



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR

TESIS DE DOCTORADO EN INGENIERÍA

DISEÑO Y DESARROLLO DE UN SISTEMA HOLÍSTICO A TRAVÉS DE
TÉCNICAS DE SIMULACIÓN Y OPTIMIZACIÓN INTEGRADAS APLICADO A
LA PLANIFICACIÓN TÁCTICA DE OPERACIONES FORESTALES

Diego Ricardo Broz

BAHÍA BLANCA

ARGENTINA

2015

PREFACIO

Esta tesis se presenta como parte de los requisitos para optar al grado Académico de Doctor en Ingeniería, de la Universidad Nacional del Sur y no ha sido presentada previamente para la obtención de otro título en esta Universidad u otra. La misma contiene los resultados obtenidos en investigaciones llevadas a cabo en el ámbito del Departamento de Ingeniería durante el período comprendido entre el 17 agosto de 2011 y el 17 agosto de 2015, bajo la dirección del Dr. Fernando Tohmé y del Dr. Mariano Frutos.

.....
Diego R. Broz



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SUR

Secretaría General de Posgrado y Educación Continua

La presente tesis ha sido aprobada el/...../....., mereciendo la calificación de(.....)

Biografía del Autor

Diego Ricardo Broz, es hijo de Mercedes Carmen Gómez y Ricardo José Broz. Nació en Cerro Azul, Misiones, Argentina, el 22 de agosto de 1984. Realizó sus estudios secundarios en el Instituto Agrotécnico Salesiano Pascual Gentilini, en San José, Misiones, titulándose de Técnico Medio en Producción Agropecuaria (1998-2002). Sus estudios de grado fueron realizados en la Facultad de Ciencias Forestales de la Universidad Nacional de Misiones, alcanzando el grado de Ingeniero Forestal (2003-2010). En este marco, realizó diferentes actividades dentro de la universidad en docencia, investigación y extensión. Fue becario del Proyecto SIFIP (Sistema de Información Foresto-Industrial de la Provincia de Misiones) como operador de GIS Arc Map (2010). Se desempeñó como Ingeniero en Formación en el área de Producción Forestal (Planificación-Cosecha-Transporte) en la Empresa Alto Paraná SA, Arauco Argentina (2010-2011). A partir de 2011 inició el *Doctorado en Ingeniería* de la Universidad Nacional del Sur mediante una beca del CONICET. En el marco de esta beca realizó una estancia de formación complementaria en la ETSI Montes de la Universidad Politécnica de Madrid, España, bajo la tutela de los Doctores Carlos Romero y Luis Díaz-Balteiro.

AGRADECIMIENTOS

A Dios y la Patria.

A mi familia por el apoyo incondicional y esfuerzo realizado.

A Celeste por su comprensión y acompañamiento en cada momento.

A mis Directores, los Dres. Fernando Tohmé y Mariano Frutos por ser mis guías incondicionales.

A mi gran equipo de trabajo de la UNS: Daniel Rossit, Guillermo Durand, Daniel Carbone, Diego Rossit y Antonella Cavallín.

Al Dr. Eduardo Arce por brindarme herramientas e información para la simulación forestal.

A la Dra. Valentina Viego por la ayuda brindada en econometría.

A los Dres. Carlos Romero, Luis Diaz-Balteiro, Luiz Carlos Estraviz Rodriguez y Horacio Gilabert, los cuales contribuyeron en mi formación cuando realicé mi estancia en la Escuela Técnica Superior de Ingeniero de Montes, UPM.

A docentes y compañeros de la FCF-UNaM por su colaboración.

A docentes y no docentes de la UNS por brindarme el espacio de trabajo y colaboración.

Al personal de la Empresa APSA por brindarme información y asesoramiento.

Al CONICET por darme esta posibilidad de formarme.

¡Gracias!

"No son las especies más fuertes las que sobreviven, ni tampoco las más inteligentes, sino aquellas que mejor se adaptan al cambio"

Charles Robert Darwin (1809 - 1882)

Revisión de ortografía, gramática y sintaxis por
Irene D'Angelo
Licenciada en Letras. UNS

Índice

Lista de Tablas	7
Lista de Figuras	8
RESUMEN.....	11
ABSTRACT.....	12
Capítulo 1.....	13
1. INTRODUCCIÓN	14
1.1. El Sector Forestal	14
1.2. Los Métodos Cuantitativos	16
1.3. Manejo y Planificación Forestal.....	18
Capítulo 2.....	22
2. LOS MPF	23
2.1. Modelado en Planificación Forestal	23
2.2. Crecimiento y Producción Forestal	24
2.3. Optimización Forestal	25
2.4. Conceptos de optimización	27
2.5. Técnicas de Decisión Multicriterio	29
2.6. Programación por Metas	32
2.7. PPM y Modelos Planificación Táctica (MPT)	36
2.8. Optimización Estocástica	40
2.9. Programación por Metas Estocástica	46
2.10. Herramientas Estocásticas en Decisiones Forestales	50
2.11. Resolución de Modelos Estocásticos	52
2.12. Modelo de Planificación Operativa (MPO)	54
2.13. Objetivo del Trabajo	56
2.14. Caso de Aplicación	56
Capítulo 3.....	58
3. DESARROLLO DE UN MPF	59
3.1. Simulación del Crecimiento Forestal	59
3.2. Modelo de Planificación Forestal.....	62
3.3. Definición de Preferencias en PPM Mediante AHP	75
3.4. Esquema de Resolución en Optimización Estocástica	78
3.5. Extensión de PPME-D a PPME-E	82
3.6. Modelo Estadístico de Datos Históricos	87
3.7. Planificación Forestal Operativa.....	93

Capítulo 4.....	101
4. APLICACIÓN DEL MODELO DE PLANIFICACIÓN FORESTAL A UN CASO REAL	102
4.1. Ajuste de Función Para la Simulación	102
4.2. Parámetros Para el Modelo de Planificación Táctica.....	103
4.3. Ajustes de parámetros	104
4.4. Resultado Modelo PPME-D.....	106
4.5. Análisis de Sensibilidad	114
4.6. Ajuste Estadístico para la Tasa de Descuento	119
4.7. Resultado Modelo PPME-E	124
4.8. Parámetros Para el Modelo de Planificación Operativo.....	131
4.9. Resultados del Modelo de Planificación Operativa	132
Capítulo 5.....	137
5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	138
Referencias Bibliográficas.....	142
Anexo.....	159
Anexo 1. Datos base del modelo de planificación táctico.....	160
Anexo 2. Ilustración del resultado de la simulación mediante FlorExcel-SisPinus para un rodal determinado.....	161
Anexo 3. Programa de cosecha y producción obtenido para 40 rodales en un horizonte de planificación de 18 años en base al modelo de PPME-D con $\lambda = 0,5$	162
Anexo 4. Variación de las variables dependientes en función a la tasa de descuento $(r-1) \rightarrow r$	163
Anexo 5. Índice de Precio al Consumidor (IPC) de Argentina para el período 1943-2012. (INDEC, 2013).....	164
Anexo 6. Ranking de las diferentes distribuciones de probabilidad ordenadas en función al test de Kolmogórov-Smirnov (K-S).	165
Anexo 7. Programa de cosecha y producción obtenido para 40 rodales en un horizonte de planificación de 18 años en base al modelo de PPME-E con $\lambda = 0,5$	166
Anexo 8. Datos base del modelo de planificación operativa.	167
Anexo 9. Programa de cosecha para las dos variantes analizadas.	168
Anexo 10. Programa de cosecha para distintos escenarios.	169
Anexo 11. Publicaciones que contribuyeron con este trabajo.....	170

Lista de Tablas

1: Tabla 1.1. Horizonte de planificación, tiempos de cómputo, calidad de la solución y modelo utilizado en el proceso de planificación de cadenas de suministro.....	21
2: Tabla 3.1. Relación producto–destino de los productos forestales. Donde (✓) expresa que el producto k tiene destino j	72
3: Tabla 3.2. Escala fundamental de comparaciones pareadas.	76
4: Tabla 3.3. Valores de la consistencia aleatoria en función del tamaño de la matriz.	78
5: Tabla 3.4. Porcentajes máximos del ratio de consistencia en función del tamaño de la matriz.	78
6: Tabla 3.5. Decisiones posibles de un test de hipótesis.	90
7: Tabla 4.1. Coeficiente y error estándar de función polinómica de 5to grado.....	102
8: Tabla 4.2. Valores de estadísticos de ajuste.....	102
9: Tabla 4.3. Parámetros de surtido utilizados en SIMFLOR.....	104
10: Tabla 4.4. Parámetros ajustados mediante el proceso iterativo.	105
11: Tabla 4.5. Matriz de pago o “Trade-off Matrix”.	105
12: Tabla 4.6. Comparación de pares según las preferencias del decisor.....	106
13: Tabla 4.7. Resultados estadísticos entre variación del programa de cosecha y la tasa de descuento de los flujos futuros.....	115
14: Tabla 4.8. Resultados estadísticos del subgrupo 1 y 3 entre la variación del programa de cosecha y la tasa de descuento.	117
15: Tabla 4.9. Resultados estadísticos entre el desvío de la producción y la tasa de descuento.	117
16: Tabla 4.10. Resultados estadísticos del subgrupo 1 y 3 entre desvío de la producción y la tasa de descuento.....	118
17: Tabla 4.11. Muestra de datos inflacionarios sin valores atípicos.	121
18: Tabla 4.12. Detalle de la bondad de ajuste para los tres test.	121
19: Tabla 4.13. Parámetros utilizados para la planificación operativa anual.....	131
20: Tabla 4.14. Demanda mínima y máxima de cada industria forestal.....	132
21: Tabla 4.15. Costo del escenario base con NFC y NFV.	133
22: Tabla 4.16. Análisis de sensibilidad en función del incremento de los costos de transporte, operación, combinado y compra a terceros en un 20%.	136

Lista de Figuras

1: Figura 3.1. Esquemmatización del escenario forestal formado por los componentes rodiales, industrias y redes viales de interconexión.....	63
2: Figura 3.2. Esquemmatización de los subproductos de un fuste. Los Diámetros de Punta Fina (DPF) descuentan el espesor de la corteza (s/c).	64
3: Figura 3.3. Representación del MPF basado en PPME como modelo de transporte para el período $p = 1$	65
4: Figura 3.4. Representación de un proceso de toma de decisión en dos etapas.....	79
5: Figura 3.5. Representación de un árbol de probabilidad para agregación de escenarios.	81
6: Figura 3.6. Relación entre el nivel de planificación táctica y operativa.....	93
7: Figura 3.7. Esquemmatización de un sistema forestal e interacción de componentes.	94
8: Figura 4.1. Dispersión de alturas relativas respecto a los diámetros relativos y ajuste de la función de ahusamiento en base a una muestra de 315 árboles.....	103
9: Figura 4.2. Residuos observados – estimados en función a la altura relativa.	103
10: Figura 4.3. Ponderación definida para cada meta del modelo PPME con un coeficiente de inconsistencia del 8%.	106
11: Figura 4.4. Producción del sistema en función del parámetro λ	107
12: Figura 4.5. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0$	108
13: Figura 4.6. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0,5$	108
14: Figura 4.7. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 1$	108
15: Figura 4.8. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0$	109
16: Figura 4.9. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0,5$	110
17: Figura 4.10. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 1$	110
18: Figura 4.11. Variación del VA en función del parámetro λ	111
19: Figura 4.12. Variación del balance de carbono en función del parámetro λ	112
20: Figura 4.13. Comportamiento de los niveles de producción en cada período en función del valor del parámetro λ utilizado para el modelo PPME-D.....	112
21: Figura 4.14. Variación de la distancia de transporte a lo largo del horizonte de planificación en función del valor del parámetro λ utilizado para el modelo PPME-D.	113
22: Figura 4.15. Variación de la superficie de cosecha a lo largo del horizonte de planificación en función del valor del parámetro λ para el modelo PPME-D.	113
23: Figura 4.16. Variación de las variables dependientes en función a cambios de la tasa de descuento r	114

24: Figura 4.17. Gráficas de ajuste y residuos para la variación del programa de cosecha vs la tasa de descuento.	116
25: Figura 4.18. Gráficas de ajuste y residuos para el desvío de la producción vs la tasa de descuento.	118
26: Figura 4.19. Comportamiento de la inflación entre los períodos 1943-2012 (INDEC, 2013).	120
27: Figura 4.20. Representación de la probabilidad y probabilidad acumulada de los registros históricos de inflación para los períodos 1943-2012 (INDEC, 2013).	120
28: Figura 4.21. Función de densidad de probabilidad <i>Logistic</i> con $\mu = 25,25\%$ y $\sigma = 13,33\%$	123
29: Figura 4.22. Histograma para los datos presentados. Los valores de la tasa r corresponden a la media de cada clase.	123
30: Figura 4.23. Tiempos de cómputo parciales y total del enfoque estocástico.	124
31: Figura 4.24. Producción del sistema en función a distintos valores del parámetro λ	125
32: Figura 4.25. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0$ en base al modelo PPME-E.	126
33: Figura 4.26. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0,5$ en base al modelo PPME-E.	126
34: Figura 4.27. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 1$ en base al modelo PPME-E.	126
35: Figura 4.28. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0$ en el modelo PPME-E.	127
36: Figura 4.29. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0,5$ en el modelo PPME-E.	127
37: Figura 4.30. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 1$ en el modelo PPME-E.	128
38: Figura 4.31. Variación del VA en función del valor del parámetro λ	128
39: Figura 4.32. Variación del balance de carbono en función del valor de λ	129
40: Figura 4.33. Comportamiento de los niveles de producción en cada período en función del valor de λ utilizado para el modelo PPME-E.	129
41: Figura 4.34. Variación de la distancia de transporte a lo largo del horizonte de planificación en función del valor de λ utilizado para el modelo PPME-E.	130
42: Figura 4.35. Variación de la superficie de cosecha a lo largo del horizonte de planificación en función del valor de λ para el modelo PPME-E.	130
43: Figura 4.36. Evolución de la dotación de equipos de cosecha en el horizonte de planificación.	134
44: Figura 4.37. Niveles de producción y compra a terceros para la Planta de Celulosa.	134
45: Figura 4.38. Niveles de producción y compra a terceros para la planta de MDF.	134

46: Figura 4.39. Niveles de producción y compra a terceros para el Aserradero.....	135
47: Figura 4.40. Niveles de producción y compra a terceros para la Laminadora.	135

RESUMEN

El uso de productos forestales está presente en muchos aspectos de la vida cotidiana, por lo que se requieren métodos eficientes para la gestión de los mismos. La programación matemática es una de las más potentes herramientas para la toma de decisiones en la gestión de recursos. En este trabajo, se propone un modelo de gestión forestal basado en Programación por Metas Extendida con el objetivo de definir un plan de cosecha óptimo a base de un enfoque multiproducto en un entorno multiplanta, atendiendo cuestiones económicas, ambientales, silviculturales y físicas. Para el testeo se planteó un sistema integral, conformado por la componente forestal y la industrial. Se estudiaron distintos escenarios, en función al peso de los enfoques del modelo. La gestión forestal basada en multiproducto permite establecer un plan con mayor precisión en comparación al enfoque mediante volumen total, además se encontró que la tasa de descuento del valor actual afecta significativamente el programa de cosecha y el valor presente. Debido al rol crucial de esta tasa y que la misma está sujeta a incertidumbre, se propuso un modelo de Programación por Metas Extendida Estocástica de dos etapas en la que la tasa de descuento se ajusta en función al Índice de Precios al Consumidor histórico de la Argentina. En este nuevo enfoque los resultados no varían sustancialmente, lo que indica que el primer modelo es bastante robusto. Finalmente, se desarrolló un modelo monobjetivo para la gestión de operaciones en un entorno de programación mixta entera. El objetivo fue minimizar los costos de abastecimiento de madera para un conjunto de industrias forestales en un horizonte de planificación anual. Este problema se resuelve en el contexto de dos escenarios, por un lado, con un número de frentes de cosecha constante y, por el otro, con un número variable. El primero exigió mucho más recurso computacional que el segundo, produciendo planes con costes ligeramente inferiores. En estos modelos la variable crítica es el costo de transporte.

ABSTRACT

The use of forestry-based products is pervasive, making necessary the use of efficient methods of administration of these resources, which can be greatly improved applying tools like mathematical programming. In this work we do this, developing a model based on Extended Deterministic Goal Programming in order to find an optimal harvesting schedule in a multi-product and multi-facility setting under several economic, environmental, silvicultural and physical constraints. As a test bed, we considered an integrated system of forestry production and the industrial processing of its products. We study different scenarios, in which the goals are given varied weights. The optimal plans that are obtained are more accurate than those that just maximize the total volume of timber to be harvested. We find that the time discount rate affects significantly the harvest schedule as well as the current value of production. Since this rate has such a crucial role and it is subject to uncertainty, we analyze a two-stage Extended Stochastic Goal Programming version of the previous model in which the discount rate is adjusted in terms of the historical Consumer Price Index. The results do not vary substantially from the deterministic to the stochastic version, indicating that the former is fairly robust. Then we turn to consider an associated Operational Planning model with a single goal in a mixed integer programming setting. The goal is the minimization of the cost of timber provisioning for a certain number of industries on a yearly basis. This problem is solved in the context of two scenarios, one with a constant number of fronts and another with a variable amount of fronts. The former problem demanded much more computational resources than the latter, yielding plans with slightly higher costs. In these models the critical variable is the cost of transportation.

Capítulo 1

Introducción

1. INTRODUCCIÓN

1.1. El Sector Forestal

Los recursos forestales tienen un papel muy importante para el desarrollo de una región y para el ser humano ya que le brinda innumerables bienes y servicios útiles. La madera, uno de los principales recursos forestales, es una de las materias primas más importante en cuanto a su uso masivo, desde el papel hasta la construcción. Es un material de construcción biológico, ecológico, reciclable e higiénico, presente en todos los aspectos de la vida cotidiana del hombre.

Según la FAO (2009) la superficie forestal mundial, incluyendo los bosques cultivados, abarca alrededor de 4.000 millones de hectáreas, que cubren el 31% de la superficie global. América Latina y el Caribe albergan el 22% de los bosques del mundo, con un área de 860 millones de hectáreas aproximadamente. América del Sur cuenta con 13,8 millones de hectáreas de bosques cultivados. Aunque esta cifra representa únicamente el 5,2% de la superficie forestal plantada del mundo, la región está emergiendo como líder en plantaciones forestales de alta productividad, mediante inversiones importantes en Chile, Uruguay, Brasil y Colombia (CORDERO, 2011).

Un aspecto muy importante que menciona CORDERO (2011) es la posibilidad de utilizar las plantaciones productivas para suplir parte de las necesidades de leña y madera que actualmente siguen siendo extraídas de los bosques nativos. Por tal motivo, los bosques cultivados podrían impactar positivamente en la conservación de los bosques naturales. Para la FAO (2009) los bosques cultivados para usos industriales, en particular en la Argentina, Uruguay y, posiblemente, Colombia, podrían contrarrestar la desaparición de los bosques naturales.

Según MAGyP (2013)¹, Argentina cuenta con alrededor de 1,2 millones de hectáreas de bosques cultivados. El 85% de las plantaciones se encuentran en la Región Mesopotámica. También hay regiones de gran importancia en el Delta de Entre Ríos y Buenos Aires, Neuquén y Río Negro. Más del 90 % de las industrias forestales utilizan estos tipos de bosques, generando 500.000 puestos de trabajo (en empleo directo e indirecto) y representando exportaciones por más de 1.100 millones de dólares.

Dentro de la región Mesopotámica se encuentra la Provincia de Misiones, la cual cuenta con características climáticas y edafológicas que hacen posible obtener una de las tasas de crecimientos, para especies implantadas, más importantes a nivel mundial.

¹ Dirección de Producción Forestal del Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca de la Nación (MAGyP).

Además, junto a un marco legal favorable con la ley de promoción forestal N° 25.080/99, prorrogada por la Ley N° 26.432/08, el estado nacional busca incrementar las inversiones en bosques cultivados. Ambas condiciones permitieron que la provincia cuente con una superficie de 365.142 ha (12% de la superficie provincial) de bosques cultivados, de los cuales el 82% corresponde al género *Pinus*, 6% a *Eucaliptus*, 4% a *Araucaria* y en el restante 8% se encuentran las especies no tradicionales (SIFIP, 2012).

Misiones contribuye con el 28,32% en las exportaciones totales del complejo forestal de la Argentina, en las exportaciones del complejo celulósico-papelero participa con el 24,28% y en el complejo maderero con el 47,42%. Lo que revela la importancia de la actividad exportadora forestal de la provincia en el contexto nacional (DÍAZ *et al.*, 2009). Según el SIFIP (2012), la provincia cuenta con 731 industrias dedicadas al procesamiento de la madera de las cuales más del 95% son pequeñas industrias que no superan los 7.200 m³ de producción anual. El consumo de materia prima para aserrado y laminado es de 4.512.719 m³ anual, mientras que el material para trituración (MDF y pulpa para papel) es de 1.716.433 m³ anual. Estos valores nos indican que se están consumiendo anualmente aproximadamente 6.229.152 m³ de rollos. A todo esto hay que añadir la participación social que tiene este sector con más de 9.317 puestos laborales directos solamente en el sector industrial. A esto se deben añadir los beneficiados que en forma indirecta generan los subproductos obtenidos en las industrias, a saber: productos remanufacturados y la generación de dendroenergía, entre otros.

A partir de lo expuesto, es evidente la importancia del desarrollo del sector forestal para la economía del Noreste Argentino. Sin embargo, el manejo del recurso implica cuestiones particulares que lo hace muy complejo, ya que involucra cuestiones económicas, sociales y ambientales. Para poder abordar una gestión eficiente, los administradores deben contar con herramientas confiables para una buena toma de decisión. En este contexto, el abordaje matemático nos permite formalizar relaciones que rigen la dinámica del crecimiento forestal, actividades silviculturales y aspectos de sostenibilidad. Autores como BUONGIORNO y GILLES (2003) y BETTINGER *et al.* (2009) recomiendan el uso de modelos matemáticos como herramienta de apoyo en la gestión del recurso forestal.

1.2. Los Métodos Cuantitativos

Durante la Segunda Guerra Mundial surgieron algunos de los primeros modelos de sistemas y métodos para resolverlos a los que se denominó *Investigación de Operaciones*² (IO), (WINSTON, 2008; HILLIER y LIEBERMAN, 2010; TAHA, 2012). Específicamente, se iniciaron en Inglaterra cuando un equipo de científicos empezó a tomar decisiones respecto de la mejor utilización del material bélico (TAHA, 2012). Según WINSTON (2008), la IO o Ciencias de la Administración es simplemente un enfoque científico en la toma de decisiones que busca mejorar un diseño y operar un sistema, por lo general, en condiciones que requiere asignación de recursos. La IO siempre está asociada a la aplicación de técnicas matemáticas a problemas de decisión representados por modelos.

El éxito de estas herramientas en las actividades bélicas generó gran interés en distintas áreas como la economía, ingeniería, logística, agricultura, y otras, que vieron a estas herramientas como un importante sustento para tomar decisiones, dado el tamaño y la complejidad que estos sistemas estaban adquiriendo. Son innumerables las aplicaciones de técnicas de optimización y simulación en las actividades humanas y, en este punto, el sector forestal no queda exento.

Dentro de las primeras aplicaciones podemos mencionar a GILMORE y GOMORY (1961), quienes aplican Programación Lineal (PL) para resolver problemas de trozado de fustes o *cutting stock problem*. CURTIS (1962) propone un modelo de PL para la gestión de propiedades forestales. JOHNSON y SCHEURMAN (1977) sintetizan y analizan en su trabajo dos modelos de gestión, denominado Modelos Tipo I y II, que sientan la base del ordenamiento sustentable. BARROS y WEINTRAUB (1982) desarrollan un modelo de planeamiento para industrias verticales demostrando la necesidad de que las áreas de producción de madera sean divididas en clases o áreas con propiedades uniformes. Por otra parte, GASSMANN (1989) se apoya en técnicas de optimización estocástica para encontrar los niveles de ingreso que maximicen la cosecha en un horizonte finito y bajo condiciones de riesgo. Éste modelo está compuesto por la ocurrencia de incendios y otros peligros ambientales. ARCE (1997, 1999) desarrolla un sistema de programación de transporte de productos forestales con el objeto de minimizar los costos y tiempos ociosos de los camiones en base a PL y Programación Dinámica (PD). DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998) presentan un Modelo de Planificación Forestal (MPF) basado en técnicas multicriterio, específicamente por programación por metas ponderadas. El peso de las preferencias se deriva de una aplicación del Proceso Analítico Jerárquico (AHP).

² Una denominación más modernizada de IO es el de *Métodos Cuantitativos*, en español, o *Management Science*, en inglés.

ARCE (2000) plantea un sistema de simulación y optimización para el abastecimiento de productos forestales considerando la demanda del cliente y los costos de transporte en base a dos módulos, por un lado, un módulo de generación de patrones de corte y, por otro lado, un módulo global de abastecimiento. YUNG y SESSIONS (2001) aplican métodos computacionales para obtener redes de caminos forestales utilizando dos técnicas metaheurísticas combinadas: *Algoritmo Genético* y *Simulated Annealing*. La primera es utilizada para optimizar los accesos principales mientras que la segunda genera las poblaciones iniciales. PALMA y TRONCOSO (2001) plantean un modelo basado en Programación Mixta Entera (PME) del tipo binaria, para la asignación de equipos y personal a los rodales con el objeto de hacer más eficiente el uso de los recursos disponibles. TORO y JUNEMANN (2005) establecen un sistema de apoyo a la toma de decisiones de establecimiento de plantaciones mediante la aplicación de PME, la cual denominaron PROYMAN. Con la resolución del problema se busca decidir, para cada rodal, el tipo de intervención a realizar y el momento de aplicación de dicha intervención. Al igual que en el caso anterior, se basan en la utilización de variables binarias.

En lo que respecta al desarrollo de software, investigadores y empresas chilenas se encuentran a la vanguardia con importantes desarrollos que benefician al medio productivo. Ya en la década de los 90, EPSTEIN *et al.* (1999) mencionan el desarrollo de una malla de herramientas de gestión como se detalla a continuación. En primer lugar, se cuenta con un sistema de programación diario de despacho, denominado ASICAM, el cual está basado en un modelo de simulación que utiliza reglas heurísticas. Por otra parte, el OPTICORT es un sistema de cosecha de corto plazo, con un horizonte típico de tres meses. En este caso, las principales decisiones que deben tomarse cada período corresponden a la selección de rodales a ser cosechados, el modo de hacer el trozado y el lugar de envío del producto para la efectiva satisfacción de las demandas específicas. El funcionamiento se basa en un módulo de PL y un algoritmo de generación de columnas apoyado en un módulo de ramificación y acotamiento o *branch and bound*. El PLANEX, por su parte, optimiza la ubicación del equipo de cosecha y los caminos de acceso. La particularidad de esta herramienta es la posibilidad de combinar la optimización con un Sistema de Información Geográfica (GIS). Finalmente, un sistema basado en PME denominado OPTIMIED fue diseñado para la planificación a mediano plazo (3-5 años). Las decisiones básicas en este nivel incluyen los volúmenes de madera que debe cosecharse cada año para satisfacer la demanda esperada y los caminos que deben construirse o en los cuales deben realizarse mantenimiento.

En Brasil también se desarrollaron importantes herramientas de gestión, siendo uno de los más importantes el Optimber-LP, desarrollado por Optimber Otimização e Informática Ltda.³. Este paquete permite simular, formular y resolver diversos escenarios de planeamiento forestal utilizando PL para optimizar los resultados (DOS SANTOS, 2012). Esta empresa, además, ha desarrollado MaxiTora para soporte de la industria del aserrío y FlorExcel, como complemento de MS Excel, para el procesamiento de información dasométrica. EMBRAPA FLORESTAS también presenta un grupo de herramientas para manejo y análisis económico de plantaciones forestales, entre ellos se encuentran SISPinus, SisEucalipto, SisBracatinga, SisAraucaria, entre otros (OLIVEIRA, 2011).

Podemos ver que las aplicaciones de los Métodos Cuantitativos (MC) en el sector forestal pueden estar dadas en cualquier nivel de la cadena de valor, sin embargo, los puntos más críticos son el manejo y la cosecha forestal. En el manejo se define los objetivos y las estrategias en el mediano y largo plazo. Los errores en este punto conllevan desde desabastecimientos hasta problemas ambientales. En la cosecha se transforma el capital en renta, lo que conlleva altos costos logísticos que definen la rentabilidad del bosque.

1.3. Manejo y Planificación Forestal

El manejo forestal comprende la programación de un conjunto de actividades y tratamientos silvícolas que deben ser aplicados durante la vida de una masa forestal para cumplir con los objetivos planteados por la organización. Para MEYER *et al.* (1961), el manejo forestal es el arte y la técnica que permite organizar la producción forestal con una base de rendimiento continuo. BUONGIORNO y GILLES (2003) definen al manejo forestal como el arte y la ciencia de la toma de decisiones respecto de la organización, uso y conservación de los bosques y sus recursos afines. Para BETTINGER *et al.* (2009) el manejo forestal consiste en la integración de las prácticas silviculturales y conceptos de economía de tal manera que se logren los objetivos para el propietario, ya sea público o privado. A través de estas definiciones, se evidencia que el manejo forestal es una ciencia que se plantea objetivos y propone herramientas para gestionar un sistema de la forma más sustentable posible.

SCHNEIDER (2008) define al manejo forestal como una manera de dirigir a una empresa forestal siguiendo cuatro aspectos. En primero lugar se encuentra el *manejo sustentable*, en este caso el bosque debe ser tratado de tal manera que la producción en el largo plazo sea constante. Además, se apunta a un *manejo racional*, para lo cual se debe

³ <http://www.optimber.com.br>

utilizar correctamente la información disponible y se deben fijar metas específicas. En tercer lugar, se pretende un *manejo funcional* que abarque cuatro premisas: análisis, planeamiento, control y corrección. Finalmente, se busca un *manejo integral*, es decir, teniendo en cuenta los aspectos físicos, financieros, administrativos e informativos.

Por su parte, para BETTINGER *et al.* (2009), el manejo de un bosque requiere de un plan y una evaluación de las actividades necesarias para alcanzar los objetivos. No contar con un plan a largo plazo puede ocasionar consecuencias indeseables o imprevistas. La planificación forestal tiene como objetivo definir el momento y lugar para realizar determinadas operaciones, las que pueden ser realeos, podas, cosecha, entre otras. La longitud de tiempo entre inversión y retorno, balance de producción y costos en el sector forestal hacen que el planeamiento se deba hacer con mucho criterio. Los modelos de programación matemática pueden ser usados como respaldo a la toma de decisiones de políticas óptimas de corte de los bosques (SCHNEIDER, 2008). BETTINGER *et al.* (2009) mencionan que la planificación se debe realizar a través de un proceso tradicional que utilice PL o técnicas heurísticas para asignar actividades a los estratos del bosque y un programa de cosecha. Los MPF basados en MC han tenido grandes avances a nivel mundial (principalmente en países como Estados Unidos, Suecia, Noruega, Finlandia, Canadá, Chile, España, entre otros) lo que constituye una herramienta fundamental en el manejo de bosques tanto públicos como privados (MÉNDEZ, 2013). En Argentina el desarrollo de este tipo de modelos es superfluo y se usa limitadamente por parte de las organizaciones. En la mayoría de los casos, el planificador utiliza como respaldo una planilla de cálculo u hoja electrónica, lo que implica mucho esfuerzo en el desarrollo del plan, posibles errores debido a los procesos de cálculos con operaciones elementales y gestión de los recursos de forma subóptima ya que, a pesar de las capacidades analíticas del planificador, éste no puede contemplar todas las variables de forma simultánea.

La planificación forestal dentro de una organización se divide en niveles (BETTINGER *et al.*, 2009; MÉNDEZ, 2013). En el nivel más alto de la jerarquía están los procesos de *planificación estratégica*. En ésta, se fijan los objetivos a largo plazo y se definen las condiciones bajo las cuales se debe operar. Las decisiones estratégicas tienen como finalidad el establecimiento de políticas globales de manejo, definición de capacidad de producción, selección de productos finales, adquisición de recursos en función a las demandas proyectadas y las condiciones técnico-legales que regulan su utilización (WEINTRAUB y CHOLAKYA, 1991). El objetivo de la planificación estratégica es asegurar una estabilidad a largo plazo en los suministros de madera a la industria mientras que se maximiza el Valor Actual Neto (VAN) (MARTELL *et al.*, 1998). BETTINGER *et*

al. (2009) consideran que las unidades temporales del plan estratégico deben ser anuales o de entre 2 a 15 años y un horizonte de 40 a 100 años.

Por otro lado, la *planificación táctica* busca programar las operaciones de cosecha, especificando áreas en una escala de tiempo más fina (MARTELL *et al.*, 1998). Generalmente, los planes tácticos involucran modelos espaciales, por lo que este nivel de planificación identifica acciones específicas que contribuyan al objetivo más amplio del plan. Sin embargo, los detalles técnicos de la implementación de las acciones son limitados. Por ejemplo, en este nivel de planificación podemos determinar el momento de cosecha óptimo de cada rodal (*año T*) pero no podemos definir exactamente la fecha de ingreso de la intervención (mes o semana del *año T*) (BETTINGER *et al.*, 2009). Además, la planificación táctica se enfoca en determinar dónde y cuándo se llevarán a cabo los tratamientos silviculturales, la construcción de caminos forestales y/o mantenimiento de las vías existentes, siempre teniendo presente los objetivos de la planificación estratégica (DAVIS *et al.*, 2000; DAVIS *et al.*, 2005). BETTINGER *et al.* (2009) consideran que las unidades temporales deben ser anuales o de 2 a 3 años, con un horizonte de 10 a 20 años. Según MCDILL (2014), los planes tácticos definen los programas de prácticas silviculturales con el fin de lograr una determinada producción en un período de 2 a 20 años. El mismo autor menciona que se pueden incluir decisiones sobre el mantenimiento, construcción y cierre de caminos forestales.

En el nivel más bajo en la jerarquía se encuentra la *planificación operativa*. En este nivel se organiza la ejecución de los planes tácticos, por ello, incluye detalles más precisos de la programación de las operaciones a corto plazo. BETTINGER *et al.* (2009) incorporan en este nivel, la planificación de las siembras y plantaciones, el transporte forestal, la selección y localización de maquinaria de cosecha, la organización del capital humano, los arreglos de caminos, entre otras actividades que se requieren para implementar una acción de gestión. Según MCDILL (2014) los planes operativos definen detalles tales como los períodos en el que será cosechado un rodal (semanas o meses), el contratista de cosecha, el equipamiento de cosecha requerido, el tipo de producto a elaborar y a que industrias se lo transportará. Los planes operacionales se guían por los planes tácticos, que, a su vez, se guían por los planes estratégicos. El nivel de detalle aumenta a medida que nos desplazamos del plan estratégico al operativo.

En la Tabla 1.1 se presenta un resumen de aplicaciones matemáticas en procesos de toma de decisión en la cadena de abastecimiento del sector forestal según BETTINGER *et al.* (2009). En este contexto, los métodos de planificación utilizan un enfoque jerárquico que permite que las decisiones de los niveles más altos sienten las bases de los niveles más

bajos. Así, la planificación estratégica orienta las acciones de la planificación táctica y ésta guía las tareas del plan operativo.

Tabla 1.1. Horizonte de planificación, tiempos de cómputo, calidad de la solución y modelo utilizado en el proceso de planificación de cadenas de suministro.

Aplicación	Horizonte de tiempo	Tiempo CPU	Calidad de la solución	Tipo de modelo
Modelo de trozado	1 s	< 0,1 s	Óptima	Programación dinámica
Despacho de camiones	5 s	< 1 s	Alta calidad	Programación entera
Programación de camiones	1 día	20 min	Casi óptima	Programación entera
Planificación anual	1 año	1 hora	Casi óptima	Programación entera
Planificación táctica	5 - 20 años	> 1 hora	Alta calidad	Programación entera
Planificación estratégica	40-100 años	20 min	Óptima	Programación lineal

Fuente: BETTINGER *et al.* (2009)

En este capítulo se realizó una descripción general sobre las aplicaciones de las técnicas de gestión forestal y la importancia de estas herramientas para el sector. En los próximos capítulos se profundizará en conceptos matemáticos e informáticos para delinear un modelo y, finalmente, realizar un análisis en base a un caso empírico.

Capítulo 2

Modelos de

Planificación Forestal

(MPF)

2. LOS MPF

2.1. Modelado en Planificación Forestal

Para abordar problemas de planificación forestal se emplean diferentes enfoques de modelado en función al tipo de problema y a los objetivos que se persiguen. Entre ellos se han destacado la simulación y optimización (MÉNDEZ, 2013). La simulación es el proceso de diseñar un modelo computacional de un sistema y llevar a cabo experimentos con él a fin de evaluar el impacto de introducir cambios tanto en la estructura interna del sistema como en las condiciones vinculadas al entorno del mismo (EVANS y OLSON, 2001; PIDD, 2004). Esta técnica permite estudiar el comportamiento de un sistema forestal haciendo alterar uno o varios parámetros. Se aplican para la predicción de crecimiento como respuesta a diferentes regímenes silviculturales tanto como para la planificación de manejo de varios turnos de corta (MÉNDEZ, 2013).

Para TURLAND (2007), los modelos de simulación en el contexto de la planificación forestal son programas de computación que determinan los flujos e inventarios de madera y recursos no maderables como consecuencia de aplicar opciones de manejo definidas por el usuario. Se debe tener presente que la meta de la simulación no es la optimización del objetivo, sino la respuesta del sistema a decisiones silviculturales sobre el desarrollo de la masa. Por tal motivo, estos sistemas están influenciados por la experiencia y habilidad del usuario de explorar las mejores opciones de manejo. En la mayoría de los casos, los modelos de simulación son utilizados para la predicción del crecimiento y rendimiento de un bosque bajo una variedad de condiciones. Para lograr esto se basan en un conjunto de ecuaciones matemáticas y relaciones entre ellas, las cuales fueron ajustadas bajo distintas condiciones mediante técnicas de regresión como el método de los mínimos cuadrados o máxima verosimilitud.

Por su parte, los modelos de optimización son modelos matemáticos formados por varias ecuaciones que representan el mundo real en una forma más sencilla y permiten obtener la mejor solución al problema planteado (HILLIER y LIEBERMAN, 2010; TAHA, 2012). Según FLOUDAS (1995), los modelos matemáticos de un sistema están formados por cuatro elementos: las variables, los parámetros, las restricciones y las relaciones matemáticas. Los modelos de optimización en el contexto de la planificación forestal son programas de computación que buscan la solución óptima para un problema de planificación de las actividades de manejo. Tanto los objetivos como las restricciones pueden ser económicos, ambientales y/o sociales. Una ventaja de la optimización respecto

de la simulación es que al obtener un programa de manejo se está seguro que éste cumple con ciertas condiciones, como por ejemplo la maximización de los beneficios o la minimización de los costos (MÉNDEZ, 2013).

En muchos casos la simulación y optimización operan en forma conjunta en un proceso de planificación forestal. En una primera etapa del proceso, la simulación realiza las proyecciones de crecimiento de uno o varios regímenes de manejo en base a información provista por el inventario de las masas, luego, en una segunda etapa, el modelo de optimización utiliza los datos de la simulación como parámetros, para la determinación de la mejor estrategia de manejo del patrimonio.

2.2. Crecimiento y Producción Forestal

La ciencia forestal, después de más de doscientos años de experiencias, ha creado métodos muy diferentes para la consecución del objetivo de sostenibilidad, en consonancia con la enorme diversidad de sistemas forestales existentes en todo el mundo. GADOW (2001) divide a los sistemas de gestión forestal sostenibles en dos grandes grupos: por una parte, los denominados sistemas de gestión forestal de turno de corta o *Rotation Forest Management* (RFM), y por otra, los llamados sistemas de gestión de cubierta forestal continua o *Continuous Cover Forestry* (CCF). Desde el punto de vista productivo, para Argentina, el sistema RFM es más importante debido al papel que juega en lo económico y ambiental. El 90% de las industrias de aserrío y el 100% de las industrias de triturado utilizan materia prima proveniente de estos tipos de sistemas. Por tal motivo estos sistemas de manejo requieren el desarrollo de robustas herramientas de gestión como ser estudios de crecimiento y MPF.

El estudio del crecimiento y la producción en un sistema forestal es básico y fundamental para la planificación forestal ya que, cronológicamente, es uno de los primeros pasos de este proceso. MOSCOVICH (2004) señala que la importancia de esta etapa radica en la información cuantificable que ésta brinda, al administrador forestal, sobre la disponibilidad de materia prima para satisfacer una demanda. El mismo autor define al crecimiento como el aumento observado en la dimensiones de un determinado atributo de un árbol o rodal, por unidad de tiempo. Por tal motivo, un modelo de crecimiento es una abstracción de la dinámica forestal natural que abarca crecimiento, mortalidad y otros cambios en la composición y estructura del rodal. Por otro lado, la producción se define como la cantidad total de un atributo o de una característica mensurable de un árbol o rodal, el cual puede ser evaluado en un momento específico. VANCLAY (1994) menciona que se usa el término “Modelo de Crecimiento” para hacer

referencia a un conjunto de ecuaciones para predecir el crecimiento y producción de un rodal bajo una amplia variedad de condiciones físicas y de manejo.

En la actualidad existen diferentes formas para clasificar los modelos. MOSCOVICH (2004) ofrece una clasificación específica para la dinámica vegetal la cual cuenta con cuatro grupos, como se define a continuación. Los *modelos analíticos* son teóricos, explicativos por expresiones basadas en los principios fundamentales que son derivados de características observadas del comportamiento de sistemas ecológicos; por su parte, los *modelos estadísticos* son expresiones estocásticas donde los parámetros son las probabilidades de los eventos, sean de reemplazo o transición de especies por especie o estado por estado; los *modelos lotéricos* son una forma especial de los modelos estadísticos, los cuales son utilizados fundamentalmente en la ecología; y, finalmente, los *modelos de simulación* son una tentativa de duplicar el comportamiento real de un proceso o fenómeno. Típicamente tienen numerosos parámetros funcionales como por ejemplo especie, edad, calidad de sitio, estrategia de manejo, entre otros.

Luego de realizar un análisis general de las diferentes filosofías de estudio en crecimiento y producción forestal, podemos decir que existen dos formas básicas para presentar los resultados numéricos de un estudio dendrométrico: las *tablas de volumen* y las *ecuaciones*. Los primeros avances se dieron mediante el uso de tablas ya que las ecuaciones estaban limitadas por el desarrollo de técnicas de regresión e informática. El uso de ecuaciones permite el desarrollo de modelos complejos que, al ser integrados a una plataforma de simulación, proveen al usuario una amplia flexibilidad de usos. Dentro de los simuladores más difundidos en la región encontramos al SisPinus, SisEucalipto (OLIVEIRA, 2011) y el Simulador Forestal (CRECHI *et al.*, 2005).

En este apartado se introdujeron conceptos sobre crecimiento y producción de masas forestales. Es importante recalcar que estos son parámetros fundamentales en un MPF basado en programación matemática.

2.3. Optimización Forestal

Las técnicas de optimización se pueden aplicar, en general, de dos maneras, a saber: por métodos exactos (programación matemática) o por métodos no exactos (heurísticas, metaheurísticas, matheurísticas, métodos evolutivos, etc). Dentro de los métodos no exactos encontramos un subgrupo denominados, generalmente, métodos evolutivos. Éstos son procedimientos que imitan fenómenos de la naturaleza y utilizan la estructura del problema de forma inteligente para buscar soluciones de manera sencilla y rápida (MÉNDEZ, 2013). El problema de estos métodos es que no garantizan la optimalidad, e

incluso, en algunos casos, no se llega a establecer lo cerca que se está de la solución óptima (REEVES, 1996). Otro de los problemas de estos métodos es en que no son de propósito general, lo que implica que el usuario debe diseñar el algoritmo en función del tipo de problema que se enfrenta, y, por ende, tener conocimientos previos de algoritmos y programación. Esto, sin embargo, no limitó el desarrollo de modelos usando esta técnica de búsqueda. Algunos de los trabajos que podemos mencionar son PUKKALA y KURTTILA (2005), LIU *et al.* (2006), SESSION *et al.* (2007), MÉNDEZ (2013), entre otros⁴.

Los métodos exactos, por otro lado, proporcionan una solución óptima para un problema desde el punto de vista matemático, siempre y cuando exista, al menos, una solución factible. Estos comprenden un conjunto de procedimientos y algoritmos diseñados para resolver problemas de optimización, muchas veces denominados “caja negra”⁵. Como ejemplo podemos mencionar al *Algoritmo Simplex*, propuesto por DANTZIG (1998), el *Algoritmo Branch and Bound*, propuesto por LAND y DOIG (1960), entre otros, los cuales se encuentran integrados en paquetes comerciales conformando estructuras específicas según el proveedor. Como consecuencia de esto la performance de cada uno es diferente (BROZ *et al.*, 2014d). En lo que respecta a la programación matemática, algunos tipos clásicos son: Programación Lineal (PL), Programación Entera (PE), Programación Mixta Entera (PME), Programación Dinámica (PD), Programación Estocástica (PE) y Programación No Lineal (PNL). Por su parte, los paquetes informáticos son diseñados para programas matemáticos específicos que se busca resolver. Entre los clásicos podemos mencionar a BARON, CPLEX, GUROBI, LINDO, AMPL, XPRESS, CONOPT los cuales pueden ser ejecutados en plataformas como GAMS⁶ o AMPL⁷.

Por otro parte, una metodología híbrida y de reciente desarrollo son las matheurísticas. Una matheurística es un algoritmo de optimización obtenido mediante la interoperación de metaheurísticas y técnicas de programación matemática. Si bien las matheurísticas se presentan como una metodología novedosa para la resolución de modelos matemáticos complejos, aún se encuentran en sus primeras fases de desarrollo, por lo cual se deberán esperar mayores avances para abordar ciertos problemas con esta herramienta.

La ventaja de la programación matemática es que garantiza la solución óptima o al menos la dirección de búsqueda, es decir, la que maximiza o minimiza el valor de la función objetivo (MÉNDEZ, 2013). Además, cuenta con algoritmos contrastados y de propósito general, como el caso del *Algoritmo Simplex* o el *Algoritmo de Karmarkar* para

⁴ Para más detalles se recomienda ampliar en Méndez (2013).

⁵ Se dice que un algoritmo es de “caja negra” cuando el usuario no puede ver la forma interna de funcionamiento del mismo. La interacción se realiza por una interfaz con lenguaje propio y el nexo es un sistema de compilación.

⁶ <http://www.gams.com/solvers/>

⁷ <http://www.ampl.com/solvers.html>

resolver programación lineal. Esta virtud genera ventajas y confianza a la hora de abordar un problema en un entorno productivo, ya que el planificador (usuario) necesita conocimiento sobre el modelado y el lenguaje del programa que desea utilizar como herramienta sin necesidad de profundizar en algoritmia y programación.

2.4. Conceptos de optimización

Dentro de las técnicas de optimización, la PL es la más utilizada y quizás la más efectiva (DANTZIG, 1998; EDGAR *et al.*, 2001). En la PL, tanto la función objetivo como las restricciones son lineales. En la ecuación [2.1] se puede ver la expresión matricial de este tipo de modelo según DANTZIG (1998).

$$\begin{array}{l}
 \text{Min } Z = \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\
 \text{st} \\
 \mathbf{A} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{b} \\
 \mathbf{l} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{u}
 \end{array}
 \tag{2.1}$$

Donde Z es la variable dependiente a ser minimizada; \mathbf{A} es una matriz de $m \times n$ cuyos elementos (i,j) son los coeficientes a_{ij} de las restricciones o también denominados coeficientes técnicos; \mathbf{c} , \mathbf{b} , \mathbf{l} y \mathbf{u} son vectores cuyo componentes son c_j , b_j , l_j , u_j respectivamente y \mathbf{x} es el vector de variables de decisión.

Es evidente que un modelo PL está formado por cuatro componentes básicos. En primer lugar, tenemos las variables de decisión, que son las incógnitas y, por tanto, estamos interesados en encontrar ya que nos permiten tomar la decisión sobre el sistema o proceso. El segundo componente, los parámetros, son datos conocidos del problema y según donde se encuentren, tienen denominaciones particulares como coeficiente tecnológico o nivel del recurso. En tercer lugar, tenemos la función objetivo, la cual es una medida cuantitativa del funcionamiento del sistema que se desea optimizar (maximizar o minimizar). Por último, se presentan las restricciones como representación de un conjunto de relaciones (expresadas mediante ecuaciones e inecuaciones) que las variables están obligadas a satisfacer.

Una forma estándar de un modelo PL puede ser representado como se aprecia en la expresión [2.2].

$$\begin{aligned}
\text{Min } Z &= \sum_{j=1}^n c_j x_j \\
\text{st} & \\
\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j &= b_i \quad i = 1, 2, \dots, m \\
l_j &\leq x_j \leq u_j \quad j = 1, 2, \dots, n
\end{aligned}
\tag{2.2}$$

Donde c_j son los n coeficientes de la función objetivo; a_{ij} y b_i son los parámetros en las m restricciones lineales; l_j y u_j son límites inferior y superior que puede tomar la variable de decisión x_j .

Aplicaciones de PL en el sector forestal podemos encontrar en ARCE (1997), BACKÉUS *et al.* (2005), BASKENT y KELES (2009), FROMBO *et al.* (2009), FLISBERG *et al.* (2009), entre otros autores. Muchas veces no aparecen como único método de resolución sino combinado con otras herramientas como PD, algoritmos evolutivos, entre otras.

Muchas veces la naturaleza del problema presenta ciertas características que no pueden ser representadas por variables continuas, como por ejemplo, la determinación de qué rodal cosechar implica un tipo de decisión “sí o no” que mediante la técnica clásica de PL no se puede modelar. Para este tipo de problema, se utiliza la Programación lineal con variables enteras. Estos modelos se pueden clasificar en programación entera pura (PEP) si todas las variables son enteras, programación entera binaria (PEB) si todas las variables son binarias $\in \{0,1\}$ o programación lineal entera mixta (PME) si algunas de las variables son enteras o binarias y el resto de las variables continuas. La expresión [2.3] representa en forma matricial este tipo de modelos según FLOUDAS (1995).

$$\begin{aligned}
\text{Min } \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \mathbf{d}^T \mathbf{y} \\
\text{st} \\
\mathbf{Ax} + \mathbf{By} &\leq \mathbf{b} \\
\mathbf{x} &\geq 0 \\
\mathbf{x} &\in F \subseteq \mathbb{R}^n \\
\mathbf{y} &\in \{0,1\}^q
\end{aligned}
\tag{2.3}$$

Donde \mathbf{x} es un vector de n variables continuas; \mathbf{y} es un vector que toma valores 0 y 1; \mathbf{c} y \mathbf{d} son vectores de parámetros de dimensión $n \times 1$ y $q \times 1$ respectivamente; \mathbf{A} y \mathbf{B} son matrices; \mathbf{b} es un vector de p inecuaciones y F es la región factible.

Generalmente, en el caso forestal, son más utilizados los modelos PME debido a las características del sistema, dado que cuenta con entidades medibles en forma entera

(maquinaria, camiones, personas), binaria (rodajes, caminos) y continuas (volumen, distancias, costos, beneficios).

En los trabajos de DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2004), TRONCOSO y GARRIDO (2005), GOYCOOLEA *et al.* (2005), MURRAY (2007), ÖHMAN y WIKSTRÖM (2008), GOYCOOLEA *et al.* (2009), ÖHMAN *et al.* (2011), BELTRÁN PEREZ (2012), BROZ *et al.* (2013), BROZ *et al.* (2014b), podemos encontrar aplicaciones de PEP, PEB y PEM.

Toda decisión tomada en la gestión de los bosques tiene distintas consecuencias económicas (producción de madera, leña, stock, etc.), ambientales (conservación de la biodiversidad, control de erosión, secuestro de carbono, etc.) y sociales (recreación, nivel de empleo, calidad de vida, etc.), (DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO, 2007). Generalmente se asume que hay solamente un objetivo principal y se establecen las demás metas como restricciones, sin embargo, estas metas de las organización se las puede convertir en objetivos en un modelo denominado multiobjetivo (MCDILL, 2014). Para BUONGIORNO y GILLES (2003), la representación de los objetivos por medio de restricciones genera un modelo rígido y poco satisfactorio. Los mismos autores afirman que una restricción que impone el cumplimiento estricto de una constante es poco realista y puede conducir a soluciones infactibles. Para salvar estos inconvenientes de los modelos monobjetivos, abordamos las Técnicas de Decisión Multicriterio (TDMC).

2.5. Técnicas de Decisión Multicriterio

En muchos casos no se toman las decisiones en base a un único criterio, sino en función a varios de ellos. Además, hay que tener en cuenta que la “escasez” económica no se encuentra definida en la vida real por un conjunto de restricciones absolutamente inviolables. Por estas razones, se desarrolló un paradigma de toma de decisiones como alternativa a las metodologías clásicas, con un solo objetivo, para dar cuenta con mayor precisión la realidad de los procesos de toma de decisiones. Este paradigma ha sido nombrado TDMC.

Dentro de las TDMC se encuentran dos clases de modelos matemáticos: los continuos y los discretos. En el caso de aplicaciones en la gestión de recursos naturales, la diferencia fundamental entre ambos es la cantidad de soluciones factibles, que para el primer caso es infinito o una cantidad relativamente grande mientras que para el segundo, es pequeño (DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO, 2007). En ROMERO (1996) y ANDRÉ *et al.* (2010) encontramos como modelos continuos a la Programación Multiobjetivo (PMO), Programación por Compromiso (PPC) y la Programación por Metas (PPM). Por otro lado, dentro de los discretos, ROMERO (1996) y KANGAS *et al.* (2008) presentan al Proceso

Analítico Jerárquico (PAJ) o más conocido como AHP y el método ELECTRE. Además de los mencionados, existen otras herramientas multicriterio, sin embargo, son menos difundidas.

Antes de abordar cuestiones analíticas, se introducirán en este trabajo conceptos básicos para poder entender tanto el significado como el alcance del análisis decisional multicriterio continuo. El primer concepto a definir son los *atributos*. Estos son valores con los que el decisor se enfrenta a un determinado problema decisional y es necesario que puedan medirse independientemente de los deseos del individuo. Los atributos deben ser susceptibles de expresarse como una función matemática de las variables de decisión correspondientes (ANDRÉ *et al.*, 2010).

El concepto de atributo se enlaza con el concepto de *objetivos*. Estos representan las dos posibles direcciones de mejora de los atributos bajo consideración. Uno puede ser interpretado como "más es mejor" e implica un proceso de maximización, y el otro puede ser interpretado como "menos es mejor" e implica un proceso de minimización (ANDRÉ *et al.*, 2010).

Los *niveles de aspiración* son los niveles aceptables de logro para cualquiera de los atributos considerados por el decisor. La combinación de un atributo con un nivel de aspiración se denomina *meta* (ANDRÉ *et al.*, 2010). Las ideas y conceptos expuestos pueden clarificarse diciendo que, por ejemplo, la fiabilidad de un sistema es un atributo, maximizar dicha fiabilidad un objetivo y, finalmente, alcanzar una fiabilidad al menos igual a un determinado nivel de aspiración es una meta (ROMERO, 1996).

El concepto de *criterio* comprende los tres conceptos anteriores, es decir, los atributos, los objetivos y las metas de un proceso decisional en particular. Así, los criterios son los atributos, objetivos o metas que se consideran relevantes en un cierto problema decisional. Por consiguiente, el análisis de la decisión multicriterio constituye un marco general o paradigma en el que se investigan problemas decisionales con diferentes atributos, objetivos o metas (ROMERO, 1996; ANDRÉ *et al.*, 2010).

En términos matemáticos un atributo puede ser representado como una función del vector \mathbf{X} de variables de decisión según se define en la expresión [2.4].

$$f(\mathbf{X}) \tag{2.4}$$

Un objetivo se puede representar como la maximización o minimización de la función [2.4], la cual se representa por la expresión [2.5].

$$Opt f(\mathbf{X}) \tag{2.5}$$

Partiendo de la meta correspondiente al logro del objetivo [2.5] y, generalizando, para $i=1, \dots, q$ metas con un nivel de aspiración \hat{f}_i , se representa en la ecuación [2.6].

$$f_i(x) + n_i - p_i = \hat{f}_i \quad \forall i \quad [2.6]$$

Donde las n_i representan llamadas variables de desviación negativa, por lo tanto cuantifica el bajo déficit de las metas; p_i son las variables de desviación positiva, por lo tanto cuantifican el exceso de las metas.

Un concepto importante dentro de las TDMC es la *optimalidad paretiana*, el cual fue introducido por el economista Vilfredo Pareto en el año 1896 (ROMERO, 1996). Extrapolando este concepto de las TDMC, se dice que un conjunto de soluciones es eficiente (o Pareto “óptimas”) cuando está formado por soluciones factibles, tales que no existe otra solución factible que proporcione una mejora en un atributo sin producir un empeoramiento, en al menos, otro de los atributos (ROMERO, 1996; ANDRÉ *et al.*, 2010).

La idea del óptimo de Pareto nos lleva al concepto de equilibrio entre los dos criterios. Este concepto mide qué nivel de logro de un criterio tiene que ser sacrificado con el fin de obtener una mejora en una unidad de otro criterio. Estas compensaciones son buenos indicadores para medir el costo de oportunidad de un criterio en términos de otro. Esto es crucial para el diseño y evaluación de cualquier política económica y ambiental (ANDRÉ *et al.*, 2010).

El último concepto que se aborda es el de *matriz de pago* o *payoff matrix*, la cual se obtiene mediante la optimización de cada uno de los objetivos por separado y de forma apareada. Por lo tanto, esta es una matriz cuadrada con una dimensión igual al número de criterios bajo consideración, cuyos elementos de la diagonal principal son los “valores ideales” ya que representan los valores óptimos para todos los objetivos. El peor elemento de cada columna se denomina "valor anti-ideal" (ANDRÉ *et al.*, 2010). Esta matriz es útil ya que nos permite apreciar los conflictos entre los objetivos considerados, además, los “valores ideales” son utilizados generalmente como niveles de aspiración y, en forma conjunta con los valores anti-ideales, para la normalización de criterios.

A la hora de seleccionar una herramienta como soporte para la toma de decisiones en la planificación forestal debemos contar con suficiente información sobre la performance de cada enfoque en función al tipo y tamaño del problema a ser abordado. ANDRÉ *et al.* (2010) mencionan que PMO y PPC funcionan muy bien para los problemas de tamaño moderado, con la participación de dos o tres criterios. Sin embargo, cuando se trata del

diseño conjunto de políticas económicas y ambientales, el número de restricciones, variables de decisión y criterios podrían ser muy grandes. Por tal motivo, los mismos autores señalan que para este tipo de escenario es conveniente el uso de PPM. No obstante, no se debe tomar como una verdad absoluta ya que los avances en hardware, software y desarrollos matemáticos podría hacer más estrecha la diferencia entre estos enfoques.

2.6. Programación por Metas

Para DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2007) el principal enfoque dentro de las herramientas de TDMC continuas es la PPM o *Goal Programming*, especialmente para delineación de planes forestales tácticos.

El origen de la PPM se debe a los trabajos de CHARNES *et al.* (1955) y CHARNES y COOPER (1961) aplicados a la resolución de problemas de regresión. Posteriormente fue desarrollada como una herramienta de toma de decisiones para resolver los problemas multicriterio con los trabajos publicados por IJIRI (1965), LEE (1972), IGNIZIO (1976) y COHON (1978). En el ámbito agrícola-forestal, los pioneros en la aplicación de esta herramienta fueron los trabajos de FIELD (1973), ROMERO y REHMAN (1984), REHMAN y ROMERO (1987), ROMERO (1991), entre otros. Abordajes más recientes de esta metodología podemos encontrar en los trabajos de DÍAZ-BALTEIRO y RODRIGUEZ (2006), DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2009), GIMÉNEZ *et al.* (2013) DURAND *et al.* (2014) y ALDEA *et al.* (2014).

Uno de los aspectos más importantes de la PPM es la aplicación de la lógica satisfaciente de Simon (SIMON, 1955). Por tal motivo, esta técnica se desarrolla dentro del ámbito del paradigma “satisfaciente” en lugar de hacerlo en el del paradigma “optimizador”. Desde un punto de vista analítico, la PPM busca reducir al mínimo los desvíos no deseados de los objetivos a satisfacer en una expresión denominada *función de logro*. Para aclarar lo expresado se procede a desarrollar el modelo matemático [2.7] en base a lo expuesto por DANTZIG (1998).

$$\begin{aligned} & \text{Min } f(x) \\ & \text{st} \\ & x \in X \end{aligned} \tag{2.7}$$

Donde $f(x)$ representa la expresión matemática del atributo y $X = \{x \in \mathbb{R}^n, x \geq 0\}$ define un politopo convexo. Para cada uno de los objetivos, el decisor fija un nivel de aspiración \hat{f} , de manera que el alcance de dicho nivel se considere satisfactorio. En este marco, se pueden tener tres posibles formas de metas:

Si $f(x) \leq \hat{f}$ el decisor desea tener un valor del objetivo $f(x)$ que sea igual o menor que el nivel de aspiración \hat{f} . Esto se puede dar, por ejemplo, cuando se desea una reducción de costos de transporte forestal o del impacto ambiental.

Cuando $f(x) \geq \hat{f}$, el decisor desea que el valor del objetivo sea igual o mayor que el nivel de aspiración \hat{f} . Esto se puede dar, por ejemplo, cuando el planificador desee maximizar el Valor Actual (VA) o la fijación de CO₂ en biomasa.

El último caso corresponde a $f(x) = \hat{f}$, es decir, el decisor desea que el valor del objetivo $f(x)$ sea exactamente igual al nivel de aspiración \hat{f} . Esto se da, por ejemplo, cuando el planificador desea que la superficie de cosecha fluctúe alrededor de un determinado valor o para balancear el volumen de cosecha interanual.

Estas tres expresiones se pueden formular como una igualdad mediante la incorporación de las variables de desviación n_i y p_i , quedando la meta definida por la ecuación [2.8].

$$\begin{aligned} f_i(x) + n_i - p_i &= f_i \\ n_i &\geq 0; \quad p_i \geq 0 \end{aligned} \quad [2.8]$$

Integrando esto en un modelo holístico, obtenemos la expresión [2.9] en base a los trabajos de IGNIZIO (1976) y ROMERO (1991).

$$\begin{aligned} &Min \left[\sum_{i=1}^q W_i \left(\frac{\alpha_i n_i + \beta_i p_i}{K_i} \right)^p \right]^{1/p} \\ &st \\ &f_i(x) + n_i - p_i = f_i \quad \forall i \\ &n_i \geq 0 \\ &p_i \geq 0 \\ &\mathbf{x} \in F \end{aligned} \quad [2.9]$$

Donde i representa los criterios, desde $i = 1, \dots, q$; W_i es el peso preferencial o ponderación de cada criterio, el cual es asignado por un centro decisor; \hat{f}_i es el nivel de aspiración del i -ésimo atributo; n_i, p_i son las variables de desviación negativas y positivas del i -ésimo atributo. En este caso, si $\alpha_i = 1$, la variable de desviación n_i es no deseada, de otra manera $\alpha_i = 0$; por otra parte, si $\beta_i = 1$, la variable de desviación p_i es no deseada, en caso contrario $\beta_i = 0$; y, finalmente, si $\alpha_i = \beta_i = 1$ ambas variables son no deseadas. En otras palabras, se puede decir que cuando el atributo es del tipo “más es mejor”, la variable de desviación a minimizar es n_i y es incorporada a la función de logro; por otro lado, cuando el atributo es del tipo “menos es mejor”, la variable de desviación a minimizar es p_i y, por

lo tanto, es incorporada a la función de logro. Finalmente, se puede minimizar $n_i + p_i$, en forma simultánea, en el caso que se busque un logro en torno a un determinado nivel de aspiración; K_i es el factor de normalización del i -ésimo atributo; $f_i(x)$ representa la expresión matemática del atributo i -ésimo y, finalmente, p representa a la métrica o parámetro que define las funciones de distancia.

En base al modelo [2.9] se puede tener una gama de variantes en función al valor de la métrica p . Para el valor de $p = 1$ se obtiene la expresión [2.10].

$$\begin{aligned}
 & \text{Min} \left[\sum_{i=1}^q W_i \left(\frac{\alpha_i n_i + \beta_i p_i}{K_i} \right) \right] \\
 & \text{st} \\
 & f_i(x) + n_i - p_i = f_i \quad \forall i \\
 & n_i \geq 0 \\
 & p_i \geq 0 \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned} \tag{2.10}$$

El modelo [2.10] se denomina Programación por Metas Ponderadas (PPMP) dado que se busca minimizar la suma ponderada de las variables de desviación no deseadas (DA SILVA, 2013). ANDRÉ *et al.* (2010) mencionan que la solución de este modelo ofrece logros más agregados (máxima eficiencia), sin embargo, el inconveniente es la generación de soluciones sesgadas cuando los niveles de aspiración son muy diferentes. Por otro lado, para AGUADO (1998), esto se reduce mediante la suma ponderada de las desviaciones expresadas en términos porcentuales.

Para el valor de $p = \infty$ se obtiene la expresión [2.11] denominada Programación por Metas Minimax o Chebyshev (PPMM). Este método busca la minimización de la máxima desviación entre todas las desviaciones posibles (AGUADO, 1998; ANDRÉ *et al.*, 2010; DA SILVA, 2013; GONZÁLEZ-PACHÓN *et al.*, 2014).

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } D \\
 & \text{st} \\
 & W_i \left(\frac{\alpha_i n_i + \beta_i p_i}{K_i} \right) \leq D \quad \forall i \\
 & f_i(x) + n_i - p_i = f_i \quad \forall i \\
 & n_i \geq 0 \\
 & p_i \geq 0 \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned} \tag{2.11}$$

Donde D representa la máxima desviación posible de todas las metas.

Este modelo presenta el mejor balance entre el logro de los diferentes objetivos (máximo equilibrio). Sin embargo puede proporcionar resultados con un logro poco agregado (ANDRÉ *et al.*, 2010). El abordaje del modelo con $1 < p < \infty$ implica la resolución de un modelo no lineal y, en algunos casos, no convexo, con todo los inconvenientes que este tipo de modelos conlleva, a saber, algoritmos poco eficientes en comparación a los lineales, mínimos locales, entre otros.

Desde un punto de vista preferencial, los modelos de PPMP y PPMM representan dos polos opuestos. Este carácter extremo de ambas soluciones puede conducir, en algunos casos, a soluciones que el centro decisor puede considerar inaceptables. Por tal motivo es deseable establecer un compromiso entre logros agregados (metas ponderadas) y equilibrados (metas minimax). Este tipo de idea conduce a la formulación de un modelo denominado Programación por Metas Extendidas (PPME), (ROMERO, 2002; ROMERO, 2004; ANDRÉ *et al.*, 2010; GONZÁLEZ-PACHÓN *et al.*, 2014). En la expresión [2.12] se representa este concepto.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } (1-\lambda)D + \lambda \left[\sum_{i=1}^q W_i \left(\frac{\alpha_i n_i + \beta_i p_i}{K_i} \right) \right] \\
 & \text{st} \\
 & W_i \left(\frac{\alpha_i n_i + \beta_i p_i}{K_i} \right) \leq D \quad \forall i \\
 & f_i(x) + n_i - p_i = f_i \quad \forall i \\
 & n_i \geq 0 \\
 & p_i \geq 0 \\
 & \mathbf{x} \in F \\
 & 0 \leq \lambda \leq 1
 \end{aligned} \tag{2.12}$$

Donde λ es un parámetro de control que pondera la importancia que asociamos a la minimización de la suma ponderada de variables de desviación no deseadas. Cuando $\lambda = 0$, estamos en frente a un modelo PPMM y para $\lambda = 1$ a un modelo PPMP. Para valores del parámetro $\lambda \in (0; 1)$ tenemos soluciones intermedias entre las dos opciones consideradas. Por tal motivo tendremos propiedades combinadas entre máximo logro agregado y la solución de máximo equilibrio reflejando las preferencias del decisor. En el trabajo de GONZÁLEZ-PACHÓN *et al.* (2014) se presenta un análisis sobre la incorporación de preferencias ordinales y cardinales dado un número finito de metas.

Otros enfoques de modelos de PPM son la Programación por Metas Lexicográficas (PPML) y Programación por Metas Lexicográficas Extendida (PPMLE), las cuales no abordaremos en esta tesis.

2.7. PPM y Modelos Planificación Táctica (MPT)

Las primeras publicaciones en TDMC en el sector forestal fueron las de FIELD (1973), DANE *et al.* (1977), FIELD *et al.* (1980) y ARP y LAVIGNE (1982). Dentro de los trabajos publicados en un lapso menor a 20 años podemos citar a DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998) los cuales plantean un modelo de PPME para la planificación de la cosecha forestal en un horizonte táctico. Las metas planteadas son la maximización del Valor Actual Neto (VAN), equilibrar el volumen cosechado entre períodos, controlar el área cosechada de manera de regular las edades e inventario al final del horizonte de planificación. Los autores incorporan los pesos preferenciales en base a una derivación del AHP basado en un grupo de expertos del área forestal.

DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2003a) formulan un MPF para una propiedad en España. El modelo está basado en PPML que incluye como metas el VAN, control de volumen, control de área, inventario final y balance de carbono. Este último objetivo es muy importante desde el punto de vista ambiental ya que busca que la fijación de carbono en biomasa sea lo mayor posible. Esta fijación se entiende como la diferencia entre lo secuestrado por todo el bosque y lo liberado por la cosecha. En el trabajo de CHEN *et al.* (2011), podemos encontrar una aplicación de este tipo para Taiwán.

Por otro lado, GÓMEZ *et al.* (2006) plantean un modelo de PPML fraccional para la planificación de plantaciones forestales en Cuba. En este caso se plantea una relación entre funciones, lo cual genera una formulación no lineal del problema. En la elaboración del modelo de planificación, siempre es deseable mantener el carácter lineal ya que el mismo se puede resolver con algoritmos eficientes que se encuentran en cualquier software comercial. Por otro lado, un modelo no lineal implica paquetes especiales, determinación de buenos puntos iniciales o incluso desarrollo de una metaheurística dependiendo de la complejidad del problema. En este contexto, GÓMEZ *et al.* (2011) sugieren el uso del método SSPMO (*Scatter Search Procedure for Multiobjective Optimization*)⁸ dado el carácter no lineal y binario del modelo. LEÓN *et al.* (2003) presentan un modelo que compatibiliza objetivos económicos y ecológicos y lo resuelven con el software de Programación Multiobjetivo PROMO, que utiliza las librerías de Programación Entera de

⁸ MOLINA, J.; LAGUNA, M.; MARTÍ, R.; CABALLERO, R. (2007): SSPMO: A Scatter Tabu Search Procedure for Non-Linear Multiobjective Optimization. *INFORMS Journal on Computing*. 19(1): 91-100.

CPLEX. Este es considerado uno de los más eficientes motores de resolución de problemas enteros junto con GUROBI (BROZ *et al.*, 2014d).

MISIR y MISIR (2007) proponen, en un caso de estudio para Pakistán, un modelo de PPML para la planificación forestal, atendiendo la producción de madera y la protección del suelo y del agua. En este caso el decisor ordena las preferencias y realiza una resolución por niveles.

DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2008) ofrecen una revisión y evaluación de la literatura de los últimos 30 años en la aplicación de TDMC en el sector forestal. Los autores mencionan 250 referencias con respecto a 9 temas forestales y 9 enfoques diferentes de TDMC.

DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2009) plantean un modelo de planificación de la cosecha mediante PPM para plantaciones de *Eucalyptus globulus* Labill en Galicia, España. En este caso en particular, los autores utilizan el modelo tipo II propuesto por JOHNSON y SCHEURMAN (1977), el cual supone igual productividad en todos los rodales ya que admite una sola función de crecimiento para todo el sistema. La ventaja radica en la economía de variables para patrimonios con un número considerable de rodales. Estos autores recomiendan el uso del modelo tipo II para propiedades públicas o de manejo colectivo donde los administradores tienen poca interacción con el recurso.

VERDÍN *et al.* (2009) proponen una metodología para analizar y resolver un problema forestal que involucra el manejo de varios bienes y servicios del bosque en una propiedad públicas en México. Para esto, tomaron en cuenta la opinión de productores y técnicos forestales para construir funciones de respuesta para diez objetivos. Utilizaron tres atributos dasométricos para evaluar cada uno de estos objetivos. Mediante PPC determinaron la mejor combinación de esas variables y finalmente mediante un simulador silvícola y Sistemas de Información Geográfica (SIG) se evaluaron las soluciones considerando la dinámica de crecimiento de los bosques.

SILVA *et al.* (2010) sugieren un modelo de PME basado en PPML para la planificación de la cosecha en el mediano plazo. Son considerados como objetivos ambientales la protección del suelo, la conservación de los recursos hídricos y el impacto visual de la cosecha; y como objetivo económico, el VAN. Los autores encontraron un marcado conflicto entre objetivo ambiental y económico. Sin embargo, este modelo permite obtener soluciones equilibradas en términos de las componentes mencionadas.

HERNÁNDEZ *et al.* (2011) desarrollaron un modelo multiobjetivo no lineal para la planificación forestal de un patrimonio que tiene como objetivo principal la producción maderera. Los autores abordaron aspectos económicos y ambientales para el cultivo de

Pinus Caribaea Morelet en Pinar del Río, Cuba. La resolución se lleva a cabo mediante el método metaheurístico SSPMO debido a la complejidad del modelo. En este caso se plantea una restricción de adyacencia mediante el enfoque conocido como ARM (*Area Restriction Model*). MCDILL *et al.* (2002), GOYCOOLEA *et al.* (2005) y WEINTRAUB y MURRAY (2006) mencionan que el modelo ARM es más potente y complejo que el URM (*Unit Restriction Model*). Además, GOYCOOLEA *et al.* (2005) se refieren a los modelos con adyacencia como *NP-hard* (*Non Polynomial-hard*), ya que la razón del crecimiento del tiempo de cómputo respecto al aumento del tamaño es de tipo exponencial y no polinomial. Para BROZ *et al.* (2013) y BROZ *et al.* (2014bd) el tratamiento de un sistema de gestión mediante el enfoque URM es más operativo desde el punto de vista práctico ya que no requiere de conocimientos de programación para su implementación. Estos autores mencionan que el modelo URM converge en un tiempo razonable si se lo relaja computacionalmente en un 1% para patrimonios de hasta 1000 rodales y 10 períodos de horizonte de planificación.

EYVINDSON (2012) demuestra la viabilidad de la formulación de PPMP y PPMM como un medio para proporcionar al decisor soluciones agregadas o equilibradas. El autor recomienda el uso de esta metodología cuando existen grupos de intereses con distintas preferencias ya que, a partir de la definición de los objetivos, los ponderan en la función de logro y además, define el peso de cada enfoque.

MÉNDEZ (2013) formula un modelo de optimización multiobjetivo en el cual incluye la producción maderera y el secuestro de carbono para una plantación hipotética de teca (*Tectona grandis* L.). El resultado es un plan de cortas que indica cuáles rodales deben aplicarse y a qué intensidad en cada período. Debido a la complejidad y uso de relaciones no lineales, este autor utiliza como motor de búsqueda Algoritmos Genéticos y Simulated Annealing.

GIMÉNEZ *et al.* (2013) proponen un método secuencial basado en PPME para el manejo de plantaciones con fines industriales de *Eucalyptus globulus* Labill. Las metas planteadas fueron el VAN, volumen de madera cosechada y la captura neta de carbono. Para este modelo, se generan varias alternativas de manejo y posteriormente se establece un ranking de acuerdo a la sostenibilidad de alternativa. Estos autores afirman que el ranking no sufre variaciones significativas, excepto para el caso en que el peso del balance de carbono se duplique.

DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2013) plantean el problema de la elección del método de aplicación ya que tiene diferente filosofía preferencial. La elección debe realizarse en base a justificaciones teóricas como empíricas dado que la elección errónea del enfoque podría

generar resultados no deseables para el decisor y, por lo tanto, no aplicables. Estos autores mencionan que el enfoque mixto o PPME (PPMM y PPMP) es más indicado debido a la capacidad de combinar balance y agregación de los logros. En consecuencia, este método ofrece una familia de soluciones balance-agregación que permite al decisor elegir la más adecuada a la realidad de cada caso.

DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2014a) determinan la rotación óptima de una masa forestal teniendo en cuenta el riesgo de incendio. Las herramientas utilizadas fueron la optimización multiobjetivo y la programación por compromiso. Los objetivos de manejo de la masa son la producción maderera y el secuestro de carbono en biomasa. Los resultados muestran un claro conflicto entre los objetivos y una reducción del 50% y 80% de la función objetivo de producción y secuestro de carbono si se considera el riesgo de incendio.

ALDEA *et al.* (2014) proponen un procedimiento para la integración de varios servicios ecosistémicos en la gestión forestal mediante el uso de herramientas multicriterio, específicamente, la programación por metas. Los criterios seleccionados para el modelo son: la producción de madera, la producción de hongos silvestres comestibles, la captura de carbono, el valor presente neto de la inversión y, finalmente, la sostenibilidad del manejo forestal definido por un bosque normal. Para la resolución, los autores definieron dos escenarios: un modelo determinista y un análisis Monte Carlo. Los resultados mostraron conflictos y variaciones notables entre los criterios, especialmente en la producción de hongos. No obstante, estos autores recomiendan el uso de este tipo de modelos para la planificación forestal estratégica, especialmente cuando se incorporan criterios con distintos objetivos.

DURAND *et al.* (2014) esbozan un MPF basado en PPME Multimeta, Multiproducto, Multiplanta y Multiperíodo. Las metas son el VAN, balance de carbono, balance de transporte interanual, sostenibilidad de la producción y control de área. A esto, los autores plantean restricciones de demanda de las industrias, cosecha y adyacencia del tipo URM. Uno de los detalles más importantes es que se lo resuelve con paquetes comerciales como CPLEX o GUROBI en un tiempo razonable.

Una aplicación ambiental podemos ver en el trabajo de BERTOMEU y ROMERO (2001) quienes utilizan un modelo basado en PPM con variables binarias para la caracterización de la biodiversidad. ANDRÉ *et al.* (2009) realizan un abordaje conjunto entre políticas macroeconómicas y ambientales aplicadas a la economía de España. Para esto, utilizan diferentes modelos de programación por metas (PPMP, PPMM y lexicográfica). Las metas macroeconómicas fueron el crecimiento económico, inflación,

desempleo y el déficit público. Por el lado de las metas ambientales, los autores tomaron en consideración las emisiones de CO₂, NO_x y SO_x.

En todos los casos planteados, los modelos incorporan parámetros conocidos. En un modelo de planificación con un horizonte de largo plazo, esto puede conllevar supuestos muy fuertes de estabilidad de los parámetros más sensibles. Para estos casos la optimización estocástica se presenta como una herramienta más robusta a la hora de tomar decisiones que impliquen varios períodos, como es el caso de la planificación forestal.

2.8. Optimización Estocástica

Los problemas de optimización presentan parámetros conocidos y desconocidos. Sin embargo, en la mayoría de los casos, los parámetros desconocidos son aproximados a un valor exacto promedio o más probable, lo cual conlleva a una decisión dependiente del valor adoptado, ignorando la gama de valores que podría optar el parámetro. Esto, muchas veces, puede llevar a tomar decisiones que no constituyan buenas estrategias ya que no representa fehacientemente el mundo real.

En base a la información disponible de un sistema o proceso, podemos decir que estamos ante una situación bajo *certidumbre* cuando todos los parámetros son conocidos; por otro lado, estamos en una ambiente de *riesgo* cuando al menos un parámetro es desconocido pero se tiene una cierta probabilidad de ocurrencia de cada escenario; y, finalmente, estamos en una contexto de *incertidumbre* cuando al menos un parámetro es desconocidos y no se conoce la probabilidad de ocurrencia de cada escenario (MARTOS, 1998). En la primera situación la resolución es abordada por Optimización Determinística clásica (OD), la segunda implica el uso de Optimización Estocástica (OE) y la tercera el uso de Optimización Robusta (OR).

En este contexto, PRÉKOPA (1995) define la programación estocástica como la resolución de problemas de programación matemática en la que uno o varios parámetros son variables aleatorias. En la programación estocástica, se relaja la hipótesis de que todos los parámetros del problema son deterministas (conocidos con exactitud), permitiendo tratar, como variables aleatorias, parámetros sujetos a riesgo o incertidumbre.

Los primeros avances en el área fueron realizados por DANTZIG (1955) y BEALE (1955) y, posteriormente, MARKOWITZ (1959) hizo una aplicación en problemas de selección de carteras de inversión⁹.

⁹ Este trabajo lo llevaría a ganar el Premio Nobel en Economía en el año 1990.

Un problema de decisión en ambiente de riesgo está caracterizado por asociar, a cada alternativa, más de un resultado vinculado a distintos “estados de la Naturaleza”; además se puede definir una distribución de probabilidad, ζ , que el decisor conoce, sobre el conjunto de estados de la naturaleza; y, como consecuencia, la elección de cualquier decisión concreta, x , inducirá una distribución de probabilidad, $\gamma(\theta, x)$, en el conjunto de consecuencias, C , al que denominaremos conjunto de resultados o pagos (AGUADO, 1998). Por lo tanto un problema de decisión en ambiente de riesgo puede representarse de la siguiente manera:

$X \setminus \Omega$	ζ
	θ
⋮			⋮		
⋮			⋮		
x	$C(\theta, x)$
⋮			⋮		
⋮			⋮		

En este caso, la resolución del problema de decisión se reduce a la maximización de la función de utilidad. Esta expresión suele denominarse función de valor cuando estamos en ambiente de certidumbre.

La OE es una metodología para la modelación de problemas de optimización que involucran riesgo en los parámetros de la función objetivo y/o restricciones. El riesgo aquí es caracterizado por una distribución de probabilidad en uno o varios parámetros. Cuando algunos datos son aleatorios, entonces la solución y el valor de la función objetivo es, además, aleatorio.

La ecuación [2.13] representa la forma canónica de un problema determinista lineal.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\
 & \text{st} \\
 & \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b} \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned}
 \tag{2.13}$$

Dónde \mathbf{c} y \mathbf{x} son vectores de dimensión n ; \mathbf{A} es una matriz de dimensión $m \times n$; \mathbf{b} es un vector de dimensión m y F es un politopo convexo, habitualmente $F = \{x/x \geq 0\}$.

Los vectores \mathbf{c}^T y \mathbf{b} se pueden interpretar económicamente como los costos de los recursos c_j para $j = 1, 2, \dots, n$ y los niveles de recurso disponibles b_i para $i = 1, 2, \dots, m$. Por su parte, matriz \mathbf{A} se puede interpretar como los coeficientes tecnológicos de productividad a_{ij} para $i = 1, 2, \dots, m$ y $j = 1, 2, \dots, n$. La mayoría de estos coeficientes en el mundo real son aleatorios. Sin embargo, para simplificar los cálculos, se hacen

aproximaciones y se utiliza un valor medio. En algunos casos, con esta aproximación es suficiente para obtener buenos resultados, no obstante hay casos donde este supuesto puede llevar a errores, dado que no refleja la realidad de forma plausible.

Cuando uno o varios de los parámetros (matriz \mathbf{A} y vectores \mathbf{c} y \mathbf{b}) son variables aleatorias, estamos frente a un problema de programación lineal estocástica, cuya expresión corresponde a la ecuación [2.14].

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \mathbf{c}^T(\xi)\mathbf{x} \\
 & \text{st} \\
 & \mathbf{A}(\xi)\mathbf{x} \leq \mathbf{b}(\xi) \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned}
 \tag{2.14}$$

En este caso ξ representa a los eventos aleatorios. Además, hay que tener en cuenta que en este caso no está claramente definido el concepto de óptimo, ya sea máximo o mínimo.

Las primeras resoluciones de estos problemas fueron por la sustitución de la variable aleatoria por su valor esperado mediante la aplicación de programación lineal. Sin embargo, este procedimiento no es adecuado ya que se pueden obtener soluciones para las que el suceso consistente en que la solución obtenida sea no factible tenga una probabilidad considerablemente grande (AGUADO, 1998).

Posteriormente se plantearon dos enfoques para resolver OE, denominados *esperar y ver* (*wait and see*), que da lugar a los *Problemas de Distribución*, y *aquí y ahora* (*here and now*), que da lugar a los *Equivalentes Deterministas*, siendo este un modelo lineal de gran dimensión producto de la interacción del modelo base con la probabilidad de ocurrencia de cada escenario.

Los problemas *esperar y ver* (E&V) fueron inicialmente estudiados por TINTNER (1955) bajo la denominación de *problemas de programación estocástica pasiva*. Éstos se basan en el supuesto de que el decisor es capaz de esperar a que se realicen las variables aleatorias, ξ , y luego toma la decisión, x , con información completa en base a dicha realización, con lo que el problema se convierte en determinista y es posible encontrar el valor óptimo de las variables de decisión con las técnicas habituales de programación matemática determinística. Ésta técnica también fue estudiada por BEREANU (1976), VAJDA (1972) y STANCU-MINASIAN (1984).

Los modelos *aquí y ahora* (A&A) o *modelos de programación estocástica activa* fueron estudiados por SENGUPTA *et al.* (1963). Estos se fundamentan en que el decisor toma la decisión, x , antes de conocer la realización de las variables aleatorias, ξ , sin que por ello queden afectadas las distribuciones de probabilidad de las mismas.

Este tipo de problemas se pueden resolver por varios caminos. El más usual consiste en reemplazar el problema de programación lineal estocástica por un programa determinista conveniente, denominado *Equivalente Determinista* (AGUADO, 1998). Los métodos más desarrollados para obtener el equivalente determinista son programación con restricciones probabilísticas y programación estocástica con recursos.

Los modelos con restricciones probabilísticas fueron desarrollados por CHARNES y COOPER (1959), CHARNES y COOPER (1954), VAN DE PANNE y POPP (1963), entre otros. En este tipo de aproximación, no es necesario que las restricciones se satisfagan totalmente, sino que es suficiente que se verifiquen con una cierta probabilidad definida por el decisor. Una posible formulación del problema es considerar que la decisión x queda restringida por la probabilidad $P\{\xi / A(\xi)x \leq b(\xi)\} \geq \alpha$, donde α es un vector columna cuyas componentes están en el intervalo $[0, 1]$ y los valores concretos que toma los elige el decisor (AGUADO, 1998).

Generalmente, el objetivo es optimizar la esperanza matemática de $c^T(\xi)x$. Por la tanto, el problema se define mediante la expresión [2.15]. En este caso, se plantea una restricción probabilística conjunta.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } E[\mathbf{c}^T(\xi)\mathbf{x}] \\
 & \text{st} \\
 & P\left\{\xi / \sum_{j=1}^n a_{ij}(\xi)x_j \leq b_i(\xi) \quad i = 1, 2, \dots, m\right\} \geq \alpha \\
 & \alpha \in [0, 1] \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

Las restricciones probabilísticas pueden también considerarse como un conjunto de restricciones individuales. Esto se aprecia en la expresión [2.16].

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } E[\mathbf{c}^T(\xi)\mathbf{x}] \\
 & \text{st} \\
 & P\left\{\xi / \sum_{j=1}^n a_{ij}(\xi)x_j \leq b_i(\xi)\right\} \geq \alpha_i \quad i = 1, 2, \dots, m \\
 & \alpha \in [0, 1] \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned} \tag{2.16}$$

Otra posible formulación de la ecuación [2.14] es considerar el *P-Modelo* o problema del mínimo riesgo. En este caso se busca maximizar la probabilidad de que la función

objetivo $\mathbf{c}^T(\xi)\mathbf{x}$ no exceda un cierto parámetro k definido por el decisor. La expresión [2.17] define matemáticamente lo expresado.

$$\begin{aligned}
 & \text{Max } P\{\xi / \mathbf{c}^T(\xi)\mathbf{x} \leq k\} \\
 & \text{st} \\
 & P\left\{\xi / \sum_{j=1}^n a_{ij}(\xi)x_j \leq b_j(\xi) \quad i = 1, 2, \dots, m\right\} \geq \alpha \\
 & \alpha \in [0,1] \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned} \tag{2.17}$$

Para el análisis de programación lineal estocástica con recursos nos basaremos en la ecuación [2.14] y supondremos que primero se toma la decisión \mathbf{x} sin conocer el valor de la variable aleatoria; luego se dan a conocer los eventos aleatorios y se conocen sus valores. La realización de los eventos aleatorios ξ puede, posiblemente, implicar la violación de las restricciones del modelo [2.14]. Por este motivo, se impone una penalización ya que, la compensación de las restricciones violadas con el fin de que el modelo sea factible, supone ciertos costos. Por último, se utiliza una variable de desviación para representar la penalización impuesta. Podemos decir entonces, que el recurso se define como la habilidad de tomar acciones correctivas después de que ocurra el evento aleatorio.

Lo que se busca en programación lineal estocástica con recursos es minimizar el valor esperado de la suma de $\mathbf{c}^T(\xi)\mathbf{x}$ y el mínimo de las penalizaciones impuestas. En la expresión [2.18] se expone lo definido.

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } E[\mathbf{c}^T(\xi)\mathbf{x} + \text{Min}_y \mathbf{q}^T \mathbf{y}] \\
 & \text{st} \\
 & \mathbf{A}(\xi)\mathbf{x} + \mathbf{W}(\xi)\mathbf{y} = \mathbf{b}(\xi) \\
 & \mathbf{x} \in F \\
 & \mathbf{y} \geq 0
 \end{aligned} \tag{2.18}$$

Donde \mathbf{q} e \mathbf{y} son vectores de dimensión m , \mathbf{y} representa las penalizaciones y \mathbf{q} los costes por unidad de penalización; \mathbf{W} es una matriz $m \times n$ denominada matriz de recursos.

En este modelo, en una primera etapa, se determina un vector \mathbf{x} , denominado A&A antes de conocer una realización de ξ ; cuando se da a conocer el valor de ξ , en una segunda etapa, se determina un recurso \mathbf{y} mediante la expresión [2.19] (AGUADO, 1998).

$$\begin{aligned}
& \text{Min } \mathbf{q}^T \mathbf{y} \\
& \text{st} \\
& \mathbf{W}(\xi) \mathbf{y} = \mathbf{b}(\xi) - \mathbf{A}(\xi) \mathbf{x}
\end{aligned}
\tag{2.19}$$

De esta forma el problema inicial se transforma en un modelo equivalente determinista que suele tener la forma de la expresión [2.20].

$$\begin{aligned}
& \text{Min } E[\mathbf{c}^T(\xi) \mathbf{x} + Q(\mathbf{x}, \xi)] \\
& \text{st} \\
& \mathbf{x} \in F
\end{aligned}
\tag{2.20}$$

$$\text{Donde } Q(\mathbf{x}, \xi) = \text{Min}_y \{ \mathbf{q}^T \mathbf{y} / \mathbf{W}(\xi) \mathbf{y} = \mathbf{b}(\xi) - \mathbf{A}(\xi) \mathbf{x}, \mathbf{y} \geq 0 \}$$

Cuando $\mathbf{W}(\xi)$ es una matriz de valores deterministas, es decir cuando $\mathbf{W}(\xi) = \mathbf{W}$, \mathbf{W} se denomina matriz de recursos fijos. En este caso, el modelo recibe el nombre de programación lineal estocástico con recurso fijo. Si la matriz de recursos fijos satisface que $\{z / z = \mathbf{W} \mathbf{y}, \mathbf{y} \geq 0\} = \mathfrak{R}^m$, el modelo recibe el nombre de recursos fijos completos. En este caso, para cualquier decisión $\mathbf{x} \geq 0$ y para cualquier realización de ξ , el modelo de la segunda etapa es factible.

Un caso particular del modelo con recursos fijos completos es el denominado problema con recursos simples que se obtiene cuando en la matriz \mathbf{W} , después de haber reordenando sus filas y columnas, se puede hacer una partición de la forma $\mathbf{W} = (\mathbf{I}, -\mathbf{I})$, donde \mathbf{I} es la matriz identidad (AGUADO, 1998).

Si de un modo análogo se dividen los vectores \mathbf{q} e \mathbf{y} en $(\mathbf{q}^-, \mathbf{q}^+)$ y $(\mathbf{y}^-, \mathbf{y}^+)$ respectivamente, el modelo de la segunda etapa tiene la forma [2.21] y el problema completo con recurso simple queda expresado en la expresión [2.22].

$$\begin{aligned}
Q(\mathbf{x}, \xi) &= \text{Min}_{\mathbf{y}^+, \mathbf{y}^-} \{ (\mathbf{q}^+)^T \mathbf{y}^+ + (\mathbf{q}^-)^T \mathbf{y}^- / \mathbf{y}^- - \mathbf{y}^+ = \mathbf{b}(\xi) - \mathbf{A}(\xi) \mathbf{x} \} \\
& \mathbf{y}^- \geq 0 \\
& \mathbf{y}^+ \geq 0
\end{aligned}
\tag{2.21}$$

$$\begin{aligned}
& \text{Min } E[\mathbf{c}^T(\xi) \mathbf{x} + Q(\mathbf{x}, \xi)] \\
& \text{st} \\
& \mathbf{x} \in F
\end{aligned}
\tag{2.22}$$

Los modelos estocásticos con recursos se denominan, también, optimización estocásticos en dos etapas, indicando que en la primera etapa, antes de conocer el valor de

ξ , se toma una decisión x y en la segunda etapa, después de observar ξ , se toma una decisión y , de acuerdo a la ecuación [2.19], para corregir la posible no factibilidad provocada por la violación de las restricciones al observar la realización de ξ . Si el conjunto F es convexo, el modelo de optimización en dos etapas [2.20] es convexo (AGUADO, 1998).

Por otra parte, JACOBO (2005) menciona que una de las características de los modelos de OE es la formulación en dos o más etapas. Las variables de la primera etapa, generalmente, son referidas al diseño y suelen ser binarias, ya que definen la solución de un grafo determinando las aristas a incluir en el diseño de la red. En la segunda etapa, se resuelven las variables que definirían el flujo que circularía por las aristas de la red mencionada.

En el apartado siguiente se presenta una breve descripción de programación por metas estocástica para lograr abordar la herramienta de estudio en este trabajo.

2.9. Programación por Metas Estocástica

La extensión estocástica de un modelo PPM determinista no fue muy estudiada en comparación con otras técnicas. Sin embargo, autores como CHARNES y COOPER (1963), CONTINI (1968), STANCU-MINASIAN (1984), STANCU-MINASIAN y TIGAN (1988), STANCU-MINASIAN (1990), AGUADO (1998), MARTINEZ Y AGUADO (1998), BALLESTERO (2001), AOUNI y LA TORRE (2010) y AOUNI *et al.* (2012) realizan distintos abordajes. De estos, destacaremos los tres primeros presentados por AGUADO (1998) y mencionaremos breves cuestiones metodológicas.

Para el desarrollo de un modelo basado en Programación por Metas Estocástica (PPM-E) partimos de la expresión [2.23], la cual representa un modelo determinista de programación por metas.

$$\begin{aligned} f(x) &= f \\ st \\ \mathbf{x} &\in F \end{aligned} \tag{2.23}$$

Donde $f(x) = (f_1(x), \dots, f_q(x))$ es el vector constituido por q metas; $f = (f_1, \dots, f_q)$ es el vector de los m niveles de aspiración asociados a las q metas; x son las variables de decisión; F define el conjunto factible definido por las restricciones del modelo.

CHARNES y COOPER (1963) plantean un modelo PPM en ambiente de riesgo y proponen resolverlo mediante P-modelos de restricciones probabilísticas. En este caso se

supone aleatoriedad en los coeficientes de la función objetivo y en el lado derecho de la restricción, es decir, en el nivel del recurso, tal como se aprecia en la expresión [2.24].

$$\begin{aligned}
 & f(x) = \mathbf{A}(\xi)\mathbf{x} = f \\
 & st \\
 & \mathbf{W}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}(\xi) \\
 & \mathbf{x} \in F
 \end{aligned}
 \tag{2.24}$$

Donde la matriz de coeficientes \mathbf{A} es aleatoria. En consecuencia $\mathbf{A} = \mathbf{A}(\xi)$ y X es un conjunto de restricciones $\mathbf{W}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}(\xi)$ en las que los coeficientes de la matriz \mathbf{W} son constantes y las componentes del vector b son aleatorias, por tal motivo $\mathbf{b} = \mathbf{b}(\xi)$.

La propuesta resolutoria es mediante restricciones probabilísticas, mediante la cual se busca maximizar la probabilidad de alcanzar los niveles de aspiración. Por tal motivo el P-Modelo propuesto corresponde a la expresión [2.25].

$$\begin{aligned}
 & Max \ P\{\xi / \mathbf{A}(\xi)\mathbf{x} \geq f\} \\
 & st \\
 & P\{\xi / \mathbf{W}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}(\xi)\} \geq \alpha \\
 & \mathbf{x} \in X
 \end{aligned}
 \tag{2.25}$$

CONTINI (1968) supone que existe un factor de perturbación en la relación entre los objetivos y los niveles de aspiración y bajo ciertas hipótesis y condiciones, llega a la conclusión que el problema planteado es equivalente a un modelo de programación cuadrática.

Si $\mathbf{A} = \{a_{ij}\}$, para todo i y j , es la matriz de coeficientes de $f(x) = \hat{f}$, el modelo CONTINI (1968) considera relajar la relación fija entre los niveles de aspiración \hat{f} y $f(x)$, considerando, entre ambos, una relación estocástica, como lo expresa la ecuación [2.26].

$$f(x) + \xi = f \leftrightarrow \mathbf{A}\mathbf{x} + \xi = f
 \tag{2.26}$$

Donde $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_q)$ es un vector de variables aleatorias.

En los modelo de PPM subyace la idea de minimizar la diferencia entre los niveles de aspiración \hat{f}_i , desde $i = 1, \dots, q$ y los realmente conseguidos $f_i(x)$, desde $i = 1, \dots, q$. Por tal motivo CONTINI (1968) sugiere un procedimiento para resolver PPM-E redefiniendo $f(x) = \mathbf{A}\mathbf{x} = \hat{f}$ y definiendo \hat{F} como una región de \mathfrak{R}^q , $\hat{F} \subset \mathfrak{R}^q$, que contenga a \hat{f} , $\hat{f} \in \hat{F}$. Entonces, el modelo [2.26] se resuelve determinando un vector de variables de decisión, x

= \hat{x} , tal que la probabilidad de que el vector $A\hat{x} + \zeta$ pertenezca a \hat{F} . Para ello se resuelve la expresión [2.27].

$$\begin{aligned} & \underset{x}{Max} \quad P\{(A\mathbf{x} + \zeta) \in F\} \\ & st \\ & x \in F \end{aligned} \quad [2.27]$$

Los supuesto de este modelo son que los coeficientes de la matriz A son constantes; el rango de la matriz A es mayor o igual a q ; ζ es un vector de q variables aleatorias cuya distribución de probabilidad conjunta es normal multivariante, con media el vector μ y matriz de covarianza Θ .

STANCU-MINASIAN (1984) esboza un modelo de PPM-E donde los coeficientes a_{ij} , para todo i y j , de la matriz A son variables aleatorias. Para cada $\mathbf{x} \in X$ existirán desviaciones entre $A\mathbf{x}$ y \hat{f} , las cuales se denotan con $p(x)$ y $n(x)$.

El criterio de optimización abordado por STANCU-MINASIAN (1984), en la minimización de la norma $\| \cdot \|_q$ del vector $(\hat{f} - A\mathbf{x})$ implica resolver la expresión [2.28].

$$\begin{aligned} & \underset{x}{Min} \quad E[\| f - A\mathbf{x} \|_q] \\ & st \\ & \mathbf{x} \in F \end{aligned} \quad [2.28]$$

En otra situación STANCU-MINASIAN (1984) plantea el problema formulado por CONTINI (1968) y lo resuelve mediante restricciones probabilísticas. Al igual que en el caso anterior, supone que los elementos de la matriz A , a_{ij} , para todo i y j , son aleatorios y elige una región \hat{F} tal que se cumpla la expresión [2.29].

$$F = \{f \in \mathfrak{R}^q / \varepsilon_{1i} \leq f_i \leq \varepsilon_{2i}, \quad i = 1, \dots, q\} \quad [2.29]$$

En este caso, se supone \hat{F} conocido y se incorporan dos umbrales que limitan las probabilidades de que $\hat{f}(x) \in \hat{F}$, la cual se aprecia en la expresión [2.30].

$$\left. \begin{aligned} \alpha_1 &= (\alpha_{1i}) \\ \alpha_2 &= (\alpha_{2i}) \end{aligned} \right\} \quad i = 1, \dots, q \quad [2.30]$$

El criterio de optimización elegido para este problema es la determinación de una región \hat{F} lo más pequeña posible, con la condición de que se verifique que la probabilidad de que

$\hat{f}(x) \in \hat{F}$ esté dentro de los límites dados. El problema a resolver queda definido mediante la expresión [2.31].

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \|\varepsilon_1 - \varepsilon_2\| \\
 & \text{st} \\
 & P\{f_i - \mathbf{A}_i \mathbf{x} \leq \varepsilon_{1i}\} \geq \alpha_{1i} \quad \forall i \\
 & P\{\mathbf{A}_i \mathbf{x} - f_i \leq \varepsilon_{2i}\} \geq \alpha_{2i} \quad \forall i \\
 & \varepsilon_{1i} \geq 0 \\
 & \varepsilon_{2i} \geq 0
 \end{aligned} \tag{2.31}$$

La última situación planteada en STANCU-MINASIAN (1984) es que el vector de aspiraciones \hat{f} es aleatorio. En el supuesto de que las componentes del vector son aleatoriamente independientes y con distribución conocida, se puede resolver el modelo estocástico escalar resultante mediante restricciones probabilísticas según la expresión [2.32].

$$\begin{aligned}
 & \text{Min } \|\varepsilon\| \\
 & \text{st} \\
 & P\{\mathbf{A}_i \mathbf{x} \geq f_i - \varepsilon_i\} \geq \alpha_{1i} \quad \forall i \\
 & P\{\mathbf{A}_i \mathbf{x} \leq f_i - \varepsilon_i\} \geq \alpha_{2i} \quad \forall i \\
 & \varepsilon \geq 0
 \end{aligned} \tag{2.32}$$

Donde α_{1i} y α_{2i} son los límites inferiores de la probabilidad y $\varepsilon = (\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_q)$.

En el trabajo de STANCU-MINASIAN y TIGAN (1988) se exponen dos extensiones del modelo de PPM en las cuales los objetivos son fracciones en las que, tanto el numerador como el denominador, son funciones afines y las restricciones son lineales. En el primer caso, se considera que los niveles de aspiración son aleatorios con distribución de probabilidad conocida y estocásticamente independiente; en el segundo, consideran que los coeficientes de los numeradores de las funciones objetivo son aleatorios con distribuciones de probabilidad normales y estocásticamente independiente¹⁰.

El objetivo de este primer acercamiento era el de proporcionar una introducción en el ámbito de las herramientas para la toma de decisiones, acentuado en conceptos matemáticos. Para ello, se presentó un análisis integral que comprende desde conceptos de optimización lineal determinista monobjetivo, pasando por las herramientas multicriterio y, finalmente, incorporando estocasticidad al modelo. En el próximo apartado, se presenta una revisión de aplicaciones en el sector forestal.

¹⁰ Para ampliar los conceptos abordados brevemente en este apartado se sugiere remitirse a AGUADO (1998).

2.10. Herramientas Estocásticas en Decisiones Forestales

Las aplicaciones de herramientas estocásticas en el sector forestal tienen un mayor desarrollo dentro de la rotación económica y valoración forestal. Esto se debe a la búsqueda de alternativas a los clásicos instrumentos, como ser la TIR (tasa interna de retorno), el VAN o alguna de sus adaptaciones en la evaluación de activos forestales. El problema de los métodos clásicos de descuento es que utilizan una tasa de descuento con un fuerte carácter de subjetividad, lo cual lo hace poco realista. El problema radica en que las técnicas clásicas implican actualizar el valor futuro a una tasa de riesgo desestimando la evolución histórica de los precios forestales y el comportamiento de variables macroeconómicas, como, por ejemplo, la inflación. En este sentido, la tasa de descuento empleada y los flujos de efectivos pueden ser afectados por las cuestiones macroeconómicas de una región. Además, el resultado obtenido, mediante la fórmula clásica del VAN, es muy sensible a los valores de la tasa de descuento empleada, especialmente cuando los flujos de cajas se dan en largos horizontes de planificación CLUTTER (1992).

Desde una perspectiva determinística, DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2014b) plantean dos enfoques para la integración de la inflación en un análisis de la rentabilidad de un bosque con destino industrial. El primero de ellos consiste en utilizar los flujos de caja medidos a precios corrientes, es decir, precios que incorporan la inflación y una tasa de descuento nominal. El segundo plantea trabajar con los flujos de caja en la que el efecto de la inflación ha sido descontado, es decir, emplear los precios constantes. En este caso la tasa de descuento a utilizar será exenta de la inflación, denominada *tasa de descuento real*.

Si bien las técnicas determinísticas pueden presentar una solución al problema, las metodologías estocásticas reflejan mejor la realidad y, en consecuencia, los resultados posibles. Los pioneros en la aplicación de componentes estocásticos en cosecha fueron MALLIARIS y BROCK (1982), MILLER y VOLTAIRE (1983), entre otros. THOMSON (1992) y YIN y NEWMAN (1997) estudian el turno óptimo de cosecha asumiendo que los precios siguen un Movimiento Geométrico Browniano. Este último autor menciona que los enfoques tradicionales, como el Método de Faustmann, se limitan a un mundo determinista. Para SANT'ANNA y NOGUEIRA (2010), la teoría de opciones o Valoración por Opciones Reales (VOR) es una herramienta más realista que el VAN ya que la tasa de descuento de este último permanece inalterable en la vida del proyecto.

MILANESI *et al.* (2012), MILANESI *et al.* (2013) y BROZ *et al.* (2014a) sugieren el uso de VOR. Para ello, realizan proyecciones de precios de productos forestales de forma

análoga al proceso estocástico del tipo Geométrico Browniano. De esta manera, se evita el uso de una tasa fija y constante en el horizonte de planificación y se incorpora flexibilidad estratégica en el ejercicio de la cosecha (ejercer la opción o diferir). La aplicación se realiza mediante el uso de una rejilla binomial de períodos discretos.

LIMAEI (2011) propone el uso de técnicas estocásticas para la determinación de la cosecha forestal teniendo en cuenta el riesgo en la fluctuación de precios y de los costos. Este autor afirma que las decisiones de manejo nunca se deben realizar bajo condiciones de certeza. Además, asegura que la dificultad de las técnicas clásicas es que carecen de efectividad debido a la longitud del horizonte en un escenario forestal.

Las aplicaciones mencionadas no forman parte de un modelo integral que toma en cuenta los beneficios económicos, las cuestiones ambientales, la logística forestal, el balance de producción, los destinos, ni otras importantes cuestiones vinculadas al manejo forestal. En este punto, la literatura, hasta donde sabemos, es más escasa aún. Dentro de los trabajos desarrollados podemos mencionar a QUINTEROS *et al.* (2006), quienes plantean un modelo estocástico de planificación táctica con un horizonte de 4 años. El objetivo del trabajo es decidir, para cada período, qué rodales se cosecharán y qué caminos se construirán de forma tal que se maximice la utilidad neta esperada. En este trabajo se incorpora la incertidumbre a través de un abanico de precios de la madera en el tiempo. Para ello se trabaja con una serie de escenarios con probabilidades y se busca una solución que maximice el valor esperado y que sea factible en todos los escenarios. Estos últimos autores mencionan que el enfoque estocástico entrega soluciones siempre factibles y hasta un 24 % superior que el modelo determinista.

Por su parte, NGUYEN (2012) plantea un modelo de gestión forestal estocástico que incorpora el riesgo de incendio. Luego de la formulación del problema determinista, el autor realiza la extensión estocástica mediante el método denominado *Sample Average Approximation (SAA)*¹¹ incorporando muestras aleatorias de incendio. En los trabajos de FERREIRA *et al.* (2011a) y FERREIRA *et al.* (2011b) se expone un modelo de gestión basado en programación estocástica dinámica planteando como riesgo la ocurrencia de incendios para plantaciones coetáneas de *Pinus pinaster* Ait y *Eucalyptus globulus* Labill para Portugal. Otros autores que aplican técnicas de optimización estocásticas considerando el riesgo de alguna perturbación son GONZÁLEZ *et al.* (2005), BOYCHUK

¹¹ BEVERS, M. (2007): A chance constraint estimation approach to optimizing resource management under uncertainty. *Canadian Journal of Forest Research*. 37(11): 2270-2280.

y MARTELL (1996) y GASSMANN (1989). Todos estos tienen generalmente un solo objetivo: la maximización del valor económico del bosque.

Un desarrollo más integral podemos encontrar en BROZ *et al.* (2014c), los cuales plantean la extensión estocástica del MPF basado en PPME determinista (PPME-D) presentado por DURAND *et al.* (2014) definiendo, de esta manera, un modelo de PPME estocástica (PPME-E). En este trabajo se relaja el supuesto de una tasa de descuento del VA fija y constante en el horizonte de planificación. Para ello incorporan aleatoriedad en función al Índice de Precios al Consumidor (IPC) histórico para Argentina a base de la relación establecida por MILANESI *et al.* (2012), MILANESI *et al.* (2013) y BROZ *et al.* (2014a). Los autores concluyeron que, generalmente, los logros en PPME-D son mayores a PPME-E, sin embargo, este último enfoque otorga decisiones más robustas ya que permite afrontar escenarios adversos con la mejor estrategia posible.

2.11. Resolución de Modelos Estocásticos

El abordaje estocástico de los problemas en los sectores empresariales, económicos, agrarios, forestales, entre otros, condujo al desarrollo de técnicas que permiten resolverlos de forma más eficiente, ya que los mismos son, en general, mucho más complejos que los enfoques deterministas. Esto se debe, principalmente, al hecho de incorporar el azar, lo cual implica que no existe un solo escenario a optimizar, sino un conjunto o familia de escenarios posibles. Esto provoca modelos de gran tamaño, por lo que se requiere de métodos de optimización y/o simulación muy eficientes para resolverlos. Uno de los métodos se denomina *técnica de descomposición*. Estos resuelven problemas de gran tamaño con una estructura especial, que se aprovecha desde un punto de vista teórico y computacional, mediante la solución iterativa de otros problemas de menor tamaño con estructura similar. Tiene sentido aplicarlas a un problema cuya estructura específica permite identificar partes del mismo que son fácilmente resolubles de modo individual. Otros métodos son las “técnicas de simulación y reducción de varianza”, las cuales son necesarias cuando la resolución explícita del número de problemas que surgen debido a la aleatoriedad en los parámetros resulta inviable (RAMOS y CERISOLA, 2014).

Una técnica de descomposición para la solución de problemas lineales deterministas bietapa fue propuesta por Dantzig-Wolfe (DANTZIG y WOLFE, 1960; INFANGER, 2011; RAMOS y CERISOLA, 2014) y por Benders (BENDERS, 1962; RAMOS y CERISOLA, 2014). En la primera etapa se optimiza en sucesivas subregiones de la región factible hasta detectar el óptimo. En la segunda, se optimiza sobre una región factible mayor y mediante la incrementación de las restricciones se aproxima a la solución óptima

en la verdadera región factible. La relajación lagrangiana es equivalente a la descomposición de Dantzig-Wolfe, excepto que el problema maestro se resuelve en su forma dual. Para la solución de problemas lineales deterministas multietapa se emplea la descomposición anidada, cuya primera aplicación se hace referencia en DANTZIG (1963), citado por RAMOS y CERISOLA, (2014).

RAMOS y CERISOLA (2014) indican que DECIS¹² es una herramienta para la resolución de problemas lineales estocásticos bietapa de gran tamaño. Este se puede ejecutar en un ordenador paralelo o convencional. Las reducciones de tiempo con respecto a su solución en un ordenador convencional logradas para este tipo de problema son del orden de la mitad del número de procesadores utilizados.

Para QUINTEROS *et al.* (2006), un método eficiente de resolver problemas estocásticos es el *Algoritmo Branch and Fix Coordinado* (BFC). El BFC resuelve en forma coordinada los modelos independientes de cada escenario de forma que se cumpla la condición de no anticipatividad. En particular, está especialmente diseñado para coordinar la selección de la variable y el nodo sobre el cual se ramifica en el árbol de *Branch and Fix* (BF) asociado a cada escenario. Sin embargo, esto implica el diseño del algoritmo BFC en un lenguaje de programación, por ejemplo JAVA, C o C++, lo cual conlleva a conocimientos avanzados de programación.

BROZ *et al.* (2014c) utilizan el *solver* LINDO desarrollado por Lindo Systems inc. (LINDO, 2013) sobre plataforma GAMS para resolver un MPF bietapa basado en PPME. El *solver* GAMS/LINDO es una de las herramientas más potentes que se encuentra en el mercado. Además de resolver modelos lineales, tiene la capacidad de resolver modelos no lineales y mixto-enteros. La resolución de un modelo se puede dar mediante la “Descomposición de Benders Anidada” (DBA), “Problema Equivalente Determinista” (PED), “Descomposición Lagrangiana Aumentada” (DLA) o “Búsqueda Heurística” (BH). A modo de ejemplificar, los modelos no lineales y mixto-enteros son resueltos mediante la transformación del modelo base en el PED; por otro lado, los modelos lineales pueden ser resueltos ya sea por el PED o el DBA. Para los modelos con distribuciones paramétricas, las aproximaciones finitas para la reducción de la varianza se pueden realizar mediante el muestreo Monte-Carlo, Cuadrado Latino o Muestreo Antitético. La resolución del PED puede estar determinada por el *solver* o definida por el usuario, siendo las opciones: método primal, método simplex dual, *solver* de barrera, *solver* NLP, *solver* multistart y *solver* global. Para las demás cuestiones respecto a la parametrización se recomienda consultar LINDO (2013) y GAMS (2014).

¹² Desarrollado por el Dr. Gerd Infanger (Universidad Stanford y Universidad Tecnológica de Viena)

Una ventaja del modelado en GAMS es el uso de Programación Matemática Extendida o *Extended Mathematical Programming* (EMP) desarrollado por Michael Ferris (Ferris *et al.*, 2009). EMP no es un *solver*, sino un marco para la formulación de problemas estocásticos (MCCARL, 2013; GAMS, 2014). El usuario puede construir un modelo estocástico basado en un modelo determinista mediante la definición de los parámetros inciertos. GAMS EMP reemplaza los parámetros determinísticos por un conjunto de posibles escenarios definidos mediante una distribución de probabilidades que puede ser paramétrica o empírica.

Por lo expuesto, se puede ver que la complejidad matemática y computacional en los modelos de optimización estocásticos es superior a la de los modelos determinísticos. Por otro lado, existen los paquetes comerciales que pueden ser una excelente opción para el usuario interesado en el desarrollo de este tipo de modelos ya que allanan ciertos aspectos de la complejidad del mismo.

2.12. Modelo de Planificación Operativa (MPO)

En base al resultado (*output*) del MPT, ya sea PPME-D o PPME-E, se deben determinar el programa de cosecha anual atendiendo cuestiones operativas, como ser: equipos de cosecha, construcción y mantenimientos de caminos, transporte forestal, entre otras. Para BETTINGER *et al.* (2009), la planificación operativa es el nivel más bajo en la jerarquía de planificación forestal. Este nivel de planificación atiende cuestiones como ser: programación de cosecha, asignación de equipos de corta y extracción, abastecimiento de materia prima, tanto de bosque propio¹³ o tercero¹⁴, arreglo de camino, entre otras actividades vinculadas al corto plazo. Para EPSTEIN *et al.* (2007) los modelos de operación de cosecha deben definir los rodales a ser intervenidos, estrategia de trozado, locación de maquinaria de cosecha, construcción y mantenimiento de camino y distribución de rollos. Además, subraya que los modelos de investigación de operaciones han sido utilizados con éxito como soporte para la toma de decisiones en este ámbito.

KARLSSON *et al.* (2004) plantean un MPF anual para las empresas suecas basado en programación mixta-entera. El objetivo del modelo es la determinación de un programa de cosecha anual minimizando los costos y atendiendo cuestiones de surtido, caminos y condiciones meteorológicas variantes durante el año. Este modelo incorpora tres especies y dos tipos de producto (madera y pulpa). Presenta frentes de cosecha mecanizada (*harvester*

¹³ Se entiende como “bosque propio” al patrimonio forestal de la empresa propietaria de la industria. La producción de estos bosques puede ser inferior o superior a la demanda de la industria.

¹⁴ Son los bosques ajenos a empresa propietaria de la industria. Puede ser propiedades exclusivamente forestales o excedente de otras industrias.

y *forwarder*) con costos asociados a cada rodal. Los caminos forestales se definen en base a jerarquías y grupos.

BEAUDOIN *et al.* (2007) presentan un modelo basado en programación mixta entera que tiene por objetivo maximizar los beneficios producto de la venta de madera y chips de cinco especies forestales. Además, permite incorporar incertidumbre mediante la aplicación del método de Monte Carlo y un mecanismo de anticipación que admite tener en cuenta los costos de transporte. Esto nos define la aplicación de optimización estocástica del tipo E&V. Los autores señalan que la aplicación de planes en base a modelos determinísticos puede derivar en decisiones erróneas debido a la sensibilidad de ciertos parámetros exógenos.

LÓPEZ *et al.* (2008) desarrollan un modelo basado en programación entera binaria para la planificación del aprovechamiento forestal para la producción de pulpa con el objeto de minimizar los costos involucrados. Se definieron cinco especies y un horizonte de planificación de 7 años. Se generaron diferentes escenarios basados en un caso base. Se concluye que el incremento medio anual y la superficie de cada lote fueron los parámetros más sensibles del modelo y, por tal motivo, afectaban en forma significativa al programa de cosecha.

YU *et al.* (2014) exponen un modelo para la planificación de una cadena de suministro en tres niveles, siendo los rodales el nivel más alto, seguido por las estaciones de pre-tratamiento y finalmente las plantas generadoras de energía. El objetivo del modelo es la determinación de un programa de cosecha y flujo de biomasa para energía que minimice los costos de cosecha, transporte, procesamiento previo de la biomasa y stock. El modelo se basa en programación mixta entera.

RIX *et al.* (2014) definen un modelo para la gestión táctica que busca minimizar los costos de transporte y stock. Además, los autores aplican una penalización por producción fuera de los requerimientos deseados de los equipos de cosecha y por insatisfacción de la demanda e inventario y descarte de madera. En este caso se trata de un modelo mixto entero que es resuelto por el método *branch and price*, siendo éste un híbrido entre el método *branch and bound* y el método de generación de columnas¹⁵.

En algunos casos, los modelos están fuertemente orientados al caso de estudio o a la “cultura forestal” de una región. Esto, muchas veces, no condice o no se ajustan a otras realidades. Por ejemplo, en el Noreste Argentino se suele trabajar con al menos cuatro

¹⁵ Es muy útil en problemas con un gran número de variables pero con un pequeño número de restricciones. Consiste en resolver problemas de programación lineal donde las columnas (variables del problema) no son conocidas o es impráctico generarlas explícitamente. Se empieza con resolver un problema maestro, el cual es una relajación lineal del problema original y luego subproblemas que permite identificar columnas (variables) que no han sido incluidas en el problema maestro y que mejoran la función objetivo.

productos forestales y de dos a cinco industrias diferentes las cuales, a su vez, consumen productos con distinta clase diamétrica. Otro aspecto que se destaca en la región es el balance del transporte interanual, el costo de traslado de los equipos entre rodales (cambio de frente) y la compra de madera a terceros para balancear la demanda de la industria. Estos y otros motivos nos llevan al desarrollo de modelos acordes a las necesidades de los distintos organismos o regiones.

2.13. Objetivo del Trabajo

El trabajo propuesto tiene como objetivo general establecer una herramienta para la gestión forestal a nivel táctico y operativo. En la planificación táctica, se tiene en cuenta múltiples metas económicas y ambientales para lo cual se utilizarán herramientas de simulación y optimización multicriterio. Por otro lado, en la planificación operativa se buscan reducir los costos de abastecimiento mediante optimización monobjetivo.

Como primer objetivo específico, se plantea desarrollar un MPT basado en PPME-D. Éste tendrá como metas la maximización del valor económico del patrimonio, la maximización de la fijación de carbono en la biomasa forestal con el objeto de disminuir la emisión de gases que incrementan el efecto invernadero, la estabilización de la producción interanual, la minimización de la variación interanual de la distancia media de transporte y el control de la superficie de cosecha; teniendo bajo consideración tanto restricciones físicas, espaciales y silviculturales del sistema evaluado. El segundo objetivo es la extensión del modelo basado en PPME-D a PPME-E, incorporando aleatoriedad en la tasa de descuento para la determinación del VA de los pagos futuros. En tercer lugar se pretende desarrollar un MPO para determinar un programa de cosecha anual en base al MPT. El propósito de este modelo es minimizar los costos de cosecha y logística involucrados en el abastecimiento de materia prima a la industria forestal. Como cuarto y último objetivo específico, se plantea el establecimiento de bases para crear una línea de investigación sobre aplicaciones de técnicas de optimización y simulación forestal en la Argentina, ya que esto dará lugar al desarrollo de nuevos conocimientos en lo que respecta a las aplicaciones analíticas-matemáticas robustas para la gestión de recursos forestales. Éstas podrían ser transferidas en forma directa al sistema productivo y con ello mejorar la eficiencia de la cadena de valor de los productos del bosque cultivado en la región.

2.14. Caso de Aplicación

Para el testeo de los modelos se utilizó información provista por la Empresa Alto Paraná S.A., la cual se encuentra radicada en la Provincia de Misiones, al Noreste de la República

Argentina. La mayor parte de su patrimonio se encuentra aproximadamente entre los paralelos 25°44'55.9" y 26°59'18.1" de latitud sur y meridianos 54°37'36.4" y 54°29'37.2" de longitud oeste. Esta empresa fue creada en 1976 y adquirida en diciembre de 1996 por el Grupo Arauco¹⁶. El patrimonio forestal totaliza una superficie de 232.460 hectáreas organizadas en 5 distritos. De esta superficie, aproximadamente unas 119.630 hectáreas se encuentran destinadas a especies implantadas. En la actualidad, el *Pinus taeda* L. es la principal especie utilizada en el programa de plantaciones, seguida por los Eucaliptos (*Eucalyptus grandis* Hill ex Maiden y *Eucalyptus dunnii* Maiden), las cuales son asignadas al abastecimientos de las industrias propias. Por otra parte, 112.820 hectáreas corresponden a bosques nativos (Selva Paranaense), compuestas por áreas de reserva, bosques protectores y fajas ecológicas, las cuales forman parte del compromiso ambiental y social asumido por la empresa. La superficie restante, la constituyen áreas destinadas a infraestructura, caminos, cortafuegos y edificios. El sector industrial cuenta con una planta de pasta celulósica, un aserradero y una fábrica de tableros de mediana densidad (MDF).

El área de abastecimiento involucra la ejecución de obras de construcción y mantenimiento periódico de caminos forestales y de obras asociadas a los mismos, como ser puentes, alcantarillas, desagües, etc. Por otro lado, el transporte involucra los recursos necesarios para asegurar que la madera cosechada en el campo llegue en tiempo y forma, a las industrias de destino.

A lo largo de los años, el esquema de manejo de las plantaciones fue variando en función del comportamiento de la demanda de los mercados nacionales e internacionales y la consecuente necesidad de abastecimiento a las plantas industriales propias. De esta manera, y para el caso de las plantaciones de *Pinus spp*, se pasó gradualmente de un esquema de podas y raleos, al sistema actual donde sólo se llevan a cabo raleos con fines sanitarios, no efectuándose actividades de poda.

Esta empresa suministró una porción patrimonial de 58 rodales de *Pinus taeda* L. distribuidos en la propiedad en forma homogénea, los cuales se utilizarán para el testeo del MPT y MPO. La información provista está compuesta por datos dasométricos, silviculturales y geográficos. Los centros de consumos están integrados por un aserradero, una fábrica de MDF y una planta de celulosa. Además, se incorpora una industria de laminado perteneciente a un tercero.

¹⁶ <http://www.arauco.cl/index.asp>

Capítulo 3

Desarrollo de Modelo de Planificación Forestal (MPF)

3. DESARROLLO DE UN MPF

3.1. Simulación del Crecimiento Forestal

Las mediciones forestales tratan de cuantificar los bosques, árboles y los productos que de ellos se obtiene. Podemos distinguir técnicas de medición directa o indirecta, procedimientos de estimación usando relaciones estadísticas y métodos de predicción donde interviene la variable tiempo, como es el caso de la simulación, la cual corresponde a la primera etapa en el establecimiento de un plan de manejo. Para ello se requieren datos provenientes de las mediciones realizadas por medio de inventarios (MÉNDEZ, 2013). Las salidas de este proceso son volúmenes parciales por producto (laminable, aserrable, pulpable, energía, etc) para cada período. La metodología usual para lograr estimaciones del volumen comercial se ha caracterizado por la determinación de ecuaciones de volumen para cada diámetro superior límite en función del Diámetro a la Altura de Pecho¹⁷ (*DAP*) y la altura total (*H*) (PRODAN *et al.*, 1997).

A fines ilustrativos, se presenta el modelo propuesto por OLIVEIRA *et al.* (1990) y OLIVEIRA (1995) que implementa en el software SisPinus (OLIVEIRA, 2011). Esta plataforma se encuentra integrada por ecuaciones que caracterizan al sistema, logran una sólida predicción y permite al usuario flexibilidad para desarrollar experimentos.

Conocer el valor de la altura de los árboles de un rodal mediante una función hipsométrica es muy importante en la gestión forestal. Esta variable se utiliza para muchos propósitos, uno de los más importantes es la determinación del volumen. La ecuación [3.1] fue propuesta por OLIVEIRA *et al.* (1990) para poblaciones de *Pinus taeda* L. en el Estado de Paraná, Brasil.

$$H = S \left\{ e^{b \left[\left(\frac{1}{A} \right)^c - \left(\frac{1}{15} \right)^c \right]} \right\} \quad [3.1]$$

Donde *H* es la altura total desde la base al ápice [m]; *S* es el índice de sitio (altura dominante a los 15 años) [m]; *A* es la edad [años]; *e* es la base del logaritmo natural o neperiano ($e = 2,718281828$) y *b*, *c* son los parámetros de la función.

La función de ahusamiento describe la forma geométrica del árbol o abombamiento, entendido como la tasa de decrecimiento del diámetro a medida que se incrementa la altura fustal (PRODAN *et al.*, 1997). La ecuación [3.2] fue propuesta por PRODAN (1965) para representar el perfil fustal en base a la relación diámetro y altura.

¹⁷ DAP: diámetro a la altura de pecho definido a 1,30 m del suelo.

$$\frac{d_i}{DAP} = b_1 \left(\frac{h}{H} \right) + b_2 \left(\frac{h}{H} \right)^2 + b_3 \left(\frac{h}{H} \right)^3 + b_4 \left(\frac{h}{H} \right)^4 \quad [3.2]$$

Donde d_i es el diámetro a la altura h_i ¹⁸ [m]; DAP [m]; H es la altura total desde la base al ápice [m]; h es la diferencia $H - h_i$ [m] y b_1, \dots, b_4 son los coeficientes de la función.

El volumen total se obtiene mediante la integración de la ecuación [3.2], elevada al cuadrado y considerando los límites de la misma entre 0 y H conforme a la ecuación [3.3].

$$v_T = \left[\frac{\pi DAP^2}{4} \times \int_0^h \left[b_1 \left(\frac{h}{H} \right) + b_2 \left(\frac{h}{H} \right)^2 + b_3 \left(\frac{h}{H} \right)^3 + b_4 \left(\frac{h}{H} \right)^4 \right]^2 dh \right] \quad [3.3]$$

Donde v_T es el volumen total [m³].

Para la obtención de los parámetros se deben realizar ajustes mediante técnicas de regresión. La ecuación de sitio [3.4], ahusamiento [3.5] y volumen [3.6] ilustra lo mencionado para la especie *Pinus taeda* L. (OLIVEIRA, 1995).

$$H = S \left\{ e \left(-4,6433 \left[A^{-0,56} - 15^{-0,56} \right] \right) \right\} \quad [3.4]$$

$$\frac{d_i}{DAP} = 1,2102 \left(\frac{h}{H} \right) + 1,6931 \left(\frac{h}{H} \right)^2 - 4,5078 \left(\frac{h}{H} \right)^3 + 2,7125 \left(\frac{h}{H} \right)^4 \quad [3.5]$$

Donde $h/H = (H - h_i) / H$

$$v_T = \frac{\pi DAP^2}{4} \times \left(\begin{array}{l} 0,4882 \left(\frac{h}{H} \right)^3 + 1,0242 \left(\frac{h}{H} \right)^4 - 1,6083 \left(\frac{h}{H} \right)^5 - 1,4501 \left(\frac{h}{H} \right)^6 \\ + 4,215 \left(\frac{h}{H} \right)^7 - 3,056 \left(\frac{h}{H} \right)^8 + 0,8175 \left(\frac{h}{H} \right)^9 \end{array} \right) \quad [3.6]$$

Sumando los coeficientes obtenemos una expresión más reducida definida por la ecuación [3.7] según OLIVEIRA (1995).

$$v_T = \frac{\pi DAP^2}{4} \times 0,4676 \times H \quad [3.7]$$

La función de ahusamiento debe contener al DAP en su primer término. Si el denominador de este término dependiente es un diámetro a una determinada altura, por

¹⁸ h_i representa una altura dada [m].

ejemplo, al 10% de la altura total ($d_i / DAP_{10\%}$), este diámetro deberá ser sustituido por una ecuación que la estime a través del DAP , como se expresa en la ecuación [3.8].

$$D_{10\%} = b_0 + b_1 DAP \quad [3.8]$$

Si bien se proporcionó un ejemplo específico para ilustrar el funcionamiento de la simulación forestal, es importante destacar que existe una gama considerable de funciones dasométricas, las cuales se deben ajustar a cada zona o rodal mediante técnicas de regresión como mínimos cuadrados o máxima verosimilitud. Para esto, se requiere de información basada en ensayos a campo para la determinación del DAP , la H y los diámetros d_i (con corteza -cc- y sin corteza -sc-) a distintas alturas h_i . Generalmente, esto requiere de ensayos destructivos y un número importante de muestras, lo cual implica altos costos.

Existen diferentes ajustes de funciones dasométricas para diferentes regiones, especies y condiciones de crecimiento. En este contexto, COSTAS *et al.* (2003) ajustan cuatro funciones de forma para *Pinus taeda* L. para el Norte de la Provincia de Misiones con el objeto de determinar el mejor comportamiento predictivo. Las funciones ajustadas fueron: *Kozak*, *Kozak modificada*, *Cúbica* y *Max & Burkhardt*, siendo esta última la que mostró la mejor capacidad de predicción.

CRECHI *et al.* (2006) ajustan distintos modelos para determinar la predicción volumétrica (cc y sc) en *Pinus taeda* L. en base a plantaciones distribuidas en la zona Norte de la Provincia de Misiones. Entre los modelos testeados se encuentran *Prodan modificado*, *Schumacher-Hall*, *Spurr logaritimizado*, *Naslund*, *Stoate* y *Meyer*. En este caso, el *Prodan modificado* presentó mejor ajuste y buena distribución de los residuos. En este mismo contexto, KELLER *et al.* (2006) buscan predecir el volumen (cc) de plantaciones de *Pinus taeda* L. localizadas en las zonas agroecológicas Alta Misiones-Misiones Norte. En este estudio, el modelo *Prodan modificado* mostró el mejor desempeño con errores en la validación en el orden de $-0,001\text{m}^3$ y $-1,26\%$.

FASSOLA *et al.* (2006) presentan un conjunto de funciones de volumen y volumen-forma para *Pinus taeda* L., *Pinus elliottii* Engelm y *Eucalyptus grandis* Hill ex Maiden para distintas regiones agroecológicas de la Mesopotamia argentina. El autor señala que la función de tipo trigonométrica demostró ser muy flexible para describir la forma del árbol, incluida la basal que, por su forma neiloide, presenta complejidades de difícil resolución. Para el caso de *Pinus taeda* L. sin corteza, el perfil del fuste fue descrito de mejor manera por un polinomio de grado n .

CARDOZO (2009) realiza un ajuste en base a una ecuación polinómica de 5^{to} grado para la determinación de la función de forma para *Pinus taeda* L. y *Pinus elliottii* Engelm en la región Nordeste de Paraná y Sudoeste de San Pablo, con el objetivo de evaluar la producción de madera de estas especies, efecto de poda y análisis económico. Este tipo de ajuste lo podemos encontrar en los trabajos de OLIVEIRA *et al.* (1990), OLIVEIRA (1995) y ARCE (2000).

Para la implementación ideal de un sistema de simulación del crecimiento y producción forestal es conveniente realizar los ajustes discriminando por clase de edad, diámetro y/o altura con el objeto de lograr mayor calidad en las predicciones. No obstante, esto no siempre es posible dada la dificultad que conlleva la adquisición de los datos.

A partir de la información del inventario de una población (rodal), el simulador forestal genera una tabla de producción período a período. También se genera una tabla de producción discriminando los productos del fuste en función a la clase diamétrica para árboles provenientes de raleo o corta final. Dentro de los simuladores destacados, encontramos al SisPinus, SisEucaliptus, SisAraucaria, SisAraucaria, entre otros, desarrollados por EMBRAPA¹⁹ (Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária) (OLIVEIRA, 2011).

Para la obtención de volúmenes de subproductos para cada período es recomendable el uso de FlorExcel^{®20} ya que presenta un módulo de simulación de crecimiento y producción iterativo que utiliza a los simuladores SisPinus[®] y SisEucalyptus[®], actualmente combinados dentro del nuevo simulador SIMFLOR[®], desarrollado por EMBRAPA. Estas herramientas posibilitan el procesamiento de la información de manera tal que sea utilizada como parámetro de entrada del modelo de planificación.

3.2. Modelo de Planificación Forestal

En el Capítulo 2 se realizó una profunda revisión de la bibliografía, con énfasis en los MPF basados en Programación por Metas (PPM). La bibliografía presenta distintas aplicaciones, sin embargo los objetivos generalmente son 1) maximizar el VA; 2) maximizar la fijación de carbono en biomasa; 3) balancear la producción interanual; 4) maximizar el inventario al final del período de planificación; 5) proteger el suelo y 6) controlar del área de cosecha. Estos enfoques se puede encontrar en los trabajos de DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998), DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2003a), DÍAZ-

¹⁹ <https://www.embrapa.br/>

²⁰ <http://www.optimber.com.br/index.php/software/florexel>

BALTEIRO y RODRIGUEZ (2006), MISIR y MISIR (2007), DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2009), SILVA *et al.* (2010), MÉNDEZ (2013) y GIMÉNEZ *et al.* (2013).

Los modelos presentados por estos autores evalúan el componente forestal en forma no conexas a la industria. Si partimos de la premisa de que el sector forestal es una fábrica natural que genera materia prima para distintas industrias, es necesario y casi ineludible incorporar este último componente en la planificación táctica. Además, CLUTTER (1992) menciona que el enfoque por clases de producto del fuste es más conveniente que la utilización, únicamente, del volumen total. Por este motivo, en el presente trabajo, se presenta un modelo basado en Programación por Metas Extendidas Determinística (PPMED), teniendo en cuenta multimetas, multiproductos, multiplanta y multiperíodo. En la Figura 3.1 se representa un esquema reducido del sistema compuesto por rodales, industrias y redes viales de interconexión.

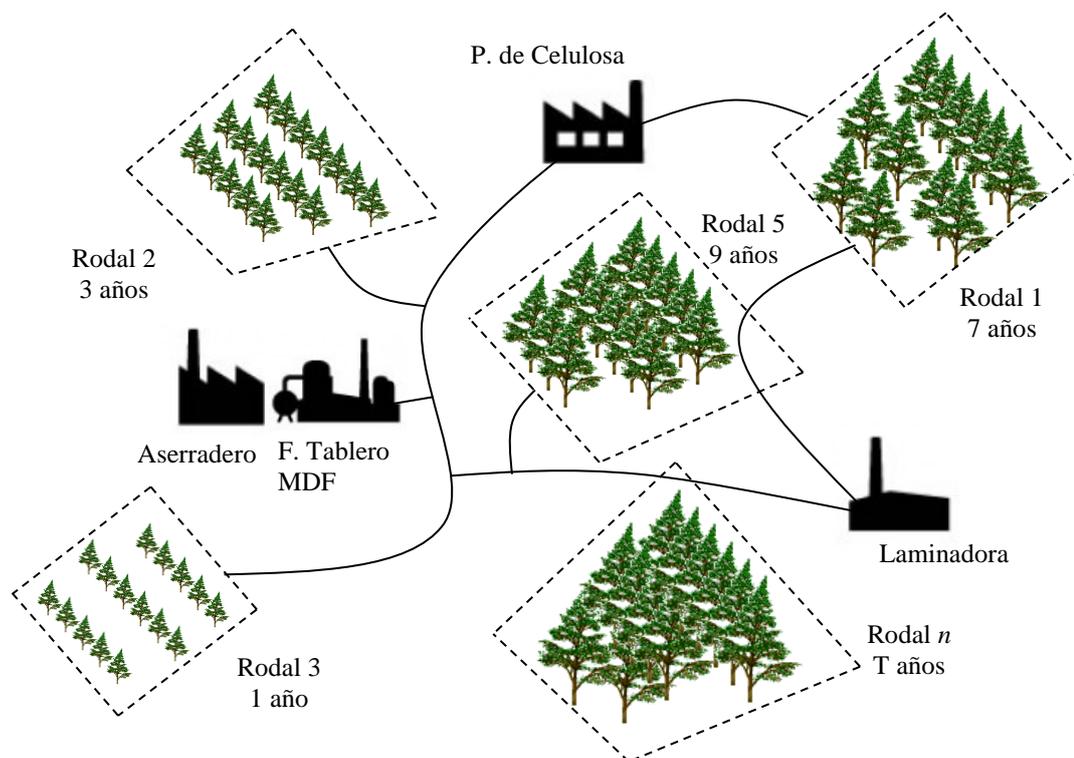


Figura 3.1. Esquematización del escenario forestal formado por los componentes rodales, industrias y redes viales de interconexión.

El primer aspecto que diferencia el modelo planteado, respecto de los autores mencionados en los párrafos anteriores, es el uso de volúmenes parciales del fuste, o sea por subproducto, como se detalla en la Figura 3.2. Esto se debe a que cada industria demanda dimensiones específicas dado que producen productos que también son específicos. La industria del laminado requiere materia prima de mayores dimensiones, seguida por las de aserrío grueso, fino, y finalmente la industria del triturado. Se debe

considerar que dimensiones menores a las requeridas por la industria de triturado y restos de biomasa muchas veces tienen como destino la producción de energía. En el presente trabajo no se contempla este producto.

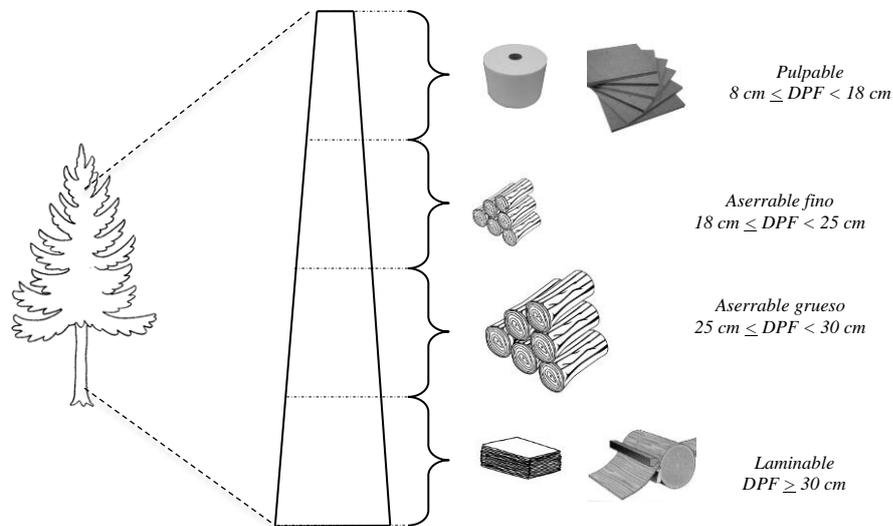


Figura 3.2. Esquematación de los subproductos de un fuste. Los Diámetros de Punta Fina²¹ (DPF) descuentan el espesor de la corteza (s/c).

En la Figura 3.3 se representa un esquema del modelo planteado a modo de ejemplo, donde $i = \{1, 2, 3\}$ representan a los rodales; $k = \{1, 2, 3, 4\}$ a los productos; $j = \{1, 2, 3, 4\}$ a los destinos y $p = 1$ al período 1. Desde esta perspectiva se puede asociar el planteo al clásico modelo de transporte, dado que se busca determinar las cantidades a asignar o entregar en cada uno de los destinos (clientes o industria), con el fin de satisfacer la demanda optimizando los recursos del sistema.

²¹ El DPF pueden variar según distintos clientes del mismo tipo de industria.

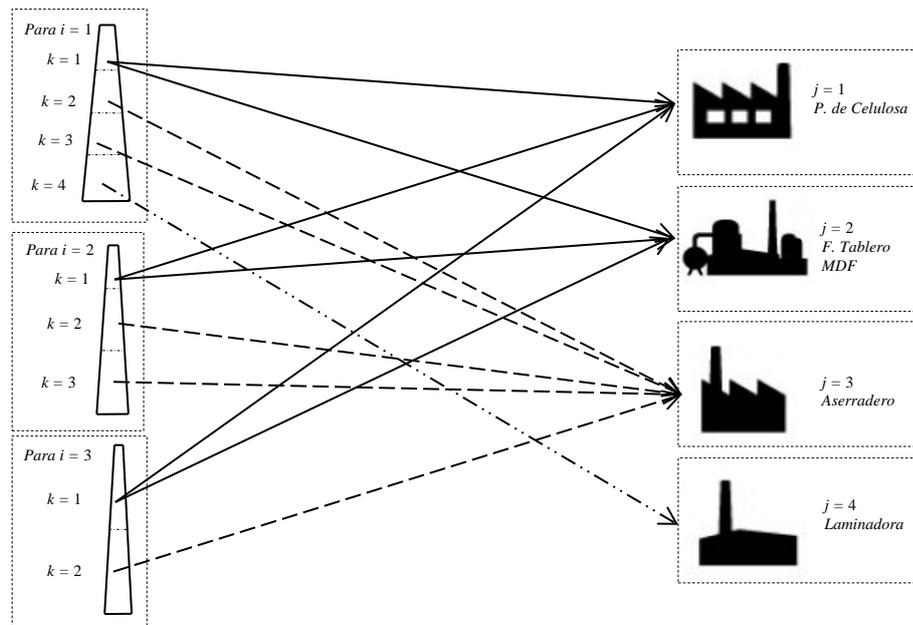


Figura 3.3. Representación del MPF basado en PPME como modelo de transporte para el período $p = 1$.

En este ejemplo podremos ver que el rodal $i = 1$ está compuesto por $k = \{1, 2, 3, 4\}$ subproductos, por consiguiente el destino de estos productos puede ser cualquier industria. Para el caso de $i = 2$, podemos ver que el rodal no tiene producto $k = 4$, por tal motivo, de este rodal no se puede enviar a $j = 3$. Finalmente, para $i = 3$, $k = \{1, 2\}$ y por tal motivo los posibles destinos son $j = \{1, 2, 3\}$. A partir de este caso simplificado, se puede extrapolar a cualquier escenario, siendo la única limitante la capacidad de cómputo disponible.

Una vez establecidas las ideas fundamentales se definen las metas del modelo, a saber: maximizar el VA de los flujos futuros, maximizar la fijación de dióxido de carbono en biomasa producto del crecimiento de la masa forestal, balancear la producción interanual, minimizar la variación interanual de la distancia media de transporte y, finalmente, balancear el área de cosecha interanual en base a un patrimonio forestal dado.

El modelo matemático está constituido de la siguiente manera:

Sub-índices

i : contabiliza los i -ésimos rodales, $i = 1, \dots, I$.

j : indica los j -ésimos destinos, $j = 1, \dots, J$.

k : identifica los k -ésimos productos, $k = 1, \dots, K$.

p : determina los p -ésimos períodos del horizonte de planificación, $p = 1, \dots, P$.

Variable principal

$$x_{ip} \begin{cases} 1 & \text{si el rodal } i \text{ es cosechado en el período } p. \\ 0 & \text{si no.} \end{cases}$$

Variables auxiliares

vt_{ip} : cantidad de madera del rodal i en el período p [t]²².

pr_{ikp} : cantidad de producto k del rodal i en el período p [t].

vd_{ijkp} : cantidad de producto k del rodal i destinado a la industria j en el período p [t].

D : es la máxima desviación posible de todas las metas.

n^m : variable de desviación negativa la cual es minimizada cuando el objetivo es “cuanto más mejor”, $m=1, \dots, M$.

p^m : variable de desviación positiva a ser minimizada cuando el objetivo es “cuanto menos mejor”, $m=1, \dots, M$.

Parámetros

vol_{ikp} : cantidad de producto k , obtenido por simulación, del rodal i , en el período p [t].

γ : es la tasa de conversión de carbono a biomasa [t/m³].

δ : densidad básica [t/t].

feb : factor de expansión de biomasa para convertir el volumen comercializable en biomasa arbórea sobre el suelo, sin dimensiones.

R : relación raíz-vástago.

F : fracción de biomasa que queda en el bosque y se descompone (transferida a materia orgánica muerta).

fd : factor dimensional [m³/t].

η_j : rendimiento de cada destino j (planta de celulosa, aserradero, laminadora, etc).

d_{ij} : distancia del rodal i al destino j [km].

N_j : número de períodos del horizonte de planificación.

s_i : superficie del rodal i [ha].

M_i : edad mínima de cosecha del rodal i [años].

a_{ip} : edad del rodal i en el período p [años].

r : tasa de descuento ajustada por riesgo del VA.

PV_{ikp} : precio de mercado del producto k proveniente del rodal i en el período p [\$/t].

CKT : costo de transporte promedio, suponiendo 80% camino con asfalto y 20% camino terrado [\$/km].

CCC_{ikp} : costo de elaboración y carga del rodal i , producto k en el período p [\$/t].

CC : capacidad de carga de un camión con acoplado 4×2 y 6×4 [30 t/viaje].

D_{jp}^{min} : demanda mínima de la industria j en el período p [t/año].

²² Toneladas métrica (t) o megagramo. Unidad de medida perteneciente al Sistema Métrico Decimal y al Sistema Internacional de Unidades (SI).

D_{jp}^{max} : demanda máxima de la industria j en el período p [t/año].

λ : pondera la importancia que asociamos a la minimización de la suma ponderada de variables de desviación no deseadas.

s_e : superficie de equilibrio [ha].

VA^* : valor actual ideal [\$].

VA_* : valor actual anti-ideal [\$].

BC^* : balance de carbono ideal [t].

BC_* : balance de carbono anti-ideal [t].

VOL^* : control de producción ideal [t].

VOL_* : control de producción anti-ideal [t].

DIS^* : distancia de transporte interanual ideal [km].

DIS_* : distancia de transporte interanual anti-ideal [km].

Se^* : superficie de cosecha interanual ideal [ha].

Se_* : superficie de cosecha interanual anti-ideal [ha].

W_m : es el peso o ponderación de cada criterio, $m=1, \dots, M$.

La primera meta que se plantea es económica, la cual busca maximizar el VA, o, en otras palabras, hacerlo lo más grande posible. En este punto es importante aclarar que el concepto de maximizar no se lo debe tomar en un sentido estricto, esto se debe a que en realidad la PPM se apoya en el concepto de soluciones satisficentes introducido por Herbert Simon (SIMON, 1955). En la ecuación [3.9] se plasma la idea satisficente para el VA.

$$\left\{ \sum_{i=1}^J \sum_{k=1}^K \sum_{p=1}^P \left[\frac{pr_{ikp} \times PV_{ikp} - pr_{ikp} \times CCC_{ikp} - CTK \sum_{j=1}^J \frac{vd_{ijkp} \times d_{ij}}{CC}}{(1+r)^p} \right] \right\} + n^{VA} - p^{VA} = VA^* \quad [3.9]$$

Donde n^{VA} y p^{VA} son las variables de desviación, no obstante, para esta meta, la variable no deseable que formará parte de la función de logro es n^{VA} . El VA^* es el nivel de aspiración ideal y se obtiene resolviendo el modelo con el VA como único objetivo (monobjetivo). Esto es aplicable a los demás casos para la determinación de los logros ideales.

Si bien, cuando partimos de la expresión [2.12] y utilizamos para $p = 1$ y $p = \infty$ niveles de aspiración ideales, es decir $\hat{f} = f^*$, el modelo basado en programación por metas, estructuralmente, se transforma en un modelo basado en programación por compromiso, con lo cual las variables de desviación quedan redundantes. Sin embargo, en este trabajo,

se hace un planteamiento general debido a que no se interactuó con un centro decisor para obtener los objetivos de cada meta.

La siguiente meta, definida por la ecuación [3.10], es balance de carbono en biomasa, con lo cual, tiene un objetivo estrictamente ambiental y, por tal motivo, contrapuesto al económico. Dado que este balance es una meta que deriva de un atributo “más mejor”, la variable de desviación que deberá minimizarse y, por tal motivo, colocarse en la función de logro es n^{CAR} .

$$\sum_{i=1}^I \sum_{p=2}^P \left\{ \begin{array}{l} \gamma \delta \text{ feb}(1+R) \times fd \left[\sum_{k=1}^K (s_i \times vol_{ikp} - s_i \times vol_{ik(p-1)}) \right] - \\ \gamma \delta \text{ feb}(1+F) \times fd \sum_{k=1}^K pr_{ikp} - \gamma \delta \times fd \left[\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K vd_{ijkp}(1-\eta_j) \right] \end{array} \right\} + n^{CAR} - p^{CAR} = BC^* \quad [3.10]$$

La idea fundamental de esta expresión tiene su génesis en los trabajos de DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2003a), IPCC (2003), DÍAZ-BALTEIRO y RODRIGUEZ (2006), entre otros. El origen de los parámetros se basó en los datos publicados por el IPCC²³ en el año 2003. La densidad básica promedio, δ , entre edades de 3 a 25 años es de 0,369 t/m³. La tasa de conversión de carbono a biomasa, γ , es de aproximadamente 0,185 t de carbono por t de madera con densidad básica. El factor de expansión de biomasa, feb , para convertir el volumen comercializable en biomasa arbórea sobre el suelo es de 1,3 para regiones tropicales y cultivo de pinos en pie y con corteza. La relación raíz-vástago para bosque/plantación de coníferas es de 0,23. La fracción de biomasa que se queda en el bosque es de 0,25. El factor dimensional, fd , busca transformar unidades, en este caso asumiendo que 1 t = 1 m³ de madera cosechada. Los rendimientos de la industria, η_j , son del 48% para celulosa (BRIGGS, 1994), 42% para MDF²⁴, en promedio 39% para aserrío (FASSOLA *et al.*, 2012) y 56% para laminables²¹.

Mediante la ecuación [3.11] se busca minimizar la fluctuación de madera cosechada entre los períodos p y $p+1$. En este caso, se busca evitar tener desviaciones por debajo y por encima del nivel de aspiración, por tal motivo, las variables no deseables son n_p^{VOL} y p_p^{VOL} y, por lo tanto, se introducirán en la función de logro.

$$\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K pr_{ikp} - \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K pr_{ik(p+1)} + n_p^{VOL} - p_p^{VOL} = 0 \quad p = 1, \dots, P-1 \quad [3.11]$$

²³ http://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/gpplulucf/gpplulucf_languages.html

^{24,21} Comunicación personal con profesionales del sector.

Esta expresión tiene su origen, en parte, en el Modelo Tipo I propuesto por JOHNSON y SCHEURMAN (1977)²⁵ para ordenamiento de bosques cultivados. Este modelo, a diferencia del Modelo Tipo II, utiliza funciones de crecimiento particulares para cada rodal, zona o predio lo cual es deseable en los cultivos forestales con fines industriales. Encontramos expresiones similares en DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2003a) y GIMÉNEZ *et al.* (2013). Por su parte, LEÓN *et al.* (2003) simplifica la expresión utilizando los volúmenes de cosecha por período como nivel de aspiración.

La utilización del volumen total puede conllevar al desequilibrio en los niveles de producción de los subproductos, generando insatisfacción de la demanda en algunas industrias. Por tal motivo, a diferencia de la bibliografía mencionada, se propone utilizar volúmenes parciales con el propósito de mantener el nivel de producción por producto y, de esta manera, satisfacer las demandas futuras de cada cliente.

La ecuación [3.12] intenta minimizar la variación interanual de la distancia de transporte.

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K d_{ij} \times \frac{vd_{ijkp}}{CC} - \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \sum_{p=1}^P d_{ij} \times \frac{vd_{ijkp}}{CC}}{N_j} + n_p^{DIS} - p_p^{DIS} = 0 \quad \forall p > 0 \quad [3.12]$$

Mediante esta expresión, se busca que la distancia media de transporte para cada período del horizonte de planificación sea lo más estable posible, lo que implica minimizar las variables no deseables n_p^{DIS} y p_p^{DIS} , y, por tal motivo, formarán parte de la función de logro. En los trabajos de DURAND *et al.* (2014) y BROZ *et al.* (2014c) se realizan las primeras aplicaciones con el objetivo de lograr un equilibrio en el presupuesto anual de abastecimiento y un tamaño de flota de transporte constante. Es importante tener en cuenta que la incidencia de este costo no es menor puesto que SEIXAS (1992) menciona que los costos de transporte forestal para el Sur y Sudoeste de Brasil se encuentran entre el 33 y el 66% del costo total del producto forestal puesto en fábrica para distancias de 45 a 240 km. Según WEINTRAUB *et al.* (1996) los costos de transporte forestal pueden llegar al 44% del costo de abastecimiento para las industrias en Chile. MARTINELLI (2001) menciona que los costos de transporte para el aprovechamiento de salicáceas en la región continental son del 61% para una distancia promedio de 220 km entre los puntos de producción y la fábrica. Aunque no mencionan una distancia media de transporte, BALDUCCI *et al.* (2012) exponen una incidencia del 32,2% en los costos de

²⁵ En CLUTTER (1992), DAVIS *et al.* (2000) y DAVIS *et al.* (2005) se realiza el abordaje teórico e ilustrativo del funcionamiento del modelo tipo I y II.

aprovechamiento para bosque nativo en el Noreste Argentino. En base a lo expuesto, se puede apreciar la importancia de este costo dentro de las erogaciones del sector.

Por otro lado, esta meta de transporte podrá brindar al planificador la posibilidad de establecer una mejor estrategia para programar el mantenimiento y/o la construcción de caminos. Esto se debe a que el modelo determina la relación origen – destino de cada uno de los productos del rodal y, además, el volumen que circulará por cada arco del sistema. Con ello se puede determinar la intensidad del transporte y en función a esto, el estándar que debe tener cada camino para soportar el tránsito de los camiones.

La última meta corresponde a la ecuación [3.13], cuyo objetivo es que se coseche, año a año, la misma superficie forestal.

$$\sum_{i=1}^I s_i x_{ip} + n_p^{SUP} - p_p^{SUP} = s_e^* \quad \forall p > 0 \quad [3.13]$$

Donde $s_e^* = \frac{\sum_{i=1}^I s_i}{N_j}$

El objetivo en esta expresión es que la superficie de cosecha interanual oscile alrededor de la superficie media de cosecha Se^* , por tal motivo, se busca minimizar las variables no deseadas n_p^{SUP} y p_p^{SUP} en la función de logro.

El conjunto de ecuaciones definidas en la expresión [3.14] buscan minimizar la máxima desviación entre todas metas. Estas se corresponden con el enfoque de Chebyshev o MINIMAX.

$$\left. \begin{aligned} W_1 \left(\frac{n^{VA}}{VA^* - VA_*} \right) &\leq D \\ W_2 \left(\frac{n^{CAR}}{BC^* - BC_*} \right) &\leq D \\ W_3 \left(\frac{\sum_{p=0}^{p-1} n_p^{VOL} + p_p^{VOL}}{VOL_* - VOL^*} \right) &\leq D \\ W_4 \left(\frac{\sum_{p=1}^p n_p^{DIS} + p_p^{DIS}}{DIS_* - DIS^*} \right) &\leq D \\ W_5 \left(\frac{\sum_{p=1}^p n_p^{EQ} + p_p^{EQ}}{Se_* - Se^*} \right) &\leq D \end{aligned} \right\} \quad [3.14]$$

Donde D es una cota superior de las suma de las desviaciones con respecto de la meta en cada uno de las m metas.

La función de logro se define mediante la ecuación [3.15]. Por medio de ésta se busca minimizar los desvíos de la realización de las metas, desde $m = 1, \dots, 5$.

$$\text{Min } (1-\lambda)D + \lambda \left[\begin{array}{l} W_1 \left(\frac{n^{VA}}{VA^* - VA_*} \right) + \left[W_2 \left(\frac{n^{CAR}}{BC^* - BC_*} \right) \right] + \\ W_3 \left(\frac{\sum_{p=1}^{p-1} n_p^{VOL} + p_p^{VOL}}{VOL_* - VOL^*} \right) + \left[W_4 \left(\frac{\sum_{p=1}^p n_p^{DIS} + p_p^{DIS}}{DIS_* - DIS^*} \right) \right] + \\ W_5 \left(\frac{\sum_{p=1}^p n_p^{EQ} + p_p^{EQ}}{Se_* - Se^*} \right) \end{array} \right] \quad [3.15]$$

Aquí, las variables de desviación se dividen por un factor de normalización $K_i = f_i^* - f_{i*}$ en el caso que se busque maximizar la meta y, en el caso que se busque minimizar, el factor es $K_i = f_{i*} - f_i^*$. Con esto se busca cancelar las unidades de las variables de desviación ya que, generalmente, son distintas. En este caso, f_i^* son los valores ideales y f_{i*} los anti-ideales de cada meta. La adopción de esta metodología en lugar de la clásica, donde $K_i = f_i^*$, se debe a que la segunda y tercera meta tiene como valor ideal a $f_i^* = 0$, con lo cual se genera una indeterminación si no se recurre a la alternativa propuesta.

Los parámetros W_m confieren a cada meta los pesos preferenciales en función a algún criterio definido por el decisor. Algunas metodologías que reducen la subjetividad preferencial son la comparación por pares, base del *Proceso Analítico Jerárquico* (o AHP por sus siglas en inglés), y el *Método Delphi*. Aplicaciones de AHP para definir preferencias en modelos basados en PPM encontramos en la trabajos de DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998), SILVA *et al.* (2010) y BLANDÓN (2012).

Las funciones desarrolladas se encuentran sujetas a una serie de restricciones de carácter físico, silvicultural y espacial. La ecuación [3.16] nos indica, para cada rodal i , el período p en que debe ser cosechado. Esta expresión activa el volumen de los subproductos k del rodal i en el período p . La ecuación [3.17] asegura el envío de cada subproducto k a un destino j . Esta se complementa con la expresión [3.18], la cual restringe el envío de un determinado producto a una determinada industria, de acuerdo a lo expresado en la Tabla 3.1.

$$pr_{ikp} = s_i \times vol_{ikp} \times x_{ip} \quad \forall i; \forall k; \forall p > 0 \quad [3.16]$$

$$\sum_{j=1}^J vd_{ijkp} = pr_{ikp} \quad \forall k; \forall i; \forall p > 0 \quad [3.17]$$

$$\left. \begin{aligned} vd_{ijkp} &= 0 & \forall i; \forall p > 0; k = 1; \forall j = 3, 4 \\ vd_{ijkp} &= 0 & \forall i; \forall p > 0; k = 2; \forall j = 1, 2, 4 \\ vd_{ijkp} &= 0 & \forall i; \forall p > 0; k = 3; \forall j = 1, 2, 4 \\ vd_{ijkp} &= 0 & \forall i; \forall p > 0; k = 4; \forall j = 1, 2, 3 \end{aligned} \right\} [3.18]$$

Tabla 3.1. Relación producto–destino de los productos forestales. Donde (✓) expresa que el producto k tiene destino j .

Destinos	Productos			
	Triturables	Aserrable fino	Aserrable grueso	Laminable
	$k1$	$k2$	$k3$	$k4$
Pulpa de celulosa	$j1$	(✓)		
Fábrica de tableros MDF	$j2$	(✓)		
Aserradero	$j3$	(✓)	(✓)	
Laminadora	$j4$			(✓)

La ecuación [3.19] establece que cada rodal se coseche una sola vez en el horizonte de planificación definido y la expresión [3.20] garantiza que no se cosechen rodales adyacentes en el mismo período p . Es importante recalcar que este tipo de restricciones tienen un objetivo ambiental y social. Por un lado, evita que se formen extensas aéreas deforestadas las cuales tienen efectos adversos tanto para el suelo como para la fauna (corredores faunísticos, islas) y por otro lado se impide generar impacto visual negativo en el paisaje.

$$\sum_{p=1}^P x_{ip} = 1 \quad \forall i \quad [3.19]$$

$$x_{ip} + x_{yp} \leq 1 \quad \forall p > 0; y \in \psi_i \quad [3.20]$$

La restricción de adyacencia [3.20] se basa en el enfoque URM (*Unit Restriction Model*), por tal motivo, si se cosecha x_{ip} no se puede cosechar x_{yp} debido a que $y \in \psi_i$, donde ψ_i es el conjunto de rodales adyacentes a i . Éste enfoque, a diferencia del ARM (*Area Restriction Model*), requiere que el tamaño de cada rodal deba ser menor o igual a un área máxima (A_{max}) preestablecida. Esta ventaja es deseable dado que para aplicar ARM se requiere sub-rodalizar si el tamaño de los rodales no es menor o igual a $A_{max}/2$. Otra ventaja importante del enfoque URM es la sencillez del modelo en comparación con ARM,

ya que este último requiere formar conjuntos de rodales tal que $\sum s_i \leq A_{max}$, lo cual conlleva al desarrollo de reglas heurísticas.

La restricción [3.21] establece la edad mínima de cosecha de un rodal en base a algún criterio propuesto por el decisor el cual puede ser tecnológico o económico. BROZ *et al.* (2014bc) plantean la importancia de este tipo de restricción para evitar la cosecha de rodales con dimensiones tecnológicas no deseables. La ecuación [3.22] permite obtener el volumen total del rodal al momento de la cosecha. La expresión [3.23] establece los límites de abastecimiento. De esta última expresión, la primera asegura que se cumpla un nivel mínimo de abastecimiento de la industria j , mientras que la segunda garantiza que no se exceda un nivel máximo, el cual está dado por la capacidad de stock de la playa y pérdidas por patógenos. Por ejemplo, la aparición de hongos cromógenos (géneros *Aureobasidium* y *Ceratocystis*), que produce el azulado en la zona de albura, afloran a los 5 o 6 días de ser apeados los árboles (REY-PRIETO y RIESCO-MUÑOZ, 2012).

$$M_i x_{ip} \leq a_{ip} \quad \forall i; \forall p > 0 \quad [3.21]$$

$$\sum_{k=1}^K pr_{ikp} = vt_{ip} \quad \forall i; \forall p > 0 \quad [3.22]$$

$$\left. \begin{aligned} \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K vd_{ijkp} &\geq D_{jp}^{\min} & \forall p > 0, \forall j \\ \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K vd_{ijkp} &\leq D_{jp}^{\max} & \forall p > 0, \forall j \end{aligned} \right\} \quad [3.23]$$

Dentro del proceso de construcción del modelo matemático, se definen la función objetivo, restricciones, variables y los parámetros. Estos últimos tiene la particularidad de estar integrado por dos tipos: por un lado los parámetros de diseño, los cuales el modelador conoce en base a datos recopilados del sistema en cuestión (volúmenes, distancias, costos, etc.) y los parámetros de ajuste, los cuales se construyen en base a la interacción de los parámetros de diseño (OTTO y ANTONSSON, 1993). En el caso del modelo propuesto, el valor de los parámetros D_{jp}^{\min} y D_{jp}^{\max} no corresponde a la demanda propia de la industria sino a la capacidad del sistema (bosque) en satisfacer una demanda en función a la oferta del producto k . Tal cuestión conlleva a un proceso de ajuste o calibración iterativo del modelo. Esto también es conocido como sintonización de parámetros o *tuning parameters* (KOZIEL y OGURTSOV, 2011). Esta técnica es ampliamente utilizada en aplicaciones en algoritmos genéticos, electrónica, control de procesos, modelos de regresión, entre otras

(OTTO y ANTONSSON, 1993; KOZIEL y OGURTSOV, 2011; SUN *et al.*, 2013). Haciendo un uso análogo de esta técnica, es posible ajustar uno o varios parámetros resolviendo iterativamente el modelo a partir de valores iniciales relajados, es decir, utilizar la salida de cada corrida como parámetro de la siguiente hasta que se logre el máximo ajuste.

En referencia a lo mencionado, es importante hacer algunas alusiones respecto de los niveles de producción del bosque (oferta) y los requerimientos de la industria (demanda). En la mayoría de los casos, esta relación de oferta y demanda no se encuentra alineada. Cuando la capacidad del bosque sea menor a la demanda de la industria, la demanda debe plantearse en función a la capacidad del sistema boscoso (patrimonio) y en un proceso post-optimización, complementar la oferta con producto de bosques de terceros para satisfacer la demanda. Podemos denominar a este tipo “planificación de adentro hacia afuera”. El caso alternativo a esta estrategia de planificación, la denominaremos “planificación de afuera hacia adentro”. En esta situación, el planificador define, en función a la oferta de rollos, el volumen de productos a adquirir de terceros²⁶ y, en consecuencia, los niveles de cosecha de los bosques propios a efectos de satisfacer la demanda de la industria. En esta última estrategia exige que la capacidad del bosque sea igual o superior a la demanda de la industria.

Finalmente, tenemos las restricciones de integralidad de las variables representadas por la expresión [3.23].

$$\left. \begin{array}{l} x_{ip} \in \{0,1\} \\ Pr_{ikp} \in \mathbb{R} \\ vd_{ijkp} \in \mathbb{R} \\ vt_{ip} \in \mathbb{R} \end{array} \right\} \quad [3.23]$$

En el mercado existen herramientas versátiles y confiables para la resolución de estos tipos de modelos matemáticos. Entre los software más potentes se encuentra GAMS[®] (*General Algebraic Modeling System*). GAMS es un lenguaje de programación que permite el modelado, análisis y resolución de diversos problemas de optimización ya que cuenta con *solvers* para cada tipo de modelo matemático. Para el modelo planteado se utilizó GAMS[®] 24.1.3 y CPLEX[®] 12.1 como *solver* de Programación Mixta Entera (PME). BROZ *et al.* (2014d) obtuvieron, para diferentes instancias de un modelo MIP, una mejor performance con el *solver* GUROBI.

²⁶ Por normativa o compromiso de establecer una relación vertical entre las diferentes organizaciones sectoriales.

Una cuestión importante respecto de la utilización de GAMS es la posibilidad de relajar el modelo para una convergencia más rápida. Esta relajación es la diferencia (denominada GAP) entre la solución óptima (Z^O) y la mejor solución entera obtenida (Z^R), por lo tanto se cumplirá que $Z^O \geq Z^R$ (FLOUDAS, 1995), con lo cual podemos definir el criterio de optimalidad relativa expresada en la ecuación [3.24], que es definida generalmente en GAMS.

$$\frac{Z^O - Z^R}{Z^O} \leq \text{tolerancia} \quad [3.24]$$

Sin embargo CPLEX difiere en este criterio y define la tolerancia (denominada OptCR) como se muestra en la ecuación [3.25].

$$\frac{Z^O - Z^R}{(1,0^{-10}) + Z^R} \leq \text{OptCR} \quad [3.25]$$

Cuando el valor de la fracción es menor o igual a la tolerancia, el algoritmo *Branch and bound* se detiene. El valor²⁷ $1,0^{-10}$ de la expresión [3.25] asegura que el denominador de la expresión no sea cero (EDGAR *et al.*, 2001).

En este apartado se expuso un modelo de planificación táctica basado en PPME-D. En el siguiente, se presenta una metodología de asignación de preferencias para las distintas metas que componen el modelo.

3.3. Definición de Preferencias en PPM Mediante AHP

El AHP, por sus siglas en inglés, es una metodología multicriterio discreta propuesta por SAATY (1980). Esta técnica permite a un decisor, que se encuentra ante un conjunto de alternativas posibles, llegar a una priorización de las mismas. Algunas aplicaciones de ésta técnica en el sector forestal podemos encontrar en los trabajos de SCHMOLDT *et al.* (2001), KANGAS *et al.* (2008) y BLANDÓN (2012).

Lo deseable del método es su adaptación a situaciones diversas y la sencillez de su cálculo. Además, se puede utilizar en forma individual o combinada con otras técnicas. En ese contexto DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998), SILVA *et al.*, (2010) y BLANDÓN (2012) integran AHP con PPM para la determinación de los pesos $W_m \in [0,1]$ de las m metas que forma el modelo.

²⁷ La notación $1,0e-10 = 1 \times 10^{-10}$.

SAATY (1980) propone realizar comparaciones apareadas entre los distintos elementos (objetivos, decisiones, etc.). Para esto se apoya en la teoría de que el cerebro humano está perfectamente adaptado a las comparaciones de dos elementos entre sí. Con referencia a lo mencionado, propone una escala fundamental, la cual se aprecia en la Tabla 3.2. Basado en esto, se construye una matriz cuadrada A de dimensión $n \times n$. Cada uno de los componentes $[a_{ij}]$ de la matriz A es la resultante de la comparación apareada del criterio i con j .

Tabla 3.2. Escala fundamental de comparaciones pareadas.

Valor	Importancia	Comentario
1	Igual	El criterio i es igual de importante que el criterio j .
2	Intermedia	Valor intermedio para cuando es necesario matizar.
3	Moderada	La experiencia y el juicio favorecen ligeramente al criterio i sobre j .
4	Intermedia	Valor intermedio para cuando es necesario matizar.
5	Grande	La experiencia y el juicio favorecen fuertemente al criterio i sobre el j .
6	Intermedia	Valor intermedio para cuando es necesario matizar.
7	Muy grande	El criterio i es mucho más importante que el criterio j .
8	Intermedia	Valor intermedio para cuando es necesario matizar.
9	Extrema	La mayor importancia del criterio i sobre j está fuera de toda duda.

Fuente: (SAATY, 1980).

La matriz debe cumplir con las propiedades de reciprocidad, homogeneidad y consistencia. La *reciprocidad* define si el elemento $a_{ij} = x$, entonces, $a_{ji} = 1/x$, para cualquier x perteneciente a $[1/9,9]$, esto implica que solo se necesitan $n(n-1)/2$ comparaciones para construir una matriz de dimensión $n \times n$; por su parte, la *homogeneidad* determina si i y j son considerados igualmente importantes, entonces $a_{ij} = a_{ji} = 1$, además $a_{ij} = 1 \forall i$; finalmente, la *consistencia* busca satisfacer que $a_{ik} \times a_{kj} = a_{ij} \forall 1 < i, j, k < n$ (SAATY, 1980).

Una vez construida la matriz de comparación a base de la opinión de los expertos, se debe normalizar para determinar su consistencia. El procedimiento, que se utiliza en métodos como por ejemplo el AHP, consiste en generar una nueva matriz $n \times n$ donde cada uno de los elementos a_{ij} es reemplazado por a_{ij} sobre la suma de todos los elementos de esta columna, conforme se aprecia en la ecuación [3.26]. Luego de la normalización se suman los componentes de cada fila según la expresión [3.27], luego, se promedia con el número de criterios conforme a la ecuación [3.28] para, finalmente, obtener el vector media de suma o vector de prioridades globales W .

$$A_{Normal} = \left[\frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{kj}} \right] \quad [3.26]$$

$$\left. \begin{array}{l} \frac{a_{11}}{\sum_{n=1}^n a_{n1}} + \frac{a_{12}}{\sum_{n=1}^n a_{n2}} + \dots + \frac{a_{1n}}{\sum_{n=1}^n a_{nn}} = b_1 \\ \vdots \\ \frac{a_{n1}}{\sum_{n=1}^n a_{n1}} + \frac{a_{n2}}{\sum_{n=1}^n a_{n2}} + \dots + \frac{a_{nn}}{\sum_{n=1}^n a_{nn}} = b_n \end{array} \right\} \quad [3.27]$$

$$W = \left[\frac{b_1}{n}, \frac{b_2}{n}, \dots, \frac{b_n}{n} \right]^T = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T \quad [3.28]$$

Posteriormente, sobre la base de la matriz recíproca A resolvemos la ecuación [3.29].

$$A \times W^T = W^T \times \lambda_{max} \quad [3.29]$$

Donde λ_{max} es el máximo autovalor o valor propio de la matriz A y W^T es el autovector o vector propio asociado a este autovalor. De la ecuación [3.29] derivamos la expresión [3.30] para obtener el valor de λ_{max} y calculamos el Índice de Consistencia (IC) mediante la ecuación [3.31] (KANGAS *et al.*, 2008; BLANDÓN, 2012). El IC mide la dispersión de los juicios del actor en la matriz de comparación.

$$W \times A \times W^T = \lambda_{max} \rightarrow \lambda_{max} = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad [3.30]$$

$$IC = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1} \quad [3.31]$$

El valor del IC obtenido se compara con los valores aleatorios de IC , denominados también Índice Aleatorio (IA). Los IA son el valor que se debería obtener el IC si los juicios numéricos introducidos en la matriz original fueran aleatorios entre 1/9 y 9. En la Tabla 3.3 se proporcionan los valores de consistencia en relación al tamaño de la matriz $n \times n$, o bien se puede aplicar la ecuación [3.32] para aproximar este índice.

$$IA = 1,98 \times (n - 2) / n \quad [3.32]$$

Tabla 3.3. Valores de la consistencia aleatoria en función del tamaño de la matriz.

Tamaño de la Matriz (<i>n</i>)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Consistencia aleatoria (<i>IA</i>)	0,00	0,00	0,52	0,89	1,11	1,25	1,35	1,40	1,45	1,49

Luego el cociente entre el *IC* e *IA* proporciona el Ratio de Consistencia (*RC*) [3.33].

$$RC = \frac{IC}{IA} \quad [3.33]$$

Tabla 3.4. Porcentajes máximos del ratio de consistencia en función del tamaño de la matriz.

Tamaño de la matriz (<i>n</i>)	Ratio de consistencia
3	5%
4	9%
5 o mayor	10%

Si el *RC* de la matriz $n \times n$ es menor o igual al porcentaje máximo propuesto en la Tabla 3.4, la consistencia es aceptable, sin embargo, si *RC* supera el ratio de consistencia máximo, se deben ajustar las ponderaciones.

Las herramientas para la determinación de los pesos es variada, sin embargo las más habituales son MS Excel® y Expert Choice®²⁸, siendo esta última, una herramienta específica. Expert Choice asiste a los decisores para examinar y resolver los problemas que afectan a varios criterios de evaluación. Para ello, organiza la información relacionada a la complejidad del problema en un modelo jerárquico consistente de un objetivo, escenarios posibles, criterios y alternativas (MUSTAJOKI y MARTTUNEN, 2013). Este paquete informático tiene un potencial para un ambiente grupal de toma de decisiones, donde expertos interdisciplinarios debaten sobre un tema específico, como por ejemplo, la importancia de un grupo de objetivos o metas dentro de un plan de manejo forestal.

Hasta el momento se desarrolló el modelo basado en PPME-D y una herramienta que establece robustez para la determinación de las preferencias del centro decisor por cada una de las metas establecidas. En el apartado siguiente se realiza una extensión del modelo PPME-D a Programación por Metas Extendida Estocástica (PPME-E) con el objetivo de incorporar mayor información al modelo expuesto.

3.4. Esquema de Resolución en Optimización Estocástica

El término “programa estocástico” refiere a un modelo matemático estocástico de múltiples etapas (mayor o igual a dos) con recurso. Se entiende por recurso a la habilidad

²⁸ <http://expertchoice.com/>

de tomar acciones correctivas después que ocurren los eventos aleatorios. En el modelo de programación lineal estocástica de dos etapas, el experto toma alguna decisión en la primera etapa, inmediatamente después, un evento aleatorio ocurre lo que afecta la salida de las decisiones de la primera etapa. Posteriormente, una decisión de recurso puede ser efectuada, en la segunda etapa, de manera que compense cualquier efecto negativo que pueda haber sido experimentado como resultado de la decisión de la primera etapa. En la Figura 3.4 se plasma el concepto fundamental de un programa estocástico de dos etapas. El objetivo fundamental de esta metodología es minimizar los costos esperados de todas las decisiones tomadas.

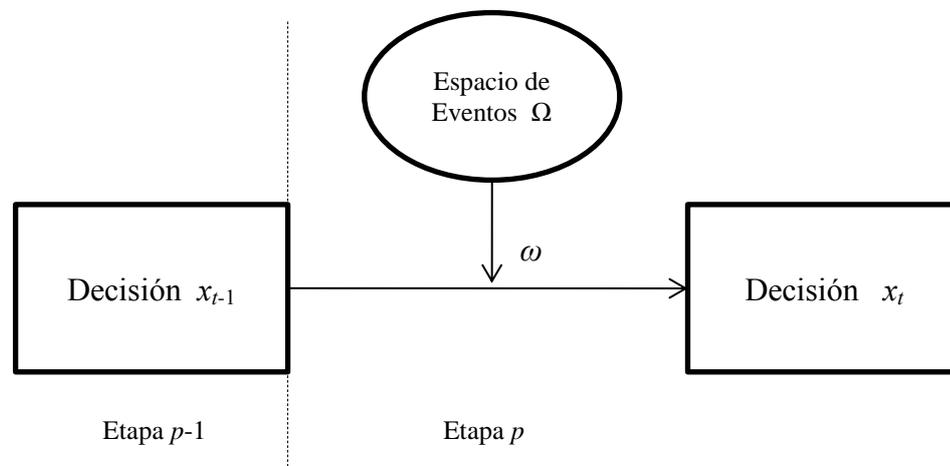


Figura 3.4. Representación de un proceso de toma de decisión en dos etapas.

En la etapa 0 se toma una decisión x_0 en base a toda la información disponible hasta el momento. Al inicio de la etapa 1, la “naturaleza” toma un conjunto de decisiones aleatorias ω dando lugar a la realización de todos los sucesos aleatorios. Al final de la etapa 1, después de conocer los estados de la naturaleza, se toma la decisión de recurso $x_1(\omega_1)$. El proceso se debe repetir tantas veces como etapas tenga el modelo. La decisión tomada en la etapa 0 es denominada decisión inicial y las decisiones en las etapas sucesivas se denominan decisiones de recurso. En estas etapas, se obtienen soluciones globales mejoradas mediante la realineación de las decisiones inicial de la mejor manera posible.

En la expresión [3.34] se presenta un modelo para generalizar la representación matemática de un modelo estocástico con múltiples etapas.

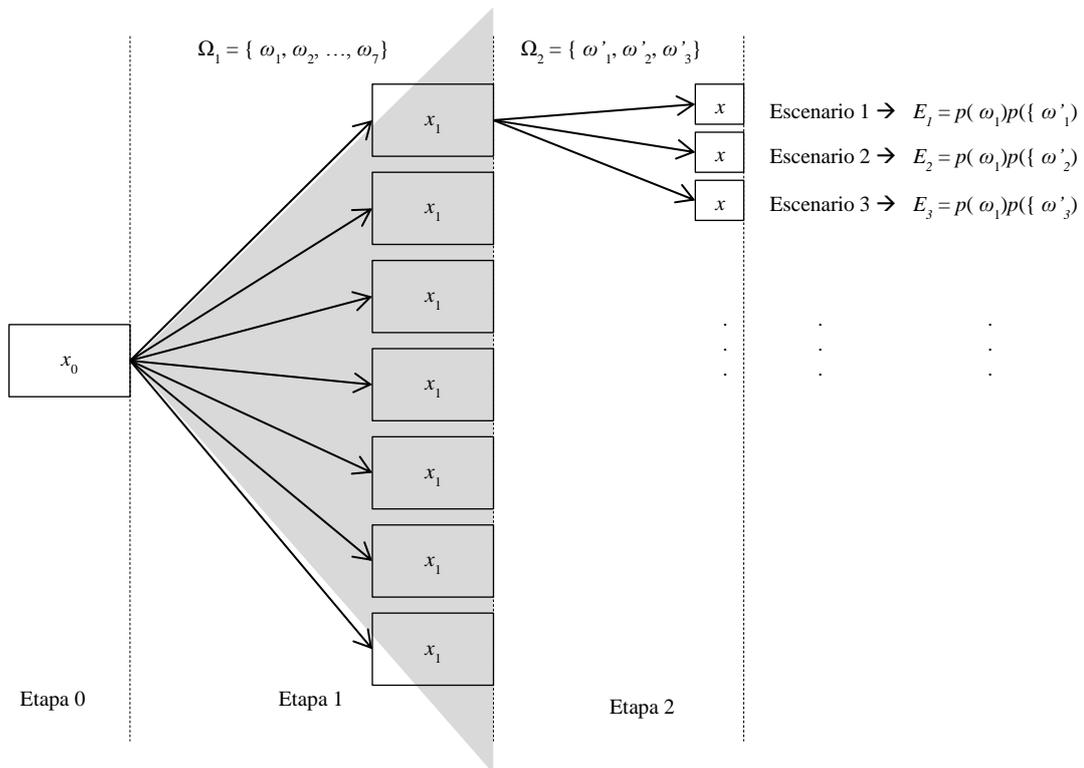


Figura 3.5. Representación de un árbol de probabilidad para agregación de escenarios.

En el árbol de escenarios anterior, en la etapa 0 se toma una decisión x_0 sin conocer los valores de Ω_1 , luego se da a conocer la incertidumbre y se ajusta la decisión inicial para obtener x_1 . Luego se da a conocer el estado de la naturaleza correspondiente a Ω_2 para, finalmente, obtener los valores de x_2 de la etapa 2 y el valor de la función objetivo.

A base de lo expuesto, se puede ver que hay tantos escenarios distintos como nodos-hoja tenga el árbol. Cada ruta entre los nodos raíz-hoja define un escenario, inducida por una observación completa de todos los eventos aleatorios. Cada nodo del árbol corresponde a un vector de parámetros al azar con una historia particular. Por otro lado, las ramas de cada nodo enumeran todos los resultados posibles asociados con los parámetros aleatorios con el fin de construir la historia de los parámetros aleatorios que pertenecen a la siguiente etapa.

Cuando la distribución de probabilidades de la variable aleatoria es continua, hay un número infinito de escenarios en cada etapa, por tal motivo, se utiliza una estrategia de muestreo para seleccionar un grupo de escenarios. Esto nos lleva a una situación similar a la planteada anteriormente. En la Figura 3.5 se asume una distribución continua (color gris) y una estrategia de muestreo que selecciona aleatoriamente $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_7$, estados de la naturaleza, donde $\omega \in \Omega$.

Por lo expuesto, podemos ver que la resolución de un modelo estocástico implica un costo computacional alto debido al incremento del tamaño del modelo en comparación al

modelo determinista. Un paquete comercial muy potente para resolver modelos estocásticos es el *solver* LINDOS (LINDO, 2013). Éste brinda la posibilidad de resolver modelos estocásticos sin necesidad de abordar los algoritmos fundamentales, lo cual permite una menor dependencia sobre conocimientos de programación. El usuario puede resolver un modelo estocástico mediante distintos métodos, a saber: *Método Determinista Equivalente*, *Descomposición Anidada de Benders*, *Descomposición Lagrangiana Aumentada* y un *Método de Búsqueda Heurística*. Además, el *solver* tiene la capacidad de seleccionar un método en función al tipo de problema que se aborda. Dado que este trabajo no tiene por objetivo el análisis de estos algoritmos, se recomienda leer HIGLE y SEN (1996), CONEJO *et al.*, (2006) o BIRGE y LOUVEAUX (2010).

3.5. Extensión de PPME-D a PPME-E

La incertidumbre o riesgo está presente en casi todos los sistemas. Tradicionalmente no es posible incluirla en forma explícita debido a la complejidad resultante de la mayoría de los problemas a resolver. La incertidumbre puede deberse a la carencia de datos fiables, errores de medida o tratarse de parámetros que representan información sobre el futuro (QUINTEROS *et al.*, 2006). Un ejemplo de esto es el uso de la tasa de descuento de los flujos de fondos futuros, donde la optimización determinista tradicional supone un valor promedio y conocido. En este caso, el decisor determina el valor en base a la rentabilidad esperada y el riesgo de mercado asumiendo un futuro posible. En este contexto, BROZ *et al.* (2014a), MILANESI *et al.* (2013) y SANT'ANNA y NOGUEIRA (2010) mencionan que la tasa de descuento no se elabora mediante un procedimiento cuantitativo riguroso, sino mediante un análisis cualitativo integral, no riguroso o de poca consistencia, condicionado por el costo de oportunidad, el grado de riesgo del proyecto, el costo del dinero, entre otros, comúnmente denominada técnica ad-hoc.

BETTINGER *et al.* (2009) y SCHNEIDER (2008) plantean el uso de una tasa de descuento conocida y constante en la vida del proyecto. En un modelo de planificación de largo plazo, esto conlleva supuestos muy fuertes que podrían llevar a decisiones erróneas (BROZ *et al.*, 2014a; MILANESI *et al.*, 2013). Además, SOARES *et al.* (2003) mencionan que la tasa de descuento afecta significativamente el Valor Actual Neto (VAN), siendo más rentable el proyecto cuando menor sea la tasa. A esto se debe añadir que, al tratarse de extensos horizontes de planificación, la sensibilidad del valor actual se acentúa aún más. Esto amerita una adecuada estrategia en la determinación de la/s tasa/s a utilizar en la evaluación de activos y proyectos forestales.

Basados en el modelo PPME-D del apartado anterior se realizó la extensión estocástica. La estructura es similar y los parámetros son los mismos pero poseen un nuevo índice ω asociado a cada escenario.

Las componentes del modelo quedan definidas de la siguiente manera:

Sub-índices

i : contabiliza los i -ésimos rodales, $i = 1, \dots, I$.

j : indica los j -ésimos destinos, $j = 1, \dots, J$.

k : identifica los k -ésimos productos, $k = 1, \dots, K$.

p : determina los p -ésimos períodos del horizonte de planificación, $p = 1, \dots, P$.

ω : representa los ω -ésimos escenarios o estados de la naturaleza, $\omega \in \Omega$.

Variable principal

$$x_{ip} \begin{cases} 1 & \text{si el rodal } i \text{ es cosechado en el período } p. \\ 0 & \text{si no.} \end{cases}$$

Variables auxiliares

Z^ω : representa el valor objetivo de la función de logro bajo el escenario ω .

vt_{ip} : cantidad de madera del rodal i en el período p [t].

pr_{ikp} : cantidad de producto k del rodal i en el período p [t].

vd_{ijkp} : cantidad de producto k del rodal i destinado a la industria j en el período p [t].

D^ω : es la máxima desviación posible de todas las metas bajo el escenario ω .

$(n^m)^\omega$: variable de desviación negativa la cual es minimizada cuando el objetivo es “cuanto más mejor”, $m=1, \dots, M$, bajo el escenario ω .

$(p^m)^\omega$: variable de desviación positiva a ser minimizada cuando el objetivo es “cuando menos mejor”, $m=1, \dots, M$, bajo el escenario ω .

Parámetros

vol_{ikp} : cantidad de producto k , obtenido por simulación del rodal i , en el período p [t].

γ : es la tasa de conversión de carbono a biomasa [t/m³].

δ : densidad básica de la madera [t/t].

feb : factor de expansión de biomasa para convertir el volumen comercializable en biomasa arbórea sobre el suelo, sin dimensiones.

R : relación raíz-vástago.

F : fracción de biomasa que queda en el bosque y se descompone (transferida a materia orgánica muerta).

fd : factor dimensional [m³/t].

η_j : rendimiento de cada destino j (planta de celulosa, aserradero, laminadora, etc).

d_{ij} : distancia del rodal i al destino j [km].

N_j : número de períodos del horizonte de planificación.

s_i : superficie del rodal i [ha].

M_i : edad mínima de cosecha del rodal i [años].

a_{ip} : edad del rodal i en el período p [años].

r : tasa de descuento ajustada por riesgo del VA.

PV_{ikp} : precio de mercado del producto k proveniente del rodal i en el período p [\$/t].

CKT : costo de transporte promedio, suponiendo 80% camino con asfalto y 20% camino terrado [\$/km].

CCC_{ikp} : costo de elaboración y carga del rodal i , producto k en el período p [\$/t].

CC : capacidad de carga de un camión con acoplado 4×2 y 6×4 [30 t/viaje].

D_{jp}^{min} : demanda mínima de la industria j en el período p [t/año].

D_{jp}^{max} : demanda máxima de la industria j en el período p [t/año].

λ : pondera la importancia que asociamos a la minimización de la suma ponderada de variables de desviación no deseadas.

s_e : superficie de equilibrio [ha].

VA^* : valor actual ideal [\$/].

VA_* : valor actual anti-ideal [\$/].

BC^* : balance de carbono ideal [t].

BC_* : balance de carbono anti-ideal [t].

VOL^* : control de producción ideal [t].

VOL_* : control de producción anti-ideal [t].

DIS^* : distancia de transporte interanual ideal [km].

DIS_* : distancia de transporte interanual anti-ideal [km].

Se^* : superficie de cosecha interanual ideal [ha].

Se_* : superficie de cosecha interanual anti-ideal [ha].

W_m : es el peso o ponderación de cada criterio, $m=1, \dots, M$.

El modelo de PPME estocástica de dos etapas queda definido en la expresión [3.35].

$$\text{Min} \sum_{\omega \in \Omega} Z^\omega \quad [3.35]$$

Donde el nuevo índice ω representa a cada escenario y $\omega \in \Omega$ perteneciente a la segunda etapa. La función de logro queda definida por la expresión [3.36]. Las ecuaciones [3.37] a [3.41] definen las cinco metas del modelo.

$$Z^\omega = (1-\lambda)D^\omega + \lambda \left[\begin{array}{l} W_1 \left(\frac{(n^{VA})^\omega}{VA^* - VA_*} \right) + \left[W_2 \left(\frac{n^{CAR}}{BC^* - BC_*} \right) \right] + \\ W_3 \left(\frac{\sum_{p=1}^{P-1} n_p^{VOL} + p_p^{VOL}}{VOL_* - VOL^*} \right) + \left[W_4 \left(\frac{\sum_{p=1}^P n_p^{DIS} + p_p^{DIS}}{DIS_* - DIS^*} \right) \right] + \\ W_5 \left(\frac{\sum_{p=1}^P n_p^{EQ} + p_p^{EQ}}{Se_* - Se^*} \right) \end{array} \right] \quad \forall \omega \in \Omega \quad [3.36]$$

$$\left\{ \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \sum_{p=1}^P \frac{pr_{ikp} \times PV_{ikp} - pr_{ikp} \times CCC_{ikp} - CTK \sum_{j=1}^J \frac{vd_{ijkp}}{CC} \times d_{ij}}{(1+r^\omega)^p} \right\} + (n^{VA})^\omega - (p^{VA})^\omega = VA^* \quad \forall \omega \in \Omega \quad [3.37]$$

Donde r^ω representa el parámetro aleatorio el cual depende del comportamiento histórico de la tasa de descuento del VA. El modelado se puede realizar mediante una distribución paramétrica o bien empírica si el comportamiento no se ajusta a ninguna distribución conocida.

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^I \sum_{p=2}^P \left[\gamma \delta \text{feb}(1+R) \times fd \left[\sum_{k=1}^K (s_i \times vol_{ikp} - s_i \times vol_{ik(p-1)}) \right] - \right. \\ \left. \gamma \delta \text{feb}(1+F) \times fd \sum_{k=1}^K pr_{ikp} - \gamma \delta \times fd \left[\sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K vd_{ijkp} (1-\eta_j) \right] \right] \end{array} \right\} + n^{CAR} - p^{CAR} = BC^* \quad [3.38]$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K pr_{ikp} - \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K pr_{ik(p+1)} + n_p^{VOL} - p_p^{VOL} = 0 \quad p=1, \dots, P-1 \quad [3.39]$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K d_{ij} \times \frac{vd_{ijkp}}{CC} - \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K \sum_{p=1}^P d_{ij} \times \frac{vd_{ijkp}}{CC}}{N_j} + n_p^{DIS} - p_p^{DIS} = 0 \quad \forall p > 0 \quad [3.40]$$

$$\sum_{i=1}^I s_i x_{ip} + n_p^{SUP} - p_p^{SUP} = s_e \quad \forall p > 0 \quad [3.41]$$

Las ecuaciones definidas dentro de la expresión [3.42] buscan minimizar la máxima desviación entre todas las metas. Entre las expresiones [3.43] y [3.51] se definen las restricciones del modelo, las cuales tienen las mismas propiedades que en el modelo PPME-D.

$$\left. \begin{aligned}
W_1 \left(\frac{(n^{VA})^\omega}{VA^* - VA_*} \right) &\leq D^\omega \\
W_2 \left(\frac{n^{CAR}}{BC^* - BC_*} \right) &\leq D^\omega \\
W_3 \left(\frac{\sum_{p=0}^{P-1} n_p^{VOL} + p_p^{VOL}}{VOL_* - VOL^*} \right) &\leq D^\omega \\
W_4 \left(\frac{\sum_{p=1}^P n_p^{DIS} + p_p^{DIS}}{DIS_* - DIS^*} \right) &\leq D^\omega \\
W_5 \left(\frac{\sum_{p=1}^P n_p^{EQ} + p_p^{EQ}}{Se_* - Se^*} \right) &\leq D^\omega
\end{aligned} \right\} \forall \omega \in \Omega \quad [3.42]$$

$$pr_{ikp} = s_i \times vol_{ikp} \times x_{ip} \quad \forall i; \forall k; \forall p > 0 \quad [3.43]$$

$$\sum_{j=1}^J vd_{ijkp} = pr_{ikp} \quad \forall k; \forall i; \forall p > 0 \quad [3.44]$$

$$\left. \begin{aligned}
vd_{ijkp} &= 0 & \forall i, \forall p > 0; k = 1; \forall j = 3, 4 \\
vd_{ijkp} &= 0 & \forall i, \forall p > 0; k = 2; \forall j = 1, 2, 4 \\
vd_{ijkp} &= 0 & \forall i, \forall p > 0; k = 3; \forall j = 1, 2, 4 \\
vd_{ijkp} &= 0 & \forall i, \forall p > 0; k = 4; \forall j = 1, 2, 3
\end{aligned} \right\} \quad [3.45]$$

$$\sum_{p=1}^P x_{ip} = 1 \quad \forall i \quad [3.46]$$

$$x_{ip} + x_{yp} \leq 1 \quad \forall p > 0; y \in \Psi_i \quad [3.47]$$

$$M_i x_{ip} \leq a_{ip} \quad \forall i; \forall p > 0 \quad [3.48]$$

$$\sum_{k=1}^K pr_{ikp} = vt_{ip} \quad \forall i; \forall p > 0 \quad [3.49]$$

$$\left. \begin{aligned}
\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K vd_{ijkp} &\geq D_{jp}^{\min} & \forall p > 0; \forall j \\
\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K vd_{ijkp} &\leq D_{jp}^{\max} & \forall p > 0; \forall j
\end{aligned} \right\} \quad [3.50]$$

$$\left. \begin{array}{l} x_{ip} \in \{0,1\} \\ pr_{ikp} \in \mathbb{R} \\ vd_{ijkp} \in \mathbb{R} \\ vt_{ip} \in \mathbb{R} \\ \omega \in \Omega \end{array} \right\} \quad [3.51]$$

Como plataforma para el modelado se utilizó el software GAMS[®] 24.1.3 y para la resolución del modelo PPME-E, el solver GAMS/LINDO[®] 8.0.1 (LINDO, 2013).

Para el modelado se utilizó Programación Matemática Extendida o *Extended Mathematical Programming* (EMP) (FERRIS *et al.*, 2009; MCCARL *et al.*, 2013; GAMS, 2014). EMP no es un *solver* sino un marco experimental para la aplicación automática de reformulaciones matemáticas de modelos ya conocidas (GAMS, 2014). Una de las técnicas incluidas en EMP es la formulación multietapa de problemas estocásticos, como así también la Descomposición de Benders de la misma. El usuario puede construir un modelo estocástico basado en un modelo determinista mediante la definición de los parámetros inciertos. GAMS EMP reemplaza los parámetros determinísticos por un conjunto de posibles escenarios definidos mediante una distribución de probabilidades.

En el apartado siguiente se desarrollan conceptos fundamentales para realizar el ajuste de la tasa de descuento r en base a datos históricos para la obtención de una distribución paramétrica o empírica. Esta última en el caso que los ajustes no fuesen satisfactorios.

3.6. Modelo Estadístico de Datos Históricos

Las variables de interés de un sistema que no se pueden determinar con exactitud se modelan como procesos estocásticos, es decir, definiendo el rango de valores que puede asumir la variable aleatoria asociada al proceso estocástico, así como la probabilidad de asumir cada uno de los valores posibles.

Para el desarrollo de un modelo estadístico inicialmente se debe recolectar información sobre el sistema en cuestión, siendo esta una de las etapas más laboriosas en la construcción de un modelo estocástico (VINCENT, 1998). Posteriormente, se realiza el ajuste de una función de distribución a partir de los datos recogidos.

Dada una variable aleatoria, se define la función de densidad de una variable continua, x , como la curva teórica que se deduce al imaginar la representación de las frecuencias de los resultados ocurridos tras la repetición del experimento aleatorio “infinitas” veces. La función de densidad de una variable aleatoria x se define como la derivada de la función de

distribución $F(x)$, o de otro modo, la función de distribución es la integral de la función de densidad, como se aprecia en la ecuación [3.52].

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(x)dx \quad [3.52]$$

Donde $F(x)$ es la función de distribución y $f(x)$ es la función de densidad.

Cuando el proceso estocástico que se quiere describir es continuo y no se encuentra limitado a valores discretos, la variable aleatoria utilizada para describir el proceso puede tomar un número infinito de valores posibles en el rango continuo de interés. Teniendo en cuenta que la probabilidad de obtener un valor cualquiera dentro del rango de valores para el cual ha sido definida la variable aleatoria es 1, la probabilidad de que la variable aleatoria asuma un cierto valor concreto $p(X= x_i)$ será 0. Este es uno de los motivos por los cuales las propiedades estadísticas de una variable aleatoria X se suelen describir mediante la función de densidad de probabilidad $f(x)$ (GUASCH *et al.*, 2002). Así, en lugar de describir la probabilidad de que la variable aleatoria asuma un valor determinado, se describe la probabilidad de que la variable aleatoria asuma un valor dentro de un rango de valores, como se puede ver en la ecuación [3.53].

$$p(a \leq X \leq b) = \int_a^b f(x)dx \quad [3.53]$$

Esta información puede obtenerse directamente a partir de la función de distribución de probabilidad empírica, o a partir de una función de distribución de probabilidad teórica parametrizada según el caso particular del sistema en estudio.

GUASCH *et al.* (2002) mencionan que la distribución empírica permite mimetizar mejor los datos reales pero presenta limitaciones. Por un lado, son muy sensibles a las condiciones bajo las cuales se ha obtenido la muestra. Por tal motivo, una muestra que no represente la población conlleva a un modelo que no representa la realidad analizada. Otro inconveniente es que no se pueden generar valores fuera del rango de los datos observados. Esto puede representar un grave inconveniente, dado que el comportamiento del modelo puede estar muy influenciado por la aparición de eventos de baja probabilidad.

El uso de funciones de distribución de probabilidad teóricas permite aproximar la distribución de probabilidad obtenida empíricamente mediante una función matemática conocida y parametrizable de acuerdo con los datos experimentales recogidos. Esto posibilita eliminar aquellos resultados que han aparecido por las condiciones según las cuales se ha recogido la muestra y no responden a la dinámica general del sistema. Por tal

motivo, el uso de distribuciones de probabilidad teórica es deseable en casos en que los datos experimentales se encuentren sometidos a ruido y la muestra de que se disponga sea pobre (GUASCH *et al.*, 2002).

Para la determinación de la distribución de probabilidad teórica se emplean los test estadísticos. La elección de la función de distribución teórica que mejor representa el proceso aleatorio y las técnicas para parametrizar las distribuciones se encuentran automatizadas. En relación a esto, numerosos paquetes estadísticos son capaces de seleccionar un conjunto de distribuciones, parametrizarlas y priorizarlas por orden de calidad del ajuste. Sin embargo, es importante comprender los conceptos fundamentales que subyacen en las técnicas empleadas para evaluar la calidad del ajuste.

El test de hipótesis es, simplemente, una regla que permite aceptar o rechazar la hipótesis contemplada. Para el caso que se analiza, las hipótesis estarían conformadas de la siguiente manera:

H0: La variable sigue una distribución teórica.

H1: La variable no sigue una distribución teórica.

La decisión de rechazar o aceptar la hipótesis se basa normalmente en estadísticas obtenidas directamente de una muestra o conjunto de muestras. Este conjunto de estadísticas se denomina “test de estadísticas” si se emplean para diagnosticar la validez de las hipótesis. La región crítica de un test de estadísticas es el conjunto de valores que tienen como resultado el rechazo de la hipótesis contemplada (GUASCH *et al.*, 2002). El test de hipótesis se basa en estadísticas efectuadas sobre una muestra de valores. Dado que la muestra puede no ser representativa del comportamiento del proceso, las decisiones tomadas basándonos en la muestra pueden ser erróneas.

En numerosas situaciones la distribución de probabilidad empírica tiene una forma tal que no existe una distribución estándar que represente adecuadamente el comportamiento del proceso o, si lo describe, puede ser una distribución con la que el simulador u optimizador no cuenta dentro de su librería. En tal caso, se opta por trabajar con la distribución empírica.

El test de hipótesis es, simplemente, una regla que permite aceptar o rechazar la hipótesis contemplada. La decisión de rechazar o aceptar la hipótesis se basa, normalmente, en estadísticas obtenidas directamente de una muestra o conjunto de muestras. Este conjunto de estadísticas se denominan test de estadísticas y se emplean para diagnosticar la validez o no de las hipótesis. La región crítica de un test de estadísticas es el conjunto de valores que tienen como resultado el rechazo de la hipótesis contemplada.

El test de hipótesis se basa en estadísticas efectuadas sobre una muestra de valores. Dado que la muestra puede no ser representativa del comportamiento del proceso, las decisiones tomadas a base de la muestra pueden ser erróneas. Consideraremos dos tipos de errores en el test de hipótesis:

Rechazar la hipótesis H0 (hipótesis nula) cuando ésta es cierta (error de tipo I). La probabilidad de este tipo error se denomina α .

Aceptar la hipótesis H0 cuando en realidad es falsa (error de tipo II). La probabilidad de este tipo de error se denomina β .

Uno de los objetivos deseados es minimizar la probabilidad de tomar una decisión incorrecta, sin embargo no es posible reducir los dos parámetros al mismo tiempo. En la mayoría de las situaciones, se define un valor aceptable de α . En la Tabla 3.5 se presenta el conjunto de decisiones posibles.

Tabla 3.5. Decisiones posibles de un test de hipótesis.

<i>Resultado del Test</i>	<i>H0 es verdadera</i>	<i>H0 es falsa</i>
H0 aceptada	Decisión correcta	Error de tipo II (β)
H0 rechazada	Error de tipo I (α)	Decisión correcta

GUASCH *et al.* (2002) propone una secuencia de pasos que se deben realizar para efectuar un test de hipótesis, los cuales son:

1. Formular la hipótesis que se pretende diagnosticar (H0).
2. Determinar el riesgo aceptable de rechazar la hipótesis (inicializar el valor α).
3. Seleccionar el test estadístico apropiado para diagnosticar la hipótesis H0.
4. Fijar la región crítica para la cual H0 será rechazada.
5. Seleccionar una muestra de valores de un determinado tamaño, ejecutar el test y evaluar la hipótesis.

Las pruebas más extendidas para la determinación de la bondad de ajuste son los test de Kolmogorov-Smirnov (K-S) y Chi-cuadrado (GUASCH *et al.*, 2002; BANKS *et al.*, 2004; INSUA *et al.*, 2009), además, otro test que suele ser utilizado es el de Anderson-Darling (A-D) (BANKS *et al.*, 2004).

En general, el método más recomendable para el caso en que $F(x)$ es una distribución continua es el método para una muestra de K-S. Este método consiste en una prueba de hipótesis en el que la H0 afirma que los datos sí se ajustan a la distribución $F(x)$ y la H1 establece que no se ajustan. El estadístico de prueba está dado por expresión [3.54].

$$D = \text{Max}_i | F(X_i) - S(X_i) | \quad [3.54]$$

Donde $S(x)$ es la función de distribución acumulativa empírica a partir de los valores de la muestra; $F(x)$ es la función de distribución acumulativa teórica. El valor obtenido D se compara con un valor crítico de tabla D_n , el cual es función del nivel de confianza y del tamaño de la muestra. Si $D > D_n$, se rechaza H_0 . La ventaja principal del test K-S respecto de la prueba del Chi-cuadrado es que utiliza directamente la función de distribución empírica encontrada a partir de los valores de la muestra y, como consecuencia, no requiere la agrupación de los valores en intervalos. La desventaja es que su rango de aplicación es más limitado (GUASCH *et al.*, 2002; BANKS *et al.*, 2004).

La prueba de A-D es aplicada para evaluar el ajuste a cualquier distribución de probabilidades. Se basa en la comparación de la distribución de probabilidades acumulada empírica con la distribución de probabilidades acumulada teórica (H_0). El estadístico de prueba se define en la expresión [3.55].

$$A^2 = -S - n$$

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (2i-1) [\ln F(Y_i) + \ln(1 - F(Y_{n+1-i}))] \quad [3.55]$$

Donde n es el número de observaciones; $F(Y)$ es la distribución acumulada a partir de la muestra; Y_i son los datos obtenidos de la muestra ordenados de forma tal que $\{Y_1 < \dots < Y_n\}$. En este caso la hipótesis nula se rechaza con un nivel de significancia α si A^2 es mayor que el valor crítico A_T^2 de tabla.

La prueba de A-D, hace uso de la distribución específica para el cálculo de valores críticos. Esto tiene la ventaja de permitir una prueba más sensible (da un mayor peso a las colas). La desventaja radica en que los valores críticos deberán calcularse para cada distribución (BANKS *et al.*, 2004). Actualmente, las tablas de valores críticos están disponibles para la normal, exponencial, Weibull y la distribución logística.

El test de Chi-Cuadrado se emplea para validar si una cierta función de distribución puede utilizarse como patrón para generar valores con las mismas propiedades estadísticas que la muestra con la que se está trabajando. El test compara los datos de la muestra con los esperados. Para ello se plantea la ecuación [3.56].

$$x^2 = \sum_{i=1}^r \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i} \quad [3.56]$$

Donde O_i es la frecuencia observada de valores en el intervalo i , E_i es la frecuencia de observaciones esperada si la función de distribución fuese correcta, y r es el número de intervalos empleados.

En base al valor de α y los grados de libertad se determina $\chi^2_{\alpha; r-p-1}$ (de tabla), donde p es el número de parámetros de la distribución teórica. Se rechaza la hipótesis nula si $\chi^2 \geq \chi^2_{\alpha; r-p-1}$.

La ventaja principal del test de Chi-cuadrado es su generalidad. Puede ser empleado para ajustar tanto distribuciones continuas como discretas, empleando los datos de la muestra, de la densidad de probabilidad o los acumulativos. La desventaja principal de esta técnica es que no existe un mecanismo claro en la selección de los intervalos de trabajo para las distribuciones continuas (GUASCH *et al.*, 2002; BANKS *et al.*, 2004).

Si los ajustes no son satisfactorios a una distribución teórica, se debe abordar una distribución empírica. Para esto, es esencial la construcción de un histograma de la serie de datos, ya que de esta forma se logra una descripción gráfica de la distribución de probabilidad de los mismos. Para obtener el histograma, la muestra de valores continuos se agrupa en intervalos disjuntos y adyacentes. El número de intervalos en que deben agruparse los datos depende del número de datos de los que se dispone. Existen fórmulas que indican cuál podría ser el número óptimo de intervalos en que debería agruparse un conjunto de n datos para determinar la función de distribución de probabilidad que mejor los represente. Una de estas fórmulas es la ecuación [3.57] propuesta por Sturges (STURGES, 1926).

$$c = (1 + 3,322 \log_{10} n) \quad [3.57]$$

Donde c es el número de clases o intervalos y n es el número de datos experimentales.

Esto nos lleva a la construcción de una tabla de frecuencia en la cual se agrupan los datos por clase y se determinan las probabilidades asociadas a cada una. El conjunto de todas las realizaciones de s se representa en la expresión [3.58] donde el número de clases c es determinado por medio de la Regla de Sturges. Considerando s con distribución discreta, debemos tener en cuenta el cumplimiento de las expresiones [3.59] y [3.60].

$$\Omega = \{s_1, s_2, \dots, s_n\} \quad [3.58]$$

$$p(s = s_l) \in [0,1] \quad \forall l = 1, \dots, n \quad [3.59]$$

$$\sum_{l=1}^n p(s = s_l) = 1 \quad [3.60]$$

En este apartado se desarrollaron dos modelos de gestión forestal táctica y todas aquellas cuestiones vinculadas con el desarrollo de los mismos, como ser, ajuste de parámetros, ajuste estadístico, ente otras. En el próximo apartado se desarrollará un modelo de gestión operativa de las actividades enmarcadas en un horizonte anual.

3.7. Planificación Forestal Operativa

Se planteó un modelo de gestión táctica el cual atiende cuestiones relacionadas con el mediano y largo plazo. Estos modelos buscan determinar la mejor estrategia de cosecha anual sujeto a un grupo de restricciones silviculturales, físicas y geográficas y satisfaciendo cinco metas. En este caso, la unidad temporal es 1 año. Sin embargo, la estrategia de cosecha para cada período (cada año) debe definirse en una segunda etapa mediante un modelo de gestión operativa el cual tiene como horizonte de planificación a cada unidad temporal del modelo de planificación táctica, así como se detalla en la Figura 3.6.

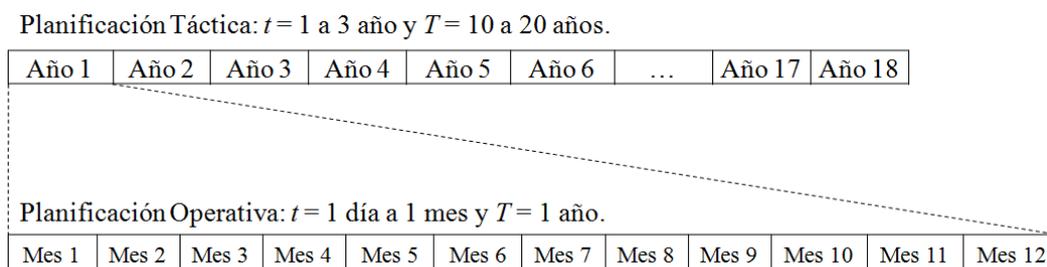


Figura 3.6. Relación entre el nivel de planificación táctica y operativa.

El objetivo de este tipo de modelo generalmente es la determinación del programa de cosecha y abastecimiento de rollos a mínimo costo (KARLSSON *et al.*, 2004; LÓPEZ *et al.*, 2008; BREDSTRÖM *et al.*, (2010); YU *et al.*, 2014; RIX *et al.*, 2014), sin embargo, algunas aplicaciones buscan maximizar los beneficios producto de la venta de madera y sus derivados o el volumen de producción (BEAUDOIN *et al.*, 2007; ABDULLAH *et al.*, 2014). En todos los casos mencionados, están involucrados costos de operación y logísticos. La logística es uno de los procesos que sustenta la producción industrial y, con ello, la producción de bienes y servicios. Por tal motivo, este costo tiene gran importancia en el costo final del producto o servicio. Según GONZÁLEZ *et al.* (2008), en la Argentina, los costos de logística representan el 27% del PBI, en Brasil el 26% y en Chile representa el 18%. En el año 2012, los costos logísticos representaron el 11,5% del PBI de Brasil, del cual el 60% corresponde al transporte, 28% al stock, 7% amortizaciones y los restantes 3%

a los gastos administrativos (JUNIOR *et al.*, 2012). Dentro del ciclo de producción forestal, la cosecha forestal constituye una de las principales partidas de costos en el proceso de elaboración de materia prima para la industria maderera (JACOVINE *et al.*, 2005), ya que incide notablemente en los costos totales de producción, estimándose entre 25% y 30% del costo total del producto (LARGO, 1996; IRIGOYEN, 2002). Según MATUDA *et al.* (2014), los costos de cosecha y transporte, para el estado de San Pablo, Brasil, no son inferiores al 71%. En base al análisis de la bibliografía se procedió a la construcción de un modelo de gestión operativo con un horizonte de planificación de 12 meses. El objetivo principal es minimizar los costos de operación, logísticos y compra de rollos a terceros.

En la Figura 3.7 se ilustran las cuestiones fundamentales del problema bajo estudio. Se cuenta con un determinado número de rodales en edad de cosecha, los cuales están interconectados por caminos consolidados y no consolidados. En algunos casos, estos caminos fueron construidos exclusivamente para llevar a cabo las plantaciones, por tal motivo, fueron abandonados en un plazo de entre 15 a 20 años. En este contexto, es necesario el uso de un Sistema de Información Geográfica (SIG) como soporte para definir la estructura vial del sistema estudiado (MCDILL, 2014).

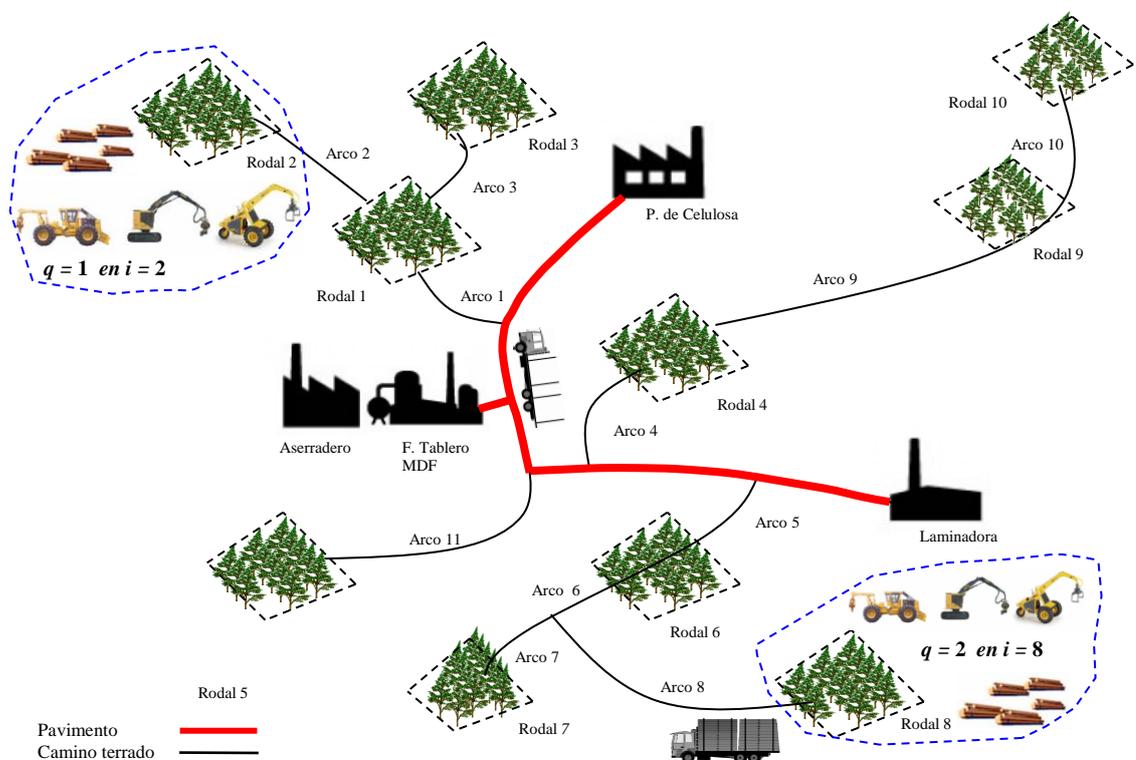


Figura 3.7. Esquematización de un sistema forestal e interacción de componentes.

En la ilustración de la Figura 3.7 se plantea un escenario con 10 rodales, 10 arcos o tramos de caminos, 4 industrias, 2 equipos o frentes de cosecha y 2 camiones. En este contexto, en el primer período (p_1) se cosechan los rodales 2 y 8 (i_2 e i_8) a los cuales se les asigna los frentes 1 y 2 (q_1 y q_2) respectivamente. El conjunto de arcos de vinculación para $i_2 \in \{2, 1\}$ y para $i_8 \in \{5, 6, 8\}$. En adición a esto, se supone que las condiciones meteorológicas en p_1 son las ideales para la logística forestal. De forma antagónica, suponemos a p_6 con condiciones adversas de transporte y mantenimiento de caminos y, además, que en este período se cosechará i_1 e i_6 , los cuales comparten con i_2 e i_8 los arcos $\{5, 1\}$. De esta manera se infiere que el estándar de construcción o mantenimiento de estos tramos deben estar en función del mayor estándar necesario para operar en invierno. Por tal motivo, cada arco tiene un costo en función al tiempo t en el que estará operativo, lo cual se debe a que las precipitaciones y evapotranspiración son muy variables en cada t (mes). El costo unitario de transporte depende de la proporción asfalto/tierra (en promedio 84/16). El costo de cosecha implica los costos de corte, arrastre, desrame y carga a borde de camino (ABC) que dependen de las características dasométricas del rodal. Cada frente de cosecha está integrado por equipos de operación, equipos auxiliares, comedor, dormitorios y baños, lo cual define un costo de cambio de frente. La cantidad de frentes o equipos de cosecha en cada período está definido y puede ser fijo o variable, lo que permite la contratación/rescisión de equipos, que se suponen relativamente homogéneos. Cada rodal tiene definido un rango de operación de cada frente, el cual asegura la cosecha íntegra. Los productos tienen un destino dado en función a su DPF. Cada producto tiene determinado uno o más destinos y cada destino tienen una demanda que es satisfecha por bosque propio y/o compra a terceros.

En base a los lineamientos mencionados, se puede definir un modelo matemático constituido de la siguiente manera:

Sub-índices

i : contabiliza los i -ésimos rodales, $i = 1, \dots, I$.

j : indica los j -ésimos destinos, $j = 1, \dots, J$.

k : identifica los k -ésimos productos, $k = 1, \dots, K$.

t : determina los t -ésimos períodos del horizonte de planificación, $t = 1, \dots, T$.

r : indica lo r -ésimos caminos del sistema, $r = 1, \dots, R$.

q : contabiliza los q -ésimos frentes de cosecha, $q = 1, \dots, Q$.

Variables continuas

v_{it} : cantidad de madera en el rodal i en el período t [t].

vc_{jkt} : cantidad de producto k a ser adquirido de un tercero el período t para complementar la demanda de la industria j [t].

vd_{ijk} : cantidad de producto k del rodal i destinado a la industria j en el período t [t].

$CosCam_r$: costo de arreglo del camino r [\\$].

ccf_{iq} : costo de mudar el frente q al rodal i [\\$].

pr_{ikt} : cantidad de producto k en el rodal i en el período t [t].

x_{iq} : variable continua [0,1] que indica la proporción del rodal i a ser cosechado por el frente q en el período t .

Variables binarias

$$y_r \begin{cases} 1 & \text{si se utiliza el camino } r \text{ en el período } t. \\ 0 & \text{si no.} \end{cases}$$

$$P_{iq} \begin{cases} 1 & \text{si el rodal } i \text{ es cosechado por el frente } q \text{ en el período } t. \\ 0 & \text{si no.} \end{cases}$$

$$z_{iq} \begin{cases} 1 & \text{si el frente } q \text{ es asignado al rodal } i. \\ 0 & \text{si no.} \end{cases}$$

$$fr_{iq} \begin{cases} 1 & \text{si inicia la cosecha del rodal } i \text{ con el frente } q \text{ en el período } t. \\ 0 & \text{si no.} \end{cases}$$

Parámetros

cco_{it} : costo de cosecha el rodal i en el período t [\\$].

com_{kt} : costo de compra de productos k a terceros en el período t [\\$].

cut_{ij} : costo unitario de transporte entre i y j [\\$].

d_{ij} : distancia de transporte entre i y j [km].

s_i : superficie del rodal i [ha].

cap : es la capacidad de transporte de una camión 6×4 según normativa de transporte [30 t].

$NP_{iq}^{min}; NP_{iq}^{max}$: define el mínimo y máximo tiempo de operación del frente de cosecha q en el rodal i [período].

$D_{jt}^{min}; NP_{jt}^{max}$: demanda mínima y máxima de cada industria j en cada período t [t].

n_t : define el número de frentes de cosecha en cada período.

rc_{ir} : conjunto de arcos o caminos r que conectan al rodal i .

cf_q : costo de cambio de frente o mudanza del equipo de cosecha q [\\$].

La expresión [3.61] define la función objetivo del modelo. Mediante ésta se intenta minimizar los costos de arreglo de camino, costo de cosecha, compra de madera a terceros, costo de transporte y cambio de frente de equipos de cosecha en el horizonte de planificación.

$$\begin{aligned} \text{Min } f = & \sum_r^R \text{CosCam}_r + \sum_i^I \sum_t^T \text{cco}_{it} \cdot \text{vt}_{it} + \sum_j^J \sum_k^K \sum_t^T \text{com}_{kt} \cdot \text{vc}_{jkt} \\ & + \sum_i^I \sum_j^J \sum_k^K \sum_t^T \text{cut}_{ij} \cdot d_{ij} \cdot \frac{\text{vd}_{ijkt}}{\text{cap}} + \sum_i^I \sum_q^Q \text{ccf}_{iq} \end{aligned} \quad [3.61]$$

La función objetivo definida mediante la ecuación [3.61] se encuentra sujeta a un grupo de restricciones, comprendidas entre las ecuaciones [3.62] a [3.82].

$$NP_{iq}^{\min} \cdot z_{iq} \leq \sum_t^T P_{iqt} \leq NP_{iq}^{\max} \cdot z_{iq} \quad \forall i; \forall q \quad [3.62]$$

$$\sum_q^Q z_{iq} = 1 \quad \forall i \quad [3.63]$$

$$x_{iqt} \leq P_{iqt} \quad \forall i; \forall q; \forall t \quad [3.64]$$

$$x_{iqt} \geq P_{iqt} \cdot S \quad \forall i; \forall q; \forall t \quad [3.65]$$

$$\sum_q^Q \sum_t^T x_{iqt} = 1 \quad \forall i \quad [3.66]$$

Mediante la ecuación [3.62] se busca definir los límites operativos para cosechar cada rodal. La expresión [3.63] evita que un rodal i sea cosechado por más de un frente q . La [3.64] asegura que $x_{iqt} \in [0;1]$ no sea mayor a 1, siendo este valor definido por la variable binaria P_{iqt} . Mediante la [3.65] se asegura que si se da un valor de $P_{iqt} = 1$ se debe cumplir que $x_{iqt} > 0$, para ello se utiliza una ponderación S lo suficientemente pequeña para que se cumpla la restricción de forma consistente. La expresión [3.66] asegura la cosecha del 100% del rodal.

$$\sum_i^I P_{iqt} \leq 1 \quad \forall q; \forall t \quad [3.67]$$

$$\sum_q^Q P_{igt} \leq 1 \quad \forall i, \forall t \quad [3.68]$$

$$x_{igt} \cdot \sum_q^Q vol_{ikt} \cdot s_i = pr_{ikt} \quad \forall i, \forall k, \forall t \quad [3.69]$$

$$pr_{ikt} = \sum_{j=1}^J vd_{ijkt} \quad \forall i, \forall k, \forall t \quad [3.70]$$

$$\left. \begin{aligned} vd_{ijkt} &= 0 & \forall i, \forall t, k=1, \forall j=3,4 \\ vd_{ijkt} &= 0 & \forall i, \forall t, k=2, \forall j=1,2,4 \\ vd_{ijkt} &= 0 & \forall i, \forall t, k=3, \forall j=1,2,4 \\ vd_{ijkt} &= 0 & \forall i, \forall t, k=4, \forall j=1,2,3 \end{aligned} \right\} \quad [3.71]$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K vd_{ijkt} + \sum_{k=1}^K vc_{jkt} \geq D_{jt}^{\min} \quad \forall t, \forall j \quad [3.72]$$

$$\sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K vd_{ijkt} + \sum_{k=1}^K vc_{jkt} \leq D_{jt}^{\max} \quad \forall t, \forall j \quad [3.73]$$

Mediante la ecuación [3.67] se busca que cada frente coseche no más de un rodal por período. Mediante la ecuación [3.68] se asegura que cada frente q esté en un determinado rodal i en cada período t . Las restricciones [3.69], [3.70] y [3.71] aseguran el envío de cada producto k a la industria j de acuerdo a la Tabla 3.1. Las ecuaciones [3.72] y [3.73] aseguran la satisfacción de la demanda de la industria en base a la producción de los bosques propios y compra a terceros.

$$\sum_{k=1}^K pr_{ikt} = vt_{it} \quad \forall i, \forall t \quad [3.74]$$

$$vt_{it} \geq pm \times \sum_q^Q P_{igt} \quad \forall i, \forall t \quad [3.75]$$

$$\sum_i^I \sum_q^Q P_{igt} \leq n_t \quad \forall t \quad [3.76]$$

$$y_{rt} \geq \sum_q^Q rc_{ir} \cdot P_{igt} \quad \forall i, \forall r, \forall t \quad [3.77]$$

$$CosCam_r \geq y_{rt} \cdot cac_r \quad \forall r; \forall t \quad [3.78]$$

$$cf_q \cdot \sum_t^T x_{iqt} = ccf_{iq} \quad \forall i; \forall q \quad [3.79]$$

$$fr_{iqt} + P_{iqt} \geq P_{iqt+1} \quad \forall i; \forall q; \forall t \quad [3.80]$$

$$\sum_q^Q \sum_t^T fr_{iqt} \leq 1 \quad \forall i \quad [3.81]$$

$$\begin{aligned} x_{iqt} \in [0,1]; P_{iqt} \in \{0,1\}; y_{rt} \in \{0,1\}; fr_{iqt} \in \{0,1\} \\ z_{iq} \in \{0,1\}; pr_{ikt}, vd_{ijkt}, vt_{it} \geq 0 \end{aligned} \quad [3.82]$$

Mediante la expresión [3.74] se obtiene la producción del rodal i en el período t . La ecuación [3.75] establece un nivel mínimo de cosecha para cada período t establecido por el valor de pm . Mediante la expresión [3.76], se define el número máximo de rodales a ser cosechados en un mismo período t , siendo esto función del número de equipos disponibles (frentes de cosecha). Por medio de la expresión [3.77], se vincula el valor de la variable binaria y_{rt} al de P_{iqt} y al conjunto de arcos o rutas rc_{ir} que conectan al nodo i . Con la ecuación [3.78], determinamos el costo de arreglo del camino, el cual corresponde al mayor estándar requerido. Para ilustrar esto supongamos que el rodal 7 ($i7$) está integrado por $r \in \{2, 4, 5\}$ y el rodal 9 ($i9$) por $r \in \{2, 3, 4\}$ por tal motivo $i7 \cap i9 \in \{2, 4\}$. Si suponemos que $i7$ es cosechado en verano e $i9$ en invierno, y además, que los mejores estándares de tránsito son requeridos para el invierno, al subconjunto de tramos $\{2,4\}$ se les debe aplicar los estándares que la cosecha invernal requiera. Mediante la ecuación [3.79] se define el costo de traslado del frente q para la cosecha del rodal i . Las ecuaciones [3.80] y [3.81] buscan que los rodales sean cosechados en períodos consecutivos, para ello, la variable binaria fr_{iqt} restringe el ingreso a un determinado rodal más de una vez, exceptuando los extremos. Relajando esta restricción se obtiene un programa con mayor flexibilidad, es decir, se busca priorizar la cosecha de determinados rodales de difícil acceso en períodos donde el tránsito en caminos terrados no implique altos estándares de mantenimiento. Finalmente, las expresiones [3.82] definen la integralidad de las variables.

A lo largo de este capítulo, se presentaron dos modelos de planificación táctica y un modelo de gestión de operaciones forestal de corto plazo. Los modelos PPME-D y PPME-E buscan establecer una gestión sustentable desde el punto de vista económico, ambiental y logístico. El modelo basado en PME tiene el objeto de brindar al gestor forestal una

herramienta para la toma de decisiones de abastecimiento de materia prima para la industria. En el próximo capítulo se presentan los resultados de los modelos propuestos a base de un caso empírico.

Capítulo 4

Aplicación del Modelo de Planificación Forestal a un Caso Real

4. APLICACIÓN DEL MODELO DE PLANIFICACIÓN FORESTAL A UN CASO REAL

4.1. Ajuste de Función Para la Simulación

Previo a la simulación se realizó el ajuste de una función polinómica de quinto grado para describir el ahusamiento del fuste. Se utilizó una base de datos provenientes de 315 árboles cubicados de *Pinus taeda* L. en el estado de Paraná, Brasil. Se utilizó el módulo de “Ajuste de Funciones” de FlorExcel® 3.14. En la Tabla 4.1 se presentan los coeficientes y el error estándar de los mismos. En la Tabla 4.2 se presentan los valores de las estadísticas del ajuste.

Tabla 4.1. Coeficiente y error estándar de función polinómica de 5to grado.

	b0	b1	b2	b3	b4	b5
Coefficiente	1,26932	-4,16158	18,01350	-41,45851	41,68512	-15,34551
Error estándar del coeficiente	0,00218	0,06913	0,49868	1,36065	1,55671	0,62993

Tabla 4.2. Valores de estadísticos de ajuste

R² Ajustado	0,9776
Erro Estándar	0,0611
F	46.634
gl	5349
SQ Regresión	869,19
SQ Residuos	19,94

Se puede ver que el valor del coeficiente de determinación ajustado es satisfactorio, ya sea desde el punto de vista estadístico como en comparación con resultados de la literatura (OLIVEIRA, 1995; COSTAS *et al.*, 2003; CARDOZO, 2009).

A continuación, en la Figura 4.1, se presenta la dispersión de los datos para la función ajustada.

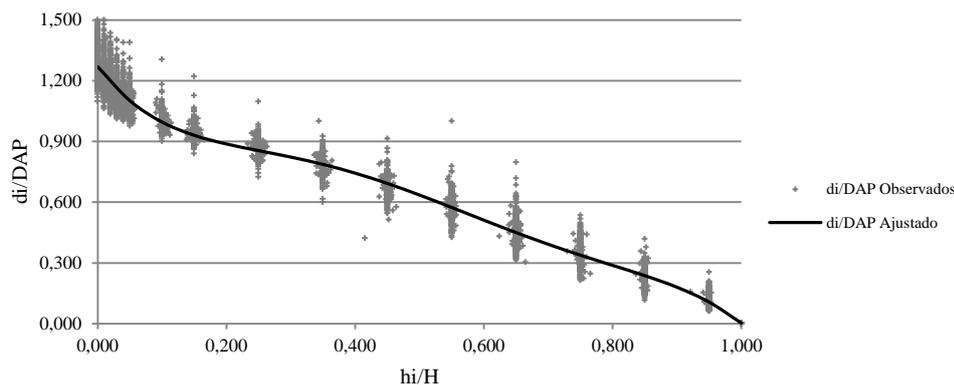


Figura 4.1. Dispersión de alturas relativas respecto a los diámetros relativos y ajuste de la función de ahusamiento en base a una muestra de 315 árboles.

En el Figura 4.2 se puede apreciar la dispersión de los residuos en base a los datos observados y las estimaciones en relación a la altura relativa. Se observó una distribución aleatoria de los residuos sin presencia de tendencias.

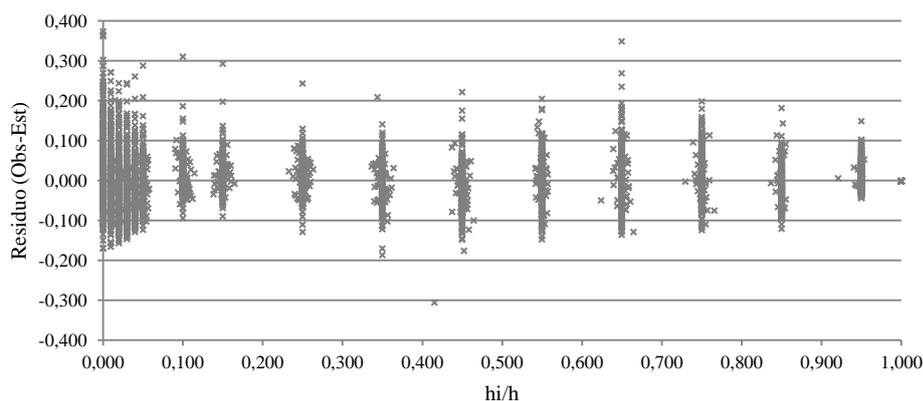


Figura 4.2. Residuos observados – estimados en función a la altura relativa.

La determinación de la función de ahusamiento y el respectivo análisis de los estadísticos de ajuste, a los efectos de validar el modelo, nos permiten abordar la siguiente etapa en el proceso de planificación forestal.

4.2. Parámetros Para el Modelo de Planificación Táctica

Para la simulación del escenario, se utilizó información proveniente de la Empresa Alto Paraná SA. La empresa suministró datos de una porción de 40 rodales de *Pinus taeda* L. con una amplitud etaria de 1 a 14 años, un grado de homogeneidad de 5, densidad de 373 a 1.325 árboles/hectárea y un porcentaje de sobrevivencia del 95%. El Índice de Sitio (IS) se encuentra entre 20 y 22 metros. La superficie de los rodales oscila entre 5,1 y 236,6

hectáreas, siendo la superficie total del escenario de 3.562,8 hectáreas y 28 pares de rodales adyacentes. En el Anexo 1 se puede apreciar la descripción de los 40 rodales utilizados para el testeo del modelos.

Para la obtención de información geográfica se utilizó el software ArcMap® 10.1 e imágenes georreferenciadas de la empresa. Para la simulación se utilizó el módulo de “Simulación Forestal” de FlorExcel® 3.14 combinado con SisPinus® dentro del nuevo simulador SIMFLOR®. En la Tabla 4.1 se presentó la función de ahusamiento utilizada. Los parámetros de surtido de productos se encuentran definidos en la Tabla 4.3. La pérdida en volumen y longitud se estableció en 1% y 2 cm respectivamente para todos los subproductos.

Tabla 4.3. Parámetros de surtido utilizados en SIMFLOR.

Sub-producto	Min DPF	Max DPF	Max DPG	LongMin	LongMax
Laminable	30	99	99	1,75	2,25
Aserrable Grueso	25	30	99	2,4	2,4
Aserrable Fino	18	25	99	2,4	2,4
Pulpable	8	18	99	2,6	2,6

NOTA: Min y Max DPF: mínimo y máximo diámetro de punta fina respectivamente [cm]; Max DPG: máximo diámetro de punta gruesa [cm]; LongMin y LongMax: longitud mínima y máxima de cada producto respectivamente [m].

Como resultado del proceso de simulación, se obtuvo una base de datos conformada por los siguientes pronósticos: densidad, diámetro medio, altura media, área basal, frecuencia por clase diamétrica, volumen total y parcial de cada subproducto del fuste en cada período. A modo ilustrativo se presentan los resultados para un rodal en el Anexo 2. La simulación permite conformar los parámetros bases del proceso de planificación a la cual se incorpora, además, información de tipo geográfica (adyacencia entre rodales, distancia a los centros de consumo, etc.), económica (precios de productos, costos de operación, etc.) y física (demanda de los centros de consumo y rendimiento del proceso).

4.3. Ajustes de parámetros

Previo a la optimización, se procedió al ajuste de los parámetros y la determinación de la Matriz de Pagos o *Trade-off Matrix*. En la Tabla 4.4 se pueden apreciar los parámetros sintonizados y en la Tabla 4.5 la Matriz de Pagos.

Para realizar el ajuste, se procedió a establecer un intervalo definiendo los parámetros D_{jp}^{min} y D_{jp}^{max} lo suficientemente amplios como para no generar infactibilidad y se ejecutó la corrida. Posteriormente, se utilizó la salida de la corrida como D_{jp}^{min} y se disminuyó la amplitud del intervalo. Este procedimiento se repite tantas veces como sea necesario para

obtener resultados fiables que aseguren el óptimo cuando se ejecute el modelo. El proceso de sintonización de parámetros implicó 7.214,23 segundos y dos iteraciones. En la Matriz de Pago, se muestran los valores ideales y anti-ideales para cada objetivo. Para lograr los valores ideales, se resolvieron los objetivos en forma individual, como optimización monobjetivo. Por otro lado, para obtener los valores anti-ideales, se resolvieron los objetivos apareados de forma tal, que se optimizara un objetivo mientras que el otro permanecía libre, y viceversa.

Tabla 4.4. Parámetros ajustados mediante el proceso iterativo.

	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7	p8	p9	p10	p11	p12	p13	p14	p15	p16	p17	p18
j1.min	36.834	36.774	32.149	27.177	24.899	23.380	30.994	22.594	28.046	15.897	15.739	16.550	21.250	19.855	16.437	20.289	18.890	21.589
j2.min	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	1.800	3.960	1.800	1.800	3.960	1.800	1.800	1.800	3.960
j3.min	67.902	59.458	61.455	62.311	62.243	57.712	71.279	59.131	66.112	65.096	60.862	62.219	62.285	60.901	65.264	64.421	66.782	63.448
j4.min	4.615	3.133	3.559	5.860	7.588	7.000	5.456	12.312	8.246	9.390	14.193	10.158	13.003	9.746	11.773	9.676	14.334	9.799
j1.max	30.695	30.645	26.791	22.648	20.749	19.483	25.828	18.828	23.371	13.248	13.116	13.791	17.708	16.545	13.697	16.908	15.742	17.991
j2.max	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	1.500	3.300	1.500	1.500	3.300	1.500	1.500	1.500	3.300
j3.max	56.585	49.548	51.213	51.926	51.869	48.094	59.400	49.276	55.093	54.247	50.718	51.849	51.904	50.751	54.387	53.684	55.652	52.873
j4.max	3.846	2.611	2.966	4.883	6.323	5.833	4.547	10.260	6.872	7.825	11.827	8.465	10.836	8.122	9.811	8.063	11.945	8.166

Tabla 4.5. Matriz de pago o “Trade-off Matrix”.

	Max. VA	Balance CO ₂	Control Prod.	Eq. Dis. Trans.	Eq. Sup.
Max. VA	35.888.640 (*)	62.567 (**)	64.448	496.277	919
Balance CO ₂	35.215.690 (**)	68.466 (*)	76.039 (**)	579.497 (**)	969 (**)
Control Prod.	35.727.170	64.769	0 (*)	503.006	919
Eq. Dis. Trans.	35.823.800	62.646	51.959	0 (*)	919
Eq. Sup.	35.628.240	64.014	49.316	508.701	0 (*)

NOTA: (*) valores ideales y (**) valores anti-ideales. UNIDADES: Max. VA (Valor Actual) [\$]; Balance CO₂ [t]; Control Producción [t]; Eq. Dis. Trans. [km]; Eq. Sup. [ha].

Al igual que SILVA *et al.* (2010) y DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2014a), en la Tabla 4.5 se observa un conflicto entre la meta económica y la ambiental. No obstante, el conflicto con la meta ambiental se extiende a las demás metas acorde a lo mencionado por DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2003b).

Para determinar los pesos de las distintas metas, se utilizó un proceso de comparación de pares, de la misma manera que opera el Proceso Analítico Jerárquico (AHP), para ello se recurrió al paquete informático Expert Choice[®] versión 11.1. En la Tabla 4.6 se pueden apreciar las preferencias del centro decisor y, en la Figura 4.3, los pesos de las metas producto del proceso de comparación de pares.

Tabla 4.6. Comparación de pares según las preferencias del decisor.

		(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
M. Valor Actual	(1)	1	2	0,17	3	5
M. Balance C.	(2)	0,5	1	0,14	2	3
M. Eq. Volumen	(3)	6	7	1	7	9
M. Eq. Dis. Transporte	(4)	0,33	0,50	0,14	1	4
M. Eq. Superficie de cosecha	(5)	0,20	0,33	0,11	0,25	1

Fuente: Elaboración propia.

Synthesis with respect to: Goal: Ponderaciones

Overall Inconsistency = ,08



Figura 4.3. Ponderación definida para cada meta del modelo PPME con un coeficiente de inconsistencia del 8%.

Estos pesos conciben con los valores obtenidos por DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998) y DURAND *et al.*, (2014) para las metas control del volumen de cosecha, maximización del valor presente y control del área de cosecha. Es importante remarcar la importancia del control de volumen en la gestión de bosques cultivados, debido a que en esta meta subyace la esencia de la producción forestal constante y perpetua.

El paso siguiente consiste en la ejecución del modelo y análisis de la salida en base a los parámetros ya definidos.

4.4. Resultado Modelo PPME-D

Para el proceso de planificación mediante PPME-D se utilizó el paquete informático GAMS/CPLEX. Se realizaron corridas para $\lambda \in [0; 1]$ con el objeto de comparar los planes de gestión en base a los enfoques ponderado, minimax y mixto. El modelo consta de 17.253 ecuaciones, 16.832 variables individuales, 760 variables discretas y 298.718 elementos distintos de cero para $0 < \lambda < 1$, 298.606 para $\lambda = 0$ y 298.717 para $\lambda = 1$. Los tiempos de cómputo entre compilado y ejecución oscilan entre 11 y 26 segundos debido al proceso de ajuste iterativo de los parámetros de demanda, lo que permite la resolución de un problema con características *NP-hard* en tiempo polinomial. En este punto, es importante subrayar que DURAND *et al.*, (2014) plantean un modelo análogo de menor dimensión, sin embargo, al no realizar el proceso de sintonización de parámetros los tiempos de cómputo oscilan entre 48 y 600 segundos con un GAP superior a 0,1.

En la Figura 4.4, se puede ver la producción del bosque en función a los distintos valores de $\lambda \in [0; 1]$. La producción total oscila entre 1.606.186 y 1.607.929 t y la suma de los desvíos entre -8,5 y -10,8%. Esto implica un decremento de la capacidad productiva del sistema de un 0,11% para valores de $\lambda \geq 0,2$. En contraposición, la suma de los desvíos es un 2% menor.

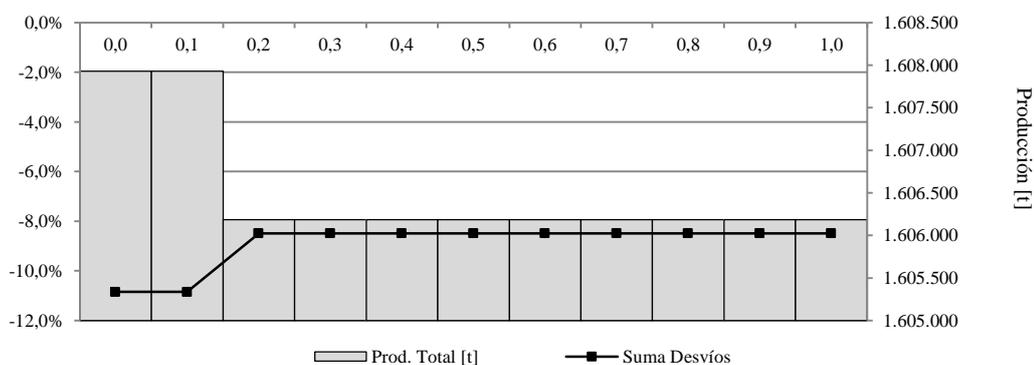


Figura 4.4. Producción del sistema en función del parámetro λ .

El programa de cosecha (valores de las variables x_{ip}) del enfoque minimax sufre una reprogramación del orden del 30% respecto del mixto y ponderado, sin embargo, entre estos dos últimos, el plan se mantiene invariable. En el Anexo 3, se presenta el programa de cosecha y la producción obtenida para un $\lambda = 0,5$.

En las Figuras 4.5, 4.6 y 4.7 se pueden apreciar los niveles de producción para cada uno de los productos analizados, a saber, pulpable, aserrable fino, aserrable grueso y laminable, los cuales fueron definidos mediante el subíndice k . A diferencia de DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2009), en este trabajo se plantea un enfoque basado en el modelo tipo I ya que brinda la posibilidad de discriminar las funciones de producción por cada unidad de manejo del patrimonio, con lo cual, se logra una mayor precisión en la predicción del crecimiento del bosque. Por cuestiones prácticas, se presentan los resultados basados en los enfoques minimax ($\lambda = 0$), mixto ($\lambda = 0,5$) y ponderado ($\lambda = 1$).

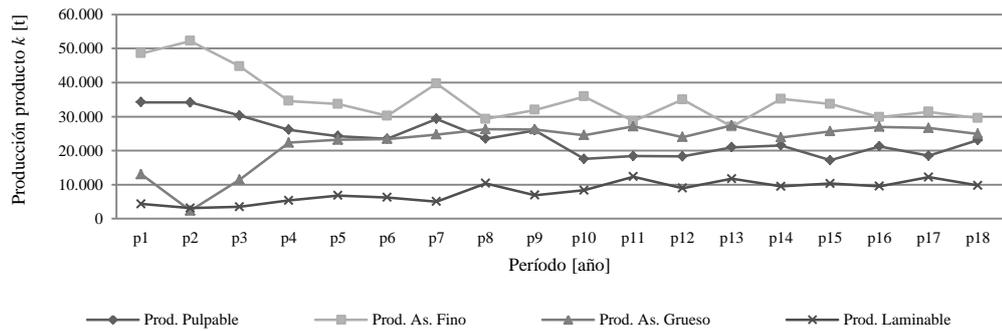


Figura 4.5. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0$.

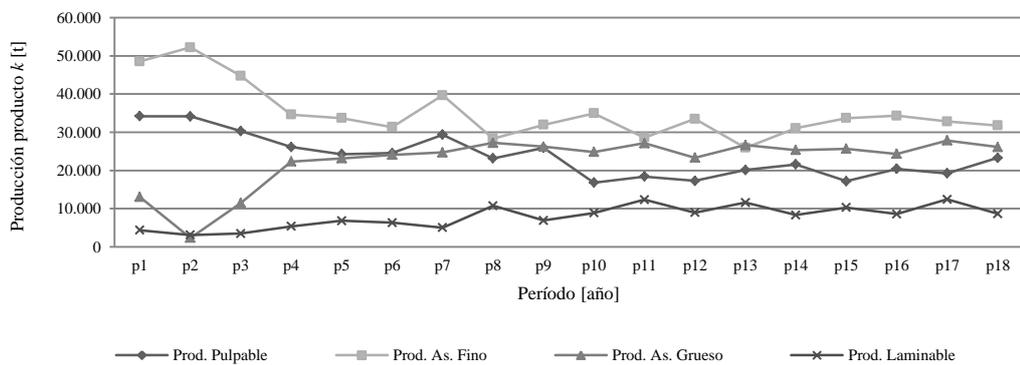


Figura 4.6. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0,5$.

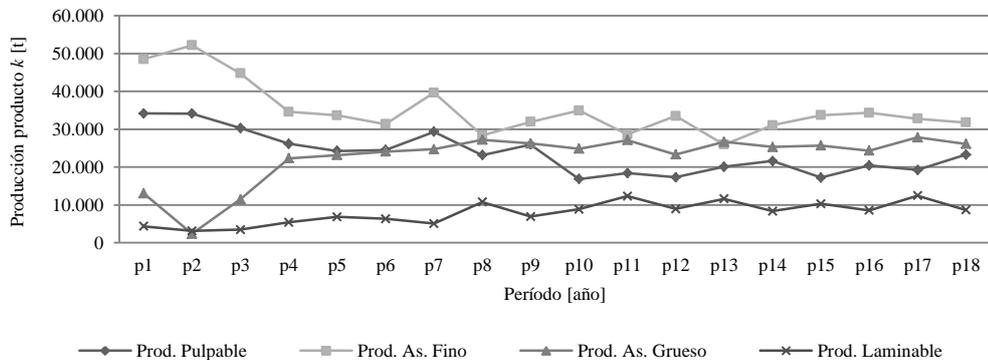


Figura 4.7. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 1$.

El caso de testeo es un manejo forestal que tiene como objetivo principal la producción con destino aserrable y triturable, y una menor producción de laminable. Este último se encuentra fuertemente restringido por cuestiones de poda y raleo establecido por la empresa. Si bien se aprecian leves diferencias entre los enfoques, minimax presenta un mayor desvío. Esto se debe a que en el enfoque ponderado el control de volumen tiene una fuerte ponderación (>60% del peso total) respecto de las demás metas.

El enfoque basado en subproductos en modelos de gestión táctica, es otro aspecto que se difiere en relación a la literatura clásica. En este contexto DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998), DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2003a), CHEN *et al.* (2011), DÍAZ-BALTEIRO *et al.* (2009), HERNÁNDEZ *et al.* (2011), MÉNDEZ (2013), GIMÉNEZ *et al.* (2013), entre otros autores, utilizan un volumen total para realizar el control de volumen. DURAND *et al.* (2014) y BROZ *et al.* (2014c), realizan uno de los primeros abordajes mediante la utilización de volúmenes parciales en los modelos de planificación táctica. Si bien este enfoque es más complejo, se perfila como una herramienta de gestión más precisa o acorde a los contextos productivos del Noreste Argentino (NEA) e, incluso, sudamericano.

En las Figuras 4.8, 4.9 y 4.10 se puede ver la cantidad de producto enviado a cada industria, a saber: planta de celulosa, MDF, aserradero y laminadora, las cuales fueron definidas mediante el subíndice j . Al igual que en el caso anterior, se presentan los resultados basados en los enfoques minimax ($\lambda = 0$), mixto ($\lambda = 0,5$) y ponderado ($\lambda = 1$).

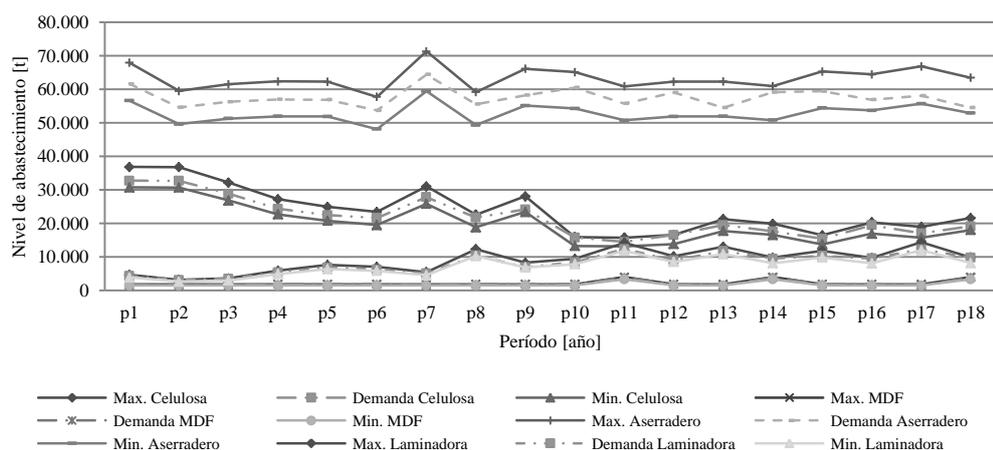


Figura 4.8. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0$.

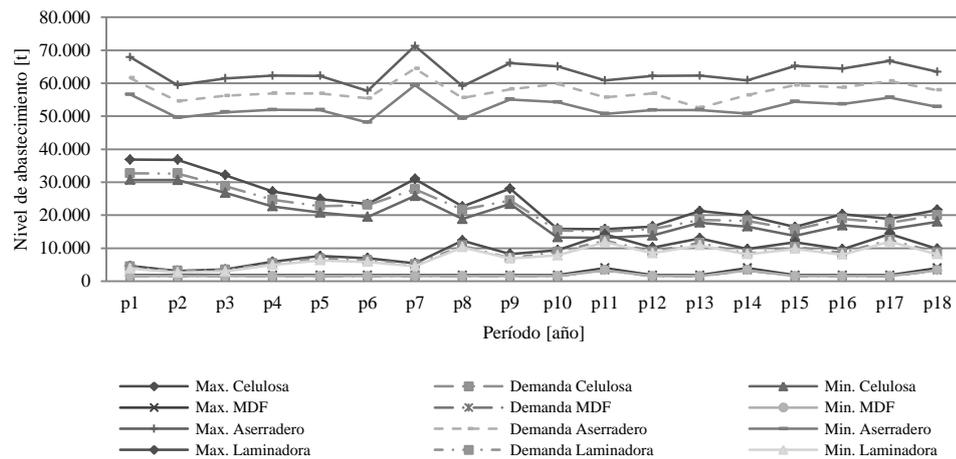


Figura 4.9. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0,5$.

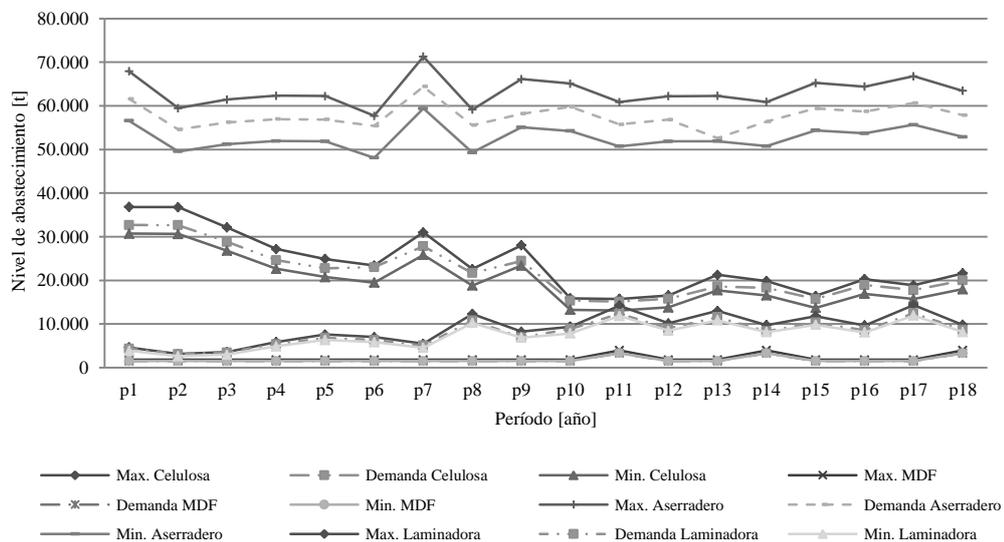


Figura 4.10. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 1$.

Se puede ver que el comportamiento es similar para los tres enfoques. Como fue mencionado, la demanda satisfecha es aquella que se da en función de la capacidad del bosque. Por tal motivo, la demanda presenta una forma irregular y no constante como la lógica supondría. Esto se debe a que partimos de un bosque no ordenado con una edad media de 14 años y sin raleo comercial. Por tal motivo, hay una mayor masa de productos con $DPF \leq 18$ cm al inicio del período de planificación y escasa producción de productos de mayores diámetros. No obstante, a partir del período 8 se comienzan a estabilizar los niveles de producción y, con ello, la demanda.

La integración de la componente forestal con la industria es un aspecto poco abordado en los modelos tácticos/estratégicos. Los primeros trabajos, hasta donde se tiene

conocimiento, fueron realizados por DURAND *et al.* (2014) y BROZ *et al.* (2014c). Estos autores señalan que la importancia de asociar estas componentes radica en la incorporación de cuestiones logísticas, como ser, el transporte y el control del stock, lo que implica una gestión integral de la organización, evitando así, la administración de compartimentos estancos.

En la Figura 4.11 se aprecian el VA para cada una de los valores de λ . Éste es más elevado a medida que el modelo tienen tendencia ponderada, sin embargo la diferencia entre los extremos es de 0,14%.

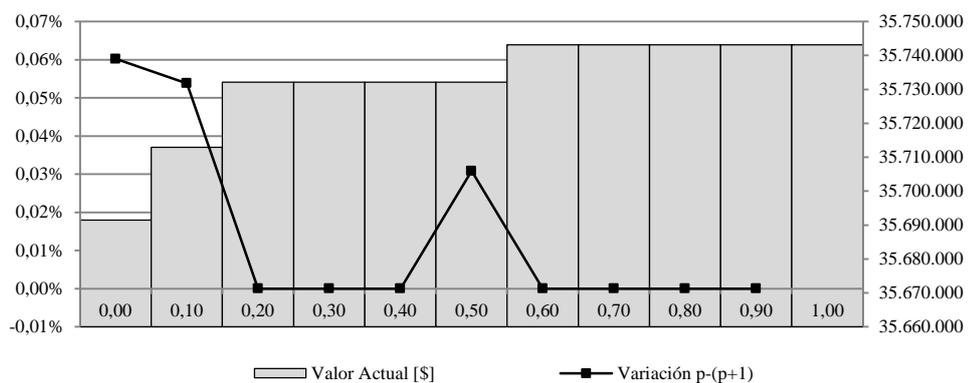


Figura 4.11. Variación del VA en función del parámetro λ .

La estabilidad del VA respecto del parámetro λ difiere con la literatura, especialmente con DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998). Algunos de los motivos radican en la estructura del modelo y al proceso de sintonización de parámetros. Este último reduce la región de búsqueda del algoritmo y con ello la sensibilidad a un parámetro exógeno.

En la Figura 4.12, se puede ver que el enfoque fuertemente minimax ($\lambda \leq 0,10$) presenta un balance en el carbono de hasta 1,23% menor a los demás casos. Por otro lado, el balance es constante a partir de $\lambda = 0,20$. En este caso, el comportamiento es análogo al caso anterior pero con una sensibilidad algo mayor. Los trabajos de DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (2003a) y GIMÉNEZ *et al.* (2013) presentan una importante variación del secuestro de carbono ante distintos escenarios de manejo del bosque, aunque no son directamente comparables a este estudio.

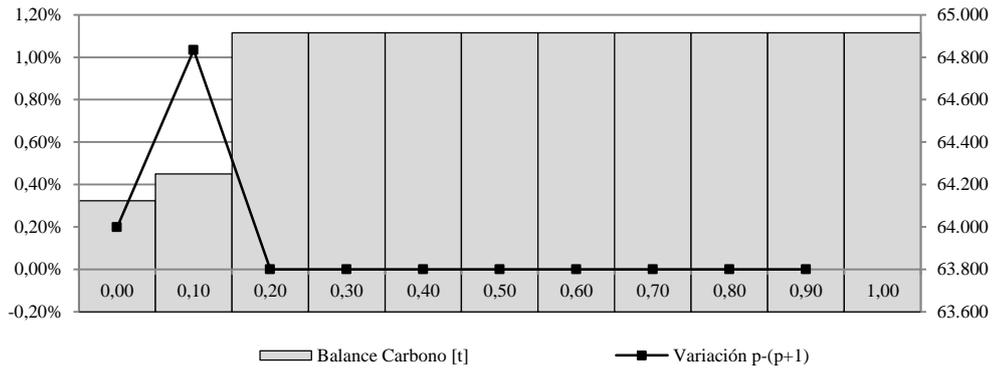


Figura 4.12. Variación del balance de carbono en función del parámetro λ .

En la Figura 4.13 se aprecia el comportamiento de la variable de producción para cada uno de los valores de λ . Como primer análisis se puede ver que el comportamiento de la producción es muy similar para cualquier valor de λ , no obstante el enfoque minimax presenta una variación levemente más marcada. Por otro lado, se puede ver un comportamiento estable a partir del período 8.

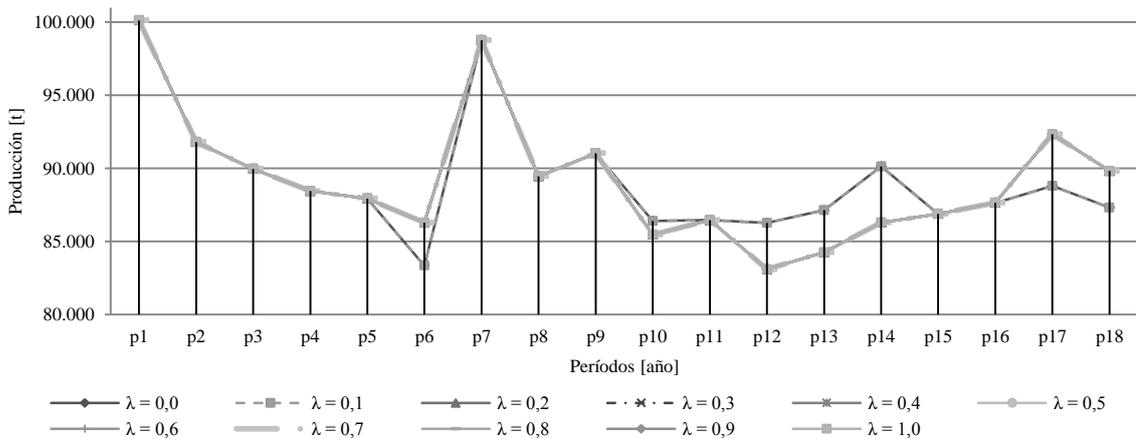


Figura 4.13. Comportamiento de los niveles de producción en cada período en función del valor del parámetro λ utilizado para el modelo PPME-D.

Si bien en la figura se denota un comportamiento irregular de la producción, esta oscila entre 80.000 y 100.000 t. Los resultados obtenidos difieren con los DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998) y DURAND *et al.* (2014), en el primer caso, por el tipo de modelo y, en el segundo, por el proceso de sintonización de parámetros.

En la Figura 4.14, se presenta la variación de la distancia de transporte interanual, la cual no muestra diferencia significativa respecto de los valores de λ , siendo una variación levemente más marcada para $\lambda \leq 0,2$. Se puede ver que, en promedio, se encuentra entre \pm

20.000 km. Si bien DURAND *et al.* (2014) y BROZ *et al.* (2014c) plantean un modelo análogo, estos autores no hacen mención al comportamiento de esta variable.

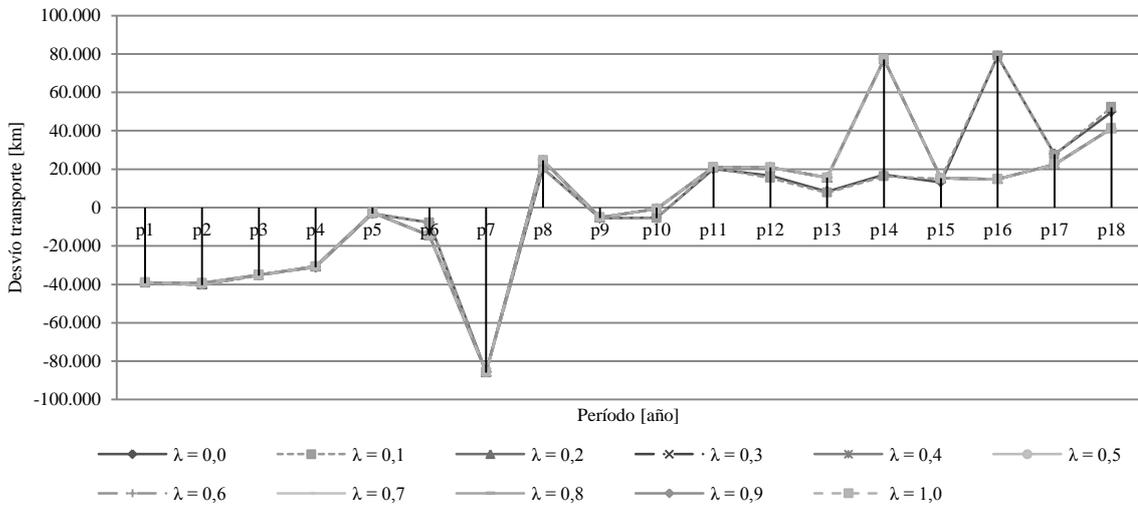


Figura 4.14. Variación de la distancia de transporte a lo largo del horizonte de planificación en función del valor del parámetro λ utilizado para el modelo PPME-D.

En la Figura 4.15 se observa el comportamiento de la superficie de cosecha a lo largo del horizonte de planificación. Es importante destacar en este punto, que la superficie media ideal de cosecha es de 198 ha, por tal motivo, si cada año se cosechara una superficie igual a esta, obtendríamos un $\sum_i [n_p^{SUP} + p_p^{SUP}] = 0$.

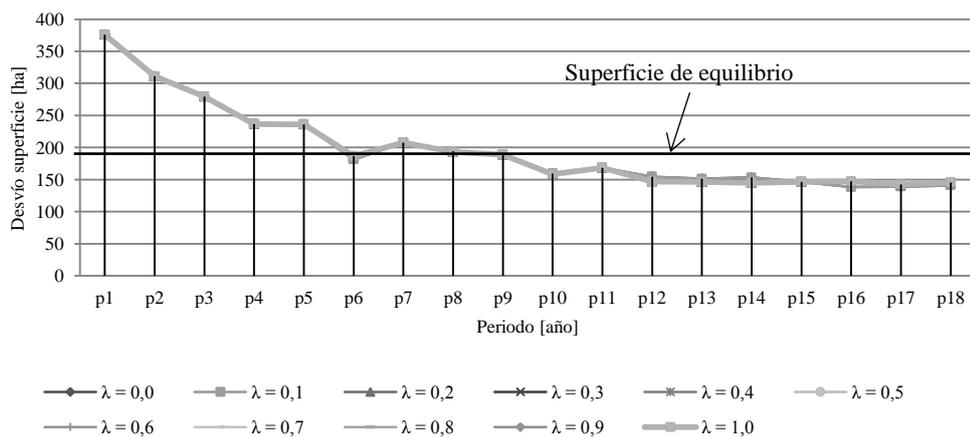


Figura 4.15. Variación de la superficie de cosecha a lo largo del horizonte de planificación en función del valor del parámetro λ para el modelo PPME-D.

Se puede ver un importante desvío en la primera mitad del horizonte de planificación, llegando a un 90%. Posteriormente al período 6, este desvío se hace negativo, es decir, se encuentra por debajo de la superficie de equilibrio, pero se mantiene por debajo del 27%.

Para cualquier valor de $\lambda \in [0; 1]$ se obtiene el mismo desvío (superposición de líneas), con lo cual se concluye que el tipo de enfoque no tiene un rol preponderante en esta meta, a diferencia de los resultados de DÍAZ-BALTEIRO y ROMERO (1998). Sin embargo, esto no se debe generalizar debido a la aplicación de la sintonización de parámetros y al tipo de escenario.

En este apartado se presentó un modelo de planificación forestal basado en PPME-D, lo cual supone que todos los parámetros son conocidos y fijos en la vida del proyecto. En los siguientes apartados, se presentan los resultados de un análisis de sensibilidad con el objeto de determinar los parámetros más significativos.

4.5. Análisis de Sensibilidad

Se realizó un análisis de sensibilidad en el cual el diseño de experimentos consistió en la ejecución del modelo PPME-D $_{\lambda=0,5}$, utilizando como variable independiente, la tasa de descuento de los flujos futuros para $0,05 \leq r \leq 0,35$. Se utilizaron como variables dependientes, la variación del programa de cosecha²⁹, el VP, el desvío de la producción y el desvío de la distancia de transporte (Anexo 4). Se encontraron importantes variaciones en la reconfiguración del programa de cosecha, el desvío de la producción y el VP (Figura 4.16).

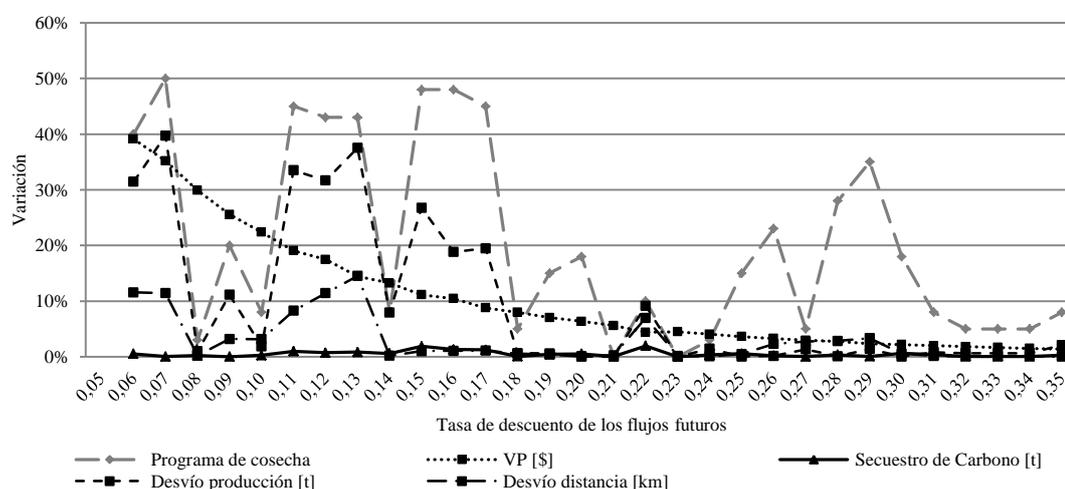


Figura 4.16. Variación de las variables dependientes en función a cambios de la tasa de descuento r .

Se utilizaron Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para determinar la relación entre la variación del programa de cosecha y los desvíos de producción con la tasa de descuento de los flujos futuros. No se aplicó MCO para explicar el comportamiento entre la tasa de

²⁹ Se considera variación del programa de cosecha a la reconfiguración de los valores de la variable x_{ip} ante cambios, *ceteris paribus*, de algunos de los parámetros del modelo.

descuento y el VP dado que, por definición matemática, existe una relación no lineal entre ambas. Para determinar la significatividad entre la tasa de descuento y la variación del programa se utilizó el modelo lineal [4.1].

$$y_{vc} = \beta_1 + \beta_2 x_{tasa} + \varepsilon \quad [4.1]$$

Dónde y_{vc} representa la variable dependiente variación del programa de cosecha; x_{tasa} es la variable independiente tasa de descuento; β_1 y β_2 son los parámetros a estimar y ε es el error.

Para el análisis estadístico se utilizó el paquete Minitab® 17.1. En la Tabla 4.7 se exponen los resultados.

Tabla 4.7. Resultados estadísticos entre variación del programa de cosecha y la tasa de descuento de los flujos futuros.

Correlación						
Correlación de Pearson de Var_Programa y Tasa_r = -0,459				Valor p = 0,009		
Análisis de Varianza						
Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p	
Regresión	1	0,1836	0,18363	7,75	0,009	
Tasa_r	1	0,1836	0,18363	7,75	0,009	
Error	29	0,6873	0,02370			
Total	30	0,8709				
Resumen del modelo						
	S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)		
	0,153950	21,08%	18,36%	10,80%		
Coefficientes						
Término	Coef	EE del coef.	Valor T	Valor p	VIF	
Constante	0,3744	0,0677	5,53	0,000		
Tasa_r	-0,860	0,309	-2,78	0,009	1,00	
Ecuación de regresión						
Var_Programa = 0,3744 - 0,860 Tasa_r						

El coeficiente de correlación entre la variación del programa de cosecha y la tasa de descuento es de -0,45, lo cual indica una correlación negativa entre ambas. Para determinar la significatividad de los parámetros β_1 y β_2 se plantearon las siguientes hipótesis:

$$H_0: \beta_i = 0; \forall i$$

$$H_1: \beta_i \neq 0; \forall i$$

A base de un nivel de significatividad $\alpha = 0,05$ debemos rechazar la hipótesis nula, con lo cual que se concluye que la pendiente de la recta es distinta de 0, lo que es lo mismo a que la variable tasa de descuento tenga un impacto en la variación del programa de cosecha. En la Figura 4.17(a) se observa la función ajustada con un error estándar de 0,15 y un coeficiente de determinación ajustado de 18,4%. En la Figura 4.17(b) se observa que

la dispersión de los residuos en relación al valor ajustado tiene varianza moderadamente constante que no permite sacar conclusiones acerca del posible comportamiento homoscedástico de los mismos.

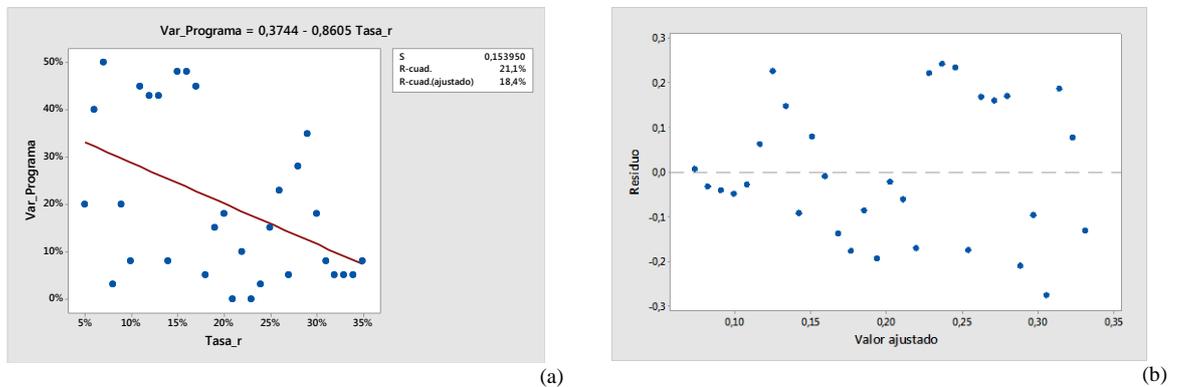


Figura 4.17. Gráficas de ajuste y residuos para la variación del programa de cosecha vs la tasa de descuento.

Para confirmar la ausencia de heteroscedasticidad, y, con esto, confirmar uno de los principales supuestos sobre los que se basa la regresión lineal, se aplica el contraste de hipótesis:

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2$$

$$H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2 \neq \dots \neq \sigma_n^2$$

Se utilizó la Prueba de Goldfeld-Quandt (*GQ*), también llamada prueba de grupos, para contrastar las hipótesis. Esta prueba requiere ordenar y dividir la muestra en tres grupos para analizar los grupos extremos, es decir el primero y tercero. Se compara el estadístico *GQ* con el estadístico *F* de Fisher y se rechaza hipótesis nula si se cumple la expresión [4.2] (MONTSERRAT *et al.*, 1995).

$$GQ = \frac{sce_{G3}}{sce_{G1}} > F(gl_{G1}; gl_{G3}; \alpha) \quad [4.2]$$

Donde *sce_{G1}* y *sce_{G3}* son la suma de cuadrados del error del subgrupo 1 y 3 respectivamente; *gl_{G1}* y *gl_{G3}* son los grados de libertad de los subgrupos y α es el nivel de significatividad.

En la Tabla 4.8 se presentan los resultados del análisis de varianza de los subgrupos 1 y 3 para el contraste de hipótesis.

Tabla 4.8. Resultados estadísticos del subgrupo 1 y 3 entre la variación del programa de cosecha y la tasa de descuento.

Subgrupo 1					
Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC	MC	F	P
Regresión	1	0,0010330	0,0010330	1,55	0,244
Error	9	0,0059852	0,0006650		
Total	10	0,0070182			

Subgrupo 3					
Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC	MC	F	P
Regresión	1	0,0563310	0,0563310	27,42	0,001
Error	9	0,0184872	0,0020541		
Total	10	0,0748182			

Se encontró, para la muestra bajo estudio, un valor $GQ_{G1;G3} = 3,088$ y un $F_{11;11;0,025} = 3,474$, es decir $GQ < F$, de lo que se infiere que no es posible rechazar la hipótesis nula, y por lo tanto se concluye en que no hay heteroscedasticidad.

Para determinar la significatividad entre la tasa de descuento y el desvío de la producción se utilizó el modelo polinómico de segundo grado [4.3].

$$y_{dp} = \beta_1 + \beta_2 x_{tasa} + \beta_3 x_{tasa}^2 + \varepsilon \quad [4.3]$$

Dónde y_{dp} representa la variable dependiente desvío de la producción; x_{tasa} es la variable independiente tasa de descuento; β_1, β_2 y β_3 los parámetros a estimar y ε es el error.

En la Tabla 4.9 se exponen los resultados del modelo.

Tabla 4.9. Resultados estadísticos entre el desvío de la producción y la tasa de descuento.

La ecuación de regresión					
Desv_prod = 0,4267 - 2,507 Tasa_r + 3,649 Tasa_r^2					
S = 0,100754 R-cuad. = 47,4% R-cuad. (ajustado) = 43,5%					
Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC	MC	F	P
Regresión	2	0,247318	0,123659	12,18	0,000
Error	27	0,274086	0,010151		
Total	29	0,521404			
Análisis de varianza secuencial					
Fuente	GL	SC	F	P	
Lineal	1	0,229440	22,00	0,000	
Cuadrático	1	0,017878	1,76	0,196	

A base del test de hipótesis planteado anteriormente, se rechaza la hipótesis nula para el componente lineal y se acepta para el componente cuadrático, es decir, la relación entre el desvío de la producción y la tasa de descuento es explicada por el término lineal. En la Figura 4.18(a) se observa la función ajustada con un error estándar de 0,10 y un coeficiente de determinación ajustado de 43,5%. En la Figura 4.18(b) se observa que la varianza de las perturbaciones no es constante.

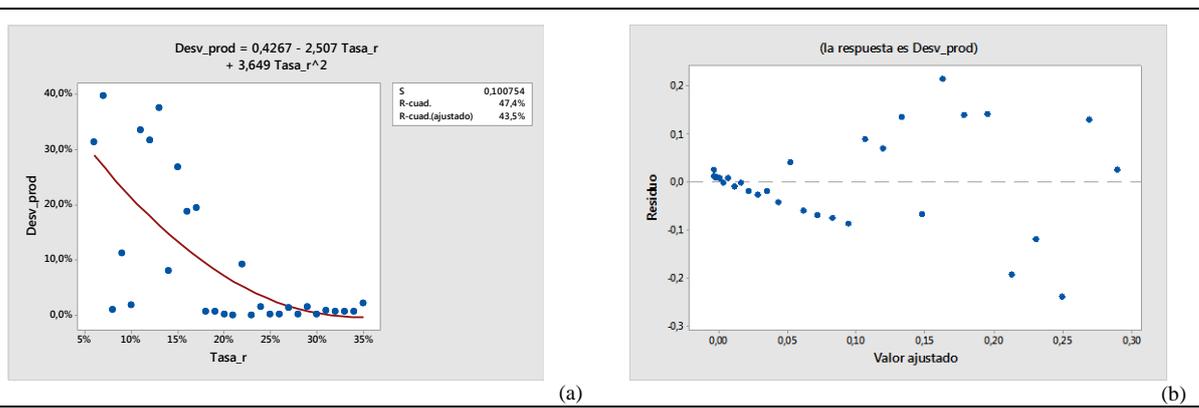


Figura 4.18. Gráficas de ajuste y residuos para el desvío de la producción vs la tasa de descuento.

Tabla 4.10. Resultados estadísticos del subgrupo 1 y 3 entre desvío de la producción y la tasa de descuento.

Subgrupo 1					
Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC	MC	F	P
Regresión	2	0,0000633	0,0000316	9,46	0,008
Error	8	0,0000268	0,0000033		
Total	10	0,0000900			
Subgrupo 3					
Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC	MC	F	P
Regresión	2	0,042880	0,0214400	1,90	0,212
Error	8	0,090475	0,0113094		
Total	10	0,133355			

Se utilizó otra vez la Prueba GQ para confirmar, de forma analítica, la ausencia de homoscedasticidad. En base a los sce_{G1} y sce_{G3} obtenidos (Tabla 4.10) se arriba a los valores $GQ_{G1;G3} = 3375,9$ y $F_{11;11;0,025} = 3,474$, es decir $GQ > F$, por lo que es posible rechazar la hipótesis nula y concluir que los residuos tienen comportamiento heteroscedástico. En este caso, las estimaciones de los parámetros por MCO muestran que éstos, si bien son insesgados, no son consistentes y eficientes, es decir no poseen varianza mínima, con lo cual, se resta fiabilidad al modelo.

En cualquier caso, en base de los resultados expuestos podemos ver que la tasa de descuento influye significativamente en la reconfiguración del programa de cosecha y en el VP. Pero no se pudo determinar de forma fehaciente que la relación entre la tasa de descuento y el desvío de la producción sea estadísticamente significativa. Se puede concluir que la tasa de descuento juega un rol preponderante en el modelo de gestión forestal y, en consecuencia, es conveniente contar con sólidas herramientas para su determinación. En este contexto, una forma de minimizar los efectos de contar con un valor erróneo de este parámetro es la aplicación de métodos de optimización estocástica. En dichos procedimientos se reemplaza la tasa única y fija por una familia de tasas de descuentos.

4.6. Ajuste Estadístico para la Tasa de Descuento

El primer paso consistió en determinar una relación entre la tasa de descuento y una variable macroeconómica exógena al sistema modelado. MILANESI *et al.* (2012) y MILANESI *et al.* (2013) y BROZ *et al.* (2014a) proponen ajustar la tasa de descuento del Valor Actual Neto (VAN) o Valor Actual (VA) en función a la Tasa de Inflación o Índice de Precios al Consumidor (IPC) en base a la Teoría Moderna de la Cartera de Markowitz³⁰ para un período determinado. En base a esto se propuso realizar el ajuste para cada período en base a la serie 1943-2012 (INDEC, 2013), la cual se puede apreciar en el Anexo 5. Se aplicó la ecuación [4.4] y [4.5].

$$\sigma = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n q_k^2 \sigma_k^2 + q_{k'}^2 \sigma_{k'}^2 + 2(q_k q_{k'}) \rho_{kk'} \sigma_k \sigma_{k'} = 0,1701 \quad [4.4]$$

$$r_y = rm_y \times (1 + \sigma \sqrt{\Delta t}) \quad [4.5]$$

Donde σ es el riesgo del precio³¹ de la cartera de productos; q_k y $q_{k'}$ representan las participaciones de cada subproducto; σ_k^2 y $\sigma_{k'}^2$ representan las varianzas de los precios de los subproductos; σ_k y $\sigma_{k'}$ los desvíos de los precios y $\rho_{kk'}$ el coeficiente de correlación de precios. La tasa de descuento, r_y , para cada período es función del riesgo de mercado rm_y , el cual corresponde al IPC de cada período, el riesgo del precio de la cartera de productos y la longitud de cada paso Δt .

Una de las primeras cuestiones a resolver, para realizar el modelado, consistente es definir una estrategia de manejo de los datos atípicos (*outliers*) de la serie de tiempo inflacionaria de Argentina. La historia de la serie está marcada por períodos de hiperinflación con un pico superior a 600%, lo cual se aprecia en la Figura 4.19. Realizar el ajuste estadístico sobre esta serie, generaría una distribución sesgada y no representativa de la realidad. BROZ *et al.* (2014c) plantean esta problemática, sin embargo, no mencionan la metodología abordada para la resolución del mismo.

Una estrategia adoptada es la determinación de las frecuencias de las tasas consecutivas, de menor a mayor, con el propósito de representar un umbral aceptable. Aplicando la regla 80/20 buscamos que el 80% de la inflación este explicada por el 20% de las clases observadas en el histograma, análogo al Principio de Pareto (PARETO, 1896). Para esto,

³⁰ MARKOWITZ, H. (1991): *Portfolio selection: Efficient diversification of investments*. Wiley & Sons. Nueva York. 402 pp.

³¹ Los valores utilizados para el cálculo corresponde a la serie 2002-2013 de precios de subproductos para *Pinus sp* para el Norte de la Provincia de Misiones otorgados por el Colegio de Ingenieros Forestales de Misiones (COIFORM). <http://www.coiform.com.ar/>.

se determinan rangos con amplitud de 10% y, consecuentemente, la frecuencia relativa y acumulada de los datos históricos. Los resultados de este análisis se pueden ver en la Figura 4.20.

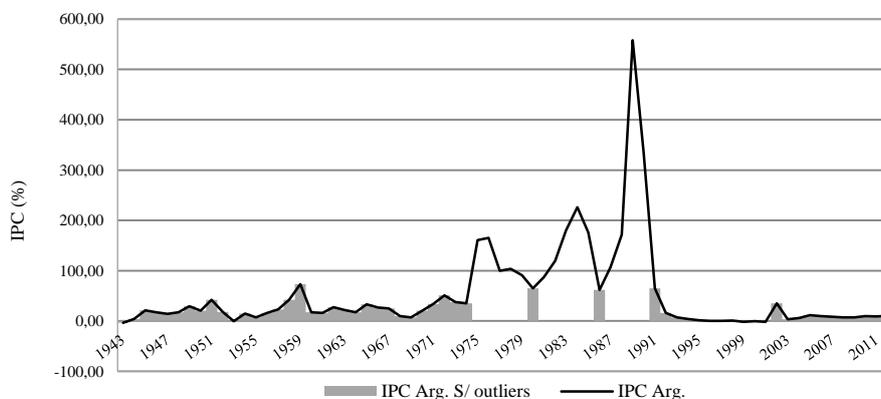


Figura 4.19. Comportamiento de la inflación entre los períodos 1943-2012 (INDEC, 2013).

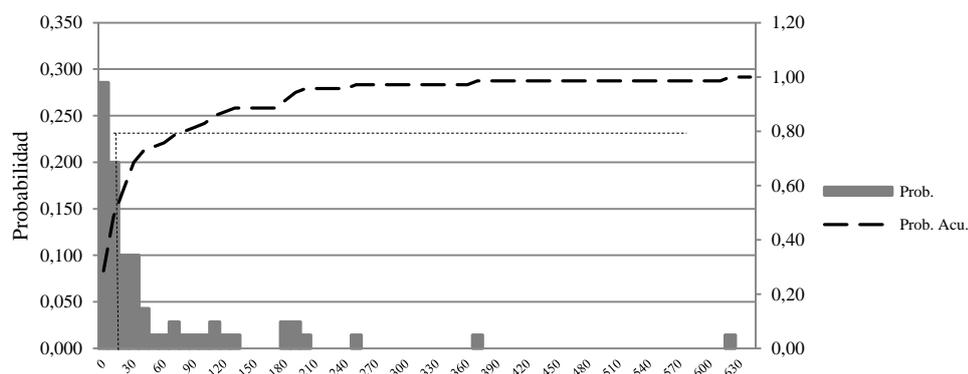


Figura 4.20. Representación de la probabilidad y probabilidad acumulada de los registros históricos de inflación para los períodos 1943-2012 (INDEC, 2013).

Se puede apreciar que, ante una amplitud entre -4 y 630% de inflación, el 80% de los casos es inferior al 90%. Se decidió eliminar los valores atípicos por encima del 90% de inflación, logrando con esto una representación más realista de la historia macroeconómica del país. Con esto, se reduce de 70 a 56 observaciones para la realización del ajuste estadístico, las cuales se exponen en la Tabla 4.11. Además, en la Figura 4.19 se puede contemplar la diferencia entre ambas series, por un lado la serie completa (línea continua) y, por otro, la serie sin valores atípicos (área gris).

Tabla 4.11. Muestra de datos inflacionarios sin valores atípicos.

82,81	42,38	30,43	20,24	17,77	10,63	7,77	0,37
73,58	39,72	28,11	19,87	17,04	9,93	6,70	0,07
72,99	39,56	26,21	19,78	16,08	9,21	4,33	-0,48
69,43	38,34	24,87	19,70	13,19	8,35	4,28	-0,82
57,38	37,47	23,63	19,25	11,39	8,05	4,07	-1,75
47,69	33,35	22,97	18,40	11,28	8,01	1,81	-2,05
47,58	31,15	22,97	17,91	10,83	7,81	0,75	-4,40

Para realizar el ajuste de la serie, se utilizó el software EasyFit[®] 5.5 que es un programa que permite encontrar las distribuciones estadísticas que mejor se ajustan a la serie de datos introducida. El programa representa las leyes de densidad y de distribución de forma gráfica, por lo que se puede obtener una estimación preliminar de su ajuste por medios visuales. Para la estimación analítica, proporciona los resultados obtenidos por los test de ajustes de Kolmogorov-Smirnov (K-S), Anderson-Darling (A-D) y Chi cuadrado.

En el Anexo 6 se presentan 32 de las 65 distribuciones ordenadas en base al test de K-S. En esta tabla, se puede ver una gama de distribuciones y el ranking para cada test de evaluación. Las que presentan mejores ajustes se encuentran gobernadas por 2, 3 ó 4 parámetros complementarios. En este contexto, la distribución de Burr (4P) y Weibull (3P) son ejemplos del caso mencionado. Éstas, generalmente, no se encuentran en el grupo de distribuciones paramétricas dentro de la librería del *solver* GAMS/LINDO[®] (LINDO, 2013)³². Lo mismo ocurre con algunas distribuciones como Wakeby, Pert, Gen. Extreme Value, entre otras. Esto nos lleva a la determinación de la mejor distribución en función a las posibilidades del optimizador. A base del análisis entre los diferentes test y los valores de α rechazados, la distribución Logistic es la que mejor se ajusta a pesar de estar rezagada en el ranking, a saber: puesto 26 para K-S, 21 para A-D y 22 para Chi cuadrado. En la Tabla 4.12 se exponen los detalles de la bondad de ajuste de esta distribución.

Tabla 4.12. Detalle de la bondad de ajuste para los tres test.

Logistic [#26]					
Kolmogorov-Smirnov					
Tamaño de la muestra	56				
Estadística	0,14924				
Valor P	0,14893				
Rango	26				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	0,1404	0,16044	0,17823	0,1993	0,21384
Rechazar?	Sí	No	No	No	No

³² Ver: GAMS Development Corporation (2014): *The solvers manuals*. Página 601.

Anderson-Darling					
Tamaño de la muestra	56				
Estadística	1,7746				
Rango	21				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	1,3749	1,9286	2,5018	3,2892	3,9074
Rechazar?	Sí	No	No	No	No
Chi-cuadrado					
Grados de libertad	5				
Estadística	4,3229				
Valor P	0,50392				
Rango	22				
a	0,2	0,1	0,05	0,02	0,01
Valor crítico	7,2893	9,2364	11,07	13,388	15,086
Rechazar?	No	No	No	No	No

Partiendo de la prueba de hipótesis siguiente:

H_0 : Los datos siguen la distribución teórica Logistic.

H_1 : Los datos no siguen la distribución teórica Logistic.

Para el caso del test K-S, el estadístico D es mayor al valor crítico cuando la probabilidad de cometer error tipo I es $\alpha = 0,2$, caso por el cual rechazamos la hipótesis nula. Sin embargo, se acepta para $\alpha < 0,2$. El test A-D arroja un resultado similar a la prueba K-S, siendo rechazada la hipótesis nula cuando el nivel de confianza $\alpha = 0,2$, no obstante, es aceptada cuando $\alpha < 0,2$. Para el test Chi cuadrado la hipótesis nula es aceptada en todos los casos.

En la Figura 4.21 se puede apreciar el histograma de los datos reales y la función de densidad de probabilidades ajustada mediante la función Logistic.

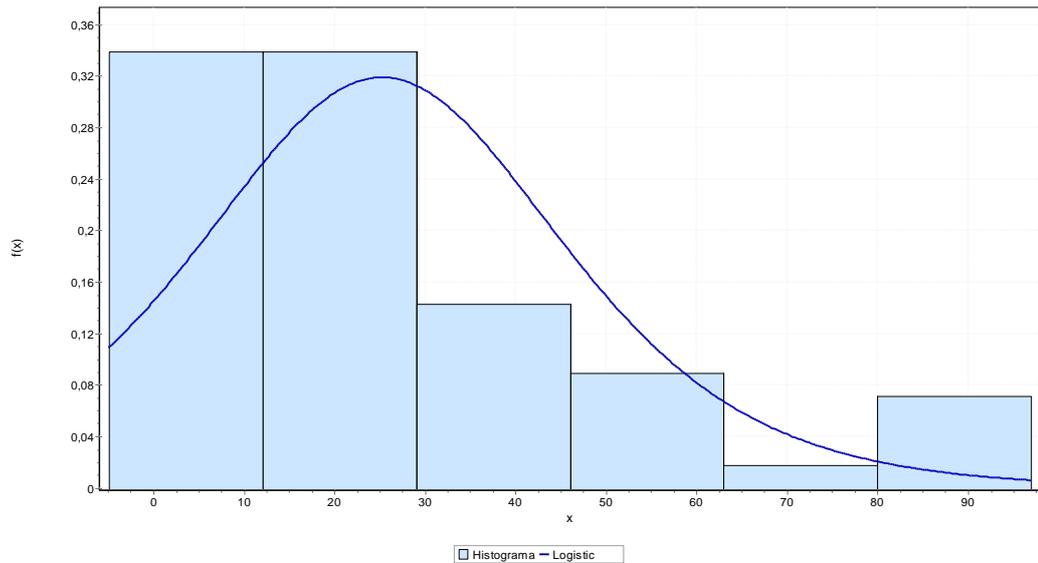


Figura 4.21. Función de densidad de probabilidad *Logistic* con $\mu = 25,25\%$ y $\sigma = 13,33\%$.

Cuando la distribución paramétrica no presenta un buen ajuste, es posible utilizar una distribución empírica, lo que permite mimetizar mejor los datos reales aunque presenten limitaciones. A efectos ilustrativos, se definió una distribución empírica a base de los datos de la Tabla 4.11. Se determinó el número de clases n en base a la regla de Sturges y se construyó la tabla de frecuencias, de la cual se obtiene el histograma definido en la Figura 4.22.

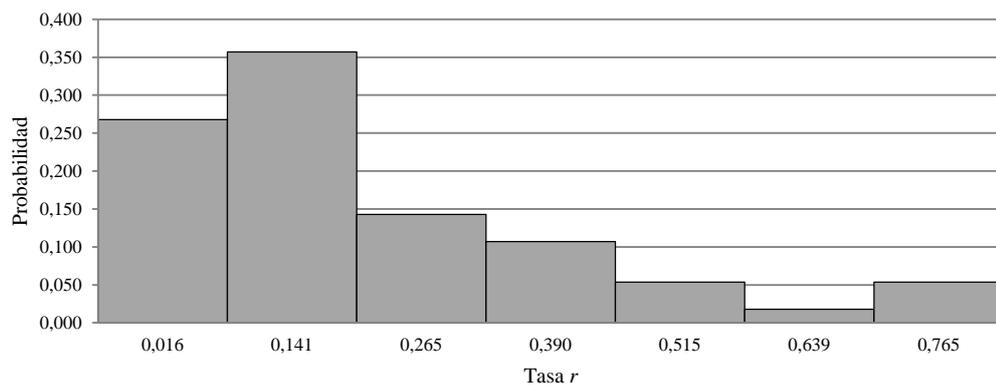


Figura 4.22. Histograma para los datos presentados. Los valores de la tasa r corresponden a la media de cada clase.

Donde $p(r = 0,016) = 0,268$; $p(r = 0,141) = 0,357$; $p(r = 0,265) = 0,143$; $p(r = 0,390) = 0,107$; $p(r = 0,515) = 0,054$; $p(r = 0,639) = 0,018$; $p(r = 0,765) = 0,054$.

Una vez determinada la distribución paramétrica y empírica de los datos históricos de inflación de Argentina, es posible incorporar la variable aleatoria r dentro del modelo PPME-E.

4.7. Resultado Modelo PPME-E

Para la ejecución del modelo PPME-E se utilizó GAMS/LINDO/EMP. El análisis planteado consiste en realizar corridas para $\lambda \in [0; 1]$ con el objeto de comparar los distintos enfoques, a saber: ponderado, minimax y mixto.

La estrategia de resolución del modelo PPME-E implica, en la primera etapa, la aplicación del enfoque “*esperar y ver*” (E&V) para las ecuaciones y variables de la primera etapa. Con esto se simula un escenario en base a un muestreo aleatorio de tasas de descuento. En la segunda etapa, se aplica el enfoque “*aquí y ahora*” (A&A). Para esto, las variables de la primera etapa se transforman en parámetros dados. En esta etapa, también conocida como recurso, se intenta minimizar el efecto no deseado o de otra manera, se busca una decisión robusta que permita afrontar escenarios adversos con la mejor estrategia posible. El modelo consta de 17.253 ecuaciones, de 16.832 a 16.835 variables individuales, 760 variables discretas y de 298.607 a 298.718 elementos distintos de cero. Los tiempos de cómputo oscilaron entre 4.180,7 y 5.252,9 segundos, de los cuales el 48% corresponde a la resolución del modelo E&V. En la Figura 4.23 se puede apreciar en detalle los tiempos parciales y totales.

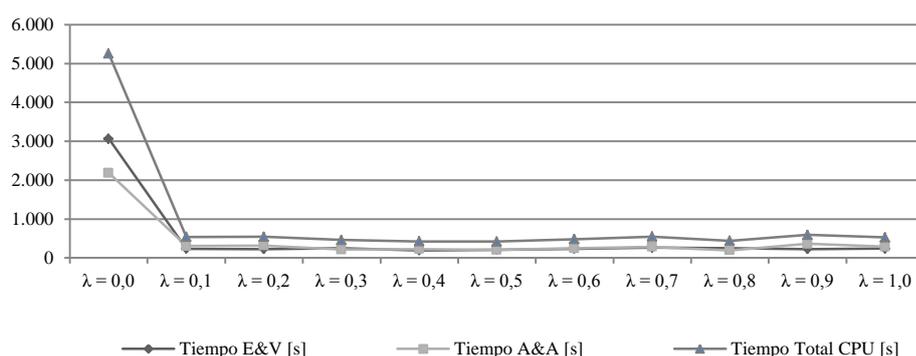


Figura 4.23. Tiempos de cómputo parciales y total del enfoque estocástico.

Se puede ver un incremento sustancial en el tiempo de cómputo para $\lambda = 0$, sin embargo, en los demás caso no se superan los 590 segundos. A diferencia de BROZ *et al.* (2014c), esto tiempos de cómputo fueron muy inferiores debido al proceso de sintonización de los parámetros de demanda.

En la Figura 4.24 se observa la producción del bosque en función a los distintos valores de $\lambda \in [0; 1]$. El modelo presenta un comportamiento moderado a los valores del parámetro λ . La producción total oscila entre 1.603.209 y 1.608.264 t y los desvíos entre 1,5 y -12,1%. Los mayores niveles de producción y estabilidad en la producción los obtenemos para valores del parámetro $\lambda \in [0,2; 0,6]$. Es decir, los enfoques puros presentan una performance inferior. El programa de cosecha del enfoque minimax sufre una reprogramación del 45% respecto al mixto y 13% respecto al ponderado. El enfoque mixto por su parte, se reprograma en un 43% respecto al ponderado. En el Anexo 7 se presenta el programa de cosecha y la producción obtenida para $\lambda = 0,5$.

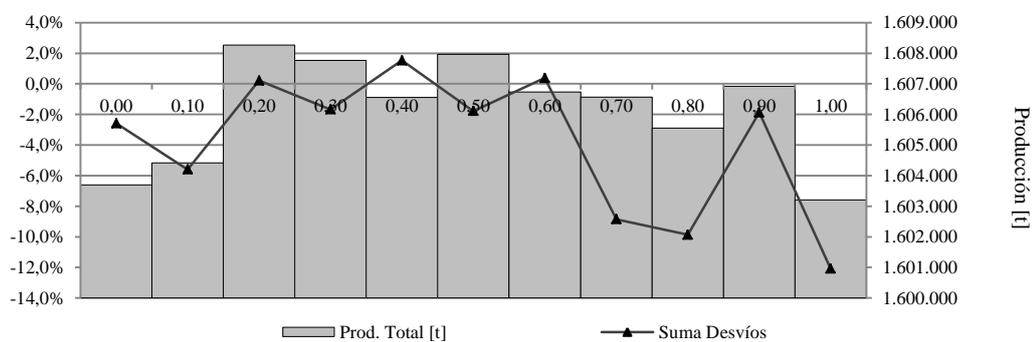


Figura 4.24. Producción del sistema en función a distintos valores del parámetro λ .

En este aspecto, DURAND *et al.* (2014) obtienen mayor producción con el enfoque minimax puro y mayor estabilidad con el ponderado. Por otra parte, BROZ *et al.* (2014c) obtienen la mayor producción con el ponderado y estabilidad con el minimax. Estos resultados contradictorios no permiten realizar contrastes con estos resultados. Sin embargo, las diferencias se deben a las características del escenario, en parte, y al enfoque planteado en este trabajo, es decir, a la ponderación y la sintonización de parámetros.

En las Figuras 4.25, 4.26 y 4.27 se pueden apreciar los niveles de producción para cada uno de los productos analizados. Al igual que en la versión determinística, se presentan los resultados basados en los enfoques minimax, mixto y ponderado.

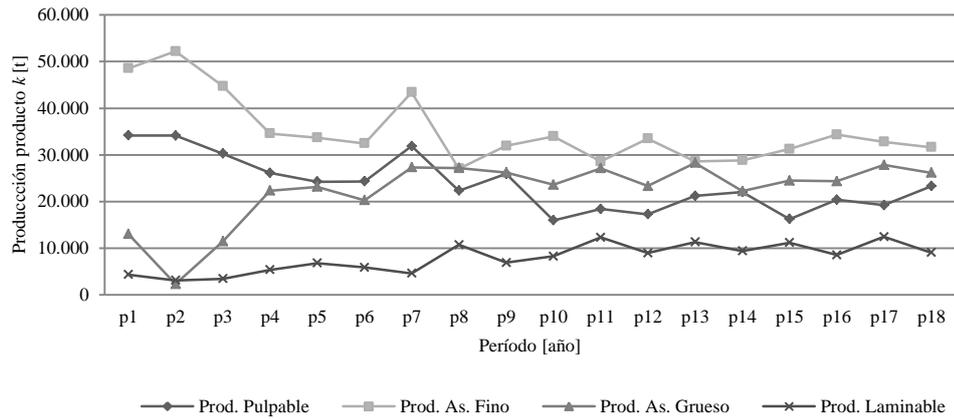


Figura 4.25. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0$ en base al modelo PPME-E.

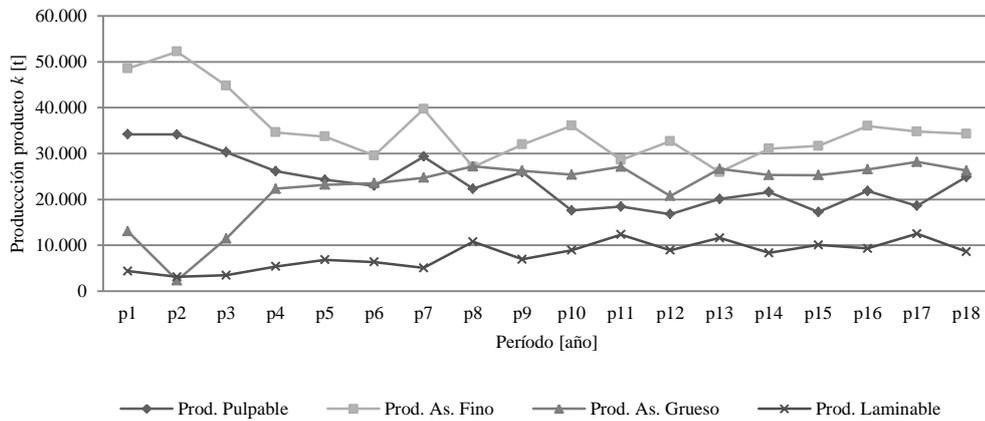


Figura 4.26. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 0,5$ en base al modelo PPME-E.

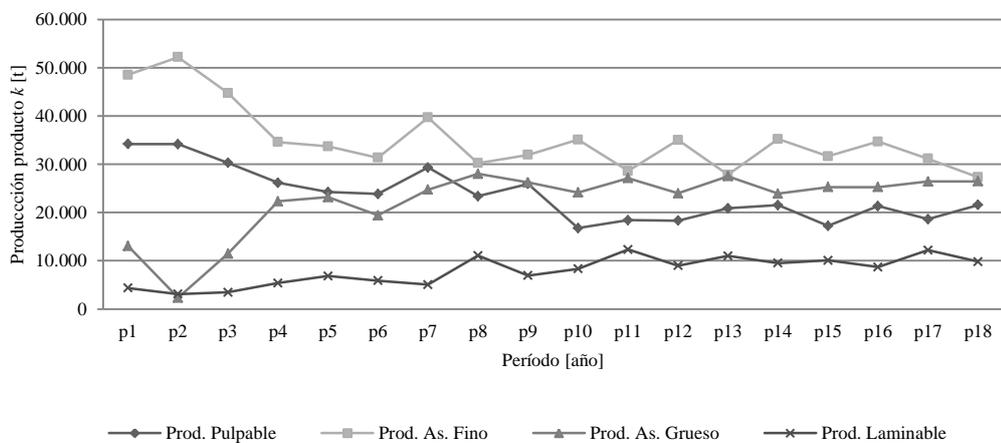


Figura 4.27. Evolución de la producción por producto k y $\lambda = 1$ en base al modelo PPME-E.

La aplicación de los distintos enfoques de PPME-E no muestra diferencias significativas en los niveles de los productos, siendo el enfoque ponderado levemente más estable, seguido del enfoque mixto. Además, se puede apreciar que la estabilización de la producción se logra a partir del octavo período. Al igual que en el caso determinístico, se puede ver el fuerte predominio de volúmenes con destino triturable, un tenor moderado de productos aserrable y leve de producto laminable.

En las Figuras 4.28, 4.29 y 4.30 se pueden ver las cantidades de productos enviados a cada industria a base de las cotas preestablecidas mediante el proceso de sintonización. El comportamiento de la producción es similar al caso PPME-D, siendo más estable el enfoque ponderado.

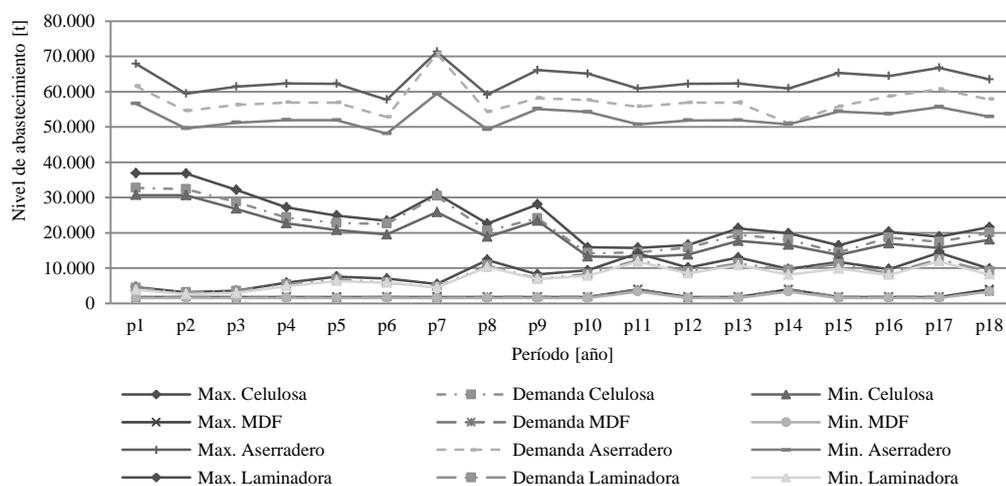


Figura 4.28. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0$ en el modelo PPME-E.

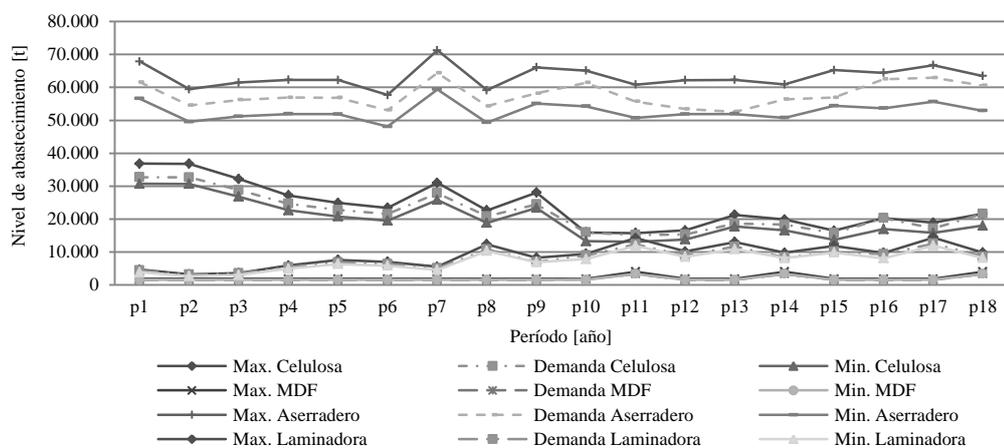


Figura 4.29. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 0,5$ en el modelo PPME-E.

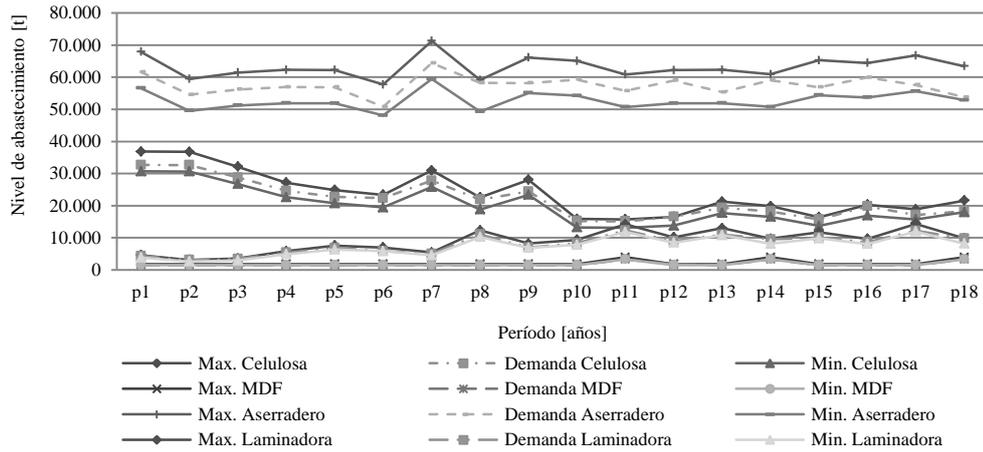


Figura 4.30. Evolución del abastecimiento para $\lambda = 1$ en el modelo PPME-E.

En la Figura 4.31, se puede ver que el VA no presenta una variación significativa en función a los distintos enfoques, siendo el minimax el que presenta un valor levemente superior. Estos valores son significativamente más bajos en comparación con el modelo PPME-D, debiéndose, en líneas generales, a la tendencia pesimista pero robusta de la optimización estocástica en comparación a la determinista. Si bien el trabajo de QUINTEROS *et al.* (2006) se plantea en condiciones diferentes, a saber, modelo monobjetivo y probabilidad de precios equiprobables y cargadas (precios altos y bajos), los resultados del enfoque estocástico presenta en general mejores resultados.

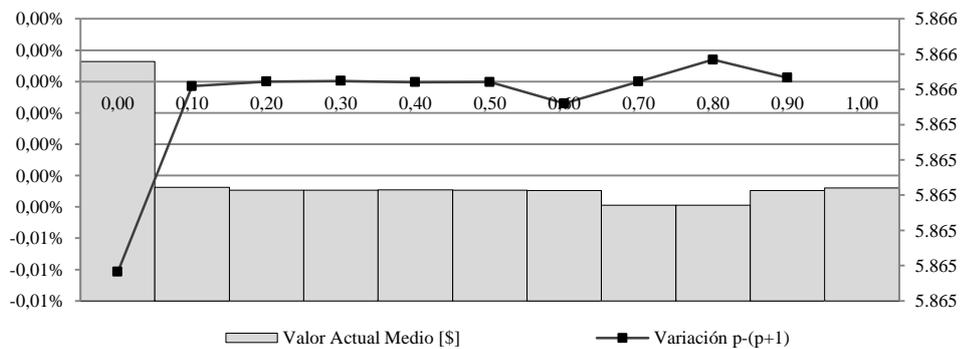


Figura 4.31. Variación del VA en función del valor del parámetro λ .

El balance del carbono es más sensible al parámetro λ , llegando a variaciones superiores al 2%. La mejor performance de esta meta se obtiene con los modelos puros ponderado y minimax. Esto se refleja en la Figura 4.32.

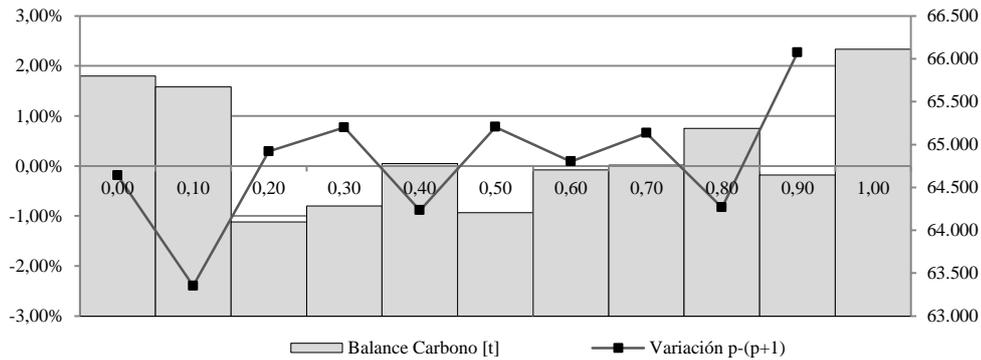


Figura 4.32. Variación del balance de carbono en función del valor de λ .

Mediante una comparación visual se puede ver que la gráfica de producción tiene una forma convexa (Figura 4.24), mientras que la gráfica de balance de carbono, cóncava (Figura 4.32), lo cual reafirma el carácter antagónico de las dos metas.

En la Figura 4.33 se puede apreciar la evolución de la producción en el horizonte de planificación para distintos valores de λ . A diferencia del modelo determinístico, en este caso, la aplicación de distintos enfoques genera una variación sensiblemente superior, sin embargo, no se aprecia que ésta sea significativa. Al igual que en los casos anteriores, los enfoques con tendencia ponderada presentan mayor estabilidad.

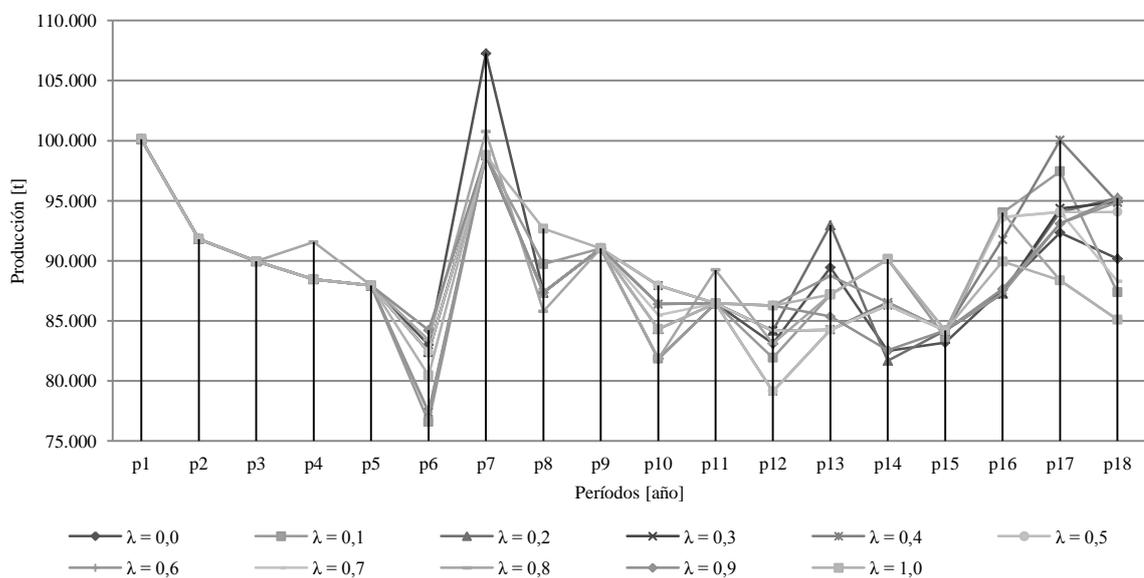


Figura 4.33. Comportamiento de los niveles de producción en cada período en función del valor de λ utilizado para el modelo PPME-E.

La variación de la distancia de transporte interanual presenta leves diferencias respecto del modelo determinístico, siendo el perfil de la Figura 4.14 y 4.34 similar, con los máximos desvíos en los período 7 y 14. El efecto que se produce ante cambios del

parámetro λ genera importantes diferencias a partir del período 14, aunque, en líneas generales no son trascendentes.

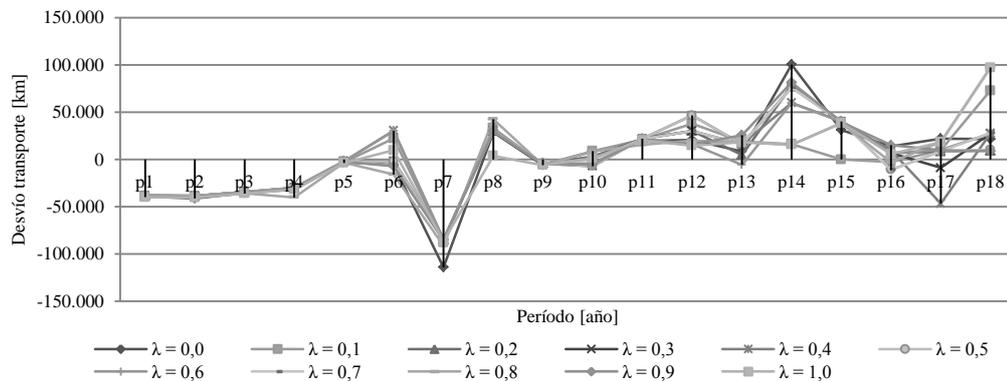


Figura 4.34. Variación de la distancia de transporte a lo largo del horizonte de planificación en función del valor de λ utilizado para el modelo PPME-E.

En lo que respecta a la superficie de equilibrio, podemos ver que en el primer tramo del horizonte de planificación nos encontramos un 90% por encima y en la segunda parte un 26% por debajo de la superficie de equilibrio, similar al modelo PPME-D. En la Figura 4.35 se puede ver la escasa incidencia del parámetro λ y, por ende, del enfoque.

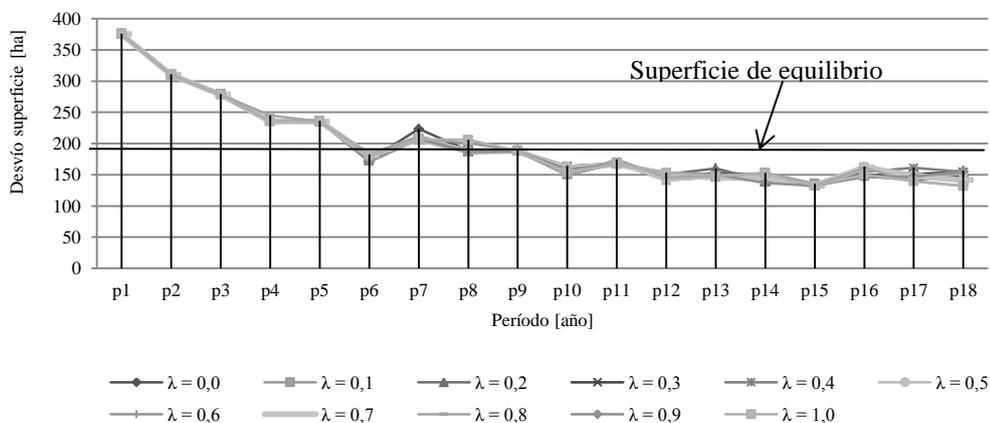


Figura 4.35. Variación de la superficie de cosecha a lo largo del horizonte de planificación en función del valor de λ para el modelo PPME-E.

En la mayoría de los casos, los modelos deterministas y estocásticos presentan resultados con leves diferencias, incluso respecto de los valores del parámetro λ , el cual determina el tipo de enfoque aplicado o, en otras palabras, define el tipo de logro de los objetivos del modelo matemático. Por su parte, el gestor forestal debe conservar el principio

de parquedad³³ en el uso de los modelos de gestión. Muchas veces se pueden obtener resultados con una calidad igual o levemente inferior pero de forma eficiente, ya sea desde el punto de vista del modelo o del esfuerzo computacional. En relación con esto, PPME-E presenta resultados análogos al modelo basado en PPME-D. Sin embargo, este último presenta una mejor performance computacional. Este punto lo hace deseable a la hora de resolver problemas dentro de la organización.

4.8. Parámetros Para el Modelo de Planificación Operativo

El procedimiento de simulación es análogo a la planificación táctica. Se utilizó en forma combinada el módulo de “Simulación Forestal” de FlorExcel[®] 3.14 y SisPinus[®] denominado SIMFLOR[®]. Se planteó un escenario a base de datos brindados por la Empresa Alto Paraná S.A. Se tomó una porción de 18 rodales de *Pinus taeda* L, con una amplitud etaria de 14 a 27 años, un grado de homogeneidad de 5, una densidad de 224 a 970 árboles/hectárea y un porcentaje de sobrevivencia del 95%. La superficie de los rodales oscila entre 1,1 y 56,1 hectáreas y la superficie total es de 290,1 hectáreas. El Índice de Sitio (IS) es de 21,6 metros para todos los rodales. En el Anexo 8 se aprecian los detalles de cada uno de los rodales.

Los costos de operación y compra de materia prima fueron determinados de forma independiente a los efectos de no revelar información de la empresa. En la Tabla 4.13 se puede ver de forma resumida los parámetros utilizados en el proceso de planificación.

Tabla 4.13. Parámetros utilizados para la planificación operativa anual.

Costos de transporte: 77% pavimento y 23% tierra	\$23 a \$28 por kilómetro
Costos de mantenimiento de camino	\$25.000 y \$35.000
Cantidad de tramos o arcos terrados	14
Máximo número de frentes operativos	3
<i>Volteo</i>	1 Feller Buncher
<i>Extracción</i>	1 Skidder
<i>Trozado ABC*</i>	1 Procesador
<i>Carga ABC*</i>	1 Grúa
Producción	4.000 m ³ por mes
Nº de turnos	1 × 9 hs
Costo producción	\$40 a \$51 por t
Costos cambio de frente	\$18.000 a \$25.000
Costo compra a tercero (máximo 30 km.)	\$908 a \$ 1.121 por t
<i>Transporte</i>	\$750

³³ La navaja de Ockham, principio de economía o principio de parsimonia, es un principio metodológico según el cual, cuando dos teorías en igualdad de condiciones tienen las mismas consecuencias, la teoría más simple tiene más probabilidades de ser correcta que la compleja.

Fuente: elaboración propia mayo 2014. (*) ABC: A Borde de Camino. (**) Colegio De Ingenieros Forestales De Misiones (COIFORM).

Tabla 4.14. Demanda mínima y máxima de cada industria forestal.

		ene	feb	mar	abr	may	jun	jul	ago	sep	oct	nov	dic
Máxima	<i>Planta de celulosa</i>	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400	6.400
	<i>Planta de MDF</i>	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200	5.200
	<i>Aserradero</i>	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000	6.000
	<i>Laminadora</i>	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200
Mínima	<i>Planta de celulosa</i>	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200	3.200
	<i>Planta de MDF</i>	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600	2.600
	<i>Aserradero</i>	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000	3.000
	<i>Laminadora</i>	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600	1.600

Nota: unidad [t].

En la Tabla 4.14 se exponen los límites de la demanda a satisfacer en cada industria. Esto implica, además del abastecimiento con bosques propios, la compra de rollos a terceros a los efectos de complementar los niveles requeridos en el caso de que la producción de los bosques propios sea insuficiente.

Lo expuesto en este apartado nos permite generar la base de datos de parámetros que define la entrada del modelo de planificación. En el próximo apartado se exponen los resultados del modelo y se realiza un análisis de sensibilidad que permite apreciar la robustez del programa de cosecha anual.

4.9. Resultados del Modelo de Planificación Operativa

Para testear el modelo se plantearon cinco escenarios, a saber:

Escenario 1: base, con los costos estándar.

Escenario 2: se incrementa un 20%, respecto del escenario base, el costo de transporte de productos forestales.

Escenario 3: se incrementa un 20% los costos de operación de cosecha.

Escenario 4: combina el incremento del costo de transporte y operación.

Escenario 5: se incrementa un 20% los costos de la compra de rollos a terceros.

Además, para cada escenario se definen dos variantes, una con Número de Frentes Constantes (NFC) y otra con Número de Frentes Variables (NFV) en todo el período de planificación. Si bien en la realidad, lo común es NFC, en este trabajo se presenta la variante NFV a los efectos de ilustrar la complejidad computacional del primero, básicamente debido al uso de ecuaciones en lugar de inecuaciones como restricción.

Para la resolución del modelo planteado se utilizaron GAMS[®] 24.1.3 y GUROBI[®] 5.5.0 como *solver* para modelos basados en Programación Lineal Mixta Entera (PLME). Al ser

un modelo PLME es importante trabajar con un nivel de relajación a los efectos de lograr una resolución en tiempos de cómputo aceptables. En este caso se optó por relajar un 10%, siendo este valor la diferencia entre la mejor solución entera encontrada y la solución relajada (MCCARL *et al.*, 2013; GAMS, 2014). La ejecución se realizó en un computador con procesador Intel Core i3-2310M, CPU@ 2,10 GHz, 4 GB de memoria RAM (*option threads = 0*) y sistema operativo de 64 bits.

El modelo presentó 10.254 ecuaciones, 6.968 variables individuales y 1.518 variables discretas. El tiempo de cómputo para las variantes NFC y NFV fue de 1.349,5 y 35,5 segundos, respectivamente. La demanda es satisfecha por bosques propios en un 69,1% y 31,7% por compra a terceros. Sin embargo, a nivel de costo, la compra a terceros implicó casi el 70% del costo total. En la Tabla 4.15 se pueden ver los costos discriminados para las variantes NFC y NFV del caso base. Lograr un plan NFC implica un incremento del 0,33% del costo total y un 2,32% de los costos propios³⁴.

Tabla 4.15. Costo del escenario base con NFC y NFV.

	N° frentes constante			N° frentes variables		
	Costos [\$]	Prop. total	Prop. propio	Costos [\$]	Prop. total	Prop. propio
<i>Costo Camino</i>	5.600.000	8,6%	27,4%	5.130.000	7,9%	25,7%
<i>Costo Cosecha</i>	4.626.730	7,1%	22,7%	4.625.902	7,1%	23,2%
<i>Costo Compra Tercero</i>	44.733.980	68,7%	-----	44.982.599	69,3%	-----
<i>Costo Transporte</i>	9.752.521	15,0%	47,8%	9.752.759	15,0%	48,9%
<i>Costo Cambio Frente</i>	440.000	0,7%	2,2%	447.000	0,7%	2,2%
<i>Total</i>	65.153.231	100,0%	100,0%	64.938.260	100,0%	100,0%

Dentro de los costos propios, el transporte implica en promedio el 49% de esos costos, lo cual condice con lo expuesto por SEIXAS (1992), WEINTRAUB *et al.* (1996) y MARTINELLI (2001). Le sigue los costos de arreglo de camino con 26%, cosecha con 23% y cambio de frente de cosecha con 2%. La proporción de los costos cosecha y cambio de frente concuerdan con los resultados de JACOVINE *et al.* (2005), por otro lado, la adición de los costos de cosecha y transporte es equivalente a los resultados de MATUDA *et al.* (2014). En el Anexo 9 se pueden apreciar las diferencias sustanciales en el programa de cosecha entre NFC y NFV. En la Figura 4.36, se muestra el comportamiento de la dotación de equipos en el horizonte de planificación. Es importante hacer mención que en el contexto real, la utilización de un número variable de equipos no es viable o, al menos, poco común ya que conlleva a ciertos costos ocultos, los cuales pueden convertir este sistema en irracional ya sea con equipos propios o tercerizados.

³⁴ Este costo no incorpora la compra de productos a terceros.

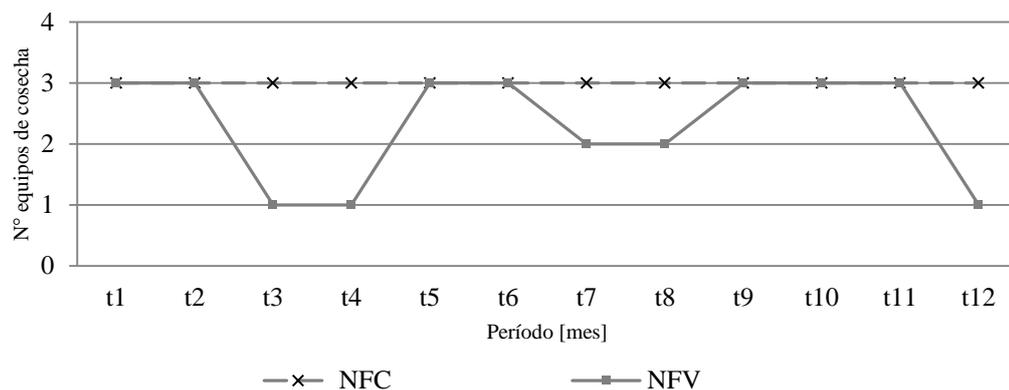


Figura 4.36. Evolución de la dotación de equipos de cosecha en el horizonte de planificación.

En las Figuras 4.37, 4.38, 4.39 y 4.40 se pueden apreciar los límites de la demanda, la oferta de bosque propio, compra a terceros y el total de productos requeridos para las cuatro industrias analizadas en un escenario NFC.

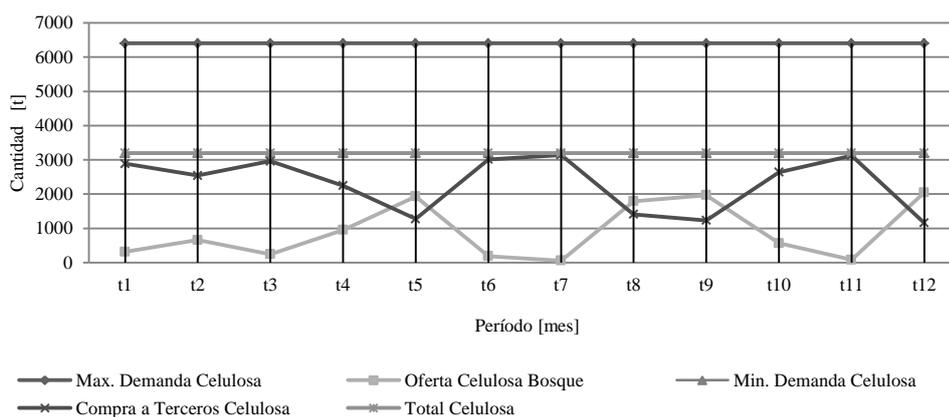


Figura 4.37. Niveles de producción y compra a terceros para la Planta de Celulosa.

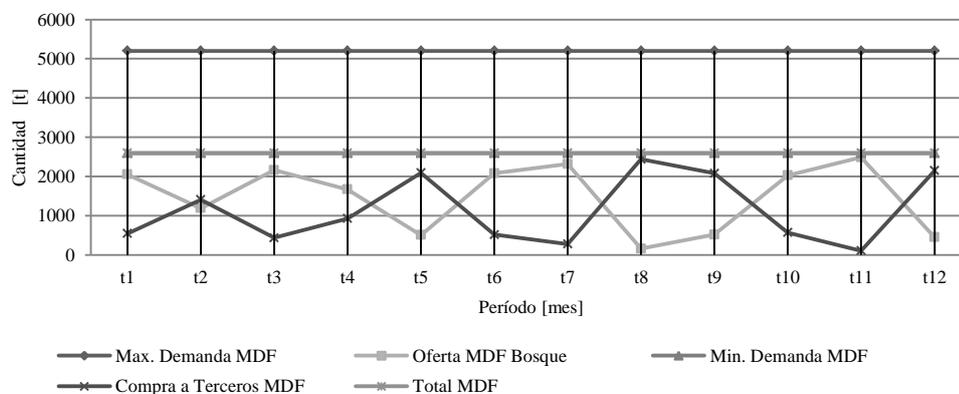


Figura 4.38. Niveles de producción y compra a terceros para la planta de MDF.

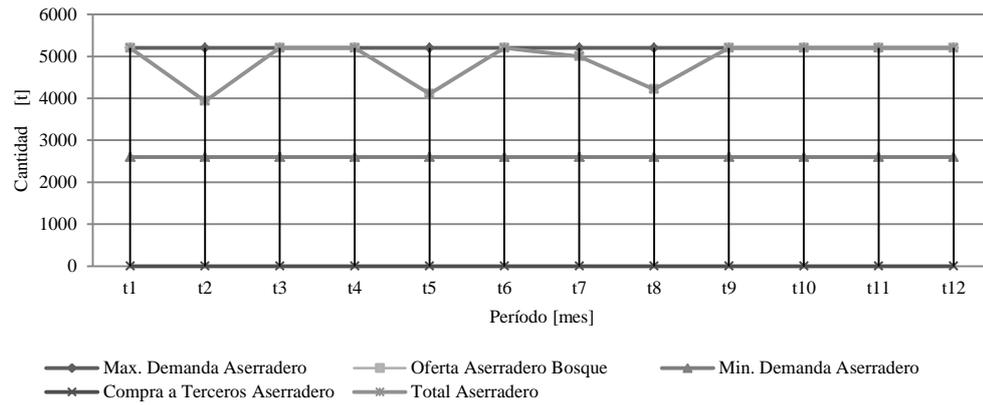


Figura 4.39. Niveles de producción y compra a terceros para el Aserradero.

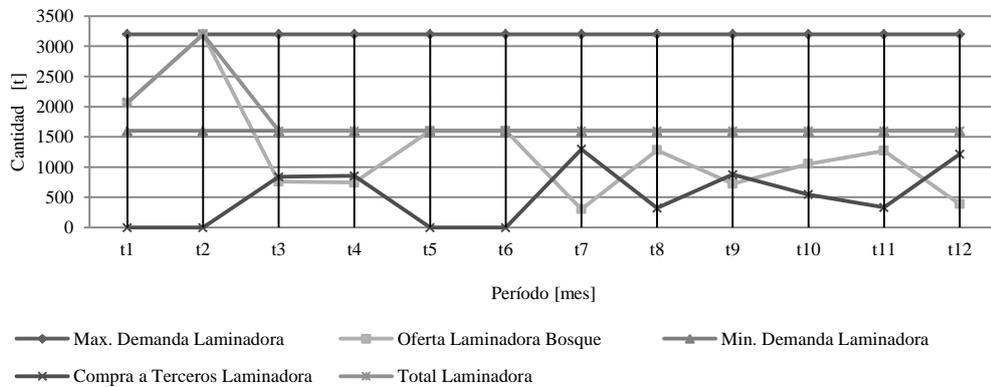


Figura 4.40. Niveles de producción y compra a terceros para la Laminadora.

Las Figuras 4.37 y 4.38 muestran que la demanda de la planta de celulosa y MDF es satisfecha por bosques propios y de terceros. La participación de los bosques propios es de un 28% en la primera y la segunda en un 57%. En la Figura 4.39, se puede apreciar que el aserradero es satisfecho en un 100% por los bosques propios mientras que en la laminadora este porcentaje corresponde al 70% según se observa en la Figura 4.40.

En las dos primeras industrias, la demanda es satisfecha en función a la cota inferior (las líneas de cota inferior y total están superpuestas) con lo cual, se puede llegar a pensar que el límite superior es redundante. Sin embargo, en el tercer y cuarto caso se puede considerar la importancia de esta cota ya que limita el exceso de materia prima según la capacidad de stock de las industrias.

En la Tabla 4.16, se expone un análisis de sensibilidad del modelo base en función al incremento en un 20% de los costos logísticos y compra a terceros para un escenario NFC y NFV.

Tabla 4.16. Análisis de sensibilidad en función del incremento de los costos de transporte, operación, combinado y compra a terceros en un 20%.

	NFC		NFV	
	Objetivo [\$]	Tiempo [s]	Objetivo [\$]	Tiempo [s]
Escenario 1: Base	65.153.231	1349,5	64.938.260	35,3
Escenario 2: Inc. costo transporte 20%	65.995.330	1436,1	65.406.192	48,0
Escenario 3: Inc. costo operación 20%	66.056.164	1686,6	66.045.417	47,4
Escenario 4: Inc. costos transporte y operación 20%	66.753.375	800,9	66.713.380	179,3
Escenario 5: Inc. costos compra a terceros 20%	73.573.074	1716,5	74.141.650	38,5

En base a los resultados expuestos, se puede ver que los costos de la variante NFC no superan el 1% en relación a NFV, sin embargo, NFC requiere un tiempo de procesamiento entre 4 y 45 veces mayor. El incremento más significativo de los costos se ve reflejado en el escenario 5, con un aumento de más del 12%, debido a que de compra a terceros representa el 70% del costo total de abastecimiento de rollos. En los demás escenarios, el incremento del costo total es menor al 3%.

Por otro lado, el parámetro con mayor impacto en el programa de cosecha es la variación del costo de transporte (escenario 2), ya que un incremento de este en un 20% provoca una reprogramación del plan de cosecha anual en un 81%. Por su parte, el escenario 4 y 5 reprograma el plan base en un 69% y, finalmente, el escenario 3 provoca una reconfiguración del 50% del plan base. En el Anexo 10 se pueden apreciar los distintos programas de cosecha.

Lo presentado en este capítulo nos demuestra que los modelos de gestión forestal basados en programación matemática son una importante herramienta para la toma de decisiones. La integración de programación matemática, las técnicas de simulación del crecimiento y producción forestal y los Sistemas de Información Geográfica (SIG) forman, sin lugar a duda, una potente herramienta para la gestión de los recursos con los más altos estándares de precisión, ya sea desde el punto de vista económico como del ambiental. Además, los mismos pueden ser adaptados a distintas condiciones y objetivos de la organización a efectos de ser más competitivas.

Capítulo 5

Conclusiones y Recomendaciones

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Los bosques implantados en Argentina y, en especial, en el NEA, corresponden a especies exóticas de rápido crecimiento y aptas para uso industrial, las cuales se ven favorecidas por cuestiones ambientales y edáficas. Sumando un marco legal favorable debido a la implementación de la Ley de Inversiones para Bosques Cultivados, (Ley N° 25.080 y prorrogada mediante la Ley N° 26.432) se generan un marco propicio para inversiones en el sector. En la actualidad, estos bosques son manejados mediante criterios no formales que llevan a decisiones erróneas o subóptimas. Estas decisiones, en muchos casos pueden acarrear abandono o conversión del cultivo, debido a los costos de oportunidad o problemas de rentabilidad en comparación con otro tipo de producción. La programación matemática permite formalizar relaciones entre las componentes de un sistema. Además, mediante los algoritmos disponibles, es posible encontrar las mejores combinaciones en el uso del recurso a los efectos de hacerlo de la forma más eficiente posible. En este contexto, se proponen modelos formales para la gestión de bosques cultivados a nivel táctico-estratégico y operativo.

Los modelos de gestión pueden provenir de una amplia familia de modelos matemáticos a saber: programación lineal, programación entera, programación entera binaria, programación mixta-entera, programación no lineal, entre otros. Sin embargo, en la mayoría de los casos, estos modelos son monobjetivos y, por tal motivo, no presentan una buena performance a la hora de gestionar recursos naturales, especialmente en el mediano y largo plazo. El problema radica en que los modelos monobjetivos integran las metas de gestión como restricciones, con lo cual se generan estructuras matemáticas rígidas y poco realistas. Por otra parte, los modelos multicriterio buscan compensar esta debilidad. Dentro de este grupo de modelos, los basados en Programación Por Metas (PPM) son los más abordados en la literatura. Dentro de los modelos basados en PPM, existen dos variantes con propiedades disímiles, a saber: el modelo de Programación Por Metas Minimax (PPMM) y el de Programación Por Metas Ponderado (PPMP). Los modelos PPMM y PPMP se combinan en un nuevo modelo denominado Programación por Metas Extendida (PPME). Este último modelo combina las propiedades de balance entre logros, del modelo minimax, y agregación de logros, del modelo ponderado.

Se propuso en este trabajo un modelo integral que aborde la componente forestal y la industrial. Con este propósito, la simulación del crecimiento y producción de la componente forestal se debe realizar por producto, es decir, en función al Diámetro en Punta Fina (DPF) y la longitud de la materia prima (rollo) que requiere cada industria. En

una primera instancia, se propuso un modelo fundado en Programación por Metas Extendida Determinística (PPME-D). Se ejecutaron distintas corridas del modelo haciendo variar el parámetro $\lambda \in [0; 1]$ a los efectos de obtener planes de manejo con una combinación entre logros balanceados y agregados. Los resultados obtenidos nos indican que este enfoque permite incorporar cuestiones de logística, como ser el transporte y arreglos de caminos forestales. Además, se logra incrementar la precisión del programa en comparación con los modelos que utilizan el volumen total. Esta herramienta posibilita al decisor forestal prever períodos en los cuales debe incrementar la compra a terceros de un determinado producto, para satisfacer la demanda de una industria concreta. También se incorporó el balance del transporte con el propósito de lograr un equilibrio interanual en la distancia recorrida. Con esto se logra un balance en el presupuesto y un tamaño de flota constante en todo el horizonte de planificación.

Mediante el proceso de ajuste iterativo o sintonización de parámetros, se lograron reducir los tiempos de cómputo de manera significativa. Sin embargo, el modelo presenta una menor sensibilidad a la variación del parámetro λ . La determinación de las preferencias de las metas tiene un rol preponderante, por tal motivo es conveniente aplicar un método sólido para la determinación de los pesos W_m . El procedimiento matricial de comparación de pares, basado en la opinión de expertos, permite determinar los pesos combinando robustez y simplicidad. Con esto se evita sesgar la importancia relativa de las metas por juicios personales. Los distintos escenarios o planes de manejo, producto de la variación de $0 \leq \lambda \leq 1$, no generó importantes modificaciones en el cumplimiento de las metas. Sin embargo, los enfoques mixtos y con tendencia ponderada presentaron, en general, una mejor performance.

Mediante un análisis de sensibilidad, se encontró que la tasa de descuento de los flujos futuros tiene un impacto significativo en la reconfiguración del programa de cosecha y en el Valor Actual (VA). Sin embargo, no se pudo determinar de forma fehaciente que la relación entre dicha tasa y el desvío de la producción sea estadísticamente significativa. El mayor impacto, ante la variación de la tasa de descuento, lo experimenta el programa de cosecha. Al variar en una unidad la tasa, el programa se reconfigura, en promedio, en un 20%, llegando en algunos casos al 50%. Se puede concluir que la tasa de descuento juega un rol preponderante en el modelo de gestión forestal y, en consecuencia, es conveniente contar con sólidas herramientas para su determinación y/o incorporación dentro de un modelo de gestión.

En base a lo expuesto, en una segunda instancia se realizó la extensión del modelo PPME-D a su versión estocástica denominado Programación por Metas Extendida

Estocástica (PPME-E). La resolución de un programa estocástico en dos etapas con recurso implica tomar una decisión en la primera etapa, antes de que se conozcan los estados de la naturaleza. Posteriormente, en la segunda etapa, se dan a conocer los estados de la naturaleza y se toman acciones de recursos con el objeto de direccionar las decisiones iniciales de la mejor manera posible.

Se incorpora al programa estocástico, una familia de tasas de descuento del VA en función a la tasa inflacionaria de la Argentina. Se realizó un ajuste de los valores observados respecto de funciones paramétricas conocidas. La eliminación de los valores atípicos (*outliers*), producto de la hiperinflación, permite un ajuste más realista. La metodología de eliminación de estos datos siempre es cuestionable y no existe método que garantice la forma correcta de hacerlo. La resolución del modelo PPME-E implicó tiempos de cómputo, en promedio, 37 veces mayor al del modelo PPME-D. Los logros del modelo PPME-D generalmente son mayores al modelo PPME-E debido a que este último nos otorga decisiones más robustas permitiendo afrontar escenarios adversos con la mejor estrategia posible. No obstante, los enfoques PPME-E mixtos presentaron una menor suma de los desvíos de producción de madera, siendo esto muy deseable en los planes de producción de bosques implantados. En función a los resultados del caso bajo estudio, se recomienda la utilización del modelo PPME-D, ya que los resultados no presentaron plausibles diferencias y se requirió un tiempo de cómputo mucho menor debido a una menor complejidad computacional en relación al modelo PPME-E.

Finalmente, se propuso un modelo de planificación forestal operativo basado en programación mixta-entera monobjetivo. Éste se presenta como una herramienta para la toma de decisiones en un horizonte de planificación anual. El objetivo es determinar el programa de cosecha a mínimo costo. Para esto, se busca asignar los frentes de cosecha, determinar los destinos de la materia prima, realizar construcción y mantenimiento de redes viales y definir la cantidad de materia prima a adquirir a terceros para satisfacer las demandas de las industrias. En base al escenario analizado se obtuvo una solución con un GAP de 0,10 en un tiempo de cómputo razonable. El planteo basado en Número de Frentes Constantes (NFC) y Número de Frentes Variables (NFV) no implicó costos económicos significativos, aunque este último es absurdo desde el punto de vista práctico. En el caso NFC, el modelo requiere un adecuado dimensionamiento de los equipos de cosecha ya que, de lo contrario, presenta soluciones infactibles. Los costos de compra a terceros, transporte, camino y cosecha son los de mayor magnitud en ese orden. A partir de un escenario base, se llevó a cabo un análisis de sensibilidad a base del incremento de un 20% del costo de transporte, operativo, combinado y compra a terceros. La variación del costo de transporte

reconfigura el programa de cosecha en un 81%, los costos combinados y de compra a terceros en un 69% y los costos de operación en un 50%, siendo este último el factor más estable.

Los modelos de programación matemática son una poderosa herramienta para la toma de decisiones en el sector forestal. Es importante establecer esta línea de investigación en la Argentina y, con ello, la transferencia del conocimiento al sector productivo con el objeto de lograr una mayor eficiencia en el uso de los recursos naturales involucrados. Con esto, se lograría estándares de producción más amigables con el medio ambiente y, por otro lado, competitividad en los mercados debido a la utilización eficiente de los recursos.

Referencias Bibliográficas

6. Referencias Bibliográficas

ABDULLAH, M.; ABDULLAH, S.; HAMDAN, A.; ISMAIL, R. (2014): Optimization model of selective cutting for timber harvest planning based on a simulated annealing approach. *Journal of Computer Science*. 10(1): 54-65.

AGUADO, A.M. (1998): *Programación estocástica por metas: Teoría y aplicaciones económicas*. Tesis Doctoral. Universidad Complutense de Madrid. España. 276 pp.

ALDEA, J.; MARTÍNEZ-PEÑA, F.; ROMERO, C.; DIAZ-BALTEIRO, L. (2014): Participatory Goal Programming in Forest Management: An Application Integrating Several Ecosystem Services. *Forests*. 5(12): 3352-3371.

ANDRÉ, F.; CARDENETE, A.; ROMERO, C. (2009): A goal programming approach for a joint design of macroeconomic and environmental policies: A methodological proposal and an application to the Spanish economy. *Environmental Management*. 43(5): 888-898.

ANDRÉ, F.; CARDENETE, A.; ROMERO, C. (2010): Basic aspects of the multiple criteria decision making paradigm. En ANDRÉ, F.; CARDENETE, A.; ROMERO, C. *Designing public policies: An approach based on multi-criteria analysis and computable general equilibrium modeling*. Springer. Nueva York. pp 33-53.

AOUNI, B.; LA TORRE, D. (2010): A generalized stochastic goal programming model. *Applied Mathematics and Computation*. 215(12): 4347-4357.

AOUNI, B.; ABDELAZIZ, F.; LA TORRE, D. (2012): The stochastic goal programming model: Theory and applications. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis*. 19(5-6): 185-200.

ARCE, J.E. (1997): *Um sistema de programação do transporte principal de multiprodutos florestais visando a minimização de custos*. Tesis de Maestría. Universidad Federal de Paraná, Curitiba, Brasil. 125 pp.

ARCE, J.E.; CARNIERI, C.; MENDES, J. (1999): Un sistema de programación del transporte forestal principal objetivando la minimización de costos. *Investigación Operativa*. 8(1-2): 51-61.

ARCE, J.E. (2000): *Un sistema de análise, simulação e otimização do sortimento florestal em função da demanda por multiproducto e dos custos de transporte*. Tesis de Doctorado. Universidad Federal de Paraná, Curitiba, Brasil. 125 pp.

ARP, P.A.; LAVIGNE, D.R. (1982): Planning with goal programming: a case study for multiple use of forested land. *The forestry Chronicle*. 58(5): 225-232.

BACKÉUS, S.; WIKSTRÖN, P.; LÄMÅS, T. (2005): A model for regional analysis of carbon sequestration and timber production. *Forest Ecology and Management*. 216(1-3): 28-40.

- BALDUCCI, E.; SÁNCHEZ, E.; ELIANO, P. (2012): *Empresas forestales, modelos de operación y costos asociados para la región del NOA*. Ediciones del Subtrópico. 30 pp.
- BALLESTERO, E. (2001): Stochastic goal programming: A mean–variance approach. *European Journal of Operational Research*. 131(3): 476-481.
- BANKS, J.; CARSON, J.; NELSON, B.L.; NICOL, D. (2004): *Discrete-Event System Simulation*. 4^{ta} ed. Prentice Hall. New Jersey. 608 pp.
- BARROS, O.; WEINTRAUB, A. (1982): Planning for a vertically integrated forest industry. *Operations Research*. 30(6): 1168-1182.
- BASKENT, E.K.; KELES, S. (2009): Developing alternative forest management planning strategies incorporating timber, water and carbon values. *Environmental modeling and assessment*: 14(4): 467-480.
- BEALE, E. (1955): On minimizing a convex function subject to linear qualities. *Journal of the Royal Statistical Society*. 17(1): 173-184.
- BEAUDOIN, D.; LEBEL, L.; FRAYRET, J. (2007): Tactical supply chain planning in the forest products industry through optimization and scenario-based analysis. *Canadian Journal of Forest Research*. 37(1): 128-140.
- BELTRÁN PEREZ, C. (2012): *Un problema de gestión forestal con requerimiento de adyacencia en unidades territoriales*. Tesis de Maestría. Universidad Autónoma de Nuevo León. México. 151 pp.
- BENDERS, J.F. (1962): Partitioning procedures for solving mixed-variables programming problems. *Numerische Mathematik*. 4(1): 238-252.
- BEREANU, B. (1976): The generalized distribution problem of stochastic linear programming. En: *Symposia Mathematica, Convegno sulla Programmazione Matematica e sue Applicazioni (INDAM)*. Roma, Italia.
- BERTOMEU, M.; ROMERO, C. (2001): Managing forest biodiversity: a zero-one goal programming approach. *Agricultural Systems*. 68(3): 197–213.
- BETTINGER, P.; BOSTON, K.; SIRY, J.; GREBNER, D. (2009): *Forest management and planning*. 1^{era} ed. Academic Press, California. 331 pp.
- BEVERS, M. (2007): A chance constraint estimation approach to optimizing resource management under uncertainty. *Canadian Journal of Forest Research*. 37(11): 2270-2280.
- BIRGE, J.R.; LOUVEAUX, F. (2010): *Introduction to stochastic programming*. 2^{da} ed. Springer. New York. 485 pp.
- BLANDÓN, M.J. (2012): *Aplicación del modelo multicriterio metodologías AHP Y GP para la valoración económica de los activos ambientales*. Tesis de Maestría. Universidad Nacional de Colombia. Manizales, Colombia. 95 pp.

- BUONGIORNO, J.; GILLESS, J. (2003): *Decision methods for forest resource management*. 1^{era} ed. Academia Press, California. 439 pp.
- BOYCHUK, D.; MARTELL, D.L. (1996): A multistage stochastic programming model for sustainable forest-level timber supply under risk of fire. *Forest Science*. 42(1): 10-26.
- BREDSTRÖM, D.; JÖNSSON, P.; RÖNNQVIST, M. (2010): Annual planning of harvesting resources in the forest industry. *International Transactions in Operational Research*. 17(2): 155–177.
- BRIGGS, D. (1994): *Forest products measurements and conversion factors*. College of Forest Resources, University of Washington. Washington. 153 pp.
- BROZ, D.; FRUTOS, M.; DURAND, G. (2013): Análisis de relajación de dos modelos de gestión forestal con restricción de adyacencia en base a programación entera binaria. En: Acta de XXVI Encuentro Nacional de Docentes en Investigación Operativa (ENDIO) - XXIV Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa (EPIO). Córdoba, Argentina.
- BROZ, D.; WOITSCHACH, G.; MILANESI, G. (2014a): Opções reais na determinação da idade óptima de colheita para dois manejos florestais. *Revista Cerne*. 20(1): 781-788.
- BROZ, D.; DURAND, G.; FRUTOS, M. (2014b): Gestión forestal con restricción de adyacencia basado en programación matemática: Efecto de la relajación. *Revista Yvyrareta*. 20(1):1-8.
- BROZ, D.; DURAND, G.; TOHMÉ, F.; FRUTOS, M.; ROSSIT, D. (2014c): Un modelo multi-meta, multi-producto, multi-planta y multi-período de planificación forestal bajo riesgo: avance de diseño. En: Actas de la Jornadas Argentinas de Informática (JAIIO-SADIO). Buenos Aires, Argentina.
- BROZ, D.; FIGUEROA, J.; DURAND, G.; ROSSIT, D.; FRUTOS, M.; ROSSIT, D. (2014d): Programación táctica de la cosecha forestal: análisis de performance de distintas herramientas informáticas. En: VII Congreso Argentino de Ingeniería Industrial 2014 UTN FRCH. Chubut, República Argentina.
- CARDOZO, D. (2009): *Viabilidade técnica econômica da poda em plantações de Pinus taeda e Pinus elliottii*. Tesis de Doctorado. Universidad Federal de Paraná, Curitiba, Brasil. 149 pp.
- CHARNES, A; COOPER, W. W. (1954): The stepping stone method of explaining linear programming calculations in transportation problems. *Management Science*. 1(1): 49-69.
- CHARNES, A.; COOPER, W.; FERGUSON, R. (1955): Optimal estimation of executive compensation by linear programming. *Management Science*. 1(2):138-151.
- CHARNES, A; COOPER, W. W. (1959): Chance-constrained programming. *Management Science*. 6(1): 73-79.

- CHARNES, A.; COOPER, W. (1961): *Management models and industrial applications of linear programming*. Wiley. New York. 859 pp.
- CHARNES, A.; COOPER, W.W. (1963): Deterministic equivalents for optimizing and satisfying under Chance Constraints. *Operations Research*. 11(1): 18-39.
- CHEN, Y.; ZHENG, C.; CHANG, C. (2011): Efficiently mapping an appropriate thinning schedule for optimum carbon sequestration: An application of multi-segment goal programming. *Forest Ecology and Management*. 262(7): 1168-1173.
- CLUTTER, J. (1992): *Timber Management: A Quantitative Approach*. Krieger Pub Co. Florida. 333 pp.
- COHON, J. (1978): *Multiobjective programming and planning*. Academic Press. New York. 333 pp.
- CONEJO, A.J.; CASTILLO, E.; MINGUEZ, R.; GARCIA-BERTRAND, R. (2006): *Decomposition techniques in mathematical programming*. Springer. Alemania. 541 pp.
- CONTINI, B. (1968): A stochastic approach to goal programming. *Operations Research*. 16(3):576-586.
- CORDERO, D. (2011): *Los bosques en América Latina*. Fundación Friedrich Ebert. Quito. 24 pp.
- COSTAS, R.; DE OLIVEIRA, A.; TERESCZUCH, M.; WEBER, E. (2003): Funciones de forma para *Pinus taeda* L. en el Norte de Misiones. En: Acta XV Jornadas Técnicas Forestales y Ambientales. Misiones, Argentina.
- CRECHI, E.; FASSOLA, H.; FRIEDL, A. (2005): Simulador Forestal. *Revista Idia*. 11(8): 46-50.
- CRECHI, E.; FASSOLA, H.; KELLER, A.; BARTH, S. (2006): Modelos de estimación del volumen individual de árboles con y sin corteza de *Pinus taeda* L. para la zona Norte de Misiones, Argentina. En: Acta XII Jornadas Técnicas Forestales y Ambientales. Misiones, Argentina.
- CURTIS, F. (1962): Linear programming the management of a forest property. *Journal of Forestry*. 60(9): 611-616.
- DA SILVA, A.F. (2013): *Otimização multiobjetivo no planejamento agregado da produção e na cogeração de energia elétrica de usina do setor sucroenergético*. Tesis de Doctorado. Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho. Guaratinguetá, Brasil. 123 pp.
- DANE, C.W.; MEADOR, N.C.; WHITE, J.B. (1977): Goal programming in land-use planning. *Journal of Forestry*. 75(6): 325-329.

- DANTZIG, G. (1955): Linear programming under uncertainty. *Management Science* 1(3-4): 197-206.
- DANTZIG, G.; WOLFE, P. (1960): Decomposition principle for linear programs. *Operations Research*. 8(1): 101-111.
- DANTZIG, G. (1963): *Linear programming and extensions*. Princeton University Press. Princeton. 648 pp.
- DANTZIG, G. (1998): *Linear programming and extensions*. Princeton University Press. New Jersey. 648 pp.
- DAVIS, L.S.; JOHNSON, K.N.; BETTINGER, P.; HOWARD, T. (2000): *Forest Management*. 4^{ta} ed. McGraw-Hill. Nueva York. 816 pp.
- DAVIS, L.; JOHNSON, N.; BETTINGER, P.; HOWARD, T. (2005): *Forest Management: To Sustain Ecological, Economic, and Social Values*. 4^{ta} ed. Waveland Pr Inc. Illinois. 816 pp.
- DÍAZ, D.; DIP, J.; ARJOL, M. (2009): El impacto de la promoción forestal en la Provincia de Misiones: Una aproximación econométrica. Observatorio de la Economía Latinoamericana N° 119. Revisado en abril del año 2014 en: <http://www.eumed.net/cursecon/ecolat/ar/2009/dda.htm>
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (1998): Modeling timber harvest scheduling problems with multiple criteria: An application in Spain. *Forest Science*. 44(1): 47-57.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (2003a): Forest management optimization models when carbon captured is considered: a goal programming approach. *Forest Ecology and Management*. 174(1-3): 447-457.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (2003b): Carbon captured as a new instrument in forest management: some implications. *Scientia Forestalis*. 63(1): 103-114.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (2004): Sustainability of forest management plans: a discrete goal programming approach. *Journal of Environmental Management*. 71(4): 351-359.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; RODRIGUEZ, L. (2006): Optimal rotations on Eucalyptus plantations including carbon sequestration: A comparison of results in Brazil and Spain. *Forest Ecology and Management*. 229(1-3): 247-258.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (2007): Multiple criteria decision-making in forest planning: Recent results and current challenges. En: WEINTRAUB, A.; ROMERO, C.; BJØRNDAL, T.; EPSTEIN, R. *Handbook of operations research in natural resources*. Springer. Nueva York. pp. 473-488.

- DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (2008): Making forestry decisions with multiple criteria: A review and an assessment. *Forest Ecology and Management*. 255(8-9): 3222-3241.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; BERTOMEU, M.; BERTOMEU, M. (2009): Optimal harvest scheduling in Eucalyptus plantations: A case study in Galicia (Spain). *Forest Policy and Economics*. 11(8): 548-554.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; PACHÓN, J.; ROMERO, C. (2013): Goal programming in forest management: customizing models for the decision-makers preferences. *Scandinavian Journal of Forest Research*. 28(2): 166-173.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; MARTELL, D.; ROMERO, C.; WEINTRAUB, A. (2014a): The optimal rotation of a flammable forest stand when both carbon sequestration and timber are valued: a multi-criteria approach. *Natural Hazards*. 72(2): 375-387.
- DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C.; RODRIGUEZ, R.; NOBRE, S.; BORGES, J. (b) Economics and management of industrial forest plantations. En: BORGES, J.; DÍAZ-BALTEIRO, L.; MCDILL, M.; RODRIGUEZ, L. (2014): *The Management of Industrial Forest Plantations: Theoretical Foundations and Applications*. Springer. New York. 121-170.
- DOS SANTOS, A. (2012): *Uso da programação linear na identificação de estratégias ótimas de regulação florestal considerando mix de consumo*. Tesis de Maestría. Universidad Federal de Paraná, Curitiba, Brasil. 89 pp.
- DURAND, G.; BROZ, D.; ROMERO, C.; DÍAZ-BALTEIRO, L.; FRUTOS, M. ROSSIT, D. (2014): Avance preliminar en el diseño de un modelo de planificación forestal mediante programación por metas determinísticas. En: Acta de XXVII Encuentro Nacional de Docentes en Investigación Operativa (ENDIO) - XXV Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa (EPIO). San Nicolás, Argentina.
- EDGAR, T.; HIMMELBLAU, D.; LASDON, L. (2001): *Optimization of chemical processes*. 2^{da} ed. McGraw-Hill. Nueva York. 672 pp.
- EPSTEIN R.; MORALES R.; SERÓN J.; WEINTRAUB A. (1999): Use of OR systems in the Chilean forest industries. *Interfaces*. 29(1): 7-29.
- EPSTEIN, R.; KARLSSON, J.; RÖNNQVIST, M.; WEINTRAUB, A. (2007): Harvest operational models in forestry. En: WEINTRAUB, A.; ROMERO, C. BJØRHDAL, T.; EPSTEIN, R. *Handbook of operations research in natural resources*. Springer. Nueva York. pp 364-377.
- EVANS, J.R.; OLSO, D.L. (2001): *Introduction to simulation and risk analysis*. Prentice-Hall. 2^{da} ed. New Jersey. 392 pp.
- EYVINDSON, K. (2012): Balancing equity and efficiency of goal programming for use in forest management planning. *Canadian Journal of Forest Research*. 42(11): 1919-1925.

- FAO (2009): Situación de los bosques en el mundo: América Latina y el Caribe. pp 39-43. Revisado en abril del año 2014 en: <http://ftp.fao.org/docrep/fao/011/i0350s/i0350s01d.pdf>
- FASSOLA, H.; CRECHI, E.; KELLER A. (2006): Curso de capacitación en el empleo de funciones de volumen y volumen-forma para *Pinus taeda*, *P. elliottii* y *Eucalyptus grandis* para distintas regiones agroecológicas de la mesopotamia argentina. Informe anual PAN 571: “Funciones y Algoritmos dasométricos para manejo silvícola intensivo, de aplicación en plantaciones forestales orientadas a producción de madera de alto valor agregado”. Boletín Técnico N° 59. INTA EEA-Montecarlo. 29 pp.
- FASSOLA, H.; VIDELA, D.; KELLER, A.; CRECHI, E.; WINCK, R.A.; BARTH, S.; DE COULON, E. (2012): Rendimiento y valor bruto en el aserrado de árboles *Pinus taeda* L. bajo manejo silvopastoril: estudio de caso. En: Acta XV Jornadas Técnicas Forestales y Ambientales. Misiones, Argentina.
- FERREIRA, L.; CONSTANTINO, M.; BORGES, J. (2011a): A stochastic approach to optimize Maritime pine (*Pinus pinaster* Ait.) stand management scheduling under fire risk. An application in Portugal. *Annals of Operations Research*. 219(1): 359-377.
- FERREIRA, L.; CONSTANTINO, M.; BORGES, J.; GARCIA-GONZALO, J. (2011b): A stochastic dynamic programming approach to optimize short-rotation coppice systems management scheduling: An application to Eucalypt plantations under wildfire risk in Portugal. *Forest Science*. 58(4): 353-365.
- FERRIS, M.; DIRKSE, S.; JAGLA, J.; MEERAUS, A. (2009): An extended mathematical programming framework. *Computers & Chemical Engineering*. 33(12): 1973-1982.
- FIELD, D.B. (1973): Goal programming for forest management. *Forest Science*. 19(2): 125-135.
- FIELD, R.C.; DRESS E.; FORTSON, C. (1980): Complementary linear and goal programming procedures for timber harvest scheduling. *Forest Science*. 26(1): 121-133.
- FLISBERG. P.; LIDÉN, B.; RÖNNQVIST, M. (2009): A hybrid method based on linear programming and tabu search for routing of logging trucks. *Computers & Operations Research*. 36: 1122-1144.
- FLOUDAS, C. (1995): *Nonlinear and mixed-integer optimization: Fundamentals and applications*. 1^{er} ed. Oxford University Press. New York. 480 pp.
- FROMBO, F.; MINCIARDI, R.; ROBBA, M.; ROSSO, F.; SACILE, R. (2009): Planning woody biomass logistics for energy production: A strategic decision model. *Biomass and bioenergy*. 33(3): 372-383.
- GADOW, K.V. (2001): Orientation and control in CCF systems. En: GADOW, K.V., NAGEL, J., SABOROWSKI, J. *Continuous cover forestry: Assesment, analysis, scenarios*. International IUFRO Conference. Springer. Alemania. pp. 211-217.

- GAMS DEVELOPMENT CORPORATION (2014): *The solvers manuals*. 818 pp. Revisado en abril del año 2014 en: <http://www.gams.com/dd/docs/solvers/allsolvers.pdf>
- GASSMANN, H. (1989): Optimal harvest of a forest in the presence of uncertainty. *Canadian Journal of Forest Research*. 19(10): 1267-1274.
- GILMORE, P.C.; GOMORY, R.E. (1961): A linear programming approach to the cutting stock problem. *Operations Research*. 9(6): 848-859.
- GIMÉNEZ, J.; BERTOMEU, M.; DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (2013): Optimal harvest scheduling in Eucalyptus plantations under a sustainability perspective. *Forest Ecology and Management*. 291(1): 367-376.
- GÓMEZ, T.; HERNÁNDEZ, M.; LEÓN, M.A.; CABALLERO, R. (2006): A forest planning problem solved via a linear fractional goal programming model. *Forest Ecology and Management*. 227(1-2): 79-88.
- GÓMEZ, T.; HERNÁNDEZ, M.; MOLINA, J.; LEÓN, M.A.; ALDANA, E.; CABALLERO, R. (2011): A multiobjective model for forest planning with adjacency constraints. *Annals of Operations Research*. 190(1): 75-92.
- GONZÁLEZ, J.R.; PALAHI, M.; PUKKALA, T. (2005): Optimizing the management of *Pinus sylvestris* L. stand under risk of fire in Catalonia (north-east of Spain). *Annals of Forest Science*. 62(5): 493-501.
- GONZÁLEZ, J.; GUASCH, J.; SEREBRISKY, T. (2008): *Improving logistics costs for transportation and trade facilitation*. The World Bank, Latin America and Caribbean Region. Policy research working paper series 4558. 46 pp.
- GONZÁLEZ-PACHÓN, J.; DÍAZ-BALTEIRO, L.; ROMERO, C. (2014): How to combine inconsistent ordinal and cardinal preferences: A satisfying modeling approach. *Computers and Industrial Engineering*. 67(1): 168-172.
- GOYCOOLEA, M.; MURRAY, A.; BARAHONA, F.; EPSTEIN, A.; WEINTRAUB, A. (2005): Harvest scheduling subject to maximum area restrictions: Exploring exact approaches. *Operations Research*. 53(3): 490-500.
- GOYCOOLEA, M.; MURRAY, A.; VIELMA, J. P.; WEINTRAUB, A. (2009): Evaluating approaches for solving the area restriction model in harvest scheduling. *Forest Science*. 55(2): 149-165.
- GRUPO INTERGUBERNAMENTAL DE EXPERTOS SOBRE EL CAMBIO CLIMÁTICO (IPCC) (2003): Orientación sobre las buenas prácticas para uso de la tierra, cambio de uso de la tierra y silvicultura. Revisado en febrero del año 2013 en: http://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/gpplulucf/gpplulucf_languages.html

- GUASCH A.; PIERA, M.A.; CASANOVAS, J.; FIGUERAS, J. (2002): *Modelado y simulación: aplicación a procesos logísticos de fabricación y servicios*. 1^{era} ed. Edición UPC. España. 358 pp.
- HERNÁNDEZ, M.; GÓMEZ, T.; MOLINA, J.; LEÓN, M.A.; CABALLERO, R. (2011): Planificación forestal con adyacencias bajo criterios múltiples. En: Anales de las XVIII Jornadas ASEPUMA, Santiago de Compostela, España.
- HIGLE, J.L.; SEN, S. (1996): *Stochastic decomposition: A statistical method for large scale stochastic linear programming*. 1^{era} ed. Kluwer Academic Publishers. Netherlands. 221 pp.
- HILLIER, F.; LIEBERMAN, G. (2010): *Introducción a la investigación de operaciones*. 4^{ta} ed. McGraw-Hill, México. 978 pp.
- IGNIZIO, J.P. (1976): *Goal programming and extensions*. Lexington Books. Massachusetts. 261 pp.
- IJIRI, Y. (1965): *Management goal an accounting for control*. North Holland Publishers. Amsterdam. 191 pp.
- INFANGER, G. (2011): Stochastic programming: The State of the Art In Honor of George B. Dantzig. *International series in operations research & management science*. Vol. 150. 362 pp.
- INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y CENSOS (INDEC). Serie histórica del Índice de Precios al Consumidor (IPC) en el Gran Buenos Aires. Revisado en diciembre del año 2013 en: http://www.indec.gov.ar/principal.asp?id_tema=729.
- INSUA, D.; INSUA, S.; JIMENEZ, J. (2009): *Simulación. Métodos y aplicaciones*. 2^{da} ed. Alfaomega. Madrid. 404 pp.
- IRIGOYEN, I. (2002): *Aplicación de herramientas computacionales en la planificación de caminos forestales y su relación con sistemas de cosecha y transporte*. Tesis de grado. Universidad de Concepción. Chile. 65 pp.
- JACOBO, J. (2005): *Un enfoque robusto a un problema de diseño de red multiproducto con incertidumbre en los parámetros de entrada*. Tesis de Maestría. Universidad Autónoma de Nueva León, Nuevo León, México. 118 pp.
- JACOVINE, L.; MACHADO, C.; DE SOUZA, A.; LEITE, H. (2005): Avaliação da qualidade operacional em cinco subsistemas de colheita florestal. *Revista Árvore*. 29(3): 391-400.
- JOHNSON, K.; SCHEURMAN, H. (1977): Techniques for prescribing optimal timber harvest and in Techniques for prescribing optimal timber harvest and investment under different objectives - Discussion and synthesis. *Forest Science*. Monograph 18.

- JUNIOR, M.; LAZARETTI, D.; VIEIRA, A. (2014): A eficiência logística na cadeia do gusa a biorredutor. En XVII Seminário de Atualização sobre Sistemas de Colheita de Madeira e Transporte Florestal. Curitiba, Brasil. 113-132 pp.
- KANGAS, A.; KANGAS, J.; KURTTILA, M. (2008): *Decision support for forest management*. 1^{era} ed. Springer. Nueva York. 224 pp.
- KARLSSON, J.; RÖNNQVIST, M.; BERGSTRÖM, J. (2004): An optimization model for annual harvest planning. *Canadian Journal of Forest Research*. 34(8):1747-1754.
- KELLER, A.; CRECHI, E.; FASSOLA, H.; BARTH, S. (2006): Estimación del volumen con corteza de árboles individuales de *Pinus taeda* L. para las Zonas Alta y Norte de la Provincia de Misiones, Argentina. En: Acta XII Jornadas Técnicas Forestales y Ambientales. Misiones, Argentina.
- KOZIEL, S.; OGURTSOV, S. (2011): Simulation-driven design in microwave engineering: application case studies. En: Yang, Y.; Koziel, S. *Computational optimization and applications in engineering and industry*. Springer-Verlag. Berlin Heidelberg. pp 57-97.
- LAND, A.H.; DOIG, A.G. (1960): An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica*. 28(3): 497-520.
- LARGO, P. (1996): *Estudio de factibilidad para la implementación de una empresa de servicios de cosecha forestal con torres de maderero*. Tesis de grado. Universidad del Bio Bio. Chile. 124 pp.
- LEE, S. M. (1972): *Goal programming for decision analysis*. Auerbach Publishers. Finlandia. 387 pp.
- LEÓN, M.A.; CABALLERO, R.; GÓMEZ, T.; MOLINA, J. (2003): Modelización de problemas de ordenación forestal con múltiples criterios. Una aplicación a la economía forestal cubana. *Estudios de Economía Aplicada*. 21(2): 339-360.
- LIMAEI, S. (2011): Risk management in forestry; Economics perspectives. En: III International Conference on Advanced Management Science. Kuala Lumpur, Malaysia. 19(1): 160-164.
- LINDO SYSTEM Inc. (2013): Lindo API user manual. USA. Revisado en diciembre del año 2013 en: <http://web.ist.utl.pt/ist11038/util/LindoAPI.pdf>
- LIU, G.; HAN, S.; ZHAO, X.; NELSON, J.D.; WANG, H.; WANG, W. (2006): Optimisation algorithms for spatially constrained forest planning. *Ecological Modelling* 194(4): 421-428.
- LÓPEZ, R.; CARRERO, O.; JEREZ, M.; QUINTERO, M.; STOCK, J. (2008): Modelo preliminar para la planificación del aprovechamiento en plantaciones forestales industriales en Venezuela. *Interciencia*. 33(11): 802-809.

MAGYP (2013): Ministerio de Agricultura Ganadería y Pesca. Dirección de Producción Forestal. Elaboración de un mapa de plantaciones forestales de la República Argentina de actualización permanente. Área SIG e Inventario Forestal. Revisado en noviembre del año 2013 en: <http://www.minagri.gob.ar/new/0-0/forestacion/inventario/mapa%20de%20planta.html>

MARKOWITZ, H. (1959): *Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments*. Wiley & Sons. Nueva York. 344 pp.

MARKOWITZ, H. (1991): *Portfolio selection: Efficient diversification of investments*. Wiley & Sons. Nueva York. 402 pp.

MARTELL, D.; GUNN, E.; WEINTRAUB, A. (1998): Forest management challenges for operational researchers. *European Journal of Operational Research*. 104(1): 1-17.

MARTINELLI, L.E. (2001): Cosecha mecanizada y transporte de salicáceas en la región delta y continental. En: Actas SilvoArgentina II. Misiones, Argentina. pp 111-148.

MARTINEZ, A.; AGUADO, A. (1998): Stochastic goal programming with resource. *Revista de la Real Academia de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales*. 92(4): 409-414.

MARTOS, M. (1998): *Programación estocástica: Algunas aportaciones teóricas y computacionales*. Tesis Doctoral. Universidad Complutense de Madrid, Madrid, España. 523 pp.

MATUDA, J.; ARAUJO, L.; COELHO, R.; PINTO, A.; COELHO, H. (2014): Custos da colheita e transporte florestal da madeira de seringueira para uso como lenha no Centro-Oeste Paulista. En: XVII Seminário de Atualização sobre Sistemas de Colheita de Madeira e Transporte Florestal. Curitiba, Brasil. 89-91 pp.

MCCARL, B. A.; MEERAUS, A.; VAN DER EIJK, P.; BUSSIECK, M.; DIRKSE, M.; STEACY, P. (2013): *McCarl GAMS user guide*. 842pp. Revisado en noviembre del año 2013 en: http://www.gams.com/dd/docs/bigdocs/gams2002/mccarlgamsuserguide_web.pdf

MCDILL, M.E.; REBAIN, S.A.; BRAZE, J. (2002): Harvest scheduling with area based adjacency constraints. *Forest Science*. 48(4): 631-642.

MCDILL, M.E. An overview of forest management planning and information management. En: BORGES, J.; DÍAZ-BALTEIRO, L.; MCDILL, M.; RODRIGUEZ, L. (2014): *The Management of Industrial Forest Plantations: Theoretical Foundations and Applications*. Springer. New York. 27-59.

MÉNDEZ, M. (2013): *Modelado de un sistema de planificación y manejo de plantaciones forestales industriales*. Tesis Doctoral. Universidad de los Andes, Mérida, Venezuela. 263 pp.

MEYER, H.; RECKNAGEL, A.; STEVENSON, D.; BARTOO, R. (1961): *Forest Management*. 2^{da} ed. McGraw-Hill, New York. 282 pp.

- MILANESI, G.; WOITSCHACH, G.; BROZ, D. (2012): Aplicación de la teoría de opciones reales a la determinación del momento óptimo de cosecha forestal. *Rev. Fac. Cienc. Agrar., Univ. Nac. Cuyo*. 4(2): 65-78.
- MILANESI, G.; BROZ, D.; WOITSCHACH, G. (2013): Opciones reales para determinar el turno óptimo en sistemas silvopastoriles: análisis de inversión. *Madera y Bosques*. 19(3):81-98.
- MALLIARIS, A.G.; BROCKLL, W.A. (1982): *Stochastic methods in economics and finance*. North-Holland: North-Holland Press. Netherlands. 303 pp.
- MILLER, R.A.; VOLTAIRE, K.A. (1983): Stochastic analysis of the tree paradigm. *Journal of Economic Dynamics & Control*. 6(1): 371-386.
- MISIR, N.; MISIR, M. (2007): Developing a multi-objective forest planning process with goal programming: A case study. *Pakistan Journal of Biological Sciences*. 10(3): 514-522.
- MOLINA, J.; LAGUNA, M.; MARTÍ, R.; CABALLERO, R. (2007): SSPMO: A Scatter Tabu Search Procedure for Non-Linear Multiobjective Optimization. *INFORMS Journal on Computing*. 19(1): 91-100.
- MONTSERRAT, M.; LLORENTE, M.; LUCIO-VILLEGAS, M. (1995): Introducción a la econometría: el modelo de regresión. 1^{era} ed. Universidad de Oviedo. España. 209 pp.
- MOSCOVICH, F. (2004): *Modelos de producción y crecimiento forestal*. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). Informe Técnico N° 55.
- MURRAY, A.T. (2007): Spatial environmental concerns. En: WEINTRAUB, A.; ROMERO, C.; BJØRNDAL, T.; EPSTEIN, R. *Handbook of operations research in natural resources*. Springer. Nueva York. pp. 419-429.
- MUSTAJOKI, J.; MARTTUNEN, M. (2013): *Comparison of multi-criteria decision analytical software: Searching for ideas for developing a new EIA-specific multi-criteria software*. Imperia Project Report, Finnish Environment Institute. 86 pp. Revisado en agosto del año 2014 en: <http://imperia.jyu.fi/tuotokset/Annex7.5.13ComparisonofMultiCriteriaDecisionAnalyticalSoftware.pdf>
- NGUYEN, D.T. (2012): *A spatial stochastic programming model for timber and core area management under risk of stand-replacing fire*. Tesis Maestría. Colorado State University. 44 pp.
- ÖHMAN, K.; WIKSTRÖM, P. (2008): Incorporating aspects of habitat fragmentation into long-term forest planning using mixed integer programming. *Forest Ecology and Management*. 255(3-4): 440-446.
- ÖHMAN, K.; EDENIUS, L.; MIKUSINSKI, G. (2011): Optimizing spatial habitat suitability and timber revenue in long-term forest planning. *Canadian Journal of Forest Research*. 41(3): 543-551.

OLIVEIRA, Y.M.; OLIVEIRA, E.B.; HAFLEY, W.L. (1990): Classificação de sitio para povoamentos de *Pinus taeda* no sul do Brasil. Edição dos Anais do Congresso Florestal Brasileiro. Campos do Jordão, SBS. 12(42): 357-360.

OLIVEIRA, E. B. (1995): *Um sistema computadorizado de prognose do crescimento e produção de Pinus taeda L., com critérios quantitativos para a avaliação técnica e econômica de regimes de manejo*. Tesis de Doctorado. Universidad Federal de Paraná, Curitiba, Brasil. 134 pp.

OLIVEIRA, E. B. (2011): *Softwares para manejo e análise econômica de plantações florestais*. Embrapa Florestas. Documento 216. Brasil. 68 pp.

OTTO, K.; ANTONSSON, E. (1993): Tuning parameters in engineering design. *ASME Journal of Mechanical Design*. 115(1): 14-19.

PALMA, C.; TRONCOSO, J. (2001): Asignación óptima de equipos de faenas de cosecha forestal. *Revista Bosque*. 22(1): 65-73.

PARETO, W. (1896). *Cours d'économie politique*. L'Université de Lausanne. París. Vol. I (1896) 430 pp. y Vol. II (1897) 426 pp.

PIDD, M. (2004): *Computer simulation in management science*. 5^{ta} ed. John Wily & Sons Ltd. New Jersey. 332 pp.

PRÉKOPA, A. (1995): *Stochastic programming*. Kluwer Academic Publishers. Hungría. 624 pp.

PRODAN, M. (1965): *Holzmesselehre*. Sauerländer. Frankfurt am Main. 644 pp.

PRODAN, M.; PETERS, R.; COX, F.; REAL, P. (1997): *Mensura forestal*. Proyecto IICA/GTZ sobre agricultura, Recursos Naturales y Desarrollo sostenible. Costa Rica. 561 pp.

PUKKALA, T.; KURTTILA, M. (2005): Examining the performance of six heuristic search techniques in different forest planning problems. *Silva Fennica*. 39(1): 67-80.

QUINTEROS, M.; ALONSO, A.; ESCUDERO, L.; GUIGNARD, M.; WEINTRAUB, A. (2006): Una aplicación de programación estocástica en un problema de gestión forestal. *Revista de Ingenierías de Sistemas*. 10(12): 67-95.

RAMOS, A.; CERISOLA, S. (2014): *Optimización estocástica*. Universidad Pontificia Comillas, Madrid. 147 pp.

REEVES, C.R. (1996): Modern heuristic techniques. En: RAYWARD-SMITH V.J.; OSMAN I.H.; REEVES C.R.; SMITH G.D. *Modern heuristic search methods*. Jon Wiley & Sons. Chichester. pp 1- 25.

REHMAN, T.; ROMERO, C. (1987): Goal programming with penalty functions and livestock ration formulation. *Agricultural Systems*. 23(2): 117-132.

- REY-PRIETO, A.; RIESCO-MUÑOZ, G. (2012): Influencia del azulado (mancha azul) en la densidad y estabilidad dimensional de la madera de *Pinus sylvestris*. *Maderas. Ciencia y Tecnología*. 14(1): 115-125.
- RIX, G.; ROUSSEAU, L.; PESANT, G. (2014): *A transportation-driven approach to annual harvest planning*. Interuniversity Research Centre on Enterprise Networks Logistics and Transportation (CIRRELT). 29 pp.
- ROMERO, C.; REHMAN, T. (1984): Goal programming and multiple criteria decision making in farm planning: An expository analysis. *Journal of Agricultural Economics*. 35(2): 177-190.
- ROMERO, C. (1991): *Handbook of critical issues in goal programming*. Pergamon Press. Oxford. 136 pp.
- ROMERO, C. (1996): *Análisis de las decisiones multicriterio*. ISDEF. España. 115 pp.
- ROMERO, C. (2002): Programación por metas (“Goal Programming”): Pasado, presente y futuro. En: CABALLERO, R.; FERNÁNDEZ, G. Toma de decisiones con criterios múltiples. *Revista Electrónica de Comunicaciones y Trabajos de ASEPUMA*. España. pp 75-89.
- ROMERO, C. (2004): A general structure of achievement functions for a goal programming model. *European Journal of Operational Research*. 153(3): 675-686.
- SAATY, T.L. (1980): *The analytic hierarchy process*. McGraw Hill. New York. 287 pp.
- SANT’ANNA, A.C.; NOGUEIRA, J.M. (2010): Valoração econômica dos serviços ambientais de florestas nacionais. *Revista de Administração e Negócios da Amazônia*. 2(1): 82-108.
- SCHMOLDT, D.; KANGAS, J.; MENDOZA, G.A.; PESONEN, M. (2001): The analytic hierarchy process in natural resource and environmental decision making. *Managing Forest Ecosystems*, Vol. 3. 307 pp.
- SCHNEIDER, P. (2008): *Manejo florestal: planejamento da produção florestal*. Universidade Federal de Santa Maria. Santa María, Brasil. 500 pp.
- SEIXAS, F. (1992): *Uma metodologia de seleção e dimensionamento da frota de veículos rodovários para o transporte principal de madeira*. Tesis de Doctorado. Universidade de São Paulo, São Paulo, Brasil. 106 pp.
- SENGUPTA, J.K.; TINTNER, K.; MORRISON, B. (1963): Stochastic linear programming with applications to economic model. *Económica*. 30(119): 262-276.
- SESSION, J.; BETTINGER, P.; MURPHY, G. (2007): Heuristics in forest planning. En: WEINTRAUB, A.; ROMERO, C. BJØRHDAL, T.; EPSTEIN, R. *Handbook of operations research in natural resources*. Springer. Nueva York. pp 431-448.

SIFIP (2012): Sistema de Información Foresto – Industrial de la Provincia. Ministro del Agro y la Producción. Revisado en febrero del año 2012 en <http://extension.facfor.unam.edu.ar/sifip/index.php>

SILVA, M.; WEINTRAUB, A.; ROMERO, C.; DE LA MAZA, C. (2010): Forest harvesting and environmental protection based on the goal programming approach. *Forest Science*. 56(5): 460-472.

SIMON, H. (1955): A behavioral model of rational choice. *The Quarterly Journal of Economics*. 69(1): 99-118.

SOARES, T.S.; CARVALHO, R. M.; BARTOLOMEU DO VALE, A. (2003): Avaliação econômica de um povoamento de *Eucalyptus grandis* destinado a multiprodutos. *Revista Árvore*. 27(5): 689-694.

STANCU-MINASIAN, I.M. (1984): *Stochastic programming with multiple objective functions*. Editura Academiei. 334 pp.

STANCU-MINASIAN, I.M.; TIGAN, S.T. (1988): A stochastic approach to some linear fractional goal programming problems. *Kybernetika*. 24(2): 139-149.

STANCU-MINASIAN, I.M. (1990): *Overview of different approaches for solving stochastic programming problem with multiple objective functions*. En: SLOWINSKI, R.; TEGHEM, J. *Stochastic versus fuzzy. Approaches to multiobjective mathematical programming under uncertainty*. Kluwer Academic Publishers. Dordrecht/Boston/London. pp. 71-101.

STURGES, H. (1926): The choice of a class interval. *Journal of the American Statistical Association*. 21(153): 65-66.

SUN, W.; WANG, J.; FANG, Y. (2013): Consistent selection of tuning parameters via variable selection stability. *Journal of Machine Learning Research*. 14(1): 3419-3440.

TAHA, A. (2012): *Investigación de operaciones*. 9^{na} ed. Pearson, México. 824 pp.

THOMSON, T.A. (1992): Optimal forest rotation when stumpage prices follow a diffusion process. *Land Economics*. 68(3): 329-342.

TINTNER, G. (1955): Stochastic linear programming with applications to agricultural economics. En: II Symposium Linear Programming. Washington, USA.

TORO, P.; JUNEMANN, M. (2005): Sistema de apoyo a la toma de decisiones de establecimiento de plantaciones forestales. *Revista Bosque*. 26(3): 19-31.

TRONCOSO J.J.; GARRIDO, R.A. (2005): Forestry production and logistics planning: an analysis using mixed-integer programming. *Forest Policy and Economics*. 7(4): 625-633.

- TURLAND, J. (2007): *An overview of north american forest modeling approaches and technology and their potential application to Australian native forest management*. World Forest Institute Oregon. Oregon. 140 pp.
- VAJDA, S. (1972): *Probabilistic programming*. Academic Press. Nueva York. 127 pp.
- VAN DE PANNE, C.; POPP, W. (1963): Minimum-cost cattle feed under probabilistic protein constraints. *Management Science*. 9(3): 405-430.
- VANCLAY, J.K. (1994): *Modelling forest growth and yield: applications to mixed tropical forests*. CAB International. UK. 312 pp.
- VERDÍN, G.; DÍAZ, J.; LINARES, M.; TECLE, A. (2009): Aplicación de técnicas multicriterio en el manejo integral forestal en Durango, México. *Madera y Bosque*. 15(1):27-46.
- VINCENT, S. (1998): *Input data analysis*. En: BANKS, J. *Handbook of simulation: principles, methodology, advances, applications, and practice*. Wiley & Sons Ltd. Nueva York. 849 pp.
- WEINTRAUB, A.; CHOLAKYA, A. (1991): Hierarchical approach to forest planning. *Forest Science*. 7(2):439-460.
- WEINTRAUB, A.; EPSTEIN, R.; MORALES, R.; SERON, J.; TRAVERSO, P. (1996): A truck scheduling system improves efficiency in the forest industries. *Interfaces*. 26 (4): 1-12.
- WEINTRAUB, A.; MURRAY, A.T. (2006): Review of combinatorial problems induced by spatial forest harvesting planning. *Discrete Applied Mathematics*. 154(5): 867-879.
- WINSTON, W. (2008): *Operations research: applications and algorithms*. 4^{ta} ed. Thomson International, México. 1418 pp.
- YIN, R.; NEWMAN, D. (1997): When to cut a stand of trees?. *Natural Resource Modeling*. 10(3): 251-261.
- YU, Z.; KLEIN, C.; JANG, W. (2014): Multi period operational planning in woody biomass system. En: Industrial and systems engineering research conference. Montreal, Canada.
- YUNG, W.; SESSIONS, J. (2001): Designing a forest road network using heuristic optimization techniques. Council of forest engineering (COFE) Conference preceding: "Appalachian Hardwoods: Managing change". Oregon.

Anexo

Anexo 1. Datos base del modelo de planificación táctico.

Rodal	Especia	Área	FP	N	S	AB	IS	EdInd	GH	Hp	R	Ce	As	La
i1	<i>P. taeda</i>	32,6	2009	1169	95	0	20	15	5	0	0	51	104	14
i2	<i>P. taeda</i>	76,8	2009	1166	95	0	20	15	5	0	0	51	102	23
i3	<i>P. taeda</i>	62,7	2009	1279	95	0	20	15	5	0	0	45	104	27
i4	<i>P. taeda</i>	45,9	2008	1309	95	16,6	20	15	5	0	0	31	93	8
i5	<i>P. taeda</i>	106,3	2008	1200	95	17	20	15	5	0	0	35	82	8
i6	<i>P. taeda</i>	36,9	2008	1325	95	18,6	20	15	5	0	0	27	92	8
i7	<i>P. taeda</i>	7,3	2011	1166	95	0	21,6	15	5	0	0	26	55	48
i8	<i>P. taeda</i>	26,6	2012	1166	95	0	21,6	15	5	0	0	36	53	49
i9	<i>P. taeda</i>	31,5	2004	938	95	31,2	21,6	15	5	0	0	34	96	22
i10	<i>P. taeda</i>	90,5	2004	975	95	30,8	21,6	15	5	0	0	56	102	23
i11	<i>P. taeda</i>	27,2	2003	966	95	35,3	21,6	15	5	0	0	37	88	9
i12	<i>P. taeda</i>	31,8	2004	1127	95	36,4	20	15	5	0	0	41	90	9
i13	<i>P. taeda</i>	5,1	2006	1230	95	25,3	20	15	5	0	0	45	101	26
i14	<i>P. taeda</i>	97,6	2004	689	95	26,6	21,6	15	5	0	0	50	106	26
i15	<i>P. taeda</i>	121,4	2005	1049	95	30,1	20	15	5	0	0	54	115	34
i16	<i>P. taeda</i>	8,4	2006	696	95	16,8	21,6	15	5	0	0	53	105	31
i17	<i>P. taeda</i>	17,6	2004	373	95	15,3	21,6	15	5	0	0	52	113	27
i18	<i>P. taeda</i>	84,6	2004	1026	95	31,8	20	15	5	0	0	64	105	38
i19	<i>P. taeda</i>	114,5	2004	961	95	30,5	21,6	15	5	0	0	60	109	26
i20	<i>P. taeda</i>	168,3	2004	810	95	25,4	21,6	15	5	0	0	58	105	31
i21	<i>P. taeda</i>	188,9	2004	925	95	27,8	21,6	15	5	0	0	54	113	26
i22	<i>P. taeda</i>	86,2	2003	990	95	33,1	20	15	5	0	0	64	116	26
i23	<i>P. taeda</i>	24,8	2003	767	95	30,2	21,6	15	5	0	0	61	112	39
i24	<i>P. taeda</i>	150,1	2003	913	95	31,1	21,6	15	5	0	0	62	112	36
i25	<i>P. taeda</i>	33,7	2003	1047	95	36,4	20	15	5	0	0	54	116	39
i26	<i>P. taeda</i>	96,5	2003	1031	95	36	20	15	5	0	0	54	106	26
i27	<i>P. taeda</i>	9,4	2002	1169	95	33,7	20	15	5	0	0	61	112	23
i28	<i>P. taeda</i>	73,4	1999	630	95	30,9	21,6	15	5	0	0	60	103	29
i29	<i>P. taeda</i>	114,9	1999	468	95	25,3	21,6	15	5	0	0	53	107	35
i30	<i>P. taeda</i>	71,1	2000	607	95	33,2	21,6	15	5	0	0	59	103	33
i31	<i>P. taeda</i>	236,1	2001	766	95	34,1	20	15	5	0	0	59	114	22
i32	<i>P. taeda</i>	42,3	2001	1085	95	43,2	20	15	5	0	0	67	126	53
i33	<i>P. taeda</i>	116,7	2001	732	95	35,3	21,6	15	5	0	0	63	133	47
i34	<i>P. taeda</i>	236,6	2002	772	95	33,3	21,6	15	5	0	0	61	124	52
i35	<i>P. taeda</i>	153,9	2002	741	95	33,3	21,6	15	5	0	0	59	122	55
i36	<i>P. taeda</i>	190,2	2002	1111	95	40,7	20	15	5	0	0	62	134	45
i37	<i>P. taeda</i>	125,6	2002	773	95	31,5	21,6	15	5	0	0	65	128	47
i38	<i>P. taeda</i>	144,1	2002	681	95	30,6	21,6	15	5	0	0	57	130	43
i39	<i>P. taeda</i>	166,9	2002	772	95	36,5	21,6	15	5	0	0	67	124	55
i40	<i>P. taeda</i>	107,7	2002	835	95	35,9	21,6	15	5	0	0	66	126	54

NOTA: FP: fecha de plantación [año]; N: densidad [árboles/hectárea]; S: sobrevivencia [%]; AB: área basal [m²]; IS: índice de sitio [m]; EdInd: edad índice [años]; GH: grado de homogeneidad; Hp: altura de poda [m]; R: número de raleos; Ce, As y La: distancia celulosa, aserradero y laminadora [km].

Anexo 2. Ilustración del resultado de la simulación mediante FlorExcel-SisPinus para un rodal determinado.

E	N	d	h	G	Vtot	La	AG	AF	Pu	En	n_2,5	n_7,5	n_12,5	n_17,5	n_22,5	n_27,5	n_32,5	n_37,5	n_42,5	
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	1.169	11	7	11	38	0	0	0	20	12	0	434	735	0	0	0	0	0	0	0
6	1.169	13	9	15	64	0	0	0	38	16	0	28	1.042	99	0	0	0	0	0	0
7	1.169	15	11	22	112	0	0	0	79	19	0	2	488	678	0	0	0	0	0	0
8	1.168	17	12	27	153	0	0	5	108	22	0	0	166	950	53	0	0	0	0	0
9	1.168	18	13	32	201	0	0	29	122	27	0	0	60	816	291	0	0	0	0	0
10	1.166	20	15	37	251	0	0	56	149	22	0	0	24	577	563	1	0	0	0	0
11	1.164	21	16	40	295	0	0	81	154	28	0	0	11	388	741	24	0	0	0	0
12	1.160	22	17	44	339	0	0	106	159	35	0	0	5	262	800	93	0	0	0	0
13	1.155	23	17	47	383	0	0	189	136	26	0	0	3	180	778	194	0	0	0	0
14	1.149	23	18	50	424	0	0	210	145	30	0	0	1	127	715	305	0	0	0	0
15	1.142	24	19	52	462	0	0	226	154	35	0	0	1	92	640	407	2	0	0	0
16	1.133	24	20	54	496	2	80	206	137	29	0	0	0	67	565	492	9	0	0	0
17	1.123	25	20	56	528	5	93	210	156	24	0	0	0	50	496	555	23	0	0	0
18	1.113	25	21	57	557	9	110	211	158	27	0	0	0	38	435	597	43	0	0	0
19	1.101	26	21	58	584	15	123	211	160	29	0	0	0	29	382	623	68	0	0	0
20	1.090	26	22	60	609	21	134	210	162	31	0	0	0	22	336	634	97	0	0	0
21	1.077	27	22	61	631	28	144	208	164	34	0	0	0	17	297	635	127	0	0	0
22	1.064	27	23	61	652	35	154	205	165	36	0	0	0	14	264	629	158	0	0	0
23	1.051	27	23	62	670	42	162	221	156	34	0	0	0	11	235	617	188	0	0	0
24	1.038	27	23	62	687	49	169	271	128	25	0	0	0	9	210	602	217	1	0	0
25	1.025	28	24	63	701	56	176	269	129	25	0	0	0	7	188	585	243	1	0	0
26	1.011	28	24	63	714	62	181	267	129	26	0	0	0	6	169	567	268	3	0	0
27	998	28	24	63	726	69	186	265	130	27	0	0	0	5	153	548	290	4	0	0
28	985	28	25	63	736	75	190	262	130	28	0	0	0	4	138	528	309	6	0	0
29	972	29	25	63	745	82	193	260	130	29	0	0	0	3	125	509	326	9	0	0
30	959	29	25	63	754	88	195	257	131	29	0	0	0	2	114	490	341	12	0	0
31	947	29	25	63	761	94	198	254	131	30	0	0	0	2	104	472	354	15	0	0
32	935	29	26	63	767	100	199	250	145	24	0	0	0	2	95	455	364	18	0	0
33	923	29	26	63	773	105	200	247	145	25	0	0	0	1	88	438	374	22	0	0
34	911	29	26	63	777	111	201	244	145	25	0	0	0	1	81	422	381	26	0	0
35	899	30	26	63	782	116	202	241	145	26	0	0	0	1	74	406	387	30	0	0
36	888	30	27	62	785	121	202	238	144	27	0	0	0	1	69	392	392	35	0	0
37	877	30	27	62	788	126	202	235	144	27	0	0	0	1	64	378	396	39	0	0
38	867	30	27	62	791	131	202	231	161	21	0	0	0	1	59	365	399	43	0	0
39	856	30	27	62	793	136	201	228	161	21	0	0	0	0	55	352	401	48	0	0
40	846	30	27	61	795	140	201	225	161	21	0	0	0	0	51	340	402	52	0	0

NOTA: E: edad [año]; N: densidad [árboles/ha]; d: diámetro medio [cm]; h: altura [m]; G: área basal [m²]; VT: volumen total [m³]; La: volumen laminable [m³]; AG: volumen aserrable grueso [m³]; AF: volumen aserrable fino [m³]; Pu: volumen pulpable [m³]; En: volumen energía [m³]; n_mc: frecuencia por clase diamétrica, donde el valor mc corresponde a la media de la clase.

Anexo 3. Programa de cosecha y producción obtenido para 40 rodales en un horizonte de planificación de 18 años en base al modelo de PPME-D con $\lambda = 0,5$.

	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7	p8	p9	p10	p11	p12	p13	p14	p15	p16	p17	p18
i1												13.840						
i2																		42.936
i3																34.142		
i4																	29.207	
i5													62.120					
i6																		24.744
i7													3.741					
i8															13.348			
i9														20.442				
i10								44.123										
i11						12.561												
i12																		22.149
i13								2.106										
i14								43.242										
i15														69.593				
i16										3.629								
i17							5.047											
i18																53.513		
i19													69.265					
i20											86.461							
i21									91.036									
i22															52.122			
i23														14.671				
i24										81.840								
i25															21.424			
i26																	63.132	
i27						3.878												
i28	20.702																	
i29	26.821																	
i30	19.591																	
i31					87.942													
i32						20.334												
i33	33.011																	
i34				88.457														
i35			49.401															
i36							93.728											
i37			40.569															
i38		38.986																
i39		52.817																
i40						49.514												

NOTA: Unidad de producción [t].

Anexo 4. Variación de las variables dependientes en función a la tasa de descuento ($r-1$) $\rightarrow r$.

Tasa de descuento r	Programa de cosecha	VP [\$]	Secuestro de Carbono [t]	Desvío producción [t]	Desvío distancia [km]
0,05					
0,06	40%	39%	0,5%	31,5%	11,6%
0,07	50%	35%	0,1%	39,7%	11,4%
0,08	3%	30%	0,2%	1,0%	0,2%
0,09	20%	26%	0,0%	11,1%	3,2%
0,10	8%	22%	0,3%	1,9%	3,2%
0,11	45%	19%	1,0%	33,5%	8,3%
0,12	43%	17%	0,7%	31,7%	11,4%
0,13	43%	14%	0,8%	37,5%	14,5%
0,14	8%	13%	0,6%	7,9%	0,2%
0,15	48%	11%	1,9%	26,8%	1,0%
0,16	48%	10%	1,3%	18,8%	1,1%
0,17	45%	9%	1,2%	19,5%	1,1%
0,18	5%	8%	0,1%	0,6%	0,5%
0,19	15%	7%	0,4%	0,6%	0,4%
0,20	18%	6%	0,5%	0,0%	0,1%
0,21	0%	6%	0,1%	0,0%	0,3%
0,22	10%	4%	2,0%	9,2%	7,0%
0,23	0%	5%	0,0%	0,0%	0,1%
0,24	3%	4%	0,3%	1,5%	0,1%
0,25	15%	4%	0,6%	0,0%	0,5%
0,26	23%	3%	0,2%	0,2%	2,3%
0,27	5%	3%	0,1%	1,3%	2,7%
0,28	28%	3%	0,4%	0,1%	2,9%
0,29	35%	2%	0,1%	1,4%	3,3%
0,30	18%	2%	0,6%	0,0%	0,6%
0,31	8%	2%	0,4%	0,8%	0,1%
0,32	5%	2%	0,1%	0,6%	0,1%
0,33	5%	2%	0,1%	0,6%	0,1%
0,34	5%	2%	0,1%	0,6%	0,1%
0,35	8%	1%	0,3%	2,1%	0,0%
Promedio	20,2%	10,4%	0,5%	9,4%	2,9%
Desvío estándar	17,3%	10,6%	0,5%	13,4%	4,2%
Coficiente de Variación	85,6%	101,5%	106,6%	143,3%	143,6%
Máximo	50,0%	39,1%	2,0%	39,7%	14,5%
Mínimo	0,0%	1,4%	0,0%	0,0%	0,0%

Anexo 5. Índice de Precio al Consumidor (IPC) de Argentina para el período 1943-2012. (INDEC, 2013)

Año	IPC	Año	IPC	Año	IPC	Año	IPC
1943	-3,90	1961	15,88	1979	91,04	1997	0,33
1944	3,84	1962	27,61	1980	64,70	1998	0,67
1945	20,95	1963	22,05	1981	87,01	1999	-1,82
1946	17,53	1964	17,06	1982	119,74	2000	-0,72
1947	14,26	1965	33,21	1983	180,40	2001	-1,55
1948	17,61	1966	26,97	1984	225,90	2002	35,21
1949	29,56	1967	24,92	1985	176,15	2003	3,61
1950	20,36	1968	9,60	1986	61,54	2004	5,94
1951	42,27	1969	6,89	1987	106,55	2005	11,69
1952	17,94	1970	20,36	1998	171,69	2006	9,43
1953	-0,42	1971	33,98	1989	557,87	2007	8,16
1954	15,10	1972	50,86	1990	335,57	2008	6,92
1955	7,41	1973	37,56	1991	65,22	2009	7,10
1956	15,75	1974	35,06	1992	16,31	2010	10,00
1957	23,23	1975	160,53	1993	7,14	2011	8,80
1958	42,18	1976	165,27	1994	3,79	2012	10,10
1959	73,40	1977	99,82	1995	1,61	2013	10,90
1960	17,46	1978	103,72	1996	0,06		

Anexo 6. Ranking de las diferentes distribuciones de probabilidad ordenadas en función al test de Kolmogórov-Smirnov (K-S).

Distribución	Kolmogorov Smirnov		Anderson Darling		Chi-cuadrado	
	Estadístico	Ranking	Estadístico	Ranking	Estadístico	Ranking
Burr (4P)	0,05869	1	0,21486	3	2,2751	8
Weibull (3P)	0,05999	2	0,21672	4	2,2733	7
Wakeby	0,06047	3	0,20995	2	3,5747	16
Gamma (3P)	0,0613	4	0,20207	1	2,7207	10
Gen. Gamma (4P)	0,06321	5	0,25042	9	2,266	6
Pert	0,06609	6	0,31241	14	3,1185	13
Pearson 5 (3P)	0,06725	7	0,26103	10	2,8668	12
Frechet (3P)	0,06738	8	0,2728	12	3,5417	15
Gen. Extreme Value	0,06795	9	0,24395	7	4,3026	21
Fatigue Life (3P)	0,06847	10	0,23318	5	2,2148	4
Lognormal (3P)	0,0686	11	0,24493	8	2,1653	3
Inv. Gaussian (3P)	0,06861	12	0,23825	6	2,2152	5
Log-Logistic (3P)	0,07072	13	0,30996	13	1,3121	1
Pearson 6 (4P)	0,07332	14	0,2664	11	1,5434	2
Johnson SB	0,07533	15	4,2048	32	-----	
Gen. Pareto	0,07951	16	4,1475	31	-----	
Gen. Logistic	0,0831	17	0,33567	15	3,2984	14
Gumbel Max	0,08738	18	0,50646	16	2,5639	9
Kumaraswamy	0,10587	19	1,3914	17	5,5035	27
Chi-Squared (2P)	0,12368	20	1,4735	19	2,7663	11
Phased Bi-Exponential	0,12858	21	3,6851	30	9,116	30
Exponential (2P)	0,13834	22	1,5833	20	3,7728	19
Rayleigh (2P)	0,14294	23	1,4535	18	3,5992	17
Beta	0,14466	24	5,6147	34	-----	
Normal	0,14562	25	1,8854	25	4,4274	23
Logistic	0,14924	26	1,7746	21	4,3229	22
Error	0,15493	27	1,868	23	3,7544	18
Uniform	0,15678	28	17,036	37	-----	
Phased Bi-Weibull	0,15701	29	3,2732	29	5,3322	25
Hypersecant	0,15875	30	1,8682	24	4,4926	24
Cauchy	0,15886	31	1,8369	22	4,2387	20
Triangular	0,16176	32	1,994	26	6,4579	29

Anexo 7. Programa de cosecha y producción obtenido para 40 rodales en un horizonte de planificación de 18 años en base al modelo de PPME-E con $\lambda = 0,5$.

	p1	p2	p3	p4	p5	p6	p7	p8	p9	p10	p11	p12	p13	p14	p15	p16	p17	p18
i1																	17.732	
i2																40.498		
i3																		36.003
i4																		29.789
i5														62.120				
i6															23.161			
i7														3.741				
i8												9.871						
i9														20.442				
i10								44.123										
i11						12.561												
i12																	21.851	
i13										2.479								
i14								43.242										
i15														69.593				
i16										3.629								
i17							5.047											
i18																	54.489	
i19												69.265						
i20											86.461							
i21									91.036									
i22																53.138		
i23													14.671					
i24										81.840								
i25																		22.495
i26															61.035			
i27																		5.780
i28	20.702																	
i29	26.821																	
i30	19.591																	
i31					87.942													
i32						20.334												
i33	33.011																	
i34					88.457													
i35			49.401															
i36								93.728										
i37			40.569															
i38		38.986																
i39		52.817																
i40						49.514												

NOTA: Unidad de producción [t].

Anexo 8. Datos base del modelo de planificación operativa.

Rodal	Especia	Área	FP	VT	N	IS	S	AB	DAP	H	Ce		As		La	
											Pavimento	Tierra	Pavimento	Tierra	Pavimento	Tierra
i1	<i>P. taeda</i>	29,566	1993	346	407	21,6	95	34	32	25	32	2	86	2	7	2
i2	<i>P. taeda</i>	3,913	1998	359	651	21,6	95	39	27	21	27	6	45	6	42	6
i3	<i>P. taeda</i>	3,265	1998	368	901	21,6	95	50	26	21	66	15	5	15	81	15
i4	<i>P. taeda</i>	2,076	1999	390	969	21,6	95	40	23	20	35	22	37	22	49	22
i5	<i>P. taeda</i>	25,95	1996	365	520	21,6	95	37	30	23	66	15	5	15	81	15
i6	<i>P. taeda</i>	1,146	1998	369	756	21,6	95	48	28	21	120	16	59	16	134	16
i7	<i>P. taeda</i>	26,941	1999	276	666	21,6	95	31	24	20	120	16	59	16	134	16
i8	<i>P. taeda</i>	41,164	1999	432	686	21,6	95	38	26	20	225	6	164	6	239	6
i9	<i>P. taeda</i>	14,989	1999	456	550	21,6	95	34	28	20	225	6	164	6	239	6
i10	<i>P. taeda</i>	1,582	1999	354	898	21,6	95	46	25	20	225	6	164	6	239	6
i11	<i>P. taeda</i>	56,132	1999	297	680	21,6	95	43	28	20	225	6	164	6	239	6
i12	<i>P. taeda</i>	2,849	1999	382	615	21,6	95	41	29	20	225	6	164	6	239	6
i13	<i>P. taeda</i>	26,889	1999	411	571	21,6	95	33	27	20	47	10	101	10	53	10
i14	<i>P. taeda</i>	26,321	1998	306	586	21,6	95	29	25	21	47	44	101	44	53	44
i15	<i>P. taeda</i>	1,937	1998	343	873	21,6	95	40	24	21	47	44	101	44	53	44
i16	<i>P. taeda</i>	5,883	1997	285	700	21,6	95	39	26	22	47	44	101	44	53	44
i17	<i>P. taeda</i>	11,948	1997	361	688	21,6	95	41	27	22	47	44	101	44	53	44
i18	<i>P. taeda</i>	7,617	1986	333	224	21,6	95	28	40	28	37	14	91	14	11	14

NOTA: Área [ha]; FP: fecha de plantación [año]; VT: volumen total [m³/ha] N: densidad [árboles/hectárea]; IS: índice de sitio [m]; S: sobrevivencia [%]; AB: área basal [m²]; DAP: diámetro altura de pecho (1,3 m) [cm]; H: altura [m]; Ce, As y La: distancias pavimento y tierra desde rodal a celulosa, aserradero y laminadora [km].

Anexo 9. Programa de cosecha para las dos variantes analizadas.

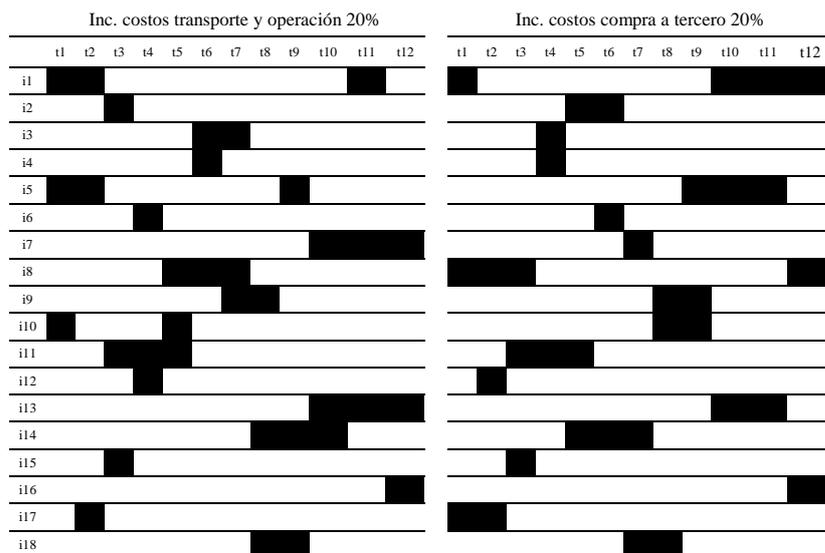
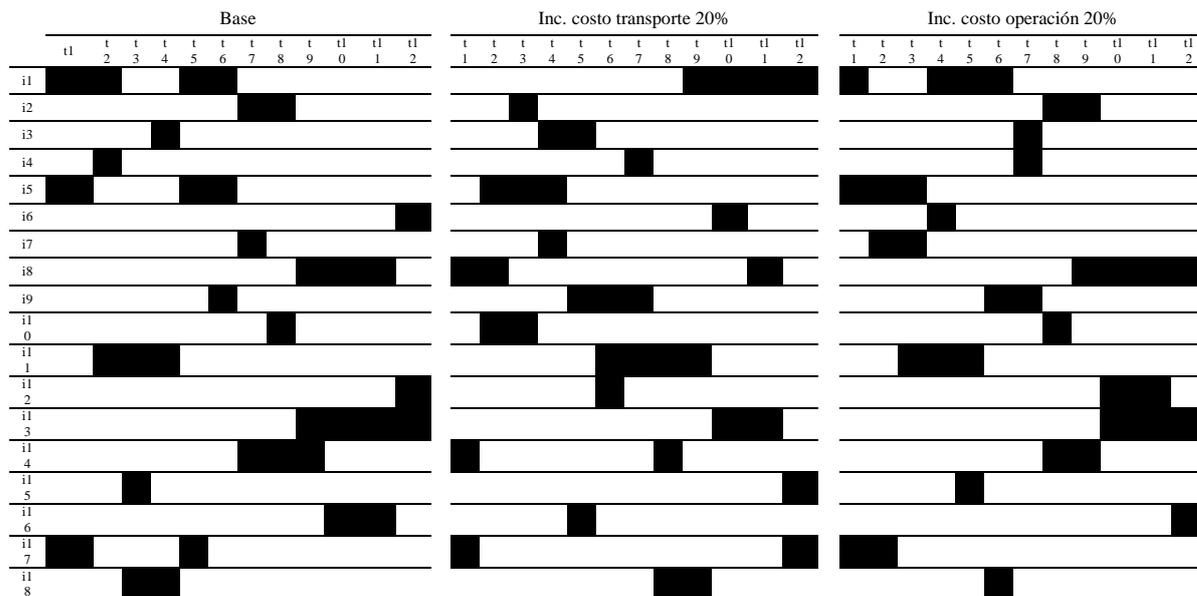
Nº número de frentes constantes

Rodal	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9	t10	t11	t12
i1	■	■			■	■						
i2							■	■				
i3				■	■							
i4		■	■									
i5	■				■	■						
i6												■
i7							■	■				
i8									■	■	■	
i9						■	■					
i10								■	■			
i11		■	■	■								
i12												■
i13									■	■	■	■
i14							■	■	■			
i15			■	■								
i16										■	■	
i17	■	■				■	■					
i18			■	■	■							

Nº número de frentes variable

Rodal	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9	t10	t11	t12
i1	■	■							■	■		
i2								■	■	■		
i3											■	■
i4												
i5	■	■				■	■					
i6							■	■				
i7							■	■				
i8	■	■										■
i9					■	■						
i10						■	■					
i11			■	■	■							
i12					■	■	■					
i13										■	■	
i14								■	■			
i15					■	■						
i16										■	■	
i17		■	■									
i18									■	■		

Anexo 10. Programa de cosecha para distintos escenarios.



Anexo 11. Publicaciones que contribuyeron con este trabajo

AVANCE PRELIMINAR EN EL DISEÑO DE UN MODELO DE PLANIFICACIÓN FORESTAL MEDIANTE PROGRAMACIÓN POR METAS DETERMINÍSTICA. Durand, G.; **Broz, D.**; Romero, C.; Díaz-Balteiro, L.; Frutos, M.; Rossit, D. **XXVII Encuentro Nacional de Docentes en Investigación Operativa (ENDIO) - XXV Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa (EPIO). Año 2014.** Publicado en Acta XXVII ENDIO – XXV EPIO (Papel y CD).

RESUMEN

Se presenta un modelo de planificación forestal basado en programación por metas (PPM) determinística. Se genera un escenario forestal mediante el simulador SisPinus. Se establece 50 rodales de *Pinus taeda* L. de hasta 53 ha y edades de 12 a 19 años al inicio de horizonte de planificación (HP). Se desarrolló un modelo PPM extendido con 5 objetivos, 4 subproductos, 4 destinos industriales y un HP de 10 años. Se resuelve el modelo Minimax, Ponderado y Mixto 50/50% utilizando GAMS/CPLEX. El modelo Ponderado genera mayor volumen a cosechar (1.314.394 t). Los modelos Mixto y Minimax presentan un volumen inferior al ponderado en 3,1 y 0,4% respectivamente.

UN MODELO MULTI-META, MULTI-PRODUCTO, MULTI-PLANTA Y MULTI-PERÍODO DE PLANIFICACIÓN FORESTAL BAJO RIESGO: AVANCE DE DISEÑO. **Broz, D.**; Durand, G.; Tohmé, F.; Frutos, M.; Rossit, D. **Anales del 12º Simposio Argentino de Investigación Operativa - 43 Jornadas Argentinas de Informática - SADIO. pp 33-49. ISSN: 1850-2865. Año 2014.**

RESUMEN

A partir de un patrimonio forestal de 50 unidades de manejo se plantea una metodología de gestión de bosque en base a múltiple objetivos. Se presenta un modelo de planificación forestal basado en programación por metas estocástica (PPME). Las técnicas clásicas plantean una tasa de descuento del Valor Actual Neto (VAN) constante en la vida del proyecto. Se incorpora aleatoriedad en la tasa de descuento del VAN en función a Índice de Precios al Consumidor (IPC) histórico para Argentina. La optimización estocástica permite resultados más robustos para la toma de decisiones en el sector ya que supone una familia de escenarios futuros.

PROGRAMACIÓN TÁCTICA DE LA COSECHA FORESTAL: ANÁLISIS DE PERFORMANCE DE DISTINTAS HERRAMIENTAS INFORMÁTICAS. Figueroa, J.; Durand, G.; Broz, D.; Rossit, D.; Frutos, M.; Rossit, D. VII Congreso de Ingeniería Industrial (COINI). Año 2014.

RESUMEN

En este trabajo se estudia la planificación de la cosecha forestal de forma que se obtenga el máximo beneficio económico, contemplando la edad de cosecha, los niveles de producción y la adyacencia entre rodales, resolviendo el problema con distintos paquetes informáticos y comparando desempeños. El problema se planteó mediante la técnica URM (*Unit Restriction Model*). Se limitó la cosecha entre rodales adyacentes lo que evita la apertura de extensas áreas boscosas, y así disminuir el impacto visual, la erosión del suelo y mantener los corredores faunísticos. Se simularon tres escenarios forestales de *Pinus taeda* L. de 50, 200 y 500 rodales bajo diversas condiciones de crecimiento, para un horizonte de planificación de 10 periodos. Se resolvió cada problema con cinco herramientas: LINDO, MATLAB, CPLEX, GUROBI y CBC, y se compararon los valores de las funciones objetivos y desempeño (tiempos). GUROBI tuvo el desempeño más destacado, seguido por CPLEX. LINDO y CBC alcanzaron soluciones de función objetivo, en promedio, 1% inferior al de CPLEX y GUROBI. Aunque para problemas de 50 rodales MATLAB tuvo mejor desempeño, para 500 rodales el valor de la función objetivo fue un 18% inferior respecto a los mejores.

ANÁLISIS DE RELAJACIÓN DE DOS MODELOS DE GESTIÓN FORESTAL CON RESTRICCIÓN DE ADYACENCIA EN BASE A PROGRAMACIÓN ENTERA BINARIA. Broz, D.; Frutos, M.; Durand, G. XXVI Encuentro Nacional de Docentes en Investigación Operativa (ENDIO) - XXIV Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa (EPIO). Año 2013. Publicado en Acta XXVI ENDIO – XXIV EPIO (Papel y CD). ISBN: 978-987-24267-4-3

RESUMEN

Se analizan dos herramientas de gestión forestal la cual tiene por objetivo la disminución de los impactos de la actividad sobre el medioambiente. Los modelos de optimización URM (*unit restriction model*) y URM1 (*unit restriction model-1*) limitan la cosecha de rodales adyacentes evitando apertura de extensas áreas boscosas, estos están definidos como *NP-hard* o NP-difíciles. Se simularon escenarios desde 30r × 3p (rodal × período) hasta 1000r × 10p con *Pinus spp* bajo distintas condiciones de crecimiento. Se resolvieron los modelos con GAMS. Los escenarios menores a 100r × 10p convergen a un valor óptimo en un tiempo razonable, por encima de este escenario se requiere relajación del modelo. Con un GAP mayor al 1% se obtiene tiempos de resolución menores a 3 segundos sin cambios significativos en el valor objetivo. En la mayoría de los casos el modelo URM presenta mejores valores de la función objetivo.

RESUMEN

En la actualidad la aplicación de modelos cuantitativos para la toma de decisiones en el ámbito forestal tiene importantes desarrollo en Europa y América del Norte, en Latinoamérica en Chile y Brasil se están logrando avances importantes. En Argentina el desarrollo de modelos para la toma de decisión exhibe pocos antecedentes. La aplicación de métodos cuantitativos en el área forestal implica una gestión eficiente de los recursos ya que por un lado permite una visión holística mediante integración de variables y concluye la combinación óptima mediante un algoritmo. El modelo teórico fue desarrollado primeramente mediante el diseño de un grafo el cual plantea una visión global del sistema, donde los nodos orígenes son los rodales ($i = 1, \dots, I$) y los nodos destinos las industrias ($j = 1, \dots, J$) entre los cuales se pretende transportar la cantidad q_{ijk} [t] de productos forestales a un costo unitario de transporte c_{ijk} [\$/t] en distintos períodos ($k = 1, \dots, K$) de manera que la $\sum_i \sum_j \sum_k q_{ijk} \times c_{ijk}$ sea mínima. La función objetivo se encuentra encuadrada por un conjunto de restricciones como ser demanda, oferta, restricciones de corte único y en igual período, homogeneidad de la producción y de costos y cantidad mínima de cosecha por rodal. Las pruebas teóricas del modelo son satisfactorias ya que se cumplen las restricciones y no se arrojan valores absurdos. El inconveniente del mismo es la no linealidad de la restricción de cosecha en el mismo período, lo que limita la aplicación a ciertos programas. La resolución de modelo a escala real estaría basado software como GAMS, LINDO o MATLAB. La resolución del mismo exige un componente de programación en modelos de tamaños importantes. El trabajo desarrollado y resultados obtenidos en la aplicación real pretende ser publicado en una revista del área forestal trascendente.

COMPARISON OF MULTI-OBJECTIVE EVOLUTIONARY ALGORITHMS FOR OPERATIONS SCHEDULING UNDER MACHINE AVAILABILITY CONSTRAINTS. Frutos, M.; Méndez, M.; Tohmé, F.; Broz, D. Revista The Scientific World Journal. Vol. 2013, Article ID 418396, 9 pages, 2013.

RESUMEN

Many of the problems that arise in production systems can be handled with multiobjective techniques. One of those problems is that of scheduling operations subject to constraints on the availability of machines and buffer capacity. In this paper we analyze different Evolutionary multiobjective Algorithms (MOEAs) for this kind of problems. We consider an experimental framework in which we schedule production operations for four real world Job-Shop contexts using three algorithms, NSGAI, SPEA2, and IBEA. Using two performance indexes, Hypervolume and R2, we found that SPEA2 and IBEA are the most efficient for the tasks at hand. On the other hand IBEA seems to be a better choice of tool since it yields more solutions in the approximate Pareto frontier.

GESTIÓN FORESTAL CON RESTRICCIÓN DE ADYACENCIA BASADOS EN PROGRAMACIÓN MATEMÁTICA: EFECTO DE LA RELAJACIÓN (2013). Broz, D.; Durand, G.; Frutos, M. Revista Yvyrareta. 20(1): 1-8.

RESUMEN

Se estudia tres herramientas de gestión forestal, los modelos de optimización URM (*Unit Restriction Model*) y dos variantes, URM-E (*Unit Restriction Model-E*) y URM-T (*Unit Restriction Model-T*), limitan la cosecha de rodales adyacentes evitando apertura de extensas áreas boscosas, estos están definidos como *NP-hard* o NP-difíciles. Se simularon escenarios desde 30×3 (rodal \times período) hasta 1000×10 con *Pinus taeda* L. bajo distintas condiciones de crecimiento. Se resolvieron los modelos con GAMS/CPLEX. Los escenarios menores a 50×6 convergen a un valor óptimo en un tiempo razonable, por encima de este escenario se requiere relajación del modelo. Con un gap de [0,01] se obtienen tiempos de resolución menores a 3 segundos sin cambios significativos en el valor objetivo. En la mayoría de los casos el modelo URM presenta mejores valores de la función objetivo seguido por URM-T y URM-E.

MOEAS PARA LA SECUENCIACIÓN DE OPERACIONES CON RESTRICCIONES DE DISPONIBILIDAD DE MÁQUINAS Y CAPACIDAD DEL BUFFER. Frutos M.; Méndez Babey M.; Tohmé F.; Broz D. IX Congreso Español de Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados. Año 2013.

RESUMEN

Existen en el modelado de sistemas productivos una variedad de problemas que pueden ser abordados con técnicas de optimización multi-objetivo. El problema de secuenciación de operaciones es uno de ellos aplicando además restricciones de disponibilidad de máquinas y capacidad del *buffer*. Nuestro estudio comprendió el análisis de diferentes algoritmos evolutivos multi-objetivo (MOEAs) para resolver este tipo de problemas, tomando como marco experimental la programación de la producción de tres casos extraídos del mundo real en un ámbito productivo tipo Job-Shop. Se realizaron comparaciones de tres algoritmos de referencia, a saber, NSGAI, SPEA2 e IBEA, a través de los indicadores de rendimiento Hipervolumen y R2. Se estableció que los algoritmos SPEA2 e IBEA resultaron ser los más eficientes para resolver este problema.

APLICACIÓN DE LÓGICA BORROSA PARA LA TOMA DE DECISIONES EN EL SECTOR FORESTAL: EL MODELO FPOM. Milanesi, G.; Broz, D. XXXIII Jornadas Nacionales de Administración Financiera, SADAF. Año 2013.

RESUMEN

Se presenta un modelo de lógica difusa para el análisis estratégico de inversiones el cual utiliza un esquema de posibilidad aplicando matemáticas borrosas y distribuciones triangulares. Para el análisis se utilizó tres escenarios forestales, base, pesimista y optimista y dos situaciones, ser propietario y ser inversor. Se genera un valor expandido borroso calculando el área positiva del número triangular dividiendo por el área total del mismo y luego multiplicando por la posibilidad media (*fuzzy*) del lado positivo de la distribución borrosa. Utilizando una técnica tradicional de valuación supone igual ponderación para los escenarios y rechazaría la inversión. El valor esperado expandido bajo la lógica borrosa indica que las dos situaciones son viables.

OPÇÕES REAIS NA DETERMINAÇÃO DA ÓTIMA IDADE DE COLHEITA PARA DOIS MANEJOS FLORESTAIS (2014). Broz, D.; Woitschach, G.; Milanesi, G. Revista CERNE. 20(1): 781-788

RESUMEN

Se propone el enfoque de Opciones Reales como herramienta económica financiera para la toma de decisiones estratégicas en la determinación del turno óptimo de cosecha de dos manejos, uno de alto valor (MAV) y otro manejo pulpable (MP). Se supone que la proyección del precio de venta promedio de los subproductos sigue un proceso estocástico del tipo Geométrico Browniano, mientras que la producción se determina mediante simulación de un turno forestal. La decisión de talar la masa forestal surge de comparar en cada periodo, el valor de flujo de fondos en cada nodo ($FF_{ij(t)}$) de una rejilla binomial con el valor esperado en el próximo año ($X_{t+1} \times e^{-\Delta t}$). El enfoque de Opciones Reales, arroja que el máximo valor de ejercicio se da a los 18 años en MAV y 17 años en MP.

OPCIONES REALES PARA DETERMINAR EL TURNO ÓPTIMO EN SISTEMAS SILVOPASTORILES (2013). Milanesi, G.; **Broz, D.**; Woitschach, G. Revista Madera y Bosque. 19(3): 81-98

RESUMEN

El trabajo propone analizar y valorar desde la perspectiva económica financiera el momento óptimo de cosecha en un sistema silvopastoril utilizando las Opciones Reales (OR) como herramienta para la toma de decisiones estratégicas. Esta se basa en un proceso estocástico para la proyección de precios mientras que el valor actual neto (VAN) utiliza una tasa fija en todo el proyecto. Los resultados mediante OR indican talar a los 18 años con un VOR \$ 10.88.339 frente a la alternativa VAN de talar a los 11 años y \$ 511.914.

PREDICCIÓN DE LOS PRECIOS DE MULTIPRODUCTOS DE PINUS SPP MEDIANTE ARIMA. (2014). **Broz, D.**; Viego, V. Revista Madera y Bosque. 20(1): 37-46

RESUMEN

Se presenta un modelo autorregresivo de media móvil (ARIMA) o Box-Jenkins para predecir los precios de multiproductos de *Pinus ssp* para el Noreste Argentino. El modelo está compuesto por un componente autorregresivo (AR), una media móvil (MA) y el error. Para ello utiliza series temporales, en este caso la misma está compuesta de 115 observaciones de 4 multiproductos (C1, C2, C3 y C4) comprendidas entre julio de 2002 a enero de 2012. Los ARIMAS más satisfactorios fueron ARIMA (11;5), ARIMA (8;8), ARIMA (2;4) y ARIMA (2;4) para C1, C2, C3 y C4 respectivamente. Los resultados son satisfactorios para la C2, C3 y C4 en torno a los 12 meses siendo sin embargo C1 presenta dos saltos negativos en este período. El inconveniente es la gran cantidad de datos que requiere el modelo. En general estos modelos no presentan buena predicción en el largo plazo ya que requieren series estacionarias.