, y **ARIMA 2 (1, 1,1) (0, 1,1)**, (Cuadro XXI, Cuadro XXII), con la ayuda del programa SPSS

#### 4 1 3 6 Predicciones

Para finalizar (Cuadro XXIV) se muestran los valores pronosticados obtenidos con los modelos propuestos ARIMA (1, 1,1,) (1, 1,1) y ARIMA (1, 1,1,) (0, 1,1) para el año 2012 comparados con los valores registrados de Q Fortuna para el mismo período. Además del gráfico de pronóstico de ambos modelos promediados, que llamaremos **Modelo Mejorado**

**Cuadro XXIV. Pronóstico con los Modelos ARIMA (1, 1,1) (1, 0,1) y ARIMA (1,1,) (0, 1,1)**

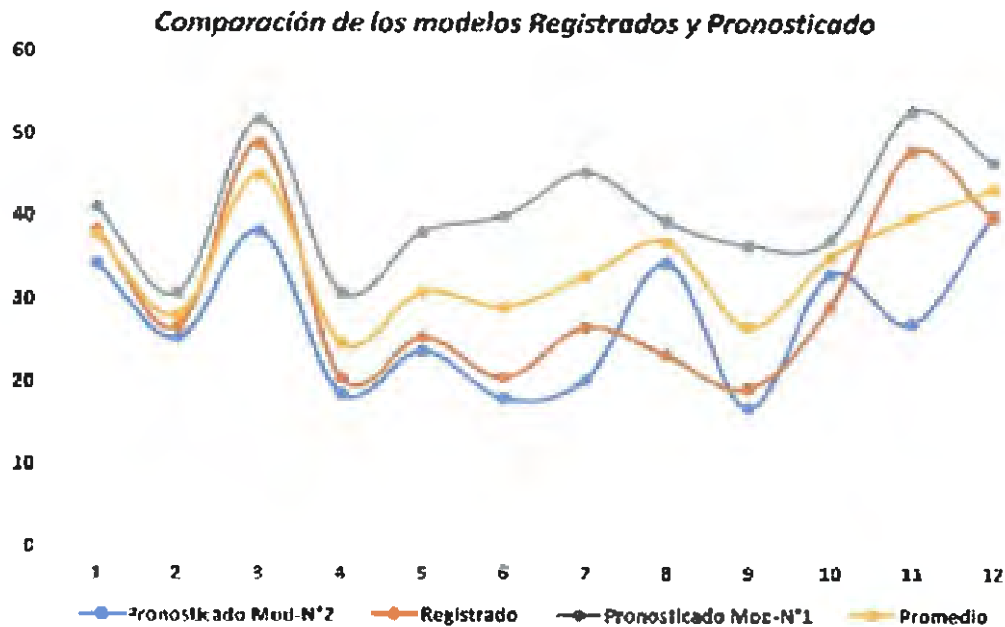
<i>Modelos óptimos</i>				
<i>Mes</i>	<i>Registrado</i>	<i>Pronosticado Mod-N°2</i>	<i>Pronosticado Mod-N°1</i>	<i>Promedio</i>
Ene	38.27	34.31	41.08	37.695
Feb	26.58	25.22	30.76	27.99
Mar	48.71	38.17	51.67	44.92
Abr	20.4	18.51	30.78	24.645
May	15.32	23.68	38.05	30.87
Jun	20.51	17.97	40.01	28.99
Jul	25.56	20.19	45.27	32.73
Ago	23.2	34.35	39.32	36.835
Sep	19.11	16.8	35.44	26.62
Oct	29.06	33.02	37.12	35.07
Nov	47.91	27.03	52.69	39.86
Dic	39.88	48.21	46.55	43.38



#### 4.1.3.7. Comparación de datos reales versus pronóstico

En el (Cuadro), se presentan los valores mensuales reales de la variable QFortuna y los valores mensuales pronosticados según el modelo. Con la finalidad de verificar la validez de los datos pronosticados del año 2012 a través de la metodología de Box- Jenkins.

Se observa (Fig. 49), que el modelo tiende a mantenerse por arriba de los valores registrados aunque mantiene la misma tendencia.



**Fig. 49 Datos Registrados y Pronosticados para el año 2012**

Se observa (Fig. 49), que al tomar el promedio de los modelos propuestos se mejora notablemente el pronóstico del primer trimestre, por lo que optaremos por quedarnos con esta solución. Sin embargo es necesario mencionar que a lo largo del desarrollo de este estudio surgieron ideas de diferentes enfoques para mejorar el modelo, ver recomendaciones.

## CONCLUSIONES

En la aplicación de la metodología de Box- Jenkins en el análisis univariado de series de tiempo, se identificaron cinco modelos altamente significativos. Sin embargo comparándolos con los datos registrados pudimos observar que el modelo ARIMA (2, 1, 1) (1, 0, 1) era el más adecuado, al comparar sus pronósticos con los datos registrados para el mismo período

En la aplicación de la metodología de Box- Jenkins en el análisis bivanado de series de tiempo, se identificaron también en éste proceso cinco modelos, de los cuales dos de ellos dieron altamente significativos, escogiendo como Modelo Autorregresivo Integrado de Media Móvil óptimo al modelo ARIMA (1, 1, 1) (0, 1, 1) comparando sus pronósticos con los datos registrados para el mismo período

Con la ayuda de las metodologías explicadas en éste estudio se amplifican las posibilidades de análisis e interpretaciones de los datos hidrometeorológicos de una manera más científica, técnica y acertada brindando la posibilidad de entender e interpretar diferentes interrogantes en los análisis de datos hidrológicos

El modelo ajustado nos servirá como una herramienta más en la toma de decisiones para el pronóstico de caudales mensuales

## RECOMENDACIONES

Continuar éste análisis con la metodología alternativa a los modelos Box – Jenkins, estos son los modelos ARCH, GARCH que trabajan con varianzas no constantes

Se pueden separar los análisis dividiendo la cuenca en base a sus elevaciones, así analizaríamos comportamiento de la cuenca alta, cuenca media y cuenca baja

Es recomendable para efectos de mejorar y complementar nuestros resultados el uso de software más robustos y especializados tales como EVIEWS o S – Plus en vez de los utilizados en éste análisis (software gratuitos para estudiantes)

Se puede agregar a este estudio el Análisis Espacial, para crear estaciones ficticias en aquellas aéreas de la cuenca que no cuentan con registros de precipitación con la finalidad de modelar el régimen de lluvia de la cuenca en su totalidad; ya que se ha demostrado que éstas estaciones ficticias por medio del análisis espacial dan resultados muy favorables, cercanos a la realidad

## BIBLIOGRAFÍA

- ASEP. (2012). *Plan de Expansión del Sistema Interconectado Nacional Período 2011- 2015*. Empresa de Transmisión Eléctrica S.A., Transmisión, Panamá.
- Béjar, M. V. (2002). *Hidrología*. Cartago, Costa Rica: Taller de Publicaciones del Instituto Tecnológico de Costa Rica.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1994). *Times Series Analysis Forecasting and Control* . Editorial Prentice Hall, 3rd edition.
- Chow, V. T. (1964). <https://es.wikipedia.org/wiki/Hidrolog%C3%ADa>. (M. -H. Editions, Ed.)
- Chow, V. T. (1983). *Hidráulica de canales abiertos*. Mexico: Diana.
- Empresesa de Transmisión Eléctrica S.A. (2015 de Noviembre de 2015). [http://www.hidromet.com.pa/Mapas/Mapa\\_de\\_Isoyetas.pdf](http://www.hidromet.com.pa/Mapas/Mapa_de_Isoyetas.pdf).
- FTFSA (2009). <http://www.hidromet.com.pa/cuencas.php>. (E. D. ELÉCTRICA-PANAMÁ. Editor)
- Ezequiel, U J., & Pairo, A G (2002). *Introducción al Análisis de Series Temporales*. Madrid, España: Alfa Centauro.
- Fattorelli, S., & Fernández, P. C. (25 de MARZO de 2011). *Diseño Hidrológico* (Segunda Edición ed.). (W. A. Network, Ed.) Zaragoza, España: WASA - G N DIGITAL. Recuperado el 2015, de Water Assessment & Advisory Global Network.

- Galindo Gallardón, P. V. (s.f) *Análisis Multivariante*. (U d. Salamanca, Ed.)  
Salamanca, España
- Guerrero, V (1990). *Método de Desagregación Temporal de Guerrero de Series de Tiempo* (Vol 58) *International Statistic Review*.
- Heras, R. (1976) *Hidrología y Recursos Hidráulicos*. (I d. Hidráulicos, Ed.)  
Madrid, Madrid, España
- Johnson, D E (2000) *Métodos Multivariados Aplicados al Análisis de Datos*.  
Panamá International Thomson Editores.
- Johnson, R A , & Wichern, D W (2001) *Applied Multivariate Statistical Analysis*  
(Pearson, Ed ) Minnessota Pearson
- Manso Pinto, J F. (2006) Estructura Factorial del Maslach Burnout Inventory  
*Revista Interamericana de Psicología*, 115-118
- Mendieta, J A (2006). El Proyecto Hidroeléctrico Fortuna en la Actualidad. (D d.  
Universidad de Panamá, Ed ) *Tecnociencia*, 8(1)
- Montoya Restrepo, E C , & Medina Rivera, R D (2001) *Estimación estadística de valores faltantes en series históricas de lluvia* (C N Café, Ed.)  
Chinchiná, Caldas, Colombia.
- Naciones Unidas, OMM (1977) *Estudios Hidrológicos Manual de Instrucciones*,  
Mangua- Nicaragua
- Peña, E D (1999) *Modelos de Regresión* Madrid, España: Alianza Editorial S  
A
- Pérez López, C (2004) *Técnicas de Análisis Multivariante de Datos* Madrid,  
España Pearson Education, S A

Proyecto Hidrometeorológico Centroamericano (1972). *Manual de Instrucciones*  
Managua Nicaragua Publicación N°140

Sánchez, J (2008) *Precipitaciones* (D d Geología, Ed ) Salamanca, España.

Spearmán, C (1904) *Dimensiones de la Inteligencia Humana* Londres,  
Inglaterra.

UNESCO (2008) <http://unesdoc.unesco.org/images/0015/001591/159103s.pdf>

Whiteman, D. C (2000) *Fundamentals and Applications* Richland, Washington,  
USA

ASEP (2012). *Plan de Expansión del Sistema Interconectado Nacional Período*  
2011- 2015 Empresa de Transmisión Eléctrica S.A., Transmisión,  
Panamá

Béjar, M V (2002) *Hidrología* Cartago, Costa Rica. Taller de Publicaciones del  
Instituto Tecnológico de Costa Rica

Box, G E, Jenkins, G M, & Reinsel, G C. (1994) *Times Series Analysis*  
*Forecasting and Control*. Editorial Prentice Hall, 3rd edition

Chow, V T (1964) <https://es.wikipedia.org/wiki/Hidrolog%C3%ADa>. (M -H  
Editions, Ed )

Chow, V. T (1983). *Hidráulica de canales abiertos* Mexico: Diana

Cuadras, C M (1996) *Métodos de Análisis Multivariante* Barcelona, España  
EUB, S L

Empresesa de Transmisión Eléctrica S A (2015 de Noviembre de 2015)  
[http://www.hidromet.com.pa/Mapas/Mapa\\_de\\_Isoetas.pdf](http://www.hidromet.com.pa/Mapas/Mapa_de_Isoetas.pdf)

- ETESA (2009) *http://www.hidromet.com.pa/cuencas.php*. (E D ELÉCTRICA-PANAMÁ, Editor)
- Ezequiel, U J., & Peiro, A G (2002) *Introducción al Análisis de Series Temporales* Madrid, España Alfa Centauro
- Fattorelli, S., & Fernández, P C (25 de MARZO de 2011) *Diseño Hidrológico* (Segunda Edición ed ) (W. A Network, Ed ) Zaragoza, España WASA - G N DIGITAL Recuperado el 2015, de Water Assessment & Advisory Global Network
- Galindo Gallardón, P V (s f) *Análisis Multivariante* (U d Salamanca, Ed ) Salamanca, España
- Guerrero, V. (1990). *Método de Desagregación Temporal de Guerrero de Series de Tiempo* (Vol 58) International Statistic Review
- Heras, R. (1976) *Hidrología y Recursos Hidráulicos*. (I d Hidráulicos, Ed ) Madrid, Madrid, España
- Johnson, D E (2000) *Métodos Multivariados Aplicados al Análisis de Datos*. Panamá International Thomson Editores
- Johnson, R A , & Wichern, D W (2001) *Applied Multivariate Statistical Analysis* (Pearson, Ed.) Minnessota Pearson
- Manso Pinto, J F (2006). Estructura Factorial del Maslach Burnout Inventory *Revista Interamericana de Psicología*, 115-118
- Mendieta, J A (2006) El Proyecto Hidroeléctrico Fortuna en la Actualidad (D d Universidad de Panamá, Ed ) *Tecnociencia*, 8(1).

- Montoya Restrepo, E. C., & Medina Rivera, R. D. (2001). *Estimación estadística de valores faltantes en series históricas de lluvia*. (C. N. Café, Ed.) Chinchiná, Caldas, Colombia.
- Naciones Unidas, OMM. (1977). *Estudios Hidrológicos. Manual de Instrucciones*, Mangua- Nicaragua.
- Peña, E. D. (1999). *Modelos de Regresión*. Madrid, España: Alianza Editorial S. A
- Pérez López, C. (2004). *Técnicas de Análisis Multivariante de Datos*. Madrid, España: Pearson Education, S. A.
- Proyecto Hidrometeorológico Centroamericano. (1972). *Manual de Instrucciones*. Managua Nicaragua: Publicación N°140.
- Sánchez, J. (2008). *Precipitaciones*. (D. d. Geología, Ed.) Salamanca, España.
- Spearman, C. (1904). *Dimensiones de la Inteligencia Humana*. Londres, Inglaterra.
- UNESCO. (2008). <http://unesdoc.unesco.org/images/0015/001591/159103s.pdf>.
- Whiteman, D. C. (2000). *Fundamentals and Applications*. Richland, Washington, USA.



***ANEXO***































Cuadro XXXIX Base de datos utilizada en ACP

Anexo 15

Año	Mes	Fisca Lfrida	Caldera	Potrillo	Los	Angostura	Veladero	Cerro Bo	Los	Paja de	Fortuna	David	Hornelo
		100001	100004	Arriba	Pelones	de Cochab	Guilaca	100015	Razanos	Sambero	(Casa Control)	100023	300023
		X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11	X12
2012	Ene	137.00	0.00	0.00	3.70	0.00	0.00	3.00	90.30	1.60	219.20	3.40	364
2012	Feb	54.50	0.00	0.00	0.00	2.00	0.00	0.00	21.40	0.00	180.50	0.10	298.5
2012	Mar	27.40	10.80	37.90	11.80	0.00	6.40	17.50	146.00	40.70	336.70	10.90	447.5
2012	Abr	224.90	395.20	395.80	465.80	630.10	302.40	233.60	167.70	278.50	262.60	121.00	309
2012	May	246.90	702.90	522.30	682.70	1388.30	526.30	491.10	262.60	78.40	302.70	403.60	378
2012	Jun	128.30	247.00	403.73	449.00	779.20	254.60	171.70	213.20	315.00	131.00	180.80	202
2012	Jul	248.70	146.60	296.21	240.90	460.70	144.30	156.20	198.90	104.50	233.40	179.10	397
2012	Ago	263.20	527.10	706.50	553.40	1124.70	594.90	435.20	265.60	516.60	236.20	394.00	324.5
2012	Sep	250.50	206.50	301.60	466.60	666.90	167.60	317.80	140.90	218.90	165.10	197.10	221
2012	Oct	382.00	509.00	622.00	605.50	1728.70	475.70	441.20	300.00	591.30	469.90	360.40	592.5
2012	Nov	256.20	58.60	30.30	174.40	298.00	178.10	161.40	130.20	58.10	279.60	170.20	422.5
2012	Dic	180.40	25.10	14.90	60.40	94.20	97.10	75.30	78.10	27.10	297.00	47.50	392.5



Cuadro XI Base de datos para Series Temporales segunda etapa

Anexo 16

Base para Analisis Series Temporales etapa dos											
N°	Mes	Año	Indice de Livres	N°	Mes	Año	Indice de Livres	N°	Mes	Año	Indice de Livres
1	Ene	1970	-0.20	37	Ene	1973	-0.99	73	Ene	1976	-1.12
2	Feb	1970	1.86	38	Feb	1973	-1.16	74	Feb	1976	-1.31
3	Mar	1970	-0.72	39	Mar	1973	-1.17	75	Mar	1976	-1.15
4	Abr	1970	0.65	40	Abr	1973	-1.59	76	Abr	1976	-0.75
5	May	1970	0.11	41	May	1973	0.72	77	May	1976	0.02
6	Jun	1970	0.94	42	Jun	1973	1.04	78	Jun	1976	0.42
7	Jul	1970	0.96	43	Jul	1973	0.83	79	Jul	1976	-0.57
8	Ago	1970	0.83	44	Ago	1973	1.26	80	Ago	1976	0.26
9	Sep	1970	1.01	45	Sep	1973	1.63	81	Sep	1976	0.49
10	Oct	1970	1.51	46	Oct	1973	2.34	82	Oct	1976	1.40
11	Nov	1970	0.53	47	Nov	1973	1.01	83	Nov	1976	0.64
12	Dic	1970	-0.15	48	Dic	1973	-0.71	84	Dic	1976	-1.11
13	Ene	1971	-0.80	49	Ene	1974	-1.13	85	Ene	1977	-1.35
14	Feb	1971	-1.19	50	Feb	1974	-1.30	86	Feb	1977	-1.41
15	Mar	1971	-1.04	51	Mar	1974	-0.85	87	Mar	1977	-1.31
16	Abr	1971	-0.62	52	Abr	1974	-1.06	88	Abr	1977	-1.01
17	May	1971	0.75	53	May	1974	1.01	89	May	1977	0.55
18	Jun	1971	0.18	54	Jun	1974	1.05	90	Jun	1977	0.29
19	Jul	1971	0.18	55	Jul	1974	-0.10	91	Jul	1977	-0.81
20	Ago	1971	0.85	56	Ago	1974	0.88	92	Ago	1977	0.85
21	Sep	1971	2.17	57	Sep	1974	1.56	93	Sep	1977	1.22
22	Oct	1971	1.91	58	Oct	1974	2.18	94	Oct	1977	0.73
23	Nov	1971	0.28	59	Nov	1974	-0.08	95	Nov	1977	0.19
24	Dic	1971	-1.30	60	Dic	1974	-1.00	96	Dic	1977	-1.01
25	Ene	1972	-0.87	61	Ene	1975	-1.14	97	Ene	1978	-1.27
26	Feb	1972	-1.24	62	Feb	1975	-1.26	98	Feb	1978	-1.29
27	Mar	1972	-1.35	63	Mar	1975	-1.30	99	Mar	1978	-0.80
28	Abr	1972	-0.34	64	Abr	1975	-1.20	100	Abr	1978	-0.55
29	May	1972	0.23	65	May	1975	0.78	101	May	1978	0.60
30	Jun	1972	0.32	66	Jun	1975	0.32	102	Jun	1978	0.27
31	Jul	1972	-0.46	67	Jul	1975	0.67	103	Jul	1978	0.52
32	Ago	1972	0.52	68	Ago	1975	0.76	104	Ago	1978	-0.11
33	Sep	1972	1.05	69	Sep	1975	1.92	105	Sep	1978	1.25
34	Oct	1972	0.76	70	Oct	1975	1.43	106	Oct	1978	1.02
35	Nov	1972	0.49	71	Nov	1975	1.73	107	Nov	1978	-0.11
36	Dic	1972	-0.85	72	Dic	1975	-0.29	108	Dic	1978	-0.46

Cuadro XLI Base de datos para Series Temporales segunda etapa

Anexo 17

Base para Análisis Series Temporales etapa dos											
N°	Mes	Año	Índice de Uvula	N°	Mes	Año	Índice de Uvula	N°	Mes	Año	Índice de Uvula
108	Ene	1979	-1.51	145	Ene	1982	-1.03	181	Ene	1985	-1.29
110	Feb	1979	-1.16	146	Feb	1982	-1.29	182	Feb	1985	-1.31
111	Mar	1979	-0.30	147	Mar	1982	-1.21	183	Mar	1985	1.15
112	Abr	1979	0.27	148	Abr	1982	-0.25	184	Abr	1985	-0.26
113	May	1979	0.75	149	May	1982	0.69	185	May	1985	0.13
114	Jun	1979	0.29	150	Jun	1982	0.51	186	Jun	1985	0.80
115	Jul	1979	-0.05	151	Jul	1982	-0.44	187	Jul	1985	0.09
116	Ago	1979	1.01	152	Ago	1982	-0.47	188	Ago	1985	0.62
117	Sep	1979	1.23	153	Sep	1982	1.20	189	Sep	1985	1.03
118	Oct	1979	2.08	154	Oct	1982	1.89	190	Oct	1985	0.81
119	Nov	1979	0.92	155	Nov	1982	-0.82	191	Nov	1985	-0.34
120	Dic	1979	-0.63	156	Dic	1982	-1.17	192	Dic	1985	-0.80
121	Ene	1980	-1.11	157	Ene	1983	-1.34	193	Ene	1986	-1.26
122	Feb	1980	-0.96	158	Feb	1983	-1.26	194	Feb	1986	-1.11
123	Mar	1980	-1.31	159	Mar	1983	-1.08	195	Mar	1986	-1.11
124	Abr	1980	-1.00	160	Abr	1983	-0.76	196	Abr	1986	-1.18
125	May	1980	1.21	161	May	1983	-0.18	197	May	1986	0.38
126	Jun	1980	0.40	162	Jun	1983	0.54	198	Jun	1986	0.02
127	Jul	1980	-0.01	163	Jul	1983	0.02	199	Jul	1986	-0.88
128	Ago	1980	0.53	164	Ago	1983	0.07	200	Ago	1986	0.37
129	Sep	1980	0.89	165	Sep	1983	1.14	201	Sep	1986	0.81
130	Oct	1980	0.61	166	Oct	1983	1.06	202	Oct	1986	2.43
131	Nov	1980	0.64	167	Nov	1983	0.43	203	Nov	1986	-0.84
132	Dic	1980	-0.72	168	Dic	1983	-0.84	204	Dic	1986	-1.17
133	Ene	1981	-1.35	169	Ene	1984	-1.20	205	Ene	1987	-1.29
134	Feb	1981	-1.27	170	Feb	1984	-1.02	206	Feb	1987	-1.39
135	Mar	1981	-1.01	171	Mar	1984	-0.77	207	Mar	1987	-1.04
136	Abr	1981	0.06	172	Abr	1984	-0.72	208	Abr	1987	-1.11
137	May	1981	1.39	173	May	1984	0.45	209	May	1987	-0.03
138	Jun	1981	1.59	174	Jun	1984	0.84	210	Jun	1987	0.53
139	Jul	1981	-0.19	175	Jul	1984	0.69	211	Jul	1987	0.67
140	Ago	1981	1.15	176	Ago	1984	0.86	212	Ago	1987	0.53
141	Sep	1981	1.06	177	Sep	1984	1.29	213	Sep	1987	0.89
142	Oct	1981	1.38	178	Oct	1984	1.97	214	Oct	1987	1.11
143	Nov	1981	0.46	179	Nov	1984	0.75	215	Nov	1987	-0.65
144	Dic	1981	-0.88	180	Dic	1984	-1.10	216	Dic	1987	-0.89

Cuadro XLII Base de datos para Series Temporales segunda etapa

Anexo 18

Base para Analisis Series Temporales etapa dos											
N°	Mes	Año	Indice de Unidad	N°	Mes	Año	Indice de Unidad	N°	Mes	Año	Indice de Unidad
217	Ene	1986	-1.11	253	Ene	1991	-1.04	298	Ene	1994	-1.30
218	Feb	1986	-1.29	254	Feb	1991	-1.31	299	Feb	1994	-1.29
219	Mar	1986	-0.98	255	Mar	1991	-0.96	301	Mar	1994	-1.34
220	Abr	1986	-0.68	256	Abr	1991	-0.65	302	Abr	1994	-0.91
221	May	1986	-0.13	257	May	1991	0.56	298	May	1994	0.34
222	Jun	1986	0.88	258	Jun	1991	0.84	294	Jun	1994	0.00
223	Jul	1986	0.42	259	Jul	1991	-0.24	295	Jul	1994	-0.46
224	Ago	1986	2.39	260	Ago	1991	0.11	296	Ago	1994	0.08
225	Sep	1986	1.43	261	Sep	1991	0.88	297	Sep	1994	0.71
226	Oct	1986	2.14	262	Oct	1991	0.97	292	Oct	1994	0.97
227	Nov	1986	-0.09	263	Nov	1991	-0.55	293	Nov	1994	0.22
228	Dic	1986	-1.08	264	Dic	1991	-0.93	300	Dic	1994	-1.10
229	Ene	1989	-1.19	265	Ene	1992	-1.30	301	Ene	1995	-1.39
230	Feb	1989	-1.15	266	Feb	1992	-1.34	302	Feb	1995	-1.39
231	Mar	1989	-1.21	267	Mar	1992	-1.16	303	Mar	1995	-0.98
232	Abr	1989	-1.25	268	Abr	1992	-1.08	304	Abr	1995	-0.10
233	May	1989	-0.25	269	May	1992	0.05	305	May	1995	0.73
234	Jun	1989	0.86	270	Jun	1992	0.15	306	Jun	1995	1.27
235	Jul	1989	0.44	271	Jul	1992	-0.30	307	Jul	1995	0.37
236	Ago	1989	0.19	272	Ago	1992	0.01	308	Ago	1995	1.84
237	Sep	1989	1.34	273	Sep	1992	0.85	309	Sep	1995	1.39
238	Oct	1989	0.40	274	Oct	1992	0.44	310	Oct	1995	1.51
239	Nov	1989	0.01	275	Nov	1992	0.05	311	Nov	1995	-0.47
240	Dic	1989	-0.35	276	Dic	1992	-0.87	312	Dic	1995	-0.81
241	Ene	1990	-1.08	277	Ene	1993	-0.75	313	Ene	1996	-0.75
242	Feb	1990	-1.29	278	Feb	1993	-1.38	314	Feb	1996	-1.23
243	Mar	1990	-1.20	279	Mar	1993	-0.91	315	Mar	1996	-1.07
244	Abr	1990	-1.02	280	Abr	1993	-0.61	316	Abr	1996	-0.98
245	May	1990	0.92	281	May	1993	1.14	317	May	1996	0.75
246	Jun	1990	-0.23	282	Jun	1993	0.47	318	Jun	1996	0.95
247	Jul	1990	0.12	283	Jul	1993	-0.47	319	Jul	1996	0.98
248	Ago	1990	0.04	284	Ago	1993	0.91	320	Ago	1996	0.32
249	Sep	1990	0.18	285	Sep	1993	1.50	301	Sep	1996	1.20
250	Oct	1990	1.99	286	Oct	1993	1.12	302	Oct	1996	1.25
251	Nov	1990	1.17	287	Nov	1993	0.34	303	Nov	1996	0.40
252	Dic	1990	-0.72	288	Dic	1993	-0.96	304	Dic	1996	-1.07

Cuadro XLIII Base de datos para Series Temporales segunda etapa

Anexo 19

Base para Análisis Series Temporales etapa dos											
N°	Mes	Año	Índice de Urocia	N°	Mes	Año	Índice de Urocia	N°	Mes	Año	Índice de Urocia
325	Ene	1997	-0.96	361	Ene	2000	-0.67	397	Ene	2003	-1.13
326	Feb	1997	-1.10	362	Feb	2000	-1.21	398	Feb	2003	-1.10
327	Mar	1997	-1.14	363	Mar	2000	-1.24	399	Mar	2003	-0.85
328	Abr	1997	-0.55	364	Abr	2000	-0.87	400	Abr	2003	-0.41
329	May	1997	-0.11	365	May	2000	0.72	401	May	2003	0.96
330	Jun	1997	0.35	366	Jun	2000	0.99	402	Jun	2003	1.61
331	Jul	1997	-0.45	367	Jul	2000	0.15	403	Jul	2003	0.20
332	Ago	1997	-0.54	368	Ago	2000	-0.02	404	Ago	2003	0.17
333	Sep	1997	0.35	369	Sep	2000	2.05	405	Sep	2003	1.04
334	Oct	1997	0.53	370	Oct	2000	0.36	406	Oct	2003	2.22
335	Nov	1997	1.07	371	Nov	2000	-0.35	407	Nov	2003	0.93
336	Dic	1997	-0.84	372	Dic	2000	-0.80	408	Dic	2003	-0.50
337	Ene	1998	-1.31	373	Ene	2001	-1.12	409	Ene	2004	-1.21
338	Feb	1998	-1.02	374	Feb	2001	-1.21	410	Feb	2004	-1.38
339	Mar	1998	-1.20	375	Mar	2001	-1.12	411	Mar	2004	-1.05
340	Abr	1998	-1.08	376	Abr	2001	-1.10	412	Abr	2004	-0.78
341	May	1998	-0.02	377	May	2001	0.84	413	May	2004	0.83
342	Jun	1998	0.37	378	Jun	2001	-0.14	414	Jun	2004	-0.22
343	Jul	1998	0.73	379	Jul	2001	-0.19	415	Jul	2004	0.19
344	Ago	1998	0.91	380	Ago	2001	0.17	416	Ago	2004	0.25
345	Sep	1998	1.17	381	Sep	2001	1.02	417	Sep	2004	1.13
346	Oct	1998	1.56	382	Oct	2001	1.24	418	Oct	2004	1.37
347	Nov	1998	-0.07	383	Nov	2001	0.15	419	Nov	2004	0.04
348	Dic	1998	0.30	384	Dic	2001	-0.95	420	Dic	2004	-1.04
349	Ene	1999	-1.04	385	Ene	2002	-1.26	421	Ene	2005	-0.85
350	Feb	1999	-0.99	386	Feb	2002	-1.30	422	Feb	2005	-1.34
351	Mar	1999	-1.24	387	Mar	2002	-1.34	423	Mar	2005	-0.78
352	Abr	1999	-0.14	388	Abr	2002	-1.28	424	Abr	2005	-0.88
353	May	1999	0.41	389	May	2002	0.21	425	May	2005	0.53
354	Jun	1999	0.80	390	Jun	2002	-0.05	426	Jun	2005	0.84
355	Jul	1999	-0.43	391	Jul	2002	-0.01	427	Jul	2005	0.22
356	Ago	1999	1.68	392	Ago	2002	0.47	428	Ago	2005	1.01
357	Sep	1999	1.99	393	Sep	2002	1.48	429	Sep	2005	0.45
358	Oct	1999	2.45	394	Oct	2002	1.28	430	Oct	2005	1.36
359	Nov	1999	0.21	395	Nov	2002	-0.10	431	Nov	2005	0.91
360	Dic	1999	-0.38	396	Dic	2002	-1.15	432	Dic	2005	-1.06

Cuadro XLIV Base de datos para Series Temporales segunda etapa

Anexo 20

Base para Análisis Series Temporales etapa dos													
Nº	Mes	Año	Índice de Lanza	Nº	Mes	Año	Índice de Lanza	Nº	Mes	Año	Índice de Lanza		
433	Ene	2006	-0.66	469	Ene	2009	-1.10	505	Ene	2012	-1.10		
434	Feb	2006	-1.30	470	Feb	2009	-0.52	506	Feb	2012	-1.21		
435	Mar	2006	-1.24	471	Mar	2009	-0.64	507	Mar	2012	-0.87		
436	Abr	2006	-0.81	472	Abr	2009	-1.57	508	Abr	2012	0.02		
437	May	2006	0.44	473	May	2009	0.78	509	May	2012	1.01		
438	Jun	2006	0.89	474	Jun	2009	0.85	510	Jun	2012	-0.01		
439	Jul	2006	0.43	475	Jul	2009	-0.04	511	Jul	2012	-0.29		
440	Ago	2006	-0.05	476	Ago	2009	0.27	512	Ago	2012	0.97		
441	Sep	2006	0.02	477	Sep	2009	-0.03	513	Sep	2012	0.00		
442	Oct	2006	1.21	478	Oct	2009	1.23	514	Oct	2012	1.41		
443	Nov	2006	0.34	479	Nov	2009	0.49	515	Nov	2012	-0.46		
444	Dic	2006	-0.66	480	Dic	2009	-0.78	516	Dic	2012	-0.84		
445	Ene	2007	-1.30	481	Ene	2010	-1.10						
446	Feb	2007	-1.31	482	Feb	2010	-0.85						
447	Mar	2007	-1.06	483	Mar	2010	-0.56						
448	Abr	2007	-0.04	484	Abr	2010	0.38						
449	May	2007	1.35	485	May	2010	0.45						
450	Jun	2007	0.30	486	Jun	2010	1.32						
451	Jul	2007	0.43	487	Jul	2010	1.58						
452	Ago	2007	1.63	488	Ago	2010	2.04						
453	Sep	2007	1.28	489	Sep	2010	2.55						
454	Oct	2007	1.91	490	Oct	2010	1.11						
455	Nov	2007	0.06	491	Nov	2010	0.74						
456	Dic	2007	-0.54	492	Dic	2010	-0.22						
457	Ene	2008	-1.16	493	Ene	2011	-0.91						
458	Feb	2008	-0.95	494	Feb	2011	-1.07						
459	Mar	2008	-1.13	495	Mar	2011	-1.03						
460	Abr	2008	-1.05	496	Abr	2011	-0.78						
461	May	2008	1.32	497	May	2011	0.50						
462	Jun	2008	-0.21	498	Jun	2011	1.03						
463	Jul	2008	1.39	499	Jul	2011	0.58						
464	Ago	2008	1.78	500	Ago	2011	0.88						
465	Sep	2008	1.06	501	Sep	2011	0.95						
466	Oct	2008	1.84	502	Oct	2011	1.55						
467	Nov	2008	1.86	503	Nov	2011	0.30						
468	Dic	2008	-0.75	504	Dic	2011	-0.69						



Cuadro XLVI. Base de datos para Series Temporales tercera etapa

Anexo 22

Base para Analítisk Series Temporales etapa tres											
Mes	Año	Qfortuna	Índice de Uuvia.	Mes	Año	Qfortuna	Índice de Uuvia.	Mes	Año	Qfortuna	Índice de Uuvia.
Ene	1979	38.22	-1.31	Ene	1982	35.38	-1.03	Ene	1985	20.01	-1.29
Feb	1979	21.85	-1.14	Feb	1982	17.96	-1.29	Feb	1985	24.99	-1.32
Mar	1979	14.01	-0.90	Mar	1982	15.64	-1.21	Mar	1985	19.61	-1.15
Abr	1979	18.95	0.27	Abr	1982	24.08	-0.25	Abr	1985	11.7	-0.36
May	1979	50.46	0.75	May	1982	15.01	0.98	May	1985	15.56	0.18
Jun	1979	17.96	0.24	Jun	1982	19.27	0.51	Jun	1985	24.99	0.80
Jul	1979	21.16	-0.05	Jul	1982	21.07	-0.44	Jul	1985	17.41	0.09
Ago	1979	15.67	1.01	Ago	1982	20.95	-0.47	Ago	1985	23.65	0.62
Sep	1979	28.89	1.23	Sep	1982	22.81	1.20	Sep	1985	21.82	1.03
Oct	1979	33.26	2.08	Oct	1982	21.69	1.69	Oct	1985	16.46	0.83
Nov	1979	35.53	0.92	Nov	1982	26.38	-0.82	Nov	1985	20.47	-0.34
Dic	1979	37.66	-0.63	Dic	1982	23.34	-1.17	Dic	1985	23.17	-0.80
Ene	1980	21.53	-1.11	Ene	1983	35.08	-1.34	Ene	1986	38.64	-1.26
Feb	1980	25.42	-0.96	Feb	1983	21.5	-1.26	Feb	1986	11.91	-1.11
Mar	1980	40.81	-1.33	Mar	1983	9.83	-1.08	Mar	1986	25.97	-1.11
Abr	1980	14.9	-1.00	Abr	1983	19.35	-0.76	Abr	1986	16.01	-1.18
May	1980	14.95	1.12	May	1983	9.4	-0.18	May	1986	27.47	0.38
Jun	1980	15.38	0.40	Jun	1983	23.19	0.54	Jun	1986	27.88	0.42
Jul	1980	24.53	-0.01	Jul	1983	12.71	0.02	Jul	1986	21.16	-0.80
Ago	1980	25.26	0.53	Ago	1983	21.68	0.07	Ago	1986	34.54	0.37
Sep	1980	25	0.99	Sep	1983	17.98	1.14	Sep	1986	30.68	0.88
Oct	1980	27.33	0.61	Oct	1983	20.43	1.06	Oct	1986	34.22	2.43
Nov	1980	32.38	0.64	Nov	1983	21.09	0.43	Nov	1986	18.49	-0.84
Dic	1980	33.33	-0.72	Dic	1983	23	-0.84	Dic	1986	19.56	-1.17
Ene	1981	45.01	-1.35	Ene	1984	36.78	-1.20	Ene	1987	22.83	-1.29
Feb	1981	41.76	-1.27	Feb	1984	10.59	-1.02	Feb	1987	21.71	-1.39
Mar	1981	35.14	-1.01	Mar	1984	15.16	-0.77	Mar	1987	6.77	-1.04
Abr	1981	28.89	0.06	Abr	1984	5.08	-0.72	Abr	1987	25.26	-1.11
May	1981	38.83	1.39	May	1984	19.55	0.45	May	1987	15.83	-0.03
Jun	1981	23.22	1.59	Jun	1984	25.74	0.84	Jun	1987	13.96	0.53
Jul	1981	36.77	-0.19	Jul	1984	27.67	0.69	Jul	1987	20.43	0.67
Ago	1981	14.53	1.16	Ago	1984	36.33	0.86	Ago	1987	29.48	0.53
Sep	1981	25.1	1.06	Sep	1984	24.31	1.29	Sep	1987	19.43	0.89
Oct	1981	31.61	2.38	Oct	1984	27.73	1.97	Oct	1987	34.55	1.11
Nov	1981	26.15	0.46	Nov	1984	29.96	0.75	Nov	1987	25.46	-0.65
Dic	1981	42.11	-0.88	Dic	1984	58.51	-1.10	Dic	1987	31.19	-0.89

Cuadro XLVII Base de datos para Series Temporales tercera parte

Anexo 23

Base para Análisis Series Temporales etapa tres											
Max	Año	Qfortuna	Índice de Ujuria.	Mes	Año	Qfortuna	Índice de Ujuria.	Mes	Año	Qfortuna	Índice de Ujuria.
Ene	1988	26.66	-1.18	Ene	1991	16.43	-1.04	Ene	1994	14.84	-1.30
Feb	1988	32.56	-1.29	Feb	1991	31.65	-1.33	Feb	1994	20.59	-1.29
Mar	1988	32.23	-0.93	Mar	1991	16.06	-0.96	Mar	1994	15.07	-1.34
Abr	1988	7.51	-0.66	Abr	1991	16.38	-0.95	Abr	1994	19.38	-0.91
May	1988	16.01	-0.13	May	1991	25.35	0.56	May	1994	21.8	0.34
Jun	1988	20.16	0.93	Jun	1991	23.27	0.64	Jun	1994	26.64	0.00
Jul	1988	22.61	0.42	Jul	1991	33.82	-0.24	Jul	1994	35.04	-0.46
Ago	1988	33.55	2.39	Ago	1991	42.01	0.11	Ago	1994	30.12	0.08
Sep	1988	50.13	1.43	Sep	1991	20.02	0.83	Sep	1994	30.41	0.71
Oct	1988	38.93	2.14	Oct	1991	18.7	0.97	Oct	1994	22.54	0.97
Nov	1988	19.98	-0.09	Nov	1991	13.52	-0.55	Nov	1994	33.99	0.22
Dic	1988	36.02	-1.08	Dic	1991	43.84	-0.93	Dic	1994	52.13	-1.10
Ene	1989	34.65	-1.19	Ene	1992	20.61	-1.30	Ene	1995	19.2	-1.39
Feb	1989	44.27	-1.15	Feb	1992	16.32	-1.34	Feb	1995	17.45	-1.39
Mar	1989	21.85	-1.21	Mar	1992	24.14	-1.26	Mar	1995	15.08	-0.98
Abr	1989	17.86	-1.25	Abr	1992	24.83	-0.78	Abr	1995	17.93	-0.10
May	1989	13.64	-0.25	May	1992	32.13	0.05	May	1995	18.22	0.73
Jun	1989	24.2	0.86	Jun	1992	13.12	0.15	Jun	1995	27.1	1.27
Jul	1989	30.24	0.44	Jul	1992	16.86	-0.30	Jul	1995	25.75	0.37
Ago	1989	16.22	0.19	Ago	1992	29.05	0.02	Ago	1995	23.34	1.84
Sep	1989	28.37	1.34	Sep	1992	29.35	0.55	Sep	1995	28.33	1.39
Oct	1989	19.14	0.47	Oct	1992	32.39	0.44	Oct	1995	32.81	1.51
Nov	1989	23.54	0.01	Nov	1992	13.76	0.05	Nov	1995	26.72	-0.47
Dic	1989	44.68	-0.35	Dic	1992	40.93	-0.87	Dic	1995	18.18	-0.81
Ene	1990	43.89	-1.08	Ene	1993	25.83	-0.75	Ene	1996	41.33	-0.75
Feb	1990	23.05	-1.29	Feb	1993	18.26	-1.35	Feb	1996	44.37	-1.23
Mar	1990	33.23	-1.20	Mar	1993	32.09	-0.91	Mar	1996	23.94	-1.07
Abr	1990	14.04	-1.02	Abr	1993	13.18	-0.61	Abr	1996	12.9	-0.98
May	1990	28.35	0.92	May	1993	20.29	1.14	May	1996	24.69	0.75
Jun	1990	23	-0.23	Jun	1993	21.72	0.47	Jun	1996	21.67	0.95
Jul	1990	20.56	0.12	Jul	1993	18.76	-0.47	Jul	1996	33.99	0.98
Ago	1990	26	0.04	Ago	1993	41.79	0.91	Ago	1996	28.76	0.32
Sep	1990	15.2	0.18	Sep	1993	34	1.50	Sep	1996	16.8	1.20
Oct	1990	24.43	1.99	Oct	1993	22.17	1.12	Oct	1996	36.47	1.26
Nov	1990	36.93	1.17	Nov	1993	29.53	0.34	Nov	1996	43.67	0.40
Dic	1990	43.51	-0.72	Dic	1993	40.53	-0.86	Dic	1996	59.43	-1.01





Cuadro XLIX Base de datos para Series Temporales tercera parte

Anexo 25

Base para Análisis Series Temporales etapas tres											
Mes	Año	Ofertura	Índice de Uruza	Mes	Año	Ofertura	Índice de Uruza	Mes	Año	Índice de Uruza	Ofertura
Ene	2006	43.78	-0.66	Ene	2009	36	-1.10	Ene	2012	-1.10	38.27
Feb	2006	33.99	-1.30	Feb	2009	74.75	-0.52	Feb	2012	-1.21	26.58
Mar	2006	36.37	-1.24	Mar	2009	48.51	-0.64	Mar	2012	-0.87	48.71
Abr	2006	21.33	-0.81	Abr	2009	20.4	-1.17	Abr	2012	0.02	20.40
May	2006	17.83	0.44	May	2009	23.47	0.78	May	2012	1.01	25.32
Jun	2006	31.58	0.69	Jun	2009	27.59	0.85	Jun	2012	-0.01	20.51
Jul	2006	27.99	0.43	Jul	2009	37.83	-0.04	Jul	2012	-0.29	26.56
Ago	2006	27.04	-0.06	Ago	2009	36.1	0.27	Ago	2012	0.97	23.20
Sep	2006	38.71	0.02	Sep	2009	22.42	-0.08	Sep	2012	0.00	19.11
Oct	2006	19.42	1.21	Oct	2009	21.36	1.23	Oct	2012	1.41	23.05
Nov	2006	24.41	0.24	Nov	2009	40.35	0.48	Nov	2012	-0.45	47.91
Dic	2006	26.64	-0.66	Dic	2009	32.54	-0.78	Dic	2012	-0.84	39.88
Ene	2007	44.57	-1.30	Ene	2010	31.38	-1.10	Ene	2013	0.20	
Feb	2007	14.56	-1.31	Feb	2010	27.92	-0.83	Feb	2013	0.10	
Mar	2007	14.36	-1.06	Mar	2010	37.42	-0.96	Mar	2013	0.29	
Abr	2007	13.25	-0.04	Abr	2010	24.6	0.38	Abr	2013	0.92	
May	2007	29.7	1.95	May	2010	24.19	0.45	May	2013	2.28	
Jun	2007	24.38	0.30	Jun	2010	32.61	1.32	Jun	2013	2.19	
Jul	2007	21.84	0.43	Jul	2010	24.97	1.58	Jul	2013	2.10	
Ago	2007	23.32	1.63	Ago	2010	36.42	2.04	Ago	2013	2.51	
Sep	2007	31.7	1.28	Sep	2010	38.71	2.55	Sep	2013	2.68	
Oct	2007	38.77	1.91	Oct	2010	28.32	1.11	Oct	2013	2.87	
Nov	2007	36.83	0.06	Nov	2010	40.74	0.74	Nov	2013	2.00	
Dic	2007	54.35	-0.54	Dic	2010	68.76	-0.22	Dic	2013	0.80	
Ene	2008	33.27	-1.16	Ene	2011	49.75	-0.91	Ene	2013		
Feb	2008	23.81	-0.95	Feb	2011	25.77	-1.07	Feb	2013		
Mar	2008	17.28	-1.13	Mar	2011	22.36	-1.03	Mar	2013		
Abr	2008	18.87	-1.05	Abr	2011	21.03	-0.70	Abr	2013		
May	2008	25.81	1.32	May	2011	19.54	0.50	May	2013		
Jun	2008	27.04	-0.23	Jun	2011	25.63	1.08	Jun	2013		
Jul	2008	32.73	1.39	Jul	2011	32.56	0.58	Jul	2013		
Ago	2008	37.45	1.78	Ago	2011	22.2	0.88	Ago	2013		
Sep	2008	32.86	1.06	Sep	2011	21.57	0.96	Sep	2013		
Oct	2008	38.52	1.84	Oct	2011	32.11	1.55	Oct	2013		
Nov	2008	75.86	1.86	Nov	2011	27.6	0.20	Nov	2013		
Dic	2008	44.96	-0.75	Dic	2011	50.08	-0.69	Dic	2013		



## Modelos Propuestos

### 1. Modelo ARIMA (1,1,1) (1,1,0)

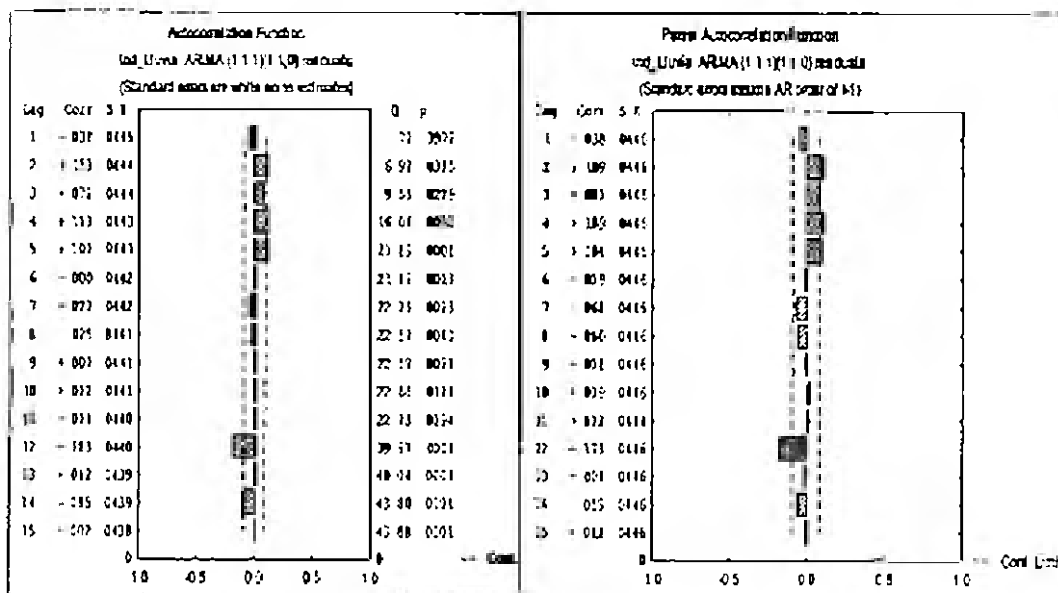


Fig 50 Función autocorrelación Simple y Parcial del modelo (1, 1,1) (1, 1,0)

Cuadro LI Estadísticos de Ljung – Box del Modelo (1, 1,1) (1, 1,0)

Lag	Auto-Corr	Std. Err.	Box & Ljung Q	P
1	-0.038	0.044	0.717	0.397
2	0.111	0.044	6.915	0.315
3	0.072	0.044	9.546	0.023
4	0.113	0.044	16.087	0.003
5	0.107	0.044	21.889	0.001
6	0.000	0.044	21.889	0.001
7	-0.027	0.044	22.251	0.002
8	-0.025	0.044	22.569	0.004
9	0.007	0.044	22.593	0.007
10	0.012	0.044	22.663	0.012
11	-0.011	0.044	22.725	0.019
12	-0.183	0.044	39.965	0.000
13	0.012	0.044	40.043	0.000
14	-0.085	0.044	43.796	0.000
15	-0.002	0.044	43.798	0.000

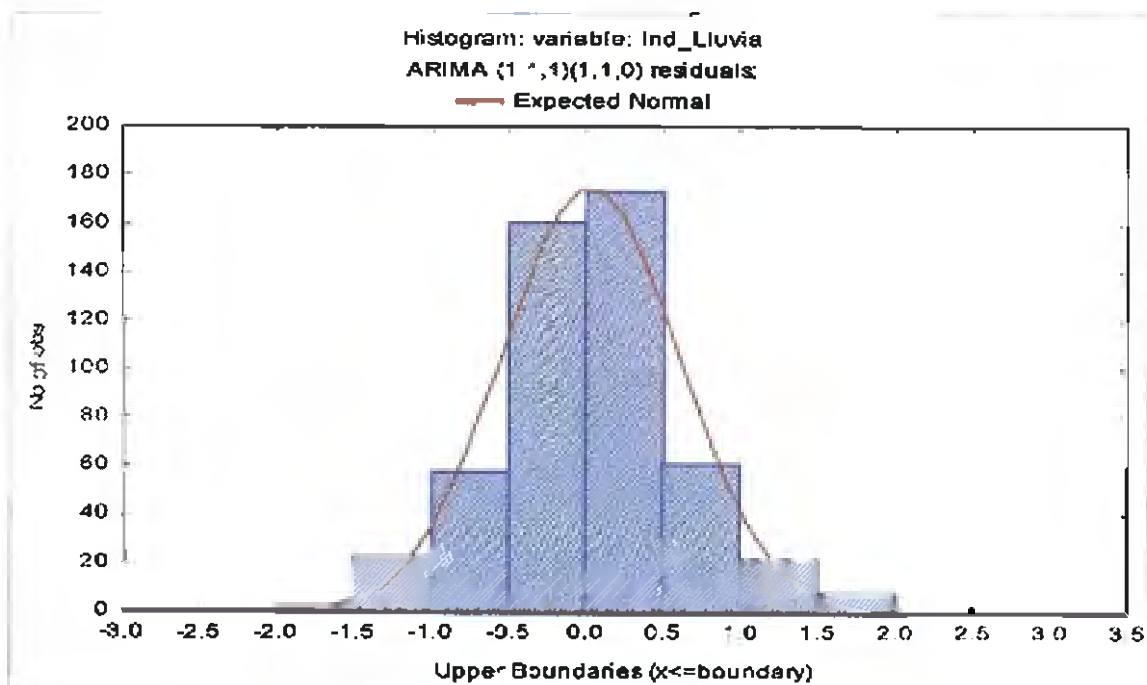


Fig. 51 Histograma del modelo (1, 1,1) (1, 1,0)

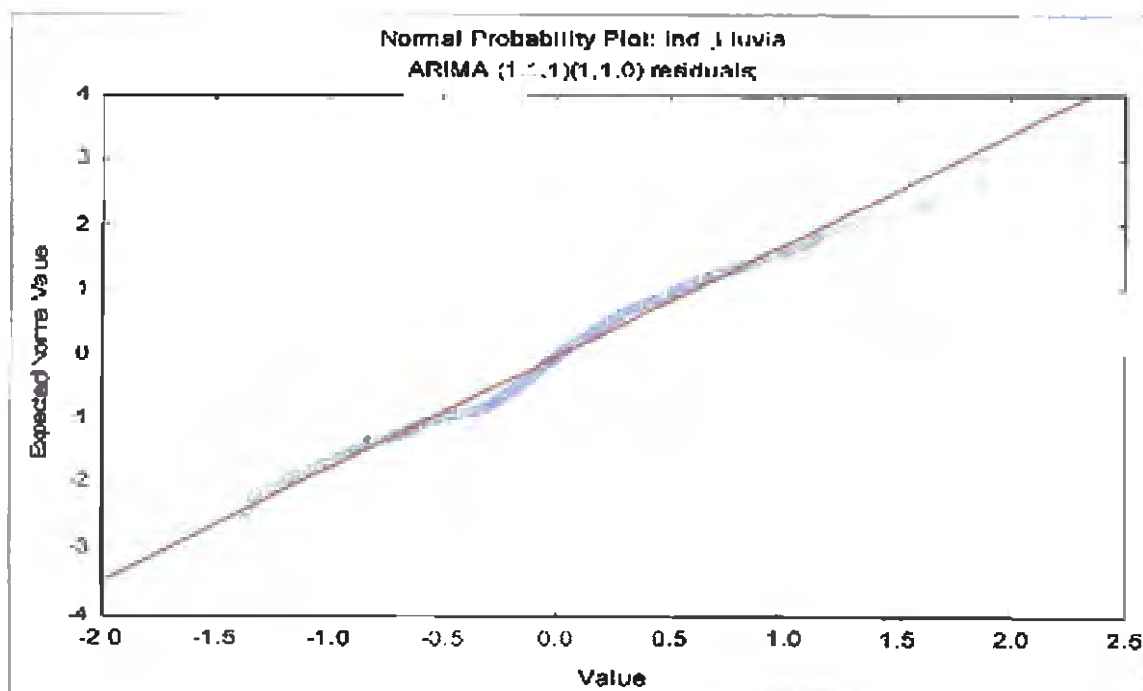


Fig. 52 Normal Probability Plot del modelo (1, 1,1) (1, 1,0)

## 2. Modelo ARIMA (1, 1, 1) (0, 1, 1)

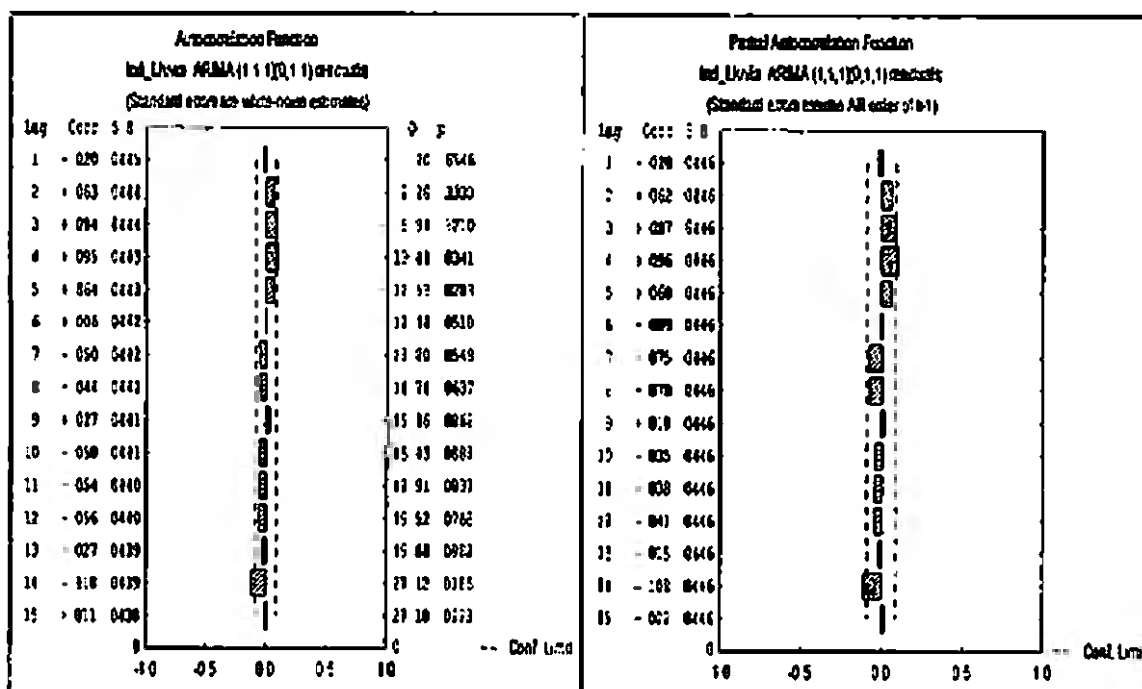


Fig 53 Función autocorrelograma simple y parcial del modelo (1, 1, 1) (0, 1, 1)

Cuadro LII Estadísticos de Ljung - Box del Modelo (1, 1, 1) (0, 1, 1)

Lag	Auto-Corr	Std Err	Box & Ljung Q	P
1	0.020	0.044	0.20	0.655
2	0.063	0.044	2.20	0.333
3	0.034	0.044	5.81	0.121
4	0.035	0.044	10.41	0.034
5	0.064	0.044	12.52	0.028
6	0.006	0.044	12.54	0.051
7	-0.050	0.044	13.80	0.055
8	-0.044	0.044	14.78	0.064
9	0.027	0.044	15.16	0.087
10	-0.050	0.044	16.43	0.088
11	-0.054	0.044	17.91	0.084
12	-0.056	0.044	19.52	0.077
13	-0.027	0.044	19.88	0.098
14	-0.118	0.044	27.12	0.019
15	0.011	0.044	27.18	0.027

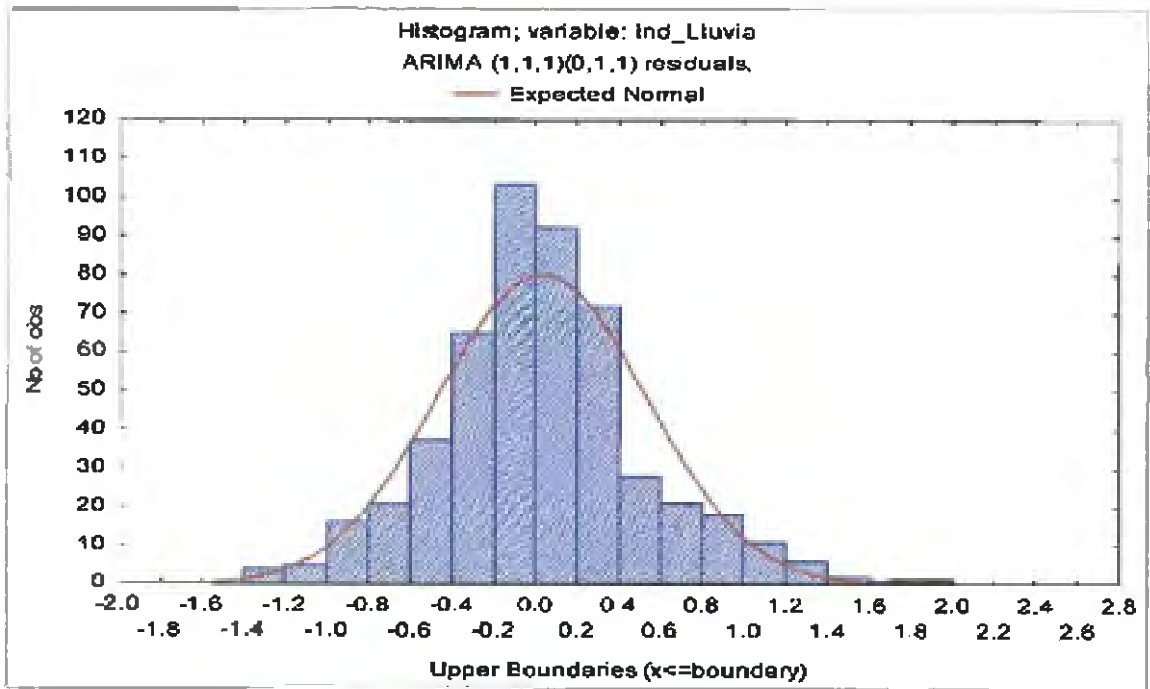


Fig. 54 Histograma del modelo (1, 1, 1) (0, 1, 1,)

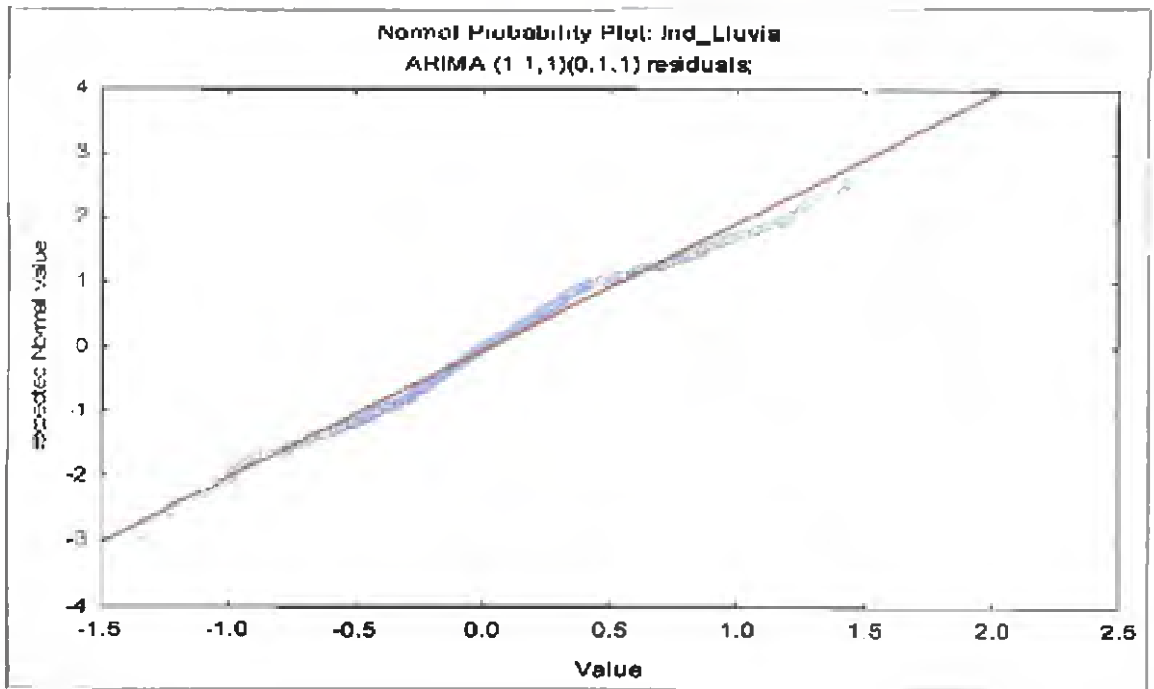


Fig. 55 Normal Probability Plot del modelo (1, 1, 1) (0, 1, 1)

3 Modelo ARIMA (2, 1,1) (1, 1,1)

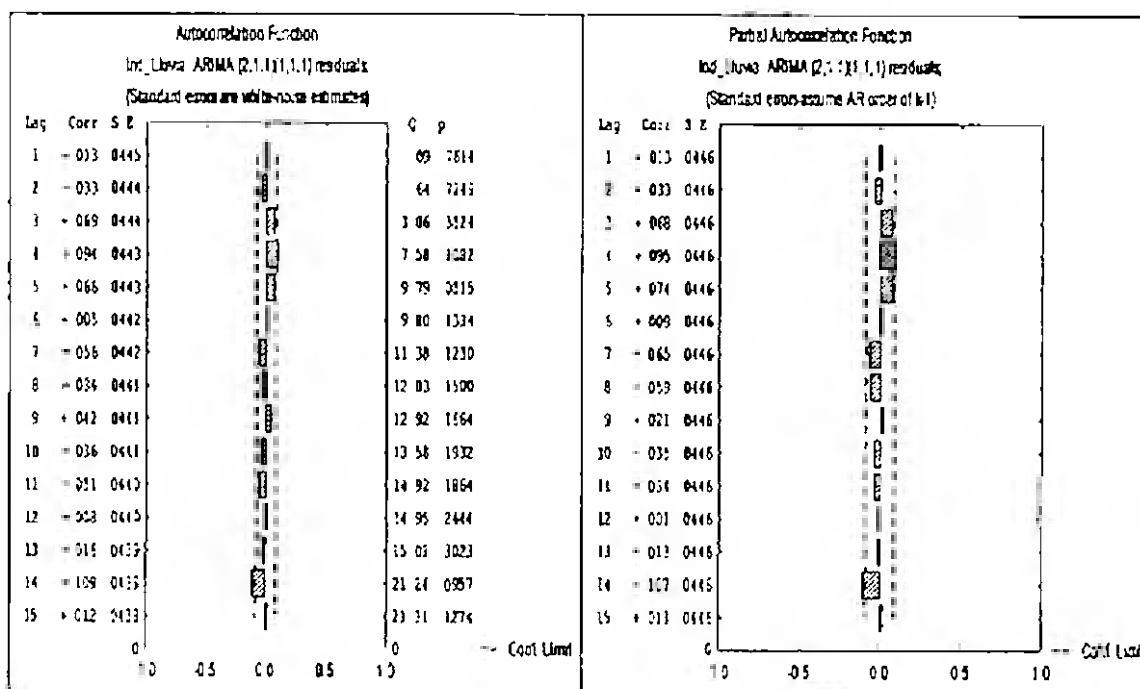


Fig 58 Función autocorrelógrafa simple y parcial del modelo (2, 1,1) (1, 1,1)

Cuadro LIII. Estadísticos de Ljung-Box del Modelo (2, 1,1) (1, 1,1)

Lag	Auto-Corr	Std Err	Box & Ljung Q	P
1	-0.013	0.044	0.09	0.761
2	-0.033	0.044	0.64	0.725
3	0.069	0.044	3.06	0.382
4	0.094	0.044	7.58	0.108
5	0.066	0.044	9.79	0.082
6	0.004	0.044	9.80	0.133
7	-0.056	0.044	11.38	0.123
8	-0.036	0.044	12.03	0.150
9	0.042	0.044	12.92	0.166
10	-0.036	0.044	13.58	0.193
11	-0.051	0.044	14.92	0.186
12	-0.008	0.044	14.65	0.244
13	-0.016	0.044	15.08	0.302
14	-0.109	0.044	21.24	0.096
15	0.012	0.044	21.31	0.127



Anexo 32

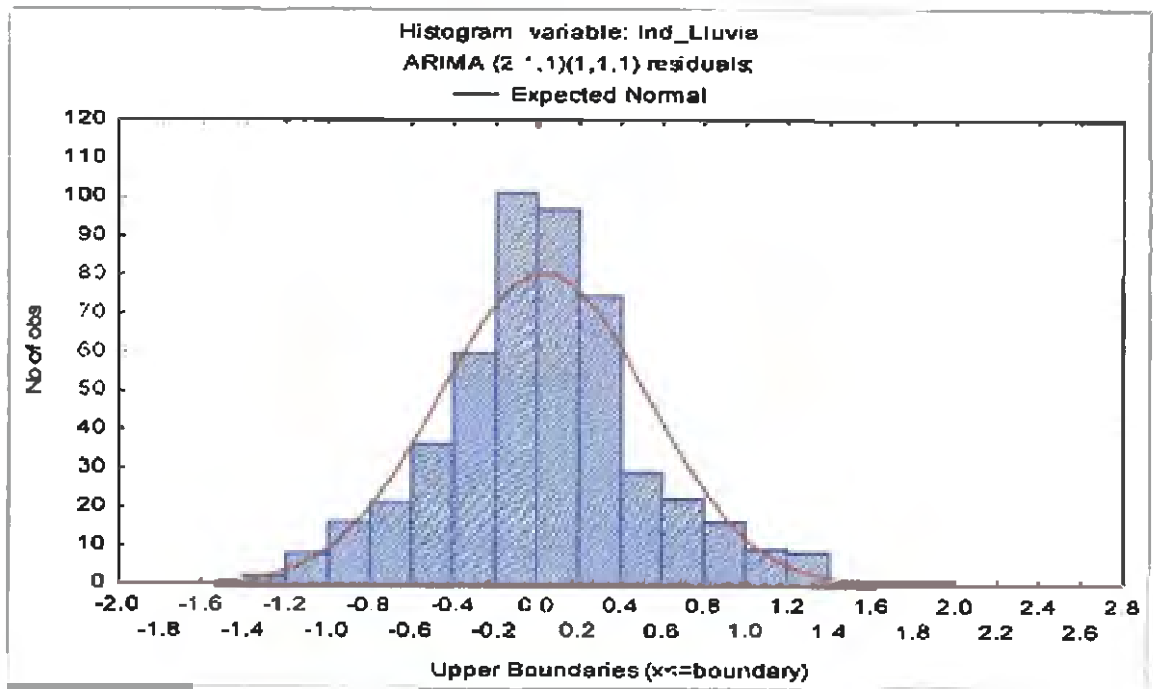


Fig. 57 Histograma del modelo (2, 1, 1) (1, 1, 1)

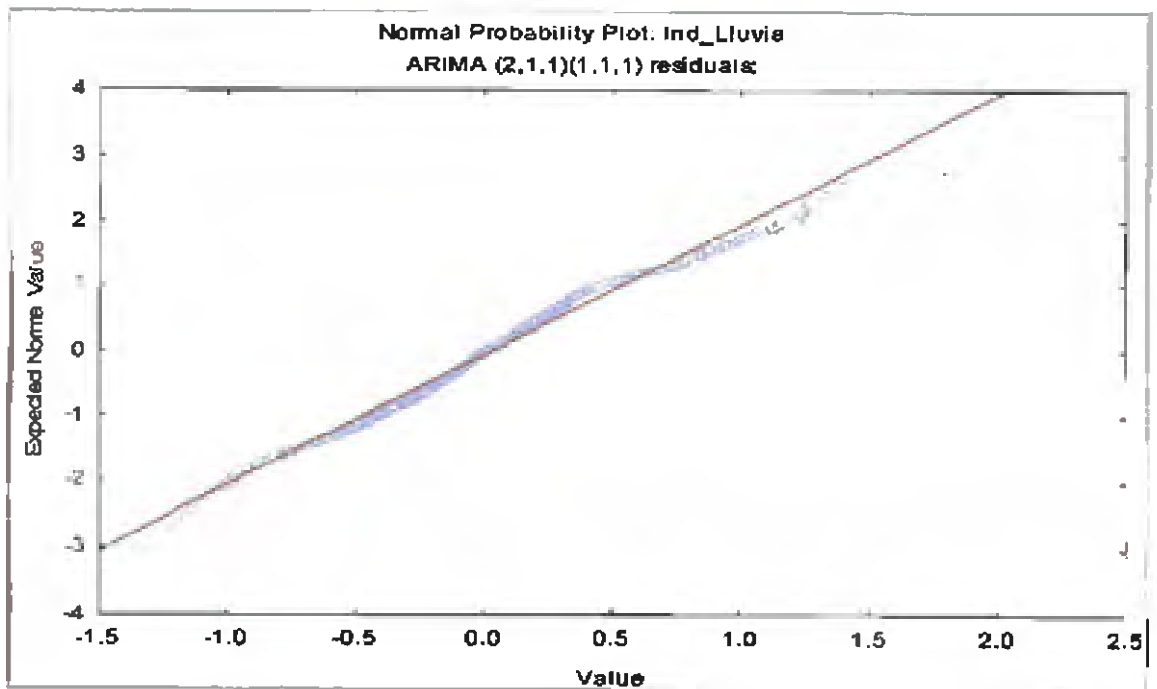


Fig. 58 Normal Probability Plot del modelo (2, 1, 1) (1, 1, 1)

4. Modelo ARIMA (2, 1,2) (1, 1,2)

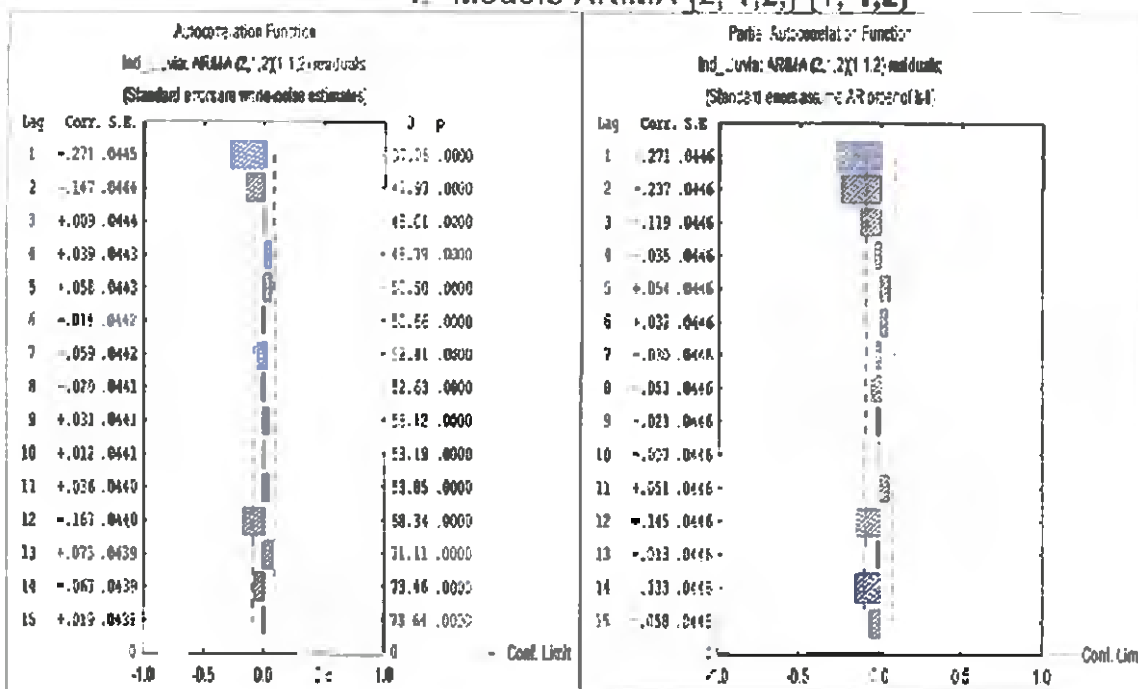


Fig. 39 Función autocorrelograma simple y parcial del modelo (2, 1,2) (1, 1,2)

Cuadro LIV. Estadísticos de Ljung - Box del Modelo (2, 1,2) (1, 1,2)

Lag	Auto-Corr	Std. Err.	Box & Ljung Q	p
1	-0.271	0.044	37.064	0.000
2	-0.147	0.044	47.967	0.000
3	0.009	0.044	48.012	0.000
4	0.039	0.044	48.787	0.000
5	0.058	0.044	50.498	0.000
6	-0.018	0.044	50.655	0.000
7	-0.059	0.044	52.413	0.000
8	-0.020	0.044	52.628	0.000
9	0.031	0.044	53.120	0.000
10	0.012	0.044	53.190	0.000
11	0.036	0.044	53.655	0.000
12	-0.167	0.044	68.345	0.000
13	0.073	0.044	71.107	0.000
14	-0.067	0.044	73.457	0.000
15	0.019	0.044	73.543	0.000

Anexo 34

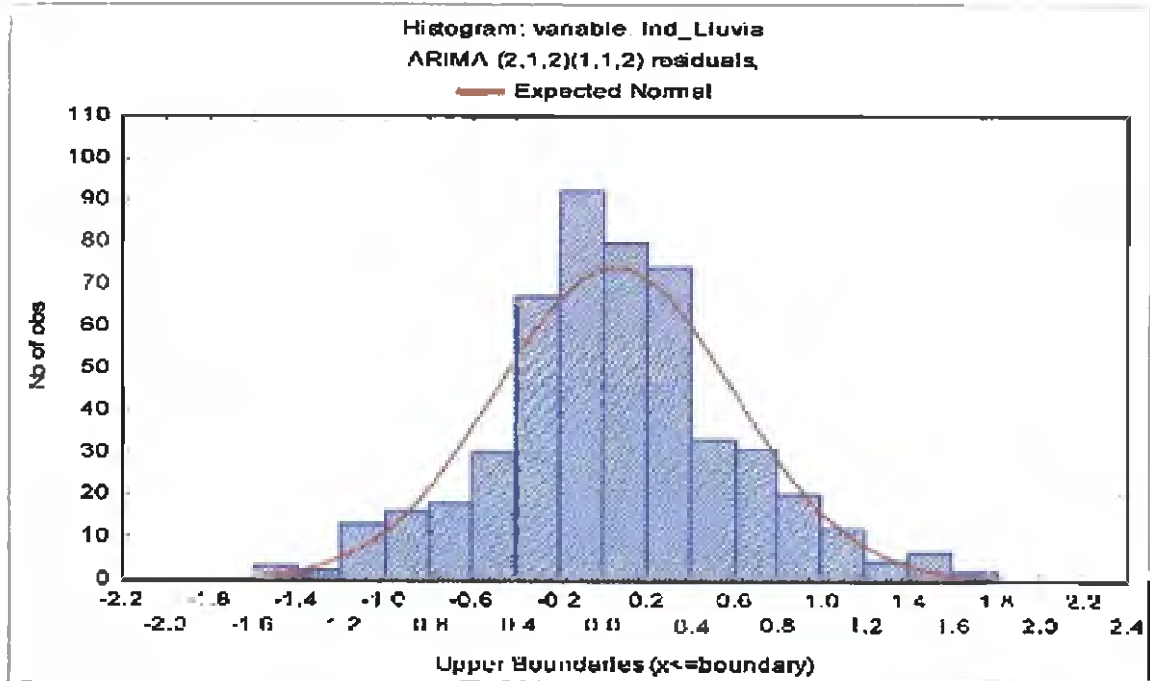


Fig. 60 Histograma del modelo (2, 1,2) (1, 1,2)

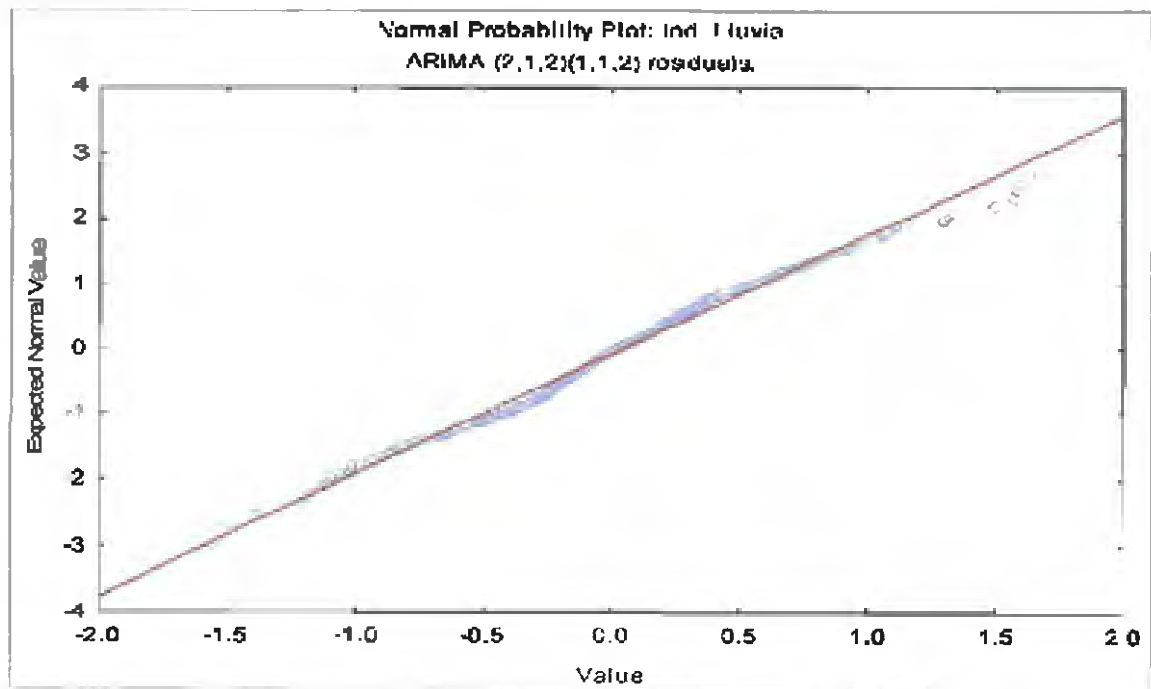


Fig. 61 Normal Probability Plot del modelo (2, 1,2) (1, 1,2)

Anexo 35

**Estadísticos de Validación**

Cuadro LV. Resumen de Validación de los Modelos propuestos

MODELO ARIMA						CRITERIO DE VALIDACIÓN			EVALUACIÓN
p	d	q	P	D	Q	SS	PME	ECM	
1	1	1	1	1	0	144.39	37.41	0.283	No adecuado
1	1	1	0	1	1	125.20	35.73	0.250	Regular
2	1	1	1	1	1	141.77	36.73	0.278	Regular
2	1	2	1	1	2	123.78	35.32	0.249	Óptimo
2	1	1	1	0	1	121.98	34.81	0.245	No adecuado