

UNIVERSIDAD NACIONAL DE TUCUMÁN
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS Y TECNOLOGÍA



**DISEÑO Y OPTIMIZACIÓN DE CADENAS
DE SUMINISTROS DE
BIOCOMBUSTIBLES CON CRITERIOS DE
SUSTENTABILIDAD**

**Tesis para optar al grado de Doctor en Ciencias
Exactas e Ingeniería**

JONATHAN WHEELER

2018

Contenido

Contenido.....	II
Agradecimientos	V
Resumen.....	VI
Prólogo	VII
Lista de acrónimos y abreviaturas usadas en la Tesis	VIII
Introducción	1
Resumen.....	1
1.1 Cadenas de suministros de biocombustibles.....	1
1.2 Modelado y optimización matemática para la toma de decisiones	3
1.3 Gestión sustentable de la cadena de suministros	6
1.4 Optimización multiobjetivo en el ámbito de cadenas de suministros.....	8
1.5 Objetivos generales de la Tesis.....	9
Optimización multiobjetivo utilizando el Proceso Analítico Jerárquico	10
Resumen.....	10
2.1 Introducción.....	10
2.1.1 Optimización de cadenas de suministros sustentables	13
2.1.2 Formulación matemática del problema	15
2.2 El Proceso Analítico Jerárquico.....	15
2.2.1 Unificación de las preferencias.....	17
2.3 Metodología propuesta.....	18
2.3.1 Paso 1: Definición de los pesos de los objetivos utilizando el AHP.....	19
2.3.2 Paso 2: Normalización de los objetivos	19
2.3.3 Paso 3: Optimización del problema.....	19
2.4 Aplicación de la metodología propuesta a un caso de estudio	20
2.4.1 Paso 1: AHP	20
2.4.2 Paso 2: Normalización de los objetivos	24
2.4.3 Paso 3: Optimización	24
2.5 Resultados y discusión.....	25
2.6 Conclusiones	34
Optimización multiobjetivo utilizando técnicas multiatributo	36

Resumen.....	36
3.1 Introducción.....	36
3.2 Planteo del problema	38
3.3 Metodología propuesta.....	39
3.3.1 Paso 1: Implementación de los métodos de ponderación multiatributo	39
3.3.2 Paso 2: Normalización de los objetivos	43
3.3.3 Paso 3: Construcción del problema monoobjetivo	43
3.4 Caso de estudio	44
3.4.1 Cálculo de los factores de ponderación.....	44
3.4.2 Cálculo de las soluciones extremas para la normalización de los objetivos del problema	49
3.4.3 Resultados y discusión.....	50
3.5 Conclusiones	56
Optimización multiobjetivo utilizando un algoritmo basado en el AHP	59
Resumen.....	59
4.1 Introducción.....	59
4.2 Planteo del problema.....	60
4.3 Consistencia de las matrices del AHP.....	61
4.4 Metodología propuesta	62
4.2.1 Paso 1: Definición del árbol jerárquico y recolección de datos.	62
4.2.2 Paso 2: Generación de las matrices individuales mediante el algoritmo MINLP a partir de las preferencias de los encuestados	63
4.2.3 Paso 3: Cálculo de los factores de ponderación	65
4.2.4 Paso 4: Normalización de los objetivos	66
4.2.5 Paso 5: Optimización del problema.....	66
4.5 Casos de estudio	66
4.3.1 Caso 1. Elección de la mejor casa.....	67
4.3.2 Caso 2: Diseño de la SC de bioetanol y azúcar.	71
4.6 Resultados y discusión	76
4.7 Conclusiones	80
Diseño óptimo de cadenas de suministros con selección de vías de proceso utilizando una estrategia en dos pasos.....	82
Resumen.....	82
5.1 Introducción.....	82

5.2 Planteo del problema y metodología propuesta	84
5.3 Caso de estudio	84
5.3.1 Descripción general de la actividad sucroalcoholera	85
5.3.2 Procesos alternativos	86
5.4 Selección de vías de procesos.....	87
5.4.1 Modelo matemático	88
5.4.2 Resultados	93
5.5 Diseño de la cadena de suministros	93
5.5.1 Modelo matemático	94
5.5.2 Resultados	97
5.6 Conclusiones	98
Agradecimientos especiales	99
Apéndice A: Caso de estudio de la cadena de suministros de azúcar y bioetanol	100
Apéndice B: Modelo de la cadena de suministros de azúcar y bioetanol.....	105
Apéndice C: Análisis de Ciclo de Vida.....	111
Apéndice D: Encuestas digitales para el cálculo de factores de ponderación mediante los métodos MADM	113
Trabajos publicados en relación a esta Tesis	116
Bibliografía	117

Agradecimientos

En primer lugar, agradecer a mi amigo y director, el Dr. Fernando Daniel Mele, por el acompañamiento, el consejo y la paciencia en los últimos cinco años de trabajo. Quisiera dar las gracias a la comisión de seguimiento de mi carrera de doctorado, Dr. Humberto Heluane y Dr. Mario Rodolfo Cesca. Valorar cada uno de los aportes de colegas que han corregido mi rumbo en los trabajos desarrollados. No me gustaría olvidarme de agradecer a aquellos pensadores de las políticas de estado que pusieron a la investigación en un plano de importancia superior en el país.

Dedicado para mi familia, Carolina y Augusto.

Resumen

En esta Tesis de Doctorado se realizaron tareas de investigación y desarrollo en el área de sistemas de soporte a la toma de decisiones para la gestión de cadenas de suministros y la planificación estratégica del sector de la industria de biocombustibles. Un punto importante de este trabajo fue la consideración de los aspectos económico-financieros junto con indicadores ambientales, lo que permite fijar estrategias para el desarrollo sustentable de la actividad industrial. Dado que el sector de los biocombustibles está creciendo notablemente a nivel mundial, ante la necesidad de utilizar fuentes renovables de energía, resulta de vital importancia establecer estrategias que permitan garantizar la sostenibilidad de las actividades industriales conjuntamente con las de la sociedad, cuidando del medio ambiente.

En particular se han desarrollado herramientas novedosas para el soporte en la toma de decisiones en el ámbito de cadenas de suministros de biomasa, a partir de la integración de técnicas de programación matemática para el modelado de procesos y distintas estrategias para la resolución de problemas con múltiples criterios. Se han utilizado sistemas de cómputo para lograr encontrar diseños y estrategias óptimas para dar solución a los distintos desafíos que propone el sector.

El trabajo realizado extiende el uso del modelado matemático como herramienta de gestión, tanto a nivel industrial como gubernamental, y permite apoyar y sistematizar las decisiones estratégicas del sector. Además, la inclusión de aspectos ambientales, tales como el uso de la tierra y la emisión de gases de efecto invernadero, mediante la técnica del Análisis del Ciclo de Vida permite cuantificar el daño ambiental de la actividad y establecer políticas para su reducción.

Las aplicaciones de las estrategias desarrolladas tienen un fuerte impacto regional debido a su vínculo, por ejemplo, con la industria sucroalcoholera del Noroeste Argentino (NOA). Con la debida difusión, podría darse la potencial adaptación del sector productivo a las nuevas tendencias de gestión que se están difundiendo en el mundo.

Prólogo

Esta Tesis de Doctorado presenta en el capítulo primero una introducción con una vasta revisión de la bibliografía sobre el modelado y optimización de cadenas de suministros sustentables. A continuación, en el capítulo segundo, se presenta un método para la resolución de problemas multiobjetivo a partir del uso de la técnica del Proceso Analítico Jerárquico, una metodología para la toma de decisiones multiatributo. Luego, en el capítulo tercero, se extiende ese estudio utilizando otras técnicas para la toma de decisión multiatributo: SMART, SWING y *Direct Decomposed TRADE OFF*. En el capítulo cuarto, se presenta una metodología para el mismo fin, implementando un algoritmo matemático basado en el Proceso Analítico Jerárquico que permite encontrar una resolución simplificada y consistente de los problemas multiobjetivo. Por último, en el capítulo quinto, se muestra un método para la resolución de problemas de diseño de cadenas de suministros de agroindustrias cuando se consideran múltiples procesos y productos. El documento se cierra con información adicional que pueda ser de utilidad para la comprensión de la Tesis, organizada en un conjunto de apéndices.

Lista de acrónimos y abreviaturas usadas en la Tesis

AG	Algoritmo Genético
AHP	Proceso Analítico Jerárquico (<i>Analytic Hierarchy Process</i>)
AIJ	Unificación de los juicios individuales (<i>Aggregating Individual Judgements</i>)
AIP	Unificación de las prioridades individuales (<i>Aggregating Individual Priorities</i>)
EI99	Eco-indicador 99 (un método de evaluación de impacto ambiental)
GrSCM	Gestión de Cadenas de Suministros Verdes (<i>Green Supply Chain Management</i>)
LCA	Análisis de Ciclo de Vida (<i>Life Cycle Assessment</i>)
LP	Programación lineal (<i>Linear Programming</i>)
MADM	Toma de decisión multiatributo (<i>Multi-Attribute Decision Making</i>)
MILP	Programación lineal mixta entera (<i>Mixed-Integer Linear Programming</i>)
MINLP	Programación no lineal mixta entera (<i>Mixed-Integer Non-Linear Programming</i>)
MO	Multiobjetivo
MOO	Optimización multiobjetivo (<i>Multi-Objective Optimization</i>)
NPV	Valor actual neto (<i>Net Present Value</i>)
PSE	Ingeniería de Sistemas de Procesos (<i>Process Systems Engineering</i>)
SC	Cadena de suministros (<i>Supply Chain</i>)
SCM	Gestión de cadenas de suministros (<i>Supply Chain Management</i>)
SO	Monoobjetivo (<i>Single-Objective</i>)
SOO	Optimización Monoobjetivo (<i>Single-Objective Optimization</i>)

Introducción

Resumen

En este capítulo se presenta el estado del arte en el modelado y optimización de cadenas de suministros de biocombustibles y temas afines para el desarrollo de la Tesis. Se presta central atención a aquellos aportes en los que se incluyen consideraciones ambientales para poder contribuir a la sustentabilidad de las actividades industriales en esta área. Finalmente se plantean las hipótesis y derivan los objetivos sobre las cuales se trabaja en los capítulos siguientes.

1.1 Cadenas de suministros de biocombustibles

La cadena de suministros (*supply chain* - SC) de una compañía manufacturera está constituida por proveedores, fábricas, almacenes y centros de distribución conectados entre sí por lazos de intercambio de materiales, información o valores (Shapiro, 2004). A través de ella, las materias primas son adquiridas, transformadas y entregadas a los centros de consumo para satisfacer la demanda de los clientes. Este concepto apareció a principios de los 90 y progresivamente ha ido cobrando interés dado que la posibilidad de llevar a cabo una gestión integrada de una actividad o proceso productivo puede reducir la propagación de eventos inesperados o indeseables y mejorar el beneficio de cada una de las partes involucradas (Simchi-Levi y col., 2004). El potencial para incrementar las ganancias a través de una coordinación más eficiente de las operaciones y movimientos de una empresa, ha convertido a la gestión de cadenas de suministros (*Supply Chain Management* - SCM) en una herramienta para la toma de decisiones de administradores y gerentes. Esta gestión no es sencilla. Al menos en la industria de procesos químicos, usualmente se ve afectada por la presencia de plantas con configuraciones rígidas, a lo cual se suma la competencia en el mercado y la variabilidad en diversos aspectos: demanda, disponibilidad de materias primas, condiciones de proceso y expectativas de los clientes, para nombrar algunas causas (Simchi-Levi y col., 2008). La SCM se puede llevar a cabo en los diferentes niveles de planeamiento de una empresa: estratégico, táctico u operacional. El nivel estratégico se enfoca en las decisiones a largo plazo, como ser, el diseño de la red que constituye la SC en su totalidad, definiendo estructuras y configuraciones que van a permanecer prácticamente invariables en períodos de tiempos prolongados. El nivel táctico se ocupa de las decisiones que van a tener su efecto a mediano o largo plazo, como ser aquellas que se llevan a cabo de una temporada a otra, determinando compras, inventarios y planeamiento de la producción. Por último, el nivel operacional se centra en las decisiones a corto plazo, aquéllas que tienen que ver con el planeamiento diario, semanal o mensual

(Shapiro, 2006). Es así que, en el ámbito de las empresas manufactureras, para lograr una exitosa gestión de la SC, existen además de las complicaciones ya mencionadas, una constante necesidad de integración entre los diferentes niveles de gestión (Fox y col., 2000).

Un sector de la industria que ha cobrado gran interés global recientemente, cuyo desempeño y rentabilidad dependen de una eficiente coordinación de las instalaciones y recursos, es el de los biocombustibles (principalmente bioetanol y biodiésel). La necesidad de disponer de cantidades adecuadas de materia prima, seleccionar tecnologías apropiadas y eficientes que se adapten a las características de la materia prima y a los procesos existentes, elegir la ubicación geográfica correcta para una instalación, y diseñar redes de distribución óptimas para entregar el producto en cantidad, tiempo y lugar indicado, constituye un desafío para lograr un desempeño que le dé competitividad al sector. Este conjunto de desafíos, a nivel estratégico y operacional, ha despertado el interés de académicos y empresarios para estudiar e incorporar herramientas de SCM en la búsqueda de las soluciones. Además, este sector se enfrenta, a nivel mundial, al reto de satisfacer las necesidades antes mencionadas, de manera sustentable. Es decir que las estrategias que se adopten deben moverse dentro del espacio condicionado por restricciones de índole social, ambiental y económica (Papapostolou y col., 2011):

- cumplir con las exigencias crecientes orientadas a mitigar los efectos del calentamiento global y el cambio climático, entre otros aspectos ambientales;
- reducir el consumo de combustibles fósiles y garantizar la seguridad energética;
- resolver el dilema de competencia de los cultivos energéticos con la producción de alimentos;
- reducir los costos de producción para darle mayor rentabilidad al sector.

Dado que el sector de producción de biocombustibles busca resolver cuestiones de relevancia regional y mundial, los productos generados han pasado a constituir un recurso estratégico, pero a la vez controversial para la economía de las regiones productoras. La Argentina, siguiendo esta tendencia —dado que es un país productor de las materias primas necesarias tales como caña de azúcar y maíz en el caso de bioetanol, y soja en el caso de biodiésel—, ha sancionado la Ley 26.093 de Promoción de Biocombustibles que entró en vigencia en 2010. Aunque desde entonces el negocio ha comenzado a rodar lentamente por la incertidumbre fiscal y técnica que este nuevo desafío representaba, se vislumbra un futuro halagüeño. En el caso del biodiésel, la Argentina es actualmente uno de los principales exportadores mundiales (USDA, 2016), sin embargo, el sector del bioetanol se encuentra en etapa de expansión y debe resolver todavía los problemas asociados a los altos costos de producción, la incorporación de nuevas tecnologías y el impacto ambiental que generan sus efluentes, entre otros. En 2015 la Argentina consumió 15,9 millones de metros cúbicos de combustibles (nafta y diésel), y el constante crecimiento del parque automotor, sumado a una recuperación del sector agrícola, hace prever que en los próximos años el crecimiento será sostenido a pesar de la fuerte recesión que atraviesa el país (USDA, 2016). Desde el punto de vista de la producción, esta situación demandará mejores estrategias para la coordinación de los recursos disponibles. En cuanto al bioetanol, para 2017 se espera un consumo total de 1,04 millones de metros cúbicos, dado el incremento del corte de los

combustibles del 10 al 12% y un fuerte aumento del consumo. De esa cantidad se espera que la mitad sea producida a partir de caña de azúcar en doce ingenios¹ y destilerías² ubicados en la región NOA (USDA, 2016). La otra mitad, producida a partir del grano de maíz, se produce en las cinco plantas ubicadas en la región de mayor producción de este cultivo: centro del país. En 2017, la posición del gobierno indica que se puede esperar un incremento en la producción de etanol para combustible en el corto plazo, dada la intención de mejorar los estándares de calidad, y la posibilidad de permitir en el mercado la venta de autos “flex” (admiten mayor contenido de etanol en el combustible). En el marco del plan nacional de producción de biocombustibles que se ha puesto en marcha, las principales metas planteadas son: asegurar e incrementar los recursos de las fuentes bioenergéticas para lograr un desarrollo sustentable, combatir la pobreza, garantizar la seguridad energética y reducir el cambio climático y el impacto ambiental (USDA, 2016). Dada esta situación, se entrevé una gran oportunidad para las industrias basadas en cultivos energéticos en la cual se sustenta la economía de vastas zonas de nuestro país (Centro y NOA).

Dado el crecimiento y desafíos del sector de los biocombustibles y la necesidad de coordinar y planear estrategias que permitan un desarrollo sustentable del sector con el medio ambiente y la sociedad, es que surge la motivación de esta Tesis Doctoral, la cual incluye tareas de investigación y desarrollo en el área de sistemas de soporte a la toma de decisiones para la SCM de las agroindustrias de cultivos energéticos, teniendo en cuenta consideraciones ambientales para contribuir a la sustentabilidad de los procesos.

1.2 Modelado y optimización matemática para la toma de decisiones

El modelado matemático para simulación y optimización involucra un conjunto de metodologías que pueden considerarse prácticamente consolidadas dentro de la Ingeniería de Sistemas de Procesos (*Process Systems Engineering – PSE*) (Biegler y Grossmann, 2004). Estas metodologías están adquiriendo además una relevancia sustancial en otras disciplinas. Como ejemplo de aplicaciones tan diversas se pueden citar los problemas de diseño, operación y planeamiento de sistemas de procesos (plantas químicas, petroquímicas, de alimentos), de sistemas económico-financieros (planificación de inversiones, modelos de matriz entrada-salida o de equilibrio general) (Grossmann, 2004), de sistemas biológicos, agronómicos y de salud (Zomorodi y col., 2012). El modelado matemático como herramienta para el diseño y la toma de decisiones en procesos industriales fue utilizado tradicionalmente para asistir en el nivel operativo, pero en las últimas décadas se han realizado grandes esfuerzos desde lo académico y lo empresarial para explotar las virtudes de estas herramientas en prácticas industriales integradas, como el diseño y la optimización de SC (Grossmann, 2005; Guillén-Gosálbez y Grossmann, 2009).

En el ámbito de la SCM existen numerosos trabajos que se han enfocado en el modelado de SC —haciendo uso de una amplia variedad de herramientas—, para dar solución a los problemas que aparecen en el ámbito

¹ Ingenio: planta de procesamiento de la caña de azúcar para la producción de diferentes calidades de azúcar (sacarosa) tales como blanco y crudo.

² Destilería: planta en la que se procesa mostos azucarados para la producción de etanol.

empresarial. Se pueden distinguir dos grupos principales de herramientas utilizadas para ayudar en la toma de decisiones en el ámbito que se está tratando: las transaccionales y las analíticas. Una herramienta transaccional generalmente está concebida con el objeto de obtener información de las diferentes actividades, procesarla y luego comunicarla a quienes toman las decisiones. Las herramientas analíticas, en cambio, tienen la capacidad de adquirir y aplicar conocimientos, y se nutren de cierta inteligencia, para encontrar y evaluar las soluciones. Entre las herramientas analíticas se puede distinguir a su vez enfoques normativos y descriptivos. Le meta principal que persiguen los normativos es la optimización o la mejora, para lo que incorporan técnicas de optimización rigurosa (ej. programación matemática) o heurística. Los enfoques descriptivos, en cambio, buscan analizar la naturaleza del problema, pero sin incorporar algoritmos para lograr mejoras. La simulación de procesos, donde se intenta reproducir el funcionamiento de un sistema, es la herramienta descriptiva más utilizada (Laínez y Puigjaner, 2012). Recientemente se han desarrollado técnicas combinadas de simulación y optimización, donde la parte de simulación evalúa el funcionamiento de un sistema, y la parte de simulación incorpora el algoritmo de mejora para buscar parámetros que mejoran los resultados de la simulación (Wan y col., 2005; Mele y col., 2006). Las herramientas analíticas normativas se nutren de modelos matemáticos, mientras que las descriptivas, de modelos de simulación, aunque la distinción exacta entre uno u otro enfoque es a menudo difusa. Un modelo analítico normativo (de optimización) de SC contiene, por lo general, los siguientes elementos:

- **Objetivos:** el primer paso en el modelado de la SC, es la definición de las metas que se persiguen. Por lo general, mejoras en la eficiencia, la satisfacción del cliente y los incentivos económicos son los principales objetivos.
- **Decisiones:** son el conjunto de variables de la SC cuyos valores afectan directamente al desempeño medido por el valor que toman los objetivos.
- **Restricciones:** éstas determinan las limitaciones que tienen las decisiones que se desean tomar; pueden ser físicas, financieras, temporales, entre otras (por ejemplo, conservación de la masa, límite en la capacidad de inventario o en el tiempo de operación).

En la Figura 1.1 se presenta un esquema que intenta clasificar las distintas técnicas existentes para el modelado de SC, considerando enfoques analíticos, es decir, de optimización y simulación. Un modelo matemático posee una función objetivo (o varias) cuyo desempeño se busca optimizar y, según la naturaleza de las variables (continuas, enteras o binarias) y de las ecuaciones representadas, la programación del modelo resulta lineal, no lineal, de mezcla entera. Según el modelo resultante, se debe elegir la técnica de optimización. Por su parte, los modelos de simulación no poseen función objetivo y los métodos de resolución, también dependerán de la naturaleza de las variables y decisiones representadas.

El modelado de la SC se ha utilizado tradicionalmente para resolver problemas asociados a los diferentes niveles operativos de la actividad empresarial. A nivel estratégico se busca principalmente el diseño de la red de la SC que puede incluir, por ejemplo, el establecimiento de nuevas instalaciones o su relocalización; estos

modelos abarcan un horizonte de tiempo de alrededor de cinco años (Papageorgiou y col., 2001; Kostin y col., 2011).

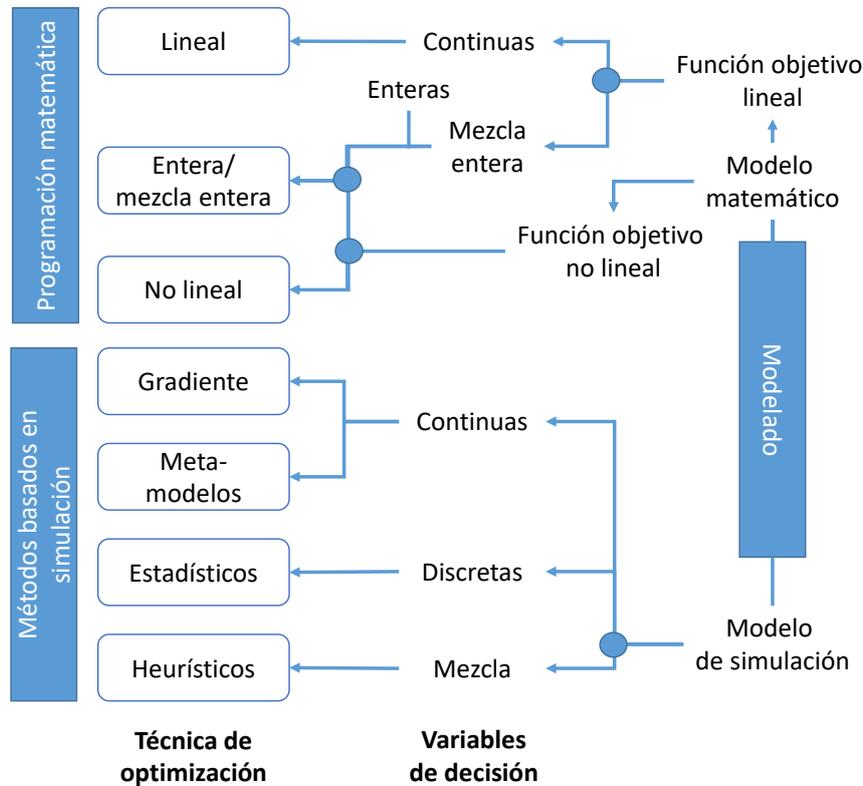


Figura 1.1. Modelos y técnicas utilizados para la SCM

En el modelado a nivel táctico, se incluye la toma de decisiones asociadas al planeamiento de la producción, magnitud de los flujos de materiales, elección de una tecnología para la producción y el manejo de los productos terminados, contando ya con una topología de la red de instalaciones fija y considerándose horizontes de planificación de alrededor de un año (Shah, 2005). A nivel operativo, la toma de decisiones se centra en el corto plazo para resolver principalmente cuestiones asociadas a la satisfacción de la demanda (Reklaitis, 1982), semana a semana o mes a mes. Existen enfoques que han incluido en el modelado de la SC estrategias para el manejo de la incertidumbre en la demanda (Guillén-Gosálbez y col., 2006; You y Grossmann, 2008), en los inventarios (You y Grossmann, 2011) y en los precios de los productos (Guillén-Gosálbez y col., 2005). Otros enfoques han incluido en el modelado la toma de decisiones relacionadas con la estrategia de mercado (*marketing*) de la empresa, teniendo en cuenta la venta del producto y las características de consumidor (Laínez y col., 2010). En la literatura revisada, también se han encontrado contribuciones en las que el modelo de SC incluye decisiones sobre las finanzas de la empresa; allí se intenta cuantificar el impacto de la actividad productiva sobre los flujos de capital (Guillén-Gosálbez y col., 2006). Con el objeto de controlar la contaminación ambiental y asegurar el cumplimiento de las restricciones gubernamentales, en la última década, se han incorporado al estudio de las SC diversas metodologías para calcular indicadores ambientales (Hugo y Pistikopoulos, 2005). El crecimiento en número y profundidad de

los trabajos que versan sobre la sustentabilidad de las actividades dentro de la SC ha sido exponencial, marcando una tendencia a nivel mundial entre investigadores, empresarios y agencias gubernamentales. Asociada a la creciente preocupación por la sustentabilidad ambiental, los temas sociales también han cobrado interés en los últimos años. Desafortunadamente, las metodologías para cuantificar el desempeño social se van consolidando lentamente (UNEP/SETAC, 2009). Las contribuciones en esta área son menores en relación a los estudios ambientales, y se han limitado a tratar cuestiones como las condiciones laborales, el empleo y otras cuestiones asociadas a los clientes (Eskandarpour, 2015).

A lo expuesto hasta aquí, puede añadirse que el poder de cálculo de los sistemas actuales revaloriza el rol de la programación matemática para resolver problemas de optimización con el objeto de mejorar el desempeño general de la actividad industrial en muchos aspectos. En particular, el interés global por cuantificar y analizar los aspectos ambientales de la actividad productiva y sus consecuencias, sumado a las escasas contribuciones en relación al sector de los biocombustibles en el país (Argentina), ha motivado en esta Tesis a prestar especial atención a los aspectos ambientales, al modelar y medir el desempeño del funcionamiento de las SC del sector de los biocombustibles.

1.3 Gestión sustentable de la cadena de suministros

La integración entre las ciencias ambientales y la SCM han llevado a la creación de un área emergente que se denomina gestión de cadenas de suministros verdes (*Green Supply Chain Management – GrSCM*). Si bien originalmente esta integración buscaba obtener respuestas de gestión que sean a la vez económicamente atractivas y ambientalmente amigables, el concepto ha evolucionado hasta buscar mejoras en todos los pilares de la sustentabilidad³: económico, ambiental y social. Dado que el aspecto económico es el que ha sido considerado tradicionalmente para evaluar el desempeño de una SC, una cuestión clave en la GrSCM es la definición de una unidad de medida apropiada para evaluar los aspectos ambientales y sociales de una SC. En la última década, la mayoría de las contribuciones a la GrSCM, han utilizado como vía para medir el impacto ambiental métricas derivadas del Análisis de Ciclo de Vida (*Life Cycle Assessment – LCA*). El LCA⁴ es una técnica que sirve para cuantificar el impacto ambiental a partir del conocimiento de los procesos y actividades que forman parte del ciclo de vida del producto, proceso o actividad en general. La forma de conducir un estudio de LCA se encuentra estandarizada en las normas ISO 14040 e ISO 14044. En la bibliografía se pueden encontrar numerosos trabajos que han incluido cálculos de LCA, con diferentes

³ El desarrollo sustentable busca satisfacer las necesidades de las generaciones presentes sin comprometer las posibilidades de las generaciones del futuro para atender sus propias necesidades (ONU, 1987).

⁴ El LCA es un proceso para evaluar las cargas ambientales asociadas a un producto, proceso o actividad identificando y cuantificando el uso de materia y energía y las emisiones al entorno, para determinar el impacto que recursos y vertidos producen en el ambiente, y para evaluar y llevar a la práctica estrategias de mejora ambiental. El estudio incluye el ciclo completo del producto, proceso o actividad, teniendo en cuenta las etapas de extracción y procesamiento de materias primas; producción, transporte y distribución; uso, reutilización y mantenimiento; y reciclado y disposición del residuo (SETAC, 1993).

variantes, para medir el desempeño ambiental de la SC (Mele y col., 2009; Guillén-Gosálbez y col., 2010; Eskandarpour y col., 2015).

Uno de los objetivos principales de esta Tesis (como se describe más adelante en la sección 1.5) es la consideración explícita de aspectos ambientales puesto que, desafortunadamente, las actividades involucradas en la SC de los biocombustibles conllevan, junto a ciertas ventajas ambientales reconocidas, otros aspectos no tan favorables tales como el agotamiento de recursos naturales y los impactos ambientales locales y globales sobre la salud humana y los ecosistemas, en un momento en que la preocupación mundial conduce a estándares y límites ambientales más rigurosos. Actualmente la atención se ha centrado en las emisiones de CO₂ pues contribuyen al calentamiento global y al cambio climático. El aumento de los gases de efecto invernadero (GEI) en las economías emergentes puede llegar a superar las emisiones totales de GEI de todos los países industrializados en los próximos 25 años, sobrepasando cinco veces los límites impuestos por el Protocolo de Kyoto (EPA, 2012), también contemplados en el Acuerdo de París (UNFCCC, 2016). La reconversión de las industrias que tienen etapas de combustión, con el fin de reducir las emisiones de CO₂, se verá impulsada por estrictas políticas que impliquen sanciones económicas. Además de las emisiones de GEI y del calentamiento global, el LCA permite cuantificar otras emisiones y otros impactos que desde una perspectiva holística no pueden dejarse de lado. Las estrategias de mitigación de impactos que decidan aplicarse no se pueden concretar a costo cero, ni desde el punto de vista económico ni desde el punto de vista ambiental, por lo que es necesario un análisis detallado y global de la situación. No obstante, ciertas contribuciones en este ámbito (Kadam, 2002; Borrero *et al.*, 2003; Von Blottnitz y Curran, 2007), continúa siendo escaso el desarrollo y aplicación de herramientas de análisis ambiental en la industria y administración nacional dada la lentitud de los procesos de transformación de las normativas que regulan a las industrias, sumada a la resistencia del sector industrial a invertir recursos para implementar los cambios necesarios. Esta postura del sector empresarial coincide con el enfoque tradicional de la SCM de una actividad o empresa, que considera como único objetivo la obtención de beneficios económicos. En este sentido, la minimización de costos o la maximización de los beneficios netos son las metas preferidas al medir y optimizar el desempeño de una SC (Papageorgiou, 2009). Sin embargo, el creciente interés de los consumidores por la producción limpia, simultáneamente con una mayor presión estatal, que busca garantizar prácticas industriales amigables con el medio ambiente, han llevado a la necesidad de evaluar la sustentabilidad y optimizarla considerando todas las etapas del ciclo de vida del producto (Pinto-Varela y col., 2011). Los criterios ambientales, que inicialmente se incluyeron en los modelos de SC como meras restricciones para el diseño de la red y de los procesos (por ejemplo, el nivel permitido de emisiones de GEI), actualmente se deben tratar como objetivos adicionales para ser optimizados junto con los económicos. Esta situación donde se deben tener en cuenta y optimizar simultáneamente un conjunto de objetivos (económicos, ambientales, sociales, etc.) es el objeto de estudio de una rama de la PSE llamada Optimización Multiobjetivo (*multi-objective optimization* – MOO)

1.4 Optimización multiobjetivo en el ámbito de cadenas de suministros

Los problemas de decisión multiobjetivo (MO) se presentan en una gran variedad de situaciones relacionadas con la producción de bienes y servicios, y en particular en la GrSCM. Como se ha mencionado, la actividad industrial ha generado un gran conjunto de estas situaciones debido a la variedad y cantidad de intereses que se ponen en juego a la hora de medir el desempeño de la SC en términos económicos, ambientales y sociales. En la bibliografía pueden encontrarse diferentes enfoques para la resolución de problemas de SC con criterios en conflicto (como se verá en el capítulo segundo). Estos métodos son conocidos típicamente como técnicas de decisión multicriterio. A su vez, éstas se pueden clasificar en dos grandes grupos: métodos de decisión multiobjetivo y métodos de decisión multiatributo. El primer grupo utiliza técnicas de modelado y optimización matemática e identifica un conjunto de soluciones —óptimos de Pareto— mediante métodos de búsqueda limitados por restricciones (Mele *et al.*, 2011; Kravanja y Čuček, 2013; García y You, 2015). Por su parte, los métodos de decisión multiatributo evalúan y seleccionan alternativas a partir de un conjunto de ellas en base a atributos definidos (Cortés-Borda y col., 2013) sin recurrir a la optimización. En la Figura 1.2 se puede observar la clasificación de los métodos descritos anteriormente y algunos de las técnicas más utilizadas.

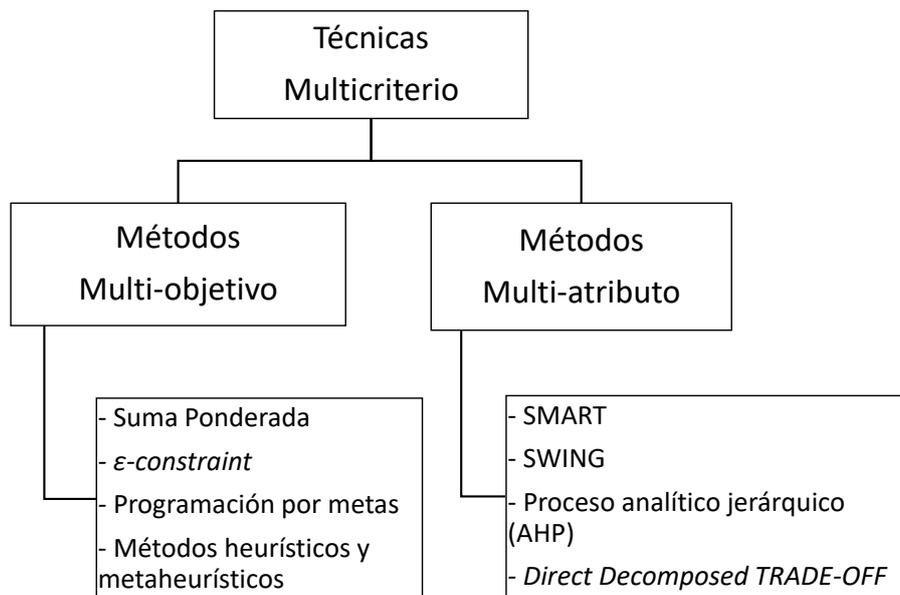


Figura 1.2. Clasificación de las técnicas para la toma de decisiones multicriterio

Desde el punto de vista de los métodos de decisión multiobjetivo, la resolución de estos problemas, ya sean lineales, no lineales, mixtos enteros, etcétera, no devuelve en general una única solución, y suele ser necesario definir un conjunto de puntos que verifican la condición de óptimo para establecer la solución del problema. Estas soluciones son todas óptimas en el sentido de Pareto, es decir, representan situaciones de compromiso (*trade-off*) en las que no se puede mejorar uno de los objetivos sin simultáneamente causar la degradación de otros. Además, devuelven el mismo resultado para el problema multiobjetivo, lo que establece una frontera a partir de la cual no se puede mejorar (Frontera de Pareto). Esta frontera tiene, en

la mayoría de los casos, virtualmente un número infinito de posibles soluciones. El cálculo de todas estas demanda en situaciones reales tiempos de cómputo excesivos, como así también la necesidad de gran capacidad de procesamiento y almacenamiento de información. Es así que, en la práctica, se busca un conjunto representativo de soluciones de Pareto para ser remitidas al encargado de la toma de decisiones, quien elegirá la que finalmente se implementará. Resulta evidente que disponer de una mayor cantidad de soluciones de Pareto, aumentaría la probabilidad de encontrar la que mejor se adapte a las preferencias de quien toma de decisiones. Además, se lograría una mejor comprensión de la estructura del problema, conociendo aún mejor la relación de compromiso entre los objetivos planteados para el análisis. Como al buscar una mayor cantidad de soluciones, el tiempo y los recursos invertidos también aumentan, es necesario enfocar la atención en aquellas soluciones más prometedoras o que reflejen mejor las preferencias o criterios de quien toma las decisiones.

Es en esta área del conocimiento donde radica la mayor contribución de esta Tesis, dado que se han desarrollado novedosos métodos para la resolución de problemas MOO luego aplicados a las SC de biocombustibles. En los capítulos que siguen a continuación se verán técnicas de MOO, particularmente para tratar las relaciones de compromiso planteadas por la utilización de diferentes criterios de desempeño de una dada SC (ej. objetivos ambientales frente a objetivos económicos). Pero a la vez, estas técnicas se pueden extender fácilmente a cualesquiera otras situaciones donde exista la necesidad de considerar múltiples objetivos en simultáneo.

1.5 Objetivos generales de la Tesis

Se busca con este trabajo desarrollar modelos de optimización de la industria de biocombustibles regional mediante programación matemática y luego extenderlos al ámbito nacional, explotando la capacidad de estos enfoques de servir como herramientas de gestión en las que se pueden apoyar decisiones estratégicas gubernamentales. Se incluyen especialmente los aspectos ambientales mediante la técnica del LCA. Las aplicaciones de las estrategias desarrolladas tendrán un fuerte impacto regional debido a su vínculo, por ejemplo, con la industria sucroalcoholera del Noroeste Argentino (NOA), demostrando así la potencial adaptación del sector productivo a las nuevas tendencias de gestión que se están difundiendo en el mundo. Cabe aclarar que la Tesis se ha centrado en el desarrollo de modelos para la optimización de la SC del bioetanol de caña de azúcar. Si bien no se ha tratado de otros biocombustibles, las metodologías desarrolladas son adecuadas para el modelado y optimización de otras cadenas productivas de biocombustibles a partir de biomasa como biodiésel de soja o de jatropha, bioetanol de maíz, etc.

Optimización multiobjetivo utilizando el Proceso Analítico Jerárquico

Resumen

En este capítulo se presenta un método para resolver problemas multiobjetivo que difiere de los existentes en la bibliografía. La idea principal es reformular un problema que posee un conjunto de objetivos a optimizar (MOO), y resolver uno que posee un solo objetivo (*single-objective optimization* – SOO). Esto se logra mediante la definición de una función que unifica a todos los criterios del problema utilizando el Proceso Analítico Jerárquico (*Analytic Hierarchy Process* – AHP). El AHP es una técnica de decisión multiatributo que permite a través de un proceso de comparación cualitativo, traducir las preferencias de los usuarios en datos cuantitativos para establecer prioridades entre los objetivos de un problema (Saaty, 1980). Mediante esta propuesta se puede obtener, en lugar de un conjunto de Pareto, una única solución que refleja directamente las preferencias de los encargados de la toma de decisión. La utilidad del método se ilustra mediante su aplicación al diseño de la cadena de suministros (SC) de azúcar y etanol de la Argentina considerando simultáneamente criterios económicos y ambientales. Para cuantificar los aspectos ambientales se utiliza la metodología del Análisis de Ciclo de Vida (*Life Cycle Assessment* - LCA).

2.1 Introducción

La resolución de problemas MOO tiene usualmente un número infinito de soluciones de Pareto. Estas soluciones representan una situación de compromiso ya que en ellas no se puede mejorar un criterio sin a la vez empeorar alguno de los otros. Como ya se dijo en el capítulo anterior, calcular el total de soluciones de Pareto de un modelo MOO, independientemente de su naturaleza matemática, puede representar un gran desafío a nivel computacional. Por un lado, se requiere el procesamiento de una gran cantidad de información, lo cual conlleva a vastos tiempos de cómputo y, por otro lado, se necesitaría una importante capacidad para el almacenamiento de la información encerrada en las soluciones obtenidas. Además, asumiendo que se pudiera generar eficientemente un conjunto de Pareto, todavía existiría la dificultad adicional de analizar las soluciones en un espacio de elevada dimensión. En la práctica, se pueden eludir estas limitaciones mediante la selección de un subconjunto de soluciones de Pareto que permitan visualizar correctamente las relaciones de compromiso entre los criterios del problema, o que resulten particularmente interesantes para aquellos que son los encargados de tomar la decisión. Por lo tanto, los métodos y esfuerzos

de cómputo deberían orientarse a buscar aquellas soluciones que sean más prometedoras en relación a las preferencias de las partes interesadas.

Existe en la bibliografía un variado conjunto de métodos para la resolución de problemas MOO. Entre ellos, resultan particularmente interesantes aquellos que permiten articular las preferencias de los encargados de la toma de decisión antes o después de la resolución del problema (Marler y Arora, 2004), dado que permiten encontrar una solución que se adapte a las necesidades o intereses de las partes involucradas. El primer grupo permite incluir las preferencias de los usuarios a través de parámetros o funciones, en un paso previo (*a priori*) al cálculo de las soluciones. El método más utilizado dentro de este grupo es el de la suma ponderada (Zadeh, 1963; Das y Dennis, 1997), que mediante la asignación de un peso o factor de ponderación (escalar) a cada uno de los objetivos permite obtener un único índice de desempeño del conjunto. Una generalización de este método es el del criterio global ponderado (*weighted global criterion*) que además de los pesos, incluye funciones de utilidad para cada uno de los objetivos. La forma más común de este método es el de la suma exponencial ponderada, sobre la cual muchos autores han realizado aportes y modificaciones (Yu y Leitmann, 1974; Zeleny, 1982). En el método lexicográfico (*lexicographic method*) los objetivos se ordenan según su importancia y se resuelve el problema de optimización con un conjunto de restricciones que provienen del orden elegido. Algunos trabajos han propuesto técnicas que derivan de éste método para la resolución de problemas MOO (Osyczka, 1984; Stadler, 1988). El método ponderado de Tchebycheff (*weighted Tchebycheff method*) busca maximizar ponderadamente los objetivos, en relación al mínimo valor que pueden adquirir. Otra estrategia muy utilizada es la optimización por programación de metas (*goal programming*) en la cual se establecen objetivos para cada uno de los criterios, y se mide la desviación respecto a ellos (Charnes y col., 1955; Charnes y Cooper, 1961; Ijiri, 1965). En relación a este método existen trabajos que proponen distintas alternativas según el tipo de problema que se desea resolver (Lee y Olson, 1999). Las estrategias basadas en restricciones también han sido muy desarrolladas en el campo de la MOO. La más utilizada es el método de la restricción épsilon (ϵ -*constraint* - Haimes y col., 1971) que consiste en dejar sólo uno de los objetivos como función objetivo mientras que los otros se escriben como restricciones sujetas al valor de un parámetro (ϵ). Este parámetro varía sistemáticamente para explorar la frontera de Pareto, lo cual ha llevado a otros autores a desarrollar diferentes técnicas para producir esta variación (Standler y Dauer, 1992; Miettinen, 1999). Otros enfoques menos utilizados por la complejidad que plantean en la resolución, son el criterio exponencial ponderado (*exponential weighted criterion*) (Athans y Papalambros, 1996) y el método del producto ponderado (*weighted product method*) (Gerasimov y Repko, 1978).

Los métodos que permiten incluir las preferencias de los usuarios *a posteriori* son aquellos en los que primero se genera eficientemente un conjunto de Pareto, y luego el encargado de tomar la decisión elige según sus prioridades la solución final. En este proceso, los métodos de ponderación (suma ponderada o suma exponencial ponderada) son una de las herramientas que más se utilizan como vía para la obtención del subconjunto de soluciones. La ventaja que proveen esas herramientas es que, mediante una simple variación

de los parámetros, se pueden obtener distintos puntos de la frontera de Pareto. Dado que la decisión final dependerá del subconjunto obtenido, los desarrollos en esta área han enfocado sus esfuerzos en representar la frontera de Pareto lo más acertadamente posible. Entre las técnicas más utilizadas está el método de intersección de límites normales (*normal boundary intersection* - NBI) que proporciona un medio para obtener una distribución equitativa de puntos de Pareto mediante la variación de uno de los parámetros dados por el usuario (Das, 1999; Das y Dennis, 1998). El método de restricción normal (*normal constraint method*) mejora el desempeño del NBI mediante la utilización de funciones objetivo normalizadas y filtros de Pareto (Messac y col., 2003). Otra estrategia reduce el número de soluciones de Pareto mediante la introducción de un concepto de dominio derivado de una optimalidad difusa (Farina y Amato, 2004). Más recientemente, se ha presentado una estrategia que utiliza filtros de Pareto para reducir el número de soluciones y facilitar el análisis postóptimo (Antipova y col., 2015).

Las técnicas antes mencionadas resuelven la optimización de un único objetivo por vez utilizando métodos de optimización monoobjetivo “rigurosos” tales como los basados en gradientes. Existe otro grupo importante de técnicas de tipo metaheurístico, que no garantizan optimalidad ni brindan información sobre la bondad de las soluciones encontradas (proximidad al óptimo), que permiten el tratamiento en simultáneo de varios objetivos. Entre las metaheurísticas más conspicuas se encuentran los Algoritmos Genéticos (AG). Éstos son un tipo de algoritmos evolutivos que tienen la capacidad de encontrar múltiples resultados a la vez, por lo que son particularmente atractivos para obtener un conjunto de soluciones completo (Holland, 1975). De esta forma, cumplen la misma función que los métodos que permiten incluir las preferencias *a posteriori*. También pueden utilizarse como parte de los algoritmos para la búsqueda de soluciones en los métodos multiobjetivo basados en gradiente (Leu y Yang, 1999; Chiampi y col., 1998). Los AG tienen dos ventajas importantes: una buena habilidad para encontrar óptimos globales y que pueden independizarse de las estructuras de las restricciones y las funciones objetivo. Sin embargo, estas ventajas vienen asociadas a un alto costo computacional y tiempos de resolución excesivos. Algunos trabajos que utilizan técnicas metaheurísticas como los AG también se han orientado a incorporar las preferencias dentro de la estructura del algoritmo. Por ejemplo, Branke y col. (2001) introdujeron las preferencias del usuario en un algoritmo evolutivo para orientar la búsqueda hacia una región particular de la frontera de Pareto y, en un enfoque más reciente (Branke y col., 2004), para identificar soluciones en las que un pequeño cambio en uno de los objetivos produce una gran mejora en otro criterio. Existe además en la bibliografía, una gran variedad de técnicas metaheurísticas distintas a los AG desarrolladas también para la obtención de múltiples soluciones. Entre los más utilizados se encuentran, los algoritmos de colonia de hormigas, algoritmos de enjambre, recocido simulado (*simulated annealing*) y búsqueda tabú (Othman y Mutaffa, 2012).

De lo anteriormente expuesto surge que, para la resolución de problemas MOO existe una gran diversidad de métodos. La elección de un método frente a otro dependerá principalmente de la naturaleza del problema, de los recursos disponibles para alcanzar la solución y del grado de participación que se desea

darles a los encargados de la toma de decisión. A continuación se exploran las estrategias de modelado y resolución de problemas en el ámbito específico de la gestión sustentable de SC.

2.1.1 Optimización de cadenas de suministros sustentables

La inclusión de criterios de sustentabilidad en los problemas de SCM ha modificado completamente el escenario tanto académico como industrial a la hora de la toma de decisiones (Eskandarpour y col., 2015). Al tener en cuenta cuestiones ambientales o que afectan a la sociedad, simultáneamente con los objetivos tradicionales de SCM, se puede modificar de forma radical la decisión sobre las acciones a ejecutar en la SC. Por ejemplo, la localización de una nueva planta, la selección de una tecnología productiva o los flujos de materiales a través de la cadena, pueden variar notablemente al incluir un criterio ambiental (o social) entre los objetivos de optimización.

Al considerar varios objetivos para una SC, y dada la necesidad de optimizarlos simultáneamente, se debe adoptar alguna de las estrategias MOO mencionadas en la sección anterior. En el ámbito de GrSCM, la mayoría de los modelos utilizados son bi-objetivos, en los que siempre se elige alguno de los criterios económicos como función objetivo para optimizar junto a otros (ambientales o los sociales). En términos prácticos, por lo general, se toma en cuenta un objetivo económico y alguno del conjunto de los ambientales o sociales, por ejemplo, el calentamiento global o la generación de nuevos empleos (Mele y col., 2009; Guillén-Gosálbez y col., 2010; Chaabane y col., 2012; Yue y col., 2013; Zhang y col., 2013). En la bibliografía sólo se encuentran unos pocos modelos que consideran más de tres objetivos simultáneamente. En estos trabajos, siempre uno de los criterios es económico y el resto, ambientales (Erkut y col., 2008). Esto se debe, además de la necesidad de sortear las dificultades propias de los modelos MOO, al impedimento de interpretar fácilmente los resultados en un espacio de más de tres dimensiones, sobre todo si se pretende analizar las relaciones de compromiso entre los objetivos de la SC. La mayoría de los modelos de GrSCM son lineales, y en aquellos no lineales, se utilizan estrategias de linealización. Esto permite garantizar la optimalidad de las soluciones obtenidas. En la bibliografía, sólo un conjunto pequeño de trabajos presenta modelos no lineales con múltiples objetivos.

La forma más elemental de incorporar criterios ambientales o sociales, junto con otros objetivos de la SC, es mediante una suma ponderada de todas las funciones. Esta estrategia requiere homogeneizar las funciones para que objetivos de distinta naturaleza se puedan unificar en un solo valor. Con este fin, existe un conjunto de métodos que permiten obtener funciones adimensionales y lograr la unificación (Marler y Arora, 2004). El modelo resultante posee entonces un solo objetivo, lo que permite, si el modelo es lineal, obtener una única solución al problema. Como contraparte, esta estrategia puede presentar grandes dificultades para reflejar las preferencias de los encargados de la toma de decisión (Pozo y col., 2012). Otra estrategia muy utilizada en problemas de SC, sobre todo en modelos bi-objetivo, es el de la restricción epsilon (Guillén Gosálbez y Grossmann, 2009 y 2010; Guillén-Gosálbez y col., 2010; Pérez-Fortes y col., 2012). Este método ha sido empleado en modelos no-lineales, lineales y mixtos enteros de diferentes naturaleza y complejidad (Pozo y col., 2012; Kostin y col., 2012). También se han propuesto métodos metaheurísticos para la resolución

de los modelos de GrSCM. Entre ellos, se pueden destacar el uso de AG (Dehghanian y Mansour, 2009; Tuzkaya y col., 2011; Zhang y col., 2013), algoritmos meméticos (Jamshidi y col., 2012) y búsqueda de vecindario variable (*variable neighborhood search*) (Liu y Chen, 2012). Además, también se han desarrollado recientemente algunas propuestas de métodos metaheurísticos híbridos (Devika y col., 2014; Govindan y col., 2014). Cuando se desea incorporar al problema un número elevado de objetivos ambientales o sociales, se utiliza el análisis multicriterio para la toma de decisiones. Los aportes en GrSCM con este enfoque son escasos, a pesar de que en esta área la necesidad de incorporar varios criterios y de conciliar las preferencias de un conjunto de actores es imperiosa. En este sentido, se ha utilizado el análisis dinámico interactivo de redes (*dynamic interactive network analysis*) para resolver el problema de localización de instalaciones (Malczewski y Ogryczak, 1990) y el AHP para priorizar objetivos ambientales en el tratamiento de efluentes de la industria petroquímica (Alidi, 1996). También se han desarrollado métodos híbridos que facilitan la interacción de los encargados de la toma de decisión en la búsqueda de la solución (Alçada-Almeida y col., 2009; Pishvaei y col., 2012). Otros autores han desarrollado métodos basados en técnicas conocidas como la programación por metas (*goal programming*) (Pati y col., 2008; Ramudhin y col., 2010), el análisis de la envolvente de datos (*data envelopment analysis - DEA*) (Quariguasi Frota Neto y col., 2008) y el método de la restricción normal normalizada (*normalized normal constraint*) (Wang y col., 2011).

De lo expuesto se colige que ante la necesidad de resolver un problema de MOO en el marco de la GrSCM, hay disponible una gran variedad de métodos y elegir entre ellos puede resultar una tarea difícil. Se debe tener en cuenta, primero, que aquellos métodos que pueden garantizar la optimalidad de una solución son preferibles. En segundo lugar, dado que los modelos de GrSCM son en general complejos y de gran tamaño (en número de variables y ecuaciones), la intensidad de recursos necesarios para el procesamiento de información puede favorecer la elección de aquellos métodos que incluyan las preferencias de los encargados de la toma de decisión *a priori*. De este modo, se puede calcular una única solución en lugar de un conjunto de ellas, y analizarla detalladamente para su ejecución. Teniendo en cuenta esta única solución, y sabiendo que si es de Pareto no es mejor que otra matemáticamente, se puede decir que la bondad de una metodología recaerá exclusivamente en la capacidad para garantizar que las preferencias del usuario estén correctamente reflejadas en la solución final.

En este capítulo se explora el uso del AHP como una forma de incluir *a priori* las preferencias de las partes involucradas en la resolución de problemas de GrSCM haciendo uso del método de la suma ponderada. El AHP es un método que consiste en un conjunto de cuestionarios en los que se le pide al usuario realizar comparaciones entre pares de objetivos del problema, y da como resultado un conjunto de factores de ponderación que indican la importancia relativa de un conjunto de criterios bajo evaluación. Se propone utilizar directamente los factores obtenidos con el AHP como los pesos de los objetivos y obtener un único indicador de desempeño de la SC. Así, se calcula una única solución del problema que refleja las preferencias de los encargados de la toma de decisiones y que reduce notablemente el costo computacional y los recursos informáticos necesarios. El método propuesto, puede ser utilizado directamente para encontrar una solución

al problema a partir de un conjunto de factores de ponderación o en combinación con otras técnicas de MOO de las anteriormente mencionadas si se decide evaluar varias soluciones.

2.1.2 Formulación matemática del problema

Una representación formal de un problema MOO típico se muestra en P1.

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \{f_1(x,y), \dots, f_k(x,y), \dots, f_K(x,y)\} \\
 \text{s. a.} \quad & h(x,y) = 0 \\
 & g(x,y) \leq 0 \\
 & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0,1\}
 \end{aligned} \tag{P1}$$

En P1, $f_k(x,y)$ representa la k -ésima función objetivo ($k = 1, \dots, K$); h y g son las restricciones de igualdad y desigualdad, respectivamente; x e y son las variables reales y binarias del problema, respectivamente.

Para resolver P1, se propone utilizar una única función objetivo, compuesta por las funciones de los K objetivos individuales, calculada como la suma lineal ponderada. Para ello, los pesos se obtienen utilizando la metodología del AHP. De esta forma, se obtiene un problema SOO con las mismas restricciones de igualdad y desigualdad del problema MOO original, pero con una sola función objetivo (escalar) en lugar de múltiples objetivos (multidimensional). En consecuencia, el problema MOO es reformulado al modelo P2.

$$\begin{aligned}
 \min \quad & w_1 f_1(x,y) + \dots + w_k f_k(x,y) + \dots + w_K f_K(x,y) \\
 \text{s. a.} \quad & h(x,y) = 0 \\
 & g(x,y) \leq 0 \\
 & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0,1\}
 \end{aligned} \tag{P2}$$

En P2, w_k es el k -ésimo factor de ponderación. Al resolver el modelo P2, se obtiene una única solución (en lugar de un conjunto de Pareto) que refleja el criterio y las preferencias de aquellos que fueron consultados en el AHP (por ejemplo, expertos en un tema, encargados de las decisiones o las partes involucradas en el problema)⁵.

2.2 El Proceso Analítico Jerárquico

El AHP es un método de toma de decisión multiatributo que permite resolver problemas multicriterio donde se tiene un número finito de opciones para elegir. Este método da como resultado final una jerarquía de las opciones o criterios considerados mediante un peso representativo de su importancia relativa. Entre otras aplicaciones, este método ha sido utilizado para resolver problemas industriales de diferente naturaleza, tales como: selección de proveedores (Ramanathan, 2007), localización de instalaciones (Dogan y Bahadir, 2014) y rediseño de la red de una SC (Palma-Mendoza, 2014). Particularmente, fue utilizado satisfactoriamente para resolver problemas donde se deben realizar consideraciones ambientales junto con

⁵ Para poder sumar linealmente funciones objetivo de distinta naturaleza (unidades y órdenes de magnitud), previamente se debe recurrir a la normalización de estas funciones objetivo como se verá más adelante.

otros objetivos industriales, como ser la compra de materias primas (Gloria y col., 2007) o la selección de tecnologías (Meng y col., 2010). A diferencia del enfoque propuesto en esta Tesis, en los trabajos anteriores se ha utilizado el AHP como una herramienta para determinar prioridades, pero no integrada con una estrategia de optimización. En la bibliografía no se han encontrado trabajos que usen el AHP para resolver problemas MOO.

El punto de partida del AHP es un conjunto de encuestas realizadas a N personas con una o más de las siguientes características: encargadas de la toma de decisión, expertas en los temas que se desean evaluar o partes interesadas en los resultados (académicos, técnicos, empresarios o gobierno). En la encuesta se solicita, en primer lugar, establecer un orden de prioridad (jerarquía) de los objetivos del problema, desde el más importante hasta el menos importante. Luego el método del AHP le solicita a los encuestados realizar comparaciones de a pares entre los K objetivos. En este proceso de comparación se utiliza una escala definida por Saaty, el creador del método (Tabla 2.1).

Tabla 2.1 Escala para las comparaciones por pares en el método AHP. Adaptada de Saaty (1980).

Valor numérico	Definición	Interpretación
1	Igualmente importante	Ambos criterios contribuyen equitativamente al propósito final
3	Moderadamente más importante	La experiencia y el conocimiento hacen levemente preferible un criterio
5	Más importante	La experiencia y el conocimiento hacen preferible moderadamente un criterio
7	Mucho más importante	La experiencia y el conocimiento hacen preferible fuertemente un criterio
9	Extremadamente más importante	La evidencia es favorable a un criterio en el mayor nivel
2, 4, 6, 8		Situaciones intermedias (no consideradas en esta Tesis)
Decimales		Si se necesita mayor refinamiento para el juicio (no considerado en esta Tesis)

Luego, se construyen N matrices de coeficientes con los valores que cada encuestado dio en las comparaciones. Sea A_n la matriz de coeficientes del encuestado n ($n = 1, \dots, N$). A_n posee la importancia relativa entre los K objetivos. Los elementos de A_n serán expresados como a_{nij} , donde n identifica a la persona que realizó la encuesta. Los subíndices i y j representan la posición del elemento (fila y columna, respectivamente). Como $i = 1, \dots, K$, y $j = 1, \dots, K$, luego $A_n \in \mathfrak{R}^{K \times K}$. Por lo tanto, una matriz de coeficientes A_n se completa solamente llenando el triángulo superior con los valores de las comparaciones:

$$\begin{pmatrix} a_{n11} & \dots & a_{n1K} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{nK1} & \dots & a_{nKK} \end{pmatrix}$$

El elemento a_{nij} es la comparación entre los objetivos i y j realizada por el encuestado n . Luego se da que $a_{nji} = 1/a_{nij}$ y los elementos de las diagonales $a_{nii} = 1$ (autocomparación).

Es muy probable que las matrices generadas por los encuestados difieran entre sí dado que cada uno de ellos puede tener diferente conocimiento y preferencias respecto de los objetivos analizados, e incluso un diferente enfoque del problema según el entorno del cual proviene. Por ello, las opiniones necesitan ser unificadas de una forma válida y obtener así un resultado final que condense las preferencias de todos los participantes. Antes del proceso de unificación, se debe verificar el grado de coherencia en las comparaciones

realizadas por cada individuo, que en el método del AHP se denomina “consistencia”⁶. De esta forma se garantiza que los resultados obtenidos con el AHP son coherentes, y los factores de ponderación confiables para llevar adelante la optimización. El índice de consistencia (CI) de una matriz A_n , se puede calcular a partir del su máximo valor propio (Ec. 2.1).

$$CI = (\lambda_{\max} - K) / (K - 1) \quad (2.1)$$

Cuando λ_{\max} de A_n es K , entonces $CI = 0$, lo que significa que la matriz es completamente consistente. Si λ_{\max} es mayor que K , entonces el CI es mayor que 0. Para determinar si un valor de CI es aceptable o no, se lo compara con un valor RI que es un índice de consistencia aleatorio, establecido por Saaty, y se encuentra tabulado según el tamaño de la matriz K (Saaty, 1980). Se calcula a partir de RI , una razón de consistencia (CR) como muestra la Ec. 2.2.

$$CR = CI / RI \quad (2.2)$$

Si el CR es igual o menor a 0,1 (90% de consistencia en las comparaciones y 10% de inconsistencia), se acepta la matriz, caso contrario, se la descarta o se solicita al encuestado que reevalúe sus comparaciones (Saaty, 1990).

Para una matriz A_n , el máximo valor propio λ_{\max} verifica la Ec. 2.3.

$$\sum_{j=1}^K a_{nij} w_{nj} - \lambda_{\max} \cdot w_{ni} = 0 \quad i = 1, \dots, K \quad (2.3)$$

donde w_{ni} son los componentes del vector propio normalizado, que representan los pesos (preferencias) que cada individuo n le asigna a cada objetivo i .

2.2.1 Unificación de las preferencias

Después de verificar la consistencia de las matrices individuales A_n , se pueden seguir dos caminos para unificar las preferencias del conjunto de los encuestados. La elección de uno u otro depende de la forma en la que el grupo ha desarrollado las respuestas: si actúa en conjunto, compartiendo las metas y los intereses, o si el grupo actúa separadamente, donde cada integrante elige con sus propios intereses y prioridades (Aczel y Saaty, 1983; Forman y Peniwati, 1998; Escobar y Moreno-Jiménez, 2007). En el primer caso, se debe proceder a unificar los juicios individuales (*Aggregating Individual Judgements - AIJ*) construyendo una matriz final M , calculada como la media geométrica, elemento a elemento, de las matrices individuales de los encuestados (Ec. 2.4).

$$M \in \mathfrak{R}^{K \times K}, m_{ij} = \left(\prod_{n=1}^N a_{nij} \right)^{1/N} \quad (2.4)$$

⁶ Este concepto se verá con detalle en el capítulo tercero.

Para el segundo caso, se calculan las prioridades de cada matriz individual, w_{ni} y se computa la media geométrica de estas prioridades, obteniéndose el factor de ponderación del grupo w_i (Ec. 2.5). Este mecanismo se denomina unificación de las prioridades individuales (*Aggregating Individual Priorities - AIP*).

$$w_i = \left(\prod_{n=1}^N w_{ni} \right)^{1/N} \quad (2.5)$$

De esta forma se consiguen los pesos requeridos para resolver el problema P2.

2.3 Metodología propuesta

La propuesta para la resolución del problema MOO es la definición de un modelo auxiliar SOO que dará una solución que refleja las preferencias de los encargados de la toma de decisión. Los pesos para la función objetivo se obtienen utilizando la metodología del AHP a partir de un conjunto de encuestas realizadas a personas de las partes involucradas en el problema. En esta sección se tratará este método en detalle partiendo de la definición de tres pasos, como se muestra en la Figura 2.1.

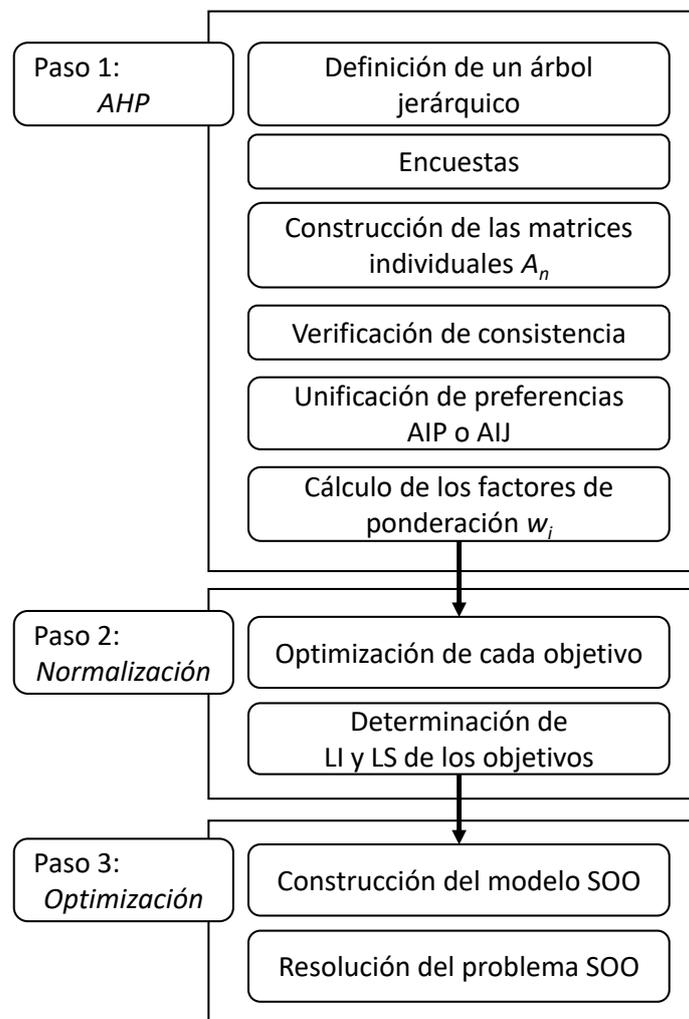


Figura 2.1 Diagrama de flujo de la metodología propuesta

2.3.1 Paso 1: Definición de los pesos de los objetivos utilizando el AHP

En primer lugar, según la naturaleza de los objetivos del problema, se debe construir un árbol jerárquico donde está permitido agrupar criterios similares dentro de categorías y subcategorías para facilitar el proceso de comparación. Luego se deben diseñar las encuestas con el objeto de que los encuestados puedan establecer las prioridades entre los objetivos del mismo nivel jerárquico. Estas encuestas se pasan a los encargados de tomar las decisiones (académicos, expertos en el tema o empresarios), según corresponda su área de incumbencia. Finalmente, utilizando la metodología descrita en la sección 2.2, se calculan los pesos de los objetivos del mismo nivel jerárquico. Si una matriz individual no verifica la consistencia, debe ser devuelta al encuestado para rehacer la etapa de comparación entre los criterios.

2.3.2 Paso 2: Normalización de los objetivos

Para poder sumar y ponderar los objetivos en una única función objetivo, ya que pueden ser de distinta naturaleza (unidades) y orden de magnitud, es necesario que estén normalizados. Para tal fin, se pueden emplear diferentes métodos de normalización (Cloquell y col., 2001). Una forma robusta de realizar la normalización se puede lograr aplicando la Ec. 2.6 (Koski y Silvennoinen, 1987).

$$\hat{f}_k = \frac{f_k(x, y) - \underline{f}_k(x, y)}{\overline{f}_k(x, y) - \underline{f}_k(x, y)} \quad (2.6)$$

donde \hat{f}_k es el valor normalizado del objetivo k , \overline{f}_k es el valor extremo superior (LS) que puede tomar dicho objetivo y \underline{f}_k es el valor extremo inferior (LI).

Esta forma de normalización garantiza que el valor de un objetivo esté entre cero y uno y, consecuentemente, el resultado de la suma ponderada lo estará también. Para encontrar los valores extremos, cada objetivo del problema P1 debe ser optimizado por separado. Si (x^k, y^k) son los valores óptimos de las variable de decisión cuando se minimiza el objetivo k ($k=1, \dots, K$), los límites superior e inferior de cada objetivo k (\underline{f}_k y \overline{f}_k , respectivamente) se calculan según la Ec. 2.7.

$$\begin{aligned} \underline{f}_k &= \min \{f_k(x^1, y^1), \dots, f_k(x^K, y^K)\} \\ \overline{f}_k &= \max \{f_k(x^1, y^1), \dots, f_k(x^K, y^K)\} \end{aligned} \quad (2.7)$$

2.3.3 Paso 3: Optimización del problema

Los pesos obtenidos en el paso 1 junto con los valores extremos del paso 2 se utilizan en la construcción de la función objetivo conjunta para reformular el problema P1 de la forma del problema P3.

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{k=1}^K w_k \hat{f}_k(x, y) \\ \text{s. a.} \quad & h(x, y) = 0 \\ & g(x, y) \leq 0 \\ & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0,1\} \end{aligned} \quad (P3)$$

La solución del problema SOO (P3) dará una única solución que refleja las preferencias de los encargados de la toma de decisión (encuestados)⁷.

2.4 Aplicación de la metodología propuesta a un caso de estudio

En esta sección se aplica la metodología propuesta a un caso de estudio del área de GrSCM. El caso estudiado incluye el modelado y optimización de la SC para la toma de decisiones estratégicas de la industria de bioetanol y azúcar de la Argentina. En el Apéndice A se da una descripción completa del problema y en el Apéndice B se detalla el modelo matemático utilizado. Como se mencionó anteriormente, esta metodología puede ser aplicada de igual manera a otros casos de transformación de biomasa a bioenergía y bioproductos.

2.4.1 Paso 1: AHP

En la Figura 2.2 se muestra el árbol jerárquico con los objetivos del problema de diseño de la SC de bioetanol y azúcar. Como se observa, en la parte superior del árbol se encuentra el desempeño general de la SC, mientras que en el nivel inmediato inferior, los desempeños ambientales y económicos. Con desempeños ambientales se hace referencia a las once categorías de impacto consideradas por el Eco-indicador 99 (Apéndice C), mientras que el desempeño económico se mide a través del cálculo del valor actual neto del funcionamiento de la SC.

Para obtener los pesos necesarios para el modelo SOO, se encuestó a dos grupos de diez expertos, cada uno, a los cuales se les pidió que realizaran comparaciones entre los objetivos del problema. El primer grupo, estuvo constituido por estudiantes de doctorado y doctores con una formación importante en medio ambiente y LCA. A ellos se les pidió realizar comparaciones entre las once categorías de impacto siguiendo la escala de Saaty. El segundo grupo estuvo constituido por personal jerárquico (jefes de producción y gerentes) de empresas sucroalcoholeras del NOA. A éstos se les pidió hacer una comparación entre la importancia relativa que tiene maximizar las ganancias de la empresa frente al cuidado del medio ambiente. A cada integrante del primer grupo se le indicó cual era el fin de la encuesta y se puede asumir que actuaron unificadamente, en cambio, en el segundo grupo, cada persona respondió separadamente del resto y sin conocimiento de cuál sería la finalidad del cuestionario.

En la encuesta sobre los impactos ambientales se pidió, antes de realizar las comparaciones, evaluar la importancia de los impactos en una escala de 0 a 10 para evitar posibles problemas con la consistencia (dado el gran número de objetivos y las consecuentes comparaciones a realizar). Luego, a cada objetivo se le asignó un lugar en la matriz por orden de importancia (de mayor a menor) de 1 a K . De esta manera el llenado de la matriz se vuelve un poco más ameno, ya que se completa únicamente el triángulo superior comparando en cada caso, un objetivo más importante con uno menos importante (usando la escala de Saaty). En el caso de la comparación de los aspectos ambientales y económicos, esto no se realiza ya que el encuestado debe

⁷ La solución del problema P3 es un óptimo de Pareto del problema P1, ya que el modelo P3 representa una de las infinitas posibles combinaciones de pesos del método de la suma ponderada aplicado a P1. Para más detalles ver Ehrgott (2005).

realizar una sola comparación y se espera además que, a nivel empresarial, siempre la obtención de ganancias sea una prioridad.

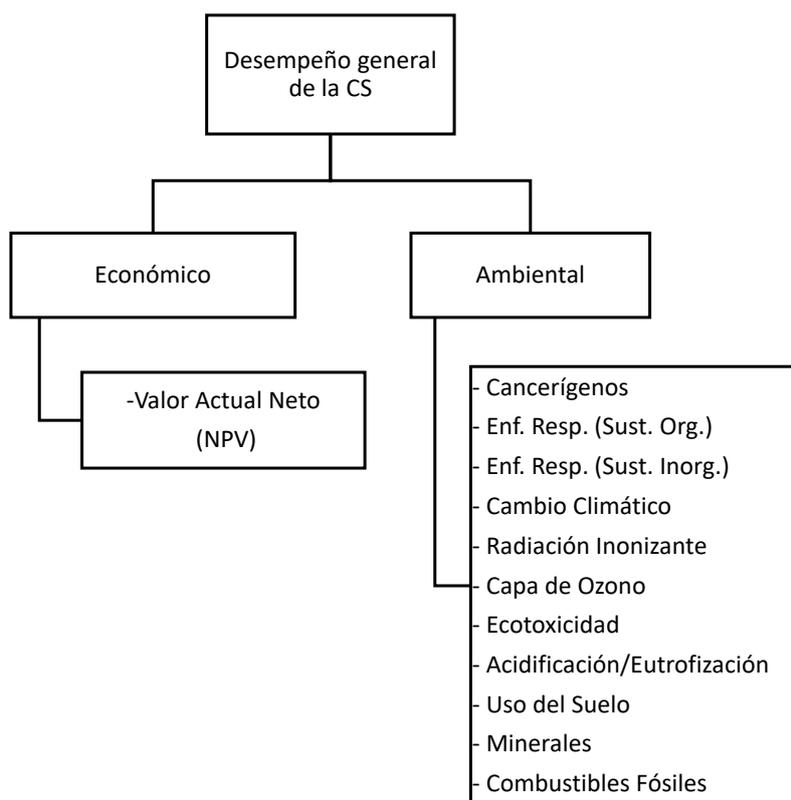


Figura 2.2. Estructura jerárquica para el AHP. Primero se compara el criterio económico con el ambiental, mientras que en la rama ambiental se comparan los once impactos considerados por el Eco-indicador 99 entre sí

En la Tabla 2.2 se muestran las respuestas de los encuestados en el caso de las categorías de impacto ambiental.

Tabla 2.2 Puntuaciones dadas por los encuestados (10 en total, etiquetados de la A a la J) para los objetivos ambientales (1 Cancerígenos, 2 Enf. Respiratorias (inorgánicas), 3 Enf. Respiratorias (orgánicas), 4 Cambio Climático, 5 Radiación Ionizante, 6 Capa de Ozono, 7 Ecotoxicidad, 8 Acidificación/Eutrofización, 9 Uso del Suelo, 10 Minerales y 11 Combustibles Fósiles)

Encuestado	Objetivo Ambiental										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
A	10	9	9	8	9	7	8	9	5	4	7
B	9	6	4	10	5	2	7	5	1	3	5
C	9	7	7	9	8	7	7	7	6	6	8
D	8	6	7	9	6	7	8	6	5	5	6
E	8	8	8	8	5	7	6	7	7	6	6
F	7	6	6	9	5	8	6	5	4	4	4
G	9	8	8	10	8	9	8	8	7	7	8
H	9	6	6	8	6	6	6	6	5	5	5
I	0	2	1	9	6	8	7	10	3	4	5
J	6	5	5	7	7	5	5	5	4	5	6

A continuación, se muestran los resultados del conjunto de encuestados, obtenidos de la evaluación de los impactos ambientales (Figura 2.3).

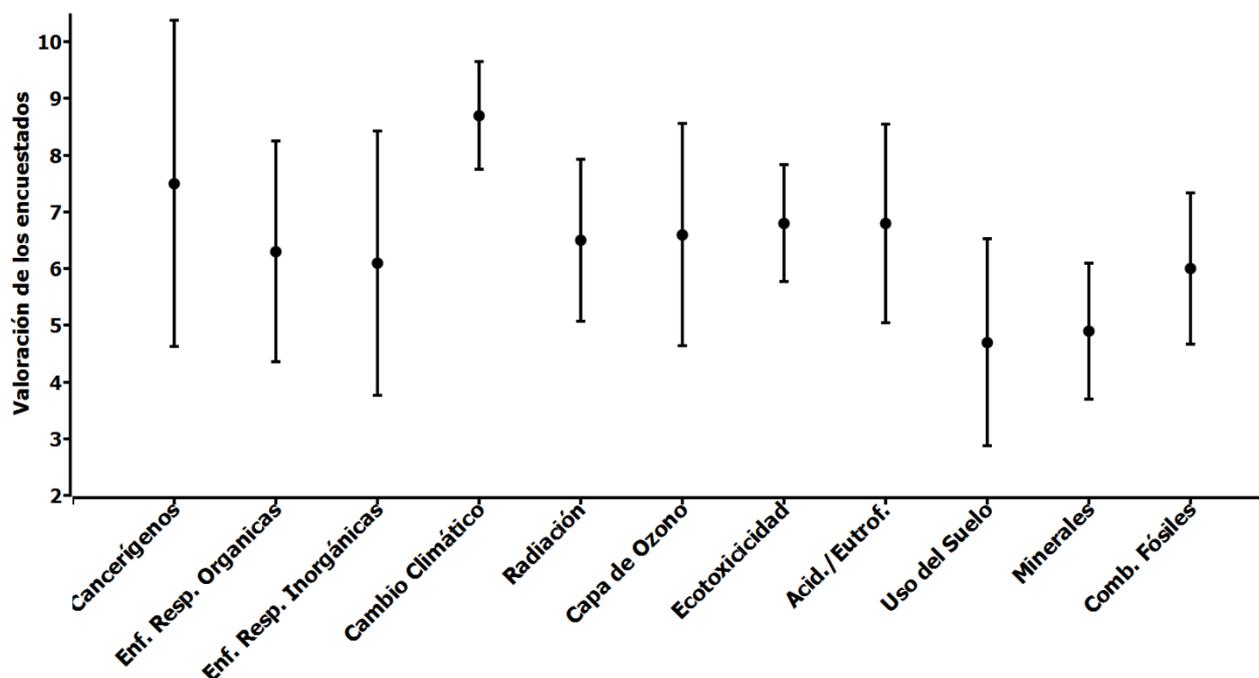


Figura 2.3 Respuestas de los encuestados sobre impactos ambientales. Los puntos negros representan el valor medio y las barras verticales la desviación estándar sobre todas las respuestas

Las respuestas muestran que para los encuestados las categorías de Cancerígenos y Cambio Climático son las más importantes mientras que el Uso del suelo y la Extracción de Minerales son las menos importantes. Los otros objetivos están virtualmente valorados de la misma forma. Esto puede deberse, en el caso de los Cancerígenos, a que están asociados a una enfermedad muy temida por la población, y en el caso del Cambio Climático, a que es uno de los aspectos de mayor preocupación a nivel mundial actualmente y un tema ampliamente tratado a través de los medios de comunicación, y en los organismos internacionales. La baja desviación estándar en este último caso (véanse las barras de error en la Figura 2.3) confirma esta hipótesis. En el caso de los impactos menos puntuados, el bajo nivel de difusión, sumado a la falta de conocimiento general en la sociedad, puede ser la causa de la baja valoración. También se debe considerar que los encuestados provienen de la misma región geográfica, por lo que pueden tener percepciones similares sobre la importancia de las categorías de impacto.

A continuación, se verifica la consistencia de las matrices obtenidas de cada uno de los encuestados en la comparación de los impactos ambientales (Ec. 2.3, Ec. 2.1 y Ec. 2.2). En este caso, las matrices que no fueron consistentes, se devolvieron a los encuestados para ser corregidas. Una vez chequeada la consistencia nuevamente, se procede a unificar las preferencias de los individuos. Como en el caso de la comparación entre las categorías de impacto, el grupo de encuestados actuó de forma similar: con conocimiento del fin del trabajo realizado y buscando un objetivo común. Se procede, entonces, a unificar los juicios individuales (AIJ) según la Ec. 2.4. La matriz final obtenida de este paso se muestra en la Tabla 2.3.

Tabla 2.3. Matriz que contiene como elementos las comparaciones entre las categorías del Eco-indicador 99 (1 Cancerígenos, 2 Enf. Respiratorias (inorgánicas), 3 Enf. Respiratorias (orgánicas), 4 Cambio Climático, 5 Radiación, 6 Capa de Ozono, 7 Ecotoxicidad, 8 Acidificación/Eutrofización, 9 Uso del Suelo, 10 Minerales, 11 Combustibles Fósiles)

<i>Impacto ambiental</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1,000	1,108	1,497	1,511	1,541	1,442	3,361	2,006	3,088	2,633	3,908
2	0,902	1,000	1,068	1,825	1,879	1,456	3,088	2,733	4,713	3,833	4,989
3	0,707	0,885	1,000	1,351	1,430	1,351	3,003	1,585	3,003	3,393	4,057
4	0,821	0,548	0,740	1,000	1,351	0,790	1,895	1,663	2,082	2,421	3,393
5	0,649	0,553	0,699	0,740	1,000	0,860	2,419	1,351	2,893	2,062	3,661
6	0,693	0,687	0,740	1,266	1,163	1,000	3,003	1,378	3,268	3,088	3,459
7	0,298	0,306	0,333	0,528	0,413	0,333	1,000	0,740	1,965	1,363	1,841
8	0,499	0,366	0,631	0,601	0,740	0,726	1,351	1,000	2,655	2,633	3,268
9	0,324	0,212	0,333	0,480	0,346	0,306	0,509	0,377	1,000	0,619	0,937
10	0,380	0,261	0,295	0,413	0,485	0,324	0,734	0,380	1,616	1,000	1,949
11	0,306	0,200	0,246	0,295	0,273	0,289	0,543	0,306	1,067	0,513	1,000

Los pesos para cada categoría de impacto obtenidos a partir de la matriz final (Tabla 2.3) se muestran en la Tabla 2.4, donde además se muestran los pesos asignados por los tres enfoques considerados por el Eco-indicador 99 (Apéndice C).

Tabla 2.4 Factores de ponderación (w_b) obtenidos con el AHP comparados con los que provee el Eco-indicador 99.

<i>Impacto ambiental</i>	<i>AHP</i>	<i>Eco-indicador 99 Jerárquica</i>	<i>Eco-indicador 99 Individualista</i>	<i>Eco-indicador 99 Igualitaria</i>
01 Cancerígenos	0,1495	0,1	0,12360	0,0811
02 Enf. Respiratorias (inorgánicas)	0,1642	0,1	0,12360	0,0811
03 Enf. Respiratorias (orgánicas)	0,1316	0,1	0,12360	0,0811
04 Cambio Climático	0,1025	0,1	0,12360	0,0811
05 Radiación	0,097	0,1	0,12360	0,0811
06 Capa de Ozono	0,1152	0,1	0,12360	0,0811
07 Ecotoxicidad	0,0506	0,1	0,05618	0,1351
08 Acidificación/Eutrofización	0,0797	0,1	0,05618	0,1351
09 Uso del Suelo	0,035	0,1	0,05618	0,1351
10 Minerales	0,044	0,05	0,04494	0,0541
11 Combustibles Fósiles	0,0307	0,05	0,04494	0,0541

Cabe mencionar que existe un conjunto de publicaciones que presentan enfoques basados en el AHP en la literatura del LCA (Alidi, 1996; Pineda-Henson y Culaba, 2004; Qian y col., 2007), pero en ninguno de ellos se aborda el problema junto con una estrategia de optimización como se lo presenta aquí.

En el caso de la comparación entre los beneficios económicos y el impacto ambiental, el encuestado debe realizar una única evaluación utilizando la escala de Saaty, por lo tanto, la matriz individual resultante (2 x 2) es completamente consistente ($CR = 0$). El método de unificación de las preferencias en este caso es el AIP dado que los encuestados respondieron independientemente unos de otros (Ec. 2.5). Los pesos finales obtenidos para los criterios económicos y ambientales se muestran en la Tabla 2.5.

Tabla 2.5 Factores de ponderación obtenidos con el AHP (ω_{NPV} , ω_{env}) para los criterios económicos y ambiental

Criterio	Peso
Económico (ω_{NPV})	0,6948
Ambiental (ω_{env})	0,3052

Los pesos obtenidos en este paso son utilizados para resolver el modelo P3.

2.4.2 Paso 2: Normalización de los objetivos

El modelo para optimizar los objetivos de P1 individualmente, contiene 47.249 variables reales, 10.962 variables discretas y 48.546 restricciones. Estos modelos fueron desarrollados en *General Algebraic Modeling System*, GAMS (Rosenthal, 2015), y resueltos con el *solver* CPLEX 11.0 para MILP. Se utilizó un procesador AMD Phenom® II N830 de triple núcleo con memoria RAM de 4Gb. Los tiempos de cómputo de cada una de las soluciones variaron entre 2,9 y 17 segundos de acuerdo al objetivo que se estaba teniendo en cuenta. Las soluciones encontradas se muestran en la Tabla 2.6.

Tabla 2.6. Valores extremos para las funciones objetivos

Objetivo	\underline{f}_k	\overline{f}_k
NPV (\$)	$-5,135 \cdot 10^8$	$1,407 \cdot 10^9$
Cancerígenos (DALY*)	$-7,353 \cdot 10^7$	$-3,317 \cdot 10^7$
Enf. Respiratorias (inorgánicas) (DALY)	$6,780 \cdot 10^4$	$1,572 \cdot 10^5$
Enf. respiratorias (orgánicas) (DALY)	$3,003 \cdot 10^9$	$6,647 \cdot 10^9$
Cambio Climático (DALY)	$-9,553 \cdot 10^7$	$-3,588 \cdot 10^7$
Radiación (DALY)	$1,420 \cdot 10^5$	$3,158 \cdot 10^5$
Capa de Ozono (DALY)	$9,160 \cdot 10^3$	$2,051 \cdot 10^4$
Ecotoxicidad ($m^2 \cdot \text{año}$)	$4,453 \cdot 10^6$	$9,949 \cdot 10^6$
Acidificación/Eutrofización ($m^2 \cdot \text{año}$)	$4,559 \cdot 10^7$	$1,016 \cdot 10^8$
Uso del Suelo ($m^2 \cdot \text{año}$)	$8,176 \cdot 10^8$	$1,808 \cdot 10^9$
Minerales (MJ)	$1,900 \cdot 10^6$	$4,217 \cdot 10^6$
Combustibles Fósiles (MJ)	$1,078 \cdot 10^8$	$2,409 \cdot 10^8$

**Disability-adjusted life year*: Años de vida ajustados por discapacidad

Los valores extremos obtenidos, son utilizados para normalizar los valores de las funciones objetivos para resolver el modelo P3 en el siguiente paso.

2.4.3 Paso 3: Optimización

El modelo SOO resultante (P3) presenta un número de variables y ecuaciones similar al de los resueltos en el paso 2, y también fue implementado y resuelto en GAMS en la misma computadora antes mencionada. Utilizando un error relativo (*gap*) para encontrar el óptimo de 10^{-4} , el tiempo de cómputo empleado fue de 307 segundos. En la siguiente sección se muestran los resultados de la optimización del problema comparados con un conjunto de Pareto obtenido utilizando el método de la restricción épsilon (ver sección 2.1), una de las técnicas de resolución más utilizadas para problemas MOO.

2.5 Resultados y discusión

Para comparar los resultados obtenidos con la metodología propuesta, se resuelve el problema MOO original (P1) utilizando una versión modificada del método de la restricción ϵ (Haines y col., 1973), en la que los valores de ϵ son generados utilizando una secuencia Halton⁸. Puntualmente, se generaron 600 muestras utilizando este método, 50 para realizar la optimización del NPV como objetivo, y 50 para optimizar cada uno de los objetivos ambientales. Los modelos SOO resultantes para utilizar este método contienen 48.556 ecuaciones, 47.249 variables continuas y 10.962 variables discretas, y fueron resueltos en GAMS en la misma computadora que se mencionó anteriormente. Cada optimización se llevó a cabo con un *gap* relativo de 10^{-4} . El tiempo de cómputo para encontrar una solución factible fue de entre 10 y 100 segundos. Las soluciones factibles y diferentes encontradas siguiendo esta metodología fueron 158, con un tiempo de cómputo total de seis horas.

Adicionalmente a estas soluciones, se resolvió el modelo P3 utilizando los pesos provistos por el Eco-indicador 99 para las categorías de impacto ambiental (usando las tres perspectivas, Tabla 2.4), con un margen de optimalidad de 10^{-4} . El tiempo de cómputo en estos casos fue de 359 segundos para la perspectiva jerárquica, 314 segundos para la individualista y 404 para la igualitaria.

En la Figura 2.4 se pueden ver los resultados de la optimización para los diferentes casos mencionados. Se trata de un gráfico de coordenadas paralelas que tiene, en el eje vertical, los valores de las funciones objetivo normalizadas y, en el eje horizontal, los doce objetivos del problema. Una línea en este gráfico representa una solución con los valores de sus funciones objetivo conectadas entre sí. La línea punteada con estrellas representa la solución del problema SOO utilizando los pesos obtenidos con el AHP, mientras que la que tiene marcadores cuadrados, es la solución que tiene el máximo valor de NPV. Las soluciones para los pesos proporcionados por las diferentes perspectivas del Eco-indicador 99 —jerárquica, individualista e igualitaria—, están representadas en las líneas con triángulos, cruces diagonales y diamantes, respectivamente. La línea punteada con marcador circular vacío es una solución elegida al azar, para fines comparativos, del conjunto de Pareto obtenido con el método de la restricción ϵ .

Tal como se observa en el gráfico, algunos de los objetivos se encuentran correlacionados, es decir que cuando uno se incrementa, otro también lo hace y viceversa. Tal es el caso, por ejemplo, de las dos categorías de enfermedades respiratorias, Capa de Ozono y Ecotoxicidad o Minerales y Uso del Suelo. Estas observaciones se validaron haciendo el cálculo de valores p ⁹, testeando la hipótesis de que no exista correlación entre los objetivos. Todos los valores p calculados, resultaron menores que 0,05, por lo tanto, la correlación entre los K objetivos es significativa.

⁸ Secuencia Halton: secuencia utilizada para generar puntos pseudo aleatorios en un espacio.

⁹ Valor p : cuando se desea evaluar una hipótesis, el valor p es la probabilidad de obtener un resultado como el que realmente se ha obtenido, cuando la hipótesis nula es cierta.

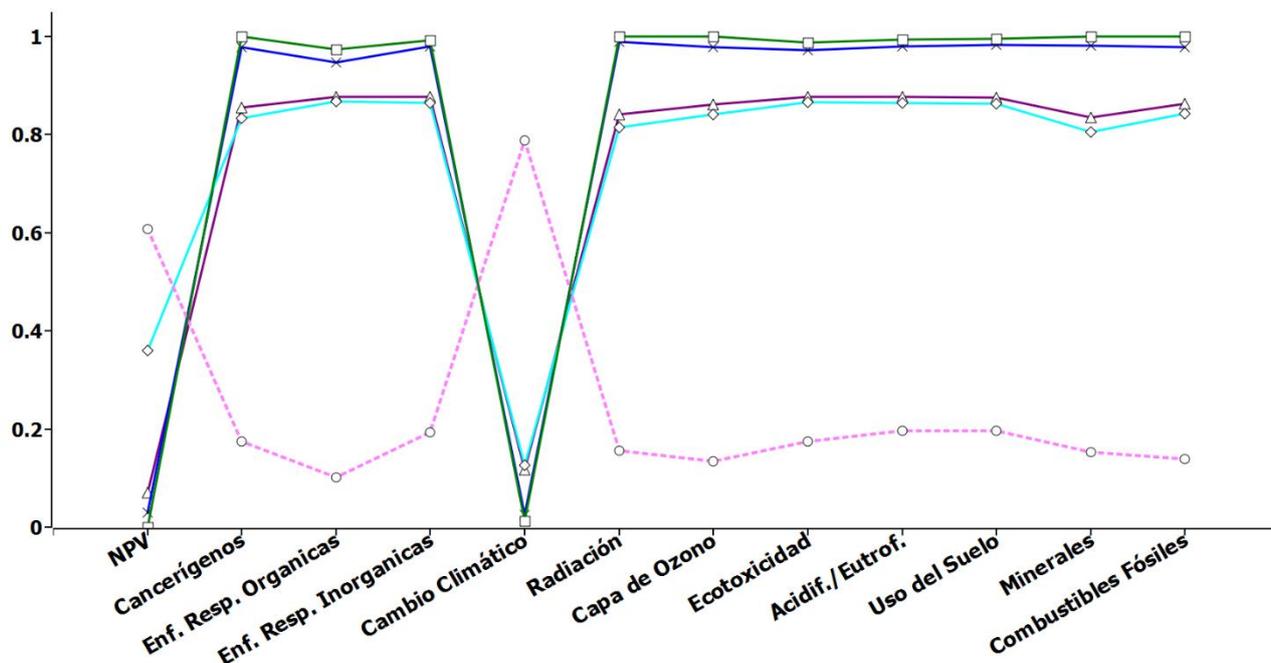


Figura 2.4. Gráfico de coordenadas paralelas la solución del conjunto de Pareto (MOO), para la obtenida usando la estrategia propuesta (basada en el AHP) y para las distintas perspectivas del Eco-indicador 99

Analizando las soluciones obtenidas con diferentes pesos, se puede observar que tanto la solución que utiliza los pesos del AHP, como las que utilizan los pesos del Eco-indicador 99, tienen altos valores de NPV (bajo valor de NPV normalizado). Esto se debe a que, independientemente de los pesos otorgados a las categorías de impacto ambiental, el peso asignado a la obtención de beneficios económicos (0,6948) es lo suficientemente elevado para mantener una tendencia en las soluciones a adquirir un valor de NPV elevado para mejorar el desempeño general de la SC (mayor valor de la función objetivo unificada).

Para mostrar las relaciones de compromiso entre los objetivos ambientales y el económico, las Figuras 2.5, 2.6 y 2.7 muestran las proyecciones de las soluciones de Pareto en un gráfico de dos dimensiones, donde en el eje vertical se muestra una determinada categoría de impacto ambiental y en el eje horizontal el beneficio económico (NPV). La Figura 2.5 muestra estas proyecciones mostrando las seis categorías de impacto asociadas a la salud humana; la Figura 2.6 muestra las tres categorías asociadas a la calidad del ecosistema y la Figura 2.7, las dos asociadas al uso de los recursos. En estas figuras se ha adoptado la misma convención para mostrar los resultados. La estrella representa la solución del problema SOO utilizando los pesos obtenidos con el AHP, mientras que el cuadrado es la solución que tiene el máximo valor de NPV. Las soluciones para los pesos proporcionados por las diferentes perspectivas del Eco-indicador 99, jerárquica, individualista e igualitaria, están representadas con un triángulo, una cruz diagonal y un diamante, respectivamente. Las soluciones encontradas mediante el método de la restricción épsilon están representadas con puntos los cuales conforman una suerte de nube en el gráfico bidimensional. Al igual que en la Figura 2.4, la solución elegida al azar está representada por un punto vacío.

En las figuras también se muestra con cruces, a modo comparativo, las soluciones encontradas con el método de la restricción épsilon para el problema bi-criterio de los objetivos considerados (por ejemplo, Cambio

Climático y NPV, Enf. Respiratorias Org. y NPV, etc.). Cabe notar, que estas soluciones también son soluciones de Pareto del problema MOO (P1), mientras que lo contrario no es cierto, es decir que las soluciones de Pareto del problema MOO no pertenecen necesariamente a la frontera de Pareto del problema bi-criterio. La frontera de Pareto bi-criterio envuelve en todos los casos al conjunto de soluciones de Pareto del problema MOO (abajo y a la derecha). La solución que posee el máximo NPV se encuentra sobre esta frontera de Pareto. Como era de esperarse, las soluciones que corresponden a las ponderaciones realizadas con el AHP y los pesos del Eco-indicador 99, se encuentran todas en la región sub-óptima de la frontera de Pareto bi-criterio. En todos los casos, la solución perteneciente al enfoque igualitario del Eco-indicador 99 parece encontrarse alejada del resto de las soluciones calculadas con factores de ponderación. Esta apreciación en dos dimensiones, no se verifica en el espacio múltiple, donde las soluciones son más bien parecidas. Las distancias euclídeas de las soluciones jerárquica, individualista e igualitaria respecto al AHP son $6,62 \cdot 10^7$, $8,74 \cdot 10^7$ y $8,48 \cdot 10^7$, respectivamente. Puede verse, sin embargo, que el valor de NPV es significativamente menor en la solución igualitaria, lo cual puede deberse exclusivamente a que los pesos otorgados a cada una de las categorías son diferentes a los de los otros casos (la distancia euclídea de los pesos en relación al AHP es 0,0586 contra 0,0378 y 0,0212 de las soluciones jerárquica e individualista, respectivamente).

También se puede observar en las figuras que existen zonas en las que las soluciones de Pareto se concentran, en el espacio bidimensional. Estas zonas pobladas tienen soluciones con las mismas configuraciones o pequeños cambios en la estructura de la SC. Por lo tanto, la resolución del problema con un método típico de MOO no garantiza obtener un conjunto solución que refleje diferentes alternativas para la solución final. Además, el tiempo empleado para continuar la búsqueda puede resultar inaceptable. Por el contrario, la solución encontrada a partir de las preferencias de los encuestados, muestra diferentes valores para las funciones objetivo respecto a aquellas del conjunto de Pareto del MOO. Puede esperarse que esta solución tenga una configuración significativamente diferente. Esto es de suma importancia ya que a través del método propuesto se puede visualizar mejor las diferentes opciones para el diseño de la SC y además se puede obtener esta solución en un tiempo mucho menor.

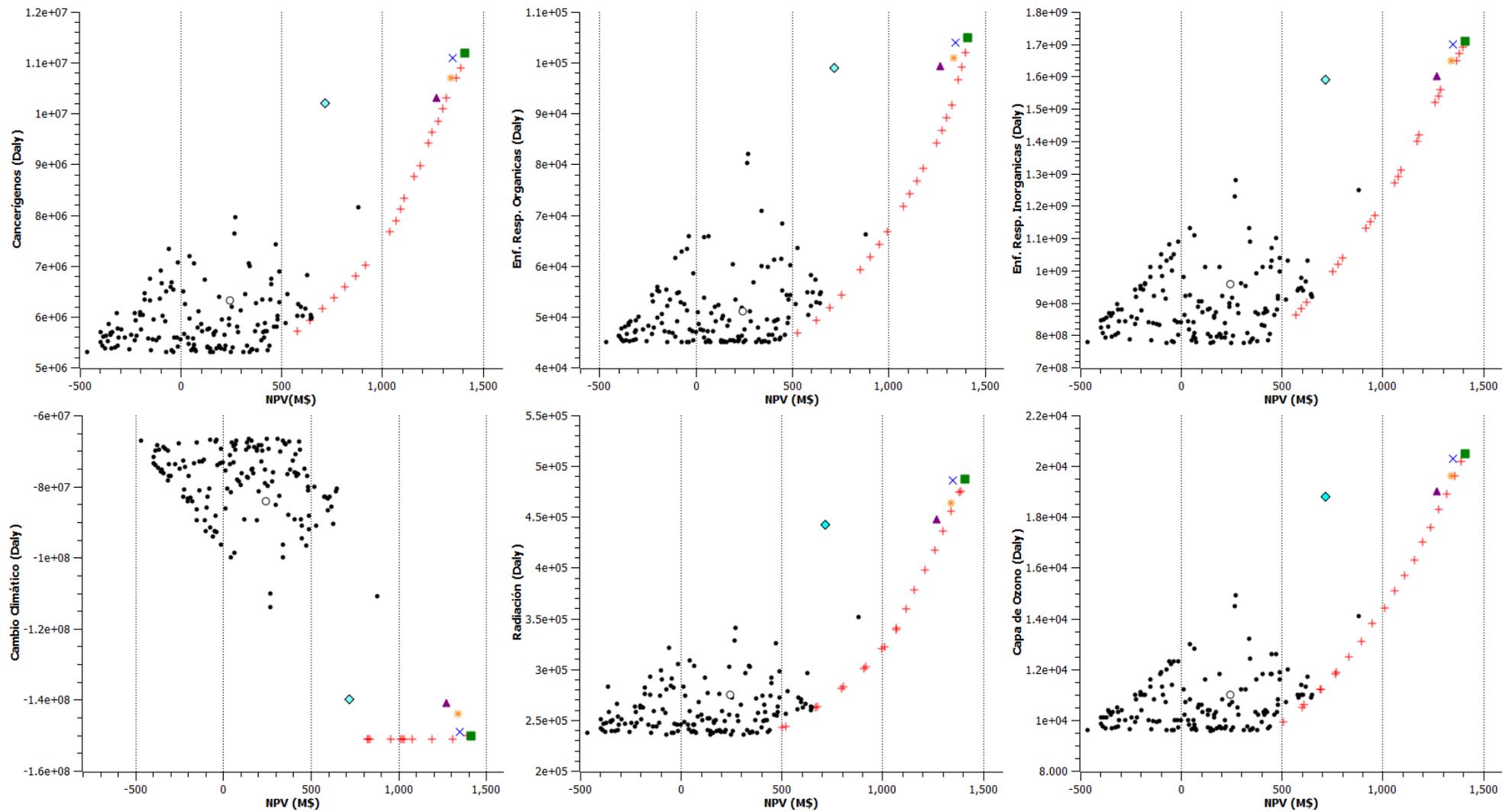


Figura 2.5 Daño a la Salud Humana. Proyección de las soluciones del problema MOO en gráficos de dos coordenadas. En el eje vertical se representan las categorías de impacto relacionadas al Daño a la Salud Humana (DALY), y en el eje horizontal, el valor actual neto (Millones de U\$S)

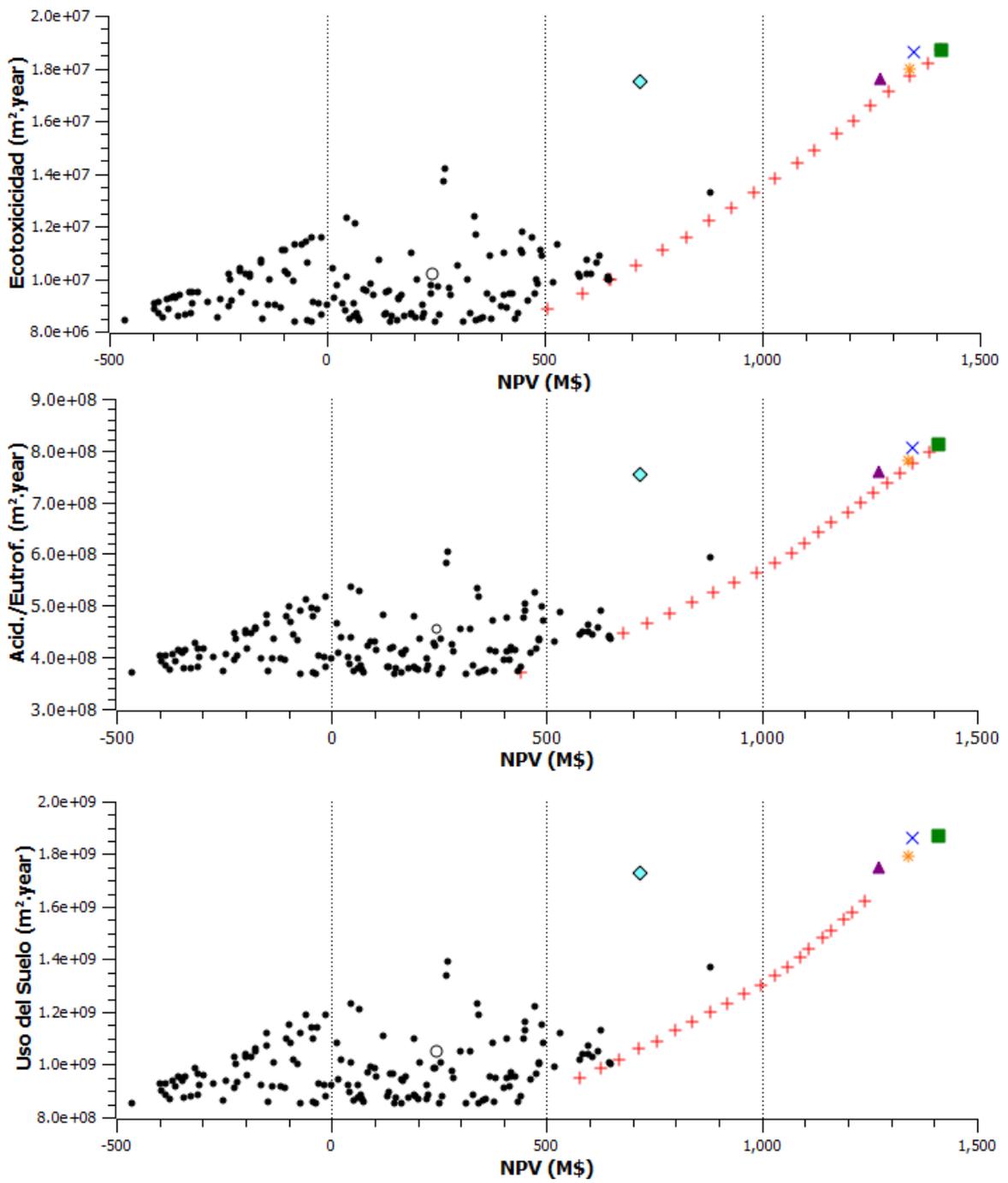


Figura 2.6. Daño a la Calidad del Ecosistema. Proyección de las soluciones del problema MOO en gráficos de dos coordenadas. En el eje vertical se representan las categorías de impacto relacionadas al Daño al Ecosistema ($m^2/año$), y en el eje horizontal, el valor actual neto (MU\$S)

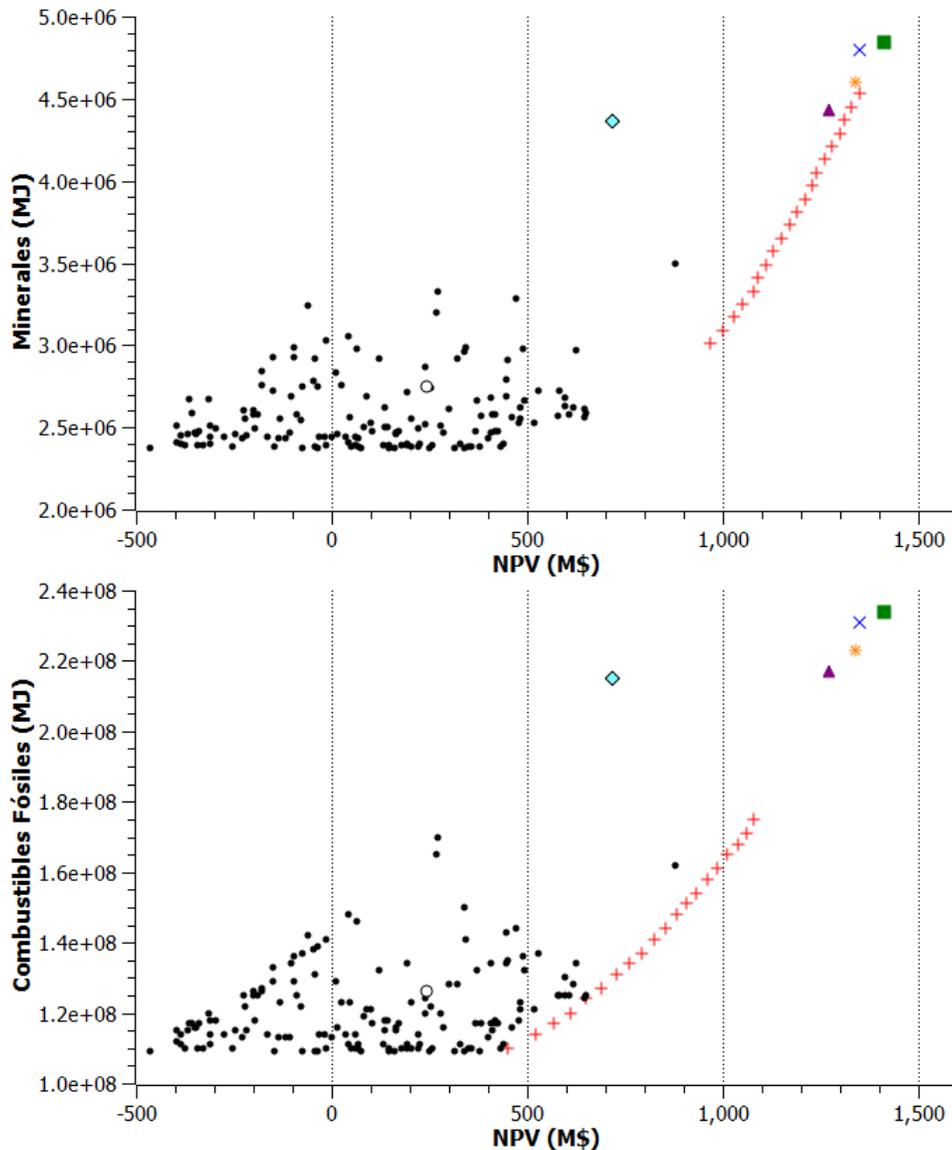


Figura 2.7 Daño a los Recursos. Proyección de las soluciones del problema MOO en gráficos de dos coordenadas. En el eje vertical se representan las categorías de impacto relacionadas al Daño a los Recursos (MJ), y en el eje horizontal, el valor actual neto (MU\$S)

En las Tablas 2.7 y 2.8 se muestran en detalle cuatro soluciones para el problema de diseño de la SC: una de ellas elegida al azar del set de Pareto (el punto vacío en las figuras anteriores), la solución para la cual el NPV es máximo, la que utiliza la perspectiva jerárquica del Eco-indicador 99 y la que utiliza los pesos obtenidos con el AHP. La Tabla 2.7 muestra los valores obtenidos para las funciones objetivo mientras que la Tabla 2.9 presenta las configuraciones obtenidas en cada caso para la SC, en términos de tecnologías instaladas y número y tipo de transportes utilizado (Ver Apéndice B para más detalles sobre la notación). En esta última tabla, los resultados se presentan para el primer año del período de tiempo considerado (6 años). Además, sólo se presentan las regiones en las cuales se han instalado plantas productivas.

Tabla 2.7 Valores para cada objetivo en las soluciones elegidas: muestra del conjunto de Pareto del MOO, máximo NPV, perspectiva jerárquica del Eco-indicador 99 (EI99) y AHP

<i>Criterio\Modelo Resuelto</i>	<i>MOO</i>	<i>Máximo NPV</i>	<i>AHP</i>	<i>EI99 Jerárquica</i>
NPV (M\$)	242,71	1406,72	1338,29	1271,19
Cancerígenos (DALY)	$6,32 \cdot 10^6$	$1,12 \cdot 10^7$	$1,07 \cdot 10^7$	$1,03 \cdot 10^7$
Enf. Resp. (inorgánicas) (DALY)	$5,10 \cdot 10^4$	$1,05 \cdot 10^5$	$1,01 \cdot 10^5$	$9,94 \cdot 10^4$
Enf. Resp. (orgánicas) (DALY)	$9,58 \cdot 10^8$	$1,71 \cdot 10^9$	$1,65 \cdot 10^9$	$1,60 \cdot 10^9$
Cambio Climático (DALY)	$-8,42 \cdot 10^7$	$-1,50 \cdot 10^8$	$-1,44 \cdot 10^8$	$-1,41 \cdot 10^8$
Radiación (DALY)	$2,75 \cdot 10^5$	$4,88 \cdot 10^5$	$4,64 \cdot 10^5$	$4,48 \cdot 10^5$
Capa de Ozono (m ² year)	$1,10 \cdot 10^4$	$2,05 \cdot 10^4$	$1,96 \cdot 10^4$	$1,90 \cdot 10^4$
Ecotoxicidad (m ² year)	$1,02 \cdot 10^7$	$1,87 \cdot 10^7$	$1,80 \cdot 10^7$	$1,76 \cdot 10^7$
Acidif./Eutrof. (m ² year)	$4,55 \cdot 10^8$	$8,12 \cdot 10^8$	$7,80 \cdot 10^8$	$7,59 \cdot 10^8$
Uso del Suelo (m ² year)	$1,05 \cdot 10^9$	$1,87 \cdot 10^9$	$1,79 \cdot 10^9$	$1,75 \cdot 10^9$
Minerales (MJ)	$2,75 \cdot 10^6$	$4,85 \cdot 10^6$	$4,60 \cdot 10^6$	$4,43 \cdot 10^6$
Combustibles Fósiles (MJ)	$1,26 \cdot 10^8$	$2,34 \cdot 10^8$	$2,23 \cdot 10^8$	$2,17 \cdot 10^8$

Tabla 2.8 Configuraciones de la SC para las soluciones consideradas en la Tabla 2.7: tipo y número de tecnologías instaladas y medios de transporte necesarios

	<i>MOO</i>	<i>Máximo NPV</i>	<i>AHP</i>	<i>EI99 Jerárquica</i>
Plantas (NP)				
G09: Misiones	T2 (1); T4 (1)	-	-	-
G13: Salta	T2 (1); T4 (1); T5(1)	T2 (1); T4 (1)	T2 (1); T4 (1); T5 (1)	T1 (1); T2 (1); T4 (1); T5 (1)
G16: Tucumán	T2 (2); T4 (1); T5(1)	T2 (3); T4 (1); T5 (1)	T2 (3); T4 (1); T5 (1)	T2 (3); T4 (1); T5 (1)
G17: Jujuy	T2 (1); T4 (1); T5(1)	T5(1)	T2 (1); T4 (1); T5 (1)	T2 (1); T5(1)
G18: Santa Fe	T2 (1); T4 (1)	T5(1)	T5 (1)	T5(1)
Transporte				
Camión Mediano	123	277	291	270
Camión Cisterna	79	123	117	107

Por ejemplo, para la solución que da el máximo NPV, se requiere instalar una planta de la tecnología T2 y otra de la T4 en la provincia de Salta; 3 plantas de la tecnología T2, una de la T4 y otra de la T5, en Tucumán; una de la T5 en Jujuy y otra en Santa Fe. Además, son necesarios 277 camiones medianos y 123 camiones cisterna para el traslado de los productos terminados a los mercados. Cabe notar que, dada la estructura del modelo, en todas las soluciones, se debe instalar un almacén de productos de cada tipo en cada una de las regiones.

La solución que tiene el máximo NPV requiere el menor número de instalaciones para la SC, lo que implica reducir el costo de instalación al mínimo posible para cumplir con la demanda a costas de una mayor contaminación ambiental. Al estar bien ponderado el criterio económico al aplicar el método propuesto, la configuración de la

SC es similar a la que tiene el máximo NPV, por ejemplo, en cantidad y tipo de plantas instaladas en las regiones G9, G13, G16 y G18. Además, también requiere de un número similar de medios de transporte para realizar la distribución de los productos terminados. Lo contrario ocurre con la solución del MOO que requiere un mayor número de instalaciones (mayor costo y menor NPV), pero con el beneficio de una reducción del impacto ambiental en todos los casos, excepto en la categoría Cambio Climático. Cabe mencionar que el Cambio Climático es el único impacto ambiental que mejora al incrementar la actividad sucroalcoholera. Esto proviene del beneficio de incrementar el uso de una fuente renovable como materia prima, la caña de azúcar.

En la Figura 2.8 se muestra la configuración de la red de la SC para el año 1, con las instalaciones necesarias para cada solución vista anteriormente. Las mayores diferencias se pueden observar entre la solución tomada del conjunto de Pareto resuelto con el método de la restricción ϵ y las otras tres consideradas. Como se mencionó, el alto nivel de ponderación de los intereses económicos por sobre los ambientales, produce una gran similitud entre las configuraciones de las soluciones con perspectiva jerárquica, la del AHP y la que posee el máximo NPV. En estas configuraciones la producción está centralizada en las provincias de Tucumán y Salta. Las mayores diferencias radican en el número de instalaciones y algunos cambios en la red de distribución de los productos finales. Esta similitud en términos generales es consistente con lo observado en las Tablas 2.7 y 2.8.

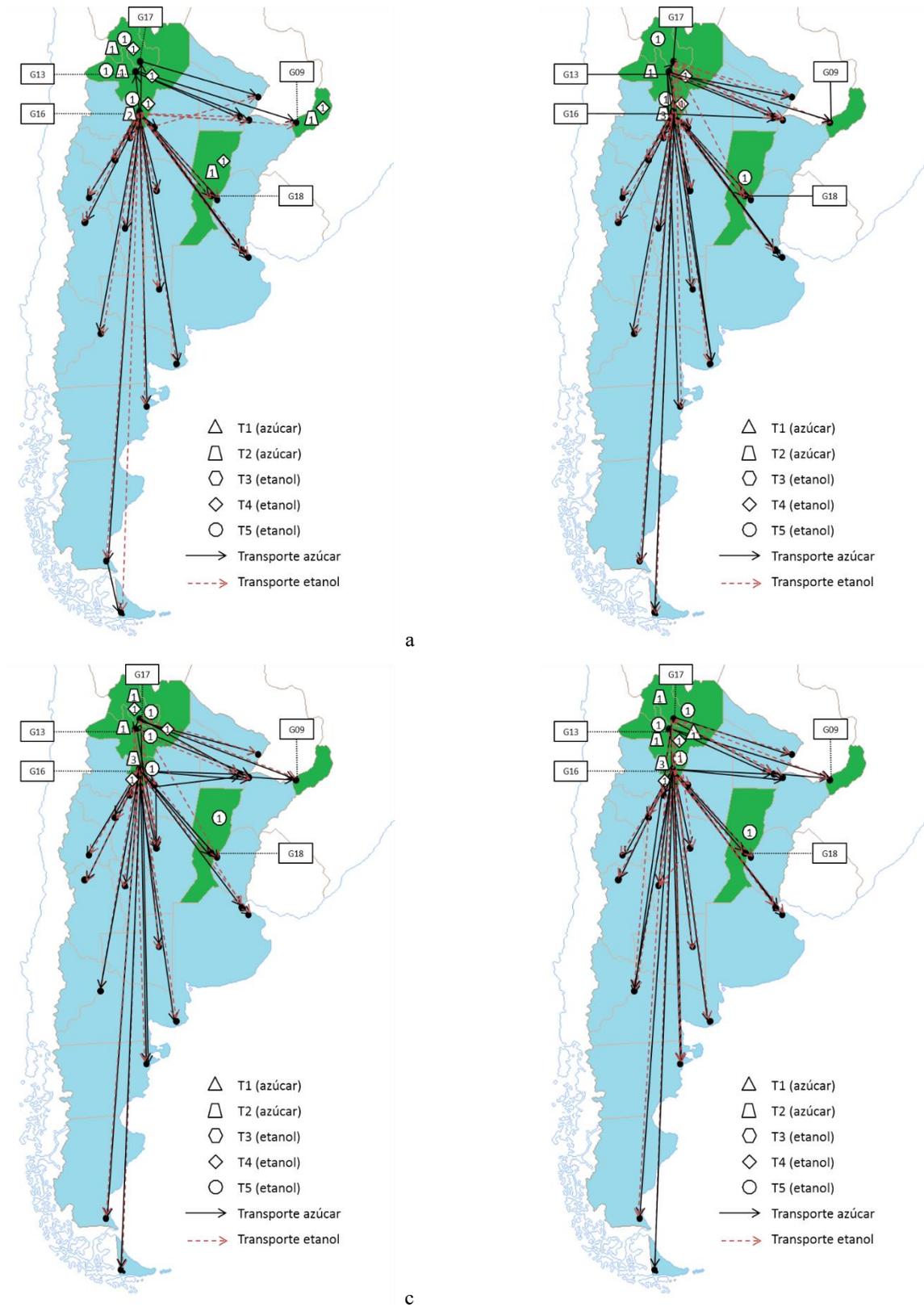


Figura 2.8. Configuración de la SC para el año 1 correspondiente a: (a) la solución del MOO (b) máximo NPV (c) la solución con AHP y (d) la solución con la perspectiva jerárquica del EI99.

2.6 Conclusiones

En este capítulo se ha propuesto una estrategia basada en el AHP para resolver el problema MOO asociado al diseño de la SC de bioetanol y azúcar, al considerar simultáneamente criterios económicos y ambientales. La metodología resultante puede servir para otros problemas MOO. Este enfoque permite la inclusión de las preferencias de las partes involucradas o de los encargados de la toma de decisiones, constituyendo así una herramienta que puede servir tanto en el ambiente industrial como para la toma de decisiones a nivel gubernamental, donde un conjunto de actores, con diferentes entornos e intereses necesitan encontrar una solución que beneficie al conjunto. Esto último es de vital importancia cuando se enfrentan problemas de sustentabilidad, en los que la solución involucra y afecta al conjunto de la sociedad.

Los resultados numéricos permiten sacar las siguientes conclusiones:

- Los pesos para los impactos ambientales obtenidos con el AHP —que reflejan la experiencia y preferencias de un conjunto de expertos—, pueden diferir notablemente de aquellos que se utilizan comúnmente, como ser los del Eco-indicador 99. Cuando se quiere decidir sobre cuestiones que tienen un carácter regional, es de suma importancia obtener el criterio y las prioridades a partir de un conjunto de actores que estén involucrados en el problema, más que de metodologías genéricas. Es por ello que la metodología propuesta puede brindar una mejor valoración de las prioridades que deben otorgarse a los factores ambientales relacionados al funcionamiento de la SC en una determinada región y en un determinado momento.
- En el caso resuelto, la solución con los pesos obtenidos del AHP es similar a la que se obtiene optimizando únicamente el beneficio económico (NPV). Esto es consecuencia de los pesos otorgados por los encuestados (ingenieros y gerentes de la industria del bioetanol y azúcar) para ponderar la importancia relativa de los beneficios económicos frente al cuidado del medio ambiente. Es crítico para encontrar una solución adecuada, conocer y poder traducir, las prioridades de las partes involucradas en el problema.
- El uso de la suma ponderada con los pesos del AHP, reduce notablemente el tiempo necesario para la resolución del problema MOO: 6 horas de cómputo para encontrar 158 soluciones de Pareto distintas, contra 307 segundos para encontrar una única solución que refleja las preferencias de las partes involucradas. Adicionalmente, el conjunto de Pareto muestra soluciones similares entre sí, dejando de lado muchas configuraciones posibles de la SC que podrían ser de interés para encontrar la solución final.

Se puede concluir que la metodología propuesta permite mostrar una comprensión más precisa y profunda del problema en cuestión, a partir de la inclusión de juicios consistentes de la importancia relativa de los objetivos. Además, permite definir un indicador de desempeño global de la SC teniendo en cuenta

simultáneamente criterios de diferente naturaleza. La meta principal alcanzada con este capítulo es el desarrollo de una herramienta que puede servir para asistir a las autoridades en la toma de decisiones asociadas a la agroindustria y la producción de biocombustibles. Este enfoque permite separar claramente las temáticas asociadas a la producción, permitiendo facilitar el consenso entre las partes involucradas, como ser en este caso, definir por un lado el grado de importancia del conjunto de los impactos ambientales y, por otro lado, el nivel de relevancia que puede otorgarse al cuidado del medio ambiente cuando se persiguen fines económicos.

Optimización multiobjetivo utilizando técnicas multiatributo

Resumen

En el presente capítulo se explora el uso de técnicas de decisión multiatributo (*multi-attribute decision making – MADM*) como vía para la resolución de problemas de optimización multiobjetivo (MOO). Específicamente, se extiende el estudio realizado en el capítulo anterior, donde se obtiene una solución al problema mediante la definición de una única función objetivo que agrupa todos los criterios. En este caso, la unificación se logra mediante el uso de tres técnicas ya conocidas, además del AHP, para la toma de decisión multicriterio: SWING, SMART y TRADE-OFF. Las capacidades del método propuesto, se muestran mediante su aplicación al diseño estratégico de la cadena de suministros (SC) de azúcar y etanol de la Argentina, utilizando cuestionarios realizados por un panel de expertos en el tema. Se puede demostrar que los factores de ponderación obtenidos mediante las técnicas estudiadas, difieren sustancialmente de los factores estándares provistos por diversos modelos de ponderación asociados a estudios de Análisis de Ciclo de Vida (LCA), los cuales son ampliamente usados en problemas de ingeniería. Por sobre todo, con el enfoque propuesto se puede obtener una solución que refleja las preferencias de los encargados de la toma de decisión y otorga una valiosa visión del problema.

3.1 Introducción

Los métodos MADM son ampliamente utilizados en problemas de toma de decisión discretos, en los que se debe seleccionar la mejor alternativa considerando múltiples criterios a partir de un conjunto finito de posibles soluciones. En esencia, las técnicas MADM cuantifican las preferencias de los encargados de la toma de decisión y las traducen en factores de ponderación que reflejan la importancia relativa de las opciones para la solución de un problema (Seuring 2013; Brandenburg *et al.*, 2014). Por lo tanto, los métodos MADM podrían ser utilizados para encontrar una solución atractiva entre el conjunto de Pareto de un problema MOO. Ningún trabajo de GrSCM mencionado en la Sección 2.1.1 considera las preferencias de las partes involucradas (*stakeholders*) a la hora de descartar o mantener puntos de Pareto. Por lo tanto, se pueden dejar fuera del análisis soluciones particularmente atractivas para quienes toman las decisiones. La propuesta aquí desarrollada, utiliza los métodos MADM para simplificar la resolución de problemas MOO. Existen dos ventajas principales al utilizar los métodos

MADM: por un lado, estos métodos permiten reducir los tiempos de cómputo asociados a la generación de un conjunto de Pareto al orientar la búsqueda de soluciones hacia una región específica de la frontera; por otro lado, permiten obtener cuantitativamente las preferencias de las partes involucradas, lo que simplifica el análisis postóptimo y proporciona una solución más realista al problema. Esto se logra, de la misma forma que en el capítulo anterior, definiendo una función objetivo unificada (suma ponderada) utilizando los factores de ponderación obtenidos mediante los métodos MADM. Estos pesos, correspondientes a los objetivos individuales, están asociados a las prioridades de los usuarios sobre las metas del problema. Al resolver el problema simplificado, se obtiene una única solución que refleja las preferencias de los usuarios de forma consistente.

En el contexto de la Gestión de Cadenas de Suministros (SCM), diversos autores han resuelto problemas MOO utilizando el método de la suma ponderada, un algoritmo que se basa en calcular iterativamente modelos monoobjetivo que optimizan una función unificada variando el valor de los factores de ponderación. Por ejemplo, Bojarski *et al.* (2009), aplican la suma ponderada para resolver un modelo lineal multiobjetivo para el diseño y planeamiento de una SC considerando criterios ambientales y económicos simultáneamente, mientras que Pinto-Varela *et al.* (2012) realizaron el diseño y planeamiento, bi-criterio, de una SC multiproducto siguiendo un enfoque similar. En estos trabajos, los factores de ponderación son generados aleatoriamente de forma tal de cubrir todo el rango de la región de Pareto. El enfoque propuesto en este capítulo se diferencia en que los factores de ponderación se obtienen utilizando métodos MADM para identificar los puntos de mayor interés de la región de Pareto de acuerdo a las preferencias de las partes involucradas.

Existen varios métodos MADM para obtener las preferencias de los encargados de la toma de decisión. Éstos básicamente difieren en su complejidad cognitiva. Entre los más populares, el SMART (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*) y el SWING (*Swing Weight Assessment*) son métodos de *ranking* que obtienen a partir de valoraciones de importancia, un conjunto de factores de ponderación para las opciones analizadas (Marler y Arora, 2004). El AHP, analizado en profundidad en el capítulo anterior, es el método más popular para la toma de decisión en situaciones complejas, donde varias opciones o criterios de diferente naturaleza deben ser evaluados conjuntamente (Saaty, 1980). Se parte de una estructura jerárquica del problema, y luego se realiza un conjunto de comparaciones entre las opciones u objetivos para establecer un orden de prioridad. Finalmente, la técnica *direct decomposed TRADE OFF* (TRADE OFF) es conocida por su compleja metodología de obtención de prioridades, dado que requiere un gran número de pasos y cálculos para tal fin. Sin embargo se la considera adecuada para casos donde existe un mayor grado de incertidumbre en las preferencias de las partes involucradas (Keeney y Raiffa, 1976).

La literatura sobre el uso combinado de métodos MADM con MOO es muy pobre, y aún más en el ámbito de SCM y GrSCM. Luego de una exhaustiva búsqueda, solamente se encontró un trabajo (Alidi, 1996) donde se utiliza el AHP para priorizar objetivos ambientales en un modelo MOO para resolver el manejo de residuos en la industria petroquímica. En el ámbito de SCM, los métodos MADM han sido utilizados generalmente como una

herramienta individual, sin asociarse a procesos de optimización, aplicada en la toma de decisiones asociadas a inversiones, transporte, logística y montaje (Pöyhönen y Hämäläinen, 2001). Como se mencionó anteriormente, el método MADM más utilizado es el AHP, encontrándose aplicaciones en problemas de SCM relacionados a la localización de nuevas instalaciones, diseño de productos, planeamiento, selección de proveedores y en la priorización de indicadores ambientales, entre otros (Varma y col., 2008).

De lo expuesto, y luego de una amplia revisión bibliográfica, se entiende que en la bibliografía no existe un análisis exhaustivo sobre el uso combinado de métodos MADM con algoritmos MOO. En este capítulo se desarrolla un enfoque sistemático para el diseño de SC sustentables a partir del uso de métodos MADM, que combinados con técnicas MOO permiten identificar puntos de Pareto interesantes para las partes involucradas. De esta forma, se reduce la complejidad analítica y computacional de este tipo de problemas. En lo que sigue del capítulo, se demuestra cómo los métodos MADM se pueden aplicar efectivamente en problemas de sustentabilidad a partir de la implementación de cuestionarios sencillos y se desarrolla una técnica para su integración con los modelos MOO. Las capacidades de esta propuesta (MADM + MOO) se muestran mediante la aplicación al diseño de cadenas de suministros que utilizan biomasa (caña de azúcar) como materia prima, un problema emergente en lo que respecta a la producción y consumo sustentable.

3.2 Planteo del problema

De forma similar a lo que se vio en el capítulo anterior (Sección 2.1.2), el diseño sustentable de una SC se puede formular matemáticamente como un problema de toma de decisión con múltiples criterios, en el cual los objetivos económicos y ambientales (o sociales) se optimizan simultáneamente. Este problema se puede plantear de forma general tal como se presentó en la sección 2.1.2:

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \{f_1(x,y), \dots, f_k(x,y), \dots, f_K(x,y)\} \\
 \text{s. a.} \quad & h(x,y) = 0 \\
 & g(x,y) \leq 0 \\
 & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0,1\}
 \end{aligned}
 \tag{P1}$$

Este modelo puede incluir una gran variedad de decisiones estratégicas, tácticas y operativas características de la planificación, representadas a través de variables continuas (x), binarias (y). La función objetivo posee K objetivos, cada uno representado por una función matemática $f_k(x,y)$, que pueden ser medidores del desempeño económico o ambiental. Las restricciones de igualdad y desigualdad están representadas por h y g , respectivamente.

La obtención de un conjunto de Pareto para este problema mediante alguno de los métodos estándares para MOO (ej.: suma ponderada, restricción épsilon, programación de metas, etc.), podría llevar a tiempos de computo excesivos dada la necesidad de resolver un número elevado de problemas de optimización, cada uno

de los cuales estará compuesto por un gran conjunto de variables binarias y enteras. Es por ello que, con la propuesta aquí presentada, se pretende identificar y calcular únicamente la solución que refleje de mejor manera las preferencias de los encargados de la toma de decisión.

3.3 Metodología propuesta

En esencia, la propuesta incluye resolver un único problema de optimización cuya función objetivo incluye todos los objetivos del problema mediante una suma lineal ponderada. Se va a utilizar cuatro métodos MADM para el cálculo de los factores de ponderación mediante la implementación de cuestionarios sencillos para el usuario. Luego, se discutirán los pros y contras de cada uno. La metodología propuesta comprende tres pasos que se muestran en la Figura 3.1.

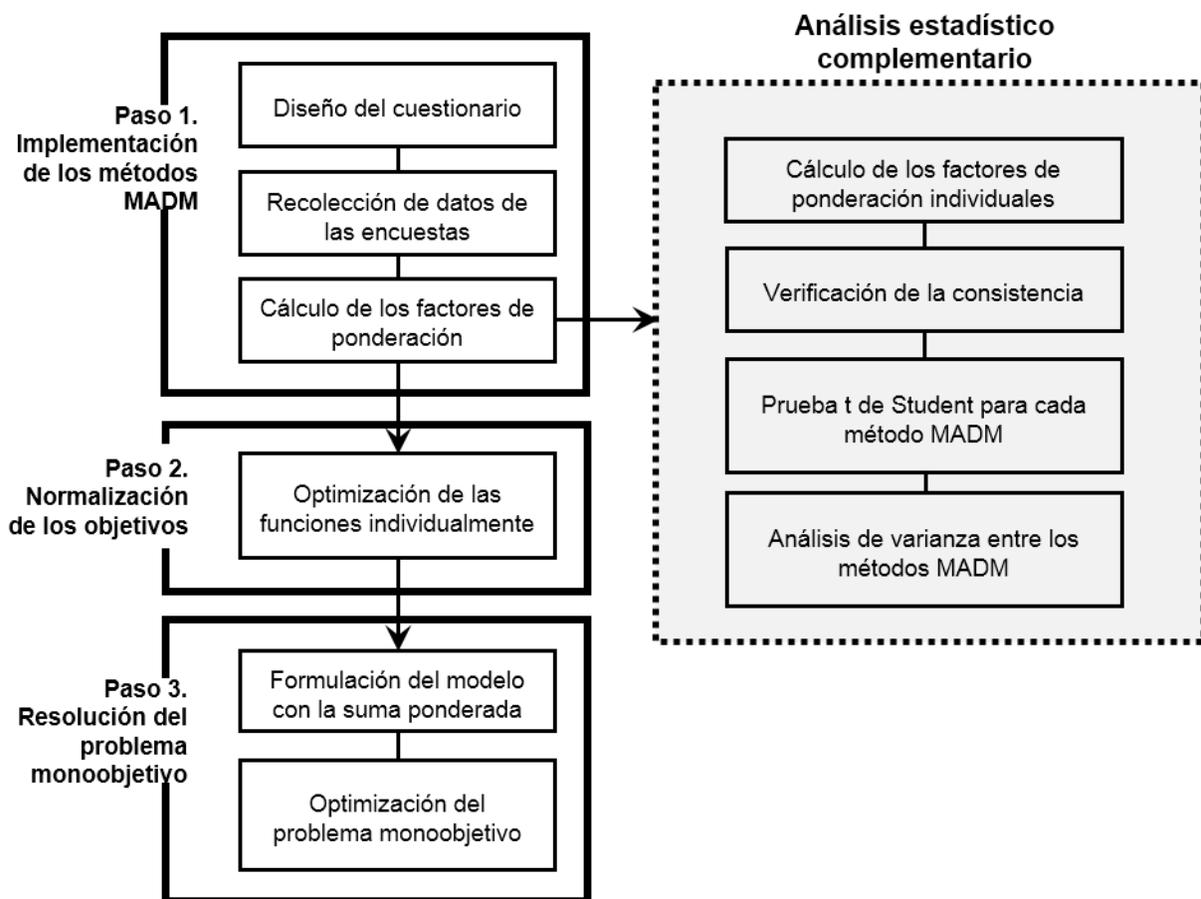


Figura 3.1. Diagrama de flujo de la metodología propuesta

3.3.1 Paso 1: Implementación de los métodos de ponderación multiatributo

Para construir el modelo monoobjetivo, se consideran cuatro metodologías MADM: SMART, SWING, AHP y TRADE OFF. Estos métodos poseen distintos niveles de complejidad, pero todos poseen el mismo marco teórico. De acuerdo con la revisión bibliográfica realizada, el AHP es el más utilizado, y ya fue analizado en el capítulo

primero, por lo tanto, acá se lo utilizará como punto de referencia para el análisis. La mayor ventaja del AHP es el uso de juicios redundantes, a través de una serie de comparaciones por pares, para promediar las inconsistencias del usuario y la flexibilidad para manejar atributos a partir de escalas incompletas o mal definidas. Por el contrario, sus principales debilidades radican en los potenciales cambios en el orden de prioridad en el resultado final respecto de un orden inicial propuesto, la interdependencia entre los criterios y el cálculo del vector propio. El método SMART, propuesto por Edwards (1977), y el SWING, desarrollado por von Winterfeldt y col. (1986), son procedimientos considerados como los más sencillos para aplicar con el fin de obtener un orden de prioridad. Por el contrario, el TRADE OFF, presentado por Keeney y Raiffa (1976), atribuye una función de utilidad a cada atributo posible para ayudar en la decisión sobre el mejor curso de acción a seguir en un problema dado (Bell *et al.*, 1977). El nivel de razonamiento necesario para el usuario en cada método aumenta de la siguiente forma: SMART < SWING < AHP < TRADE OFF.

Diseño del cuestionario

El cuestionario o encuesta se dirige, por lo general, al conjunto de personas responsables de la toma de decisiones, o sobre quienes impactarán las decisiones, o a expertos en el tema. El punto de partida para el enfoque propuesto consiste en que cada encuestado involucrado con la toma de decisiones, realice una clasificación, según la importancia, de los objetivos del problema. Con este fin, se genera un cuestionario que comprende tres partes (Ver Apéndice D): (1) una breve explicación sobre los resultados que se esperan obtener y la definición de la estructura jerárquica de los objetivos del problema; (2) establecimiento de un orden inicial, en el cual el encuestado debe asignar un lugar a cada objetivo según la importancia que le atribuye; (3) cuestionarios individuales adaptados a los métodos MADM seleccionados.

A continuación, se detallan de forma resumida las características de cada uno de los métodos seleccionados, a excepción del AHP que se vio en detalle en el capítulo anterior (Sección 2.2).

SMART: En este método se le solicita al encuestado asignar 10 puntos al objetivo menos importante y luego valorar al resto de forma creciente con múltiplos de 10 (Pöyhönen y Hämäläinen, 2001).

SWING: Para este método se introduce un escenario desfavorable hipotético, en el que todos los criterios están en su peor nivel. A partir de esta situación, el encuestado debe mover uno de los criterios al máximo valor posible y luego realizar el análisis para el resto. El primer movimiento se debe hacer para el criterio considerado como el más importante y se le asigna 100 puntos, mientras que las siguientes mejoras se representan como un porcentaje de este primer movimiento (Borcherding y col., 1991).

TRADE OFF: Este método enfrenta al usuario a un conjunto de perfiles hipotéticos, donde algunos de los criterios están en su máximo nivel y otros en el mínimo. Estas situaciones hipotéticas se denominan perfiles extremos. En primer lugar, el encuestado debe establecer un *ranking* de *k* perfiles extremos. De acuerdo a este *ranking*, se le

presentan al encuestado, pares de perfiles extremos con un criterio sin valorar en alguna de las opciones. El encuestado debe ajustar el valor de este criterio de forma tal que las alternativas se vuelvan igualmente atractivas. Este paso es equivalente a realizar valoraciones que establezcan la indiferencia entre conjuntos de objetivos del problema, a diferencia de los otros métodos donde siempre se realizan comparaciones priorizando un objetivo sobre otro. A partir de estos juicios de indiferencia, se obtienen dos perfiles \bar{X} e \bar{Y} que serán utilizados en el cálculo final de los factores de ponderación. Para mayores detalles, ver Schoemaker y Waid (1982). En la Figura 3.2, se ilustra el proceso descrito para este método.

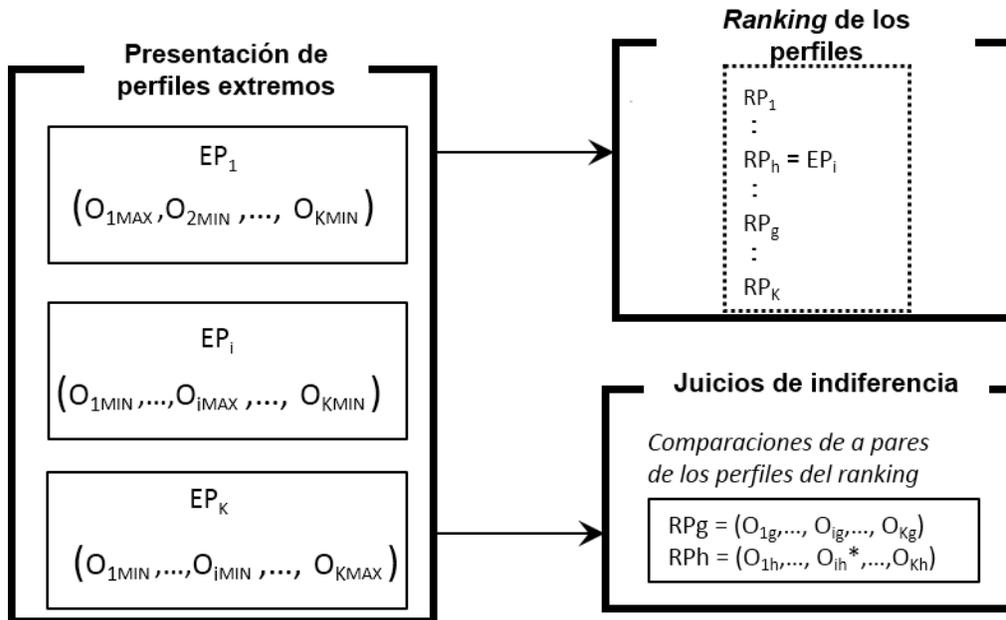


Figura 3.2. Esquema del método *Direct Decomposed TRADE OFF*

Cálculo de los factores de ponderación para los objetivos del problema

A partir de las respuestas a los cuestionarios, se pueden calcular los factores de ponderación para cada objetivo del problema siguiendo las metodologías de cada método MADM.

SMART y SWING: Sea q_{ij} el puntaje asignado por el encuestado j ($j = 1, \dots, N$) al objetivo i ($i = 1, \dots, K$). El factor de ponderación que el encuestado j le asigna al criterio i se puede calcular de según la Ec. 3.1.

$$\omega_{ij} = \frac{q_{ij}}{\sum_i q_{ij}} \quad (3.1)$$

Se debe calcular una consistencia interna para evaluar la incidencia de la escala utilizada en el proceso de obtención de los factores. La consistencia se define como el porcentaje de sujetos con al menos un cambio entre la escala de importancia, establecida al principio del cuestionario, y los pesos finales obtenidos. Si la consistencia

alcanza un nivel adecuado (menos del 10-20% de inconsistencias), se acepta el conjunto de pesos, caso contrario, se cambia la escala y se debe reiniciar el proceso.

TRADE OFF: el encuestado j debe hacer $\frac{1}{2}(K^2-K)$ juicios de indiferencia. Los perfiles promedio de las comparaciones realizadas, expresados como $\bar{X} = (x_1, x_2, \dots, x_K)$ e $\bar{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_K)$, son utilizados para calcular la importancia relativa de los K objetivos. Adicionalmente, se le pide al encuestado elegir una función de utilidad v para cada objetivo. Esta función, representa la contribución del objetivo al desempeño global. Generalmente se asume una función lineal, sin embargo, este método permite incluir otras funciones como la marginalmente decreciente (*marginally diminishing*) $v(z) = 10\sqrt{z}$, la contra-sigmoide (*counter S-shaped*) $v(z) = (100\sqrt{z})/(\sqrt{z} + \sqrt{100-z})$ y la marginalmente creciente (*marginally increasing*) $v(z) = z^2/100$, además de la lineal $v(z) = z$ (siendo z una variable genérica). La importancia relativa entre dos objetivos se puede calcular de la siguiente manera para el usuario j :

$$a_{stj} = \frac{v_{tj}(y_{tj}) - v_{tj}(x_{tj})}{v_{sj}(x_{sj}) - v_{sj}(y_{sj})} \quad s, t = 1, 2, \dots, K \quad (3.2)$$

Con estos valores se construye una matriz de coeficientes A_j (de forma similar al AHP) y los factores de ponderación finales se obtienen de la misma forma que en el método del AHP (sección 2.2). Este método permite además manejar la incertidumbre en las preferencias construyendo matrices adicionales usando otras funciones de utilidad en la Ec. 3.2. Como último paso, se realiza un cálculo de consistencia para validar la fiabilidad del conjunto de pesos obtenidos, utilizando la razón de consistencia CR (Ec. 2.2). Si se calculan varias matrices con distintas funciones de utilidad, se calculan los pesos finales a partir de aquella que posee el mejor CR .

Unificación de las preferencias

De forma idéntica a lo visto en la sección 2.2.1, se deben unificar las preferencias de los usuarios según el comportamiento del grupo de encuestados para obtener los pesos finales a utilizar en la función objetivo unificada. Si el grupo actuó de manera conjunta, dejando de lado sus preferencias y experiencias personales, entonces se deben unificar los juicios individuales (los valores de las comparaciones) según el método AIJ, y si cada encuestado lo hizo independientemente del resto, se deben unificar las prioridades individuales (los factores de ponderación) utilizando el método AIP.

En este caso, el conjunto de encuestados, perteneciente a la Universidad de Manchester (Gran Bretaña), actuó de forma independiente por lo que los pesos finales para cada objetivo se calcularon utilizando la media aritmética de los pesos individuales (AIP). Por lo tanto, los pesos finales ω_i a incluir en la función objetivo única para resolver el problema P1 se obtienen según la Ec. 3.3, siendo N el número de encuestados.

$$\omega_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^N \omega_{ij} \quad (3.3)$$

Adicionalmente a este paso, se puede realizar un análisis estadístico para determinar el grado en el que la media aritmética representa al conjunto de encuestados (las partes involucradas en el problema). Para esto, se pueden realizar dos cálculos: (i) una prueba *t de Student* para verificar si el conjunto de los pesos individuales verifica una distribución normal para cada método; y (ii) un análisis de varianza (ANOVA) para verificar si las diferencias entre las medias de los métodos MADM son significativas.

3.3.2 Paso 2: Normalización de los objetivos

Como se mencionó antes, la naturaleza de los objetivos del problema y las unidades en que se los mide, pueden ser diferentes y es necesario homogeneizarlos. Para esto, cada uno de los objetivos se optimiza individualmente para identificar las soluciones extremas del modelo P1 (ya que son puntos de Pareto). Sean (x^i, y^i) las variables de decisión resultantes de la optimización del objetivo i ($i = 1, \dots, K$). Los límites superior \overline{f}_i e inferior \underline{f}_i para cada objetivo se calculan de la siguiente manera:

$$\overline{f}_i = \max \{f_i(x^1, y^1), \dots, f_i(x^K, y^K)\}$$

$$\underline{f}_i = \min \{f_i(x^1, y^1), \dots, f_i(x^K, y^K)\}$$

3.3.3 Paso 3: Construcción del problema monoobjetivo

En este paso se construye la función objetivo que agrupa los objetivos del problema, utilizando los factores de ponderación obtenidos en el paso 1 y los límites de los objetivos definidos en el paso 2. Se puede formular entonces el problema monoobjetivo de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{i=1}^K \omega_i \frac{f_i(x, y) - \underline{f}_i(x, y)}{\overline{f}_i(x, y) - \underline{f}_i(x, y)} \\ \text{s. a.} \quad & h(x, y) = 0 \\ & g(x, y) \leq 0 \\ & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (P2)$$

La resolución de este problema con un solo objetivo, devolverá una única solución de Pareto para cada conjunto de factores de ponderación obtenido con los métodos MADM. Estos puntos de Pareto reflejarán las preferencias de los encuestados cuantificadas mediante distintas metodologías. Queda claro entonces que, al resolver un problema con un solo objetivo, se reduce la complejidad del modelo P1 desde el punto de vista de la obtención y análisis de los puntos de Pareto, ya que se calcula y analiza una única solución.

3.4 Caso de estudio

En esta sección se aplica la metodología propuesta para resolver el problema de diseño y planeamiento estratégico de la SC de azúcar y etanol en la Argentina (Apéndice A). El modelo busca encontrar la configuración que optimiza simultáneamente el desempeño económico y ambiental de la SC. El modelo matemático utilizado se puede ver en el Apéndice B, salvo que no se impondrá a través del mismo el cumplimiento estricto de la demanda de los mercados. Se consideran doce objetivos para el problema de diseño: las once categorías de impacto pertenecientes al Eco-indicador 99 (EI99) y un objetivo económico. El conjunto de objetivos ambientales está descrito en el Apéndice C, y los detalles sobre los cálculos de inventario del LCA fueron tomados de Mele y col. (2011).

Para los cálculos de los factores de ponderación se encuestó a un grupo de cuarenta personas del ámbito universitario relacionados con cuestiones ambientales y de procesos, haciendo las veces de partes involucradas en el problema. De estas cuarenta personas, un primer grupo estuvo compuesto por veinticinco estudiantes de máster en ingeniería y un segundo grupo por quince investigadores (estudiantes de doctorado, posdoctorado y profesores). Los miembros de ambos grupos se encontraban familiarizados con la metodología del LCA y con la optimización de procesos. La razón de encuestar un grupo grande de personas fue obtener resultados de los métodos MADM estadísticamente representativos a partir de los cuestionarios. Cabe decir que, para resolver el problema en un escenario real, es necesario realizar las encuestas a las verdaderas partes involucradas (industriales, políticos y profesionales del sector), para reflejar en los resultados las preferencias de las personas que tienen el poder de decisión sobre la SC o sobre quienes influirán las decisiones que se tomen.

3.4.1 Cálculo de los factores de ponderación

Los métodos MADM seleccionados se implementaron a través de cuestionarios digitales (ver Apéndice D). Inicialmente se construye la estructura jerárquica de los objetivos del problema, necesaria para el AHP (Figura 3.3). Para lograr consistencia con los resultados de las metodologías MADM, para el AHP, SMART y SWING, se emplea un solo nivel con los doce objetivos del problema, a diferencia del capítulo anterior donde se contempló una estructura de dos niveles. Dado que el método TRADE OFF presenta una elevada complejidad en su aplicación, se considerarán sólo tres objetivos ambientales, representados por las categorías de daño definidas en el EI99: Salud Humana, Calidad del Ecosistema y Recursos Naturales (Apéndice C). De esta forma, sólo es necesario definir seis perfiles extremos hipotéticos, para que los encuestados realicen los juicios de indiferencia. Los límites de estos perfiles extremos se corresponden con las soluciones extremas obtenidas para cada objetivo optimizado independientemente. Para confirmar que las indicaciones en los cuestionarios eran claras y que fueran correctamente entendidas por los encuestados, se realizó una prueba preliminar con diez personas al azar. Luego de obtener resultados satisfactorios, se determinó además que el tiempo promedio para responder la encuesta fue de 45 minutos.

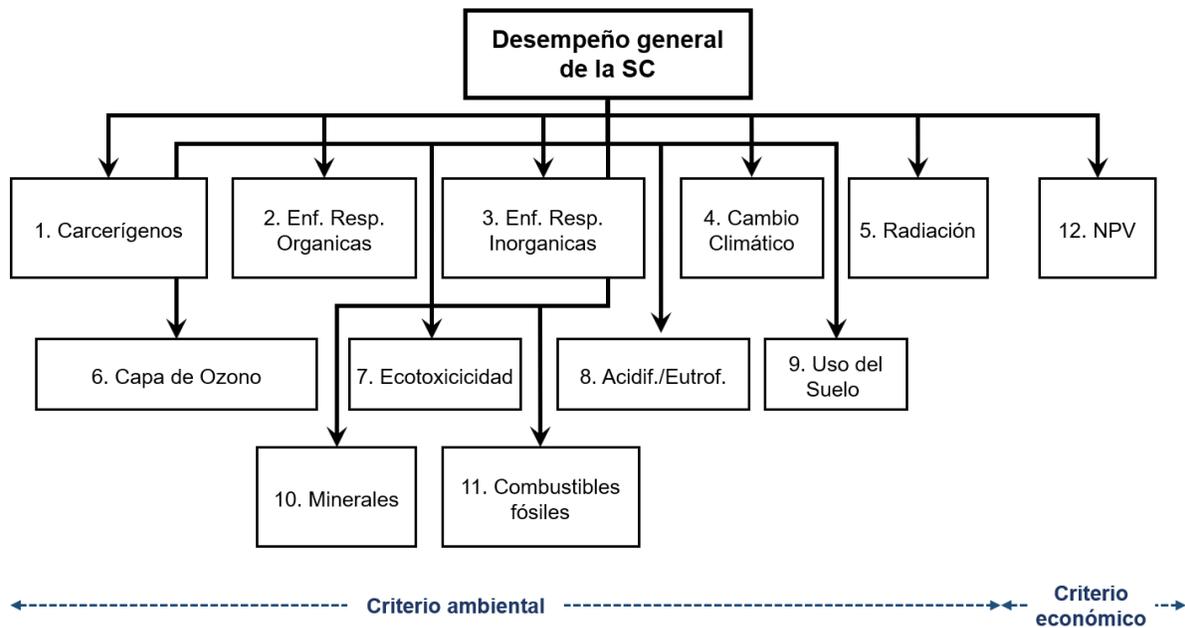


Figura 3.3. Estructura jerárquica de los objetivos económicos y ambientales para la aplicación del método AHP (todos los objetivos están en el mismo nivel de jerarquía)

El primer paso del cuestionario, antes de la aplicación de los métodos MADM, consiste en establecer un orden de prioridad de los objetivos en una escala de 1 a 12, siendo 1 el valor correspondiente al de mayor importancia, y 12 al de mínima. Los promedios de los valores asignados por los encuestados y su desviación estándar se pueden ver en la Figura 3.4.

Los resultados indican que los impactos ambientales asociados a Sustancias Cancerígenas y al Cambio Climático son considerados como los más importantes, mientras que Uso del Suelo y Extracción de Minerales son considerados los menos importantes. Esto puede deberse a que los primeros dos impactos son muy populares en la prensa y estudios ambientales. Cabe notar que este comportamiento del grupo de encuestados ya se había evidenciado en las encuestas del capítulo anterior con un grupo diferente de personas. Por ejemplo, el cambio climático es considerado como uno de los desafíos más importantes que enfrenta la humanidad actualmente, mientras que el cáncer es una enfermedad que afecta a cualquier persona directa o indirectamente. El objetivo económico (NPV) se encuentra posicionado, en promedio, por detrás de nueve impactos ambientales, pero antes de los dos criterios peor valorados. Además, el NPV presenta el mayor desvío estándar entre los criterios, lo que evidencia una disparidad muy grande entre las opiniones de los encuestados. En este sentido se puede acotar que, en un caso real donde opinan las partes involucradas, este resultado puede variar significativamente. Como se vio en la sección 2.4.1, al consultar a empresarios y profesionales de la industria azucarera del NOA sobre la importancia relativa de entre la obtención de beneficios económicos y el cuidado del medio ambiente, se obtuvo

un factor de ponderación de 0,6948 para lo económico, contra 0,3052 para lo ambiental, es decir que, dentro de las prioridades del sector azucarero, lo económico es 2,28 veces más importante que lo ambiental.

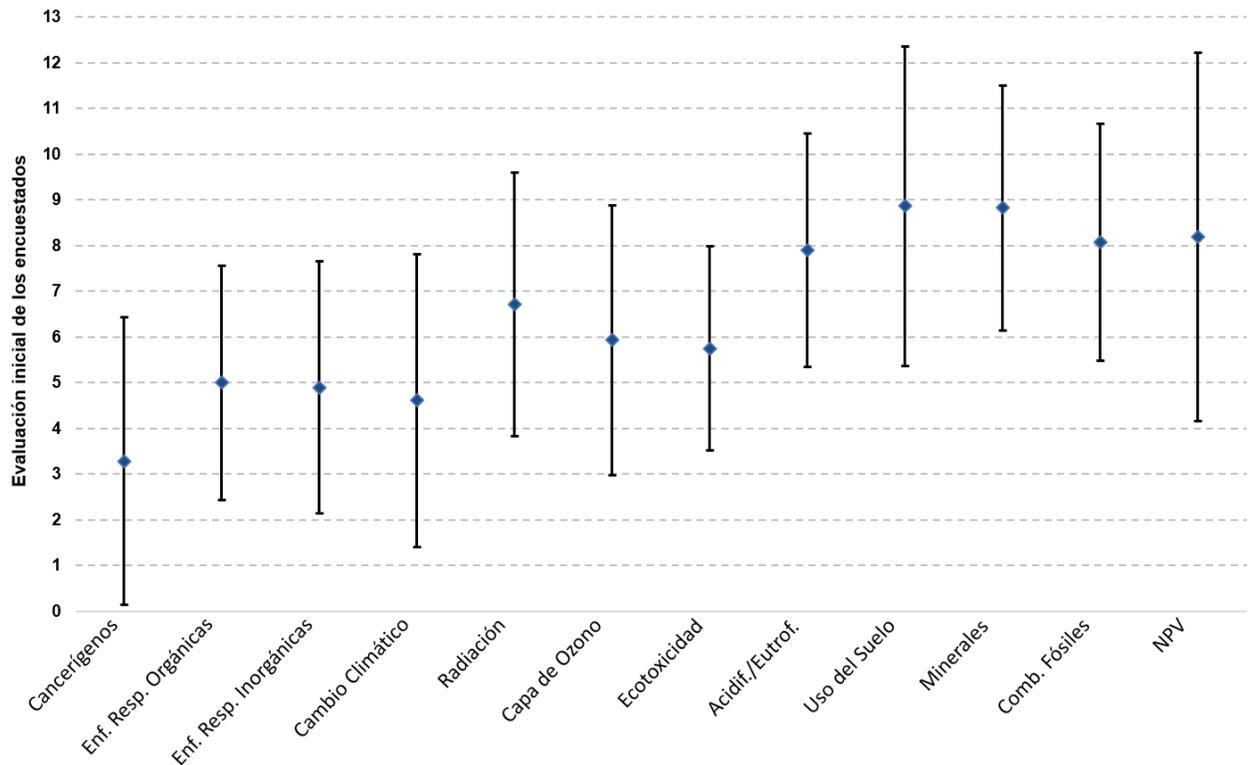


Figura 3.4. Valoración de los criterios ambientales y económicos. El valor promedio está representado con diamantes mientras que el desvío estándar con barras de error

A partir de las secciones siguientes de los cuestionarios se pudo traducir las preferencias de cada encuestado en factores de ponderación utilizando las metodologías MADM. Luego, se utilizó una prueba *t de Student* para verificar si los pesos obtenidos para cada objetivo seguían una distribución normal, de forma tal que la media aritmética pudiese representar satisfactoriamente al grupo de los cuarenta encuestados. Después de confirmar la normalidad para cada objetivo, se estudió si las diferencias entre las medias de los factores de ponderación presentaban diferencias estadísticamente significativas entre los métodos SMART, SWING y AHP (Como se mencionó ante, nótese que para el TRADE OFF, por simplicidad, se calcularon los pesos para las tres categorías de daño del E199 en lugar de los once impactos individuales). Para esto se aplicó un análisis ANOVA combinado con una prueba *t de Student*. Se pudo determinar que los promedios de los pesos calculados con diferentes métodos MADM son significativamente diferentes (valor $p < 0,05$). Por lo tanto, es de esperarse que los resultados lleven a configuraciones diferentes de la SC.

Comparación de los resultados obtenidos para las categorías de daño del E199

Para poder comparar los cuatro métodos simultáneamente, se agrupan los impactos ambientales según las categorías de daño del EI99: Salud Humana, Calidad del Ecosistema y Recursos Naturales (Apéndice C). Los factores de ponderación de estas categorías, para el SMART, SWING y AHP, se calculan mediante la suma de los pesos de los impactos individuales que forman parte de ella. En el caso del TRADE OFF, los factores de ponderación se calculan directamente de los cuestionarios. En la Tabla 3.1 se muestran los resultados obtenidos.

Tabla 3.1. Factores de ponderación para los criterios económicos y ambientales (categorías de daño). Los pesos corresponden a la media de todo el grupo de encuestados

<i>Criterio</i>	<i>AHP</i>	<i>SMART</i>		<i>SWING</i>		<i>TRADE OFF</i>	
		<i>Peso</i>	<i>Distancia euclídea al AHP</i>	<i>Peso</i>	<i>Distancia euclídea al AHP</i>	<i>Peso</i>	<i>Distancia euclídea al AHP</i>
Ambiental Global	0,9426	0,9389	0,0037	0,9192	0,0234	0,9406	0,0020
Salud Humana	0,6429	0,6312	0,0117	0,5625	0,0804	0,6124	0,0305
Calidad del Ecosistema	0,1987	0,1880	0,0107	0,2206	0,0219	0,2144	0,0157
Recursos Naturales	0,1010	0,1197	0,0187	0,1361	0,0351	0,1138	0,0128
Económico (NPV)	0,0574	0,0612	0,0038	0,0808	0,0234	0,0594	0,0020

Como se mencionó anteriormente, en todos los casos, el criterio económico recibió mucha menor importancia que los objetivos ambientales. Esto puede deberse a que el conjunto de encuestados pertenece a un ambiente académico y no industrial. Se puede observar también, a partir de la distancia euclídea, que el TRADE OFF es el método más próximo al AHP, lo que puede deberse a la mayor complejidad y similitud de sus metodologías en el uso de matrices para la obtención final de los pesos.

Los factores de ponderación obtenidos con los métodos MADM para las categorías ambientales se compararon luego con los definidos en el EI99: individualista, igualitario y jerárquico (Apéndice C). Para visualizar más en profundidad la comparación, se utiliza un diagrama ternario, tal como se muestra en la Figura 3.5.

Se puede observar en el diagrama que los resultados obtenidos con los cuatro métodos MADM se asemejan más a la perspectiva individualista del EI99, siendo que esta metodología recomienda el uso de la perspectiva jerárquica como estándar. Esto confirma la idea de que los factores de ponderación dependen fuertemente de la opinión de los expertos en el tema. Por lo tanto, se puede argumentar que se establecen mejores factores de ponderación al considerar las preferencias de las partes involucradas en el problema, ya que sus prioridades reflejan la capacidad, experiencia y cultura en él.

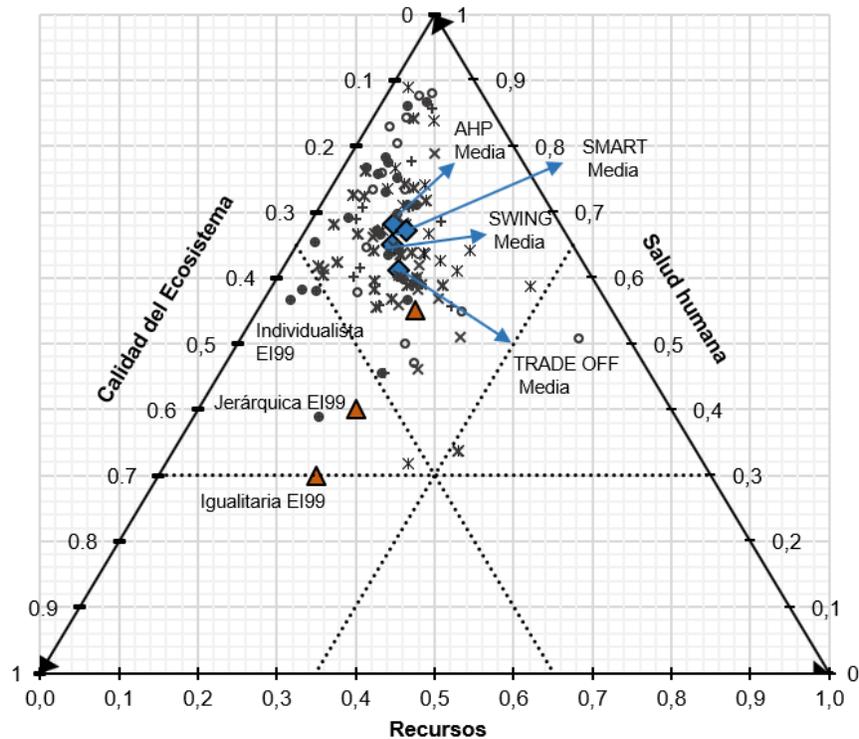


Figura 3.5. Perspectiva cultural de los encuestados de acuerdo con los pesos obtenidos con los cuatro métodos MADM. Los puntos con diamantes representan los factores de ponderación promedio de cada método MADM, mientras que los triángulos, los del EI99. Los factores de ponderación de cada encuestado están representados de la siguiente manera: ○ AHP, * SMART, x SWING, + TRADE-OFF

Comparación de los resultados obtenidos para los impactos individuales

Para analizar más detalladamente los resultados obtenidos con los métodos MADM, se presentan en la Tabla 3.2 los factores de ponderación para los once objetivos ambientales, comparados con las perspectivas individualista y jerárquica del EI99 (Recuérdese que para el método TRADE OFF no se calcularon estos pesos dada la gran cantidad de información necesaria). La última fila en la tabla, muestra la distancia euclídea con respecto a los pesos obtenidos con el AHP.

Desde este punto de vista, se puede observar que las soluciones con los métodos MADM son cercanas unas de otras, y que distan significativamente de las propuestas por las distintas perspectivas del EI99. Esto refuerza la idea de que las prioridades para un problema dado, tienen que reflejar las preferencias de las partes involucradas, y que utilizar valores propuestos por otros enfoques o metodologías puede conducir a resultados inadecuados. Dado que los impactos ambientales están correlacionados entre sí, como se demostró en el capítulo anterior (Sección 2.5), se puede esperar que pequeños cambios en los factores de ponderación de los objetivos se vean reflejados en pequeñas variaciones en las estructuras de la SC. Los tres métodos estudiados presentan resultados similares (distancias euclídeas bajas), entre ellos, los resultados obtenidos con el SWING

son los que más difieren del AHP (mayor distancia euclídea), en cambio, los factores de ponderación de las perspectivas del EI99 difieren notablemente de los métodos MADM.

Tabla 3.2. Factores de ponderación para las categorías individuales de impacto ambiental utilizando las técnicas MADM y las perspectivas culturales del EI99

<i>Categoría de impacto</i>	<i>Métodos MADM</i>			<i>Perspectivas del EI99</i>	
	<i>AHP</i>	<i>SMART</i>	<i>SWING</i>	<i>Individualista</i>	<i>Jerárquica</i>
Cancerígenos	0,1655	0,1479	0,1156	0,0647	0,0521
Enf. Respiratorias (inorgánicas)	0,1108	0,1092	0,0933	0,3479	0,2775
Enf. Respiratorias (orgánicas)	0,1045	0,1056	0,0934	0,0022	0,0018
Cambio Climático	0,0971	0,1070	0,1024	0,0772	0,0622
Radiación	0,0900	0,0700	0,0681	0,0009	0,0007
Capa de Ozono	0,0751	0,0914	0,0898	0,0071	0,0057
Ecotoxicidad	0,0635	0,0848	0,0894	0,0474	0,0474
Acidificación/Eutrofización	0,0801	0,0557	0,0695	0,0220	0,0220
Uso del Suelo	0,0550	0,0475	0,0617	0,2307	0,2307
Minerales	0,0526	0,0585	0,0635	0,0050	0,0053
Combustibles Fósiles	0,0484	0,0612	0,0725	0,1950	0,2947
Distancia euclídea	0	0,0487	0,0719	0,3848	0,4033

3.4.2 Cálculo de las soluciones extremas para la normalización de los objetivos del problema

Los objetivos del problema se normalizan utilizando las soluciones extremas que surgen de optimizar cada uno de ellos individualmente. Para ello, se resuelve un modelo monoobjetivo que minimiza el valor de cada uno de los doce criterios considerados en el problema. Cada uno de estos modelos contiene 33.223 restricciones, 32.335 variables continuas y 7.308 variables discretas. Los modelos se calcularon utilizando la herramienta CPLEX 12.6.2 en el entorno de GAMS (*General Algebraic Modelling System*), versión 24.5.4, en una computadora con un procesador Intel Core i7 y 8Gb de RAM. El tiempo de cómputo fue de entre 1,3 y 5,1 segundos dependiendo de la función objetivo que se estaba optimizando. En la Tabla 3.3 se muestran los valores extremos para los objetivos del problema.

Por último, se construye el modelo con un solo objetivo usando los pesos obtenidos a partir de los MADM en la sección 3.4.1, junto con los valores extremos aquí calculados. La resolución del modelo monoobjetivo, utilizando el mismo programa y computadora antes mencionados, tardó 264 segundos en promedio para los cuatro conjuntos de factores de ponderación calculados en la Tabla 3.2, para el SMART, SWING y AHP, y en la Tabla 3.1 para el TRADE-OFF.

Tabla 3.3. Valores extremos para la normalización de los objetivos

<i>Objectives</i>	\underline{f}_i	\overline{f}_i
Cancerígenos (DALY)	1.62×10^6	4.45×10^7
Enf. Respiratorias (inorg.) (DALY)	3.36×10^4	7.78×10^4
Enf. Respiratorias (org.) (DALY)	5.15×10^8	1.14×10^9
Cambio Climático (DALY)	-2.59×10^8	-9.71×10^7
Radiación (DALY)	1.52×10^5	3.39×10^5
Capa de Ozono (DALY)	6.61×10^3	1.48×10^4
Ecotoxicidad (m ² ·año)	5.68×10^6	1.27×10^7
Acidificación/Eutrofización (m ² ·año)	2.44×10^8	5.43×10^8
Uso del Suelo (m ² ·año)	5.65×10^8	1.25×10^9
Minerales (MJ)	1.51×10^6	3.35×10^6
Combustibles Fósiles (MJ)	7.43×10^7	1.66×10^8
NPV (\$)	-2.34×10^7	8.55×10^8

3.4.3 Resultados y discusión

Para presentar los resultados con mayor claridad, en primer lugar, se considera un problema bi-criterio en el cual se calcula el criterio económico (NPV) y un indicador general ambiental (EI99). Se utiliza una gráfica de dos dimensiones para mostrar las soluciones al problema general (Figura 3.6). En ella, se pueden observar los resultados obtenidos para el problema multicriterio proyectados en dos dimensiones (el NPV y el indicador ambiental). Los valores del indicador ambiental son calculados a partir de los pesos obtenidos con los métodos MADM, y también se incluyen las soluciones con los pesos de las perspectivas individualista y jerárquica del EI99 (Tabla 3.2). Dado que la metodología del EI99 no incluye una consideración sobre criterios económicos, el factor de ponderación utilizado en el modelo para el NPV utilizado para los casos del EI99 es un valor extraído de la bibliografía (Dechanpanya, 1998). Recuérdese que en este análisis no se consideró en las encuestas la comparación entre aspectos económicos y ambientales. El valor implementado es de 0,18 y los pesos ambientales son corregidos para ajustar su suma a 0,82. Adicionalmente se muestra la frontera de Pareto para el problema bi-criterio que considera el EI99 y el NPV como objetivos. Estos puntos se calcularon utilizando el método ϵ -constraint (Haines, 1973). El tiempo para generar un punto de Pareto fue de entre 10 y 120 segundos (en la misma computadora ya mencionada). Cabe notar que las soluciones para el problema general son óptimos de Pareto en el espacio multidimensional, pero pueden ser sub-óptimos en el espacio bi-dimensional NPV-EI99.

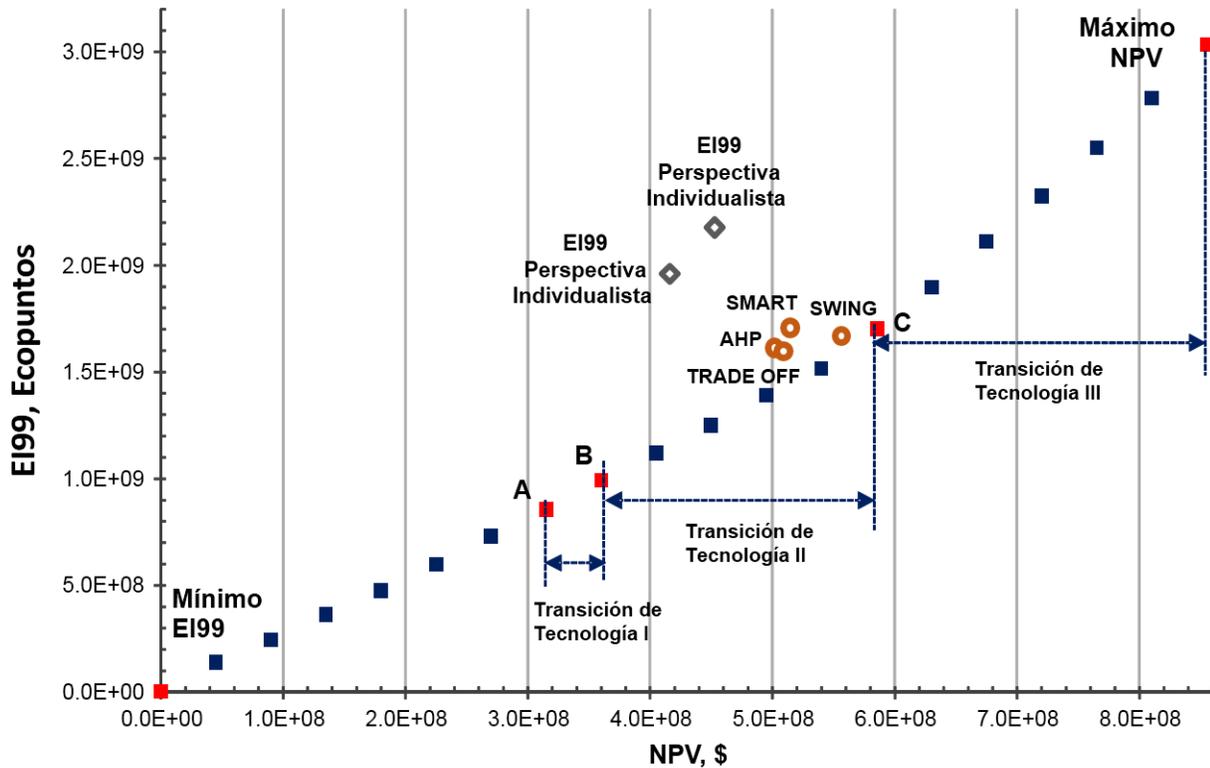


Figura 3.6. Posición relativa de las soluciones obtenidas mediante la suma ponderada respecto a una curva de Pareto bi-criterio entre el eco-indicador y el NPV. □ frontera de Pareto bi-criterio, ○ Soluciones utilizando los métodos MADM, ◇ Soluciones utilizando las perspectivas del EI99

Los cuadrados rojos en ambos extremos de la curva de Pareto son las soluciones que presentan menor impacto ambiental y máximo NPV. Cada punto de la curva de Pareto está caracterizado por una diferente distribución geográfica de las instalaciones, selección de tecnologías de producción, número de plantas y conexiones para el transporte de los productos terminados. Particularmente, se pueden identificar tres tipos principales de soluciones, según la tecnología utilizada para la producción de etanol. Este salto de tecnologías se da en los puntos A, B y C. Desde A hasta B, la solución del modelo decide producir alcohol a partir de melazas; en B, el etanol se produce exclusivamente a partir de miel, mientras que en C la producción directa a partir de caña toma lugar dejando de lado los productos intermedios.

En las secciones siguientes se presenta un análisis comparativo considerando tres aspectos de las soluciones óptimas: desempeño económico y ambiental, topología de la SC y satisfacción de la demanda.

Desempeño económico y ambiental

Para continuar con el análisis de las soluciones obtenidas, se las grafica ahora en un diagrama de coordenadas paralelas (Figura 3.7). En esta gráfica se muestran los valores normalizados de las funciones objetivo, unidas por una línea para cada solución. Se comparan las cuatro soluciones obtenidas utilizando los métodos MADM con otras tres soluciones óptimas: la solución con el máximo NPV y las soluciones generadas con las perspectivas del

EI99 (individualista y jerárquica). Para simplificar la comparación entre las alternativas, el desempeño de los objetivos ambientales y económicos se normaliza de acuerdo con la Ec. 3.4 (como en P2).

$$\hat{f}_k = \frac{f_k(x, y) - \underline{f}_k(x, y)}{\overline{f}_k(x, y) - \underline{f}_k(x, y)} \quad (3.4)$$

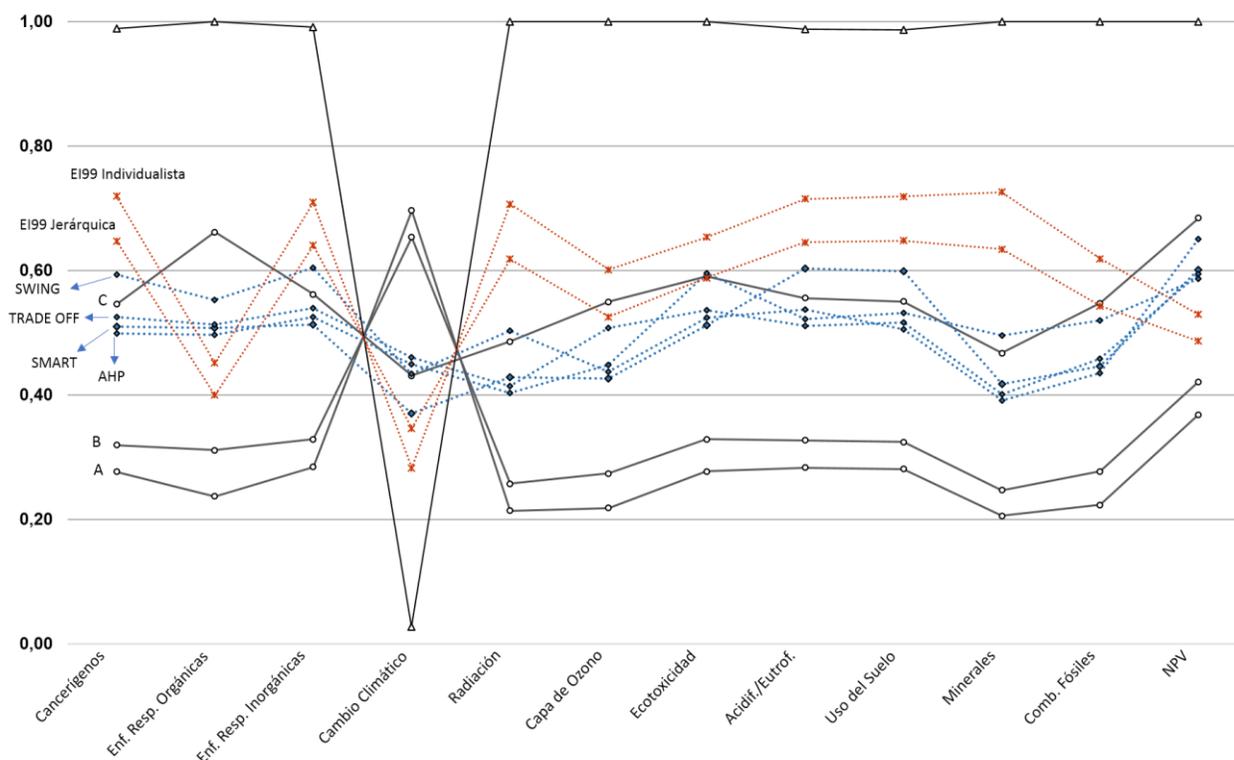


Figura 3.7. Diagrama de coordenadas paralelas para el desempeño ambiental y económico. Las líneas punteadas representan las soluciones: para los cuatro métodos MADM (diamantes) y dos de las perspectivas del EI99 (estrellas). La línea continua muestra la solución con el máximo NPV

Como se puede observar, una disminución en los impactos ambientales está asociada a una disminución del NPV, con excepción del Cambio Climático que tiende a disminuir para valores mayores de NPV. Esto último sucede dado que, al aumentar la producción (mayor NPV), se necesita mayor cantidad de cultivo, lo cual ayuda a mitigar el calentamiento global, y por ende el cambio climático, ya que la caña de azúcar captura dióxido de carbono atmosférico. Por lo tanto, al incrementar el número de plantaciones de caña de azúcar, tanto el NPV como el indicador de Cambio Climático, mejoran. Esto no sucede con otros indicadores, dado que el cultivo de la caña trae asociado un consumo de recursos, por ejemplo, fertilizantes, que empeora el desempeño en otras categorías.

En relación a las soluciones obtenidas mediante la metodología propuesta, se puede ver que el SWING posee el mejor desempeño económico, mientras que el SMART alcanza el menor potencial de cambio climático. Sumado a esto, se puede ver que el SMART, el AHP y el TRADE OFF tienen desempeños económicos similares. Sin embargo, los niveles de impacto ambiental alcanzados por cada uno, difieren notablemente, excepto en la categoría de combustibles fósiles.

Topología de la cadena de suministros

A continuación, se evalúan las configuraciones de la SC obtenidas para las soluciones antes vistas. Como se puede ver en la Figura 3.6, los diseños de la SC producidos por los métodos MADM están localizados en el intervalo BC, donde se produce el segundo cambio de tecnología para la producción de bioetanol. En este intervalo, predomina la producción de azúcar blanco y crudo, con el etanol producido principalmente a partir de miel. Sin embargo, cerca del punto C, el modelo selecciona la tecnología de producción de bioetanol directamente a partir de caña de azúcar sin producción intermedia de azúcar y mieles.

Las configuraciones obtenidas para el primer período (año 1) del horizonte de optimización se presentan en la Tabla 3.4. Se muestra el número y tipo de instalaciones necesarias para la obtención de los productos y los medios de transporte para la entrega de azúcar blanco, azúcar crudo y bioetanol en los mercados (la nomenclatura para las regiones y tecnologías se consignan en el Apéndice A). Por ejemplo, la solución con el máximo NPV, en el primer año, instala una planta con la tecnología T2 y otra con la T4 en la región G13, tres plantas de la tecnología T3, una de la T4 y una de la T5 en la región G16, y una planta de T5 en la región G17. Además, se requiere para el transporte de los productos hacia los mercados, 260 camiones medianos y 232 camiones cisterna.

Como se vio anteriormente, tanto las soluciones obtenidas con los métodos MADM como las del EI99, parten de un valor elevado de los pesos de los impactos ambientales comparados con la ponderación otorgada al criterio económico. De acuerdo con esto, el modelo decide instalar más plantas productivas en estas soluciones, comparadas con el diseño de máximo NPV. Además, algunas instalaciones se establecen en nuevas regiones con disponibilidad de materia prima: Santa Fe para el SMART, SWING y TRADE OFF; Santa Fe y Misiones para el EI99. Esta descentralización de la producción facilita el autoabastecimiento de las regiones productoras, tanto como la capacidad de cultivo lo permite. Consecuentemente, se reduce el impacto ambiental asociado al transporte (principalmente etanol), que es relativamente mayor al asociado al funcionamiento de las instalaciones. Cabe notar que, en estructuras más centralizadas, los flujos de materiales y las distancias a recorrer por el transporte, son notablemente mayores. Prueba de ello es que la cantidad de camiones cisterna necesarios en las soluciones obtenidas con los métodos MADM, se reduce marcadamente, a pesar de que el número de camiones medianos permanece aproximadamente constante (transporte de azúcar). Tucumán resulta el centro productivo principal

en todas las soluciones, dada su gran capacidad de producción de materia prima, mientras que Misiones sólo produce etanol en las soluciones del EI99 debido a su baja capacidad de producción de caña.

Tabla 3.4. Configuraciones óptimas de la SC para cada solución en el primer año. El tipo y número (entre paréntesis) de plantas productivas y medios de transporte se muestran para cada caso

<i>Plantas (NP)</i>	<i>Máximo NPV</i>	<i>Métodos MADM</i>			<i>Perspectivas del EI99</i>		
		<i>SMART</i>	<i>SWING</i>	<i>AHP</i>	<i>TRADE OFF</i>	<i>Jerárquica</i>	<i>Individualista</i>
Misiones (G09)	-	-	-	-	-	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)
Salta (G13)	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1) T5 (1)	T5 (1)	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)
Tucumán (G16)	T2 (3) T4 (1) T5 (1)	T2 (3) T4 (1)	T2 (3) T4 (1)	T2 (3) T4 (1)	T2 (3) T4 (1)	T2 (1) T4 (1) T5 (2)	T2 (1) T4 (1) T5 (2)
Jujuy (G17)	T5 (1)	T5 (1)	T5 (1)	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)	T5 (1)	T5 (1)
Santa Fe (G18)	-	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)	-	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)	T2 (1) T4 (1)
Transporte							
Camión mediano	260	232	231	227	233	123	95
Camión cisterna	232	24	42	22	26	71	77

En la Figura 3.8 se puede ver, a modo de ejemplo para el método SMART, el diseño de la red de distribución de los productos (azúcar blanco y crudo, y bioetanol) desde los centros de producción hacia los almacenes de las distintas regiones de la Argentina.

Con los métodos SMART y SWING se decide instalar la misma cantidad de plantas, y en las mismas regiones: 4 plantas de bioetanol y 5 plantas para producción de azúcar. Algo que concuerda con lo visto anteriormente, donde se vio la similitud que presentaban estas dos soluciones. En todos los casos, Tucumán es el proveedor de azúcar y etanol de todas las regiones próximas, incluida Santa Fe, donde a pesar de tener instalaciones productivas, no es suficiente para cubrir la demanda interna. Curiosamente, en la solución del SMART se puede observar que la demanda interna de etanol en Salta se cubre exclusivamente con la producción interna, mientras que, en la solución provista por el SWING, una porción de la demanda se cubre con etanol proveniente de Jujuy. Por su parte, el TRADE OFF y el AHP presentan soluciones con el mismo número de instalaciones, pero distribuidas geográficamente de distinta manera. Tucumán es el centro de manufactura en ambos casos, y en la solución para AHP no existen instalaciones productivas en Santa Fe.

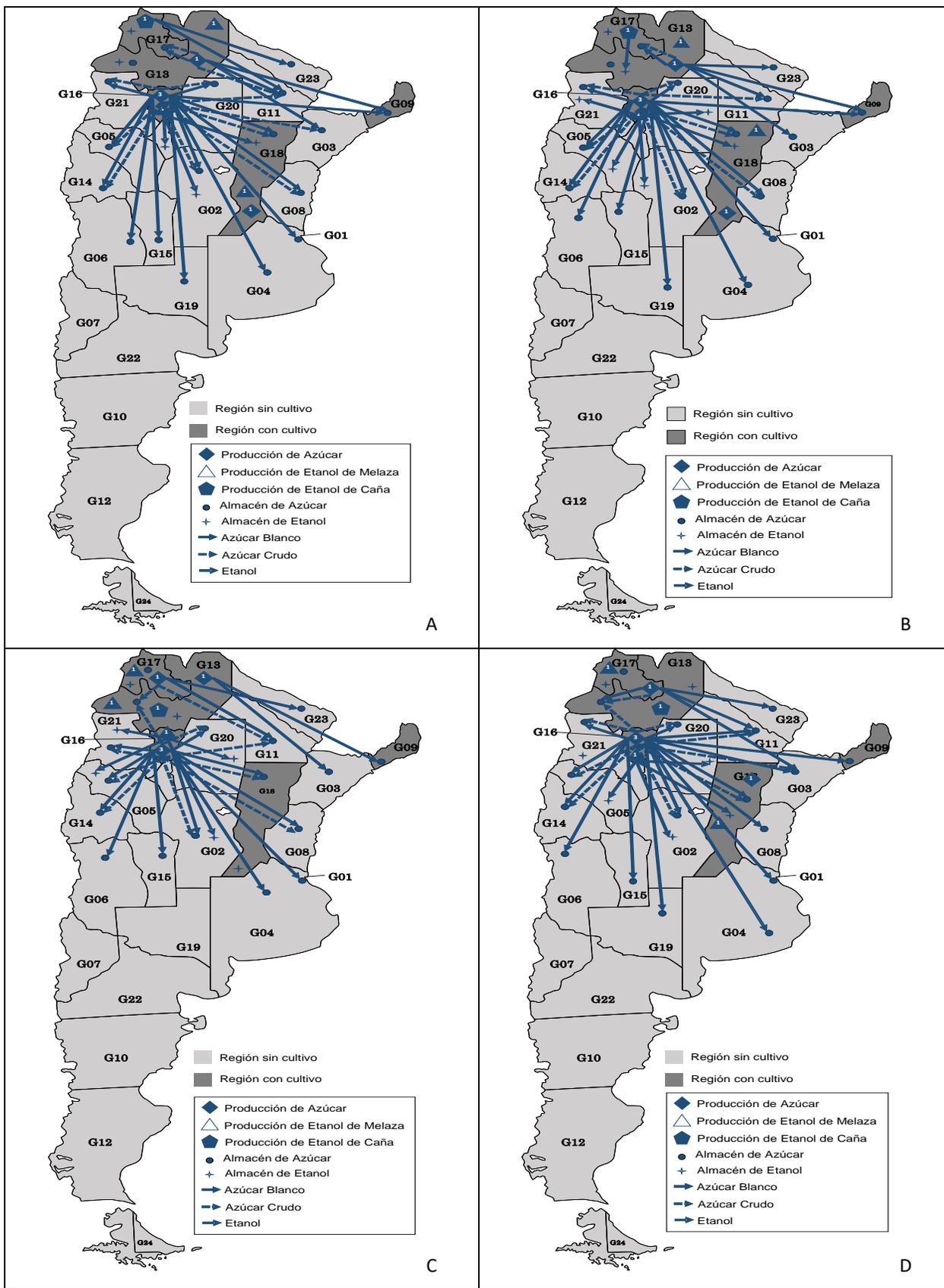


Figura 3.8. Configuración de la SC para el primer año de funcionamiento para la solución obtenida con: A) SMART, B) SWING, C) AHP, D) TRADE-OFF

Satisfacción de la demanda

En general, las soluciones obtenidas con los métodos MADM poseen una estructura de la red de distribución más descentralizada, comparada con la solución de máximo NPV. Los mercados de bioetanol más importantes (además de las regiones productoras) son Córdoba, La Rioja, Santiago del Estero y Catamarca, todas regiones próximas a los centros de producción. En la Tabla 3.5 se muestra la satisfacción de la demanda global de azúcar y bioetanol.

La satisfacción de la demanda de azúcar resulta similar en las soluciones obtenidas con los métodos MADM. En cuanto al bioetanol, el SWING presenta un mayor porcentaje de la demanda cubierta, pero dista notablemente del valor que genera el máximo NPV. El resto de los métodos MADM alcanzan a cubrir un poco más de un quinto de la demanda del mercado. La baja producción de etanol está asociada al impacto ambiental que generan las vinazas (un efluente líquido de alta carga orgánica) y, como se mencionó antes, el impacto asociado al transporte. Debido a esto, cuando se minimizan los impactos ambientales (a excepción del calentamiento global), el modelo reduce la producción de etanol. Por lo tanto, se puede concluir que la producción de etanol es un factor clave a la hora de balancear los intereses económicos y ambientales.

Tabla 3.5. Porcentaje global de satisfacción de la demanda en la SC para las soluciones obtenidas del modelo monoobjetivo

<i>Producto</i>	<i>Máximo</i>	<i>Optimización monoobjetivo</i>			
	<i>NPV</i>	<i>SMART</i>	<i>SWING</i>	<i>AHP</i>	<i>TRADE OFF</i>
Azúcar blanco	99,1	94,9	95,1	93,3	95,1
Azúcar crudo	35,9	34,3	34,4	33,8	34,4
Bioetanol	67,4	21,0	29,0	20,4	22,4

En las soluciones con los métodos MADM la demanda de etanol permanece insatisfecha en 10 de 24 provincias, entre las que se encuentran Buenos Aires, Mendoza, Entre Ríos y Misiones, que representan entre ellas el 33% de la demanda total. Además, ninguna de las cuatro SC óptimas satisface las necesidades de consumo en cinco regiones: Neuquén, Chubut, Santa Cruz, Río Negro y Tierra del Fuego. La razón principal de esto es que estas regiones se encuentran muy distantes de los centros de producción, por lo que los costos y el impacto ambiental asociado al transporte, se vuelven todavía mayores.

3.5 Conclusiones

En este capítulo se desarrolla una extensión del estudio realizado en el capítulo segundo, para simplificar modelos MOO de problemas de sustentabilidad, con especial énfasis en el diseño multiobjetivo de SC a partir de biomasa. Se incorporan al análisis tres técnicas para la toma de decisión multiatributo, que integradas con

programación matemática mixta entera lineal, dan origen a este nuevo enfoque. Adicionalmente a la técnica del AHP, se analizaron dos técnicas de complejidad relativamente baja, SMART y SWING, y una técnica de mayor complejidad que el AHP, el *Direct Decomposed TRADE OFF*. Estos métodos se utilizaron para ponderar cuantitativamente el NPV (criterio económico) y los once impactos ambientales considerados en la metodología del EI99, a partir de las opiniones de cuarenta académicos con experiencia en los temas abordados. La metodología propuesta se puso a prueba en un problema real que busca encontrar el diseño óptimo de la SC de azúcar y etanol a partir de caña de azúcar en la Argentina.

Los resultados mostraron que tres de los cuatro métodos MADM llevan a resultados similares en cuanto a la ponderación de las categorías de daño ambiental (Salud Humana, Calidad del Ecosistema y Recursos Naturales). Con el SMART, AHP y TRADE OFF se obtuvieron valores cercanos a pesar de ser notablemente diferentes en cuanto a la complejidad de su aplicación. Por el contrario, el método SWING generó factores de ponderación que difieren hasta un 25% de los valores obtenidos con el AHP. En relación a la ponderación de los impactos individuales tanto el SMART como el SWING producen resultados que en el espacio multidimensional se encuentran cercanos (baja distancia Euclídea). Además, se pudo notar que la ponderación realizada con los métodos MADM difiere significativamente de la del EI99. En particular, las diferencias más grandes aparecieron en las categorías de Cancerígenos, Radiación Ionizante y Ecotoxicidad.

A la hora de seleccionar un método MADM se debe considerar la complejidad para su implementación. En términos de desempeño, se encuentra que el consumo de tiempo para el cálculo de los factores de ponderación crece de acuerdo a la complejidad del método: SMART = SWING < AHP < TRADE OFF. Además, se vio que las soluciones del SMART y SWING fueron similares en la configuración de la SC para el primer año, mientras que las del AHP y TRADE OFF difieren con el resto en relación a la configuración de la red, los flujos de materiales y satisfacción de la demanda.

En relación a la obtención cuantitativa de las preferencias, el SMART, SWING o AHP resultan más sencillos de contestar para los encuestados. Éste es un aspecto importante a tener en cuenta dado que, en muchos casos, las partes involucradas pueden no tener una formación matemática suficiente para poder contestar lo requerido por el método (por ejemplo, sobre las funciones de utilidad del TRADE OFF). También se pudo observar, en comparación a lo desarrollado en el capítulo anterior, que resulta sumamente útil agrupar los objetivos del problema en categorías. Por ejemplo, ambientales, sociales, económicos, etc. A partir de esta agrupación, se puede comparar y ponderar la importancia o contribución de las categorías al desempeño general de la SC, y luego, indagar sobre la importancia relativa de los objetivos dentro de cada categoría. De esta forma, se replicaría lo propuesto por el AHP, y se obtendría una estructura jerárquica de los objetivos del problema pudiendo visualizar mejor el aporte de cada uno de ellos al desempeño general.

Los factores de ponderación ambientales obtenidos con los métodos MADM, que en este capítulo reflejan las preferencias de un conjunto de cuarenta académicos, difieren considerablemente de los propuestos en las

perspectivas del EI99. La metodología aquí propuesta requiere de las preferencias de expertos para resolver el problema de diseño de la SC y llegar a una solución lo más real posible de la situación planteada, por lo tanto, el uso de las opiniones o preferencias de exclusivamente un grupo de expertos en LCA puede resultar desacertado. Además, se pueden dar situaciones o características ambientales regionales que pueden inclinar las preferencias hacia un impacto o conjunto de ellos.

Las configuraciones óptimas de la SC obtenidas con los métodos MADM resultaron similares a la del máximo NPV, a pesar del hecho de que este último fue ponderado con un nivel muy bajo en todos los casos. Esto se debe principalmente a que el impacto de Cambio Climático está correlacionado con el NPV, y por lo tanto, minimizar el Cambio Climático (uno de los objetivos más ponderados) implica indirectamente maximizar el NPV. Este impacto en particular se minimiza estableciendo instalaciones productivas en regiones con plantaciones de caña de azúcar, por lo tanto reduciendo los flujos de materiales transportados y así las emisiones, y al aumentar la producción, ya que hay mayor captación de gases de la atmósfera. La producción de bioetanol se ve reducida cuando todos los impactos ambientales se minimizan simultáneamente. Por último, se puede remarcar que en todas las soluciones sólo las tecnologías T2, T4 y T5 son implementadas.

La metodología propuesta simplifica los problemas MOO a través de una plataforma que le permite a las partes involucradas participar en la solución final a partir de juicios confiables sobre la importancia relativa de los objetivos. Por lo tanto, el desempeño de la SC estará determinado de manera justa en base a las preferencias de los encargados de la toma de decisiones. Las bondades y alcances de la metodología aquí propuesta podrían favorecer a la industria de la caña de azúcar, a la comunidad científica y compañías emergentes.

Optimización multiobjetivo utilizando un algoritmo basado en el AHP

Resumen

En este capítulo se presenta un método basado en el Proceso Analítico Jerárquico (*Analytic Hierarchy Process – AHP*)¹⁰ para encontrar soluciones eficientes a los problemas de optimización multiobjetivo (MOO). Mediante la metodología que aquí se propone, se busca evitar los esfuerzos computacionales mayores y la complejidad del análisis postóptimo asociados a los métodos tradicionales de optimización multiobjetivo. A partir de la definición de una función objetivo única como la suma lineal ponderada de diferentes funciones objetivo, se utiliza un algoritmo no lineal mixto entera (MINLP) combinado con el AHP, para obtener un conjunto de factores de ponderación que reflejen las preferencias de las partes involucradas en el problema. Esta estrategia permite simplificar la resolución de los problemas MOO y resulta particularmente útil cuando el número de objetivos del problema es elevado, como es el caso de los problemas de sustentabilidad en ingeniería. La diferencia fundamental con el enfoque descrito en los capítulos precedentes es que en este caso los pesos de la función objetivo se obtienen con el máximo grado de consistencia posible. Nuevamente se utiliza el caso de estudio de diseño óptimo de la cadena de suministros (SC) de azúcar y etanol para mostrar las capacidades del enfoque propuesto.

4.1 Introducción

Como se viene tratando en esta Tesis, los modelos de optimización multiobjetivo tienen, en general, un número infinito de soluciones no dominadas o de Pareto. Calcular un número suficientemente grande de ellas resulta una tarea computacional verdaderamente desafiante dado que se requiere vastos tiempos de procesamiento y capacidad de almacenamiento. Es altamente deseable, entonces, poder llegar a un subconjunto de soluciones atractivas para los intereses de las partes involucradas, es decir que representen los deseos y preferencias de estas partes. En este capítulo se estudia la resolución de los problemas MOO utilizando el AHP como herramienta para traducir las preferencias de los encargados de la toma de decisión. Surge a partir de los capítulos anteriores

¹⁰ No el Proceso Analítico Jerárquico *per se* como se describe en el capítulo segundo.

que las características de la metodología del AHP la convierten en una estrategia multiatributo que se adapta muy bien a la resolución de los problemas de sustentabilidad en ingeniería. Esto es especialmente adecuado cuando la situación plantea adicionalmente dos desafíos: considerar múltiples criterios de diferente naturaleza, e interpretar e incluir en la resolución las preferencias de las partes involucradas en el problema. En este sentido, la metodología del AHP también presenta algunos desafíos. Por un lado, la necesidad de reunir opiniones de distinta naturaleza en las encuestas del AHP para obtener un amplio conjunto de preferencias puede llevar algunas veces a juicios inconsistentes y, por lo tanto, a factores de ponderación sin sentido (Pöyhönen y Hämäläinen, 2001). Adicionalmente, la complejidad del método del AHP crece exponencialmente a medida que se incrementa el número de objetivos a considerar, dado que se necesita realizar comparaciones de a pares entre ellos. Para sortear estas dificultades, en este capítulo se presenta un algoritmo MINLP basado en la metodología del AHP que calcula los factores de ponderación (que reflejan las preferencias de los encuestados) de una manera muy simple y con la máxima consistencia posible. Este algoritmo MINLP facilita notablemente la implementación del AHP al reducir la cantidad de información necesaria del encuestado, garantizando además, que sus preferencias quedan consistentemente expresadas. La estrategia permite resolver los problemas MOO, como se verá en este capítulo, pero a la vez puede ser utilizada de forma aislada como una estrategia para la toma de decisión multiatributo (*multi-attribute decision making* – MADM). De la misma forma que en los dos capítulos anteriores, la idea principal es resolver en lugar del problema multidimensional, uno de función-objetivo única, cuya resolución refleja las preferencias de las partes involucradas, con el máximo grado de consistencia posible, sin tener que explorar el conjunto completo de Pareto.

4.2 Planteo del problema

Como ya se vio en los capítulos anteriores, una presentación formal de un problema MOO viene dada por P1, tal como se presenta en la sección 2.2 del capítulo segundo.

$$\begin{aligned}
 \min \quad & \{f_1(x,y), \dots, f_k(x,y), \dots, f_K(x,y)\} \\
 \text{s. a.} \quad & h(x,y) = 0 \\
 & g(x,y) \leq 0 \\
 & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0,1\}
 \end{aligned}
 \tag{P1}$$

Nuevamente, se propone resolver el problema P1 utilizando un modelo auxiliar con una sola función objetivo que agrupa los K objetivos, sujeto a las mismas restricciones de igualdad y desigualdad (P2).

$$\begin{aligned}
 \min \quad & w_1 f_1(x,y) + \dots + w_k f_k(x,y) + \dots + w_K f_K(x,y) \\
 \text{s. a.} \quad & h(x,y) = 0 \\
 & g(x,y) \leq 0 \\
 & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0,1\}
 \end{aligned}
 \tag{P2}$$

En el modelo P2, se le asigna un factor de ponderación w_k al objetivo k para sumarlo al resto de los objetivos del problema. Como ya se vio, es necesario normalizar las funciones cuando la naturaleza de los criterios es diferente. La clave de esta reformulación es la forma en la que se obtienen los factores de ponderación para los objetivos: se utiliza un algoritmo MINLP basado en el método del AHP. El algoritmo MINLP calcula los factores de ponderación que expresan las preferencias de las partes involucradas en el problema con la máxima consistencia.

4.3 Consistencia de las matrices del AHP

El AHP fue presentado en detalle en el capítulo segundo, sección 2.2. Una matriz en el AHP se obtiene mediante un proceso de comparación entre pares de objetivos, criterios u opciones de un problema dado. Ésta se considera consistente si sus elementos cumplen con los principios de transitividad y reciprocidad. Sea a_{ij} un elemento genérico de la matriz de comparaciones del AHP entre los objetivos i y j (con $i, j \in \{1, \dots, K\}$). La transitividad implica que $a_{ij} = a_{ik} \cdot a_{ki}$ ($k = 1, \dots, K; i = 1, \dots, K; j = 1, \dots, K$). Por ejemplo, si se considera un encuestado para el cual el objetivo 1 es dos veces más importante que el objetivo 2 ($a_{1,2} = 2$), y que el objetivo 2 es tres veces más importante que el objetivo 3 ($a_{2,3} = 3$), si el objetivo 1 es seis veces más importante que el objetivo 3 ($a_{1,3} = 6$), entonces mantiene la transitividad. La reciprocidad implica que $a_{ij} = 1/a_{ji}$. Por ejemplo, si un encuestado prefiere al objetivo 1 dos veces más que al objetivo 2 ($a_{1,2} = 2$), entonces el objetivo 2 debe ser la mitad de preferible que el 1 ($a_{2,1} = 1/2$). Tanto el coeficiente de consistencia (CI), como el ratio de consistencia (CR) definidos por Saaty (1980), buscan cuantificar el grado de cumplimiento de dichas propiedades para una matriz de comparaciones. Para mayores detalles sobre la aceptación o rechazo de una matriz del AHP se puede consultar el trabajo de Alonso y Lamata (2006). Dada la escala que se utiliza para realizar las comparaciones (Tabla 2.1), a medida que el número de objetivos K aumenta, el nivel de consistencia puede caer fuera de los límites de aceptación (Murphy, 1993). El número de comparaciones necesarias (NC) para construir una matriz del AHP aumenta de acuerdo con la Ec. 4.1. Por lo tanto, si el número de objetivos es elevado, la construcción de la matriz puede volverse engorrosa para el encuestado, haciendo difícil alcanzar buenos niveles de consistencia, y pudiendo incluso invalidar la matriz y consecuentemente, las prioridades obtenidas.

$$NC = \frac{1}{2}(K^2 - K) \quad (4.1)$$

Para eliminar los problemas de consistencia, simplificando al mismo tiempo la confección de las encuestas, se propone usar un algoritmo de optimización MINLP que genera un conjunto de pesos consistentes partiendo únicamente de un *ranking* de los objetivos. Por lo tanto, este algoritmo genera a partir de una encuesta simplificada, basada en una escala personalizada, y de una manera robusta y rápida, una matriz de coeficientes

que minimiza el CI (valor mínimo del máximo autovalor λ_{max}). Esta estrategia evita la obtención de factores de ponderación a partir de juicios inconsistentes y, por lo tanto, facilita el proceso de toma de decisión.

4.4 Metodología propuesta

El procedimiento para la resolución del problema P2 mediante el cálculo de los factores de ponderación comprende cinco pasos (ver Figura 4.1).

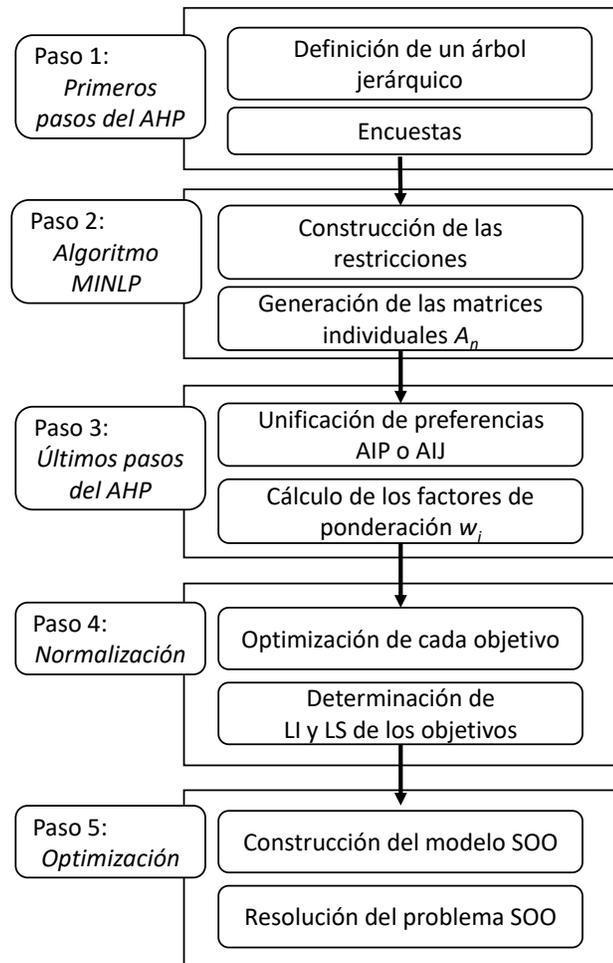


Figura 4.1. Diagrama de flujo de la metodología propuesta

4.2.1 Paso 1: Definición del árbol jerárquico y recolección de datos.

Siguiendo los pasos iniciales de un AHP estándar, se construye el árbol jerárquico de los objetivos del problema en el que el desempeño general se encuentra en el nivel superior. Luego se agrupan los objetivos individuales en los niveles inferiores según categorías o subcategorías. A partir de esta definición, se realizan las encuestas sobre los grupos de objetivos que se necesitan ponderar. Se solicita al encuestado el ordenamiento de los objetivos según una escala de valores arbitraria, por ejemplo, de 0 a 10, donde 10 representa la máxima preferencia. Este ordenamiento es cualitativo y permitirá en el siguiente paso inferir relaciones como ser: igual importancia, mayor

importancia, mucha mayor importancia y muchísima mayor importancia. Como resultado de este paso, se obtiene un ordenamiento o *ranking* de los objetivos según las preferencias de los encuestados.

4.2.2 Paso 2: Generación de las matrices individuales mediante el algoritmo MINLP a partir de las preferencias de los encuestados

En este paso se obtienen los coeficientes de comparación de las matrices individuales del AHP (correspondiente a cada encuestado) mediante un algoritmo de optimización. Este paso reemplaza al paso del AHP en el que el encuestado debe realizar las comparaciones entre pares de objetivos para generar la matriz. El objetivo del algoritmo es determinar los elementos de la matriz A_n (usando la escala de Saaty) que minimizan el máximo autovalor o valor propio λ_{max} (lo que en consecuencia minimiza el CI). Dado que la Ec. 2.3, que representa la definición del máximo valor propio, tiene un término bi-lineal, el modelo matemático será no lineal y no convexo. Por lo tanto, la formulación resultante es un modelo MINLP no convexo. A continuación, se describe el algoritmo MINLP.

Función objetivo

De acuerdo con el AHP, para una matriz de Saaty dada, los pesos que se buscan (w_i) constituyen el autovector normalizado asociado al máximo autovalor. El modelo MINLP tiene como objetivo minimizar el coeficiente de consistencia CI (Ec. 2.1), lo que es equivalente a minimizar λ_{max} definido en la Ec. 2.3.

$$\min \lambda_{max} \tag{4.2}$$

Restricciones

Para calcular el máximo valor propio, primero se necesita construir la matriz de comparaciones. Para ello se define un conjunto de variables binarias para identificar automáticamente los mejores coeficientes de forma tal que el coeficiente de consistencia sea el menor posible. Por supuesto que no se puede dejar al modelo elegir cualquier valor arbitrario, sino que estos valores deben reflejar las preferencias de los encuestados, por lo tanto, se deben establecer restricciones adicionales para asegurar que los coeficientes seleccionados estén relacionados a las prioridades establecidas en el ordenamiento del paso 1.

En primer lugar, a cada elemento a_{ij} del triángulo superior de la matriz de coeficientes, se le debe asignar un único parámetro de la escala de Saaty (Ec. 4.3 y 4.4).

$$a_{ij} = \sum_s q_s y_{ijs}, \quad i < j, \tag{4.3}$$

$$\sum_s y_{ijs} = 1, \quad i < j \tag{4.4}$$

Los parámetros q_s son los valores de la escala de Saaty (1, 3, 5, 7 ó 9)¹¹ y y_{ijs} son variables binarias que valen uno si el valor de Saaty s (q_s) es asignado a la posición (i, j) en la matriz, y cero en caso contrario. Por lo tanto, la Ec. 4.3 define el coeficiente de comparación entre el elemento i y j y la Ec. 4.4 garantiza que en cada comparación se selecciona un solo valor.

Los elementos de la parte triangular inferior se calculan según la Ec. 4.5, siguiendo el principio de reciprocidad.

$$a_{ji} = 1/a_{ij}, \quad \forall i, j, \quad i > j \quad (4.5)$$

Esta condición se puede forzar, utilizando la restricción dada por la Ec. 4.6 en conjunto con la Ec. 4.3 (Nótese que esta reformulación es lineal, por lo tanto, más conveniente):

$$a_{ij} = \sum_s y_{ijs} \cdot \frac{1}{q_s}, \quad i < j, \quad (4.6)$$

Los elementos del vector propio normalizado w_i necesarios para calcular el valor propio (Ec. 4.7), tienen un valor entre 0 y 1 (Ec. 4.7), y su suma es estrictamente igual a 1 (Ec. 4.8).

$$\sum_{j=1}^K a_{ij} w_j - \lambda_{\max} \cdot w_i = \sum_{j=1}^K \sum_s q_s y_{ijs} w_j - \lambda_{\max} \cdot w_i = 0, \quad \forall i \quad (4.7)$$

$$0 \leq w_i \leq 1 \quad \forall i \quad (4.8)$$

$$\sum_i w_i = 1 \quad (4.9)$$

La Ec. 4.7 incluye el producto de una variable binaria y una continua ($y_{ijs} \cdot w_j$). Este término puede ser linealizado de la siguiente manera:

$$\sum_{j=1}^K \sum_s q_s y w_{ijs} - \lambda_{\max} \cdot w_i = 0, \quad \forall i \quad (4.10)$$

$$0 \leq y w_{ijs} \leq U \cdot y_{ijs} \quad \forall i, j, s, \quad U = \max\{q_s\} \quad (4.11)$$

$$w_j - U(1 - y_{ijs}) \leq y w_{ijs} \leq w_j + U(1 - y_{ijs}) \quad \forall i, j, s \quad (4.12)$$

En la reformulación lineal, $y w_{ijs}$ es una variable auxiliar definida por las restricciones 4.11 y 4.12.

Se sabe además, que el mínimo valor que puede tomar el máximo valor propio λ_{\max} es igual al número de objetivos, es decir, a la dimensión de la matriz (K) (Ec. 4.13).

$$\lambda_{\max} \geq K \quad (4.13)$$

¹¹ Se puede utilizar una escala más completa de Saaty (Tabla 2.1) según la necesidad del problema. A medida que el número de parámetros de Saaty aumenta, lo hace también el número de variables binarias del problema (y_{ijs}).

A partir del ordenamiento realizado por cada encuestado, se construye un conjunto de restricciones lógicas que se deben cumplir en el algoritmo MINLP para reflejar sus preferencias. Para ello, se definen relaciones entre los objetivos basadas en la escala de Saaty (Tabla 4.1), utilizando la diferencia numérica entre dos objetivos consecutivos. Por ejemplo, sea un problema de cuatro objetivos $f_k (k = 1, \dots, 4)$. Se da una valoración inicial tal que el orden de importancia es: $f_1= 8; f_2=7; f_3=7; f_4= 3$. Según la Tabla 4.1, esta valoración se traduce en relaciones de importancia tal que $O_1 > O_2 = O_3 \ggg O_4$. Esto se debe programar en el algoritmo luego como: $a_{12} > a_{11} + 1; a_{23} = a_{22}; a_{34} > a_{33} + 5$.

Tabla 4.1. Traducción lógica de las valoraciones de los objetivos realizadas por los encuestados

Diferencia de valor entre objetivos	Expresión lógica	
	Expresada coloquialmente	Expresada en términos de los elementos de la matriz de coeficientes
0	Objetivo i igual a j	$a_{ij} = 1$
1	Objetivo i mejor que j	$a_{ij} > a_{ji} + 1$
2	Objetivo i mucho mejor que j	$a_{ij} > a_{ji} + 3$
3 ó más	Objetivo i muchísimo mejor que j	$a_{ij} > a_{ji} + 5$

De esta manera, se establecen $K-1$ restricciones para el algoritmo MINLP. Es importante destacar que, si se introducen relaciones entre más de dos objetivos es posible forzar tanto la matriz en la búsqueda, tal que no sea posible encontrar matrices “suficientemente consistentes” o que se necesiten tiempos de cómputo excesivos para encontrar una solución factible.

Para cada encuesta, se resuelve el MINLP para encontrar la matriz con la máxima consistencia de acuerdo a las preferencias establecidas en ella. El algoritmo devuelve los coeficientes de la matriz y las prioridades entre los objetivos del problema (factores de ponderación) dadas las preferencias obtenidas en la encuesta. La formulación MINLP puede ser escrita de forma compacta de la siguiente manera:

$$\begin{aligned}
 & \min \quad \lambda_{\max} \\
 & s. a. \quad \text{Eq. 4.3, 4.4, 4.6 y 4.8 a 4.13} \\
 & \quad \quad K - 1 \text{ restricciones de encuestas} \\
 & \quad \quad w \in \mathfrak{R}, y \in \{0,1\}
 \end{aligned}$$

4.2.3 Paso 3: Cálculo de los factores de ponderación

Una vez calculadas las matrices para cada encuesta n , se procede a unificarlas siguiendo alguna de las estrategias del AHP descritas en el capítulo segundo (sección 2.3.1): unificación de los criterios individuales o unificación de las prioridades individuales (AIJ o AIP). Una vez elegida la estrategia correspondiente, se obtiene la matriz final a partir de la cual se calculan los pesos para la función objetivo del modelo P2 (Ec. 4.7), que sustituye al modelo MOO original (P1).

4.2.4 Paso 4: Normalización de los objetivos

Los objetivos deben ser normalizados para poder realizar la suma ponderada que propone el modelo P2. Para ello, cada objetivo del problema se optimiza individualmente, y de los resultados obtenidos, se determinan los límites superior e inferior (LS y LI) que ese objetivo puede tener en el problema (capítulo segundo, sección 2.3.2). Una vez obtenidos los límites, se normalizan los objetivos según la Ec. 4.14.

$$\hat{f}_k = \frac{f_k(x, y) - \underline{f}_k(x, y)}{\overline{f}_k(x, y) - \underline{f}_k(x, y)}, \quad (4.14)$$

donde \hat{f}_k es el valor normalizado del objetivo k .

4.2.5 Paso 5: Optimización del problema.

Con los pesos obtenidos del paso 3 y los límites encontrados para cada uno de los objetivos en el paso 4, se construye el modelo P3.

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{k=1}^K \omega_k \hat{f}_k(x, y) \\ \text{s. a.} \quad & h(x, y) = 0 \\ & g(x, y) \leq 0 \\ & x \in \mathfrak{R}, y \in \{0, 1\} \end{aligned} \quad (P3)$$

Observaciones

- La solución del problema P3 es una solución de Pareto del problema P1 ya que el modelo P3 representa un caso particular del método de la suma ponderada aplicado al modelo P1. Ver Ehrgott (2005) para más detalles.
- El proceso de normalización presentado, asegura que los valores de las funciones objetivo pertenecen al intervalo [0, 1]. Sin embargo, se pueden utilizar otros métodos de normalización para el mismo fin (Cloquell y col., 2001).
- El algoritmo MINLP contiene términos bi-lineales (Ec. 4.7), lo que puede resultar en la existencia de múltiples óptimos locales. Por lo tanto, se debe utilizar una herramienta de optimización global para asegurar la convergencia al óptimo global dada una determinada tolerancia.

4.5 Casos de estudio

La metodología propuesta se ha aplicado a dos casos de estudio para probar su desempeño. En el primer caso, se utilizan los tres primeros pasos de la metodología propuesta (es decir sin el ánimo de resolver un problema MOO) y se busca determinar la mejor opción para la compra de una vivienda teniendo en cuenta diferentes criterios de selección y distintos tipos de viviendas (Saaty, 1990). Este problema, es un caso de estudio típico en el campo de la toma de decisiones multiatributo, donde se debe determinar la mejor opción a partir de un

conjunto dado de posibilidades. Con este ejemplo, se muestra el desempeño del algoritmo propuesto para la determinación de prioridades, considerando que puede mejorar notablemente la consistencia de los resultados obtenidos. En el segundo caso se utiliza la metodología propuesta para resolver el problema MOO de diseño de la SC de azúcar y etanol considerando simultáneamente cuestiones económicas y ambientales (Apéndice A).

4.3.1 Caso 1. Elección de la mejor casa.

Este caso de estudio fue presentado por primera vez por Saaty (1990) para ilustrar el uso de la metodología del AHP. En él se busca establecer la mejor opción de compra entre tres viviendas: A, B y C, cada una de ellas con diferentes características. Los criterios para evaluar una casa son: (1) Tamaño, (2) Acceso a medios de transporte, (3) Vecindario, (4) Antigüedad, (5) Espacios verdes, (6) Equipamiento, (7) Estado edilicio, (8) Financiamiento. En este caso, el encargado de tomar la decisión es la persona que compra la casa, entonces se evaluará las preferencias sólo de una persona. Para más detalles del caso, ver Saaty (1990). A continuación se aplica la metodología propuesta utilizando los datos de la fuente citada.

El primer paso es construir la estructura jerárquica del problema. En el primer nivel de la estructura se encuentra el objetivo principal del problema: el nivel de satisfacción con la casa. En el siguiente nivel de la estructura se encuentran los criterios o características que contribuyen a la satisfacción general con la casa, y en el último nivel se encuentran las tres opciones de compra que deben ser evaluadas según los criterios del nivel anterior. La estructura jerárquica resultante se muestra en la Figura 4.2.

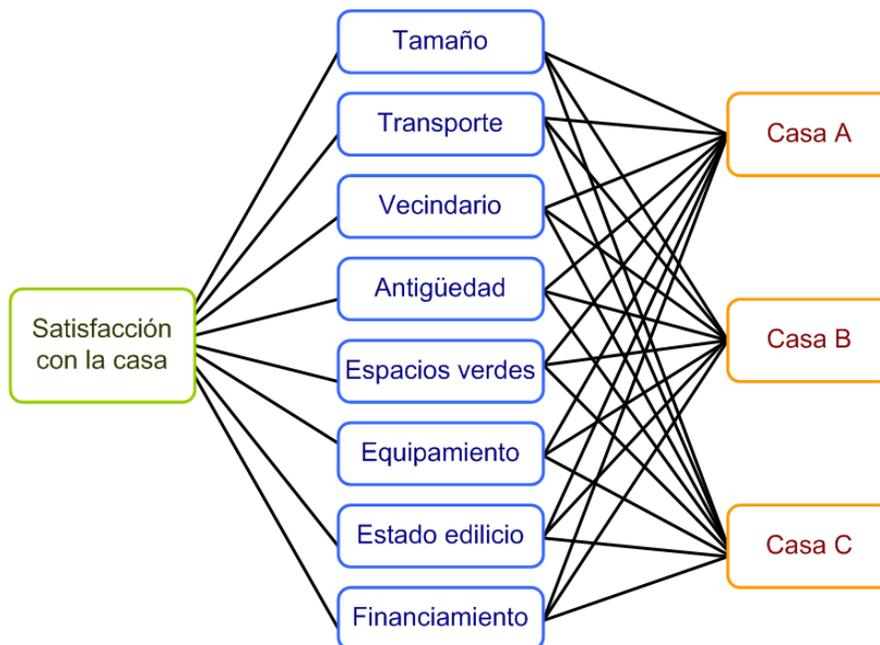


Figura 4.2. Estructura jerárquica para el problema de compra de una casa

Luego, según el método propuesto, se debe solicitar al comprador la evaluación de las opciones de los diferentes niveles siguiendo una escala arbitraria. Dado que no se brinda esta información en el caso de estudio original, se han utilizado las matrices de comparaciones usadas en el estudio de Saaty (1990) (que se obtuvo siguiendo la metodología del AHP tradicional) para derivar las relaciones de importancia entre los criterios y opciones de la estructura jerárquica, y de éstas, las restricciones del problema MINLP.

Para el segundo nivel de la estructura se deben comparar los ocho criterios que aportan a la satisfacción general. Siguiendo la matriz de comparaciones que se muestra en la Tabla 4.2 (Saaty, 1990), se utilizan las comparaciones entre dos objetivos consecutivos (los elementos $a_{i,i+1}$), para derivar las relaciones de importancia que existen entre los criterios.

Tabla 4.2. Matriz de comparaciones. Método AHP estándar (Saaty, 1990)

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	5	3	7	6	6	1/3	1/4
2	1/5	1	1/3	5	3	3	1/5	1/7
3	1/3	3	1	6	3	4	6	1/5
4	1/7	1/5	1/6	1	1/3	1/4	1/7	1/8
5	1/6	1/3	1/3	3	1	1/2	1/5	1/6
6	1/6	1/3	1/4	4	2	1	1/5	1/6
7	3	5	1/6	7	5	5	1	1/2
8	4	7	5	8	6	6	2	1

Las preferencias del comprador que se pueden deducir de esta matriz son: $8 > 7 > 1 > 3 > 2 > 6 > 5 > 4$. A partir de este ordenamiento, se pueden establecer siete ecuaciones (restricciones) que junto a las Ec. 4.3 a 4.13 conforman la formulación MINLP para la obtención de una nueva matriz y de prioridades, con la máxima consistencia posible, dadas las relaciones de importancia extraídas de la matriz original (AHP tradicional). En la Tabla 4.3 se muestran las restricciones que se han derivado. Por simplicidad, en el algoritmo se ordenará los objetivos en la matriz según el orden de importancia anterior.

Tabla 4.3. Restricciones del MINLP derivadas de las preferencias del comprador

Ordenamiento de criterios		Restricciones
(8) Financiamiento	I	$a_{1,2} > a_{1,1} + 1$
(7) Estado edilicio	II	$a_{2,3} > a_{2,2} + 1$
(1) Tamaño	III	$a_{3,4} > a_{3,3} + 1$
(3) Vecindario	IV	$a_{4,5} > a_{4,4} + 1$
(2) Transporte	V	$a_{5,6} > a_{5,5} + 1$
(6) Equipamiento	VI	$a_{6,7} > a_{6,6} + 1$
(5) Espacios Verdes	VII	$a_{7,8} > a_{7,7} + 1$
(4) Antigüedad		

Una vez determinadas las restricciones, se resuelve el modelo MINLP para obtener las prioridades o factores de ponderación de los criterios del segundo nivel. Esta formulación se ha codificado en GAMS® v.24.0.2 y resuelto

con BARON en un procesador Intel® Core 2 Duo, 4GB de RAM. El tiempo de procesamiento fue de aproximadamente 5 minutos.

Se obtiene finalmente una matriz de Saaty con la máxima consistencia posible y las prioridades entre los criterios de satisfacción según las preferencias del mismo comprador que en el caso original. La Tabla 4.4 muestra las prioridades obtenidas y los parámetros de consistencia para el método propuesto y el AHP estándar (Saaty, 1990).

Tabla 4.4 Prioridades de los criterios del segundo nivel

Criterio	MINLP-AHP	AHP estándar
Tamaño	0,1530	0,173
Transporte	0,0700	0,054
Vecindario	0,1040	0,188
Antigüedad	0,0210	0,018
Espacios Verdes	0,0310	0,031
Equipamiento	0,0470	0,036
Estado edilicio	0,2290	0,167
Financiamiento	0,3440	0,333
Consistencia		
λ_{max}	8,576	9,669
<i>CI</i>	0,072	0,238
<i>CR</i>	0,051 < 0,1	0,169 > 0,1(!)

Se puede ver que la consistencia obtenida con el algoritmo MINLP es superior a la obtenida siguiendo el método tradicional de AHP donde el comprador debe completar la matriz de comparaciones por pares de objetivos. Nótese que, siguiendo la metodología tradicional del AHP, la matriz de comparaciones obtenida debería haber sido descartada o corregida en el trabajo de Saaty (1990), ya que su *CR* es superior a 0,1 (Aczel y Saaty, 1983). Debido a esto, las prioridades obtenidas reflejan un grado de consistencia bajo y por lo tanto son poco confiables o pueden llevar a una selección errónea. Por el contrario, al utilizar el método propuesto donde se completa la matriz utilizando el algoritmo MINLP, se evita que el comprador introduzca inconsistencias que invaliden la matriz final y las prioridades obtenidas. Se obtiene entonces, un conjunto de valores confiables para el ordenamiento de las prioridades que reflejan un nivel de consistencia aceptable.

A continuación, se deben obtener las prioridades del tercer nivel. De la misma forma que para el nivel superior, se extraen las preferencias del comprador de las matrices presentadas en el trabajo de Saaty (los elementos $a_{ij,i+1}$). En la Tabla 4.5 se pueden observar las preferencias según cada criterio.

Tabla 4.5. Preferencias del comprador según cada criterio del segundo nivel

Criterio	Preferencias
Tamaño	A >>> B >> C
Transporte	C >> A >>> B
Vecindario	A >>> C >> B

Antigüedad	A = B = C
Espacios Verdes	A >> C > B
Equipamiento	A >> C >> B
Estado edilicio	B = C > A
Financiamiento	B >>> C >> A

Para cada uno de los criterios se debe resolver un problema MINLP para obtener las prioridades de cada casa (A, B y C). Se obtienen primero las ecuaciones de restricción a partir de las preferencias de la Tabla 4.5 de la misma forma que para el nivel superior (Tabla 4.1). En la Tabla 4.6 se muestran las prioridades obtenidas para cada criterio y los parámetros de consistencia de las matrices de Saaty obtenidas mediante el MINLP y mediante el AHP estándar.

Tabla 4.6. Prioridades de las casas para cada criterio obtenidas con el MINLP

Criterio		Prioridades			λ_{max}	CI	CR
		A	B	C			
(1) Tamaño	MINLP	0,763	0,176	0,061	3,108	0,036	0,069
	AHP	0,754	0,181	0,065	3,136	0,068	0,117
(2) Transporte	MINLP	0,243	0,056	0,701	3,108	0,036	0,069
	AHP	0,233	0,005	0,713	3,247	0,124	0,213
(3) Vecindario	MINLP	0,763	0,061	0,176	3,108	0,036	0,069
	AHP	0,745	0,065	0,181	3,130	0,068	0,117
(4) Antigüedad	MINLP	0,333	0,333	0,333	3,000	0,000	0,000
	AHP	0,333	0,333	0,333	3,000	0,000	0,000
(5) Espacios verdes	MINLP	0,727	0,091	0,182	3,000	0,000	0,000
	AHP	0,674	0,101	0,226	3,086	0,043	0,074
(6) Equipamiento	MINLP	0,717	0,066	0,217	3,037	0,012	0,024
	AHP	0,747	0,060	0,193	3,197	0,099	0,170
(7) Estado edilicio	MINLP	0,200	0,400	0,400	3,000	0,000	0,000
	AHP	0,200	0,400	0,400	3,000	0,000	0,000
(8) Financiamiento	MINLP	0,077	0,615	0,308	3,000	0,000	0,000
	AHP	0,072	0,650	0,278	3,065	0,032	0,056

Se puede ver en la Tabla 4.6 que el uso del algoritmo propuesto resulta en matrices dentro de los límites de consistencia, mejorando incluso los índices de consistencia de las prioridades obtenidas para los criterios de satisfacción 1, 2, 3, 5, 6 y 8, en comparación con el AHP. Para los criterios 4 y 7 las matrices obtenidas mediante el AHP, al igual que las obtenidas con el algoritmo MINLP, son completamente consistentes. Esto verifica que el uso del algoritmo permite lograr el máximo nivel de consistencia posible. Se debe notar además que, utilizando el AHP estándar, las matrices y las prioridades obtenidas para los criterios 1, 2, 3 y 6 se encuentran fuera de los límites de aceptación de consistencia, por lo que deberían haber sido calculadas nuevamente. A pesar de ello, en el trabajo de Saaty se calculan las prioridades finales utilizando las matrices inconsistentes. En el caso del método propuesto, se procede a calcular las prioridades finales utilizando las matrices obtenidas con niveles de consistencia aceptables. Las prioridades finales para cada casa se muestran en la Tabla 4.7 comparadas con las obtenidas mediante el AHP estándar.

Se puede observar que los resultados finales en la elección de la casa son distintos. Las prioridades finales obtenidas para cada opción de casa difieren notablemente: la casa de mayor prioridad es la A para el método del AHP tradicional y la B para el método utilizando un algoritmo MINLP. El uso de las matrices inconsistentes en el método del AHP (Saaty, 1990) puede ser la causa de la diferencia en la selección de la mejor casa. Esta situación puede conducir a tomar decisiones erróneas para los intereses del comprador. Utilizar un método de optimización para obtener matrices y prioridades con la máxima consistencia posible permite arribar a resultados más confiables. Sobre todo, cuando se tratan de decisiones estratégicas que afectan en el largo plazo.

Tabla 4.7. Prioridades locales y finales para cada casa obtenidas con el AHP tradicional y el método propuesto

MINLP-	1	2	3	4	5	6	7	8	Final
AHP	(0.153)	(0.070)	(0.104)	(0.021)	(0.031)	(0.047)	(0.229)	(0.344)	
A	0.763	0.243	0.763	0.333	0.727	0.717	0.200	0.077	0.348
B	0.176	0.056	0.061	0.333	0.091	0.066	0.400	0.615	0.353
C	0.061	0.701	0.176	0.333	0.182	0.217	0.400	0.308	0.297
AHP	1	2	3	4	5	6	7	8	Final
estándar	(0.173)	(0.054)	(0.188)	(0.018)	(0.031)	(0.036)	(0.167)	(0.333)	
A	0.754	0.233	0.754	0.333	0.674	0.747	0.200	0.072	0.396
B	0.181	0.055	0.065	0.333	0.101	0.060	0.400	0.650	0.341
C	0.065	0.713	0.181	0.333	0.266	0.193	0.400	0.278	0.263

4.3.2 Caso 2: Diseño de la SC de bioetanol y azúcar.

A continuación, se aplica el método propuesto al diseño de la SC de la industria sucroalcoholera de la Argentina con criterios de sustentabilidad (Apéndice A). El modelo matemático empleado se puede ver en el Apéndice B. En este caso, los pesos de los objetivos para el modelo P3 se obtienen con el algoritmo MINLP propuesto. Los resultados se comparan con los obtenidos en el capítulo segundo, donde se estudió el uso del AHP para la obtención de factores de ponderación de una función objetivo única que agrupa todos los objetivos de un problema MOO.

Paso 1

El primer paso consiste en la construcción del cuadro jerárquico de los objetivos según lo indica la metodología del AHP. A fines comparativos, se utiliza la misma estructura establecida en el capítulo segundo (Figura 4.3).

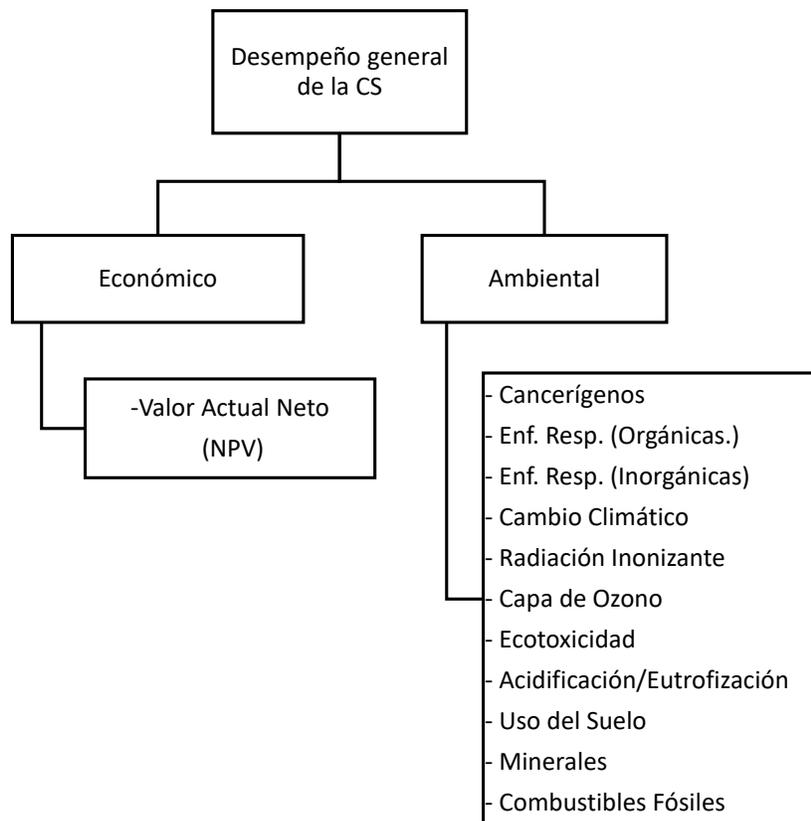


Figura 4.3. Estructura jerárquica para el AHP. Primero se compara el criterio económico con el ambiental, mientras que en la rama ambiental se comparan los once impactos considerados por el Eco-indicador 99.

Para establecer los factores de ponderación en cada nivel, se parte de las mismas encuestas utilizadas en el capítulo segundo donde un grupo de diez expertos en el área ambiental contestó las encuestas sobre la importancia relativa de los impactos ambientales, y un grupo de gerentes e ingenieros de la industria sucroalcoholera hicieron lo propio para priorizar la importancia relativa de los objetivos económicos y ambientales de la empresa. Se les solicitó a los encuestados responder individualmente sin alcanzar ningún tipo de consenso entre ellos. Al grupo de académicos se les pidió realizar una valoración de 0 a 10 para establecer un orden de prioridad entre los objetivos ambientales (este paso se incluyó adicionalmente a la metodología del AHP para evitar degradar la consistencia en el proceso de comparaciones de a pares). Los resultados de esta encuesta se mostraron anteriormente en la Tabla 2.2 (el análisis de los resultados se muestra en la sección 2.4.1). Para el nivel superior del árbol jerárquico, dado que se deben comparar sólo dos criterios (económico y ambiental), se les pidió a los encuestados realizar una sola evaluación utilizando directamente la escala de Saaty.

Paso 2

Partiendo de las valoraciones de cada encuestado del paso anterior (Tabla 2.2), se deducen las diez restricciones para el algoritmo MINLP. El ordenamiento realizado permite, tomando en cuenta las puntuaciones asignadas a

dos objetivos consecutivos, establecer una restricción lógica para utilizar en el algoritmo. El tiempo para la elaboración del *ranking* no superó en ningún caso los 5 minutos, mientras que el procesamiento de cada encuesta para la obtención de las restricciones fue de aproximadamente 15 minutos. En la Tabla 4.8 se muestran las restricciones obtenidas para uno de los encuestados (encuestado A).

Tabla 4.8 Restricciones obtenidas a partir del ordenamiento realizado por el encuestado A

Encuestado A				
Orden	Objetivo ambiental	Puntuación	Ecuación de restricción	
1	Cancerígenos	10	I	$a_{1,2} > a_{1,1} + 1$
2	Enf. Respiratorias (Inorgánicas)	9	II	$a_{2,3} = a_{2,2}$
3	Enf. Respiratorias (Orgánicas)	9	III	$a_{3,4} = a_{3,3}$
4	Radiación	9	IV	$a_{4,5} = a_{4,4}$
5	Acidificación/Eutrofización	9	V	$a_{5,6} > a_{5,5} + 1$
6	Cambio Climático	8	VI	$a_{6,7} = a_{6,6}$
7	Ecotoxicidad	8	VII	$a_{7,8} > a_{7,7} + 1$
8	Capa de Ozono	7	VIII	$a_{8,9} = a_{8,8}$
9	Combustibles Fósiles	7	IX	$a_{9,10} > a_{9,9} + 1$
10	Uso del Suelo	5	X	$a_{10,11} > a_{10,10} + 1$
11	Minerales	4		

Para cada encuestado se realiza el mismo procedimiento, y las formulaciones MINLP obtenidas se resuelven utilizando las mismas herramientas informáticas mencionadas anteriormente. Cada modelo incluye 464 variables continuas, 319 discretas y 266 restricciones. El tiempo de cómputo para encontrar la solución fue de entre 2,9 y 17 segundos para un margen de optimalidad de 0%. Se obtienen finalmente 10 matrices con la máxima consistencia posible dadas las preferencias de cada encuestado (A a J)

Paso 3

En el paso 3, siguiendo el criterio del comportamiento del conjunto de encuestados, se construye la matriz final que surge de calcular elemento a elemento, la media geométrica de las matrices individuales (Ec. 2.4). En este caso se utilizó el AIJ siguiendo el mismo criterio que cuando se utilizó el AHP en el capítulo segundo. La Tabla 4.9 muestra la matriz final obtenida para los objetivos ambientales.

Para cada una de las matrices finales se obtuvieron los factores de ponderación correspondientes a cada criterio evaluado. En la Tabla 4.10 se muestran los pesos obtenidos para las diferentes categorías de impacto ambiental *b*. A fines comparativos, se muestran en la misma tabla, los pesos obtenidos para el AHP y los tres enfoques considerados por el Eco-Indicador 99.

A continuación, se debe encontrar los factores de ponderación para el nivel jerárquico superior: comparación ente los aspectos económicos y ambientales. Para este caso, como son sólo dos criterios a comparar, no es necesario aplicar el algoritmo MINLP para obtener la matriz. La matriz de cada uno de los diez encuestados del ambiente industrial será de consistencia máxima, puesto que incluye una sola comparación. La matriz final y los

pesos obtenidos son aquellos calculados en el capítulo segundo (Tabla 2.5). Para el criterio económico $w_{NPV} = 0,6948$ y para el criterio ambiental $w_{amb} = 0,3052$.

Tabla 4.9. Matriz final de coeficientes para los impactos ambientales (1 Cancerígenos, 2 Enf. Respiratorias (inorgánicas), 3 Enf. Respiratorias (orgánicas), 4 Cambio Climático, 5 Radiación, 6 Capa de Ozono, 7 Ecotoxicidad, 8 Acidificación/Eutrofización, 9 Uso del Suelo, 10 Minerales, 11 Combustibles Fósiles)

Impacto ambiental	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	1	0,85	1,06	0,99	1,17	2,03	2,76	1,82	3,16	2,49	3
2	1,17	1	1,28	1,69	1,48	2,47	2,76	2,60	3,55	3	3,27
3	0,94	0,78	1	1,32	1,06	2,03	2,27	1,89	3,47	2,29	3,10
4	0,99	0,59	0,76	1	1,11	1,63	2,41	2,14	3,03	2,14	2,76
5	0,85	0,68	0,94	0,90	1	1,78	2,14	1,63	3,35	2,16	2,56
6	0,49	0,40	0,49	0,61	0,56	1	1,12	1	2,05	1,39	1,84
7	0,36	0,36	0,44	0,42	0,47	0,90	1	0,72	1,38	1,12	1,31
8	0,55	0,38	0,53	0,47	0,61	1	1,39	1	1,98	1,43	1,82
9	0,32	0,28	0,29	0,33	0,30	0,49	0,72	0,50	1	0,80	0,71
10	0,40	0,33	0,44	0,47	0,46	0,72	0,90	0,70	1,25	1	1,24
11	0,33	0,31	0,32	0,36	0,39	0,54	0,76	0,55	1,39	0,80	1

La Tabla 4.11 muestra los pesos finales para los doce objetivos individuales (una vez que se han combinado) del caso de estudio. Los pesos combinados se calculan según la Ec. 4.15.

$$\omega_k = \omega_b \cdot \omega_{amb}, \quad \forall k / k \text{ es un objetivo ambiental} \quad (4.15)$$

Tabla 4.10 Factores de ponderación ambientales (ω_b) obtenidos con la metodología propuesta, el AHP y el Eco-Indicador 99 (1 Cancerígenos, 2 Enfermedades Resp. Inorgánicas, 3 Enfermedades Resp. Orgánicas, 4 Cambio Climático, 5 Radiación, 6 Capa de Ozono, 7 Ecotoxicidad, 8 Acidificación/Eutrofización, 9 Uso del Suelo, 10 Minerales, 11 Combustibles Fósiles)

Impacto Ambiental	MINLP-AHP	AHP	Eco-indicador 99 Jerárquico	Eco-indicador 99 Individualista	Eco-indicador 99 Igualitario
1	0,1619	0,1495	0,1	0,12360	0,0811
2	0,0733	0,1642	0,1	0,12360	0,0811
3	0,0666	0,1316	0,1	0,12360	0,0811
4	0,2669	0,1025	0,1	0,12360	0,0811
5	0,0768	0,0970	0,1	0,12360	0,0811
6	0,0810	0,1152	0,1	0,12360	0,0811
7	0,0797	0,0506	0,1	0,05618	0,1351
8	0,0784	0,0797	0,1	0,05618	0,1351
9	0,0300	0,035	0,1	0,05618	0,1351
10	0,0286	0,044	0,05	0,04494	0,0541
11	0,0567	0,0307	0,05	0,04494	0,0541

Se considera el mismo factor de ponderación económico en todos los casos, ya que es independiente de los factores de ponderación ambientales. En la Tabla 4.11 también se muestra la distancia euclídea de las soluciones

tomando como referencia el método propuesto, reforzando la idea de que la ponderación de un panel general de expertos puede diferir notablemente de la de un grupo de expertos específicos del problema.

Tabla 4.11 Factores de ponderación finales (ω_k) para los doce objetivos (1 Cancerígenos, 2 Enfermedades Resp. Inorgánicas, 3 Enfermedades Resp. Orgánicas, 4 Cambio Climático, 5 Radiación, 6 Capa de Ozono, 7 Ecotoxicidad, 8 Acidificación/Eutrofización, 9 Uso del Suelo, 10 Minerales, 11 Combustibles Fósiles)

Objetivo	MINLP- AHP	AHP	Perspectivas del Eco-indicador 99		
			Jerárquica	Individualista	Igualitaria
1	0,0494	0,0456	0,0305	0,0377	0,0248
2	0,0224	0,0501	0,0305	0,0377	0,0248
3	0,0203	0,0401	0,0305	0,0377	0,0248
4	0,0815	0,0312	0,0305	0,0377	0,0248
5	0,0234	0,0296	0,0305	0,0377	0,0248
6	0,0247	0,0351	0,0305	0,0377	0,0248
7	0,0243	0,0154	0,0305	0,0172	0,0412
8	0,0239	0,0243	0,0305	0,0172	0,0412
9	0,0092	0,0106	0,0305	0,0172	0,0412
10	0,0087	0,0134	0,0153	0,0137	0,0165
11	0,0173	0,0093	0,0153	0,0137	0,0165
NPV¹²	0,6948	0,6948	0,6948	0,6948	0,6948
Distancia Euclídea	0	0,0040	0,0378	0,0212	0,0586

Se puede observar que la distancia euclídea entre la solución del AHP y del método propuesto es pequeña, lo que puede deberse a que ambos métodos utilizan las mismas preferencias de los encuestados y obtienen por lo tanto, pesos similares para los objetivos.

Paso 4

En este paso se calculan los valores extremos de las funciones objetivo del problema para aplicar la normalización (Ec. 4.18). El modelo que optimiza los objetivos individuales se vio en detalle en la sección 2.4.2, y los resultados obtenidos son idénticos a los mostrados en la Tabla 2.6.

Paso 5

Finalmente, con los valores extremos del paso anterior y los pesos obtenidos del tercer paso, se puede construir el modelo P3 y resolver el problema. Nuevamente se escribe el modelo en GAMS®, utilizando el solver CPLEX 11.0 para MILP, y se emplea la misma CPU mencionada anteriormente. Se obtiene una solución con un margen de optimalidad relativo de 10^{-4} en 307 segundos.

¹² Se utiliza la evaluación realizada entre un el criterio ambiental y el económico para darle el peso al NPV independientemente del enfoque utilizado.

4.6 Resultados y discusión

El modelo P3 fue resuelto utilizando los pesos obtenidos con el algoritmo MINLP y para los factores considerados en el EI99. Encontrar las soluciones para las perspectivas jerárquica, individualista e igualitaria del EI99 tomó 359, 314 y 404 segundos, respectivamente, utilizando un margen de optimalidad de 10^{-4} . A fines comparativos se utilizan también los resultados del capítulo segundo utilizando los pesos obtenidos con el AHP tradicional. En la Tabla 4.12 se muestran los resultados para las funciones objetivo (sin normalizar). Se calcula adicionalmente la distancia euclídea a la solución con máximo NPV. Esto puede resultar de utilidad dado que el objetivo económico es el más valorado por los encuestados.

Tabla 4.12 Valores de los objetivos para las soluciones obtenidas

Objetivo (unidad)	Máx NPV	MINLP-AHP	AHP	Eco-indicador 99		
				Jerárquica	Individualista	Igualitaria
NPV (M\$)	1406,72	1285,60	1338,29	1271,19	1350	718
Cancerígenos (DALY)	$1,12 \cdot 10^7$	$1,12 \cdot 10^7$	$1,07 \cdot 10^7$	$1,03 \cdot 10^7$	$1,11 \cdot 10^7$	$1,02 \cdot 10^7$
Enf. Resp. orgánicas (DALY)	$1,05 \cdot 10^5$	$1,04 \cdot 10^5$	$1,01 \cdot 10^5$	$9,94 \cdot 10^4$	$1,04 \cdot 10^5$	$9,89 \cdot 10^4$
Enf. Resp. Inorgánicas (DALY)	$1,71 \cdot 10^9$	$1,71 \cdot 10^9$	$1,65 \cdot 10^9$	$1,60 \cdot 10^9$	$1,70 \cdot 10^9$	$1,59 \cdot 10^9$
Cambio Climático (DALY)	$-1,50 \cdot 10^8$	$-1,49 \cdot 10^8$	$-1,44 \cdot 10^8$	$-1,41 \cdot 10^8$	$-1,49 \cdot 10^8$	$-1,40 \cdot 10^8$
Radiación (DALY)	$4,88 \cdot 10^5$	$4,94 \cdot 10^5$	$4,64 \cdot 10^5$	$4,48 \cdot 10^5$	$4,86 \cdot 10^5$	$4,42 \cdot 10^5$
Capa de Ozono ($m^2 \text{ year}$)	$2,05 \cdot 10^4$	$2,06 \cdot 10^4$	$1,96 \cdot 10^4$	$1,90 \cdot 10^4$	$2,03 \cdot 10^4$	$1,88 \cdot 10^4$
Ecotoxicidad ($m^2 \text{ year}$)	$1,87 \cdot 10^7$	$1,87 \cdot 10^7$	$1,80 \cdot 10^7$	$1,76 \cdot 10^7$	$1,86 \cdot 10^7$	$1,75 \cdot 10^7$
Acidif./Eutrof. ($m^2 \text{ year}$)	$8,12 \cdot 10^8$	$8,10 \cdot 10^8$	$7,80 \cdot 10^8$	$7,59 \cdot 10^8$	$8,06 \cdot 10^8$	$7,54 \cdot 10^8$
Uso del Suelo ($m^2 \text{ year}$)	$1,87 \cdot 10^9$	$1,87 \cdot 10^9$	$1,79 \cdot 10^9$	$1,75 \cdot 10^9$	$1,86 \cdot 10^9$	$1,73 \cdot 10^9$
Minerales (MJ)	$4,85 \cdot 10^6$	$4,90 \cdot 10^6$	$4,60 \cdot 10^6$	$4,43 \cdot 10^6$	$4,80 \cdot 10^6$	$4,36 \cdot 10^6$
Comb. Fósiles (MJ)	$2,34 \cdot 10^8$	$2,34 \cdot 10^8$	$2,23 \cdot 10^8$	$2,17 \cdot 10^8$	$2,31 \cdot 10^8$	$2,15 \cdot 10^8$
Distacia Euclídea (10^6)	0	121	126	219	59	716

Como se puede observar, la solución con enfoque igualitario, difiere notablemente en cuanto al NPV obtenido (44%), y en cuanto a los impactos ambientales se encuentra más próxima (11% en el impacto más disímil). Dado esto, esta solución es la que más se diferencia de la de máximo NPV. Lo contrario ocurre con la solución individualista que resulta ser la más semejante a la de mejor desempeño económico (menor distancia euclídea). Los resultados para el método propuesto (MINLP-AHP) son idénticos a los de máximo NPV en las categorías de Uso de Combustibles Fósiles, Uso del Suelo, Ecotoxicidad, Enfermedades Respiratorias por sustancias inorgánicas y Cancerígenos, y presenta mejor desempeño ambiental en las categorías Enfermedades Respiratorias por Sustancias Orgánicas y Acidificación/Eutrofización, lo que puede originar el empeoramiento del desempeño económico. Las soluciones que devuelven un mayor NPV son la del enfoque individualista, la del AHP y la del algoritmo propuesto (menores valores de la función normalizada), siendo probablemente las de mayor interés para el grupo de encuestados.

En la Figura 4.4 se muestra un diagrama de radar con los valores normalizados de las funciones objetivo para cada solución. Cada línea en esta figura representa una solución que conecta los distintos valores de cada criterio (función objetivo). La línea punteada con marcadores en forma de estrella representa la solución obtenida con el método propuesto, mientras que la línea con marcadores cuadrados es la solución extrema con máximo NPV para el problema considerado. La solución correspondiente al AHP tradicional se muestra con marcadores circulares, mientras que las correspondientes a los diferentes enfoques del E199 con marcadores triangulares, cruces y diamantes (jerárquico, individualista e igualitario, respectivamente). Como se puede observar, hay objetivos que están fuertemente correlacionados, de forma que cuando uno se incrementa, el otro también lo hace y viceversa. Por ejemplo, Acidificación/Eutrofización se correlaciona con la Ecotoxicidad, mientras que las Enfermedades Respiratorias por sustancias inorgánicas se correlacionan con las debidas a sustancias orgánicas. Se ha realizado un test de valor p para la hipótesis de que no existe correlación para cuantificar estos resultados. En todos los casos, el valor p se encuentra por debajo de 0,05, por lo tanto la correlación entre los K objetivos es significativa.

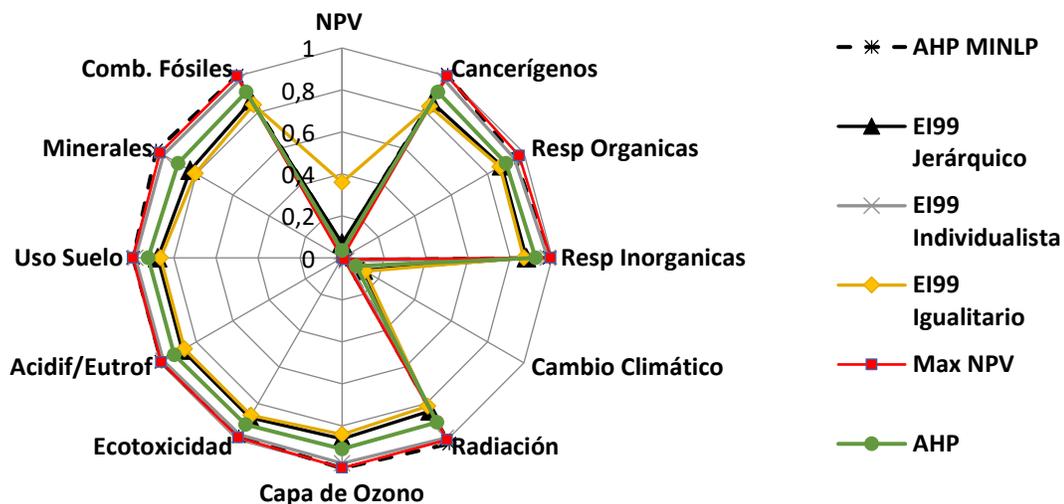
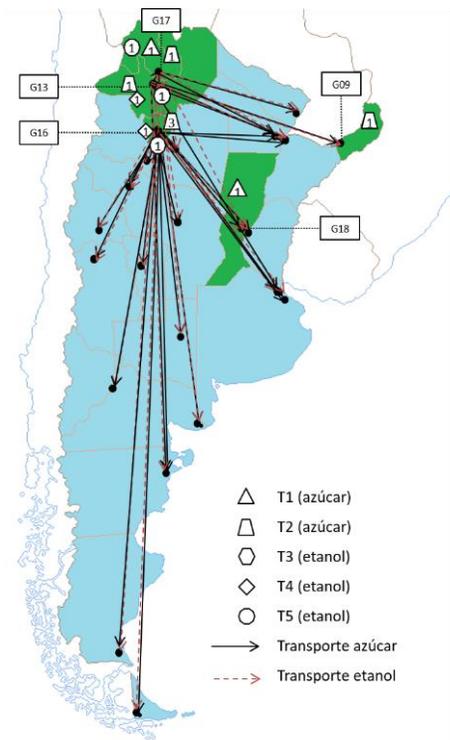


Figura 4.4. Diagrama de radar de la solución de máximo NPV y las obtenidas con los distintos enfoques

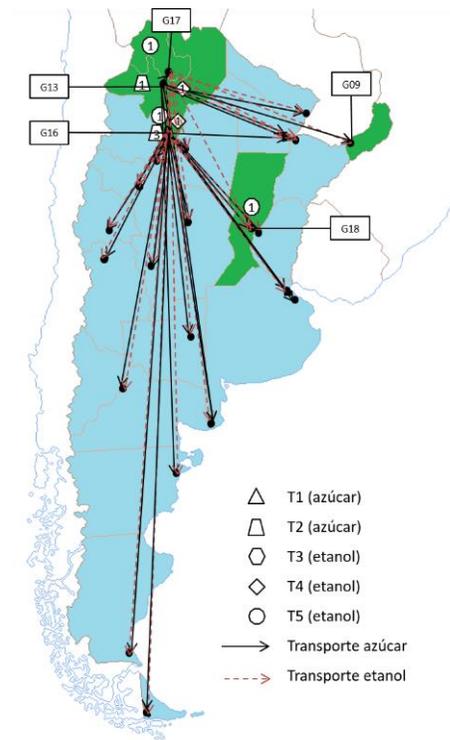
En la Figura 4.5 se muestra la estructura de la SC de azúcar y etanol de la Argentina obtenida para el primer año de funcionamiento del horizonte de tiempo. Además de la solución lograda con los factores de ponderación del método propuesto, se eligen tres de las soluciones presentadas a fines comparativos: la solución con máximo NPV, la que se obtiene utilizando los factores de ponderación del AHP tradicional y la que utiliza los factores de ponderación del enfoque jerárquico (la más utilizada generalmente al aplicar el E199). En las figuras se especifica el tipo y número de instalaciones productivas, su localización y los canales de distribución establecidos para los productos terminados. Por simplicidad, sólo se muestra la configuración del primer año del modelo de seis años resuelto. No se muestran las instalaciones de almacenamiento para lograr mayor claridad en la representación.

La solución con el máximo NPV tiene el menor número de instalaciones productivas para el primer año (9 en total), lo cual genera el menor costo posible para satisfacer la demanda. En esta solución prevalecen las tecnologías T2 y T4 (producción de azúcar y etanol a partir de miel). Lo contrario ocurre con la solución con los pesos del algoritmo MINLP que lleva a un diseño con un mayor número de instalaciones para el primer año (13 plantas de distintos tipos: T1, T2, T4 y T5), ubicadas en todas las regiones con materia prima disponible. La solución con la perspectiva jerárquica del E199 y con el AHP, representan una situación intermedia entre las dos configuraciones vistas (12 plantas), con la diferencia que la solución con el AHP no utiliza la T1 para la producción de azúcar. Como se puede observar, las redes de distribución son similares para las cuatro soluciones dado que la demanda debe ser cumplida. Estas redes de conexiones entre los centros productores y los mercados se encuentran centralizadas principalmente en la provincia de Tucumán (G16), y en menor medida en Salta (G13) y Jujuy (G17). La solución obtenida con el método propuesto es la única que utiliza la capacidad de cultivo de la región G09 (Misiones). Utilizando la tecnología T1, se satisface parte de la demanda interna de azúcar de la región, evitando el impacto ambiental asociado al transporte de los productos terminados, pero como contraparte la inversión de capital aumenta y el NPV se ve disminuido. Esta similitud general entre las soluciones obtenidas se debe principalmente a los factores de ponderación presentados en la Tabla 4.11 son también similares. Los efectos de las diferencias entre los factores de ponderación ambientales quedan aparentemente diluidos dado que el NPV ha sido ponderado fuertemente entre los objetivos.

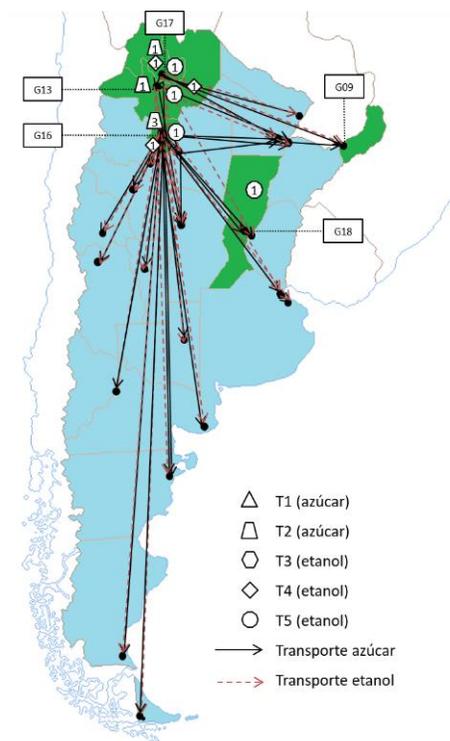
La solución con el enfoque jerárquico necesita la mayor inversión de capital (3000 M\$), en cambio la solución con el MINLP-AHP requiere una inversión de capital mucho menor (2022 M\$), próxima a la que plantea la solución con el máximo NPV (1827 M\$). Esto ilustra las diferencias radicales que se pueden generar al utilizar un panel de expertos académicos para ponderar los factores ambientales, en lugar de un panel de expertos en el problema que se pretende resolver.



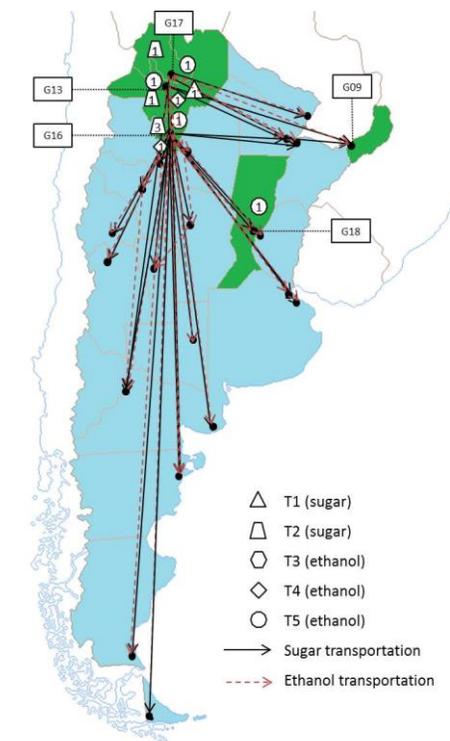
a



b



c



d

Figura 4.5 Configuración de la SC para el año 1 correspondiente a: (a) la solución del MINLP-AHP (b) máximo NPV (c) la solución con AHP y (d) la solución con la perspectiva jerárquica del E199

4.7 Conclusiones

Este capítulo presenta una metodología para resolver problemas MOO que integra técnicas de programación matemática y la del AHP, siendo esta última una metodología ampliamente utilizada en los procesos de toma de decisión. En esencia, la metodología propuesta permite simplificar notablemente el análisis de los problemas MOO al permitir encontrar una única solución de Pareto que refleja consistentemente las preferencias de los encargados de la toma de decisiones.

Los resultados mostraron que los factores de ponderación obtenidos con la metodología basada en el AHP, a partir de las opiniones de un conjunto de personas involucradas profundamente en la problemática, pueden diferir notablemente de los que proponen enfoques genéricos como los presentados por el Eco-indicador 99. Entonces, al utilizarlos en un problema particular, puede conducir a resultados que no reflejen los intereses de las partes involucradas. Esto se da fundamentalmente dado que las problemáticas locales o regionales tienen mayor peso a la hora de tomar las decisiones.

Se pudo comprobar además, que la complejidad en la resolución del problema MOO se reduce notablemente utilizando el método propuesto. Por un lado, la complejidad que conlleva el diseño y respuesta de las encuestas se ve disminuida dado que el encuestado debe realizar un menor número de evaluaciones en comparación al AHP tradicional. Por ejemplo, para un problema con diez objetivos, se realizan nueve comparaciones en lugar de 45. Por otro lado, al resolver el problema utilizando una única función objetivo, se evita el cálculo de un gran número de puntos de Pareto, lo que reduce notablemente el tiempo computacional. Las diferencias observadas entre las soluciones obtenidas con el AHP y el algoritmo basado en el AHP, sugieren que el método propuesto, al tener mejores índices de consistencia para las matrices individuales, es capaz de obtener una solución que representa mejor las preferencias de los encargados de la toma de decisiones. Sin embargo, cabe destacar que el método presentado no garantiza que la solución obtenida sea mejor o peor que otra en términos del funcionamiento de la SC, sino que refleja con mayor exactitud las preferencias de las partes involucradas en la toma de decisión.

Se han demostrado las capacidades del método al obtener el diseño de la SC para la industria del azúcar y etanol de la Argentina, poniendo de manifiesto la introducción de una nueva perspectiva que devuelve con menor gasto de recursos una solución que pertenece al conjunto de soluciones de Pareto. Por lo tanto, con la metodología propuesta se puede obtener una nueva visión del problema de diseño mediante el uso de factores de ponderación calculados a partir de evaluaciones consistentes sobre la importancia relativa de los objetivos del problema. La nueva solución refleja el mínimo (o máximo) de un indicador de desempeño global (económico y ambiental) que se construye a partir de las preferencias de las partes involucradas. Esta herramienta puede contribuir en el desarrollo de políticas estratégicas para el sector agroindustrial y de energías renovables, como

así también para definir estrategias productivas del sector empresarial, facilitando el consenso entre los actores involucrados en el proceso de toma de decisión.

Diseño óptimo de cadenas de suministros con selección de vías de proceso utilizando una estrategia en dos pasos

Resumen

En este capítulo se presenta una estrategia de optimización para el diseño de cadenas de suministros (SC) en las cuales una de las decisiones es incorporar distintas tecnologías productivas para la obtención de una variedad de productos de interés. Esta problemática adquiere mayor relevancia en el ámbito de las agroindustrias, dado que la actividad se ve afectada fuertemente por el rendimiento agrícola: la calidad y cantidad de materia prima pueden variar en cada cosecha por diversos factores. Ante esta posibilidad, se deben buscar esquemas de producción que permitan maximizar la rentabilidad de la actividad ante la posibilidad de diferentes contingencias. El diseño de una SC de múltiples opciones productivas que, tomando como materia prima un determinado cultivo, permita obtener un conjunto de productos de alto valor agregado, es una de las formas de afrontar la incertidumbre y lograr robustez ante los cambios en el rendimiento agrícola, y a su vez, mantener la rentabilidad ante la variabilidad del mercado. En este capítulo se realiza el diseño de una SC basada en biomasa utilizando una formulación lineal mixta entera (*mixed integer linear programming* - MILP). Esta formulación incluye las vías de proceso más promisorias seleccionadas previamente mediante una formulación lineal (*linear programming* - LP), la cual las escoge de una superestructura que tiene en cuenta un conjunto de tecnologías viables para el uso de la biomasa considerada.

5.1 Introducción

La producción y rentabilidad de una agroindustria se ve fuertemente afectada por la cantidad y calidad de la materia prima que recibe de sus proveedores. La actividad agrícola se caracteriza por presentar una gran variabilidad en sus rindes debido a las condiciones climáticas y a la calidad del laboreo realizado. Esto incide notablemente en la eficacia de las tareas de planificación de la producción en un horizonte de tiempo determinado. La variación en la cantidad o calidad de la materia prima recibida afecta al producto final obtenido e influye sensiblemente en las decisiones tácticas, estratégicas y operativas que se tomen a lo largo de toda la

cadena productiva. En la actividad agroindustrial se presentan a menudo dos situaciones extremas: por un lado, el exceso de oferta agrícola para el sector industrial conlleva a la sobreproducción de derivados que genera un incremento en la oferta de éstos y una consecuente disminución en su precio. Por otro lado, la escasez de materia prima puede provocar una disminución en el volumen de productos finales y una baja en su oferta, aumentando los precios. Estos efectos indeseables en la economía de la actividad van de la mano de consecuencias sociales como la pérdida de empleos o del acceso, por parte de los consumidores, a productos de necesidad básica. Será necesario, entonces, coordinar los recursos disponibles en toda la cadena productiva para encontrar soluciones que permitan optimizar su uso y generar un conjunto de acciones que permitan afrontar la variabilidad de la actividad agrícola.

Una estrategia que adoptan generalmente las empresas es la diversificación de la actividad productiva incorporando tecnologías para la obtención de nuevos productos. Los nuevos procesos lógicamente deben utilizar la misma materia prima o alguno de los productos intermedios existentes en la actividad, aprovechándolos de manera eficiente para mantener niveles de rentabilidad aceptables. Es preciso, por lo tanto, identificar, dentro de un conjunto de tecnologías posibles, aquéllas que resulten más prometedoras desde el punto de vista técnico y económico para su incorporación a las vías de proceso preexistentes. Asimismo, se ha de evaluar la inversión necesaria y la distribución de los flujos de materiales a lo largo de la cadena productiva. Una de las herramientas idóneas para buscar una coordinación eficiente de los procesos y movimientos de una empresa o actividad, es la programación matemática aplicada a la optimización de SC. Su potencial para incrementar las ganancias y optimizar el uso de los recursos la ha convertido en una vía para la toma de decisiones de administradores, gerentes y entidades gubernamentales.

En este capítulo se propone una estrategia para el diseño de la SC de agroindustrias incorporando nuevas vías de proceso que amplíen la oferta tradicional de productos. Para ello, en primer lugar se realiza una selección de las vías de proceso (tecnologías) más favorables desde el punto de vista económico, mediante un modelo LP. Luego se procede al diseño de la SC de la actividad (modelo MILP) considerando sólo los procesos seleccionados anteriormente. Esto permite simplificar el problema de diseñar la SC a través de un único modelo de optimización que incluya la selección de vías de procesos y el resto de decisiones de planificación todo en uno, lo cual puede significar un incremento considerable de la complejidad del modelo y la resolución. De plantearse este último problema, se trataría de un modelo, en general, de gran tamaño, según el grado de detalle de la descripción y el número de decisiones enteras involucradas. En la bibliografía se pueden encontrar casos típicos de diseño de SC, que consideran un número limitado de tecnologías, que consisten en determinar el conjunto de inversiones a realizar para establecer nuevas instalaciones o realizar expansiones de capacidad de producción, sumado a diseño de la red de distribución de materiales (Kostin y col., 2011; Mele y col., 2011; García y You, 2015). La incorporación de un mayor número de tecnologías incrementa la complejidad y el tamaño de los modelos matemáticos resultantes, en términos del número de ecuaciones y variables. Con el método propuesto en este

capítulo, se apunta a la resolución de problemas de este tipo donde las opciones tecnológicas para la utilización de la materia prima o sus derivados son variadas y pueden ser consideradas en simultáneo. La utilidad de la propuesta se ilustra mediante su aplicación al diseño de la SC de azúcar y etanol de la provincia de Tucumán (Argentina), incorporando las tecnologías para la producción de antocianinas, polihidroxitirato (PHB), biobutanol y cogeneración de electricidad. Mediante esta aplicación, se establece el diseño de la SC de una biorrefinería¹³ de caña de azúcar, un desafío que ha tomado fuerza en la última década dada la necesidad de reemplazar los procesos tradicionales por alternativas sustentables a partir del uso de biomasa como materia prima y cuyo desarrollo implica un gran desafío en la coordinación de los recursos disponibles y el planeamiento en los tres niveles de la SC (Martín y Grossmann, 2013).

5.2 Planteo del problema y metodología propuesta

Considérese un proceso existente de obtención de N productos a partir de una materia prima agrícola determinada. Conocidos P procesos que no se encuentran implementados en la cadena de valor de una actividad, que pueden utilizar la misma materia prima o alguno de los productos intermedios para la obtención de M nuevos productos, se desea diseñar la estructura de la SC de la actividad. Realizar el diseño de la SC implica determinar cuáles de los nuevos procesos (subconjunto de P) se deben implementar para mejorar el desempeño de la cadena de producción, conocer la distribución de los flujos de materiales dentro de la estructura y determinar las inversiones necesarias para concretar el diseño.

Para realizar el diseño de la SC considerando la potencial incorporación de nuevos procesos, se propone un método de dos etapas. En primera instancia, se realiza una evaluación que permita determinar cuáles de los procesos pueden brindar mayor rentabilidad aprovechando la materia prima existente. Para ello se utiliza una formulación LP que permite elegir las vías de proceso que otorgan el mayor beneficio económico. Posteriormente se procede al diseño de la SC incorporando como opciones los procesos que resultaron seleccionados en el paso anterior. Esto constituye un modelo MILP cuyo objetivo es la maximización de las ganancias netas de la actividad. En ambas etapas se realizan los cálculos introduciendo la posibilidad de distintos escenarios en la disponibilidad de materia prima. Se puede lograr así un diseño más robusto de la SC que permita tratar la incertidumbre originada en la actividad primaria.

5.3 Caso de estudio

La metodología propuesta se utiliza para resolver el problema de diseño de la SC de la industria sucroalcoholera de la provincia de Tucumán (Argentina). Concretamente, se analiza la posibilidad de incorporar en la cadena

¹³ Biorrefinería: industria para el procesamiento sustentable de biomasa cuyo fin es obtener un conjunto de bioproductos (químicos, alimentos, u otros materiales) y bioenergía (biocombustibles, energía eléctrica o calor).

productiva un conjunto de procesos para la obtención de cuatro nuevos productos: biobutanol, PHB, antocianinas y la posibilidad de cogeneración de energía.

5.3.1 Descripción general de la actividad sucroalcoholera

Como se mencionó en el capítulo primero, la industria sucroalcoholera es una de las actividades productivas más importantes para el noroeste argentino. Actualmente está conformada por dieciocho ingenios (quince en Tucumán, dos en Salta y uno en Jujuy), de los cuales doce producen bioetanol en destilerías que funcionan acopladas a la producción de azúcar. Estas instalaciones tienen capacidades y estrategias de producción distintas dado que pertenecen a diferentes grupos empresarios que definen las políticas del uso de materia prima, producción y venta de los productos terminados, además de las decisiones de expansión o contracción de la capacidad productiva. La calidad y cantidad de cultivo disponible para ser procesada, se ve influenciada principalmente por las condiciones climáticas, por lo que son habituales grandes cambios entre la cosecha de un año (zafra) y la siguiente. En todas las plantas de procesamiento de caña de la región, las tecnologías de producción, estructuras de distribución de materia prima y almacenamiento de productos son similares. El proceso de producción de azúcar y etanol consiste básicamente en una etapa de molienda (P1) en la que se extrae el jugo, rico en azúcar, y se separa el bagazo que se quema en calderas para producir vapor para el propio proceso (P5). Luego el jugo es clarificado y concentrado a través de un conjunto de operaciones para obtener finalmente azúcar blanco y azúcar crudo (P2). Simultáneamente con el azúcar, también se produce melaza (subproducto) que se destina a un proceso fermentativo para la producción de etanol (P3). También existe la posibilidad de destinar parte del jugo directamente a la fermentación para el mismo fin (P4). La Figura 5.1 muestra el proceso descrito.

La industria azucarera y del alcohol de caña actualmente se enfrenta a grandes dificultades. En primer lugar, la continua sobreproducción agrícola genera un exceso de oferta y, consecuentemente, una disminución del precio del producto terminado, afectando tanto a las ganancias de la industria como a las del agricultor. Esto se da principalmente a causa de la imposibilidad de colocar los productos en el mercado internacional en volúmenes suficientes, y a que el mercado interno tiene un cupo fijo para la producción de alcohol (Res. N°1673/2010). De aquí es que resulta de gran interés analizar la posibilidad de diversificar la actividad para aumentar su rentabilidad a partir de la inclusión de nuevos procesos y productos en la cadena productiva.

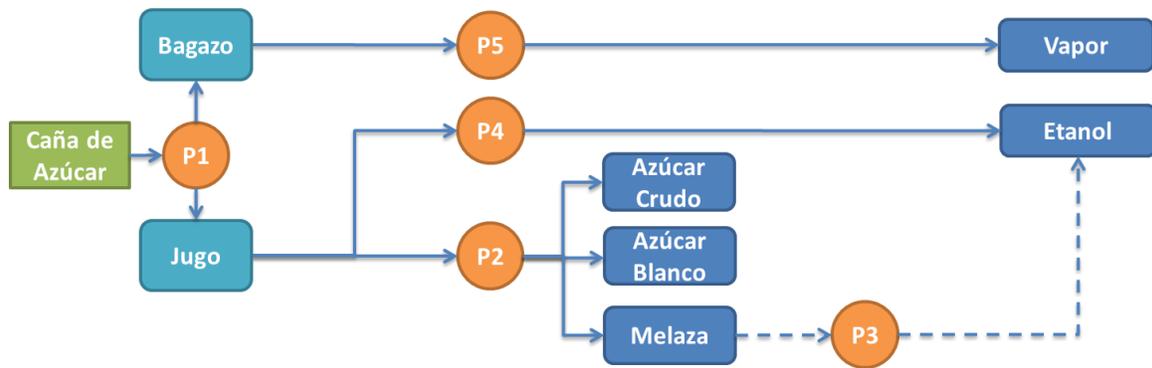


Figura 5.1. Esquema del proceso de producción actual de azúcar y etanol a partir de caña de azúcar

5.3.2 Procesos alternativos

Existe un conjunto muy grande de procesos que pueden utilizar fuentes azucaradas para la obtención de diversos materiales: químicos, alimentos o combustibles (Martín y Grossmann, 2013). En esta Tesis, con fines ilustrativos, se han considerado ciertos procesos que rinden productos de elevado valor agregado y que, en trabajos recientes, se han evaluado de forma acoplada al proceso tradicional sucroalcoholero (Vaz Rossell y col., 2006; Moncada y col., 2013; Pinto Mariano y col., 2013; Grillo Renó y col., 2014). Estos procesos son los de producción de biobutanol (Roffler y col., 1987), PHB (Shahhosseini, 2004) y antocianinas (Zhang y col., 1998), y de cogeneración de electricidad a partir del bagazo (Chauhan, 2010). Nótese que en su forma actual, el esquema productivo de la industria sucroalcoholera regional ya corresponde al de una biorrefinería pero el concepto se amplía y concreta aún más si se considera la posibilidad de producir estos nuevos productos.

Polihidroxibutirato (polímero del ácido 3-hidroxibutírico)

El PHB es un polihidroxicanoato, polímero perteneciente a la clase de los poliésteres. Se trata de un termoplástico biodegradable y biocompatible que evita los inconvenientes ecológicos más típicos que tienen los plásticos no biodegradables a la hora de su disposición final. De aquí el interés no sólo económico sino ambiental por este producto. El proceso seleccionado para la producción del PHB consiste en una primera operación de fermentación aeróbica llevada a cabo por el microorganismo *Ralstonia eutropha*, que transforma los azúcares del jugo de caña de azúcar clarificado en el polímero de interés. La descripción de la cepa específica, el medio de cultivo, las condiciones del proceso de la fermentación y sus procedimientos puede encontrarse en Braunegg y col. (1998). El biopolímero es almacenado en las células como reserva de carbono y se recupera mediante un proceso de extracción (lisis celular) y purificación (Derenzo, 1993).

Biobutanol

El butanol es un producto con dos mercados principales, puede ser vendido a las industrias químicas o ser usado como combustible. La producción del butanol por la ruta biológica comprende dos grandes etapas: la

fermentación del jugo de caña utilizando células de una cepa mutante de *Clostridium* y luego la separación de los productos con valor comercial (butanol, acetona y etanol) (Pinto Mariano y col., 2013).

Antocianinas

Las antocianinas son compuestos coloreados hidrosolubles presentes en las células vegetales, responsables del color rojo, púrpura o azul de hojas, flores y frutos. Actualmente son utilizadas en la industria alimenticia como complementos por sus propiedades terapéuticas, farmacológicas y alimenticias. Su producción (extracción) consta de tres pasos principales: (i) crecimiento celular y pigmentación en un medio azucarado de cultivo, (ii) ruptura de la célula para la recuperación del metabolito y (iii) concentración y purificación del metabolito. La ruptura de la célula se realiza a través de una extracción por solvente a alta presión. La separación de las antocianinas y su concentración se hace a través de membranas (Patil y Raghavarao, 2007).

Cogeneración

La cogeneración implica la producción conjunta de electricidad y calor útil (vapor o agua caliente) a partir de una fuente combustible, en este caso bagazo de caña de azúcar. Actualmente existe una gran variedad de tecnologías para realizar este proceso por lo que más adelante se adoptarán las empleadas en otros trabajos (Chauhan, 2010; Moncada y col., 2013).

5.4 Selección de vías de procesos

En esta sección se describe la metodología para la selección de los caminos mediante los cuales se transformará la caña de azúcar en los productos de interés: azúcar (blanco y crudo) y melaza que se producen a partir del jugo de caña de azúcar (T2); etanol que se puede obtener mediante la fermentación directa de jugo de caña (T3) o de melaza (T7), o también como producto secundario de la producción de biobutanol a partir de la fermentación directa de jugo de caña (T4) o de melaza (T8); butanol que se puede obtener por fermentación de jugo de caña (T4) o de melaza (T8); acetona que resulta un producto secundario de la producción de biobutanol (T4 y T8); PHB que también se puede obtener por fermentación de jugo (T5) o de melazas (T9); antocianinas mediante un proceso que utiliza jugo (T6) o melaza (T10) como fuentes azucaradas; y electricidad mediante la combustión del bagazo que se separa de la extracción del jugo (T11). Cabe notar que los procesos de producción de etanol y biobutanol producen como residuo vinazas tipo I y tipo II respectivamente. En la Figura 5.2 se muestra un esquema de los procesos involucrados para la diversificación de la industria de la caña de azúcar.

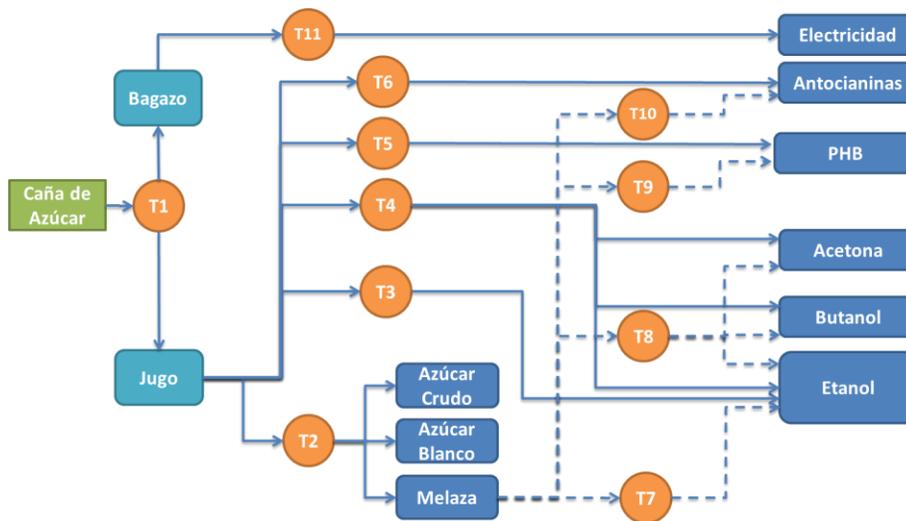


Figura 5.2. Superestructura para la diversificación de la industria sucroalcoholera a butanol, PHB, antocianinas y electricidad. La línea de trazos corresponde a los procesos que utilizan la melaza (producto intermedio) como materia prima

Los criterios de selección entre una vía productiva y otra pueden ser muy variados. En este caso se han utilizado los costos de producción, principalmente asociados al consumo energético, los rendimientos de producción y los precios de venta en el mercado. Formalmente, el problema de selección de vías de proceso se puede establecer como: dados los rendimientos y los costos de producción de las tecnologías consideradas, las demandas mínimas y máximas de los productos de interés en el mercado, los costos para disposición de los efluentes (ej.: vinazas) y los precios de los productos terminados, se desea encontrar los flujos de materiales a través de la superestructura de procesos que permiten maximizar el beneficio económico de la actividad.

5.4.1 Modelo matemático

Para resolver el problema se construye una formulación tipo LP, planteada mediante las siguientes ecuaciones:

Objetivo

El beneficio económico (FO) será igual a los ingresos por ventas (REV), disminuidos por los costos de producción (TPC) y de disposición de residuos (DPC) de acuerdo con la Ec. 5.1.

$$FO = REV - TPC - DPC \quad (5.1)$$

Los ingresos dependen de la cantidad producida de los productos i (TP_i) de la cadena que se pueden vender (SEP_i) y del precio de dichos productos (PR_i) (Ec. 5.2).

$$REV = \sum_i TP_i \cdot PR_i \quad i \in SEP_i \quad (5.2)$$

Los costos de producción dependen del flujo del producto principal ($i \in IM_{ip}$, siendo IM_{ip} el conjunto de productos principales de cada tecnología: jugo en T1, azúcar en T2, etanol en T3 y T7, butanol en T4 y T8, PHB en T5 y T9,

antocianinas en T6 y T10, y electricidad en T11) para cada proceso p (F_{ip} , $p=\{T1, T2, T3, T4, T5, T6, T7, T8, T9, T10, T11\}$) y del costo de producción asociado a ese proceso (CV_p) (Ec. 5.3).

$$TPC = \sum_p \sum_{i \in IM_{ip}} CV_p F_{ip} \quad (5.3)$$

Los costos de disposición de residuos (DPC), como muestra la Ec. 5.4, dependen de los flujos de vinaza tipo I y tipo II que se produzcan y de su costo de disposición (DC)

$$DPC = DC \cdot \sum_p F_{ip} \quad i = \text{vinazaI, vinazaII} \quad (5.4)$$

Restricciones

Las restricciones del problema surgen de los balances de materia, de la capacidad de producción de materia prima y de las demandas mínimas y máximas del mercado. De los balances de materia, se impone que la cantidad total del producto i que se puede vender (TP_i , $i \in SEP_i$, siendo SEP_i el conjunto de productos que se pueden vender y cuyos precios y demandas se muestran en la Tabla 5.1) es igual a la sumatoria de los flujos de ese producto i en las plantas p (Ec. 5.5). Además, esta cantidad debe ser menor que la demanda máxima admitida (DMM) y mayor que la demanda mínima (DMI).

$$TP_i = - \sum_p F_{ip} \quad i \in SEP_i \quad (5.5)$$

$$DMI_i \leq TP_i \leq DMM_i \quad i \in SEP_i \quad (5.6)$$

El flujo de un producto i en la planta p está dado por el flujo del producto principal multiplicado por el coeficiente de balance de materia (ρ_{pi}) los cuales se presentan en la Tabla 5.2 (Ec. 5.7).

$$F_{ip} = \rho_{pi} \cdot F_{i \in IM_{ip}, p} \quad (5.7)$$

Por último, la cantidad total de materia prima utilizada debe ser menor o igual que la cantidad total producida en el campo ($CROP$) (Ec. 5.8).

$$F_{caña, T1} \leq CROP \quad (5.8)$$

Parámetros

Los precios y las demandas en la Argentina de los productos considerados en el modelo LP se muestran en la Tabla 5.1. Luego, en la Tabla 5.2, se pueden observar los coeficientes del balance de materia asociados a cada tecnología y producto. Por ejemplo, si se quiere producir una tonelada de jugo de caña con la tecnología T1, se necesitan 1,4286 toneladas de caña de azúcar.

Tabla 5.1. Precio y demanda de los productos de interés

	Precio (PR_i) (\$/t)	Demanda mínima (DMI) (t)	Demanda máxima (DMM) (t)
<i>Azúcar blanco</i>	412	117.847	1.782.196
<i>Azúcar crudo</i>	309	111.907	250.000
<i>Melaza</i>	100	36.000	36.000
<i>Etanol</i>	1035	197.813	299.168
<i>Butanol</i>	1650	0	50.000
<i>PHB</i>	3120	0	sin límite
<i>Antocianinas</i>	70.000	0	7627
<i>Acetona</i>	1160	0	sin límite
<i>Electricidad</i>	100 \$/MWh	0	sin límite

En la Tabla 5.3 se pueden observar los costos de producción asociados al producto principal de cada tecnología ($i \in IM_{ip}$). Finalmente, se considerará que el costo de deposición de las vinazas tipo I y tipo II es de 0,1 U\$\$/t. La capacidad de crecimiento del cultivo en la provincia de Tucumán, se muestra en la siguiente sección para tres escenarios distintos (Tabla 5.4).

Tabla 5.2. Coeficientes de balance de materia de los productos en cada tecnología

	<i>Caña de azúcar</i>	<i>Jugo de caña</i>	<i>Bagazo</i>	<i>Azúcar blanco</i>	<i>Azúcar crudo</i>	<i>Melaza</i>	<i>Etanol</i>	<i>Butanol</i>	<i>PHB</i>	<i>Antocianina</i>	<i>Acetona</i>	<i>Electricidad</i>	<i>Vinaza I</i>	<i>Vinaza II</i>
T1	1,4286	-1	-0,4286	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
T2	0	5,833	0	-1	-0,176	-0,412	0	0	0	0	0	0	0	0
T3	0	11,984	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0	-12,85	0
T4	0	17,301	0	0	0	0	-0,041	-1	0	0	-0,2437	0	0	-55,21
T5	0	18,975	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0	0
T6	0	21,341	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0	0	0
T7	0	0	0	0	0	4	-1	0	0	0	0	0	-14,13	0
T8	0	0	0	0	0	5,882	-0,041	-1	0	0	-0,2437	0	0	-55,21
T9	0	0	0	0	0	6,45	0	0	-1	0	0	0	0	0
T10	0	0	0	0	0	7,246	0	0	0	-1	0	0	0	0
T11	0	0	0,56	0	0	0	0	0	0	0	0	-1	0	0

Tabla 5.3. Costos de producción en relación al producto principal de cada tecnología

<i>Tecnología</i>	<i>Producto Principal</i>	<i>Costo (CV_P) (\$/t)</i>
T1	Jugo Caña	0
T2	Azúcar Blanco	265
T3	Etanol	317
T4	Butanol	452
T5	PHB	2120
T6	Antocianinas	16820
T7	Etanol	317
T8	Butanol	452
T9	PHB	2120
T10	Antocianinas	16820
T11	Electricidad	82.44 \$/MWh

5.4.2 Resultados

El problema descrito de la maximización de los beneficios económicos de la industria de la caña de azúcar se ha resuelto para tres escenarios específicos que dan cuenta de la variabilidad de las condiciones climáticas durante el crecimiento y cosecha (zafra) del cultivo. En la Tabla 5.4 se describen las características de los tres escenarios.

Tabla 5.4. Escenarios a considerar para la producción de caña de azúcar (EEAOC, 2015)

Escenario, descripción	Cantidad de caña cosechada (t/año)	Rendimiento (t azúcar/t caña)
1 Buena maduración, ausencia de heladas o heladas leves, buenas condiciones para el desarrollo de la zafra.	17.050.000	10,40%
2 Maduración intermedia, heladas moderadas y abundancia de lluvias durante la zafra.	16.620.000	9,70%
3 Malas condiciones para la maduración, heladas severas y abundancia de lluvias durante la zafra.	15.940.000	9,00%

La formulación se ha codificado en GAMS® v.24.0.2 y resuelto con CPLEX 11.0, en un procesador Intel® Core 2 Duo, 4GB de RAM. Los esquemas de producción resultantes para el escenario 1 y 3 se pueden ver en la Figura 5.3 y la Figura 5.4, respectivamente. La estructura que se obtiene para el escenario 2 es similar a la del 1 pero con distintos valores en el flujo de materiales.

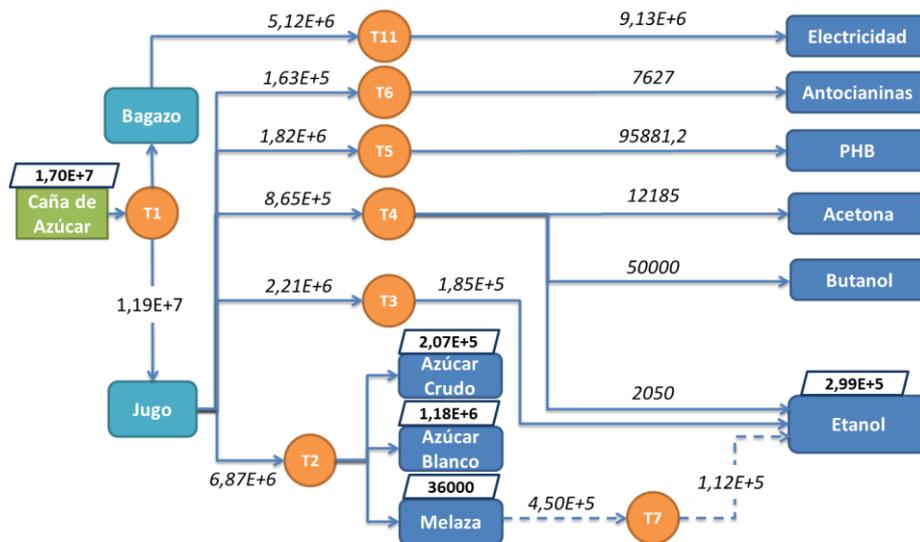


Figura 5.3. Estructura resultante para el escenario 1. Los valores de los flujos de materiales se hallan escritos sobre las corrientes de proceso o en los paralelogramos (según conveniencia) y están expresados en t para los materiales y en MWh para la electricidad

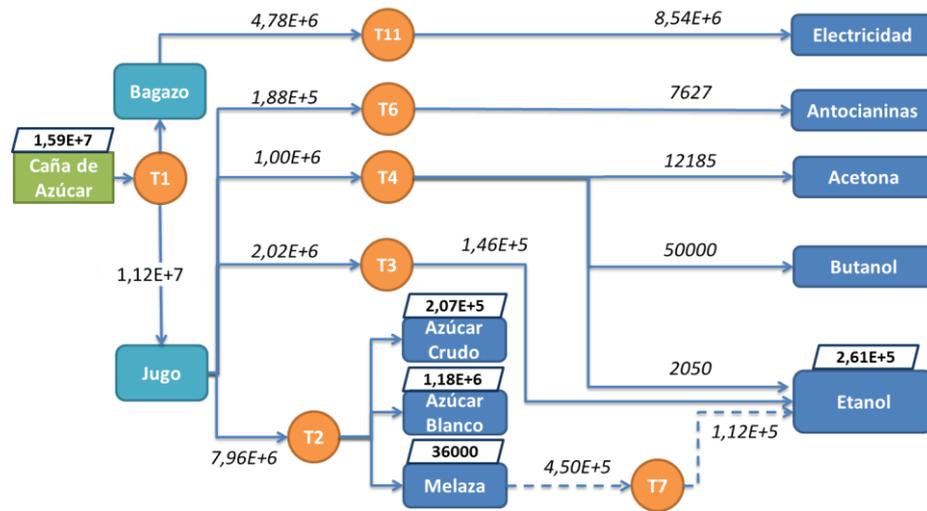


Figura 5.4. Estructura resultante para el escenario 3. Los valores de los flujos de materiales se hallan escritos sobre las corrientes de proceso o en los paralelogramos (según conveniencia) y están expresados en t para los materiales y en MWh para la electricidad

Como se puede observar en las figuras, la solución para los escenarios más favorables (1 y 2) considera producir todos los productos, pero solamente etanol a partir de melaza (T7). En cambio, cuando las condiciones para el cultivo empeoran (escenario 3), se evita la producción de PHB y nuevamente se produce solamente etanol a partir de melaza. La ausencia del proceso de PHB se debe principalmente a la escasez de materia prima y a que la producción de PHB tiene una mayor relación costo-beneficio. De esto surge que para resolver el diseño de la SC, en la sección siguiente, se considerará la posibilidad de instalar solamente plantas para los procesos seleccionados para el tercer escenario (Figura 5.4). Nótese que la optimización se realizó considerando una estructura fija de demanda de productos, independientemente del escenario.

5.5 Diseño de la cadena de suministros

En esta sección se va a abordar el problema de diseño general de la SC para la industria sucroalcoholera de Tucumán. Para ello se considerará que la cadena de valor de la industria de la caña de azúcar puede dividirse en tres escalones, de igual forma que para el caso de estudio presentado en el Apéndice A: campo-industrialización-almacenamiento. Este enfoque puede ser de particular utilidad para la toma de decisiones estatales, ya que se pueden dirigir medidas para la coordinación de estos escalones y además desarrollar planes de fomento a la inversión en determinadas áreas para generar el beneficio general de la actividad. Dado que el objetivo del presente caso de estudio es ilustrar las posibilidades de la metodología planteada, el diseño de la SC se realiza mediante un modelo simplificado monoobjetivo, a partir del modelo desarrollado en los anteriores capítulos y se muestra en el Apéndice B. El principal objetivo es encontrar soluciones a nivel estratégico para afrontar el desarrollo de la actividad, considerando las restricciones del mercado (demanda y cupos de producción), políticas productivas estatales (leyes y disposiciones para la exportación) y limitaciones propias del sector de procesos (espacio agrícola y capacidades técnicas). Para ello se determina cuáles deben ser el conjunto de inversiones a realizar en la provincia en cuanto a la generación de nuevos

espacios de cultivo de caña de azúcar y creación de nuevas instalaciones productivas y para almacenamiento. Así también se determina el destino los flujos de materiales para optimizar el beneficio neto derivado de la industria. Para definir el problema de diseño de la SC de tres escalones (cultivo-industrialización-almacenamiento), siendo un modelo estático, se considera un horizonte de tiempo de un año. Formalmente, el diseño de la SC de la industria en la provincia se puede establecer de la siguiente forma: dados los precios de los productos, los costos de cultivo, producción y almacenamiento, el pronóstico de la demanda, las tasas de impuestos, las capacidades de los distintos procesos y de los campos de cultivo, las políticas estatales para la producción y exportación de productos, y los impuestos para disposición de residuos, el objetivo es determinar el número de campos a cultivarse y plantas industriales a instalarse a partir de una dada situación de partida como así también las decisiones de planeamiento asociadas con el objeto de maximizar los beneficios económicos (FO_2). La toma de decisiones no sólo incluye el número sino también la capacidad de las nuevas plantas productivas y establecimientos agrícolas, y la determinación de los caudales de materia prima, productos terminados y desechos dentro de la estructura, para una determinada previsión de precios y demanda.

5.5.1 Modelo matemático

A continuación, se describe el modelo matemático para la optimización del diseño de la SC para la industria sucroalcoholera de la provincia de Tucumán.

Objetivo

Para resolver el problema se plantea una formulación MILP cuyo objetivo es la ganancia neta obtenida de la actividad (NE_2) disminuida por el desembolso necesario para las inversiones (FCI_2) (Ec. 5.9).

$$FO_2 = NE_2 - FCI_2 \quad (5.9)$$

La ganancia neta será igual a los ingresos (REV_2) por ventas al mercado interno y por exportación, menos los costos de producción (TPC), de almacenamiento (STC) y de disposición de residuos (DPC) (Ec. 5.10).

$$NE = REV_2 - TPC - STC - DPC \quad (5.10)$$

Los ingresos por ventas dependen de los precios del mercado interno (PRI_i) y externo (PRE_i , $i \in EXP_i$) de cada producto i , de las cantidades destinadas a ambos mercados (DMI_i y DME_i) de esos productos y de las ventas de electricidad. Se define el conjunto EXP_i con aquellos productos que se pueden exportar. La relación entre estas variables y parámetros se representa en la Ec. 5.11.

$$REV_2 = \sum_{i \in SEP_i} DMI_i \cdot PRI_i + \sum_{i \in EXP_i} DME_i \cdot PRE_i + TP_{electricidad} \cdot PRI_{electricidad} \quad (5.11)$$

Los costos de operación (TPC) vienen dados por la Ec. 5.4 y los costos por disposición de residuos por la Ec. 5.5. Los costos de almacenamiento (STC) se calculan a partir de los costos unitarios de almacenamiento (USC_i) y de las cantidades almacenadas (ST_i) de cada producto i perteneciente al conjunto de productos que se pueden almacenar ($STO_i = \{\text{azúcar, etanol, antocianinas, biobutanol, acetona, PHB}\}$) (Ec. 5.12).

$$STC = \sum_{i \in STO_i} ST_i \cdot USC_i \quad (5.12)$$

Como se muestra en la Ec. 5.13, el desembolso para las inversiones ($FCI2$) depende del número de instalaciones (NP_p) y los costos fijos de instalación (α_p), de la capacidad de esas instalaciones ($PcapE_p$) y los costos variables de instalación (λ_p), y del área extra necesaria para cultivo (ESC) y los costos por establecimiento agrícola ($CFLD$).

$$FCI2 = ESC \cdot CFLD + \sum_p (NP_p \cdot \alpha_p + PcapE_p \cdot \lambda_p) \quad (5.13)$$

Restricciones

Las restricciones vienen dadas por los balances de materia, las demandas de los productos y las capacidades de las instalaciones. Los balances de materia están representados por las Ec. 5.14 a Ec. 5.17. La cantidad total producida del producto i (TP_i) es igual a la cantidad enviada al mercado interno (MI_i), a exportación (ME_i) y la almacenada (ST_i) de ese mismo producto.

$$TP_i = DMI_i + DME_i + ST_i \quad i \in SEP_i \quad (5.14)$$

Se considera que la cantidad almacenada para mantener un nivel de inventario para la temporada siguiente es una fracción (β) de la cantidad total vendida.

$$ST_i = \beta(DMI_i + DME_i) \quad i \in SEP_i \quad (5.15)$$

Las cantidades enviadas al mercado interno y externo deben ajustarse a valores mínimos y máximos admisibles (Ec. 5.16 y 5.17). Los límites inferior y superior para la demanda interna son DII_i y DIM_i , respectivamente. Los límites de la demanda externa están representados por DEI_i y DEM_i .

$$DII_i \leq DMI_i \leq DIM_i \quad i \in SEP_i \quad (5.16)$$

$$DEI_i \leq DME_i \leq DEM_i \quad i \in SEP_i \quad (5.17)$$

El área de cultivo total existente (CAP) más área extra necesaria (ESC), debe ser menor que la superficie posible de cultivo ($SCcap$) (Ec. 5.18).

$$CAP + ESC \leq SCcap \quad (5.18)$$

Existen límites de extensión de área mínimo ($CAPi$) y máximo ($CAPM$) para las nuevas instalaciones agrícolas que se representan con la variable binaria NSC .

$$NSC \cdot CAPi \leq ESC \leq NSC \cdot CAPM \quad (5.19)$$

También existe un límite de capacidad mínimo ($PcapI$) y máximo ($PcapM$) para las instalaciones industriales representadas por la variable binaria N_p (Ec. 5.20).

$$N_p \cdot PcapI \leq PcapE \leq N_p \cdot PcapM \quad (5.20)$$

Parámetros

Los precios de los productos en el mercado interno de la Argentina e internacionales se pueden encontrar en la Tabla 5.5.

Tabla 5.5. Precios de los productos en el mercado interno e internacional

	<i>Precio interno</i> (\$/t)	<i>Precio externo</i> (\$/t)
<i>Azúcar blanco</i>	330	412
<i>Azúcar crudo</i>	247	309
<i>Melaza</i>	100	-
<i>Etanol</i>	1035	1035
<i>Butanol</i>	1485	1650
<i>Antocianinas</i>	63.000	70.000
<i>Acetona</i>	1044	1160
<i>Electricidad</i>	90 \$/MWh	100 \$/MWh

En la Tabla 5.6 se muestran las capacidades de producción existentes de cada tecnología y las capacidades máximas y mínimas que se pueden considerar para una nueva instalación, en relación al flujo del producto principal.

Tabla 5.6. Parámetros de capacidad de producción de las tecnologías consideradas

<i>Tecnología</i>	<i>Producto principal</i>	<i>Capacidad existente</i> (t/día)	<i>Capacidad mínima</i> (t/día)	<i>Capacidad máxima</i> (t/día)
T1	Jugo Caña	70.000	1575	19.249
T2	Azúcar Blanco	7300	270	3300
T3	Etanol	870	170	280
T4	Butanol	0	170	280
T6	Antocianinas	0	1	40
T7	Etanol	870	170	280
T11	Electricidad	0	40 MW/día	10.000 MW/día

Los costos de almacenamiento por tonelada de material para los productos sólidos es de 0,165 U\$\$(/t día), mientras que para los líquidos es de 0,365 U\$\$(/t día). El área disponible para cultivo existente es de 271.000 ha y la cantidad de suelo disponible extra para cultivo se considera de 30.000 ha, siendo el tamaño mínimo para un nuevo campo de 10 ha y un tamaño máximo de 120 ha. La porción de caña necesaria como semilla para la campaña siguiente es de 20.000 t.

Se considera un límite máximo para la inversión de capital de U\$\$(200 millones y que el porcentaje de productos que debe ser almacenado para stock es del 1% de lo producido.

Por último, los costos fijos y variables (según el flujo de producto principal) para el establecimiento de una nueva tecnología se muestran en la Tabla 5.7.

Tabla 5.7. Costos fijos y variables para una nueva instalación

<i>Tecnología</i>	<i>Producto principal</i>	<i>Costo fijo (M\$)</i>	<i>Costo Variable (\$ t⁻¹ día⁻¹)</i>
T1	Jugo Caña	0	0
T2	Azúcar Blanco	5,35	379
T3	Etanol	14,12	907
T4	Butanol	24	907
T6	Antocianinas	27	550
T7	Etanol	14,12	907
T11	Electricidad	96	100 \$/MW

5.5.2 Resultados

Luego de haber seleccionado las tecnologías óptimas según el modelo LP (Sección 5.4), se procede al diseño de la SC según la formulación MILP. Ésta también se ha codificado en GAMS® v.24.0.2 y resuelto con CPLEX 11.0 para los tres escenarios (Tabla 5.4) en el mismo ordenador que para el problema LP. En la Figura 5.5 se puede ver la estructura de la SC resultante para el escenario 3, el más desfavorable desde el punto de vista del rendimiento del cultivo, que puede brindar un plan estratégico más robusto para la SC. Se muestran los flujos de materiales y número de instalaciones de cada una de las tecnologías, como así también las explotaciones agrícolas. En este caso el resultado propone la producción de todos los productos seleccionados por el modelo LP, a partir de la instalación de un nuevo ingenio (T1 y T2), utilizando la capacidad existente para la producción de etanol a partir de melaza (T7). Además, se establece la necesidad de instalar una tecnología para la producción de electricidad a partir de bagazo (T11), una para la producción de antocianinas (T6) y dos para la producción de biobutanol a partir de jugo (T4).

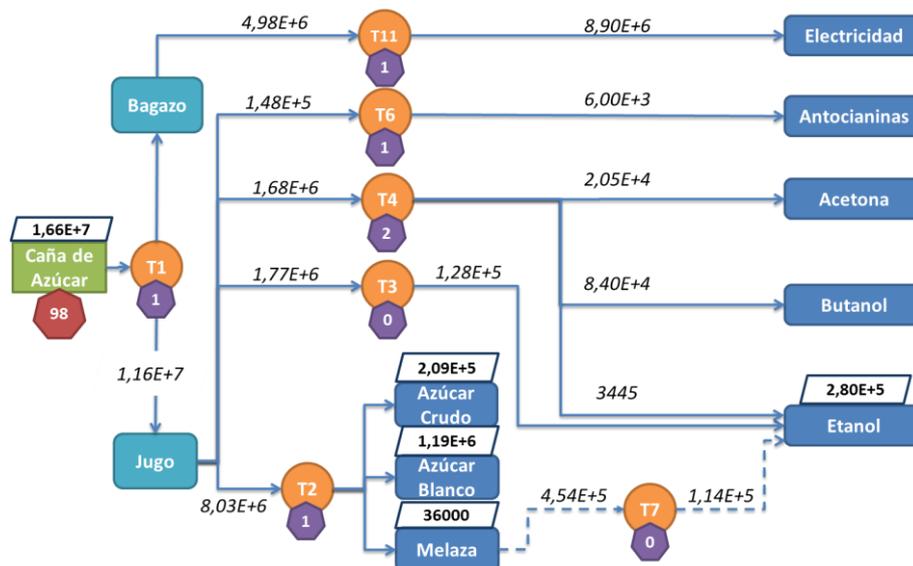


Figura 5.5. Diseño de la SC resultante para el escenario 3. Los valores asociados a los flujos de materiales se expresan en t y la electricidad en MWh, y se muestran sobre las líneas del diagrama o en los paralelogramos. El heptágono posee el número de instalaciones necesarias para cada tecnología y para el campo

Aunque las necesidades de expansión son distintas para los tres escenarios, todos dan lugar a cierta expansión con la misma cantidad de instalaciones industriales, es decir que la SC presenta la misma topología industrial en los tres casos. A diferencia de los escenarios 1 y 2 que no requieren expansión de la superficie agrícola, el escenario 3 plantea la necesidad de incrementarla, y para ello plantea la creación de 98 nuevos espacios agrícolas (considerando el tamaño más pequeño). Dado este cuadro de inversiones, para el escenario 3 se requiere una inversión de U\$S 200 millones (límite) a diferencia de los escenarios 1 y 2 que requieren menor inversión, M\$ 184 y M\$ 183, respectivamente.

5.6 Conclusiones

En el presente capítulo se ha desarrollado un método para diseñar la SC de una agroindustria cuando se desea incorporar procesos alternativos para diversificar la matriz productiva. Esta situación a menudo está motivada por las variaciones en la productividad de la materia prima entre otros factores. El método permite seleccionar previamente los procesos que resultan más prometedores mediante la resolución de un problema sencillo de programación lineal que elige los caminos para la transformación de la materia prima maximizando las ganancias obtenidas. Esta selección previa permite simplificar el modelado, resolución y análisis de resultados al diseñar posteriormente la SC mediante un nuevo modelo que tiene en cuenta solamente los procesos seleccionados como posibles inversiones para mejorar la rentabilidad de la actividad industrial. Estos dos pasos se podrían condensar en un único modelo de optimización, pero para algunas materias primas existe una amplia diversidad de tecnologías para la producción de materiales alternativos a los de los procesos existentes, lo cual incrementaría notoriamente el tamaño de los modelos y por ende su resolución. Aquí radica la utilidad del método propuesto ya que permite seleccionar previamente sólo los más favorables en función de unos pocos parámetros productivos y restricciones del mercado, a sabiendas de que se sacrifica optimalidad global.

A partir del caso de estudio, que considera únicamente criterios económicos, se pudo corroborar que a partir de las áreas cultivables disponibles y las capacidades de producción existentes se pueden realizar inversiones para producir alternativamente otros productos cubriendo las demandas internas del país. Las tecnologías estudiadas en este caso se eligieron en función de su capacidad las materias primas existentes en la provincia de Tucumán y aportar mayor valor agregado a la industria en su conjunto.

Agradecimientos especiales

Quisiera agradecer especialmente la colaboración del Dr. Pedro Jesús Copado Méndez, en el desarrollo de los modelos expuestos en el capítulo segundo, a la Ing. María Augusta Páez en el desarrollo y realización de las encuestas en la Universidad de Manchester. A la Srta. Isabel Salas Tonello por sus aportes en relación al capítulo quinto. Al Dr. Gonzalo Guillén-Gosálbez por la colaboración y guía en los trabajos publicados y enviados a publicación. Al apoyo económico de CONICET, Argentina (proyecto PIP 00785 y beca doctoral), y al Ministerio de Ciencia y Educación de España (proyecto DPI2008-04099 y CTQ2009-14420-C02-01).

Apéndice A: Caso de estudio de la cadena de suministros de azúcar y bioetanol

El modelado de la cadena de suministros (SC) de la industria sucroalcoholera en la Argentina fue publicado por primera vez por Mele y otros (2011) y luego fue utilizado como base para el estudio de diversas metodologías (Kostin *et al.*, 2011; Copado-Méndez *et al.*, 2013). El siguiente caso de estudio se utiliza como plataforma de prueba para los métodos planteados en los capítulos segundo, tercero y cuarto en la Tesis.

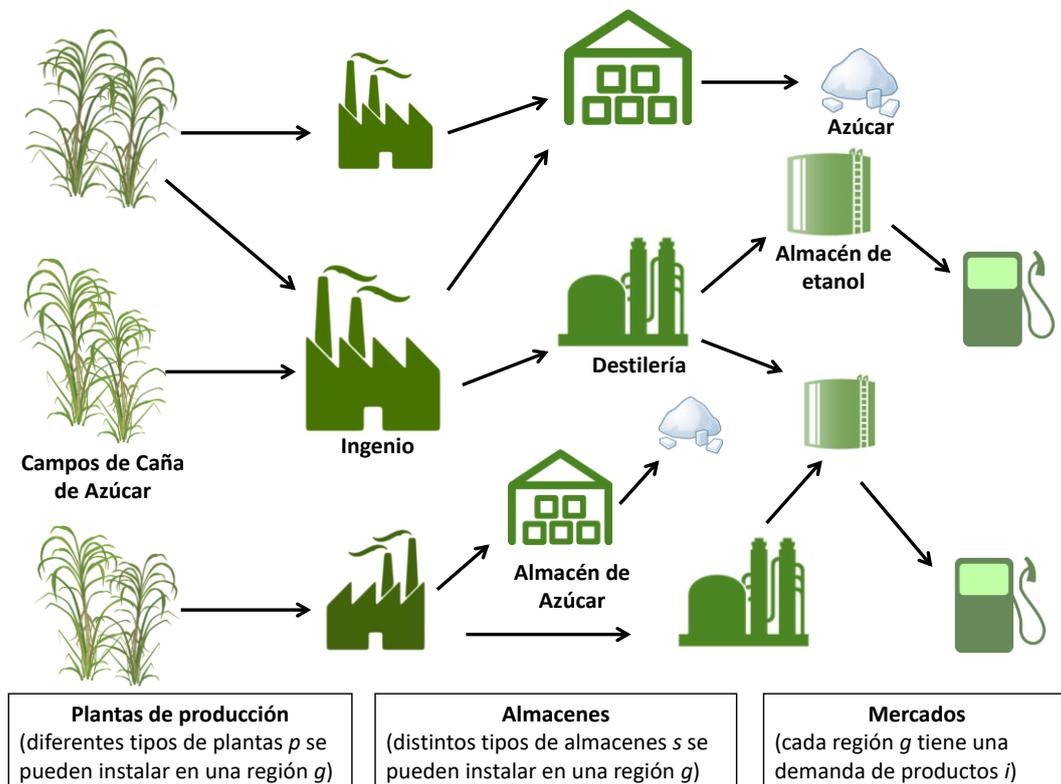


Figura A.1. Estructura de la SC de azúcar/bioetanol

En la Figura A.1 se puede ver un diagrama de la red de la SC mencionada. Se considera el diseño de una SC de tres escalones: producción, almacenamiento y distribución al mercado. Esta red incluye un conjunto de productores de caña de azúcar, instalaciones productivas y de almacenamiento, y los mercados que demandan los productos terminados: azúcar blanco, azúcar crudo (moreno) y bioetanol. La SC opera con un determinado horizonte de tiempo dividido en períodos (6 años) y un área geográfica dividida en diferentes regiones (24 provincias), donde se pueden instalar los nodos (plantas, almacenes) de la red. Cada región posee una capacidad de producción de materia prima (caña de azúcar) en cada intervalo de tiempo. La caña de azúcar se puede utilizar para la producción de azúcar o de etanol, según diferentes tecnologías disponibles tal como se muestra en la Figura A.2. En ella, se muestran entre paréntesis los coeficientes del balance de materia para las ecuaciones de restricción del modelo. Algunos subproductos de la producción de azúcar, como melazas y miel, pueden fermentarse para obtener etanol. Además, se considera que cada etapa

productiva genera emisiones y desechos. Los productos finales (azúcar y etanol) son almacenados hasta el momento de ser enviados al mercado.

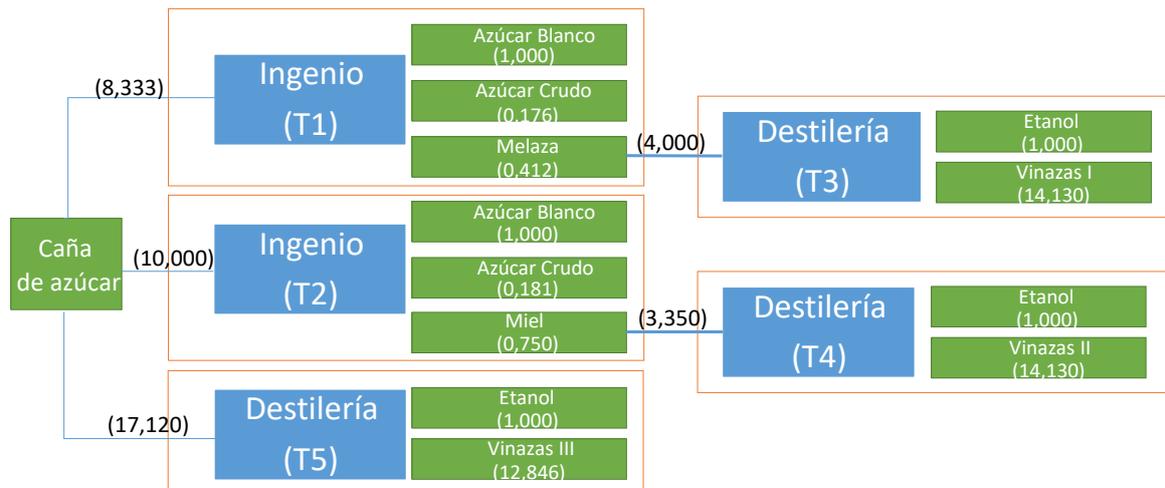


Figura A.2. Representación de las cinco tecnologías de producción consideradas para el modelo de SC con sus coeficientes de balances de materiales

Se consideran dos tipos de instalaciones para almacenar los productos finales: una para el bioetanol y otra para los productos sólidos. Los nodos (productores y mercados) se vinculan entre sí en la red mediante conexiones que representan los flujos de materiales. Para el transporte de materiales se consideran tres tipos de transporte: camiones medianos y pesados para el azúcar, y camiones cisterna para el etanol.

Para definir el problema de diseño de la SC de azúcar y etanol con criterios ambientales, se consideran conocidos: el horizonte de tiempo, los precios de los productos, los costos de producción, almacenamiento y transporte, la demanda futura de productos, las tasas impositivas, las capacidades de las plantas, de los almacenes y del transporte, la inversión de capital, la tasa de interés, las tasas de disposición de residuos y el inventario ambiental¹⁴. El objetivo es determinar la topología de la SC y las decisiones de planificación asociadas que permitan maximizar los beneficios económicos, medidos como el valor actual neto (*Net Present Value* - NPV) y minimizar el impacto ambiental en cada categoría considerada, a lo largo del horizonte de tiempo. Las decisiones que se deben tomar incluyen el número, ubicación y capacidad de las plantas productivas y almacenes a ser instalados en cada región, la política de expansión de la capacidad de producción y almacenamiento, las conexiones entre productores y mercados, el tipo de transporte a emplear en la red, y los flujos de producción intermedios y finales, materia prima y desechos.

La demanda de los productos en las diferentes regiones se puede ver en la Tabla A.1. Los precios del azúcar blanco, azúcar crudo y etanol (537, 375 y 869 U\$/t, respectivamente) se consideran constantes en todo el período de tiempo considerado (6 años), de la misma forma que las demandas. La distancia entre dos regiones se ha calculado teniendo en cuenta las distancias entre las correspondientes capitales a través de las rutas principales. Los datos de las distancias se muestran en la Tabla A.2. Cada provincia tiene una

¹⁴ Conjunto de todas las emisiones y consumo de recursos asociados a las diferentes actividades dentro de la SC. En este caso estos inventarios ambientales se calcularon usando la metodología del Análisis de Ciclo de Vida.

capacidad para producir caña que se considera constante en todo el horizonte de tiempo. La caña de azúcar puede crecer sólo en cinco provincias de la Argentina (Tucumán, Salta, Jujuy, Santa Fe y Misiones). Las capacidades de cultivo de estas regiones se muestran en la Tabla A.3. La capacidad de producción de las tecnologías consideradas para este caso se muestra en la Tabla A.4. Para este problema se adopta para los productos sólidos y líquidos, una capacidad de almacenamiento mínimo de 200 toneladas y una capacidad máxima de 2 millones de toneladas. Se asume un período de almacenamiento medio de 10 días. El capital máximo a invertir puede ser de 109 millones de U\$. Los coeficientes de los costos de cada tecnología se muestran en la Tabla A.5, mientras que los costos para las instalaciones de almacenamiento se muestran en la Tabla A.6. El costo de producción de azúcar es de 265 U\$/t y de etanol de 317 U\$/t. El costo de almacenamiento de cualquier producto se asume de 0,365 U\$/(t-año), por simplicidad. Los costos operativos y del capital se calculan con los parámetros presentados en la Tabla A.7. La mínima capacidad de transporte de los camiones pesados, medianos y cisternas coincide con el mínimo flujo de productos que se puede establecer entre una región productora y un mercado (Tabla A.7), mientras que la máxima capacidad es de 6,25; 6,25 y 6,00 Mt/año respectivamente. La tasa de interés, tasa de impuestos y valor residual son 0,1, 0,3 y 0,2, respectivamente. Por último, se considera que los residuos líquidos (vinazas), independientemente de la tecnología que los genere, tienen un valor de vuelco que es igual a 0,1 U\$/t.

Tabla A.1. Demanda, t/año

<i>Provincia</i>	<i>Región</i>	<i>Producto</i>		
		<i>Azúcar Blanco</i>	<i>Azúcar Crudo</i>	<i>Etanol</i>
<i>Buenos Aires DC</i>	G01	76615	38307	84276
<i>Córdoba</i>	G02	84126	42063	92539
<i>Corrientes</i>	G03	25438	12719	27982
<i>Buenos Aires</i>	G04	379269	189634	417196
<i>La Rioja</i>	G05	9715	4857	10686
<i>Mendoza</i>	G06	43565	21783	47922
<i>Neuquén</i>	G07	13721	6860	15093
<i>Entre Ríos</i>	G08	31547	15774	34702
<i>Misiones</i>	G09	27141	13570	29855
<i>Chubut</i>	G10	11517	5759	12669
<i>Chaco</i>	G11	26440	13220	29084
<i>Santa Cruz</i>	G12	5709	2854	6279
<i>Salta</i>	G13	30746	15373	33821
<i>San Juan</i>	G14	17526	8763	19279
<i>San Luis</i>	G15	11017	5508	12118
<i>Tucumán</i>	G16	37156	18578	40871
<i>Jujuy</i>	G17	17126	8563	18838
<i>Santa Fe</i>	G18	81122	40561	89234
<i>La Pampa</i>	G19	8413	4206	9254
<i>Santiago</i>	G20	21733	10866	23906
<i>Catamarca</i>	G21	8613	4306	9474
<i>Río Negro</i>	G22	15023	7511	16525
<i>Formosa</i>	G23	13520	6760	14872
<i>Tierra del Fuego</i>	G24	3205	1602	3525

Tabla A.2. Distancia entre regiones, km

	G01	G02	G03	G04	G05	G06	G07	G08	G09	G10	G11	G12	G13	G14	G15	G16	G17	G18	G19	G20	G21	G22	G23	G24
G01	0	711	933	60	1167	1080	1178	511	1008	1379	953	2542	1542	1140	800	1229	1565	484	607	1070	1122	948	1098	3162
G02	711	0	900	768	460	680	1153	360	1118	1524	880	2638	844	600	420	597	867	340	667	439	433	1208	1031	3258
G03	933	900	0	990	1024	1490	1913	573	335	2206	20	3369	830	1460	1190	794	853	540	1388	635	857	1774	186	3989
G04	60	768	990	0	1224	1137	1159	568	1065	1371	1010	2533	1599	1197	857	1286	1622	541	664	1127	1173	924	1236	3153
G05	1167	460	1024	1224	0	612	1427	820	1333	1872	1007	3087	704	355	559	382	727	800	1015	389	171	1565	1139	3707
G06	1080	680	1490	1137	612	0	815	952	1710	1628	1470	2783	1311	166	264	872	1329	930	789	1007	725	1342	1600	3403
G07	1178	1153	1913	1159	1427	815	0	1413	2075	746	1880	1909	1997	981	890	1581	2020	1373	535	1618	1536	557	2020	2529
G08	511	360	573	568	820	952	1413	0	758	1715	590	2887	1107	950	691	794	1130	30	855	635	803	1252	746	3507
G09	1008	1118	335	1065	1333	1710	2075	758	0	2356	332	3511	1142	1708	1449	1086	1165	785	1518	927	1179	1896	508	4131
G10	1379	1524	2206	1371	1872	1628	746	1715	2356	0	2236	1172	2308	1705	1382	2107	2331	1685	857	1986	1900	809	2450	1792
G11	953	880	20	1010	1007	1470	1880	590	332	2236	0	3388	813	1460	1190	774	833	540	1368	618	820	1756	173	4008
G12	2542	2638	3369	2533	3087	2783	1909	2887	3511	1172	3388	0	3482	2868	2545	3192	3505	2850	2020	3070	3167	1952	3593	620
G13	1542	844	830	1599	704	1311	1997	1107	1142	2308	813	3482	0	1150	1264	310	90	1077	1462	472	533	2066	959	4102
G14	1140	600	1460	1197	355	166	981	950	1708	1705	1460	2868	1150	0	320	708	1163	920	848	840	497	1509	1540	3488
G15	800	420	1190	857	559	264	890	691	1449	1382	1190	2545	1264	320	0	838	1287	660	525	859	674	1087	1345	3165
G16	1229	597	794	1286	382	872	1581	794	1086	2107	774	3192	310	708	838	0	328	764	1257	164	221	1803	925	3812
G17	1565	867	853	1622	727	1329	2020	1130	1165	2331	833	3505	90	1163	1287	328	0	1092	1485	490	563	2095	921	4125
G18	484	340	540	541	800	930	1373	30	785	1685	540	2850	1077	920	660	764	1092	0	828	605	777	1218	709	3470
G19	607	667	1388	664	1015	789	535	855	1518	857	1368	2020	1462	848	525	1257	1485	828	0	1129	1065	580	1492	2640
G20	1070	439	635	1127	389	1007	1618	635	927	1986	618	3070	472	840	859	164	490	605	1129	0	234	1669	751	3690
G21	1122	433	857	1173	171	725	1536	803	1179	1900	820	3167	533	497	674	221	563	777	1065	234	0	1645	985	3787
G22	948	1208	1774	924	1565	1342	557	1252	1896	809	1756	1952	2066	1509	1087	1803	2095	1218	580	1669	1645	0	1922	2572
G23	1098	1031	186	1236	1139	1600	2020	746	508	2450	173	3593	959	1540	1345	925	921	709	1492	751	985	1922	0	4213
G24	3162	3258	3989	3153	3707	3403	2529	3507	4131	1792	4008	620	4102	3488	3165	3812	4125	3470	2640	3690	3787	2572	4213	0

Tabla A.3. Capacidad de cultivo, t/año

<i>Provincia</i>	<i>Región</i>	<i>Capacidad</i>
Misiones	G09	62.040
Salta	G13	2.068.000
Tucumán	G16	12.220.000
Jujuy	G17	4.324.000
Santa Fe	G18	125.960

Tabla A.4. Capacidad de producción mínima y máxima de cada tecnología (toneladas de producto principal por año)

	<i>Tecnología</i>				
	<i>T1</i>	<i>T2</i>	<i>T3</i>	<i>T4</i>	<i>T5</i>
Capacidad mínima de producción	30.000	30.000	10.000	10.000	10.000
Capacidad máxima de producción	350.000	350.000	300.000	300.000	30.0000

Tabla A.5. Parámetros utilizados para evaluar el costo de las diferentes tecnologías para la producción.

	α_{pgt}^{Pr} (U\$S)	β_{pgt}^{Pr} (U\$S año/t)
T1	5.350.000	535
T2	5.350.000	535
T3	7.710.000	771
T4	7.710.000	771
T5	9.070.000	907

Tabla A.6. Parámetros utilizados para evaluar el costo de las tecnologías de los almacenes.

	α_{sgt}^{Pr} (U\$S)	β_{sgt}^{Pr} (U\$S año/t)
S1	1.220.000	122
S2	18.940.000	1894

Tabla A.7. Parámetros utilizados para calcular los costos de operación y compra de los diferentes medios de transporte.

	<i>Camión pesado</i>	<i>Camión mediano</i>	<i>Camión cisterna</i>
velocidad media (km/h)	55	60	65
capacidad (t por viaje)	30	25	20
disponibilidad diaria (h/día)	18	18	18
costo de compra (U\$S/camión)	30.000	30.000	30.000
salario del conductor (U\$S/h)	10	10	10
economía del combustible (km/L)	5	5	5
precio del combustible (U\$S/L)	0,85	0,85	0,85
gastos generales (U\$S/d)	8,22	8,22	8,22
tiempo de carga y descarga (h/viaje)	6	6	6
gastos de mantenimiento (U\$S/km)	0,0976	0,0976	0,0976

Apéndice B: Modelo de la cadena de suministros de azúcar y bioetanol

Siguiendo el modelado realizado por Mele y otros (2011), las ecuaciones utilizadas para el caso de estudio presentado en el Apéndice A y en los capítulos 2, 3 y 4 se muestran a continuación precedidas por un listado de la notación utilizada.

Conjuntos y subconjuntos

i	materiales
g	regiones
l	tipos de transporte
p	tecnologías para la producción
s	tipos de almacenes
t	años
b	categorías de impacto ambiental
$IL(l)$	materiales que pueden ser transportados por el medio de transporte l
$IM(p)$	productos principales de cada tecnología p
$IS(s)$	materiales que pueden ser guardados en un almacén tipo s
SEP	materiales que se pueden vender
$SI(i)$	almacenes que pueden guardar los materiales i

Parámetros

α_{pgt}^{Pr}	coeficiente fijo de inversión para la tecnología p
α_{sgt}^{Pr}	coeficiente fijo de inversión para el almacén s
β_{pgt}^{Pr}	coeficiente variable de inversión para la tecnología p
β_{sgt}^{Pr}	coeficiente variable de inversión para el almacén s
ρ_{pi}	coeficiente de balance del material i en la tecnología p
τ	mínimo porcentaje disponible de la capacidad instalada
φ	tasa de impuestos
ω_b	factor de ponderación para la categorías de impacto b
$\omega_{NPV}, \omega_{env}$	factores de ponderación para el NPV y una categoría de impacto ambiental, respectivamente
av_l	disponibilidad del transporte l
$CapCrop_{gt}$	capacidad total de plantación de caña de azúcar en la región g en el año t

DW_{it}	salario del conductor
$EL_{gg'}$	distancia entre g y g'
EPU_b	valor del impacto b para las compras de caña de azúcar
$EPE_{b,p}$	valor del impacto b por la producción de la planta p
$EQ_{b,l}$	valor del impacto b por el transporte de materiales en un vehículo tipo l
\overline{FCI}	límite para la inversión de capital
FE_l	consumo de combustible del tipo de transporte l
FP_{it}	precio del combustible
GE_{it}	gastos generales del medio de transporte l
LT_{ig}	impuesto al vuelco de los efluentes líquidos
ME_l	costos de mantenimiento del transporte l
\overline{PCap}_p	máxima capacidad de la tecnología p
\underline{PCap}_p	mínima capacidad de la tecnología p
PR_{igt}	precio de los productos
\overline{Q}_l	máxima capacidad del medio de transporte l
\underline{Q}_l	mínima capacidad del medio de transporte l
\overline{SCap}_s	máxima capacidad del almacén s
\underline{SCap}_s	mínima capacidad del almacén s
$SDigt$	demanda del producto i en la región g en el año t
SP_l	velocidad media del transporte l
sv	valor residual
T	número de años
$TCap_l$	capacidad del medio de transporte l
TMC_{it}	costo de compra asociado al transporte l en el año t
UPC_{ipgt}	costo unitario de producción
USC_{isgt}	costo unitario de almacenamiento
Variables	
CF_t	flujo de caja en el año t
DC_t	costo por vuelco de efluentes en el año t
DTS_{igt}	cantidad de material i enviada a la región g en el año t
IPU_b	impacto ambiental b debido a las compras de caña de azúcar
IPE_b	impacto ambiental b debido a la producción

IQ_b	impacto ambiental b debido al transporte de materiales
FC_t	gasto en combustible
FCI	inversión de capital
FOC_t	costos de funcionamiento de las instalaciones en el año t
$FTDC_t$	fracción del capital total depreciable en el año t
GC_t	costos generales
LC_t	costos de mano de obra
MC_t	costos de mantenimiento
NE_t	ganancias netas en el año t
NP_{pgt}	número de plantas con la tecnología p instaladas en la región g en el año t
NPV	valor actual neto de la SC
NS_{sgt}	numero de almacenes s instalados en la región g en el año t
NT_{lt}	número de unidades del medio de transporte l
$PCapp_{gt}$	capacidad de producción de la tecnología p en la región g en el año t
$PCapE_{pgt}$	expansión de la capacidad de la tecnología p en la región g en el año t
$Q_{ilgg't}$	flujo del material i transportado por l de la región g a g' en el año t
Rev_t	ingresos en el año t
$SCap_{sgt}$	capacidad de almacenamiento de s en la región g en el año t
$SCapE_{sgt}$	expansión de la capacidad de almacenamiento existente de s en la región g en el año t
ST_{isgt}	inventario total del material i en la región g almacenado por s en el año t
TOC_t	costos de transporte en el año t
PE_{ipgt}	producción del material i en la tecnología p , en la región g y en el año t
PT_{igt}	producción total del material i en la región g en el año t
PU_{igt}	compras del material i en la región g en el año t
TI_b	valor total del impacto ambiental b
$X_{lgg't}$	variable binaria que es igual a 1 si se establece un flujo de material entre dos regiones g y g' , caso contrario, vale 0.
W_{igt}	cantidad de desechos líquidos i generados en la región g en el año t

Restricciones de balance de materiales.

$$\begin{aligned} \sum_{s \in IS(i,s)} ST_{isgt-1} + PT_{igt} + PU_{igt} + \sum_{l \in LL(i,l)} \sum_{g' \neq g} Q_{ilg'gt} \\ = \sum_{s \in IS(i,s)} ST_{isgt} + DTS_{igt} + \sum_{l \in LL(i,l)} \sum_{g' \neq g'} Q_{ilgg't} + W_{igt} \quad \forall i, g, t \end{aligned} \quad (B.1)$$

$$PT_{igt} = \sum_p PE_{ipgt} \quad \forall i, g, t \quad (B.2)$$

$$PE_{ipgt} = \rho_{pi} PE_{i'pgt} \quad \forall i, p, g, t \quad \forall i' \in IM(i, p) \quad (B.3)$$

$$PU_{igt} \leq CapCrop_{gt} \quad i = \text{caña}, \quad \forall g, t \quad (B.4)$$

$$\sum_{i \in IS(i,s)} ST_{isgt} \leq SCap_{sgt} \quad \forall s, g, t \quad (B.5)$$

$$AIL_{igt} = \sigma DTS_{igt} \quad \forall i, g, t \quad (B.6)$$

$$2AIL_{igt} \leq \sum_{s \in IS(i,s)} SCap_{sgt} \quad \forall i, g, t \quad (B.7)$$

$$DTS_{igt} \leq SD_{igt} \quad \forall i, g, t \quad (B.8)$$

$$X_{lgg't} + X_{lg'gt} = 1 \quad \forall l, t, g, g' (g' \neq g) \quad (B.9)$$

Restricciones de capacidad

$$pPCap_{pgt} \leq PE_{ipgt} \leq PCap_{pgt} \quad \forall i, p, g, t \quad (B.10)$$

$$PCap_{pgt} = PCap_{pgt-1} + PCapE_{pgt} \quad \forall p, g, t \quad (B.11)$$

$$\overline{PCap}_p NP_{pgt} \leq PCapE_{pgt} \leq \overline{PCap}_p NP_{pgt} \quad \forall p, g, t \quad (B.12)$$

$$SCap_{pgt} = SCap_{pgt-1} + SCapE_{pgt} \quad \forall s, g, t \quad (B.13)$$

$$\overline{SCap}_p NS_{sgt} \leq SCapE_{sgt} \leq \overline{SCap}_s NP_{sgt} \quad \forall s, g, t \quad (B.14)$$

$$\underline{Q}_l X_{lgg't} \leq \sum_{i \in LL(i,l)} Q_{ilgg't} \leq \overline{Q}_l X_{lgg't} \quad \forall l, g, g', t (g' \neq g) \quad (B.15)$$

Funciones objetivo correspondientes al problema multiobjetivo (MOO)

Valor Actual Neto

$$NPV = \sum_t \frac{CF_t}{(1+ir)^{t-1}} \quad (B.16)$$

$$CF_t = NE_t - FTDC_t \quad t = 1, \dots, T-1 \quad (B.17)$$

$$CF_t = NE_t - FTDC_t + svFCI \quad t = T \quad (B.18)$$

$$NE_t = (1-\phi)(Rev_t - FOC_t - TOC_t) + \phi DEP_t \quad \forall t \quad (B.19)$$

$$\text{Rev}_t = \sum_{i \in \text{SEP}(i)} \sum_g \text{DTS}_{igt} \text{PR}_{igt} \quad \forall t \quad (\text{B.20})$$

$$\text{FOC}_t = \sum_i \sum_g \sum_{p \in \text{IM}(i,p)} \text{UPC}_{ipgt} \text{PE}_{ipgt} + \sum_i \sum_g \sum_{s \in \text{IS}(i,s)} \text{USC}_{isgt} \text{AIL}_{igt} + \text{DC}_t \quad \forall t \quad (\text{B.21})$$

$$\text{DC}_t = \sum_i \sum_g \text{W}_{igt} \text{LT}_{igt} \quad \forall t \quad (\text{B.22})$$

$$\text{TOC}_t = \text{FC}_t + \text{LC}_t + \text{MC}_t + \text{GC}_t \quad \forall t \quad (\text{B.23})$$

$$\text{FC}_t = \sum_{i \in \text{IL}(i,l)} \sum_g \sum_{g' \neq g} \sum_l \text{DW}_{lt} \left[\frac{2\text{EL}_{g'g} \text{Q}_{ilg'gt}}{\text{FE}_l \text{TCap}_l} \right] \text{FP}_{lt} \quad \forall t \quad (\text{B.24})$$

$$\text{LC}_t = \sum_{i \in \text{IL}(i,l)} \sum_g \sum_{g' \neq g} \sum_l \text{DW}_{lt} \left[\frac{\text{Q}_{ilg'gt}}{\text{TCap}_l} \left(\frac{2\text{EL}_{g'g}}{\text{SP}_l} + \text{LUT}_l \right) \right] \quad \forall t \quad (\text{B.25})$$

$$\text{MC}_t = \sum_{i \in \text{IL}(i,l)} \sum_g \sum_{g' \neq g} \sum_l \text{ME}_l \frac{2\text{EL}_{g'g} \text{Q}_{ilg'gt}}{\text{TCap}_l} \quad \forall t \quad (\text{B.26})$$

$$\text{GC}_t = \sum_l \sum_{t' < t} \text{GE}_{lt'} \text{NT}_{lt'} \quad \forall t \quad (\text{B.27})$$

$$\text{DEP}_t = \frac{(1-sv)\text{FCI}}{T} \quad \forall t \quad (\text{B.28})$$

$$\begin{aligned} \text{FCI} = & \sum_p \sum_g \sum_t \left(\alpha_{pgt}^{\text{Pr}} \text{NP}_{pgt} + \beta_{pgt}^{\text{Pr}} \text{PCap} E_{pgt} \right) + \\ & \sum_s \sum_g \sum_t \left(\alpha_{sgt}^{\text{St}} \text{NS}_{sgt} + \beta_{sgt}^{\text{St}} \text{SCap} E_{sgt} \right) + \sum_l \sum_t \text{NT}_{lt} \text{TMC}_{lt} \end{aligned} \quad (\text{B.29})$$

$$\sum_{t \leq T} \text{NT}_{lt} = \sum_{i \in \text{IL}(i,l)} \sum_g \sum_{g' \neq g} \sum_t \frac{\text{Q}_{ilgg't}}{\text{avl}_l \text{TCap}_l} \left(\frac{2\text{EL}_{gg'}}{\text{SP}_l} + \text{LUT}_l \right) \quad \forall l \quad (\text{B.30})$$

$$\text{FCI} \leq \overline{\text{FCI}} \quad (\text{B.31})$$

$$\text{FTDC}_t = \frac{\text{FCI}}{T} \quad \forall t \quad (\text{B.32})$$

Impacto ambiental

$$\text{IPU}_b = \text{EPU}_b \sum_g \sum_t \text{PU}_{igt} \quad \forall t \quad i = \text{caña de azúcar} \quad (\text{B.33})$$

$$\text{IPE}_b = \sum_{i \in \text{MP}(l)} \sum_p \sum_g \sum_t \text{EPE}_{bp} \text{PE}_{ipgt} \quad \forall b \quad (\text{B.34})$$

$$\text{IQ}_b = \sum_{i \in \text{IL}(i,l)} \sum_l \sum_g \sum_{g' \neq g} \sum_t \text{EQ}_b \text{EL}_{gg'} \text{Q}_{ilgg't} \quad \forall b \quad (\text{B.35})$$

$$\text{TI}_b = \text{IPU}_b + \text{IPE}_b + \text{IQ}_b \quad \forall b \quad (\text{B.36})$$

Función objetivo del problema monoobjetivo (SOO)

Como se trata en la Tesis, la función del modelo SOO es una suma ponderada. El significado del valor de esta función debe interpretarse como una medida del desempeño general de la SC. El valor ω_b indica la importancia relativa que existe entre los impactos ambientales, mientras que los factores ω_{NPV} y ω_{env} muestran la relación entre las prioridades del sector industrial en cuanto a sus intereses económicos y por el cuidado del medio ambiente. El desempeño global de la SC se calcula entonces como indica la ecuación B.37:

$$Perf = \omega_{NPV} NPV_{NORM} + \omega_{env} \sum_b \omega_b TI_{bNORM} , \quad \text{(B.37)}$$

donde NPV_{NORM} y TI_{bNORM} son los valores normalizados de los objetivos económico y ambientales.

Apéndice C: Análisis de Ciclo de Vida

Los once impactos ambientales considerados en la metodología del Eco-indicador 99 (Goedkoop y Spriensma, 1999) son los que se listan a continuación, clasificados según la categoría de daño a la que pertenecen. Los nombres con los que se los menciona son similares a los que se usan en el cuerpo de la Tesis.

Relacionados con daños a la salud humana (Damage to Human Health - HH)

1-*Cancerígenos*: efectos carcinogénicos debido a la liberación de sustancias al suelo, agua y aire. El daño se cuantifica en DALY¹⁵ / kg de emisión.

2-*Enfermedades Respiratorias (orgánicos)*: afecciones respiratorias resultantes de la presencia de sustancias orgánicas en el aire. El daño se expresa en DALY / kg emisión.

3-*Enfermedades Respiratorias (inorgánicos)*: afecciones respiratorias resultantes de la presencia de sustancias inorgánicas en el aire. El daño se expresa en DALY / kg emisión.

4- *Cambio Climático*: daño, expresado en DALY/kg emisión, resultante de un incremento en las enfermedades o muertes causadas por el cambio climático.

5- *Radiación*: daño, expresado en DALY/kg emisión, resultante de la radiación ionizante.

6- *Capa de Ozono*: daño, expresado en DALY/kg emisión, debido a un incremento en la superficie terrestre de la radiación UV como resultado de la emisión de sustancias que adelgazan la capa de ozono estratosférica.

Relacionados con daños a la calidad del ecosistema (Damage to Ecosystem Quality - EQ)

7- *Ecotoxicidad*: daño a la calidad del ecosistema que se produce como resultado de emisiones de sustancias ecotóxicas al aire, agua o suelo. El daño se expresa en PAF (*Potentially Affected Fraction*)·m²·year/kg emisión.

8- *Acidificación/ Eutrofización*: daño a la calidad del ecosistema causado por las emisiones de sustancias acidificantes al aire. El daño se expresa en PDF (*Potentially Disappeared Fraction*)·m²·year/kg emisión.

9- *Uso del Suelo*: Uso del suelo (en los sistemas antrópicos) que impacta en la biodiversidad. Se basa en observaciones de campo, y la diversidad de las especies depende del tipo de uso del suelo y del área afectada. El daño se mide en PDF·m²·year/m².

¹⁵ Del inglés *Disability Adjusted Life Years* significa “años de vida ajustados por discapacidad”. Se trata de una medida del impacto de una enfermedad, expresado como el número de años perdidos debido a enfermedad, discapacidad o muerte prematura.

Relacionados con daños a los recursos (Damage to Resources - RS)

10- *Minerales*: El hombre siempre extrae los mejores recursos primero, dejando los de peor calidad para una extracción posterior. El daño a los recursos se relaciona con el mayor esfuerzo que debe emplearse para conseguir los recursos aún no explotados. Este esfuerzo extra se cuantifica en “energía adicional” por kg de mineral debido a la reducción de los niveles del mineral.

11- *Combustibles Fósiles*: Energía adicional por MJ, kg o m³ de combustible fósil como resultado de una menor calidad de los recursos (o mayor dificultad en su extracción).

Eco-Indicador 99

La metodología del Eco-Indicador 99 asigna factores de ponderación a las categorías de daño ambiental para poder obtener un único valor: el eco-indicador. Esta ponderación se puede realizar de acuerdo a tres perspectivas. Cada perspectiva responde a uno de los 'arquetipos' tomados del marco de teoría cultural, frecuentemente utilizado en las ciencias sociales. Como consecuencia, hay tres versiones diferentes de la metodología Eco-indicator 99, según la perspectiva utilizada en el proceso de ponderación: jerárquico, individualista e igualitario. La versión jerárquica es la recomendada cuando el analista no está seguro sobre qué perspectiva elegir.

Apéndice D: Encuestas digitales para el cálculo de factores de ponderación mediante los métodos MADM

En la Figura D.1 (A a G), se muestran capturas de pantalla del cuestionario, diseñado usando el software Microsoft Excel®, utilizado para calcular los factores de ponderación a partir de los métodos de toma de decisiones multiatributo (MADM): SMART, SWING, AHP y *Direct Decomposed TRADE OFF* (capítulo tercero de esta Tesis).

UNIVERSITY OF MANCHESTER
School of Chemical Engineering and Analytical Science

Questionnaire for weighting economic and environmental criteria

1 2 3 4 5 6 7

PERSONAL INFORMATION

Complete Name: _____

Age: years Sex: Male Female

Academic Background: Degree Programme: Taught (Master)
Research (PhD)

Name of the Programme or Research Title: _____

GENERAL INSTRUCTIONS

Purpose:
This questionnaire aims to determine the hierarchy that you -as decision maker- assign to economic and environmental criteria. Particularly, net present value and Eco-Indicator 99 damage categories are considered.

- The questionnaire comprises 7 steps divided into 3 sections.
- Once you complete each step, you will be asked to check your answers before continue to next sections. You are not allowed to change answers of prior sections.
- Before start the questionnaire, please take your time to read carefully the economic and environmental criteria concepts provided below.

ECONOMIC AND ENVIRONMENTAL CRITERIA CONCEPTS

What is the Net Present Value (NPV) ?
Is an investment evaluation approach, which establishes the value of future earnings in todays money. NPV assesses the difference between the revenue achieved over a life time and the costs involved considering a discount rate. If NPV is positive the investment should be approved.

What is the Eco-Indicator 99 (EI99) ?
Is an environmental impact assessment methodology proceeding from the identification of areas of concern (damage categories) to determination of what causes damage to these. This methodology uses a panel approach to reflect the society's view on which damages are of greatest importance. EI99 expresses the impact as ecopoints. The three damage categories and the underlying impact attributes included are described as follows.

Human Health	Ecosystem Quality	Resources
<ul style="list-style-type: none"> Carcinogenic effects on humans Respiratory effects caused by organic substances Respiratory effects caused by inorganic substances Damage caused by climate change Effects caused by ionising radiation Effects caused by ozone layer depletion 	<ul style="list-style-type: none"> Damage caused by ecotoxic effects Damage caused by the effect of acidification Damage caused by land occupation and conversion 	<ul style="list-style-type: none"> Damage caused by extraction of minerals Damage caused by extraction of fossil fuels

I do understand the purpose, instructions and concepts that I have read

NEXT

(A)

UNIVERSITY OF MANCHESTER
School of Chemical Engineering and Analytical Science

Questionnaire for weighting economic and environmental criteria

1 2 3 4 5 6 7

GENERAL RANKING

Rank the economic and environmental attributes according to their importance from **1** to the **most important** and **12** to the **least** important.

Carcinogenic effects on humans	2
Damage caused by climate change	3
Damage caused by ecotoxic effects	9
Damage caused by extraction of fossil fuels	10
Damage caused by extraction of minerals	11
Damage caused by land occupation and conversion	12
Damage caused by the effect of acidification	8
Effects caused by ionising radiation	7
Effects caused by ozone layer depletion	6
Net Present Value	1
Respiratory effects caused by inorganic substances	4
Respiratory effects caused by organic substances	5

I am sure of the ranking provided for each attribute

NEXT

(B)



Questionnaire for weighting economic and environmental criteria

1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 6 → 7

Welcome to the Second Section of the Questionnaire

SMART METHOD FOR WEIGHTING
(Proposed by Edwards W., 1977)

To the ranked attributes, assign **10 points** to the **least important** (12) and judge all others as **multiples of 10 upwards**. (i.e., an attribute that is considered twice important as the least important attribute should get 20 points)

	Rank	Smart Score
Carcinogenic effects on humans	0	
Damage caused by climate change	0	
Damage caused by ecotoxic effects	0	
Damage caused by extraction of fossil fuels	0	
Damage caused by extraction of minerals	0	
Damage caused by land occupation and conversion	0	
Damage caused by the effect of acidification	0	
Effects caused by ionising radiation	0	
Effects caused by ozone layer depletion	0	
Net Present Value	0	
Respiratory effects caused by inorganic substances	0	
Respiratory effects caused by organic substances	0	

I am sure of the scores provided for each attribute

NEXT

(C)



Questionnaire for weighting economic and environmental criteria

1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 6 → 7

SWING METHOD FOR WEIGHTING
(Proposed by Von Winterfeldt and Edwards, 1986)

1. Assume that you are stuck in the worst possible scenario. It means net present value is negative and all the environmental criteria are in their highest value.
2. Select an attribute that you first would like to change to the best level and assign **100 points** to this most important swing.
3. Continue with the remaining attributes assigning **points less than 100** to each attribute change.

	Swing Score
Carcinogenic effects on humans	
Damage caused by climate change	
Damage caused by ecotoxic effects	
Damage caused by extraction of fossil fuels	
Damage caused by extraction of minerals	
Damage caused by land occupation and conversion	
Damage caused by the effect of acidification	
Effects caused by ionising radiation	
Effects caused by ozone layer depletion	
Net Present Value	
Respiratory effects caused by inorganic substances	
Respiratory effects caused by organic substances	

I am sure of the scores provided for each attribute

NEXT

(D)



Questionnaire for weighting economic and environmental criteria

1 2 3 4 5 6 7

AHP METHOD FOR WEIGHTING
(Proposed by Saaty, 1990)

1. Judge according to **Saaty scale** the **relative importance** of one attribute over another along the pairwise comparisons. (You are asked to compare horizontal attributes with vertical ones)
2. Each attribute has been named with a number following the letter "A".
3. Allocate the Saaty scale number **only in the blanks**. Do not change the shaded cells in the matrix.

Attributes:	A7. Damage caused by ecotoxic effects
A1. Carcinogenic effects on humans	A8. Damage caused by the effect of acidification
A2. Respiratory effects caused by organic substances	A9. Damage caused by land occupation and conversion
A3. Respiratory effects caused by inorganic substances	A10. Damage caused by extraction of minerals
A4. Damage caused by climate change	A11. Damage caused by extraction of fossil fuels
A5. Effects caused by ionising radiation	A12. Net Present Value
A6. Effects caused by ozone layer depletion	

Saaty Scale:	
1	Equal importance
3	Moderate importance
5	Strong importance
7	Very strong importance
9	Extreme importance

AHP PAIRWISE COMPARISONS

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9	A10	A11	A12
A1	1											
A2		1										
A3			1									
A4				1								
A5					1							
A6						1						
A7							1					
A8								1				
A9									1			
A10										1		
A11											1	
A12												1

I am sure of the pairwise comparisons provided for each attribute

NEXT

(E)



Questionnaire for weighting economic and environmental criteria

1 2 3 4 5 6 7

DIRECT DECOMPOSED TRADEOFF METHOD FOR WEIGHTING
(Proposed by Keeney and Raiffa, 1976)

1. Until this point you have been assigned weights to **impact attributes**. By using this method, you are going to assign weights to **damage categories** of Eco-Indicator 99 as well as net present value.
2. Each **damage category** has been named with a number following the letter "D".
3. In the first part, four extreme profiles are presented. **Rank** these profiles from 1 to the **most important** and 4 to the **least important**. Do not change the shaded cells related to ranked profiles.
4. In the second part, called indifference judgments, comparisons between the extreme profiles are presented. You can observe that **one criteria is missed (?) in one alternative**. Adjust the missing criteria until both alternatives become equally attractive. Do not allocate numbers outside or equal than the **maximum and minimum values**.

Damage Categories:	
D1. Human health	Include the number and duration of diseases and life years lost due to premature death from environmental causes
D2. Ecosystem quality	Include the effect on species diversity, particularly for vascular plants and lower organisms
D3. Resources	Include the surplus energy required in future to extract lower quality mineral and fossil resources
D4. Net Present Value	

PART I. EXTREME PROFILES

	Extreme Profiles				Rank
	D1	D2	D3	D4	
EP1	33	0.6	0.1	0	
EP2	1.9	10	0.1	0	
EP3	1.9	0.6	2	0	
EP4	1.9	0.6	0.1	15	

	Ranked Profiles			
	D1	D2	D3	D4
RP1	0	0	0	0
RP2	0	0	0	0
RP3	0	0	0	0
RP4	0	0	0	0

PART II. INDIFFERENCE JUDGMENTS

Pair	D1	D2	D3	D4	Missing Criteria	D1	D2	D3	D4
RP1-RP3	0	0	0	0		0	0	0	0
RP1-RP4	0	0	0	0		0	0	0	0
RP2-RP3	0	0	0	0		0	0	0	0
RP2-RP4	0	0	0	0		0	0	0	0
RP3-RP4	0	0	0	0		0	0	0	0

I am sure of the ranked profiles and indifference judgments provided

NEXT

(F)



Questionnaire for weighting economic and environmental criteria

1 2 3 4 5 6 7

Welcome to the Third Section of the Questionnaire

HOW CONSISTENCY ARE YOUR ANSWERS ?

Let's compare the general ranking that you provided at the beginning of the questionnaire and the hierarchy obtained with Swing Method. Do you think your answers are consistent?

General Ranking provided at the beginning of the questionnaire		Swing Method	
		Weight	Hierarchy
1	Net Present Value	10.00	1
2	Carcinogenic effects on humans	10.00	1
3	Damage caused by climate change	10.00	1
4	Respiratory effects caused by inorganic substances	10.00	1
5	Respiratory effects caused by organic substances	10.00	1
6	Effects caused by ozone layer depletion	10.00	1
7	Effects caused by ionising radiation	10.00	1
8	Damage caused by the effect of acidification	5.00	10
9	Damage caused by ecotoxic effects	10.00	1
10	Damage caused by extraction of fossil fuels	7.50	9
11	Damage caused by extraction of minerals	5.00	10
12	Damage caused by land occupation and conversion	2.50	12

Your Percentage of Consistency is: **16.7** %

Thanks for your collaboration

Please save the questionnaire as IDNumber.vlm and send it to maria.parr@postgrad.manchester.uk

(G)

Figura D.1 Capturas de pantalla de las siete páginas del cuestionario (A a G)

Trabajos publicados en relación a esta Tesis

En revistas

- Wheeler J., Caballero J.A., Ruiz Femenia J.R., Guillén-Gosálbez G., Mele F.D. *MINLP-based Analytic Hierarchy Process to simplify multi-objective problems: application to the design of biofuels supply chains using on field surveys*. Computers and chemical engineering. 2017, 102, pp 64 - 80.
- Wheeler J., Páez M., Guillén-Gosálbez G., Mele F. D. *Combining multi-attribute decision-making methods with multi-objective optimisation in the design of biomass supply chains*. Computers and Chemical Engineering. 2018, 113, pp.11-31

En jornadas y congresos

- Wheeler, J.; Salas Tonello, I.; Mele, F. D. Selección de vías de proceso y diseño de cadenas de suministros utilizando estrategias de optimización. Argentina. Ciudad Autónoma de Buenos Aires. 2016. XXIV JAIIO Simposio Argentino de Informática Industrial. SADIO Sociedad Argentina de Informática.
- Wheeler, J.; Salas Tonello, I. Selección de vías de proceso y diseño de cadenas de suministros de biorrefinerías de caña de azúcar. UNESP. San Pedro. Brasil. 2016. XXIV Jornadas Jóvenes Investigadores AUGM.
- Wheeler, J.; Ruiz Femenia, J. R.; Caballero, J. A.; Guillén-Gosálbez, G.; Mele, F. D. MINLP basado en el Proceso Analítico Jerárquico para simplificar problemas de optimización multiobjetivo. Argentina. Rosario. 2015. XXIII JAIIO Simposio Argentino de Informática Industrial. SADIO Sociedad Argentina de Informática.
- Wheeler, J.; Mele, F. D.; Copado Méndez, P. J.; Guillén-Gosálbez, G. Multi-objective optimization of the sugarcane-based bioethanol supply chain using the Analytic Hierarchy Process. Perú. Lima. 2015. Sixth International Conference on Life Cycle Assessment - CILCA2015.

Bibliografía

- Aczel J., Saaty T. L. Procedures for Synthesizing Ratio Judgments. *J. Math. Psychol.* 1983, 27, 93-102.
- Alçada-Almeida L., Coutinho-Rodrigues J., Current J. A multiobjective modeling approach to locating incinerators. *Socio-Economic Planning Sciences* 2009, 43 (2), 111–20.
- Alidi A.S. A multiobjective optimization model for the waste management of the petrochemical industry. *Appl. Math. Modell.* 1996, 20, 925–933.
- Alonso J.A., Lamata M. Consistency in the analytic hierarchy process: a new approach. *Int. J. Uncertainty. Fuzziness Knowledge Based Syst.*, 2006, 14 (4), 445–459.
- Antipova E., Pozo C., Guillén-Gosálbez G., Boer D., Cabeza L.F., Jiménez L. On the use of filters to facilitate the post-optimal analysis of the Pareto solutions in multi-objective optimization. *Comput. Chem. Eng.* 2015, 74, 48–58.
- Athan T.W. Papalambros, P.Y. A note on weighted criteria methods for compromise solutions in multi-objective optimization. *Eng. Optim.* 1996, 27, 155–176.
- Bell D.E., Keeney R.L., Raiffa H. *Conflicting objectives in decisions.* John Wiley & Sons, 1977, 298–322.
- Biegler L.T., Grossmann I.E. Retrospective on optimization. *Computers and Chemical Engineering*, 2004, 28 (8), 1169-1192.
- Bojarski A.D., Laínez J.M., Espuña A., Puigjaner L. Incorporating environmental impacts and regulations in a holistic supply chains modeling: An LCA approach. *Computers & Chemical Engineering*, 2009, 33 , 1747-1759.
- Borcherding K., Eppel T., von Winterfeldt D. Comparison of weighting judgments in multiattribute utility measurement. *Management science*, 1991, 37(12), 1603–1619.
- Borrero M, Pereira JTV, Miranda EE. An environmental management method for sugar cane alcohol production in Brazil. *Biomass & Bioenergy*, 2003, 25, 287-299.
- Brandenburg M., Govindan K., Sarkis J., Seuring S. Quantitative models for sustainable supply chain management: Developments and directions. *European Journal of Operational Research*, 2014, 233(2), 299-312. DOI: 10.1016/j.ejor.2013.09.032.
- Branke J., Kaussler T., Schmeck T. Guidance in evolutionary multi-objective optimization. *Adv. Eng. Softw.* 2001, 32, 499–507.
- Branke J., Deb K., Dierolf H., Osswald M. Finding knees in multi-objective optimization. In: Yao X., Burke E.K., Lozano J.A., Smith J., Merelo-Guervós J.J., Bullinaria J.A., Rowe J.E., Tiño P., Kabán A., Schwefel H.-P. (eds.) PPSN-VIII. LNCS. Heidelberg: Springer. 2004, 3342, 722-731.
- Braunegg G., Lefebvre G., Genser K. F. Polyhydroxyalkanoates, biopolyesters from renew-able resources: Physiological and engineering aspects. *Journal of Biotechnology* 65 (1998) 127-161
- Chaabane A., Ramudhin A., Paquet M. Design of sustainable supply chains under the emission trading scheme. *International Journal of Production Economics* 2012, 135(1), 37–49.

- Charnes A., Cooper W.W. *Management Models and Industrial Applications of Linear Programming*. New York: John Wiley and Sons. 1961.
- Charnes A., Cooper W.W.; Ferguson, R.O. Optimal estimation of executive compensation by linear programming. *Manage. Sci.* 1955, 1, 138–151.
- Chiampi M., Fuertratt G., Magele Ch., Ragusa C., Repetto M. Multi-objective optimisation with stochastic algorithms and fuzzy definition of objective function. *International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics*. 1998, 9(4), 381-389.
- Cloquell V., Santamarina M., Hospitaler A. Nuevo procedimiento para la normalización de valores numéricos en la toma de decisiones. In: XVII Congreso Nacional de Ingeniería de Proyectos – Murcia; 2001.
- Copado-Méndez P.J., Blum C., Guillén-Gosálbez G., Jiménez L. Large neighborhood search applied to the efficient solution of spatially explicit strategic supply chain management problems. *Comput. Chem. Eng.* 2013, 49, 114-126.
- Cortés-Borda D., Guillén-Gosálbez G., Jiménez L. On the use of weighting in LCA: translating decision makers' preferences into weights via linear programming. *Int. J. Life Cycle Assess.* 2013, 18, 948–957.
- Das I. An improved technique for choosing parameters for Pareto surface generation using normal-boundary intersection. In: ISSMO/UBCAD/AIASA, Third World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization (held in Buffalo). Buffalo: University of Buffalo, Center for Advanced Design. 1999.
- Das I., Dennis J.E. A closer look at drawbacks of minimizing weighted sums of objectives for Pareto set generation in multicriteria optimization problems. *Struct. Optim.* 1997, 14, 63–69.
- Das I.; Dennis J.E. Normal-boundary intersection: a new method for generating the Pareto surface in nonlinear multicriteria optimization problems. *SIAM J. Optim.* 1998, 8, 631–657.
- Deb K. Multi-objective evolutionary algorithms: introducing bias among Pareto-optimal solutions. In: Ghosh A., Tsutsui S. (eds.). *Advances in Evolutionary Computing: Theory and Applications*. London: Springer-Verlag. 2003, 263–292.
- Deb K., Gupta H. Searching for robust Pareto-optimal solutions in multi-objective optimization. In: Third evolutionary multi-criteria optimization (EMO-05) conference, 2005, 150–64.
- Dechanpanya W. *Chemical Process Analysis of Economic and Environmental Performance: Creating the Design Enhancement to AHP Ranking (DEAR) Software Design Aid*. M.S. Thesis, Michigan Technological University, Houghton. 1998.
- Dehghanian F., Mansour S. Designing sustainable recovery network of end-of life products using genetic algorithm. *Resources, Conservation and Recycling* 2009;53(10), 559–70.
- Derenzo S. Brazilian Patent PI 93023120, 1993.
- Devika K., Jafarian A., Nourbakhsh V. Designing a sustainable closed-loop supply chain network based on triple bottom line approach: a comparison of metaheuristics hybridization techniques. *European Journal of Operational Research* 2014;235(3), 594–615.
- Dogan Ö., Bahadır G. Combining possibilistic linear programming and fuzzy AHP for solving the multi-objective capacitated multi-facility location problem. *Information Sciences*, 2014, 268, 185-201.

- Edwards W. How to use multiattribute utility measurement for social decision-making. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, 1977, 7(5), 326–340.
- EEAOC. Reporte Agroindustrial: Relevamiento satelital de cultivos en la provincia de Tucumán. 107 (2015)
- Ehrgott M. *Multicriteria Optimization*, 2nd Edition, Springer Berlin, 2005.
- Environmental Protection Agency (EPA). <http://www.epa.gov/climatechange/ghgemissions>19.06.12>].
- Erkut E., Karagiannidis A., Perkoulidis G., Tjandra S.A. A multicriteria facility location model for municipal solid waste management in north greece. *European Journal of Operational Research* 2008, 187(3), 1402–21.
- Escobar M.T., Moreno-Jiménez J.M. Aggregation of individual preference structures in AHP-Group decision making. *Group Dec. Negot.*, 2007 16, 287–301.
- Eskandarpour M., Dejax P., Miemczyk J., Péton O. Sustainable supply chain network design: An optimization-oriented review. *Omega* 2015, 54, 11-32.
- Farina M., Amato P. A fuzzy definition of “optimality” for many-criteria optimization problems. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. A-Syst. Hum.* 2004, 34(3), 315–26.
- Finnveden G. A critical review of operational valuation/weighting methods for Life Cycle Assessment. AFR-REPORT 253. Swedish Environmental Protection Agency, Stockholm, Sweden. 1999.
- Forman E., Peniwati K. Aggregating individual judgments and priorities with the Analytic Hierarchy Process. *Eur. J. Oper. Res.* 1998, 108, 165-169.
- Fox M.S., Barbuceanu M., Teigen R. Agent-oriented supply-chain management. *International Journal of Flexible Manufacturing Systems*. 2000, 12, 165-188.
- García D.J., You F. Multiobjective optimization of product and process networks: General modeling framework, efficient global optimization algorithm, and case studies on bioconversion, *AIChE J.* 2015, 61(2), 530-554.
- Gerasimov E.N., Repko V.N. 1978: Multicriterial optimization. *Sov. Appl. Mech.* 14, 1179–1184; translated from *Prikladnaya Mekhanika*, 1978, 14, 72–78.
- Gloria T.P., Lippiatt B.C., Cooper, J. Life cycle impact assessment weights to support environmentally preferable purchasing in the United States. *Environ. Sci. Technol.* 2007, 41 (21), 7551–7557.
- Goedkoop M.J., Spriensma R.S. *The Eco-indicator 99, Methodology report. A damage oriented LCIA Method; VROM: The Hague, The Netherlands*, 1999.
- Govindan K., Jafarian A., Khodaverdi R., Devika K. Two-echelon multiple-vehicle location-routing problem with time windows for optimization of sustainable supply chain network of perishable food. *International Journal of Production Economics* 2014, 152, 9–28.
- Grillo Renó M. L., Almazán del Olmo O., Escobar Palacio J. C., Silva Lora E. E., Venturini O. J. Sugarcane biorefineries: Case studies applied to the Brazilian sugar–alcohol industry. *Energy Conversion and Management* 86 (2014) 981–991.
- Grossmann I.E. Enterprise-wide optimization: a new frontier in process systems engineering. *AIChE J.* 2005, 51, 1846-1857

Grossmann I.E., Guillén-Gosálbez G. Scope for the application of mathematical programming techniques in the synthesis and planning of sustainable processes. *Comput. Chem. Eng.* 2010, 34(9), 1365-1376.

Grossmann, I.E. Challenges in the new millennium: Product discovery and design, enterprise and SC optimization, global life cycle assessment, *Comp & Chem. Eng.* 2004, 29, 29-39.

Grossmann, I.E., Biegler, LT. Part II. Future perspective on optimization. *Comp. Chem. Eng.* 2004, 28, 1193-1218.

Guillén-Gosálbez G, Grossmann I. A global optimization strategy for the environmentally conscious design of chemical supply chains under uncertainty in the damage assessment model. *Computers and Chemical Engineering* 2010, 34(1), 42–58.

Guillén-Gosálbez G, Grossmann I. Optimal design and planning of sustainable chemical supply chains under uncertainty. *AIChE Journal* 2009, 55(1), 99–121.

Guillén-Gosálbez G., Badell M., Espuña A., Puigjaner L. Simultaneous optimization of process operations and financial decisions to enhance the integrated planning/scheduling of chemical supply chains. *Comp. Chem. Eng.* 2016, 30, 421-436.

Guillén-Gosálbez G., Espuña A, Puigjaner L. Addressing the scheduling of chemical supply chains under demand uncertainty. *AIChE J.* 2006, 52, 3864–3881.

Guillén-Gosálbez G., Mele F., Bagajewicz M., Espuña A., Puigjaner L. Multiobjective supply chain design under uncertainty. *Chem Eng Sci.* 2005, 60, 1535–1553.

Guillén-Gosálbez G., Mele F.D., Grossmann I.E. A bicriterion optimization approach for the design and planning of hydrogen supply chains for vehicle use. *AIChE J.* 2009, 56(3), 650–667.

Haimes Y.Y. Integrated system identification and optimization. In: Leondes C.T. (ed.) *Advances in Systems Theory and Applications*, New York: Academic Press, 1973, 435-518.

Haimes Y.Y.; Lasdon L.S.; Wismer D.A.: On a bicriterion formulation of the problems of integrated system identification and system optimization. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* SMC-1, 1971, 296–297.

Hermann B.G., Kroeze C., Jawjit W. Assessing environmental performance by combining life cycle assessment, multi-criteria analysis and environmental performance indicators. *J. Cleaner Prod.* 2007, 15, 1787-1796.

Holland, J.H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor: The University of Michigan Press. 1975.

Hugo A., Pistikopoulos E.N. Environmentally conscious long-range planning and design of supply chain networks. *Journal of Cleaner Production*, 2005, 13, 428-1448.

Ijiri Y. *Management Goals and Accounting for Control*. Amsterdam: North-Holland. 1965.

Jamshidi R., Fatemi Ghomi S., Karimi B. Multi-objective green supply chain optimization with a new hybrid memetic algorithm using the Taguchi method. *Scientia Iranica* 2012, 19(6), 1876–86.

Junqueira T. L., Cavalett O., Bonomi A. The Virtual Sugarcane Biorefinery—A Simulation Tool to Support Public Policies Formulation in Bioenergy/Industrial Biotechnology 12(1) (2016) 62 – 67.

Kadam K.L. Environmental benefits on a life cycle basis of using bagasse-derived ethanol as a gasoline oxygenate in India. *Proc. of the South African Sugar Tech.*, 2002, 75, 358-362.

- Keeney R.L., Raiffa H. Decisions with multiple objectives: preferences and value tradeoffs. J. Wiley, New York. 1976.
- Koski, J., Silvennoinen, R. Norm methods and partial weighting in multicriterion optimization of structures. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*. 1987, 24(6), 1101-1121.
- Kostin A., Guillén-Gosálbez G., Mele F., Jiménez L. Identifying key life cycle assessment metrics in the multiobjective design of bioethanol supply chains using a rigorous mixed-integer linear programming approach. *Industrial and Engineering Chemistry Research* 2012, 51(14), 5282–91.
- Kostin A., Guillén-Gosálbez G., Mele F., Bagajewicz M., Jiménez L. A novel rolling horizon strategy for the strategic planning of supply chains. Application to the sugar cane industry of Argentina. *Comput. Chem. Eng.* 2011, 35(11), 2540-2563.
- Kravanja Z., Čuček L. Multi-objective optimisation for generating sustainable solutions considering total effects on the environment. *Appl. Energy*, 2013, 101, 67-80.
- Laínez J.M., Puigjaner L. Prospective and perspective review in integrated supply chain modelling for the chemical process industry. *Current Opinion in Chemical Engineering* 2012, 1, 430-445
- Laínez J.M., Reklaitis G.V., Puigjaner L. Linking marketing and supply chains models for improved business strategic decision support. *Comp. Chem. Eng.* 2010, 34, 2107-2117.
- Lee S.M., Olson D.L. Goal programming. In: Gal, T.; Stewart, T.J.; Hanne, T. (eds.) *Multicriteria Decision Making: Advances in MCDM Models, Algorithms, Theory, and Applications*. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- Leu S.S., Yang C.H. GA-based multicriteria optimal model for construction scheduling. *J. Constr. Eng. Manage.* 1999, 125, 420–427.
- Liu S. C., Chen A. Z. Variable neighborhood search for the inventory routing and scheduling problem in a supply chain. *Expert Systems with Applications*. 2012, 39(4), 4149-4159.
- Malczewski J., Ogryczak W. An interactive approach to the central facility location problem: locating pediatric hospitals in Warsaw. *Geographical Analysis* 1990, 22(3), 244–58.
- Marler R.T., Arora J.S. Survey of multi-objective optimization methods for engineering. *Struct. Multidisc. Optim.* 2004, 26, 369–395.
- Martín M., Grossmann I.E. On the systematic synthesis of sustainable biorefineries. *Industrial and Engineering Chemistry Research*. 2013, 52(9), pp. 3044-3064
- Mele F., Espuña A., Puigjaner L. A simulation-based optimization framework for parameter optimization of supply-chain. *Ind. Eng. Chem. Res* 2006, 45, 3133-3148.
- Mele F.D., Espuña A., Puigjaner L. Environmental impact considerations into supply chain management based on life-cycle assessment. In: Castells F., Rieradevalls J. (eds.), *LCM 2005: Innovation by Life-Cycle Management*. Gráficas Font: Barcelona, 2005, 428-433.
- Mele F.D., Kostin A.M., Guillén-Gosálbez G., Jiménez L. Multiobjective model for more sustainable fuel supply chains. A case study of the sugar cane industry in Argentina. *Ind. Eng. Chem. Res.* 2011, 50, 4939-4958.

- Mele F.D., Guillén-Gosálbez G., Jiménez L. Optimal planning of supply chains for bioethanol and sugar production with economic and environmental concerns. In: Jeżowski J, Thullie J, editors. *Computer Aided Chemical Engineering*, 26. Cracow, Poland: Elsevier; 2009, 997–1002.
- Meng F.Y., Fan Q.X., Zhao Q.L., Wang Y.S. Life cycle assessment of environmental impact load of wastewater treatment. *Harbin Gongye Daxue Xuebao/J. Harbin Inst. Technol.* 2010, 42 (6), 982–985.
- Messac A., Ismail-Yahaya A., Mattson C. The normalized normal constraint method for generating the Pareto frontier. *Struct Multidiscip Optim.* 2003, 25(2), 86–98.
- Miettinen P., Hämäläinen R.P. How to benefit from decision analysis in environmental life cycle assessment (LCA). *Eur. J. Oper. Res.* 1997, 102, 279-294.
- Miettinen K. *Nonlinear Multiobjective Optimization*. Boston: Kluwer Academic Publishers, 1999.
- Moncada J., El-Halwagi M.M., Cardona A.C. Techno-economic analysis for a sugarcane biorefinery: Colombian case. *Bioresource Technology* 135 (2013) 533–543.
- Montusiewicz J., Osyczka A. A decomposition strategy for multicriteria optimization with application to machine tool design. *Eng. Costs Prod. Econ.* 2003, 20, 191–202.
- Murphy C.K. Limits on the analytic hierarchy process from its consistency index. *Eur. J. Oper. Res.*, 1993, 65 (1), 138–139.
- ONU. *Our Common Future: Brundtland Report*. 1987.
- Osyczka A. *Multicriterion Optimization in Engineering with Fortran Programs*. New York: John Wiley and Sons, 1984.
- Othman S.N., Mustafa N.H. Supply Chain Simulation and Optimization Methods: An Overview. In *Proceedings of Third International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation (ISMS)*, Sabah, Malaysia, 2012, 161 –167.
- Palma-Mendoza J.A. Analytical hierarchy process and SCOR model to support supply chain re-design. *Int. J. Inf. Manage.* 2014, 34(5), 634-638.
- Papageorgiou L., Rotstein G., Shah N. Strategic supply chain optimization for the pharmaceutical industries. *Ind Eng Chem Res* 2001, 40, 275-286.
- Papageorgiou L.G. Supply chain optimisation for the process industries: Advances and opportunities. *Computers & Chemical Engineering* 2009, 33(12), 1931–1938.
- Papapostolou C., Kondili E., Kaldellis J. Development and implementation of an optimisation model for biofuels supply chain. *Energy* 2011, 36(10), 6019–6026.
- Pati R., Vrat P., Kumar P. A goal programming model for paper recycling system. *Omega* 2008, 36(3), 405–17
- Patil G., Raghavarao K., 2007. Integrated membrane process for the concentration of anthocyanin. *J. Food Eng.* 78 (4), 1233–1239.
- Pérez-Fortes M., Laínez-Aguirre J., Arranz-Piera P., Velo E., Puigjaner L. Design of regional and sustainable bio-based networks for electricity generation using a multi-objective milp approach. *Energy* 2012, 44(1), 79–95.

Pineda-Henson R., Culaba A.B. A diagnostic model for Green Productivity assessment of manufacturing processes. *Int. J. Life Cycle Assess.* 2004, 9(6), 379-386.

Pinto Mariano A., Dias M.O.S., Junqueira T. L., Cunha M. P., Bonomi A., Filho R. M. Butanol production in a first-generation Brazilian sugarcane biorefinery: Technical aspects and economics of greenfield projects.

Pinto-Varela T., Barbosa-Póvoa A.P.F.D., Novais A.Q. Bi-objective optimization approach to the design and planning of supply chains: Economic versus environmental performances. *Computers & Chemical Engineering* 2011, 35(8), 1454–1468.

Pinto-Varela T., Martins F., Barbosa-Povo A.P.F.D. Integrating Economic and Environmental Aspects in the Design and Planning of Supply Chains: Two alternative methodologies, *Computers Aided Chemical Engineering*, 2012, 30, 112-116.

Pishvae M., Torabi S., Razmi J. Credibility-based fuzzy mathematical programming model for green logistics design under uncertainty. *Computers and Industrial Engineering* 2012, 62(2), 624–32.

Pöyhönen M., Hämäläinen R.P. On the convergence of multiattribute weighting methods. *European Journal of Operational Research*, 2001, 129(3), 569–585.

Pozo C., Ruiz-Femenia R., Caballero J., Guillén-Gosálbez G., Jimenez L. On the use of principal component analysis for reducing the number of environmental objectives in multi-objective optimization: application to the design of chemical supply chains. *Chemical Engineering Science* 2012, 69(1), 146–58.

PRé Consultants. *SimaPro 8.0*. Amersfoort, The Netherlands, 2014.

Qian Y., Huang Z., Yan Z. Integrated assessment of environmental and economic performance of chemical products using analytic hierarchy process approach. *Chin. J. Chem. Eng.* 2007, 15(1), 81-87.

Quariguasi Frota Neto J., Bloemhof-Ruwaard J., van Nunen J., van Heck E. Designing and evaluating sustainable logistics networks. *International Journal of Production Economics* 2008, 111(2), 195–208.

Ramanathan R. Supplier selection problem: Integrating DEA with the approaches of total cost of ownership and AHP. *Supply Chain Manage.* 2007, 12(4), 258-261.

Ramudhin A., Chaabane A., Paquet M. Carbon market sensitive sustainable supply chain network design. *International Journal of Management Science and Engineering Management* 2010, 5(1), 30–8.

Reklaitis G. review of scheduling of process operations. *AIChE Symp Ser* 1982, 78, 119-133.

Roffler S., Blanch H. W., Wilke C. R. Extractive Fermentation of Acetone and Butanol: Process Design and economic evaluation. *Biotechnology Progress.* 3 (3) (1987) 131-140.

Rosenthal R. *GAMS - A User's Guide*. GAMS Development Corporation: Washington, 2015.

Saaty T. L. How to make a decision: The Analytic Hierarchy Process. *European Journal of Operational Research* 1990, 48, 9-26.

Saaty T.L. *Decision making for leaders: the analytic hierarchy process for decisions in a complex world*. Third edition, Pittsburgh, PA: RWS Publication, 1996.

Saaty T.L. *The Analytic Hierarchy Process: planning, priority setting, resource allocation*. McGraw-Hill International Book Company, New York, 1980.

Schoemaker P.J.H., Waid C.C. An Experimental Comparison of Different Approaches to Determining Weights in Additive Utility Models. *Management Science*, 1982, 28(2), 182-196. DOI: 10.1287/mnsc.28.2.182.

Secretaría de Energía de la Nación. República Argentina. Resolución Nº 1673/2010 (2010)

SETAC Press (Society of Environmental Toxicology and Chemistry). Consoli, F., D. Allen, I. Boustead, J. Fava, W. Franklin, A. A. Jensen, N. de Oude, R. Parrish, R. Perriman, D. Postlethwaite, B. Quay, J. Séguin, and B. Vigon, eds. *Guidelines for Life-Cycle Assessment: A 'Code of Practice.'* 1st ed. Pensacola, FL: 1993

Seuring S. A review of modeling approaches for sustainable supply chain management. *Decision Support Systems*, 2013, 54(4), 1513-1520. DOI: 10.1016/j.dss.2012.05.053.

Shah N. Process industry supply chains: advances and challenges. *Comp. Chem. Eng.* 2005, 29, 1225-1235.

Shahhosseini S. Simulation and optimisation of PHB production in fed-batch culture of *Ralstonia eutropha*. *Process Biochemistry* 39 (2004) 963–969.

Shapiro J. F. Challenges of strategic supply chain planning and modelling. *Comp. Chem. Eng.* 2004, 28, 855-861.

Shapiro J. *Modelling the Supply Chain*. Duxbury; 2006.

Simchi-Levi D., Kaminsky P., Simchi-Levi E. *Managing the supply chain: the definitive guide for the business professional*. New York: McGraw-Hill; 2004.

Simchi-Levi D., Kaminsky P., Simchi-Levi E. *Designing and Managing the Supply Chain*. McGraw-Hill, 2008.

Srivastava S.K. Green supply-chain management: a state-of-the-art literature review. *Int. J. Manage. Rev.* 2007, 9(1), 53–80.

Stadler W. Fundamentals of multicriteria optimization. In: Stadler, W. (ed.) *Multicriteria Optimization in Engineering and in the Sciences*, 1988, pp. 1–25.

Stadler W.; Dauer J.P. Multicriteria optimization in engineering: a tutorial and survey. In: Kamat, M.P. (ed.) *Structural Optimization: Status and Promise*, 1992, pp. 211–249. Washington, DC: American Institute of Aeronautics and Astronautics.

Tuzkaya G., Gülsün B., Önsel S. A methodology for the strategic design of reverse logistics networks and its application in the Turkish white goods industry. *International Journal of Production Research* 2011, 49(15), 4543–71.

UNEP/SETAC. *Guidelines for social life cycle assessment of products*. United Nations Environment Program, Paris. 2009.

UNFCCC: *United Nations Framework Convention on Climate Change*. Paris Agreement, 2016.

USDA. *Global Agricultural Information Network*. Argentina. *Biofuels Annuals* 2016.

Varma S., Wadhwa S., Deshmukh S.G. Evaluating petroleum supply chain performance: application of analytical hierarchy process to balanced scorecard. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*. 2008, 20(3), 343–356.

Vaz Rossell C.E., Mantelatto P.E., Agnelli J.A.M., Nascimento J. Sugar-based Biorefinery: Technology for Integrated Production of Poly(3-hydroxybutyrate), Sugar, and Ethanol. *Biorefineries – Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions*. 1 (2006) 209-226.

- Von Blottnitz H., Curran M.A. A review of assessments conducted on bio-ethanol as a transportation fuel from a net energy greenhouse gas, and environmental life cycle perspective. *Journal of Cleaner Production*, 2007, 15, 607-619.
- Von Winterfeldt D., Edwards W. *Decision analysis and behavioral research*, Cambridge University Press, Cambridge. 1986.
- Wan X., Pekny J., Reklaitis G. Simulation-based optimization with surrogate models: Application to supply chain management. *Computers and Chemical Engineering* 2005, 29, 1317–1328.
- Wang F., Lai X., Shi N. A multi-objective optimization for green supply chain network design. *Decision Support Systems* 2011, 51(2), 262–9.
- Yoon K.P., Hwang C.L. *Multiple Attribute Decision Making. An Introduction*. London: Sage Publications, 1995.
- You F., Grossmann I.E. Design of responsive supply chains under demand uncertainty. *Computers & Chemical Engineering*, 2008, 32, 3090–3111.
- You F., Grossmann I.E. Stochastic inventory management for tactical process planning under uncertainties: MINLP models and algorithms. *AIChE Journal*, 2011, 57:1250–1277.
- Yu P.L., Leitmann G. Compromise solutions, domination structures, and Salukvadze’s solution. *J. Optim. Theory Appl.* 1974, 13, 362–378.
- Yue D., Kim M.A., You F. Design of sustainable product systems and supply chains with life cycle optimization based on functional unit: general modeling framework, mixed integer nonlinear programming algorithms and case study on hydrocarbon biofuels. *ACS Sustainable Chemistry and Engineering* 2013, 1(8), 1003–1014.
- Zadeh L.A. Optimality and non-scalar-valued performance criteria. *IEEE Trans. Autom. Control* AC-8, 1963, 59–60
- Zeleny M. *Multiple Criteria Decision Making*. New York: McGraw Hill, 1982.
- Zhang M., Wiegmanns B., Tavasszy L. Optimization of multimodal networks including environmental costs: a model and findings for transport policy. *Computers in Industry* 2013, 64(2), 136–45.
- Zhang W., Seki M., Furusaki S., Middelberg A.P.J. 1998. Anthocyanin synthesis, growth and nutrient uptake in suspension cultures of strawberry cells. *J. Ferment. Bioeng.* 86 (1), 72–78. SII 2016, 5º Simposio Argentino de Informática Industrial45 JAIIO
- Zomorodi A.R., Suthers P.F., Ranganathan S., Maranas C.D. Mathematical optimization applications in metabolic networks. *Metabolic Engineering*, 2012, 14 (6), pp. 672-686. DOI: 10.1016/j.ymben.2012.09.005