

**UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA
ESCUELA DE MATEMÁTICA**



Universidad de El Salvador

Hacia la libertad por la cultura

**MODELO DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICO MULTITAPA
DEL SISTEMA HIDROTÉRMICO DE EL SALVADOR**

PRESENTADO POR: RIGOBERTO CONTRERAS VÁSQUEZ

**PARA OPTAR AL GRADO DE:
MAESTRO EN ESTADÍSTICA**

Ciudad Universitaria, Agosto de 2012

**UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA
ESCUELA DE MATEMÁTICA**



**MODELO DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICO MULTITAPA
DEL SISTEMA HIDROTÉRMICO DE EL SALVADOR**

PRESENTADO POR: RIGOBERTO CONTRERAS VÁSQUEZ

**PARA OPTAR AL GRADO DE:
MAESTRO EN ESTADÍSTICA**

**ASESORES:
DRA. BEGOÑA VITORIANO VILLANUEVA
UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID**

**DR. JOSÉ NERYS FUNES TORRES
UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR**

Ciudad Universitaria, Agosto de 2012

AUTORIDADES

RECTOR UNIVERSITARIO:
ING. MARIO ROBERTO NIETO LOVO

SECRETARIA GENERAL:
DRA. ANA LETICIA ZAVALA DE AMAYA

FISCAL GENERAL:
LIC. FRANCISCO CRUZ LETONA

FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA

DECANO:
MSC. MARTÍN ENRIQUE GUERRA CÁCERES

SECRETARIO:
MSC. NELSON GÓMEZ CEDILLOS

DIRECTOR ESCUELA DE MATEMÁTICA
DR. JOSÉ NERYS FUNES TORRES

Ciudad Universitaria, Agosto de 2012

UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR
FACULTAD DE CIENCIAS NATURALES Y MATEMÁTICA
ESCUELA DE MATEMÁTICA

ASESORES:

DRA. BEGOÑA VITORIANO VILLANUEVA
UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID

DR. JOSÉ NERYS FUNES TORRES
UNIVERSIDAD DE EL SALVADOR

Ciudad Universitaria, Agosto de 2012

ÍNDICE

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN	1
1. Tema de Investigación.....	1
1.1. Resumen	1
1.2. Introducción.....	1
1.3. Justificación.....	3
1.4. Objetivo de la Investigación.....	8
1.4.1. Objetivo General	8
1.4.2. Objetivos Específicos.....	8
CAPÍTULO II. METODOLOGÍAS DE GENERACIÓN DE ÁRBOL DE ESCENARIOS	9
2. Generación de Árbol de Escenarios	9
2.1. Consideraciones Generales.....	9
2.2. Metodologías de Generación de Árbol de Escenarios.....	10
2.3. Generación de Árbol de Escenarios Multivariante	13
2.3.1. Árbol de Escenarios Univariante	15
2.3.2. Árbol de Escenarios Multivariante.....	22
CAPÍTULO III. ASPECTOS GENERALES DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA	24
3. Aspectos Generales de Problemas de Optimización Estocástica	24
3.1. Definición y Formulación de un Problema de Optimización Estocástico	24
3.2. Formulación del Problema Lineal Estocástico de 2 Etapas (PLE-2)	26
3.3. Formulación del Problema Lineal Estocástico Multietapa (PLE-M).....	28
3.4. Ejemplo de aplicación de problema de optimización estocástico bietapa	30
CAPÍTULO IV. MODELO DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICO MULTIETAPA APLICADO AL SISTEMA HIDROTÉRMICO DE EL SALVADOR	35
4. Aplicación al Sistema Hidrotérmico de El Salvador	35
4.1. Generalidades del Sector Eléctrico de El Salvador	35
4.1.1. Descripción del Sector Eléctrico.....	35

4.2. Planteamiento del Problema Lineal Estocástico Multietapa de Operación del Sistema Hidrotérmico de El Salvador	38
4.2.1. Generación de Árbol de Escenario para influjos hidráulicos de El Salvador	39
4.2.1.1. Análisis Descriptivo de las Series Temporales de Influjos hidráulicos	39
4.2.1.2. Árbol de escenarios Univariante: Influjos hidráulicos.....	42
4.2.1.3. Árbol de Escenario Multivariante: Influjos hidráulicos	51
4.2.2. Formulación del Problema Lineal Estocástico Multietapa del Sistema Hidrotérmico de El Salvador	56
4.2.2.1. Formulación del PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador	57
4.2.2.2. Datos de entrada para el PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador ...	62
4.2.3. Resultados del PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador	64
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	70
BIBLIOGRAFÍA.....	73
ANEXOS.....	77
Anexo 1 Influjos hidráulicos al embalse de Guajoyo.....	77
Anexo 2. Influjos hidráulicos al embalse de Cerrón Grande	78
Anexo 3. Influjos hidráulicos al embalse de 5 de Noviembre	79
Anexo 4. Influjos hidráulicos al embalse de 15 de Septiembre	80
Anexo 5. Regresiones lineales para estimar primer momento condicional para Cerrón Grande	81
Anexo 7. Regresiones lineales influjos mensuales: 5 de Noviembre – Cerrón Grande	90
Anexo 8. Regresiones lineales influjos mensuales: 15 de Septiembre – Cerrón Grande....	91
Anexo 9. Generación mensual por escenario de Guajoyo	92
Anexo 10. Generación mensual por escenario de Cerrón Grande.....	93
Anexo 11. Generación mensual por escenario de 5 de Noviembre.....	94
Anexo 12. Generación mensual por escenario de 15 de Septiembre.....	95

Anexo 13. Generación mensual por escenario de hidroeléctrica	96
Anexo 14. Generación mensual por escenario de Acajutla Vapor u1.....	97
Anexo 15. Generación mensual por escenario de Acajutla Motores Diesel	98
Anexo 16. Generación mensual por escenario de Inversiones Energéticas	99
Anexo 17. Generación mensual por escenario de centrales térmicas.....	100

Listado de Tablas

Tabla 3.1 Costos de inversión y variables de cada generador	31
Tabla 3.2 Demanda por período para cada escenario	31
Tabla 3.3 Soluciones de problema lineal estocástico bietapa.....	34
Tabla 4.1 Capacidad Instalada y Disponible en el Mercado Mayorista de Electricidad.....	37
Tabla 4.2 Coeficiente de Correlación de Influjos hidráulicos a los embalses.....	41
Tabla 4.3 Propiedades estadísticas mensuales de los influjos hidráulicos de Cerrón Grande	42
Tabla 4.4 Primeros momentos de la serie de influjos hidráulicos de Cerrón Grande	43
Tabla 4.5 Vectores de influjos de Cerrón Grande y probabilidades de primera etapa (mayo).....	43
Tabla 4.6 Matriz de coeficiente de correlación mensual de los influjos de Cerrón Grande	44
Tabla 4.7 Resultado de regresión lineal para influjos de Julio	45
Tabla 4.8 Estimadores de β de regresiones de influjos hidráulicos de Cerrón Grande	47
Tabla 4.9 Momentos de influjos hidráulicos de Cerrón Grande del mes de junio.....	47
Tabla 4.10 Estimación de varianza condicional por grupos	48
Tabla 4.11 Momentos condicionales de influjos hidráulicos para el mes de junio	49
Tabla 4.12 Vectores de influjos de Cerrón Grande y probabilidades de segunda etapa (junio)	49
Tabla 4.13 Resultados de regresiones entre series de datos de influjos hidráulicos a los embalses.....	52
Tabla 4.14 Árbol de Escenarios para embalse de Guajoyo y Cerrón Grande [m^3/s].....	55
Tabla 4.15 Árbol de Escenarios para embalses de 5 de Noviembre y 15 de Septiembre [m^3/s]	56

Tabla 4.16 Información Técnica de Centrales Térmicas y Geotérmicas.....	63
Tabla 4.17 Información Técnica de Centrales Hidroeléctricas	64
Tabla 4.18 Comparación de resultados [GWh]	68

Listado de Figuras

Figura 2.1 Árbol de Escenarios	10
Figura 2.2 Escenario Fan	11
Figura 2.3 Topología del conjunto hidroeléctrico	14
Figura 2.4 Árbol de escenario univariante generado	18
Figura 2.5 Procedimiento para generar árbol de escenarios multivariante	23
Figura 3.1 Árbol de Escenarios para PLE-2	28
Figura 3.2 Representación de PLE-Multietapa mediante Árbol de Escenarios	30
Figura 3.3 Árbol de escenarios utilizando variables: (a) nodales y (b) por escenarios.	32
Figura 4.1 Centrales Generadoras y Sistema de Transmisión de El Salvador	37
Figura 4.2 Zonas de influencia de Empresas Distribuidoras.....	38
Figura 4.3 Representación esquemática del problema a resolver	39
Figura 4.4 Topología de los embalses.....	40
Figura 4.5 Influjos hidráulicos promedios mensuales	40
Figura 4.6 Diagramas de cajas: Simetría y Dispersión de los influjos.....	41
Figura 4.7 Análisis gráfico de relación entre series mensuales de influjos hidráulicos de Cerrón Grande	45
Figura 4.8 Verificación gráfica de (a) Normalidad y (b) Homocedasticidad.....	46
Figura 4.9 Árbol de escenario para influjos hidráulicos al embalse Cerrón Grande	50
Figura 4.10 Árbol de Escenario para embalse de Cerrón Grande	51
Figura 4.11 Árbol de escenario de influjos hidráulicos de Guajoyo	53
Figura 4.12 Árbol de escenario de influjos hidráulicos de 5 de Noviembre.....	53
Figura 4.13 Árbol de escenario de influjos hidráulicos de 15 de Septiembre.....	54

Figura 4.14 Ejemplo de construcción de matriz de no anticipatividad	61
Figura 4.15 Demanda de energía mensual – Año 2010.....	63
Figura 4.16 Generación mensual hidroeléctrica por escenario	65
Figura 4.17 Comparación de producción hidroeléctrica año 2010 y generación promedio de escenarios	66
Figura 4.18 Evolución de volumen del embalse de Cerrón Grande	66
Figura 4.19 Generación promedio de Escenarios por tipo de recurso.....	67
Figura 4.20 Función de Distribución generación total hidroeléctrica	68
Figura 4.21 Probabilidad de Excedencia.....	69

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN

1. Tema de Investigación

Optimización Estocástica aplicada a la Planificación de la Operación del Sistema Hidrotérmico de El Salvador

1.1. Resumen

La planificación de la operación de mediano plazo del Sistema Hidrotérmico de El Salvador es una tarea compleja desde un punto de vista técnico, si se tiene presente el carácter aleatorio de variables como la evolución de la demanda de energía eléctrica, los influjos naturales a los embalses, salidas forzadas o imprevistas de unidades de generación, en ese sentido, se hace necesario desarrollar modelos que incorporen dicha incertidumbre y que posibiliten con cierto nivel de confianza el uso óptimo o adecuado del recurso hidroeléctrico limitado con el que cuenta el país. Por lo anterior, el presente trabajo de investigación tiene como objetivo desarrollar un modelo de optimización estocástico multietapa del Sistema Hidrotérmico de El Salvador considerando como variable incierta los influjos naturales a los embalses.

1.2. Introducción

La Ley General de Electricidad (LGE) de El Salvador se aprobó en el año de 1996 e implicó una reestructuración completa del sector eléctrico, pues se pasó de un esquema en el que la prestación del servicio eléctrico se encontraba centralizada en manos del Estado a otro en el que se permite e incentiva la participación de los privados. Los objetivos de la LGE son, entre otros, el desarrollo de un mercado competitivo en las actividades de generación, transmisión, distribución y comercialización de energía eléctrica, así como, la protección de los derechos de los usuarios y los operadores.

En este proceso de reestructuración se crearon dos instituciones, una de ellas fue la Superintendencia General de Electricidad y Telecomunicaciones (SIGET), que es la entidad del Estado que regula los sectores de electricidad y telecomunicaciones y es la

responsable de darle cumplimiento a las disposiciones de la LGE. La otra institución es la Unidad de Transacciones (UT), quién es el ente que administra el Mercado Mayorista de Electricidad - compuesto por el Mercado de Contratos y el Mercado Regulador del Sistema (MRS) – y opera el sistema de transmisión.

Las reglas iniciales del Mercado Mayorista de Electricidad correspondieron a un sistema marginalista basado en precios libremente ofertados por los generadores. El precio del MRS correspondió al costo marginal de energía horario y las diferencias entre retiros para el suministro de contratos bilaterales¹ y las inyecciones resultantes del despacho se transaron al precio del MRS. Sin embargo, después de algunos años de aplicación del sistema marginalista se identificaron fallas de mercado como la limitada inversión en nueva capacidad de generación para abastecer adecuadamente los incrementos de demanda, limitadas condiciones de competencia a nivel de generación, entre otras. De ahí que en abril de 2003, la Asamblea Legislativa aprobó reformas a la LGE, que confirieron a la SIGET nuevas herramientas legales para reforzar la regulación sobre el sector eléctrico, incorporando entre ellas a través del artículo 112-E de la LGE, la posibilidad de implementar mecanismos de excepción para establecer un mercado basado en costos de producción, si se determinaba que el mercado no provee las condiciones necesarias para una sana competencia en el sector de generación, condición que fue establecida en forma conjunta por la SIGET y la Superintendencia de Competencia.

Previo a la puesta en funcionamiento de un reglamento basado en costo de producción, y debido a las alzas en el precio del MRS que se trasladaban a los clientes finales, ya sea por la vulnerabilidad del sistema eléctrico nacional, por la indisponibilidad temporal de unidades generadoras importantes o por la volatilidad y la tendencia hacia el alza del precio del petróleo, la regla de determinación del precio en el MRS fue modificada en 2005 mediante el Acuerdo N° 78 de SIGET, en el que se definió el *Procedimiento Transitorio para el Cálculo del Precio en el MRS*, que en términos generales consistió en

¹ Contratos suscritos entre operadores sin supervisión de la SIGET y que no son trasladables a la tarifa del usuario final

estimar el precio del MRS como un precio medio ponderado de las ofertas presentadas por los generadores y que sus inyecciones fueran remuneradas al precio de su oferta².

Es hasta el 1° de agosto de 2011, que el Mercado Mayorista de Electricidad se rige por el Reglamento de Operación del Sistema de Transmisión y del Mercado Mayorista basado en Costos de Producción (ROBCP), en este reglamento se establece que el despacho a nivel de generación se basa en costos variables de producción o en el costo de oportunidad del recurso hidroeléctrico. Asimismo, el precio del MRS será igual al costo marginal de operación y las transacciones en el mercado de oportunidad se realizan al precio del MRS. Además, se introduce la remuneración de la capacidad firme de las unidades generadoras.

Una de las disposiciones establecidas en el ROBCP es que la Unidad de Transacciones debe realizar la planificación de la operación del sistema de generación a través de la elaboración de una programación anual, semanal y diaria o predespacho, de forma tal abastecer la demanda de energía eléctrica al mínimo costo esperado de operación y racionamiento. En el caso de la programación anual, la UT tiene que hacer supuestos sobre la evolución de la demanda, la disponibilidad de las unidades generadoras y la aleatoriedad de los influjos a los embalses, entre otros, y a partir de un modelo de despacho hidrotérmico administrar de forma “óptima” los recursos hidráulicos del país. En el presente trabajo, se desarrolla una formulación alternativa a la que utiliza la UT para realizar la programación de la operación anual.

1.3. Justificación

Considerando los antecedentes anteriores y dada la importancia de la Planificación de la Operación del Sistema de Generación del país a partir de la entrada en vigencia del ROBCP, se justifica plantear una investigación para desarrollar un modelo de optimización estocástico que permita analizar y prever el funcionamiento del Sistema Hidrotérmico de El Salvador, desde un punto de vista académico por la aplicabilidad de distintas técnicas

² En la literatura este sistema se conoce como Pay as BID

estadísticas y de optimización y a nivel práctico por la relevancia de la administración intertemporal del recurso hidráulico.

El modelo a diseñar permitirá planificar la operación de mediano plazo del Sistema Hidrotérmico de El Salvador de forma tal de satisfacer la demanda de energía del país al menor costo posible y buscando hacer el mejor uso de los recursos energéticos con los que se cuenta, bajo condiciones de incertidumbre hidrológica. Una adecuada incorporación de la incertidumbre en la programación de la operación de un sistema hidrotérmico puede mitigar situaciones extremas tales como:

- Verter una cantidad excesiva de agua en el futuro dado que en el presente se restringió el uso del agua bajo el supuesto que el invierno sería seco en el futuro, pero en la realidad éste resultó ser húmedo.
- La imposibilidad de cubrir la demanda en el mediano plazo por escasez de recurso hidroeléctrico, dado que en la etapa actual se programó la generación hidroeléctrica de forma significativa debido a que se preveía que en el futuro los aportes naturales a los embases corresponderían a un escenario hidrológico húmedo, pero que en la realidad correspondió a una condición seca.

A efecto de delimitar y determinar los procedimientos adecuados para modelar el sistema eléctrico de El Salvador se ha realizado una revisión de la bibliografía de aspectos generales en técnicas de optimización estocástica y metodologías para la generación de árboles de escenarios. Seguidamente, se han identificado y analizado investigaciones en las que aplican las técnicas antes mencionadas al sector eléctrico y se presenta la formulación matemática del problema de programación estocástica multietapa aplicado al problema de planificación de la operación de un sistema hidrotérmico.

En consecuencia con lo anterior, se revisó inicialmente la investigación de Dupačová et al. (2000), en la que se presentan los aspectos teóricos a considerar en el presente trabajo. Aspectos tales como la definición y formulación de un problema de programación estocástico multietapa, la condición de que el proceso de decisión bajo incertidumbre tiene la característica que es no anticipativo, - *en el sentido de que las decisiones tomadas*

en cualquier etapa del proceso no dependen de realizaciones futuras de parámetros aleatorios o de decisiones futuras, pero sí de la información pasada y de la especificación probabilística-. Adicionalmente se destaca la importancia de encontrar una aproximación discreta (árbol de escenarios) de una distribución continua a efecto de representar la distribución subyacente del proceso y que conlleve a plantear un modelo que genere adecuadas decisiones en el presente.

En Wallace y Hoyland (1998) se desarrolla un procedimiento general para representar la incertidumbre de un proceso cualquiera, la aplicación la orienta a la temática de asignación de activos financieros. En esta investigación la incertidumbre es modelada mediante la generación de árboles de escenario y que en la literatura, el método empleado se conoce como *Moment Matching*, el cual consiste en generar distribuciones discretas que satisfagan un conjunto de propiedades estadísticas prefijadas que caractericen la distribución original de la variable aleatoria. Las propiedades a satisfacer, por ejemplo, pueden ser la esperanza y la desviación estándar, o bien los primeros cuatro momentos de la variable aleatoria en análisis.

Wallace plantea un método basado en la optimización de una función objetivo no lineal usada para generar un número limitado de resultados discretos que satisfagan propiedades estadísticas especificadas y que permita que el problema de optimización estocástico multietapa sea tratable desde el punto de vista computacional. Cabe aclarar que este método general es el que se aplicará en esta investigación para generar el árbol de escenarios que represente el comportamiento aleatorio de los inlfujos naturales de los embalses de las centrales eléctricas de Sistema Hidrotérmico de El Salvador.

Entre las investigaciones aplicadas al sector eléctrico están las de Römisch y Heitsch (2005) y Vitoriano *et al.* (2000). En la primera se presenta una metodología para construir árboles de escenarios para representar realizaciones de procesos estocásticos bivariados correspondientes a la evolución de la demanda de electricidad y el inlfujo de agua a los embalses hidroeléctricos, para un horizonte de dos años, con información de escenarios suministrados por Electricité de France. Römisch emplea una metodología de *Reducción*

de Escenarios en la que la métrica relevante para hacerlo es la distancia de *Monge-Kantorovich*. Por otra parte, en Vitoriano *et al.* (2000) se presenta un procedimiento para generar un árbol de escenarios para influjos naturales a centrales hidroeléctricas de España. En dicho trabajo se utiliza información de influjos de diferentes puntos de medición que posibilitó definir un árbol por cada punto (metodología univariante), sin embargo, dado que existe una alta correlación entre los influjos en diferentes puntos, plantearon un procedimiento para generar árboles de decisiones multivariados (metodología multivariante).

En Vitoriano *et al.* (2000) se retoma el procedimiento genérico desarrollado en Wallace, pero adicionalmente se incluye una alternativa a la formulación no lineal del problema de generación de escenarios, utilizando un modelo de programación no lineal por metas (*goal programming problem*) y definiendo una función objetivo lineal.

Para complementar la investigación bibliográfica se han revisado publicaciones o investigaciones donde se formule de forma precisa el problema de optimización estocástica multietapa de un sistema eléctrico; se ha identificado la incorporación en los modelos de distintas variables aleatorias, incluyendo la estocasticidad de los influjos naturales a los embalses.

En principio una referencia importante a mencionar es la publicación de Wood y Wollemborg (1984), es una de las primeras publicaciones que formaliza el problema de Coordinación Hidrotérmica (CH), cabe aclarar que existen trabajos previos a éste, pero no necesariamente con el soporte académico. La limitante de este trabajo es que no se incluye en su formalización la naturaleza estocástica del problema CH y se limita a un modelaje determinista.

Debe tenerse claro que en la literatura existen otras técnicas, a las anteriormente comentadas, para resolver el problema estocástico. Así por ejemplo en Pereira *et al.* (1985) se incorporan técnicas de optimización estocásticas como la Descomposición de Benders (1962) aplicadas a sistemas hidroeléctricos multiembalse. Técnica anterior identificada en Diniz y Dos Santos (2009) como Programación Dinámica Dual y donde se

plantea que es idónea para resolver el problema de despacho de sistemas hidrotérmicos porque posibilita eliminar el problema de la *maldición de la dimensionalidad* de la programación dinámica, lo anterior se refuerza en los trabajos de Siqueira (2009) y Kligerman (1992). Maldición que consiste en que el número de estados a definir para resolver el problema de CH crece exponencialmente y en ese sentido, el esfuerzo computacional resulta ser prohibitivo.

En diferentes trabajos se comparan distintas técnicas de optimización a efecto de validar los modelos propuestos, por ejemplo, en Soares *et al.* (2006) se comparan los resultados de la modelación estocástica y determinista del despacho de un sistema hidrotérmico a largo plazo. O bien en Siqueira *et al.* (2006) se compara la programación dinámica estocástica Dual y Primal.

Otras líneas de investigación se ha profundizado en aspectos relativos a la simulación de sistemas multiembalse y la configuración aislada o en cascada del mismo (Contaxis y Kavatza, 1990, y Duran y Díaz, 1985) o se han centrado en el comportamiento aleatorio de los influjos a los embalses, a efecto de establecer la óptima administración o uso del agua, así en Pereira *et al.* (2011) se plantea un análisis del pronóstico de los influjos a los embalses a través de *series de tiempo multivariadas*. En Siqueira *et al.* (2006a), se presentan diferentes modelos de representación de caudales, el primero es un caso sencillo a través de datos promedios de la serie histórica. El segundo a través de funciones de distribución independientes, teniendo claro que existe una topología en cascada de embalses, que hace que el comportamiento de los influjos a cada embalse no pueda ser estudiado como independiente del que se encuentra aguas arriba. El tercer modelo propuesto es mediante *Cadenas de Markov* basado en *modelos autorregresivos de primer orden*. Respecto a esta línea de investigación de modelar y pronosticar la evolución de los influjos a los embalses, un análisis formal y en profundidad es el de Salas *et al.* (1980).

Finalmente, Conejo *et al.* (2010) y Birge y Louveaux (1997) desarrollan una serie de modelos de programación estocástica para la toma de decisión bajo incertidumbre en mercados eléctricos.

Considerando la necesidad y relevancia de contar con herramientas o modelos computacionales para analizar y simular el despacho óptimo de los recursos de generación eléctrica de un país es justificable esta propuesta de investigación en optimización estocástica multietapa aplicada a sistemas hidrotérmicos y que se pueda aplicar al Mercado Eléctrico de El Salvador.

1.4. Objetivo de la Investigación

1.4.1. Objetivo General

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo desarrollar un modelo de optimización estocástico multietapa del Sistema Hidrotérmico de El Salvador considerando como variable aleatoria los influjos naturales a los embalses.

1.4.2. Objetivos Específicos

Los objetivos específicos a desarrollar en este trabajo de investigación son los que se detallan a continuación:

- Aplicar técnicas de optimización estocástica aplicadas a la planificación de sistemas hidrotérmicos.
- Desarrollar un procedimiento mediante el cual una distribución discreta aproxime a una distribución continua y que permita generar un árbol de escenarios que mejor represente la incertidumbre de los influjos naturales a los embalses.
- Desarrollar un modelo de optimización estocástico multietapa para resolver el problema de coordinación hidrotérmico de mediano plazo de El Salvador.

CAPÍTULO II. METODOLOGÍAS DE GENERACIÓN DE ÁRBOL DE ESCENARIOS

2. Generación de Árbol de Escenarios

En este capítulo se desarrollarán los aspectos conceptuales para la generación de un árbol de escenarios. Inicialmente se presentan los elementos que conforman un árbol de escenarios, y seguidamente, se hace una breve descripción de las diferentes técnicas para la generación de los mismos. Considerando que el problema estocástico a estudiar existe una relación inter temporal y espacial de las variables aleatorias, influjos hidráulicos a los embalses, se profundizará en el procedimiento para construir un árbol de escenario multivariado, aunque en primera instancia se detallará la forma de generar un árbol univariante.

2.1. Consideraciones Generales

Un árbol de escenarios constituye una representación discreta de los posibles estados (nodos), que puede tomar una variable aleatoria en cada período o etapa $t \in T$ del horizonte de estudio. Entre los elementos que caracterizan un árbol de escenarios están:

- Los nodos representan puntos donde se toman las decisiones.
- El primer nodo se denomina *nodo-raíz* y corresponde al inicio del horizonte de planificación, en dicho nodo, las decisiones de primera etapa son tomadas y las decisiones de segunda etapa y siguientes están condicionadas a lo ocurrido en las etapas previas.
- Cada nodo tiene un único predecesor y puede tener varios sucesores, como se observa en la Figura 2.1.
- Cualquier camino o trayectoria que va desde la raíz del árbol hasta los nodos de la última etapa es lo que se define como escenario.
- El número de nodos en la última etapa es igual al número de escenarios y dichos nodos se conocen como *hojas* (leaves).

- En el árbol de escenarios, las ramas (arcos entre nodos) corresponden a las realizaciones de la variable aleatoria, asociándoles una probabilidad.

En la Figura 2.1 se muestra un ejemplo de un árbol de escenarios de tres etapas, y en ella se identifican cada una de las características anteriores:

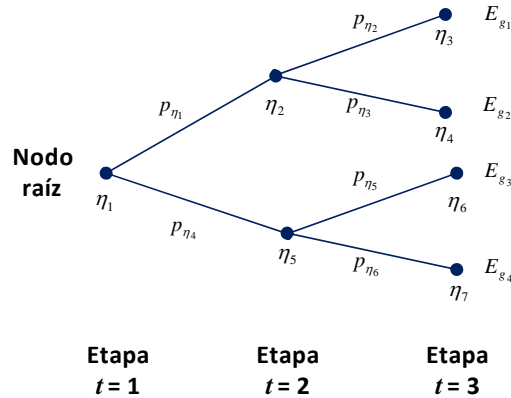


Figura 2.1 Árbol de Escenarios

En el caso particular de la figura anterior, el árbol está formado por cuatro escenarios $E = \{E_{g_1}, \dots, E_{g_4}\}$, tres períodos o etapas $T = \{t_1, t_2, t_3\}$ y siete nodos $\Omega = \{\eta_1, \dots, \eta_7\}$. Por otra parte, la probabilidad condicionada de un nodo a otro se representa por p_{η} , y la probabilidad de ocurrencia de cualquier escenario “g” (p_g) está dada por la siguiente expresión:

$$p_g = \prod_{\eta \in E_g} p_{\eta} \quad \text{Ec. 2-1}$$

Asimismo, el segundo escenario está compuesto por los nodos $E_{g_2} = \{\eta_1, \eta_2, \eta_4\}$ y tiene una probabilidad de ocurrencia $p_{g_2} = p_{\eta_1} \times p_{\eta_3}$.

2.2. Metodologías de Generación de Árbol de Escenarios

Una vez caracterizado la representación de un árbol de escenario, el paso siguiente es construirlo, para ello es necesario hacer una revisión de las distintas metodologías y optar por una de ellas.

Es importante señalar que para representar adecuadamente un proceso estocástico es crítico generar un número suficiente de escenarios a fin de cubrir la mayoría de las realizaciones posibles del proceso considerado, eso puede implicar construir un número grande de escenarios, lo que puede conllevar a que el problema de programación estocástico³ asociado sea “intratable” desde el punto de vista computacional. En consecuencia, es necesario estudiar procedimientos que permitan generar un árbol de escenarios que conserve la información relevante del proceso estocástico, acotando de forma significativa la *cardinalidad* del árbol a construir.

Diferentes técnicas han sido propuestas en la literatura técnica [Conejo *et al.*, 2010] para construir un árbol de escenarios, entre ellas están las siguientes:

- **Generation of data trajectories or path-based methods.** Estos métodos generan escenarios completos mediante técnicas econométricas o modelos de series de tiempo. El conjunto de escenarios obtenidos por estos métodos son llamados “Escenarios *fan*”. Una vez que el *fan* es generado, los escenarios son agrupados para construir el árbol de escenarios. El árbol de escenario *fan* es un conjunto de escenarios individuales con probabilidad p_n igual para todos ellos e independiente del número de períodos. Además, el problema estocástico multietapa se reduce a uno de dos etapas, tal y como se muestra en la Figura 2.2.

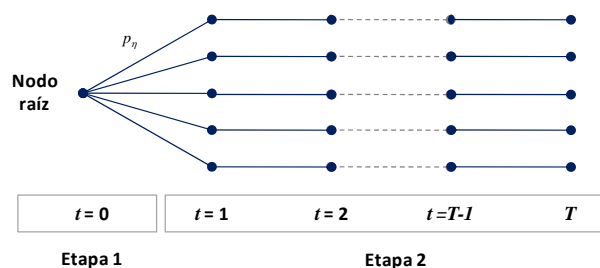


Figura 2.2 Escenario Fan

³ Problema estocástico que se desarrollará en el siguiente capítulo.

- **Internal Sampling.** Consiste en un proceso de muestreo a partir de la función de distribución original de la variable aleatoria durante el proceso de solución.
- **Reducción de Escenarios (*Scenario reduction*).** Estos métodos parten de un conjunto grande de escenarios generados aleatoriamente. Seguidamente, el conjunto original es reducido a un nuevo conjunto de la cardinalidad que se establezca, de forma tal que la función de distribución final es similar a la original, conforme a la métrica de probabilidad que se haya fijado.
- **Cadenas de Markov.** Un proceso de Markov [Hillier, 2001] es aquél en el que el estado en un momento t depende sólo del estado en el momento $t-1$:

$$\omega_t = P\omega_{t-1} + \varepsilon_t \quad \text{Ec. 2-2}$$

Donde ε_t es una variable aleatoria de ruido independiente del proceso ω_t . La matriz P de transición contiene las probabilidades de transición en cada uno de sus elementos $p_{\omega'\omega''}$:

$$p_{\omega'\omega''} = P(\omega_t = \omega' / \omega_{t-1} = \omega'') \quad \text{Ec. 2-3}$$

Donde ω' y ω'' suelen formar parte del conjunto limitado de estados que se considere.

Considerando lo anterior, la construcción del árbol de escenarios [Dupačová, 2000 y Mateo, 2005] procede avanzando en el tiempo, obteniendo ω_t a partir de ω_{t-1} y añadiendo los valores de ε_t a partir del muestreo de la función de distribución del ruido o discretizándola en tantos átomos como ramificaciones salgan del nodo.

- **Muestreo secuencial por importancia.** Este método construye el árbol mediante el muestreo de la distribución de probabilidad de los datos históricos, haciéndolo crecer o podándolo en cada nodo en función de los valores que toma un determinado criterio de importancia en ellos. Como criterio de importancia se utiliza el valor esperado de la información perfecta (EVPI, en inglés). Ese valor se define como la diferencia en el valor de la función objetivo que se produce cuando

en el problema se relaja la condición de *no anticipatividad*, es decir, cuando en todo momento se tiene información perfecta acerca del futuro. De esta manera, se mide el efecto de usar ese árbol de escenarios en el problema de optimización.

El método propuesto para hacer crecer o podar el árbol es el siguiente:

- Si un nodo tiene un valor muy alto del criterio de importancia, en ese nodo se crean nuevas ramificaciones del árbol. Un valor alto de EVPI quiere decir que en ese nodo y sus descendientes conviene aproximar mejor la función de distribución de la estocasticidad, ya que esto puede redundar en mayores ganancias.
 - Si un nodo tiene varios descendientes y un valor muy bajo del criterio de importancia, los escenarios que pasan por ese nodo son unidos en uno solo porque no se necesita
- **Ajuste de Momentos (*Moment Matching*)**. En general mediante este método se busca encontrar los valores de los escenarios, dada una estructura previamente fijada, de forma que los momentos (propiedades estadísticas) del árbol sean lo más cercanos posible a los del conjunto de las series de datos. Este problema se enfrenta con los inconvenientes de no linealidad y presencia de múltiples mínimos locales, que pueden dificultar la obtención de buenos resultados. Este es el método que se utilizará para representar la incertidumbre de los influjos naturales a los embalses, y es por ello que en el siguiente apartado se detallará su formulación.

Otros métodos de generación de árbol de escenarios tales como: Agrupamiento condicionado de escenarios, Agrupamiento progresivo, Agrupamiento de nodos y *Neural Gas* aplicado a la generación de árboles se describen brevemente en Latorre *et al* (2007).

2.3. Generación de Árbol de Escenarios Multivariante

Un árbol de escenarios multivariante permite representar la dependencia espacio-temporal de determinadas variables aleatorias, ese es el caso de las aportaciones

hidráulicas (r_{sti}) a embalses de centrales hidroeléctricas que se encuentran en cascada y en la misma o distintas cuencas (ver Figura 2.3). La construcción del árbol debe ser tal que en cada etapa t exista una correlación o consistencia entre los influjos, eso significa que si los influjos a una central corresponden a una condición de hidrología seca, una situación similar debería reflejarse en el resto de centrales.

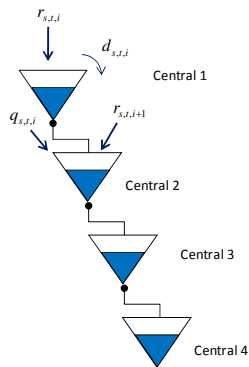


Figura 2.3 Topología del conjunto hidroeléctrico

A continuación se presenta la secuencia de pasos para la generación del árbol de escenarios multivariante, y seguidamente se profundizará en lo que corresponda. Los pasos son los siguientes:

- Seleccionar un punto representativo del cluster o conjunto de variables aleatorias a estudiar. Para ello se debe realizar un análisis entre las mediciones o series de tiempo de cada punto del cluster y determinar aquél que esté altamente correlacionado con el resto de puntos de medición.
- Generar un árbol de escenarios (univariante) para el punto representativo del cluster. En el presente trabajo se empleará la metodología de *Ajuste de Momentos*.
- Generar el árbol de escenarios para el resto de puntos de medición mediante regresiones lineales. En términos generales, se estima un modelo lineal para cada una de las series de tiempo del cluster $c \{Y_t^c\}$ y la serie de datos del punto representativo $R \{Y_t^R\}$. Los resultados de cada una de las etapas se obtienen evaluando en el modelo lineal, los resultados determinados para el punto

representativo, asimismo, a cada uno de ellos se le asocia la misma probabilidad de dicho punto. Mediante este procedimiento se busca garantizar la dependencia tanto temporal como espacial entre variables aleatorias.

2.3.1. Árbol de Escenarios Univariante

Para la generación del árbol de escenarios univariante del punto representativo del cluster, se utilizará la metodología de *Ajuste de Momentos* desarrollada por Hoyland y Wallace (1998), la cual consiste en construir un árbol de escenarios de forma secuencial que satisfaga propiedades estadísticas específicas del proceso o variable aleatoria en estudio, a partir de modelos de optimización no lineal.

La idea general sobre la que se desarrolla esta metodología está basada en que la generación del árbol de escenarios supone una aproximación discreta de la función de densidad subyacente de la variable aleatoria. Por tanto, el objetivo del método de optimización es encontrar una aproximación discreta que “se parezca” en cierto sentido a la distribución de probabilidad original. Para ello se propone en primer lugar definir un conjunto de propiedades estadísticas que resulte interesante conservar en la aproximación discreta, por ejemplo los primeros cuatro momentos. A continuación se plantea un problema de optimización en el que se minimiza la distancia de las propiedades estadísticas definidas entre la distribución original y la aproximación discreta.

El método anterior fue aplicado por Vitoriano *et al.* (2000), para generar un árbol de escenario para el caso de aportaciones hidráulico, en ese trabajo también, se planteó una formulación lineal alternativa de la función objetivo problema de optimización. Otra variante a la metodología a utilizar en este trabajo, es la propuesta por Gülpinar *et al.* (2004), ellos desarrollan la construcción del árbol de escenarios, a través de un proceso de optimización global (*overall optimization*).

A continuación se presenta la formulación general del modelo de optimización propuesta por Hoyland y Wallace (1998), e incorporando aspectos desarrollados por Vitoriano *et al.* (2000):

- **Modelo propuesto por Hoyland y Wallace (1998).** La formulación consiste en minimizar la sumatoria ponderada del cuadrado de la distancia entre las propiedades de la serie original S_{VALi} y la aproximación discreta $f_i(x, p)$, sujeta a que la sumatoria de las probabilidades asociadas a cada resultado sea igual a la unidad. La formulación es la siguiente:

$$\begin{aligned} & \text{Minimizar}_{x,p} \sum_{i \in S} w_i [f_i(x, p) - S_{VALi}]^2 \\ & \text{sujeto a : } \sum p_j = 1 \\ & \quad p \geq 0 \end{aligned} \quad \text{P 2-1}$$

Donde:

- NT Número de etapas
- N_t Número condicional de resultados deseados en la etapa t
- S Conjunto de todas las propiedades estadísticas específicas
- S_{VALi} Valor especificado de la propiedad estadística i en S
- $f_i(x, p)$ Expresión matemática de la propiedad estadística i en S
- X Vector de resultados
- P Vector de las probabilidades
- w_i Peso asignado a la propiedad estadística i en S

- **Modelo propuesto por Vitoriano *at el.* (2000).** A diferencia del modelo anterior, se plantea una función objetivo lineal sujeta a restricciones no lineales mediante *Goal Programming* e incluyendo variables de desviación n_i y d_i (holgura). La formulación propuesta es la siguiente:

$$\begin{aligned}
& \text{Minimizar}_{x,p,n,d} \sum_{i \in S} w_i (n_i + d_i) \\
& \text{sujeto a: } f_i(x, p) - S_{VAL_i} + n_i - d_i = 0 \quad \forall i \in S \\
& \sum p_j = 1 \\
& p \geq 0, n_i, d_i \geq 0 \quad \forall i \in S
\end{aligned}$$

P 2-2

Los modelos de optimización anteriores son no lineales y permiten construir los vectores x y p , de forma tal que las propiedades estadísticas de la distribución discreta sea igual o próxima a las propiedades de los estadísticos especificados de la distribución continua. En el presente trabajo de investigación las propiedades estadísticas serán los primeros cuatro momentos centrales y el problema de optimización a emplear es el de Hoyland (P 2-1).

Es de observar que los problemas de optimización son no convexos, y es por ello que la solución pueda ser un óptimo local y no global. No obstante, el propósito del método es obtener una solución con propiedades de la distribución igual o muy próxima a las de la distribución continua. Un valor igual a cero de la función objetivo indica que la distribución de probabilidad de los escenarios tiene un ajuste perfecto respecto a la distribución especificada, ahora bien, en el caso que no se logre un “buen” ajuste, ya sea por la no convexidad del modelo o porque se aproxima una distribución continua por una discreta, los pesos o ponderaciones w_i de la función objetivo pueden ser de utilidad para incorporar la importancia relativa para el cumplimiento de las diferentes propiedades estadísticas.

Debe tenerse presente que la estimación de los momentos es diferente para la primera etapa y para las siguientes, debido a que los momentos en el segundo y cada etapa sucesiva, deben ser *momentos condicionales*. Por otra parte, el modelo de optimización se resuelve por etapas, con diferentes problemas para la primera y sucesivas etapas.

En la Figura 2.4 se presenta un ejemplo de un árbol de escenarios, donde el número total de etapas es $NT = 2$, el número de resultados N_i de las etapas 1 y 2 es igual a 3 y 2 respectivamente. Una consideración importante a destacar es que los resultados condicionales de la etapa 2 es el mismo para cada rama de la primera etapa, si bien es cierto que pueden ser distintos, al igual que los vectores de probabilidades asociados, en el presente trabajo se impondrá la restricción anterior. Adicionalmente, las propiedades

estadísticas de la distribución continua que se conservarán serán la media, la varianza, la asimetría y curtosis (primeros cuatro momentos).

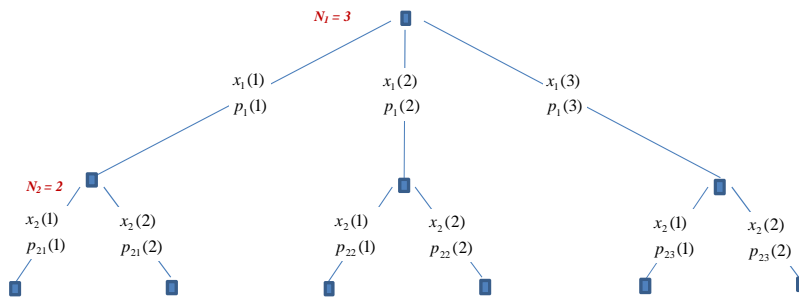


Figura 2.4 Árbol de escenario univariante generado

Para la construcción del árbol de escenario, en primer lugar se especifican las propiedades estadísticas para el primer periodo, se resuelve el problema de optimización, ya sea el de Hoyland y Wallace o el de Vitoriano *et al.* y se obtiene el vector de resultados x_1 y el vector de probabilidades p_1 . A continuación para cada resultado generado en el primer periodo, se especifican las propiedades estadísticas para la función de densidad condicionada, se plantea el nuevo problema de optimización y se obtienen los valores x_2 y p_2 para el segundo periodo. El procedimiento continúa especificando las propiedades estadísticas de las distribuciones condicionadas y obteniendo los valores para las siguientes etapas.

Por lo antes señalado, los momentos son diferentes para la primera etapa y las sucesivas, ya que las propiedades estadísticas a partir de la segunda etapa están condicionadas a los resultados de las etapas previas. Por lo anterior, a continuación se presentará de forma genérica los problemas a plantear en la primera y segunda etapa, conforme a la formulación de Hoyland y Wallace. Los problemas para las sucesivas etapas es básicamente el mismo de la segunda etapa.

Primera Etapa

Para determinar el vector de resultados x y de probabilidades p que se muestran en la Figura 2.4, se plantea el siguiente problema no lineal cuadrático:

$$\text{Minimizar } \sum_{k=1}^4 w_k (m'_{1k} - M_{1k})^2$$

sujeto a:

$$\sum_{j=1}^{N_1} p_1(j) = 1$$

$$m'_{11} = \sum_{j=1}^{N_1} x_1(j) p_1(j)$$

$$m'_{1k} = \sum_{j=1}^{N_1} [x_1(j) - m'_{11}]^k p_1(j) \quad k = 2, 3, 4$$

$$p_1 \geq 0$$

P 2-3

Donde:

m'_{1k} Momento central k -ésimo estimado de la primera etapa de la distribución discreta

M_{1k} Momento central k -ésimo de la primera etapa de la distribución continua

Los vectores x y p tienen la siguiente forma: $x_I = (x_I(1), \dots, x_I(N_I))$ como el vector de los resultados (influjos) y $p_I = (p_I(1), \dots, p_I(N_I))$ como el vector de probabilidades. En función de ellos se definen las expresiones matemáticas para los cuatro momentos centrales: valor esperado ($k=1$), varianza ($k=2$), asimetría ($k=3$) y curtosis ($k=4$):

$$m'_{11} = \sum_{j=1}^{N_1} x_1(j) p_1(j)$$

$$m'_{1k} = (x_1 - m'_{11})^k p_1 = \sum_{j=1}^{N_1} [x_1(j) - m'_{11}]^k p_1(j) \quad k = 2, 3 \text{ y } 4$$

Ec. 2-4

Los valores de M_{1k} son los estimados de la distribución continua para el promedio, varianza, asimetría y curtosis, y se calculan de la siguiente forma:

$$M_1 = \frac{1}{T_1} \sum_{i=1}^{|T_1|} Y_i$$

$$M_k = \frac{1}{|T_1| - k + 1} \sum_{i=1}^{|T_1|} (Y_i - M_1)^k \quad k = 2, 3, 4$$

Ec. 2-5

Donde:

Y_i Son los valores registrados para la variable aleatoria en estudio en la primera etapa

T_1 Número de datos de la variable aleatoria en estudio en la primera etapa

Segunda Etapa

En principio debe tenerse claro que al menos hay N_{1-1} distribuciones condicionales diferentes para esta etapa, correspondientes a los N_1 resultados de la Primera Etapa. Al igual que en la etapa anterior, el objetivo es determinar las distribuciones discretas (x y p) de la segunda etapa que mejor aproximen a la distribución continua de la variable aleatoria en estudio.

Sea N_2 el número de los resultados deseados para esta etapa 2, el problema de optimización cuadrático a resolver se presenta a continuación:

$$\text{Minimizar } \sum_{h=1}^{N_1} \sum_{k=1}^4 w_k (m'_{2hk} - M_{2hk})^2$$

sujeto a :

$$\sum_{j=1}^{N_2} p_{2h}(j) = 1 \quad \forall h = 1, \dots, N_1$$

$$m'_{2h1} = \sum_{j=1}^{N_2} x_2(j) p_{2h}(j) \quad \forall h = 1, \dots, N_1$$

$$m'_{2hk} = \sum_{j=1}^{N_2} [x_2(j) - m'_{2h1}]^k p_{2h}(j) \quad h = 1, \dots, N_1, k = 2, 3, 4$$

$$p_{2h} \geq 0 \quad h = 1, \dots, N_1$$

P 2-4

Donde:

m'_{2hk} Momento central k -ésimo estimado de la segunda etapa de la distribución discreta para cada uno de los h resultados de la primera etapa

M_{2hk} Momento central condicional k -ésimo de la segunda etapa de la distribución continua para cada uno de los h resultados de la primera etapa

p_{2h} Vector de probabilidades de la segunda etapa para cada uno de los h resultados de la primera etapa

Nuevamente lo que se busca es estimar los vectores x y p para esta etapa. En esta etapa un aspecto relevante consiste en la estimación de los *momentos condicionales* de la distribución de la variable aleatoria en estudio. Siguiendo lo planteado por Vitoriano *et al.*, en la segunda etapa, las distribuciones deben estar condicionadas a los valores de la primera etapa, a efecto de generar la dependencia en el tiempo. Para ello el procedimiento que se utiliza es el siguiente:

- El primer momento de la segunda etapa para cada una de las distribuciones N_I condicionales, M_{2h1} , $h = 1, \dots, N_I$, se estima a partir de una regresión simple. Sean $\{Y_t\}_{t \in T_1}$ y $\{Y_t\}_{t \in T_2}$ los datos correspondientes a la primera y segunda etapa, respectivamente, se estima la regresión lineal de $\{Y_t\}_{t \in T_2}$ sobre $\{Y_t\}_{t \in T_1}$ y luego, tomando como variable independiente el valor de los resultados en la primera etapa, se determina el valor del primer momento condicional de la segunda etapa.
- Para la varianza condicional, se agrupan los datos de la segunda etapa considerando que los datos de la primera se clasifican en orden creciente y se dividen en subgrupos N_I de tamaños asociados a las probabilidades $p_I(h)$ obtenidas en la primera etapa. Se estima la varianza para cada uno de los grupos de la segunda etapa formados.
- No se considerará ninguna dependencia del tiempo en el tercer y cuarto momento y éstos se estiman de la misma forma que en la primera etapa.

Tercera Etapa y sucesivas

En las etapas sucesivas, las distribuciones discretas se determinan utilizando la misma metodología detalla en la segunda etapa, esto es que se plantea un modelo de optimización no lineal en el cual se deben incorporar los primeros cuatro momentos, los dos primeros condicionales.

2.3.2. Árbol de Escenarios Multivariante

La incertidumbre de diferentes puntos o variables o el árbol de escenario multivariante se modelará siguiendo el procedimiento de planteado por Victoriano *et al.* La representación esquemática de este procedimiento se muestra en la Figura 2.5, el cual considera los siguientes pasos:

- En primera instancia se realiza un análisis estadístico espacial con el objeto de establecer la relación entre el comportamiento de los diferentes variables (puntos de medición) que pertenecen al mismo cluster.
- Para los distintos cluster identificados se debe generar un árbol de escenarios. Para ello, se selecciona un punto representativo $\{X'_R\}$ en cada cluster de forma tal que esté altamente correlacionado con el resto de puntos o variables $\{X'_A, X'_B\}$ del cluster. Para cada punto representativo se construye su árbol de escenarios univariante, siguiendo la metodología antes descrita.
- Se genera el árbol de escenario para los puntos $\{X'_A, X'_B\}$ mediante regresiones lineales que tienen por variable independiente $\{X'_R\}$. El resultado correspondiente de la variable, en cada etapa, se obtiene evaluando el resultado del punto representativo, obtenido mediante el método de Ajuste de Momentos, en el modelo de regresión estimado.
- A cada vector de resultados $\{x_{1A}(1), x_{1A}(2)\}$ de la variable aleatoria, se le asocia el mismo vector de probabilidad $\{p_{1R}(1), p_{1R}(2)\}$ del punto representativo.

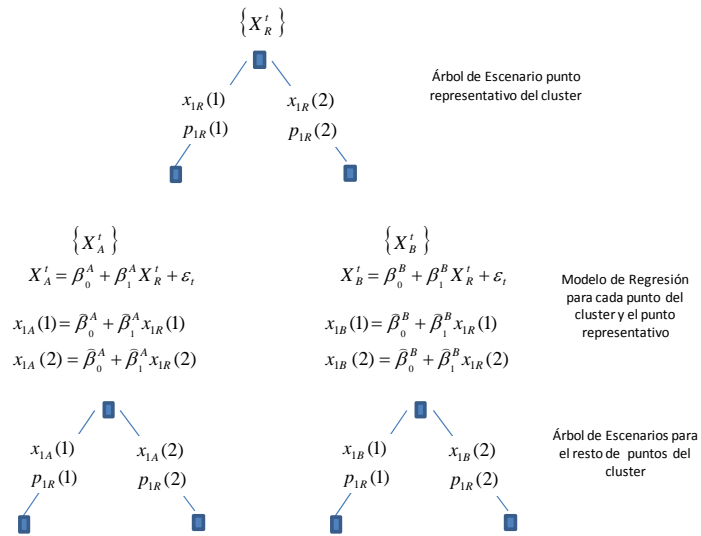


Figura 2.5 Procedimiento para generar árbol de escenarios multivariante

En el Capítulo 4 se aplicará paso a paso la metodología previamente definida para generar el árbol de escenarios de los influjos naturales hidráulicos a los embalses del sistema de generación de El Salvador.

CAPÍTULO III. ASPECTOS GENERALES DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA

3. Aspectos Generales de Problemas de Optimización Estocástica

Entre los aspectos a incluir en este capítulo está la definición y la formulación de un Problema de Programación Lineal Estocástico Multietapa, a fin de fundamentar teóricamente el modelo de optimización estocástico multietapa que se formulará para la planificación de la operación de un sistema hidrotérmico. En principio se presenta la definición del Problema Lineal Estocástico de 2 Etapas y se seguidamente su extensión a Múltiples Etapas.

3.1. Definición y Formulación de un Problema de Optimización Estocástico

Un problema de optimización se denomina como de programación estocástica⁴ cuando se debe enfrentar la problemática que se deriva de la incertidumbre inherente a las variables o a los parámetros involucrados en el modelo. La incertidumbre puede deberse a carencia de datos fiables, errores de medida o tratarse de parámetros que representan información sobre el futuro; por ejemplo, en el caso de la planificación o de la programación de la operación de un sistema hidrotérmico, la aleatoriedad surge principalmente en variables como la demanda de energía eléctrica, los inlfujos a los embalses o la disponibilidad de los unidades de generación o de líneas de la red de transmisión eléctrica. En el presente trabajo, el parámetro sujeto a incertidumbre que se estudiará el inlfujo natural a los embalses que se encuentran en cascada y en una misma cuenca hidrográfica.

A diferencia de la optimización determinista en la que se supone que los parámetros del problema son conocidos con certeza, en la optimización estocástica lo que se conoce es la distribución de probabilidad asociado a ellos. Lo anterior implica que en programación estocástica se relaja la hipótesis de que todos los parámetros del problema son

⁴ Stochastic Programming en Inglés.

deterministas, permitiendo tratar como variables aleatorias a parámetros sujetos a incertidumbre o a posibles errores en su medición o estimación.

Ahora bien, en Muñoz (1998) y Cerda (2004), se presenta la siguiente formulación matemática general de un problema de Programación Estocástica:

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \tilde{g}_0(x, \tilde{\xi}) \\
 & \text{sujeta a:} \\
 & \tilde{g}_i(x, \tilde{\xi}) \leq 0, i = 1, 2, \dots, m \\
 & x \in D
 \end{aligned}
 \tag{P 3-1}$$

Donde el conjunto $D \subset \mathfrak{R}^n$, $\tilde{\xi}$ es un vector aleatorio definido sobre un conjunto $E \subset \mathfrak{R}^s$. Se supone que está dada una familia de eventos F , formada por subconjuntos de E y una distribución de probabilidad P , independiente de las variables de decisión x , definida sobre F . Por tanto, para cada $A \subset E$, implica que $A \in F$, y la probabilidad $P(A)$ es conocida.

Si se analiza formulación del problema de programación estocástica, el hecho de que algunos parámetros del problema sean aleatorios da lugar a que la función objetivo y las funciones $\tilde{g}_i(x, \tilde{\xi}), \forall x, i$, sean variables aleatorias, lo que implica que el problema no esté perfectamente definido matemáticamente. Cabe señalar que si bien la elección de un vector x es determinista, en cuanto que las decisiones no están sujetas a incertidumbre, el hecho de que al menos uno de los parámetros del problema sean variables aleatorias puede dar lugar a que la decisión adoptada sea no factible una vez que se resuelva la incertidumbre o que, aún siendo factible, no sea óptima. Por ejemplo, un vector $x \in D$ puede ser factible para una realización del vector aleatorio y no serlo para otra realización. Asimismo puede ocurrir que para una ξ^1 sea $\tilde{g}_0(x^1, \xi^1) < \tilde{g}_0(x^2, \xi^1)$ y en cambio para otra realización ξ^2 del vector aleatorio $\tilde{\xi}$ sea $\tilde{g}_0(x^2, \xi^2) < \tilde{g}_0(x^1, \xi^2)$, en ese sentido, en un problema de programación estocástica no existe un vector x óptimo para todas las realizaciones de la variable aleatoria, y por eso se plantea una medida de la variable aleatoria como la esperanza matemática.

Por otra parte, para cada realización ξ del vector aleatorio ζ , el problema de programación estocástico es un problema determinista.

Con el objeto de particularizar la formulación anterior, y dado que el modelo de optimización estocástico que se desarrollará en el presente trabajo será lineal, a continuación se hará una breve presentación de un problema estocástico de dos etapas, el cual es la base conceptual para modelos estocásticos de múltiples etapas que se desarrollan posteriormente.

3.2. Formulación del Problema Lineal Estocástico de 2 Etapas (PLE-2)

La formulación del Problema Lineal Estocástico de 2 Etapas (PLE-2), implica un proceso decisorio en el cual en la primera etapa un conjunto de decisiones son tomadas sin información completa de los eventos aleatorios y, posteriormente a la toma de la decisión, ocurre la realización del proceso estocástico, luego que dicho proceso ocurre se debe tomar una nueva decisión al comienzo de la segunda etapa.

En este proceso de toma de decisión, dos diferentes clases se distinguen:

- **Primera Etapa o “aquí y ahora” (here and now).** Estas decisiones son realizadas antes de la realización del proceso estocástico, es decir las variables que representan las decisiones “aquí y ahora” no dependen de la realización del proceso estocástico. La situación “aquí y ahora” corresponde a problemas en los que se ha de tomar una decisión antes de que se resuelva la incertidumbre a la que están sujetos los parámetros del PLE y en los que la adopción de una decisión u otra no afecta a la distribución de probabilidad de los parámetros aleatorios.
- **Segunda Etapa o “espera y observa” (wait and see).** Estas decisiones son realizadas después de conocer la realización actual del proceso estocástico. Por consecuencia, estas decisiones dependen de cada vector de realización del proceso estocástico. En esta etapa la decisión se caracteriza porque se conocen las distribuciones de probabilidad de las variables aleatorias que intervienen en el problema, pero, además, las variables aleatorias se realizan antes de tomar la

decisión, de manera que en el momento de elegir el vector x óptimo, se conocen los valores de todos los parámetros del mismo, por lo que el problema a resolver es determinista y su solución se puede obtener por cualquiera de las técnicas de optimización determinista.

La formulación matemática del problema lineal estocástico de 2 etapas (PLE-2) planteada originalmente por Dantzig (1995) y Beale (1955) es la siguiente:

$$\begin{aligned}
 f(x, \xi) &= \min c^T x + E_{\xi} \left[\min q(\omega)^T y(\omega) \right] \\
 \text{sa : } Ax &= b \\
 T(\omega)x + Wy(\omega) &= h(\omega) \\
 x, y(\omega) &\geq 0
 \end{aligned}$$

P 3-2

Donde la función objetivo corresponde a las decisiones de la primera etapa x , más el valor esperado correspondiente a las decisiones $y(\omega)$ de la segunda etapa, donde el evento aleatorio $\omega \in \Omega$, donde Ω representa el conjunto de todos los resultados o eventos posibles.

Las decisiones de la primera etapa son representadas por el vector x ($n_1 \times 1$). Correspondiente a x están los vectores y matrices c , b y A de tamaños $(n_1 \times 1)$, $(m_1 \times 1)$ y $(m_1 \times n_1)$ respectivamente. En la segunda etapa, un número de eventos aleatorios $\omega \in \Omega$ se realizan, y para cada una de ellas, la información de la segunda etapa $q(\omega)$, $h(\omega)$ y $T(\omega)$ se vuelven conocidas, donde $q(\omega)$ es $(n_2 \times 1)$, $h(\omega)$ es $(m_2 \times 1)$ y $T(\omega)$ es $(m_2 \times n_2)$. Cada componente de q , h y T son variables aleatorias dado depende de ω . Ahora bien, sea $T_i(\omega)$ la i -ésima fila de $T(\omega)$, las componentes estocásticas de la información de la segunda etapa para obtener $\xi^T(\omega) = [q(\omega)^T, h(\omega)^T, T_1(\omega), T_2(\omega), \dots, T_{m_2}(\omega)]$, es claro que el evento aleatorio ω influye sobre varias variables aleatorias, en este caso sobre todas las componentes de ξ .

Bajo determinados supuestos generales [Birge, 1997], entre ellos, el de una distribución discreta, el PLE-2 se puede expresar de la siguiente forma:

$$f(x, \xi) = \min_{x, y(\omega)} c^T x + \sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) c(\omega)^T y(\omega)$$

$$Ax = b$$

$$T(\omega)x + Wy(\omega) = h(\omega)$$

$$x, y(\omega) \geq 0$$

P 3-3

La anterior formulación será la que se utilizará para el desarrollo del modelo estocástico de la programación de la operación de un sistema hidrotérmico, donde el término de la función objetivo $c^T x$ representará la función de costo variable inmediato de las unidades térmicas y la segunda componente: $\sum_{\omega \in \Omega} p(\omega) c(\omega)^T y(\omega)$ corresponderá al valor esperado del costo total variable futuro térmico, correspondiente a las decisiones de segunda etapa y siguientes, donde ω toma un número finito de valores cada uno con una probabilidad $p(\omega)$.

Una forma natural de visualizar el PLE-2 es mediante su representación por un árbol de escenario de dos etapas, tal y como se muestra en la Figura 3.1:

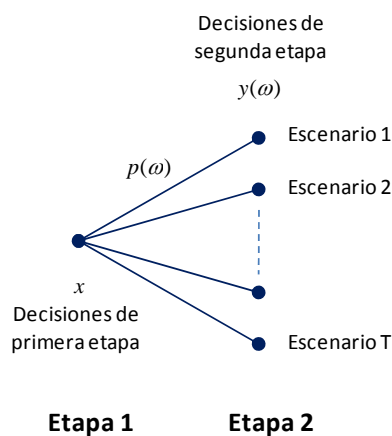


Figura 3.1 Árbol de Escenarios para PLE-2

3.3. Formulación del Problema Lineal Estocástico Multietapa (PLE-M)

En la formulación del Problema Lineal Estocástico de Multietapa se debe considerar una secuencia de decisiones que evolucionan en el tiempo y puede interpretarse como un encadenamiento de múltiples árboles de dos etapas. Así, al comienzo de la primera etapa ($t=1$), se toma la decisión x^1 , posteriormente, durante el período asociado a la duración

de dicha etapa, ocurre la realización del proceso estocástico ξ^1 y es realizado como $\xi^1(\omega^1)$. Luego se debe tomar una nueva decisión $x^2(x^1, \omega^1)$ y esperar a la realización ξ^2 como $\xi^2(\omega)$, para posteriormente tomar la decisión $x^3(x^1, \omega^1, x^2, \omega^2)$ y así sucesivamente hasta llegar a la última etapa ($t=T$), del horizonte de estudio.

Al igual que el PLE-2, bajo supuestos generales, la formulación del PLE Multietapa [Ramos y Cerisola, 2010] es la siguiente:

$$\begin{aligned} \min_{x_t^{\omega_t}} \sum_{t=1}^T \sum_{\omega_t \in \Omega_t} p_t^{\omega_t} c_t^{\omega_t} x_t^{\omega_t} \omega_t \\ B_{t-1}^{\omega_t} x_{t-1}^{\omega_{t-1}} + A_t^{\omega_t} x_t^{\omega_t} &= b_t^{\omega_t} \quad t = 1, \dots, T \\ x_t^{\omega_t} &\geq 0 \\ B_0^{\omega_0} &\equiv 0 \end{aligned} \quad \text{P 3-4}$$

Donde Ω_t representa el conjunto de posibles valores de ω_t en la etapa t cada uno con probabilidad de ocurrencia $p_t^{\omega_t}$. Estas probabilidades son, en general, dependientes de los valores tomados en la etapa anterior. Cuando se van a tomar las decisiones al comienzo de la etapa t los valores de $c_t^{\omega_t}, B_{t-1}^{\omega_t}, A_t^{\omega_t}, b_t^{\omega_t}$ son conocidos y se conocen las distribuciones condicionales de los vectores para las etapas futuras $t+1, \dots, T$. Los diferentes valores de los parámetros en las sucesivas etapas forman una estructura en árbol.

El proceso de decisión es *no anticipativo* en el sentido que las decisiones tomadas en cualquier etapa del proceso no dependen de las realizaciones futuras de los parámetros aleatorios o de futuras decisiones. La información histórica o pasada y la especificación probabilística del proceso ω es en lo que se basa la decisión. Ahora bien, para un proceso discreto, el PLE-M puede representarse mediante un árbol de escenarios, como se muestra en la Figura 3.2, siendo éste el que representa la incertidumbre dicho problema.

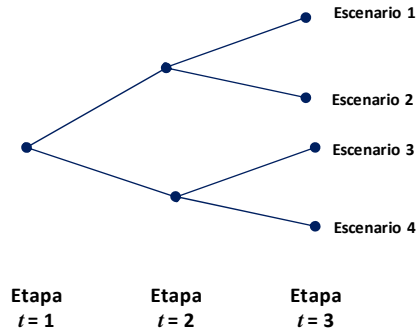


Figura 3.2 Representación de PLE-Multietapa mediante Árbol de Escenarios

Debe señalarse que los problemas de programación estocástica pueden formularse matemáticamente, ya sea por medio de variables nodales o bien por variables asociadas a cada escenario del árbol. La primera formulación es más compacta que la segunda y es particularmente adecuada para planteamientos de solución directa; la segunda requiere mayor número de variables y restricciones que la anterior, no obstante, su estructura es apropiada para técnicas de solución de descomposición.

3.4. Ejemplo de aplicación de problema de optimización estocástico bietapa

Con el objeto de ilustrar los aspectos antes comentados sobre la formulación de problemas de programación estocástica, a continuación se presenta un ejemplo sencillo de planificación lineal estocástica bietapa⁵. El problema consiste en determinar la planificación óptima de la expansión de la generación, es decir, cuál debe ser el equipamiento óptimo a instalarse, al menor costo posible y que cumplan las restricciones: Presupuestaría a la inversión total y una potencia mínima a instalar. En este problema se tiene una demanda estocástica de tres niveles de potencia y la decisión de inversión debe ser única para todos los períodos.

La notación de los parámetros y variables del problema a utilizar es la siguiente:

g_i Generador candidato i

f_i Costo fijo de inversión de cada generador candidato i en [pta]

⁵ Tomado de Ramos y Cerisola, 2010.

- v_{ij} Coste variable de producción del generador i en el período j en [pta/MW]
- d_{sj} Demanda de potencia de cada período j para cada escenario s en [MW]
- p_s Probabilidad del escenario s
- P Potencia mínima a invertir en [MW]
- \bar{D} Presupuesto máximo disponible en [pta]
- X_i Potencia a instalar de cada generador i en [MW]
- Y_{ji}^s Potencia de operación de cada generador i en cada período j para cada escenario s en [MW]

La potencia mínima a instalar es de 12 MW y el presupuesto mínimo a invertir es de 120 pesetas [pta]. El resto de los datos del problema se detallan en las tablas siguientes:

Tabla 3.1 Costos de inversión y variables de cada generador

Generador	f_i	$v_{ij} / j = 1$	$v_{ij} / j = 2$	$v_{ij} / j = 3$
g_1	10	40	24	4
g_2	7	45	27	4.5
g_3	16	32	19.2	3.2
g_4	6	55	33	5.5

Tabla 3.2 Demanda por período para cada escenario

Escenario	p_s	$d_{sj} / j = 1$	$d_{sj} / j = 2$	$d_{sj} / j = 3$	
s_1	0.20	0.25	3	3	2
s_2	0.50	0.40	5	3	2
s_3	0.30	0.35	7	3	2

La formulación genérica del problema estocástico es la siguiente:

$$\min \sum_i f_i X_i + \sum_{sj} p_s v_{ij} Y_{ji}^s$$

s.a.:

$$\sum_i X_i \geq P$$

$$\sum_i f_i X_i \leq \bar{D}$$

$$Y_{ji}^s < X_i \quad \forall sj$$

$$\sum_i Y_{ji}^s \geq d_j^s \quad \forall sj$$

$$X_i, Y_{ji}^s \geq 0$$

P 3-5

El problema estocástico anterior se puede representar de forma natural a través de un árbol de escenarios de dos etapas, tal y como se muestra en la Figura 3.3, el árbol (a) se asocia al modelo definido a través de variables nodales y el otro (b) se asocia a una formulación utilizando variables por escenario.

Se observa que en el árbol (a) contiene un nodo raíz y tres escenarios (hojas), donde las decisiones de inversión X_i de la primera etapa es la misma para todos los escenarios, ésta es la característica de *no anticipatividad*, que se comentó anteriormente. Por otra parte, las decisiones de operación Y_{ji}^s de la segunda etapa son múltiples o dependen de cada escenario.

Respecto al árbol de escenarios (b), se observa que en la primera etapa, se utilizan variables de inversión para cada escenario X_i^s , no obstante para representar el mismo problema de planificación, se impone la restricción de que decisiones de primera etapa sean iguales.

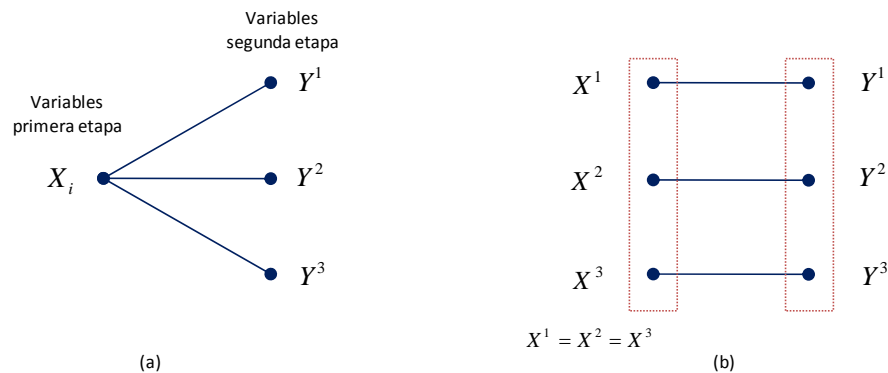


Figura 3.3 Árbol de escenarios utilizando variables: (a) nodales y (b) por escenarios.

El planteamiento matemático del problema de planificación estocástico de expansión de generación de la Figura 3.3 para cada representación de la incertidumbre, se presenta a continuación:

$$\min \sum_i f_i X_i + \sum_{sj} p_s v_{ij} Y_{ji}^s$$

s.a.:

$$\sum_i X_i \geq E$$

$$\sum_i f_i X_i \leq \bar{D}$$

$$\begin{matrix} Y_{j1}^1 & & & & < X_1 \\ & Y_{j2}^1 & & & < X_2 \\ & & Y_{j3}^1 & & < X_3 \\ & & & Y_{j4}^1 & < X_4 \\ Y_{j1}^1 + Y_{j2}^1 + Y_{j3}^1 + Y_{j4}^1 & & & & \geq d_j^1 \end{matrix} \quad \forall j$$

$$\begin{matrix} Y_{j1}^2 & & & & < X_1 \\ & Y_{j2}^2 & & & < X_2 \\ & & Y_{j3}^2 & & < X_3 \\ & & & Y_{j4}^2 & < X_4 \\ Y_{j1}^2 + Y_{j2}^2 + Y_{j3}^2 + Y_{j4}^2 & & & & \geq d_j^2 \end{matrix} \quad \forall j$$

$$\begin{matrix} Y_{j1}^3 & & & & < X_1 \\ & Y_{j2}^3 & & & < X_2 \\ & & Y_{j3}^3 & & < X_3 \\ & & & Y_{j4}^3 & < X_4 \\ Y_{j1}^3 + Y_{j2}^3 + Y_{j3}^3 + Y_{j4}^3 & & & & \geq d_j^3 \end{matrix} \quad \forall j$$

$$X_i, Y_{ji}^s \geq 0$$

Restricciones primera etapa

Restricciones Primer escenario

Restricciones Segundo escenario

Restricciones Tercer escenario

$$\min \sum_{si} f_i X_i^s + \sum_{sj} p_s v_{ij} Y_{ji}^s$$

s.a.:

$$\sum_i X_i^s \geq E \quad \forall j$$

$$\sum_i f_i X_i^s \leq \bar{D} \quad \forall j$$

$$\begin{matrix} Y_{j1}^1 & & & & < X_1^1 \\ & Y_{j2}^1 & & & < X_2^1 \\ & & Y_{j3}^1 & & < X_3^1 \\ & & & Y_{j4}^1 & < X_4^1 \\ Y_{j1}^1 + Y_{j2}^1 + Y_{j3}^1 + Y_{j4}^1 & & & & \geq d_j^1 \end{matrix} \quad \forall j$$

$$\begin{matrix} Y_{j1}^2 & & & & < X_1^2 \\ & Y_{j2}^2 & & & < X_2^2 \\ & & Y_{j3}^2 & & < X_3^2 \\ & & & Y_{j4}^2 & < X_4^2 \\ Y_{j1}^2 + Y_{j2}^2 + Y_{j3}^2 + Y_{j4}^2 & & & & \geq d_j^2 \end{matrix} \quad \forall j$$

$$\begin{matrix} Y_{j1}^3 & & & & < X_1^3 \\ & Y_{j2}^3 & & & < X_2^3 \\ & & Y_{j3}^3 & & < X_3^3 \\ & & & Y_{j4}^3 & < X_4^3 \\ Y_{j1}^3 + Y_{j2}^3 + Y_{j3}^3 + Y_{j4}^3 & & & & \geq d_j^3 \end{matrix} \quad \forall j$$

$$X_i^1 = X_i^2 = X_i^3 \quad \forall i \quad \text{Restricciones de no anticipatividad}$$

$$X_i^s, Y_{ji}^s \geq 0$$

P 3-6

Entre los elementos que se pueden comentar de las dos formulaciones del problema P 3-6 están:

- En la primera formulación del problema se toman las decisiones X_i independientemente de la operación de las unidades generadoras en la segunda etapa. Seguidamente se realiza el evento aleatorio, representado por las probabilidades asociadas a cada escenario p_s y luego, se toman las decisiones de la segunda etapa, o bien, se determina la operación de cada unidad generadora.
- La estructura de las restricciones, separables por escenarios, permite resolver los problemas de programación lineal estocásticos multietapa a partir de técnicas de descomposición, como la de Benders⁶.
- En el caso del problema lineal estocástico que utiliza variables independientes por escenario, la formulación que se aplica se conoce como *scenario aggregation with*

⁶ Técnica que utiliza el programa Stochastic Dual Dynamic Programming (SDDP) para modelar la programación de la operación de sistemas hidrotérmicos.

splitting variable formulation [Rockafellar]. En esta formulación se deben establecer las restricciones de *no anticipatividad*, en el ejemplo: $X_i^1 = X_i^2 = X_i^3$, de forma tal que las variables sean iguales entre sí en la primera etapa. Es obvio que el número de variables es mayor respecto a la formulación con variables nodales. En el presente trabajo se utilizará esta última técnica para formular el problema de optimización estocástico multietapa del sistema hidrotérmico de El Salvador.

- En la Tabla 3.3 se detallan las soluciones del problema estocástico, considerando dos distribuciones de probabilidad que representan la incertidumbre de la demanda. De los resultados se verifica que en un problema de programación estocástica no existe un vector óptimo para todas las realizaciones de la variable aleatoria, dado que para diferentes vectores de probabilidad se tienen soluciones y un costo total diferente.

Tabla 3.3 Soluciones de problema lineal estocástico bietapa

X_i [MW]	$p_s = \{0.2, 0.5, 0.3\}$	$p_s = \{0.25, 0.40, 0.35\}$
g_1	0.67	2.00
g_2	2.00	2.00
g_3	4.33	3.00
g_4	5.00	5.00
Costo Total [pta]	362.47	363.50

CAPÍTULO IV. MODELO DE OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICO MULTITAPA APLICADO AL SISTEMA HIDROTÉRMICO DE EL SALVADOR

4. Aplicación al Sistema Hidrotérmico de El Salvador

En este capítulo se planteará un modelo de optimización lineal estocástico multitapa aplicado al Sistema Hidrotérmico de El Salvador, en el cual las variables aleatorias son las aportaciones hidráulicas a los cuatro embalses, es por ello que como primer paso se generará el árbol de escenario multivariante que capture la dependencia espacial y temporal de los influjos hidráulicos, a partir de la metodología desarrollada en el Capítulo 2. Seguidamente, se plantea el problema lineal estocástico multitapa en el que se definen variables por escenarios e imponiendo restricciones de no anticipatividad a las mismas. Una vez realizado el proceso de optimización se presentan los resultados obtenidos.

4.1. Generalidades del Sector Eléctrico de El Salvador

4.1.1. Descripción del Sector Eléctrico

El sistema de hidrotérmico de El Salvador está compuesto en términos de capacidad instalada por un 14% en geotérmica, 32% hidráulica, un 6% biomasa y el complemento 48% está distribuido en generadores térmicos de Duke Energy (23%), CENERGICA (Nejapa Power, 10%), Inversiones Energéticas (7%), entre otros. Es importante destacar que el peso que tiene la producción hidroeléctrica en la satisfacción de la demanda de energía del país, una planificación o administración ineficiente podría conllevar no solo a desabastecimientos puntuales o bien a incremento del precio de la energía que se traslada al usuario final, en ese sentido, contar con herramientas computacionales que representen el comportamiento aleatorio de las aportaciones hidráulicas es una razón suficiente que justifica el presente trabajo.

Las centrales que operan en el Mercado Eléctrico Mayorista de El Salvador, su propietario, el tipo, la potencia instalada y disponible se muestran en la Tabla 4.1.

La ubicación de las centrales generadoras en El Salvador y el Sistema de Transmisión Nacional se muestra en la Figura 4.2. Respecto al sistema de generación, se observa que las cuatro centrales hidroeléctricas de la Comisión Ejecutiva Hidroeléctrica del Río Lempa (CEL): Guajoyo, Cerrón Grande, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre, se encuentran en serie hidráulica (cascada) sobre el río Lempa. Las centrales Guajoyo y Cerrón Grande cuentan con embalses que permiten una regulación estacional, en cambio, las centrales 5 de Noviembre y 15 de Septiembre tienen una capacidad de regulación semanal.

Por otra parte, la Empresa Transmisora de El Salvador, S.A. de C.V (ETESAL) es la entidad responsable de la expansión del sistema de transmisión nacional, así como, del mantenimiento de dicho sistema, incluyendo las líneas de interconexión con Guatemala y Honduras.

A diciembre de 2011, la red de transmisión cuenta con 1072.49 km de líneas de 115 kV y 108 km de líneas de 230 kV. Estas últimas corresponden a las interconexiones internacionales con Guatemala, entre Ahuachapán y Guatemala Este, y Honduras, entre 15 de Septiembre y Agua Caliente. El sistema cuenta con 23 subestaciones de potencia.

Tabla 4.1 Capacidad Instalada y Disponible en el Mercado Mayorista de Electricidad

Nombre	Tipo	Número de unidades	Capacidad instalada		Capacidad disponible	
			MW	(%)	MW	(%)
Hidráulica			472	32	472	34
Guajoyo	Hidro	(1x19.8)	20	1	20	1
Cerrón Grande	Hidro	(2x86.4)	173	12	173	12
5 de Noviembre	Hidro	(3x20)+(1x18)+(1x21.4)	99	7	99	7
15 de Septiembre	Hidro	(2x90)	180	12	180	13
Geotérmica			204	14	184	13
Ahuachapán	Geo	(2x30)+(1x35)	95	6	80	6
Berlín	Geo	(2x28.12)+(1x44)+(1x9.2)	109	7	104	7
Térmica			691	47	658	47
Duke Energy			338	23	312	22
Acajutla	TV-B	(1x30)+(1x33)	63	4	61	4
Acajutla	TG-B	(1x82.1)	82	6	64	5
Acajutla	MD-B	(6x16.5)+(3x17)	150	10	145	10
Acajutla	TG-B	(1x27)	27	2	27	2
Soyapango	MD-B	(3x5.4)	16	1	15	1
Nejapa Power	MD-B	(27x5.33)+(1x7)	144	10	141	10
CESSA	MD-B	(3x6.4)+(2x6.7)	33	2	33	2
INE	MD-B	(3x17.1)+(6x8.3)	100	7	100	7
Textufil	MD-B	(2x3.6)+(2x7.05)+(1x7.38)+(2x7.72)	44	3	41	3
GECSA	MD-B	(3x3.87)	12	1	11	1
Energía Borealis	MD-B	(8x1.7)	14	1	13	1
Hilcasa	MD-B		7	0	7	0
Biomasa			104	6	82	6
CASSA	TV-Biom	(1x25)+(1x20)	50	3	45	3
EL ANGEL	TV-Biom		23	2	13	1
LA CABAÑA	TV-Biom		21	1	18	1
Chaparrastique*	TV-Biom		10		6	0
Total			1471.2	99.3	1395.3	100.0

Fuente: Boletín de Estadísticas de la SIGET (2011)

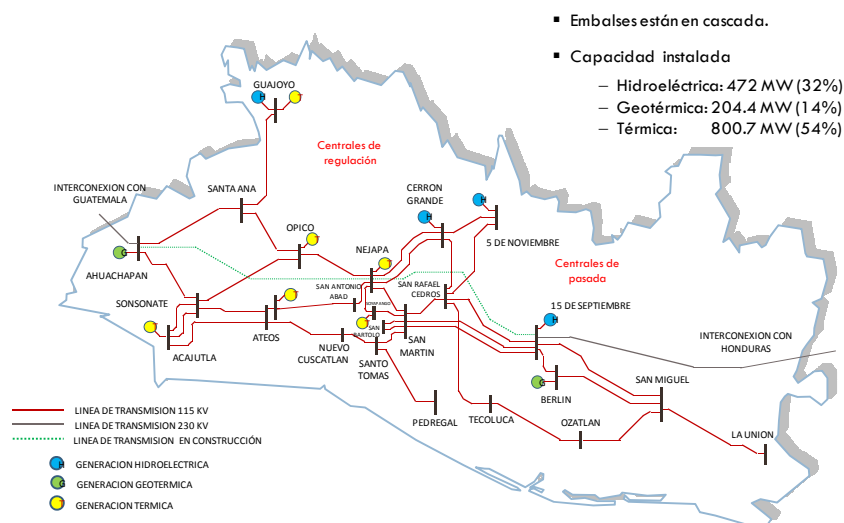


Figura 4.1 Centrales Generadoras y Sistema de Transmisión de El Salvador

La distribución de electricidad es realizada por el Grupo AES El Salvador, conformado por las empresas CAESS, S.A. de C.V.; AES-CLESA, S. en C. de C.V.; EEO, S.A. de C.V. y DEUSEM, S.A. de C.V; DELSUR, S.A. de C.V.; EDESAL, B&D Servicios Técnicos y Abruzzo. Conforme a la normativa vigente del sector eléctrico, no hay concesión de áreas geográficas para el desarrollo de la actividad de distribución, no obstante, por la naturaleza de dicha actividad, monopolios de ámbito, como se observa en la Figura 4.3, existen zonas de influencia geográfica donde operan las empresas distribuidoras antes mencionadas. En el año 2010, el 74% de la energía fue retirado por las empresas de AES, el 25% por DELSUR y el 1% por EDESAL, B&D y ABRUZZO.



Figura 4.2 Zonas de influencia de Empresas Distribuidoras

Fuente: Página Web AES El Salvador

4.2. Planteamiento del Problema Lineal Estocástico Multietapa de Operación del Sistema Hidrotérmico de El Salvador

La representación esquemática del PPEM de un sistema hidrotérmico es la que muestra en la Figura 4.3, se observa que el modelo de optimización estocástico depende de información de pronósticos de la demanda de energía y de inlfujos a los embalses, de información técnica y económica del parque instalado de generación. Además, la topología del sistema hidráulico es un aspecto que debe considerarse por la interrelación espacial y temporal de los embalses.

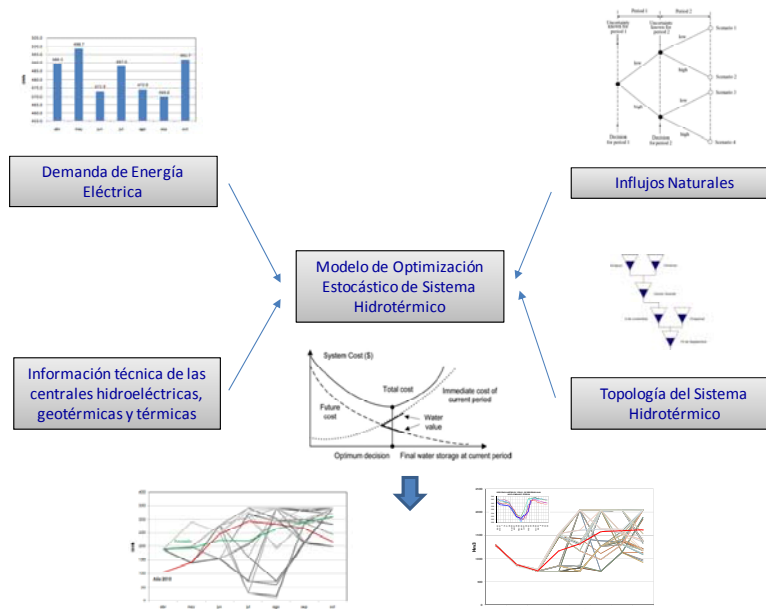


Figura 4.3 Representación esquemática del problema a resolver

4.2.1. Generación de Árbol de Escenario para influjos hidráulicos de El Salvador

4.2.1.1. Análisis Descriptivo de las Series Temporales de Influjo hidráulicos

En esta sección se describirá el comportamiento de las series temporales históricas de influjos mensuales a los embalses de Guajoyo, Cerrón Grande, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre, entre los años de 1965 a 2002.

Los aprovechamientos sobre el río Lempa tienen una potencia total instalada de 476.8 MW, dos embalses son de regulación anual: Guajoyo y Cerrón Grande; y dos de regulación diaria: 5 de Noviembre y 15 de Septiembre, encadenados como se muestra en la Figura 4.4.

En principio, se puede señalar que el año hidrológico inicia en mayo, tal y como se observa en la Figura 4.5, además, existe una alta correlación entre los influjos a los embalses, lo cual es natural dado que los mismos están ubicados en la misma cuenca, la del Río Lempa.

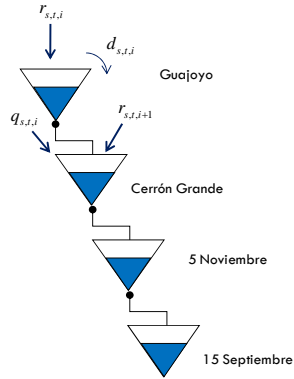


Figura 4.4 Topología de los embalses

En los diagramas de cajas de la Figura 4.6 se observa menor dispersión (varianza), entre diciembre de un año y abril del año siguiente, respecto a los meses restantes, en dicho período, la operación de las hidroeléctricas básicamente depende de la administración del agua embalsada en Cerrón Grande en la época húmeda (mayo y noviembre). Entre otros aspectos a mencionar están que la mayor dispersión corresponde al mes de septiembre y que existen eventos que se pueden considerar extremos, los cuales se tratarán de capturar o representar mediante el árbol de escenarios de cada embalse. En general, las series tienen una asimetría positiva.

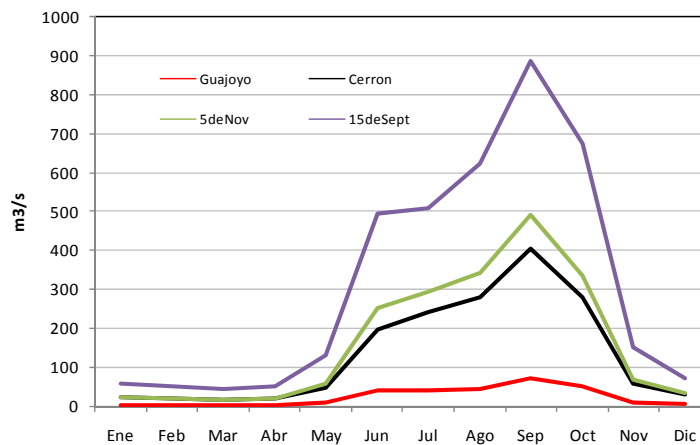


Figura 4.5 Influjos hidráulicos promedios mensuales

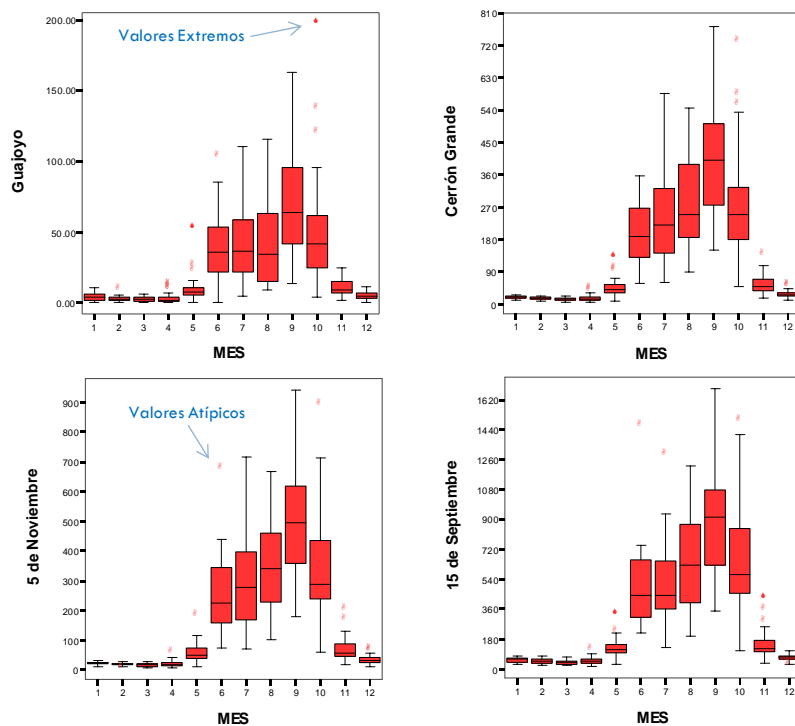


Figura 4.6 Diagramas de cajas: Simetría y Dispersión de los influjos

En la tabla 4.2 se muestra la matriz de correlación de los caudales de la Cuenca del Río Lempa, como se esperaba existe una correlación positiva importante entre caudales por el acoplamiento espacial y temporal entre embalses. Como se comentara posteriormente, en la construcción del árbol de escenarios de las aportaciones hidráulicas se requiere seleccionar un punto de medición representativo en función de la correlación de las mediciones, según los datos de la tabla, podría ser indiferente cuál serie (embalse) considerar, no obstante, por la relevancia del embalse de Cerrón Grande para el sistema hidrotérmico nacional se escogerá éste como el punto representativo para construir el Árbol de Escenarios de los influjos a los embalses.

Tabla 4.2 Coeficiente de Correlación de Inlujos hidráulicos a los embalses

	15sept	5Nov	Guajoyo	Cerrón Grande
15sept	1	0.978	0.911	0.970
5Nov	0.978	1	0.932	0.995
Guajoyo	0.911	0.932	1	0.935
Cerrón Grande	0.970	0.995	0.935	1

En la Tabla 4.3 se refuerza lo antes planteado sobre la mayor volatilidad de los influjos a los embalses, en el caso de Cerrón Grande, el segundo momento (varianza), es mayor en los meses de la época húmeda que en los meses secos (lo mismo ocurre con el resto de puntos de medición). Los valores mensuales de los cuatro momentos se requieren para la construcción del árbol de escenarios, y en caso de necesitar acotar las series se han determinado los valores mínimos y máximos mensuales de las series.

Tabla 4.3 Propiedades estadísticas mensuales de los influjos hidráulicos de Cerrón Grande

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun
Mínimo	10.9	7.8	4.7	5.3	10.0	58.9
Máximo	27.3	23.6	23.6	44.8	130.2	357.9
Primer Momento	19.9	16.6	13.9	17.1	45.2	196.3
Segundo Momento	16.7	13.5	19.1	78.7	549.6	6952.1
Tercer Momento	-20.6	-12.7	21.2	868.5	21386.7	255208.3
Cuarto Momento	715.9	518.8	1006.8	26783.9	2003165.2	107240180.6
	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
Mínimo	62.4	89.5	150.2	50.0	17.6	11.4
Máximo	587.3	545.1	771.6	728.7	137.8	53.6
Primer Momento	241.2	277.7	403.2	276.8	54.9	28.3
Segundo Momento	14499.2	14926.9	24358.9	22126.1	597.7	95.8
Tercer Momento	1605993.2	646008.0	1333236.5	3759658.1	19249.6	535.9
Cuarto Momento	842753741.7	503190201.7	1502772568.1	2047784800.1	1843526.4	32123.3

Del análisis descriptivo de las series temporales de influjos a los embalses es razonable limitar el estudio o la representación del comportamiento aleatorio de las mismas, entre los meses de mayo y noviembre y las transiciones en abril y diciembre, considerando que en el resto de meses las aportaciones hidráulicas básicamente son menores y la programación de la operación del sistema hidrotérmico depende principalmente del uso del agua embalsada en Guajoyo y Cerrón Grande, principalmente de éste último.

4.2.1.2. Árbol de escenarios Univariante: Influjos hidráulicos

Conforme lo explicado en el Capítulo 2 Generación del árbol de escenario utilizando el método de Vitoriano *et al.*, en primer lugar se construye el correspondiente al punto de

medición representativo del cluster (cuenca), que de acuerdo lo comentado en el numeral anterior corresponde al embalse de Cerrón Grande.

Para la construcción del árbol univariante de Cerrón Grande, las consideraciones que se ha realizando son:

- El nodo raíz corresponderá al mes de abril, donde las decisiones conocidas *here and now*, y a partir del problema de optimización P-2.3 de la primera etapa, se determina el vector de resultados o inlfujos de mayo y el vector de probabilidades asociado. Adicionalmente, el peso w_i asignado al primer, segundo, tercer y cuarto momentos son igual a 2, 1, 0.5 y 0.25, respectivamente
- Los datos de los primeros momentos utilizados para el cálculo se detallan en la Tabla 4.4.
- El número de resultados a determinar en cada etapa son tres, a fin de tratar de capturar escenarios secos, normales y húmedos, que en el Reglamento de Operación del Sistema de Transmisión y del Mercado Mayorista se dice que la probabilidad de excedencia que los define es 90%, 50% y 20% respectivamente.

Tabla 4.4 Primeros momentos de la serie de inlfujos hidráulicos de Cerrón Grande

Primera Etapa	Mayo
Primer Momento	45.2
Segundo Momento	549.6
Tercer Momento	21386.7
Cuarto Momento	2003165.2

En la Tabla 4.5 se presentan los resultados para la primera etapa, tanto el vector de inlfujos como las probabilidades.

Tabla 4.5 Vectores de inlfujos de Cerrón Grande y probabilidades de primera etapa (mayo)

	x11	x12	x13
Vector de inlfujos naturales (m3/s)	21.61	50.47	119.16
	p11	p12	p13
Vector de probabilidades	0.33	0.60	0.06

Para la segunda etapa, se debe en primer lugar calcular el primer y segundos momentos condicionales, de forma tal que exista congruencia entre los resultados de una etapa y los de la anterior. En el caso del primer momento condicional, se realizan regresiones lineales entre los datos de influjos correspondientes a una etapa y los de dos o tres etapas anteriores. De la Tabla 4.6 se observa una correlación positiva entre las series de un mes y los tres meses que le preceden, por lo que el análisis de regresión lineal para la estimación del Primer Momento Central Condicional de la Segunda Etapa y Sucesivas, se utilizan como variables independientes las series de tres meses atrás.

Tabla 4.6 Matriz de coeficiente de correlación mensual de los influjos de Cerrón Grande

Mes	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
Ene	1.000	0.690	0.505	0.249	0.461	0.095	-0.309	-0.391	-0.196	-0.085	-0.207	-0.008
Feb	0.690	1.000	0.451	0.088	0.320	-0.018	-0.260	-0.485	-0.253	-0.106	-0.216	-0.117
Mar	0.505	0.451	1.000	0.299	0.110	0.040	-0.107	-0.438	0.036	-0.218	-0.220	-0.147
Abr	0.249	0.088	0.299	1.000	0.203	0.049	0.068	-0.064	-0.105	-0.083	0.025	0.110
May	0.461	0.320	0.110	0.203	1.000	0.233	0.101	-0.089	-0.009	-0.184	-0.036	0.423
Jun	0.095	-0.018	0.040	0.049	0.233	1.000	0.430	0.058	-0.009	-0.189	-0.279	-0.019
Jul	-0.309	-0.260	-0.107	0.068	0.101	0.430	1.000	0.422	0.235	0.051	-0.090	0.096
Ago	-0.391	-0.485	-0.438	-0.064	-0.089	0.058	0.422	1.000	0.345	0.371	0.134	0.110
Sep	-0.196	-0.253	0.036	-0.105	-0.009	-0.009	0.235	0.345	1.000	0.284	0.343	0.215
Oct	-0.085	-0.106	-0.218	-0.083	-0.184	-0.189	0.051	0.371	0.284	1.000	0.649	0.243
Nov	-0.207	-0.216	-0.220	0.025	-0.036	-0.279	-0.090	0.134	0.343	0.649	1.000	0.447
Dic	-0.008	-0.117	-0.147	0.110	0.423	-0.019	0.096	0.110	0.215	0.243	0.447	1.000

A modo de ejemplo, se presenta el análisis gráfico mostrado en la Figura 4.7 para el mes de julio, se grafica la evolución de los datos de mayo, junio y julio, observándose que julio tiene una mayor coherencia con los de junio, lo cual se verifica a partir de los resultados de la regresión que se muestra en la Tabla 4.7, mayo no resulta significativo ($p\text{-value} = 0.24479051$ es mayor que 5%), pero sí junio.

Para validar los resultados de las regresiones lineales se deben verificar las hipótesis de normalidad, homocedasticidad, no autocorrelación de los errores, entre otros; para el caso del ejemplo de julio, en la Figura 4.8 se constata que cumplen las hipótesis antes mencionadas. En la Figura 4.8 (a) se observa que los errores de la regresión se aproximan a una distribución Normal y que se confirma con el gráfico P-P. En la caso de la homocedasticidad, en la Figura 4.8 (b) se que la varianza de los residuos es “relativamente” constante.

En la Tabla 4.8 se presentan los resultados de los estimadores de los β del análisis de regresión utilizado para la estimación del Primer Momento Condicional, asimismo se observa que el coeficiente de determinación (R^2) es mayor del 70%.

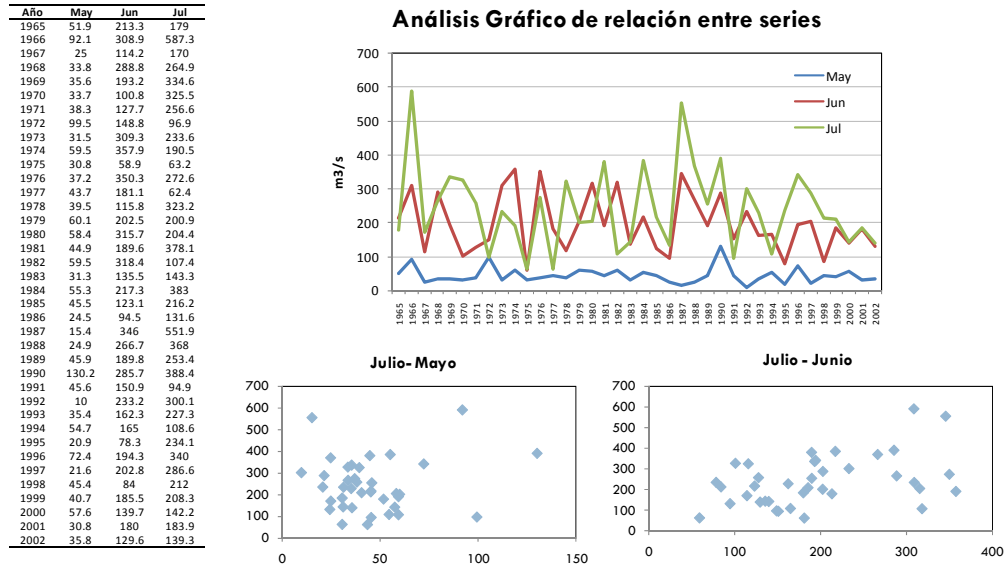


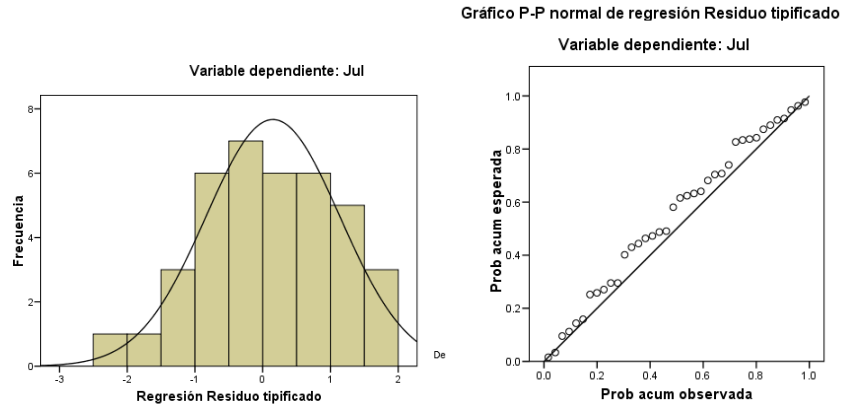
Figura 4.7 Análisis gráfico de relación entre series mensuales de influjos hidráulicos de Cerrón Grande

Tabla 4.7 Resultado de regresión lineal para influjos de Julio

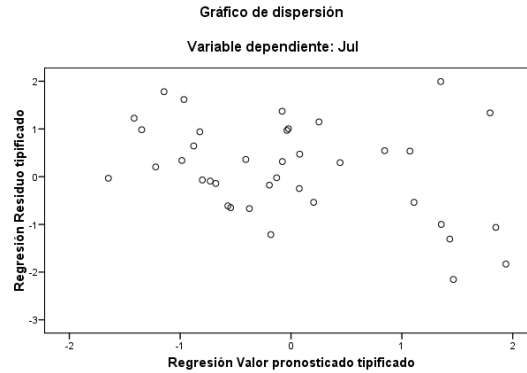
Modelo		Coeficientes no estandarizados		Coeficientes estandarizados		
		B	Error típ.	Beta	t	Sig.
1	May	0.87706725	0.74175676	0.16574712	1.18241895	0.24479051
	Jun	0.95722408	0.1770569	0.75783625	5.40630769	4.32085E-06
2	Jun	1.13771078	0.0902009	0.90072794	12.6130759	5.74217E-15

a Variable dependiente: Jul

b Regresión lineal a través del origen



(a) Normalidad



(b) Homocedasticidad

Figura 4.8 Verificación gráfica de (a) Normalidad y (b) Homocedasticidad

La siguiente tabla se lee de la siguiente forma, por ejemplo, en el caso del mes de septiembre el modelo de regresión lineal es igual a:

$$InflujosSep = 0.647 \times InflujosJun + 0.903 \times InflujosAgo$$

De la Tabla 4.8 se observa que las aportaciones de los meses de febrero, marzo y abril se explican a partir de enero, la significancia de éste se puede explicar por su alta correlación con los meses siguientes, tal y como se constata en la Tabla 4.6. Las verificaciones de cada una de las regresiones presentan en el Anexo 5.

Tabla 4.8 Estimadores de β de regresiones de inlfujos hidrulicos de Cerron Grande

		Variable dependiente											
		May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr
Variables Independientes	May		3.612										
	Jun			1.138		0.647							
	Jul				1.010								
	Ago					0.903	0.514						
	Sep						0.307	0.054	0.028				
	Oct							0.114					
	Nov								0.281				
	Dic									0.628			
	Ene										0.827	0.694	0.849
	Feb	2.697											
	Mar												
	Abr												

	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr
R ²	81.2	74.3%	81.1%	80.5%	84.8%	80.6%	90.2%	88.4%	85.9%	97.4%	93.3%	80.1%

El primer y segundo momento condicional del mes de junio se presentan en la Tabla 4.9, los otros dos momentos son no condicionales tal y como se aclaro en el capıtulo 2, no se considerara ninguna dependencia del tiempo en el tercer y cuarto momento y estos se estiman de la misma forma que en la primera etapa.

Tabla 4.9 Momentos de inlfujos hidrulicos de Cerron Grande del mes de junio

Momentos	Jun
Primer Momento	196.3
Segundo Momento	6952.1
Tercer Momento	255208.3
Cuarto Momento	107240180.6

De acuerdo al procedimiento de calculo del segundo momento condicional, para la serie del mes de junio, se forman tres grupos de tamanos (13, 23 y 2 datos) proporcionales a las probabilidades estimadas para el mes de mayo, previamente se ordenaron las series en orden creciente. Seguidamente, se calcula para cada grupo formado, el segundo momento condicional utilizando la formula 2 de la Ec. 2-5, lo anterior se muestra en la Tabla 4.10 y los valores correspondientes son 9292.80, 6066.02 y 9370.8.

Tabla 4.10 Estimación de varianza condicional por grupos

				p1	p2	p3			
Vector de probabilidades Primera Etapa				0.334	0.603	0.063			
Número de elementos de grupos a formar				13	23	2			
				Definición de Grupos			Segundo Momento de cada grupo		
	Año	Mayo	Junio	13	36	38	9292.80	6066.02	9370.80
1	1992	10	233.2	1	0	0	233.2	-	-
2	1987	15.4	346	1	0	0	346	-	-
3	1995	20.9	78.3	1	0	0	78.3	-	-
4	1997	21.6	202.8	1	0	0	202.8	-	-
5	1986	24.5	94.5	1	0	0	94.5	-	-
6	1988	24.9	266.7	1	0	0	266.7	-	-
7	1967	25	114.2	1	0	0	114.2	-	-
8	1975	30.8	58.9	1	0	0	58.9	-	-
9	2001	30.8	180	1	0	0	180	-	-
10	1983	31.3	135.5	1	0	0	135.5	-	-
11	1973	31.5	309.3	1	0	0	309.3	-	-
12	1970	33.7	100.8	1	0	0	100.8	-	-
13	1968	33.8	288.8	1	0	0	288.8	-	-
14	1993	35.4	162.3	0	1	0	-	162.3	-
15	1969	35.6	193.2	0	1	0	-	193.2	-
16	2002	35.8	129.6	0	1	0	-	129.6	-
17	1976	37.2	350.3	0	1	0	-	350.3	-
18	1971	38.3	127.7	0	1	0	-	127.7	-
19	1978	39.5	115.8	0	1	0	-	115.8	-
20	1999	40.7	185.5	0	1	0	-	185.5	-
21	1977	43.7	181.1	0	1	0	-	181.1	-
22	1981	44.9	189.6	0	1	0	-	189.6	-
23	1998	45.4	84	0	1	0	-	84	-
24	1985	45.5	123.1	0	1	0	-	123.1	-
25	1991	45.6	150.9	0	1	0	-	150.9	-
26	1989	45.9	189.8	0	1	0	-	189.8	-
27	1965	51.9	213.3	0	1	0	-	213.3	-
28	1994	54.7	165	0	1	0	-	165	-
29	1984	55.3	217.3	0	1	0	-	217.3	-
30	2000	57.6	139.7	0	1	0	-	139.7	-
31	1980	58.4	315.7	0	1	0	-	315.7	-
32	1974	59.5	357.9	0	1	0	-	357.9	-
33	1982	59.5	318.4	0	1	0	-	318.4	-
34	1979	60.1	202.5	0	1	0	-	202.5	-
35	1996	72.4	194.3	0	1	0	-	194.3	-
36	1966	92.1	308.9	0	1	0	-	308.9	-
37	1972	99.5	148.8	0	0	1	-	-	148.8
38	1990	130.2	285.7	0	0	1	-	-	285.7

En la Tabla 4.11 se observa que para cada uno de los tres resultados de mayo (primera etapa), se determina el primer y segundo momento condicional (M_{2hk}) para el mes de junio. Es de evidenciar que los momentos condicionales son diferentes a los dos primeros momentos no condicionales del mes de junio (ver Tabla 4.9). Por ejemplo, el valor del primer momento condicional M_{221} se obtiene sustituyendo el segundo resultado de mayo, $x_{12} = 50.47 \text{ m}^3/\text{s}$ en la regresión:

$$\text{Influjos Junio} = 3.612 \times \text{Influjos Mayo}$$

$$\text{Influjos Junio} = 3.612 \times 50.47 = 182.26 \text{ m}^3 / \text{s}$$

Tabla 4.11 Momentos condicionales de influjos hidráulicos para el mes de junio

Momentos	M21j	M22j	M23j
Primer momento condicional	78.03	182.26	430.38
Segundo momento condicional	9292.8	6066.02	9370.8

A partir del problema de optimización de la segunda etapa (P. 2-4) se determina los vectores de influjos y de probabilidades del mes de junio, éstos se detallan en la Tabla 4.12. Aunque se definió que se estimaran tres resultados, solamente dos resultados tenían asociados probabilidades diferentes de cero. Mediante el problema de optimización de segunda etapa se obtuvieron tres distribuciones condicionales correspondientes a los tres resultados de la primera etapa (mayo).

Tabla 4.12 Vectores de influjos de Cerrón Grande y probabilidades de segunda etapa (junio)

Influjos (x)	76.451	249.494
Probabilidades (p211)	0.91	0.09
Probabilidades (p222)	0.6	0.4
Probabilidades (p233)	0.0	1.0

Como se presentó en el Capítulo 2, la estimación de las distribuciones discretas a partir de la tercera etapa, se utiliza la misma metodología y el problema de optimización de la segunda etapa. En la Figura 4.9 se muestran los resultados hasta el mes de julio, y conforme la metodología seguida los resultados son los mismos para cada una de las distribuciones de cada etapa, lo que cambia es el vector de probabilidades que se le asocia a cada una de las distribuciones condicionales. Por ejemplo, el vector de influjos del mes de junio (76.451, 249.494) es el mismo para las tres distribuciones condicionadas a los resultados de las aportaciones hidráulicas en mayo.

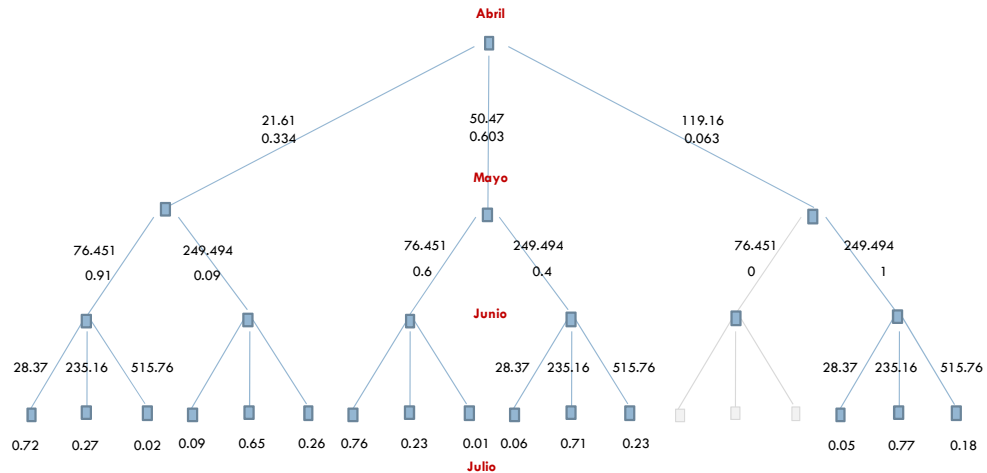


Figura 4.9 Árbol de escenario para influjos hidráulicos al embalse Cerrón Grande

Los resultados del árbol de escenarios de la figura anterior tienen sentido y son consistentes, lo cual se puede evidenciar siguiendo las ramas centrales que se asocian a un escenario normal de influjos, la probabilidad asociada a una hidrología promedio es mayor que la correspondiente a una condición húmeda, o bien, para una hidrología seca, se observa que las probabilidades en dichas ramas son superiores a aportaciones correspondientes a escenarios promedios o húmedos.

Es importante señalar que en el proceso de generación del árbol de escenarios de los influjos hidráulicos del embalse de Cerrón Grande se identificaron 120 escenarios, no obstante, 67 de ellos tienen asociada una probabilidad igual a cero, por ello para la generación del árbol solo se hará para los 53 escenarios restantes, los mismos se utilizarán en la generación del árbol de escenarios de los otros tres embalses y para la formulación y resolución del PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador.

En la Figura 4.10 se muestran los resultados de los 53 escenarios de influjos hidráulicos mensuales al embalse de Cerrón Grande, se observa que en cada etapa se visitan determinados valores, lo cual se explica por la forma de construcción del árbol de escenario, en cada etapa, el vector de resultados es el mismo para todos sus nodos. Por otra parte, el árbol de escenarios captura la transición entre la época seca y húmeda (entre abril y mayo), donde la varianza de las distribuciones es menor que en los

siguientes meses y que los influjos tienden a reducir en el mes de agosto, lo cual se explica por la canícula que históricamente ocurre en dicho mes.

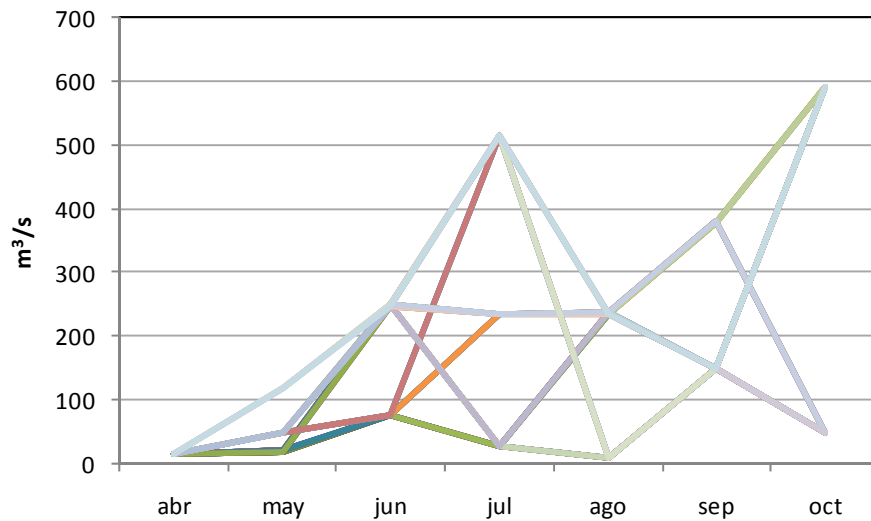


Figura 4.10 Árbol de Escenario para embalse de Cerrón Grande

4.2.1.3. Árbol de Escenario Multivariante: Influjos hidráulicos

De acuerdo a la metodología desarrollada en el Capítulo 2, la generación del árbol de escenarios para los influjos naturales a los embalses de Guajoyo, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre, se obtiene a partir de regresiones lineales para cada mes entre las series de tiempo de cada una de los embalses antes mencionados con la serie de aportaciones del embalse de Cerrón Grande.

En la Tabla 4.13 se muestran los datos y resultados de las regresiones para los meses de mayo, junio y julio de los embalses de Guajoyo, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre. En los modelos de regresión planteados, las constantes no resultan significativas. A nivel descriptivo la serie de influjos de Cerrón Grande explica más del 70% del comportamiento de los influjos de los otros embalses en cada uno de los tres meses mostrados.

Tabla 4.13 Resultados de regresiones entre series de datos de influjos hidráulicos a los embalses

Año	May-Guaj	May-Cgra	Jun-Guaj	Jun-Cgra	Jul-Guaj	Jul-Cgra
1965	7.9	51.9	44.2	213.3	28	179
1966	9.8	92.1	80.3	308.9	110	587.3
1967	3.2	25	15	114.2	14.2	170
1968	7.5	33.8	54.1	288.8	42.5	264.9
1969	9.8	35.6	49.8	193.2	78.6	334.6
1970	12.9	33.7	15.8	100.8	76.4	325.5
1971	10.3	38.3	18.2	127.7	34.3	256.6
1972	52.7	99.5	30.9	148.8	16.2	96.9
1973	8.3	31.5	79.8	309.3	33.4	233.6
1974	25.8	59.5	85.3	357.9	36.1	190.5
1975	4.2	30.8	9.9	58.9	8.8	63.2
1976	7.5	37.2	102.7	350.3	62	272.6
1977	5.8	43.7	31.6	181.1	4.3	62.4
1978	4.5	39.5	12.8	115.8	50.9	323.2
1979	9.2	60.1	33	202.5	39.1	200.9
1980	10.7	58.4	84.4	315.7	36.9	204.4

Guajoyo			5 de Noviembre			15 de Septiembre		
Mes	Coefficiente	R ²	Mes	Coefficiente	R ²	Mes	Coefficiente	R ²
Mayo	0.2186	74.7%	Mayo	1.3156	98.8%	Mayo	2.6929	97.0%
Junio	0.2148	94.2%	Junio	1.2917	97.9%	Junio	2.4919	94.8%
Julio	0.1742	95.0%	Julio	1.2248	99.7%	Julio	2.0686	97.9%

Una vez estimadas las regresiones lineales, el vector de resultados, en cada etapa, correspondiente a los otros puntos de medición, se obtiene evaluando el resultado estimado para Cerrón Grande (punto representativo), en el modelo de regresión estimado. A cada vector de resultados de los influjos a los embalses de Guajoyo, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre, en cada etapa, se le asocia el mismo vector de probabilidad del punto representativo. Con el objeto de ejemplificar, lo antes señalado, en el caso de Guajoyo, el primer valor del vector de resultados para el mes de mayo se obtiene de la siguiente forma:

$$x_{11_Guajoyo} = \hat{\beta} \times x_{11_CerronGrande}$$

$$x_{11_Guajoyo} = 0.2186 \times 21.61 = 4.72 \text{ m}^3 / \text{s}$$

Y la probabilidad que se le asocia a $x_{11_Guajoyo}$ corresponde a la del resultado $x_{11_CerronGrande}$, que es igual a 0.334. El procedimiento anterior se sigue para obtener los resultados de las siguientes etapas para cada embalse. En las Figuras 4.11, 4.12 y 4.13 se muestra el árbol de escenarios para Guajoyo, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre entre abril y julio, respectivamente.

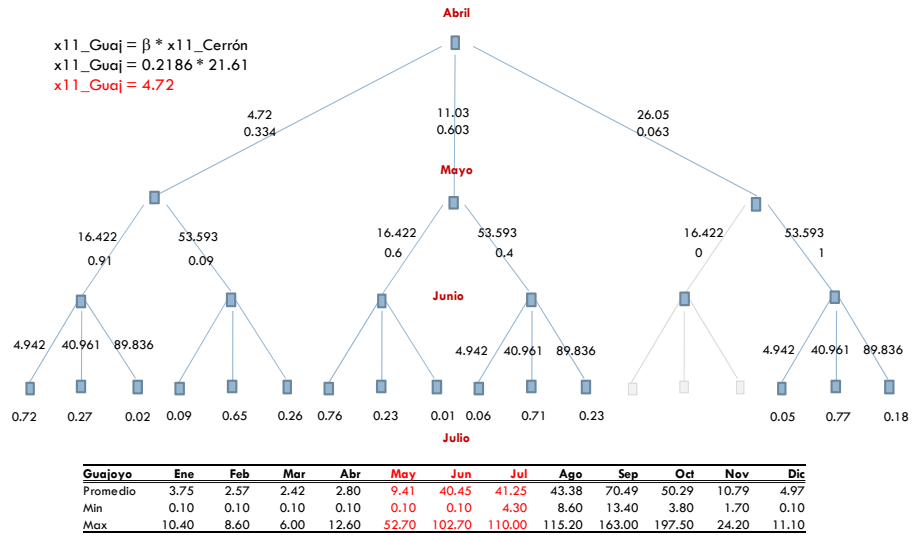


Figura 4.11 Árbol de escenario de influjos hidráulicos de Guajoyo

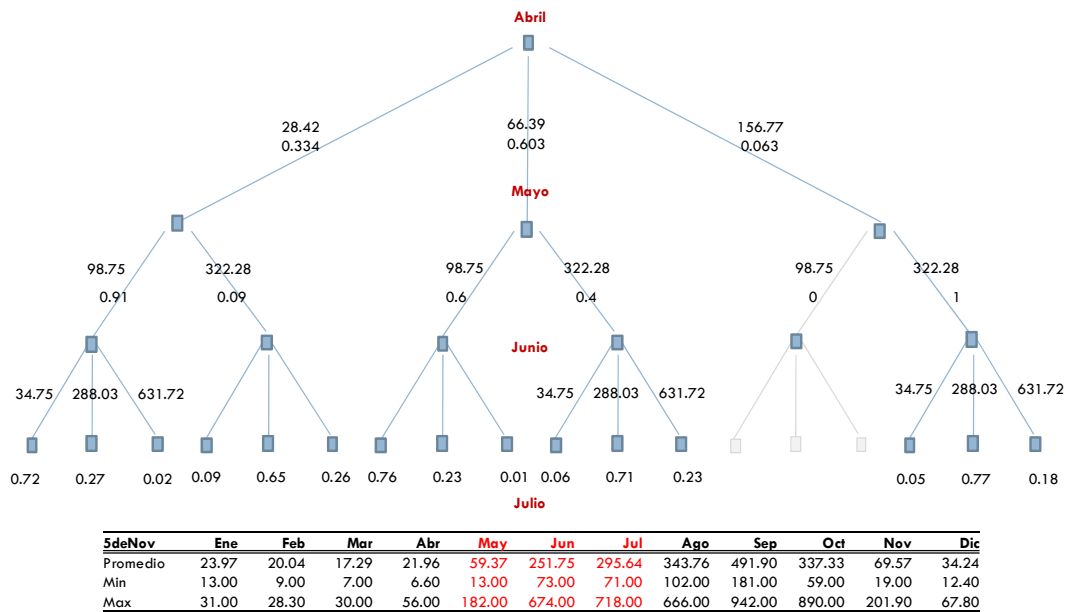
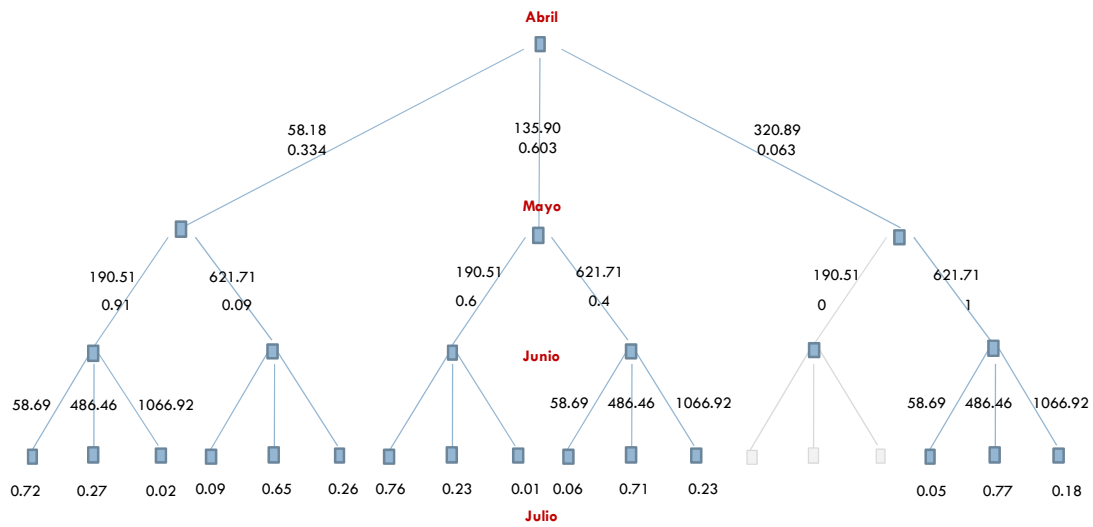


Figura 4.12 Árbol de escenario de influjos hidráulicos de 5 de Noviembre



15deSept	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
Promedio	55.87	49.09	41.95	49.56	127.49	493.88	509.40	623.24	886.91	673.15	150.86	71.46
Min	28.00	25.00	21.00	15.50	29.00	218.40	130.00	200.00	353.00	110.00	38.00	23.00
Max	80.00	77.70	71.00	120.00	333.00	1461.00	1290.00	1223.00	1688.00	1492.00	434.00	112.10

Figura 4.13 Árbol de escenario de influjos hidráulicos de 15 de Septiembre

En las Tablas 4.14 y 4.15 se presentan los influjos hidráulicos correspondientes a los 53 escenarios del árbol de cada embalse y la probabilidad asociada a cada escenario (se puede comprobar que la suma de las probabilidades es igual a 1). En las tablas se observa que en cada mes, los valores de aportaciones se repiten para varios escenarios, y como ya se señaló se debe a la metodología aplicada para la generación del árbol.

Tabla 4.14 Árbol de Escenarios para embalse de Guajoyo y Cerrón Grande [m³/s]

Escenario	Probabilidad	Guaj	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	Cgrande	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct
s1	0.1941	guaj.s1	2.8	4.72	16.42	4.94	24.44	26.77	9.65	cgra.s1	17.11	21.61	76.45	28.37	10.05	150	50.00
s2	0.0056	guaj.s2	2.8	4.72	16.42	4.94	24.44	26.77	114.16	cgra.s2	17.11	21.61	76.45	28.37	10.05	150	591.64
s3	0.0146	guaj.s3	2.8	4.72	16.42	4.94	577.02	26.77	9.65	cgra.s3	17.11	21.61	76.45	28.37	237.15	150	50.00
s4	0.0004	guaj.s4	2.8	4.72	16.42	4.94	577.02	26.77	114.16	cgra.s4	17.11	21.61	76.45	28.37	237.15	150	591.64
s5	0.0001	guaj.s5	2.8	4.72	16.42	4.94	577.02	67.87	9.65	cgra.s5	17.11	21.61	76.45	28.37	237.15	380.25	50.00
s6	0.0047	guaj.s6	2.8	4.72	16.42	4.94	577.02	67.87	114.16	cgra.s6	17.11	21.61	76.45	28.37	237.15	380.25	591.64
s7	0.076	guaj.s7	2.8	4.72	16.42	40.96	577.02	26.77	9.65	cgra.s7	17.11	21.61	76.45	235.16	237.15	150	50.00
s8	0.0022	guaj.s8	2.8	4.72	16.42	40.96	577.02	26.77	114.16	cgra.s8	17.11	21.61	76.45	235.16	237.15	150	591.64
s9	0.0041	guaj.s9	2.8	4.72	16.42	40.96	577.02	67.87	114.16	cgra.s9	17.11	21.61	76.45	235.16	237.15	380.25	591.64
s10	0.0059	guaj.s10	2.8	4.72	16.42	89.84	24.44	26.77	9.65	cgra.s10	17.11	21.61	76.45	515.76	10.05	150	50.00
s11	0.0002	guaj.s11	2.8	4.72	16.42	89.84	24.44	26.77	114.16	cgra.s11	17.11	21.61	76.45	515.76	10.05	150	591.64
s12	0.0024	guaj.s12	2.8	4.72	53.59	4.94	24.44	26.77	9.65	cgra.s12	17.11	21.61	249.49	28.37	10.05	150	50.00
s13	0.0001	guaj.s13	2.8	4.72	53.59	4.94	24.44	26.77	114.16	cgra.s13	17.11	21.61	249.49	28.37	10.05	150	591.64
s14	0.0001	guaj.s14	2.8	4.72	53.59	4.94	577.02	26.77	9.65	cgra.s14	17.11	21.61	249.49	28.37	237.15	150	50.00
s15	0.0172	guaj.s15	2.8	4.72	53.59	40.96	577.02	26.77	9.65	cgra.s15	17.11	21.61	249.49	235.16	237.15	150	50.00
s16	0.0005	guaj.s16	2.8	4.72	53.59	40.96	577.02	26.77	114.16	cgra.s16	17.11	21.61	249.49	235.16	237.15	150	591.64
s17	0.0009	guaj.s17	2.8	4.72	53.59	40.96	577.02	67.87	9.65	cgra.s17	17.11	21.61	249.49	235.16	237.15	380.25	50.00
s18	0.0044	guaj.s18	2.8	4.72	53.59	89.84	24.44	26.77	9.65	cgra.s18	17.11	21.61	249.49	515.76	10.05	150	50.00
s19	0.0001	guaj.s19	2.8	4.72	53.59	89.84	24.44	26.77	114.16	cgra.s19	17.11	21.61	249.49	515.76	10.05	150	591.64
s20	0.0028	guaj.s20	2.8	4.72	53.59	89.84	577.02	26.77	9.65	cgra.s20	17.11	21.61	249.49	515.76	237.15	150	50.00
s21	0.0001	guaj.s21	2.8	4.72	53.59	89.84	577.02	26.77	114.16	cgra.s21	17.11	21.61	249.49	515.76	237.15	150	591.64
s22	0.2432	guaj.s22	2.8	11.03	16.42	4.94	24.44	26.77	9.65	cgra.s22	17.11	50.47	76.45	28.37	10.05	150	50.00
s23	0.007	guaj.s23	2.8	11.03	16.42	4.94	24.44	26.77	114.16	cgra.s23	17.11	50.47	76.45	28.37	10.05	150	591.64
s24	0.0183	guaj.s24	2.8	11.03	16.42	4.94	577.02	26.77	9.65	cgra.s24	17.11	50.47	76.45	28.37	237.15	150	50.00
s25	0.0005	guaj.s25	2.8	11.03	16.42	4.94	577.02	26.77	114.16	cgra.s25	17.11	50.47	76.45	28.37	237.15	150	591.64
s26	0.0057	guaj.s26	2.8	11.03	16.42	4.94	577.02	67.87	9.65	cgra.s26	17.11	50.47	76.45	28.37	237.15	380.25	50.00
s27	0.0002	guaj.s27	2.8	11.03	16.42	4.94	577.02	67.87	114.16	cgra.s27	17.11	50.47	76.45	28.37	237.15	380.25	591.64
s28	0.0768	guaj.s28	2.8	11.03	16.42	40.96	577.02	26.77	9.65	cgra.s28	17.11	50.47	76.45	235.16	237.15	150	50.00
s29	0.0022	guaj.s29	2.8	11.03	16.42	40.96	577.02	26.77	114.16	cgra.s29	17.11	50.47	76.45	235.16	237.15	150	591.64
s30	0.0041	guaj.s30	2.8	11.03	16.42	40.96	577.02	67.87	114.16	cgra.s30	17.11	50.47	76.45	235.16	237.15	380.25	591.64
s31	0.0035	guaj.s31	2.8	11.03	16.42	89.84	24.44	26.77	9.65	cgra.s31	17.11	50.47	76.45	515.76	10.05	150	50.00
s32	0.0001	guaj.s32	2.8	11.03	16.42	89.84	24.44	26.77	114.16	cgra.s32	17.11	50.47	76.45	515.76	10.05	150	591.64
s33	0.0138	guaj.s33	2.8	11.03	53.59	4.94	24.44	26.77	9.65	cgra.s33	17.11	50.47	249.49	28.37	10.05	150	50.00
s34	0.0004	guaj.s34	2.8	11.03	53.59	4.94	24.44	26.77	114.16	cgra.s34	17.11	50.47	249.49	28.37	10.05	150	591.64
s35	0.0003	guaj.s35	2.8	11.03	53.59	4.94	577.02	26.77	9.65	cgra.s35	17.11	50.47	249.49	28.37	237.15	150	50.00
s36	0.1581	guaj.s36	2.8	11.03	53.59	40.96	577.02	26.77	9.65	cgra.s36	17.11	50.47	249.49	235.16	237.15	150	50.00
s37	0.0046	guaj.s37	2.8	11.03	53.59	40.96	577.02	26.77	114.16	cgra.s37	17.11	50.47	249.49	235.16	237.15	150	591.64
s38	0.0084	guaj.s38	2.8	11.03	53.59	40.96	577.02	67.87	9.65	cgra.s38	17.11	50.47	249.49	235.16	237.15	380.25	50.00
s39	0.0002	guaj.s39	2.8	11.03	53.59	40.96	577.02	67.87	114.16	cgra.s39	17.11	50.47	249.49	235.16	237.15	380.25	591.64
s40	0.0329	guaj.s40	2.8	11.03	53.59	89.84	24.44	26.77	9.65	cgra.s40	17.11	50.47	249.49	515.76	10.05	150	50.00
s41	0.0009	guaj.s41	2.8	11.03	53.59	89.84	24.44	26.77	114.16	cgra.s41	17.11	50.47	249.49	515.76	10.05	150	591.64
s42	0.021	guaj.s42	2.8	11.03	53.59	89.84	577.02	26.77	9.65	cgra.s42	17.11	50.47	249.49	515.76	237.15	150	50.00
s43	0.0006	guaj.s43	2.8	11.03	53.59	89.84	577.02	26.77	114.16	cgra.s43	17.11	50.47	249.49	515.76	237.15	150	591.64
s44	0.003	guaj.s44	2.8	26.05	53.59	4.94	24.44	26.77	9.65	cgra.s44	17.11	119.16	249.49	28.37	10.05	150	50.00
s45	0.0001	guaj.s45	2.8	26.05	53.59	4.94	24.44	26.77	114.16	cgra.s45	17.11	119.16	249.49	28.37	10.05	150	591.64
s46	0.0001	guaj.s46	2.8	26.05	53.59	4.94	577.02	26.77	9.65	cgra.s46	17.11	119.16	249.49	28.37	237.15	150	50.00
s47	0.0451	guaj.s47	2.8	26.05	53.59	40.96	577.02	26.77	9.65	cgra.s47	17.11	119.16	249.49	235.16	237.15	150	50.00
s48	0.0013	guaj.s48	2.8	26.05	53.59	40.96	577.02	26.77	114.16	cgra.s48	17.11	119.16	249.49	235.16	237.15	150	591.64
s49	0.0024	guaj.s49	2.8	26.05	53.59	40.96	577.02	67.87	9.65	cgra.s49	17.11	119.16	249.49	235.16	237.15	380.25	50.00
s50	0.0067	guaj.s50	2.8	26.05	53.59	89.84	24.44	26.77	9.65	cgra.s50	17.11	119.16	249.49	515.76	10.05	150	50.00
s51	0.0002	guaj.s51	2.8	26.05	53.59	89.84	24.44	26.77	114.16	cgra.s51	17.11	119.16	249.49	515.76	10.05	150	591.64
s52	0.0044	guaj.s52	2.8	26.05	53.59	89.84	577.02	26.77	9.65	cgra.s52	17.11	119.16	249.49	515.76	237.15	150	50.00
s53	0.0001	guaj.s53	2.8	26.05	53.59	89.84	577.02	26.77	114.16	cgra.s53	17.11	119.16	249.49	515.76	237.15	150	591.64

Tabla 4.15 Árbol de Escenarios para embalses de 5 de Noviembre y 15 de Septiembre [m³/s]

Escenario	Probabilidad	05-nov	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	15-sep	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct
s1	0.1941	5nov.s1	21.96	28.42	98.75	34.75	12.4	182.33	60.44	15sep.s1	49.56	58.18	190.51	58.69	22.46	326.31	117.89
s2	0.0056	5nov.s2	21.96	28.42	98.75	34.75	12.4	182.33	715.17	15sep.s2	49.56	58.18	190.51	58.69	22.46	326.31	1395.02
s3	0.0146	5nov.s3	21.96	28.42	98.75	34.75	292.86	182.33	60.44	15sep.s3	49.56	58.18	190.51	58.69	530.14	326.31	117.89
s4	0.0004	5nov.s4	21.96	28.42	98.75	34.75	292.86	182.33	715.17	15sep.s4	49.56	58.18	190.51	58.69	530.14	326.31	1395.02
s5	0.0001	5nov.s5	21.96	28.42	98.75	34.75	292.86	462.21	60.44	15sep.s5	49.56	58.18	190.51	58.69	530.14	827.2	117.89
s6	0.0047	5nov.s6	21.96	28.42	98.75	34.75	292.86	462.21	715.17	15sep.s6	49.56	58.18	190.51	58.69	530.14	827.2	1395.02
s7	0.076	5nov.s7	21.96	28.42	98.75	288.03	292.86	182.33	60.44	15sep.s7	49.56	58.18	190.51	486.46	530.14	326.31	117.89
s8	0.0022	5nov.s8	21.96	28.42	98.75	288.03	292.86	182.33	715.17	15sep.s8	49.56	58.18	190.51	486.46	530.14	326.31	1395.02
s9	0.0041	5nov.s9	21.96	28.42	98.75	288.03	292.86	462.21	715.17	15sep.s9	49.56	58.18	190.51	486.46	530.14	827.2	1395.02
s10	0.0059	5nov.s10	21.96	28.42	98.75	631.72	12.4	182.33	60.44	15sep.s10	49.56	58.18	190.51	1066.92	22.46	326.31	117.89
s11	0.0002	5nov.s11	21.96	28.42	98.75	631.72	12.4	182.33	715.17	15sep.s11	49.56	58.18	190.51	1066.92	22.46	326.31	1395.02
s12	0.0024	5nov.s12	21.96	28.42	322.27	34.75	12.4	182.33	60.44	15sep.s12	49.56	58.18	621.7	58.69	22.46	326.31	117.89
s13	0.0001	5nov.s13	21.96	28.42	322.27	34.75	12.4	182.33	715.17	15sep.s13	49.56	58.18	621.7	58.69	22.46	326.31	1395.02
s14	0.0001	5nov.s14	21.96	28.42	322.27	34.75	292.86	182.33	60.44	15sep.s14	49.56	58.18	621.7	58.69	530.14	326.31	117.89
s15	0.0172	5nov.s15	21.96	28.42	322.27	288.03	292.86	182.33	60.44	15sep.s15	49.56	58.18	621.7	486.46	530.14	326.31	117.89
s16	0.0005	5nov.s16	21.96	28.42	322.27	288.03	292.86	182.33	715.17	15sep.s16	49.56	58.18	621.7	486.46	530.14	326.31	1395.02
s17	0.0009	5nov.s17	21.96	28.42	322.27	288.03	292.86	462.21	60.44	15sep.s17	49.56	58.18	621.7	486.46	530.14	827.2	117.89
s18	0.0044	5nov.s18	21.96	28.42	322.27	631.72	12.4	182.33	60.44	15sep.s18	49.56	58.18	621.7	1066.92	22.46	326.31	117.89
s19	0.0001	5nov.s19	21.96	28.42	322.27	631.72	12.4	182.33	715.17	15sep.s19	49.56	58.18	621.7	1066.92	22.46	326.31	1395.02
s20	0.0028	5nov.s20	21.96	28.42	322.27	631.72	292.86	182.33	60.44	15sep.s20	49.56	58.18	621.7	1066.92	530.14	326.31	117.89
s21	0.0001	5nov.s21	21.96	28.42	322.27	631.72	292.86	182.33	715.17	15sep.s21	49.56	58.18	621.7	1066.92	530.14	326.31	1395.02
s22	0.2432	5nov.s22	21.96	66.39	98.75	34.75	12.4	182.33	60.44	15sep.s22	49.56	135.9	190.51	58.69	22.46	326.31	117.89
s23	0.007	5nov.s23	21.96	66.39	98.75	34.75	12.4	182.33	715.17	15sep.s23	49.56	135.9	190.51	58.69	22.46	326.31	1395.02
s24	0.0183	5nov.s24	21.96	66.39	98.75	34.75	292.86	182.33	60.44	15sep.s24	49.56	135.9	190.51	58.69	530.14	326.31	117.89
s25	0.0005	5nov.s25	21.96	66.39	98.75	34.75	292.86	182.33	715.17	15sep.s25	49.56	135.9	190.51	58.69	530.14	326.31	1395.02
s26	0.0057	5nov.s26	21.96	66.39	98.75	34.75	292.86	462.21	60.44	15sep.s26	49.56	135.9	190.51	58.69	530.14	827.2	117.89
s27	0.0002	5nov.s27	21.96	66.39	98.75	34.75	292.86	462.21	715.17	15sep.s27	49.56	135.9	190.51	58.69	530.14	827.2	1395.02
s28	0.0768	5nov.s28	21.96	66.39	98.75	288.03	292.86	182.33	60.44	15sep.s28	49.56	135.9	190.51	486.46	530.14	326.31	117.89
s29	0.0022	5nov.s29	21.96	66.39	98.75	288.03	292.86	182.33	715.17	15sep.s29	49.56	135.9	190.51	486.46	530.14	326.31	1395.02
s30	0.0041	5nov.s30	21.96	66.39	98.75	288.03	292.86	462.21	715.17	15sep.s30	49.56	135.9	190.51	486.46	530.14	827.2	1395.02
s31	0.0035	5nov.s31	21.96	66.39	98.75	631.72	12.4	182.33	60.44	15sep.s31	49.56	135.9	190.51	1066.92	22.46	326.31	117.89
s32	0.0001	5nov.s32	21.96	66.39	98.75	631.72	12.4	182.33	715.17	15sep.s32	49.56	135.9	190.51	1066.92	22.46	326.31	1395.02
s33	0.0138	5nov.s33	21.96	66.39	322.27	34.75	12.4	182.33	60.44	15sep.s33	49.56	135.9	621.7	58.69	22.46	326.31	117.89
s34	0.0004	5nov.s34	21.96	66.39	322.27	34.75	12.4	182.33	715.17	15sep.s34	49.56	135.9	621.7	58.69	22.46	326.31	1395.02
s35	0.0003	5nov.s35	21.96	66.39	322.27	34.75	292.86	182.33	60.44	15sep.s35	49.56	135.9	621.7	58.69	530.14	326.31	117.89
s36	0.1581	5nov.s36	21.96	66.39	322.27	288.03	292.86	182.33	60.44	15sep.s36	49.56	135.9	621.7	486.46	530.14	326.31	117.89
s37	0.0046	5nov.s37	21.96	66.39	322.27	288.03	292.86	182.33	715.17	15sep.s37	49.56	135.9	621.7	486.46	530.14	326.31	1395.02
s38	0.0084	5nov.s38	21.96	66.39	322.27	288.03	292.86	462.21	60.44	15sep.s38	49.56	135.9	621.7	486.46	530.14	827.2	117.89
s39	0.0002	5nov.s39	21.96	66.39	322.27	288.03	292.86	462.21	715.17	15sep.s39	49.56	135.9	621.7	486.46	530.14	827.2	1395.02
s40	0.0329	5nov.s40	21.96	66.39	322.27	631.72	12.4	182.33	60.44	15sep.s40	49.56	135.9	621.7	1066.92	22.46	326.31	117.89
s41	0.0009	5nov.s41	21.96	66.39	322.27	631.72	12.4	182.33	715.17	15sep.s41	49.56	135.9	621.7	1066.92	22.46	326.31	1395.02
s42	0.021	5nov.s42	21.96	66.39	322.27	631.72	292.86	182.33	60.44	15sep.s42	49.56	135.9	621.7	1066.92	530.14	326.31	117.89
s43	0.0006	5nov.s43	21.96	66.39	322.27	631.72	292.86	182.33	715.17	15sep.s43	49.56	135.9	621.7	1066.92	530.14	326.31	1395.02
s44	0.003	5nov.s44	21.96	156.77	322.27	34.75	12.4	182.33	60.44	15sep.s44	49.56	320.89	621.7	58.69	22.46	326.31	117.89
s45	0.0001	5nov.s45	21.96	156.77	322.27	34.75	12.4	182.33	715.17	15sep.s45	49.56	320.89	621.7	58.69	22.46	326.31	1395.02
s46	0.0001	5nov.s46	21.96	156.77	322.27	34.75	292.86	182.33	60.44	15sep.s46	49.56	320.89	621.7	58.69	530.14	326.31	117.89
s47	0.0451	5nov.s47	21.96	156.77	322.27	288.03	292.86	182.33	60.44	15sep.s47	49.56	320.89	621.7	486.46	530.14	326.31	117.89
s48	0.0013	5nov.s48	21.96	156.77	322.27	288.03	292.86	182.33	715.17	15sep.s48	49.56	320.89	621.7	486.46	530.14	326.31	1395.02
s49	0.0024	5nov.s49	21.96	156.77	322.27	288.03	292.86	462.21	60.44	15sep.s49	49.56	320.89	621.7	486.46	530.14	827.2	117.89
s50	0.0067	5nov.s50	21.96	156.77	322.27	631.72	12.4	182.33	60.44	15sep.s50	49.56	320.89	621.7	1066.92	22.46	326.31	117.89
s51	0.0002	5nov.s51	21.96	156.77	322.27	631.72	12.4	182.33	715.17	15sep.s51	49.56	320.89	621.7	1066.92	22.46	326.31	1395.02
s52	0.0044	5nov.s52	21.96	156.77	322.27	631.72	292.86	182.33	60.44	15sep.s52	49.56	320.89	621.7	1066.92	530.14	326.31	117.89
s53	0.0001	5nov.s53	21.96	156.77	322.27	631.72	292.86	182.33	715.17	15sep.s53	49.56	320.89	621.7	1066.92	530.14	326.31	1395.02

4.2.2. Formulación del Problema Lineal Estocástico Multietapa del Sistema Hidrotérmico de El Salvador

Previo a la formulación del PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador, cuatro delimitaciones importantes a considerar son las siguientes: (i) La incertidumbre a considerar será en los inlfujos a los embalses, (ii) La modelación será uninodal, es decir que no se tomará en cuenta restricciones debidas al sistema de transmisión, (iii) La formulación del problema estocástico multietapa se hará definiendo las variables por escenario, por lo que se deben imponer condiciones para que en cada etapa, las variables

de cada escenario sean iguales en los nodos del árbol de escenarios y (iv) El horizonte de análisis será entre abril y octubre, en etapas mensuales, a fin de representar la transición entre la época seca y húmeda y la aleatoriedad del invierno.

4.2.2.1. Formulación del PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador

Utilizando la metodología descrita en el Capítulo 3, el planteamiento del PLE-M para realizar la programación de la operación del Sistema Hidrotérmico de El Salvador consiste en minimizar el valor esperado del costo total variable (CT) de las centrales térmicas sobre el árbol de escenarios multivariante determinado en el numeral anterior, sujeta a las restricciones tales como balance de energía, hidráulico, potencias mínimas y máximas, entre otras.

$$\text{Minimizar}_{P_{s,t,j}, Ph_{s,t,i}, URF_{s,t}, V_{s,t,i}, u_{s,t,j}, q_{s,t,i}, d_{s,t,i}}$$

$$E\{CT\} = \sum_{s=1}^S \pi_s \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^N (CVar_{s,t,j} \times P_{s,t,j}) + \sum_{s=1}^S \pi_s \sum_{t=1}^T URF_{s,t}$$

sujeto a :

$$\sum_{j=1}^N fe \times P_{s,t,j} + \sum_{i=1}^H fe \times Ph_{s,t,i} + fe \times URF_{s,t} = Pdem_t \quad \forall t, \forall s$$

$$P \min_j \times u_{s,t,j} \leq P_{s,t,j} \leq P \max_j \times u_{s,t,j} \quad u_{s,t,j} \in \{0,1\}$$

$$P \min_i \leq Ph_{s,t,i} \leq P \max_i$$

$$Ph_{s,t,i} = \rho_i q_{s,t,i}$$

$$V_{s,t,i} = V_{s,t-1,i} + r_{s,t,i} - q_{s,t,i} - d_{s,t,i} + q_{s,t,i}^a + d_{s,t,i}^a \quad \forall i, \forall s, \forall t$$

$$V \min_i \leq V_{s,t,i} \leq V \max_i$$

$$Ph_{s,t,i} = Ph_{s+1,t,i} \quad \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1$$

$$V_{s,t,i} = V_{s+1,t,i} \quad \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1$$

$$q_{s,t,i} = q_{s+1,t,i} \quad \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1$$

$$d_{s,t,i} = d_{s+1,t,i} \quad \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1$$

$$P_{s,t,j} = P_{s+1,t,j} \quad \forall j, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1$$

$$u_{s,t,j} = u_{s+1,t,j} \quad \forall j, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1$$

$$URF_{s,t} = URF_{s+1,t} \quad \forall s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1$$

P 4-1

Donde:

$P_{s,t,j}$	Potencia de central térmica j en la etapa o mes t y escenario s	MW	V
$Ph_{s,t,i}$	Potencia de central hidroeléctrica i en la etapa t y escenario s	MW	V
$URF_{s,t}$	Potencia de la Unidad de racionamiento forzado en la etapa t y escenario s	MW	V
$u_{s,t,j}$	Variable binaria asociada a la central térmica j para la etapa t y escenario s	{0, 1}	V
$V_{s,t,i}$	Volumen del embalse de la central hidroeléctrica i en la etapa t y escenario s	Hm ³	V
$q_{s,t,i}$	Caudal turbinado de la central hidroeléctrica i en la etapa t y escenario s	m ³ /s	V
$d_{s,t,i}$	Caudal vertido de central hidroeléctrica i en la etapa t y escenario s	Hm ³	V
$r_{s,t,i}$	Influjo hidráulico al embalse de la central hidroeléctrica i en la etapa t y escenario s	m ³ /s	D
ρ_i	Factor de producción de la central hidroeléctrica i en la etapa t y escenario s	MWh/Hm ³	D
$A_{s,t}$	Matriz de restricciones de no anticipatividad	{0, 1}	D
π_s	Probabilidad asociada a cada escenario s	p.u.	D
$CVar_{s,t,j}$	Costo variable de la central térmica j en la etapa t y escenario s	\$/MWh	D
$Pdem_t$	Potencia demandada en la etapa t	GWh	D

fe	Factor de conversión de MWh a GWh	GWh/MWh	D
------	-----------------------------------	---------	---

En las definiciones anteriores, las variables del problema se identifican como V y los valores o datos conocidos como D .

A continuación se explicará el problema estocástico P 4-1:

- **Función objetivo.** Corresponde al valor esperado del costo total variable combustible de las centrales térmicas sobre todos los 55 escenarios de aportaciones hidráulicas más el costo total de déficit. El costo variable combustible se estima de acuerdo a la siguiente expresión:

$$CVar_{s,t,j} = CEsp_j \times PComb \times P_{s,t,j}$$

El costo variable para cada central térmica se obtiene del producto del consumo específico ($CEsp_j [gal / MWh]$), el precio del combustible ($PComb [\$ / gal]$) y la potencia de la central térmica.

El costo de déficit es el producto del costo de racionamiento por la potencia de la unidad de racionamiento forzado (URF). En el presente trabajo se asume un costo de racionamiento de 500 \$/MWh. La URF es una central térmica ficticia que se incluye en la formulación del PLE-M con dos objetivos, el primero, cuantifica la potencia a racionar en cada uno de los escenarios y etapas del problema y el segundo consiste en hacer factible el problema cuando la generación disponible es inferior a la demanda a satisfacer, en ese sentido, es una variable de holgura.

- **Balance de Energía.** Para cada etapa t y en cada escenario s se establece que la sumatoria de la generación térmica e hidráulica más la de la URF debe ser igual a la demanda. La ecuación es la siguiente:

$$\sum_{j=1}^N fe \times P_{s,t,j} + \sum_{i=1}^H fe \times Ph_{s,t,j} + fe \times URF_{s,t} = Pdem_t \quad \forall t, \forall s$$

- Restricciones de potencia mínimas y máximas. En las ecuaciones siguientes se impone que las centrales térmicas o hidráulicas operan entre sus límites mínimo y máximo de potencia. En el caso de las centrales térmicas se incluyen las variables binarias ($u_{s,t,j}$), si éstas en determinada etapa es cero, entonces, se fuerza a que la potencia de la unidad sea igual a cero. Las restricciones son las siguientes:

$$P \min_j \times u_{s,t,j} \leq P_{s,t,j} \leq P \max_j \times u_{s,t,j} \quad u_{s,t,j} \in \{0,1\}$$

$$P \min_i \leq Ph_{s,t,i} \leq P \max_i$$

- Restricciones de centrales hidroeléctricas. En el caso de las unidades hidráulicas se establecen tres restricciones que se detallan a continuación. La primera corresponde a la relación entre la potencia y el caudal turbinado. La segunda es el balance hidráulico, el volumen final ($V_{s,t,i}$) del embalse debe ser igual a la suma del volumen inicial ($V_{s,t-1,i}$) más las aportaciones hidráulicas ($r_{s,t,i}$) menos el caudal turbinado ($q_{s,t,i}$) por la central menos el caudal vertido ($d_{s,t,i}$) por compuertas más el caudal ($q_{s,t,i}^a$) y derrame ($d_{s,t,i}^a$) de la central que está ubicada aguas arriba. La última restricción impone límites mínimos y máximos de almacenamiento en los embalses.

$$Ph_{s,t,i} = \rho_i q_{s,t,i}$$

$$V_{s,t,i} = V_{s,t-1,i} + r_{s,t,i} - q_{s,t,i} - d_{s,t,i} + q_{s,t,i}^a + d_{s,t,i}^a \quad \forall i, \forall s, \forall t$$

$$V \min_i \leq V_{s,t,i} \leq V \max_i$$

- Restricciones de no anticipatividad. Considerando que el PLE-M para la programación de la operación del sistema hidrotérmico de El Salvador se formula utilizando variables por escenarios o bien, las variables de decisión son definidas como independientes para cada escenario, por ello es necesario imponer restricciones de no anticipatividad, ésto es que las variables de potencias térmicas, hidráulicas, binarias, etc., en cada etapa debe ser la misma para todos los escenarios que comparten un mismo nodo, o en otros términos, es necesario requerir que la decisión hecha en la etapa t sea idéntica para todas las posibles

realizaciones de la variable aleatoria en las siguientes etapas $t+1$. Las restricciones de no anticipatividad se detallan a continuación:

$$\begin{aligned}
 Ph_{s,t,i} &= Ph_{s+1,t,i} & \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1 \\
 V_{s,t,i} &= V_{s+1,t,i} & \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1 \\
 q_{s,t,i} &= q_{s+1,t,i} & \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1 \\
 d_{s,t,i} &= d_{s+1,t,i} & \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1 \\
 P_{s,t,j} &= P_{s+1,t,j} & \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1 \\
 u_{s,t,j} &= u_{s+1,t,j} & \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1 \\
 URF_{s,t} &= URF_{s+1,t} & \forall i, s = 1, \dots, S-1 \text{ si } A_{s,t} = 1
 \end{aligned}$$

A modo de ejemplo, en la Figura 4.14 se muestra la construcción de la matriz de no anticipatividad ($A_{s,t}$) para un árbol con 4 escenarios. Cada elemento $A_{s,t}$ es igual a 1 la variable del escenario s es igual a la del escenario $s+1$ en la etapa t , en otro caso es igual a cero. El tamaño de la matriz es igual al producto: $(N_s-1) \times (N_t-1)$, donde N_s es el número de escenarios y N_t es el número de etapas, en el ejemplo particular la matriz $A_{s,t}$ tiene un orden 3×2 .

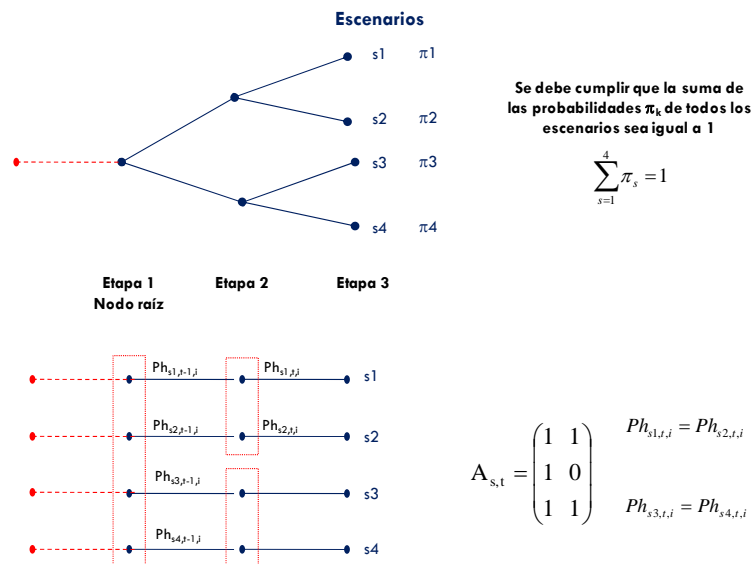


Figura 4.14 Ejemplo de construcción de matriz de no anticipatividad

Respecto a las variables e información a utilizar en el presente trabajo, puede comentarse lo siguiente:

- La energía demandada en cada etapa no se considera como variable porque la estimación de la misma se realiza en una etapa previa. En dicha etapa, la demanda mensual se puede estimar ya sea por regresión múltiple o por series de tiempo. La fuente de información de la demanda de energía corresponde a los registros históricos que lleva la Unidad de Transacciones.
- La información técnica y económica de las distintas centrales (hidroeléctricas, térmicas o geotérmicas) corresponde a la base de datos aprobada por la SIGET para la programación de la operación que se define en el ROBCP.
- La información de los influjos naturales a los embalses corresponde al árbol de escenarios construido utilizando la metodología definida en el Capítulo II. Los datos históricos empleados corresponden a la información mensual de la base de datos aprobada por la SIGET para el período de 1965 al 2002, son registros estimados o reconstruidos por la CEL.
- Las variables dependientes como el volumen de los embalses, la energía producida por las centrales térmicas o hidroeléctricas son variables relevantes que se les debe dar seguimiento dado que inciden en la formación del precio de la energía que se traslada al usuario final.

4.2.2.2. Datos de entrada para el PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador

Los datos de entrada para el PLE-M son los que se detallan a continuación:

- Se seleccionó el año 2010 para realizar la programación de la operación del Sistema Hidrotérmico de El Salvador porque la producción hidroeléctrica de dicho año es representativa del comportamiento histórico de generación anual hidroeléctrica en el país.

- Demanda mensual de energía. En la Figura 4.15 se muestra la demanda de energía para el período de abril a octubre. En el presente trabajo se optó por tomar la información histórica del año 2010, para efectos de comparación de resultados de la programación de la operación.

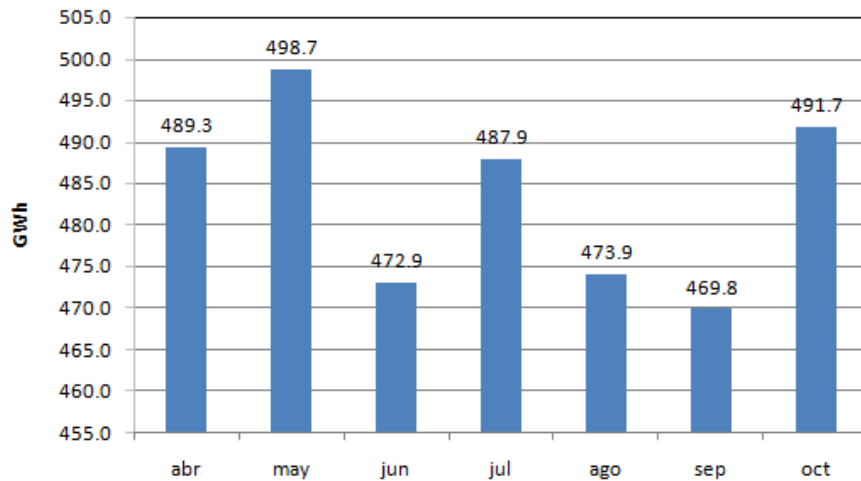


Figura 4.15 Demanda de energía mensual – Año 2010

- La información técnica de las centrales térmicas, geotérmicas e hidroeléctricas se detalla en las Tablas 4.16 y 4.17. En el caso del precio del combustible, se utiliza el precio promedio anual de 2010 para los combustibles de generación bunker y diesel.

Tabla 4.16 Información Técnica de Centrales Térmicas y Geotérmicas

Centrales	Pmin [MW]	Pmax [MW]	CEsp [gal/MWh]	Fuel [\$/gal]
Acaju1	10	29	88.8535	1.66
Acaju2	10	32	91.899	1.66
Acaju5	0	66	89.17	2.11
Soya	0	15	64.92	1.66
AcajMD	0	141	57.7	1.66
Nejapa	0	143.9	65.58	1.66
Cessa	0	10	61	1.66
INE	0	98	57.72	1.66
Ahua	80	80	-	-
Berlin	88	88	-	-

En el caso de las unidades Ahua y Berlín no se define información de consumo específico (CEsp) y Combustible (Fuel) porque son unidades geotérmicas. Además, la potencia mínima y máxima es el mismo valor de forma tal que operen como centrales de base.

En la Tabla 4.17 se detalla la información técnica de las centrales hidroeléctricas, entre ellas: factor de producción (Rho), volumen inicial del embalse (marzo) y potencia máxima a la cual puede ser despachado. La topología de las centrales hidráulicas es conforme a la Figura 4.4, las mismas se encuentran en cascada y ubicadas sobre la cuenca del Río Lempa, en ese sentido, sus influjos naturales están correlacionados tanto espacial como temporalmente, y es lo uno de los objetivos que se busca representar mediante el árbol de escenarios multivariante presentado anteriormente.

Tabla 4.17 Información Técnica de Centrales Hidroeléctricas

Centrales	Rho (MWh/Hm3)	Vo (Hm3)	Vmin (Hm3)	Vmax (Hm3)	Vf (Hm3)	Pmax (MW)
guaj	110	545.1	440.83	889.7	816.12	19.8
cgra	131	1278.9	715.83	2042.2	1953.25	172
5nov	134	81.3	65.05	107.69	93.23	99
15sep	73.7	268.8	219.24	306.95	291.32	185

4.2.3. Resultados del PLE-M del Sistema Hidrotérmico de El Salvador

Utilizando el programa de optimización *General Algebraic Modeling System (GAMS)*, se resolvió el Problema Lineal Estocástico Multietapa para realizar el despacho del sistema de generación de El Salvador, entre los meses de abril y octubre, y partiendo de las condiciones de demanda de energía y precios de combustible del año 2010.

Del proceso de optimización se obtienen resultados de mediano plazo de la programación de la operación, de los cuales es importante analizar la utilización del recurso hidroeléctrico por la razones de aleatoriedad del mismo y porque una inadecuada administración de dicho recurso puede conllevar a escasez del agua al final del período de análisis, por consiguiente para satisfacer la demanda se tenga que despachar generación térmica, encareciendo el costo total de abastecimiento de la demanda, por lo anterior, se

hará énfasis en los resultados relacionados con la operación de las centrales hidroeléctricas.

- Generación hidroeléctrica. En la Figura 4.16 se presenta la generación mensual total de las cuatro centrales hidroeléctricas del país para los 53 escenarios de influjos hidráulicos, se observa que pasados los meses de transición (abril – mayo), la dispersión de la generación se incrementa. Por otra parte, en la figura se incluye la producción mensual histórica total hidráulica del año 2010, la cual está contenida en el árbol de escenarios resultante, salvo el mes de abril, siendo éste el nodo raíz que es común a todos los escenarios definidos.

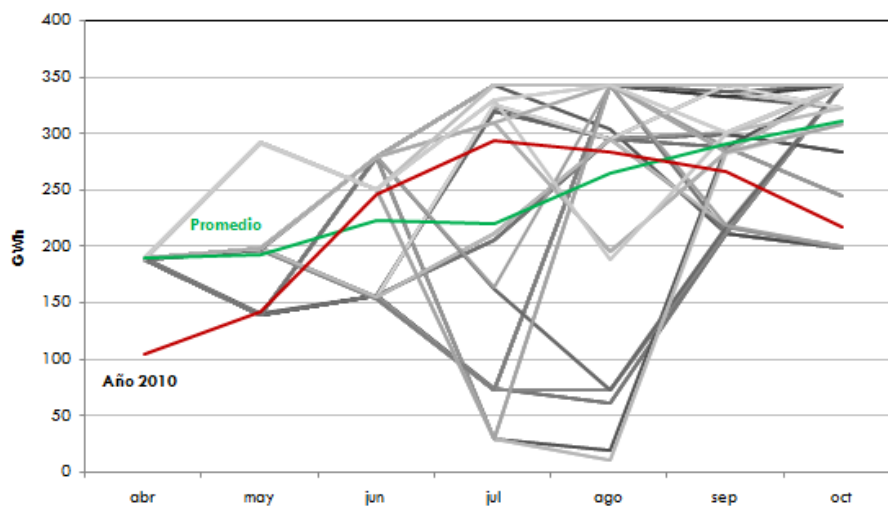


Figura 4.16 Generación mensual hidroeléctrica por escenario

Con el objeto de comparar mes a mes la producción hidráulica del año 2010 (considerando que la producción de dicho año corresponde a un comportamiento promedio histórico), con los resultados obtenidos, en la Figura 4.17 se presenta la generación promedio de todos los escenarios (segunda barra de dicha figura). Actualmente, la Unidad de Transacciones para la administración del uso del agua, emplea el escenario promedio de generación, de las 50 series sintéticas de las aportaciones hidráulicas a los embalses, que determina el modelo estocástico que utilizan para la programación de la operación anual.

En los anexos del 9 al 13 se detalla la producción por escenario de cada una de las centrales hidroeléctricas y del total.

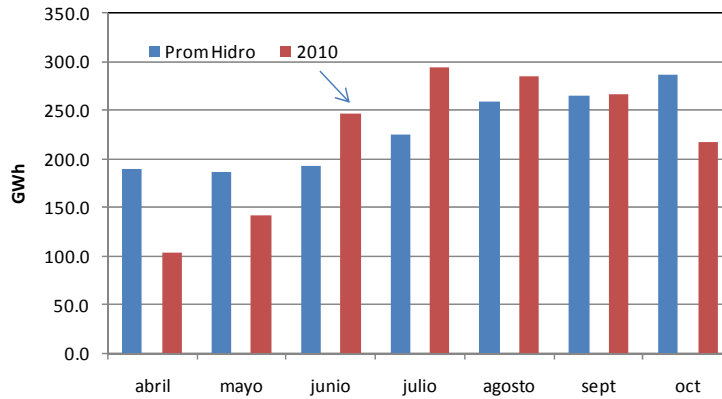


Figura 4.17 Comparación de producción hidroeléctrica año 2010 y generación promedio de escenarios

- Evolución del volumen del embalse de Cerrón Grande. En la Figura 4.18 se presenta la evolución del volumen del embalse de Cerrón Grande de los 53 escenarios y del promedio de todos los escenarios, resultantes del problema de optimización. El comportamiento del promedio de los escenarios es consistente con el histórico (recuadro), el volumen del embalse va disminuyendo entre marzo y mayo, luego comienza a llenarse en la época de invierno, de mayo en adelante.

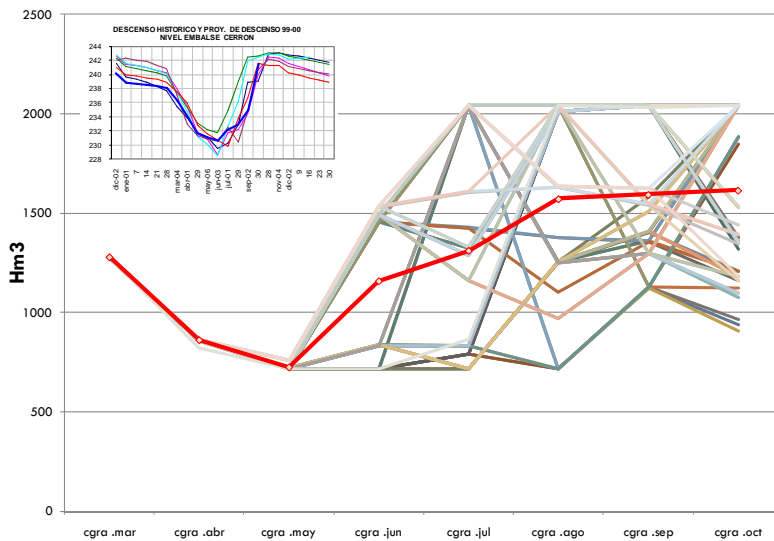


Figura 4.18 Evolución de volumen del embalse de Cerrón Grande

- Producción por tipo de recurso. En la Figura 4.19 se muestra la evolución de la generación hidro, térmica y geotérmica promedio de todos los escenarios.

Entre los aspectos a destacar es que centrales geotérmicas son de base, producción constante a lo largo del período de análisis. Por otra parte, la generación hidroeléctrica se incrementa a medida que avanza la época de invierno, lo que conlleva a que la participación térmica disminuya, puntualmente en septiembre y octubre, es la menor generación térmica porque son los meses más copiosos en el país.

Al finalizar la estación seca, en los meses de abril y mayo la participación térmica es mayor dado que los embalses se encuentran en sus cotas inferiores.

En los anexos del 14 al 17 se detallan el resultado de las centrales térmicas: Acaj-u1 (unidad a vapor), AcajMD (motores diesel), ambas de Duke Energy y de las unidades de INE. Se puede comentar que la unidad Acaj-u1 se despacha en meses como el de agosto para permitir que los embalses de regulación de Guajoyo y Cerrón Grande se llenen, respecto a las otras unidades se despachan en todos los meses.

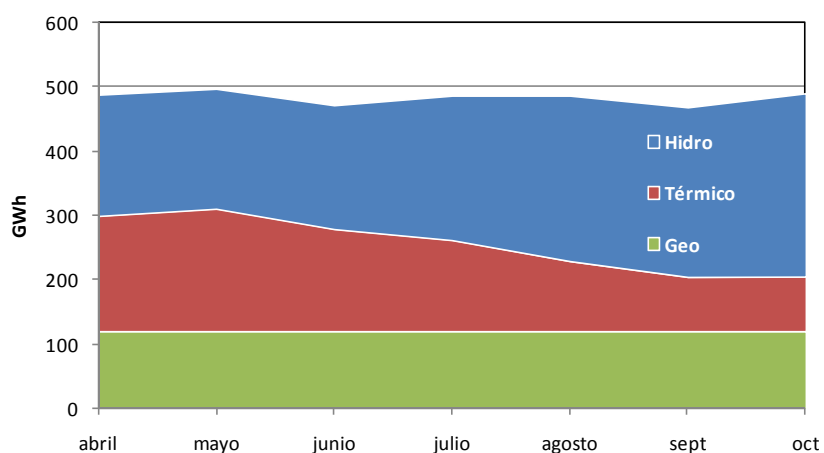


Figura 4.19 Generación promedio de Escenarios por tipo de recurso

La comparación de los resultados para todo el período de análisis respecto al año 2010, se muestra en la Tabla 4.18 y se observa que la diferencia porcentual es menor del 3.5%, en ese sentido, se puede concluir que los resultados son razonables.

Tabla 4.18 Comparación de resultados [GWh]

	Hidro	Geo	Térmico	Total
Promedio de Escenarios	1602.88	846.72	948.60	3398.20
2010	1551.47	857.04	964.62	3373.14
Diferencia [%]	3.3%	-1.2%	-1.7%	0.7%

- Función de Distribución de la generación hidroeléctrica. En función de los resultados de producción de los 53 escenarios de cada central hidráulica, obtenidos del problema de optimización estocástico, y de la probabilidad asociada a cada escenario, se construyó la función distribución discreta para el período entre abril y octubre, ésta se muestra en la Figura 4.20.

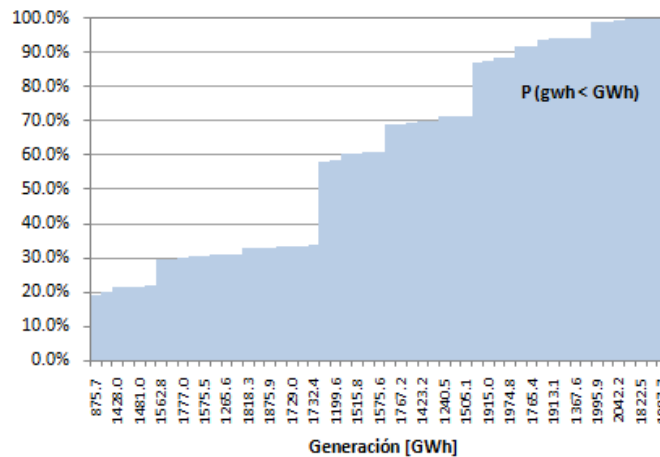


Figura 4.20 Función de Distribución generación total hidroeléctrica

A partir de la Figura 4.21 se puede determinar la generación asociada a un escenario seco, normal y húmedo, de acuerdo al ROBCP las probabilidades de excedencia son respectivamente, 80%, 50% y 20%, en ese sentido, en el período

entre abril y octubre, la generación total para un escenario seco es de 1037.1 GWh, normal de 1500 GWh y húmedo de 1895.1 GWh.

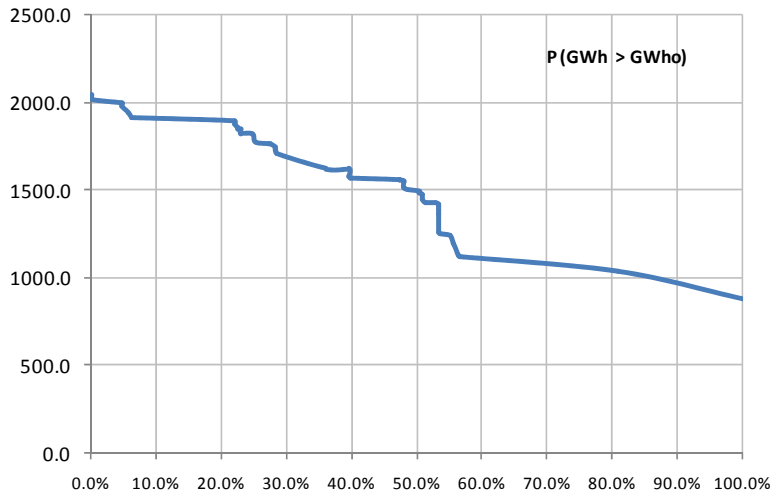


Figura 4.21 Probabilidad de Excedencia

En función de los resultados presentados anteriormente, ya sea respecto a la generación del árbol de escenarios multivariante de aportaciones hidráulicas a los embalses de Guajoyo, Cerrón Grande, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre o de los resultados del problema de optimización lineal estocástico del Sistema Hidrotérmico, se puede concluir en términos generales que se obtuvieron resultados “razonables”. Por otra parte, el Operador de Mercado al optar por un escenario incorpora la información de las etapas anteriores y en función de ello ajusta la programación de la operación del sistema hidrotérmico, es por la importancia del desarrollo de modelos de optimización estocásticos, para prever escenarios futuros de administración del recurso hidroeléctrico.

En la siguiente sección se comentarán las principales conclusiones del presente trabajo y aquellas recomendaciones que pueden investigarse posteriormente para mejorar los resultados obtenidos.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Con la vigencia del Reglamento de Operación del Sistema de Transmisión y del Mercado Mayorista basado en Costos de Producción, a partir de agosto de 2011, la programación anual de la operación del sistema hidrotérmico de El Salvador es una de las principales tareas que debe realizar la Unidad de Transacciones, cuya complejidad radica en tomar en cuenta la aleatoriedad de los influjos naturales a los embalses. La asignación “óptima” del recurso hidroeléctrico debe ser uno de los objetivos de la UT dado que es un recurso escaso que se debe administrar interanualmente y su peso, entre el 30% y 35%, en la satisfacción de la demanda de energía del país.

Por lo anterior, el presente trabajo se planteó como objetivo desarrollar un modelo de optimización estocástico multietapa para resolver el problema de coordinación hidrotérmico de mediano plazo de El Salvador. En función de los resultados obtenidos las principales conclusiones son las siguientes:

- Se generó un árbol de escenarios multivariante de los influjos naturales a los embalses de Guajoyo, Cerrón Grande, 5 de Noviembre y 15 de Septiembre para incorporar la incertidumbre hidrológica en el despacho del sistema de generación del país. Uno de los principales aspectos a destacar del procedimiento de Ajuste de Momentos utilizado y que lo diferencia de las consideraciones implícitas en el programa computacional a través del cual la UT realiza el despacho, es que de forma explícita se genera la distribución de probabilidad discreta que aproxima la distribución continua de los influjos naturales a los embalses conservando la dependencia o correlación espacial y temporal de los mismos.
- Se desarrolló un modelo de optimización lineal estocástico multietapa para realizar la programación de la operación del Sistema Hidrotérmico de El Salvador para el período con mayor incertidumbre hidrológica, entre abril y octubre. De la resolución del problema estocástico se puede destacar que el modelo de optimización incorpora la aleatoriedad de las aportaciones hidráulicas a los

embalses a partir de los 53 escenarios definidos y se pudo verificar que términos promedios representa el comportamiento histórico del año analizado para el período antes señalado.

- La aplicación de técnicas estadísticas y de optimización a problemas concretos del sector eléctrico es factible y que desde un ámbito académico permite entender y representar el comportamiento de la operación o despacho hidrotérmico en El Salvador.

El presente trabajo tiene limitaciones para modelar la programación o despacho estocástico del sistema hidrotérmico del país, por lo que en futuros trabajos se recomienda incorporar los siguientes aspectos:

- Desagregar la demanda de energía en más de un bloque para cada uno de los meses del período de estudio, por ejemplo, en las bloques punta, resto y valle, de forma tal de modelar adecuadamente la curva de duración de carga mensual. Asimismo, se debe ampliar la ventana de análisis, al menos que considere el año hidrológico completo, entre abril de un año y marzo del siguiente, así se capturaría tanto la época seca como la húmeda, no obstante, debe aclararse que el período seco, la incertidumbre es menor porque básicamente se limita al manejo óptimo del agua embalsada en Cerrón Grande.
- La representación del sistema de generación puede ser mejorado, a través de considerar otros aspectos técnicos y económicos como tasas de salida forzada de las centrales, programa de mantenimiento de unidades, costos variables de operación y mantenimiento, entre otros.
- En la generación del árbol de escenarios univariante se debería estudiar el efecto de levantar la restricción de que el vector de resultados sea el mismo para cada una de las ramas en cada etapa, se prevé que el hacerlo podría permitir una “mejor” aproximación de la distribución de probabilidad de los influjos hidráulicos a los embalses. Asimismo, estudiar metodologías para validar el árbol de escenarios generado.

- Se deben incorporar metodologías para validar los resultados obtenidos del Problema Lineal Estocástico Multietapa aplicado al Sistema Hidrotérmico de El Salvador, particularmente, lo que se conocen como Medidas de Riesgo.

BIBLIOGRAFÍA

Para plantear el presente trabajo de investigación se revisaron distintas bases de datos especializadas. Entre fuentes de universidades están bases de la Universidad de Castilla-La Mancha, de la Universidad Pontificia de Comillas, de la Universidad Complutense de Madrid y de la Universidade Estadual de Campinas. Otra base en la que se identificó información especializada de optimización aplicada a sistemas de potencia fue la del Instituto de Ingenieros en Electricidad y Electrónica (IEEE).

Los artículos y libros que se consultaron son los siguientes:

Optimización Estocástica y Generación de árboles de escenarios

- Beale, E. (1955). "On Minimizing a Convex Function Subject to Linear Inequalities" *Journal of the Royal Statistical Society*. Vol 17b, pp 173-184. 1955.
- Benders, J. F. "Partitioning Procedures for Solving Mixed-Variables Programming Problems" *Numerische Mathematik*. Vol 4, pp 238-252. 1962.
- Birge, J.R. and Louveaux, F. (1997). *Introduction to Stochastic Programming*. Springer.
- Dantzig, G.B. (1955) "Linear Programming Under Uncertainty" *Management Science*. Vol 1, No 3-4, pp 197-206. April-July 1955.
- Dupačová, J., Consigli, G., Wallace, S.W. (2000). Scenarios for multistage stochastic programs. *Annals of Operations Research* 100, 25–53.
- Cerda, E., Moreno, J. (2004). *Programación Estocástica*. Monográfico de los Departamentos de Análisis Económico y de Estadística de la Universidad Complutense de Madrid.
- Conejo, A., Carrión M., Morales, J. (2010). *Decision Making under Uncertainty in Electricity Markets*, Springer.

- Gülpinar, N., Rustem, B., Reuben Settergren. (2004). Simulation and optimization approaches to scenario tree generation. *Journal of Economic Dynamics & Control* 28 (2004) 1291 – 1315.
- Heitsch, H., Römisch, W. (2005). Generation of Multivariate Scenario Trees to Model Stochasticity in Power Management.
- Hoyland, K. Wallace, S.W. (1998). Generating Scenario Trees for Multistage Decision Problems. *Management Science*, Vol. 47, No. 2.
- Latorre, J., Cerisola, S., Ramos, A. (2007). Clustering Algorithms for Scenario Tree Generation. Application to Natural Hydro Inflows. *European Journal of Operational Research*. Vol. 181, No. 3, paginas 1339-1353. Septiembre, 2007.
- Muñoz, M. (1998). Programación Estocástica: Algunas aportaciones teóricas y computacionales. Tesis Doctoral, Departamento de Análisis Económico, Universidad Complutense de Madrid.
- Mateo, A. (2005). Caracterización de los precios en mercados eléctricos competitivos mediante modelos ocultos de Markov de entrada salida (IOHMM). Aplicación a la generación de escenarios. Tesis Doctoral, Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ETSI). Instituto de Investigación Tecnológica, Universidad Pontificia Comillas, Madrid, 2005.
- Ramos, A., Cerisola, S. (2010). Programación Estocástica. Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ETSI). Instituto de Investigación Tecnológica, Universidad Pontificia Comillas.
- Rockafellar, R. T., Wets, R.J.B. “Scenarios and Policy Aggregation in Optimization Under Uncertainty” *Mathematics in Operation Research*. Vol 16, pp 119-147.
- Vitoriano, B., Cerisola, S., Ramos, A. (2000). Generating Scenario Trees for Hydro Inflows. In *Proceedings of PMAAPS (Probability Methods Applied to Power Systems) 2000*. Madeira (Portugal).

Investigaciones que aplican técnicas de optimización estocástica a sistemas hidrotérmicos

- Contaxis, G.C., Kavatza, S.D. (1990). Hydrothermal scheduling of a multireservoir power system with stochastic inflows, IEEE Transactions on Power Systems.
- Diniz, A. L. and Dos Santos, T. N. (2009). A New Multiperiod Stage Definition for the Multistage Benders Decomposition Approach Applied to Hydrothermal Scheduling. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 24, no. 3.
- Duran, H. and Diaz, J. (1985). Optimal operation of multireservoir systems using an aggregation-decomposition approach”, IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-104, No. 8.
- HuijunXu and Wei Rao. (2011). Long term generation optimization using stochastic dynamic programming. International Conference on Computer and Management.
- Kligerman, A. S. (1992). Operação Ótima de Subistemas Hidrotérmicos interligados utilizando de Programa Dinâmica Estocástica Dual. Dissertação de Mestrado, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação. Unicamp, Campinas.
- Pereira, M.V.F. (2011). Manual de Metodología del programa Stochastic Dual Dynamic Programming (SDDP). PSR, Brasil.
- Pereira, M.V.F., Flach, B.C. and Barroso, L.A. (2009). Long-term optimal allocation of hydro generation for a price-maker company in a competitive market: latest developments and a stochastic dual dynamic programming approach. IET Generation, Transmission & Distribution.
- Rotting, T. A. and Gjelsvik, A. (1992). Stochastic dual programming for seasonal scheduling in the Norwegian power systems. IEEE Transactions on Power Systems, vol. 7, pp. 273–279.
- Salas, J. D., Delluer, J. W., Lane, W. L. and Yevjevich, V. (1980). Applied Modeling of Hydrologic Time Series. Water Resources Publications, LLC.

- Shahidehpour, M and Wu, L. (2010). Optimal coordination of stochastic hydro and natural gas supplies in midterm operation of power systems. IET Generation, Transmission & Distribution.
- Sherkat, V. R.; Campo, R.; Moslehi, K.; Lo, E. O. (1985). Stochastic Long-Term Hydrothermal Optimization for a Multireservoir System. IEEE Power Engineering Review.
- Siqueira, T. G., Soares, S., Zambelli, M., Cicogna, M. and Andrade, M. (2006a). Stochastic Dynamic Programming for Long Term Hydrothermal Scheduling Considering Different Streamflow Models, 9th International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems KTH, Stockholm, Sweden.
- Siqueira, T. G. (2009). Comparação entre Diferentes Abordagens de Programação Dinâmica no Planejamento da Operação Energética de Sistemas Hidrotérmicos de Potência. Dissertação de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação. Unicamp, Campinas.
- Soares, S., Zambelli, M. S. and Luna, Ivette (2009). Long-Term Hydropower Scheduling Based on Deterministic Nonlinear Optimization and Annual Inflow Forecasting Models. Power Tech Conference.
- Soares, S., Siqueira, T. G., Zambelli, M., Cicogna. (2006). Deterministic Versus Stochastic Models for Long Term Hydrothermal Scheduling, This work was supported in part by the National Counsel of Technological and Scientific Development and the State of São Paulo Research Foundation.
- Soares, S. and Martinez, L. (2004). Primal and Dual Stochastic Dynamic Programming in Long Term Hydrothermal Scheduling Hydrothermal scheduling.
- Wood, A. J., B. F. Wollenberg. (1984). Power Generation, Operation and Control. John Wiley & Sons, NY, USA.

ANEXOS

Anexo 1 Influjos hidráulicos al embalse de Guajoyo

[m³/s]

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
1965	2.2	3.1	2.4	2.1	7.9	44.2	28	39.9	45.1	42.6	7.4	3.1
1966	0.1	0.1	6	12	9.8	80.3	110	94	52.2	46.2	12.4	5.8
1967	3.6	1.5	4.5	9.3	3.2	15	14.2	35.8	27.4	36.8	12.8	4.1
1968	2.6	1.7	1.7	2.5	7.5	54.1	42.5	14.1	55.2	63	20	6.1
1969	3.3	4	2.8	3.1	9.8	49.8	78.6	62.7	163	63	13.5	7.9
1970	6.5	2.5	3.8	9.3	12.9	15.8	76.4	85.5	118.6	50.1	11.3	7.5
1971	5.5	3.9	1.9	1.3	10.3	18.2	34.3	112.9	83.8	197.5	23.7	11.1
1972	9.5	5	5.3	4.7	52.7	30.9	16.2	13.3	14.7	3.8	1.7	0.1
1973	0.4	1.1	1.1	3.5	8.3	79.8	33.4	93.2	92.5	95.4	16.8	6.6
1974	7.2	3.6	6	2.8	25.8	85.3	36.1	15.5	59.5	17.8	4.3	4
1975	2.9	0.7	0.9	0.7	4.2	9.9	8.8	29.3	106.8	77.6	24.2	6.6
1976	5.6	4.2	4	5.6	7.5	102.7	62	12.4	20.8	23.4	3.6	4.1
1977	2.3	1.3	0.4	0.7	5.8	31.6	4.3	10	34.7	19.1	5	2.8
1978	0.1	0.1	0.1	0.1	4.5	12.8	50.9	28.2	95.4	51.3	9.4	8.4
1979	3.2	2.6	2.9	4.2	9.2	33	39.1	48	81.3	41.7	8.1	6.6
1980	5.6	2.9	2.7	1.7	10.7	84.4	36.9	56.8	85.3	26.3	7.9	4.9
1981	4	3	2.3	0.1	6.7	41.5	63.6	40.9	60.1	120	9.8	7.4
1982	6	2.7	1.7	4.1	12.4	53.5	15.4	8.6	89.6	61.8	9.6	4.7
1983	4.6	4.5	4.2	1.6	5.3	49.6	21.6	15	64.3	28.2	10.2	2.7
1984	1.8	1.4	0.7	0.4	15.3	56.7	59.1	31.4	73.7	24.2	6.2	3.3
1985	3.9	2.9	2.6	2	8	23	39.1	62.8	63.7	54.9	14.7	4.7
1986	4.5	2.4	2.7	2.3	3.7	12.7	17	11.6	19.6	20.2	2.3	0.5
1987	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	66.8	83.8	78.6	43.4	12.7	8.2	2.9
1988	2.2	3.7	3.9	1.3	5.6	69.2	95	115.2	115.7	57.6	14.8	6
1989	3.5	1.3	3.2	6.9	8.1	31.5	33.8	60.4	123.2	93.1	18.1	6.4
1990	10.4	8.6	5.1	4	22.5	36.7	58.2	20.7	103.7	31.9	14.3	6.1
1991	4.5	3.4	3.5	1.1	11.9	21.3	16.5	13.6	25	35.1	5.2	7.4
1992	1.6	0.9	0.1	0.1	5.5	42.8	47	59.4	51.1	47.1	7.8	6.5
1993	3.7	2.5	0.4	1	6.3	31.1	45.9	32.6	98.3	38.5	8.6	7.1
1994	6.1	2.9	2	1.1	11.6	42.3	43	41.7	31.5	34.8	8.5	1.9
1995	1.6	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	33.4	69.8	152.5	32.5	16.8	3
1996	5.1	1.7	1.4	12.6	13.6	46	71.1	65.8	145.2	63.5	17.7	10.5
1997	6.8	4.5	3.6	1.8	7.9	46.5	37.1	10.4	41.5	41.9	5.8	0.1
1998	1.1	2	0.8	0.1	6.3	17.5	32.5	23.4	13.4	137.3	7.7	3.3
1999	0.8	2.4	4.1	1.2	3.4	34	27.9	26.3	67.5	24.1	22.5	2.8
2000	2.3	1.5	0.4	0.1	5.7	27.9	16.2	10.1	44.8	16.3	6.4	3.8
2001	6.3	3.1	1.9	0.6	4.2	29.8	23.2	70.4	36.2	61.8	5.7	2.4
2002	0.9	3.8	0.8	0.3	3.4	8.8	15.4	28.2	78.2	17.9	7.2	5.7

Anexo 2. Influjos hidráulicos al embalse de Cerrón Grande

[m³/s]

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
1965	19.4	16.5	12.2	10.5	51.9	213.3	179	307.4	371.8	380.8	55.4	26.3
1966	18.3	12.8	12	30.6	92.1	308.9	587.3	450.4	322.5	228.2	49.6	27.3
1967	19.6	15.3	15.9	44.8	25	114.2	170	240.8	250.2	310.2	67	25.3
1968	13.7	11.1	7.6	12	33.8	288.8	264.9	178.4	406.6	427.9	107	34.9
1969	20.8	15.2	20.7	22.6	35.6	193.2	334.6	405.7	771.6	383.3	70.5	33.2
1970	23.5	14.9	15.7	19.2	33.7	100.8	325.5	433.4	609.1	287.1	60.5	29
1971	20.7	13.9	8.9	7.6	38.3	127.7	256.6	529.2	424.6	728.7	79.5	35.4
1972	24.5	16.3	16.2	18.7	99.5	148.8	96.9	169.3	242.6	67	39.2	52.1
1973	14	11.9	4.7	14.5	31.5	309.3	233.6	545.1	505.9	554.6	73.2	36.9
1974	24.6	16.9	23.6	11.3	59.5	357.9	190.5	185.4	501.3	128.3	32.5	22.1
1975	17.8	16.4	14.5	11.2	30.8	58.9	63.2	199.4	609.4	385.1	137.8	33.1
1976	24.2	20.8	15.2	24.1	37.2	350.3	272.6	91.3	160.4	153.3	29.7	23.8
1977	21.8	14.4	18.4	25.2	43.7	181.1	62.4	159.2	195.7	99	37.6	15.1
1978	15.8	16.6	18.2	21.7	39.5	115.8	323.2	215.7	496.8	271	43.7	33.4
1979	22.7	21.6	22.7	37.5	60.1	202.5	200.9	198.8	395.1	194.8	37.3	26.6
1980	27.3	20.9	17	14.9	58.4	315.7	204.4	390.4	419.5	172.9	41.4	26
1981	23.6	21.2	21.4	14.9	44.9	189.6	378.1	234.7	386.6	584.7	54.9	30.7
1982	27.2	19.4	16.6	25.2	59.5	318.4	107.4	89.5	444.3	255.5	51.6	27.2
1983	21.2	21.3	19.1	14.3	31.3	135.5	143.3	133.4	269	182.8	44.9	25.4
1984	18.7	17.3	13	11.2	55.3	217.3	383	256.8	506.5	152.1	35.6	20.9
1985	18	17.4	11.8	19.9	45.5	123.1	216.2	353.1	319.7	265	70.7	24.4
1986	21.5	16.1	9.7	8.5	24.5	94.5	131.6	107.2	210.7	133.7	26.5	14.1
1987	10.9	7.8	11.9	7.8	15.4	346	551.9	393.2	301.8	50	17.6	16.6
1988	14.3	13.6	9.3	13.5	24.9	266.7	368	431.8	440.1	257.8	56.1	41.7
1989	21.4	11.3	11.2	30	45.9	189.8	253.4	387.8	684.9	494.5	79.6	31.5
1990	25	23.6	13.6	14.4	130.2	285.7	388.4	207	595.5	223.4	62.7	40.9
1991	23.2	18.9	14.7	13.7	45.6	150.9	94.9	123.8	150.2	238.4	51.4	43.3
1992	16.4	14.7	10.9	9.5	10	233.2	300.1	315.6	482.1	241.8	41.3	24.6
1993	17.7	19.1	12.6	14.9	35.4	162.3	227.3	204.2	547.8	261.6	41.2	25
1994	21	16.9	12.1	17	54.7	165	108.6	346.7	178.9	180.5	36.6	15
1995	11.6	9.1	12.9	11.4	20.9	78.3	234.1	334.9	678.6	200.7	57	29.3
1996	18	16.1	8.5	31	72.4	194.3	340	361.1	316.8	205.3	73.9	53.6
1997	24	22.8	15.8	20.9	21.6	202.8	286.6	142.1	276.9	259.6	41.3	13.1
1998	21.1	17.9	12	10.7	45.4	84	212	218	236	534.4	98.9	30.7
1999	14.3	14.7	15.3	9.2	40.7	185.5	208.3	214.7	493	290	80.7	29.4
2000	20.6	16.1	7.6	5.3	57.6	139.7	142.2	269.5	455	178.7	28.3	29.3
2001	19.2	20.1	16.4	7.6	30.8	180	183.9	322.8	324.5	325.9	35.7	17.5
2002	17	19.3	8.9	12.8	35.8	129.6	139.3	404.2	340.4	229.7	38	11.4

Anexo 3. Influjos hidráulicos al embalse de 5 de Noviembre

[m³/s]

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
1965	25	22	16	14	65	262	220	376	455	466	69	34
1966	24	17	16	39	114	378	718	551	395	280	62	35
1967	25	20	21	56	32	141	209	295	307	380	83	32
1968	18	15	11	16	43	354	325	219	497	523	132	44
1969	27	20	27	29	45	237	410	496	942	469	87	42
1970	30	20	21	25	43	124	398	530	744	352	75	37
1971	27	18	12	11	48	157	314	647	519	890	98	45
1972	31	21	21	24	116	189	120	208	297	83	49	65
1973	19	16	7	19	40	379	286	666	617	678	91	47
1974	31	22	30	15	74	438	234	228	613	158	41	28
1975	23	21	19	15	39	73	79	245	745	471	170	42
1976	31	27	20	31	47	674	323	108	205	181	34	25
1977	23	16	20	26.2	46	221	71	192	243	124	46	17
1978	17	18	19.2	23	48	151	416	255	652	364	54	39
1979	25	23	24	41	78	274	246	236	525	257	44	28
1980	29	22	18	17	76	385	267	496	551	246	49	29
1981	25	22.2	23	21	66	289	516	299	493	714	58	34
1982	30	21	18	26.2	86	383	128	102	530	307	61	32
1983	25	26	23	17	34	164	170	160	357	234	55	29
1984	20	18.3	14	12.2	64	263	475	320	656	177	44	24
1985	20	19	15	28	57	157	271	426	396	296	96	27
1986	23	17.1	12	13	42	130	166	130	251	170	33	17
1987	13	9	15	10	17	402	624	420	338	59	19	18
1988	15.3	15	10.3	15	26	346	481	578	482	267	58	43
1989	23	12.3	12.2	43	81	226	285	482	781	503	88	34
1990	27	26	24	25	182	381	464	243	685	258	81	57
1991	26	22	17	15	80	163	133	161	181	300	67	53
1992	22	16	13	13	13	292	359	394	517	281	52	27
1993	23	25	17	21	44	194	275	248	606	294	53	30
1994	27	22	16	19	68	199	121	430	218	239	47	19
1995	16.4	13.1	16.5	18	27.7	126.8	281.6	461.1	819.9	243.3	69.2	35.1
1996	22.7	20.4	12.4	39.4	101.6	264.5	458.4	439.3	378.5	240.9	91.3	67.8
1997	30.6	28.3	20.8	32.8	30.2	262.1	322	165.2	357.5	348.9	59.2	25.8
1998	30.8	26.9	18	15.4	55.1	112.5	238.3	283.8	280.9	615	201.9	36.6
1999	16.2	16.2	17.8	14.4	55.1	224.3	283.1	364.2	687.7	434.3	100.1	36.7
2000	26.4	17.8	9.7	6.6	84.5	196	170.4	359.3	546.7	262.3	32	34.6
2001	22.7	27.1	18.4	10	38.6	211.8	213	390.2	411	387.2	53	19.3
2002	20.8	23	11.6	18.1	49.4	142.4	163.6	458.8	412.1	265.8	41.1	12.4

Anexo 4. Influjos hidráulicos al embalse de 15 de Septiembre

[m³/s]

Año	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
1965	65	59	50	46	136	484	410	687	826	845	143	80
1966	63	51	49	90	222	690	1290	995	719	516	131	82
1967	66	57	58	120	77	270	390	543	563	693	168	78
1968	53	48	40	49	97	647	595	408	901	947	254	99
1969	68	56	68	72	100	440	745	899	1688	851	176	95
1970	68	54	43	40	106	299	577	1165	941	739	167	86
1971	65	53	39	39	106	296	411	1085	930	1379	174	89
1972	65	53	51	61	205	429	209	300	512	258	162	81
1973	59	53	45	51	118	681	524	1199	1137	1492	198	99
1974	64	46	58	35	195	703	416	357	989	325	101	69
1975	55	51	48	41	130	222	180	398	1225	812	434	104
1976	77	74	48	68	108	1461	561	200	365	404	77	64
1977	49	39	41	51	124	592	130	320	511	252	121	53
1978	40	39	43	44	110	287	717	425	1235	674	108	76
1979	50	41	44	66	155	701	493	898	995	455	107	72
1980	72	60	53	51	156	701	493	898	995	455	107	72
1981	65	60	62	57	138	532	933	549	893	1284	121	83
1982	75	59	50	67	174	699	247	202	959	565	130	78
1983	66	67	62	51	83	312	321	304	653	435	119	73
1984	80	71	71	39	121	482	748	630	1235	358	103	52
1985	39	34	28	46	101	330	441	709	664	553	290	63
1986	48	38	21	22	120	286	259	226	536	370	77	38
1987	31	25	30	20	36	658	933	626	538	110	38	32
1988	28	25	23	31	64	730	762	1223	1075	497	112	60
1989	43	29	23	55	132	451	440	868	1642	929	153	66
1990	49	37	34	38	333	747	749	401	1313	650	253	81
1991	54	41	29	32	127	378	233	216	353	674	124	104
1992	40	30	26	32	29	594	602	636	1016	549	93	47
1993	58.4	67.8	32.7	59.2	148.6	375.6	447.8	670	938.3	454.8	87.8	79.3
1994	69.1	58	27.9	43.2	108.5	441.8	240.2	588.7	446.8	497.1	112.9	41.2
1995	34.8	26.8	41.4	59.5	89.2	273.8	763.1	754.1	1262.2	599.6	122.4	59.2
1996	41.6	41.6	37.2	86.9	221.3	567.9	648.2	649.8	720.6	459.8	207.5	112.1
1997	60.9	72.7	47.5	72.4	62.5	462.7	432.5	282.6	626.3	618.5	177.7	47.3
1998	69.8	58.5	42.3	32.5	133.1	218.4	443.5	541.4	491.5	1407.7	357.4	79.5
1999	39.1	38.9	31.8	27.5	127.3	385	497.8	635.6	1428.8	1049.5	176.3	87.3
2000	49.6	33.2	38.1	15.5	164.7	338.7	327.6	476.1	931	578.5	72.1	65.6
2001	64.7	77.7	33.8	35.6	104.9	369.1	387.2	642.2	736.8	1372.3	85.6	45.1
2002	38	40.2	24.4	37.1	81.6	232.6	360.2	1075.8	711.1	471	91.9	23

Anexo 5. Regresiones lineales para estimar primer momento condicional para Cerrón Grande

Como se explicó en el Capítulo 2 para la generación del árbol de escenarios de las aportaciones hidráulicas a los embalses y a partir de la Segunda Etapa se debe estimar el primer momento condicional de un mes respecto a la series de dos o tres meses previos, a fin de conservar la correlación temporal de los influjos. Para ello, el procedimiento explicado en dicho capítulo consiste en estimar una regresión lineal que tiene como variable dependiente la serie de datos de cada etapa (mes considerando los distintos años de información) y como variables explicativas las series de dos o tres etapas anteriores.

En este anexo se presentan los resultados de las regresiones lineales para cada etapa, en general se observar que como variable independiente significativa corresponde al mes o etapa inmediatamente anterior al mes estudio, no obstante hay excepciones como los meses de febrero, marzo y abril en los cuales la variable independiente significativa es el de enero.

Con el objeto de validar el modelo de regresión estimado para cada mes, se deberían verificar las hipótesis de Normalidad, Homocedasticidad y no Autocorrelación de los errores, no obstante, únicamente se incluyen una verificación visual a partir de los gráficos de P-P y Dispersión de los errores para los meses de junio a octubre.

Enero

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.93242003	0.86940712	0.85821344	7.6298526
2	0.93239897	0.86936785	0.8621105	7.52426718
3	0.92703938	0.85940202	0.85560207	7.69979385

a Para la regresión a través del origen (el mod

b Variables predictoras: Dic, Oct, Nov

c Variables predictoras: Dic, Oct

d Variables predictoras: Dic

Coeficientes(a,b)

Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes e t		Sig.
	B	Error típ.	Beta	B	
1 Oct	0.01397829	0.0108755	0.21613445	1.28530054	0.207127511
	-0.00746273	0.07274264	-0.02208718	-0.1025909	0.918873212
	0.51387989	0.10896602	0.75879397	4.71596457	3.77211E-05
2 Oct	0.01323346	0.00798529	0.20461787	1.65723052	0.106163839
	0.50685855	0.08361773	0.74842627	6.06161566	5.75014E-07
3 Dic	0.62782114	0.04174711	0.92703938	15.0386725	2.41889E-17

a Variable dependiente: Ene

b Regresión lineal a través del origen

Febrero

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.98684646	0.97386594	0.96990624	2.94470921
2	0.98684598	0.97386498	0.97079028	2.90113463
3	0.9868442	0.97386148	0.97162103	2.85958128
4	0.98683268	0.97383874	0.97238534	2.82081128
5	0.98672378	0.97362382	0.97291095	2.79383672

a Para la regresión a través del origen (el mod

b Variables predictoras: Ene, Oct, Sept, Dic, Nov

c Variables predictoras: Ene, Sept, Dic, Nov

d Variables predictoras: Ene, Dic, Nov

e Variables predictoras: Ene, Nov

f Variables predictoras: Ene

Coeficientes(a,b)

Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes e t		Sig.
	B	Error típ.	Beta	B	
1 Sept	0.00019335	0.00311022	0.00491633	0.06216448	0.950806849
	0.00015034	0.00432312	0.00277479	0.03477508	0.97246859
	0.00976723	0.02882103	0.03450707	0.33889239	0.736837855
	-0.00959498	0.05479491	-0.01691223	-0.17510714	0.862065445
2 Sept	0.8085783	0.06882694	0.96519828	11.7479906	2.47417E-13
	0.0002056	0.00304446	0.00522799	0.06753311	0.946552888
	0.01037798	0.02251348	0.03666482	0.46096741	0.647757242
	-0.00975948	0.05378254	-0.01720217	-0.18146183	0.857082582
3 Nov	0.80897037	0.0668925	0.9656663	12.0935887	7.25595E-14
	0.0109464	0.02058181	0.03867302	0.53184827	0.598191032
	-0.009093	0.05211207	-0.01602742	-0.17448926	0.862486403
4 Nov	0.81052507	0.06190667	0.96752215	13.0926928	4.76288E-15
	0.00876063	0.01610932	0.0309508	0.54382355	0.589915218
5 Ene	0.80377544	0.04767815	0.95946513	16.8583596	1.15078E-18
	0.82661091	0.02236715	0.98672378	36.956474	8.1814E-31

a Variable dependiente: Feb

b Regresión lineal a través del origen

Marzo

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.97153336	0.94387707	0.93335401	3.7611863
2	0.97151262	0.94383678	0.9353272	3.70508931
3	0.97102488	0.94288932	0.93617042	3.68085624
4	0.96954389	0.94001535	0.93487381	3.71805405
5	0.96756526	0.93618254	0.93263712	3.78136122
6	0.96579912	0.93276795	0.93095087	3.828397

a Para la regresión a través del origen (el mod
b Variables predictoras: Feb, Oct, Sept, Dic, Nov, Ene
c Variables predictoras: Feb, Oct, Sept, Dic, Ene
d Variables predictoras: Feb, Oct, Sept, Ene
e Variables predictoras: Oct, Sept, Ene
f Variables predictoras: Sept, Ene
g Variables predictoras: Ene

Coefficientes(a,b)

Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes e t		Sig.
	B	Error típ.	Beta	B	
1 Sept	0.00766383	0.00397282	0.2270494	1.92906607	0.062631605
Oct	-0.00624877	0.00552188	-0.13437704	-1.13163661	0.266196649
Nov	0.00558893	0.03687622	0.02300551	0.15155923	0.880486061
Dic	-0.05091964	0.07002036	-0.1045703	-0.72721198	0.472383261
Ene	0.45274955	0.20012503	0.62967839	2.26233342	0.030601724
Feb	0.28128772	0.22234402	0.32773066	1.26510132	0.214970294
2 Sept	0.00779896	0.00381374	0.23105273	2.04496418	0.04890082
Oct	-0.00573998	0.00431884	-0.12343572	-1.32905471	0.19294634
Dic	-0.0462759	0.0620217	-0.09503376	-0.74612439	0.460874711
Ene	0.44997606	0.1963143	0.62582107	2.29212063	0.028412047
Feb	0.28327225	0.21864768	0.33004286	1.29556484	0.204115044
3 Sept	0.00685769	0.0035755	0.20316667	1.91796504	0.063546099
Oct	-0.00655211	0.00415209	-0.14090022	-1.57802443	0.123819971
Ene	0.41477549	0.18931479	0.57686455	2.1909302	0.035408423
Feb	0.28412614	0.21721465	0.33103773	1.30804319	0.19963359
4 Sept	0.00697157	0.00361057	0.20654044	1.93087988	0.061629991
Oct	-0.00626312	0.00418811	-0.1346858	-1.49545256	0.143759419
Ene	0.64361671	0.07306938	0.89513406	8.80829596	2.10239E-10
5 Sept	0.00455959	0.0032853	0.13508275	1.3878759	0.173705403
Ene	0.60685714	0.06998234	0.8440093	8.67157496	2.4223E-10
6 Ene	0.69442611	0.03064972	0.96579912	22.6568478	2.75031E-23

a Variable dependiente: Mar
b Regresión lineal a través del origen

Abril

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.907878	0.82424246	0.79128792	8.77959394
2	0.90689032	0.82245005	0.79554855	8.68951905
3	0.90517828	0.81934771	0.7980945	8.63524592
4	0.90329777	0.81594686	0.80017088	8.59072914
5	0.90070739	0.8112738	0.80078901	8.57743198
6	0.89500372	0.80103166	0.79565414	8.68727483

a Para la regresión a través del origen (el mod
b Variables predictoras: Mar, Oct, Sept, Nov, Feb, Ene
c Variables predictoras: Mar, Sept, Nov, Feb, Ene
d Variables predictoras: Mar, Nov, Feb, Ene
e Variables predictoras: Mar, Nov, Ene
f Variables predictoras: Mar, Ene
g Variables predictoras: Ene

Coefficientes(a,b)

Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes e t		Sig.
	B	Error típ.	Beta	B	
1 Sept	-0.00628857	0.00955558	-0.141242	-0.6581048	0.515177789
Oct	-0.00746466	0.01306694	-0.12169655	-0.57126324	0.571811965
Nov	0.10305565	0.07744094	0.32159708	1.33076439	0.192671752
Ene	0.71518345	0.48264424	0.75407655	1.48180253	0.148174064
Feb	-0.42467626	0.53182923	-0.37511247	-0.79851997	0.430455596
Mar	0.62767253	0.40927509	0.47585028	1.53362016	0.134951634
2 Sept	-0.0071015	0.00935208	-0.15950033	-0.75934905	0.453034225
Nov	0.07565956	0.06018096	0.23610441	1.25720092	0.217506157
Ene	0.68549111	0.47491443	0.72276948	1.44339921	0.15833465
Feb	-0.43958644	0.52573862	-0.38828249	-0.83613116	0.409094857
Mar	0.67090071	0.39809221	0.50862237	1.6852897	0.101368017
3 Nov	0.05007578	0.04955452	0.15626726	1.01051883	0.319384542
Ene	0.65723181	0.47049696	0.69297338	1.39688856	0.171498704
Feb	-0.41733483	0.52164277	-0.36862785	-0.80003952	0.429242587
Mar	0.58473616	0.37919452	0.44329942	1.54204801	0.132319
4 Nov	0.04625703	0.04906983	0.1443504	0.94267758	0.352307673
Ene	0.3660755	0.29666435	0.38598341	1.23397201	0.225435371
Mar	0.52157143	0.36897217	0.39541305	1.41357931	0.166318534
5 Ene	0.49132559	0.26483702	0.51804485	1.85519984	0.071771003
Mar	0.51483724	0.368332	0.39030774	1.39775321	0.170741428
6 Ene	0.84884201	0.06954936	0.89500372	12.2048858	1.5412E-14

a Variable dependiente: Abr
b Regresión lineal a través del origen

Junio						
Resumen del modelo						
Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación		
1	0.86210659	0.74322778	0.73628799	109.301929		
a	Para la regresión a través del origen (el mod					
b	Variables predictoras: May					
Coeficientes(a,b)						
Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes e t		Sig.	
	B	Error típ.	Beta	B	Error típ.	
1	May	3.611683	0.3489971	0.862106595	10.34874801	1.78736E-12
a	Variable dependiente: Jun					
b	Regresión lineal a través del origen					
Julio						
Resumen del modelo						
Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación		
1	0.90463523	0.8183649	0.80827406	117.71764		
2	0.90072794	0.81131083	0.80621112	118.3492577		
a	Para la regresión a través del origen (el mod					
b	Variables predictoras: Jun, May					
c	Variables predictoras: Jun					
Coeficientes(a,b)						
Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes estandarizados		Sig.	
	B	Error típ.	Beta	t	Sig.	
1	May	0.87706725	0.74175676	0.165747123	1.182418949	0.24479051
	Jun	0.95722408	0.1770569	0.757836255	5.406307691	4.32085E-06
2	Jun	1.13771078	0.0902009	0.900727943	12.61307586	5.74217E-15
a	Variable dependiente: Jul					
b	Regresión lineal a través del origen					
Agosto						
Resumen del modelo						
Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación		
1	0.90628524	0.82135294	0.80604033	133.3228198		
2	0.90440628	0.81795072	0.80783687	132.7039346		
3	0.89711753	0.80481987	0.79954473	135.5368882		
a	Para la regresión a través del origen (el mod					
b	Variables predictoras: Jul, May, Jun					
c	Variables predictoras: Jul, May					
d	Variables predictoras: Jul					
Coeficientes(a,b)						
Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes e t		Sig.	
	B	Error típ.	Beta	B	Error típ.	
1	May	0.84138986	0.85624503	0.14120911	0.982650797	0.332523637
	Jun	0.22037328	0.26992439	0.154943386	0.816425981	0.419778827
	Jul	0.72278779	0.18876075	0.641893749	3.829121201	0.000510272
2	May	1.19018595	0.73860387	0.199746999	1.611399572	0.115826889
	Jul	0.82594787	0.13958048	0.733508211	5.917359571	8.96124E-07
3	Jul	1.0101759	0.08178329	0.897117534	12.35186126	1.07759E-14
a	Variable dependiente: Ago					
b	Regresión lineal a través del origen					

Septiembre

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.92252881	0.8510594	0.83829306	173.570824
2	0.92088661	0.84803215	0.83958949	172.87365

a Para la regresión a través del origen (el mod
b Variables predictoras: Jun, Ago, Jul
c Variables predictoras: Jun, Ago

Coefficientes(a,b)

Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes ϵ t		Sig.	
	B	Error típ.	Beta	B		
1 Ago	0.79958577	0.21708437	0.56079152	3.68329493	0.000771955	
	Jul	0.24627131	0.29198628	0.15339194	0.84343455	0.404713117
	Jun	0.49221638	0.31402106	0.24272055	1.56746298	0.1260043
2 Ago	0.90285918	0.17853712	0.63322258	5.056983	1.26215E-05	
	0.64683781	0.25393024	0.31896709	2.54730517	0.015272027	

a Variable dependiente: Sept
b Regresión lineal a través del origen

Octubre

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.8982829	0.80691217	0.77765643	147.734169
2	0.89827509	0.80689813	0.78418027	145.550682
3	0.89825475	0.80686159	0.79030687	143.46989
4	0.89775709	0.80596779	0.79518823	141.790171

a Para la regresión a través del origen (el mod
b Variables predictoras: Sept, May, Jul, Jun, Ago
c Variables predictoras: Sept, May, Jul, Ago
d Variables predictoras: Sept, Jul, Ago
e Variables predictoras: Sept, Ago

Coefficientes(a,b)

Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes ϵ t		Sig.	
	B	Error típ.	Beta	B		
1 May	0.0915321	0.99221875	0.01484291	0.09224992	0.927057233	
	Jun	-0.01489953	0.3042499	-0.01012201	-0.04897134	0.961237333
Jul	-0.08299967	0.25120789	-0.07122112	-0.33040232	0.743184555	
	Ago	0.55703176	0.21766898	0.53822029	2.55907736	0.015265833
	Sept	0.32222844	0.14842035	0.44392295	2.17105293	0.037219854
2 May	0.07125788	0.88839358	0.01155523	0.0802098	0.936540668	
	Jul	-0.08864762	0.21986968	-0.07606757	-0.40318256	0.689338216
	Ago	0.55645585	0.21413865	0.53766382	2.59857741	0.013742879
Sept	0.32133377	0.14511471	0.44269039	2.21434317	0.03361179	
	3 Jul	-0.08365517	0.20786101	-0.0717836	-0.40245724	0.689795109
	Ago	0.55709994	0.21092886	0.53828616	2.64117456	0.012264365
Sept	0.32516784	0.13505725	0.44797245	2.40762968	0.021463626	
	4 Ago	0.51387314	0.17940887	0.49651917	2.86425722	0.006932124
	0.307034	0.12582886	0.42299009	2.44009194	0.019737067	

a Variable dependiente: Oct
b Regresión lineal a través del origen

Noviembre

Resumen del modelo

Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.95495274	0.91193473	0.8954225	19.3936726
2	0.954895	0.91182445	0.89846452	19.1095222
3	0.95458305	0.91122881	0.90078514	18.889884
4	0.95328655	0.90875524	0.90093426	18.8756822
5	0.94996635	0.90243606	0.89701585	19.2453638

- a Para la regresión a través del origen (el mod
- b Variables predictoras: Oct, May, Jul, Jun, Sept, Ago
- c Variables predictoras: Oct, May, Jul, Sept, Ago
- d Variables predictoras: Oct, May, Jul, Sept
- e Variables predictoras: Oct, May, Sept
- f Variables predictoras: Oct, Sept

Coeficientes(a,b)

Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes t		Sig.	
	B	Error típ.	Beta	B		
1	May	0.21898743	0.13026943	0.18552074	1.68103462	0.102493061
	Jun	-0.00799546	0.03994159	-0.02837692	-0.20017877	0.842607536
	Jul	-0.01532067	0.03303159	-0.06868123	-0.46381877	0.645917325
	Ago	-0.01420195	0.03128137	-0.07168957	-0.4540068	0.652888346
	Sept	0.04997992	0.02082878	0.35972204	2.39956064	0.022409062
2	May	0.11847374	0.02285189	0.61894187	5.18441762	1.16213E-05
	Jul	0.20810499	0.11664929	0.17630141	1.78402288	0.083618354
	Ago	-0.01834805	0.02893588	-0.08225268	-0.6340934	0.530391125
	Sept	-0.0145327	0.03078002	-0.07335914	-0.47214733	0.639929007
3	May	0.04948729	0.02037984	0.35617638	2.42824652	0.020787139
	Jul	0.11851274	0.02251625	0.61914559	5.26343073	8.48029E-06
	Ago	0.20652708	0.11526123	0.17496465	1.79181752	0.082066436
	Sept	-0.02467517	0.02535101	-0.1106166	-0.97334077	0.337258332
4	May	0.04659842	0.01921625	0.33538426	2.42494904	0.020773384
	Jul	0.11418529	0.02033	0.59653773	5.61659117	2.71307E-06
	Ago	0.16896719	0.10852805	0.14314483	1.55689884	0.128491836
	Sept	0.03867077	0.0173917	0.27832635	2.22351831	0.032732162
5	May	0.11126343	0.02009203	0.58127303	5.53768875	3.14296E-06
	Sept	0.05354198	0.01481855	0.38535934	3.61317323	0.000916241
	Oct	0.11385709	0.020415	0.59482308	5.57712915	2.55435E-06

- a Variable dependiente: Nov
- b Regresión lineal a través del origen

Diciembre

Resumen del modelo

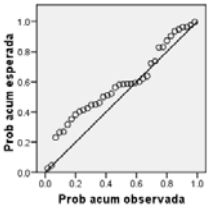
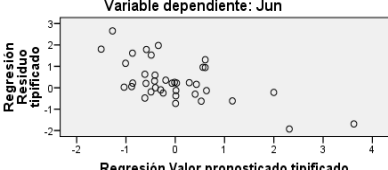
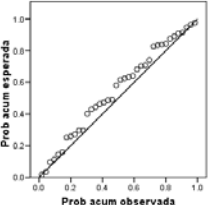
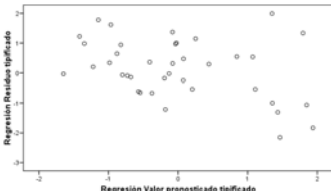
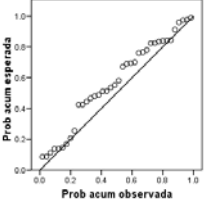
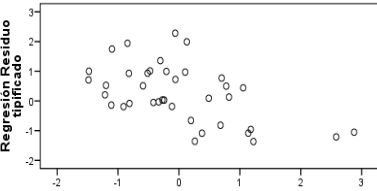
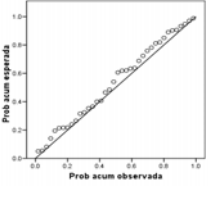
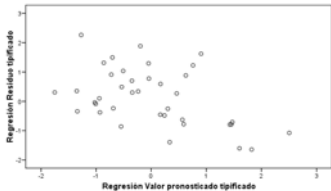
Modelo	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error típ. de la estimación
1	0.94470713	0.89247156	0.87982115	10.3722955
2	0.944017	0.8911681	0.88183965	10.2848214
3	0.94011842	0.88382265	0.87736835	10.477608

- a Para la regresión a través del origen (el mod
- b Variables predictoras: Nov, Ago, Sept, Oct
- c Variables predictoras: Nov, Ago, Sept
- d Variables predictoras: Nov, Sept

Coeficientes(a,b)

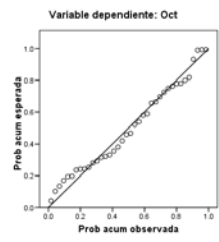
Modelo	Coeficientes no estandariza		Coeficientes t		Sig.	
	B	Error típ.	Beta	B		
1	Ago	0.02415306	0.01460565	0.24437682	1.65367875	0.107397967
	Sept	0.01715611	0.01129964	0.24749727	1.51828889	0.138186322
	Oct	-0.0104393	0.0162609	-0.10931485	-0.64198792	0.525186187
2	Nov	0.29534754	0.09021244	0.5919887	3.27391149	0.002441346
	Ago	0.02056296	0.01337891	0.20805277	1.53696861	0.13329314
	Sept	0.01763957	0.01117943	0.25447179	1.57785976	0.12359452
3	Nov	0.25702564	0.06706892	0.51517704	3.8322615	0.000505715
	Sept	0.02769729	0.00923398	0.39956619	2.99949438	0.004883566
	Nov	0.2809525	0.06646004	0.56313558	4.22738973	0.00015445

- a Variable dependiente: Dic
- b Regresión lineal a través del origen

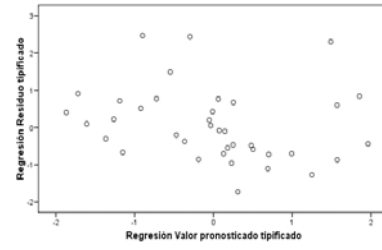
Mes	Normalidad	Homocedasticidad
Junio	<p>Gráfico P-P normal de regresión Residuo tipificado</p> <p>Variable dependiente: Jun</p> 	<p>Gráfico de dispersión</p> <p>Variable dependiente: Jun</p> 
Julio	<p>Gráfico P-P normal de regresión Residuo tipificado</p> <p>Variable dependiente: Jul</p> 	<p>Gráfico de dispersión</p> <p>Variable dependiente: Jul</p> 
Agosto	<p>Gráfico P-P normal de regresión Residuo tipificado</p> <p>Variable dependiente: Ago</p> 	<p>Gráfico de dispersión</p> <p>Variable dependiente: Ago</p> 
Septiembre	<p>Gráfico P-P normal de regresión Residuo tipificado</p> <p>Variable dependiente: Sept</p> 	<p>Gráfico de dispersión</p> <p>Variable dependiente: Sept</p> 

Octubre

Gráfico P-P normal de regresión Residuo tipificado



Variable dependiente: Oct



Anexo 6. Regresiones lineales influjos mensuales: Guajoyo – Cerrón Grande

<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Ene-Cgra</td> <td>0.19901526</td> <td>0.0162379 0.89574894 12.2562193 1.3597E-14</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Ene-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Ene-Cgra	0.19901526	0.0162379 0.89574894 12.2562193 1.3597E-14	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.89574894</td> <td>0.80236617</td> <td>0.79702472 2.02824428</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Ene-Cgra</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.89574894	0.80236617	0.79702472 2.02824428
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Ene-Cgra	0.19901526	0.0162379 0.89574894 12.2562193 1.3597E-14																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.89574894	0.80236617	0.79702472 2.02824428															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Feb-Cgra</td> <td>0.16145483</td> <td>0.01307165 0.89711273 12.3515225 1.0785E-14</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Feb-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Feb-Cgra	0.16145483	0.01307165 0.89711273 12.3515225 1.0785E-14	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.89711273</td> <td>0.80481125</td> <td>0.79953588 1.36781231</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.89711273	0.80481125	0.79953588 1.36781231
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Feb-Cgra	0.16145483	0.01307165 0.89711273 12.3515225 1.0785E-14																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.89711273	0.80481125	0.79953588 1.36781231															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Mar-Cgra</td> <td>0.17102115</td> <td>0.01811114 0.84067821 9.44287274 2.1377E-11</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Mar-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Mar-Cgra	0.17102115	0.01811114 0.84067821 9.44287274 2.1377E-11	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.84067821</td> <td>0.70673986</td> <td>0.69881391 1.62657962</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.84067821	0.70673986	0.69881391 1.62657962
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Mar-Cgra	0.17102115	0.01811114 0.84067821 9.44287274 2.1377E-11																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.84067821	0.70673986	0.69881391 1.62657962															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Abr-Cgra</td> <td>0.18416415</td> <td>0.02056018 0.82727918 8.95732152 8.4435E-11</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Abr-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Abr-Cgra	0.18416415	0.02056018 0.82727918 8.95732152 8.4435E-11	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.82727918</td> <td>0.68439085</td> <td>0.67586087 2.43567522</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Abr-Cgra</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.82727918	0.68439085	0.67586087 2.43567522
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Abr-Cgra	0.18416415	0.02056018 0.82727918 8.95732152 8.4435E-11																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.82727918	0.68439085	0.67586087 2.43567522															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 May-Cgra</td> <td>0.21863867</td> <td>0.02094124 0.86405162 10.4405788 1.3981E-12</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: May-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 May-Cgra	0.21863867	0.02094124 0.86405162 10.4405788 1.3981E-12	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.86405162</td> <td>0.74658521</td> <td>0.73973616 6.55855891</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: May-Cgra</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.86405162	0.74658521	0.73973616 6.55855891
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 May-Cgra	0.21863867	0.02094124 0.86405162 10.4405788 1.3981E-12																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.86405162	0.74658521	0.73973616 6.55855891															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Jun-Cgra</td> <td>0.21480778</td> <td>0.00873968 0.97071455 24.5784567 1.6245E-24</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Jun-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Jun-Cgra	0.21480778	0.00873968 0.97071455 24.5784567 1.6245E-24	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.97071455</td> <td>0.94228674</td> <td>0.94072693 11.4670069</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Jun-Cgra</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.97071455	0.94228674	0.94072693 11.4670069
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Jun-Cgra	0.21480778	0.00873968 0.97071455 24.5784567 1.6245E-24																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.97071455	0.94228674	0.94072693 11.4670069															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Jul-Cgra</td> <td>0.17418176</td> <td>0.0065432 0.97487335 26.6202534 9.8933E-26</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Jul-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Jul-Cgra	0.17418176	0.0065432 0.97487335 26.6202534 9.8933E-26	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.97487335</td> <td>0.95037806</td> <td>0.94903692</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Jul-Cgra</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.97487335	0.95037806	0.94903692
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Jul-Cgra	0.17418176	0.0065432 0.97487335 26.6202534 9.8933E-26																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.97487335	0.95037806	0.94903692															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Dic-Cgra</td> <td>2.43318852</td> <td>0.08468913 0.97831461 28.7308227 6.6756E-27</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Dic-15sep Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Dic-Cgra	2.43318852	0.08468913 0.97831461 28.7308227 6.6756E-27	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.95338993</td> <td>0.91276991</td> <td>0.91041234 15.8020945</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Ago-Cgra Variable dependiente: Ago-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.95338993	0.91276991	0.91041234 15.8020945
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Dic-Cgra	2.43318852	0.08468913 0.97831461 28.7308227 6.6756E-27																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.95338993	0.91276991	0.91041234 15.8020945															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Sep-Cgra</td> <td>0.17847785</td> <td>0.00874065 0.95838027 20.4192866 9.7615E-22</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Sep-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Sep-Cgra	0.17847785	0.00874065 0.95838027 20.4192866 9.7615E-22	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.95838027</td> <td>0.91849274</td> <td>0.91628984 23.2566921</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Sep-Cgra Variable dependiente: Sep-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.95838027	0.91849274	0.91628984 23.2566921
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Sep-Cgra	0.17847785	0.00874065 0.95838027 20.4192866 9.7615E-22																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.95838027	0.91849274	0.91628984 23.2566921															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Oct-Cgra</td> <td>0.19295188</td> <td>0.0086493 0.96477855 22.3083816 4.6977E-23</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Oct-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Oct-Cgra	0.19295188	0.0086493 0.96477855 22.3083816 4.6977E-23	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.96477855</td> <td>0.93079765</td> <td>0.92892731 16.7048055</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Oct-Cgra Variable dependiente: Oct-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.96477855	0.93079765	0.92892731 16.7048055
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Oct-Cgra	0.19295188	0.0086493 0.96477855 22.3083816 4.6977E-23																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.96477855	0.93079765	0.92892731 16.7048055															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Nov-Cgra</td> <td>0.19586023</td> <td>0.00963453 0.95803268 20.3289804 1.1352E-21</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Nov-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Nov-Cgra	0.19586023	0.00963453 0.95803268 20.3289804 1.1352E-21	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.95803268</td> <td>0.91782662</td> <td>0.91560571 3.56174963</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Nov-Cgra Variable dependiente: Nov-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.95803268	0.91782662	0.91560571 3.56174963
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Nov-Cgra	0.19586023	0.00963453 0.95803268 20.3289804 1.1352E-21																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.95803268	0.91782662	0.91560571 3.56174963															
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">Coeficientes no estandariza</th> <th style="text-align: left;">Coeficientes et</th> <th style="text-align: left;">Sig.</th> </tr> <tr> <th style="text-align: left;">B</th> <th style="text-align: left;">Error tip. Beta B</th> <th style="text-align: left;">Error tip.</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1 Dic-Cgra</td> <td>0.17085826</td> <td>0.01240368 0.91477931 13.7747998 3.8523E-16</td> </tr> </tbody> </table> <p>Variable dependiente: Dic-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.	B	Error tip. Beta B	Error tip.	1 Dic-Cgra	0.17085826	0.01240368 0.91477931 13.7747998 3.8523E-16	<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo</p> <table style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th style="text-align: left;">R</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado(a)</th> <th style="text-align: left;">R cuadrado cc</th> <th style="text-align: left;">Error tip. de la estimación</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>1</td> <td>0.91477931</td> <td>0.83682118</td> <td>0.83241094 2.28772246</td> </tr> </tbody> </table> <p>Para la regresión a través del origen (el mod Variables predictoras: Dic-Cgra Variable dependiente: Dic-Guaj Regresión lineal a través del origen</p>	R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación	1	0.91477931	0.83682118	0.83241094 2.28772246
Coeficientes no estandariza	Coeficientes et	Sig.																
B	Error tip. Beta B	Error tip.																
1 Dic-Cgra	0.17085826	0.01240368 0.91477931 13.7747998 3.8523E-16																
R	R cuadrado(a)	R cuadrado cc	Error tip. de la estimación															
1	0.91477931	0.83682118	0.83241094 2.28772246															

Anexo 7. Regresiones lineales influjos mensuales: 5 de Noviembre – Cerrón Grande

<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Ene-Cgra 1.20122587 0.01799029 0.99587612 66.7707759 3.5665E-40</p> <p>a Variable dependiente: Ene-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99587612 0.99176925 0.9915468 2.24713243</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Ene-Cgra</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Feb-Cgra 1.20287065 0.01979018 0.99502966 60.7811896 1.1199E-38</p> <p>a Variable dependiente: Feb-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99502966 0.99008403 0.98981603 2.0708359</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Feb-Cgra</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Mar-Cgra 1.22555114 0.02353489 0.99324669 52.0737914 3.2035E-36</p> <p>a Variable dependiente: Mar-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99324669 0.98653899 0.98617518 2.11369289</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Mar-Cgra</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Abr-Cgra 1.26030507 0.0247961 0.9929148 50.8267438 7.7606E-36</p> <p>a Variable dependiente: Abr-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.9929148 0.98587979 0.98549816 2.93748619</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Abr-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Abr-5Nov</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 May-Cgra 1.31560175 0.02338396 0.99420609 56.2608694 1.8968E-37</p> <p>a Variable dependiente: May-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99420609 0.98844575 0.98813348 6.55855891</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: May-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: May-5Nov</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Jun-Cgra 1.29172582 0.0311851 0.98938868 41.4212534 1.3254E-32</p> <p>a Variable dependiente: Jun-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.98938868 0.97888996 0.97831941 40.9168109</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Jun-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Jun-5Nov</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Jul-Cgra 1.22484136 0.01120885 0.9984543 109.274494 4.7558E-48</p> <p>a Variable dependiente: Jul-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.9984543 0.99691098 0.99682749 18.5760747</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Jul-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Jul-5Nov</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Ago-Cgra 1.23491509 0.01317334 0.99790145 93.7435414 1.3549E-45</p> <p>a Variable dependiente: Ago-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99790145 0.99580729 0.99569398 24.5830811</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Ago-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Ago-5Nov</p> <p>d Regresión lineal a través del origen</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Sep-Cgra 1.21553217 0.01144597 0.99836365 106.197416 1.3639E-47</p> <p>a Variable dependiente: Sep-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99836365 0.99672997 0.99664159 30.4548664</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Sep-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Sep-5Nov</p> <p>d Regresión lineal a través del origen</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Oct-Cgra 1.2087903 0.01433918 0.99740686 84.2998311 6.767E-44</p> <p>a Variable dependiente: Oct-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99740686 0.99482044 0.99468045 27.6939389</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Oct-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Oct-5Nov</p> <p>d Regresión lineal a través del origen</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Nov-Cgra 1.28700995 0.03627882 0.98561649 35.4755198 3.5681E-30</p> <p>a Variable dependiente: Nov-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.98561649 0.97143987 0.97066798 13.4117626</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Nov-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Nov-5Nov</p> <p>d Regresión lineal a través del origen</p>				
<p>Coefficientes(a,b)</p> <p>Modelo</p> <p>B Error típ. Beta B Sig. Error típ.</p> <p>1 Dic-Cgra 1.21329025 0.01692996 0.99641726 71.6652577 2.6547E-41</p> <p>a Variable dependiente: Dic-5Nov</p> <p>b Regresión lineal a través del origen</p>					<p>Resumen del modelo(c,d)</p> <p>Modelo R R cuadrado(a) R cuadrado cc Error típ. de la estimación</p> <p>1 0.99641726 0.99284735 0.99265404 3.12254499</p> <p>a Para la regresión a través del origen (el mod</p> <p>b Variables predictoras: Dic-Cgra</p> <p>c Variable dependiente: Dic-5Nov</p> <p>d Regresión lineal a través del origen</p>				

Anexo 9. Generación mensual por escenario de Guajoyo

[GWh]

Gguaj Rótulos de fila	tulos de columna							Total general
	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	5.4	3.7	0.0	10.7	7.0	7.6	0.0	34.3
s2	5.4	3.7	0.0	10.7	7.0	7.6	14.3	48.6
s3	5.4	3.7	0.0	10.7	14.3	14.3	14.3	62.5
s4	5.4	3.7	0.0	10.7	14.3	14.3	14.3	62.5
s5	5.4	3.7	0.0	10.7	14.3	14.3	14.3	62.5
s6	5.4	3.7	0.0	10.7	14.3	14.3	14.3	62.5
s7	5.4	3.7	0.0	14.3	14.3	11.2	14.3	63.0
s8	5.4	3.7	0.0	14.3	14.3	11.2	14.3	63.0
s9	5.4	3.7	0.0	14.3	14.3	14.3	14.3	66.1
s10	5.4	3.7	0.0	0.0	14.3	0.0	14.3	37.6
s11	5.4	3.7	0.0	0.0	14.3	0.0	14.3	37.6
s12	5.4	3.7	14.3	0.0	0.0	0.0	14.3	37.6
s13	5.4	3.7	14.3	0.0	0.0	0.0	14.3	37.6
s14	5.4	3.7	14.3	0.0	14.3	0.0	14.3	51.8
s15	5.4	3.7	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	80.3
s16	5.4	3.7	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	80.3
s17	5.4	3.7	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	80.3
s18	5.4	3.7	14.3	14.3	14.3	7.6	0.0	59.4
s19	5.4	3.7	14.3	14.3	14.3	7.6	14.3	73.7
s20	5.4	3.7	14.3	14.3	14.3	7.6	0.0	59.4
s21	5.4	3.7	14.3	14.3	14.3	7.6	14.3	73.7
s22	5.4	8.5	0.0	7.6	7.0	7.6	0.0	36.1
s23	5.4	8.5	0.0	7.6	7.0	7.6	14.3	50.4
s24	5.4	8.5	0.0	7.6	14.3	14.3	14.3	64.3
s25	5.4	8.5	0.0	7.6	14.3	14.3	14.3	64.3
s26	5.4	8.5	0.0	7.6	14.3	14.3	14.3	64.3
s27	5.4	8.5	0.0	7.6	14.3	14.3	14.3	64.3
s28	5.4	8.5	0.0	14.3	14.3	11.9	8.8	63.1
s29	5.4	8.5	0.0	14.3	14.3	11.9	14.3	68.5
s30	5.4	8.5	0.0	14.3	14.3	14.3	14.3	70.9
s31	5.4	8.5	0.0	0.0	14.3	0.0	7.1	35.2
s32	5.4	8.5	0.0	0.0	14.3	0.0	14.3	42.4
s33	5.4	8.5	14.3	0.0	0.0	0.0	9.3	37.4
s34	5.4	8.5	14.3	0.0	0.0	0.0	14.3	42.4
s35	5.4	8.5	14.3	0.0	14.3	0.0	7.1	49.5
s36	5.4	8.5	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	85.1
s37	5.4	8.5	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	85.1
s38	5.4	8.5	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	85.1
s39	5.4	8.5	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	85.1
s40	5.4	8.5	14.3	14.3	10.0	14.3	7.1	73.7
s41	5.4	8.5	14.3	14.3	10.0	14.3	14.3	80.8
s42	5.4	8.5	14.3	14.3	14.3	14.3	7.1	78.0
s43	5.4	8.5	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	85.1
s44	5.4	12.8	14.3	0.0	0.0	14.3	0.0	46.7
s45	5.4	12.8	14.3	0.0	0.0	14.3	14.3	60.9
s46	5.4	12.8	14.3	0.0	14.3	14.3	0.0	60.9
s47	5.4	12.8	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	89.4
s48	5.4	12.8	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	89.4
s49	5.4	12.8	14.3	14.3	14.3	14.3	14.3	89.4
s50	5.4	12.8	14.3	0.0	2.8	14.3	14.3	63.7
s51	5.4	12.8	14.3	0.0	2.8	14.3	14.3	63.7
s52	5.4	12.8	14.3	0.0	14.3	14.3	14.3	75.2
s53	5.4	12.8	14.3	0.0	14.3	14.3	14.3	75.2

Anexo 10. Generación mensual por escenario de Cerrón Grande

[GWh]

Gcgra Rótulos de fila	Rótulos de columna							Total general
	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	60.1	37.6	26.0	12.6	21.4	0.6	15.6	173.9
s2	60.1	37.6	26.0	12.6	21.4	0.6	123.8	282.1
s3	60.1	37.6	26.0	12.6	57.4	64.0	123.8	381.6
s4	60.1	37.6	26.0	12.6	57.4	64.0	123.8	381.6
s5	60.1	37.6	26.0	12.6	57.4	123.8	123.8	441.4
s6	60.1	37.6	26.0	12.6	57.4	123.8	123.8	441.4
s7	60.1	37.6	26.0	104.8	123.8	59.3	50.6	462.1
s8	60.1	37.6	26.0	104.8	123.8	59.3	123.8	535.4
s9	60.1	37.6	26.0	104.8	123.8	123.8	123.8	599.9
s10	60.1	37.6	26.0	1.4	123.8	57.8	50.6	357.2
s11	60.1	37.6	26.0	1.4	123.8	57.8	123.8	430.4
s12	60.1	37.6	0.0	14.3	14.0	57.8	56.7	240.4
s13	60.1	37.6	0.0	14.3	14.0	57.8	123.8	307.5
s14	60.1	37.6	0.0	14.3	123.8	57.8	56.7	350.3
s15	60.1	37.6	0.0	123.8	123.8	66.2	123.8	535.4
s16	60.1	37.6	0.0	123.8	123.8	66.2	123.8	535.4
s17	60.1	37.6	0.0	123.8	123.8	123.8	123.8	593.0
s18	60.1	37.6	0.0	123.8	123.8	0.6	15.6	361.5
s19	60.1	37.6	0.0	123.8	123.8	0.6	123.8	469.8
s20	60.1	37.6	0.0	123.8	123.8	0.6	52.0	397.9
s21	60.1	37.6	0.0	123.8	123.8	0.6	123.8	469.8
s22	60.1	51.7	22.6	13.8	21.4	0.6	54.5	224.7
s23	60.1	51.7	22.6	13.8	21.4	0.6	123.8	294.0
s24	60.1	51.7	22.6	13.8	57.4	64.0	123.8	393.6
s25	60.1	51.7	22.6	13.8	57.4	64.0	123.8	393.6
s26	60.1	51.7	22.6	13.8	57.4	123.8	123.8	453.3
s27	60.1	51.7	22.6	13.8	57.4	123.8	123.8	453.3
s28	60.1	51.7	22.6	105.9	123.8	53.3	54.1	471.6
s29	60.1	51.7	22.6	105.9	123.8	53.3	123.8	541.4
s30	60.1	51.7	22.6	105.9	123.8	123.8	123.8	611.9
s31	60.1	51.7	22.6	6.1	123.8	7.8	49.2	321.3
s32	60.1	51.7	22.6	6.1	123.8	7.8	123.8	396.0
s33	60.1	51.7	0.0	57.9	25.0	7.8	49.2	251.6
s34	60.1	51.7	0.0	57.9	25.0	7.8	123.8	326.3
s35	60.1	51.7	0.0	57.9	123.8	7.8	51.4	352.7
s36	60.1	51.7	0.0	123.8	123.8	64.0	123.8	547.4
s37	60.1	51.7	0.0	123.8	123.8	64.0	123.8	547.4
s38	60.1	51.7	0.0	123.8	123.8	123.8	123.8	607.2
s39	60.1	51.7	0.0	123.8	123.8	123.8	123.8	607.2
s40	60.1	51.7	0.0	122.0	68.5	64.0	49.0	415.4
s41	60.1	51.7	0.0	122.0	68.5	64.0	123.8	490.2
s42	60.1	51.7	0.0	122.0	123.8	64.0	55.2	476.9
s43	60.1	51.7	0.0	122.0	123.8	64.0	123.8	545.5
s44	60.1	74.6	1.7	0.0	0.0	64.0	72.3	272.7
s45	60.1	74.6	1.7	0.0	0.0	64.0	123.8	324.3
s46	60.1	74.6	1.7	0.0	123.8	64.0	53.6	377.8
s47	60.1	74.6	1.7	123.8	123.8	67.9	123.8	575.8
s48	60.1	74.6	1.7	123.8	123.8	67.9	123.8	575.8
s49	60.1	74.6	1.7	123.8	123.8	123.8	123.8	631.7
s50	60.1	74.6	1.7	108.3	59.9	69.6	95.7	470.0
s51	60.1	74.6	1.7	108.3	59.9	69.6	123.8	498.1
s52	60.1	74.6	1.7	108.3	123.8	69.6	52.2	490.4
s53	60.1	74.6	1.7	108.3	123.8	69.6	123.8	562.0

Anexo 11. Generación mensual por escenario de 5 de Noviembre

[GWh]

G-5nov Rótulos de fila	ulos de columna							Total general
	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	71.3	48.3	60.9	25.0	26.2	63.9	31.3	326.8
s2	71.3	48.3	60.9	25.0	26.2	63.9	71.3	366.8
s3	71.3	48.3	60.9	25.0	71.3	71.3	71.3	419.3
s4	71.3	48.3	60.9	25.0	71.3	71.3	71.3	419.3
s5	71.3	48.3	60.9	25.0	71.3	71.3	71.3	419.3
s6	71.3	48.3	60.9	25.0	71.3	71.3	71.3	419.3
s7	71.3	48.3	60.9	71.3	71.3	71.3	71.3	465.6
s8	71.3	48.3	60.9	71.3	71.3	71.3	71.3	465.6
s9	71.3	48.3	60.9	71.3	71.3	71.3	71.3	465.6
s10	71.3	48.3	60.9	71.3	71.3	71.3	71.3	465.6
s11	71.3	48.3	60.9	71.3	71.3	71.3	71.3	465.6
s12	71.3	48.3	71.3	26.7	24.3	71.3	71.3	384.4
s13	71.3	48.3	71.3	26.7	24.3	71.3	71.3	384.4
s14	71.3	48.3	71.3	26.7	71.3	71.3	71.3	431.4
s15	71.3	48.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	476.0
s16	71.3	48.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	476.0
s17	71.3	48.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	476.0
s18	71.3	48.3	71.3	71.3	71.3	63.9	31.3	428.6
s19	71.3	48.3	71.3	71.3	71.3	63.9	71.3	468.6
s20	71.3	48.3	71.3	71.3	71.3	63.9	68.5	465.8
s21	71.3	48.3	71.3	71.3	71.3	63.9	71.3	468.6
s22	71.3	71.3	62.1	26.2	26.2	63.9	71.0	392.0
s23	71.3	71.3	62.1	26.2	26.2	63.9	71.3	392.2
s24	71.3	71.3	62.1	26.2	71.3	71.3	71.3	444.7
s25	71.3	71.3	62.1	26.2	71.3	71.3	71.3	444.7
s26	71.3	71.3	62.1	26.2	71.3	71.3	71.3	444.7
s27	71.3	71.3	62.1	26.2	71.3	71.3	71.3	444.7
s28	71.3	71.3	62.1	71.3	71.3	71.3	71.3	489.8
s29	71.3	71.3	62.1	71.3	71.3	71.3	71.3	489.8
s30	71.3	71.3	62.1	71.3	71.3	71.3	71.3	489.8
s31	71.3	71.3	62.1	71.3	71.3	71.3	71.3	489.8
s32	71.3	71.3	62.1	71.3	71.3	71.3	71.3	489.8
s33	71.3	71.3	71.3	71.3	35.6	71.3	71.3	463.2
s34	71.3	71.3	71.3	71.3	35.6	71.3	71.3	463.2
s35	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s36	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s37	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s38	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s39	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s40	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s41	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s42	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s43	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s44	71.3	71.3	71.3	12.1	4.3	71.3	71.3	372.8
s45	71.3	71.3	71.3	12.1	4.3	71.3	71.3	372.8
s46	71.3	71.3	71.3	12.1	71.3	71.3	71.3	439.7
s47	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s48	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s49	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s50	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s51	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s52	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0
s53	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	71.3	499.0

Anexo 12. Generación mensual por escenario de 15 de Septiembre

[GWh]

G-15sep Rótulos de fila	tulos de columna							Total general
	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	52.3	37.7	69.9	25.0	18.7	97.5	39.7	340.7
s2	52.3	37.7	69.9	25.0	18.7	97.5	133.2	434.2
s3	52.3	37.7	69.9	25.0	133.2	133.2	113.3	564.6
s4	52.3	37.7	69.9	25.0	133.2	133.2	133.2	584.4
s5	52.3	37.7	69.9	25.0	133.2	133.2	106.6	557.9
s6	52.3	37.7	69.9	25.0	133.2	133.2	133.2	584.4
s7	52.3	37.7	69.9	133.2	85.9	130.5	62.5	572.1
s8	52.3	37.7	69.9	133.2	85.9	130.5	133.2	642.7
s9	52.3	37.7	69.9	133.2	85.9	133.2	133.2	645.4
s10	52.3	37.7	69.9	133.2	85.9	129.7	62.5	571.2
s11	52.3	37.7	69.9	133.2	85.9	129.7	133.2	641.9
s12	52.3	37.7	133.2	32.3	17.7	129.7	56.4	459.2
s13	52.3	37.7	133.2	32.3	17.7	129.7	133.2	536.1
s14	52.3	37.7	133.2	32.3	133.2	129.7	56.4	574.8
s15	52.3	37.7	133.2	133.2	133.2	133.2	103.7	726.6
s16	52.3	37.7	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	756.0
s17	52.3	37.7	133.2	133.2	133.2	133.2	103.7	726.6
s18	52.3	37.7	133.2	133.2	129.8	97.5	39.7	623.4
s19	52.3	37.7	133.2	133.2	129.8	97.5	133.2	716.9
s20	52.3	37.7	133.2	133.2	133.2	97.5	60.2	647.3
s21	52.3	37.7	133.2	133.2	133.2	97.5	133.2	720.3
s22	52.3	65.2	70.5	25.6	18.7	97.5	55.1	385.0
s23	52.3	65.2	70.5	25.6	18.7	97.5	133.2	463.0
s24	52.3	65.2	70.5	25.6	133.2	133.2	113.3	593.4
s25	52.3	65.2	70.5	25.6	133.2	133.2	133.2	613.3
s26	52.3	65.2	70.5	25.6	133.2	133.2	106.6	586.7
s27	52.3	65.2	70.5	25.6	133.2	133.2	133.2	613.3
s28	52.3	65.2	70.5	133.2	85.9	127.2	64.5	598.9
s29	52.3	65.2	70.5	133.2	85.9	127.2	133.2	667.5
s30	52.3	65.2	70.5	133.2	85.9	133.2	133.2	673.6
s31	52.3	65.2	70.5	133.2	85.9	101.5	68.2	576.9
s32	52.3	65.2	70.5	133.2	85.9	101.5	133.2	641.9
s33	52.3	65.2	133.2	56.9	17.4	101.5	61.7	488.2
s34	52.3	65.2	133.2	56.9	17.4	101.5	133.2	559.7
s35	52.3	65.2	133.2	56.9	133.2	101.5	61.7	604.0
s36	52.3	65.2	133.2	133.2	133.2	133.2	113.3	763.6
s37	52.3	65.2	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	783.5
s38	52.3	65.2	133.2	133.2	133.2	133.2	103.7	754.0
s39	52.3	65.2	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	783.5
s40	52.3	65.2	133.2	133.2	45.2	133.2	71.3	633.5
s41	52.3	65.2	133.2	133.2	45.2	133.2	133.2	695.5
s42	52.3	65.2	133.2	133.2	133.2	133.2	65.1	715.4
s43	52.3	65.2	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	783.5
s44	52.3	133.2	133.2	17.9	6.7	133.2	84.3	560.8
s45	52.3	133.2	133.2	17.9	6.7	133.2	133.2	609.6
s46	52.3	133.2	133.2	17.9	133.2	133.2	73.8	676.8
s47	52.3	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	113.3	831.7
s48	52.3	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	851.5
s49	52.3	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	103.7	822.1
s50	52.3	133.2	133.2	133.2	43.5	133.2	87.9	716.6
s51	52.3	133.2	133.2	133.2	43.5	133.2	133.2	761.8
s52	52.3	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	73.1	791.4
s53	52.3	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	133.2	851.5

Anexo 13. Generación mensual por escenario de hidroeléctrica

[GWh]

G-Total Rótulos de fila	ulos de columna							Total general
	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	189.1	127.3	156.7	73.3	73.3	169.6	86.6	875.7
s2	189.1	127.3	156.7	73.3	73.3	169.6	342.6	1131.7
s3	189.1	127.3	156.7	73.3	276.2	282.8	322.7	1428.0
s4	189.1	127.3	156.7	73.3	276.2	282.8	342.6	1447.8
s5	189.1	127.3	156.7	73.3	276.2	342.6	316.0	1481.0
s6	189.1	127.3	156.7	73.3	276.2	342.6	342.6	1507.6
s7	189.1	127.3	156.7	323.5	295.3	272.3	198.7	1562.8
s8	189.1	127.3	156.7	323.5	295.3	272.3	342.6	1706.7
s9	189.1	127.3	156.7	323.5	295.3	342.6	342.6	1777.0
s10	189.1	127.3	156.7	205.9	295.3	258.7	198.7	1431.6
s11	189.1	127.3	156.7	205.9	295.3	258.7	342.6	1575.5
s12	189.1	127.3	218.7	73.3	55.9	258.7	198.7	1121.6
s13	189.1	127.3	218.7	73.3	55.9	258.7	342.6	1265.6
s14	189.1	127.3	218.7	73.3	342.6	258.7	198.7	1408.3
s15	189.1	127.3	218.7	342.6	342.6	285.0	313.1	1818.3
s16	189.1	127.3	218.7	342.6	342.6	285.0	342.6	1847.8
s17	189.1	127.3	218.7	342.6	342.6	342.6	313.1	1875.9
s18	189.1	127.3	218.7	342.6	339.2	169.6	86.6	1473.0
s19	189.1	127.3	218.7	342.6	339.2	169.6	342.6	1729.0
s20	189.1	127.3	218.7	342.6	342.6	169.6	180.7	1570.5
s21	189.1	127.3	218.7	342.6	342.6	169.6	342.6	1732.4
s22	189.1	196.7	155.3	73.3	73.3	169.6	180.7	1037.7
s23	189.1	196.7	155.3	73.3	73.3	169.6	342.6	1199.6
s24	189.1	196.7	155.3	73.3	276.2	282.8	322.7	1495.9
s25	189.1	196.7	155.3	73.3	276.2	282.8	342.6	1515.8
s26	189.1	196.7	155.3	73.3	276.2	342.6	316.0	1549.0
s27	189.1	196.7	155.3	73.3	276.2	342.6	342.6	1575.6
s28	189.1	196.7	155.3	324.7	295.3	263.7	198.7	1623.3
s29	189.1	196.7	155.3	324.7	295.3	263.7	342.6	1767.2
s30	189.1	196.7	155.3	324.7	295.3	342.6	342.6	1846.1
s31	189.1	196.7	155.3	210.6	295.3	180.6	195.7	1423.2
s32	189.1	196.7	155.3	210.6	295.3	180.6	342.6	1570.1
s33	189.1	196.7	218.7	186.0	77.9	180.6	191.5	1240.5
s34	189.1	196.7	218.7	186.0	77.9	180.6	342.6	1391.6
s35	189.1	196.7	218.7	186.0	342.6	180.6	191.5	1505.1
s36	189.1	196.7	218.7	342.6	342.6	282.8	322.7	1895.1
s37	189.1	196.7	218.7	342.6	342.6	282.8	342.6	1915.0
s38	189.1	196.7	218.7	342.6	342.6	342.6	313.1	1945.3
s39	189.1	196.7	218.7	342.6	342.6	342.6	342.6	1974.8
s40	189.1	196.7	218.7	340.7	194.9	282.8	198.7	1621.5
s41	189.1	196.7	218.7	340.7	194.9	282.8	342.6	1765.4
s42	189.1	196.7	218.7	340.7	342.6	282.8	198.7	1769.2
s43	189.1	196.7	218.7	340.7	342.6	282.8	342.6	1913.1
s44	189.1	291.8	220.4	29.9	11.0	282.8	227.9	1252.9
s45	189.1	291.8	220.4	29.9	11.0	282.8	342.6	1367.6
s46	189.1	291.8	220.4	29.9	342.6	282.8	198.7	1555.3
s47	189.1	291.8	220.4	342.6	342.6	286.6	322.7	1995.9
s48	189.1	291.8	220.4	342.6	342.6	286.6	342.6	2015.7
s49	189.1	291.8	220.4	342.6	342.6	342.6	313.1	2042.2
s50	189.1	291.8	220.4	312.8	177.4	288.4	269.2	1749.2
s51	189.1	291.8	220.4	312.8	177.4	288.4	342.6	1822.5
s52	189.1	291.8	220.4	312.8	342.6	288.4	210.8	1855.9
s53	189.1	291.8	220.4	312.8	342.6	288.4	342.6	1987.7

Anexo 14. Generación mensual por escenario de Acajutla Vapor u1

[GWh]

G_Acaju1	Rótulos de columna							
Rótulos de fila:	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	Total general
s1	0	0	0	0	0	0	0	0
s2	0	0	0	0	0	0	0	0
s3	0	0	0	0	0	0	0	0
s4	0	0	0	0	0	0	0	0
s5	0	0	0	0	0	0	0	0
s6	0	0	0	0	0	0	0	0
s7	0	0	0	0	0	0	0	0
s8	0	0	0	0	0	0	0	0
s9	0	0	0	0	0	0	0	0
s10	0	0	0	0	0	0	0	0
s11	0	0	0	0	0	0	0	0
s12	0	0	0	0	17.3	0	0	17
s13	0	0	0	0	17.3	0	0	17
s14	0	0	0	0	0	0	0	0
s15	0	0	0	0	0	0	0	0
s16	0	0	0	0	0	0	0	0
s17	0	0	0	0	0	0	0	0
s18	0	0	0	0	0	0	0	0
s19	0	0	0	0	0	0	0	0
s20	0	0	0	0	0	0	0	0
s21	0	0	0	0	0	0	0	0
s22	0	0	0	0	0	0	0	0
s23	0	0	0	0	0	0	0	0
s24	0	0	0	0	0	0	0	0
s25	0	0	0	0	0	0	0	0
s26	0	0	0	0	0	0	0	0
s27	0	0	0	0	0	0	0	0
s28	0	0	0	0	0	0	0	0
s29	0	0	0	0	0	0	0	0
s30	0	0	0	0	0	0	0	0
s31	0	0	0	0	0	0	0	0
s32	0	0	0	0	0	0	0	0
s33	0	0	0	0	0	0	0	0
s34	0	0	0	0	0	0	0	0
s35	0	0	0	0	0	0	0	0
s36	0	0	0	0	0	0	0	0
s37	0	0	0	0	0	0	0	0
s38	0	0	0	0	0	0	0	0
s39	0	0	0	0	0	0	0	0
s40	0	0	0	0	0	0	0	0
s41	0	0	0	0	0	0	0	0
s42	0	0	0	0	0	0	0	0
s43	0	0	0	0	0	0	0	0
s44	0	0	0	20.9	20.9	0	0	42
s45	0	0	0	20.9	20.9	0	0	42
s46	0	0	0	20.9	0	0	0	21
s47	0	0	0	0	0	0	0	0
s48	0	0	0	0	0	0	0	0
s49	0	0	0	0	0	0	0	0
s50	0	0	0	0	0	0	0	0
s51	0	0	0	0	0	0	0	0
s52	0	0	0	0	0	0	0	0
s53	0	0	0	0	0	0	0	0

Anexo 15. Generación mensual por escenario de Acajutla Motores Diesel

[GWh]

G_AcajMD	Rótulos de columna							Total general
Rótulos de fila	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	710.6
s2	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	28.2	637.3
s3	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	66.1	48.0	610.9
s4	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	66.1	28.2	591.1
s5	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	6.3	54.7	557.8
s6	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	6.3	28.2	531.3
s7	101.5	101.5	101.5	43.4	71.6	76.5	101.5	597.7
s8	101.5	101.5	101.5	43.4	71.6	76.5	28.2	524.3
s9	101.5	101.5	101.5	43.4	71.6	6.3	28.2	454.0
s10	101.5	101.5	101.5	101.5	71.6	90.1	101.5	669.4
s11	101.5	101.5	101.5	101.5	71.6	90.1	28.2	596.0
s12	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	90.1	101.5	699.2
s13	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	90.1	28.2	625.9
s14	101.5	101.5	101.5	101.5	24.4	90.1	101.5	622.1
s15	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	63.9	57.6	474.8
s16	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	63.9	28.2	445.3
s17	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	6.3	57.6	417.2
s18	101.5	101.5	101.5	24.4	27.7	101.5	101.5	559.7
s19	101.5	101.5	101.5	24.4	27.7	101.5	28.2	486.3
s20	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	101.5	101.5	556.3
s21	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	101.5	28.2	483.0
s22	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	710.6
s23	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	28.2	637.3
s24	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	66.1	48.0	610.9
s25	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	66.1	28.2	591.1
s26	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	6.3	54.7	557.8
s27	101.5	101.5	101.5	101.5	90.8	6.3	28.2	531.3
s28	101.5	101.5	101.5	42.3	71.6	85.1	101.5	605.1
s29	101.5	101.5	101.5	42.3	71.6	85.1	28.2	531.8
s30	101.5	101.5	101.5	42.3	71.6	6.3	28.2	452.9
s31	101.5	101.5	101.5	101.5	71.6	101.5	101.5	680.7
s32	101.5	101.5	101.5	101.5	71.6	101.5	28.2	607.4
s33	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	710.6
s34	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	101.5	28.2	637.3
s35	101.5	101.5	101.5	101.5	24.4	101.5	101.5	633.5
s36	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	66.1	48.0	467.4
s37	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	66.1	28.2	447.5
s38	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	6.3	57.6	417.2
s39	101.5	101.5	101.5	24.4	24.4	6.3	28.2	387.7
s40	101.5	101.5	101.5	26.2	101.5	66.1	101.5	599.9
s41	101.5	101.5	101.5	26.2	101.5	66.1	28.2	526.5
s42	101.5	101.5	101.5	26.2	24.4	66.1	101.5	522.7
s43	101.5	101.5	101.5	26.2	24.4	66.1	28.2	449.3
s44	101.5	85.9	101.5	101.5	101.5	66.1	101.5	659.6
s45	101.5	85.9	101.5	101.5	101.5	66.1	28.2	586.2
s46	101.5	85.9	101.5	101.5	24.4	66.1	101.5	582.4
s47	101.5	85.9	101.5	24.4	24.4	62.2	48.0	447.9
s48	101.5	85.9	101.5	24.4	24.4	62.2	28.2	428.0
s49	101.5	85.9	101.5	24.4	24.4	6.3	57.6	401.6
s50	101.5	85.9	101.5	54.1	101.5	60.5	101.5	606.6
s51	101.5	85.9	101.5	54.1	101.5	60.5	28.2	533.2
s52	101.5	85.9	101.5	54.1	24.4	60.5	101.5	529.4
s53	101.5	85.9	101.5	54.1	24.4	60.5	28.2	456.1

Anexo 16. Generación mensual por escenario de Inversiones Energéticas

[GWh]

G_Ine Rótulos de fila	los de columna							Total general
	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	493.9
s2	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	423.4
s3	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s4	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s5	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s6	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s7	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	70.6	282.2
s8	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	0.0	211.7
s9	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	0.0	211.7
s10	70.6	70.6	70.6	59.6	0.0	0.0	70.6	341.8
s11	70.6	70.6	70.6	59.6	0.0	0.0	0.0	271.2
s12	70.6	70.6	31.7	70.6	70.6	0.0	70.6	384.5
s13	70.6	70.6	31.7	70.6	70.6	0.0	0.0	313.9
s14	70.6	70.6	31.7	70.6	0.0	0.0	70.6	313.9
s15	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s16	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s17	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s18	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	70.6	70.6	313.9
s19	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	70.6	0.0	243.4
s20	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	70.6	70.6	313.9
s21	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	70.6	0.0	243.4
s22	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	493.9
s23	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	423.4
s24	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s25	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s26	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s27	70.6	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	282.2
s28	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	70.6	282.2
s29	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	0.0	211.7
s30	70.6	70.6	70.6	0.0	0.0	0.0	0.0	211.7
s31	70.6	70.6	70.6	54.8	0.0	66.7	70.6	403.8
s32	70.6	70.6	70.6	54.8	0.0	66.7	0.0	333.2
s33	70.6	70.6	31.7	70.6	70.6	66.7	70.6	451.2
s34	70.6	70.6	31.7	70.6	70.6	66.7	0.0	380.7
s35	70.6	70.6	31.7	70.6	0.0	66.7	70.6	380.7
s36	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s37	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s38	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s39	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s40	70.6	70.6	31.7	0.0	70.6	0.0	70.6	313.9
s41	70.6	70.6	31.7	0.0	70.6	0.0	0.0	243.4
s42	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	70.6	243.4
s43	70.6	70.6	31.7	0.0	0.0	0.0	0.0	172.8
s44	70.6	0.0	30.0	70.6	70.6	0.0	41.3	283.0
s45	70.6	0.0	30.0	70.6	70.6	0.0	0.0	241.7
s46	70.6	0.0	30.0	70.6	0.0	0.0	70.6	241.7
s47	70.6	0.0	30.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.5
s48	70.6	0.0	30.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.5
s49	70.6	0.0	30.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.5
s50	70.6	0.0	30.0	0.0	70.6	0.0	0.0	171.1
s51	70.6	0.0	30.0	0.0	70.6	0.0	0.0	171.1
s52	70.6	0.0	30.0	0.0	0.0	0.0	58.4	158.9
s53	70.6	0.0	30.0	0.0	0.0	0.0	0.0	100.5

Anexo 17. Generación mensual por escenario de centrales térmicas

[GWh]

Total Termica Rótulos de fila	ulos de columna							Total general
	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	
s1	300.2	371.4	316.2	414.6	414.6	300.2	405.1	2522.5
s2	300.2	371.4	316.2	414.6	414.6	300.2	149.1	2266.5
s3	300.2	371.4	316.2	414.6	211.7	187.0	169.0	1970.2
s4	300.2	371.4	316.2	414.6	211.7	187.0	149.1	1950.4
s5	300.2	371.4	316.2	414.6	211.7	127.2	175.7	1917.2
s6	300.2	371.4	316.2	414.6	211.7	127.2	149.1	1890.6
s7	300.2	371.4	316.2	164.4	192.6	197.5	293.0	1835.4
s8	300.2	371.4	316.2	164.4	192.6	197.5	149.1	1691.5
s9	300.2	371.4	316.2	164.4	192.6	127.2	149.1	1621.2
s10	300.2	371.4	316.2	282.0	192.6	211.1	293.0	1966.6
s11	300.2	371.4	316.2	282.0	192.6	211.1	149.1	1822.7
s12	300.2	371.4	254.2	414.6	432.0	211.1	293.0	2276.6
s13	300.2	371.4	254.2	414.6	432.0	211.1	149.1	2132.6
s14	300.2	371.4	254.2	414.6	145.3	211.1	293.0	1989.9
s15	300.2	371.4	254.2	145.3	145.3	184.8	178.6	1579.9
s16	300.2	371.4	254.2	145.3	145.3	184.8	149.1	1550.4
s17	300.2	371.4	254.2	145.3	145.3	127.2	178.6	1522.3
s18	300.2	371.4	254.2	145.3	148.7	300.2	405.1	1925.2
s19	300.2	371.4	254.2	145.3	148.7	300.2	149.1	1669.2
s20	300.2	371.4	254.2	145.3	145.3	300.2	311.0	1827.7
s21	300.2	371.4	254.2	145.3	145.3	300.2	149.1	1665.8
s22	300.2	302.0	317.6	414.6	414.6	300.2	311.0	2360.5
s23	300.2	302.0	317.6	414.6	414.6	300.2	149.1	2198.6
s24	300.2	302.0	317.6	414.6	211.7	187.0	169.0	1902.3
s25	300.2	302.0	317.6	414.6	211.7	187.0	149.1	1882.4
s26	300.2	302.0	317.6	414.6	211.7	127.2	175.7	1849.2
s27	300.2	302.0	317.6	414.6	211.7	127.2	149.1	1822.6
s28	300.2	302.0	317.6	163.2	192.6	206.1	293.0	1774.9
s29	300.2	302.0	317.6	163.2	192.6	206.1	149.1	1631.0
s30	300.2	302.0	317.6	163.2	192.6	127.2	149.1	1552.1
s31	300.2	302.0	317.6	277.3	192.6	289.2	296.0	1975.0
s32	300.2	302.0	317.6	277.3	192.6	289.2	149.1	1828.1
s33	300.2	302.0	254.2	301.9	410.0	289.2	300.2	2157.7
s34	300.2	302.0	254.2	301.9	410.0	289.2	149.1	2006.6
s35	300.2	302.0	254.2	301.9	145.3	289.2	300.2	1893.1
s36	300.2	302.0	254.2	145.3	145.3	187.0	169.0	1503.1
s37	300.2	302.0	254.2	145.3	145.3	187.0	149.1	1483.2
s38	300.2	302.0	254.2	145.3	145.3	127.2	178.6	1452.9
s39	300.2	302.0	254.2	145.3	145.3	127.2	149.1	1423.4
s40	300.2	302.0	254.2	147.2	293.0	187.0	293.0	1776.7
s41	300.2	302.0	254.2	147.2	293.0	187.0	149.1	1632.8
s42	300.2	302.0	254.2	147.2	145.3	187.0	293.0	1629.0
s43	300.2	302.0	254.2	147.2	145.3	187.0	149.1	1485.1
s44	300.2	206.9	252.5	458.0	476.9	187.0	263.8	2145.3
s45	300.2	206.9	252.5	458.0	476.9	187.0	149.1	2030.6
s46	300.2	206.9	252.5	458.0	145.3	187.0	293.0	1842.9
s47	300.2	206.9	252.5	145.3	145.3	183.2	169.0	1402.3
s48	300.2	206.9	252.5	145.3	145.3	183.2	149.1	1382.5
s49	300.2	206.9	252.5	145.3	145.3	127.2	178.6	1356.0
s50	300.2	206.9	252.5	175.1	310.5	181.4	222.5	1649.0
s51	300.2	206.9	252.5	175.1	310.5	181.4	149.1	1575.7
s52	300.2	206.9	252.5	175.1	145.3	181.4	280.9	1542.3
s53	300.2	206.9	252.5	175.1	145.3	181.4	149.1	1410.5