



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

SISTEMA DE APOYO A LAS DECISIONES DE RUTEO MARÍTIMO PARA UN PROVEEDOR DE ALIMENTOS PARA SALMONES

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

GONZALO IGNACIO ROMERO YÁÑEZ

PROFESOR GUÍA:
Sr. ANDRÉS WEINBTRAUB POHORILLE

MIEMBROS DE LA COMISIÓN:
Sr. GUILLERMO DURÁN
Sr. CRISTIÁN CORTÉS CARRILLO

SANTIAGO DE CHILE
OCTUBRE 2008

A Macarena y Martina.

Agradecimientos

Quisiera agradecer al equipo de operaciones de Skretting por su apoyo y disposición en el desarrollo del prototipo del sistema de apoyo a las decisiones. En particular a Manuel Balmaceda por tener la confianza y decisión de emprender junto a nosotros este proyecto, a Christian Hodge por ser una contraparte constructiva, y a Marco Cartagena por mantenernos conectados con las operaciones reales y por sus invaluable, y muy necesarias, sugerencias y críticas al modelo desarrollado.

Además, quisiera agradecer a los profesores Andrés Weintraub y Guillermo Durán por darme la oportunidad de participar en este proyecto de investigación aplicada, el que me permitió aprovechar los conocimientos adquiridos durante la carrera, y aprender muchas cosas nuevas, tanto desde el punto de vista teórico como aplicado, y que fue fundamental en el proceso de decidir hacia donde apuntar mi futuro profesional.

También quisiera agradecer al profesor Cristián Cortés por aceptar participar en la comisión evaluadora, así como a los profesores Daniel Espinoza y Pablo Rey por su orientación en diversos temas que me ayudaron a definir mejor el problema. Una mención aparte merece el profesor Javier Marengo, quien desde Buenos Aires, y en sus viajes a Chile, fue fundamental tanto en el desarrollo de las interfaces del prototipo como en la exploración de metodologías de solución. También quiero agradecer a Thiare Carja por ayudarme en las distintas etapas del proyecto, así como a Leonardo Lopez por hacer una lectura crítica de la memoria, y ser un gran amigo durante todos estos años de Universidad.

No puedo dejar de mencionar a mis padres, quienes siempre me han dado la libertad, y el apoyo sin reparos, que me ha permitido disfrutar de una excelente formación profesional y humana. Tampoco a mi tía Tina, por adoptarme a mi y a Macarena como si fuéramos sus hijos, y tratarnos siempre como pares. También quisiera agradecer a los Pizarro-Delgado, mis suegros, por su cariño y confianza. Gracias a ellos, y a toda nuestra familia, por dejarnos tener los sueños más grandes, y seguir sintiéndonos acompañados.

Finalmente, quiero agradecer a Macarena y Martina, mis apoyos principales, quienes siempre me dan la confianza y cariño para seguir adelante, y sin las que todo esto no hubiera sido posible.

RESUMEN DE LA MEMORIA
PARA OPTAR AL TITULO DE
INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL
POR : GONZALO ROMERO YÁÑEZ
FECHA: 03/09/08
PROF. GUÍA: Sr. ANDRÉS WEINTRAUB

SISTEMA DE APOYO A LAS DECISIONES DE RUTEO MARÍTIMO PARA UN PROVEEDOR DE ALIMENTOS PARA SALMONES

El presente trabajo de título tuvo como objetivo diseñar y desarrollar el prototipo de un sistema de apoyo a las decisiones de ruteo marítimo para una empresa proveedora de alimento para salmones.

Es posible esquematizar el trabajo enfrentado como un problema de ruteo de buques, con flota heterogénea, ventanas de tiempo suaves, restricciones de accesibilidad y precedencia, en el que además, en algunos casos, es necesario decidir la cantidad a entregar a cada cliente, sujeto a un porcentaje mínimo de su pedido original.

Luego, el problema presenta características muy complejas por tratarse de una combinación de distintos problemas NP-hard. Por esta razón, y en consideración a los requerimientos de tiempo para encontrar una solución fijados por la empresa, se abordó el problema mediante un enfoque heurístico, implementando una versión de la heurística *GRASP*.

Para el prototipo se desarrollaron interfaces con el usuario que permiten ingresar los datos de entrada, modificar el valor de los parámetros de la heurística, obtener soluciones, y evaluar modificaciones de manera amigable y expedita. Previamente, fue necesario definir la red que modela las operaciones de transporte marítimo de la empresa, proceso en el cual se desarrolló una metodología que permitió estimar las distancias entre los más de 200 centros de cultivo clientes, tomando en consideración las rutas de navegación efectivamente utilizadas entre ellos.

Los resultados obtenidos al utilizar el prototipo con datos de las operaciones reales de la X región durante un horizonte de diez días, muestran una reducción de 7,30 % en las millas náuticas recorridas por tonelada transportada. Adicionalmente, se logró un aumento considerable en la calidad de servicio prestado, disminuyendo la cantidad de pedidos programados para ser entregados atrasados en un 65 % y eliminando los pedidos despachados incompletos.

Por otra parte, la utilización de un horizonte rodante de tres días permitió anticipar las dificultades generadas por pedidos de centros lejanos o infectados por virus, logrando disminuir en un 20 % la cantidad de días-barco utilizados para transportar la carga considerada en el horizonte de planificación, mediante una utilización más eficiente de los buques. Los tiempos de resolución para instancias regulares de operación no superaron los 10 minutos, alcanzando 5 minutos en promedio.

Índice general

1. Introducción	9
1.1. Descripción del Problema	10
1.1.1. La Empresa	10
1.1.2. Operaciones de Producción y Transporte Terrestre	11
1.1.3. Despacho Marítimo de Pedidos	13
1.2. Objetivos	22
1.2.1. Objetivo General	22
1.2.2. Objetivos Específicos	22
2. Marco Teórico	23
2.1. Ruteo y Programación de Buques	23
2.1.1. Principales Estudios en Ruteo y Programación de Buques	24
2.2. VRP con Ventanas de Tiempo (VRPTW)	25
2.2.1. Principales Estudios en el VRPTW	27
2.3. VRP con Flota Heterogénea (HVRP)	27
2.3.1. Principales Trabajos en el HVRP	28
2.4. Metodologías de Solución	28
2.4.1. Búsqueda Local en el VRP: Intercambio de Arcos	29
3. Formulación del Problema	33
3.1. Formulación mediante Programación Entera	33
3.1.1. Modelo 1	33
3.1.2. Modelo 2	36
3.2. Observaciones a los Modelos de Programación Entera	39
3.3. Métodos Heurísticos: GRASP	40

3.3.1.	Generación de Solución Inicial Factible	41
3.3.2.	Búsqueda Local	43
3.3.3.	Diversificación	49
4.	Implementación del Modelo	50
4.1.	Definición de la Red	50
4.1.1.	Caracterización de los Clientes	50
4.1.2.	Caracterización de las Distancias	51
4.1.3.	Inserción de Nuevos Clientes	53
4.1.4.	Caracterización de los Buques	54
4.1.5.	Caracterización de los Tiempos de Viaje	54
4.2.	Desarrollo del Prototipo	55
4.2.1.	Interfaces	55
4.3.	Análisis de los resultados	58
4.4.	Desarrollo Futuro del Sistema de Apoyo a las Decisiones	64
5.	Conclusiones	65
5.1.	Investigación Futura	66
5.1.1.	Problema Robusto	67
5.1.2.	Problema Estocástico de Ruteo de Inventario (SIRP)	67
6.	Anexo A	69
6.1.	Flexibilidad en la Cantidad Despachada	69
6.1.1.	Problema de la mochila	70

Índice de cuadros

1.1. Buques Utilizados en el Transporte de Alimentos, Capacidades y Región en la que Operan	19
4.1. Resumen Resultados	59
4.2. Programación de la Empresa	62
4.3. Programación del Modelo	62
4.4. GAP	62

Índice de figuras

1.1. Participación de Mercado en Chile 2006	11
1.2. Plantas de producción y puerto de Pargua	12
1.3. Centros de cultivo de la X Región	15
1.4. Centros de cultivo de la XI Región	18
2.1. Intercambio 2-Opt	30
2.2. Operador Relocation	30
2.3. Operador GENI	31
2.4. Operador Exchange	31
2.5. Operador Crossover	32
3.1. Intercambio <i>CROSS</i>	45
4.1. Interfaz, Solapa de Demandas	56
4.2. Interfaz, Solapa de Evaluación	57
4.3. Esquema de Buques en la Programación de la Empresa	63
4.4. Esquema de Buques en la Programación del Modelo	63

Capítulo 1

Introducción

Para la industria salmonicultora una de las principales preocupaciones es el cultivo de salmónes en el mar. Cuando los peces pasan su etapa temprana de crecimiento es necesario llevarlos, desde su criadero en agua dulce, al mar a jaulas de contención, las que consisten en mallas de nylon con distintas dimensiones. Los salmónes deben permanecer en estas redes un tiempo de 16 a 18 meses, dependiendo de la especie, donde son alimentados y monitoreados para su posterior extracción, procesamiento y venta. Durante la permanencia de los salmónes en el mar, éstos deben ser alimentados regularmente con distintos productos según su etapa de desarrollo, y nivel de calidad deseada del producto final.

Así, contar con los alimentos adecuados, en el momento y lugar adecuados, resulta un requisito fundamental para alcanzar los niveles de producción y calidad objetivos de los productores de salmón. En efecto, no contar con los alimentos adecuados en el momento indicado puede causar grandes pérdidas para las empresas salmoneras, puesto que se pueden generar problemas de crecimiento de los peces, con lo que se requiere un mayor tiempo para que alcancen el peso ideal para ser cosechados. Además del costo de oportunidad que se genera porque la malla no puede ser utilizada por otro grupo de salmónes. Por otra parte, surge también el problema de reducción de la calidad de los salmónes, ya que se pueden alterar las características requeridas de pigmentación, niveles de grasa, y color que les permiten alcanzar su máximo potencial biológico, dificultando la obtención de los más altos estándares de calidad necesarios para competir en el exigente mercado global. En términos generales, el costo asociado a la alimentación de los salmónes corresponde aproximadamente al 70 % de los costos de producción.

En este contexto, cobra particular importancia que la logística de las empresas proveedoras de alimento para salmónes sea desarrollada con eficacia y eficiencia. En particular, los temas de pronóstico de demanda, manejo de inventarios y ruteo de vehículos abren importantes oportunidades para reducir los costos de la cadena de abastecimiento, sin afectar negativamente la calidad del servicio entregada a los clientes.

En la presente memoria de título se diseñará y desarrollará el prototipo de un modelo de apoyo a la toma de decisiones de ruteo de buques, desde la planta de producción hasta los clientes, para la empresa proveedora de alimentos para la industria acuícola Skretting. Esta firma provee productos y servicios de vanguardia en el área de la nutrición, a los acuicultores de la X y XI regiones de Chile para la producción sustentable de salmones. Skretting realiza sus operaciones de transporte marítimo en conjunto con la naviera Kochifas, y durante muchos años operaron desde el puerto de la naviera en Puerto Montt. A contar del inicio del año 2008, Kochifas transporta el alimento principalmente desde el puerto privado de Skretting, ubicado en Pargua, X Región. En este proceso, Skretting es el tomador de decisiones en la asignación de centros de cultivo para despachar a cada buque, y en el posterior ruteo de los mismos. En este contexto, al reconocer que las decisiones de cuántos buques utilizar en las operaciones de transporte de alimentos y qué programación de actividades asignarles a cada uno no son sencillas, es que surge la motivación de generar una herramienta que apoye estas decisiones. La complejidad de dichas decisiones queda determinada principalmente debido a que existe una gran cantidad de combinaciones posibles, y la combinación ideal entre el largo de las rutas y el nivel de uso de los buques puede ser difícil de encontrar manualmente.

Abordar el tema de ruteo de buques, así como muchos otros de gestión de operaciones, en la industria salmonicultora puede constituir un gran aporte, debido a que al tratarse de la tercera actividad exportadora a nivel nacional está sujeta a la competencia del mercado global de manera mucho más evidente que otras industrias, lo que la impulsa a estar permanentemente intentando disminuir el costo de sus operaciones para poder ser competitiva.

La presente memoria de título está inserta en un proyecto de cooperación entre el Departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad de Chile y Skretting, mediante el cual se pretende optimizar la gestión de flota de transporte marítimo de la empresa, incluyendo decisiones estratégicas como cuántos buques utilizar y de qué características, así como decisiones operacionales como la asignación diaria de actividades para cada buque, siendo estas últimas las decisiones que se abordarán en este trabajo.

1.1. Descripción del Problema

1.1.1. La Empresa

Las empresas Skretting constituyen hoy el grupo líder en producción de alimento para peces de cultivo en el mundo. Cubre un 40 % de la demanda global de alimento y cuenta con más de 1.300 empleados. Su producción anual de alimentos de alta calidad supera el millón de toneladas y es proveedor de dietas para más de 50 especies de peces de cultivo. Las instalaciones del grupo orientadas a la producción de alimento se ubican en Australia, Canadá, Chile, Francia, España, Irlanda, Italia, Japón, Noruega y Reino Unido.

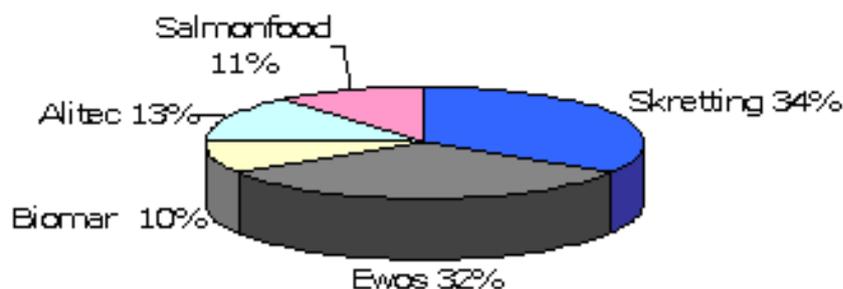


Figura 1.1: Participación de Mercado en Chile 2006

En Chile, Skretting es una compañía líder y pionera. Cuenta con tres plantas de producción de alimento, ubicadas en la Décima región (Osorno, Pargua y Puerto Montt), operadas por más de 300 empleados de primer nivel y distribuye sus productos a los centros de cultivo de las regiones X y XI. Desde sus inicios a fines de la década de los años 80, la política de desarrollo de la empresa ha sido introducir innovaciones, tanto tecnológicas como en procedimientos productivos. La empresa fue la pionera en entregar dietas extraídas en Chile, en ofrecer a sus clientes productos de alta energía, en realizar fuertes inversiones ambientales de última generación y en reorientar sus procesos hacia la calidad alimenticia del consumidor final del salmón. Skretting es una empresa certificada bajo las normas ISO 9001 e ISO 14001 y, además de la producción de dietas, cuenta con una consolidada área de asistencia técnica orientada a asesorar y satisfacer los requerimientos particulares de sus clientes.

En el año 2006 la participación de mercado de Skretting en el país fue del 34 %, siendo la empresa con mayores ventas a nivel nacional como se observa en la Figura 1.1.

1.1.2. Operaciones de Producción y Transporte Terrestre

Actualmente Skretting cuenta con tres plantas productoras ubicadas en la X región, en Osorno, Pargua y Puerto Montt, con las cuales provee de alimento para salmónes a 200 centros de cultivo aproximadamente pertenecientes a 15 clientes. Un mapa que ilustra la ubicación de las plantas de producción de alimentos se encuentra en la Figura 1.2.

Los clientes le entregan una planificación quincenal de sus demandas de distintos productos en sus centros de cultivo. Además, el plazo de entrega máximo en centro es 10 días corridos para la X región, y 15 días corridos para la XI región, a partir del cumplimiento de los siguientes requisitos:



Figura 1.2: Plantas de producción y puerto de Pargua

- Orden de compra, especificando: calibre, dieta, volumen y tipo de envase.
- Programa de entrega que debe a lo menos indicar: día de entrega, volumen, calibre, dieta y tipo de envase por centro.
- Con la recepción en planta de los aditivos suministrados, cuando es por parte del cliente, y toda la documentación técnica necesaria para la autorización de ingreso de dichos aditivos.

El transporte terrestre es operado con un sistema mixto, con algunos camiones propios y la mayoría subcontratados, utilizando 26 camiones en promedio. Los productos se transportan vía terrestre desde las plantas de Osorno o Puerto Montt hacia Pargua, con una ruta única en cada caso, la cual no demora más de dos horas y media en realizarse; las carreteras que definen las rutas entre las plantas de producción y el puerto de Pargua se exponen en la Figura 1.2. En este contexto, el transporte terrestre ofrece escasas oportunidades de mejora, más allá de la adecuada coordinación con el transporte marítimo.

1.1.3. Despacho Marítimo de Pedidos

A contar del año 2008, Skretting comenzó a suministrar la demanda de sus clientes directamente desde su puerto privado, ubicado junto a la planta de producción de Pargua, utilizando la flota de buques de Kochifas complementada con dos buques arrendados, cuyos costos fijos y variables dependen directamente de la empresa, mientras que a Kochifas se le cancela una tarifa fija por tonelada transportada a ciertas zonas económicas definidas en conjunto.

En este contexto, Skretting pasó a ser el tomador de decisiones de las rutas de los buques que sirven a sus clientes. En efecto, diariamente el programador de transporte de la empresa debe decidir qué pedidos asignar a cada uno de los buques disponibles, y luego en qué orden se realizará el despacho, es decir, decide la ruta de cada uno de los buques de modo de satisfacer la demanda de los clientes. Este proceso lo realiza manualmente, utilizando su experiencia para intentar balancear el largo de las rutas con el nivel de carga de los buques, proceso en el cual tarda dos horas cada día aproximadamente. No existen reglas fijas para tomar las decisiones de ruteo, pero dentro de los criterios utilizados destacan:

- Se busca que las naves zarpen con el mayor porcentaje de su capacidad utilizada.
- Los buques realizan recorridos por sectores definidos en temporada alta, mientras que en temporada baja pueden pasar de un sector a otro debido a que la demanda de un sector puede ser insuficiente para llenar un buque.
- Mientras más lejano es el destino se utilizan buques más grandes.

- Respetar restricciones físicas como que los buques más grandes no pueden visitar a centros con bodegas pequeñas, ya que no cuentan con las instalaciones adecuadas para recibirlos.

Por otro lado, el programador de Skretting debe tomar en cuenta los problemas de bioseguridad que enfrenta la industria al definir la secuencia en que un buque visita los centros de cultivo que se le asignan. Actualmente, el mayor problema de bioseguridad que afecta a la industria es el virus ISA en los salmones y su difícil manejo, lo que genera que los centros de cultivo se clasifiquen, según una publicación periódica oficial de Sernapesca, en cuatro categorías, las que ordenadas en riesgo ascendente son: Libre, Cuarentena, Sospechoso y Brote. Así, un buque no puede visitar a un centro de menor riesgo de bioseguridad a los que ya ha visitado, sin antes someterse a un proceso de desinfección, el que se realiza solamente en puertos como el de la empresa en Pargua, o en Puerto Montt.

Estas restricciones aumentan de manera importante la complejidad de la generación manual de rutas, favoreciendo el desarrollo de herramientas de apoyo a las decisiones. Es razonable pronosticar que los riesgos de bioseguridad están muy lejos de terminar, incluso con la potencial erradicación o adecuada convivencia con el virus ISA; por lo que es probable que se transformen en una constante que la industria salmonera deberá incorporar en sus operaciones en el futuro.

Los centros de cultivo de los clientes de Skretting se dividen en un 65 % en la X región y el 35 % restante en la XI región, y cada una de ellas representa un sistema de operación distinto, tanto en la frecuencia y tamaño de los pedidos de parte de los clientes, como en tiempos de viaje y tipo de buques que realizan los despachos en cada región.

X Región

Los tiempos de viaje entre el puerto de Pargua y los centros de cultivo de la X región, en condiciones ideales, varían entre 1 y 13 horas. Además, la mayoría de los centros de cultivo ubicados en la X región cuentan con bodegas pequeñas, de 80 toneladas de capacidad aproximadamente, por lo que realizan pedidos frecuentemente y son visitados 3 veces a la semana en promedio. Un mapa que ilustra la ubicación geográfica de los centros de cultivo de la X Región con respecto al puerto de Pargua se expone en la Figura 1.3.

La mayoría de los buques que operan en la X región son pequeños, con capacidades de 100 a 250 toneladas, y no resulta rentable enviarlos a la XI región, además de que el cruce del Canal del Corcovado puede resultar muy peligroso para este tipo de naves si hay mal tiempo.

Por otra parte, la mayoría de los centros de cultivo están en condiciones de recibir los despachos entre las 8:00 y las 18:00 horas, ya que fuera de este horario no cuentan con el personal suficiente como para permitir descargar un barco debido a que los operarios

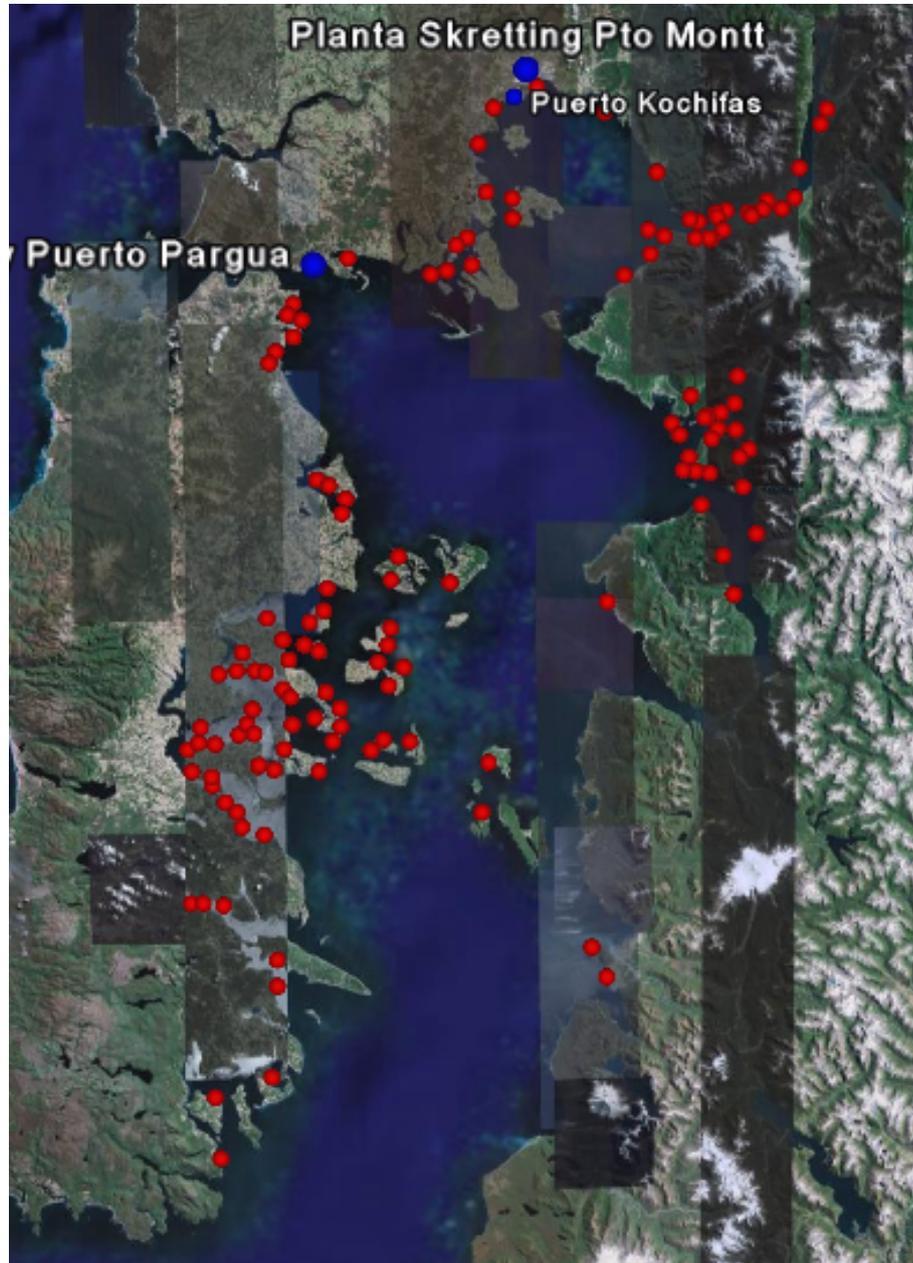


Figura 1.3: Centros de cultivo de la X Región

residen en los pueblos cercanos a los centros de cultivo. Sin embargo, si un buque llega tarde con el alimento, en general lo descargan muy rápido, ya que significa que el centro no cuenta con alimento para los peces. Actualmente se están desarrollando negociaciones entre Skretting y sus clientes, en las que se espera llegar a un acuerdo que permita ampliar las ventanas de tiempo y distribuir entre ambas partes los beneficios potenciales que dicho acuerdo puede significar en las operaciones de despacho marítimo. Es interesante destacar que una herramienta de apoyo a las decisiones permite estimar dichos ahorros potenciales, por lo que resulta muy atractivo desarrollar una versión táctica que permita, basándose en simulaciones, hacer análisis de decisiones de mediano plazo. Una extensión de esas características escapa al alcance de la presente memoria.

En conclusión, el conjunto de estas características genera que las rutas que se utilizan en la X región sean de 1 a 2 días de duración, alcanzando 3 días solo en casos excepcionales. En promedio, cada día se programan entre 2 y 6 buques, los que visitan de 4 a 8 centros cada uno.

Finalmente, es importante destacar que el caso en que la demanda y la capacidad de los buques disponibles coinciden, rara vez ocurre. En efecto, lo común es que sea necesario postergar carga o bien adelantar carga de días posteriores con el fin de asegurar una alta utilización de la capacidad de los buques. En el caso en que la demanda supera la capacidad de los buques disponibles, el programador de Skretting prefiere entregar al menos un 60% de la cantidad ordenada a cada centro de cultivo, buscando evitar los graves problemas que acarrea a los clientes quedarse sin alimento por un día completo. El criterio que se utiliza para definir los centros de cultivo a los que se les entrega una cantidad menor a la requerida es considerar, en primer lugar, a los centros más cercanos al puerto, ya que todos los días los buques que zarpan de Pargua pasan cerca de ellos, siendo más fácil agregar la carga que se les adeuda sin alterar los *tracks* de navegación. En segundo lugar, se evalúa la demanda estimada para el día siguiente, y se consideran los centros de cultivo ubicados en zonas que presentan una alta demanda, por lo que necesariamente se considerarán en la próxima programación. Por último, existen centros que por su ubicación geográfica, o por estar contaminados por virus, son difíciles de agregar a una ruta sin generar problemas, por lo que en general se intenta entregar el pedido completo en la fecha requerida por el cliente. En el caso en que la demanda es menor a la capacidad de los buques disponibles, pero no lo suficiente como para permitir utilizar una nave menos, el programador de Skretting carga pedidos del día siguiente para que los buques los pasen a dejar a la vuelta de su recorrido, generando de este modo rutas temporalmente más largas, ya que consideran que la nave se debe fondear¹ durante la noche para seguir repartiendo al día siguiente.

¹En el contexto marino, significa asegurarse por medio de anclas en un sector protegido, para descansar o evitar un temporal

XI Región

Los tiempos de viaje desde el puerto de Pargua a los centros de la XI región, en condiciones ideales, varían entre 15 y 30 horas, lo que implica condiciones de operación muy distintas a la X región. En particular, los centros de cultivo deben realizar sus pedidos con mayor antelación que los clientes de la X región, y frecuentemente son más flexibles para negociar variaciones en la cantidad ordenada de modo de ajustar la demanda a la capacidad de los buques disponibles. Un mapa que ilustra la ubicación geográfica de los centros de cultivo de la XI Región con respecto al puerto de Pargua se expone en la Figura 1.4.

La mayoría de los clientes de la XI región utilizan pontones² de 250 toneladas de capacidad, por lo que dominan las economías de escala y hacen un gran pedido una vez a la semana. Por otro lado, la mayoría de los buques que opera en la XI región, salvo emergencias generadas por mantenciones correctivas de alguna de las naves, tienen una capacidad de entre 300 y 1.000 toneladas, y un tamaño que les permite enfrentar el característico clima adverso de la zona.

Los horarios de recepción de pedidos de los centros tienden a ser más amplios que en los centros de cultivo de la X región, ya que los operarios generalmente residen las 24 horas del día en ellos, debido a que su ubicación geográfica es muy distante de los pueblos de la región. En efecto, existen clientes que aceptan recibir pedidos hasta las 22 horas, e incluso algunos hasta altas horas de la madrugada.

Por lo tanto, el conjunto de estas características genera que las rutas que se utilizan en la XI región sean de 4 a 7 días de duración, dependiendo principalmente de la capacidad del buque. En promedio, cada semana se programan de 3 a 5 buques, los que realizan entregas en 5 a 10 centros de cultivo cada uno.

Luego, debido a estas características significativamente distintas entre ambas regiones, la empresa divide las operaciones de despacho marítimo de pedidos en dos procesos de toma de decisiones independientes, uno para cada región, situación que se mantendrá en la presente memoria.

Es importante destacar que los buques utilizados por Kochifas tienen distintas capacidades y costos de operación, lo que dificulta aún más su asignación óptima. En el Cuadro 1.1 se expone un subconjunto de los buques utilizados por la naviera para transportar los productos de Skretting, sus capacidades y la región en que operan.

Luego, el problema que debe resolver el programador de despacho marítimo de Skretting se puede esquematizar como sigue:

Determinar el programa de despacho a clientes, utilizando una flota de buques heterogénea en capacidad, costos fijos y costos variables; minimizando los costos de transporte

²En el contexto acuícola, corresponden a bodegas flotantes en las que se almacena el alimento u otros elementos necesarios en la operación de los centros de cultivo



Figura 1.4: Centros de cultivo de la XI Región

Buque	Capacidad [Ton.]	Región
ALEXANDER	135	X
ANNA MARTIN	860	XI
ANTONIO	550	XI
ATHINA	125	X
CHRISTOPHER	135	X
CLAUDIO III	210	X
CARLOS III	300	XI
CARLOS MILLER	860	XI
CAVALA	500	XI
DON ANESTIS	1100	XI
DOÑA AMELIA	400	XI
EIDSVAAG	520	XI
FRANZ	210	X
ISABEL	90	X
MARIA TERESA	140	X
MARIANA	95	X
MICHALIS	150	X
MIMI	160	X
MIMI DE LOS ANGELES	135	X
NAVARINO	220	XI
STEPHANOS	300	XI
TAMARA	90	X
VALENTINA	170	X

Cuadro 1.1: Buques Utilizados en el Transporte de Alimentos, Capacidades y Región en la que Operan

y satisfaciendo las siguientes restricciones:

1. Cada pedido debe ser entregado respetando, dentro de lo posible, una ventana de tiempo.
2. La capacidad de cada buque debe ser respetada.
3. En caso de no poder satisfacer toda la demanda, cada centro debe recibir al menos un 60 % de su pedido original.
4. Cada centro de cultivo puede ser alcanzado por un subconjunto de buques.
5. Existen restricciones de precedencia entre los centros de cultivo, debido a razones de bioseguridad, que deben ser respetadas.

Así, resulta evidente que las decisiones de cuántos buques utilizar en las operaciones de transporte, y qué programación de actividades asignarles a cada uno no son sencillas, y menos aún si tomamos en cuenta todas las restricciones anteriormente señaladas.

En efecto, las decisiones de ruteo, como muchas otras en el campo operacional, tienen muchas combinaciones posibles. De este modo, las decisiones manuales, basadas en buenos criterios y experiencia de los gestores, han mostrado que no pueden explorar esa amplia gama de combinaciones, y generalmente no se consiguen soluciones eficientes por este medio. Por ello, es recomendable utilizar modelos matemáticos como apoyo a la toma de decisiones.

Finalmente, no se puede dejar de mencionar que eventos aleatorios, como el clima, influyen en la implementación de las decisiones de programación de despachos, haciendo que muchas veces sea imposible el transporte de alimentos tal como se planifica. Sin embargo, cuando la Gobernación Marítima no permite la navegación de los buques que despachan el alimento hacia los clientes de Skretting, ocurre que los centros de cultivo también permanecen cerrados, ya que son considerados legalmente como naves y, aunque alguno pueda permanecer abierto, los salmones a su vez disminuyen de manera importante su consumo de alimento debido al mal tiempo. Por lo tanto, las emergencias generadas por situaciones climáticas no son tan graves; hasta que se reabren los centros, momento en el cual la demanda por alimento supera largamente la capacidad de los buques disponibles y todos los clientes exigen la más alta prioridad para sus centros de cultivo.

Es importante destacar que los costos considerados relevantes para el problema son los costos reales de operación y no los de contrato, ya que al minimizar los primeros es posible generar ahorros que pueden ser repartidos entre Skretting y la naviera Kochifas en una negociación que permita que ambas partes se vean beneficiadas.

Actualmente, la naviera Kochifas le cobra a Skretting por tonelada transportada a cada una de las once zonas económicas definidas en conjunto. En general, el precio por tonelada depende del largo del viaje, aunque no linealmente, es decir, si el viaje dura 4

horas el valor unitario es menor que si el viaje dura 30 horas. Luego, actualmente, una vez conocidas las demandas de los clientes el costo de transporte que debe pagar Skretting es fijo. Esto genera que los incentivos que tiene el programador de despachos marítimos de Skretting para definir rutas de mínimo costo de operación real no son directos. Sin embargo, se espera que en el mediano plazo se diseñen contratos entre Skretting y la naviera que permitan que los ahorros generados con respecto a las operaciones de transporte actuales se repartan entre ambos actores.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

- Apoyar las decisiones de agrupamiento de centros de demanda y posterior ruteo de barcos, desde la planta de Pargua a los clientes, de modo de satisfacer la demanda a mínimo costo de operación real, manteniendo, o aumentando, el nivel de servicio.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Desarrollar un modelo matemático que represente las operaciones de transporte de la empresa y minimice los costos de operación reales incurridos para satisfacer la demanda de los clientes, manteniendo, o aumentando, los indicadores de calidad de servicio.
- Implementar el modelo matemático en una herramienta computacional de apoyo a las decisiones de ruteo que permita obtener buenas soluciones, cercanas al óptimo, para distintas instancias de operación.
- Obtener buenas soluciones, cercanas al óptimo, para las instancias de operación regulares, en un tiempo de ejecución corto, obteniendo una programación detallada para cada uno de los buques.
- Validar los resultados obtenidos con la información histórica disponible, y el juicio experto de los tomadores de decisiones de ruteo de buques en la empresa.

Capítulo 2

Marco Teórico

Por tratarse de un problema real, con muchas particularidades que lo hacen único, es difícil poder asimilarlo a un sólo problema clásico de la investigación de operaciones descrito en la literatura. En efecto, en pocas palabras es posible esquematizar el problema enfrentado en la presente memoria como un problema de ruteo de vehículos en un contexto marítimo, con flota heterogénea, ventanas de tiempo suaves, restricciones de accesibilidad y precedencia, en el que además, en algunos casos, es necesario decidir la cantidad a entregar a cada cliente, sujeto a un porcentaje mínimo.

Luego, en la literatura relacionada los casos más relevantes para el presente trabajo de título son: el *Vehicle Routing Problem with Time Windows* (VRPTW), o problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo, el *Vehicle Routing Problem with Heterogeneous Fleet* (HVRP), o problema de ruteo de vehículos con flota heterogénea (también abreviado VRPHE). Sobre ambos se realizará una breve revisión bibliográfica. Como primer punto, se revisará la literatura relacionada al problema de ruteo y programación de buques, ya que presenta la visión más cercana al problema de Skretting.

2.1. Ruteo y Programación de Buques

El problema de ruteo y programación de transporte ha sido discutido extensamente en la literatura, pero ha estado evidentemente enfocado en el ruteo de vehículos. Existen relativamente pocas publicaciones sobre el ruteo y programación de buques, a pesar de presentar un gran potencial de ahorro en caso de realizarse de manera eficiente. En efecto, Christiansen (1999) [5] señala que en la bibliografía de Laporte y Osman (1995) [29], de un total de 500 referencias a problemas de ruteo, solo unos pocos se refieren al ruteo de buques.

Un barco implica una inversión enorme, pudiendo llegar a varios millones de dólares en algunas industrias, y sus costos operativos diarios pueden alcanzar las decenas de miles

de dólares. Así, resulta evidente que mejorar el nivel de uso de las flotas marítimas puede reflejarse en mejoras significativas en los resultados financieros de las empresas. Otro resultado positivo que se obtiene al aumentar la utilización de los buques es la reducción del daño ecológico, generado por la disminución de las operaciones de transporte necesarias para trasladar la carga desde su puerto de origen a su destino [6].

Por otra parte, el ruteo y programación de buques es distinto de los otros modos de transporte, debido a que los buques operan bajo condiciones distintas. Ronen (1983 [38], 1993 [39]) profundiza en las diferencias entre los ambientes operacionales de los buques y los vehículos terrestres, mientras que Christiansen (2004) [6] agrega una comparación con el transporte aéreo y ferroviario.

Dentro de las diferencias más relevantes para la presente memoria destaca que en general las flotas marítimas están compuestas por buques de distinto tipo, con capacidades y estructuras de costos distintas, lo que resulta en flotas no homogéneas. Además, los viajes de los buques pueden extenderse por varios días, incluso semanas, generando horizontes de tiempo en la toma de decisiones más largos, en los que se pueden considerar viajes de distinta duración. Por otra parte, al transportar generalmente carga y no pasajeros, los buques pueden operar continuamente, y sus programas generalmente no presentan espacios de ocio planeados que puedan absorber demoras. Finalmente, las operaciones marítimas presentan una mayor incertidumbre en sus operaciones debido a su mayor dependencia en las condiciones climáticas.

2.1.1. Principales Estudios en Ruteo y Programación de Buques

El primer estudio sobre ruteo y programación de buques se remonta a Ronen (1983) [38]. Diez años después, Ronen (1993) [39] publica un segundo estudio en programación de buques y temas relacionados, para la década de 1982-1992. Posteriormente, Christiansen (2004) [6] presenta una revisión de las publicaciones sobre ruteo y programación de buques, enfocándose principalmente en la década 1993-2003, y una discusión de las tendencias que se espera que influyan fuertemente en las publicaciones de la década siguiente.

Recientemente, Dauzère-Pérès et al. (2007) [9] publican el desarrollo de un sistema de apoyo a las decisiones para la compañía noruega Omya Hustadmarmor, el cual permite optimizar el suministro de carbonato de calcio desde una única planta a productoras de papel en toda Europa, mediante buques cargueros. Los resultados obtenidos utilizando una metaheurística memética han permitido a los planificadores tomar decisiones más rápidamente, aumentando la predictibilidad y flexibilidad de la cadena de suministro, alcanzando ahorros en costos de producción y transporte de US\$7 millones al año.

2.2. VRP con Ventanas de Tiempo (VRPTW)

El Vehicle Routing Problem (VRP), o problema de ruteo de vehículos, es uno de los problemas centrales de la logística, al cual se ven enfrentadas todas las empresas que realizan distribución de productos, ya sean propios o de terceros. Además, desde el punto de vista metodológico, es uno de los problemas más importantes y estudiados de la optimización combinatorial.

En pocas palabras, el VRP busca determinar el conjunto de rutas óptimas que permitan servir a un conjunto de clientes dado a mínimo costo, con una flota de vehículos definida y sujeto a una amplia gama de restricciones.

En el VRP con capacidad (CVRP) se cuenta con un conjunto de vehículos homogéneo, y una bodega única, la cual debe abastecer a un conjunto de clientes a mínimo costo. En este problema no se definen restricciones adicionales, más que satisfacer la demanda respetando la capacidad de los vehículos, usando rutas factibles. Cada pedido se considera indivisible por lo que debe ser transportado por un único vehículo.

Una extensión natural al problema clásico de rutear vehículos para servir clientes, es respetar los intervalos de tiempo o ventanas de tiempo asociados a cada cliente. En efecto, dichas restricciones aparecen frecuentemente, al enfrentar problemas como entregas bancarias o postales, ruteo de vehículos escolares, etc. Estas restricciones pueden ser blandas o duras, donde en el primer caso se permite violar la restricción pagando una penalización, mientras que en el segundo las restricciones de ventanas de tiempo no pueden ser violadas por las soluciones factibles.

En la práctica, es frecuente que, tal como ocurre en la presente memoria, las restricciones de ventanas de tiempo se relajen permitiendo llegar antes o después a las ubicaciones de los clientes con una penalización en la función objetivo. En la literatura, tales problemas se conocen como problemas de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo suaves, o VRPSTW.

Desde el punto de vista de teoría de grafos, Taillard et al. [48] esquematizan el VRPSTW como sigue: sea $G = (V, E)$ un grafo completo no dirigido, con un conjunto de vértices $V = \{v_0, v_1, v_2, \dots, v_n\}$ y un conjunto de arcos $E = \{(v_i, v_j) : v_i, v_j \in V, i < j\}$. En este grafo, v_0 corresponde a la bodega y los demás vértices son los clientes que deben ser servidos. A cada vértice se le asocian las siguientes características:

- Una cantidad fija q_i de bienes que deben ser entregados (con $q_0 = 0$ para el vértice v_0).
- Una ventana de tiempo $[e_i, l_i]$, donde e_i y l_i son las cotas superiores e inferiores.
- Un tiempo de servicio s_i para entregar los bienes (con $s_0 = 0$ en el vértice v_0).

Además, se define en E la matriz de distancias simétrica $D = (d_{ij})$ que satisface la desigualdad triangular. Dada una flota de m vehículos idénticos, cada uno con capacidad de carga Q , el objetivo es encontrar un conjunto de rutas de mínimo costo, considerando la distancia recorrida por los vehículos y las penalizaciones incurridas por violaciones a las ventanas de tiempo, que comiencen y terminen en la bodega, tal que:

- Cada vehículo realiza una ruta.
- Cada vértice $v_i, i \in \{1, \dots, n\}$ es visitado exactamente una vez.
- La cantidad de bienes entregados en una ruta nunca excede la capacidad Q del vehículo.
- El inicio de cada ruta debe ser mayor o igual a e_0 .
- El final de cada ruta debe ser menor o igual a l_0 .
- El tiempo de inicio de servicio a cada vértice $v_i, i \in \{1, \dots, n\}$ debe ser mayor o igual a la cota inferior de su ventana de tiempo e_i ; si el tiempo de llegada t_i es menor a e_i , se incurre en un tiempo de espera $w_i = (e_i - t_i)$.

Las ventanas de tiempo son suaves, o blandas, porque el vehículo puede llegar antes de la cota inferior, o después de la cota superior. Si el vehículo llega temprano, debe esperar para comenzar el servicio. Si el vehículo llega tarde, se incurre en una penalización. Esto es, la restricción de la cota superior del tiempo se relaja, paralizándola en la función objetivo, siguiendo un enfoque tipo relajación lagrangeana. En particular, existen casos en la literatura en que la penalización en la función objetivo puede ser ajustada para cada cliente en particular, permitiendo utilizar coeficientes grandes para clientes importantes o con ventanas de tiempo más bien estrictas, y coeficientes pequeños para clientes con mayor flexibilidad.

Por otra parte, el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo duras, o VRPHTW, no permite servicios atrasados. Esto es, los vehículos deben llegar a la ubicación de cada cliente antes de la cota superior de la ventana de tiempo. Además, el tamaño de la flota es en general una variable de decisión. Lo común es utilizar una función objetivo jerárquica en este tipo de problemas, en la que primero se minimizan el número de vehículos y posteriormente, para un número de vehículos dado, se minimiza la distancia total viajada por los vehículos. La mayoría de los trabajos revisados en la literatura resuelven el VRPHTW.

Es interesante destacar que el VRPSTW es un modelo más general e incluye al VRPHTW, en particular, podría resolverse aumentando apropiadamente las penalizaciones por atrasos. Sin embargo, la generalización del problema aumenta considerablemente su complejidad. En efecto, se pierde la posibilidad de eliminar rápidamente soluciones infactibles a priori y la evaluación de la función objetivo de una solución nueva es más intensiva en proceso computacional.

2.2.1. Principales Estudios en el VRPTW

Debido a su extensa aplicabilidad en problemas reales, el VRPTW ha sido intensamente estudiado, tanto desde enfoques exactos como heurísticos. Dentro de los primeros estudios destacan los de Desrochers et al. (1988) [10] y Solomon y Desrosiers (1988) [43]. Mientras que Desrosiers et al. (1995) [12], y Cordeau et al. (2001) [8] se enfocan principalmente en métodos exactos. Ejemplos detallados enfocados en métodos exactos se pueden ver en Larsen (1999) [30] y en Cook y Rich (1999) [7]. Sin embargo, debido a que se trata de un problema NP-hard -lo que indica que es difícil resolver a optimalidad incluso instancias pequeñas, con un esfuerzo computacional razonable [27]- una gran variedad de heurísticas son descritas en la literatura, desarrolladas con la idea de encontrar soluciones de calidad en poco tiempo, posibles de ser implementadas en aplicaciones reales de la industria. Un estudio comparativo de distintas heurísticas es desarrollado por Braysy y Gendreau (2005), en él se incluyen tanto heurísticas clásicas [1], como metaheurísticas [2].

En términos generales, Taillard et al. [48] clasifican los métodos de solución para el VRPTW como sigue:

- Algoritmos exactos basados en técnicas de Branch and Bound.
- Heurísticas de construcción de rutas
- Heurísticas de mejora de rutas
- Heurísticas compuestas
- Heurísticas basadas en optimización
- Metaheurísticas

2.3. VRP con Flota Heterogénea (HVRP)

El problema de ruteo de vehículos con flota heterogénea (HVRP) es un problema de optimización muy importante. En efecto, la mayoría de las empresas que deben entregar o recoger bienes poseen una flota heterogénea de vehículos.

Durante la década de los 90, los métodos de solución para el problema de ruteo de vehículos -ya sea el clásico VRP o el VRPTW- progresaron sustancialmente (Ej. Taillard (1993) [46], Rego y Roucairol (1994) [35], Potvin and Bengio (1994) [34], Rochat y Taillard (1995) [37] y Taillard et al. (1997) [48]). Sin embargo, el HVRP ha atraído mucha menos atención, probablemente debido al hecho de que es un problema mucho más difícil de resolver que el VRP clásico.

En el HVRP se tiene un conjunto $\Psi = \{1, \dots, K\}$ de distintos tipos de vehículos. Un vehículo de tipo $k \in \Psi$ está asociado a una capacidad Q_k . El número de vehículos

disponibles de tipo k es n_k . El costo de viaje desde el cliente i al cliente j ($i, j \in \{1, \dots, n\}$) utilizando un vehiculo de tipo k es d_{ijk} . Utilizar un vehiculo de tipo k implica incurrir en un costo fijo f_k . Un caso particular del HVRP es el *Vehicle Fleet Mix* (VFM), o problema de mix de flota, Golden et al. (1984) [26] y Salhi et al. (1992) [41]. El objetivo de este problema es determinar la flota de vehiculos óptima que minimice la suma de costos fijos y costos de viaje. Este problema es un caso particular del HVRP, en el cual:

- Los costos de viaje son idénticos para todos los tipos de vehiculos (i.e. $d_{ijk} = d_{ijl} \forall k, l \in \Psi$).
- El número de vehiculos de cada tipo no está acotado (i.e. $n_k = \infty, \forall k \in \Psi$).

2.3.1. Principales Trabajos en el HVRP

Es destacable que tanto Gendreau et al.(1999) [20] como Taillard (1996) [47] señalan que no se conocen métodos eficientes para resolver de manera exacta el HVRP. En efecto, las escasas publicaciones sobre el tema lo tratan desde un enfoque heurístico.

Se han publicado varios papers acerca del VFM. Entre las heurísticas propuestas para resolver el VFM destacan Golden et al. (1984) [26], Gheysens et al. (1984 [21], 1986 [22]), Desrochers and Verhoog (1991) [11], Osman and Salhi (1994) [33] y Salhi and Rand (1993) [40], en este último trabajo se presenta una revisión bibliográfica detallada. Trabajos más recientes incluyen la búsqueda tabú de Gendreau et al. (1999) [20].

Muchos menos trabajos han abordado el HVRP, entre ellos destacan las búsquedas tabú de Semet y Taillard (1993) [42], y Rochat y Semet (1994) [36] para problemas reales que incluyen muchas otras restricciones; así como la generación de columnas heurística de Taillard (1996) [47].

2.4. Metodologías de Solución

Con respecto a la resolución de los problemas de ruteo, existen básicamente dos enfoques de solución: heurísticas y métodos exactos. En el caso de los métodos exactos destacan principalmente dos formulaciones: la generación de columnas para el Set Partitioning Problem (SPP), o problema de particiones de conjuntos, y la formulación de problemas de programación lineal entera que consideran todo el problema directamente. En el caso de las metaheurísticas, en general el problema se aborda en dos partes: primero con una heurística de construcción para obtener un conjunto de rutas iniciales factibles, seguida de una heurística de mejoramiento para obtener una solución lo más cercana posible al óptimo. Entre las metaheurísticas más utilizadas destacan: Simulated Annealing [28], Genetic Algorithms [25], Tabu Search [23], [24], y GRASP [13].

Dentro de los resultados reportados por la literatura revisada se señala que para problemas no demasiado grandes, con hasta 25 clientes y una bodega, los modelos exactos son capaces de encontrar una buena solución en un tiempo computacional razonable, menor a 30 minutos. Por otro lado, también se reporta que las instancias más grandes que pueden ser resueltas consistentemente por los métodos exactos más efectivos hasta ahora contienen cerca de 120 clientes, mientras que instancias más grandes se pueden resolver a optimalidad solo en casos particulares.

En el caso de la distribución de Skretting, el número de centros cultivo que deben satisfacer los buques diariamente en promedio alcanza los 30 clientes, por lo que un método de resolución exacto es recomendable sólo si es posible aprovechar las características particulares del problema en su resolución y se considera un horizonte de planificación diario. En caso contrario, lo recomendable es implementar alguna metaheurística como método de resolución, o al menos como complemento a un método exacto. Desde el punto de vista de los resultados esperados, es interesante notar que los resultados reportados en la literatura revisada alcanzan un 10% de disminución de costos respecto a la situación base de las empresas, por lo que resulta razonable imponer este resultado como meta para el presente trabajo.

Por tratarse de un tema particularmente importante para el desarrollo del prototipo presentado en la presente memoria, se hará una revisión más detallada del tema de búsquedas locales, en particular el manejo de intercambio de arcos para problemas de ruteo de vehículos.

2.4.1. Búsqueda Local en el VRP: Intercambio de Arcos

Los métodos clásicos de búsqueda local forman una clase general de heurísticas, basadas en el concepto de mejorar iterativamente una solución mediante la exploración de soluciones vecinas. Para diseñar un algoritmo de búsqueda local es necesario especificar las siguientes opciones: cómo se generará una solución inicial factible, cuál será el mecanismo generador de vecinos, y el criterio de parada [1]. El mecanismo generador de vecinos opera cambiando un atributo, o un conjunto de atributos, de una solución. En particular, los atributos podrían referirse a los arcos conectando un par de clientes para el caso del VRP. Una vez que una solución vecina es identificada, se compara con la solución actual. Dos estrategias de aceptación son las más comunes en el contexto del VRPTW, aceptar la primera o aceptar la mejor [1]; la estrategia de aceptar la primera selecciona al primer vecino que satisface el criterio de aceptación definido, mientras que la estrategia de aceptar la mejor examina todos los vecinos que satisfacen el criterio de aceptación y selecciona al mejor de ellos. Si existe una solución vecina que satisface la estrategia de aceptación utilizada, ésta reemplaza a la solución actual y la búsqueda continúa; en caso contrario la búsqueda termina. Criterios complementarios de parada, que permiten acotar la búsqueda local, son el fijar un número máximo de iteraciones para toda la búsqueda, o bien parar si la función objetivo no ha mejorado al menos una cierta cantidad durante un número dado de iteraciones.

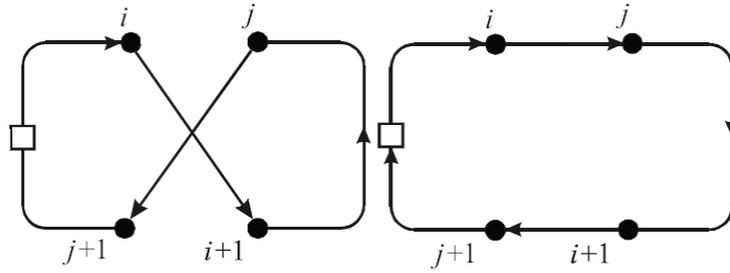


Figura 2.1: Intercambio 2-Opt

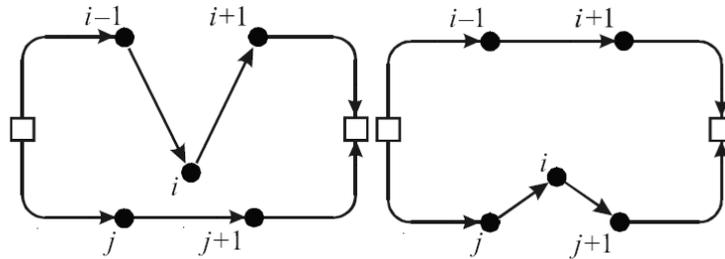


Figura 2.2: Operador Relocation

El óptimo local generado por cualquier procedimiento de búsqueda local puede ser muy lejano de la solución óptima. En efecto, los métodos de búsqueda local realizan una búsqueda miope, ya que sólo aceptan secuencialmente soluciones que produzcan mejoras en la función objetivo. Luego, el resultado depende fuertemente de las soluciones iniciales y del mecanismo generador de vecinos. La mayoría de los vecindarios utilizados en el contexto del VRP están basados en intercambios de arcos [27].

Los vecindarios de intercambio de arcos para una única ruta son el conjunto de *tour*s que pueden obtenerse a partir de un *tour* inicial reemplazando un conjunto de k de sus arcos por otro conjunto de k arcos. Este tipo de reemplazos se denominan k -intercambios, y un *tour* que no puede ser mejorado mediante un k -intercambio se le llama k -óptimo. Verificar k -optimalidad implica una complejidad $O(n^k)$. El vecindario generado por k -intercambios depende del valor fijo de k , y a medida que k crece se hacen más potentes, pero el tiempo necesario para buscar en ellos crece también. En la práctica, k -intercambios con $k > 3$ son raramente usados [27]. La Figura 2.1 ilustra el operador 2-exchange o 2-Opt, en él se intenta mejorar un *tour* reemplazando dos de sus arcos por otros dos arcos, y se itera hasta que no exista mejora posible.

En el VRP se deben tomar dos tipos de decisiones, las decisiones de asignación definen qué vehículo servirá a cuál cliente, mientras que las decisiones de ruteo definen en qué orden se visitarán los clientes asignados a un vehículo. Dado que en la mayoría de los casos la cantidad de clientes por vehículo es menor a 30, las decisiones de ruteo no son excesivamente complicadas, por lo que las posibilidades de generar ahorros mediante la optimización de dichas decisiones son más bien bajas [27]. Sin embargo, las decisiones de

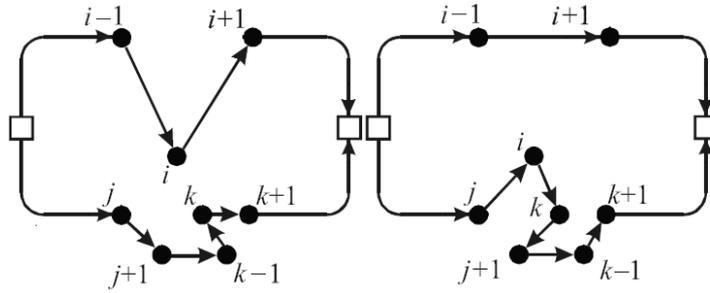


Figura 2.3: Operador GENI

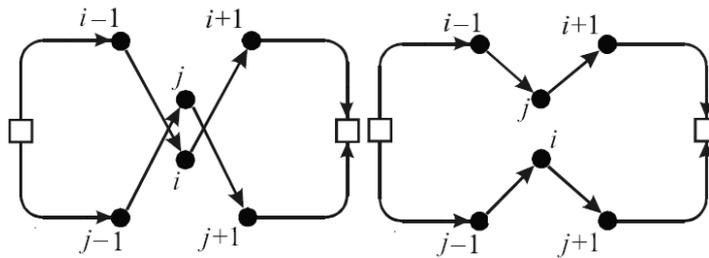


Figura 2.4: Operador Exchange

asignación ofrecen un gran potencial de mejora cuando son analizadas, lo que incentiva a revisar los vecindarios de intercambio de arcos entre rutas.

Siguiendo la nomenclatura de Kindervarter y Savelsbergh (1997) [27] los tres k -intercambios básicos para el VRP son *Relocation*, *Exchange* y *Crossover*. Para todos ellos, probar optimalidad en el vecindario tiene una complejidad $O(n^2)$. Para ilustrar más claramente dichos intercambios, en las Figuras 2.2 a 2.5, se duplicará la bodega, generando una bodega-origen y una bodega-destino, y se representarán dos rutas simultáneamente.

El operador *Relocation* simplemente mueve a un cliente desde una ruta a otra, insertándolo entre dos clientes consecutivos en su versión más sencilla, tal como lo muestra la Figura 2.2. Gendreau et al. (1992) [18] proponen una extensión al vecindario *Relocation*, con el operador GENI, en el que un cliente también puede ser insertado entre los dos clientes de la ruta destino más cercanos a él, incluso si estos clientes no son consecutivos, reordenando la ruta destino como se expone en la Figura 2.3.

El operador *Exchange* intercambia simultáneamente dos clientes de rutas distintas, tal como lo muestra la Figura 2.4.

Finalmente, el operador *Crossover* combina dos rutas de modo que los últimos clientes de una ruta dada son introducidos después de los primeros clientes de otra ruta, manteniendo la orientación de las rutas. Este operador se ilustra en la Figura 2.5, donde los arcos $(i, i + 1)$ y $(j, j + 1)$ son reemplazados por $(i, j + 1)$ y $(j, i + 1)$, con lo que las

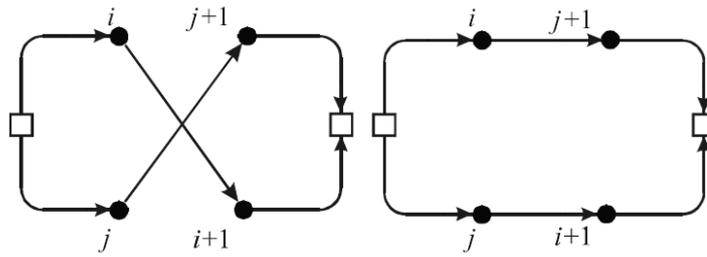


Figura 2.5: Operador Crossover

porciones finales de cada ruta son intercambiadas. Es importante notar que, como caso particular, puede combinar dos rutas en una si el arco $(i, i + 1)$ es el primero de su ruta, y el arco $(j, j + 1)$ es el último de su ruta, o viceversa.

Capítulo 3

Formulación del Problema

3.1. Formulación mediante Programación Entera

A continuación se exponen dos versiones del modelo matemático de programación lineal entera que representa el problema en estudio. El primer modelo corresponde a una extensión del modelo clásico del VRPTW [8], en el que se relaja la cota superior de las ventanas de tiempo, y se permite que los buques realicen varias vueltas, de modo de evaluar un horizonte de tiempo mayor a un día. Mientras que el segundo modelo corresponde a una extensión al primer modelo, en el cual se agrega la flexibilidad de decidir en qué día del horizonte de tiempo evaluado se visitan los clientes, sujeto a respetar los días definidos como compatibles para cada cliente y su jornada laboral, con lo que se pueden generar varias ventanas de tiempo disjuntas asociadas a un único cliente. Es importante destacar que, tal como se discutirá en detalle en la próxima sección, ninguno de los modelos de programación entera considerados se ajusta con exactitud a las operaciones reales de transporte marítimo de Skretting, sobre todo a la flexibilidad de poder entregar algunos pedidos incompletos para mejorar la utilización de los buques. Sin embargo, permiten identificar la principales características del problema y las relaciones entre ellas.

3.1.1. Modelo 1

1. Conjuntos:

- I = Conjunto de vértices de la red, incluye a los clientes y al puerto. Para efectos de notación, el puerto se denota por los vértices 0 e $(I + 1)$.
- B = Conjunto de buques disponibles.
- V = Conjunto de vueltas de los buques.
- RED = Conjunto de elementos (i, j, b) con $i, j \in I$ y $b \in B$, corresponde a los arcos (i, j) factibles para el buque b . Permite modelar las restricciones de

precedencia y la compatibilidad entre buques y clientes.

2. Parámetros:

- Dda_i = Demanda del cliente i en Toneladas.
- $Tasa_Desc$ = Tasa de descarga de los buques en los centros [Ton/Hr].
- $TDesc_i = \frac{Dda_i}{Tasa_Desc}$ = Tiempo de atención del cliente i [Hr].
- C_{ijb} = Costo de viajar desde el cliente i hacia el cliente j con el buque b . El valor de este parámetro es función de la distancia entre los clientes; la velocidad promedio y el consumo de combustible del buque utilizado.
- d_{ij} = Distancia desde el cliente i al cliente j .
- Vel_b = Velocidad, en nudos, del buque b .
- $t_{ijb} = \frac{d_{ij}}{Vel_b}$ = Tiempo de viaje desde el cliente i al cliente j para el buque b .
- Cap_b = Capacidad, en toneladas, del buque b .
- Atr = Penalización por hora de atraso.
- a_i = Inicio de la ventana de tiempo del cliente i .
- b_i = Fin de la ventana de tiempo del cliente i .

3. Variables:

- $X_{ijbv} = \begin{cases} 1 & \text{Si el buque } b \text{ viaja desde el cliente } i \text{ hacia el } j \text{ en la vuelta } v \\ 0 & \sim \end{cases}$
- T_{ibv} = Momento en el que el buque b visita al cliente i en la vuelta v
- δ_{ibv} = Tiempo de atraso con que el buque b visita al cliente i en la vuelta v

4. Función Objetivo:

$$\text{mín} \sum_{\substack{b,v,i,j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} \cdot C_{ijb} + \sum_{b,v,i} \delta_{ibv} \cdot Atr \quad (3.1)$$

5. Restricciones:

a) Naturaleza de las variables.

$$X_{ijbv} \in \{0, 1\} \quad T_{ibv}, \delta_{ibv} \geq 0 \quad (3.2)$$

b) Salir y entrar con el mismo buque a cada centro

$$\sum_{\substack{j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} = \sum_{\substack{j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{jibv} \quad \forall b \in B, v \in V, i \in I \quad (3.3)$$

c) Salir del Puerto en cada vuelta

$$\sum_i X_{0ibv} = 1 \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.4)$$

d) Volver al Puerto en cada vuelta

$$\sum_i X_{i(I+1)bv} = 1 \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.5)$$

e) Satisfacer la demanda

$$\sum_{\substack{b,v,i \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} = 1 \quad \forall j \in I \quad (3.6)$$

f) Respetar la capacidad

$$\sum_{\substack{i,j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} \cdot Dda_j \leq Cap_b \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.7)$$

g) Respetar la cota inferior de la ventana de tiempo

$$T_{jbv} \geq a_j \cdot \sum_{\substack{i \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} \quad \forall j \in I, b \in B, v \in V \quad (3.8)$$

h) Definición de δ_{ibv}

$$T_{jbv} \leq b_j \cdot \sum_{\substack{i \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} + \delta_{jbv} \quad \forall j \in I, b \in B, v \in V \quad (3.9)$$

i) Continuidad del tiempo

$$T_{jbv} \geq T_{ibv} + TDesc_i + t_{ijb} - (1 - X_{ijbv}) \cdot M \quad (3.10)$$

$$\forall (i, j, b) \in RED, v \in V, M \gg 1$$

j) Respetar el orden de las vueltas

$$T_{0b(v+1)} \geq T_{(I+1)bv} \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.11)$$

Donde la ecuación (3.1) corresponde a la función multiobjetivo, la que minimiza el costo de transporte y las penalizaciones por atrasos. El costo fijo se puede incluir en el costo de los arcos que salen desde el Puerto hacia los clientes, excluyendo el arco que va de 0 a $(I + 1)$, ya que modela la situación en que un buque no se utiliza, evitando de este modo incluir más variables binarias innecesariamente. La ecuación (3.2) define la naturaleza de las variables. Las ecuaciones (3.3) a (3.5) son de flujo, y definen que si un buque visita a un cliente, debe salir de él, y que todas las vueltas comienzan y terminan en el Puerto. Las ecuaciones (3.6) y (3.7) aseguran que todos los clientes sean visitados por un buque en alguna vuelta, y que en cada vuelta se respete la capacidad de los buques, respectivamente. Las ecuaciones (3.8) a (3.11) definen el horizonte temporal del problema, asegurando que se respeten las ventanas de tiempo de los clientes o se incurra en una penalización por llegar tarde, la continuidad del tiempo y el orden de las vueltas respectivamente.

3.1.2. Modelo 2

1. Conjuntos:

- I = Conjunto de vértices de la red, incluye a los clientes y al puerto. Para efectos de notación, el puerto se denota por los vértices 0 y $(I + 1)$.
- B = Conjunto de buques disponibles.
- V = Conjunto de vueltas de los buques.
- RED = Conjunto de elementos (i, j, b) con $i, j \in I$ y $b \in B$, corresponde a los arcos (i, j) factibles para el buque b . Permite modelar las restricciones de precedencia y la compatibilidad entre buques y clientes.
- T = conjunto de días del horizonte de planificación.
- T_i = subconjunto de días en los que se puede visitar al cliente i .

2. Parámetros:

- Dda_i = Demanda del cliente i en Toneladas.
- $Tasa_Desc$ = Tasa de descarga de los buques en los centros [Ton/Hr]
- $TDesc_i = \frac{Dda_i}{Tasa_Desc} =$ Tiempo de atención del cliente i [Hr].
- C_{ijb} = Costo de viajar desde el cliente i hacia el cliente j con el buque b .
- d_{ijb} = Distancia desde el cliente i al cliente j .
- Vel_b = Velocidad, en nudos, del buque b .
- $t_{ijb} = \frac{d_{ij}}{Vel_b} =$ Tiempo de viaje desde el cliente i al cliente j para el buque b .
- Cap_b = Capacidad, en toneladas, del buque b .
- Atr = Penalización por hora de atraso.

- a_i = Inicio de la jornada laboral del cliente i .
- b_i = Fin de la jornada laboral del cliente i .

3. Variables:

- $X_{ijbv} = \begin{cases} 1 & \text{Si el buque } b \text{ viaja desde el cliente } i \text{ hacia } j \text{ en la vuelta } v \\ 0 & \sim \end{cases}$
- $Y_{ibvt} = \begin{cases} 1 & \text{Si el buque } b \text{ visita al cliente } i \text{ en la vuelta } v \text{ el día } t \\ 0 & \sim \end{cases}$
- T_{ibv} = Momento en el que el buque b visita al cliente i en la vuelta v
- δ_{ibv} = Tiempo de atraso con que el buque b visita al cliente i en la vuelta v

4. Función Objetivo:

$$\text{mín} \sum_{\substack{b,v,i,j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} \cdot C_{ijb} + \sum_{b,v,i} \delta_{ibv} \cdot Atr \quad (3.12)$$

5. Restricciones:

a) Naturaleza de las variables.

$$X_{ijbv}, Y_{ibvt} \in \{0, 1\} \quad T_{ibv}, \delta_{ibv} \geq 0 \quad (3.13)$$

b) Salir y entrar con el mismo buque a cada centro

$$\sum_{\substack{j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} = \sum_{\substack{j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{jibv} \quad \forall b \in B, v \in V, i \in I \quad (3.14)$$

c) Salir del Puerto en cada vuelta

$$\sum_i X_{0ibv} = 1 \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.15)$$

d) Volver al Puerto en cada vuelta

$$\sum_i X_{i(I+1)bv} = 1 \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.16)$$

e) Satisfacer la demanda

$$\sum_{t \in T_i} Y_{ibvt} = 1 \quad \forall i \in I \quad (3.17)$$

$$\sum_t Y_{jbvt} \leq \sum_{\substack{j \\ (i,j,b) \in RED}} X_{ijbv} \quad \forall j \in I, b \in B, v \in V \quad (3.18)$$

f) Respetar la capacidad

$$\sum_{it} Y_{ibvt} \cdot Dda_i \leq Cap_b \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.19)$$

g) Respetar el inicio de la jornada laboral

$$T_{ibv} \geq \sum_t Y_{ibvt} \cdot ((t-1) \cdot 24 + a_i) \quad \forall i \in I, b \in B, v \in V \quad (3.20)$$

h) Definición de δ_{ibv}

$$T_{ibv} \leq \sum_t Y_{ibvt} \cdot ((t-1) \cdot 24 + b_i) + \delta_{jbv} \quad \forall j \in I, b \in B, v \in V \quad (3.21)$$

i) Continuidad del tiempo

$$T_{jbv} \geq T_{ibv} + \sum_{t \in T_i} TDesc_i \cdot Y_{ibvt} + t_{ijb} - (1 - X_{ijbv}) \cdot M \quad (3.22)$$

$$\forall (i, j, b) \in RED, v \in V, M \gg 1$$

j) Respetar el orden de las vueltas

$$T_{0b(v+1)} \geq T_{(I+1)bv} \quad \forall b \in B, v \in V \quad (3.23)$$

Donde la ecuación (3.12) corresponde a la función multiobjetivo, la que minimiza el costo de transporte y las penalizaciones por atrasos. La ecuación (3.13) define la naturaleza de las variables. Las ecuaciones (3.14) a (3.16) son de flujo, y definen que si un buque visita a un cliente, debe salir de él, y que todas las vueltas comienzan y terminan en el Puerto. Las ecuaciones (3.17) y (3.18) aseguran que todos los clientes sean visitados por un buque en alguna vuelta, y determinan la relación entre las variables binarias, respectivamente. La ecuación (3.19) asegura que en cada vuelta se respete la capacidad de los buques. Las ecuaciones (3.20) a (3.23) definen el horizonte temporal del problema, asegurando que se respete la jornada laboral, y los días de entrega de los clientes o se incurra en una penalización por llegar tarde, la continuidad del tiempo y el orden de las vueltas respectivamente.

3.2. Observaciones a los Modelos de Programación Entera

El modelo 1 presenta las fortalezas de asimilarse a un modelo estándar, para el cual existen diversas publicaciones con muchos esquemas de solución distintos, tanto exactos como heurísticos. Sin embargo, no representa de manera realista las operaciones de transporte marítimo de Skretting, ya que muchas veces los buques realizan rutas de más de un día de duración, en las que pueden visitar a un cliente en cualquiera de los días de viaje, y la extensión para considerar esta situación manteniendo la estructura del modelo no es directa. Por lo tanto, el modelo 1 se utilizó principalmente para evaluar la factibilidad de resolver instancias reales. Además de identificar las características del problema que era indispensable modelar.

Por otro lado, el modelo 2 es una representación razonable de las operaciones de transporte marítimo de la empresa. En efecto, permite considerar viajes de más de un día de manera realista, es decir respetando el inicio y final de la jornada laboral de los centros, además de las posibles flexibilidades en el día de entrega. Sin embargo, el modelo tiene un tamaño considerable y una estructura complicada; para un ejemplo estándar de la X región, con 4 días de horizonte, 80 centros y 12 buques, los que pueden dar hasta 2 vueltas, se obtienen más de 160.000 variables enteras, 4.000 variables continuas y 160.000 restricciones. Luego, en la práctica sólo es posible resolver instancias de tamaño reducido, en un tiempo que sigue siendo alto para el criterio del programador de Skretting y para los objetivos de esta memoria.

Finalmente, en el modelo 2 no se incluye la flexibilidad de decidir la cantidad a entregar a cada centro, lo que permitiría mejorar sustancialmente la utilización de los buques y representar de manera más precisa las operaciones reales de transporte marítimo. Para lograrlo, sería necesario agregar una variable continua más por cada centro, buque y vuelta, lo que aumentaría de manera importante la complejidad del problema. En efecto, sería asimilable al *Inventory Routing Problem* (IRP), o problema de ruteo de inventarios, problema muy complejo que en casos prácticos se resuelve con métodos heurísticos que apoyan un enfoque de optimización [3]. Una descripción más detallada del IRP se encuentra en la sección 5.1.2. Una alternativa para modelar la flexibilidad en la cantidad entregada consiste en particionar la demanda de un centro en diversos clientes ficticios con las mismas características, y un porcentaje de la demanda original. De este modo, el modelo puede decidir la cantidad a entregar dentro de un conjunto de valores predefinidos, sin embargo, el tamaño del problema original aumenta de manera importante, afectando negativamente los tiempos de resolución.

Por lo tanto, tal como se señaló en la sección 2.4, resulta recomendable desarrollar un enfoque heurístico para resolver el problema estudiado en el presente trabajo de título.

3.3. Métodos Heurísticos: GRASP

La heurística implementada en el prototipo que se expone en la presente memoria, es una versión de GRASP, o *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* (Feo y Resende 1995 [13], Festa y Resende 2002 [14]), la cual es una metaheurística de múltiples inicios, o iterativa, utilizada frecuentemente en problemas combinatoriales, y en la que cada iteración consiste básicamente en dos fases: construcción y búsqueda local.

En la fase de construcción se produce inteligentemente una solución factible, mientras que en la fase de búsqueda local el vecindario de la solución factible inicial es investigado hasta alcanzar un mínimo local. Finalmente, la mejor solución dentro de los óptimos locales encontrados es retornada como el resultado final. A continuación se ilustra el procedimiento genérico de *GRASP* mediante un pseudocódigo.

GRASP()

```
1 INPUT_INSTANCIA(Cientes, Buques);
2 Incumbente = NULL;
3 for  $j \leftarrow 1$  to NoIter
4     do Solucion  $\leftarrow$  SOLUCION_INICIAL(Cientes, Buques);
5     SolucionLocal  $\leftarrow$  BUSQUEDA_LOCAL(Solucion);
6     ACTUALIZAR_SOLUCION(SolucionLocal, Incumbente);
7 return Incumbente;
```

La línea 1 del pseudocódigo corresponde a la entrada de datos del problema, en ella se generan la lista de clientes que se deben satisfacer y sus características, y la lista de los buques disponibles y sus características. El incumbente se inicializa en la línea 2. Las iteraciones de *GRASP* ocurren en el *loop* que va desde la línea 3 a la 6, en el cual el criterio de parada utilizado es alcanzar un número máximo de iteraciones. La línea 4 corresponde a la fase de construcción, en la que se obtiene una solución inicial, mientras que la línea 5 corresponde a la búsqueda local. Ambas fases son descritas en detalle en las secciones siguientes. Si se encuentra una mejor solución, se actualiza el incumbente¹ en la línea 6. Finalmente, en la línea 7 se retorna la mejor solución encontrada.

Desde 1989, numerosas publicaciones acerca de los aspectos básicos de *GRASP*, así como mejoras a la metaheurística básica, han aparecido en la literatura. En efecto, *GRASP* ha sido aplicado a una amplia gama de problemas, que van desde programación y ruteo de vehículos, ubicación de instalaciones, y telecomunicaciones, hasta biología, lógica, problemas de partición y asignación, y teoría de grafos. Una revisión actualizada, que cubre desde 1989 hasta 2008, y tanto los aspectos metodológicos como las aplicaciones, puede encontrarse en Festa y Resende 2008a [15] y 2008b [16].

¹Corresponde a la solución con el mejor valor de la función objetivo conocida hasta el momento.

3.3.1. Generación de Solución Inicial Factible

Para generar una solución inicial factible para nuestro problema, el método implementado es un algoritmo *greedy* aleatorio, el cual corresponde al procedimiento de construcción más frecuentemente utilizado en el contexto de *GRASP* [14]. En él, la solución se construye iterativamente, asignando un centro a un buque cada vez. Para ello, en primer lugar se ordenan los buques según su capacidad de carga en orden decreciente. Posteriormente, se va seleccionando iterativamente un buque dentro de los B primeros de la lista, siendo B un parámetro por definir, y luego se le asignan clientes hasta completar su capacidad. El criterio para asignar clientes al buque seleccionado consiste en considerar inicialmente uno de los centros más lejanos al puerto que no haya sido asignado previamente, y posteriormente se selecciona, iterativamente, el cliente más cercano al centro de masa de los clientes previamente asignados. Luego, se observa que el criterio *greedy* utilizado es espacial, y se basa en el criterio utilizado por el programador de transporte de la empresa de enviar los buques más grandes a los centros más lejanos del puerto. Actualmente se está desarrollando un criterio *greedy* espacio-temporal, que considere la compatibilidad entre la fecha de inicio de disponibilidad de los buques y las fechas de entrega de los clientes.

Una descripción más precisa del método implementado, mediante un pseudocódigo, es la siguiente:

```
SOLUCION_INICIAL(Clientes, Buques)
1  Solucion = {};
2  ORDENAR_BUQUES(Buques);
3  while |Clientes| > 0 and |Buques| > 0
4      do Seleccionar al azar un buque  $b \in Buques$ ;
5           $Buques = Buques \setminus \{b\}$ ;
6           $Compatibles \leftarrow GENERAR\_COMPATIBLES(Clientes, b)$ ;
7          while |Compatibles| > 0
8              do Seleccionar al azar un centro  $c \in Compatibles$ ;
9                   $Clientes = Clientes \setminus \{c\}$ ;
10                  $Solucion = Solucion \cup \{(c, b)\}$ ;
11                  $Compatibles \leftarrow GENERAR\_COMPATIBLES(Clientes, b)$ ;
12 if |Clientes| > 0
13     then return NULL;
14     else return Solucion;
```

La solución que se debe construir, definida como pares centro-buque que modelan las decisiones de asignación, se inicializa como vacía en la línea 1 del pseudocódigo. En la línea 3 se ordenan los buques según su capacidad de carga en orden decreciente. En la sección siguiente se explica en detalle la manera en que se define la secuencia en que son visitados los centros asignados a cada buque. El *loop* que va desde la línea 3 a la 11 se repite hasta que se ha construido una solución factible que asigna a todos los centros

a algún buque, o bien termina porque no encontró una solución factible, en cuyo caso retorna una lista vacía. En la línea 4 se elige un buque al azar, y en la línea 5 se elimina de la lista de buques disponibles. En la línea 6 se construye la lista de centros compatibles con el buque elegido, sobre la que se aplica una restricción de cardinalidad², es decir un tamaño máximo, por lo que es denominada lista restringida de candidatos (RCL) en la literatura [13]. La definición de compatibilidad entre un centro y el buque considerado, depende de las restricciones de accesibilidad, y de que la demanda mínima definida para dicho centro sea menor que la capacidad restante del buque. Para respetar el tamaño restringido de la lista, los centros compatibles se ordenan según su distancia al centroide de los centros ya asignados al buque, y se eligen los más cercanos. En caso de tratarse de la primera asignación para el buque considerado, se elige al azar uno de los centros compatibles más lejanos al puerto. El *loop* que va desde la línea 7 a la 11 se repite hasta que ya no existan centros compatibles con el buque, lo que puede ocurrir por razones de capacidad remanente, accesibilidad o porque todos los centros ya han sido asignados. En la línea 8 se selecciona un cliente de la RCL al azar, y en la línea 9 se elimina de la lista de clientes por asignar. El par buque-centro se agrega a la solución en la línea 10, paso en el cual es necesario actualizar la capacidad remanente del buque elegido. En la línea 11, se actualiza la lista de centros compatibles con el buque considerado. En las líneas 12 a 14 se retorna la solución generada si es que asigna todos los clientes a algún buque, en caso contrario se retorna una lista vacía.

Luego, se observa que la heurística es adaptativa, ya que el beneficio asociado a asignar los clientes a un buque se va actualizando en cada iteración, reflejando los cambios generados por la selección del cliente previo. El componente probabilístico de *GRASP* está caracterizado por la elección aleatoria de uno de los clientes de la lista de candidatos restringida, sin que se trate necesariamente del mejor de ellos. Esta técnica de elección permite obtener soluciones iniciales diferentes en cada iteración de *GRASP*, sin comprometer necesariamente la calidad del método *greedy* adaptativo.

Para evitar posibles infactibilidades en la generación de soluciones iniciales, se considera una cantidad K de buques ficticios en la resolución del problema. Dichos buques poseen características especiales que desincentivan su uso a menos que sea estrictamente necesario, por lo que naturalmente tienden a no tener centros asignados en las soluciones de los óptimos locales encontrados luego de la fase de búsqueda local.

Dentro de las características de los buques ficticios destaca que están asociados a un costo fijo muy alto, lo que desincentiva su uso en las soluciones finales. Además, se les asigna un costo variable también alto, de modo que en caso de tener centros asignados, estos tiendan a ser los centros más cercanos al puerto, ya que como se está proponiendo postergar su entrega, es importante que sean fácilmente asignables a las rutas que deberán planificarse en los días posteriores. Además, se les asocia una capacidad levemente menor a la capacidad promedio de todos los buques, y una velocidad promedio igual a la menor velocidad conocida de los buques reales, con la intención de generar rutas razonables de

²Una alternativa es utilizar una restricción de valor, en la que la RCL se compone de los candidatos cuyo valor según la función *greedy* utilizada alcanza un cierto porcentaje α del valor obtenido por el mejor candidato.

ser asignadas a la mayoría de los buques reales. Por último, se les declara con acceso a todos los centros, para que los criterios con que se les asignen clientes sea solamente por costos de transporte.

Es importante destacar que el problema de reconocer si una instancia es infactible, dada una configuración de demandas de centros de cultivo y buques disponibles, no es trivial, por lo que la agregación de buques ficticios es una manera sencilla de encontrar soluciones en que, en el caso de tratarse de instancias infactibles, al menos se planifique el despacho de un gran número de pedidos. Además, facilita enormemente la generación de soluciones iniciales factibles; un ejemplo de la utilización de esta estrategia en la literatura del VRPTW puede encontrarse en Potvin y Rosseau (1995) [34]. Por otro lado, al agregar más buques el tamaño del problema aumenta, por lo que el tiempo de resolución puede verse afectado negativamente de manera importante.

3.3.2. Búsqueda Local

En el prototipo se implementaron dos tipos de búsqueda local, las que utilizan el mismo vecindario, pero se diferencian por el método de selección de la siguiente solución. En realidad, tal como se detallará a continuación, los tipos de búsqueda local implementados corresponden a los dos criterios de aceptación más comunes en el contexto del VRPTW [1]: aceptar el mejor vecino de todo el vecindario si es mejor que la solución actual (Búsqueda Tipo 1), o bien aceptar la primera mejora encontrada sobre la solución actual (Búsqueda Tipo 2). A la mitad de las soluciones iniciales generadas se les aplica la búsqueda local tipo 1, mientras que a la otra mitad se les aplica la búsqueda local tipo 2. A continuación se ilustra, mediante pseudocódigos, el funcionamiento de ambas búsquedas locales:

```

BUSQUEDA_LOCAL_1(Solucion)
1  MejorVecino = Solucion;
2  Pares_Rutas = INICIALIZAR_PARES(Solucion);
3  while |Pares_Rutas| > 0
4      do Seleccionar al azar un par de rutas  $p \in Pares\_Rutas$ ;
5           $Pares\_Rutas = Pares\_Rutas \setminus \{p\}$ ;
6          for  $j \leftarrow 1$  to |CROSS( $p$ )|
7              do SolucionLocal  $\leftarrow$  GENERAR_VECINO(Solucion,  $j$ );
8                  ACTUALIZAR_SOLUCION(SolucionLocal, MejorVecino);
9          if MejorVecino  $\neq$  Solucion
10             then return BUSQUEDA_LOCAL_1(MejorVecino)
11 return Solucion

```

En la primera línea la solución inicial se fija como el incumbente de la búsqueda local. En la línea 2 se listan todos los pares de rutas de la solución inicial factible para ser explorados. El *loop* que va desde la línea 3 a la 10 se repite hasta que se ha construido

una solución localmente óptima, según el vecindario *CROSS* y considerando todos los pares de rutas posibles. En la línea 4 se elige un par de rutas al azar, y en la línea 5 se elimina de la lista de pares de rutas no revisados. El *loop* que va desde la línea 6 a la 8 se repite hasta que se han considerado todos los vecinos del vecindario *CROSS* para un par de rutas determinadas, almacenando el mejor vecino. En las líneas 9 y 10 se compara el mejor vecino con la solución inicial, y en caso de ser mejor se reinicia la búsqueda local partiendo del mejor vecino como incumbente. El proceso recursivo termina en la línea 10 cuando no se ha encontrado un vecino mejor, considerando todos los pares de rutas posibles.

BUSQUEDA_LOCAL_2(*Solucion*)

```

1  PrimeraMejora = Solucion;
2  Pares_Rutas = INICIALIZAR_PARES(Solucion);
3  while |Pares_Rutas| > 0
4      do Seleccionar al azar un par de rutas  $p \in Pares\_Rutas$ ;
5           $Pares\_Rutas = Pares\_Rutas \setminus \{p\}$ ;
6          for  $j \leftarrow 1$  to |CROSS( $p$ )|
7              do SolucionLocal  $\leftarrow$  GENERAR_VECINO(Solucion,  $j$ );
8                  ACTUALIZAR_SOLUCION(SolucionLocal, PrimeraMejora);
9                  if PrimeraMejora  $\neq$  Solucion
10                     then return BUSQUEDA_LOCAL_2(PrimeraMejora)
11                     break for;
12 return Solucion
```

En la primera línea la solución inicial se fija como el incumbente de la búsqueda local. En la línea 2 se listan todos los pares de rutas de la solución inicial factible para ser explorados. El *loop* que va desde la línea 3 a la 10 se repite hasta que se ha construido una solución localmente óptima, según el vecindario *CROSS* y considerando todos los pares de rutas posibles. En la línea 4 se elige un par de rutas al azar, y en la línea 5 se elimina de la lista de pares de rutas no revisados. El *loop* que va desde la línea 6 a la 10 se repite hasta que se encuentra una mejora sobre la solución inicial, y en ese caso se reinicia la búsqueda local partiendo de la primera mejora como incumbente. El proceso recursivo termina en la línea 10 cuando no se ha encontrado un vecino mejor, considerando todos los pares de rutas posibles. A continuación se detallan las características comunes de los dos métodos de búsqueda local implementados:

Vecindario *CROSS*: fue definido por Taillard (1997) [48] en el contexto del VRPTW.

La idea básica del intercambio *CROSS* consiste en eliminar dos arcos $(i - 1, i)$ y $(k, k + 1)$ de una primera ruta, mientras dos arcos $(j - 1, j)$ y $(l, l + 1)$ se eliminan de una segunda ruta. Luego, los segmentos $i - k$ y $j - l$, los que pueden incluir una cantidad arbitraria de clientes, son intercambiados mediante la inclusión de los nuevos arcos $(i - 1, j)$, $(l, k + 1)$, $(j - 1, i)$, y $(k, l + 1)$, como se ilustra en la Figura 3.1. Es importante notar que verificar que una solución es un óptimo local según el

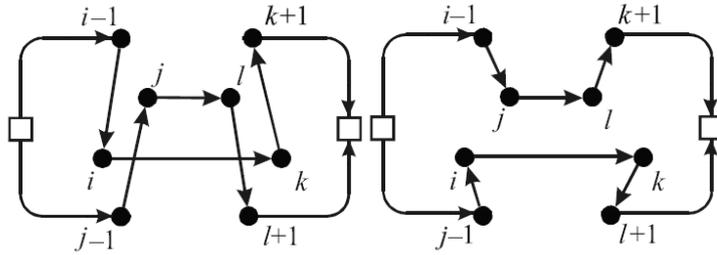


Figura 3.1: Intercambio *CROSS*

vecindario *CROSS* implica una complejidad $O(n^4)$. Se determinó la utilización del vecindario *CROSS*, por presentar una interesante combinación entre la calidad de las soluciones generadas y el tiempo de proceso. En efecto, vecindarios más simples como los expuestos en la sección 2.4.1 generaron óptimos locales de peor calidad, lo que debió ser compensado con un número considerablemente mayor de soluciones iniciales en las pruebas realizadas.

ACTUALIZAR_SOLUCION(*Solucion*, *Incumbente*): si el incumbente es una lista vacía, se actualiza directamente. En caso contrario, se aplica **EVALUAR_SOLUCION(*Solucion*)**, si la solución evaluada tiene un valor de la función objetivo mejor que el incumbente, se actualiza.

Evaluar_Solucion(*Solucion*): al evaluar un vecino de la solución actual sólo se evalúan el par de rutas que han sufrido un cambio, ya que ellas definen la variación en la función objetivo. Luego, a cada ruta modificada se le aplica **Evaluar_Ruta()**.

Evaluar_Ruta(): al evaluar una ruta, primero se aplica **Redefinir_Demandas()**, para redefinir la demanda de los centros de cultivo que la componen. Luego, se genera una configuración inicial mediante un procedimiento de vecino más cercano modificado para respetar las prioridades. Finalmente, se mejora la configuración inicial mediante un procedimiento 2-opt, modificado para respetar las prioridades, hasta alcanzar un óptimo local según la función objetivo utilizada. Este procedimiento heurístico genera secuencias de visitas de buena calidad en poco tiempo por lo que se utiliza en cada evaluación. A la solución final se le aplica un procedimiento de postoptimización, en el que se encuentra la secuencia óptima de visitas para cada ruta mediante un procedimiento de *backtracking*. En este tipo de algoritmos recursivos se utiliza una estrategia de búsqueda en profundidad en el árbol de decisiones, lo que permite eliminar múltiples soluciones sin examinarlas explícitamente. En efecto, en la implementación utilizada en el presente trabajo se obtiene rápidamente una secuencia factible que se utiliza como incumbente, el cual se compara con secuencias parciales que se van creando sistemáticamente, y si alguna presenta una función objetivo peor se elimina directamente, logrando de este modo descartar indirectamente todas las secuencias finales que la incluyen. Naturalmente, el incumbente se actualiza con las secuencias completas que se logran generar.

Redefinir_Demandas(): para cada centro de cultivo se define una demanda mínima a ser entregada y la demanda original³; la evaluación de la factibilidad de un vecino *CROSS* se realiza considerando el valor de la demanda mínima. Una vez que una ruta es factible en capacidad, se redefine la carga transportada a cada centro, siguiendo el criterio de maximizar la cantidad de pedidos completos, hasta alcanzar la capacidad del buque, o bien hasta entregar la demanda original a todos los centros considerados.

Función Objetivo: la medida con que se evalúan las soluciones consta de cuatro términos principales, los cuales son la cantidad de días-barco utilizados; el gasto en combustible incurrido, que es directamente proporcional a la distancia recorrida, la penalización por tonelada-hora atrasada y la penalización por la cantidad de pedidos entregados incompletos. Además, se agrega un quinto término con una fuerte penalización, por lo que en la práctica actúa como una restricción, que define un porcentaje de carga mínimo para los buques que efectivamente se planifica cargar en el primer día del horizonte de planificación. Luego, la función objetivo utilizada se puede esquematizar como sigue:

$$\begin{aligned}
 F.O. = & \sum_{b \in B} Costo_Fijo_b \cdot Dias_Barco_b \\
 & + \sum_{b \in B} Costo_Variable_b \cdot Distancia_Recorrida_b \\
 & + \sum_{c \in C} Penalizacion_Atraso \cdot Toneladas * Hora_Atrasadas_c \\
 & + \sum_{c \in C} Penalizacion_Incompleto \cdot Demanda_Incompleta_c \\
 & + \sum_{b \in B} Penalizacion_Carga \cdot Poca_Carga_b
 \end{aligned}$$

donde:

- Conjuntos:
 1. B = Conjunto de buques disponibles.
 2. C = Conjunto de centros con demanda a transportar.
- Parámetros:
 1. *Costo_Fijo_b* = Corresponde al costo fijo diario incurrido al utilizar el buque *b*.
 2. *Costo_Variable_b* = Corresponde al costo incurrido por milla náutica recorrida por el buque *b*.
 3. *Penalizacion_Atraso* = Corresponde al costo incurrido por entregar una tonelada atrasada una hora; asociado al costo intangible de posible pérdida de confianza del cliente.

³Ambos valores son iguales si no existen flexibilidades que se puedan aprovechar.

4. *Penalizacion_Incompleto* = Corresponde al costo incurrido por entregar una cantidad menor a la demandada por el cliente; asociado al costo de tener que entregar el saldo adeudado posteriormente y al costo intangible de posible pérdida de confianza del cliente.
 5. *Penalizacion_Carga* = Corresponde al costo incurrido por cargar un buque con un porcentaje de carga menor a una cota inferior, asociado al costo de posibles renegociaciones de las tarifas de transporte con la naviera. Su valor fue estimado en conjunto con el planificador de transporte de Skretting, basándose en la experiencia práctica de las negociaciones previamente acordadas con la naviera, y tomando en consideración, entre otros aspectos, su valor relativo con respecto a otros términos de la función objetivo más sencillos de estimar, como los costos fijos y variables de los buques.
- Variables:
 1. *Dias_Barco_b* = Variable entera, denota la cantidad de días que se utiliza el buque *b*.
 2. *Distancia_Recorrida_b* = Variable continua, denota la cantidad de millas náuticas que recorre el buque *b*.
 3. *Toneladas * Hora_Atrasadas_c* = Variable continua, denota el producto entre la cantidad de toneladas atrasadas entregadas al centro *c* y el tiempo de retraso.
 4. *Demanda_Incompleta_c* = Variable binaria, vale 1 si al centro *c* se le entrega menos que la demanda ordenada, 0 en caso contrario.
 5. *Poca_Carga_b* = Variable binaria, vale 1 si al buque *b* tiene un porcentaje menor de carga que una cota inferior, 0 en caso contrario.

Es destacable que cuando cualquiera de los tipos de búsqueda local termina, se ha encontrado un óptimo local que es muy difícil de mejorar sin plantear una configuración completamente distinta. En efecto, no existe ningún cambio trivial entre ningún par de rutas que pueda mejorar la solución encontrada, según la función objetivo definida. Esto se debe a que el vecindario *CROSS* utilizado es muy amplio, y a que se revisan explícitamente todos los pares de rutas. De hecho, el vecindario *CROSS* es una generalización de los tres *k*-intercambios entre rutas presentados en la sección 2.4.1. Es posible que para el desarrollo final del sistema de apoyo a las decisiones se implementen metaheurísticas más sofisticadas para buscar buenas soluciones, y en tal caso sería necesario acotar el vecindario de búsqueda con la intención de mantener los tiempos de resolución bajo control; en efecto, en el caso de una Búsqueda Tabú, la búsqueda local no termina al encontrar óptimos locales, sino que se caracteriza por métodos que permiten salir de ellos, incluyendo la evaluación de soluciones infactibles para ampliar la búsqueda, por lo que claramente se consideran muchas más soluciones que en el caso de *GRASP*, aumentando el tiempo de proceso, lo que promueve la utilización de vecindarios más acotados para compensar dicho aumento.

Por otro lado, el procedimiento *Redefinir_Demandas()* se implementó con el fin de aumentar la flexibilidad del sistema de apoyo a las decisiones, permitiendo mejorar la utilización de los buques y modelar de mejor manera las operaciones reales de la empresa.

El criterio de maximizar la cantidad de pedidos completos fue acordado con Skretting, y es consistente con las operaciones de transporte reales, ya que si un pedido no se entrega completo, el saldo deberá ser entregado al día siguiente, incurriendo en un costo no despreciable por tener que visitar ese centro para entregar potencialmente pocas toneladas, además del costo intangible de la mala evaluación del servicio prestado por parte de los clientes. Desde el punto de vista de complejidad computacional, siguiendo este criterio, y considerando las características de las operaciones de transporte marítimo reales, se obtiene naturalmente un problema de la mochila, el que puede ser resuelto eficientemente, por lo que el aumento en el tiempo de resolución es relativamente bajo. Una descripción detallada de la formulación y el método de solución a este subproblema se encuentra en el Anexo A.

Es interesante notar que la cantidad transportada a cada centro no es una decisión directa del prototipo. En efecto, tal cantidad queda determinada de manera fija, según la regla descrita previamente, por los centros asignados a un buque y la capacidad de éste, por lo que es mediante las decisiones de asignación de centros de cultivos a los buques que el prototipo define indirectamente la cantidad transportada a cada centro. Luego, estas decisiones dependen del valor relativo de la penalización por centros incompletos; para valores muy pequeños se observa que naturalmente el prototipo tiende a agrupar los centros cercanos con flexibilidades en la entrega en un mismo buque, buscando utilizar menos días-barco en la entrega y entregar menos pedidos atrasados, al costo de dejar muchos pedidos incompletos. Mientras que para penalizaciones muy grandes, dicho término de la función objetivo comienza a actuar como una restricción en la práctica, resolviendo el problema como si no existieran flexibilidades en la cantidad entregada a los centros. Si bien se trata de un procedimiento heurístico, que no asegura optimalidad en la configuración generada, se desarrolló de esta manera por presentar una interesante combinación entre un bajo aumento del tiempo de resolución, y la obtención de buenas soluciones según el criterio del planificador de Skretting, debido a su consistencia con las operaciones de transporte reales.

Finalmente, es importante destacar que las soluciones entregadas por el prototipo dependen directamente de los pesos relativos asignados a cada uno de los términos de la función objetivo. Para dichos pesos se han definido valores constantes tras un intenso trabajo en conjunto con el planificador de Skretting, y además existe la posibilidad de modificarlos desde la interfaz para hacer pruebas, o bien explorar soluciones con criterios distintos a los regulares. En términos generales, el mayor peso se le asigna a los días-barco incurridos para satisfacer la demanda, de modo de minimizar primordialmente la cantidad de buques utilizados en las operaciones de transporte; después se penalizan los pedidos atrasados y la cantidad de pedidos incompletos, ambos términos relacionados con la calidad de servicio al cliente que la empresa quiere brindar; y finalmente se penaliza el gasto en combustible en función de la distancia recorrida por los buques y el costo del petróleo. Por lo tanto, las soluciones generadas actualmente por el prototipo no consideran la minimización de la distancia recorrida por los buques como su objetivo principal, por lo que eventualmente se pueden generar soluciones poco eficientes según este criterio, pero que aseguran una mayor cantidad de pedidos completos entregados a tiempo, es decir, una calidad de servicio mayor.

3.3.3. Diversificación

Además del característico método de diversificación de GRASP, que consiste en generar un conjunto de soluciones iniciales distintas entre sí, a la implementación del prototipo del proyecto se le han añadido diversas estrategias que permitan explorar un espectro amplio de soluciones factibles. Del mismo modo, se están evaluando dispositivos más sofisticados de diversificación con la posibilidad de ser incluidos en la versión final del sistema de apoyo a las decisiones.

Entre los primeros, es destacable que al seleccionar los pares de rutas al azar, en cualquiera de las búsquedas locales consideradas, se genera un dispositivo de diversificación muy potente. En efecto, incluso a partir de la misma solución inicial, y utilizando un único tipo de búsqueda local, es posible obtener óptimos locales distintos.

Por otra parte, la búsqueda local tipo 2 descrita anteriormente, que básicamente consiste en seleccionar la primera mejora encontrada, es un dispositivo de diversificación en sí mismo. En efecto, pruebas preliminares hechas sobre instancias del HVRP publicadas en la literatura, Taillard (1996) [47], mostraron que si bien la búsqueda local que utiliza el criterio del mejor vecino es más estable y da mejores resultados en promedio, la búsqueda local que utiliza el criterio de la primera mejora muchas veces puede alcanzar valores de la función objetivo mejores, precisamente por la posibilidad de diversificar la búsqueda local.

En conclusión, la estrategia de utilizar la mitad de las veces cada tipo de búsqueda local intenta estabilizar las soluciones mediante el criterio del mejor vecino, sin perder la oportunidad de acceder a soluciones poco frecuentadas mediante el criterio de la primera mejora.

Al momento de desarrollar la presente memoria, se están comenzando a realizar experimentos para mezclar ambos criterios en una única búsqueda, en que se diversifique al comienzo utilizando el criterio de la primera mejora, y se busque mejorar lo más posible la solución al final mediante el criterio del mejor vecino.

Otros experimentos en desarrollo, que posiblemente se incluyan en la versión final del sistema de apoyo a las decisiones, buscan evaluar la conveniencia de implementar criterios AMP, o *adaptive memory procedure*, los que son una generalización de algoritmos genéticos (Taillard et al. 2001 [49]). En efecto, se basan en generar nuevas soluciones combinando rutas de buenas soluciones encontradas previamente para aplicar en ellas la búsqueda local. Básicamente, la idea consiste en almacenar las rutas de las mejores soluciones, y luego seleccionar rutas con una distribución de probabilidad sesgada hacia las rutas asociadas a buenas soluciones. Este tipo de dispositivos intentan lograr una diversificación en que se aproveche la información generada a lo largo de la búsqueda, y que no se basen simplemente en un criterio aleatorio.

Capítulo 4

Implementación del Modelo

Tal como ha sido comentado previamente, la presente memoria se enmarca en un proyecto de investigación aplicada en la que participan el Departamento de Ingeniería Industrial de la Universidad de Chile y Skretting. Por lo tanto, la implementación de los algoritmos desarrollados en un sistema de apoyo a las decisiones es una parte fundamental del desarrollo del trabajo de título.

Al momento de escribir este informe, el proyecto se encuentra en pleno desarrollo de la versión final del sistema de apoyo a las decisiones, por lo que las características expuestas, tanto metodológicas como de interfaz con el usuario, corresponden al prototipo diseñado para realizar las pruebas que permitan, en conjunto con el planificador de la empresa, definir las mejoras necesarias para perfeccionar la versión final.

4.1. Definición de la Red

En primer lugar, es necesario definir las características de la red que modela las operaciones reales de transporte de alimentos para salmones, desde el puerto de Parga hacia los clientes de la X y XI Región.

4.1.1. Caracterización de los Clientes

Los datos relevantes que caracterizan a los pedidos de cada cliente son:

- Nombre del centro.
- Latitud del centro.

- Longitud del centro: estos datos permiten hacer una representación esquemática de la ubicación espacial de los centros.
- Demanda.
- Porcentaje mínimo de entrega: permite modelar flexibilidades en la cantidad entregada a los clientes, de modo de mejorar la utilización de los buques.
- Prioridad: para incluir restricciones sanitarias a las rutas. Puede ser Libre, Cuarentena, Sospechoso o Brote. Se agrega la prioridad Urgente para modelar la necesidad de entregar alimentos atrasados, o medicados, en primer lugar de una ruta.
- Día mínimo de entrega: corresponde al primer día en que se puede entregar el pedido.
- Día máximo de entrega: corresponde al último día en que se puede entregar el pedido¹.
- Inicio de jornada laboral del centro: si el buque llega antes, debe esperar a esta hora para poder descargar.
- Fin de jornada laboral del centro: si el buque no alcanza a descargar antes de esta hora, debe fondear en la zona y esperar el inicio de la jornada laboral del día siguiente.
- Área: a la que pertenece el centro (Ej.: Chiloé Centro, Río Negro, etc.)

4.1.2. Caracterización de las Distancias

Para desarrollar el proyecto fue necesario estimar las distancias entre los más de 200 centros de cultivo de los clientes de Skretting, ya que previamente no existían registros sistematizados de dichos datos. En efecto, la información se encontraba informalmente almacenada al interior de la organización, en el conocimiento desarrollado a partir de la experiencia de los capitanes de los buques.

Por otro lado, la distancia euclidiana puede resultar en una muy mala estimación en este caso en particular, ya que la distancia real entre dos clientes debe considerar la inmensa cantidad de estrechos, islas, y bajos que caracterizan la intrincada geografía de las regiones donde se ubican los centros de cultivo.

Luego, con el objetivo de estimar los más de 20.000 arcos que componen la matriz de distancias simétrica definida sobre el grafo de los centros de cultivo clientes de Skretting se utilizó la siguiente estrategia:

¹Si el pedido debe ser entregado un día particular, día mínimo de entrega = día máximo de entrega. Con estas definiciones se busca modelar flexibilidades en la entrega.

- Se definió una red mínima representativa de la red real, es decir que mediante sus arcos se pudieran estimar con poco margen de error todos los arcos que componen la red original. Para ello se estudió la geografía de la zona de influencia de la empresa, y la ubicación de los centros de cultivo, y se individualizó un conjunto mínimo de arcos que permitiera representar todas las distancias de la matriz mediante composiciones entre ellos. Dicha red mínima quedó constituida por 2.500 arcos aproximadamente, los que representan un 13 % de la red original.
- Los arcos de la red mínima definida previamente fueron medidos de manera explícita utilizando el software Google Hearth, y apoyándose en entrevistas a los capitanes de los buques para determinar la ruta más frecuentemente utilizada dentro de las muchas posibles.
- Finalmente, se utilizó el algoritmo de Floyd-Warshall [17] [50] sobre la red mínima para estimar la ruta más corta entre todos los centros, alcanzando un total de más de 20.000 distancias, y dichos valores se utilizaron como estimación de la distancia real. Es interesante destacar que el algoritmo utilizado es un ejemplo de programación dinámica, en el que paulatinamente se va mejorando una estimación del camino mínimo entre todos los nodos. Más precisamente, sea un grafo $G = (V, E)$ con un conjunto de vertices $V = \{1, \dots, n\}$ y un conjunto de arcos $E = \{e_{ij} : i, j \in V\}$. Sea además una función $CM(i, j, k)$ que retorna la ruta más corta desde i a j utilizando sólo los vértices de 1 a k como puntos intermedios en el camino. Luego, la recursión utilizada es:

$$CM(i, j, 0) = e_{ij} \quad \forall i, j \in V. \quad (4.1)$$

$$CM(i, j, k) = \text{Min}(CM(i, j, k - 1), CM(i, k, k - 1) + CM(k, j, k - 1)) \quad (4.2)$$

$$\forall i, j \in V, k \in \{1, \dots, n\}$$

Intuitivamente, se parte por definir trivialmente la ruta más corta entre todos los pares de nodos utilizando un solo arco en la ecuación (4.1), para luego utilizar esta información para obtener el camino mínimo entre todos los nodos utilizando como máximo 2 arcos. Luego se itera, siguiendo la recursión definida en la ecuación (4.2) hasta alcanzar $k = n$, punto en el se conoce el camino mínimo entre todos los pares de nodos, utilizando algún vértice intermedio. Por otra parte, el algoritmo resulta altamente eficiente ya que tiene una complejidad $O(n^3)$, siendo que existen $O(n^2)$ arcos en el grafo y que implícitamente se evalúan todas las combinaciones posibles entre ellos.

Pruebas hechas sobre arcos al azar, y sobre un conjunto de arcos particularmente complicados de estimar, mostraron errores entre la ruta real calculada explícitamente y el valor estimado por el método anteriormente descrito menores al 3% en promedio. Lo que permite concluir que el método propuesto permite estimar las distancias entre los centros de cultivo clientes de Skretting con un bajo margen de error.

4.1.3. Inserción de Nuevos Clientes

Otra característica del proyecto es el frecuente ingreso de nuevos centros de cultivo a la red de clientes de Skretting, evento que ocurre cada tres semanas en promedio, y que corresponde a nuevos centros de cultivo instalados por los clientes de Skretting, o bien a centros de cultivo existentes que provienen de otro proveedor de alimento para salmones. El número de centros totales no presenta un crecimiento explosivo, debido a la natural desaparición de algunos centros por necesidad de las empresas clientes, o bien porque algunos centros de cultivo se cambian a otro proveedor de alimento para salmones.

Luego, fue necesario desarrollar un método eficiente de inserción de nuevos centros de cultivo a la red de clientes de Skretting. Para lograr este objetivo, se mantiene almacenada la red mínima representativa de la red real, a la cual se agregan arcos nuevos que son incidentes sobre el nuevo centro, y sobre esta red mínima modificada se recalcula la ruta más corta entre todos los centros de cultivo que componen la red, y se utilizan dichos valores como estimaciones de las distancias reales.

Para definir los arcos nuevos que se agregan a la red mínima, todos los centros de cultivo existentes se agrupan según al cuadrante al que pertenecen considerando al nuevo centro de cultivo ingresado como centroide, y se individualizan los centros de cultivo más cercanos a él, dentro de cada cuadrante, según su distancia euclidiana. Luego, el usuario debe ingresar las distancias reales de navegación a cada uno de estos centros, calculándolas mediante el software Google Earth o usando cartas de navegación, y dicha información es la que finalmente se agrega a la red mínima.

El método de inserción de nuevos clientes a la red ha sido utilizado en el curso del proyecto para ingresar aproximadamente treinta nuevos centros, lo que ha permitido evaluar su utilidad y eficacia. Al comparar distancias estimadas por el método descrito con las distancias medidas explícitamente se observan errores menores al 7% en promedio, valores considerados razonables por la empresa.

El aumento de los errores con respecto a lo observado en la red mínima original ocurre principalmente porque esta última fue definida usando criterio humano basado en la situación geográfica y naval característica de cada centro, mientras que sus modificaciones posteriores se basan únicamente en un criterio de distancias. Sin embargo, la dificultad a la que se enfrenta el usuario final al ingresar un nuevo centro de cultivo está acotada a medir explícitamente cuatro distancias como máximo, lo que compensa el aumento del nivel de error observado.

Es razonable proyectar que los errores deberían tender a aumentar con el incremento en los centros ingresados con el método desarrollado, por lo que periódicamente sería necesario volver a estimar las distancias generadas por él, llevando a cabo un estudio similar al realizado inicialmente, considerando criterios adicionales a las distancias, y con la meta de retornar a rangos de errores promedio cercanos al 3 %.

4.1.4. Caracterización de los Buques

Los datos relevantes que caracterizan los buques en el modelo son:

- Nombre del buque.
- Capacidad de carga.
- Velocidad promedio.
- Consumo de combustible: permite evaluar el costo variable de una ruta.
- Costo fijo diario: es importante que sea el costo real, no necesariamente el costo de contrato, de modo de cumplir el objetivo de minimizar el número de buques a utilizar.
- Tasa de descarga de alimento.
- Hora en que comienza a estar disponible: permite modelar de manera más realista las operaciones reales, además de evaluar horizontes de más de un día de carga.

4.1.5. Caracterización de los Tiempos de Viaje

Con la información descrita en los puntos anteriores, el tiempo de viaje entre dos centros se define como la razón entre la distancia entre ellos y la velocidad promedio del buque que realiza la ruta, más una penalización, de modo de modelar mediante dicha holgura las variaciones más comunes en los tiempos de viaje. El valor de la penalización se fijó mediante un estudio que comparó las diferencias entre los tiempos estimados para rutas reales, y los tiempos de viaje efectivos observados en las operaciones, y no supera el 10 % del tiempo estimado. El tiempo de descarga se define como la razón entre la demanda que se debe descargar en un centro, y la tasa de descarga característica del buque que realiza la ruta, más un valor fijo que corresponde al tiempo de atraque y zarpe, y a los procesos administrativos necesarios para realizar la entrega del producto.

Por otra parte, siguiendo la literatura que modela el VRPSTW, es decir el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo suaves, se definió que si el buque llega antes del día de entrega a un centro debe esperar al inicio de la jornada laboral de dicho día para poder descargar. Además, siempre se deben respetar el inicio y el final de la jornada

laboral definida para cada centro, por lo que si un buque no alcanza a descargar antes del final de la jornada laboral, debe fondear en la zona y comenzar a descargar al inicio de la jornada laboral del día siguiente.

Al comparar los tiempos de viaje caracterizados de la manera previamente descrita con los tiempos reales de operación, se observa que, cuando no se presentan condiciones climáticas excesivamente adversas a la navegación, los tiempos estimados son una buena representación de la realidad.

Es importante destacar que fue necesario penalizar el uso de algunos arcos que unen zonas consideradas conflictivas, de modo de modelar de manera más precisa las operaciones reales de transporte marítimo de la empresa. En efecto, en algunos casos el valor de la razón entre la distancia entre zonas y la velocidad promedio de los buques no entrega una buena caracterización de los tiempos de viaje y, por extensión, del costo incurrido en combustible. Dentro de las razones que motivan la penalización destacan los arcos que atraviesan sectores de navegación complicada por encontrarse expuestos al viento y/o corrientes, arcos que unen zonas muy lejanas en que la probabilidad de que los tiempos de viaje se vean afectados por desvíos de la ruta natural por razones de bioseguridad o climáticas aumenta fuertemente, y también los arcos que unen zonas infectadas por el virus ISA con zonas libres de contaminación, ya que resulta poco responsable, desde el punto de vista de la bioseguridad, utilizar tales arcos aunque estén permitidos por las restricciones de precedencia. Es interesante notar que la última razón mencionada motiva la generación de una matriz de tiempos de viaje asimétrica, ya que se busca desincentivar el uso de arcos que van desde zonas contaminadas hacia zonas libres, pero no necesariamente se cumple lo mismo en sentido inverso.

4.2. Desarrollo del Prototipo

Tanto el método de optimización como las interfaces del prototipo fueron desarrolladas en un ambiente Builder C++. El objetivo principal del prototipo es fomentar el uso de la versión preliminar de la herramienta de apoyo a las decisiones que está siendo desarrollada, de modo de permitir calibrar los valores de los pesos de cada término de la función objetivo, así como identificar posibles mejoras en el diseño, tanto de la metodología de solución como de las interfaces con el usuario.

4.2.1. Interfaces

Dentro de las interfaces desarrolladas para el prototipo destaca que los usuarios pueden moverse entre distintas solapas, utilizando un menú, para ingresar y modificar los datos de entrada, tanto los permanentes como la información de los centros de cultivo y de los buques, así como también los datos diarios de la demanda que debe ser satisfecha. Asimismo, existen solapas de optimización y de evaluación de las soluciones, en las que

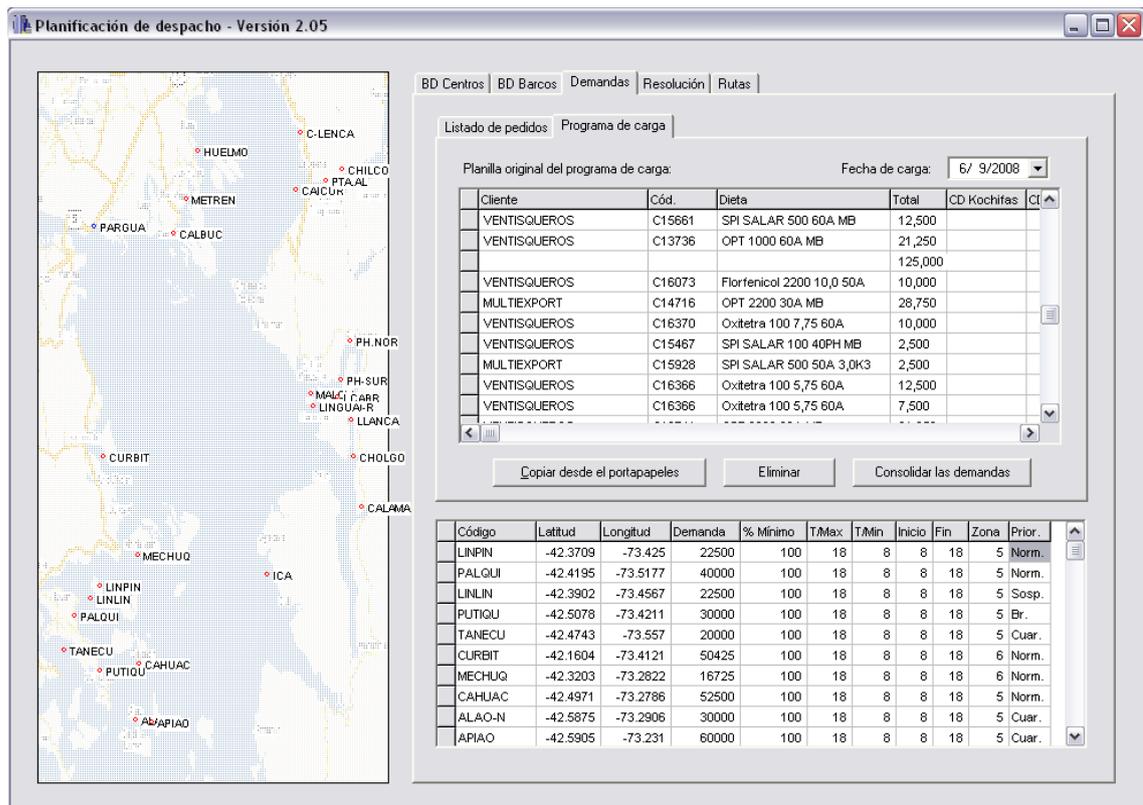


Figura 4.1: Interfaz, Solapa de Demandas

el planificador puede incorporar su experiencia práctica, realizando modificaciones y evaluando automáticamente sus consecuencias. Una descripción más detallada de las solapas diseñadas es la siguiente:

BD Centros: en esta solapa se almacenan los datos más estables de los centros de cultivo señalados en la sección 4.1.1, tales como su nombre, ubicación y el área a la que pertenecen, así como su estado de bioseguridad y la extensión de su jornada laboral.

BD Barcos: en esta solapa se almacenan todos los datos de los buques señalados en la sección 4.1.4, además de su disponibilidad.

Demandas: en esta solapa se ingresan los datos de las demandas que deben ser satisfechas por la planificación, desde dos formatos de planillas Excel utilizados por el planificador de transporte y el personal de ventas respectivamente. Automáticamente se agregan los datos por centro y fecha de entrega para reducir la complejidad del problema, se genera un esquema de la ubicación de los centros en una carta de navegación, y se calculan los límites de las ventanas de tiempo, tal como se ilustra en la Figura 4.1. Además, se pueden modificar todos los datos generados por defecto, tales como el porcentaje mínimo de entrega o los límites de la ventana de tiempo de cada centro.

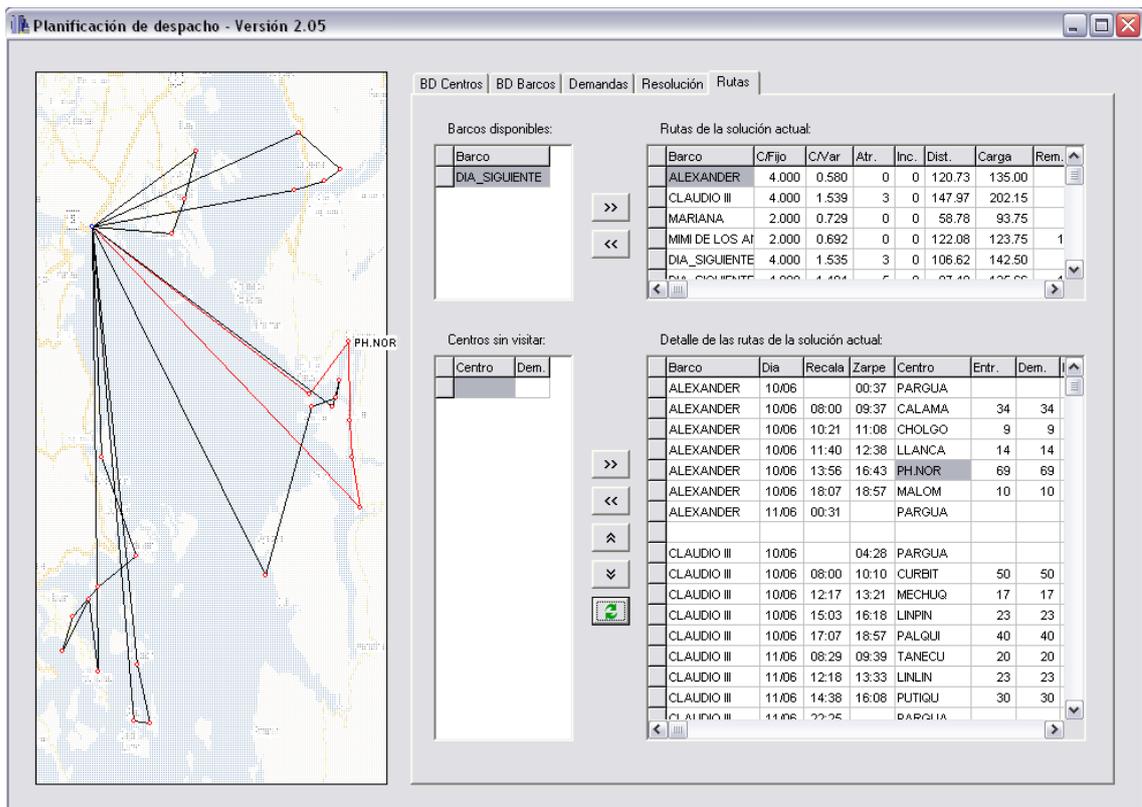


Figura 4.2: Interfaz, Solapa de Evaluación

Resolución: en esta solapa se pueden modificar los parámetros de la función objetivo con que se evalúan las soluciones, y la cantidad de soluciones iniciales del método GRASP de optimización, lo que define su duración y la amplitud de la búsqueda. Además, es posible almacenar las soluciones generadas para recuperarlas posteriormente, y exportarlas a una planilla Excel con un formato estándar.

Evaluación: en esta solapa el planificador puede aprovechar su experiencia práctica, así como su comprensión de situaciones puntuales de las operaciones reales que no han sido modeladas en el prototipo, para realizar modificaciones manuales a la solución generada por el método de optimización. En efecto, es posible cambiar la posición de los centros en las rutas, o bien cambiar la asignación de los centros de un buque a otro, así como la cantidad entregada a cada centro, y evaluar las consecuencias de dichos cambios sobre los términos de la función objetivo, y sobre los tiempos estimados de atraque y zarpe en cada centro o en el puerto. Un ejemplo de esta solapa se expone en la Figura 4.2.

4.3. Análisis de los resultados

A continuación se presentan los resultados del estudio realizado para evaluar el desempeño del prototipo del sistema de apoyo a las decisiones de ruteo de buques. En él se consideraron diez días de datos de operaciones reales de transporte marítimo para la X región, desde el lunes 16 hasta el miércoles 25 de Junio del 2008.

Se utilizó la ponderación de la función multiobjetivo definida previamente en conjunto con la empresa, detallada al final de la sección 3.3.2, la que es consistente con los contratos vigentes entre la naviera y Skretting, en los que Kochifas cobra por tonelada transportada a cada una de las once zonas económicas definidas en conjunto. Y se consideró un horizonte rodante de tres días, es decir, se evaluaron tres días en cada ejecución, fijando las decisiones del primer día solamente, buscando de este modo que las soluciones generadas no fueran miopes. En algunas ocasiones fue necesario reducir el horizonte de evaluación a dos días, de modo de restringir el tamaño del problema y mantener acotados los tiempos de resolución. Se definió un porcentaje de carga mínimo de 80 % para los buques programados el primer día del horizonte considerado.

En una primera aproximación se evaluó cada día independientemente, es decir, cada día se tomaron como datos de entrada las demandas reales a despachar y los buques disponibles en Pargua para hacerlo. Sin embargo, se observó que los principales beneficios generados por el prototipo tenían relación con la disminución de los días-barco utilizados, así como con la disminución de los pedidos atrasados e incompletos, cuyas consecuencias positivas no eran aprovechadas bajo este esquema de evaluación. En efecto, el beneficio principal de reducir un día-barco en el contexto operacional corresponde a contar con mayores alternativas en los días posteriores, debido a que, o bien un buque regresa antes, o fue posible programar un buque menos. Del mismo modo, entregar un pedido incompleto menos significa no tener que programar el saldo adeudado en los días posteriores, lo que en general reduce la complejidad del problema de programación.

Por otra parte, al evaluar las decisiones tomadas por el programador de la empresa y las decisiones propuestas por el modelo en paralelo, surgen problemas que dificultan considerar el horizonte propuesto de diez días. En concreto, la planificación realizada por el programador de transporte marítimo muchas veces no es implementada a cabalidad en las operaciones reales, entre las situaciones que lo pueden impedir destacan:

- Que los buques no puedan zarpar debido al cierre del puerto por mal tiempo, o bien que no regresen en el momento estimado.
- Que los centros de cultivo modifiquen sus pedidos poco tiempo antes de la entrega. Si bien esto está formalmente prohibido por contratos entre Skretting y sus clientes, en la práctica los centros de cultivo de la X región cuentan con bodegas pequeñas, por lo que si los salmones reducen su tasa de consumo de manera importante, ya sea por mal tiempo, reducción de oxígeno en el agua, enfermedad, etc. puede ser físicamente imposible recibir los pedidos completos.

	Real	Modelo	GAP
Distancia	2743,73	2568,27	-6,39 %
Dias Barco	45	36	-20 %
Atrasados	20	7	-65 %
Incompletos	6	0	6
Toneladas	3247,25	3278,87	0,97 %
Millas/Ton.	0,84	0,78	-7,30 %

Cuadro 4.1: Resumen Resultados

- Que el alimento sea rechazado en los controles de calidad internos, por lo que debe ser reprocesado.

Luego, en estos escenarios puede ocurrir que un buque programado por la empresa se demore mucho más tiempo del estimado inicialmente para un viaje, y si la asignación propuesta por el modelo era distinta, tanto en los centros asignados a cada buque como en los pedidos programados como atrasados o incompletos, no es claro como representar las consecuencias de tales problemas en la programación propuesta por el prototipo, dificultando una comparación justa.

En este contexto, la evaluación se realizó simulando las operaciones reales bajo ciertos supuestos que permitieran manejar los problemas generados por las situaciones descritas previamente. En particular, se supuso que la programación se lleva a cabo tal como fue planificada, con lo que los buques quedan disponibles seis horas después de regresar de sus viajes, lapso que corresponde a las operaciones de logística inversa, desinfección de bioseguridad y carga de los nuevos pedidos a despachar; este valor corresponde al promedio del tiempo que toman tales operaciones, y fue validado por el programador de transporte marítimo de la empresa.

Es importante destacar que este supuesto, si bien parece muy fuerte, no afecta de manera importante la programación actual de la empresa, ya que cuando un buque fue programado, lo común es que dicha asignación permanezca inalterable mientras sea posible. Es decir, si el buque no pudo zarpar desde el puerto debido al mal tiempo, en general su programación se mantiene y sólo se reasigna al día siguiente. Esta práctica podría verse modificada con la implementación del sistema de apoyo a las decisiones, ya que permitiría reevaluar la planificación previa según la información actualizada con poco esfuerzo. Por otra parte, para evitar las modificaciones de parte de los clientes, o reprocesos del alimento de parte de Skretting, se consideró la última planificación publicada, y se obviaron posibles modificaciones posteriores llevadas a cabo por el personal encargado de cargar los buques durante la noche.

En el Cuadro 4.1 se ilustra el resumen de los resultados de la programación utilizada por la empresa, de la programación generada por el modelo matemático, y el GAP entre ellos. Se especifica la distancia recorrida por los buques, los días-barco planificados, los centros programados para ser entregados atrasados e incompletos, así como las toneladas transportadas en el horizonte considerado y las millas náuticas recorridas por tonelada

transportada. En términos generales, se observa que la distancia recorrida por los buques en la programación generada por el modelo es un 6,39 % menor con respecto a la programación utilizada por la empresa, incluso transportando casi un 1 % más de carga. La pequeña diferencia en las toneladas transportadas se explica porque para utilizar el modelo fue necesario considerar un día adicional al horizonte de planificación, de modo de asegurar la satisfacción de la restricción que exige un 80 % como porcentaje mínimo de carga para los buques, y evitar infactibilidades o soluciones ilógicas generadas por las condiciones de borde. Un indicador más claro en este caso son las millas náuticas recorridas por tonelada transportada, cuyo GAP representa de manera más precisa la diferencia entre la programación utilizada por la empresa y la propuesta por el modelo. Así, el GAP alcanzado es de un 7,30 %, lo que es consistente con las ponderaciones consideradas en la función objetivo. En efecto, además de este GAP es necesario considerar el importante aumento en la calidad de servicio prestado a los clientes, alcanzado mediante la disminución en un 65 % de los pedidos programados para ser entregados atrasados, así como la inexistencia de pedidos programados para ser entregados incompletos, incluso teniendo la flexibilidad para hacerlo. El beneficio generado para Skretting por el aumento de su calidad de servicio es difícil de cuantificar, pero ha sido identificado por la empresa como un área clave, que le puede permitir alcanzar una ventaja competitiva muy importante en el mercado de los alimentos para salmones en Chile. Finalmente, destaca la disminución de un 20 % en los días-barco utilizados para transportar el alimento considerado en el horizonte de planificación; eventualmente, si consistentemente se utilizan menos buques en las operaciones de transporte marítimo, se abre un importante espacio de negociación entre Skretting y la naviera Kochifas, que puede permitir reducir de manera importante las tarifas de transporte a cambio de liberar uno de los buques asignados en exclusividad a dichas operaciones.

Es importante destacar que el GAP alcanzado en millas náuticas recorridas por tonelada transportada podría ampliarse reduciendo la calidad de servicio entregada a los clientes, es decir, aumentando la cantidad de pedidos programados con entrega atrasada o incompleta. Sería necesario modificar la ponderación actual de los términos de la función multiobjetivo, de modo de aumentar la importancia relativa de la distancia recorrida por los buques.

En los Cuadros 4.2, 4.3 y 4.4 se exponen los detalles de la programación utilizada por la empresa, de la programación generada por el modelo matemático, y el GAP entre ellos, respectivamente. En ellos se encuentra el detalle diario² de los términos de la función multiobjetivo, los mismos expuestos en el Cuadro 4.1, y en el caso del modelo se agregan los tiempos de resolución, medidos en segundos. En ellos destaca que el modelo realiza la programación de toda la carga considerada en el horizonte de planificación en un día menos, por lo que no programa buques el último día, 25 de Junio, ya que las demandas consideradas en el horizonte de planificación ya han sido completamente programadas antes de dicha fecha. Esto se debe principalmente a que el modelo matemático, al programar menos días-barco, tiende a contar con un mayor número de buques a medida que avanza el horizonte de planificación, lo que le permite contar con más alternativas para entregar

²El sábado 21 de Junio se planifican los despachos de ese día y del domingo 22 de Junio.

los pedidos completos y a tiempo. Además, se observa que no siempre el modelo programa viajes más cortos que la planificación utilizada por la empresa, ya que al considerar un horizonte rodante de tres días, tiende a anticipar las dificultades generadas por los centros lejanos o afectados por virus, siendo capaz de generar planificaciones localmente peores, pero que permiten alcanzar un mejor resultado global en un plazo mayor. En los esquemas expuestos en las Figuras 4.3 y 4.4, se visualiza más fácilmente que el menor uso de días-barco de parte del modelo con respecto a la programación de la empresa se concentra en los últimos dos días. En ellos, R denota la fecha en que el buque recalca en Pargua, por lo que comienza a estar disponible para ser programado; Z denota la fecha en que el buque zarpa de Pargua por lo que deja de estar disponible. Además, especifica que algunos buques no están disponibles, ya sea por reparaciones, asignación a otras actividades en ese período, etc. Finalmente, es importante destacar que los tiempos de resolución nunca superan los 10 minutos, alcanzando en promedio 5 minutos aproximadamente, lo que es consistente con los requerimientos de la empresa.

Dia	16-jun	17-jun	18-jun	19-jun	20-jun	21-jun	22-jun	23-jun	24-jun	25-jun
Distancia	527,91	361,65	94,34	403,11	203,92	393,47		301,36	348,36	109,61
Dias Barco	8	6	2	7	4	6		4	6	2
Atrasados	4	3	0	4	0	1		3	5	0
Incompletos	1	0	1	1	0	2		1	0	0
Toneladas	695	327,5	210	431,25	311,75	455		330,5	403,75	82,5

Cuadro 4.2: Programación de la Empresa

Dia	16-jun	17-jun	18-jun	19-jun	20-jun	21-jun	22-jun	23-jun	24-jun	25-jun
Distancia	473,66	460,32	140,48	324,5	218,29	400,39		278,02	272,61	
Dias Barco	6	6	3	5	3	6		4	3	
Atrasados	2	2	0	0	0	1		0	2	
Incompletos	0	0	0	0	0	0		0	0	
Toneladas	700	462,8	195	393,75	308	605		341,82	272,5	
Tiempo (seg)	530	165	217	366	77	401		174	229	

Cuadro 4.3: Programación del Modelo

Dia	16-jun	17-jun	18-jun	19-jun	20-jun	21-jun	22-jun	23-jun	24-jun	25-jun
Distancia	-10,28 %	27,28 %	48,91 %	-19,50 %	7,05 %	1,76 %		-7,74 %	-21,74 %	
Dias Barco	-25,00 %	0,00 %	50,00 %	-28,57 %	-25,00 %	0,00 %		0,00 %	-50,00 %	
Atrasados	(2)	(1)	-	(4)	-	-		(3)	(3)	
Incompletos	(1)	-	(1)	(1)	-	(2)		(1)	-	
Toneladas	0,72 %	41,31 %	-7,14 %	-8,70 %	-1,20 %	32,97 %		3,43 %	-32,51 %	

Cuadro 4.4: GAP

BUQUE \ DIA	16-Jun	17-Jun	18-Jun	19-Jun	20-Jun	21-Jun	22-Jun	23-Jun	24-Jun	25-Jun	26-Jun	27-Jun
ALEXANDER		R	Z/R		Z	R		Z	R	Z	R	
ATHINA	R	Z	R		Z	R		Z/R		Z	R	
CHRISTOPHER		R	Z	R								
CLAUDIO III			R	Z	R							
FRANZ	R	Z/R			Z		R					
M. TERESA	R	Z	R					Z	R	Z	R	
MARIANA	R	Z/R	Z		R		Z/R				Z	R
MICHALIS												
MIMI			R			Z	R		Z	R		
MIMI DE LOS ANGELES												
VALENTINA	R	Z	R			Z	R		Z	R		

Figura 4.3: Esquema de Buques en la Programación de la Empresa

63

BUQUE \ DIA	16-Jun	17-Jun	18-Jun	19-Jun	20-Jun	21-Jun	22-Jun	23-Jun	24-Jun	25-Jun	26-Jun	27-Jun
ALEXANDER		R				Z/R	Z/R					
ATHINA	R	Z/R	Z/R									
CHRISTOPHER		R										
CLAUDIO III			R	Z		R		Z	R			
FRANZ	R	Z/R	Z	R		Z	R		Z	R		
M. TERESA	R	Z	R		Z	R		Z/R		Z	R	
MARIANA	R	Z/R			Z/R							
MICHALIS												
MIMI			R		Z	R		Z	R		Z/R	
MIMI DE LOS ANGELES												
VALENTINA	R	Z/R	Z		R				Z	R		

Figura 4.4: Esquema de Buques en la Programación del Modelo

4.4. Desarrollo Futuro del Sistema de Apoyo a las Decisiones

Dentro de los temas que están en desarrollo, con la posibilidad de ser implementados en la versión final, destacan tanto los que atañen a la metodología de solución, como a las modificaciones a las interfaces. Muchos de ellos ya han sido mencionados anteriormente en el presente trabajo de título, mientras que otros corresponden a actividades naturales dentro del contexto de la entrega final de un sistema de apoyo a las decisiones.

Una lista general, que no busca ser exhaustiva, es la siguiente:

Metodología de solución:

Diversificación de la Búsqueda Local: evaluar la implementación de una estrategia AMP [49], que permita aprovechar la información generada a lo largo de la búsqueda local, para generar soluciones con buenas posibilidades de pertenecer a sectores promisorios de la región factible.

Sofisticación de la Búsqueda Local: evaluar la implementación de metaheurísticas más sofisticadas, por ejemplo Búsqueda Tabú [20]. Es importante reconocer que para hacerlo sería necesario acotar de manera importante el vecindario *CROSS* utilizado, o simplemente reemplazarlo por los k -intercambios básicos descritos en la sección 2.4.1.

Problema Maestro de Selección de Rutas: evaluar la implementación de una estrategia de generación de columnas heurística [47], basada en la metodología actual, en la que se almacena un subconjunto de las rutas generadas, y luego se resuelve sobre ellas un problema entero de partición de conjuntos, para encontrar la asignación óptima de rutas sobre el subconjunto considerado.

Interfaces:

Desarrollar interfaces Modelo-ERP: para la versión final del sistema de apoyo a las decisiones, es fundamental que los datos de ingreso se obtengan desde el ERP de Skretting, y no desde planillas Excel diseñadas por los usuarios, así como que la información de salida se almacene para poder generar informes. Esto con la intención de sistematizar el traspaso de información, y minimizar los errores en el ingreso de datos.

Implementación on-line: evaluar la necesidad de implementar el acceso vía Internet a la herramienta de ruteo y programación de buques, de modo que no sea dependiente de la información almacenada, y de la capacidad de proceso, del computador utilizado por el usuario final.

Capítulo 5

Conclusiones

Se diseñó y desarrolló el prototipo de un sistema de apoyo a las decisiones de ruteo marítimo para Skretting, empresa proveedora de alimento para la industria del salmón.

El sistema desarrollado permite encontrar soluciones de buena calidad en corto tiempo, por lo que resulta en una importante herramienta de apoyo a las decisiones de asignación de centros de cultivo a cada buque y posterior ruteo. Tales soluciones han sido validadas por el planificador de transporte de Skretting.

El problema presenta características muy complejas por tratarse de una combinación de distintos problemas NP-hard, tales como el problema de ruteo con ventanas de tiempo (VRPTW) y el problema de ruteo con flota heterogénea (HVRP). Por esta razón, y en consideración a los requerimientos de tiempo para encontrar una solución fijados por la empresa, se abordó el problema con un enfoque heurístico, implementando una versión de la metaheurística *GRASP*.

Los resultados obtenidos al utilizar el prototipo con datos de las operaciones reales de la X región durante un horizonte de diez días, muestran una reducción de 7,30 % en las millas náuticas recorridas por tonelada transportada. Adicionalmente, se logró un aumento considerable en la calidad de servicio prestado, disminuyendo la cantidad de pedidos programados para ser entregados atrasados en un 65 % y eliminando los pedidos despachados incompletos. Finalmente, la utilización de un horizonte rodante de tres días permitió anticipar las dificultades generadas por pedidos de centros lejanos o infectados por virus, disminuyendo en un 20 % la cantidad de días-barco utilizados para transportar la carga considerada en el horizonte de planificación mediante una utilización más eficiente de los buques.

Dentro de los beneficios generados por la implementación del prototipo destaca que su uso permite generar soluciones de buena calidad en pocos minutos, en contraste con las dos horas que emplea actualmente el programador de transporte marítimo de Skretting. Esto posibilita la liberación de recursos, los que pueden ser utilizados en actividades que generen valor para la empresa. En particular, utilizando el prototipo el programador de

transporte marítimo puede analizar distintos escenarios en poco tiempo, logrando generar soluciones de mejor calidad.

Por otra parte, la función multiobjetivo utilizada permite considerar los costos reales de operación, lo que le otorga a Skretting nuevas herramientas para negociar los contratos con la naviera Kochifas.

Como un importante beneficio intangible del desarrollo del prototipo, destaca la sistematización de la información de la matriz de distancias, así como de las características de los buques. Esto permitió estimar con poco margen de error los tiempos de atraque y zarpe en cada centro para una ruta definida; herramienta que fue aprovechada desde muy temprano en el proyecto para mejorar la calidad de la información entregada a los clientes de Skretting.

Dentro de los supuestos del trabajo desarrollado se incluyen que tanto los tiempos de viaje como la demanda de los clientes son determinísticos. En la realidad ambos factores presentan altos niveles de incertidumbre, por lo que la investigación futura sobre el tema debería considerar tales características.

5.1. Investigación Futura

La investigación futura sobre el problema considerado en la presente memoria, debería considerar explícitamente la gran cantidad de factores con incertidumbre que lo conforman. Entre ellos destacan:

- La incertidumbre en la cantidad demandada por los centros de cultivo, la cual se relaciona directamente con los tiempos de atención dedicados a ellos. En efecto, la variabilidad en la demanda futura debilita las decisiones tomadas al evaluar un horizonte de tiempo mayor, sacrificando muchas veces beneficios de corto plazo, por beneficios posteriores que finalmente no se materializan.
- La incertidumbre en los tiempos de viaje, generado principalmente por razones climáticas. En casos extremos, los buques deben fondear y suspender cualquier actividad. Esta situación deriva en que, frecuentemente, los buques retornan más tarde de lo planificado al Puerto, debilitando de manera importante las decisiones tomadas al evaluar un horizonte de tiempo mayor.

Dentro de los métodos publicados en la literatura para enfrentar estos problemas, los más relevantes para este trabajo de título son la aplicación de técnicas de optimización robusta, así como los métodos de resolución del problema estocástico de ruteo de inventario.

5.1.1. Problema Robusto

El caso del transporte marítimo de Skretting puede incluirse dentro del creciente número de industrias que deciden diariamente como rutear una flota de vehículos, desde una bodega para servir a un conjunto de clientes dispersos geográficamente, y en los que dichas operaciones se desarrollan en un ambiente de incertidumbre, donde los tiempos de viaje son variables y la demanda también es incierta. Con el agravante de que, la mayoría de las veces, estas variables siguen una distribución difícil de estimar.

Bajo estas condiciones de incertidumbre, se observa que las soluciones óptimas del problema de ruteo determinístico pueden resultar muy ineficientes en la práctica [44]. El objetivo del problema robusto es generar soluciones de ruteo que obtengan buenos resultados para todos los escenarios posibles de incertidumbre [45], y por lo tanto, sean mejores soluciones para las operaciones reales de la industria, pudiendo reducir los costos operativos de transporte en la práctica.

El enfoque de este tipo de problemas consiste en obtener una solución robusta con respecto a la incertidumbre, en vez de obtener una solución óptima para un escenario fijo de ella. En este contexto, la solución robusta se define como la que tiene el mínimo costo en el peor escenario. Es destacable que Sungur et al. [45], muestran que para la formulación Miller-Tucker-Zemlin del VRP y conjuntos específicos de incertidumbre, resolver para encontrar la solución robusta no es más difícil que resolver un único VRP determinístico. Finalmente, dentro de los enfoques heurísticos para resolver el problema destaca la búsqueda Tabú de Gendreau et al (1996) [19].

5.1.2. Problema Estocástico de Ruteo de Inventario (SIRP)

El problema de ruteo de inventarios (IRP) es muy interesante, ya que integra dos componentes de la gestión de la cadena de suministro: control de inventarios y ruteo de vehículos. Estos dos temas han sido tradicionalmente tratados por separado, pero su integración puede tener un impacto dramático en el desempeño global del sistema [4].

El IRP surge cuando se aplica una política *vendor-managed inventory* (VMI), o inventario manejado por el proveedor, en la que mediante un acuerdo entre el proveedor y los clientes, se permite que el proveedor elija el momento y tamaño de las entregas, a cambio de asegurar una calidad de servicio determinada. Con esta política, se busca eliminar las grandes ineficiencias generadas por la falta de coordinación entre la frecuencia y tamaño de los pedidos de los clientes, y la capacidad de transporte y producción de los proveedores. Es una estrategia que permite un uso eficiente de los recursos del proveedor, y el ahorro de los recursos dedicados a manejo de inventario de parte del cliente, además de la frecuente inclusión de incentivos económicos para participar. Pero para una implementación exitosa, es fundamental que el nivel de confianza entre las partes involucradas sea muy alto.

En una descripción más precisa [3], el IRP trata de la distribución repetitiva de un único producto, desde una única bodega, hacia un conjunto de n clientes, durante un horizonte de planeación de largo T , posiblemente infinito. Los clientes consumen el producto a una tasa u_i , y tienen una capacidad máxima de almacenamiento de inventario C_i . El inventario inicial del cliente i es I_i en el tiempo 0. Una flota de m vehículos homogéneos, de capacidad Q , está disponible para la distribución del producto. El objetivo es minimizar el costo promedio de distribución, durante el período de planeación, sin causar quiebres de stock a ningún cliente. Luego, las decisiones que se deben considerar son:

- ¿Cuándo visitar a un cliente?
- ¿Cuánto entregar a cada cliente cuando se visita?
- ¿Qué rutas utilizar?

Evidentemente, el IRP definido previamente es determinístico y estático, debido al supuesto de que las tasas de consumo de los clientes son conocidas y constantes. En las operaciones reales de empresas como Skretting el problema es estocástico y dinámico, por lo que corresponde a la variante del IRP conocida como problema estocástico de ruteo de inventario (SIRP). En el SIRP se conoce, para cada cliente i , la distribución de probabilidad de su tasa de consumo u_{it} en el intervalo $[t, t + 1]$, donde $t \in \{1, \dots, T - 1\}$.

Debido a que el consumo futuro es incierto en el SIRP, existe una probabilidad no nula de que un cliente pueda sufrir un quiebre de stock, es decir, los quiebres de stock no se pueden prevenir siempre. Los quiebres de stock se desincentivan con una penalización s_i , por unidad adeudada por hora al cliente i . El objetivo es determinar una política de despacho que minimice el costo promedio por unidad de tiempo, o el costo total esperado descontado, en el horizonte de planeación.

Si bien en la actualidad es difícil considerar la implementación real de esta política entre Skretting y sus clientes, también es cierto que se trata de una tendencia mundial que ha logrado cuantiosos beneficios para quienes la han implementado con éxito. Es interesante notar que la definición estándar del SIRP es una buena representación de las operaciones de transporte marítimo de Skretting. En caso de lograr un acuerdo satisfactorio para ambas partes en el futuro, se abriría un nicho de investigación multidisciplinaria muy interesante, ya que la incertidumbre en el consumo de los clientes en este caso se debe a la variabilidad del consumo de los salmones.

Capítulo 6

Anexo A

6.1. Flexibilidad en la Cantidad Despachada

Tal como se señala en la sección 3.3.2, para modelar de mejor manera las operaciones reales de transporte marítimo de Skretting, en las que respetar un nivel de carga mínimo para los buques de 80 % es una restricción dura, se decidió definir un porcentaje mínimo de entrega del pedido original para los clientes, el cual debe ser determinado por el usuario final del sistema de apoyo a las decisiones. Si se decide entregar un pedido incompleto, en general se debe entregar el saldo adeudado al día siguiente con carácter de urgente, incurriendo en un costo de transporte importante para entregar potencialmente pocas toneladas, además de la potencial mala evaluación del servicio de parte del cliente. Por lo tanto, dejar un pedido incompleto lleva asociado un costo considerable en la función objetivo utilizada en el proyecto.

En la práctica, dicho porcentaje tiene una cota inferior de 60 % para cualquier cliente, alcanzando un 100 %, es decir no se permiten pedidos incompletos, para los clientes más importantes, o bien para los clientes que puedan generar dificultades al programar el saldo adeudado al día siguiente, ya sea porque por su ubicación geográfica son lejanos, o difíciles de alcanzar, o porque por su condición de bioseguridad deben ubicarse al final de una ruta, lo que no es consistente con el carácter de urgente que deben adquirir, o también porque al evaluar la demanda de los días posteriores, se observa que la zona a la que pertenecen no presenta un nivel de demanda agregada que justifique programar un buque que la visite.

Luego, las decisiones de asignación de los centros de cultivo a los buques, desde un punto de vista de factibilidad, se realizan considerando la demanda mínima de cada centro, es decir el producto entre la demanda original y el porcentaje mínimo asignado. Posteriormente, al evaluar el valor de la función objetivo de una ruta, se debe decidir qué pedidos completar dentro de los potenciales centros que presenten un porcentaje mínimo menor a un 100 %. El criterio principal utilizado, acordado con la empresa, es

maximizar los pedidos completos, con la intención de evitar los costos asociados a las entregas incompletas. Dicho criterio genera, tal como se desarrolla en la siguiente sección, un problema de la mochila acotado. Como criterio secundario se busca maximizar la carga transportada, minimizando el costo de transporte, de manera de ser consistente con el problema maestro.

Intuitivamente, el método de solución consiste en ordenar los centros con un porcentaje mínimo menor a un 100 % en orden creciente, según la cantidad de toneladas restantes para completar su pedido original. Luego, se comienzan a agregar los pedidos en el orden de la lista hasta completar la capacidad remanente del buque considerado. Un desarrollo formal para concluir la utilidad de esta estrategia se expone a continuación.

6.1.1. Problema de la mochila

Para maximizar la cantidad de pedidos completos, definimos el siguiente problema lineal entero:

1. **Conjuntos:**

- J = Conjunto de clientes con porcentaje mínimo de entrega menor a 100 %.

2. **Parámetros:**

- W_j = Demanda por satisfacer del cliente j , en pallets.
- C = Capacidad remanente del buque considerado, en pallets.

3. **Variables:**

- $y_j = \begin{cases} 1 & \text{Si la demanda del cliente } j \text{ es satisfecha completamente.} \\ 0 & \sim \end{cases}$
- x_j = Cantidad de pallets entregada al cliente j , además del porcentaje mínimo.

4. **Función Objetivo:**

$$\text{máx} \sum_j y_j \tag{6.1}$$

5. **Restricciones:**

- a) Naturaleza de las variables.

$$y_j \in \{0, 1\} \quad x_j \in Z^+ \tag{6.2}$$

b) Respetar la capacidad remanente.

$$\sum_j x_j \leq C \quad \forall j \in J \quad (6.3)$$

c) Respetar la demanda por satisfacer

$$0 \leq x_j \leq W_j \quad \forall j \in J \quad (6.4)$$

d) Relación entre las variables.

$$y_j \leq \frac{x_j}{W_j} \quad \forall j \in J \quad (6.5)$$

Luego, se observa que se obtiene un problema de la mochila acotado [31], en el que el volumen de cada ítem es el mismo, y el beneficio obtenido por cada unidad agregada de cada ítem sigue una función no lineal, que vale 1 si se alcanza la cota y 0 en caso contrario. Para linealizarla, se modela con una variable binaria.

Al explorar cotas superiores para el problema, resolviendo la relajación lineal del mismo, se observa que Y_j alcanza siempre su cota superior, es decir:

$$y_j = \frac{x_j}{W_j} \quad \forall j \in J$$

Reemplazando en el problema original se obtiene que la relajación lineal corresponde a un problema de la mochila 0-1 continuo.

1. Conjuntos:

- J = Conjunto de clientes con porcentaje mínimo de entrega menor a 100 %.

2. Parámetros:

- W_j = Demanda por satisfacer del cliente j , en pallets.
- C = Capacidad remanente del buque considerado, en pallets.

3. Variables:

- y_j = Porcentaje de la demanda por satisfacer del cliente j , además del porcentaje mínimo.

4. Función Objetivo:

$$\text{máx} \sum_j y_j \quad (6.6)$$

5. Restricciones:

a) Naturaleza de las variables.

$$0 \leq y_j \leq 1 \quad \forall j \in J \quad (6.7)$$

b) Respetar la capacidad remanente.

$$\sum_j W_j \cdot y_j \leq C \quad \forall j \in J \quad (6.8)$$

Este problema, denotado por LR , se puede resolver eficientemente, tal como lo muestra el teorema expuesto a continuación, y la demostración de Toth y Vigo para el caso general[32]. En el caso general el problema se denota $C(KP)$.

Se supone que el conjunto de clientes J está ordenado de manera decreciente, según P_j/W_j , donde P_j corresponde al beneficio obtenido por agregar el item j . Notar que en el caso particular de nuestro problema se tiene que $P_i = P_j \forall i, j \in J$, por lo que el dicho orden corresponde a ordenarlos de manera creciente según W_j . Si comenzamos a asignar $y_j = 1$ a cada cliente de la lista ordenada hasta que el primer cliente, s , supera la capacidad remanente del buque considerado, entonces $C(KP)$ se puede resolver mediante una propiedad establecida por Dantzig en 1957. En la literatura, a s se le denomina el cliente crítico, y se define formalmente como:

$$s = \min \left\{ j : \sum_{i=1}^j W_i > C \right\}$$

Teorema 1 La solución óptima \bar{y} de LR es:

$$\bar{y}_j = 1 \quad \forall j \in J \quad (6.9)$$

$$\bar{y}_j = 0 \quad \forall j \in J \quad (6.10)$$

$$\bar{y}_s = \frac{\bar{C}}{W_s} \quad (6.11)$$

donde

$$\bar{C} = C - \sum_{j=1}^{s-1} W_j$$

Demostración Cualquier solución óptima y de $C(PK)$ debe ser maximal, en el sentido que $\sum_j W_j \cdot y_j = C$. Suponiendo, sin pérdida de generalidad, que $P_j/W_j > P_{j+1}/W_{j+1} \forall j \in J$, sea y^* la solución óptima de $C(KP)$. Suponiendo, por contradicción, que $y_k^* < 1$ para algún $k < s$, entonces se debe cumplir que $y_q^* < \bar{y}_q^*$ para al menos un cliente $q \geq s$. Considerando un $\varepsilon > 0$ suficientemente pequeño, se podría aumentar el valor de y_k^* en ε , y disminuir el valor de y_q^* en $\varepsilon \cdot W_k/W_q$, aumentando de este modo el valor de la función objetivo en $\varepsilon(p_k - p_q w_k/w_q) > 0$ ya que $P_k/W_k > P_q/W_q$, lo que contradice la condición de optimalidad de y^* . De manera análoga se puede probar que $x_k^* > 0$ para $k > s$ es imposible. Luego, por el criterio de maximalidad, se concluye que $\bar{x}_s = \bar{C}/W_s$.

Por lo tanto, la solución óptima de LR es:

$$z(LR) = \sum_{j=1}^{s-1} 1 + \frac{\bar{C}}{W_s}$$

Siendo esta una cota superior para el problema original. Pero, debido a la integralidad de las variables x_j en el problema original, una cota superior más restrictiva es:

$$U_1 = \sum_{j=1}^{s-1} 1 + \left\lfloor \frac{\bar{C}}{W_s} \right\rfloor$$

Esta solución, que se alcanza análogamente a la del Teorema 1, pero asignando:

$$\bar{y}_s = 0$$

$$\bar{x}_s = \left\lfloor \frac{\bar{C}}{W_s} \right\rfloor$$

es válida desde el punto de vista operacional, alcanza $s - 1$ pedidos completos y maximiza la carga transportada. El buque completa su capacidad remanente, por lo que la satisfacción del criterio secundario es evidente. Con respecto a la maximización de pedidos completos, es intuitivo que al ordenar los pedidos de manera creciente según su tamaño, y

reconociendo que tanto el volumen por unidad de carga extra, como el beneficio asociado a ella, son iguales para todos los clientes, la solución propuesta no puede ser mejorada. En efecto, considerando el modelo original, y siguiendo un razonamiento análogo a la demostración del Teorema 1, para maximizar la carga transportada se debe completar la capacidad remanente del buque con, en principio, la suma de la cantidad transportada de los pedidos en una posición mayor a $s - 1$ en la lista. Pero, desde el punto de vista del problema maestro, que modela las operaciones reales, no es razonable completar la capacidad remanente con más de un pedido, ya que aumenta el costo de transporte sin mejorar ninguno de los otros términos de la función objetivo. Luego, el criterio anterior se puede reemplazar por:

$$x_k = \left\lfloor \frac{W_k}{C} \right\rfloor$$

para algún $k \geq s$.

Ahora, si se aumenta la cantidad transportada de algún pedido $k \geq s$ por sobre esta cota, la cantidad transportada a algún cliente $q < s$ debe disminuir, con lo que se disminuye la cantidad de pedidos completos en una unidad y, en el mejor de los casos, debido a que el conjunto de pedidos está ordenado, esta unidad puede ser recuperada si se llega a completar el pedido k , generando en este caso un óptimo alternativo.

Luego, resulta claro que el problema de maximizar la cantidad de pedidos completos presenta muchos óptimos alternativos, en particular, y en consideración al criterio secundario de maximizar la carga transportada minimizando el costo de transporte, se puede completar la capacidad remanente del buque con cualquier pedido $k \geq s$. En consideración a minimizar el tiempo de proceso, en el presente proyecto se implementa directamente la primera solución encontrada, sin explorar óptimos alternativos.

Una alternativa al desarrollo de esta sección, en la que se se elige arbitrariamente una solución óptima de este subproblema, basándose en la función objetivo del problema maestro, consistiría en plantear una función multiobjetivo que tome en consideración explícitamente el objetivo secundario.

En conclusión, el problema de maximizar los pedidos completos se reduce a encontrar al cliente crítico. En caso de que el conjunto J de clientes esté previamente ordenado, la complejidad de dicho problema es claramente $O(n)$. En caso contrario, que es lo común en los problemas que se deben resolver en este proyecto, se puede ordenar requiriendo un tiempo $O(n \cdot \log(n))$. Aún más, Toth y Vigo [32] describen un procedimiento para determinar el cliente crítico, y generar la partición requerida del conjunto J , de complejidad $O(n)$, por lo que esta es la complejidad del problema de maximizar los pedidos completos en cualquier caso.

Bibliografía

- [1] O. Braysy and M. Gendreau. Vehicle routing problem with time windows, part *i*: Route construction and local search algorithms. *Transportation Science*, 39(1):104–118, February 2005.
- [2] O. Braysy and M. Gendreau. Vehicle routing problem with time windows, part *ii*: Metaheuristics. *Transportation Science*, 39(1):119–139, February 2005.
- [3] A. M. Campbell, L. Clarke, and M. W. P. Savelsbergh. In P. Toth and D. Vigo, editors, *The Vehicle Routing Problem*, chapter Inventory Routing in Practice, pages 309–330. SIAM, Philadelphia, PA, 2001.
- [4] A. M. Campbell and M. W. P. Savelsbergh. A decomposition approach for the inventory-routing problems. *Transportation Science*, 38(4):488–502, November 2004.
- [5] M. Christiansen. Decomposition of a combined inventory and time constrained ship routing problem. *Transportation Science*, 33(1), February 1999.
- [6] M. Christiansen, K. Fagerholt, and D. Ronen. Ship routing and scheduling: Status and perspectives. *Transportation Science*, 38(1):1–18, February 2004.
- [7] W. Cook and J. L. Rich. A parallel cutting-plane algorithm for the vehicle routing problems with time windows. Technical Report TR99-04, Department of Computational and Applied Mathematics, Rice University, Houston, TX, 1999.
- [8] J. F. Cordeau, G. Desaulniers, J. Desrosiers, M. M. Solomon, and F. Soumis. In P. Toth and D. Vigo, editors, *The Vehicle Routing Problem*, chapter The VRP with time windows, pages 157–194. SIAM, Philadelphia, PA, 2001.
- [9] S. Dauzère-Pérès, A. Nordli, A. Olstad, K. Haugen, U. Koester, P. O. Myrstad, G. Teistklub, and A. Reistad. Omya hustadmarmor optimizes its supply chain for delivering calcium carbonate slurry to european paper manufacturers. *Interfaces*, 37(1):39–51, February 2007.
- [10] M. Desrochers, J. K. Lenstra, M. W. P. Savelsbergh, and F. Soumis. In A. A. Assad B. L. Golden, editor, *Vehicle Routing: Methods and Studies*, chapter Vehicle Routing with Time Windows: Optimization and Approximation, pages 65–84. North Holland, Amsterdam, 1988.

- [11] M. Desrochers and J. W. Verhoog. A new heuristic for the fleet size and mix vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 18:263–274, 1991.
- [12] J. Desrosiers, Y. Dumas, M. M. Solomon, and F. Soumis. In C. L. Monma G. L. Nemhauser M. O. Ball, T. L. Magnanti, editor, *Handbooks in Operations Research and Management Sciences*, volume 8, Network Routing, chapter Time Constrained Routing and Scheduling, pages 35–139. North Holland, Amsterdam, 1995.
- [13] T.A. Feo and M.G.C. Resende. Greedy randomized adaptive search procedures. *J. of Global Optimization*, 6:109–133, 1995.
- [14] P. Festa and M.G.C. Resende. GRASP: An annotated bibliography. In C.C. Ribeiro and P. Hansen, editors, *Essays and Surveys on Metaheuristics*, pages 325–367. Kluwer Academic Publishers, 2002.
- [15] P. Festa and M.G.C. Resende. GRASP: An annotated bibliography, Part I: Algorithms. In *International Transactions in Operational Research*. 2008.
- [16] P. Festa and M.G.C. Resende. GRASP: An annotated bibliography, Part II: Applications. In *International Transactions in Operational Research*. 2008.
- [17] R. W. Floyd. Algorithm 97: Shortest path. *Communications of the ACM*, 5(6):345, June 1962.
- [18] M. Gendreau, A. Hertz, and G. Laporte. New insertion and post optimization procedures for the traveling salesman problem. *Operations Research*, 40:1086–1094, 1992.
- [19] M. Gendreau, G. Laporte, and R. Seguin. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with stochastic demand and customers. *Operations Research*, 44(3):469–477, May-June 1996.
- [20] M. Gendreau, Gilbert Laporte, Christophe Musaraganyi, and E. Taillard. A tabu search heuristic for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 26:1153–1173, 1999.
- [21] F. G. Gheysens, B. L. Golden, and A. Assad. A comparison of techniques for solving the fleet size and mix vehicle routing problem. *Operations Research Spektrum*, 6:207–216, 1984.
- [22] F. G. Gheysens, B. L. Golden, and A. Assad. A new heuristic for determining fleet size and composition. *Mathematical Programming Studies*, 26:233–236, 1986.
- [23] F. Glover. Tabu search - part i. *ORSA Journal on Computing*, 1:190–206, 1989.
- [24] F. Glover. Tabu search - part ii. *ORSA Journal on Computing*, 2:4–32, 1989.
- [25] D. E. Goldberg. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [26] B. Golden, A. Assad, L. Levy, and F. G. Gheysens. The fleet size and mix vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 11:49–66, 1984.

- [27] G. A. P. Kindervarter and M. W. P. Savelsbergh. In E. Aarts and J. K. Lenstra, editors, *Local Search in Combinatorial Optimization*, chapter Vehicle Routing: handling edge exchanges, pages 337–360. John Wiley & Sons, England, 1997.
- [28] S. Kirkpatrick. Optimization by simulated annealing: Quantitative studies. *Journal of Statistical Physics*, 34:975–986, 1984.
- [29] G. Laporte and H. Osman. Routing problems: A bibliography. *Annals of Operations Research*, 61:227–262, 1995.
- [30] J. Larsen. *Parallelization of the vehicle routing problem with time windows*. PhD thesis, Institute of Mathematical Modelling, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark, 1999.
- [31] S. Martello and P. Toth. *Knapsack Problems, Algorithms and Computer Implementation*, chapter Bounded Knapsack Problem, pages 81–102. John Wiley & Sons, England, 1990.
- [32] S. Martello and P. Toth. *Knapsack Problems, Algorithms and Computer Implementation*, chapter 0-1 Knapsack Problem, pages 13–77. John Wiley & Sons, England, 1990.
- [33] I. H. Osman and S. Salhi. Local search strategies for the vehicle fleet mix problem. Technical report, Institute of Mathematics and Statistics, University of Kent, Canterbury, 1994.
- [34] J. Y. Potvin and S. Bengio. A genetic approach to the vehicle routing problem with time windows. Technical Report CRT-953, Centre for Research on Transportation, University of Montreal, Canada, 1994.
- [35] C. Rego and C. Roucairol. An efficient implementation of ejection chain procedures for the vehicle routing problem. Technical Report 44, PRISM Laboratory, University of Versailles, France, 1994.
- [36] Y. Rochat and F. Semet. A tabu search approach for delivering pet food and flour in switzerland. *Journal of the Operational Research Society*, 45:1233–1246, 1994.
- [37] Y. Rochat and E. Taillard. Probabilistic diversification and intensification in local search for vehicle routing. *Journal of Heuristic*, 1995.
- [38] D. Ronen. Cargo ships routing and scheduling: Survey of models and problems. *European Journal of Operations Research*, 12:119–126, 1983.
- [39] D. Ronen. Ship scheduling: The last decade. *European Journal of Operations Research*, 71(3):325–333, 1993.
- [40] S. Salhi and G.K. Rand. Incorporating vehicle routing into the vehicle fleet composition problem. *European Journal of Operational Research*, 66:313–330, 1993.
- [41] S. Salhi, M. Sari, D. Saidi, and N. Touatu. Adaptation of some vehicle fleet mix heuristics. *Omega*, 20:653–660, 1992.

- [42] F. Semet and E. Taillard. Solving real-life vehicle routing problems efficiently using taboo search. *Annals of Operations Research*, 41:469–488, 1993.
- [43] M. M. Solomon and J. Desrosiers. Time window constrained routing and scheduling problems. *Transportation Science*, 22:1–13, 1988.
- [44] S. Souyris, F. Ordóñez, C. E. Cortés, and A. Weintraub. A robust optimization approach to dispatching technicians under stochastic service times. In *Proceedings of TRISTAN IV*, 2007.
- [45] I. Sungur, F. Ordóñez, and M. Dessouky. A robust optimization approach for the capacitated vehicle routing problem with demand uncertainty. Technical Report 2006-06, Industrial and Systems Engineering, University of Southern California, 3715 McClintock Ave, GER 240, Los Angeles, CA 90089, October 2006.
- [46] E. Taillard. Parallel iterative search methods for vehicle routing problems. *Networks*, 23:661–673, 1993.
- [47] E. Taillard. A heuristic column generation method for the heterogeneous fleet vrp. Technical Report CRT-96-03, Centre for Research on Transportation, University of Montreal, Canada, May 1996.
- [48] E. Taillard, P. Badeau, M. Gendreau, F Guertin, and J. I. Potvin. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows. *Transportation Science*, 31(2), May 1997.
- [49] E. Taillard, L. Giambardella, M. Gendreau, and J. Potvin. Adaptive memory programming: A unified view of metaheuristics. *European Journal of Operational Research*, 135(1):1–16, 2001.
- [50] S. Warshall. A theorem on boolean matrices. *Journal of the ACM*, 9(1):11–12, January 1962.