

ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL

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

**OPTIMIZACIÓN DE COBERTURA DE RIESGO PARA COMPRAS
DE ELECTRICIDAD DE LAS EMPRESAS DISTRIBUIDORAS
EN EL MERCADO ELÉCTRICO ECUATORIANO**

**PROYECTO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE ESPECIALISTA 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 Facultad de Ingeniería Eléctrica por fomentar la investigación económica-administrativa de las empresas eléctricas del país.

Al personal de la Biblioteca General y Vicerrectorado de la Escuela Politécnica Nacional por las facilidades brindadas a este proyecto.

A mis compañeros de estudios, por su amistad sincera y apoyo para proseguir con este trabajo.

DEDICATORIA

A mi querida familia: Carolina, Juan Pablo y Anita.

CONTENIDO

DECLARACIÓN	
CERTIFICACIÓN	
CONTENIDO	
RESUMEN.....	I
PRESENTACIÓN	II
CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN	1
1.1 OBJETO DE LA INVESTIGACIÓN	1
1.2 HIPÓTESIS Y ALCANCE	4
1.3 METODOLOGÍA APLICADA.....	5
1.4 ORGANIZACIÓN DE LOS CAPÍTULOS.....	7
CAPÍTULO 2: BASES DE ECONOMÍA Y FINANZAS	9
2.1 ECONOMÍA DEL CONOCIMIENTO Y DE LA INCERTIDUMBRE	9
2.2 LA NATURALEZA DINÁMICA DE LOS PROBLEMAS DE NEGOCIOS	19
2.3 PRINCIPIO DEL COMPORTAMIENTO FINANCIERO EGOISTA	22
2.4 BINOMIO RENDIMIENTO – RIESGO	24
2.5 RIESGOS EN LAS EMPRESAS.....	26
2.6 RIESGOS EN LOS NEGOCIOS ELÉCTRICOS	32
CAPÍTULO 3: EL NEGOCIO DE LA DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA.....	38
3.1 EL MERCADO ELÉCTRICO ECUATORIANO	38
3.2 TRANSACCIONES EN EL MERCADO ELÉCTRICO	42
3.3 CONTROL DE LOS CONTRATOS A PLAZO	45
3.4 CONTRATOS FORWARD EN LOS MERCADOS ELÉCTRICOS.....	48
3.5 EL MERCADO OCASIONAL COMO UN CONTRATO TÁCITO	57
3.6 CONTRATOS BILATERALES TÍPICOS.....	58
CAPÍTULO 4: TEORÍA DE PORTAFOLIOS Y MEDIDAS DE RIESGO	62
4.1 TEORÍA MODERNA DE PORTAFOLIOS.....	62
4.2 METODOLOGÍA DE CÁLCULO DE PORTAFOLIOS ÓPTIMOS	66
4.3 MÉTODO DE ESCENARIOS PARA OPTIMIZACIÓN DE PORTAFOLIOS ...	77
4.4 COMENTARIOS A LOS MÉTODOS DE CÁLCULO DE PORTAFOLIOS	82
4.5 MEDIDAS DE RIESGO Y MODELOS	84
4.6 VALOR EN RIESGO CONDICIONAL.....	99
CAPÍTULO 5: SIMULACIÓN Y OPTIMIZACIÓN CON CRYSTAL BALL	116
5.1 SIMULACIÓN MONTE CARLO Y MODELOS FINANCIEROS	116
5.2 TÉRMINOS EMPLEADOS EN LA SIMULACIÓN MONTE CARLO	118

5.3 SIMULACIÓN MONTE CARLO PASO A PASO	119
5.4 IDENTIFICACIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE ENTRADA	120
5.5 SELECCIÓN DE UNA DISTRIBUCIÓN EN LA AUSENCIA DE DATOS	127
5.6 GENERACIÓN DE VARIABLES ALEATORIAS	127
5.7 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN MONTE CARLO	130
5.8 SOFTWARE PARA SIMULACIÓN Y CRYSTAL BALL	130
5.9 MODELOS DE ANÁLISIS DE RIESGOS CON EXCEL Y CRYSTAL BALL	132
5.10 DISTRIBUCIONES BÁSICAS DE CRYSTAL BALL.....	140
5.11 OPTIMIZACIÓN DE DECISIONES CON OPTQUEST	149
CAPÍTULO 6: INSUMOS PARA LA GESTIÓN DE RIESGOS	152
6.1 PROBLEMA DE ANÁLISIS DE RIESGOS PARA DISTRIBUIDORAS	152
6.2 INSUMO 1: PRECIOS EN LOS CONTRATOS A PLAZO	155
6.3 INSUMO 2: PRECIO OCASIONAL.....	158
6.4 INSUMO 3: CANTIDAD DEMANDADA POR LA DISTRIBUIDORA.....	164
6.5 EXPLORACIÓN BIBLIOGRAFICA SOBRE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA DEMANDA Y PRECIOS ELÉCTRICOS	168
CAPÍTULO 7: ESTUDIO DE CASOS DE MODELOS DE RIESGOS	173
7.1 CASO DE SELECCIÓN DE PORTAFOLIO DE ACCIONES.....	173
7.2 CASO DE SELECCIÓN DE PORTAFOLIO DE COMPRAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA	184
CAPÍTULO 8: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	210
8.1 APORTES DE ESTE ESTUDIO	210
8.2 CONCLUSIONES	214
8.3 RECOMENDACIONES.....	216
ANEXO 1	219
A1. ARCHIVO TEOPORT.XLS	219
A1.1 HOJA “DATOS”	219
A1.2 HOJA “ANÁLISIS”	221
A1.3 HOJA “ESCENARIOS”	221
A1.4 HOJA “AVAR”	223
A1.5 HOJA “OPT_CB”	226
ANEXO 2	227
A2. ARCHIVO DQ_ACUMULADO.XLS	227
A2.1 HOJA “P2006MIERCOLES” – AJUSTE DE DISTRIBUCIONES.....	227
REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	236
REFERENCIAS DE INTERNET	240

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 4.1: PORTAFOLIOS EFICIENTES M-V	75
TABLA 5.1: ESTADÍSTICOS DEFINIDOS EN CRYSTAL BALL.....	135
TABLA 5.2: ESTADÍSTICOS PRONOSTICADOS O REQUERIMIENTOS EN OPTQUEST.....	151
TABLA 6.1: PRECIO MEDIO DE ENERGÍA EN CONTRATOS	155
TABLA 6.2: CARACTERÍSTICAS EMPÍRICAS DEL PRECIO OCASIONAL	164
TABLA 7.1: FRONTERA EFICIENTE M-V CALCULADA CON OPTQUEST	182

ÍNDICE DE FIGURAS

FIG. 1.1: PROBLEMA DE LA DISTRIBUIDORA COMO INVERSIONISTA.....	4
FIG. 2.1: ILUSTRACIÓN DE LAS LEYES DE KIRCHHOFF.....	11
FIG. 2.2: GRUPOS DE GIGANTES Y PEQUEÑOS EN BOLSAS DE VALORES.....	14
FIG. 3.1: CAMBIO ESTRUCTURAL DEL SECTOR ELÉCTRICO.....	39
FIG. 3.2: REPRESENTACIÓN DE BACKWARDATION Y CONTANGO.....	53
FIG. 4.1: PORTAFOLIOS ÓPTIMOS EN LA FRONTERA EFICIENTE.....	65
FIG. 4.2: EXTRACTO DE LA HOJA “DATOS” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS ...	69
FIG. 4.3: CONTINUACIÓN DE LA HOJA “DATOS” DE TEOPORT.XLS.....	70
FIG. 4.4: HOJA “ANÁLISIS” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS.....	71
FIG. 4.5: CORRIDA DE SOLVER DE EXCEL.....	73
FIG. 4.6: RESULTADOS DEL SOLVER EN LAS CELDAS C7:F7 Y C20:C21.....	73
FIG. 4.7: FRONTERA EFICIENTE.....	76
FIG. 4.8: COMPOSICIÓN DE PORTAFOLIOS DE LA FRONTERA EFICIENTE.....	76
FIG. 4.9: HOJA “ESCENARIOS” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS ANTES DE LA OPTIMIZACIÓN.....	79
FIG. 4.10: CORRIDA DE SOLVER PARA EL MÉTODO DE ESCENARIOS.....	80
FIG. 4.11: RESULTADOS DE SOLVER EN LA HOJA “ESCENARIOS”.....	80
FIG. 4.12: FRONTERA EFICIENTE, OBTENIDA POR EL MÉTODO DE ESCENARIOS.....	81
FIG. 4.13: FRONTERA EFICIENTE OBTENIDA CON “PORTFOLIO SAFEGUARD”.....	82
FIG. 4.14: LOCALIZACIÓN DEL VALOR EN RIESGO “VAR”.....	90
FIG. 4.15: DINERO EN RIESGO.....	92
FIG. 4.16: LOCALIZACIÓN DEL “AVAR”.....	104
FIG. 4.17: CÁLCULO DE VAR Y AVAR CON CRYSTAL BALL PARA $N(0,1)$	104
FIG. 4.18: EVALUACIÓN DEL AVAR Y VAR.....	105
FIG. 4.19: HOJA “AVAR” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS ANTES DE LA OPTIMIZACIÓN.....	106
FIG. 4.20: CORRIDA DE SOLVER PARA EL CÁLCULO DE AVAR CON LA FÓRMULA DE MINIMIZACIÓN.....	108
FIG. 4.21: RESULTADO DEL PORTAFOLIO CON AVAR Y CON EL METODO DE ESCENARIOS.....	109
FIG. 4.22: FRONTERAS EFICIENTES: SOLVER (ARRIBA) VS. “PORTFOLIO SAFEGUARD VERSION 1.2” (ABAJO) PARA LOS RETORNOS MENSUALES.....	110
FIG. 4.23: LA FRONTERA EFICIENTE M-V(ARRIBA) VS. DESVIACIONES ESTÁNDAR DE PORTAFOLIOS ÓPTIMOS AVAR (ABAJO).....	111
FIG. 4.24: COMPOSICIÓN DE PORTAFOLIOS AVAR vs PORTAFOLIOS M-V.....	112
FIG. 5.1: MODELO MATEMÁTICO.....	117
FIG. 5.2: MODELADO DE CASOS.....	117
FIG. 5.3: GENERACIÓN DE VARIABLE ALEATORIA POR TRANSFORMACIÓN INVERSA.....	128
FIG. 5.4: DEFINICIÓN DE SUPUESTO ALEATORIO, MEDIANTE ENCAJE A UNA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD.....	146
FIG. 5.5: ENCAJE DE LOS DATOS HISTÓRICOS A UNA DISTRIBUCIÓN.....	147

FIG. 5.6: COMPARACIÓN DE PRUEBAS DE BONDAD DE AJUSTE PARA LA SELECCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD.....	148
FIG. 5.7: COMPARACIÓN DE PRUEBAS DE BONDAD DE AJUSTE PARA SELECCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD.....	148
FIG. 5.8: DEFINICIÓN FINAL DE LA DISTRIBUCIÓN AJUSTADA.....	149
FIG. 6.1: PRECIO MEDIO DE LA ENERGÍA PARA DISTRIBUIDORAS	157
FIG. 6.2: PRECIO MARGINAL HORARIO (CURVA INFERIOR) Y DEMANDA HORARIA (CURVA SUPERIOR)	162
FIG. 6.3: DEMANDA DEL SISTEMA INTERCONECTADO.....	165
FIG. 6.4: DEMANDA DE LA DISTRIBUIDORA QUITO.	165
FIG. 6.5: DEMANDA ACUMULADA SEMANAL, DE TODO ECUADOR EN EL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO.....	166
FIG. 6.6: DEMANDA ACUMULADA SEMANAL DE QUITO.	167
FIG. 7.1: DEFINICIÓN DE RETORNOS ALEATORIOS	174
FIG. 7.2: CORRELACIÓN ENTRE RETORNOS ALEATORIOS	175
FIG. 7.3: DEFINICIÓN DE VARIABLES DE DECISIÓN	176
FIG. 7.4: DEFINICIÓN DE “FORECAST” (VARIABLE OBJETIVO).....	176
FIG. 7.5: ESPECIFICACIÓN DEL OBJETIVO, REQUERIMIENTO Y FRONTERA EFICIENTE	178
FIG. 7.6: ESPECIFICACIÓN DE LAS VARIABLES DE DECISIÓN	178
FIG. 7.7: ESPECIFICACIÓN DE RESTRICCIONES.....	179
FIG. 7.8: ESPECIFICACIÓN DEL NÚMERO DE SIMULACIONES Y DE ENSAYOS PARA EL MÉTODO DE MONTE CARLO.....	179
FIG. 7.9: SOLICITUD DE CONFIRMACIÓN PARA CORRER LA FRONTERA EFICIENTE	180
FIG. 7.10: FRONTERA EFICIENTE MEDIA-VARIANZA PARA EL EJEMPLO DEL CAPÍTULO 4	180
FIG. 7.11: FRONTERA EFICIENTE OPTQUEST vs. FRONTERA EFICIENTE DEL CAPÍTULO 4.....	181
FIG. 7.12: VERSIÓN DE CRYSTAL BALL Y CPU EMPLEADO PARA CORRIDAS.....	182
FIG. 7.13: AJUSTE DE DISTRIBUCIÓN PARA EL PRECIO OCASIONAL	186
FIG. 7.14: PRUEBAS DE AJUSTE PARA SELECCIONAR DISTRIBUCIÓN	187
FIG. 7.15: DISTRIBUCIÓN AJUSTADA PARA EL PRECIO MARGINAL	187
FIG. 7.16: PORTAFOLIO DE COMPRAS CON DEMANDA PERFECTA	188
FIG. 7.17: PRECIOS EN CONTRATOS DE PROVEEDORES ELÉCTRICOS ...	189
FIG. 7.18: OFERTAS MÁXIMAS DE ELECTRICIDAD SEGÚN CAPACIDADES DE LAS GENERADORAS	190
FIG. 7.19: OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA DEL PORTAFOLIO DE COMPRAS.....	191
FIG. 7.20: MINIMIZACIÓN DEL RIESGO DEL PORTAFOLIO DE COMPRAS ..	192
FIG. 7.21: BÚSQUEDA DE SOLUCIONES ÓPTIMAS	193
FIG. 7.22: SOLUCIONES NO FACTIBLES DE PORTAFOLIOS DE COMPRAS	193
FIG. 7.23: PORTAFOLIO MINIMIZANDO COSTO ESPERADO DIARIO, SUJETO A UN NIVEL ACEPTABLE DE DESVIACIÓN ESTÁNDAR (RIESGO)	194
FIG. 7.24: SEGUNDA MEJOR SOLUCIÓN ENCONTRADA POR OPTQUEST.	195
FIG. 7.25: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICAS DE LA SEGUNDA MEJOR SOLUCIÓN. NÓTESE LA SIMETRÍA DEL HISTOGRAMA.	195

FIG. 7.26: OPTQUEST DURANTE BUSQUEDA DE MEJORES SOLUCIONES	196
FIG. 7.27: ANÁLISIS DE LAS MEJORES SOLUCIONES EN OPTQUEST	196
FIG. 7.28: MEJOR SOLUCIÓN HASTA LA SIMULACIÓN # 2837.....	197
FIG. 7.29: MEJOR SOLUCIÓN LUEGO DE CORRER 2837 SIMULACIONES ..	198
FIG. 7.30: MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO SIGUIENDO LA CURVA DIARIA DE CARGA	200
FIG. 7.31: CANTIDAD ÓPTIMA PARA CONTRATO CON GENERADOR # 1	201
FIG. 7.32: CANTIDADES ÓPTIMAS PARA CONTRATOS SEGÚN METODO DE MEDIA-VARIANZA	202
FIG. 7.33: ANÁLISIS DE RIESGO EN LA CANTIDAD Y EL PRECIO OCASIONAL.....	204
FIG. 7.34: SEGUNDA PARTE DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO.....	205
FIG. 7.35: PARTE FINAL DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO	205
FIG. 7.36: REPORTE DE SOLUCIONES ÓPTIMAS DE OPTQUEST	206
FIG. 7.37: SOLUCIÓN ÓPTIMA: CANTIDADES A COMPRAR, QUE MINIMIZAN COSTO, BAJO DESVIACIÓN ESTÁNDAR DE USD 9 901.84.....	207
FIG. 7.38: CURVAS DE CONTRATO PARA EL PORTAFOLIO ÓPTIMO	208
FIG. 7.39: COMPRAS AL MERCADO OCASIONAL PARA EL PORTAFOLIO ÓPTIMO	208

RESUMEN

Esta monografía comprende bases teóricas de Economía, Finanzas, Teoría de Portafolios, y la práctica de métodos de Simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica, útiles para plantear problemas de negocios en el mediano plazo.

Tales bases se emplean para resolver el problema de selección de portafolios de acciones ofertadas en bolsas de valores, exponiendo una metodología paso a paso, que traslada las teorías a la práctica, sobre la hoja electrónica EXCEL y con CRYSTAL BALL, software especializado para análisis de riesgos. Este problema didáctico, es similar al de cobertura de riesgos de las Distribuidoras.

Para las Distribuidoras, se desarrolla un modelo a pequeña escala que considerando las variables del precio marginal y de la demanda eléctrica, determina la cantidad de compras óptimas a ser asignadas a cada contrato desde un conjunto de proveedores de energía eléctrica, tomando en cuenta los riesgos que significan las fluctuaciones horarias en el precio del mercado ocasional y en la demanda de los consumidores.

Se advierte que ningún modelo financiero de tipo estocástico puede aportar una certeza del 100% de que sus resultados o pronósticos se cumplan, debido a las limitaciones de la teoría económica para explicar los atributos cuantificables del comportamiento del hombre, así como a los supuestos que se hacen sobre la forma de distribuir y de medir los recursos económicos escasos.

Sin embargo de esta advertencia, se incentiva a la “administración de empresas basada en modelos” que se construyan, empleando creencias de negocios educadas tal como las de las Medidas de Riesgo Coherentes, con el apoyo de técnicas matemáticas probadas, tales como las de Optimización Estocástica, ya que con ello proveerán a los líderes de las empresas, de guías confiables, útiles e imprescindibles, para mejorar la toma de decisiones bajo incertidumbre en cualquier negocio.

PRESENTACIÓN

La aspiración de toda empresa es lograr y mantener flujos financieros “estables” que le permitan asegurarse un crecimiento sostenido durante su operación. El líder de una empresa, necesita conocer los riesgos que pueden afectarla para dirigirla por un sendero seguro, a pesar de las incertidumbres del futuro.

Una empresa eléctrica distribuidora no está exenta de riesgos que afecten su economía; y, debe procurarse maneras o estrategias para cubrirse o protegerse contra ellos, más aún si su operación se realiza en un mercado competitivo.

En este ámbito se sitúa el tema de cobertura contra riesgos en las compras de electricidad que enfrentan las empresas distribuidoras en el mercado eléctrico ecuatoriano, que es objeto de esta monografía y concluye en una tesis.

Las empresas eléctricas distribuidoras que operan en los mercados eléctricos competitivos, enfrentan riesgos asociados tanto con la cantidad demandada de energía eléctrica por parte de sus usuarios, como con el precio fluctuante de la electricidad que compran en el mercado ocasional.

Estos riesgos afectan la estabilidad deseada en los flujos financieros de la distribuidora; y, la hipótesis que plantea esta investigación es que la cobertura contra estos riesgos puede lograrse, estructurando los contratos de compra de la electricidad, mediante la definición de la cantidad de compras, que minimice tanto los costos totales de compra, como los riesgos mencionados.

En este contexto, esta monografía tiene como objeto, aportar las bases teóricas de Economía, Finanzas, Teoría de Portafolios, y elementos de cálculo mediante Simulación y Optimización Estocástica, útiles para la construcción de una metodología de cálculo que permita la asignación de la cantidad óptima de compras de energía eléctrica, a contratos de vigencia anual dentro de la realidad del mercado eléctrico ecuatoriano y sus reglas de competencia vigentes al año 2007.

Se advierte que la metodología aquí desarrollada es aplicable para los mercados eléctricos competitivos, por lo que en el caso que Estado ecuatoriano afecte esta condición del mercado eléctrico, ésta deberá ser modificada por ejemplo para aplicarla a un comprador único que obtendría la energía eléctrica desde generadores que se mantengan en competencia mayorista, o ya no será aplicable si se retorna a una estructura de monopolio de empresas.

Por otra parte, la presente monografía contiene elementos de simulación y optimización estocástica y el uso de software estadístico especializado que combinan la matemática financiera y el análisis estocástico para brindar al analista la capacidad para desarrollar innumerables aplicaciones tanto a nivel de empresas financieras, como bancos o compañías de seguros, como a nivel de la industria en general que requiere la estructuración más fiel de sus proyectos, inversiones y portafolios; aplicaciones que con el empleo de estas herramientas permitirán extraer criterios más amplios e informados para la toma de decisiones bajo incertidumbre por parte de los empresarios preocupados por hacer frente al desafío de lograr empresas exitosas a pesar de las circunstancias desfavorables de una economía siempre cambiante.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

1.1 OBJETO DE LA INVESTIGACIÓN

Las actividades económicas de generadoras y distribuidoras en los mercados eléctricos competitivos, dependen de la administración y gestión de sus líderes.

Los líderes de estas empresas deben administrar los recursos físicos que conducen la energía eléctrica hasta el usuario final, y también administrar los recursos económicos que adquieren la forma de flujos de ingresos por la venta de electricidad a los usuarios finales, y flujos de egresos por la compra de electricidad para atender a las necesidades de los usuarios finales.

La ecuación económica, ganancias igual a ingresos menos costos, para el caso de las distribuidoras, considerando una demanda dada, contiene una componente prácticamente constante en el lado de los ingresos debido a las tarifas fijas establecidas por el Estado Ecuatoriano; y otra componente variable en el lado de los costos, debido a las compras en el denominado mercado ocasional.

La distribuidora compra electricidad a las generadoras, a un costo igual al precio por la cantidad, donde el precio es el acordado y la cantidad de energía se define de mutuo acuerdo, pero con anticipación a lo que se requerirá a lo largo del año.

El objeto de esta investigación es analizar el costo variable de compra de electricidad en el mercado ocasional y como éste afecta a la cantidad de las compras de electricidad que se realizan mediante la firma de contratos de compra de energía a plazo con las generadoras. La ecuación económica del costo -precio por cantidad- implica realizar un análisis al precio marginal y a la

cantidad de energía. Entonces, el estudio de los costos de obtención de la electricidad, se traslada al análisis del precio ocasional, de los precios de contratos, y de la demanda de sus usuarios; y lo que interesa especialmente es, analizar la variabilidad, tanto del precio marginal como de la demanda, y como ello afecta a la economía de la distribuidora.

Las variabilidades del precio marginal y de la demanda, tienen un riesgo implícito de afectar a la economía de la distribuidora si se vuelven excesivas.

Los contratos de compra anticipada de electricidad pueden equilibrar los desbalances que pueden provocar las altas variabilidades del precio marginal o de la demanda.

El objetivo de esta investigación, reside en determinar *cuánto comprar* a lo largo del año de vigencia de los contratos que firman las distribuidoras, para lo cual se requiere el desarrollo de una metodología de cálculo que tenga en cuenta la incertidumbre de los precios de la electricidad y de la cantidad demandada por los usuarios, ya que la decisión de cuánto comprar se debe tomar con anticipación a lo que ocurra en el futuro en estas dos variables.

De ello, surge la necesidad de investigar cómo medir los riesgos en un negocio sujeto a comprar a precios variables una cantidad variable, pero también a analizar la posibilidad de establecer cuánto comprar a precios acordados mediante contratos.

Un problema similar a éste, lo resuelven los inversionistas que quieren invertir en acciones en una bolsa de valores. La similitud está en que los precios de las acciones son variables, y el inversionista requiere definir *cuánto comprar* de cada acción, cuidándose del riesgo, pero demandando un retorno apropiado.

La decisión de cuánto comprar, se conoce como problema de selección de portafolios. Este problema se estudia en la denominada “Teoría Moderna de

Portafolios". El presente trabajo investiga como aplicar esta teoría para resolver el problema de compras de energía por parte de las distribuidoras.

Durante la investigación, se encontró que dicha teoría tiene limitaciones en cuanto a la forma de medir la variabilidad de precios o el riesgo, de acuerdo a lo que afirman los investigadores de las llamadas "medidas de riesgo coherentes", quienes plantean que la resolución del problema de selección se puede obtener resolviendo un problema de programación estocástica que minimice la *medida de riesgo coherente* sujeta a los retornos deseados por el inversionista.

Como parte de esta investigación, es necesario explorar el significado de los conceptos de riesgo e incertidumbre, y la pregunta de cómo el hombre de negocios debe interpretarlos y enfrentarlos desde su inteligencia y desde el conocimiento disponible de las variables, de manera que pueda formarse creencias o elementos de juicio para la toma de decisiones bajo incertidumbre, conciente de su falta de clarividencia o omnisciencia sobre el comportamiento futuro de la Economía.

Esta exploración teórica sobre el riesgo y la incertidumbre concluye que, ningún modelo de la Economía y Finanzas puede arrogarse un éxito de 100% de que sus pronósticos se cumplan, debido a las limitaciones de la Economía para explicar el comportamiento del hombre en sus actividades de satisfacción de las necesidades y a los supuestos que se hacen para distribuir y medir los recursos escasos, en la actual situación de desarrollo de esta ciencia social.

Sin embargo, los métodos modernos se esmeran en su búsqueda por atrapar lo incierto y riesgoso de las variables económicas en forma coherente y manejable -tal como lo hacen los modelos de optimización estocástica- al punto que permiten construir guías educadas para la toma de decisiones, aunque se navegue en el mar de las incertidumbres.

Además, esta monografía pasa de la teoría a la práctica, elaborando paso por paso, modelos de cálculo financiero, para establecer portafolios de acciones, y

de compras de electricidad, a pequeña escala, de manera que sirvan de base para la elaboración de los modelos de gran tamaño de la vida real.

1.2 HIPÓTESIS Y ALCANCE

La hipótesis de esta investigación es que la Distribuidora puede cubrirse contra los riesgos en el precio y la cantidad demandada en el mercado ocasional, estableciendo la cantidad óptima de compras que puede realizar mediante la firma de contratos con las generadoras.

Como lo sugiere la teoría de portafolios, la construcción de fronteras eficientes de portafolios, permite orientar las decisiones de compra, y por ello, éstas se aplican a las compras de electricidad por parte de las empresas distribuidoras.

Las distribuidoras deben configurar el problema de análisis de riesgos de forma que les permita prevenir pérdidas económicas cuando operan en mercados eléctricos competitivos, ya que sin ello difícilmente pudieran anticipar, si lograrán algún “retorno sobre la inversión” para sus accionistas.

Para el estudio de la hipótesis de investigación antes indicada, se acude a investigar las metodologías de gestión de riesgos del mundo financiero, de manera de adecuarlas a las particularidades de los negocios eléctricos.



Fig. 1.1: PROBLEMA DE LA DISTRIBUIDORA COMO INVERSIONISTA.

FUENTE: Internet, <http://www.swifteconomics.com/2009/10/22/swift-wits-savers-get-stung-pay-czar-tackles-aig-and-real-estate-keeps-deflating/>, Acceso: 29 Nov 2009.

En cuanto al alcance de esta investigación, se trata la situación de las empresas distribuidoras ecuatorianas al año 2007, dentro de la estructura del Mercado Eléctrico Mayorista y bajo las reglas de la Ley de Régimen del Sector Eléctrico que abrió la competencia a nivel mayorista para la compra y venta de grandes bloques de energía entre las generadoras y distribuidoras.

La experiencia de los mercados eléctricos a nivel mundial ha sido positiva en unos casos y negativa en otros; pero para operar en ellos, las generadoras y distribuidoras requieren de herramientas para el análisis de riesgos.

La estructura de mercado competitivo significa que las distribuidoras deben afrontar el riesgo latente de pérdida económica en cada hora en que varía el precio de la energía eléctrica en el mercado ocasional, ya que si éste se torna alto puede superar la tarifa regulada asignada a cada kilovatio vendido a los usuarios, provocando pérdida, y por ello surge la necesidad de firmar contratos a plazo, donde el precio esté acordado, para así realizar compras óptimas que favorezca la economía de las Distribuidoras.

La información disponible para la presente investigación, son los datos del mercado eléctrico ecuatoriano para los años 2004, 2005 y 2006; y, con ella, se plantea establecer la cantidad óptima de compras de energía eléctrica para el año 2007 (horizonte de estudio) que una distribuidora adquiera desde las generadoras mediante contratos de vigencia anual tal que obtenga cobertura contra los riesgos, a un costo mínimo que favorezca su desempeño económico.

Se habla de necesidad de cobertura contra riesgos ya que se debe tomar la decisión de compras a los contratos, con anticipación al conocimiento del precio ocasional de la electricidad en el mercado mayorista.

1.3 METODOLOGÍA APLICADA

El conocimiento limitado del hombre de las fuerzas causantes de los cambios repentinos en el devenir económico y de la incertidumbre bajo la cual debe

realizar decisiones anticipadas, no significan un obstáculo a la idea de “simular” el futuro de manera de atrapar lo riesgoso de tales fuerzas e incertidumbres, y tal idea es digna de ser explorada, y así lo hace la presente monografía, más aún cuando en lo referente a tomar decisiones económicas, no es posible experimentar, sin el peligro eminente de causar pérdidas aún mayores a las empresas.

El desarrollo de herramientas de análisis de riesgos mediante simulación del futuro, es una labor interdisciplinaria que combina la Economía, Finanzas, Ingeniería Eléctrica y Mecánica, Tecnología de la Información y Matemáticas, para alcanzar una comprensión técnico-económica del sistema eléctrico tal que permita identificar y modelar los factores de riesgo, con el objeto de medir y valorar los efectos de dichos factores sobre el desempeño económico y crecimiento de un negocio eléctrico.

La metodología empleada es la exploración bibliográfica de las herramientas de análisis de riesgos, entre ellas la *Teoría de Portafolios* y los desarrollos recientes de las llamadas *Medidas de Riesgo Coherentes*. También se exploran las bases de Economía sobre Riesgos e Incertidumbre, y los métodos de Simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica, que se emplean como formas matemáticas capaces de atrapar lo riesgoso de las variables.

La agrupación de teorías y conocimientos de diferentes campos realizada en esta monografía, constituye un aporte a la literatura en la Administración de Negocios del Sector Eléctrico, que afronta problemas multidisciplinarios.

En especial, se resalta la necesidad de desarrollar creencias educadas para afrontar la incertidumbre por parte del empresario involucrado en estos negocios, dentro de mercados abiertos a la competencia, de manera que disponga de elementos de juicio para el momento de la toma de decisiones de cobertura contra los riesgos de mercado, lo que redundará en el sostenimiento y crecimiento de sus empresas.

1.4 ORGANIZACIÓN DE LOS CAPÍTULOS

El presente Capítulo 1 contiene una introducción al problema de las distribuidoras de asegurarse tanto la cobertura contra los riesgos de altos costos de obtención de electricidad, como la de disponer de la cantidad de energía eléctrica para atender al suministro requerido por sus usuarios, lo que puede lograr firmando contratos de compra anticipada con las generadoras.

El Capítulo 2 contiene una revisión bibliográfica de los conceptos de riesgo e incertidumbre donde se destaca el pensamiento de los Economistas para enfrentar los riesgos e incertidumbres en los negocios, y se resumen los procesos y técnicas para gestión de riesgos. Se detallan los riesgos financieros y los específicos de la electricidad, que deben afrontar los negocios eléctricos.

El Capítulo 3 presenta el negocio de la Distribución Eléctrica en su situación al año 2007, atendiendo a las reglas de la Ley de Régimen del Sector Eléctrico, que significan que debe actuar como un negocio en marcha asumiendo los riesgos de su actividad. Se presenta también los contratos a plazo, la necesidad de suscribirlos como medios de cobertura contra riesgos, atendiendo a un proceso de negociación favorable para las distribuidoras, y se enuncian detalles de los contratos bilaterales típicos que se emplean en Ecuador.

El Capítulo 4 presenta la Teoría Moderna de Portafolios desde un sentido práctico, haciendo notar las deficiencias conceptuales de usar la desviación estándar o percentiles de distribuciones estadísticas para medir el riesgo. Se presenta también una revisión bibliográfica de las denominadas “Medidas de Riesgo Coherente” que aparecen como formas congruentes de medir el riesgo de acuerdo a la racionalidad de las aspiraciones del inversionista. Se incluye el desarrollo paso a paso de modelos para la selección de portafolios de acciones de empresas con el empleo de diferentes medidas de riesgo.

El Capítulo 5 contiene el método de simulación Monte Carlo para las variables aleatorias y su aplicación práctica a los modelos financieros mediante el

complemento CRYSTAL BALL de la hoja electrónica EXCEL y el optimizador estocástico OPTQUEST, los cuales al operar combinados permiten realizar optimización estocástica de portafolios. Se incluye un ejemplo de ajuste de distribuciones con criterios de bondad de ajuste.

El Capítulo 6 presenta los hechos estilizados de las variables precio marginal y cantidad demandada de energía eléctrica, establecidos a partir de bases de datos reales. Estas variables y los precios de la electricidad en contratos se requieren para los modelos de análisis de riesgo de las distribuidoras. Se incluye una revisión bibliográfica de modelos de pronóstico de estas variables, destacando la diferencia de comportamiento del precio marginal del mercado eléctrico ecuatoriano, con respecto a los precios ocasionales de países desarrollados que se encuentran en la literatura.

El Capítulo 7 presenta el estudio de dos modelos de análisis de riesgos, uno para seleccionar portafolios de acciones con el empleo de simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica donde se ilustra la aplicación práctica de las teorías revisadas, y otro de determinación de la cantidad de compras a obtener desde contratos por parte de una distribuidora. Estos modelos son a pequeña escala, para las compras de energía eléctrica de un día del año 2007 por parte de la Distribuidora de la ciudad de Quito, e ilustran la potencialidad de estos métodos de cálculo para trasladar la teoría a la práctica, pero también hacen notar los requerimientos de alta velocidad de procesamiento y gran capacidad de memoria de los computadores para la resolución de este tipo de problemas.

El Capítulo 8 presenta conclusiones y recomendaciones sobre las teorías y los métodos de cálculo, que permiten afirmar que la hipótesis de investigación, *cual es que la distribuidora puede cubrirse contra los riesgos en el precio marginal y la cantidad demandada, estableciendo la cantidad óptima de compras que puede realizar mediante la firma de contratos con las generadoras*, es verdadera y factible de alcanzar desde la Teoría Moderna de Portafolios y más aún desde la Optimización Estocástica de Portafolios, tema que merece una investigación complementaria, en especial en el orden matemático-práctico.

CAPÍTULO 2

BASES DE ECONOMÍA Y FINANZAS

Este capítulo agrupa conceptos de Economía y Finanzas para su aplicación a los negocios eléctricos. Se incluyen críticas a estos conceptos desde la literatura especializada. Se destaca la necesidad de construir creencias adecuadas sobre el comportamiento futuro del mundo económico y financiero, para hacer frente a los riesgos e incertidumbres en los negocios que operan en competencia imperfecta.

A.- BASES DE ECONOMÍA PARA EL MANEJO DE RIESGOS

Los mercados eléctricos liberalizados son de competencia imperfecta. Este capítulo recoge algunos conceptos de la Economía, con miras a la toma de decisiones de compra-venta de energía eléctrica. Se presentan críticas y observaciones a tales conceptos desde el pensamiento económico moderno. El objetivo de tales críticas, es situar a la ciencia económica en su debido contexto y perspectiva, como una ciencia empírica que aporta creencias o elementos de juicio, para el empresario quien será el encargado de tomar decisiones bajo las incertidumbres propias de los mercados eléctricos liberalizados.

2.1 ECONOMÍA DEL CONOCIMIENTO Y DE LA INCERTIDUMBRE

La Economía se estudia por la creencia de que el hombre puede mejorar su calidad de vida, realizando un análisis a la forma de organización que tienen o han adquirido las actividades de satisfacción de sus necesidades.

La Economía estudia la asignación de recursos escasos en general, aplicando el método científico y métodos de aproximación que buscan extraer tendencias.

La Economía trata sobre la asignación de recursos escasos, a través del tiempo y del espacio, y la redistribución de estos recursos entre los agentes económicos. Pero los recursos escasos van más allá de ser los activos fijos; ya que también son escasos, activos menos tangibles como el conocimiento, la información o el capital humano, que también son ingredientes necesarios en el análisis de las actividades económicas de satisfacción de las necesidades del hombre.

Al momento, la Economía es una ciencia social antes que una ciencia exacta; por ello, es importante considerar los problemas que analiza la misma Economía en su debida perspectiva y alcance, y no puede ser exacta como la Física o las Matemáticas. La Economía es una ciencia empírica y sus principios no son un paradigma filosófico normativo aplicable a todos como personas, o a todas las actividades o situaciones económicas.

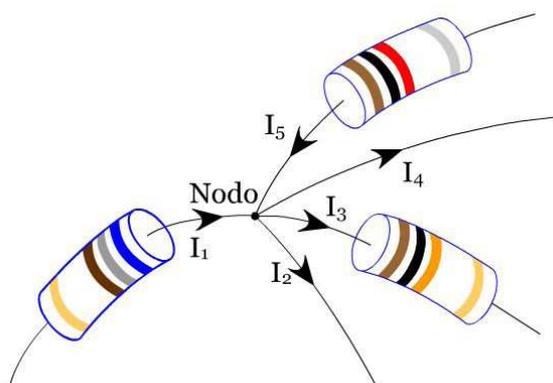
La Economía presenta conclusiones que son de carácter aproximado de acuerdo a “supuestos generales” que ésta hace para resolver un problema. Por ejemplo, la “competencia perfecta” y la “competencia real o imperfecta”, son problemas de la Economía; y, los pensadores de las diferentes escuelas de Economía han escudriñado estos problemas desde enfoques diferentes, buscando establecer elementos o factores que expliquen estas situaciones económicas y planteando “leyes”. Sin embargo, la Economía ha fallado en hacer explícitas sus leyes y en aclarar la naturaleza y las limitaciones o alcances de tales leyes o “principios”.

Los principios generales de la Economía no nos llevan tan cerca de la realidad de una situación económica, como si lo hacen las leyes de movimiento de Newton o las leyes de Kirchhoff para la resolución de circuitos eléctricos en la Física (Ver Fig 2.1).

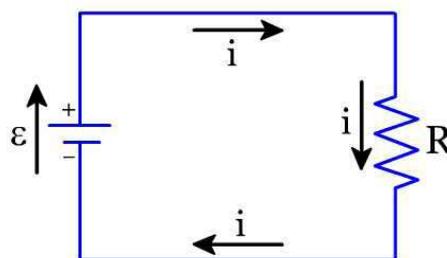
Muchas leyes de la Economía son “intuitivas” y están sujetas a corrección por inducción de acuerdo a la observación y tratamiento estadístico de los datos, ya

que la situación económica generalmente involucra un gran número de factores de carácter fluctuante.

El objetivo de la ciencia es predecir el futuro con el propósito de volver inteligente a nuestro comportamiento



Primera ley: la suma de corrientes en un nodo es igual a cero



Segunda ley: la suma algebraica de fuerzas electromotrices en un circuito cerrado es igual a los productos de las resistencias por la corriente

Fig. 2.1: ILUSTRACIÓN DE LAS LEYES DE KIRCHHOFF.

FUENTE: http://whatis.techtarget.com/definicion/0,,sid9_gci213642,00.html

El método que sigue nuestra inteligencia como seres humanos para hacer ciencia, es aislar las diferentes fuerzas o tendencias que se observan en una situación económica y estudiar el carácter y los efectos de cada una de estas tendencias por separado.

Si para cada una de estas fuerzas (entendiendo por fuerza a las causas que producen cambios económicos) se determinan las condiciones en las que existen o se producen y se estudia cada cambio a la vez, asumiendo que los otros cambios por las otras fuerzas se encuentran en suspenso (método que se resume en la frase “ceteris paribus”), se llegará a conocer cada fuerza y sus efectos, y se intentará combinar las tendencias (por ejemplo, asumiendo la existencia de correlaciones matemáticas) para hacer predicciones, a la manera de una ciencia exacta.

Este método, en verdad es la forma en que trabaja nuestra mente, y asociado al mismo está el concepto de equilibrio, esto es que: cada cambio económico puede verse como un progreso hacia un equilibrio económico.

Por ejemplo, los Economistas pueden decir que bajo ciertas condiciones, se produce un estado de equilibrio entre la oferta y la demanda de determinada mercancía.

Para asemejar las ciencias, sería práctico unificar el lenguaje de las ciencias exactas y de la Economía, como en el siguiente ejemplo:

La mecánica del movimiento de la competencia perfecta (símil con la mecánica del movimiento de un cuerpo móvil, en Física) se manifiesta en la tendencia a eliminar ganancias (símil con la "tendencia" de un cuerpo móvil a moverse por el camino de "mínima acción" bajo las Leyes de Newton) al inducir hacia una condición en la que el "valor" de los bienes económicos se iguala al "costo" de los mismos (símil a la condición de inercia de los cuerpos) .

Inmediatamente se revelaría la limitación de un principio económico en comparación con el alcance que tiene un principio físico. El principio físico es 100% verificable. En cambio, el principio económico que fuere 30% verificable, ya sería un oráculo.

La "competencia perfecta" es un concepto teórico de la Economía que no existe en la sociedad real, es decir, que no existe en la vida práctica.

La "competencia imperfecta" no induce hacia la igualdad entre el "costo" y el "valor", sino que los impulsa a ser diferentes, separándolos por el denominado "margen de ganancias", que puede ser positivo o negativo.

Entre los requisitos para que exista competencia perfecta, se requiere "que todos los compradores y vendedores tengan un conocimiento pleno de las

condiciones generales del mercado, esto es, ausencia de incertidumbre” [34, pag. 107].

Knight [26] afirma que la incertidumbre que existe en la competencia imperfecta es lo que produce ganancias.

Para Knight [26] la aparición de ganancias se relaciona indirectamente con los cambios en las condiciones económicas. Por ejemplo, las empresas contratan servicios productivos con anticipación, acordando tasas fijas, y se dan cuenta de que, luego de que venden el producto en el mercado, obtienen un valor superior a tales tasas fijas, esto es, obtienen ganancias gracias a su actividad económica.

Lo que ocurre es que los cambios en las condiciones económicas dan lugar a ganancias o pérdidas, por el hecho de que alteran las expectativas entre los costos y el precio de venta.

El análisis de la competencia imperfecta desde el punto de vista de la Economía, así como el análisis financiero, requieren de la comprensión y empleo de los conceptos económicos de riesgo e incertidumbre que se definirán con precisión más adelante.

El diccionario recoge el uso cotidiano de los términos de riesgo e incertidumbre, pero éstos no son aplicables para efectos de análisis de una situación económica. Por ello, de momento, se limitará el uso del término “incertidumbre” para los casos que no son de tipo cuantitativo, y al término “riesgo” para los casos posibles de cuantificar.

2.1.1 EL MUNDO LLENO DE COSAS, CONOCIMIENTO E INCERTIDUMBRE

Vivimos en un mundo cambiante, un mundo de incertidumbre, donde solamente conocemos algo del futuro, y sin embargo, tenemos que tomar acción con ese conocimiento parcial sobre el futuro.

El ser humano está dotado de un nivel de conciencia que le permite percibir el mundo presente, e inferir la situación futura que se podría presentar sin su interferencia. Este nivel de conciencia le permite también tomar acciones ante la “imagen” que se forma sobre el futuro estado de cosas; y esto, a pesar de que los seres humanos tampoco conocemos con precisión las consecuencias de nuestras acciones u omisiones, sobre la situación futura. La inferencia sobre el futuro, que hace nuestra conciencia, no es infalible, ni precisa ni completa, y se caracteriza por su tendencia a errar.

Considerando que el mundo está hecho de “cosas”, y asumiendo que bajo las mismas circunstancias las cosas siempre se comportan de la “misma manera”, nosotros quisiéramos inferir el futuro haciendo analogía con el presente; sin embargo, esta idea inmediatamente requiere indagar que tan lejos y en que sentido el modo de comportamiento de dichas “cosas” se preservará invariable.

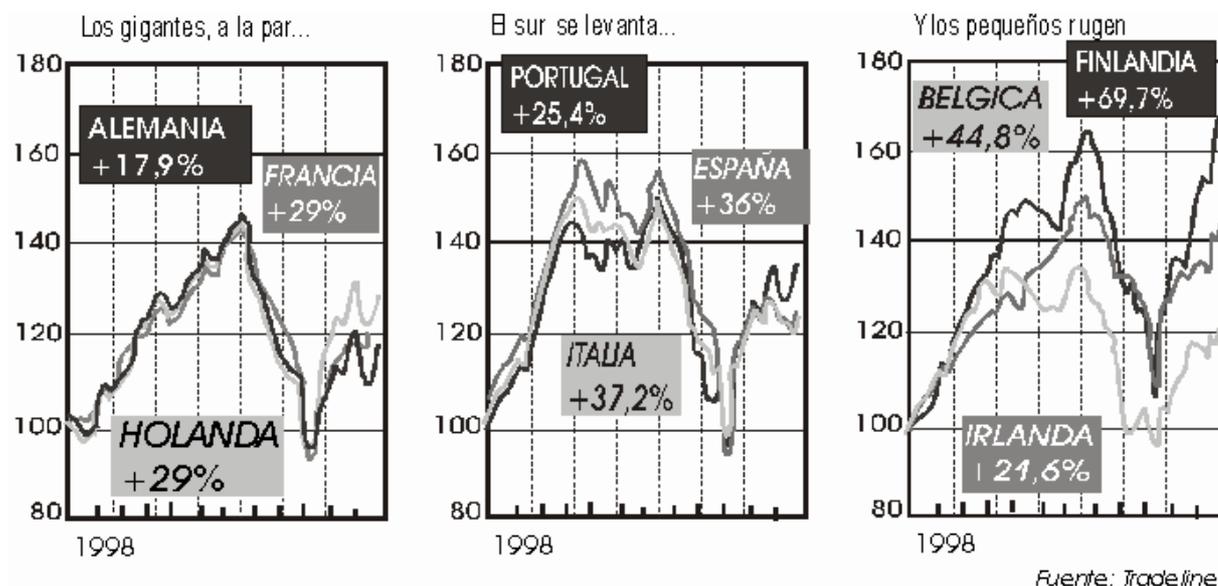


Fig. 2.2: GRUPOS DE GIGANTES Y PEQUEÑOS EN BOLSAS DE VALORES

Es claro que una situación económica involucra demasiadas cosas con que tratar (Ver Fig 2.2), pero debe ser posible asumir que las mismas “clases de cosas” se comporten de la “misma manera”. Entonces aplicaríamos métodos de clasificación para establecer un número finito y manejable de tales “clases de

cosas” (agrupamientos) para poder inferir los “modos de comportamiento” (cuantificación) de dichas “clases de cosas”.

La complejidad de las “clases de cosas” involucradas en una situación económica y la limitación de nuestro conocimiento sobre cada una de estas “clases de cosas” y sus posibles interrelaciones, hace imposible conocer todo sobre el comportamiento futuro de una situación económica, sea en sus clases o en sus aspectos cuantitativos.

2.1.2 LAS CREENCIAS PERMITEN AFRONTAR LA INCERTIDUMBRE

En general, la situación futura depende del comportamiento de un número indefinido de cosas, y está influida por tantos factores que no es posible tomarlos en cuenta a todos ellos, incluso mediante un estudio matemático exhaustivo, y vemos que en la práctica, las decisiones ordinarias se hacen sobre la base de “estimados” de un carácter rudimentario e incluso superficial (estimados que ciertamente tienen poco parecido al proceso formal de la lógica que usa el científico en una investigación).

Por tanto, diremos que el proceso que lleva a estas decisiones ordinarias, no es un conocimiento razonado, sino que es una “creencia” o sentido común o intuición, aunque contenga algún tipo de análisis, porque en lo fundamental, nosotros “inferimos” principalmente de nuestra experiencia del pasado como un todo.

Marshall [10, 26] indica que *“(…) las decisiones del gerente de un negocio, están guiadas por un “instinto entrenado” antes que por conocimiento”*.

Lo que es conocimiento para los científicos y lógicos de la ciencia, es diferente de lo que son las opiniones o las convicciones sobre las cuales los hombres de negocios basan su comportamiento.

Las opiniones que gobiernan las decisiones de los gerentes de negocios responsables tienen poco parecido con las conclusiones que entregan el análisis exhaustivo y las mediciones precisas.

En el ser humano, los procesos de intuición y deliberación lógica buscan anticipar el futuro al parecer basándose en la uniformidad de la naturaleza referida con la observación de comportamientos similares de las mismas clases de cosas.

Keynes coincide en que las decisiones de negocios a menudo se basan en el juicio individual antes que en probabilidades cuantificadas sobre la evolución de la aleatoriedad de las cosas que rodean a una situación económica.

Hardy [10, pag 23] afirma que:

Un “acto de creencia de negocios” podría denotar todo, desde un dimensionamiento instantáneo sobre la base de una situación relativamente simple, a comprometidas investigaciones y deliberación prolongada que conducen a una decisión momentánea del negocio o las adopciones de políticas de negocios de largo alcance. Algunas veces los datos básicos de la creencia son definidos y completos; algunas veces son oscuros tal que una creencia es casi un salto en la oscuridad, e incluso el perspicaz ejecutivo no puede poner su dedo en los factores específicos que determinan su decisión”.

Los hombres de negocios acuden a *creencias de probabilidad* aplicadas a los “modos de comportamiento” de las “clases de cosas” obteniendo con ello, un “estimado” de la probabilidad matemática, ya que las “clases de cosas” involucradas con una situación económica no tienen garantía de ser homogéneas, y más bien los resultados de una situación económica, realmente son indeterminados y mantienen causas latentes, desconocidas e indiferentes. Lo que podemos afirmar de esto, es que la única certeza que encontramos, es la tendencia de las creencias a errar.

En la práctica, nunca podremos asegurar que contemos con “clases de cosas” completamente homogéneas y por tanto, la probabilidad estadística nunca es posible de obtener y se deberá acudir nuevamente a creencias. Y, por esta misma razón, no hay una base de comparación para determinar la probabilidad de error en una creencia.

El hombre de negocios forma, sobre la base de su experiencia, opiniones más o menos válidas con respecto a su propia capacidad para elaborar creencias correctas, e incluso con respecto a las capacidades de otros hombres para tal labor; y este hecho es justamente el que hace servicial a la actividad humana del hombre de negocios.

Las decisiones de negocios manejan situaciones que por ejemplo son demasiado únicas, al punto que el concepto de probabilidad objetivamente medible, simplemente es inaplicable. Nos referimos a tales situaciones económicas como de *incertidumbre*.

Otras decisiones de negocios manejan situaciones donde hay posibilidad de tabulación o agrupación de datos y de establecer modos de comportamiento más homogéneos que hacen posible aplicar conceptos de probabilidad matemática. Nos referimos a estas situaciones económicas como de *riesgo*.

En situaciones económicas de riesgo se conoce la distribución de las consecuencias para un grupo de casos, o su cálculo a priori o de la estadística de experiencias pasadas.

En situaciones económicas de incertidumbre es imposible formar grupos de “casos” ya que la situación que se maneja es en alto grado única. Como ejemplo de incertidumbre mencionemos el mismo ejercicio de las creencias al tomar decisiones económicas, o de la formación de opiniones respecto al curso futuro de eventos; y, sin embargo, son tales creencias las que guían nuestro comportamiento en la vida práctica.

La reacción del hombre ante situaciones de incertidumbre es errática y diferente entre los individuos, sin embargo la reacción normal a la incertidumbre vista por Adam Smith [26, pag 235] es que los hombres fácilmente arriesgarán una pequeña cantidad con la esperanza de ganar una grande cuando la probabilidad de perder es mucho mayor que la relación de las dos cantidades, pero normalmente rechazarán arriesgar una cantidad grande por la certeza virtual de ganar una menor incluso si el valor actuarial de la probabilidad está a su favor.

Por ello, es correcto tratar situaciones de incertidumbre como decisiones entre una recompensa más pequeña con más confianza, y una recompensa más grande pero con menos confianza anticipada.

2.1.3 RIESGO E INCERTIDUMBRE

La evaluación de un futuro desconocido incluye el proceso de definir las consecuencias posibles y las probabilidades asociadas a tales consecuencias.

De acuerdo a Knight y Hardy [10, pag 22], una vez que se han definido las consecuencias posibles, las probabilidades asociadas a éstas, se pueden evaluar de tres formas:

- Calculando las probabilidades con reglas de la estadística matemática
- Obteniendo probabilidades a partir de creencias sobre eventos comparables que han ocurrido bajo circunstancias similares, a manera de inferencia estadística.
- Estableciendo estimados de probabilidad basándose en creencia pura

El método de clasificación para establecer las consecuencias posibles, puede traer acuerdo o desacuerdo sobre en cuales de ellas es posible un conocimiento perfecto y cuantificable, y en cuales no. Cuando el conocimiento perfecto y cuantificable es difícil de alcanzar, estamos en una situación de incertidumbre.

Por tanto, lo que determina la naturaleza de la aleatoriedad, no es el método de cálculo de la probabilidad, sino la naturaleza del mismo evento o consecuencia¹.

2.2 LA NATURALEZA DINÁMICA DE LOS PROBLEMAS DE NEGOCIOS

El mundo no es un lugar estático, sino que hay un estado constante de cambio en el conocimiento; y además, las inferencias de la gente y la clasificación de las consecuencias futuras están evolucionando constantemente.

La naturaleza dinámica del conocimiento [10, pag 33] obliga al hombre de negocios a ejercitar alguna creencia en el momento de usar el conocimiento disponible para hacer una evaluación probabilística, en lugar de esperar a que venga más información.

Identificar apropiadamente lo que es riesgo y lo que es incertidumbre es una labor esencial para el manejo estratégico de una empresa, aunque difícil, ya que no hay una forma correcta de diferenciarlos y la diferenciación requerirá acudir a creencias.

En competencia imperfecta las empresas obtienen ganancias del manejo apropiado de la incertidumbre. Para develar aún más sobre esto, cabe recalcar que la incertidumbre comprende aquellos riesgos que la empresa tiene que mantener y gestionar en su negocio para obtener un excedente de ganancias, y por ello a la empresa no le interesa liberarse de estos riesgos. En cambio, a la empresa no le interesa mantener aquellos riesgos a los cuales el giro de su negocio le expone, porque no quiere verse expuesta a los efectos de éstos,

¹ La referida consideración a la naturaleza del evento, puede aplicarse al pronóstico del precio de la electricidad en el mercado ocasional, donde el conocimiento perfecto es difícil de alcanzar, máxime la incertidumbre por paradas forzadas de unidades de generación o la ocurrencia de un fenómeno climático. En los diferentes mercados eléctricos competitivos a nivel mundial, el cálculo del precio marginal de la electricidad y la probabilidad del mismo ha sido realizado con variedad de métodos matemáticos. La selección de un método para el pronóstico del precio marginal para el caso ecuatoriano, debe atender a la naturaleza de la aleatoriedad que lo afecta y a la aplicabilidad práctica de dicho pronóstico.

además de que al ser riesgos cuantificables, no le aportan ganancias sino potenciales perjuicios a su bienestar.

En verdad, podría asignarse probabilidades de cómo se comportará la Economía con sus incertidumbres en el horizonte de negociación, pero fundamentalmente el hecho que se predice es único, de manera que la inferencia deberá basarse en creencia, y aquellas empresas que estén más y mejor informadas, se encontrarán en mejor posición para analizar la incertidumbre que el resto de las empresas.

La naturaleza dinámica o cambiante de los problemas de negocios también puede crear incertidumbre [10, pag 33] al imposibilitar la clasificación o agrupamiento de consecuencias; por ejemplo, lo que es riesgo en un horizonte de corta duración, podría llegar a ser incertidumbre cuando la duración es de largos periodos de tiempo.

2.2.1 ENDOGENEIDAD DE LA FUENTE DE ALEATORIEDAD Y ESPERANZA

Conforme pasa el tiempo, el comportamiento de los participantes del mercado se va revelando gradualmente y las distribuciones de probabilidad cambian o realmente nunca llegan a ser estables.

Un ejemplo de esto, es la llamada “Crítica de Lucas” [10, pag 35], cuando el Premio Nobel Robert Lucas (1972) criticó el uso de los modelos económicos estructurales para la determinación de política fiscal y monetaria por parte del gobierno, ya que, o la forma estructural, o los parámetros de tales modelos, dependen de las creencias de los participantes del mercado sobre lo que sería la política del gobierno, de manera que aquellos modelos no pueden ser usados a la vez para determinar esa política, debido a la endogeneidad entre las políticas a definir y las citadas creencias sobre tales políticas.

Keynes [10, pag 36] detecta problemas al modelar la esperanza en términos de confianza:

“El estado de esperanza de largo-plazo, sobre el cual se basan nuestras decisiones, no solamente depende, por ello, del pronóstico más favorable que nosotros podemos hacer. Éste depende también de la confianza con la cual nosotros hacemos este pronóstico –qué tan altamente nosotros valoramos la probabilidad de que nuestro mejor pronóstico esté equivocado. Si nosotros esperamos grandes cambios pero estamos muy inciertos con respecto a la forma precisa que tomarán estos cambios, entonces nuestra confianza será débil. El estado de confianza, como ellos lo denominan, es un asunto al cual los hombres prácticos siempre ponen la más cerrada y ansiosa atención. Pero los economistas no lo han analizado cuidadosamente y se han contentado, como regla, en discutirlo en términos generales.” [10, pag. 148-149].

Nuevamente la incertidumbre surge, cuando la confianza es tan baja que, ningún estimado probabilístico que pueda ser asignado al futuro, puede ser tomado suficientemente en serio como para poner en riesgo el capital de la empresa.

La reflexión inmediata es que la mera existencia de incertidumbre no garantiza ganancias en la competencia imperfecta, ya que la incertidumbre generada por la falta de confianza, puede desalentar a los empresarios a tomar acciones legítimas que habrían conducido a ganancias.

2.2.2 REGLAS GENERALES PARA DIFERENCIAR INCERTIDUMBRE Y RIESGO

Por lo anterior, se podría decir que existe incertidumbre [10, 26] en las siguientes situaciones:

- Cuando el futuro no puede describirse en términos de eventos homogéneos;
- Cuando las probabilidades se basan en la creencia individual de un gerente de negocios; esto es, cuando la naturaleza dinámica del problema requiere que la creencia determine tomar la información en determinado momento y hacer una decisión con base en aquella información disponible;
- Cuando la naturaleza dinámica de un problema o algunos otros factores endogenizan la variable que se está prediciendo; o,
- Cuando cualquier esfuerzo por asignar probabilidades resulta en estimados que –ausentes de otras consideraciones- algunas empresas no quieren confiarse de éstos, para sus propósitos de toma de decisiones.

Estas reglas no establecen una diferenciación precisa, y más bien se citan como motivadoras para el empresario, quien debe buscar identificar las incertidumbres como posibilidades de ganar cuando opera en un mercado competitivo imperfecto.

B.- BASES DE FINANZAS PARA MANEJO DE RIESGOS

Las Finanzas estudian la forma de asignar recursos escasos a través del tiempo, mediante principios que facilitan la comprensión, tanto de las transacciones de flujos de efectivo, como de la toma de decisiones sobre los mismos.

2.3 PRINCIPIO DEL COMPORTAMIENTO FINANCIERO EGOISTA

El principio del comportamiento financiero egoísta [31, pag 2] afirma que las personas actúan racionalmente en busca de su propio interés financiero, persiguiendo el máximo beneficio posible.

Esto significa que cada parte de una transacción buscará el curso de acción que le resulte más beneficioso. Sin embargo, tal curso de acción significa la renuncia a la posibilidad de tomar otro curso de acción diferente. A esto se

conoce como costo de oportunidad, que es la diferencia entre el valor de la acción elegida y el valor de la mejor alternativa.

El hombre de negocios elegirá el curso de acción que tenga un mayor costo de oportunidad; como por ejemplo, elige invertir en un bono que pague 4% antes que depositar en una cuenta de ahorros que pague menos del 2%.

Por ejemplo, la tasa de interés mide el costo de oportunidad de los fondos, el cual está dado por las otras cosas que podríamos hacer con ellos. Así mismo, el costo de capital de la empresa, indica el costo de oportunidad del capital de los inversionistas de la empresa.

2.3.1 LAS DOS PARTES DE UNA TRANSACCION

En toda transacción financiera existen al menos dos partes. Por ejemplo, en un contrato de compra-venta, el comprador y el vendedor, seguirán el principio del comportamiento financiero egoísta buscando beneficiarse en dicha transacción a costa de la otra parte.

La mayoría de transacciones financieras se producen debido a la diferencia de expectativas acerca del comportamiento futuro del precio del objeto de la transacción.

El comprador estima que el precio aumentará en el futuro y realiza la transacción en espera de obtener una ganancia de capital. El vendedor cree que el precio tenderá a descender y realiza la transacción para evitar una mayor pérdida. Al momento de efectivizar la transacción ambos creen tener la razón.

2.3.2 PRINCIPIO DE SEÑALIZACION

Cualquier acción financiera implica una transmisión de información. Existe asimetría de información, es decir que unas personas disponen de cierta

información de la que carece el resto del mercado, y durante una transacción financiera, los actos realizados por aquellas, servirán como señales para el mercado, que servirán para inferir más información [31, pag 4].

2.3.3 PRINCIPIO DE LA CONDUCTA FINANCIERA

El principio de la conducta financiera [31, pag 6] se refiere al esfuerzo por utilizar la información transferida en la transacción. Sin embargo, cuando no hay mayor información o se carece de ésta, el principio de conducta financiera se referirá al estudio de empresas similares del sector para ver que decisiones han adoptado y están adoptando para tomarlas como referencia para las decisiones propias.

2.4 BINOMIO RENDIMIENTO – RIESGO

Los inversionistas desean obtener mayor rendimiento al menor riesgo; pero en la práctica, para obtener mayores beneficios, el hombre de negocios deberá correr el riesgo de tener grandes pérdidas. Cuanto mayor es el riesgo, mayor es la probabilidad de obtener un mal resultado.

2.4.1 AVERSION AL RIESGO

Un inversionista racional preferirá la alternativa de inversión que dando igual rendimiento esperado, incorpore el menor riesgo asociado. A este comportamiento se lo conoce como aversión al riesgo, que indica que los inversionistas no son indiferentes ante el riesgo sino que requieren una compensación por asumirlo.

El binomio rendimiento-riesgo y la aversión al riesgo indican que la mayoría de inversionistas están dispuestos a aceptar una reducción del rendimiento esperado, a cambio de asegurarse, la reducción del riesgo.

2.4.2 EXPOSICION AL RIESGO Y PERDIDA INCIERTA DE DINERO

En el contexto de la gestión de inversiones, la **exposición al riesgo** se identifica con pérdida de dinero. El riesgo de una inversión se relaciona con la pérdida incierta de dinero. Por ejemplo, la preferencia del inversionista a invertir en una cartera de acciones, puede calificarse de preferencia de **aversión al riesgo**, cuando el inversionista está dispuesto a pagar con tal de aminorar la exposición al riesgo.

2.4.3 DIVERSIFICACION DEL RIESGO

Un inversionista prudente no invertirá toda su riqueza en un único negocio o transacción [31, pag 11], ya que si tal negocio o transacción fracasa perderá todo su dinero. En cambio, el inversionista divide su riqueza en varias transacciones, ya que es más improbable que todas estas transacciones fracasen, para que pierda toda su riqueza.

Se advierte que el objetivo de la diversificación es reducir el riesgo, pero no puede eliminarlo por completo, máxime que persistirán otros factores de incertidumbre.

2.4.4 VALOR TEMPORAL DEL DINERO

El valor temporal del dinero en su forma más simple, es el costo de oportunidad de recibir intereses por tal dinero al realizar una inversión en deuda pública.

Por ejemplo, si una persona mantiene dinero en su casa, está dejando de ganar un interés, por “alquilar” su dinero.

Asumiendo un mercado de capitales eficiente, se pueden establecer comparaciones con otras oportunidades de inversión para el dinero, de tal modo

que no realizaremos inversiones, a menos que éstas sean como mínimo, tan buenas como las inversiones en el mercado de capitales.

C.- BASES DE GESTION DE RIESGOS

2.5 RIESGOS EN LAS EMPRESAS

Las empresas están sujetas a una variedad de riesgos que deben ser gestionados si se quiere incrementar el valor de mercado de la empresa o al menos disminuir la probabilidad de dificultades financieras.

La empresa podría quedarse con algunos riesgos que son parte de las operaciones propias del negocio (pues se entiende que la empresa tiene más información y “expertise” con respecto a este tipo de riesgos y mayor habilidad para gestionarlos), pero debe transferir los demás riesgos que son un subproducto de sus negocios diarios, siempre que ello sea efectivo en costos (pues la exposición de la empresa a riesgos donde ésta carece del conocimiento o de ventaja competitiva, puede ser peligrosa y costosa).

Se puede clasificar a los riesgos en Riesgos Operativos (referido a las pérdidas que surgen de las actividades físicas diarias no financieras) y Riesgos Financieros (referido a las pérdidas que surgen de las actividades financieras de la empresa).

Dentro de los Riesgos Operativos se encuentran pérdidas relacionadas a la maquinaria, la responsabilidad civil, comercial o de los empleados. Dentro de los Riesgos Financieros [11] se encuentran exposiciones a riesgos de crédito, riesgo de mercado, riesgo de liquidez, riesgo en la modelación de riesgos. La subclase de riesgo de mercado, se podría dividir en riesgo direccional, riesgo de volatilidad, riesgo de base, riesgo de correlación, riesgo de dispersión, etc.

También los riesgos operativos y financieros pueden ser puros o especulativos. El riesgo puro se refiere a expectativas de pérdidas. El riesgo especulativo se refiere a la posibilidad de ganancias o de pérdidas.

2.5.1 EL RIESGO Y LA MAXIMIZACIÓN DEL VALOR DE LA EMPRESA

Una empresa crea bienes y servicios que vende a sus clientes para generar retornos. Estos retornos se usan para expandir el negocio (por ejemplo, la provisión interna de fondos reteniendo utilidades) y resarcir a los inversionistas que han facilitado capital (patrimonio) para costear activos para la producción (maquinaria, propiedad intelectual, etc.).

Los inversionistas deben ser compensados por facilitar capital en riesgo. Generalmente, los inversionistas demandan retornos relacionados a lo riesgoso de la empresa: mientras más riesgosa la empresa, mayor es el retorno (o prima de riesgo) que los inversionistas demandan.

Sea o no riesgosa la empresa, los inversionistas buscan siempre el máximo retorno posible. Esto significa que la meta corporativa clave es la maximización del valor de la empresa, el mismo que se define como la suma de los flujos de caja futuros netos esperados de la empresa, y descontados al presente a una tasa de descuento apropiada (por ejemplo, una tasa igual a la tasa libre de riesgo más una prima de riesgo relevante). Esto se resume en la siguiente fórmula:

$$\text{Valor de la empresa} = \sum_{t=1}^n \frac{FCNE_t}{(1+r)^t}$$

donde $FCNE_t$ es el Flujo de Caja Neto Esperado al tiempo t , y r es la tasa de descuento que comprende una tasa libre de riesgo más una prima de riesgo.

Los Flujos de Caja Netos Esperados puede verse afectados por a) la magnitud, b) variabilidad y c) cadencia en el tiempo de los mismos flujos de caja. El riesgo puede cambiar a lo largo de estas tres dimensiones a), b) y c), alterando el valor de la empresa.

En efecto, los cambios inesperados en los flujos de caja netos pueden ser bastante perjudiciales para el valor de la empresa, por lo que la protección contra tales cambios es uno de los motivos principales para la gestión activa del riesgo.

2.5.2 GESTIÓN ACTIVA DEL RIESGO

Si la empresa falla en enfocarse en las potenciales pérdidas, estará enfrentándose a incertidumbre financiera con el posible perjuicio para los accionistas, acreedores, y demás interesados que podrían verse afectados económicamente si la empresa llega a volverse insolvente.

En el mundo real, los inversionistas encuentran asimetrías de información y carecen de acceso a mecanismos de transferencia de riesgos que en cambio se facilitan a una empresa, y no pueden influir o controlar la política de inversiones de la empresa, y allí la Gestión Activa del Riesgo [11] es necesaria al interior de la empresa a fin de que en la práctica, el valor de la empresa sea maximizado.

Algunas de las razones que justifican la Gestión Activa del Riesgo, son:

- Ayudar a proveer fondos para fechas en que se los requiere, asegurando una posición líquida y minimizando la posibilidad de dificultades financieras.
- Reducir la volatilidad de los flujos de caja y minimizar la perturbación de planes de inversión.
- Reducir la necesidad de pedir préstamos.
- Crear ganancias más estables, lo que contribuye a generar valoraciones más altas de las acciones de la empresa.

La gestión de riesgos se enfoca al control de las exposiciones a riesgos, no a su eliminación. El elemento esencial del control de riesgos es asegurarse de que no surjan sorpresas. Lo que es inaceptable es que ocurran pérdidas inesperadas de las que la empresa, sus accionistas e interesados no tenían idea

de que la empresa hubiera estado expuesta a tales clases especiales de riesgos. Por ello, el desarrollo y uso de un proceso formal de gestión de riesgos debe ser parte fundamental de las operaciones y gobierno corporativo de las empresas.

2.5.3 PROCESO DE GESTIÓN DE RIESGOS

El proceso de gestión de riesgos [10, 11] está compuesto por una cadena de cuatro eslabones:

2.5.3.1 Identificación de Riesgos: que sirva para definir e identificar todos los riesgos percibidos o anticipados de la empresa. Por ejemplo, una empresa que tiene que comprar electricidad en el mercado spot está expuesta a precios fluctuantes de la electricidad. La falla en la identificación de riesgos puede ocasionar pérdidas sorpresivas por factores que surgieron de una fuente desconocida.

2.5.3.2 Cuantificación de Riesgos: que sirva para determinar el impacto financiero, que los riesgos pueden ocasionar en las operaciones de la empresa. Por ejemplo, el riesgo de crédito y el riesgo de mercado se pueden medir mediante técnicas de matemáticas financieras y métodos de simulación.

2.5.3.3 Gestión del Riesgo: que con los riesgos identificados y cuantificados, la empresa pueda decidir, si controlar, retener, eliminar o expandir sus exposiciones a riesgos. La decisión dependerá de los recursos financieros de la empresa, la filosofía de gestión, las expectativas de las partes interesadas de la empresa, y los costos y beneficios de las estrategias de riesgo posibles.

2.5.3.4 Monitoreo del Riesgo: que sirva para que una vez que la empresa tenga decidido como gestionar su perfil de riesgos, la empresa pueda monitorear activamente sus exposiciones, sobre una base regular de seguimiento y reportes para las partes interesadas, en especial para los

gerentes con capacidad de decisión que deben estar conscientes del tamaño y potencial impacto de los movimientos del mercado y de los cambios en la posición de riesgo, y cotejar la posibilidad de cambiar la forma como gestionar activamente los riesgos; sin tal visibilidad, las estrategias de riesgo de una empresa se mantendrán estáticas. Por tanto, el monitoreo constituye una retroalimentación para la gestión de riesgos en la empresa.

2.5.4 TECNICAS DE GESTIÓN DE RIESGOS

Es prudente que una empresa desarrolle una filosofía de gestión de riesgos que explícitamente indique su método para abordar el riesgo y los recursos que desee asignar (y potencialmente perder) en su tratamiento. Esta filosofía debe claramente expresar la tolerancia al riesgo (o apetencia), relacionando las exposiciones al riesgo con las metas corporativas, las expectativas de las partes interesadas de la empresa, y los recursos técnicos y financieros.

Las empresas que están en negocios que son fundamentalmente de tomar riesgos, tienen los recursos financieros para sustentar pérdidas potencialmente grandes, y podrían optar por afrontar gran cantidad de riesgo operativo y financiero. Las empresas que producen bienes y servicios, y carecen de recursos financieros para sustentar grandes pérdidas, es improbable que favorezcan una significativa exposición al riesgo.

Normalmente se consideran tres técnicas de gestión de riesgos:

2.5.4.1 Control de pérdidas: tomando las precauciones necesarias para la amenaza de un riesgo en particular.

2.5.4.2 Financiación de pérdidas: mediante la transferencia, retención o cobertura de las exposiciones, de manera de asegurar la disponibilidad de fondos en el evento de una pérdida.

2.5.4.3 Reducción del riesgo: involucran el retiro parcial o completo de un negocio con características particulares, o la diversificación de las exposiciones a través del concepto de portafolio o pooling. La reducción del riesgo tiene un costo asociado, por lo que se debe considerar su costo-beneficio, antes de tomar la decisión.

La gestión activa de riesgos se enfoca principalmente en la financiación de pérdidas. En la práctica, las empresas emplean una combinación de herramientas para ejecutar estrategias de gestión activa de riesgos, de manera de lograr una solución más efectiva y eficiente en costos.

En muchos casos toma tiempo reconfigurar las características de riesgo de un portafolio de negocios, de manera que la acción de volver a diversificar un portafolio podría tomar varios meses o más. Por ello, las empresas siempre deben estar conscientes de la dimensión temporal del proceso de gestión de riesgos.

2.5.5 COMENTARIOS SOBRE GESTIÓN DE RIESGOS

Asumiendo que cada riesgo tiene un precio teórico, es posible crear una empresa libre de riesgo pagando todos los costos asociados con la eliminación de cada aspecto de riesgo (mediante pago de primas, aplicación de medidas de seguridad, diversificación, retiro de negocios no convenientes, etc), y entonces la incertidumbre asociada con los flujos de caja netos será eliminada.

Sin embargo, usualmente esto es prohibitivamente caro y no práctico y ciertamente no resultará en la maximización del valor de la empresa, por lo que las soluciones de gestión de riesgos deben enfocarse en la compensación entre costos y beneficios que considerando la filosofía de gestión de riesgos y la apetencia o aversión al riesgo de la empresa, permita desarrollar una solución que conduzca a la maximización del valor de la empresa.

2.5.6 GUÍAS PARA SELECCIÓN DE TÉCNICAS DE GESTIÓN DE RIESGOS

No hay una receta única a seguir para crear un programa de gestión de riesgos en una empresa. Los riesgos se caracterizan por su frecuencia y severidad.

Para una empresa adversa al riesgo, es ventajoso desde una perspectiva costo-beneficio, seleccionar la técnica de gestión de riesgos, según las siguientes guías [10, 11]:

- Aplicar retención de riesgos, si la empresa está expuesta a riesgos de baja frecuencia (es decir aquellos que son altamente improbables) y baja severidad (es decir aquellos con un bajo impacto financiero).
- Aplicar financiamiento de pérdidas (seguro, cobertura) si la empresa se expone a riesgos de baja frecuencia pero alta severidad (es decir, infrecuentes pero con alto impacto financiero).
- Aplicar prevención y/o retención de riesgos si la empresa afronta riesgos de alta frecuencia pero baja severidad (es decir, altamente probables pero no especialmente perjudiciales).
- Evitar riesgos si la empresa enfrenta riesgos de alta frecuencia y alta severidad (es decir, altamente probables y altamente perjudiciales que pueden llevar a la empresa a dificultades financieras).

2.6 RIESGOS EN LOS NEGOCIOS ELÉCTRICOS

Hasta aquí, se han recopilado y analizado los conceptos de Economía y Finanzas que componen el marco teórico para el tratamiento general de riesgos en los negocios.

Ahora bien, la presente monografía, pasa a enfocarse al problema de manejo del riesgo de precios por parte de una empresa eléctrica distribuidora operando en un mercado eléctrico competitivo, y a desarrollar herramientas de cálculo para este objetivo, ya que se considera que el riesgo de precios es el problema

principal para el desenvolvimiento económico y financiero de este tipo de negocio.

Para atender la exigencia de retornos por parte de los accionistas, la Gerencia de una empresa debe tomar riesgos, lo que implica que algunas pérdidas no podrán ser evitadas. La meta de la gestión de riesgos es monitorear estos riesgos y mantener las pérdidas dentro de tolerancias preestablecidas.

Los precios fluctuantes que se observan en los mercados eléctricos y los complejos contratos que han aparecido dentro de este mercado relativamente inmaduro, imponen fuertes presiones a las empresas eléctricas.

Los riesgos en los mercados eléctricos se pueden identificar de manera similar a los tradicionales riesgos [11] de los mercados financieros [25, 26, 52], junto con riesgos específicos relacionados con la electricidad [13, 16, 20].

2.6.1 RIESGOS FINANCIEROS TRADICIONALES

- **Riesgo de Precio:** debido a movimientos adversos de los precios del mercado tanto en nivel como en volatilidad
- **Riesgo de Crédito:** relacionado con incumplimiento en una obligación por la contraparte de una transacción.
- **Riesgo de Liquidación:** relacionado con la recepción del dinero o de fondos no oportuna, por parte de la contraparte de una transacción.
- **Riesgo de Liquidez:** debido a la incapacidad de realizar transacciones a los precios cotizados en el mercado debido al tamaño del negocio requerido con respecto al tamaño de los lotes normalmente negociados. Se puede gestionar mediante la planificación apropiada de los flujos de caja, ya que este riesgo puede ocurrir aún cuando la empresa sea técnicamente solvente en activos.
- **Riesgo Operacional:** debido a procesos internos inadecuados o deficiencias en los sistemas de información o en los controles internos que producen

pérdidas inesperadas. Se lo asocia con errores humanos o eventos externos. Este riesgo es relativamente alto en los negocios eléctricos debido al bajo conocimiento y desarrollo de herramientas de gestión de riesgos para el manejo de contratos complejos o de derivados financieros.

2.6.2 RIESGOS ESPECÍFICOS DE LA ELECTRICIDAD

- **Riesgo de Volumen:** se refiere a la falta de conocimiento de la cantidad de energía que se debería comprometer en un contrato.
- **Riesgo de Base:** la base es la diferencia entre la electricidad subyacente al contrato y la electricidad del mercado ocasional, y el riesgo de base se refiere al eventual cambio de la relación de precios de la electricidad del contrato con la del mercado spot.
- **Riesgo Físico:** se refiere a la eventual no entrega física de la electricidad según lo acordado sea debido a restricciones de capacidad o de producción, de transmisión, problemas de entrega, o de paradas forzadas de las unidades de generación.
- **Riesgo Regulatorio:** debido a cambios en el valor de la electricidad, debido a intervención inesperada de la entidad regulatoria.
- **Riesgo Político:** se refiere a cambios en el valor de la electricidad, debido a decisiones políticas inesperadas. Es claro que los largos horizontes de planificación de las inversiones en unidades de generación en el orden de 30 a 40 años son mayores a los periodos de los gobiernos, por lo que los cambios en política y cambios legales asociados conllevan implicaciones de incertidumbre en los negocios eléctricos.
- **Riesgo Tecnológico:** se refiere al ingreso de nuevas tecnologías de generación o de transmisión, tanto por el cambio en valor de la electricidad. como por el cambio en el tipo de incertidumbres asociadas, por ejemplo la electricidad de fuentes eólicas cuya producción depende de la disponibilidad de vientos, o electricidad de energía solar cuyas tecnologías están evolucionando hacia costos más bajos.

2.6.3 ESTUDIO DE RIESGOS EN ESTA MONOGRAFÍA

Los principales riesgos en los negocios eléctricos son el riesgo de precio y el riesgo en volumen a gestionar mediante contratos. Estos contratos para la compra-venta de electricidad se negocian en forma bilateral y contienen términos específicos, y por tanto no se encuentran estandarizados, por lo que la liquidez de tales contratos es extremadamente baja.

La novedad del mercado eléctrico y sus contratos específicos, combinado con el riesgo de liquidez, conlleva preocupaciones sobre el riesgo operacional, en especial respecto a la capacidad para el manejo de todos los riesgos por parte de cada uno de los participantes.

En el ámbito de esta investigación, se considera que los demás riesgos específicos de la electricidad seguirán similar comportamiento histórico, de manera que no incidirán en el mediano plazo. Además, ya que los mercados regionales de electricidad se encuentran en desarrollo y deben superar restricciones de capacidad y pérdidas de transmisión, se estima que éstos no incidirán en el mediano plazo.

De manera de aportar un avance en el estudio de riesgo, la presente monografía se enfoca al análisis de los riesgos de precio y de volumen, y de su gestión a través de contratos bilaterales, en el mercado eléctrico ecuatoriano.

2.6.3.1 Medidas de Riesgo

En general una medida de riesgo es una medida de cuanto se puede perder, o de que tan incierta es una pérdida o ganancia.

A toda gerencia le interesa disponer de una medida de riesgo simple y que se pueda interpretar fácilmente. Una medida de riesgo desarrollada con esas características es el Valor en Riesgo “VaR” [12]. Otra medida es la varianza

[30]. La literatura financiera actual presenta varias medidas de riesgo que se diferencian por sus diferentes propiedades matemáticas [40].

2.6.3.2 Horizonte de Planificación

La distribución de pérdidas y ganancias de un portafolio de inversiones normalmente cambia con el tiempo. La incertidumbre durante el transcurso de una semana normalmente se considera mayor a la incertidumbre para el día de mañana.

Por tanto, la medida de riesgo dependerá del horizonte de tiempo estudiado. La selección del horizonte de tiempo se establece según cuánto tiempo toma definir las transacciones. Este tiempo puede diferir en los contratos bilaterales dependiendo también del tamaño de la negociación. Esta investigación considera un horizonte de mediano plazo, esto es de un año, dado que los contratos son suscritos anualmente, pero recalcando la necesidad de tomar en cuenta el precio ocasional, que es horario.

2.6.3.3 Necesidad de una Medida de Riesgo apropiada

El “Valor en Riesgo” (VaR) ha sido criticado como medida de riesgo, por su incapacidad para diferenciar entre una pérdida ligeramente mayor al VaR, y una pérdida que esté lejos del VaR.

El VaR se preocupa de la probabilidad de pérdidas, más no de la magnitud de las pérdidas, y como la magnitud es fundamental en los negocios eléctricos debido a la volatilidad del precio que se revela en las colas pesadas de la distribución de pérdidas y ganancias, existe la necesidad de una medida de riesgo realmente apropiada.

Artzner e.o. [2] definieron propiedades de coherencia para las medidas de riesgo, y varios investigadores reportan que el VaR no cumple la denominada propiedad de subaditividad lo que significa que, el VaR de una combinación de

dos riesgos puede resultar mayor que la suma los VaR de los riesgos individuales, es decir que en tal caso, el VaR no permitiría obtener una diversificación de riesgos.

Por otra parte, desde el punto de vista de optimización del VaR, varios autores encontraron que el VaR puede presentar múltiples mínimos locales, lo que dificulta la determinación de un mínimo global, e incluso reportan inestabilidad para el trabajo numérico cuando las pérdidas no siguen una distribución normal gaussiana.

La primera medida de riesgo que apareció hace más de 50 años en la Tesis Doctoral del Premio Nobel, Harry Markowitz, es la varianza [30], y ésta se ha empleado como una medida de riesgo en la denominada Teoría Moderna de Portafolios, pero también ésta ha recibido críticas ya que requiere que los retornos estén elípticamente distribuidos.

Otra medida de riesgo, denominada, Valor en Riesgo Condicional, CVaR, aparece como una medida de riesgo coherente que supera las deficiencias del VaR [39, 40]. Esta medida se enfoca tanto en el tamaño de la pérdida como en la frecuencia de las pérdidas, y toma en cuenta las pérdidas grandes en las colas pesadas de la distribución de pérdidas y ganancias. Desde un punto de vista teórico, para distribuciones elípticas de retornos, un minimizador basado en el CVaR escogerá el mismo portafolio que el minimizador de varianza, mientras que en el caso de distribuciones asimétricas se preferirá un portafolio basado en una medida de las desviaciones negativas con propiedad de medida de riesgo coherente. En tal sentido, el CVaR puede verse como una generalización de la varianza, como medida de riesgo que permite enfrentar las distribuciones no simétricas de la aleatoriedad.

El estudio detallado de las medidas de riesgo se presenta más adelante, pero se advierten los problemas desde este capítulo, a fin de anotar las dificultades que acarrearía el empleo de una medida de riesgo no apropiada y no coherente en un análisis de riesgo.

CAPÍTULO 3

EL NEGOCIO DE LA DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

Este capítulo resume el negocio de la Distribución Eléctrica en su situación al año 2007, dentro del marco de la desregulación del mercado eléctrico que se realizó bajo la Ley de Régimen del Sector Eléctrico.

El año 2007 se elige para estructurar el portafolio de contratos de compra con base en la información disponible de tres años anteriores: 2004, 2005 y 2006.

En el mercado eléctrico liberado a la competencia a nivel de la generación, la empresa distribuidora está llamada a actuar como un negocio en marcha, buscando maximizar sus beneficios y cubrirse contra los riesgos inherentes de su actividad considerando el tipo de bien que comercializa.

Cabe mencionar que en los años 2008 y 2009, el Estado Ecuatoriano ha planteado cambios para el sector eléctrico, afectando las condiciones de competencia mayorista, situación que está fuera del alcance de este trabajo.

Además, se describen los contratos bilaterales empleados en el mercado eléctrico ecuatoriano, así como otros tipos de contratos que se emplean en los mercados eléctricos competitivos a nivel mundial.

3.1 EL MERCADO ELÉCTRICO ECUATORIANO

3.1.1 DESREGULACIÓN DEL MERCADO ELECTRICO ECUATORIANO

La República del Ecuador siguiendo la tendencia mundial de desregulación de los mercados eléctricos, en el año 1999 transformó el sector eléctrico desde su estructura de monopolio verticalmente integrado (donde el ahora extinto Instituto Ecuatoriano de Electrificación “INECEL” se encargaba de la producción-

transporte-distribución y comercialización de la electricidad) a un modelo donde las actividades de generación se abrieron a la libre competencia y a la participación de la empresa privada, y se habilitó la compra y venta de la generación eléctrica en el mercado organizado (llamado Mercado Eléctrico Mayorista, o con las siglas “MEM”) o mediante contratos bilaterales acordados entre las generadoras y los compradores de energía.

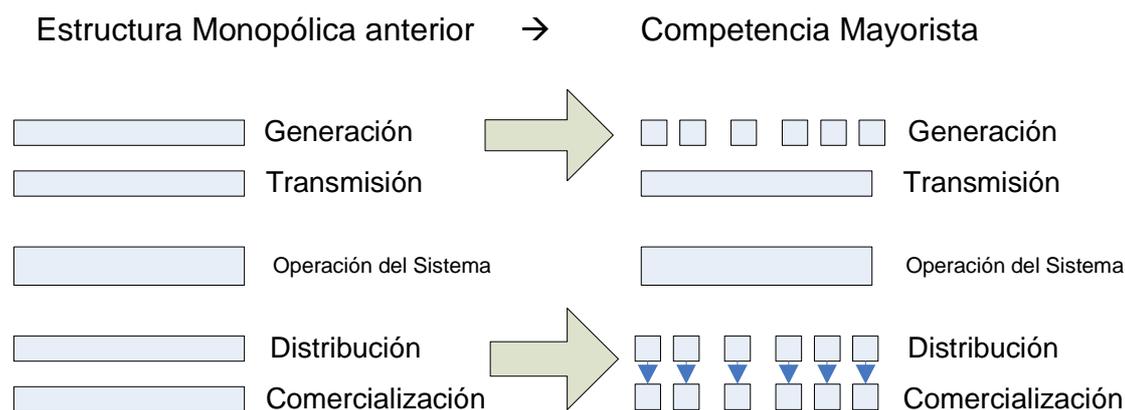


Fig. 3.1: CAMBIO ESTRUCTURAL DEL SECTOR ELÉCTRICO

FUENTE: Apuntes de Regulación y Control, (2006), Maestría de Administración de Negocios del Sector Eléctrico. Quito. ELABORACION: Propia.

La transmisión y distribución de la electricidad, se conservaron como monopolios naturales regulados.

Esta nueva estructura significó la desagregación de las actividades del sector eléctrico, basada en la regla de que un mismo agente participante en el mercado eléctrico no está facultado para realizar actividades abiertas a la competencia; es así que las empresas distribuidoras no pueden ser generadoras; y, viceversa.

La segmentación y separación jurídica y económica del monopolio anterior hacia empresas abiertas a la competencia, significó la separación a niveles de propiedad, jurídico, societario, contable, de gestión, de operación y administración, y se realizó bajo la denominada Ley de Régimen del Sector Eléctrico, conocida por las siglas “LRSE”, cuyo espíritu es promover la competitividad de los productores de electricidad, y prevenir conductas

anticompetitivas, monopólicas o discriminatorias, prohibiendo la colusión para la fijación de precios u otras prácticas o conductas similares que tiendan a dificultar la libre competencia.

Se creó el Centro de Control de la Energía (CENACE) para que tome a su cargo las funciones de Operador Independiente del Sistema y también de Administrador del Mercado.

Se creó el Consejo Nacional de Electricidad (CONELEC) como la institución reguladora, a cargo de disponer y autorizar la actuación de los agentes participantes del mercado.

3.1.2 ALCANCES DE LA LRSE

La Ley de Régimen del Sector Eléctrico define a la energía eléctrica como un “bien estratégico” y al “suministro de energía eléctrica” como un servicio de utilidad pública y de interés nacional, donde el Estado tiene la facultad de delegar al sector privado, la actividad de generación, distribución y comercialización de la energía eléctrica, así como las actividades de importación y exportación de la energía eléctrica.

A opinión del autor, esta definición contrasta con la consideración de mercancía que también se le asigna a la energía eléctrica cuando se la compra y vende en los mercados, ya que da al Estado potestad de intervención sobre los negocios.

La LRSE entró en vigencia operativa el 1 de abril de 1999, acompañada de un grupo de reglamentos y regulaciones, dentro de un régimen transitorio.

Las grandes centrales de generación, el sistema nacional de transmisión y las obras de distribución que se encontraban a cargo del INECEL fueron divididas y convertidas en sociedades anónimas, destacándose en ese momento, cinco empresas de generación y diecisiete empresas de distribución y una privada que

era EMELEC, en las cuales el Estado Ecuatoriano continua siendo el accionista mayoritario.

Como consecuencia del nuevo cuerpo legal, los generadores pasan a actuar bajo un régimen de libre competencia entre ellos, donde están llamados a operar bajo principios de transparencia, libre competencia y eficiencia, y a asumir los riesgos comerciales propios de su actividad, prohibiéndoseles la asociación para la negociación de contratos o para su cumplimiento.

3.1.3 EL MERCADO ELÉCTRICO: ¿CUÁNTO ME VENDE, Y A CUÁNTO?

La LRSE establece un modelo de despacho económico de la energía eléctrica basado en la Teoría Económica Marginalista, para cada hora del día siguiente.

El CENACE es el encargado de llevar a cabo tal despacho económico, tomando en cuenta criterios de eficiencia, calidad, confiabilidad y seguridad para la operación del Sistema Nacional Interconectado “SNI”.

Para ello, el CENACE emplea un modelo de optimización matemática que permite determinar el costo mínimo entre todas las generadoras para atender a la demanda del sistema. A este costo se lo denomina “precio ocasional” o “precio marginal”, y éste se lo ubica en la denominada “barra de mercado”. El modelo además establece la cantidad de energía eléctrica que cada unidad generadora debe entregar al Sistema Nacional Interconectado.

Para estos fines, los generadores presentan una declaración mensual de sus costos variables de producción con tres semanas de anticipación, para que éstos sean considerados para el despacho económico del mes siguiente.

El precio horario de la energía establecido para la “barra de mercado”, se transforma en el precio horario de energía en cada nodo del sistema interconectado, multiplicándolo por el denominado “factor de nodo”.

Los “factores de nodo” valoran la variación de las pérdidas marginales entre dicho nodo y el nodo del mercado ante una variación de la inyección o retiro de potencia en dicho nodo. El CENACE calcula los factores de nodo según la metodología de cálculo definida por el CONELEC, que consiste en modelar la red de transporte para calcular el flujo de potencia de la generación total, de modo que se cubra la carga eléctrica más las pérdidas del sistema, en condiciones normales de operación.

Por ello, con respecto al “cuánto” y “a cuánto”, el mercado mayorista tiene la capacidad para vender toda la demanda que requieran las distribuidoras desde el sistema interconectado, a cambio del pago de la energía al precio ocasional.

3.2 TRANSACCIONES EN EL MERCADO ELÉCTRICO

De acuerdo al Reglamento para el Funcionamiento del Mercado Eléctrico Mayorista, se admiten las siguientes transacciones:

1. Los contratos a plazo para el suministro eléctrico de libre acuerdo entre los agentes del MEM, en cuanto a cantidades, condiciones y precios.
2. Las compras-ventas en el mercado ocasional² y
3. La exportación e importación de energía eléctrica

Los Contratos a Plazo están llamados a cumplirse de acuerdo a los compromisos preestablecidos y con base en demandas horarias establecidas a lo largo del periodo de vigencia del contrato. El plazo mínimo de estos contratos es de un año y su cumplimiento se realiza a través del CENACE.

Al respecto, el CENACE determina las cantidades de energía que han sido transadas en los contratos a plazo y en el mercado ocasional según el despacho real efectuado cada hora, y valora la energía eléctrica ocasional al costo

² El mercado ocasional es aquel “mercado de transacciones de energía a corto plazo, no incorporadas en transacciones a plazo de suministro de electricidad”, de acuerdo al Art. 97 del Reglamento Sustitutivo del Reglamento General de la Ley del Sector Eléctrico, vigente desde el 22 de Octubre de 1997.

marginal en el nodo de entrega (o recepción) correspondiente. De esta forma, el CENACE establece los valores a acreditar a cada agente del MEM, y remite dichas liquidaciones a los agentes.

Adicionalmente el CENACE establece otros rubros inherentes a la operación del sector eléctrico, tales como: Potencia Remunerable puesta a disposición, Reserva adicional de Potencia sobre la Potencia Remunerable puesta a disposición, Reserva para Regulación Primaria y Secundaria de Frecuencia, Costos de Arranque y de Parada, Sobrecostos por restricciones operativas que obliguen al despacho de unidades menos económicas; pero el detalle de estos rubros no es objeto del presente estudio que trata al precio de la energía eléctrica como el valor final con el que fue liberado o sancionado para la operación del mercado.

3.2.1 VENDEDORES EN EL MERCADO ELÉCTRICO

Las siguientes reglas de juego operan para el lado de los Vendedores:

“Los Contratos a Plazo deben ser cumplidos por los generadores independientemente del hecho de que sus equipamientos de generación hayan sido o no despachados por el CENACE. De no haber sido despachados, el vendedor cumplirá con su contrato por medio del generador que haya resultado despachado y percibirá el precio pactado contractualmente con sus clientes, abonando a su vez al generador que haya resultado despachado el precio que corresponda a través del mercado” (Cfrs. Artículo 30, del Reglamento para el Funcionamiento del MEM, RO 134)

“La Operación real se hace prescindiendo de los contratos y por esta razón un Generador con contrato puede no ser despachado o ser despachado parcialmente de manera que no suministra toda la energía contratada. Las cantidades de energía necesarias para que este Generador cumpla con sus contratos deberán ser adquiridas por el Generador en el Mercado Ocasional” (Cfr. Art. 7.1.2.2 Regu CONELEC-007/00, segundo párrafo, literal a).

Además, el Art 31 del Reglamento en mención, dice: *“Los generadores que cuenten con unidades térmicas no comprometerán una producción mayor de aquella proveniente de su capacidad efectiva, tomando en cuenta los periodos de mantenimiento respectivos; y, los generadores que cuenten con plantas hidroeléctricas no comprometerán una producción mensual o estacional mayor de aquella proveniente de su Energía Firme³ mensual o estacional en función de la capacidad del reservorio, tomando en cuenta los periodos de mantenimiento respectivos.”*

Cabe nombrar la Segunda Disposición Transitoria del citado Reglamento, que indica: *“El CONELEC deberá incluir en los contratos de concesión de generación de las centrales: Paute, Agoyán, Pucará, Gonzalo Zevallos, Trinitaria, y Esmeraldas, la obligatoriedad del generador de vender a todos los distribuidores, en contratos a plazo, su Energía Firme en forma proporcional a la demanda de éstos. Los plazos de vigencia de la obligatoriedad señalada en el inciso anterior serán fijados por el CONELEC, hasta tanto se consolide el MEM. La producción de energía de los generadores y la demanda de energía de los distribuidores se determinarán con base en la producción y demanda fijadas en una programación mensual”.*

3.2.2 COMPRADORES EN EL MERCADO ELÉCTRICO

Las siguientes reglas de juego operan para el lado de las Distribuidoras:

Las Distribuidoras están encargadas de la comercialización de la energía eléctrica para el área geográfica específica según la concesión otorgada por el CONELEC, lo que impone un carácter de obligatoriedad a la prestación del servicio eléctrico y a la satisfacción de la demanda de energía eléctrica requerida por dicha área geográfica.

³ Energía Firme es la producción efectiva de una planta hidráulica, en un periodo dado, la cual se determina en función de los caudales mensuales aportados y de la capacidad de reservorio, de forma tal que se asegure una probabilidad de ocurrencia del 90%. Se conoce por Estación Seca al periodo comprendido entre los meses de Octubre de un año a Marzo del próximo año. Y la Estación Húmeda en los meses restantes, esto es de Abril a Septiembre del mismo año.

“Los distribuidores pagan por la energía recibida del Mercado Ocasional al precio marginal horario sancionado. El CENACE dispone de los valores de energía de la carga horaria de contratos para cada agente del MEM. La cantidad de energía horaria recibida por cada Distribuidor en su nodo de intercambio con el MEM se determina como resultado de los registros del Sistema de Medición Comercial. Las cantidades de energía recibidas por un Distribuidor hora a hora del Mercado Ocasional, se determinan considerando la energía recibida en su nodo y la energía pactada en contratos”. (Cfr. Art. 7.1.1 Regu CONELEC-007/00).

“El CENACE haciendo uso de la información del Mercado de Contratos proporcionada por los agentes, las cantidades de energía negociadas proporcionadas por el Sistema de Medición Comercial, y la Información Post operativa, determinará las cantidades de energía que han sido comercializadas por los Distribuidores (...) en el Mercado Ocasional” (Cfr. Art. 7.1.1.1 Regu CONELEC-007/00).

3.3 CONTROL DE LOS CONTRATOS A PLAZO

De acuerdo a la LRSE, la duración mínima de los contratos es de un año. Los contratos pueden pactarse para entrega en la barra del distribuidor, en la barra del generador o en la barra de mercado, y según ello, se dividen los cargos de transporte hasta el nodo de entrega. Los precios a pagar por la energía bajo los contratos son de libre acuerdo entre las partes. Las cantidades comprometidas en contratos también son de libre acuerdo, pero sujetas a restricciones de cantidades máximas.

Al respecto, *“(...) El CENACE verificará que la energía total de contratos a recibir en la hora h por un Distribuidor no sobrepase la energía declarada por el Distribuidor como demanda total de su sistema. De existir en un Distribuidor energía contratada en exceso en un porcentaje igual o superior al 5%, se considerará que el o los contratos que hagan que se sobrepase la banda del 5%*

no se acepten oficialmente y no entren en ejecución, según los plazos y procedimientos establecidos. El CENACE efectúa este análisis para los días típicos (día laborable, sábado, domingo y feriado) de cada mes del año de contrato. La Corporación también efectúa este análisis acumulando la energía de los días típicos para encontrar la energía del mes y verificando que la energía a contratar mensualmente por el Distribuidor, no sobrepase la cantidad de energía demandada por el sistema del Distribuidor en más del 5%” (Cfr. Art. 8.1.5.1 Regu CONELEC -007/00)

Con relación a la obligatoriedad de las centrales Paute, Agoyán, Pucará, Gonzalo Zevallos, Trinitaria, Esmeraldas, de vender a todos los Distribuidores, en contratos a plazo, su energía firme en forma proporcional a la demanda de éstos, se indica que: *“Si la energía asignada a un Distribuidor, por efectos de esta disposición, es mayor que su demanda de energía mensual, se limitará ésta hasta alcanzar ese valor” (Cfr. Art 8.1.5.3 Regu CONELEC -007/00).*

3.3.1 PROCEDIMIENTOS PARA LAS DISTRIBUIDORAS

De acuerdo a los Procedimientos del Mercado Eléctrico Mayorista, las empresas distribuidoras están llamadas a establecer las curvas de demanda para corto, mediano y largo plazo.

En efecto, hasta el 31 de Octubre de cada año, los Distribuidores deben presentar al CENACE, la **“previsión de la curva de carga horaria con valores de energía a consumir por la empresa en cada día típico del mes: día laborable, sábado, domingo y días feriados. Estas proyecciones deben contener estimaciones máximas y mínimas. Proyección de la demanda de energía a consumir para todo el año de operación previsto por el CENACE. Estas proyecciones deben contener estimaciones máximas y mínimas”**

Por otra parte, para el programa de generación de cada planta hidroeléctrica o termoeléctrica, que permita al sistema eléctrico atender la demanda mensual

prevista al mínimo costo posible y cumpliendo los criterios de calidad, seguridad y confiabilidad, el CENACE realiza una simulación de la operación económica en un horizonte de planificación de un año (mediano plazo) comenzando desde Octubre de un año hasta Septiembre del próximo año. Esta simulación requiere las **proyecciones de demanda mensuales**, las políticas de evolución de los niveles de los embalses durante el año hidrológico, las políticas de reservas energéticas para los meses del periodo seco, la previsión de caudales medios mensuales afluentes a cada una de las plantas hidroeléctricas del sistema para varios escenarios hidrológicos, la disponibilidad de las unidades de generación e interconexiones internacionales, la entrada en operación de nuevas centrales de generación, costos variables de generación, factores de nodo, programas de mantenimiento, entre otros.

Así también para establecer políticas óptimas de operación de los embalses y de las generaciones de las plantas hidroeléctricas y termoeléctricas, el CENACE emplea un modelo que minimiza el valor esperado, llevado a valor presente, de los costos de generación, incluyendo el costo de racionamiento. Para ello, trimestralmente cada empresa Distribuidora proveerá al CENACE de las **proyecciones de demanda para los próximos tres años, con una proyección en mayor detalle para el primer año**. (Cfr. Art 4.1, Art 4.1.2, Regu CONELEC -006/00). Los horizontes para el planeamiento de la operación son de largo plazo (un año con resolución estacional), mediano plazo (una semana, considerando periodos de demanda punta, media y base) y corto plazo (un día, con periodos de demanda punta, media y base).

Para el caso de la Programación Semanal, cada Distribuidor debe enviar la **demanda estimada para las 168 horas de la próxima semana**, máximo hasta las 10:00 del día jueves de cada semana, mediante correo electrónico en archivos ASCII según formatos establecidos por el CENACE. Los distribuidores deben presentar su demanda **indicando la proyección semanal de la demanda con resolución horaria en cada barra de recepción**, y el requerimiento de generación forzada por seguridad de área, restricciones

eléctricas o soporte de reactivos. (Cfr. Art 4.5.2.3, 4.5.3.1, Regu CONELEC - 006/00)

Para el caso de la Programación Diaria, cada Distribuidor debe enviar la **curva de carga diaria con resolución horaria de la demanda de su mercado**, hasta las 10:00. Con ello, el CENACE corre el modelo de despacho económico horario para el día siguiente minimizando el costo total de operación y a las 14:00 del mismo día publica los resultados del predespacho de las unidades de generación, lo que supone tanto el compromiso de los generadores en cumplir el programa indicado y del CENACE en respetar la programación resultante. De todas maneras, para atender a criterios de calidad de frecuencia, de seguridad y confiabilidad, el CENACE puede disponer de la variación de la generación y salida de las unidades según sean las condiciones del sistema en tiempo real.

En conclusión, los procedimientos antes indicados obligan a la Distribuidora a tener un conocimiento detallado de sus curvas de carga o demandas tanto de corto, mediano y largo plazo; y por tanto, la Distribuidora puede convertir a los pronósticos de la demanda en una herramienta de ventaja competitiva, la que además es una entrada necesaria para la optimización de sus portafolios.

3.4 CONTRATOS FORWARD EN LOS MERCADOS ELÉCTRICOS

Un contrato a plazo, también denominado Contrato Forward, es una extensión de una transacción en efectivo.

En una transacción en efectivo, tanto el acuerdo como la transferencia de la propiedad del activo que se está transando ocurren en el tiempo presente; en cambio, mediante un contrato Forward, la entrega y el pago se difieren al futuro, mientras que los términos del acuerdo y el precio, se establecen en el presente.

Todo Contrato Forward debe especificar el tipo, calidad y cantidad de la mercancía a ser entregada así como también cuándo y dónde se hará la entrega.

El Contrato Forward más simple establece un precio fijo, mientras que otros más elaborados incluyen pisos, techos, factores por inflación, etc. Además, los términos del Contrato Forward se definen por mutuo acuerdo entre las partes intervinientes, durante un proceso de negociación.

3.4.1 NECESIDAD DE CONTRATOS BILATERALES

La característica fluctuante en valor del precio marginal es percibida por los Generadores y Distribuidores como un riesgo para el manejo económico de sus empresas. La forma de cobertura disponible en el mercado eléctrico ecuatoriano contra el riesgo del precio marginal fluctuante, es la firma de contratos de compra-venta de energía, ya que mediante el contrato, el precio de la electricidad queda establecido en un valor fijo acordado.

La demanda eléctrica también tiene características fluctuantes, aunque en magnitudes bastante menores que las que se observan en el precio ocasional.

La cobertura contra el riesgo en la cantidad de energía eléctrica también se puede lograr en su gran parte con la firma de contratos, ya que en éstos se fija la cantidad requerida para cumplir con la demanda de carga requerida por parte de los usuarios.

Sin embargo, no puede lograrse una cobertura total contra el riesgo en la cantidad ya que la estocasticidad de la demanda no se puede predecir de forma perfecta. Además de acuerdo a las reglas del mercado, no puede contratarse una cantidad excesiva sobre una banda del 5% de la energía total, ya que de superar ese límite el Operador del Mercado anulará aquellos contratos que produzcan el exceso. Por tanto, la restricción del 5% junto al pronóstico no perfecto de la demanda, podría provocar que una parte de la demanda eléctrica no quede cubierta por los contratos, y por tanto ésta debe completarse mediante compras de electricidad en el mercado ocasional.

En el caso ecuatoriano, cabe mencionar que la participación del Estado como socio mayoritario de las empresas generadoras y de las distribuidoras, así como también su influencia sobre la entidad reguladora, ha distorsionado el funcionamiento del mercado eléctrico a pesar de las reglas establecidas en la LRSE, incrementando en especial el riesgo regulatorio por su incidencia sobre decisiones técnicas. Por otra parte, la Ley de Régimen del Sector Eléctrico no es clara con respecto al plazo y forma en que se efectuará el régimen transitorio hacia la competencia, afectando los términos de los contratos, y contribuyendo a incrementar la incertidumbre. Todo lo anterior, vuelve aún más necesarios los contratos bilaterales.

La necesidad de los contratos Forward [9, 16] como medida de cobertura contra riesgos fue evidente en la crisis del mercado eléctrico de California, Estados Unidos, cuando las empresas eléctricas que estaban prohibidas de contratar Forwards se encontraron en una situación de severas dificultades financieras, mientras otras empresas eléctricas de estados vecinos del Oeste de los Estados Unidos donde también se produjeron precios ocasionales altos, no resultaron afectadas ya que nunca estuvieron en riesgo debido a que éstas solo confiaron pequeñas cantidades (en el orden del 10%) de sus compras a los mercados spot. Cuando el Estado intervino para estabilizar el mercado eléctrico de California su principal táctica fue asegurar contratos de largo plazo, para que de allí en adelante, provean la mayor cantidad de la carga eléctrica requerida por las empresas eléctricas.

Cabe citar que en el año 2006, tres países de la Unión Europea negociaron Forwards en bolsas o sobre mesas de negociación OTC que excedieron el 100% de su consumo nacional: Alemania (639%), Holanda (548%) e Inglaterra (146%); mientras España negoció 84% de su consumo nacional en el mercado ocasional más una cantidad despreciable en las mesas OTC; e, Inglaterra negoció el 2.7% en el ocasional y 8.6% OTC. Estas diferencias, además de denotar diferentes exposiciones al riesgo, también tienen relación con diferencias de organización de las bolsas de energía y mesas OTC en los diferentes países de la Unión Europea.

Sin embargo es importante darse cuenta que los contratos Forward de largo plazo son riesgosos en una forma diferente. Por ejemplo, en California el Estado firmó contratos con Generadores que especificaron precios que resultaron ser exorbitantes en el largo plazo, y más aún estos contratos especificaban cantidades fijas que en algunas circunstancias eran excesivas. Ello ilustra la fuente más básica de riesgos, que es que los mercados eléctricos mayoristas son **inherentemente vulnerables a los riesgos sistémicos**, es decir a los riesgos que no pueden ser completamente disipados por la cobertura mutua entre las partes intervinientes en el contrato.

Por otra parte, a nivel mundial las empresas generadoras han insistido en la importancia de contratos forward de largo plazo. Es claro que su incentivo es el de asegurarse contra la volatilidad del precio ocasional, incentivo que es aún mayor, por los efectos que ésta tiene sobre sus costos de capital.

Máxime que la rentabilidad de una inversión en una planta generadora nueva, depende esencialmente del costo del capital obtenido de prestamistas o del patrimonio de inversionistas versus la tasa de retorno demandada por estas fuentes. Por esto, desde el punto de vista del prestamista, la principal seguridad del préstamo no es el activo físico en sí mismo, sino los contratos de largo plazo que le aseguren los retornos deseados, y de allí la necesidad de suscribirlos.

En todo caso, el momento en que se firma un Contrato Forward, ambas partes, el consumidor y el productor de energía eléctrica, [9, 13, 16, 20] logran cobertura contra los riesgos de precios y/o de cantidad, procurando especialmente evitar exposiciones innecesarias a las fluctuaciones de los precios ocasionales que afectarían a sus costos de compras.

Cabe mencionar que actualmente se estima que la mayoría de mercados eléctricos a nivel mundial, tienen el 80% o más del volumen de energía requerida, negociado bajo contrato.

3.4.2 EL PRECIO DE LA ELECTRICIDAD EN EL CONTRATO FORWARD

El vendedor de un contrato Forward debe asegurarse de que el precio acordado sea suficiente para cubrir sus costos de producción y entrega de la energía, ya que si estos costos son mayores a lo esperado, podría perder una elevada cantidad de dinero por la sola transacción Forward realizada.

Por ello, el Vendedor solamente ofrecerá Contratos Forward a precios relativamente altos, y procurará comprarlos a precios relativamente bajos, creando una gran diferencia entre los precios de compra y venta. En consecuencia, mientras mayor sea esta diferencia de precios, menos eficiente será el mercado, y los clientes deberán pagar más por la energía transada.

El problema en este punto, tanto para el Vendedor, como para el Comprador también, es la determinación del precio de la electricidad en el contrato.

La literatura sobre determinación del precio de la electricidad en un Contrato Forward [16] plantea valoraciones empleando la aversión al riesgo del inversionista, de modo que el precio en un contrato Forward sea igual al precio marginal esperado en el futuro más una prima de riesgo en el momento de la firma del contrato de acuerdo a su vigencia.

Esta teoría establece que el inversionista adverso al riesgo impondría una prima de riesgo positiva para la inversión futura. Una prima positiva para un productor implica que los precios en el Forward son menores que el precio marginal esperado en el futuro.

Las implicaciones inmediatas son que si el agente del mercado es un productor adverso al riesgo, éste podría querer cubrir su producción en el mercado Forward. Un mercado donde dominan los productores adversos al riesgo implicará un mercado Forward en “backwardation”; en cambio, si los jugadores dominantes son los consumidores adversos al riesgo, el mercado Forward estaría en “contango” [20].

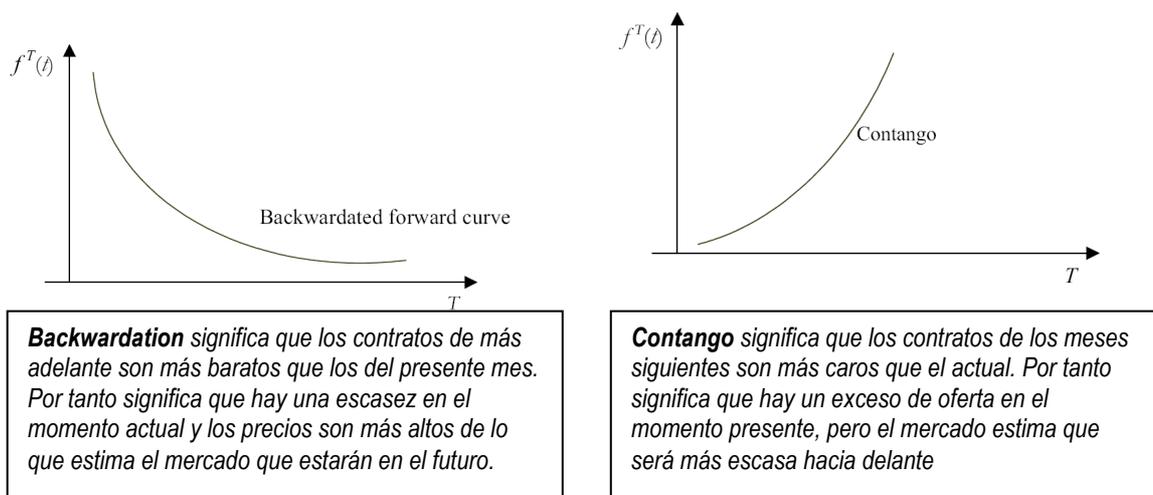


Fig. 3.2: REPRESENTACIÓN DE BACKWARDATION Y CONTANGO

FUENTE: [20]

Una *prima de riesgo* puede surgir si el número de participantes en el lado de oferta difiere sustancialmente del número en el lado de la demanda, o si el grado de aversión al riesgo varía considerablemente entre los dos lados.

Por otra parte, debido a la no almacenabilidad de la electricidad, los mercados eléctricos son inherentemente menos eficientes y líquidos que los mercados de productos almacenables.

En efecto, nótese que lo que denominamos mercado Forward, no es un lugar fijo, sino que efectivamente cada Forward está separado en el tiempo y el espacio, y por tanto inevitablemente habrán pocos compradores y pocos vendedores, lo que vuelve a los **mercados Forward poco líquidos**.

Además, ya que se considera que el precio en el Forward está referido al precio ocasional, el pronóstico del precio marginal podría ser realizado mejor por unos que por otros, de modo que el **mercado Forward resulta ser inherentemente menos eficiente**. A nivel mundial se buscan soluciones a estas situaciones.

Otra consideración importante es la demanda de electricidad la cual es relativamente inelástica, mientras que los Generadores tienen más flexibilidad

para regular la cantidad producida, de modo que los Generadores tratarían de usar la información disponible para optimizar su producción de acuerdo con las horas que tengan los precios más altos en el mercado ocasional del día siguiente.

En cambio, si los consumidores son adversos al riesgo (como en efecto lo son por ejemplo, las Distribuidoras locales) ellos querrán cubrir su consumo futuro en el mercado Forward y estarán dispuestas a pagar una prima de riesgo por el activo futuro.

La teoría anterior refleja en cierta medida, el comportamiento de las Generadoras y Distribuidoras en el mercado eléctrico ecuatoriano para el momento de la negociación de contratos; sin embargo, tal estudio y la determinación del precio de la electricidad en el contrato Forward no son objeto de la presente investigación -que se enfoca en la determinación de portafolios eficientes de compras- pero se lo menciona para mantener completa la visión financiera de la gestión de riesgos antes, en y después de la negociación de los contratos.

Esta investigación salva el problema de la valoración de contratos Forward, empleando valores estimados de los precios en contratos Forward a partir de datos históricos de contratos anteriores y considerando el supuesto de un comportamiento similar para el próximo año de contratación. Bajo esta perspectiva, los precios estimados de los contratos se consideran entradas dadas para el modelo de optimización que conformará los portafolios eficientes.

3.4.3 PROCESO DE NEGOCIACIÓN DE CONTRATOS

Para acometer a la firma de contratos, es importante conocer a los potenciales vendedores y hablar con sus gerentes dentro de un proceso de contratación, así como también se necesita contar con referencias de los precios, cantidades, conocer sus estructuras de costos, capacidades de producción, procedimientos de operación, de manera de cotejarlos con el perfil de carga de la distribuidora.

Hay que comprar la energía eléctrica en los términos más convenientes para la Distribuidora, no para los vendedores [www.luthin.com/news/pdf/pdf_25.pdf]; ya que después de todo, la meta de firmar un contrato es realizar una compra exitosa que sirva para la protección de los intereses de la empresa.

Para ello, hay que lograr un conocimiento profundo de las operaciones de los proveedores y del mercado en la práctica, y hacer una calificación cuidadosa de los mismos, de manera de estar preparado para la negociación.

Así también, se deberán definir los aspectos prácticos como por ejemplo, cuáles serán los componentes de la facturación de las compras de energía, a quién se carga que conceptos, cada qué tiempo, qué intervalos se usan para calcular los consumos, qué precisión se empleará para la medición, etc.

El proceso de negociación debe cuidar de entender y disponer de la siguiente información mínima, a contemplar en los contratos:

Precio: investigar las alternativas, y definir si el precio es fijo, o cambia para la época seca o lluviosa, o si se plantea indexarlo al de los combustibles.

Cantidad: investigar la capacidad y cotejarla con el perfil de demanda, y establecer si se aceptará flexibilidad al momento de liquidar lo requerido.

Pago: fecha del pago después de la entrega de la energía, o multas por incumplimiento.

Vigencia: de un año y renovable para otro año, es lo recomendable, y determinar si es ventajoso extenderlo a dos o tres años.

Confianza: establecer si existirían razones para dudar que un proveedor pueda entregar el suministro, y cotejarlo con la capacidad de retirar carga por parte de la Distribuidora, y considerar si ello permitiría alcanzar descuentos.

Responsabilidad por el transporte: determinar el punto de entrega, y cómo se dividirán los cargos de transmisión y las pérdidas.

Desbalances: establecer cuáles serán las cantidades a ser entregadas para atender variaciones estacionales de consumo, o si se aplicarán cargos adicionales al consumo excesivo o muy poco consumo.

Casos fortuitos: referir las condiciones a ser consideradas fortuitas o las que producirían reclamos si el proveedor fuera incapaz de suministrar la energía.

Comunicaciones: definir procedimientos de comunicaciones y responsables en las organizaciones en especial para comunicar suspensiones y reconexiones.

Regulaciones: incluir términos respecto a atenerse a las disposiciones legales y procedimientos de seguridad y operación.

Multas: para casos de incumplimiento, y especificación de soluciones en casos emergentes de fallas en la entrega, o en la recepción, o en el pago.

Provisiones legales: para arbitraje, disputas o litigaciones, refiriendo la cámara arbitral o juzgados respectivos.

Después de todo, el proceso de contratación puede significar en sí mismo importantes reducciones en el costo de la energía comprada, así como en la minimización del riesgo.

Como lo advertimos en la sección anterior, el proceso de negociación requiere la solución al problema de la determinación del precio fijo a acordarse en un contrato, de manera que éste llegue a considerarse digno de ser pagado en beneficio de las dos partes, a cambio de evitar la exposición al precio del mercado ocasional, ya que ello implica un costo de oportunidad.

En efecto, si el precio del contrato se fija en un nivel dado y el precio marginal tiende a la baja, la Distribuidora terminará pagando un sobreprecio en comparación con el valor al que podría comprar en el mercado ocasional; en cambio, si el precio marginal tiende a subir, será la Generadora la que enfrente el costo de oportunidad.

El precio de cada contrato que se negocia deberá ser debidamente ponderado entre las partes, mediante métodos financieros, lo cual es un tema para futuras investigaciones; en todo caso, cabe la reflexión para la Distribuidora al respecto del costo-beneficio que podrían reportarle estos estudios, cuando el costo del portafolio de compras de energía alcanza decenas o centenas de millones de dólares al año y constituye la fracción mayoritaria del presupuesto de su negocio, de manera que la obtención de ahorros en el proceso de contratación y puja por precios Forward apropiados, así como en la estructuración del portafolio de sus contratos, puede significarle ahorros suficientes para justificar la inversión en una asesoría financiera que le provea de metodologías y elementos de juicio para la toma activa de decisiones durante estos procesos, lo que redundará en beneficio de su desempeño económico y seguridad financiera.

Definitivamente es esencial que las Distribuidoras desarrollen herramientas para análisis de riesgos que afecten a sus ganancias, a fin de que cumpliendo las regulaciones, puedan también procurar dividendos para sus accionistas mediante un manejo financiero apropiado y prudente.

3.5 EL MERCADO OCASIONAL COMO UN CONTRATO TÁCITO

En virtud de la LRSE, el mercado ocasional opera como un contrato tácito para la compra-venta de energía física, donde existe una obligación por parte del productor de suministrar la energía resultante del despacho económico, y la obligación del comprador de aceptarla.

Por tanto, resulta que la compra o venta de energía en el mercado ocasional no se rige por condiciones que afecten la entrega, ni da lugar al arrepentimiento en el negocio, sino que opera en forma tácita y automática.

Pero nuevamente, el precio marginal fluctuante a pagar por estas compras, constituye riesgo para las contrapartes, las mismas que procurarán evitarlo, por ejemplo mediante la construcción de portafolios óptimos de compras de energía.

3.6 CONTRATOS BILATERALES TÍPICOS

En los mercados eléctricos mundiales se encuentran contratos bilaterales a precio fijo, o precio flotante referido al precio ocasional, o precio indexado al de los combustibles, o contratos donde el precio se establece como un promedio de precio marginal y un precio acordado. Por ejemplo, en el mercado Brasileño [32] existen contratos bilaterales con cláusulas de flexibilidad que establecen que un porcentaje de la cantidad total de energía puede ser consumida o no por el agente comprador. Contratos Forward similares denominados Opción Swing se han diseñado en EE.UU. y Canadá [20] para permitir al agente comprador tener flexibilidad de retirar cualquier cantidad de electricidad bajo el nivel contratado, y se emplean especialmente cuando no hay correlación entre el precio y la cantidad. Este tipo de contratos se acuerdan para la entrega física de la electricidad.

También existen contratos de tipo financiero que no requieren la entrega física de la electricidad, tales como son los Forwards estandarizados, los Futuros, las Opciones sobre Futuros, Swaps, e.o. organizados en bolsas de energía.

Sin embargo, todos los contratos antes citados no existen ni están reglamentados en el Ecuador, pero de ellos podrían extraerse importantes ideas que podrían incorporarse a la dinámica de los contratos Forward locales, por lo que se refiere a los lectores interesados a la literatura especializada.

Lo que existe en Ecuador son contratos a precio fijo, algunos de los cuales pueden incluir condiciones para que el precio de la electricidad sea proporcional al de los combustibles, o para que se aplique un precio a la estación seca, y otro a la estación húmeda del año.

Los contratos a plazo en el caso ecuatoriano se realizan en forma privada, y por tanto, no están, ni pueden estar, estandarizados, sino que se adaptan a las necesidades de las contrapartes.

El detalle de los contratos se mantiene reservado, pero se han obtenido algunas referencias de los Reportes Anuales del CENACE, y del artículo de Rodas y Barrera [45]; que refieren las siguientes modalidades de contratos:

Contratos Pague Lo Contratado: estos contratos definen la cantidad de energía mensual, diaria y horaria comprometida para entrega por los Generadores. Se definen curvas de carga horaria para cada día típico laborable, fin de semana o feriado, a ser cumplidas por el generador aún en caso de que no sea despachado, pero exceptuando casos fortuitos o de fuerza mayor.

Contratos Pague lo Suministrado: se definen curvas de carga horaria para cada día típico laborable, fin de semana o feriado, a ser suministradas por el generador pero solamente cuando sea despachado. El cumplimiento del suministro es independiente de la disponibilidad y capacidad de sus unidades, pero con excepción de casos fortuitos o de fuerza mayor.

Contratos Pague la Proporcionalidad Asignada: corresponde a los contratos de las generadoras del Fondo de Solidaridad para el régimen transitorio de la LRSE que dispone que el 100% de la producción de dichos vendedores debe repartirse a las distribuidoras en forma proporcional a sus demandas, descontando previamente los contratos suscritos con grandes consumidores.

La energía horaria asignada por medio de este tipo de contratos es aleatoria y de alto riesgo para la distribuidora, ya que por ejemplo, en casos de salidas forzadas de alguna generadora, la distribuidora requeriría acudir al mercado ocasional para realizar la compra de grandes bloques de energía.

Contratos Pague los Saldos de Producción Asignados: comprometen los saldos de producción neta hasta el valor de los requerimientos horarios de la distribuidora una vez que el generador haya despachado los contratos previos acordados con otras partes. El generador en ningún caso tiene que realizar compras en el mercado ocasional para atender este tipo de contratos. La cantidad adquirida por medio de estos contratos es aleatoria y de alto riesgo, por ejemplo en el caso de salidas forzadas de la generadora, la distribuidora tendría que acudir al mercado ocasional para comprar la cantidad no suministrada.

Contratos Pague los Requerimientos Spot atendidos: comprometen la atención a la demanda horaria aleatoria de un comprador por parte de generadoras de mediano o gran tamaño. La prioridad de recibir la energía la define el comprador y los términos del suministro los define el generador.

Contratos Pague Lo Demandado: comprometen la energía que se registre en el sistema de medición del comprador. El generador debe atender el 100% de los requerimientos en cualquier hora, día o mes del año; pero, se deberá especificar como actuará el agente comprador en casos fortuitos o de fuerza mayor declarados por el generador.

Cabe observar que todos los contratos antes indicados, significan el compromiso de la entrega y recepción de la energía en su forma física, y no se disponen instrumentos de cobertura financiera.

Dado que los contratos son acuerdos negociados en privado, es posible que se definan otras modalidades, definiendo precios fijos anuales o estacionales, o por periodos de demanda o de suministro, o indexados al costo marginal horario; y

podrían incluir características específicas y términos de flexibilidad sobre la cantidad y la prioridad de despacho.

En general, la Distribuidora establece la prioridad de despacho a fin de que sea atendida primero por los contratos tipo “pague lo demandado” para que éstos cubran la demanda base, y luego se les atiende en orden de mayor a menor prioridad con los contratos “pague lo suministrado”, “pague la proporcionalidad asignada”, “pague los saldos de producción asignados” dependiendo también del mayor o menor precio de la energía en tales contratos; y finalmente, se le despachen los contratos “pague los requerimientos Spot atendidos”.

La gestión de los contratos requieren que la distribuidora desarrolle modelos apropiados para optimización de las compra de energía, como los que se revisan en el Capítulo 4. Con ello, la presente investigación propone la optimización de los portafolios de contratos de compra, para lo cual requiere disponer de entradas fundamentales, como son los pronósticos de demanda y de precios marginales horarios, que se tratan en el Capítulo 5.

CAPÍTULO 4

TEORÍA DE PORTAFOLIOS Y MEDIDAS DE RIESGO

Este capítulo resume la teoría moderna de portafolios, y desarrolla la resolución de un ejemplo básico sobre hoja electrónica y con software especializado. Esta teoría plantea, como asignar un capital entre varios activos disponibles, al tiempo que indica las ganancias obtenibles bajo los riesgos en los negocios.

Se presenta las “medidas de riesgo coherentes” como evolución de la teoría de portafolios hacia el campo de la optimización estocástica de portafolios “retorno-riesgo”, que también plantea la asignación de capital entre varios activos, pero con supuestos más realistas y matemáticamente más adecuados.

Estas teorías agrupan conceptos de Economía, Finanzas y Matemáticas para construir “modelos matemáticos” que describan las aspiraciones del inversionista de procurarse ganancias sin descuidar los riesgos en los negocios.

Se advierte que ninguno de tales “modelos matemáticos” puede arrogarse un alcance y predictibilidad del 100% como los modelos matemáticos de las ciencias exactas, pero se elaboran con creencias educadas y sobre estructuras matemáticas sólidas como las de optimización matemática, de modo que se estima que proveerán al inversionista de una guía imprescindible para la toma de decisiones.

4.1 TEORÍA MODERNA DE PORTAFOLIOS

Un portafolio es una combinación de activos [1]. La estructuración de un portafolio consiste en saber “como” distribuir el capital disponible entre un conjunto de activos. La teoría moderna de portafolios estudia el “cómo” distribuir tal capital para conformar un portafolio, y “cuáles” portafolios serían preferibles.

Por ejemplo, un portafolio óptimo puede encontrarse, maximizando el retorno sobre la inversión de capital, y asegurándose al mismo tiempo que se minimice el riesgo que significa realizar negocios con los activos que lo conforman.

El valor deseado que producen los activos suele llamarse retorno. El retorno total es una medida de la ganancia (o pérdida) de capital que se obtiene de una inversión; y, normalmente se expresa como un porcentaje que podría ser “anual”, si se desea compararlo a lo largo de los años, o se lo expresa como un porcentaje para el periodo determinado que le interese al inversionista.

Con relación a los riesgos, no se considera prudente colocar todo el capital en un solo activo, por que se desconoce lo que pueda ocurrirle a tal activo en el futuro. En efecto, desde el inicio de los mercados financieros, los inversionistas intuyeron los beneficios de la diversificación como una estrategia para reducir el riesgo, considerando prudente asignar el capital en más de un activo o inversión. Markowitz [30] fue el primero en tratar de cuantificar esta intuición y demostró “por qué” y “cómo” trabaja la diversificación para reducir el riesgo para los inversionistas.

Markowitz también fue el primero en establecer el concepto de “portafolio eficiente”. Un *portafolio eficiente* es aquel que tiene el riesgo más pequeño obtenible para un nivel deseado de retorno esperado; o equivalentemente, es el portafolio con el mayor retorno esperado para un nivel de riesgo soportable.

La asignación de los activos que conformarán un portafolio, es un proceso por el cual se destina una fracción de capital a cada clase de activo. Esta labor posiblemente constituye la decisión más crucial para cualquier negocio que desde el inicio aspira a obtener ganancias; ya que al contrario, un portafolio indebidamente estructurado, lo más probable será que produzca pérdidas o dificultades que el negocio pudo anticipar con el uso de la teoría de portafolios.

Cada clase de activo ofrece diferentes niveles de retorno y tiene diferente nivel de riesgo, y esto se debe, a que se comporta diferente a otros de otra clase [1].

Por ejemplo, en el momento en que un activo está incrementando de valor, otro podría estar disminuyendo de valor, o al menos, no incrementando tanto, y viceversa. La medida usada para tomar en cuenta este fenómeno se llama coeficiente de correlación lineal.

El valor del coeficiente de correlación lineal varía de -1 a +1; donde -1 indica que las clases de activos están correlacionadas lineal, perfecta y negativamente, es decir que sus valores se mueven simultáneamente en magnitudes y direcciones opuestas; y +1 indica que están correlacionados perfecta y positivamente, de tal modo que sus valores se mueven simultáneamente en la misma magnitud y dirección.

En la práctica, la mayoría de activos tienen alguna correlación positiva, aunque ésta podría ser muy baja.

En el contexto de estructurar portafolios, se habla de estar “expuesto” a riesgos, lo que significa la eventualidad de sufrir “pérdidas monetarias”. Por ello, el riesgo de una inversión está relacionado con la incertidumbre de pérdidas monetarias, antes que con la incertidumbre de lograr ganancias.

Si el analista de riesgos, puede medir el riesgo de un portafolio, e identificar los activos que contribuyen a incrementar el riesgo, entonces podrá reestructurar el portafolio con los activos apropiados, para minimizar aún más el riesgo.

En este ámbito, se identifica al riesgo como un fenómeno asimétrico, en el sentido de que se lo relaciona sólo con las pérdidas.

Markowitz emplea como “medida de riesgo”, la desviación estándar de los retornos. Siguiendo la idea de Markowitz, mientras mayor(es) sea(n) la(s) desviación(es) estándar, más incierta(s) será(n) la(s) realización(es) del retorno total que se quiere evaluar a lo largo de determinado periodo.

Para Markowitz, la desviación estándar permite comparar lo riesgoso de invertir en cada uno de los diferentes activos. Ahora bien, mediante el cálculo de las medias de los retornos, de la desviación estándar y de los coeficientes de correlación, es posible establecer un grupo de portafolios que tenga la menor cantidad de riesgo obtenible, a partir de las clases de activos incluidos.

Estos portafolios son los denominados portafolios óptimos, los que se representan en la llamada “frontera eficiente”. (Ver Fig 4.1)

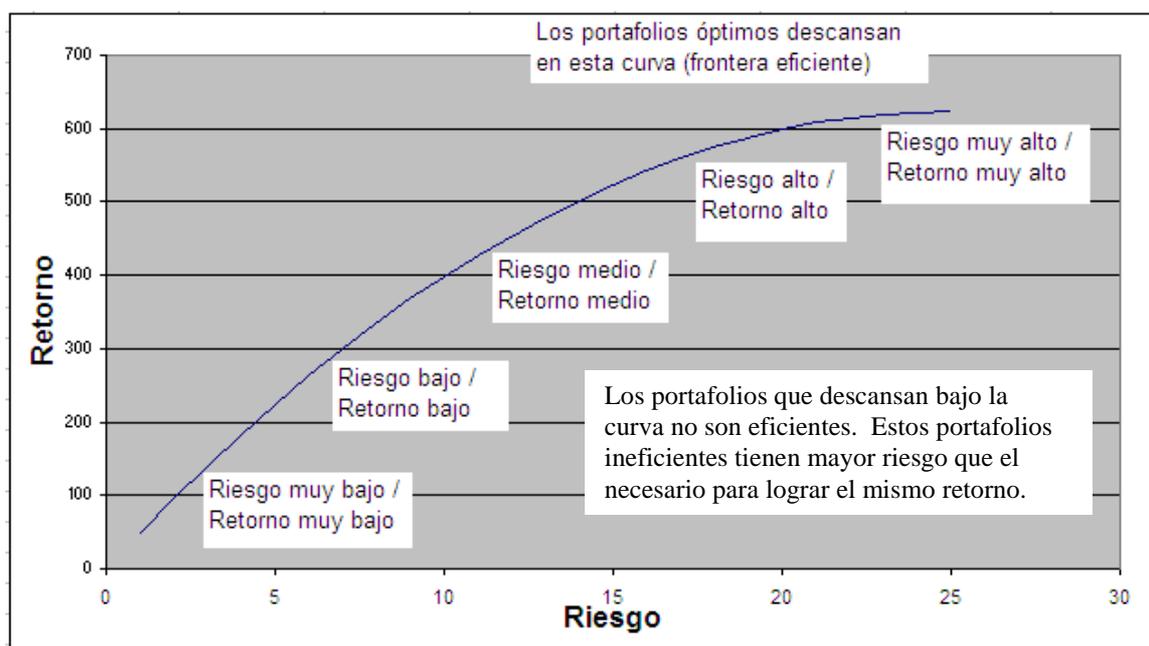


Fig. 4.1: PORTAFOLIOS ÓPTIMOS EN LA FRONTERA EFICIENTE
ELABORACION: Propia

La teoría moderna de portafolios también hace supuestos sobre el inversionista, a quien considera que no le agradan los riesgos, pero le gustan los retornos; y que actúa “racionalmente” para tomar decisiones [30] (por ejemplo, prefiere más ganancias a menos, y quiere retornos que sean dignos de confianza y estables) y procura hacer decisiones con base en la maximización de sus retornos para niveles de riesgo que le sean aceptables.

Además, esta teoría asume que cuando se hacen decisiones de asignación de activos basadas en clases de activos, cada clase de activo está suficientemente diversificada para eliminar el riesgo específico no procedente del mercado.

4.1.1 COMENTARIOS A LA TEORÍA DE PORTAFOLIOS

El modelo de selección de portafolios de Markowitz, ha tenido un profundo impacto en la modelación económica de los mercados financieros y la valoración de activos. Sin embargo, los financistas prácticos se han apartado de este modelo, por el problema que indica Michaud (1998): *“Aunque la eficiencia de Markowitz es una estructura teórica conveniente y útil para la optimalidad de los portafolios, en la práctica, ésta es propensa a errores que a menudo resultan en portafolios de inversiones irrelevantes y de error maximizado”*. Esto procede del hecho de que, las soluciones de los problemas de optimización son a menudo muy sensibles a las perturbaciones en los parámetros del problema.

En efecto, los estimados de los parámetros del mercado están sujetos a errores estadísticos, y por ello la optimización de media-varianza no podría entregar resultados muy confiables. Esto ha motivado el desarrollo de la denominada optimización robusta de portafolios [18] que ha encontrado formas para manejar el ruido en los datos, y entregar portafolios de mejor desempeño aunque también podrían resultar portafolios más conservadores.

El mismo Markowitz [30] observó que la desviación estándar de los retornos atrapa las ganancias sobre la media como “riesgo”, cuando sólo se considera “riesgo” a la eventualidad de tener pérdidas bajo la media; por ello, Markowitz sugirió que se investiguen otras “medidas de riesgo”, y de ello trata la segunda parte de este capítulo (Ver Sección 4.5 y siguientes).

4.2 METODOLOGÍA DE CÁLCULO DE PORTAFOLIOS ÓPTIMOS

Sea un conjunto de activos disponibles. El portafolio se compone de la fracción de nuestro capital que se colocará en cada activo. ¿Cómo podemos determinar el portafolio de mínima varianza que suministre el retorno esperado deseado?

En los años 1950, Harry Markowitz contestó esta pregunta, y por su trabajo, recibió el Premio Nobel de Economía en 1990, junto con Sharpe quien desarrolló el método de valoración de activos de capital (conocido como CAPM).

4.2.1 CÁLCULO DE LA MEDIA Y VARIANZA DE UN PORTAFOLIO

Iniciaremos revisando como determinar la media y la varianza de un portafolio compuesto de acciones que se negocian en una Bolsa de Valores:

Supóngase que se disponen n activos en los que invertir, y se conoce el retorno medio anual μ_i y la desviación estándar σ_i de cada activo o inversión.

También, supóngase que es factible conocer la correlación ρ_{ij} entre los retornos anuales de las inversiones i y j . Si identificamos con x_i a la fracción de nuestro capital en el activo i , formaremos un portafolio con un retorno medio anual y una varianza del retorno, dados por:

$$\text{Retorno medio} = x_1\mu_1 + \dots + x_i\mu_i + \dots + x_n\mu_n \quad (4.1)$$

$$\text{Varianza del retorno} = [x_1\sigma_1 \quad x_2\sigma_2 \quad \dots \quad x_n\sigma_n] P [x_1\sigma_1 \quad x_2\sigma_2 \quad \dots \quad x_n\sigma_n]^T \quad (4.2)$$

donde P es la matriz de correlaciones. El i -ésimo elemento de P es la correlación entre el retorno anual del activo i y el activo j .

EXCEL dispone de las funciones MMULT y TRANSPONER para multiplicar y transponer matrices, que permiten el cálculo de la Varianza del Retorno.

Cabe observar que en la vida real no se publican medias, desviaciones estándar y correlaciones. Tales valores se estiman a partir de los datos históricos. Por ejemplo, siguiendo a Benninga [3], a partir de los retornos mensuales de cada activo, se pueden estimar los retornos anuales, como sigue:

- Se calcula el $\ln(1 + \text{Retorno})$ para cada mes y cada inversión
- Se determina el $\mu_{i \text{ mes}}$ del promedio de los $\ln(1 + \text{Retorno})$ para cada inversión i
- Se determinan los $\rho_{i j \text{ mes}}$ de la correlación entre el $\ln(1 + \text{Retorno})$ para la inversión i y el $\ln(1 + \text{Retorno})$ para la inversión j .

Para estimar la media y la desviación estándar de los retornos anuales compuestos, se procede como sigue:

$$\text{Retorno medio anual} = 12 * \text{Retorno medio mensual} \quad (4.3)$$

$$\text{Desviación estándar del retorno anual} = \sqrt{12} * \text{Desviación estándar del retorno mensual} \quad (4.4)$$

Con el procedimiento anterior, lo que en realidad se ingresa al modelo de portafolios, son los estimados de la media y varianza de la tasa de retorno compuesta continua de cada activo.

4.2.2 CÁLCULO PASO A PASO DE PORTAFOLIOS CON EXCEL Y SOLVER

Se presenta la resolución paso a paso de un ejemplo de cálculo de portafolios óptimos a partir de datos reales de los retornos mensuales de las acciones de IBM, GM, DAYTON HUDSON, y ARCO entre los años 1990 a 1996, tomadas de Winston [59]. Todos los datos de este ejemplo se detallan en el Anexo # 1.

Dentro de EXCEL, se define una celda objetivo que contendrá la varianza anual del portafolio a ser minimizada. Las celdas cambiantes serán la fracción de nuestro capital que se colocará en cada inversión. Las restricciones asegurarán que se invierta el 100% de nuestro capital, y que se obtenga el retorno esperado deseado. Además se restringirán los pesos (cada fracción de nuestro capital) para que sean no-negativos, con lo que se obtendrá el portafolio que minimiza la varianza, donde las posiciones en los activos no podrán ser ventas cortas.

El archivo TEOPORT.XLS, contiene los retornos en la hoja “Datos”; y, la programación del cálculo para obtener el portafolio de mínima varianza sujeto a un retorno deseado de al menos 8% anual, se encuentra en la hoja “Análisis”.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
1		ARCHIVO: TEOPORT.XLS									
2					Media	0.0064535	0.0057382	0.0077625	0.0060531		
3					Desv Est	0.0800076	0.077854	0.0744094	0.0472245		
4											
5		Acción	Acción	Acción	Acción	Logaritmos Naturales de los Retornos					
6	Fecha	IBM	GM	DH	ARC	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)	Item	
7	31/01/1990	0.0478088	-0.0147929	-0.0628684	-0.00785634	0.0467011	-0.014903	-0.064932	-0.007887	1	
8	28/02/1990	0.0655006	0.0960961	0.0369811	0.0384615	0.0634447	0.0917549	0.0363137	0.0377403	2	
9	30/03/1990	0.0216607	0.0222841	0.119919	0.0154185	0.0214294	0.0220394	0.1132564	0.0153008	3	
10	30/04/1990	0.0270907	-0.0354223	-0.0181488	-0.0357918	0.0267302	-0.036065	-0.018316	-0.036448	4	
87	30/09/1996	0.0885246	-0.0327456	-0.0434783	0.0920771	0.0848232	-0.033294	-0.044452	0.0880815	81	
88	31/10/1996	0.0361446	0.117188	0.0492424	0.0392157	0.0355067	0.1108148	0.0480684	0.0384663	82	
89											

Fig. 4.2: EXTRACTO DE LA HOJA “DATOS” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS

Paso 1: Se determina los $\ln(1 + \text{Retorno})$, para lo cual se realizan los siguientes cálculos en EXCEL (Ver Fig 4.2):

$$\begin{aligned} F7 &= \text{LN}(1+B7) \\ G7 &= \text{LN}(1+C7) \\ H7 &= \text{LN}(1+D7) \\ I7 &= \text{LN}(1+E7). \end{aligned}$$

luego, se copian estas fórmulas para calcular todos los logaritmos naturales de los “1+ retornos mensuales” entre el 31/01/1990 hasta el 31/10/1996 (82 meses)

Paso 2: La media y la desviación estándar de los logaritmos de los “1+retornos mensuales” de cada una de las acciones de IBM, GM, DAYTON HUDSON, y ARCO, se obtienen aplicando las funciones PROMEDIO y DESVEST de EXCEL.

Para ello (Ver Fig 4.2), se calcula el promedio de los retornos mensuales:

$$\begin{aligned} F2 &= \text{PROMEDIO}(F7:F88) \\ G2 &= \text{PROMEDIO}(G7:G88) \\ H2 &= \text{PROMEDIO}(H7:H88) \\ I2 &= \text{PROMEDIO}(I7:I88) \end{aligned}$$

y, la desviación estándar (Ver Fig 4.2):

$$\begin{aligned} F3 &= \text{DESVEST}(F7:F88) \\ G3 &= \text{DESVEST}(G7:G88) \\ H3 &= \text{DESVEST}(H7:H88) \\ I3 &= \text{DESVEST}(I7:I88) \end{aligned}$$

Paso 3: Se determina la matriz de correlación, acudiendo al menú Herramientas>Análisis de Datos> Coeficiente de Correlación > Aceptar > Rango de Entrada: F7:I88 > Rango de Salida: E92. (Ver Fig 4.3)

Cabe notar que EXCEL solamente entrega la parte inferior de la matriz, por lo que se necesita completarla manualmente con las correlaciones respectivas:

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
90									
91					<i>Ln(1+IBM)</i>	<i>LN(1+GM)</i>	<i>Ln(1+DH)</i>	<i>Ln(1+ARC)</i>	
92				Ln(1+IBM)	1				
93				LN(1+GM)	0.263435472	1			
94				Ln(1+DH)	0.038101512	0.2440026	1		
95				Ln(1+ARC)	0.08684998	0.0894514	0.0950267	1	
96									

Fig. 4.3: CONTINUACIÓN DE LA HOJA “DATOS” DE TEOPORT.XLS

Paso 4: Ahora bien, en la hoja “Análisis” del archivo TEOPORT.XLS, se calcula la media anualizada y la desviación estándar anual, para lo cual se copian las medias y desviaciones estándar mensuales y la matriz de correlación desde la hoja “Datos” antes referida. (Ver Fig 4.4, celdas C3:F4)

Siguiendo el método de Benninga 1997, se calcula el retorno anual promedio multiplicando a la media esperada de los retornos mensuales por 12:

$$\begin{aligned} C5 &= 12 * C3 \\ D5 &= 12 * D3 \\ E5 &= 12 * E3 \\ F5 &= 12 * F3 \end{aligned}$$

y, la desviación estándar anual, multiplicando por $\sqrt{12}$ a la desviación estándar de los retornos mensuales:

$$\begin{aligned} C6 &= \text{RAIZ}(12) * C4 \\ D6 &= \text{RAIZ}(12) * D4 \\ E6 &= \text{RAIZ}(12) * E4 \\ F6 &= \text{RAIZ}(12) * F4 \end{aligned}$$

Paso 5: Se separan las celdas C7:F7 (Ver Fig 4.4) para ocuparlas con el valor de la fracción de nuestro capital que se colocará en cada inversión. G7 contiene la suma de los pesos que totalizarán 1, para indicar el total de la inversión:

$$G7 = \text{SUMA}(C7:F7)$$

	B	C	D	E	F	G
1	Medias y Desv Est del Logaritmo Natural de los Retornos					
2		Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)	
3	Media mensual	0,006453464	0,005738180	0,007762505	0,006053146	
4	Desv Est mensual	0,080007618	0,077853977	0,07440945	0,047224526	
5	Media Anual	0,077441563	0,068858158	0,09315006	0,072637747	
6	Desv Est Anual	0,277154518	0,269694088	0,257761894	0,163590558	Total Pesos
7	Pesos					0
8	<i>Peso*Desv Est</i>	0	0	0	0	
9						
10						
11	Correlaciones					
12						
13			<i>Ln(1+IBM)</i>	<i>LN(1+GM)</i>	<i>Ln(1+DH)</i>	<i>Ln(1+ARC)</i>
14		Ln(1+IBM)	1	0,263435472	0,038101512	0,08684998
15		LN(1+GM)	0,263435472	1	0,244002584	0,08945137
16		Ln(1+DH)	0,038101512	0,244002584	1	0,09502665
17		Ln(1+ARC)	0,08684998	0,089451365	0,095026653	1
18						
19				Retorno Deseado		
20	Media del Portafolio	0	>=	0,080	← Aspiración	
21	Varianza del Portafolio	0	←	celda objetivo		
22	Desv Est del Portafolio	0				

Fig. 4.4: HOJA “ANALISIS” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS

Paso 6: En la celda C20 aplicando la función SUMAPRODUCTO se multiplican el vector de pesos C7:F7 por el vector de retornos anuales C5:F5, para obtener el retorno anual del portafolio, según la ecuación (4.1):

$$C20 = \text{SUMAPRODUCTO}(C7:F7; C5:F5)$$

Paso 7: Para calcular la varianza del portafolio, primero se obtiene en C8:F8, la multiplicación de cada peso por su desviación estándar:

$$C8=C7*C6$$

$$D8=D7*D6$$

$$E8=E7*E6$$

$$F8=F7*F6$$

Paso 8: En la celda C21, se aplican las funciones MMULT y TRANSPONER, y se calcula la varianza anual del portafolio, según la ecuación (4.2):

$$C21=MMULT(C8:F8;MMULT(D14:G17;TRANSPONER(C8:F8)))$$

Hay que pulsar <Ctrl><Shift><Enter> para que las fórmula de la multiplicación y transposición de matrices, trabajen en EXCEL.

Paso 9: Se calcula la desviación estándar anual del portafolio, sacando la raíz cuadrada de la varianza obtenida en el paso anterior.

$$C22=RAIZ(C21)$$

Paso 10: Se determina el portafolio de mínima varianza, acudiendo a:

Herramientas>Solver>Parámetros de Solver>Celda objetivo: \$C\$21.

>Valor de la Celda Objetivo>Mínimo>Cambiando las Celdas: C7:F7

>Sujetas a las siguientes restricciones:

C20>=E20 (asegura el retorno esperado de al menos 8%)

G7=1 (asegura que se invierta todo nuestro capital)

Opciones:

- Asumir no negativos (asegura que no existan ventas cortas)
- Estimación Cuadrática (la varianza es no lineal por lo que se acude a un método de optimización cuadrática). Las Fig 4.5 y Fig 4.6. indican el Paso 10 y sus resultados, respectivamente.

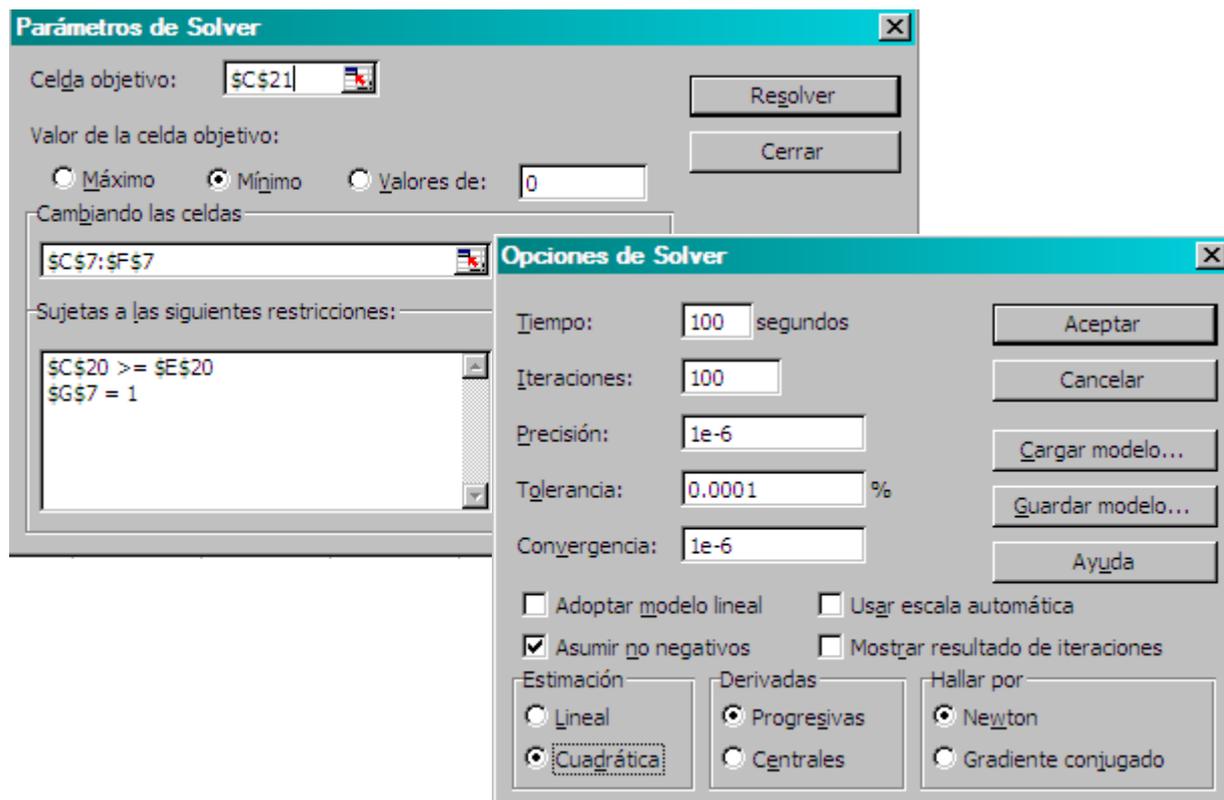


Fig. 4.5: CORRIDA DE SOLVER DE EXCEL

	B	C	D	E	F	G
1	Medias y Desv Est del Logaritmo Natural de los Retornos					
2		Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)	
3	Media mensual	0,006453464	0,005738180	0,007762505	0,006053146	
4	Desv Est mensual	0,080007618	0,077853977	0,07440945	0,047224526	
5	Media Anual	0,077441563	0,068858158	0,09315006	0,072637747	
6	Desv Est Anual	0,277154518	0,269694088	0,257761894	0,163590558	Total Pesos
7	Pesos	0,177682088	0,028966061	0,322644355	0,470707496	1
8	<i>Peso*Desv Est</i>	0,049245393	0,007811975	0,08316542	0,077003302	
9						
10						
11	Correlaciones					
12						
13			<i>Ln(1+IBM)</i>	<i>LN(1+GM)</i>	<i>Ln(1+DH)</i>	<i>Ln(1+ARC)</i>
14		Ln(1+IBM)	1	0,263435472	0,038101512	0,08684998
15		LN(1+GM)	0,263435472	1	0,244002584	0,08945137
16		Ln(1+DH)	0,038101512	0,244002584	1	0,09502665
17		Ln(1+ARC)	0,08684998	0,089451365	0,095026653	1
18						
19						
20	Media del Portafolio	0,080000001	>=	Retorno Deseado 0,080	← Aspiración	
21	Varianza del Portafolio	0,018147364		← celda objetivo		
22	Desv Est del Portafolio	0,134712152				

Fig. 4.6: RESULTADOS DEL SOLVER EN LAS CELDAS C7:F7 y C20:C21

SOLVER obtiene el portafolio de mínima varianza, para los siguientes pesos:

Pesos	0.177682088	0.028966061	0.322644355	0.470707496
-------	-------------	-------------	-------------	-------------

Es decir que se recomienda invertir en IBM el 17.76% del capital, en GM el 2.89% del capital, en Dayton Hudson el 32.26% y el 47.07% en ARCO, asumiendo que los datos históricos reflejan la incertidumbre futura.

Con esto, el retorno anual esperado del portafolio será del 8% (el valor deseado) y su desviación estándar anual del 13.47% (que es menor a la desviación estándar anual de los activos componentes), según los resultados obtenidos en la Fig 4.6, los cuales se repiten a continuación:

			Deseado
Media del Portafolio	0.08	>=	0.08
Varianza del Portafolio	0.018147362		
Desv Est del Portafolio	0.134712152		

Cabe destacar de la Fig 4.6, que aunque ARCO ofrece el segundo retorno esperado anual más bajo (7.26%),

	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)
Media Anual	0.077441563	0.068858158	0.09315006	0.072637747

su baja desviación estándar anual (16.35%) entre todos los activos es la causa, por la cual el portafolio de mínima varianza, coloca casi la mitad del capital en ARCO.

	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)
Desv Est Anual	0.277154518	0.269694088	0.257761894	0.163590558

De esta manera se comprende el trabajo que realiza el método de optimización en la búsqueda del portafolio de mínima varianza, procurando compensar los desbalances entre altos retornos y bajas desviaciones estándar, y al mismo tiempo, tomando en cuenta las correlaciones entre los activos. Además, si se desean retornos excesivamente altos comparados a los históricos, el método de optimización reportará que ello es *no factible* dentro de su estructura de cálculo.

4.2.3 CONSTRUCCIÓN PASO A PASO DE LA FRONTERA EFICIENTE

Usando el complemento Solver de EXCEL, se vuelve a resolver el problema anterior de optimización de portafolios, varias veces, pero cambiando en cada vez, el retorno esperado al valor 7%, 7.2%, ... 8.8% hasta 9%, con lo que se obtiene la siguiente tabla de resultados que permite construir una gráfica entre Retorno Anual Esperado y Desviación Estándar Anual (Ver Fig 4.7) y varias gráficas de la composición de los portafolios eficientes para los retornos esperados analizados (Ver Fig 4.8):

TABLA 4.1: PORTAFOLIOS EFICIENTES M-V

		IBM	GM	DH	ARCO
Desv Est	Retorno Medio				
0.128742253	0.07	0.15161856	0.11470064	0.18061267	0.55306813
0.128742253	0.072	0.15161856	0.11470064	0.18061267	0.55306813
0.128742253	0.074	0.15161856	0.11470064	0.18061267	0.55306813
0.128742253	0.076	0.15161856	0.11470064	0.18061267	0.55306813
0.129741428	0.078	0.16218028	0.07995846	0.23816812	0.51969314
0.134712148	0.08	0.17768208	0.0289661	0.3226443	0.47070751
0.14360325	0.082	0.18574686	0	0.41292076	0.40133238
0.156951964	0.084	0.18403142	0	0.51082491	0.30514367
0.173968817	0.086	0.18231598	0	0.60872906	0.20895496
0.193689389	0.088	0.18060054	0	0.70663315	0.11276631
0.215372284	0.09	0.1788851	0	0.80453733	0.01657757

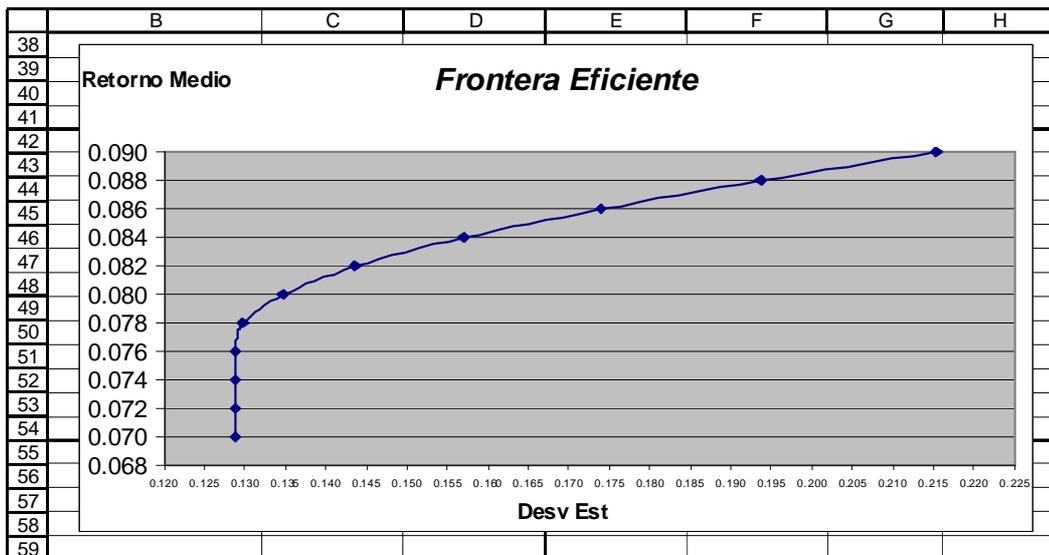


Fig. 4.7: FRONTERA EFICIENTE

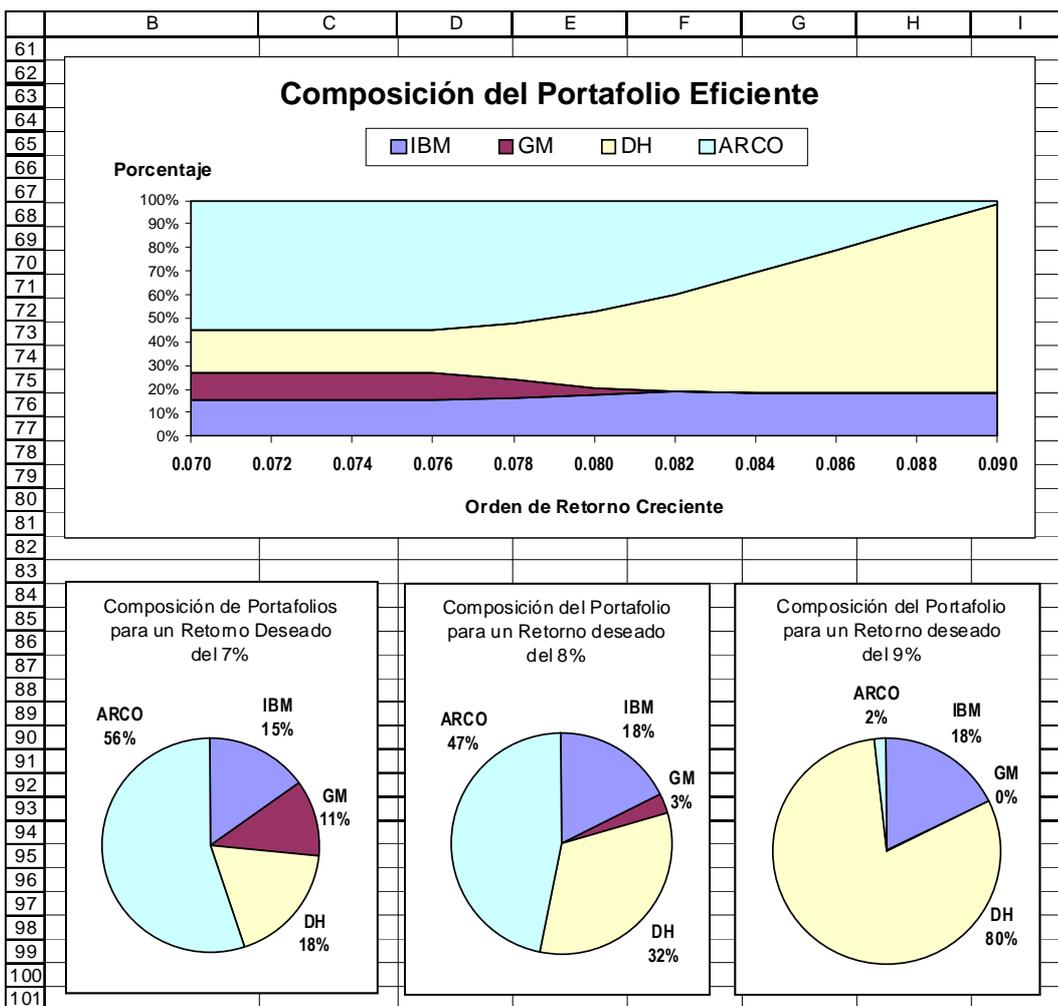


Fig. 4.8: COMPOSICIÓN DE PORTAFOLIOS DE LA FRONTERA EFICIENTE

Nótese que la aspiración de un mayor retorno anual, sólo es realizable con un incremento en la desviación estándar del portafolio (Ver Fig 4.7). Además, conforme se incrementa el retorno anual deseado, la combinación de activos se aparta de GM y ARCO hacia IBM y Dayton Hudson (Ver Tabla 4.1 y Fig 4.8).

La gráfica de la Frontera Eficiente, se construye, ubicando en el eje de las X a la medida de riesgos, que es la Desviación Estándar Anual del Portafolio, y en el eje de las Y al Retorno Anual Esperado (Ver Fig 4.7).

La Fig 4.8 muestra “pasteles” de algunos portafolios óptimos de la frontera eficiente, que indican que mientras más alto es el retorno deseado de un portafolio (p.e. 9%), éste es menos diversificado (más riesgoso) y contiene activos con mayor riesgo; mientras que, cuando el retorno deseado es más bajo (p.e. 7%) el portafolio es más diversificado (menos riesgoso).

4.3 MÉTODO DE ESCENARIOS PARA OPTIMIZACIÓN DE PORTAFOLIOS

En comparación al método anterior, este método no necesita estimar la matriz de correlación, sino que emplea la información histórica en la forma que está disponible, considerándola como los “escenarios” de las posibles realizaciones a futuro [59], de la siguiente manera:

1. Se identifican los escenarios que podrían ocurrir durante el horizonte de tiempo en análisis. Se asigna una probabilidad a cada escenario.
2. Se determina el retorno que se obtendría de cada activo para cada caso de escenario que pudiera ocurrir.
3. Para un conjunto de pesos (fracción del portafolio colocada en cada activo), se determina el retorno del portafolio en cada escenario.
4. Se determina la media y varianza del retorno a partir de los retornos de los portafolio en cada escenario, y se usa SOLVER para encontrar el portafolio que entregará el retorno deseado y de la mínima varianza.

A continuación se aplicará paso a paso el método de escenarios para resolver el ejemplo de la sección anterior. Se asume que cada mes de los 82 meses de retornos conocidos, es un escenario. Se asume que la probabilidad de ocurrencia de cada “escenario” es de $1/82$. Ahora, el objetivo es obtener un portafolio con un retorno mensual esperado de $0.08/12 = 0.00667$.

Paso 1: Se separan las celdas B7:E7 (Ver Fig. 4.9) para los pesos a decidir. Cada peso representa la fracción de nuestro capital que se colocará en cada clase de activo. En F7 se calcula la suma de todas las fracciones invertidas de nuestro dinero, con la fórmula:

$$F7 = \text{SUMA}(B7:E7)$$

Paso 2: En G11:G92 se calcula el retorno del portafolio para cada escenario, copiando la fórmula: $G11 = \text{SUMAPRODUCTO}(\$B\$7:\$E\$7;B11:E11)$ de G11 a G12:G92.

Paso 3: Ya que se considera que cada escenario es igualmente probable, el retorno medio de nuestro portafolio se calcula en G2 con la fórmula:

$$G2 = \text{PROMEDIO}(G11:G92)$$

Paso 4: Ya que la varianza de una variable aleatoria es la desviación promedio elevada al cuadrado desde la media de dicha variable aleatoria; entonces, en I11:I92, se calcula la varianza del portafolio para cada escenario a partir del retorno promedio, copiando desde I11 a I12:I92 la siguiente fórmula:

$$I11 = (G11 - \$G\$2)^2$$

Paso 5: En la celda G3 se calcula la varianza del retorno del portafolio con la fórmula:

$$G3 = \text{PROMEDIO}(I11:I92)$$

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	METODO DE ESCENARIOS			Retorno anual deseado					0.08
2				Retorno medio mensual			0.00000	>=	0.006667
3				Varianza mensual			0.00000		
4				Desviación Estándar Mensual			0.00000		
5				Desviación Estándar Anual			0.00000		
6							Suma Pesos		
7	Pesos	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0			
8									
9	Logaritmo Natural de los Retornos						ESCENARIO		ESCENARIO
10	Fecha	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)		Retorno del portafolio, en cada escenario		Varianza del portafolio, escenario
11	31/01/1990	0.04670	-0.01490	-0.06493	-0.00789		0.00000		0.00000
12	28/02/1990	0.06344	0.09175	0.03631	0.03774		0.00000		0.00000
13	30/03/1990	0.02143	0.02204	0.11326	0.01530		0.00000		0.00000
91	30/09/1996	0.08482	-0.03329	-0.04445	0.08808		0.00000		0.00000
92	31/10/1996	0.03551	0.11081	0.04807	0.03847		0.00000		0.00000

Fig. 4.9: HOJA “ESCENARIOS” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS ANTES DE LA OPTIMIZACION

Paso 6: En la celda G4 se calcula la desviación estándar mensual del retorno del portafolio, con la fórmula:

$$G4=RAIZ(G3)$$

Paso 7: A continuación, se aplica SOLVER para encontrar el portafolio de mínima varianza que proporciona el retorno mensual deseado de, al menos $0.08/12 = 0.00667$. Las ventanas del SOLVER se completan como se indica en la Fig 4.10.

SOLVER minimiza la varianza mensual del portafolio (G3) cambiando las fracciones asignadas a cada activo (B7:E7). Las restricciones aseguran que todo nuestro capital (F7) sea invertido, y que el retorno deseado de al menos 0.00677 sea obtenido ($G2 \geq I2$).

En las opciones del SOLVER se marca “Asumir no negativos” y Estimación “Cuadrática” a fin de que las variables de decisión tomen valores positivos y se resuelva la optimización cuadrática de la varianza.

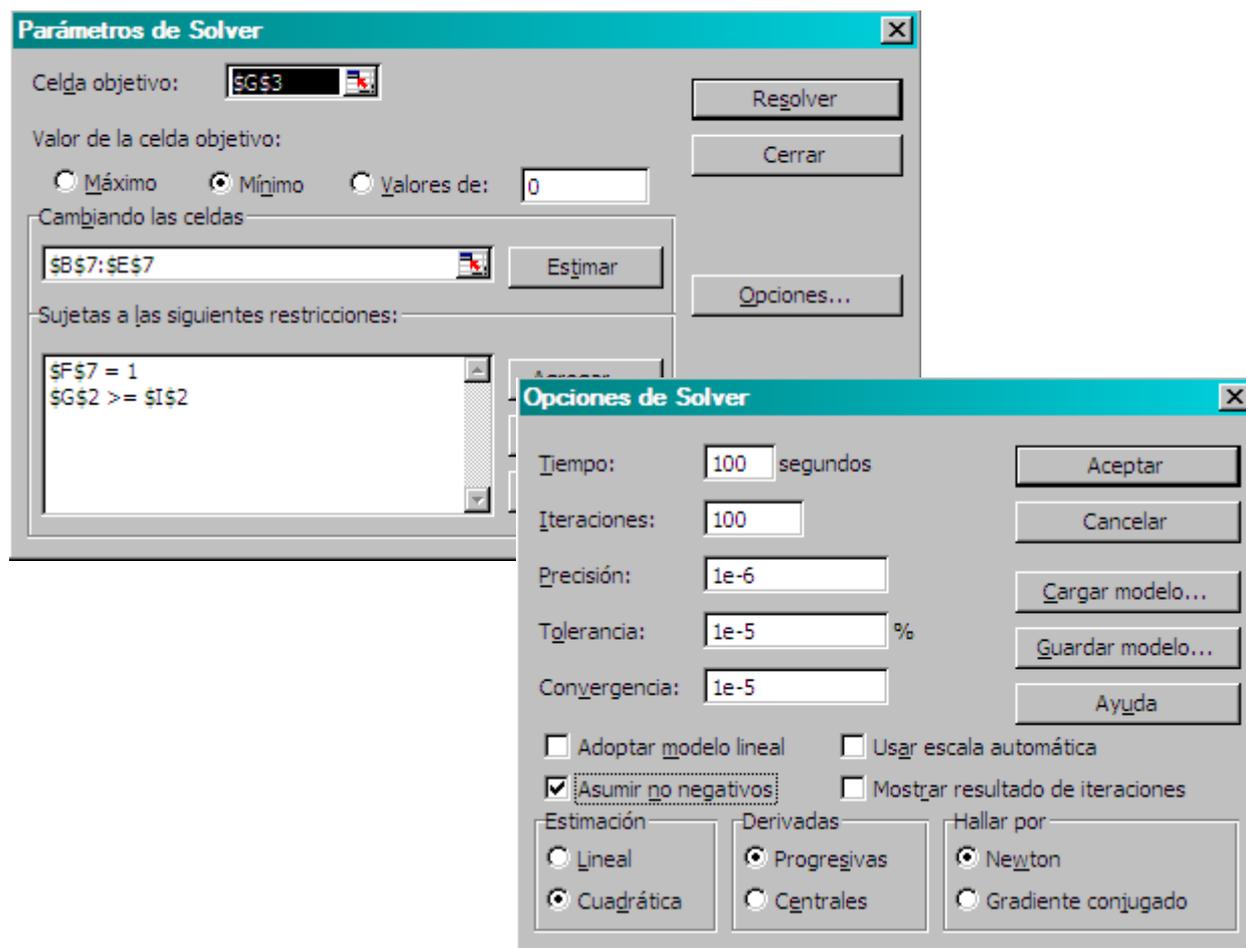


Fig. 4.10: CORRIDA DE SOLVER PARA EL MÉTODO DE ESCENARIOS

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	METODO DE ESCENARIOS			Retorno anual deseado				0.08	
2				Retorno medio mensual			0.0066667	>=	0.0066667
3				Varianza mensual			0.00149		
4				Desviación Estándar Mensual			0.03865		
5				Desviación Estándar Anual			0.13389		
6							Suma Pesos		
7	Pesos	0.177682	0.028966	0.322644	0.470708	1			
8									
9		Logaritmo Natural de los Retornos					ESCENARIO		ESCENARIO
							Retorno del portafolio, en cada escenario		Varianza del portafolio, escenario
10	Fecha	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)				
11	31/01/1990	0.04670	-0.01490	-0.06493	-0.00789		-0.01680		0.00055
12	28/02/1990	0.06344	0.09175	0.03631	0.03774		0.04341		0.00135
13	30/03/1990	0.02143	0.02204	0.11326	0.01530		0.04819		0.00172
91	30/09/1996	0.08482	-0.03329	-0.04445	0.08808		0.04123		0.00119
92	31/10/1996	0.03551	0.11081	0.04807	0.03847		0.04313		0.00133

Fig. 4.11: RESULTADOS DE SOLVER EN LA HOJA "ESCENARIOS"

SOLVER obtiene los pesos (Ver Fig 4.11), los mismos que indican que para obtener un portafolio con retorno de 8% anual ($= 12 * 0.00667$) y la menor desviación estándar (13.4%), del total de nuestro capital se debería asignar 17.8% en IBM, 2.9% en GM, 32.3% en Dayton Hudson y 47.1% en ARCO; lo cual es el mismo resultado obtenido en la Sección 4.2.2 (Cfr. Pag 74).

Si igual que en el caso anterior, se varían los retornos deseados se obtendrá la Frontera Eficiente (Ver Fig 4.12).

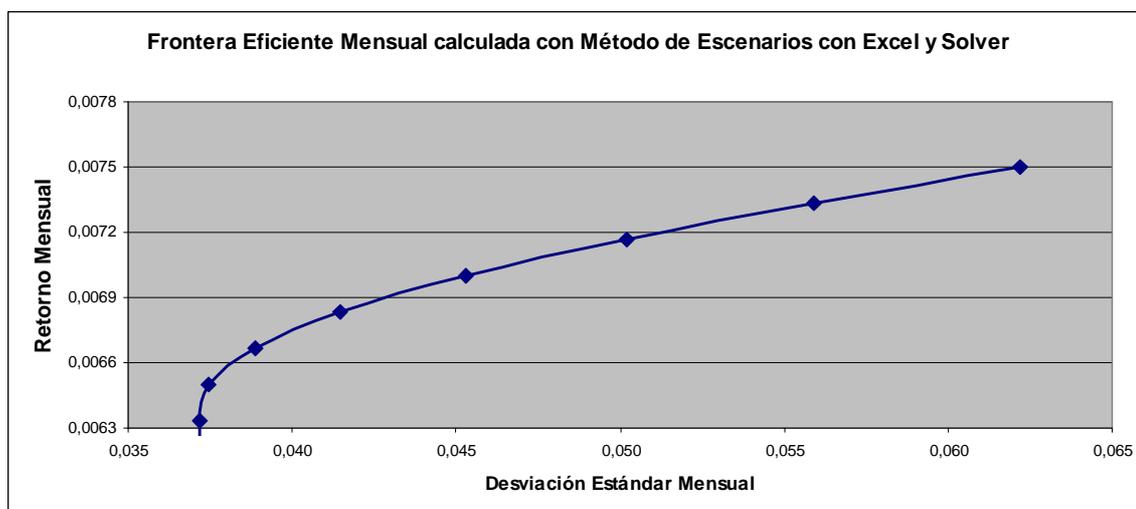


Fig. 4.12: FRONTERA EFICIENTE, OBTENIDA POR EL MÉTODO DE ESCENARIOS

Este problema también fue resuelto en el programa “Portfolio Safeguard Versión 1.2”, el cual es un paquete de software para análisis de riesgos, presentado por la empresa American Optimal Decisions Inc. en Octubre del 2007, con el cual se obtuvieron los mismos resultados que los obtenidos con EXCEL y SOLVER por el método de escenarios, y se obtuvo la Frontera Eficiente de la Fig. 4.13 en valores mensuales que resulta ser la misma que la de la Fig 4.12.

“Portfolio Safeguard” permite determinar portafolios de acciones, con varias “medidas de riesgo”, tales como la Desviación Estándar, la Desviación Absoluta Media, el Valor en Riesgo, el Valor en Riesgo Condicional, la Desviación del Valor en Riesgo, la Desviación del Valor en Riesgo Condicional, Momentos Parciales, Omega, Probabilidad, e.o., lo que ahorra la delicada labor de

programación de la optimización de estas medidas de riesgo, y previene el riesgo de cometer errores en el manejo de datos y fórmulas durante la modelación, favoreciendo la confiabilidad en los resultados.

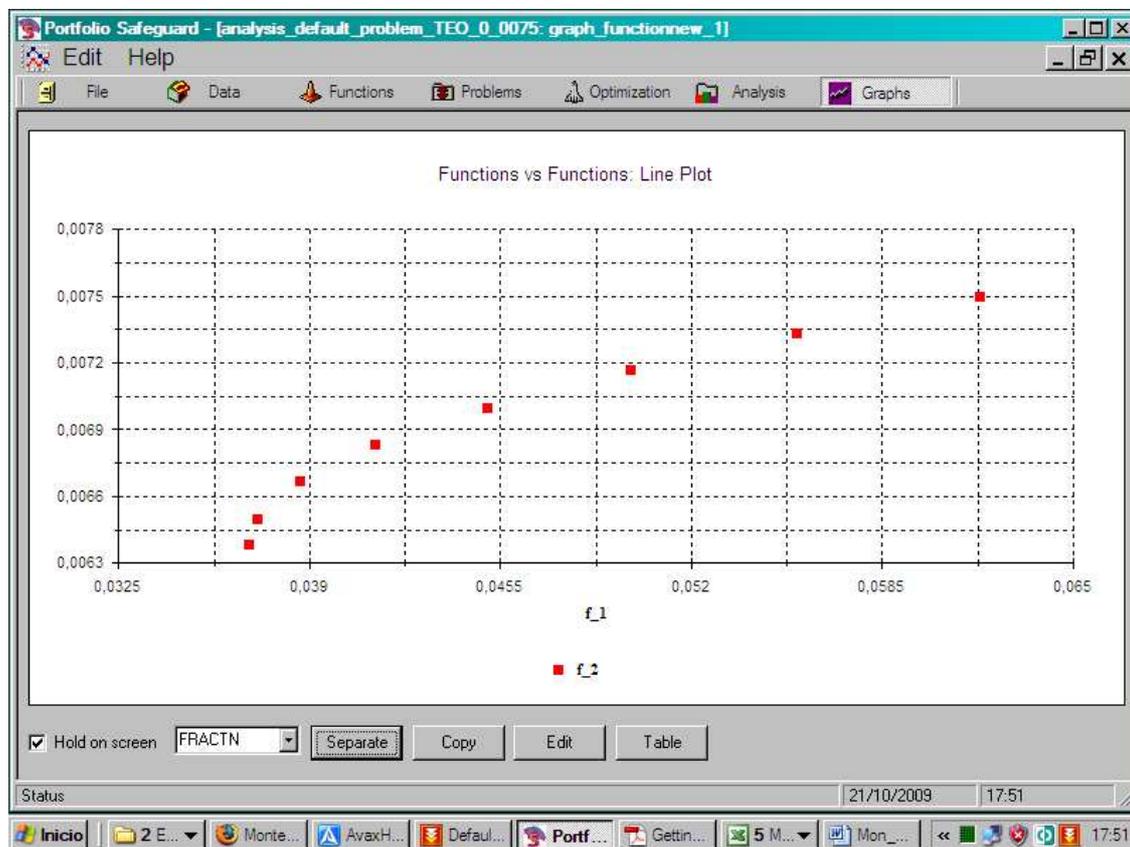


Fig. 4.13: FRONTERA EFICIENTE OBTENIDA CON “PORTFOLIO SAFEGUARD”

4.4 COMENTARIOS A LOS MÉTODOS DE CÁLCULO DE PORTAFOLIOS

La Teoría Moderna de Portafolios de Markowitz no es un método robusto en el sentido estadístico, en especial porque los estimados de media que se necesitan, son sensibles a valores inusuales (outliers) en los datos.

La robustez estadística cuestiona qué tan buenas son las propiedades de los estimadores estadísticos. Por ejemplo, mediante el denominado “punto de

ruptura” de un estimador [17] que determina la cantidad de datos de una muestra que pudieran aparecer con valores inusuales (outliers) y aún así, no vuelvan “malo” al estimador. En el caso de la media de una muestra, un solo valor atípico en la muestra, puede arruinar a la media; es decir que el “punto de ruptura” es uno. En cambio, la mediana de la muestra, requeriría que el 50% de los valores de la muestra sean “inusuales” para que arruinen la mediana; y por ello, la mediana es un estadístico más “robusto” que la media. El tema de portafolios robustos es un tema reciente y junto con el empleo de estimadores no paramétricos, se recomiendan para investigaciones futuras.

Con relación al método de escenarios, encontramos que éste tiene utilidad práctica para el financista ya que no requiere el cálculo de correlaciones, y si se dispone de aproximaciones del comportamiento económico futuro, por ejemplo para el caso de que una empresa identifique 10 escenarios posibles para la economía del próximo año y sus probabilidades de ocurrencia; y, además pueda estimar el retorno para cada clase de activos en los que quiere invertir (por ejemplo, acciones japonesas, acciones americanas, bonos, oro, etc.) en cada uno de estos 10 escenarios; entonces, empleando el método de escenarios, puede determinar la asignación de activos que minimice la varianza y proporcione el nivel de retornos deseado para un portafolio conformado con estas clases de activos.

Con relación al SOLVER de EXCEL, éste emplea códigos de optimización no lineal desarrollados por la Universidad Leon Lasdon de Austin (Texas) y la Universidad Allan Waren (Cleveland), actualizados en 1989, 1990, 1991, 1992, y 1995. Sin embargo, el SOLVER de EXCEL no admite más de 200 variables de decisión, e incluso es más limitado para modelos no lineales.

En la práctica, los portafolios son de gran tamaño y poseen miles o millones de variables de decisión que pueden incluir variables enteras y binarias, y normalmente requieren análisis con centenas o miles de escenarios. Para ello, se requieren optimizadores de gran capacidad, equipados de algoritmos eficientes y veloces, con características que vayan a la par del desarrollo de los

computadores, por ejemplo, que admitan procesamiento paralelo de datos en “computing grids” o supercomputadoras, de manera que sea posible la resolución de este tipo de problemas en tiempos moderados.

Algunos programas recientes ya incorporan varias de estas características, como por ejemplo: GAMS, AIMMS, AMPL, NEOS. Otros programas como @Risk de “Palisade” y CRYSTAL BALL de “Decision Engineering” [35, 36] permiten la simulación y optimización estocástica de portafolios. Por ejemplo, @Risk puede utilizar todos los procesadores de los actuales computadores “multi-core”; sin embargo, se advierte que el alcance de estos programas para problemas de gran tamaño, resultan limitados.

El programa “Portfolio Safeguard” es versátil para optimizar portafolios con varias medidas de riesgo tales como el Valor en Riesgo y el Valor en Riesgo Condicional, que requieren mayor detalle de cálculo con @Risk o CRYSTAL BALL. Sin embargo, tanto @Risk, CRYSTAL BALL, como Portfolio Safeguard, se limitan a portafolios de un solo periodo; y en consecuencia, el análisis de riesgo multiperiodo, aún es difícil de implementar en dichos programas.

Como se observa, el cálculo de portafolios óptimos emplea creencias sobre el comportamiento de los activos basado en la información histórica del mercado, y apoyándose en métodos de optimización matemática, logra obtener la asignación óptima que “asegurará” los mayores retornos y el menor riesgo, atendiendo a las restricciones específicas del problema; con lo que, cada vez se logra modelos financieros más apegados a la realidad.

4.5 MEDIDAS DE RIESGO Y MODELOS

Una “medida de riesgo” mide la magnitud de las realizaciones desfavorables de un negocio. Las “medidas de riesgo” aparecen asociadas a modelos de riesgo.

Un modelo de riesgos generalmente se compone de “modelos de probabilidad” que se construyen a partir de la información disponible de las fuentes de riesgo.

Por ejemplo, las pérdidas de un negocio se pueden modelar como una *variable aleatoria* cuyas *realizaciones* siguen una *distribución de probabilidad*⁴.

Los modelos financieros de análisis de riesgo pueden contener varias cantidades aleatorias, a las que se denomina factores de riesgo. Este tipo de modelos se denomina “modelos multivariados” y la agrupación de tales variables forma un *vector aleatorio*.

Los modelos de riesgo también pueden incluir varios periodos de observación o decisión. Tales modelos se llaman “modelos multiperiodo”. Para dichos modelos, el índice t denota tiempo, y es un entero que va desde $t = 0$ (ahora) hasta $t = T$ (el final del periodo de observación o decisión, o fecha de vencimiento).

Los modelos multivariados son generalizaciones de los modelos univariados, pero implican la modelación correcta de la distribución conjunta de todas las cantidades aleatorias, labor que suele ser muy compleja.

Por otra parte, los modelos multiperiodo son mucho más complicados respecto a los supuestos que se deben hacer para la cuantificación del riesgo. Esta complejidad está relacionada con la “medida de riesgo” que tiene que incorporar la información disponible hasta el tiempo t y la predictibilidad del futuro.

Es importante advertir que no existe una “medida de riesgos” perfecta, ya que cada medida de riesgo captura solamente alguna de las características múltiples del riesgo; y por tanto, en este sentido, toda medida de riesgo es incompleta.

⁴ Los Matemáticos estudian los modelos de riesgos del mundo financiero acudiendo a nociones de “espacios de probabilidad”, “teoría de la medida”, “análisis funcional” y “programación matemática”, temas avanzados de la matemática, que permiten la generalización, pruebas y estudio axiomático de este importante campo de las Finanzas. Esta monografía, refiere nociones básicas de estos temas, en forma más intuitiva, pero alienta a los investigadores a que exploren la generalización que se alcanza con estas herramientas y teoría matemáticas, que se encuentra en pleno desarrollo en esta década .

Con respecto a las “medidas de riesgo” y “modelos financieros de riesgos”, en los últimos cincuenta años, se ha producido una evolución importante, que desde el punto de vista histórico, abarca tres períodos de desarrollo [46]:

- Modelo de media-varianza, 1952-1956, por Markowitz y Sharpe
- Modelos en tiempo continuo, 1969-1973, por Robert Merton, Fisher Black y Myron Scholes (1990) para la valoración de opciones y derivados.
- Medidas de Riesgo, 1997 en adelante, con las publicaciones de Artzner e.o. sobre “medidas de riesgo coherentes” para modelar situaciones que consideran los retornos con distribuciones de probabilidad que tienen sesgo, leptocurtosis o colas anchas.

La literatura más reciente sobre medidas de riesgo trata sobre la construcción axiomática de medidas de riesgo siguiendo los lineamientos de Artzner e.o. [2], y generalizaciones matemáticas con el empleo de la Teoría de la Probabilidad y Medida y el Análisis Funcional y Real [40, 42], temas que actualmente se encuentran en el más alto nivel de desarrollo de la matemática financiera, y se recomiendan para futuras investigaciones. Sin perjuicio de las generalizaciones matemáticas, esta monografía hace referencia a estos temas, de una forma más intuitiva.

Una conclusión relevante de los aportes actuales, advierte que una “medida de riesgo”, aunque podría compartir algunas características de una “medida de dispersión” estadística, es un concepto diferente.

Conforme se determina de los axiomas de medidas coherentes de riesgo que se detallan más adelante, las *medidas estadísticas de dispersión*, como son la desviación estándar, la desviación absoluta media, la semi-desviación estándar, son inadecuadas para cuantificar riesgos. Por ejemplo, la desviación estándar que empleó Markowitz (medida de dispersión) no es una buena elección como medida de riesgo ya que valora por igual tanto las desviaciones con respecto a la media que se ubican hacia el lado superior de dicha media, como las desviaciones con respecto a la media que se ubican hacia el lado inferior

(downside risk) de la media; y, por tanto, el método de media-varianza, no estaría cuantificando la naturaleza asimétrica del riesgo, ya que al riesgo sólo se preocupan las pérdidas, más no el “riesgo” de ganancias.

Cabe citar que en el año 1994, como respuesta a varios desastres financieros ocurridos en esa década, una nueva “medida de riesgo” se introdujo: el “Valor en Riesgo” con siglas “VaR”. Esta medida permite contestar preguntas como ¿cuánto esperaríamos perder en un día, semana, mes o año, dada una cierta probabilidad? o, ¿cuál es el porcentaje del valor de la inversión que está en riesgo?. La invención del “Valor en Riesgo”, se atribuye a J.P. Morgan, empresa multinacional estadounidense de servicios financieros.

El sector privado, los reguladores y los bancos centrales han favorecido la aplicación de esta “medida de riesgo” [46]. Así, en Abril de 1995, el Comité de Basilea sobre Supervisión Bancaria aprobó el VaR como un método válido para calcular las reservas de capital necesarias para cubrir el riesgo de mercado como parte de los sistemas internos de estimación de riesgos de los bancos comerciales. De esta manera, los reguladores empezaron a demandar que las reservas de capital igualen el VaR multiplicado por un factor de 3 o 4; y, así enlazaban las reservas de capital para enfrentar el riesgo de mercado, con la “medida de riesgo”. Otros reguladores, como Security and Exchange Commission (SEC) de los Estados Unidos, así como varias Superintendencia de Bancos, Valores y Seguros, en la búsqueda de lograr una mayor transparencia en la información, empezaron a requerir reportes de riesgo basados en el VaR.

Sin embargo, la comunidad académica [42] ha reaccionado ante esta “medida de riesgo” al encontrarla con deficiencias y limitaciones, y ha planteando el empleo de otras “medidas de riesgo”⁵ tales como el “Expected Shortfall”, el “Expected Regret”, el “Valor en Riesgo Condicional” o “Medidas Espectrales de Riesgo”.

⁵ Siguiendo los desarrollos modernos, actualmente se prefiere la denominación “Funcional de Riesgo” antes que la de “Medida de Riesgo”. Un Funcional de Riesgo es una regla de correspondencia que asigna un valor real de riesgo a una variable estocástica. Entre éstos, se cuentan los *funcionales multiperiodo condicionales esperados separables* entre los cuales se encuentra el Valor en Riesgo Promedio Multiperiodo, que se aplica en la Tesis del autor que complementa esta Monografía.

Últimamente se investigan en más detalle el tema del análisis dinámico de riesgos [40, 42] conjugado con “medidas de riesgo” multiperiodo que pueden variar conforme avanza el tiempo, e ir cumpliendo características de coherencia y de estabilidad, lo que ciertamente vuelve más complejo el problema de optimización de portafolios, pero a la vez más realista y confiable para la toma de decisiones.

En este punto, cabe recoger la reflexión de Markowitz respecto a lo que él denomina “creencias de probabilidad” [30], esto es que: las distribuciones de probabilidad que se emplean en la asesoría financiera, o proceden de las creencias de los analistas financieros, o se estiman de datos históricos, o de ambos; y por ello, éstas nunca son exactas. Y, como consecuencia de ello, los portafolios obtenidos corresponderán respectivamente a las implicaciones de las creencias de los analistas financieros, o a portafolios que hubieran rendido particularmente bien en el pasado con los datos pasados, o a ambos. También se pueden emplear predicciones sobre los retornos futuros a partir de datos pasados. En este caso, los portafolios obtenidos corresponderán a implicaciones de las predicciones; y, al respecto, hay que anotar que ninguna predicción es infalible y más bien están sujetas a un rango de incertidumbre.

Por lo anterior, el estudio de los “axiomas de coherencia” [2] se debe ubicar en contexto, y advertir desde ya que, cualquier argumento sobre “medidas de riesgo” podría llegar a ser irrelevante dentro del ámbito de la optimización de portafolios, a menos que se tenga claro, que distribuciones de probabilidad son posibles para el planteamiento y resolución del problema específico.

A continuación, siguiendo el desarrollo histórico, se resumen los conceptos de Valor en Riesgo y se presentan los axiomas de coherencia, que llevan a considerar el concepto de Valor en Riesgo Condicional como verdadera “medida de riesgo” con propiedades matemáticas superiores a las de las “medidas de dispersión”, que a criterio del autor (según lo que se puede observar en gran parte de la literatura) se han venido empleando indiscriminadamente para cuantificar el riesgo.

4.5.1 VALOR EN RIESGO

Suponga que Usted posee un portafolio que tiene un *valor presente* de 100 millones de dólares.

Si su asesor financiero, le dice que él puede asegurarle –con un nivel de confianza del 99%- que el **Valor en Riesgo** de su portafolio de 100 millones de dólares, en un **horizonte de tiempo** de un día, es de 120 000 dólares; lo que le quiere decir es que, a lo largo de un día, eventualmente y con una probabilidad de 1%, su portafolio podría perder estos 120 000 dólares.

Ciertamente una medida de riesgo, con las características del VaR, es atrayente para el inversionista, por el mensaje claro de cuantos “dólares” se podría perder.

Formalmente, el Valor en Riesgo, VaR, se define como el “*valor mínimo de pérdidas*”, que el asesor financiero afirma ante el inversionista con un nivel de confianza suficientemente alto [42], que eventualmente pueda suceder para un horizonte de tiempo predefinido. Los niveles de confianza que normalmente se usan, son del 95% y 99%. Si se identifica el parámetro “nivel de confianza” por $(1 - \varepsilon) \times 100\%$, entonces pérdidas mayores al VaR ocurrirán con probabilidad ε (ε puede tomar valores del 5% o del 1% según se requiera).⁶ La probabilidad ε se denomina “probabilidad de cola”.

Ahora bien, el concepto del VaR toma diferentes acepciones, dependiendo de la variable aleatoria a analizar, la que puede ser las ganancias netas, capital, o retornos. Si la variable aleatoria X que interesa, son los retornos aleatorios, el número VaR se expresa en términos de retornos, de la siguiente manera:

⁶ En esto está implícito el Principio de Probabilidades Totales, que dice que si dos eventos A y B son incompatibles, la probabilidad de que ocurra “A o B” es igual a la suma de la probabilidad de A más la probabilidad de B. De este principio, se deduce que probabilidad del complemento es igual a uno menos la probabilidad del evento, esto es: $P(\bar{A}) = 1 - P(A)$. Y en el presente caso, “las pérdidas mayores al valor en riesgo” (evento \bar{A}) están en la cola de probabilidad ε , pues las “pérdidas menores al VaR” (evento A) están hacia el otro lado que es el que tiene la probabilidad $1 - \varepsilon$. Es importante puntualizar en el alcance y significado de estas afirmaciones, las que en todo caso se refieren a la descripción del cuantil VaR en la distribución de probabilidad de la variable aleatoria.

Definición Formal del VaR para retornos: el VaR al nivel de confianza $(1 - \varepsilon) \times 100\%$ es el negativo del “ ε – cuantil” inferior de la distribución:

$$\text{VaR}_\varepsilon(X) = - \inf_x \{ x \mid P(X \leq x) \geq \varepsilon \} = - F^{-1}(\varepsilon) \quad (4.5)$$

(se lee: el VaR es el valor más pequeño x , en el que la probabilidad de que los retornos aleatorios X tomen un valor menor o igual a este valor x , es mayor o igual a $\varepsilon\%$)

donde $\varepsilon \in (0,1)$ y $F^{-1}(\varepsilon)$ es la inversa de la función de distribución.

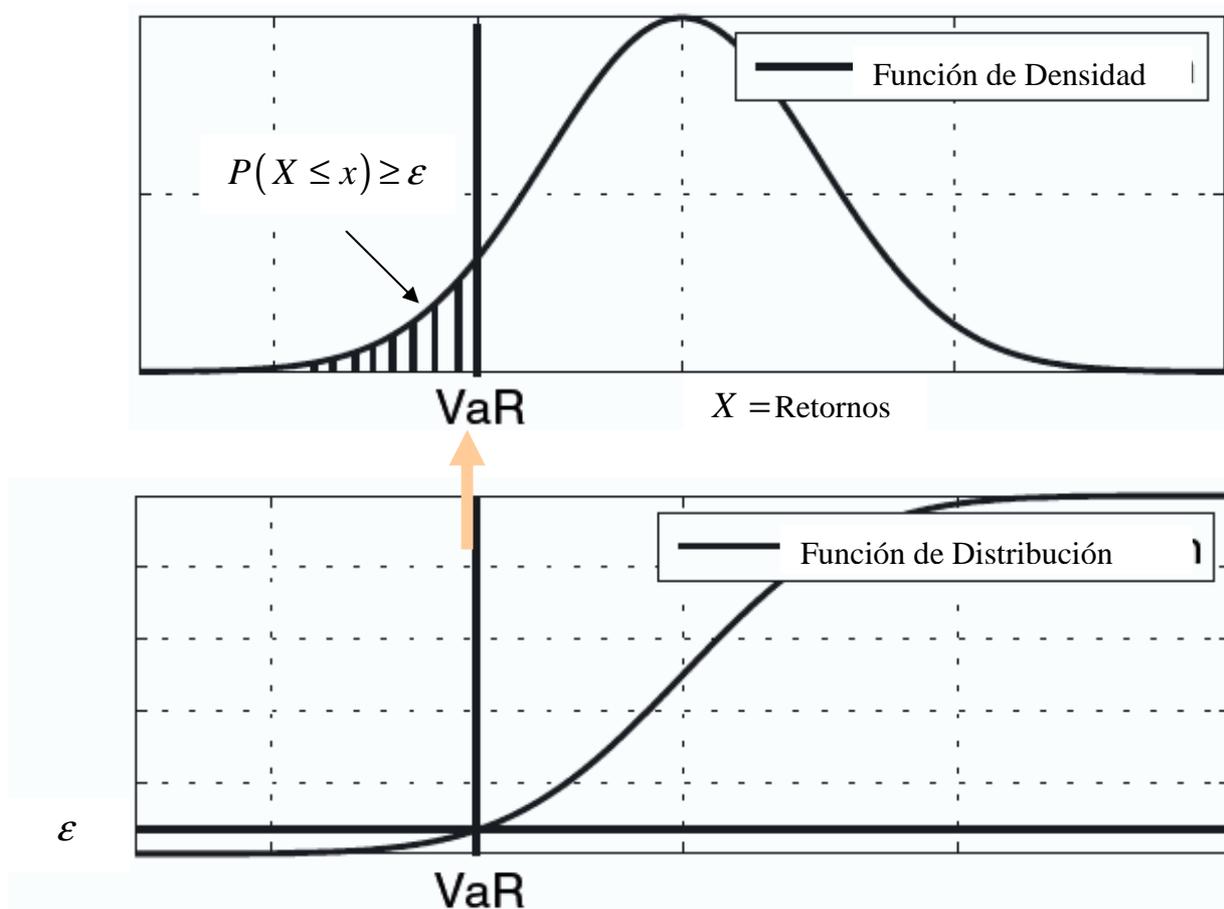


Fig. 4.14: LOCALIZACIÓN DEL VALOR EN RIESGO “VaR”

La Fig 4.14 muestra la ubicación del VaR tanto en la gráfica de la densidad de probabilidad, como en la de la correspondiente distribución de probabilidad⁷.

⁷ Cabe recordar que $P(X \leq x) = F_x(x) = \int_{-\infty}^x f_x(\omega) d\omega$, donde la variable aleatoria X toma valores x , y tiene densidad de probabilidad f_x .

4.5.2 COMENTARIOS SOBRE LA MEDIDA “VALOR EN RIESGO”

Las distribuciones de probabilidad son objetos complejos, pero en todo caso se requiere describirlas, con unos pocos parámetros relevantes.

Para ello, la Estadística ha empleado, por más de 100 años, parámetros como la media, la varianza y los momentos de orden superior.

Por otra parte, los requerimientos específicos para medir apropiadamente el riesgo han conducido a nuevos parámetros como los ahora llamados “funcionales de riesgo”.

Los parámetros estadísticos tradicionales, son los parámetros de localización y los de dispersión. Estos parámetros están diseñados para que sólo dependan de la distribución de la variable aleatoria (es decir que son “independientes de la versión” del estadístico).

Entre los **parámetros de localización** más empleados están: la esperanza, la mediana, las combinaciones lineales de cuantiles, y también el cuantil $F^{-1}(\varepsilon)$ que corresponde al “Valor en Riesgo” ya que prácticamente $VaR_{\varepsilon} \equiv F^{-1}(\varepsilon)$.

Entre los **parámetros de dispersión**, están: la varianza, la desviación estándar, la desviación estándar absoluta, la medida de Gini, la semi-varianza inferior, la semi-varianza superior, la semi-desviación estándar inferior, la semi-desviación estándar superior, así como también los momentos absolutos centrales y los momentos parciales inferiores y momentos parciales superiores; además de parámetros de comportamiento conjunto entre dos o más variables aleatorias, como son las distribuciones marginales, las funciones cópula, las matrices de covarianza o de correlaciones.

Pero, la evaluación del riesgo requiere algo más que simplemente establecer los parámetros de localización y de dispersión de la distribución, ya que la “medida de riesgo” es un concepto diferente y específico que debe reflejar lo que significa el riesgo para el inversionista [2, 40, 42] (Ver Fig 4.15).

En efecto, el Valor en Riesgo no es más que un “parámetro estadístico de localización” de la distribución de probabilidad de una variable aleatoria de interés económico, que se expresa en forma probabilística; pero ciertamente no puede admitirse como “medida de riesgo” por las deficiencias detectadas por Artzner e.o. [2] respecto a los axiomas de coherencia que caracterizan al riesgo.

El objetivo de la administración de riesgos es lograr flujos financieros “estables” para la empresa.



Fig. 4.15: DINERO EN RIESGO

FUENTE: Romero-Meza, Rafael. (2005). “Medidas de Riesgo Financiero”. Revista Economía & Administración. No. 149. Universidad de Chile.

Además, inmediatamente de la misma definición del VaR se puede notar que éste es directamente dependiente de la distribución de probabilidad que se asigne a la variable aleatoria X , de modo que una hipótesis irreal sobre la distribución de probabilidad, resultaría en la subestimación o sobre-estimación del verdadero riesgo. En los casos reales, el establecer creencias sobre las distribuciones de probabilidad posibles para el problema específico, podría no ser fácil de alcanzar, lo que dificulta el uso de una medida como el VaR.

Por ello, si el VaR se usa para establecer reservas destinadas a cubrir pérdidas en tiempos de crisis, por una parte la subestimación podría ser fatal, y por otra,

la sobre-estimación podría llevar a un uso ineficiente del capital no admisible en tales tiempos de crisis, máxime que las crisis no son tan inusuales en Economía.

Después de todo, un modelo impreciso es aún más peligroso para el caso de un problema de portafolios óptimos, en el que el riesgo se minimiza sujeto a algunas restricciones; tal minimización, afectará los pesos óptimos y no reducirá el verdadero riesgo.

Aunque el VaR ha sido adoptado por las instituciones financieras, y aprobado por los reguladores, resulta que el VaR tiene importantes deficiencias. Si bien, el VaR entrega una descripción intuitiva de cuanto podría perder un portafolio, para una evaluación apropiada del riesgo, el VaR deberá ser abandonado como una “medida de riesgo”. La desventaja más importante es que en ciertos casos, el efecto de diversificación razonable que se esperaría lograr con una medida de riesgo, no se obtiene con el VaR. Esto es, el VaR de un portafolio podría ser mayor a la suma de los VaRs de los componentes, cuando lo que se desea es que éste sea menor; y, en tales casos, el VaR llevaría a decisiones irracionales, tal como concentrarse solamente en unas pocas posiciones, lo que incrementaría el riesgo del portafolio en lugar de disminuirlo.

Además, otra desventaja del VaR es que no reconoce las pérdidas que ocurren con una probabilidad que esté más allá del VaR (es decir, una probabilidad menor a ε %) y por tanto, tampoco puede dar información sobre la magnitud de tales pérdidas. Para una mayor comprensión sobre estas objeciones al VaR y sobre el concepto de medida de riesgo apropiada, a continuación se detallan los axiomas de Artzner e.o. y se dan algunos justificativos para tales conceptos.

4.5.2 AXIOMAS DE MEDIDAS DE RIESGO COHERENTES

Artzner e.o. 1999 [2], usando razonamientos económicos, plantearon un conjunto de condiciones necesarias de imponer a cualquier *medida de riesgo* que quiera ser considerada aceptable para modelos de toma de decisiones

financieras. Si una medida de riesgo cumple tales condiciones se la llama “coherente”. Si carece de alguna de estas condiciones, dicha medida conducirá a inconsistencias.

Los axiomas de coherencia, aplicados a una medida de riesgo que denominaremos “*Risk*”, y que está definida como: $Risk : X \rightarrow R^+$, donde *Risk* asigna un número real positivo a un espacio de variables aleatorias, son los siguientes:

- Invarianza a la translación: $Risk_{(x+\alpha r_0)} = Risk_{(x)} - \alpha r_0$ para todas las variables aleatorias x y número real α , y todas las tasas libres de riesgo r_0 .
- Subaditividad: $Risk_{(x+y)} \leq Risk_{(x)} + Risk_{(y)}$ para todas las variables x e y .
- Homogeneidad positiva: $Risk_{(\lambda x)} = \lambda Risk_{(x)}$ para todas las variables aleatorias x , y todos los números positivos λ .
- Monotonicidad: $x \leq y$ implica $Risk_{(x)} \leq Risk_{(y)}$ para todas las variables x e y .

Si la medida de riesgo *Risk* cumple los axiomas anteriores, se denomina “medida de riesgo coherente”⁸.

La intuición detrás de los axiomas de coherencia reposa en el comportamiento racional de los inversionistas y reguladores, que interpretan al riesgo como la cantidad de capital que debe añadirse a una posición para hacerla aceptable ante un contralor de riesgo interno o externo.

Los axiomas de coherencia tienen el siguiente significado intuitivo [42]:

- La invarianza translacional $Risk_{(x+\alpha r_0)} = Risk_{(x)} - \alpha r_0$ significa que no hay riesgo adicional (y por tanto no se requiere capital adicional para soportarlo)

⁸ Los axiomas de coherencia y sus pruebas matemáticas se han formalizado con Teoría de la Probabilidad y Medida y Análisis Funcional, temas avanzados, a los que se remite al investigador interesado.

si se incluye un riesgo que no tiene incertidumbre adicional. También significa que cuando una empresa cumple el requerimiento de capital mediante un capital libre de riesgo adicional, el acto de inyectar capital adicional en sí mismo no provoca inyección (o reducción) de capital.

- La subaditividad $Risk_{(x+y)} \leq Risk_{(x)} + Risk_{(y)}$ indica que al combinar dos activos, el riesgo disminuye; es decir, que existe el beneficio de diversificación al combinar riesgos.
- La homogeneidad positiva $Risk_{(\lambda x)} = \lambda Risk_{(x)}$ indica que la medida de riesgo (y por consiguiente el capital que se requiere para soportarlo) es independiente de la moneda en la cual se mide el riesgo. También significa que si se dobla la exposición a un riesgo (haciendo $\lambda = 2$) se debe doblar el capital que se requiere para soportarlo. Esto es un tema sensible, ya que significa que doblar la posición, no produce diversificación.
- La monotonicidad $Risk_{(x)} \leq Risk_{(y)}$ indica que si un riesgo siempre tiene mayores pérdidas que otro, bajo todas las circunstancias, su medida de riesgos siempre debería ser mayor, lo que resulta evidente desde un punto de vista económico.

A continuación se detallan los 4 axiomas de riesgo coherente, mediante reflexiones y ejemplos:

Ax1: Invarianza Translacional para retornos aleatorios $Risk_{(x+\alpha r_0)} = Risk_{(x)} - \alpha r_0$

La invarianza translacional indica que si a la variable aleatoria x (retorno aleatorio) se le agrega un retorno libre de riesgo, el riesgo se reduce en la cantidad agregada α de retorno libre de riesgo.

En efecto, si X es el retorno aleatorio de una acción en una Bolsa de Valores, y se construye un portafolio añadiéndole un bono del gobierno con una tasa libre de riesgo r_B , entonces el retorno del portafolio es igual a $\omega X + (1 - \omega)r_B$ donde

$\omega \in [0,1]$ es la ponderación de la acción en el portafolio, y la cantidad $(1-\omega)r_B$ es un valor constante, no aleatorio.

La Invarianza Translacional establece que el riesgo del portafolio, $\rho: X \rightarrow R^+$, se puede descomponer como sigue:

$$\rho(\omega X + (1-\omega)r_B) = \rho(\omega X) - (1-\omega)r_B = \omega\rho(X) - (1-\omega)r_B$$

Por consiguiente, lo que dice la propiedad de Invarianza Translacional es que la inversión en el activo libre de riesgo (bono del gobierno en este caso) es una inversión de reserva que disminuye la medida de riesgo en su valor $(1-\omega)r_B$.

Ax2: Racionalidad de la Propiedad de Subaditividad $Risk_{(x+y)} \leq Risk_{(x)} + Risk_{(y)}$

Artzner e.o. [2] explica la racionalidad de la subaditividad, indicando que “una fusión no crea riesgo adicional” dentro de la tendencia económica natural, y bajo el supuesto de que puede ignorarse el curso de cualquier aspecto problemático en la fusión. La subaditividad se refiere a la aspiración de que el riesgo se puede reducir por diversificación, y de esa manera, sea posible la estructuración de sistemas de gestión de riesgos descentralizados.

Si los reguladores emplean una medida de riesgo “no-subaditiva”, al combinar dos activos se aumentaría el riesgo (no se produce diversificación y los requerimientos de capital para afrontar el riesgo son mayores) y ello crearía un incentivo para que las instituciones reguladas quieran subdividirse en empresas subsidiarias más pequeñas, en las cuales los requerimientos de capital regulatorio serían menores y por ello, más manejables.

McNeil e.o. [33] presenta casos donde la medida de riesgo es “no-subaditiva” y al aplicar la optimización de portafolios de Markowitz se produce portafolios óptimos que son muy concentrados (y no, lo suficientemente diversificados que sería de esperar). El “Valor en Riesgo” es “no-subaditivo” en general, y sólo es

“subaditivo” cuando los retornos siguen una distribución elíptica, o normal o t-Student.

Ya que la mayoría de casos en la vida real tienen distribuciones de retornos sesgadas y no siguen una distribución normal ni t-Student ni elíptica, el VaR no garantiza diversificación [39]. Observando esto, Danielson e.o. (2001) afirma que [43]: “el VaR puede desestabilizar una economía e inducir a crashes que de otro modo no hubieran ocurrido”. Este tipo de críticas, sustentadas en inconsistencias matemáticas y conceptuales encontradas en las “medidas de riesgo no coherentes” antes especificadas, deben ser tomadas en cuenta como serias advertencias para cualquier asesoría financiera que aspire a ser consecuente y apropiada.

Ax3: Propiedad de Homogeneidad Positiva: $Risk_{(\lambda x)} = \lambda Risk_{(x)}$

Este axioma se prueba fácilmente cuando $\lambda \in \mathbb{R}^+$, y la medida de riesgo $\rho: X \rightarrow \mathbb{R}^+$ cumple la propiedad de subaditividad $Risk_{(x+y)} \leq Risk_{(x)} + Risk_{(y)}$:

$$\rho(\lambda X) = \rho(\underbrace{X + \dots + X}_{\lambda \text{ veces}}) \leq \lambda \rho(X)$$

Otro caso sencillo [42], es cuando se añade una cantidad C de efectivo al valor Y_0 del portafolio del día de hoy, que hace que el valor del portafolio sea $Y_0 + C$.

El valor de este portafolio en el día de mañana, es igual a $Y_1 + C$, donde Y_1 es el beneficio bruto (payoff) aleatorio y C es el efectivo añadido. Entonces, el retorno del portafolio de mañana, se calcula según su definición, por:

$$r_{\text{mañana con efectivo}}^{\text{mañana}} = \frac{Y_1 + C - (Y_0 + C)}{Y_0 + C} = \frac{Y_1 - Y_0}{Y_0 + C} = \left(\frac{Y_0}{Y_0 + C} \right) \left(\frac{Y_1 - Y_0}{Y_0} \right) = \lambda \frac{Y_1 - Y_0}{Y_0} \quad \text{donde}$$

se observa que $\lambda = \left(\frac{Y_0}{Y_0 + C} \right)$ es una constante positiva, y la cantidad $\left\{ \frac{Y_1 - Y_0}{Y_0} \right\}$

es el retorno de mañana si no se agregara el efectivo; es decir que se encuentra que:

$$r_{\text{mañana agregando efectivo}} = \lambda r_{\text{mañana sin agregar efectivo}}$$

Si se acepta como válida la Homogeneidad Positiva $Risk_{(\lambda x)} = \lambda Risk_{(x)}$, se obtiene el riesgo del portafolio, como sigue:

$$Risk \left(r_{\text{mañana agregando efectivo}} \right) = Risk \left(\lambda r_{\text{mañana sin agregar efectivo}} \right) = \lambda Risk \left(r_{\text{mañana sin agregar efectivo}} \right)$$

Lo que resulta, es que al añadir dinero en efectivo al portafolio, el riesgo de mañana, disminuye en el factor $\lambda = \left(\frac{Y_0}{Y_0 + C} \right)$, con respecto al riesgo que se habría tenido sin incrementar tal cantidad de efectivo.

Sucedirá lo contrario si se disminuye efectivo al portafolio de hoy, ya que ello hará que el riesgo de mañana se incrementará en el factor correspondiente.

Ax4: Racionalidad de la Propiedad de Monotonicidad $Risk_{(x)} \leq Risk_{(y)}$

Este axioma se refiere a la evidencia económica de que a mayor rentabilidad $x \leq y$ debe corresponderle mayor riesgo $Risk_{(x)} \leq Risk_{(y)}$. Este axioma igualmente indica que las posiciones que conducen a pérdidas mayores en determinados estados del mundo (más riesgosas) requieren mayor capital de riesgo para volverse aceptables.

4.5.3 MEDIDAS CONVEXAS DE RIESGO

Si una medida de riesgo cumple los axiomas de subaditividad y de homogeneidad positiva, entonces ésta es convexa [40, 42].

Es posible postular la convexidad directamente para obtener una clase mayor de medidas de riesgo convexas. Una medida de riesgo ρ se denomina “convexa” si ésta satisface los siguientes axiomas:

- Invarianza a la translación: $\rho_{(x+\alpha r_0)} = \rho_{(x)} - \alpha r_0$ para todas las variables aleatorias x y número real α , y todas las tasas libres de riesgo r_0 .
- Convexidad: $\rho_{(\lambda x + (1-\lambda)y)} \leq \lambda \rho_{(x)} + (1-\lambda) \rho_{(y)}$ para toda $\lambda \in [0,1]$ y todas las variables x e y .
- Monotonicidad: $x \leq y$ implica $\rho_{(x)} \leq \rho_{(y)}$ para todas las variables x e y .

La propiedad de convexidad es una característica esencial que contiene el efecto de diversificación.

Las medidas de riesgo convexas son más generales que las medidas de riesgo coherentes, porque toda medida coherente es convexa, pero no viceversa.

4.6 VALOR EN RIESGO CONDICIONAL

Conforme se mencionó anteriormente, la incapacidad del VaR para captar la información sobre la magnitud de las pérdidas que se localizan más allá del VaR, ya no está presente en la *medida de riesgo* conocida como *AVaR*, y que en la literatura anterior se venía denominando “Valor en Riesgo Condicional”⁹.

Formalmente, el *AVaR* de la cola de probabilidad ε , se define como [42] el promedio de los VaRs que son mayores que el VaR para esa misma cola de probabilidad ε . Por construcción, el *AVaR* se enfoca en las pérdidas

⁹ Desde aquí en adelante, el Valor en Riesgo Condicional se denominará por su nombre más apropiado: “Valor en Riesgo Promedio”, y se preferirá las siglas del inglés “AVaR” para “Average Value at Risk” en lugar de “CVaR” de “Conditional Value at Risk”.

localizadas en la cola y que se ubican con valores mayores al nivel del VaR correspondiente ¹⁰; por tanto, el *AVaR* se calcula mediante la siguiente integral:

$$AVaR_{\varepsilon}(X) = \frac{1}{\varepsilon} \int_0^{\varepsilon} VaR_p(X) dp \quad (4.6)$$

donde $VaR_p(X)$ se define como antes:

$$VaR_{\varepsilon}(X) = - \inf_x \{ x \mid P(X \leq x) \geq \varepsilon \} = - F^{-1}(\varepsilon)$$

El *AVaR* satisface todos los axiomas de las medidas de riesgo coherentes, y por tanto, siempre produce efecto de diversificación (ver demostración en [39]).

Además, el valor del VaR siempre es menor al del *AVaR* según las definiciones indicadas, lo que facilita el chequeo entre estas dos medidas.

Por otra parte, el *AVaR* puede calcularse mediante una fórmula de minimización:

$$AVaR_{\varepsilon}(X) = \min_{\theta \in \mathbb{R}} \left(\theta + \frac{1}{\varepsilon} E(-X - \theta)_+ \right) \quad (4.7)$$

donde se emplea la notación $(x)_+ = \max(x, 0)$ y X describe la distribución de retornos del portafolio.

Esta fórmula de minimización procede de los trabajos de Uryasev y Rockafellar. Cabe mencionar que Stanislav Uryasev [54, 55] es el Jefe de Investigación en AORDA, propietaria del programa "Portfolio Safeguard", antes mencionado.

¹⁰ En este punto cabe observar que el *AVaR* no está bien definido para todas las variables aleatorias de valores reales, sino solamente para aquellas con media finita, esto es que: $AVaR < \infty$ si $E[X] < \infty$, lo que en todo caso no resulta preocupante ya que las variables aleatorias que se estudian en el campo de las finanzas, como por ejemplo el retorno de acciones, se asume que en la práctica, tienen un retorno esperado finito, más no infinito (nadie ofrece retornos infinitos).

4.6.1 FORMAS DE CÁLCULO DEL AVaR

4.6.1.1 Fórmulas analíticas para distribuciones conocidas

En la literatura se encuentran fórmulas analíticas para el *AVaR* obtenidas a partir de la definición del *AVaR* para las típicas distribuciones conocidas, como son la Normal, la t-Student, e.o.

El *AVaR* puede calcularse analíticamente para distribuciones sesgadas mediante la Teoría de Valores Extremos con ayuda del Método de Picos sobre Umbral (conocido como POT por las siglas en inglés de “Peaks over Threshold”) pero ello requiere hacer ciertos supuestos para derivar un CVaR analítico. Además esta teoría al momento sólo maneja problemas unidimensionales basados en la información histórica; por lo que hay que acudir a calcular estimados del *AVaR* mediante métodos de simulación histórica o simulación Monte Carlo.

4.6.1.2 Fórmula para cálculo del AVaR a partir de una muestra

Ya que lo más común en Finanzas es, disponer de una “muestra” de retornos del portafolio, de la que desconocemos su distribución, el *AVaR* puede estimarse a partir de dicha muestra de retornos observados del portafolio.

Para ello, los retornos del portafolio disponibles r_1, r_2, \dots, r_n se clasifican de menor a mayor [42] obteniendo la serie $r_{(1)} \leq r_{(2)} \leq \dots \leq r_{(n)}$ clasificada en dicho orden, y se aplica la siguiente fórmula:

$$\overline{AVaR}_\varepsilon(r) = -\frac{1}{\varepsilon} \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^{\lceil n\varepsilon \rceil - 1} r_{(k)} + \left(\varepsilon - \frac{\lceil n\varepsilon \rceil - 1}{n} \right) r_{(\lceil n\varepsilon \rceil)} \right) \quad (4.8)$$

Esta fórmula se ha obtenido de la definición de $AVaR$ aplicada a distribuciones discretas, [42] donde la notación $\lceil x \rceil$ significa el menor entero inmediatamente mayor a x ; por ejemplo: $\lceil 3.1 \rceil = \lceil 3.8 \rceil = 4$.

Tal como se acostumbra en Estadística, el sombrero sobre $AVaR_\varepsilon$, que lo hace \hat{AVaR}_ε , denota que el número es un estimado del valor verdadero, ya que éste se basa en una muestra de la población.

Esta fórmula también permite calcular el \hat{AVaR}_ε realizando “muestreo” desde una distribución disponible, y aplicándola a las realizaciones generadas.

4.6.1.3 Programación Lineal para cálculo del AVaR

Otra forma para estimar el \hat{AVaR}_ε se basa en la fórmula de minimización del $AVaR$, en la cual se reemplaza la esperanza matemática por el promedio de la muestra [42]:

$$\hat{AVaR}_\varepsilon(r) = \min_{\theta \in \mathbb{R}} \left(\theta + \frac{1}{n\varepsilon} \sum_{i=1}^n \max(-r_i - \theta, 0) \right) \quad (4.9)$$

Esta fórmula es equivalente a la anterior, pero es más atrayente ya que con el empleo de variables auxiliares d_1, d_2, \dots, d_n asignadas correspondientemente a cada observación en la muestra, se obtiene un programa lineal, a saber:

$$\min_{\theta, d} \quad \theta + \frac{1}{n\varepsilon} \sum_{k=1}^n d_k \quad (4.10)$$

sujeto a (4.11):

$$\begin{aligned}
 -r_k - \theta &\leq d_k \\
 d_k &\geq 0 \\
 k &= 1, \dots, n \\
 \theta &\in \mathbb{R}
 \end{aligned}
 \tag{4.11}$$

4.6.2 MÉTODOS DE CÁLCULO DEL AVaR EN LA PRÁCTICA

En la práctica, el cálculo del *AVaR* con base en la información histórica puede no ser preciso si las muestras que se encuentran dentro de las colas de probabilidad de 1% o 5%, son pocas en número.

Una forma de superar esto, es la simulación Monte Carlo (Ver Capítulo 5) aplicada en conjunto con la obtención o ajuste de distribuciones de probabilidad a partir de la información histórica de las variables aleatorias.

El método de Monte Carlo realiza el muestreo y generación de números aleatorios y se apoya con técnicas de reducción de varianza, tales como el muestro de Hipercubo Latino. Estas herramientas se disponen en software especializado para análisis de riesgo, tal como @Risk o CRYSTAL BALL.

Luego, el *AVaR* se calcula aplicando las fórmulas anteriores a los “muestreos” obtenidos por simulación Monte Carlo de las distribuciones ajustadas.

Por ejemplo, si las Pérdidas y Ganancias de una empresa se podrían representar mediante una distribución normal estándar (con media 0 y desviación estándar 1), el VaR es 1.645 y el AVaR es 2.061.

Tanto el VaR como el AVaR dependen de los parámetros y supuestos que caracterizan a la distribución; por ejemplo, los valores antes indicados, se calculan para un nivel de confianza del 95% y un horizonte de 1 día. Empleando CRYSTAL BALL [6, 35, 36] (Ver Capítulo 5) que entrega el cuantil del 95% de la distribución normal, se calcula el AVaR (Ver Fig. 4.17).

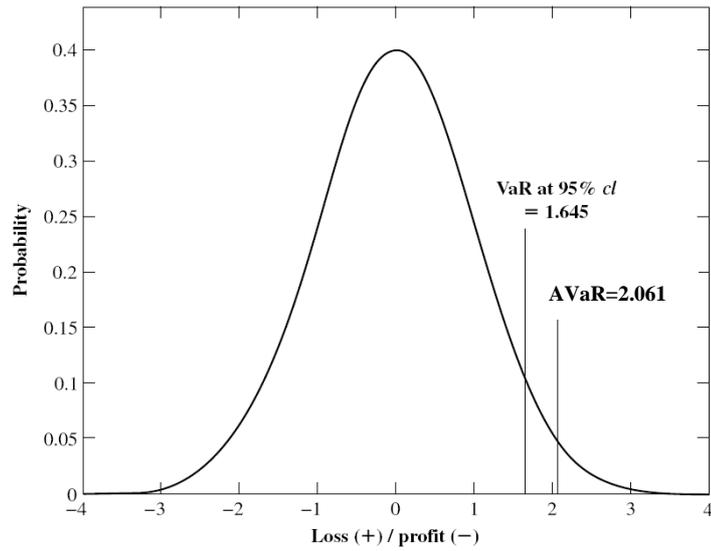


Fig. 4.16: LOCALIZACIÓN DEL “AVaR”

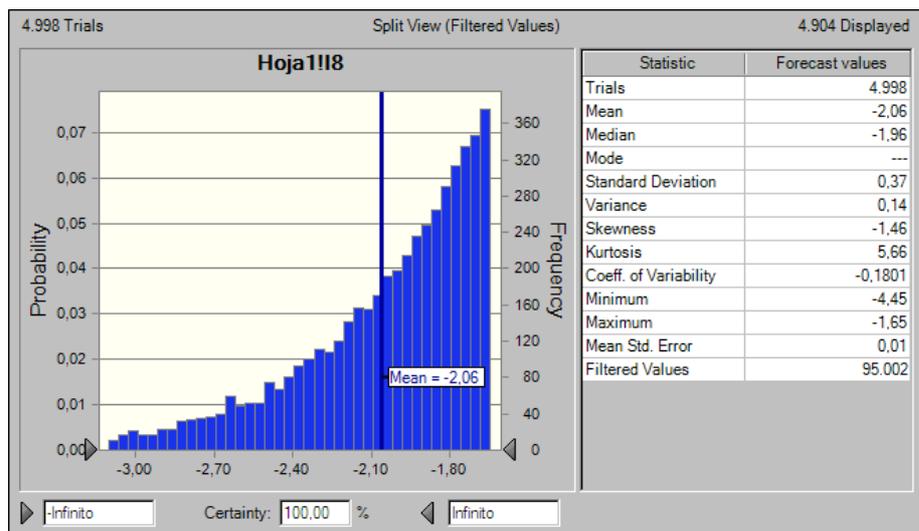
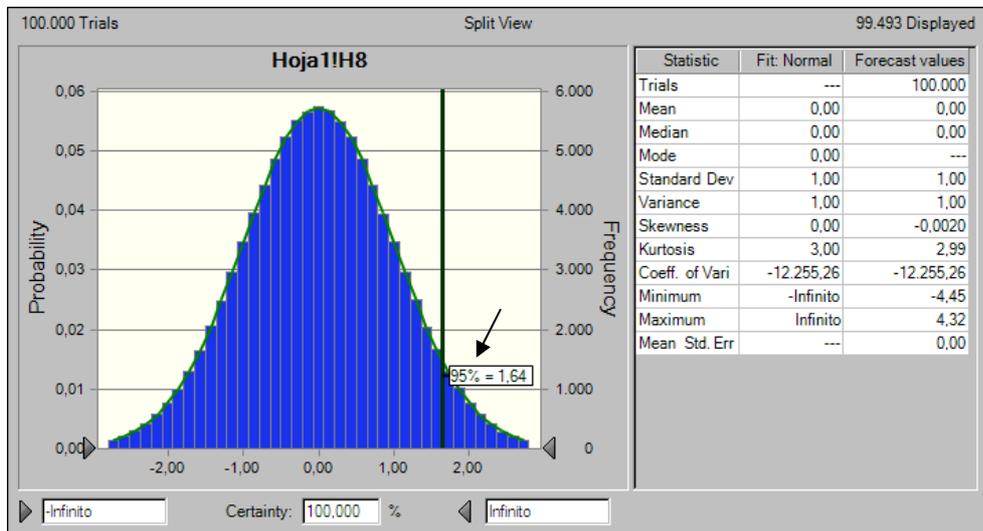


Fig. 4.17: CÁLCULO DE VaR y AVaR CON CRYSTAL BALL PARA $N(0,1)$

Ya que tanto el AVaR, como el VaR, dependen de los mismos parámetros, se los puede graficar, variando el nivel de confianza, como en la Fig 4.18, que muestra que el AVaR domina al VaR, ya que el AVaR se ubica más hacia la cola.

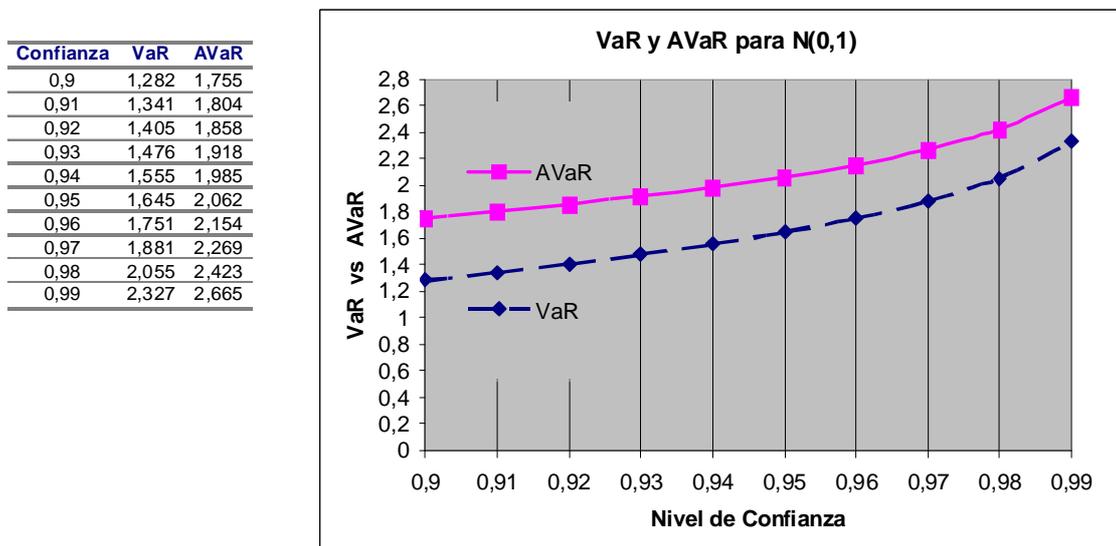


Fig. 4.18: EVALUACIÓN DEL AVaR y VaR

Cabe recalcar que el $(1 - e)\%VaR$ de un portafolio es la menor cantidad a , tal que con probabilidad $(1 - e)\%$, la pérdida no excederá a ; y, el $(1 - e)\%AVaR$ de un portafolio es la esperanza condicional de las pérdidas sobre esa cantidad a . Estas dos definiciones aseguran que el $(1 - e)\%VaR$ nunca es mayor que el $(1 - e)\%AVaR$ del mismo portafolio, tal como se observa en la Fig 4.18.

4.6.2 CÁLCULO PASO A PASO DE PORTAFOLIOS ÓPTIMOS EMPLEANDO AVaR

El ejemplo de selección de portafolios de acciones, resuelto en las secciones 4.2 y 4.3, se vuelve a resolver pero mediante Optimización de Portafolios con el uso de la medida de riesgo AVaR y el método de escenarios. De la misma manera, se asume que cada “escenario” está dado por los datos de cada mes, de los 82

meses disponibles, y que la probabilidad de ocurrencia de cada “escenario” es de 1/82. Iniciaremos calculando un portafolio con un retorno mensual esperado de $0.08/12 = 0.006667$.

Paso 1: Se separan las celdas B7:E7 (Ver Fig. 4.19) para los pesos que son las variables de decisión que representan la fracción de capital a invertir en cada clase de activo. En F7 se calcula la suma del total de todas las fracciones invertidas del capital, con la fórmula:

$$F7 = \text{SUMA}(B7:E7)$$

Paso 2: En G11:G92 se calcula el retorno del portafolio para cada escenario, copiando la fórmula: $G11 = \text{SUMAPRODUCTO}(\$B\$7:\$E\$7;B11:E11)$ de G11 a G12:G92. (Estos cálculos constan en la hoja “AVaR con EXCEL” del archivo TEOPORT.XLS, y que se encuentran en el Anexo # 1).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	METODO DE ESCENARIOS			Retorno anual deseado				0,08	theta			0
2	PARA CALCULO DE AVaR			Retorno medio mensual			0,000000	>=	0,0066667	Suma di's		0
3				Varianza mensual			0,000000			n*e = 82*0,003:		0,246
4				Desviación Estándar Mensual			0,000000					
5				Desviación Estándar Anual			0,000000			AVaR		0
6				Suma Pesos								
7	Pesos	0	0	0	0	0						
8												
9		Logaritmo Natural de los Retornos					ESCENARIO		ESCENARIO			
10	Fecha	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)		Retorno del portafolio, en cada escenario		Varianza del portafolio, escenario		- ri - theta <= di	
11	31/01/1990	0,04670	-0,01490	-0,06493	-0,00789		0,00000		0,00000		0,00000 <=	0
12	28/02/1990	0,06344	0,09175	0,03631	0,03774		0,00000		0,00000		0,00000 <=	0
13	30/03/1990	0,02143	0,02204	0,11326	0,01530		0,00000		0,00000		0,00000 <=	0
91	30/09/1996	0,08482	-0,03329	-0,04445	0,08808		0,00000		0,00000		0,00000 <=	0
92	31/10/1996	0,03551	0,11081	0,04807	0,03847		0,00000		0,00000		0,00000 <=	0

Fig. 4.19: HOJA “AVaR” DEL ARCHIVO TEOPORT.XLS ANTES DE LA OPTIMIZACIÓN

Paso 3: Ya que se considera que cada escenario es igualmente probable, el retorno medio de nuestro portafolio se calcula en G2 con la fórmula:

$$G2=\text{PROMEDIO}(G11:G92)$$

Observación: Hasta aquí, se ha hecho lo mismo que en la sección 4.3, e incluso para fines de comparación, se conserva el cálculo de la varianza obtenido como la desviación promedio elevada al cuadrado desde la media de la variable aleatoria. Por tanto, se conservan los cálculos en I11:I92, de la varianza del portafolio establecida para cada escenario, a partir del retorno promedio, copiando desde I11 a I12:I92 la siguiente fórmula: $I11=(G11-\$G\$2)^2$. Igualmente, en G3 se conserva el cálculo de la varianza del retorno del portafolio con la fórmula: $G3=\text{PROMEDIO}(I11:I92)$. Se conserva en G4 el cálculo de la desviación estándar mensual del retorno del portafolio, con la fórmula: $G4=\text{RAIZ}(G3)$.

Paso 4: El AVaR se calcula con la fórmula de minimización (Ecuaciones 4.10 y 4.11) para un nivel de confianza de 99.7%, esto es $\varepsilon = 0.3\% = 0.003$. Para ello, en la celda J11 (Ver Fig. 4.19) se calcula el valor del “retorno” menos “theta”, con la fórmula:

$$J11=-G11-\$L\$1$$

Se copia la fórmula de J11 a J12:J92. Cabe aclarar que “theta” se almacena en $\$L\1 , y se define como una variable real, que equivaldrá al VaR una vez que se complete la minimización.

Paso 5: Se reservan las celdas L11:L92 para contener las variables auxiliares d_1, d_2, \dots, d_{82} (correspondientes a los 82 escenarios) que se necesitan para el cálculo del AVaR mediante la fórmula de minimización (Ver Fig. 4.19).

Paso 6: La celda L5 contiene el cálculo del AVaR con la fórmula de minimización, para lo cual previamente en las celdas L2 y L3 se calculan, la

suma total de las variables auxiliares y el producto $n \cdot \varepsilon$ del número total de observaciones (82) por la probabilidad de cola (0.003), respectivamente:

$$L2 = \text{SUMA}(L11:L92)$$

$$L3 = 82 * 0,003$$

$$L5 = L1 + L2 / L3$$

Paso 7: A continuación, se aplica SOLVER para encontrar el portafolio que proporciona el retorno mensual deseado de, al menos $0.08/12 = 0.00667$ empleando el AVaR como medida de riesgo calculada a través de su fórmula de minimización. Las ventanas del SOLVER se completan según la Fig 4.20.

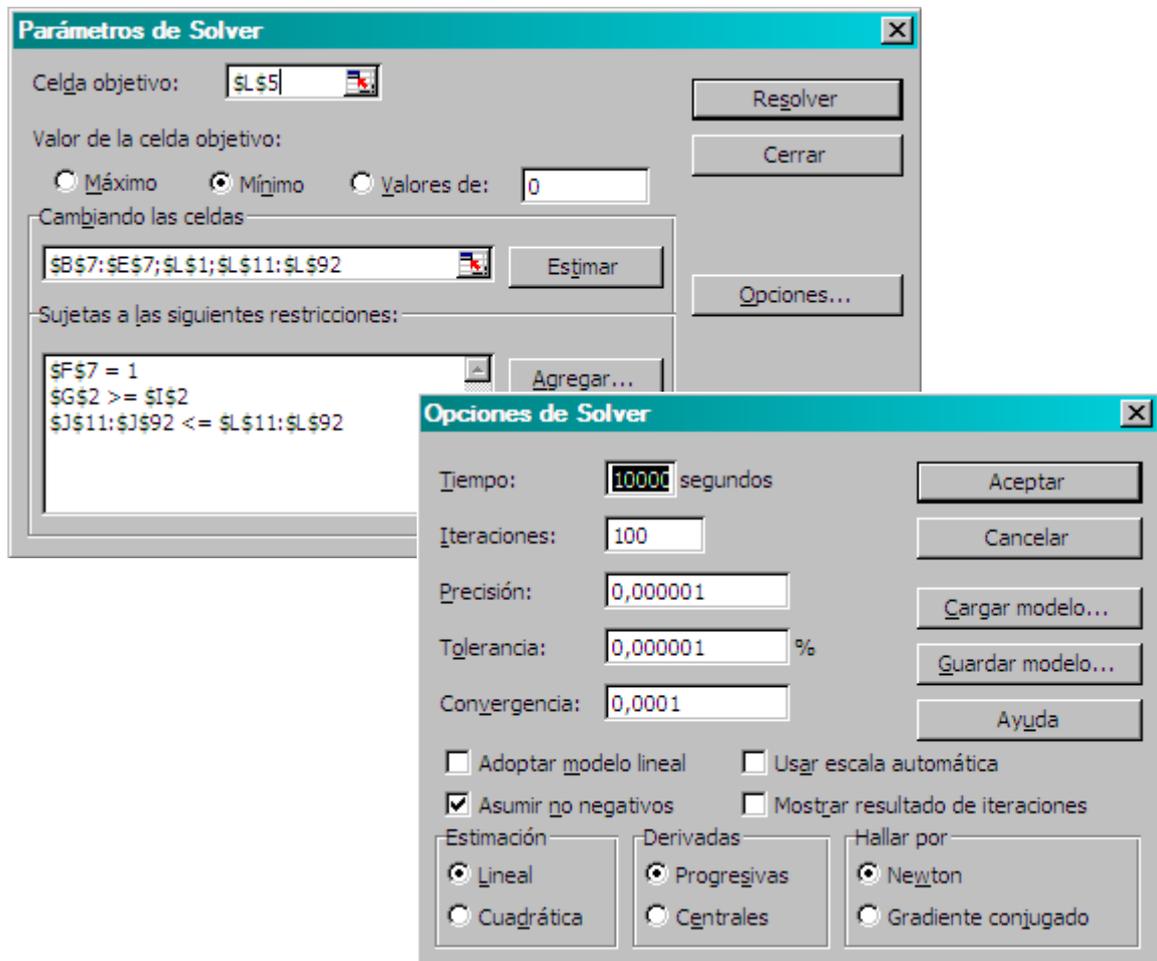


Fig. 4.20: CORRIDA DE SOLVER PARA EL CÁLCULO DE AVAR CON LA FÓRMULA DE MINIMIZACIÓN

En este caso, SOLVER minimiza el AVaR dado por la suma: “*theta*” + “*suma de variables aleatorias dividida para $n \cdot \varepsilon$* ” en (L5), cambiando las fracciones asignadas a cada activo (B7:E7). Asimismo, las restricciones, aseguran que todo nuestro capital (F7=1) sea invertido, y que se obtenga el retorno mensual deseado de al menos 0.00677 (G2>=I2). Además, se cumplen las restricciones de las variables auxiliares (J11:J92<=L11:L92) necesarias para el cálculo del AVaR.

En las opciones del SOLVER se marca “Asumir no negativos” y Estimación “Lineal”; y, que las “variables de decisión” tomen valores reales positivos, para resolver la programación lineal requerida para el cálculo del AVaR.

SOLVER obtiene los pesos (Ver Fig 4.21) del portafolio óptimo, el cual para el retorno deseado de 8% anual (= 12 * 0.00667) y para el criterio de 99.7%-AVaR, indica que el capital se debería asignar como sigue: 30.4% en IBM, 0% en GM, 41.9% en Dayton Hudson y 27.6% en ARCO.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	METODO DE ESCENARIOS			Retorno anual deseado					0,08	theta		0,0955
2	PARA CALCULO DE AVaR			Retorno medio mensual			0,0068922	>=	0,0066667	Suma di 's		0
3				Varianza mensual			0,00190			n*e = 82*0,003:		0,246
4				Desviación Estándar Mensual			0,04364					
5				Desviación Estándar Anual			0,15117			AVaR		0,0955
6				Suma Pesos								
7	Pesos	0,30427	0	0,41962	0,27612	1						
8												
9		Logaritmo Natural de los Retornos					ESCENARIO		ESCENARIO			
10	Fecha	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)		Retorno del portafolio, en cada escenario		Varianza del portafolio, escenario		- ri - theta <= di	
11	31/01/1990	0,04670	-0,01490	-0,06493	-0,00789		-0,01521		0,00049		-0,08024 <=	0
12	28/02/1990	0,06344	0,09175	0,03631	0,03774		0,04496		0,00145		-0,14041 <=	0
13	30/03/1990	0,02143	0,02204	0,11326	0,01530		0,05827		0,00264		-0,15372 <=	0
91	30/09/1996	0,08482	-0,03329	-0,04445	0,08808		0,03148		0,00060		-0,12693 <=	0
92	31/10/1996	0,03551	0,11081	0,04807	0,03847		0,04159		0,00120		-0,13705 <=	0

Fig. 4.21: RESULTADO DEL PORTAFOLIO CON AVaR Y CON EL METODO DE ESCENARIOS

Este portafolio es diferente al obtenido con el criterio de “minimización de la varianza”.

En efecto, comparando el portafolio AVaR, éste tiene una desviación estándar de 15.1% (Ver Fig 4.23), que es mayor a la desviación estándar de 13.4% obtenida para el portafolio “M-V” de mínima varianza en la Sección 4.2.

Pero, el portafolio AVaR es teóricamente correcto y superior al portafolio M-V, por considerar como riesgo, sólo al lado de las pérdidas, y por proceder en forma consecuente con las creencias de racionalidad del inversionista (medida de riesgo coherente). Adicionalmente, igual que en la Sección 4.3, se varían los retornos deseados para obtener la Frontera Eficiente AVaR; lo que se realizó tanto en EXCEL, como en “Portfolio Safeguard Versión 1.2”, obteniendo los mismos resultados (Ver Fig 4.22).

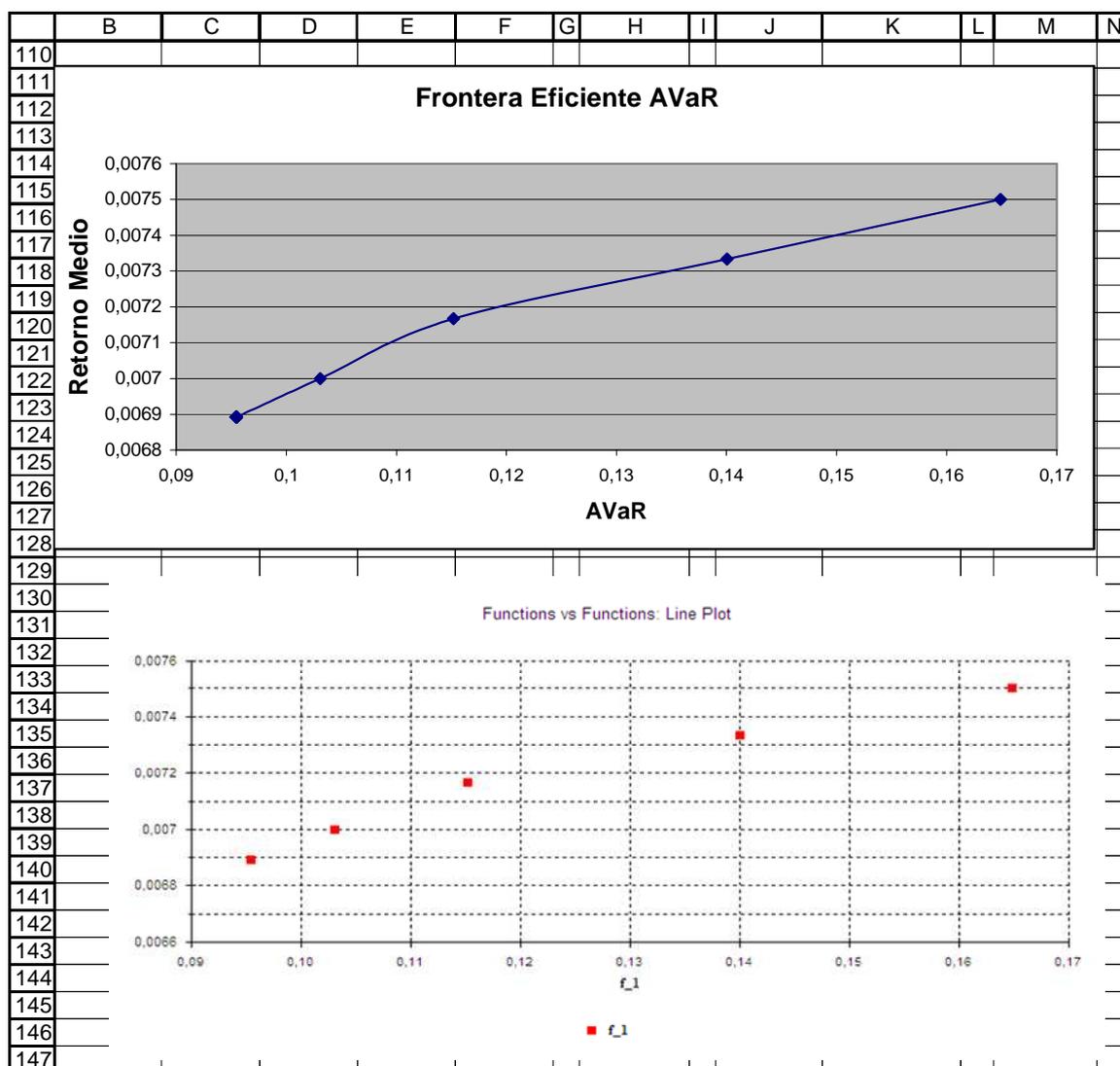


Fig. 4.22: FRONTERAS EFICIENTES: SOLVER (ARRIBA) VS. “PORTFOLIO SAFEGUARD VERSION 1.2” (ABAJO) PARA LOS RETORNOS MENSUALES

Como se deduce de lo anterior, el empleo de diferentes “medidas de riesgo” dentro de la estructura de optimización de portafolios, produce portafolios con diferentes pesos; y, por tanto, las fronteras eficientes contienen portafolios óptimos diferentes. En consecuencia, se advierte la importancia de la selección de una medida de riesgo apropiada, ya que incide directamente en los resultados, y por tanto en la toma de decisiones. Por ello, el asesor financiero deberá preferir y se le deberá requerir el empleo de “medidas de riesgo” que reflejen la racionalidad del inversionista, como lo hacen las medidas de riesgo coherentes.

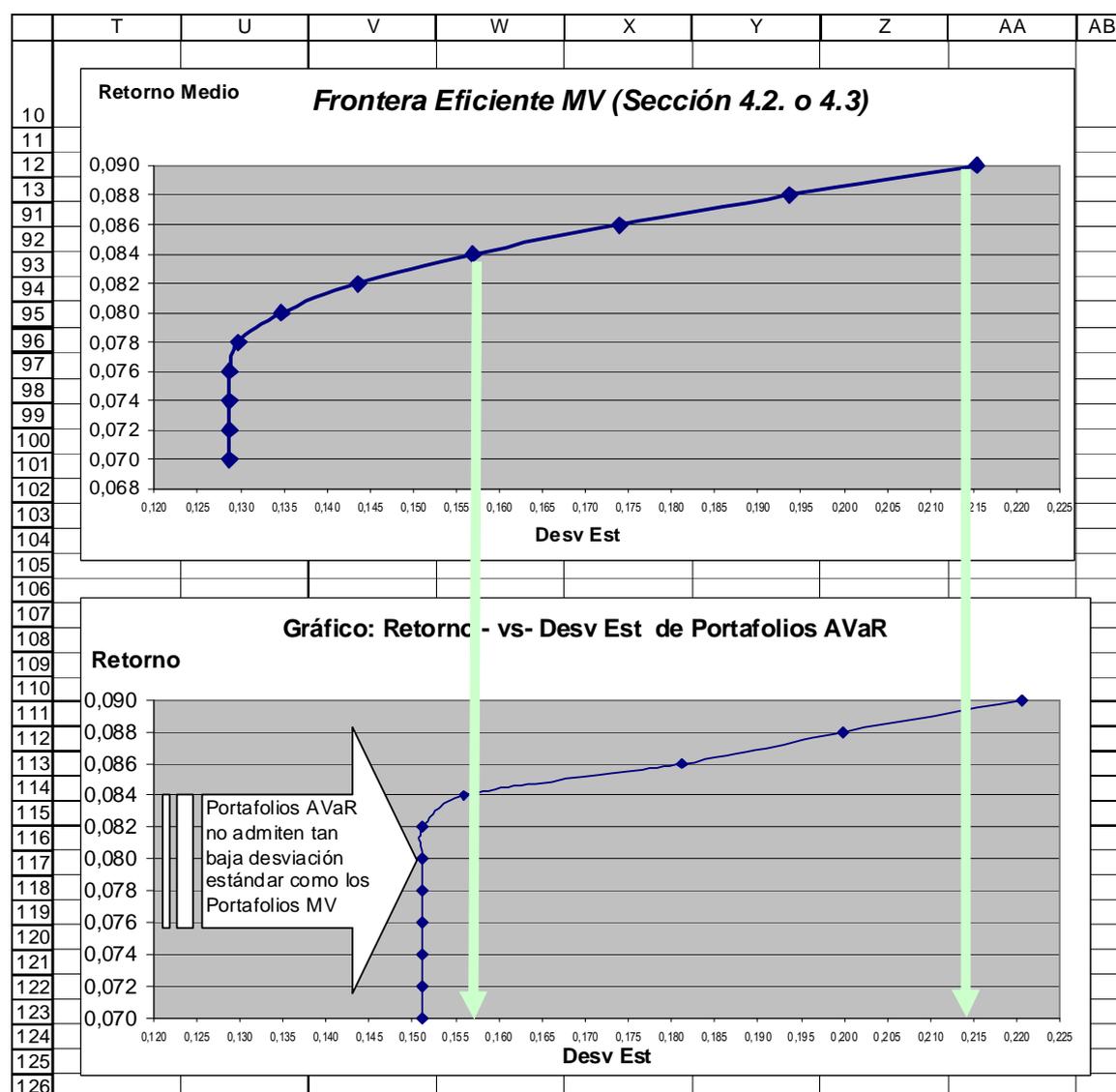


Fig. 4.23: LA FRONTERA EFICIENTE M-V(ARRIBA) VS. DESVIACIONES ESTÁNDAR DE PORTAFOLIOS ÓPTIMOS AVaR (ABAJO)

De igual manera, se grafica la composición de los portafolios eficientes AVaR:

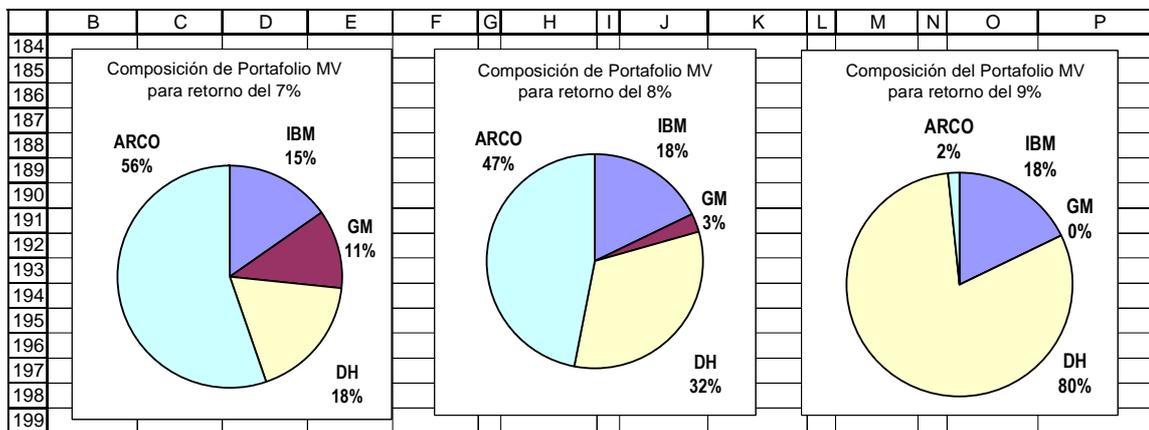
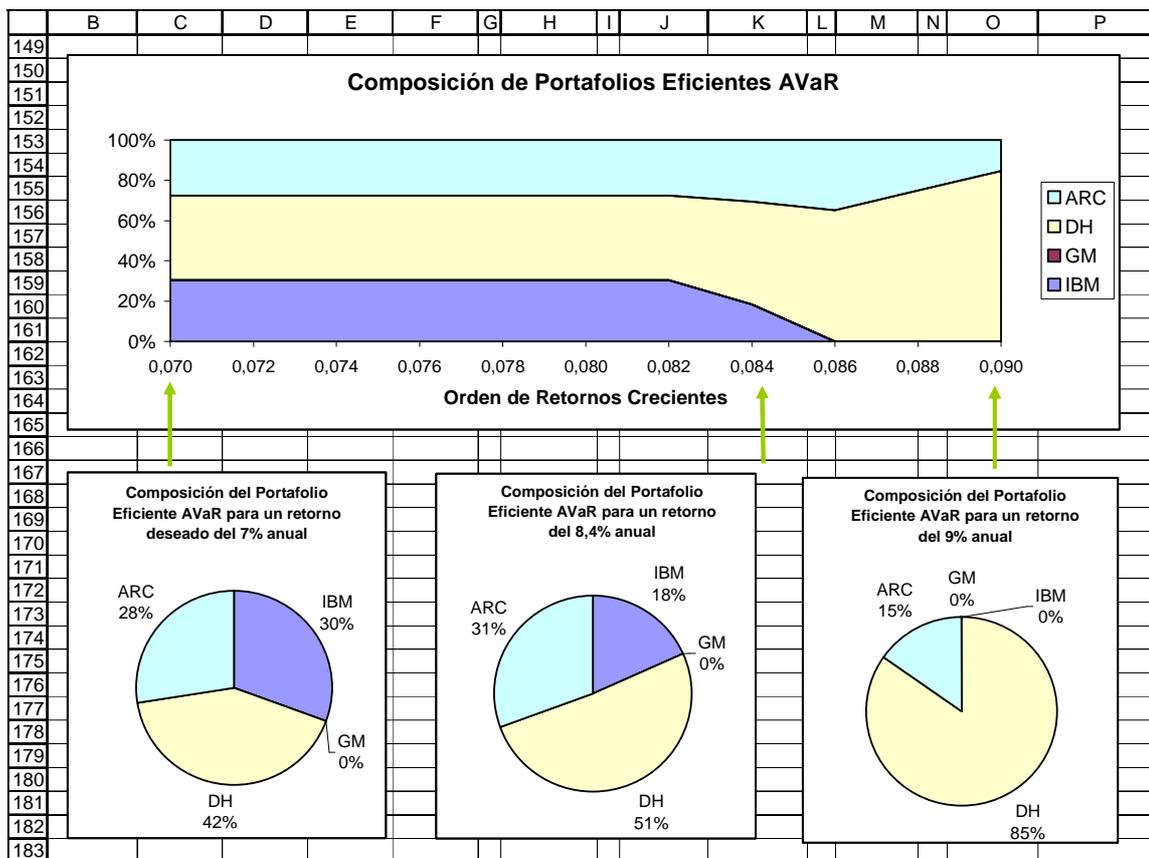


Fig. 4.24: COMPOSICIÓN DE PORTAFOLIOS AVaR vs PORTAFOLIOS M-V

Se observa la composición diferente del portafolio AVaR con respecto a los portafolios MV; en particular, los portafolios AVaR no contienen acciones de GM.

La Fig 4.23 muestra para el ejemplo de la Sección 4.2. que las desviaciones estándar de los Portafolios AVaR para el mismo retorno deseado que los Portafolios MV, no difieren en mayor medida a partir de un cierto valor de la desviación estándar; pero esto no es una regla, sino que depende de que tan sesgadas sean las distribuciones. Nótese que el criterio AVaR no admite tan bajas desviaciones estándar como el criterio Media-Varianza.

4.6.3. COMENTARIOS SOBRE MEDIDAS DE RIESGO

¿Qué es lo que esperamos de las medidas de riesgo?. Seguramente, lo que al menos queremos, son medidas de riesgo que reflejen correctamente los efectos de diversificación y que faciliten la toma de decisiones descentralizada, y por tanto cumplan la propiedad de subaditividad.

La medida “pérdida esperada en la cola” se considera que es una verdadera medida de riesgo consecuente con las aspiraciones de los inversionistas, y por tanto superior, tanto conceptual, como matemáticamente, al “Valor en Riesgo” que en realidad es un parámetro de localización de la distribución y por tanto dependiente de la calidad del ajuste de la distribución particular [34, 40, 42].

La medida “pérdida esperada en la cola” se refiere el valor esperado de las pérdidas, cuando las pérdidas son mayores al VaR; y está verificada que es una medida coherente. Esta medida se denomina con diferentes nombres en la literatura, y se debe ser cuidadoso con las definiciones ya que diferentes libros y artículos publicados sobre este tema emplean diferentes definiciones, lo que puede causar confusión si la medida de riesgo se aplica a “retornos” o a “beneficios brutos” (payoff), o a “requerimientos de capital”.

Las medidas que están verificadas como coherentes, son: Expected Regret, CVaR, Tail Conditional Expectation, Tail Mean, Worst Conditional Expectation, y las Medidas de Riesgo Espectrales. Las medidas espectrales se definen como promedios ponderados de VaRs. Además en la presente década, se han

desarrollado funcionales de riesgo coherentes para modelos de un solo periodo, y también para modelos multiperiodo. Mayores detalles de estas medidas, pueden hallarse en la literatura más reciente [40, 42], a la que se remite al investigador interesado.

Por otra parte, los axiomas de coherencia indican que, para aplicaciones en general, las medidas de riesgo como la varianza, la correlación lineal y el VaR, son “no-convexas” y pueden llevar a resultados absurdos; y además, éstas no alcanzan a medir el grado de co-dependencia entre las variables aleatorias.

Finalmente, cabe citar la inestabilidad descubierta en las medidas de riesgo coherentes para el caso de dos portafolios, donde uno de ellos domina al otro en una muestra dada. En tal caso, la medida coherente obtenida a partir de dicha muestra no encuentra el portafolio óptimo sino que diverge a menos infinito. Estos resultados están reportados en el artículo de Imre Kondor y István Varga-Haszonits [27], quienes indican que las medidas coherentes son sensibles a fluctuaciones de muestra a muestra, y se quiebran si uno de los activos domina a otros en una muestra dada, como ha ocurrido en la práctica de optimización del “Expected Shortfall” de algunos portafolios. Por ello, los autores antes citados plantean que, además de la consistencia matemática, también la tolerancia al ruido o robustez a las fluctuaciones “muestra a muestra”, es una característica altamente deseable para las medidas de riesgo; y, por tanto animan a mayores investigaciones para establecer cuanta modificación a la estructura de coherencia se requiere para acomodar el requerimiento de robustez.

Lo que es importante recalcar es que las medidas coherentes aún requieren identificar las distribuciones empíricas para los activos, y ello es una labor no exenta de complejidad y que requiere una atención cuidadosa y el apoyo en creencias apropiadas sobre las percepciones de la realidad y la incertidumbre.

La medición del riesgo es un asunto pasivo ya que la simple “medida del riesgo” no entrega mayor guía sobre como gestionar el riesgo. En cambio, la gestión

del riesgo, es un proceso dinámico que requiere herramientas para saber como optimizar un portafolio empleando una medida de riesgo.

Y por tanto, la búsqueda de portafolios óptimos requiere cuidar de los alcances que puedan lograrse con las creencias de probabilidad, las medidas de riesgo coherentes y la optimización estocástica, a fin de establecer resultados que pueden ser referentes útiles para la toma de decisiones bajo incertidumbre.

CAPÍTULO 5

SIMULACIÓN Y OPTIMIZACIÓN CON CRYSTAL BALL

Este capítulo, de corte matemático pero de sentido práctico, es necesario para presentar el programa CRYSTAL BALL que permite elaborar modelos con capacidad de manejar la variabilidad de los supuestos y de los resultados.

Se recopilan conceptos asociados con Simulación Monte Carlo y su aplicación con CRYSTAL BALL, programa que además está equipado con un “solver” de programación matemática denominado OPTQUEST, el cual permite establecer decisiones con base en la definición de un objetivo y sus restricciones.

OPTQUEST no tiene las limitaciones del Solver básico de EXCEL en cuanto a la cantidad de variables de decisión, sin embargo su algoritmo heurístico requiere computadores de alta velocidad de procesamiento y gran capacidad de memoria lo que es su limitante para el análisis de modelos de gran escala de la vida real.

El uso de EXCEL, CRYSTAL BALL y OPTQUEST en conjunto, amplían enormemente las capacidades de la hoja electrónica para la construcción de modelos financieros en aplicaciones de todo tipo de negocios e industrias, por lo que su manejo en sí mismo, constituye un aporte metodológico importante.

5.1 SIMULACIÓN MONTE CARLO Y MODELOS FINANCIEROS

La simulación Monte Carlo es un tipo de simulación que confía en el muestreo repetido y en el análisis estadístico para calcular los resultados [43].

Este método se relaciona con experimentos aleatorios, esto es experimentos en los cuales, el resultado específico no se conoce con anticipación. En este

contexto, la simulación Monte Carlo se puede considerar como una forma metódica de hacer los denominados análisis “que pasaría si” (what-if analysis).

La simulación Monte Carlo como modelo matemático describe las interacciones de un sistema mediante el empleo de expresiones matemáticas. Un modelo recibe un número de parámetros de entrada que se procesan mediante fórmulas matemáticas al interior del modelo, el que entrega una o más salidas.

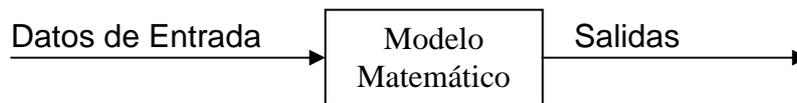


Fig. 5.1: MODELO MATEMÁTICO

Los datos de entrada para los modelos dependen de varios factores externos.

Debido a estos factores, los modelos de la realidad están sujetos al riesgo de la variación sistemática de los parámetros de entrada. Un modelo efectivo deberá tomar en cuenta los riesgos asociados con los parámetros de entrada.

Un modelo determinista es aquel que no considera esta variación sistemática de los parámetros de entrada, y se denomina un “caso base” cuando emplea los valores más probables de los parámetros de entrada.

Los constructores de modelos desarrollan varias versiones del modelo, entre las cuales pueden incluir el “caso base”, el “mejor escenario posible” y el “peor escenario posible”, para los valores de los parámetros de entrada.

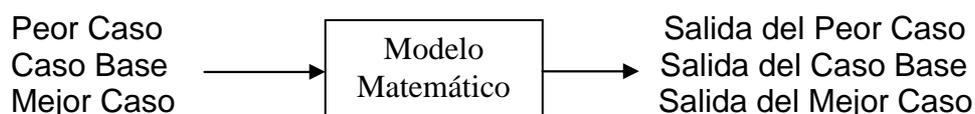


Fig. 5.2: MODELADO DE CASOS

Este camino tiene varias desventajas. Por ejemplo, podría ser difícil evaluar el mejor y peor escenarios para cada parámetro de entrada. Además, todos los parámetros o variables de entrada podrían no estar en sus mejores o peores niveles a la vez; y, la toma de decisiones se vuelve difícil ya que ahora se debe considerar más de un escenario, o más aún si se desea emplear valores particulares para los parámetros de entrada, a manera de análisis “what-if”.

La simulación Monte Carlo puede ayudar al constructor de modelos a investigar en forma metódica la gama completa de riesgo asociado con cada variable de entrada riesgosa.

La simulación Monte Carlo identifica una distribución estadística que puede usarse como la fuente de cada uno de los parámetros de entrada. Luego, obtiene muestras aleatorias de cada distribución de modo que éstas representen los valores de las variables de entrada. Cada conjunto de parámetros de entrada proporcionará un conjunto de parámetros de salida. El valor de cada parámetro de salida es una realización (outcome) particular o “escenario” de la simulación.

Si se realiza un número de corridas de simulación y se almacenan los valores de salida, se puede elaborar con ellos un análisis estadístico para la toma de decisiones. Los estadísticos de los valores de salida del modelo, se pueden usar para caracterizar la variación de la salida.

5.2 TÉRMINOS EMPLEADOS EN LA SIMULACIÓN MONTE CARLO

Distribuciones Estadísticas: las distribuciones estadísticas o distribuciones de probabilidad describen las realizaciones producidas por una variable aleatoria y la probabilidad de ocurrencia de tales realizaciones. Cuando la variable aleatoria sólo toma valores discretos, la distribución de probabilidad correspondiente se denomina distribución de probabilidad discreta. Por otro

lado, cuando la variable aleatoria toma valores continuos, la correspondiente distribución de probabilidad se llama continua.

Muestreo Aleatorio: en Estadística un subconjunto finito de individuos de una población se denomina una muestra. En el muestreo aleatorio, las muestras se obtienen de forma aleatoria desde la población, lo que implica que cada individuo de la población tiene una chance igual de ser incluido en la muestra.

Generador de Números Aleatorios: es un dispositivo físico o computacional diseñado para generar una secuencia de números que parecen ser extracciones independientes obtenidas desde una población. También se llaman generadores de números pseudo-aleatorios ya que los números aleatorios generados a través de este método no son reales, sino simulados.

5.3 SIMULACIÓN MONTE CARLO PASO A PASO

La simulación Monte Carlo se realiza según los siguientes pasos:

Paso 1: Generación del modelo estático

Cada simulación Monte Carlo inicia con el desarrollo de un modelo determinista que se parece bastante al escenario real. Este modelo determinista usa el valor más probable (caso base) de los parámetros de entrada y contiene relaciones matemáticas para obtener las salidas deseadas.

Paso 2: Identificación de la Distribución de Entrada

Una vez que el modelo determinista ha sido verificado como apropiado, se le incorporan las componentes de riesgo. Ya que los riesgos se originan de la naturaleza estocástica de las variables de entrada, se trata de identificar las distribuciones subyacentes, si es que éstas existen y gobiernan a las variables de entrada. Este paso requiere acudir a los datos históricos de las variables de

entrada, para aplicar procedimientos de ajuste estadístico que permitan identificar las distribuciones de probabilidad que caracterizan a las entradas.

Paso 3: Generación de las Variables Aleatorias

Luego de identificar las distribuciones subyacentes que caracterizan a las variables de entrada, se genera un conjunto de números aleatorios, también denominados muestras aleatorias, a partir de dichas distribuciones.

El conjunto de números aleatorios consiste de un valor para cada una de las variables de entrada, y será usado en el modelo determinista para entregar un conjunto de variables de salida.

Este proceso se repite, generando más conjuntos de números aleatorios, un número por cada distribución ajustada de cada entrada, con lo que se reúnen diferentes conjuntos de valores de salida posibles. *Este paso es el corazón que impulsa a toda la simulación Monte Carlo.*

Paso 4: Análisis y Toma de Decisiones

Luego de que se han reunido los valores de salida de las muestras simuladas, se realizan análisis estadísticos a estos valores, a fin de obtener criterios de confianza estadística para las decisiones a hacer luego de las simulaciones.

5.4 IDENTIFICACIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE ENTRADA

El procedimiento de identificación de la distribución de entrada, a menudo se denomina “ajuste” o encaje de una distribución a la variable. Cuando existen datos históricos de un parámetro particular o variable de entrada, se emplean pruebas estadísticas para encajar o “ajustar” los datos a una distribución teórica discreta o continua.

Las rutinas de ajuste cuentan con una forma para identificar la distribución de probabilidad más adecuada para un conjunto de datos.

Cada distribución de probabilidad puede ser identificada en forma única por un conjunto de parámetros estadísticos, por lo que el ajustar distribuciones prácticamente es lo mismo que, el encontrar los parámetros de una distribución que se considera que generaría los datos dados.

Los procedimientos de ajuste pueden tratarse como problemas de optimización, donde las variables son los parámetros de las distribuciones. Existen algunos procedimientos de ajuste que se describen a continuación.

5.4.1 MÉTODOS DE AJUSTE DE DISTRIBUCIONES

Método de Máxima Verosimilitud

El método de máxima verosimilitud se emplea para hacer inferencia sobre los parámetros de la distribución de probabilidad subyacente, obtenida a partir de un conjunto de datos de la variable de entrada (o de la variable de salida).

Si se asume que los datos que se extraen a partir de una distribución de probabilidad, son independientes y están idénticamente distribuidos, entonces el método de máxima probabilidad puede encontrar los parámetros de la distribución, de la cual es más probable que tales datos procedan.

Existen formularios de los estimadores de máxima verosimilitud para cada una de las distribuciones o un método de obtenerlos numéricamente.

Método de Momentos

Este método estima los parámetros de la población (como son la media, varianza, mediana, entre otros momentos) igualando los momentos de la

muestra, con los momentos no observados de la población, para los cuales se tendrán ecuaciones teóricas, y se resuelve estas ecuaciones para determinar los parámetros a ser estimados.

Optimización No Lineal

Los parámetros desconocidos de una distribución pasan a ser las variables de decisión de problemas de optimización no-lineal donde la función objetivo a minimizar es, o un estadístico de bondad de ajuste, o la diferencia de sumas cuadráticas de los momentos de la muestra, o la diferencia de sumas cuadráticas de los percentiles de la muestra. Se pueden incluir restricciones adicionales a partir de relaciones entre los parámetros de la distribución. Este método es menos eficiente y el valor del parámetro depende del algoritmo escogido.

5.4.2 ESTADÍSTICOS DE PRUEBA DE BONDAD DE AJUSTE

Una primera evaluación visual, de que tan bien “encajan” las “distribuciones ajustadas” con los datos, se puede realizar mediante gráficos P-P o Q-Q.

Sin embargo, existen estadísticos que miden que tan bien encajan las “distribuciones ajustadas” con los datos observados en forma cuantitativa.

Prueba Ji-Cuadrada

Esta es la más vieja de las pruebas de hipótesis y data de 1900 con el artículo de Pearson. La prueba Ji-Cuadrada realiza una comparación entre el histograma de datos con la “distribución ajustada”.

Para ello, el rango de la distribución ajustada se divide en k intervalos adyacentes $[a_0, a_1), [a_1, a_2), \dots, [a_{k-1}, a_k)$, y se cuenta el número N_j de X_i s en el j -ésimo intervalo $[a_{j-1}, a_j)$ de los $j = 1, 2, \dots, k$. Se calcula $n = \sum_{j=1}^k N_j$.

Luego, se calcula la proporción esperada p_j de las X_i s que caerían en el intervalo j -ésimo si estuviéramos muestreando desde la distribución ajustada.

Con las proporciones calculadas, se calcula el estadístico de prueba $\hat{\chi}^2$:

$$\hat{\chi}^2 = \sum_{j=1}^k \frac{(N_j - np_j)^2}{np_j}$$

Ya que np_j es el valor esperado de las nX_i s que caerían en el intervalo j -ésimo, entonces para que la prueba de hipótesis dada por, H_0 : las X_i son variables aleatorias IID con distribución F , fuera verdadera; se esperaría que, $\hat{\chi}^2$ sea pequeña si el ajuste es bueno; o bien, se rechazaría H_0 si $\hat{\chi}^2$ es demasiado grande.

Lo problemático en esta prueba, es escoger los intervalos [28]. La elección de k afecta el poder de la prueba y elegir el k óptimo que da el mayor poder a la prueba, puede depender de la distribución alternativa; por ejemplo, algunos estudios han sugerido que k no sea mayor a 30 o 40, sin consideración de que tan grande sea n . Esta es la mayor desventaja de la prueba chi-cuadrada, pero ésta puede ser aplicada a cualquier distribución que se plantee, en cambio otras pruebas de bondad de ajuste no gozan de tan amplia aplicabilidad.

Prueba de bondad de Kolmogorov-Smirnov

Esta prueba compara una función de distribución empírica con la función de distribución F de la distribución hipotética.

Esta prueba no requiere agrupar los datos como la Chi-cuadrada, y sus resultados son válidos para cualquier tamaño de muestra n . Sin embargo, su aplicabilidad es más limitada ya que la distribución hipotética debe ser continua, y la prueba sólo es válida si se conocen todos los parámetros de la distribución hipotética, es decir que los parámetros no pueden ser estimados de los datos.

Para la prueba de Kolmogorov-Smirnov, abreviada “K-S”, se define la función de distribución empírica $F_n(x)$ a partir de los datos X_1, X_2, \dots, X_n , como:

$$F_n(x) = \frac{\text{número de } X_i \leq x}{n}$$

para todos los números reales x . De esta manera, $F_n(x)$ es una función escalón tal que $F_n(X_{(i)}) = i/n$ para cada $i = 1, 2, \dots, n$. Si $\hat{F}(x)$ es la función de distribución ajustada, esta prueba mide la cercanía entre las funciones F_n y \hat{F} , mediante la mayor distancia entre ellas para todos los valores de x :

$$D_n = \sup_x \left\{ \left| F_n(x) - \hat{F}(x) \right| \right\}$$

Aquí, se usa “sup” en lugar de “max” ya que dependiendo de la situación, podría no haber un valor de x en que exista $D_n = \left| F_n(x) - \hat{F}(x) \right|$.

Sin embargo, siempre es verdad que ningún número estrictamente menor a D_n puede ser mayor que o igual a $\left| F_n(x) - \hat{F}(x) \right|$ para cada x .

El cálculo de D_n , se puede descomponer en dos partes:

$$D_n^+ = \sup_x \left\{ F_n(x) - \hat{F}(x) \right\} = \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ \left| \frac{i}{n} - \hat{F}(X_{(i)}) \right| \right\}$$

$$D_n^- = \sup_x \left\{ \hat{F}(x) - F_n(x) \right\} = \max_{1 \leq i \leq n} \left\{ \left| \hat{F}(X_{(i)}) - \frac{i-1}{n} \right| \right\}$$

Y entonces, se halla el estadístico KS, denotado por D_n , como:

$$D_n = \max\{D_n^+, D_n^-\}$$

El cálculo directo de D_n^+ y D_n^- requiere clasificar los datos para obtener las $X_{(i)}$. Si se obtiene un gran valor de D_n , ello indica un ajuste pobre, de modo que la prueba rechazará la hipótesis " H_0 : las X_i son variables aleatorias IID con distribución \hat{F} ", si D_n es mayor a alguna constante $d_{n,1-\alpha}$ donde α es el nivel especificado de la prueba. El valor del punto crítico $d_{n,1-\alpha}$ depende de cómo se especificó la distribución hipotética y se distinguen varios casos [28]:

Caso 1: Si se conocen todos los parámetros de \hat{F} , entonces la distribución de D_n no depende de \hat{F} , asumiendo que \hat{F} es continua. Hay disponibles tablas para $d_{n,1-\alpha}$, o bien se puede emplear el esquema de Stephens que dice que se

rechace H_0 si $\left(\sqrt{n} + 0.12 + \frac{0.11}{\sqrt{n}}\right) D_n > c_{1-\alpha}$ para valores de $c_{1-\alpha}$ tabulados.

Caso 2: Si la distribución hipotética es normal $N(\mu, \sigma^2)$ con μ y σ^2 desconocidos, Stephens dice que se rechace H_0 si

$$\left(\sqrt{n} - 0.11 + \frac{0.85}{\sqrt{n}}\right) D_n > c'_{1-\alpha}$$

donde los valores de $c'_{1-\alpha}$ se encuentran tabulados.

Caso 3: Si la distribución hipotética es exponencial $Exp(\beta)$ con β desconocido; se estima β con su estimador de máxima probabilidad $\bar{X}(n)$ y se hace \hat{F} la función exponencial $Exp(\bar{X}(n))$ de modo que: $\hat{F}(x) = 1 - e^{-x/\bar{X}(n)}$ para $x \geq 0$. Lilliefors y luego Durbin, dicen que se rechace H_0 si:

$$\left(D_n - \frac{0.2}{n} \right) \left(\sqrt{n} + 0.26 + \frac{0.5}{\sqrt{n}} \right) > c''_{1-\alpha}$$

donde $c''_{1-\alpha}$ se encuentra tabulado.

Caso 4: Si la distribución hipotética es Weibull con parámetro de forma α y parámetro de escala β desconocidos. Se emplean los estimadores de máxima probabilidad de α y β , y se hace $\hat{F}(x) = 1 - e^{-(x/\hat{\beta})^\alpha}$.

Luego se calcula D_n en la forma usual y se coteja contra valores $d_{n,1-\alpha}$ tabulados por Littell, McClave y Offen (disponibles sólo hasta $n=40$) o siguiendo la relación entre la distribución de Weibull con la distribución de valores extremos, encontrada por Chandra, Singpurwalla y Stephens.

Otras Pruebas de Bondad de Ajuste

Se puede mencionar las pruebas de Anderson-Darling y Cramér-von Mises que pueden aplicarse a los mismos cuatro casos antes indicados de la K-S, y parecen ser más poderosas.

Existen varias pruebas de bondad de ajuste diseñadas para la forma específica de distribución en la hipótesis nula, tales como para:

- Uniforme: Quesenberry y Miller
- Exponencial: Stephens, o Gail y Gastwirth
- Weibull: Stephens
- Normal: Shapiro y Wilk, o Shapiro, Wilk y Chen, o Shapiro y Francia, o Weisberg, o Weisberg y Bingham, o Jarque-Bera.

Existe una literatura extensa sobre pruebas de bondad de ajuste, y se recomienda mantenerse informado en las revistas especializadas en este campo.

5.5 SELECCIÓN DE UNA DISTRIBUCIÓN EN LA AUSENCIA DE DATOS

En este caso, se acude a procedimientos heurísticos [28]. Por ejemplo, se asume que la cantidad aleatoria de interés es una variable aleatoria continua X , y se identifica un intervalo $[a,b]$ en el que se piensa que X caerá con probabilidad cercana a 1. Para obtener a y b se averigua a los “expertos” sus estimados más optimistas y pesimistas. Luego, se asigna una función de densidad de probabilidad sobre $[a,b]$ que se crea que es representativa de X .

Se puede asignar una distribución triangular averiguando a los expertos su estimado más probable de X . O, se puede asignar una distribución Beta ya que ésta ofrece flexibilidad de formas escogiendo sus parámetros α_1 y α_2 ; por ejemplo, si uno plantea asumir que X es igualmente probable para cualquier valor entre a y b , entonces escoja $\alpha_1 = \alpha_2 = 1$ que produce la distribución $U(a,b)$, que es un modelo que se podría usar si se conoce muy poco de la variable aleatoria. También se podría asumir que la función de densidad es sesgada a la derecha, haciendo $\alpha_2 > \alpha_1 > 1$ para la distribución Beta.

5.6 GENERACIÓN DE VARIABLES ALEATORIAS

Luego de haber asignado las distribuciones subyacentes para las variables de entrada de un modelo de simulación, se generan números aleatorios a partir de estas distribuciones. A continuación se indican los métodos más empleados para generar variables aleatorias [43] a partir de las distribuciones ajustadas.

5.6.1 MÉTODO DE TRANSFORMACIÓN INVERSA

Este método emplea la inversa de la densidad de probabilidad, para convertir los números aleatorios entre 0 y 1 en un valor aleatorio para la distribución dada.

Esto se realiza en dos pasos:

1. Se genera $U \sim U(0,1)$
2. Se obtiene $X = F^{-1}(U)$

Ya que $0 \leq U \leq 1$, entonces $F^{-1}(U)$ siempre existe.

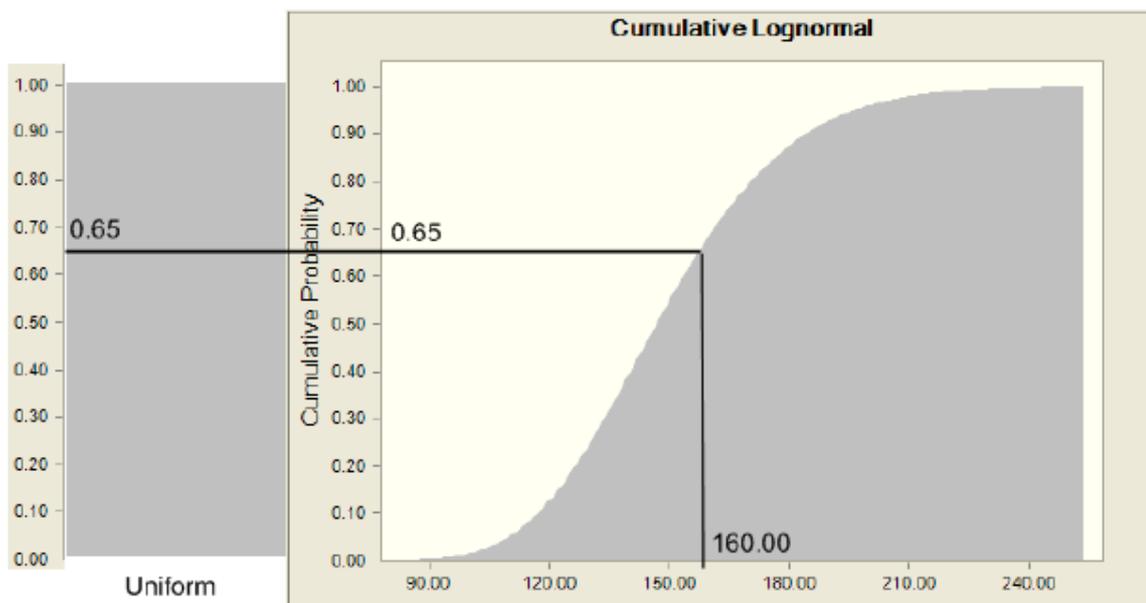


Fig. 5.3: GENERACIÓN DE VARIABLE ALEATORIA POR TRANSFORMACIÓN INVERSA

La Fig 5.3 indica a la izquierda, la distribución uniforme, de la cual se genera en forma aleatoria un número $U(0,1)$ que en este caso resulta 0.65; con el cual se ingresa a la inversa de la función de densidad $F^{-1}(U) = F^{-1}(0.65)$ que da 160.

Si se generan 100 números a partir de $U(0,1)$, usando la misma F^{-1} se obtendrán 100 números o realizaciones de la variable aleatoria.

Este método puede emplearse con cualquier tipo de función de distribución, incluyendo funciones que son mezclas de distribuciones; sin embargo, se hace difícil de aplicarlo si no se dispone de una fórmula analítica para F^{-1} .

5.6.2 GENERACIÓN A PARTIR DE UN CONJUNTO DE DATOS “BOOTSTRAP”

En ocasiones, los datos muestran una forma complicada de su distribución original, tal como multimodalidad, o no-convexidad, o escasez de datos.

El “Bootstrapping” realmente no genera números aleatorios, sino que muestrea repetidamente el conjunto original de datos para escoger uno de ellos.

Se emplea un generador de números aleatorios enteros para elegir los índices de una matriz que se usa para almacenar el conjunto original de datos.

El “Bootstrapping” se debe usar con cuidado ya que tiende a ser demasiado optimista, y su aparente simplicidad puede ocultar importantes supuestos tal como el de la independencia de las muestras; y además, la repetición de realizaciones conduce a un intervalo de confianza que es demasiado angosto y produce una significancia estadística falsa, lo que debe tenerse en cuenta al momento de plantear una inferencia que aspire a ser científicamente válida.

5.7 ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS DE LA SIMULACIÓN MONTE CARLO

Como ya se mencionó anteriormente, para cada conjunto de números aleatorios, generados para cada una de las variables aleatorias de entrada, el modelo emplea fórmulas que producen un valor para las variables de salida.

Cuando todos los ensayos (trials) están completos, se dispone de un conjunto de realizaciones, que se someten al análisis estadístico.

El valor esperado de cada una de las variables de salida se obtiene mediante el cálculo del promedio de los valores de salida obtenidos de todos los ensayos.

Se puede obtener un histograma agrupando los valores de la variable de salida según su magnitud. Este histograma representa en forma aproximada a la función de densidad de probabilidad de la variable de salida, y también se pueden obtener estimados de los estadísticos y percentiles, o ajustar el histograma a una distribución de probabilidad que permite crear intervalos de confianza.

La precisión del valor esperado de la variable aleatoria y las aproximaciones a la forma de distribución, mejoran conforme se incrementa el número de ensayos.

5.8 SOFTWARE PARA SIMULACIÓN Y CRYSTAL BALL

Existen complementos de EXCEL que permiten realizar simulación Monte Carlo; para ello, se prepara el modelo determinístico del problema, se definen o ajustan las distribuciones para las variables de entrada que tienen incertidumbre, y mediante estos complementos se realiza la simulación Monte Carlo y el análisis estadístico de los resultados que se puede observar en tablas y gráficos de los parámetros de salida.

Entre éstos cabe citar a @Risk de Palisade, a CRYSTAL BALL de Oracle, y a Solver de Frontline, entre otros. Estos complementos de EXCEL permiten realizar simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica de Portafolios. El programa @Risk de Palisade es similar a CRYSTAL BALL; pero, CRYSTAL BALL [6, 35, 36] parece más amigable para el principiante, por lo que se lo ha considerado en este estudio. Por otro lado, existen utilitarios para pasar los modelos de CRYSTAL BALL a @Risk y viceversa, lo que vuelve equivalentes a estos dos programas.

Cerca del final de esta investigación, se nos facilitó licencia limitada para el programa “Portfolio Safeguard” el cual es sencillo de manejar con los manuales de usuario correspondientes, y se recomienda para análisis de riesgos con el manejo del método de escenarios, en la forma que se ha desarrollado en el Capítulo 4 de esta monografía. Cabe mencionar que este programa no requiere que el usuario realice ajustes de distribuciones. Se advierte que esto puede ser una debilidad ya que el programa podría hacer ajustes de distribuciones internamente, lo que significaría problemas de seguridad para su uso.

El resto de este capítulo, presenta el programa CRYSTAL BALL como una herramienta de cálculo versátil para construir modelos financieros e incorporar creencias de negocios que permitan reflejar la realidad y obtener resultados que sirvan para la toma de decisiones bajo incertidumbre.

5.8.1 NECESIDAD DE HERRAMIENTAS DE CÁLCULO FINANCIERO

La realidad de los negocios, puede resumirse en los siguientes hechos:

- *Los negocios son estocásticos.*
- *Todo negocio opera en un ambiente plagado de incertidumbre.*
- *Los eventos futuros son altamente inciertos.*

En este contexto, la palabra “estocástico” es sinónimo de “aleatorio” o “probabilístico”; y, antónimo de “determinístico”; donde por “determinístico” se entiende que existe conocimiento perfecto del futuro. El hombre de negocios puede y debe enfrentar la incertidumbre y lo estocástico de los eventos futuros o de las circunstancias económicas inesperadas, apoyándose en herramientas financieras que le permitan la simulación y manejo de estos fenómenos que afectan a sus aspiraciones de ganancias y de seguridad económica.

5.8.2 MODELOS FINANCIEROS EN HOJA ELECTRÓNICA

Un modelo financiero sobre una hoja electrónica, representa las operaciones pasadas, presentes o futuras del negocio de un individuo, o de una compañía.

La hoja electrónica EXCEL se ha aplicado por más de 30 años en análisis financieros de tipo determinístico. Pero, el analista se percata que los modelos contienen varias entradas que tienen una naturaleza aleatoria, un grado de incertidumbre. Desde 1987, CRYSTAL BALL, como complemento de EXCEL, ha facilitado la extensión de los modelos determinísticos a estocásticos, permitiendo incluir supuestos estocásticos sobre la misma hoja electrónica, y convirtiendo de esta manera, a la hoja electrónica en un simulador estocástico.

5.9 MODELOS DE ANÁLISIS DE RIESGOS CON EXCEL Y CRYSTAL BALL

El diccionario inglés Oxford indica que el término “análisis de riesgo” significa la “investigación sistemática y pronóstico de riesgo en los negocios y comercios”.

La palabra “riesgo” viene del Francés, Latín e Italiano, que lo tomaron de la palabra griega “*rhiza*”, que se refiere a los marineros navegando entre arrecifes; y es que es clara la similitud entre el riesgo de emprender y dirigir un negocio, y los peligros de navegar un barco entre arrecifes y rocas, que pueden dañar el casco y hundir el barco.

El análisis de riesgo obliga a pensar sobre las consecuencias posibles de las decisiones. Para ello, este análisis emplea la probabilidad y la estadística para ponderar las potenciales recompensas o castigos, asociados con las decisiones necesarias de tomar en los negocios. El análisis estadístico se aplica a los pronósticos estocásticos o realizaciones aleatorias de las variables, y permite hacer inferencias sobre lo riesgoso de las operaciones del negocio según el “modelo financiero”.

El análisis de riesgo empleando CRYSTAL BALL se inicia con el desarrollo de un modelo matemático determinístico en EXCEL, el cual representa una situación de interés. Luego de elaborar y probar el modelo determinístico, se redefine la celda que contiene el valor puntual determinístico para que contenga un valor aleatorio definido por una distribución de probabilidad. Con esto, el modelo establece la distribución de probabilidad de las celdas que contienen fórmulas, y de la distribución del resultado se evalúa lo riesgoso de la situación.

CRYSTAL BALL establece una solución aproximada de la incertidumbre usando la simulación Monte Carlo para generar un conjunto de resultados de acuerdo a las fórmulas económicas ingresadas. Este conjunto de resultados se tratará también como una distribución de probabilidad. Una característica de la simulación Monte Carlo es que mientras más pruebas de simulación se hacen, más cercana es la aproximación a la verdadera distribución de probabilidad.

5.9.1 VENTAJAS Y LIMITACIONES DE CRYSTAL BALL

Esta herramienta tiene sus ventajas pero también tiene sus limitaciones [35].

Ventajas

- El estudio cuidadoso de la situación a ser modelada usualmente revela los factores claves de entrada al modelo y que pueden conducir al éxito. CRYSTAL BALL cuenta con herramientas para el análisis de sensibilidad que ayudan a identificar los factores claves. Las cartas de sensibilidad que

genera CRYSTAL BALL, permiten identificar las variables más influyentes en los resultados del modelo; y que, por ello merecen control o afinamiento en su estimación.

- Se pueden analizar situaciones reales con modelos relativamente simples. Un modelo válido de una situación puede ahorrar tiempo y gastos comparado con lanzarse a experimentar a una situación real para ver que pasa. En este sentido, el análisis de riesgo puede convertirse en un agente de cambio persuasivo que puede demostrar claramente el impacto de los cambios en las variables, sobre el sistema.

Limitaciones

- Es esencial que los datos de entrada sean válidos y estén validados.
- Se requiere habilidad para representar la situación en EXCEL. En todo caso, además de que se pueden emplear todas las funciones incluidas en EXCEL, CRYSTAL BALL admite el uso de las capacidades de “Visual Basic”.
- CRYSTAL BALL no hace decisiones; lo que hace es ayudar a ganar conocimiento sobre el problema. El analista sigue siendo el responsable de sacar las conclusiones de los modelos de análisis de riesgo, para recomendar o proveer las guías para la toma de decisiones, apoyándose en su juicio e intuición sobre la situación que esté analizando.
- CRYSTAL BALL provee soluciones aproximadas, antes que exactas. Pero, la mayoría de asesores financieros prefieren una solución aproximada de un problema real, antes que una solución exacta obtenida para un problema demasiado simplificado que sólo sea una tosca aproximación de la realidad.

5.9.2 PRESENTACIÓN DE RESULTADOS NÚMERICOS Y GRÁFICOS

Cartas de Frecuencia: CRYSTAL BALL emplea cartas de frecuencia, que muestran la frecuencia con la que se presenta un valor de una variable, en cada uno de los intervalos posibles de los resultados. La altura de cada barra en una

carta de frecuencia indica cuantos ensayos o iteraciones (trials) produjeron la realización de la variable dentro del intervalo correspondiente.

Carta de Frecuencia Acumulada: Muestra el porcentaje de ensayos que caen en cada intervalo o por debajo del mismo.

Resumen de Estadísticos: Si los valores producidos en la simulación de la celda a estimar (forecast cell) se representan por y_1, y_2, \dots, y_n , donde n es el número de ensayos que se corren antes de que se detenga la simulación, entonces, los estadísticos se establecen con las siguientes fórmulas:

TABLA 5.1: ESTADÍSTICOS DEFINIDOS EN CRYSTAL BALL

Estadístico	Fórmula
Ensayos (trials)	n es el número de ensayos. Un ensayo es un proceso de tres pasos en el cual CRYSTAL BALL genera un número aleatorio para cada celda hipótesis, recalcula el modelo en la hoja electrónica, y guarda el resultado para presentarlo en la ventana de "forecast".
Media	$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$
Mediana	Es el valor que se encuentra en el medio de la distribución. La mediana es menos sensible a los valores inusuales (outliers) que la media. Por ello, en caso de distribuciones sesgadas, la mediana puede ser preferida a la media como una medida de localización.
Desviación Estándar	$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$ En muchas aplicaciones, la desviación estándar puede ser preferida como una medida de dispersión de la distribución, ya que se mide en las mismas unidades de la variable a estimar.
Varianza	$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$ Es igual a la desviación estándar al cuadrado.
Sesgo	$\text{sesgo} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \bar{y}}{s} \right)^3$ Es una medida de asimetría de la distribución de frecuencias. Si es positiva, indica que el sesgo está a la derecha. Por ejemplo, en el caso de la riqueza acumulada, tener un sesgo positivo es deseable. La distribución gaussiana normal tiene sesgo=0.

Estadístico	Fórmula
Kurtosis	$\text{kurtosis} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y_i - \bar{y}}{s} \right)^4$ <p>Es una medida de la altura del pico de una distribución de frecuencias, o lo que es equivalente a medir el espesor de la cola. La distribución gaussiana normal tiene kurtosis=3. Las distribuciones de frecuencias con kurtosis cercana a 3, se llaman "mesokúrticas"; las que tienen kurtosis mayores a 3, se llaman "leptokúrticas"; y, las que tienen kurtosis menores a 3, se llaman "platikúrticas". OBS: la función CURTOSIS de EXCEL indica un valor de cero para una distribución normal gaussiana, ya que realmente es la denominada "Excedente de Kurtosis", más no la "Kurtosis".</p>
Coeficiente de variabilidad	$\text{coef. de variabilidad} = \frac{s}{\bar{y}}$ <p>Indica la magnitud relativa de la desviación estándar en comparación con la media. Se interpreta mejor cuando la simulación contiene todos los valores simulados positivos.</p>
Mínimo	Es el valor más pequeño entre todos los valores simulados observados.
Máximo	Es el valor más grande entre todos los valores simulados observados.
Error Estándar de la Media	Es una medida de la precisión de la estimación de la media. La mayoría de la precisión en la estimación de la media se obtiene para simulaciones con cerca de 2000 ensayos.
Percentil	Es la probabilidad de obtener valores por debajo de un umbral particular en los incrementos seleccionados.

FUENTE: Oracle Crystal Ball, Fusion Edition, User Manual.

5.9.3 CONSTRUCCIÓN PASO A PASO DE UN MODELO EN CRYSTAL BALL

El proceso de modelación estocástica, comprende los siguientes pasos:

- 1) Primero, se desarrolla un modelo determinístico sobre EXCEL tal que se comporte como el problema real, y luego se le añaden supuestos estocásticos con CRYSTAL BALL a fin de representar las fuentes de incertidumbre más importantes, que se constituirán en variables de entrada probabilísticas o aleatorias.
- 2) Se corre un conjunto de experimentos (ensayos o "trials") a fin de aprender, y recoger el comportamiento de las variables en el modelo de simulación.
- 3) Se modifica continuamente el modelo, para asemejarlo a la realidad, y hasta que éste tenga credibilidad para los tomadores de decisiones.

- 4) Se analizan los estadísticos y gráficos de los resultados (salidas pronosticadas por el modelo) para proveer guías para la toma de decisiones sobre los problemas reales.

5.9.4 DEFINICIÓN DE ENTRADAS Y SALIDAS EN CRYSTAL BALL

Una celda que contiene una entrada estocástica se denomina “supuesto” (assumption). Una celda que contiene una salida se denomina “pronóstico” (forecast) y ésta almacenará el conjunto de valores de las variables de salida de todos los ensayos que forman una simulación, luego de la corrida del programa.

5.9.5 CORRIDA DEL PROGRAMA CRYSTAL BALL

Se puede correr una sola iteración de la simulación para asegurarse que los cálculos son correctos mediante Run>Single Step, lo que es útil para depurar la lógica del modelo y verificar que éste refleja nuevos valores en cada iteración.

Una vez que el modelo está listo para correr, se aplica Run>Run y la ventana “Forecast” aparecerá automáticamente. Cuando la simulación termina de correr, se tiene acceso a la ventana “Forecast” donde se puede analizar la salida con los resúmenes numéricos y gráficos antes indicados.

La simulación Monte Carlo es similar al muestreo estadístico, pero difiere por la creatividad requerida al analista. En este tipo de estudio estadístico, el analista define una población a estudiar, especifica las medidas numéricas a obtener, y desarrolla una estructura para el muestreo de los elementos que potencialmente se incluirían de la población.

La selección de la muestra se realiza de forma aleatoria y una vez calculados los estadísticos de dicha muestra, se podrán hacer inferencias sobre la población usando procedimientos como las pruebas de hipótesis o intervalos de confianza.

5.9.6 FUENTES DE ERROR Y RIESGO DE MODELACIÓN

El analista se interesa por el error en la muestra y fuera de la muestra. El error en la muestra surge del hecho que los estadísticos de la muestra diferirán de los parámetros de la población de acuerdo a la casualidad. El error fuera de la muestra es más problemático, ya que procede de métodos defectuosos de recolección de datos, métodos incorrectos de muestreo, errores en el registro de los datos, o entrada errónea de los datos a la computadora. Es difícil encontrar y eliminar todas las fuentes de este tipo de error.

El analista elabora un modelo que representa el problema del negocio, corre la simulación, analiza el resultado, luego hace una decisión –la cual algunas veces simplemente es mejorar el modelo y volverlo a correr varias veces más para mejorarlo- y finalmente plantea una decisión sobre el problema del negocio.

Por otra parte, la mayor preocupación en un estudio de simulación es el error de modelación. El error de modelación se presenta por el hecho de que cualquier modelo es una abstracción que no puede tomar en cuenta cada detalle o matiz del problema real.

Por definición, un modelo contiene solamente las relaciones estocásticas que son más pertinentes al problema. Por consiguiente, todos los modelos están equivocados en la medida que ellos omiten detalles menores. Los modelos buenos, son útiles si ellos incluyen suficientes detalles relevantes que ayuden a la toma de decisiones informada.

El riesgo de modelación es el riesgo de usar un modelo equivocado, o de implementar un modelo correcto en forma incorrecta, o el fallar al evaluar apropiadamente las entradas estocásticas, o el omitir las entradas estocásticas importantes que deberían incluir. La construcción de un buen modelo es una destreza que requiere experiencia para desarrollarse y volverse confiable.

El error de simulación es causado por el hecho de que la simulación es un experimento de muestreo; y, por tanto, es igual al error de muestreo de un estudio estadístico.

El error de simulación no deberá ser ignorado, pero normalmente es un problema menor con respecto al error de modelación, ya que el error de simulación relativamente es económico de reducir mediante el incremento del número de iteraciones, o midiéndolo y controlándolo a través de técnicas de reducción de varianza. Cabe mencionar que CRYSTAL BALL es un programa depurado y probado, y según afirman sus manuales: no hay que preocuparse por la precisión de sus algoritmos.

5.9.7 CUIDADOS CON EL ERROR DE MODELACIÓN

Tres requerimientos básicos identifican a los buenos modelos [36]:

- 1) Verificación: para asegurarse que los valores y fórmulas estén correctamente ingresados.
- 2) Validación: para asegurarse que el modelo reproduzca fielmente el sistema o situación real, es decir que el modelo produzca resultados que parecen razonables para un experto en la materia.
- 3) Credibilidad: para establecer la aceptación del modelo verificado y validado, por parte de los responsables de la toma de decisiones.

Los modelos deberán ser tan leíbles como sea posible a fin de que se pueda comprender la lógica del modelo en cualquier momento.

La credibilidad se puede lograr, involucrando a los responsables de la toma de decisiones en los procesos de construcción del modelo, en su verificación y validación, para familiarizarlos con el modelo y el momento en que se lo pone a trabajar.

Es interesante simular un modelo básico para el cual se conoce una solución analítica, y si la simulación numérica con CRYSTAL BALL obtiene resultados similares a los resultados de la solución analítica, entonces se afirmará que la simulación proveerá buenos resultados para aquellas situaciones donde no existen soluciones analíticas o éstas son difíciles de obtener. Este es el camino que siguió esta monografía, para probar las medidas de riesgo y la optimización.

5.10 DISTRIBUCIONES BÁSICAS DE CRYSTAL BALL

CRYSTAL BALL cuenta con 20 distribuciones de probabilidad, que pueden escogerse para definir los supuestos o variables de entrada.

CRYSTAL BALL permite definir distribuciones discretas que muestran los valores posibles de la variable aleatoria sobre el eje horizontal y las probabilidades asociadas sobre el eje vertical (masas de probabilidad).

También CRYSTAL BALL permite definir distribuciones continuas que presentan los valores posibles sobre el eje horizontal pero éstas no presentan las probabilidades ya que aquellas se asocian con intervalos en el eje horizontal y no con valores únicos.

Las distribuciones continuas se grafican como funciones de densidad de probabilidad.

La definición de las distribuciones requiere determinar los valores de los parámetros necesarios. Para ello puede consultarse a expertos en la materia, que puedan proporcionar valores útiles (Cfr. Sección 5.4).

Es importante tomar en cuenta el efecto del Teorema del Límite Central. Por ejemplo, este efecto causa que la distribución gaussiana normal sea una elección adecuada para modelar muchos fenómenos naturales.

Por ejemplo, si las ventas diarias siguen una distribución binomial (0.75,3), ésta es una distribución sesgada que está lejos de ser una distribución gaussiana normal. Sin embargo, la distribución de las ventas semanales que se obtienen como la suma de las ventas de los siete días de la semana, es una distribución que tiene forma de montaña; y más aún si observamos la distribución de las ventas mensuales que es la suma de las ventas de 30 días, se verá que ésta se parece a la forma de campana de la distribución normal gaussiana.

Si se dispone de datos históricos sobre una variable de entrada, se pueden emplear dos métodos para usarlos en un modelo de CRYSTAL BALL: 1) el muestreo directo, y 2) el muestro desde una distribución encajada.

5.10.1 MUESTREO DIRECTO

Este método usa los datos históricos, directamente en la simulación. Este método es equivalente a escribir cada valor en una hojita de papel y colocarla en una urna, y entonces muestrear con reemplazo desde la urna, para así determinar el valor para cada iteración (Cfr. Sección 5.6.2). Las desventajas del Muestreo Directo son que:

- La simulación sólo puede reproducir lo que ya ha pasado, y
- Ya que el número de iteraciones normalmente es superior al número de valores disponibles para las variables de entrada, lo que ocurrirá es que se estarán volviendo a usar los mismos valores muchas veces.

Por lo anterior, el Muestreo Directo generalmente no es recomendado, ya que puede conducir a un falso sentido de precisión.

5.10.2 MUESTREO DESDE UNA DISTRIBUCIÓN AJUSTADA

CRYSTAL BALL emplea técnicas de inferencia estadística (Cfr. Sección 5.4.2) para encajar una distribución teórica a los datos históricos, mediante el uso de una de las distribuciones continuas disponibles en su galería.

Si se determina que una distribución teórica es adecuada, entonces desde tal distribución ajustada se puede realizar el muestreo de la variable. Este muestreo es preferible al muestreo directo, o al muestreo desde una distribución empírica, por las siguientes razones:

- Los conjuntos de datos históricos usualmente contienen relativamente pocas observaciones. En las aplicaciones financieras, es típico disponer de menos de 100 observaciones, que entregan estimados “toscos”. En cambio, una distribución encajada o ajustada a partir de estas 100 observaciones, usualmente será “suave” y la creencia es que ésta puede representar mejor el proceso generador de datos estocástico subyacente, antes que el muestreo directo.
- Si sólo se usa la información histórica, el modelo no podrá disponer de valores menores al mínimo histórico ni mayores al máximo histórico disponibles. La distribución encajada puede entregar valores extremos desde las colas de la distribución, los cuales proporcionarán resultados interesantes y por tanto brindarán información útil, por ejemplo para pruebas de estrés de portafolios donde el analista desea evaluar el impacto de la ocurrencia de eventos que podrían causar problemas en un portafolio. Tales escenarios de estrés, a menudo se obtienen de las colas de distribución de las variables de entrada que afectan al portafolio. En todo caso, hay que cuidar que exista lógica en los valores de las colas, sino hay que truncar la distribución de manera que los valores sean coherentes con la realidad.
- Una creencia razonable es considerar que exista alguna distribución que encaje a la variable financiera, sobre la base de que la variable financiera es finita y también los factores que la afectan. Por ejemplo, algunos retornos anuales de acciones parecen provenir de distribuciones normales

gaussianas, y los precios de las acciones generalmente siguen distribuciones lognormales.

- Desde el punto de vista de cálculo, el uso de distribuciones es eficiente en comparación al muestreo directo que requiere del almacenamiento de n observaciones para reutilizar. En cambio el muestreo desde distribuciones encajadas se realiza en CRYSTAL BALL con algoritmos internos eficientes.
- Las distribuciones encajadas son más fáciles de cambiar, mediante la variación del valor de los parámetros que requieran atención o verificación.

Encaje de Distribuciones a los Datos

CRYSTAL BALL realiza el encaje con el botón Fit de la ventana de distribuciones para ajustar una distribución a una fuente de datos, o con Run>Tools>Batch Fit, para ajustar una o más distribuciones a múltiples fuentes de datos.

Prueba de la Bondad de Ajuste o Encaje

CRYSTAL BALL cuenta con procedimientos de ajuste de la distribución que proveen de los parámetros de la misma y evalúan la bondad del ajuste entre la función de distribución empírica (EDF) de los datos históricos disponibles y la función de distribución acumulada para cada una de las distribuciones continuas seleccionadas de su galería de distribuciones.

La selección de la distribución más apropiada se puede realizar sobre la base de pruebas de bondad de ajuste o calificación. CRYSTAL BALL dispone de tres métodos: Anderson-Darling (A-D), Chi-Cuadrado, y Kolmogorov-Smirnov (K-S), y entrega los valores de los respectivos estadísticos de ajuste (Cfrs. Sección 5.4.2) que operan sobre la hipótesis de que los datos procederán de sus distribuciones continuas teóricas aplicables. Estos estadísticos se usan para ordenar las distribuciones en orden de mejor ajuste según se especifique en la ventana de Fit.

Prueba al Ojo (Eyeball Test)

Una forma de evaluar la bondad del ajuste, simplemente es usar la *prueba al ojo*, que compara los gráficos de la función de distribución empírica con cada función de distribución candidata, sobre las cartas de frecuencia.

Es importante advertir que las distribuciones que aparecen en Crystal Ball como las más aptas, no necesariamente corresponden a las mejores distribuciones que se puedan usar en un modelo.

La elección de la mejor distribución depende del uso de la variable en el modelo y el juicio de un experto en la materia. Por ejemplo, aunque una distribución logística podría parecer que es mejor que una distribución lognormal, ésta última sería una mejor elección, por ejemplo para un retorno total por el justificativo del efecto del Límite Central ya que el retorno total se obtiene de una suma de variables aleatorias de este tipo.

5.10.3 DESVENTAJAS DE LOS ENCAJES A DISTRIBUCIONES

- Cuando no se dispone de datos históricos, se requerirán realizar supuestos con expertos en la materia. Por otra parte, aunque se disponga de datos históricos, éstos podrían no ser indicativos de lo que está por venir en el futuro.
- Cierta información histórica podría estar sesgada o ser inapropiada para uso en análisis de riesgo o en modelación financiera. Por ejemplo, los datos podrían haber sido recogidos durante periodos de tiempo donde los parámetros de media o desviación estándar de la variable hayan cambiado a lo largo de dichos periodos de tiempo. Esto podría invalidar el uso de los datos históricos para el ajuste de distribución.
- La selección de la distribución encajada más adecuada para los datos requieren criterio experto, por lo que los analistas principiantes podrían tener que apoyarse en expertos para realizar la selección adecuada. En todo

caso, el conocimiento en la materia y el buen juicio siempre son ingredientes necesarios para construir buenos modelos.

Por otra parte, la mayoría de modelos depende mayormente de la media y la varianza de las variables de entrada, antes que de las distribuciones específicas que se empleen; por ello, se podrían probar diferentes distribuciones con las mismas media y varianza. Por otra parte, el efecto del límite central podría aplicarse en la mayoría de modelos reales, de manera que las distribuciones de pronósticos se vuelvan insensibles a la selección de familias de distribuciones para los supuestos, volviendo al modelo más robusto.

Correlación entre variables

Las variables de entrada al modelo a menudo estarán afectadas por el mismo factor. Por ejemplo, los retornos de acciones tienden a estar afectados por las mismas fuerzas del mercado, aunque en diferente grado. El coeficiente de correlación es una medida de la tendencia lineal que tienen las observaciones de una variable aleatoria de seguir el movimiento de las observaciones de otra variable.

En EXCEL el coeficiente de correlación lineal se calcula con la fórmula de Pearson, que requiere determinar primero la media de cada conjunto de observaciones. En cambio, CRYSTAL BALL emplea el coeficiente de correlación de Spearman que se calcula de los rangos de jerarquía de las observaciones, ya que el coeficiente de Pearson no trabaja bien con todas las distribuciones predefinidas en CRYSTAL BALL y para los algoritmos de simulación de CRYSTAL BALL.

El módulo Run>Tools>Batch Fit, de CRYSTAL BALL, permite ajustar distribuciones y calcular correlaciones para varios conjuntos de datos, proporcionando los valores de Bondad de Ajuste y la Matriz de Correlaciones de Spearman.

5.10.4 EJEMPLO DE AJUSTE DE DISTRIBUCIONES CON CRYSTAL BALL

Con los datos originales de retornos para las acciones del ejemplo contenido en el archivo TEOPORT.XLS, hoja "ESCENARIOS", a continuación se ajustan los retornos de las acciones de IBM, con la herramienta Fit de CRYSTAL BALL.

Ubicando el cursor en la celda C8 (Fig 5.4), se pulsa "Assumptions"  de la barra de Crystal Ball , y en la ventana "Distribution Gallery", se pulsa "Fit"  :

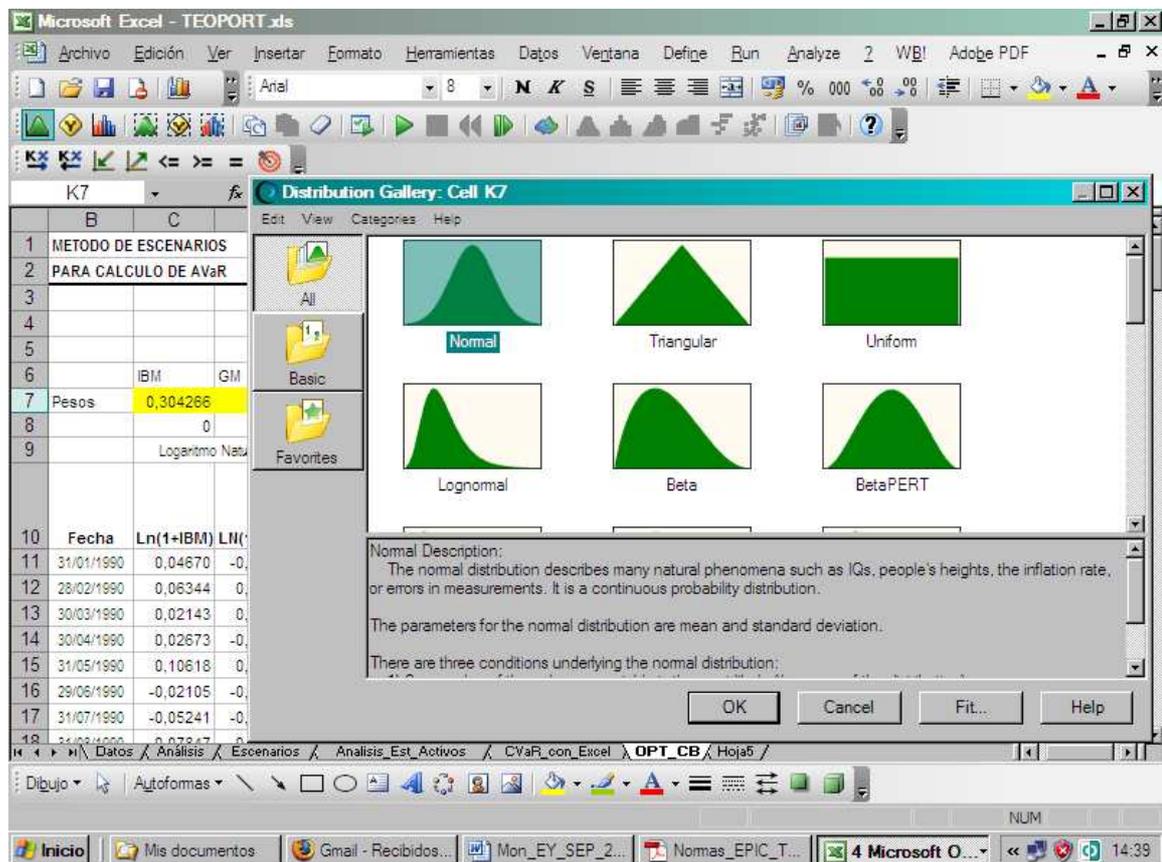


Fig. 5.4: DEFINICIÓN DE SUPUESTO ALEATORIO, MEDIANTE ENCAJE A UNA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD

En “Location of Data > Range” (Ver Fig 5.5) se indica el rango C11:C92, donde están los valores de los retornos, para ajustarlos a una distribución. Se pulsa OK, y se obtiene una tabla (Ver Fig 5.6) con los estadísticos de las pruebas de bondad de ajuste. Mientras menor es el valor del estadístico, mejor es el ajuste.

Se observa que las distribuciones Beta y Normal prácticamente tiene el mismo A-D; e igualmente, las distribuciones Logística y Gamma ajustan prácticamente con el mismo A-D. La decisión en este caso, es optar por la distribución Normal, por que el encaje tiene valores bajos también para los criterios K-S y Chi-Cuadrada, y por tratarse de retornos; sin embargo, otros analistas podrían optar por alguna de las otras distribuciones según sus creencias.

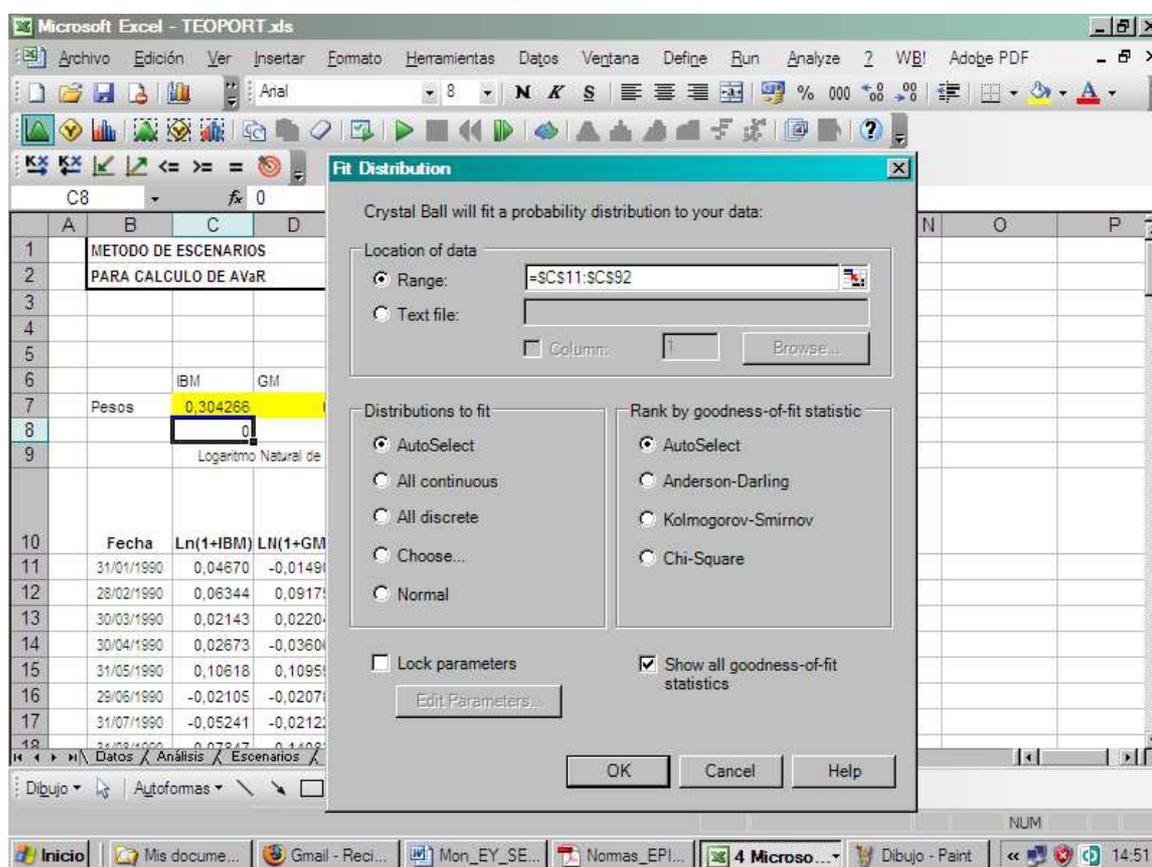


Fig. 5.5: ENCAJE DE LOS DATOS HISTÓRICOS A UNA DISTRIBUCIÓN

Comparison Chart								
Goodness of Fit View								
82 Values								
Ranked by: Anderson-Darling								
	Distribution	A-D	A-D P-Val	K-S	K-S P-Val	Chi-Square	Chi-Square P-	Parameters
▶	Beta	.4405	---	.0744	---	9,4634	0,092	Minimum=-1,12091;Maximum=1,13382;Alpha=1
	Normal	.4438	0,292	.0742	0,348	9,4634	0,221	Mean=0,00645;Std. Dev.=0,08001
	Logistic	.4869	0,166	.0689	0,315	9,2195	0,237	Mean=0,00899;Scale=0,04482
	Gamma	.4891	0,132	.0778	0,196	9,2195	0,162	Location=-2,53745;Scale=0,00255;Shape=999
	Student's t	.5159	---	.0826	---	10,1951	0,117	Midpoint=0,00645;Scale=0,06959;Deg. Freedom
	Weibull	.6220	0,135	.0772	0,321	12,3902	0,054	Location=-62,35675;Scale=62,40094;Shape=88
	Min Extreme	.6256	0,106	.0773	0,273	12,3902	0,088	Likeliest=0,04423;Scale=0,07015
	Lognormal	.8319	0,013	.0900	0,047	11,6585	0,070	Location=-0,74811;Mean=0,00672;Std. Dev.=0,0
	Max Extreme	3,2398	0,000	.1389	0,000	26,0488	0,000	Likeliest=-0,03548;Scale=0,09805
	BetaPERT	3,2773	---	.1542	---	20,6829	0,002	Minimum=-0,35089;Likeliest=0,06736;Maximum
	Triangular	5,3514	---	.2296	---	30,1951	0,000	Minimum=-0,35089;Likeliest=0,06736;Maximum
	Uniform	15,9686	0,000	.3854	0,000	64,5854	0,000	Minimum=-0,30941;Maximum=0,17751
	Pareto	---	---	---	---	---	---	---
	Exponential	---	---	---	---	---	---	---

Fig. 5.6: COMPARACIÓN DE PRUEBAS DE BONDAD DE AJUSTE PARA LA SELECCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD

Lo que es claro es que ninguna distribución refleja exactamente el histograma de los datos originales (Ver Fig 5.7) que parece “bimodal”. Además hay que tener en cuenta, que este ajuste se realizó con 82 datos (pocos datos).

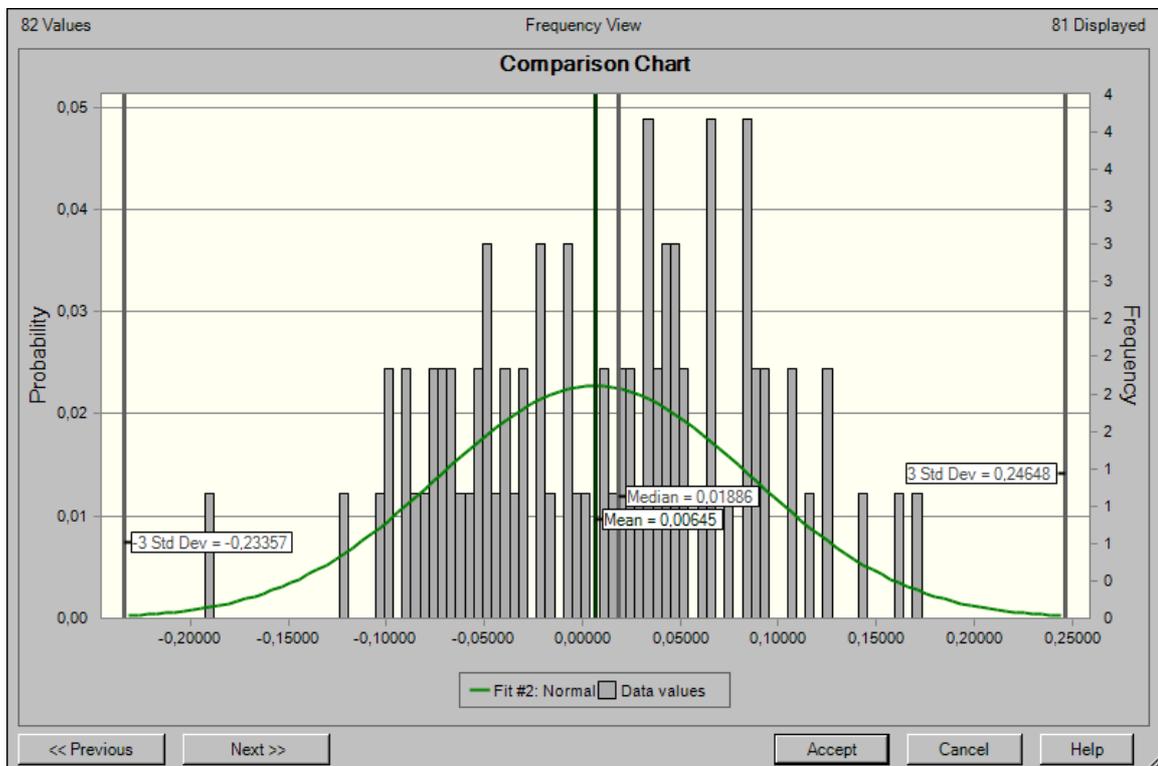


Fig. 5.7: COMPARACIÓN DE PRUEBAS DE BONDAD DE AJUSTE PARA SELECCIÓN DE LA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD

Con el procedimiento anterior, la celda C8 queda definida como un supuesto aleatorio con media 0.00645 y desviación estándar 0.08001. Por tanto, los datos originales quedan ajustados a una Normal (0.0064535, 0.0800) en C8.

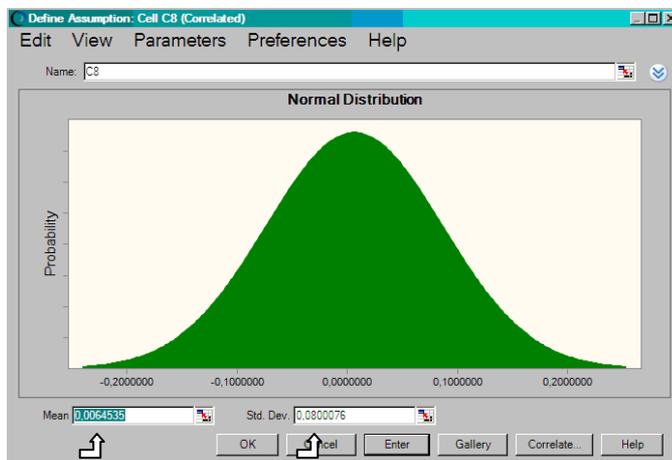


Fig. 5.8: DEFINICIÓN FINAL DE LA DISTRIBUCIÓN AJUSTADA

De la misma manera, se puede proceder con las demás *acciones* del ejemplo, para ajustar distribuciones de las variables de entrada al modelo de riesgos (Ver Capítulo 7, donde se recalcula el problema del Capítulo 4 con CRYSTAL BALL).

5.11 OPTIMIZACIÓN DE DECISIONES CON OPTQUEST

La herramienta OPTQUEST [35] permite encontrar las mejores decisiones que se pueden hacer en situaciones que involucran a más de dos decisiones.

OPTQUEST emplean un algoritmo genético para la búsqueda metaheurística del valor óptimo usando memoria para recordar que soluciones trabajaron bien antes, y recombinándolas para obtener nuevas y mejores soluciones.

5.11.1 DEFINICIÓN DE VARIABLES DE DECISIÓN

Las variables de decisión son celdas de la hoja electrónica, las cuales se varían en forma sistemática, antes que por muestreo aleatorio. Los valores que toman

las variables de decisión están regidos por la decisión real o por valores seleccionados para estudiar el efecto de dichas variables de decisión sobre los pronósticos, a manera de un análisis de sensibilidad.

El módulo Run>Tools>Decision Table, de CRYSTAL BALL permite analizar la sensibilidad a la variable de decisión mediante la Carta de Tendencia, la Carta Overlay y las Cartas de Pronóstico.

5.11.2 TERMINOLOGÍA PARA EMPLEO DE OPTQUEST

Restricción: una restricción es una relación entre variables de decisión que limita los valores de las variables de decisión. Se puede restringir una variable de decisión, en forma individual. También se pueden restringir combinaciones lineales de variables de decisión.

Objetivo: un objetivo es la representación matemática del criterio por el cual se determinará que éste es el mejor o el óptimo. En la elaboración de proyectos, el objetivo es la maximización del valor presente neto promedio ya que éste es una medida del valor añadido a la empresa con las acciones emprendidas. Otros objetivos pueden ser la minimización del costo esperado o del riesgo.

Estadístico Pronosticado: un estadístico pronosticado es un valor que resume una distribución pronosticada. La optimización se controla en OPTQUEST mediante la maximización, minimización o restricción de un estadístico pronosticado definido.

OPTQUEST dispone de los siguientes “estadísticos pronosticados” para empleo en optimización o la definición de un requerimiento (Ver Tabla 5.2):

TABLA 5.2: ESTADÍSTICOS PRONOSTICADOS O REQUERIMIENTOS EN OPTQUEST

<i>Media</i>	<i>Percentil</i>	<i>Rango</i>
<i>Mediana</i>	<i>Sesgo</i>	<i>Certeza</i>
<i>Moda</i>	<i>Kurtosis</i>	<i>Valor Final</i>
<i>Desviación Estándar</i>	<i>Coeficiente de variabilidad</i>	<i>Error estándar de la media</i>
<i>Varianza</i>		

FUENTE: Oracle Crystal Ball Fusion Edition User Manual

Requerimiento: un requerimiento es una restricción sobre un “estadístico pronosticado” y puede definirse al momento de optimizar con respecto a algún otro estadístico pronosticado. Por ejemplo, en un problema de portafolios interesa maximizar el retorno medio, mientras al mismo tiempo se requiere que el riesgo medido como desviación estándar no exceda algún valor especificado. Se pueden emplear requerimientos para establecer límites superiores o inferiores para cualquier estadístico de una distribución pronosticada.

5.11.3 CORRIDA DE OPTQUEST

El módulo Run>OPTQUEST de CRYSTAL BALL dispone de un tutor que hace amigable la definición de las entradas y salidas de la optimización. La corrida de OPTQUEST permitirá:

- Correr un análisis de la solución para determinar la robustez de los resultados.
- Correr una simulación más grande usando los valores óptimos de las variables de decisión para evaluar con más precisión los riesgos de la solución inicial recomendada.
- Usar las características de análisis de CRYSTAL BALL para posterior evaluación de la solución óptima.

La aplicación conjunta de Simulación Monte Carlo, con CRYSTAL BALL y OPTQUEST se desarrolla en el estudio de casos de modelos de riesgos, en el Capítulo 7.

CAPÍTULO 6

INSUMOS PARA LA GESTIÓN DE RIESGOS

Los capítulos anteriores han explorado las bases conceptuales y de cálculo financiero para construir modelos de selección de portafolios en general, y ahora este capítulo detalla las variables precio y demanda requeridas para los modelos de análisis de riesgos de mediano plazo para el caso de las empresas distribuidoras. Esto significa saber cómo determinar el precio de la electricidad en los contratos del año siguiente, así como saber cómo anticipar el precio marginal para cada hora del año siguiente, además de cómo estimar la demanda para cada hora del año siguiente, sobre la base de la información real y disponible del mercado.

Las empresas eléctricas distribuidoras que operan en un mercado eléctrico competitivo, necesitan determinar cuánto comprar en contratos para protegerse contra el riesgo de los precios volátiles del mercado ocasional y contra el riesgo de la fluctuación de la cantidad demandada por sus usuarios.

La resolución de este problema se enfoca desde el punto de vista de la optimización de una función objetivo, que puede combinar el costo de compra y el riesgo de variaciones de este costo, sujeto a un conjunto de restricciones, y donde las variables de decisión son las cantidades a comprar. Se emplea el software OptQuest que permite definir la optimización y realizar la búsqueda de los valores para las variables de decisión que optimizan el objetivo predefinido.

6.1 PROBLEMA DE ANÁLISIS DE RIESGOS PARA DISTRIBUIDORAS

Una manera de afrontar la decisión de cuánto comprar en contratos y cuánto en el mercado ocasional, es mediante la minimización del valor esperado del costo de compras, pero considerando también el riesgo que presenta este costo.

El costo de compra se define como el costo que se paga por la compra de una cantidad de energía eléctrica dentro de un periodo de estudio.

El costo de compra a través de contratos a precio fijo, no introduce fluctuación en el costo total de compras, pero lo afecta incrementando su cuantía, la cual conviene minimizar a lo largo del horizonte de estudio.

El costo de compras en el mercado ocasional es a precio fluctuante a lo largo de las horas de todo el año, y por tanto los egresos de dinero no serán valores constantes, sino con fluctuaciones, las cuales interesa evaluar y minimizar a lo largo del horizonte de análisis.

Conforme se anticipó en el Capítulo 3, la Distribuidora tendrá que acudir al mercado ocasional para obtener parte de sus requerimientos de energía eléctrica pagando al precio marginal fluctuante.

Sin embargo, la Distribuidora puede y debe establecer una estrategia de compras de energía mediante un conjunto de contratos (portafolio) que le ofrezcan una ganancia esperada, que sea consecuente con su preferencia al riesgo.

Ahora bien, ya que los ingresos de la Distribuidora proceden de una tarifa fija regulada, por la ecuación $\text{Ganancias} = \text{Ingresos} - \text{Costos}$, la maximización de las ganancias es equivalente a la minimización de los costos de obtención de electricidad.

Un contrato libre de riesgo es aquel que brinda certeza absoluta en el resultado financiero. Un contrato “riesgoso” es aquel con incertidumbre en el resultado financiero. En este contexto, y sin descuidar que los contratos a plazo contienen un riesgo sistémico para el caso de firmarse a precios excesivos (Ver Sección 3.4.1, pag 51), y que las compras en el mercado ocasional se comportan como un contrato riesgoso, se plantea resolver el problema de gestión de riesgos de la Distribuidora, como un problema de optimización estocástica que busca

minimizar el costo total de obtención para obtener el portafolio óptimo de compras de energía eléctrica, pero tomando en cuenta el riesgo que lo hace estocástico.

Este problema requiere como entradas, los costos que se pagarían por la electricidad en los contratos y el costo marginal del mercado ocasional (precio ocasional) así como también la cantidad demandada que debe atender la empresa distribuidora. Pero como, estos costos y demanda corresponden a los del año siguiente, deben obtenerse mediante pronósticos, estimados o creencias sobre el comportamiento futuro de los mismos.

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

$$\text{Minimizar} \quad \text{Esperanza}(C) \quad (6.1)$$

sujeto a:

$$\text{Demanda horaria:} \quad D_h = E_{0,h} + \sum_{i=1}^{n=10} E_{i,h} \quad (6.2)$$

$$\text{Costos:} \quad C = \sum_{h=1}^{h=24} \left(E_{0,h} \cdot \lambda_{0,h} + \sum_{i=1}^{n=10} (E_{i,h} \cdot F_{i,h}) \right) \quad (6.3)$$

$$\text{Desviación pagar:} \quad \sigma(C) \leq \sigma_{C_{\text{dado}}} \quad (6.4)$$

$$\text{Capacidad de generación:} \quad P \min_{i,h} \leq E_{i,h} \leq P \max_{i,h} \quad (6.5)$$

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

$$\text{No negatividad:} \quad E_{0,h} \geq 0, E_{i,h} \geq 0 \quad (6.7)$$

$$\text{Indices:} \quad h = 1, 2, \dots, 24, i = 1, 2, \dots, 10 \quad (6.8)$$

Nomenclatura:

C	Costo total de un día
$\sigma(C)$	Desviación estándar del Costo de un día
$\sigma_{C_{\text{dado}}}$	Desviación estándar deseada para el Costo de un día
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 en USD/MWh (dólares americanos por cada megavatio-hora). Los costos están en dólares. Esta formulación se emplea en la Sección 7.2.1 (pag. 191) y Sección 7.2.2 (pag. 203) para resolver el modelo de riesgo para las compras de energía eléctrica de un día del año 2007 por parte de la Distribuidora de la ciudad de Quito, bajo la estructura de Markowitz.

6.2 INSUMO 1: PRECIOS EN LOS CONTRATOS A PLAZO

El costo de las compras de energía eléctrica a través de contratos depende del precio en el contrato a plazo que resulta de negociar con cada generador.

La Distribuidora cuenta con precios históricos de contratos a plazo suscritos en años anteriores. Esta información representa logros competitivos de su operación en el mercado y se mantiene en reserva.

TABLA 6.1: PRECIO MEDIO DE ENERGÍA EN CONTRATOS

Precio Medio de la Energía para las Empresas Distribuidoras en Contratos (USD/MWh)				
Fecha	Energía	Potencia	Transmisión	Total
dic-05	42,635	12,1	6,3	61,035
nov-05	41,868	12,6	6,5	60,968
oct-05	46,001	12	6,5	64,501
sep-05	63,798	11,4	6,6	81,798
ago-05	42,158	10,9	6,3	59,358
jul-05	38,762	9,7	6,4	54,862
jun-05	37,555	9,7	6,6	53,855
may-05	39,036	10	6,4	55,436
abr-05	35,593	9,4	6,4	51,393
mar-05	36,18	10,1	6,3	52,58

Precio Medio de la Energía para las Empresas Distribuidoras en Contratos (USD/MWh)				
Fecha	Energía	Potencia	Transmisión	Total
feb-05	37,007	13	7	57,007
ene-05	41,923	12,2	6,4	60,523
dic-04	41,422	11	6,5	58,922
nov-04	36,074	12,2	6,7	54,974
oct-04	34,221	11,5	6,8	52,521
sep-04	32,028	11,2	7	50,228
ago-04	30,154	10,7	6,8	47,654
jul-04	29,697	10,6	6,7	46,997
jun-04	28,204	11	6,9	46,104
may-04	30,007	10,8	6,8	47,607
abr-04	35,021	12,5	6,9	54,421
mar-04	35,294	12,2	6,6	54,094
feb-04	40,443	14,1	7,2	61,743
ene-04	38,845	13,1	6,8	58,745
dic-03	37,849	3,868	6,9	48,617
nov-03	42,554	4,321	7,1	53,975
oct-03	38,915	3,366	7	49,281
sep-03	36,884	10,958	7,3	55,142
ago-03	29,203	10,295	7	46,498
jul-03	28,295	7,945	7,1	43,341
jun-03	30,385	9,651	7,2	47,236
may-03	30,285	7,217	6,9	44,402
abr-03	34,037	9,805	6,8	50,642
mar-03	37,833	10,632	6,6	55,065
feb-03	43,827	10,857	7,13	61,815
ene-03	45,048	9,748	6,39	61,185
dic-02	32,036	7,662	7,053	46,75
nov-02	29,402	6,775	6,971	43,147
oct-02	35,099	8,192	6,752	50,043
sep-02	34,294	9,84	6,961	51,095
ago-02	25,939	6,778	6,527	39,245
jul-02	22,601	7,364	6,309	36,274
jun-02	24,431	9,17	6,495	40,096
may-02	25,015	7,414	6,151	38,58
abr-02	26,235	8,524	5,755	40,515
mar-02	30,846	10,037	5,703	46,585
feb-02	30,35	9,693	6,918	46,962
ene-02	30,447	8,66	5,993	45,101
dic-01	24,344	9,576	4,5	38,419
nov-01	23,493	9,618	4,469	37,579
oct-01	21,3	8,012	4,13	33,442
sep-01	22,29	7,884	3,932	34,106
ago-01	21,564	7,721	3,943	33,229
jul-01	21,183	7,493	3,857	32,534
jun-01	20,378	7,34	3,61	31,328
may-01	20,194	7,253	3,584	31,031
abr-01	19,738	7,006	3,632	30,376
mar-01	19,679	6,827	3,493	29,999

Precio Medio de la Energía para las Empresas Distribuidoras en Contratos (USD/MWh)				
Fecha	Energía	Potencia	Transmisión	Total
feb-01	19,475	6,727	3,383	29,584
ene-01	18,339	6,551	3,349	28,239
dic-00	17,925	6,248	3,174	27,347
nov-00	17,794	6,077	3	26,872
oct-00	18,32	5,853	2,701	26,874
Prom. 2005	41,876	11,092	6,475	59,443
Prom. 2004	34,284	11,742	6,808	52,834
Prom. 2003	36,26	8,222	6,952	51,433
Prom. 2002	28,891	8,342	6,466	43,699
Prom. 2001	20,998	7,667	3,824	32,489
Prom. 2000	18,013	6,06	2,958	27,031
Máximo	45,048	14,1	7,3	61,815
Mínimo	17,794	3,366	2,701	26,872
Promedio	29,397	8,821	5,833	44,05

FUENTE: Conelec ,Estadística del Sector Eléctrico Ecuatoriano, Año 2005

La Tabla 6.1 provee referencias del precio medio del kilovatio-hora en contratos, de acuerdo a los informes anuales del CENACE y CONELEC sobre el mercado. La Fig 6.1 muestra la evolución del costo promedio de la energía adquirida mediante contratos; en la cual, se aprecia una tendencia de crecimiento.

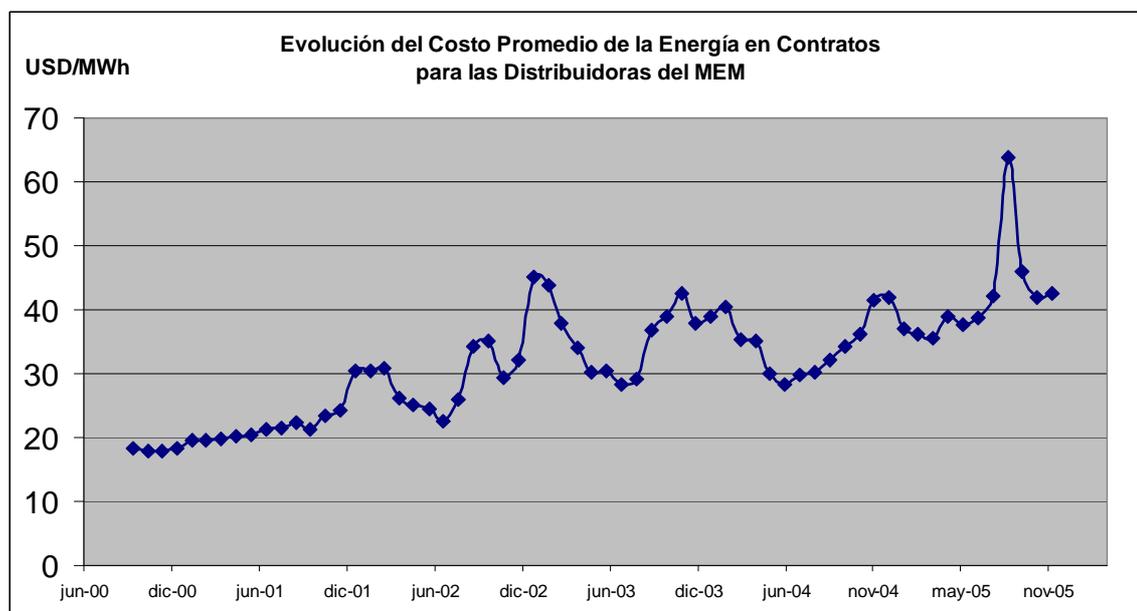


Fig. 6.1: PRECIO MEDIO DE LA ENERGÍA PARA DISTRIBUIDORAS
ELABORACION: Propia.

Ya que el modelo de optimización de portafolios requiere los precios en contratos, éste se alimentará con valores estimados para la negociación del año siguiente, siguiendo las creencias de los responsables a cargo de ello.

El modelo podría volverse a correr varias veces, variando los precios en contratos dentro de un margen razonable; o bien, considerando los precios en contratos como variables aleatorias con una desviación estándar pequeña alrededor una media futura estimada de los datos históricos.

6.3 INSUMO 2: PRECIO OCASIONAL

El costo de compras al mercado ocasional es a precio fluctuante. La predicción de este precio para cada hora del año siguiente, es un desafío para el financista.

Si el financista fuera un clarividente, no habría necesidad de un análisis de riesgo, ya que los precios ocasionales que él observaría en el futuro se aplicarían a un modelo determinista de optimización, que minimizando el costo de obtención, entregaría las cantidades a comprar en contratos y en el mercado ocasional, lo que le facultaría el tomar decisiones sólidas frente a todo el sector.

Justamente a falta de clarividencia, se debe acudir a la debida prudencia y máximo esfuerzo para considerar la incertidumbre futura en el precio marginal para el año siguiente, más aún cuando este precio es el referente o “subyacente” respecto al cual se valoran los contratos a plazo, y se trazan las expectativas de obtener ganancias del negocio.

El precio marginal está sujeto a factores de incertidumbre tales como, los caudales afluentes de las generadoras hidroeléctricas, el precio de los combustibles, la disponibilidad de las unidades generadoras térmicas o hidroeléctricas, así como también las temperaturas y el clima, máxime si se presenta un Fenómeno del Niño o de la Niña que puede afectar la climatología del país en general, durante todo un año y con intensidades comparables al de

1982-1983; o que ocurran afectaciones por terremoto a centrales hidroeléctricas ubicadas en las cordilleras ecuatorianas, lo que tiene una no despreciable probabilidad de ocurrencia ya que éstas pertenecen al Cinturón de Fuego del Pacífico; aparte de la influencia política y el riesgo país que afectan a las decisiones de negocios del sector eléctrico.

Es criterio del autor que para hacer frente a las incertidumbres en el precio ocasional, es necesario elaborar creencias sobre la naturaleza de la aleatoriedad que lo afecta o caracteriza, y sobre la base de tales creencias, plantear y elaborar métodos de “pronóstico” del precio marginal apropiados para la gestión de riesgos, a fin de que éstos se empleen con las debidas reservas y advertencias sobre los factores inciertos.

Como ejemplo de este tipo de creencias, cabe citar la forma en que la ingeniería financiera moderna afronta el manejo de contratos de derivados financieros en las bolsas de valores aplicando modelos estocásticos a los precios de las acciones, o de los bonos de deuda. Tales modelos procuran captar la aleatoriedad del precio de las acciones a lo largo de un determinado periodo de tiempo, y con el empleo de la estocasticidad identificada, se generan realizaciones probabilísticas de los precios de las acciones (empleando por ejemplo el método de Monte Carlo), las cuales se alimentan a modelos de optimización estocástica que permiten la valoración de cada acción o la estructuración de los portafolios de acciones.

La presente investigación considera que es posible seguir un camino similar, es decir, emplear la creencia de que es posible establecer un modelo para el precio marginal con el que se generen múltiples realizaciones de este precio para cada hora del horizonte de planificación, para luego introducirlas al modelo de optimización estocástica de portafolios de compras de energía.

Es importante advertir que el mercado eléctrico ecuatoriano es un mercado reciente, con menos de 10 años, por lo que la información histórica de los precios ocasionales es limitada, a diferencia del mercado de bonos o acciones.

Por ejemplo, tomando en cuenta el periodo de recurrencia del Fenómeno del Niño (agua excesiva, inundaciones) o de la Niña (sequías), que está en el orden de los siete o catorce años, es claro que la información histórica del mercado eléctrico no contiene suficientes realizaciones de estos eventos.

Aunque la información histórica resulte escasa, para construir un modelo que provea de guías para la toma de decisiones respecto a la estructura de los contratos de compra de energía eléctrica, se acude a la creencia de que los valores del precio marginal pueden ser captada mediante distribuciones de probabilidad o procesos estocásticos, a partir de los cuales se generen múltiples realizaciones del precio marginal que permitan simular la incertidumbre del comportamiento de esta variable.

Esto quiere decir que se asumirá que los precios ocasionales horarios fluctuarán de manera similar a las fluctuaciones que éstos tuvieron en años pasados; sin perjuicio de que el financista pueda incluir eventos extremos de su interés.

Ya que los precios ocasionales son horarios, en un año existen 8760 ($=24 \times 365$) realizaciones de la variable estocástica “precio ocasional”, por lo que puede hablarse de una serie histórica de alta frecuencia y de distribución sesgada e incluso multimodal; y, como consecuencia de ello, el costo total de compra podría describirse como una variable aleatoria.

6.3.1 HECHOS ESTILIZADOS DEL PRECIO MARGINAL

En Finanzas, las series históricas de variables económicas se describen por sus “hechos estilizados” que se refieren a regularidades empíricas, tal como detalles de si la serie se comporta como un “camino aleatorio”, o si su distribución tiene colas pesadas, o su volatilidad es cambiante en el tiempo (heteroscedasticidad), entre otras.

Con miras al modelo de riesgo, a continuación se establecen los “hechos estilizados” del precio marginal de la electricidad en el MEM. El precio marginal

a lo largo del año, revela diferentes fluctuaciones horarias, y por tanto diferentes impactos sobre el riesgo.

Los datos empleados para los precios ocasionales horarios y demanda horaria de todo el sistema y de la Distribuidora Quito, son los de los años 2004, 2005 y 2006, publicados en los “Reportes de Transacciones Comerciales en el MEM” que el CENACE (<http://www.cenace.org.ec>) entrega diariamente a todos los agentes del MEM en formato EXCEL, y que se extrajeron de las respectivas hojas electrónicas mediante la programación de rutinas en MATLAB.

Con ello, se elaboró la base de datos de las series del precio marginal y la demanda en el SNI que se muestran en la Fig 6.2. Estas dos series con base horaria se presentan en un solo gráfico, con el objeto de examinar en forma visual, si existe correlación del precio marginal y la demanda del sistema; esto es, si el precio sigue a la demanda.

Teóricamente el precio marginal se relaciona con la demanda del sistema, a través del despacho económico. La oferta y demanda de electricidad se cruzan en un “punto de equilibrio” que define el precio marginal para la demanda del sistema. Pero el precio marginal no siempre es el mismo para una determinada demanda del sistema, como se observa de la Fig 6.2. La serie de la demanda horaria (Fig 6.2, línea superior) de todo el sistema, muestra un comportamiento periódico, que se repite con bastante regularidad y con una frecuencia diaria, lo que se conoce en el lenguaje de las series de tiempo como “estacionalidad diaria”. También se identifica una estacionalidad semanal, ya que la demanda del sistema durante los sábados y domingos es menor que la de los días laborables.

La serie del precio marginal horario (Fig 6.2, línea inferior) muestra un comportamiento que en general no es periódico, ni se repite con regularidad de un día para otro; sino que repentinamente puede ser bastante diferente aún en días próximos.

6.3.2 GRÁFICAS DEL PRECIO MARGINAL Y LA DEMANDA DEL SISTEMA

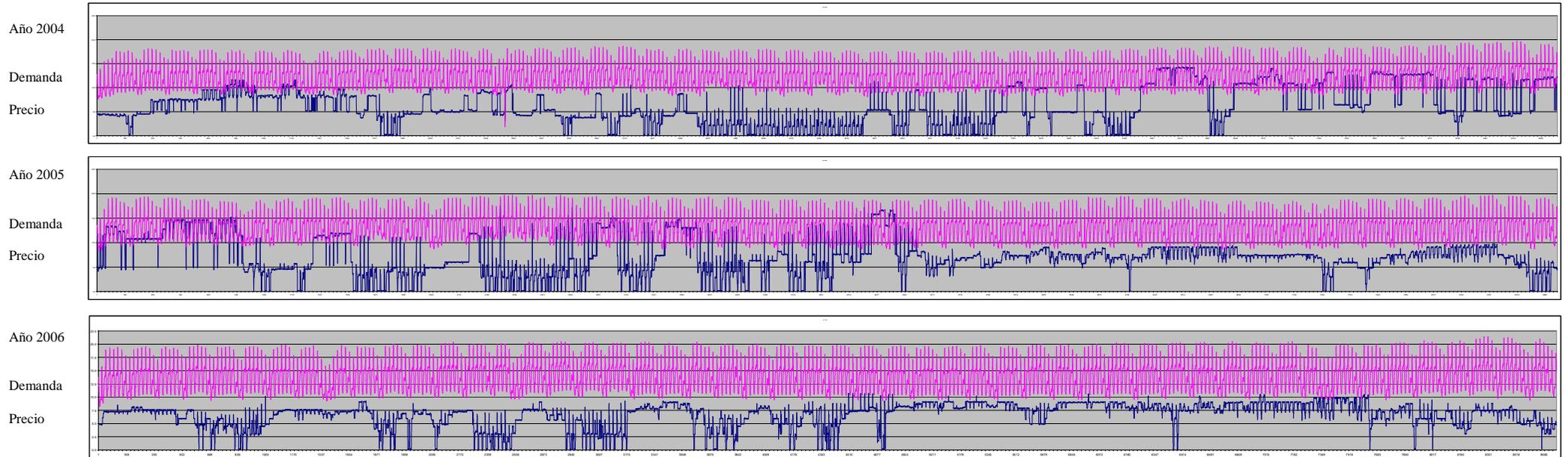


Fig. 6.2: PRECIO MARGINAL HORARIO (CURVA INFERIOR) y DEMANDA HORARIA (CURVA SUPERIOR)

ELABORACION: Propia

En general se observa que el precio marginal varía a lo largo del año, presentando una curva prácticamente plana con algunos picos y valles, en los meses de la denominada Estación Seca (de Octubre a Marzo del año siguiente) y un curva con características similares a la de la demanda diaria en los meses de la Estación Húmeda (de Abril a Septiembre).

Sin embargo, se observa que en ciertas semanas del año, el precio marginal adquiere una forma similar a la de la curva de la demanda horaria, denotando que existen algunos periodos del año con correlación entre estas dos variables. Este comportamiento se encuentra, por ejemplo en las semanas 1, 2 y 3 de los años 2004, 2005 y 2006, y demás semanas que se indican en la Tabla 6.2. La Tabla 6.2, indica los comportamientos en las semanas de los años de estudio.

También se observa zonas planas acompañadas de algunos picos y valles que regresan al valor original, indicando un precio marginal casi constante a lo largo de las horas, acompañado de algunos picos o valles, lo que en el lenguaje de procesos estocásticos, se describiría como “reversión a la media”.

Los picos del precio marginal horario se presentan en las horas de demanda horaria pico. Las zonas planas se presentan durante la mayoría de horas de la mañana y tarde, donde el precio marginal es casi el mismo, excepto para las horas de baja demanda ubicadas en la noche y madrugada, donde aparecen algunos valles o precios ocasionales muy bajos.

Si se asume factible la construcción de modelos de pronóstico, con base en la creencia de que cosas similares se comportan de manera similar, entonces a partir de la observación de las gráficas de precio y demanda del sistema antes referidas, se realiza una clasificación visual a manera de agrupamiento semanal de los comportamientos descritos para el precio marginal horario, a lo largo de las 52 semanas del año (Ver Tabla 6.2).

Esta clasificación por zonas de la serie del precio marginal permiten identificar a lo largo de los tres años de estudio, a 39 semanas del año con “zonas planas con picos y valles”, y 13 semanas del año con una “forma periódica similar a la de la demanda”.

Es importante notar la regularidad de la curva del precio ocasional, desde la semana 28 a la 52, y prolongándose hasta la tercera semana del año siguiente, lo que totalizaría 28 semanas seguidas de comportamiento esperado con “zonas planas con picos y valles”. Es decir, que más de la mitad del año, el precio

marginal muestra realizaciones que se manifiestan como zonas mayormente planas acompañadas de picos de precios ubicados generalmente en la hora de demanda máxima, y valles de precios ubicados en horas de la madrugada.

TABLA 6.2: CARACTERÍSTICAS EMPÍRICAS DEL PRECIO OCASIONAL

Características identificadas en el precio marginal horario	Número de la Semana	Años
Zonas planas con picos y valles	1, 2, 3	2004, 2005, 2006
	7, 8, 9, 10	2004, 2005, 2006
	12, 13, 14	2004, 2005, 2006
	16, 17	2004, 2006
	20, 21	2004, 2006
	28 a 52	2004, 2005, 2006
Forma periódica similar a la de la demanda	4, 5, 6	2004 y 2006
	11	2004, 2005, 2006
	15	2005
	18, 19	2005, 2006
	22, 23, 24, 25, 26, 27	2004, 2005, 2006

ELABORACION: Propia

Si consideramos aplicable la creencia de que el comportamiento futuro de la serie del precio marginal no se apartará sustancialmente del comportamiento histórico de los años anteriores, una forma de realizar el pronóstico del precio marginal sería construyendo dos modelos estocásticos para cada uno de los dos comportamientos del precio, o un solo modelo estocástico que reproduzca estos dos comportamientos.

6.4 INSUMO 3: CANTIDAD DEMANDADA POR LA DISTRIBUIDORA

La serie de demanda de todo el país, presentan perfiles típicos (Ver Fig 6.3). En efecto, la demanda del sistema (Fig 6.2 y 6.3), presenta perfiles de demanda que muestran un comportamiento regular a lo largo de todo el año.

De forma similar, la serie de demanda horaria de la Distribuidora muestra dos zonas prácticamente planas, una en la madrugada entre las 1:00 y 5:00, y otra entre las 10:00 y las 18:00.

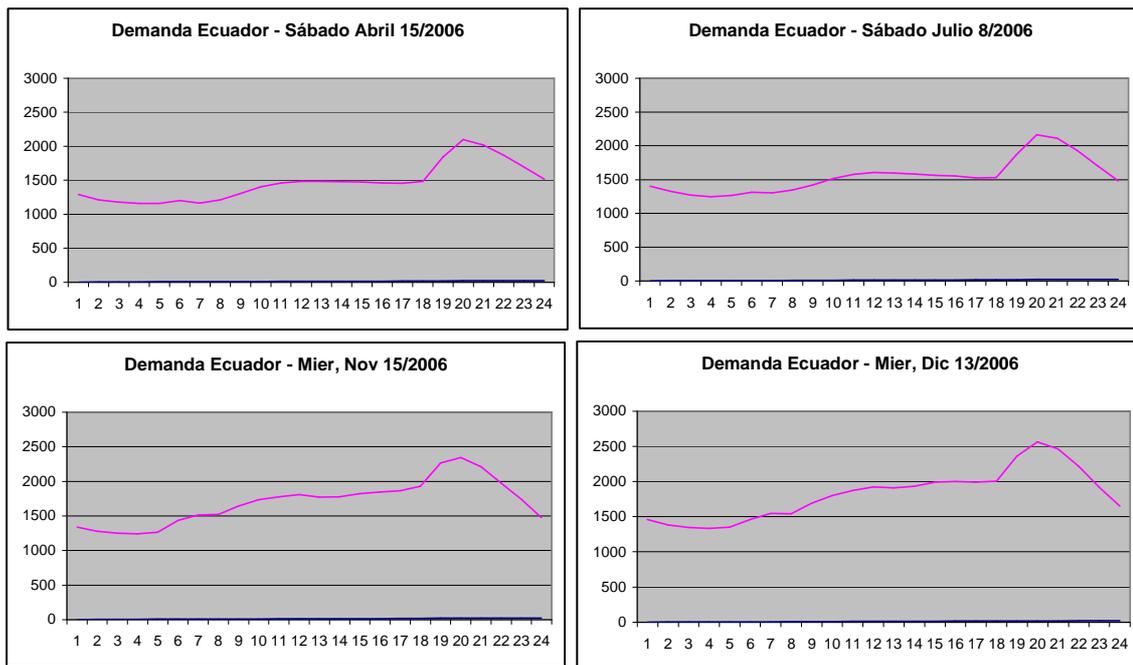


Fig. 6.3: DEMANDA DEL SISTEMA INTERCONECTADO.

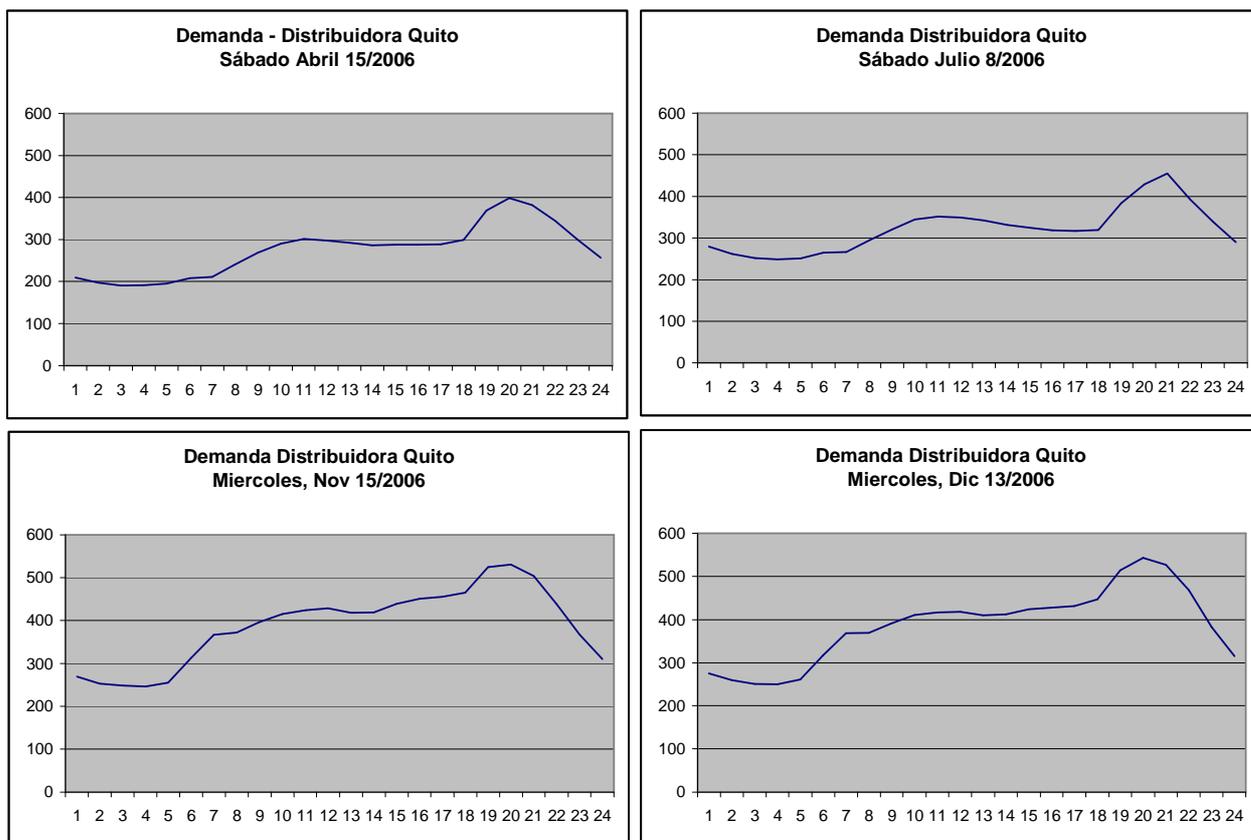


Fig. 6.4: DEMANDA DE LA DISTRIBUIDORA QUITO.

En general, entre las 7:00 y 9:00 se presenta un incremento de demanda; lo que también ocurre entre las 18:30 y 19:00.

El pico de demanda se ubica entre las 19:30 y las 20:00; y finalmente entre las 21:00 a las 24:00, se presenta una disminución de la demanda.

Este comportamiento de la demanda de la Distribuidora, tiene relación directa con las actividades de trabajo en los días laborables, y los espacios de ocio de la sociedad durante los fines de semana y días feriados.

Es interesante graficar la demanda total que se consume por semana en todo el sistema nacional interconectado, como se presenta en la Fig 6.5.

Se observa que la demanda acumulada semanal del sistema, es prácticamente una curva plana con una tendencia creciente a lo largo del año.

El mismo comportamiento se observa en la Fig 6.6, para la demanda acumulada semanal de la Distribuidora.

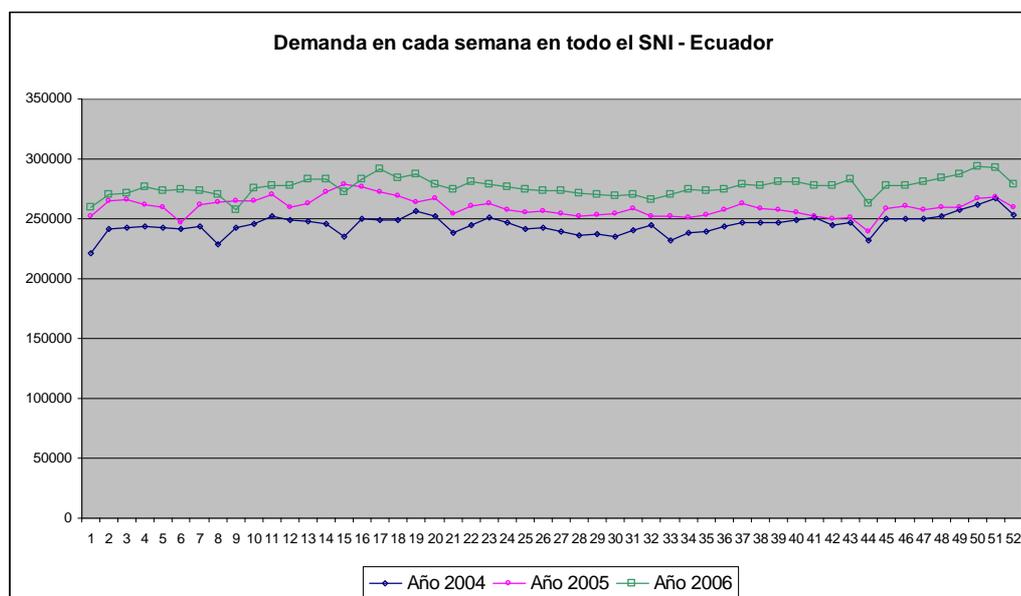


Fig. 6.5: DEMANDA ACUMULADA SEMANAL, DE TODO ECUADOR EN EL SISTEMA NACIONAL INTERCONECTADO

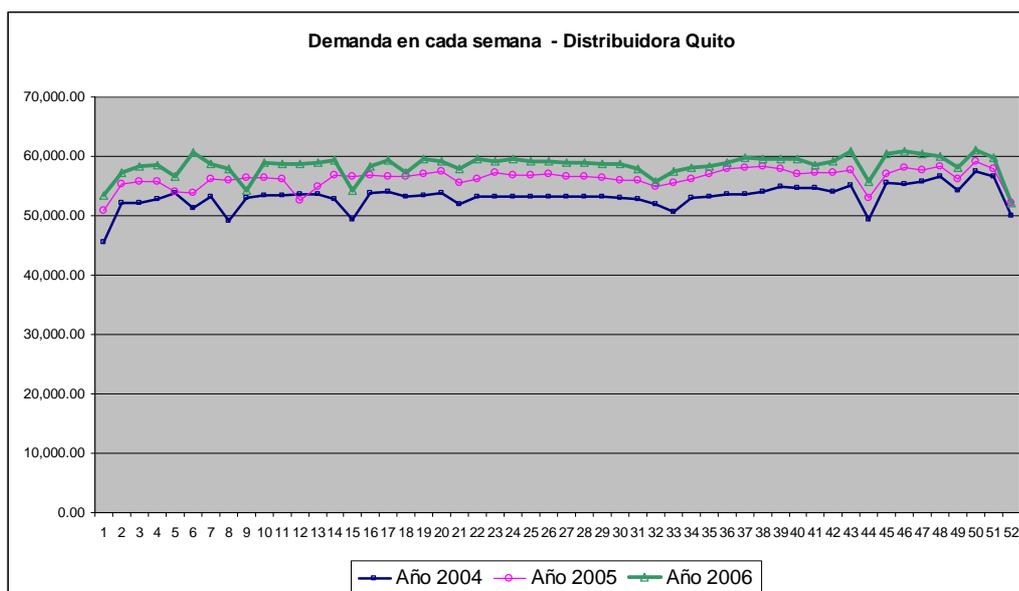


Fig. 6.6: DEMANDA ACUMULADA SEMANAL DE QUITO.

La tendencia de crecimiento de la demanda de un año al siguiente, se determina sumando la demanda de todo el año en el sistema eléctrico, lo que determina un crecimiento porcentual del 6% del 2004 al 2005, y del 6.5% del 2005 al 2006, a nivel del país. De la misma manera, se calcula un crecimiento porcentual para la Distribuidora Quito, del 5.8% del 2004 al 2005, y del 3.8% del 2005 al 2006.

Cabe observar que en los “Partes Post-Operativos Diarios” del CENACE, se encuentra un cálculo del crecimiento porcentual de la demanda, que se establece por comparación entre la fecha presente y la misma fecha del año anterior. A criterio del autor, tal comparación es equivocada, cuando en ocasiones el crecimiento porcentual entre las demandas eléctricas se calcula entre días laborables contra fines de semana o contra feriados. Una creencia más razonable, es comparar entre los mismos días laborables, o entre los mismos días feriados, ya que la demanda refleja la actividad de trabajo o de ocio de la sociedad, y así por ejemplo, es más apropiado cotejar el crecimiento de un Lunes contra otro Lunes, o de Martes de Carnaval contra otro Martes de Carnaval, el 25 de Diciembre contra el 25 de Diciembre del año anterior, etc.

6.5 EXPLORACIÓN BIBLIOGRÁFICA SOBRE MODELOS DE PRONÓSTICO PARA DEMANDA Y PRECIOS ELÉCTRICOS

Se realizó una exploración bibliográfica de los métodos de pronóstico aplicados al sector eléctrico ecuatoriano, bajo la estructura de mercado eléctrico competitivo, y que tengan posibilidad de aplicarse para modelos de riesgos.

La construcción de los modelos de análisis de riesgos para el negocio de las Distribuidoras en el MEM, requiere disponer de pronósticos del precio marginal y la demanda, como insumos para el modelo de optimización estocástica.

El horizonte de estudio para los contratos es de un año, pero el precio marginal y la demanda son valores que se definen para cada hora del año.

Esto significa un compromiso especial para cualquier método de pronóstico, ya que debe tomar en cuenta, tanto el mediano (1 año), como el corto plazo (1 día o 1 semana), y con la agravante de que la información histórica es limitada.

6.5.1 PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

Sánchez [50], Samaniego [49], Llerena [29], e Hinojosa [22] presentan estudios de demanda para aplicación al pronóstico de la demanda del día siguiente, para atender a la necesidad del CENACE de disponer de este valor para correr el modelo de despacho económico:

- Sánchez [50] aplica métodos de series temporales ARMA, y reporta errores de 1% para el pronóstico mensual y entre 3% a 4% para el pronóstico horario de la demanda.
- Samaniego [49] explora varios modelos de series temporales estudiando los días laborables y feriados con errores de pronóstico similares.
- Llerena [29] aplica métodos de series temporales SARIMA y de redes neuronales para el pronóstico de la demanda del día siguiente, obteniendo

un modelo neuronal con bajo nivel de error, y recomendando explorar la utilización de datos climáticos para la mejora en las predicciones de la demanda.

- Hinojosa [22] reporta un modelo neuronal con buen desempeño para el pronóstico de la demanda del día siguiente.

Estos modelos son para el pronóstico de corto plazo, y pueden extenderse hasta una o dos semanas; pero no pueden ser extendidos para el mediano plazo, ya que el error de pronóstico crece con cada hora que se alargue el horizonte de estudio, y por consiguiente no sirven para los fines de un modelo de riesgos donde se estudia un horizonte de mediano plazo como un año; una alternativa para su uso sería aplicar técnicas de ventana móvil pero se advierte que esta técnica también es propagadora de error conforme se avanza en cada hora de estudio.

La presente investigación plantea salvar el problema del pronóstico de la demanda, empleando el denominado modelo “ingenuo” de pronóstico o “modelo de los días similares” referido por Weron [58, Cap 3.4.1, pag 79], tomando en cuenta el hecho de que esta variable tiene un patrón menos volátil y más recurrente para cada hora y día laborable, fin de semana o festivo, pudiendo definirse un valor esperado junto con una desviación estándar obtenibles a partir de la información histórica.

6.5.2 MODELOS DE PRONÓSTICO DEL PRECIO MARGINAL

Quizhpe [41] presenta un modelo que puede determinar el precio marginal del mercado eléctrico ecuatoriano, mediante la resolución determinística del despacho económico de todas las unidades generadoras del sistema eléctrico ecuatoriano.

Este modelo emplea un gran conjunto de datos y hace un tratamiento determinística de la aleatoriedad de variables relevantes como la demanda y los

caudales afluentes, pero tal tratamiento determinista significaría asumir que se tiene información perfecta para las variables estocásticas, lo que es un supuesto que no puede hacerse en un análisis de riesgos, donde justamente interesa analizar la aleatoriedad, por ejemplo mediante la generación de distintos escenarios de caudales o de demandas con sus probabilidades asignadas.

Por otra parte, el Operador del Sistema dispone del programa SDDP que emplea algoritmos de Programación Dinámica Dual Estocástica y puede determinar el precio ocasional, lo que hace para fines de las planificaciones de mediano y largo plazo del mercado eléctrico ecuatoriano.

El programa SDDP realiza el despacho económico del sistema, considerando escenarios de incremento de unidades de generación, caudales probables, disponibilidad probable, para lo cual requiere un gran conjunto de datos, algunos de los cuales son costosos de obtener o no están disponibles públicamente.

Si la empresa Distribuidora pudiera emplear los resultados de este pronóstico del precio marginal entregados por el SDDP en la forma de múltiples realizaciones, que provean el valor del precio marginal y la probabilidad de ocurrencia del mismo, este sería un insumo importante para la gestión de riesgos. Esta investigación no emplea el SDDP, sino que plantea un modelo de pronóstico en la forma de distribución de probabilidad ajustada desde datos históricos, para con ello obtener realizaciones del precio marginal y su probabilidad, y así entregarlas al modelo de análisis de riesgos.

No se han encontrado otras publicaciones de modelos para el pronóstico del precio marginal del mercado eléctrico ecuatoriano, y menos aún que estén diseñados para aplicarlas a modelos de riesgo con optimización estocástica.

Es claro que un modelo para pronóstico del precio marginal a lo largo de un año sería una herramienta valiosa para la gestión de riesgos. Por ello, y de manera de cubrir este insumo, se revisaron libros especializados tal como el de Weron [58] donde se refieren modelos ARMA, GARCH, procesos estocásticos tipo difusión y con saltos, modelos estocásticos de cambio de régimen, o el libro de

Bunn [5] donde plantea la modelación del precio para fines de gestión de riesgos [5, Cap 14] explorando modelos financieros, modelos fundamentales o la combinación de modelos. Los modelos de estos libros, plantean el pronóstico para los precios ocasionales de países desarrollados, los cuales ciertamente muestran un comportamiento muy diferente a los del Ecuador, máxime que en dichos países la industria hace un uso intensivo de la electricidad que se revela con otros hechos estilizados, por ejemplo, con muy altos picos de precios, volatilidad dependiente del precio, reversión a la media, y curvas más irregulares. También se revisaron artículos de revistas especializadas, donde igualmente se encuentran modelos de precios spot para las características que se presentan en países desarrollados, que lamentablemente no son adecuados para el pronóstico del precio marginal local. Entre estos artículos, se rescatan los que citan procesos estocásticos para el pronóstico del precio, ya que estos visualizan el precio por su comportamiento aleatorio a lo largo del tiempo, lo que permite afrontar la variabilidad desde una concepción más amplia, esto es, la de admitir que el precio pudiera cubrirse con una amplia gama de valores aleatorios obtenidos de procesos estocásticos generadores de datos debidamente ajustados a los históricos disponibles. Ciertamente el problema del pronóstico del precio marginal es un desafío para los matemáticos financieros encargados del diseño de modelos. Pero, es importante discriminar los modelos de pronóstico que se requieren para análisis de riesgos, de los que se necesiten para otras aplicaciones; ya que, en el análisis de riesgos, en lugar de buscar el pronóstico de un solo valor, se requiere obtener una gama de valores posibles para el precio ocasional; y por ello, esta investigación plantea cubrir el pronóstico del precio ocasional, de la siguiente manera:

- Ajustando distribuciones sesgadas a los datos históricos de las horas, según sea el día laborable, fin de semana o feriado (Cfrs. pags 185 y 203);
- Empleando procesos estocásticos tipo difusión, para captar la variabilidad observada en el precio ocasional. (Cfrs. a la Tesis del autor)

Los métodos de formación determinística del precio ocasional, como los referidos por el Cenace con el SDDP, o en Quizhpe [41], buscan el pronóstico

de un único valor del precio marginal para escenarios específicos; y, por ello, no son aptos para los análisis de riesgos que deben cubrir una amplia gama de valores posibles de las realizaciones del precio marginal con sus probabilidades correspondientes.

Por otra parte, el alcance de esta investigación es construir una metodología para análisis de riesgos con una base teórica sólida y ofreciendo facilidad de cálculo a partir de información disponible como precios y cantidades, así como también admitiendo la incorporación de creencias útiles para el manejo de la incertidumbre; por lo que no se cubren modelos intensivos en datos como los de Quizhpe o del SDDP. Cabe mencionar que el detalle de los pronósticos del precio marginal y la demanda se exponen en la Tesis del autor, que complementa esta investigación.

En este punto, cabe recalcar que los cálculos financieros de un modelo de riesgos, son exactos en cuanto a las fórmulas matemáticas o métodos numéricos; pero, al momento inicial cuando se construye el modelo siempre se parte de creencias sobre el comportamiento incierto de las variables, y justamente por ser creencias, es que los modelos sólo son “aproximadores” de los fenómenos económicos, por lo que nunca aportarán resultados 100% exactos.

Lo que estos modelos podrán aportar, son valores esperados y medidas de riesgo, que sirvan como una guía en la toma de decisiones, dejando finalmente al empresario la labor de realizar la decisión final, sobre la base del alcance de los modelos y de sus creencias de negocios.

CAPÍTULO 7

ESTUDIO DE CASOS DE MODELOS DE RIESGOS

Este capítulo presenta la aplicación de los conceptos teóricos y metodologías de cálculo desarrollados en los capítulos anteriores, al estudio de dos casos.

El primer caso es el problema de selección de portafolios de acciones presentado en el Capítulo 4, que ahora se resuelve mediante simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica.

El segundo caso es un modelo de selección de portafolios de compras de energía eléctrica, que también se resuelve mediante simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica, en el cual se estudia la estructura económica horaria para establecer la optimización financiera horaria de las compras de energía.

El estudio de casos, complementa las bases teóricas y de cálculo financiero previstas para su análisis en esta monografía, y abre el camino para el desarrollo de modelos de tamaño real para problemas reales, tal como el de los portafolios de compras de energía eléctrica de las distribuidoras locales, que se trata en la segunda parte de esta investigación en la forma de tesis de grado.

7.1 CASO DE SELECCIÓN DE PORTAFOLIO DE ACCIONES

El ejemplo de selección de portafolios de acciones, presentado en el Capítulo 4 se lo resolvió allí mediante un modelo determinístico, calculando los retornos de las acciones a partir de la información histórica, bajo el supuesto que ésta refleja el comportamiento futuro de los retornos. Los portafolios se obtuvieron mediante la minimización del riesgo sujeto a un retorno deseado.

Este mismo ejemplo, ahora se vuelve a resolver, pero convirtiendo el modelo determinístico en uno estocástico, donde los retornos se tratan como variables

aleatorias, y los pesos del capital a invertir en cada uno de ellos, se obtienen minimizando el riesgo sujeto a un “retorno esperado” deseado.

A continuación se indica la elaboración paso a paso del modelo para determinar los portafolios óptimos bajo el criterio de media-varianza, mediante simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica, desde CRYSTAL BALL.

Para ello, se crea la hoja “OPT_CB”, copiando los datos de la hoja “Escenarios” del Archivo TEOPORT. (Ver Anexo # 1).

Paso 1: Se separan las celdas C8:F8 para definir en ellas los retornos aleatorios, pulsando  (“Assumptions”) en la barra de CRYSTAL BALL.

Por ejemplo, en C8 se define la distribución de probabilidad para los retornos históricos de IBM, con la herramienta Fit (Cfr. Fig 7.1 y Sección 5.10.4).

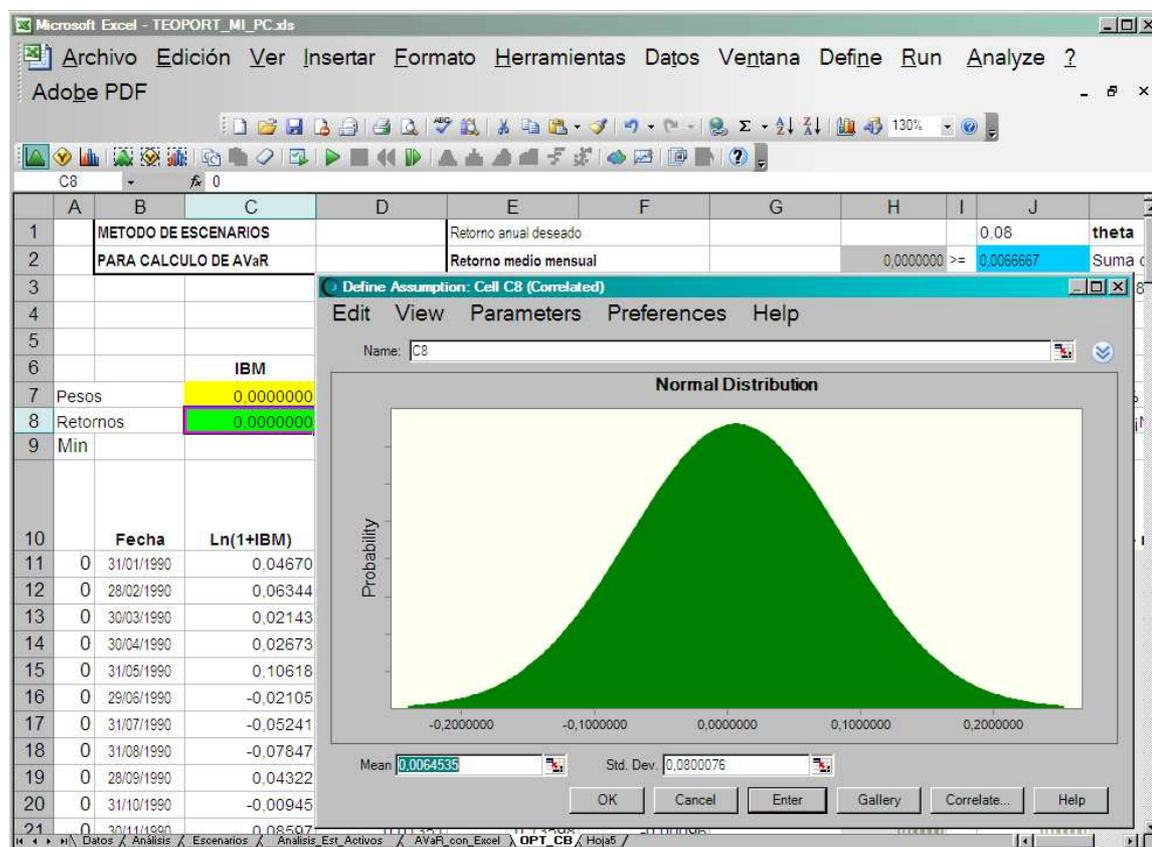


Fig. 7.1: DEFINICIÓN DE RETORNOS ALEATORIOS

De igual manera, se ajustan distribuciones de probabilidad para los retornos históricos mensuales de GM, Dayton Hudson y ARCO, en D8:F8.

A continuación se calculan las correlaciones entre los retornos de las acciones en C8:F8, ingresando a la ventana “Define Assumption” de cada acción, y pulsando “Correlate..” y luego “Cal..”, y seleccionando los datos históricos; por ejemplo: C11:C92 versus D11:D92, para correlacionar los retornos mensuales de IBM con los de GM (Ver Fig 7.2), y así entre las demás acciones de dos en dos.

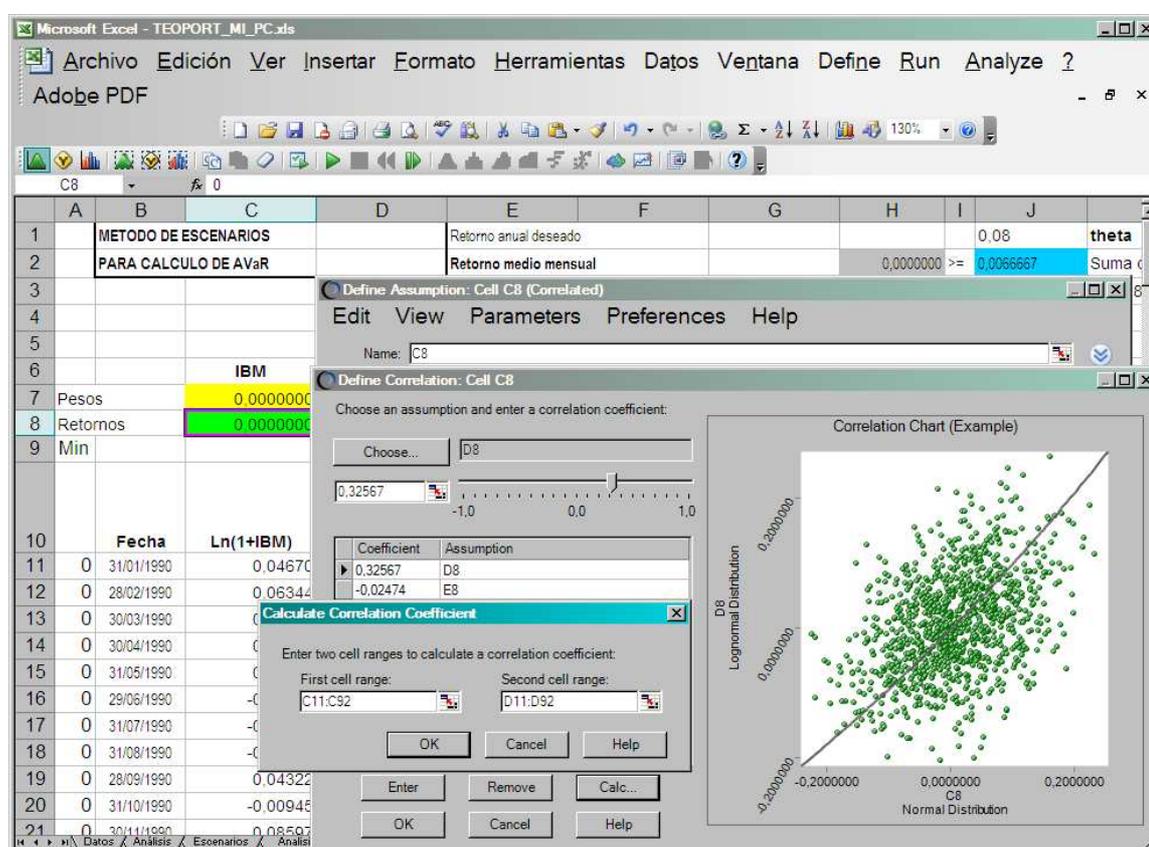


Fig. 7.2: CORRELACIÓN ENTRE RETORNOS ALEATORIOS

Paso 2: Se separan las celdas C7:F7 para los pesos de las acciones en el portafolio, y se las define como “Variables de Decisión”, pulsando  “Decisions”. Se introduce el límite superior e inferior de sus valores, y además el tipo “Continuous” para que tomen valores reales. (Ver Fig 7.3)

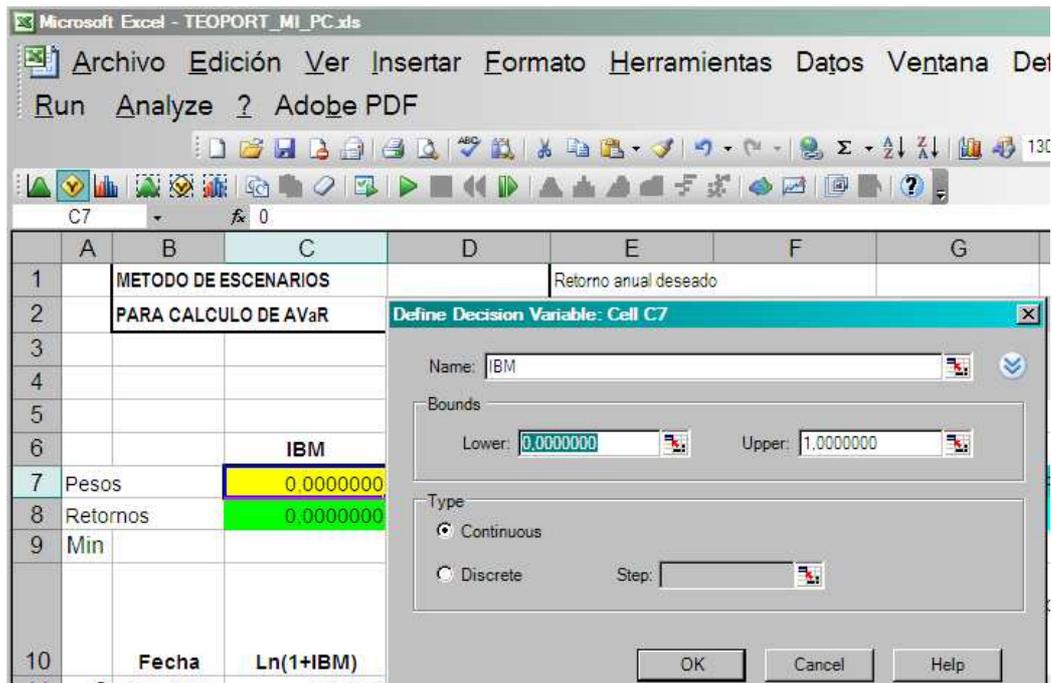


Fig. 7.3: DEFINICIÓN DE VARIABLES DE DECISIÓN

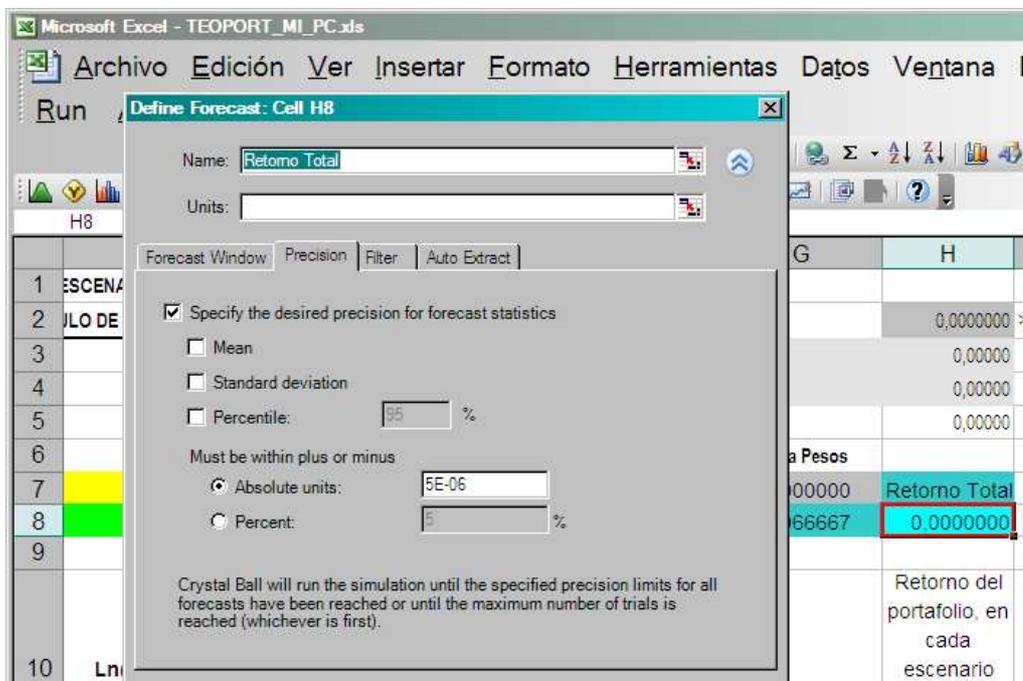


Fig. 7.4: DEFINICIÓN DE “FORECAST” (VARIABLE OBJETIVO)

Paso 3: La celda H8 calcula el retorno del portafolio, mediante el producto de los pesos con los retornos aleatorios: $H8 = C8 * C7 + D8 * D7 + E8 * E7 + F8 * F7$.

La celda H8 se define como “Forecast” pulsando  (Ver Fig 7.4).

Observaciones: Las definiciones anteriores permiten definir un modelo de optimización estocástica en OPTQUEST con el apoyo de EXCEL y CRYSTAL BALL.

Cada ensayo Monte Carlo de CRYSTAL BALL genera números aleatorios en las celdas de las variables “Assumptions” de acuerdo con la distribución ajustada. Cuando OPTQUEST corre su algoritmo de optimización, asigna valores a las celdas “Decisions”.

EXCEL calcula el valor de la celda “Forecast” con los valores de las celdas “Assumptions” y “Decisions”, y CRYSTAL BALL guarda todos los valores generados, asignados, y calculados, para poder calcular con ellos, los estadísticos de la función objetivo, y de los requerimientos que proceden de cada simulación Monte Carlo.

Paso 4: Se corre OPTQUEST, pulsando “Add Objective” y “Add Requirement” para ordenar la minimización de la desviación estándar sujeta a la obtención de un “retorno esperado” deseado. Y, se pulsa “Efficient Frontier”, ingresando un rango de valores para el “retorno esperado” deseado dentro del cual, se busquen los portafolios óptimos de mínima varianza. (Ver Fig 7.5).

Observaciones: OPTQUEST realiza el cálculo de los criterios especificados en “Objective” y “Requirements” cada vez que completa el número de ensayos especificados por el usuario para cada simulación.

Tómese en cuenta que cada simulación se compone de un gran número de ensayos Monte Carlo (trials) también especificados por el usuario, lo que demanda computadores de gran capacidad de memoria y alta velocidad de procesamiento cuando se deseen resolver problemas de gran tamaño.

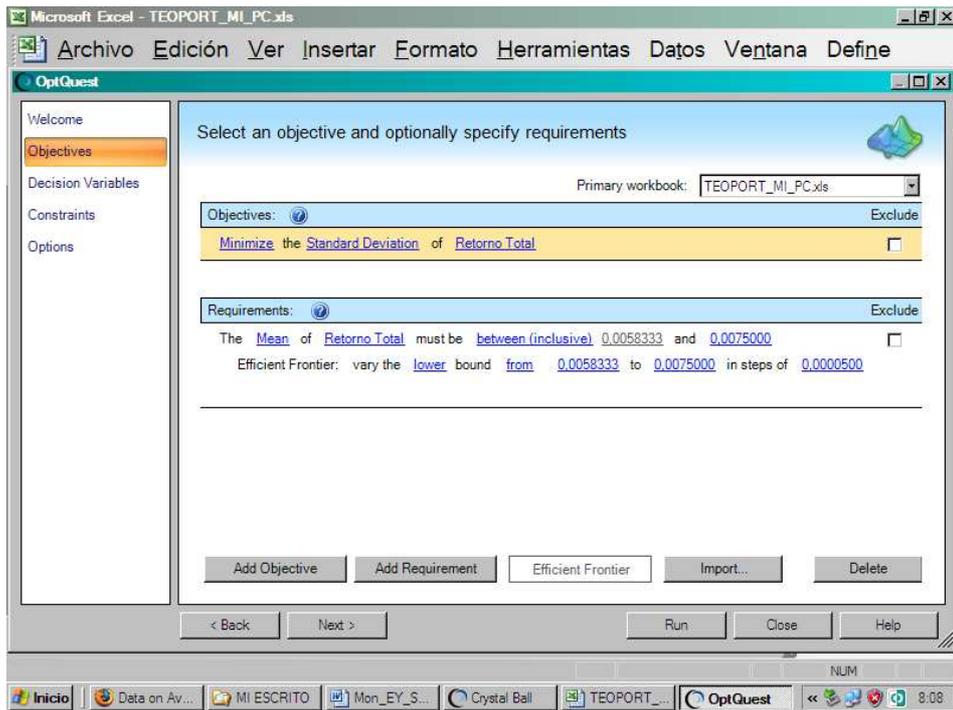


Fig. 7.5: ESPECIFICACIÓN DEL OBJETIVO, REQUERIMIENTO Y FRONTERA EFICIENTE

También se especifican las variables de decisión, según su posición en la hoja:

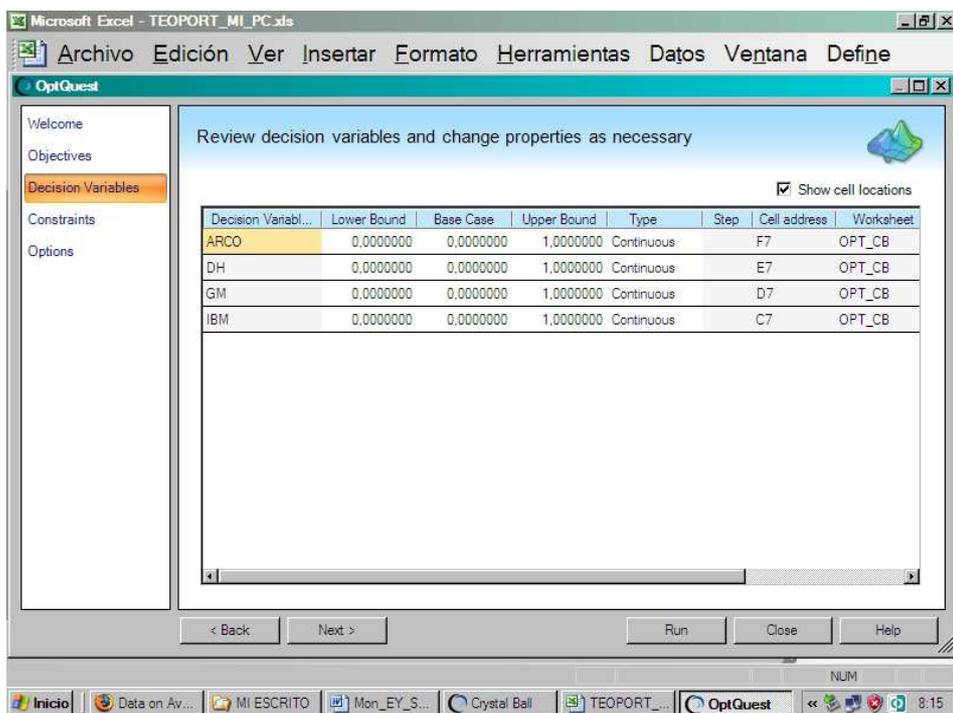


Fig. 7.6: ESPECIFICACIÓN DE LAS VARIABLES DE DECISIÓN

A continuación, se especifican las restricciones del problema, que en este caso es invertir todo el capital en el portafolio, para lo cual la celda G7, que contiene la suma de pesos, se iguala a 1 (Ver Fig. 7.7)

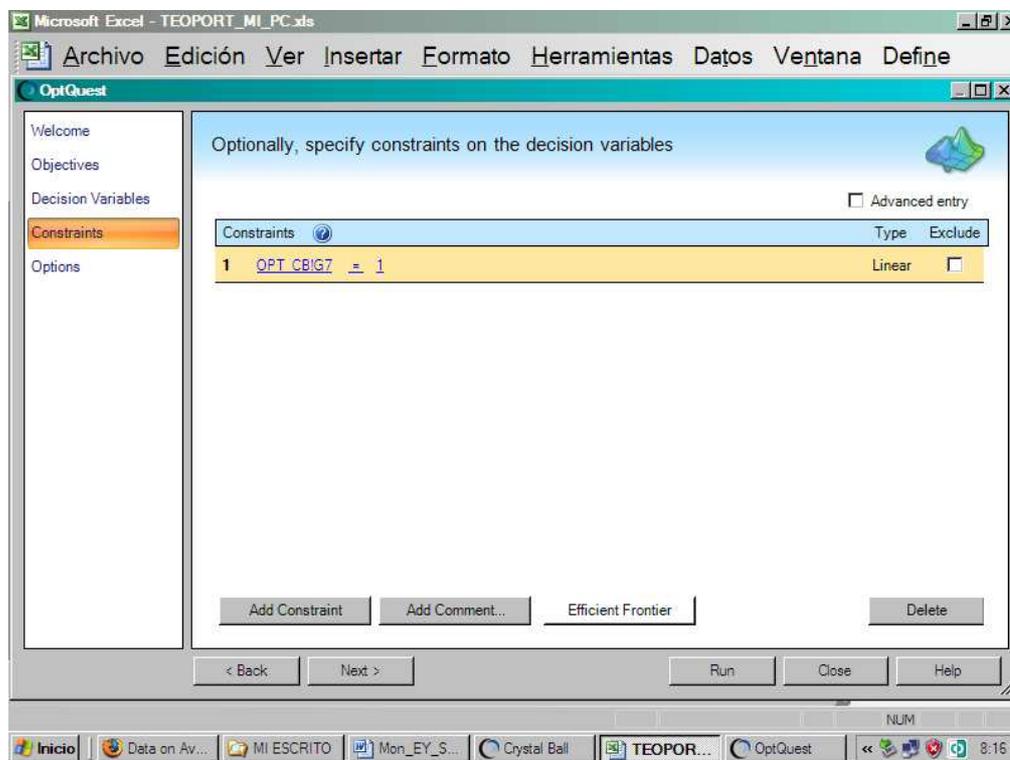


Fig. 7.7: ESPECIFICACIÓN DE RESTRICCIONES

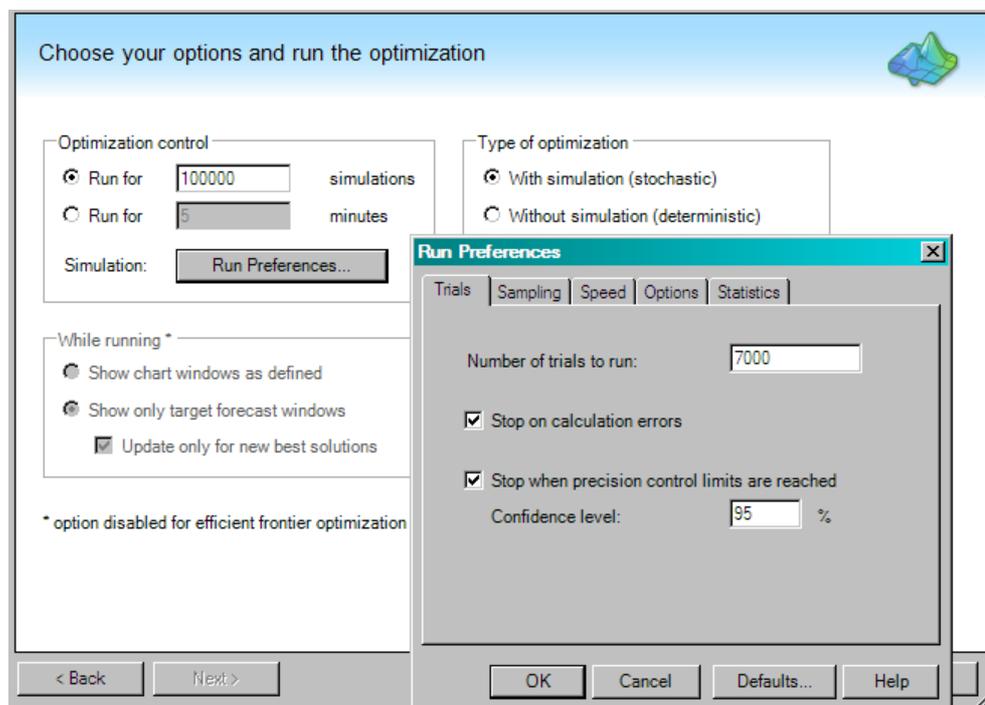
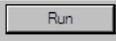


Fig. 7.8: ESPECIFICACIÓN DEL NÚMERO DE SIMULACIONES Y DE ENSAYOS PARA EL MÉTODO DE MONTE CARLO.

Finalmente, se instruye a OPTQUEST que corra cien mil (100000) simulaciones con siete mil (7000) ensayos cada una, y se pulsa  para iniciar la corrida. Automáticamente OPTQUEST solicita confirmación para proseguir, indicando de que se ha escogido correr una Frontera Eficiente para 35 “puntos de prueba”, lo que resultará en aproximadamente 2857 simulaciones Monte Carlo, asignadas a cada “punto de prueba”. (Ver Fig. 7.9)

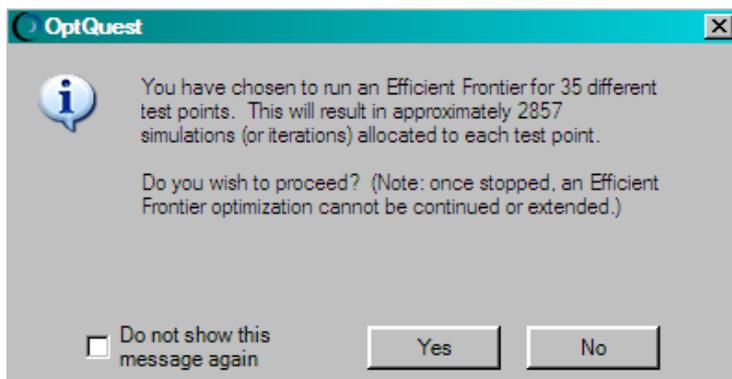


Fig. 7.9: SOLICITUD DE CONFIRMACIÓN PARA CORRER LA FRONTERA EFICIENTE

Luego de la corrida, OPTQUEST presenta la frontera eficiente (Ver Fig 7.10):

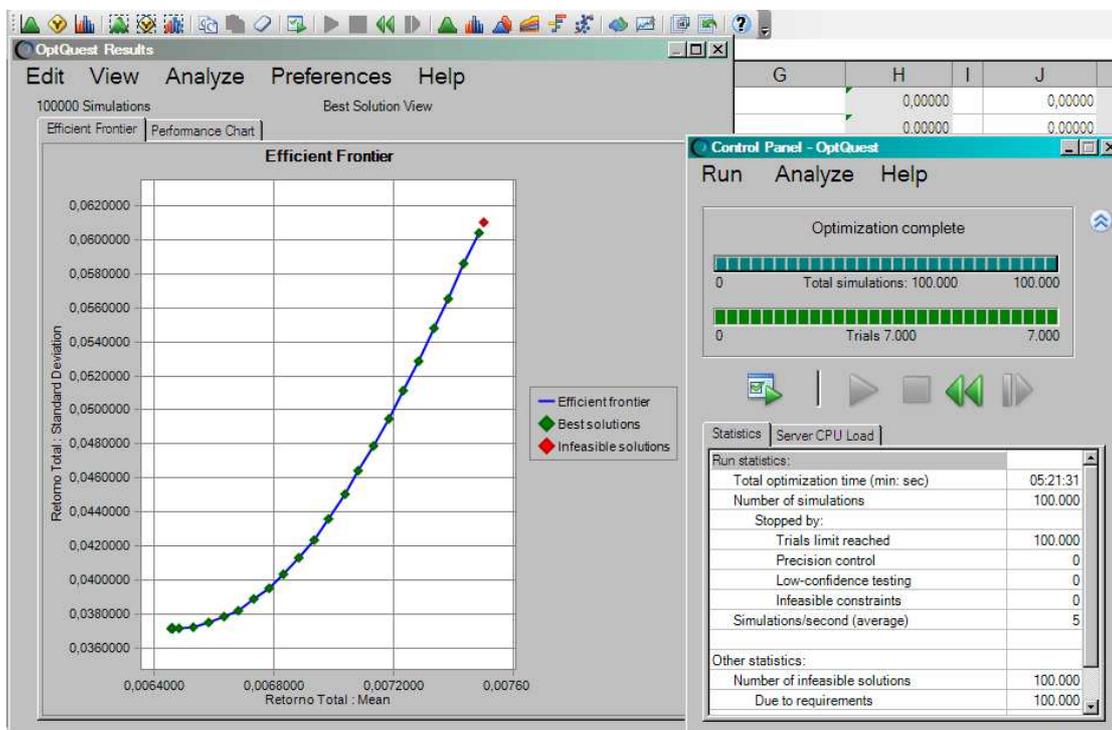


Fig. 7.10: FRONTERA EFICIENTE MEDIA-VARIANZA PARA EL EJEMPLO DEL CAPÍTULO 4

La Frontera Eficiente de OPTQUEST es prácticamente la misma que la obtenida en el Capítulo 4, sino que con los ejes cambiados. Para una mejor apreciación, se intercambiaron los ejes a la Frontera Eficiente del Capítulo 4 (Ver Fig 7.11):

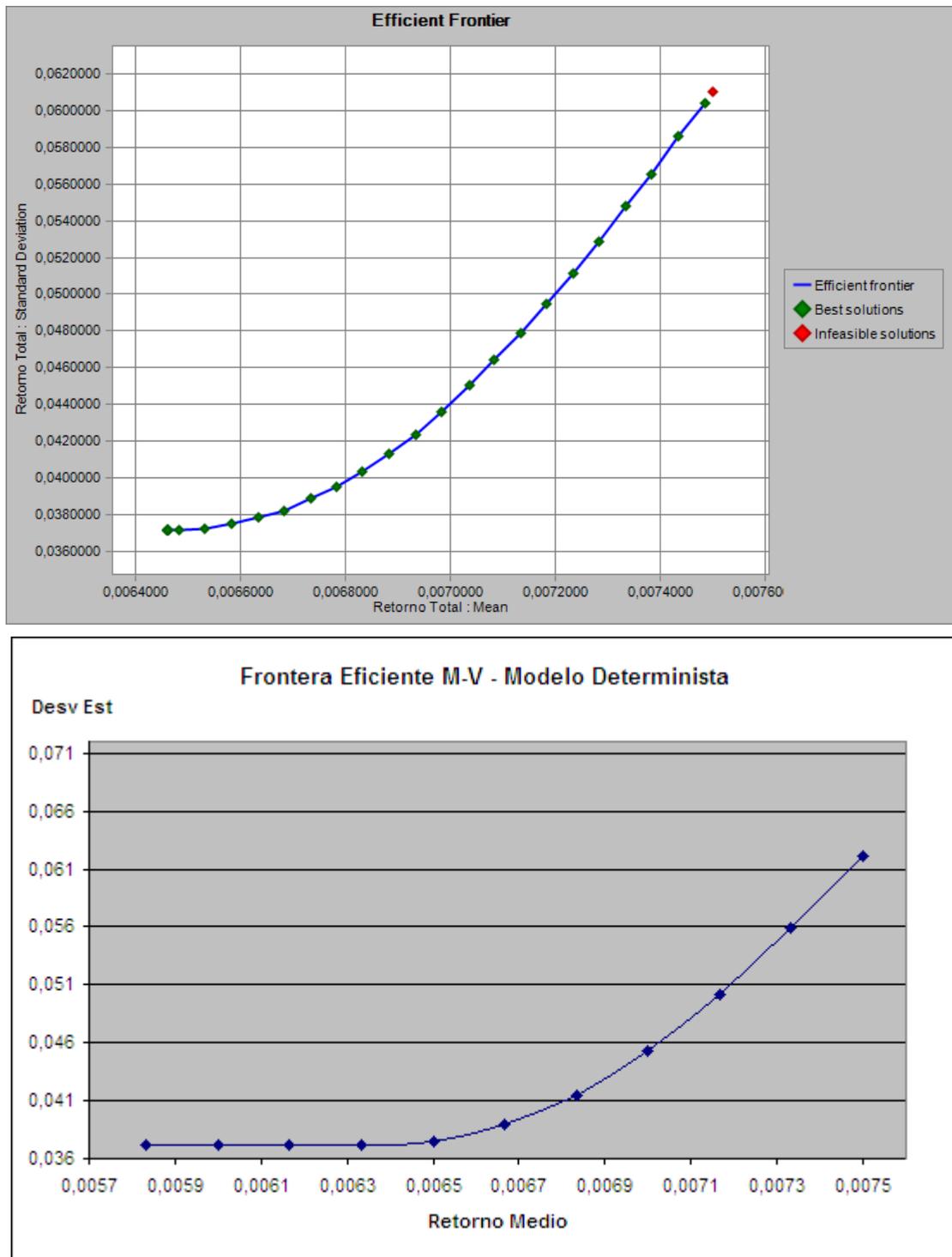


Fig. 7.11: FRONTERA EFICIENTE OPTQUEST vs. FRONTERA EFICIENTE DEL CAPÍTULO 4.

La corrida de OPTQUEST con 100000 simulaciones y 7000 ensayos, duró 5 horas, 21 minutos y 31 segundos, corriendo la versión más reciente de Oracle Crystal Ball, con un procesador de 3.16 GHz y 2 GB RAM bajo Windows XP.

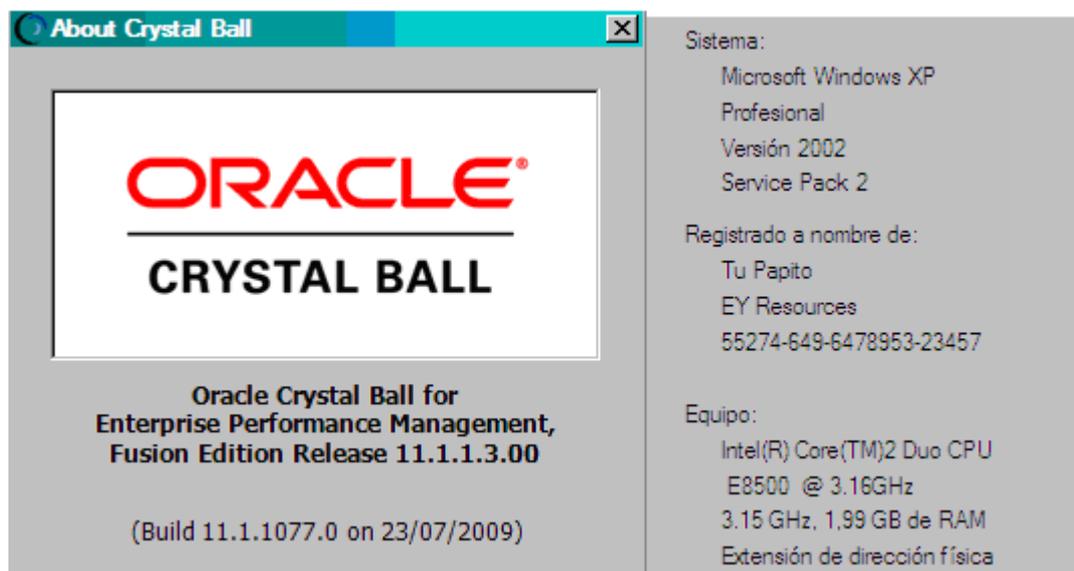


Fig. 7.12: VERSIÓN DE CRYSTAL BALL y CPU EMPLEADO PARA CORRIDAS

El analista enfrenta un desbalance entre el *tiempo de cálculo* versus el *número de simulaciones y de ensayos*, que necesitan ser altos para obtener precisión. Sacrificando precisión se reduce el tiempo de cálculo. Por ello, el analista puede acudir a una estrategia de experimentos para establecer el número de simulaciones y de ensayos adecuado para el caso específico, variándolos de forma tal que la precisión y el tiempo de cálculo sean razonables.

OPTQUEST cuenta con opciones gráficas para seguimiento de la corrida de optimización y la presentación de resultados; y, además genera archivos EXCEL de reporte de los resultados; por ejemplo, la Tabla 7.1 se extrajo del archivo de reporte de OPTQUEST y contiene los valores de “Desviación Estándar” y “Retorno esperado” de los portafolios óptimos de la Frontera Eficiente,:

TABLA 7.1: FRONTERA EFICIENTE M-V CALCULADA CON OPTQUEST

Objective	Requirement
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611

Objective	Requirement
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371642	0,0064611
0,0371766	0,0064833
0,0372802	0,0065333
0,0375087	0,0065832
0,0378490	0,0066353
0,0382607	0,0066832
0,0389423	0,0067336
0,0395472	0,0067832
0,0403544	0,0068333
0,0413024	0,0068834
0,0423970	0,0069335
0,0436442	0,0069836
0,0450454	0,0070372
0,0464314	0,0070833
0,0479121	0,0071339
0,0494900	0,0071833
0,0511693	0,0072334
0,0528890	0,0072836
0,0548012	0,0073337
0,0565374	0,0073832
0,0585990	0,0074337
0,0604007	0,0074839
0,0610382	0,0075002
* - Requirement is infeasible	

En conclusión, se resolvió el ejemplo del Capítulo 4 obteniendo soluciones estadísticamente idénticas a las obtenidas anteriormente con el método de Markowitz y el de escenarios.

Este ejemplo ilustra todas las características que requiere una Optimización Estocástica: realizar ajuste de distribuciones a los retornos históricos, emplear simulación Monte Carlo para obtener realizaciones de estas distribuciones, y contar con un solver de Optimización Estocástica que guarda la información de un gran número de simulaciones Monte Carlo para calcular con ellas los criterios especificados para el objetivo y los requerimientos del problema; con lo que se

obtienen los portafolios eficientes; en este caso, bajo el criterio de media-varianza.

El entorno de CRYSTAL BALL y OPTQUEST bajo EXCEL es amigable con el usuario, y permite convertir los modelos financieros determinísticos en modelos con enfoque estadístico, los que pueden apegarse más a la realidad de los negocios, y brindar resultados de más amplia interpretación, y seguramente más confiables para la toma de decisiones bajo incertidumbre.

7.2 CASO DE SELECCIÓN DE PORTAFOLIO DE COMPRAS DE ENERGÍA ELÉCTRICA

Desde el punto de vista económico y matemático, el objetivo de la distribuidora es la minimización del riesgo en los costos de obtención de la electricidad, sujeta a restricciones tanto de presupuesto para tales compras, como para el cumplimiento de la cantidad demandada; donde, las variables de decisión son las cantidades a comprar a cada proveedor y al mercado ocasional.

El resultado de este problema de optimización es un portafolio óptimo que además de atender a la minimización del riesgo en los costos, vigila que el costo sea mínimo.

El presente ejemplo, elabora un modelo de análisis de riesgos para la determinación del portafolio óptimo de compras de energía eléctrica para el día Miércoles 14 de Noviembre del 2007, con base en la información de los años 2004, 2005, 2006 de la Distribuidora de la ciudad de Quito.

El desarrollo del modelo de análisis de riesgo, se realiza paso por paso, sobre una hoja electrónica y con el empleo de Oracle Crystal Ball para la simulación Monte Carlo y Optimización Estocástica. Primeramente, se resuelve el problema, considerando que el pronóstico de la demanda es acertado; y luego también se varía la demanda, considerándola como una variable aleatoria.

7.2.1. PORTAFOLIO DE COMPRAS ASUMIENDO DEMANDA PERFECTA

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

El pronóstico de la demanda para el día Miércoles 14 de Noviembre del 2007, indica un mínimo de 257.18 MW a las 05:00 AM y un máximo de 555.39 MW a las 21:00 PM.

Este pronóstico se obtiene empleando el método de días similares, referido en Weron [58] de manera que la demanda del día Miércoles del año 2007 se relaciona con la del día Miércoles correspondiente del año 2006, y ésta con la del día Miércoles respectivo del año 2005, y asimismo esta última con el día Miércoles del año 2004.

Además, se calcula el porcentaje de crecimiento de la demanda en cada semana del año, comparando cada una de las 52 semanas del año con la semana correspondiente del año anterior. Este porcentaje de crecimiento se aplica a cada hora de la semana del año 2006 para pronosticar la demanda del año 2007. Siguiendo este procedimiento, se obtuvo el pronóstico antes indicado de la demanda para cada hora del día Miércoles 14 de Noviembre del 2007, el cual en este caso, se asume como un pronóstico perfecto.

PRONÓSTICO DEL PRECIO MARGINAL

El pronóstico del precio marginal varía entre 2.00 US\$/MWh hasta 231.59 US\$/MWh para las 05:00 AM y entre 23.86 US\$/MWh a 233.18 US\$/MWh para las 20:00 PM del Miércoles 14 de Noviembre del 2007.

Esta gama de valores para el precio ocasional, refleja la incertidumbre futura de esta variable, determinada por ajuste de una distribución de probabilidad a los datos históricos.

Este ajuste se realizó agrupando los precios ocasionales horarios de las semanas que presentan zonas planas con picos y valles (Cfr. Tabla 6.2 de la

Sección 6.3) de los años 2005 y 2006; y también agrupando los precios ocasionales horarios de las semanas que presentan forma periódica similar a la de la demanda (Cfr. Tabla 6.2). Aplicando la herramienta Fit de Oracle Crystal Ball, se determinan las distribuciones de probabilidad correspondientes (Ver Anexo 2.1).

Por ejemplo, para establecer la distribución del precio marginal en la hora 20, para mediados de Noviembre, se ubica la semana del año para dicho día, la cual es la semana 46; y, se acude a la Tabla 6.2, la que indica que para las semanas ubicadas entre la 28 y la 52, tiene un comportamiento del precio marginal con zonas planas; entonces, empleando los precios ocasionales agrupados de estas semanas de los años 2005 y 2006, se aplica para la hora 20 del día requerido, la herramienta Fit, como sigue:

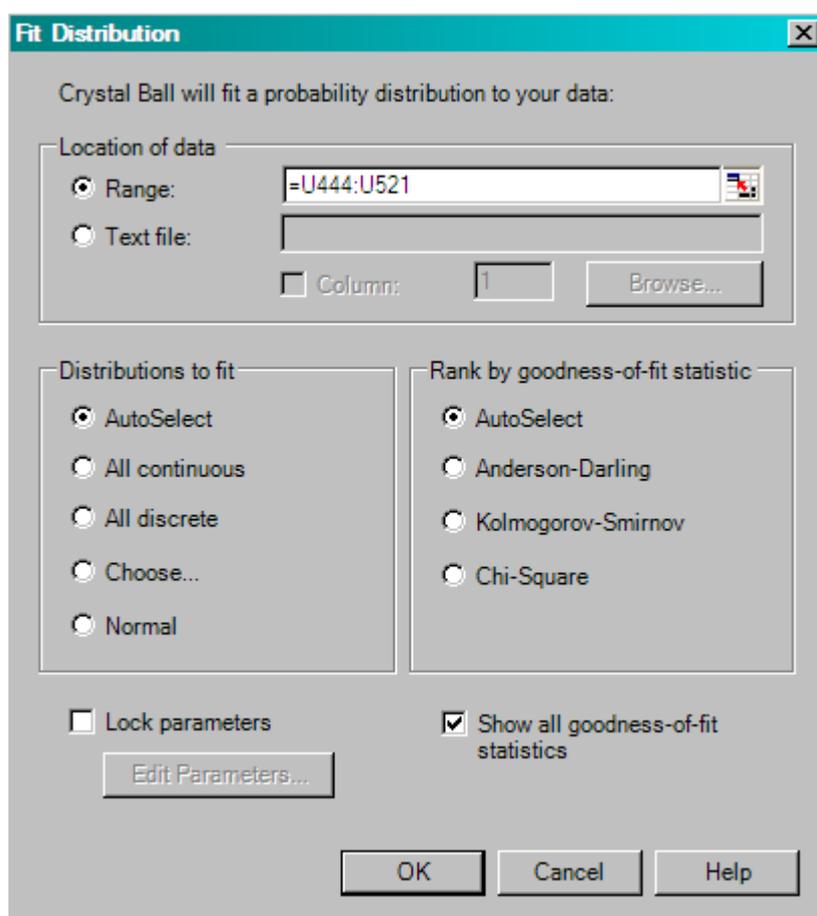


Fig. 7.13: AJUSTE DE DISTRIBUCIÓN PARA EL PRECIO OCASIONAL

La misma que presenta los estadísticos de las Pruebas de Bondad de Ajuste, como indica la Fig 7.14.

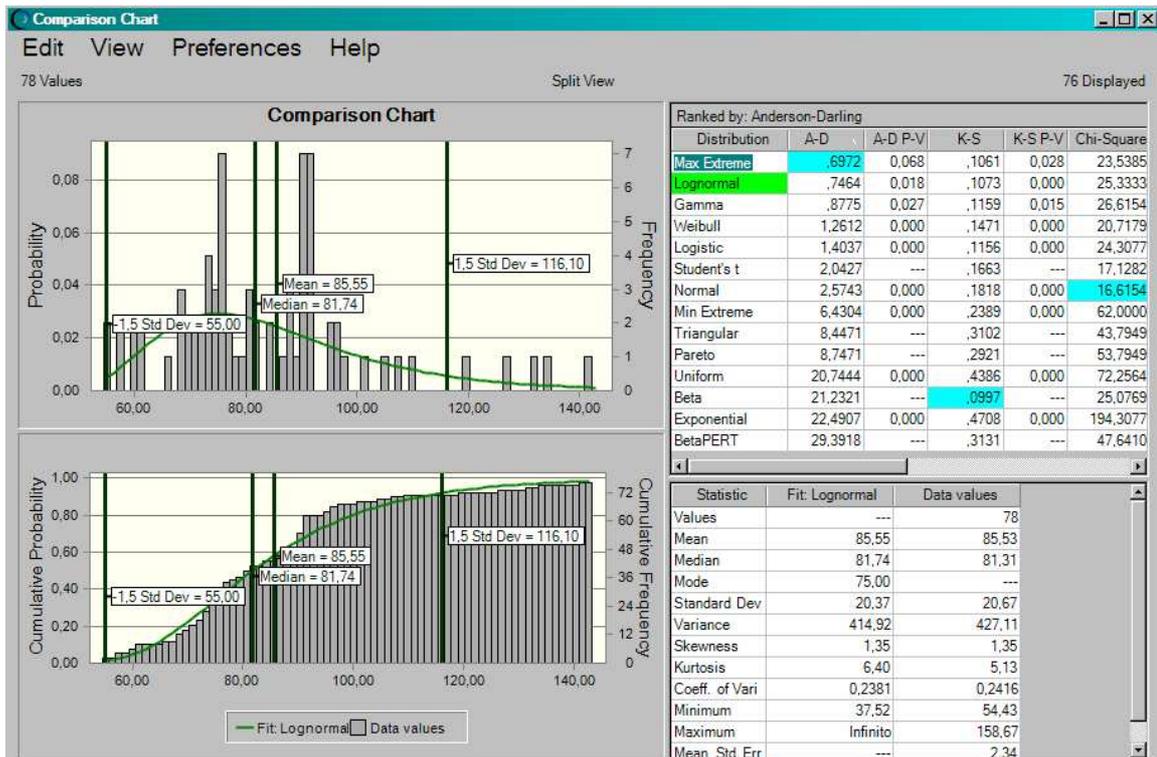


Fig. 7.14: PRUEBAS DE AJUSTE PARA SELECCIONAR DISTRIBUCIÓN

El criterio Chi-Cuadrado, encuentra eligible a la distribución normal; pero, el histograma de los datos originales claramente es no simétrico; por ello, se elige una distribución sesgada como la Lognormal (Fig 7.15) para ajustar al precio marginal de la hora 20 del Miércoles de la semana 46 del año 2007.

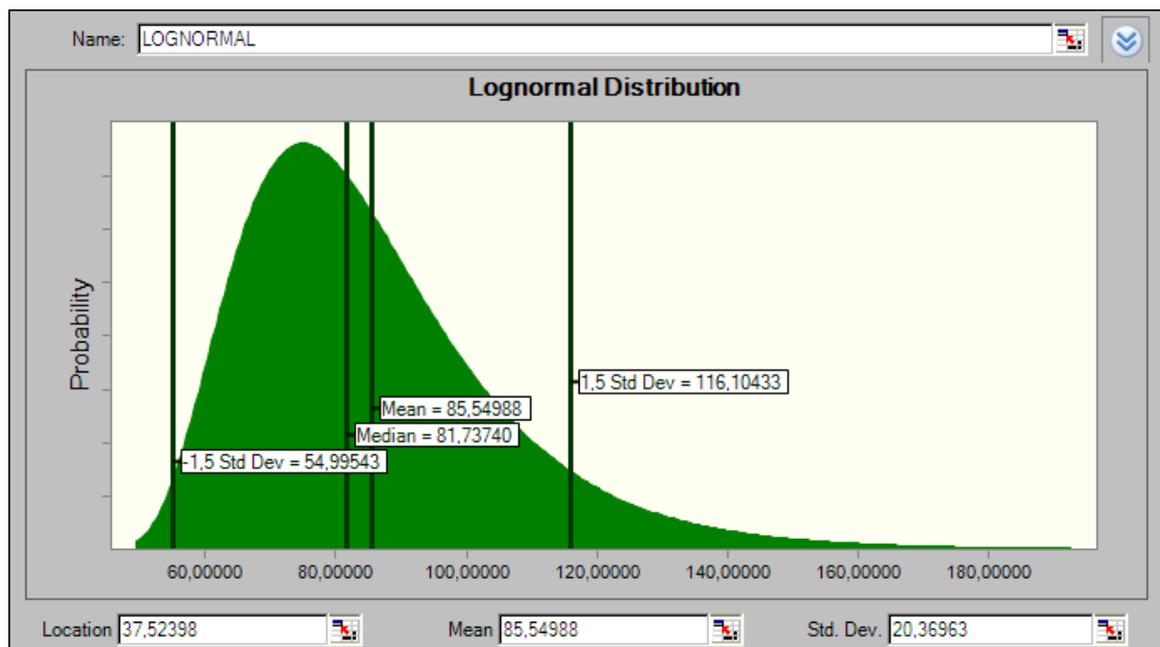


Fig. 7.15: DISTRIBUCIÓN AJUSTADA PARA EL PRECIO MARGINAL

La elección de la Lognormal en lugar de la distribución “Max Extreme” se realiza por la creencia de que la Lognormal es más apropiada para el comportamiento de precios, antes que la “Max Extreme” para este caso; y, además el criterio A-D de estas dos distribuciones, es estadísticamente similar (0.69 vs. 0.74), al igual que los valores K-S (0.106 vs 0.107). Otros analistas, podría utilizar la distribución “Max Extreme” según sus creencias. Lo claro es que, ambas distribuciones son sesgadas hacia el lado que indican los datos históricos.

Aplicando repetidamente estos criterios, se establecen las distribuciones de probabilidad que representan al precio marginal para las horas 1 a la 24 del día Miércoles 14 de Noviembre del 2007, las mismas que constan al pie de las tablas de valores del Anexo 2.1.

MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGOS

Las Fig 7.16, 7.17 y 7.18 contienen el modelo de análisis de riesgos con el cual se determina el portafolio óptimo de compras de energía eléctrica. La celda B26 se define como “Forecast” en Crystal Ball, para referirla como la celda objetivo del costo total diario cuya desviación estándar se desea minimizar.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T
1		Costo Hora		Cant0	Cant1	Cant2	Cant3	Cant4	Cant5	Cant6	Cant7	Cant8	Cant9	Cant10	Suma	Pronostico Demanda	Hora	Precio0		
2		10403,88683	1	0	0	140	0	0	182,48	0	0	0	0	0	322,48	320,6889	1	0,00000		
3		9908,05242	2	0	0	140	0	0	0	96	0	0	43,753	0	279,753	281,5079	2	0,00000		
4		8637,34327	3	0	0	140	0	0	0	96	0	0	20,277	0	256,277	264,4264	3	0,00000		
5		8786,35902	4	0	0	140	0	0	0	96	0	0	23,03	0	259,03	259,8044	4	0,00000		
6		9540,65971	5	0	0	140	0	0	0	0	0	0	113,23	0	253,229	257,1803	5	0,00000		
7		8436,69947	6	0	0	140	0	0	0	96	0	0	16,57	0	252,57	266,8140	6	0,00000		
8		11188,55191	7	0	0	140	0	75	118,59	0	0	0	0	0	333,586	327,5202	7	0,00000		
9		13315,48800	8	119,1	0	0	0	0	0	0	0	0	246	0	365,097	383,4720	8	0,00000		
10		15370,27897	9	0	0	0	0	0	340	0	0	0	43,277	0	383,277	389,2511	9	0,00000		
11		15163,15205	10	0	84,07	0	0	0	340	0	0	0	0	0	424,07	415,4895	10	0,00000		
12		15319,49807	11	0	90,225	0	0	0	340	0	0	0	0	0	430,225	434,7293	11	0,00000		
13		20544,26515	12	0	0	0	0	0	188,66	0	0	0	246	0	434,657	443,9531	12	0,00000		
14		11176,00000	13	9,8345	440	0	0	0	0	0	0	0	0	0	449,834	448,4554	13	0,00000		
15		20590,99327	14	0	0	0	0	0	189,88	0	0	0	246	0	435,877	438,1657	14	0,00000		
16		20291,22007	15	0	0	0	0	0	182,05	0	0	0	246	0	428,053	438,7348	15	0,00000		
17		11176,00000	16	22,12	440	0	0	0	0	0	0	0	0	0	462,12	459,3829	16	0,00000		
18		11176,00000	17	11,735	440	0	0	0	0	0	0	0	0	0	451,735	472,0896	17	0,00000		
19		13304,24234	18	0	440	0	0	0	55,543	330	0	0	0	0	495,543	476,3345	18	0,00000		
20		13244,85996	19	0	440	0	0	0	53,993	330	0	0	0	0	493,993	486,6473	19	0,00000		
21		18702,92912	20	0	223,43	0	0	0	340	0	0	0	0	0	563,431	549,0508	20	0,00000		
22		18415,56915	21	0	212,12	0	0	0	340	0	0	0	0	0	552,118	555,3927	21	0,00000		
23		14905,35374	22	0	440	0	0	0	97,329	330	0	0	0	0	537,329	526,9900	22	0,00000		
24		21012,24699	23	0	0	0	0	0	200,87	330	0	0	246	0	446,871	459,1563	23	0,00000		
25		9241,48273	24	0	363,84	0	0	0	0	0	0	0	0	0	363,838	385,0023	24	0,00000		
26	Ctotal	329851,13224													Demanda del Dia:	9740,2392				
27	CT	342037,83562													Demanda mínima	257,1803				
28	DS CT	3014,86709													Demanda máxima	555,3927				

Fig. 7.16: PORTAFOLIO DE COMPRAS CON DEMANDA PERFECTA

Las celdas T2:T25 de la Fig 7.16, contienen las distribuciones ajustadas para el precio marginal de cada hora del día.

Las celdas D2:N25 de la Fig 7.16, se definen como variables de decisión y contienen las cantidades a comprar al mercado ocasional (identificada por Cant0) y a cada uno de los 10 contratos (identificadas por Cant1 a Cant10).

La celda B2 contienen la fórmula $SUMAPRODUCTO(D2:N2;T2:AD2)$ que multiplica las *cantidades a comprar* por los *precios de costo* de la energía eléctrica (Fig. 7.17). Esta fórmula se copia en B3:B25, para calcular el costo de obtención de cada hora. Todos estos costos se suman para dar el costo total de obtención de electricidad diario, en la celda B26.

PRECIOS EN CONTRATOS

Los precios de contratos se estiman de datos históricos, para 10 proveedores de energía eléctrica que comprenden a generadoras hidro- y termo-eléctricas, y constan en las celdas U2:AD2 de la Fig. 7.17.

	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC	AD
1	Hora	Precio0	Precio1	Precio2	Precio3	Precio4	Precio5	Precio6	Precio7	Precio8	Precio9	Precio10
2	1	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
3	2	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
4	3	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
5	4	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
6	5	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
7	6	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
8	7	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
9	8	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
10	9	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
11	10	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
12	11	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
13	12	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
14	13	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
15	14	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
16	15	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
17	16	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
18	17	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
19	18	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
20	19	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
21	20	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
22	21	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
23	22	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
24	23	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500
25	24	0,00000	25,4	24,37	500	43,105	38,317	43	38,317	42,105	54,128	500

Fig. 7.17: PRECIOS EN CONTRATOS DE PROVEEDORES ELÉCTRICOS

Cabe observar que los proveedores # 3 (celdas W) y # 10 (celdas AD) no ofrecen suministro eléctrico para el día en análisis (dígase, por razones de falta de agua en centrales hidroeléctricas, o debido a compromisos de venta previamente adquiridos, etc.), por lo que se asignó un precio “excesivo” de 500.00 USD\$/MWh, para hacer que el método de optimización los excluya, favoreciendo a los contratos con costos de compra menores.

La Fig 7.18 muestra las capacidades de las unidades generadoras de los 10 proveedores eléctricos (identificadas como CMax1 hasta CMax 10). El rótulo CMax0 identifica la capacidad del mercado ocasional, en el orden de 600 MWh, esto es con capacidad suficiente para atender a toda la demanda de la Distribuidora Quito, incluso la demanda máxima, que según se indicó anteriormente, bordea los 555.39 MW a las 21:00 PM del día en cuestión.

	AE	AF	AG	AH	AI	AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ
1	Hora	CMax0	CMax1	CMax2	CMax3	CMax4	CMax5	CMax6	CMax7	CMax8	CMax9	CMax10	Fecha
2	1	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 1:00
3	2	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 2:00
4	3	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 3:00
5	4	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 4:00
6	5	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 5:00
7	6	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 6:00
8	7	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 7:00
9	8	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 8:00
10	9	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 9:00
11	10	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 10:00
12	11	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 11:00
13	12	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 12:00
14	13	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 13:00
15	14	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 14:00
16	15	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 15:00
17	16	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 16:00
18	17	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 17:00
19	18	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 18:00
20	19	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 19:00
21	20	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 20:00
22	21	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 21:00
23	22	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 22:00
24	23	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 23:00
25	24	600	440	140	75	75	340	96	14,5	58	246	221	15/11/2007 23:01

Fig. 7.18: OFERTAS MÁXIMAS DE ELECTRICIDAD SEGÚN CAPACIDADES DE LAS GENERADORAS

Estos datos de la capacidad de suministro eléctrico de las plantas generadoras, se determinaron a partir de datos reales, según la disponibilidad histórica de estas plantas para la semana 46 en los dos años anteriores. Cabe observar que

la disponibilidad de las plantas generadoras es una variable que contiene gran incertidumbre para su modelación, más aún cuando ocurren indisponibilidades por fallas técnicas o casos fortuitos; la cual en todo caso, no es objeto de modelación del presente estudio.

Los datos de la capacidad de las generadoras para cada hora del día, se emplean para acotar el valor máximo de las variables de decisión que se definieron en las celdas D2:N25.

DEFINICIÓN DEL MODELO EN OPTQUEST

El modelo de análisis de riesgo se ingresa a OptQuest aplicando el criterio Media-Varianza, esto es siguiendo la Teoría Moderna de Portafolios, e incluyendo como restricción que la suma de la demanda de cada hora es igual al pronóstico de la demanda, esto es que: O2:O25 = Q2:Q25. (Ver Fig 7.16).

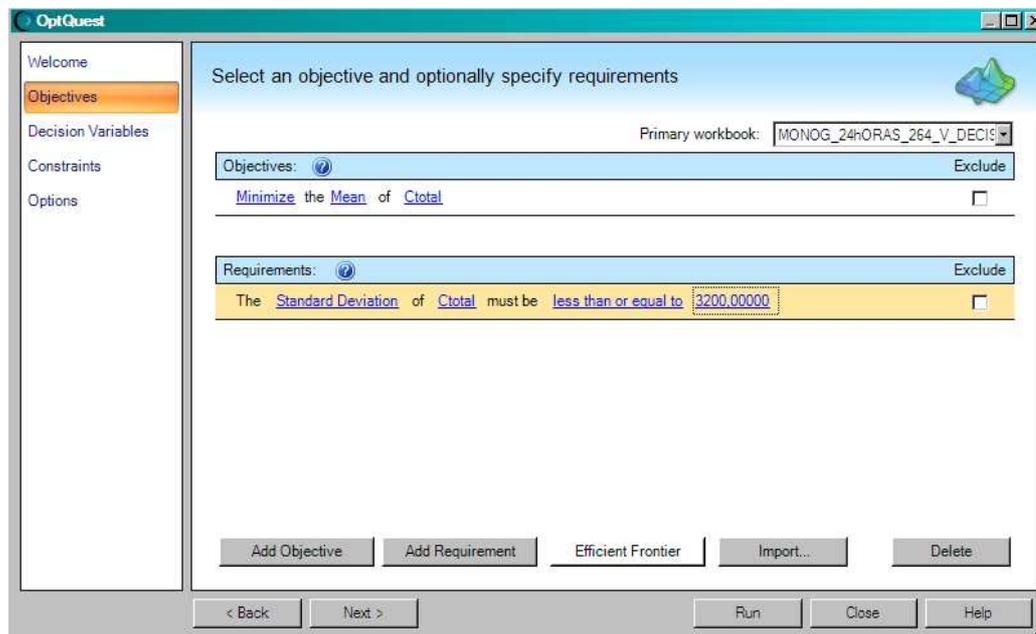


Fig. 7.19: OPTIMIZACIÓN ESTOCÁSTICA DEL PORTAFOLIO DE COMPRAS

En la práctica, el modelo se corrió minimizando el valor esperado del costo de obtención sujeto a valores mínimos de desviación estándar (Fig 7.19) que se

fueron variando, para establecer la compensación mutua entre *costo esperado* versus *desviación estándar* de este mismo costo.

También el modelo se corrió, minimizando la *desviación estándar* sujeta a *valores esperados deseados* del *costo total diario de obtención* (Fig 7.20).

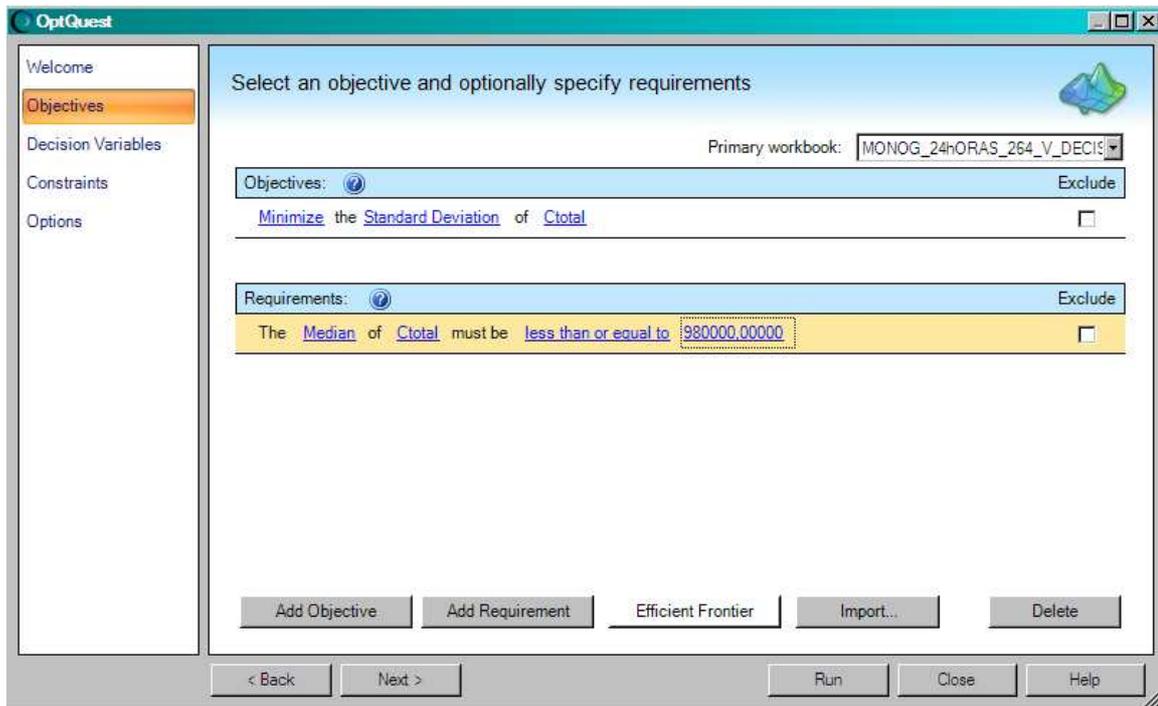


Fig. 7.20: MINIMIZACIÓN DEL RIESGO DEL PORTAFOLIO DE COMPRAS

Estas corridas preliminares del modelo se realizaron variando el número de iteraciones y el número de simulaciones, notando el compromiso que éstas implican para obtener las soluciones en un tiempo razonable.

Por ejemplo, cuando se empleó un número de iteraciones de 2000, y un número de simulaciones de 100000, OptQuest necesitó cerca de 50 horas para encontrar dos soluciones óptimas muy cercanas (Fig 7.21) entre millares de soluciones infactibles (Fig 7.22), lo cual es computacionalmente ineficiente.

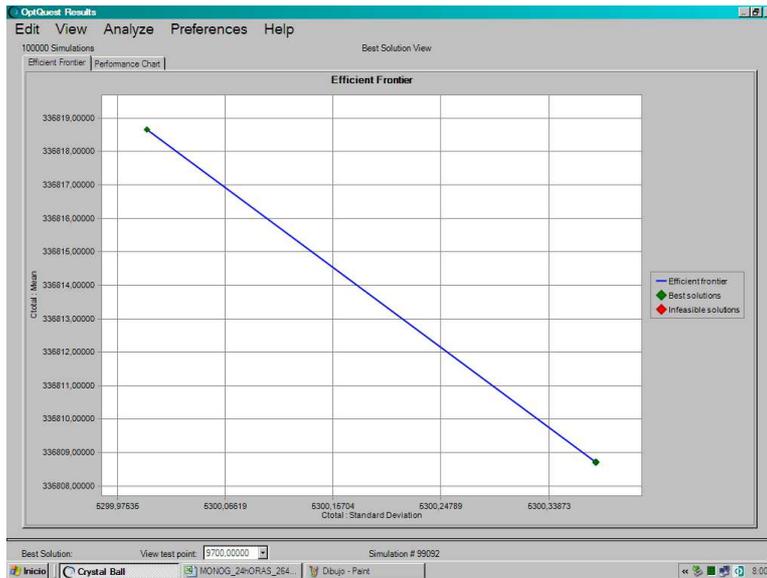


Fig. 7.21: BÚSQUEDA DE SOLUCIONES ÓPTIMAS

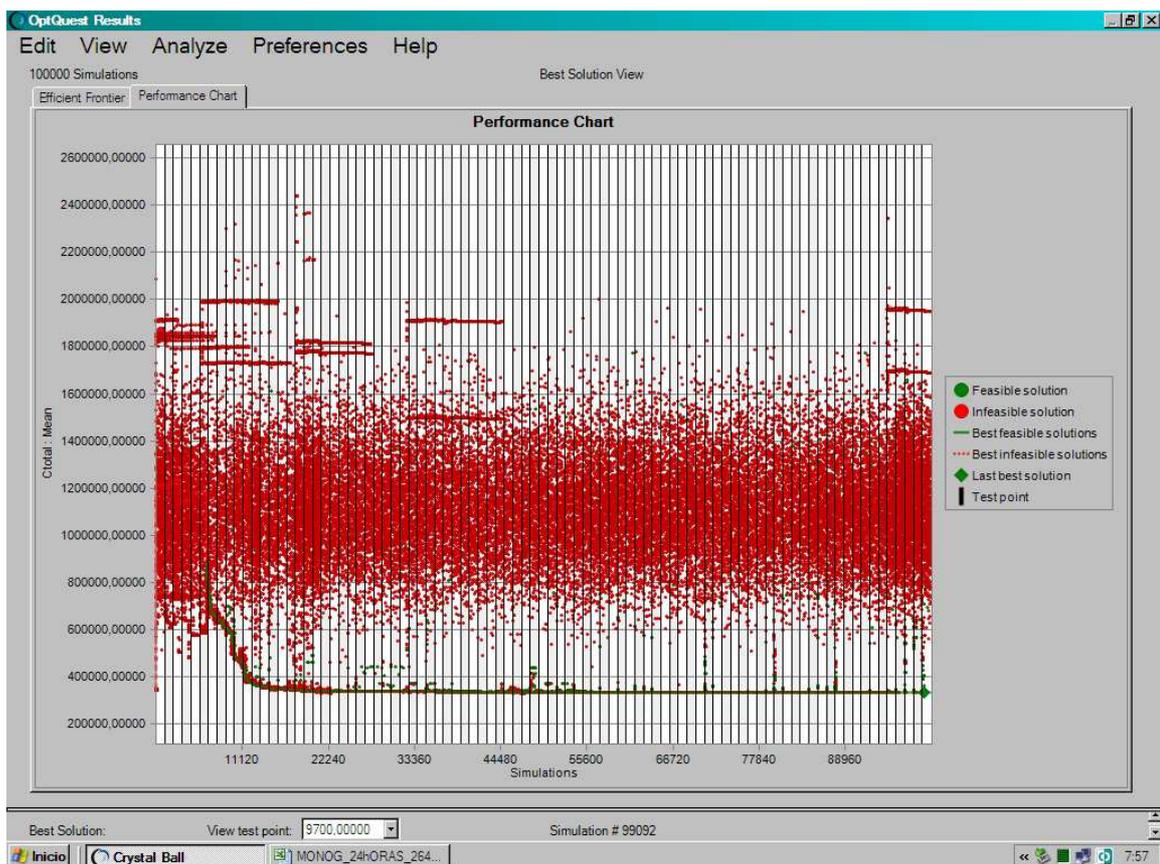


Fig. 7.22: SOLUCIONES NO FACTIBLES DE PORTAFOLIOS DE COMPRAS

De manera de obtener soluciones en tiempo moderados, se aplicó el muestreo “Latin Hypercube” (*muestreo estratificado de una distribución de probabilidad: la*

distribución se divide en rangos de igual probabilidad y se obtiene una muestra de cada uno de los intervalos de igual probabilidad) con un tamaño de muestra de “100” (esto, es dividiendo la distribución en 100 intervalos), y se realizó la minimización el Costo Esperado sujeto a una desviación estándar de 5000 USD; y empleando un número de iteraciones de 700, se exploraron con cerca de 3000 simulaciones, encontrando una rápida convergencia en la simulación # 161 (Ver Fig. 7.23) que reporta una solución óptima dada por (4989.08, 1,092,645.34), donde, el primer número indica la coordenada X (desviación estándar) y el segundo es la coordenada Y (costo total diario esperado).

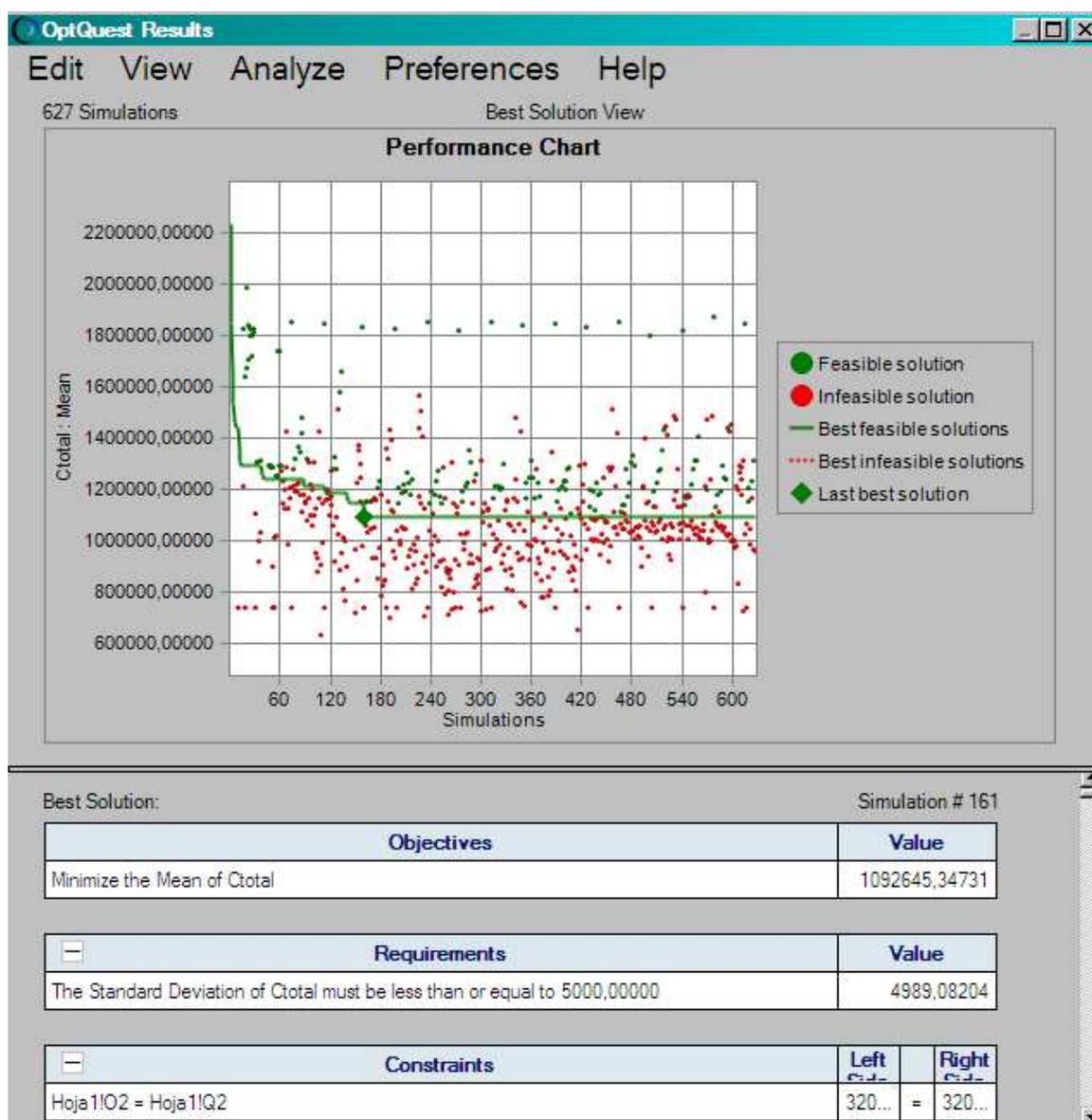


Fig. 7.23: PORTAFOLIO MINIMIZANDO COSTO ESPERADO DIARIO, SUJETO A UN NIVEL ACEPTABLE DE DESVIACIÓN ESTÁNDAR (RIESGO)

En la simulación # 890 (Fig 7.24) OPTQUEST reporta la solución (4891.93, 868425.41), con un histograma del Costo Total Diario esperado simétrico (Fig 7.25), con sesgo de 0.23 y kurtosis de 3.12, similar a una distribución normal.



Fig. 7.24: SEGUNDA MEJOR SOLUCIÓN ENCONTRADA POR OPTQUEST.

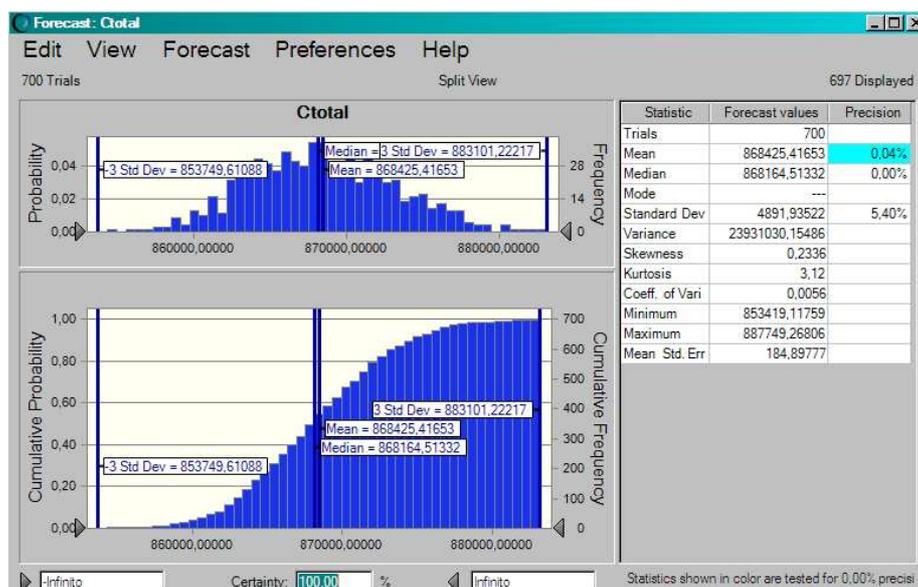


Fig. 7.25: HISTOGRAMA Y ESTADÍSTICAS DE LA SEGUNDA MEJOR SOLUCIÓN. NÓTESE LA SIMETRÍA DEL HISTOGRAMA.

Cabe observar que OPTQUEST sigue buscando mejores soluciones (Fig. 7.26) hasta agotar todas las simulaciones programadas, pero al final permite realizar un análisis de soluciones, donde se puede clasificar la mejor entre las soluciones encontradas (Fig 7.27 y 7.28).

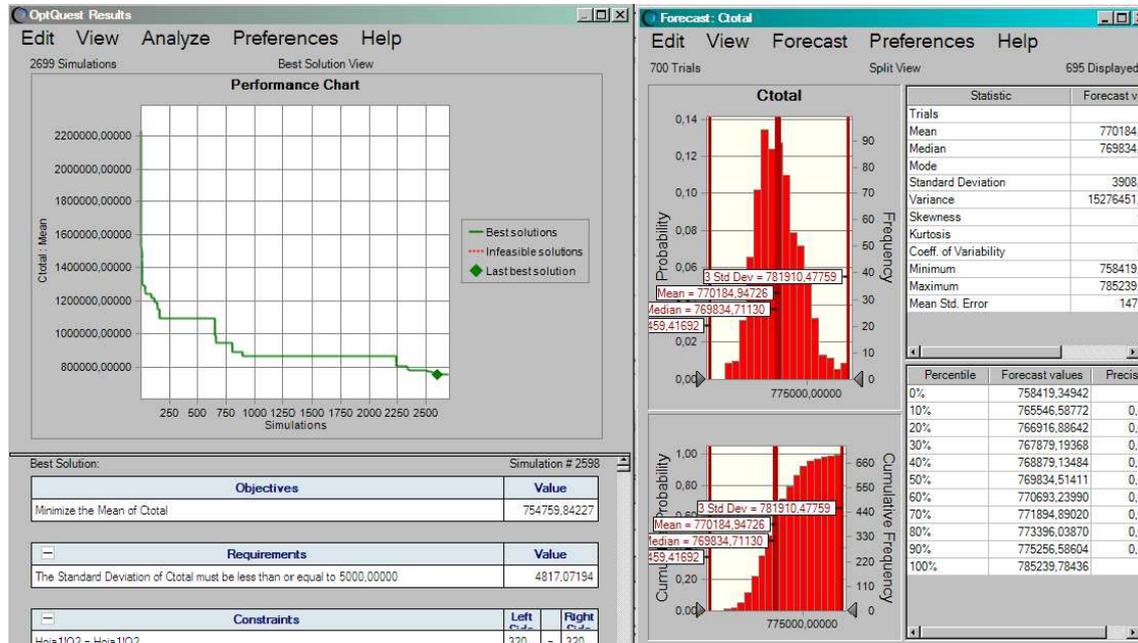


Fig. 7.26: OPTQUEST DURANTE BUSQUEDA DE MEJORES SOLUCIONES

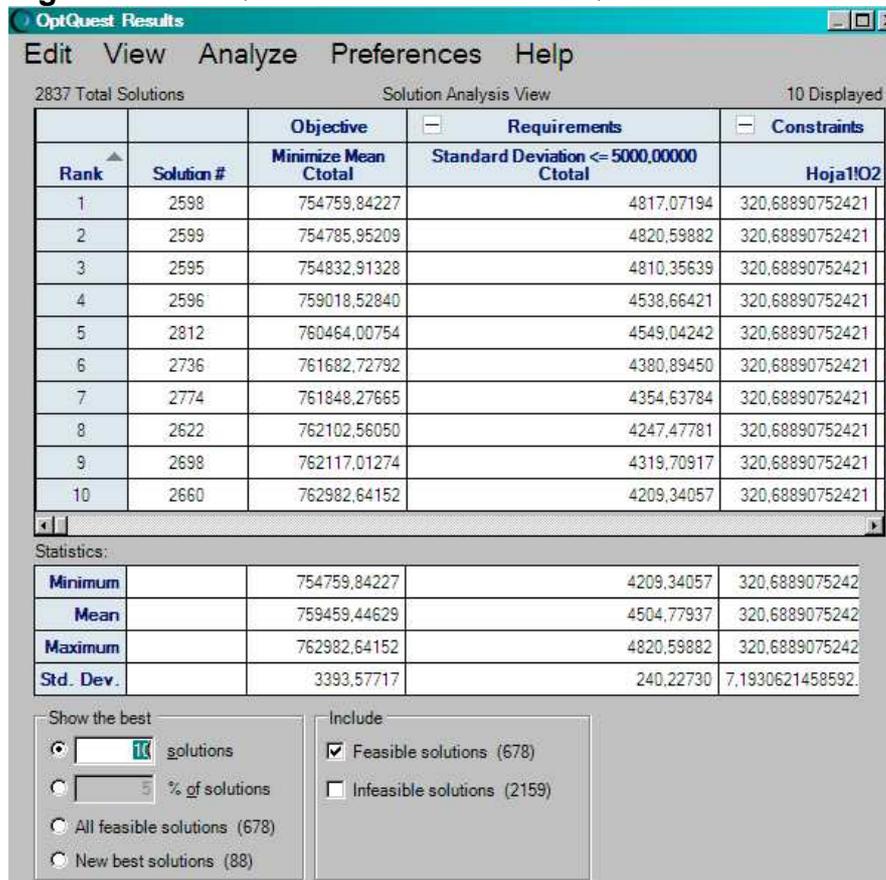


Fig. 7.27: ANÁLISIS DE LAS MEJORES SOLUCIONES EN OPTQUEST

Luego de correr 2 horas, 2 minutos y 10 segundos, en un CPU de 3.16 GHz y 2GB RAM, OPTQUEST completa 2837 simulaciones, encontrando la mejor solución en (4817.07, 754759.84) que se indica en la Fig 7.28, para los valores de las variables de decisión, que se indican en la Fig. 7.29.

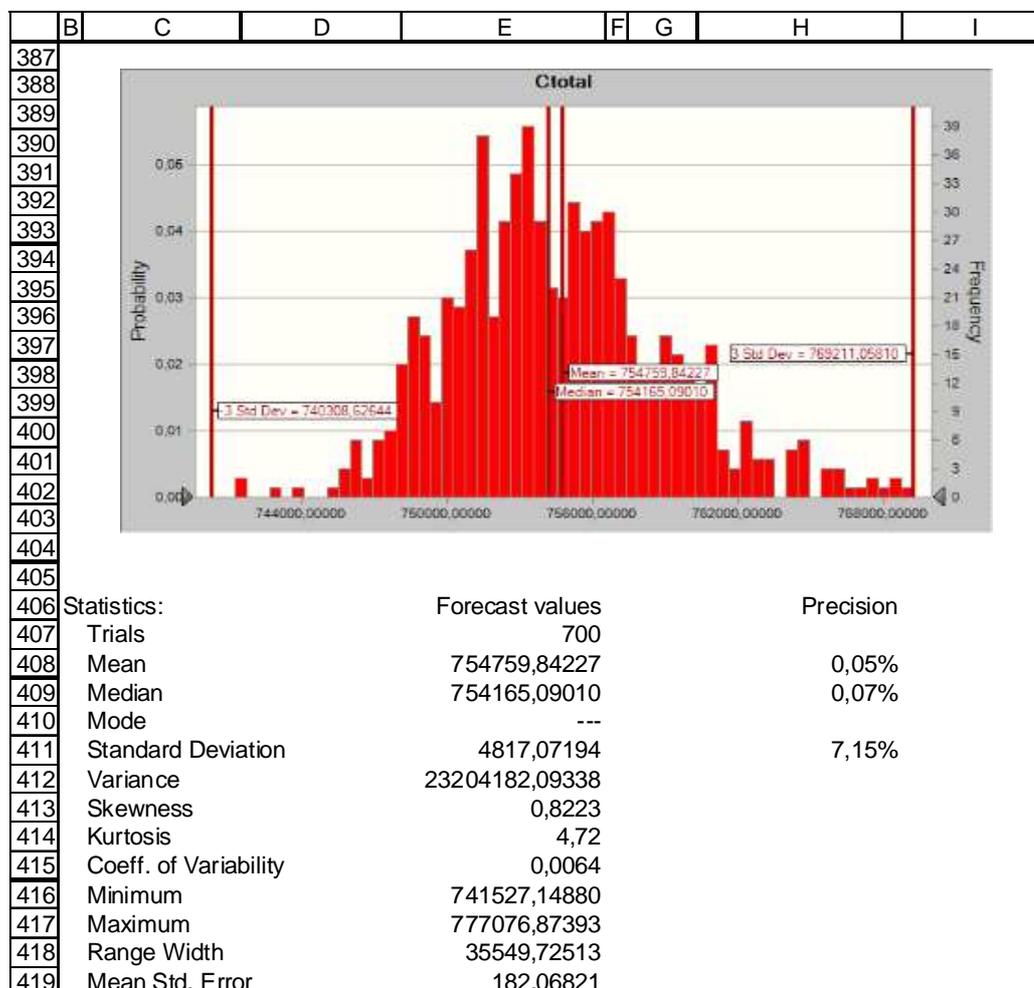
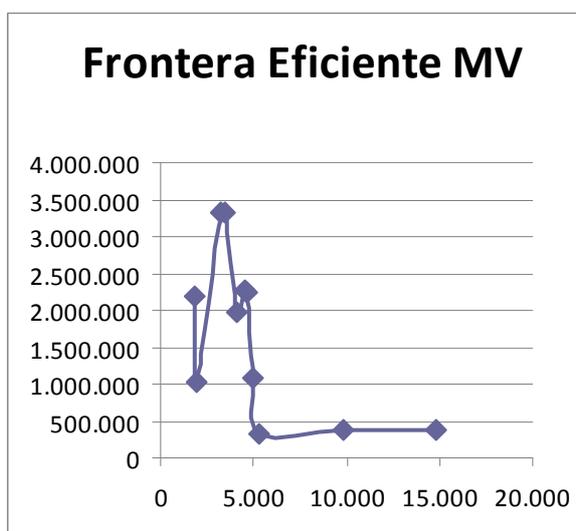


Fig. 7.28: MEJOR SOLUCIÓN HASTA LA SIMULACIÓN # 2837.

En la Fig 7.29, se observa que la Cant3 y Cant10, no deberían aparecer en la solución; ya que se había colocado un alto precio de costo (USD 500.00 / MWh); sin embargo, se comprende que éstas cantidades hayan aparecido por el hecho de que el método de optimización prefirió tomar los altos valores de *precio de costo* para poder cumplir el exigente requerimiento de una baja desviación estándar (de USD 5000), la cual con respecto al costo total diario esperado del orden de 754,759.84, representa el 0.66%.

Reuniendo varias corridas de cálculo realizadas, se reportan los siguientes portafolios eficientes Media-Varianza para el problema de compras de energía del día Miércoles 14 de Noviembre del 2007, que asume total flexibilidad de compra de la cantidad requerida de los contratos.

Desv Est	Costo Esperado
1.805,760	2.178.411,780
1.917,320	1.031.955,350
3.270,230	3.334.641,880
3.446,750	3.322.434,240
4.123,600	1.962.100,000
4.542,000	2.273.691,260
4.658,000	2.232.366,000
4.989,08	1.092.645,34
5.300,00	336.808,70
9.887,32	364.944,06
14.862,46	387.562,53



Esta frontera eficiente es irregular para valores de desviación estándar inferiores a USD 5000, que corresponden a un alto requerimiento de bajo riesgo, que significaría que la distribuidora estaría dispuesta a pagar costos muy altos por la energía eléctrica. Los costos esperados en cambio son menores cuando el requerimiento de riesgo no es tan exigente (desviación estándar mayor a USD 5300) y están en el orden de los USD 380,000.00.

En conclusión, el ejercicio numérico de considerar total flexibilidad en la cantidad a contratar que se ha realizado hasta este punto, indica que es factible buscar un portafolio óptimo para requerimientos de riesgo aceptables.

En la práctica, la Distribuidora puede acordar contratos de compra de energía eléctrica con la Generadora, definiendo la cantidad de energía de acuerdo a la capacidad de las unidades generadoras, y en forma proporcional a la curva de carga diaria que requiere la Distribuidora para atender a los usuarios.

Por ello, el modelo de análisis de riesgo (específicamente la Fig 7.16) se modifica reduciendo las variables de decisión, tal como se indica en la Fig 7.30, de manera que sólo quedan D2:D25 y E3:M3 como variables de decisión, y se igualan a cero las anteriores variables de decisión de Cant # 3 y Cant # 10 ya que los proveedores # 3 y #10 no tengan disponibilidad de oferta en este día.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1		Costo Hora	Hora	Cant0	Cant1	Cant2	Cant3	Cant4	Cant5	Cant6	Cant7	Cant8	Cant9	Cant10	Suma
2		14223,52196	1	103,04	76,747	140	0	0,056	0	0,7762	0	0,0679	0	0	320,689
3		10038,74216	2	63,861	76,747	140	0	0,056	0	0,7762	0	0,0679	0	0	281,508
4		8505,20122	3	46,779	76,747	140	0	0,056	0	0,7762	0	0,0679	0	0	264,426
5		8853,73929	4	42,157	76,747	140	0	0,056	0	0,7762	0	0,0679	0	0	259,804
6		7037,33176	5	39,533	76,747	140	0	0,056	0	0,7762	0	0,0679	0	0	257,18
7		8841,80722	6	49,167	76,747	140	0	0,056	0	0,7762	0	0,0679	0	0	266,814
8		13787,60813	7	109,87	76,747	140	0	0,056	0	0,7762	0	0,0679	0	0	327,52
9		11213,83724	8	78,766	107,45	196	0	0,0783	0	1,0867	0	0,0951	0	0	383,472
10		13221,18671	9	84,545	107,45	196	0	0,0783	0	1,0867	0	0,0951	0	0	389,251
11		12402,92771	10	110,78	107,45	196	0	0,0783	0	1,0867	0	0,0951	0	0	415,49
12		13246,41402	11	64,729	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	434,729
13		13875,43682	12	73,953	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	443,953
14		16328,64106	13	78,455	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	448,455
15		15166,06954	14	68,165	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	438,166
16		12696,67147	15	68,734	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	438,735
17		15811,01040	16	89,382	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	459,383
18		16255,92906	17	102,09	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	472,09
19		18283,71779	18	106,33	130,47	238	0	0,0951	0	1,3196	0	0,1155	0	0	476,334
20		17393,95104	19	51,353	153,49	280	0	0,1119	0	1,5524	0	0,1358	0	0	486,647
21		19957,69801	20	113,76	153,49	280	0	0,1119	0	1,5524	0	0,1358	0	0	549,051
22		19571,34645	21	120,1	153,49	280	0	0,1119	0	1,5524	0	0,1358	0	0	555,393
23		20323,30422	22	91,695	153,49	280	0	0,1119	0	1,5524	0	0,1358	0	0	526,99
24		16483,80889	23	154,45	107,45	196	0	0,0783	0	1,0867	0	0,0951	0	0	459,156
25		11818,89635	24	80,296	107,45	196	0	0,0783	0	1,0867	0	0,0951	0	0	385,002
26	Ctotal	335338,79852													Demanda del Dia: 9740,2
27	CT	343474,83788													Demanda mínima 257,2
28	DS CT	9818,15405													Demanda máxima 555,4

Fig. 7.30: MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO SIGUIENDO LA CURVA DIARIA DE CARGA

De esta manera, el tamaño del problema se reduce sustancialmente, a 32 variables de decisión y 24 variables aleatorias; y en consecuencia, la búsqueda de soluciones, minimizando el costo total diario esperado (celda B26) para niveles de riesgo en el rango de USD10,000.00, se obtienen con OPTQUEST en tiempos razonables de cálculo, en el orden de minutos.

La Fig 7.30 contiene los valores de las variables de decisión obtenidos por OPTQUEST luego de correr 25000 simulaciones en 14 minutos y 7 segundos, empleando muestreo Monte Carlo con 1000 ensayos por cada simulación, para finalmente obtener el costo esperado de obtención de energía eléctrica mínimo

de USD 343,474.83, para un nivel de riesgo medido en la forma de desviación estándar de USD 9,818.15.

Por tanto, se encuentra para este caso de ejemplo, que lo óptimo para la Distribuidora es, comprar a la Generadora # 1, la cantidad de energía de acuerdo a la curva de contrato horaria que se indica en la Fig. 7.31, para el día en análisis, con un mínimo de 76,747 MWh para las primeras horas del día, hasta un máximo de 153,49 MWh para las horas pico.

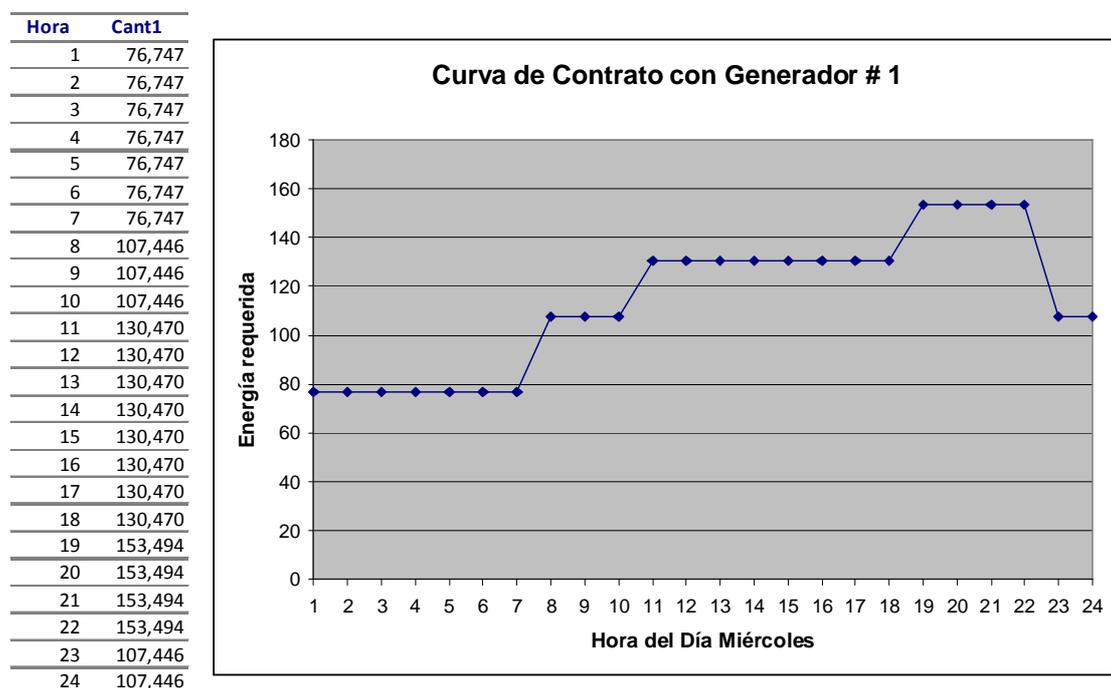


Fig. 7.31: CANTIDAD ÓPTIMA PARA CONTRATO CON GENERADOR # 1

Nótese que la asignación óptima también incluye posibilidad de compras menores a los Proveedores # 4, # 5 y # 8; pero, los bloques de compras de energía más grandes son a los Proveedores # 1 y # 2, y al mercado ocasional, para el nivel de riesgo indicado.

La Fig 7.32 muestra las curvas de contrato y compras al mercado ocasional, para los Proveedores, que forman parte del portafolio óptimo de compras para el día en análisis, bajo la consideración de la información histórica y la medición del riesgo en el precio ocasional.

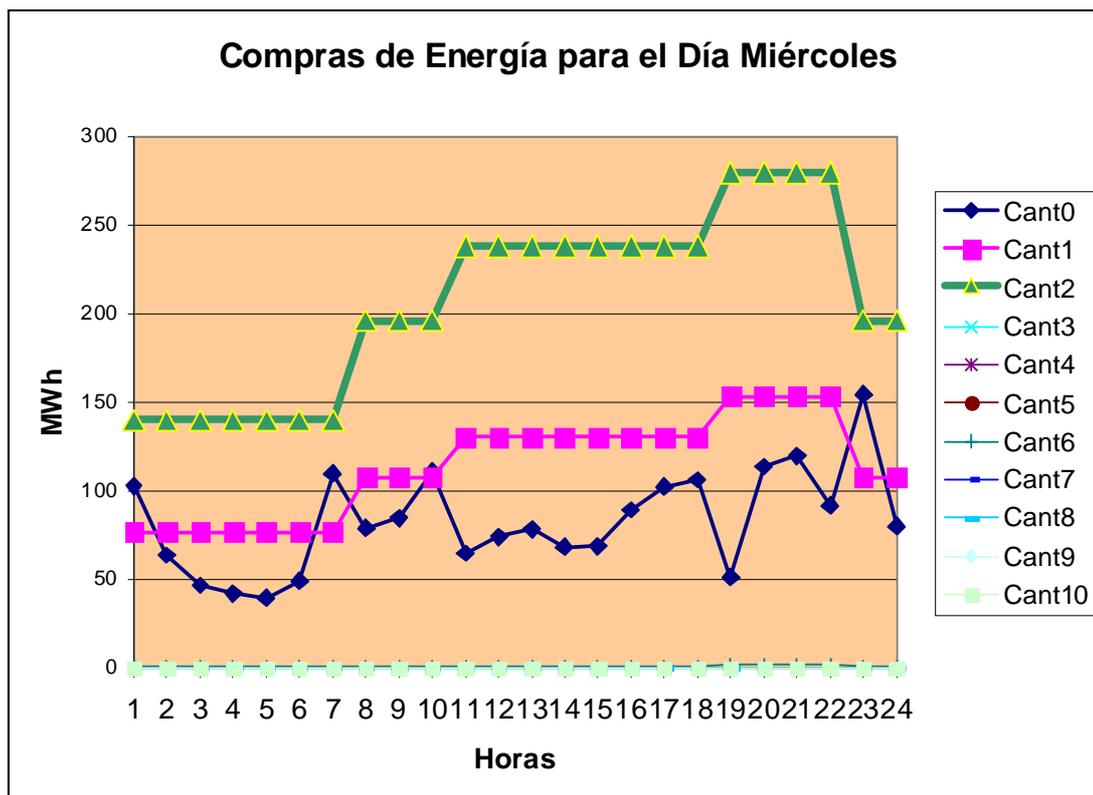


Fig. 7.32: CANTIDADES ÓPTIMAS PARA CONTRATOS SEGÚN METODO DE MEDIA-VARIANZA

7.2.2. PORTAFOLIO DE COMPRAS CON DEMANDA ESTOCÁSTICA

De igual manera, el problema en este caso, consiste en establecer las cantidades horarias de energía eléctrica a comprar a 10 contratos proveedores, que sean óptimas en cuanto a minimizar el riesgo, sujeto a una restricción de costo requerido, y considerando que la suma de las cantidades de energía eléctrica en cada hora es igual a la demanda pronosticada para dicha hora.

Sin embargo, ahora en este caso, se incluye el efecto de la variabilidad de la demanda considerándola una variable aleatoria cada hora del día, de igual forma que se hace con el precio marginal horario.

Se parte del modelo modificado (Fig 7.30, 7.17 y 7.18) al cual se le incorpora la demanda aleatoria, para conformar un nuevo modelo que se indica en las Fig. 7.33, 7.34 y 7.35.

PRONÓSTICO DE LA DEMANDA

La demanda se ajusta con distribuciones de probabilidad acordes a los datos históricos para el día Miércoles de la semana 46 de los tres años anteriores, reconfigurándolas con el valor más probable que se pronosticó con el método ingenuo, según lo indicado en la sección anterior.

PRONÓSTICO DEL PRECIO OCASIONAL

Es el mismo que se empleó en la sección anterior.

PRECIOS DE CONTRATOS

Son los mismos, empleados en la sección anterior.

OPTIMIZACIÓN DE PORTAFOLIOS EN OPTQUEST

El modelo de análisis de riesgos calcula el costo total diario, en la celda B26 de la Fig 7.33, como la suma de los costos de obtención de cada hora.

El costo horario, se calcula por $B2 = \text{SUMAPRODUCTO}(D2:N2;T2:AD2)$; y esta fórmula se copia a B3:B25 para calcular los costos horarios de todas las horas del día. Las celdas D2:N2 contienen las cantidades horarias, y las T2:AD2 (Fig 7.34) contienen los precios del mercado ocasional y de los contratos.

Se han definido 32 variables de decisión en la Fig 7.33, que están en las celdas D2:D25, E3, F3, H3, I3, J3, K3, L3, M3; y, 48 variables aleatorias, entre las cuales 24 corresponden a la demanda aleatoria en las celdas P2:P25, y 24 al precio marginal en las celdas T2:T25 de la Fig 7.33.

OPTQUEST reconoce las variables de decisión y las variables aleatorias, y se ingresa como objetivo a minimizar la esperanza del costo total diario (celda B26) sujeto a la restricción de que la suma de las demandas sea igual a la demanda aleatoria. Cabe recalcar que las variables de decisión son positivas y están

limitadas al valor de la capacidad de la planta generadora proveedora (Fig 7.35). Además se ingresa como requerimiento el que la desviación estándar del costo total diario, se encuentre entre USD 6000 hasta USD 12000, para obtener una frontera eficiente en este rango.

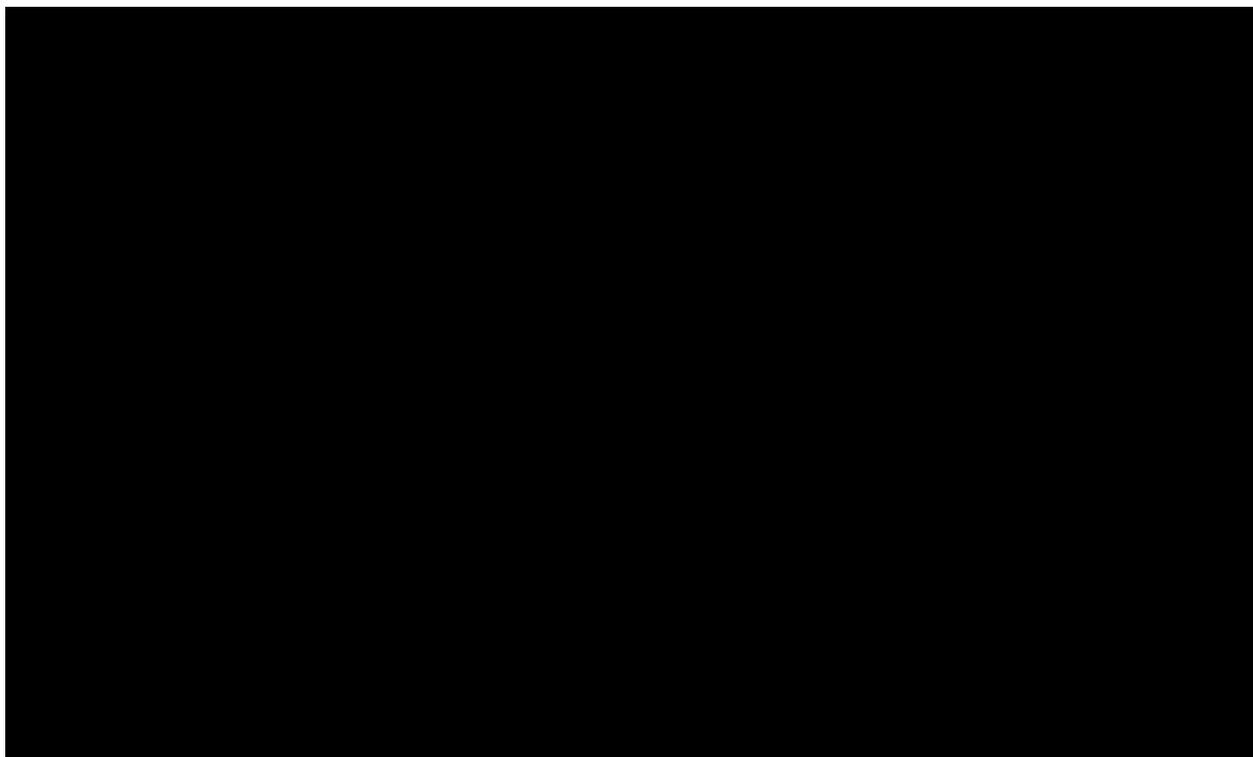


Fig. 7.33: ANÁLISIS DE RIESGO EN LA CANTIDAD Y EL PRECIO OCASIONAL

Se emplea muestreo de Latin Hypercube con 100 extracciones, y se definen 700 ensayos para cada simulación. Además se aplica “Extreme Speed” y “Suppress Chart Windows”, para lograr soluciones en un tiempo de cálculo razonable. De varias experiencias de corridas previas del modelo, se observa que una solución óptima se obtiene a lo más con 3000 simulaciones.

También es factible correr el modelo con muestreo Monte Carlo e incrementando el número de ensayos, pero éste requiere tiempos de cálculo más largos, para obtener soluciones similares; por lo que a continuación se reportan las soluciones obtenidas por el muestreo Latin Hypercube.

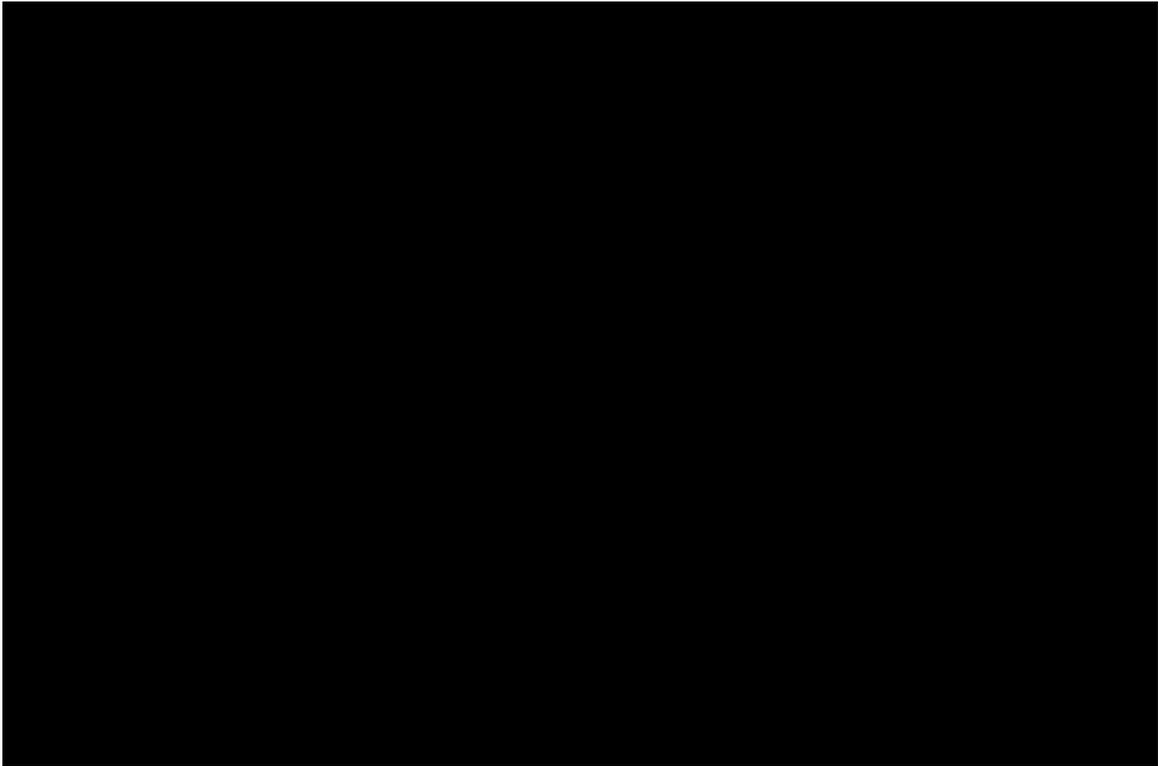


Fig. 7.34: SEGUNDA PARTE DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO

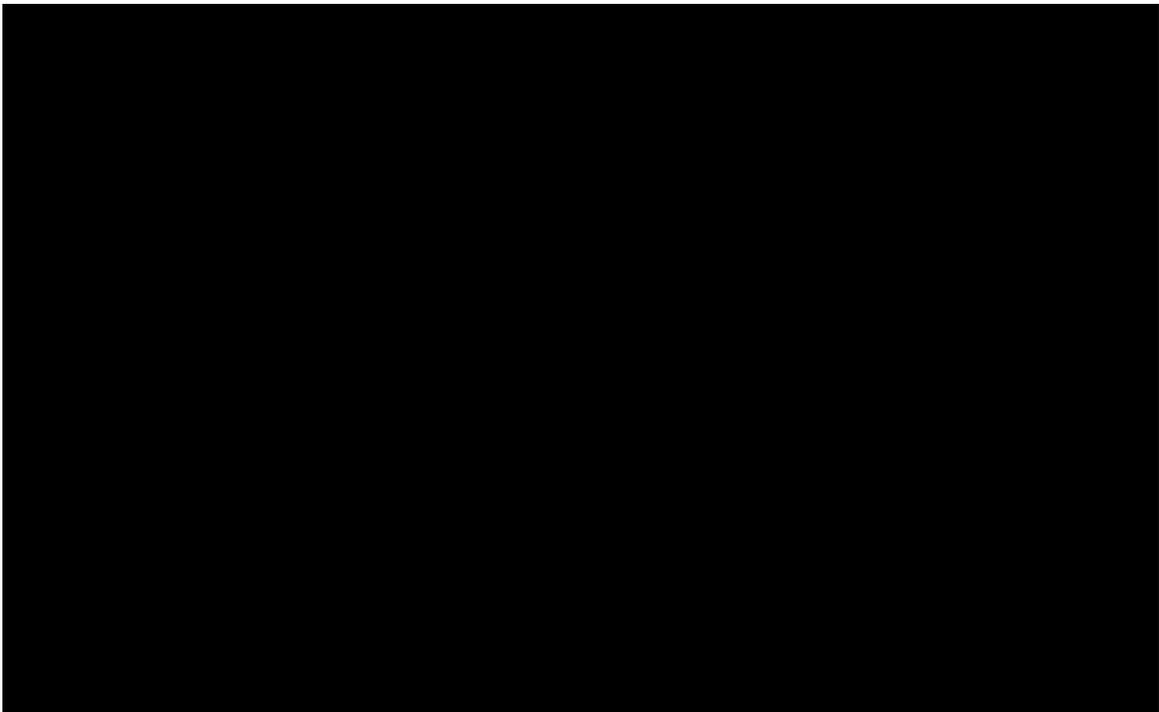
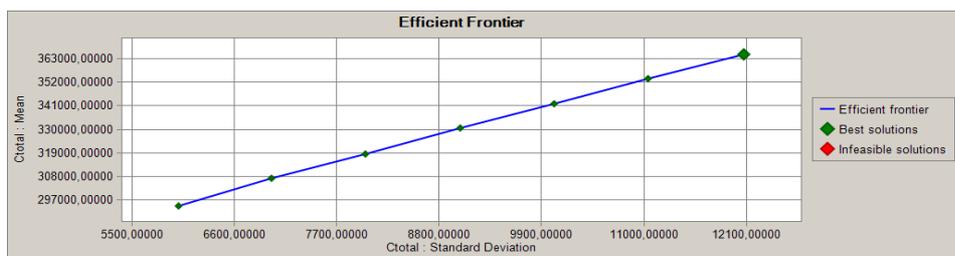


Fig. 7.35: PARTE FINAL DEL MODELO DE ANÁLISIS DE RIESGO

La Fig 7.36 muestra el reporte de OPTQUEST, que indica los portafolios óptimos (Costo, Desviación Estándar) y la Frontera Eficiente cuando se considera la variabilidad tanto de la demanda, como del precio ocasional.

Summary:

After 5632 solutions were evaluated in 104 minutes and 25 seconds,
An efficient frontier was constructed for 7 test points



Objective

Minimize the Mean of Ctotal

Cell: B26

Tested requirement

The Standard Deviation of Ctotal must be between
(inclusive) 12000,00000 and 40000,00000

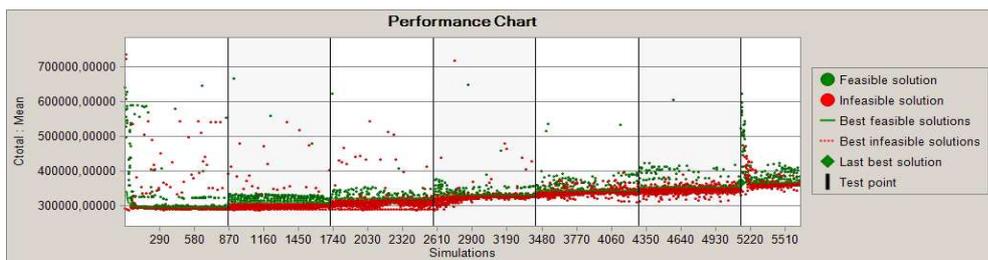
Cell: B26

Test results

Test point: 6000,00000
Test point: 7000,00000
Test point: 8000,00000
Test point: 9000,00000
Test point: 10000,00000
Test point: 11000,00000
Test point: 12000,00000

Objective Requirement

294205,05053 6000,84669
307417,73963 7003,31963
318617,90834 8004,68510
330496,38505 9026,09675
342048,35316 10032,61409
353489,45973 11043,79476
365014,54411 12073,16749



End of OptQuest Results

Fig. 7.36: REPORTE DE SOLUCIONES ÓPTIMAS DE OPTQUEST

Nótese la gráfica de línea recta de la frontera eficiente, la cual se explica en razón de que sólo un activo, esto es las compras en el mercado ocasional, es

riesgoso, y por tanto mientras más se compra al precio ocasional, más alta es la desviación estándar del costo total diario.

La Fig. 7.37 indica los valores de las variables de decisión que minimizan el costo total diario esperado (CT = USD 340 864.32) , para un nivel de riesgo razonable en el orden del costo de una hora (esto es DS CT = USD 9 901.84).

	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O
1	Costo Hora	Hora	Cant0	Cant1	Cant2	Cant3	Cant4	Cant5	Cant6	Cant7	Cant8	Cant9	Cant10	Suma
2	14.446,58	1	106,11	84,7276	131,6	0	0	0	0	0	0	0	0	322,48
3	9.964,36	2	63,382	84,7276	131,6	0	0	0	0	0	0	0	0	279,753
4	8.009,32	3	39,906	84,7276	131,6	0	0	0	0	0	0	0	0	256,277
5	8.855,24	4	42,659	84,7276	131,6	0	0	0	0	0	0	0	0	259,03
6	6.886,93	5	36,858	84,7276	131,6	0	0	0	0	0	0	0	0	253,229
7	7.894,37	6	36,199	84,7276	131,6	0	0	0	0	0	0	0	0	252,57
8	14.308,53	7	117,22	84,7276	131,6	0	0	0	0	0	0	0	0	333,586
9	10.388,85	8	62,177	118,619	184,3	0	0	0	0	0	0	0	0	365,097
10	12.885,34	9	80,357	118,619	184,3	0	0	0	0	0	0	0	0	383,277
11	12.800,71	10	121,15	118,619	184,3	0	0	0	0	0	0	0	0	424,07
12	13.032,42	11	62,394	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	430,225
13	13.355,62	12	66,826	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	434,657
14	16.584,67	13	82,003	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	449,834
15	15.088,25	14	68,046	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	435,877
16	12.193,81	15	60,222	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	428,053
17	16.107,73	16	94,289	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	462,12
18	14.928,16	17	83,904	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	451,735
19	20.046,72	18	127,71	144,037	223,8	0	0	0	0	0	0	0	0	495,543
20	18.585,80	19	61,251	169,455	263,3	0	0	0	0	0	0	0	0	493,993
21	21.241,68	20	130,69	169,455	263,3	0	0	0	0	0	0	0	0	563,431
22	19.439,37	21	119,38	169,455	263,3	0	0	0	0	0	0	0	0	552,118
23	21.583,02	22	104,59	169,455	263,3	0	0	0	0	0	0	0	0	537,329
24	15.821,74	23	143,95	118,619	184,3	0	0	0	0	0	0	0	0	446,871
25	10.735,61	24	60,918	118,619	184,3	0	0	0	0	0	0	0	0	363,838
26	335.184,82			Ctotal									Demanda del Día:	9675,0
27	340.864,32			CT									Demanda mínima	252,6
28	9.901,84			DS CT									Demanda máxima	563,4

Fig. 7.37: SOLUCIÓN ÓPTIMA: CANTIDADES A COMPRAR, QUE MINIMIZAN COSTO, BAJO DESVIACIÓN ESTÁNDAR DE USD 9 901.84.

En este caso, se observa que el modelo recomienda adquirir electricidad desde el mercado ocasional (Cant0) y a los Generadores # 1 (Cant1) y # 2 (Cant2), de acuerdo a las curvas de contrato que se indican en la Fig 7.38.

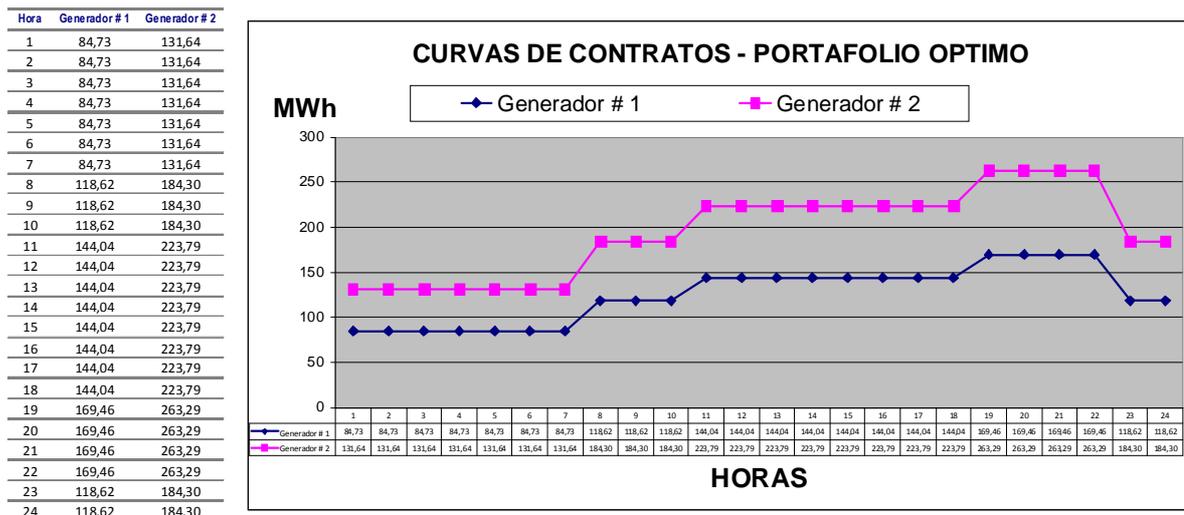


Fig. 7.38: CURVAS DE CONTRATO PARA EL PORTAFOLIO ÓPTIMO

El modelo indica la necesidad de realizar compras al mercado ocasional, según las cantidades que se indican en la Fig 7.39.

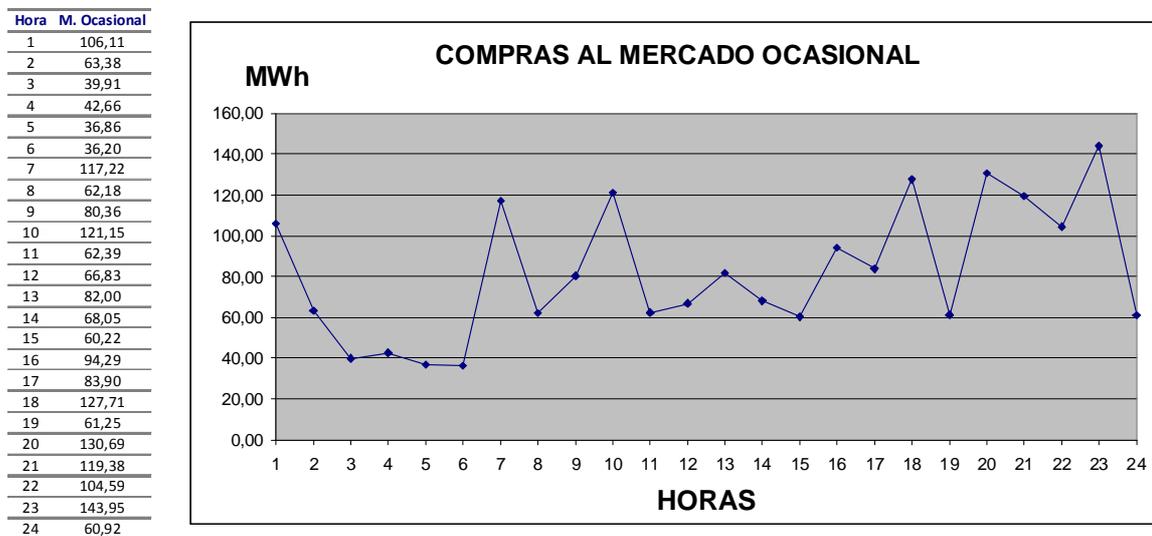


Fig. 7.39: COMPRAS AL MERCADO OCASIONAL PARA EL PORTAFOLIO ÓPTIMO

Es importante destacar que la forma de escalera de la curva de contrato, es un artificio para evitar introducir demasiadas variables de decisión en el modelo, lo que tiene su lógica en dar seguimiento a la curva diaria de carga eléctrica.

Este artificio consiste en emplear el mismo valor de la variable de decisión definida para la hora 2 del día (madrugada) a fin de asignarlas a la hora 1, y de la hora 3 a la 7. De igual manera, se emplea el valor de la variable de decisión definida para la hora 2 del día, pero multiplicándolo por 1.40 (40% más cantidad) para asignarlo a las horas 8, 9 y 10 del día. Se multiplica por 1.70 al valor de la cantidad a la hora 2, para asignarlo a las horas 11 a 18; y para la asignación de la cantidad a comprar para las horas 19 a 21, se multiplica por 2 al valor de la cantidad a la hora 2. Finalmente, se multiplica por 1.4 al valor de la cantidad a la hora 2, para asignar el valor a comprar a las horas 23 y 24.

Artificios similares pueden ser usados por los analistas de las empresas distribuidoras, de acuerdo a la modalidad de contrato que sea factible acordar con las generadoras. Por ejemplo, si las generadoras sólo están dispuestas a negociar una cantidad fija de energía eléctrica para todas las horas, entonces solo habrá una variable de decisión y el valor de ésta se repetirá en las demás horas del día.

En conclusión, el modelo de análisis de riesgos ofrece flexibilidad en cuanto a su manejo por parte del analista, permitiéndole ingresar diferentes modalidades de contratos sobre la hoja electrónica, y dejando la carga computacional al software especializado, tal como lo hace Oracle Crystal Ball en los casos analizados. Cabe recalcar que conforme crece el tamaño de los modelos, el software en mención requiere de alta velocidad de procesamiento y gran capacidad de memoria en los computadores, para la resolución de la optimización estocástica.

Cabe observar que el ejemplo se resolvió, acotando la desviación estándar como medida de riesgo, pero es factible emplear otras medidas de riesgo, tales como el Valor en Riesgo Condicional para obtener portafolios más congruentes con las aspiraciones de los inversionistas, lo que en todo caso es el tema que se explora a manera de tesis de grado, como complemento de esta monografía.

Se aspira que esta monografía sirva de referente para futuras investigaciones y aplicaciones en el campo de la energía y los negocios de la industria en general.

CAPÍTULO 8

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Este capítulo resume el alcance y aportes de este estudio, y presenta las conclusiones y recomendaciones que se desprenden tanto de la teoría como de la práctica de los modelos de análisis de riesgos desarrollados.

Se identifican temas como el de la medición de riesgos, y la construcción de algoritmos “solvers” para optimización estocástica, que se encuentran en pleno desarrollo en estos años, por lo que se recomiendan varias líneas para futuras investigaciones sobre la aplicación práctica a los negocios de los mercados competitivos que es el ámbito de esta investigación.

8.1 APORTES DE ESTE ESTUDIO

La presente monografía es una exploración bibliográfica de conceptos teóricos y modelos para la optimización de portafolios.

Entre los conceptos teóricos de Economía y Finanzas se nombran los relacionados con la cobertura contra riesgos a través de la firma de contratos en un ambiente de competencia imperfecta.

Se han revisado los conceptos de riesgo e incertidumbre y su incidencia sobre las ganancias potenciales de un negocio que opera en un ambiente competitivo; así como la importancia de su significado para el momento construir modelos de análisis de riesgos, y para el momento de definir los datos numéricos o factores de riesgo, a ingresar a tales modelos de riesgo.

Los conceptos de riesgo e incertidumbre planteados inicialmente por Knight [28, 1921] y revisados por Culp [10, 2004], son coincidentes con las reflexiones de Markowitz [30, 1959] respecto a la necesidad de acudir a creencias de probabilidad y considerar el comportamiento racional del inversionista. Estos

conceptos revisten importancia para el analista de inversiones, que está llamado a encontrar soluciones para la toma de decisiones con anticipación a la incertidumbre futura.

El sistema de modelación de riesgos desarrollado en esta monografía, consiste en el ajuste de distribuciones de probabilidad a los datos históricos de los retornos de los activos, bajo la creencia de que el pasado puede explicar el futuro; o lo que es lo mismo, bajo la consideración de que el futuro no se apartará sustancialmente del pasado; sin perjuicio de que el analista pueda incluir las recomendaciones de expertos sobre los posibles comportamientos futuros de los factores de riesgo, o añadir comportamientos extremos que le permitan reflejar casos de futuro extremo en su modelo financiero; o, también pueda incluir otras posibilidades diferentes de comportamiento futuro de las variables inciertas.

Todas estas alternativas de análisis, pueden ayudar al analista a conformar un análisis de riesgo que se considere completo, en cuanto a las creencias sobre la incertidumbre futura, de tal manera que los resultados obtenidos, sirvan de guía para los inversionistas en la toma de decisiones.

Sin este contexto teórico para las alternativas de cálculo, el analista financiero estaría limitado a realizar análisis “what-if” con los escenarios que pudiera identificar, lo que en todo caso, sería un análisis incompleto de riesgos.

Por ello, se considera que la metodología de modelación de riesgos desarrollada en el presente estudio, permite el analista de inversiones enfrentar la incertidumbre futura, considerando un gran conjunto de escenarios que pueden producir portafolios con diferentes combinaciones de activos, para establecer el más óptimo o conveniente mediante las técnicas de la optimización matemática, y poder enfrentar la incertidumbre futura.

Ahora bien, anticipando la crítica del escéptico que afirmaría que este sistema de modelación de riesgos puede conducir a modelos subjetivos, cabe advertir al analista que quiera acoger este sistema de modelar los riesgos, que debe dejar

claro y transparente todo supuesto realizado sobre cada pieza de información que incorpore a su modelo, como lo debiera hacer en cualquier modelo financiero, de manera que cualquier subjetividad aparente, quede definida para el examen futuro de sus modelos, ya que la consideración fundamental para este requerimiento es que la Economía y las Finanzas son ciencias aún en estado de desarrollo de su potencial fenomenológico y explicativo; de manera que una dosis de subjetividad, a criterio del autor, podría ser aceptable si ésta lleva por el camino más cercano a lo que sería la realización más probable de la incertidumbre, antes que modelos “objetivos” desde el sentido Económico-Financiero o Matemático, pero de escasa visión explicativa.

Al respecto, el autor desea advertir que las teorías y métodos de cálculo que se encuentran en esta monografía, conllevan una racionalidad de aplicación requerida al analista, y no significa que todos deban allanarse a estos métodos.

Además, es importante recalcar que la Economía es un campo que recién empieza a explotar su potencial, dentro de su objeto que básicamente es el estudio de los atributos cuantificables del comportamiento humano en la búsqueda de la satisfacción de sus necesidades.

Cabe advertir que esta monografía no aporta nada nuevo para el teórico, excepto el compilar en un solo lugar, varias teorías que pertenecen a campos de las Ciencias Sociales, de la Ingeniería y de las Matemáticas.

En cambio, lo que se considera un aporte, es más bien el sentido práctico para el desarrollo paso a paso de modelos de cálculo financiero de portafolios, como forma de trasladar las teorías de Economía y Finanzas apoyadas en la Optimización Matemática, a la práctica de los modelos, y así facilitar el camino a otros investigadores que con el uso de computadores más veloces, pongan a prueba los límites de toda teoría económica y coadyuven al progreso de esta ciencia, en especial para su aplicación en el campo de los negocios eléctricos y de la energía, estableciendo modelos que provean resultados cada vez más útiles para afrontar los problemas de negocios que requieren la toma anticipada de decisiones, bajo la incertidumbre de las variables económicas.

Al respecto, los Capítulos 4 y 7 de la presente monografía, elaboran modelos a pequeña escala de análisis de riesgos para la selección de portafolios de acciones y de compras de energía eléctrica. El desarrollo paso por paso de estos modelos, permite escudriñar los detalles de cálculo y la incidencia de cada supuesto sobre los factores de riesgo y sobre los resultados del modelo, facilitando al analista la construcción de modelos e identificación de los supuestos críticos.

Los modelos desarrollados permiten la determinación de portafolios eficientes, ya sea con el método de Media-Varianza, planteado desde la Teoría Moderna de Portafolios creada por Harry Markowitz a mediados del Siglo XX, o empleando optimización estocástica y las ahora denominadas medidas de riesgo “coherentes” que están a la vanguardia en cuanto a la teoría, ya que reflejan mejor los intereses y aspiraciones de los inversionistas.

Cabe recalcar que el empleo de Métodos de Ajustes de Distribuciones y Simulación Monte Carlo, para la modelación de los factores de riesgo; junto con la utilización práctica de “solvers” o programas de resolución especializados de Optimización Estocástica –tales como “Oracle Crystal Ball” o “Portfolio Safeguard”- conforman un conjunto completo de herramientas matemáticas de corte estocástico que permiten construir modelos financieros capaces de reflejar en forma más apropiada o aproximada a la realidad del mundo de los negocios; lo que es un aporte relevante de la presente monografía.

Estas herramientas impulsan la evolución desde el antiguo concepto de Administración de Negocios basado en reglas empíricas, a un nuevo concepto de Administración de Negocios Basada en Modelos, no sólo para aplicación en el sector eléctrico, sino también para los negocios de entidades financieras, compañías de seguros, y de la industria en general.

Ahora bien, es claro que las actividades de gestión de riesgos, sólo se pueden justificar en la medida en que ellas creen un valor para la empresa, y el costo de estas actividades se justifique por el beneficio resultante de las mismas.

Cabe recalcar que la exploración bibliográfica y modelos de análisis de riesgos, realizados en esta monografía, encuentran que la optimización matemática de portafolios permite encontrar el portafolio óptimo que proveerá la mejor cobertura, descartando a otros portafolios ingenuos por encontrarse en desventaja en cuanto a los compromisos de costos y riesgos. Por tanto, el uso de la optimización matemática, necesariamente crea valor para la empresa al proveer portafolios óptimos; y significa también mayores beneficios para la empresa, no sólo para asegurar el sostenimiento de sus actividades, sino también para obtener un valor suficiente para cubrir el costo de la actividad de gestión de riesgos al interior de la misma.

8.2 CONCLUSIONES

Con respecto al tema de cobertura contra riesgos tratado en esta monografía, se pueden nombrar las siguientes conclusiones de la presente investigación:

- La estructuración de contratos de compra de energía eléctrica por parte de las distribuidoras que operan en mercados competitivos, representa para los líderes de dichas empresas, un problema similar al de seleccionar un portafolio de compra de acciones, donde unas son más riesgosas, y otras menos.
- Aunque el mercado eléctrico es un mercado altamente incompleto, ya que no puede alcanzarse una cobertura perfecta con la suscripción de un determinado número de contratos, la metodología de optimización de portafolios sugiere aplicar el concepto de mejor cobertura a través del portafolio óptimo determinado por tales métodos, donde tanto el riesgo (medido por el CVaR u otra medida coherente) y la ganancia esperada, estén de acuerdo a las aspiraciones de los inversionistas.
- Los modelos financieros de análisis de riesgos de la vida real, en virtud del planteamiento matemático que contienen, se convierten en problemas de

optimización de gran tamaño, que requiere de “solvers” especializados para su resolución.

- Los modelos a pequeña escala, aquí desarrollados, muestran la compensación mutua entre retorno requerido y riesgo aceptable, esto es que un negocio puede conseguir mayores retornos pero al costo de correr mayores riesgos, o bien un negocio puede operar con bajos riesgos pero al costo de limitarse a obtener bajos retornos. De forma similar, los modelos de compras de electricidad por parte de una Distribuidora, revelan la incidencia del precio marginal sobre los *precios de costo*, a los que, los vuelve más riesgosos cuando más compras queden por efectuarse en el mercado ocasional.
- Se estima que la exploración teórica y práctica realizada en esta monografía constituye un aporte a la bibliografía sobre Administración de Negocios del Sector Eléctrico, no sólo para la realidad local sino también para la realidad internacional de los mercados eléctricos competitivos; además de que aporta suficientes elementos de juicio para la conformación de portafolios de acciones en bolsas de valores en general, o para el desarrollo de otros modelos de riesgo similares en negocios de la industria en general, ya que la mayoría de ellos en algún momento de su vida, ya sea en su creación, operación o planificación, necesitan configurar o reconfigurar sus diferentes portafolios con anticipación y bajo incertidumbre.
- Una importante conclusión de la exploración bibliográfica realizada en esta monografía, es que un modelo financiero para la selección de portafolios o para la estructuración de contratos, nunca proveerá una certeza del 100% de que se cumplan sus resultados o pronósticos, debido a que los supuestos que se hacen para la construcción de tales modelos proceden de la Economía y de las creencias de Inversionistas o de Analistas, y por tanto menos pueden arrogarse que vayan a ser 100% certeros en sus pronósticos, dadas las capacidades limitadas del hombre para realizar pronósticos, debido a su falta de clarividencia u omniscencia.

- Sin embargo de lo anterior, esta monografía defiende la creencia de que, si los modelos de análisis de riesgos se construyen sobre elementos de juicio educados sobre los factores de riesgo y con el apoyo de métodos matemáticos fundamentados, los resultados de estos modelos de riesgo seguramente constituirán una guía imprescindible para la toma de decisiones bajo incertidumbre, máxime situaciones no poco comunes, donde el inversionista se apoya en métodos determinísticos que son limitados para explicar la incertidumbre, o que actúa guiado de su intuición de negocios, sin disponer de un método cuantitativo para el análisis de riesgos.

Cabe citar la posible circunstancia, de que por efecto de la incertidumbre, podría ser que estos últimos hombres de negocios tengan éxito en sus decisiones, a pesar de haberlas tomado sobre una base poco informada o empírica, pero seguramente no podrán ser infalibles para siempre.

En cambio, los hombres de negocios que realicen una administración de empresas basada en modelos, tal como los de selección de portafolios de contratos, posiblemente no se vean tan exitosos a primera vista, pero seguramente se advertirán más infalibles en su proceder siempre; y, podrán demostrar su capacidad para guiar a las empresas aún sobre los mares agitados de la incertidumbre económica.

8.3 RECOMENDACIONES

Las áreas cubiertas en esta monografía indican la necesidad de una mayor investigación en varias dimensiones:

- Se necesita desarrollar medidas de riesgo que encajen de forma más precisa a las características de los mercados eléctricos.

En este campo, cabe citar las líneas de investigación seguidas por los Departamentos de Matemáticas de las Universidades de Humbolt y Viena [40] o del Instituto de Investigaciones Tecnológicas de la Pontificia

Universidad de Comillas en España, entre las más visibles actualmente. Estas unidades de investigación plantean la aplicación de medidas de riesgo coherentes dentro de problemas de optimización estocástica multietapa y multiperiodo para el análisis dinámico de portafolios, incluida la resolución del problema de optimización de portafolios de compras de energía eléctrica en mercados eléctricos competitivos y el empleo de plataformas de computación tipo “computing grids” o supercomputadoras.

- Se necesitan métodos avanzados para el análisis de datos, previo al ingreso de los mismos, al problema de selección de portafolios de compras de electricidad. Al respecto, una interesante línea de investigación son los agrupamientos o métodos de clasificación tal como el de los vecinos cercanos o las redes neuronales, procedentes de los campos matemáticos de la Minería de Datos, así como los métodos de optimización heurística procedentes del campo de la Inteligencia Computacional.
- Se necesita investigar “solvers” para optimización estocástica con capacidad de correr en supercomputadores, o “computing grids”, o en sistemas de procesamiento paralelo, que permitan resolver los problemas de la vida real de gran tamaño, en tiempos moderados de cálculo.

Cabe observar que el empleo del método de Monte Carlo es altamente demandante de alta velocidad de procesamiento y gran capacidad de memoria en los computadores para el almacenamiento de datos; por lo que cabe explorar “solvers” y métodos de simulación, computacionalmente más eficientes. En todo caso, es importante valorar el contenido matemático de estas aplicaciones, sin perjuicio de los fundamentos económicos-financieros y una inclinación técnica para la comprensión de negocios multidisciplinarios como los de la energía eléctrica, que se requieren del analista.

ANEXOS

ANEXO 1

A1. ARCHIVO TEOPORT.XLS

A1.1 HOJA "DATOS"

HOJA DATOS, ARCHIVO: TEOPORT.XLS

Media	0,0064535	0,0057382	0,0077625	0,0060531
Desv Est	0,0800076	0,077854	0,0744094	0,0472245

Fecha	Acción				Logaritmos Naturales de los Retornos			
	IBM	GM	DH	ARC	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)
31/01/1990	0,0478088	-0,0147929	-0,0628684	-0,0078563	0,0467011	-0,0149034	-0,0649316	-0,0078874
28/02/1990	0,0655006	0,0960961	0,0369811	0,0384615	0,0634447	0,0917549	0,0363137	0,0377403
30/03/1990	0,0216607	0,0222841	0,119919	0,0154185	0,0214294	0,0220394	0,1132564	0,0153008
30/04/1990	0,0270907	-0,0354223	-0,0181488	-0,0357918	0,0267302	-0,0360649	-0,0183155	-0,036448
31/05/1990	0,112018	0,115819	0,123179	0,0753656	0,1061764	0,1095887	0,1161631	0,0726607
29/06/1990	-0,0208333	-0,0205656	-0,0380165	-0,0063425	-0,0210534	-0,02078	-0,038758	-0,0063627
31/07/1990	-0,0510638	-0,0209974	-0,0378007	0,101064	-0,0524137	-0,021221	-0,0385337	0,096277
31/08/1990	-0,0754708	-0,131367	-0,184571	0,0521739	-0,0784706	-0,1408346	-0,2040409	0,0508584
28/09/1990	0,0441718	-0,0880503	-0,0704846	-0,0037071	0,043224	-0,0921704	-0,0730919	-0,003714
31/10/1990	-0,0094007	0,0137931	-0,0947867	-0,0325581	-0,0094452	0,0136988	-0,0995847	-0,0330999
30/11/1990	0,0897746	0,0136054	0,145654	-0,0009615	0,0859709	0,0135137	0,1359757	-0,000962
31/12/1990	-0,0055005	-0,0582192	0,0528736	-0,0388727	-0,0055157	-0,0599827	0,0515232	-0,0396484
31/01/1991	0,121681	0,0545455	0,144105	-0,0343782	0,1148285	0,0531099	0,1346227	-0,034983
28/02/1991	0,0253254	0,10069	0,0474809	0,0984293	0,02501	0,0959373	0,0463881	0,0938813
28/03/1991	-0,115534	-0,0443038	0,025641	-0,026975	-0,1227712	-0,0453152	0,0253178	-0,0273455
30/04/1991	-0,0954994	-0,0529801	0,0696429	0,0316832	-0,1003723	-0,0544352	0,0673249	0,0311916
31/05/1991	0,0420874	0,217483	0,0732554	-0,0393474	0,0412258	0,1967856	0,0706965	-0,0401424
28/06/1991	-0,0848057	-0,0550725	-0,10625	-0,0727273	-0,0886189	-0,0566471	-0,1123292	-0,0755076
31/07/1991	0,042471	-0,0245399	-0,0367133	0,0664488	0,0415939	-0,024846	-0,0374042	0,0643343
30/08/1991	-0,0312593	-0,0339623	0,139528	-0,0163432	-0,0317583	-0,0345524	0,1306141	-0,0164782
30/09/1991	0,0696774	-0,0164474	-0,0656	-0,0252101	0,0673571	-0,0165842	-0,0678507	-0,0255333
31/10/1991	-0,0518697	-0,0602007	-0,125	0,03125	-0,0532633	-0,0620889	-0,1335314	0,0307717
29/11/1991	-0,0462086	-0,113167	-0,0961252	-0,130617	-0,0473103	-0,1200986	-0,1010644	-0,1399715
31/12/1991	-0,0378378	-0,0609756	0,0784314	0,0401949	-0,0385722	-0,0629138	0,0755076	0,0394081
31/01/1992	0,011236	0,121212	0,0525253	-0,0152225	0,0111733	0,1144102	0,0511923	-0,0153396
28/02/1992	-0,0212778	0,170656	0,0519002	-0,0059453	-0,0215074	0,1575643	0,0505982	-0,005963
31/03/1992	-0,0388489	-0,0233333	-0,0862385	-0,0436364	-0,0396237	-0,0236098	-0,0901857	-0,0446171
30/04/1992	0,0868263	0,133106	-0,0160643	0,130545	0,0832618	0,1249625	-0,0161947	0,1226998
29/05/1992	0,0133333	-0,0391566	0,114367	0,0381166	0,0132452	-0,0399438	0,1082865	0,0374081
30/06/1992	0,0785124	0,11348	-0,0128913	-0,0579235	0,0755827	0,1074902	-0,0129751	-0,0596688
31/07/1992	-0,0319285	-0,0539773	-0,0205224	0,049884	-0,0324493	-0,0554887	-0,0207359	0,0486797
31/08/1992	-0,0729815	-0,158559	0,017219	0,0342541	-0,0757818	-0,1726394	0,0170724	0,0336805
30/09/1992	-0,0678211	-0,0722022	0,0508475	0,0486486	-0,0702305	-0,0749415	0,049597	0,0475023

HOJA DATOS, ARCHIVO: TEOPORT.XLS

30/10/1992	-0,171827	-0,0428016	0,0985663	-0,0453608	-0,1885332	-0,0437446	0,094006	-0,0464218
30/11/1992	0,0386542	0,0552846	0,0326917	-0,0431965	0,0379258	0,0538105	0,0321687	-0,0441572
31/12/1992	-0,261905	0	-0,0380952	0,0491429	-0,3036827	0	-0,0388398	0,0479735
29/01/1993	0,0223325	0,170543	0,0264026	0,0196078	0,0220868	0,1574677	0,0260601	0,019418
26/02/1993	0,0663107	-0,007947	-0,0028939	0,0299145	0,0642047	-0,0079788	-0,0028981	0,0294758
31/03/1993	-0,0643678	0,0100671	0,0696921	-0,0251836	-0,0665328	0,0100168	0,0673709	-0,0255061
30/04/1993	-0,044226	0,0863787	-0,136364	0,0710441	-0,0452338	0,0828499	-0,1466039	0,068634
28/05/1993	0,0959383	-0,0134557	0,0231579	0,0110553	0,0916109	-0,013547	0,0228938	0,0109946
30/06/1993	-0,063981	0,109034	-0,0827586	-0,0653266	-0,0661195	0,1034894	-0,0863846	-0,0675581
30/07/1993	-0,0987342	0,0898876	0,0338346	-0,0043011	-0,1039551	0,0860746	0,0332748	-0,0043104
31/08/1993	0,0337079	-0,0293814	-0,0269091	0,00863931	0,0331522	-0,0298217	-0,0272778	0,0086022
30/09/1993	-0,0819672	-0,109333	0,037594	-0,0086674	-0,0855222	-0,1157847	0,0369046	-0,0087052
29/10/1993	0,0952381	0,140719	0,00724638	-0,0360656	0,0909718	0,1316588	0,0072203	-0,036732
30/11/1993	0,17663	0,111811	0,0327338	-0,0464853	0,1626544	0,1059902	0,0322095	-0,0476004
31/12/1993	0,0487239	0,0402844	-0,0665499	0,0144578	0,0475741	0,0394941	-0,0688678	0,0143543
31/01/1994	0	0,116173	-0,0131332	0,0498812	0	0,1099059	-0,0132202	0,048677
28/02/1994	-0,0597345	-0,0457143	0,0938403	-0,0757919	-0,061593	-0,0467922	0,0896947	-0,078818
31/03/1994	0,0330969	-0,0751073	0,020979	-0,057072	0,032561	-0,0780775	0,020762	-0,0587654
29/04/1994	0,0526316	0,0533643	0,0821918	0,00394737	0,0512933	0,0519891	0,0789884	0,0039396
31/05/1994	0,1	-0,0493392	0,00056962	0,0720839	0,0953102	-0,050598	0,0005695	0,0696043
30/06/1994	-0,0674603	-0,0651163	0,0302067	0,0136307	-0,0698436	-0,0673331	0,0297595	0,0135386
29/07/1994	0,0531915	0,0223881	0,0185185	0,0550122	0,0518251	0,0221412	0,0183491	0,0535523
31/08/1994	0,111111	-0,0180049	0,0323636	0,00579374	0,1053604	-0,018169	0,0318509	0,005777
30/09/1994	0,0164234	-0,0671642	-0,0973451	-0,0583431	0,01629	-0,0695261	-0,102415	-0,0601143
31/10/1994	0,070018	-0,157333	0,0130719	0,0743494	0,0676755	-0,1711834	0,0129872	0,0717153
30/11/1994	-0,0469799	-0,0297468	0,0586452	-0,0322953	-0,0481193	-0,0301982	0,05699	-0,0328283
30/12/1994	0,0388693	0,104918	-0,133231	-0,0169082	0,0381329	0,0997711	-0,1429828	-0,0170528
31/01/1995	-0,0187075	-0,0771513	-0,0300353	0,046683	-0,0188847	-0,08029	-0,0304956	0,0456261
28/02/1995	0,0467938	0,101608	0,0334426	0,0422535	0,045732	0,0967709	0,0328956	0,0413852
31/03/1995	0,0913621	0,0322581	0,0141844	0,0490308	0,0874265	0,0317487	0,0140847	0,0478667
28/04/1995	0,152207	0,0255682	-0,0611888	-0,0043478	0,1416792	0,0252468	-0,0631409	-0,0043573
31/05/1995	-0,014531	0,0703601	0,0624209	0,0262009	-0,0146376	0,0679951	0,0605502	0,0258635
30/06/1995	0,0322581	-0,0234375	0,0123457	-0,0548977	0,0317487	-0,0237165	0,0122701	-0,0564621
31/07/1995	0,134115	0,04	0,054007	0,0501139	0,1258526	0,0392207	0,0525991	0,0488986
31/08/1995	-0,0482204	-0,0271795	-0,0272397	-0,0403471	-0,0494218	-0,0275557	-0,0276176	-0,0411836
29/09/1995	-0,0858525	-0,005305	0,0376068	-0,0160367	-0,0897633	-0,0053192	0,0369169	-0,0161667
31/10/1995	0,0291005	-0,0666667	-0,0939045	-0,0058207	0,0286851	-0,0689929	-0,0986106	-0,0058377
30/11/1995	-0,003856	0,115429	0,0627636	0,028103	-0,0038635	0,1092391	0,0608727	0,0277154
29/12/1995	-0,0543338	0,0902062	0,0327022	0,0219146	-0,0558656	0,0863669	0,0321789	0,0216779
31/01/1996	0,187414	-0,0047281	-0,01	0,0259594	0,1717778	-0,0047393	-0,0100503	0,0256282
29/02/1996	0,132488	-0,0185273	0,00760943	-0,0242024	0,124417	-0,0187011	0,0075806	-0,0245001
29/03/1996	-0,0927625	0,0390244	0,141176	0,086758	-0,097351	0,0382822	0,1320593	0,083199
30/04/1996	-0,0314607	0,0187793	0,125184	-0,0105042	-0,0319662	0,0186051	0,1179466	-0,0105598
31/05/1996	-0,0060325	0,0235023	0,0726702	0,0276008	-0,0060507	0,0232304	0,0701511	0,0272268
28/06/1996	-0,0725995	-0,0498866	0,0110294	-0,0114943	-0,0753698	-0,0511739	0,010969	-0,0115609
31/07/1996	0,0858586	-0,0692124	-0,12	-0,0190275	0,082371	-0,0717242	-0,1278334	-0,0192109
30/08/1996	0,0672093	0,0261538	0,145785	0,018319	0,0650471	0,0258176	0,13609	0,0181532
30/09/1996	0,0885246	-0,0327456	-0,0434783	0,0920771	0,0848232	-0,0332937	-0,0444518	0,0880815

HOJA DATOS, ARCHIVO: TEOPORT.XLS

31/10/1996	0,0361446	0,117188	0,0492424	0,0392157	0,0355067	0,1108148	0,0480684	0,0384663
------------	-----------	----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------

	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)
Ln(1+IBM)	1			
LN(1+GM)	0,26343547	1		
Ln(1+DH)	0,03810151	0,2440026	1	
Ln(1+ARC)	0,08684998	0,0894514	0,0950267	1

A1.2 HOJA "ANALISIS"

Medias y Desv Est del Logaritmo Natural de los Retornos				
	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)
Media mensual	0,006453464	0,005738180	0,0077625050	0,006053146
Desv Est mensual	0,080007618	0,077853977	0,074409450	0,07224526
Media Anual	0,077441563	0,068858158	0,093150060	0,072637747
Desv Est Anual	0,277154518	0,269694088	0,2577618940	163590558
Pesos	0,177682088	0,028966061	0,3226443550	470707496
<i>Peso*Desv Est</i>	0,049245393	0,007811975	0,083165420	0,077003302

Correlaciones

	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)
Ln(1+IBM)	1	0,2634354720	0,038101512	0,08684998
LN(1+GM)	0,263435472	1	10,2440025840	0,089451365
Ln(1+DH)	0,038101512	0,244002584	1	10,095026653
Ln(1+ARC)	0,08684998	0,0894513650	0,095026653	1

Media del Portafolio	0,080000001	>=	0,080	Retorno Deseado ← Aspiración
Varianza del Portafolio	0,018147364			← Celda Objetivo
Desv Est del Portafolio	0,134712152			

Desv Est	Retorno Medio	IBM	GM	DH	ARCO
0,128742253	0,07	0,1516185560	1147006410	180612673	0,553068129
0,128742253	0,072	0,1516185560	1147006410	180612673	0,553068129
0,128742253	0,074	0,1516185560	1147006410	180612673	0,553068129
0,128742253	0,076	0,1516185560	1147006410	180612673	0,553068129
0,129741428	0,078	0,1621802770	0799584590	238168124	0,519693141
0,134712148	0,08	0,1776820820	0289661010	322644302	0,470707515
0,14360325	0,082	0,18574686		00,412920756	0,401332384
0,156951964	0,084	0,184031422		00,510824908	0,30514367
0,173968817	0,086	0,182315983		0 0,60872906	0,208954957
0,193689389	0,088	0,180600543		00,706633152	0,112766305
0,215372284	0,09	0,178885104		00,804537331	0,016577566

A1.3 HOJA "ESCENARIOS"

HOJA "ESCENARIOS"	Retorno anual deseado		0,08
	Retorno medio mensual	0,0066667>=	0,0066667
	Varianza mensual	0,00149	
	Desviación Estándar Mensual	0,03865	
	Desviación Estándar Anual	0,13389	

	Suma Pesos				
Pesos	0,177682	0,028966	0,322644	0,470708	1

Logaritmo Natural de los Retornos					ESCENARIO	ESCENARIO
Fecha	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)	Retorno del portafolio, en cada escenario	Varianza del portafolio, escenario
31/01/1990	0,04670	-0,01490	-0,06493	-0,00789	-0,01680	0,00055
28/02/1990	0,06344	0,09175	0,03631	0,03774	0,04341	0,00135
30/03/1990	0,02143	0,02204	0,11326	0,01530	0,04819	0,00172
30/04/1990	0,02673	-0,03606	-0,01832	-0,03645	-0,01936	0,00068
31/05/1990	0,10618	0,10959	0,11616	0,07266	0,09372	0,00758
29/06/1990	-0,02105	-0,02078	-0,03876	-0,00636	-0,01984	0,00070
31/07/1990	-0,05241	-0,02122	-0,03853	0,09628	0,02296	0,00027
31/08/1990	-0,07847	-0,14083	-0,20404	0,05086	-0,05992	0,00443
28/09/1990	0,04322	-0,09217	-0,07309	-0,00371	-0,02032	0,00073
31/10/1990	-0,00945	0,01370	-0,09958	-0,03310	-0,04899	0,00310
30/11/1990	0,08597	0,01351	0,13598	-0,00096	0,05909	0,00275
31/12/1990	-0,00552	-0,05998	0,05152	-0,03965	-0,00476	0,00013
31/01/1991	0,11483	0,05311	0,13462	-0,03498	0,04891	0,00178
28/02/1991	0,02501	0,09594	0,04639	0,09388	0,06638	0,00357
28/03/1991	-0,12277	-0,04532	0,02532	-0,02735	-0,02783	0,00119
30/04/1991	-0,10037	-0,05444	0,06732	0,03119	0,01699	0,00011
31/05/1991	0,04123	0,19679	0,07070	-0,04014	0,01694	0,00011
28/06/1991	-0,08862	-0,05665	-0,11233	-0,07551	-0,08917	0,00918
31/07/1991	0,04159	-0,02485	-0,03740	0,06433	0,02489	0,00033
30/08/1991	-0,03176	-0,03455	0,13061	-0,01648	0,02774	0,00044
30/09/1991	0,06736	-0,01658	-0,06785	-0,02553	-0,02242	0,00085
31/10/1991	-0,05326	-0,06209	-0,13353	0,03077	-0,03986	0,00216
29/11/1991	-0,04731	-0,12010	-0,10106	-0,13997	-0,11038	0,01370
31/12/1991	-0,03857	-0,06291	0,07551	0,03941	0,03424	0,00076
31/01/1992	0,01117	0,11441	0,05119	-0,01534	0,01460	0,00006
28/02/1992	-0,02151	0,15756	0,05060	-0,00596	0,01426	0,00006
31/03/1992	-0,03962	-0,02361	-0,09019	-0,04462	-0,05782	0,00416
30/04/1992	0,08326	0,12496	-0,01619	0,12270	0,07094	0,00413
29/05/1992	0,01325	-0,03994	0,10829	0,03741	0,05374	0,00222
30/06/1992	0,07558	0,10749	-0,01298	-0,05967	-0,01573	0,00050
31/07/1992	-0,03245	-0,05549	-0,02074	0,04868	0,00885	0,00000
31/08/1992	-0,07578	-0,17264	0,01707	0,03368	0,00290	0,00001
30/09/1992	-0,07023	-0,07494	0,04960	0,04750	0,02371	0,00029
30/10/1992	-0,18853	-0,04374	0,09401	-0,04642	-0,02629	0,00109
30/11/1992	0,03793	0,05381	0,03217	-0,04416	-0,00211	0,00008
31/12/1992	-0,30368	0,00000	-0,03884	0,04797	-0,04391	0,00256
29/01/1993	0,02209	0,15747	0,02606	0,01942	0,02603	0,00038

HOJA "ESCENARIOS"	Retorno anual deseado				0,08	
26/02/1993	0,06420	-0,00798	-0,00290	0,02948	0,02412	0,00030
31/03/1993	-0,06653	0,01002	0,06737	-0,02551	-0,00180	0,00007
30/04/1993	-0,04523	0,08285	-0,14660	0,06863	-0,02063	0,00075
28/05/1993	0,09161	-0,01355	0,02289	0,01099	0,02845	0,00047
30/06/1993	-0,06612	0,10349	-0,08638	-0,06756	-0,06842	0,00564
30/07/1993	-0,10396	0,08607	0,03327	-0,00431	-0,00727	0,00019
31/08/1993	0,03315	-0,02982	-0,02728	0,00860	0,00027	0,00004
30/09/1993	-0,08552	-0,11578	0,03690	-0,00871	-0,01074	0,00030
29/10/1993	0,09097	0,13166	0,00722	-0,03673	0,00502	0,00000
30/11/1993	0,16265	0,10599	0,03221	-0,04760	0,01996	0,00018
31/12/1993	0,04757	0,03949	-0,06887	0,01435	-0,00587	0,00016
31/01/1994	0,00000	0,10991	-0,01322	0,04868	0,02183	0,00023
28/02/1994	-0,06159	-0,04679	0,08969	-0,07882	-0,02046	0,00074
31/03/1994	0,03256	-0,07808	0,02076	-0,05877	-0,01744	0,00058
29/04/1994	0,05129	0,05199	0,07899	0,00394	0,03796	0,00098
31/05/1994	0,09531	-0,05060	0,00057	0,06960	0,04842	0,00174
30/06/1994	-0,06984	-0,06733	0,02976	0,01354	0,00161	0,00003
29/07/1994	0,05183	0,02214	0,01835	0,05355	0,04098	0,00118
31/08/1994	0,10536	-0,01817	0,03185	0,00578	0,03119	0,00060
30/09/1994	0,01629	-0,06953	-0,10241	-0,06011	-0,06046	0,00451
31/10/1994	0,06768	-0,17118	0,01299	0,07172	0,04501	0,00147
30/11/1994	-0,04812	-0,03020	0,05699	-0,03283	-0,00649	0,00017
30/12/1994	0,03813	0,09977	-0,14298	-0,01705	-0,04449	0,00262
31/01/1995	-0,01888	-0,08029	-0,03050	0,04563	0,00596	0,00000
28/02/1995	0,04573	0,09677	0,03290	0,04139	0,04102	0,00118
31/03/1995	0,08743	0,03175	0,01408	0,04787	0,04353	0,00136
28/04/1995	0,14168	0,02525	-0,06314	-0,00436	0,00348	0,00001
31/05/1995	-0,01464	0,06800	0,06055	0,02586	0,03108	0,00060
30/06/1995	0,03175	-0,02372	0,01227	-0,05646	-0,01766	0,00059
31/07/1995	0,12585	0,03922	0,05260	0,04890	0,06349	0,00323
31/08/1995	-0,04942	-0,02756	-0,02762	-0,04118	-0,03788	0,00198
29/09/1995	-0,08976	-0,00532	0,03692	-0,01617	-0,01180	0,00034
31/10/1995	0,02869	-0,06899	-0,09861	-0,00584	-0,03147	0,00145
30/11/1995	-0,00386	0,10924	0,06087	0,02772	0,03516	0,00081
29/12/1995	-0,05587	0,08637	0,03218	0,02168	0,01316	0,00004
31/01/1996	0,17178	-0,00474	-0,01005	0,02563	0,03921	0,00106
29/02/1996	0,12442	-0,01870	0,00758	-0,02450	0,01248	0,00003
29/03/1996	-0,09735	0,03828	0,13206	0,08320	0,06558	0,00347
30/04/1996	-0,03197	0,01861	0,11795	-0,01056	0,02794	0,00045
31/05/1996	-0,00605	0,02323	0,07015	0,02723	0,03505	0,00081
28/06/1996	-0,07537	-0,05117	0,01097	-0,01156	-0,01678	0,00055
31/07/1996	0,08237	-0,07172	-0,12783	-0,01921	-0,03773	0,00197
30/08/1996	0,06505	0,02582	0,13609	0,01815	0,06476	0,00337
30/09/1996	0,08482	-0,03329	-0,04445	0,08808	0,04123	0,00119
31/10/1996	0,03551	0,11081	0,04807	0,03847	0,04313	0,00133

A1.4 HOJA "AVaR"

HOJA "AVaR"	Retorno anual deseado	0,08	theta	0,095452	
PARA CALCULO DE AVaR	Retorno medio mensual	0,0068922	= 0,0066667	Suma di 's	0
	Varianza mensual	0,00190	n*e = 82*0,003:	0,246	
	Desviación Estándar Mensual	0,04364			
	Desviación Estándar Anual	0,15117	AVaR	0,095452	
	Suma Pesos				
Pesos	0,304266	0	0,419616	0,276118	1

Logaritmo Natural de los Retornos					ESCENARIO	ESCENARIO		
Fecha	Ln(1+IBM)	LN(1+GM)	Ln(1+DH)	Ln(1+ARC)	Retorno del portafolio, en cada escenario	Varianza del portafolio, escenario	- ri - theta	<=di
31/01/1990	0,04670	-0,01490	-0,06493	-0,00789	-0,01521	0,00049	-0,08024<=	0
28/02/1990	0,06344	0,09175	0,03631	0,03774	0,04496	0,00145	-0,14041<=	0
30/03/1990	0,02143	0,02204	0,11326	0,01530	0,05827	0,00264	-0,15372<=	0
30/04/1990	0,02673	-0,03606	-0,01832	-0,03645	-0,00962	0,00027	-0,08584<=	0
31/05/1990	0,10618	0,10959	0,11616	0,07266	0,10111	0,00888	-0,19656<=	0
29/06/1990	-0,02105	-0,02078	-0,03876	-0,00636	-0,02443	0,00098	-0,07103<=	0
31/07/1990	-0,05241	-0,02122	-0,03853	0,09628	-0,00553	0,00015	-0,08992<=	0
31/08/1990	-0,07847	-0,14083	-0,20404	0,05086	-0,09545	0,01047	0,00000<=	0
28/09/1990	0,04322	-0,09217	-0,07309	-0,00371	-0,01854	0,00065	-0,07691<=	0
31/10/1990	-0,00945	0,01370	-0,09958	-0,03310	-0,05380	0,00368	-0,04165<=	0
30/11/1990	0,08597	0,01351	0,13598	-0,00096	0,08295	0,00578	-0,17840<=	0
31/12/1990	-0,00552	-0,05998	0,05152	-0,03965	0,00899	0,00000	-0,10445<=	0
31/01/1991	0,11483	0,05311	0,13462	-0,03498	0,08177	0,00561	-0,17722<=	0
28/02/1991	0,02501	0,09594	0,04639	0,09388	0,05300	0,00213	-0,14845<=	0
28/03/1991	-0,12277	-0,04532	0,02532	-0,02735	-0,03428	0,00170	-0,06117<=	0
30/04/1991	-0,10037	-0,05444	0,06732	0,03119	0,00632	0,00000	-0,10178<=	0
31/05/1991	0,04123	0,19679	0,07070	-0,04014	0,03112	0,00059	-0,12658<=	0
28/06/1991	-0,08862	-0,05665	-0,11233	-0,07551	-0,09495	0,01037	-0,00050<=	0
31/07/1991	0,04159	-0,02485	-0,03740	0,06433	0,01472	0,00006	-0,11018<=	0
30/08/1991	-0,03176	-0,03455	0,13061	-0,01648	0,04059	0,00114	-0,13605<=	0
30/09/1991	0,06736	-0,01658	-0,06785	-0,02553	-0,01503	0,00048	-0,08042<=	0
31/10/1991	-0,05326	-0,06209	-0,13353	0,03077	-0,06374	0,00499	-0,03171<=	0
29/11/1991	-0,04731	-0,12010	-0,10106	-0,13997	-0,09545	0,01047	0,00000<=	0
31/12/1991	-0,03857	-0,06291	0,07551	0,03941	0,03083	0,00057	-0,12628<=	0
31/01/1992	0,01117	0,11441	0,05119	-0,01534	0,02065	0,00019	-0,11610<=	0
28/02/1992	-0,02151	0,15756	0,05060	-0,00596	0,01304	0,00004	-0,10849<=	0
31/03/1992	-0,03962	-0,02361	-0,09019	-0,04462	-0,06222	0,00478	-0,03323<=	0
30/04/1992	0,08326	0,12496	-0,01619	0,12270	0,05242	0,00207	-0,14787<=	0
29/05/1992	0,01325	-0,03994	0,10829	0,03741	0,05980	0,00280	-0,15525<=	0
30/06/1992	0,07558	0,10749	-0,01298	-0,05967	0,00108	0,00003	-0,09653<=	0
31/07/1992	-0,03245	-0,05549	-0,02074	0,04868	-0,00513	0,00014	-0,09032<=	0
31/08/1992	-0,07578	-0,17264	0,01707	0,03368	-0,00659	0,00018	-0,08886<=	0
30/09/1992	-0,07023	-0,07494	0,04960	0,04750	0,01256	0,00003	-0,10801<=	0
30/10/1992	-0,18853	-0,04374	0,09401	-0,04642	-0,03074	0,00142	-0,06472<=	0
30/11/1992	0,03793	0,05381	0,03217	-0,04416	0,01285	0,00004	-0,10830<=	0
31/12/1992	-0,30368	0,00000	-0,03884	0,04797	-0,09545	0,01047	0,00000<=	0
29/01/1993	0,02209	0,15747	0,02606	0,01942	0,02302	0,00026	-0,11847<=	0

HOJA "AVaR"	Retomo anual deseado				0,08	theta	0,095452	
26/02/1993	0,06420	-0,00798	-0,00290	0,02948	0,02646	0,00038	-0,12191<=	0
31/03/1993	-0,06653	0,01002	0,06737	-0,02551	0,00098	0,00003	-0,09644<=	0
30/04/1993	-0,04523	0,08285	-0,14660	0,06863	-0,05633	0,00400	-0,03912<=	0
28/05/1993	0,09161	-0,01355	0,02289	0,01099	0,04052	0,00113	-0,13597<=	0
30/06/1993	-0,06612	0,10349	-0,08638	-0,06756	-0,07502	0,00671	-0,02043<=	0
30/07/1993	-0,10396	0,08607	0,03327	-0,00431	-0,01886	0,00066	-0,07659<=	0
31/08/1993	0,03315	-0,02982	-0,02728	0,00860	0,00102	0,00003	-0,09647<=	0
30/09/1993	-0,08552	-0,11578	0,03690	-0,00871	-0,01294	0,00039	-0,08251<=	0
29/10/1993	0,09097	0,13166	0,00722	-0,03673	0,02057	0,00019	-0,11602<=	0
30/11/1993	0,16265	0,10599	0,03221	-0,04760	0,04986	0,00185	-0,14531<=	0
31/12/1993	0,04757	0,03949	-0,06887	0,01435	-0,01046	0,00030	-0,08499<=	0
31/01/1994	0,00000	0,10991	-0,01322	0,04868	0,00789	0,00000	-0,10335<=	0
28/02/1994	-0,06159	-0,04679	0,08969	-0,07882	-0,00287	0,00010	-0,09259<=	0
31/03/1994	0,03256	-0,07808	0,02076	-0,05877	0,00239	0,00002	-0,09784<=	0
29/04/1994	0,05129	0,05199	0,07899	0,00394	0,04984	0,00184	-0,14529<=	0
31/05/1994	0,09531	-0,05060	0,00057	0,06960	0,04846	0,00173	-0,14391<=	0
30/06/1994	-0,06984	-0,06733	0,02976	0,01354	-0,00503	0,00014	-0,09043<=	0
29/07/1994	0,05183	0,02214	0,01835	0,05355	0,03825	0,00098	-0,13371<=	0
31/08/1994	0,10536	-0,01817	0,03185	0,00578	0,04702	0,00161	-0,14247<=	0
30/09/1994	0,01629	-0,06953	-0,10241	-0,06011	-0,05462	0,00378	-0,04083<=	0
31/10/1994	0,06768	-0,17118	0,01299	0,07172	0,04584	0,00152	-0,14129<=	0
30/11/1994	-0,04812	-0,03020	0,05699	-0,03283	0,00021	0,00004	-0,09566<=	0
30/12/1994	0,03813	0,09977	-0,14298	-0,01705	-0,05310	0,00360	-0,04235<=	0
31/01/1995	-0,01888	-0,08029	-0,03050	0,04563	-0,00594	0,00016	-0,08951<=	0
28/02/1995	0,04573	0,09677	0,03290	0,04139	0,03915	0,00104	-0,13460<=	0
31/03/1995	0,08743	0,03175	0,01408	0,04787	0,04573	0,00151	-0,14118<=	0
28/04/1995	0,14168	0,02525	-0,06314	-0,00436	0,01541	0,00007	-0,11086<=	0
31/05/1995	-0,01464	0,06800	0,06055	0,02586	0,02810	0,00045	-0,12355<=	0
30/06/1995	0,03175	-0,02372	0,01227	-0,05646	-0,00078	0,00006	-0,09467<=	0
31/07/1995	0,12585	0,03922	0,05260	0,04890	0,07387	0,00449	-0,16932<=	0
31/08/1995	-0,04942	-0,02756	-0,02762	-0,04118	-0,03800	0,00202	-0,05745<=	0
29/09/1995	-0,08976	-0,00532	0,03692	-0,01617	-0,01628	0,00054	-0,07917<=	0
31/10/1995	0,02869	-0,06899	-0,09861	-0,00584	-0,03426	0,00169	-0,06119<=	0
30/11/1995	-0,00386	0,10924	0,06087	0,02772	0,03202	0,00063	-0,12747<=	0
29/12/1995	-0,05587	0,08637	0,03218	0,02168	0,00249	0,00002	-0,09794<=	0
31/01/1996	0,17178	-0,00474	-0,01005	0,02563	0,05513	0,00233	-0,15058<=	0
29/02/1996	0,12442	-0,01870	0,00758	-0,02450	0,03427	0,00075	-0,12972<=	0
29/03/1996	-0,09735	0,03828	0,13206	0,08320	0,04877	0,00175	-0,14422<=	0
30/04/1996	-0,03197	0,01861	0,11795	-0,01056	0,03685	0,00090	-0,13230<=	0
31/05/1996	-0,00605	0,02323	0,07015	0,02723	0,03511	0,00080	-0,13057<=	0
28/06/1996	-0,07537	-0,05117	0,01097	-0,01156	-0,02152	0,00081	-0,07393<=	0
31/07/1996	0,08237	-0,07172	-0,12783	-0,01921	-0,03388	0,00166	-0,06157<=	0
30/08/1996	0,06505	0,02582	0,13609	0,01815	0,08191	0,00563	-0,17736<=	0
30/09/1996	0,08482	-0,03329	-0,04445	0,08808	0,03148	0,00060	-0,12693<=	0
31/10/1996	0,03551	0,11081	0,04807	0,03847	0,04159	0,00120	-0,13705<=	0

A1.5 HOJA "OPT_CB"

METODO DE ESCENARIOS		Retorno anual deseado				
PARA CALCULO DE AVaR		Retorno medio mensual				0,00733333
		Varianza mensual				0,00333058
		Desviación Estándar Mensual				0,05771116
		Desviación Estándar Anual				0,19991732
	IBM	GM	DH	ARCO	Suma Pesos	
Pesos	0,0000000	0,0000000	0,7489283	0,2510717	1,0000000	Retorno Total
Retornos	0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,0000000	0,0073333	0,000000000

ANEXO 2

A2. ARCHIVO DQ_ACUMULADO.XLS

A2.1 HOJA "P2006miercoles" – AJUSTE DE DISTRIBUCIONES

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	1	2	3	4	5
1	117,9605	117,8347	115,8428	115,3035	117,8821
2	108,7617	108,1147	101,0696	101,0989	105,3972
3	128,4773	128,5313	108,2751	107,9377	107,8972
7	47,0583	47,0034	47,0959	47,0835	46,9849
8	46,8596	46,7683	46,8301	46,7256	46,6995
9	114,6614	114,7549	57,907	57,917	114,8767
10	2,126	2,1287	2,1287	2,1277	2,1284
12	2,1243	2,1233	2,1216	2,1194	2,1191
13	61,0232	61,0388	61,1099	61,1414	61,1465
14	116,1397	116,5327	115,9346	116,3665	116,0857
16	2,1338	2,1311	2,126	2,1248	2,1279
17	27,7227	27,3801	2,1294	2,1262	27,896
20	26,0054	2,1191	2,1165	2,1162	2,1191
21	133,3489	133,3491	133,3604	133,5295	133,1819
28	77,6814	77,75	77,6887	77,7334	77,6711
29	73,4119	73,4807	73,5183	73,4756	73,533
30	65,1174	65,1677	65,1938	65,1599	65,6934
31	50,1794	50,0398	50,0581	50,0232	49,9561
32	49,8132	49,7925	49,8184	49,8982	49,8137
33	70,1294	69,2615	65,8096	65,8125	69,2874
34	76,8188	76,8147	76,8179	76,8149	76,8147
35	71,4109	69,0896	64,9082	64,96	69,1301
36	76,5615	76,5933	76,4829	65,9988	76,4785
37	66,4065	66,0178	65,9863	65,7668	66,2603
38	76,5979	70,7097	66,811	70,2983	76,5134
39	66,698	66,5754	66,1682	66,1394	66,7871
40	74,334	74,3289	73,8718	73,8801	74,3276
41	76,4731	76,523	76,5227	76,5283	76,5112
42	71,2031	69,6626	69,0505	69,0627	71,9617
43	74,3166	71,8889	71,8997	71,7339	71,7776
44	68,9619	68,3054	68,356	68,373	68,3718
45	60,0671	60,1174	60,1375	60,1428	60,1509
46	55,5525	59,7151	59,8198	59,8718	59,8594
47	68,8689	68,8589	68,2041	67,8933	69,7876
48	69,9741	68,8735	67,9165	67,873	68,9019
49	70,0637	60,2847	60,3704	60,4185	73,2849
50	76,1663	76,2793	76,1675	76,1707	76,176
51	71,1384	69,6067	68,1714	60,3481	68,2266
52	2,1064	2,1016	2,0977	2,1001	2,1033
1	72,9902	72,9341	72,2109	72,2246	73,0007

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	1	2	3	4	5
2	73,0508	73,0012	73,0244	72,2512	72,9763
3	70,9727	68,5742	67,3223	67,345	68,6584
7	68,1228	73,4929	73,4749	73,4578	73,4773
8	72,3557	70,1743	70,1824	68,9304	69,5386
9	67,2854	67,3813	67,3833	67,1099	67,4287
10	76,4856	76,3665	73,1628	73,1602	73,1707
12	68,0195	68,0803	68,1343	68,144	68,1921
13	48,7429	48,7764	48,7815	48,8189	48,8311
14	2,1289	2,1274	2,1252	2,1248	2,125
16	75,8569	73,4783	73,3577	73,406	73,521
17	67,9246	67,9607	67,9946	68,031	68,0415
20	78,8289	78,8142	78,8164	78,8345	78,8303
21	90,646	90,7117	90,7759	90,8054	90,8084
28	73,3865	73,4331	73,4395	73,4458	73,5198
29	74,6045	74,5959	74,6089	74,6099	74,6147
30	81,3862	81,356	81,2739	81,1809	81,3162
31	91,4858	91,6143	91,6711	91,6816	91,6856
32	91,5129	91,5906	91,5957	91,658	91,6611
33	88,0583	74,6021	74,5989	74,5959	87,083
34	68,7976	68,8201	68,8543	68,8801	68,8604
35	80,6284	80,7034	80,7437	78,7373	80,7366
36	90,8164	90,8806	90,8921	90,8933	90,8804
37	81,0898	79,335	79,2258	79,2251	81,1575
38	76,5774	76,6387	76,7017	76,6672	76,7114
39	2,1143	2,1116	2,1084	2,1108	2,1125
40	80,7595	80,8235	79,1411	79,1128	80,8731
41	75,1313	75,1221	75,1179	75,1191	89,7527
42	75,0662	69,1035	58,2048	58,1643	68,98
43	75,0596	71,5752	71,4856	71,5027	75,063
44	74,5239	74,5234	74,5208	74,5203	74,5227
45	74,5508	72,2095	70,8374	70,9021	74,5488
46	60,0295	55,6455	55,5374	55,584	55,5525
47	70,6992	70,7544	70,8467	70,511	70,4001
48	59,967	59,9895	57,9099	57,9263	60,0989
49	48,813	48,8699	48,8511	48,8481	48,7932
50	71,7241	71,773	64,0994	64,0886	71,8762
51	73,6641	70,5696	60,4126	60,2358	70,5625
52	46,0391	45,9829	45,929	45,8799	45,8472
	1	2	3	4	5
MIN 2 AÑOS	2,10640	2,10160	2,09770	2,10010	2,10330
MAX 2 AÑOS	133,34890	133,34910	133,36040	133,52950	133,18190
PROMEDIO	68,13271	67,07879	64,93909	64,67846	67,34271
DESV EST	26,42257	26,89382	26,21054	26,16084	26,56516
AÑO 2005 Y 2006	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
DISTRIBUCION	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	6	7	8	9	10
1	118,0256	118,1558	118,0591	130,092	133,1853
2	105,543	108,6626	108,4551	108,1768	108,0911

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	6	7	8	9	10
3	140,6218	128,625	146,9041	146,6421	146,3865
7	46,9099	47,1821	47,0544	46,9021	46,5742
8	46,6326	46,9451	46,8132	46,5679	46,3911
9	114,8213	114,7378	114,51	113,969	113,8049
10	2,1294	2,1272	2,136	39,3066	32,6594
12	32,8086	32,0264	31,7407	39,3398	39,5134
13	61,1357	61,1042	60,9434	60,6609	60,5605
14	115,9629	115,9529	115,5933	115,1733	115,2061
16	21,3931	21,3169	21,3347	32,9858	34,1145
17	27,6541	29,2905	29,4529	43,7576	52,2813
20	30,6729	30,4353	30,3816	31,0979	44,0435
21	131,155	131,7764	132,6411	133,2195	133,3652
28	77,6633	77,5452	77,4111	77,2102	76,9661
29	73,4224	64,2271	40,8215	40,5371	60,2903
30	33,5256	33,3645	33,3103	46,1721	56,1829
31	49,7231	49,7585	49,8037	56,376	65,1233
32	49,4993	49,6213	49,6973	49,6233	49,5134
33	74,2727	74,2473	74,1721	73,9829	73,9229
34	76,8218	76,8279	76,8355	76,8503	76,8496
35	71,3687	76,7974	74,1663	76,7803	76,7874
36	76,5859	66,9734	76,6497	76,5298	76,4546
37	76,4463	76,553	76,4187	76,2451	76,1299
38	86,4153	86,4927	86,6145	86,5972	88,6277
39	83,9092	84,043	84,345	91,5393	91,7585
40	91,2551	91,1528	91,3093	90,6296	90,9255
41	76,4656	76,4128	85,7744	91,1397	91,3066
42	74,3206	74,3215	74,3306	74,334	74,335
43	74,321	74,3198	74,3318	76,1472	76,1282
44	68,3655	68,3931	69,0144	69,9058	69,8337
45	60,0774	60,0676	59,9155	59,7004	59,6191
46	59,7708	59,7261	59,616	59,4683	59,3779
47	73,8743	75,0649	76,1804	76,2439	76,177
48	76,5601	76,5391	76,4624	88,75	89,0208
49	76,4314	76,4346	91,564	91,3499	91,5718
50	96,0391	96,4692	95,8264	90,915	90,9961
51	60,2229	60,1711	56,0188	55,7717	55,6519
52	2,1108	2,1101	27,7043	36,2	38,2515
1	72,9702	72,9995	72,9324	72,9873	72,9609
2	76,3176	76,2952	76,2053	76,1733	80,7769
3	76,324	76,4194	76,3171	76,148	76,1094
7	73,4504	73,502	73,5186	73,4858	73,4656
8	76,394	73,5088	73,5132	76,2544	76,1353
9	73,4014	73,3796	73,2419	73,2485	73,2227
10	81,7283	81,7219	91,0066	91,4963	91,3384
12	68,1348	68,1719	67,7376	67,6235	67,9368
13	48,79	49,0269	48,9414	48,6126	48,4053
14	31,7827	32,8171	33,1865	34,1958	35,6028
16	76,6399	76,6353	76,6038	76,4536	76,3325
17	67,9919	68,0129	67,9954	67,6865	67,5408
20	78,8403	78,8286	78,8333	78,8611	78,8694
21	90,7871	91,0857	90,739	90,2517	90,3157
28	73,5745	73,2793	73,4224	73,188	73,0977
29	76,5007	76,4675	76,4502	80,439	80,3352

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	6	7	8	9	10
30	81,2332	91,5786	91,3523	90,9375	91,4685
31	91,5586	91,4939	91,5674	90,9536	91,4426
32	91,4783	91,0259	90,9827	82,6309	91,4131
33	86,0186	85,5659	84,5081	90,4131	90,5969
34	74,342	74,4102	74,217	73,6553	73,4956
35	80,6619	87,1633	86,8301	86,5796	90,6138
36	90,7783	90,7144	90,5591	90,3245	79,8425
37	81,0315	87,3706	87,5911	87,3779	88,1094
38	76,5713	76,5637	76,5222	76,2954	76,251
39	45,4441	49,426	48,7937	56,9063	59,3037
40	80,8245	80,7344	80,5952	80,2288	87,8279
41	88,7346	88,7869	88,6765	90,0432	90,3662
42	88,1995	88,3079	88,6411	90,8857	91,219
43	79,2122	79,2007	79,1191	90,8909	90,9329
44	97,1404	97,5046	98,4426	98,2415	97,6201
45	91,0935	91,0422	90,8726	99,1316	99,1482
46	2,0757	2,0942	2,103	39,8496	39,8386
47	72,7002	72,623	72,4216	72,0784	71,9553
48	59,9817	59,9827	59,8459	59,6516	59,5718
49	46,1016	45,9978	46,2073	46,4216	48,4968
50	75,1218	75,1204	75,1265	75,1438	75,1536
51	81,4355	76,8442	81,656	81,3044	81,1594
52	45,886	45,9905	46,1011	46,4697	46,4949
	6	7	8	9	10
MIN 2 AÑOS	2,07570	2,09420	2,10300	31,09790	32,65940
MAX 2 AÑOS	140,62180	131,77640	146,90410	146,64210	146,38650
PROMEDIO	71,36137	71,38033	72,14988	74,74886	75,80443
DESV EST	25,92324	25,68776	26,04202	23,23160	22,54069
AÑO 2005 Y 2006	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
DISTRIBUCION	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	11	12	13	14	15
1	132,9905	132,5046	132,5376	132,0986	132,115
2	107,854	108,061	108,1514	108,1038	108,0325
3	146,4116	146,5513	146,4714	146,5154	146,1541
7	46,4175	46,3984	46,4626	46,2883	46,2007
8	46,2795	57,2351	57,2439	57,1919	57,2217
9	113,7087	113,8972	119,4404	119,3577	119,4038
10	34,084	34,3513	39,6582	39,4897	32,4443
12	34,8481	35,5894	34,208	34,2502	34,0657
13	60,5251	60,5222	60,5808	60,523	60,5625
14	115,1274	109,8049	60,5454	60,5186	60,2786
16	34,2244	35,178	33,9334	43,0645	43,3003
17	43,5347	50,7869	43,4014	43,4302	43,3442
20	43,9397	43,5896	43,7485	43,6235	56,3926
21	133,6772	133,0591	142,1362	142,1982	142,1289
28	76,9194	76,8601	76,877	158,7573	158,7468
29	60,1953	60,2346	60,2693	60,2607	71,9119
30	56,2231	56,2268	56,1533	56,0852	56,2014

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	11	12	13	14	15
31	65,0544	65,061	64,9795	64,9714	64,9385
32	49,532	49,6189	49,6489	49,5833	49,5879
33	73,8423	73,7952	73,7693	73,7527	73,7695
34	82,2522	82,2253	82,7666	82,5447	82,293
35	76,7891	76,7961	76,8003	76,8103	76,7996
36	75,7361	88,1526	75,9949	75,8943	80,4641
37	76,0261	75,9736	75,9551	75,8633	75,8872
38	88,6619	88,7664	91,4246	91,0969	91,0559
39	91,5828	91,5515	91,3953	91,061	90,9426
40	90,7646	90,7353	90,5994	90,3921	90,6116
41	91,1638	91,1287	91,0225	90,738	90,7358
42	74,3188	74,3218	74,3552	74,3589	74,3511
43	76,073	76,064	76,1738	76,1328	76,1074
44	69,7656	69,7424	69,7407	69,7561	69,7485
45	59,5601	59,5742	59,5933	59,5457	59,5654
46	59,3225	59,3228	59,3584	59,343	59,3198
47	75,8384	76,0134	76,1318	76,0498	76,0757
48	91,7214	91,6316	91,1572	91,0359	91,0627
49	91,4773	91,5107	91,1421	91,0808	90,978
50	91,3052	91,2703	90,9578	90,8521	90,8464
51	55,6313	55,6211	55,5789	55,5923	55,5666
52	38,6589	43,4192	43,4714	43,5352	43,4949
1	72,9543	72,9697	73,0081	72,9646	72,9441
2	80,7004	80,636	80,373	80,4251	80,4636
3	76,0308	76,0745	76,0564	76,0481	76,0249
7	73,4451	73,4482	73,5154	73,5076	73,4802
8	76,1101	76,0967	76,1123	76,1074	76,0593
9	72,4854	73,1777	73,272	73,1926	73,1777
10	91,5603	91,5771	91,4292	91,1597	91,5825
12	67,9856	67,9622	67,9128	67,9026	67,8179
13	48,1787	47,9873	66,6086	66,5388	66,5413
14	35,5801	36,6138	33,4146	33,9753	34,7205
16	77,0491	77,0208	77,1455	77,0002	76,9065
17	67,5532	67,4946	67,4697	67,4365	67,4636
20	78,8826	78,8767	78,8801	78,8816	78,8879
21	90,4673	90,1765	90,147	89,8975	90,0359
28	73,0889	73,0627	73,2771	73,2327	73,1992
29	80,2998	80,2439	80,2715	80,271	80,4536
30	91,3689	91,4377	91,2861	91,1277	90,9712
31	91,3484	90,9661	90,8499	90,5754	90,7007
32	91,292	91,2022	91,04	90,8406	90,7397
33	90,6589	90,5808	90,4973	90,4536	90,7576
34	73,3853	73,3279	73,5903	73,6013	73,5962
35	90,5215	90,4729	90,345	90,0227	89,9626
36	79,7517	79,708	79,7427	79,717	79,6824
37	87,9973	87,9321	87,844	87,8518	87,6348
38	78,634	78,6704	78,6208	78,5308	78,4993
39	59,2275	59,2271	61,6765	59,2312	61,0271
40	87,7446	87,6528	87,5188	79,9099	81,4092
41	90,2022	90,1606	90,0317	89,6279	89,5874
42	91,1314	91,084	90,7825	90,7415	100,1653
43	90,8499	90,7302	90,6665	90,4634	90,4465
44	98,0208	98,3213	99,0449	99,0173	99,2151

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006 → horas →					
Semanas	11	12	13	14	15
45	99,4551	98,4524	98,8633	98,6787	98,4605
46	40,7192	41,3955	39,7495	39,7207	39,8445
47	74,5828	74,5818	74,5862	74,5906	78,7832
48	59,4851	57,469	57,4944	57,4717	59,5583
49	48,5576	48,5498	48,4163	46,6658	48,4304
50	75,1675	75,1514	75,1731	75,1624	75,1589
51	80,9932	80,9182	80,8657	80,8225	83,3662
52	50,9648	51,5439	51,5198	51,46	51,449
	11	12	13	14	15
MIN 2 AÑOS	34,08400	34,35130	33,41460	33,97530	32,44430
MAX 2 AÑOS	146,41160	146,55130	146,47140	158,75730	158,74680
PROMEDIO	75,85217	76,23207	75,80685	76,75094	77,33221
DESV EST	22,69695	22,14702	22,25816	23,94759	23,86003
AÑO 2005 Y 2006	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
DISTRIBUCION	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGNORMAL	LOGISTIC

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006 → horas →					
Semanas	16	17	18	19	20
1	133,5322	133,5911	132,8648	131,8997	131,4756
2	108,0667	108,1445	108,1729	119,0774	107,9119
3	146,2141	146,2974	146,3896	146,4583	146,5017
7	46,1584	46,2678	46,2229	57,178	57,291
8	57,2336	57,2598	57,2627	57,2117	57,2627
9	119,4067	119,4458	119,406	119,241	119,2993
10	2,1326	2,1333	38,5647	112,5093	60,2891
12	34,3086	34,3616	33,0991	55,4854	55,3591
13	60,5635	60,6016	60,5605	60,572	60,6274
14	60,2747	60,2769	60,2566	114,8953	110,4326
16	43,5549	43,4844	43,1587	63,7043	54,4341
17	43,4932	43,5488	51,5413	132,6836	126,6118
20	56,3833	56,4409	56,4426	141,0522	68,1841
21	142,104	142,1533	142,1514	141,8423	141,9573
28	159,1162	158,9785	158,7022	159,1062	158,6658
29	71,8115	71,5613	60,2058	133,7549	133,6775
30	63,5906	56,2488	56,2808	79,7869	76,8662
31	64,9055	64,9517	64,9705	69,0955	69,1499
32	49,6843	49,5845	49,0903	63,866	67,8657
33	73,7649	73,7686	73,7681	73,6121	73,6313
34	84,8074	84,8723	86,4128	84,2559	84,1973
35	76,7998	76,7935	76,7957	76,8152	76,8125
36	80,4849	80,6284	80,7915	80,4656	80,6416
37	75,8892	75,9578	75,917	75,7949	75,8535
38	91,1272	91,1238	91,2515	91,2593	91,4658
39	91,0085	90,9951	90,9431	91,23	91,2891
40	90,6746	90,7087	90,5986	91,3499	90,989
41	90,6353	90,6965	90,8218	91,2656	91,3621
42	74,3369	74,3379	74,3311	74,3445	74,3376
43	76,1057	76,1909	76,3792	75,9292	75,991
44	69,7671	69,762	69,7039	69,4248	69,4182
45	59,5789	59,5791	59,5735	68,731	59,6519

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh					
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006					
	→ horas →				
Semanas	16	17	18	19	20
46	59,3257	59,3103	59,3386	68,7605	68,7314
47	76,0837	76,0352	76,0828	75,8757	75,9934
48	91,1502	91,2046	91,3005	91,3	91,3184
49	90,9402	91,0208	91,0701	95,6553	95,3489
50	90,7891	90,9004	90,9907	96,6008	96,4426
51	55,5586	55,5942	55,5679	75,7712	75,7832
52	43,4983	43,3008	42,52	63,3494	61,1194
1	72,991	72,9561	72,9409	72,6785	72,7305
2	80,2383	81,9426	81,8655	80,469	80,5979
3	76,021	76,0774	75,8425	75,7173	75,8589
7	73,4631	73,4844	73,5132	73,3052	73,2598
8	76,1072	76,1482	76,2241	76,0481	75,9946
9	73,1777	73,1851	73,2417	69,8479	72,9917
10	91,4465	91,7244	91,4739	90,0549	89,4338
12	68,1023	68,2004	68,0793	68,0232	71,7942
13	66,5471	66,624	66,636	75,2209	75,1887
14	34,022	34,7085	34,5935	67,7017	66,2163
16	77,0591	77,1819	77,1126	87,8303	86,3755
17	67,46	67,4399	67,4565	78,8892	75,033
20	78,8831	82,7163	82,4705	87,5183	80,9185
21	90,0271	90,2976	90,436	90,1335	90,5029
28	72,9924	72,9802	73,2683	106,1628	98,0352
29	80,4673	80,5127	80,4993	90,8687	87,4238
30	90,8367	91,0481	91,1057	91,1824	91,2502
31	90,8948	90,9602	91,084	90,9529	91,2876
32	90,6912	90,7266	90,7791	90,8677	90,9658
33	90,8	90,8884	90,9456	91,2146	91,3059
34	73,6306	73,6824	73,7461	82,998	78,8774
35	89,9846	90,0688	90,1516	90,2908	90,4607
36	81,8547	81,8379	85,3857	87,5427	87,675
37	87,4661	87,4929	87,3118	87,7932	87,9128
38	81,3003	81,3657	83,3464	101,686	101,781
39	61,4316	59,2388	59,3628	84,5342	84,4492
40	87,7744	87,7432	87,009	90,2964	90,4009
41	89,6062	89,6516	89,6382	89,9185	90,0552
42	99,8599	99,7722	100,9697	104,7246	104,677
43	90,4507	90,4702	90,7144	90,6834	90,8149
44	99,2581	98,9814	98,1116	96,8272	97,0537
45	98,3867	98,148	97,4876	95,6555	95,5439
46	41,7666	43,708	57,229	77,2349	70,7422
47	83,4504	83,3189	83,595	81,585	81,9883
48	59,6228	59,5869	69,552	87,2461	77,9316
49	46,3591	47,0273	48,5989	75,1802	72,2888
50	75,1792	75,1631	75,1609	82,4971	75,1509
51	83,6965	84,1279	84,1255	82,2671	81,6963
52	51,4536	51,395	51,3789	71,4429	70,3271
	16	17	18	19	20
MIN 2 AÑOS	2,13260	2,13330	33,09910	55,48540	54,43410
MAX 2 AÑOS	159,11620	158,97850	158,70220	159,10620	158,66580
PROMEDIO	77,30283	77,31662	78,10186	88,28592	85,52862
DESV EST	24,86090	24,90507	23,48387	21,53944	20,66659
AÑO 2005 Y 2006	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
DISTRIBUCION	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGNORMAL	LOGNORMAL

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh				
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006 → horas →				
Semanas	21	22	23	24
1	132,2573	132,3665	133,0867	118,1284
2	107,7615	107,8992	108,281	108,4551
3	146,6445	146,6812	146,6917	108,2173
7	45,3105	45,6033	45,9995	46,4673
8	57,2918	57,2922	57,3679	57,4819
9	119,7886	119,5142	119,6555	119,7656
10	55,573	39,5815	28,3267	2,1416
12	47,9619	38,7559	39,5457	32,5225
13	60,657	60,688	60,8091	60,9309
14	60,7954	60,8442	48,8733	31,1807
16	50,6511	40,9368	23,3203	2,1331
17	54,7483	43,4116	41,0847	28,082
20	60,1162	42,5994	31,6084	2,1377
21	142,1155	142,314	131,637	133,0898
28	158,5635	158,3784	156,7373	153,9807
29	72,4141	60,1851	42,0759	40,7139
30	66,7378	63,7881	45,0234	32,6042
31	65,135	65,1655	64,115	64,1672
32	52,127	48,7634	49,2378	49,6489
33	73,7178	73,8508	73,9492	71,4084
34	84,7874	85,657	86,5469	87,3015
35	76,8008	76,791	76,7756	71,3091
36	80,7605	81,0015	81,2207	81,5022
37	75,9648	76,093	76,2578	75,9641
38	91,5256	91,7097	91,7075	81,4539
39	91,3794	91,5962	91,6326	76,4626
40	91,0901	91,2524	91,3826	80,9167
41	91,5276	91,6052	88,7739	76,4001
42	74,3359	74,3245	74,3149	73,9373
43	76,0999	76,2	76,3862	74,3076
44	69,489	69,5554	69,72	69,7083
45	59,6794	59,6741	59,8149	59,9692
46	59,468	59,4417	59,5088	59,6877
47	76,0569	76,1904	75,0762	73,7835
48	91,3516	91,5679	83,2393	75,0752
49	95,4741	95,7234	82,0264	76,3433
50	96,4233	96,3923	95,6318	76,2556
51	68,0024	55,686	55,791	55,999
52	48,0535	43,5371	38,6167	29,7813
1	72,7488	72,8308	72,9436	73,0288
2	80,6624	80,8731	76,198	76,3191
3	75,9407	76,0408	76,1887	76,1335
7	73,3005	73,3564	73,4099	73,4788
8	76,0996	76,1863	76,3032	73,4207
9	72,9656	73,0212	73,0908	73,1189
10	90,4443	91,5039	92,3535	92,447
12	67,8015	67,8828	68,023	68,2104
13	66,6074	66,6499	66,7114	66,8162
14	56,7981	45,3545	35,0537	30,5107
16	75,738	76,1755	76,8506	77,6262
17	67,5671	67,4819	67,572	67,6045

PRECIO MARGINAL TRANSFORMADO A USD/MWh				
ZONAS PLANAS 2005 Y 2006				
	→ horas →			
Semanas	21	22	23	24
20	81,1831	81,6677	82,406	78,8354
21	90,6477	90,8025	90,7451	90,9297
28	81,4834	73,4048	73,5205	73,6797
29	80,5027	80,5798	80,7275	80,9688
30	91,3711	91,2754	91,0789	91,2832
31	91,3025	91,5147	91,6753	91,9143
32	91,1626	91,2483	91,1907	91,4846
33	91,436	91,3401	91,3682	86,9661
34	73,6526	73,7832	73,9768	74,2385
35	90,5908	90,6453	90,6277	90,7864
36	90,6353	90,6812	90,4272	90,6628
37	88,0095	88,0381	88,5789	89,2278
38	82,1177	82,4807	78,8601	78,9861
39	78,5823	59,4119	45,5835	29,4294
40	83,7629	86,3701	80,3879	80,6411
41	90,2109	90,2659	90,0769	91,0039
42	105,0186	104,469	103,4443	75,0657
43	91,0142	91,1018	91,074	79,2175
44	97,9841	98,6877	91,4639	87,7078
45	96,8638	98,3381	91,4487	88,0479
46	45,606	59,7725	59,8818	60,0469
47	81,958	82,321	80,7285	72,677
48	55,4805	47,6375	34,9346	30,2371
49	55,4143	47,2117	46,2261	46,2354
50	75,1804	75,1675	75,1482	75,1323
51	75,1365	75,114	75,22	75,4131
52	54,8733	48,4417	46,5947	46,4128
	21	22	23	24
MIN 2 AÑOS	45,31050	38,75590	23,32030	2,13310
MAX 2 AÑOS	158,56350	158,37840	156,73730	153,98070
PROMEDIO	79,69863	77,97112	75,43518	70,70976
DESV EST	21,92546	23,87849	25,42231	26,82823
AÑO 2005 Y 2006	0,00000	0,00000	0,00000	0,00000
DISTRIBUCION	LOGNORMAL	LOGISTIC	LOGISTIC	LOGISTIC

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- 1 Amenc, N. y V. Le Sourd. (2003). Portfolio Theory and Performance Analysis. John Wiley and Sons.
- 2 Artzner, Ph.; Delbaen, F.; Eber, J.M. y D. Heath. (1999). "Coherent Measures of Risk". Mathematical Finance. No. 9. pp 203-228.
- 3 Benninga, S. (1997). Financial Modelling.
<http://finance.wharton.upenn.edu/~benninga/>
- 4 Bossaerts, P.; y B.A. Odegaard. (2006). Lectures on Corporate Finance. World Scientific. 2da. Ed.
- 5 Bunn, D. (2004). Modelling Prices in Competitive Electricity Markets. Wiley Finance.
- 6 Charnes, J. (2007). Financial Modeling with Crystal Ball and Excel. John Wiley and Sons.
- 7 Chow, J.; Wu F. y J. Momoh. (2005). Applied Mathematics for Restructured Electric Power Systems: Optimization, Control and Computational Intelligence. Springer.
- 8 Christian Dunis; Laws, J. y P. Naïm, eds. (2003). Portfolio Analysis using Excel. En: Applied Quantitative Methods for Trading and Investment, Wiley Finance Series.
- 9 Cicchetti, C.; Dubin, J.A. y M.L. Colin. (2004). The California Electricity Crisis: What, Why, And What's Next, Kluwer Academic Publishers.
- 10 Culp, C. (2004). Risk Transfer: Derivatives in Theory and Practice. John Wiley and Sons.
- 11 Culp, C. (2001). The Risk Management Process: Business Strategy and Tactics. John Wiley and Sons.
- 12 Dowd, K. (1998). Beyond Value at Risk. John Wiley and Sons.
- 13 Eydeland A. y K. Wolyniec. (2003). Energy and Power Risk Management: New Developments in Modeling, Pricing and Hedging, John Wiley and Sons. New Jersey.
- 14 Feinberg E.; Genethliou, D. y J.T. Hajagos. (2002) "Statistical Load Modeling".
<http://www.ams.sunysb.edu/~feinberg/public/PalmSprings2002.pdf>

- 15 Franco Arbeláez L.C. y L. Franco Ceballos. (2005). “*El Valor En Riesgo Condicional CVaR como Medida Coherente de Riesgo*”, Colombia: Revista de Ingenierías - Universidad de Medellín, Enero-Junio, Vol. 4, No. 6, pp. 43-54.
- 16 Geronazzo L. (2007, Enero 30). Introduction To Spot And Derivatives Markets For Commodities And Power, Dipartimento Matematica DIMAD, Firenze.
- 17 Geyer, C. (2006, Febrero). “Breakdown Point Theory Notes”. www.stat.umn.edu/geyer/5601/notes/break.pdf
- 18 Goldfarb D. y G. Iyengar. (2003, Febrero), “*Robust Portfolio Selection Problems*”, Mathematics of Operations Research, USA, Vol 28, N°1.
- 19 González-Romera, E; Jaramillo-Morán. M. y D. Carmona-Fernández. (2006, Noviembre). “Monthly Electric Energy Demand Forecasting Based on Trend Extraction”. IEEE Transactions on Power Systems. Vol 21. No. 4.
- 20 Hélyette G. (2005). Commodities and Commodity Derivatives: Modeling and Pricing for Agriculturals. Inglaterra: John Wiley & Sons.
- 21 Herrera Orbea, Lorena. (2007, Julio). Pronóstico de la Demanda Utilizando Inteligencia Artificial. Tesis. Ingeniero Eléctrico. Escuela Politécnica Nacional. Quito.
- 22 Hinojosa, V. (2006). Pronóstico de Demanda de Corto Plazo en Sistemas de Suministro de Energía Eléctrica utilizando ANFIS. Cenace.
- 23 Jan Horst, K.; Bourbonnais R. y J. Girod. (2007) The Econometrics of Energy Systems. Palgrave Macmillan.
- 24 Jean-Luc Prigent. (2007). Portfolio Optimization and Performance Analysis, Taylor & Francis Group, LLC, Ed Chapman & Hall/CRC.
- 25 Kevin, D. (2002). An Introduction to Market Risk Measurement, John Wiley & Sons Ltd.
- 26 Knight, F.H. (1921) Risk, Uncertainty and Profit, Digitalized for Microsoft Corporation by the Internet Archive in 2008.
- 27 Kondor I. y I. Varga-Haszonits. (2008). “*Instability of Portfolio Optimization Under Coherent Risk Measures*”, Munich, Alemania: Parminides Center for the Study of Thinking, Hungría: Analytics Department of Fixed Income Division.
- 28 Law A.M. y W.D. Kelton (1982), Simulation Modeling and Analysis. USA: Mc Graw Hill

- 29 Llerena Poveda, Bertha, (2004, Mayo). Estimación de la Demanda Eléctrica a Corto Plazo del Sistema Nacional Interconectado, mediante los Métodos de Series Temporales y Redes Neuronales. Tesis. Ingeniero Matemático. Escuela Politécnica Nacional. Quito.
- 30 Markowitz, H. (1959). Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments. Cowles Foundation for Research in Economics at Yale University.
- 31 Mascareñas, J. (2007, Junio). Principios de Finanzas, Universidad Complutense de Madrid. <http://www.ucm.es/info/jmas/mon/02.pdf>
- 32 Mateus Sánchez, Juan. (2008, Noviembre). Estudo da Negociação de Contratos Bilaterais de Energia em Sistemas Predominantemente Hidráulicos. Tesis Doctoral. Universidad de Brasilia. Departamento de Ingeniería Eléctrica.
- 33 McNeil A.J.; Rüdiger Frey y P. Embrechts. (2005). “Quantitative Risk Management: Concepts, Techniques and Tools”, New Jersey: Princeton University Press.
- 34 Mochón, F. (2006). Principios de Economía. Mc Graw Hill.
- 35 Oracle® Crystal Ball (2009). Decision Optimizer – OptQuest User Guide, Release 11.1.1.3.00.
(Ver también: <http://faculty.darden.virginia.edu/bodilys/optquest.pdf>.)
- 36 Oracle® Crystal Ball (2009). Fusion Edition. User Manual, Release 11.1.1.3.00.
- 37 Palmquist J.; Uryasev S. y P. Krokmal. (1999, Noviembre). “Portfolio Optimization with Conditional Value-at-Risk Objective and Constraints”. Research Report 99-14. Center for Applied Optimization. Dept. of Industrial and Systems Engineering. University of Florida.
- 38 Panjer, Harry H. (2006). Operational Risk: Modeling Analytics, John Wiley & Sons.
- 39 Pflug, G. Ch. “Some Remarks on the Value-at-Risk and the Conditional Value-at-Risk”. Department of Statistics and Decision Support Systems. University of Vienna.
- 40 Pflug, G. Ch. y W. Römisch. (2007). “Modeling, Measuring, and Managing Risk”, Singapur: World Scientific Publishing Co.
- 41 Quizhpe, K. (2005). Modelo de Explotación a Medio Plazo de la Generación, Aplicación al Mercado Eléctrico Ecuatoriano. Tesis. Master en Gestión Técnico y Económica en el Sector Eléctrico. Universidad Pontificia Comillas. Madrid. España.

- 42 Rachev S.T.; Stoyanov S.V. y F.J. Fabozzi, (2008) “Advanced Stochastic Models, Risk Assessment, and Portfolio Optimization: The Ideal Risk, Uncertainty, and Performance Measures”, New Jersey: John Wiley & Sons.
- 43 Raychaudhuri, S. (2008), “Introduction To Monte Carlo Simulation”, Proceedings of the 2008 Winter Simulation Conference, S. J. Mason, R. R. Hill, L. Mönch, O. Rose, T. Jefferson, J. W. Fowler Eds.
- 44 Reyes Verduga, Jorge y Patricio Benalcázar Páez. (2007, Junio). Análisis de Riesgo en Modalidades de Contratación a Largo Plazo del Mercado Eléctrico Ecuatoriano. Tesis. Ingeniero Eléctrico. Escuela Politécnica Nacional. Quito.
- 45 Rodas D. y V. Barrera. (2007, Marzo). “La Incidencia de la Compra de Energía en los Resultados de una Distribuidora”, XXII Seminario del Sector Eléctrico Ecuatoriano, ECUACIER, EEQ, Quito.
- 46 Romero-Meza, R. (2005). “Medidas de Riesgo Financiero”. Revista Economía & Administración. No. 149. Universidad de Chile.
- 47 Ron Proaño, F. (1994). “Elementos Teóricos Fundamentales para Comprender el Diseño Básico de una Investigación Científica”. Facultad de Ingeniería Mecánica. Comisión de Publicaciones AEIM. Quito.
- 48 Salazar Coba, Paúl y Gabriel Argüello Ríos. (2005). “Análisis de Métodos de Sanción de Precios en el Mercado Eléctrico Mayorista”. JIEE. Vol. No. 19.
- 49 Samaniego Burneo, Alfredo (2002). Pronóstico de Demanda a Corto Plazo del Sistema Nacional Interconectado mediante modelos ARMA. Tesis. Ingeniero Eléctrico. Escuela Politécnica Nacional. Quito.
- 50 Sanchez Miño, Santiago (1985, Junio). Métodos de pronóstico de demanda a corto plazo para la operación de sistemas de potencia. Tesis. Ingeniero Eléctrico. Escuela Politécnica Nacional. Quito.
- 51 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, Informis.
- 52 Schofield Neil, C. (2007). Commodity Derivatives: Markets and Applications, Inglaterra: John Wiley & Sons.
- 53 Sioshansi, F.P. (2008). Competitive Electricity Markets: Design, Implementation, Performance, Menlo Energy Economics, Inglaterra: Elsevier.
- 54 Uryasev, S. y R.T. Rockafellar. (1999). “Optimization of Conditional Value-at-Risk”. Research Report 99-4. ISE Dept. University of Florida.

- 55 Uryasev, S. (2000, Febrero). "Conditional Value-at-Risk: Optimization Algorithms and Applications". *Financial Engineering News*, No. 14.
- 56 Varga-Haszonits I. y I. Kondor. (2008). "The instability of downside risk measures". *Parminides Center for the Study of Thinking*, Munich, Alemania.
- 57 Weber, C. (2005). *Uncertainty in the Electric Power Industry: Methods and Models for Decision Support*. Springer. USA.
- 58 Weron, R. (2006). *Modeling and Forecasting Electricity Loads and Prices: A Statistical Approach*. John Wiley and Sons.
- 59 Winston W.L. (2004). *Financial Models Using Simulation and Optimization: A Step-By-Step Guide with EXCEL and Palisade's Decision Tools Software*, New York: Palisade, USA.
- 60 Zolfagharian, N. (2005, Abril). Administración de Portafolios para la Demanda en Mercados Eléctricos Valorando los Riesgos Financieros y Físicos. Tesis Doctoral. Facultad de ingeniería de la Universidad Nacional de San Juan.

REFERENCIAS DE INTERNET

AORDA. Portfolio Safeguard

<http://www.aorda.com/aod/welcome.action>

(Acceso: 29 de Noviembre del 2009)

Catherine Luthin, Basics for Contracting Competitive Energy Purchases,

www.luthin.com/news/pdf/pdf_25.pdf (Acceso: 14 de Enero del 2009)

Economists: guilty of inefficiency.

http://www.economist.com/blogs/freeexchange/2009/03/economists_guilty_of_in_efficie (Acceso: 25 de Noviembre del 2009)

Money on Line, Teoría de portafolios

<http://www.moneyonline.co.nz/modern-portfolio-theory/>

(Acceso: 29 de Noviembre del 2009)

Oracle Crystal Ball

<http://www.oracle.com/appserver/business-intelligence/crystalball/index.html>

(Acceso: 29 de Noviembre del 2009)

@Risk Palisade

<http://www.palisade.com/> (Acceso: 29 de Noviembre del 2009)

<http://www.conelec.gov.ec/>

<http://www.cenace.org.ec/>