

# **ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL**

**FACULTAD DE INGENIERÍA ELÉCTRICA  
POSTGRADO EN ADMINISTRACIÓN  
DE NEGOCIOS DEL SECTOR ELÉCTRICO**

**OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA DEL PORTAFOLIO DE  
COMPRAS DE ELECTRICIDAD PARA DISTRIBUIDORAS  
EN EL MERCADO ELÉCTRICO ECUATORIANO**

**TESIS PREVIA A LA OBTENCIÓN DEL GRADO DE MAGISTER EN  
ADMINISTRACIÓN DE NEGOCIOS DEL SECTOR ELÉCTRICO**

**EDGAR GILBERTO YUNDA PADILLA**  
**eyunda@gmail.com**

**DIRECTOR: DR. JULIO CÉSAR MEDINA VALLEJO**  
**DEPARTAMENTO DE MATEMÁTICAS**  
**jmedina@server.epn.edu.ec**

**Quito, Mayo 2010**

## **DECLARACIÓN**

Yo, Edgar Gilberto Yunda Padilla, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

A través de la presente declaración, cedo los derechos de propiedad intelectual correspondientes a este trabajo, a la Escuela Politécnica Nacional, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

---

**Edgar Gilberto Yunda Padilla**  
**Ingeniero Mecánico EPN**

## **CERTIFICACIÓN**

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por el Ing. Edgar Gilberto Yunda Padilla, bajo mi supervisión.

---

**Dr. Julio César Medina Vallejo**  
**Departamento de Matemáticas**  
**PROFESOR AUSPICIANTE**

## **AGRADECIMIENTOS**

Al Dr. Julio Medina y al Departamento de Matemáticas de la Facultad de Ciencias, por su auspicio para el desarrollo de esta investigación.

A la Biblioteca General, Vicerrectorado y Facultad de Ingeniería Eléctrica de la Escuela Politécnica Nacional, que brindaron las facilidades para la realización de este proyecto.

A mis padres, por su apoyo incondicional a seguir adelante con este trabajo, y llevarlo a su debido término.

## **DEDICATORIA**

Para:

Anita, Juan y Carolina.

Víctor, Magdalena, Marco, Rossemary y Gabriel.

Eduardo, Juan, Susana, Santiago y Diego.

A mis padres y mis suegros.

Y a toda mi Familia, siempre pendiente de mí.

# CONTENIDO

DECLARACIÓN

CERTIFICACIÓN

CONTENIDO

RESUMEN ..... I

PRESENTACIÓN .....III

**CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN ..... 1**

**1.1 MOTIVACIÓN Y OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN ..... 1**

1.1.1 ¿CÓMO GESTIONAR LA INCERTIDUMBRE DEL COSTO DE  
OBTENCIÓN DE LA ELECTRICIDAD? ..... 3

1.1.2 METODOLOGÍA DE ANÁLISIS DE RIESGOS MULTIPERÍODO..... 4

**1.2 BASE DE DATOS Y USO DE PROGRAMAS ..... 6**

1.2.1 MODELO DE DEMANDA ..... 7

1.2.2 MODELO DE PRECIOS ..... 7

1.2.3 PRECIO DE LA ELECTRICIDAD EN CONTRATOS ..... 7

1.2.4 MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS ..... 8

**1.3 ORGANIZACIÓN DE LOS CAPÍTULOS ..... 8**

**1.4 APORTES DE ESTA TESIS ..... 9**

**CAPÍTULO 2: COBERTURA CONTRA RIESGOS EN EL NEGOCIO DE LA  
DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA .....12**

**2.1 DISTRIBUIDORA COMO COMERCIALIZADORA .....12**

2.1.1 CONFORMACIÓN DEL NEGOCIO DE LA DISTRIBUCIÓN .....12

2.1.2 CONFORMACIÓN DEL MERCADO DE COMPRAS FÍSICAS DE  
ENERGÍA ELÉCTRICA .....13

2.1.3 DESPACHO ECONÓMICO Y FORMACIÓN DEL PRECIO  
OCASIONAL.....14

2.1.4 NECESIDAD DE COBERTURA CONTRA LOS RIESGOS EN LA  
DEMANDA Y EN EL PRECIO OCASIONAL.....15

2.1.5 FUENTES DE INCERTIDUMBRE Y RIESGO PARA LAS  
EMPRESAS DISTRIBUIDORAS .....16

2.1.6 DERIVADOS FINANCIEROS EN LOS MERCADOS ELÉCTRICOS  
MUNDIALES.....18

**2.2 PROBLEMA DE LA GESTIÓN DE RIESGOS EN LAS COMPRAS DE  
ENERGÍA ELÉCTRICA .....18**

2.2.1 LA RACIONALIDAD EN LA GESTIÓN DE RIESGOS.....18

2.2.2 GESTIÓN INTEGRADA DE RIESGOS .....20

2.2.3 IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA DE COBERTURA CONTRA  
RIESGOS DE MERCADO PARA LA DISTRIBUIDORA .....22

2.2.4 EJEMPLO DE ANÁLISIS DE RIESGOS EN OTROS MERCADOS ...23

2.2.5 SITUACIÓN DE LA DISTRIBUIDORA ANTE LOS RIESGOS DE  
MERCADO .....24

<b>2.3 MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS CON PROGRAMACIÓN ESTOCÁSTICA .....</b>	<b>25</b>
2.3.1 COSTOS DE OBTENCIÓN DE LA ELECTRICIDAD.....	25
2.3.2 FORMULACIÓN MATEMÁTICA CON SOFTWARE DE ANÁLISIS DE RIESGOS EN HOJA DE CÁLCULO .....	28
<b>CAPÍTULO 3: DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS.....</b>	<b>34</b>
<b>3.1 PRECIOS EN CONTRATOS .....</b>	<b>34</b>
<b>3.2 DATOS DE DEMANDA .....</b>	<b>34</b>
3.2.1 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA ANUAL .....	37
3.2.2 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA MENSUAL .....	38
3.2.3 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA SEMANAL A LO LARGO DEL AÑO .....	39
3.2.4 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA HORARIA EN CADA DÍA .....	42
<b>3.3 DATOS DEL PRECIO OCASIONAL .....</b>	<b>54</b>
3.3.1 EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA DÍA .....	55
3.3.2 EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA.....	59
3.3.3 EXTRACCIÓN DE INFORMACION DE LA SERIE .....	62
3.3.3.2 Análisis Descriptivo de Estacionariedad de la Serie .....	69
3.3.3.3 Estacionalidad de la Serie.....	70
3.3.3.4 Dependencias Internas .....	71
3.3.4 REFLEXIONES SOBRE EL PRECIO OCASIONAL .....	73
<b>CAPÍTULO 4: MODELO DE LA DEMANDA.....</b>	<b>75</b>
<b>4.1 MODELO DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA.....</b>	<b>75</b>
4.1.1 DESARROLLO DEL MODELO DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA.....	77
<b>4.2 RECONOCIMIENTO DEL CARÁCTER ESTOCÁSTICO DE LA DEMANDA.....</b>	<b>83</b>
<b>CAPÍTULO 5: MODELO DEL PRECIO OCASIONAL .....</b>	<b>87</b>
<b>5.1 MODELO DE PRONÓSTICO DEL PRECIO OCASIONAL .....</b>	<b>87</b>
5.1.1 ¿QUÉ MODELO DE PRECIOS SE REQUIERE?.....	87
5.1.2. ¿QUÉ MODELOS DE PRECIOS ESTÁN DISPONIBLES? .....	89
5.1.2.1. Modelos con Precios Promedios Diarios.....	89
5.1.2.2. Modelos con Precios Horarios .....	89
<b>5.2 PRONÓSTICOS DE PRECIOS APLICADOS A MODELOS DE GESTIÓN DE RIESGOS.....</b>	<b>91</b>
5.2.1 MODELOS ECONÓMICOS.....	91
5.2.1.1 Modelo por Construcción de Paneles de Datos .....	91
5.2.1.2 Modelo por Cointegración de Series no Estacionarias.....	92
5.2.2 MODELOS ESTOCÁSTICOS.....	93
5.2.2 ELECCIÓN DE UN MODELO ESTOCÁSTICO PARA EL PRECIO OCASIONAL ECUATORIANO.....	95

<b>5.3 FUNDAMENTOS PARA ELABORAR UN MODELO ESTOCÁSTICO DEL PRECIO OCASIONAL ECUATORIANO.....</b>	<b>96</b>
5.3.1. EJEMPLO DE PROCESO ESTOCÁSTICO EN LAS FINANZAS .....	97
5.3.2 EL MOVIMIENTO BROWNIANO NO APLICA AL PRECIO ELÉCTRICO .....	99
5.3.3 ¿CÓMO ESTABLECER UN PROCESO ESTOCÁSTICO DE PRECIOS PARA UN MERCADO ELÉCTRICO? .....	100
5.3.3.1 Comportamientos a captar con un Proceso Estocástico .....	101
5.3.3.2 Proceso Estocástico y su capacidad para captar Comportamientos.....	105
5.3.4 RESOLUCIÓN DE ECUACIONES DIFERENCIALES ESTOCÁSTICAS .....	109
<b>5.4 MODELO ESTOCÁSTICO DEL PRECIO OCASIONAL ECUATORIANO .....</b>	<b>111</b>
5.4.1 SIMULACIÓN DEL PROCESO DE PRECIOS.....	115
5.4.2 PRUEBA DEL PROCESO PARA PRONÓSTICO DEL PRECIO OCASIONAL DE MEDIANO PLAZO .....	116
5.4.3 COMENTARIOS AL PRONÓSTICO DE PRECIOS.....	117
<b>CAPÍTULO 6: CASO DE ESTUDIO .....</b>	<b>118</b>
<b>6.1 CARACTERÍSTICAS DEL PROBLEMA .....</b>	<b>119</b>
<b>6.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA PARA EL CASO DE ESTUDIO.....</b>	<b>120</b>
6.2.1 FUNCIONAL DE RIESGO A MINIMIZAR: ECUACIÓN (6.1).....	123
6.2.2 COSTO HORARIO: ECUACIÓN (6.2) .....	124
6.2.3 COSTO FINAL ACUMULADO: ECUACIÓN (6.3).....	124
6.2.4 RESTRICCIÓN DEL COSTO DESEADO A PAGAR: ECUACIÓN (6.4) .....	125
6.2.5 RESTRICCIÓN DE CUMPLIMIENTO DE LA DEMANDA HORARIA: ECUACIÓN (6.5) .....	125
6.2.6 RESTRICCIÓN DE CAPACIDAD DE SUMINISTRO ELÉCTRICO DESDE EL MERCADO OCASIONAL: ECUACIÓN (6.6).....	125
6.2.7 RESTRICCIÓN DE CAPACIDAD DE GENERACIÓN DE LOS PROVEEDORES: ECUACIÓN (6.7).....	125
6.2.8 RESTRICCIONES DE NO-NEGATIVIDAD E ÍNDICES.....	126
6.2.9 COMENTARIOS RESPECTO A LA RESOLUCIÓN NUMÉRICA .....	126
<b>6.3 CONFIGURACIÓN DEL MODELO EN ORACLE CRYSTAL BALL Y OPTQUEST .....</b>	<b>128</b>
6.3.1 MODELADO DE LOS RIESGOS EN DEMANDA Y PRECIO OCASIONAL.....	128
6.3.2 DATOS DE LOS CONTRATOS BILATERALES CANDIDATOS .....	130
6.3.3 ESTRUCTURA DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS.....	131
6.3.4 CONDICIONES SOBRE EL PRECIO Y SOBRE LA DEMANDA.....	134
6.3.5 ANÁLISIS DE RESULTADOS .....	139
6.3.5.1 Desempeño del Optimizador.....	139
6.3.5.2 Solución de Bajo Costo y Riesgo Moderado .....	141
6.3.5.3 Solución de Alto Costo .....	150
6.3.5.4 Solución de Mínimo Riesgo sin restricción de Costo .....	152
6.3.5.5 Solución de Máximo Riesgo sin restricción de Costo.....	153



6.3.5.6 Sensibilidad al Riesgo = Frontera Eficiente.....	154
<b>CAPÍTULO 7: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....</b>	<b>157</b>
7.1 ÁMBITO DE LA PRESENTE INVESTIGACIÓN .....	157
<b>7.2 CONCLUSIONES.....</b>	<b>159</b>
7.2.1 CON RELACIÓN AL MODELO DE DEMANDA.....	159
7.2.2 CON RELACIÓN AL MODELO DEL PRECIO OCASIONAL .....	159
7.2.3 CON RELACIÓN AL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO.....	160
<b>7.3 RECOMENDACIONES .....</b>	<b>161</b>
7.3.1 SOBRE EXTENSIONES AL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS .....	161
7.3.2 TEMAS PARALELOS DE INVESTIGACIÓN .....	162
<b>7.4 TRABAJOS POSTERIORES .....</b>	<b>163</b>
<b>7.5 CONTRIBUCIÓN DE ESTA INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>164</b>
7.5.1 COMENTARIO SOBRE LA CONSTRUCCION DE MODELOS DE RIESGOS .....	165
7.5.2 COMENTARIO SOBRE EL ESTADO ACTUAL DE DESARROLLO DE LA OPTIMIZACIÓN MATEMÁTICA PARA MODELOS DE RIESGOS .....	166
<b>ANEXO # 1: ESTADÍSTICOS ENTRE DEMANDA REAL Y PRONOSTICADA.....</b>	<b>169</b>
<b>ANEXO # 2: SDE TOOLBOX: HERRAMIENTA PARA DETERMINAR PROCESOS ESTOCÁSTICOS .....</b>	<b>172</b>
A2.1 ECUACIONES DIFERENCIALES DETERMÍNISTAS Y ESTOCÁSTICAS .....	172
A2.2 GUÍA PARA EL USO DE “SDE TOOLBOX” .....	174
A2.3 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS MEDIANTE SDE TOOLBOX.....	175
A2.4 GUÍA PARA LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS .....	176
A2.5 CÓDIGO PARA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DEL PRECIO OCASIONAL .....	177
A2.6 RESULTADOS DE LA CORRIDA PARA LA HORA 20 .....	178
A2.7 CÓDIGO PARA GRAFICAR PROCESOS M5A DEL PRECIO OCASIONAL .....	180
A2.8 GRÁFICOS OBTENIDOS PARA LA HORA 20 .....	181
A2.9 DECLINACIÓN DE RESPONSABILIDAD LEGAL .....	182
<b>ANEXO # 3: CORRIDA DEL MODELO DE RIESGOS EN OPTQUEST.....</b>	<b>183</b>
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>190</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 3.1: DEMANDA ANUAL DE LA DISTRIBUIDORA QUITO.....	37
TABLA 3.2: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA MENSUAL .....	38
TABLA 3.3: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA SEMANAL EN MWh .....	39
TABLA 3.4: DEMANDA ELÉCTRICA HORARIA MÁXIMA EN DÍAS FERIADOS	49
TABLA 3.5: ESTADÍSTICAS BÁSICAS DEL PRECIO A LO LARGO DEL AÑO ..	64
TABLA 3.6: ESTADÍSTICAS DEL RETORNO A LO LARGO DEL AÑO .....	65
TABLA 4.1: PRONÓSTICO DE LA DEMANDA PARA LA PRIMERA SEMANA DEL AÑO 2007.....	79
TABLA 4.2: DEMANDA HORARIA EN LOS MIÉRCOLES DEL AÑO 2006 .....	84
TABLA 5.1: PARÁMETROS DE LOS PROCESOS ESTOCÁSTICOS GENERADORES DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA DEL DIA .....	114
TABLA 6.1: DEMANDA HORARIA EN EL HORIZONTE DE ESTUDIO .....	129
TABLA 6.2: DATOS DE CONTRATOS BILATERALES.....	131
TABLA 6.3: CONDICIONES SOBRE EL PRECIO.....	135
TABLA 6.4: CONDICIONES SOBRE LA DEMANDA.....	136
TABLA 6.5: CANTIDADES ÓPTIMAS DE COMPRAS – PORTAFOLIO DE BAJO COSTO .....	142
TABLA 6.6: PRECIO OCASIONAL Y PRECIOS EN CONTRATOS.....	146
TABLA 6.7: FRONTERA EFICIENTE Y DESEMPEÑO .....	155

## ÍNDICE DE FIGURAS

FIG. 1.1: FLUJO DE LA INFORMACIÓN Y MODELOS.....	6
FIG. 2.1: COMPARATIVO ENTRE DOS DISTRIBUCIONES DE GANANCIAS ...	19
FIG. 2.2: DISTRIBUIDORA COMO COMERCIALIZADORA .....	25
FIG. 2.3: COMPARATIVO ENTRE DOS DISTRIBUCIONES DE GANANCIAS MEDIANTE EL “VALOR EN RIESGO CONDICIONAL” EN LA COLA DEL 5%.....	27
FIG. 3.1: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA ANUAL DE LA DISTRIBUIDORA QUITO.....	37
FIG. 3.2: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA MENSUAL .....	38
FIG. 3.3: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA SEMANAL A LO LARGO DEL AÑO ...	40
FIG. 3.4: CRECIMIENTO COMPARATIVO SEMANAL DE LA DEMANDA .....	41
FIG. 3.5: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN ENERO .....	43
FIG. 3.6: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN FEBRERO .....	43
FIG. 3.7: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN MARZO .....	44
FIG. 3.8: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN ABRIL.....	44
FIG. 3.9: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN MAYO.....	45
FIG. 3.10: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN JUNIO .....	45
FIG. 3.11: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN JULIO .....	46
FIG. 3.12: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN AGOSTO .....	46
FIG. 3.13: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN SEPTIEMBRE .....	47
FIG. 3.14: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN OCTUBRE.....	47
FIG. 3.15: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN NOVIEMBRE.....	48
FIG. 3.16: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN DICIEMBRE .....	48
FIG. 3.17: DEMANDA ELÉCTRICA HORARIA MÁXIMA EN FERIADOS.....	49
FIG. 3.18: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS LUNES .....	50
FIG. 3.19: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS MARTES .....	51
FIG. 3.20: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS MIÉRCOLES .....	51
FIG. 3.21: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS JUEVES .....	52
FIG. 3.22: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS VIERNES .....	52
FIG. 3.23: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS SÁBADOS.....	53
FIG. 3.24: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS DOMINGOS .....	53
FIG. 3.25: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS LUNES .....	55
FIG. 3.26: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS MARTES .....	56
FIG. 3.27: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS MIÉRCOLES .....	56
FIG. 3.28: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS JUEVES .....	57
FIG. 3.29: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS VIERNES.....	57
FIG. 3.30: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS SÁBADOS .....	58
FIG. 3.31: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS DOMINGOS.....	58
FIG. 3.32: REALIZACIONES DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA DEL DÍA, A LO LARGO DE TRES AÑOS (HORA 1 A HORA 12).....	60
FIG. 3.33: REALIZACIONES DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA DEL DÍA, A LO LARGO DE TRES AÑOS (HORA 13 A HORA 24).....	61
FIG. 3.34: PRECIO OCASIONAL Y RETORNOS EN EL AÑO 2004 .....	62
FIG. 3.35: PRECIO OCASIONAL Y RETORNOS EN EL AÑO 2005 .....	63
FIG. 3.36: PRECIO OCASIONAL Y RETORNOS EN EL AÑO 2006 .....	64
FIG. 3.37: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL PRECIO OCASIONAL 2004 ..	65

FIG. 3.38: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL PRECIO OCASIONAL 2005	.66
FIG. 3.39: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL PRECIO OCASIONAL 2006	.67
FIG. 3.40: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL RETORNO 2004	.....67
FIG. 3.41: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL RETORNO 2005	.....68
FIG. 3.42: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL RETORNO 2006	.....68
FIG. 3.43: PRECIO OCASIONAL HORARIO EN LOS AÑOS 2004 AL 2006	.....69
FIG. 3.44: DEPENDENCIAS INTERNAS EN EL PRECIO OCASIONAL DEL 2004	.....71
FIG. 3.45: EVOLUCIÓN DE LA VOLATILIDAD DEL PRECIO OCASIONAL	.....72
FIG. 4.1: HISTOGRAMA DE LA DEMANDA EN EL AÑO 2004	.....76
FIG. 4.2: HISTOGRAMA DE LA DEMANDA EN EL AÑO 2005	.....76
FIG. 4.3: HISTOGRAMA DE LA DEMANDA EN EL AÑO 2006	.....77
FIG. 4.4: GRÁFICO DE DISPERSIÓN DEMANDA REAL vs PRONOSTICADA	..83
FIG. 4.5: DISTRIBUCIONES AJUSTADAS A LA DEMANDA HISTÓRICA	.....85
FIG. 5.1: CURVA EMPÍRICA DE OFERTA DEL MERCADO ECUATORIANO	.....94
FIG. 5.2: LOGARITMO DEL RETORNO DEL PRECIO OCASIONAL	.....99
FIG. 5.3: COLAS PESADAS EN EL PRECIO OCASIONAL DEL AÑO 2005	.....102
FIG. 5.4: COLAS PESADAS EN EL PRECIO OCASIONAL DEL AÑO 2006	.....102
FIG. 5.5: PRONÓSTICO DEL PRECIO OCASIONAL PARA EL AÑO 2007	.....115
FIG. 5.6: VOLATILIDAD DEL PRECIO OBTENIDO DEL PRONÓSTICO	.....115
FIG. 5.7: DISTRIBUCIÓN DE RETORNOS DEL PRECIO OCASIONAL	.....116
FIG. 6.1: REALIZACIONES DEL PRECIO OCASIONAL A LA HORA 16:00	.....130
FIG. 6.2: ESTRUCTURA DEL MODELO EN LA HOJA DE CÁLCULO	.....132
FIG. 6.3: COMPARATIVO ENTRE DOS DISTRIBUCIONES DE COSTO	.....133
FIG. 6.4: COMPARATIVO ENTRE LOS VALORES DE CVAR DE COSTOS	.....133
FIG. 6.5: TRAYECTORIAS DE PRECIOS SEGÚN PROCESO ESTOCÁSTICO	.....137
FIG. 6.6: DECISIONES DE COMPRA CON SEGUIMIENTO A LA DEMANDA	..138
FIG. 6.7: CONVERGENCIA DE OPTQUEST HACIA MEJORES SOLUCIONES	.....139
FIG. 6.8: RESULTADOS FACTIBLES ENTREGADOS POR OPTQUEST	.....140
FIG. 6.9: REPORTES DE SOLUCIONES OBTENIDAS POR OPTQUEST	.....141
FIG. 6.10: CARTA DE DESEMPEÑO DE OPTQUEST PARA BAJO COSTO	....142
FIG. 6.11: CURVAS DE CONTRATOS DE COMPRA PARA BAJO COSTO	.....146
FIG. 6.12: DISTRIBUCION DEL COSTO FINAL ACUMULADO SEMANAL	.....148
FIG. 6.13: EVOLUCION DEL COSTO HORARIO DURANTE LA SIMULACIÓN	149
FIG. 6.14: EVOLUCIÓN DEL FUNCIONAL DE RIESGO DURANTE LA OPTIMIZACION	.....149
FIG. 6.15: CARTA DE DESEMPEÑO PARA ALTO COSTO	.....150
FIG. 6.16: COMPRAS PARA EL PORTAFOLIO DE ALTO COSTO	.....151
FIG. 6.17: CARTA DE DESEMPEÑO BUSCANDO EL MINIMO RIESGO	.....153
FIG. 6.18: FRONTERA EFICIENTE “RIESGO VS COSTO”	.....155

## RESUMEN

Un modelo matemático basado en optimización estocástica es necesario para la estructuración de portafolios de contratos de compras de energía eléctrica por parte de las empresas distribuidoras en mercados eléctricos competitivos.

La función objetivo para la empresa distribuidora es la maximización de sus ganancias por la reventa a los usuarios finales de la energía comprada a través de contratos a precios fijos y a precios variables desde el mercado ocasional.

El precio ocasional y demanda eléctrica se tratan como variables estocásticas que se modelan por separado, y se las incluye en el problema de optimización que se encarga tanto de minimizar el riesgo a través del Valor en Riesgo Condicional del costo total de compras en el mediano plazo, como de establecer la cantidad de energía eléctrica a adquirir de cada proveedor mediante un contrato así como la cantidad a adquirir desde el mercado ocasional. El problema de optimización incluye las restricciones de atención a la demanda horaria con cantidades que se encuentren dentro de los límites de capacidad de generación de las empresas generadoras proveedoras.

Se plantea una metodología original para pronóstico de la demanda eléctrica, que consiste en considerar la tendencia de la demanda según el método de días similares y la estocasticidad de la misma según encaje de distribuciones de probabilidad a los datos históricos horarios de la demanda. Esto se realiza con el empleo de la herramienta Fit del programa Oracle Crystal Ball.

Se elabora también una metodología para el pronóstico del precio ocasional que consiste en establecer las trayectorias probables del precio ocasional en el mediano plazo mediante la resolución numérica de una ecuación diferencial estocástica que tiene la capacidad de captar las características de reversión a la media y de volatilidad proporcional al precio identificadas en el precio ocasional. Esto se realiza con la caja de herramientas SDE Toolbox bajo Matlab.

Se desarrolla un caso de estudio para establecer la cantidad óptima de compras de una distribuidora en el mercado eléctrico ecuatoriano para el año 2007, con base en la información de precios y demanda de los años 2004, 2005 y 2006.

Todos los datos del caso de estudio se introducen en la hoja electrónica Excel y junto con los modelos de pronóstico de la demanda y del precio ocasional, se alimentan al modelo de análisis de riesgos basado en la minimización del riesgo sujeto a un nivel adecuado de costo esperado para las compras.

El modelo de análisis de riesgo se desarrolla con el complemento Oracle Crystal Ball que permite el manejo de las variables aleatorias mediante muestreo Monte Carlo o Hiper cubo Latino.

Con el empleo del optimizador OptQuest que se invoca desde Oracle Crystal Ball se resuelve la optimización estocástica del portafolio de compras y se construye la frontera eficiente compuesta por las combinaciones óptimas de compras.

La frontera eficiente permite evidenciar las alternativas de portafolios de compras de energía eléctrica que presentan mayores costos esperados de compra con mayor riesgo, contra alternativas de portafolios que tienen menores costos esperados de compra y su obtención representa menor riesgo en los mismos costos de compra, lo que es de interés para las Distribuidoras.

Con esta metodología de análisis de riesgos se ofrece una guía útil para la toma de decisiones financieras bajo incertidumbre para los directivos de las empresas distribuidoras que considerando la aversión al riesgo de su empresa podrán tomar decisiones informadas, en favor de la debida prudencia y cuidado del desempeño económico-financiero de sus empresas en el mediano plazo.

## PRESENTACIÓN

Las empresas distribuidoras, actuando como comercializadoras de la energía eléctrica dentro de un mercado eléctrico competitivo, enfrentan el riesgo de realizar compras de energía en el mercado ocasional a un costo variable y venderla a tarifas fijas definidas por el regulador del mercado.

La empresa Distribuidora debe asegurar la cobertura de la cantidad demandada de energía por sus usuarios, y al mismo tiempo asegurar ganancias que le permitan su sostenibilidad económica y financiera. Para ello, la Distribuidora requiere suscribir contratos a plazo para la compra anticipada de la energía, definiéndolos con referencia al costo de la energía en el mercado ocasional.

El problema de los contratos de compra, consiste en obtener combinaciones de cantidades de compras que representen un mínimo riesgo sobre el desempeño económico-financiero de la Distribuidora, y sean de un costo razonable dentro de la disponibilidad a pagar presupuestada para la energía eléctrica. Esta investigación establece que es posible lograr la cobertura contra estos riesgos mediante la estructuración de los contratos de compra de electricidad, a través de definir la cantidad de compras de energía.

Esta tesis contiene el desarrollo de una metodología de cálculo que establece la asignación de la cantidad óptima de compras de energía eléctrica a contratos, tomando en consideración la vigencia anual de los mismos y la realidad del mercado eléctrico ecuatoriano al año 2007, partiendo de la información histórica disponible de los años 2004, 2005 y 2006. Para ello, se han construido modelos de pronósticos, uno para la demanda, y otro para el precio ocasional; y, se ha empleado una medida de riesgo en la forma de “Valor en Riesgo Multiperiodo” dentro de una estructura de optimización del riesgo y del costo. Con ello, se han obtenido portafolios óptimos de compras que forman una frontera eficiente, donde se representan las alternativas de compras para la consideración final del gerente financiero de una empresa eléctrica.

# CAPÍTULO 1

## INTRODUCCIÓN

### 1.1 MOTIVACIÓN Y OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

Hasta 1999, la energía eléctrica era manejada por el Estado Ecuatoriano tanto en su producción, como en su distribución a los consumidores finales.

En 1999, la Ley de Régimen del Sector Eléctrico introdujo la libre competencia a nivel mayorista, y creó el Centro Nacional de Control de Energía como Operador del Sistema y Administrador del Mercado, y el Consejo Nacional de Electricidad como Ente Regulador del Estado Ecuatoriano.

En el año 2005 se incorporó energía importada desde Colombia, y se habilitó una interconexión eléctrica menor con Perú.

Con todo esto, las Distribuidoras quedaron en una situación diferente, donde el desempeño de su actividad económica corría por su propia cuenta y riesgo.

La propuesta de la presente tesis, se enmarca en esta situación de las Distribuidoras, y plantea analizar el riesgo de mercado que incide sobre ellas.

Más precisamente, esta tesis surgió como una iniciativa de investigar como las Distribuidoras tienen que afrontar una de sus decisiones más importantes cuando operan dentro de un mercado eléctrico competitivo, cual es la estructuración de sus contratos de compra de energía eléctrica.

Tal estructuración significa saber cuanto comprar en cada hora del año desde tales contratos, es decir establecer combinaciones de cantidades de compra en cada hora, para lo cual se investigó y ahora se presenta una metodología de cálculo que considera el riesgo de mercado y los costos de obtención.



Los principales factores que se toman en cuenta para esta labor, son la demanda eléctrica que tiene características variables según las actividades comerciales y de ocio de los consumidores, y también el precio ocasional fluctuante de la electricidad en el mercado ocasional.

El parque generador eléctrico ecuatoriano se compone de 50% de generación hidroeléctrica y 50% de generación térmica, pero esta composición varía en el año según la disponibilidad de agua para los reservorios de las hidroeléctricas y las necesidades de operación y mantenimiento de las centrales térmicas de vapor, además de que la incorporación de nueva generación es poco representativa según lo que se advierte para el año 2007.

El agua es el principal recurso para los productores hidroeléctricos, y ellos identifican una temporada seca entre los meses de Octubre a Marzo y otra húmeda entre los meses de Abril a Septiembre, especialmente referida a la disponibilidad de agua para la Central Paute que tienen una capacidad instalada en el orden de los 1050 MW. La capacidad del reservorio de esta Central es limitada, y en la práctica no está dimensionado para almacenar agua más allá de una semana de disponibilidad, a la falta del Proyecto Hidroeléctrico Mazar que se encargará de regular las aguas de la Central Paute.

Por otra parte, en general los años lluviosos traen precios bajos por la mayor facilidad de participación de las hidroeléctricas, y los años secos traen precios altos por la necesidad de acudir mayormente a centrales térmicas cuyos costos son más altos.

El agua fluye a los reservorios de las centrales hidroeléctricas sin costo, por lo que el costo variable de la producción hidroeléctrica es muy bajo, pero la cantidad de agua disponible es limitada e incierta. En tal virtud, dentro de un parque generador con composición hidroeléctrica y termoeléctrica como el ecuatoriano, se asigna al agua un costo de oportunidad, esto es que la producción de 1 kWh hidroeléctrico más en el momento actual, significa dejar de producir 1 kWh para el periodo futuro inmediato donde los precios podrían ser más altos. El costo marginal del agua, también conocido como valor del agua,

depende del volumen de los reservorios y de la capacidad de producción del propio sistema, las expectativas de demanda en los periodos futuros, las expectativas de caudales hacia los reservorios, y el manejo operativo de los mismos, todo lo que afectará a los precios del mercado ocasional.

El sistema eléctrico ecuatoriano aplica una coordinación hidrotérmica para el manejo de la energía hidroeléctrica, lo cual significa la toma de decisiones de operación en horizontes de largo y mediano plazos; y aplica modelos semanales y diarios para el horizonte de corto plazo. El Operador del Sistema realiza un Despacho Económico para el día siguiente, de los recursos de generación disponible, con base al cual determina el precio ocasional horario.

Además, los combustibles son los principales recursos para los productores termoeléctricos y la obtención de ellos significa un riesgo económico para las termoeléctricas ya que deben asegurarlos a través de compras anticipadas mediante contratos. El precio de los combustibles incide directamente en los costos variables de las termoeléctricas, y en especial el precio del diesel para las turbogeneradoras a gas, que suelen ser despachadas como unidades marginales a costos altos.

Lo antes mencionado implica que existen incertidumbres en el mercado eléctrico que pueden afectar el desempeño financiero de una empresa Distribuidora.

Para afrontar los riesgos procedentes de estas incertidumbres, esta investigación desarrolla modelos para la demanda eléctrica, el precio ocasional, y principalmente modelos para la gestión de las compras de energía eléctrica por parte de una Distribuidora.

### **1.1.1 ¿CÓMO GESTIONAR LA INCERTIDUMBRE DEL COSTO DE OBTENCIÓN DE LA ELECTRICIDAD?**

La Distribuidora que opera en un mercado competitivo debe disponer de una metodología que le permita gestionar el costo incierto de las compras de electricidad.

La respuesta a la pregunta planteada se puede desprender de las metodologías de optimización de portafolios desarrolladas desde Markowitz [141] hasta la presente fecha.

En el caso de una empresa Distribuidora, la gestión del riesgo en el costo de obtención tiene relación con los portafolios de compras a convenir en contratos a plazo. Ya que los portafolios de compras se componen de combinaciones de compras, lo que se debe buscar son las combinaciones de compras que hagan mínimo al riesgo del costo, y al mismo tiempo el costo se encuentre dentro de valores presupuestados razonables para los precios y cantidades negociadas.

La minimización del riesgo sujeto a un costo razonable se puede lograr mediante la optimización estocástica de los portafolios. Otra posibilidad, es elaborar estrategias de compras mediante programación dinámica estocástica [200], pero se prefiere la optimización estocástica ya que es una estructura matemática que incluye a la programación dinámica. En todo caso, es imprescindible emplear una medida apropiada de riesgos para tales esquemas de optimización, más aún para las empresas participantes en los mercados eléctricos [64].

### **1.1.2 METODOLOGÍA DE ANÁLISIS DE RIESGOS MULTIPERÍODO**

Varias medidas de riesgo se han probado y diseñado, desde la propuesta de Markowitz [141] de emplear la desviación estándar para las pérdidas o ganancias, hasta los recientes funcionales de riesgo.

Más aún, en el caso de las Distribuidoras, el problema consiste en realizar compras óptimas en cada hora, lo que significa que debe estructurar 8760 (365x24) portafolios horarios. Esto requiere la medición del riesgo en varios periodos sucesivos de tiempo, lo que es más complicado que el análisis de un solo periodo que plantea Markowitz con la desviación estándar.

Además, la desviación estándar no es una medida de riesgo coherente en el sentido definido por Artzner e.o. [9] y varias investigaciones que aplican la

desviación estándar al análisis de riesgo multiperiodo han encontrado soluciones que son inaplicables o inapropiadas en la práctica [28].

Por tanto, la gestión de la incertidumbre del costo de obtención de la energía eléctrica por parte de las Distribuidoras, requiere del empleo de un funcional de riesgo multiperiodo, que sea coherente [182, 251], es decir que permita tomar decisiones siguiendo la regla de racionalidad del inversionista (Ver Sección 2.2.1); es decir que, el funcional de riesgo debe tener la capacidad de seleccionar alternativas de inversión en la misma forma que lo hace un inversionista, por ejemplo que para el mismo beneficio esperado el inversionista elige la alternativa de inversión que ofrece el menor riesgo de que ocurra un pobre desempeño financiero o pérdidas.

Esta tesis aplica un funcional de riesgo original del tipo Valor en Riesgo Promedio Multiperiodo, siguiendo las ideas de la tesis doctoral de Eichhorn [63] y la matemática sobre estos funcionales que consta en el libro de Pflug y Römisch [182] y en la tesis doctoral de Kovacevich [125], que constituyen el “state-of-the-art” de las modernas medidas de riesgo.

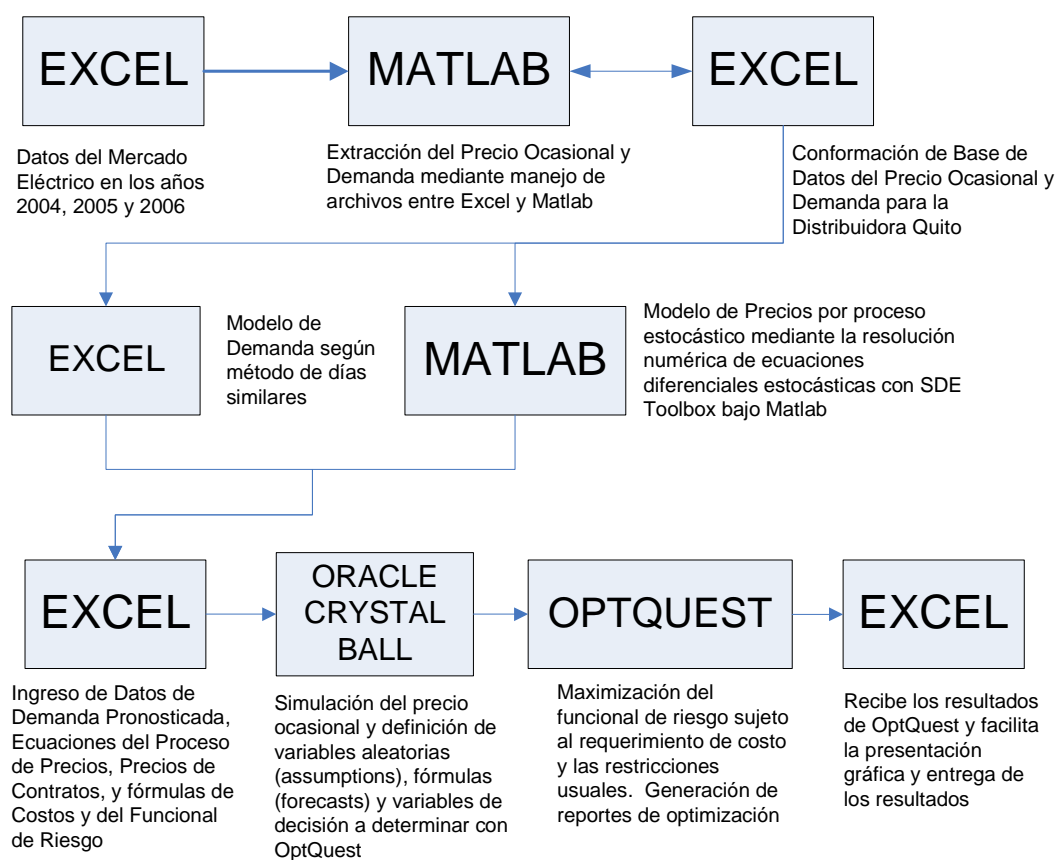
Los portafolios óptimos obtenidos son consecuentes con la intuición de que se debe comprar lo más posible a través de contratos para suprimir el riesgo que significaría tener que comprar al mercado ocasional a un precio sujeto a variaciones aleatorias debido a las incertidumbres inherentes a este mercado.

Tomando en cuenta los factores de riesgo en la demanda y en el precio ocasional así como empleando un funcional de riesgo coherente, la metodología de análisis de riesgos desarrollada en esta tesis cumple con el objetivo planteado al inicio de esta investigación, cual es el de determinar las cantidades de energía eléctrica a comprar en las diferentes modalidades de contratos y en el mercado ocasional para atender a la demanda de energía eléctrica de los clientes de las Distribuidoras en el mediano plazo, de una forma óptima en el sentido de que se minimiza el riesgo de un pobre desempeño o de pérdidas para estas empresas sin menoscabar su disponibilidad a pagar un costo razonable por la obtención de la energía eléctrica, y cumpliendo con todas las

restricciones naturales de este negocio, a saber, cumpliendo con la entrega en cada hora de la demanda y con compras que se encuentran dentro de los límites de capacidad de generación de los proveedores que son la contraparte en los contratos.

## 1.2 BASE DE DATOS Y USO DE PROGRAMAS

La información disponible para la elaboración de esta tesis, corresponde a la información del mercado eléctrico en los años 2004, 2005 y 2006 que constan en los denominados “Reportes de Transacciones Comerciales en el Mercado Eléctrico Mayorista” que el Operador del Mercado publica diariamente para el conocimiento de todos los agentes participantes. Estos reportes están en Excel, y la información del precio ocasional y de la demanda del sistema y de la distribuidora dada, están en diferentes hojas electrónicas; por lo que se necesitó extraer esta información para formar una base de datos para los modelos.



**Fig. 1.1: FLUJO DE LA INFORMACIÓN Y MODELOS**  
FUENTE: Elaboración Propia.

La Fig. 1.1 indica el manejo de la información y los programas empleados para la construcción de modelos de pronóstico y de análisis de riesgos.

Se programaron varios códigos en Matlab para la extracción de los datos desde las hojas electrónicas “Reportes de Transacciones Comerciales en el Mercado Eléctrico Mayorista” con las cuales se formaron otras hojas electrónicas con los datos del precio ocasional y de la Distribuidora Quito.

### **1.2.1 MODELO DE DEMANDA**

Se elaboró un modelo de pronóstico de la demanda para el mediano plazo, en Excel, siguiendo el método de días similares que se explica en el Capítulo 4.

Previamente a la elaboración de los modelos de pronósticos, se realizó un amplio examen de las características de los datos según consta en la primera parte del Capítulo 3.

### **1.2.2 MODELO DE PRECIOS**

Se determinó un proceso estocástico para el pronóstico precio ocasional, siguiendo la metodología indicada en el Capítulo 5, esto es mediante la resolución de ecuaciones diferenciales estocásticas que establecen trayectorias de precios.

Previamente se realizó un análisis comprensivo sobre los datos del precio ocasional, según consta en la segunda parte del Capítulo 3.

### **1.2.3 PRECIO DE LA ELECTRICIDAD EN CONTRATOS**

Con base en información referencial de los Planes Operativos del CENACE y de información referida por las Distribuidoras se definieron valores representativos

de los precios de la electricidad en contratos, sea con Hidroeléctricas o con Termoeléctricas, los cuales se ingresan al modelo de análisis de riesgos.

#### **1.2.4 MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS**

Es importante mencionar que esta Tesis emplea las bases conceptuales de Economía y Finanzas, así como de la Teoría de Portafolios y Medidas de Riesgo Coherentes, además de los esquemas de cálculo de portafolios, desarrollados en la monografía del autor [251].

El modelo de análisis de riesgos se basa en datos reales de los años 2004, 2005 y 2006, y se ha diseñado para el análisis de cada hora del año, convirtiéndose en un problema de optimización estocástica de gran escala.

Este modelo de riesgos fundamentalmente minimiza el riesgo medido con un funcional de riesgos multiperiodo, sujeto al requerimiento de un costo presupuestado apropiado, y al cumplimiento de las restricciones operativas de la Distribuidora en cuanto a la atención de la demanda, y tomando en cuenta las limitaciones de suministro de sus proveedores.

Ya que se toma en cuenta cada hora del año, el modelo es gigantesco y demanda gran cantidad de memoria RAM y de velocidad de cálculo; por lo que si bien el modelo puede correrse para un año completo, se limitó su tamaño a 168 horas (1 semana) para el caso de estudio, que se resuelve en el orden de horas de computación, según se detalla en el Capítulo 6.

### **1.3 ORGANIZACIÓN DE LOS CAPÍTULOS**

La presente tesis se divide en 7 capítulos. El presente Capítulo 1, resume la intención y logros de esta investigación. El Capítulo 2, describe el problema de análisis de riesgos para las distribuidoras y su formulación matemática general.

El Capítulo 3 describe los datos disponibles para el precio en contratos, la demanda y el precio ocasional. El Capítulo 4 presenta un modelo de pronóstico de la demanda para el mediano plazo. En el Capítulo 5 aparece un modelo de pronóstico del precio ocasional. El capítulo 6 concierne a un caso de estudio en el que se aplica optimización estocástica para la determinación de los portafolios óptimos de compras que permiten cubrir a la Distribuidora contra los riesgos de mercado. Las conclusiones, recomendaciones, y lineamientos para futuros trabajos en esta línea de investigación, se desarrollan en el Capítulo 7.

## **1.4 APORTES DE ESTA TESIS**

El tema de tesis surgió de la preocupación por la situación de la Distribuidora que, por el lado de los ingresos opera en forma regulada y por el lado de los costos tiene que afrontar el riesgo del mercado que significa que una parte de las compras tiene que realizarlas al precio fluctuante del mercado ocasional y otra parte tiene que procurar comprarla en contratos con anticipación de un año.

El camino seguido en esta tesis, para resolver la cobertura contra los riesgos de mercado para una Distribuidora que opera en un mercado eléctrico competitivo, ha requerido la elaboración de tres modelos, los cuales se consideran aportes de esta tesis para resolver este problema, porque son contribuciones de metodologías originales, a la literatura de mercados eléctricos, y porque no sólo pueden aplicarse a las empresas distribuidoras, sino también que pueden extenderse al estudio de riesgos en las generadoras, o para otros agentes en los mercados eléctricos abiertos a la competencia, existentes a nivel mundial.

La revisión bibliográfica ha sido extensa y se ha logrado gracias al moderno acceso por Internet y la disponibilidad de la documentación por los autores de artículos técnicos y libros, además de importantes referencias obtenidas a través de grupos en Yahoo; y por ello, se considera que las referencias aquí citadas, tanto sobre modelos de demanda, de precios, y de riesgos, constituyen un aporte que facilitará el camino de futuras investigaciones no sólo a nivel local,



sino a nivel mundial ya que el proceso de liberación de los mercados eléctricos se encuentra extendido por todos los continentes.

Finalmente, las recomendaciones sobre futuras líneas de investigación en el campo de los modelos de riesgos para los mercados eléctricos, en especial referidas a la elaboración de modelos de gran tamaño para los problemas reales, a los funcionales de riesgo, y hacia el cálculo por programación estocástica paralela o mediante redes de computación distribuida, también se considera un aporte de esta tesis para trabajos futuros en temas que ahora se ven como los más prometedores para las futuras aplicaciones no sólo en la ingeniería eléctrica y negocios, sino también en el mundo de los sistemas de información.

Se estima que este trabajo puede servir como una guía tanto para el análisis de riesgos en las empresas distribuidoras, como para empresas del sector energético y de la industria en general, y además se puede extender a la modelación de portafolios en aplicaciones financieras de bancos y seguros.

Cabe advertir que el ámbito de esta tesis es el problema de análisis de riesgos en las compras y ventas de electricidad en mercados eléctricos competitivos. Por tanto, si la estructura de mercado es diferente a la del mercado competitivo, el análisis aquí desarrollado es inaplicable o debe ser adaptado en forma consecuente.

Permítase al autor comentar que, durante el tiempo de elaboración de esta tesis, en el Ecuador se han producido cambios en la Constitución Política de la República que facultan al Estado la fusión de las empresas distribuidoras en corporaciones. El proceder del Estado con respecto al sector eléctrico no ha sido claro sino cambiante y por ejemplo desde el mismo Estado se rumoraba el cambio hacia un modelo de Comprador Único; caso para el cual, el análisis de riesgos aquí desarrollado se podría aplicar para la definición de las compras de energía eléctrica por parte de dicho comprador si se mantuviera la competencia a nivel del mercado eléctrico mayorista.

Últimamente, mediante el Decreto Ejecutivo N°220, del 14 de Enero del 2010, el sector eléctrico volverá a la estructura vertical de monopolio estatal con la creación de la Empresa Pública Estratégica Corporación Eléctrica del Ecuador que agrupará la generación, transmisión, distribución, comercialización, importación y exportación de energía eléctrica, y la ampliación del sistema eléctrico existente; con esto, nuevamente el sector eléctrico retorna al Estado; y dado que éste es ineficiente por definición y despótico en su acción sobre las minorías; es opinión del autor que según las leyes históricas y el sentido común, si ya antes al Estado le resultó difícil manejar el sector eléctrico, y su misma influencia dificultó la transición hacia una estructura de mercado competitivo plenamente conformada, más aún ahora al ahuyentar toda inversión privada en este importante sector de la economía, difícilmente podría afirmarse que se producirá una evolución hacia un sector eléctrico eficiente y de alta calidad en sus prestaciones y servicios.

Es claro que, el análisis de riesgos desarrollado en la presente tesis no aplica para la estructura de mercado eléctrico monopolista; pero en cambio, este análisis mantiene su validez y aplicabilidad para los mercados eléctricos competitivos que actualmente son la mayoría en el mundo. Además, cabe mencionar que entre los lineamientos para la creación de la Maestría de Administración de Negocios del Sector Eléctrico en la Escuela Politécnica Nacional, fue el de *“desarrollar metodologías adecuadas en los procesos del negocio eléctrico, administrar efectivamente las transacciones de energía en el campo técnico y comercial (...) aplicar principios de ingeniería financiera energética a la gerencia de negocios del sector eléctrico”*, y es dentro de estos lineamientos que se ubica el ámbito y aportes de la presente tesis.

## **CAPÍTULO 2**

### **COBERTURA CONTRA RIESGOS EN EL NEGOCIO DE LA DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA**

El desempeño financiero de las empresas eléctricas distribuidoras depende principalmente de los términos bajo las cuales suscribe los contratos de compra de energía con las empresas generadoras. El negocio de las distribuidoras comprende su acción comercializadora en la forma de un intermediario entre las generadoras y el usuario final.

Este capítulo presenta el problema de optimización de portafolios de contratos para el negocio de la distribución eléctrica, operando bajo el supuesto de un mercado eléctrico competitivo, y presenta también la formulación del modelo matemático.

#### **2.1 DISTRIBUIDORA COMO COMERCIALIZADORA**

##### **2.1.1 CONFORMACIÓN DEL NEGOCIO DE LA DISTRIBUCIÓN**

El giro de negocio de la Distribuidora como comercializadora consiste en obtener la energía eléctrica de las generadoras y entregarla al usuario final.

La Distribuidora acude al mercado eléctrico ecuatoriano para la compra física de energía eléctrica desde el mercado ocasional, o desde el mercado de contratos a plazo; y, vende la energía a los consumidores o usuarios finales a las tarifas definidas por el Ente Regulador. La diferencia entre el precio en el contrato y la tarifa, o entre el precio ocasional y la tarifa, definirán las ganancias o pérdidas de la distribuidora.

Las Distribuidoras no pueden ejercer acción alguna sobre el lado de los ingresos ya que las tarifas están reguladas; por tanto, para conseguir ganancias debe

optimizar el lado del costo, negociando el precio en el contrato y especialmente definiendo la cantidad a comprar a cada contrato en cada hora del año.

Justamente el problema de optimizar el lado del costo requiere considerar el riesgo de mercado que incide sobre este costo. En concreto, esta tesis plantea una metodología de cálculo para establecer la combinación óptima de cantidades a comprar a través de contratos a plazo, tomando en cuenta los riesgos de variación en la cantidad de energía demandada por los usuarios, y de variación en el precio ocasional horario, en el horizonte de un año, específicamente el año 2007, partiendo de los datos observados en los años 2004, 2005 y 2006, que se emplean para establecer tendencias o pronósticos, y además considerando las reglas de operación física y económica establecidas por la Ley de Régimen del Sector Eléctrico para las Distribuidoras.

Los fundamentos teóricos de Economía y Finanzas así como los elementos de cálculo financiero, y el marco teórico del negocio de la Distribución en el mercado eléctrico ecuatoriano constan en la monografía preparada por el autor [251] como base para la presente tesis.

### **2.1.2 CONFORMACIÓN DEL MERCADO DE COMPRAS FÍSICAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA**

Se entiende por compras físicas, la entrega física de la energía eléctrica para su consumo. Estas compras pueden efectuarse a través del mercado de contratos y del mercado ocasional.

El mercado de contratos a plazo, comprende transacciones para la entrega física de la energía eléctrica a un precio fijo para cada kilovatio-hora. Estos compromisos se acuerdan entre la Distribuidora y la Generadora, en forma independiente al despacho de energía eléctrica que es definido por el Centro de Control de la Energía. En este sentido, se dice que los contratos a plazo actúan como contratos financieros, pero éstos preservan el compromiso de entrega física de la energía eléctrica.

El mercado ocasional ofrece a las Distribuidoras la entrega de toda la capacidad de energía eléctrica disponible en el Sistema Nacional Interconectado, independientemente de si éstas tuvieran o no contratos.

### **2.1.3 DESPACHO ECONÓMICO Y FORMACIÓN DEL PRECIO OCASIONAL**

El Centro de Control de la Energía establece el precio horario de la electricidad en el mercado ocasional a partir de curvas de oferta entregadas por las generadoras y tomando en cuenta la demanda del sistema.

Los precios ocasionales horarios se establecen o “liberan” para todas las 24 horas del día siguiente, mediante la resolución de un problema de optimización de despacho económico de todos los recursos de generación del sistema eléctrico, basado en la información del día actual, y tomando en cuenta criterios de seguridad y confiabilidad del sistema.

El valor fluctuante del precio ocasional en cada hora del día, se percibe como riesgoso tanto por las Distribuidoras, como por las Generadoras; y, de allí, surge la necesidad de firmar contratos a un precio acordado, para que los costos o los ingresos de las respectivas empresas participantes, se vuelvan estables.

El sistema eléctrico ecuatoriano está compuesto por unidades térmicas e hidroeléctricas, y de allí que opera sobre la base de una coordinación hidrotérmica que establece una planificación de la operación tomando en cuenta que las decisiones de operación de las centrales hidroeléctricas en el momento presente, influyen tanto sobre la operación futura, así como también sobre los resultados económicos futuros del sistema.

La coordinación hidrotérmica considera la estocasticidad de los caudales afluentes a las centrales hidroeléctricas dentro de un esquema de optimización multiperiodo que interrelaciona modelos de mayor horizonte con modelos de menor horizonte tomando en cuenta el concepto del valor del agua. Esto se

realiza empleando programación dinámica dual estocástica (el Operador del Sistema emplea el programa SDDP para estos fines).

Una vez definido el manejo del sistema en el mediano plazo, el Operador establece la programación semanal de las unidades generadoras, y finalmente el Despacho Económico diario mediante el cual define el precio ocasional horario para el día siguiente.

#### **2.1.4 NECESIDAD DE COBERTURA CONTRA LOS RIESGOS EN LA DEMANDA Y EN EL PRECIO OCASIONAL**

La Distribuidora está llamada a atender la demanda de los usuarios, pero a la vez actúa como un negocio en marcha, esto es procurando la maximización de sus ganancias.

Por tanto, si la Distribuidora se compromete a comprar energía a través de contratos a plazo, tiene y debe considerar los riesgos inherentes tanto a las fluctuaciones en la cantidad demandada por los usuarios, como a la variación del precio ocasional.

Por ello, el modelo de análisis de riesgos en las compras de energía eléctrica de las distribuidoras, debe incluir las variables *demanda de los consumidores* y *precio ocasional* mediante pronósticos de sus realizaciones futuras para el horizonte de estudio de un año, que es el plazo de vigencia de los contratos.

Si la Distribuidora no considera la naturaleza fluctuante de estas variables, se dice que estará financieramente expuesta a pérdidas económicas que son previsibles y controlables mediante un modelo de análisis de riesgos.

De allí, la necesidad de elaborar una metodología de análisis de riesgos para la cobertura óptima contra los riesgos de pérdidas.

### **2.1.5 FUENTES DE INCERTIDUMBRE Y RIESGO PARA LAS EMPRESAS DISTRIBUIDORAS**

Las fuentes de riesgo para las distribuidoras, referidas al mercado eléctrico, son la demanda y el precio ocasional.

Al respecto, es importante reconocer la estocasticidad del precio que depende por ejemplo de la disponibilidad de los recursos de generación hidroeléctrica. Por ejemplo, la generación hidroeléctrica anual esperada podría variar en un amplio rango, dependiendo de las precipitaciones en las épocas secas o húmedas, y de los caudales afluentes a los reservorios, o de la incorporación de nuevas generadoras aunque esto último se podría anticipar según la información de la planificación energética; y por tanto, lo claro es que la incertidumbre en la cantidad de precipitaciones o de caudal afluente se traslada al precio ocasional.

La demanda eléctrica muestra picos en diferentes momentos del año; y si por ejemplo, se pudiera disponer de grandes reservorios donde almacenar agua por varios meses o años desde los periodos lluviosos hasta los periodos secos (como existe en el sistema Nórdico) se facilitarían la atención de la demanda; pero éste no es el caso del Ecuador, y ello significa, una mayor dependencia del recurso hídrico para la operación del sistema eléctrico.

Los factores de temperatura y clima inciden sobre la demanda total de energía, y en consecuencia sobre los riesgos de pérdidas económicas de las empresas eléctricas, más aún si los incrementos de demanda no se encuentran cubiertos mediante compras de energía a contratos. En este punto, cabe identificar líneas para futuros trabajos de investigación, que busquen establecer correlaciones robustas entre los precios ocasionales y los caudales afluentes, o respecto a las temperaturas y precipitaciones, o entre temperaturas y demanda, que aporten elementos de juicio adicionales para la gestión de riesgos.

También la evolución que sigan los precios de los combustibles, afecta al precio ocasional en forma directa. Lo anterior advierte la complejidad de diversos factores estocásticos sobre las variables precio ocasional y demanda.

En esta tesis se desarrollan metodologías originales para el pronóstico tanto de la demanda, como del precio ocasional en un horizonte anual. Mediante estos pronósticos que son de tipo estocástico, se proveen de estos dos insumos al modelo de análisis de riesgos, que por su parte se encarga de establecer la cobertura óptima de compras de energía eléctrica contra estos riesgos.

Con respecto al pronóstico del precio ocasional, Velásquez [109] advierte vacíos metodológicos para la labor de pronóstico de los precios de la electricidad en el mediano plazo, ya que los métodos empleados tradicionalmente no tienen en cuenta las características propias de estos precios; en especial, la identidad única que éstos presentan como resultado de la interacción de un alto número de factores de comportamiento complejo, relacionados con la oferta, la demanda y los aspectos regulatorios que rigen el mercado. Como consecuencia de ello, el comportamiento del precio contiene relaciones no lineales, complejas y cambiantes, y altas volatilidades e incertidumbres asociadas con la evolución de los factores que determinan el precio. Todas estas dificultades hacen que la labor de construcción de pronósticos de mediano plazo sea compleja.

Sin embargo de estas observaciones, aquí se desarrolla un modelo estocástico que atrapa la dinámica del precio ocasional y permite producir pronósticos que sirven como insumos para el modelo de análisis de riesgos (Ver Capítulo 5).

Con respecto a la demanda, también se aprecian vacíos metodológicos para la labor de pronóstico en el mediano plazo. La literatura contiene innumerables modelos de pronóstico de la demanda para el corto plazo, esto es un día, o una semana o quince días; pero son escasos los métodos para establecer pronósticos trimestrales o anuales.

De igual manera, aquí se desarrolla un modelo original de pronóstico de la demanda en el mediano plazo (Ver Capítulo 4), basado en creencias de probabilidad y en el método de los días similares, y se encuentra un encaje razonable que hace útil a este modelo para proveer la demanda horaria como insumo para el modelo de análisis de riesgos.



### **2.1.6 DERIVADOS FINANCIEROS EN LOS MERCADOS ELÉCTRICOS MUNDIALES**

Cabe mencionar que los países desarrollados cuentan con mercados financieros para la negociación de electricidad, donde se puede tomar posiciones cortas o largas (efectuar compras o ventas) en contratos eléctricos que tienen características similares a las de las bolsas de valores, esto es en la forma de derivados financieros, tales como: Futuros, Forwards OTC, opciones Call o Put, Swing, Exóticos, Swaps, etc. Este tipo de productos para compras financieras de la energía eléctrica, no existen en el mercado eléctrico ecuatoriano.

## **2.2 PROBLEMA DE LA GESTIÓN DE RIESGOS EN LAS COMPRAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA**

### **2.2.1 LA RACIONALIDAD EN LA GESTIÓN DE RIESGOS**

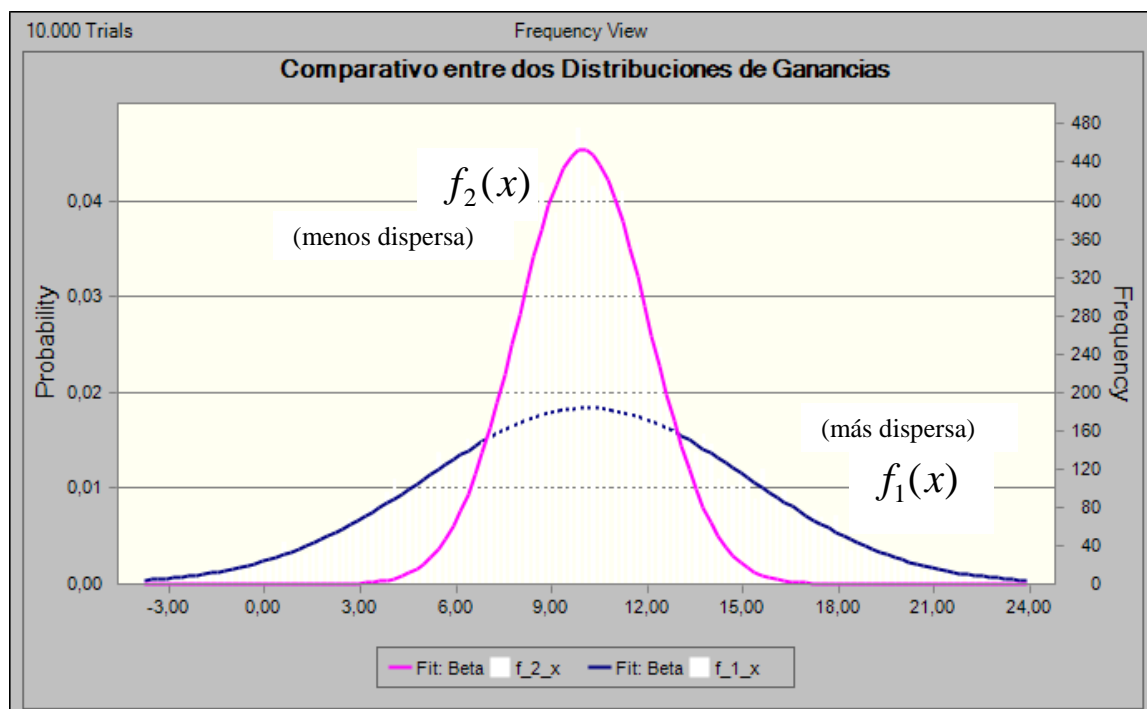
¿Por qué las compras necesitan de un modelo de análisis de riesgos?

La respuesta a esta pregunta, se encuentra en la siguiente explicación.

En los negocios que operan en ambientes competitivos, los inversionistas y gerentes de las empresas, prefieren elegir la inversión, que con respecto a otras inversiones que ofrecen el mismo beneficio esperado, se aprecia como la de menor riesgo.

La gestión del riesgo se realiza, identificando las fuentes de incertidumbre que afectan al objetivo perseguido de maximizar las ganancias; que en el caso de las distribuidoras, se ubica hacia el lado del costo.

El análisis de riesgo entre dos alternativas de inversión con distribuciones de probabilidad de sus beneficios (o ganancias) dadas por  $f_1(x)$  y  $f_2(x)$ , (Ver Fig. 2.1), requiere: a) identificar el beneficio que éstas ofrecen, por ejemplo fijándose en la media de la distribución (beneficio esperado); y, b) evaluar el riesgo que implica obtener tal beneficio, por ejemplo fijándose en la dispersión de la distribución.



**Fig. 2.1: COMPARATIVO ENTRE DOS DISTRIBUCIONES DE GANANCIAS**

En este ejemplo, los *inversionistas adversos al riesgo* pueden reconocer que las ganancias  $f_1(x)$  y  $f_2(x)$  ofrecen el mismo beneficio esperado, y por tanto, al momento de elegir, optarán por  $f_2(x)$  ya que esta inversión tiene ganancias que probabilísticamente se distribuyen con una dispersión menor que  $f_1(x)$ .

Es decir, que los inversionistas adversos al riesgo, no optan por la opción  $f_1(x)$  por que la consideran más riesgosa, para el mismo beneficio esperado. Esta *regla de racionalidad* de los inversionistas, se emplea para la *toma de decisiones bajo incertidumbre*; pero afinando aún más la intuición de riesgo

mediante la aplicación de funcionales sobre las distribuciones de probabilidad, tales como el “Valor en Riesgo Condicional” de la distribución de ganancias.

El Valor en Riesgo Condicional mide las ganancias más bajas (o pérdidas) que se ubican más allá de un umbral de riesgo de por ejemplo el 5%; y, es una medida coherente en el sentido de Artzner [9].

Un modelo de análisis de riesgos no es apropiado si no emplea un funcional de riesgo que sea consecuente con la regla de racionalidad que utiliza el inversionista para evaluar la incidencia de los factores de riesgo sobre las ganancias; ya que, sólo así tal modelo de riesgos podrá guiar en la toma de decisiones apropiadas de la utilización de los recursos económicos escasos.

Por tanto, la elaboración de un modelo de análisis de riesgos consiste en programar al optimizador con la regla de racionalidad de los inversionistas para que éste haga la determinación automática de las combinaciones óptimas de los activos que ofrezcan el máximo beneficio esperado para un nivel dado de riesgos; es decir, que el optimizador se encargará de descartar las combinaciones de activos que resulten ineficientes en el sentido de que entreguen menos ganancias esperadas para el mismo nivel de riesgo.

En el caso de las empresas distribuidoras, el modelo de análisis de riesgos pueden definir las compras de energía eléctrica desde contratos, de forma que se minimice el riesgo según el Valor en Riesgo Condicional bajo una restricción de un nivel de ganancias deseado (o nivel de costos deseado).

### **2.2.2 GESTIÓN INTEGRADA DE RIESGOS**

Se entiende por gestión de riesgo, toda medida regulatoria -tanto desde la política pública como desde la práctica corporativa- que procura delimitar y responder ante los riesgos. Con este objetivo, la empresa realiza un balance entre el costo y el beneficio que significa reducir los riesgos y decide las medidas a adoptar.

La gestión de riesgos comprende cuatro pasos: identificación de los riesgos, valoración, control y evaluación de los riesgos.

**Identificación de los riesgos:** es el proceso de clasificación sistemática y análisis de los factores subyacentes e inciertos, donde se busca revelar el carácter de riesgo de los mismos, de manera de tomar medidas oportunas y efectivas para la protección contra los riesgos que pueden afectar a la empresa.

**Valoración de los riesgos:** se refiere a la estimación del riesgo, en especial sobre dos aspectos: la frecuencia de las pérdidas y la severidad de las pérdidas. La frecuencia identifica la distribución de probabilidad de las pérdidas. La severidad indica cuan alto o bajo es el impacto o efecto del riesgo, y se define mediante una medida de riesgo, tal como el Valor en Riesgo o el Valor en Riesgo Condicional.

**Control de los riesgos:** significa la toma de decisiones para disminuir tanto la frecuencia como la severidad de las pérdidas. Incluye tres acciones: a) establecer objetivos de control de riesgos (lo que en términos matemáticos, significa establecer una función objetivo, por ejemplo de minimización del riesgo); b) escoger estrategias adecuadas para el control del riesgo (evitar el riesgo, prevenirlo, reducirlo, segregarlo, o transferirlo); y, c) ejecutar las estrategias de control de riesgos elegidas y debidamente ajustadas a las situaciones reales.

**Evaluación de los riesgos:** es el proceso de decidir el significado y valor de las fuentes de riesgo. Esto requiere definir límites aceptables de riesgo, y la aplicación consecuente de estrategias de control de riesgos.

La metodología desarrollada en esta tesis para afrontar el riesgo de mercado, es un primer paso para la gestión integrada de riesgos al interior de las Distribuidoras.

### **2.2.3 IDENTIFICACIÓN DEL PROBLEMA DE COBERTURA CONTRA RIESGOS DE MERCADO PARA LA DISTRIBUIDORA**

La distribuidora está llamada a cumplir con la entrega a los usuarios de la electricidad demandada; y, a la vez, a buscar la maximización de sus ganancias, para lo cual requiere establecer la cantidad de electricidad a comprar desde el mercado de contratos a plazo, limitando las compras al mercado ocasional en una forma racional, ya que de todas maneras existirá una parte de la cantidad demandada que necesariamente se comprará al mercado ocasional.

Lo cierto en este problema de corte financiero, es que tanto la demanda como el precio ocasional tienen componentes inciertos que afectan a sus magnitudes, y estas incertidumbres se trasladan hacia la ganancia total haciéndola fluctuante. Por ejemplo, la volatilidad de los precios significa incurrir en costos extremos para la obtención de electricidad cuando se tiene que atender una alta demanda a precios ocasionales altos.

Aunque es claro que los contratos a plazo fijan el precio del kilovatio-hora, y con ello salvan de comprar al mercado ocasional al precio ocasional fluctuante, se requiere diseñar una metodología para la toma de decisiones con anticipación a las realizaciones de las variables, demanda y precio ocasional, que se desconocen al momento de firmar los contratos de compra. Tal metodología debe establecer la cantidad óptima a comprar a cada contrato, tomando en cuenta pronósticos de las realizaciones probables y efectivas que adquirirán las dos citadas variables estocásticas en el futuro,

La gerencia financiera de la distribuidora debe efectuar las compras de energía en forma inteligente, mediante el empleo de un modelo matemático que tenga capacidad para captar la incertidumbre futura, en especial lo complejo que resulta en el tiempo presente efectuar la labor de pronosticar las realizaciones futuras de las variables demanda y precio ocasional, que se efectivizarán en cada hora del año siguiente, y que definitivamente incidirán en el desempeño financiero de su empresa ya que difícilmente puede rescindir los contratos de compra que pueden volverse desfavorables en ciertos momentos del año futuro.

Para afrontar el problema de compras de energía, la metodología que plantea esta tesis, asume que la demanda sigue una tendencia y variabilidad, y que el precio ocasional se comporta como un proceso estocástico que reproduce el comportamiento dinámico de dicho precio en el mercado ocasional.

#### **2.2.4 EJEMPLO DE ANÁLISIS DE RIESGOS EN OTROS MERCADOS**

A manera de ejemplo del análisis de riesgos, en Europa los comercializadores negocian contratos de carga base, con plazos para el día siguiente, para los nueve días siguientes, o mensuales o de seis semanas que están disponibles en la Bolsa de Energía, por ejemplo en el Nordpool, o contratos trimestrales y anuales. La curva de demanda se cubre con una mezcla de contratos de carga base y carga pico, y se reperfila con posiciones horarias mediante compras en el mercado ocasional del día siguiente o en la Bolsa de Energía. Esta gama de alternativas de amplia sucesión de granularidad en el tamaño de las compras, facilita la liquidez en la negociación. Este nivel de desarrollo no existe en el mercado eléctrico ecuatoriano. Los mercados especialmente activos y con negociación líquida, normalmente negocian un porcentaje menor del volumen total en el mercado ocasional, principalmente destinándolo para el reperfilado de los contratos pico y base mediante la compra física horaria. Por tanto, la gestión de riesgo a nivel de los mercados europeos involucra varios horizontes de análisis del riesgo, además de la negociación financiera mediante contratos de Futuros, o de Opciones sobre Futuros.

El caso ecuatoriano requiere la negociación de contratos a plazo para un horizonte anual únicamente. Y esta negociación, requiere la toma anticipada de decisiones bajo las incertidumbres del mercado eléctrico.

La gestión de riesgos para una distribuidora que opera en un mercado eléctrico competitivo, es una labor imprescindible para su sostenimiento económico, ya que permite determinar las cantidades a comprar en los contratos a plazo sobre la base de la estimación racional de los costos esperados y de la cobertura contra los riesgos identificados.

De acuerdo a lo antes mencionado, se elabora un modelo de análisis de riesgos que instruye a un optimizador con la regla de racionalidad de los inversionistas, para que éste determine en forma automática las combinaciones óptimas de compras de energía que proveen el máximo beneficio esperado para un nivel dado de riesgos; descartando las combinaciones de compras que se identifiquen como ineficientes en el sentido de que proveen menos ganancias esperadas para tal nivel dado de riesgo, sobre lo que se trata a continuación.

### **2.2.5 SITUACIÓN DE LA DISTRIBUIDORA ANTE LOS RIESGOS DE MERCADO**

Bajo la estructura de mercado eléctrico liberalizado, las Distribuidoras cambian su anterior status de empresas de operación monopólica, a empresas que asumen independientemente sus obligaciones y responsabilidades financieras.

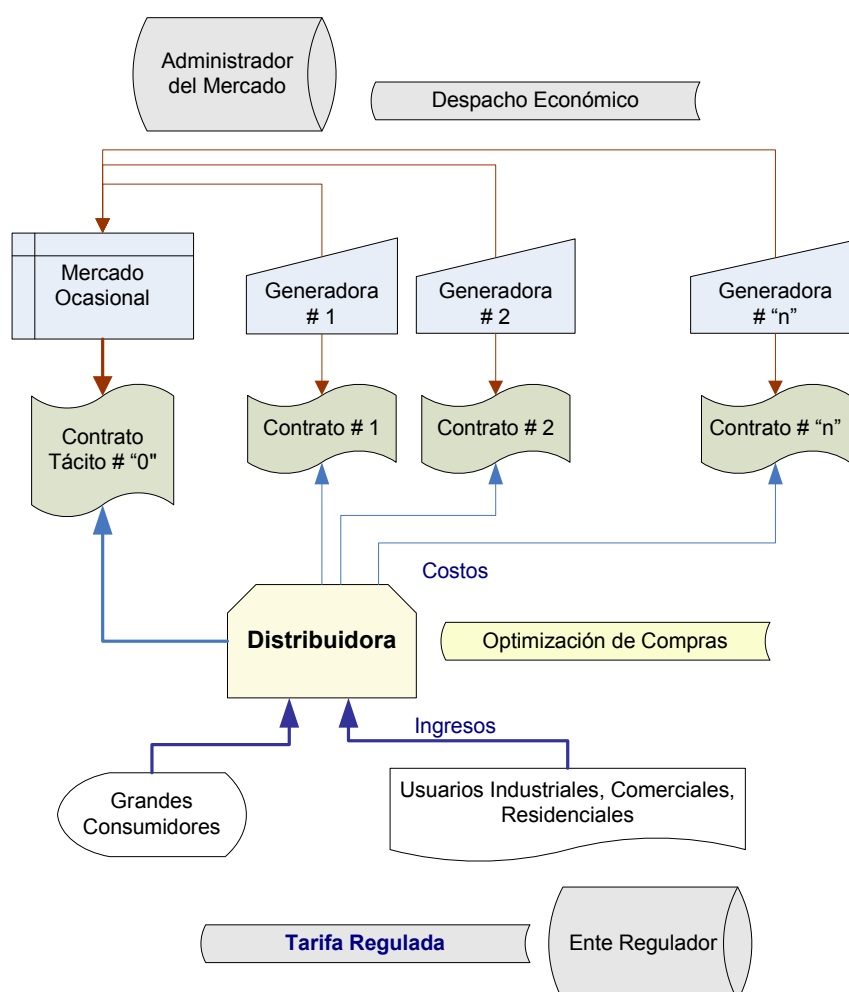
Las Distribuidoras son un componente importante del mercado eléctrico (Ver Fig 6.1); sin embargo, la literatura sobre estrategias de gestión de riesgos aplicada a estas empresas es escasa. Esto posiblemente responde a que en muchos países el lado de distribución aún opera bajo la forma de monopolio, o por que la competencia en distribución aún no es tan intensa como en el lado de generación; circunstancias que significan poco incentivo para que las empresas Distribuidoras elaboren sus propias estrategias contra los riesgos del mercado.

Sin embargo, existen factores inciertos que las Distribuidoras tienen que enfrentar dentro de los mercados eléctricos liberalizados, y por tanto, están llamadas a diseñar nuevos modelos matemáticos para la gestión integrada de los nuevos riesgos. La nueva meta de las Distribuidoras es la maximización de las ganancias (o la minimización de las pérdidas gestionando los costos de obtención de la energía eléctrica) cumpliendo con la entrega de la energía demandada por sus usuarios, bajo parámetros de calidad y confiabilidad.

## 2.3 MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS CON PROGRAMACIÓN ESTOCÁSTICA

### 2.3.1 COSTOS DE OBTENCIÓN DE LA ELECTRICIDAD

El problema de las Distribuidoras en las compras de electricidad comprende el análisis de los costos de compra horarios a lo largo de un año.



**Fig. 2.2: DISTRIBUIDORA COMO COMERCIALIZADORA**

FUENTE: Elaboración Propia.

El costo de la compra de electricidad al mercado ocasional es el producto del precio ocasional por la carga atendida por dicho mercado; y el costo de la compra mediante contratos es el producto del precio acordado en el respectivo contrato por los kilovatios-hora entregados por dicho contrato, y asimismo para



los demás contratos. La suma de los costos de compra al mercado ocasional y de los costos de compra a cada uno de los contratos, en cada hora del día, proporciona el costo total horario.

Se puede relacionar un ingreso horario con el costo horario de la obtención de electricidad. El ingreso horario se calcula del producto de la tarifa regulada por la cantidad de kilovatios-hora atendidos a los usuarios en la hora específica. La tarifa regulada es un valor fijo. Las ganancias (o pérdidas) horarias se obtienen restando del ingreso horario, el costo horario. La integración de todas las ganancias horarias a lo largo de un periodo de análisis, proporciona la ganancia final a lo largo de dicho periodo. Sin embargo, se debe notar que, a consecuencia de que la tarifa es regulada y fija, la maximización de las ganancias horarias es equivalente a la minimización del costo.

La Programación Estocástica se ha aplicado a problemas similares de las empresas del sector eléctrico a nivel mundial, por ser una estructura matemática que tiene la capacidad para considerar la naturaleza estadística de la función objetivo que puede estar dada como la minimización del riesgo, sujeto a un valor deseado para la *esperanza matemática de la ganancia* (ganancia esperada) o para la *esperanza matemática del costo esperado* (costo esperado).

La cuantificación del riesgo de obtener tal *ganancia esperada* o tal *costo esperado* se realiza con *funcionales de riesgo* que se calculan a partir de la distribución de probabilidad que adquieran tal *ganancia esperada* (o tal *costo esperado*) dentro del proceso de optimización.

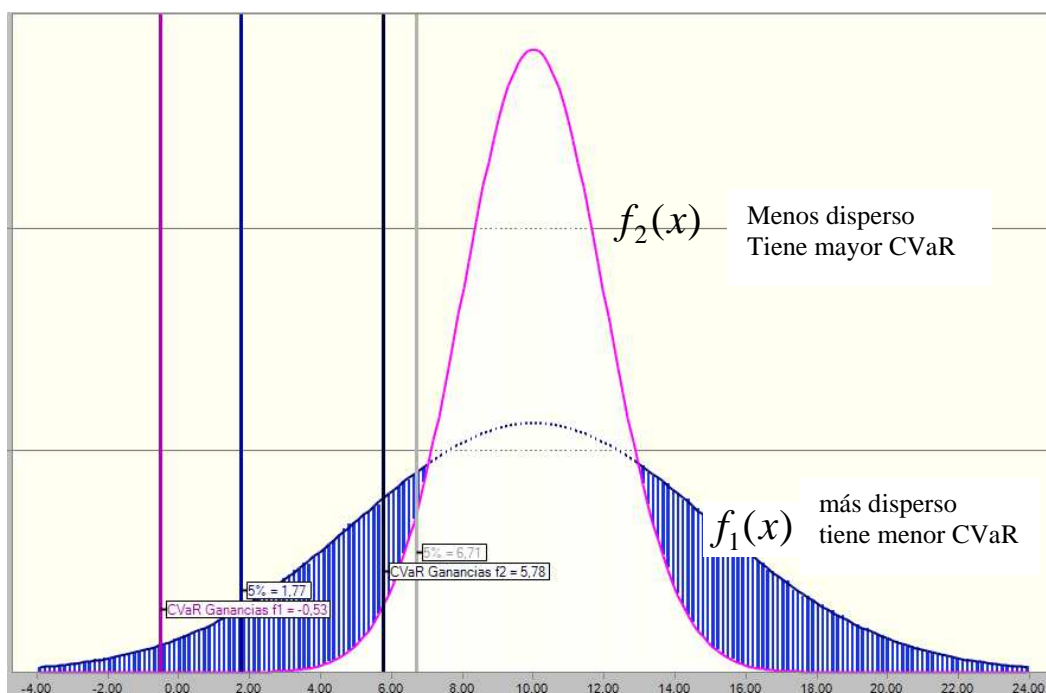
Dentro de la programación estocástica, los *funcionales de riesgo* se pueden incorporar a la función objetivo, o tratarse como una restricción más del conjunto de restricciones del problema.

La presente tesis emplea Excel junto con el complemento Oracle Crystal Ball y su optimizador OptQuest, y debido a razones de prestaciones de este complemento, el funcional de riesgo se considera como *función objetivo*, y a la

ganancia esperada como un requerimiento del problema de optimización estocástica.

El funcional de riesgo empleado es el “Valor en Riesgo Condicional” que se define como el valor esperado de las ganancias ubicadas en la cola de probabilidad  $\varepsilon\%$ , que corresponde al valor esperado de las peores ganancias (o pérdidas). Aquí,  $\varepsilon\%$  puede tomar el valor de 1% o 5%; y, el cuantil  $\varepsilon\%$  que resulta de la optimización estocástica, se reconoce como el Valor en Riesgo.

Ahora bien, ya que el modelo de análisis de riesgos debe incorporar la regla de racionalidad de los inversionistas con respecto a su preferencia por optar por inversiones que minimicen el riesgo; entonces, el modelo de análisis de riesgos debe preferir las inversiones con el máximo valor en riesgo condicional (se lo referirá por sus siglas CVaR del inglés “Conditional Value at Risk”) ya que un mayor CVaR procede de una distribución de ganancias menos dispersa; en cambio que un menor CVaR proviene de una distribución de ganancias más dispersa (Ver Fig. 2.2).



**Fig. 2.3: COMPARATIVO ENTRE DOS DISTRIBUCIONES DE GANANCIAS MEDIANTE EL “VALOR EN RIESGO CONDICIONAL” EN LA COLA DEL 5%**

El optimizador OptQuest se instruye desde Oracle Crystal Ball bajo Excel con la regla de racionalidad de los inversionistas, para que haga la selección de los portafolios de compras de energía eléctrica en forma tal que maximice el Valor en Riesgo Condicional de las ganancias finales obtenidas a lo largo un año.

Cabe la reflexión desde el sentido común de que la toma de decisiones a partir de un modelo que maximiza el valor en riesgo condicional, no sólo puede basarse en el valor máximo de esta medida, sino que también puede auxiliarse de la construcción de la frontera eficiente de portafolios óptimos para visualizar las Ganancias Esperadas versus los Valores en Riesgo Condicionales de los portafolios óptimos, y también puede guiarse del valor calculado para las desviaciones estándar de las distribuciones de ganancias de cada una de las combinaciones óptimas de compras obtenidas de la maximización del CVaR; de manera que el gerente financiero disponga de estas medidas como criterios referentes para el análisis de riesgo y la toma de la decisión final con base en el nivel de aversión al riesgo de su empresa.

Por ejemplo en el caso de la Fig 2.3, de acuerdo con la regla de racionalidad para la selección de inversiones bajo riesgo, el optimizador elige la inversión  $f_2$  que tiene el valor en riesgo condicional mayor que el de la inversión  $f_1$ . Cabe anotar que esta regla de racionalidad es coherente y superior a la regla de la Desviación Estándar de Markowitz o al Valor en Riesgo, ya que estas “medidas de riesgo” ahora *antiguas*, no son coherentes según Artzner [9, 188].

### **2.3.2 FORMULACIÓN MATEMÁTICA CON SOFTWARE DE ANÁLISIS DE RIESGOS EN HOJA DE CÁLCULO**

El modelo de análisis de riesgos se construye en la hoja electrónica, incluyendo fórmulas para lo siguiente:

- Cálculo del costo horario por la compra de energía al mercado ocasional.
- Cálculo del costo horario por la compra de energía desde cada contrato.

- Variable aleatoria de la demanda para cada hora del año.
- Variable aleatoria del precio ocasional para cada hora del año.
- Precio de cada contrato.

El optimizador Optquest se instruye para minimizar el valor en riesgo condicional de los costos horarios (ver Secciones 6.2.1 y 6.3.3), sujeto al requerimiento de que el valor esperado del costo esté dentro de un nivel deseado, además de la restricción de que el cumplimiento de la demanda pronosticada se realice con la suma de las cantidades compradas a los contratos y al mercado ocasional; y, el conjunto de restricciones de que la cantidad comprada a cada contrato se encuentre dentro de los límites de disponibilidad del proveedor respectivo.

Lo antes indicado, se puede resumir en los siguientes términos matemáticos:

$$\text{Minimizar} \quad \text{CVaR del } C \quad (2.1)$$

sujeto a:

$$\text{Costos:} \quad C = \sum_{h=1}^{h=8760} \left( E_{0,h} \cdot \lambda_{0,h} + \sum_{i=1}^{n=10} (E_{i,h} \cdot F_{i,h}) \right) \quad (2.2)$$

$$\text{Disponibilidad a pagar:} \quad C \leq C_p \quad (2.3)$$

$$\text{Demanda horaria:} \quad D_h = E_{0,h} + \sum_{i=1}^{n=10} E_{i,h} \quad (2.4)$$

$$\text{Capacidad de generación:} \quad P \min_{i,h} \leq E_{i,h} \leq P \max_{i,h} \quad (2.5)$$

$$\text{Mercado Ocasional:} \quad D_h \leq E_{0,h} \quad (2.6)$$

$$\text{No negatividad:} \quad E_{0,h} \geq 0, E_{i,h} \geq 0 \quad (2.7)$$

$$\text{Indices:} \quad h = 1, 2, \dots, 8760, i = 1, 2, \dots, 10 \quad (2.8)$$

### Nomenclatura:

$C$	Costos totales en el año
$C_p$	Costo deseado según disponibilidad a pagar
$D_h$	Demanda en la hora $h$
$F_{i,h}$	Precio acordado en el contrato $i$ -ésimo en la hora $h$

$\lambda_{0,h}$	Precio ocasional en la hora $h$
$E_{0,h}$	Energía comprada al mercado ocasional en la hora $h$
$E_{i,h}$	Energía comprada al contrato $i$ -ésimo en la hora $h$
$P \min_{i,h}$	Energía mínima disponible del proveedor $i$ -ésimo en la hora $h$
$P \max_{i,h}$	Energía máxima disponible del proveedor $i$ -ésimo en la hora $h$
$h$	Índice de las horas
$i$	Índice de los contratos

La energía se expresa en MWh y los precios en USD/MWh (dólares americanos por cada megavatio-hora). Los costos están en dólares.

El tamaño de este problema matemático es gigantesco, y requiere el empleo de computadores con alta velocidad de procesamiento y gran capacidad de memoria RAM para las simulaciones Monte Carlo en Oracle Crystal Ball de las variables aleatorias, y la corrida de los algoritmos de optimización de OptQuest.

Por ejemplo, si se consideran 10 contratos y se definen variables de decisión para cada hora del año, se tendrían  $10 \times 8760 = 87600$  variables de decisión  $E_{i,h}$ , además de 8760 variables de decisión  $E_{0,h}$ ; pero, principalmente el tamaño del problema depende del número de realizaciones requeridas para simular adecuadamente las variables estocásticas:  $\lambda_{0,h}$  y  $D_h$ .

Supóngase que se simulan 30 realizaciones para  $\lambda_{0,h}$ , entonces se tendrán  $8760 \times 30 = 262\,800$  realizaciones del precio ocasional en el año para representar la incertidumbre de esta variable. Por otra parte, si se simulan 30 realizaciones para cada  $D_h$ , se tendrán  $8760 \times 30 = 262\,800$  realizaciones. Pero, el Método de Monte Carlo en la práctica requiere 2000 realizaciones o más, para representar apropiadamente un variable aleatoria; y, por tanto, para 8760 variables aleatorias, se requieren:  $8760 \times 2000 = 17\,520\,000$  realizaciones.

Como se puede apreciar de estas referencias, existen limitaciones computacionales que se deben considerar en los modelos de análisis de riesgo aplicados para mediano plazo. Una forma de afrontarlas del mismo Oracle

Crystal Ball es, emplear el muestreo de Hipercubo Latino para simular las variables aleatorias.

Para volver manejable el problema en cuanto a tiempo de computación, velocidad de procesamiento y memoria RAM, se aplican condiciones adicionales a la formulación matemática anterior, las cuales proceden de las características de los contratos, en cuanto a la definición de la cantidad de energía comprada.

Por ejemplo, si el contrato compromete la venta de energía en forma proporcional a la demanda horaria siguiendo la curva de carga diaria, es suficiente definir una variable de decisión por día y añadir condiciones de igualdad o proporcionalidad de la cantidad de energía en las horas no pico  $E_{i,h}$  con respecto a la energía de la hora pico 20:00,  $E_{i,h=20}$ .

Estas condiciones de igualdad se incorporan a la formulación matemática, como:

$E_{i,h=1,2,3,4,5} = 0.45E_{i,h=20},$ $E_{i,h=6} = 0.50E_{i,h=20},$ $E_{i,h=9} = 0.70E_{i,h=20}$ $E_{i,h=10-16} = 0.75E_{i,h=20}$ $E_{i,h=17} = 0.78E_{i,h=20}, \quad E_{i,h=18} = 0.80E_{i,h=20}$ $E_{i,h=19} = 0.90E_{i,h=20}, \quad E_{i,h=21} = 0.95E_{i,h=20}$	$\lambda_{0,h=1,2,3,4} = 0.88\lambda_{0,h=16},$ $\lambda_{0,h=7} = 0.95\lambda_{0,h=16},$ $\lambda_{0,h=8} = 0.97\lambda_{0,h=16}$ $\lambda_{0,h=9-18} = \lambda_{0,h=16}$ $\lambda_{0,h=19} = 1.434\lambda_{0,h=16}$ $\lambda_{0,h=20} = 1.399\lambda_{0,h=16}$
---	--

donde los factores aplicados a  $E_{i,h=20}$  o, a  $\lambda_{0,h=16}$ , hacen seguimiento de la curva de demanda horaria y de correlaciones detectadas entre precios ocasionales horarios.

Otro mecanismo para acelerar al algoritmo de optimización es, definir las variables de decisión con valores discretos en un rango limitado, antes que como números reales en un rango infinito; lo que, dicho sea de paso, es congruente con la realidad de operación de las unidades generadoras, ya que en la práctica por ejemplo, una unidad generadora a vapor de 130 MW no puede atender 125 MW o luego 115 MW o después de una hora 35 MW, dadas sus características físicas y además por que el control de su operación es en pasos

discretos y en niveles específicos tales como el de plena capacidad (100% = 133 MW) o de media capacidad (50% = 66.5 MW) u otros pasos intermedios en valores definidos, pero no en cualquier valor real.

Cabe recalcar que se ha elegido trabajar en la hoja electrónica Excel por que permite el ingreso directo de todas estas restricciones y condiciones en las celdas, y la visualización de los datos y los resultados con el empleo de los complementos OptQuest y Oracle Crystal Ball.

Finalmente cabe mencionar que la literatura reporta modelos más sofisticados en el orden matemático [31, 62, 63, 65, 78, 106, 108, 112, 136, 150, 157, 182, 216, 221, 256, 257, 258] que facilitan el manejo de los limitantes de velocidad de procesamiento y requerimientos de gran capacidad de memoria, y recientemente existen avances en la resolución de la optimización estocástica en ambientes de supercomputadoras o de computación distribuida (Grid Computing) con el empleo de algoritmos de optimización paralela [102, 173] que aprovechan las características algebraicas y matriciales de este tipo de problemas. En esta línea, también se han desarrollado y se están investigando métodos para la generación de escenarios de las variables estocásticas a lo largo de horizontes de mediano plazo [63, 84] y para la reducción de escenarios. Todas estas son importantes líneas de trabajo para investigaciones futuras.

Durante la presente investigación, el autor desarrolló códigos en GAMS para la formulación matemática del problema en cuestión, empleando SCENRED [74] para la generación y reducción de escenarios. Sin embargo, por las limitaciones de tiempo no se describen estos códigos en este informe, pero se advierte el potencial desarrollo de los mismos, en especial por que el código de GAMS para problemas de gran tamaño puede correrse en CONDOR [25] que es un centro de computación distribuida, que ofrece correr 5000 horas de CPU en unas 20 horas efectivas, es decir en menos de un día de trabajo. Por otra parte, existen otros centros de computación distribuida en el mundo, que son aún más veloces, y que están facilitando el acceso libre o a un costo mínimo, lo que es una importante línea de investigación para futuras aplicaciones financieras y de la ingeniería.

Cabe recalcar que se usaron datos reales para la definición y resolución del problema, esto es: los precios de la electricidad en contratos según valores históricos (ver Capítulo 3, Sección 3.1), así como la demanda eléctrica (Sección 3.2) y los precios ocasionales (Sección 3.3) en los años 2004, 2005 y 2006.

Esta información fue extraída desde los archivos originales del mercado eléctrico en Excel, mediante la programación de códigos en Matlab (Ver Fig 1.1) y devuelta a Excel en la forma de una base de datos de precios ocasionales y de demanda eléctrica; la que sirvió de base, tanto para el análisis estadístico que se detalla en el Capítulo 3, como para la creación de los pronósticos de estas variables que se detallan en los Capítulos 4 y 5.

Una vez que se obtuvieron los pronósticos de demanda eléctrica y del precio ocasional, todo ello ingresado a Excel, también el modelo de análisis de riesgos se preparó desde Excel con el empleo de los complementos Oracle Crystal Ball y su optimizador OptQuest, herramientas de software que finalmente permitieron la resolución numérica aproximada del problema formulado según las ecuaciones (2.1) a (2.8), incorporando además elementos específicos de los contratos, tal como se detalla en el Capítulo 6 para un caso práctico de tamaño reducido. De esta manera, se ha logrado el desarrollo de una metodología para análisis de riesgos que es completa y consecuente con los intereses de los inversionistas.



## **CAPÍTULO 3**

### **DESCRIPCIÓN DE LOS DATOS**

En este Capítulo se describen los datos de la demanda de energía eléctrica en el sistema eléctrico, el precio de la electricidad en el mercado ocasional, y se citan referentes de precios acordados en contratos.

Se aplican herramientas de análisis estadístico y de autocorrelaciones, y se determinan patrones de comportamiento o de evolución a lo largo del tiempo, desde un enfoque práctico destinado a la aplicabilidad de los datos en un modelo de análisis de riesgos para un horizonte de mediano plazo.

#### **3.1 PRECIOS EN CONTRATOS**

Los precios en los contratos de compra-venta de energía se definen según acuerdo y conveniencia entre las partes intervinientes.

Los precios son datos reservados y en la práctica se entiende que el analista de riesgos tendrá disponible los precios en contratos para la optimización.

Para cubrir este problema, el presente estudio emplea valores representativos del precio en contratos con centrales hidroeléctricas y termoeléctricas.

#### **3.2 DATOS DE DEMANDA**

Los datos de demanda corresponden a la ciudad de Quito y se han obtenido de los Reportes Diarios de Transacciones del Centro de Control de la Energía, para cada hora del día a lo largo de los años 2004, 2005 y 2006.

La demanda en estos Reportes, es la suma de la carga eléctrica requerida por los consumidores en todas las subestaciones del sector de concesión.

La Distribuidora Quito tiene numerosos consumidores, los cuales muestran un comportamiento heterogéneo en cuanto al consumo de potencia según los requerimientos de su tecnología y sus comportamientos sociales.

Las características de la demanda se pueden analizar con la *curva de carga*<sup>1</sup> diaria en cada barra de cada subestación, para el día laborable, o día de fin de semana, o día festivo.

Se pueden emplear técnicas de agrupamiento de los perfiles de carga, para obtener curvas de carga representativas de los grupos de consumidores. Este camino es útil para la planificación de la Distribuidora; pero, para fines del análisis de riesgo que se plantea en este estudio, se considera la demanda total acumulada de todas las subestaciones de la Distribuidora, ya que es el valor total que se requiere comprar desde contratos y desde el mercado ocasional.

Lo interesante es observar que si la demanda en cada barra de cada subestación de la empresa Distribuidora, se considera como una variable aleatoria que tiene realizaciones en cada hora del día, entonces la demanda total que se obtiene de sumar las demandas de todas las barras de la Distribuidora para esa hora específica, también será una variable aleatoria con características que pueden tratarse con la Ley de los Grandes Números y el Teorema del Límite Central que se estudian en la Teoría de Probabilidades.

Otra manera de expresar matemáticamente las realizaciones de la demanda total horaria, es considerarla como una variable estocástica. Con ello, lo que se asume es que existe un proceso estocástico generador de datos que puede reproducir las realizaciones de la demanda total horaria. Estas ideas se toman

---

<sup>1</sup> La curva de carga representa la variación de la potencia en términos del tiempo.

en cuenta en el Capítulo 4, para plantear un método de pronóstico de la demanda total horaria adecuado para el análisis de riesgo en el mediano plazo.

Ahora bien, la demanda total horaria muestra una variabilidad que depende de factores, tales como:

- Condiciones del clima: la estación, las temperaturas diarias, la velocidad del viento, etc.
- Factores demográficos: la tasa de crecimiento de la población, el número de habitantes en cierta área, la tasa de nacimientos, etc.
- Factores económicos: el producto interno bruto, la productividad del trabajo, la tasa de desarrollo económico, el nivel de la calidad de vida, y un elemento muy importante: el precio de la energía.

La evolución en el tiempo de estos factores tiene un fuerte carácter aleatorio; y, las realizaciones eventuales, más o menos accidentales de estos factores, influye directamente en el valor de la carga y en su tendencia reflejada en las curvas de carga.

Se pueden identificar varios componentes en la curva de carga:

- La tendencia, que identifica la variación principal de la carga
- La componente cíclica, que refleja causas de lenta variación, tal como la correlación oferta-demanda que dura más de un año.
- La componente estacional, que refleja fluctuaciones que duran solo unos pocos meses y se repiten cada año.
- La componente aleatoria, que se debe a causas accidentales diferentes a las antes mencionadas.

La forma de las curvas de carga describen una periodicidad diaria y semanal.

Sin embargo, la curva de carga para el día de mañana o para la próxima semana, no es una copia simple del perfil de carga del día de hoy o de la

semana que transcurre; sino que, lo que ocurre es que, la curva de carga se modifica levemente de día a día y de semana a semana, reflejando cambios en el comportamiento de los consumidores o las condiciones climáticas.

Generalmente, las curvas de carga se clasifican según los días de la semana, los días de fin de semana, y los días festivos. Para fines de análisis de riesgos, la caracterización de la demanda, busca entender la evolución de la demanda en el mediano plazo, de manera de atrapar las características entre un año y el siguiente.

### 3.2.1 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA ANUAL

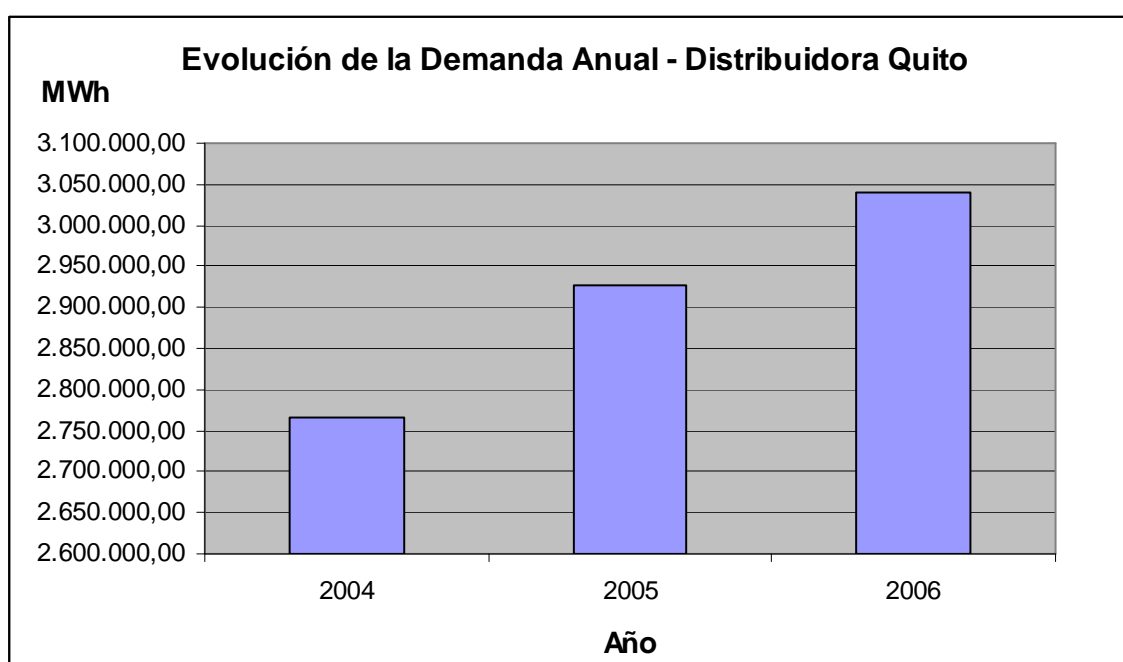
La demanda total de la Distribuidora Quito para los años 2004, 2005 y 2006, se indica en la Tabla 3.1, y se grafica en la Fig. 3.1.

**TABLA 3.1: DEMANDA ANUAL DE LA DISTRIBUIDORA QUITO.**

	Año 2004	Año 2005	Año 2005
Demanda (MWh)	2,765,322.95	2,926,941.09	3,039,852.08

FUENTE: Reportes de Transacciones Comerciales en el MEM - CENACE

ELABORACION: Propia.



**Fig. 3.1: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA ANUAL DE LA DISTRIBUIDORA QUITO**

Se observa la tendencia de crecimiento de la demanda en el orden de 5.844% para el año 2005 con relación al año 2004, y del 3.858% para el año 2006 en relación al año 2005. El menor crecimiento del año 2005 al 2006, refleja una desaceleración del crecimiento económico del país.

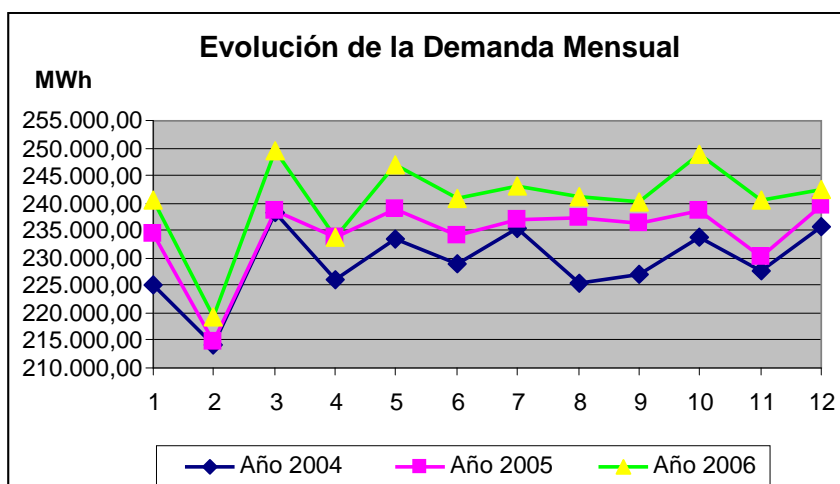
### 3.2.2 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA MENSUAL

La demanda acumulada de cada mes, para los años 2004, 2005 y 2006, se indica en la Tabla 3.2 y se grafica en la Fig 3.2.

**TABLA 3.2: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA MENSUAL**

	Año 2004	Año 2005	Año 2006
Enero	225.169,83	234.354,45	240.396,71
Febrero	214.029,30	214.732,28	219.368,37
Marzo	238.316,79	238.630,99	249.537,06
Abril	226.159,18	233.671,77	233.633,59
Mayo	233.590,16	238.861,92	247.007,64
Junio	228.932,32	234.084,81	240.778,72
Julio	235.367,31	237.042,62	243.228,45
Agosto	225.280,23	237.461,30	241.272,17
Septiembre	227.119,42	236.403,19	240.205,27
Octubre	233.757,28	238.670,96	249.030,47
Noviembre	227.826,98	230.295,39	240.540,23
Diciembre	235.576,40	239.488,83	242.582,08

FUENTE: Reportes de Transacciones Comerciales en el MEM - CENACE  
ELABORACION: Propia.



**Fig. 3.2: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA MENSUAL**

La Fig 3.2. muestra que históricamente, Febrero es el mes de menor demanda, y los meses de mayores demandas son Marzo, Mayo y Octubre.

### 3.2.3 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA SEMANAL A LO LARGO DEL AÑO

La demanda difiere de una semana a la otra a lo largo del año, según se indica del valor de la demanda acumulada en cada semana en la Tabla 3.3.

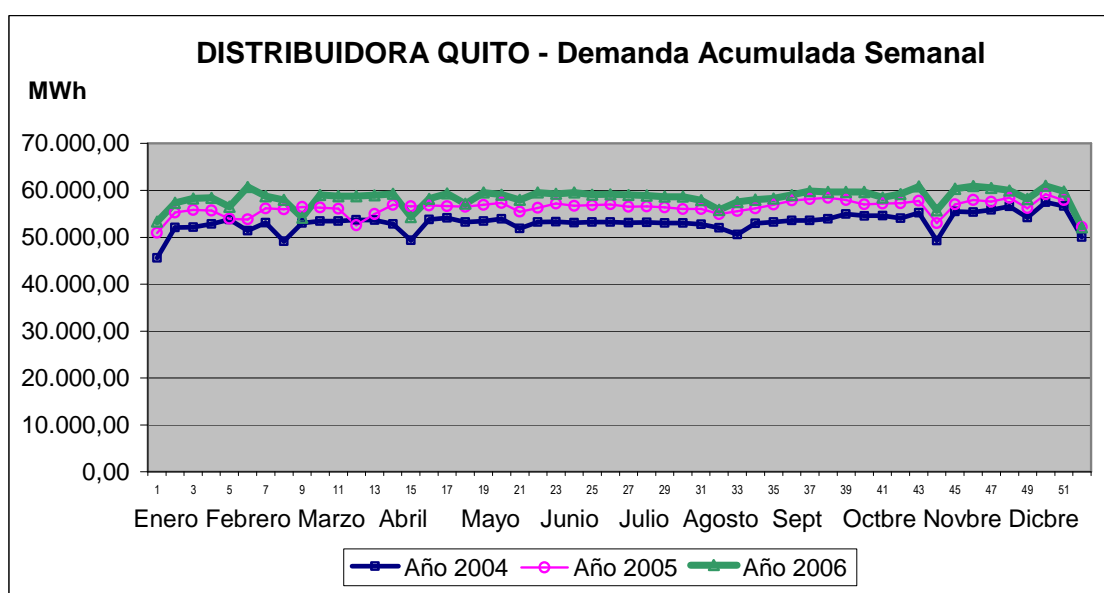
**TABLA 3.3: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA SEMANAL EN MWh**

Semana	Año 2004	Año 2005	Año 2006		Crecimien to del 2004 al 2005	Crecimien to del 2005 al 2006	El menor crecimiento porcentual	Válido hasta la hora
1	45.609,22	50.934,15	53.306,63	1	11,68%	4,66%	4,66%	168
2	52.042,26	55.242,65	57.326,57	2	6,15%	3,77%	3,77%	336
3	52.110,54	55.806,35	58.298,65	3	7,09%	4,47%	4,47%	504
4	52.843,06	55.684,83	58.405,97	4	5,38%	4,89%	4,89%	672
5	53.748,75	53.948,34	56.489,70	5	0,37%	4,71%	0,37%	840
6	51.353,84	53.804,28	60.720,04	6	4,77%	12,85%	4,77%	1008
7	53.133,69	56.161,84	58.756,48	7	5,70%	4,62%	4,62%	1176
8	49.134,37	55.921,32	57.954,34	8	13,81%	3,64%	3,64%	1344
9	53.080,01	56.458,58	54.219,40	9	6,37%	-3,97%	-3,97%	1512
10	53.469,42	56.326,73	59.005,10	10	5,34%	4,76%	4,76%	1680
11	53.439,80	56.096,12	58.761,22	11	4,97%	4,75%	4,75%	1848
12	53.711,53	52.563,33	58.742,40	12	-2,14%	11,76%	-2,14%	2016
13	53.607,30	54.972,98	58.940,69	13	2,55%	7,22%	2,55%	2184
14	52.801,18	56.878,18	59.276,37	14	7,72%	4,22%	4,22%	2352
15	49.383,01	56.555,54	54.347,19	15	14,52%	-3,90%	-3,90%	2520
16	53.744,82	56.736,19	58.197,49	16	5,57%	2,58%	2,58%	2688
17	54.133,05	56.640,47	59.312,63	17	4,63%	4,72%	4,63%	2856
18	53.236,22	56.545,58	57.157,30	18	6,22%	1,08%	1,08%	3024
19	53.409,86	56.921,46	59.494,28	19	6,57%	4,52%	4,52%	3192
20	53.934,93	57.342,62	59.093,37	20	6,32%	3,05%	3,05%	3360
21	51.902,49	55.437,75	57.928,72	21	6,81%	4,49%	4,49%	3528
22	53.247,34	56.257,60	59.526,33	22	5,65%	5,81%	5,65%	3696
23	53.286,57	57.203,03	59.249,07	23	7,35%	3,58%	3,58%	3864
24	53.104,29	56.732,24	59.503,81	24	6,83%	4,89%	4,89%	4032
25	53.269,40	56.805,73	59.086,18	25	6,64%	4,01%	4,01%	4200
26	53.228,52	56.986,00	59.135,01	26	7,06%	3,77%	3,77%	4368
27	53.120,35	56.528,30	59.026,88	27	6,42%	4,42%	4,42%	4536
28	53.217,54	56.553,82	58.881,18	28	6,27%	4,12%	4,12%	4704
29	53.093,10	56.380,25	58.623,43	29	6,19%	3,98%	3,98%	4872
30	53.082,01	56.002,59	58.677,57	30	5,50%	4,78%	4,78%	5040
31	52.724,98	56.011,47	57.887,13	31	6,23%	3,35%	3,35%	5208
32	52.019,10	54.967,35	55.816,61	32	5,67%	1,55%	1,55%	5376
33	50.544,76	55.548,23	57.496,82	33	9,90%	3,51%	3,51%	5544
34	52.948,89	56.121,67	58.036,40	34	5,99%	3,41%	3,41%	5712
35	53.233,36	56.960,31	58.300,25	35	7,00%	2,35%	2,35%	5880
36	53.556,30	57.841,99	58.999,22	36	8,00%	2,00%	2,00%	6048
37	53.558,64	58.117,44	59.827,96	37	8,51%	2,94%	2,94%	6216
38	53.971,49	58.399,93	59.673,13	38	8,21%	2,18%	2,18%	6384

Semana	Año 2004	Año 2005	Año 2006		Crecimien to del 2004 al 2005	Crecimien to del 2005 al 2006	El menor crecimiento porcentual	Válido hasta la hora
39	54.917,43	57.946,17	59.659,61	39	5,52%	2,96%	2,96%	6552
40	54.585,19	56.998,56	59.642,18	40	4,42%	4,64%	4,42%	6720
41	54.638,71	57.194,82	58.469,67	41	4,68%	2,23%	2,23%	6888
42	54.082,55	57.274,45	59.220,43	42	5,90%	3,40%	3,40%	7056
43	55.177,30	57.741,23	60.822,37	43	4,65%	5,34%	4,65%	7224
44	49.306,94	52.988,80	55.752,97	44	7,47%	5,22%	5,22%	7392
45	55.516,90	57.039,16	60.362,94	45	2,74%	5,83%	2,74%	7560
46	55.386,04	57.986,06	60.924,22	46	4,69%	5,07%	4,69%	7728
47	55.797,27	57.592,08	60.523,26	47	3,22%	5,09%	3,22%	7896
48	56.585,23	58.378,01	59.949,47	48	3,17%	2,69%	2,69%	8064
49	54.183,80	56.176,94	58.117,09	49	3,68%	3,45%	3,45%	8232
50	57.430,79	59.163,44	60.981,37	50	3,02%	3,07%	3,02%	8400
51	56.627,75	57.893,39	59.795,84	51	2,24%	3,29%	2,24%	8568
52	50.051,05	52.170,76	52.149,14	52	4,24%	-0,04%	-0,04%	8760
Total	2.765.322,95	2.926.941,09	3.039.852,08		5,91%	3,88%	3,14%	

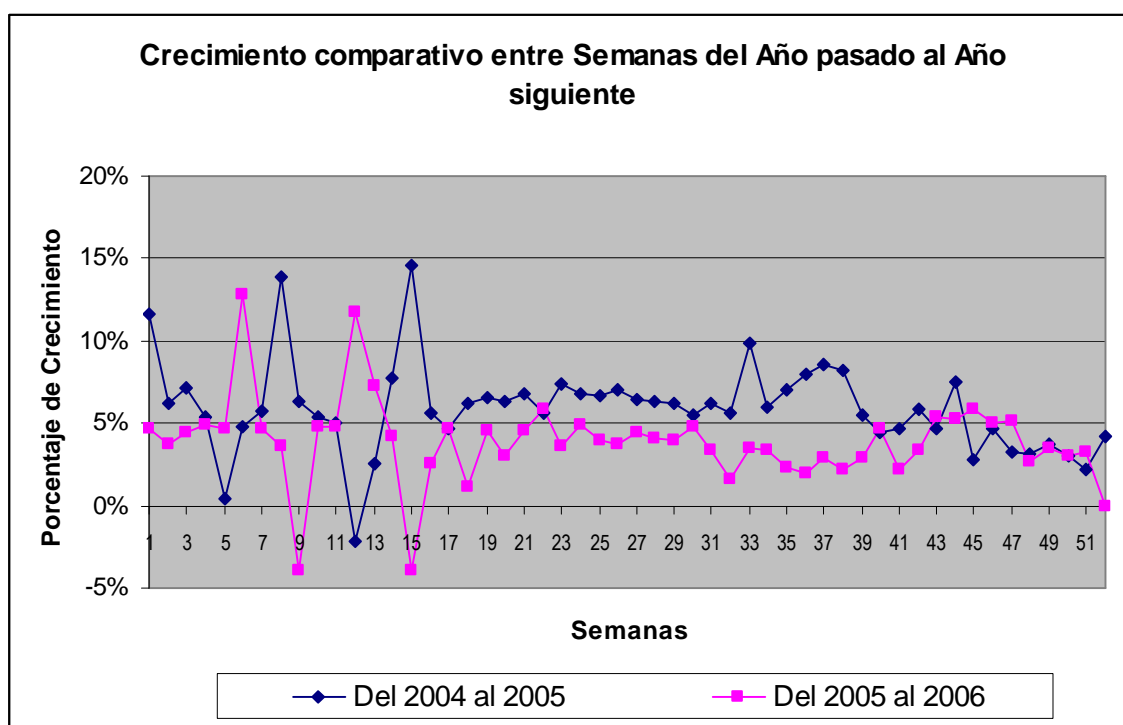
FUENTE: Reportes de Transacciones Comerciales en el MEM - CENACE  
ELABORACION: Propia.

La Fig 3.3. permite apreciar valores similares de demanda semanal entre Mayo y Octubre, con una disminución de la demanda semanal en Agosto que corresponde a la época de vacaciones escolares y que en general es un mes de menor actividad económica.



**Fig. 3.3: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA SEMANAL A LO LARGO DEL AÑO**  
FUENTE: Elaboración Propia

La Fig 3.3. también permite apreciar una disminución de la demanda semanal en las últimas semanas de Diciembre y la primera de Enero, así como en Febrero y Abril, que corresponden a semanas con feriados largos como los de Navidad, Carnaval y Semana Santa; y, también en la primera semana de Noviembre por los feriados del Día de los Difuntos e Independencia de Cuenca.



**Fig. 3.4: CRECIMIENTO COMPARATIVO SEMANAL DE LA DEMANDA**

La Fig 3.4. refleja el crecimiento de la demanda semanal establecido de comparar la demanda semanal del año anterior con la del año siguiente (Ver Tabla 3.3). El porcentaje de crecimiento de la demanda semanal entre el año 2004 y 2005, se ubica en torno a una mediana de 5.947%; y el crecimiento del año 2005 al 2006, se localiza en torno a una mediana de 3.997%; valores que reflejan los porcentajes de crecimiento de la demanda anual antes indicados.



### 3.2.4 EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA HORARIA EN CADA DÍA

La demanda diaria presenta fluctuaciones a lo largo del año, pero en general sigue un patrón horario característico.

Los factores que más influyen en la demanda horaria a lo largo del día, son la temperatura, la productividad del trabajo, y la evolución a lo largo del día de las actividades que ocupan al hombre en especial aquellas que marcan el nivel de las actividades productivas.

Estos factores determinan el patrón cíclico de la demanda, el cual está caracterizado por un valle de demanda en las horas de la noche que se dedican al descanso, una meseta de demanda entre las 09:00 a las 18:00, y un pico entre las 19:00 y las 20:00 del día.

Se evidencia demandas mayores de Martes a Viernes.

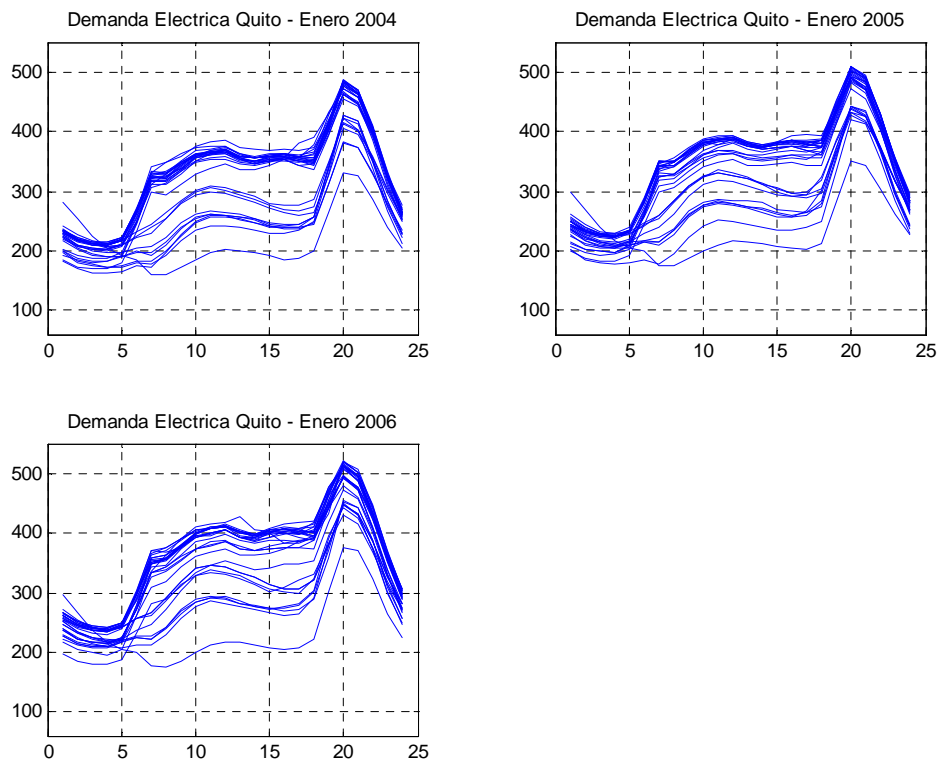
Los Lunes muestran menor consumo eléctrico posiblemente por que en este día se ponen en marcha los procesos productivos a nivel industrial.

Los Sábados y Domingos muestran el descenso de la actividad industrial.

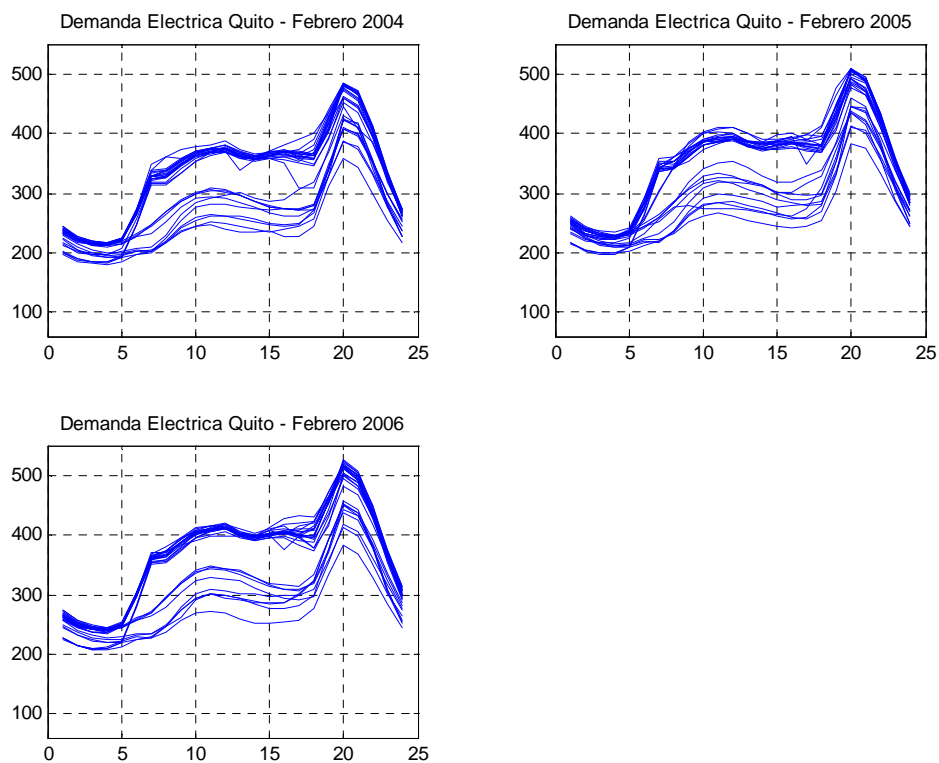
Los días festivos se asemejan a los días fines de semana, y se evidencia que si éstos caen entre semana, pueden afectar al día laborable anterior o posterior, situación que debe tenerse en cuenta para el pronóstico y análisis de riesgo.

Las Fig. 3.5 a 3.16 muestran la demanda diaria a lo largo de cada uno de los meses de los años 2004, 2005 y 2006.

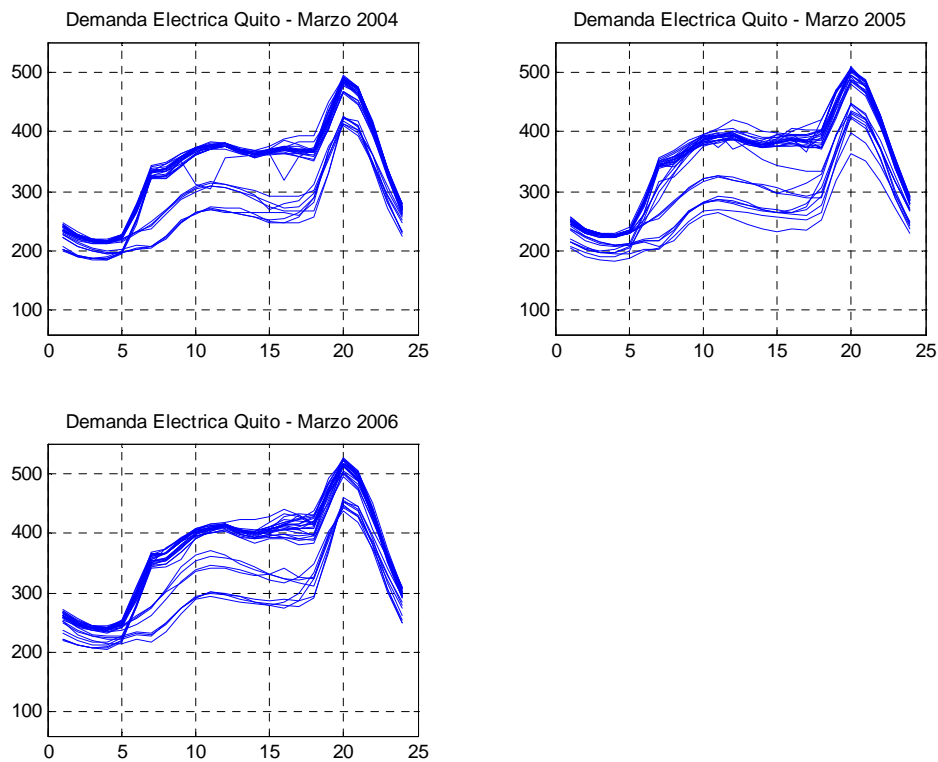
En cada uno de los meses, se identifican tres grupos de curvas de demanda que se asemejan entre sí, y que corresponden a las de los días laborables, días fines de semana y días feriados.



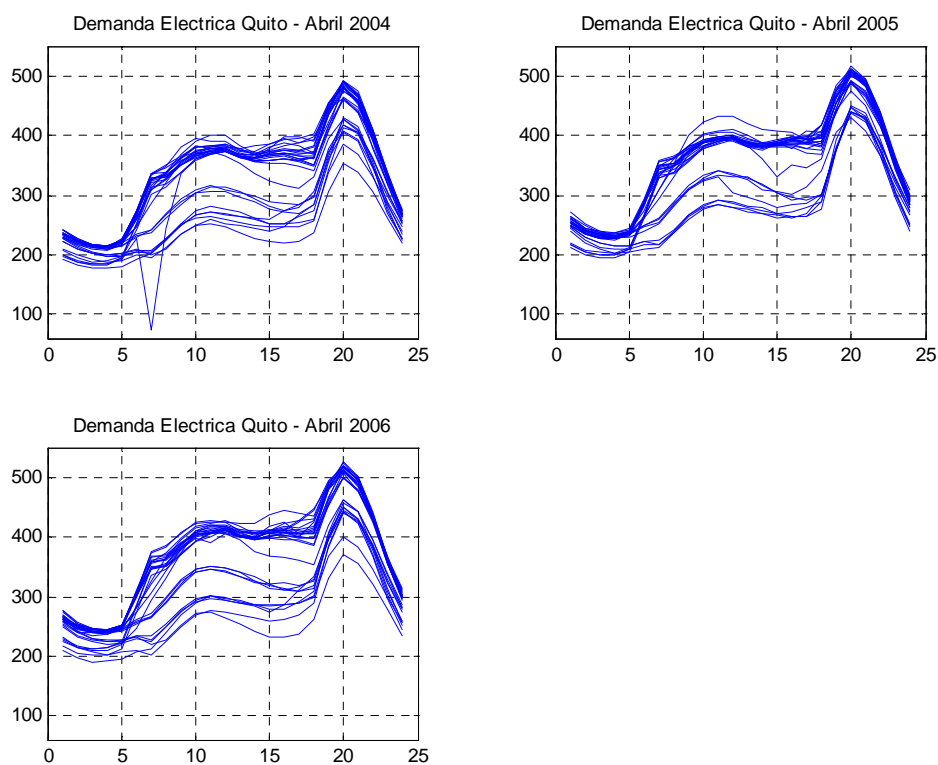
**Fig. 3.5: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN ENERO**



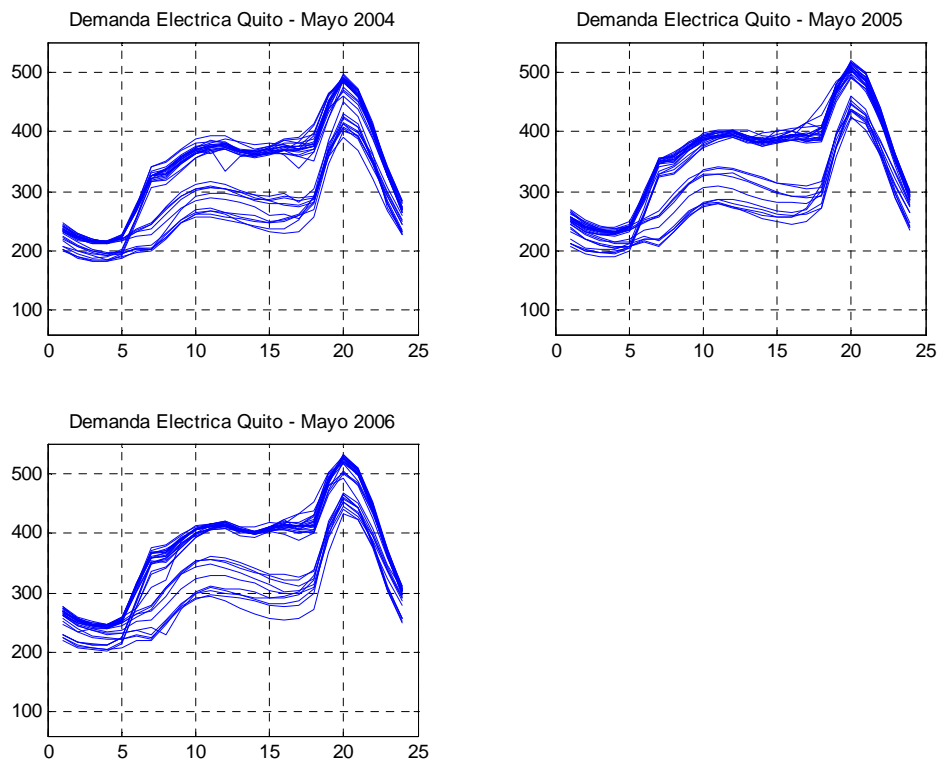
**Fig. 3.6: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN FEBRERO**



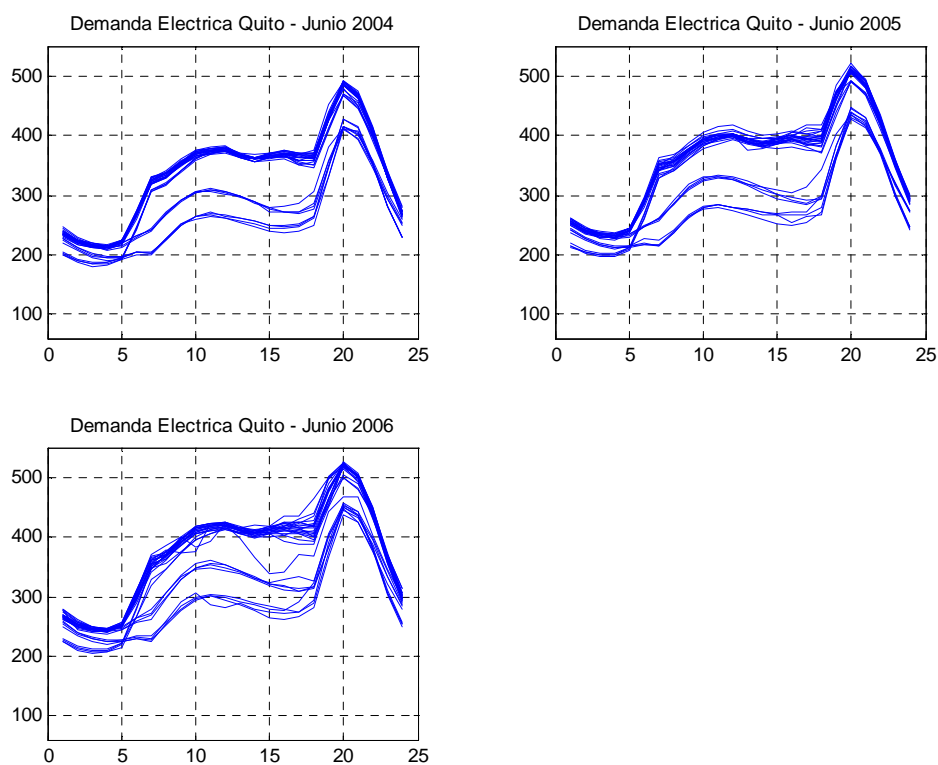
**Fig. 3.7: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN MARZO**



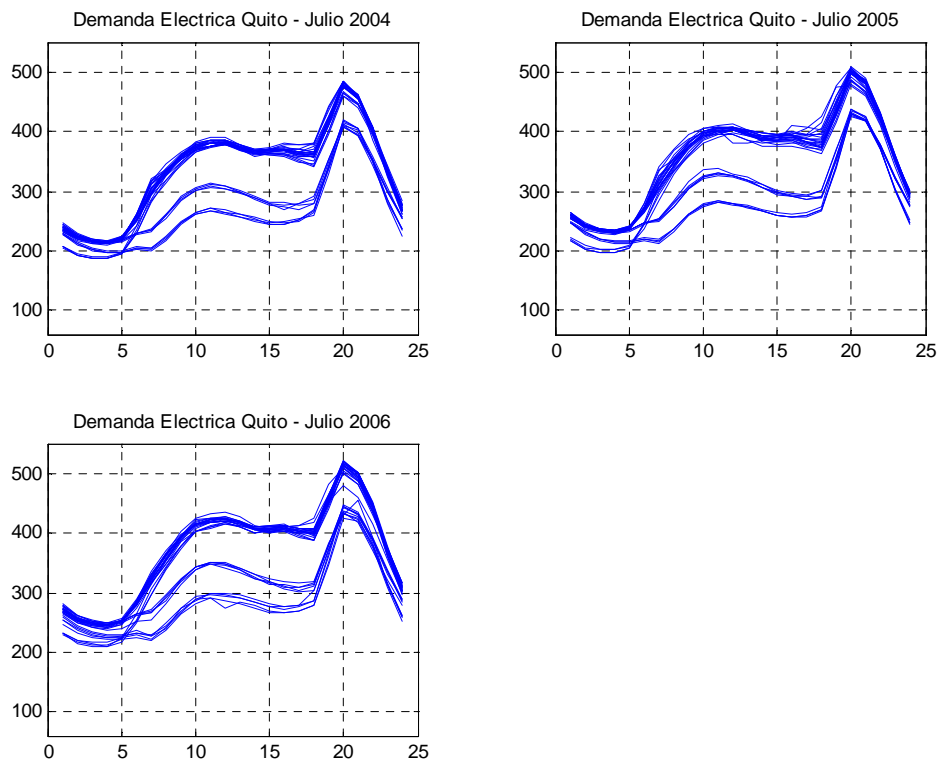
**Fig. 3.8: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN ABRIL**



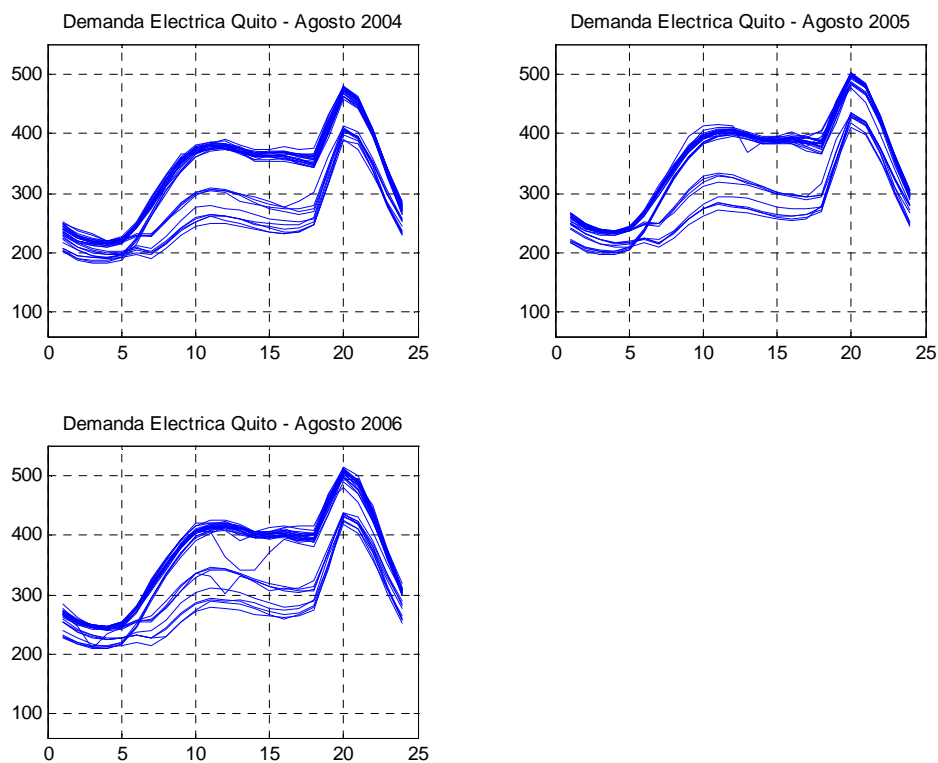
**Fig. 3.9: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN MAYO**



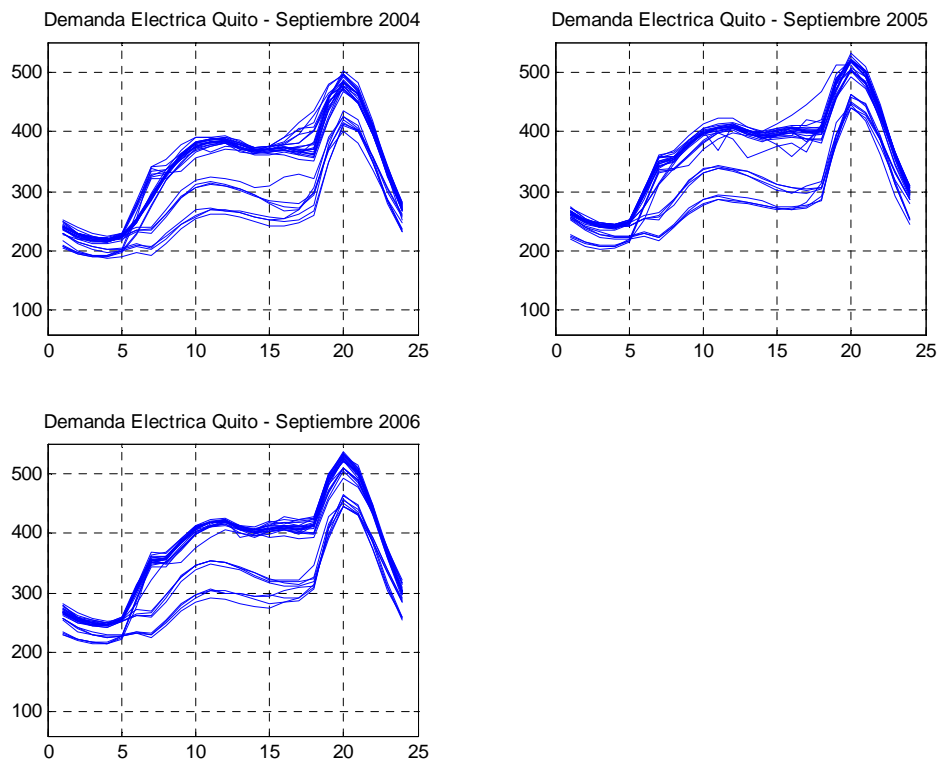
**Fig. 3.10: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN JUNIO**



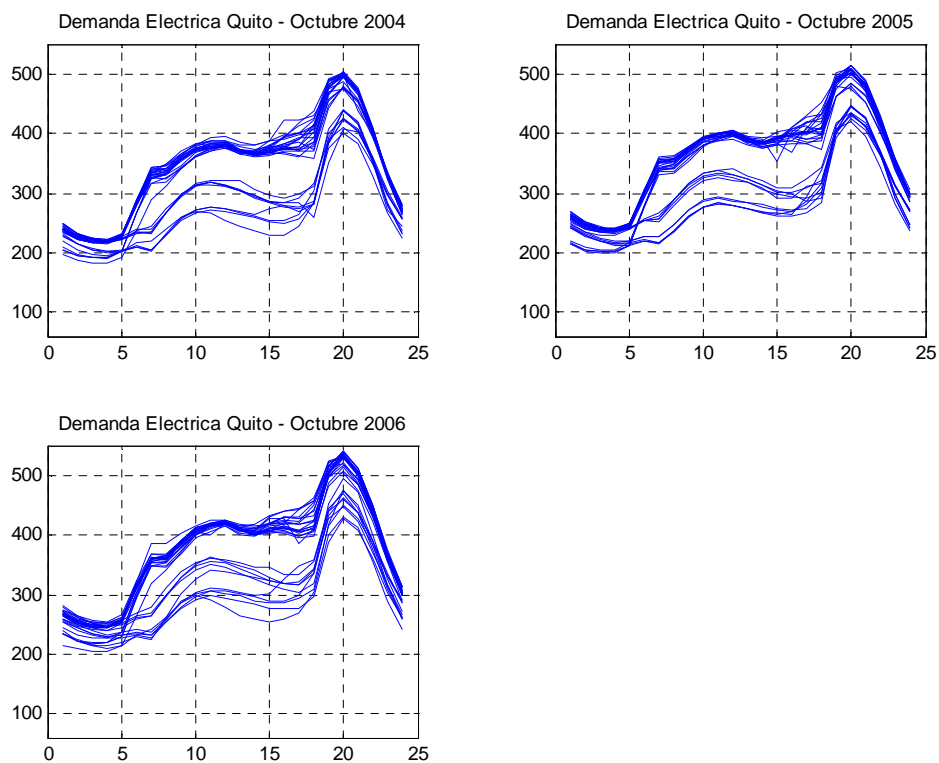
**Fig. 3.11: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN JULIO**



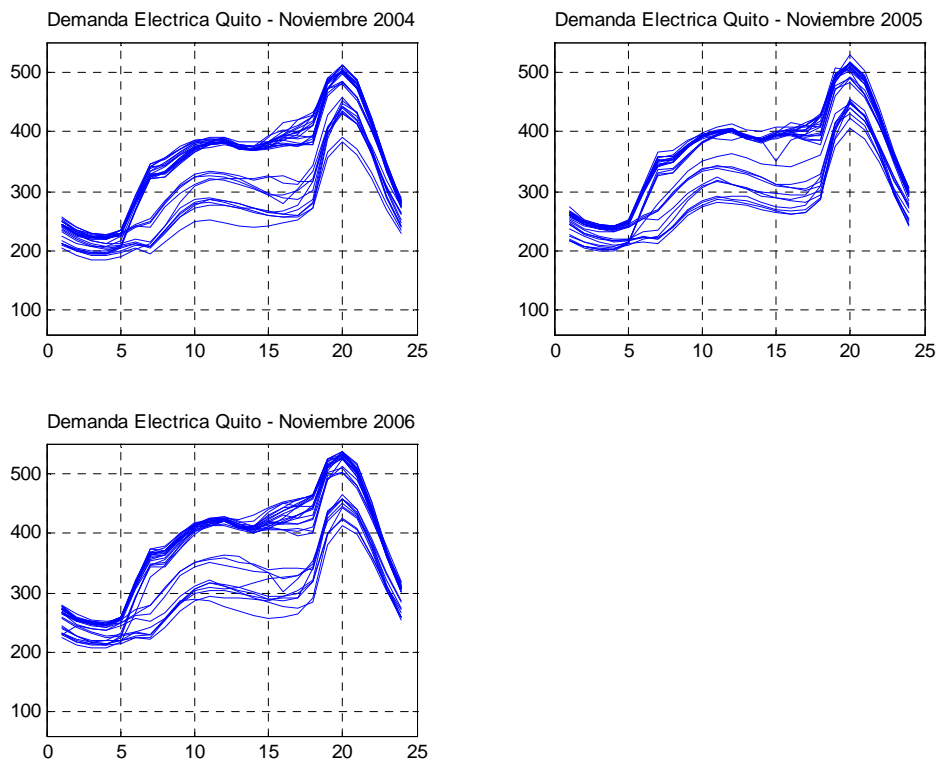
**Fig. 3.12: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN AGOSTO**



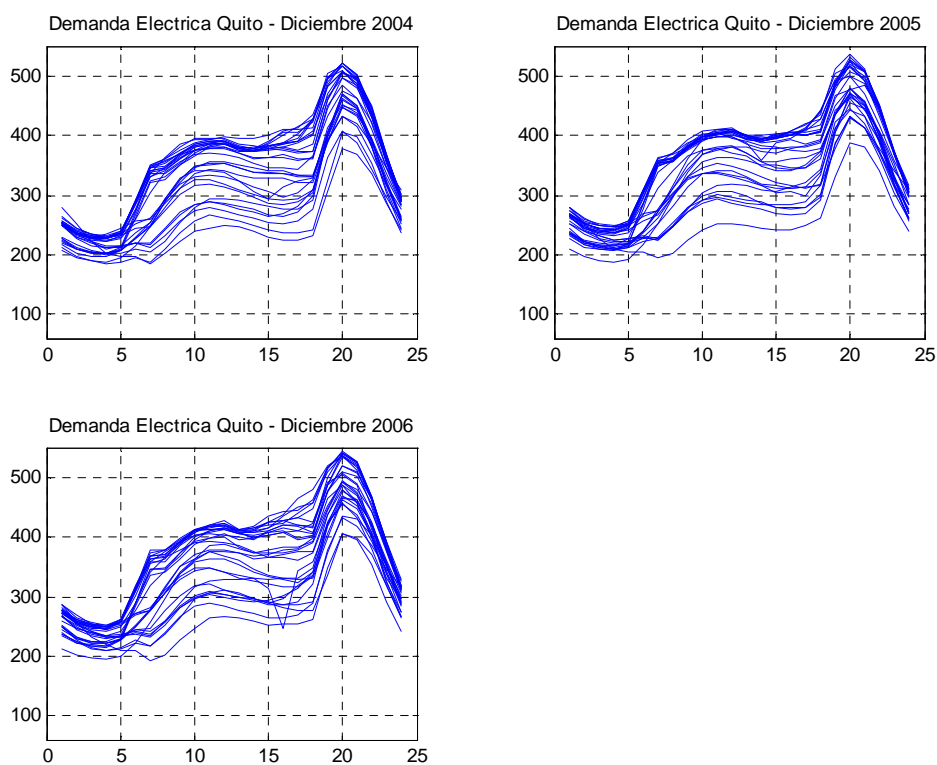
**Fig. 3.13: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN SEPTIEMBRE**



**Fig. 3.14: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN OCTUBRE**



**Fig. 3.15: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN NOVIEMBRE**



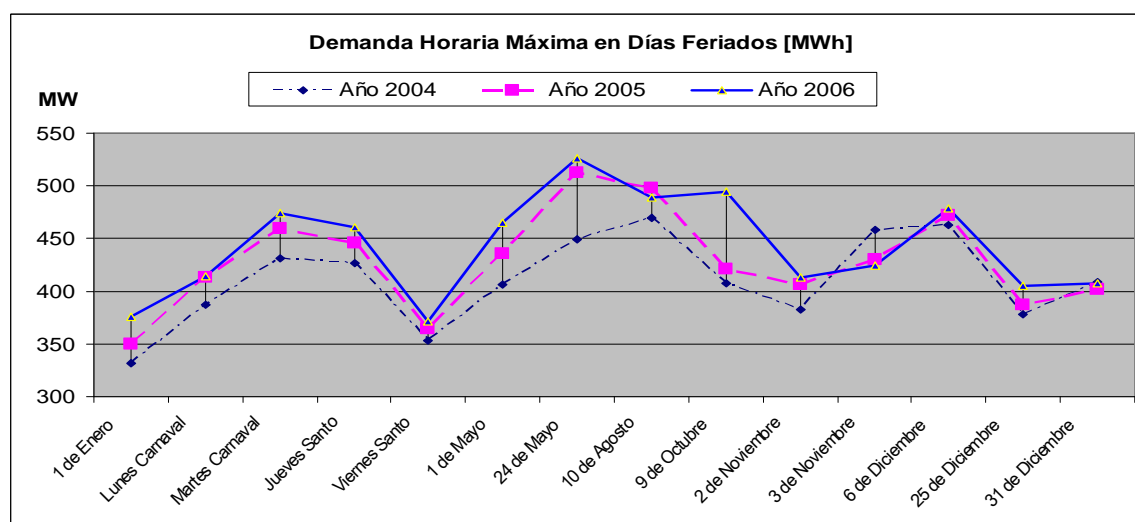
**Fig. 3.16: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA EN DICIEMBRE**

Se detectan valores inusuales en la demanda del 12 y 13 de Abril del 2004, que corresponden a apagones ocurridos en dichas fechas.

Con respecto a los días festivos, la Tabla 3.4 muestra la demanda horaria máxima para estos días en los años 2004, 2005 y 2006, donde se evidencia el comportamiento de los consumidores, por ejemplo con valores normales de un día laborable en los feriados del 24 de Mayo, 10 de Agosto y 6 de Diciembre en los años 2005 y 2006 (Ver también la Fig 3.17).

**TABLA 3.4: DEMANDA ELÉCTRICA HORARIA MÁXIMA EN DÍAS FERIADOS**

Día Feriado	Demanda Horaria Máxima en Día Feriado			Crecimiento Demanda		Observaciones Nivel de Consumo
	Año 2004	Año 2005	Año 2006	Del 2004 al 2005	Del 2005 al 2006	
1 de Enero	332,15089	349,82879	375,4797	5,3%	7,3%	Muy bajo
Lunes Carnaval	386,74794	413,28823	413,87445	6,9%	0,1%	Muy bajo
Martes Carnaval	430,95848	459,24086	474,19684	6,6%	3,3%	Moderado
Jueves Santo	427,06232	446,49143	461,12369	4,5%	3,3%	Moderado
Viernes Santo	353,53962	364,05769	370,82729	3,0%	1,9%	Muy bajo
1 de Mayo	406,68313	435,4645	464,8959	7,1%	6,8%	Bajo
24 de Mayo	448,84097	513,21651	525,98069	14,3%	2,5%	Normal
10 de Agosto	469,6383	497,76347	488,91902	6,0%	-1,8%	Normal
9 de Octubre	407,93897	420,89871	494,02418	3,2%	17,4%	Bajo
2 de Noviembre	382,18167	406,42442	413,18675	6,3%	1,7%	Muy bajo
3 de Noviembre	458,35527	429,68444	424,35587	-6,3%	-1,2%	Moderado
6 de Diciembre	463,30107	472,39286	478,58772	2,0%	1,3%	Normal
25 de Diciembre	377,57671	387,01422	405,73451	2,5%	4,8%	Muy bajo
31 de Diciembre	408,15823	401,44568	407,70687	-1,6%	1,6%	Bajo



**Fig. 3.17: DEMANDA ELÉCTRICA HORARIA MÁXIMA EN FERIADOS**



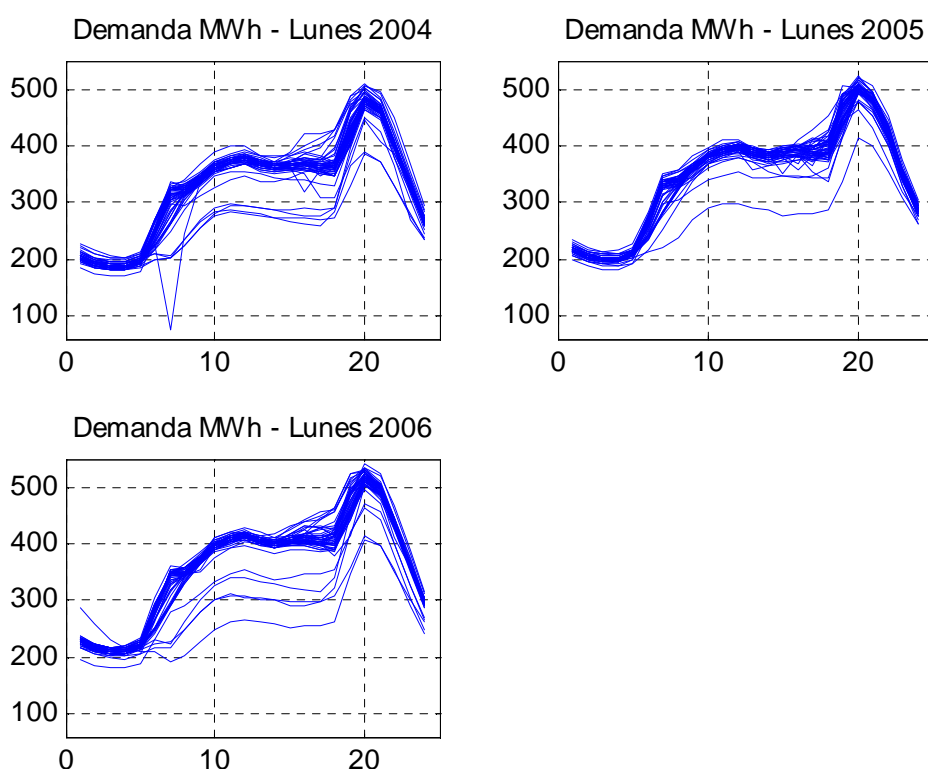
Por otra parte, es interesante examinar las curvas de demanda diaria según el día de la semana, como se muestra en las Fig. 3.18 a 3.24.

Estas figuras evidencian un patrón similar de consumo en cada día de la semana.

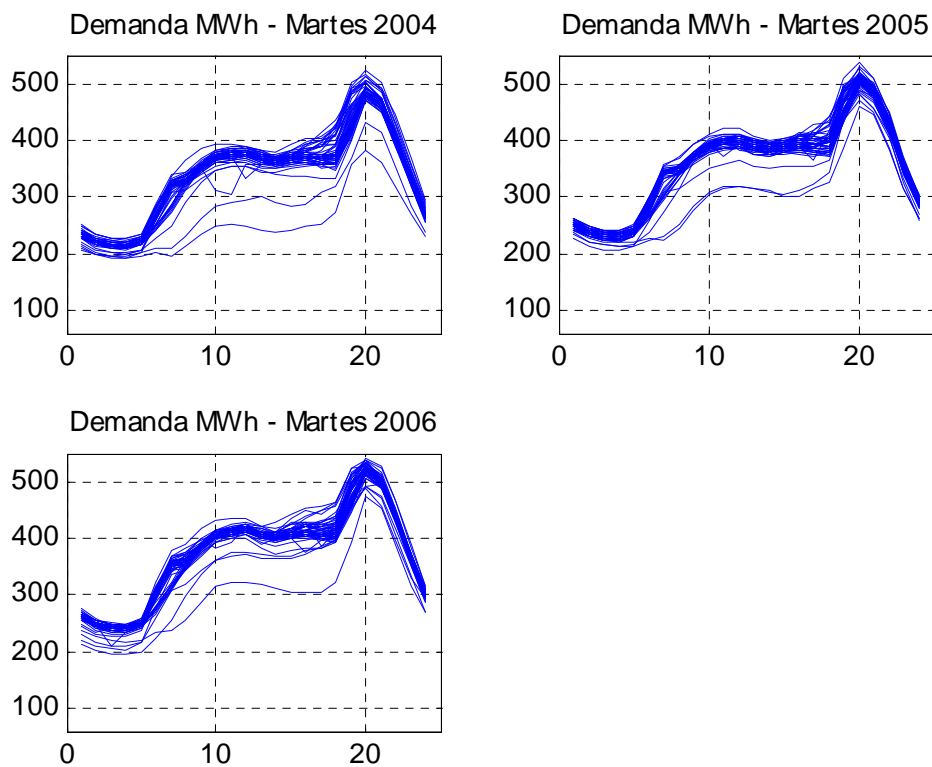
Se detecta que las curvas de carga que se apartan del comportamiento esperado para el día dado, corresponden a los días feriados de la Tabla 3.4.

Nuevamente se identifica que el Lunes 12 y Martes 13 de Abril del 2004 presentan valores inusuales en la demanda, debido a los apagones ocurridos a nivel nacional, en dichos días.

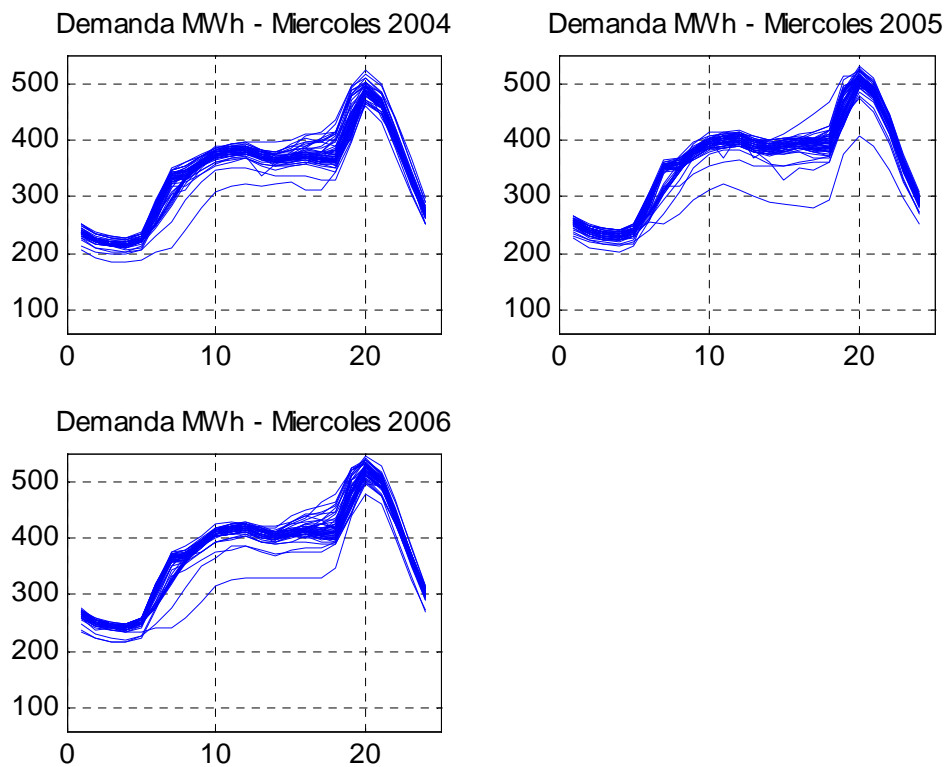
Cabe recalcar que dentro de un mismo año, la demanda a una hora en un día dado, no es igual a la de la misma hora del mismo día, en la siguiente semana.



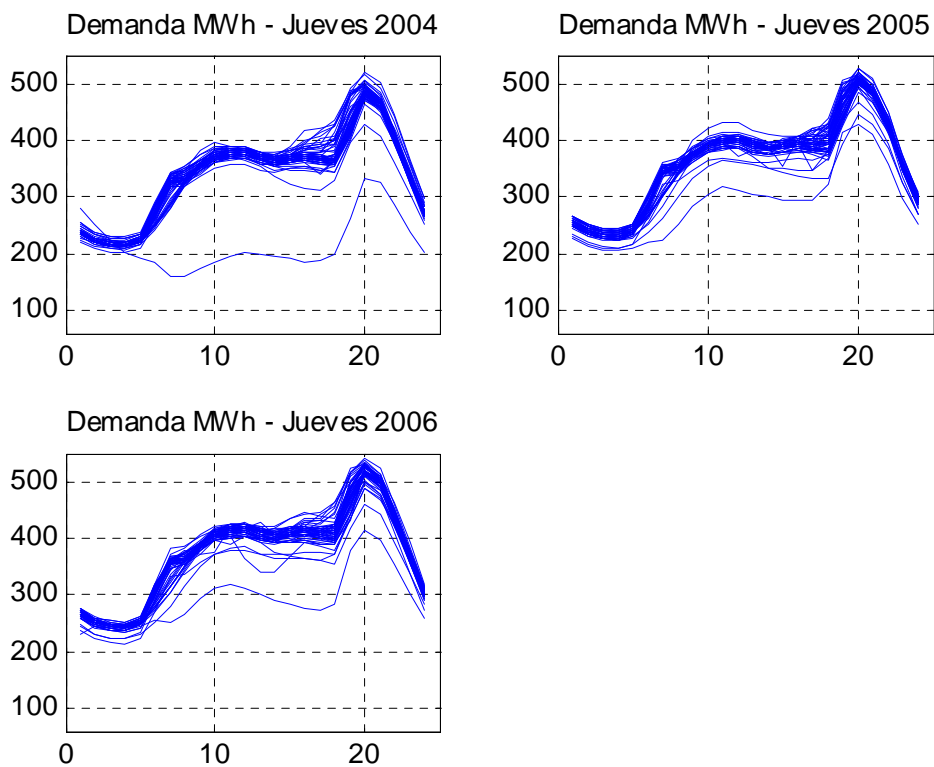
**Fig. 3.18: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS LUNES**



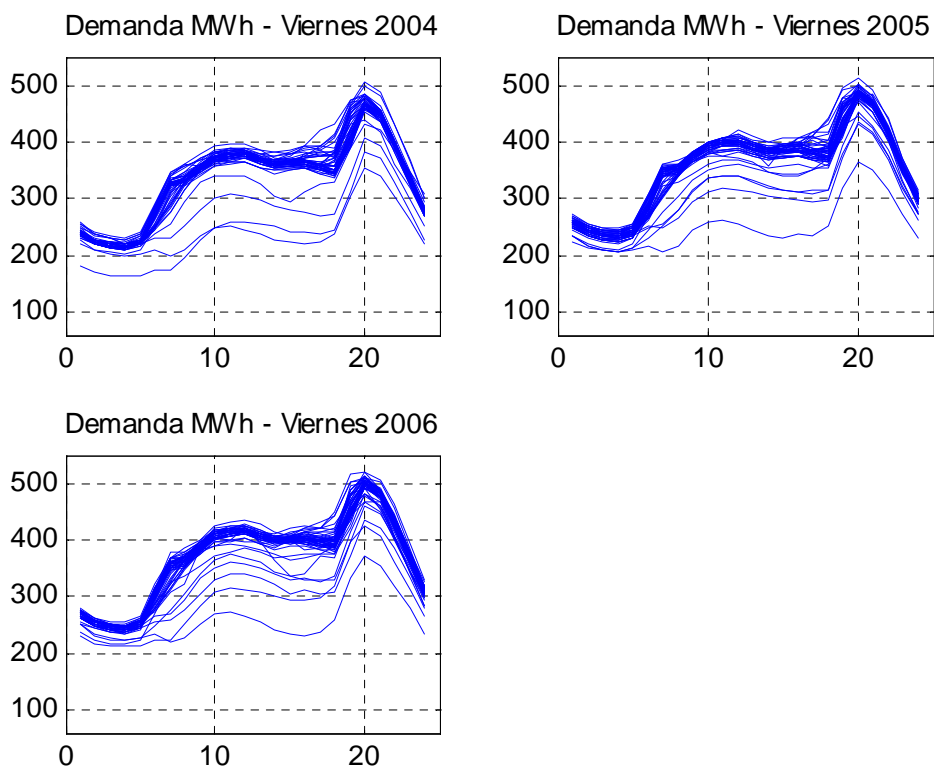
**Fig. 3.19: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS MARTES**



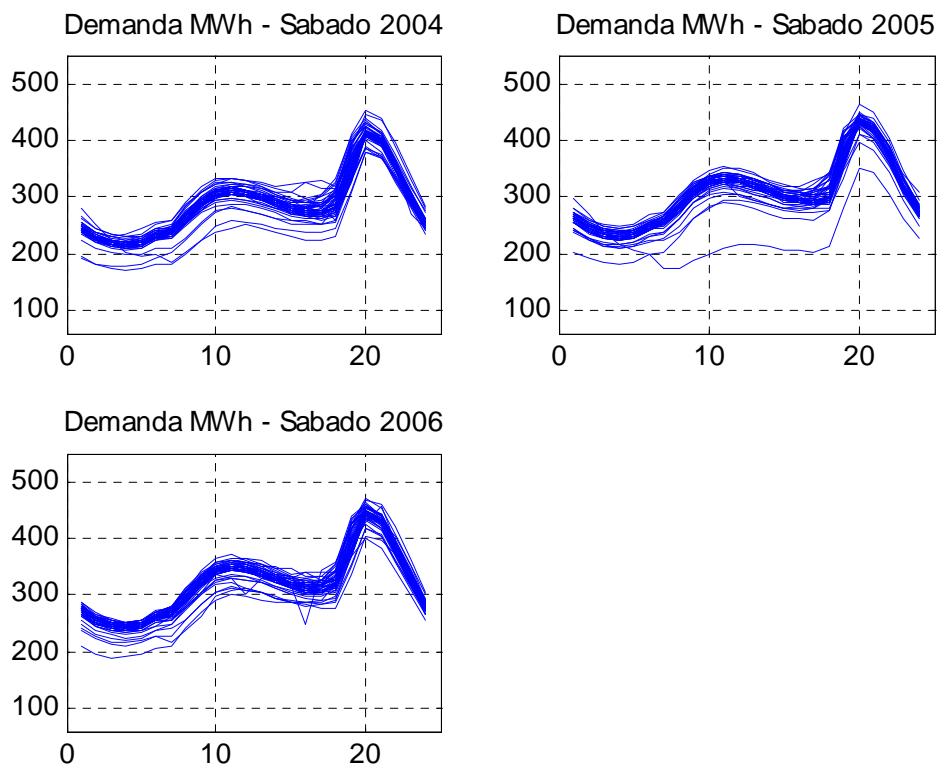
**Fig. 3.20: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS MIÉRCOLES**



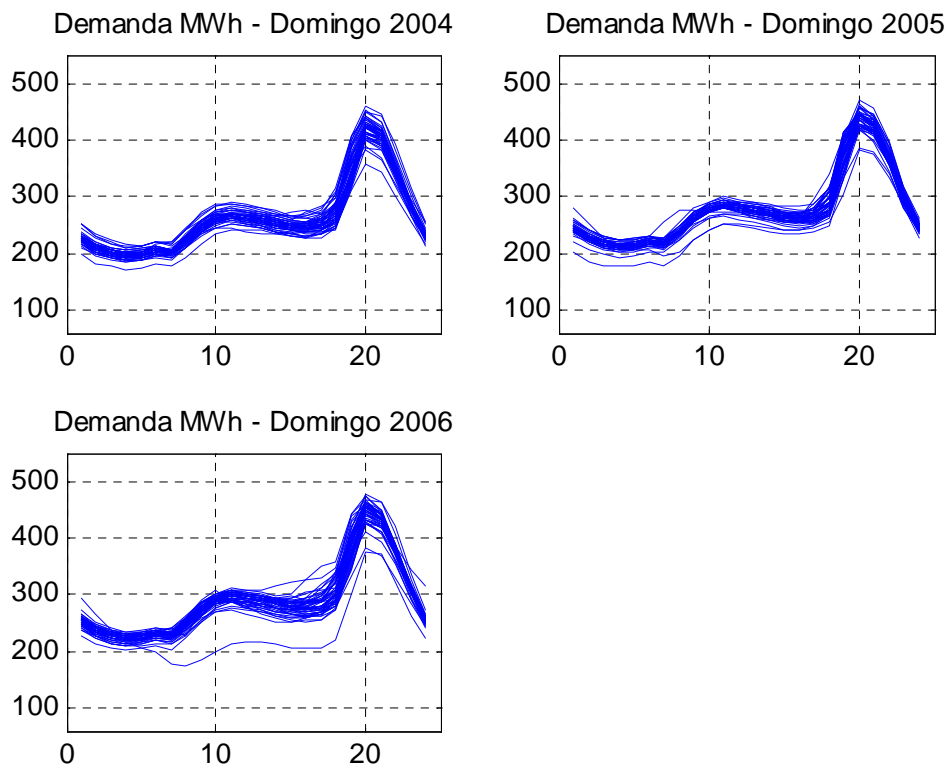
**Fig. 3.21: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS JUEVES**



**Fig. 3.22: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS VIERNES**



**Fig. 3.23: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS SÁBADOS**



**Fig. 3.24: EVOLUCIÓN DE LA DEMANDA DIARIA LOS DOMINGOS**

Del examen visual de estas gráficas, se establece la creencia de que la demanda sigue un patrón de comportamiento cíclico diario, el cual va acompañado de un crecimiento progresivo semanal.

Esta creencia de comportamientos similares se emplea para desarrollar una metodología de pronóstico de la demanda para el mediano plazo (un año), siguiendo las ideas del denominado método “ingenuo” [237, pag. 79] o de los días similares (ver Capítulo 4).

Cabe mencionar que al inicio de esta investigación, se construyeron modelos con los métodos de series de tiempo, del tipo ARMA, ARIMA o SARIMA, pero éstos modelos resultan ser “no apropiados” para pronósticos más allá de 7 o 15 días debido al incremento en el error del pronóstico por cada hora adicional; en cambio, el empleo de los comportamientos similares junto con una tendencia de crecimiento, permite establecer pronósticos horarios para todos los días del año, sobre el supuesto que estos patrones históricos, se repetirán el año siguiente.

### **3.3 DATOS DEL PRECIO OCASIONAL**

Los datos disponibles comprenden la serie histórica del Precio Ocasional de cada hora de los días contados desde el 1 de Enero del 2004 hasta el 31 de Diciembre del 2006. Esto significa que se dispone de un total de 26304 valores de precio ocasional horario.

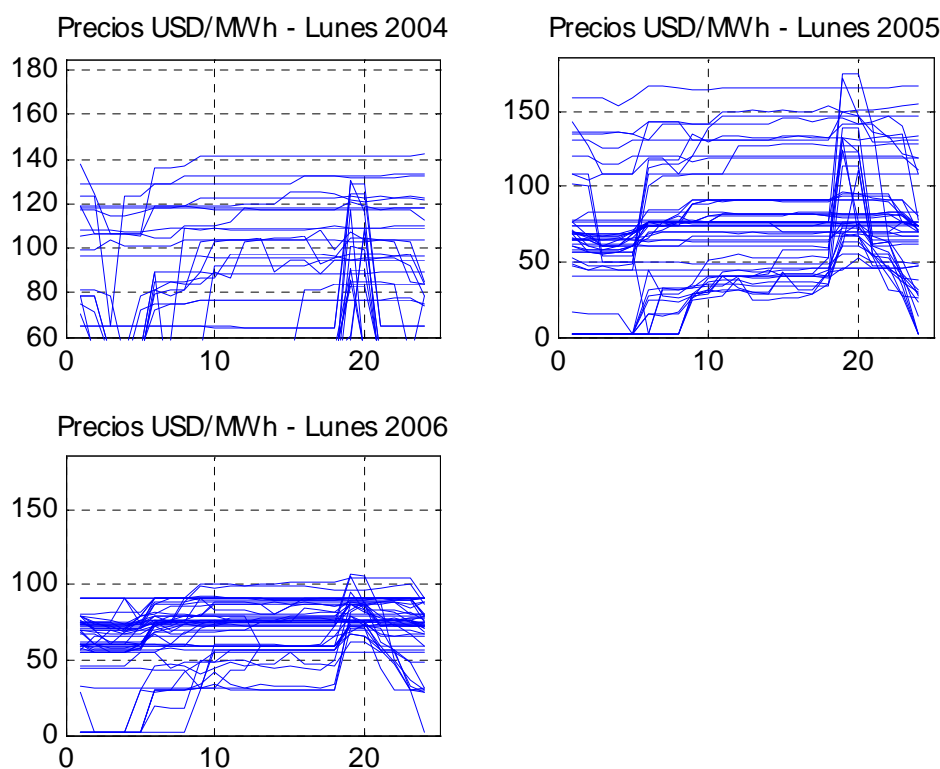
El Precio Ocasional resulta del equilibrio entre la oferta y la demanda a nivel nacional. La oferta está dada por la suma de las ofertas de todas las empresas generadoras, y se la ordena para el despacho, según el precio ofertado por cada generadora para la cantidad ofertada. La demanda está dada por la suma de las demandas de carga eléctrica de todo el sistema nacional interconectado. La oferta y demanda de electricidad se equilibran al filo de una navaja en cada hora, al no existir todavía la posibilidad de almacenamiento de electricidad a gran escala. Esta es una diferencia de la electricidad con otras mercancías que

pueden almacenarse en una bodega. Adicionalmente, la confiabilidad del sistema es primordial para la operación, e incide en el precio ocasional.

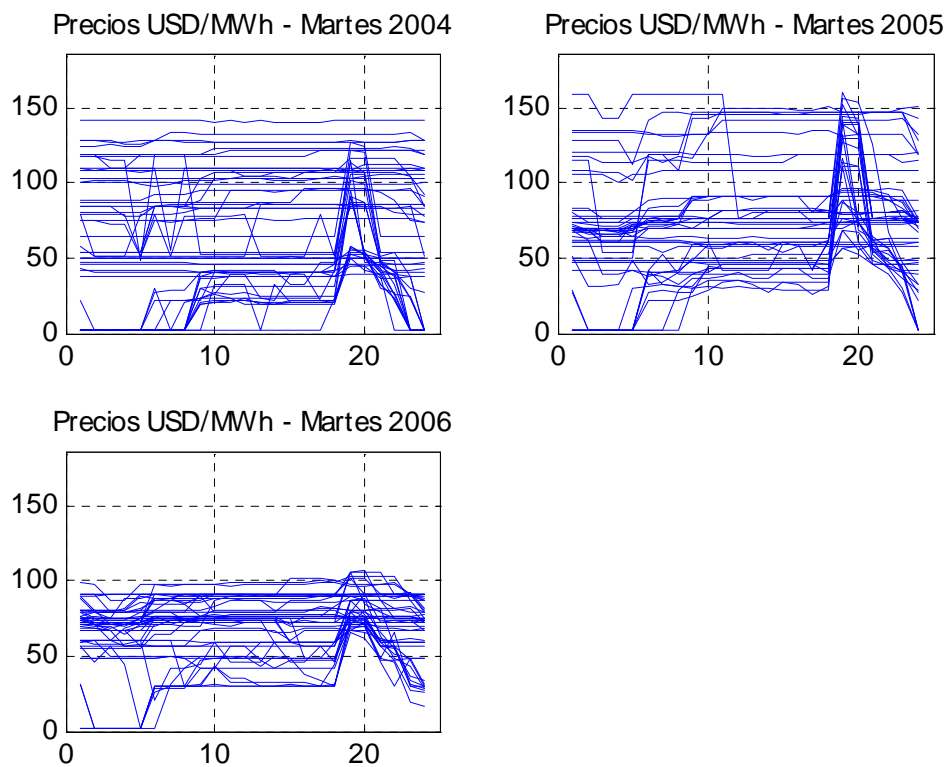
### 3.3.1 EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA DÍA

Intuitivamente se espera que, mientras mayor sea la demanda, mayor sea el precio ocasional; lo que indicaría que el precio ocasional pudiera seguir patrones diarios y semanales, o estacionales a lo largo de los meses del año, de forma parecida a los patrones que se observan en la demanda eléctrica.

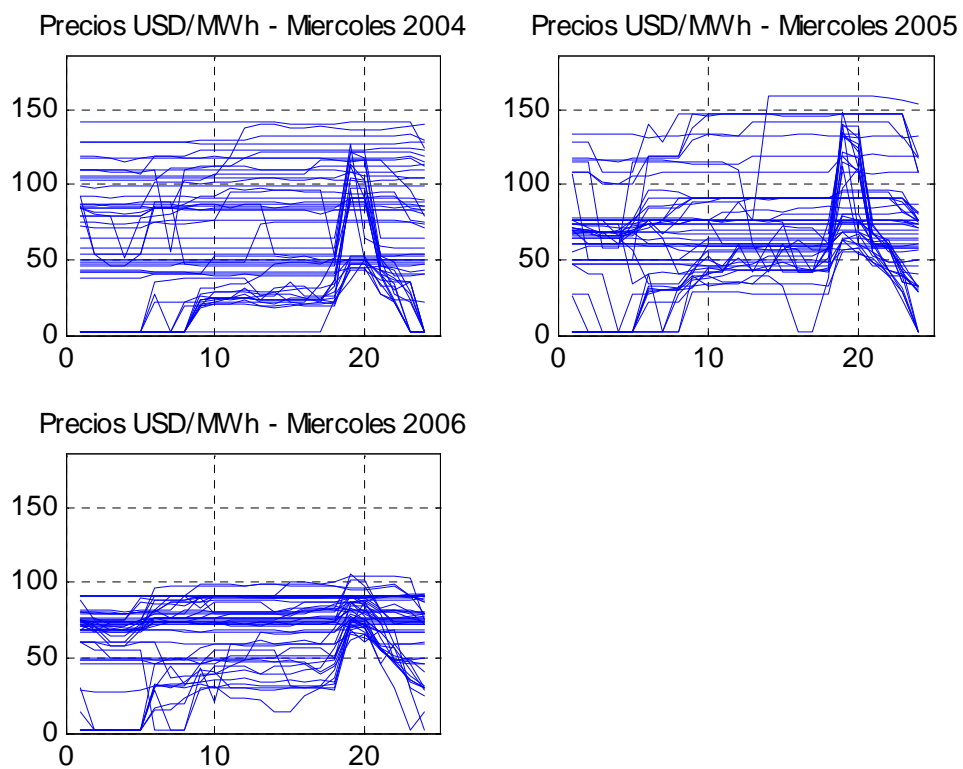
Para explorar la hipótesis de si los precios ocasionales siguen patrones similares a la demanda, se los grafica para cada día de la semana. La inspección visual de las Fig 3.25 a 3.31, revela al menos dos grupos de realizaciones del precio ocasional. Un primer grupo de precios ocasionales que no muestra cambio en las horas pico de la demanda, y otro grupo de precios ocasionales que presenta un pico de precios en las horas de demanda pico. Se ha identificado periodos a lo largo del año donde el precio ocasional parece seguir a la demanda [251].



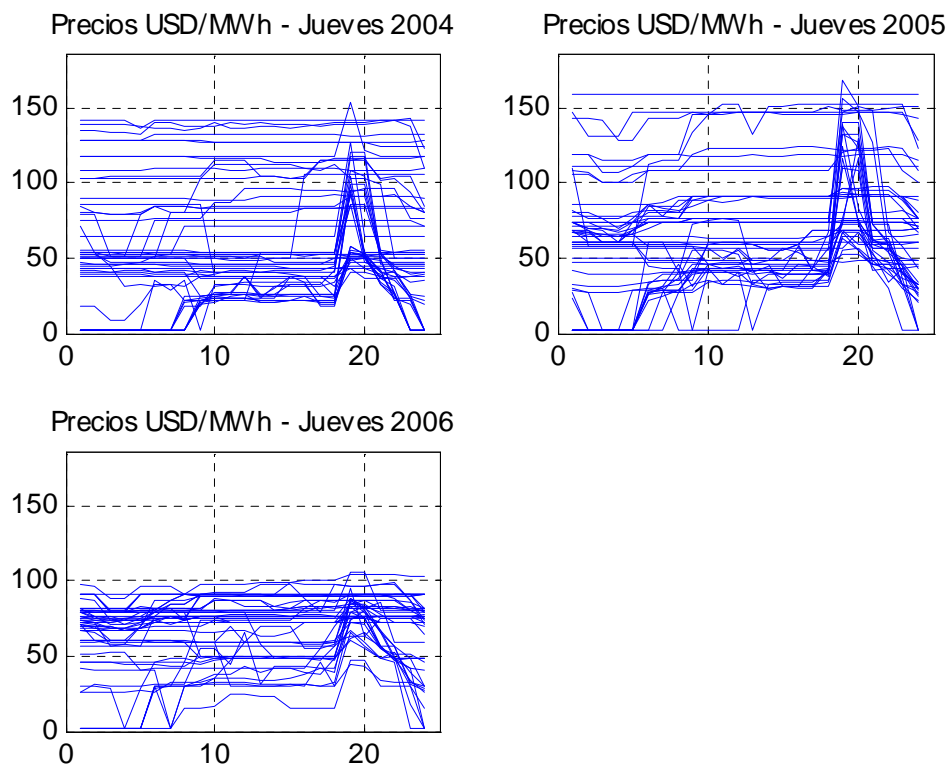
**Fig. 3.25: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS LUNES**



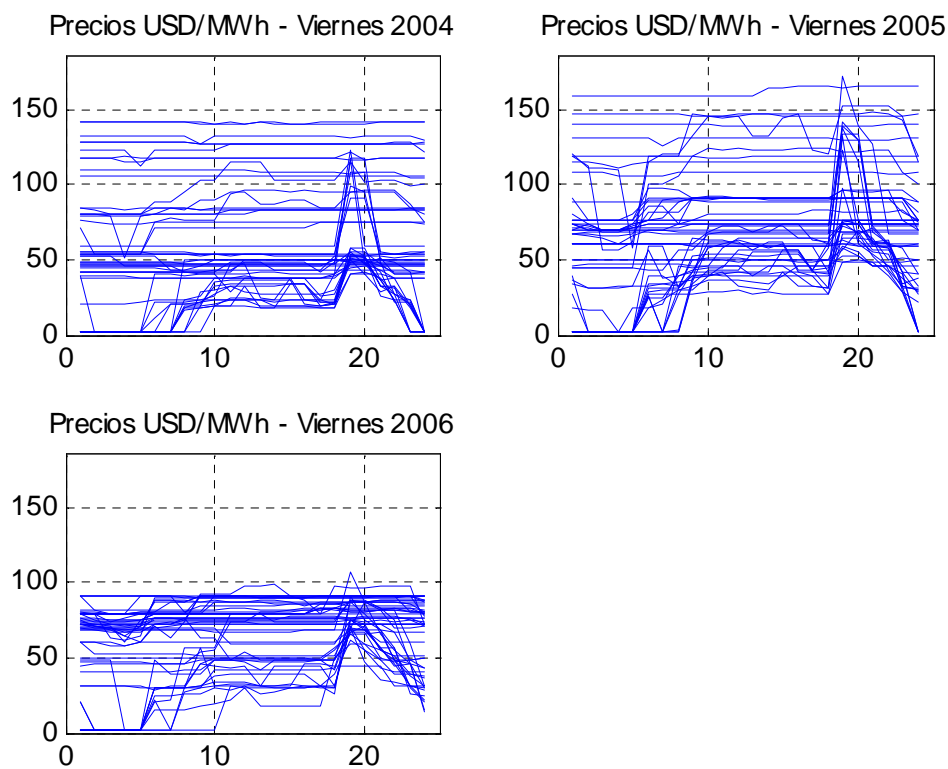
**Fig. 3.26: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS MARTES**



**Fig. 3.27: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS MIÉRCOLES**

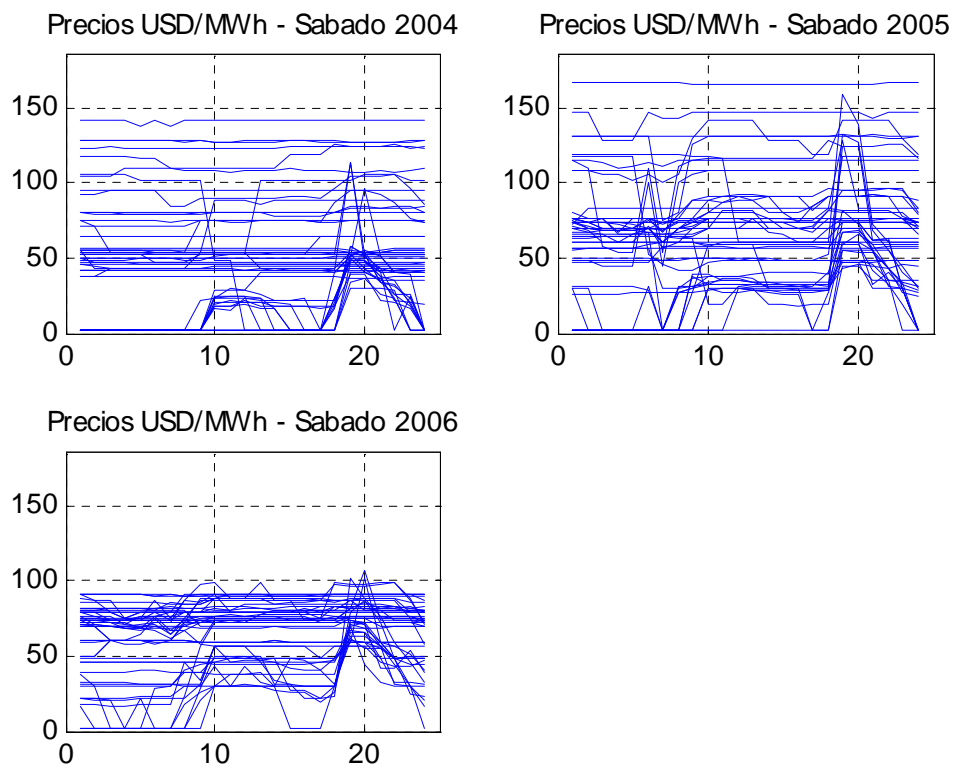


**Fig. 3.28: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS JUEVES**

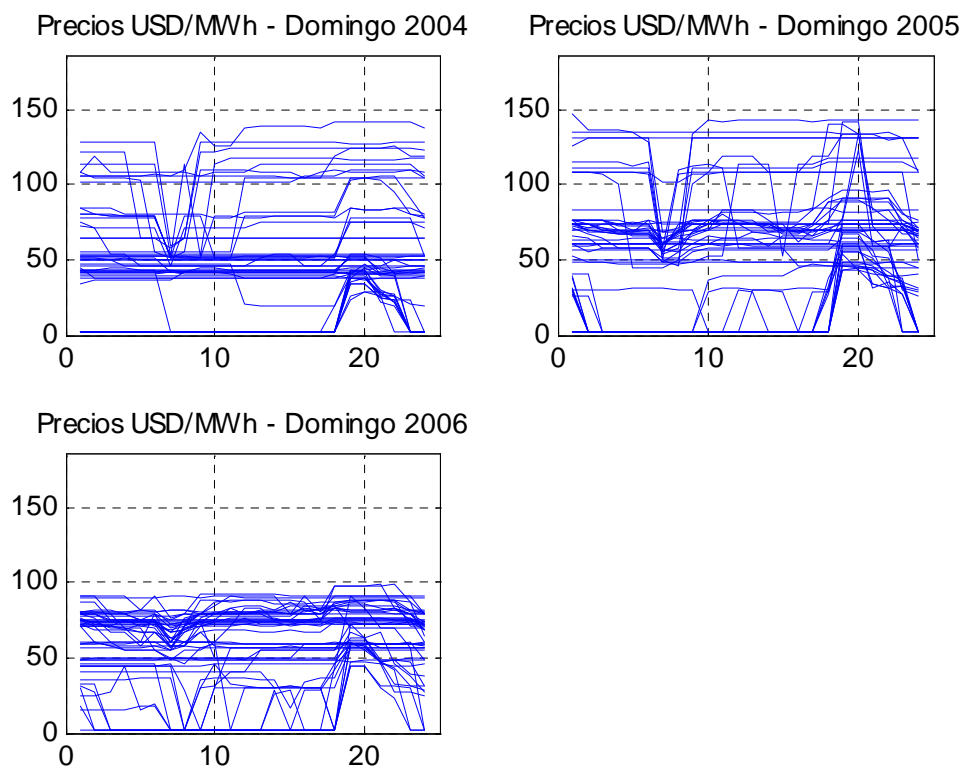


**Fig. 3.29: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS VIERNES**





**Fig. 3.30: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS SÁBADOS**



**Fig. 3.31: EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL LOS DOMINGOS**

Se observan realizaciones de precios ocasionales bajos en el orden de los 2.7 USD/MWh. En general, la serie del precio ocasional muestra una variabilidad que no sigue los patrones de la demanda, lo que dificulta su pronóstico.

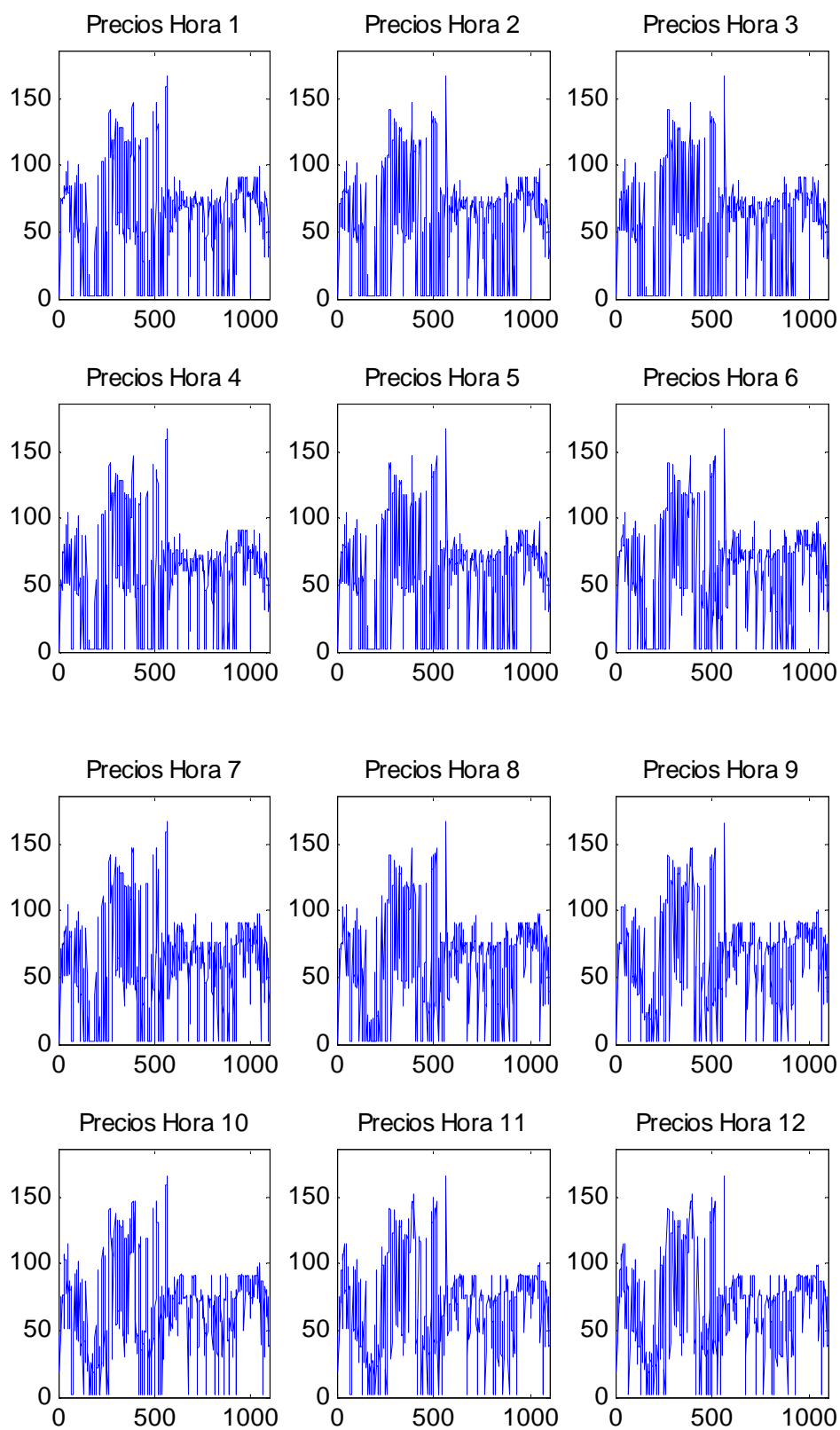
La variabilidad del precio ocasional depende de la capacidad de potencia eléctrica disponible (oferta) para atender a la demanda horaria requerida por el sistema eléctrico, y también depende de la capacidad de transporte en las líneas de transmisión.

Es claro que la cantidad de agua en los reservorios que esté disponible para la operación de las centrales hidroeléctricas, y la disponibilidad y precio de los combustibles para la operación de las centrales térmicas, también influyen sobre el precio ocasional. Además, el carácter estocástico de estas variables, se traslada al precio ocasional. En efecto las realizaciones históricas del precio ocasional, graficadas para cada hora a lo largo de los referidos tres años (Fig. 3.32 y 3.33), indican que éste toma una amplia gama de valores diferentes, lo que evidencia la naturaleza estocástica del precio ocasional.

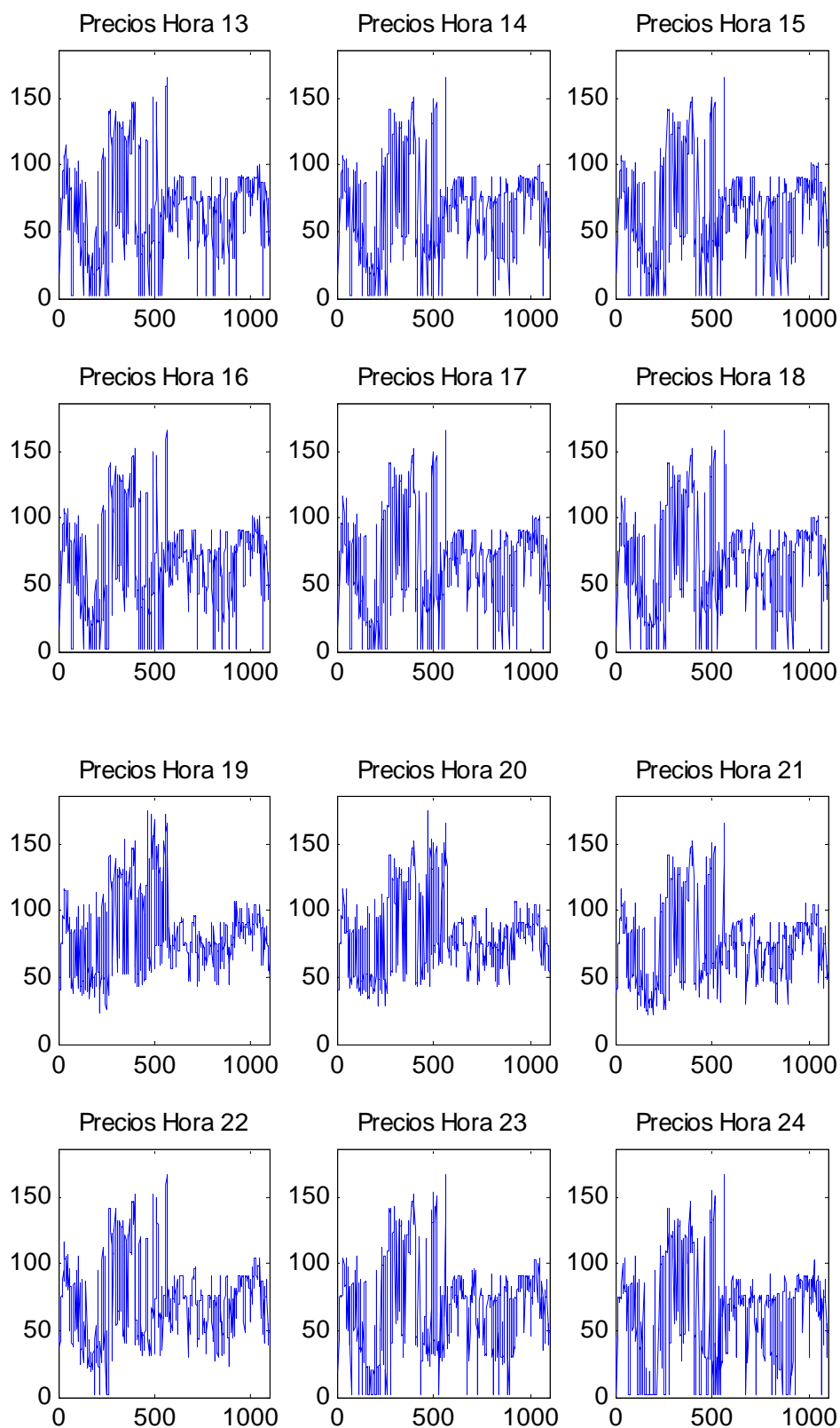
### **3.3.2 EVOLUCIÓN DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA**

Las Fig 3.32 a 3.33 presentan el precio ocasional horario de cada hora del día registrado a lo largo de los años 2004, 2005 y 2006, referidos a la hora dada.

Se pueden observar comportamientos similares de los precios de la hora 01:00 a la 05:00, de los precios de la hora 06:00 a 08:00. Así también, los precios de la hora 09:00 hasta la hora 18:00, presentan un comportamiento similar. Los precios de la hora 19:00 y 20:00 se diferencian de los demás en que no tienen realizaciones bajas, pero se parecen entre sí. El precio de la hora 21:00 se parece al de la hora 20:00 en que no contiene valores bajos, pero tiende a parecerse más al precio de la hora 22:00. Los precios de la hora 23:00 y 24:00 se parecen entre sí, pero también se asemejan a los de la hora 01:00.



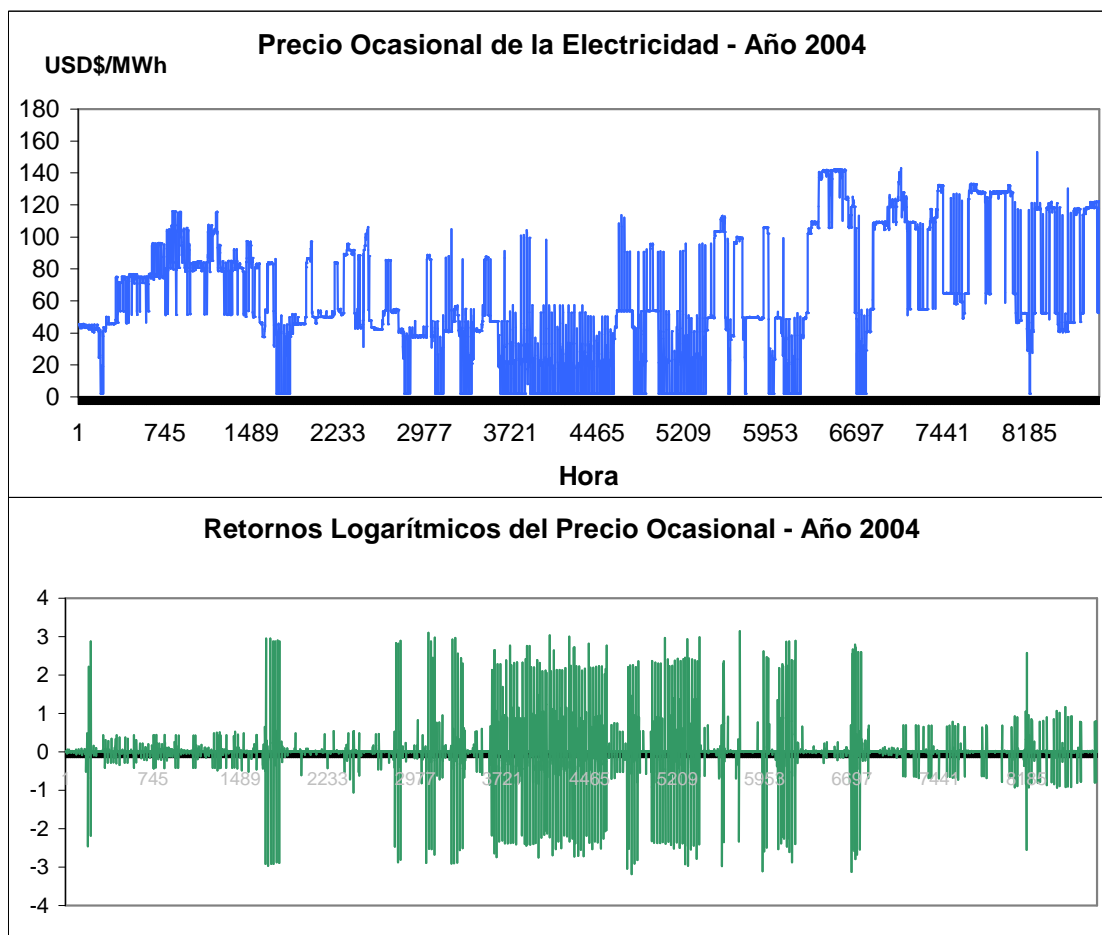
**Fig. 3.32: REALIZACIONES DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA DEL DÍA, A LO LARGO DE TRES AÑOS (HORA 1 A HORA 12)**



**Fig. 3.33: REALIZACIONES DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA DEL DÍA, A LO LARGO DE TRES AÑOS (HORA 13 A HORA 24)**

### 3.3.3 EXTRACCIÓN DE INFORMACION DE LA SERIE

La extracción de información se realiza a partir de las gráficas del Precio Ocasional y del Retorno del Precio Ocasional.



**Fig. 3.34: PRECIO OCASIONAL Y RETORNOS EN EL AÑO 2004**

El Retorno del Precio Ocasional, se calcula con la siguiente fórmula:

$$r_t = \ln \left[ \frac{P_t}{P_{t-1}} \right] \quad (3.1)$$

donde

$r_t$  es el retorno para la hora  $t$

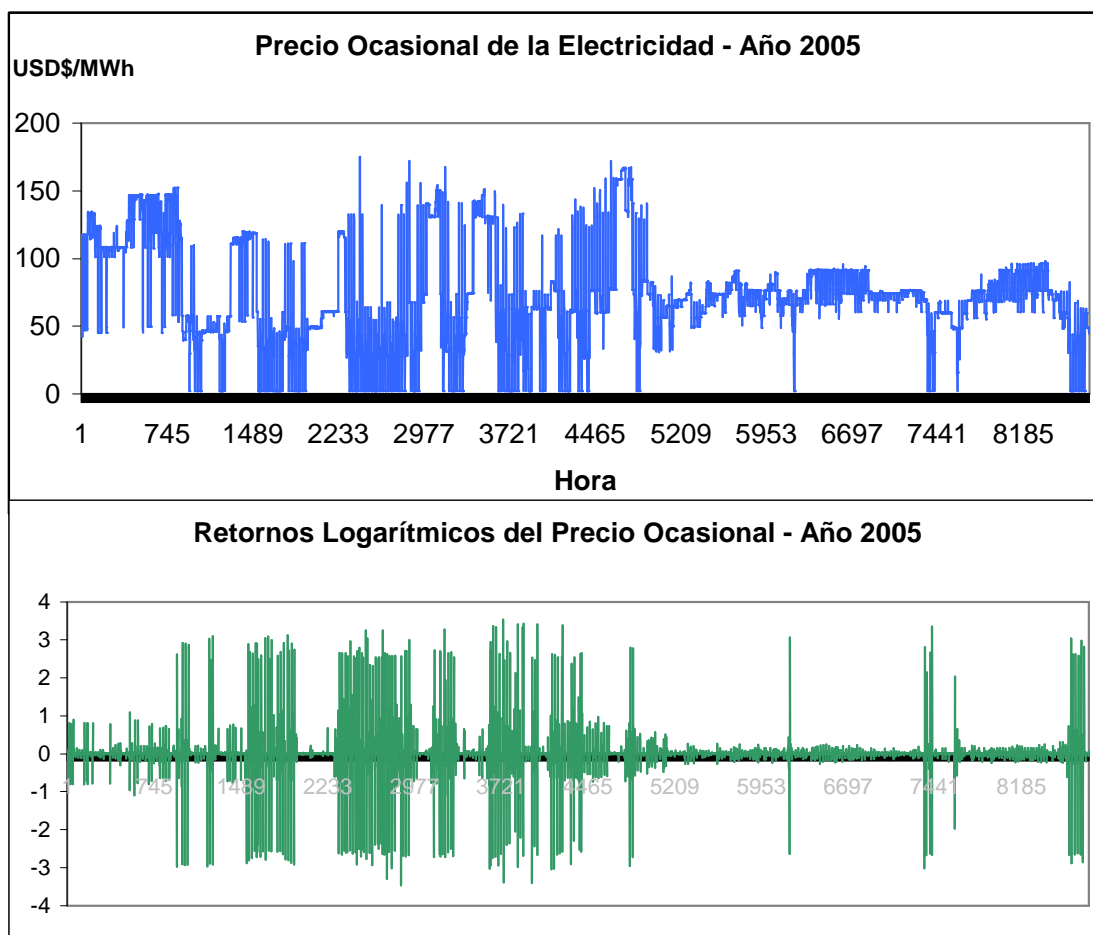
$P_t$  es el precio de la electricidad a la hora  $t$

$P_{t-1}$  es el precio de la electricidad a la hora  $t - 1$

Por ejemplo, un cambio de precio de 0.20 a 12, produce un retorno logarítmico

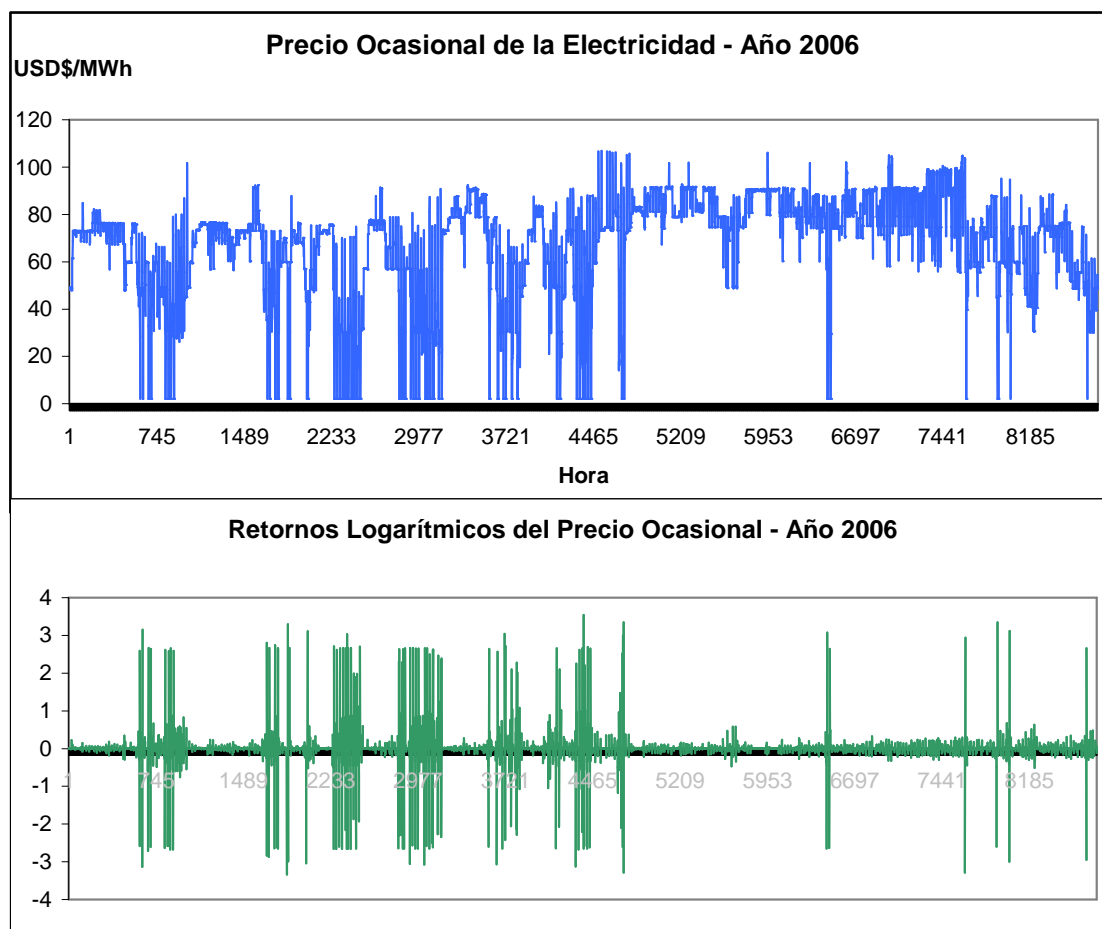
que no sería mayor a 12, ya que:  $\ln\left[\frac{12}{0.20}\right] = \ln[60] = 4.0943$ .

Nótese que el retorno mide la variación del precio de una hora a la siguiente, y por tanto, puede verse como una manera de medir la volatilidad del precio ocasional de una hora a la siguiente.



**Fig. 3.35: PRECIO OCASIONAL Y RETORNOS EN EL AÑO 2005**

La inspección visual de las Fig 3.34 a 3.36 revela que en general la volatilidad del precio ocasional es mayor durante el segundo trimestre del año, y es bastante menor durante el segundo semestre del año. La volatilidad del primer trimestre del año también es menor, pero con eventuales incrementos a niveles de volatilidad similares a los del segundo trimestre del año. Cabe recalcar que en este análisis, se entiende que la volatilidad está dada por el valor del retorno logarítmico del precio ocasional.



**Fig. 3.36: PRECIO OCASIONAL Y RETORNOS EN EL AÑO 2006**

**TABLA 3.5: ESTADÍSTICAS BÁSICAS DEL PRECIO A LO LARGO DEL AÑO**

Precio Ocasional Horario	Año 2004	Año 2005	Año 2006	Año 2007
Contador (horas)	8 784	8 760	8 760	8 760
Mínimo	2,0725	2,0793	2,0757	2,0796
Máximo	153,2837	175,1584	106,9644	107,1587
Mediana	52,2376	69,5857	73,3833	59,4817
Promedio	61,8286	70,8263	66,9608	58,6352
Desv Est	38,6582	36,4457	22,1693	25,2277
Porcentaje Desv Est	62,52%	51,46%	33,11%	43,02%

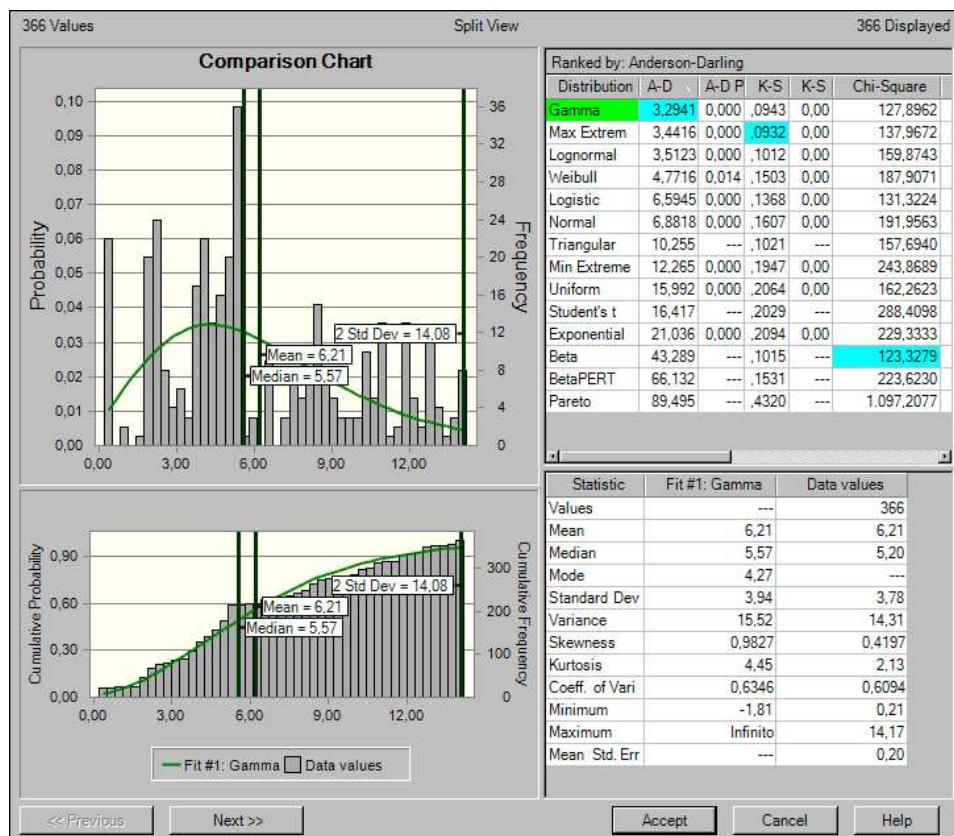
El precio ocasional varía a lo largo del año, desde un mínimo de 2.07 USD\$/MWh hasta el valor máximo de 175.15 USD\$/MWh (Ver Tabla 3.5) que se presentó el Lunes 11 de Abril del 2005 a las 8:00 PM. Esto indica una amplia dispersión de los precios, y aparte se observa que la serie no contiene una tendencia de crecimiento. Se indican estadísticos del Año 2007 para referencia solamente.

**TABLA 3.6: ESTADÍSTICAS DEL RETORNO A LO LARGO DEL AÑO**

Retornos	Año 2004	Año 2005	Año 2006	Año 2007
Mínimo	-3,1836	-3,4626	-3,3461	-3,3457
Máximo	3,1388	3,5369	3,5395	3,5510
Mediana	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
Promedio	0,0001	-0,0001	0,0000	0,0000
Desv Est	0,4321	0,4552	0,3565	0,5020
Porcentaje	43,21%	45,52%	35,65%	50,20%

Los retornos (Ver Tabla 3.6) muestran un rango amplio de valores, entre -3.18 y +3.53, que denotan cambios repentinos y bruscos del precio ocasional de una hora a la siguiente.

Cabe mencionar que no se observan picos de alto precio ocasional, como los que se encuentran en las series de los países desarrollados, pero lo que ocurre con más frecuencia son cambios repentinos hacia la baja brusca del precio ocasional y subidas desde el precio ocasional bajo hacia un precio ocasional promedio no tan alto, lo que indica una cierta característica de “reversión a la media” en esta serie.

**Fig. 3.37: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL PRECIO OCASIONAL 2004**



### 3.3.3.1 Histogramas, Estadísticos y Normalidad

Para investigar si las series tienen un carácter de distribución normal, se representan sus histogramas y se comparan sus estadísticos contra los de la distribución normal, que son de 0 para el sesgo y 3 para la kurtosis.

En las Fig. 3.37 a 3.39, se aprecia el comportamiento del Precio Ocasional, sesgado hacia la izquierda en los años 2004 y 2005, y sesgado hacia la derecha en el año 2006. La herramienta Fit de Crystal Ball se empleó para crear estas gráficas, e indica que la distribución ajustada según el criterio de Anderson-Darling, corresponde a una Gamma para el año 2004, una Lognormal para el año 2005 y una Extrema Mínima para el año 2006; notándose en todos estos años, los histogramas se encuentran lejos de ser Normales Gaussianos.

Tampoco los Retornos Logaritmos del Precio Ocasional siguen una distribución normal, y más bien ésta tiende a una distribución t-Student (Ver Fig 3.40 a 3.42).

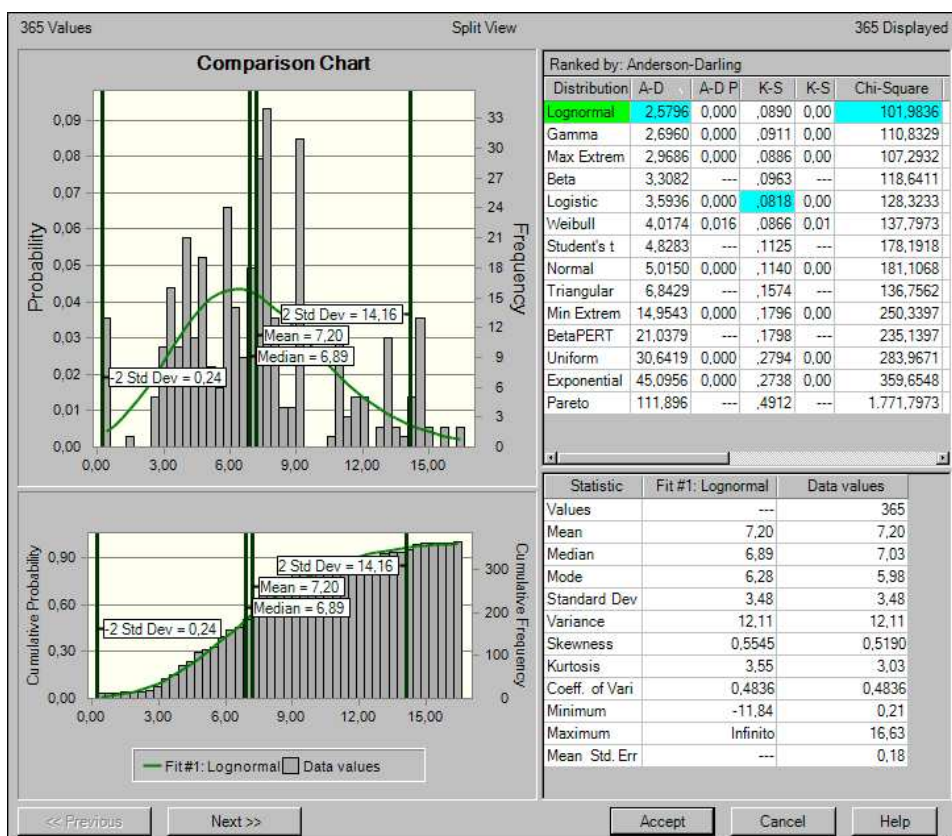


Fig. 3.38: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL PRECIO OCASIONAL 2005

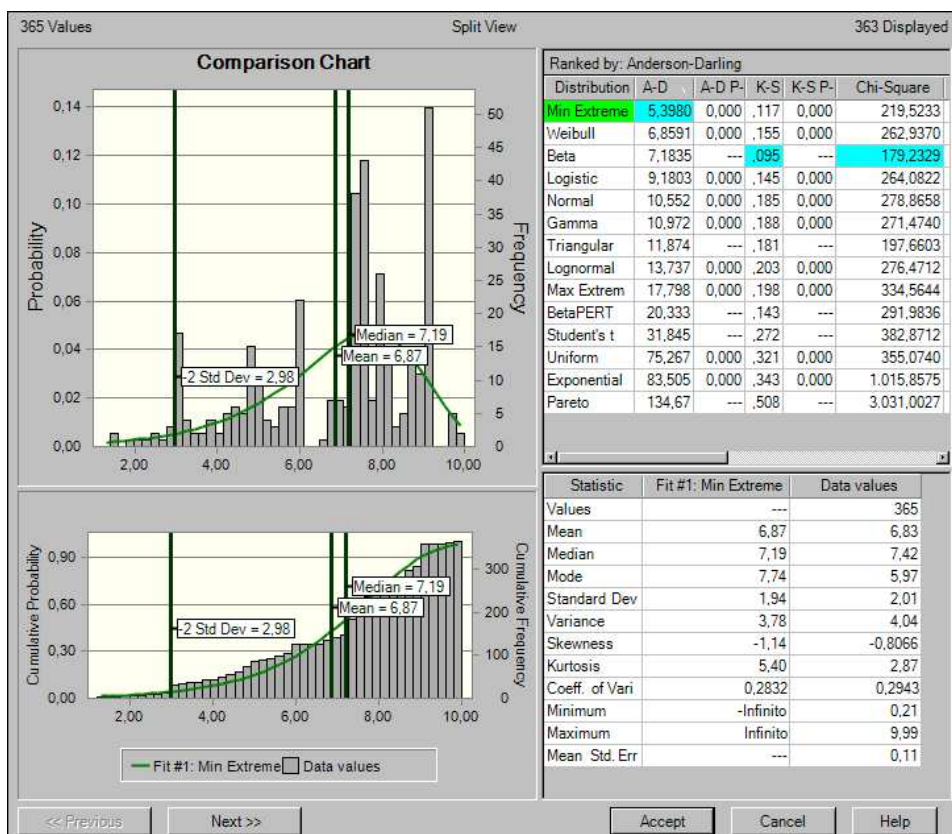


Fig. 3.39: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL PRECIO OCASIONAL 2006

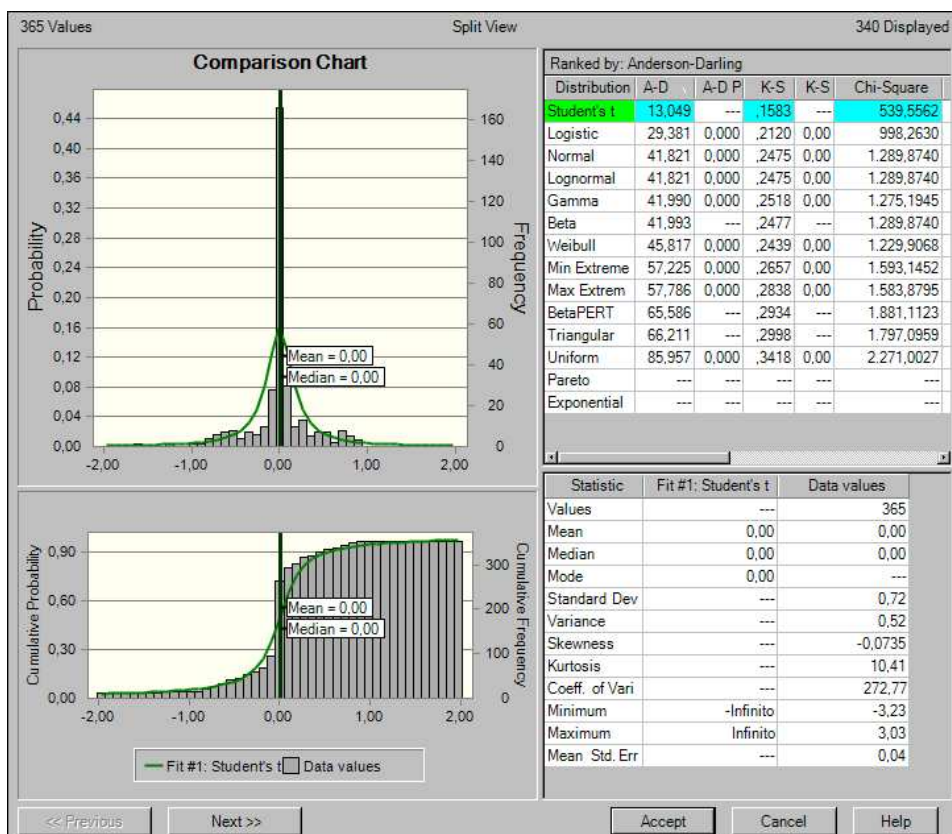


Fig. 3.40: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL RETORNO 2004

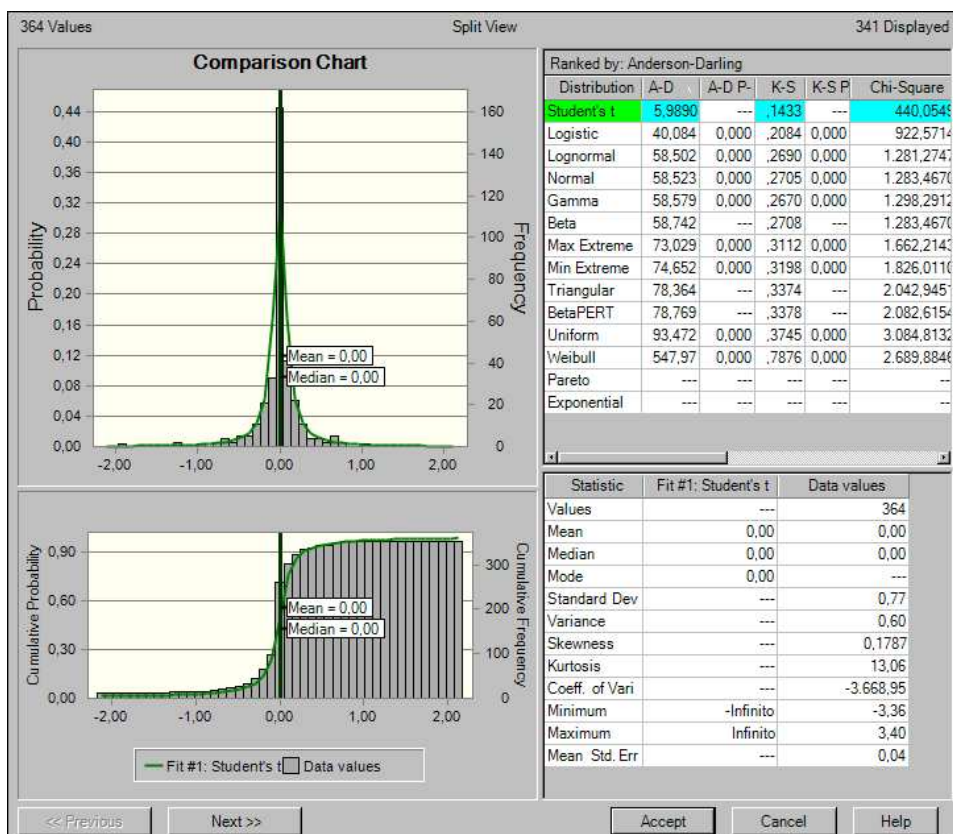


Fig. 3.41: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL RETORNO 2005

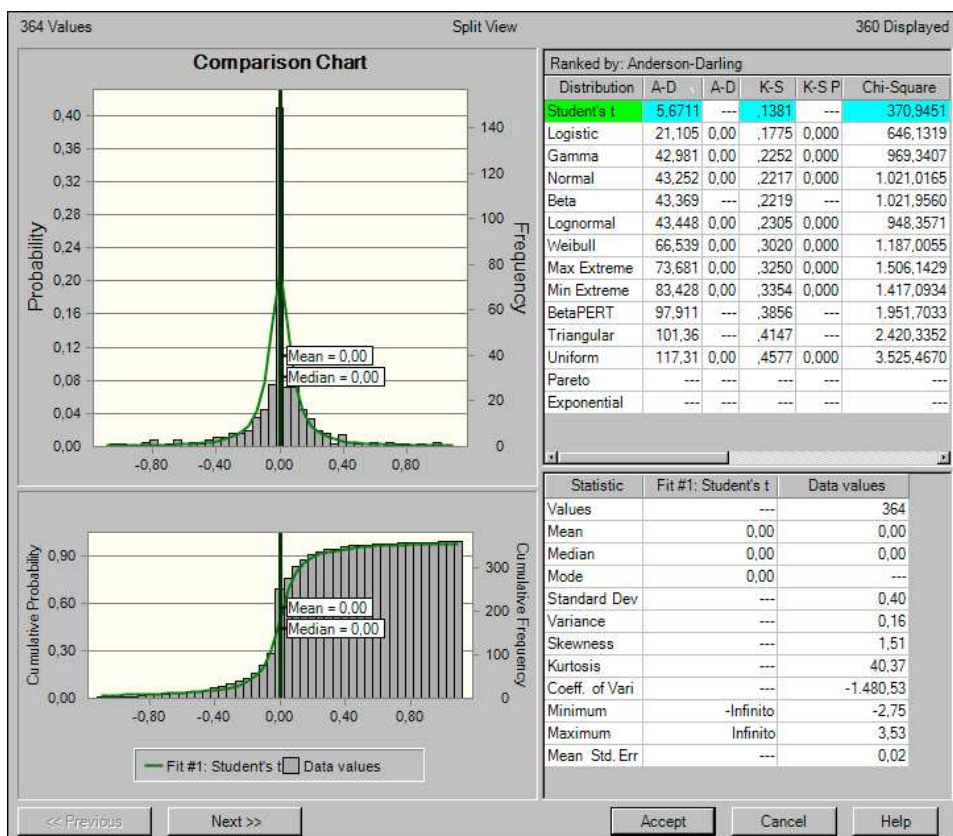


Fig. 3.42: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICOS DEL RETORNO 2006

Un retorno de cero significa que el precio ocasional no ha cambiado entre dos observaciones, mientras que un retorno grande indica que el precio ha variado mucho entre dos realizaciones contiguas del precio ocasional.

### 3.3.3.2 Análisis Descriptivo de Estacionariedad de la Serie

Las Fig. 3.34 a 3.36 antes referidas, muestran las realizaciones del Precio Ocasional a lo largo del año. La Fig. 3.43 muestra toda la serie disponible, y se observa que ésta es *no estacionaria*, es decir, que ni sus valores medios ni sus desviaciones estándar se mantienen constantes a lo largo del tiempo.

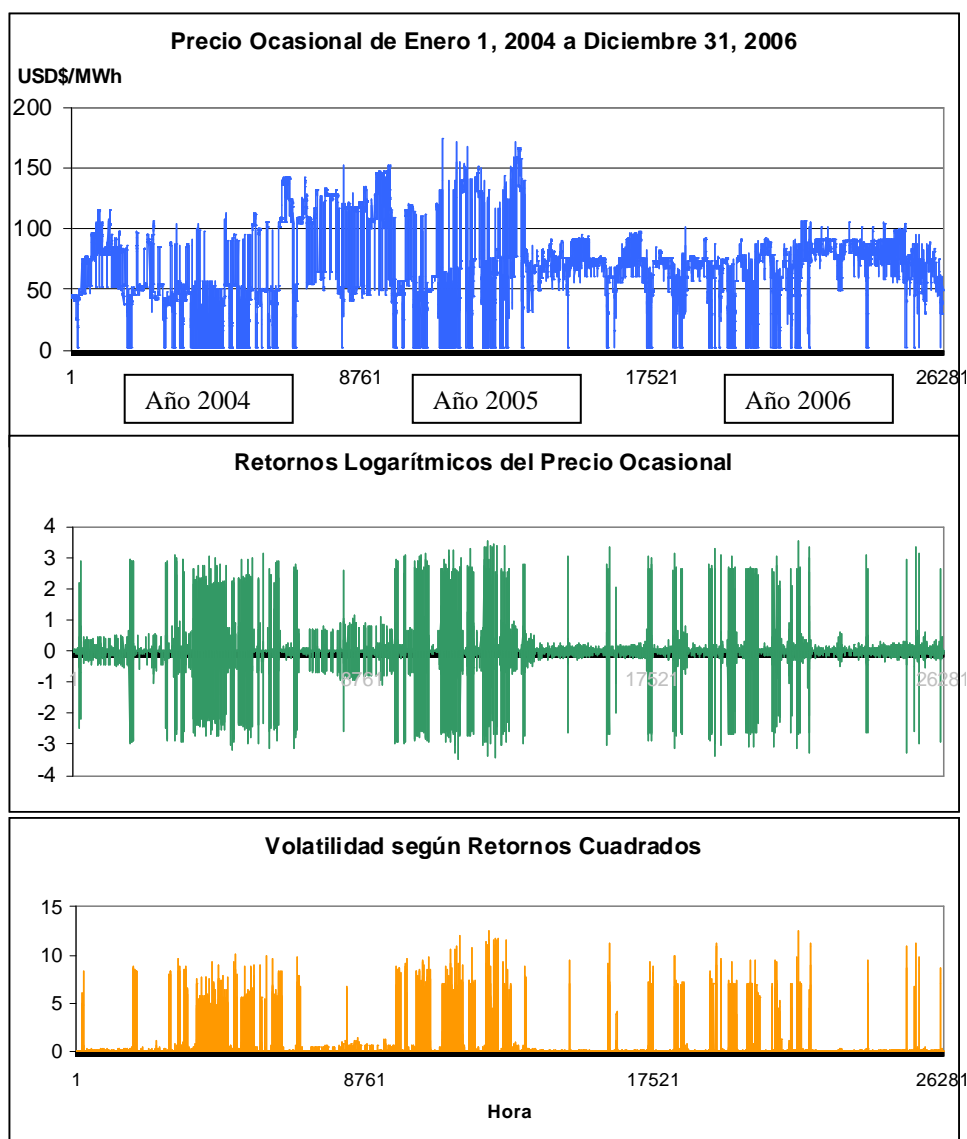


Fig. 3.43: PRECIO OCASIONAL HORARIO EN LOS AÑOS 2004 AL 2006

En Econometría, la estacionariedad es un requisito fundamental para aplicar los procedimientos de pronóstico mediante métodos de Series Temporales del tipo ARMA, ARIMA, SARIMA. En vista de que la serie del Precio Ocasional no exhibe estacionariedad, no es posible aplicar estos métodos de forma directa.

Es importante mencionar que la serie del Precio Ocasional en los tres años (Fig 3.43), no muestra una tendencia. También, se aprecia que la serie es heterocedástica, ya que su variabilidad aumenta o disminuye con el tiempo.

Se aprecia una mayor variabilidad en la serie del Precio Ocasional en el año 2004 y hasta mediados del año 2005; en cambio, se observa una variabilidad menor desde el segundo semestre del 2005 hasta el final del año 2006. En este punto, es importante formarse una creencia con respecto a la variabilidad del precio ocasional para el año 2007, con objeto de establecer un modelo de pronóstico para el mediano plazo.

Por ejemplo, se puede considerar la creencia de que la información desde mediados del año 2005 hasta fines del año 2006 representará mejor el posible comportamiento futuro del precio en el año 2007, dado que desde mediados del 2005 empezó una importante contribución a través de la interconexión con Colombia. Se advierte que esta creencia, induciría a considerar que la alta variabilidad del precio ocasional en el año 2004, no se repetiría en el año 2007.

Creencias similares, se encuentran en los estudios de series temporales o de minería de datos, por ejemplo, con supuestos que dan una mayor ponderación a los datos más próximos por considerarlos que reflejan mejor los datos futuros, y una menor ponderación a los datos más lejanos en el tiempo.

### **3.3.3.3 Estacionalidad de la Serie**

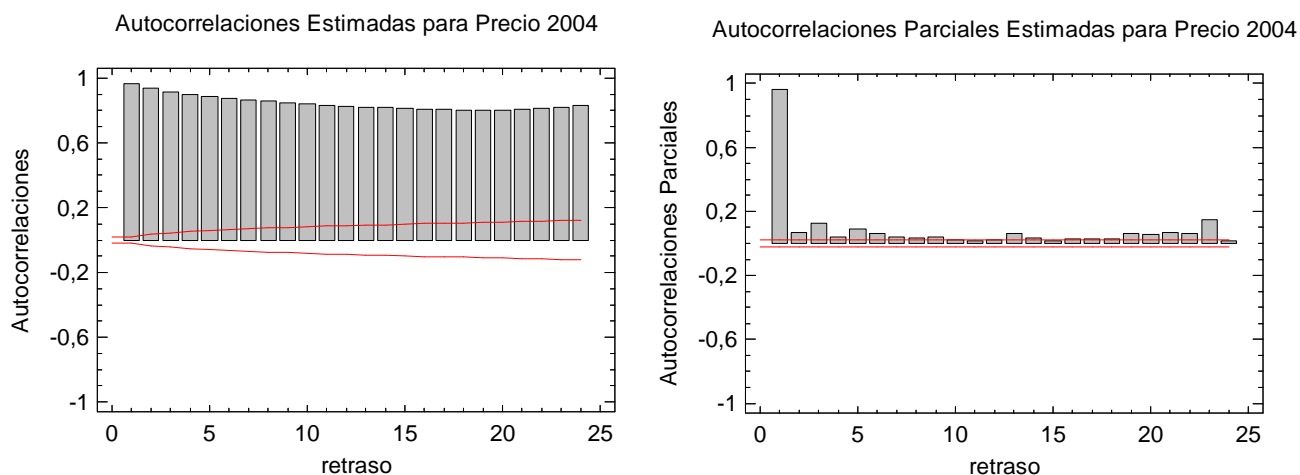
La estacionalidad se refiere a determinados comportamientos que se repiten en ciertas semanas o meses del año. De acuerdo a lo que se mencionó, la inspección visual de las Figs. 3.25 a 3.31, permite identificar dos grupos de precios ocasionales en los días del año: uno que no muestra incrementos en las

horas pico de la demanda, mientras el otro que sí. Un análisis similar se anticipó en [251] donde se identifican varias semanas del año en las que el precio ocasional parece seguir patrones similares a la demanda, y otras semanas donde el precio es prácticamente plano a lo largo de las horas del día, e incluso no sufre un incremento sustancial en las horas de demanda pico.

### 3.3.3.4 Dependencias Internas

El análisis para identificar como influyen las realizaciones del pasado en las del futuro, se realiza mediante la función de autocorrelación simple y la de autocorrelación parcial. La función de autocorrelación simple, indica como una observación influye sobre las posteriores mediante coeficientes de correlación que reflejan como influye tal observación en la siguiente, o en la segunda posterior o en  $k$  periodos posteriores. Los coeficientes están acotados entre -1 y 1. Cuando el  $k$ -ésimo coeficiente vale cero, indica que no existe efecto entre una observación y la  $k$  posiciones posteriores a ésta. Si el coeficiente  $k$ -ésimo está próximo a 1, indica que hay mucha relación entre una observación y la ubicada  $k$  posiciones posteriores, y que esa relación es positiva.

La función de autocorrelación simple tiene la característica de que, por ejemplo si el primer coeficiente (cuando  $k=1$ ) es distinto de cero, entonces existe una cadena de influencia sobre los demás coeficientes que están separados a una distancia  $k=1$  de posiciones posteriores; y, por tanto, afectará a los demás coeficientes de autocorrelación.



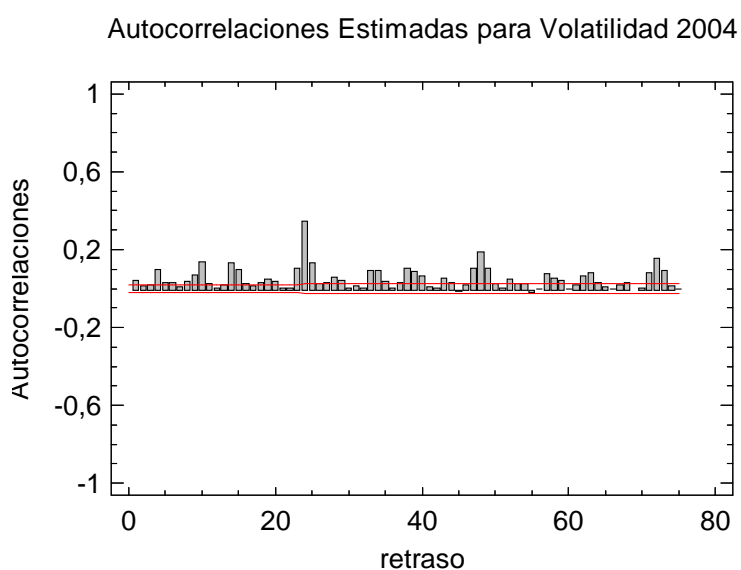
**Fig. 3.44: DEPENDENCIAS INTERNAS EN EL PRECIO OCASIONAL 2004**

Para distinguir entre varias cadenas de influencia, se emplea la función de autocorrelación parcial, que proporciona la relación directa que existe entre observaciones separadas  $k$  retardos, lo cual es una información muy valiosa.

La Fig 3.44 (gráfico izquierdo) indica autocorrelaciones simples que no se extinguen, mientras que las autocorrelaciones parciales (Fig 3.44, gráfico derecho) muestran un pico muy significativo en el retardo 1; lo que sugeriría probar un modelo ARMA(1,0) para esta serie.

Sin embargo, el problema de la serie del Precio Ocasional es que ésta no es estacionaria; de manera que no puede aplicar el modelo ARMA(1,0), directamente, salvo que se deseen realizar transformaciones para conseguir estacionariedad, lo cual no se realiza en esta tesis ya que en general los modelos de series temporales tienen un alcance limitado a pronósticos de corto plazo; y puesto que se desea construir un pronóstico de mediano plazo, se acude a ajustar procesos estocásticos generadores de datos (Capítulo 5).

Por otra parte, la volatilidad del Precio Ocasional se puede medir con los *retornos al cuadrado*, y analizando la *función de autocorrelación simple* para los *retornos al cuadrado*, a fin de establecer como influye una volatilidad dada, en las posteriores.



**Fig. 3.45: EVOLUCIÓN DE LA VOLATILIDAD DEL PRECIO OCASIONAL**

La Fig. 3.45 muestra la función de autocorrelación simple de los retornos al cuadrado del Precio Ocasional del año 2004, que indica que existen varios retardos significativos, destacándose principalmente el retardo 24; lo que significa que la volatilidad de un determinado periodo está relacionada con los valores pasados de ésta, (esto se conoce como “volatilidad agrupada”); hecho que, favorece la construcción de pronósticos de volatilidad, y se toma en cuenta dentro del proceso estocástico del precio ocasional (Ver Capítulo 5).

### 3.3.4 REFLEXIONES SOBRE EL PRECIO OCASIONAL

Los precios ocasionales tienen ciertas características que son diferentes de los precios de los *commodities* del mercado financiero. Varias investigaciones han encontrado que los modelos empleados para pronóstico de *precios futuros* en el *mercado de acciones* son inadecuados para emplearlos directamente para crear modelos de pronóstico de los precios ocasionales de la electricidad [23, 109], máxime que la mayoría de mercados eléctricos son imperfectos e ineficientes.

La electricidad es una mercancía muy especial. La electricidad no puede ser almacenada (aunque el agua, carbón, gas o combustibles líquidos que se emplean para la producción de electricidad si puedan almacenarse) sino que ésta se usa en el mismo instante en que se la produce.

Por ello, es imposible que un agente del mercado, compre electricidad, la almacene y la venda más tarde cuando los precios sean más altos. Por ejemplo, en el caso de las mercancías, puede existir un beneficio en la entrega del commodity no-almacenable que se realice más temprano antes que más tarde, según *backwardation* y *contango* aleatorios.

*Backwardation* se refiere a una curva forward de pendiente decreciente, lo que quiere decir que el mercado ve a la tenencia más temprana como beneficiosa. *Contango* es la situación opuesta. Esto significa que la no almacenabilidad incide en el precio ocasional. El hecho de que la electricidad no puede ser almacenada, significa que la electricidad, que se entrega en diferentes momentos de tiempo, puede ser vista como productos diferentes [109].



La electricidad debe ser transportada, lo que significa que se deben cumplir restricciones técnicas, por ejemplo de capacidad de transmisión, frecuencia, voltaje. Esta situación también incide en el precio ocasional.

Los precios ocasionales se relacionan a la oferta y la demanda en el mercado ocasional, y sufren variaciones estacionales, semanales y diarias, relacionadas no solo con el comportamiento de la demanda sino también con las características de producción: los generadores con bajo costo marginal cubren la carga base (hidroeléctricas) y los de alto costo marginal cubren la carga pico (térmicas a diesel, turbinas a gas). Además, las curvas de oferta muestran un pliegue variable en el tiempo, luego del cual los precios se incrementan rápidamente.

El precio ocasional horario del Mercado Eléctrico Ecuatoriano muestra histogramas con precios extremos más allá de lo que produciría una distribución normal de la misma varianza, y éstos son sesgados, indicando la existencia de colas pesadas asimétricas en los precios ocasionales del Ecuador.

La volatilidad del precio es estocástica y con características estacionalmente dependientes, como se desprende de los gráficos del precio ocasional y volatilidad (Figs. 3.43 y 3.45) que muestran que existen ciertos periodos con precios más altos y volátiles, y otros periodos con precios más bajos y menos volátiles, lo que apunta en el sentido de heterocedasticidad y de volatilidad dependiente del precio en el caso del mercado ocasional ecuatoriano.

Los precios eléctricos muestran también un efecto de reversión a la media, lo que los diferencia del precio de las acciones de empresas. Esto significa que, aún si ocurren shocks en el precio eléctrico, por ejemplo por shocks en la oferta o en la demanda, el precio tiende a regresar a un nivel de equilibrio de largo plazo.

Estas y las características anteriores identificadas en los precios ocasionales, se consideran en el Capítulo 5, para la elaboración de un modelo del pronóstico de precio ocasional de corte estocástico.

## **CAPÍTULO 4**

### **MODELO DE LA DEMANDA**

Un modelo de pronóstico de la serie de la demanda es un insumo imprescindible para un modelo de análisis de riesgos.

El modelo de pronóstico que se requiere es un modelo de mediano plazo. La elaboración del tal modelo no puede realizarse con técnicas de series temporales o de redes neuronales, ya que éstas si bien son adecuadas para modelos de corto plazo, no pueden extenderse para modelos de mediano plazo.

Este capítulo desarrolla una metodología original para el pronóstico de la demanda, bajo la creencia de que existen patrones de comportamiento en la serie histórica de la demanda, con poder explicativo para el mediano plazo.

Por ejemplo, se reconocen patrones de utilización de la energía eléctrica por parte de los usuarios en los días laborables o fines de semana o feriados, que permiten aplicar creencias de probabilidad entre días similares, para elaborar un modelo estadístico con capacidad de pronóstico en el mediano plazo.

#### **4.1 MODELO DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA**

Con objeto de analizar el comportamiento de la demanda horaria a lo largo de los años 2004, 2005 y 2006, se elaboran histogramas de esta variable para todos los días del año respectivo, las que constan en las Fig. 4.1 a 4.3.

Estos histogramas indican un comportamiento parecido en la forma de la distribución a lo largo de los años 2004, 2005 y 2006, pero con medianas de 312.48, 331.75 y 345.13, que reflejan el crecimiento anual de la demanda en el orden el 6% y 4%, respectivamente.

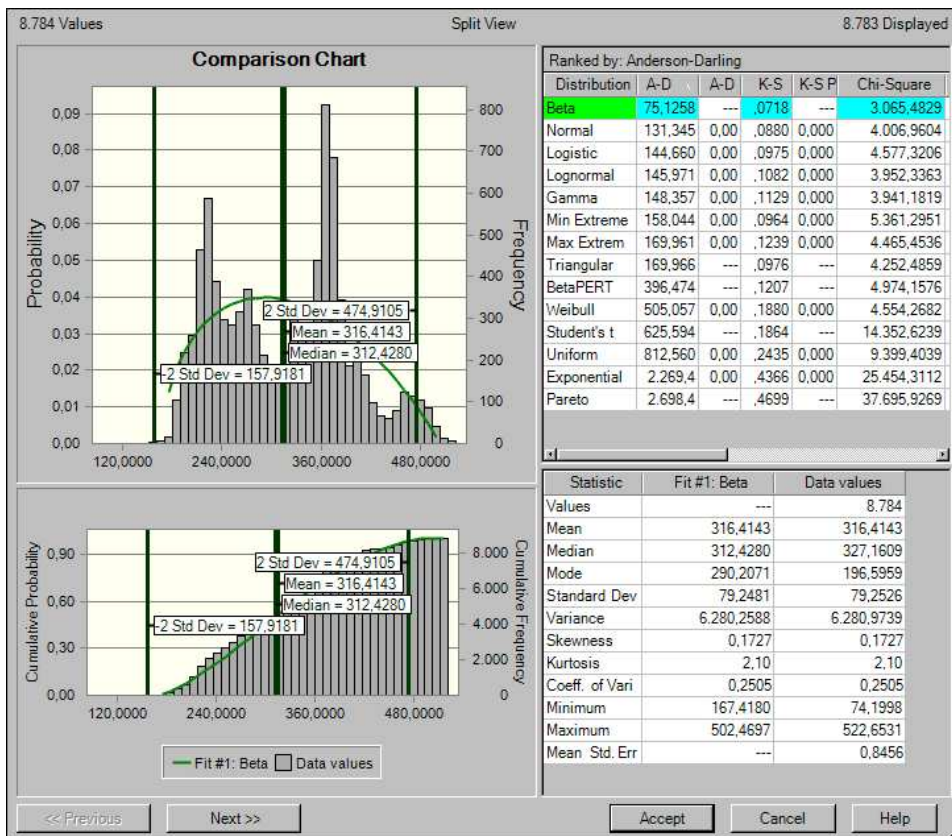


Fig. 4.1: HISTOGRAMA DE LA DEMANDA EN EL AÑO 2004

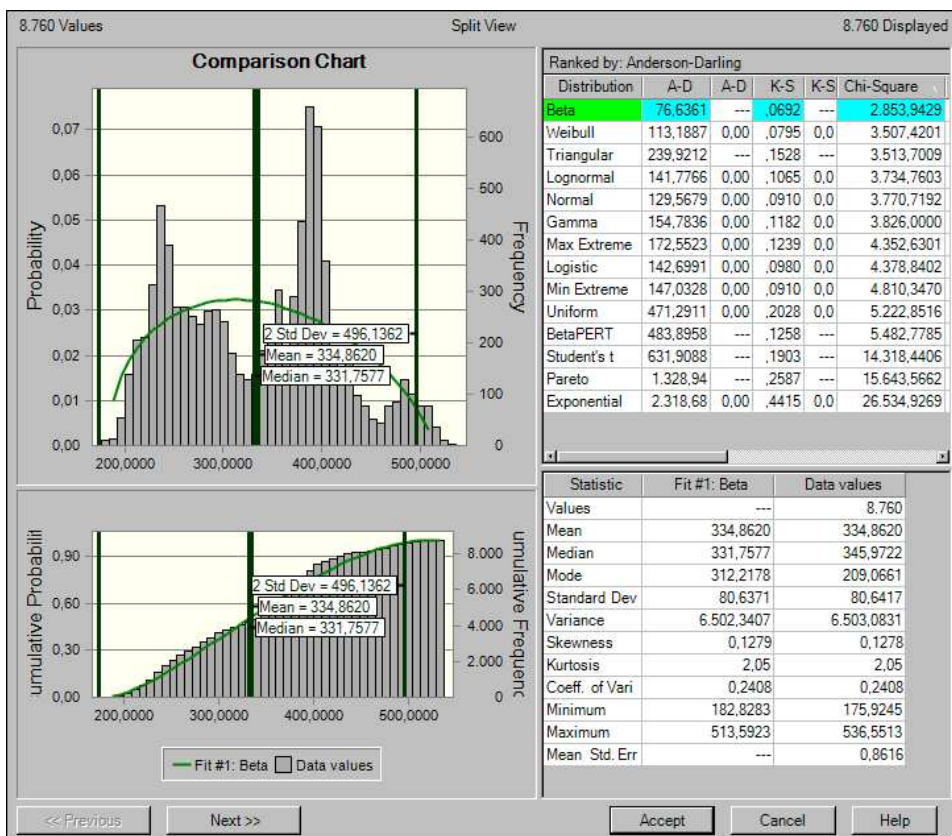
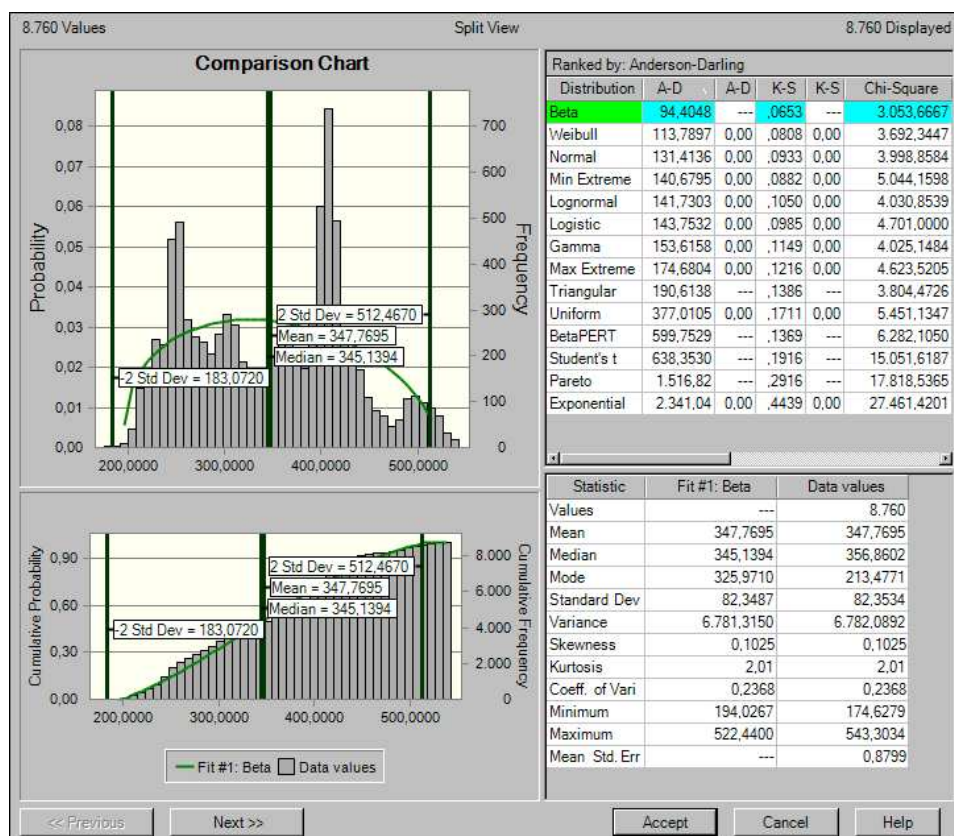


Fig. 4.2: HISTOGRAMA DE LA DEMANDA EN EL AÑO 2005



**Fig. 4.3: HISTOGRAMA DE LA DEMANDA EN EL AÑO 2006**

Este comportamiento similar de las realizaciones de la demanda horaria a lo largo del año, coincide con el advertido en el Capítulo 3 a partir de la inspección a la forma de las curvas de carga, y ahora se lo emplea para elaborar un modelo de pronóstico de mediano plazo.

#### 4.1.1 DESARROLLO DEL MODELO DE PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

Durante la exploración bibliográfica de modelos de demanda eléctrica, no se ha encontrado un modelo de pronóstico de la demanda horaria que sea apropiado para efectuar pronósticos para el mediano plazo (dígase de un año calendario) y menos para aplicación a un análisis de riesgos donde se requiere, no sólo de una sola realización posible de la demanda eléctrica futura, sino de una gama de realizaciones probables.

Por tal motivo, tomando en cuenta los patrones cíclicos del comportamiento de la demanda antes identificados, se ha desarrollado un modelo de pronóstico para el mediano plazo, basado en lo siguiente:

### **Paso 1: Pronóstico de Demanda según el Crecimiento Porcentual Semanal**

Se calcula la tasa o porcentaje de crecimiento semanal de la demanda, comparando la semana del año anterior con la semana del año siguiente. Se obtienen dos porcentajes, uno para el crecimiento entre el año 2004 al 2005 y otro para el crecimiento entre el año 2005 y 2006. Se elige la menor *tasa de crecimiento* porcentual (Ver Tabla 3.3) siguiendo la creencia de que, no pueden admitirse crecimientos explosivos en la demanda de cada semana, sino que ésta se comportará en forma consecuente con el nivel del crecimiento anual.

### **Paso 2: Pronóstico de la Demanda para días similares no feriados**

El pronóstico de la demanda horaria para cada día no feriado del año siguiente (año 2007), se obtiene incrementando el valor de la demanda horaria del día correspondiente de la semana del año anterior (año 2006), por la tasa de crecimiento semanal menor, establecida en el Paso 1 para dicha semana.

### **Paso 3: Pronóstico de la Demanda para días similares feriados**

El pronóstico de la demanda para cada día feriado del año siguiente (año 2007), se obtiene incrementando el valor de la demanda horaria del día feriado correspondiente del año anterior (año 2006) por la tasa de crecimiento menor para el día feriado respectivo. (Las tasas o porcentajes de crecimiento para días festivos constan en la Tabla 3.4).

Estos pasos suponen que el comportamiento a lo largo del día similar en el año siguiente, se repetirá, pero con un valor incrementado en un porcentaje de crecimiento semanal razonable dentro de los crecimientos semanales históricos.

Por ejemplo, la primera semana del año 2007, se pronostica como sigue:

- a) La demanda horaria del Lunes 1 de Enero del 2007, se determina multiplicando a la demanda horaria del 1 de Enero del 2006 por el porcentaje menor de crecimiento de este día feriado, cual es de 5.3% (Ver Tabla 3.4). Cabe observar que, aunque el 1 de Enero del 2006 fue Domingo, ello no afecta el pronóstico, ya que la demanda del 1 de Enero del 2007 se comportará como día feriado que es.
- b) La demanda del Martes 2 de Enero del 2007 hasta el Domingo 7 de Enero del 2007, se determina multiplicando la demanda del Martes al Domingo del año 2006 por la *menor tasa de crecimiento porcentual*, cual es de 4.66% (Ver Tabla 3.4).

De esta manera, se obtiene el pronóstico de la demanda horaria de todas las horas de la primera semana, como se indican en la Tabla 3.5.

**TABLA 4.1: PRONÓSTICO DE LA DEMANDA PARA LA PRIMERA SEMANA DEL AÑO 2007**

Fecha del Año 2006	<b>Demanda Año 2006</b>	<i>Se activa el día feriado correspondiente del año anterior</i>		Fechas del Año 2007	<b>Pronóstico Año 2007</b>
02/01/2006 1:00	196,8066	01/01/2006 1:00	295,7430	01/01/2007 1:00	311,4825
02/01/2006 2:00	186,0322	01/01/2006 2:00	267,3102	01/01/2007 2:00	281,5365
02/01/2006 3:00	180,8535	01/01/2006 3:00	238,0531	01/01/2007 3:00	250,7222
02/01/2006 4:00	180,4907	01/01/2006 4:00	217,1330	01/01/2007 4:00	228,6888
02/01/2006 5:00	188,5985	01/01/2006 5:00	205,0724	01/01/2007 5:00	215,9864
02/01/2006 6:00	232,2073	01/01/2006 6:00	199,6938	01/01/2007 6:00	210,3215
02/01/2006 7:00	281,7905	01/01/2006 7:00	177,1802	01/01/2007 7:00	186,6098
02/01/2006 8:00	289,3850	01/01/2006 8:00	174,6279	01/01/2007 8:00	183,9216
02/01/2006 9:00	311,8378	01/01/2006 9:00	186,1651	01/01/2007 9:00	196,0728
02/01/2006 10:00	332,6943	01/01/2006 10:00	200,7450	01/01/2007 10:00	211,4287
02/01/2006 11:00	346,2078	01/01/2006 11:00	212,0981	01/01/2007 11:00	223,3860
02/01/2006 12:00	353,4735	01/01/2006 12:00	217,7762	01/01/2007 12:00	229,3663
02/01/2006 13:00	345,1430	01/01/2006 13:00	217,0885	01/01/2007 13:00	228,6420
02/01/2006 14:00	337,6354	01/01/2006 14:00	212,3280	01/01/2007 14:00	223,6281
02/01/2006 15:00	340,5232	01/01/2006 15:00	206,7181	01/01/2007 15:00	217,7196
02/01/2006 16:00	348,5143	01/01/2006 16:00	204,6132	01/01/2007 16:00	215,5027
02/01/2006 17:00	348,9443	01/01/2006 17:00	207,0648	01/01/2007 17:00	218,0848
02/01/2006 18:00	353,4775	01/01/2006 18:00	221,3336	01/01/2007 18:00	233,1130
02/01/2006 19:00	418,7708	01/01/2006 19:00	301,3275	01/01/2007 19:00	317,3642
02/01/2006 20:00	472,1677	01/01/2006 20:00	375,4797	01/01/2007 20:00	395,4627
02/01/2006 21:00	456,3299	01/01/2006 21:00	370,9213	01/01/2007 21:00	390,6618
02/01/2006 22:00	399,5424	01/01/2006 22:00	322,9324	01/01/2007 22:00	340,1189
02/01/2006 23:00	327,7455	01/01/2006 23:00	263,9354	01/01/2007 23:00	277,9820

Fecha del Año 2006	<b>Demanda Año 2006</b>	<i>Se activa el día feriado correspondiente del año anterior</i>		Fechas del Año 2007	<b>Pronóstico Año 2007</b>
03/01/2006 0:00	265,4605	02/01/2006 0:00	223,4916	02/01/2007 0:00	235,3858
03/01/2006 1:00	230,5113			02/01/2007 1:00	241,2484
03/01/2006 2:00	217,2489			02/01/2007 2:00	227,3682
03/01/2006 3:00	211,3263			02/01/2007 3:00	221,1697
03/01/2006 4:00	209,4153			02/01/2007 4:00	219,1697
03/01/2006 5:00	216,7724			02/01/2007 5:00	226,8695
03/01/2006 6:00	260,7790			02/01/2007 6:00	272,9259
03/01/2006 7:00	308,4295			02/01/2007 7:00	322,7960
03/01/2006 8:00	318,1259			02/01/2007 8:00	332,9440
03/01/2006 9:00	342,4675			02/01/2007 9:00	358,4195
03/01/2006 10:00	360,8963			02/01/2007 10:00	377,7067
03/01/2006 11:00	367,7489			02/01/2007 11:00	384,8784
03/01/2006 12:00	372,3873			02/01/2007 12:00	389,7329
03/01/2006 13:00	364,2102			02/01/2007 13:00	381,1749
03/01/2006 14:00	364,1526			02/01/2007 14:00	381,1146
03/01/2006 15:00	366,3176			02/01/2007 15:00	383,3804
03/01/2006 16:00	372,6794			02/01/2007 16:00	390,0385
03/01/2006 17:00	385,4104			02/01/2007 17:00	403,3626
03/01/2006 18:00	395,8939			02/01/2007 18:00	414,3344
03/01/2006 19:00	448,0848			02/01/2007 19:00	468,9563
03/01/2006 20:00	491,0762			02/01/2007 20:00	513,9502
03/01/2006 21:00	471,3903			02/01/2007 21:00	493,3474
03/01/2006 22:00	408,0097			02/01/2007 22:00	427,0146
03/01/2006 23:00	331,7774			02/01/2007 23:00	347,2314
04/01/2006 0:00	268,7092			03/01/2007 0:00	281,2255
04/01/2006 1:00	236,6700			03/01/2007 1:00	247,6939
04/01/2006 2:00	222,9719			03/01/2007 2:00	233,3577
04/01/2006 3:00	217,8091			03/01/2007 3:00	227,9545
04/01/2006 4:00	215,5485			03/01/2007 4:00	225,5886
04/01/2006 5:00	224,1916			03/01/2007 5:00	234,6343
04/01/2006 6:00	271,7789			03/01/2007 6:00	284,4382
04/01/2006 7:00	332,6425			03/01/2007 7:00	348,1368
04/01/2006 8:00	343,3633			03/01/2007 8:00	359,3570
04/01/2006 9:00	361,1013			03/01/2007 9:00	377,9212
04/01/2006 10:00	374,1292			03/01/2007 10:00	391,5560
04/01/2006 11:00	378,3795			03/01/2007 11:00	396,0042
04/01/2006 12:00	384,6758			03/01/2007 12:00	402,5938
04/01/2006 13:00	374,0233			03/01/2007 13:00	391,4451
04/01/2006 14:00	369,9220			03/01/2007 14:00	387,1528
04/01/2006 15:00	377,9186			03/01/2007 15:00	395,5218
04/01/2006 16:00	382,8070			03/01/2007 16:00	400,6379
04/01/2006 17:00	382,2949			03/01/2007 17:00	400,1020
04/01/2006 18:00	393,6652			03/01/2007 18:00	412,0019
04/01/2006 19:00	461,9783			03/01/2007 19:00	483,4969
04/01/2006 20:00	497,5567			03/01/2007 20:00	520,7326
04/01/2006 21:00	473,3084			03/01/2007 21:00	495,3548
04/01/2006 22:00	407,4689			03/01/2007 22:00	426,4485
04/01/2006 23:00	331,5935			03/01/2007 23:00	347,0390
05/01/2006 0:00	271,0980			04/01/2007 0:00	283,7255
05/01/2006 1:00	236,6900			04/01/2007 1:00	247,7149
05/01/2006 2:00	222,5673			04/01/2007 2:00	232,9343
05/01/2006 3:00	217,1007			04/01/2007 3:00	227,2131
05/01/2006 4:00	215,0935			04/01/2007 4:00	225,1125
05/01/2006 5:00	223,6282			04/01/2007 5:00	234,0447

Fecha del Año 2006	<b>Demanda Año 2006</b>	<i>Se activa el día feriado correspondiente del año anterior</i>	Fechas del Año 2007	<b>Pronóstico Año 2007</b>
05/01/2006 6:00	270,7063		04/01/2007 6:00	283,3157
05/01/2006 7:00	332,3419		04/01/2007 7:00	347,8222
05/01/2006 8:00	338,0867		04/01/2007 8:00	353,8346
05/01/2006 9:00	356,8505		04/01/2007 9:00	373,4724
05/01/2006 10:00	373,3339		04/01/2007 10:00	390,7236
05/01/2006 11:00	384,2204		04/01/2007 11:00	402,1172
05/01/2006 12:00	387,4637		04/01/2007 12:00	405,5115
05/01/2006 13:00	372,9308		04/01/2007 13:00	390,3017
05/01/2006 14:00	370,6650		04/01/2007 14:00	387,9303
05/01/2006 15:00	373,4302		04/01/2007 15:00	390,8244
05/01/2006 16:00	375,8815		04/01/2007 16:00	393,3899
05/01/2006 17:00	375,0889		04/01/2007 17:00	392,5603
05/01/2006 18:00	372,5136		04/01/2007 18:00	389,8651
05/01/2006 19:00	441,1552		04/01/2007 19:00	461,7040
05/01/2006 20:00	494,9177		04/01/2007 20:00	517,9707
05/01/2006 21:00	472,7039		04/01/2007 21:00	494,7222
05/01/2006 22:00	411,2559		04/01/2007 22:00	430,4119
05/01/2006 23:00	338,0931		04/01/2007 23:00	353,8413
06/01/2006 0:00	273,1491		05/01/2007 0:00	285,8722
06/01/2006 1:00	239,1365		05/01/2007 1:00	250,2753
06/01/2006 2:00	223,3042		05/01/2007 2:00	233,7056
06/01/2006 3:00	217,4718		05/01/2007 3:00	227,6015
06/01/2006 4:00	216,8459		05/01/2007 4:00	226,9465
06/01/2006 5:00	224,4818		05/01/2007 5:00	234,9380
06/01/2006 6:00	271,0854		05/01/2007 6:00	283,7124
06/01/2006 7:00	326,7553		05/01/2007 7:00	341,9754
06/01/2006 8:00	336,4084		05/01/2007 8:00	352,0781
06/01/2006 9:00	354,3399		05/01/2007 9:00	370,8448
06/01/2006 10:00	372,4218		05/01/2007 10:00	389,7690
06/01/2006 11:00	380,1726		05/01/2007 11:00	397,8808
06/01/2006 12:00	385,6336		05/01/2007 12:00	403,5962
06/01/2006 13:00	379,2114		05/01/2007 13:00	396,8749
06/01/2006 14:00	369,3606		05/01/2007 14:00	386,5652
06/01/2006 15:00	372,5721		05/01/2007 15:00	389,9263
06/01/2006 16:00	374,7061		05/01/2007 16:00	392,1597
06/01/2006 17:00	375,9323		05/01/2007 17:00	393,4430
06/01/2006 18:00	387,9692		05/01/2007 18:00	406,0406
06/01/2006 19:00	442,8438		05/01/2007 19:00	463,4712
06/01/2006 20:00	479,3024		05/01/2007 20:00	501,6281
06/01/2006 21:00	458,4580		05/01/2007 21:00	479,8127
06/01/2006 22:00	405,5858		05/01/2007 22:00	424,4778
06/01/2006 23:00	338,7231		05/01/2007 23:00	354,5006
07/01/2006 0:00	282,6718		06/01/2007 0:00	295,8385
07/01/2006 1:00	247,2083		06/01/2007 1:00	258,7231
07/01/2006 2:00	231,5666		06/01/2007 2:00	242,3529
07/01/2006 3:00	223,4406		06/01/2007 3:00	233,8483
07/01/2006 4:00	220,0552		06/01/2007 4:00	230,3053
07/01/2006 5:00	222,8753		06/01/2007 5:00	233,2567
07/01/2006 6:00	237,1758		06/01/2007 6:00	248,2233
07/01/2006 7:00	247,4746		06/01/2007 7:00	259,0018
07/01/2006 8:00	272,5116		06/01/2007 8:00	285,2051
07/01/2006 9:00	302,6691		06/01/2007 9:00	316,7673
07/01/2006 10:00	327,4031		06/01/2007 10:00	342,6534
07/01/2006 11:00	333,7664		06/01/2007 11:00	349,3130

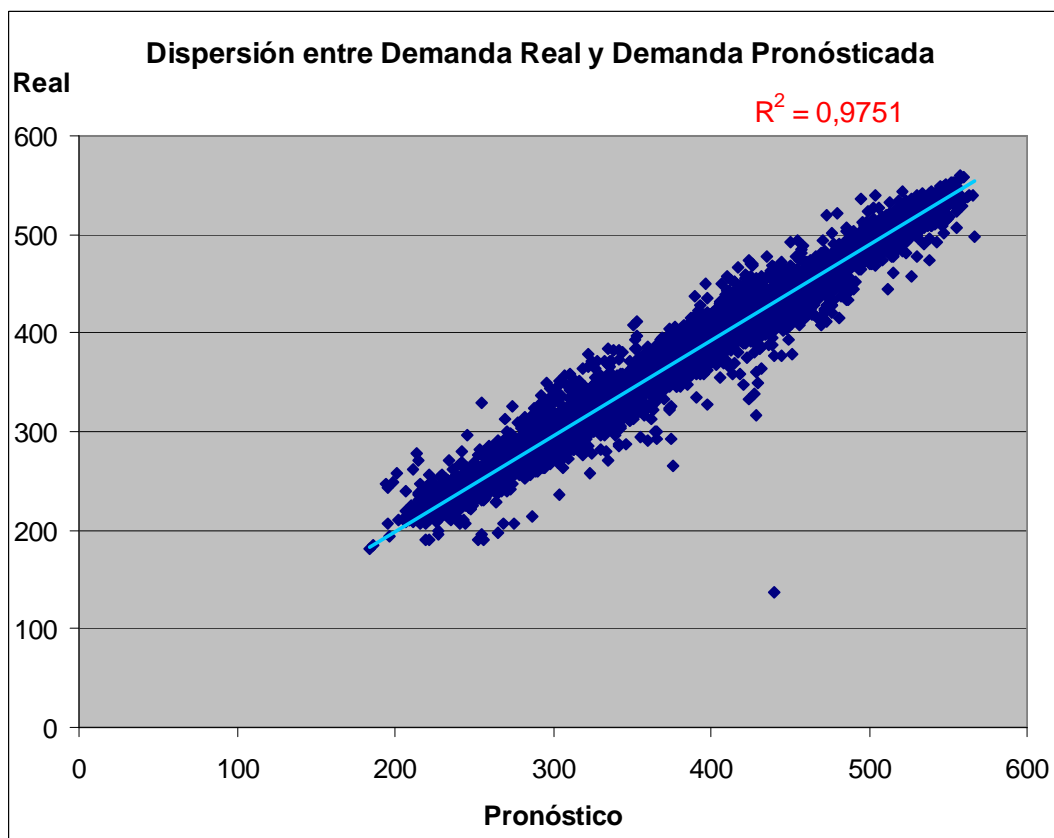


Fecha del Año 2006	<b>Demanda Año 2006</b>	<i>Se activa el día feriado correspondiente del año anterior</i>	Fechas del Año 2007	<b>Pronóstico Año 2007</b>
07/01/2006 12:00	331,5357		06/01/2007 12:00	346,9785
07/01/2006 13:00	323,4052		06/01/2007 13:00	338,4692
07/01/2006 14:00	312,5204		06/01/2007 14:00	327,0774
07/01/2006 15:00	301,7929		06/01/2007 15:00	315,8503
07/01/2006 16:00	308,3824		06/01/2007 16:00	322,7467
07/01/2006 17:00	320,5862		06/01/2007 17:00	335,5189
07/01/2006 18:00	331,6153		06/01/2007 18:00	347,0617
07/01/2006 19:00	382,2524		06/01/2007 19:00	400,0575
07/01/2006 20:00	430,1955		06/01/2007 20:00	450,2337
07/01/2006 21:00	415,2637		06/01/2007 21:00	434,6065
07/01/2006 22:00	367,8791		06/01/2007 22:00	385,0147
07/01/2006 23:00	314,8873		06/01/2007 23:00	329,5546
08/01/2006 0:00	270,7285		07/01/2007 0:00	283,3389
08/01/2006 1:00	240,0723		07/01/2007 1:00	251,2547
08/01/2006 2:00	224,2255		07/01/2007 2:00	234,6698
08/01/2006 3:00	214,2808		07/01/2007 3:00	224,2618
08/01/2006 4:00	210,8884		07/01/2007 4:00	220,7114
08/01/2006 5:00	208,3482		07/01/2007 5:00	218,0529
08/01/2006 6:00	213,4296		07/01/2007 6:00	223,3710
08/01/2006 7:00	211,6277		07/01/2007 7:00	221,4852
08/01/2006 8:00	230,5921		07/01/2007 8:00	241,3330
08/01/2006 9:00	257,3582		07/01/2007 9:00	269,3458
08/01/2006 10:00	277,3013		07/01/2007 10:00	290,2179
08/01/2006 11:00	285,8322		07/01/2007 11:00	299,1461
08/01/2006 12:00	281,7984		07/01/2007 12:00	294,9243
08/01/2006 13:00	276,9367		07/01/2007 13:00	289,8362
08/01/2006 14:00	270,9383		07/01/2007 14:00	283,5584
08/01/2006 15:00	266,2323		07/01/2007 15:00	278,6332
08/01/2006 16:00	262,6663		07/01/2007 16:00	274,9011
08/01/2006 17:00	263,6001		07/01/2007 17:00	275,8784
08/01/2006 18:00	290,9440		07/01/2007 18:00	304,4960
08/01/2006 19:00	378,2284		07/01/2007 19:00	395,8461
08/01/2006 20:00	446,6066		07/01/2007 20:00	467,4092
08/01/2006 21:00	431,1129		07/01/2007 21:00	451,1939
08/01/2006 22:00	373,4015		07/01/2007 22:00	390,7943
08/01/2006 23:00	300,6353		07/01/2007 23:00	314,6387
09/01/2006 0:00	245,6773		08/01/2007 0:00	257,1208

Es creencia del autor de la presente tesis, que este método de pronóstico de la demanda para el mediano plazo, es un método razonable ya que sigue los patrones similares del comportamiento histórico de la demanda en cada hora y de su crecimiento semanal.

Además, se considera que, con la debida reserva que merece el tratamiento de las incertidumbres que rodean al sector eléctrico, este método se podría extender a horizontes de estudio de hasta dos años.

Para fines ilustrativos, se realiza una regresión entre la Demanda Real y la Demanda Pronosticada con este método, de manera de apreciar el encaje del método de pronóstico de mediano plazo, aquí planteado.



**Fig. 4.4: GRÁFICO DE DISPERSIÓN DEMANDA REAL vs PRONOSTICADA**

La Fig 4.4 muestra que este *modelo de pronóstico de mediano plazo*, encaja bien ( $R^2=0.9751$ ) con los datos reales de demanda del año 2007 (ANEXO # 1).

## 4.2 RECONOCIMIENTO DEL CARÁCTER ESTOCÁSTICO DE LA DEMANDA

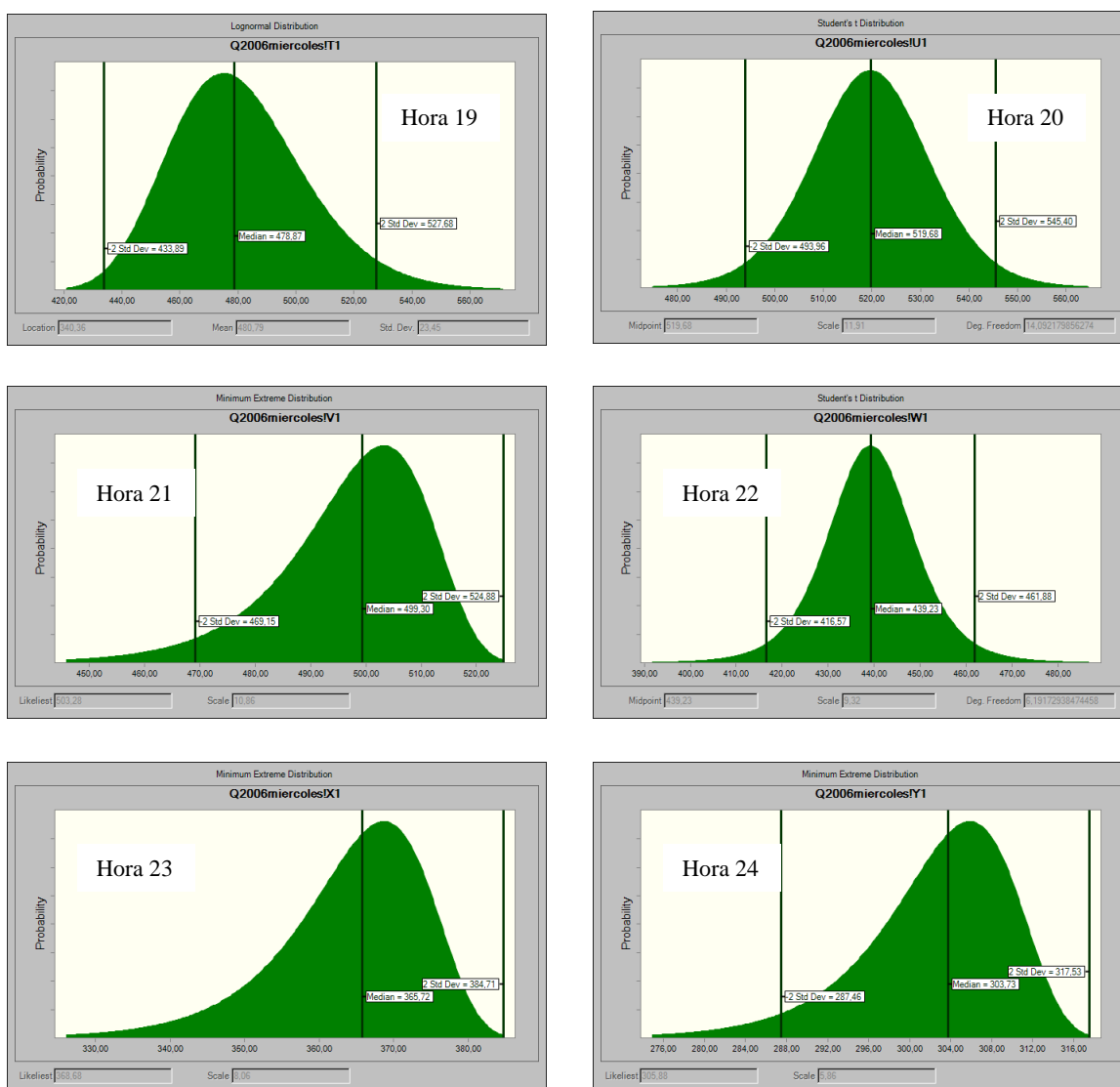
Ahora bien, en caso que se requiera considerar a la demanda horaria como una variable aleatoria, se puede asumir que su valor futuro se ubicará alrededor del valor pronosticado, siguiendo una distribución de probabilidad característica del comportamiento de la demanda para la hora específica del día dado. Tal

distribución de probabilidad se puede determinar mediante ajuste a los datos históricos de la demanda para la hora dada del día de la semana o del día festivo específico. Por ejemplo, mediante la herramienta Fit de Crystal Ball se han obtenido las distribuciones de probabilidad para las horas 19:00 a 24:00 de los Miércoles, por encaje a los valores históricos de la demanda horaria del año 2006 (Ver Tabla 4.1 y Fig 4.5).

**TABLA 4.2: DEMANDA HORARIA EN LOS MIÉRCOLES DEL AÑO 2006**

<b>MIERCOLES</b>	<b>Hora 19</b>	<b>Hora 20</b>	<b>Hora 21</b>	<b>Hora 22</b>	<b>Hora 23</b>	<b>Hora 24</b>
Dist. Ajustada	0	0	0	0	0	0
Semana 1	461,978268	497,556706	473,308368	407,468849	331,593535	271,097957
Semana 2	466,153777	514,628655	493,645615	432,330911	353,880314	294,138089
Semana 3	463,606399	514,131216	493,134725	432,92673	357,515525	295,858194
Semana 4	442,751321	519,557936	502,888427	448,071967	369,178215	305,575545
Semana 5	464,6442	510,698595	491,391255	434,516198	365,206124	299,361854
Semana 6	471,898444	518,134893	498,671541	438,501892	363,243426	298,386321
Semana 7	455,482872	526,112972	507,262441	447,455763	367,067101	302,089027
Semana 8	461,482031	515,039359	496,411511	434,787992	359,36891	296,418941
Semana 9	442,465965	503,441588	487,464465	430,02407	351,539456	291,95459
Semana 10	465,272764	513,95234	490,018341	428,825162	357,887545	298,209941
Semana 11	485,332343	521,765814	498,820373	439,975798	363,856731	300,5775
Semana 12	491,110666	520,778862	494,025613	428,604763	357,246024	296,642236
Semana 13	466,949177	523,890074	503,129378	442,048854	365,803383	303,799335
Semana 14	479,093514	525,538988	502,25758	443,571265	365,696146	304,063941
Semana 15	479,636104	506,888987	476,745633	425,555005	355,794704	297,858923
Semana 16	479,28852	510,654617	491,231195	432,765164	359,166112	297,843896
Semana 17	494,433157	517,30612	493,662029	431,432641	360,938261	301,555548
Semana 18	501,182749	528,475963	506,853891	448,554195	366,511885	303,351825
Semana 19	500,851981	518,109342	497,284991	437,87429	361,015428	301,37316
Semana 20	483,086944	532,10184	509,216557	448,128478	366,423803	303,05154
Semana 21	484,774098	525,980686	496,682715	441,557186	365,66925	305,826784
Semana 22	478,463851	525,178098	509,012316	448,82851	372,049231	310,093865
Semana 23	502,673067	524,018507	499,455376	440,91993	360,37673	298,895838
Semana 24	480,137595	523,345728	504,500674	450,635375	369,775914	305,241714
Semana 25	481,40235	522,688391	501,681406	442,326372	361,913744	297,565852
Semana 26	462,611023	526,861357	507,38012	448,333013	373,141024	304,270218
Semana 27	462,296508	520,813255	502,656733	448,772112	370,439955	304,218838
Semana 28	453,581966	516,464577	500,957371	446,980231	372,098251	310,497835
Semana 29	464,124043	515,227069	496,890036	442,035437	369,82863	306,097129
Semana 30	482,652883	510,057851	487,813984	434,290931	367,269353	303,931704
Semana 31	455,201381	511,969922	484,363607	442,232336	373,201755	310,686375
Semana 32	453,046157	506,957835	488,7052	437,108248	373,654567	309,422265
Semana 33	458,095409	509,89723	487,155911	434,109713	368,232575	307,13267
Semana 34	468,789562	512,451653	490,719572	435,763522	370,088548	305,710093
Semana 35	463,436389	495,313646	490,841037	435,68497	366,336239	309,668439
Semana 36	479,215022	522,91206	499,834075	441,638464	361,663154	302,1984
Semana 37	493,47766	525,557406	497,692114	438,606243	364,071686	303,5146
Semana 38	492,307816	518,834913	503,854057	446,216821	372,606832	302,383509
Semana 39	490,4586	531,079151	503,765377	440,008438	360,353398	299,125979
Semana 40	503,884171	538,048257	512,019483	450,455182	370,179964	306,528071
Semana 41	521,368357	532,803543	505,540066	440,794024	362,797625	305,623495

<b>MIERCOLES</b>	<b>Hora 19</b>	<b>Hora 20</b>	<b>Hora 21</b>	<b>Hora 22</b>	<b>Hora 23</b>	<b>Hora 24</b>
Semana 42	508,317027	535,72521	507,656156	441,3522	365,563795	306,333703
Semana 43	514,296878	540,360376	512,403882	446,896028	371,547772	308,041842
Semana 44	490,955048	502,509485	475,432543	423,776183	365,320946	311,541277
Semana 45	518,428324	531,021939	503,443957	438,234957	367,46098	306,868683
Semana 46	524,432078	530,489625	503,36051	438,568357	367,739322	310,090576
Semana 47	524,170734	537,024768	508,645404	444,845658	370,841778	307,743047
Semana 48	509,628169	537,436927	512,957992	451,890556	371,756694	311,59256
Semana 49	438,217622	478,587724	458,404328	399,091647	324,461837	273,838431
Semana 50	514,634666	543,303372	526,931199	468,303315	382,611979	315,105748
Semana 51	519,404282	536,48856	515,793784	462,211966	385,440373	314,868861
Semana 52	447,384853	495,21834	474,620835	423,875385	353,501486	289,695373



**Fig. 4.5: DISTRIBUCIONES AJUSTADAS A LA DEMANDA HISTÓRICA**

El módulo Fit del programa de software Oracle Crystal Ball, provee la distribución ajustada a los datos históricos del año 2006. Ahora bien, se puede

considerar la creencia de similar comportamiento de la distribución de probabilidad con respecto a la distribución pasada, y redefinir la distribución ajustada para que fluctúe alrededor del valor pronosticado de la demanda para la hora y día específicos, y de esta manera se obtiene la demanda horaria como una variable aleatoria que puede proporcionar una gama de realizaciones posibles de demanda al modelo de análisis de riesgo.

Las distribuciones encajadas son las siguientes (Ver Fig 4.5):

Hora 19: Lognormal  
Hora 20: T-Student  
Hora 21: Extrema Mínima  
Hora 22: T-Student  
Hora 23: Extrema Mínima  
Hora 24: Extrema Mínima

El parámetro de localización de estas distribuciones ajustadas se reemplaza con el valor pronosticado de la demanda horaria, para obtener la demanda horaria aleatoria, en cada hora de cada día del año siguiente.

Este procedimiento se puede aplicar a cada una de las 8760 horas del año siguiente, para obtener 8760 demandas horarias aleatorias. Esta labor repetitiva se facilita mediante las herramientas de copia de fórmulas de la hoja electrónica.

Es importante acotar que el presente modelo de pronóstico de la demanda eléctrica para mediano plazo, es una metodología original, y constituye un aporte a la literatura local que carece de modelos que permitan manejar horizontes de tiempo en el orden de meses, o de uno o dos años. El aporte también tiene un contenido metodológico que fomenta la aplicación de creencias educadas a la modelación de las variables económicas en los mercados eléctricos competitivos.

## **CAPÍTULO 5**

### **MODELO DEL PRECIO OCASIONAL**

La literatura del mercado eléctrico ecuatoriano no reporta metodologías para pronóstico del precio ocasional, pese a que éste es un insumo imprescindible para el análisis del riesgo de mercado.

El precio ocasional de la electricidad presenta características diferentes a las de otras mercancías, pero se pueden reconocer ciertos hechos estilizados, en base a los cuales se plantea un método de pronóstico para el mediano plazo.

Este capítulo desarrolla una metodología original para el pronóstico del precio ocasional que considera patrones de comportamiento, tales como la reversión a la media y la volatilidad proporcional al precio, que pueden captarse mediante un proceso estocástico con poder explicativo para el mediano plazo.

Tal proceso estocástico se obtiene de la resolución de una ecuación diferencial estocástica que genera trayectorias de precios a lo largo del tiempo, las mismas que siguen las características de comportamiento dinámico del precio.

#### **5.1 MODELO DE PRONÓSTICO DEL PRECIO OCASIONAL**

##### **5.1.1 ¿QUÉ MODELO DE PRECIOS SE REQUIERE?**

El cambio estructural del sector eléctrico y la creación de los mercados ocasionales, requiere que los recursos de este sector sean valorados contra el mercado mayorista, y por tanto comparados con respecto al precio ocasional.

El precio ocasional no es una variable determinística que se pueda anticipar con total certeza, pues depende de factores con naturaleza estocástica.

En este sentido, el precio ocasional es un factor de riesgo que causa variación en las ganancias de las empresas participantes. El análisis de este riesgo de mercado sobre las ganancias requiere como insumo, el disponer de una amplia gama de valores pronosticados para el precio ocasional en cada hora.

Por tanto, el modelo de pronóstico del precio ocasional que se requiere, debe proveer predicciones en el mediano plazo; y, brindar una amplia gama de valores pronosticados, junto con sus respectivas probabilidades de ocurrencia.

Una sola trayectoria de precios pronosticados para el mediano plazo es inadecuada para conformar un proceso de toma de decisiones tales como cambios operativos e inversiones, ya que ésta no contiene información sobre la exposición al riesgo, y tampoco permite advertir cambios en los precios o en otros factores relacionados.

El riesgo y las alternativas o estrategias que se deben elaborar para enfrentarlo, solamente pueden examinarse, formándose una película completa y cuantificada de la incertidumbre futura. Por ejemplo, para comprender el valor potencial de invertir en unidades generadoras, se requieren modelos probabilísticos *buenos* para el pronóstico del precio ocasional, no sólo para el mediano, sino también para el largo plazo.

### **¿Qué se entiende por modelos “buenos”?**

Lo que se entiende por “buenos” modelos, son aquellos que tengan las siguientes características:

- a) **Precisión** entregando pronósticos insesgados y bien calibrados en el sentido de que la distribución de probabilidad de los precios refleje el verdadero nivel de la incertidumbre (por ejemplo, la mediana del precio deberá ubicarse sobre y por debajo el valor verdadero, en iguales proporciones);
- b) **Aptitud para uso** en la más amplia gama de decisiones, y capacidad para estimar cambios en la incertidumbre conforme avanza el tiempo, e identificar y entender el comportamiento de los factores impulsores del precio; y,

- c) **Eficiencia** para el pronóstico a bajo costo; esto es, que se requiera menos recursos y éste pueda ser rápidamente actualizado.

### 5.1.2. ¿QUÉ MODELOS DE PRECIOS ESTÁN DISPONIBLES?

Los modelos de precios para aplicaciones en análisis de riesgos en el mediano plazo, son escasos en la literatura.

#### 5.1.2.1. Modelos con Precios Promedios Diarios

Por ejemplo, se encuentran modelos de pronóstico para precios promedios diarios [95, 229] calculados como el promedio de los 24 precios horarios en un día. Pero, estos *precios promedios diarios* son en realidad promedios, y no pueden reflejar la microestructura real del mercado del día siguiente.

El análisis del precio horario es revelante para los agentes del mercado eléctrico. Por ejemplo, el despacho de una generadora depende de los precios horarios esperados; y asimismo, la compra de energía en las horas pico –la cual está dada por el precio a dicha hora- y por tanto el valor del precio ocasional horario, afecta a los flujos económicos de las distribuidoras.

Por lo tanto, es claro que los agentes del mercado eléctrico necesitan evaluar las expectativas y riesgos a lo largo de las horas, y no pueden confiarse sólo en los precios promedios diarios.

#### 5.2.1.2. Modelos con Precios Horarios

Otra parte de la literatura presenta modelos para pronósticos de precios horarios, donde algunos predicen cada hora por separado, otros asumen patrones de correlación entre horas, mientras otros modelos apilan los precios horarios y los tratan como series temporales. Pero, hay que observar que los precios horarios no pueden considerarse como un proceso puro de series temporales, ya que las series temporales asumen que el *conjunto de*



*información* se actualiza al moverse de una observación a la siguiente en el tiempo [95]; lo que, en el caso de los precios horarios a lo largo de un día, no es un supuesto válido porque la microeconomía del mercado eléctrico no admite la negociación continua en cada hora.

Lo que ocurre es, que los mercados eléctricos están estructurados para el día siguiente, de manera que los agentes entregan sus ofertas de electricidad para todas las horas del día siguiente con una determinada anticipación antes del cierre del mercado, de manera que los 24 precios horarios para la entrega de la electricidad al día siguiente, se determinan todos ellos al mismo tiempo. Esto aplica también en el caso del mercado eléctrico ecuatoriano.

Por lo tanto, el *conjunto de información* usado, por ejemplo, para establecer el precio de entrega de la electricidad en la *hora 20* del día siguiente, es el mismo que el usado para establecer el precio de entrega en la *hora 2* del día siguiente.

De allí que el conjunto de información es constante para las 24 horas del día siguiente, y además éste se actualiza a lo largo de los días posteriores; y en consecuencia, la aplicación de los métodos de series temporales no tienen un soporte metodológico [95] ya que el conjunto de información –para el caso de los precios ocasionales- no se actualiza de una observación a la siguiente en el tiempo.

Por lo antes indicado, se debe acudir a modelos con capacidad para captar las características de los precios horarios y que se puedan extender a lo largo del mediano plazo, por ejemplo de un año. Un modelo con estas características es un difícil compromiso, pero sólo así se puede captar la incertidumbre horaria a lo largo de horizontes de tiempo de interés real para el análisis de riesgos llamados a optimizar los costos sujetos a los riesgos que se revelan a cada hora.

En la literatura del mercado eléctrico ecuatoriano no se reporta un modelo de pronóstico de precios para el mediano plazo con estas características.

## 5.2 PRONÓSTICOS DE PRECIOS APLICADOS A MODELOS DE GESTIÓN DE RIESGOS

En la literatura se encuentran modelos de precios para pronósticos en el mediano plazo, pero que se han desarrollado para precios con características diferentes a las del precio ocasional del mercado ecuatoriano, por lo que no puede hacerse una aplicación directa de los mismos.

A continuación se comentan los modelos más destacados y las limitaciones para su posible aplicabilidad al caso ecuatoriano.

### 5.2.1 MODELOS ECONOMÉTRICOS

#### 5.2.1.1 Modelo por Construcción de Paneles de Datos

El **modelo econométrico** planteado por Hurman [95], construye *paneles de datos* para los precios horarios, determinando *tasas de reversión a la media* para cada hora del día.

Este modelo asume que el precio para entrega en la hora  $h$  del día  $t$  depende del precio para entrega a esa misma hora en el día anterior y no del precio en la hora previa, por lo que calcula correlaciones cruzadas entre las horas.

Hurman aplica este modelo a los precios de la Bolsa de Energía Europea EEX ([www.eex.com](http://www.eex.com)) [95], los cuales presentan en cada hora, patrones de comportamiento diferentes.

El modelo de Hurman posee características interesantes que merecen una investigación profunda; pero, no se opta por este modelo ya que el precio ocasional ecuatoriano muestra patrones horarios bastante similares a lo largo del día (Ver Fig 3.32 y 3.33) y con tasas de reversión a la media que no varían

sustancialmente de una hora a otra (Ver parámetros  $a$  y  $c$  en la Sección 5.4). En tal sentido, la opción para el precio ocasional del mercado ecuatoriano, son los métodos de procesos estocásticos que atrapen la característica de reversión a la media del precio en cada hora.

De todas maneras, se recomienda a futuros investigadores que exploren la aplicabilidad de los paneles de datos siguiendo el método de Huurman para el mercado local u otros mercados eléctricos, ya que éste toma en cuenta la microestructura de cotización de los precios del día siguiente en un mismo momento y con un mismo conjunto de información, la cual es característica distintiva de la mayoría de mercados eléctricos.

#### **5.2.1.2 Modelo por Cointegración de Series no Estacionarias**

El **modelo econométrico** de Fezzi [30] emplea los desarrollos recientes sobre *cointegración de series no estacionarias*, para encontrar relaciones entre los determinantes del precio y entre las realizaciones anteriores de éste mismo.

El modelo de Fezzi identifica elasticidades de corto y largo plazo en la demanda, y relaciones entre la capacidad de generación disponible, los precios de combustibles, la temperatura ambiental y otras variables indicadoras.

Este modelo favorece un amplio análisis empírico, ya que todos sus parámetros tienen una interpretación económica o estructural.

El modelo se ha aplicado para los precios del mercado norteamericano PJM ([www.pjm.com](http://www.pjm.com)) con buenos resultados [30]. La aplicabilidad de este método en los mercados eléctricos es amplia; sin embargo, debido a no disponer de los datos de temperatura y detalle de indisponibilidades de generación, no se optó por este modelo en esta tesis.

De igual manera, se recomienda la investigación de la utilidad de este modelo, para caracterizar factores causales y econométricos en el mediano plazo de los

mercados eléctricos de Colombia y Perú, o del mercado nacional, que serían referentes para el análisis de transacciones locales o internacionales.

### 5.2.2 MODELOS DE PROCESOS ESTOCÁSTICOS

En la literatura, se pueden identificar tres tipos de modelos estocásticos, con características aplicables para los propósitos del análisis de riesgos:

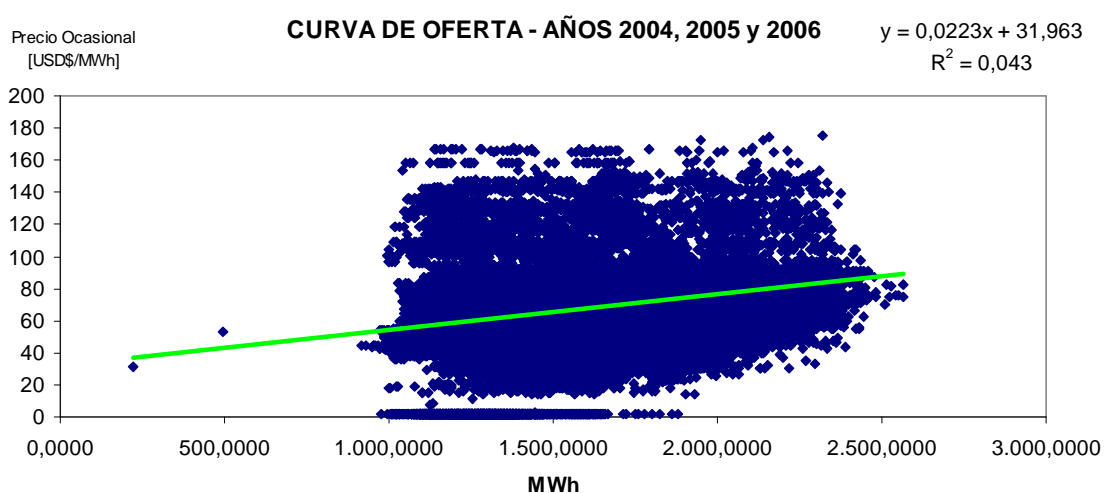
Primero, son los **modelos con procesos estocásticos de difusión combinados con procesos estocásticos de saltos**, por ejemplo, los desarrollados por Johnson y Barz, o por Deng, que modelan a los precios eléctricos como procesos de difusión con saltos [113]. Estos modelos se enfocan solamente en los precios e ignoran la relación oferta y demanda subyacente a los precios.

Un segundo tipo de **modelos estocásticos toma en cuenta la oferta y demanda como determinantes de los precios**, y plantean ecuaciones para describir esta relación [113]. Por ejemplo, el modelo de Skantze, Gubina e Illic considera la demanda eléctrica como un proceso estocástico con reversión a la media y describe el precio como una función exponencial de la demanda. Otro ejemplo, es el modelo de Barlow que emplea la función inversa de la transformación de Box-Cox en lugar de la función exponencial que emplearon Skantze, Gubina e Illic, pero no emplea la demanda en su análisis.

El tercer tipo de modelo, desarrollado por Kanamura y Ohashi [113] también toma en cuenta la oferta y demanda como determinante del precio, y elabora un **modelo estructural estocástico** que toma en cuenta el fundamento económico del mercado eléctrico y tiene capacidad para trasladar el comportamiento estacional de la demanda, con lo que logra determinar la ocurrencia en el tiempo de los picos de precios y el tamaño de los mismos, en forma más precisa que los otros dos tipos de modelos estocásticos anteriores. Este modelo considera que la demanda es afectada por la temperatura, y afirma que el comportamiento de reversión a la media de la demanda procede del comportamiento de

reversión a la media de la temperatura, el cual es un comportamiento característico de esta última variable<sup>2</sup>.

Cabe comentar que se realizó una breve exploración al modelo de Kanamura y Ohashi [113], para lo cual se prepararon gráficas de dispersión Precio vs. Carga (Ver Fig. 4.6), pero ya que se encuentra que éstas muestran un comportamiento muy disperso y diferente a las del mercado PJM estudiado en [113], se concluye que este modelo no puede aplicarse directamente al mercado ecuatoriano.



**Fig. 5.1: CURVA EMPÍRICA DE OFERTA DEL MERCADO ECUATORIANO**

Un modelo similar al de Kanamura y Ohashi [113], es el de Burguer e.o. [24] que ajusta una curva de tipo “spline” cúbico a la curva de oferta Precio-Carga para los datos del mercado EEX y del mercado español OMEL. Estas ideas requieren el análisis estadístico del modelo de despacho económico, combinando lo determinístico con lo estocástico, y por tanto un trabajo al interior del Operador del Mercado, por lo que no se opta por este tipo de modelos.

<sup>2</sup> Varios artículos técnicos en la literatura, emplean la temperatura como variable explicativa, por lo que se recomienda que se abran futuras líneas de investigación que busquen establecer la incidencia de la temperatura sobre el comportamiento de las variables del sector eléctrico.

## 5.2.2 ELECCIÓN DE UN MODELO ESTOCÁSTICO PARA EL PRECIO OCASIONAL ECUATORIANO

En los modelos antes destacados, se observa que los diferentes investigadores aplican métodos distintos basados en las creencias que ellos mismos elaboran sobre la base de los comportamientos identificados en la serie del precio, específica para el mercado de sus países.

La presente tesis ha elegido desarrollar un modelo estocástico propio para el precio ocasional ecuatoriano, basado en la creencia de que es posible atrapar los comportamientos del precio ocasional a lo largo del tiempo, considerando la serie del precio como una serie con datos de alta frecuencia; y además, asumiendo que el Operador del Mercado procede de forma parecida cuando establece el despacho de la generación para atender cantidades similares, en condiciones similares (tales como serían, las de parecida disponibilidad de agua o de utilización de las mismas unidades generadoras según su disponibilidad para los mismos periodos del año, etc).

El supuesto que se plantea es que es factible construir estadísticas de las decisiones similares que toma el Operador del Mercado cuando hace el despacho económico, suponiendo además que el parque generador no varía sustancialmente en el mediano plazo, dígase de un año calendario.

Cabe advertir lo complicado de elegir un modelo de precios [109, 229], pero ésta es una labor imprescindible para poder alimentar al modelo de análisis de riesgos con el insumo “precio ocasional”.

Por otra parte, si en el futuro se logran elaborar buenos y aún mejores modelos de precios, ello redundará en la mejora de los resultados del modelo de análisis de riesgos, y la consecuente toma de decisiones que se realicen con éste.

Por lo antes mencionado, y dadas las limitaciones en cuanto a disponibilidad de datos e información estadística de temperaturas o indisponibilidades de generación, se optó por elaborar un modelo estocástico del tipo difusión para el

mercado eléctrico ecuatoriano el cual se ajusta a los datos históricos de la serie del precio ocasional de tres años anteriores, específicamente los años 2004, 2005 y 2006; y, con el cual se pronostica el precio ocasional del año 2007.

### **5.3 FUNDAMENTOS PARA ELABORAR UN MODELO ESTOCÁSTICO DEL PRECIO OCASIONAL ECUATORIANO**

El modelo estocástico para el precio ocasional ecuatoriano se desarrolla extendiendo las ideas de Bodily y Del Buono [20] aplicadas a los precios del mercado de California previos a la crisis de este mercado; y, empleando los recientes avances en la resolución numérica de ecuaciones diferenciales estocásticas para la determinación de procesos estocásticos generales, realizados por Umberto Picchini [183, 184].

Lo que es importante entender, es que un proceso estocástico de precios hace afirmaciones sobre la distribución de probabilidad de los precios a lo largo del tiempo, y por tanto establece: la probabilidad de movimientos típicos y extremos del precio, su volatilidad y tendencia de reversión a la media<sup>3</sup>.

El modelo estocástico tiene la capacidad de atrapar los comportamientos del precio aunque la media y varianza de éste no sean constantes, y por tanto puede captar la reversión a la media, la volatilidad proporcional al precio, así como la distribución de probabilidad del precio con colas pesadas; que son las características observadas en los datos (Ver Capítulo 3).

Cabe recalcar que el precio ocasional se estudia como una variable estocástica, no sólo por la incertidumbre que caracteriza a la demanda a lo largo del año, sino por la incidencia de eventos aleatorios, como la salida imprevista de una planta generadora, o la falla de la línea de transmisión, que afectan al precio.

---

<sup>3</sup> Se entiende por reversión a la media, el comportamiento de los precios a apartarse de un valor promedio de largo plazo, pero de volver nuevamente hacia este promedio con cierta rapidez.

Nótese que si las unidades generadoras se despachan en orden de mérito, el costo del productor marginal instantáneo –el productor que entrega el siguiente vatio de electricidad demandada- es el determinante clave del precio; y, por tanto, conforme se eleva la demanda, también se incrementa el costo marginal dado el ingreso de un productor marginal más caro; y, por ello el precio en el mercado se incrementa, siguiendo la curva de oferta acumulada, que puede llegar a ser bastante escalonada conforme se aproxima al límite máximo de capacidad de la oferta acumulada, y dicho sea de paso, ésta es la condición donde pueden presentarse picos de precios (los cuales, también son captados desde los datos históricos, por el modelo estocástico).

Además, la no-almacenabilidad de la electricidad y el hecho que ésta es producida y consumida a la velocidad de la luz, significan que el costo de la electricidad –y por tanto su precio dado en el mercado por la oferta y demanda- están variando de un instante al siguiente.

Cabe recalcar que el modelo estocástico aquí desarrollado para el precio ocasional del mercado ecuatoriano, es un modelo original que permite generar múltiples realizaciones de precios, y por tanto es justamente el tipo de insumo que se requiere para alimentar al modelo de análisis de riesgo, a fin de que este último haga la optimización estocástica de las ganancias versus los riesgos.

### **5.3.1. EJEMPLO DE PROCESO ESTOCÁSTICO EN LAS FINANZAS**

Un ejemplo clásico de la modelación estocástica del precio, se aplica en el método de valoración de acciones de bolsas de valores desarrollado por Black-Scholes.

Los precios de las acciones se modelan como un Movimiento Browniano Geométrico. Pero, el precio eléctrico no puede modelarse de esta manera, ya que el proceso de precios de la electricidad, es diferente según se verifica de los datos de precios, en especial de su característica de reversión a la media.



El Movimiento Browniano Geométrico (se lo conoce con las siglas GBM de “Geometric Brownian Motion”) modela bien los precios de las acciones en una bolsa de valores, donde los incrementos siguen la siguiente ecuación diferencial estocástica:

$$dx_t = \alpha x_t dt + \sigma x_t dz_t$$

donde  $dx_t$  es el *cambio diferencial del precio*  $x_t$ , en un incremento de tiempo  $dt$ ;  $\alpha$  es la tasa de crecimiento medio <sup>4</sup>,  $x_t$  es el precio en el periodo anterior y  $\sigma$  es el “término de volatilidad” <sup>5</sup>.

El subíndice  $t$  indican que estas variables cambian a lo largo del tiempo. El primer término en el lado derecho de la ecuación,  $\alpha x_t dt$ , representa el *comportamiento determinístico*, mientras el segundo término,  $\sigma x_t dz_t$ , representa el *comportamiento estocástico*.

Nótese la inclusión del término especial  $dz$ , conocido como movimiento Browniano. Aquí:  $dz = \sqrt{dt} \cdot Z$ , donde  $Z$  es una variable aleatoria normalmente distribuida, con media de 0 y desviación estándar de 1.

Por tanto, el cambio promedio de precios en el proceso estocástico GBM, está dado por:  $E[dx_t] = \alpha x_t dt$ , y la volatilidad del precio por:  $Var[dx_t] = \sigma^2 x_t^2 dt$ .

Nótese que la varianza del cambio de precios es proporcional al cuadrado del precio y al cambio en el tiempo. Lo que significa que la *desviación estándar del cambio de precios (volatilidad)* es proporcional al precio:

$$Desv Est[dx_t] = \sigma x_t \sqrt{dt}$$

---

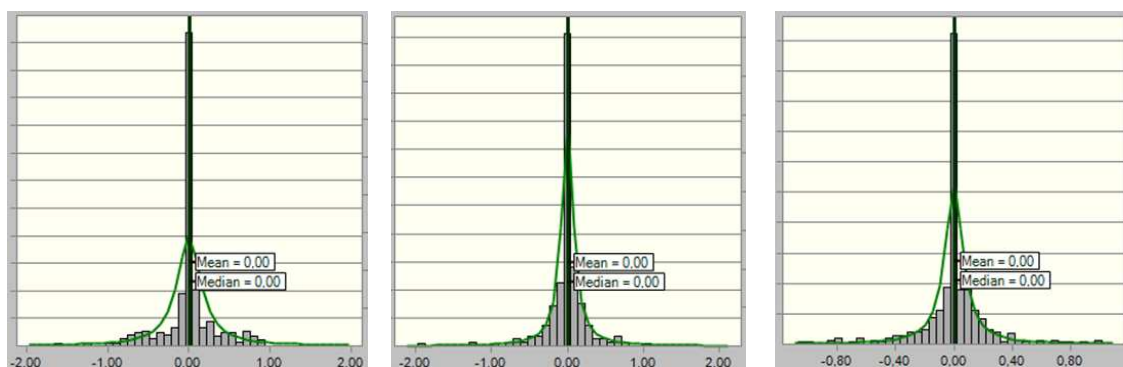
<sup>4</sup> En los modelos estocásticos citados en esta Sección, también aparecen los parámetros  $\kappa$  kappa,  $\alpha$  alfa y  $\sigma$  sigma que son constantes.

<sup>5</sup> La nomenclatura en esta Sección, se habla de “volatilidad” o “volatilidad del precio” para referirse a la varianza o desviación estándar de los precios. Esta aclaración es necesaria para diferenciar el término  $\sigma$  sigma que aparece en la descripción de los procesos estocásticos, y al cual se lo referirá como “término de volatilidad”.

Además se verifica que el *retorno del precio* de las acciones en las bolsas de valores, (entendido por retorno la relación de dos precios secuenciales:  $p_t / p_{t-1}$ ) sigue una distribución Lognormal, es decir que los logaritmos del retorno del precio siguen una distribución normal:  $\ln(p_t / p_{t-1}) \square N(\cdot)$ .

### 5.3.2 EL MOVIMIENTO BROWNIANO NO APLICA AL PRECIO ELÉCTRICO

En el caso del precio eléctrico ecuatoriano, las Fig 3.40 a 3.42 del Capítulo 3, aportan una prueba empírica simple de que las distribuciones del logaritmo de los retornos de precios no siguen una distribución normal, ya que como lo muestran estas figuras (Ver Fig. 5.2), los retornos del precio eléctrico tienen una media centrada alrededor de cero y un pico de densidad muy elevado cerca de la media; y por tanto, es diferente a la distribución normal<sup>6</sup>.



**Fig. 5.2: LOGARITMO DEL RETORNO DEL PRECIO OCASIONAL**

Por tanto, el logaritmo de los retornos de los precios de la electricidad está lejos de ser normalmente distribuido; y por tanto, el proceso de Movimiento Browniano Geométrico no es adecuado para representar al precio ocasional ecuatoriano.

<sup>6</sup> La distribución Normal es mucho más suave y su probabilidad cerca de la media no es tan densa como la encontrada en la distribución de los logaritmos del retorno del precio. La distribución Normal indicada en la Fig 5.2 para comparación, tiene un valor de densidad que es aproximadamente de un tercio de la probabilidad de la media de los datos reales.

En este punto, es importante mencionar que la disponibilidad de complementos como Oracle Crystal Ball o @Risk de Palisade, bajo la hoja electrónica Excel, permiten simular procesos de precios más complejos que el GBM.

Para ello, se introducen a la hoja electrónica las ecuaciones del proceso estocástico, y estos complementos simulan las correspondientes realizaciones en forma aleatoria. Esto se aplica en el modelo de riesgos de esta tesis.

Por tanto, primero se debe establecer los parámetros del proceso estocástico generador de precios, y para ello, se acude a la resolución numérica de la ecuación diferencial estocástica apropiada que tenga la capacidad para representar las características dinámicas según los datos históricos del precio.

La resolución de las ecuaciones diferenciales estocásticas, requiere seguir las reglas del cálculo estocástico, y para los efectos prácticos de esta tesis, se emplea la caja de herramientas SDE Toolbox para Matlab, desarrollada en la forma de software libre por Umberto Picchini [183, 184] en los años 2007-2009.

### **5.3.3 ¿CÓMO ESTABLECER UN PROCESO ESTOCÁSTICO DE PRECIOS PARA UN MERCADO ELÉCTRICO?**

Es importante entender que un proceso de precios hace afirmaciones sobre la distribución de los precios a lo largo del tiempo, la probabilidad de movimientos extremos, la volatilidad de los precios y la tendencia de los precios *a regresar hacia, o divergir desde*, un promedio de largo plazo.

La idea de modelar con un proceso estocástico de precios, es la de conseguir uno que sea capaz de reproducir las características del comportamiento observado en los datos históricos de los precios.

Por ello, a continuación se resumen las características de comportamiento de los precios ocasionales, que se requieren captar. Y, luego se detalla la capacidad que tienen varios procesos estocásticos para captar comportamientos

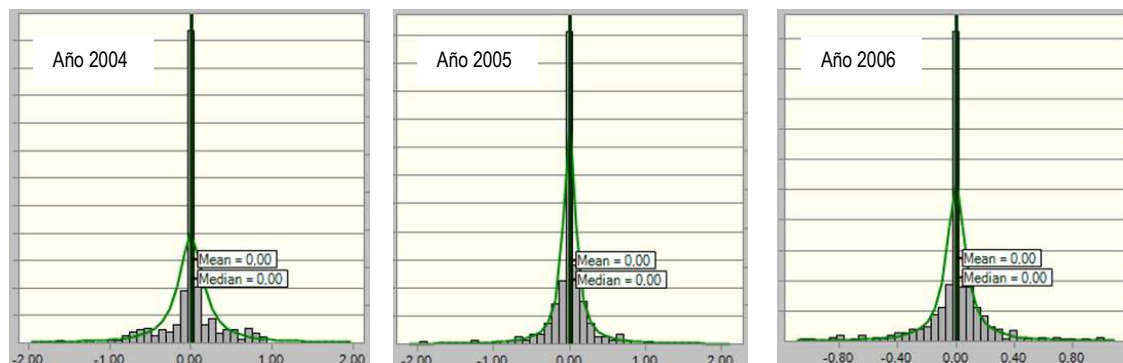
dinámicos. Con esta base, se define la ecuación diferencial estocástica, capaz de captar todos los comportamientos observados en el precio (Sección 5.4).

### 5.3.3.1 Comportamientos a captar con un Proceso Estocástico

#### *Distribución pico*

La distribución de precios real en el mercado eléctrico ecuatoriano muestra varios picos (ver Figs 3.37 a 3.39) y no encaja a ninguna distribución común, ni a la normal, ni a la lognormal, ni a la beta, y menos a la exponencial.

La distribución de retornos del precio (ver Fig. 3.40 a 4.42) muestra un pico elevado, por lo que se la llama “distribución pico”; este elevado pico indica que el mercado presenta perturbaciones de precios dentro de periodos de corto plazo, es decir que esas perturbaciones no duran tanto en el tiempo.



**Fig. 5.3: DISTRIBUCION PICO DEL LOGARITMO DEL RETORNO DEL PRECIO OCASIONAL**

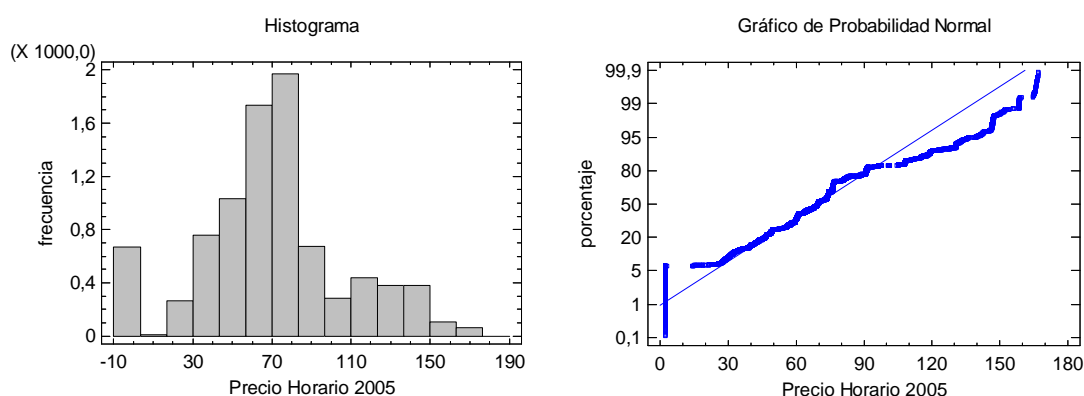
En efecto, el comportamiento de los retornos registrados a partir de los datos de precios del mercado eléctrico ecuatoriano, es el de acumularse cerca de cero, pero presentando cierta densidad hacia los hombros de la distribución.

Si la mayoría de retornos están cerca de cero, indica que el precio no tiende a diferenciarse mayormente de una hora a la otra, o si ocurre que éstos se diferencian, entonces tales diferencias no se repiten con tanta frecuencia.

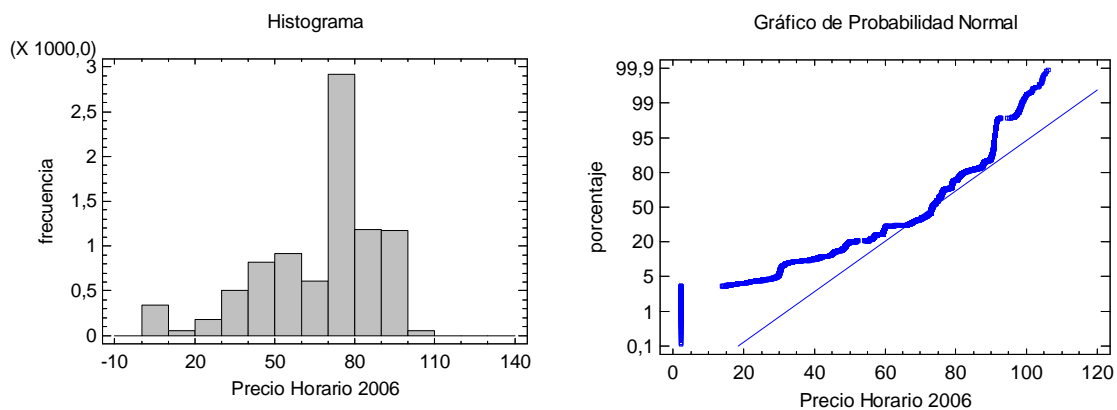
### Colas pesadas

La distribución real de precios en el mercado eléctrico ecuatoriano (ver Figs 3.37 a 3.39) presenta sesgo. El sesgo indica que existe probabilidad de que ocurran movimientos extremos de precio ubicados más allá del precio medio.

El sesgo se puede examinar en el gráfico de probabilidad normal que compara los cuantiles de los datos observados con los cuantiles de la distribución normal. Si una variable es normalmente distribuida entonces deberá tener todas las observaciones descansando en la línea del gráfico. Las Fig 5.3 y 5.4 muestran que el precio ocasional a lo largo del año 2005 y 2006, no es normalmente distribuido.



**Fig. 5.3: COLAS PESADAS EN EL PRECIO OCASIONAL DEL AÑO 2005**



**Fig. 5.4: COLAS PESADAS EN EL PRECIO OCASIONAL DEL AÑO 2006**

Más aún, según la construcción de estos gráficos, se observa que las “colas” contienen movimientos extremos del precio, es decir que son colas pesadas donde hay una probabilidad mucho mayor de precios extremos en los datos, que si éstos siguieran una distribución normal.

### **Volatilidad proporcional al precio**

La tendencia de que precios altos estén acompañados por alta volatilidad de precios; y de que, precios bajos estén acompañados por baja volatilidad de precios, indica que la volatilidad es proporcional al precio.

Este comportamiento de la volatilidad es un efecto esperado del mercado eléctrico, debido a la forma convexa de la curva de oferta. Los costos y por consiguiente los precios ocasionales, aumentan con el incremento de la demanda debido a la forma de la curva de oferta, de manera que a niveles altos de precios, los cambios de precios serán aún más grandes para un incremento dado en la demanda.

En el caso del mercado eléctrico ecuatoriano (ver Fig 3.34-3.36, y Fig 3.43), se aprecia que existe mayor volatilidad en temporadas de mayor precio, y menor volatilidad cuando el precio es más bajo.

### **Reversión del Precio a la Media.**

La reversión del precio a la media, se refiere a la tendencia de los precios a fluctuar de vuelta hacia algún precio promedio a lo largo del tiempo.

Aunque exista una variación sustancial en los precios, el precio siempre parece regresar a niveles normales en forma rápida después de un pico o valle.

Tal comportamiento es consistente con el hecho de que la oferta total debe encajar con la demanda total; y por ello, se considera que los precios

ocasionales mantienen una relación con los costos de producción marginales en el largo plazo.

Por ejemplo, un evento tal como una sequía o una ola de calor, alteran el equilibrio entre oferta y demanda, lo cual es rectificado –esto es, que el precio retorna a sus niveles normales- dependiendo o de que tan rápidamente el lado de la oferta eléctrica reacciona, o que tan rápidamente se disipa el evento.

No hay una evidencia estadística fundamentada de que exista reversión de los precios eléctricos hacia una trayectoria de precios de largo plazo [22]; sin embargo, la mayoría de analistas encuentran lógico el argumento de reversión, por ejemplo de la observación de que los mercados de gas natural presentan reversión.

El argumento es, que el precio de la electricidad está dado por el costo de la tecnología de generación y los combustibles. En cada década o era, la industria eléctrica escoge la tecnología del costo más bajo de manera que los precios del mercado tienden a un nivel, tal que sustente esa tecnología.

Más aún, conforme los precios se elevan sobre los niveles normales, los incentivos creados por las oportunidades de crecientes ganancias, implican que mayores unidades de generación procurarán ponerse a disposición, con lo que el efecto de reversión a la media será más fuerte.

La Fig 3.43 muestra la tendencia del precio ocasional ecuatoriano hacia la media, donde los picos o valles de precios no duran largos periodos de tiempo, y más bien son eventos localizados en las horas de demanda pico o horas de la madrugada, respectivamente; y, tienden a disiparse en las horas siguientes.

Cabe recalcar que la característica de reversión a la media ha sido identificada en la mayoría de mercados eléctricos [17, 18], por ejemplo, en Alberta, PJM, New England y España [20], Noordpool, Argentina, Australia, Nueva Zelanda [68,79], por citar unos pocos; y se la emplea en la mayoría de modelos de pronósticos de precios.

### 5.3.3.2 Proceso Estocástico y su capacidad para captar Comportamientos

Existen diferentes tipos de procesos estocásticos y cada uno de ellos tienen diferente capacidad para captar y reproducir comportamientos dinámicos.

A continuación se indican los procesos estocásticos más simples y los comportamientos que éstos pueden modelar, a fin de establecer un proceso que sea adecuado para representar la dinámica de los precios de la electricidad.

**Procesos Lognormales o GBM:**  $dx_t = \alpha x_t dt + \sigma x_t dz_t$

El segundo término del lado derecho modela la volatilidad proporcional al precio.

Sin embargo, el precio esperado en el GBM crece exponencialmente a lo largo del tiempo, lo que no ocurre en un mercado eléctrico, donde la oferta y la demanda se equilibran a lo largo del tiempo, manteniendo el precio en determinados rangos.

**Proceso de Ornstein-Uhlenbeck ("O-U"):**  $dx_t = \kappa(\mu - x_t)dt + \sigma dz_t$

El proceso Ornstein-Uhlenbeck (al que se lo identifica con las siglas O-U) es capaz de cuantificar el comportamiento de reversión a la media en los precios.

En la fórmula O-U,  $dx_t$  es el cambio en el precio en un incremento de tiempo,  $\kappa$  es la velocidad de reversión a la media,  $\mu$  es el precio medio. Y, se mantiene la nomenclatura del caso anterior, esto es:  $x_t$  es el precio en el periodo anterior, y  $\sigma$  es el "término de volatilidad".

La diferencia de este proceso con el GBM, es justamente la característica de reversión a la media del proceso O-U, la cual es compatible con el equilibrio de oferta y demanda a lo largo del tiempo que se observa en el precio ocasional



eléctrico. Sin embargo, el proceso O-U no puede modelar la volatilidad proporcional al precio, que en cambio si lo puede hacer el GBM.

El primer término a la derecha de la ecuación O-U, cual es:  $\kappa(\mu - x_t)dt$ , modela la reversión a la media, de modo que cuando hay mayor desviaciones de la media, este término producirá efectos más fuertes de reversión.

El segundo término del lado derecho de la ecuación O-U, esto es:  $\sigma dz_t$ , modela la volatilidad en forma independiente del nivel de precios, situación que no corresponde a lo que ocurre en el mercado eléctrico ocasional, sino que implicaría una oferta agregada horizontal, pero la realidad es que ésta es convexa y además bastante escalonada hacia la zona de mayor demanda.

**Proceso O-U Geométrico:**  $d \ln x_t = \kappa(\mu - \ln x_t)dt + \sigma dz_t$

El mismo proceso O-U se aplica ahora al logaritmo del precio. Por tanto, este proceso está sujeto a las mismas críticas que tiene el proceso O-U estándar; esto es, que no puede modelar la volatilidad proporcional al precio.

**Proceso Cox, Ingersoll y Ross ("CIR"):**  $dx_t = \kappa(\mu - x_t)dt + \sqrt{x_t}\sigma dz_t$

El primer término en el lado derecho de la ecuación de "Cox, Ingersoll y Ross", es idéntico al primer término del proceso O-U, y por tanto, este proceso tiene características de reversión a la media, tal como el modelo O-U.

El segundo término del proceso CIR asume que la volatilidad es proporcional a la raíz cuadrada del precio; lo que tampoco corresponde al mercado eléctrico.

Es importante notar que el criterio de proporcionalidad de la volatilidad con el precio, plantea tal proporcionalidad como una manera de reflejar la naturaleza

convexa de la curva de oferta agregada. En cambio, el proceso CIR implica una oferta agregada cóncava por el efecto de la “raíz cuadrada del precio”.

**Procesos de Difusión de Saltos:**  $dx_t = \kappa(\mu - x_t)dt + x_t\sigma dz_t + vx_t dq$

El tercer término en el lado derecho de esta ecuación, esto es:  $vx_t dq$ , modela los picos o saltos en el proceso de precios.

Los saltos son cambios discontinuos en el precio que ocurren con una cierta probabilidad. Sin embargo, el precio ocasional ecuatoriano no presenta saltos de la magnitud que se encuentran en los mercados eléctricos de países desarrollados, por lo que no se aplica la modelación de saltos para el mercado eléctrico ecuatoriano. De todas maneras, cabe anotar que la modelación de saltos, reviste dos problemas:

Primero, los saltos son algo “ad hoc” a identificar para un fin determinado, y por tanto se debe responder la pregunta: ¿De qué tamaño debe ser un cambio de precios para que sea considerado un salto?. Así, si se elige un tamaño, se puede afectar el comportamiento del proceso de precios que se esté estimando.

Segundo, el proceso de difusión de saltos, comúnmente asume que los saltos ocurren de acuerdo a un proceso de Poisson y que son independientes unos de otros. Pero los eventos reales que causan picos de precios, tales como las salidas forzadas de plantas generadoras, no son independientemente distribuidos. Por ejemplo, una vez que una planta generadora sufre una salida forzada y los precios se elevan, los precios caerán nuevamente tan pronto como la planta sea puesta en línea, y por tanto si se produce un segundo salto de precios, éste tiene relación con el primer salto de precios, y por tanto los saltos no son independientes.

En virtud de estas dos observaciones, se considera que la modelación de saltos debe ser enfocada en forma diferente.

Por ejemplo, el proceso que se indica a continuación, aunque no contiene un proceso de saltos, puede captar saltos a partir de procesos de difusión solamente, por lo que ésta es línea de modelación general, que se aplica para modelar el precio ocasional ecuatoriano (Ver Sección 5.4).

**Proceso de Bodily y Del Buono:**  $dx_t = \kappa(\mu - x_t)dt + x_t\sigma dz_t$

Este proceso combina los atributos del proceso O-U y del proceso GBM. De esta manera, el primer término  $\kappa(\mu - x_t)dt$  modela la reversión a la media (como en el proceso O-U); y, el segundo término  $x_t\sigma dz_t$  modela la volatilidad proporcional al precio (como en el proceso GBM). Este proceso se conoce como Movimiento Browniano Geométrico No-homogéneo; y es importante notar que el término  $x_t\sigma dz_t$  evita la posibilidad de precios negativos [250].

El proceso resultante satisface también los requerimientos de colas pesadas y distribución pico (Ver Sección 5.3.3.1), y es consistente con la convexidad de la oferta agregada; con lo cual éste cumple las cuatro propiedades identificadas en los precios ocasionales de la mayoría de mercados eléctricos competitivos, incluido el ecuatoriano.

El Proceso de Bodily y Del Buono, se identifica como un *modelo de volatilidad proporcional con reversión a la media*, y se lo etiqueta con las siglas MRPV del inglés “Mean Reverting Proportional Volatility”. Su ecuación fundamental es la siguiente:

$$dx_t = \kappa(\mu - x_t)dt + x_t\sigma dz_t$$

donde  $dx_t$  es el cambio en el precio en un incremento de tiempo,  $\kappa$  es la velocidad de reversión a la media,  $\mu$  es el precio medio,  $x_t$  es el precio en el periodo anterior, y  $\sigma$  es el “término de volatilidad”.

Los parámetros  $k$ ,  $\mu$  y  $\sigma$  se deben determinar en forma numérica. Para ello, se requiere la resolución de la ecuación diferencial estocástica.

Para posteriores investigaciones se recomienda el análisis de otros modelos estocásticos algo más sofisticados [41, 51, 123, 152, 153 129] para el mercado local y los mercados eléctricos competitivos en general, tanto por las capacidades para representar los comportamientos dinámicos como por el manejo del error, que son temas que merecen un extenso examen.

### 5.3.4 RESOLUCIÓN DE ECUACIONES DIFERENCIALES ESTOCÁSTICAS

Una ecuación diferencial estocástica permite modelar la evolución en el tiempo de un fenómeno dinámico.

Supóngase la siguiente ecuación diferencial estocástica:

$$dX_t = (aX_t + c)dt + (bX_t + d)dW_t$$

donde,  $dW_t$  es un proceso de Wiener, y los parámetros  $a, b, c, d$  se determinan con base en los datos disponibles del fenómeno, cuya dinámica se considera que se puede representar con la ecuación diferencial estocástica.

La estimación de los parámetros se puede realizar en forma numérica mediante gran número de simulaciones a partir de datos preliminares de  $a, b, c, d$  mediante métodos paramétricos o no-paramétricos, tales como los disponibles en SDE Toolbox.

Para la resolución numérica mediante SDE Toolbox se prepara el código en Matlab siguiendo las instrucciones de este software, identificando el proceso estocástico y los esquemas numéricos de aproximación, por ejemplo Euler-Maruyana, o Milstein; y, con ello se establecen los parámetros requeridos.

La resolución numérica de ecuaciones diferenciales parciales para procesos que varían en el tiempo [59, 86, 128, 183, 184, 246] es una importante línea teórica y práctica para el desarrollo de análisis financieros modernos de corte estocástico.

La inversión de tiempo y estudio en este procedimiento, se recompensa por la generalidad de su aplicación. Por ejemplo, actualmente, los métodos modernos de valoración de opciones, se resuelven con el empleo de procesos estocásticos; y, en el campo de las inversiones “... muchas compañías están empezando a considerar los activos fijos relacionados con la energía como instrumentos derivados usando un método conocido como Análisis de Opciones Reales. Lo malo de ignorar los métodos de valoración de derivados se ha demostrado dramáticamente en los mercados eléctricos de los Estados Unidos. Muchas empresas eléctricas que estuvieron intentando comprar plantas de cogeneración, de pronto, se encontraron superadas por sus competidores. Estos competidores se sentían confiados para ofertar más alto debido a su mayor comprensión en inversiones desde el punto de vista de los derivados, que les daban un mejor entendimiento del valor de la planta. Las empresas eléctricas perdedoras en cambio, se habían confiado del tradicional análisis de valor presente neto” [17] (traducción libre).

Lo que es claro es que si no se emplea el proceso estocástico correcto, las ganancias simuladas pueden ser totalmente irrealistas. Por ello, es esencial que los escenarios de precios posibles sean plausibles, y que el proceso estocástico sea debidamente calibrado de manera que éste capte la dinámica del precio.

Este tema es fundamentalmente matemático, pero gracias a las facilidades computacionales, actualmente se puede llevar a la práctica los intrincados desarrollos teóricos de las ecuaciones diferenciales estocásticas, haciendo más intuitiva la resolución de este tipo de ecuaciones.

El Anexo # 2 resume los aspectos teóricos y prácticos de este tema, y presenta el código que se ha empleado para establecer el proceso estocástico generador del precio ocasional horario del mercado eléctrico ecuatoriano, sobre la base del desarrollo de la ecuación diferencial estocástica, que se detalla a continuación.

## 5.4 MODELO ESTOCÁSTICO DEL PRECIO OCASIONAL ECUATORIANO

Procediendo por descarte de modelos, se ha llegado a la decisión de modelar el precio con un proceso estocástico que sea capaz de atrapar las características del comportamiento del mismo, tales como son: la distribución pico del retorno del precio, colas pesadas, volatilidad proporcional al precio, y reversión a la media.

Siguiendo el esquema de Bodily y Del Buono, inicialmente se probó el proceso de movimiento browniano geométrico no-homogéneo (Sección 5.3.3.2), para la serie del precio ocasional ecuatoriano; sin embargo, se encontró que este tipo de proceso no logra encajar el comportamiento de esta serie.

En tal situación, se consideró la siguiente ecuación diferencial estocástica, algo más general que el proceso MRPV de Bodily y Del Buono:

$$dX_t = (aX_t + c)dt + (bX_t + d)dW_t$$

En esta ecuación están contenidos los parámetros  $k$ ,  $\mu$  y  $\sigma$  (reversión, media, término de volatilidad) del proceso MRPV, pero además ésta incluye un término “d” en el lado estocástico del proceso MRPV, bajo la siguiente forma:

$$dx_t = \kappa(\mu - x_t)dt + (x_t\sigma + d)dz_t$$

Igualando los términos de estas representaciones del mismo proceso, se tiene:

$$\begin{array}{ll} \text{Media} & : \quad \mu = \frac{c}{-a} \\ \text{Reversión a la media} & : \quad k = -a \\ \text{Término de volatilidad} & : \quad \sigma = b \end{array}$$

Tomando en cuenta la dinámica similar de las realizaciones del precio ocasional horario, para cada hora del día, a lo largo de tres años, esto es desde Enero 1, 2004 a Diciembre 31, 2006, que se aprecian en las Fig. 3.32 y 3.33, se optó por elaborar modelos estocásticos para cada hora del día.

La modelación estocástica del precio de cada hora del día por separado, ha sido aplicada en un modelo mixto de tipo fundamental y estocástico, desarrollado en el libro de Weber [236] aludiendo evidencias empíricas presentadas en el artículo de Cuaresma [47] para la Bolsa de Energía de Leipzig, y en trabajos de Ramanathan [236], quienes sugieren que la modelación de cada hora por separado, presenta propiedades de pronóstico mejores y más uniformes que especificar un modelo de pronóstico para toda la serie. También Huurman [95] sugiere modelar el precio de cada hora del día relacionado con el precio para la misma hora del día anterior. Para el autor, la creencia detrás de esta decisión de modelación, se relaciona con las diferencias sistemáticas en la magnitud del precio, pues los precios en horas de la madrugada son significativamente más bajos que durante el día, respondiendo a diferencias en el nivel de carga demandada.

Cabe mencionar que se puede realizar análisis más detallados, por ejemplo modelando por separado las horas de los días de la semana, o de las de los días laborables, o feriados; o bien las horas de días clasificados siguiendo un procedimiento de clasificación, tal como k-Means del campo de la Minería de Datos; esto simplemente requeriría más tiempo para establecer los parámetros para los procesos estocásticos de los periodos que se estudien; por lo que, tal nivel de detalle no se aplica en esta tesis, aunque esto puede realizarse fácilmente empleando el mismo contenido teórico hasta aquí indicado.

Por ejemplo, mediante el código para SDE Toolbox del Anexo 2, corriendo bajo Matlab R2008a, se determinan los parámetros  $a, b, c, d$  del proceso estocástico para la hora 20 con base en los valores históricos del precio ocasional registrados en la hora 20 durante tres años, empleando el esquema de Euler

Maruyana y el estimador paramétrico, con un paso  $h=0.25$  y con  $numsim=1000$  simulaciones.

Los parámetros obtenidos para la hora 20, son:

$$a = -0.2697522, \quad b = 0.1227408, \quad c = 22.25117, \quad d = 9.223042$$

Y, por tanto, la ecuación diferencial estocástica resuelta, se escribe como:

$$dX_t = (-0.2697522X_t + 22.25117)dt + (0.1227408X_t + 9.223042)dW_t$$

Se desarrolla esta misma ecuación en términos discretos, para ingresarla a la hoja electrónica, como sigue:

$$X_{t+1} - X_t = (-0.2697522X_t + 22.25117)\delta + (0.1227408X_t + 9.223042)\sqrt{\delta} \cdot Z$$

donde  $Z \sim N(0,1)$ , y  $\delta$  es el paso de integración.

Reordenándola, se obtiene:

$$X_{t+1} = X_t - 0.2697522X_t\delta + 22.25117\delta + (0.1227408X_t + 9.223042)\sqrt{\delta} \cdot Z$$

$$X_{t+1} = X_t(1 - 0.2697522\delta) + 22.25117\delta + (0.1227408X_t + 9.223042)\sqrt{\delta} \cdot Z$$

Procediendo de la misma manera a lo indicado para la hora 20, se obtienen los parámetros de los procesos estocásticos de la hora 1 a la hora 24, que se listan en la Tabla 5.1. Cabe recalcar que se emplean los precios horarios<sup>7</sup> desde Enero 1, 2004 a Diciembre 31, 2006, y la caja de herramientas SDE Toolbox<sup>8</sup>, con la cual se han realizado varias pruebas para cada uno de los modelos y parámetros, confirmando -desde distintas aproximaciones- que los valores de la Tabla 5.1, son consistentes. Cabe observar que aparecen algunas realizaciones

<sup>7</sup> Esta tesis adopta la creencia de que el periodo entre Enero 1, 2005 hasta Diciembre 31, 2006, es representativo de la dinámica del precio futuro en el año 2007. Otros analistas pudieran incluir más o menos periodos de precios según sus propias creencias. Otros podrían incluir creencias subjetivas, afectando a los precios por algún factor, si consideran que el próximo año será húmedo, o estará afectado por un fenómeno climático como El Niño, o si se anticipan efectos macroeconómicos, etc.

<sup>8</sup> La comprensión completa de este tema requiere elementos de Cálculo Estocástico y de su análisis numérico; respecto a lo cual, se remite al lector interesado a la bibliografía respectiva [183, 184, 219].



negativas del precio, las que se ha optado por controlar desde la hoja electrónica durante la simulación del modelo de riesgos, truncándolas y cambiándolas por el menor precio histórico, pues en todo caso la ocurrencia de éstas es baja.

Es oportuno reconocer el compromiso de tiempo de computación versus la configuración del paso de integración, número de simulaciones, y cantidad de datos que se entregan a los esquemas numéricos de resolución de las ecuaciones diferenciales y la estimación de sus parámetros, ya que bajo los métodos de SDE Toolbox se ha requerido varios días de ensayos metódicos hasta alcanzar una precisión aceptable en los parámetros, por lo que se considera que los procesos estocásticos aquí obtenidos, representan adecuadamente a la dinámica de los precios horarios estudiados.

**TABLA 5.1: PARÁMETROS DE LOS PROCESOS ESTOCÁSTICOS GENERADORES DEL PRECIO OCASIONAL EN CADA HORA DEL DIA**

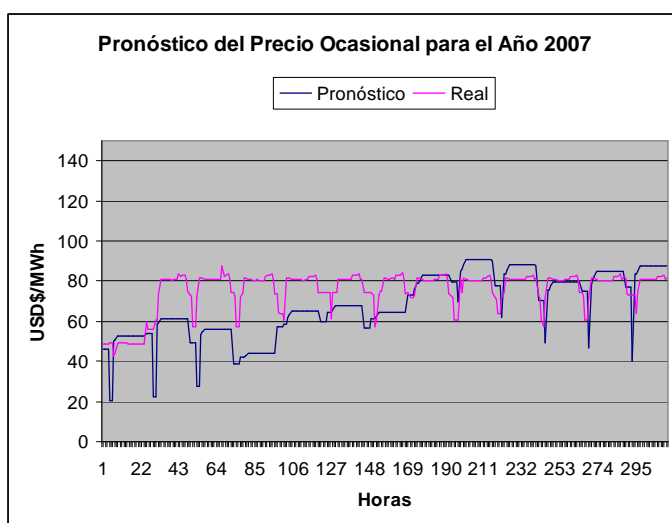
HORA	a	b	c	D
1	-0.2158326	0.001710864	12.99323	22.55283
2	-0.2228779	0.01086702	13.011	22.64562
3	-0.2415694	0.02499437	13.81657	22.45463
4	-0.2484521	0.01848484	14.1294	23.18499
5	-0.247296	0.02440464	14.19613	22.81166
6	-0.2159967	0.008606609	13.37237	21.79991
7	-0.2591295	0.03696717	15.71034	21.93767
8	-0.2499492	0.03937787	15.58379	20.86734
9	-0.2240152	0.02564032	14.57132	19.50239
10	-0.2157195	0.02139135	14.51129	18.80732
11	-0.2199407	0.02289474	14.87757	18.88618
12	-0.2070911	0.01117232	14.09159	19.1371
13	-0.2	0.01052092	13.51439	19.15342
14	-0.2	0.01947523	13.53235	18.62738
15	-0.2053971	0.00928365	13.96991	19.76901
16	-0.2025866	0.008185163	13.71395	19.84693
17	-0.2	0.01132202	13.47728	19.57966
18	-0.2008354	0.02474205	13.83237	18.21018
19	-0.2769103	0.1175265	23.46721	10.36503
20	-0.2697522	0.1227408	22.25117	9.223042
21	-0.2	0.1641038	15.06769	5.123042
22	-0.2	0.1034332	14.19098	9.772669
23	-0.2	0.05278022	13.40837	16.64047
24	-0.2093364	0.03909636	12.8782	20.02084

FUENTE: Elaboración Propia.

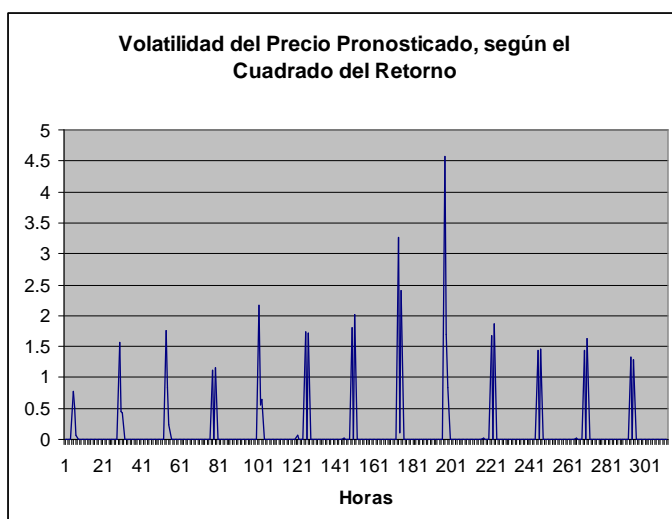
### 5.4.1 SIMULACIÓN DEL PROCESO DE PRECIOS

Las ecuaciones estocásticas en su forma discreta, obtenidas en la sección anterior, se ingresan a la hoja electrónica Excel, y con el empleo de Oracle Crystal Ball, se generan los precios ocasionales horarios.

Por ejemplo, mediante simulación Monte Carlo, se obtiene la trayectoria del Precio Ocasional para las primeras 312 horas del año 2007 (Ver Fig. 5.5).



**Fig. 5.5: PRONÓSTICO DEL PRECIO OCASIONAL PARA EL AÑO 2007**



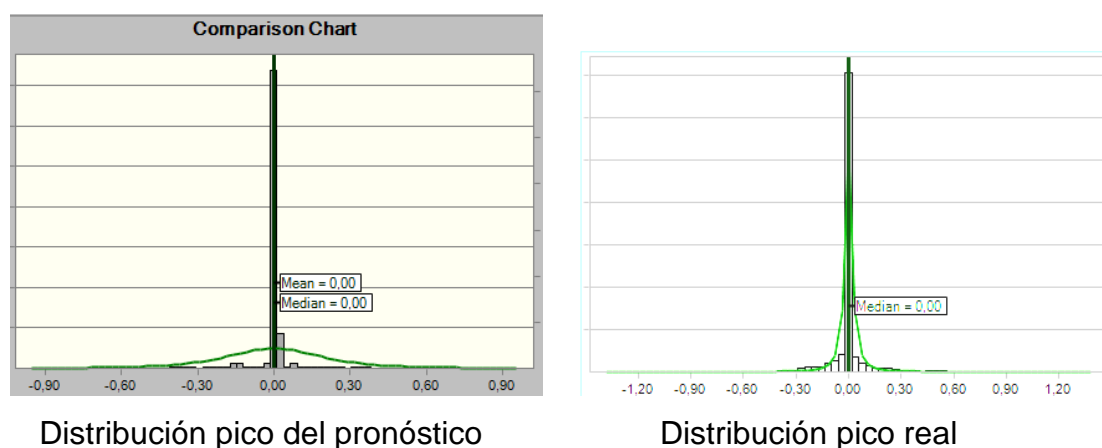
**Fig. 5.6: VOLATILIDAD DEL PRECIO OBTENIDO DEL PRONÓSTICO**

La Fig 5.5. muestra que el pronóstico reproduce los comportamientos planos identificados en los datos históricos del precio ocasional en las primeras horas del año. El modelo entrega algunos valles y picos dentro de valores razonables, y reproduce la tendencia de reversión a la media y la característica de volatilidad proporcional al precio (Ver Fig 5.6).

#### 5.4.2 PRUEBA DEL PROCESO PARA PRONÓSTICO DEL PRECIO OCASIONAL DE MEDIANO PLAZO

El proceso  $dX_t = (aX_t + c)dt + (bX_t + d)dW_t$ , ajustado a los datos históricos del precio, se verifica para ver si reproduce las características esperadas.

Para ello, se simula el proceso y se grafican los retornos logarítmicos del precio pronosticado, junto con los retornos históricos, para comparación. En la Fig. 5.7, se puede observar que existe un buen encaje entre la distribución pico del pronóstico y la distribución pico de los datos reales.



**Fig. 5.7: DISTRIBUCIÓN DE RETORNOS DEL PRECIO OCASIONAL**

Aquí, se evidencia la característica picuda de la distribución retorno-precio antes identificada en la Fig 5.2; y dado el buen ajuste de la distribución del pronóstico a la real, se considera que el modelo de pronóstico aquí desarrollado, es apropiado para simular la dinámica del precio ocasional ecuatoriano.

Cabe recalcar que el pronóstico del precio ocasional, no es el pronóstico de un solo valor para cada realización horaria del precio, sino que el modelo de pronóstico entrega una amplia gama de valores futuros posibles para el precio ocasional, siguiendo la dinámica captada por el proceso estocástico.

### 5.4.3 COMENTARIOS AL PRONÓSTICO DE PRECIOS

En procesos con reversión a la media, la volatilidad tiene un efecto limitado sobre los precios, aunque no despreciable.

La idea de la reversión a la media indica que después de un shock, los precios regresan a sus niveles de largo plazo, pero su variabilidad de largo plazo no crece en forma proporcional al tiempo.

El proceso estocástico generador de datos de precios ocasionales horarios, se ingresa en la hoja electrónica que contiene el modelo de análisis de riesgo para la optimización del portafolio de contratos de compras de energía eléctrica.

De esta manera, el modelo completo puede ahora reproducir las colas pesadas y la naturaleza volátil que refleja la dinámica de los precios de electricidad; y se puede emplear para valorar los contratos o para optimizar portafolios de combinaciones de contratos, con referencia al precio ocasional horario, en un horizonte de mediano plazo.

Se considera que la elaboración del modelo de precios es un importante aporte, ya que no se ha encontrado otro modelo similar en la literatura del mercado local, y además la metodología para pronósticos de mediano plazo, aquí desarrollada puede explorar procesos estocásticos para establecer el más adecuado mediante las herramientas del cálculo estocástico y a través de *SDE Toolbox* y *Matlab*; y además, esta metodología puede aplicarse a otros mercados de energía, bolsas de valores, o del comercio e industria en general.

## CAPÍTULO 6

### CASO DE ESTUDIO

La Distribuidora vista como una empresa en marcha tiene como objetivo buscar la maximización de sus ganancias tomando en cuenta los riesgos del negocio.

La Distribuidora puede estructurar la compra de la energía a través de la suscripción de contratos, de forma tal que logre una cobertura óptima contra los riesgos de la demanda fluctuante y del precio ocasional incierto, tomando en cuenta también las restricciones relevantes de su negocio, y lógicamente procurando un nivel adecuado de ganancias.

Los precios en los contratos y los precios ocasionales, así como la demanda de energía de sus usuarios, junto con la disponibilidad futura de la generación eléctrica, se consideran dentro de una estructura de optimización donde se busca la minimización de los riesgos asociados con la naturaleza estocástica de los factores que afectan a estas magnitudes, sujeta a un nivel apropiado de costos de obtención de la energía.

Ya que los contratos significan la compra anticipada de energía eléctrica dentro de un horizonte de un año, la Distribuidora debe disponer de una metodología para valorar estas compras con una resolución horaria. Por tanto, el modelo de análisis de riesgos se diseña para el análisis económico-financiero de cada hora del año, desde el cual se determinan las cantidades a comprar en cada hora.

Cabe mencionar que el modelo que se presenta es para un horizonte de 168 horas (una semana), más no para un año, por razones de tiempo de cálculo; pero permite ilustrar la metodología aplicada y los resultados obtenidos. Se advierte que el modelo anual con 8760 compras horarias, es factible de resolver mediante “computación distribuida” en tiempos de cálculo del orden de minutos o de unas pocas horas.

## 6.1 CARACTERÍSTICAS DEL PROBLEMA

En la mayoría de mercados eléctricos competitivos existen dos clases de mercados para la negociación de la energía: el mercado de contratos y el mercado ocasional.

Desde el punto de vista de una empresa eléctrica distribuidora, la reducción del riesgo se logra mediante diversificación, esto es comprando electricidad a varios proveedores mediante la firma de contratos de compra anticipada; y, procurando compras mínimas al mercado ocasional ya que el precio ocasional se percibe como un costo riesgoso que puede afectar su desempeño económico.

Los detalles específicos del contrato, tales como la duración, puntos de entrega y precios, se negocian bilateralmente entre las distribuidoras y las generadoras, junto con la cantidad que la generadora se comprometa a entregar en cada hora a lo largo del periodo de vigencia. El precio del contrato depende de la capacidad de negociación de las partes del contrato, en lo que juega también la cantidad requerida de electricidad. Para el caso de estudio, se emplean precios históricos representativos de los contratos con hidroeléctricas o termoeléctricas; pues en todo caso, la valoración del precio del contrato es un tema que merece una investigación aparte, y no es el objeto de la presente tesis.

En el caso ecuatoriano, los contratos son a precio fijo por cada kilovatio-hora, lo que para la distribuidora significa que pagará un costo constante a lo largo del periodo de validez de cada contrato, por comprar las cantidades contratadas; y, como consecuencia de los contratos firmados, se suprime el riesgo relacionado con la volatilidad del precio ocasional ya que éste no afecta las cantidades que quedan protegidas por los respectivos contratos.

El caso de estudio que nos ocupa, trata de la Distribuidora Quito que desea establecer los portafolios horarios de compras para el año 2007 con base en la información de los años 2004, 2005 y 2006. Se entiende por portafolio, a la

combinación de cantidades que se compran en cada hora desde las generadoras proveedoras o desde el mercado ocasional.

Tomando en cuenta que en un año son 8760 horas (365x24), existen 8760 portafolios. Cada portafolio comprende una combinación específica de cantidades a comprar en cada hora desde los respectivos contratos y desde el mercado ocasional.

El problema para la distribuidora es la determinación de la combinación de cantidades óptimas a comprar en cada hora, tales que el riesgo del costo final a lo largo de un año calendario se minimice, tomando en cuenta un nivel de costo razonable que la distribuidora está dispuesta a pagar por la obtención de la energía eléctrica.

## **6.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA PARA EL CASO DE ESTUDIO**

Desde el punto de vista teórico, el problema de compras de energía de la distribuidora, consiste en determinar alternativas financieras que ofrezcan a) un bajo costo de obtención aunque tenga que enfrentarse un alto riesgo en el costo futuro; ó, que ofrezcan, b) un bajo riesgo en el costo futuro aunque ello signifique un alto costo de obtención.

Estas alternativas financieras se caracterizan por las diferentes combinaciones entre las cantidades a comprar desde los contratos y desde el mercado ocasional para cada hora del año.

El horizonte de tiempo para el análisis de los contratos bilaterales es de un año ya que esta es la vigencia de los mismos. El análisis de riesgo se enfoca en cada hora del día y en todos los días del año.

Por tanto, se tienen que considerar los factores de riesgo horarios, esto es: tanto el precio ocasional horario, como la demanda horaria. De esta manera, se estructura un modelo de análisis de riesgos de tipo estocástico, capaz de respaldar a la distribuidora en la toma de decisiones sobre las cantidades de compra, tanto desde los contratos, como desde el mercado ocasional.

En la práctica, el análisis del horizonte anual, esto es de las 8760 horas, requiere una gran cantidad de memoria RAM y un largo tiempo de corrida en un solo computador; pero es factible de solución en ambientes de *grid computing*.

Por esto, sin pérdida de generalidad ni de contenido conceptual, a continuación se analiza el problema dentro de un horizonte de 168 horas (7x24) que corresponde a una semana, que permite lograr un tiempo razonable de cálculo en el orden de horas con una sola computadora<sup>9</sup> de 3.15 GHz y memoria de 2 GB, empleando Excel, Oracle Crystal Ball y OptQuest.

Un ensayo (*trail*) en Crystal Ball comprende: a) la generación de realizaciones aleatorias a partir de los supuestos estocásticos (*assumptions*) definidos en el modelo, b) la evaluación de las fórmulas que dependen de estos valores, y c) el cálculo y almacenamiento de los valores estimados (*forecasts*).

El caso de estudio se resuelve con un número de ensayos de 3500 y muestreo del tipo Hipercubo Latino desde 500 intervalos, usando Extreme Speed, para acelerar el tiempo de cálculo en el optimizador OptQuest.

Los detalles de programación en Crystal Ball y OptQuest pueden encontrarse en la monografía preparada por el autor [251] como base para la presente tesis, y en los respectivos manuales de los propietarios de los programas.

Ahora bien, considerando los lineamientos de la Sección 2.3.2, la formulación matemática del problema de la Distribuidora Quito, se plantea, como sigue:

---

<sup>9</sup> Este es el equipo de computación y recursos de que dispone el autor.



$$\text{Minimizar} \quad FR = \sum_{h=1}^{h=168} \left( 95\% \text{-CVaR}_h \left[ \sum_{h=1}^h C_h \right] \right) \quad (6.1)$$

*sujeito a:*

$$\text{Costo horario:} \quad C_h = E_{0,h} \cdot \lambda_{0,h} + \sum_{i=1}^{i=10} (E_{i,h} \cdot F_{i,h}) \quad (6.2)$$

$$\text{Costo final acumulado:} \quad CFA = \sum_{h=1}^{h=168} C_h \quad (6.3)$$

$$\text{Disponibilidad a pagar:} \quad CFA \leq C_{Psemanal} \quad (6.4)$$

$$\text{Demanda horaria:} \quad D_h = E_{0,h} + \sum_{i=1}^{i=10} E_{i,h} \quad (6.5)$$

$$\text{Mercado Ocasional:} \quad D_h \leq E_{0,h} \quad (6.6)$$

$$\text{Capacidad de generación:} \quad P \min_{i,h} \leq E_{i,h} \leq P \max_{i,h} \quad (6.7)$$

$$\text{No negatividad:} \quad E_{0,h} \geq 0, \quad E_{i,h} \geq 0 \quad (6.8)$$

$$\text{Indices:} \quad h = 1, 2, \dots, 168, \quad i = 1, 2, \dots, 10 \quad (6.9)$$

### Nomenclatura:

$FR$	Funcional de Riesgo
$C_h$	Costo horario de compras a los contratos y al mercado ocasional
$CFA$	Costo final acumulado dado por la sumatoria de los costos horarios
$C_{Psemanal}$	Costo deseado según disponibilidad a pagar para una semana
$D_h$	Demanda en la hora $h$
$F_{i,h}$	Precio fijo del contrato $i$ -ésimo en la hora $h$
$\lambda_{0,h}$	Precio ocasional en la hora $h$
$E_{0,h}$	Energía comprada al mercado ocasional en la hora $h$
$E_{i,h}$	Energía comprada al contrato $i$ -ésimo en la hora $h$
$P \min_{i,h}$	Energía mínima disponible del proveedor $i$ -ésimo en la hora $h$
$P \max_{i,h}$	Energía máxima disponible del proveedor $i$ -ésimo en la hora $h$
$h$	Índice de las horas
$i$	Índice de los contratos

La energía se expresa en MWh y los precios unitarios en USD/MWh (dólares americanos por cada megavatio-hora) y los costos en dólares americanos.

### 6.2.1 FUNCIONAL DE RIESGO A MINIMIZAR: ECUACIÓN (6.1)

El funcional de riesgo definido en la ecuación (6.1) atrapa el comportamiento aleatorio del costo horario de una hora a la siguiente hasta cubrir todo el horizonte de estudio. El comportamiento aleatorio del costo horario se produce como consecuencia de las diferentes realizaciones estocásticas del precio ocasional y de la demanda en cada hora.

Inicialmente una forma intuitiva de captar el riesgo en un horizonte largo es minimizando la suma de todos los *valores en riesgo condicional* que se obtienen en cada hora a partir de la respectiva distribución del costo horario.

En la literatura, a la sumatoria de los valores en riesgo condicional se la conoce como *funcional de aceptabilidad multiperiodo*; pero, se conoce que este sumatorio no toma en cuenta la estructura de información [182] cambiante a lo largo del horizonte de estudio. Por lo que, se han desarrollado otros funcionales de aceptabilidad multiperiodo [182], conocidos como *funcionales separables de esperanza condicional*, y entre estos últimos aparece el denominado *Valor en Riesgo Promedio Multiperiodo*, el cual se calcula mediante la suma de los valores esperados del valor en riesgo promedio de cada periodo.

Se refiere al lector interesado en la matemática axiomática de los funcionales de riesgo, a la literatura especializada [182, 125] donde se puede encontrar aplicación de estos funcionales y de los denominados *funcionales de riesgo poliédricos* a la optimización estocástica de portafolios de ventas o compras de electricidad por parte de distribuidoras [61, 62, 63, 84, 85] o generadoras europeas [106].

Para los fines prácticos de esta tesis, el análisis del riesgo multiperiodo a lo largo del horizonte de estudio del caso de ejemplo, se determina con el funcional de riesgo definido en la ecuación (6.1) que se calcula como la suma acumulada de los valores en riesgo condicionales que se establecen para cada hora a través de la suma del valor en riesgo condicional de la hora actual más los valores en riesgo condicionales de las horas anteriores hasta esa hora.

Este es un esquema original de esta tesis, que se justifica en la necesidad de tomar en cuenta la estructura de información cambiante a lo largo del horizonte de estudio.

En tal virtud, los valores en riesgo condicionales aquí establecidos no tienen una interpretación directa como el Valor en Riesgo que se emplea en los modelos de finanzas bancarias; pero, en cambio permiten evaluar matemáticamente el riesgo de cada hora en una forma coherente según Artzner e.o. [9] y por tanto, siguiendo la regla de racionalidad de los inversionistas (Ref. Sección 2.2.1).

De esta manera, el funcional de riesgo aquí diseñado, es del tipo *Valor en Riesgo Promedio Multiperiodo*, que se detalla en el libro de Pflug y Römisch [182] y en la tesis doctoral de Kovacevich [125]; y plantea una relación entre los costos de cada hora en una forma híbrida según Eichhorn [63] al considerar las distribuciones de la hora específica junto como las de las horas anteriores.

### 6.2.2 COSTO HORARIO: ECUACIÓN (6.2)

La ecuación (6.2) establece el costo horario mediante la suma del costo de las compras al mercado ocasional  $E_{0,h} \cdot \lambda_{0,h}$  más el costo de las compras a los contratos  $\sum_{i=1}^{i=10} (E_{i,h} \cdot F_{i,h})$ .

### 6.2.3 COSTO FINAL ACUMULADO: ECUACIÓN (6.3)

La ecuación (6.3) establece la sumatoria de todos los costos horarios en el horizonte de estudio, de manera de obtener el costo final acumulado, el mismo que a su vez se somete en la ecuación (6.4) a una restricción de costo final deseado, especificado para el horizonte de estudio.

#### 6.2.4 RESTRICCIÓN DEL COSTO DESEADO A PAGAR: ECUACIÓN (6.4)

El costo final deseado  $C_{Psemanal}$  se puede estimar mediante un presupuesto comparativo del valor promedio del precio ocasional y del valor ponderado de los precios en contratos; pero además, el  $C_{Psemanal}$  se puede calibrar luego de varias corridas del modelo de riesgos para que sea consecuente con las realizaciones estocásticas del precio ocasional y de los precios en contratos.

#### 6.2.5 RESTRICCIÓN DE CUMPLIMIENTO DE LA DEMANDA HORARIA: ECUACIÓN (6.5)

La ecuación (6.5) representa la restricción de cumplimiento de la cantidad demandada en cada hora,  $D_h$ , mediante lo adquirido al mercado ocasional  $E_{0,h}$  y en los contratos  $\sum_{i=1}^{i=10} E_{i,h}$ .

#### 6.2.6 RESTRICCIÓN DE CAPACIDAD DE SUMINISTRO ELÉCTRICO DESDE EL MERCADO OCASIONAL: ECUACIÓN (6.6)

La ecuación (6.6) indica que el mercado ocasional tiene la capacidad para ofrecer toda la energía demandada por la distribuidora.

#### 6.2.7 RESTRICCIÓN DE CAPACIDAD DE GENERACIÓN DE LOS PROVEEDORES: ECUACIÓN (6.7)

La ecuación (6.7) indica que las cantidades compradas desde los contratos deben estar dentro de los límites de capacidad de las unidades generadoras de los proveedores eléctricos.

### 6.2.8 RESTRICCIONES DE NO-NEGATIVIDAD E ÍNDICES

La ecuación (6.8) refiere restricciones de no-negatividad para todas las variables de decisión. Además, OptQuest admite la definición de las variables en forma discreta, lo que proporciona rapidez de cálculo hacia los óptimos buscados.

Finamente la ecuación (6.9) indica los conjuntos de índices, que para este caso indican que el horizonte de estudio es de 168 horas ( $h=1,2,\dots,168$ ) y que existen 10 contratos ( $i=1,2,\dots,10$ ) con los cuales formar los portafolios.

### 6.2.9 COMENTARIOS RESPECTO A LA RESOLUCIÓN NUMÉRICA

Es importante recalcar que el problema de optimización que se ha formulado con las ecuaciones (6.1) a (6.9) no se resuelve en forma analítica, sino que se realiza una aproximación numérica.

Esta aproximación numérica consiste en la corrida de simulaciones Monte Carlo en Oracle Crystal Ball para obtener las realizaciones de las variables aleatorias que son necesarias para que los algoritmos de optimización estocástica de OptQuest obtengan, mediante aproximación numérica, la solución más cercana a la óptima.

Conforme lo anticipamos en la Sección 2.3.2, el tamaño del problema matemático es gigantesco, y se requieren computadores con alta velocidad de procesamiento y gran capacidad de memoria RAM para las simulaciones Monte Carlo de las variables aleatorias desde Oracle Crystal Ball, y la corrida de los algoritmos de optimización de OptQuest.

Por ejemplo, al considerar 10 contratos y una variable de decisión por cada contrato y para cada hora del año, se tendrían  $10 \times 8760 = 87600$  variables de decisión  $E_{i,h}$ , además de 8760 variables de decisión  $E_{0,h}$ ; pero, principalmente

el tamaño del problema depende del número de realizaciones requeridas para simular adecuadamente las variables estocásticas:  $\lambda_{0,h}$  y  $D_h$ .

Una forma de afrontar estos requerimientos del mismo Oracle Crystal Ball es, emplear el muestreo de Hipercubo Latino para simular las variables aleatorias.

Por otra parte, para volver manejable el problema en cuanto a tiempo de computación, velocidad de procesamiento y memoria RAM, se toman en cuenta condiciones adicionales a la formulación matemática anterior, que proceden de las características de los contratos; por ejemplo, en cuanto a la definición de la cantidad de energía comprada y de la demanda (Ver Sección 6.3.4). Por ejemplo, si el contrato compromete la venta de energía en forma proporcional a la demanda horaria siguiendo la curva de carga diaria, es suficiente definir una variable de decisión por día y añadir condiciones de igualdad o proporcionalidad de la cantidad de energía en las horas no pico  $E_{i,h}$  con respecto a la energía de la hora pico 20:00,  $E_{i,h=20}$  (Ver Tabla 6.4).

Otro mecanismo que acelera el algoritmo de optimización es la asignación de valores discretos o en un rango determinado para las variables de decisión, antes que considerar números reales en un rango infinito. Por ejemplo, una unidad generadora a vapor de 130 MW no puede atender 125 MW o luego 115 MW o después de una hora 35 MW, dadas sus características físicas y además por que los controles de su operación se realizan en pasos discretos definidos, tales como el de plena capacidad (100% = 133 MW) o de media capacidad (50% = 66.5 MW), etc.; y no pueden ser operadas en cualquier valor real.

Cabe recalcar que se están realizando importantes avances en la resolución de la optimización estocástica en ambientes de supercomputadoras o de computación distribuida (Grid Computing) con el empleo de algoritmos de optimización paralela [102, 173] que aprovechan las características algebraicas y matriciales de este tipo de problemas. Al respecto, cabe mencionar que los algoritmos Monte Carlo son fáciles de convertir en algoritmos paralelos,

ejercitando el debido cuidado en escoger los generadores de números aleatorios.

Se remite a los interesados a explorar métodos para la generación de escenarios para las variables estocásticas en horizontes de mediano plazo [63, 84] y para la reducción de escenarios; por ejemplo, programando la resolución de este tipo de problemas en GAMS y con el módulo SCENRED [74] para la generación y reducción de escenarios, y corriéndolos en ambientes de computación distribuida bajo CONDOR [25] que ofrecen tiempos rápidos de resolución; lo que requiere un trabajo conjunto con los especialistas de la Ingeniería de Sistemas para aplicarla a las Finanzas.

### **6.3 CONFIGURACIÓN DEL MODELO EN ORACLE CRYSTAL BALL Y OPTQUEST**

El problema de optimización estocástica de la Sección 6.2 consiste en determinar las variables de decisión  $E_{0,h}$  y  $E_{i,h}$ , que minimicen el funcional de riesgo de la ecuación (6.1), cumpliendo todas las restricciones antes indicadas.

#### **6.3.1 MODELADO DE LOS RIESGOS EN DEMANDA Y PRECIO OCASIONAL**

El modelo de optimización considera la naturaleza estocástica del precio ocasional para cada hora del horizonte de estudio (168 horas) siguiendo el modelo de difusión desarrollado en el Capítulo 5; y, emplea la demanda de electricidad obtenida del modelo de pronóstico desarrollado en el Capítulo 4.

De acuerdo al modelo de pronóstico de la demanda desarrollado en el Capítulo 4, con base en datos reales del mercado eléctrico ecuatoriano para la demanda de la Distribuidora que atiende a la ciudad de Quito-Ecuador, durante los años 2004, 2005 y 2006, se obtienen los siguientes perfiles de carga pronosticados para los primeros 7 días del año 2007 (Ver Tabla 6.1):

**TABLA 6.1: DEMANDA HORARIA EN EL HORIZONTE DE ESTUDIO**

DIA 1		DIA 2		DIA 3		DIA 4		DIA 5		DIA 6		DIA 7	
Hora 1	311.48	Hora 25	241.25	Hora 49	247.69	Hora 73	247.71	Hora 97	250.28	Hora 121	258.72	Hora 145	251.25
Hora 2	281.54	Hora 26	227.37	Hora 50	233.36	Hora 74	232.93	Hora 98	233.71	Hora 122	242.35	Hora 146	234.67
Hora 3	250.72	Hora 27	221.17	Hora 51	227.95	Hora 75	227.21	Hora 99	227.60	Hora 123	233.85	Hora 147	224.26
Hora 4	228.69	Hora 28	219.17	Hora 52	225.59	Hora 76	225.11	Hora 100	226.95	Hora 124	230.31	Hora 148	220.71
Hora 5	215.99	Hora 29	226.87	Hora 53	234.63	Hora 77	234.04	Hora 101	234.94	Hora 125	233.26	Hora 149	218.05
Hora 6	210.32	Hora 30	272.93	Hora 54	284.44	Hora 78	283.32	Hora 102	283.71	Hora 126	248.22	Hora 150	223.37
Hora 7	186.61	Hora 31	322.80	Hora 55	348.14	Hora 79	347.82	Hora 103	341.98	Hora 127	259.00	Hora 151	221.49
Hora 8	183.92	Hora 32	332.94	Hora 56	359.36	Hora 80	353.83	Hora 104	352.08	Hora 128	285.21	Hora 152	241.33
Hora 9	196.07	Hora 33	358.42	Hora 57	377.92	Hora 81	373.47	Hora 105	370.84	Hora 129	316.77	Hora 153	269.35
Hora 10	211.43	Hora 34	377.71	Hora 58	391.56	Hora 82	390.72	Hora 106	389.77	Hora 130	342.65	Hora 154	290.22
Hora 11	223.39	Hora 35	384.88	Hora 59	396.00	Hora 83	402.12	Hora 107	397.88	Hora 131	349.31	Hora 155	299.15
Hora 12	229.37	Hora 36	389.73	Hora 60	402.59	Hora 84	405.51	Hora 108	403.60	Hora 132	346.98	Hora 156	294.92
Hora 13	228.64	Hora 37	381.17	Hora 61	391.45	Hora 85	390.30	Hora 109	396.87	Hora 133	338.47	Hora 157	289.84
Hora 14	223.63	Hora 38	381.11	Hora 62	387.15	Hora 86	387.93	Hora 110	386.57	Hora 134	327.08	Hora 158	283.56
Hora 15	217.72	Hora 39	383.38	Hora 63	395.52	Hora 87	390.82	Hora 111	389.93	Hora 135	315.85	Hora 159	278.63
Hora 16	215.50	Hora 40	390.04	Hora 64	400.64	Hora 88	393.39	Hora 112	392.16	Hora 136	322.75	Hora 160	274.90
Hora 17	218.08	Hora 41	403.36	Hora 65	400.10	Hora 89	392.56	Hora 113	393.44	Hora 137	335.52	Hora 161	275.88
Hora 18	233.11	Hora 42	414.33	Hora 66	412.00	Hora 90	389.87	Hora 114	406.04	Hora 138	347.06	Hora 162	304.50
Hora 19	317.36	Hora 43	468.96	Hora 67	483.50	Hora 91	461.70	Hora 115	463.47	Hora 139	400.06	Hora 163	395.85
Hora 20	395.46	Hora 44	513.95	Hora 68	520.73	Hora 92	517.97	Hora 116	501.63	Hora 140	450.23	Hora 164	467.41
Hora 21	390.66	Hora 45	493.35	Hora 69	495.35	Hora 93	494.72	Hora 117	479.81	Hora 141	434.61	Hora 165	451.19
Hora 22	340.12	Hora 46	427.01	Hora 70	426.45	Hora 94	430.41	Hora 118	424.48	Hora 142	385.01	Hora 166	390.79
Hora 23	277.98	Hora 47	347.23	Hora 71	347.04	Hora 95	353.84	Hora 119	354.50	Hora 143	329.55	Hora 167	314.64
Hora 24	235.39	Hora 48	281.23	Hora 72	283.73	Hora 96	285.87	Hora 120	295.84	Hora 144	283.34	Hora 168	257.12

FUENTE: Elaboración Propia

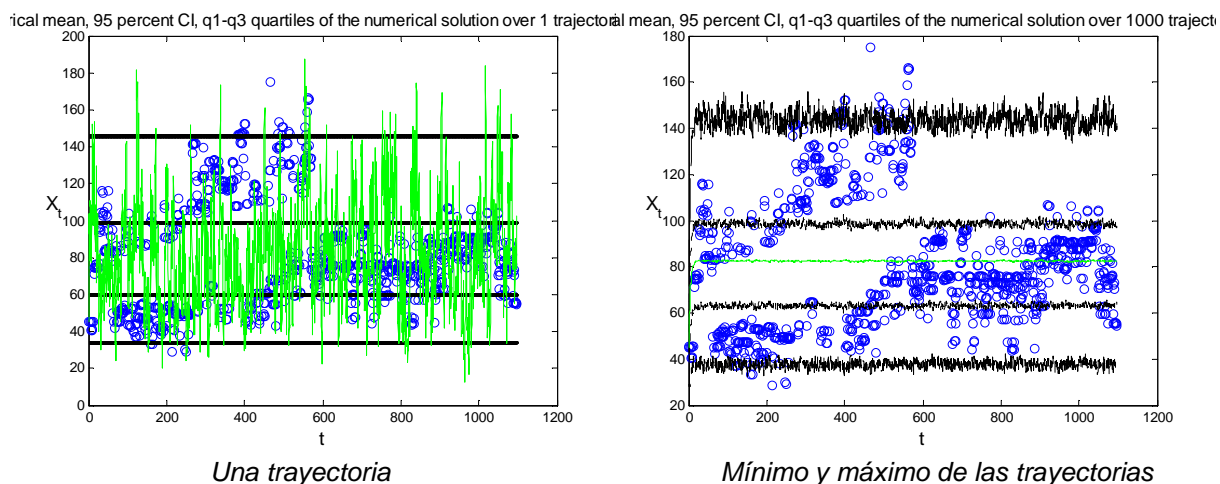
Con respecto al precio ocasional, en la hoja electrónica se escribe el proceso estocástico  $dX_t = (aX_t + c)dt + (bX_t + d)dW_t$ , en su forma discreta:

$$X_{t+1} = X_t(1 + a \cdot \delta) + c \cdot \delta + (bX_t + d)\sqrt{\delta} \cdot Z$$

donde  $Z \sim N(0,1)$  y los parámetros  $a, b, c, d$  (Ver Tabla 5.1) se obtienen mediante solución numérica de la ecuación diferencial estocástica (Ver Sección 5.4 y Anexo 2), empleando un valor  $\delta = 0.25$ .

Por ejemplo, el precio ocasional a la hora 16:00 puede adquirir una gama de realizaciones (Ver Fig. 6.1) de acuerdo con la dinámica captada por el proceso estocástico que entrega una trayectoria de precios para esa hora, a lo largo del horizonte de estudio.





**Fig. 6.1: REALIZACIONES DEL PRECIO OCASIONAL A LA HORA 16:00**

Una vez ingresados los pronósticos de demanda y del precio ocasional, se calculan los costos de compra de cada hora a lo largo del horizonte de estudio.

De allí que, el costo horario adquiere un comportamiento aleatorio, como consecuencia de las diferentes realizaciones estocásticas del precio ocasional y de la demanda en cada hora; y esto se simula en cada ensayo (trial) mediante muestreo de Hipercubo Latino o simulación MonteCarlo en Oracle Crystal Ball.

### 6.3.2 DATOS DE LOS CONTRATOS BILATERALES CANDIDATOS

Se asume que la Distribuidora Quito cuenta con 10 potenciales proveedores que pueden comprometer la entrega de electricidad para cada hora del año de acuerdo a la capacidad de generación que puede variar a lo largo del año en límites preestablecidos.

La Tabla 6.2 define los precios en los contratos y los límites de la capacidad de generación para el horizonte de análisis. Cabe anotar que el análisis a lo largo del año, requiere ajustar la capacidad para cada semana o mes del año, debido a la mayor o menor disponibilidad de caudales afluentes para las hidroeléctricas y tomar en cuenta los periodos de mantenimiento programado en especial para las termoeléctricas.

**TABLA 6.2: DATOS DE CONTRATOS BILATERALES**

Contrato	Periodo de vigencia (8760 horas)	Precio acordado en el contrato (USD\$/MWh)	Límite inferior Pmin (MW)	Límite superior Pmax (MW)
1	En 1 a Dic 31	25.4	0	440
2	En 1 a Dic 31	24.37	0	140
3	En 1 a Dic 31	28.0	0	75
4	En 1 a Dic 31	43.105	0	75
5	En 1 a Dic 31	38.317	0	340
6	En 1 a Dic 31	43	0	96
7	En 1 a Dic 31	38.317	0	14.5
8	En 1 a Dic 31	42.105	0	58
9	En 1 a Dic 31	54.128	0	246
10	En 1 a Dic 31	55	0	221

Los valores para las variables de decisión sobre la capacidad de generación podrían variar en forma discreta, y en el modelo de riesgos del caso de ejemplo, se aplicaron pasos discretos de 1 o 5 MW; pero, se advierte que en un modelo de la vida real se deberá ajustar los rangos límites mínimos y máximos y el paso discreto de las alternativas de generación según las características físicas específicas de cada central eléctrica.

Además, cabe recalcar que el precio de la electricidad en los contratos aquí indicados, es un valor referencial en el orden de 28 USD\$/MWh para las centrales hidroeléctricas, 43 USD\$/MWh para las centrales a vapor, y 55 USD\$/MWh para las centrales a gas; e igualmente estos valores referenciales se deberán ajustar a los precios en que se estima acordar los respectivos para contratos para correr el modelo de la vida real.

### 6.3.3 ESTRUCTURA DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS

La formulación matemática del modelo de análisis de riesgos (Sección 6.2) se programa y resuelve en Oracle Crystal Ball introduciendo los datos en la hoja electrónica Excel y empleando OptQuest para la optimización estocástica.

La estructura de la hoja de cálculo se indica en la Fig 6.2. En ésta, se ingresan los valores pronosticados para la demanda horaria y las fórmulas de las

ecuaciones discretas del proceso estocástico que simulan el precio ocasional. Además, se ingresan los precios en contratos y los límites de capacidad de generación de los proveedores de estos contratos; y, se programan las fórmulas de cálculo de costos y del funcional de riesgo.

Hora	CVaR	Costo horario	Variables de decisión			Suma de compras de Energía	Demanda Pronosticada	Precio ocasional pronosticado	Precios en contratos			Capacidad de generación del respectivo proveedor		
			Energía desde el mercado ocasional	Energía desde contratos					...	...	...	...	...	...
1							√	√	√	...	√	√	...	√
2							√	√	√	...	√	√	...	√
...							...	...	...	...	...	...	...	...
h							√	√	√	...	√	√	...	√
...							...	...	...	...	...	...	...	...
168							√	√	√	...	√	√	...	√
	FR	CFA	TCO	TCC			DT							

**Fig. 6.2: ESTRUCTURA DEL MODELO EN LA HOJA DE CÁLCULO**

#### Nomenclatura de la Fig 6.2:

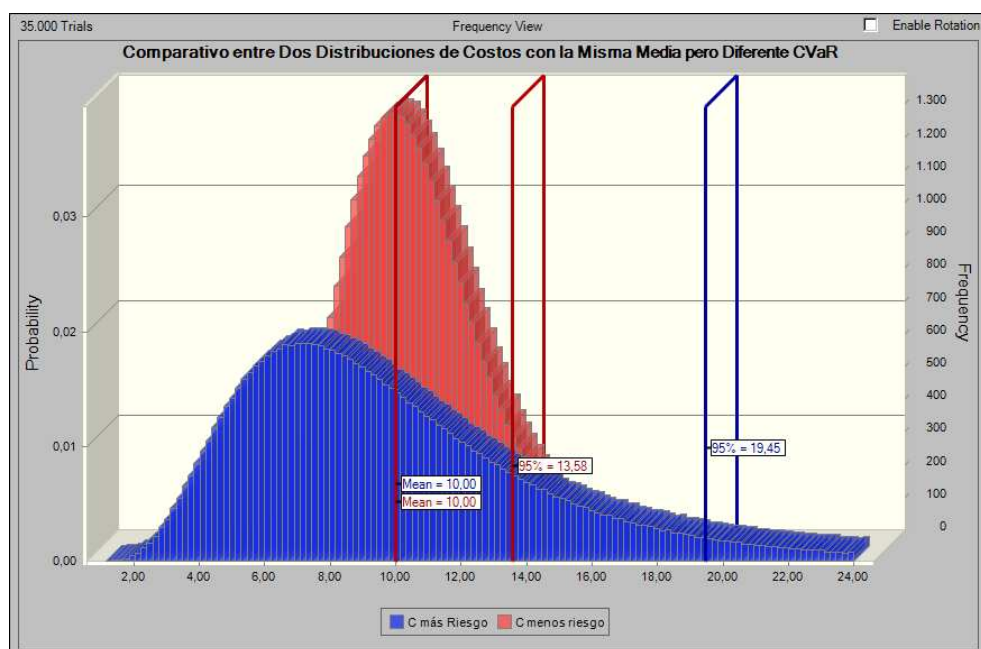
- FR Funcional de Riesgo
- CFA Costo Final Acumulado en las 168 horas
- TCO Total Compras al mercado Ocasional
- TCC Total Compras mediante Contratos
- DT Demanda Total en las 168 horas

Con base en la estructura de la hoja electrónica (Ver Fig 6.2) se instruye a OptQuest para que minimice el *Funcional de Riesgo* (FR) sujeto a un *Costo Final Acumulado* que esté de acuerdo con un costo presupuestado, y al mismo tiempo cumpla con las restricciones de que en cada hora la *Suma de las Compras de Energía* sea igual a la *Demanda Pronosticada*, y las restricciones de que en cada hora las cantidades de *Energía desde Contratos* no superen la *Capacidad de Generación del Proveedor*. La programación del modelo en Oracle Crystal Ball y OptQuest, se resume en el Anexo # 3.

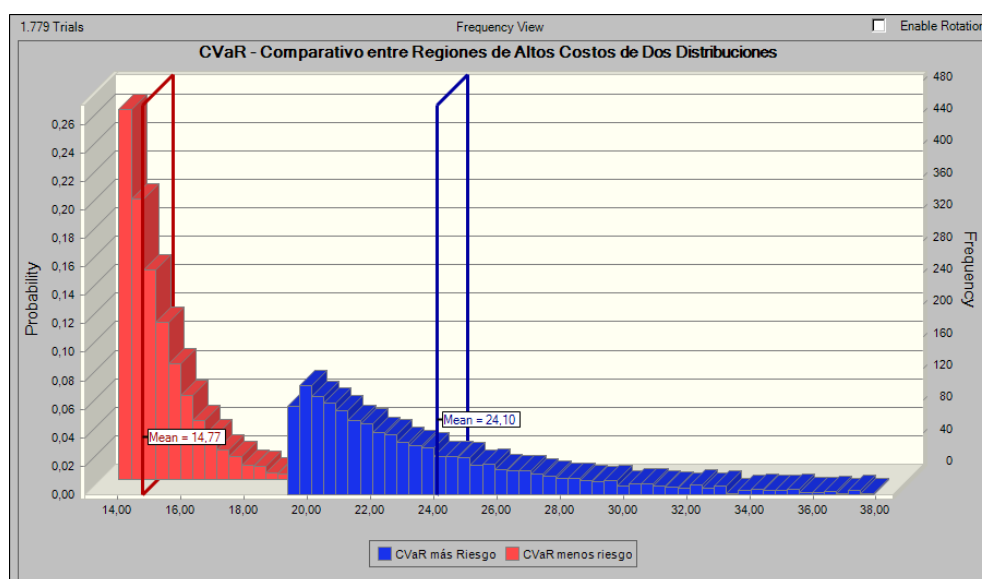
Cabe recalcar que la formulación matemática se enfoca en el análisis de las distribuciones de costos. Por tanto, lo que interesa es fijarse en el lado derecho de estas distribuciones, ya que allí es donde se localizan los costos más altos.

En efecto, la gestión de riesgos basada en el costo, consiste en minimizar el CVaR ya que un CVaR mínimo es igual a mínimo riesgo, por que al minimizar el CVaR lo que el optimizador hace, es, elegir la distribución de costo que es menos dispersa, por el hecho de que minimiza los costos más altos que son indeseables para el inversionista.

Por ejemplo, en las dos distribuciones de costos sesgadas que se indican en la Fig 6.3, se tienen los 95%-CVaR que se indican en la Fig. 6.4.



**Fig. 6.3: COMPARATIVO ENTRE DOS DISTRIBUCIONES DE COSTO**



**Fig. 6.4: COMPARATIVO ENTRE LOS VALORES DE CVaR DE COSTOS**

En el ejemplo de las Fig. 6.3 y 6.4 se determina que, aunque el costo medio en las dos distribuciones es el mismo, aquella con el CVaR menor, es la menos dispersa, y por tanto ofrece un costo menos riesgoso; y, esto es consecuente con la “regla de racionalidad” que ahora se aplica desde OptQuest para la búsqueda del óptimo.

#### **6.3.4 CONDICIONES SOBRE EL PRECIO Y SOBRE LA DEMANDA**

Conforme a lo indicado en la Sección 2.3.2, con objeto de volver manejable el problema en cuanto a tiempo de cálculo, el modelo de precios ocasionales en cada día, no considera las realizaciones negativas que pudiera entregar el proceso estocástico, y se representa el precio en cada hora del día mediante un valor proporcional al precio de la hora 16:00 a fin de mantener la regularidad de su comportamiento entre las horas 5:00 y 6:00, para la semana en análisis.

El análisis de la primera semana de Enero, requiere observar que el comportamiento del precio según la historia disponible para las primeras semanas, sigue una tendencia de curva plana a lo largo del día, y por ello, los precios en las horas 01:00 a la 24:00, se calculan con base a la hora 16:00, según se indica con los factores de la Tabla 6.3.

En la Fig 6.5 se indican varias trayectorias del precio ocasional obtenidas mediante la simulación del proceso estocástico y tomando en cuenta las condiciones de proporcionalidad y regularidad de la Tabla 6.3.

Se puede apreciar que las trayectorias (línea negra) siguen al comportamiento esperado del precio ocasional (línea gris) para la primera semana del año 2007.

Se verifica que el modelo estocástico provee múltiples trayectorias para el modelo de análisis de riesgo, las que producirán diferentes realizaciones del costo de compras, dándole a esta última variable un comportamiento estocástico.

De igual manera, por razones de manejabilidad del tamaño del problema y para acelerar el tiempo de cálculo, las decisiones sobre las cantidades de demanda a comprar desde contratos para las horas 01:00 a la 24:00 se calcula en forma proporcional a la decisión de la cantidad de demanda a atender a la hora 20 (Ver Tabla 6.4).

En la Fig 6.6. se indican las decisiones para la demanda (línea gris) siguiendo a la curva de carga diaria pronosticada (línea negra).

**TABLA 6.3: CONDICIONES SOBRE EL PRECIO**

Hora	Factor sobre el Precio Ocasional, para la primera semana de Enero	Fórmula que se ingresa en Excel
Hora 1	0.88	$\lambda_{0,h=1} = 0.88\lambda_{0,h=16}$
Hora 2	0.88	$\lambda_{0,h=2} = 0.88\lambda_{0,h=16}$
Hora 3	0.88	$\lambda_{0,h=3} = 0.88\lambda_{0,h=16}$
Hora 4	0.88	$\lambda_{0,h=4} = 0.88\lambda_{0,h=16}$
Hora 5	Fórmula discreta	$X_{t+1} = X_t(1 + a \cdot \delta) + c \cdot \delta + (bX_t + d)\sqrt{\delta} \cdot Z$
Hora 6	Fórmula discreta	$X_{t+1} = X_t(1 + a \cdot \delta) + c \cdot \delta + (bX_t + d)\sqrt{\delta} \cdot Z$
Hora 7	0.95	$\lambda_{0,h=7} = 0.95\lambda_{0,h=16}$
Hora 8	0.97	$\lambda_{0,h=8} = 0.97\lambda_{0,h=16}$
Hora 9	1	$\lambda_{0,h=9} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 10	1	$\lambda_{0,h=10} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 11	1	$\lambda_{0,h=11} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 12	1	$\lambda_{0,h=12} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 13	1	$\lambda_{0,h=13} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 14	1	$\lambda_{0,h=14} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 15	1	$\lambda_{0,h=15} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 16	Fórmula discreta	$X_{t+1} = X_t(1 + a \cdot \delta) + c \cdot \delta + (bX_t + d)\sqrt{\delta} \cdot Z$
Hora 17	1	$\lambda_{0,h=17} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 18	1	$\lambda_{0,h=18} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 19	1	$\lambda_{0,h=19} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 20	1	$\lambda_{0,h=20} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 21	1	$\lambda_{0,h=21} = \lambda_{0,h=16}$

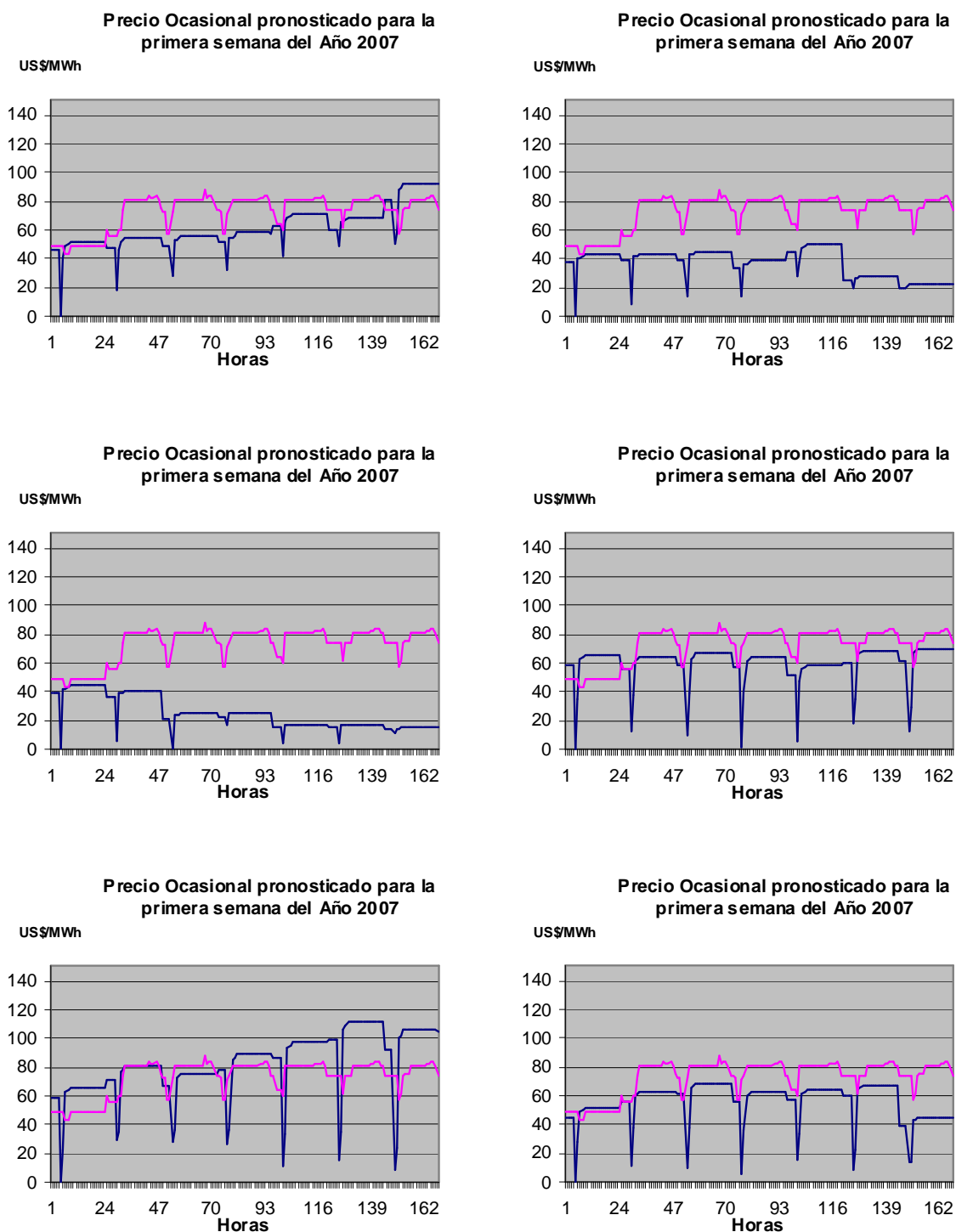
Hora	Factor sobre el Precio Ocasional, para la primera semana de Enero	Fórmula que se ingresa en Excel
Hora 22	1	$\lambda_{0,h=22} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 23	1	$\lambda_{0,h=23} = \lambda_{0,h=16}$
Hora 24	0.998	$\lambda_{0,h=24} = 0.998\lambda_{0,h=16}$

FUENTE: Elaboración Propia.

**TABLA 6.4: CONDICIONES SOBRE LA DEMANDA**

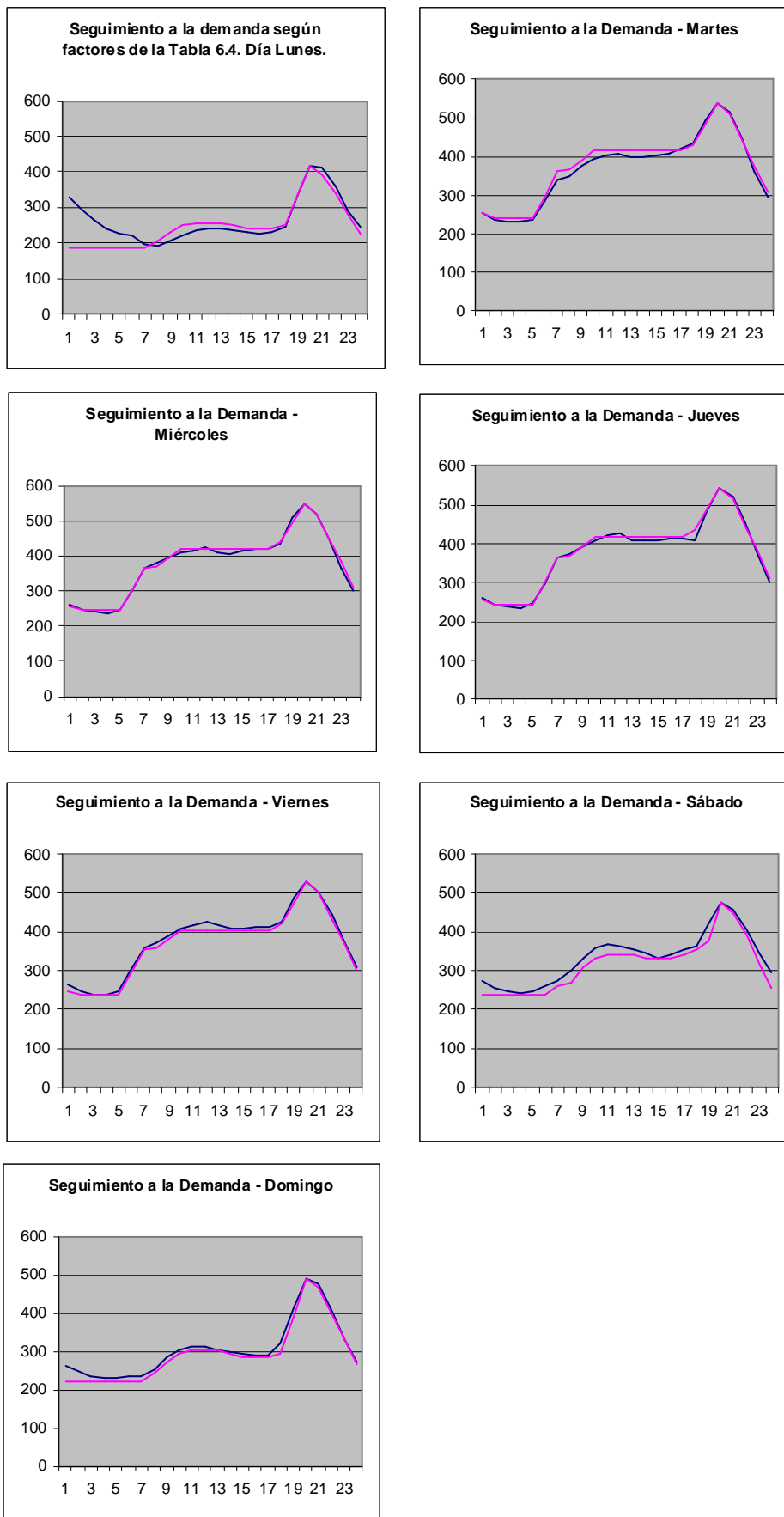
	Domingo normal y Lunes Feriado	Fórmula	Sábado normal	Fórmula	Día laborable normal: Martes, Miércoles, Jueves, Viernes	Fórmula
Hora 1	0.45	$E_{i,h=1} = 0.45E_{i,h=20}$	0.50	$E_{i,h=1} = 0.50E_{i,h=20}$	0.47	$E_{i,h=1} = 0.47E_{i,h=20}$
Hora 2	0.45	$E_{i,h=2} = 0.45E_{i,h=20}$	0.50	$E_{i,h=2} = 0.50E_{i,h=20}$	0.45	$E_{i,h=2} = 0.45E_{i,h=20}$
Hora 3	0.45	$E_{i,h=3} = 0.45E_{i,h=20}$	0.50	$E_{i,h=3} = 0.50E_{i,h=20}$	0.45	$E_{i,h=3} = 0.45E_{i,h=20}$
Hora 4	0.45	$E_{i,h=4} = 0.45E_{i,h=20}$	0.50	$E_{i,h=4} = 0.50E_{i,h=20}$	0.45	$E_{i,h=4} = 0.45E_{i,h=20}$
Hora 5	0.45	$E_{i,h=5} = 0.45E_{i,h=20}$	0.50	$E_{i,h=5} = 0.50E_{i,h=20}$	0.45	$E_{i,h=5} = 0.45E_{i,h=20}$
Hora 6	0.45	$E_{i,h=6} = 0.45E_{i,h=20}$	0.50	$E_{i,h=6} = 0.50E_{i,h=20}$	0.55	$E_{i,h=6} = 0.55E_{i,h=20}$
Hora 7	0.45	$E_{i,h=7} = 0.45E_{i,h=20}$	0.55	$E_{i,h=7} = 0.55E_{i,h=20}$	0.67	$E_{i,h=7} = 0.67E_{i,h=20}$
Hora 8	0.50	$E_{i,h=8} = 0.50E_{i,h=20}$	0.57	$E_{i,h=8} = 0.57E_{i,h=20}$	0.68	$E_{i,h=8} = 0.68E_{i,h=20}$
Hora 9	0.55	$E_{i,h=9} = 0.55E_{i,h=20}$	0.65	$E_{i,h=9} = 0.65E_{i,h=20}$	0.72	$E_{i,h=9} = 0.72E_{i,h=20}$
Hora 10	0.60	$E_{i,h=10} = 0.60E_{i,h=20}$	0.70	$E_{i,h=10} = 0.70E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=10} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 11	0.62	$E_{i,h=11} = 0.62E_{i,h=20}$	0.72	$E_{i,h=11} = 0.72E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=11} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 12	0.62	$E_{i,h=12} = 0.62E_{i,h=20}$	0.72	$E_{i,h=12} = 0.72E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=12} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 13	0.62	$E_{i,h=13} = 0.62E_{i,h=20}$	0.72	$E_{i,h=13} = 0.72E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=13} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 14	0.60	$E_{i,h=14} = 0.60E_{i,h=20}$	0.70	$E_{i,h=14} = 0.70E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=14} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 15	0.58	$E_{i,h=15} = 0.58E_{i,h=20}$	0.70	$E_{i,h=15} = 0.70E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=15} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 16	0.58	$E_{i,h=16} = 0.58E_{i,h=20}$	0.70	$E_{i,h=16} = 0.70E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=16} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 17	0.58	$E_{i,h=17} = 0.58E_{i,h=20}$	0.72	$E_{i,h=17} = 0.72E_{i,h=20}$	0.77	$E_{i,h=17} = 0.77E_{i,h=20}$
Hora 18	0.60	$E_{i,h=18} = 0.60E_{i,h=20}$	0.75	$E_{i,h=18} = 0.75E_{i,h=20}$	0.80	$E_{i,h=18} = 0.80E_{i,h=20}$
Hora 19	0.80	$E_{i,h=19} = 0.80E_{i,h=20}$	0.80	$E_{i,h=19} = 0.80E_{i,h=20}$	0.90	$E_{i,h=19} = 0.90E_{i,h=20}$
Hora 20	1.00	$E_{i,h=20}$	1.00	$E_{i,h=20}$	1.00	$E_{i,h=20}$
Hora 21	0.95	$E_{i,h=21} = 0.95E_{i,h=20}$	0.95	$E_{i,h=21} = 0.95E_{i,h=20}$	0.95	$E_{i,h=21} = 0.95E_{i,h=20}$
Hora 22	0.82	$E_{i,h=22} = 0.82E_{i,h=20}$	0.82	$E_{i,h=22} = 0.82E_{i,h=20}$	0.82	$E_{i,h=22} = 0.82E_{i,h=20}$
Hora 23	0.67	$E_{i,h=23} = 0.67E_{i,h=20}$	0.67	$E_{i,h=23} = 0.67E_{i,h=20}$	0.70	$E_{i,h=23} = 0.70E_{i,h=20}$
Hora 24	0.54	$E_{i,h=24} = 0.54E_{i,h=20}$	0.54	$E_{i,h=24} = 0.54E_{i,h=20}$	0.57	$E_{i,h=24} = 0.57E_{i,h=20}$

FUENTE: Elaboración Propia.



**Fig. 6.5: TRAYECTORIAS DE PRECIOS SEGÚN PROCESO ESTOCÁSTICO**





**Fig. 6.6: DECISIONES DE COMPRA CON SEGUIMIENTO A LA DEMANDA**

Cabe recalcar que los factores aplicados a  $\lambda_{0,h=16}$  y a  $E_{i,h=20}$  (Ver Tablas 6.3 y 6.4) hacen seguimiento al comportamiento plano del precio y a la forma de curva de demanda. Para el análisis de otras semanas, los factores deberán seguir los correspondientes comportamientos, sea plano o el similar a la demanda, que muestra el precio en las diferentes semanas del año, e igualmente la demanda se ajustará a la forma de la curva de carga respectiva.

El justificativo para estas condiciones de proporcionalidad es que, permiten no sólo reducir la cantidad de variables en el problema, sino también hacer un seguimiento más apropiado del comportamiento del precio según las tendencias percibidas en la información histórica, aunque al costo de una mayor atención en la preparación de la información previa a la optimización, pero en cambio aseguran mayor confiabilidad en los resultados.

### 6.3.5 ANÁLISIS DE RESULTADOS

#### 6.3.5.1 Desempeño del Optimizador

OptQuest presenta un comportamiento estable en la búsqueda de mejores soluciones, mediante el descarte de las soluciones no factibles (Ver Fig 6.7), según se evidencia en la Carta de Desempeño.

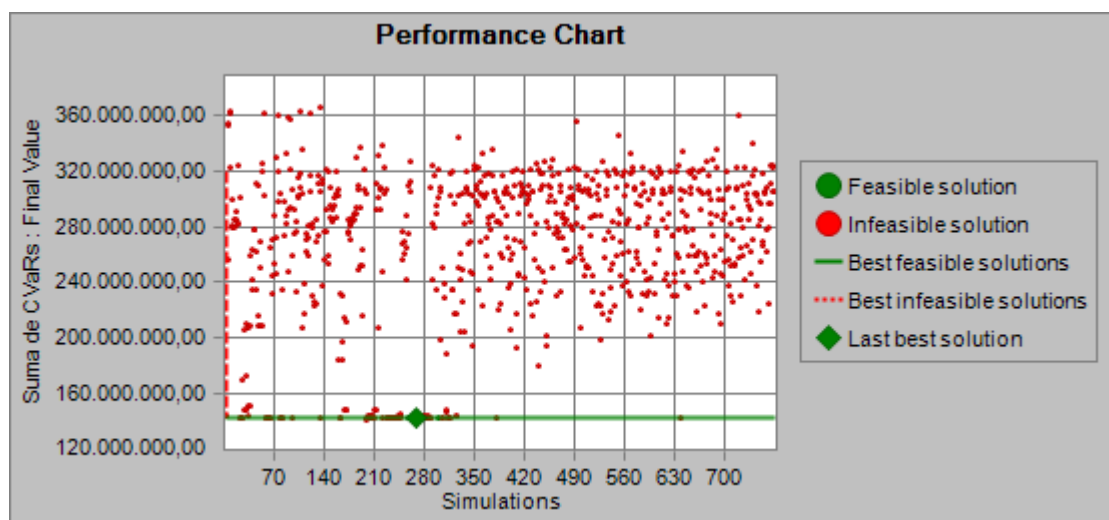


Fig. 6.7: CONVERGENCIA DE OPTQUEST HACIA MEJORES SOLUCIONES

La Fig 6.7. corresponde a la búsqueda de una alternativa de mínimo costo, donde se aprecia la rápida convergencia de OptQuest hacia la solución, y la obtención de la mejor solución en menos de 280 iteraciones. Esta es una característica destacable cuando se realiza Optimización Estocástica, ya que otros algoritmos reportan dificultades de convergencia hacia la solución (por ejemplo, cítese el análisis de resultados del modelo de gestión de riesgo de mercado para generadores, de Jordi Cabero, que reporta inestabilidades cuando se inicia la optimización o hasta que los problemas se vuelvan factibles [106]).

OptQuest permite detener la optimización durante la corrida, para examinar la Carta de Desempeño, lo que posibilita: a) examinar la rapidez de convergencia, b) extraer la mejor solución encontrada hasta ese momento, c) examinar los resultados encontrados (Fig 6.8); y, d) obtener reportes (Fig 6.9).

**OptQuest Results** Edit View Analyze Preferences Help

769 Total Solutions Solution Analysis View 10 Displayed

Rank	Solution #	Objective Minimize Final Value Suma de CVaRs	Requirements Mean <= 1.620.100,00 Costo Final Semanal	Constraints Hoja1!BT26 = Hoja
1	269	141.632.798,92	1.619.528,74	327,05659775943 = 32
2	227	141.642.805,09	1.619.176,27	327,05659775943 = 32
3	2	141.760.363,66	1.620.000,54	327,05659775943 = 32
4	228	141.763.220,59	1.619.901,81	327,05659775943 = 32
5	240	141.801.226,57	1.619.899,35	327,05659775943 = 32
6	299	141.822.274,40	1.619.224,98	327,05659775943 = 32
7	229	141.841.423,19	1.619.984,61	327,05659775943 = 32
8	313	141.858.413,52	1.620.025,45	327,05659775943 = 32
9	204	141.869.794,21	1.620.050,71	327,05659775943 = 32
10	258	141.892.854,36	1.619.859,31	327,05659775943 = 32

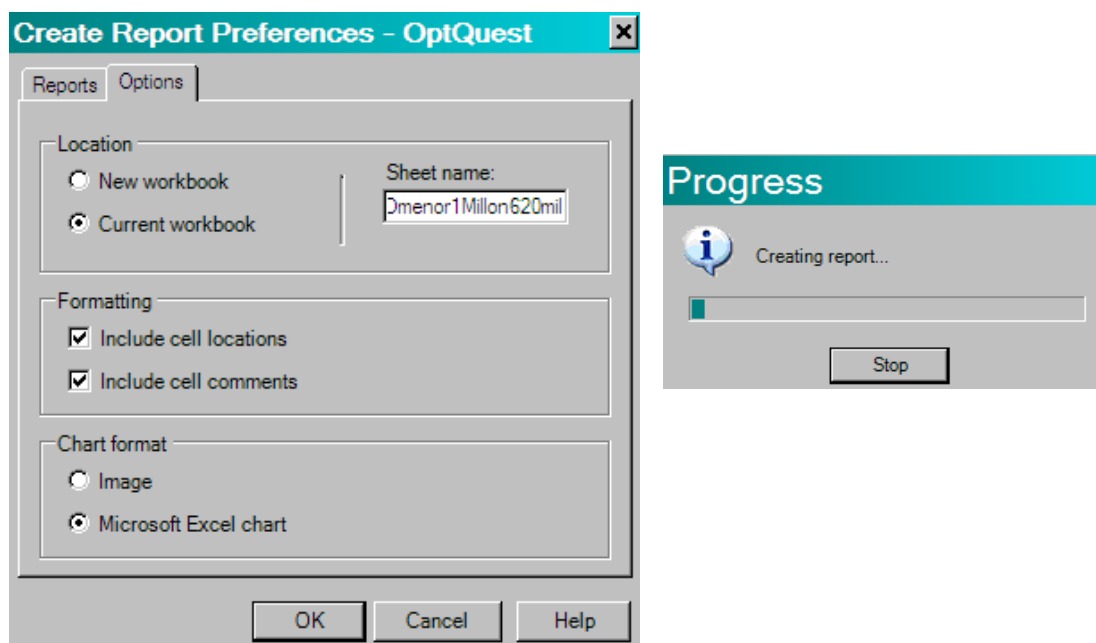
Statistics:

Minimum	141.632.798,92	1.619.176,27	327,05659775943	
Mean	141.788.517,45	1.619.765,18	327,05659775943	
Maximum	141.892.854,36	1.620.050,71	327,05659775943	
Std. Dev.	90.302,30	332,14	7,1930621458592...	7

Show the best:  5 solutions,  5 % of solutions,  All feasible solutions (10),  New best solutions (3)

Include:  Feasible solutions (10),  Infeasible solutions (759)

**Fig. 6.8: RESULTADOS FACTIBLES ENTREGADOS POR OPTQUEST**



**Fig. 6.9: REPORTES DE SOLUCIONES OBTENIDAS POR OPTQUEST**

### **6.3.5.2 Solución de Bajo Costo y Riesgo Moderado**

Una empresa eléctrica Distribuidora puede preferir una solución de bajo costo de obtención que tenga un nivel de riesgo moderado.

Se instruye a OptQuest para que encuentre la solución óptima de compras tal que minimice el funcional de riesgo, sujeto a un costo bajo deseable dígnase de USD 1.620.100,00 (un millón seiscientos veinte mil cien dólares)<sup>10</sup>.

OptQuest realiza 769 simulaciones en un tiempo de 3 horas, 34 minutos y 54 segundos, notando que la máxima mejora del valor final del funcional de riesgo es de 141.760.363,66 a 141.632.798,92 lo que es un cambio del 0.09%; por lo que reporta que la mejor solución encontrada, es:

Funcional de Riesgo	141.632.798,92
Costo Final Semanal esperado	1.619.528,74

<sup>10</sup> Para representar las cifras en el texto, se usa el formato anglosajón, donde el “punto” es el separador de millones y miles, y la “coma” es el separador de los decimales. Nótese que es así, como aparecen las cifras en los resultados en OptQuest (Ver Fig 6.8).



Hora	c0	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
15	14.00559	214.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
16	11.67781	214.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
17	14.38904	214.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
18	22.76866	222.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
19	37.23239	296.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
20	45.23587	370.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
21	58.69486	351.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
22	53.72481	303.400	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
23	43.98111	247.900	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
24	47.35509	199.800	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
25	15.96082	206.800	0.000	0.000	0.000	30.550	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
26	11.48659	198.000	0.000	0.000	0.000	29.250	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
27	4.978229	198.000	0.000	0.000	0.000	29.250	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
28	2.878171	198.000	0.000	0.000	0.000	29.250	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
29	10.96296	198.000	0.000	0.000	0.000	29.250	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
30	8.822171	242.000	0.000	0.000	0.000	35.750	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
31	0.585803	294.800	0.000	0.000	0.000	43.550	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
32	6.191159	299.200	0.000	0.000	0.000	44.200	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
33	12.74042	316.800	0.000	0.000	0.000	46.800	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
34	7.741998	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
35	15.2723	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
36	20.36954	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
37	11.38363	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
38	11.32037	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
39	13.69944	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
40	20.69046	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
41	34.68074	338.800	0.000	0.000	0.000	50.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
42	31.05109	352.000	0.000	0.000	0.000	52.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
43	37.90415	396.000	0.000	0.000	0.000	58.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
44	34.64772	440.000	0.000	0.000	0.000	65.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
45	38.26474	418.000	0.000	0.000	0.000	61.750	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
46	34.26529	360.800	0.000	0.000	0.000	53.300	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
47	11.09301	308.000	0.000	0.000	0.000	45.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
48	7.436756	250.800	0.000	0.000	0.000	37.050	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
49	15.67859	206.800	0.000	0.000	0.000	37.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
50	11.02563	198.000	0.000	0.000	0.000	36.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
51	5.352188	198.000	0.000	0.000	0.000	36.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
52	2.868073	198.000	0.000	0.000	0.000	36.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
53	12.36599	198.000	0.000	0.000	0.000	36.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
54	12.66011	242.000	0.000	0.000	0.000	44.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
55	17.14365	294.800	0.000	0.000	0.000	53.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
56	23.72485	299.200	0.000	0.000	0.000	54.400	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
57	22.41728	316.800	0.000	0.000	0.000	57.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
58	10.73375	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
59	15.4044	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
60	22.32349	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
61	10.61738	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
62	6.110393	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
63	14.89787	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
64	20.26984	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Hora	c0	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
65	19.70709	338.800	0.000	0.000	0.000	61.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
66	16.60195	352.000	0.000	0.000	0.000	64.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
67	39.67179	396.000	0.000	0.000	0.000	72.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
68	26.76923	440.000	0.000	0.000	0.000	80.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
69	26.12253	418.000	0.000	0.000	0.000	76.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
70	21.37093	360.800	0.000	0.000	0.000	65.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
71	0.390906	308.000	0.000	0.000	0.000	56.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
72	1.511817	250.800	0.000	0.000	0.000	45.600	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
73	19.93062	206.800	0.000	0.000	0.470	30.550	2.350	0.000	0.000	0.000	0.000
74	14.63101	198.000	0.000	0.000	0.450	29.250	2.250	0.000	0.000	0.000	0.000
75	8.623743	198.000	0.000	0.000	0.450	29.250	2.250	0.000	0.000	0.000	0.000
76	6.41808	198.000	0.000	0.000	0.450	29.250	2.250	0.000	0.000	0.000	0.000
77	15.79691	198.000	0.000	0.000	0.450	29.250	2.250	0.000	0.000	0.000	0.000
78	16.43144	242.000	0.000	0.000	0.550	35.750	2.750	0.000	0.000	0.000	0.000
79	22.8433	294.800	0.000	0.000	0.670	43.550	3.350	0.000	0.000	0.000	0.000
80	24.04628	299.200	0.000	0.000	0.680	44.200	3.400	0.000	0.000	0.000	0.000
81	24.22602	316.800	0.000	0.000	0.720	46.800	3.600	0.000	0.000	0.000	0.000
82	16.78974	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
83	28.75302	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
84	32.31705	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
85	16.34673	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
86	13.85685	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
87	16.89561	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
88	19.58937	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
89	18.71828	338.800	0.000	0.000	0.770	50.050	3.850	0.000	0.000	0.000	0.000
90	0.558335	352.000	0.000	0.000	0.800	52.000	4.000	0.000	0.000	0.000	0.000
91	24.88919	396.000	0.000	0.000	0.900	58.500	4.500	0.000	0.000	0.000	0.000
92	32.86922	440.000	0.000	0.000	1.000	65.000	5.000	0.000	0.000	0.000	0.000
93	34.00829	418.000	0.000	0.000	0.950	61.750	4.750	0.000	0.000	0.000	0.000
94	32.91254	360.800	0.000	0.000	0.820	53.300	4.100	0.000	0.000	0.000	0.000
95	13.83334	308.000	0.000	0.000	0.700	45.500	3.500	0.000	0.000	0.000	0.000
96	8.895799	250.800	0.000	0.000	0.570	37.050	2.850	0.000	0.000	0.000	0.000
97	15.56908	206.800	0.000	0.000	0.000	39.950	0.470	0.000	0.000	0.000	0.000
98	8.690843	198.000	0.000	0.000	0.000	38.250	0.450	0.000	0.000	0.000	0.000
99	2.281625	198.000	0.000	0.000	0.000	38.250	0.450	0.000	0.000	0.000	0.000
100	1.593775	198.000	0.000	0.000	0.000	38.250	0.450	0.000	0.000	0.000	0.000
101	9.984907	198.000	0.000	0.000	0.000	38.250	0.450	0.000	0.000	0.000	0.000
102	8.598004	242.000	0.000	0.000	0.000	46.750	0.550	0.000	0.000	0.000	0.000
103	6.654123	294.800	0.000	0.000	0.000	56.950	0.670	0.000	0.000	0.000	0.000
104	12.00203	299.200	0.000	0.000	0.000	57.800	0.680	0.000	0.000	0.000	0.000
105	10.66703	316.800	0.000	0.000	0.000	61.200	0.720	0.000	0.000	0.000	0.000
106	4.237466	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
107	12.75482	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
108	18.75598	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
109	11.69863	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
110	0.873477	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
111	4.402588	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
112	6.74767	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
113	8.095162	338.800	0.000	0.000	0.000	65.450	0.770	0.000	0.000	0.000	0.000
114	5.542579	352.000	0.000	0.000	0.000	68.000	0.800	0.000	0.000	0.000	0.000

Hora	c0	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
115	13.24476	396.000	0.000	0.000	0.000	76.500	0.900	0.000	0.000	0.000	0.000
116	0.709463	440.000	0.000	0.000	0.000	85.000	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000
117	4.103323	418.000	0.000	0.000	0.000	80.750	0.950	0.000	0.000	0.000	0.000
118	14.38164	360.800	0.000	0.000	0.000	69.700	0.820	0.000	0.000	0.000	0.000
119	4.025661	308.000	0.000	0.000	0.000	59.500	0.700	0.000	0.000	0.000	0.000
120	10.81045	250.800	0.000	0.000	0.000	48.450	0.570	0.000	0.000	0.000	0.000
121	35.65925	220.000	0.000	0.000	1.500	12.500	2.000	0.000	0.000	0.000	0.000
122	18.4705	220.000	0.000	0.000	1.500	12.500	2.000	0.000	0.000	0.000	0.000
123	9.540724	220.000	0.000	0.000	1.500	12.500	2.000	0.000	0.000	0.000	0.000
124	5.820534	220.000	0.000	0.000	1.500	12.500	2.000	0.000	0.000	0.000	0.000
125	8.919566	220.000	0.000	0.000	1.500	12.500	2.000	0.000	0.000	0.000	0.000
126	24.63448	220.000	0.000	0.000	1.500	12.500	2.000	0.000	0.000	0.000	0.000
127	12.35193	242.000	0.000	0.000	1.650	13.750	2.200	0.000	0.000	0.000	0.000
128	30.42531	250.800	0.000	0.000	1.710	14.250	2.280	0.000	0.000	0.000	0.000
129	25.80565	286.000	0.000	0.000	1.950	16.250	2.600	0.000	0.000	0.000	0.000
130	29.38605	308.000	0.000	0.000	2.100	17.500	2.800	0.000	0.000	0.000	0.000
131	26.93868	316.800	0.000	0.000	2.160	18.000	2.880	0.000	0.000	0.000	0.000
132	24.48738	316.800	0.000	0.000	2.160	18.000	2.880	0.000	0.000	0.000	0.000
133	15.55268	316.800	0.000	0.000	2.160	18.000	2.880	0.000	0.000	0.000	0.000
134	13.03126	308.000	0.000	0.000	2.100	17.500	2.800	0.000	0.000	0.000	0.000
135	1.242766	308.000	0.000	0.000	2.100	17.500	2.800	0.000	0.000	0.000	0.000
136	8.484033	308.000	0.000	0.000	2.100	17.500	2.800	0.000	0.000	0.000	0.000
137	12.45484	316.800	0.000	0.000	2.160	18.000	2.880	0.000	0.000	0.000	0.000
138	10.41478	330.000	0.000	0.000	2.250	18.750	3.000	0.000	0.000	0.000	0.000
139	42.46033	352.000	0.000	0.000	2.400	20.000	3.200	0.000	0.000	0.000	0.000
140	0.745425	440.000	0.000	0.000	3.000	25.000	4.000	0.000	0.000	0.000	0.000
141	7.9368	418.000	0.000	0.000	2.850	23.750	3.800	0.000	0.000	0.000	0.000
142	17.22546	360.800	0.000	0.000	2.460	20.500	3.280	0.000	0.000	0.000	0.000
143	29.7923	294.800	0.000	0.000	2.010	16.750	2.680	0.000	0.000	0.000	0.000
144	42.62585	237.600	0.000	0.000	1.620	13.500	2.160	0.000	0.000	0.000	0.000
145	43.31742	198.000	0.000	0.000	0.000	22.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
146	25.90326	198.000	0.000	0.000	0.000	22.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
147	14.97491	198.000	0.000	0.000	0.000	22.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
148	11.24697	198.000	0.000	0.000	0.000	22.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
149	8.45557	198.000	0.000	0.000	0.000	22.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
150	14.03957	198.000	0.000	0.000	0.000	22.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
151	12.05948	198.000	0.000	0.000	0.000	22.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
152	8.3996	220.000	0.000	0.000	0.000	25.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
153	13.31307	242.000	0.000	0.000	0.000	27.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
154	10.72876	264.000	0.000	0.000	0.000	30.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
155	10.30336	272.800	0.000	0.000	0.000	31.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
156	5.870565	272.800	0.000	0.000	0.000	31.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
157	0.528058	272.800	0.000	0.000	0.000	31.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
158	3.736311	264.000	0.000	0.000	0.000	30.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
159	8.364903	255.200	0.000	0.000	0.000	29.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
160	4.446185	255.200	0.000	0.000	0.000	29.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
161	5.472301	255.200	0.000	0.000	0.000	29.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
162	25.7208	264.000	0.000	0.000	0.000	30.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
163	23.63839	352.000	0.000	0.000	0.000	40.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
164	0.779698	440.000	0.000	0.000	0.000	50.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000



Hora	c0	c1	c2	c3	c4	c5	c6	c7	c8	c9	c10
165	8.253574	418.000	0.000	0.000	0.000	47.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
166	8.534001	360.800	0.000	0.000	0.000	41.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
167	2.070626	294.800	0.000	0.000	0.000	33.500	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
168	5.376808	237.600	0.000	0.000	0.000	27.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

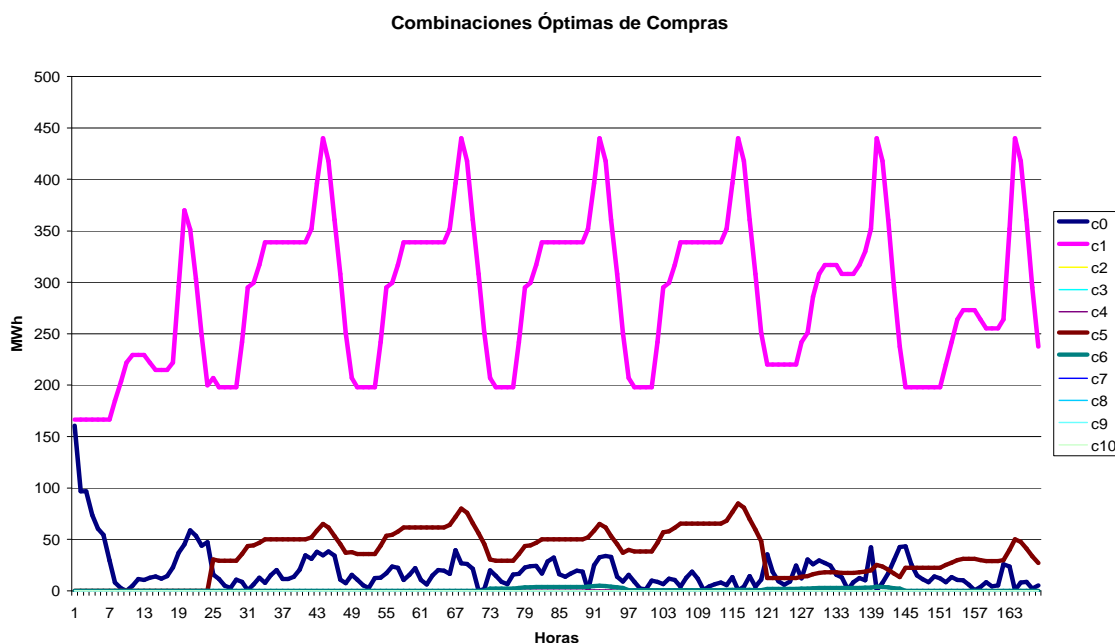
Se puede apreciar que el contrato “c1” se activa en todo el periodo; pero, que los contratos “c2”, “c3”, “c7”, “c8”, “c9” y “c10” no se activan en todo el periodo.

No es difícil comprender por que OptQuest toma estas decisiones. En efecto, cabe fijarse en el precio ocasional “p0” y los precios de los contratos “p1” a “p10” que se indican en la Tabla 6.6, para entender que el Optimizador elige los contratos con menores precios, tal como el “c1”, “c4”, “c5” y “c6”; tomando en cuenta la disponibilidad de generación de los proveedores de estos contratos, y ajustando la cantidad demandada mediante compras desde el mercado ocasional “c0”.

**TABLA 6.6: PRECIO OCASIONAL Y PRECIOS EN CONTRATOS**

p0	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7	p8	p9	p10
40.31256	25.4	24.37	28	43.105	38.317	43	38.317	42.105	54.128	55

La Fig 6.11 resume las compras a los contratos elegidos que constan en la Tabla 6.5, y la forma en que éstos hacen seguimiento a la curva diaria de carga, de acuerdo con el modelo de análisis de riesgos aquí diseñado.



**Fig. 6.11: CURVAS DE CONTRATOS DE COMPRA PARA BAJO COSTO**

El *valor en riesgo condicional* se calcula para cada hora, a partir de los percentiles ubicados en la cola derecha de la distribución de costos (lado de los mayores costos) sobre el percentil 95%.

Cabe recalcar que, lo que hace el optimizador al minimizar el valor en riesgo condicional, es seleccionar la distribución con la cola derecha más corta, lo que quiere decir que el optimizador escoge la distribución que tiene la menor dispersión entre todas las distribuciones alternativas que éste baraja a lo largo del proceso de optimización.

De esta manera, OptQuest puede determinar las combinaciones de cantidades de compra, para cada hora de cada día del año.

Ahora bien, a fin de resumir los resultados de cada optimización, se calculan los siguientes indicadores:

$$\text{Porcentaje de cobertura} = \frac{\text{Total Compras mediante Contratos}}{\text{Demanda Total semanal}}$$

$$\text{Costo promedio del MWh} = \frac{\text{Costo Final Acumulado}}{\text{Demanda Total semanal}}$$

Nótese que las combinaciones de cantidades de compra al mercado ocasional y a los contratos, cubren la demanda pronosticada en cada hora.

En el caso del portafolio de bajo costo de la Tabla 6.5, los indicadores son:

$$\text{Porcentaje de cobertura} = \frac{\text{Total Compras mediante Contratos}}{\text{Demanda Total semanal}} = \frac{54\,530.34 \text{ MWh}}{57\,704.80 \text{ MWh}} = 94.5\%$$

$$\text{Costo promedio MWh} = \frac{\text{Costo Final Esperado}}{\text{Demanda Total semanal}} = \frac{\text{USD\$ } 1.621.068,80}{57\,704.80 \text{ MWh}} = 28,092 \text{ USD\$/MWh}$$

Se puede apreciar que el modelo recomienda que casi toda la demanda (94,5%) sea cubierta con contratos, de manera que sólo quede una parte menor de energía para ser comprada al mercado ocasional.

Además, el bajo costo en el orden de 28.092 USD\$/MWh indica que se compre la energía a los contratos con las empresas hidroeléctricas que son las de menores costos.

Como lo sugieren los indicadores de *porcentaje de cobertura* y *costo promedio*, la primera regla básica para estructurar los contratos de compras, es: procurar adquirir electricidad al menor costo posible, dejando un margen pequeño de compras para cubrirlas desde el mercado ocasional. Esto sugiere que el modelo se comporta, conforme a la intuición del inversionista, que en este caso, es una Distribuidora adversa al riesgo.

La distribución del costo final acumulado, se muestra en la Fig 6.12.

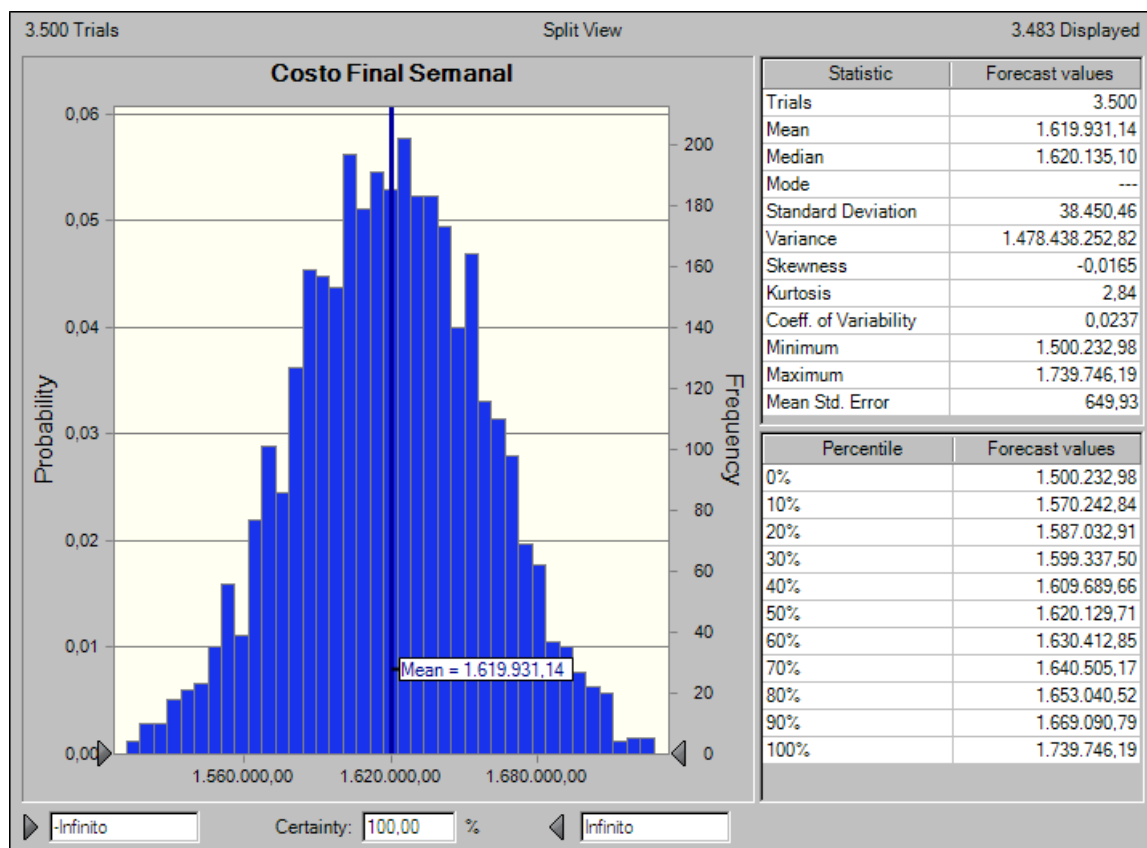
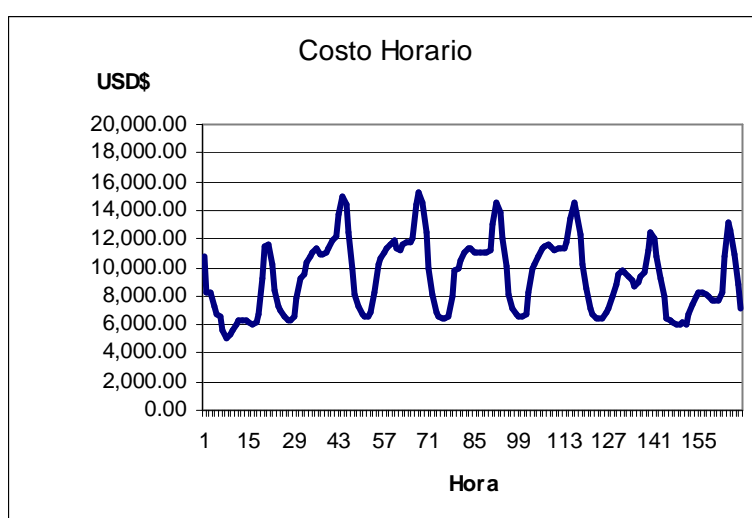


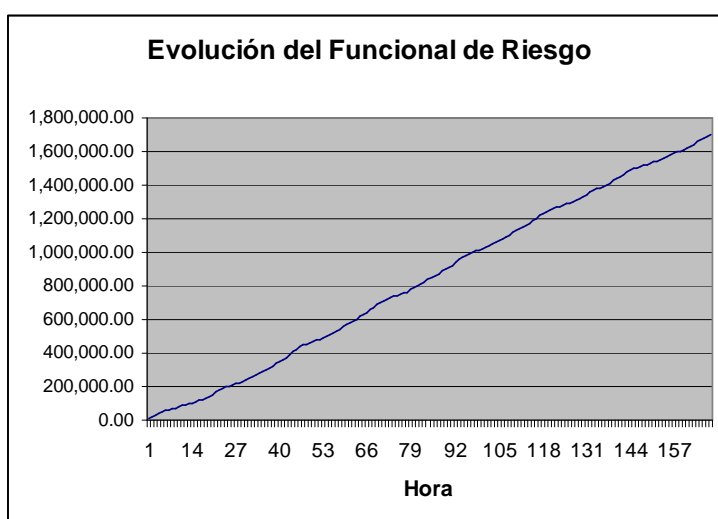
Fig. 6.12: DISTRIBUCION DEL COSTO FINAL ACUMULADO SEMANAL

La desviación estándar del costo final semanal acumulado, es de USD\$ 38450.46; la cual representa el 2.37% de la media que es de USD\$ 1,616,068.80. Esto indica que la distribución del costo final semanal acumulado, es poco dispersa, lo que significa mínimo riesgo.

Con objeto de observar el comportamiento de la estructura de optimización estocástica multiperiodo empleada, a continuación se presentan las gráficas del costo de compras de energía eléctrica (Fig 6.13), y del valor del funcional de riesgo (Fig 6.14) para cada hora del periodo analizado.



**Fig. 6.13: EVOLUCION DEL COSTO HORARIO DURANTE LA SIMULACIÓN**



**Fig. 6.14: EVOLUCIÓN DEL FUNCIONAL DE RIESGO DURANTE LA OPTIMIZACION**

Estos gráficos muestran que en la búsqueda de la solución del mínimo costo semanal final, el costo de las compras de energía en cada hora, es obligado por esta estructura de optimización estocástica multiperiodo, a mantenerse dentro de un margen estrecho entre 6,000.00 y 16,000.00 USD\$, mientras que el funcional de riesgo del tipo Valor en Riesgo Condicional Multiperiodo sigue una tendencia creciente regular que es consecuente con la definición aquí empleada para el mismo, y denota un tratamiento por igual del riesgo a lo largo de las horas del periodo analizado, lo que se interpreta como un buen comportamiento para esta medida de riesgo.

### 6.3.5.3 Solución de Alto Costo

Mediante el modelo de análisis de riesgos, se explora si una solución de alto costo de obtención es apropiada para algún nivel moderado de riesgos.

Para ello, se instruye a OptQuest para que encuentre la solución óptima de compras, tales que minimicen el funcional de riesgo, sujeto a un costo elevado, por ejemplo, entre USD 2.890.000,00 y USD 2.900.000,00.

OptQuest evalúa 40 simulaciones en un tiempo de 17 minutos y 8 segundos, y encuentra la siguiente solución:

Funcional de Riesgo	360.949.661,46
Costo Final Semanal esperado	2.897.177,96

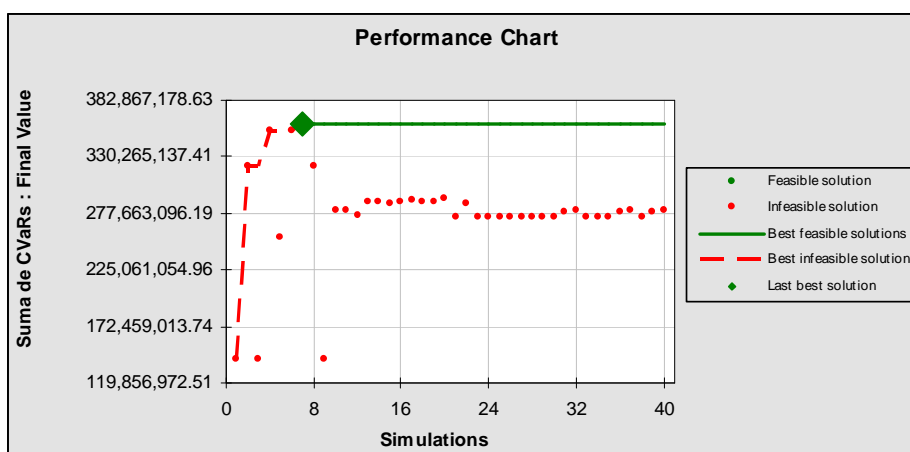
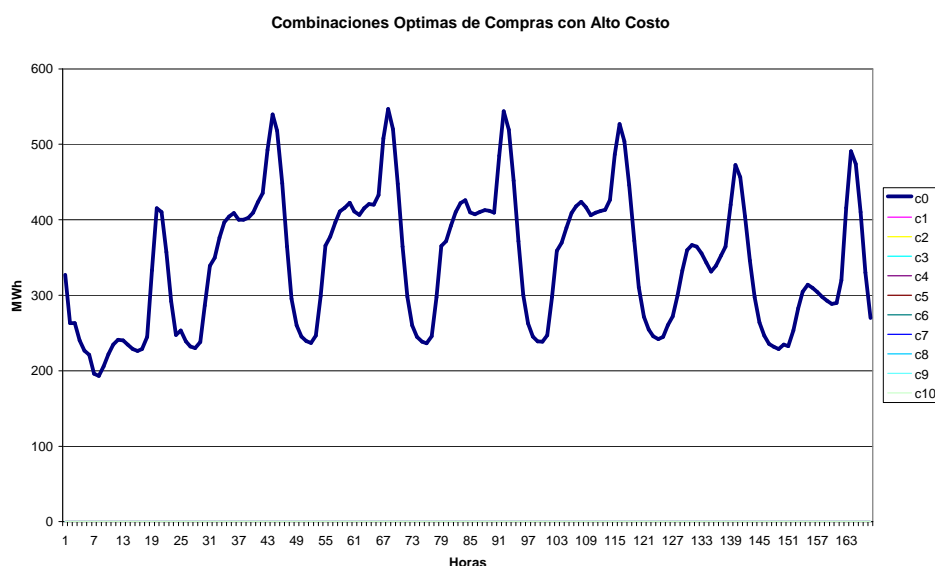


Fig. 6.15: CARTA DE DESEMPEÑO PARA ALTO COSTO

La Carta de Desempeño de OptQuest se indica en la Fig 6.12. De igual manera, cada simulación comprende 3500 iteraciones, durante las cuales se hace un muestreo tipo Hipercubo Latino desde 500 intervalos.

El portafolio de alto costo, obtenido por OptQuest está compuesto por compras únicamente al mercado ocasional, como se indica en la Fig. 6.16.



**Fig. 6.16: COMPRAS PARA EL PORTAFOLIO DE ALTO COSTO**

Nótese que el perfil de compras al mercado ocasional “c0” corresponde al de la demanda eléctrica, ya que toda la energía se cubre con este mercado.

En este caso, los indicadores son:

$$\text{Porcentaje de cobertura} = \frac{\text{Total Compras mediante Contratos}}{\text{Demanda Total semanal}} = \frac{0 \text{ MWh}}{57\,704,80 \text{ MWh}} = 0.00\%$$

$$\text{Costo promedio MWh} = \frac{\text{Costo Final Esperado}}{\text{Demanda Total semanal}} = \frac{\text{USD\$ } 2.894.748,82}{57\,704,80 \text{ MWh}} = 50.16 \text{ USD\$/MWh}$$

En el caso de alto costo de compras, el modelo recomienda que toda la demanda se compre al mercado ocasional; lo que desde el punto de vista de riesgos, significa que toda la demanda estará no cubierta (0% de cobertura) por contratos, lo que se aprecia muy riesgoso para el inversionista adverso al riesgo.

Nótese que el costo alto está en el orden de 50.16 USD\$/MWh que es prácticamente el doble del costo de la alternativa de menor costo; por lo que es claro que, la alternativa de alto costo no es de interés para la Distribuidora, ya que por una parte, tendría que pagar el doble, y por otra, tendría que enfrentar todo del riesgo de fluctuaciones del precio ocasional.

**Del análisis anterior, se desprende la segunda regla básica para la estructuración de contratos de la Distribuidora, cual es que: no debe confiar un alto porcentaje de compras al mercado ocasional, cuando éstas pueden diversificarse comprando a un conjunto de contratos, los cuales -por ejemplo en el horizonte estudiado- brindan un menor costo comparado con respecto al costo promedio del mercado ocasional.**

#### **6.3.5.4 Solución de Mínimo Riesgo sin restricción de Costo**

¿Qué pasará si el modelo de análisis de riesgos explora una solución sin restricción sobre el costo de obtención?. Para contestar esta pregunta, se instruye a OptQuest para que encuentre la solución óptima de compras, tales que minimicen el funcional de riesgo, pero sin que éste esté sujeto a un requerimiento de costo.

OptQuest evalúa 45 simulaciones en un tiempo de 12 minutos y 44 segundos, y encuentra que el funcional de riesgo fue mejorado desde 320.315.561,72 hasta 141.895.517,61, lo que significa una mejora del 55.70% en el sentido de minimización.

La mejor solución encontrada por OptQuest es la siguiente:

Funcional de Riesgo	141.895.517,61
Costo Final Semanal esperado	1.619.287,64

**Es interesante observar que esta solución es estadísticamente similar a la solución de bajo costo y riesgo moderado, explorada en la Sección 6.3.5.2, la cual reporta el Funcional de**

Riesgo de 141.632.798,92, y el Costo Final esperado de 1.619.528,74; lo que significa que la estructuración de portafolios en el caso del mercado eléctrico ecuatoriano, se puede aproximar bastante bien, simplemente minimizando el riesgo, sin necesidad de restringir el costo esperado.

La Carta de Desempeño de OptQuest se indica en la Fig 6.14, donde cada simulación comprende 3500 iteraciones, durante las cuales se realizó un muestreo tipo Hipercubo Latino a partir de 500 intervalos.

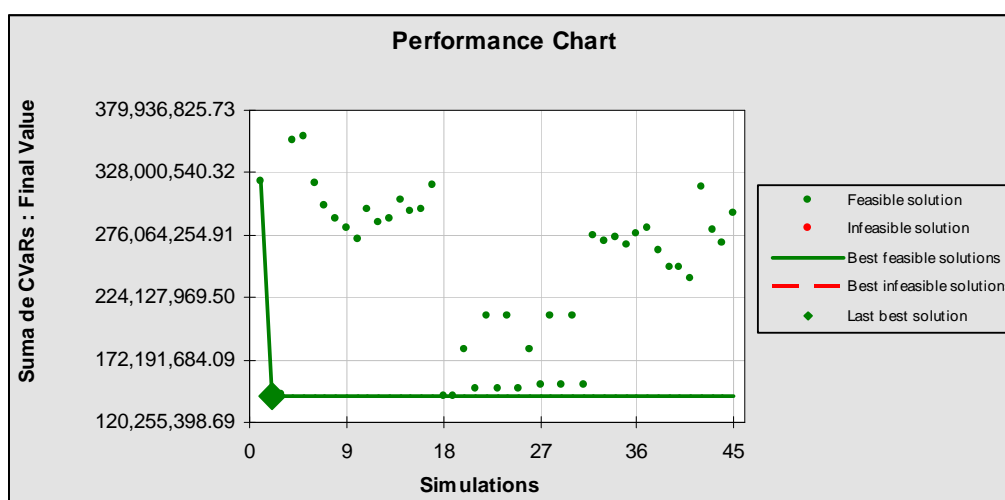


Fig. 6.17: CARTA DE DESEMPEÑO BUSCANDO EL MÍNIMO RIESGO

### 6.3.5.5 Solución de Máximo Riesgo sin restricción de Costo

¿Qué pasará si el modelo de análisis de riesgos explora una solución sin restricción sobre el costo de obtención, pero maximizando el riesgo?.

Esta pregunta es contraria al objetivo de minimizar el riesgo, pero se la explora para examinar cómo se comporta el modelo de análisis de riesgos. Para contestar esta pregunta, se instruye a OptQuest para que encuentre una solución que maximice el funcional de riesgo, sin que éste esté sujeto a un requerimiento de costo. OptQuest evalúa 75 simulaciones en un tiempo de 21 minutos y 15 segundos, y encuentra que el funcional de riesgo se mejora desde 319.223.712,00 hasta 365.455.775,70, esto es una mejora del 14.48% en el sentido de maximización.



La solución encontrada por OptQuest, en el sentido de maximización del funcional de riesgos, es la siguiente:

Funcional de Riesgo	365.455.775,70
Costo Final Semanal esperado	2.881.438,42

Se observa que esta solución se parece a la Solución de Alto Costo de la Sección 6.3.5.3, donde el Funcional de Riesgo resultó de 360.949.661,46, y el Costo Final esperado de 2.897.177,96.

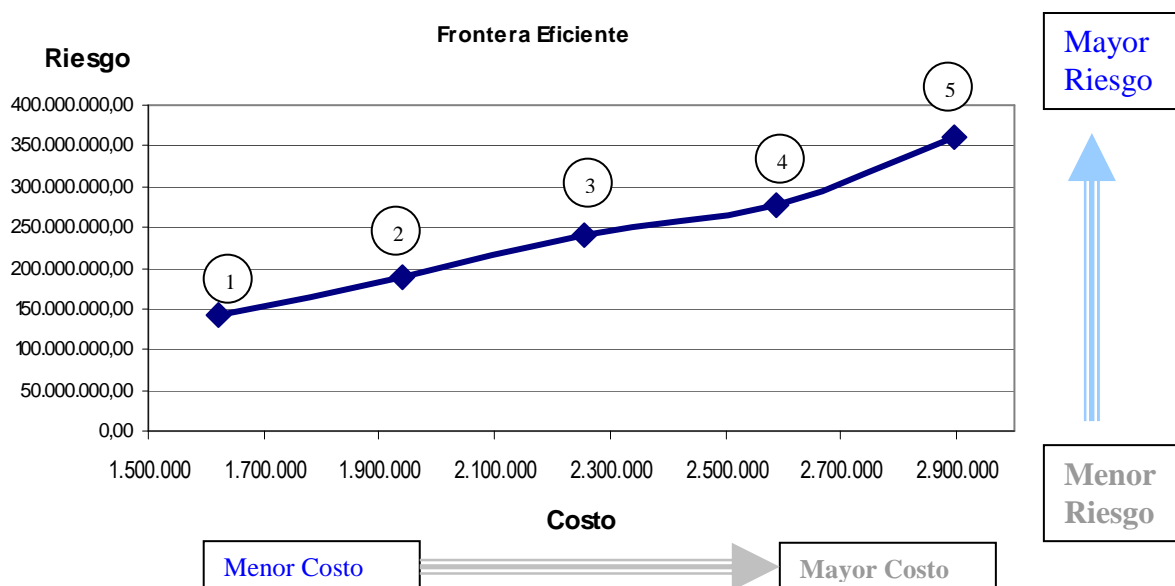
Ahora bien, ya que el objetivo de la gestión de riesgo no es maximizarlo, sino al contrario, minimizarlo; entonces, lo que se desprende del presente análisis es que no es factible encontrar soluciones de alto costo que tengan bajo riesgo; ya que las soluciones de alto costo implican alto riesgo, lo que se entiende del hecho que estas soluciones involucran un alto componente de compras al mercado ocasional, que para el horizonte de estudio analizado, muestran un alto costo; por lo tanto, se insiste en la primera regla básica para estructurar portafolios de contratos para las Distribuidoras en el mercado eléctrico ecuatoriano, cual es la de procurar siempre estructurar portafolios con los costos de compras más bajos, y reducir la posibilidad de compras al mercado ocasional a la mínima posible, pero comprometiendo la mayor cantidad posible en contratos según las combinaciones óptimas obtenidas por el modelo de riesgos mediante Optimización Estocástica.

#### **6.3.5.6 Sensibilidad al Riesgo = Frontera Eficiente**

Es importante examinar que le ocurre al costo esperado cuando se varía el riesgo, o bien que le ocurre al riesgo cuando se varía el requerimiento del costo esperado.

Para ello, se corre el modelo de análisis de riesgos en OptQuest, variando en cada corrida el requerimiento de costo deseado, por ejemplo, entre el valor de

costo bajo (Sección 6.3.5.2) y el de costo alto (Sección 6.3.5.3), para examinar la sensibilidad del riesgo en los portafolios de compra con diferentes costos, con lo que se obtiene la frontera eficiente mostrada en la Fig 6.18.



**Fig. 6.18: FRONTERA EFICIENTE “RIESGO vs COSTO”**

Los detalles de la corrida de OptQuest se indican en el Anexo 3.

La Tabla 6.7 resume las alternativas óptimas para los 5 puntos de la frontera eficiente indicados en la Fig. 6.18. Se indica el porcentaje de cobertura y costo promedio.

**TABLA 6.7: FRONTERA EFICIENTE Y DESEMPEÑO**

Punto	Porcentaje de Cobertura	Costo promedio (USD\$/MWh)	Valores de la Frontera Eficiente			Color para Alerta de Riesgo
			Costo semanal (USD\$)	Riesgo (USD\$)	Costo/riesgo	
1	94,5%	28,092	1.619.528,74	141.632.798,92	0,01143	Verde
2	76,3%	33,612	1.939.577,98	188.554.028,55	0,01029	Amarillo
3	64,2%	39,006	2.253.767,93	240.966.216,68	0,00935	Naranja
4	64,5%	44,75	2.588.794,17	278.435.702,41	0,00930	Blanco
5	0,0%	50,16	2.897.177,96	360.949.661,46	0,00803	Rojo

Nótese que la alternativa con la mayor relación costo/riesgo, ofrece el mejor desempeño económico-financiero para el horizonte de estudio, considerando el mínimo riesgo y bajos costos presupuestados de compra.

Se indica una columna que asigna un color para alerta de riesgo, y se ha coloreado en verde la mejor alternativa (0.01143), en amarillo la que le sigue (0.01025), en naranja la que ofrece un porcentaje de cobertura mediano (0.00935) y en rojo la que no cubre la demanda con ningún contrato (0.00803).

En conclusión, lo que indica el modelo es que, si la Distribuidora desea correr más riesgo en el costo de compras, debe dejar descubierta una mayor parte de la demanda, para luego cubrirla al costo del mercado ocasional; pero ello, implica incurrir en un costo esperado más alto; lo que no es conveniente.

Lo que le conviene a la Distribuidora de acuerdo al modelo de riesgos, es: primero, realizar la mayor cantidad de compras desde contratos a fin de limitar la cantidad a adquirir en el mercado ocasional; y, segundo, procurar contratos que tengan el mínimo costo posible comparado con el costo promedio en el mercado ocasional. Esta conclusión desde el modelo matemático, coincide con la intuición de los gerentes de riesgos de las empresas eléctricas de procurar cubrir las compras lo más posible; por ello, se considera que el modelo es apropiado para reflejar esta intuición y provee resultados coherentes.

Cabe recalcar que si la Distribuidora deja descubierta una gran parte de sus compras, puede encontrarse en situaciones donde tenga que realizar compras importantes al mercado ocasional en determinados momentos del año y a precios ocasionales altos, lo que incidirá en un alto costo por la adquisición de energía que se reflejará en sus balances con consecuencias negativas, más aún si en tales ocasiones, el precio ocasional alto es superior a la tarifa regulada.

Finalmente, cabe comentar que el gerente financiero de una empresa distribuidora debe explorar las diferentes alternativas de la frontera eficiente, y examinar la más apropiada para el nivel de aversión al riesgo de su empresa, que como se establece en el presente estudio se ubica en el sentido de menor costo y menor riesgo.

## CAPÍTULO 7

### CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 7.1 ÁMBITO DE LA PRESENTE INVESTIGACIÓN

Lo que la presente investigación ha buscado, es hacer la optimización de economías en el sector eléctrico, para lo cual ha recabado y analizado los alcances de las herramientas de pronóstico (sea a nivel econométrico, de series temporales, o de procesos estocásticos) y ha escarbado lo que significa el riesgo y como debe ser medido en forma consecuente con la racionalidad del inversionista; y, todo esto se ha llevado al mundo de la simulación y de la optimización estocástica, para la búsqueda de las soluciones óptimas que permitan una toma informada de decisiones financieras bajo incertidumbre.

Este camino ha demandado una amplia exploración bibliográfica, pero sobre todo la reflexión sobre el alcance de los conceptos que provienen del mundo financiero y que no son directamente aplicables a los problemas financieros del sector eléctrico, por sus características específicas y de carácter técnico; pero, finalmente se ha logrado el desarrollo de una metodología práctica para afrontar la gestión de riesgos en el campo de la negociación de contratos de compra-venta de energía eléctrica, por lo que se considera que se ha cumplido con el objetivo trazado.

Cabe recalcar que en el Capítulo 6 se aplican los métodos matemáticos desarrollados en esta tesis a un caso real que requiere la determinación de alternativas de combinaciones de compras que ofrecen el manejo del riesgo sujeto a un costo de obtención presupuestado, y se ha presentado los resultados de la optimización estocástica en la forma de una frontera eficiente riesgo-costos, tablas de cantidades óptimas e indicadores de la cobertura y del costo promedio esperado a pagar por cada kilovatio-hora.

Por tanto, se ha desarrollado una metodología de análisis del riesgo completa y en parte compleja, para la cobertura de compras de las empresas Distribuidoras del mercado ecuatoriano, donde el analista financiero puede hacer modificaciones y correr análisis desde diferentes valores iniciales o requerimientos, lo que le brinda flexibilidad y posibilidades para afinar su modelo a la realidad cambiante.

Esta metodología de análisis de riesgos hace uso de un funcional de riesgos multiperiodo que permite optimizar cada hora del horizonte de estudio de mediano plazo, lo que ciertamente es diferente a la vasta mayoría de modelos reportados en la literatura, que trabajan con una discretización gruesa de la incertidumbre antes que con una discretización horaria que en cambio es la forma en que está organizado el mercado y la forma en que se liquidan los contratos; por ello, se estima que esta metodología puede extenderse a otros mercados eléctricos más complejos, donde se negocian futuros, opciones y otros tipos de contratos forward y derivados financieros exóticos, y aplicarse para la cobertura tanto de las empresas comercializadoras, como de las generadoras eléctricas.

Con relación a la hipótesis planteada en esta investigación, respecto a que determinando la cantidad óptima de compras desde contratos se puede lograr la cobertura contra los riesgos en el precio y en la cantidad, se ha comprobado que es valedera según la metodología desarrollada, por lo que se anticipa que su aplicación beneficiará el desempeño económico y financiero de las empresas eléctricas en mercados eléctricos competitivos.

A continuación, el presente Capítulo 7, resume las implicaciones de los modelos desarrollados y de los hechos revisados, a manera de conclusiones y comentarios de lo que puede hacerse a continuación de lo avanzado y desarrollado en la presente tesis.

## **7.2 CONCLUSIONES**

### **7.2.1 CON RELACIÓN AL MODELO DE DEMANDA**

Se ha determinado que es factible reproducir la dinámica de la demanda para un horizonte de un año, mediante el método de los días similares; esto es que por ejemplo, el comportamiento de un día Lunes se asemeja al del día Lunes en la semana correspondiente del año anterior, y así en los demás días (Ver detalles en el Capítulo 4).

Ahora bien, a partir de las ideas del método aquí desarrollado, los futuros trabajos podrían precisar los mecanismos de la dinámica de la demanda en cada día y de las fluctuaciones de la misma en cada hora; por ejemplo, las técnicas de determinación de patrones y de clasificación que proceden del Área de la Minería de Datos pueden aportar un desarrollo posterior a este método y posiblemente permitan extraer guías más informadas para una modelación coherente de los patrones de la demanda en el mediano plazo, campo en donde se necesita el desarrollo de metodologías apropiadas.

### **7.2.2 CON RELACIÓN AL MODELO DEL PRECIO OCASIONAL**

Se ha desarrollado un método de pronóstico del precio ocasional a partir de la determinación de un proceso estocástico mediante la resolución numérica de una ecuación diferencial estocástica general. Es importante destacar que la metodología de procesos estocásticos obtenidos por resolución de ecuaciones diferenciales estocásticas, realiza una construcción automática del modelo de precios ocasionales, a diferencia de los métodos de series temporales o econométricos que requieren hacer ajustes por ensayo-error; sin embargo, esta metodología requiere largos tiempos de cálculo para la determinación de los parámetros del proceso estocástico. Cabe observar que algunos procesos estocásticos establecidos para ciertas horas del día, producen realizaciones

negativas del precio; al respecto, los futuros trabajos pueden aplicar la generación de procesos estocásticos al logaritmo del precio original, a fin de suprimir las realizaciones negativas del precio. Por otra parte, el modelo estocástico del precio ocasional, puede servir de base para futuros estudios donde se aplique el Análisis de Opciones para inversiones en el sector eléctrico.

Otras líneas de investigación pueden aplicar Técnicas de Clasificación del Área de la Minería de Datos para buscar patrones en los precios ocasionales a lo largo del año; y entonces, establecer procesos estocásticos para estas agrupaciones de precios; o también examinar con detalle la estructura de autocorrelaciones en los precios y su incidencia en la generación de procesos estocásticos de los respectivos grupos de precios.

### 7.2.3 CON RELACIÓN AL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO

El modelo de análisis de riesgos permite establecer las compensaciones mutuas entre beneficio y riesgo, mediante técnicas de optimización estocástica que toman en cuenta la aleatoriedad de las variables económicas. Es importante destacar el empleo de un funcional de riesgo multiperíodo que sigue la regla de racionalidad que emplean los inversionistas para seleccionar inversiones menos riesgosas y que se aprecian como más ventajosas desde el punto de vista económico. Ahora bien, el modelo desarrollado ofrece flexibilidad para aplicar otras medidas de riesgo multiperíodo, tales como los *funcionales de riesgo poliédricos* desarrollados en un importante proyecto de investigación Europeo<sup>11</sup> que constituye el más alto nivel de desarrollo en este campo, para lo cual las futuras investigaciones en este campo, pueden trabajar en conjunto con

---

<sup>11</sup> Este proyecto se denomina “Optimización Media-Riesgo de la Producción Eléctrica en Mercados Liberalizados” y se desarrolla desde Septiembre del 2002 hasta Mayo del 2010, con el apoyo de la Fundación de Investigación Alemana, bajo el Centro de Investigación MATHEON, Matemáticas para Tecnologías Claves. MATHEON es una iniciativa conjunta de tres universidades: Universidad de Humboldt de Berlín, Universidad Freie de Berlín, TU Universidad Técnica de Berlín, y los Centros de Investigación Matemática WIAS (Instituto Weierstrass para Análisis Aplicado y Estocástica) y ZIB (Instituto Zuse de Berlín).

Referencia: <http://www.math.hu-berlin.de/~romisch/projects/FZC7/electricity.html>.

investigadores del Área Matemática en el desarrollo de aplicaciones económico-financieras para empresas eléctricas en mercados competitivos.

El problema de mediano plazo que enfrentan las distribuidoras para las compras óptimas, dada la demanda estocástica y el precio ocasional fluctuante, también es estocástico, y por ello es criterio del autor que el análisis aquí realizado cumple las características deseadas de un buen modelo de la vida real, con capacidad para cubrir la incertidumbre desde la perspectiva de creencias de probabilidad, y por tanto se considera útil para la toma de decisiones de mediano plazo de las empresas eléctricas en mercados competitivos.

Cabe mencionar que el modelo de análisis de riesgos no considera la existencia de correlación entre la demanda y el precio ocasional, ya que ésta parece ser inestable a lo largo del tiempo. Al respecto, cabe mencionar que en ciertas semanas del año, el precio ocasional parece seguir la forma de la curva de la demanda y entonces allí podría haber correlación, pero en otras semanas del año, el comportamiento es diferente y no existiría correlación aparente. Este detalle podría ser examinado en futuras investigaciones, y establecer si ello tendría una mayor incidencia sobre los procesos estocásticos del precio ocasional aquí desarrollados.

## **7.3 RECOMENDACIONES**

### **7.3.1 SOBRE EXTENSIONES AL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS**

Los Grandes Consumidores pueden firmar contratos directamente con las Generadoras, y por tanto, pueden retirarse comprar a las Distribuidoras, haciendo disminuir la ganancia de las mismas. La incertidumbre del retiro de los Grandes Consumidores es una línea de investigación que puede incluirse para ampliar el alcance del modelo de análisis de riesgos.



El riesgo de crédito, que significa la pérdida de ganancias de las Distribuidoras debido a que los usuarios no pagan sus obligaciones por la electricidad entregada, también podría incluirse para ampliar el alcance del modelo de riesgos. La medición del riesgo de crédito requiere tomar en cuenta factores que lo afectan y que generalmente ocurren con baja probabilidad en los usuarios que normalmente pagan. Por ejemplo, la Distribuidora puede clasificar a los usuarios según sus registros de incumplimientos en varios niveles de crédito, de acuerdo a las frecuencias de incumplimiento históricas y a la tasa de recuperación de los pagos [187]. La gestión del riesgo de crédito se recomienda como un tema para futura investigación, de manera que amplíe el modelo de análisis de riesgos de mercado hacia un modelo que abarque todos los riesgos financieros que pueden afectar a una empresa eléctrica.

### **7.3.2 TEMAS PARALELOS DE INVESTIGACIÓN**

Algunas temas paralelos a la gestión del riesgo de mercado, y que los planteamos en la forma de preguntas de investigación, son: a) ¿cómo obtener el mejor precio en un contrato? , b) ¿cuándo suscribir un contrato? d) ¿cómo valorar un contrato?. Estos temas requieren definir políticas y estrategias por parte de la Distribuidora, y se pueden resolver en forma similar al desarrollado en esta tesis, esto es con base en modelos de optimización estocástica de los riesgos y de los costos, por ejemplo, tomando en cuenta que en un mercado competitivo, un bajo costo de obtención (precio bajo en un contrato) pudiera implicar un alto riesgo, y viceversa.

Conforme lo anticipado, una línea de investigación sobre pronósticos requiere el desarrollo de metodologías aplicadas al precio ocasional, por ejemplo, desde el campo de la Minería de Datos, para la clasificación de patrones o comportamientos en el precio a lo largo del tiempo.

Cabe recalcar que la aplicación de los conceptos desarrollados en esta investigación, se pueden extender para la resolución de los problemas

económico-financieros de las empresas generadoras que participan en mercados eléctricos competitivos, sea a nivel local o mundial.

## **7.4 TRABAJOS POSTERIORES**

Esta tesis ha explorado métodos para resolver el problema de compras óptimas para estructurar contratos de compras para las distribuidoras que operan en mercados eléctricos competitivos.

Hay otros aspectos que potencialmente pueden brindar contribuciones fructíferas y se recomiendan para investigaciones posteriores:

Desarrollar un estudio sobre Funcionales de Riesgo Multiperiodo desde los campos del Análisis Funcional, Teoría de la Medida, y Teoría Avanzada de Probabilidad y Análisis Real, a fin de vencer los prerrequisitos teóricos necesarios para entender este importante tema, no sólo para el desarrollo de modelos de riesgos multiperiodo en las aplicaciones del sector eléctrico, sino también para aplicaciones en negocios de la energía, telecomunicaciones, problemas de transporte, estudio de las inversiones, análisis de opciones, y de problemas económico-financieros de la industria en general.

Desarrollar un estudio sobre las técnicas de descomposición de los problemas de optimización estocástica, y de las técnicas de construcción y reducción de árboles de escenarios, enfocadas en el desarrollo de códigos de resolución paralela de estos problemas en ambientes de computación distribuida, de manera que, los problemas de gran tamaño que resultan del análisis de casos reales, sean factibles de resolver en tiempos de cálculo rápidos y con la precisión que estos modelos requieren.

Desarrollar un estudio del software GAMS para optimización estocástica y su módulo denominado SCENRED para construcción, generación y reducción de

escenarios, para aplicaciones de modelos de riesgos y de análisis de opciones reales aplicados a inversiones en el sector eléctrico.

Abrir una línea de investigación sobre computación distribuida para aplicación a software comercial de simulación [165] ya que estos ambientes de cálculo ofrecen importantes ahorros de tiempo para los modelos de optimización de tamaño gigante que aparecen en la resolución de problemas de la vida real, tanto en el campo financiero como de la ingeniería.

## **7.5 CONTRIBUCIÓN DE ESTA INVESTIGACIÓN**

Esta investigación posiblemente es el primer intento de examinar la economía de las empresas eléctricas distribuidoras que operan en un mercado eléctrico competitivo, desde un enfoque de costos “hora por hora” que es como está organizado el mercado eléctrico competitivo tanto para el despacho eléctrico como para la liquidación económica; y desde un enfoque de modelación de riesgos de mercado, que construye modelos de pronósticos de demanda y de precios ocasionales en un solo contexto.

Una contribución consecuente de esta investigación, es el reconocimiento de las necesidades de recursos computacionales intensivos para la resolución de problemas de la vida real.

Cabe mencionar que a nivel mundial se están desarrollando y facilitando el acceso a recursos de computación distribuida y supercomputadores a costo razonable o libre donde la resolución de problemas del tamaño desarrollado en este trabajo se puede alcanzar en rápidos tiempos de cálculo. Estas facilidades seguramente impulsarán el desarrollo de mejores medidas para el riesgo multiperíodo y la resolución de ecuaciones diferenciales estocásticas para el desarrollo de procesos estocásticos de mayor complejidad.

Se estima que estos recursos también se extenderán al Excel de Windows y sus complementos como el programa Oracle Crystal Ball, desde donde es factible construir modelos económicos y financieros para aplicaciones en todo tipo de negocio, por lo que se recomienda extender su estudio y empleo a nivel de postgrado, por sus potenciales beneficios para los futuros analistas. En tal sentido, la monografía y tesis desarrollada en esta investigación, constituyen una contribución en el campo metodológico y señalan un camino para futuras aplicaciones financieras.

### **7.5.1 COMENTARIO SOBRE LA CONSTRUCCIÓN DE MODELOS DE RIESGOS**

Una de las principales preocupaciones de esta investigación ha sido explorar la forma cómo trabajan los modelos de gestión de riesgos, y específicamente cómo funcionan las medidas de riesgo y qué implica su aplicación dentro de una estructura de optimización estocástica. Al respecto, los axiomas sobre medidas coherentes de riesgo examinadas en la monografía del autor [251] constituyen requisitos que las medidas de riesgo deben cumplir para ser consideradas como congruentes, consecuentes o apropiadas para una toma de decisiones financieras, de manera que éstas estén de acuerdo con la lógica del inversionista, lo que ahora aludimos como “Regla de Racionalidad” del inversionista (Cfrs. Sección 2.2.1).

Por tanto, una “medida de riesgo” o más precisamente un *funcional de riesgo* debe seguir la “regla de racionalidad” del inversionista, para que de esa manera, se instruya al optimizador para que realice la selección automática de las inversiones bajo incertidumbre.

El desarrollo de la presente tesis se ha enfocado en el empleo el “valor en riesgo condicional” por considerarlo como un funcional de riesgo que cumple los axiomas de medidas de riesgo coherentes planteados por Artzner e.o.. Este funcional de riesgo podría llamárselo: “costo horario en riesgo condicional” ya que se refiere a la distribución del costo horario de compra. Pero, la

denominación no es importante, ya que lo que importa es su concepción estadística, que es enfocarse hacia un solo lado de la distribución del costo, y que es la forma en la que se ha empleado en esta tesis para construir una metodología de análisis de riesgos para las empresas eléctricas distribuidoras que operan en ambientes competitivos y requieren estructurar sus portafolios de compras de energía eléctrica.

El entendimiento de la forma cómo funcionan los “funcionales de riesgo” es vital no sólo para la construcción de un modelo de riesgos, sino para apreciar los resultados que se desprenden de estos modelos en su debida perspectiva.

Por ejemplo, el funcional de riesgos empleado en el caso de estudio, se preocupa por tomar en cuenta, en cada hora, la forma de la distribución del costo horario de compra. Esta forma de usar el funcional de riesgos es un planteamiento original de esta tesis, que hasta lo que se conoce, no se encuentra en la literatura financiera, pero que a criterio del autor es una forma intuitiva y valedera de trazar el riesgo multiperiodo, lo en todo caso se deja para el examen y análisis futuros de los matemáticos especializados.

### **7.5.2 COMENTARIO SOBRE EL ESTADO ACTUAL DE DESARROLLO DE LA OPTIMIZACIÓN MATEMÁTICA PARA MODELOS DE RIESGOS**

A manera de comentario, otra forma de modelar el riesgo multiperiodo, sería resolver múltiples optimizaciones (una optimización estocástica para cada hora) dentro de una sola estructura matemática, pero hasta lo que se conoce aún no se ha desarrollado una sola estructura matemática optimizadora de múltiples optimizaciones, aún cuando se han hecho importantes avances en los campos del Cálculo Variacional y la Optimización Estocástica, por lo que la construcción de tal estructura optimizadora ahora se contempla como una difícil labor que deberá ser investigada por los futuros matemáticos teóricos para determinar si es o no factible.

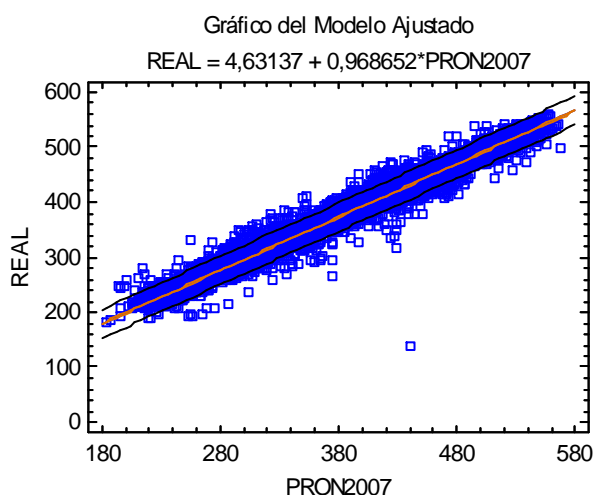
Hasta tanto, los modelos de riesgos financieros pueden seguir construyéndose sobre la base de los funcionales de riesgo, que cuenta con una teoría lógica y consecuente, basada en las creencias de comportamiento racional de los inversionistas, las mismas que se estima que seguirán manteniéndose válidas al menos desde la forma de pensar y anticipar del presente siglo XXI; pero cabe advertir que si el pensamiento económico del hombre y la sociedad evolucionan hacia otros derroteros que ahora no podemos anticipar, así también habrá de cambiarse la forma en que se elaborarán sus modelos financieros.

# ANEXOS

## ANEXO # 1

### ESTADÍSTICOS ENTRE DEMANDA REAL Y PRONOSTICADA

Los valores de la Demanda Real del año 2007, y de la Demanda Pronosticada obtenidos con el modelo de pronóstico de mediano plazo, desarrollado en el Capítulo 4, se ingresaron en el programa Statgraphics Centurion XV versión 15.2.05, y se sometieron al análisis de regresión, que reporta lo siguiente:



#### Regresión Simple - REAL vs. PRON2007

Variable dependiente: REAL

Variable independiente: PRON2007

Lineal:  $Y = a + b * X$

#### Coefficientes

	Mínimos Cuadrados	Estándar	Estadístico	
Parámetro	Estimado	Error	T	Valor-P
Intercepto	4,63137	0,612722	7,55869	0,0000
Pendiente	0,968652	0,00165544	585,132	0,0000

#### Análisis de Varianza

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	5,99002E7	1	5,99002E7	342379,93	0,0000
Residuo	1,53223E6	8758	174,952		
Total (Corr.)	6,14324E7	8759			

Coefficiente de Correlación = 0,98745

R-cuadrada = 97,5058 por ciento

R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 97,5055 por ciento



Error estándar del est. = 13,227  
 Error absoluto medio = 9,06763  
 Estadístico Durbin-Watson = 0,389344 (P=0,0000)  
 Autocorrelación de residuos en retraso 1 = 0,805276

#### El StatAdvisor

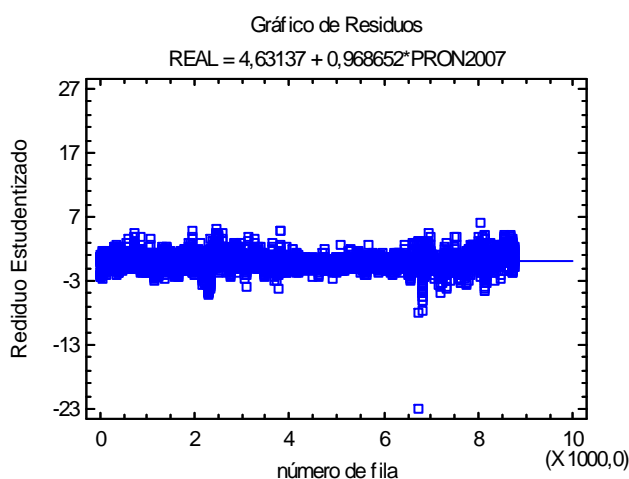
La salida muestra los resultados de ajustar un modelo lineal para describir la relación entre REAL y PRON2007. La ecuación del modelo ajustado es

$$\text{REAL} = 4,63137 + 0,968652 * \text{PRON2007}$$

Puesto que el valor-P en la tabla ANOVA es menor que 0,05, existe una relación estadísticamente significativa entre REAL y PRON2007 con un nivel de confianza del 95,0%.

El estadístico R-Cuadrada indica que el modelo ajustado explica 97,5058% de la variabilidad en REAL. El coeficiente de correlación es igual a 0,98745, indicando una relación relativamente fuerte entre las variables. El error estándar del estimado indica que la desviación estándar de los residuos es 13,227. Este valor puede usarse para construir límites de predicción para nuevas observaciones, seleccionando la opción de Pronósticos del menú de texto.

El error absoluto medio (MAE) de 9,06763 es el valor promedio de los residuos. El estadístico de Durbin-Watson (DW) examina los residuos para determinar si hay alguna correlación significativa basada en el orden en el que se presentan en el archivo de datos. Puesto que el valor-P es menor que 0,05, hay indicación de una posible correlación serial con un nivel de confianza del 95,0%. Grafique los residuos versus el número de fila para ver si hay algún patrón que pueda detectarse.



#### El StatAdvisor

La tabla de residuos atípicos enlista todas las observaciones que tienen residuos Estudentizados mayores a 2, en valor absoluto. Los residuos Estudentizados miden cuántas desviaciones estándar se desvía cada valor observado de REAL del modelo ajustado, utilizando todos los datos excepto esa observación. En este caso, hay 444 residuos Estudentizados mayores que 2, 134 mayores que 3. Es conveniente examinar detenidamente las observaciones con residuos mayores a 3 para determinar si son valores aberrantes que deberían ser eliminados del modelo y tratados por separado.

#### Análisis de Varianza con Carencia de Ajuste

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	5,99002E7	1	5,99002E7	342379,93	0,0000
Residuo	1,53223E6	8758	174,952		
Carencia de Ajuste	1,51324E6	8733	173,278	0,23	1,0000
Error Puro	18992,2	25	759,69		
Total (Corr.)	6,14324E7	8759			

#### El StatAdvisor

La prueba de Falta de Ajuste está diseñada para determinar si el modelo seleccionado es adecuado para describir los datos observados, ó si se debería utilizar un modelo más complicado. La prueba se realiza comparando la variabilidad de los residuos del modelo actual con la variabilidad entre observaciones hechas en valores repetidos de la variable

independiente X. Puesto que el valor-P para la carencia de ajuste en la tabla ANOVA es menor que 0,05, el modelo parece ser adecuado para los datos observados con un nivel de confianza del 95,0%.

#### Comparación de Modelos Alternos

<i>Modelo</i>	<i>Correlación</i>	<i>R-Cuadrada</i>
Lineal	0,9875	97,51%
Raíz Cuadrada Doble	0,9874	97,49%
Multiplicativa	0,9868	97,38%
Cuadrado Doble	0,9866	97,33%
Raíz Cuadrada de X	0,9861	97,24%
Raíz Cuadrada-Y Log-X	0,9858	97,18%
Raíz Cuadrada de Y	0,9856	97,14%
Logarítmico-Y Raíz Cuadrada-X	0,9853	97,08%
Doble Inverso	0,9838	96,79%
Logaritmo de X	0,9815	96,34%
Cuadrado de Y	0,9812	96,28%
Exponencial	0,9805	96,13%
Curva S	-0,9802	96,08%
Cuadrado de X	0,9800	96,04%
Inversa-Y Log-X	-0,9790	95,84%
Cuadrado-Y Raíz Cuadrada-X	0,9737	94,80%
Raíz Cuadrada-Y Inversa de X	-0,9734	94,75%
Raíz Cuadrada-X Cuadrado-X	0,9719	94,46%
Inversa-Y Raíz Cuadrada-X	-0,9717	94,42%
Inversa de X	-0,9634	92,81%
Cuadrado-Y Log-X	0,9630	92,74%
Inversa de Y	-0,9611	92,38%
Log-Y Cuadrado-X	0,9608	92,31%
Cuadrado-Y Inversa de X	-0,9338	87,20%
Inversa-Y Cuadrado-X	-0,9305	86,58%
Logístico	<sin ajuste>	
Log probit	<sin ajuste>	

#### El StatAdvisor

Esta tabla muestra los resultados de ajustar varios modelos curvilíneos a los datos. De los modelos ajustados, el modelo lineal es el que arroja el valor más alto de R-Cuadrada con 97,5058%. Este es el modelo actualmente seleccionado.

## **ANEXO # 2**

### **SDE TOOLBOX: HERRAMIENTA PARA DETERMINAR PROCESOS ESTOCÁSTICOS**

Este anexo se refiere a las ecuaciones diferenciales estocásticas y a la caja de herramientas SDE Toolbox que permite la resolución numérica de las mismas.

Una ecuación diferencial estocástica permite modelar la evolución en el tiempo de un fenómeno dinámico. Con base en los datos disponibles de dicho fenómeno, se requiere estimar los parámetros de la ecuación diferencial estocástica para poder caracterizar la dinámica de dicho fenómeno.

La estimación de los parámetros será mejor si se dispone de un gran número de observaciones, y se realizan un gran número de simulaciones, y si se emplea un paso de integración muy pequeño, y más aún si se aporta a los procedimientos de estimación de SDE Toolbox con estimados de los parámetros cada vez mejores luego de un procedimiento previo de graficación del proceso candidato.

#### **A2.1 ECUACIONES DIFERENCIALES DETERMINÍSTAS Y ESTOCÁSTICAS**

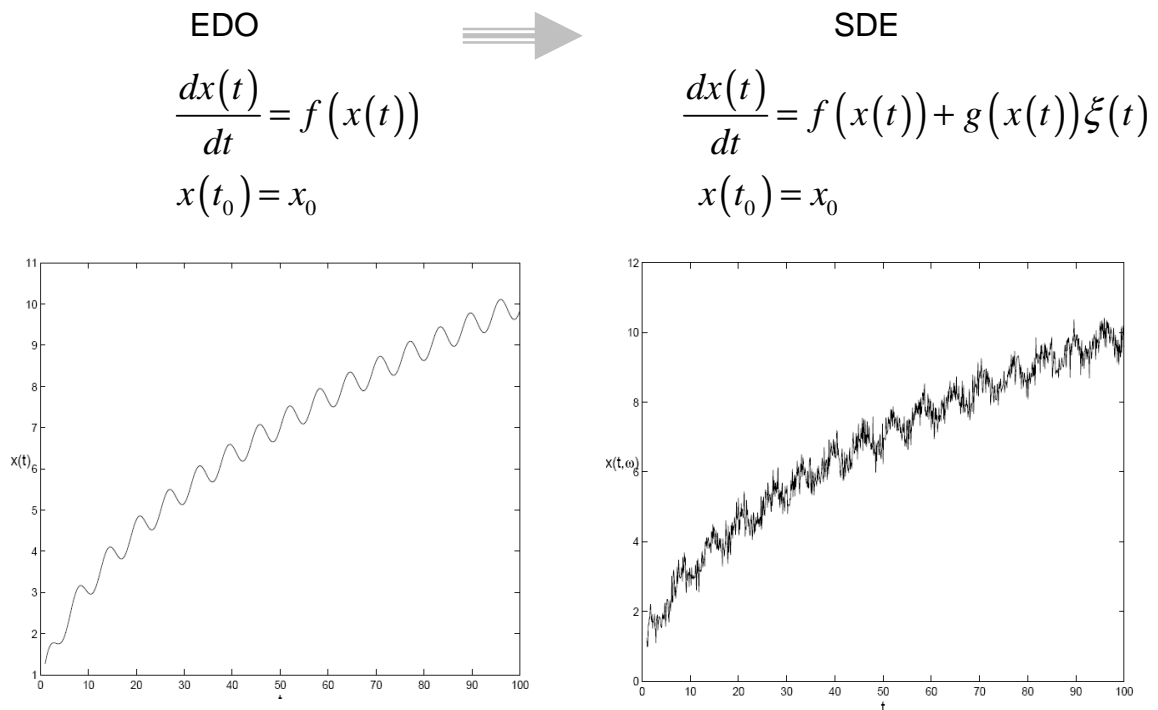
Las ecuaciones diferenciales determinísticas (tales como las ecuaciones diferenciales ordinarias EDO) se emplean para la descripción de un sistema físico, y se resuelven mediante métodos numéricos, para establecer como cambia o evoluciona tal sistema, o cuando ocurre un cambio, o que efecto puede tener un valor inicial en la solución, etc.

Las ecuaciones diferenciales estocásticas, a las que se conoce como SDE de sus siglas en inglés (Stochastic Differential Equations), también sirven para describir la evolución de un sistema, y se emplean para las finanzas, la dinámica de la población, o los campos de ingeniería, dinámica de polímeros, hidrología, difusión turbulenta.

El paso desde las ODE a las SDE se realiza incorporando elementos aleatorios a la ecuación diferencial que describe el sistema físico o económico.

Por ejemplo, si  $x(t)$  representa el estado del sistema al tiempo  $t$ , se puede introducir un proceso estocástico que perturbe a  $x(t)$  con un factor de intensidad  $g(t)$ .

Por ejemplo, a partir de valor inicial  $x_0 \in \mathbb{R}$ , la resolución de la EDO o la SDE, entregará la trayectoria determinística, o estocástica,  $x(t)$ , respectiva:



El término  $g(x(t))\xi(t)$  de la SDE modela la influencia colectiva de muchos efectos individuales que no se toman en cuenta en la EDO, pero que afectan a la dinámica de  $x(t)$ .

Entonces, parece razonable buscar algún proceso estocástico  $\xi(t)$  que represente las distintas situaciones de perturbaciones que presenta el sistema.

Para la construcción teórica, se elige un proceso de ruido blanco  $\xi(t)$  como una alternativa.

La SDE se escribe en diferenciales como:  $dx(t) = f(x(t))dt + g(x(t))\xi(t)dt$ , donde los términos de la misma, se reconocen como:  $f(x(t))$  término *determinístico*, y  $g(x(t))\xi(t)dt$  término *de difusión*. Además, se reconoce a  $\xi(t)dt$  como un proceso estocástico de Wiener, el cual se designa:  $dW = \xi(t)dt$ , y tiene media 0, y varianza igual a  $t$ , lo que quiere decir que su desviación estándar se incrementa con el paso del tiempo.

El cálculo estocástico detalla los pormenores de la integración y resolución numérica de las SDE siguiendo las reglas de la integral de Ito.

La cercanía de una trayectoria obtenida mediante aproximación numérica de la SDE con respecto a la trayectoria de la solución exacta de dicha SDE, se mide por el denominado criterio de convergencia fuerte o de aproximación *fuerte* (traducción del inglés *strong*). Existen varios esquemas para aproximar una SDE, tales como el de Euler-Maruyana (orden de convergencia fuerte de 0.5), el de Milstein (orden de convergencia fuerte de 1) que emplea el primer término de la expansión de la serie Ito-Taylor, o el de Runge-Kutta estocástico (orden de convergencia 1.5). Los dos primeros, están disponibles en SDE Toolbox.

## **A2.2 GUÍA PARA EL USO DE “SDE TOOLBOX”**

SDE Toolbox fue desarrollado por Umberto Picchini, con el apoyo del Laboratorio de Bio-Matemática del Instituto para Análisis de Sistemas e Informática “A. Ruberti” de Italia.

Es una caja de herramientas que se corre desde Matlab y viene equipada con una librería de ecuaciones diferenciales estocásticas tipo Ito o Stratonovich, y

permite simular trayectorias de solución de las mismas, estimar los parámetros a partir de los datos, y calcular y visualizar estadísticas.

El usuario escoge la ecuación diferencial estocástica del tipo Ito o Stratonovich, y la simula en el intervalo de tiempo  $[t_0, T]$ , o bien estima los parámetros a partir de los datos, especificando lo siguiente:

- 1 Si los datos están contenidos en un archivo de datos.
- 2 Cuál es la ecuación diferencial estocástica que interesa analizar.
- 3 Se indica la condición inicial  $X_0$  del proceso estocástico.
- 4 Se especifica el número de trayectorias a simular numéricamente.
- 5 Se ingresan los valores de tiempo:  $[t_0, T]$  (sólo cuando es simulación).
- 6 Se indica el paso de integración  $0 < h \leq (T - t_0)$ .
- 7 Se define el método de resolución: EM (Euler-Maruyana) o Mil (Milstein).
- 8 Se ingresa el número  $n + 1$  de datos a estimar, si es el caso.
- 9 Se ingresan “valores iniciales” de los parámetros a estimar para que se empleen como puntos de inicio por parte del algoritmo de estimación.

### A2.3 ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS MEDIANTE SDE TOOLBOX

Si la evolución de un sistema se modela con una SDE, es vital determinar los parámetros de dicha SDE para poder caracterizar la dinámica de ese sistema.

En general, lo que se dispone del sistema es una muestra de datos del fenómeno dinámico. Esa muestra se emplea para estimar los parámetros de la SDE a través de un método de estimación de máxima probabilidad que toma en cuenta las densidades de transición en la muestra, o bien la historia pasada del proceso, y aplica simulación Monte Carlo como lo hace SDE Toolbox, mediante dos métodos:

**Método No Paramétrico para Estimación de Parámetros:** Este es un método de máxima probabilidad simulada no-paramétrico que emplea simulaciones Monte Carlo, por lo que es de baja velocidad de convergencia y sufre del problema de dimensionalidad, esto es que conforme se incrementa el número de variables, la tasa de convergencia de la mayoría de estimadores no

paramétricos se deteriora exponencialmente. Pero, en cambio, la ventaja de este método es que puede emplearse ya sea con los esquemas de aproximación de Euler-Maruyana o de Milstein.

**Método Paramétrico para Estimación de Parámetros:** Este método sólo se puede emplear para ecuaciones diferenciales estocásticas tipo Ito, que se aproximen con el esquema de Euler-Maruyana. La estimación se realiza mediante maximización de una aproximación de la función de probabilidad.

## A2.4 GUÍA PARA LA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS

Se prepara el archivo de datos en formato ASCII delimitado por tabulaciones, de forma que contenga 3 columnas: la primera, para el tiempo clasificado en orden no decreciente; la segunda, los valores observados del proceso dinámico; y, la tercera, con un número que identifica a las variables de estado. Al respecto de esta tercera columna, el número 1 identifica que  $X$  es unidimensional.

Se indica a SDE Toolbox cual es el conjunto de parámetros a ser estimados y cuales serán mantenidos constantes, llenando el vector PASMASK. Por ejemplo, si el elemento  $PASMASK(p)=0$  entonces el  $p$ -ésimo parámetro es una constante; en cambio, si  $PASMASK(p)=1$ , significa que el parámetro es libre de variar, y por tanto será estimado a partir de los datos.

Al final de este Anexo, está el código que contiene las sentencias que invocan a funciones de SDE Toolbox para el proceso de estimación de parámetros.

SDE Toolbox permite trazar trayectorias de la ecuación diferencial estocástica, ingresando valores de prueba de los parámetros, para observar como se comportan las trayectorias con respecto a la muestra de datos.

Antes de precisar los parámetros, primeramente se estudia la influencia del número de trayectorias, el tamaño del paso de integración, y el número de datos de muestra, analizando las gráficas de la ecuación diferencial estocástica

elegida de la librería de SDE Toolbox, pero inicialmente usando valores hipotéticos para los parámetros. Se comparan las trayectorias obtenidas con los datos de muestra. Una vez que se tienen valores definidos para el número de observaciones, el tamaño del paso de integración y el número de trayectorias, se varían los parámetros de la ecuación diferencial estocástica, y se la grafica varias veces hasta obtener un estimado que esté cercano a los valores verdaderos.

Una vez que se obtiene una configuración razonable para el valor inicial de parámetros, se inicia el método de estimación para obtener los parámetros óptimos. Cabe mencionar que la aproximación de Euler-Maruyana puede entregar resultados numéricos imprecisos, a menos que se emplee un paso de integración bastante pequeño. En cambio, en general la aproximación de Milstein es un método más eficiente ya que ofrece mayor precisión y mejor convergencia que la aproximación de Euler-Maruyana. Pero, en cambio la aproximación de Milstein requiere el uso del estimador no-paramétrico, que en cambio es menos preciso que el paramétrico.

## A2.5 CÓDIGO PARA ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS DEL PRECIO OCASIONAL

```
% Estimación de Parámetros de la Ecuación Diferencial Estocástica
% El Precio Ocasional de cada Hora del Día, se modela por separado
% Base de Datos: Enero 1, 2004 a Diciembre 31, 2006.
% por E. Yunda - Uso de SDE Toolbox de Umberto Picchini
% Ecuación SDE -> M5a: dX=(aX + c) dt + (bX + d) dW
% Parámetros a estimar: a, b, c y d
clc; clear all; close all % Limpia pantalla, borra valores, cierra figuras
tic; datestr(now) % Arranca el reloj. Indica hora y fecha de inicio
yesdata=1; % Indica que hay datos disponibles en archivo
data=load('HORA20.DAT'); disp('HORA 20'); % Ingresan Precios Horarios
time = data(:,1); xobs = data(:,2); vrbl = data(:,3); % tiempo, observ. y etiquetas
t0=time(1); T=time(end); % Límites del horizonte de estudio
h=0.25; owntime=[time(1):h:time(end)]; % Paso de Tiempo y Horizonte de simulación
x0=xobs(1); % Valor inicial
problem='M5'; model='M5a'; % Tipo de Ecuación Diferencial Estocástica
a=-0.2697522; b=0.1227408; c=22.25117; d=9.223042; % Valores iniciales
freeparstart = [ a, b, c, d ]; % Parámetros a estimar.
freeparmin = [ -3, -0.25, 1, 5 ]; % Límites inferiores
freeparmax = [ -0.0001, 2, 35, 40 ]; % Límites superiores
```



```

totparmin = [x0, freeparmin]; % x0 constante, demás parámetros son variables
totparmax = [x0, freeparmax]; % x0 constante, demás parámetros son variables
parmask = [0, 1, 1, 1, 1]; % cero indica parámetro constante; uno, variable
parbase = [x0, freeparstart];
numdepvars=1; % Dimensión de la Ecuación Diferencial Estocástica
sdetype='Ito'; % SDE tipo ITO a modelar con esquema EM (Euler Maruyana)
randseed=0; % Semilla generadora de incrementos de Wiener pseudo-aleatorios
%integrator = 'Mil'; % Esquema a usar con Estimador No Paramétrico
integrator = 'EM'; % Método de Euler con Estimador Paramétrico
numsim=1000; % Número de trayectorias
myopt = optimset('fminsearch'); % Settings del Optimizador y Estimación
myopt = optimset(myopt, 'MaxFunEvals', 20000, 'MaxIter', 5000, ...
    'TolFun', 1.e-4, 'TolX', 1.e-4, 'Display', 'iter');
% Estimador Paramétrico
freeparest = fminsearchbnd('SDE_PSMML', freeparstart, freeparmin, freeparmax, ...
    myopt, owntime, time, vrbl, xobs, problem, numsim, sdetype, parbase, ...
    totparmin, totparmax, parmask, integrator, numdepvars, randseed);
totparam = SDE_param_unmask(freeparest, parmask, parbase);
SDE_ParConfInt('SDE_PSMML', freeparest, owntime, time, vrbl, xobs, ...
    problem, numsim, sdetype, parbase, totparmin, totparmax, parmask, ...
    integrator, numdepvars, randseed);
% Estimador No Paramétrico. Se corre con el Esquema de Milstein
% freeparest = fminsearchbnd('SDE_NPSML', freeparstart, freeparmin, ...
%     freeparmax, myopt, owntime, time, vrbl, xobs, problem, numsim, sdetype,...
%     parbase, totparmin, totparmax, parmask, integrator, numdepvars, randseed);
% SDE_ParConfInt('SDE_NPSML', freeparest, owntime, time, vrbl, xobs, ...
%     problem, numsim, sdetype, parbase, totparmin, totparmax, parmask, ...
%     integrator, numdepvars, randseed);
totparam = SDE_param_unmask(freeparest, parmask, parbase);
% xhat = SDE_milstein([x0,a,b,c,d],problem,[t0:h:T],numdepvars,numsim,sdetype,randseed);
xhat= SDE_euler([x0,a,b,c,d], problem, [t0:h:T],numdepvars,numsim,sdetype,randseed);
SDE_graph([x0,a,b,c,d],xhat,yesdata,problem,sdetype,integrator,numdepvars, ...
    [t0:h:T],model,numsim, time, xobs,randseed)
SDE_stats(totparam, xhat, problem, owntime, numdepvars, numsim, ...
    sdetype, integrator, 0);
toc; t=toc; datestr(now) % Presenta el tiempo de cálculo - Revisado por Edgar Yunda

```

## A2.6 RESULTADOS DE LA CORRIDA PARA LA HORA 20

ans = 02-Feb-2010 23:03:14

HORA 20

Iteration	Func-count	min f(x)	Procedure
0	1	4669.85	
1	5	4669.85	initial simplex
2	7	4669.85	contract outside
3	9	4669.85	contract outside
4	11	4669.85	contract inside
5	13	4669.85	contract inside
6	15	4669.85	contract inside
7	17	4669.85	contract inside

8	19	4669.85	contract inside
9	21	4669.85	contract inside
10	23	4669.85	contract inside
11	25	4669.85	contract inside
12	27	4669.85	contract inside
13	29	4669.85	contract inside
14	31	4669.85	contract inside
15	32	4669.85	reflect
16	34	4669.85	contract inside
17	36	4669.85	contract outside
18	37	4669.85	reflect
19	38	4669.85	reflect
20	40	4669.85	contract inside
21	42	4669.85	contract outside
22	44	4669.85	contract inside
23	45	4669.85	reflect
24	46	4669.85	reflect
25	47	4669.85	reflect
26	49	4669.85	contract inside
27	51	4669.85	contract outside
28	53	4669.85	contract inside
29	55	4669.85	contract inside
30	57	4669.85	contract inside
31	59	4669.85	contract outside
32	61	4669.85	contract inside
33	63	4669.85	contract inside
34	64	4669.85	reflect
35	66	4669.85	contract inside
36	68	4669.85	contract inside
37	69	4669.85	reflect
38	70	4669.85	reflect
39	72	4669.85	contract inside
40	74	4669.85	contract inside
41	75	4669.85	reflect
42	77	4669.85	contract outside
43	79	4669.85	contract outside
44	80	4669.85	reflect
45	81	4669.85	reflect
46	82	4669.85	reflect
47	84	4669.85	contract inside
48	86	4669.85	contract inside
49	88	4669.85	contract outside
50	90	4669.85	contract outside
51	92	4669.85	contract inside
52	93	4669.85	reflect
53	95	4669.85	contract outside
54	97	4669.85	contract inside
55	98	4669.85	reflect
56	100	4669.85	contract inside
57	102	4669.85	contract outside
58	103	4669.85	reflect
59	104	4669.85	reflect
60	105	4669.85	reflect

Optimization terminated:

the current  $x$  satisfies the termination criteria using `OPTIONS.TolX` of  $1.000000e-004$  and  $F(X)$  satisfies the convergence criteria using `OPTIONS.TolFun` of  $1.000000e-004$

#### ESTIMATED PARAMETER VALUES AND 95 pct. CONFIDENCE INTERVALS

```
-----
free parameter #1): -2.697522e-001 [ -0.31712, -0.22239]
free parameter #2): 1.227408e-001 [ 0.08508, 0.1604]
free parameter #3): 2.225117e+001 [ 18.564, 25.938]
free parameter #4): 9.223042e+000 [ 6.3066, 12.139]
```

#### CONSTANT PARAMETER VALUES

```
-----
constant parameter #1): 4.522270e+001
```

#### ----- MONTE-CARLO STATISTICS for X\_T -----

```
-----
Process mean at time 1096: 8.226424e+001
Process variance at time 1096: 6.886324e+002
Process median at time 1096: 7.988209e+001
95 percent confidence interval for the trajectories at time 1096: [3.748939e+001, 1.435046e+002]
Process first and third quartiles at time 1096: [6.400761e+001, 9.684668e+001]
Process skewness at time 1096: 7.016681e-001
Process kurtosis at time 1096: 4.136303e+000
Process moment of order 2 at time 1096: 6.879437e+002
Process moment of order 3 at time 1096: 1.267981e+004
Process moment of order 4 at time 1096: 1.961495e+006
Process moment of order 5 at time 1096: 1.186298e+008
Process moment of order 6 at time 1096: 1.418009e+010
Process moment of order 7 at time 1096: 1.456280e+012
```

Elapsed time is 113.541867 seconds.

ans = 02-Feb-2010 23:05:07

## A2.7 CÓDIGO PARA GRAFICAR PROCESOS M5a DEL PRECIO OCASIONAL

```
% Gráficas de Proceso M5a para Precios Ecuador, por E. Yunda - con SDE Toolbox
% Se aplica ecuación SDE M5a: dX=(aX + c) dt + (bX + d) * dW
% Parámetros a probar: a, b, c, d.
%
% El precio ocasional de cada hora, se modela por separado.
clc; clear all; close all % Limpia la pantalla; borra todo; cierra toda figura
tic; datestr(now); % Arranca el reloj. Indica la fecha y hora de inicio
yesdata=1; % Indica que hay datos disponibles
data=load('HORA20.DAT');
time = data(:,1); xobs = data(:,2); vrbl = data(:,3); % tiempo, obs, etiquetas
t0=time(1); T=time(end); % Límites del horizonte de tiempo
h=0.25; % Hay 1096 precios horas 20 de 3 años
owntime=[time(1):h:time(end)]; % Horizonte de tiempo de la simulación
```

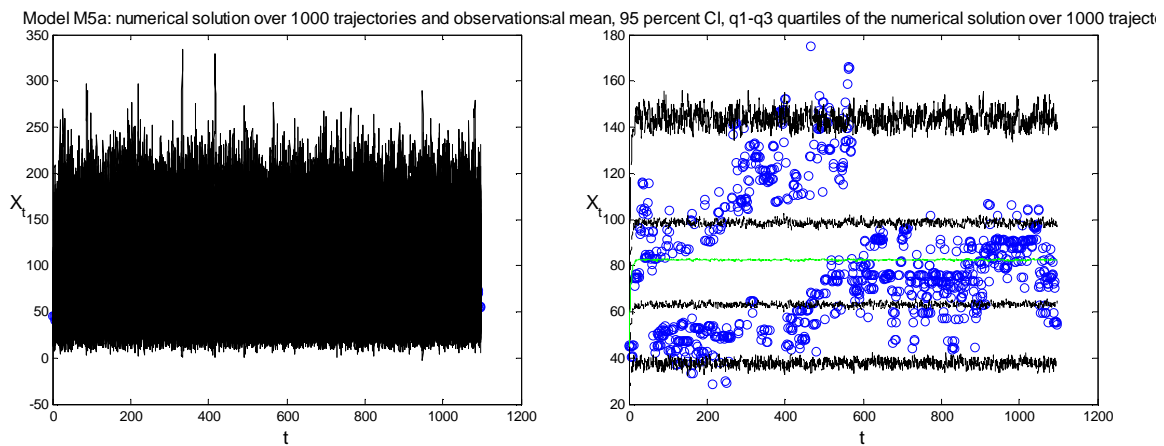
```

x0=xobs(1);           % Valor inicial
problem='M5';         % Tipo de Ecuación Diferencial Estocástica
model='M5a';
% *****
a=-0.2697522;  b=0.1227408;  c=22.25117;  d=9.223042 ; % Valores hipotéticos
% *****

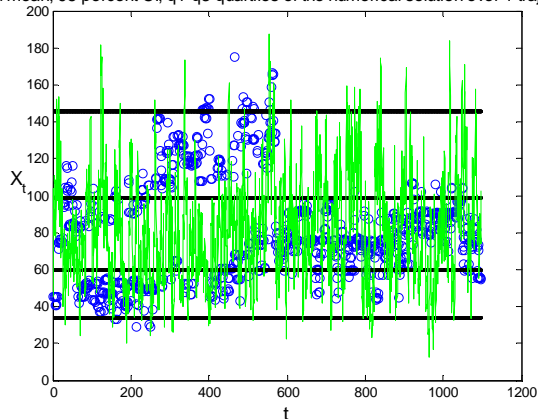
numdepvars=1;        % Dimensión de la Ecuación Diferencial Estocástica
numsim=1000;         % Número de trayectorias
sdetype='Ito';       % Debe ser ITO cuando se usa el modelo EM (Euler Maruyana)
randseed=200;        % Semilla generadora de incrementos de Wiener pseudo-aleatorios
% integrator='EM';   % Con EM se puede emplear el método Paramétrico de estimación
integrator = 'Mil';  % Más robusto es Milstein y los gráficos se obtienen con:
% GRAFICACION DE TRAYECTORIAS SIMULADAS Y ESTADISTICAS
xhat = SDE_milstein([x0,a,b,c,d],problem,[t0:h:T],numdepvars, ...
    numsim,sdetype,randseed);
SDE_graph([x0,a,b,c,d],xhat,yesdata,problem,sdetype,integrator,numdepvars, ...
    [t0:h:T],model,numsim, time, xobs,randseed)
% SDE_graph([x0,a,b,c,d],xhat,yesdata,problem,sdetype,integrator,numdepvars, ...
% [t0:h:T],model,numsim, [], [], randseed) % Sin ingreso de datos
toc; t=toc; datestr(now) % Tiempo de cálculo

```

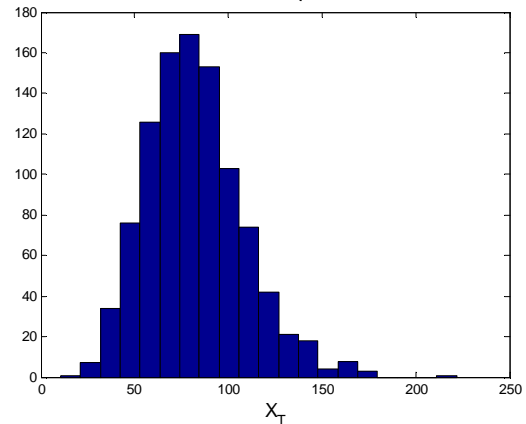
## A2.8 GRÁFICOS OBTENIDOS PARA LA HORA 20



rical mean, 95 percent CI, q1-q3 quartiles of the numerical solution over 1 trajectori



Model M5a: histogram of  $X_t$  at end-time  $T=1096$



## **A2.9 DECLINACIÓN DE RESPONSABILIDAD LEGAL**

Cabe comentar el tema de declinación de responsabilidad en un trabajo que representa una consultoría de análisis de riesgos.

Este es un tema importante por la naturaleza de la incertidumbre propia de los negocios que se aspira modelar debidamente para la toma de decisiones.

En tal virtud, el autor declina expresamente responsabilidad alguna, o cualquier garantía o condición de cualquier tipo, ya sea explícita o implícita, incluida, pero no limitada a, cualquier término implícito o explícito de corte mercantil, o en materia de calidad de servicio, adecuación a propósitos particulares y cualquier término derivado de un suministro de servicios de consultoría financiera, o a la infracción de cualquier derecho de propiedad intelectual.

El autor tampoco garantiza que a) los modelos y resultados cumplan con las expectativas de algún usuario en particular; b) que éstos estén libre de errores, o que sea plenamente seguro, o conserve su adecuación en el tiempo; c) que los resultados obtenidos de estos modelos sean precisos o plenamente fiables; y, d) que la calidad de productos, servicios, información o cualquier otro material que tenga relación con este modelo de análisis de riesgos cumpla con las expectativas de algún usuario en particular. Ningún consejo o información, oral o escrito, obtenidos del autor, generará otra garantía o cualquier otra obligación.

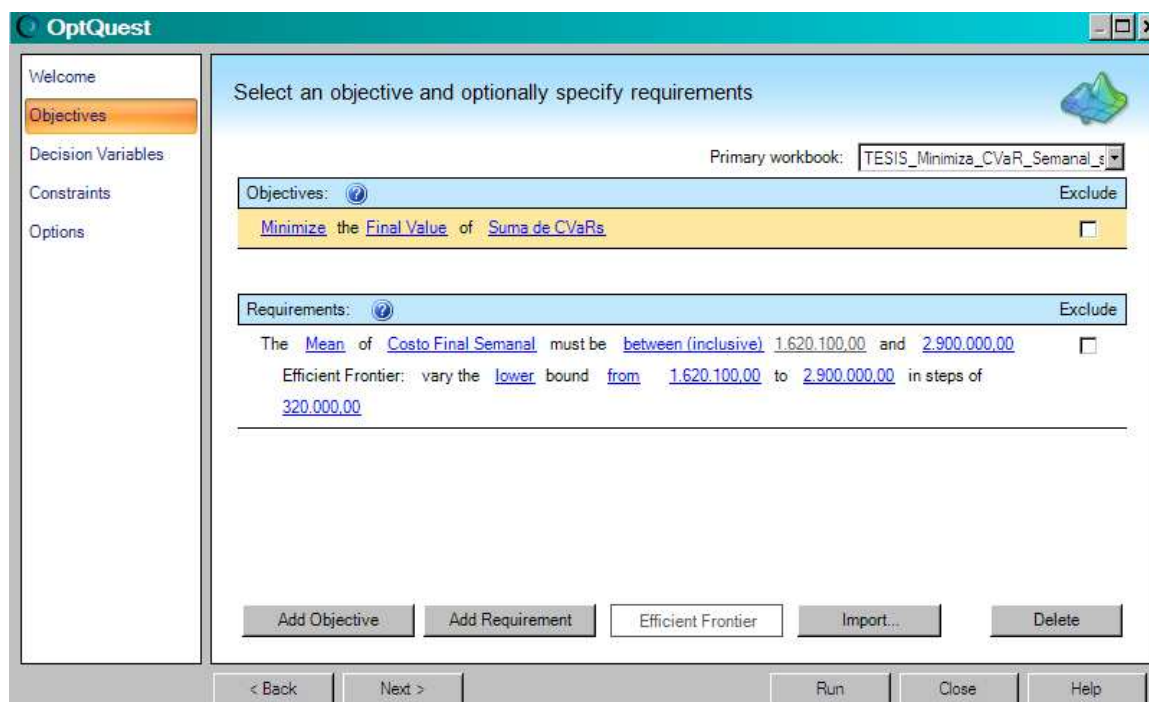
El autor advierte que ha sido cuidadoso en tratar de evitar errores en la escritura y desarrollo de los programas y modelos, pero si se los encuentra, favor notificar a: [eyunda@gmail.com](mailto:eyunda@gmail.com). El empleo de los programas y los resultados, corren de propio riesgo del lector, por lo que el autor deslinda responsabilidad de daños directos o consecuenciales que resulten del uso de las metodologías y resultados aquí presentados. Varias marcas registradas y programas de software aparecen en esta tesis, por lo que se remite a los interesados a obtener las debidas licencias y asesoría sobre el campo de aplicación.

## ANEXO # 3

### CORRIDA DEL MODELO DE RIESGOS EN OPTQUEST

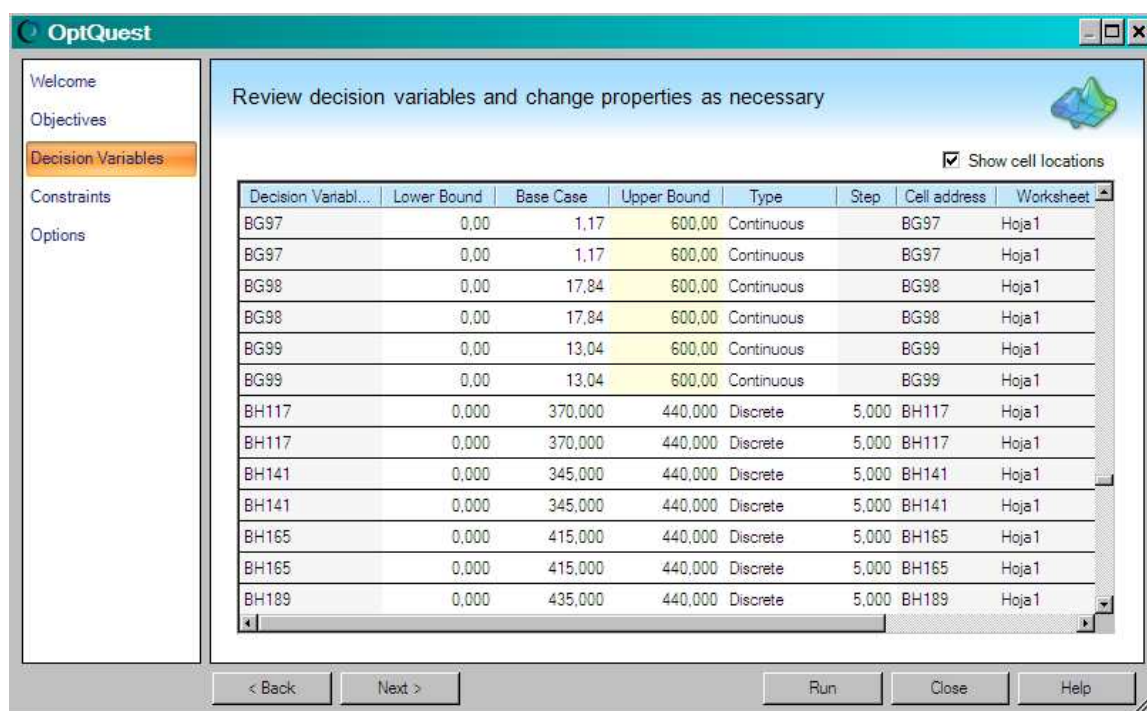
La determinación de las combinaciones óptimas de compras por parte de una Distribuidora, se realiza con el empleo de OptQuest desde Oracle Crystal Ball bajo la hoja electrónica Excel que contiene los datos y fórmulas.

La determinación de la frontera eficiente y los parámetros de corrida para la optimización con OptQuest, se indican a continuación:



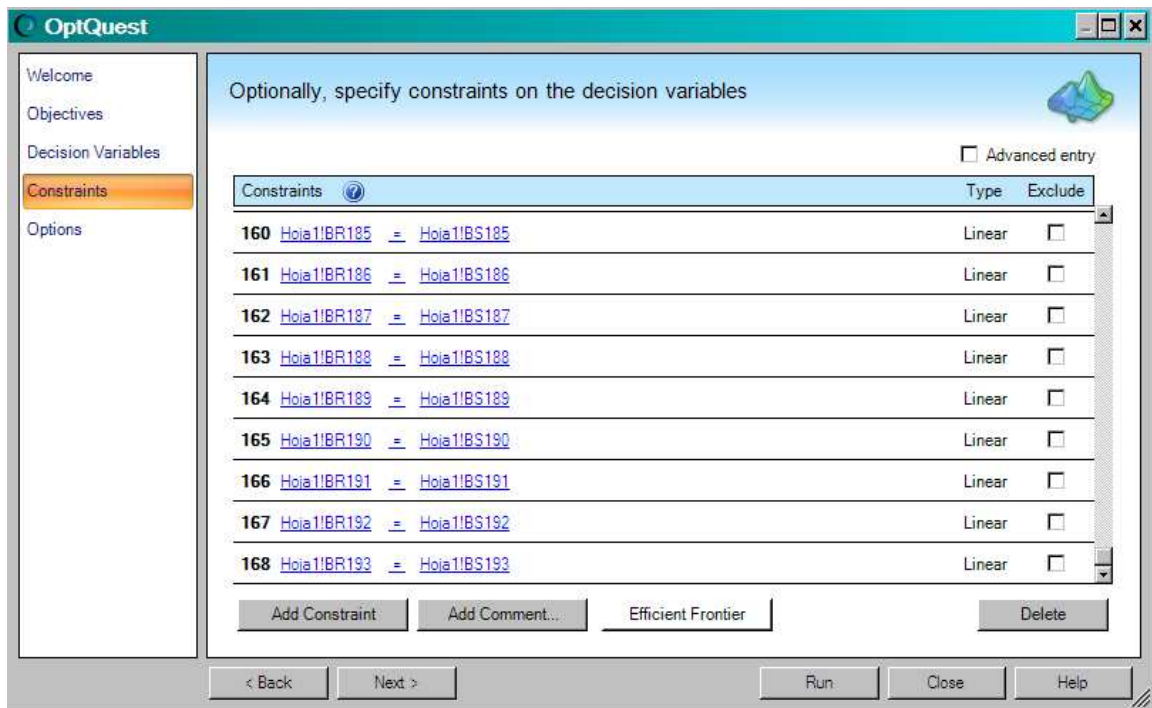
Aquí, se indica a OptQuest que el objetivo es la minimización del valor final de la Suma de CVaRs sujeto al requerimiento de que la media (esperanza matemática) del Costo Final Esperado se encuentre dentro de un nivel de costo presupuestado. Se solicita a OptQuest que construya una frontera eficiente, variando el límite inferior (lower bond) que corresponde al nivel de costo

presupuestado, desde un valor de USD 1.620.100 a USD 2.900.000, para las compras a lo largo de 168 horas (1 semana), con paso de USD 320.000.



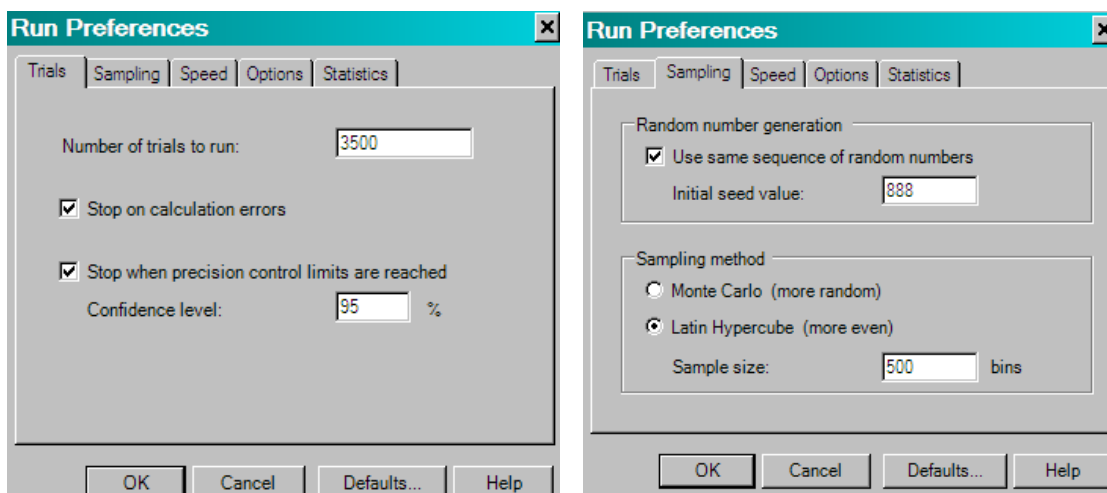
Esta pantalla indica variables de decisión para las compras en el mercado ocasional (entre ellas las que se encuentra en BG97 a BG99) y variables de decisión de compras a contratos (entre ellas las que se encuentran en BH117 a BH189). Nótese que las primeras se definen como variables reales continuas, mientras que las últimas se definen en pasos discretos de 5 MW, bajo el supuesto de que esas generadoras se pueden programar escalonadamente cada 5 MW para producir energía, de acuerdo con sus características físicas.

Cabe observar que al momento de definir las variables de decisión en OptQuest se definen límites inferior y superior para éstas. Por tanto, en el caso de estudio, las restricciones de que la cantidad comprada en contratos se encuentre entre los límites de la capacidad de suministro de las unidades generadoras del proveedor, se encuentran contenidas en las definiciones de las variables de decisión.



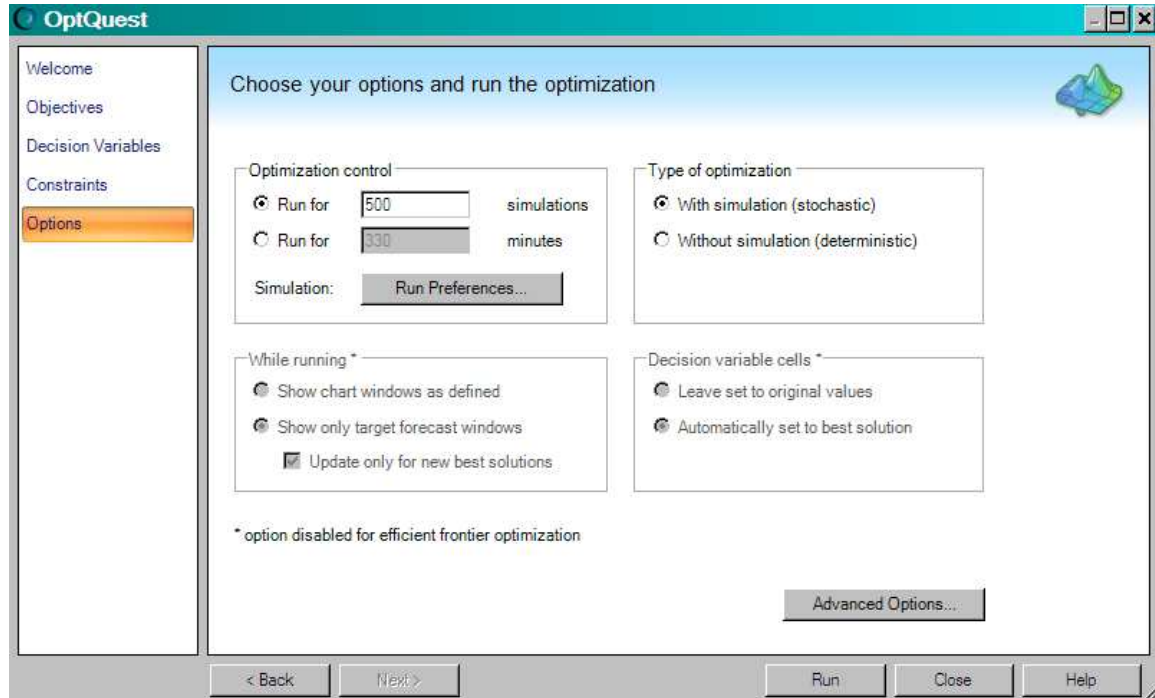
El caso de estudio contiene 168 restricciones que corresponden a la obligación de la Distribuidora de cumplir con la atención de la demanda en cada hora, a lo largo del horizonte de estudio.

En las ventanas de “Run Preferences” se define la cantidad de 3500 ensayos donde se realizarán 500 muestreos con el método de Hipercubo Latino.

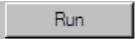
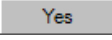


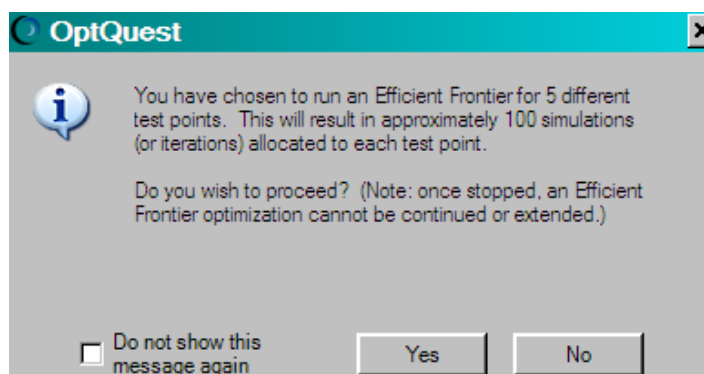


Con el empleo de los parámetros de corrida definidos en “Run Preferences” se ordena a OptQuest la búsqueda de la frontera eficiente, en la siguiente ventana:

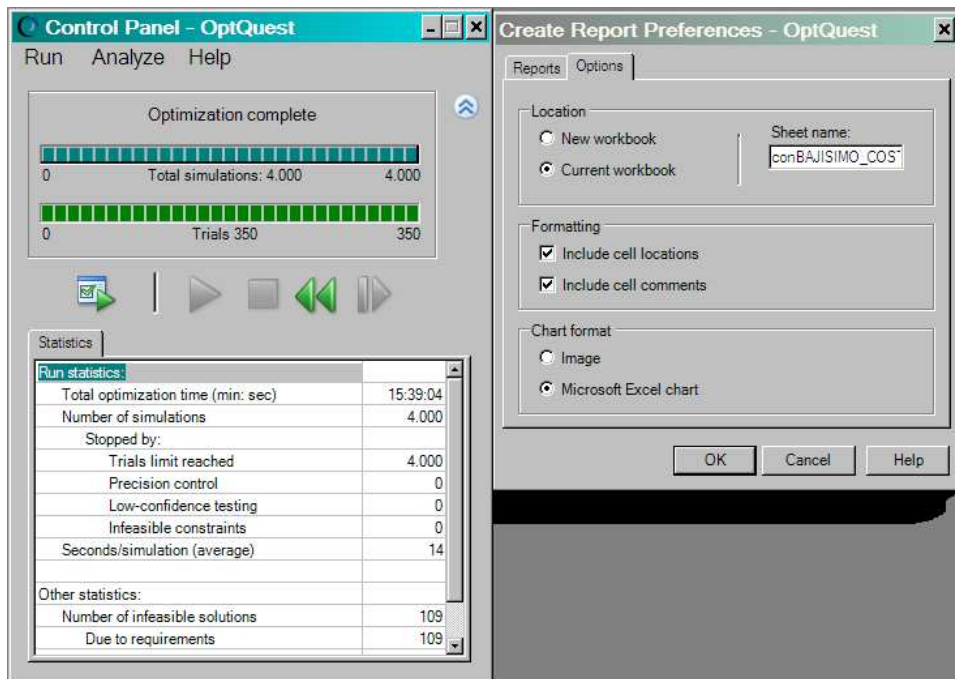


Aquí se instruye a OptQuest para que corra 500 simulaciones estocásticas y automáticamente coloque la mejor solución en la hoja electrónica, aunque esto último no está habilitado cuando se busca la frontera eficiente.

Pulsando ahora el botón , OptQuest solicita la confirmación de los parámetros de corrida. Si se pulsa  entonces se inicia la optimización mediante el método de búsqueda Tabú, propio de OptQuest.



Luego de 136 minutos y 36 segundos, OptQuest indica que ha construido una frontera eficiente con 5 puntos, y que la Optimización está Completa, y entonces procede a generar reportes.



También se pueden apreciar las soluciones desde OptQuest:

The 'OptQuest Results' window shows '769 Total Solutions' and '10 Displayed'. The table below lists the top 10 solutions with columns for Rank, Solution #, Objective (Minimize Final Value Suma de CVaRs), Requirements (Mean <= 1.620.100,00 Costo Final Semanal), and Constraints (Hoja1!BT26 = Hoja).

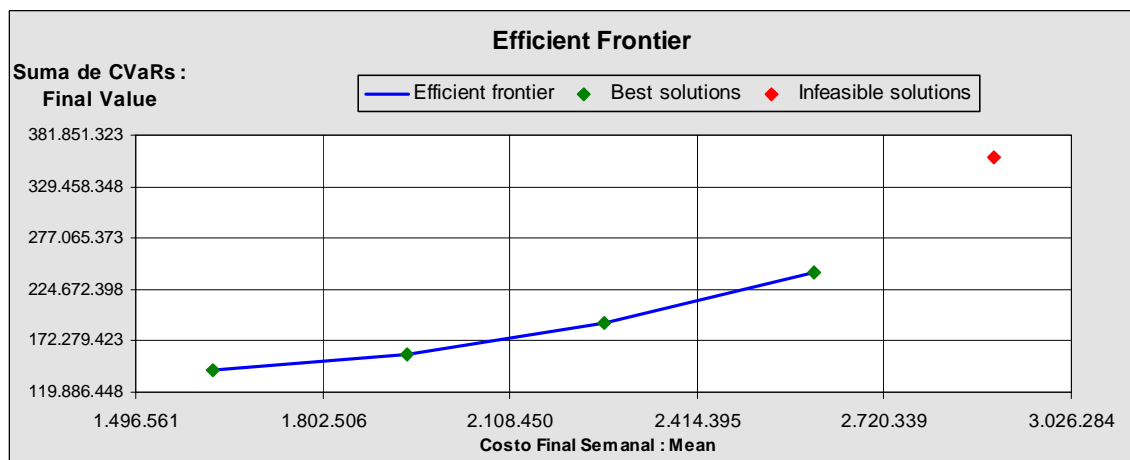
Rank	Solution #	Objective Minimize Final Value Suma de CVaRs	Requirements Mean <= 1.620.100,00 Costo Final Semanal	Constraints Hoja1!BT26 = Hoja
1	269	141.632.798,92	1.619.528,74	327,05659775943 = 32
2	227	141.642.805,09	1.619.176,27	327,05659775943 = 32
3	2	141.760.363,66	1.620.000,54	327,05659775943 = 32
4	228	141.763.220,59	1.619.901,81	327,05659775943 = 32
5	240	141.801.226,57	1.619.899,35	327,05659775943 = 32
6	299	141.822.274,40	1.619.224,98	327,05659775943 = 32
7	229	141.841.423,19	1.619.984,61	327,05659775943 = 32
8	313	141.858.413,52	1.620.025,45	327,05659775943 = 32
9	204	141.869.794,21	1.620.050,71	327,05659775943 = 32
10	258	141.892.854,36	1.619.859,31	327,05659775943 = 32

Below the table is a 'Statistics' section:

	Objective	Requirements	Constraints
Minimum	141.632.798,92	1.619.176,27	327,05659775943
Mean	141.788.517,45	1.619.765,18	327,05659775943
Maximum	141.892.854,36	1.620.050,71	327,05659775943
Std. Dev.	90.302,30	332,14	7,1930621458592...

At the bottom, there are options to 'Show the best' (5 solutions, % of solutions, All feasible solutions (10), New best solutions (3)) and 'Include' (Feasible solutions (10), Infeasible solutions (759)).

Entre los reportes que OptQuest genera, están la frontera eficiente:



**Objective**

Minimize the Final Value of Suma de CVaRs

**Tested requirement**

The Mean of Costo Final Semanal must be between (inclusive) 2.900.000,00 and 2.900.000,00

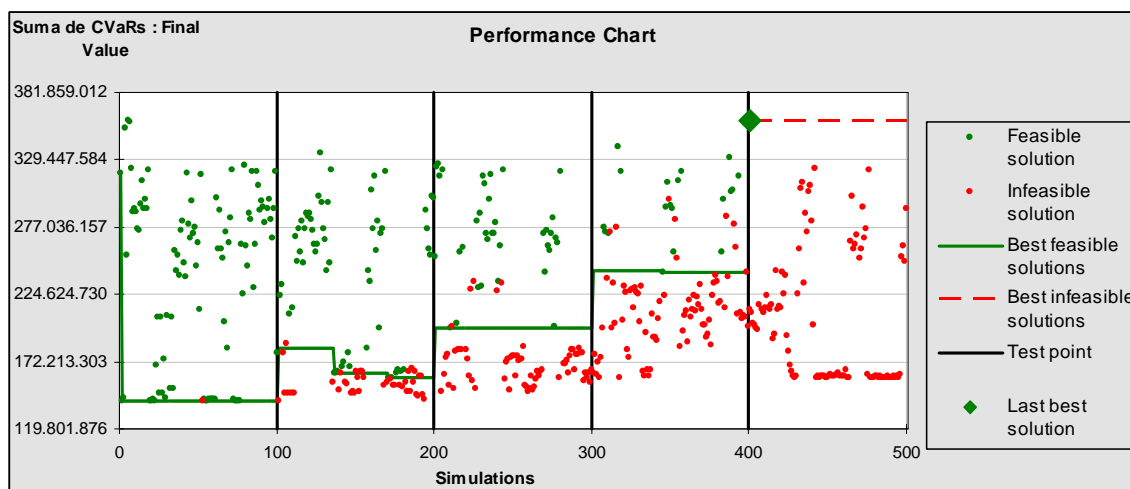
**Test results**

- Test point: 1.620.100,00
- Test point: 1.940.100,00
- Test point: 2.260.100,00
- Test point: 2.580.100,00
- \* Test point: 2.900.000,00

Objective	Requirement
141.716.854,63	1.624.038,26
159.074.950,65	1.940.915,28
191.242.799,00	2.262.594,18
242.033.116,37	2.606.369,42
360.020.917,00	2.898.807,11

\* - Requirement is infeasible

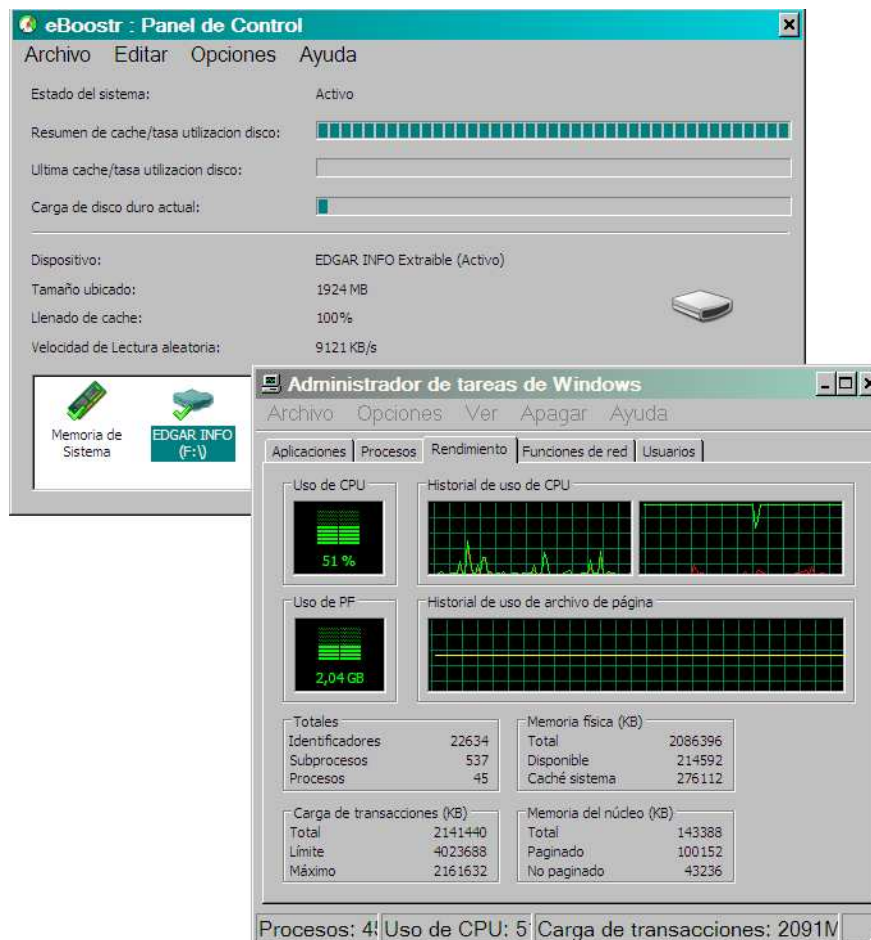
También OptQuest genera la Carta de Desempeño, en donde se aprecian las soluciones infactibles, descartadas por este optimizador, y su convergencia hacia las soluciones óptimas, durante la determinación de la frontera eficiente:



La simulación del caso de estudio, se realizó en un computador de las características abajo indicadas y empleando la versión moderna de Oracle Crystal Ball:



Los requerimientos de memoria del modelo, se atendieron simulando memoria cache desde una memoria flash de 2 GB. El Administrador de Tareas de Windows muestra el requerimiento de 2.04 GB durante la optimización.



## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 Alfredo Nicolás Samaniego Burneo. (Abril, 2002). “*Pronóstico de Demanda a Corto Plazo del Sistema Nacional Interconectado mediante Modelos ARMA*”. Tesis Ingeniería Eléctrica. Quito. Escuela Politécnica Nacional.
- 2 Alicia Troncoso Lora. (Junio, 2005). “*Técnicas Avanzadas de Predicción y Optimización Aplicadas a Sistemas de Potencia*”. Tesis Doctoral. Universidad de Sevilla. Departamento de Lenguajes y Sistemas.
- 3 Alonso J.C. y M.A. Arcos. (Julio-Septiembre, 2006). “Cuatro Hechos Estilizados de las Series de Rendimientos: una Ilustración para Colombia”. Colombia. *Revista Estudios Gerenciales*. Vol 22. No. 100.  
[http://bibliotecadigital.icesi.edu.co/biblioteca\\_digital/bitstream/item/995/1/GERENCIALES%20100%5B1%5D.indd.pdf](http://bibliotecadigital.icesi.edu.co/biblioteca_digital/bitstream/item/995/1/GERENCIALES%20100%5B1%5D.indd.pdf)
- 4 Alonso-Ayuso A., Cristobal P., Escudero L.F., Ortuño M.T. y C. Pizarro. (Junio, 2006). A Model for Structuring Bilateral Energy Contract Portfolios in Competitive Markets. Alicante. Centro de Investigación Operativa. Universidad Miguel Hernández de Elche.
- 5 Alvarado F., y R. Rajaraman. (2000). “*Understanding Price Volatility in Electricity Markets*”. *Proceedings of the 33<sup>rd</sup> Hawai International Conference on Systems Sciences*.
- 6 Amjady N. (Mayo, 2006). “A Day-Ahead Price Forecasting of Electricity Markets by a New Fuzzy Neural Network”. *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol 21. No. 2.
- 7 Andrés Ramos y Santiago Cerisola. (Enero, 2005). Optimización Estocástica. ICAI-ICADE. Universidad Pontificia de Comillas.
- 8 Ángela Acosta Fera. (Septiembre, 2002). “*Análisis de Estrategias de Oferta a partir de los Datos del Mercado*”. Tesis de Maestría. Universidad Pontificia Comillas. Escuela Técnica Superior de Ingeniería.
- 9 Artzner, Ph.; Delbaen, F.; Eber, J.M. y D. Heath. (1999). “Coherent Measures of Risk”. *Mathematical Finance*. No. 9. pp 203-228.
- 10 Azevedo F. y Z.A. Vale. (2006). “Forecasting Electricity Prices with Historical Statistical Information using Neural Networks and Clustering Techniques”. PSCE 2006.
- 11 Azevedo F., Vale Z.A. y A.A. do Vale. (Junio 23-26, 2003). “*Decision-Support Tool for the Establishment of Contracts in the Electricity Market*”. IEEE Bologna Power Tech Conference.
- 12 Baíllo A. “*Modelos de Sistemas de Energía Eléctrica: Modelo de Explotación a Medio Plazo de la Generación*”. Universidad Pontificia Comillas.
- 13 Berleant D., Dancre M., Argaud J.P. y G. Sheblé. (2005). “*Electric Company Portfolio Optimization Under Interval Stochastic Dominance Constraints*”. *4<sup>th</sup> International Symposium on Imprecise Probabilities and Their Applications*. Pittsburgh. Pennsylvania.
- 14 Bermúdez J.D., Segura J.V. y E. Vercher. (2006). “Improving Demand Forecasting Accuracy using Nonlinear Programming Software”. *Journal of the Operational Research Society*. No. 57. Pag 94-100.
- 15 Birge J.R. y F. Louveaux. (1997). Introduction to Stochastic Programming. New York. Springer.

- 16 Bjorgan R., Chen-Ching Li, y J. Lawarrée. (Noviembre, 1999). "Financial Risk Management in a Competitive Electricity Market". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol 14. N° 4.
- 17 Blanco C. y D. Soronow. (Junio, 2001). "Mean Reverting Processes: Energy Price Processes Used for Derivatives Pricing and Risk Management". *Commodities Now*.
- 18 Blanco C., Choi S. y D. Soronow. (Marzo, 2001). "Energy Price Processes Used for Derivatives Pricing and Risk Management". *Commodities Now*.
- 19 Bobric E.C., Cartina G. y Grigoras G. (2009). "Clustering Techniques in Load Profile Analysis for Distribution Stations". *Advances in Electrical and Computer Engineering*. Vol 9. No. 1.  
[http://www.aece.ro/archive/2009/1/2009\\_1\\_11.pdf?zoom\\_highlightsub=electric+vehicle](http://www.aece.ro/archive/2009/1/2009_1_11.pdf?zoom_highlightsub=electric+vehicle)
- 20 Bodily S. y M. Del Buono. (Septiembre, 2002). "Risk and Reward at the Speed of Light: a New Electricity Price Model". *Darden Business School Working Paper No. 03-01*. [http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=374381](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=374381)  
<http://faculty.darden.virginia.edu/bodilys/research.htm>
- 21 Booger A. y D. Dupont. (Octubre 31, 2006). When Supply meets Demand: The Case of Hourly Spot Electricity Prices.  
<http://www.bbk.ac.uk/cfc/pdfs/conference%20papers/Thurs/BoogertDupont.pdf>
- 22 Borison A. y G. Hamm. (2006). "Forecasting Long-Run Electricity Prices". Elsevier. *The Electricity Journal* Vol. 19, No. 7, pag: 47-57.
- 23 Bunn D.W. (2004). Modelling Prices in Competitive Electricity Markets. Wiley Finance.
- 24 Burguer M., Klar B., Müller A., y G. Schindlmayr. "A Spot Market Model for Pricing Derivatives in Electricity Markets". *Journal of Quantitative Finance*.  
[http://mspcdip.mathematik.uni-karlsruhe.de/personen/klar/QFIN\\_166028.pdf](http://mspcdip.mathematik.uni-karlsruhe.de/personen/klar/QFIN_166028.pdf)
- 25 Bussiek M.R, M.C. Ferris y A. Meeraus. (2009). "Grid-Enabled Optimization with GAMS". *INFORMS Journal of Computing*. Vol. 21. No. 3.
- 26 Byström H. (2005). "Extreme Value Theory and Extremely Large Electricity Price Changes". *International Review of Economics and Finance*. 14. 41-55.
- 27 Cabero J., Baíllo A., Cerisola S., Ventosa M., y A. García-Alcalde. (2003). "A Medium-Term Integrated Risk Management Model for a Hydrothermal Generation Company". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol 20. No. 3.
- 28 Cakmak, U. (2006), "On mean-variance approach to multi-stage portfolio optimization", School of Industrial and Systems Engineering, Georgia Institute of Technology.
- 29 Campo R.A. Probabilistic Optimality in Long Term Energy Sales. [www.RiskLimited.com](http://www.RiskLimited.com). <http://www.xeo.org/espanol/paper-3-rcampo.pdf>
- 30 Carlo Fezzi. (Marzo, 2007). "*Econometric Models for the Analysis of Electricity Markets*". Tesis Doctoral. Università di Bologna.
- 31 Carlos Battle López, (2002). "*Modelo de Análisis de Riesgos Asociados al Negocio de Producción Eléctrica*". Tesis Doctoral. Universidad Pontificia Comillas de Madrid. Escuela Técnica Superior de Ingeniería.
- 32 Carnero M.A., Koopman S.J. y M. Ooms. (Septiembre 4, 2003). Periodic Heteroskedastic RegARFIMA Models for Daily Electricity Spot Prices. Discussion Paper. Tinbergen Institute.
- 33 Carrión M., Philpott A., Conejo A., y J.M. Arroyo. (Mayo, 2007). "A Stochastic Programming Approach to Electric Energy Procurement for Large Consumers". *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol 22, No. 2. pag 744-754.

- 34 Castro R. Pronóstico de Carga Eléctrica usando Redes Neuronales Artificiales. Perú. Universidad Nacional de Ingeniería.
- 35 Castro-Rodríguez F. (Enero-Febrero, 2000). "La Demanda de Electricidad de Largo Plazo. Principales Determinantes en un Marco Regulado y Repercusiones del Proceso de Liberación". Tribuna de Economía. [http://www.revistasice.com/cmsrevistasICE/pdfs/ICE\\_783\\_119-131\\_\\_4A158CF5C5F69ECABAF2FFBB7F55C20E.pdf](http://www.revistasice.com/cmsrevistasICE/pdfs/ICE_783_119-131__4A158CF5C5F69ECABAF2FFBB7F55C20E.pdf)
- 36 Chan P., Hui C.W. Li W. Sakamoto H., Hirata K. y P. Li. (Octubre, 2003). "Long-Term Electricity Contract Optimization with Demand Uncertainties". Energy. Vol 31. No. 13. pag. 2469-2485.
- 37 Chen J., Deng S-J. y X. Huo. (2007) "Electricity Price Curve Modeling by Manifold Learning". IEEE Transactions on Power Systems. [http://www.pserc.wisc.edu/ecow/get/publicatio/2007public/deng\\_pricecurvemodeling.pdf](http://www.pserc.wisc.edu/ecow/get/publicatio/2007public/deng_pricecurvemodeling.pdf)
- 38 Cheong M.P., Sheblé G.B. y D. Berleant. (Junio 11-15, 2006). "Knowledge Extraction and Data Mining for the Competitive Electricity Auction Market". 9<sup>th</sup> International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. KTH Stockholm.
- 39 Chow J.H., Wu F.F. y J. Momoh. (2005). Applied Mathematics for Restructured Electric Power Systems: Optimization, Control and Computational Intelligence. Springer.
- 40 Claudio M. Ruibal, (2006). "On the variance of Electricity Prices in Deregulated Markets". Tesis Doctoral. University of Pittsburgh.
- 41 Collet J., Duwig V. y N. Oudjane. (Junio 11-15, 2006). "Some Non-Gaussian Models for Electricity Spot Prices". 9<sup>th</sup> International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. KTH Stockholm.
- 42 Conejo A., García-Bertrand R., y M. Carrión. (Abril, 2008). "Forward Trading for an Electricity Producer". DRPT2008. Nanjing China.
- 43 Conejo A., Nogales F., Arroyo J., y Raquel García Bertrand. (Agosto, 2004). "Risk Constrained Self-Scheduling of Thermal Power Producer", IEEE Transactions on Power Systems, Vol 19, No. 3.
- 44 Conejo A., Nogales F.J., Carrión M. y J.M. Morales. (2009). "Electricity Pool Prices: Long-Term Uncertainty Characterization for Futures-Market Trading and Risk Management". Journal of the Operational Research Society. <http://www.est.uc3m.es/fjnm/esp/papers/FuturesPrices.pdf>  
[http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract\\_id=987477](http://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=987477)
- 45 Contreras J., Espínola R., Nogales F.J. y A. Conejo. (Agosto, 2003). "ARIMA Models to Predict Next-Day Electricity Prices". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 18. No. 3.
- 46 Cornuejols G. y R. Tütüncü, Optimization Methods in Finance. C14: "Stochastic Programming: Theory and Algorithms". Carnegie Mellon University.
- 47 Cuaresma J.C., Hlouskova J., Kossmeier S. y M. Obersteiner. (Junio, 2002). "Forecasting Electricity Spot Prices using Linear Univariate Time Series Models". Austria. Working Paper No. 0208. Departamento de Economía de la Universidad de Vienna. <http://mailbox.univie.ac.at/papers.econ>
- 48 Dahlgren R., Chen-Ching Liu, y J. Lawarrée. (Mayo, 2003). "Risk Assessment in Energy Trading". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 18. N°2
- 49 De Lange A.J.P., Schavemaker P.H. y L. van der Sluis. Electricity Prices: Stochastic or Deterministic?. Working Paper. ADL Consultancy. <http://www.adl.nl/elec%20prices.pdf>

- 50 Deb R., Albert R., Hsue L.L., y N. Brown. (Marzo, 2000) "How to Incorporate Volatility and Risk in Electricity Price Forecasting". LCG Consulting. [www.EnergyOnline.com](http://www.EnergyOnline.com)
- 51 Deidersen J. y S. Trück. (2002). Energy Price Dynamics – Quantitative Studies and Stochastic Processes. Technical Document # TR-ISWM-12/2002. Universität Karlsruhe. Fakultät für Wirtschaftswissenschaften.
- 52 Deng S.J. y W. Jiang. (2002). "An Inverse-Quantile Function Approach for Modeling Electricity Price". Proceedings of the 35<sup>th</sup> Hawaii International Conference on System Sciences.
- 53 Denton M., Palmer A., Masiello R., y P. Skantze. (Mayo, 2003). "Managing Market Risk in Energy". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 18. No. 2
- 54 Doege J., Schiltknecht y H-J. Lüthi. (2006). "Risk Management of Power Portfolios and Valuation of Flexibility". OR Spectrum. No. 28. pag 267-287. Springer.
- 55 Douglas A.P., Breipohl A.M., Lee F.N. y R. Adapa. (Noviembre, 1998). "Risk Due to Load Forecast Uncertainty in Short Term Power System Planning". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 13. No. 4.
- 56 Du Y. y X. Hu (Septiembre 2003). "Applying Modern Portfolio Theory to Optimal Gas Purchasing". [www.eprm.com](http://www.eprm.com)
- 57 Dupacova J., Stefan J. y J. Hurt. (2003). Stochastic Modeling in Economics and Finance. New York. Kluwer Academic Publishers.
- 58 Eberlein E. y G. Stahl. (Septiembre, 2003). "Both Sides of the Fence: a Statistical and Regulatory View of Electricity Risk". Energy and Power Risk Management.
- 59 Eduardo Raffo Lecca y Miguel Mejía Puente. (Junio, 2006). Aplicaciones Computacionales de las Ecuaciones Diferenciales Estocásticas. <http://revistas.concytec.gob.pe/pdf/id/v9n1/a09v9n1.pdf>
- 60 Eguíluz L.I., "Minimización del Coste de la Energía Eléctrica para Grandes Consumidores". Universidad de Cantabria. <http://www.diee.unican.es/pdf/Minimizacion%20de%20la%20energia%20electrica.pdf>
- 61 Eichhorn A., H. Heitsch y W. Römisch. (Junio, 2008). "Scenario Tree Approximation and Risk Aversion Strategies for Stochastic Optimization of Electricity Production and Trading". En: Kallrath J., Pardalos P.M. Rebennack S. y M. Scheidt. Optimization in the Energy Industry. Springer.
- 62 Eichhorn A., Heitsch H., W. Römisch y I. Wegner-Specht. (Marzo, 2006). "Mean-Risk Optimization Models for Electricity Portfolio Management". Energy Workshop, University of Vienna.
- 63 Eichhorn, Andreas. (Noviembre, 2007). "Stochastic Programming Recourse Models: Approximation, Risk Aversion, Applications in Energy". Tesis Doctoral. Berlin. Universidad de Humbolt. Departamento de Matemáticas.
- 64 El Khatib S., Quiles C.G., y F.D. Galiana. (2007). "Effect of Risk Measures on Bilateral Trading in Electricity Markets". Lausanne. Power Tech.
- 65 Emilio Gómez-Villalba García. (2004). "Gestión Energética Óptima de un Consumidor Industrial de Vapor y Electricidad en Mercados Liberalizados". Tesis Doctoral. Universidad Pontificia Comillas de Madrid. Escuela Técnica Superior de Ingeniería.
- 66 Emilio Gómez-Villalba y Andrés. Two Stage Stochastic Models for Contracting Decisions of an Industrial Consumer. <http://www.iit.upcomillas.es/busca2.html>



- 67 Emilio Gómez-Villalba, y Andrés Ramos. Risk Management and Stochastic Optimization for Industrial Consumers. <http://www.iit.upcomillas.es/busca2.html>
- 68 Escribano A., Peña J.I. y P. Villaplana. (Junio, 2002). Modeling Electricity Prices: International Evidence. Working Paper 02-27. Economic Series 08. Universidad Carlos III de Madrid. Departamento de Economía.
- 69 Eydeland A. y K. Wolyniec. (2003). Energy and Power Risk Management: New Developments in Modeling, Pricing and Hedging. John Wiley & Sons.
- 70 Fay D., Ringwood J.V., Condon M. y M. Kelly. (Julio, 2001). "24-Hour Electrical Load Data – A Time Series or a Set of Independent Points?". Cagliari, Sardinia. Proc. 7th International Conference on Engineering Applications of Neural Networks, EANN 2001.  
<http://www.eeng.nuim.ie/~jringwood/Respubs/J86neuro.pdf>
- 71 Feinberg E.A., D. Genethliou. Y J.T. Hajagos. (2003) "Statistical Load Modeling". Proceeding (379) Power and Energy Systems
- 72 Fezzi C. y D. Bunn. (2006). "Structural Analysis of High Frequency Electricity Demand and Supply Interaction". Working Paper. London Business School.
- 73 Filipe Azevedo, Zita A. Vale, y P.B. de Moura Oliveira, (Agosto, 2007). "A Decision-Support System Based on Particle Swarm Optimization for Multiperiod Hedging in Electricity Markets", IEEE Transactions on Power Systems, Vol 22, N°3.
- 74 GAMS, General Algebraic Modeling System: <http://www.gams.com>.  
*Scenario reduction for stochastic programming models:*  
<http://www-iam.mathematik.hu-berlin.de/~romisch/projects/GAMS/scenred.html>
- 75 García R.C., Contreras J., van Akkeren M. y J.B.C. García. (Mayo, 2005). "A GARCH Forecasting Model to Predict Day-Ahead Electricity Prices". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 20. No. 2.
- 76 Geman H. y A. Roncoroni. (2006). "Understanding the Fine Structure of Electricity Prices". Journal of Business. Vol 79, No. 6.
- 77 González Chávez S. (1999). "Modelos Estocásticos ARIMA para Predicción de Variables Energéticas". Lima, Perú. Universidad Nacional de Ingeniería. TECNIA. Vol 9, No. 1, pag 81-87.
- 78 González-Romera E., Jaramillo-Morán M.A. y D. Carmona-Fernández. (Noviembre, 2006). "Monthly Electric Energy Demand Forecasting Based on Trend Extraction". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 21. No. 4.
- 79 Goto M. y G.A. Karolyi. (Agosto 25, 2003). "Understanding Electricity Price Volatility Within and Across Markets"  
<http://www.cob.ohio-state.edu/fin/faculty/karolyi/papers/GotoKarolyi090303.pdf>
- 80 Guirguis H.S. y F.A. Felder. (2004). "Further Advances in Forecasting Day-Ahead Electricity Prices Using Time Series Models". KIEE International Transactions on PE. Vol 4-A. No. 3. pag. 159-166.
- 81 Gustaf Unger. (2002). "*Hedging Strategy and Electricity Contract Engineering*", Tesis Doctoral. Swiss Federal Institute of Technology, Zurich.
- 82 Harris C. (2002). "Framework for Value at Risk for Energy Companies". Energy Forum. Estocolmo.
- 83 Hasche, Bernhard. (Septiembre 3-5, 2008). "Tutotial: Optimization with GAMS" y "Tutorial: Stochastic Optimization with GAMS". Alemania. Intitut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieandwendung. Universidad de Stuttgart.
- 84 Heitsch H. y W. Römisch. (2005). "Generation of Multivariate Scenario Trees to Model Stochasticity in Power Management". Rusia. IEEE Power Tech.

- 85 Heitsch, Holguer (Mayo, 2007). *“Stabilität und Approximation Stochastischer Optimierungsprobleme”*. Tesis Doctoral. Universidad de Humbolt. Berlín, Alemania.
- 86 Higham D.J. (2001). “An Algorithmic Introduction to Numerical Simulation of Stochastic Differential Equations”. *SIAM Review*. Vol 43. No. 3. pag 525-546. <http://fox.maths.strath.ac.uk/~aas96106/algfiles.html>
- 87 Higle J.L. (2005). *“Stochastic Programming: Optimization When Uncertainty Matters”*. *Tutorials in Operations Research*. New Orleans. Informs.
- 88 Higle J.L. y S.W. Wallace. (Abril, 2002). “Managing Risk in the New Power Business - A Sequel”. *IEEE Computer Applications in Power*. Vol 15. No. 2.
- 89 Hinojosa, V.H. (2006). *Pronóstico de Demanda de Corto Plazo en Sistemas de Suministro de Energía Eléctrica utilizando ANFIS*. Cenace.
- 90 Hochreiter R. y D. Wozabal. (Diciembre, 2008). “A Multi-stage Stochastic Programming Model for Managing Risk-Optimal Electricity Portfolios”. En: *Handbook of Power Systems*. Volume of Energy Systems. (2010). Springer.
- 91 Hochreiter R., Pflug G. Ch. y D. Wozabal. (2006). “Multi-stage Stochastic Electricity Portfolio Optimization in Liberalized Energy Markets”. En: *Systems Modelling and Optimizations*. Vol 199 de IFIP Int. Fed. Inf. Process. pag 219.226. New York. Springer.
- 92 Huisman R. y R. Mahieu. (Agosto, 2001). “Regime Jumps in Electricity Prices”. *ERIM Report Series # ERS-2001-48-F&A*.
- 93 Huisman R., Mahieu R. y f. Schlichter. (Diciembre, 2007). “Electricity Portfolio Management: Optimal Peak / Off-Peak Allocations”. Erasmus Research Institute of Management (ERIM), *Report N°ERS-2007-089-F&A*.
- 94 Huisman R., R. Mahieu y F. Schlichter. (Febrero, 2007). “Hedging Exposure to Electricity Price Risk in a Value at Risk Framework”. Erasmus University and Energy Global.
- 95 Huurman, Christian Imam. (Marzo 22, 2007). *“Dealing with Electricity Prices”*. Tesis Doctoral. Rotterdam. Universidad Erasmus.
- 96 Iivo Vehviläinen. (Diciembre 3, 2004). *“Applying Mathematical Finance Tools to the Competitive Nordic Electricity Market”*. Tesis Doctoral. Espoo, Finlandia. Helsinki University of Technology.
- 97 Ilic M. e.o. (Septiembre 2001). *Understanding Demand: The Missing Link in Efficient Electricity Markets*. Massachusetts Institute of Technology. Energy Laboratory Publication # MTR EL 01-014WP.
- 98 Isaac Prada y Nogueira. (Junio, 2005). *“Análisis de la Incertidumbre para un Modelo de Gestión del Riesgo en Mercados Eléctricos”*. Tesis Ingeniero Industrial. Universidad Pontificia Comillas. Escuela Superior de Ingeniería.
- 99 Jacob Lemming. (2003). *“Risk and Investment Management in Liberalized Electricity Markets”*. Tesis Doctoral. Technical University of Denmark. Department of Mathematical Modelling.
- 100 Jan Hermansson y Johan Westberg. (Enero 7. 2002). *“Hedging Strategies and the Economic Effects of Price Spikes in the Electricity Market”*. Tesis de Maestría. Gothenburg. Göteborg University. Graduate Business School.
- 101 Janne Kettunen. (Octubre, 2009). *“Applications of Stochastic Modeling for Investment Decision-Making under Market Uncertainties”*. Tesis Doctoral. Helsinki University of Technology. System Analysis Laboratory Research Reports No. A103.
- 102 Jesús María Latorre Canteli. (2007). *“Resolución Distribuida de Problemas de Optimización Estocástica: Aplicación al Problema de Coordinación Hidrotérmica”*. Tesis Doctoral. Universidad Pontificia Comillas.

- 103 Jingfei Yang. (Febrero 17, 2006). *“Power System Short-Term Load Forecasting”*. Tesis Doctoral. Technischen Univesität Darmstadt.
- 104 John Charnes. (2007). Financial Modeling with Crystal Ball and Excel. John Wiley & Sons.
- 105 Johnson C.A. (2000). Métodos de Evaluación del Riesgo para Portafolios de Inversión. Documentos de Trabajo N°67. Banco Central de Chile. <http://www.bcentral.cl/eng/studies/working-papers/2000.htm>
- 106 Jordi Cabero Borrós. (2007). *“Modelo de Gestión de Riesgo de Mercado en el Negocio de Generación de Electricidad”*. Tesis Doctoral. Universidad Pontificia Comillas de Madrid. Escuela Técnica Superior de Ingeniería.
- 107 Jörg Doege. (2006). *“Valuation of Flexibility for Power Portafolios: A Dynamic Risk Engineering Approach”*. Tesis Doctoral. Swiss Federal Institute of Technology, Zurich.
- 108 Juan Carlos Mateus Sánchez. (Noviembre, 2008). *“Estudo da Negociação de Contratos Bilaterais de Enegia em Sistemas Predominantemente Hidráulicos”*. Tesis Doctoral. Universidad de Brasilia. Departamento de Ingeniería Eléctrica.
- 109 Juan David Velásquez Henao. (Noviembre, 2008). *“Construcción de Escenarios de Pronóstico del Precio de Electricidad en Mercados de Corto Plazo”*. Investigación Doctoral. Universidad Nacional de Colombia.
- 110 Julián Moral Carcedo y José Vicéns Otero. (Noviembre, 2003). Un Modelo de Previsión de la Demanda de Energía Eléctrica: THOR II. Monografía. Universidad Autónoma de Madrid.
- 111 Jun Xu, P.B. Luh, B.W. Frederick, E. Ni, y K. Kasiviswanathan. (Noviembre, 2006). “Power Portfolio Optimization in Deregulated Electricity Markets With Risk Management”. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol 21. No. 4.
- 112 Jury Catalina Arias Gutiérrez y Sandra Milena Ribón Quiroz. (Junio, 2009). *“Pronóstico del Precio de Contratos de la Energía en el Largo Plazo a través del Método ANFIS”*. Tesis. Medellín. Universidad Nacional de Colombia. Escuela Ingeniería de la Organización. Facultad de Minas.
- 113 Kanamura T. y K. Ohashi. (Julio 12, 2004). A Structural Model for Electricity Prices with Spikes. Hitotsunbashi University ICS Finance Working Paper No. FS-2004-E-02. Datos de precios en: <http://www.pjm.com>.
- 114 Kaye R.J., Outhre H.R., y C.H. Bannister. (Febrero, 2009). “Forward Contracts for the Operation of an Electricity Industry under Spot Pricing”. *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol 5. No. 1.
- 115 Kettunen J. y A. Salo. (2007). “Dynamic Risk Management of Electricity Contracts with Contingent Portfolio Programming”. Submitted manuscript. <http://www.sal.hut.fi/Publications/c-index.html>
- 116 Kirschen D.S. (Mayo, 2003). “Demand-Size View of Electricity Markets”. *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol 18. No. 2.
- 117 Kjetil Trovil Midthun. (Octubre, 2007). *“Optimization Models for Liberalized Natural Gas Markets”*. Tesis Doctoral. Norwegian University of Science and Technology. Department of Industrial Economics and Technology Management.
- 118 Klein Haneveld, W.K. y M.h: van der Vlerk. (Mayo, 2000). Optimizing electricity distribution using two-stage integer recourse models. University of Groningen. Research Institute SOM (Systems, Organisations and Management). Research Report No. 00A26.
- 119 Kleindorfer P.R. y L. Li. (Mayo, 2004). “Multi-Period VaR-Constrained Portfolio Optimization with Applications to the Electric Power Sector”. <http://opim.wharton.upenn.edu/risk/downloads/03-18.pdf>.

- 120 Kleindorfer P.R. y L. Li. (Mayo, 2004). "Note on Value-at-Risk Measurement for Non-Gaussian Distributions". [www.gloriamundi.org/picsresources/pkll1.pdf](http://www.gloriamundi.org/picsresources/pkll1.pdf)
- 121 Kloeden P.E, E. Platen. y H. Schurz. (2003). Numerical Solution of SDE Through Computer Experiments. New York. Springer. 3ra edición corregida.
- 122 Kloeden P.E. y E. Platen. (1995). Numerical Solution of Stochastic Differential Equations. New York. Springer-Verlag. 2da. edición corregida.
- 123 Klüppelberg C., Meyer-Brands T. y A. Schmidt. (Marzo 31, 2008). "Electricity Spot price Modelling with a View Towards Extreme Spike Risk".
- 124 Koopman S.J., M. Ooms, y M.A. Carnero. (Septiembre 16, 2005). "Periodic Seasonal Reg-ARGIMA-GARCH Models for Daily Electricity Spot Prices".
- 125 Kovacevic, Raimund. (Octubre, 2008). "*Conditional Acceptability Mappings: Convex Analysis in Banach Lattices*". Tesis Doctoral. Universität Wien.
- 126 Kristiansen T. (Noviembre, 2004). "Financial Risk Management in the Electric Power Industry using Stochastic Programming". Advanced Modeling and Optimization. Vol. 6, N°2.
- 127 Kwon R.H., J.S. Rogers y Sheena Yau. (Octubre, 2006). "Stochastic Programming Models for Replication of Electricity Forward Contracts for Industry". Wiley Interscience. Naval Research Logistics. Vol 53. No 7. p 697-712.
- 128 Lawrence C. Evans. An Introduction to Stochastic Differential Equations. Version 1.2. Department of Mathematics. UC Berkeley.
- 129 Lei Xiong. (Septiembre, 2004). "*Stochastic Models for Electricity Prices in Alberta*". Tesis de Maestría. Canadá. The University of Calgary.
- 130 Liu Min. (Marzo, 2004). "*Energy Allocation with Risk Management in Electricity Markets*". Tesis Doctoral. University of Hong Kong.
- 131 Liu Y. y X. Guan. (2002). "*Purchase Allocation and Bidding in Dual Electric Power Markets with Risk Management*". Barcelona. 15<sup>th</sup> Triennial World Congress.
- 132 Liu Y. y X. Guan. (2003). "Purchase Allocation and Demand Bidding in Electric Power Markets". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 18. No. 1.
- 133 Llerena B. (2004). "Estimación de la Demanda Eléctrica a Corto Plazo del Sistema Nacional Interconectado, Mediante los Métodos de Series Temporales y Redes Neuronales". Quito. Escuela Politécnica Nacional.
- 134 López J.L. y V.M. Ferrer. (2005). "*Los Precios en los Mercados Reestructurados de Electricidad: Algunas Lecciones Básicas para la Negociación Privada*". Universidad de Valencia. Revista de Economía. [http://www.revistasice.com/cmsrevistasICE/pdfs/CICE\\_69\\_119-145\\_C5E1A787A3F834EA436C4DF34B19599E.pdf](http://www.revistasice.com/cmsrevistasICE/pdfs/CICE_69_119-145_C5E1A787A3F834EA436C4DF34B19599E.pdf).
- 135 Lúcio de Medeiros. (Abril 25, 2003). "*Previsão de preço spot no Mercado de Energia Elétrica*". Tesis de Maestría. Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
- 136 Luis Guilherme Barbosa Marzano. (Junio, 2004). "*Otimização de Portfólio de Contratos de Energia em Sistemas Hidrotérmicos com Despacho Centralizado*". Tesis Doctoral. Pontificia Universidade Católica Rio de Janeiro.
- 137 Luiz Felipe Moreira do Amaral. (Abril, 2003). "*Modelos Lineares e não Lineares na Modelagem do Preço Spot de Energia Elétrica do Brasil*". Tesis de Maestría. Pontificia Universidade Católica do Rio de Janeiro.
- 138 Makkonen Simo y Lahdelma Risto. "Stochastic Simulation in Risk Analysis of Energy Trade". En: Makkonen, S. (2005). "*Decision modeling tools for utilities in the deregulated energy market*". Tesis Doctoral. Research Report A93, Systems Analysis Laboratory, Helsinki University of Technology.

- 139 Maragon Lima J.W., Quintanilha P.S. y A.C. Zambroni de Souza. (Junio 24-28, 2002). *"Available Transfer Capability Influence on Energy Portfolio"*. Sevilla. 14<sup>th</sup> PSCC.
- 140 María Consuelo Soto Lima. (Septiembre, 2007). *"Modelo Estocástico y Algoritmos en-línea para el Problema de Gestión de Saldo en Caja en el Banco Central del Ecuador"*. Tesis. Quito. Escuela Politécnica Nacional. Facultad de Ciencias.
- 141 Markowitz, Harry. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments. Monografía. Cowles Foundation for Research in Economics. Yale University.
- 142 Marracci M., Pelacchi P., Benini M. y A. Venturini. (Agosto 22-27, 2004). "A New Day-Ahead Spot Market Price Forecasting Technique based on Volatility Analysis". Italia. Bulk Power System Dynamics and Control.
- 143 Martínez Alvarez F., Troncoso A. y J.C. Riquelme. (2009). "Improving Time Series Forecasting by Discovering Frequent Episodes in Sequences". Springer-Verlag Berlin Heidelberg. IDA. LNCS 5772. pag. 357-368.
- 144 Martínez Alvarez F., Troncoso A., Riquelme J.C. y J.M. Riquelme. (2007). *"Discovering Patterns in Electricity Price Using Clustering Techniques"*. International Conference on Renewable Energies and Power Quality, ICREPQ'07. <http://www.icrepq.com/icrepq07/245-martinez.pdf>
- 145 Martínez-Álvarez F., Troncoso A., Riquelme J.C. y J.S. Aguilar-Ruiz. (2008). *"LBF: A Labeled-Based Forecasting Algorithm and its Application to Electricity Price Time Series"*. Eighth IEEE International Conference on Data Mining. IEEE Computer Society.
- 146 Martínez-de-Albeniz V. y D. Simchi-Levi. (Junio, 2003). "A Portfolio Approach to Procurement Contracts". <http://ebusiness.mit.edu>
- 147 Marzano L.G.B., Melo A.C.G. y R.C. Souza. (2003) "An Approach for Portfolio Optimization of Energy Contracts in the Brazilian Electric Sector". Bologna. IEEE Power Tech Conference Proceedings.
- 148 Matylda Jablonska. (Octubre 21, 2008). *"Analysis of Outliers in Electricity Spot Prices with Example of New England and New Zealand Markets"*. Tesis de Maestría. Finlandia. Lappeenranta University of Technology. Department of Mathematics and Physics.
- 149 Mc Names J., Suykens J.A.K. y K. Vanderwalle. (Agosto, 1999). "Winning Entry of the K.U. Leuven Time Series Prediction Competition". International Journal of Bifurcation and Chaos. Vol 9. No. 8. pag. 1485-1500.
- 150 Meneses de Quevedo, Pilar. (Octubre, 2009). *"Optimización Estocástica de la Operación a Medio Plazo de una Empresa Generadora"*. Escuela Técnica Superior de Ingeniería. Universidad Pontificia Comillas. Madrid.
- 151 Menniti D., Musmanno R., Scordino N. y N. Sorrentino. (Abril, 2008). *"Portfolio Selection Problem of a Big Consumer in the Italian Electricity Market"*. China. DRPT2008.
- 152 Meyer-Brandis T. (Junio 29, 2009). Reduced Form Electricity Spot Price Modeling. <http://folk.uio.no/meyerbr/Publications/EncQuaFin.pdf>
- 153 Meyer-Brands T. y P. Tankov. Multi-factor Jump Diffusion Models of Electricity Prices. [http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/18/45/63/PDF/meyer\\_brandis\\_tankov.pdf](http://hal.archives-ouvertes.fr/docs/00/18/45/63/PDF/meyer_brandis_tankov.pdf)
- 154 Michael Smith. Electricity Load and Price Forecasting using Statistical Methods and Models. <http://www.secondmoment.org/articles/electricity.php>
- 155 Michael Wagner, Petter Skantze y Marija Ilic. (2003). "Hedging Optimization Algorithms for Deregulated Electricity Markets". Proceedings of the 12th Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems.

- 156 Michael Wagner. (Mayo, 2001). "*Hedging Optimization Algorithms for Deregulated Electricity Markets*". Tesis de Maestría. Massachusetts Institute of Technology. Department of Electrical Engineering and Computer Science.
- 157 Miguel Carrión Ruiz-Peinado. (Julio, 2008). "*Medium Term Decision Making for Consumers, Retailers and Producers in Electricity Markets Via Stochastic Programming*". Tesis Doctoral. España. Universidad de Castilla - La Mancha. Departamento de Ingeniería Eléctrica.
- 158 Mihlmeister W.P. y W. Hederman, (2001). "*Survival of the Fittest*". EPRM.
- 159 Mikael Amelin. (2004). "*On the Monte Carlo Simulation and Analysis of Electricity Markets*". Tesis Doctoral. Estocolmo. Royal Institute of Technology. Department of Electrical Engineering.
- 160 Min Liu, y Felix F. Wu. (2007). "Portfolio Optimization in Electricity Markets". Electric Power Systems Research, N°77, pag 1000-1009.
- 161 Ming Z., Genyin L., Yan Z. y Y. Ni. (Noviembre, 2004). "*Optimal Electricity Procurement for Load Service Entity Incorporating with Reserve and Risks*". Singapore. International Conference Powercon 2004.
- 162 Ming Zhou, G. Li, y Y. Ni. (2006). "*Long-Term Electricity Purchase Allocation Strategy and Risk Evaluation in Power Markets*". PSCE 2006.
- 163 Misiorek A., Trueck S. y R. Weron. (2006). "*Point and Interval Forecasting of Spot Electricity Prices: Linear vs. Non-Linear Time Series Models*". Studies in Nonlinear Dynamics & Econometrics. NonLinear Analysis of Electricity Prices. Vol 10. No. 3.
- 164 Mo B. y A. Gjelsvik. (Junio 24-28, 2002). "*Simultaneous Optimisation of Withdrawal from a Flexible Contract and Financial Hedging*". Sevilla. 14th PSCC.
- 165 Mustafee, Navonil. (Mayo, 2007). "*A Grid Computing Framework for Commercial Simulation Packages*". Tesis Doctoral. Londres. Brunel University. School of Information Systems, Computing and Mathematics.
- 166 Nakamura M., Nakashima T. y T. Niimura. (2006). "Electricity Markets Volatility: Estimates, Regularities and Risk Management Applications". Elsevier. Energy Policy. No. 34. pag 1736-1749.
- 167 Näsäkkälä E. (2005). "Electricity Load Pattern Hedging with Static Forward Strategies". Managerial Finance. Special Issue on Energy Pricing and Risk Manager. Vol 31. No. 6. Pag. 116-137.
- 168 Ni E., Luh P.B. y S. Rourke S. (Febrero, 2004). "Optimal Integrated Generation Bidding and Scheduling With Risk Management Under a Deregulated Power Market". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 19, No. 1.
- 169 Ni E., P.B. Luh, y S. Rourke. (Febrero, 2004). "Optimal Integrated Generation Bidding and Scheduling with Risk Management Under a Deregulated Power Market". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 19, No. 1.
- 170 Nielsen S.S. y R. Poulsen. (2004). "A two-factor stochastic programming model of Danish mortgage-backed securities". Elsevier. Journal of Economic Dynamics and Control. No. 28. pag 1267-1289.
- 171 Nogales F.J., Contreras, A. Conejo y J., Espínola. (Mayo, 2002). "Forecasting Next-Day Electricity Prices by Time Series Models". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 17. No. 2.
- 172 Nowicka-Zagrajek J. y R. Weron. (Diciembre, 2002). "Modeling Electricity Loads in California: ARMA Models with Hyperbolic Noise". Elsevier. Signal Processing. Vol. 82, No. 12, pag 1903-1915.
- 173 Oktay Sürücü. (Septiembre, 2005). "*Decomposition Techniques in Energy Risk Management*". Tesis de Maestría. School of Applied Mathematics, The Middle East Technical University.

- 174 Otso Johannes Ojanen. (Noviembre 22, 2002). *Comparative Analysis of Risk Management Strategies for Electricity Retailers*. Tesis de Maestría. Espoo, Finlandia. Helsinki University of Technology. Department of Engineering, Physics and Mathematics.
- 175 Oum Y., Oren S. y S. Deng. (2005). "Volumetric Hedging in Electricity Procurement". *IEEE Russia, Power Tech*.
- 176 Oum Y., Oren S. y S. Deng. (2006). "Hedging Quantity Risks with Standard Power Options in a Competitive Wholesale Electricity Market". *Naval Research Logistics*. Vol 23. pag 697-712.
- 177 Paolo Brandimarte (2006). *Numerical Methods in Finance and Economics. A Matlab Based Introduction*. Cap 11: "Linear Stochastic Programming Models with Recourse". John Wiley & Sons.
- 178 Pekka M. y K. Antti. (Enero 10, 2005). *Evaluating Multivariate GARCH Models in the Nordic Electricity Markets*. Working Paper. Helsinki School of Economics. <http://hsepubl.lib.hse.fi/pdf/wp/w382.pdf>
- 179 Perlin M. (Septiembre 21, 2007). *Nearest Neighbour Algorithm for Stock Prices Forecasts*. <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/9396-nearest-neighbour-algorithm-for-stock-prices-forecasts>
- 180 Peter Kall y János Mayer. (2005). *Stochastic Linear Programming: Models, Theory and Computation*. Springer.
- 181 Peter Kall y Stein W. Wallace. (1994). *Stochastic Programming*. New York. John Wiley & Sons. <http://www.rpi.edu/~mitchj/stochprog/kallwallace.html>
- 182 Pflug, Georg Ch. y Werner Römisch. (2007). *Modeling, Measuring and Managing Risk*. Singapur. World Scientific Publishing Co.
- 183 Picchini U. (Diciembre 5, 2007). *SDE Toolbox: Simulation and Estimation of Stochastic Differential Equations with MATLAB*. User Guide Ver 1.4.1. <http://sdetoolbox.sourceforge.net/>  
<http://www.maths.dur.ac.uk/~vbpk71/#Matlab>
- 184 Picchini U. (Noviembre, 2006). *Stochastic Differential Models With Applications to Physiology*. Tesis Doctoral. University of Rome "La Sapienza". Department of Statistics, Probability and Applied Statistics.
- 185 Pinto L., M. Fernandez, L.H. Macedo y J. Szczupak. (2007). "Building the Optimal Contract Portfolio under Non-Probabilistic Uncertainties". *Powertech 2007*. Paper 504.
- 186 Pinto L., Szczupak J., Dias B., Maia R., Tsunehiro L. y R. Cyrino. (Mayo, 2007). "An Innovative Approach for the Optimum Portfolio Risk Control instead of Risk Evaluation". *CIREN*. 19<sup>th</sup> International Conference on Electricity Distribution.
- 187 Qin Wang, Chunhua Li, Fushuan Wen, y Nan Xu, (Abril, 2008). "Risk Assessment and Control for Distribution Companies in Electricity Market Environment". Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies "DRPT" 2008.
- 188 Rachev S.T., S.V. Stoyanov y F.J. Fabozzi. (2008). *Advanced Stochastic Models, Risk Assessment, and Portfolio Optimization: The Ideal Risk, Uncertainty and Performance Measures*. John Wiley & Sons.
- 189 Ramos A., Cortés G., Latorre J.M. y S. Cerisola. (Septiembre 7-8, 2006). "Análisis de la Relación Precio Marginal y Demanda de Electricidad mediante Conglomerados". X Congreso de Ingeniería de Optimización.
- 190 Rasmussen K.M. (Marzo, 2004). "Porteføljeoptimering for danske realkreditlån". Tesis Maestría. Instituto para la Modelación Matemática. Universidad Técnica de Dinamarca.

- 191 Rasmussen K.M. y J. Clausen. (Enero, 2006). "Mortgage loan portfolio optimization using multi-stage stochastic programming". Elsevier. *Journal of Economic Dynamics and Control*. doi:10.1016/j.jedc.2006.01.004
- 192 Rebennack S., Kallrath J. y P.M. Pardalos. (2010). "Energy Portfolio Optimization for Electric Utilities: Case Study for Germany". En: "Handbook of Power Systems", Springer, de los mismos autores. Por publicarse.
- 193 "Regime-Switching Models for Electricity Spot Prices: Introducing Heteroskedastic Base". Janczura J., y R. Weron. (Mayo 27-29, 2009). "Regime Dynamics and Shifted Spike Distributions". Bélgica. Proceedings of the International Conference "The European Electricity Market, EEM-09".
- 194 Rincón L. (Agosto, 2009). Introducción a los Procesos Estocásticos. México. UNAM. Facultad de Ciencias. Departamento de Matemáticas. <http://www.matematicas.unam.mx/lars/libros/procesos.pdf>
- 195 Rincón L. (Diciembre, 2007). Curso Elemental de Probabilidad y Estadística. México. UNAM. Facultad de Ciencias. Departamento de Matemáticas. <http://www.matematicas.unam.mx/lars/libros/cepe.pdf>
- 196 Rincón L. (Octubre, 2007). Curso Intermedio de Probabilidad. México. UNAM. Facultad de Ciencias. Departamento de Matemáticas. <http://www.matematicas.unam.mx/lars/libros/cip.pdf>
- 197 Roken R.M. y M. Badri. (2007). "Time Series Models for Forecasting Monthly Electricity Peak-Load for Dubai". Chancellor's Undergraduate Research Award. Research Affairs. United Arab Emirates University.
- 198 Römisch W. (Septiembre, 2005). "Modellierung der Spotpreise – Literaturüberblick". WWTR-Project- SIMOPT / ENERGY. Simulation based stochastic Optimisation Methods for Risk Management in Liberalized Energy Markets. [http://www.univie.ac.at/crm/simopt/wwtf\\_literatur.pdf](http://www.univie.ac.at/crm/simopt/wwtf_literatur.pdf)
- 199 Ruszczynski A. y A. Shapiro. (2003) "Stochastic Programming Models". En: Ruszczynski A. y A. Shapiro. *Handbook in OR & MS*, Vol 10.
- 200 Saisho Y., Hayashi T., Fujii Y. y K. Yamaji. (2007). "Evaluation of Electric Power Procurement Strategies by Stochastic Dynamic Programming". *Electrical Engineering in Japan*. Vol 160. No. 2.
- 201 Sakchai SiripataNakulkhajorn, Yuichi Saisho, Yasumasa Fujii, y Kenji Yamaji. (2006). "Study on Stochastic Optimal Electric Power Procurement Strategies with Uncertain Market Prices", *Electrical Engineering in Japan*, Vol 156. No. 2. pag 413-421.
- 202 Sánchez S. (1985). "Métodos de Pronóstico de Demanda a Corto Plazo para la Operación de Sistemas de Potencia". Quito. *JIEE*. Vol 6. Escuela Politécnica Nacional.
- 203 Sarykalin S., Serraino G. y S. Uryasev. (2008). "Value-at-Risk vs. Conditional Value-at-Risk in Risk Management and Optimization". *Tutorials in Operations Research*. INFORMS.
- 204 Schmöller H.K., Hartman Th., Kruck I. y H.J. Haubrich. (Junio 23, 2003). "Modeling Power Price Uncertainty for Midterm Generation Planning". Italia. *IEEE Bologna Power Tech Conference*.
- 205 Sen S., L. Yu, y T. Genc. (2002). "Decision Aids for Scheduling and Hedging (DASH) in Deregulated Electricity Markets: A Stochastic Programming Approach to Power Portfolio Optimization". *Proceedings of the 2002 Winter Simulation Conference*. SIE Department. University of Arizona.
- 206 Shahidepour M., H. Yamín, y Z. Li. (2002). Market Operations in Electric Power Systems. IEEE-Wiley Interscience.



- 207 Shih F-R y M. Mazumdar. (Agosto, 1998). "An Analytical Formula for the Mean and Variance of Marginal Costs for a Power Generation System". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 13. No. 13.
- 208 Shijie Deng. (Otoño, 1999). "*Financial Methods in Competitive Electricity Markets*". Tesis Doctoral. Berkeley. University of California.
- 209 Shrestha G.B., Pokharel B.K., Lie T.T. y S-E. Fleten. (Mayo, 2005). "Medium Term Power Planning With Bilateral Contracts". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 20. No. 2.
- 210 Skantze P., Gubina A. y M. Ilic. (Noviembre, 2000). Bid-Based Stochastic Model for Electricity Prices: The Impact of Fundamental Drivers on Market Dynamics. Massachusetts Institute of Technology. Energy Laboratory Publication # MIT-EL-00-004.
- 211 Soares L.J. y M.C. Medeiros. (Diciembre 6, 2005). Modeling and Forecasting Short Term Electricity Demand: A Two-Step Methodology. PUC Rio. Departamento de Economía. Texto para Discusión No. 495.  
<http://www.econ.puc-rio.br/PDF/TD495.PDF>
- 212 Soto Mejía J., Arias J.F. y J.A. Villegas. (Abril, 2005). "*Evaluación de Riesgos Financieros en el Mercado Eléctrico Colombiano*". Scientia et Technica. Año XI. No. 27.
- 213 Souza L.R. y L.J. Soares. (Enero-Marzo, 2006). "*Forecasting Electricity Demand Using Generalized Long Memory*". International Journal of Forecasting. Vol. 22. No. 1, pag. 17-28
- 214 Souza L.R. y L.J. Soares. (Julio, 2003). Forecasting Electricity Load Demand: Analysis of the 2001 Rationing Period in Brazil.  
<http://virtualbib.fgv.br/dspace/bitstream/handle/10438/626/1321.pdf?sequence=1>
- 215 Spangard G., Lucht M. y E. Handschin. (2006). "Applications for Stochastic Optimization in the Power Industry". Electrical Engineering. N°88. p 177-182.
- 216 Stein-Erik Fleten, (Enero, 2000). "*Portfolio Management Emphasizing Electricity Market Applications: A Stochastic Programming Approach*". Tesis Doctoral. Norwegian University of Science and Technology.
- 217 Stein-Erik Fleten, S.W. Wallace y William T. Ziemba, "Hedging Electricity Portfolios Via Stochastic Programming". En: G. Claude y A. Ruszczyński (2002). Decision Making Under Uncertainty: Energy and Power. The IMA Volumes in Mathematics and its Applications, Vol 128.
- 218 Teresa Villagarcía. Series Temporales.  
[http://www.est.uc3m.es/esp/nueva\\_docencia/leganes/ing\\_industrial/estadistica\\_industrial/doc\\_grupo1/archivos/Apuntes%20de%20series.pdf](http://www.est.uc3m.es/esp/nueva_docencia/leganes/ing_industrial/estadistica_industrial/doc_grupo1/archivos/Apuntes%20de%20series.pdf)
- 219 Thomas Mikosch. (1999). Elementary Stochastic Calculus with Finance in View. Advanced Series on Statistical Science & Applied Probability. World Scientific.
- 220 Triki C., Ghiani G. y R. Musmanno. (2005). "*Portfolio Optimization for the Electricity Traders in the Italian Market*". European Journal of Operational Research.
- 221 Trine Krogh Kristoffersen. (Abril, 2007). "*Stochastic Programming with Applications to Power Systems*". Tesis Doctoral. Dinamarca. University of Aarhus. Department of Operations Research.
- 222 Troncoso A., Riquelme Jesús, Gómez A. y J.L. Martínez. (Agosto, 2007). "Electricity market Price Forecasting Based on Weighted Nearest Neighbours Techniques". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 21. No. 3.
- 223 Troncoso A., Riquelme Jesús, Riquelme José, Gómez A. y J.L. Martínez. (2002). "A Comparison of Two Techniques for Next-Day Electricity Price Forecasting". Lecture Notes in Computer Science. Num. 2412. pag. 384-390.

- 224 Valenzuela J. y M. Mazumdar. (Noviembre, 2001) "Stochastic Monte Carlo Computation of Power Generation Production Costs under Operating Constraints". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 16. No. 4.
- 225 Vásquez M., Barquín J. y C. Battle. (Junio 11-15, 2006). "Electricity Forward and Volatility Curves Computation Based on Monte Carlo Simulation". 9<sup>th</sup> International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. KHT Stockholm.
- 226 Vásquez M., Barquín J. y C. Battle. (Junio 11-15, 2006). "Electricity Forward and Volatility Curves Computation based on Monte Carlo simulation". KHT Estocolmo, Suecia. 9<sup>th</sup> International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems.
- 227 Vehviläinen I., y J. Keppo. (2003). "Managing Electricity Market Price Risk". European Journal of Operational Research. Elsevier. pag 136-147.
- 228 Velásquez J., "Optimización y Análisis de Riesgo del Mercadeo de Energía Eléctrica a Largo Plazo". <http://www.ceare.org/materiales/docum2.doc>
- 229 Velásquez J.D., Dynner Resonsew I. y R. Castro Souza. (Julio-Diciembre, 2007). Porque es tan Difícil Obtener Buenos Pronósticos de los Precios de la Electricidad en Mercados Competitivos. Cuadernos de Administración. <http://redalyc.uaemex.mx/redalyc/pdf/205/20503412.pdf>
- 230 Ventosa M. "Modelos de Sistemas de Energía Eléctrica: Modelo de Cobertura de Riesgo". Universidad Pontificia Comillas. ICAI-ICADE.
- 231 Vinicio Geovanny Pardo Salazar. (2006). "Análisis del Manejo de Riesgos en el Mercado Eléctrico del Ecuador desde el Punto de Vista de la Generación". Tesis. Pontificia Universidad Católica del Ecuador.
- 232 Vucetic S., Tomsovic K. y Z. Obradovic. (Mayo, 2001). "Discovering Price-Load Relationships in California's Electricity Market". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 16, No. 2.
- 233 Wallace S.W. (Enero-Febrero, 2000). "Decision Making Under Uncertainty –is Sensitivity Analysis of Any Use". Operations Research. Vol 48. No. 1. p. 20-25. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.57.1414&rep=rep1&type=pdf>
- 234 Wang H. y B. Zou. (2008) "Research on the Purchase Quantity Allocation between Contract Market and Power Auction Market". International Journal of Nonlinear Science. Vol 5. <http://www.worldacademicunion.com/journal/1749-3889-3897IJNS/IJNSVol5No3Paper05.pdf>
- 235 Wang Y. (Abril 6-9, 2008). "Price-Load Elasticity Analysis by Hybrid Algorithm". Nanjing, China. DRPT2008.
- 236 Weber, C. (2005). Uncertainty in the Electric Power Industry: Methods and Models for Support Decision. U.S.A., Springer.
- 237 Weron R. (2006). Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices: A Statistical Approach. Inglaterra. John Wiley & Sons.
- 238 Weron R. (2007). MFE Toolbox ver 1.0.1. Last Modified: 2009-10-06. [http://www.ioz.pwr.wroc.pl/pracownicy/weron/MFE/MFE\\_Toolbox.html](http://www.ioz.pwr.wroc.pl/pracownicy/weron/MFE/MFE_Toolbox.html)
- 239 Weron R. (Marzo, 2001). Measuring Long-Range Dependence in Electricity Prices. [http://www.im.pwr.wroc.pl/~hugo/publ/RWeron02\\_SpringerTokyo.ps](http://www.im.pwr.wroc.pl/~hugo/publ/RWeron02_SpringerTokyo.ps).
- 240 Weron R. (Marzo, 2001). "Energy Price Risk Management". [http://arxiv.org/PS\\_cache/cond-mat/pdf/0103/0103273v1.pdf](http://arxiv.org/PS_cache/cond-mat/pdf/0103/0103273v1.pdf)
- 241 Weron R. (Septiembre, 2002). "Estimating Long Range Dependence: Finite Sample Properties and Confidence Intervals". Elsevier. Physica A, Volume 312, Number 1, pag. 285-299.

- 242 Weron R. y A. Misiorek. (Mayo 10-12, 2005). "Forecasting Spot Electricity Prices with Time Series Models". Lodz, Polonia. International Conference "The European Electricity Market, EEM-05".
- 243 Weron R. y A. Misiorek. (Marzo, 2007). "Heavy Tails and Electricity Prices: Do Time Series Models with Non-Gaussian Noise Forecast better than their Gaussian Counterparts". Munich Personal RePEc Archive. Paper No. 2292.
- 244 Weron R., Kozłowska B. y J. Nowicka-Zagrajek. (Febrero 8-10, 2001). "Modeling Electricity Loads in California: A Continuous-Time Approach". Praga. Physica A.
- 245 Wets, Roger. (Julio 2004). "Stochastic Programs with Fixed Recourse: The Equivalent Deterministic Program". SIAM Review, Vol 16, N°4.
- 246 Wilkie, J. (Julio 5, 2004). "Numerical Methods for Stochastic Differential Equations". Canadá. Simon Fraser University, Department of Chemistry.
- 247 Woo C.K., Horowitz I., Horii B., y R. Karimov. (Noviembre, 2004). "The Efficient Frontier for Spot and Forward Purchases: An Application to Electricity". Journal of the Operational Research Society. Vol 55. No. 11. pag. 1130-1136.
- 248 Woo C.K., Horowitz I., Olson A., Horii B., y C. Baskette. (Enero, 2006). "Efficient Frontiers for Electricity Procurement by an LDC with multiple purchase options". Omega. Elsevier. Vol 34. No. 1. Pag 70-80.
- 249 Woo C.K., Karimov R., y I. Horowitz. (2004). "Managing Electricity Procurement Cost and Risk by a Local Distribution Company". Energy Policy. Vol 32. No. 5, pag. 635-645.
- 250 Yizhi He. (2007). "Real Options in the Energy Markets". Tesis Doctoral. Holanda. Universidad de Twente.
- 251 Yunda Padilla, Edgar Gilberto. (2010). Optimización de Cobertura de Riesgo para Compras de Electricidad de las Empresas Distribuidoras en el Mercado Eléctrico Ecuatoriano. Monografía. Quito. Escuela Politécnica Nacional.
- 252 Zenios S.A. (2005). Practical Financial Optimization: Decision Making for Financial Engineers. The Wharton Financial Institutions Center.
- 253 Zhang B-L y Z-Y Dong. (2001). "An Adaptive Neural-Wavelet Model for Short Term Load Forecasting". Electric Power Systems Research. No. 59. pag. 121-129.
- 254 Zhang X., Wang X. y Y.H. Song. (Nov, 2003). "Modeling and Pricing of Block Flexible Electricity Contracts". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 18. No. 4.
- 255 Zhao J.H., Dong Z.Y., Li X. y K.P. Wong. (Febrero, 2007). "A Framework for Electricity Price Spike Analysis With Advanced Data Mining Methods". IEEE Transactions on Power Systems. Vol 22. No. 1.
- 256 Ziemba R y W. Ziemba. (2007). Scenarios for Risk Management and Global Investment Strategies. Inglaterra. John Wiley & Sons.
- 257 Ziemba W.T. (Diciembre, 2003). The Stochastic Programming Approach to Asset, Liability and Wealth Management. The Research Foundation of AIMR.
- 258 Zolfagharian N., Müller L., Handschin E. y F. Garcés. (Mayo 18-22, 2003). "Analysis of prices in the Argentinien Spot Market and the German Power Exchange". Décimo Encuentro Regional Latinoamericano de la Cigré.
- 259 Zolfagharian, Nader. (2005). "Portfolio Management for the Demand In Electricity Power Markets by Assessing Financial and Physical Risks". Tesis Doctoral. Universidad Nacional de San Juan, Instituto de Energía Eléctrica.