UNIVERSIDAD DE OCCIDENTE

Doctorado en Ciencias Administrativas

Tesis

Herramientas de apoyo a la decisión para formar carteras de proyectos de investigación en instituciones de educación superior y entidades públicas de investigación

que como requisito para obtener el grado de
Doctor en Ciencias Administrativas

Presenta
MC. Edy López Cervantes

Director de Tesis
Dr. Ramón Martínez Huerta

Culiacán, Sinaloa. 03 de julio de 2015

Dedicatoria

a Sara Olimpia

Agradecimientos

El desarrollo y conclusión de esta tesis es producto de la participación de una gran cantidad de personas, quienes colaboraron con su conocimiento, tiempo, recursos financieros, paciencia y amistad. Mi agradecimiento y reconocimiento para todos.

Agradezco a toda mi familia, padres, esposa, hijos, hermanos, familia política, amigos y amigas.

Agradezco a mi director de tesis el Doctor Ramón Martínez Huerta y a los Doctores Eduardo René Fernández González y Juan Carlos Leyva López quienes formaron parte del equipo de dirección en mi formación como investigador. También agradezco a los maestros que impartieron cursos y talleres de la currícula del Doctorado en Ciencias Administrativas y a todo su personal administrativo-operativo.

Agradezco a los responsables de las instancias de la Universidad Autónoma de Sinaloa quienes en todo momento mostraron disposición para permitirme culminar satisfactoriamente esta carrera. La Coordinación de Proyectos Especiales, la Facultad de Informática, la Secretaria Administrativa de Rectoría y la Coordinación del PROMEP. Un reconocimiento especial para mi amigo el Dr. Oscar Orlando Guadrón, que desde el año 2005 ha respaldo irrestrictamente mi habilitación académica.

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo otorgado en Beca de Manutención con número 259485. Y al Programa de Mejoramiento del Profesorado de la Subsecretaria de Educación Superior por el apoyo otorgado en Beca Convencional Nacional para Estudios de Posgrado Nacional con folio UAS-608.

Por último agradezco a mis compañeros y amigos del doctorado con quienes recorrí la primera parte de este difícil pero apasionante camino que nos muestra la veta del conocimiento.

De nuevo muchas gracias a todos.

Índice General

Índice de Tablas i

Índice de Figuras ii

Abreviaturas, Siglas y Acrónimos iii

Símbolos Principales v

Resumen vi

Abstract vii

Introducción viii

CAPITULO 1: TOMA DE DECISIONES Y SELECCIÓN DE CARTERAS DE PROYECTOS

1.1 Contexto General del Financiamiento a la I&D 2

1.2 Contextualización de Problema de Investigación 7

CAPITULO 2: DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

2.1 Formulación del Problema de Selección de Proyectos de I&D en las Convocatorias de Instituciones Públicas 21

2.1.1 Algunas consideraciones y premisas: 23

2.2 Métodos más Populares que Abordan el Problema de Selección de Proyectos de I&D en Instituciones Públicas 25

2.3 Análisis de Propuestas Alternativas 34

2.3.1.- Métodos que emplean información multicriterio de proyectos y carteras 34

2.3.2 Construcción y optimización del valor de la cartera a partir de la evaluación de los proyectos 44

2.4. Interrogante Central y Preguntas de Investigación 51

2.5. Objetivo General 51

CAPITULO 3: MARCO TEÓRICO – CONCEPTUAL

3.1 Ayuda a la Toma de Decisiones Multicriterio 54

3.1.1 Generalidades del proceso de decisión 54

3.1.2 Modelos monocriterios y multicriterios 55

3.1.3 Actores que participan en el proceso de decisión 57

3.1.4 Construcción del modelo de decisión 58

3.1.5 Métodos de superación 69
3.2 Problemas de Optimización Multiobjetivo 78
3.2.1 Introducción 78
3.2.2 Conceptos básicos 78
3.2.3 Clasificación de los métodos de optimización multiobjetivo 80
3.2.4 Métodos que incorporan las preferencias a priori 81
3.2.5 Métodos que incorporan las preferencias de manera interactiva 82
3.2.6 Métodos que incorporan las preferencias a posteriori 83
3.3 Algoritmos Evolutivos 83
3.3.1 Antecedentes 83
3.3.2 De la teoría evolutiva a los algoritmos computacionales 84
3.3.3 Principales paradigmas 85
3.3.4 Consideraciones del esquema general de un algoritmo evolutivo 88
3.4 Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo (AEMO) 96
3.4.1 Introducción 96
3.4.2 MOGA (MultiObjetive Genetic Algorithm) 98
3.4.3 NSGA, NSGA-II y NSGA-III (Nondominated Sorting Genetic Algorithm) 99
3.4.4 NPGA y NPGA-II (Niched-Pareto Genetic Algorithm) 100
3.4.5 SPEA y SPEA-II (Strength Pareto Evolutionary Algorithm) 101
3.4.6 PAES (Pareto Archived Evolutionary Strategy) 102
3.4.7 PESA y PESA-II (Pareto Envelope-based Selection Algorithm) 102
3.4.8 MONGA y MONGA-II (Multi Objective Messy Genetic Algorithm) 102
3.4.9 MicroGA y MicroGA-II (Micro Algoritmo Genético) 103
3.4.10 IBEA (Indicator-Based Evolutionary Algorithm) 103
3.4.11 MOEA/D y MOEA/D-M2M (Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition) 104
3.4.12 SMS-MOEA (S Metric Selection – Multiobjective Evolutionary Algorithm) 104
3.4.13 HypE (Hypervolume Estimation Algorithm for Multiobjective Optimization) 105
3.4.14 NOSGA (Non-Outranked-Sorting Genetic Algorithm) 105
3.5 Introducción a la Toma Decisiones con Incertidumbre 105
3.6 Teorema de Bayes 112

CAPITULO 4: PROPUESTA METODOLÓGICA

4.1 Introducción a la Metodología 116

4.2 Consideraciones Preliminares Sobre el Problema de Optimización a Resolver 116

4.2.1 Maximización de la utilidad esperada 118

4.2.2 Optimización multiobjetivo considerando esperanzas matemáticas de los objetivos aleatorios 119

4.3 Base de Nuestra Propuesta: Empleo del Equivalente de Certeza de los Elementos Aleatorios del Proyecto 120

4.3.1 Una aproximación del equivalente de certeza de los proyectos 123

4.4 Descripción Detallada de la Propuesta 125

4.4.1 Evaluación por pares 125

4.4.2 Asignación de probabilidades subjetivas y valor de cada proyecto como propuesta de investigación 126

4.4.3 Evaluación de la aceptabilidad de los proyectos 128

4.4.4 Optimización evolutiva de la cartera 134

CAPITULO 5: EXPERIMENTOS PARA VALIDAR LA EFECTIVIDAD DE LA PROPUESTA

5.1 Consideraciones Metodológicas 148

5.2 Características del Método Convencional que Será Simulado 149

5.3 Estrategia de Simulación 150

5.4 Descripción del Modelo de Simulación para Caracterizar los Proyectos 152

5.4.1 La ponderación de las preguntas 152

5.4.2 Simulación de las respuestas de los pares a las preguntas de la tabla 5.1 153

5.4.3 Simulación de la creencia del experto sobre el éxito del proyecto 155

5.4.4 Cálculo bayesiano de las probabilidades de éxito, fracaso y éxito parcial 157

5.4.5 Los criterios 158

5.4.6 Otros atributos del proyecto 161

5.4.7 Resumen de la simulación del proyecto 161

5.5 Valores del Proyecto Según los Métodos que se Comparan 161

5.6 Simulación del Método Tradicional para la Distribución de Recursos 162

5.7 Experimentación 163

5.7.1 Análisis del valor añadido por la optimización 164
5.7.2 La importancia de la correcta evaluación de aceptabilidad 171

CAPITULO 6: CONCLUSIONES
6.1 Principales Conclusiones 185
6.2 Nuevas Líneas de Trabajo Abiertas por Nuestra Investigación 190
6.3 Divulgación de Nuestro Trabajo 191
Referencias 192

Índice de Tablas

Tabla 1.1. Total de GIDE por países (2012). 5
Tabla 1.2. Total de GIDE/PIB por países (2012). 5
Tabla 1.3. Total de GIDE por origen de la inversión (2011). 6
Tabla 2.1. Preguntas del cuestionario de evaluación de ciencia básica CONACYT 2013. 28
Tabla 2.2. Preguntas del cuestionario de evaluación DGIP 2009. 28
Tabla 3.1. Actores y su rol en el proceso de decisión. 57
Tabla 5.1. Preguntas a los pares evaluadores. 149
Tabla 5.2 Preguntas a los pares evaluadores y su ponderación. 152
Tabla 5.3. Rangos y distribuciones de probabilidad. 159
Tabla 5.4. Importancia de los criterios para la optimización de carteras, el DM confiere suficiente importancia a los objetivos de fortalecimiento institucional. 165
Tabla 5.5. Importancia de los criterios para la optimización de carteras. El DM otorga más importancia a los impactos del proyecto en el orden científico-tecnológico, reflejados en el criterio de equivalente de certeza. 166
Tabla 5.6. Restricciones de financiamiento por tipo requerimiento 167
Tabla 5.7. Primer experimento, parámetros de la tabla 5.4. 167
Tabla 5.8. Segundo experimento, parámetros de la tabla 5.5. 168
Tabla 5.9. Soluciones en generaciones intermedias en el proceso de optimización, parámetros de la tabla 5.5. 169
Tabla 5.10. Importancia de los criterios en la evaluación de proyectos, el DM confiere suficiente importancia a los objetivos de fortalecimiento institucional. 173
Tabla 5.11. Tercer experimento (Φ= 0.7, parámetros de la tabla 5.4). 174
Tabla 5.12. Cuarto experimento (Φ = 0.8, parámetros de la tabla 5.4). 175
Tabla 5.13. Proyectos aceptables (Φ= 0.7, parámetros de la tabla 5.10). 176
Tabla 5.14. Proyectos aceptables (Φ= 0.8, parámetros de la tabla 5.10). 177
Tabla 5.15. Importancia de los criterios en la evaluación de proyectos, el DM otorga más importancia a los impactos del proyecto en el orden científico-tecnológico, reflejados en el criterio de equivalente de certeza. 178
Tabla 5.16. Quinto experimento (Φ = 0.7, parámetros de la tabla 5.5). 178
Tabla 5.17. Sexto experimento (Φ = 0.8, parámetros de la tabla 5.5). 180
Tabla 5.18. Proyectos aceptables (Φ = 0.7, parámetros de la tabla 5.15). 181
Tabla 5.19. Proyectos aceptables (Φ = 0.8, parámetros de la tabla 5.15). 182
Tabla 6.1. Comparación del método propuesto con otros procedimientos. 189

Índice de Figuras

Figura 3.1 Frontera de Pareto para un ejemplo de minimización bicriterio. 79
Figura 3.2 Taxonomía de los métodos de optimización multiobjetivo. 81
Figura 3.3 Pasos que siguen los métodos que incorporan preferencias interactivamente..... 82
Figura 3.4 Pseudocódigo básico de un AG. 88
Figura 3.5 Función de utilidad *u*. 111
Figura 4.1 Índice de discordancia marginal $d_j(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ 140
Figura 5.1. Modelo del predicado Cal. 156

Abreviaturas, Siglas y Acrónimos

AHP	Proceso Analítico Jerárquico (Analytic Hierarchy Process)
AI	Academia de Ingeniería
AMC	Academia Mexicana de Ciencias
ANM	Academia Nacional de Medicina
ANUIES	Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior
CCC	Consejo Consultivo de Ciencias
CONACYT	Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología
DM	Tomador de la Decisión (decision-maker)
ELECTRE	Eliminación y Elección para Representar la Realidad (Elimination Et Choix Traduisant la Realit)
FE	Flujo de Entrada
FN	Flujo Neto
FS	Flujo de Salida
GIDE	Gasto en Investigación Científica y Desarrollo Experimental
GUESS	Método interactivo que opera sobre soluciones aproximadas
I&D	Investigación y desarrollo
LCT	Ley de Ciencia y Tecnología
IDE	Investigación y Desarrollo Experimental
IES	Instituciones de Educación Superior
MAUT	Teoría de Utilidad Multiatributo (Multi-Attribute Utility Theory)
MCDA	Ayuda a la Decisión Multicriterio (Multicriteria Decision Aid)
MCDM	Toma de Decisiones Multicriterio (Multiple Criteria Decisión Making)
MOACO	Colonia de Hormigas Multiobjetivo (MultiObjective Algorithm Ant Colony)
MOAIS	Sistemas Inmunes Artificiales Multiobjetivo (MultiObjective Algorithm Inmune System)
MOEA	Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos (MultiObjective Evolutionary Algorithm)
NIMBUS	Sistema de Optimizaación Multiobjetivo no diferenciable (Nondifferentiable Interactive Multiobjective BUndle-based optimization System)
NOSGA	Algoritmo Genético de Ordenación de NoSuperación (Non-Outranked-Sorting Genetic Algorithm)
NSGA	Algoritmo Genético de Ordenación No-Dominada (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm)
PECiTI	Programa Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación 2014-2018
PIB	Producto Interno Bruto
POM	Problemas de Optimización Multiobjetivo
PROFAPI	Programa de Fomento y Apoyo a Proyectos de Investigación
PROMETHEE	Método de Organización y Clasificación de Preferencias para Enriquecimiento de las Evaluaciones (Preference Ranking Organisation Method for Enrichment Evaluations)
PSO	Enjambre de Partículas Multiobjetivo (Particle swarm optimization)
REDNACECYT	Red Nacional de Consejos y Organismos Estatales de Ciencia y Tecnología, A. C.
SDM	Supra Decision Maker para la selección de proyectos de I&D

SEP	Secretaria de Educación Publica
SMART	Técnicas de Clasificación Basada en la Medida de Similaridad(Similarity Measured Anchored Ranking Technique)
SNI	Sistema Nacional de Investigadores
SPEA	Algoritmo Evolutivo de Fuerza de Pareto (Strength Pareto Evolutionary Algorithm)
STEM	Método por Pasos (Step Method)
TESEO	Clasificación Multicliterio Basada en Relaciones de Preferencia (mulTicritEria claSsification basEd on preference relatiOns)
TOPSIS	Técnica de Ordenación de Preferencias por Similaridad a la Solución Ideal (Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution)
UAS	Universidad Autónoma de Sinaloa
UNAM	Universidad Nacional Autónoma de México
UNESCO	Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization)
UTA	Utilidades Aditivas (Utilités Additives)
VANS	Valor Actual Neto Social
VEGA	Algoritmo Genético para Evaluación de Vectores (Vector Evaluated Genetic Algorithm)

Símbolos Principales

Símbolo	Descripción
H	Conjunto de proyectos candidatos
N	Número de proyectos candidatos (cardinalidad de H)
O	Conjunto de atributos que caracterizan las alternativas
K	Número de áreas en que se divide el universo de proyectos
PG	Monto total de los recursos financieros disponibles
C	Cartera de proyectos
β	Problema de decisión asociado a la clasificación
γ	Problema de decisión asociado al ordenamiento
α	Problema de decisión asociado a la selección de la mejor alternativa
wi	Peso o importancia del criterio *i-ésimo*
DM	*Decision maker* (genérico)
$\succ$	Relación de preferencia estricta en el marco del enfoque normativo
$\sim$	Relación de indiferencia en el marco del enfoque normativo
$\succsim$	Relación de preferencia débil en el marco del enfoque normativo
A	Conjunto de decisión en el marco del enfoque funcional
$v(.)$	Función de valor ordinal que representa las preferencias del decisor
r	Cantidad de atributos que caracterizan las alternativas
l	Representación de una lotería
pi	Probabilidad de ganar el premio xi
r'	Cantidad de premios en una situación de decisión bajo riesgo
qi	Probabilidad de ganar la entrada a la lotería li,
Lot	Conjunto de loterías (simples o compuestas)
R_{Lot}	Conjunto de posibles resultados que se pueden obtener en las loterías
x_1px_r	Loterías de referencia, también llamadas "*experimentos de referencia*"
$u(.)$	Función de utilidad
$E(.)$	Función de valor esperado
A'	Conjunto de decisión en el marco del enfoque relacional
J	Conjunto de criterios que caracterizan las opciones (enfoque relacional)
$g_i(a_j)$	Evaluación hecha de una acción aj sobre el criterio *i–ésimo*
S	Relación de sobreclasificación
I	Relación de indiferencia
P	Relación de preferencia estricta
Q	Relación de preferencia débil
R	Relación de incomparabilidad
$g(a)$	Evaluación multicriterio, $g(a) = [g_1(a), \ldots, g_n(a)]$
Em	Dominio de g(), $Em = E_1 X E_2 X \ldots X E_n$
$J^+(a,b)$	Conjunto de criterios en los cuales 'a' es estrictamente preferida a 'b'
$J=(a,b)$	Conjunto de criterios en los cuales 'a' y 'b' son indiferentes
$J^-(a,b)$	Conjunto de criterios en los cuales 'b' es estrictamente preferida a 'a'
$c(a,b)$	Índice de concordancia entre dos alternativas
$d(a,b)$	Índice de concordancia entre dos alternativas
$\sigma(x,y)$	Representa el grado de credibilidad de $xIdy$
w	Valor promedio de los pesos

Resumen

Esta tesis aborda el problema de formar carteras de proyectos de investigación y desarrollo en instituciones de educación superior y entidades públicas de investigación en los casos de convocatorias con grandes coberturas de proyectos y recursos financieros. La correcta selección de los proyectos que integran esas carteras es un problema muy estudiado que puede ser disgregado en dos subproblemas estrechamente relacionados: i) la evaluación individual de proyectos y ii) La decisión sobre la cartera de proyectos que será finalmente apoyada.

Se efectúa un análisis crítico de las principales propuestas metodológicas para resolver el problema general atendiendo los dos subproblemas desglosados, y se presenta un nuevo enfoque para resolver las problemáticas planteadas integrando modernas herramientas que permiten a los encargados de la decisión decidir sobre la mejor manera de invertir los recursos y obtener el máximo beneficio permitiéndoles así alcanzar las metas planteadas por la organización.

La base conceptual de este trabajo proviene de la Teoría de la Decisión y la ayuda a la decisión multicriterio. Nos basamos en: 1). un enfoque axiomático que puede reflejar el sistema de preferencias y creencias de quienes representan a la dirección o gerencia de la organización y 2). la integración de un avanzado procedimiento para clasificar proyectos con otro encargado de seleccionar carteras para buscar la mejor solución al problema.

Por la enorme complejidad del modelo para establecer la calidad de la cartera resultante y la región que describe el conjunto de carteras factibles, el proceso de optimización usando técnicas deterministas resulta inviable. La propuesta alterna es aplicar modernas técnicas de optimización que se valen de heurísticas evolutivas, que han demostrado efectividad en un amplio espectro de problemas, incluido el de selección de proyectos.

El nuevo método se probó con muy buenos resultados en un experimento computacional exhaustivo que simuló 30 instancias aleatorias de convocatorias con centenares de proyectos candidatos.

Abstract

This work approaches the problem of selecting R&D project portfolios when large higher education institutions and research public organizations call for projects. This general problem can be separated in two sub-problems:

i) A screening phase in which projects are evaluated;
ii) The final decision phase, in which the "best" portfolio should be chosen.

A critical analysis of the main approaches to the above sub-problems is here performed, and on this background, a new proposal is presented. Several multi-criteria decision and optimization tools are aggregated into our proposal, what allows making better decisions, obtaining more benefits and approaching the main goals of the funding organization.

The theoretical background is provided by Decision Theory and Multi-criteria Decision Aid. We develop an axiomatic approach to model the decision-maker's system of preferences and beliefs. Using this model, we developed tools for evaluating projects and optimizing portfolios in a generalized multi-objective context. The enormous complexity of the portfolio optimization problem requires using powerful evolutionary metaheuristics, which have proved to be effective in similar problems. Our proposal showed very good performance in exhaustive computer experiments.

Introducción

Cualquier organización, definida como una asociación deliberada de personas para cumplir determinada finalidad (Robbins, 2005), si quiere sobrevivir en entornos competitivos y frecuentemente desfavorables debe evolucionar hacia estadíos superiores. Evolución es transformación, y si ésta es consciente y dirigida a objetivos claros promete mejores resultados.

Cuando la organización tiene la comprensión y el conocimiento para actuar debe escoger entre las opciones disponibles y comprometerse con una estrategia. Con gran frecuencia las opciones de transformación requieren recursos y la organización encara entonces el problema de cómo distribuirlos entre las actividades transformadoras. ¿Cómo hacerlo? Es ésta una pregunta que enfrentan día tras día millares de dirigentes de organizaciones de todos los tamaños y tipos alrededor del mundo.

Como fue señalado por (Salo, Keisler y Morton, 2011), el problema de asignación de recursos está presente en toda organización privada o pública. Usualmente, hay más buenas ideas para proyectos o programas que recursos (fondos, capacidades, tiempo, etc.) para apoyarlos. Los gobiernos asignan fondos públicos a proyectos y programas para mejorar los servicios sociales y educativos y evitar la degradación ambiental. Las empresas y universidades asignan fondos para I&D. Y hay muchos más ejemplos.

A medida que la complejidad se incrementa se hace más necesario la ayuda a la decisión. En esta tesis, nos ocuparemos especialmente de la selección de proyectos de I&D.

En el marco del problema que nos ocupa los métodos multicriterio pueden emplearse para:

i) Obtener un ranking de calidad (o de impacto) del conjunto de proyectos.
ii) Evaluar el conjunto de proyectos en categorías ordenadas.
iii) Modelar la preferencias del DM sobre carteras o alternativamente.
iv) Construir un modelo de calidad de la cartera (función de valor) que pueda optimizarse utilizando programación matemática o algoritmos metaheurísticos mono-objetivo.

Lo cierto es que el análisis multicriterio y las metaheurísticas multiobjetivo son campos afines que atraen enorme interés científico como muestra la explosión virtualmente exponencial del número de publicaciones en ellos (Barichard, Gandibleux y T'Kindt, 2009; Greco, 2005); y sin embargo, su empleo (potencialmente grande) en la esfera de la gestión de I&D en el sector público permanece a un nivel bastante limitado.

Este trabajo presenta y fundamenta una propuesta de alternativas superiores de gestión basada en el empleo de técnicas de decisión multicriterio y optimización multiobjetivo. Aunque no nos limitamos a ellos, nos interesan especialmente los problemas en que compiten por recursos cientos o miles de proyectos. Sí pretendemos analizar y determinar cuáles son las herramientas de ayuda a la decisión más adecuadas para aumentar la efectividad del proceso de selección de proyectos, y crear las fundamentales para el desarrollo futuro de un sistema organizacional de apoyo a la decisión. En los siguientes párrafos se revisará la organización de este documento.

En el capitulo primero se realiza una contextualización del problema de investigación y un desglose de los principales elementos que conforman el planteamiento del problema; se presentan algunas consideraciones que deberán tenerse en mente.

La descripción formal del planteamiento problema; un resumen crítico de las principales técnicas que se utilizan en la práctica para resolverlo; algunas alternativas interesantes del "estado del arte" de la optimización y el apoyo a la decisión; la sistematización de la investigación y el objetivo general están expresados en el segundo capítulo.

En el tercer capítulo se presenta la revisión de la literatura. Entre otros aspectos se abordan los elementos fundamentales de los problemas de decisión; el análisis muticriterio y multiobjetivo; una revisión de los algoritmos evolutivos multiobjetivo mas representativos para estas problemáticas; una introducción a la teoría de decisión bajo incertidumbre y en la parte final de este apartado una descripción rápida del teorema de Bayes.

La metodología empleada en la resolución del problema es abordada en el cuarto capítulo. Se toma el método analítico apoyado en un enfoque axiomático que se sustenta en un conjunto de premisas razonables para integrar un modelo de valor de los proyectos de investigación que

combine resultados, preferencias y riesgos asociados. Se toman elementos teóricos del teorema de Bayes para la actualización de preferencias expresadas en ambientes de incertidumbre parcial. También se describirán los instrumentos utilizados para la clasificación de proyectos de investigación y la optimización de carteras.

En el capítulo quinto se describen los resultados de los experimentos artificiales realizados, la importancia del proceso de clasificación resaltando el análisis del proceso optimización.

Finalmente, en el sexto capítulo, se presentan las principales conclusiones, nuevas líneas de trabajo abiertas derivadas de nuestra investigación y la divulgación de los resultados obtenidos en esta tesis.

Esta investigación pretende ser un instrumento de ayuda para los responsables de la decisión en las organizaciones; es un procedimiento flexible que puede ajustarse para guiar la búsqueda de la mejor solución de acuerdo a las preferencias del tomador de decisiones para poder alcanzar o acercarse a los objetivos organizacionales planteados. Además que pueda servir de base para futuras investigaciones relacionadas con la formación de carteras de proyectos.

CAPÍTULO 1

TOMA DE DECISIONES Y SELECCIÓN DE CARTERAS DE PROYECTOS

1.1 Contexto General del Financiamiento a la I&D.....2
1.2 Contextualización de Problema de Investigación 7

1.1 Contexto General del Financiamiento a la I&D

Una de las premisas más importantes emanadas de la Conferencia Mundial sobre la Ciencia organizada por la UNESCO[1] en julio de 1999, en la ciudad de Budapest, es la innegable necesidad de que todos los científicos del mundo sean conscientes de la urgencia de utilizar de manera responsable los conocimientos generados en todas las áreas de la ciencia, para cubrir racionalmente las necesidades y aspiraciones de los seres humanos.

Como forma de la cultura, la función gnoseológica de la ciencia consiste en crear representaciones de la realidad, cada vez más aproximadas a ella; desarrollar la comprensión y explicación de los fenómenos de la naturaleza, la sociedad y el pensamiento. A través de esta comprensión la ciencia tiene la capacidad de cumplir la esencia de su rol social: impactar en la solución de los problemas de la práctica de la sociedad, ser útil para asegurar una mejor calidad de vida; debe permitir ofrecer a las generaciones presentes y futuras entornos sanos y ser capaz de proporcionar formas de sobrevivencia sostenibles.

Los avances de la ciencia han permitido innovaciones con grandes beneficios para la humanidad; en brevísima síntesis mencionaremos el incremento radical de la esperanza de vida, la creación de tratamientos para un sinnúmero de enfermedades, la elevación de la producción de alimentos, los grandes progresos tecnológicos, el desarrollo de nuevos productos, los novedosos procesos industriales, las nuevas tecnologías de comunicación y el tratamiento de la información.

Sin embargo y a pesar que todos estos conocimientos son mejoras para la humanidad, de forma paralela la actividad del hombre ha degradado al medio ambiente y ha contribuido al desequilibrio social. Hiroshima y Nagasaki son terribles llamados de alerta sobre los peligros del conocimiento con fines no éticos.

En este siglo XXI la ciencia debe convertirse en un valor compartido y de solidaridad en beneficio de todos los pueblos, que la ciencia sirva para comprender los fenómenos naturales y sociales y encontrar soluciones a los problemas presentados. Y también la ciencia debe jugar un papel más importante al entender y encontrar respuestas a las relaciones existentes entre los

[1] UNESCO.- Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization).

fenómenos naturales y fenómenos sociales. Además, debe reconocerse que los conocimientos científicos cada vez son más necesarios para los decisores públicos y privados, y que la ciencia debe jugar un papel importante en la planeación y elaboración de políticas públicas.

Es importante resaltar que apoyar a la ciencia repercute directamente en la vida cotidiana de la sociedad mediante la solución de problemas específicos. Encontrar solución a esos problemas impacta en los retos más significativos de todo gobierno – la desigualdad y la pobreza –. Las actividades científicas y tecnológicas han moldeado de manera indiscutible nuestro estilo de vida.

Es una orientación de la UNESCO atender los compromisos sociales de la ciencia, o de otra forma hacer válido el nuevo contrato social de la ciencia. Sin la utilización del conocimiento debe siempre orientarse a buscar el bienestar de la humanidad (lucha contra la pobreza, derechos humanos, cuidado del medioambiente) sin perder de vista las responsabilidades inherentes con las generaciones futuras. Aquellas sociedades o aquellos países que han conseguido la apropiación social del conocimiento son naciones más innovadoras y tienen un crecimiento económico sostenido que les permite incrementar la calidad de vida de sus habitantes.

El conocimiento científico y la capacidad de innovar son dos elementos que ayudan a elevar la productividad de una nación y sus niveles de bienestar. La experiencia internacional muestra que el desarrollo de los países se basa cada día más en su capacidad de generar, asimilar y transferir conocimiento, pues de esa manera se crean bienes y servicios de mayor valor agregado que enriquecen sus posibilidades de desarrollo interno, y elevan su posición en un entorno global cada días más interconectado y competitivo.

De manera objetiva debe reconocerse que México ha llegado tarde a la sociedad del conocimiento. Sin embargo el gobierno federal y la sociedad en general realizan acciones como las planteadas en el Programa Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación 2014-2018, estrategias como éstas pueden permitir que México se encamine hacia mejores posiciones en los rankings mundiales y porque no entrar al mundo del desarrollo.

Es una verdad innegable que la ciencia y la tecnología enriquecen el patrimonio cultural de las naciones y estimulan su capacidad para innovar, por lo que son elementos claves para el desarrollo equilibrado y sostenible de las sociedades modernas (CONACYT, 2014). Siguiendo

esta idea el Plan Nacional de Desarrollo 2013-2018 establece en su objetivo 3.5.- *"Hacer del desarrollo científico, tecnológico y la innovación pilares para el progreso económico y social sostenible"*. De este objetivo se desprende el Programa Especial de Ciencia, Tecnología e Innovación 2014-2018 (PECiTI), programa formulado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) en atención al artículo 21 de la Ley de Ciencia y Tecnología (LCT), en el que se designa al CONACYT es como la instancia responsable de formular y coordinar las políticas públicas de ciencia y tecnología e innovación.

Así el PECiTI ha sido elaborado por el CONACYT atendiendo consideración de las propuestas de otras dependencias y organizaciones. Destaca la participación en foros y reuniones de la Academia de Ingeniería (AI), la Academia Mexicana de Ciencias (AMC), la Academia Nacional de Medicina (ANM), el Consejo Consultivo de Ciencias de la Presidencia de la República (CCC), la Asociación Nacional de Universidades e Instituciones de Educación Superior, (ANUIES), además de la Red Nacional de Consejos y Organismos Estatales de Ciencia y Tecnología, A. C., (REDNACECYT), esta última constituida por las secretarías de gobierno, los consejos estatales de ciencia y tecnología de las entidades federativas, o sus similares. En los foros también participaron numerosos representantes de universidades, centros de investigación y de cámaras y asociaciones empresariales.

El propósito del PECiTI es lograr que la sociedad mexicana se apropie del conocimiento científico y tecnológico y lo utilice para ser más innovadora y productiva. Es por ello que el gobierno federal y el gobierno estatal están conscientes que sustentar políticas de apoyo a los apartados científicos, provocará sinergia para que otros sectores, como el privado, apoyen a la ciencia y tecnología. A continuación se mostrará un panorama del gasto aplicado a la ciencia y tecnología en los últimos años, visto del desde el ámbito internacional, nacional y local.

El Gasto en Investigación Científica y Desarrollo Experimental (GIDE) es la inversión destinada a la realización de proyectos de investigación científica y desarrollo experimental (Aouni, Colapinto y La Torre, 2014). La importancia de la investigación científica y desarrollo experimental (IDE) dentro de la economía del conocimiento se debe a que su propósito es la creación de conocimiento básico y aplicado. En la Tabla 1.1 se muestra el financiamiento aplicado al GIDE de algunos países representativos de cada continente; en el año 2012 el monto

ejercido por estos países superó el 1.2 billones de dólares[2]. Las fuentes de financiamiento son diversas: sector empresarial, gobierno, IES[3], instituciones privadas sin fines de lucro y sector externo.

Tabla 1.1. Total de GIDE por países (2012).

País	GIDE en miles de Dólares
China	165,393,778
Francia	59,763,983
Alemania	101,160,614
Japón	193,376,564
México	4,573,969
Reino Unido	43,217,913
Estados Unidos	453,544,000
TOTAL	1,021,232,319

Fuente: UNESCO (http://data.uis.unesco.org/Index.aspx?queryid=115# 20 Oct 2014 18:49 UTC (GMT) from UIS/ISU)

Otro indicador internacional utilizado para medir el gasto corriente y de inversión que se mide el comportamiento de las actividades de investigación y desarrollo es el de la proporción GIDE/PIB; su importancia radica en que da a conocer el grado de desarrollo de un país sustentándose en investigación científica y tecnológica. Los países desarrollados dedican entre 1.5 y 3.8% de su PIB[4] al GIDE (CONACYT, 2014). En la Tabla 1.2 se observa que para México el valor de este indicador se ha quedado prácticamente constante durante años sin rebasar el 0.5%. En 2011 el GIDE de México fue de **61'832.75** millones de pesos, lo que representó 0.43% del PIB (CONACYT, 2014; UNESCO, 2000).

Tabla 1.2. Total de GIDE/PIB por países (2012).

País	GIDE/PIB
China	1.98
Francia	2.26
Alemania	2.92
Japón	3.39
México	0.43
Reino Unido	1.72
Estados Unidos	2.79

Fuente: UNESCO (http://data.uis.unesco.org/Index.aspx?queryid=115# 20 Oct 2014 19:26 UTC (GMT) from UIS/ISU)

Otra característica importante de la inversión en IDE es la aportación de los sectores gubernamental y empresarial al total del GIDE. En México en el año 2014 el total del GIDE fue

[2] El monto ejercicio para Japón y México se tomo del año 2011.
[3] IES.- Instituciones de Educación Superior.
[4] PIB.- Producto Interno Bruto.

de 91,955 millones de pesos. Los aportes de los diferentes sectores fueron los siguientes: el sector empresarial participó con 36,875 (40.10%); el sector gobierno contribuyó con 29,253 (31.81%); las instituciones de educación superior financiaron el monto de 24,225 (26.34%) y otras instancias invirtieron 1,603 (1.75%). Estos montos están expresados millones de pesos mexicanos (Peña, 2014).

Entre 1994 y 2007 la participación del sector empresarial en el financiamiento del GIDE se incrementó hasta alcanzar en el último año un nivel máximo de 44.6%; sin embargo, a partir de 2008 la participación de este sector volvió a perder peso relativo hasta llegar en 2014 al 40.10%. Los demás sectores, el privado no lucrativo y los fondos del exterior, también han visto reducidas sus participaciones en el financiamiento del GIDE; en 1994 llegaron a financiar el 17.4% y en 2014 sólo el 1.75% (CONACYT, 2014; Peña, 2014).

De los recursos destinados al GIDE en 2014 el CONACYT aplicó la cantidad de 25,115 millones de pesos en actividades de investigación y desarrollo experimental, educación y enseñanza científica y tecnológica, e innovación. Con esos recursos financió la operación de 1635 proyectos de investigación (Peña, 2014)

En la tabla 1.3 se muestran los montos aplicados por algunos países representativos en cada uno de los sectores analizados en el párrafo anterior. Los montos de la Tabla 1.3 están expresados en dólares norteamericanos.

Tabla 1.3. Total de GIDE por origen de la inversión (2011).

País	Sector Privado	Sector Gubernamental	Educación Superior	Organizaciones No Lucrativas	Total GIDE en miles de Dólares
China	103,570,776.86	22,334,901.22	10,843,779.61	-	136,749,457.69
Francia	38,601,124.53	8,385,654.86	12,681,237.25	754,938.27	60,422,954.91
Alemania	68,541,599.57	14,726,650.56	18,047,765.70	-	101,316,015.83
Japón	157,169,287.91	17,103,906.25	26,978,470.80	2,962,704.92	204,214,369.88
Reino Unido	27,174,836.09	3,666,562.60	11,124,882.92	774,430.22	42,740,711.83
Estados Unidos	294,093,000.00	54,328,000.00	62,457,000.00	18,265,000.00	429,143,000.00
TOTAL	**690,934,994.34**	**121,939,273.25**	**143,455,645.90**	**22,830,566.21**	**979,160,479.70**

Fuente: UNESCO (http://data.uis.unesco.org/Index.aspx?queryid=115#
20 Oct 2014 19:40 UTC (GMT) from UIS/ISU)

En 2010, la UNESCO, en convocatoria internacional del Fondo Internacional para la Diversidad Cultural, recibió 860 propuestas y de ellas aprobó 71 proyectos.[5]

El gobierno federal y lo gobiernos estatales están atendiendo los objetivos y metas planteadas en el Plan Nacional de Desarrollo 2013-2108, y se han propuesto incrementar los apoyos dirigidos a la investigación científica y desarrollo experimental hasta alcanzar los estándares internacionales y posicionarse como una economía fortalecida con las condiciones competitivas acordes al mundo globalizado.

En Sinaloa la inversión en proyectos de investigación y desarrollo tiene mayor presencia en los centros de investigación y universidades públicas de educación superior; solo por mencionar a una de ellas, la Universidad Autónoma de Sinaloa, con la implementación del Programa de Fomento y Apoyo a Proyectos de Investigación (PROFAPI), en el periodo de 2006-2013 aplicó recursos por el orden de los 139 millones de pesos, financiando alrededor de 1,100 proyectos de investigación básica y aplicada (UAS, 2014). Por su parte el gobierno estatal a través del Fondo Mixto CONACYT-Sinaloa en el periodo 2001-2013 destinó 90.5 millones de pesos apoyando a 98 proyectos (FCCyT, 2014). El despegue del financiamiento a la investigación-desarrollo en el Estado sigue siendo una tarea urgente.

1.2 Contextualización de Problema de Investigación

La toma de decisiones en el momento de seleccionar carteras de proyectos es uno de los problemas más difíciles que encaran las organizaciones gubernamentales y las organizaciones sin fines de lucro. Este problema es difícil de resolver por lo siguiente: Primero, no existe un método que de manera objetiva evalúe el impacto social de un proyecto. Segundo, incluso cuando se utiliza una medición subjetiva del impacto social de un proyecto, es extremadamente difícil modelar las preferencias de grupos heterogéneos. Tercero, también es difícil manejar intangibles así como impacto a largo plazo de los proyectos apoyados. Y por último el tamaño del espacio de búsqueda para resolver este problema aumenta exponencialmente con el número de proyectos en

[5] Información de http://www.unesco.org/new/en/culture/themes/cultural-diversity/diversity-of-cultural-expressions/funded-projects/ , consultada el 21 de octubre de 2014.

consideración. Este número puede ser realmente grande y la complejidad del problema se agrava aún más cuando se intenta considerar el financiamiento parcial, sinergia entre proyectos, dependencias relacionadas con el tiempo, riesgo e incertidumbre. Algunas de estas características son comunes en la selección de cartera de proyectos en grandes empresas de servicios y otros sectores.

Cuando se consideran N acciones ("proyectos"), las organizaciones enfrentan 2^N diferentes maneras (subconjunto de proyectos) para asignar recursos. Para ello, en carteras de proyectos, básicamente se han aplicado alguno de los siguientes cuatro enfoques:

1. Transformar el problema en N problemas simples en donde cada proyecto es evaluado individualmente y solo se toma una decisión de "*se acepta, se acepta con menor apoyo, se rechaza, se aplaza*". En el sector público, el método comúnmente usado es el análisis "costo-beneficio" (Boardman, 1996; Chapman, Ward y Klein, 2006). Asumiendo independencia entre proyectos, las consecuencias de ellos se "traducen" en unidades monetarias, en donde consecuencias positivas son consideradas como "beneficios" y las negativas son consideradas como "pérdidas" o "costos". Una crítica detallada del análisis "costo-beneficio" puede encontrarse en (Bouyssou, 2000; Dorfman, 1996; French, 1993).
2. Ordenar el conjunto de proyectos de acuerdo a las preferencias y prioridades de una entidad decisora (Braunschweig y Becker, 2004; Halouani, Chabchoub y Martel, 2009; Hsu, Tzeng y Shyu, 2003; Khalili-Damghani y Sadi-Nezhad, 2013; Khalili-Damghani, Sadi-Nezhad, Lotfi y Tavana, 2013; Martino, 2004). Dado un conjunto de proyectos ordenados, los recursos financieros pueden asignarse siguiendo las prioridades implícitas en el orden hasta agotar los recursos a distribuir (Martino, 1995). Este es un proceso simple pero rígido y ha sido cuestionado por varios autores (Gabriel, Kumar, Ordoñez y Nasserian, 2006; Zhao, Yang, Wu, Yang y Xue, 2012). La selección de carteras es un problema de decisión entre un conjunto de carteras factibles, por lo tanto la información multicriterio debe ser agregada a nivel de cartera como fue señalado por Ehrgott, Klamroth y Schwehm (2004). El punto clave es que la decisión debe tomarse sobre la base de la mejor cartera en lugar de los mejores proyectos individuales. La

interacción entre proyectos debe ser considerada. Simplemente no es suficiente comparar un proyecto con otro. En cambio es necesario comparar carteras. El éxito de un proyecto se puede definir como su contribución al éxito de la cartera de proyectos (Zeynalzadeh y Ghajari, 2011). Los mejores proyectos no necesariamente constituyen la mejor cartera.

3. Encontrar un subconjunto de proyectos que, en su conjunción, satisface ciertas condiciones de aceptabilidad (alineación estratégica, balance entre los proyectos, sostenibilidad, etc.) (Khalili-Damghani et al., 2013; Martino, 1995; Martinsuo y Lehtonen, 2007; Vithayasrichareon y MacGill, 2012).
4. Resolver un problema de optimización en el conjunto potencia de proyectos en busca de la mejor (o suficientemente cercana a la mejor) solución de cartera. (Burk y Parnell, 2011; Montibeller y Franco, 2011). Este es el verdadero problema de encontrar la mejor manera de asignar los recursos, sin embargo sujeta a importantes desafíos conceptuales relacionados con los cuestionamientos planteados anteriormente. Se requiere entonces de una medida del valor de las carteras (valor social para el caso público) o, al menos, una forma de evaluar los beneficios de la cartera (Airoldi y Morton, 2011; Burk y Parnell, 2011; Montibeller y Franco, 2011).

Esta tesis se enmarca en el contexto de la selección de proyectos de investigación-desarrollo. Desde la segunda mitad del siglo XX, la literatura de administración de *I&D* y de Investigación Operativa recoge muchos trabajos describiendo métodos para seleccionar proyectos así como inconformidad de los administradores de *I&D* al utilizar estas técnicas como herramientas sistemáticas en su gestión (e.g. (N. Baker y Freeland, 1975; N. R. Baker y Pound, 1964; Booker y Bryson, 1985; Braunschweig y Becker, 2004; Cooper, Edgett y Kleinschmidt, 1998; Danila, 1989; Hauser y Zettelmeyer, 1997; Henriksen y Traynor, 1999; Hsu et al., 2003; Liberatore y Titus, 1983; Ma, Zhang y Fan, 2002; Martino, 1995; Schmidt y Freeland, 1992; Steele, 1988; Szakonyi, 1994; Werner y Souder, 1997)). En la actualidad el tema despierta aún más interés (e.g. (Abdollah, Alireza y Mohammad, 2014; Afcha y León López, 2014; Akhilesh, 2014; Aouni et al., 2014; Bhattacharyya, Kumar y Kar, 2011; Cobacho, Caballero, González y Molina, 2010; Courtney y Lovallo, 2004; J. Davis, Fusfeld, Scriven y Tritle, 2001; Germeraad,

2003; Osawa, 2003; Simpson, 2004; Tritle, Scriven y Fusfeld, 2000; Wakoh y Collins, 2001; J. Wang y Hwang, 2007), porque en el mundo tremendamente competitivo en que vivimos la correcta selección de proyectos de *I&D* es un asunto de supervivencia para la industria contemporánea y para los ideales de desarrollo de los países emergentes (Bitman, 2005; Navarro, 2005; Samaniego Alcántar, 2010).

Los obstáculos más importantes que se mencionan en la literatura son los siguientes (Liberatore y Titus, 1983; Martino, 1995)

1. Dificultad para manejar la incertidumbre y otras fuentes de imprecisión.
2. Existencia de múltiples, interrelacionados y con frecuencia intangibles criterios de evaluación.
3. Tratamiento inapropiado de interacciones.
4. Dificultad para manejar la diversidad de proyectos, que cubren un rango amplio desde desarrollos tecnológicos a investigaciones básicas.
5. Dificultad para establecer un balance de la cartera: investigación básica y aplicada, desarrollo e innovación tecnológica, alto riesgo/elevado impacto, bajo riesgo/escaso impacto, y otras áreas en que se puede dividir el universo de proyectos.

Según Navarro (2005), los puntos anteriores atañen a la esencia de la investigación científica y por tanto conciernen a todo tipo de organización. Pero una parte significativa de la inversión mundial en *I&D* la realizan un conjunto de organizaciones de gobierno (a escala nacional y regional), universidades, fundaciones, asociaciones internacionales y organismos sin interés de lucro, que llamaremos genéricamente "*organizaciones públicas*" en esta tesis. A escala mundial, estas organizaciones enfrentan problemas de selección de proyectos en un rango que abarca desde varias decenas hasta decenas de miles. Sólo en Estados Unidos de América, Japón, China, Alemania, Francia y Reino Unido el monto financiado de *I&D* por estas organizaciones sobrepasó ya en el año 2014 la cifra de 1.2 billones de dólares[6].

[6] Datos tomados de UNESCO (http://data.uis.unesco.org/Index.aspx?queryid=115# 20 Oct 2014 18:49 UTC (GMT) from UIS/ISU).

En México el gasto público en Ciencia y Tecnología deberá crecer paulatinamente hasta alcanzar el 1% del PIB, que es el nivel aproximado de inversión en Estados Unidos de Norteamérica, Francia y otros países desarrollados. El gasto federal en *I&D* fue de unos 91,955 millones de pesos en el año 2014 (Peña, 2014). Parte importante de estos apoyos fluye por el sistema de convocatorias. CONACYT, en coordinación con otras dependencias federales y estatales, en diferentes convocatorias de fondos mixtos y sectoriales evalúa miles de proyectos anuales y forma carteras en las que asigna miles de millones de pesos (en 2014 apoyó a 1635 proyectos (Peña, 2014)). Los Consejos Estatales para la Ciencia y Tecnología y algunas universidades públicas que convocan a proyectos de *I&D* enfrentan problemas similares, aunque naturalmente en escala más reducida.

Desde hace varios años, la Universidad Autónoma de Sinaloa, a través de su programa PROFAPI, distribuye recursos que rebasan los 20 millones de pesos anuales entre más de 200 proyectos candidatos (UAS, 2014). Estructuras con funciones parecidas a las de CONACYT existen en numerosos países. Por la magnitud de los fondos y por el impacto de la investigación científica y tecnológica sobre el desarrollo, la correcta distribución de estos recursos se convierte en un problema central para la gestión de las organizaciones públicas. Los directivos de estas organizaciones, igual que los de la iniciativa privada, encaran dificultades comunes: a) identificar los proyectos con un verdadero potencial positivo para la organización, y b) distribuir recursos que son generalmente escasos entre los proyectos aceptables. Hay tres problemas estrechamente vinculados:

I. La evaluación de proyectos individuales;
II. La comparación de proyectos alternativos y selección de los mejores;
III. La distribución de recursos y formación de una cartera.

Son tres problemas de decisión con características propias. La evaluación (I) supone esencialmente una decisión de clasificación (aceptable o inaceptable, excelente, bueno, malo, etc.), y descripción con la mayor precisión posible de los costos y las diferentes dimensiones de impacto del proyecto. La comparación (II) es un problema de selección de la mejor alternativa de un conjunto, o quizás el problema de ordenar (hacer un ranking) de un conjunto de opciones que son por sí mismas aceptables, pero que carece de sentido apoyar más de una. La distribución de

recursos (III) significa seleccionar un subconjunto de las propuestas que son en sí mismas aceptables; se trata de seleccionar el mejor de los subconjuntos de proyectos que se puede apoyar con los recursos disponibles; es también un problema de selección pero sobre el conjunto potencia (conjunto de todos los subconjuntos) de proyectos aceptables. Tanto en II) como en III) se supone que el apoyo se le brinda solamente a proyectos aceptables, por tanto el proceso de evaluación siempre está presente. Pero II) e III) de ninguna manera se reducen a problemas de simple evaluación.

En todo problema de decisión existe un actor central encargado de tomar la decisión. Llamaremos "decision-maker" (DM) a esta persona o grupo, cuyo sistema de preferencias, valores, prioridades, es determinante en la solución del conflicto entre atributos que se contradicen. El DM es el factor subjetivo del problema de decisión, es el encargado de valorar lo objetivo (los atributos del proyecto) a través de su particular visión. Los métodos existentes para resolver los problemas anteriores se diferencian por el rol que se le asigna al DM y su subjetividad. Algunos, como el análisis costo-beneficio o el análisis costo-efectividad, aspiran a la objetividad total, procesando argumentos positivos y negativos que permitan asignar al proyecto una evaluación (i), o un lugar en el orden (ii), que sea prácticamente independiente del DM. La alternativa es reconocer que el manejo de múltiples criterios y de varios intangibles requiere poner en primer plano la subjetividad del DM.

Según Fernández, López, Navarro y Vega (2011) "…El impacto social es objetivo, pero su valoración es parcialmente subjetiva porque depende de la cosmovisión de los que evalúan, de su particular sistema de preferencias, creencias y valores. Esta concesión a la subjetividad no debe ser vista en forma peyorativa, como sinónimo de lo arbitrario. La toma de decisiones siempre tiene elementos de subjetividad; la medición de los criterios en que se basa la decisión debe tratar de ser objetiva, pero la valoración, que implica siempre una integración de información a veces contradictoria, es un producto de la mente que resulta de hacer pasar la información objetiva disponible por el tamiz de la propia subjetividad. La objetividad de la ciencia de la decisión no radica en descartar los elementos subjetivos, sino en lograr un modelo que refleje plenamente el sistema de valores de quien decide".

Funcionario de una institución pública, el DM debe representar los intereses de la sociedad, o al menos, a la interpretación que de ellos realiza la institución que distribuye los recursos para I&D. La correspondencia plena entre los intereses sociales (maximizar el impacto social del gasto público) y los objetivos que la organización define en el marco de la convocatoria de proyectos de I&D, es un tema controversial sujeto a investigación, que no será abarcado por esta tesis. (Fernández, López, Navarro, et al., 2011), conceptualizan la relación entre la subjetividad del DM organizacional y el impacto social de los proyectos que la organización respalda. Según Fernández, López, Navarro, et al. (2011), asignar un contenido completamente objetivo al impacto social supone la existencia de preferencias sociales bien definidas. En la base de la teoría que sustenta el enfoque costo-beneficio se halla la existencia de una función de "bienestar social" o función de "utilidad social"

$$W = W(U_1, U_2, \ldots U_N) \tag{1.1}$$

donde W es un valor real y U_j representa la utilidad del individuo j-ésimo, que es a su vez una función de los "bienes" (en sentido general) que la sociedad produce (Bouyssou, 2000). Admitir que W es una función de preferencia social significa que si la sociedad comparara dos estados diferentes, debería preferir aquél que arroja un valor mayor de W. La relación de preferencia-indiferencia sería entonces transitiva y completa sobre todos los estados posibles de la sociedad (French, 1993). Debido a las limitaciones para dar un contenido racional a las preferencias colectivas (paradoja de Condorcet, Teorema de Imposibilidad de Arrow), preferencias dependientes del contexto, etc. (Bouyssou, 2000; French, 1993; Tversky y Simonson, 1993), la existencia de W es fuertemente cuestionada por Sen y otros (e.g. (Sen, 2001, 2008)). La amalgama de intereses contradictorios y sistemas de valores contrapuestos en un organismo tan complejo como la sociedad hace probablemente imposible definir una medida de valor W *desde el punto de vista de la sociedad*. Sin negar el contenido objetivo del interés social, Fernández, López, Navarro, et al. (2011) creen que la dificultad en aprehenderlo abre espacio a métodos que pretenden modelar las preferencias de individuos concretos, capaces de expresar sus preferencias de modo más o menos consistente. Si no existe o no se dispone de una medida objetiva de impacto social, se puede trabajar con medidas subjetivas que la aproximen aceptablemente. La subjetividad es una categoría esencial en la decisión. En presencia de múltiples criterios, no se puede resolver ningún problema de decisión sin apelar a cierta

componente subjetiva que determine la solución del conflicto de atributos. Cuando existe contradicción de atributos, la solución del conflicto depende del sistema de preferencias de quien decide. En este sentido la valoración del impacto social no puede separarse de quien la realiza.

Renunciando a la objetividad de W, los métodos del análisis multicriterio centran su atención en la modelación de las preferencias del DM. Si exigimos normativamente su apego a los axiomas de la racionalidad postulados por la teoría de la decisión (e.g. (French, 1993)), entonces existe una función W' que refleja sus preferencias sobre "estados" de la sociedad, en el sentido de que

a) W'(A) > W'(B) si y sólo si el DM considera que el "estado social" A es mejor que B.
b) W'(A) = W'(B) si y sólo si manifiesta indiferencia entre A y B.

Postular la existencia de W' no significa acogerse necesariamente al modelo normativo de diseño de políticas públicas (e.g. (Tresch, 2014)). W' es una función de preferencias del DM, que responde a su sistema de valores, cualquiera que éste sea. El apego estricto a la ética de la democracia (democracia como gobierno del pueblo y para el pueblo) debería hacer que W' fuera una apropiación subjetiva, una cierta interpretación de las preferencias sociales. Así, se asume que el DM se comporta como un "planificador benevolente". Si W' responde al modo en que el DM interpreta el bienestar social, su comportamiento semeja al de un "dictador benevolente" (e.g. (Brennan y Buchanan, 1980)). El DM, que desde la perspectiva normativa ideal de Samuelson (1954) debería distribuir los recursos públicos según W, en la práctica sólo puede hacerlo según W' debido a varias razones: 1) porque aun adoptando el rol del "planificador benevolente" desconoce la real preferencia social de la mítica W; 2) porque W' incluye, además del sistema de valores del DM, sus aspiraciones, sus creencias y las presiones a que está sometido; en cualquier caso, como entidad racional, el DM actuará en el sentido de lo que cree aumenta su satisfacción o disminuye su desagrado.

Centrar la atención en las preferencias del DM es un acto eminentemente pragmático, pero que en condiciones de legitimidad democrática, no carece de sentido ético. Se supone que el DM es, parcial e indirectamente, depositario de la confianza popular. Por tanto, resolver un problema

de cartera de proyectos públicos es encontrar la mejor solución desde el punto de vista del DM, persona o grupo que representa, al menos parcialmente, al interés social.

Fernández, López, Navarro, et al. (2011) y Navarro (2005) coinciden en que los métodos del análisis y la ayuda a la decisión son herramientas para que el DM pueda realizar un buen proceso de decisión, de modo que sea posible lograr la integración de los elementos objetivos y subjetivos bajo un paradigma que elimine probables inconsistencias. En este sentido:

- El DM debe tener acceso a la información relevante sobre las alternativas que valora. La información objetiva que recibe debe ser asimilada por su subjetividad para crear un nuevo estado de lo subjetivo (Buchanan, Henig y Henig, 1998).
- El proceso de decisión debe conducir a un esclarecimiento de las preferencias del DM, y a lograr que realice una elección acorde con sus preferencias y creencias consistentes (French, 1993).
- El DM ha de tener la posibilidad de explorar el conjunto de alternativas, someter sus opciones a comparación, y enriquecerlo analizando otras variantes que quizás no fueron inicialmente consideradas (Buchanan et al., 1998; French, 1993).

El objetivo de la ayuda a la decisión en los problemas de cartera de proyectos públicos debe ser suministrar al DM un marco de trabajo que, ajustándose a los enunciados anteriores, le ayude a encontrar una mejor solución. Luego, se requiere definir ese concepto, el modelo matemático que lo describe, las premisas que soportan su existencia, el modo de identificarlo en la práctica, los procedimientos algorítmicos que se pueden emplear para abordar los casos más complejos, y los aspectos de ingeniería de software que sean relevantes.

En esta tesis se asume como premisa que la organización que distribuye los recursos para I&D tiene definidos un conjunto de objetivos que a) son impactados por las consecuencias de los proyectos que se financien, y b) corresponden a la interpretación que la organización hace del interés social. Suponemos consistencia en el sentido de que maximizar el cumplimiento de los objetivos organizacionales es una forma de optimizar el empleo de los recursos públicos.

Hay dos momentos importantes en que el DM juega un rol central. El primero es la fase de evaluación, en que el conjunto de proyectos sufre una depuración de aquellos considerados

insatisfactorios. La evaluación es en sí misma un juicio de preferencias en que la entidad decisora juzga si los resultados del proyecto y la probabilidad de lograrlos compensa razonablemente los recursos que demanda su ejecución. Es un juicio de valor que combina costo, riesgo e impacto sobre los objetivos organizacionales. Desde el punto de vista del análisis multicriterio, la evaluación de proyectos puede considerarse como una forma del problema β según la conocida problematización de Roy (1996). No debe realizarse sin la participación fundamental del DM.

Cuando eventualmente sucede que los fondos disponibles son mayores que las necesidades conjuntas de los proyectos aceptables, no se requiere un segundo momento de la distribución. Sin embargo, generalmente los recursos son insuficientes y se requiere resolver el problema de cartera. Desechar las formas heurísticas simplificadoras requiere plantearlo como un problema de optimización en el conjunto potencia de los proyectos que rebasaron la fase de evaluación. Para utilizar optimización mono-criterio se requiere agregar las preferencias del DM y su actitud ante el riesgo en un modelo de función de valor o de utilidad, que permita realizar comparaciones utilizando un indicador integrado del valor de carteras.

La creación de ese modelo, si se desea tomar en cuenta todas las dimensiones de impacto (tangibles e intangibles) de los proyectos y el riesgo asociado, es una tarea realmente ardua, si es que prácticamente posible. La alternativa es emplear optimización multiobjetivo. Si los objetivos de la organización que distribuye los fondos se pueden expresar directa o indirectamente a través de variables o indicadores, y si existe un modo de calcular cómo los proyectos en la cartera influyen sobre esas variables, entonces la búsqueda del mayor impacto positivo sobre los objetivos de la organización se puede modelar como un problema de optimización vectorial de la forma

$$\underset{R_F}{\text{Maximizar}}\ (v_1, v_2, \ldots v_M) \qquad (1.2)$$

Donde v_i es una medida indicadora del nivel de logro del i-ésimo objetivo organizacional, y R_F denota la región factible en el espacio de carteras, determinada por las restricciones presupuestales y otras consideraciones importantes del DM que generalmente atañen al balance de ciertas propiedades de la cartera. Se supone conocida una forma funcional que relaciona el espacio de carteras en términos de sus proyectos componentes con las variables v_i; en su forma

más simple, cuando los proyectos no interaccionan, los valores de esas variables dependientes se obtienen de sumar las contribuciones de los proyectos componentes de la cartera. Como en todo problema de optimización multiobjetivo, resolver (1.2) significa encontrar el mejor compromiso de acuerdo con las preferencias del DM, quien de nuevo juega un papel central en la búsqueda de la solución.

En su forma más general una formulación del tipo (1.2) es muy difícil de abordar por técnicas convencionales de programación matemática, sobre todo en casos fuertemente no lineales producto de complejas interacciones entre proyectos, y con numerosas funciones objetivo. El desarrollo relativamente reciente de procedimientos metaheurísticos multiobjetivo permite tratar eficientemente el problema de la no-linealidad proveniente de las interdependencias de proyectos, y generar aproximaciones razonables a la frontera de Pareto en problemas de varios objetivos (Coello, Lamont y Van, 2007). Más recientemente se han obtenido resultados satisfactorios con metaheurísticas que permiten resolver el Problema 1.2 en un caso general con muchas funciones objetivo (Cruz, Fernández, Gomez, Rivera y Perez, 2014; Deb et al., 2009; Deb y Tiwari, 2008; Fernández, López, López y Coello, 2011; Fernández, López, Mazcorro, Olmedo y Coello, 2013). En varios de estos trabajos el aumento de efectividad de la búsqueda metaheurística se consigue mediante la incorporación de las preferencias del DM.

La aceptación del rol central de la modelación de preferencias del DM en la fase de evaluación de proyectos y formación de carteras obliga a referirse a la metodología del análisis multicriterio, el enfoque más reconocido para la creación de esos modelos. El análisis multicriterio "comprende un conjunto de técnicas para modelar las preferencias del DM y analizar responsablemente la complejidad inherente a los problemas reales de decisión" (Fernández, López, López, et al., 2011).

Algunos de los métodos más conocidos son MAUT[7] (e.g. (French, 1993; Keeney y Raiffa, 1976)), AHP[8] (cf. (Saaty, 2005)), y los métodos de "superioridad" (Brans y Mareschal, 2005; Figueira, Mousseau y Roy, 2005; Roy, 1990b). Muchos de ellos constituyen una buena opción para tratar ventajosamente varias limitaciones del análisis costo-beneficio, pues pueden manejar

[7] MAUT.- Teoría de Utilidad Multiatributo (Multi-Attribute Utility Theory)
[8] AHP.- Proceso Analítico Jerárquico (Analytic Hierarchy Process)

criterios cualitativos e intangibles, preferencias mal definidas, conocimiento ambiguo e impreciso, y condiciones de veto. Diferentes enfoques del análisis multicriterio se han aplicado recientemente para evaluar y seleccionar proyectos públicos (e.g. (Bertolini, Braglia y Carmignani, 2006; Duarte y Reis, 2006; Fernández, Navarro y Bernal, 2009; Gabriel et al., 2006; Mavrotas, Diakoulaki y Caloghirou, 2006; Mavrotas, Diakoulaki y Kourentzis, 2008; Sugrue, Mehrotra y Orehovec, 2006)). Las ventajas del enfoque multicriterio han sido reconocidas por varias fuentes (e.g. (Kaplan y Ranji, 2007; Liesiö, Mild y Salo, 2007)).

En el marco del problema que nos ocupa los métodos multicriterio pueden emplearse para: i) obtener un ranking de calidad (o de impacto) del conjunto de proyectos; ii) evaluar el conjunto de proyectos en categorías ordenadas; iii) modelar la preferencias del DM sobre carteras, y ayudar a la solución de (1.2), o alternativamente, iv) construir un modelo de calidad de la cartera (función de valor) que pueda optimizarse utilizando programación matemática o algoritmos metaheurísticos mono-objetivo. Lo cierto es que el análisis multicriterio y las metaheurísticas multiobjetivo son campos afines que atraen enorme interés científico como muestra la explosión virtualmente exponencial del número de publicaciones en ellos (Barichard et al., 2009; Greco, 2005); y sin embargo, su empleo (potencialmente grande) en la esfera de la gestión de I&D en el sector público permanece a un nivel bastante limitado.

Debido a la complejidad del problema de decisión que enfrentan, las heurísticas que emplean frecuentemente las organizaciones públicas de administración de *I&D* manifiestan defectos importantes. Según Navarro (2005) "difícilmente se garantiza el reflejo de las preferencias, creencias y prioridades del *SDM*[9]; la integración de las preferencias es más bien gruesa y puede diferir entre comités de evaluación incluso en la misma convocatoria, con una modelación que puede considerarse pobre desde el punto de vista del estado del arte de la ayuda a la decisión; usualmente no hay optimización, ni exploración y comparación de variantes satisfactorias. La organización se conforma con una solución aceptable de un problema que tiene complejidad exponencial, lo cual puede justificarse desde la óptica del principio de "*racionalidad acotada"* de (Simon, 1979). Sin embargo, el concepto de "*solución satisfactoria"* de Simon es

[9] Supra Decision Maker, concepto utilizado para representar la alta gerencia de una institución pública que distribuye fondos entre centenares o millares de proyectos candidatos.

relativo al desarrollo de la tecnología que coadyuva a buscar esa solución. El estado actual de las tecnologías de procesamiento de información hace cuestionable conformarse con soluciones simplemente aceptables en los procesos de selección. En particular, la evaluación de proyectos de *I&D* y formación de carteras tiene consecuencias demasiado trascendentes como para eludir la optimización de los procesos de decisión que implica".

CAPÍTULO 2

DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

2.1 Formulación del Problema de Selección de Proyectos de I&D en las Convocatorias de Instituciones Públicas 21

2.2 Métodos más Populares que Abordan el Problema de Selección de Proyectos de I&D en Instituciones Públicas 25

2.3 Análisis de Propuestas Alternativas 34

2.4. Interrogante Central y Preguntas de Investigación 51

2.5. Objetivo General 51

2.1 Formulación del Problema de Selección de Proyectos de I&D en las Convocatorias de Instituciones Públicas

Este problema se presenta típicamente cuando una organización de gobierno similar a CONACYT o a la National Science Foundation de los Estados Unidos de América, un centro de investigación del sector público de tamaño considerable, o una institución de educación superior de las dimensiones de la UNAM[10] o la UAS[11], convoca a presentar propuestas de I&D. Tiene las siguientes características (muchas de ellas señaladas por Navarro (2005)):

1) Hay un conjunto A de N proyectos candidatos, cada uno de ellos descrito por un conjunto de atributos O que determinan su calidad como propuesta de investigación científica o tecnológica y su impacto sobre los objetivos de la organización. La descripción del proyecto incluye una solicitud de recursos financieros que puede contener cierta imprecisión. N es generalmente un número considerablemente grande (N>100) y O contiene atributos tangibles e intangibles.
2) Existe un ente decisor (el *DM*), persona o grupo que refleja o interpreta fielmente las preferencias, prioridades y creencias de la dirección de la organización.
3) Por falta de experticidad o limitaciones de tiempo y de capacidad cognitiva, el *DM* no es capaz de valorar directamente cada proyecto, y debe por eso depositar su confianza en grupos de expertos (los llamados pares), quienes evalúan los proyectos y opinan sobre sus atributos, su factibilidad, su impacto, y sus requerimientos presupuestales.
4) Cada proyecto se caracteriza por su impacto potencial, la factibilidad de obtenerlo, y el costo de su realización. La integración de esos criterios en el marco del sistema de valores y creencias del DM conduce a una evaluación del proyecto en alguna de las categorías de calidad que el DM defina (e.g. aceptable–inaceptable, muy bueno–bueno–aceptable–inaceptable, etc.).
5) Los proyectos pueden ser agrupados en K categorías ($K \geq 1$), de acuerdo a su naturaleza, clase o región geográfica, que se definen de acuerdo con el interés del *DM* en realizar cierta distinción, cierta categorización de proyectos afines.

[10] UNAM.- Universidad Nacional Autónoma de México.
[11] UAS.- Universidad Autónoma de Sinaloa.

6) Existe un presupuesto general P_G para distribuir entre los proyectos. Los proyectos compiten por fondos, y no se consideran interdependencias de recursos.
7) Puede existir sinergia de beneficios entre proyectos así como redundancia. Se supone que en la fase de evaluación (antes de explorar el espacio de carteras), el DM es capaz identificar estas interdependencias.
8) Cuando se definen varias categorías de proyectos, la distribución de presupuesto por categoría no es uniforme en general. El DM puede manifestar ciertas preferencias que atañen a la distribución de recursos entre las categorías, y que crean asimetría en la distribución. Sin embargo, la distribución no está determinada exactamente a priori; depende no sólo de las preferencias del *DM*, sino en cierta medida de la también calidad de los proyectos candidatos en cada categoría.
9) Es un problema de cartera del tipo estático, Solamente son posibles decisiones de aceptar (quizás con su presupuesto ajustado) o rechazar los proyectos. No se permite la decisión de diferir proyectos o aceptar nuevos proyectos después que se publiquen los resultados de la convocatoria.
10) El DM manifiesta dos propósitos generales. El más importante consiste en lograr la mejor distribución de los recursos de modo que se maximice el cumplimiento de los objetivos de la organización, tomando en cuenta el impacto de los proyectos y su factibilidad. Pero el DM también está interesado en estimular los buenos proyectos, de modo que rechaza apoyar aquéllos que no alcancen un umbral de aceptabilidad, y se inconforma al dejar sin apoyo proyectos de calidad para dar preferencia a otros claramente inferiores en impacto-factibilidad, pero mucho menos costosos.

El problema a resolver es:

"*Modelar, integrar y explotar las preferencias y creencias del DM para determinar i) el subconjunto A' de A formado por proyectos que rebasan un umbral de aceptabilidad, y que por tanto son potenciales sujetos de apoyo; ii) el subconjunto A'' (A'' $\subseteq$ A') de proyectos a apoyar de modo que se maximice el impacto sobre los objetivos de la institución en el marco de las políticas definidas por ella* ".

En lo adelante a A'' le denominaremos la cartera de proyectos solución del problema.

2.1.1 Algunas consideraciones y premisas:

1) Al igual que Navarro (2005), esta investigación no se interesa en los aspectos de "*groupware*" o mecanismos de decisión en grupo necesarios para el trabajo de los pares, o de los directivos que pueden formar parte de la entidad rectora (el *DM*). (cf, (Leyva y Fernández, 2003)) Suponemos que el *DM*, sea un individuo o un grupo, tiene capacidad de decidir y expresar sus preferencias; si se trata de un grupo asumimos que la expresión de sus "*preferencias*" dimana de una discusión y de un consenso aceptable (e.g. (Alvarez, 2002)). Tampoco se interesa en el modo en que la organización establece sus prioridades, conformando la "*subjetividad del DM*"; ese es un tema de connotaciones políticas, ideológicas, éticas y sociales que desborda el alcance de la ayuda a la decisión. El énfasis será modelar esta subjetividad y asegurar su reflejo correcto en la selección de proyectos.
2) El conjunto de atributos O que describe al proyecto puede dividirse en: a) un subconjunto O' que atañe a los productos científico-tecnológicos que emanan potencialmente del proyecto, y que son de interés para la institución en el marco de la convocatoria; b) un subconjunto O'' que se refiere a ciertos impactos de los proyectos sobre objetivos institucionales no contenidos en O', por ejemplo, los que conciernen al fortalecimiento de indicadores académicos de la organización y a la formación de recursos humanos de alto nivel; c) un subconjunto O''' que contiene aquellos criterios que tributan a la factibilidad del proyecto, la verosimilitud de que pueda lograr los impactos principales que promete. La clave es que O' en unión con O'' dé una clara imagen del impacto que el proyecto podría potencialmente tener para la organización que distribuye los recursos, y que fuera de O''' no quede ningún atributo que pueda reforzar o reducir la verosimilitud de que el proyecto cumpla con sus propósitos. Esa verosimilitud se puede identificar con una medida de probabilidad de éxito del proyecto, como es frecuente en la literatura (Abdollah et al., 2014; Allen y Sugianto, 1994; Ando, 2009; Baixauli-Soler, Alfaro-Cid y Fernández-Blanco, 2010; Frankfurter, Phillips y Seagle, 1977; Gabriel et al., 2006; Greyserman, Jones y Strawderman, 2006; Hassanzadeh,

Nemati y Sun, 2014; Huang, Zhu, Fabozzi y Fukushima, 2010; Liesiö y Salo, 2012; Pérez, Gómez y Caballero, 2012; Y. Petit y Hobbs, 2010; Shakhsi-Niaei, Torabi y Iranmanesh, 2011; Zhang, Mei, Lu y Xiao, 2011). Generalmente sucede que los impactos asociados a los criterios en O'' son alcanzables con alto nivel de verosimilitud, prácticamente certeza, pues generalmente dependen solo de la decisión de apoyar al proyecto (por ejemplo, respaldo a becas de maestría, respaldo a miembros del SNI[12], a cuerpos académicos consolidados, fortalecimiento de infraestructura, etc.). Son realmente los criterios en O' los que están sujetos a distribuciones de probabilidad.

3) La calidad científico-tecnológica de un proyecto se mide por los resultados del mismo en esa esfera (contenidos en los criterios de O'), y por la probabilidad de obtenerlos. El proyecto, como propuesta científico-tecnológica es, pues, un evento sujeto a cierto riesgo, con costos conocidos y beneficios potenciales. Su evaluación debe corresponder con un cierto balance (acorde al sistema de preferencias, creencias y actitud ante el riesgo del DM) de beneficio, riesgo y costo. Desde un punto de vista normativo el DM debe ser capaz de asignar un valor de utilidad a los productos científico-tecnológicos de los proyectos asociados con los atributos en O'. En su integración, el valor de todos los productos representa el máximo valor científico-tecnológico que puede alcanzar el proyecto en caso de tener éxito. Según la teoría de la decisión clásica, el proyecto como propuesta científico-tecnológica puede modelarse como una "lotería", con premios y probabilidades de obtenerlos (e.g. (French, 1993)). La esperanza matemática de la utilidad de los productos científico-tecnológicos (que combina el valor de los productos con las probabilidades de obtenerlos) es la medida normativa para comparar loterías, y debe ser por tanto una medida de la calidad científico-tecnológica del proyecto. De hecho, según Navarro (2005) y Fernández, López, Navarro y Duarte (2006), la propia cartera es una lotería de dimensiones gigantescas. En (Fernández et al., 2006; Fernández y Navarro, 2005; Navarro, 2005) se dan convincentes argumentos para justificar que el DM de una institución

[12] SNI.- Sistema Nacional de Investigadores.

pública se comporta con neutralidad ante el riesgo cuando valora esas carteras. En lo adelante hacemos nuestra esa premisa.

4) Los pares aceptan evaluar cuán verosímil resulta que un proyecto alcance los productos que promete en la descripción O', y están capacitados para adecuar los requerimientos presupuestales del proyecto al logro de los impactos del mismo. Sus opiniones pueden no coincidir, y en tal caso el DM debe estar dispuesto a realizar un proceso (quizás con la ayuda de un analista de la decisión) en que integre sus propias opiniones con las de los pares, tomando en cuenta el nivel de confianza que ellos le ofrecen, hasta llegar a una conclusión final sobre la adecuación del presupuesto, y la calidad científico-tecnológica de la propuesta.
5) La calidad científico-tecnológica de proyectos no es la única característica que influye sobre el criterio de aceptabilidad de los proyectos; también los atributos en O'' y el costo deben ser considerados. Es cierto que un proyecto de buena calidad con un costo que cumpla las restricciones de la convocatoria debe ser siempre considerado aceptable; o sea, el costo carece de capacidad de veto sobre la aceptabilidad en el marco presupuestal permitido por la convocatoria. Pero es posible que proyectos de modesta calidad científico-tecnológica con bajo costo sean considerados aceptables gracias a su impacto sobre los atributos en O''. La condición de aceptabilidad ha de ser vista como un balance que el DM realiza entre los niveles de O', O'', costo y probabilidad de éxito.
6) Asumimos que el DM tiene disposición de suministrar información sobre sus preferencias respecto a los atributos en O, y con la ayuda de un analista de la decisión, crear los modelos de preferencia necesarios para evaluar los proyectos y comparar carteras.

2.2 Métodos más Populares que Abordan el Problema de Selección de Proyectos de I&D en Instituciones Públicas

En Fernández y Navarro (2002) y Navarro (2005), se describen los principales métodos heurísticos, que con ligeras modificaciones, utilizan generalmente las instituciones públicas que llevan a cabo convocatorias de proyectos de *I&D*. Según Navarro (2005), "…mientras mayor es la envergadura de la organización aumenta la separación del *SD*M del proceso de selección de

proyectos. En las convocatorias generales de las grandes organizaciones el *SDM* nombra instancias (comités o individuos) de decisión para cada una de las áreas en que considera relevante dividir al universo de proyectos, y asigna a cada una un porcentaje del total de recursos que estima distribuir. A partir de este momento, la responsabilidad básica por la evaluación y la asignación de recursos descansa en la instancia del área. Ella recibe los proyectos candidatos; frecuentemente realiza una primera revisión de los mismos, atendiendo principalmente a la estructura formal y a ciertos indicadores que podrían, sin un análisis más profundo, vetar los proyectos; puede que algunos sean eliminados ya en esa etapa. En las organizaciones pequeñas, o en las convocatorias de alcance limitado con presupuesto relativamente reducido, puede no ser necesaria la creación de instancias por área. En tales casos el *SDM* se convierte él mismo en, o delega en un, administrador (o equipo de administración de proyectos)". Es la instancia de cada área o el administrador de proyectos quien designa a los pares, escogidos de acuerdo a parámetros de idoneidad académica, velando en lo posible por garantizar la imparcialidad de sus opiniones. Ellos analizan individualmente cada propuesta y emiten sus juicios, evaluando en cierta escala un conjunto de atributos que integrados deben reflejar la calidad del proyecto; estos atributos y su escala de valoración han sido definidos previamente por el *DM* (Fernández y Navarro, 2002), o por la instancia de decisión del área, cuando aplica (Navarro, 2005). Usualmente los pares dan también su opinión sobre si el presupuesto es adecuado, y emiten consideraciones sobre si el proyecto merece ser apoyado (Fernández y Navarro, 2002; Navarro, 2005).

Una vez recabados los criterios de los pares sobre todos los proyectos candidatos (en general o por cada área) y ajustado el presupuesto de los mismos (ajuste que puede revisarse más adelante), la instancia de decisión aplica cierta heurística para arribar a la decisión final. Según Fernández (2003) y Navarro (2005) hay dos procedimientos dominantes:

Primero: Utilizando las opiniones de los pares y algún mecanismo de integración de esas opiniones (sobre múltiples atributos y opiniones), se determina si cada proyecto rebasa o no cierto umbral de aceptabilidad. Cuando el presupuesto asignado para esa instancia de decisión es suficiente, todos los proyectos aceptables entran a la cartera sin reducciones significativas de su presupuesto; puede que se revise ligeramente el umbral de aceptabilidad para permitir la entrada de más proyectos. Si los recursos no son suficientes, se recorta el presupuesto de los proyectos

que han sido considerados aceptables de forma tal de lograr una solución en que se apoyen todos los proyectos que rebasaron el umbral de aceptabilidad. Este proceso puede iterar e ir acompañado de una redefinición del umbral de aceptabilidad que elimine algunos proyectos.

Segundo: Otorgar los recursos según las prioridades que emanan de un ranking de los proyectos. El *DM* o la instancia del área define un cierto modo de integración de preferencias que, a partir de los juicios de los pares sobre múltiples atributos, conduce a una puntuación como en (Henriksen y Traynor, 1999), o a un ordenamiento del conjunto de proyectos (por área o en general, según el caso) como proponen Martino (2004), y Ma et al. (2002). A partir de ese orden se van asignando los recursos hasta agotarse. Si la instancia de decisión considera que hay proyectos de calidad que se quedan fuera de la cartera, procede a reajustar las asignaciones hasta mínimos compatibles con el funcionamiento del proyecto, de forma tal que se pueda apoyar algunos otros.

Siempre según Navarro (2005), el paradigma que predomina en las organizaciones de tamaño importante es el que sigue la *National Science Foundation*. Se basa en los principios señalados de a) distribución de proyectos por área; b) delegación en los representantes del *DM* (instancias de área); c) evaluación por pares, quienes evalúan cada atributo en una escala numérica, y posteriormente se realiza una integración multiatributo aditiva; d) distribución de recursos según el ranking generado por el modelo aditivo. Hay dos variantes del modelo aditivo. Una es distribuir una cantidad de puntos (frecuentemente 100) en porciones que corresponden a atributos generales. La segunda variante consiste en construir una función suma ponderada $\sum w_i\, e_i / (\sum w_i)$, donde w_i es el peso del *i-ésimo* criterio, -medida de la importancia que el *DM* le asigna-, y e_i es la valoración numérica del *i-ésimo* criterio. Navarro (2005), prueba la equivalencia que en el fondo existe entre las dos variantes.

Una heurística como la arriba descrita fue empleada CONACYT hasta el año 2002 en lo que era hasta entonces su convocatoria general de apoyo a proyectos Navarro (2005). A partir del año 2002 se modificó la estructura organizacional para el proceso de selección de proyectos. Los recursos se comenzaron a distribuir en diversas convocatorias de Fondos Mixtos y Sectoriales, con contribuciones compartidas de CONACYT, de gobiernos estatales y agencias federales. La

más importante de estas convocatorias corresponde al Fondo Sectorial SEP[13]-CONACYT para Investigación Básica, que distribuye unos 603 millones de pesos (CONACYT, 2014), y en la que se continúa aplicando la heurística descrita antes. Las demás convocatorias que se realizan con la participación de CONACYT distribuyen menos recursos, evalúan menos proyectos, que a su vez están dirigidos a temas más específicos, más bajo el control directo del "decision-maker" (o su delegado) que atiende la convocatoria en cuestión. Esto reduce, o incluso puede eliminar, la necesidad de la división en áreas Navarro (2005).

La necesidad del proceso de evaluación previo a la decisión de distribución de fondos ha sido reconocida en la literatura (e.g. (Martino, 1995)), pero no encontramos una norma metodológica al respecto. Parece quedar a discreción de la organización el modo concreto de realizarlo. A manera de ilustración, las Tablas 2.1 y 2.2 muestran los cuestionamientos que CONACYT y la UAS realizan a los pares académicos que evalúan los proyectos en las convocatorias de Investigación Básica y PROFAPI, respectivamente. Hasta donde conocemos, formas similares se emplean por otras instancias de CONACYT y centros de educación superior del país (Fernández, 2013).

Tabla 2.1. Preguntas del cuestionario de evaluación de ciencia básica CONACYT 2013.

Pregunta	Descripción
Pregunta_01	¿Deja explícita la originalidad y relevancia científica del trabajo a realizar?
Pregunta_02	¿Deja explícita la generación de conocimiento científico básico relevante dentro del área y campo de conocimiento en la que se circunscribe?
Pregunta_03	¿Hay congruencia entre los objetivos, hipótesis y metodología propuesta?
Pregunta_04	¿La formación de recursos humanos propuesta es suficiente y acorde a la modalidad del proyecto?
Pregunta_05	¿Los productos académicos (publicaciones, libros, etc.) comprometidos dentro de la propuesta son suficientes y alcanzables de acuerdo al diseño del proyecto?
Pregunta_06	¿La trayectoria académica y de investigación del responsable técnico es adecuada y suficiente para garantizar la buena conducción del proyecto?
Pregunta_07	¿De acuerdo a la metodología, objetivos y metas; el presupuesto solicitado es adecuado?

Fuente: Sistema PeopleSoft, convocatoria CB-2013.

Tabla 2.2. Preguntas del cuestionario de evaluación DGIP 2012.

Pregunta	Descripción
Pregunta_01	¿Los antecedentes destacan los aspectos más relevantes y actuales del tema?
Pregunta_02	¿Los objetivos son concretos y congruentes con la hipótesis planteada?
Pregunta_03	¿La metodología contempla las actividades de investigación, técnicas y el

[13] SEP.- Secretaria de Educación Pública.

Pregunta	Descripción
	análisis de la información para el alcance de los objetivos?
Pregunta_04	¿Las metas y productos comprometidos son congruentes con los objeticos y actividades planteadas?
Pregunta_05	¿Plantea la formación de recursos humanos en programas de licenciatura, doctorado y maestros en ciencias?
Pregunta_06	¿Se justifica y es pertinente el presupuesto solicitado?
Pregunta_07	¿Las aportaciones que plantea el proyecto son relevantes en el marco de los conocimientos actuales del área?

Fuente: Formato de evaluación de proyectos de la Convocatoria PROFAPI 2012.

En (Fernández, 2003; Navarro, 2005) se discuten elementos positivos y negativos de la heurística descrita anteriormente. Son elementos positivos:

- Encontrar soluciones factibles en problemas de muchos centenares de proyectos, demasiado grandes para ser analizados por el *DM* o un pequeño grupo cercano a la alta gerencia.
- La evaluación de los atributos se realiza por personal de alta calificación, cuya imparcialidad puede aceptarse como premisa.
- Es valiosa la opinión de los pares sobre la adecuación del presupuesto solicitado; según Navarro (2005) "…nadie mejor puede opinar sobre si es posible reducir la asignación sin afectar de modo significativo la probabilidad de éxito y el impacto del proyecto".
- Al respetar la prioridad del ranking y suponiendo que el mismo represente fielmente la calidad de los proyectos, se asegura que aquéllos que estén en la cartera tengan plausiblemente mejor calidad que los que no son apoyados.

Fernández (2003), Navarro (2005) y Fernández et al. (2006) cuestionan severamente estos procedimientos heurísticos a partir de los siguientes argumentos:

- Un proyecto de investigación puede ser un evento sujeto a considerable incertidumbre, sobre todo en la fase de investigación básica y en las etapas tempranas de investigación tecnológica. De acuerdo con Boer (2003) y Walwyn, Taylor y Brickhill (2002) la consideración del riesgo deviene esencial. De hecho, cuando la heurística que estamos criticando enfatiza en la *factibilidad* del proyecto, está intentando de cierta manera estimar o evaluar la probabilidad de

éxito, una forma de comenzar a manejar elementos de riesgo. Es que según la teoría de la decisión racional en condiciones de riesgo (e.g. (French, 1993)) el proyecto debe ser considerado como una "*lotería*" con "*premios*" (que corresponden al impacto), y probabilidades de obtenerlos (probabilidad de éxito), y su calidad debe medirse de acuerdo con su utilidad esperada. Bard (1990) insistió en la necesidad de utilizar consideraciones de utilidad multicriterio en la gestión de I&D. Según Navarro (2005) cualquier medida numérica de la calidad del proyecto debe ser proporcional a su utilidad esperada. Sin embargo, ninguna de las medidas que se han utilizado o propuesto para asignar *scores* a proyectos (e.g. (J. Davis et al., 2001; Germeraad, 2003; Henriksen y Traynor, 1999; Osawa, 2003; Wakoh y Collins, 2001) recrea esa proporcionalidad. Menos aún las formas de evaluación relativas a las Tablas 2.1 y 2.2.

- La probabilidad de éxito del proyecto debe ser considerada como el grado de creencia que el DM tiene en su éxito, como probabilidad subjetiva de la estadística bayesiana. La subjetividad del *DM* debe transformarse de una manera coherente al recibir nueva información. Existen métodos normativos provenientes de la teoría de la decisión bayesiana para actualizar la *creencia* en presencia de nueva información, pero no pueden aplicarse a causa de la sencillez de los modelos de preferencia que usualmente se emplean.
- Las funciones de valor del tipo suma ponderada ($\sum w_i\, e_i / (\sum w_i)$), (que en el fondo están detrás de la información que se recaba según las Tablas 2.1 y 2.2), son modelos relativamente pobres para reflejar las preferencias del *DM*, debido a : 1) su esencia compensatoria, es decir, un nivel muy desfavorable de un atributo puede compensarse con buenas evaluaciones de otros criterios; 2) requerir condiciones severas de independencia preferencial mutua (French, 1993); 3) los valores de los pesos son bastante arbitrarios, reflejando más bien una información ordinal de importancia (y no el rol cardinal que deben desempeñar en un modelo suma ponderada); 4) la validez del modelo descansa además en que las funciones e_i porten información cardinal en la dimensión que reflejan (e.g. (Keeney y Raiffa, 1976)); y 5) debe satisfacerse una razón de compensación constante, o sea, siempre que la escala lo permita un aumento de k unidades en e_i debe compensarse

en la preferencia del *DM* con una disminución de $l = (w_i/w_j)k$ unidades en e_j, no importa los valores iniciales de e_i y e_j (e.g. (French, 1993)). Es muy improbable que las preferencias del *DM* satisfagan los puntos 2, 4 y 5, que son condiciones necesarias para la existencia de una función de valor suma ponderada.

- Usualmente (como ejemplificamos en las Tablas 2.1 y 2.2) el DM delega en los pares la responsabilidad de emitir la opinión de rechazar o aceptar el proyecto bajo evaluación. A pesar de su idoneidad académica, esa es una responsabilidad que los rebasa. El juicio de aceptabilidad dimana de un compromiso entre la calidad del proyecto como propuesta científica, el impacto de sus productos y consecuencias sobre los objetivos de la organización, y el costo que ella debe asumir. Solo el DM o un representante (real o virtual) puede resolver sobre el compromiso costo-impacto.
- Una vez que los proyectos han sido evaluados u ordenados en un ranking descendente, la distribución de los recursos sigue una estrategia con elementos cuestionables. Se resuelve el problema de la cartera sin comparar carteras alternativas, pues no existe una medida de calidad para ellas. No se realiza un análisis de carteras alternativas, que son las verdaderas opciones en este problema de decisión; más bien todo se limita a una solución factible que respete aproximadamente la información contenida en los criterios de aceptabilidad o en el ranking. La escala de evaluación integral con sólo dos estados (aceptable y rechazado) es demasiado gruesa; sólo permite distribuir recursos con la heurística que se explicó antes, pues todos los proyectos aceptables tienen el mismo derecho de acceso a los recursos. Cuando la instancia que decide no dispone de suficiente financiamiento tiene que afectar a todos los proyectos, llevando a muchos a la cantidad imprescindible para que puedan operar razonablemente y prescindiendo de una relación entre la calidad y el nivel de satisfacción de la solicitud. De esa forma, es probable que se reduzcan las posibilidades de éxito de los mejores proyectos solo por lograr darle apoyo a algunos que se encuentran cerca del umbral de aceptabilidad; y esto se hace intuitivamente, con los riesgos que implica, al no disponer de una medida de calidad de la cartera no sólo desde el punto de vista del *DM*, sino incluso de la instancia del área, cuando ella es el nivel

de decisión. Se carece de una forma de modelar la imprecisión inherente a las reales necesidades de recursos y no se intenta resolver el conflicto costo-calidad. Repartir los recursos según un orden de calidad determinado por el ranking tiene la ventaja de utilizar más información en la decisión. Sin embargo, sus puntos débiles radican en la escasa confiabilidad del ranking y en olvidar las medidas de cartera. Si lo que se quiere es lograr al máximo el cumplimiento de los objetivos organizacionales, hay que entender que la medida de su logro se obtiene del impacto de la cartera como un todo, y no de los proyectos tomados aisladamente. La esencia consiste en que la decisión de aceptar o no un proyecto es la solución de un conflicto entre costo y calidad del mismo, pero que sólo puede resolverse en el marco de la interrelación del conjunto de proyectos que satisfacen un nivel mínimo de aceptabilidad. Chien (2002) reconoce que la combinación de buenos proyectos no constituye la mejor cartera. Utilizando un ejemplo de (Fernández, 2003), consideremos que una evaluación asigna 82 puntos al proyecto *A*, y 80 puntos a los proyectos *B* y *C*; supongamos que el costo de *A* alcanza para financiar *B* y *C*. Puede que la mejor solución fuera apoyar *B* y *C*, violando la prescripción que parece sugerir el ranking. Esta decisión podría ser perfectamente sustentable, aunque sólo fuera por la imprecisión de la evaluación respecto a las propias preferencias de la instancia de decisión. Según Navarro (2005), "…el punto clave, que ha sido generalmente olvidado, es que la selección de la cartera es un problema de decisión en el conjunto de carteras, no en el conjunto de proyectos. ***El problema de decisión que conduce finalmente a la selección de los proyectos a apoyar está mal planteado.***"

- Cuando los recursos se distribuyen por áreas, la asignación de un porcentaje del monto total a cada una de ellas debe ser considerada solamente como la expresión de un deseo del *DM*; una restricción "*suave*" en la terminología de la optimización. Sin embargo, al separar las decisiones y los presupuestos por área, se introduce un fuerte elemento de inflexibilidad; se hace virtualmente imposible que el *DM* pueda disminuir las asignaciones que previamente realizó. Una condición que en realidad debería considerarse como una aspiración, se convierte en una restricción que puede afectar seriamente a los proyectos de algunas áreas. Con frecuencia las

asignaciones a las áreas se basan en la historia de la organización, y en la idea de respetar porcentajes ratificados por la costumbre (Navarro, 2005). Sin embargo, hay razones que aconsejan mayor flexibilidad: primero, el carácter cambiante de las prioridades del *DM* que reflejan las políticas sociales; segundo, el hecho de que la calidad de los proyectos no es uniforme en las distintas áreas y quizás cambie entre convocatorias. Puede suceder que en una convocatoria específica la comparación de la calidad de los proyectos en algunas áreas sugiera modificar la distribución histórica. De ahí que convenga considerar la tendencia histórica más como una aspiración que como un principio rígido.

- Sería aconsejable considerar de modo más flexible la restricción al presupuesto total. Al delegar la distribución en las instancias de área, el proceso negociador que el *DM* podría establecer con la autoridad superior que otorga los fondos para aumentar los recursos totales disponibles se hace más difícil. Si el problema de la cartera se resolviera con un planteamiento de optimización con restricciones "*suaves*", incluyendo en la modelación sus propias preferencias, el *DM* dispondría de más información y mejor caracterización de carteras alternativas que rebasen ligeramente el presupuesto, para manejar exitosamente un proceso de negociación y posible ampliación de la bolsa total con la autoridad superior. Cuando se divide el proceso de conformación de la cartera entre las diferentes áreas, el margen de negociación casi desaparece.

Estas formas heurísticas no satisfacen los requerimientos de un buen proceso de análisis y toma de decisiones (Fernández, 2003). No se garantiza el reflejo de las preferencias, creencias y prioridades del *DM*, ni su actualización ante nueva evidencia; la integración de las preferencias sobre múltiples criterios se realiza con un modelo grueso, y sin considerar la actitud ante el riesgo del *DM*. No hay optimización ni exploración en el espacio de búsqueda, y ni siquiera se comparan carteras alternativas. No solamente el problema de decisión que conduce a la cartera está deficientemente planteado, sino que también la información de partida (la evaluación) es cuestionable. Se arriba a una cartera factible desde el punto de vista presupuestal, en la que se pueden encontrar razones para explicar el rechazo de muchos proyectos (algo necesario para justificar la decisión de negar el apoyo ante el proponente). La solución casi no recibe críticas, pero es principalmente por ser resultado de un trabajo dividido en diferentes instancias, poco

transparente para los proponentes de proyectos. Quizás la virtud esencial de la heurística es lograr encontrar soluciones aceptables, parcialmente justificadas por las opiniones especializadas y objetivas de los pares, en un problema de complejidad exponencial con centenares o millares de proyectos. Sin embargo, consideramos que los avances de las técnicas de ayuda a la decisión, de Inteligencia Artificial y de las metaheurísticas computacionales deben permitir obtener soluciones claramente superiores, con respecto al nivel de satisfacción del DM.

A continuación vamos a discutir las alternativas a la heurística tan popular de los puntos 1 y 2 que aparecen reportadas en la literatura de gestión de proyectos de *I&D*, o de modelación y apoyo a la decisión. Aunque sólo una pequeña parte de ellas ha sido realmente aplicada en organizaciones del sector público, mantienen su valor como referencia para justificar la propuesta que aparece en este trabajo.

2.3 Análisis de Propuestas Alternativas

2.3.1.- Métodos que emplean información multicriterio de proyectos y carteras

Retomando la discusión ya realizada en el capítulo introductorio, suponemos que i) están determinados un conjunto de objetivos que interesan a la organización; ii) se estima la contribución que cada proyecto que reciba financiamiento hace a la consecución de los objetivos organizacionales; e iii) existe un modo de superponer la contribución de los proyectos apoyados y entonces evaluar los objetivos a nivel de cartera.

El problema de identificar la mejor cartera se plantea como encontrar el mejor compromiso de:

$$\underset{R_F}{\text{Maximizar}}\ \mathbf{V}= (v_1, v_2,. \ \ldots v_M) \qquad (2.1)$$

v_i es una medida indicadora del nivel de logro del i-ésimo objetivo organizacional, y R_F denota la región factible en el espacio de carteras. Sin pérdida de generalidad supondremos que se prefieren los valores más altos de cada criterio sobre sus más bajos. Los criterios representan

cierta medida de impacto social, indicadores de calidad, medida de alineación estratégica, consumo de recursos, etc. Un indicador de costo beneficio (e.g. (Khorramshahgol y Gousty, 1986)), una medida de riesgo (e.g. (Radulescu y Radulescu, 2001)), alguna medida de cartera balanceada (e.g. (Kremmel, Kubalík y Biffl, 2011)) o indicadores financieros sobre carteras de inversión (e.g. (Khalili-Damghani et al., 2013)) pueden ser considerados componentes de V. Cada proyecto en la cartera hace su contribución al vector V. En el caso más simple (proyectos independientes), pueden agregarse las contribuciones de los proyectos. Cuando exista la interacción, debe haber alguna forma de calcular la contribución combinada.

En la literatura científica, un gran interés ha sido dedicado al Problema 2.1 relacionado con la selección de carteras de I&D y la creación o desarrollo de nuevos productos en la industria manufacturera (e.g. (Coffin y Taylor, 1996; Klapka y Piňos, 2002; Ringuest, Graves y Case, 2004; Stummer y Heidenberger, 2003; Zhao et al., 2012)). La mayoría de estos métodos pueden usarse en el sector de servicios y organizaciones no lucrativas. Lo que define principalmente a los sectores públicos y de servicios es el énfasis sobre atributos intangibles, recursos monetarios, y probablemente una gran dimensión del espacio objetivo, así como un gran número de proyectos propuestos, aun más que en otros sectores. Por ejemplo, al financiar proyectos de I&D por dependencias de gobierno el número de proyectos propuestos en una convocatoria puede alcanzar los millares (cf. (Litvinchev, López, Alvarez y Fernández, 2010; Sun, Ma, Fan y Wang, 2008)). En el financiamiento de proyectos de investigación básica podría haber muchas funciones objetivo (cf. (Fernández et al., 2013)).

Una ventaja de (2.1) es que, bien construido, el vector (v_1, v_2,…v_M) brinda el nivel de logro de los objetivos de la organización. El DM puede de manera natural expresar sus preferencias sobre carteras, de forma directa. La descripción multicriterio de las consecuencias del Problema 2.1 permite la selección de carteras "orientadas a objetivos". El logro de los objetivos de la organización puede hacerse transparente a través del vector V. El DM puede expresar sus preferencias sobre las carteras y seleccionar la solución final de acuerdo a sus objetivos.

Dado que la eficacia de los métodos de optimización multiobjetivo se degrada cuando se incrementa el número de objetivos, la dimensión del espacio objetivo es una variable crítica para resolver (2.1). El número de proyectos hace el problema exponencialmente más complejo. Puede haber interdependencias temporales. El presupuesto se distribuye sobre el horizonte de tiempo

con la opción de redistribuir los recursos remanentes de periodos anteriores. Si se permite la asignación parcial de recursos a proyectos propuestos, entonces a cualquier solución factible de (2.1) se debe asignar al menos tantas unidades de recursos como la suma de las cantidades más bajas de unidades requeridas por los proyectos. Otro de los efectos de segundo orden es la incertidumbre que afecta los valores de los componentes del vector V. Esta incertidumbre viene de la imprecisión al momento de estimar los impactos de los proyectos como consecuencia de comportamientos aleatorios, entornos cambiantes o información incompleta.

En entornos rápidamente cambiantes los DMs deben ir más allá de la gestión del riesgo tradicional, usando métodos menos orientados hacia la planeación y más hacia la flexibilidad y el aprendizaje (A. Petit, Piera y Casanovas, 2009). El Problema 2.1 puede tratarse con un enfoque dinámico. En los problemas dinámicos se enfrenta la decisión de seleccionar un subconjunto de propuestas para construir la cartera, pero en cada punto del tiempo se permite retirar propuestas de la cartera o insertar nuevas; las dos acciones implica reasignación de recursos para las propuestas en la cartera, lo que conduce a una reprogramación de los proyectos apoyados (Kao, Hsieh y Yeh, 2006). Los problemas dinámicos suelen plantearse en la selección de proyectos de I&D, en la creación y desarrollo de nuevos productos o en los proyectos de inversión de capital, que tienen en común que sus objetivos pueden ser influenciados por entornos cambiantes en el tiempo. Cuando se resuelve el Problema 2.1 de forma dinámica, el DM actualiza la cartera cuando es necesario.

Las decisiones de apoyar a determinados proyectos no son definitivas en el horizonte de tiempo. Los proyectos pudieran ser apoyados durante sus primeras etapas; otros proyectos que fueron rechazados inicialmente pueden recibir recursos más adelante. Además, nuevos proyectos pueden ser considerados y ser incluidos en la cartera. Por lo tanto, el Problema 2.1 se resuelve secuencialmente tantas veces como sea requerido por las condiciones cambiantes.

No hay un enfoque general que aborde todos los problemas antes mencionados. Se han propuesto muchos y diferentes métodos sobre aspectos muy concretos y particulares. Vamos a revisarlos, teniendo en cuenta la manera en que se modelan las preferencias del DM. No nos ceñiremos únicamente a problemas de cartera de proyectos de I&D, que son un caso particular del Problema 2.1.

2.3.1.1 Métodos que generan un subconjunto de la frontera de Pareto

Las soluciones dominadas del Problema 2.1 no cumplen la condición necesaria para ser la mejor cartera. Así, muchos de los métodos para resolver el Problema 2.1 intentan como primer paso generar la frontera de Pareto; después se aplica una heurística, o procedimiento multicriterio, o un método interactivo para obtener la solución final. Estos enfoques asumen que el DM puede hacer juicios coherentes sobre el conjunto de soluciones de Pareto y llegar a una solución de compromiso final. Las preferencias del DM son modeladas "*a posteriori*" (Hwang, Lai y Liu, 1993).

Ghasemzadeh, Archer y Iyogun (1999), modelan las preferencias del DM usando una función suma ponderada; generan la frontera de Pareto modificando los "*pesos*" y usando programación 0-1. Stummer y Heidenberger (2003), modelan la sinergia y la redundancia en la selección de carteras de proyectos de I&D; usan programación entera multiobjetivo con el fin generar soluciones de Pareto, que son filtradas de manera interactiva y evaluadas hasta que se encuentra la solución de compromiso final. Sin embargo, muchos trabajos recientes buscan una aproximación a la frontera de Pareto a través de metaheurísticas multiobjetivo (e.g. (Amiri, 2012; Carazo et al., 2010; Chen y Chyu, 2010; Doerner, Gutjahr, Hartl, Strauss y Stummer, 2004; Gaytán y García, 2009; Ghorbani y Rabbani, 2009; Gutjahr, Katzensteiner, Reiter, Stummer y Denk, 2010; Kremmel et al., 2011; Medaglia, Graves y Ringuest, 2007; Reiter, 2010; Stummer y Sun, 2005)). Entre otros, se pueden encontrar propuestas con Búsqueda Tabú (e.g. (Stummer y Sun, 2005)), Colonia de hormigas (e.g. (Doerner et al., 2004)), Algoritmos Genéticos (e.g. (Gaytán y García, 2009; Reiter, 2010)), Algoritmos Meméticos (e.g. (Chen y Chyu, 2010)), Recocido Simulado (e.g. (Zhao et al., 2012)), Búsqueda Dispersa (e.g. (Carazo et al., 2010)), Búsqueda en Vecindades Variables (e.g. (Liang, Chen y Juo, 2008)), Optimización por Enjambre de Partículas (e.g. (Rabbani, Aramoon Bajestani y Baharian Khoshkhou, 2010)), Algoritmos Hiperheurísticos (Rivera et al., 2012), Procedimientos Híbridos (e.g. (Amiri, 2012)) y nuevos métodos para la optimización evolutiva multiobjetivo (Kremmel et al., 2011). Doerner et al. (2004) combina colonia de hormigas con programación matemática 0-1 con el fin de incrementar la efectividad de la metaheurística con el uso de soluciones iniciales mejoradas.

El uso de metaheurísticas en la optimización de carteras es un desarrollo reciente. Enfoques no metaheurísticos son reportados en estudios exhaustivos por Zanakis, Mandakovic, Gupta,

Sahay y Hong (1995) y Steuer y Na (2003). Comparados con la optimización multiobjetivo basada en programación matemática, los enfoques metaheurísticos presentan importantes ventajas: i) Tratan simultáneamente con un conjunto de soluciones posibles (la llamada población) que nos permite encontrar un conjunto de soluciones óptimas de Pareto en una sola ejecución del algoritmo en lugar de tener que realizar una serie de ejecuciones separadas como en el caso de las técnicas tradicionales de programación matemática; ii) Son menos sensibles a las propiedades matemáticas de las funciones objetivo y restricciones, mientras que estas dos cuestiones son una preocupación real de las técnicas de programación matemática (Coello, 1999). Este punto es muy importante para resolver problemas con interdependencias temporales y otras restricciones complejas.

Una de las propuestas más completas fue sugerida por Carazo et al. (2010). Modelan la dependencia y planeación temporal, permitiendo la asignación de recursos no utilizados en periodos anteriores. La interacción de proyectos es modelada como (Stummer y Heidenberger, 2003). El apoyo parcial no es considerado. Usando un algoritmo de Búsqueda Dispersa, Carazo et al. (2010) obtiene buenos resultados en el rango del 25-60 proyectos, hasta con 6 funciones objetivos y restricciones complejas. Kremmel et al. (2011) considera la dependencia temporal en una formulación multiobjetivo flexible y obtiene buenos resultados en comparación con NSGA-II[14] y SPEA2[15], también en problemas de tamaño medio. Los problemas de balanceo de carteras estratégicas son abordadas explícitamente por Kremmel et al. (2011).

El número de funciones objetivos es también una variable crítica. Algunas veces este número puede exceder los 10 objetivos (e.g. (Fernández et al., 2013)). En problemas con más de 4 o 5 objetivos, el desempeño de muchos algoritmos metaheurísticos se degrada (Coello et al., 2007; Y. Wang y Yang, 2009). La mente humana se muestra limitada cuando intenta manipular simultáneamente 5 a 8 distintos fragmentos de información, y por tanto es incapaz de identificar la mejor solución de compromiso cuando el DM tiene que comparar incluso un pequeño subconjunto de soluciones de compromiso en problemas con más de unos pocos objetivos (cf. (Fernández et al., 2013; Marakas, 2002)). El cardinal de un conjunto representativo de la frontera de Pareto conocida puede ser demasiado grande. Los enfoques en el campo del análisis de la

[14] NSGA.- Algoritmo Genético de Ordenación No-Dominada (Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm).
[15] SPEA.- Algoritmo Evolutivo de Fuerza de Pareto (Strength Pareto Evolutionary Algorithm).

decisión multicriterio no se desempeñan bien en problemas de decisión de grandes dimensiones, lo que dificulta la obtención de una solución única.

Para hacer frente a estos inconvenientes un método de incorporación de preferencias en la optimización de cartera fue propuesto por Fernández et al. (2013). Se usa una relación de superación borrosa para modelar la relación de preferencia asimétrica del DM, que es un subconjunto de la relación de dominancia. Consecuentemente, solo un pequeño y privilegiado subconjunto de la frontera de Pareto es generado. La presión selectiva hacia buenas soluciones es independiente del número de funciones objetivo. Fernández et al. (2013), obtienen resultados satisfactorios en problemas de 9-16 objetivos y 100-500 proyectos independientes. En (Cruz et al., 2014) se utilizó el mismo método de incorporación de preferencias combinado con una metaheurística de Colonia de Hormigas, resolviendo problemas con 100 proyectos interdependientes. Otras ventajas de este enfoque de relaciones de superación borrosa tienen que ver con la capacidad de manejar valores imprecisos de sus objetivos, incluso en criterios ordinales o cualitativos. La principal limitación es una articulación de preferencias "a priori" en el modelo de superioridad.

Se requiere más investigación para mejorar el desempeño de los algoritmos metaheurísiticos que permitan resolver problemas con un mayor número de proyectos y funciones objetivo.

2.3.1.2 Métodos basados en programación multiobjetivo

El método más popular es la programación por metas (e.g. (Badri, Davis y Davis, 2001; Bilbao-Terol, Arenas-Parra y Cañal-Fernández, 2012; Chan, DiSalvo y Garrambone, 2005; Fandel y Gal, 2001; Hallerbach, Ning, Soppe y Spronk, 2004; Lee y Kim, 2001; Santhanam y Kyparisis, 1995)). Las soluciones se obtienen minimizando las desviaciones de una suma ponderada con respecto de ciertas metas (articulación "a priori" de las preferencias del DM). Como fue indicado por Steuer y Na (2003), la ventaja principal de la programación por metas es que varios criterios pueden ser incorporados en el modelo que puede ser resuelto usando optimización convencional (criterio único). Principales limitaciones: a) los efectos complejos de interdependencia y planeación temporal son difíciles de manejar por la programación matemática; b) Su efectividad se degrada fuertemente cuando se incremente la interdependencia; y c) la asignación a priori de

las metas y las ponderaciones difícilmente puede conducir a buenas soluciones de compromiso, sobre todo con una gran dimensión del espacio objetivo.

Medaglia, Hueth, Mendieta y Sefair (2008), usan la combinación de programación lineal y entera para optimizar una función de suma ponderada compuesta por tres criterios que reflejan las dimensiones económicas, financieras y sociales. Consideran la distribución temporal sobre el horizonte de tiempo y obtienen una representación de la frontera de Pareto mediante la modificación de los pesos de los criterios. Principales inconvenientes: a) El conjunto de criterios es pequeño y muy específico; b) No se considera la interdependencia.

Klapka y Piňos (2002), aplican un enfoque interactivo usando programación matemática basándose en una definición progresiva de cierta medida de distancia (scalarizing functions). Usando un sistema de apoyo a la decisión alcanzan soluciones satisfactorias en problemas de cartera de gran escala (Klapka, Piňos y Ševčík, 2013). Usando métodos interactivos el DM "aprende" progresivamente sobre el problema y "ajusta" sus preferencias, evitando los sesgos que son típicos en la articulación "a priori" de las preferencias (Hwang y Yoon, 1981). Sin embargo, los métodos de optimización multiobjetivo interactivos entran en conflicto con las limitaciones de la mente humana cuando el DM tiene que emitir juicios sobre soluciones con más de unos pocos de atributos (French, 1993; Marakas, 2002).

2.3.1.3 Función de valor aditiva multicriterio

Las preferencias de los DMs se pueden incorporar "a priori" en una función de valor $U= w_1v_1 + w_2v_2+ \ldots+ w_Mv_M$, en la que w_i modela la importancia asignada a el *i-esimo* objetivo. Esta clase de modelos es simple pero requiere constantes tasas de compensación y funciones unidimensionales de intervalo, condiciones de difícil cumplimiento (cf. (French, 1993)). Una cartera de proyectos interdependientes fue optimizada por Santhanam y Kyparisis (1995), empleando programación 0-1 para optimizar una función suma ponderada. Ghasemzadeh et al. (1999) emplearon AHP con el fin de asignar los pesos; la función de valor fue optimizada en un framework integrado en un sistema de apoyo a la decisión.

Zhao et al. (2012) trabajaron con una función de suma ponderada de tres criterios y para optimizar utilizaron una combinación de algoritmos evolutivos y recocido simulado. El uso de

metaheurísticas es ventajoso para tratar fuertes interdependencias, pero estas propuestas utilizan débiles modelos de las preferencias del DM.

Liesiö et al. (2007) optimizan una función suma ponderada aplicando programación dinámica; obtienen buenas soluciones en presencia de información imprecisa sobre los valores de los objetivos y pesos. Este método es extendido por Liesiö, Mild y Salo (2008) considerando proyectos sinérgicos en el sentido de Stummer y Heidenberger (2003). La principal ventaja presentada por estos métodos es su capacidad de manejar información imprecisa. Desventajas: a) optimizar una función de suma ponderada es solo una aproximación del modelo de preferencia del DM. Y b) dificultades para resolver problemas a gran escala y problemas con interdependencia y planeación temporal.

Lin y Hsieh (2004) aplican programación lineal entera borrosa para optimizar una función borrosa de promedio ponderado en un sistema de apoyo a la decisión. Modelan la imprecisión con valores borrosos y variables lingüísticas. Su principal defecto es que se trata una modelación relativamente pobre de las preferencias multicriterio del DM.

2.3.1.4.- Teoría de la Utilidad Multiatributo (MAUT)

La teoría de la decisión suministra el método más sólido para modelar la selección de alternativas en condiciones de riesgo, compuesto por la teoría de la utilidad multiatributo (MAUT, *multiattribute utility theory*) y por las técnicas de asignar y actualizar probabilidades subjetivas (French, 1993). En el marco de los proyectos de *I&D*, el empleo de la utilidad multiatributo ha sido propuesto por (Bard, 1990; Golabi, 1987; Jackson, 1983; Lockett y Stratford, 1987). Según Navarro (2005), sus dificultades en el marco de la gestión de *I&D* en organizaciones públicas se resumen en:

1) Es necesario obtener la probabilidad subjetiva que el *DM* asigna a cada proyecto, pues la decisión no puede estar desvinculada de la creencia de quien decide. Es una simplificación excesiva asignar esa tarea a los pares.
2) Se requiere un experto (o equipo de expertos) en análisis de la decisión para encontrar la función de utilidad del *DM*.

3) Para aplicar el único procedimiento operacional de descomponer el problema de asignación de utilidad en sus componentes unidimensionales, se requieren condiciones exigentes de independencia de utilidad (independencia de riesgo).
4) La asignación de utilidad puede funcionar bien en la dimensión económica, mas no así en dimensiones menos tangibles de impacto científico, social y de desarrollo.

Si el *DM* es un grupo no muy homogéneo, puede que simplemente no tenga sentido referirse a la función de utilidad de esa entidad decisora.

2.3.1.5 Otras formas de manejo del riesgo

Es verdaderamente difícil aprehender en un modelo el riesgo inherente en la selección cartera de proyectos, principalmente en un framework multicriterio como el Problema 2.1. Cada proyecto puede ser visto como un evento riesgoso y representarse como una lotería, Una cartera es una combinación de loterías; de hecho es una gran lotería. En el caso multicriterio, una cartera es una lotería con un gran número de posibles vectores de salida. Una medida de riesgo debería modelar cada posible salida y tener en cuenta la actitud ante el riego del DM. La mejor cartera debería ser la mejor lotería acorde con la particular función de utilidad del DM. Esta es una situación muy compleja, que hasta ahora ha sido abordada a través de importantes simplificaciones.

Ghasemzadeh et al. (1999) imponen restricciones para garantizar que el riesgo se encuentre balanceado en la cartera. Este balance se consigue por una combinación aceptable de proyectos con diferentes niveles de riesgo. Pero el riesgo de la cartera no se mide explícitamente y no se realizan compromisos entre el riesgo y el beneficio. No se modela la actitud ante el riesgo del DM.

Usando una estimación de la probabilidad de éxito de los proyectos, (Dickinson, Thornton y Graves, 2001) maximizan el valor neto actual esperado de la cartera que representa el proyecto de un nuevo avión Boeing, sujeto a varias restricciones (presupuesto, cantidad de proyectos en la cartera, cantidad de proyectos que apoya a cada objetivo estratégico). Consideran proyectos interdependientes y múltiples periodos de tiempo. Como una medida relativa de riesgo en la cartera, cada proyecto fue evaluado con respeto a los impactos y capacidades sobre los procesos

de la empresa. Esta información fue incluida únicamente para mostrar una salida grafica para la medida de riesgo. Tal vez su principal limitación es el grueso modelo de preferencias del DM y de su actitud ante al riesgo, que está basado únicamente en el valor actual neto esperado.

La mayoría de los trabajos han utilizado una medida de riesgo que se minimiza dentro de un problema de optimización multiobjetivo. Coffin y Taylor (1996) minimizan la probabilidad promedio de fracaso de los proyectos dentro de una función de preferencia borrosa, que también modela la ganancia esperada y la calendarización. Klapka y Piňos (2002), Rabbani et al. (2010) y Santhanam y Kyparisis (1995) usan una suma de los riesgos de fracaso como un criterio adicional. Badri et al. (2001) calculan el riesgo de que el proyecto no obtenga el éxito como el producto de la probabilidad de fracaso por la magnitud del beneficio asociado al proyecto; este valor de riesgo es agregado en una medida de cartera. Radulescu y Radulescu (2001) usan la varianza de las puntuaciones de expertos como una medida de riesgo de los proyectos, que se agrega en una medida de riesgo a nivel de cartera. Principales desventajas de estos enfoques: a) no se considera explícitamente la variabilidad del beneficio ni la actitud ante el riesgo del DM; b) se deja del lado la interdependencia de proyectos.

Medaglia et al. (2007) proponen un enfoque muy interesante y diferente. Usan optimización evolutiva multiobjetivo para encontrar la llamada frontera de Pareto estocástica. Una solución ***y*** estocásticamente domina a ***x*** si y solo si $\mathrm{E}[v_k(y)] \geq \mathrm{E}[v_k(x)]$ y $P\{v_k(y) \geq T_k\} \geq P\{v_k(x) \geq T_k\}$ para todo *k*, siendo una desigualdad estricta para al menos un *k*. $\mathrm{E}[v_k(\ )]$ denota el valor esperado de el objetivo *k-esimo*; $P\{v_k(\ ) \geq T_k\}$ es la probabilidad de que v_k al menos alcance el valor meta T_k especificado por el DM. Los valores esperados y las probabilidades son estimados usando Simulación Monte Carlo. Las criticas principales son: a) Las soluciones son sensibles a los valores de las metas; b) para el DM, la elección de la solución final puede ser una tarea muy difícil en problemas con k=3, ya que debe hacer compromisos entre los valores esperados de los criterios y las probabilidades de lograr las metas planteadas. c) el requerimiento de linealidad de las restricciones.

2.3.2 Construcción y optimización del valor de la cartera a partir de la evaluación de los proyectos

2.3.2.1 Enfoques "economicistas" en la evaluación de proyectos y la formación de carteras

De los enfoques que poseen capacidad de optimizar una cartera de I&D, son los métodos de corte "economicista" quizás los más antiguos. El término de "*economicistas*" se utiliza aquí para denotar aquellos procedimientos que, de un modo u otro, valoran el proyecto por una medida monetaria, ya bien sea despreciando los atributos menos tangibles o, como hace el enfoque costo-beneficio, reduciendo todas las consecuencias positivas y negativas del proyecto a un equivalente de beneficio y costo en sentido social. La medida de calidad de la cartera es simplemente la suma de los equivalentes monetarios de cada proyecto que forma parte de ella. En este sentido, la optimización de la cartera de *I&D* ha sido propuesta, por ejemplo:

- Empleando programación no lineal mixta para maximizar la esperanza matemática del beneficio económico que promete la cartera (Bard, Balachandra y Kaufmann, 1988).
- Optimizando el valor actual neto de la cartera mediante programación lineal entera como en (Fox, Baker y Bryant, 1984).
- Utilizando una medida de costo-beneficio, que después es maximizada con diferentes técnicas (Khorramshahgol y Gousty, 1986; Liberatore, 1988).
- Con una formulación de programación no lineal en entera que considera explícitamente los beneficios y la interacción de recursos materiales (Schmidt, 1993).

Según Navarro (2005) los métodos de este tipo son de aplicación natural en organismos privados, pues, por la naturaleza de sus objetivos, la medida económica es fundamental, y la programación entera es un excelente modelo para reflejar las restricciones de recursos materiales y humanos, y poder contemplar la interacción entre proyectos. Sin embargo, en los problemas que atañen a las organizaciones públicas, la valoración de atributos de impacto no económico y otros intangibles es esencial. El análisis costo-beneficio es la principal opción para lograr una medida cuantitativa que refleje la calidad de un proyecto de *I&D*, como ha sido propuesto en (Cardús, Fuhrer, Martin y Thrall, 1982; Kostoff, 1983). Toda consecuencia positiva de un

proyecto es equivalente a un cierto beneficio económico; consecuencias negativas equivalen a "costos". La distribución en el tiempo de los "costos" y los "beneficios" tomados como flujos de caja netos, y descontados con un cierto valor de la "tasa de descuento social", permite calcular el valor presente del proyecto. El impacto del proyecto corresponde al "valor actual neto social" (VANS), medido en términos de incremento de la riqueza nacional (cf. (Cohen y Franco, 1992)). Su magnitud puede utilizarse para decidir la aceptabilidad del proyecto en caso que sea positivo, para ordenar las propuestas alternativas (ii), o para seleccionar carteras. El impacto de una cartera de proyectos es la suma de sus valores netos sociales. Se puede encontrar la mejor cartera resolviendo un problema de programación matemática en que se maximiza el valor actual neto de la cartera.

El enfoque "costo-beneficio" tiene serias dificultades para manejar la complejidad multidimensional de las consecuencias de un proyecto, sobre todo cuando es necesario valorar intangibles que carecen de referencia en el mercado. Aunque muy popular entre los economistas, el enfoque costo-beneficio ha sido severamente cuestionado por la literatura de análisis multicriterio (Bouyssou, 2000; Dorfman, 1996; French, 1993). También ha sido criticado fuertemente por Navarro (2005) en el marco de la formación de carteras de I&D en organizaciones públicas. Algunas de las críticas son:

- La existencia de numerosos satisfactores públicos para los que no existen precios de mercado, y la virtual imposibilidad de evaluar válidamente algunos efectos en unidades monetarias.
- La idea de que las "*preferencias sociales*" existen es cuestionable; pero si el concepto de preferencia social está mal definido, el *VANS* pierde sentido.
- Las limitaciones del Valor Actual Neto Social como criterio de decisión.

De acuerdo con Navarro (2005), en "…la gestión de proyectos de *I&D* en organizaciones públicas, el análisis costo-beneficio tiene otros inconvenientes: en primer término, los pares carecen de la información y el entrenamiento para transformar los beneficios intangibles en valores monetarios; en segundo lugar, en proyectos de esta naturaleza el riesgo juega un papel importante; los pares tendrían que estimar la probabilidad de éxito del proyecto, estimar las probabilidades de cada valor de flujo (*se refiere a flujo de caja, nota nuestra)*, y sustituirlos por

sus equivalentes de certeza; o sea, tendrían que ser capaces de reflejar elementos importantes de la subjetividad del *SDM*.”.

2.3.2.2 Optimización del valor subjetivo de la cartera a partir de los valores subjetivos de sus proyectos

Hasta donde conocemos, la única metodología integral de evaluación y selección de carteras de proyectos de I&D en grandes organizaciones públicas fue la propuesta por Fernández et al. (2006) que aparece en forma más restringida en Navarro (2005). Los puntos principales de su propuesta son los siguientes:

- Las preferencias de la alta dirección de la organización (denotada como SDM) se capturan en tablas de decisión. Fernández et al. (2006) y Navarro (2005) sugieren emplear tres tablas: una para evaluar el impacto global de proyecto en términos de atributos de condición que miden diferentes dimensiones del impacto de los proyectos (científico, económico, social y de formación de recursos humanos); la segunda tabla intenta recoger las creencias del SDM respecto a la probabilidad de éxito de los proyectos, en términos de atributos de condición relativos a su factibilidad (dificultad del problema, calidad académica de la propuesta, calidad académica del proponente y del equipo de investigación, y otros); la tercera tabla intenta capturar el compromiso que hace el SDM entre impacto y probabilidad de éxito, que son los atributos de condición; el SDM realiza la integración de estos en una evaluación integral de proyecto, su categorización en una de las categorías de calidad definidas al efecto (Excepcional, Muy bueno, Bueno, Aceptable, Susceptible de rechazo).
- El rol de los pares es evaluar los atributos de condición de las tablas de impacto y de probabilidad de éxito. Fernández et al. (2006) proponen una discusión virtual en condiciones de anonimato, y una posterior agregación de las opiniones del grupo aplicando el método de decisión colectiva de Fernández y Olmedo (2008). Las decisiones grupales sobre los atributos de condición alimentan las dos primeras tablas de decisión, con el objetivo de simular la decisión del SDM si compartiera la opinión de los pares. Si la descripción de los atributos de condición no coincide

con ninguno de los objetos contenidos en la tabla, se aplica una medida de cercanía preferencial basada en una relación de indiferencia (publicada después en (Fernández, Navarro y Duarte, 2008)).

- Como resultado de la aplicación sucesiva de las tres tablas y de la relación de cercanía preferencial, se obtiene la evaluación del proyecto desde el punto de vista del SDM, si éste coincidiera con todas las evaluaciones de los pares y si la "granularidad" de la descripción contenida en las tablas de decisión no introdujera deformaciones.
- Para modelar el valor de una cartera se requiere asignar un valor a cada proyecto, en dependencia de su evaluación y su tipo o área. Fernández et al. (2006) y Navarro (2005) sugieren emplear ecuaciones de indiferencia entre carteras elementales para crear una escala de proporción basada en la evaluación y naturaleza de los proyectos. El valor de la cartera se halla sumando los valores subjetivos de los proyectos que la componen. Los argumentos de Navarro (2005) fueron posteriormente axiomatizados por Fernández, Vega y Navarro (2012). Puesto que i) el valor subjetivo de los proyectos en condiciones de riesgo se identifica con su equivalente de certeza, e ii) el valor subjetivo de la cartera es el equivalente de certeza de ella, entonces, para justificar que el segundo sea la suma de los primeros, Fernández et al. (2006) y Navarro (2005) requieren asumir neutralidad ante el riesgo del SDM en decisiones de cartera.
- El hecho de que un proyecto pueda recibir apoyo parcial se modela sustituyendo la función indicadora binaria de pertenencia o no a la cartera por una función de pertenencia al conjunto borroso de "proyectos adecuadamente financiados". Se emplea una forma simple lineal por tramos para representar esa función.
- El valor subjetivo de la cartera es entonces una función de los recursos presupuestales que se asignan a cada proyecto. Fernández et al. (2006) y Navarro (2005) emplean un algoritmo genético para optimizarlo en un espacio restringido por las condiciones presupuestales. Su modelo permite imponer un tipo especial de restricciones para impedir que proyectos con una evaluación muy inferior puedan ser apoyados en detrimento de otros que los superan ampliamente en valor subjetivo.

La explotación del valor de la cartera formado según Navarro (2005) fue mejorada por Litvinchev et al. (2010). Aprovechando la forma lineal de la función de pertenencia se logra linealizar el modelo de valor de la cartera, y utilizar un modelo de optimización entero-mixto para resolver un problema con dos objetivos: el valor de la cartera y el número de proyectos que la componen. Consiguen abordar con eficiencia computacional instancias de hasta 25,000 proyectos, representativas de las mayores organizaciones públicas del planeta. No hay en la literatura métodos que puedan abordar instancias de tamaño semejante.

En (Litvinchev, López, Escalante y Mata, 2011) el modelo se generaliza para incluir efectos de interdependencia en el sentido de (Stummer y Heidenberger, 2003), y mantiene efectividad computacional en instancias con 1000 proyectos.

La propuesta inicial de Navarro (2005) posteriormente generalizada por Fernández et al. (2006, 2009) y Litvinchev et al. (2010, 2011), es el referente principal en la selección de proyectos de I&D en grandes organizaciones públicas. Logran presentar coherentemente una plataforma para evaluación de proyectos integrando opiniones de pares con las de la dirección de la organización; toman en cuenta atributos de impacto y factibilidad en la evaluación del proyecto, de manera compatible con la práctica y la teoría del análisis de la decisión; no reparten los recursos según la evaluación, sino que crean una medida, subjetiva pero racional, de la calidad de la cartera, que es después optimizada en instancias de tamaño compatible con las mayores organizaciones. No obstante, tiene a nuestro juicio varias limitaciones que justifican la propuesta de un enfoque metodológico alternativo, base del presente trabajo.

1. Según Navarro (2005) los pares deben evaluar el nivel de impacto científico, económico, social y de formación de recursos humanos de cada proyecto. La evaluación de impacto es un juicio subjetivo que proviene del sistema de valores de cada persona, y de algún modo debe reflejar los intereses de la organización, información que solamente la dirección de la misma (el DM) puede suministrar. Esto es particularmente cierto en las dimensiones social, económica y de formación de recursos humanos. Aún cuando confíe en la idoneidad académica de los pares, el DM no puede depositar en ellos el reflejo de su propia subjetividad.
2. Los pares, sin embargo, están muy bien capacitados para evaluar la probabilidad de éxito del proyecto, mejor capacitados que el DM quien no es especialista en el

campo que atañe a cada proyecto específico. La tabla de decisión en que el DM declara sus prioridades sobre los atributos que determinan, en abstracto, la factibilidad de los proyectos, refleja una especie de probabilidad a priori que el DM asignaría al proyecto, sin ser especialista del campo específico, sobre la base del conocimiento de los atributos de factibilidad. Tal probabilidad apriorística pasa por alto lo específico del proyecto, que solamente los pares pueden juzgar. Ella debería actualizarse o modificarse al conocer la opinión de los pares.

3. Porque es un juicio subjetivo de costo-beneficio, en cierta medida la aceptabilidad del proyecto depende de su costo en recursos. Un proyecto de escaso impacto y alta probabilidad de éxito (o de bastante impacto potencial y baja probabilidad de éxito) pudiera ser aceptable si su costo es suficientemente bajo. Este efecto se pasa por alto en (Navarro, 2005), donde la aceptabilidad se determina solamente por la integración impacto-probabilidad de éxito.
4. Al considerar en forma gruesa cuatro dimensiones de impacto (social, económico, científico y de formación), el DM pierde la posibilidad de considerar otros criterios que reflejan ciertos impactos sobre objetivos organizacionales, incluyendo los de fortalecimiento institucional. Por ejemplo, en una universidad pública deben considerarse criterios como el apoyo a miembros del Sistema Nacional de Investigadores y a Cuerpos Académicos, apoyo a proyectos que específicamente generen sinergias con empresas o que específicamente produzcan patentes y nuevas tecnologías. Expresado de otra forma, al integrar todas las dimensiones en una medida de valor que se optimizará, el enfoque de Navarro (2005) renuncia a resolver el problema multiobjetivo (2.1). Esa renuncia implica perder la capacidad de influir de manera explícita en la optimización multidimensional de los objetivos organizacionales. Optimizando el modelo de valor de la cartera el DM pierde la capacidad de buscar soluciones de compromiso en el espacio de los objetivos de la organización.
5. Conceptualmente, encontrar el mejor compromiso de un problema de optimización multiobjetivo equivale a maximizar la función de preferencia (de valor) del DM. Pero el modelo de valor de la cartera, basado en la pura evaluación de los proyectos en categorías por demás gruesas, no es suficientemente preciso para

asumir la equivalencia. De hecho, eso fue reconocido por Litvinchev et al. (2010) y (Fernández et al., 2009) cuando propusieron un enfoque biobjetivo, en que el modelo de valor de la cartera se complementa con su cardinal.

6. La imprecisión del modelo de calidad de la cartera de Navarro (2005) obedece también a otras razones: i) la limitada capacidad de expresión de las tablas de decisión (o sea, lo que llamamos "granularidad" del conocimiento así representado); ii) puede que la cercanía preferencial del nuevo proyecto a ser evaluado mediante la tabla, sea insuficiente o escasa con todos los objetos clasificados que existen en ella; iii) dificultad al resolver las ecuaciones de indiferencia entre distintas clases de proyectos (categoría y naturaleza del mismo).
7. La aplicación del método requiere un trabajo ingente por parte del DM, que debe a) suministrar copiosa información para construir cada una de las tres tablas de decisión; b) resolver muchas ecuaciones de indiferencia en el conjunto de carteras para asignar un valor subjetivo a cada categoría-tipo de proyecto; y esas ecuaciones son demasiado abstractas pues no se relacionan con productos concretos de I&D. Normativamente, Navarro (2005) puede exigir ese compromiso del DM, y así sustentar teóricamente su propuesta. Pero el comportamiento humano real es diferente.
8. Las consideraciones de sinergia positiva entre grupos de proyectos son muy difíciles de modelar en el enfoque de Navarro (2005). Se rehúsa a manejar el riesgo a partir de la suposición de neutralidad.

En el tiempo que transcurrió desde la propuesta de Navarro (2005) y Fernández et al. (2006) se han desarrollado métodos de optimización multiobjetivo basados en metaheurísticas para abordar problemas como (2.1) en toda su generalidad, con mayor flexibilidad que la que brinda el modelo de valor previo. También las técnicas de clasificación multicriterio y el análisis multicriterio basado en relaciones de preferencia borrosas han tenido avances. Esto permite proponer una nueva metodología, más flexible, que utilice herramientas más modernas del análisis multicriterio y la optimización multiobjetivo para reducir las limitaciones señaladas arriba, especialmente en los puntos 1-7. Este es el objetivo central del presente trabajo.

2.4. Interrogante Central y Preguntas de Investigación

La interrogante central que guía la investigación es:

¿Cuáles son los conceptos y herramientas del análisis de la decisión y de la optimización multicriterio que pueden ser fundamento de una metodología con solidez conceptual para distribuir fondos entre proyectos de I&D en organizaciones públicas e instituciones de educación superior?

Y más específicamente, es necesario responder las siguientes preguntas de investigación:

1. ¿ Cómo integrar las creencias del DM, la información histórica en poder de la organización que refleja su experiencia en el financiamiento de proyectos, y las opiniones de los expertos evaluadores en una medida de probabilidad de éxito de los proyectos?
2. ¿Cómo mejorar la modelación de las preferencias del DM en la evaluación de los proyectos, reflejando el conflicto entre factibilidad, impacto sobre los objetivos de la organización, y costo de las propuestas de I&D?
3. ¿Qué ventajas ofrece resolver un problema de optimización multiobjetivo similar a 1.2 con respecto a la heurística convencional que emplean las organizaciones que financian I&D?
4. ¿Cuál es la herramienta adecuada para optimizar la cartera en presencia de numerosos objetivos organizacionales?

2.5. Objetivo General

Este trabajo pretende, a partir de la crítica a los modos populares con que las organizaciones públicas distribuyen los recursos para *I&D*, presentar y fundamentar una propuesta de alternativas superiores de gestión basada en el empleo de técnicas de decisión multicriterio y optimización multiobjetivo. Aunque no nos limitamos a ellos, nos interesan especialmente los problemas en que compiten por recursos cientos o miles de proyectos. Está fuera del alcance del trabajo encontrar cómo debe el *DM* evaluar proyectos y formar carteras de manera ideal respecto a los intereses del gobierno y de la sociedad; esa es una cuestión de connotaciones socio-

económicas, éticas, políticas e ideológicas que con mucho desbordan los objetivos y alcances del análisis de la decisión, que se reducen a clarificar las preferencias de los que toman las decisiones, eliminar sus inconsistencias ante el conflicto de los atributos y el riesgo, e identificar la mejor decisión que dimane de su subjetividad exenta de contradicciones (Fernández, 2003; Navarro, 2005). Pero sí pretendemos analizar y determinar cuáles son las herramientas de ayuda a la decisión más adecuadas para aumentar la efectividad del proceso de selección de proyectos, y crear las fundamentales para el desarrollo futuro de un sistema organizacional de apoyo a la decisión.

En resumen, el objetivo principal de este trabajo es utilizar los avances recientes de los métodos del análisis multicriterio y de la optimización evolutiva multiobjetivo para sustentar una metodología que los integre, con el fin de mejorar la calidad de la solución en los problemas que enfrentan las instituciones públicas al distribuir fondos para I&D en las convocatorias que realizan.

CAPÍTULO 3

MARCO TEÓRICO – CONCEPTUAL

3.1 Ayuda a la Toma de Decisiones Multicriterio 54
3.2 Problemas de Optimización Multiobjetivo 78
3.3 Algoritmos Evolutivos 83
3.4 Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo (AEMO).....96
3.5 Introducción a la Toma Decisiones con Incertidumbre 105
3.6 Teorema de Bayes 112

3.1 Ayuda a la Toma de Decisiones Multicriterio

3.1.1 Generalidades del proceso de decisión

La decisión es consecuencia de un proceso que puede tener diferentes niveles de complejidad. Depende de quién decide o del impacto que implica la decisión final. El caso más sencillo de una decisión es aceptar o no aceptar una alternativa de solución al problema. El responsable de ejecutar la acción final muchas veces es ajeno a que la decisión es resultado de una red interconectada de decisiones, esto es, el concepto de decisión no se puede separar completamente del proceso que lleva a ella. Proceso quizás complejo, resultado de un grupo de interacciones de los diferentes aspectos del sistema en que se desarrolla.

Simon (1965) entiende el proceso de decisión como las actividades cognitivas de un ente decisor frente a un cuestionamiento cuya respuesta no se declara de manera automática. Defiende que el proceso de decisión debe ser racional – coherente –. Aunque también reconoce la existencia de una racionalidad limitada, pues la racionalidad de quien decide está limitada por el tiempo, espacio y conocimiento. En estos escenarios el responsable de la decisión no cuenta con el total de la información que describe a las alternativas ni a sus posibles consecuencias, además no comprende o percibe todas las preferencias relevantes para la elección (March, 1994).

Diferentes modelos sobre el proceso de toma de decisiones pueden encontrarse en la literatura, algunos de ellos son extensiones de los propuestos por Dewey (1910), sobre el proceso de decisión de compras de los clientes, el cual consiste en cinco etapas ó, por Simon (1965) con su modelo de decisión de tres etapas o el de cuatro etapas de 1977. De acuerdo con Simon (1965) el proceso de decisión está compuesto por las tres etapas siguientes: Inteligencia, Diseño y Elección.

La primera de ellas consiste en identificar todas las posibles alternativas de solución al problema que se está abordando. En la segunda etapa se determinan todas las posibles consecuencias de dichas alternativas. Y en la tercera etapa, se avalúan todas las posibles consecuencias. Posteriormente, Simon (1977) agregó la fase de Implementación que consiste en evaluar los resultados de las alternativas de solución, como parte de un ciclo repetitivo, mismo que conduce a nuevas decisiones. Simon, sugiere que cada fase sea considerada como recursiva.

La ayuda a la decisión es una línea de investigación que aplica modelos, formales y no-formales, para buscar respuesta a cualquier problema planteado a un actor o ente decisor (individuo, comunidades o entidades). Es importante aclarar que se trata de una ayuda a la decisión. Puede ser vista como un instrumento que proporciona recomendaciones al decisor para que este aclare su percepción sobre el problema y la posible solución. Roy (1996) concibe que la ayuda a la decisión está dirigida a asistir construyendo, estableciendo y argumentando convicciones.

Brans, Kunsch y Mareschal (2002), describen que dentro del proceso de ayuda a la decisión se identifica un actor en particular que denomina "Decision Maker" (DM por sus siglas en ingles) quien se encarga de tomar la decisión final y es apoyado por un analista de la decisión. Figura importante que no solo observa y modela el proceso decisorio si no que también influye en él. Su rol es explicar, justificar y recomendar, pero debe hacerlo independientemente de su sistema de valores. En realidad no se puede asumir que el analista estará totalmente al margen del proceso decisión.

Es verdad que la ciencia permite modelar la realidad de manera objetiva y puede hacerlo sin modificar sucesos futuros, pero en los modelos planteados para ayuda a la decisión integra necesariamente personas con particulares sistemas de preferencia capaces de influenciar en los resultados finales, lo que limita la neutralidad del modelo. Dentro de la subjetividad inherente a los problemas de decisión, es importante mantener cierta objetividad del modelo que debe constituir una representación imparcial e indiferente de la clase de fenómenos que refleja en el contexto de estudio, y un vehículo imparcial para la investigación de la clase de fenómenos representados.

3.1.2 Modelos monocriterios y multicriterios

Maximo (2008), describe que desde 1937 los modelos clásicos de investigación de operaciones han analizado los procesos de toma de decisiones siguiendo el Paradigma de Decisión Clásico o Monocriterio. Según este paradigma, para decidir cuál acción es la que mejor conviene, se procede del siguiente modo: primero se establece el conjunto de acciones factibles para el problema que pretende solucionar; después basándose solamente en un criterio, definido por un decisor, a cada acción se vincula un número o valor que representa su grado de preferencia; por

último, utilizando técnicas matemáticas específicas, se busca entre las acciones factibles aquella que tiene asociado un mayor valor o grado de preferencia.

Un paradigma Monocriterio representado por un modelo matemático bien planteado siempre puede encontrar una solución óptima al problema. La solución óptima encontrada es propuesta al decisor, y éste, si estima que el modelo es coherente con la realidad, debe aceptarla o proponer ajustes al modelo para buscar otra solución.

Por otra parte, en el mundo real, la gran mayoría de los problemas de decisión, sean educativos, industriales, financieros, políticos, etc., son de carácter *Multicriterio*, esto es, los responsables de la decisión implicados no toman sus decisiones considerando un único criterio. Debido a la multi-dimensionalidad esencial del mundo, es común que para resolver cualquier problema deben considerarse múltiples criterios, usualmente en conflicto. Por ejemplo, nadie compra una casa considerando únicamente al precio (criterio financiero), se valoran otros criterios como la ubicación, el tamaño, las vías de acceso, los servicios, etc. Además, cada persona otorgará distinta importancia a cada criterio; de hecho, su elección está sujeta a sus gustos personales que provienen de su sistema de valores, y en última instancia, de su cosmovisión. Este enfoque es conocido como Paradigma Multicriterio, y es estudiado por la Ayuda a la Decisión Multicriterio.

El nacimiento de la Ayuda a la Decisión Multicriterio es bastante reciente, suele situarse en 1972 con motivo de la celebración de la *First International Conference on MCDM* (Multiple Criteria Decisión Making) organizada por Cochrane y Zeleny (1973) en la University of South Carolina, si bien los gérmenes de la *Ayuda a la Decisión* se remontan al siglo XVIII, cuando Borda (1781) y Condorcet (1785) se interesaron por los procedimientos de decisión colectiva. Los problemas económicos en los que varios agentes decisores realizan diferentes elecciones a menudo en conflicto, ocuparon a Pareto (1896) a finales del siglo XIX. Desde finales de los años 1940 y principios de los años 1950, se presentaron trabajos fundamentales, entre los que se destaca la teoría de juegos (Nash, 1951), la teoría de utilidad de Von Newman, generalizada posteriormente por Keeney y Raiffa (1976), la teoría de la racionalidad limitada (Simon, 1977), el teorema sobre procedimientos dictatoriales de Arrow (1963),la programación por metas propuesta por Charnes y Cooper (1961) y los métodos basados en relaciones de superación presentados por (Roy, 1990b).

Además, una amplia y detallada reseña histórica sobre los orígenes de la Ayuda a la Decisión Multicriterio se puede encontrar en (Pomerol y Barba-Romero, 1993; Tsoukiàs, 2008).

Considerar varios criterios en el proceso de decisión abona a un correcto planteamiento del problema, aunque también significa mayor dificultad en su formulación. La calidad de la solución no dependerá de la formulación del problema sino también del procedimiento utilizado para solucionarlo, además en general no ha de existir una única solución que sea la mejor en todos los criterios.

3.1.3 Actores que participan en el proceso de decisión

Para Roy (1996), existen varios actores presentes cuando se elabora el modelo de decisión que representa el problema planteado, ellos son: el cliente, los afectados, el decisor, y el analista. En la tabla 3.1 se muestran el rol de cada uno de los actores. Es importante dejar claro que los participantes en el proceso de decisión interactúan continuamente con sus opiniones y criterios, pudiendo además surgir conflicto entre ellos.

Tabla 3.1. Actores y su rol en el proceso de decisión.

Actor	Rol
Cliente	Es el dueño del problema de decisión; se encarga de proporcionar apoyo y cubrir las necesidades del analista.
Afectado	Es quien obtiene el beneficio o las consecuencias de la decisión que se toma.
Decisor	Es quien, en función de su sistema particular de preferencias, define la acción a ejecutar. El decisor puede ser una sola persona o un consejo de administración, un grupo multidisciplinario. Cuando se trata de una o más persona sus preferencias pueden ser homogéneas o heterogéneas.
Analista	Es quien realiza la actividad de apoyo en el proceso de decisión, este al igual que el decisor, puede ser una sola persona o un grupo multidisciplinario de personas.

Fuente: Elaboración propia.

Brans y Mareschal (2005), precisan los roles y complementariedad entre el decisor y el analista el primero es quien toma la decisión y es responsable por ella, mientras que el analista trabaja con los insumos y el modelo planteado para ayudar al decisor a tomar la decisión final. Para el caso de problemas simples, con un reducido número de alternativas y pocos objetivos, el decisor y el analista puede ser la misma persona. Por último, podemos observar que los objetivos planteados por el decisor se traducen en criterios de evaluación para el analista.

3.1.4 Construcción del modelo de decisión

Siguiendo a Roy (1996), para elaborar un modelo de decisión capaz de resolver cualquier problema, el analista debe formularse los cuestionamientos siguientes:

1. ¿Cómo identificar y acotar las acciones disponibles?
2. ¿Qué de tipo de análisis usar para resolver el problema?
3. ¿Cómo se van a modelar las preferencias?
4. ¿Cuáles son las consecuencias de las posibles acciones?
5. ¿Qué criterios describen las alternativas?
6. ¿Cómo agregar las evaluaciones?

El analista, al dar respuesta a estas preguntas, desarrolla una serie de instrumentos que le permiten entender el problema y responder los cuestionamientos arriba planteados: las acciones; el tipo de análisis a aplicar; el modelado de las preferencias; la identificación de las consecuencias; los criterios y la agregación de las evaluaciones, le ayudan en su cooperación con el decisor. De acuerdo con Maximo (2008) en los siguientes apartados se detalla cada uno de los puntos expresados en las preguntas.

3.1.4.1 Las acciones

Identificar las acciones o alternativas del problema es una de las partes más importantes en el proceso de decisión. Por ejemplo, en la compra de una casa quien decide la adquisición requiere tener claro qué opciones (acciones o alternativas) tiene disponibles y poder elegir alguna de ellas. Las acciones no están determinadas o claramente identificadas de modo que se requiere buscarlas y no es precisamente tarea fácil; además no es de sorprender que un mismo problema pueda ser modelado con diferentes grupos de acciones.

Según Roy (1996) es pertinente realizar la distinción sobre varios tipos de acciones: un problema tiene asociadas *acciones reales* cuando representan soluciones susceptibles de ser ejecutadas; son *acciones ficticias* si corresponden a un proyecto idealizado o construido de la mera imaginación; son *acciones realistas* cuando pueden ser tenidas en cuenta para su ejecución, pero no significa que realmente se pueden realizar; las *acciones no realistas* establecen un buen soporte para analizar y comprender el problema, aunque corresponden a objetivos no

compatibles; y por último Roy declara como una acción potencial a aquella que es posible implementar o simplemente cuando merece algún interés por realizarla.

El conjunto de acciones potenciales en un estado dado del proceso de ayuda a la decisión no necesariamente es estable, o sea, puede evolucionar a través del proceso. Las acciones pueden ser modeladas a través de algunas variables, de modo que el conjunto de acciones potenciales esté definido por un conjunto de restricciones analíticas que caractericen la frontera entre lo que es factible y lo que no; la programación matemática convencional y multiobjetivo constituyen casos relevantes de este tipo de modelación.

El conjunto de acciones potenciales lo representamos por A. En los problemas de ayuda a la decisión este conjunto generalmente es finito, de relativamente pequeño cardinal, y podemos escribirlo enumerando las acciones que lo componen A = {a, b, c, ... }. Cuando su descripción se da por restricciones matemáticas (problemas de optimización), el conjunto A es de cardinal muy grande, incluso infinito en ciertos casos.

3.1.4.2 Tipos de análisis usado para resolver un problema de decisión

Una vez definido y delimitado el conjunto A de acciones potenciales, y en dependencia del problema que se aborda, el analista define qué tipo análisis usará para ayudar al decisor en la difícil tarea de elegir la alternativa que soluciona el problema de decisión de acuerdo a su particular sistema de preferencias. De acuerdo con Roy y Vanderpooten (1995) se deben considerar tres análisis posibles:

1. Identificar la mejor alternativa de un conjunto A o seleccionar un subconjunto limitado de las mejores alternativas. El problema de selección (α) se presenta en términos de elegir la mejor acción, de dirigir la investigación hacia encontrar un subconjunto B de A tan pequeño como sea posible.
2. Clasificar las alternativas en grupos homogéneos predefinidos. En el problema de clasificación (β) se pretende ubicar las acciones en categorías de acuerdo a su valor intrínseco. El problema, en general, es caracterizar condiciones de pertenencia a las diversas categorías en que se particiona A, condiciones que puedan utilizarse para hacer recomendaciones. Se asigna cada acción exactamente

en una de las categorías propuesta como partición de A. Cada una de las categorías básicas debe poseer una definición intrínseca, una definición que no haga referencia a las otras categorías (Figueira et al., 2005). Por otra parte es de notar que la partición que resulta del problema de clasificación no es en categorías, pues se basa en comparación de las acciones y no en el análisis de sus valores intrínsecos.

3. Construir un ordenamiento (ranking) de las alternativas de la mejor a la peor. El problema de ranking (γ) es el de ordenar las acciones de A. Se intenta usar tanta información disponible como sea posible para comparar los elementos de A, determinar clases de los elementos en un subconjunto B' de A y ordenar esas clases. Tal ranking, desarrollado para asistir al DM, debe reflejar cierto grado de importancia o prioridad que el DM da a cada elemento de B'. Este procedimiento de ordenamiento consiste en asignar una jerarquía a cada acción de B' $\subset$ A; dos acciones se asignan a la misma jerarquía cuando los datos no permiten una diferencia entre ellas con respecto a su calidad para el DM (Figueira et al., 2005).

3.1.4.3 Modelación de preferencias en los problemas de decisión

Siguiendo a Olmedo (2009), el problema de toma de decisiones ha sido abordado principalmente en los Estados Unidos de América, Gran Bretaña y en Europa continental; cada una de esas corrientes tiene características y principios propios que perecieran que conciernen a asuntos muy diferentes. En los Estados Unidos se ha logrado con éxito la formalidad de una teoría basada en axiomas, desde luego con las desventajas e imprecisiones que la rigidez de este formalismo matemático agrega a los fenómenos reales del comportamiento humano, modelando únicamente situaciones ideales con un concepto propio de racionalidad. Por otro lado en Europa continental, principalmente Francia y los Países Bajos, el estudio de este problema alejado de la formalidad que se requiere en matemáticas y en esta perspectiva en desventaja con el modelo norteamericano, se beneficia de su enfoque realista siendo flexible al no importar axiomas que exijan del decisor un comportamiento que le es ajeno.

La escuela americana de la decisión se basa en un modelo funcional y enarbola enfoque normativo. La escuela europea impulsa un enfoque más bien descriptivo (o constructivo) sobre la

base de un modelo relacional, metodología que se conoce como Multicriteria Decision Aid (MCDA). Un tercer enfoque se basa en derivar reglas de decisión de un conjunto de referencia utilizando la filosofía de "rough sets" (Greco, Matarazzo y Slowinski, 2001; Pawlak, 1991; Pawlak y Słowinski, 1994). Su popularidad comenzó en Polonia e Italia, pero se ha extendido rápidamente. El muy popular Proceso Analítico Jerárquico (Saaty, 1980) puede considerase una derivación, (con personalidad muy propia), del enfoque funcional.

En general Multicriteria Decision Making (MCDM) es un término que, más utilizado para describir la tendencia predominante en los países anglófonos, es sin embargo aceptable para abarcar las distintas escuelas (Tsoukiàs, 2008). En esta investigación es de gran interés adentrarse en los dos primeros enfoques (*normativo* y *el descriptivo-constructivo)* pues la propuesta que presentaremos para resolver el problema de distribución de recursos en proyectos de investigación y desarrollo utiliza eclécticamente axiomas y métodos soportados por ambos enfoques.

Enfoque normativo: El modelo funcional

El enfoque funcional de la teoría de la decisión se concentra en proporcionar las bases axiomáticas y su desarrollo formal para modelar matemáticamente la preferencia en apoyo a la toma de decisiones. Como punto de partida se introducen algunas premisas que norman el comportamiento ideal del DM. Éste debe ser idealmente consistente con capacidad ilimitada de discriminación en el sentido de tener una preferencia por uno de dos objetos cuya diferencia pudiera ser inapreciable (French, 1993), y capacidad irrestricta de decisión, es decir, que no puede rechazar su tarea de establecer enunciados de preferencia o indiferencia. Estas premisas se ven reflejadas en los axiomas que dictan el comportamiento del DM en la forma de decidir.

El DM debe hacer uso de la relación binaria $\succsim$ sobre un conjunto A de objetos interpretada como "al menos tan bueno como" entre dos elementos de A. Esta relación es comparable y transitiva, un orden débil. La proposición $a \succsim b$, $a, b \in$ A, indica que si el DM fuera obligado a tomar a él no estaría desilusionado (French, 1993). Cuando el DM sostiene que $a \succsim b$ en realidad manifiesta que prefiere estrictamente a sobre b (denotado como $a \succ b$) o que para él a y b son indiferentes ($a \sim b$).

A partir de las anteriores proposiciones se formulan los cuatro principales axiomas: Comparabilidad, transitividad, consistencia de la preferencia débil e indiferencia y el de consistencia de la preferencia débil y estricta:

1. Comparabilidad: $\forall a,b \in A$ al menos una de las siguientes proposiciones es verdadera; $a \succsim b$ o $b \succsim a$
2. Transitividad: $\forall a,b,c \in A$ tales que $a \succsim b$ o $b \succsim c$, entonces $a \succsim c$.
3. Consistencia de la preferencia débil e indiferencia: $\forall a,b \in A$, $a \sim b \Leftrightarrow (a \succsim b$ y $b \succsim a)$.
4. Consistencia de la preferencia débil y estricta: $\forall a,b \in A$, $a \succ b \Leftrightarrow b \not\succsim a$.

La analogía entre el orden débil $\succsim$ y el orden numérico $\geq$ no puede pasar desapercibido. Para explotar esta semejanza se define una función de valor ordinal asociando un número real $v(a)$ para cada elemento $a \in$ A de manera que la comparación entre estos últimos números refleje la relación, es decir, $a \succsim b \Leftrightarrow v(a) \geq v(b)$. En French (1993) se demuestra que esta función siempre existe si el conjunto A de alternativas, con un orden débil $\succsim$, es numerable y satisface los axiomas 1-4. En el caso de que A no sea numerable se debe satisfacer que A contenga un subconjunto B numerable que sea de orden denso con respecto a $\succsim$, es decir $\forall a_1, a_2 \in A$ con $a_1 \succ a_2$ existe $b \in B$ tal que $a_1 \succsim b \succsim a_2$.

El enfoque descriptivo: el modelo relacional

La MCDA es el enfoque de la teoría de la decisión, por cierto alejado del enfoque normativo, en donde se consideran premisas diferentes a las que sustentan el modelo funcional. El problema de la decisión, a grandes rasgos, considera esencial la formulación de un juicio entre dos alternativas potenciales cuyas consecuencias pueden no ser conocidas con precisión.

Según Roy (1996), hay varias razones para eludir el dilema de tener obligatoriamente que elegir entre preferencia estricta e indiferencia:

a) A veces no se puede discriminar entre $\succ$ y $\sim$. La información disponible puede estar incompleta o ser demasiado subjetiva. Implicar indiferencia de la falta de información equivale a tomar riesgos arbitrarios (Roy, 1990a).

b) Puede que las preferencias del DM no estén bien definidas. Por ejemplo, eso siempre ocurre cuando el DM es una entidad grupal (sin ser exclusivo).
c) En ocasiones no es posible determinar las preferencias del DM, pues él puede ser inaccesible para el analista (suponiendo que sea una persona real), o ser una entidad mal definida (Roy, 1990a, 1996).
d) A veces el DM no quiere discriminar entre preferencia e indiferencia, a causa de inseguridad, falta de información, imprecisión, o contradicciones importantes entre los atributos de la decisión (Roy, 1990a, 1996).

Para modelar el comportamiento del actor real (a diferencia del ideal normativo), Roy (1996) introdujo cuatro relaciones fundamentales:

1. Preferencia estricta: Existen claras y positivas razones para justificar que una de las dos acciones (bien determinada) es claramente preferida a la otra. Notación: *a*P*b*; la relación P es asimétrica.
2. Indiferencia: Las dos acciones son indiferentes si existen claras y positivas razones para decidir la equivalencia. Notación: *a*I*b*. Donde I es simétrica y reflexiva.
3. Preferencia débil: Una de las acciones (por ejemplo *b*) no es preferida a la otra (*a*), pero es imposible afirmar que ésta sea preferida estrictamente o sea indiferente sobre *b*, pues ninguna de esas situaciones predomina. Notación: *a*Q*b*, La relación Q es asimétrica.
4. Incomparabilidad: Las dos acciones son incomparables en el sentido de que ninguna de las tres situaciones anteriores (P, I, Q) predominan. Notación: aRb siendo R simétrica.

Adicional a este sistema de relaciones Roy define una nueva relación, mucho más flexible pues prescinde de la transitividad, que denominó outranking en la literatura escrita en inglés, y que carece de traducción a nuestro idioma. Aunque la palabra no expresa exactamente el sentido deseado, utilizaremos "superación" en el sentido de outranking[16]. Roy establece que la acción *a supera* a *b* (*a*S*b*) si existen claras y positivas razones para establecer *a*P*b* o *a*I*b* o *a*Q*b*.

[16] También puede utilizarse el término "relación de no-infererioridad".

Formalmente: $aSb \Leftrightarrow aPb \vee aIb \vee aQb$. La falta de transitividad de la relación S resulta de la no exigencia de esta propiedad a P, I o Q.

Note que:

S es reflexiva y además:

$$aSb \wedge bSa \leftrightarrow aIb$$
$$aSb \wedge b\ notSa \leftrightarrow aPb \vee aQb$$
$$a\ notSb \wedge b\ notSa \leftrightarrow aRb$$

De acuerdo con Olmedo (2009), para que la acción *a* supere a *b* se requieren argumentos claros que justifiquen la pertenencia de (*a, b*) bien sea a *P*, a *Q* o *I*, pero también se requiere que no existan argumentos de peso a favor de *bPa*, pues ellos negarían la superación. Los argumentos a favor de *aSb* constituyen la coalición de concordancia (Roy, 1990b); los argumentos a favor de *bPa* se agrupan en la coalición de discordancia. Entonces se puede dar a la relación *S* el siguiente significado: *a* supera a *b* si de acuerdo al sistema de preferencias del *DM* en un problema de decisión determinado, se considera que hay suficientes argumentos a favor del enunciado "la acción *a* es al menos tan preferible como la acción *b*", y no hay argumentos de suficiente peso en su contra. Esta idea de superación es la base sobre la que descansan los métodos ELECTRE[17] para la decisión multicriterio en sus diferentes variantes (e.g. (Ostanello, 1985; Rogers, Bruen y Maystre, 2000; Roy, 1990b)).

Una relación de superación representa preferencias, las cuales pueden establecerse por el actor con una objetividad y certeza que el juzga satisfactorias; esto expresa entre otras cosas, que el actor acepta situaciones de incomparabilidad y que renuncia a los axiomas de comparabilidad y transitividad. Por otra parte, la negación simétrica de la superación representa en el modelo de agregación, en particular el caso en el que dos alternativas son incomparables, situaciones en las que el actor no quiere, no puede o no sabe comparar dos acciones debido a fenómenos como desconfianza ligada a su personalidad, incertidumbre de las acciones o imprecisión de los datos.

[17] ELECTRE.- Eliminación y Elección para Representar la Realidad (Elimination Et Choix Traduisant la Realit).

En realidad *S* es una flexibilización de la sentencia "al menos tan buena como", en sentido descriptivo. Lejos del ideal normativo, los actores reales de los procesos de decisión comparan parejas de alternativas ponderando argumentos a favor y en contra de cada una. Si los argumentos a favor de una acción son considerados sólidos y, por el contrario, son débiles las razones que se hallan en contra, el actor siente confianza ante el enunciado de superación, que expresa un contenido similar al de $\succsim$ despojada de sus propiedades normativas.

3.1.4.4 Modelación de las consecuencias

Siguiendo a Maximo (2008) para determinar la relación existente entre las alternativas de solución, ya sea en términos de preferencia, indiferencia, o incomparabilidad, es necesario conocer cuáles son las consecuencias de la aplicación de cada una de las acciones de A. Las consecuencias pueden ser múltiples o no conocerse bien e incluso pueden estar mal delimitadas. Al conjunto de las consecuencias de la acción *a*, estará representada por *v*(a).

Cuando las consecuencias son conocidas, es necesario identificar y aislar las consecuencias elementales que la integran. Cada consecuencia elemental debe estar bien identificada para que todos los actores comprendan su significado, y además debe poder ser descrita por aquello en que se manifiesta cuando se ejecuta cada acción (estados asociados). Para el ejemplo de la compra de una casa, una consecuencia elemental podría ser el precio, y el valor exacto para cada casa sería el estado asociado.

Para Roy (1996), cuando los estados asociados a una consecuencia están ordenados según un preorden total del tipo $\succsim$, se dice entonces que los estados forman una *Escala de Preferencia E*. Asimismo cuando se comparan dos acciones *a* y *b*, que equivale a comparar los dos estados asociados a ambas e_a y e_b, cualquier actor de la decisión está de acuerdo que:

- Existe indiferencia $a I b$ cuando e_a y e_b son iguales.
- Hay preferencia $a P b$ cuando $e_a > e_b$ en el preorden (e_b está después de e_a).

Una consecuencia elemental, que tiene todos sus estados asociados ordenados según un preorden completo formando una escala E, se llama *Dimensión*. Por tanto, el precio de una casa, ordenado de modo que el precio más pequeño sea el primero (el actor prefiere un precio bajo) y el mayor el último, es una *Dimensión*.

Para cada dimensión i, la regla o técnica que nos sirve para conocer los niveles que contendrá la escala E_i si se ejecuta la acción a, se denomina *Indicador de Estado* γ_i. El indicador de estado se dice puntual si al ejecutar la acción a, $\gamma_i(a)$ se reduce a un solo nivel de E_i, se define no puntual en caso contrario.

Se denomina indicador de dispersión $\delta_i^a(e)$, a aquella función definida sobre una parte de la escala E_i (propia de la acción a) que cumple:

1. $e \in \gamma_i(a) \Rightarrow \delta_i^a(e) > 0$.
2. $\delta_i^a(e_a) = \delta_i^b(e_b) \Leftrightarrow$ para evaluar las consecuencias de a y b sobre la dimensión i, el DM acuerda una importancia o verosimilitud comparables a los niveles e_a y e_b.
3. $\delta_i^a(e_a) < \delta_i^b(e_b) \Leftrightarrow$ para evaluar las consecuencias de a y b sobre la dimensión i, el DM acuerda una importancia o verosimilitud menor al nivel e_a que al nivel e_b.

En resumen, las consecuencias de cada una de las acciones de A serán analizadas en relación a un conjunto de n dimensiones (consecuencias elementales cuyos estados siguen un preorden completo y forman una escala) cumpliéndose que:

- Cada dimensión, está bien identificada en su contenido y en su significado.
- A cada dimensión i, se le puede asociar una escala E_i cuyos niveles siguen un preorden completo.
- Es posible asociar a cada dimensión i, un indicador de estado γ_i y un estado de dispersión δ_i^a.

De esta forma, las consecuencias de la puesta en práctica de una acción potencial, pueden ser representadas por: $\tau(a) = [(\gamma_1(a), \delta_1^a), (\gamma_2(a), \delta_2^a), \ldots, (\gamma_n(a), \delta_n^a)]$. El conjunto de las representaciones que corresponden a las acciones de A, lo representamos por $\tau(A)$.

3.1.4.5 Los criterios

De acuerdo con Maximo (2008) para un actor implicado en la toma de la decisión, una representación $\tau(A)$ de las consecuencias de las acciones, analizada en relación a un conjunto de n dimensiones, puede no ser estable ni estar definida de forma rigurosa. En este sentido, un criterio

trata de resumir con ayuda de una función, las evaluaciones de una acción sobre diversas dimensiones que se asocian al mismo eje de significación o punto de vista.

Según Roy (1996), un *criterio* g es un modelo a partir del cual, se reconoce poder establecer la proposición $g(a) \geq g(b) \Rightarrow aS_g b$, donde S_g es una relación de superación que representa "*al menos tan bueno como*", relativamente a las evaluaciones sobre las únicas dimensiones tomadas en cuenta en la definición del criterio g.

3.1.4.6 La agregación

Siguiendo a Maximo (2008) una vez definidas las acciones y criterios que intervienen en el proceso de toma de decisiones, la siguiente actividad es obtener un grupo de evaluaciones para cada acción según cada criterio. Se trata ahora de saber en qué nos basamos para poder decir que una acción "*a* es al menos tan buena como *b*" pero ahora teniendo en cuenta todos los criterios. La pregunta es, ¿cómo logramos agregar las evaluaciones?

Para Roy (1996), un método de agregación multicriterio, es una regla o procedimiento que permite establecer sobre el conjunto de evaluaciones de las acciones según cada uno de los criterios y sobre las informaciones entre criterios (importancia o pesos, umbrales de veto, etc.), uno o varios sistemas relacionales de preferencias sobre el conjunto A de las acciones, un sistema relacional de preferencias puede tomar diversas formas (I, P), (I, P, R), (S, R), … Roy (1996) distingue al menos dos enfoques o métodos diferentes de agregación: métodos de agregación completa, métodos de agregación parcial.

Métodos de agregación completa

Estos métodos se caracterizan por agregar los diferentes puntos de vista o criterios (los criterios podrían tener asociado un valor de importancia *"peso"*) en una única función la cual debe ser posteriormente maximizada o minimizada. Roy (1996), lo denomina *enfoque del criterio único de síntesis eliminando toda incomparabilidad*.

Con esta técnica de agregación, todas las soluciones son comparables (no se admite la incomparabilidad), es decir para cualquier par de alternativas *a* y *b*, debe existir, *a*P*b*, *b*P*a* o *a*I*b*; ello permite tratar fácilmente tanto las problemáticas de selección P_α como las problemáticas de

ordenación P_γ. La indiferencia I y la preferencia P son transitivas, y el sistema relacional de preferencias es un preorden completo que toma la forma (I, P).

En el dominio de la agregación completa, existen un gran número de métodos. Se destacan entre otros, la suma ponderada (Barba-Romero y Pomerol, 1997; Roy y Vanderpooten, 1995), TOPSIS[18] (Hwang y Yoon, 1981), MAUT (Fishburn, 1970; Keeney y Raiffa, 1976), UTA[19] (Jacquet-Lagreze y Siskos, 1982), SMART[20] (Dasarathy, 1976) y AHP (Saaty, 1980, 2005).

Métodos de agregación parcial

Los métodos de agregación parcial (según Roy (1996) el *enfoque de superación de síntesis aceptando la incomparabilidad*), al contrario a los métodos de agregación completa descritos en el apartado anterior, si considera la incomparabilidad e intransitividad al momento de la comparación entre acciones.

Todos los métodos de agregación parcial, se inspiran en el concepto de *superación* definido por Roy (1996) como una relación binaria S definida en A tal que *a*S*b* si, dado aquello que se sabe de las preferencias del decisor y dada la calidad de las evaluaciones de las acciones y la naturaleza del problema, hay suficientes argumentos para admitir que *"a* es al menos tan buena como *b"*, sin que haya una razón importante para rechazar esta afirmación. Para expresar las ideas de "al menos tan buena como" y sin que haya una razón importante para rechazar esta afirmación se tienen en cuenta los conceptos de *concordancia* y *discordancia*. La *concordancia* cuantifica cuanto más una acción es preferida a otra, y para ello se fija un *umbral mínimo de concordancia*. La *discordancia* cuantifica hasta que punto no existe ningún criterio para el que una acción es mejor que otra, fijándose también un *umbral mínimo de discordancia*.

Los trabajos pioneros en este campo están representados por los métodos ELECTRE (ELECTRE I (Roy, 1990b), ELECTRE II (Roy y Bertier, 1973), ELECTRE III (Roy, 1978), ELECTRE IV (Roy y Hugonnard, 1982), ELECTRE IS (Roy y Skalka, 1984) y ELECTRE TRI (Yu, 1992)). Todos ellos hacen uso directamente de la relación R de incomparabilidad y el

[18] TOPSIS.- Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution.
[19] UTA.- Utilités Additives.
[20] SMART.- Similarity Measured Anchored Ranking Technique.

sistema relacional de preferencias es de la forma (S, R), donde la relación de superación S, no es antisimétrica ni necesariamente transitiva y la indiferencia se modela según: *a*S*b* y *b*S*a*.

También encontramos en la familia de los métodos de superioridad, a los métodos PROMETHEE[21] (Brans y Mareschal, 2005). Además se acepta la incomparabilidad R, como lo hace el grupo de los métodos ELECTRE, aunque ahora no se hace uso de ella directamente, sino con ayuda de la relación (≈) de no preferencia (se utiliza para modelar la indiferencia y la incomparabilidad sin diferenciarlas). El sistema relacional de preferencias es de la forma (P, ≈), donde la relación de preferencia P es antisimétrica y no necesariamente transitiva.

3.1.5 Métodos de superación

Los métodos de superioridad se recomiendan principalmente para manejar información imprecisa, cualitativa o de carácter ordinal, así como situaciones de decisión en que no se permite la compensación total típica del enfoque normativo (Figueira, Greco y Roy, 2009)

3.1.5.1 ELECTRE III

De acuerdo con Navarro (2005), el problema abordado por Electre III es el de ordenamiento de un conjunto de acciones (del tipo Pγ). Esta versión más sofisticada utiliza relaciones borrosas de superación, y obtiene un orden completo del conjunto de decisión. Electre III se diferencia de Electre I y Electre II, al realizar la comparación de pares de acciones respecto a un determinado atributo se realiza mediante pseudocriterios que toman explícitamente en cuenta umbrales de indiferencia y preferencia, y conceptos de la teoría de conjuntos borrosos. Como en Electre II pero utilizando una mayor cantidad de parámetros a ser determinados por el DM, se llega a la construcción de dos preórdenes completos, los cuales finalizan en un ordenamiento de las acciones. Los elementos son los siguientes:

- Un "peso" w_j que expresa la importancia relativa del criterio g_j,
- Un umbral de veto $v_j\ (g_j\ )>0$
- Umbrales de indiferencia y preferencia estricta $q_j(g_j)$ y $p_j(g_j)$

[21] PROMETHEE.- Método de Organización y Clasificación de Preferencias para Enriquecimiento de las Evaluaciones (Preference Ranking Organisation Method for Enrichment Evaluations).

Para cada pareja (*a, b*) en *AxA*, se define un índice de concordancia *c(a, b)* y un índice de discordancia $d_j(a, b)$ de la siguiente manera: $c(a,b) = \frac{1}{w}\sum_{j=1}^{m} c(a,b)$

Donde: $W = \sum_{j=1}^{m} w_j$

Y

$$c_j(a,b) = \begin{cases} 1 & \text{si} \quad g_j(a) + q_j(g_j(a)) \geq g_j(b), \\ 0 & \text{si} \quad g_j(a) + p_j(g_j(a)) \leq g_j(b), \\ \text{linealmente creciente con } g_j(a) & \text{en la región intermedia;} \end{cases}$$

$$d_j(a,b) = \begin{cases} 0 & \text{si} \quad g_j(a) + p_j(g_j(a)) \geq g_j(b), \\ 1 & \text{si} \quad g_j(a) + v_j(g_j(a)) \leq g_j(b), \\ \text{linealmente decreciente con } g_j(a) & \text{en la región intermedia;} \end{cases}$$

El índice de concordancia *c(a, b)* se considera como una medida de los argumentos a favor de la afirmación "*a* supera a *b*" mientras que el índice de discordancia $d_j(a, b)$ mide la "robustez" de las razones para refutar esta aseveración. Conocidos los componentes, se define una relación borrosa de superación para calcular, para cada pareja (*a, b*), la cantidad (a, b) de la siguiente manera:

$$\sigma(a,b) = \begin{cases} c(a,b) & \text{si} \quad d_j(a,b) \leq c(a.,b), \quad \forall j \\ c(a,b). & \prod_{j \in j(a,b)} \frac{1 - d_j(a,b)}{1 - c(a,b)}, \end{cases} \qquad 3.1$$

donde *J(a, b)* es el conjunto de criterios *j* tal que $d_j(a, b) > c(a, b)$. Se puede interpretar a (a, b) como una medida de la credibilidad de la aseveración "*a* supera a *b*". Trabajar con una relación borrosa de superación es ventajoso por su flexibilidad y por ser menos sensible a la variación de algunos valores arbitrarios de los parámetros.

Ya en el proceso de explotar la relación borrosa se determina el valor de $\lambda = \max (a, b), \in A$ y con base en éste valor sólo se consideran aquellos arcos que tienen un valor suficientemente cercano a λ, es decir, todos aquellos arcos que tienen un valor mayor o

igual a λ - $s(\lambda)$ donde $s(\lambda)$ es un umbral a ser determinado. Lo anterior conduce a determinar una relación de superación no borrosa (firme) en la cual la calificación de la alternativa a, $Q(a)$, se calcula mediante la regla de flujo neto (FN = FS – FE, donde FS es el flujo de salida y se expresa como la sumatoria de (a, b) y FE es el flujo de entrada expresado por la sumatoria de (b, a). Al conjunto de acciones con la calificación más alta se le llama el primer destilado D_1. Si D_1 contiene solo una acción, el procedimiento anterior inicia de nuevo en el conjunto A/D_1. De otra manera, se aplica el mismo procedimiento a D_1; si el destilado obtenido D_2 cuenta con un solo elemento entonces el procedimiento inicia de nuevo en D_1/D_2 (excepto si este último conjunto es vacío); de otra manera el procedimiento se aplica al conjunto D_2, y así sucesivamente hasta que D_1 sea barrido totalmente antes de empezar con A/D_1. Este procedimiento, llamado *cadena de destilación descendente*, conduce a un primer preorden completo. De forma similar se realiza la *destilación descendente*. El orden final es un compromiso medio entre ambos.

3.1.5.2 ELECTRE- TRI

Esta versión es la única proveniente de la filosofía ELECTRE que resuelve el problema de clasificación multicriterio en categorías evaluativas.

Supongamos la existencia de n criterios (pseudo-criterios) y de Nc categorías. ELECTRE TRI presupone la existencia de los siguientes elementos:

- La importancia de cada uno de los criterios dada en forma cuantitativa (pesos).
- Límites entre los valores de los criterios que determinan a las categorías.
- Como en ELECTRE III y ELECTRE IV se supone la existencia de umbrales de indiferencia (u_ind_j) y de preferencia estricta (u_pe_j) en cada criterio.
- Además se requiere un conjunto de umbrales de veto, uno por criterio, los cuales son utilizados en la prueba de discordancia.

Denotemos por c_i una alternativa ficticia que se encuentra en el límite entre la categoría C_i y C_{i+1} (se supone que C_i es mejor que C_{i+1}). Cada alternativa de referencia c_i es un vector $c_i = (c_{1i}, c_{2i}, \ldots , c_{ni})$. Los componentes de c_i deben satisfacer la condición $c_{ij} > c_{i,j+1}$ para toda i = 1, 2, ..., n y j = 1, 2, ... , Nc-1. Se construye una relación de superación S la cual

confirma o rechaza la veracidad de pSc_i cuyo significado es "*el objeto p es al menos tan bueno como el objeto de referencia* c_i".

ELECTRE TRI construye un índice $\delta(p, c_i) \in [0, 1]$ como el presentado en la Sección 3.1.5.1, que representa el grado de credibilidad de pSc_i para todo p y toda i. Tendremos que pSc_i es válida si $\delta(p, c_i) \geq \lambda$, donde λ es también un umbral que pertenece al intervalo $[0.5, 1]$.

Utilizando la relación de superación se establecen las relaciones binarias de Indiferencia (I), Preferencia (P) e Incomparabilidad (R), mediante sus equivalencias definidas en la Sección 3.1.4.3. La explotación de la relación de superación se da sobre la base de dos procedimientos de clasificación, "*optimista*" y "*pesimista*". Ambos empiezan comparando la opción a clasificar a con la peor alternativa de referencia c_{Nc-1}. Si aPc_{Nc-1}, entonces se continúa con la comparación de a con la siguiente alternativa de referencia c_{Nc-2}. El mismo procedimiento continúa hasta que una de las siguientes situaciones aparezca:

1. $(aPc_i) \wedge (c_{i-1}Pa) \vee (aIc_{i-1})$.
2. $(aPc_i) \wedge (aRc_{i-1}) \wedge (aRc_{i-2}) \wedge \ldots \wedge (aRc_{i-j}) \wedge (c_{i-j-1}Pa)$.

En el primer caso, ambos procedimientos asignan la opción a en la categoría C_i. En el segundo caso, el procedimiento pesimista asigna la opción a sobre la categoría C_i, mientras que el procedimiento optimista la asigna en la categoría C_{i-j}.

La clasificación final se realiza en dependencia del nivel de prudencia que el *DM* decida y tomando como extremos de decisión ambas clasificaciones.

3.1.5.3 TESEO (mul**T**icrit**E**ria cla**S**sification bas**E**d on preference relati**O**ns)

Premisas y notación básica

Siguiendo a Fernández y Navarro (2011) se puntualizan algunas premisas y notación básica:

i) Hay cierta política de decisión que se desea modelar, de manera que las clasificaciones se realicen de acuerdo a ella. La política puede provenir de un

agente de decisión humano (o un grupo), presente o pasado, o bien ser resultado de otro tipo de actividad clasificatoria natural.

ii) Hay un conjunto finito de categorías $\boldsymbol{Ct}=\{C_1, \ldots, C_M\}$, con una preferencia ordinal definida sobre él. Se supone que si $i > j$, C_i se prefiere a C_j .

iii) Sea U el universo de objetos $\boldsymbol{x}$ que se describen por un conjunto de atributos independientes $\boldsymbol{G} = \{g_1, \ldots g_n\}$. La imagen del atributo j-ésimo ($g_j(U)$) se denota por G_j.

iv) Hay una función $F{:}U\rightarrow \boldsymbol{Ct}$ tal que cada $\boldsymbol{x} \in U$ se clasifica (potencial o realmente) en un elemento de $\boldsymbol{Ct}$. F expresa la política de decisión a que alude el punto i).

En general, un procedimiento de clasificación multicriterio construye un modelo F' de la función F, de manera que pueda utilizarse en sustitución de la política de decisión del agente o mecanismo de decisión. Para construir F' se utiliza conocimiento pre-existente sobre F. Esta información está recogida implícitamente en un conjunto de objetos de referencia o ejemplos de entrenamiento T, compuesto por pares ($\boldsymbol{x}^{k,h}$, C_k) tales que $\boldsymbol{x}^{k,h} \in U$ y $F(\boldsymbol{x}^{k,h}) = C_k$. T refleja la política de decisión que se asocia a F.

Consideremos un par $(a, b) \in U \times U$. Supongamos que el agente decisor intenta establecer una comparación de los objetos a y b analizando el estado de los atributos de cada uno. Según la filosofía de los métodos ELECTRE (cf. (Roy, 1990b)), el resultado dependerá de la valoración de la fuerza de las coaliciones de concordancia y discordancia. Si la coalición de concordancia (criterios que apoyan la aserción "a es al menos tan buena como b") es suficientemente fuerte, y si la coalición de discordancia es suficientemente débil, el agente de decisión (o el modelo que lo refleja) puede razonablemente establecer ese enunciado de preferencia que denotaremos por $a \succsim b$. Si $\sigma(a,b)$ es el grado de verdad del predicado $a \succsim b$, entonces $\sigma(a,b)$ se obtiene de la misma manera que en (3.1)

Para un valor razonablemente alto de λ, $\sigma(a, b) \geq \lambda$ implica que $a \succsim b$ es una afirmación suficientemente creíble. Para ello λ debe ser necesariamente mayor que 0.5; valores cercanos o superiores a 0.67 implican bastante credibilidad (por analogía con la mayoría calificada de la decisión en grupo).

El método TESEO

La preferencia entre a y b debe reflejarse en las categorías a que ellos pertenecen. Supongamos primero que $(a, b) \in T \times T$. Se debe admitir que

$$\sigma(a, b) \geq \lambda \wedge \lambda \text{ suficientemente alto} \Rightarrow F(a) \succsim F(b)$$

$F(a) \succsim F(b)$ significa que la categoría que corresponde a b no es superior a la que corresponde al objeto a en el orden de preferencia sobre categorías. Si $F(b) \succ F(a)$ hay una discrepancia entre el modelo de preferencias recogido en σ y la evaluación realizada por el agente de decisión. Luego, el modelo no se ajusta a la realidad, y es necesario cambiar su forma o modificar sus parámetros.

Supongamos que $a \succsim b \wedge \sigma(b, a) < 0.5$. La asimetría de $\sigma(a, b)$ y $\sigma(b, a)$ brinda argumentos para establecer cierta preferencia estricta a favor de a en el sentido de Roy (1996), que denotaremos por $aP(\lambda)b$ (o $(a, b) \in P(\lambda)$) y que llamaremos λ-preferencia estricta. Si $\sigma(a, b) \geq \lambda \wedge \sigma(b, a) \geq \lambda$ la simetría permite argumentar la indiferencia $aI(\lambda)b$ (λ-indiferencia). En caso de que $\sigma(a, b) \geq \lambda \wedge 0.5 \leq \sigma(b, a) < \lambda$ existe asimetría junto a una duda razonable de si hay preferencia estricta o indiferencia. Siguiendo a Roy (1996) asumimos en este caso una preferencia débil que favorece al objeto a, que denotaremos $aQ(\lambda)b$ (λ-preferencia débil). Por último, si $\sigma(a, b) < \lambda \wedge \sigma(b, a) < \lambda$ diremos que (a, b) es λ-incomparable con el modelo σ.

A partir de la información contenida en el conjunto de referencia, Fernández y Navarro (2011) proponen considerar los siguientes conjuntos de discrepancias con las relaciones de preferencia estricta, débil e indiferencia:

$D_P = \{(\boldsymbol{x}^{j,f}, \boldsymbol{x}^{k,h}) \in P(\lambda) \text{ con } k > j\}$

$D_Q = \{(\boldsymbol{x}^{j,f}, \boldsymbol{x}^{k,h}) \in Q(\lambda) \text{ con } k > j \text{ (o } (j-k) \geq 2)\}$

$D_I = \{(\boldsymbol{x}^{j,f}, \boldsymbol{x}^{k,h}) \in I(\lambda) \text{ con } j \neq k\}$

Y al mismo tiempo valorar el conjunto de consistencias modelo – información de referencia dado por:

$C_S = \{ (\boldsymbol{x}^{j,f}, \boldsymbol{x}^{k,h})$ tales que $(\boldsymbol{x}^{j,f}, \boldsymbol{x}^{k,h}) \in (P(\lambda) \vee Q(\lambda) \vee I(\lambda))$ con $j \geq k \}$.

Fernández y Navarro (2011) propusieron ajustar los parámetros del modelo σ resolviendo un problema de optimización multiobjetivo en que se minimicen los cardinales de los conjunto de discrepancias, y que simultáneamente se intente maximizar el cardinal del conjunto de consistencias. Idealmente se puede encontrar una especificación de los parámetros de σ que no produzca inconsistencias y que maximice la capacidad de predicción del modelo de outranking. En lo adelante supondremos que ya el modelo ha sido ajustado a la información de referencia.

Las relaciones $P(\lambda)$, $Q(\lambda)$ e $I(\lambda)$ pueden definirse en la misma forma para el conjunto de pares $T \times U$.

Fernández y Navarro (2011), consideran el problema de decisión siguiente: dado un objeto $\boldsymbol{x}$ de U seleccionar la categoría de $\boldsymbol{Ct}$ que mejor le corresponde de acuerdo con la información de referencia y del modelo σ previamente ajustado. El método **TESEO** descansa en dos ideas centrales: 1) utilizar la información contenida en $P(\lambda)$, $Q(\lambda)$ e $I(\lambda)$; la decisión de clasificar a $\boldsymbol{x}$ en una categoría específica debe ser lo más compatible posible con esas relaciones de preferencia-indiferencia. 2) Las categorías que pertenecen a $\boldsymbol{Ct}$ son las alternativas de decisión; los atributos que determinarán la clasificación son propiedades de esas categorías.

Para un nuevo objeto $\boldsymbol{x}$ cada elemento de $\boldsymbol{Ct}$ es una clasificación potencial. Supongamos que se valora a C_j como una posible decisión. La calidad de esta alternativa depende de la intensidad de los argumentos que se pueden encontrar en oposición a esa elección. Si la oposición a C_j es más fuerte que la oposición a C_i, la segunda sería mejor alternativa de clasificación para $\boldsymbol{x}$. Supongamos que $\boldsymbol{x}^{k,h} P(\lambda) \boldsymbol{x}$. Clasificar $\boldsymbol{x}$ como elemento de C_j ($j > k$) es contradictorio con la información de P y T. Semejante contradicción tendría que ser consecuencia de alguna de las siguientes proposiciones: a) incorrecta clasificación de $\boldsymbol{x}$; b) incorrecta clasificación previa de $\boldsymbol{x}^{k,h}$; c) pobre credibilidad del outranking (insuficiente valor de λ), o d) impreciso modelo de σ para el par ($\boldsymbol{x}^{k,h}$, $\boldsymbol{x}$). Si el modelo de outranking ha sido previamente ajustado, el valor de λ es razonablemente alto, y el agente de decisión confía en la información de referencia, la contradicción indica que C_j no es una buena selección para clasificar a $\boldsymbol{x}$.

Para fijar estas ideas se presentan las siguientes definiciones:

- Dado $(\boldsymbol{x}, C_j)$ y fijo un valor de λ, el conjunto de discrepancias de $(\boldsymbol{x}, C_j)$ con $P(\lambda)$ se define como $D_P = \{ \boldsymbol{x}^{k,h} \in T$ tales que $j > k \wedge (\boldsymbol{x}^{k,h}\, P(\lambda)\, \boldsymbol{x}) \}$.
- El conjunto de discrepancias de $(\boldsymbol{x}, C_j)$ con $Q(\lambda)$ se define como $D_Q = \{ \boldsymbol{x}^{k,h} \in T$ tales que $j > k$ o $k\text{-}j \geq 2 \wedge (\boldsymbol{x}^{k,h}\, Q(\lambda)\, \boldsymbol{x})\}$.
- Del mismo modo, el conjunto de discrepancias de $(\boldsymbol{x}, C_j)$ con $I(\lambda)$ se define como $D_I = \{ \boldsymbol{x}^{k,h} \in T$ tales que $|j - k| \geq 2 \wedge (\boldsymbol{x}^{k,h}\, I(\lambda)\, \boldsymbol{x}) \}$.
- Algunas discrepancias más débiles como

$$j = k \wedge (\boldsymbol{x}^{k,h}\, P(\lambda)\, \boldsymbol{x})$$

$$j = k \wedge (\boldsymbol{x}^{k,h}\, Q(\lambda)\, \boldsymbol{x})$$

$$|j - k| = 1 \wedge (\boldsymbol{x}^{k,h}\, I(\lambda)\, \boldsymbol{x})$$

No se consideran significativos argumentos en contra de C_j, pues pueden explicarse a causa del carácter "granular" de la información de referencia en combinación con la imprecisión inevitable del modelo de outranking.

Note que los conjuntos de discrepancias son funciones de las categorías. Para escoger la mejor alternativa de clasificación, el método **TESEO** sugiere que los elementos de ***Ct*** sean valorados considerando D_P, D_Q y D_I . Si solo se toma en cuenta la cardinalidad de estos conjuntos y se desprecia la "intensidad de la discrepancia", un primer modelo puede ser el siguiente:

$$\underset{\boldsymbol{Ct}}{\text{Minimizar}}\ n_P,\ n_Q,\ n_I \qquad (3.2)$$

donde n_P, n_Q, n_I denotan la cardinalidad de los respectivos conjuntos de discrepancias. n_P es claramente el objetivo más importante. Vale la pena remarcar que las alternativas de decisión son los elementos de ***Ct***. Ya que en general se trata de unos pocos elementos, el problema de optimización se resuelve por simple enumeración.

En caso de que ***Ct*** contenga más información que la simplemente ordinal, se puede modelar la "intensidad de la discrepancia". Para reflejarla proponemos considerar los siguientes conjuntos:

$D_{2P} = \{ \boldsymbol{x}^{k,h} \in D_P$ tales que $j\text{-}k > 1 \}$

$D_{1P} = \{ \boldsymbol{x}^{k,h} \in D_P$ tales que $j\text{-}k = 1 \}$

$D_{2Q} = \{ \boldsymbol{x}^{k,h} \in D_Q$ tales que $j\text{-}k > 1 \}$

$D_{1Q} = \{ \boldsymbol{x}^{k,h} \in D_Q$ tales que $j\text{-}k = 1$ o $k\text{-}j \geq 2 \}$

n_{2P}, n_{1P}, n_{2Q}, n_{1Q} denotan su respectiva cardinalidad. La decisión de clasificación se puede formular como:

$$\underset{\boldsymbol{Ct}}{\text{Minimizar}}\ n_{2P},\ n_{1P},\ n_{2Q},\ n_{1Q},\ n_I \qquad (3.3)$$

n_{2P} es el criterio más importante; le siguen (n_{1P}, n_{2Q}) y (n_{1Q}, n_I) en segundo y tercer nivel de importancia.

Si no hay un agente de decisión cuyas preferencias puedan modelarse para resolver (3.2) y (3.3), sugerimos utilizar en (3.2) prioridad lexicográfica para n_P, considerando $n_Q + n_I$ como el segundo objetivo. En (3.3) se propone también prioridad lexicográfica aplicada al vector (n_{2P}; $n_{1P} + n_{2Q}$; $n_{1Q} + n_I$).

Si los conjuntos de discrepancias más importantes son vacíos en la solución óptima, el analista-agente de decisión queda totalmente satisfecho del resultado. Si no es así, quizás las discrepancias sean causadas por errores al clasificar algunos elementos de referencia; se puede revisar cuáles son los elementos de referencia que causan las discrepancias inaceptables, y eventualmente modificar su clasificación.

Si en (3.2) y (3.3) hay una sola categoría que minimiza el vector de las discrepancias, entonces **TESEO** la prescribe como clasificación del objeto $\boldsymbol{x}$. Si por el contrario hay múltiples óptimos $C' = \{ C_{j1}, C_{j2}, \ldots C_{jL} \}$ **TESEO** considera C_{j1} y C_{jL} como clasificación pesimista y optimista respectivamente.

3.2 Problemas de Optimización Multiobjetivo

3.2.1 Introducción

Mientras que en la ayuda a la decisión multicriterio el interés es auxiliar a un decisor en la elección de entre un conjunto reducido de alternativas una o un grupo de ellas, cuando se enfrenten problemas de grandes dimensiones más que *decidir* lo que investiga es cómo *optimizar.* De manera simple, optimizar se define como la búsqueda de un conjunto[22] de soluciones eficientes dentro de un gran grupo de acciones potenciales; para realizar esta búsqueda se aplican rápidos algoritmos computacionales. Entonces el concepto de problema de decisión multicriterio evoluciona a problema de optimización multiobjetivo. Aunque recalcamos en la actualidad se habla de manera indistinta de multicriterio y multiobjetivo, a pesar de la estrecha frontera que los divide.

3.2.2 Conceptos básicos

Los problemas reales en todas las áreas de las ciencias, generalmente quedan fuera de la optimización de una sola función objetivo, por tanto es necesario establecer un marco de trabajo para situaciones de dos o más funciones objetivos. Cualquier problema de optimización multiobjetivo (también llamado optimización multicriterio u optimización vectorial) se formula de manera general como:

Encontrar el vector $\vec{x} = (x_1, x_2, \ldots, x_n)^T$ *que optimice el conjunto de funciones objetivo* $[f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x}), \ldots f_m(\vec{x})]$, *satisfaciendo el conjunto de restricciones:*

$$g_i(\vec{x}) \leq 0 \quad i = 1, 2, \ldots, u$$

$$h_i(\vec{x}) = 0 \quad i = 1, 2, \ldots, p$$

Donde:

n es el número de variables de decisión del problema
m es el número de funciones objetivo
u es el número de restricciones de desigualdad
p es el número de restricciones de desigualdad

[22] Conjunto de soluciones eficientes también conocido como frente de Pareto.

Los problemas multicriterio o multiobjetivo, tanto de optimización como de toma de decisiones discreta, son mucho más complicados desde el punto de vista del reflejo de la subjetividad del DM. Puesto que la calidad de la acción potencial (soluciones en el argot de la programación matemática) se mide por varios, quizás muchos, criterios en conflicto, la mejor solución es necesariamente resultado de un cierto compromiso que deberá tomar en cuenta el sistema de preferencias, de valores, del DM. Siguiendo a Olmedo (2009) para precisar el planteamiento de la búsqueda de la mejor solución del problema de optimización se tienen las siguientes definiciones:

Definición: Sean *a* y *b* acciones potenciales del conjunto de decisión A. Se dice que *a* domina a *b* si, desde el punto de vista del DM, *a* es preferida a *b* respecto a uno o varios criterios, e indiferente respecto de los demás.

Definición: La acción a ∈ A es no dominada si no existe b ∈ A que la domina.

En los problemas de optimización multiobjetivo (POM) el conjunto de soluciones no-dominadas forma la frontera de Pareto. Es fácil demostrar que la mejor acción es siempre no dominada (miembro de la frontera de Pareto en optimización multibjetivo) (Deiros, Fernández y Díaz, 1989). En la Figura 3.1 aparece una representación de la frontera de Pareto en un problema, es un problema de optimización (minimización) bicriterio.

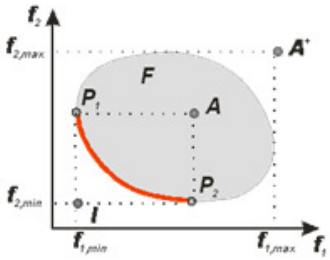

Figura 3.1. Frontera de Pareto para un ejemplo de minimización bicriterio.

Fuente: http://www.mlahanas.de/MOEA/MO_Optimisation-Dateien/image007.gif

En la Figura 3.1 podemos identificar la denominada región factible que se corresponde con el área sombreada y delimitada por las restricciones impuestas al problema de optimización. La Figura 3.1 muestra cinco puntos o acciones (A, A', I, P_1 y P_2), las acciones potenciales A, P_1 y P_2

siempre pertenecen a la región factible. La alternativa A y A' están dominadas por los puntos P_1 y P_2 siendo estos últimos no-dominados entre sí. La línea coloreada representa las soluciones que pertenecen a la frontera de Pareto (los puntos P_1 y P_2). Por último es importante mencionar dos alternativas que sirven como puntos de referencia, la solución ideal[23] (I) que contiene los mejores valores de la función objetivo y la solución pesimista o Nadir (A') relacionada con la alternativa que alberga los peores valores de la función objetivo.

3.2.3 Clasificación de los métodos de optimización multiobjetivo

Los POM, la mayoría de ellos, son calificados como *NP-dificil*[24] cuando la solución exacta no es posible en un tiempo proporcional a N^n, donde *N* es el número de parámetros del problema y *n* una constante entera. Este tipo de problemas tienen una complejidad exponencial. Existen numerosos métodos desarrollados para solucionar estas problemáticas. En la Figura 3.2 se muestra una taxonomía de las técnicas para tratar problemas de optimización multiobjetivo. Es muy dinámica, y deja de incluir nuevos enfoques metaheurísticos que surgen frecuentemente inspirados en la vida y la naturaleza.

La solución final de un POM es el resultado de la combinación de un proceso de optimización y la decisión (Veldhuizen y Lamont, 1998), Y dependiendo del momento en que son expresada las preferencias del DM, antes, durante o después del proceso de optimización, dividen los métodos de optimización multiobjetivo en tres grandes grupos (ver también (Marler y Arora, 2004; Miettinen, 1999)):

- Métodos a priori. El decisor combina los diferentes objetivos en una función escalar.
- Métodos progresivos. La toma de decisión y la optimización son interactivas.
- Métodos a posteriori. El decisor elige a partir de un conjunto de soluciones de Pareto.

[23] En la bibliografía también puede encontrarse como: punto utópico; punto de referencia; vector ideal; punto diana o punto de mira.
[24] Problemas NP-Hard mejor conocidos en la bibliografía.

- Algoritmos Exactos
  - Branch and Bound (Sen, Raiszadeh y Dileepan, 1988).
  - Programación Dinámica (Carraway, Morin y Moskowitz, 1990)
  - A* (Stewart y White III, 1991)
- Heurísticas Especificas
- Metaheurísitcas
  - No basadas en Pareto
    - Agregación de Objetivos
    - Método de Programación por Metas
    - Método de las Restricciones
    - VEGA (Vector Evaluated Genetic Algorithm) (Schaffer, 1985)
    - Ordenamiento Lexicográfico
    - Algoritmo MinMax
  - Basados en Pareto
    - Algoritmos Evolutivos Multiobjetivos –MOEA (Goldberg, 1989)
    - Sistemas Inmunes Artificiales Multiobjetivo –MOAIS (Yoo y Hajela, 1999)
    - Colonia de Hormigas Multiobjetivo –MOACO (DORIGO, 1992)
    - Enjambre de Partículas Multiobjetivo –PSO (Kennedy, 2010)
    - Algoritmos Meméticos Multiobjetivo (Knowles y Corne, 2005)
    - Scatter Search Multiobjetivo (Glover, 1998)
    - Evolución Diferencial Multiobjetivo (Price, 1999)
    - Búsqueda Tabú (Glover y Laguna, 1999)
    - Simulado Recocido (Kirkpatrick, 1984)

Figura 3.2. Taxonomía de los métodos de optimización multiobjetivo.
Fuente: Elaboración propia. A partir de Basseur, Talbi, Nebro y Alba (2006).

Es necesario aclarar que existen métodos de optimización multiobjetivo que ignoran las prioridades del DM. Esta manera de abordar el problema se realiza usando técnicas relativamente simples y la solución encontrada es presentada al DM, el cual puede aceptarla o rechazarla. Estos procedimientos se aplican sin modelar las preferencias de modo que es muy difícil que se arribe a una solución siquiera cercana al mejor compromiso. Son generalmente utilizados cuando el DM no espera una solución especial y está satisfecho con cualquier solución óptima en el sentido de Pareto (Toscano, 2001). Ejemplos de esta clasificación son: el método del criterio global y el método multiobjetivo de los paquetes próximos.

3.2.4 Métodos que incorporan las preferencias a priori

La especificación de preferencias en estos métodos se realiza antes del proceso de optimización

que arroja la mejor solución de compromiso que se asume de acuerdo a las prioridades del DM. La principal dificultad de estos métodos radica en que no siempre se saben de antemano las características deseables que deben de tener las soluciones del problema. Sus principales exponentes según (Fernández, 1987; Hwang y Masud, 1979): Método de la función valor; el método lexicográfico; la programación de metas; la programación borrosa.

3.2.5 Métodos que incorporan las preferencias de manera interactiva

Esta clase es la más desarrollada de las tres, aunque también las más complicada de implementar al requerir demasiado tiempo del analista y del decisor. Esto se debe a que se solventan la mayoría de los problemas de la toma de decisiones mediante la interacción entre quien toma la decisión y el método interactivo. La forma básica de la interacción es la siguiente (Miettinen, 1999):

1. Inicio
2. Encontrar una solución factible
3. Repetir
   - Interactuar con quien toma las decisiones (INCORPORACION DE PREFERENCIAS)
   - Obtener una nueva solución de acuerdo a esas preferencias
4. Hasta que se acepte la nueva solución

Figura 3.3. Pasos que siguen los métodos que incorporan preferencias interactivamente.
Fuente: Elaboración propia

Existen numerosos métodos interactivos, se destacan los siguientes (Hwang y Masud, 1979; Miettinen, 1999; Toscano, 2001): STEM[25]; programación de metas interactiva; el método Interactivo de compromisos valuados; el método de satisfacción de compromisos; el método de Geoffrion-Dyer-Feinberg; las técnica secuencial de optimización próxima; el método de Tchebycheff; el método de punto de referencia; el método GUESS[26]; la búsqueda Light Beam; el enfoque de referencia de dirección; el método NIMBUS[27], entre otros.

[25] STEM.- Step Method.
[26] GUESS.- Método interactivo que opera sobre soluciones aproximadas.
[27] NIMBUS.- Nondifferentiable Interactive Multiobjective BUndle-based optimization System.

3.2.6 Métodos que incorporan las preferencias a posteriori

Estos métodos generan un conjunto de óptimos de Pareto, con el inconveniente de que el proceso de generación es usualmente muy costoso computacionalmente y en la mayoría de los problemas es sumamente difícil alcanzarlo. Estos métodos se dividen en dos subclases: los que pueden encontrar todo el frente de Pareto, y los que pueden generar únicamente los puntos que se encuentran en los extremos del frente de Pareto. Ejemplos de métodos a posteriori (Hwang y Masud, 1979; Toscano, 2001): Método de la función suma ponderada y el método de restricciones ε.

3.3 Algoritmos Evolutivos

3.3.1 Antecedentes

La teoría de la evolución fue presentada por Charles Darwin en 1859 en su libro "Sobre el Origen de las Especies por Medio de la Selección Natural", en donde expone que los individuos mejor adaptados al medio ambiente pueden vivir más tiempo aumentando sus posibilidades de reproducción y transmitiendo información genética a sus sucesores. Según Darwin, las especies que no cambian en algún momento dejan de ser compatibles con un ambiente cambiante. Además Darwin defendía que lo pequeños cambios heredables en los seres vivos y la selección natural son las dos causas que provocan el cambio en la naturaleza y la generación de nuevas especies.

Darwin desconocía cuál es la base de la herencia, pensaba que los rasgos de un ser vivo eran como *"fluidos*", y que los "*fluidos*" de los dos padres se mezclaban en la descendencia (Navarro, 2005). El inconveniente de esta hipótesis es que al cabo de cierto tiempo una población tendría los mismos rasgos intermedios. Fue Johann Gregor Mendel, un monje austriaco, quien descubrió que los caracteres se heredaban de forma discreta y que se tomaban, dependiendo de quien domina, del padre o de la madre. A estos caracteres que podían tomar diferentes *"estados"* se les llamaron genes y a los *"valores"* o estados que podían tomar, alelos.

Después de la publicación "*El origen de las especies*" de Darwin, el investigador alemán August Weismann estableció su teoría del germoplasma (Weismann, 1893), para su experimento

amputó la cola de un grupo de ratas durante 22 generaciones, comprobó que la longitud de la cola de las ratas no mostraba afectación alguna. En su teoría afirma que el cuerpo se divide en células germinales (germoplasma) que pueden transmitir información hereditaria y en células somáticas (somatoplasma) que no pueden hacerlo. Concluye que la selección natural era lo único que podía modificar el germoplasma o genotipo (composición genética de un individuo) y éste y el ambiente podían influenciar al somatoplasma o fenotipo (rasgos específicos de un individuo).

Estas ideas de Mendel y Weismann están en la base del neo-darwinismo, donde se afirma que la historia de la mayoría de la vida está causada por una serie de procesos que actúan en las poblaciones y especies – reproducción, mutación, competencia y selección – Entonces evolución pueden entenderse como cambios en el conjunto genético de una población.

Inspirados en la teoría evolutiva, los Algoritmos Evolutivos (AE), también enmarcados en el concepto de computación evolutiva (EC por sus siglas en inglés), tratan de simular la evolución de una población (los individuos de la población son generados de forma aleatoria) a la cual se aplican diferentes operadores evolutivos (selección, cruza y mutación); estos operadores se aplican a individuos que pasan de una generación a la siguiente. Los AE son un enfoque original para resolver problemas de optimización, pues sin necesitar conocimientos del problema que tratan pueden encontrar una solución satisfactoria, suficientemente cercana a la óptima exacta generalmente difícil de alcanzar.

3.3.2 De la teoría evolutiva a los algoritmos computacionales

Las primeras ideas para resolver problemas de optimización aplicando algoritmos computacionales basados en los principios del Darwinismo vinieron del famoso matemático Von Neumann quien se adelantó al descubrimiento del ADN[28]. Von Neumann afirmó que la vida debía estar apoyada por un código con doble función que describiera cómo se puede construir un ser vivo, y también apto para autoreproducirse; por tanto, un autómata o máquina autoreproductiva debería ser capaz, de contener las instrucciones para autogenerarse, reproducirse y además transmitir esas habilidades a su descendencia.

[28] Ácido desoxirribonucleico.

Las primeras propuestas para simular la evolución se sitúan en los años 50´s. Fue Barricelli (1954) quien desarrollo una de las primeras propuestas de procesos de evolución y su aplicación a los problemas de optimización. Friedman (1956) propuso una aplicación de técnicas evolutivas en la robótica, su propuesta de evolucionar circuitos de control aplicando un proceso similar a la selección natural. Friedberg (1958) con la idea de realizar cálculos sencillos intenta evolucionar programas de computadora generando conjuntos de instrucciones en lenguaje de máquina; de manera informal, fue el primero en utilizar los conceptos de paralelismo implícito y esquemas. Ese mismo año, Bremermann (1958) consideró la evolución como un proceso de optimización y usó cadenas binarias que se combinaban por medio de reproducción, selección y mutación. Rechenberg (1965) presentó el primer algoritmo utilizando *estrategias de evolución*; la estrategia operativa de Rechenberg fue mutar a un único individuo para encontrar una solución. L. J. Fogel, Owens y Walsh (1966) fueron los pioneros de la *programación evolutiva*, evolucionaban autómatas de estado finito empleando un operador similar al de la mutación. Holland (1962) propone los primeros *algoritmos genéticos,* estos utilizan tres operadores evolutivos fundamentales: selección, cruza y mutación. Catorce años después, Goldberg (1989) publicó uno de los libros más conocidos sobre algoritmos genéticos. Fue en 1989 cuando aparece el concepto de algoritmo memético y se propone la *programación genética* que consiste en hacer evolucionar poblaciones de programas (Koza, 1989).

Todas estas técnicas inspiradas en la teoría de la evolución natural Neo-Darwiniana, todas ellas son englobadas en el concepto de *computación evolutiva* o *algoritmos evolutivos* (Coello, 2015), en términos generales, para simular el proceso evolutivo requiere de: codificar las estructuras que se replicarán, operadores que afecten a los individuos, una función de aptitud y un mecanismo de selección.

3.3.3 Principales paradigmas

De acuerdo con Coello (2015) es difícil establecer una clara diferencia entre los distintos algoritmos evolutivos existentes; por razones sobre todo históricas, suele hablarse de tres paradigmas principales: *Estrategias evolutivas* (EE), *programación evolutiva* (PE), y *algoritmos genéticos* (AG). Además otros autores consideran la *programación genética* (PG) como un cuarto paradigma. Es importante destacar la existencia de una extensa bibliografía acerca de algoritmos evolutivos. A continuación daremos una breve descripción de cada una de estas metodologías.

Iniciando por las EE, después la PE, seguido por la PG y al final los AG, que serán explicados más detenidamente pues son la base del instrumento propuesto para el proceso de optimización en la selección de carteras de proyectos de investigación y desarrollo.

Las *estrategias evolutivas* (EE) propuestas por Rechenberg (1965) y mejoradas por Schwefel (1995), para resolver problemas paramétricos de optimización, que trabajan con poblaciones de cromosomas compuestos por números reales. Existen distintos tipos de estrategias evolutivas, en la más común, se crean nuevos individuos añadiendo un vector de mutación a los cromosomas existentes en la población; en cada generación, se elimina un porcentaje de la población, y los restantes generan la población total, mediante mutación y cruce. La magnitud del vector de mutación se calcula adaptativamente.

El paradigma de *programación evolutiva* (PE) desarrollada por L. J. Fogel et al. (1966) se inició como un intento de utilizar la evolución para crear máquinas inteligentes, que pudieran anticipar momentos de su entorno y reaccionar adecuadamente a ellos. Para simular una maquina inteligente se utilizó un autómata celular, que consiste en un conjunto de estados y reglas de transición entre ellos, de forma que, al recibir una entrada, cambia o no de estado y produce una salida. Fogel intentó hacer aprender a estos autómatas para encontrar regularidades en los símbolos que se les enviaban. Como método de aprendizaje usó un algoritmo evolutivo: una población de diferentes autómatas competía para encontrar la mejor solución, o sea, predecir cuál sería el siguiente símbolo de la secuencia con un mínimo de errores; los peores eran eliminados de cada generación, y sustituidos por otros autómatas resultantes de una mutación de los existentes.

La *programación genética* (PG) desarrollada por Koza (1989) se basa en la evolución de programas. Normalmente la representación usada sigue la sintaxis de programas LISP, que esencialmente son árboles cuyos nodos internos son operadores y los externos operadores de mutación y cruce específicos.

Los a*lgoritmos genéticos* (AG) denominados originalmente “planes reproductivos genéticos” (Coello, 2015) y planteados por John H. Holland a principios de los 60´s (Holland, 1962) motivado por resolver problemas de aprendizaje de máquina. Holland intentaba estudiar formalmente el fenómeno de la adaptación tal y como ocurre en la naturaleza, y desarrollar

métodos para aplicar los mecanismos de la adaptación natural a sistemas de computadoras. Los AG fueron implementados por primera vez por DeJong (1975) en un problema de optimización paramétrica, aunque fue a finales de los 80´s cuando se popularizaron con la publicación del libro *"Genetic algorithms for search, optimization, and machine learning"* (Goldberg, 1989).

Un AG se caracteriza por el hecho de hacer evolucionar poblaciones de individuos, aplicando los mismos métodos de la evolución biológica; selección de individuos, reproducción sexual y mutación.

Básicamente el funcionamiento de un AG sigue el pseudocódigo mostrado en la Figura 3.4. Inicialmente se genera una población aleatoria de individuos P(0). En cada generación (NumGeneraciones), se evalúa la aptitud de todos los individuos que componen la población P(NumGeneraciones). A continuación y con base a la aptitud, se selecciona de P(NumGeneraciones) un grupo P'(NumGeneraciones) de padres (llamado grupo de reproducción) para la creación de descendientes. Luego, aplicando algún operador de cruce (o recombinación), los genes de los individuos padres de P'(NumGeneraciones) son cruzados para obtener la población de descendientes P"(NumGeneraciones). Por último, mediante el operador mutación los genes de los individuos de la población P"(NumGeneraciones) son modificados estocásticamente y se obtiene la población P"'(NumGeneraciones). Nuevas poblaciones de individuos van a continuación a sucederse, hasta alcanzar el criterio de parada (TotalGeneraciones).

Los AGs, a diferencia de la PE o las EEs, actúan sobre conjuntos de individuos o soluciones (genotipo) codificadas en cromosomas cuya representación tradicional es la binaria, y no sobre el fenotipo (la evaluación de un genotipo particular). En general no es posible asegurar la convergencia de los AGs al conjunto de soluciones óptimas y se demuestra en Rudolph (1994), que los AGs requieren de elitismo (mantener intacto al mejor individuo o los mejores individuos de la población en cada generación) para la meta final que es la convergencia al óptimo.

1. NumGeneraciones = 0
2. TotalGeneraciones
3. Generar P(NumGeneraciones)
4. Mientras NumGeneraciones < TotalGeneraciones
   - Evaluar cada individuo de P(NumGeneraciones)
   - Selección de P(NumGeneraciones) los padres para generar nuevos hijos y se obtiene P'(NumGeneraciones)
   - Cruce de los genes de padres de P'(NumGeneraciones) para obtener P'(NumGeneraciones)
   - Mutación que modifica estocásticamente los genes de P''(NumGeneraciones) para generar P'''(NumGeneraciones)
   - P(NumGeneraciones + 1) = P'''(NumGeneraciones)
5. Termina Mientras
6. Fin

Figura 3.4. Pseudocódigo básico de un AG.
Fuente: Elaboración propia

3.3.4 Consideraciones del esquema general de un algoritmo evolutivo

De acuerdo con (Maximo, 2008) el propósito genérico de los algoritmos evolutivos consiste en guiar una búsqueda estocástica haciendo evolucionar a un conjunto de estructuras y seleccionando de modo iterativo las más adecuadas. A diferencia de los otros algoritmos de optimización, utilizan en el proceso de búsqueda no sólo los valores de aptitud, sino también las similitudes que existen entre los patrones que siguen las cadenas con un nivel de aptitud alta. Los algoritmos evolutivos investigan las correlaciones estructurales de cadenas con medidas de aptitud sobresalientes. Formalmente se definen las semejanzas entre cadenas mediante un "*esquema*". Usando un alfabeto binario (sin que esto signifique una pérdida de generalidad), un esquema es una cadena del tipo 1#0# (donde # representa un comodín que puede tomar los valores 0 y 1). Por lo tanto, entre más símbolos # contenga, un esquema se vuelve menos específico, es decir, describe más cadenas.

El esquema general de trabajo de un algoritmo evolutivo en la resolución de un problema es el siguiente:

1. Generación de una población de individuos de tamaño inicial *N (N>0)*, donde cada uno de ellos representa una solución del problema.
2. Evaluar los individuos, asignándoles un valor de adaptabilidad, que representa su adecuación como solución del problema.

3. Seleccionar a los individuos más aptos de la población, que servirán como "*padres*" de la siguiente generación.
4. Aplicar operadores de reproducción a los "*padres*" para producir nuevos individuos "*hijos*".
5. Aplicar a los "*hijos*" de la población un operador denominado mutación.
6. Insertar en la población estos "*hijos*", sustituyendo una parte de la población considerando algún criterio de inserción para que la nueva población mantenga su dimensión inicial.
7. Vuelta al segundo paso.

En ese proceso existen 5 puntos que deben ser considerados por cualquier implementación (Michalewicz, 2013):

1. Una representación genética para las soluciones potenciales del problema.

Se entiende que la representación genética es la codificación de las soluciones del problema, la manera en que el espacio de soluciones potenciales se transforma en el dominio, insumo del AE. Es, por consiguiente, una forma de mapeo entre dos espacios, uno que corresponde al dominio del problema, y otro afín con el modo de trabajo de los operadores genéticos. Resulta sumamente importante que se tenga un tipo de representación lo más cercana posible al dominio del problema.

La representación binaria, donde los genes se suelen asociar de alguna forma a cadenas de bits, es utilizada en los algoritmos genéticos (Goldberg, 2013; Michalewicz, 2013). Este tipo de codificación facilita el análisis teórico del desempeño del algoritmo (convergencia al óptimo global) y la definición de los operadores genéticos. Sin embargo, esta representación presenta algunos inconvenientes que se vuelven notables en problemas con muchas dimensiones y requerimientos altos de precisión numérica. En estos casos el espacio de búsqueda crece en forma exponencial provocando un pobre desempeño del algoritmo. Hay que considerar además el esfuerzo computacional que necesitan los algoritmos de codificación y de decodificación de la información. Y por último, en la representación binaria no necesariamente se cumple que puntos cercanos en el espacio de búsqueda corresponden a puntos cercanos en el espacio del problema,

aunque es posible reducir la discrepancia usando una codificación Gray (Mathias y Whitley, 1994).

Otra forma de representación es la de vectores de números reales (Schwefel, 1995), que es conceptualmente más cercana al espacio del problema, con decodificación del individuo más sencilla. A pesar de que la propuesta inicial de codificación fue la binaria, actualmente existen teoremas acerca de la equivalencia de las representaciones (D. B. Fogel y Ghozeil, 1997) que justifican su empleo.

2. Una manera de generar la población inicial de soluciones potenciales.

Teniendo en cuenta que cada individuo representa un punto en el espacio solución, la idea que debe regir en la generación de la población inicial es la de lograr el mayor esparcimiento de puntos en el espacio. En términos de algoritmos evolutivos, sería el logro de una población con la mayor diversidad genética posible. Aquí se entiende con mayor claridad la importancia de contar con una representación adecuada, es decir, a pequeños cambios en la información genética, pequeños cambios en su decodificación real y a la inversa. En etapas iniciales, resulta muy importante la influencia de la población inicial en el desempeño del algoritmo evolutivo.

Habitualmente, en algoritmos evolutivos se utilizan dos formas para la generación de la población inicial: se genera en forma aleatoria o se utiliza una heurística basada en el conocimiento del problema. Ambas alternativas poseen ventajas y desventajas. Una inicialización aleatoria proporciona una alta diversidad genética y aumenta la capacidad inicial de exploración de la búsqueda; en dependencia del tipo de región factible, es posible que la búsqueda utilice demasiados recursos en encontrar individuos factibles. El empleo de una heurística en la generación de la población inicial evita el problema de exploración innecesaria y coloca puntos en la región factible tan cercanos al óptimo como el conocimiento del problema nos permita vía la implementación de la heurística; sin embargo, se corre el riesgo de una convergencia prematura del algoritmo debida principalmente a la falta de diversidad inicial.

Determinar el tamaño de la población ideal para un problema dado es un problema abierto (Goldberg, 1989), pero de manera intuitiva podemos decir que poblaciones demasiado pequeñas

corren el riesgo de no tener la capacidad de cubrir con éxito el espacio de búsqueda, y en contraparte, una población de grandes dimensiones implica demasiado costo computacional.

3. Una función de evaluación que juega el rol de medio ambiente.

La evaluación nos da una medida de cuán adecuado es el individuo al medio ambiente. Así, es una medida de la bondad de la solución. Cada individuo contribuye al proceso de reproducción en medida creciente con su correspondiente evaluación. Individuos con mejor evaluación deben tener mayor probabilidad de que su información genética se mantenga.

En el momento de evaluar a un individuo hay que considerar el cumplimiento de las restricciones que existen en el problema. Cuando los individuos deben cumplir restricciones se han propuesto varios enfoques: El más simple es el que se podría denominar absolutista o "*de pena de muerte*", en que aquellos individuos que no satisfacen las restricciones no son considerados, y se siguen efectuando cruzas y mutaciones hasta obtener individuos válidos, o bien, a dichos individuos se les asigna una función de evaluación igual a cero. Bajo este esquema de trabajo, es muy probable que información genética valiosa, de individuos con un alto potencial, se pierda sólo por estar ligeramente fuera de la región factible. Su principal ventaja es la facilidad de implementación y comprensión (Bäck, Hoffmeister y Schwefel, 1991; Schwefel, 1995).

Otra posibilidad consiste en reconstruir aquellos individuos que no satisfacen las restricciones. Esa reconstrucción suele llevarse a cabo por medio de un nuevo operador que se acostumbra a denominar reparador. Existen aplicaciones exitosas de este tipo de tratamiento de las restricciones (Michalewicz y Nazhiyath, 1995; Michalewicz y Xiao, 1995; Orvosh y Davis, 1993, 1994; Xiao, Michalewicz y Zhang, 1996; Xiao, Michalewicz, Zhang y Trojanowski, 1997). La desventaja se presenta en la necesidad de diseñar el operador que lleve a cabo la reparación de la solución, pues está fuertemente ligado a la naturaleza del problema y en ocasiones resulta muy complejo implementarlo.

El enfoque más popular es el que está basado en la penalización de la función objetivo. La idea general consiste en disminuir el nivel de adaptabilidad del individuo por una cantidad (la penalización), que guarda relación con la magnitud en que dicho individuo viola las restricciones.

De esta forma, el individuo, aunque infactible, se mantiene dentro de la población y el contenido valioso de su información genética puede ser transmitido a sus descendientes. Existen tres criterios que pueden ser tomados en cuenta para obtener la cantidad de penalización (Richardson, Palmer, Liepins y Hilliard, 1989): i) un individuo se penaliza sólo por ser infactible; ii) la penalización toma en cuenta el número de restricciones violadas; ó bien iii) se penaliza de acuerdo al costo esperado de reparación.

El principal problema en este enfoque es lograr una definición adecuada de las penalizaciones que le permita al algoritmo dirigirse hacia regiones prometedoras del espacio solución y cumplir su objetivo de encontrar el óptimo global. La forma adecuada de estas funciones de penalización es dependiente del problema.

Existen, naturalmente otras formas de tratamiento de las restricciones como son:

- La utilización de representaciones y operadores especiales que permitan preservar la factibilidad de las soluciones en el proceso evolutivo.
- El manejo por separado de las restricciones y los objetivos, en donde no se mezclan los valores asociados a la función objetivo y las restricciones violadas, como sucede en los métodos de penalización.
- Por último, existen los métodos denominados híbridos, dentro de los cuales se agrupan aquellos que utilizan alguna otra técnica de optimización numérica para manejar las restricciones en un proceso evolutivo (Multiplicadores de Lagrange, Simplex, Lógica Difusa, entre otros).

En (Coello, Van y Lamont, 2002) se da una amplia discusión sobre el tratamiento de restricciones.

4. Operadores genéticos que alteran la composición de los individuos.

En general podemos decir que los operadores genéticos son los responsables de cualquier cambio en los individuos de la población, por lo tanto, el paso de una población a otra solo se puede dar vía la aplicación sistemática de ellos. Dentro de la terminología de algoritmos evolutivos a cada iteración se le denomina una generación. Se puede decir que los operadores genéticos son empleados para determinar cómo va a ser la nueva generación.

Ellos cargan con la responsabilidad de lograr el equilibrio adecuado entre las dos tendencias implícitas en los métodos de búsqueda: Exploración y Explotación. El pretender un equilibrio sugiere la necesidad de tener operadores que incorporen ambos conceptos.

Existen una diversidad de operadores: cruce, mutación, muerte, aborto, envejecimiento, de nichos, etc. Los operadores de cruzamiento y mutación son los que han sido utilizados en la mayoría de las aplicaciones y proporcionan la incorporación de elementos de exploración y explotación; los de nichos permiten la formación de subpoblaciones en el algoritmo, y su objetivo es mantener la diversidad genética de la población permitiendo que individuos similares substituyan a individuos similares.

Existen dos conceptos muy importantes dentro del proceso evolutivo: presión selectiva y diversidad genética. La presión selectiva se refiere a la fuerza con que el algoritmo se dirige hacia las regiones prometedoras de la población actual; una presión selectiva llevada al extremo nos obligaría a ignorar por completo a los individuos con bajo valor de adaptabilidad y considerar únicamente a los mejores; y una presión selectiva nula trataría de igual forma a todos los individuos de la población, sin importarle sus niveles de adaptabilidad. Con lo anterior podemos deducir que una presión selectiva alta permite explotar las áreas prometedoras de una población, y por ende, provocar una convergencia prematura; en contraposición, una baja presión selectiva amplía la capacidad de exploración del algoritmo y conduce a un progreso más lento de lo necesario. La diversidad genética representa el grado de diferencia que existe entre los individuos de una población; entendiéndose que mientras más diferentes sean, mayor es la diversidad genética; y cuando aumenta la similitud menor es la diversidad genética. Ambos factores se encuentran fuertemente ligados, pues un incremento en la presión selectiva provoca una disminución en la diversidad genética y viceversa; ellas proporcionan una visión alterna de los conceptos de exploración y explotación.

Tanto cruce como mutación pueden ser realizados de muchas formas distintas. En párrafos posteriores se describirán los aspectos más destacados de estos operadores evolutivos.

Cruzamiento

El operador cruzamiento implementa la idea de explotación, permitiendo utilizar la información que se posee para buscar zonas más prometedoras. La idea básica es mezclar la información genética de los mejores individuos. El cruzamiento se realiza siguiendo los principios de la teoría de Darwin en relación a la selección natural, es decir, privilegiando los mejores individuos. Además, la producción de nuevos individuos acarrea el problema de sobrepoblación, resolviendo tal situación con la supresión de un subconjunto de la población, al cual los menos "*aptos*" tienen más posibilidad de pertenecer.

En las implementaciones informáticas, existen gran cantidad de técnicas de cruzamiento: *Cruza de un punto*, *Cruza de dos puntos, Cruza uniforme*, *Cruza acentuada, etc*. El más utilizado es el *Cruce de un punto*, donde se selecciona un punto al azar de la cadena. La parte anterior del punto es copiada del genoma del padre y la posterior de la madre. La ventaja de tener más de un punto de cruce radica en que el espacio de búsqueda puede ser explorado más fácilmente, siendo la principal desventaja el hecho de aumentar la probabilidad de ruptura de buenos *esquemas*.

Se distinguen dos momentos en la aplicación del operador cruzamiento, ambos referidos a un proceso de selección: en el primero, se seleccionan aquellos individuos que serán utilizados para la aplicación del operador y la generación de descendientes; el segundo momento es posterior a la aplicación y se refiere a la selección de aquellos individuos que serán substituidos (política de reemplazo).

La selección de los individuos es de suma importancia en un algoritmo evolutivo. Existe una clasificación general de las técnicas de selección:

- Selección proporcional: Se eligen individuos de acuerdo a su contribución de aptitud con respecto al total de la población. Ejemplos: Ruleta, Sobrante Estocástico, Universal Estocástico, Muestreo Determinístico.
- Selección Mediante Torneo: Se basa en comparaciones directas de aptitud entre individuos.
- Selección de Estado Uniforme: Se utilizan en algoritmos no generacionales, en los cuales solo unos cuantos individuos son reemplazados en cada generación (los

menos aptos). Son útiles cuando los individuos resuelven el problema de manera colectiva.

En al menos uno de los dos momentos mencionados anteriormente se debe aplicar un operador de selección que tome en cuenta el valor de aptitud. Si es para la aplicación del operador, se debe respetar que los individuos de mejor aptitud deben tener mayor probabilidad de ser seleccionados; y si es para la substitución, los menos "*aptos*" deben tener mayor probabilidad de ser seleccionados. En caso de no cumplirse lo anterior, estaríamos en presencia de una búsqueda sin dirección.

Mutación

La mutación es un operador basado en la idea de la exploración, en la búsqueda de zonas prometedoras sin la atadura de la localización actual de los puntos que representan los individuos de la población. Se define *mutación* como una variación de las informaciones contenidas en el código genético, habitualmente un cambio de un gen a otro producido por algún factor exterior al algoritmo.

Hay diversas técnicas de aplicación de este operador, entre ellas:

- *Mutación de gen*: existe una única probabilidad de que se produzca una mutación de algún elemento de la cadena. De producirse, el algoritmo toma aleatoriamente un gen, y lo modifica. La modificación puede sumar un valor aleatorio, un valor constante, o introducir un gen aleatorio nuevo.
- *Mutación multigen*: cada gen tiene una probabilidad de mutarse o no, que es calculada en cada ejecución del operador de mutación multigen.
- *Mutación de intercambio*: existe una probabilidad de que se produzca una mutación. De producirse, toma dos genes aleatoriamente y los intercambia.
- *Mutación de barajado*: existe una probabilidad de que se produzca una mutación. De producirse, toma dos genes aleatoriamente y baraja de forma aleatoria los genes comprendidos entre los dos.

Si bien se admite que el operador de cruce es el responsable de efectuar la búsqueda a lo largo del espacio de posibles soluciones, también parece desprenderse de los experimentos

efectuados por varios investigadores que el operador de mutación gana importancia a medida que la población de individuos converge (L. Davis, 1991).

En Schaffer, Caruana, Eshelman y Das (1989) se reporta que el efecto del cruce en la búsqueda es inferior al que previamente se esperaba. Utilizaron la denominada evolución primitiva, en la cual el proceso evolutivo consta tan sólo de selección y mutación. Encontraron que dicha evolución primitiva supera con creces a una evolución basada exclusivamente en la selección y el cruce. Otra conclusión de su trabajo fue que la determinación del valor óptimo de la probabilidad de mutación era mucho más crucial que el relativo a la probabilidad de cruce.

En general se admite que un método de búsqueda que privilegie la explotación posee un alto riesgo de estancarse en un óptimo local; mientras que al implementar una búsqueda con un alto contenido de exploración, peligra su eficiencia debido a la falta de aprendizaje. Por eso es tan importante lograr un equilibrio entre estos dos factores.

5. Valores para los parámetros que son utilizados en el algoritmo (tamaño de la población, probabilidad de cruzamiento, probabilidad de mutación, etc.).

El rendimiento y eficiencia del algoritmo evolutivo depende en gran medida de los valores de los parámetros que sean utilizados. No existe una regla de tratamiento para todos los problemas, se necesita experimentar para descubrir y ajustar los valores de los parámetros que requiere el algoritmo.

3.4 Algoritmos Evolutivos Multiobjetivo (AEMO)

3.4.1 Introducción

Desde la segunda mitad de los 80's se han desarrollado multitud de algoritmos genéticos multiobjetivo, pero fue hasta la década de los 90's cuando comenzó a tratarse el problema con la óptica de Pareto. Los algoritmos evolutivos multiobjetivo (AEMOs[29]), son metaheurísticas que ofrecen un extraordinario potencial en la resolución de problemas optimización con múltiples

[29] Muchas veces referenciado en la literatura como MOEA por sus siglas en inglés.

objetivos (Maximo, 2008). Los AEMOs se distinguen de otros métodos de optimización (que en su mayoría) trabajan sobre una solución única, pues los AEMOs pueden manipular simultáneamente muchas posibles soluciones (*población de soluciones*). Esta diferencia les proporciona la habilidad de encontrar múltiples soluciones Pareto óptimas, en problemas multiobjetivo NP-difíciles con espacios de soluciones ya sean continuos, no continuos, discretos, no convexos, etc.

Según Maximo (2008) la secuencia algorítmica fundamental de un AEMO difiere con la de un AE, en la forma de asignar la aptitud a los individuos de la población. Mientras en un AE se calcula un valor de aptitud para cada individuo (a partir de los valores de una sola función objetivo), un AEMO necesita de una fase adicional (fase de transformación), la cual transforma un vector, donde sus componentes son los valores de las funciones objetivo de cada individuo de la población, en un único valor aptitud.

Dos propiedades fundamentales (Branke, Kaußler y Schmeck, 2001; Deb, 2003; Zitzler, 1999), que se esperan encontrar en toda implementación evolutiva multiobjetivo son:

1. Convergencia hacia la frontera de Pareto. El conjunto de soluciones alcanzado debe estar lo más cerca posible del verdadero frente de Pareto.
2. Diversidad de soluciones en la frontera de Pareto: El conjunto de soluciones encontrado, debe poseer una buena distribución y amplitud.

Algunos autores (Deb, Mohan y Mishra, 2005; Kollat y Reed, 2005; Zitzler, 1999) señalan una tercera propiedad: que la convergencia hacia la frontera de Pareto y su diversidad se logren en un tiempo de computación razonable.

Desde la aparición del primer algoritmo evolutivo multiobjetivo empleando el concepto de óptimo de Pareto (Goldberg, 1989), se han publicado numerosos estados del arte en los que se recogen las publicaciones más notorias en este campo, entre los que destacan: (Coello, 2006; Fonseca y Fleming, 1995; Tamaki, Kita y Kobayas, 1996). En el área ciencias administrativas Ponsich y Coello (2013) publicaron un *survey* que describe las aplicaciones de los AEMOs en problemas de optimización de carteras, finanzas y la economía.

A continuación se describirán los algoritmos más destacados en el campo de los MOEAs, Los tres primeros (MOGA, NSGA y NPGA) conocidos en la literatura como técnicas de primera generación y las restantes llamadas segunda generación. Se diferencian porque el primer grupo estaba orientado en buscar la funcionalidad de la técnica, avanzando el camino que inició con VEGA (Schaffer, 1985). Probada la eficacia de los AEMOs el siguiente objetivo fue hacer eficiente la técnica reduciendo los tiempos de computacionales al encontrar la frontera de Pareto.

3.4.2 MOGA (MultiObjetive Genetic Algorithm)

Fonseca y Fleming (1993) proponen un algoritmo genético multiobjetivo basados en la jerarquía de Pareto propuesta por Goldberg, en la cual la jerarquía de un individuo corresponde al cardinal de individuos que lo dominan. Para ejemplificar, un individuo x_i en la generación t, el cual es dominado por p_i^t individuos de la generación actual, su posición en la jerarquía puede calcularse mediante:

$$\text{jerarquía}(x_i, t) = 1 + p_i^t$$

Donde:

x_i represente al *iesimo* individuo (3.4)

t es la generación acutal

p_i^t cadinal de elementos que dominan al individuo i en la generación t

Los individuos no-dominados pertenecen a la jerarquía 1, mientras que la jerarquía de los individuos dominados se corresponde con el cardinal que representa p_i^t más la unidad para cada individuo de la población.

La propuesta de Fonseca y Fleming (1993) mejoró la asignación de aptitud, mientras que Goldberg aplica un procedimiento que asigna valores de aptitud constantes a cada individuo provocando la convergencia prematura, Fonseca y Fleming efectúan la asignación de aptitud en el espacio de los valores de las funciones objetivos, lo que significa que usando esta técnica dos vectores diferentes con los mismos valores para sus funciones objetivos no pueden existir simultáneamente en la población. Esto es, aparentemente, indeseable porque este es precisamente

el tipo de soluciones que normalmente se buscan, aunque debe decirse que a nivel práctico la técnica propuesta funciona de una forma correcta.

MOGA es eficiente para tratar problemas con múltiples objetivos, fácil de implementar, aunque al igual que todas las demás técnicas de jerarquías de Pareto, su desempeño depende en mucho de una adecuada selección del factor de repartición de aptitud.

3.4.3 NSGA, NSGA-II y NSGA-III (Nondominated Sorting Genetic Algorithm)

Esta técnica, considerada el benchmark de los AEMOs, propuesta por Srinivas y Deb (1994) se basa en el uso de varias capas de clasificación de individuos. Antes de efectuar la selección, la población se divide en jerarquías de dominación de los individuos que la componen.

Los individuos no-dominados se clasifican el primer grupo y se le asigna un valor arbitrario de aptitud, que es proposicional al tamaño de la población, con el fin de proporcionar un potencial reproductivo equitativo para estos individuos.

Seguido se obtiene los individuos no-dominados de la población restante, integrando así el segundo grupo o capa y se les calcula su aptitud, este proceso se repite hasta que todos los individuos de la población estén clasificados.

Debido a que los individuos de primera capa tienen máximo valor de aptitud, siempre consiguen tener un mayor número de copias que el resto de la población. Esto permite buscar regiones no-dominadas, y produce convergencia rápida de la población hacia estas regiones. El reparto de aptitud ayuda a distribuir a los individuos sobre la región. La eficiencia de NSGA reside en que los objetivos múltiples de un problema se reducen a una función de aptitud arbitraria usando un procedimiento de ordenamiento basado en no-dominancia.

En NSGA el reparto de aptitud se efectúa con base a los valores de los parámetros en vez de basarse en los valores de las funciones objetivo, ello ayuda a una mejor distribución de los individuos. Sin embargo, esta técnica es menos eficiente que el resto de las técnicas de primera generación (tanto computacionalmente como en términos de la calidad de los frentes de Pareto).

Una segunda versión de esta técnica se publicó en (Deb, Pratap, Agarwal y Meyarivan, 2002), el que emplea un operador de cruzamiento en lugar de usar nichos. Además de contar con

el uso de elitismo. Es mucho más eficiente que su predecesora y es un algoritmo muy competitivo. Coello reconoce que NSGA-II presenta problemas de convergencia con más de tres funciones objetivos.

Poco más de una década de nuevo la idea evoluciona a NSGA-III. (Deb y Jain, 2014), desarrollaron un algoritmo genético basado en la filosofía de NSGA-II. Para mejorar el tratamiento de la diversidad, la propuesta de Deb y Jain usa puntos de referencia como indicadores a los que las soluciones no-dominadas buscan alcanzar. El operador de selección se modificó, y se reemplazó la distancia crowding por un enfoque donde i) se clasifica la población en niveles de no-dominancia; ii) se determinan puntos de referencia y se distribuyen a todo lo ancho de en un hyper-plano normalizado; estos puntos son cercanos o están en la frontera de Pareto; iii) los individuos que se mantienen en la población serán los que estén más cerca de los puntos de referencia.

3.4.4 NPGA y NPGA-II (Niched-Pareto Genetic Algorithm)

El algoritmo evolutivo multiobjetivo basado en nichos de Pareto fue propuesto por (Horn, Nafpliotis y Goldberg, 1994), es una técnica basada en la selección mediante una competencia entre individuos. Se seleccionan aleatoriamente dos individuos de la población y se les compara con un subconjunto de la población (alrededor de 10 individuos). Gana la competición aquel de los dos que resulte no-dominado por ningún individuo del subconjunto.

Cualquier otra situación, ambos no-dominados o dominados, se considera empate y se debe realizar un desempate seleccionando al individuo con mejor aptitud. Normalmente se deben usar poblaciones considerablemente mayores de lo habitual, para hacer tolerable el ruido producido por la técnica de selección utilizada para nichos emergentes (Fonseca y Fleming, 1995).

Horn et al. (1994), utilizaron una *repartición anidada de aptitud* basada en los valores representados en el domino de las funciones objetivos y la aplicación de una métrica en la que se combinan los dominios de las variables de decisión con el de las funciones objetivos.

NPGA es un algoritmo realmente eficiente puesto que no aplica la selección de Pareto en toda la población, sino solo un segmento de ella en cada arranque. Tiene dos inconvenientes, el primero es que debe asignarse un factor de repartición de aptitud y la segunda decidir sobre el

tamaño de la conjunto de competición, pues de este grupo depende en gran medida la eficiencia del procedimiento.

NPGA fue revisado por (Erickson, Mayer y Horn, 2002) quienes propusieron NPGA-II. Este algoritmo utiliza jerarquía de Pareto pero mantiene la selección por torneo de NPGA. En este caso no hay memoria externa y el mecanismo elitista es similar a uno adoptado por NSGA-II. El contorno del nicho en NPGA-II se calcula utilizando individuos en la siguiente generación parcialmente completa, en lugar de utilizar la generación actual. Es procedimiento para calcular el contorno del nicho se conoce como actualización continua y fue propuesto por (Oei, Goldberg y Chang, 1991).

3.4.5 SPEA y SPEA-II (Strength Pareto Evolutionary Algorithm)

Este algoritmo fue desarrollado por Zitzler y Thiele (1998), ellos combinaron las mejores características de las diferentes técnicas evolutivas de la primera generación y crearon SPEA. El procedimiento utiliza un archivo que contiene soluciones no-dominadas previamente encontradas, en cada una de las nuevas generaciones, los individuos no-dominados son copiados al conjunto de no-dominados externo. Para cada individuo en este conjunto externo, se calcula un valor de clasificación. Este valor es similar al valor de clasificación de MOGA, que es proporcional al número de soluciones a las que cierto individuo domina. SPEA utiliza elitismo por ser un mecanismo que tiene capacidad de convergencia a la verdadera frontera de Pareto.

Zitzler, Laumanns y Thiele (2001) plantean SPEA-II con tres diferencias fundamentales con respecto de SPEA:

1. Incorpora una mejora de la estrategia empleada para asignar la aptitud de cada individuo de la población, teniendo en cuenta el número de soluciones que domina y la cantidad de individuos que la dominan.
2. Utiliza una técnica para estimar la densidad de vecinos de una determinada solución, que guía la búsqueda de una manera más eficiente.
3. Tiene un esquema de truncamiento de archivos que garantiza la preservación de soluciones de la frontera de Pareto.

3.4.6 PAES (Pareto Archived Evolutionary Strategy)

PAES fue propuesto por Knowles y Corne (1999), este procedimiento emplea una estrategia de evolución sencilla, trabajo sobre dos individuos (un padre que es mutado para generar un hijo) empleados para generar una malla adaptativa que retenga a los individuos no-dominados obtenidos, distribuyéndolos uniformemente.

3.4.7 PESA y PESA-II (Pareto Envelope-based Selection Algorithm)

Este algoritmo desarrollado por Corne, Knowles y Oates (2000), el mecanismo básico consiste en utilizar una pequeña población interna y una gran población externa como PAES.

PESA utiliza la malla adaptativa de PAES para mantener la diversidad, sin embargo, este mecanismo de selección está basado en la medida de agrupamiento usada por la malla auto-adaptativa.

Otra característica importante es la memoria externa que juega un papel muy destacado en el procedimiento dado que está determina no solamente el esquema de diversidad, sino también la selección desarrollada por el método.

Un año después Corne, Jerram, Knowles y Oates (2001), proponen un algoritmo modificado, PESA-II, que se diferencia de PESA por emplear una mecanismo de selección basado en regiones y no en individuos, que representa un costo computacional inferior.

3.4.8 MONGA y MONGA-II (Multi Objective Messy Genetic Algorithm)

Van Veldhuizen y Lamont (2000) proponen este algoritmo que trata de extender las características del messy GA a un problema multiobjetivo. Los autores distinguen tres etapas:

1. Inicialización.- El algoritmo produce todos los bloques constructores de un determinado tamaño.
2. Etapa primordial.- Se efectúa una selección mediante torneo en la población reduciendo el tamaño de la misma si fuera necesario.
3. Fase yuxtaposicional.- Se construye la población nueva mediante los operadores corte y unión.

En Zydallis, Van Veldhuizen y Lamont (2001) presentaron un mejora de la técnica, denominada MOMGA-II, se extiende el fast messy GA, aplicando funciones de prueba tradicionales.

3.4.9 MicroGA y MicroGA-II (Micro Algoritmo Genético)

Propuesto por Coello y Toscano (2001), este es una algoritmo genético con una población pequeña, menos de 5 individuos, y un proceso de reinicialización cada vez que se alcanza convergencia nominal. El primer paso es generar una población aleatoria, esta nutre la memoria de la población, la cual se divide en dos secciones; una reemplazable y otra no reemplazable. La porción no reemplazable de la memoria de la población nunca cambia durante toda la ejecución y no proporciona buena ayuda para la diversidad del algoritmo. En contraste la sección reemplazable se actualiza totalmente en cada ciclo del micro GA

Una ventaja del micro GA es la rapidez con que se ejecuta en comparación con otros procedimientos como NSGA-II, y su mayor desventaja en su considerable número de parámetros, hasta 8, y 3 de ellos son críticos para su correcto funcionamiento.

Para eliminar la mayor desventaja del micro GA Toscano y Coello (2003), proponen el micro GA-II, que usa mecanismos de adaptación en línea, que hacen que el algoritmo no requiera ningún parámetro. El único valor que el usuario debe proporcionar es el tamaño de la población secundaria, pues el mismo algoritmo es capaz de determinar el momento de parada.

3.4.10 IBEA (Indicator-Based Evolutionary Algorithm)

Presentado por Zitzler y Künzli (2004), IBEA es un algoritmo evolutivo que incorpora algunos mecanismos adicionales para mejorar los procesos de búsqueda de óptimos locales y globales en el Frente de Pareto. Utiliza la manipulación de indicadores de calidad multiobjetivo. Para guiar la búsqueda de los mejores individuos, esta técnica no se basa directamente en el concepto de dominancia de Pareto; lo hace aplicando medidas de performance (indicadores binarios de calidad) que permite resultados buenos y rápidos.

IBEA, utiliza el indicador de performance en el proceso de selección. Las preferencias del DM pueden ser incorporadas al procedimiento. No requiere de un mecanismo de preservación de

la diversidad genética. En varios ejemplos de prueba IBEA ha demostrado mejores resultados que NSGA-II y SPEA-II.

3.4.11 MOEA/D y MOEA/D-M2M (Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition)

Este procedimiento propuesto por Qingfu y Hui (2007), es un algoritmo evolutivo multiobjetivo que descompone el problema en varios subproblemas y estos los optimiza de manera simultánea. Cada solución de la población es asociada a un subproblema. Se declara una relación de cercanía o vecindad usando la distancia que resulta de la comparación de sus vectores de pesos. Cada subproblema se optimiza utilizando la información actual de sus vecinos más próximos ya que dos subproblemas vecinos deben contar con soluciones óptimas cercanas. Optimizar de esta manera hace que MOEA/D tenga menor costo computacional que NSGA-II.

MOEA/D-M2M presentado por Hai-lin, Fangqing y Qingfu (2014), es una nueva versión de MOEA/D. Esta nueva propuesta también descompone el problema en varios subproblemas y los resuelve de manera colaborativa. Cada subproblema tiene su propia población y la optimiza de manera independiente permitiendo que la diversidad de la población pueda mantenerse. Optimizar de esta manera hace que MOEA/D-M2M tenga mejor comportamiento que MOEA/D y NSGA-II.

3.4.12 SMS-MOEA (S Metric Selection – Multiobjective Evolutionary Algorithm)

Beume, Naujoks y Emmerich (2007) desarrollaron SMS-MOEA. Esta propuesta se basa en una medida de hyper-volumen (métrica S) que es aplicada con frecuencia como una medida de calidad cuando se comparan los resultados finales presentados por los AEMOs. Esta nueva idea tiene como principal objetivo maximizar la dominancia de hyper-volumen dentro del proceso de optimización. Este procedimiento está sostenido en dos grandes pilares: el primero es la clasificación de soluciones no-dominadas que generan un orden de criterios; el segundo es el hyper-volumen que se aplica como criterio de selección para descartar los individuos que menos contribuyen al mismo.

SMS-MOEA es robusto en calidad de las soluciones cuando aumenta la dimensión del espacio objetivo. Su inconveniente es el incremento brusco del costo computacional.

3.4.13 HypE (Hypervolume Estimation Algorithm for Multiobjective Optimization)

Este algoritmo para resolver problemas de optimización multiobjetivo está basado en la estimación de hyper-volumen y fue propuesto por Bader y Zitzler (2010). Incorpora una nueva forma de asignación de aptitud aplicando una medida de Lebesgue[30], que puede ser estimada y calculada por muestreo de Monte Carlo. HypE puede manejar el trade-off entre la asignación de aptitud y el costo total del tiempo de cómputo consumido por la búsqueda basada en hyper-volumen en problemas de múltiples objetivos.

3.4.14 NOSGA[31] (Non-Outranked-Sorting Genetic Algorithm)

NOSGA fue propuesto por López (2008), este procedimiento tomó de base la filosofía de NSGA-II, pero con una diferencia conceptual muy importante en el operador de selección. NOSGA realiza una generalización del concepto de dominancia al utilizar relaciones de preferencia borrosas, el procedimiento busca entonces soluciones de compromiso usando el concepto de *superación estricta;* para ello se apoya en el sistema relacional de preferencias de Roy (1996).

NOSGA demostró que sin perder eficiencia computacional genera buenas aproximaciones a la verdadera frontera de Pareto; y además, al considerar las preferencias del DM en el proceso de optimización permite al método guiar la búsqueda hacia una zona privilegiada preferencialmente por el DM, y le propone un conjunto reducido de soluciones de compromiso.

3.5 Introducción a la Toma Decisiones con Incertidumbre

Hasta este momento solo se ha considerado el problema de la decisión tomando en cuenta que las consecuencias asociadas a cada una de las acciones posibles son bien conocidas. Sin embargo, en situaciones reales no se presentan consecuencias con certeza absoluta, siempre existe cierto nivel de incertidumbre. A continuación se presenta un resumen de los elementos básicos de la teoría asociada a la toma de decisiones en condiciones de incertidumbre (bajo riesgo).

[30] Henri Lebesgue (1875-1941). La medida de Labesgue es una forma estándar de asignar una longitud y área o volúmenes a los subconjuntos.
[31] NOSGA.- Algoritmo Genético de Ordenación de NoSuperación (Non-Outranked-Sorting Genetic Algorithm)

Navarro (2005), describe que en presencia de incertidumbre en las consecuencias de cada una de las alternativas, el proceso de decisión asociado a la selección de la mejor alternativa se puede modelar a través de un proceso de abstracción de sus rasgos esenciales, como la apuesta en una lotería con premios inciertos. Tomar la mejor decisión consiste en realizar la mejor apuesta, es decir, elegir la mejor lotería. Una lotería típica puede representarse por:

$$l = \langle p_1, x_1 \,;\, p_2, x_2 \,;\, \ldots \,;\, p_r, x_{r'} \rangle$$

donde $p_i \geq 0$ es la probabilidad de ganar el premio x_i, $i = 1,2,\ldots,r'$, y $\sum p_i = 1$

También consideraremos la posibilidad de tener loterías compuestas, aquéllas donde los premios pueden ser nuevas loterías. Es decir

$$l = \langle q_1, l_1 \,;\, q_2, l_2 \,;\, \ldots \,;\, q_s, l_s \rangle$$

donde $q_i \geq 0$ es la probabilidad de ganar la entrada a la lotería l_i, $i = 1, 2, \ldots, r' \sum_{1}^{s} p_i = 1$

En Navarro (2005) se precisa la notación que se va a utilizar de aquí en adelante: Sea *Lot* el conjunto de loterías (simples o compuestas) sobre las cuales el *DM* realiza la selección. Sea *X* el conjunto de premios directos (no loterías) que se pueden obtener de una lotería. Sea R_{Lot} el conjunto de posibles resultados que se pueden obtener en las loterías. Según lo anterior tenemos que: $Lot \subset R_{Lot}$ y $X \subset R_{Lot}$. Por conveniencia y sin pérdida de generalidad, se escogen los premios de tal forma que $x_1 \succsim x_2 \succsim \ldots \succsim x_{r'}$.

También se considera una clase particular de loterías llamadas "*loterías de referencia*". Estas loterías son del tipo: $\langle p, x_1; 0, x_2; 0, x_3; \ldots; 0, x_{r-1}; (1-p), x_{r'} \rangle$, y se les denotará como $x_1 p x_{r'}$. Las loterías de referencia, también llamadas "*experimentos de referencia*", son loterías simples donde se obtiene x_1, el mejor premio de la lotería, con una probabilidad p, y $x_{r'}$, el peor premio, con una probabilidad $1-p$. Resulta, en consecuencia, imposible obtener cualquier otro premio.

Debe notarse que el criterio de maximizar la ganancia esperada puede algunas veces producir resultados inaceptables, como refleja la paradoja de San Petersburgo (French, 1993). Esto se debe a que 1) hay riesgos cuya percepción no se toma en cuenta al calcular la esperanza

matemática de la ganancia, y 2) el resultado, sea positivo o negativo, se obtiene una vez, mientras que el criterio del valor esperado de la ganancia presupone que el jugador (el *DM*, en este caso) participa una cantidad muy grande de veces en el juego. La mayoría de las personas son reticentes al riesgo, perder *x* pesos importa más que el beneficio de ganar la misma cantidad.

La teoría de decisión enfrenta este problema construyendo una función de preferencias que refleja no sólo el valor del "*premio*", sino también la actitud ante el riesgo del *DM*. Esta idea fue propuesta dos siglos atrás por Bernoulli para explicar la paradoja de San Petersburgo, pero su formalización se debe a Von Neuman y Morgerstern a mediados del siglo pasado. Supongamos la existencia de una función u: $\Re \rightarrow \Re$, llamada <u>función de utilidad</u>, definida sobre $X = \{x_1, x_2, \ldots, x_{r'}\}$, tal que:

$$x_k \succsim x_j \Leftrightarrow u(x_k) \geq u(x_j) \ \forall \ x_i, x_j \in X \qquad (3.5)$$

y

$$\langle p_1, x_1 ; p_2, x_2 ; \ldots ; p_r, x_{r'} \rangle \succsim \langle p'_1, x_1 ; p'_2, x_2 ; \ldots ; p'_r, x_{r'} \rangle \Leftrightarrow \sum p_i \, u(x_i) \geq \sum p'_i \, u(x_i) \qquad (3.6)$$

Se puede obtener un valor para la utilidad de cada lotería tomando la utilidad de cada resultado multiplicada por la probabilidad de dicho resultado, y sumando la contribución de todos los premios. Este criterio se conoce como "*Utilidad Esperada de la Lotería*" $E[u(l)]=\sum p_i \, u(x_i)$. En caso de existir una función u con las propiedades anteriores, (3.6) sería de hecho una regla de decisión para comparar loterías.

Se está interesado en el proceso de toma de decisiones de un decisor racional. En Navarro (2005) se presenta una forma moderna del paradigma de decisión racional bajo riesgo de Von Neuman-Morgerstern, compuesto por un conjunto de axiomas que garantizan la existencia de una función de utilidad con las propiedades definidas por (3.5) y (3.6):

Axioma 1: Orden débil

$\succsim$ es un orden débil en R_{Lot}.

Axioma 2: No trivialidad

$x_1 \succ x_{r'}$

Axioma 3: Reducción de loterías compuestas a una lotería simple

Consideremos la lotería compuesta $l = <q_1, l_1 ; q_2, l_2 ; \dots ; q_s, l_s>$, la cual tiene como premios entradas a futuras loterías simples $l_1, l_2, \dots , l_s$, donde

$$l_j = <p_{j1},x_1 ; p_{j2},x_2 ; \dots ; p_{jr},x_{r'}>$$

para $j = 1, 2, \dots , s$. Sea l' la lotería simple $<p_1,x_1 ; p_2,x_2 ; \dots ; p_r,x_{r'}>$, donde

$$p_i = q_1p_{1i} + q_2p_{2i} + \dots + q_sp_{si}$$

para $i = 1, 2, \dots , r'$.

Entonces el *DM* debe sostener que: $l \sim l'$.

Axioma 4: Sustitucionalidad

Sean $a_i, b \in R_{Lot}$ tal que el *DM* mantiene que $a_i \sim b$.

Sea $l \in R_{Lot}$ una lotería cualquiera, simple o compuesta, tal que

$$l = <q_1, a_1 ; q_2, a_2 ; \dots ; q_i, a_i ; \dots ; q_r, a_{r'} >,$$

y sea $l' \in R_{Lot}$ construida de la siguiente forma

$$l' = <q_1, a_1 ; q_2, a_2 ; \dots ; q_i, b ; \dots ; q_r, a_{r'} >.$$

Entonces el *DM* debe sostener que: $l \sim l'$.

Axioma 5: El experimento de referencia

El *DM* puede expresar preferencias sobre loterías de la forma

$$x_1px_{r'} \in \text{Lot} \quad \forall\, p,\ 0 \le p \le 1$$

Axioma 6: Monotonía

$$x_1 p x_{r'} \succsim x_1 p' x_{r'} \quad \Leftrightarrow \quad p \geq p'$$

Axioma 7: Continuidad

$\forall\ x_i \in X \quad \exists\ u_i,\ 0 \leq u_i \leq 1$, tal que

$$x_i \sim x_1 u_i x_{r'}.$$

Para muchos este conjunto de axiomas constituye un paradigma de lo racional en presencia de incertidumbre. French (1993) presenta una discusión profunda sobre el tema.

Sobre la base de los anteriores axiomas se puede demostrar el siguiente teorema, que justifica el empleo de la utilidad esperada como regla de decisión entre loterías:

Teorema 3.1 (French, 1993): Si las preferencia del *DM* sobre R_{Lot} obedecen los 7 axiomas anteriores, entonces existe una función de utilidad $u(.)$ sobre el conjunto de premios X que representa $\succsim$ en el sentido de (3.3) y (3.4); $u(x_i)$ es precisamente el valor de u_i derivado del axioma 7.

Vale la pena detenerse sobre el significado de las probabilidades en la discusión anterior. No necesariamente hay que adoptar para ellas un enfoque "*objetivo*" o "*frecuencial*". En paralelo con la teoría de la utilidad se desarrolló la estadística bayesiana basada en el enfoque subjetivo de la probabilidad, según el cual ella es una medida del grado de creencia de un *DM* particular en que un determinado suceso ocurra verdaderamente, y que además satisface los axiomas de Kolmogorov que definen el concepto de probabilidad. Subjetividad no debe confundirse con arbitrariedad. La probabilidad subjetiva expresa la creencia del *DM* sobre eventos del universo; se supone que esta creencia de alguna forma esté moldeada por la información objetiva de que se dispone, por el conjunto de experiencias del *DM*, que son un reflejo subjetivo de lo objetivo. El enfoque frecuencial es aceptable cuando se dispone de amplia información sobre la historia del fenómeno, o cuando sus condiciones permiten postular una probabilidad apriorística. Sin embargo, en situaciones de escasa información sobre los posibles estados de la naturaleza, el enfoque subjetivo deviene esencial. Ésta es una situación frecuente en los problemas de decisión.

En condiciones de incertidumbre parcial sobre sus consecuencias, una alternativa o acción potencial de un problema de decisión puede ser considerada como una lotería; las consecuencias (positivas o negativas) son "*premios*", y sus probabilidades son las probabilidades subjetivas que el *DM* asigna a cada una de ellas. Decidir entre alternativas sujetas a riesgo es entonces decidir entre loterías, y según el teorema 4, la elección deberá realizarse de manera que se maximice el valor esperado de la utilidad.

La teoría de la utilidad ha sido criticada básicamente desde posiciones descriptivas (Kahneman y Tversky, 1979). Muchos experimentos muestran que los decisores reales se apartan en la práctica del cumplimiento de alguno de los axiomas de Von Neuman-Morgerstern, y que en determinadas circunstancias se sienten inconformes con la prescripción que emana de la teoría de la utilidad. Sin embargo, este comportamiento puede ser síntoma de falta de consistencia, de preferencias mal definidas. Hay pocas dudas acerca del valor normativo de la teoría de la utilidad, como ideal del comportamiento racional.

Otra idea importante es la de Equivalente de Certeza. El concepto de Equivalente de Certeza corresponde al "*premio*" que hace al individuo indiferente entre jugar la lotería y recibir dicho premio con certeza. En otras palabras, el equivalente de certeza asociado a una lotería dada es el monto, (pensando en términos de dinero), que hace que el *DM* alcance un nivel de utilidad igual a la utilidad esperada del juego. De manera formal, dada una lotería l y una función de utilidad u, el equivalente de certeza asociado a l es el valor (o el "*premio*") x_c tal que:

$$u(\mathrm{x_c}) = \mathrm{E}[u(l)]$$

La ganancia esperada $E(l)$ de una lotería es el promedio de las ganancias que resultan de la lotería. Si el *DM* juega esa lotería un número suficientemente grande de veces, deberá recibir una ganancia aproximada a dicho valor. Sin embargo, difícilmente el *DM* podrá participar muchas veces en el mismo problema de decisión. Los problemas de decisión son muchas veces únicos e irrepetibles. Debido a lo anterior, es indispensable tomar en cuenta la actitud ante el riesgo del *DM*. Las personas poseen diferentes actitudes ante el riesgo; algunas son aversas al riesgo, otras son propensas a él, y existen las que manifiestan neutralidad. La actitud ante el riesgo es una característica obviamente subjetiva que depende de a) la personalidad de la persona que decide, b) la situación específica del *DM*, pues ella determina el impacto subjetivo que provoca una

pérdida o un éxito, c) el monto de las posibles pérdidas o premios, y d) la relación que guarda el *DM* con los premios y las pérdidas. Todos esos aspectos están íntimamente relacionados; el inciso a) es completamente subjetivo, mientras que los demás tienen evidentes rasgos objetivos.

Existen dos formas para caracterizar la actitud ante el riesgo de la persona que decide:

La primera forma se considera que se basa en la comparación de la utilidad del valor esperado de la lotería ($u[E(l)]$) y la utilidad esperada de la lotería ($E[u(l)]$). Esto es:

- Para individuos con aversión al riesgo se tiene que $E[u(l)] < u[E(l)]$.
- Para individuos propensos al riesgo se tiene que $E[u(l)] > u[E(l)]$.
- Los individuos con neutralidad ante el riesgo cumplen: $E[u(l)] = u[E(l)]$.
- La segunda forma se da utilizando el concepto de equivalente de certeza:
- Para individuos con aversión al riesgo se tiene que $x_c < E(l)$.
- En individuos propensos al riesgo se cumple que $x_c > E(l)$.
- En individuos neutrales al riesgo se tiene que $x_c = E(l)$.

Si tomamos en cuenta solo dos posibles premios x_1 y x_2 con sus respectivas probabilidades p y $1-p$, podemos identificar gráficamente las diferentes actitudes ante el riesgo de un *DM*. Como ejemplo mostraremos la Figura 3.5, asociada a una decisor con aversión al riesgo.

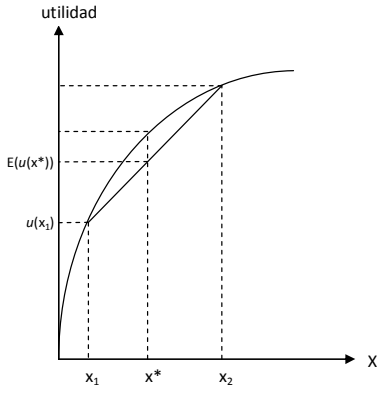

Figura 3.5 Función de utilidad *u*.
Fuente: Navarro (2005)

Se puede demostrar que para decisores que posean una actitud agresiva ante el riesgo (propensos) su función de utilidad será convexa, y para los que sean neutrales será lineal (French, 1993).

Una buena decisión en condiciones de incertidumbre debe estar acorde con la actitud ante el riesgo de la persona que decide. La decisión podrá o no ser exitosa en dependencia del azar (algo no controlable), pero el proceso que conduce a ella debe ser adecuado. La mejor lotería es la que tiene mayor utilidad esperada o mayor equivalente de certeza. Y el trabajo de la ayuda a la decisión consiste en brindar los elementos para que el *DM* pueda, reflexionando sobre sus creencias y actitud ante el riesgo, hallar argumentos para hacer su elección.

3.6 Teorema de Bayes

Las creencias o preferencias no son estáticas. Cambian día con día producto de la experiencia acumulada y nuevos aprendizajes. La pregunta que nos interesa resolver no es ¿cómo cambian? sino ¿cómo convendría cambiarlas? Cuál es la manera que el DM debería modificar sus creencias cuando se manifiesta nueva evidencia o hecho? Sin embargo, antes de dar respuesta a este cuestionamiento se debe considerar como verdadera la siguiente proposición: La preferencia de cualquier DM siempre está condicionada por los conocimientos actuales (French, 1993).

Según French (1993), se considera a P(A) la probabilidad subjetiva que denota la verosimilitud del enunciado A. Es importante hacer énfasis que P(A) es subjetiva: está en dependencia del DM. Y claramente también subordinada por el enunciado A. Lo que no se ha establecido de manera clara es que P(A) depende del conocimiento del DM y el momento en que se da la asignación. Al igual que una función de utilidad está en dependencia de la postura del DM, también las probabilidades subjetivas están en dependencia del conocimiento actual del DM. De hecho, tal vez sería mejor escribir P(A/H), donde H denota la historia conocida por el DM, relevante al suceso A (French, 1993). O sea, la probabilidad subjetiva está condicionada al conocimiento actual del DM.

En el año 1763, dos años después de la muerte de Thomas Bayes (1702-1761), se publicó una memoria en donde se muestra el trabajo de Bayes que habla sobre la determinación de la

probabilidad de las causas a partir de los efectos que han podido ser observados. Este trabajo se hizo famoso como Teorema de Bayes.

El análisis bayesiano permite modificar las probabilidades de los escenarios en función de la nueva información que se dispone (Eppen, Ruiz y García, 2000). Se fundamenta en los dos resultados de probabilidad más utilizados en el cálculo de probabilidades condicionadas: el teorema de la probabilidad total y el teorema Bayes.

El teorema de probabilidad total permite calcular la probabilidad de un suceso a partir de las probabilidades de este suceso condicionadas a otros sucesos que formen un sistema completo, es decir, cuya unión sea todo el espacio muestral y sean disjuntos. Sí $\{B_1,\ldots,B_n\}$ son tales que $\bigcup B=\Omega$ y $B_i \cap B_j = \phi \quad \forall i \neq j$, para cualquier suceso (no necesariamente sobre el mismo espacio) se tiene

$$P(B)=\sum_{i=1}^{k} P(B/A_i)\cdot P(A_i)$$

El teorema de Bayes ayuda a establecer la probabilidad de un suceso A condicionada a la ocurrencia de otro suceso, cuando la información de que se dispone es del condicionado inverso:

$$P(A_i/B)=\frac{P(B/A_i)\cdot P(A_i)}{\sum_{i=1}^{k} P(B/A_i)\cdot P(A_i)} \qquad (3.7)$$

$Donde:$

$P(A_i) =$ Probabilidad a priori

$P(B/A_i) =$ Probabilidad condicional

$P(A_i/B) =$ Probabilidad a posteriori

Dicho en palabras, (3.7) significa que la probabilidad del suceso A_i cuando se observa una condición B (representado por A_i / B) es igual a la probabilidad inicial del suceso A_i multiplicado por la probabilidad de que la condición B se verifique en presencia del suceso A_i, dividido por la probabilidad total de la condición B (que está representada por la sumatoria de todos los posibles numeradores). Es decir, la probabilidad a priori o teórica de un suceso cualquiera puede ser modificada si se cumple alguna condición que afecta a ese evento, dependiendo de la

probabilidad de esa condición y de la probabilidad de que cuando tal condición se cumple se ve afectado por el suceso inicial.

CAPÍTULO 4

PROPUESTA METODOLÓGICA

4.1 Introducción a la Metodología 116

4.2 Consideraciones Preliminares Sobre el Problema de Optimización a Resolver.....116

4.3 Base de Nuestra Propuesta: Empleo del Equivalente de Certeza de los Elementos Aleatorios del Proyecto 120

4.4 Descripción Detallada de la Propuesta.....125

4.1 Introducción a la Metodología

Utilizaremos la fuerza del método analítico, apoyado en un enfoque axiomático basado en un conjunto de premisas razonables. Para sustentar un modelo de valor de los proyectos de investigación, que combine resultados, preferencias y riesgo asociado, emplearemos elementos teórico-metodológicos de la teoría de la decisión bayesiana, quizás la mejor forma de tratar preferencias y creencias en ambientes con incertidumbre parcial. Sin embargo, nos comportaremos eclécticamente cuando utilicemos métodos de superioridad como herramientas para evaluar proyectos. Ello se justifica por la flexibilidad de estas técnicas para manejar información imprecisa y marcadamente ordinal. Finalmente, buscaremos acercarnos a la mejor cartera mediante un algoritmo evolutivo multiobjetivo en el que incorporamos las preferencias del DM con un modelo de superioridad, aspirando a obtener una zona privilegiada de la frontera de Pareto en la que se puedan detectar fácilmente buenas soluciones de compromiso.

La efectividad de la propuesta será juzgada a través de simulaciones computacionales de 30 problemas de tamaño y características reales. Se genera cada instancia y se simula de manera fiel la heurística convencional; se utiliza nuestra propuesta y se comparan los resultados.

4.2 Consideraciones Preliminares Sobre el Problema de Optimización a Resolver

Como se discutió en los capítulos anteriores, la mejor cartera no puede, en general, obtenerse como resultado de un ranking de proyectos derivado de algún método de decisión multicriterio. Se requiere optimizar a nivel de toda la cartera los criterios que representan niveles de logro de los objetivos de la organización que enfrenta el problema de distribución de recursos.

Denotemos por E_0 el estado actual de la organización que va a resolver un problema de cartera de proyectos de I&D, desde la percepción del DM. Sea P el presupuesto disponible. Consideremos un conjunto de proyectos candidatos individualmente aceptables y sea $C = \{C_1, C_2, \ldots C_L\}$ el conjunto de las diferentes combinaciones (carteras) de proyectos que cumplen con las restricciones presupuestales. Estas restricciones pueden estar influidas por consideraciones del DM relativas a equidad, eficiencia, distribución geográfica, prioridades sobre distintos tipos de proyectos, etc. Sea $E = \{E_1, E_2, \ldots E_M\}$ $(M \leq L)$ el conjunto de los distintos estados o consecuencias a que se puede arribar, desde el punto de vista del DM, al ejercer el

presupuesto P según todas las combinaciones factibles. Nótese que existe una correspondencia funcional entre C y E.

A partir de la premisa de que el problema se resuelve por el DM y según su sistema de preferencias, se puede dar un significado directo al concepto de optimizar una cartera de proyectos: Supongamos que la cartera C_I provoca que el estado del cumplimiento de los objetivos de la organización cambie de E_0 a E_K. La condición necesaria para que C_I sea la mejor cartera es que no exista un estado E_j del conjunto E tal que el DM pueda establecer una relación de preferencia asimétrica a favor de E_j sobre E_K. Mas para que C_I pueda ser aceptada como la mejor cartera deben encontrarse, en la comparación de E_K con los elementos de E, argumentos de preferencia suficientes que justifiquen la selección del primero como el mejor. No es necesario que E_K sea preferido a todos los elementos de E, pero sí a tantos que justifique sus derechos a ser considerado como la solución del problema de cartera.

<u>Premisa 1:</u> Los objetivos de la organización relativos a la convocatoria de I&D se pueden representar por un conjunto $V = \{v_1, v_2, \ldots, v_N\}$ de variables que directa o indirectamente miden su cumplimiento. Sin pérdida de generalidad asumimos que sus valores son crecientes en el sentido de aumento de la preferencia.

Por ejemplo, si la convocatoria de Investigación Básica que emite anualmente CONACYT tiene como objetivos el fortalecimiento de la generación de conocimiento de frontera y la formación de recursos humanos de alto nivel, las variables que forman V podrían ser el número de artículos en revistas de primer nivel, el número de publicaciones en otras revistas arbitradas, las cantidades de doctores y de maestros formados en los proyectos, y quizás también el número de publicaciones de menor impacto.

Si además la convocatoria se propone objetivos de consolidación institucional, podrían añadirse medidas de la cantidad grupos que mejoran la infraestructura de que disponen, de miembros del SNI que reciben apoyos y otras. La experiencia del análisis de la decisión reportada por muchos (e.g. (Keeney, 1982; Keeney y Gregory, 2005; Keeney y Raiffa, 1976)) apunta a que esta premisa siempre se puede cumplir, en el peor de los casos acudiendo a mediciones indirectas.

<u>Premisa 2:</u> El j-ésimo proyecto en la cartera realiza una contribución (Δv_{1j}, Δv_{2j}, …, Δv_{Nj}) (al menos un $\Delta v_{ij} > 0$) al vector $\mathbf{V} = (v_1, v_2, \ldots, v_N)$.

La premisa se justifica porque todo proyecto aceptable debe dar al menos cierta contribución positiva a los objetivos organizacionales. En ausencia de proyectos sinérgicos o redundantes, el vector **V** se obtiene de la simple suma de los (Δv_{1j}, Δv_{2j}, … , Δv_{Nj}) aportados por cada uno.

Parte de las variables Δv_{ij} son resultados sujetos a cierta incertidumbre. La propuesta del proyecto puede contener la meta de, por ejemplo, un número de artículos arbitrados, pero el resultado concreto obedece a una distribución de probabilidad que está relacionada con la calidad del proyecto, de sus ejecutores, y con la dificultad del problema científico a resolver. Las variables que indican fortalecimiento institucional son, por su parte, relativamente independientes de factores casuales.

La solución del problema de cartera hay que buscarla como el mejor compromiso del problema multiobjetivo

$$\underset{R_F}{\text{Maximizar}}\ \mathbf{V} = (v_1+\theta_1, \ldots v_K+\theta_K, v_{K+1}, \ldots, v_M) \qquad (4.1)$$

en el que θ_i alude a la componente aleatoria presente en las K primeras variables de **V.**

Por su parte, θ_i es una función de las componentes aleatorias presentes en los proyectos que pertenecen a la cartera. Denotaremos por $\Delta\theta_{ij}$ la componente aleatoria del proyecto j en el objetivo i.

Consideremos tres enfoques posibles para resolver el Problema 4.1.

4.2.1 Maximización de la utilidad esperada

Se basa en considerar que la cartera es una lotería gigantesca, con premios M-dimensionales ($v_1+\theta_1$, … $v_K+\theta_K$, v_{K+1} , …, v_M), sujetos a una distribución de probabilidad multivariada que hay que caracterizar en términos de los proyectos que pertenecen a la cartera; es necesario asignar un valor de utilidad a cada punto M-dimensional de la imagen del problema

4.1; aceptar que la mejor cartera es la que posea mayor utilidad esperada; y, empleando simulación de Montecarlo en combinación con una potente metaheurística, realizar una búsqueda que identifique la mejor cartera, o la aproxime suficientemente.

Asignar una función de utilidad aceptable en espacios de muchas dimensiones es el obstáculo fundamental. Vencerlo requeriría un enorme esfuerzo cognitivo por parte del DM. El segundo obstáculo es la modelación de los $\Delta\theta_{ij}$, sus correlaciones entre distintos objetivos, y el modo de integrarlos en distribuciones de probabilidad correlacionadas a nivel de cartera. Debido al gran número de proyectos y a su falta de experticidad sobre los temas a que cada uno se refiere, el DM no puede personalmente asignar las distribuciones de probabilidad subjetiva, ni siquiera a los resultados de cada proyecto. Tendrá que confiar en los pares evaluadores para esto; la dificultad es entonces cómo integrar las creencias de los evaluadores entre ellos y con el propio DM, y cómo expresarlas en distribuciones de probabilidad correlacionadas a nivel de cartera.

4.2.2 Optimización multiobjetivo considerando esperanzas matemáticas de los objetivos aleatorios

Navarro (2005) y Fernández et al. (2006) dan algunos argumentos para justificar que la funciones de utilidad unidimensional de un DM, – distribuyendo recursos para I&D en organizaciones públicas – no se apartan mucho de la linealidad. Son ellas:

a) A diferencia del problema de la cartera de inversión, aquí es muy razonable la suposición de independencia estadística entre los proyectos (aunque no así entre los atributos del mismo proyecto), pues las distribuciones de probabilidad de la calidad de proyectos son básicamente independientes. Como consecuencia, premios especialmente bajos (una parte relativamente pequeña de los proyectos tiene buenos resultados) o altos (lo tiene una importante mayoría) cuentan con una probabilidad pequeña. La masa de probabilidad se concentra en los premios medios.
b) Como resultado de la independencia estadística, no existe correlación entre los proyectos. La diversificación se da aquí de manera natural. Si bien no se pueden obtener los efectos benéficos de la diversificación con correlación negativa

(Markowitz, 1991), la independencia estadística hace casi imposibles resultados globales muy malos.

c) El DM (sea un individuo o un grupo) no siente como propio el dinero, a fin de cuentas dinero público, que se distribuye entre los proyectos.

d) El DM dispone de un marco financiero para el apoyo que nunca va a considerar como pérdida, sino como inversión. Siempre que existan proyectos de calidad aceptable que requieran apoyo, el DM considerará conveniente agotar el presupuesto. El posible fracaso de un proyecto tiende a ser valorado no como una pérdida sino más bien como una oportunidad perdida, pues se dejó de apoyar otros proyectos que tal vez hubieran tenido éxito.

Efectivamente, los puntos a-d explican una probable reducción de la aversión al riesgo. Sin embargo, la sustitución de las variables aleatorias $v_i+\theta_i$ por sus esperanzas matemáticas en el Problema 4.1 requiere también la independencia de utilidad y la invariancia de riesgo. Hay que admitir que las preferencias sobre loterías en la dimensión de v_i pueden verse afectadas por el nivel de logro de los restantes atributos. Por tanto, no existe la independencia de utilidad (French, 1993); menos aún la invariancia de riesgo (Keeney y Raiffa, 1976), que sería necesaria para mantener el carácter lineal-aditivo de la utilidad multiatributo sin el cual no es válido sustituir las variables por sus esperanzas matemáticas.

La modelación de las θ_i y sus correlaciones son también aquí un obstáculo, al que se añade la elevada dimensión del espacio imagen del problema de optimización multiobjetivo en que se convierte 4.1 cuando se realiza la sustitución de las variables por sus medias estadísticas. 16 variables como en Fernández et al. (2013) y (Fernández, López, Navarro, et al., 2011) son demasiadas para casi todos los procedimientos de optimización multiobjetivo no lineal, y para pedirle al DM que realice juicios válidos sobre soluciones en el momento de arribar a la solución final.

4.3 Base de Nuestra Propuesta: Empleo del Equivalente de Certeza de los Elementos Aleatorios del Proyecto

Supongamos que $\underline{x}_j$ denota el vector de resultados aleatorios del j-ésimo proyecto.

En términos de la teoría de la decisión bayesiana, el proyecto j puede representarse como la lotería

$$l_j = \langle p_{1j}, \underline{x}_{1j} \; ; \; p_{2j}, \underline{x}_{2j} \; ; \; \ldots \; ; \; p_{rj}, \underline{x}_{rj} \rangle \qquad (4.2)$$

Donde:

$\underline{x}_{mj}$ contiene el conjunto de valores, ("premios" en el lenguaje de la teoría de la decisión), que obtiene el proyecto j en el m-ésimo "estado de la naturaleza". La dimensión de este vector coincide con la cantidad de variables aleatoria en (4.1).

p_{mj} denota la probabilidad subjetiva que el DM asigna al m-ésimo estado de la naturaleza (m-ésima salida) asociado(a) al proyecto j. Se cumple que $\Sigma_m \; p_{mj} = 1$. Estas probabilidades se obtienen de las distribuciones $\Delta\theta_{ij}$.

<u>Premisa 3:</u> El DM se comporta con neutralidad ante el riesgo al valorar loterías como (4.2). Esta premisa se justifica por tres argumentos: Primero, la falta de razones para asumir inclinación al riesgo. Segundo, el monto de dinero que se arriesga en un proyecto es mucho menor (probablemente dos o hasta tres órdenes menor) que el presupuesto total a invertir, lo que tiende a eliminar los efectos de aversión a las pérdidas. En tercer término, el DM está repartiendo un dinero público, lo que también genera menor aversión.

Vale la pena aclarar que el DM puede comportarse neutral ante el riesgo al valorar proyectos, y ganar en aversión cuando compara carteras debido a que se incrementa el monto de la "apuesta".

Denotemos por E_{cj} el equivalente de certeza de l_j. Equivale a un "premio" cierto que para el DM es indiferente con la lotería que modela al proyecto; y corresponde con el valor subjetivo que el proyecto tiene para aquél, tomando en cuenta sus resultados, las probabilidades de obtenerlos, y la actitud ante el riesgo, que aquí se asume neutral por la tercera premisa.

Supongamos que el índice K señala al atributo aleatorio menos importante para el DM en el problema 4.1. Las siguientes dos premisas expresan riqueza del conjunto de premios en su dimensión K.

<u>Premisa 4 (arquimediana):</u> Para todo premio $(y_1, y_2, \ldots, y_K)$ de L existe un premio potencial $(0, 0, \ldots, z_K)$ $(z_K > y_K)$ tal que el DM prefiere $(0, 0, \ldots, z_K)$ a $(y_1, y_2, \ldots, y_K)$.

Premisa 5 (continuidad): Para un proyecto j el equivalente de certeza se puede expresar aproximadamente como un premio de la forma $(0, 0, \ldots, z_{cK})_j$, donde K es el índice del atributo aleatorio de menor importancia para el DM.

Si l_j es la lotería asociada al proyecto j y E_{cj} su premio multidimensional equivalente de certeza, por la Premisa 4 existe $(0, 0, \ldots, z_K)$ preferido a E_{cj}. Obviamente, E_{cj} es preferido a (0, 0, … 0). De la idea de continuidad de preferencias en la dimensión K se desprende que debe existir un valor z_c del atributo K para el que $E_{cj} \cong z_c$.

Premisa 6: Asumiendo independencia de los proyectos, el equivalente de certeza de la cartera se aproxima razonablemente a la suma de los equivalentes de certeza de los proyectos que la componen.

Resulta natural aceptar que, despreciando la interacción entre los proyectos, el valor de los componentes aleatorios de la cartera se forma por la adición de los valores de los componentes aleatorios de los proyectos que pertenecen a ella. Navarro (2005) y Fernández et al. (2006) hacen uso implícito de esta premisa cuando definen el valor subjetivo de la cartera como la suma de valores subjetivos asignados previamente a los proyectos. En el contexto de este trabajo parece más claro que ella necesita linealidad aproximada de la función de utilidad en el atributo K, lo que se justifica por los argumentos dados antes contra la aversión al riesgo.

Con las premisas anteriores, el problema 4.1 se convierte en:

$$\underset{R_F}{\text{Maximizar}}\ \mathbf{V_c} = (SUM_E_c, v_{K+1}, \ldots, v_M) \qquad (4.3)$$

Donde SUM_E_c denota la suma de los equivalentes de certeza de los proyectos en cartera.

El Problema (4.3) tiene muchos menos objetivos que el (4.1), y su carácter estocástico ha desaparecido, gracias al empleo de los equivalentes de certeza. Esto lo hace más simple que las opciones que se discutieron antes. Subsisten sin embargo dos preguntas: i) cómo hallar los equivalentes de certeza de los proyectos?; e ii) cuando M-K es todavía un número que reta las limitaciones cognitivas humanas establecidas por el famoso artículo de Miller (1956), y que también empobrece el desempeño de las metaheurísticas multiobjetivo, cómo encontrar el mejor compromiso del Problema (4.3)?.

4.3.1 Una aproximación del equivalente de certeza de los proyectos

Centremos la atención en los K atributos aleatorios del j-ésimo proyecto. Cada atributo tiene n_i resultados diferentes cuya distribución probabilística es $\Delta\theta_{ij}$. Las distribuciones con distinto índice i se encuentran correlacionadas positivamente, pues todas dependen de la calidad del proyecto y del equipo de investigación. El total de "estados de la naturaleza" es la productoria de los n_i, con el subíndice moviéndose desde 1 hasta K. Por ejemplo, con cinco atributos y cuatro resultados por cada uno sería un total de 1024 "estados de la naturaleza" con sus correspondientes "premios". Es obvio que la integración de las creencias de un DM con las opiniones de un equipo de pares evaluadores, con el fin de asignar probabilidades a cada uno de esos estados, es una tarea prácticamente imposible para un único proyecto, y se convierte en absurda en problemas de cartera. Entonces, se requiere una aproximación importante para estimar el equivalente de certeza del proyecto. La misma se basa en la siguiente idea:

Primero, aceptar que el proyecto solamente tiene tres resultados posibles:

- Éxito: Se asocia al logro total de las metas cuantitativas que plantean quienes proponen el proyecto. Denotemos por n_{imax} el valor de la meta para el iésimo atributo.
- Éxito parcial: Se logra una fracción significativa de las metas comprometidas.
- Fracaso: Los logros del proyecto son nulos o cuantitativamente despreciables respecto a los primeros dos estados.

Segundo, aceptar la siguiente premisa:

<u>Premisa 7:</u> Existen α_i reales ($\alpha_i \geq 1$) tales que un resultado multidimensional cualquiera (n_1, n_2, … n_K) es equivalente al resultado $(0,0,\ldots,0,\sum^{K}\alpha_i n_i)$.

α_i se interpreta como la razón de compensación entre el atributo i y el atributo K (cuántas unidades de aumento del segundo compensan la disminución de una unidad del primero).

Esta premisa podría considerarse una derivación de la quinta. Con apoyo en la premisa quinta, cada "premio" se puede expresar de manera equivalente por una cantidad del K-ésimo

atributo. Entonces cada resultado (0, …, n_i, …, 0) equivale a un resultado (0, … , $\alpha_i n_i$) (α_i mayor o igual que 1) con valor distinto de cero sólo en el atributo K. Entonces, un resultado multidimensional cualquiera (n_1, n_2, …, n_K) es aproximadamente equivalente a (0, 0…, 0, $\Sigma\ \alpha_i n_i$).

Por tanto, el premio que corresponde al éxito (n_{1max}, …, n_{Kmax}) equivale aproximadamente a $(0,0,\ldots,0,\sum^{K}\alpha_i n_{i\max})$; y el premio que corresponde al éxito parcial equivale a $\delta\sum^{K}\alpha_i n_{i\max}$ (δ entre ½ y ⅔) unidades del K-ésimo atributo.

El tercer punto de apoyo se formaliza con dos nuevas premisas:

<u>Premisa 8:</u> A partir de la información histórica disponible o por su propia experiencia y conocimiento, una vez definido el valor δ el DM está en condiciones de expresar en forma de probabilidades a "priori" sus creencias sobre el posible éxito, fracaso o éxito parcial de cada proyecto.

En dependencia del contexto de la convocatoria y las características de la organización que distribuye fondos, el DM puede ser por sí mismo experto en los temas que abordan los proyectos. En tal caso, si además el número de proyectos es una cantidad moderada, el DM podría asignar probabilidades de éxito, fracaso o éxito parcial a los proyectos. Si por el contrario, el DM no puede personalmente emitir juicios sobre los proyectos, tal vez los datos históricos de los resultados obtenidos en convocatorias anteriores permitieran asignar los juicios de probabilidad.

Quienes sí tienen completa posibilidad de evaluar las probabilidades de éxito y fracaso de los proyectos son los expertos (pares evaluadores) que apoyan a la organización.

<u>Premisa 9:</u> Las creencias a "priori" del DM pueden ser actualizadas e integradas armónicamente con las creencias de los pares evaluadores sobre el posible éxito o fracaso de los proyectos que ellos evalúan.

El Teorema de Bayes es quizás la forma idónea en que la información apriorística que el DM posee puede ser actualizada con las opiniones de expertos. En lo inmediato suponemos que

ese proceso de integración de creencias ha sido realizado, y que se dispone de los juicios de probabilidad subjetiva ya actualizados.

Denotando por $P_{j\ ex}$ y $P_{j\ ex_parcial}$ las probabilidades subjetivas del éxito y éxito parcial del proyecto j, con las premisas 7-9 y las asunciones sobre los estados posibles, la esperanza matemática de la lotería asociada al proyecto es aproximadamente

$$EM\ (l_j) = P_{j\ ex}\ \Sigma\ \alpha_i n_{imax} + \delta\ P_{j\ ex_parcial}\ \Sigma\ \alpha_i n_{imax} \qquad (4.4)$$

que coincide con su equivalente de certeza por la asunción de neutralidad al riesgo (Premisa 3).

4.4 Descripción Detallada de la Propuesta

Se compone de los siguientes pasos**:**

- Evaluación por pares.
- Asignación de probabilidades subjetivas y valor de cada proyecto como propuesta de investigación.
- Evaluación de la aceptabilidad de las propuestas.
- Optimización multiobjetivo de la cartera.

4.4.1 Evaluación por pares

En este punto nuestra propuesta no se diferencia mucho de la forma tradicional en que este proceso se lleva a cabo. Los pares deberán ser cuestionados sobre los atributos del proyecto que determinan su factibilidad como propuesta de investigación (coherencia, corrección de la metodología, conocimiento de los antecedentes, calidad del investigador responsable y su grupo, suficiencia del presupuesto solicitado). Deben valorar la dificultad del problema científico a resolver, como elemento que unido a los anteriores, determina la probabilidad de éxito del proyecto. Como conclusión del análisis, se le pedirá a cada experto su juicio sobre el éxito potencial, parcial y el fracaso. Es ésta la información relevante para el próximo paso.

4.4.2 Asignación de probabilidades subjetivas y valor de cada proyecto como propuesta de investigación

Como se mencionó al inicio de este capítulo la teoría de la decisión suministra métodos sólidos para modelar la selección de alternativas en condiciones de riesgo, la teoría de la utilidad multiatributo y técnicas para asignar y actualizar probabilidades subjetivas (French, 1993). En nuestra propuesta, para calcular las probabilidades subjetivas P_{ex}, $P_{ex_parcial}$ y $P_{fracaso}$, el DM es el encargado de atribuir, a *"priori"*, valores para cada una de ellas. Esas asignaciones son actualizadas considerando los juicios emitidos por los expertos (relacionados con cualquiera de los tres posibles estados) y aplicando técnicas proporcionadas por el análisis bayesiano. Este proceso de estimaciones iniciales y actualizaciones se renueva con cada proyecto al que se desea calcular la esperanza matemática de la lotería.

Consideraremos que cada proyecto es evaluado por un grupo de expertos, a quienes se permite una de tres respuestas:

i) El experto cree que el proyecto tendrá éxito y cumplirá en lo fundamental sus objetivos científico-tecnológicos;
ii) Cree que el proyecto fracasará, dejando de cumplir la mayor parte de sus objetivos;
iii) Duda sobre si alguna de las respuestas anteriores se adecua a las características del proyecto.

Para actualizar las probabilidades subjetivas, creencias, del DM aplicaremos el Teorema de Bayes dado por:

$$P(A_i/B) = \frac{P(A_i)\,P(B/A_i)}{\sum_i P(A_i)\cdot P(B/A_i)} \qquad (4.5)$$

Donde:

A_i puede tomar E, F o EP (Éxito, Fracaso o Éxito Parcial respectivamente)

B es la nueva evidencia ECE, ECF o ECD (Evaluador Cree Éxito, Fracaso o Evaluador Duda respectivamente)

$P(A_i/B)$ es la probabilidad de obtener A_i dada la evidencia B

$P(B/A_i)$ es la probabilidad de obtener la evidencia B dado que el estado es A_i

$P(A_i)$ es la probabilidad de A_i

El DM establece a *"priori"* las probabilidades para cada $A_{i,}$; ellas representan la percepción inicial del DM sobre las posibilidades que tiene un proyecto de alcanzar las consecuencias prometidas. La nueva evidencia *B* es el juicio emitido por el par evaluador, y puede ser que: el evaluador cree que el proyecto tendrá éxito (ECE); el evaluador cree en el fracaso (ECF) y la tercera opción es cuando el evaluador duda (ED). Entonces para actualizar la probabilidad se requiere calcular:

$$P(A_i/B) = \frac{P(A_i)\,P(B/A_i)}{P(A_1)\,P(B/A_1) + P(A_2)\,P(B/A_2) + P(A_3)P(B/A_3)}$$

Para ejemplificar, supongamos que el primer experto emitió su juicio, y él cree que el proyecto tendrá éxito, la nueva evidencia *B* representa ECE, entonces, deben actualizarse las probabilidades de éxito (E), fracaso (F) y éxito parcial (EP) aplicando las siguientes formulas:

$$\text{P(E/ECE)} = \frac{P(E)\,P(ECE/E)}{P(E)\,P(ECE/E) + P(F)\,P(ECE/F) + P(EP)P(ECE/EP)}$$

$$\text{P(F/ECE)} = \frac{P(F)\,P(ECE/F)}{P(E)\,P(ECE/E) + P(F)\,P(ECE/F) + P(EP)P(ECE/EP)}$$

$$\text{P}(EP/\text{ECE}) = \frac{P(EP)\,P(ECE/EP)}{P(E)\,P(ECE/E) + P(F)\,P(ECE/F) + P(EP)P(ECE/EP)}$$

El segundo experto emite su evaluación y cree que el proyecto fracasará, ahora *B* representa ECF, entonces, de nuevo se deben actualizar las probabilidades para E, F y EP aplicando las siguientes formulas:

$$\text{P(E/ECF)} = \frac{P(E)\,P(ECF/E)}{P(E)\,P(ECF/E) + P(F)\,P(ECF/F) + P(EP)P(ECF/EP)}$$

$$\text{P(F/ECF)} = \frac{P(F)\,P(ECF/F)}{P(E)\,P(ECF/E) + P(F)\,P(ECF/F) + P(EP)P(ECF/EP)}$$

$$\text{P}(EP/\text{ECF}) = \frac{P(EP)\,P(ECF/EP)}{P(E)\,P(ECF/E) + P(F)\,P(ECF/F) + P(EP)P(ECF/EP)}$$

En estas fórmulas los valores de P(E), P(F) y P(EP) resultan de la primera actualización.

Por último el tercer evaluador emite su dictamen, y no quiere comprometerse con evaluaciones de éxito ni de fracaso, de modo que la nueva evidencia *B* representa ED: entonces, de nueva cuenta se deben actualizar las probabilidades para E, F y EP aplicando las siguientes formulas:

$$\text{P(E/ED)} = \frac{P(E)\,P(ED/E)}{P(E)\,P(ED/E) + P(F)\,P(ED/F) + P(EP)P(ED/EP)}$$

$$\text{P(F/ED)} = \frac{P(F)\,P(ED/F)}{P(E)\,P(ED/E) + P(F)\,P(ED/F) + P(EP)P(ED/EP)}$$

$$\text{P(EP/ED)} = \frac{P(EP)\,P(ED/EP)}{P(E)\,P(ED/E) + P(F)\,P(ED/F) + P(EP)P(ED/EP)}$$

Estas formulaciones requieren que el DM adicionalmente establezca las probabilidades condicionadas $P(B/A_1)$, $P(B/A_2)$, $P(B/A_3)$ que representan la confianza que el DM tiene sobre los dictámenes de los evaluadores; los valores que debe establecer son: $P(ECE/E); P(ECF/E); P(ED/E);\ P(ECE/F); P(ECF/F); P(ED/F);$ $P(ECE/EP); P(ECF/EP); P(ED/EP)$.

Calculadas las probabilidades de éxito del j-ésimo proyecto, P_{j_ex} y $P_{jex_parcial}$ se está en condiciones de calcular la esperanza matemática de la lotería del proyecto representada en 4.4. Ella expresa su valor como propuesta de investigación o equivalente de certeza del proyecto.

4.4.3 Evaluación de la aceptabilidad de los proyectos

Cada proyecto puede ser descrito como una estructura de la forma:

$$(E_c, n_{K+1}, \ldots n_N, \text{Costo, Sinergia}) \qquad (4.6)$$

en la que

E_c denota su equivalente de certeza calculado según la expresión 4.4;

n_i (i = K+1, … N) denota el aporte del proyecto a las variables indicadoras que reflejan el cumplimiento de objetivos organizacionales que no son resultados científicos;

Costo: el presupuesto del proyecto ya ajustado por los pares;

Sinergia: Variable dicótoma que refleja si el proyecto tiene la capacidad de generar sinergia con otros en la misma convocatoria.

En la expresión 4.6, salvo el costo, los demás atributos reflejan ciertos beneficios, de diferente importancia, del proyecto. Éste puede verse como una inversión que consume recursos

para lograr beneficios. En tal visión, la calidad del proyecto no debe ser independiente de la comparación entre costos y beneficios. Olvidarlo es uno de los defectos de la heurística convencional, que hace descansar la evaluación en puras cualidades indirectas.

La evaluación de un proyecto puede considerarse un problema de clasificación multicriterio en categorías ordenadas. En la concepción de Roy (e.g. (Roy, 1996)), el problema P_β (clasificación multicriterio, quizás en nuestra lengua sería mejor denominarlo ***evaluación multicriterio***), se caracteriza porque están definidas en forma absoluta un conjunto de categorías, y se trata de indagar la pertenencia de los objetos a ellas.

Las categorías que nos interesan son {aceptable, inaceptable}, y los proyectos son objetos caracterizados por N+3-K criterios de evaluación que, con excepción del costo, son todos crecientes con la preferencia. Debido al carácter ordinal de la información sobre sinergia y a la imprecisión en la estimación del equivalente de certeza, proponemos utilizar un método de clasificación multicriterio basado en relaciones de superioridad (outranking). Los enfoques basados en relaciones borrosas de superioridad son más flexibles que su contraparte funcional normativa, permitiendo tratar información imprecisa, cualitativa y ordinal, así como efectos de veto e incomparabilidad.

Si se dispone de cierta información de referencia que permita diferenciar proyectos que, según las preferencias del DM, son aceptables de otros que no lo son, entonces la idea es que la comparación de los atributos beneficio-costo de los proyectos contra los de referencia, permita llegar a decisiones con sustento en las reales preferencias del DM.

En el marco de nuestra propuesta, el método a utilizar dependerá de la cantidad de información de referencia que el DM pueda allegar en cada convocatoria de proyectos de I&D. Distinguiremos tres situaciones:

4.4.3.1 Aplicación de TESEO

Distintos autores coinciden en que el aumento de la información de referencia puede mejorar la capacidad de realizar evaluaciones apropiadas (cf. (Almeida-Dias, Figueira y Roy, 2012; Fernández, 2013; Fernández, López, Navarro, et al., 2011). Si los criterios de aceptabilidad permanecen estables en convocatorias que se repiten a lo largo de varios años, el DM puede

disponer de una amplia muestra de proyectos ya clasificados en las dos categorías posibles. El método TESEO podría ser aplicado exitosamente en ese contexto, explotando el ambiente combinado PDA- TESEO propuesto muy recientemente por (Covantes, Fernández y Navarro, 2015); en ese ambiente, el conjunto de referencia se utiliza primero para encontrar adecuados parámetros del modelo de superioridad, y ya queda TESEO listo para ser utilizado como clasificador.

Sea T el conjunto de referencia formado por descriptores multicriterio de proyectos p_{kh} evaluados en la categoría C_k (k = 2 significa "aceptable"; k = 1 indica inaceptabilidad). Supongamos una función $\sigma(p_x, p_y)$ que modela el grado de credibilidad del enunciado "el proyecto p_x es al menos tan bueno como p_y" desde el punto de vista del DM.

Definición 1: Dada $\sigma(p_x, p_y)$, se definen las siguientes relaciones binarias no-borrosas en el universo de proyectos:

$(p_x, p_y) \in S(\lambda)$ si y sólo si $\sigma(p_x, p_y) \geq \lambda$ (λ-superación) (4.7.a)

$(p_x, p_y) \in P(\lambda)$ si y sólo si $\sigma(p_x, p_y) \geq \lambda \wedge \sigma(p_x, p_y) < 0.5$ (λ-preferencia estricta) (4.7.b)

$(p_x, p_y) \in Q(\lambda)$ si y sólo si $\sigma(p_x, p_y) \geq \lambda \wedge 0.5 \leq \sigma(p_x, p_y) < \lambda$ (λ-preferencia débil) (4.7.c)

$(p_x, p_y) \in I(\lambda)$ si y sólo si $\sigma(p_x, p_y) \geq \lambda \wedge \sigma(p_x, p_y) \geq \lambda$ (λ-indiferencia) (4.7.d)

$(p_x, p_y) \in R(\lambda)$ si y sólo si $\sigma(p_x, p_y) < \lambda \wedge \sigma(p_x, p_y) < \lambda$ (λ-incomparabilidad) (4.7.e)

Siguiendo a (Covantes et al., 2015), nuestra propuesta consiste en inferir el valor del umbral de credibilidad y el conjunto de parámetros del modelo para calcular la función σ (denotado por (η, λ)), considerando un conjunto de ejemplos de entrenamiento T y minimizando las inconsistencias de las siguientes implicaciones lógicas:

$\forall\ (b_{k,h}, b_{j,i}) \in T \times T$

$b_{k,h}\ P(\eta,\lambda) b_{j,i} \Rightarrow k \geq j$ (4.8.a)

$b_{k,h}\ Q(\eta,\lambda) b_{j,i} \Rightarrow k \geq j$ (4.8.b)

$$b_{k,h}\ I(\eta,\lambda) b_{j,i} \Rightarrow k = j \qquad (4.8.c)$$

$$k \geq j \quad \Rightarrow \ b_{k,h}\ S(\eta,\lambda)\ b_{j,l} \qquad (4.8.d)$$

En adelante utilizaremos la siguiente notación $N_P(\eta, \lambda)$, $N_Q(\eta, \lambda)$, $N_I(\eta, \lambda)$ y $N_S(\eta, \lambda)$ para las inconsistencias de las ecuaciones 4.8.a, 4.8.b.,4.8.c y 4.8.d, respectivamente.

La minimización de inconsistencias de las ecuaciones 4.8 está dirigida a resolver el problema:

$$\text{Minimizar } \{N_P(\eta, \lambda), N_Q(\eta, \lambda), N_I(\eta, \lambda), N_S(\eta, \lambda)\} \qquad (4.9)$$
$$(\eta, \lambda) \in f_R$$

donde f_R define al conjunto de soluciones factibles. Este conjunto está determinado por restricciones que el DM puede imponer a los parámetros del modelo.

Si la función σ se obtiene como en ELECTRE III o ELECTRE TRI (e.g. (Roy, 1990b)), los parámetros para η serían

i. El vector de pesos w_i;
ii. El vector de umbrales de indiferencia q_i;
iii. El vector de umbrales de preferencia p_i;
iv. El vector de umbrales de veto v_i;
v. El vector de umbrales de discordancia u_i (solo cuando se usa la simplificación propuesta por Mousseau y Dias (2004)).

Mínimamente se deben considerar las siguientes restricciones:

$$w_i > 0;\ 0 \leq q_i \leq p_i < u_i < v_i\ (i=1, \ldots, N+3-K);\ 0.5 < \lambda \leq 1.$$

Siendo solamente dos categorías (aceptable e inaceptable), las discrepancias con P son claramente el objetivo más importante en (4.9). Algunas discrepancias con I pueden resultar del carácter granular de la información (Fernández y Navarro, 2011). Las discrepancias con ***S*** pueden resultar de efectos de incomparabilidad y de intensidad de preferencia (estos últimos no contemplados en ELECTRE III). Por consiguiente, al valorar las soluciones de Pareto el DM (acompañado de un analista de la decisión) deberá darle prioridad a N_P, seguido de N_Q; N_I y N_S

poseen aproximadamente la misma importancia. La frontera de Pareto de (4.9) puede ser aproximada mediante el algoritmo de Fernández, Navarro y Mazcorro (2012).

Sea $(\eta, \lambda)_{\text{mejor}}$ el punto que corresponde al mejor compromiso de (4.9). En lo que sigue la función σ será instanciada con el vector η de $(\eta, \lambda)_{\text{mejor}}$.

Supongamos que se desea evaluar un proyecto p_x. De acuerdo con TESEO, $C(p_x)$ debe satisfacer:

$\forall b_{kh} \in T$

$$p_x \, P(\eta, \lambda)_{\text{mejor}} \, b_{kh} \Rightarrow C(p_x) \succsim C_k \qquad (4.10.a)$$
$$b_{kh} \, P(\eta, \lambda)_{\text{mejor}} \, p_x \Rightarrow C_k \succsim C(p_x)$$

$$p_x \, Q(\eta, \lambda)_{\text{mejor}} \, b_{kh} \Rightarrow C(p_x) \succsim C_k \qquad (4.10.b)$$
$$b_{kh} \, Q(\eta, \lambda)_{\text{mejor}} \, p_x \Rightarrow C_k \succsim C(p_x)$$

$$p_x \, I(\eta, \lambda)_{\text{mejor}} \, b_{kh} \Rightarrow C(p_x) = C_k \qquad (4.10.c)$$

($\succsim$ tiene el significado de *"es al menos tan buena como"* sobre el conjunto de categorías).

Sea N_1 la variable que contiene el conteo combinado las inconsistencias con (4.10.a) y (4.10.b). Sea N_2 la que contiene el conteo de las inconsistencias con (4.10.c). Denotemos por C_1 la categoría "inaceptable" y por C_2 la que corresponde a los proyectos aceptables. Si $N_1(C_1) > N_1(C_2)$ el proyecto se cataloga como "aceptable". Si $N_1(C_2) > N_1(C_1)$ entonces el proyecto es inaceptable. Si $N_1(C_1) = N_1(C_2)$, entonces la categoría a asignar es la que tenga menor valor de N_2. En caso de que también $N_2(C_1) = N_2(C_2)$, la pareja DM-analista de la decisión debe utilizar un valor mayor de λ para romper el empate.

Covantes et al. (2015) muestran que este ambiente combinado logra resultados satisfactorios en problemas con tres categorías, nueve criterios y 50 elementos en el conjunto de referencia. Con solamente dos categorías los resultados han de ser superiores. Por su parte, (Fernández y Navarro, 2011) prueban que TESEO trabaja aún mejor si el número de objetos de referencia (proyectos en este caso) se distribuye uniformemente en las categorías, o si su distribución refleja la del universo.

4.4.3.2 Aplicación de una variante de ELECTRE TRI

Si el DM no dispone de información de referencia y es capaz de ubicar un perfil de frontera entre la aceptabilidad y su negación, podría utilizar ELECTRE TRI-B "pesimista", que en el estudio de Rodríguez (2014) se reveló más efectivo que ELECTRE TRI-C. Sin embargo, el mismo trabajo probó que su comportamiento se degrada con el número de criterios. Para ocho-nueve criterios, la mayoría de los proyectos pueden ser incomparables con el perfil frontera y serían evaluados como inaceptables por el procedimiento pesimista.

El método que aquí proponemos se basa en dos nuevas premisas:

<u>Premisa 10:</u> El DM con ayuda del analista de la decisión es capaz de detectar una clase de equivalencia de "proyectos de frontera" $P_{front}= \{p_{1front}, \ldots, p_{Jfront}\}$ que cumplen dos características:

1. Cada elemento de P_{front} es considerado "aceptable" por el DM;
2. Todo proyecto p_r tal que existe p_{jfront} preferido a p_r es inaceptable.

Esas condiciones significan que los elementos de P_{front} se encuentran en la frontera entre las dos categorías, análogamente a los perfiles de referencia de ELECTRE TRI. Para cumplirlas, el DM deberá primeramente determinar p_{1front} realizando compromisos entre el costo del proyecto y algunos de los criterios que indican beneficio; posteriormente, con la ayuda del analista de la decisión, el DM realizará compensaciones entre parejas de criterios de modo de generar otros pares de proyectos que cumplan entre sí una indiferencia, y mantengan con los primeros indiferencia o incomparabilidad. Por ejemplo: i) generar p_{1front}; ii) partiendo de p_{1front}, generar p_{2front} con cambios compensatorios entre criterios y cuidando la indiferencia; iii) con p_{1front} y p_{2front}, generar p_{3front} con cambios compensatorios entre criterios de manera que guarde indiferencia y/o incomparabilidad con sus antecesores; iv) continuar hasta completar P_{front}.

La siguiente premisa se desprende de la multitud de aplicaciones de los métodos ELECTRE que aparecen en la literatura, sin el respaldo de un procedimiento de obtención indirecta de los parámetros.

Premisa 11: Con el auxilio del analista de la decisión, el DM es capaz de asignar valores aceptables a los parámetros del modelo de superioridad. Tales valores deben ser compatibles con la información preferencial contenida en P_{front}.

Con estas premisas y bajo la notación de la sección 4.4.3.1, la clasificación de los elementos de un conjunto cualquiera de proyectos aplicantes $P_{aplican}$ se realiza como se describe a continuación:

A. Fijar un valor de λ que indique suficiente credibilidad ($\lambda \geq ⅔$);
B. $p_x \in P_{aplican}$ es considerado aceptable si se cumplen dos requisitos:
   1) existe $p_{ifront} \in P_{front}$ tal que $p_x S(\lambda) p_{ifront}$;
   2) no existe $p_{jfront} \in P_{front}$ tal que $p_{ifront}\ (P(\lambda) \cup Q(\lambda)) p_x$.

Observaciones:

1. Si p_x es incomparable con todos los elementos de P_{front}, entonces se podría relajar el valor de λ (siempre mayor que 0.5) hasta que se rompa la incomparabilidad.
2. Para el atributo Equivalente de Certeza (por ser, con ventaja, el más importante), puede definirse un umbral de preferencia reforzada Ω tal que si Equivalente_Certeza (p_x) $\geq \Omega$ entonces p_x es considerado "al menos tan bueno" como los proyectos de referencia.

4.4.4 Optimización evolutiva de la cartera

Una vez determinados los proyectos aceptables llega el momento de proceder a la selección de la cartera. En algunas situaciones casi triviales el monto de los recursos disponibles es muy elevado en comparación con los requerimientos de los proyectos aceptables; en tal caso todos los proyectos que rebasan el umbral de aceptabilidad recibirán el presupuesto que los pares juzgaron necesario. Pero a nosotros nos importa el caso de mucho más interés en que resulta necesario seleccionar un subconjunto propio de proyectos aceptables. Eso nos conduce al problema de optimización

$$\underset{R_F}{\text{Maximizar}}\ \mathbf{V_c} = (\text{SUM_E}_c,\ v_{K+1}\ \ldots\ v_{M+1}) \qquad (4.11)$$

Donde SUM_E_c, v_{K+1} … v_M tienen el mismo significado de (4.3), y v_{M+1} es un criterio que cuenta la cantidad de combinaciones sinérgicas que hay en la cartera. Por supuesto, cuando los proyectos son independientes o cuando no hay información sobre su sinergia, (4.11) se reduce a (4.3).

Consideraremos las siguientes definiciones para caracterizar las soluciones de un problema multiobjetivo planteado en (4.11).

- Definición 2: Se dice que $\boldsymbol{x} \in R_F$ es solución de Pareto del Problema (4.11) si para todo $\boldsymbol{y} \in R_F$ tal que $v_i(\boldsymbol{y}) > v_i(\boldsymbol{x})$ para cierto i, se tiene necesariamente que $v_j(\boldsymbol{x}) > v_j(\boldsymbol{y})$ para algún valor del subíndice j.
- Definición 3: Se dice que $\boldsymbol{x} \in R_F$ domina a $\boldsymbol{y} \in R_F$ si $v_j(\boldsymbol{x}) \geq v_j(\boldsymbol{y})$ para todo j, y existe i tal que $v_i(\boldsymbol{x}) > v_i(\boldsymbol{y})$.

Las soluciones de Pareto también se llaman no-dominadas.

Resolver un problema de optimización multiobjetivo es encontrar el mejor compromiso, una solución de Pareto suficientemente satisfactoria que el DM acepte como solución final (Hwang y Masud, 1979). Resolver (4.11) es identificar una solución tal que no se encuentre otra en R_F que sea preferida a ella.

La existencia de una función de valor es más restrictiva que la del mejor compromiso de (4.11). La primera implica que para toda pareja de soluciones el DM puede establecer un enunciado de preferencia o indiferencia, que tienen además la propiedad de transitividad. Contrariamente, al resolver (4.11) no se exige la transitividad de la preferencia-indiferencia, y se tolera la incomparabilidad (el deseo de no establecer un enunciado de preferencia-indiferencia entre una pareja de soluciones) (cf. (Roy, 1996)).

4.4.4.1. Búsqueda de la mejor cartera empleando algoritmos evolutivos

Resolver el problema (4.11) es prácticamente imposible por técnicas convencionales de Investigación Operativa en instancias de gran tamaño y con numerosos atributos. Nuestra propuesta es emplear algoritmos evolutivos multiobjetivos (AEMO) para resolverlo. Las ventajas de la computación evolutiva para optimización multicriterio radican en i) su capacidad de generar una aproximación a la frontera de Pareto ya desde las primeras generaciones; ii) su independencia

de las propiedades matemáticas de las funciones objetivo y de las restricciones, y iii) su dependencia polinómica del tamaño de la instancia (cf. (Coello et al., 2002)).

Aunque los AEMOs son capaces de generar la frontera de Pareto, ello es sólo un primer paso hacia la solución final. No se puede resolver un problema multicriterio sin modelar las preferencias del DM en la búsqueda del "mejor compromiso". Con mucho, la mayoría de las propuestas y aplicaciones de AEMOs pretenden realizar una modelación "a posteriori" de esas preferencias; esto es perfectamente posible en problemas con 2-3 objetivos y algunas decenas de soluciones de Pareto.

Aunque en situaciones con cinco o más objetivos y/o con centenares de soluciones de Pareto, las limitaciones cognitivas del DM imposibilitan que pueda manejar situaciones tan complejas. Lo más probable es que el DM, sin herramientas matemáticas ni heurísticas para manejar tal complejidad, se conforme con una solución quizás aceptable pero distante del mejor compromiso. Coello (2005) reconoce que el manejo de las preferencias es uno de los pendientes principales del estado del arte de los AEMOs.

Para incorporar las preferencias del DM en forma más eficiente, Fernández, López, Navarro, et al. (2011) propusieron una idea muy promisoria. De una relación de superación borrosa construida siguiendo las ideas de los métodos ELECTRE (cf. (Figueira et al., 2005; Roy, 1990b)) definida en el espacio de soluciones se deriva una relación de superación no-borrosa ***S*** con un valor de credibilidad suficientemente alto. A partir de ***S*** se define el concepto de solución no-superada que generaliza el concepto de no-dominancia. La solución **a** es no-superada si con la información generada hasta la iteración **t**, no existe otra solución conocida **b** tal que **b*S*a y not. a*S*b**.

A diferencia del concepto de no-dominancia, la relación de no-superación contiene las preferencias del DM, y su cardinal no depende significativamente del número de objetivos. Si ***S*** refleja adecuadamente las preferencias del DM, se puede demostrar que el mejor compromiso de un problema de optimización multiobjetivo debe ser una solución no-superada (cf. (Fernández, López, López, et al., 2011)).

En (Fernández, López, López, et al., 2011) el concepto de no-superación remplaza a la no-dominancia en el algoritmo NSGA-II, que es el benchmark de la optimización evolutiva multicriterio. El algoritmo propuesto (NOSGA2, que es una extensión de NOSGA proveniente de Non-Outranked Sorting Genetic Algorithm) es casi idéntico a NSGA-II, pero con ese remplazo conceptual. La siguiente premisa describe cómo se adecua la propuesta de Fernández, López, Navarro, et al. (2011) para determinar la mejor cartera de proyectos de investigación y desarrollo.

<u>Premisa 12:</u> Sean $\boldsymbol{x}$, $\boldsymbol{y}$ dos soluciones diferentes del problema (4.11) en el espacio de los objetivos, que representan dos carteras denotadas por $C_{\boldsymbol{x}}$ y $C_{\boldsymbol{y}}$ respectivamente. Suponemos que el DM en colaboración con un analista de la decisión puede construir un modelo funcional $\sigma(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ que dé como imagen una buena aproximación al grado de credibilidad del enunciado "la solución $\boldsymbol{x}$ es al menos tan buena como la solución $\boldsymbol{y}$".

La experiencia de los métodos de la tendencia europea de decisión multicriterio sustenta aceptablemente esta premisa a través de la creación de relaciones borrosas de superación como las que se derivan de los métodos ELECTRE (cf. (Roy, 1990b)) y PROMETHEE (Brans y Mareschal, 2005). Las relaciones borrosas son una buena alternativa de compromiso al enfoque funcional, pues generalizándolo, tienen mayor capacidad de expresión y son un buen modelo para fenómenos de intransitividad e incomparabilidad (Fodor y Roubens, 1994) que se manifiestan resolviendo (4.11).

El modelo de preferencias borrosas es más fácil de construir, necesita menos información e impone requisitos mucho menos severos al actor del proceso de decisión (Fernández y Olmedo, 2004). Puede reflejar preferencias mal definidas y preferencias colectivas (e.g. (Fernández y Olmedo, 2004)). Algunos trabajos recientes avanzan en la modelación de efectos de intensidad de preferencia en modelos derivados de la filosofía ELECTRE (cf. (Fernández, Navarro, et al., 2012; Roy y Słowiński, 2008)).

Una crítica frecuente a los métodos ELECTRE es la cantidad de parámetros diversos que contiene y la dificultad del DM para asignar sus valores. No obstante, en los últimos años han aparecido varios procedimientos que logran identificar los parámetros del modelo a partir de cierta información preferencial que el DM emite cuando evalúa objetos aislados o compara pares

de ellos (e.g. (Doumpos, Marinakis, Marinaki y Zopounidis, 2009; Fernández et al., 2009; Fernández, Navarro, et al., 2012; Mousseau y Dias, 2004).

A partir de la premisa 12, pasaremos a explicar el modo de resolver (4.11).

4.4.4.2. Un modelo borroso de preferencias

Siguiendo a Fernández, López, López, et al. (2011), sea V el conjunto de objetivos[32] del problema (4.11) y O su espacio imagen. Un elemento $\boldsymbol{x} \in O$ es un vector (x_1, …, x_N), y x_i es el valor del iésimo objetivo. Suponemos que para cada criterio j hay un sistema relacional de preferencias (P_j, I_j) (preferencia, indiferencia) completo sobre el criterio j; o sea, para todo par de valores (x_j, y_j) del objetivo j una y solamente una de las siguientes proposiciones es verdadera:

$$\begin{aligned} &- x_j \, P_j \, y_j \\ &- y_j \, P_j \, x_j \\ &- x_j \, I_j \, y_j \end{aligned} \qquad (4.12)$$

(4.12) permite utilizar umbrales de indiferencia para modelar imprecisiones. Es más general que la formulación usual $x_j \, P \, y_j \;\Leftrightarrow\; x_j > y_j$.

Según la metodología ELECTRE, la proposición $\boldsymbol{x}S\boldsymbol{y}$ ("$\boldsymbol{x}$ supera a $\boldsymbol{y}$") ("el actor del proceso de decisión considera que $\boldsymbol{x}$ es al menos tan buena como $\boldsymbol{y}$") se cumple si y solo si la coalición de criterios que concuerda con ese enunciado es suficientemente fuerte, y al mismo tiempo la coalición en discordancia no lo es. Formalmente, ese enunciado se puede expresar mediante la siguiente equivalencia lógica (cf. (Perny, 1998)):

$$\boldsymbol{x}S\boldsymbol{y} \;\Leftrightarrow C(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) \wedge \sim D(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) \qquad (4.13)$$

donde:

$C(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ es el predicado que modela la fuerza de la coalición de concordancia;
$D(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$ es el predicado sobre la fuerza de la coalición en discordancia;
$\wedge$ y $\sim$ son conectivas lógicas para conjunción y negación, respectivamente.

[32] Donde el primer objetivo representa SUM_E_c; el segundo objetivo a v_{k+1} y así hasta el objetivo *n* que representa al v_{m+1}.

Observe que en el problema de cartera, el enunciado de superación "el actor del proceso de decisión considera que **x** es al menos tan buena como **y**" es análogo a "el actor del proceso de decisión considera tener argumentos de peso para afirmar que la cartera **x** tiene al menos tanto impacto como **y**".

Denotemos por $C_{x,y}$= {$v_j \in V$ tales que $x_j P_j y_j \vee x_j I_j y_j$} a la coalición de concordancia con $\boldsymbol{xSy}$. Sea $D_{x,y}$= {$v_j \in V$ tales que $y_j P_j x_j$} la coalición de discordancia.

Se denotan por $c(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ y $d(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ los valores de verdad de los predicados $C(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$ y $D(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})$. De (4.13) y utilizando el operador "producto" para la conjunción, el valor veritativo de $\boldsymbol{xSy}$ se puede calcular como:

$$\sigma(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = c(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}).\ N(d(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})) \tag{4.14}$$

expresión en la que $N(d(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}))$ representa el valor de verdad del predicado sobre la debilidad de la coalición discordante.

La forma más simple de modelar el predicado de concordancia es como en las primeras versiones de ELECTRE:

$$c(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \sum_{j \in C_{x,y}} w_j \tag{4.15}$$

expresión en la que w's denotan "pesos" ($w_1 + w_2 + ... + w_n = 1$)

La fuerza de la discordancia se mide en comparación con un umbral de veto vt_j, que es la máxima diferencia y_j-x_j compatible with $\sigma(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) > 0$. Siguiendo a Mousseau y Dias (2004), utilizaremos

$$N(d(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})) = \min_{j \in D_{x,y}} [1 - d_j(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y})] \tag{4.16}$$

$$d_j(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y}) = \begin{cases} 1 \quad \text{iff} \quad \nabla_j \geq vt_j \\ (\nabla_j - u_j)/\,(vt_j - u_j) \qquad \text{si} \quad u_j < \nabla_j < vt_j \\ 0 \quad \text{iff} \quad \nabla_j \leq u_j \end{cases} \tag{4.17}$$

donde $\nabla_j = y_j$-x_j y u_j es un umbral de discordancia (Figura 4.1).

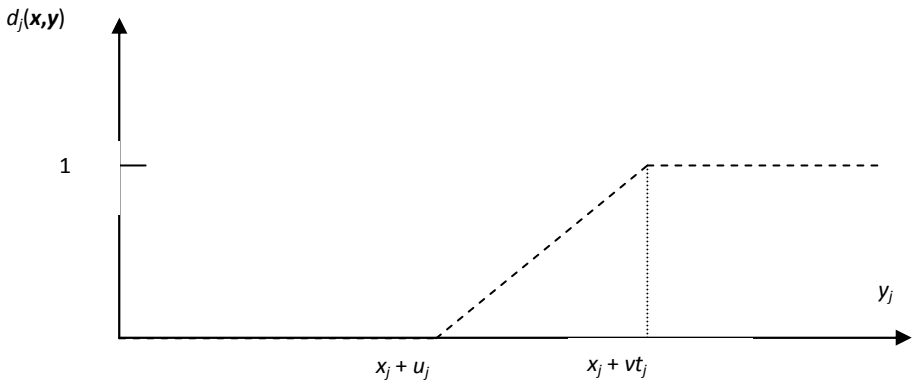

Figura 4.1 Índice de discordancia marginal $d_j(\boldsymbol{x},\boldsymbol{y})$
Fuente: Elaboración propia

En lo siguiente, se considera que hay un método para asignar un grado de verdad $\sigma(x, y)$ en [0,1] para el predicado ***S***(x, y). Una vez que $\sigma(x, y)$ se ha calculado, puede ser útil para construir un sistema relacional de preferencias no-borrosas inspirado en el sugerido por Roy (1996). Como parte del colectivo de autores de Fernández et al. (2013), propusimos la construcción de un sistema relacional de preferencias computable a partir de ciertos parámetros sencillos. El mismo se explica a continuación.

Consideremos $\lambda > 0.5$ como un umbral de credibilidad aceptable para el predicado ***S***. Se considera también un parámetro de asimetría β y un parámetro de simetría $\varepsilon(0 < \varepsilon < \beta < \lambda)$. Entonces las relaciones de preferencia estricta, indiferencia, preferencia débil, incomparabilidad y K-preferencia de Roy (1996) pueden modelarse atendiendo las definiciones siguientes:

Definición 4: Diremos que la cartera C_x supera estrictamente a C_y si se cumple al menos una de las siguientes condiciones:

i. $x\ domina\ y$
ii. $\sigma(x, y) \geq \lambda \wedge \sigma(y, x) < 0.5$
iii. $\sigma(x, y) \geq \lambda \wedge (0.5 \leq \sigma(y, x) < \lambda) \wedge (\sigma(x, y) - \sigma(y, x)) \geq \beta$

Donde β es un parámetro de superación estricta. La relación de superación se denota por C_x $P(\lambda, \beta)$ C_y , o equivalentemente $\boldsymbol{x}\mathbf{P}(\lambda, \beta)\boldsymbol{y}$.

En el mismo sentido de Roy (1996) pueden definirse relaciones de indiferencia, de preferencia débil y de incomparabilidad como sigue:

Definición 5: C_x y C_y son indiferentes si $\sigma(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq \lambda$, $\sigma(\mathbf{y}, \mathbf{x}) \geq \lambda$ y además $|\sigma(\mathbf{x}, \mathbf{y}) - \sigma(\mathbf{y}, \mathbf{x})| < \varepsilon$. Se denota por : C_x I (λ, ε) C_y o por $\mathbf{x}I(\lambda, \varepsilon)\mathbf{y}$.

Definición 6: Diremos que la cartera C_x supera en forma débil a C_y si se cumplen simultáneamente las siguientes condiciones:

- $\sigma(x, y) \geq \lambda \wedge \sigma(x, y) > \sigma(y, x)$
- $x \; not \; P(\lambda, \beta) y$
- $x \; not \; I(\lambda, \varepsilon) y$

La superación débil se denota por C_x $Q(\lambda, \beta, \varepsilon)$ C_y o por $\mathbf{x}Q(\lambda, \beta, \varepsilon)\mathbf{y}$. Es también una relación asimétrica.

Definición 7. Si $\sigma(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{y}) < 0.5$ y $\sigma(\boldsymbol{y}, \boldsymbol{x}) < 0.5$ diremos que C_x y C_y son incomparables (C_x R C_y o $\boldsymbol{x}$R$\boldsymbol{y}$).

Definición 8. La relación K-preferencia es un escenario en donde el DM no puede declararse a favor de ninguna de estas dos situaciones: 1). Hay suficientes razones para establecer preferencia estricta a favor de una de las dos carteras que se comparan; y 2). Existe incomparabilidad entre esos dos objetos:

a. $0.5 \leq \sigma(x, y) < \lambda$
b. $\sigma(y, x) < 0.5$
c. $(\sigma(x, y) - \sigma(y, x)) > \beta / 2$

Donde en punto c) debe ser considerado en ese orden para reflejar cierta asimetría que justifique la preferencia estricta de $\boldsymbol{x}$ sobre $\boldsymbol{y}$. K-preferencia se denota por C_x $K(\lambda, \beta)$ C_y o por $\mathbf{x}K(\lambda, \beta)\mathbf{y}$. Es también una relación asimétrica.

Definición 9: Sea A un subconjunto de R_F. Si no existe $C_y \in A$ tal que C_y $P(\lambda, \beta)$ C_x, diremos que C_x es no-superada en A ($\boldsymbol{x}$ es no-superada en la imagen de A).

Tiene lugar el siguiente teorema:

Teorema 1: Sea O la imagen de la región factible del problema (4.11). Entonces, el conjunto de soluciones no-superadas en O es subconjunto de la frontera de Pareto de (4.11).

Demostración:

Si el conjunto de soluciones no-superadas en O es vacío, entonces es un subconjunto propio de la frontera de Pareto de (4.11). Si no es vacío debemos probar que

$\boldsymbol{a}$ es no-superada en $O \Rightarrow \boldsymbol{a}$ es una solución de Pareto.

La demostración es trivial. Supongamos que la tesis es falsa. Entonces $\boldsymbol{a}$ es dominada por $\boldsymbol{b} \in O$. Entonces, por la definición 4 se tiene que $\boldsymbol{b}P(\lambda, \beta)\boldsymbol{a}$. Es una contradicción con la hipótesis.

El recíproco es falso. $\boldsymbol{A}$ puede ser solución de Pareto y ser sin embargo superada por $\boldsymbol{b}$. Basta encontrar $\boldsymbol{b}$ tal que $\boldsymbol{b}P(\lambda, \beta)\boldsymbol{a}$ por satisfacer las condiciones ii o iii declaradas en la cuarta definición.

Observaciones:

1) Para cada elemento $\boldsymbol{x} \in O$ hay un conjunto que lo supera $(S_o)_x = \{\boldsymbol{y} \in O$ tal que $\boldsymbol{y}P(\lambda, \beta)\boldsymbol{x}\}$. *card* $(S_o)_x$ denota su cardinal, que es una función entera dependiente de $\boldsymbol{x}$. Obviamente, si $\boldsymbol{x}$ es no-superada *card* $(S_o)_x = 0$.

2) Si no toda $\boldsymbol{x}$ de O está en un ciclo de $P(\lambda, \beta)$, entonces existe al menos una solución no-superada en O.

Definición 10: Llamaremos frontera no-superada de (4.11) al conjunto $N_S = \{\boldsymbol{x} \in O$ tal que *card* $(S_o)_x = 0\}$.

N_S es vacío solo en el caso de que todo elemento de O pertenezca a un ciclo de $P(\lambda, \beta)$. En los experimentos de López (2008) y Cruz et al. (2014) siempre se encontraron soluciones no-superadas.

En lo que sigue intentaremos caracterizar el mejor compromiso de (4.11). Empleando un enfoque operacional, supongamos que el DM está comparando soluciones de (4.11). $\boldsymbol{x}^*$ de O es el mejor compromiso si el DM no logra identificar $\boldsymbol{y} \in O$ tal que pueda establecer una preferencia asimétrica de $\boldsymbol{y}$ sobre $\boldsymbol{x}^*$. Si no hay argumentos de algún peso para que el DM reemplace a $\boldsymbol{x}^*$ como la solución más aceptable del problema de optimización multiobjetivo bajo consideración, entonces se puede justificar que $\boldsymbol{x}^*$ es el mejor compromiso.

Es obvia la siguiente proposición:

Proposición 1: Si N_S no es vacío, entonces el mejor compromiso de (4.11) es una solución $\boldsymbol{x}^* \in N_S$.

Si $\boldsymbol{x}^* \notin N_S$ existe $\boldsymbol{y}$ de O tal que $\boldsymbol{y}P(\lambda, \beta)\boldsymbol{x}^*$. Luego, el DM tendría argumentos de fuerza para remplazar $\boldsymbol{x}^*$ y colocar a $\boldsymbol{y}$ en su lugar. Por tanto, $\boldsymbol{x}^*$ no puede ser el mejor compromiso de (4.11). La contradicción indica que el mejor compromiso es necesariamente una solución no-superada estrictamente

Se requiere un modo de distinguir $\boldsymbol{x}^*$ dentro de N_S. La relación de preferencia $P(\lambda, \beta)$ es vacía en N_S, pero no así $Q(\lambda, \beta, \varepsilon)$ o $K(\lambda, \beta)$ que son también asimétricas. Para cada $\boldsymbol{x} \in N_S$ hay un conjunto $D_x = \{\boldsymbol{y} \in N_S$ tal que $\boldsymbol{y}Q(\lambda, \beta, \varepsilon)\boldsymbol{x}$ **o** $\boldsymbol{y}K(\lambda, \beta)x\}$. *card* (D_x) denota su cardinal, un conteo de "debilidad" en N_S que es una función entera dependiente de $\boldsymbol{x}$. El conjunto de soluciones débilmente no-superadas en N_S es $N_{SD} = \{\boldsymbol{y} \in N_S$ tal que $card\ (D_y) = 0\}$.

Proposición 2: Si N_{SD} es no vacío, el mejor compromiso es un elemento de N_{SD}.

La demostración es casi idéntica a la anterior. Si $\boldsymbol{x}^* \notin N_{SD}$ existe $\boldsymbol{y}$ de N_S tal que $\boldsymbol{y}Q(\lambda, \beta, \varepsilon)\boldsymbol{x}^*$ **o** $\boldsymbol{y}K(\lambda, \beta)\boldsymbol{x}^*$. Luego, el DM tendría alguna razón para remplazar $\boldsymbol{x}^*$ y colocar a $\boldsymbol{y}$ en su lugar, puesto que la segunda es al menos tan aceptable como la primera. Por tanto, $\boldsymbol{x}^*$ no puede ser el mejor compromiso de (4.11).

Si N_{SD} contiene varios elementos, no hay razones basadas en $P(\lambda, \beta)$ y $Q(\lambda, \beta, \varepsilon)$ y $K(\lambda, \beta)$ para determinar el mejor compromiso. Sin embargo, la relación borrosa de preferencia contiene más información, y el DM puede identificar argumentos a favor de algún elemento de N_{SD} si emplea medidas de calidad calculadas sobre todo el conjunto objeto de decisión. El score del

flujo neto de superación es un método muy aceptado para realizar un ordenamiento de un conjunto sobre el que está definida una relación borrosa de preferencia (cf. (Fodor y Roubens, 1994)). Si $\sigma(x, y)$ es una relación borrosa de preferencia sobre un conjunto A, el flujo neto se define como $F_n(a) = \Sigma_{c \in A-\{a\}} [\sigma(a, c) - \sigma(c, a)]$. Su valor calculado sobre N_{SD} puede servir para justificar la elección de uno de sus elementos como solución final.

Si N_{SD} es vacío, todo elemento de N_S está en un ciclo de $Q(\lambda, \beta, \varepsilon)$ o $K(\lambda, \beta)$. Eso cuestiona la existencia de mejor compromiso del problema (4.11) en el sentido de las definiciones 4, 6 y 8. No obstante, el DM puede llegar a una solución final si encuentra argumentos para identificarla utilizando otras medidas de calidad tomadas sobre el conjunto objeto de decisión, que ahora es N_S. Sugerimos que el DM compare los elementos de N_S utilizando como criterios de evaluación *card* (D_x) y $F_n(x)$.

Así pues el siguiente paso es contar con un procedimiento de búsqueda capaz de identificar las soluciones que integran al conjunto N_S, pues admitiendo que es no vacío, el mejor compromiso es miembro de ese grupo.

Si N_S contiene varios elementos, se debe identificar N_{SD}. Entonces:

a) Si N_{SD} tiene un solo elemento, ese es el mejor compromiso por la proposición 2;
b) si hay varios elementos en N_{SD}, determinar el mejor compromiso aplicando una medida de flujo neto de superación en N_{SD};
c) Si N_{SD} es vacío, determinar una mejor solución en N_S valorando dos criterios: *card* (D_x) y $F_n(x)$ calculados ambos sobre N_S.

4.4.4.3 El algoritmo evolutivo

Siguiendo nuestros resultados publicados en Fernández et al. (2013), para determinar una aproximación a la frontera no-superada se utiliza una variante del NSGA-II pero reemplazando no-dominancia por no-superación.

NSGA-II utiliza dos procesos principales: 1) la división en clases de no-dominancia y su ranking; y 2) el cálculo de la distancia crowding. La nueva propuesta es crear y ordenar clases de no-superación (de acuerdo con el *card* (S_o)) y sustituir la distancia crowding por una medida de

debilidad como *card* (D_x). La distancia crowding se omite para guiar la búsqueda hacia una zona preferida de la frontera de Pareto y de N_S. Se realiza un proceso de "filtrado" similar al de NSGA-II, en que se extraen frentes formados por individuos no-superados. Si no hay individuos no-superados, se pueden separar los individuos en frentes en que lo común sea el valor del cardinal del conjunto S_o. Entonces los individuos de la primera clase serán los aquellos con el menor cardinal de S_o; la segunda clase estará conformada por el segundo menor cardinal de S_o y así sucesivamente.

La adaptación de este algoritmo se denominó NOSGA2 (Non-Outranked- Sorting Genetic Algorithm II). A continuación su psudocódigo:

1. INICIO (L, NumGeneraciones)
2. Inicializar población P
3. Generar la población P_0 de manera aleatoria de tamaño L
4. Evaluar los valores de los objetivos
5. Evaluar σ en P_0 x P_0
6. Generar los Frentes con igual *card* (S_o)
7. Si *card* (S_o) = 0 entonces
    a. Generar Frentes con igual *card* (N_{SD})
8. Para i = 1 hasta TotalFrentes
    a. Para j = 1 hasta $Frente_i$
        - Calcular *card* $(D_i)_x$
        - Calcular *card* $(F_i)_x$
9. *Para* i = 1 *hasta* NumGeneraciones
    a. Generar los hijos para crear Q_i
        - Selección por torneo binario
        - Cruza y Mutación
    b. $P_i = P_i \cup Q_i$
    c. Evaluar σ en P x P
    d. Generar los Frentes con igual *card* (S_o)
    e. Si *card* (S_o) = 0 entonces
        - Generar Frentes con igual *card* (N_{SD})
    f. Para i = 1 hasta TotalFrentes
        - Para j = 1 hasta $Frente_i$
            - Calcular *card* $(D_i)_x$

- Calcular *card* $(F_i)_x$

g. P_i = Los primeros K elementos de P_i

10. Incrementar i
11. Fin_Para
12. Mostrar la población final
13. FIN

Las restricciones se imponen a través del proceso de selección. En el torneo binario, un individuo factible predomina sobre uno infactible. Si ambos son infactibles, predomina el que este tenga menor *card*(S_o); si los individuos pertenecen a la misma clase de no-superación se elige aquél que tenga menor medida de "infactibilidad" dada por el número de violaciones a las restricciones. Si los dos individuos son factibles de nuevo predomina el de menor *card*(S_o); si ese criterio no decide se elige el que tenga menor conteo de debilidad dado por la suma de *card* $(D_i)_x$ + *card* $(F_i)_x$.

Para seleccionar los K individuos que pasan a la próxima generación se utiliza como en NSGA-II el criterio de pertenencia a los mejores frentes; en caso de empates se decide por el conteo de debilidad dado por la suma de *card* $(D_i)_x$ + *card* $(F_i)_x$. De este modo se incrementa la presión selectiva hacia el mejor compromiso.

CAPÍTULO 5

EXPERIMENTOS PARA VALIDAR LA EFECTIVIDAD DE LA PROPUESTA

5.1 Consideraciones Metodológicas.....148
5.2 Características del Método Convencional que Será Simulado....149
5.3 Estrategia de Simulación.....150
5.4 Descripción del Modelo de Simulación para Caracterizar los Proyectos.....152
5.5 Valores del Proyecto Según los Métodos que se Comparan.....161
5.6 Simulación del Método Tradicional para la Distribución de Recursos.....162
5.7 Experimentación.....163

5.1 Consideraciones Metodológicas

La calidad de la propuesta del capítulo anterior se desprende de su racionalidad, apoyada en su enfoque axiomático y la teoría de la decisión bayesiana, complementados con técnicas de evaluación multicriterio. Aceptar el conjunto de premisas planteadas, que parece bastante plausible, implica en lo fundamental admitir la superior calidad de las soluciones que pueden obtenerse con nuestra propuesta. Queda, no obstante, espacio para una duda razonable debido a las aproximaciones que se realizan, inherentes al modelo, y al cuestionamiento sobre la efectividad de los instrumentos que se utilizan.

La práctica es el criterio supremo de verdad de las representaciones y aportaciones científicas. En este trabajo, una validación práctica elemental consistiría en, dada una convocatoria de proyectos de I&D realizada por una organización pública o institución de educación superior de gran tamaño, aplicar paralelamente nuestra propuesta y el método convencional, cuyos resultados podrían ser comparados. El resultado, sin embargo, tendría escaso valor probatorio por la especificidad de los elementos de esa convocatoria (proyectos, pares evaluadores, etc.). Cualquiera fuera el resultado, quienes defiendan el método en desventaja podrían argüir que se trató de un caso particular y que se requeriría mucha más evidencia para afirmar superioridad de una de las opciones. Solo la repetición del experimento en numerosas convocatorias, con resultados siempre consistentes, ofrecería una evidencia experimental convincente.

En el marco de las condiciones en que se realiza este trabajo de tesis, incluso la experimentación en la singularidad de una convocatoria específica, sería muy difícil de realizar. La secrecía con que las organizaciones manejan sus procesos de toma de decisiones sobre los recursos, principalmente para protegerse de críticas que consideran infundadas, sesgadas políticamente o malintencionadas, es un obstáculo importante. Más todavía lo es la duplicación (por el paralelismo) de la gran carga que ya un solo proceso de distribución de recursos implica. Por otra parte, la alternativa de hacer la comparación con una convocatoria pretérita no es viable, porque nuestra propuesta requiere diferente información en el momento, irrepetible, de la evaluación del conjunto de proyectos candidatos.

Cerrado el camino de la experiencia práctica concreta, decidimos tomar el de la simulación computacional de convocatorias con características tan apegadas como es posible a la realidad. Generar aleatoriamente la descripción de los proyectos, conteniendo las informaciones que necesitan los dos métodos (el convencional y el nuestro), y cuidando la compatibilidad de ambas; obtener las carteras respectivas y compararlas. La simulación computacional tiene la ventaja de permitir replicar la experimentación múltiples veces, dando solidez a los resultados.

Como base de la simulación, decidimos tomar las características de la convocatoria PROFAPI-2012 que realizó la Universidad Autónoma de Sinaloa. Por el número de proyectos candidatos (250) esta convocatoria semeja la de las grandes universidades públicas mexicanas y a la mayoría de los fondos sectoriales de CONACYT.

5.2 Características del Método Convencional que Será Simulado

1. Existe un conjunto de proyectos candidatos y un conjunto de pares evaluadores. Cada proyecto puede asociarse a un área geográfica (en la UAS hay cuatro unidades regionales), o a un objetivo investigativo (desarrollo tecnológico, investigación básica o aplicada).
2. Hay un protocolo de cada proyecto que contiene justificación, antecedentes, planteamiento del problema, objetivos, metas, metodología, referencias, ciertas características académicas del proponente incluyendo su producción reciente, formación de recursos humanos y resultados comprometidos. Aparece también el desglose y justificación del presupuesto solicitado.
3. Cada proyecto es evaluado por un grupo de pares que responden a varias preguntas diseñadas por el DM organizacional. En el caso de PROFAPI-UAS, las preguntas de muestran en la tabla 5.1.

Tabla 5.1. Preguntas a los pares evaluadores.

Pregunta	Descripción
Preg_01	¿Los antecedentes destacan los aspectos más relevantes y actuales del tema?
Preg_02	¿Los objetivos son concretos y congruentes con la hipótesis planteada?

Pregunta	Descripción
Preg_03	¿La metodología contempla las actividades de investigación, técnicas y el análisis de la información para el alcance de los objetivos?
Preg_04	¿Las metas y productos comprometidos son congruentes con los objeticos y actividades planteadas?
Preg_05	¿Plantea la formación de recursos humanos en programas de licenciatura, doctorado y maestros en ciencias?
Preg_06	¿Se justifica y es pertinente el presupuesto solicitado?
Preg_07	¿Las aportaciones que plantea el proyecto son relevantes en el marco de los conocimientos actuales del área?

Fuente: Convocatoria PROFAPI-UAS 2012.

4. La evaluación de cada proyecto es completamente independiente de las de otros proyectos.
5. El DM establece una puntuación máxima para cada pregunta; la suma (por todas las preguntas) da un total de 100 unidades. El experto asocia un nivel evaluativo a cada pregunta en la escala {Muy Bien "MB", Bien "B", Regular "R", No Suficiente "NS"}. El DM asocia cada nivel a un porcentaje de los puntos máximos de la pregunta. De esa forma, las evaluaciones de cada experto se traducen a puntos en una escala de cero hasta cien.
6. Se promedian las calificaciones (convertidas a la escala de cero hasta cien) de los expertos. El resultado constituye la evaluación cuantitativa del proyecto, que se utiliza para hacer un ranking del conjunto candidato.
7. El DM establece un umbral mínimo de puntos por debajo del cual no aceptará ningún proyecto, aunque cuente con presupuesto para ello.
8. Se distribuye el presupuesto disponible siguiendo el orden del ranking, realizando las adecuaciones de recursos sugeridas por los pares evaluadores. Al distribuir, el DM respeta el orden del ranking, salvo para privilegiar áreas geográficas (o tipos de proyecto) que en su opinión quedarían demasiado desprotegidas si se respetara estrictamente la prescripción del ranking.

5.3 Estrategia de Simulación

El método convencional solamente requiere respuesta de los pares a las preguntas de la tabla 5.1; nuestra propuesta necesita, por su parte conocer i) las probabilidades de éxito y de fracaso de

cada proyecto, que integran las opiniones de los expertos con la creencia a priori del DM; ii) la descripción de los resultados científico-tecnológicos propuestos por el proyecto; iii) la descripción del impacto del proyecto sobre objetivos de fortalecimiento institucional no considerados en ii). Simulando un proceso paralelo de evaluación por ambos métodos, debemos de generar calificaciones de las preguntas de la tabla y valores de i), ii) e iii) que sean aproximadamente consistentes.

Para ser realista, la simulación debe enfrentar una dificultad central: considerar cierta dependencia que indudablemente existe entre las evaluaciones de varias preguntas de la tabla 5.1 y los aspectos mencionados en i), ii) e iii). La más obvia es la relación entre la séptima pregunta e ii); sería irreal que un proyecto resultado de la simulación tuviera muy escasos productos medidos según ii) y sin embargo tuviera una calificación promedio muy alta de la pregunta 7 de la tabla 5.1. Más significativa aunque menos obvia es la relación entre las preguntas 1-4 y la probabilidad de éxito.

En nuestra opinión, cuando un experto opina sobre la probabilidad de éxito de un proyecto considerará cinco tipos de atributos: a) los relativos a la formación y producción académica del investigador principal; b) la calidad de la concepción del proyecto, en sí mismo (coherencia, claridad, metodología, fuentes bibliográficas, etc.). c) los relativos a la formación y producción científica de los colaboradores; d) la dificultad del proyecto de investigación; e) la infraestructura a disposición de los investigadores, considerando el aporte a ella del mismo proyecto.

En las convocatorias PROFAPI, por tratarse de proyectos individuales y de relativamente corto alcance (solo un año de duración), los aspectos de solidez de infraestructura y de equipo de colaboradores no son importantes. Note que las preguntas 1-4 de la tabla 5.1 están relacionadas con la calidad de la concepción del proyecto, e indirectamente, con la calidad académica del proponente. De ahí que, al simular, los valores de probabilidades de éxito y fracaso han de estar correlacionados con las respuestas a aquellas preguntas.

El reto para simular la aplicación simultánea de ambos métodos es, pues, generar proyectos como estructuras de datos a las que se asocien: 1) resultados científico-tecnológicos; 2) resultados que contribuyan al fortalecimiento institucional, incluyendo en ellos los relativos a la formación de recursos humanos; 3) evaluaciones de la dificultad del proyecto y de la calidad académica del

responsable; 4) evaluación de la calidad de la concepción del proyecto; 5) probabilidad de éxito y fracaso, y 6) respuestas a las preguntas de la tabla 5.1.

Por añadidura, es necesario asegurar consistencia y correlación entre todos los insumos. Adicionalmente, a esa estructura de datos se agrega el presupuesto (supuestamente ya ajustado por los pares), y la posibilidad de que el proyecto pueda pertenecer a alguna combinación sinérgica.

5.4 Descripción del Modelo de Simulación para Caracterizar los Proyectos

5.4.1 La ponderación de las preguntas

Decidimos utilizar la ponderación que se muestra en la tabla 5.2.

Tabla 5.2 Preguntas a los pares evaluadores y su ponderación.

Pregunta	Descripción	Valor
Preg_01	¿Los antecedentes destacan los aspectos más relevantes y actuales del tema?	10
Preg_02	¿Los objetivos son concretos y congruentes con la hipótesis planteada?	10
Preg_03	¿La metodología contempla las actividades de investigación, técnicas y el análisis de la información para el alcance de los objetivos?	20
Preg_04	¿Las metas y productos comprometidos son congruentes con los objeticos y actividades planteadas?	10
Preg_05	¿Plantea la formación de recursos humanos en programas de licenciatura, doctorado y maestros en ciencias?	15
Preg_06	¿Se justifica y es pertinente el presupuesto solicitado?	10
Preg_07	¿Las aportaciones que plantea el proyecto son relevantes en el marco de los conocimientos actuales del área?	25

Fuente: Elaboración propia.

Note que, como ya señalamos antes, las preguntas 1, 2, 3, 4 y 6 se relacionan directamente con lo que hemos llamado “calidad de la concepción del proyecto”, y por tanto influyen sobre la estimación de probabilidad de éxito que realicen los pares evaluadores. De modo similar, debe existir correlación entre las respuestas y la calidad académica del proponente del proyecto. Es plausible que un académico bien formado (digamos, un miembro del Sistema Nacional de

Investigadores) diseñe un proyecto con buenas evaluaciones de esas preguntas que, más que otra cosa, miden coherencia y oficio de investigador.

En la convocatoria PROFAPI de la UAS, los pares deben usar la escala {Muy Bien "MB", Bien "B", Regular "R", No Suficiente "NS"} para calificar cada pregunta.

5.4.2 Simulación de las respuestas de los pares a las preguntas de la tabla 5.1

Seguiremos el principio de asegurar cierta correlación entre las respuestas de un mismo evaluador a las diferentes preguntas, así como de los evaluadores entre sí. Tomemos como base la tercera pregunta, la más importante del conjunto que refleja la "calidad de la concepción del proyecto". Es muy improbable que un proyecto evaluado MB en la tercera pregunta reciba evaluación insuficiente en otras que también reflejan coherencia. Igualmente es poco creíble que un experto evalúe como MB la tercera pregunta y que otro la considere NS. A partir de esa idea, proceso de simulación transcurre de la siguiente manera:

Para la tercera pregunta: -¿La metodología contempla las actividades de investigación, técnicas y el análisis de la información para el alcance de los objetivos? Se genera un valor aleatorio entero entre 1 y el total de respuestas posibles, de modo que se puede asignar cualquiera de los cuatro valores *MB, B, R o NS*.

Para las preguntas 1, 2, 4, 5 y 6 su valoración dependerá de la respuesta asignada a la pregunta tercera, de modo que:

a. **Si** la pregunta 3 tomó valores *MB* o *B* la respuesta de las preguntas 1, 2, 4, 5 y 6 solo puede tomar *MB, B* o *R*.
b. **Si** la pregunta 3 tomó valores *R* o *NS* la respuesta de las preguntas 1, 2, 4, 5 y 6 puede tomar *B, R* o *NS*.

Para transformar a puntos las evaluaciones generadas en la escala cualitativa se le asigna a MB el 100% de los puntos de la pregunta; a B el 80%; 60% a R y 50% a NS.

El esquema de simulación empleado para la séptima pregunta es más complicado. Es difícil que un proyecto pobremente concebido proponga resultados relevantes en el marco de los

conocimientos existentes. Además, el par que no evaluó satisfactoriamente el conjunto de preguntas {1, 2, 3, 4, 6} raramente evaluará satisfactoriamente la séptima. Debe existir una correlación entre las respuestas a ese conjunto y a la pregunta 7. En ese contexto decidimos integrar las evaluaciones del conjunto K={1, 2, 3, 4, 6} en una variable normalizada Rcal definida de la siguiente forma:

$$Rcal = \left(\sum_{k \in K} vP_k * eCP_k \right) \Big/ \left(\sum_{k \in K} vP_k \right)$$

$$\begin{aligned} &donde: \text{vP} = \text{valorPregunta que representa el valor de la tabla 5.2} \\ &\quad \text{eCP} = \text{evalCualitativaPregunta en la escala MB} = 1; \text{B} = 0.8; \text{R} = 0.6 \text{ y NS} = 0.5 \\ &\quad \text{K} = 1, 2, 3, 4, 6 \end{aligned}$$

Note que Rcal es la ponderación de las evaluaciones que el proyecto recibió en las preguntas {1, 2, 3, 4, 6}, pero normalizada al intervalo [0.5, 1]. Valores de Rcal menores que 0.65 sugieren debilidad en la concepción del proyecto; valores mayores que 0.85 se acercan a la excelencia.

La respuesta a la pregunta 7 estará en dependencia del valor de *Rcal*.

a. **Si** *Rcal* < 0.65 la pregunta 7 puede tomar valores *NS* o *R*; de manera aleatoria se decide qué evaluación tendrá, con probabilidades de 80% y 20% respectivamente.
b. **Si** 0.65 <= *Rcal* < 0.85, la pregunta 7 puede tomar *R, B* o *MB*; de manera aleatoria se decide que evaluación tendrá, con probabilidades de 50%, 30% y 20% respectivamente.
c. **Si** Rcal >= 0.85, la pregunta 7 puede obtener *B* o *MB*, de manera aleatoria se decide que evaluación tendrá, con probabilidades de 70% y 30% respectivamente.

Con esto culmina el proceso de simular las respuestas a las preguntas 1-7 de un evaluador. Las respuestas de los otros dos (estamos suponiendo equipos de tres pares) deben guardar correlación entre sí y con el primero que se simuló, pues es poco creíble que dos expertos otorguen evaluación diferente en demasía a la misma interrogante. El modo que empleamos para simular esta correlación es el siguiente: Para cualquier pregunta, tomamos como base la evaluación dada por el primer evaluador en la escala {NS, R, B, MB} que hacemos corresponder

con S={1, 2, 3, 4}. Si esa evaluación es $k_1 \in S$, las evaluaciones k_2 y k_3 correspondientes a los otros árbitros son números enteros aleatorios en el conjunto $S' \subset S$ que cumpla $k_1-1 \leq k_2 \leq k_1+1$ y $k_1-1 \leq k_3 \leq k_1+1$.

5.4.3 Simulación de la creencia del experto sobre el éxito del proyecto

Nuestra propuesta requiere que el par evaluador se pronuncie por una de tres opciones: A) Cree en el éxito; B) Cree que el proyecto fracasará; C) Duda, sin comprometerse con las opciones anteriores. La respuesta que dé actualizará las probabilidades a priori del DM mediante el Teorema de Bayes. Esas creencias del DM se continuarán actualizando bayesianamente a medida que él conozca la opción (A, B o C) elegida por los restantes expertos.

La opción que el evaluador escoja dependerá obviamente del grado de creencia que él tenga en el éxito del proyecto. Cuando el grado de creencia rebase cierto umbral mayor que 0.5 el experto escogerá la opción A. Con grados de creencia por debajo de otro umbral (menor que 0.5) el experto se decidirá por B. Y con valores intermedios entre esos umbrales escogerá la duda.

El grado de creencia sobre el éxito dependerá a su vez de los valores de verdad de tres predicados:

I) El proyecto está bien concebido y estructurado;
II) La dificultad del problema científico no es excesiva considerando el tiempo de ejecución comprometido;
III) El investigador principal tiene formación, producción y reconocimiento suficiente para afirmar su calidad.

Que en su conjunción fundamentan la creencia en el éxito del proyecto.

Comencemos con I). Los elementos que el experto posee para formar su creencia sobre este enunciado son los mismos que utiliza para evaluar las preguntas {1, 2, 3, 4, 6}. Es razonable hacer depender ese grado de verdad del valor de Rcal. Denotemos por Cal el valor de verdad de I). Su dependencia con Rcal para la simulación se muestra en la Figura 5.1. Note que Cal es una función creciente con Rcal y que Cal (0.7) = 0.5. Luego, valores de Rcal por debajo de 0.7 hacen más falso que verdadero el predicado I).

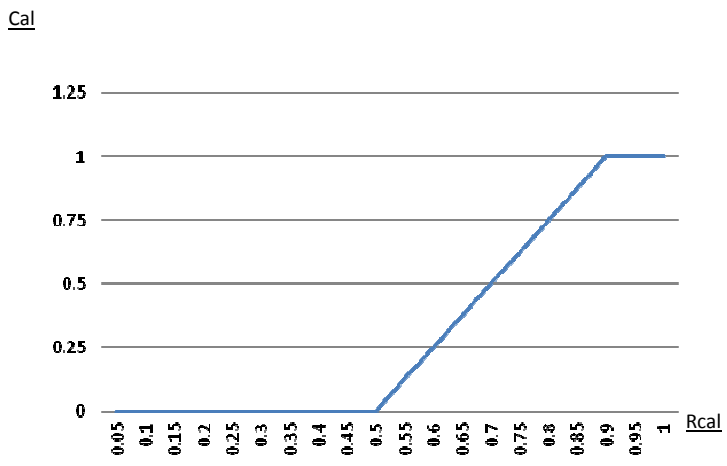

Figura 5.1. Modelo del predicado Cal.
Fuente: Elaboración propia.

El predicado sobre la calidad del investigador debe estar relacionado con Rcal, pues no es lógico que un investigador bien formado, con reconocimiento y buena producción académica proponga proyectos pobremente concebidos y estructurados. Cuando el árbitro evalúa la calidad del investigador tomará en cuenta, junto con atributos de formación, producción y reconocimiento (grado académico, reconocimiento SNI, publicaciones), la calidad de la concepción del proyecto sujeto de evaluación. Si ella es pobre hará poco probable que el evaluador crea en la veracidad del predicado III). El esquema de simulación que empleamos es el siguiente:

a. **Si** *Rcal* ≥ 0.95 se asigna un valor de verdad *calidadInvestigador = 1* con 80% de probabilidad y valor de verdad 0.8 con 20% de probabilidad
b. **Si** 0.95 > *Rcal* ≥ 0.90 Entonces *calidadInvestigador* = 0.8 o *calidadInvestigador* = 1; de manera aleatoria se decide que evaluación tendrá con probabilidades de 50% cada valor.
c. **Si** 0.90 > Rcal ≥ 0.65 *calidadInvestigador* toma valores 0.8 con probabilidad de 50% y 0.5 con probabilidad de 50%
d. **Si** 0.65 > *Rcal* > 0.55 Entonces *calidadInvestigador* toma aleatoriamente los valores 0.5 y 0 con probabilidades del 50%
e. **Si** Rcal <= 0.55 *calidadInvestigador* toma aleatoriamente los valores 0.5 y 0 con probabilidades del 10 % y 90% respectivamente.

El predicado II) se modela muy sencillamente. Asumiremos que la percepción de simplicidad que tenga el árbitro es independiente de la calidad conceptual de la propuesta y de la calidad del investigador. Un proyecto muy bien concebido puede abordar problemas complejos o no. Un investigador bien formado y con reconocimiento puede proponer un proyecto cuyos resultados no sean difíciles de obtener, pero también puede hacer propuestas ambiciosas y complejas. La variable *simplicidad*, que simula el grado de verdad de II), se calcula de manera aleatoria, de modo que puede obtener valores de 1, 0.8, 0.5 o 0.2 con probabilidades 20%, 40%, 30% y 10% respectivamente.

Para modelar el grado de creencia del experto sobre el éxito del proyecto, hemos de realizar la conjunción de I), II) e III). Es plausible la existencia de un efecto compensatorio, ya que cuando el problema es difícil (bajos valores de verdad de II)), altos valores de verdad de I) e III) tienden a aumentar la veracidad de la conjunción por encima del valor de II). Como operador compensatorio escogeremos la media geométrica, cuyas propiedades deseables han sido destacadas por Espín y Fernández en varios trabajos (Espin, Fernández y González, 2011; Espin, Fernández y González, 2014; Espin, Mazcorro, Fernández, Marx-Gómez y Lecich, 2006). Si llamamos *creencia_exito* al resultado de la conjunción tendremos:

$$\text{creencia_exito} = (cal * simplicidad * calidadInvestigador)^{1/3} \tag{5.2}$$

Si *creencia_exito* $\leq \lambda_1 < 0.5$, el árbitro declarará que se inclina por el fracaso del proyecto; si *creencia_exito* $\geq \lambda_2 > 0.5$, considerará factible el éxito; si $\lambda_1 <$ *creencia_exito* $< \lambda_2$, el experto preferirá escoger la opción Duda. En esta simulación escogimos para λ_1 y λ_2 los valores 0.4 y 0.6 respectivamente.

5.4.4 Cálculo bayesiano de las probabilidades de éxito, fracaso y éxito parcial

Ya disponiendo del juicio de cada evaluador, la simulación del cálculo de las probabilidades actualizadas de éxito, éxito parcial y fracaso sigue el procedimiento descrito en el capítulo anterior, basado en el Teorema de Bayes. Como insumo de la simulación hay que suministrar las probabilidades a priori que el DM asume para el éxito, el fracaso y el éxito parcial, así como las probabilidades condicionadas (por ejemplo, la probabilidad de que el experto reconozca como

exitoso un proyecto que sí lo es), que reflejan la creencia del DM en que el evaluador no se equivocará en su juicio. Los valores utilizados son los siguientes:

- Probabilidad a priori de éxito: 0.25
- Probabilidad a priori de fracaso: 0.25
- Probabilidad a priori de éxito parcial: 0.50
- Probabilidad de que el juez reconozca con precisión un proyecto exitoso: 0.76
- Probabilidad de que el juez reconozca con precisión un proyecto que fracasará: 0.76
- Probabilidad de que el juez se equivoque radicalmente cuando evalúa un proyecto que fracasará: 0.01
- Probabilidad de que el juez se equivoque radicalmente cuando evalúa un proyecto que tendrá éxito: 0.01
- Probabilidad de que el juez se equivoque considerando exitoso un proyecto que sólo lo es parcialmente: 0.25
- Probabilidad de que el juez se equivoque asignando fracaso a un proyecto que logra éxito parcial: 0.25

El resto de las probabilidades condicionadas se determina por la igualdad a 1 de la suma de las probabilidades de todos los estados.

5.4.5 Los criterios

Los criterios que describen a cada proyecto están agrupados en dos conjuntos: el relativo a resultados científico-tecnológicos y el relativo al fortalecimiento institucional. En la Tabla 5.3 los 9 primeros criterios pertenecen al primer conjunto; los 11 criterios siguientes apuntan al fortalecimiento institucional. En la Tabla 5.3 se distinguen otros cuatro elementos de información que describen características propias de cada proyecto. Estos últimos indican si el proyecto participa en una coalición de sinergia, el área de conocimiento, la región geográfica donde se desarrollará y la clasificación del proyecto por el tipo de investigación que propone.

Tabla 5.3. Rangos y distribuciones de probabilidad.

Cons	Descripción del criterio	vMax	Probabilidad para el valor						
			0	1	2	3	4	5	6
1	Resultados relevantes en generación de conocimiento	2	0.55	0.40	0.05	-	-	-	-
2	Resultados relevantes por su aplicación práctica	2	0.55	0.40	0.05	-	-	-	-
3	Artículos en revistas indexadas	3	0.05	0.40	0.40	0.15	-	-	-
4	Número de artículos arbitrados	4	0.15	0.20	0.40	0.15	0.10	-	-
5	Número de libros por editoriales reconocidas	2	0.55	0.40	0.05	-	-	-	-
6	Número capítulos de libros en editoriales reconocidas	3	0.55	0.25	0.15	0.5	-	-	-
7	Número de libros	3	0.55	0.25	0.15	0.5	-	-	-
8	Número capítulos de libros	3	0.55	0.25	0.15	0.5	-	-	-
9	Patentes	2	0.55	0.40	0.05	-	-	-	-
10	Programas de Posgrado apoyados	3	0.05	0.40	0.40	0.15	-	-	-
11	Número de Cuerpos Académicos apoyados	3	0.05	0.40	0.40	0.15	-	-	-
12	Número de SNI apoyados	4	0.30	0.30	0.20	0.15	0.5	-	-
13	Número de PTC con Perfil PROMEP apoyados	6	0.05	0.10	0.20	0.25	0.25	0.10	0.05
14	Movilidad internacional de PTC	5	0.05	0.20	0.30	0.25	0.15	0.05	-
15	Número de becas de doctorado	5	0.05	0.20	0.30	0.30	0.10	0.05	-
16	Número de becas de maestría	6	0.05	0.10	0.20	0.25	0.25	0.10	0.05
17	Movilidad nacional PTC	5	0.05	0.20	0.30	0.25	0.15	0.05	-
18	Movilidad internacional alumnos	3	0.10	0.10	0.40	0.40	-	-	-
19	Número de becas de licenciatura	2	0.70	0.25	0.05	-	-	-	-
20	Movilidad nacional alumnos	3	0.05	0.40	0.40	0.15	-	-	-
21	Tiene sinergia	1	0.10	0.90	-	-	-	-	-
22	Área del proyecto	4	0.24	0.24	0.24	0.14	0.14	-	-
23	Región del proyecto	3	0.21	0.36	0.26	0.17	-	-	-
24	Tipo de proyecto	1	0.50	0.50	-	-	-	-	-

vMax = Valor Máximo que puede tomar el criterio. Las restantes columnas muestran las probabilidades de que el criterio tome el valor que encabeza la columna.

Fuente: Elaboración propia.

Para obtener valores de los criterios se aplica el esquema de simulación siguiente:

1. Para cada criterio se establece un intervalo de variación en el conjunto Valores= {0, 1, …, valor_maximo};
2. Se asigna una probabilidad diferente de cero a cada elemento de Valores;
3. A partir de esa distribución de probabilidad se generan aleatoriamente los valores de los criterios.

Los valores que pueden tomar los últimos cuatro criterios en dependencia de su distribución de probabilidad son los siguientes: A). Para la sinergia consideramos dos posibilidades: el proyecto puede pertenecer a una combinación sinérgica o no, con probabilidades respectivas de

0.1 y 0.9. B). Un proyecto puede pertenecer sólo a una de las cinco áreas del conocimiento siguientes: Ingeniería, Ciencias Naturales y Exactas, Ciencias de la Salud, Ciencias Agropecuarias y Ciencias Sociales, con probabilidades respectivas de 0.24, 0.24, 0.24, 0.14 y 0.14. C). El proyecto se desarrollará en una de las siguientes regiones geográficas: Región Centro, Sur, Norte, Centro Norte, ellas tienen probabilidades respectivas de 0.21, 0.36, 0.26 y 0.17. D). El último atributo distingue el tipo de investigación que se realizará, investigación básica o investigación aplicada, con igualdad de probabilidades.

Es necesario asegurar cierta correlación entre los valores simulados de los criterios y el resto de la información del proyecto. Una manera simple de hacerlo es la siguiente:

- Proyectos complejos generalmente prometen más producción académica relevante. Entonces, si la *simplicidad* toma valores bajos, se incrementa en una unidad los valores aleatorios de los seis primeros criterios de la tabla anterior.
- Si la *calidadInvestigador* es menor o igual que 0.5, el criterio correspondiente a miembros del Sistema Nacional de Investigadores apoyados se pone en cero.
- Si la *calidadInvestigador* es menor o igual que 0.5, se reduce una unidad de todos los valores aleatorios de los seis primeros criterios de la tabla.
- Si la respuesta mayoritaria de los evaluadores a la Pregunta 5 de la tabla 5.1 es NS, se asigna el valor cero al número de becas de doctorado y maestría.

Una vez generados los valores para todos los criterios, el proyecto debe cumplir con un conjunto de restricciones para considerarlo como proyecto válido. Estas restricciones son:

i. El número de resultados relevantes debe ser menor o igual al número de publicaciones indexadas.
ii. La suma de artículos indexados y artículos arbitrados debe ser menor de 7.
iii. El número de libros publicados debe ser menor de 3.
iv. La suma de artículos indexados, artículos arbitrados y libros publicados debe ser menor de 7.
v. La suma de las actividades de movilidad de profesores y estudiantes debe ser menor o igual a 7.
vi. La suma del número de becas de todos los niveles debe ser menor o igual a 6.

5.4.6 Otros atributos del proyecto

El presupuesto debe estar correlacionado con los valores de varios de los criterios del proyecto (becas, movilidad, participación en congresos, publicaciones). El esquema de simulación es el siguiente:

Por PTC apoyado para participar en actividades de movilidad nacional sumará $12,000; cada PTC con el reconocimiento de PROMEP significa $24,000; cada estudiante de doctorado o maestría apoyado agregará $30,000; por cada estudiante de licenciatura apoyado añadirá $21,000; por cada publicación de libro en editoriales reconocidas sumará $40,000; por cada capítulo de libro al monto significa $8,000; y para apoyo a la movilidad nacional e internacional de estudiantes se agregará $5,000 y $15,000 respectivamente. El monto para equipamiento, adquisición de literatura científica y otros aspectos del gasto corriente resulta de un porcentaje (escogido aleatoriamente) de la diferencia entre el monto máximo permitido para el proyecto y el monto estimado con los valores de los indicadores.

5.4.7 Resumen de la simulación del proyecto

Paso 1: Generar respuestas de los pares a las preguntas de la Tabla 5.1. Calcular Rcal.

Paso 2: Calcular valores de verdad sobre calidad de la concepción del proyecto, calidad del investigador y simplicidad.

Paso 3: Calcular creencia de éxito y probabilidades de éxito y éxito parcial.

Paso 4: Generar los atributos del proyecto y su requerimiento presupuestal.

5.5 Valores del Proyecto Según los Métodos que se Comparan

El método convencional asigna a cada proyecto un score resultado de promediar los scores de los expertos, cada uno de estos proveniente de las evaluaciones realizadas a las preguntas de la tabla 5.1, ponderadas con las puntuaciones de la tabla 5.2. Se trata de una forma de integración de preferencias multicriterio que en la literatura se conoce como “suma ponderada”, quizás la más simple forma de integración (French, 1993). Sean w_i los puntos reflejados en la tabla 5.2 para las preguntas. Sea $eval_i$ la evaluación realizada por el árbitro de la iésima pregunta convertida a la

escala en que MB=1, B=0.8, R=0.6, NS= 0.5. Entonces, el valor del proyecto según la heurística convencional es:

$$\text{Valor_convencional} = \left(\sum_{i=1}^{7} \mathrm{w}_{\mathrm{i}} * eval_i \right) \Big/ 100 \qquad (5.3)$$

Como se dijo, cada juez lleva asociado un valor según 5.3; el valor del proyecto es el promedio de aquéllos.

En contraposición, el método propuesto en esta tesis hace coincidir el valor del proyecto con el equivalente de certeza (o su aproximación) de la lotería asociada al mismo. Su cálculo se basa en la fórmula 4.4 de la sección 4.3.1 de nuestro trabajo. Aplicando la Premisa 7 de ese apartado, el DM debe asignar los valores de los parámetros α_i para los criterios que se comportan aleatoriamente, que son los relativos a la producción científico-tecnológica. Los valores de α_i se interpretan como razones de compensación del modo que se explicó en 4.3.1. Para la simulación que aquí realizamos, esos criterios son los primeros nueve de la tabla 5.3. Siguiendo la explicación de 4.3.1, se toma como referencia una unidad de logro en el menos importante de los criterios, que es aquí el criterio numerado como octavo en la tabla 5.3 (Capítulos de libro). Los valores de α_i para los diferentes criterios (con la numeración consecutiva de la tabla 5.3) se dan a continuación: α_1 =7; α_2=5; α_3=4.5; α_4=3; α_5=5; α_6=2; α_7=3; α_8= 1; α_9= 3.

El parámetro δ, que en la expresión 4.4 caracteriza al éxito parcial, se toma en la simulación igual a 0.6.

Con la información anterior se puede evaluar la expresión 4.4 y asignar el equivalente de certeza del proyecto.

5.6 Simulación del Método Tradicional para la Distribución de Recursos

Con el valor_convencional dado por la expresión ponderada 5.3, se realiza un ordenamiento del conjunto de proyectos aceptables, y se reparte el recurso hasta su agotamiento. Esta forma tropieza con dificultades cuando se desea garantizar ciertas cantidades de recursos por región

geográfica, área de conocimiento o tipo de proyecto. En la práctica el DM recorta, suprime, añade, con heurística de prueba y error, hasta encontrar una solución factible. En la simulación lo resolvimos de la siguiente manera:

a. Se definen los valores mínimos y máximos permitidos, de recursos a distribuir, para las regiones geográficas, las áreas del conocimiento y los tipos de proyectos. El monto total a distribuir fue definido al iniciar el proceso de simulación y está determinado por la bolsa de la convocatoria.
b. Se realiza un barrido de los proyectos candidatos a recibir financiamiento. Siguiendo el orden dado por el valor convencional, se añaden los proyectos a la cartera mientras la suma de sus requerimientos no desborda los límites superiores definidos anteriormente; el monto solicitado por el proyecto correspondiente es agregado a la región geográfica a que pertenece, al área de conocimiento que beneficiará, al tipo de proyecto que representa, y al monto total de la cartera. Si los montos totalizados son menores a los límites superiores definidos, entonces el proyecto formará parte de la cartera. Si alguno de esos valores es mayor a cualquiera de los topes superiores, este proyecto no se incorpora a la cartera y los valores agregados se desagregan. Se toma el siguiente proyecto en el orden y se inicia desde el proceso de agregación. Termina cuando se agote la lista de proyectos.

La cartera obtenida, que en adelante se distingue como *"solución convencional"* o *"cartera convencional",* será comparada con los resultados arrojados por el proceso de optimización sobre el conjunto potencia de proyectos.

5.7 Experimentación

La experimentación supone que un DM quiere resolver el problema de invertir 20 millones de pesos en proyectos de investigación y desarrollo; la inversión se realiza emitiendo una convocatoria donde se establecen reglas de operación y requerimientos generales de

participación. A continuación se enumeran los cinco requerimientos generales que deben cumplir los proyectos a participar:

a. El monto máximo a solicitar por un proyecto es de 200 mil pesos.
b. Cada proyecto debe especificar el área de conocimiento que impactara (Ingeniería, Ciencias Naturales y Exactas, Ciencias de la Salud, Ciencias Agropecuarias y Ciencias Sociales).
c. Debe ser explicita la región geográfica donde se desarrollará el proyecto (Región Centro, Sur, Norte, Centro Norte).
d. Se aceptarán dos tipos de proyectos: Investigación Básica e Investigación Aplicada.
e. El proyecto puede o no pertenecer a una combinación sinérgica.

Atendiendo la convocatoria, se simularon 30 instancias de proyectos candidatos, cada instancia compuesta por 250 proyectos y cada proyecto tiene asociado: monto presupuestal; los atributos que lo definen como propuesta de investigación; los relativos al fortalecimiento institucional, un área de conocimiento, una región geográfica, un tipo de proyecto, el indicador del proyecto con que presenta sinergia en caso de tenerla.

A todos los proyectos de cada una de las 30 instancias se le calcula su valor de proyecto usando el modelo convencional (expresión 5.3), y se calcula el equivalente de certeza aplicando la metodología de evaluación propuesta.

5.7.1 Análisis del valor añadido por la optimización

En esta experimentación haremos abstracción del momento de reflexionar sobre la aceptabilidad de los proyectos. A estos efectos admitiremos que todos los proyectos candidatos son aceptables, y compararemos los resultados de la heurística convencional con la optimización de cartera. Esta situación simula el caso en que el DM no está preocupado por la calidad individual de los proyectos; su interés se centra en agotar el presupuesto disponible y obtener las mejores medidas a nivel de cartera.

Para la simulación de preferencias, consideraremos dos situaciones diferentes:

I) El DM se inclina a darle suficiente importancia a los objetivos de fortalecimiento institucional. Ello se refleja en la tabla 5.4, en que se observa que prácticamente estos criterios absorben la mitad del peso total.

II) El DM otorga más importancia a los impactos del proyecto en el orden científico-tecnológico. En la tabla 5.5 la unión del equivalente de certeza con los efectos de sinergia absorben las dos terceras partes del peso total.

Para la estimación de los pesos se aplicó la Teoría de Construcción Personal (PCT por sus siglas en inglés) propuesta por Rogers et al. (2000). Los valores de umbral se determinaron por asignación directa. El umbral de indiferencia en el criterio equivalente de certeza toma en cuenta la imprecisión de ese estimado debido a las aproximaciones realizadas (descritas en el capítulo 4). Por su parte, aunque los proyectos en combinaciones sinérgicas se cuentan con precisión, se considera que diferencias de una unidad carecen de significación para establecer preferencia estricta, debido a que el impacto de las sinergias se desconoce.

Tabla 5.4. Importancia de los criterios para la optimización de carteras, el DM confiere suficiente importancia a los objetivos de fortalecimiento institucional.

Descripción Criterios	**Importancia**	**Umbral de Indiferencia**	**Umbral de Veto**	**Umbral de Discordancia**
Equivalente de certeza	0.33	10%	40%	25%
Número de combinaciones sinérgicas	0.18	1	-	-
Núm. Programas de Posgrado apoyados	0.04	0	-	-
Número de Cuerpos Académicos apoyados	0.04	0	-	-
Número de SNI apoyados	0.04	0	60%	30%
Núm. de PTC con Perfil Promep apoyados	0.04	0	-	-
Núm. Movilidad internacional de PTC	0.05	0	-	-
Número estudiantes doctorado apoyados	0.11	0	-	-
Número estudiantes maestría apoyados	0.10	0	-	-
Núm. Movilidad nacional PTC	0.02	0	-	-
Núm. Movilidad internacional alumnos	0.02	0	-	-
Número estudiantes licenciatura apoyados	0.02	0	-	-
Núm. Movilidad nacional alumnos	0.01	0	-	-

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.5. Importancia de los criterios para la optimización de carteras. El DM otorga más importancia a los impactos del proyecto en el orden científico-tecnológico, reflejados en el criterio de equivalente de certeza.

Descripción Criterios	**Importancia**	**Umbral de Indiferencia**	**Umbral de Veto**	**Umbral de Discordancia**
Equivalente de certeza	0.45	10%	40%	25%
Combinaciones sinérgicas	0.22	1	-	-
Programas de Posgrado apoyados	0.031	0	-	-
Número de Cuerpos Académicos apoyados	0. 031	0	-	-
Número de SNI apoyados	0. 031	0	60%	30%
Núm. de PTC con Perfil Promep apoyados	0. 031	0	-	-
Movilidad internacional de PTC	0. 037	0	-	-
Número estudiantes doctorado apoyados	0. 067	0	-	-
Número estudiantes maestría apoyados	0. 061	0	-	-
Movilidad nacional PTC	0.012	0	-	-
Movilidad internacional alumnos	0.012	0	-	-
Número estudiantes licenciatura apoyados	0.012	0	-	-
Movilidad nacional alumnos	0.005	0	-	-

Fuente: Elaboración propia

En las tablas 5.4 y 5.5 los porcentajes que definen los umbrales de indiferencia, discordancia y veto se aplican al mínimo de los valores de los criterios de la pareja de alternativas que se están comparando.

Se resolvió el problema 4.11, incluyendo el número de combinaciones sinérgicas como otro de los criterios a optimizar. El procedimiento de optimización empleado fue NOSGA2, descrito en el capítulo 4 como parte de nuestra propuesta.

Los parámetros utilizados para ejecutar NOSGA2 son: una población de 250 individuos, la probabilidad de cruzamiento se toma como 1, la probabilidad de mutación es igual 0.1; el proceso se detiene tras 500 generaciones. El modelo de preferencias que se implementa en NOSGA2 requiere de tres parámetros adicionales que se asignan como: $\lambda = 0.67$; $\varepsilon = 0.05$; y $\beta = 0.1$.

NOSGA2 utiliza la información de los parámetros asignados por el DM (tablas 5.4. y 5.5) y constantes adicionales; los proyectos generados en el proceso de simulación. Con ellos realiza una búsqueda de la(s) mejor(es) cartera(s), el proceso básico seguido por el procedimiento es la comparación de carteras que se generan de manera aleatoria que copia el proceso mismo de la evolución. Las carteras que se comparan deben atender un grupo de restricciones planteadas a los primeros 4 requerimientos generales; éstas se representan en rangos porcentuales mínimos y máximos de financiamiento, que deben cumplirse a nivel de cartera. Ellos se muestran en la tabla 5.6.

Tabla 5.6. Restricciones de financiamiento por tipo requerimiento.

Requerimiento	% Mínimo	% Máximo
Monto Cartera	0.0	100
ÁREAS		
Ingeniería	20	30
Ciencias Naturales y Exactas	20	40
Ciencias de la Salud	20	40
Ciencias Agropecuarias	10	15
Ciencias Sociales	10	15
REGIÓN		
Centro	30	50
Sur	20	35
Norte	15	30
Centro Norte	10	20
TIPO		
Investigación Básica	35	60
Investigación Aplicada	35	60

Fuente: Elaboración propia

Las carteras o la cartera que NOSGA2 propone como los mejores compromisos de solución, que llamaremos *"solución de NOSGA2"* o *"cartera optimizada"*, se comparará con la cartera convencional que se genera con la metodología del punto 5.6.

A continuación se describen y analizan los resultados encontrados en la experimentación.

Primer experimento:

En la tabla 5.7 se muestran los resultados obtenidos cuando el DM se orienta hacia otorgar importancia suficiente a los objetivos de fortalecimiento institucional.

Tabla 5.7. Primer experimento, parámetros de la tabla 5.4.

Instancia	Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional			
	Domina	Es Preferida Estrictamente	Núm. Proyectos Cartera Optimizada	Núm. Proyectos Cartera Convencional
Instancia 01	No	Si	116	112
Instancia 02	No	Si	117	111
Instancia 03	No	Si	119	112
Instancia 04	No	Si	116	111
Instancia 05	Si	Si	119	112
Instancia 06	No	Si	116	112
Instancia 07	Si	Si	117	111
Instancia 08	No	Si	117	112
Instancia 09	Si	Si	118	111
Instancia 10	No	Si	117	113
Instancia 11	No	Si	117	111
Instancia 12	Si	Si	118	113

Instancia	Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional			
	Domina	**Es Preferida Estrictamente**	**Núm. Proyectos Cartera Optimizada**	**Núm. Proyectos Cartera Convencional**
Instancia 13	No	Si	116	112
Instancia 14	No	Si	118	112
Instancia 15	No	Si	117	112
Instancia 16	No	Si	116	112
Instancia 17	No	Si	117	111
Instancia 18	No	Si	118	113
Instancia 19	No	Si	117	111
Instancia 20	No	Si	117	112
Instancia 21	No	Si	117	111
Instancia 22	No	Si	118	112
Instancia 23	No	Si	118	113
Instancia 24	No	Si	116	111
Instancia 25	No	Si	118	113
Instancia 26	No	Si	118	111
Instancia 27	No	Si	119	112
Instancia 28	No	Si	118	112
Instancia 29	No	Si	116	112
Instancia 30	No	Si	118	113

Fuente: Elaboración propia

Con los resultados del experimento mostrados en la tabla 5.7 se observa que el modelo propuesto es superior en todas las instancias, y en la quinta, séptima, novena y duodécima el procedimiento fue capaz de encontrar carteras que dominan a la solución de cartera emanada del ranking formado por la heurística convencional. Es de notar que en el 100% de las instancias el número de proyectos que integran las carteras optimizadas es mayor que el de las carteras convencionales.

Segundo experimento:

El segundo experimento también considera que todos los proyectos son aceptables, y usa la tabla 5.5 para definir la importancia de los criterios. En la tabla 5.8 se muestran los resultados obtenidos. Inmediatamente después se muestra la tabla 5.9. que ofrece resultados encontrados en generaciones intermedias de NOSGA2.

Tabla 5.8. Segundo experimento, parámetros de la tabla 5.5.

Instancia	Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional			
	Domina	**Es Preferida Estrictamente**	**Núm. Proyectos Cartera Optimizada**	**Núm. Proyectos Cartera Convencional**
Instancia 01	No	No	117	112
Instancia 02	No	No	117	111

Instancia	Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional			
	Domina	**Es Preferida Estrictamente**	**Núm. Proyectos Cartera Optimizada**	**Núm. Proyectos Cartera Convencional**
Instancia 03	No	No	119	112
Instancia 04	No	No	117	111
Instancia 05	No	No	120	112
Instancia 06	No	No	116	112
Instancia 07	No	No	118	113
Instancia 08	No	No	118	112
Instancia 09	No	No	116	111
Instancia 10	No	No	117	113
Instancia 11	No	No	118	111
Instancia 12	No	No	119	113
Instancia 13	No	No	117	112
Instancia 14	No	No	118	112
Instancia 15	No	No	118	112
Instancia 16	No	No	117	112
Instancia 17	No	No	118	111
Instancia 18	No	No	118	113
Instancia 19	No	No	117	111
Instancia 20	No	No	118	112
Instancia 21	No	No	117	111
Instancia 22	No	No	118	112
Instancia 23	No	No	118	113
Instancia 24	No	No	116	111
Instancia 25	No	No	119	113
Instancia 26	No	No	118	111
Instancia 27	No	No	120	112
Instancia 28	No	No	119	112
Instancia 29	No	No	117	112
Instancia 30	No	No	119	113

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.9. Soluciones en generaciones intermedias en el proceso de optimización, parámetros de la tabla 5.5.

Instancia	Solución intermedia de NOSGA2 Vs Solución Convencional	
	Domina	**Encontró soluciones Preferida Estrictamente**
Instancia 01	No	Si
Instancia 02	No	Si
Instancia 03	No	Si
Instancia 04	No	Si
Instancia 05	No	Si
Instancia 06	No	Si
Instancia 07	No	Si
Instancia 08	No	Si
Instancia 09	No	Si
Instancia 10	No	Si
Instancia 11	No	Si

Instancia	Solución intermedia de NOSGA2 Vs Solución Convencional	
	Domina	**Encontró soluciones Preferida Estrictamente**
Instancia 12	No	Si
Instancia 13	No	Si
Instancia 14	No	Si
Instancia 15	No	Si
Instancia 16	No	Si
Instancia 17	No	Si
Instancia 18	No	Si
Instancia 19	No	Si
Instancia 20	No	Si
Instancia 21	No	Si
Instancia 22	No	Si
Instancia 23	No	Si
Instancia 24	No	Si
Instancia 25	No	Si
Instancia 26	No	Si
Instancia 27	No	Si
Instancia 28	No	Si
Instancia 29	No	Si
Instancia 30	No	Si

Fuente: Elaboración propia

Las tablas 5.8 y 5.9 reflejan un fenómeno interesante. Aunque la solución final dada por NOSGA2 no supera estrictamente a la convencional, el procedimiento de búsqueda evolutiva detecta soluciones (en generaciones intermedias) que sí la superan en todas las instancias. La aparente contradicción se explica por la intransitividad de la relación de superación estricta. La falta de transitividad es una consecuencia de la existencia de umbrales de indiferencia. En particular, en este experimento la produce el umbral de indiferencia del 10% en el criterio que mide el estimado del equivalente de certeza, precisamente en el criterio que aisladamente concentra casi la mayoría de la ponderación.

Como ilustración de este efecto señalaremos que una cartera B puede superar a la cartera convencional aun siendo inferior en, digamos, el 9% del valor del criterio más importante; la solución de NOSGA2 (llamémosla cartera C) puede superar a la cartera B siendo inferior en, digamos, el 8% del valor del equivalente de certeza. Por eso, B no aparece como solución no-superada tras la última generación del procedimiento de búsqueda. Sin embargo, por ser C inferior a la solución convencional en más del 10% en el criterio más importante, no logra superarla debido al alto peso del primer criterio.

Según Fernández et al. (2013), ni la cartera convencional ni la solución B cumplen la condición necesaria para ser seleccionada como la mejor cartera. Las soluciones generadas por NOSGA2 sí la satisfacen. Un indicio de cierta superioridad de las soluciones de NOSGA2 en la tabla 5.8 es que el número de proyectos que integran las carteras optimizadas siempre es mayor al número de proyectos que integran la cartera convencional. Otro argumento es reiterar que dentro de las soluciones brindadas por NOSGA2 plausiblemente existen algunas que superan a ciertas soluciones que cumplen la relación de superación con la cartera convencional.

Como conclusión parcial, incluso cuando los criterios propuestos por el DM se modifican priorizando criterios que se alinean con la heurística convencional, NOSGA2 sigue siendo una opción viable para resolver el problema de distribución de recursos en proyectos de investigación y desarrollo.

5.7.2 La importancia de la correcta evaluación de aceptabilidad

En esta fase de la experimentación consideraremos la situación, mucho más frecuente, en que el DM está interesado en asegurar una calidad aceptable de todos los proyectos que en definitiva se apoyen. El DM está dispuesto a presupuestar proyectos que aporten resultados que compensen, de acuerdo a su sistema de preferencias y valores, los recursos que el proyecto consumirá. Prefiere que el presupuesto disponible no se ejerza completamente (y pueda ser dedicado a otros apoyos para la actividad científico-técnica, promoción, divulgación y formación de recursos humanos), antes de gastarlo en proyectos de muy bajo impacto potencial. De hecho, esta primera fase de evaluación y depuración de proyectos aparece en numerosas metodologías de distribución de recursos para I&D y desarrollo de nuevos productos en sectores privado y público (e.g. (Khalili-Damghani y Sadi-Nezhad, 2013; Martino, 1995; Martinsuo y Lehtonen, 2007; Vithayasrichareon y MacGill, 2012)).

Para esto, la heurística convencional utiliza un enfoque demasiado simple: se asocia un umbral de corte Φ aplicado al valor de la expresión 5.3, o la que con forma similar haya sido definida por la organización para el Valor_Convencional del proyecto (puede diferir en la cantidad de preguntas y en su ponderación, pero la forma debe ser similar a la de la expresión 5.3). El proyecto se considera aceptable si y solo si Valor_Convencional $\geq \Phi$. Si el DM desea apoyar puros proyectos buenos, Φ debe corresponder con la calificación promedio Bien a todas

las preguntas, o sea 80% de los puntos, $\Phi = 0.8$. O, si la noción de aceptabilidad se interpreta como un estado intermedio entre Bien y Regular, entonces debería corresponder a un 70% de la puntuación ($\Phi = 0.7$). Valores menores que 0.7 difícilmente reflejen criterios típicos de aceptabilidad. Serán valores de 0.7 y 0.8 los que se empleen en esta simulación de la heurística convencional.

En nuestra propuesta, en el espíritu de la discusión realizada en el capítulo cuarto, sección 4.4.3.2, utilizaremos dos proyectos imaginarios como perfiles de frontera que marcan el "borde" (en cierto espacio de preferencias) entre aceptables e inaceptables. Uno de los proyectos (denotémoslo por ref_1) es de un costo más bien bajo con resultados modestos. El segundo proyecto de referencia (ref_2) tiene un requerimiento presupuestal algo más elevado y un poco mejores indicadores de impacto, aunque todavía modestos.

Primer proyecto de referencia:

Equivalente de certeza: 3

Otros atributos que apoya: 1 Cuerpo Académico; 1 Movilidad Internacional de PTC; 1 Estudiante de doctorado apoyado; y 1 movilidad nacional de estudiante.

Requerimiento presupuestal: $120,000

Segundo proyecto de referencia:

Equivalente de certeza: 3

Otros atributos que apoya: 1 Cuerpo Académico; 1 SNI; 1 Movilidad Internacional de PTC; 1 Estudiante de doctorado apoyado; 1 Movilidad Internacional de estudiante; y 1 movilidad nacional de estudiante.

Requerimiento presupuestal: $160,000

Note que un equivalente de certeza de tres unidades equivale en forma gruesa a obtener un resultado con relevante aplicación práctica con 60% de probabilidad. O, a obtener una patente

con total certeza. O a la publicación de un libro en una editorial local. El concepto de aceptabilidad caracterizado por estos perfiles de referencia corresponde con un interés en apoyar a proyectos que prometan resultados académicos, aunque modestos, con costos moderados que fortalezcan la infraestructura para investigación y propicien movilidad de profesores y estudiantes.

Tercer experimento:

Para formar la cartera convencional se utilizó el umbral de corte $\Phi = 0.7$. El índice de credibilidad σ de la relación de superación "borrosa" se calculó con los parámetros reflejados en la tabla 5.10.

Tabla 5.10. Importancia de los criterios en la evaluación de proyectos, el DM confiere suficiente importancia a los objetivos de fortalecimiento institucional.

Descripción Criterios	**Importancia**	**Umbral de Indiferencia**	**Umbral de Veto**	**Umbral de Discordancia**
Equivalente de certeza	0.45	0.3	1.5	0.6
Pertenece a una combinación sinérgica	0.06	-	-	-
Núm. Programas de Posgrado apoyados	0.04	0	-	-
Número de Cuerpos Académicos apoyados	0.04	0	-	-
Número de SNI apoyados	0.04	0	-	-
Núm. de PTC con Perfil Promep apoyados	0.04	0	-	-
Núm. Movilidad internacional de PTC	0.05	0	-	-
Número estudiantes doctorado apoyados	0.08	0	-	-
Número estudiantes maestría apoyados	0.07	0	-	-
Núm. Movilidad nacional PTC	0.01	0	-	-
Num. Movilidad internacional alumnos	0.01	0	-	-
Número estudiantes licenciatura apoyados	0.01	0	-	-
Num. Movilidad nacional alumnos	0.01	0	-	-
Monto Proyecto	0.09	30,000	100,000	60,000

Fuente: Elaboración propia

El proceso de optimización con NOSGA2 se aplicó sobre los proyectos p que cumplieron las siguientes condiciones: i) $\sigma(p, ref_1) \geq \lambda$ o $\sigma(p, ref_2) \geq \lambda$ o Equivalente de certeza de $p \geq 8$; ii) si $\sigma(p, ref_i) < \lambda$ entonces $\sigma(ref_i, p) < \lambda$ $(i = 1, 2)$; λ fue tomado como 0.67. Los parámetros del modelo de superioridad a nivel de cartera son los mismos de la tabla 5.4.

Los resultados obtenidos se observan en la tabla 5.11.

Tabla 5.11. Tercer experimento (Φ= 0.7, parámetros de la tabla 5.4).

Instancia	Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional			
	Domina	**Es Preferida Estrictamente**	**Núm. Proyectos Cartera Optimizada**	**Núm. Proyectos Cartera Convencional**
Instancia 01	Si	Si	116	100
Instancia 02	Si	Si	115	111
Instancia 03	Si	Si	117	97
Instancia 04	Si	Si	116	111
Instancia 05	Si	Si	117	103
Instancia 06	No	Si	116	111
Instancia 07	Si	Si	116	112
Instancia 08	No	Si	116	112
Instancia 09	Si	Si	116	111
Instancia 10	Si	Si	116	109
Instancia 11	No	Si	116	111
Instancia 12	Si	Si	117	100
Instancia 13	No	Si	115	111
Instancia 14	No	Si	117	106
Instancia 15	Si	Si	117	103
Instancia 16	No	Si	116	111
Instancia 17	Si	Si	116	109
Instancia 18	No	Si	117	112
Instancia 19	No	Si	116	105
Instancia 20	No	Si	115	112
Instancia 21	No	Si	116	111
Instancia 22	Si	Si	117	104
Instancia 23	Si	Si	117	107
Instancia 24	No	No	114	110
Instancia 25	Si	Si	116	103
Instancia 26	Si	Si	118	111
Instancia 27	Si	Si	116	110
Instancia 28	No	Si	117	111
Instancia 29	Si	Si	115	111
Instancia 30	Si	Si	117	112

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 5.11 se distingue que el modelo propuesto es superior en casi todas las instancias; y en el 60% de las instancias el procedimiento fue capaz de encontrar carteras que dominan a la solución de cartera emanada de la heurística convencional. Note que si el DM decide financiar alguna de las carteras optimizadas, en el 100% de las instancias se apoyaría un mayor número de proyectos y se lograrían mejores objetivos organizacionales que si le otorgara recursos a las carteras convencionales. El resultado alcanzado en la instancia 24, donde no se refleja una clara superioridad de las soluciones de NOSGA2 sobre las soluciones convencionales, se explica por la no transitividad mencionada en párrafos anteriores.

Cuarto experimento:

El criterio del 80% se asocia frecuentemente a la calidad mínima. Calificaciones no inferiores a ocho se exigen en los programas de posgrado para ingreso y egreso, Aquí supondremos que el DM se deja llevar por esta idea de aceptabilidad y asigna a Φ el valor 0.8. Los demás parámetros son idénticos al experimento anterior. Los resultados se muestran en la tabla 5.12.

Tabla 5.12. Cuarto experimento (Φ = 0.8, parámetros de la tabla 5.4).

Instancia	**Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional**			
	Domina	**Es Preferida Estrictamente**	**Núm. Proyectos Cartera Optimizada**	**Núm. Proyectos Cartera Convencional**
Instancia 01	Si	Si	116	59
Instancia 02	Si	Si	115	62
Instancia 03	Si	Si	117	53
Instancia 04	Si	Si	115	55
Instancia 05	Si	Si	117	64
Instancia 06	Si	Si	116	64
Instancia 07	Si	Si	116	66
Instancia 08	Si	Si	116	51
Instancia 09	Si	Si	116	60
Instancia 10	Si	Si	116	52
Instancia 11	Si	Si	116	62
Instancia 12	Si	Si	118	43
Instancia 13	Si	Si	116	70
Instancia 14	Si	Si	117	54
Instancia 15	Si	Si	116	46
Instancia 16	Si	Si	116	54
Instancia 17	Si	Si	117	55
Instancia 18	Si	Si	117	51
Instancia 19	Si	Si	116	53
Instancia 20	Si	Si	115	58
Instancia 21	Si	Si	116	57
Instancia 22	Si	Si	117	59
Instancia 23	Si	Si	118	59
Instancia 24	Si	Si	115	58
Instancia 25	Si	Si	117	47
Instancia 26	Si	Si	117	71
Instancia 27	Si	Si	117	55
Instancia 28	Si	Si	117	64
Instancia 29	Si	Si	116	60
Instancia 30	Si	Si	117	66

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 5.12 se observa una clara ventaja de nuestra propuesta sobre la heurística convencional. La diferencia tan marcada es consecuencia de la elección del valor de corte

convencional Φ = 0.8, que declara inadmisibles muchos proyectos que, aunque modestos, ofrecen un balance costo-impacto que el DM puede considerar aceptables cuando compara con las referencias que él mismo estableció.

En las tablas 5.13 y 5.14 se compararan el número de proyectos aceptables en los dos experimentos anteriores. Se observa que el concepto de aceptabilidad es más consistente en el método que estamos proponiendo. El DM define un resultado mínimo (en términos de los objetivos organizacionales) para un costo dado, y los restantes proyectos se comparan con las referencias. Por el contrario, en la forma convencional el valor de Φ tiene una connotación costumbrista, y el juicio de aceptabilidad no depende del nivel de logro de los objetivos organizacionales, ni del monto del recurso que el proyecto requiere; el proyecto no se ve como una inversión, y no se comparan costos con beneficios.

Tabla 5.13. Proyectos aceptables (Φ= 0.7, parámetros de la tabla 5.10).

Instancia	**Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Propuesto**	**Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Convencional**
Instancia 01	220	118
Instancia 02	231	132
Instancia 03	223	110
Instancia 04	219	132
Instancia 05	212	129
Instancia 06	233	140
Instancia 07	225	143
Instancia 08	228	129
Instancia 09	225	131
Instancia 10	222	135
Instancia 11	228	134
Instancia 12	221	125
Instancia 13	231	134
Instancia 14	213	136
Instancia 15	219	126
Instancia 16	222	128
Instancia 17	216	135
Instancia 18	229	129
Instancia 19	217	128
Instancia 20	220	138
Instancia 21	229	133
Instancia 22	229	123
Instancia 23	218	124
Instancia 24	219	134
Instancia 25	214	128
Instancia 26	231	124
Instancia 27	225	132
Instancia 28	225	122

Instancia	Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Propuesto	Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Convencional
Instancia 29	222	135
Instancia 30	228	137

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.14. Proyectos aceptables (Φ= 0.8, parámetros de la tabla 5.10).

Instancia	Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Propuesto	Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Convencional
Instancia 01	220	68
Instancia 02	231	69
Instancia 03	223	59
Instancia 04	219	64
Instancia 05	212	74
Instancia 06	233	69
Instancia 07	225	75
Instancia 08	228	59
Instancia 09	225	68
Instancia 10	222	54
Instancia 11	228	70
Instancia 12	221	50
Instancia 13	231	75
Instancia 14	213	72
Instancia 15	219	54
Instancia 16	222	60
Instancia 17	216	66
Instancia 18	229	56
Instancia 19	217	62
Instancia 20	220	71
Instancia 21	229	62
Instancia 22	229	67
Instancia 23	218	68
Instancia 24	219	66
Instancia 25	214	58
Instancia 26	231	74
Instancia 27	225	68
Instancia 28	225	66
Instancia 29	222	68
Instancia 30	228	74

Fuente: Elaboración propia

En estos experimentos nuestro método trabajó con más proyectos aceptables que el convencional. Esto no tiene que ocurrir siempre. En otras ocasiones puede que nuestra propuesta pode más profundamente el conjunto de proyectos candidatos. El punto que defendemos es que, mientras la asignación de Φ contiene una ingente dosis de arbitrariedad, la propuesta nuestra

permite modelar las reales preferencias del DM y los compromisos que está dispuesto a realizar entre costo del proyecto y su impacto sobre los objetivos organizacionales.

Quinto Experimento:

En esta prueba para formar la cartera convencional también se utilizó el umbral de corte $\Phi = 0.7$. Y el índice de credibilidad σ de la relación de superación "borrosa" se calculó con los parámetros reflejados en la tabla 5.15.

Tabla 5.15. Importancia de los criterios en la evaluación de proyectos, el DM otorga más importancia a los impactos del proyecto en el orden científico-tecnológico, reflejados en el criterio de equivalente de certeza.

Descripción Criterios	**Importancia**	**Umbral de Indiferencia**	**Umbral de Veto**	**Umbral de Discordancia**
Equivalente de certeza	0.57	0.2	1	0.5
Pertenece a una combinación sinérgica	0.1	1	-	-
Programas de Posgrado apoyados	0.025	1	-	-
Número de Cuerpos Académicos apoyados	0.025	1	-	-
Número de SNI apoyados	0.025	1	-	-
Núm. de PTC con Perfil Promep apoyados	0.025	1	-	-
Movilidad internacional de PTC	0.030	1	-	-
Número estudiantes doctorado apoyados	0.055	1	-	-
Número estudiantes maestría apoyados	0.050	1	-	-
Movilidad nacional PTC	0.010	1	-	-
Movilidad internacional alumnos	0.010	1	-	-
Número estudiantes licenciatura apoyados	0.010	1	-	-
Movilidad nacional alumnos	0.005	1	-	-
Monto Proyecto	0.060	30,000	100,000	60,000

Fuente: Elaboración propia

Se aplicó NOSGA2 en el proceso de optimización sobre los proyectos p que cumplieron las siguientes condiciones: i) $\sigma(p, ref_1) \geq \lambda$ o $\sigma(p, ref_2) \geq \lambda$ o Equivalente de certeza de $p \geq 8$; ii) si $\sigma(p, ref_i) < \lambda$ entonces $\sigma(ref_i, p) < \lambda$ $(i = 1, 2)$. Los parámetros del modelo de superioridad a nivel de cartera son los mismos de la tabla 5.5.

Los resultados obtenidos se observan en la tabla 5.16.

Tabla 5.16. Quinto experimento ($\Phi = 0.7$, parámetros de la tabla 5.5).

Instancia	**Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional**			
	Domina	**Es Preferida Estrictamente**	**Núm. Proyectos Cartera Optimizada**	**Núm. Proyectos Cartera Convencional**
Instancia 01	No	No	117	111
Instancia 02	Si	Si	119	101

Instancia	Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional			
	Domina	**Es Preferida Estrictamente**	**Núm. Proyectos Cartera Optimizada**	**Núm. Proyectos Cartera Convencional**
Instancia 03	No	Si	117	111
Instancia 04	Si	Si	118	111
Instancia 05	No	No	117	112
Instancia 06	Si	Si	117	111
Instancia 07	No	Si	116	112
Instancia 08	Si	Si	116	111
Instancia 09	No	No	117	112
Instancia 10	No	Si	118	110
Instancia 11	No	Si	118	107
Instancia 12	No	Si	116	111
Instancia 13	No	No	117	112
Instancia 14	Si	Si	117	112
Instancia 15	No	No	117	111
Instancia 16	Si	Si	117	111
Instancia 17	No	Si	119	113
Instancia 18	No	No	118	111
Instancia 19	No	Si	116	111
Instancia 20	No	Si	116	111
Instancia 21	Si	Si	118	110
Instancia 22	No	Si	118	112
Instancia 23	No	Si	117	111
Instancia 24	No	Si	117	112
Instancia 25	Si	Si	119	111
Instancia 26	Si	Si	117	111
Instancia 27	No	No	118	112
Instancia 28	No	No	117	112
Instancia 29	No	Si	118	113
Instancia 30	No	No	117	111

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 5.16 se observa que las carteras optimizadas son preferidas estrictamente a la cartera convencional en el 70% de las instancias; en el 30% de las instancias se logran encontrar soluciones de NOSGA2 que dominan a la solución convencional. En este experimento también se confirma que en el 100% de las instancias se apoyaría a un mayor número de proyectos otorgando el financiamiento a carteras optimizadas que apoyando la cartera convencional. Los resultados donde las soluciones de NOSGA2 no muestran superioridad sobre las soluciones convencionales se deben al efecto de intransitividad explicado anteriormente. Pero recalcamos que en todas las instancias NOSGA2 encontró, en sus generaciones intermedias, soluciones que superan estrictamente a la solución convencional.

Sexto experimento:

Para este experimento el criterio de aceptabilidad Φ fue actualizado con el valor de 0.8 y los parámetros para índice de credibilidad σ son idénticos al experimento anterior.

Los resultados se muestran en la tabla 5.17.

Tabla 5.17. Sexto experimento (Φ = 0.8, parámetros de la tabla 5.5).

Instancia	Solución de NOSGA2 Vs Solución Convencional			
	Domina	Es Preferida Estrictamente	Núm. Proyectos Cartera Optimizada	Núm. Proyectos Cartera Convencional
Instancia 01	Si	Si	117	67
Instancia 02	Si	Si	117	67
Instancia 03	Si	Si	120	57
Instancia 04	Si	Si	116	62
Instancia 05	Si	Si	118	69
Instancia 06	Si	Si	117	69
Instancia 07	Si	Si	117	74
Instancia 08	Si	Si	117	56
Instancia 09	Si	Si	116	64
Instancia 10	Si	Si	116	54
Instancia 11	Si	Si	118	70
Instancia 12	Si	Si	118	47
Instancia 13	Si	Si	116	74
Instancia 14	Si	Si	117	70
Instancia 15	Si	Si	117	53
Instancia 16	Si	Si	117	59
Instancia 17	Si	Si	117	62
Instancia 18	Si	Si	119	55
Instancia 19	Si	Si	118	59
Instancia 20	Si	Si	117	70
Instancia 21	Si	Si	116	62
Instancia 22	Si	Si	118	63
Instancia 23	Si	Si	118	67
Instancia 24	Si	Si	117	64
Instancia 25	Si	Si	118	53
Instancia 26	Si	Si	118	73
Instancia 27	Si	Si	117	63
Instancia 28	Si	Si	118	66
Instancia 29	Si	Si	117	65
Instancia 30	Si	Si	118	73

Fuente: Elaboración propia

En la tabla 5.17 se observa una indudable ventaja de nuestra propuesta ante la heurística convencional. En el 100% de las instancias los resultados de NOSGA2 ofrecen mayor recompensa para el DM que la proyección de la cartera convencional.

En las tablas 5.18 y 5.19 se comparan el número de proyectos aceptables en los dos experimentos anteriores. Los resultados obtenidos permiten afirmar que el concepto de aceptabilidad es más consistente en el método que estamos proponiendo. La propuesta permite al DM clasificar los proyectos de acuerdo a su sistema particular de preferencias. Por el contrario el criterio de aceptabilidad del modelo convencional, aunque con un enfoque de clasificación soportada en la escala clásica de evaluación (regular, buena, muy buena y excelente), es demasiado simple y por ello inconsistente.

Tabla 5.18. Proyectos aceptables ($\Phi = 0.7$, parámetros de la tabla 5.15).

Instancia	**Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Propuesto**	**Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Convencional**
Instancia 01	244	118
Instancia 02	246	132
Instancia 03	240	110
Instancia 04	245	132
Instancia 05	236	129
Instancia 06	246	140
Instancia 07	240	143
Instancia 08	241	129
Instancia 09	241	131
Instancia 10	243	135
Instancia 11	244	134
Instancia 12	240	125
Instancia 13	247	134
Instancia 14	244	136
Instancia 15	245	126
Instancia 16	246	128
Instancia 17	240	135
Instancia 18	247	129
Instancia 19	239	128
Instancia 20	243	138
Instancia 21	243	133
Instancia 22	240	123
Instancia 23	243	124
Instancia 24	240	134
Instancia 25	234	128
Instancia 26	246	124
Instancia 27	241	132
Instancia 28	244	122
Instancia 29	241	135
Instancia 30	246	137

Fuente: Elaboración propia

Tabla 5.19. Proyectos aceptables (Φ = 0.8, parámetros de la tabla 5.15).

Instancia	Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Propuesto	Núm. Proyectos Aceptables, Modelo Convencional
Instancia 01	244	68
Instancia 02	246	69
Instancia 03	240	59
Instancia 04	245	64
Instancia 05	236	74
Instancia 06	246	69
Instancia 07	240	75
Instancia 08	241	59
Instancia 09	241	68
Instancia 10	243	54
Instancia 11	244	70
Instancia 12	240	50
Instancia 13	247	75
Instancia 14	244	72
Instancia 15	245	54
Instancia 16	246	60
Instancia 17	240	66
Instancia 18	247	56
Instancia 19	239	62
Instancia 20	243	71
Instancia 21	243	62
Instancia 22	240	67
Instancia 23	243	68
Instancia 24	240	66
Instancia 25	234	58
Instancia 26	246	74
Instancia 27	241	68
Instancia 28	244	66
Instancia 29	241	68
Instancia 30	246	74

Fuente: Elaboración propia

En estos experimentos nuestra propuesta de clasificación ofrece mayor número de proyectos aceptables que la heurística convencional de evaluación. Ello no tiene que ser una norma, es probable que otros ejemplos no se comporten del mismo modo. Dependerá de las distribuciones de probabilidad de los resultados científico-tecnológicos del proyecto. Por ejemplo, con los mismos parámetros del modelo de superioridad y perfiles de referencia para aceptabilidad, si el grueso de los proyectos tuviera equivalentes de certeza inferior a dos unidades, menos de la mitad de del total sería admisible.

Lo que demuestra esta experimentación es que no se debe juzgar la aceptabilidad de un proyecto por atributos indirectos, cuando existe la posibilidad de evaluarlo considerando su

impacto científico-tecnológico, su probabilidad de éxito, y su aporte a los objetivos organizacionales. El método de evaluación que proponemos permite profundizar en el sistema de valores del DM, y determinar el modo en que realiza las comparaciones costo-impacto, que son la esencia de la aceptabilidad para el sujeto organizacional.

No obstante, incluso trabajando sobre el mismo conjunto de proyectos aceptables, los experimentos han demostrado que el proceso de búsqueda evolutiva arroja soluciones que son estrictamente preferidas a las convencionales, debido a que consiguen un mejor balance entre el impacto científico-técnico y los objetivos de fortalecimiento institucional.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES

6.1 Principales Conclusiones.....185
6.2 Nuevas Líneas de Trabajo Abiertas por Nuestra Investigación.....190
6.3 Divulgación de Nuestro Trabajo 191

6.1 Principales Conclusiones

En nuestra opinión el objetivo de esta tesis ha sido cumplido y su interrogante central respondida exitosamente.

Los axiomas presentados en el capítulo cuarto, la teoría de la decisión bayesiana, y los métodos de evaluación multicriterio basados en relaciones de superación, ofrecen el sustento conceptual suficiente para la metodología aquí propuesta. Ella une eclécticamente paradigmas normativos y relacionales, aprovechando las fortalezas de cada uno en contextos específicos. Los primeros son muy sólidos para utilizar medidas de probabilidad y evaluar eventos riesgosos. Los métodos relacionales son más flexibles para la evaluación multicriterio, y han demostrado utilidad para incorporar preferencias del DM en metaheurísticas para optimización multiobjetivo.

Creemos haber logrado fundamentar nuestras respuestas a las preguntas de investigación con un nivel razonable de confianza, sobre la base de un conjunto de argumentos teórico-metodológicos y de experimentos computacionales que simulan bastante aceptablemente la realidad.

Nuestra propuesta es un aporte metodológico basado en los paradigmas científicos contemporáneos para la selección de proyectos de *I&D* en organizaciones públicas. Creemos haber probado razonablemente que con nuestro enfoque es posible lograr carteras que satisfacen mejor los objetivos de la organización, un mejor modelo de las preferencias de la dirección de la organización, superior reflejo en el proceso de evaluación, y su actualización cuando la historia de la organización lo amerita. El valor de las consecuencias prácticas de estas ventajas puede ser mayúsculo. Sabemos que las grandes organizaciones gastan ingentes recursos en el apoyo a proyectos que no logran sus objetivos más importantes, y nuestra propuesta podría reducir significativamente el error en la evaluación. Aun cuando esta reducción fuera modesta, podría significar el ahorro de muchos recursos.

No puede separarse la evaluación de los proyectos de una integración racional de su factibilidad, su impacto sobre los objetivos de la organización, y su consumo de recursos. La racionalidad aquí se identifica con la correspondencia entre las preferencias y creencias del DM, por un lado, y su disposición de invertir recursos en propuestas que ofrecen ciertos beneficios

matizados por mayor o menor factibilidad. Racionalidad también apoyada por la forma en que las creencias del DM (en parte basadas en la historia organizacional) se actualizan bayesianamente con la información que él recaba de los expertos evaluadores.

La forma de estimar el valor subjetivo que para el DM tienen los resultados científico-tecnológicos del proyecto se basa en el formalismo de la teoría de la decisión bayesiana, aspirante a paradigma de racionalidad en condiciones de riesgo. Si bien el modelo empleado contiene aproximaciones algo gruesas para hacerlo operacional, particularmente en lo concerniente a la expresión 4.4 para la estimación del equivalente de certeza de proyectos, su apego a lo racional lo hace parecer superior que las valoraciones indirectas de la heurística convencional.

ELECTRE TRI es la herramienta para clasificar los proyectos candidatos cuando solo existe mímima información preferencial del DM, recogida solamente en un perfil de frontera entre las categorías "aceptable" e "inaceptable". El enfoque pesimista parece conveniente si el DM desea incrementar la exigencia sobre los proyectos. Sin embargo, en presencia de muchos criterios de evaluación, las incomparabilidades combinadas con la lógica pesimista en ELECTRE TRI, pueden conducir a muchas evaluaciones inaceptables. Si se empleara la lógica optimista, los proyectos que fueran incomparables con el perfil de referencia serían evaluados como aceptables. Entonces, mejorar la calidad de la evaluación requeriría más información preferencial por parte del DM. TESEO sería indicado si se dispusiera de un nutrido conjunto de referencia. Si no, la modificación de ELECTRE TRI propuesta en el capítulo cuarto basada en utilizar varios perfiles de referencia, puede ser una buena solución de compromiso que se comportó muy bien en los experimentos computacionales del capítulo 5. Ellos demuestran que puede haber diferencias apreciables entre el criterio de aceptabilidad que proponemos y el que dimana de la heurística convencional. Las desventajas del segundo radican en la arbitrariedad de la elección del nivel de corte, y en el hecho de que no hay una comparación entre los beneficios probables del proyecto y su consumo de recursos. Entonces, en la heurística convencional el proyecto no se evalúa como una inversión, sino como algo que merece o no un "premio" (el financiamiento), de acuerdo a su calificación en ciertos indicadores. Esto puede conducir a errores en la evaluación, de dos tipos: 1) a rechazar proyectos que no alcanzan el nivel umbral de aceptabilidad, pero que plausiblemente darán resultados razonables para su costo; o 2) a aceptar proyectos que tal vez sean muy costosos para los resultados que plausiblemente puedan obtener. Nuestra propuesta

tiene la ventaja de relacionar explícitamente los resultados científico-tecnológicos probables y el impacto sobre el fortalecimiento institucional, por un lado, y los requerimientos presupuestales por otro. En cierta medida, es una generalización del enfoque costo-beneficio a un espacio multicriterio, utilizando métodos de superioridad.

El número de proyectos manejable por el método de evaluación no está limitado.

A nivel de cartera, la racionalidad de nuestra propuesta tiene que ver con la optimización del nivel de satisfacción de los objetivos organizacionales. Estos son medidos de manera directa o indirecta a través de indicadores que los reflejan. Si se renuncia a resolver un problema de optimización multiobjetivo (como hace la heurística convencional), las soluciones de cartera tienden a empobrecerse. Los experimentos del capítulo quinto, que cubren numerosas instancias, distintas prioridades del DM sobre los objetivos organizacionales, y diferentes posiciones en cuanto a la aceptabilidad de los proyectos para recibir apoyo, muestran que a veces las soluciones obtenidas convencionalmente son dominadas por aquéllas logradas por la optimización, y muy frecuentemente ceden ante éstas de acuerdo al modelo de preferencias del DM. O sea, nuestro enfoque, para una misma cantidad de recursos, tiene potencial para optimizar sus resultados en las dimensiones que son de interés para la organización.

NOSGA2, una variante del NSGA-II desarrollada por nosotros, con incorporación de preferencias a través de un modelo de superioridad, mostró efectividad en experimentos con cientos de proyectos candidatos y gran número de objetivos, realmente mucho mayor al que reportan otras aplicaciones de algoritmos evolutivos basados en Pareto. Tomando en cuenta que la optimización de cartera se realiza sobre los proyectos previamente evaluados como aceptables, esto da a nuestro método la capacidad de abordar un amplio rango de tamaño de problemas, casi todos los que de esta naturaleza se enfrentan en México por CONACYT y las grandes universidades, exceptuando quizás a la convocatoria anual de Investigación Básica. En ella, la más importante de CONACYT, aplican varios miles de proyectos pero una parte importante del proceso de decisión se distribuye en ocho áreas (incluyendo Multidisciplinaria). El tamaño del problema en cada área puede abordarse por nuestra propuesta.

El empleo de un modelo de preferencias basado en superación, hace a NOSGA2 aceptablemente robusto para manejar las imprecisiones en algunos criterios del problema de optimización.

Hay solamente un aspecto en que la metodología de esta tesis puede ser vista como inconveniente comparada con la heurística convencional: requiere bastante mayor esfuerzo e involucramiento del DM. No se trata de un defecto sino una consecuencia del conflicto gnoseológico entre calidad del modelo y complejidad del mismo. La heurística convencional realiza un modelo muy grueso de las preferencias del DM, de las creencias de los pares evaluadores, y del valor del proyecto; el conflicto (en el plano preferencial) de ese valor con su costo no se considera; los resultados de la evaluación son relativamente independientes de la experiencia de la organización en convocatorias anteriores; y no se optimiza el nivel de cumplimento de los objetivos organizacionales. Su simplicidad para obtener una solución factible, que no genera inconformidades severas quizás por su escasa transparencia, es su principal virtud.

En lo fundamental, el esfuerzo cognitivo del DM proviene de: i) la creación de una escala de proporción en el conjunto de los "premios" (resultados científico-tecnológicos) de los proyectos; ii) la asignación de los parámetros y perfiles del modelo de evaluación; e iii) la asignación de los parámetros del modelo de preferencias sobre carteras. Aunque el DM debe ser ayudado por un analista de la decisión y procedimientos de obtención indirecta de parámetros, no hay dudas de que tiene ante sí un reto cognitivo, que requiere disposición y pensamiento analítico. Afortunadamente, esta información de preferencias es plausiblemente estable entre diferentes convocatorias de la misma organización, mientras no cambien sus objetivos. De aquí que el esfuerzo cognitivo se aplica una vez, y posteriormente basta "sintonizar" el modelo, con ajustes menores.

En comparación con la metodología propuesta por Navarro (2005) y Fernández et al. (2006), la nuestra también ofrece ventajas de interés, sin el inconveniente de la mayor complejidad:

Primera: La consideración explícita de los indicadores que reflejan los objetivos de la organización al optimizar la cartera.

Segunda: La mejor integración de las opiniones de los expertos que evalúan los proyectos mediante el Teorema de Bayes.

Tercera: Considerar el consumo de recursos como uno de los criterios influyentes en la evaluación de los proyectos.

Cuarta: Es más flexible la modelación de preferencias del DM para evaluar proyectos y carteras.

Quinta: Aunque de forma gruesa, ofrece la posibilidad de privilegiar las combinaciones sinérgicas de proyectos en la selección de carteras.

Un resumen comparativo de nuestro método con el trabajo de Navarro (2005) y la heurística convencional se muestra en la tabla 6.1

Tabla 6.1. Comparación del método propuesto con otros procedimientos.

Características	**Heurística convencional**	**Navarro (2005)**	**Nuestra propuesta**
Modela probabilidad de éxito	No	sí	sí
Utiliza Teorema de Bayes	-	no	sí
Considera costo-beneficio esperado en la evaluación del proyecto	No	no	sí
Considera preferencias explícitas en la evaluación del proyecto	No	sí	sí
Método de agregación de preferencias	Suma ponderada	Tablas de decisión	Preferencias borrosas
Considera directamente los objetivos de la organización	No	No a nivel de cartera. Algunos a nivel de proyectos.	sí
Optimiza la cartera	No	sí	sí
Considera preferencias explícitas sobre los objetivos organizacionales durante la optimización	No	no	sí
Enfoque de evaluación de la cartera	no lo hace	funcional	Preferencias borrosas
Método de optimización	-	Algoritmo evolutivo[33]	Algoritmo evolutivo multiobjetivo
Se apoya en la historia de la organización	no	sí	sí
Toma en cuenta sinergias	no	no	Sólo en forma gruesa
Modela decisiones de apoyo parcial	no	Sólo en forma gruesa	no

[33] El modelo de valor de cartera de Navarro (2005) fue transformado por Fernández et al. (2009) y Litvinchev et al. (2010) en una forma tratable con programación entera-mixta.

Características	Heurística convencional	Navarro (2005)	Nuestra propuesta
Estabilidad del modelo en distintas convocatorias	alta	Parcialmente cuestionable	Parcialmente cuestionable
Nivel de involucramiento del DM	mínimo	Grande	considerable
Emplea paradigma racional en la evaluación	Más bien no	sí	sí
Número de proyectos con capacidad de ser manejados	Virtualmente ilimitado	Aprox. 500[34]	Aprox. 500[35]

Fuente: elaboración propia.

6.2 Nuevas Líneas de Trabajo Abiertas por Nuestra Investigación

La resistencia al cambio y el esfuerzo cognitivo que pide al DM son el obstáculo mayor para llevar este trabajo a la práctica de las organizaciones e instituciones de educación superior que financian I&D. Se requiere pues una ingente labor, ya en el plano de desarrollo tecnológico, para aligerar ese esfuerzo, a través de la creación de un framework de apoyo que integre todas las herramientas discutidas en esta tesis, y que ofrezca un alto grado de usabilidad.

Aumentar el número de proyectos candidatos a manejar por el algoritmo de optimización debe ser otro empeño futuro. Sin renunciar al enfoque multiobjetivo con incorporación de preferencias, puede que sea posible mejorar las capacidades de exploración de NOSGA2 con otros mecanismos de diversidad, operadores genéticos o estructuras de datos. Quizás otras metaheurísticas se adecuen mejor a problemas de gran tamaño.

El proceso de evaluación podría mejorarse con un sistema en línea que permita reuniones virtuales asíncronas de los pares, guardando su anonimato para evitar que factores psicológicos relativos a las interacciones de grupos produzcan un sesgo en la evaluación. La interacción sin sesgo de los expertos hace más fácil el consenso y potencia al grupo.

Por otra parte, mejorar la aproximación al estimado del valor científico-tecnológico del proyecto que se realiza en la expresión 4.4, requiere que los expertos evaluadores creen una distribución bayesiana de probabilidad para cada atributo científico-tecnológico. Se tomaría la

[34] El modelo funcional de calidad de la cartera de Navarro (2005) ha sido optimizado con programación entera-mixta (después de una generalización) por Fernández et al. (2009) y Litvinchev et al. (2010), logrando tratar eficientemente problemas con 20,000 proyectos.

[35] Se refiere al número de proyectos manejable por el algoritmo de optimización. Considerando que el previo proceso de evaluación puede descartar parte importante de los proyectos que aplican a la convocatoria, el número total manejable por la metodología puede acercarse al millar.

opinión de un primer experto sobre cada nivel de cada resultado como probabilidad a priori, y se modificaría bayesianamente con las opiniones de los demás evaluadores. Esto requeriría un trabajo mucho mayor por parte de los pares, aunque se eliminarían los defectos de la aproximación. Valdría la pena realizar una comparación (quizás simulada en computadora), y evaluar así el costo-beneficio de esta nueva forma de hacerlo.

6.3 Divulgación de Nuestro Trabajo

NOSGA2 fue publicado en "Increasing selective pressure towards the best compromise in Evolutionary Multiobjective Optimization: the extended NOSGA method", ***Information Sciences***, vol. 181, no. 1, 2011, pp. 44-56. Su aplicación a la optimización de carteras de proyectos se publicó en "Application of the Non-Outranked Sorting Genetic Algorithm to public project portfolio selection", ***Information Sciences*** vol. 228, 2013, pp. 131-149.

Ya en su forma definitiva el resultado de este trabajo de tesis se presentó en el XIV Congreso Latinoamericano de Investigación de Operaciones y Sistemas, Monterrey, Octubre de 2014; el resumen "Herramientas de apoyo a la decisión para formar carteras de proyectos de investigación en instituciones de educación superior y entidades públicas de investigación" apareció publicado en el libro electrónico del evento.

Referencias

Abdollah, A., Alireza, A. y Mohammad, M. O. (2014). A Multi-stage Multi Criteria Model for Portfolio Management. *Arabian Journal for Science and Engineering, 39*(5), 4269-4283. doi: 10.1007/s13369-014-0987-9

Afcha, S. y León López, G. (2014). Public funding of R&D and its effect on the composition of business R&D expenditure. *BRQ Business Research Quarterly, 17*(1), 22-30. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.cede.2013.01.001

Airoldi, M. y Morton, A. (2011). Portfolio Decision Analysis for Population Health. In A. Salo, J. Keisler & A. Morton (Eds.), *Portfolio Decision Analysis* (Vol. 162, pp. 359-381): Springer New York.

Akhilesh, K. B. (2014). Project Selection *R&D Management* (pp. 69-83): Springer India.

Almeida-Dias, J., Figueira, J. R. y Roy, B. (2012). A multiple criteria sorting method where each category is characterized by several reference actions: The Electre Tri-nC method. *European Journal of Operational Research, 217*(3), 567-579.

Alvarez, P. (2002). *Modos de coordinación en la actuación de un grupo colaborativo de decisores bajo un ambiente distribuido y asíncrono.* Doctorado, Universidad de Occidente.

Allen, D. E. y Sugianto, R. (1994). Australian domestic portfolio diversification and estimation risk: A review of investment strategies. *Pacific-Basin Finance Journal, 2*(2–3), 293-318. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0927-538X(94)90022-1

Amiri, B. (2012). A multi-objective hybrid optimization algorithm for project selection problem. *Journal of Basic and Applied Scientific Research 2*(7), 6995-7002.

Ando, T. (2009). Bayesian portfolio selection using a multifactor model. *International Journal of Forecasting, 25*(3), 550-566. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2009.01.005

Aouni, B., Colapinto, C. y La Torre, D. (2014). Financial portfolio management through the goal programming model: Current state-of-the-art. *European Journal of Operational Research, 234*(2), 536-545. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2013.09.040

Arrow, K. J. (1963). *Social choice and individual values*. New Haven [etc.]: Arrow.

Bäck, T., Hoffmeister, F. y Schwefel, H. P. (1991). *A survey of evolution strategies.* Paper presented at the Proceedings of the 4th international conference on genetic algorithms.

Bader, J. y Zitzler, E. (2010). HypE: An Algorithm for Fast Hypervolume-Based Many-Objective Optimization. *Evolutionary Computation, 19*(1), 45-76. doi: 10.1162/EVCO_a_00009

Badri, M. A., Davis, D. y Davis, D. (2001). A comprehensive 0–1 goal programming model for project selection. *International Journal of Project Management, 19*(4), 243-252.

Baixauli-Soler, J. S., Alfaro-Cid, E. y Fernández-Blanco, M. O. (2010). Several risk measures in portfolio selection: Is it worthwhile? *Spanish Journal of Finance and Accounting / Revista Española de Financiación y Contabilidad, 39*(147), 421-444. doi: 10.1080/02102412.2010.10779687

Baker, N. y Freeland, J. (1975). Recent advances in R&D benefit measurement and project selection methods. *Management Science, 21*(10), 1164-1175.

Baker, N. R. y Pound, W. H. (1964). R and D project selection: Where we stand. *Engineering Management, IEEE Transactions on, EM-11*(4), 124-134. doi: 10.1109/tem.1964.6446420

Barba-Romero, S. y Pomerol, J. C. (1997). *Decisiones Multicriterio. Fundamentos Teóricos y utilización Práctica*. Universidad de Alcalá, España, Madrid.

Bard, J. (1990). Using multicriteria methods in the early stages of new product development. *Journal of the Operational Research Society*, 755-766.

Bard, J., Balachandra, R. y Kaufmann, P. (1988). An interactive approach to R&D project selection and termination. *Engineering Management, IEEE Transactions on, 35*(3), 139-146.

Barichard, V., Gandibleux, X. y T'Kindt, V. (2009). Multiobjective Programming and Goal Programming Vol. 618.

Barricelli, N. A. (1954). Esempi numerici di processi di evoluzione. *Methodos, 6*(21-22), 45-68.

Basseur, M., Talbi, E., Nebro, A. y Alba, E. (2006). Metaheuristics for multiobjective combinatorial optimization problems: Review and recent issues. *INRIA Report-ISSN*, 0249-6399.

Bertolini, M., Braglia, M. y Carmignani, G. (2006). Application of the AHP methodology in making a proposal for a public work contract. *International Journal of Project Management, 24*(5), 422-430.

Beume, N., Naujoks, B. y Emmerich, M. (2007). SMS-EMOA: Multiobjective selection based on dominated hypervolume. *European Journal of Operational Research, 181*(3), 1653-1669. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.08.008

Bhattacharyya, R., Kumar, P. y Kar, S. (2011). Fuzzy R&D portfolio selection of interdependent projects. *Computers & Mathematics with Applications, 62*(10), 3857-3870. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.camwa.2011.09.036

Bilbao-Terol, A., Arenas-Parra, M. y Cañal-Fernández, V. (2012). Selection of Socially Responsible Portfolios using Goal Programming and fuzzy technology. *Information Sciences, 189*(0), 110-125. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2011.12.001

Bitman, W. R. (2005, Sept. 11-13, 2005). *R&D portfolio management framework for sustained competitive advantage.* Paper presented at the Engineering Management Conference, 2005. Proceedings. 2005 IEEE International.

Boardman, A. E. (1996). *Cost Benefit Analysis: Concepts and Practice*: Prentice Hall.

Boer, F. P. (2003). Risk-adjusted valuation of R&D projects. *Research-Technology Management, 46*(5), 50-58.

Booker, J. M. y Bryson, M. C. (1985). Decision analysis in project management: An overview. *IEEE transactions on engineering management, 32*(1), 3-9.

Borda, J. C. (1781). Mémoire sur les élections au scrutin, Comptes rendus de l'Académie des sciences *Traduction: DE GRAZIA A., Mathematical derivation of a election system* (Vol. 44, pp. 42–51). Isis.

Bouyssou, D. (2000). *Evaluation and decision models: a critical perspective*: Kluwer Academic Publishers.

Branke, J., Kaußler, T. y Schmeck, H. (2001). Guidance in evolutionary multi-objective optimization. *Advances in Engineering Software, 32*(6), 499-507. doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0965-9978(00)00110-1

Brans, J.-P., Kunsch, P. y Mareschal, B. (2002). Management of the Future. In D. Bouyssou, E. Jacquet-Lagrèze, P. Perny, R. Słowiński, D. Vanderpooten & P. Vincke (Eds.), *Aiding Decisions with Multiple Criteria* (Vol. 44, pp. 483-502): Springer US.

Brans, J.-P. y Mareschal, B. (2005). Promethee Methods *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys* (Vol. 78, pp. 163-186): Springer New York.

Braunschweig, T. y Becker, B. (2004). Choosing Research Priorities by Using the Analytic Hierarchy Process: An Application to International Agriculture. *R&D Management, 34*(1), 77-86.

Bremermann, H. J. (1958). *The evolution of intelligence: The nervous system as a model of its environment*: University of Washington, Department of Mathematics.

Brennan, G. y Buchanan, J. M. (1980). *The power to tax: Analytic foundations of a fiscal constitution*: Cambridge University Press.

Buchanan, J. T., Henig, E. J. y Henig, M. I. (1998). Objectivity and subjectivity in thedecision making process. *Annals of Operations Research, 80*, 333-345.

Burk, R. C. y Parnell, G. S. (2011). Portfolio Decision Analysis: Lessons from military applications. In A. Salo, J. Keisler & A. Morton (Eds.), *Portfolio Decision Analysis, Improved methods for resource allocation* (pp. 333-357). New York-Dordrecht-Heidelberg-London: Springer.

Carazo, A. F., Gómez, T., Molina, J., Hernández-Díaz, A. G., Guerrero, F. M. y Caballero, R. (2010). Solving a comprehensive model for multiobjective project portfolio selection. *Computers & Operations Research, 37*(4), 630-639. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2009.06.012

Cardús, D., Fuhrer, M. J., Martin, A. W. y Thrall, R. M. (1982). Use of benefit-cost analysis in the peer review of proposed research. *Management Science*, 439-445.

Carraway, R. L., Morin, T. L. y Moskowitz, H. (1990). Generalized dynamic programming for multicriteria optimization. *European Journal of Operational Research, 44*(1), 95-104.

Cobacho, B., Caballero, R., González, M. y Molina, J. (2010). Planning federal public investment in Mexico using multiobjective decision making. *Journal of the Operational Research Society, 61*(9), 1328-1339.

Cochrane, J. L. y Zeleny, M. (1973). *Multiple Criteria Decision Making*. University of South Carolina Press, Columbia.

Coello, C. (1999). A comprehensive survey of evolutionary-based multiobjective optimization techniques. *Knowledge and Information systems, 1*(3), 269-308.

Coello, C. (2005). Recent trends in evolutionary multiobjective optimization *Evolutionary Multiobjective Optimization* (pp. 7-32): Springer.

Coello, C. (2006). Evolutionary multi-objective optimization: a historical view of the field. *Computational Intelligence Magazine, IEEE, 1*(1), 28-36.

Coello, C. (2015). Introducción a la computación evolutiva: Notas de Curso, 2015, from delta.cs.cinvestav.mx/~ccoello/compevol/apuntes.pdf

Coello, C., Lamont, G. y Van, D. (2007). *Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems*. New York: Springer.

Coello, C. y Toscano, G. (2001). *A micro-genetic algorithm for multiobjective optimization.* Paper presented at the Evolutionary multi-criterion optimization.

Coello, C., Van, D. y Lamont, G. (2002). *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems* (Vol. 242): Springer.

Coffin, M. A. y Taylor, B. W. (1996). Multiple criteria R&D project selection and scheduling using fuzzy logic. *Computers & Operations Research, 23*(3), 207-220.

Cohen, E. y Franco, R. (1992). *Evaluación de Proyectos Sociales*: Ed. Siglo XXI, México.

CONACYT. (2014). *Programa Especial de Ciencia, Tencnología e Innovación 2014-2018*. México, DF.: Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología.

Condorcet, J. A. N. (1785). *Essai sur l'application de l'analyse `a la probabilité des décisions rendus `a la plurarité des voix*. Imprimerie Royal, Paris.

Cooper, R. G., Edgett, S. J. y Kleinschmidt, E. J. (1998). Best practices for managing R&D portfolios. *Research-Technology Management, 41*(4), 20.

Corne, D. W., Jerram, N. R., Knowles, J. D. y Oates, M. J. (2001). *PESA-II: Region-based selection in evolutionary multiobjective optimization.* Paper presented at the Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO'2001.

Corne, D. W., Knowles, J. D. y Oates, M. J. (2000). *The Pareto envelope-based selection algorithm for multiobjective optimization.* Paper presented at the Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI.

Courtney, H. y Lovallo, D. (2004). Bringing rigor and reality to early-stage R&D decisions. *Research-Technology Management, 47*(5), 40-45.

Covantes, E., Fernández, E. y Navarro, J. (2015). A Combined PDA-THESEUS Framework for Multi-Criteria Sorting. *Annals of Operations Research (en revision)*.

Cruz, L., Fernández, E., Gomez, C., Rivera, G. y Perez, F. (2014). Many-objective portfolio optimization of interdependent projects with 'a priori'incorporation of decision-maker preferences. *Appl. Math, 8*(4), 1517-1531.

Chan, Y., DiSalvo, J. P. y Garrambone, M. W. (2005). A goal-seeking approach to capital budgeting. *Socio-Economic Planning Sciences, 39*(2), 165-182. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.seps.2004.04.002

Chapman, C. B., Ward, S. C. y Klein, J. H. (2006). An optimised multiple test framework for project selection in the public sector, with a nuclear waste disposal case-based example. *International Journal of Project Management, 24*(5), 373-384. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ijproman.2006.02.008

Charnes, A. y Cooper, W. W. (1961). *Management Models and Industrial Applications of Linear Programming*: Wiley.

Chen, A. H. y Chyu, C.-C. (2010). Applying memetic algorithm in multi-objective resource allocation among competing projects. *Journal of Software, 5*(8), 802-809.

Chien, C. F. (2002). A portfolio–evaluation framework for selecting R&D projects. *R&D Management, 32*(4), 359-368.

Danila, N. (1989). Strategic evaluation and selection of R&D projects. *R&D Management, 19*(1), 47-62.

Dasarathy, B. V. (1976). SMART: Similarity Measure Anchored Ranking Technique for the Analysis of Multidimensional Data Arrays. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on, SMC-6*(10), 708-711. doi: 10.1109/tsmc.1976.4309424

Davis, J., Fusfeld, A., Scriven, E. y Tritle, G. (2001). Determining a project's probability of success. *Research-Technology Management, 44*(3), 51-57.

Davis, L. (1991). *Handbook of genetic algorithms*. Van Nostrand Reinhold, NY.

Deb, K. (2003). Multi-objective Evolutionary Algorithms: Introducing Bias Among Pareto-optimal Solutions. In A. Ghosh & S. Tsutsui (Eds.), *Advances in Evolutionary Computing* (pp. 263-292): Springer Berlin Heidelberg.

Deb, K., Gupta, S., Daum, D., Branke, J., Mall, A. K. y Padmanabhan, D. (2009). Reliability-Based Optimization Using Evolutionary Algorithms. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 13*(5), 1054-1074. doi: 10.1109/tevc.2009.2014361

Deb, K. y Jain, H. (2014). An Evolutionary Many-Objective Optimization Algorithm Using Reference-Point-Based Nondominated Sorting Approach, Part I: Solving Problems With Box Constraints. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 18*(4), 577-601. doi: 10.1109/tevc.2013.2281535

Deb, K., Mohan, M. y Mishra, S. (2005). Evaluating the ε-domination based multi-objective evolutionary algorithm for a quick computation of pareto-optimal solutions. *Evolutionary Computation, 13*(4), 501-525.

Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S. y Meyarivan, T. (2002). A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 6*(2), 182-197. doi: 10.1109/4235.996017

Deb, K. y Tiwari, S. (2008). Omni-optimizer: A generic evolutionary algorithm for single and multi-objective optimization. *European Journal of Operational Research, 185*(3), 1062-1087. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2006.06.042

Deiros, B., Fernández, E. y Díaz, T. (1989). Optmización.

DeJong, K. A. (1975). *Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptative Systems.* University of Michigan.

Dewey, J. (1910). How we think. *Heat. New York*.

Dickinson, M. W., Thornton, A. C. y Graves, S. (2001). Technology portfolio management: optimizing interdependent projects over multiple time periods. *Engineering Management, IEEE Transactions on, 48*(4), 518-527.

Doerner, K., Gutjahr, W. J., Hartl, R. F., Strauss, C. y Stummer, C. (2004). Pareto ant colony optimization: A metaheuristic approach to multiobjective portfolio selection. *Annals of Operations Research, 131*(1-4), 79-99.

Dorfman, R. (1996). Why benefit-cost analysis is widely disregarded and what to do about it. *Interfaces, 26*(5), 1-6.

DORIGO, M. (1992). *Ottimizzazione, apprendimento automatico, ed algoritmi basati su metafora naturale.* Doctorado, Politecnico di Milano.

Doumpos, M., Marinakis, Y., Marinaki, M. y Zopounidis, C. (2009). An evolutionary approach to construction of outranking models for multicriteria classification: The case of the ELECTRE TRI method. *European Journal of Operational Research, 199*(2), 496-505.

Duarte, B. P. y Reis, A. (2006). Developing a projects evaluation system based on multiple attribute value theory. *Computers & Operations Research, 33*(5), 1488-1504.

Ehrgott, M., Klamroth, K. y Schwehm, C. (2004). An MCDM approach to portfolio optimization. *European Journal of Operational Research, 155*(3), 752-770. doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(02)00881-0

Eppen, G. D., Ruiz, Á. C. G. y García, G. S. (2000). *Investigación de operaciones en la ciencia administrativa: construcción de modelos para la toma de decisiones con hojas de cálculo electrónicas*: Pearson Educación.

Erickson, M., Mayer, A. y Horn, J. (2002). Multi-objective optimal design of groundwater remediation systems: application of the niched Pareto genetic algorithm (NPGA). *Advances in Water Resources, 25*(1), 51-65.

Espin, R., Fernández, E. y González, E. (2011). Un sistema lógico para el razonamiento y la toma de decisiones: la Lógica Difusa Compensatoria Basada en la Media Geométrica. *Revista Investigación Operacional, 32*(3), 230-245.

Espin, R., Fernández, E. y González, E. (2014). Compensatory Fuzzy Logic: A Frame for Reasoning and Modeling Preference Knowledge in Intelligent Systems *Soft Computing for Business Intelligence* (pp. 3-23): Springer.

Espin, R., Mazcorro, G., Fernández, E., Marx-Gómez, J. y Lecich, M. (2006). Compensatory Logic: A fuzzy normative model for decision making. *Investigación Operativa, 27*, 188-197.

Fandel, G. y Gal, T. (2001). Redistribution of funds for teaching and research among universities: The case of North Rhine-Westphalia. *European Journal of Operational Research, 130*(1), 111-120.

FCCyT. (2014). *Diagnósticos Estatales de Ciencia, Tecnología e Innovación 2014: Sinaloa*. México: Foro Consultivo Científico y Tecnológico, AC.

Fernández, E. (1987). *Application of Multicriteria Optimization to Designing and Modelling of Circuits and Components.* Doctorado, Universidad Tecnológica de Poznan.

Fernández, E. (2003). Análisis de la Decisión para evaluar y formar carteras de proyectos de I&D: un enfoque crítico y propositivo. *Gestión y política pública, 12*(1), 43-79.

Fernández, E. (2013). Optimización de carteras de proyectos públicos con participación de la sociedad. In L. C. J.C. Leyva, F. López (eds.) (Ed.), *Procedimientos de toma de decisiones para la distribución de recursos públicos*: Juan Pablos Editor

Fernández, E., López, E., López, F. y Coello, C. (2011). Increasing selective pressure towards the best compromise in evolutionary multiobjective optimization: The extended NOSGA method. *Information Sciences, 181*(1), 44-56. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2010.09.007

Fernández, E., López, E., Mazcorro, G., Olmedo, R. y Coello, C. (2013). Application of the non-outranked sorting genetic algorithm to public project portfolio selection. *Information Sciences, 228*(0), 131-149. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2012.11.018

Fernández, E., López, E., Navarro, J. y Vega, I. (2011). Aplicación de metaheurísticas multiobjetivo a la solución de problemas de cartera de proyectos públicos con una valoración multidimensional de su impacto. *Gestión y política pública, 20*(2), 381-432.

Fernández, E., López, F., Navarro, J. y Duarte, A. (2006). Intelligent techniques for R&D projects selection in large social organizations. *Computacion y sistemas, 10*(1), 28-56.

Fernández, E. y Navarro, J. (2002). A genetic search for exploiting a fuzzy preference model of portfolio problems with public projects. *Annals of Operations Research, 117*(1-4), 191-213.

Fernández, E. y Navarro, J. (2005). Computer-based decision models for R&D project selection in public organizations. *Foundations of Computing and Decision Sciences, 30*(2), 103-131.

Fernández, E. y Navarro, J. (2011). A new approach to multi-criteria sorting based on fuzzy outranking relations: The THESEUS method. *European Journal of Operational Research, 213*(2), 405-413. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2011.03.036

Fernández, E., Navarro, J. y Bernal, S. (2009). Multicriteria sorting using a valued indifference relation under a preference disaggregation paradigm. *European Journal of Operational Research, 198*(2), 602-609. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2008.09.020

Fernández, E., Navarro, J. y Duarte, A. (2008). Multicriteria sorting using a valued preference closeness relation. *European Journal of Operational Research, 185*(2), 673-686.

Fernández, E., Navarro, J. y Mazcorro, G. (2012). Evolutionary multi-objective optimization for inferring outranking model's parameters under scarce reference information and effects of reinforced preference *Foundations of Computing and Decision Sciences* (Vol. 37, pp. 163).

Fernández, E. y Olmedo, R. (2004). Un Nuevo Método de Explotar Relaciones de Preferencia Borrosas en Agentes de Decisión. *Computacion y sistemas, 8*(1), 046-060.

Fernández, E. y Olmedo, R. (2008). A new method based on a fuzzy outranking relation for supporting collective sorting decisions. *International Journal of Operational Research, 3*(4), 399-411.

Fernández, E., Vega, I. y Navarro, J. (2012). *Public portfolio selection combining genetic algorithms and mathematical decision analysis*: INTECH Open Access Publisher.

Figueira, J., Greco, S. y Roy, B. (2009). ELECTRE methods with interaction between criteria: An extension of the concordance index. *European Journal of Operational Research, 199*(2), 478-495. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2008.11.025

Figueira, J., Mousseau, V. y Roy, B. (2005). Electre Methods *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys* (Vol. 78, pp. 133-153): Springer New York.

Fishburn, P. C. (1970). *Utility theory for decision-making*. Wiley, New-York.

Fodor, J. C. y Roubens, R. (1994). *Fuzzy Preference Modelling and Multicriteria Decision Support*: Springer.

Fogel, D. B. y Ghozeil, A. (1997). A note on representations and variation operators. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 1*(2), 159-161.

Fogel, L. J., Owens, A. J. y Walsh, M. J. (1966). *Artificial Intelligence Through Simulated Evolution*: John Wiley & Sons.

Fonseca, C. M. y Fleming, P. J. (1993). *Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization: FormulationDiscussion and Generalization*. Paper presented at the Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms.

Fonseca, C. M. y Fleming, P. J. (1995). An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization. *Evolutionary Computation, 3*(1), 1-16.

Fox, G. E., Baker, N. R. y Bryant, J. L. (1984). Economic models for R and D project selection in the presence of project interactions. *Management Science, 30*(7), 890-902.

Frankfurter, G. M., Phillips, H. E. y Seagle, J. P. (1977). A proposed normative procedure for portfolio selection under conditions of uncertainty. . *Financial Management, 6*(4), 8.

French, S. (1993). *Decision Theory: An Introduction to the Mathematics of Rationality* Ellis Horwood, London.

Friedberg, R. M. (1958). A learning machine: Part I. *IBM Journal of Research and Development, 2*(1), 2-13.

Friedman, G. J. (1956). *Selective feedback computers for engineering synthesis and nervous system analogy.* UCLA, Engineering.

Gabriel, S., Kumar, S., Ordoñez, J. y Nasserian, A. (2006). A multiobjective optimization model for Project selection with probabilistic consideration. *Socio-Economic Planning Sciences 40*, 16.

Gaytán, J. y García, J. (2009). Multicriteria decisions on interdependent infrastructure transportation projects using an evolutionary-based framework. *Applied Soft Computing, 9*(2), 512-526.

Germeraad, P. (2003). Measuring R&D in 2003. *Research-Technology Management, 46*(6), 47-56.

Ghasemzadeh, F., Archer, N. y Iyogun, P. (1999). A zero-one model for project portfolio selection and scheduling. *Journal of the Operational Research Society, 50*(7), 745-755.

Ghorbani, S. y Rabbani, M. (2009). A new multi-objective algorithm for a project selection problem. *Advances in Engineering Software, 40*(1), 9-14. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.advengsoft.2008.03.002

Glover, F. (1998). *A template for scatter search and path relinking.* Paper presented at the Artificial evolution.

Glover, F. y Laguna, M. (1999). *Tabu search*: Springer.

Golabi, K. (1987). Selecting a group of dissimilar projects for funding. *Engineering Management, IEEE Transactions on*(3), 138-145.

Goldberg, D. E. (1989). *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*. Reading, MA: Addison-Wesley Publishing Company.

Goldberg, D. E. (2013). *Genetic Algorithms*: Pearson Education.

Greco, S. (2005). Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys Vol. 78. S. Greco (Ed.) (pp. 1048).

Greco, S., Matarazzo, B. y Slowinski, R. (2001). Rough sets theory for multicriteria decision analysis. *European Journal of Operational Research, 129*(1), 1-47. doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(00)00167-3

Greyserman, A., Jones, D. H. y Strawderman, W. E. (2006). Portfolio selection using hierarchical Bayesian analysis and MCMC methods. *Journal of Banking & Finance, 30*(2), 669-678. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.jbankfin.2005.04.008

Gutjahr, W. J., Katzensteiner, S., Reiter, P., Stummer, C. y Denk, M. (2010). Multi-objective decision analysis for competence-oriented project portfolio selection. *European Journal of Operational Research, 205*(3), 670-679. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2010.01.041

Hai-lin, L., Fangqing, G. y Qingfu, Z. (2014). Decomposition of a Multiobjective Optimization Problem Into a Number of Simple Multiobjective Subproblems. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 18*(3), 450-455. doi: 10.1109/tevc.2013.2281533

Halouani, N., Chabchoub, H. y Martel, J. M. (2009). PROMETHEE-MD-2T method for project selection. *European Journal of Operational Research, 195*(3), 841-849. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2007.11.016

Hallerbach, W., Ning, H., Soppe, A. y Spronk, J. (2004). A framework for managing a portfolio of socially responsible investments. *European Journal of Operational Research, 153*(2), 517-529. doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00172-3

Hassanzadeh, F., Nemati, H. y Sun, M. (2014). Robust optimization for interactive multiobjective programming with imprecise information applied to R&D project portfolio selection. *European Journal of Operational Research, 238*(1), 41-53. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2014.03.023

Hauser, J. R. y Zettelmeyer, F. (1997). Metrics to Evaluate R, D&E. *Research Technology Management, 40*(4), 32-38.

Henriksen, A. D. y Traynor, A. J. (1999). A practical R&D project-selection scoring tool. *Engineering Management, IEEE Transactions on, 46*(2), 158-170.

Holland, J. H. (1962). Outline for a Logical Theory of Adaptive Systems. *J. ACM, 9*(3), 297-314. doi: 10.1145/321127.321128

Horn, J., Nafpliotis, N. y Goldberg, D. E. (1994, 27-29 Jun 1994). *A niched Pareto genetic algorithm for multiobjective optimization.* Paper presented at the Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on.

Hsu, Y.-G., Tzeng, G.-H. y Shyu, J. Z. (2003). Fuzzy Multiple Criteria Selection of Government-Sponsored Frontier Technology R&D Projects. *R&D Management 33*(5), 12.

Huang, D., Zhu, S., Fabozzi, F. J. y Fukushima, M. (2010). Portfolio selection under distributional uncertainty: A relative robust CVaR approach. *European Journal of Operational Research, 203*(1), 185-194. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2009.07.010

Hwang, C. L., Lai, Y.-J. y Liu, T.-Y. (1993). A new approach for multiple objective decision making. *Computers & Operations Research, 20*(8), 889-899.

Hwang, C. L. y Masud, A. S. (1979). *Multiple Objective Decision Making. Methods and Applications: A State-of-the-Art Survey.*: Springer-Verlang, New York.

Hwang, C. L. y Yoon, K. (1981). *Multiple Attribute Decision Making: Methods and applications A State-of-the-Art Survey* (Vol. 186). Springer-Verlag, Berlin.

Jackson, B. (1983). Decision methods for evaluating R&D projects. *Research & Technology Management, 26*(4), 16-22.

Jacquet-Lagreze, E. y Siskos, J. (1982). Assessing a set of additive utility functions for multicriteria decision-making, the UTA method. *European Journal of Operational Research, 10*(2), 151-164. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0377-2217(82)90155-2

Kahneman, D. y Tversky, A. (1979). Prospect Theory: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica., 47*(2), pp. 263-291.

Kao, H.-P., Hsieh, B. y Yeh, Y. (2006). A petri-net based approach for scheduling and rescheduling resource-constrained multiple projects. *Journal of the Chinese Institute of Industrial Engineers, 23*(6), 468-477.

Kaplan, P. O. y Ranji, S. (2007, 1-5 April 2007). *A New MCDM Approach to Solve Public Sector Planning Problems.* Paper presented at the Computational Intelligence in Multicriteria Decision Making, IEEE Symposium on.

Keeney, R. L. (1982). Decision analysis: an overview. *Operations research, 30*(5), 803-838.

Keeney, R. L. y Gregory, R. S. (2005). Selecting attributes to measure the achievement of objectives. *Operations research, 53*(1), 1-11.

Keeney, R. L. y Raiffa, H. (1976). *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-Offs*: Wiley and Sons, New York.

Kennedy, J. (2010). Particle swarm optimization *Encyclopedia of Machine Learning* (pp. 760-766): Springer.

Khalili-Damghani, K. y Sadi-Nezhad, S. (2013). A decision support system for fuzzy multi-objective multi-period sustainable project selection. *Computers & Industrial Engineering, 64*(4), 1045-1060. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2013.01.016

Khalili-Damghani, K., Sadi-Nezhad, S., Lotfi, F. H. y Tavana, M. (2013). A hybrid fuzzy rule-based multi-criteria framework for sustainable project portfolio selection. *Information Sciences, 220*(0), 442-462. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2012.07.024

Khorramshahgol, R. y Gousty, Y. (1986). Technical management notes: Delphic Goal Programming (DGP): A multi-objective cost/benefit approach to R&D portfolio analysis. *Engineering Management, IEEE Transactions on*(3), 172-175.

Kirkpatrick, S. (1984). Optimization by simulated annealing: Quantitative studies. *Journal of statistical physics, 34*(5-6), 975-986.

Klapka, J. y Piňos, P. (2002). Decision support system for multicriterial R&D and information systems projects selection. *European Journal of Operational Research, 140*(2), 434-446.

Klapka, J., Piňos, P. y Ševčík, V. (2013). Multicriterial projects selection *Handbook of Optimization* (pp. 245-261): Springer.

Knowles, J. y Corne, D. (1999). *The pareto archived evolution strategy: A new baseline algorithm for pareto multiobjective optimisation.* Paper presented at the Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on.

Knowles, J. y Corne, D. (2005). Memetic algorithms for multiobjective optimization: issues, methods and prospects *Recent advances in memetic algorithms* (pp. 313-352): Springer.

Kollat, J. B. y Reed, P. M. (2005). *The value of online adaptive search: a performance comparison of NSGAII, ε-NSGAII and εMOEA.* Paper presented at the Evolutionary Multi-Criterion Optimization.

Kostoff, R. (1983). A cost/benefit analysis of commercial fusion-fission hybrid reactor development. *Journal of Fusion Energy, 3*(2), 81-93.

Koza, J. R. (1989). *Hierarchical Genetic Algorithms Operating on Populations of Computer Programs.* Paper presented at the IJCAI.

Kremmel, T., Kubalík, J. y Biffl, S. (2011). Software project portfolio optimization with advanced multiobjective evolutionary algorithms. *Applied Soft Computing, 11*(1), 1416-1426. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2010.04.013

Lee, J. W. y Kim, S. H. (2001). An integrated approach for interdependent information system project selection. *International Journal of Project Management, 19*(2), 111-118.

Leyva, J. y Fernández, E. (2003). A new method for group decision support based on ELECTRE III methodology. *European Journal of Operational Research, 148*(1), 14-27.

Liang, Y. C., Chen, A. H. L. y Juo, N. C. (2008). Variable neighborhood search for multi-objective project portfolio selection problem. *Proceedings of the 9th Asia-Pacific Industrial Engineering and Management System Conference*, 1746-1752.

Liberatore, M. (1988). A Decision Support System Linking Research and Development Project Selection With Business Strategy. *Project Management Journal, 19*(5), 14-21.

Liberatore, M. y Titus, G. (1983). The practice of management science in R&D project management. *Management Science, 29*(8), 962-974.

Liesiö, J., Mild, P. y Salo, A. (2007). Preference programming for robust portfolio modeling and project selection. *European Journal of Operational Research, 181*(3), 1488-1505. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2005.12.041

Liesiö, J., Mild, P. y Salo, A. (2008). Robust portfolio modeling with incomplete cost information and project interdependencies. *European Journal of Operational Research, 190*(3), 679-695.

Liesiö, J. y Salo, A. (2012). Scenario-based portfolio selection of investment projects with incomplete probability and utility information. *European Journal of Operational Research, 217*(1), 162-172. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2011.08.025

Lin, C. y Hsieh, P.-J. (2004). A fuzzy decision support system for strategic portfolio management. *Decision Support Systems, 38*(3), 383-398.

Litvinchev, I., López, F., Alvarez, A. y Fernández, E. (2010). Large-scale public R&D portfolio selection by maximizing a biobjective impact measure. *Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, IEEE Transactions on, 40*(3), 572-582.

Litvinchev, I., López, F., Escalante, H. y Mata, M. (2011). A milp bi-objective model for static portfolio selection of R&D projects with synergies. *Journal of Computer and Systems Sciences International, 50*(6), 942-952.

Lockett, G. y Stratford, M. (1987). Ranking of research projects: Experiments with two methods. *Omega, 15*(5), 395-400.

López, E. (2008). *Incorporación de preferencias en algoritmos evolutivos multiobjetivo utilizando la información de una relación borrosa de sobreclasificación, tesis de maestría en informática aplicada.* Mastria, Universidad Autonoma de Sinaloa, Mexico.

Ma, J., Zhang, Q. y Fan, Z. (2002). *Web-based Group Decision Support for R & D Project Outcome Assessment in Government Funding Agencies*: Department of Information Systems, City University of Hong Kong.

Marakas, G. (2002). *Decision Support Systems and Megaputer (2nd Edition)*: Prentice Hall.

March, J. (1994). *Primer on decision making: How decisions happen*: Simon and Schuster.

Markowitz, H. (1991). *Portfolio Selection (2nd Ed.)*. Cambridge, MA.: Blackwell.

Marler, R. T. y Arora, J. S. (2004). Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Structural and Multidisciplinary Optimization, 26*(6), 369-395. doi: 10.1007/s00158-003-0368-6

Martino, J. (1995). *Research and Development Project Selection*. NY- Chichester-Brisbane-Toronto-Singapore: Wiley.

Martino, J. (2004). *Use of the analytical hierarchy procedure for project selection in the nuclear power industry*. Paper presented at the Proceedings of the International Association for Management of Technology Congress, Washington D.C.

Martinsuo, M. y Lehtonen, P. (2007). Role of single-project management in achieving portfolio management efficiency. *International Journal of Project Management, 25*(1), 56-65. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ijproman.2006.04.002

Mathias, K. E. y Whitley, L. D. (1994). *Transforming the search space with gray coding.* Paper presented at the Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on.

Mavrotas, G., Diakoulaki, D. y Caloghirou, Y. (2006). Project prioritization under policy restrictions. A combination of MCDA with 0–1 programming. *European Journal of Operational Research, 171*(1), 296-308.

Mavrotas, G., Diakoulaki, D. y Kourentzis, A. (2008). Selection among ranked projects under segmentation, policy and logical constraints. *European Journal of Operational Research, 187*(1), 177-192.

Maximo, M. B. (2008). *Algoritmos Evolutivos y Preferencias del Decisor Aplicados a Problemas de Optimización Multiobjetivo Discretos.* Doctorado, Universidad de las Palmas de Gran Canaria, Las Palmas de Gran Canaria, España.

Medaglia, A., Graves, S. y Ringuest, J. (2007). A multiobjective evolutionary approach for linearly constrained project selection under uncertainty. *European Journal of Operational Research, 179*(3), 869-894.

Medaglia, A., Hueth, D., Mendieta, J. y Sefair, J. (2008). A multiobjective model for the selection and timing of public enterprise projects. *Socio-Economic Planning Sciences, 42*(1), 31-45.

Michalewicz, Z. (2013). *Genetic algorithms+ data structures= evolution programs*: Springer Science & Business Media.

Michalewicz, Z. y Nazhiyath, G. (1995). *Genocop III: A co-evolutionary algorithm for numerical optimization problems with nonlinear constraints.* Paper presented at the Evolutionary Computation, 1995., IEEE International Conference on.

Michalewicz, Z. y Xiao, J. (1995). *Evaluation of Paths in Evolutionary Planer/Navigator*. Paper presented at the Proc. of the 1995 International Workshop on Biologically Inspired Evolutionary System, Tokyo, Japan.

Miettinen, K. (1999). *Nolinear Multiobjective Optimization*. Boston: Kluwer Academic Publishers.

Miller, G. (1956). The magical number seven, plus or minus two: some limits on our capacity for processing information. *Psychological review, 63*(2), 81.

Montibeller, G. y Franco, L. A. (2011). Resource Allocation in Local Government with Facilitated Portfolio Decision Analysis. In A. Salo, J. Keisler & A. Morton (Eds.), *Portfolio Decision Analysis* (pp. pp 259-281): Springer New York.

Mousseau, V. y Dias, L. (2004). Valued outranking relations in ELECTRE providing manageable disaggregation procedures. *European Journal of Operational Research, 156*(2), 467-482. doi: http://dx.doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00120-6

Nash, J. F. (1951). Non cooperative games. *Annals of Mathematics, 54*, 286–295.

Navarro, J. (2005). *Tesis Doctorado: Herramientas Inteligentes para la Evaluación y Selección de Proyectos de Investigación-Desarrollo en el Sector Público*. México: UAS.

Oei, C. K., Goldberg, D. E. y Chang, S.-J. (1991). Tournament selection, niching, and the preservation of diversity. *Urbana, 51*, 61801.

Olmedo, R. (2009). *Avances en la modelación basada en ralaciones borrosas de sobreclasificación para sistemas de apoyo a la decisión en grupo.* Doctorado, Universidad Autónoma de Sinaloa, México.

Orvosh, D. y Davis, L. (1993). *Shall We Repair? Genetic Algorithms, Combinatorial Optimization and Feasibility Constraints.* Paper presented at the Proc. of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, San Mateo, California.

Orvosh, D. y Davis, L. (1994). *Using a genetic algorithm to optimize problems with feasibility constraints.* Paper presented at the Evolutionary Computation, 1994. IEEE World Congress on Computational Intelligence., Proceedings of the First IEEE Conference on.

Osawa, Y. (2003). How well did the new Sumitomo Electric project ranking method predict performance? *R&D Management, 33*(3), 343-350.

Ostanello, A. (1985). Outranking Methods. In G. Fandel & J. Spronk (Eds.), *Multiple Criteria Decision Methods and Applications* (pp. 41-60): Springer Berlin Heidelberg.

Pareto, V. (1896). *Cours D'Economie Politique, Volumen I et II, F. Rouge*. Lausanne, Suisse.

Pawlak, Z. (1991). *Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning About Data*: Springer Netherlands.

Pawlak, Z. y Słowinski, R. (1994). Decision analysis using rough sets. *International Transactions in Operational Research, 1*(1), 107-114. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0969-6016(94)90050-7

Peña, E. (2014). Segundo Informe de Gobierno: Gobierno de la Respublica Méxicana.

Pérez, F., Gómez, T. y Caballero, R. (2012). Un modelo difuso para la selección de carteras de proyectos con incertidumbre en los costes. *Recta, 13*(1), 129-143.

Perny, P. (1998). Multicriteria filtering methods based onconcordance and non-discordance principles. *Annals of Operations Research, 80*(0), 137-165. doi: 10.1023/a:1018907729570

Petit, A., Piera, M. y Casanovas, J. (2009). *Modelado y simulación: aplicación a procesos logísticos de fabricación y servicios*: Univ. Politèc. de Catalunya.

Petit, Y. y Hobbs, B. (2010). Project portfolios in dynamic environments: Sources of uncertainty and sensing mechanisms. *Project Management Journal, 41*(4), 46-58. doi: 10.1002/pmj.20201

Pomerol, J. C. y Barba-Romero, S. (1993). *multicrit`ere dans l' entreprise: principe et pratique*. Hermes, France.

Ponsich, A. y Coello, C. (2013). A hybrid differential evolution—tabu search algorithm for the solution of job-shop scheduling problems. *Applied Soft Computing, 13*(1), 462-474.

Price, K. V. (1999). *An introduction to differential evolution.* Paper presented at the New ideas in optimization.

Qingfu, Z. y Hui, L. (2007). MOEA/D: A Multiobjective Evolutionary Algorithm Based on Decomposition. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 11*(6), 712-731. doi: 10.1109/tevc.2007.892759

Rabbani, M., Aramoon Bajestani, M. y Baharian Khoshkhou, G. (2010). A multi-objective particle swarm optimization for project selection problem. *Expert Systems with Applications, 37*(1), 315-321. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2009.05.056

Radulescu, C. Z. y Radulescu, M. (2001). Project portfolio selection models and decision support. *Studies in Informatics and Control, 10*(4), 275-286.

Rechenberg, I. (1965). *Cybernetic Solution Path of an Experimental Problem.* Royal Aircraft Establishment, Library Translation 1122, Farnborough.

Reiter, P. (2010). *Metaheuristic algorithms for solving multi-objective stochastic scheduling and routing problems.* Doctorado, Universidad de Viena.

Richardson, T., Palmer, R., Liepins, G. y Hilliard, M. (1989). *Some Guidelines for Genetic Algorithms with Penalty Functions.* Paper presented at the Proc. of the Third International Conference on Genetic Algorithms, George Mason University.

Ringuest, J. L., Graves, S. B. y Case, R. H. (2004). Mean–Gini analysis in R&D portfolio selection. *European Journal of Operational Research, 154*(1), 157-169.

Rivera, G., Gomez, C., Cruz, L., García, R., Baldera, F., Fernández, E. y López, F. (2012). Solution to the social portfolio problem by evolutionary algorithms. *International Journal of Combinatorial Optimization Problems and Informatics, 3*(2), 21-30.

Robbins, S. (2005). *Administración*: Pearson Education.

Rodríguez, J. A. (2014). *Estudio comparativo de los principales métodos de evaluación multicriterio basados en una relación de sobreclasificación.* Maestría, Universidad Autónoma de Sinaloa.

Rogers, M. G., Bruen, M. y Maystre, L.-Y. (2000). Methods and Applications in Engineering and Infrastructure Investment *Electre and Decision Support*. Boston, MA: Kluwer, Academic Publishers

Roy, B. (1978). ELECTRE III: Algorithme de Classement Basé sur une Représentation Floue des Préférences en Présence de Critères Multiples. *Cahiers du CERO, 20*(1), 3-24.

Roy, B. (1990a). Decision-aid and decision-making. *European Journal of Operational Research, 45*(2–3), 324-331. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0377-2217(90)90196-I

Roy, B. (1990b). The Outranking Approach and the Foundations of Electre Methods. In C. Bana e Costa (Ed.), *Readings in Multiple Criteria Decision Aid* (pp. 155-183): Springer Berlin Heidelberg.

Roy, B. (1996). *Multicriteria Methodology for Decision Aiding*: Springer.

Roy, B. y Bertier, P. (1973). La méthode electre II : une application au media-planning ; the electre II method, an application to media planning. *Operational research : OR ; proceedings of the IFORS International Conference on Operational Research*, 291-302.

Roy, B. y Hugonnard, J. C. (1982). Ranking of suburban line extension projects on the Paris metro system by a multicriteria method. *Transportation Research Part A: General, 16*(4), 301-312. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0191-2607(82)90057-7

Roy, B. y Skalka, J. M. (1984). *ELECTRE IS: aspects méthodologiques et guide d'utilisation*. Université de Paris-Dauphine, Paris.

Roy, B. y Słowiński, R. (2008). Handling effects of reinforced preference and counter-veto in credibility of outranking. *European Journal of Operational Research, 188*(1), 185-190. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2007.04.005

Roy, B. y Vanderpooten, D. (1995). The European School of MCDA: A Historical Review In Slowinski. In R. Slowinski (Ed.), *Toward Intelligent Decision Support* (pp. 39-65). Jerusalem, Israel: 14th European Conference on Operational Research.

Rudolph, G. (1994). Convergence analysis of canonical genetic algorithms. *Neural Networks, IEEE Transactions on, 5*(1), 96-101. doi: 10.1109/72.265964

Saaty, T. (1980). *The Analytic HierarchyProcess*: McGraw-Hill, New York.

Saaty, T. (2005). The Analytic Hierarchy and Analytic Network Processes for the Measurement of Intangible Criteria and for Decision-Making *Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys* (Vol. 78, pp. 345-405): Springer New York.

Salo, A., Keisler, J. y Morton, A. (2011). *Portfolio Decision Analysis: Improved Methods for Resource Allocation*: Springer New York.

Samaniego Alcántar, Á. (2010). Incertidumbre en los proyectos de investigación y desarrollo (I+D): Un estudio de la literatura. *Contaduría y administración*, 65-81.

Samuelson, P. A. (1954). The pure theory of public expenditure. *The review of economics and statistics*, 387-389.

Santhanam, R. y Kyparisis, J. (1995). A multiple criteria decision model for information system project selection. *Computers & Operations Research, 22*(8), 807-818. doi: http://dx.doi.org/10.1016/0305-0548(94)00069-K

Schaffer, J. D. (1985). Some experiments in machine learning using vector evaluated genetic algorithms: Vanderbilt Univ., Nashville, TN (USA).

Schaffer, J. D., Caruana, R. A., Eshelman, L. J. y Das, R. (1989). *A study of control parameters affecting the online performance of genetic algorithms for function optimization.* Paper presented at the Proc. of the 3rd International Conference on Genetic Algorithms, San Mateo, USA.

Schmidt, R. (1993). A model for R&D project selection with combined benefit, outcome and resource interactions. *Engineering Management, IEEE Transactions on, 40*(4), 403-410.

Schmidt, R. y Freeland, J. (1992). Recent progress in modeling R&D project-selection processes. *Engineering Management, IEEE Transactions on, 39*(2), 189-201.

Schwefel, H.-P. (1995). *Evolution and Optimum Seeking*. John Wiley, New York.

Sen, T. (2001). *Development as freedom*: Oxford University Press.

Sen, T. (2008). On ethics and economics. Malden-Oxford-Carlton: Blackwell Publishing.

Sen, T., Raiszadeh, F. M. y Dileepan, P. (1988). Note—A Branch-and-Bound Approach to the Bicriterion Scheduling Problem Involving Total Flowtime and Range of Lateness. *Management Science, 34*(2), 254-260.

Shakhsi-Niaei, M., Torabi, S. A. y Iranmanesh, S. H. (2011). A comprehensive framework for project selection problem under uncertainty and real-world constraints. *Computers & Industrial Engineering, 61*(1), 226-237. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2011.03.015

Simon, H. A. (1965). *Administrative behavior* (Vol. 4): Cambridge Univ Press.

Simon, H. A. (1977). *The new science of management decision*: Prentice-Hall.

Simon, H. A. (1979). Rational decision making in business organizations. *The American economic review*, 493-513.

Simpson, B. (2004). After the reforms: how have public science research organisations changed? *R&D Management, 34*(3), 253-266.

Srinivas, N. y Deb, K. (1994). Muiltiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms. *Evolutionary Computation, 2*(3), 221-248. doi: 10.1162/evco.1994.2.3.221

Steele, L. W. (1988). Selecting R&D programs and objectives. *Research Technology Management, 31*(2), 17.

Steuer, R. E. y Na, P. (2003). Multiple criteria decision making combined with finance: A categorized bibliographic study. *European Journal of Operational Research, 150*(3), 496-515.

Stewart, B. S. y White III, C. C. (1991). Multiobjective a*. *Journal of the ACM (JACM), 38*(4), 775-814.

Stummer, C. y Heidenberger, K. (2003). Interactive R&D portfolio analysis with project interdependencies and time profiles of multiple objectives. *Engineering Management, IEEE Transactions on, 50*(2), 175-183.

Stummer, C. y Sun, M. (2005). New multiobjective metaheuristic solution procedures for capital investment planning. *Journal of Heuristics, 11*(3), 183-199.

Sugrue, P. K., Mehrotra, A. y Orehovec, P. M. (2006). Financial aid management: an optimisation approach. *International Journal of Operational Research, 1*(3), 267-282.

Sun, Y.-H., Ma, J., Fan, Z.-P. y Wang, J. (2008). A group decision support approach to evaluate experts for R&D project selection. *Engineering Management, IEEE Transactions on, 55*(1), 158-170.

Szakonyi, R. (1994). Measuring R&D effectiveness-I. *Research Technology Management, 37*(2), 27.

Tamaki, H., Kita, H. y Kobayas, S. (1996). *Multi-objective optimization by genetic algorithms: A review.* Paper presented at the Evolutionary Computation, 1996., Proceedings of IEEE International Conference on.

Toscano, G. (2001). *Optimización Multiobjetivo Usando un Miroalgoritmo Genetico.* Maestria, Universidad Veracruzana.

Toscano, G. y Coello, C. (2003). *The micro genetic algorithm 2: towards online adaptation in evolutionary multiobjective optimization.* Paper presented at the Evolutionary Multi-Criterion Optimization.

Tresch, R. W. (2014). *Public finance: A normative theory*: Academic Press.

Tritle, G. L., Scriven, E. F. y Fusfeld, A. R. (2000). Resolving uncertainty in R&D portfolios. *Research-Technology Management, 43*(6), 47-55.

Tsoukiàs, A. (2008). From decision theory to decision aiding methodology. *European Journal of Operational Research, 187*(1), 138-161. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2007.02.039

Tversky, A. y Simonson, I. (1993). Context-dependent preferences. *Management Science, 39*(10), 1179-1189.

UAS. (2014). *Primer Informe de Labores -UAS-*. México: UAS.

UNESCO. (2000). Word Conference on Science, Science for the Twenty-First Century, A new Commitment: A. M. Cetto (Ed.) *Declaration on Science and the Use of Scientific Knowledge* (pp. 547).

Van Veldhuizen, D. A. y Lamont, G. B. (2000). *Multiobjective optimization with messy genetic algorithms.* Paper presented at the Proceedings of the 2000 ACM symposium on Applied computing-Volume 1.

Veldhuizen, D. A. V. y Lamont, G. B. (1998). Multiobjective Evolutionary Algorithm Research: A History and Analysis (T. R. 98-03, Trans.). In T. R. 98-03 (Ed.). Department of Electrical and Computer Engineering. Air Force Institute of Technology, USA.

Vithayasrichareon, P. y MacGill, I. F. (2012). Portfolio assessments for future generation investment in newly industrializing countries – A case study of Thailand. *Energy, 44*(1), 1044-1058. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2012.04.042

Wakoh, H. y Collins, S. (2001). Evaluating project proposals. *Research-Technology Management, 44*(6), 32-37.

Walwyn, D. R., Taylor, D. y Brickhill, G. (2002). How to manage risk better. *Research-Technology Management, 45*(5), 37-42.

Wang, J. y Hwang, W. L. (2007). A fuzzy set approach for R&D portfolio selection using a real options valuation model. *Omega, 35*(3), 247-257. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.omega.2005.06.002

Wang, Y. y Yang, Y. (2009). Particle swarm optimization with preference order ranking for multi-objective optimization. *Information Sciences, 179*(12), 1944-1959.

Weismann, A. (1893). *The Germ Plasm: A Theory of Heredity*. London, UK,: Scott.

Werner, B. M. y Souder, W. E. (1997). Measuring R&D performance--state of the art. *Research Technology Management, 40*(2), 34.

Xiao, J., Michalewicz, Z. y Zhang, L. (1996). *Evolutionary planner/navigator: Operator performance and self-tuning.* Paper presented at the Evolutionary Computation, 1996., Proceedings of IEEE International Conference on.

Xiao, J., Michalewicz, Z., Zhang, L. y Trojanowski, K. (1997). Adaptive evolutionary planner/navigator for mobile robots. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 1*(1), 18-28.

Yoo, J. y Hajela, P. (1999). Immune network simulations in multicriterion design. *Structural Optimization, 18*(2-3), 85-94.

Yu, W. (1992). *ELECTRE TRI: Aspects méthodologiques et manuel d'utilisation*. Université de Paris-Dauphine.

Zanakis, S. H., Mandakovic, T., Gupta, S. K., Sahay, S. y Hong, S. (1995). A review of program evaluation and fund allocation methods within the service and government sectors. *Socio-Economic Planning Sciences, 29*(1), 59-79.

Zeynalzadeh, R. y Ghajari, A. (2011). A framework for project portfolio selection with risk reduction approach. *African Journal of Business Management, 5*(26), 10474.

Zhang, W.-G., Mei, Q., Lu, Q. y Xiao, W.-L. (2011). Evaluating methods of investment project and optimizing models of portfolio selection in fuzzy uncertainty. *Computers & Industrial Engineering, 61*(3), 721-728. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.cie.2011.05.003

Zhao, X., Yang, Y., Wu, G., Yang, J. y Xue, X. (2012). A Dynamic and Fuzzy Modeling Approach for Multi-objective R&D Project Portfolio Selection. *Journal of Convergence Information Technology, 7*(1).

Zitzler, E. (1999). *Evolutionary algorithms for multiobjective optimization: Methods and applications* (Vol. 63): Citeseer.

Zitzler, E. y Künzli, S. (2004). Indicator-Based Selection in Multiobjective Search. In X. Yao, E. Burke, J. Lozano, J. Smith, J. Merelo-Guervós, J. Bullinaria, J. Rowe, P. Tiňo, A. Kabán & H.-P. Schwefel (Eds.), *Parallel Problem Solving from Nature - PPSN VIII* (Vol. 3242, pp. 832-842): Springer Berlin Heidelberg.

Zitzler, E., Laumanns, M. y Thiele, L. (2001). SPEA2: Improving the strength Pareto evolutionary algorithm: Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Institut für Technische Informatik und Kommunikationsnetze (TIK).

Zitzler, E. y Thiele, L. (1998). *An evolutionary algorithm for multiobjective optimization: The strength pareto approach* (Vol. 43): Citeseer.

Zydallis, J. B., Van Veldhuizen, D. A. y Lamont, G. B. (2001). *A statistical comparison of multiobjective evolutionary algorithms including the MOMGA-II.* Paper presented at the Evolutionary Multi-Criterion Optimization.